

Часовских В. П., Усольцев В. А., Кох Е. В.

***Естественный и искусственный
интеллект в образовательном
процессе вуза***



Екатеринбург
2026

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Уральский государственный экономический университет



В. П. Часовских, В. А. Усольцев, Е. В. Кох

ЕСТЕСТВЕННЫЙ И ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ОБРАЗОВАТЕЛЬНОМ ПРОЦЕССЕ ВУЗА

Екатеринбург
ИЗДАТЕЛЬСТВО АМБ
2026

УДК 004.8(075)
ББК 32.813я73
Ч24

Рецензенты:

кафедра математических методов в экономике и социально-экономических наук
Уральского института фондового рынка
(протокол № 7 от 29 июня 2026 г.);
профессор учебно-научного центра «Информационная безопасность»
Института радиоэлектроники и информационных технологий – РтФ
Уральского федерального университета имени первого Президента России Б. Н. Ельцина,
доктор технических наук, профессор
С. В. Поршнев

Авторский коллектив:

В. П. Часовских, В. А. Усольцев, Е. В. Кох

Ч24 **Естественный и искусственный интеллект в образовательном процессе вуза:**
монография / В. П. Часовских, В. А. Усольцев, Е. В. Кох; Министерство науки и высшего
образования Российской Федерации, Уральский государственный экономический
университет. – Екатеринбург: ИЗДАТЕЛЬСТВО АМБ, 2026. – 356 с.

ISBN 978-5-6055442-5-8

Рассматривается проблема соотношения естественного и искусственного интеллекта в контексте современной науки, вычислительных технологий и высшего образования. Анализируется специфика человеческого мозга как сложной биологической, нейродинамической, пластичной и самоорганизующейся системы, не сводимой к машине Тьюринга, алгоритму или искусственной нейросети. Показано, что человеческий интеллект включает не только когнитивные и логические способности, но также социальные, культурные, ценностные, эмоциональные и личностные компоненты. Особое внимание уделяется природе современного искусственного интеллекта, его программно-аппаратной основе, вычислительным ограничениям и отличию от естественного интеллекта. Подчеркивается, что искусственные нейроны и нейросетевые модели имитируют лишь отдельные аспекты работы биологического мозга, а результаты генеративного искусственного интеллекта не обладают абсолютной достоверностью и требуют экспертной проверки. Рассматриваются фундаментальные ограничения искусственного интеллекта, связанные с проблемами вычислимости, качеством данных, вероятностным характером машинного обучения и невозможностью полного воспроизведения сознания и субъективного опыта. В работе также анализируется применение генеративного искусственного интеллекта в высшем образовании. Обосновывается, что искусственный интеллект не должен рассматриваться как замена преподавателя, профессора или научного сотрудника. Его целесообразно использовать как вспомогательный инструмент, способный снижать рутинную нагрузку, расширять доступ к информации и поддерживать образовательную и исследовательскую деятельность. Делается вывод о необходимости разумной интеграции искусственного интеллекта в образовательный процесс при сохранении ведущей роли человека, академической ответственности, педагогического наставничества и развития самостоятельного мышления студентов.

УДК 004.8(075)
ББК 32.813я73

ISBN 978-5-6055442-5-8

© Часовских В. П., Усольцев В. А., Кох Е. В., 2026
© Уральский государственный экономический университет, 2026
© Оформление, ООО «ИЗДАТЕЛЬСТВО АМБ», 2026

Оглавление

Введение	5
Естественный интеллект	14
Головной мозг человека – история и современное состояние	15
Норберт Винер о мозге живого человека	20
О живом человеческом мозге и границах его моделирования.....	25
Р. Пенроуз о мозге живого человека.....	30
У.Р. Эшби о головном мозге живого человека	35
Мозг неалгоритмичен: цельная психика, живой когнитом, нейрогиперсеть	39
Современные результаты исследования мозга	48
Лучший нейрохирург Мира, профессор Коновалов А.Н. о мозге	59
Происхождение термина «интеллект» и его эволюция как ключевой функции человеческого мозга	60
Как термин «интеллект» трактуется в энциклопедиях, словарных и справочных изданиях?	63
Сопоставление отечественных и зарубежных трактовок интеллекта	66
Новые концепции и связанные с ними структурные модели	69
Концепция интеллекта Дружинина В.Н. и интеллект преподавателя.....	70
И. Кант об интеллекте человека	76
Психология интеллекта: парадоксы исследования М.А. Холодной.....	85
Интеллект, определенный Зиновьевым	89
Концепция интеллекта преподавателя вуза Р. Дж. Стернберга	96
Концепция интеллекта преподавателя вуза М.А. Холодной.....	99
Интеллект преподавателя вуза	103
Априорные знания преподавателя вуза	110
Априорные знания в концепции Зиновьева и психологическом представлении	114
Априорные знания в профессиональной деятельности инженера по ИИ.....	117
Выводы по главе	125
Искусственный интеллект.....	129
Современные ЭВМ и вычислительные архитектуры для задач искусственного интеллекта	129
Типы и виды нейронов для ИИ	137
Достоверность генеративного ИИ, машинное обучение и обработка реальных данных	156
Риски и ограничения генеративного ИИ	163
Фундаментальные проблемы, влияющие на достоверность ГИИ	165

Современные нейросети и теория Вапника.	171
Мозг живого человека и ИИ	173
Сильный ИИ и возможности его создания в существующей среде ИИ.....	183
Выводы по главе	194
Интеллект преподавателя вуза и ИИ	199
Научные концепции интеллекта преподавателя вуза	199
ИИ вместо профессора: прорыв в образование	211
О достоверности применения ГИИ в образовательном процессе вуза	219
Оценка достоверности ГИИ по данным опросов пользователей в 2025 г. [38,51,81-87]	228
Большие фундаментальные модели ИИ	232
Концепции применения информационных технологий и ГИИ в высшем образовании	247
ИИ - Концепция Зиновьева А.А.	247
ИИ - Концепция Холодной М.А.	252
ИИ - Концепция Дружинина В.Н.	256
ИИ - Концепция А.Н. Леонтьева и С.Л. Рубинштейна	262
ИИ - Концепция Г. Гарднера	268
ИИ - Концепция Д. Гоулмана, Дж. Майера и П. Сэловея	273
ИИ - Концепция Ч. Спирмена.....	289
ИИ - Концепция Р. Стернберга.....	293
ИИ - Концепция авторов монографии	300
Генеративный ИИ и менталитет пользователей	301
Сингулярность и искусственный интеллект: между научным понятием, технологическим фактом и маркетинговой метафорой	309
Цифровая ЭВМ как подлинный цивилизационный перелом	310
Технологическая сингулярность.....	312
Современный генеративный ИИ	314
Когнитивные задачи и сингулярность	316
Где проходит граница реальности.....	317
Генеративный ИИ в образовании	318
Маркетинговая эксплуатация термина «сингулярность».....	320
Подмена философской гипотезы управленческой догмой	321
Интеллект человека и генеративный ИИ.....	322
ИИ и решения людей	324
Выводы по главе	326
Основные выводы	331
Литература.....	339

Введение

Сегодняшняя антропогенная среда обитания формируется человеком значительно более интенсивно, чем в любые прежние эпохи: её контуры задаются нашими руками, интеллектом и целеполагающей активностью.

Окружающая действительность включает не только природные экосистемы, но главным образом искусственно сконструированное пространство. Мегалополисы, архитектурные комплексы, транспортные коридоры, автомобильные магистрали, роботизированные производства, облачные сервисы, сетевые сообщества, правовые механизмы, энергетические и телекоммуникационные сети — всё это осязаемые манифестации труда, инженерной мысли и культурно-социального проектирования. Фактически каждый объект обывденности содержит отпечаток преобразовательной деятельности человека.

Термин «естественный интеллект» (ЕИ) не возник как единый официальный научный термин, а стал использоваться главным образом как противопоставление термину «искусственный интеллект». Обычно под естественным интеллектом понимают человеческий интеллект, а в более широком смысле — интеллект живых существ.

В документе-заявке “A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence (Дартмутский летний исследовательский проект по искусственному интеллекту)”, подготовленном в 1955 году для проведения проекта летом 1956 года.

Следовательно термин «искусственный интеллект» был зафиксирован в заявке 1955 года, а сам проект прошёл летом 1956 года в Дартмутском колледже, Хановер, Нью-Гэмпшир, США. Термин искусственный интеллект (Artificial Intelligence) предложил Джон Маккарти.

Джон Маккарти связывал развитие искусственного интеллекта (ИИ) с разработкой логических программ для ЭВМ, способных выполнять рассуждения и решать задачи, относимые к сфере человеческого интеллекта.

Он разработал язык программирования LISP, удобный инструмент для исследований в области искусственного интеллекта, прежде всего для символической обработки информации и представления вычислений в виде операций над списками, но результаты в интерпретации человеком, человечески интеллектом.

ЭВМ архитектуры фон Неймана физически выполняет операции над битами/числами, однако это не означает, что программа “по смыслу” занимается только числовой обработкой – это утверждают специалисты по ИИ, но это «смысл» есть интерпретация человеком результатов.

Авторы считают важным, что исторически и практически ИИ возник и развивается как область программного обеспечения для цифровых электронных вычислительных машин (ЦЭВМ)) архитектуры фон Неймана и цифровой моделью Тьюринга.

Не требуется никаких специальных исследований для утверждения «Искусственный интеллект создан человеческим интеллектом»

Авторы считают, что изучение ЕИ и -ИИ необходимо в среде высшего образования.

Авторы считают необходимым особо подчеркнуть, что в условиях стремительного развития технологий искусственного интеллекта возрастает значение высшего образования и преподавателей как носителей, организаторов и трансляторов системного знания.

Высшее образование формирует не только профессиональные компетенции, но и интеллектуальные характеристики личности: способность к абстрактному мышлению, логическому анализу, критическому восприятию информации, постановке проблем, аргументации, обобщению и самостоятельному принятию решений.

Особую роль в образовательном процессе играют преподаватели.

Преподаватель высшей школы не только передаёт студентам знания, но и формирует культуру мышления, научную добросовестность,

профессиональную ответственность и способность отличать достоверное знание от недостоверного.

В условиях распространения технологий ИИ эта функция становится ещё более значимой, поскольку студенту необходимо не просто получать информацию, а уметь оценивать её качество, происхождение, применимость и смысл.

Интеллектуальные характеристики человека не возникают изолированно от содержания образования и опыта мышления.

Они развиваются на основе накопленных знаний, языка, культуры, профессиональной практики и способности использовать ранее усвоенную информацию при решении новых задач.

В этом смысле важное значение имеют априорные знания — знания, представления, понятия, логические схемы и культурно-научные основания, которыми человек располагает до обращения к новой задаче, новому тексту или новой информационной системе.

Априорные знания являются необходимым условием осмысленного восприятия информации. Человек не просто получает данные извне, а интерпретирует их через уже существующую систему понятий, опыта и ценностей.

Именно поэтому один и тот же результат работы информационной системы или искусственного интеллекта может быть по-разному понят, оценён и использован разными людьми.

Чем выше уровень образования и интеллектуальной подготовки человека, тем более осмысленно он способен применять результаты, полученные с помощью ИИ.

Генеративный искусственный интеллект, включая системы обработки естественного языка, генерации текстов, изображений, программного кода и иных информационных объектов, представляет собой важный современный инструмент информационных технологий.

Он может использоваться в высшем образовании для поиска информации, подготовки учебных материалов, моделирования ситуаций, анализа текстов, помощи в программировании, перевода, формирования индивидуальных образовательных траекторий и поддержки исследовательской деятельности.

Однако генеративный ИИ не заменяет естественный интеллект человека, преподавателя и научную школу.

Его результаты требуют проверки, интерпретации и критической оценки.

Генеративные системы могут создавать внешне убедительные тексты и ответы, но не обладают человеческим пониманием, профессиональной ответственностью, научной интуицией, личным опытом и ценностным суждением.

Поэтому в высшем образовании генеративный ИИ должен рассматриваться не как самостоятельный субъект познания, а как инструмент, эффективность которого зависит от уровня подготовки пользователя.

Таким образом, развитие генеративного ИИ не снижает, а напротив, усиливает значение высшего образования, преподавателей и фундаментальной интеллектуальной подготовки человека. Чем мощнее становятся информационные технологии, тем более важными становятся естественный интеллект, априорные знания, научная школа и способность человека осмысленно применять технологические результаты в познании, профессиональной деятельности и социальной практике.

Однако интеллект не сводится к диплому. Настоящая ценность образования проявляется тогда, когда оно превращается в способность человека понимать мир, принимать разумные решения, учиться новому и действовать ответственно.

В современном техническом и прикладном смысле ИИ неразрывно связан с ЦЭВМ.

Существующие рассуждения о возможности существования ИИ вне цифровых компьютеров относились скорее к теоретическим перспективам развития этой области в будущем, а не к текущей практической реальности или историческому определению.

Авторы считают, что следует уточнить некоторые аспекты (сферы) нашего исследования, а именно термины информатика, информационные технологии и место искусственного интеллекта (ИИ) в них.

Общепринятое определение: Информатика — это наука о методах и процессах сбора, хранения, обработки, передачи, анализа и оценки информации с применением компьютерных технологий.

В нашей стране это определение закреплено в государственных образовательных стандартах и используется Российской Академией Наук. В международной практике соответствует понятию Computer Science.

Общепринятое определение: Информационные технологии — совокупность методов, производственных процессов и программно-технических средств, интегрированных с целью сбора, обработки, хранения, распространения, отображения и использования информации в интересах ее пользователей.

В нашей стране это определение закреплено в ГОСТ 34.003-90 и международных стандартах ISO/IEC.

В образовательной сфере эти определения приняты Министерством науки и высшего образования РФ, а в мировой практике — такими организациями как IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) и ACM (Association for Computing Machinery).

Авторы считают, что в настоящее время ИИ является одним из ключевых разделов информатики как науки.

В контексте информационных технологий ИИ выступает как:

- инструментальный компонент современных информационных систем;

- технологическая парадигма, определяющая новые подходы к обработке информации;

- практическое воплощение теоретических разработок информатики;

- основа интеллектуальных информационных технологий, включающих:

- системы поддержки принятия решений;

- интеллектуальный анализ данных;

- экспертные системы;

- системы автоматического проектирования;

- интеллектуальные пользовательские интерфейсы.

В современной структуре информационных технологий ИИ образует самостоятельное направление разработки и внедрения, при этом они также интегрируются в традиционные информационные системы, расширяя их возможности и функциональность.

В науке РФ место ИИ можно оценить в перечне специальностей ВАК,

Научные специальности ВАК:

1. Естественные науки

1.2. Компьютерные науки и информатика – группа специальностей

1.2.1. Искусственный интеллект и машинное обучение - специальность

1.2.2. Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ

1.2.3. Теоретическая информатика

1.2.4. Кибербезопасность

Из приведенных определений следует, что:

ИИ — это некоторая информационная технология;

ИИ – это специальность группы специальности «Компьютерные науки и информатика» области науки «Естественные науки».

ИИ — это то, что без цифровой электронной вычислительной машины существовать не может.

Авторы исследуют интеллект человека, как функционирование его мозга и называемый ЕИ, а также модели, техники и технологии ИИ.

Авторы используют термины и определения, определяемые в Указах Президента РФ [1, 2], главным является определение ИИ.

«Искусственный интеллект – комплекс технологических решений, позволяющий имитировать когнитивные функции человека (включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма) и получать при выполнении конкретных задач результаты, сопоставимые, как минимум, с результатами интеллектуальной деятельности человека. Комплекс технологических решений включает в себя информационно-коммуникационную инфраструктуру, программное обеспечение (в том числе, в котором используются методы машинного обучения), процессы и сервисы по обработке данных и поиску решений» [1, 2].

«Технологии -ИИ– технологии, основанные на использовании искусственного интеллекта, включая компьютерное зрение, обработку естественного языка, распознавание и синтез речи, интеллектуальную поддержку принятия решений и перспективные методы искусственного интеллекта» [1, 2].

Авторы считают некорректной и методологически ошибочной формулировку тезиса «ИИ вместо профессора - прорыв в образовании».

Такая постановка вопроса подменяет сущность образовательного процесса технической функцией выдачи информации или генерации текста.

Высшее образование не сводится к передаче сведений, ответам на вопросы и автоматизированному подбору учебных материалов. Оно включает формирование мышления, научной культуры, профессиональной ответственности, мировоззрения, способности к критике, исследованию и самостоятельному интеллектуальному действию.

Профессор, преподаватель и научный руководитель являются не только источниками информации.

Они выступают носителями научной школы, профессионального опыта, методологической культуры и ценностных ориентиров.

Их роль заключается в постановке научных и учебных проблем, оценке уровня понимания обучающегося, развитии способности к аргументации, выявлении ошибок мышления, формировании исследовательской дисциплины и академической добросовестности.

Искусственный интеллект, включая генеративный ИИ, может быть эффективным инструментом поддержки образовательного процесса.

Он способен помогать в поиске информации, подготовке черновых материалов, переводе, программировании, моделировании, структурировании текста и анализе больших массивов данных.

Однако такие возможности не означают, что ИИ способен заменить профессора как субъекта образования, воспитания, научного руководства и профессиональной социализации.

Формулировка «ИИ вместо профессора» является некорректной по нескольким основаниям:

Категориальная ошибка.

Профессор — это человек, обладающий естественным интеллектом, научным опытом, профессиональной ответственностью и способностью к личностному взаимодействию. ИИ — это комплекс технологических решений, функционирующий на основе программного обеспечения, данных и вычислительной инфраструктуры.

Подмена образования информированием.

Образование предполагает не только получение ответов, но и развитие мышления, понимания, ценностных ориентаций и профессиональной культуры. ИИ может предоставить информацию, но не гарантирует её осмысления обучающимся.

Отсутствие у ИИ человеческой ответственности.

Преподаватель несёт профессиональную, научную, педагогическую и этическую ответственность за образовательный процесс. ИИ не является субъектом ответственности в человеческом и правовом смысле.

Ограниченность генеративных моделей.

Генеративный ИИ может создавать правдоподобные, но ошибочные, неполные или недостоверные ответы. Поэтому его результаты требуют проверки специалистом, обладающим знаниями и профессиональной квалификацией.

Невозможность замены научной школы.

Высшее образование строится не только на учебных материалах, но и на включении студента в научную, профессиональную и исследовательскую среду. ИИ не является научной школой и не может заменить живое интеллектуальное взаимодействие между преподавателем и обучающимся.

Авторы докажут, что более корректной является формулировка: *«ИИ это инструмент поддержки профессора и образовательного процесса»*.

В таком подходе искусственный интеллект рассматривается не как замена преподавателя, а как технологическое средство, расширяющее возможности высшего образования при условии сохранения ведущей роли человека.

Следовательно, тезис «ИИ вместо профессора: прорыв в образовании» следует признать концептуально неточным.

Настоящий прорыв в образовании связан не с вытеснением преподавателя искусственным интеллектом, а с разумной интеграцией ИИ в образовательную практику при сохранении центральной роли естественного интеллекта человека, преподавателя, научной школы и системы высшего образования.

Авторы учитывают следующие ограничение:

1. ЭВМ — это цифровая электронная вычислительная машина, архитектура которой определяется фундаментальной моделью фон Неймана [3,4]. Все современные ЦЭВМ построены по модели фон Неймана.

2. На ЦЭВМ программы и данные хранятся в одной и той же памяти. Команды программы выполняются последовательно, одна за другой, реализующие некоторый алгоритм.

3. Процессор (ядро) ЦЭВМ все вычисления выполняет последовательно, определяется моделью Тьюринга [4,5].

Естественный интеллект

В академической, а также в обиходной речи употребляются три близких, хотя и не полностью совпадающих понятия: «интеллект», «естественный интеллект» и «искусственный интеллект». Последний термин закрепился после Дартмутской конференции 1956 г., а впоследствии, для противопоставления в когнитивистике и информатике, оформилось понятие «естественный интеллект».

Интеллект — это обобщённая категория, описывающая когнитивные функции: способность учиться, усваивать и интерпретировать информацию, рассуждать, принимать решения, решать задачи и адаптироваться к меняющимся условиям. При этом термин не уточняет носителя — им может быть человек, животное, машина, программная архитектура или иная сложная система.

Понятие естественного интеллекта охватывает когнитивные способности всех биологических организмов. Наиболее типичным примером служит разум человека, демонстрирующий высшую форму обработки информации. Однако в расширенной интерпретации сюда включают и ум животных, признавая их умение обучаться, решать проблемы,

ориентироваться в непредсказуемых обстоятельствах и гибко приспосабливаться к изменяющейся среде.

В ходе настоящего исследования авторы сосредоточатся исключительно на когнитивных возможностях живого человека, именуемых далее «естественным», или биологическим, интеллектом.

Головной мозг человека – история и современное состояние

Мозг по праву считается одной из самых запутанных и многоуровневых систем, с которой сталкивается наука. Его исследование объединяет не только медицину и биологию, но и нейрофизиологию, когнитивистику, философию, культурологию, а теперь ещё и разработки в сфере искусственного интеллекта и Big Data.

Исторически представления о мозге эволюционировали радикально: в античных и восточных традициях носителем психики нередко считали сердце либо нематериальную «душу». Лишь со временем нейронаука признала мозг центром сенсорики, моторики, памяти, языка, абстрактного мышления и самосознания.

Первые воззрения на природу мозга формировались внутри религиозно-мифологических учений и ранней философии [6].

В цивилизации Древнего Египта мозг не воспринимался в качестве центрального субстрата психики. Во время ритуала бальзамирования его, как правило, извлекали, тогда как сердце оберегали, считая его ядром личности и носителем сознания. Подобная практика показывает, что мыслительные процессы, эмоции и моральная природа приписывались именно сердцу.

В эпоху Древней Греции складывается более научное, рациональное понимание функций мозга. Алкмеон из Кротона впервые предположил, что центральный орган нервной системы напрямую координирует работу органов чувств. Гиппократ и его школа уже трактовали мозг как субстрат мышления, эмоций и патологии. В трактате «О священной болезни» приступы эпилепсии

объяснялись нейрофизиологическими нарушениями организма, а не божественным влиянием [7].

Тем не менее в эпоху античности бытовали и иные, порой диаметрально противоположные представления. Так, Аристотель возводил «каузальный центр» психической деятельности к сердцу, приписывая мозгу лишь вспомогательную роль своеобразного «радиатора», охлаждающего перегретую кровь и тем самым стабилизирующего эмоциональные всплески.

Позднейшая эволюция медицинского знания, подпитываемая анатомическими наблюдениями, постепенно сместила фокус на центральную нервную систему.

В эпоху Средневековья прогресс нейронаук происходил крайне медленно: церковные запреты на секционные исследования и господство религиозно-схоластических представлений о человеческой сущности серьёзно ограничивали анатомический поиск. Авторитетнейшими источниками оставались трактаты Галена и Аристотеля. Именно тогда получила широчайшее распространение желудочковая теория, утверждавшая, что базовые когнитивные и аффективные функции локализуются не в паренхиме мозга, а в наполненных ликвором церебральных ventрикулах [8,9].

В сочинениях Галена энцефалон и периферические нервы уже трактовались как морфофункциональные образования, отвечающие за двигательную активность и сенсорную рецепцию. Проводя вивисекционные опыты на животных, он демонстрировал, что перерезка определённых нервных стволов немедленно лишает конечность подвижности или чувствительности, тем самым убедительно доказывая, что именно нервная система координирует соматические реакции организма [10,11].

В рамках этой доктрины отдельные когнитивные функции — сенсорное восприятие, образное представление, логическое мышление и сохранение информации — распределялись по различным церебральным желудочкам. Хотя с современных позиций нейронауки подобная схема признана неверной,

она стала значимым этапом в развитии нейроанатомии, поскольку подтолкнула учёных к систематическому изучению внутренней архитектуры головного мозга.

Учёные исламской цивилизации внесли весомый вклад в сохранение, систематизацию и развитие медицинских знаний. Ибн Сина, известный в Европе как Авиценна, в своём трактате «Канон врачебной науки» обобщил античное наследие, описал функции головного мозга и нервной системы. Его труд столетиями служил учебником европейским врачам [12].

Эпоха Возрождения ознаменовала переход от схоластических допущений к экспериментальному анализу морфологии человека. Широкое внедрение систематических диссекций дало возможность детализировать архитектуру головного мозга и периферической нервной сети.

Ключевую роль сыграл Андреас Везалий — автор фундаментального трактата «*De humani corporis fabrica*», который, подвергнув критике доктрину Галена, сформировал базис современной анатомической науки [13].

Везалий доказал, что исследование человеческого тела следует основывать на прямых анатомических препарированиях и наблюдениях, а не исключительно на канонических источниках античности; его детальные трактаты углубили понимание морфологии и топографии мозга.

Значительный вклад в становление нейронаук внес и Леонардо да Винчи; в своих трудах он выполнял детальные анатомические зарисовки мозга, черепа и периферической нервной системы. Опираясь на эмпирические наблюдения и применяя механистические метафоры, художник-учёный стремился прояснить взаимосвязи между органами чувств, моторикой и мозговым аппаратом. Хотя его манускрипты долго оставались малоизвестными современникам, они наглядно отражают переход к экспериментально-визуальной методологии исследования церебральных структур.

В XVII–XVIII веках изучение мозга и нервной системы постепенно приобретает самостоятельное значение. В этот период усиливается механистическое понимание организма. Рене Декарт рассматривал тело как сложный механизм, а нервную систему — как систему передачи воздействий. Он считал, что взаимодействие души и тела происходит через шишковидную железу. Несмотря на ошибочность ряда его идей, они оказали значительное влияние на развитие психофизиологической проблематики [14].

Значительный вклад в формирование клинической неврологии внес Томас Уиллис. В своих трактатах он детально описал анатомию головного мозга, черепно-мозговых нервов и васкуляризацию основания черепа, впервые систематизировав артериальный круг большого мозга — так называемый Виллизиев круг. Более того, именно Уиллис ввёл в научный обиход термин «неврология».

В XVIII столетии изучение нервной системы шло в русле физиологии: исследователи пытались понять, как нервные волокна проводят импульсы и каким образом мозг контролирует движение и сенсорные ощущения.

XIX век стал переломным в истории изучения мозга. В это время утверждается представление о том, что разные участки мозга могут выполнять различные функции. В начале XIX века Франц Галль разработал френологию — учение о связи психических способностей с формой черепа. Хотя френология была научно несостоятельной, она способствовала распространению идеи о локализации функций в мозге [15]. Одновременно формировалась и экспериментальная физиология нервной системы, опирающаяся на объективные методики. Классические опыты Луиджи Гальвани впервые продемонстрировали, что сократительная реакция мышц напрямую связана с электрическими процессами. Впоследствии исследование биоэлектрической природы нервного импульса превратилось в ключевое направление становящейся нейрофизиологии [15]. Во второй половине XIX столетия ключевое значение в нейрофизиологии приобрела нейронная

доктрина. Испанский морфолог Сантьяго Рамон-и-Кахаль, применив серебряную импригнацию нервных тканей, усовершенствованную Камилло Гольджи, убедительно показал, что нервная система построена из отдельных единиц — нейронов. Эти данные легли в основу современной нейробиологии [16].

На протяжении XX столетия мозг становится предметом всестороннего научного анализа.

Бурно развиваются неврология, психиатрия, нейрохирургия, физиология высшей нервной деятельности и когнитивная психология. Ключевыми для понимания принципов функционирования ЦНС стали опыты И. П. Павлова, детально изучавшего динамику условных рефлексов и закономерности высшей нервной деятельности [17].

Современная нейронаука — междисциплинарная область, синтезирующая знания биологии, медицины, когнитивной психологии, химии, биофизики, компьютерных наук и прикладной математики [18-19].

Активность мозга исследуют на молекулярном, клеточном, нейросетевом, поведенческом и социокультурном уровнях.

К числу ключевых прорывов конца XX — начала XXI в. следует отнести бурное развитие нейровизуализационных технологий.

Стандартная магнитно-резонансная томография (МРТ) детально отображает анатомическую архитектуру мозга, тогда как функциональная МРТ, опираясь на регистрацию BOLD-сигнала, фиксирует динамику активности конкретных нейронных сетей в ходе выполнения когнитивных или сенсомоторных заданий. Дополняет их позитронно-эмиссионная томография, позволяющая картировать метаболические пути, выявлять изменения нейромедиаторного обмена и тем самым отслеживать тонкие биохимические процессы в нервной ткани [20]. Современные нейронаучные исследования сосредоточены на системном анализе памяти, эмоций, сознания, процессов выбора, нейропластичности и патогенеза психических расстройств.

В центре внимания нейропластичность — способность нервных сетей перестраиваться под влиянием опыта, обучения, травм и восстановительных процессов [21].

В XXI столетии бурно эволюционируют междисциплинарные направления: когнитивная и вычислительная нейронаука, нейрогенетика, коннектомика, а также нейроинженерия.

Учёные стремятся строить высокоразрешающие атласы нейронных связей, расшифровывать механизмы сознания, проектировать интерфейсы «мозг-компьютер» и внедрять инновационные терапии нейродегенеративных заболеваний [20-21].

Эволюция знаний о мозге иллюстрирует путь от сугубо философских и теологических спекуляций к проверяемой, синтетической нейронауке. В античные времена мозг далеко не всегда считался опорой сознания, однако Гиппократ и Галён заложили клинико-анатомические концепции.

Средневековые схоласты сохранили и комментировали античное наследие, поддерживая преемственность. Возрождение, опираясь на вскрытия и перспективную анатомию, радикально уточнило морфологию нервной ткани. В Новое время оформилась самостоятельная неврология, а XIX столетие, благодаря микроскопии и работам Брока, Рамон-и-Кахаля, доказало локализацию функций и нейронную организацию.

Норберт Винер о мозге живого человека

Норберт Винер (1894–1964) — американский математик, основоположник кибернетики. Его научная деятельность примечательна тем, что он органично соединял фундаментальную математику с прикладными задачами — это перекликается с интересом авторов к соотношению теории и практики, в том числе в контексте ИИ и программ для ЭВМ.

Мозг живого человека [22-23] — это не изолированный «вычислительный прибор», а часть живого организма, включённого в окружающий мир. Человек погружён в реальность, которую воспринимает органами чувств. Сигналы от них поступают в мозг через центростремительные нервы, обрабатываются, сопоставляются, накапливаются и отбираются нервной системой. Лишь после этой сложной внутренней переработки информация передаётся к эффекторам — прежде всего к мышцам, то есть превращается в действие.

Именно поэтому мозг следует понимать как орган связи, управления и координации поведения. Он не просто принимает сигналы, но организует их, связывает с прошлым опытом, выбирает возможную реакцию и направляет организм в изменяющейся среде. В этом смысле мозг можно рассматривать как логическую систему, перерабатывающую информацию, однако такое сравнение требует большой осторожности.

Развитие кибернетики и вычислительной техники породило соблазн сблизить человеческий мозг с так называемыми «электронными мозгами». Некоторые даже утверждали, что достаточно построить кибернетическую машину необходимой сложности — и она полностью заменит мозг человека. Но подобное утверждение слишком упрощает проблему. Между машиной, даже самой совершенной, и мозгом живого человека существует качественное различие.

Мозг состоит из живых клеток, является продуктом естественной эволюции и действует по биохимическим закономерностям. Машина же создаётся человеком из технических элементов — электронных ламп, полупроводников и иных устройств — и работает по заданной программе. Поэтому механическое устройство может моделировать отдельные функции мозга, но не тождественно ему как живому органу.

Большая часть попыток создать механические подобия мозга была связана с цифровыми машинами. Такие машины действуют по формальным

правилам, выполняют программы и перерабатывают информацию в виде дискретных сигналов. В определённом смысле это действительно напоминает некоторые стороны работы нервной системы. Например, в мозге можно усмотреть аналогию программным механизмам в определённости синаптических порогов и в тех комбинациях входящих нейронов, которые способны возбуждать выходящий нейрон.

Однако чрезмерное утверждение, будто мозг представляет собой всего лишь цифровую машину в человеческом образе, неизбежно вызывает справедливую критику. Мозг не сводится к вычислительной машине. В нём существуют высокоорганизованные и относительно постоянные узлы нейронов, особенно связанные с органами чувств, но есть также множество отдельных переключений и соединений. Его работа не является простой последовательностью заранее очищаемых программ.

Существенное различие между машиной и мозгом состоит в способе их использования. Машина предназначена для выполнения многих последовательных программ, которые могут быть почти не связаны между собой. При переходе от одной программы к другой её можно очистить от прежнего состояния. Мозг же в естественных условиях никогда полностью не освобождается от прошлых записей. Он сохраняет следы опыта, и вся его последующая работа происходит на фоне уже накопленной информации.

Память, по-видимому, связана с изменениями в нейронах и синапсах. Нейроны и синапсы могут рассматриваться как элементы, в которых длительно сохраняется информация. Вероятно, это происходит благодаря изменениям порогов нейронов или проницаемости синапсов для сообщений. Иными словами, память может быть связана с тем, что прежние воздействия изменяют условия прохождения последующих сигналов. Хотя это объяснение не является окончательным, оно выглядит правдоподобным при современном уровне знаний.

Важным является и то, что после рождения, как считается, в мозгу не образуется новых нейронов. Возможно, хотя это не доказано окончательно, не возникает и новых синапсов. Тогда запоминание должно объясняться не простым добавлением новых элементов, а изменением состояния уже существующих связей. Особенно вероятной представляется мысль, что в процессе запоминания меняются пороги нервных элементов.

Сравнение мозга с вычислительной машиной полезно, если понимать его как модель, а не как буквальное тождество. Современные вычислительные и логические машины не обладают подлинным самостоятельным мышлением. Они лишь моделируют те или иные мыслительные процессы с определённой глубиной. Такое моделирование всегда частично: оно основано на формализации операций мышления, сведении их к жёстким схемам переработки информации, то есть к алгоритмам.

Наши модели разумного и живого пока ещё грубы и просты. Тем не менее развитие науки показывает постепенный прогресс в усложнении моделей мозга и приближении их к этому удивительному оригиналу. Нельзя считать доказанным, что «электронный мозг», равный человеческому по сложности и компактности, принципиально невозможен. Напротив, успехи миниатюризации и вычислительной техники заставляют относиться к такой возможности серьёзно.

Но даже если машины смогут выполнять всё более сложные функции, человек не обязательно будет вытеснен ими. Будущее может быть связано не только с созданием роботов, но и с искусственным развитием самого человека — его мозга и тела. Человек будущего, возможно, уже не останется тем же «натуральным» теплокровным позвоночным, каким он вышел из естественного отбора. Он сможет сознательно изменять свою физическую оболочку и расширять собственные способности. Такая биологическая революция означала бы преобразование всего человеческого существования.

Вместе с тем современная промышленная революция несёт и опасность: она может обесценить человеческий мозг в его простейших и рутинных функциях. Машины уже способны брать на себя многие операции, ранее выполнявшиеся человеком. Но это не означает, что они исчерпывают сущность человеческого мышления. Они скорее освобождают или вытесняют человека из области повторяющихся действий, чем заменяют весь объём живого разума.

Особое значение имеет понимание информации. Механический мозг не «выделяет» мысль так, как печень выделяет желчь, и не производит её как форму энергии, подобно мышцам. Информация — это не материя и не энергия. Она представляет собой особый аспект организации, связи и управления. Поэтому работа мозга не может быть понята только как физическое движение вещества или расход энергии, хотя она и осуществляется в материальном, живом органе.

Более того, ни одна вычислительная машина не приближается к мозгу по экономии энергии. Живой мозг выполняет чрезвычайно сложные операции при удивительно малых энергетических затратах. Это ещё раз показывает, что мозг является не просто техническим устройством, а результатом длительной эволюционной организации живой материи.

Таким образом, у Винера мозг живого человека предстаёт как сложнейшая информационная, логическая, биологическая и эволюционная система. Его можно сравнивать с вычислительной машиной, но нельзя сводить к ней. Машина способна моделировать некоторые стороны мышления, однако мозг обладает историей, памятью, биохимической природой, связью с телом и непрерывным опытом живого существования.

Наши знания о нормальной работе мозга и нервной системы, а тем более об отклонениях от нормы, ещё далеко не полны. Поэтому всякое рассуждение о мозге должно сочетать научную смелость с осторожностью. Кибернетика открывает путь к пониманию мозга как системы управления и переработки

информации, но одновременно показывает глубину различия между живым человеком и созданной им машиной.

Н. Винер определяет, что мозг живого человека и ЭВМ Тьюринга разные, существенно системы.

Информация мозга— это не материя и не энергия. Она представляет собой особый аспект организации, связи и управления.

Работа мозга не может быть понята только как физическое движение вещества или расход энергии, хотя она и осуществляется в материальном, живом органе.

Алгоритмов Тьюринга в мозге живого человека не обнаружено. Перечисленное косвенно подтверждает утверждения Роджера Пенроуза о не алгоритмичности мозга живого человека.

Нет известных физических или математических оснований считать, что искусственная система, сопоставимая с человеческим мозгом по сложности и компактности, принципиально невозможна.

Но пока не доказано и обратное: что такую систему можно построить простым масштабированием современных ИИ.

О живом человеческом мозге и границах его моделирования

Возможное и невозможное в кибернетике: сборник статей / под ред. академиков А. Берга и Э. Кольмана. Сборник остаётся важным ресурсом для историков науки, философов и специалистов в области ИИ. Авторы демонстрируют уровень знаний и дискуссий середины XX века, многие из которых предвосхитили современные проблемы. Работы авторов сборника заложили методологические и теоретические основы, на которых строится современная наука об ИИ.

Человеческий мозг — один из самых сложных результатов длительной биологической эволюции [24]. На протяжении миллионов лет перед ним стояла, по существу, одна главная задача: получать необходимую

информацию из внешней и внутренней среды и обрабатывать её с достаточной эффективностью для выживания организма. В этом смысле задачи, стоящие перед живым мозгом, во многом напоминают задачи, которые сегодня решает современный инженер, создающий кибернетические и вычислительные устройства.

Однако мозг живого человека нельзя рассматривать как простую машину. Он является не механическим агрегатом, а самым действенным органом общественно мыслящего и действующего человеческого существа. Именно человеческий мозг создаёт, совершенствует и использует различные автоматические устройства, в том числе кибернетические машины. Но сам он не сводится к машине, поскольку его деятельность не исчерпывается формальными операциями, которые можно заранее описать и передать техническому устройству.

Современная наука показала, что даже отдельная нервная клетка представляет собой чрезвычайно сложный мир разнообразных химических, физиологических и электрохимических процессов. Поэтому нервную клетку вряд ли следует рассматривать как элементарную деталь. Скорее, её можно условно назвать уже целым «узлом» сложной «машины-мозга», обладающим множеством функций, связанных с различными видами деятельности организма.

Живой мозг обладает рядом особенностей, которые почти не встречаются в других органах. В нём протекают уникальные биохимические и электрохимические процессы. Особенно важны для инженеров, занимающихся вычислительными машинами, свойства нервных сетей и стохастические, то есть вероятностные, явления в мозге. Эти процессы сами по себе не являются ни хорошими, ни плохими. Они столь же естественны, как, например, окисление. В ходе естественного отбора и эволюции мозг развивает или подавляет те или иные процессы в зависимости от того, оказываются ли они полезными или вредными для организма.

При этом важно помнить, что организму интересны не сами клетки, процессы и механизмы как таковые. Они важны прежде всего для исследователя. Для живого организма решающее значение имеют деятельности и те эффекты, к которым эти деятельности приводят. Мозг существует не ради абстрактной обработки сигналов, а ради организации поведения живого существа в сложной среде.

До недавнего времени многие были склонны считать способности человеческого мозга практически неограниченными. Казалось, что если человек достаточно умен, то он способен сделать всё что угодно, а гений может разрешить любую проблему. Но от такого представления необходимо отказаться. Оно мешает дальнейшему прогрессу, поскольку превращает мозг в нечто почти всемогущее и тем самым закрывает путь к трезвому исследованию его реальных возможностей и ограничений.

Если признать, что любой мозг — человеческий или искусственный — может осуществлять правильный выбор только в пределах полученной и обработанной информации, то становится понятнее природа его ограничений.

Человеческий мозг способен решать задачи, к которым он в определённом смысле подготовлен своей природой, историей развития, обучением и опытом. Но он может оказываться беспомощным или даже «исключительно глупым» при столкновении с проблемами, которые противоречат его внутренней программе, привычным способам восприятия и обработки информации.

Эта область долгое время оставалась недостаточно исследованной. Люди редко гордятся своими ошибками, поэтому психология долго преимущественно подчёркивала достоинства человека, а не его дефекты. Между тем изучение ошибок, ограничений и слабых мест человеческого мышления не менее важно, чем изучение его достижений. Только понимая границы естественного интеллекта, можно трезво оценивать и перспективы искусственного.

Отсюда возникает один из центральных вопросов кибернетики: возможно ли построить систему, столь же сложную, как мозг человека? Некоторые математики доказывают, что в принципе такая возможность существует. Но даже если искусственный мозг когда-нибудь будет создан, необходимо учитывать, что сходство с человеческим мозгом ещё не означает полного тождества ему.

Кибернетикам часто задают вопрос: могут ли разумные машины обогнать человечество в своём развитии? Ответ зависит от того, насколько совершенным окажется искусственный мозг. Если искусственные разумные системы будут не только воспринимать, перерабатывать и накапливать разнообразную информацию подобно человеку, но и обладать значительно большим быстродействием в выполнении этих операций, то их самосовершенствование может пойти гораздо интенсивнее, чем эволюция человеческого мышления.

Однако в этом сравнении следует учитывать важное обстоятельство. Человеческий мозг является результатом очень сложной и длительной эволюции. Электронное же устройство создаётся и изменяется гораздо быстрее. Это несёт в себе не только преимущество, но и опасность: техника может устареть почти так же быстро, как появляется. Темпы развития науки и техники настолько велики, что ещё до завершения создания электронной вычислительной машины она уже может оказаться устаревшей. Преодолеть это можно только путём непрерывного изменения конструкции и постоянного усовершенствования электронно-счётных устройств.

Тем не менее электронная машина никогда не заменит собой человеческий мозг полностью. Она будет, скорее, его придатком, расширяющим качественные и количественные возможности человеческого мышления. Машина способна выполнять огромный объём операций, ускорять расчёты, хранить и обрабатывать данные, но это не означает, что она принимает на себя всю полноту человеческой мыслительной деятельности.

Особенно важно то, что огромная область мозговых функций пока не поддаётся формальному описанию. А то, что не удаётся формально описать, не может быть непосредственно передано машине. Это обстоятельство сразу показывает масштаб ошибки, которую совершали сторонники чрезмерно оптимистических прогнозов, обещавшие осуществить моделирование мозга в ближайшее время.

Иногда утверждают, что поскольку познание абсолютной истины невозможно, то невозможно и моделирование мозга, а вместе с ним и присущего мозгу процесса мышления. Однако такой вывод был бы слишком поспешным. Даже если абсолютное и окончательное познание мозга недостижимо, это не значит, что невозможно изучать его структуру и функции, создавать частичные модели, воспроизводить отдельные механизмы обработки информации и использовать полученные знания в технике.

Напротив, познать структуру и функцию мозга настолько, чтобы в определённой мере воссоздать их в технических системах, — задача чрезвычайно заманчивая. Но она требует трезвости. Необходимо отказаться как от старого суеверного взгляда на человеческий мозг как на всемогущий орган, так и от наивной веры в скорое полное техническое воспроизведение мышления. Более плодотворным будет подход, который учитывает реальные информационные ограничения, биологическую сложность нервной ткани, вероятностный характер многих процессов и неразрывную связь мозга с живым организмом и общественной деятельностью человека.

Таким образом, мозг живого человека — не просто вычислительное устройство и не пассивный механизм переработки сигналов. Это сложнейшая биологическая и социальная система, развившаяся в ходе эволюции, обладающая уникальными свойствами, но также имеющая свои пределы. Кибернетические машины могут расширить возможности мозга, помочь человеку в познании и деятельности, но не отменяют ни сложности живого

мышления, ни необходимости дальнейшего глубокого исследования самого мозга.

Тем не менее электронная машина никогда не заменит собой человеческий мозг полностью. Она будет, скорее, его придатком, расширяющим качественные и количественные возможности человеческого мышления.

Ни один из авторов не рассматривает какой либо алгоритм Тьюринга в мозге живого человека, что подтверждает косвенно концепцию Роджера Пенроуза о неалгоритмичности мозга живого человека.

Р. Пенроуз о мозге живого человека

Роджер Пенроуз (род. 1931) — британский математик и физик, чьи работы оказали большое влияние на общую теорию относительности, космологию, математическую физику и междисциплинарные размышления о природе сознания. Лауреат Нобелевской премии по физике. Автор монографии «Новый ум короля» (The Emperor's New Mind, 1989). В этой книге Пенроуз аргументирует, что человеческое сознание не может быть полностью смоделировано алгоритмически (то есть не сводится к работе компьютера). Он опирается на теорему Гёделя о неполноте и утверждает, что понимание и сознание требуют неалгоритмических процессов.

Из формализации сознания мозга живого человека Р. Пенроуз следует не алгоритмичности мозга и сознания, рассмотрим его построение.

Р. Пенроуз [25] «Моя уверенность в том, что сознание способно влиять на характер суждений об истинности неалгоритмическим путем, опирается главным образом на результаты теоремы Геделя. Если мы видим, что сознание действует неалгоритмически при формулировании математических суждений, где вычисления и строгие доказательства являются неременным требованием, то уж наверняка нас нетрудно будет убедить и в том, что эта неалгоритмическая составляющая могла бы являться решающей и для роли

сознания при более общих (не связанных с математикой) обстоятельствах. В рамках доказательства теоремы Геделя и устанавливающие ее применимость к решению вопроса о вычислимости было показано, что какой бы (достаточно сложный) алгоритм ни использовал математик для установления математической истины или, что то же самое, какую бы формальную систему он ни принял для задания своего критерия истинности — всегда найдутся математические суждения, подобные сформулированному Геделем утверждению $P_k(k)$ для системы, на которые его алгоритм не сможет дать ответа. Если ум математика работает полностью алгоритмически, то алгоритм (или формальная система), которые он обычно использует для построения своих суждений, оказываются не в состоянии справиться с утверждением $P_k(k)$, полученным с помощью его собственного алгоритма. Тем не менее, мы можем (в принципе) понять, что $P_k(k)$ на самом деле истинно! Этот факт, по всей видимости, должен был бы указать ему на противоречие, поскольку он, как и мы, не может не заметить его. А это, в свою очередь, может свидетельствовать о неалгоритмическом характере его рассуждений! В этом заключается суть довода, предложенного Лукасом в 1961 году, в поддержку точки зрения, согласно которой деятельность мозга не может быть полностью алгоритмической».

Следует отметить, что математическое понимание не сводится к формальному выводу. Мы именно понимаем смысл утверждения, а не просто следуем правилам.

Пенроуз делает ставку на различие между:

- формальным доказательством;
- семантическим пониманием истины.

Он считает, что сознание имеет доступ к математической истине не через алгоритмический перебор доказательств, а через нечто вроде «инсайта» или «понимания».

Это философски возможно, но строгого доказательства здесь нет. Это скорее интерпретация опыта математического мышления.

Понятно, что для любого алгоритма математического рассуждения можно построить Гёделево утверждение, которое этот алгоритм не докажет, но которое человек якобы может увидеть как истинное. Поэтому человек не алгоритм.

Однако, человек может увидеть истинность такого утверждения только если знает, что данный алгоритм корректен. Но если алгоритм должен описывать самого человека, мы не знаем его и не можем доказать его корректность. Кроме того, реальные люди ошибаются, а алгоритмы тоже могут моделировать метарассуждение (рассуждение о самом процессе рассуждения). Следовательно, в аргументах Пенроуза можно не увидеть строгого доказательством неалгоритмичности сознания, однако следует увидеть глубокую проблему в понимании математического мышления, но не опровергает вычислительную теорию разума.

В философии вычислимости под «алгоритмом» обычно понимают не обязательно буквально машину Тьюринга с лентой, а любой процесс, эквивалентный машине Тьюринга по вычислительной мощности: машина Тьюринга; λ -исчисление; рекурсивные функции; регистровые машины; обычные программы на компьютере; нейросети, если их работа может быть описана конечными правилами и конечной точностью; вероятностные алгоритмы; параллельные алгоритмы; обучающиеся системы, если закон обучения тоже вычислим.

По тезису Чёрча — Тьюринга [3-5,26] всё это в обычном смысле сводимо к вычислению на машине Тьюринга.

То есть, когда Пенроуз спорит с «алгоритмичностью мозга», он спорит не с тем, что в мозгу буквально находится лента Тьюринга, головка и таблица переходов. Он спорит с более широкой идеей: состояние мозга развивается по

некоторому вычислимому правилу, которое в принципе может быть смоделировано машиной Тьюринга или компьютером.

Если мозг полностью описывается классической физикой, химией, электродинамикой, биофизикой и т. п. с вычислимыми законами и конечной точностью, то сторонник вычислительного подхода скажет: да, мозг можно в принципе алгоритмически симулировать.

Пенроуз же пытается возразить: сознательное понимание математической истины якобы выходит за пределы любого такого алгоритма.

Алгоритм как математическое описание действительно использует числа, символы, состояния, функции, правила перехода. Но физическая реализация алгоритма не обязана содержать «числа» в явном виде как абстрактные объекты.

В мозге человека не найдено чисел в виде маленьких материальных цифр. Но могут быть физические состояния, которые выполняют функциональную роль представлений: они могут кодировать информацию, в том числе числовую, пространственную, логическую, языковую и т. д.

Однако пока подобное не обнаружено.

Авторы утверждают, если мозг реализует алгоритм, то его физические состояния должны быть интерпретируемы как носители информации, а переходы между состояниями — как вычислительные преобразования этой информации и это было бы вполне возможно без наличия «чисел» как отдельных материальных объектов, но пока это для будущих исследований.

Не требуются доказательства, что для чисел нужны физические носители, при физической реализации.

Абстрактный алгоритм существует в математическом описании. Но если он реально выполняется, то он должен иметь физический носитель: в компьютере — транзисторы, напряжения, магнитные состояния, заряды; в счётах — костяшки; на бумаге — чернила; в мозге — нейронные и биохимические процессы.

Но физический носитель не обязан быть похож на математический объект.

Так же и мозг может иметь физические состояния, которые мы описываем численно, даже если сам мозг «не содержит чисел» в буквальном смысле.

Однако, если мы желаем моделировать мозг живого человека на ЭВМ архитектуры фон Неймана, с алгоритмом Тьюринга необходимо решить проблему чисел.

Критики согласны, что Пенроуз предложил не доказательство, а философско-математический аргумент в пользу неалгоритмичности сознания.

Однако критики Пенроуза не доказали даже философско-математически, что биологическая система мозг живого человека, является алгоритмом, пригодным для выполнения на ЭВМ архитектуры фон Неймана.

Авторам не удалось найти на русском языке доказательств алгоритмичности мозга живого человека.

Строгого доказательства в духе «мозг человека — это алгоритм» нет. Есть совокупность сильных аргументов и эмпирических фактов, из-за которых большинство нейробиологов и когнитивных учёных считают, что вычислительно/алгоритмически — хотя не обязательно обычная программа на компьютере.

Есть более слабое утверждение насколько известно современной физике и химии, процессы в нейроне подчиняются законам, которые можно математически описывать и численно моделировать.

Но полная модель отдельного нейрона на молекулярном уровне чрезвычайно сложна. А модель всего мозга с такой детализацией пока практически невозможна.

У.Р. Эшби о головном мозге живого человека

Уильям Росс Эшби (William Ross Ashby, 1903–1972) — английский психиатр и кибернетик, один из пионеров исследования сложных систем. Его работы лежат на стыке психиатрии, теории управления и моделирования адаптивного поведения; это особенно релевантно к вопросам мозга, алгоритмов и границ моделирования естественных систем вычислительными средствами систем ИИ.

Эшби [27] ставит центральный вопрос кибернетики и биологии поведения: каким образом мозг обеспечивает адаптивное поведение? При попытке ответить на него обнаруживается противоречие между двумя группами фактов.

С одной стороны, физиология показывает, что мозг во многом подобен машине: его работа зависит от химических реакций, анатомических структур и точных взаимодействий между составными частями.

С другой стороны, психология и биология подтверждают, что поведение живого организма является целенаправленным, приспособительным и способным изменяться в зависимости от условий.

Именно соединение этих двух характеристик — механической определенности и адаптивной гибкости — долгое время казалось труднообъяснимым.

Эшби стремится показать, что отличие мозга от большинства созданных человеком машин состоит не в наличии некой мистической способности, а в использовании особого метода организации поведения. Этот метод пока слабо применялся в технических устройствах, но именно он, по мнению Эшби, способен сделать поведение машины настолько адаптивным, насколько это необходимо.

Более того, через этот принцип можно приблизиться к объяснению адаптивных возможностей человека.

Активность нервной системы Эшби предлагает разделять на два основных типа.

Первый тип — рефлекторное поведение. Оно врожденно, в значительной степени определяется наследственностью, связано преимущественно с деятельностью спинного мозга и нижних отделов головного мозга и почти не изменяется под влиянием индивидуального опыта.

Второй тип — поведение, приобретенное путем научения. Оно не задано в деталях наследственностью, связано прежде всего с функцией коры больших полушарий и существенно меняется в зависимости от индивидуального опыта организма.

Особенно важно подчеркнуть, что ни в первом, ни во втором случае речь не идет об алгоритме в строгом смысле слова. Поведение мозга не следует понимать как выполнение заранее заданной числовой инструкции. Поэтому Эшби чаще говорит не об алгоритме, а о механизме или спецификации.

Алгоритм требует точных числовых процедур, тогда как спецификация может задавать принцип организации системы и условия ее функционирования даже без полного численного описания.

В связи с этим возникает ключевой вопрос: какие изменения происходят в мозге во время научения и почему поведение в результате обычно изменяется к лучшему?

Если мозг является динамической системой, то его возможные состояния могут вести не только к полезным, но и к разрушительным последствиям.

Тогда необходимо понять, каким образом мозг способен успешно функционировать, если некоторые его потенциальные действия могут оказаться действиями саморазрушения. Та же проблема возникает и перед конструктором искусственного мозга: если требуется создать машину с адаптивным поведением, необходимо объяснить, как такая машина сможет сама координировать свои состояния и действия.

Эшби рассматривает мозг прежде всего как орган, сформированный эволюцией для выживания организма.

Биолог, по его мнению, не должен начинать с представления о мозге как о субстрате «мысли» или о сущности, которая «мыслит». Мозг следует понимать как специализированное приспособление, подобное другим органам тела, но выполняющее особую функцию — обеспечение приспособительного поведения в изменяющихся условиях среды.

При этом способность мозга к детерминированному функционированию подтверждается, например, проявлениями исключительной памяти.

Однако детерминированность не означает простоту. Реальные факты, касающиеся головного мозга, настолько сложны и многообразны, что никакая теория мозга не может быть столь же простой и точной, как, например, ньютоновская механика.

Поэтому задача теории состоит не в том, чтобы сразу объяснить все, а в том, чтобы быть точной в специально выбранных случаях, где такая точность действительно возможна.

Для удобства анализа Эшби предлагает рассматривать одни группы нейронов как «среду» для других групп.

Такое разделение условно и произвольно, но оно правомерно, если система в целом не теряется из виду.

Иначе говоря, мозг можно описывать как совокупность взаимодействующих частей, где каждая часть влияет на другие и одновременно сама оказывается под их воздействием.

Это позволяет говорить о самокоординации: мозг не нуждается во внешнем управляющем центре, который каждый раз задавал бы правильное действие; он способен перестраивать свои состояния в ходе взаимодействия с внутренней и внешней средой.

Важным условием адаптации является соотношение удачных и неудачных проб. Обстоятельства должны быть такими, чтобы число случаев

успешного использования адаптации было достаточно велико, а число неудачных проб — достаточно мало. Иначе способность к научению не имела бы биологического смысла: организм погибал бы раньше, чем успевал бы извлечь пользу из опыта.

Мозг как динамическая система чрезвычайно чувствителен. Он является мощным усилителем малых изменений, поэтому невозможно заранее установить минимальную величину физического воздействия, которое еще способно повлиять на поведение.

Даже изменение одной молекулы нельзя считать заведомо несущественным, поскольку многие процессы в нервной системе зависят от отношения переменной к порогу.

Вблизи порога ничтожное изменение может вызвать значительные последствия.

Из этого следует, что необычайные проявления адаптации не обязательно требуют уникального или загадочного мозгового механизма. Нужно отказаться от наивного убеждения, будто сложность поведения непременно указывает на существование какого-то единственного и исключительного объяснения.

Адаптивность может возникать из организации динамической системы, из ее способности изменять собственные состояния, отбирать устойчивые формы поведения и поддерживать те из них, которые способствуют выживанию.

Таким образом, Эшби фактически формулирует не алгоритм работы мозга, а спецификацию адаптивной системы.

Если его подход верен, то он одновременно дает основу для понимания естественного мозга и для создания искусственного мозга, способного к самокоординации.

Главная идея заключается в том, что адаптивное поведение не обязательно должно быть заранее подробно запрограммировано. Оно может

возникать в системе, которая устроена так, чтобы в процессе взаимодействия со средой изменять собственную организацию и сохранять те формы активности, которые обеспечивают выживание.

Эшби рассматривает не алгоритм работы мозга, а спецификацию его как адаптивной системы.

Эшби предлагает описывать мозг как совокупность взаимодействующих частей, где каждая часть влияет на другие и одновременно сама оказывается под их воздействием.

Мозг неалгоритмичен: цельная психика, живой когнитом, нейрогиперсеть

Основано на нейронаучном исследовании «Мозг и его «Я»: кто мы, откуда и к чему стремимся?»

Авторы публикации – академик РАН Константин Анохин, видный нейробиолог, исследователь механизмов когнитивных процессов, а также академик РАО Татьяна Черниговская, доктор наук, профессор-нейролингвист, анализирующая нейробиологические основы языка.

Вопрос взаимосвязи [28] нервных процессов и субъективного сознания остаётся ключевым вызовом современной нейрокогнитивистики, философии сознания, нейронауки и искусственного интеллекта.

Традиционно мозг трактуют как биологический орган, служащий субстратом психических феноменов: восприятия, мышления, памяти, воображения, речи и самосознания.

В этой концепции психика рассматривается как следствие мозговой деятельности, то есть «продукт» нейронных процессов.

Тем не менее, труд «Мозг и его Я» формулирует куда более многослойную и революционную позицию.

Мозг не стоит рассматривать исключительно как анатомо-физиологический объект, исчерпывающе описываемый клетками, синапсами,

биоэлектрическими импульсами и нейрохимическими реакциями — в нём проявляются более сложные когнитивные уровни.

В предельном проявлении мозг функционирует как когнитом — многоуровневая, сложная, динамическая когнитивная архитектура, где самоорганизуется психическое.

Отсюда вытекает ключевой вывод: мозг нельзя трактовать как элементарное алгоритмическое устройство. Его функционирование не сводится к линейному исполнению инструкций, характерному для программного кода. Когнитивные процессы формируются нелинейной нейродинамикой, и разум проявляется как эмерджентная, контекстно адаптируемая система, выходящая за рамки чистого вычисления.

Мозг служит материальной платформой, в которой зарождается, функционирует и эволюционирует психика; при этом сознание обретает собственную динамику и, через нейропластичность, обратным ходом модифицирует нейронные сети мозга.

Сформулировать проблему можно следующим образом: является ли мозг материальным механизмом, создающим предпосылки для появления сложного системного феномена, который мы именуем психикой? Если ответ утвердителен, стоит пересмотреть привычную логику: возможно, психика не просто «производится» мозгом, а, опираясь на его нейронные ресурсы, разворачивается, самоорганизуется и постепенно эволюционирует на протяжении индивидуальной жизни.

В таком ракурсе мозг выступает своеобразной системной «питательной» средой, в границах которой разворачиваются психические процессы. Он создает материальную базу: нейронные сети, энергетические потоки, синаптическую пластичность, сенсорные и моторные петли.

Однако феномен психики не ограничивается перечисленными предпосылками: зародившись в нейронных структурах мозга, он далее

разворачивается как самоупорядоченная система со своей внутренней архитектурой.

На этом этапе происходит принципиальный сдвиг: психика выступает не только как производное функционирования нервной ткани, но и как активный модификатор самой нейронной архитектуры. Индивидуальный опыт, речь, когнитивные операции, социокультурная среда, автобиографическая память и биография субъекта через механизмы синаптической и нейрональной пластичности перекраивают связи, создают новые функциональные сети и тем самым программируют последующую соматическую и психо-нейрофизиологическую эволюцию организма.

Подобный подход исключает возможность редуцировать работу мозга к элементарному алгоритму: ведь алгоритм — фиксированная, заранее прописанная цепь операций, тогда как психическая организация эмерджентна, нелинейна и адаптивна, формируясь под влиянием индивидуального опыта, социальной среды, языковых структур, коммуникативных практик и автобиографической динамики субъекта.

Психическое можно определить как субъективную внутреннюю реальность человека, устойчиво ускользающую от полного объективного, экспериментально верифицируемого описания его поведения.

Мы способны регистрировать спайковую активность, строить нейрокогнитивные модели восприятия, детально описывать механизмы памяти и принятия решений, однако сам феноменальный опыт — боль, радость, страх, осмысленность, прозрение, ощущение «я» — не сводится к физиологическим описаниям целиком.

Научные концепции в силах выявлять предпосылки возникновения психических процессов, детально описывать их внутреннюю организацию и достаточно точно прогнозировать внешние манифестации. Однако ни одна модель не предоставляет прямого доступа к субъективному опыту другого

индивида: даже исчерпывающая карта мозга не даст ощутить чужую боль, распознать оттенки его эмоций или увидеть реальность его глазами.

Это вовсе не свидетельствует о непознаваемости психики; напротив, подчеркивается лишь то, что её сущность не исчерпывается внешним, поведенческим описанием. Эмпирическая наука способна реконструировать условия возникновения феномена, однако не подменяет сам феноменологический опыт. Следовательно, психическое нельзя редуцировать до алгоритмического набора вычислительных команд либо до сугубо механической процедуры обработки информации.

Язык занимает ключевую позицию в эволюции психики. В рамках обсуждаемой теории его нередко описывают как «паразита, колонизировавшего мозг»: подобная метафора акцентирует, что, возникнув, речевая система не просто обслуживает мыслительные операции, но радикально реорганизует нейронные и психические механизмы.

Язык синхронизирует ключевые когнитивные процессы — восприятие, память, внимание — направляя поведение и межличностную коммуникацию. Он раскрывает человеку новые уровни реальности: семантическое пространство значений, символов, концептов, норм и культурных кодов, позволяя психике трансцендировать непосредственный опыт.

Более того, речевая система воздействует уже не только на семантическое наполнение мыслительного процесса, но и модифицирует нейрофизиологические механизмы головного мозга.

Нейропластичность обуславливает, что артикуляция, обучение, чтение, письмо, интериоризованная речь и знаковое мышление перестраивают нейронные сети. Поэтому язык — не просто канал информации, а динамический фактор, формирующий когнитивную архитектуру индивида.

Данный аргумент дополняет идею о неалгоритмичности мозга: язык вовсе не активизирует готовые скрипты, а порождает свежие смысловые горизонты, альтернативные поведенческие паттерны и уникальные модусы

субъективности; его воздействие формируется исторически, культурно, персонально.

Основным понятием предлагаемой парадигмы служит когнитом. Любой сформировавшийся мозг можно трактовать как когнитом — многоуровневую когнитивную архитектуру, где переплетаются нейрофизиологические процессы с динамичной семантической сетью знаний, смысловых репрезентаций, опыта, навыков, воспоминаний, стратегий и паттернов поведения.

Эволюцию мозга нельзя рассматривать изолированно от когнитивной сети, частью которой он является. Именно эта сеть каждую секунду направляет и модулирует физиологические процессы, протекающие в головном мозге организма.

Соответственно, мозг следует рассматривать не просто как набор нейронов, а как многоуровневую интегральную систему, воплощающую психическую и когнитивную архитектуру.

С этой позиции корректно осмысленный мозг в своей высшей ипостаси предстает уже не биологическим аппаратом, а самим разумом. Ключевой акцент на формулировке «корректно осмысленный» подчёркивает, что классическая нейрофизиология ограничивалась описанием нейроанатомии и физиологических механизмов, игнорируя когнитивно-ментальный аспект, а также динамику широкомасштабных функциональных сетей, лежащих в основе сознания.

Однако подобная методология оказывается неполной, когда требуется разобраться в феноменах сознания, индивидуальности, семантики и когнитивных процессов.

Мозг трактуется как когнитом — не просто аппарат для пассивной обработки сигналов, а динамическая, самоорганизующаяся нейросетевая архитектура, где физиологическое и психическое развёртываются как неделимый когнитивный процесс.

Всю проблему можно сформулировать через три ключевых вопроса:

- Что такое мозг?
- Что такое разум?
- Как соотносятся мозг и разум?

Современная концепция интерпретирует мозг в виде сети, благодаря чему его структуру допустимо анализировать средствами теории графов и комплексных сетей. В такой модели нейроны рассматриваются как вершины, а их синаптические соединения — как рёбра графа.

На следующем этапе предстоит формально моделировать и сознание как высокоуровневую сеть. В таком случае вопрос корреляции между мозгом и сознанием трансформируется в исследование взаимосвязей двух сетевых архитектур — нейронной и когнитивной, описываемых общей методологией теории сетей.

С первого взгляда становится ясно, что психофизиологическая задача приобретает большую конкретику: необходимо выяснить, как именно взаиморасположены и взаимодействуют две нейронные сети, сосуществующие в одном и том же объёме черепной коробки.

Тем не менее, концепция когнитома идёт дальше, подчёркивая, что одного нейросетевого описания явно недостаточно.

В рамках концепции когнитома сознание рассматривается не просто как сеть, а как высокоуровневая нервная гиперсеть. Подобная модель выходит за пределы классической сетевой теории, опираясь на сложные математические структуры, включая гомологические методы алгебраической топологии.

Типовая сетевая структура рассматривает систему как совокупность узлов, соединённых простыми линиями. Но столь линейная модель недостаточна, чтобы адекватно отобразить психические процессы. Сознание действует через не единичные линки, а ансамбли элементов, параллельно взаимодействующих в многоуровневых, контекстно-зависимых, высокомерных конфигурациях с динамической иерархией.

Следовательно, когда речь идёт о мыслящем мозге, его следует рассматривать не как простую нервную сеть, а как сложноорганизованную нервную гиперсеть — качественно иную систему, чьи emergent-свойства не сводятся к линейной сумме нейронных контактов.

Точно так же разум невозможно исчерпывающе описать простой сетью понятий, образов и репрезентаций; по сути, он — многомерная гиперсеть.

Таким образом, мозг и сознание предстают не двумя разрозненными сущностями, а целостной самоорганизующейся системой, которую мы можем интерпретировать под разными углами; по сути, это многоуровневая нервная гиперсеть — интегрированный когнитом.

Если рассматривать мозг вместе с разумом как единую нейронную гиперсеть, то когнитивные процессы можно представить в виде специфических информационных потоков, циркулирующих внутри этой системы.

Мысли, образы, эмоции, намерения, воспоминания и принятие решений — не отдельные продукты конвейера мозга, а динамические когнитивные процессы, разворачивающиеся внутри нейрокогнитивной системы — когнитома.

Без гиперсети невозможны никакие психические акты, однако сама гиперсеть не сводится к простой сумме нейронной материи. Это динамическая многоуровневая сверхструктура, в которой нейрофизиологическое, когнитивное, языковое и личностное взаимодействуют, образуя нерасторжимую интегральную систему.

Подобная междисциплинарная перспектива позволяет выйти за рамки грубого редукционизма: психическая деятельность остаётся неразрывно связанной с мозгом, но не сводится к одной лишь биохимии. Сознание требует материального субстрата, однако его организация превосходит чисто механистическую схему нейронных цепей.

Согласно данной концептуальной модели мозг, строго говоря, не функционирует как чисто алгоритмическая система, что подтверждают несколько когнитивно-нейродинамических аргументов.

Прежде всего, мозг формируется не по фиксированному генетическому сценарию, а динамично в течение жизни; нейронные сети перестраиваются под воздействием опыта, языка, социокультуры, обучения, травм, памяти и общения.

Во-вторых, психика не является лишь пассивным исполнителем указаний мозга: она активно модифицирует нейросети, порождая новые уровни функциональной организации и, за счёт нейропластичности, перестраивает физиологические процессы.

В-третьих, ментальная система функционирует как сложная гиперсетевая структура, а не как последовательный алгоритм. Её динамика опирается на многомерные ассоциации, контексты, семантические поля и процессы самоорганизации.

В-четвёртых, любому психическому состоянию присуща феноменальная, личная сторона: её возможно исследовать научно, но невозможно исчерпывающе подменить описанием, ведь непосредственный опыт неприводим к модели либо алгоритмической схеме.

В-пятых, язык вместе с культурным контекстом глубинно реорганизует нейросеть мозга, формируя уникальные мыслительные пространства и вызывая пластические изменения, не предопределённые генетической архитектурой.

Следовательно, природа работы мозга не сводится к алгоритму не из-за хаоса или недоступности для анализа. Напротив, он допускает формализацию строгой научной парадигмы, однако последняя обязана трактовать мозг как высокоуровневую, самоорганизующуюся, пластичную гиперсетевую нейродинамическую инфраструктуру, а не как линейный исполнитель предписанных инструкций.

Идея, изложенная в труде «Мозг и его Я», побуждает радикально пересмотреть традиционные представления о соотношении мозга и психического опыта. Мозг следует воспринимать не просто как «генератор» сознания, а как сложную биофизическую и информационно-системную экосферу, внутри которой психика формируется, эволюционирует и постепенно возвращает регулирующее воздействие на свой материальный субстрат.

Психика опирается на нейроресурсы мозга, однако не исчерпывается ими. Лингвистическая среда, жизненный опыт, социокультурный контекст и персональная биография выстраивают когнитом — многослойную нервную гиперсеть, объединяющую мозг с разумом в единую функциональную систему.

Мысленные процессы выступают информационным трафиком внутри данной гиперсети.

По этой причине мы не можем сведённо трактовать мозг как алгоритм: его динамика — плод адаптивных нейронных сетей, а не жестко запрограммированных правил.

Мозг — это динамическая, самонастраивающаяся гиперсеть, где нейрофизиологические процессы и ментальные состояния непрерывно транслируются и взаимно модифицируют друг друга.

В предельном развитии мозг предстает когнитомом — когнитивной архитектурой, где разум понимается как эмерджентная система, не сводимая к простой сетевой топологии или алгоритмической схеме.

Некоторые замечания.

В книге сказано, что «мозг — это физическая среда», но, по мнению авторов, это определение неточно: мозг надо рассматривать как материальную среду, где доминируют биологические процессы, а физико-химические механизмы лишь создают их фундамент.

В рамках данного исследования подчёркивается позиция о неалгоритмической сущности человеческого мозга: нейросистема не эквивалентна тьюринговой вычислительной машине. Этот тезис прямо соотносится с аргументами Роджера Пенроуза, указывающими на внеалгоритмичность когнитивных процессов живого сознания.

Современная нейронаука все чаще интерпретирует мозг как сложную сетевую структуру. Однако при такой интерпретации важно точно оговорить, какие объекты принимаются за вершины, а какие — за рёбра графа. Наиболее естественное соответствие: вершинам сопоставляются биологические нейроны, а рёбрам — аксоны, обеспечивающие синаптическую передачу. Строго формализованных математических графовых моделей, описывающих такую био-сеть во всей полноте, пока не выработано.

Современные результаты исследования мозга

На рубеже XX–XXI веков нейроисследования вышли в авангард мировой науки [28-30]. Сегодня нейронаука трактует мозг как высокоорганизованную нелинейно-динамическую сеть, формирующую поведение, когницию, аффекты и субъективное переживание сознания. Прорывные нейровизуализационные и молекулярно-генетические технологии углубляют понимание нейронных механизмов и открывают принципиально новые стратегии терапии неврологических и психопатологических расстройств.

Сегодня очевидно, что биологическая значимость головного мозга наглядно отражается его метаболическими расходами.

Хотя у взрослого человека этот орган весит всего 1,3–1,5 кг, то есть около 2 % массы тела, на поддержание нейронной активности он тратит приблизительно 20 % всей энергии организма в состоянии покоя [9].

Следует помнить, что головной мозг потребляет значительные энергетические ресурсы не исключительно в моменты решения логических или математических задач.

Даже в фазе пассивного отдыха, когда человек, казалось бы, «ничего не делает», нейронные цепи продолжают генерировать потенциалы действия, обрабатывать сенсорный и интероцептивный поток, поддерживать гомеостаз, контролировать дыхательный центр, кардиорегуляцию, метаболизм, механизмы внимания и консолидацию памяти. Поэтому при переходе к напряжённому когнитивному труду общий метаболический расход возрастает минимально, хотя локальная нейронная активность отдельных зон резко повышается.

У новорождённых и дошкольников удельные энергозатраты центральной нервной системы заметно выше, чем у взрослых.

В этот чувствительный период мозг способен расходовать примерно половину всего метаболического бюджета организма и, по данным ряда исследований, приближаться к 65 %. Такая огромная потребность связана с бурным нейрогенезом, интенсивным синаптогенезом и исключительной пластичностью формирующейся нервной сети.

Где же мозг берёт колоссальный объём энергии? В отличие от печени и скелетных мышц, накапливающих углеводы в виде гликогена, и липидных депо адипоцитов, мозговая ткань практически лишена значимых топливных резервов.

В сером веществе присутствует лишь мизерный пул гликогена, сосредоточенный главным образом в астроцитах, и его хватает всего на считанные минуты автономной работы.

Поэтому центральная нервная система критически зависит от непрерывного мозгового кровотока, доставляющего кислород и главное метаболическое «горючее» — глюкозу; при затяжном голодании её частично заменяют кетоновые тела.

С этой точки зрения мозг вполне можно охарактеризовать как орган с высоким энергетическим запросом [10–13]. Тем не менее его затратность оправдана: именно нервная система обеспечивает восприятие среды, её анализ, поиск пропитания, избегание угроз и подбор оптимальных поведенческих стратегий, повышающих вероятность выживания.

Как же разобраться в функционировании этой мягкой, почти желеобразной субстанции, надёжно укрытой костной коробкой?

На протяжении эволюции нейронные сети усложнялись, поскольку каждому организму требовалось всё оперативнее и точнее обрабатывать сигналы, исходящие из постоянно меняющейся среды [9,12,13].

По мере того, как тело росло и архитектоника органов усложнялась, возрастала роль скоростной передачи импульсов по удлинённым аксонам, через синапсы, к самым удалённым клеткам.

Тем не менее усложнение нервной архитектуры отражало не только ускорение нейронной проводимости.

Постепенно мозг эволюционировал из органа, рефлекторно отвечающего на стимулы, в многослойную информационно-вычислительную сеть, способную к обучению, долговременной памяти, прогнозу последствий и выбору наиболее адаптивной стратегии. Комплекс этих когнитивных функций справедливо считается фундаментом того явления, которое мы называем интеллектом.

Даже в самых элементарных проявлениях многие виды животных демонстрируют зачатки разума: они умеют избегать угроз, добывать пропитание, формировать пространственную память, распознавать сородичей и гибко корректировать поведенческие стратегии в ответ на изменяющиеся условия.

С эволюционным усложнением нервной системы возникала способность не только реагировать на стимулы «здесь-и-сейчас», но и конструировать когнитивные модели окружающего мира — хранить сведения о среде,

оценивать альтернативные действия и трансформировать накопленный опыт при решении нетипичных задач.

Ключевой вехой эволюции стало формирование нейронных систем, интегрирующих мультисенсорные сигналы, а также отвечающих за долговременную память, избирательное внимание и поведенческий контроль.

У всех млекопитающих ведущую функцию выполняет кора больших полушарий, тогда как у *Homo sapiens* максимально дифференцированы ассоциативные зоны коры, прежде всего префронтальные отделы. Эти структуры обеспечивают способность к прогнозированию, выбору решений, артикуляции речи, социальным взаимодействиям и высшим формам абстракции [28].

Когнитивные способности нельзя сводить лишь к абсолютному объёму головного мозга.

Ключевое значение имеют не масса серого вещества, а общее количество нейронов, топология их синаптических соединений, архитектура нейронных сетей и их динамическая перестройка под действием опыта.

Эволюция интеллекта тесно коррелирует с нейропластичностью — способностью формировать новые синапсы, модулировать существующие цепи и реорганизовывать функциональные контуры во время обучения.

У *Homo sapiens* эта когнитивная способность достигла исключительной выраженности.

Формирование артикулированной речи, развитие символического мышления, механизмов кооперативного обучения и целостной культуры дало возможность транслировать знания не лишь по линии генетической наследственности, но и посредством коммуникации, социализации, воспитательных практик и коллективной памяти поколений.

Следовательно, интеллект человека обусловлен не только филогенетической эволюцией нервной системы, но и постоянным

взаимодействием мозга с языком, социальным окружением и культурными нормами.

Ключевым эволюционным шагом стала передача сигналов посредством потенциалов действия — коротких, но высокоамплитудных электрических импульсов, бегущих вдоль аксонов и дендритов нейронов [6,10]. Подобный электрохимический протокол возник ещё на заре метазой, сотни миллионов лет назад, обеспечив организму мгновенную внутрисистемную коммуникацию.

Акционный потенциал подчиняется принципу «всё-или-ничего»: как только деполяризация мембраны достигает критического порога, по аксону распространяется стереотипный импульс фиксированной амплитуды; при субпороговом уровне возбуждения генерация не происходит.

Поэтому его сопоставляют с дискретным цифровым сигналом, хотя работа нервной сети далека от примитивной двоичной схемы.

Нейрокод формируется не только появлением или отсутствием одиночных спайков, но и их частотной модуляцией, временной структурой, синхронной активностью ансамблей нейронов и динамикой синаптической проводимости.

Ключевое достоинство потенциала действия заключается в том, что электрический импульс способен перемещаться вдоль аксона на большие дистанции, практически не теряя амплитуды. В отдельных нервных волокнах проводимость достигает десятков метров в секунду, а в наиболее скоростных миелинизированных аксонах при скачкообразном, или сальтаторном, проведении — порядка 100 м/с и выше.

Такая высокая скорость обеспечивает оперативную коммуникацию между отделами организма и точную координацию его реакций.

Возникновение аксональных потенциалов и других биоэлектрических импульсов стало ключевой вехой эволюции многоклеточных организмов. Эти сигналы позволили формирующейся нервной системе за доли секунды

интегрировать работу сенсорных рецепторов, центральных нейронных центров, мышечных волокон и висцеральных эффекторов, заложив фундамент для многообразного поведения и динамичного обмена информацией с внешней средой.

То, что головной мозг играет ключевую роль в адаптивных ответах человека на колебания внешней среды, позволяет предположить его фундаментальную функцию в формировании внутренней модели реальности, служащей основанием для выбора линий поведения. Эта концепция восходит к древним философским традициям и многократно подтверждалась историческим опытом, ведь организму жизненно необходима оперативность реагирования.

Однако мозг, полагающийся лишь на экзогенные стимулы, едва ли смог бы адекватно синхронизировать наше поведение с динамикой событий.

Чтобы полноценно взаимодействовать с внешним миром, человеку необходимо прогнозировать последствия собственных моторных действий и движений окружающих.

Именно необходимость такого предиктивного моделирования стала ключевым фактором эволюционного возникновения человеческого мозга [9, 13].

Ныне гипотеза о том, что базовая функция мозга позвоночных заключается в непрерывном предсказательном моделировании грядущих событий, получила всестороннее теоретическое подтверждение [9].

Следовательно, перцептивная система не ограничивается пассивным созданием репрезентаций; она непрерывно соотносит сформированные внутренние модели с актуальными сенсорными данными окружающего мира.

Эта процедура реализуется через рекурсивное восприятие и активное сенсомоторное пробоотборное поведение, направленное на постоянное уточнение моделей и формирование устойчивых прогностических сценариев.

В итоге мы опираемся на скорректированные когнитивные схемы, действуем в физической среде и параллельно накапливаем эмпирический опыт.

Сегодня наше понимание нейронов стало значительно глубже и точнее. Одним из важнейших их свойств остаётся способность формировать многочисленные контакты с другими клетками посредством специализированных отростков — дендритов и аксонов. Дендриты, напоминающие ветви дерева, окружают перикарион (клеточное тело) и служат первичными приёмниками афферентных сигналов от соседних нейронов. Как правило, единственный длинный отросток — аксон — выполняет эфферентную функцию, посылая обработанную информацию по нервной сети.

Эта строгая однонаправленность отражена в законе динамической поляризации: импульс передаётся от входного полюса нейрона (дендриты или соматическая мембрана) к выходному полюсу (терминали аксона), откуда распространяется дальше. Участок тесного функционального соприкосновения мембран двух нейронов, где осуществляется химическая либо электрическая передача сигнала, называется синапсом.

Протяжённость отдельных аксонов нередко достигает нескольких сантиметров, что для внутриклеточных структур является колоссальным масштабом.

У гигантских мотонейронов, контролирующих работу скелетной мускулатуры, длина волокна увеличивается примерно до одного метра: аксон тянется от коры головного мозга, проходит через ствол и достигает спинного мозга.

Чтобы ускорить передачу потенциалов действия, множество аксонов объединяются в массивные пучки — своеобразные нейронные «магистральи», по которым импульсы мгновенно преодолевают значительные расстояния и связывают удалённые области ЦНС.

Подобная «кабельная укладка», усиленная миелинизацией, является уникальной особенностью нервной ткани и обеспечивает феноменальную быстроту информационной обработки.

Типичный облик человеческого мозга таков: сверху располагается сероватая, густо изрезанная бороздами кора, прикрывающая более глубокие отделы, в том числе светлый слой, называемый белым веществом. Белое вещество сформировано главным образом длинными пучками аксональных волокон, тогда как кортикальный слой состоит преимущественно из тел нейронов и их дендритных разветвлений.

В коре насчитывается около 90 млрд нейронов. Каждый из них образует не менее тысячи синаптических связей с соседями, поэтому совокупное число синапсов значительно превосходит количество звёзд в нашей галактике Млечный Путь.

Каким способом синапсы осуществляют передачу сигналов? Рассмотрим процессы коммуникации между аксоном исходного нейрона и дендритом следующего.

У нейрона окончание аксона и дендрит разделены зазором шириной порядка нескольких десятков нанометров, который именуют синаптической щелью, обеспечивающей передачу нервного импульса.

В терминали аксона располагаются синаптические везикулы, каждая из которых содержит около 4 000 молекул нейромедиатора.

Когда потенциал действия распространяется по аксону и достигает до пресинаптического окончания, начинается экзоцитоз: мембраны везикул сливаются с пресинаптической мембраной, и медиатор мгновенно высвобождается в синаптическую щель. Весь цикл занимает примерно 0,6 мс.

Высвободившиеся из пресинаптических везикул молекулы медиаторов диффундируют через узкое межклеточное пространство — синаптическую щель — и связываются с окончанием воспринимающего, постсинаптического нейрона.

Чаще всего это миниатюрные мембранные выступы, дендритные шипики, густо усеянные белками-рецепторами, конфигурация которых комплементарна данному медиатору, словно ключ замку.

Агонисты мгновенно активируют лиганд-зависимые ионные каналы, раскрывая поры в липидном барьере и позволяя катионам, главным образом Na^+ и K^+ , проходить внутрь или наружу. Ионный ток меняет трансмембранный потенциал, формируя локальный постсинаптический ответ. После передачи сигнала нейромедиаторы захватываются аксоном для рециклинга либо инактивируются в щели ферментативным расщеплением.

Ключевым прорывом современной нейронауки стало осознание, что когнитивные вычисления мозга не исчерпываются активностью одних лишь нейронов [28-30].

Хотя нейроны отвечают за генерирование и передачу потенциалов действия, рядом функционируют разнообразные глиальные клетки — астроциты, олигодендроциты, микроглия — тонко регулирующие синаптическую пластичность, метаболизм и нейровоспаление, тем самым расширяя наше представление о принципах нейрональной кооперации.

Астроциты — один из ключевых типов глиальных клеток. Свое имя эти элементы нейроглии получили благодаря лучеобразным отросткам, из-за которых клетка напоминает астер.

Длительное время их рассматривали лишь как вспомогательный субстрат: опорные структуры для нейронов, участники трофики нервной ткани, регуляторы ионного и метаболического гомеостаза межклеточного пространства.

Однако современные нейробиологические данные демонстрируют, что функциональный спектр астроцитов намного шире ожидаемого, включая участие в модуляции синаптической передачи и пластичности.

Астроциты играют ключевую роль в модуляции межнейронной сигнализации. Эти глиальные клетки улавливают изменения синаптической

активности, регулируют внеклеточные концентрации ионов и нейромедиаторов, тем самым корректируя силу и пластичность синаптической передачи.

Кроме того, они формируют «трёхкомпонентные синапсы», в которых пресинаптический терминал, постсинаптическая мембрана и астроцитарный процесс действуют как единая функциональная единица. Следовательно, астроциты активно участвуют в динамической настройке нейронных сетей, а не ограничиваются сервисными функциями.

В данной парадигме под информацией следует понимать не материальный субстрат, а смысловое наполнение сигналов, которые генерируются, передаются и трансформируются внутри нервной ткани.

Так, колебания мембранного потенциала нейрона, выброс нейромедиатора в синаптическую щель либо сдвиг ионного градиента способны кодировать сведения о внешнем стимуле, гомеостатическом статусе организма или следах прошлого опыта.

Нейронная информация обнаруживается в регулярностях клеточной активности: частотном и фазовом кодировании спайков, силе и пластичности синаптических связей, пространственно-временных ансамблях работы сетей и сопровождающих их химических модификациях.

Таким образом, способность астроцитов к межклеточной коммуникации подчёркивает их ключевую роль в высших когнитивных процессах мозга: формировании памяти, обучении, регуляции внимания и тонкой обработке сенсорной информации.

Новейшие исследования показывают, что мозг следует описывать не просто как нейронную сеть, а как динамичную систему взаимодействия нейронов, астроцитов и других глиальных элементов.

Важно подчеркнуть, что нейронаука пока не располагает единым каноническим определением понятия «информация». В зависимости от исследовательской парадигмы её трактуют как снижение энтропии, как

семантическое наполнение нейронного сигнала, как топологию паттернов активности нейросетей либо как пластические изменения, детерминирующие поведенческий отклик организма.

Исследователи трактуют информацию как содержание нейронных импульсов, которые нервная система передаёт и преобразует; это содержание проявляется через синаптические, электрические и химические сдвиги в нейронах мозга, обуславливая физиологические состояния организма и модифицируя его поведенческие реакции.

Поверхность человеческого мозга окутана плотным слоем нервной ткани — корой. Под корой располагается более светлая субстанция, именуемая белым веществом. Здесь почти нет сом нейронов, поскольку тела нервных клеток сосредоточены главным образом в коре; в белом веществе проходят в основном их аксоны и дендриты. Совокупность этих волокон образует свыше 100 000 км переплетённых нервных путей, по которым непрерывно циркулируют импульсы, обеспечивая нашу способность мыслить.

Сегодня нейробиологи активно задействуют концепцию «сети тесного мира», чтобы глубже исследовать коннектом человека и прояснить архитектуру его нейронных и синаптических связей.

Проведённый обзор новейших достижений нейронауки на сегодняшний день не даёт оснований утверждать, что в живом человеческом мозге реализуются и исполняются алгоритмы в тьюринговском смысле. Учёные не обнаружили признаков использования чисел либо формальных вычислений в нейронных сетях. Тем самым, по мнению авторов, косвенно подтверждаются выводы Р. Пенроуза [25,28] о неалгоритмичности когнитивных процессов человека и мозг следует описывать не просто как нейронную сеть, а как динамичную систему взаимодействия нейронов, астроцитов и других глиальных элементов.

Мозг вполне можно охарактеризовать как орган с высоким энергетическим запросом многослойную информационно-вычислительную

сеть, способную к обучению, долговременной памяти, прогнозу последствий и выбору наиболее адаптивной стратегии. хранить сведения о среде, оценивать альтернативные действия и трансформировать накопленный опыт при решении нетипичных задач. долговременную память, избирательное внимание и поведенческий контроль артикулированной речи, развитие символического мышления, механизмов кооперативного обучения артикулированной речи, развитие символического мышления, механизмов кооперативного обучения когнитивные вычисления.

Лучший нейрохирург Мира, профессор Коновалов А.Н. о мозге

Александр Николаевич Коновалов, Академик РАН, профессор Российского национального исследовательского медицинского университета имени Н. И. Пирогова, Герой Труда Российской Федерации (Медаль №1)

Важным в понимание мозга живого человека является мнение известных специалистов и, прежде всего, мнение крупнейшего всемирно известного нейрохирурга академика Александра Николаевича Коновалова [31,32].

Золотую медаль Герой Труда России под №1 получил именно Александр Николаевич.

На счету Коновалова более 18 тысяч операций на мозге, самых сложных, в том числе и таких, которые раньше никто и нигде не проводил.

Лауреат премии Нейрохирургического Общества Уолтера Э. Дэнди (признан лучшим нейрохирургом в мире).

На вопрос журналистки Светланы Беляевой «Существует ли какая-то тайна человеческого мозга, которая до сих пор ставит Вас в тупик, и в которой очень хотелось бы разобраться?» Александр Николаевич ответил:

«Да, есть одна фундаментальная загадка, которая не дает мне покоя. Мы можем досконально изучить мозг - все эти миллиарды нейронов и триллионы связей между ними. Мы понимаем биохимические процессы, электрическую

активность, работу отдельных участков. Все это материально, измеримо, объяснимо. Но как из этой материальной основы рождается сознание? Как совокупность электрохимических импульсов превращается в мое «я», в способность воспринимать мир, мыслить, чувствовать? Почему я воспринимаю мир? Почему я вижу Вас? Почему я с Вами разговариваю? Где происходит этот магический переход от материального к нематериальному, к тому, что мы называем сознанием, душой, внутренним миром? Мы можем описать все механизмы, все нейрофизиологические процессы. Но сама суть этого перехода остается величайшей тайной.» [31].

Александр Николаевич дал важную оценку понимания мозга человека в настоящее время (авторы придерживаются этой оценки): «Многие люди думают, что, если человек оперирует мозгом, то он все про него знает, а я убеждён, что я знаю очень мало. Я почти ничего не знаю о том, как работает вот эта фантастическая машина. Я думаю, что нет людей, которые разобрались в этом, и никогда не разберутся» [32].

Мозг живого человека в определение Коновалова А.Н. это: способность воспринимать мир, мыслить, чувствовать, видеть, разговаривать, формировать из материального не материальное – сознание, душа, внутренний мир.

Происхождение термина «интеллект» и его эволюция как ключевой функции человеческого мозга

Термин «интеллект» восходит к латинскому существительному *intellectus*, означающему «понимание», «разумение», «познание», «ум», и к глаголу *intellegere / intelligere* — «постигать», «различать», «осмыслять». В корпус европейской философии и науки он вошёл через античных и средневековых мыслителей, а в русском употреблении закрепился преимущественно из западноевропейских языков эпохи Нового времени и современной научно-философской лексики.

Латинский термин *intellectus* восходит к глаголу *intellegere*, передающему смысл «постигать», «осмыслять», «анализировать». Этот глагол, как правило, толкуют как сочетание:

inter — «между», «среди»;

legere — лат. «собирать», «выбирать» и «читать».

Исходная, глубинная форма лексемы в языковом сознании трактуется как «отбирать», «дифференцировать», «уловлять семантический сигнал»; отсюда раскрывается последующее значение — способность уразумевать, осмыслять, мыслить.

Несмотря на то, что латинский термин *intellectus* приобрёл особую значимость в римской и средневековой философии, его концептуальное содержание восходит к греческому νοῦς (нус) — «ум», «разум», «интеллект», центральному понятию античного гносеологического дискурса.

У Платона и Аристотеля термин нус обозначал высшую когнитивную способность, ориентированную не на чувственно-данное, но на нематериальные сущности, идеальные формы и первопринципы бытия. В латинских версиях греческое nous обычно переводили как *intellectus*, *mens* или *ratio*.

В эпоху Средневековья понятие *intellectus* превратилось в фундаментальную категорию схоластической философии и теологии, обозначая у души способность к умозрительному постижению истин, противопоставленную *ratio*, опирающемуся на чувственный опыт.

В схоластике, например, различали категории:

intellectus possibilis — потенциальный, пока ещё не проявленный интеллект;

intellectus agens — деятельный, преобразующий активный разум.

ratio — рационально-дискурсивное мышление рассудка.

Intellectus — интуитивное, непосредственное умственное постижение.

Это понятие играло центральную роль в трудах Фомы Аквинского и Альберта Великого, равно как в арабо-латинской аристотелевской традиции.

В философии Нового времени термин «интеллект» тесно сближен с категориями разума, рассудка, мышления и способности к познанию. Однако разные мыслители вкладывали в него неравное содержание:

Рационалисты увязывали разум с ясностью и чёткостью аналитического мышления.

у эмпириков — с цельной обработкой опыта;

У Канта первостепенным делается разграничение чувственности, рассудка и чистого разума.

В течение XIX–XX столетий термин становится всё популярнее в психологии, педагогике, биологии и социологии, а впоследствии проникает в кибернетику и информатику.

В русскую лексику термин «интеллект» пришёл как книжное, научно-философское заимствование из западноевропейской традиции, прежде всего через французский *intellect* и немецкий *Intellekt*, оба восходят к латинскому *intellectus*, обозначавшему способность разума к пониманию.

В русском языке термин утвердился со следующими значениями:

- ум;
- разум;
- мыслительная способность;
- способность к познанию;
- совокупность базовых когнитивных возможностей индивида.

Сегодня в русском языке термин «интеллект» применяется не только к индивидуальному разуму человека, но и к животным, сообществам, нейронным сетям: различают искусственный, эмоциональный, социальный, коллективный, распределённый интеллект.

Как термин «интеллект» трактуется в энциклопедиях, словарных и справочных изданиях?

Проанализируем трактовку интеллекта в российских энциклопедиях, словарях и некоторых зарубежных изданиях (табл. 1).

Таблица 1. Толкования интеллекта в отечественных энциклопедиях, лексикографических изданиях и ряде зарубежных публикаций

№ пп	Источник сведений	Определение интеллекта	Ключевые признаки	Пересечения ключевых признаков
1	Всеобъемлющая русская энциклопедия	Интеллект трактуется как интегральная способность, включающая логическое мышление, рациональное познание, эффективное решение проблем и гибкую адаптацию к новым условиям. В психологии он рассматривается как относительно стабильная организация когнитивных функций человека.	-способность к познанию;	
			-мышление и понимание;	
			-решение проблем;	1,3,8
			-обучение;	1,8,13
			-адаптация к новым условиям;	
2	Большая советская энциклопедия	Интеллект трактуется как совокупность разума, рассудка и умственных, когнитивных способностей личности. В психологии это относительно стабильная организация познавательных функций индивида.	-использование опыта	
			-способность к умственной и когнитивной работе;	
			-рациональное познание;	
			-общая структура умственных способностей;	Есть еще в 1
3	Encyclopaedia Britannica: entry on intelligence (ст. «Интеллект» в Брит.)	Интеллект — это комплексная способность индивида гибко приспосабливаться к среде, извлекать знания из опыта, логически анализировать, осваивать абстрактные	-уровень умственного развития	2,11
			-experiential learning: освоение знаний через личный практический опыт;	
			-adaptation (адаптация);	3,8

№ пп	Источник сведений	Определение интеллекта	Ключевые признаки	Пересечения ключевых признаков
		концепции и устранять возникающие задачи. Согласно Британской энциклопедии, интеллект не просто определить однозначно, поскольку он объединяет широкий спектр когнитивных процессов и функций.	-reasoning (рассуждение);	3,8
			— problem-solving (системное решение проблем)	1,3,8
			-navigating complexity (управление сложностью)	
4	Авторитетная Stanford Encyclopedia of Philosophy (Стэнфордская энциклопедия философии)	Интеллект трактуется как ментальная способность ума улавливать универсалии, сущностные структуры, фундаментальные истины и базовые принципы.	-умопостижение;	
			-познание универсального;	
			— логико-рациональное постижение сущности.	
			- различие между интеллектуальным и чувственным познанием	
5	Routledge Encyclopedia of Philosophy (энциклопедический справочник Рутледжа)	Интеллект трактуется как форма рационального познания, проявляющаяся в способности оперировать понятиями.	-рациональность;	
			-понимание;	5,8
			-понятийное мышление;	
			-способность к суждению;	
			– сравнение восприятия и воображения	
6	Отечественные энциклопедические справочники по философии	Интеллект, как правило, трактуется как способность к абстрактному мышлению и рациональному познанию; его нередко называют высшей когнитивной функцией, охватывающей не лишь умение логически рассуждать, но и дар непосредственного схватывания сущности явлений.	-разум;	6,12
			-рассудок;	6,10,11
			-чувственность;	
			-интуиция;	
			-воля	

№ пп	Источник сведений	Определение интеллекта	Ключевые признаки	Пересечения ключевых признаков
7	Отечественные психологические толковые словари	Интеллект — это интегрированный комплекс базовых когнитивных способностей, который способствует эффективной познавательной активности и гибкой адаптации к изменяющимся жизненным условиям.	-способность обучаться;	
			-способность решать задачи;	
			-умение мыслить в абстрактных категориях;	
			-умение грамотно использовать знания;	
			-способность адаптироваться;	
			-умение распознавать связи и скрытые закономерности	
8	Авторитетный справочник «APA Dictionary of Psychology», подготовленный Американской психологической ассоциацией	Интеллект трактуется как комплексная способность человека извлекать сведения, обучаться на собственном опыте, гибко приспосабливаться к среде, осмыслять и эффективно применять логическое мышление.	-обучение;	1,8,13
			-рассуждение;	3,8
			-решение проблем;	1,3,8
			-адаптация;	3,8
			-понимание	5,8
9	Толковый словарь рус. языка С. И. Ожегова	Краткое определение «интеллекта» таково: Интеллект, способность к мышлению, психический фундамент у человека. Это общеупотребительное толкование, фактически сводящее интеллект к понятию «ум» и отражающее его главные когнитивные функции.	-ум;	9,10,11
			-мыслительная способность;	9,10,11,12
			-умственное начало у человека	

№ пп	Источник сведений	Определение интеллекта	Ключевые признаки	Пересечения ключевых признаков
10	Известный толковый словарь русского языка Ушакова.	Термин объединяет понятия интеллект, ум, рассудок и когнитивные способности. Он окрашен книжной стилистикой и употребляется главным образом при характеристике человеческой мыслительной активности.	-ум;	9,10,11
			-рассудок;	6,10,11
			-мыслительная способность	9,10,11,12
11	Толковый словарь русского языка под ред. Г.Ф. Ефремовой.	Интеллект трактуется как: ум; рассудок; совокупность когнитивных функций человека; уровень умственного развития.	-ум;	9,10,11
			-рассудок;	6,10,11
			-когнитивный потенциал человека;	9,10,11,12
			-уровень умственного развития	2,11
12	Oxford Dictionary – ведущий Оксфордский словарь серии Oxford Reference.	Различаются. Intellect — способность осмыслять, рассуждать и оперировать абстракциями. Интеллект — способность гибко усваивать информацию и применять знания и навыки.	-разум;	6,12
			-мыслительная способность;	9,10,11,12
			– когнитивная способность, рассматриваемая в психологии	
13	Cambridge Dictionary — ведущий Кембриджский словарь	Интеллект понимается как способность к обучению, когнитивному пониманию, логическому анализу и формированию рациональных суждений и мнений.	-обучение;	1,8,13
			осознанное понимание и критически обоснованные суждения	
			– логически аргументированная формулировка мнения	

Сопоставление отечественных и зарубежных трактовок интеллекта

В различных публикациях дефиниции разнятся по расставленным акцентам, однако сохраняют единое концептуальное ядро.

Общее ядро понятия

Почти все энциклопедии и словари неизменно связывают интеллект с:

- *способностью понимать;*
- *мышлением и рассуждением;*
- *целевым обучением и применением опыта;*
- *решением задач;*
- *адаптацией к новым условиям;*
- *когнитивными возможностями субъекта либо интеллектуальной системы.*

Российская традиция

В отечественных изданиях чаще приводят формулы:

- *«ум»;*
- *«разум»;*
- *«рассудок»;*
- *«мыслительная способность»;*
- *«комплекс всех познавательных способностей».*

В отечественной — советской и современной российской — психологии традиционно подчёркивается глубокий анализ структуры когнитивных способностей и степени интеллектуального развития индивида.

В англоязычной научной литературе обычно различают:

- *intellect — это ум, способность рассуждать и осмысливать.*
- *Интеллект — это способность живых существ учиться, адаптироваться и эффективно решать задачи.*

Именно поэтому русское слово «интеллект» в разных ситуациях может переводиться как английские intellect или intelligence, подчёркивая контекст.

Ключевые междисциплинарные подходы к научному изучению интеллекта

Философский подход

Интеллект — способность разума к осознанному, логически упорядоченному познанию, устремлённому к сущности явлений, истине, основным принципам и универсалиям.

Психологический подход

Интеллект — интегральная система общих когнитивных функций, гарантирующая продуктивное обучение, эффективное решение задач и успешную адаптацию.

Педагогический подход

Интеллект — целостный показатель ментального развития, отражающий способность усваивать информацию, продуктивно её применять и формировать самостоятельные суждения.

Эволюционно-биологический анализ поведения

Интеллект — это способность организмов динамично адаптироваться к среде, решать нестандартные задачи и применять опыт.

Кибернетико-информационный методологический подход

Интеллект — это способность системы адаптивно обрабатывать информацию, самообучаться, принимать решения и достигать целей в динамической среде.

Методология искусственного интеллекта

В контексте ИИ интеллект трактуется функционально: это способность алгоритмической системы решать задачи, опирающиеся на человеческие когнитивные навыки — восприятие, языковое понимание, логическое рассуждение, обучение, планирование и решение проблем.

Новые концепции и связанные с ними структурные модели

Работа Линды Готфредсон [33], опубликованная в журнале *Intelligence* в 1997 г., представляет собой совместную декларацию 52 ведущих специалистов, где систематизированы базовые концепты интеллекта, методы его психометрической оценки и раскрыты последствия межиндивидуальных и межгрупповых различий. Авторы подчёркивают принципиальную значимость предложенных дефиниций для исследований когнитивных способностей.

Интеллект [33] — это универсальная когнитивная функция, объединяющая, среди прочего, такие процессы, как:

- *способность рассуждать,*
- *планировать,*
- *решать проблемы,*
- *мыслить абстрактно,*
- *постигать сложные идеи,*
- *быстро осваивать новое и извлекать уроки из практики.*

Речь идёт не просто о зубрёжке учебников, узкоспециализированном академическом умении или мастерстве прохождения тестов. Скорее, под этим подразумевается всеобъемлющая и глубокая когнитивная способность ориентироваться в реальности: быстро улавливать сущность явлений, придавать им концептуальное значение и определять оптимальный курс действий. Настоящий меморандум обобщает выводы, которые большинство психометрических исследователей считает базовыми относительно природы, генезиса и прагматических последствий индивидуальных и популяционных различий в интеллекте, стремясь перевести обсуждение выявленного за последние десятилетия неприятного феномена в рациональное русло.

Ценность данного положения заключается в том, что столь представительная группа учёных сумела прийти к единому мнению — явление редкое, учитывая индивидуальность научных позиций; это единство побуждает авторов самим опираться на выявленные базовые компоненты

интеллекта и настойчиво советовать их использование коллегам-исследователям.

Таким образом определённый интеллект поддаётся количественной оценке, и специализированные интеллектуальные тесты адекватно фиксируют этот параметр. При этом они не охватывают творческие способности, черты характера, личностную уникальность и иные межиндивидуальные различия, поскольку изначально не были сконструированы для подобного измерения.

При этом исследователи подчёркивают, что любой существенный показатель когнитивных способностей проявляется и реализуется непосредственно внутри гигантской нейронной сети мозга, насчитывающей около 90 млрд клеток; соответственно, интеллект формируется, локализуется и функционирует в головном мозге как специфическая нейродинамическая функция либо как комплексное взаимодействие его структур.

Поскольку интеллект проявляется через поведение, способность к обучению, решению когнитивных задач и адаптационной гибкости, его биологическим субстратом у человека служит головной мозг — главным образом взаимосвязанные нейронные сети, чья синаптическая пластичность и сложная динамика взаимодействий формируют интеллектуальные функции.

Тем самым, человеческий интеллект можно рассматривать как эмерджентную, системно-организованную функцию головного мозга, возникающую из координированной динамики нейронов, синапсов и целых нейронных ансамблей; эта функция проявляется в способности индивида к обучению, логическому рассуждению, абстракции, стратегическому планированию и гибко-адаптивному поведению.

Концепция интеллекта Дружинина В.Н. и интеллект преподавателя

Существенный интерес вызывают исследования интеллекта В. Н. Дружинина [34,35].

Валентин Николаевич Дружинин рассматривает интеллект в контексте дифференциальной психологии и психологии способностей как целостную систему когнитивных ресурсов, обеспечивающую успешное решение проблем, оперативную адаптацию к изменяющейся среде и высокую продуктивность мышления. При этом учёный подчёркивает не только роль общего фактора *g*, но и выделяет несколько самостоятельных форм интеллектуальной активности.

Исследователи особо подчеркивают наиболее значимые итоги, структурированные в виде классификации.

Психометрический интеллект — это компонент когнитивной сферы, количественно оцениваемый стандартизированными IQ-тестами. Он отражает уровень успешности при решении формализованных задач на дедуктивное и индуктивное мышление, установление аналогий, категоризацию, ментальные трансформации в пространстве, арифметические операции и др. Психометрический интеллект тесно коррелирует с *g*-фактором, то есть совокупностью общих умственных способностей.

Социальный интеллект — это способность точно считывать людей: их поведенческие паттерны, мотивацию, намерения, эмоциональные состояния. Он выражается в навыке ориентироваться в межличностных взаимодействиях, предугадывать реакции собеседников, выстраивать продуктивное общение и регулировать конфликты. Высокий социальный интеллект критичен для эффективной коммуникации, менеджмента, педагогики, группового лидерства.

Практический интеллект – это способность быстро решать насущные жизненные задачи и действовать результативно в конкретных ситуациях. Он определяется не столько решением тестов, сколько умением превращать знания в действие, выбирать эффективные стратегии достижения цели и гибко подстраиваться под обстоятельства. Такой интеллект проявляется в житейской

смекалке, организаторских навыках, умении принимать решения в условиях неопределённости.

Понятие эмоционального интеллекта. В трактовках концепции Дружинина подчёркивается способность человека улавливать, осознавать и управлять как собственными, так и чужими эмоциями. Этот конструкт соотносится с социальным интеллектом, но концентрируется на эмоциональной сфере: точном распознавании чувств, регулировании состояний и развитой эмпатии.

Творческий интеллект и креативные способности: Дружинин детально исследовал глубинную взаимосвязь разума и творческого потенциала.

Креативный интеллект соотносится с дивергентным мышлением: он даёт возможность порождать оригинальные концепции, предлагать нестандартные стратегии и анализировать задачу под нетривиальным ракурсом. Вместе с тем, по Дружинину, высокий IQ, отражающий конвергентные когнитивные ресурсы, не гарантирует высокую творческую, лишь частично с нею коррелируя.

В обобщённом формате данную классификацию следует представлять, как это продемонстрировано в табл. 2.

Таблица 2. Сводная классификация трактовок понятия интеллекта

Название интеллекта	Ключевое содержание и наиболее важные параметры
Психометрический интеллект	Анализ и решение формально-логических тестов
Социальный интеллект	Понимание личностей и их межличностных взаимодействий
Практический интеллект	Решение практических жизненных проблем
Эмоциональный интеллект	Понимание и регуляция эмоций
Креативный интеллект	Генерация новшеств и креативное мышление

По мысли Дружинина, сводить интеллектуальную сферу лишь к показателю IQ недопустимо. Экзаменационный, или тестовый, интеллект

фиксирует лишь ограниченный сегмент когнитивных возможностей. Реальные же достижения опираются ещё и на социальный, практический, а также творческий аспекты интеллектуальной активности. В авторской модели присутствуют все ранее выделенные ключевые компоненты человеческого интеллекта, переосмысленные в новом концептуальном ракурсе.

По Дружинину интеллект обычно рассматривается как способность к решению задач, адаптации к новым условиям, переработке информации и созданию новых способов действия. Если применить это к преподавателю вуза, его интеллект можно определить через несколько ключевых проявлений.

Интеллект как способность решать новые задачи

Преподаватель вуза постоянно сталкивается с нестандартными ситуациями: разные уровни подготовки студентов; необходимость объяснять сложные темы доступным языком; изменение образовательных стандартов; внедрение цифровых технологий; необходимость совмещать преподавание, науку и организационную работу.

С точки зрения Дружинина, интеллектуальность преподавателя проявляется в том, насколько эффективно он находит решения в новых или неопределённых условиях.

Например, если студенты не понимают материал, интеллектуально развитый преподаватель не просто повторяет объяснение, а меняет способ подачи: использует аналогии, схемы, практические кейсы, дискуссию или цифровые инструменты.

Академический интеллект

У преподавателя вуза важен академический интеллект — способность усваивать, структурировать и передавать научные знания. Он проявляется в умении: глубоко понимать свою дисциплину; видеть связи между теориями, понятиями и фактами; логично выстраивать учебный материал; анализировать научную литературу; формировать у студентов научное мышление.

В рамках концепции Дружинина это можно связать с общими интеллектуальными способностями: анализом, обобщением, классификацией, абстрагированием и прогнозированием.

Практический интеллект

Интеллект преподавателя проявляется не только в теоретических знаниях, но и в умении применять их в реальной педагогической ситуации. Практический интеллект включает способность: выбрать подходящий метод обучения; организовать учебную группу; управлять вниманием аудитории; разрешать конфликты; оценивать знания студентов объективно; адаптировать курс под конкретную аудиторию.

То есть преподаватель с развитым практическим интеллектом умеет действовать эффективно в реальных условиях вузовского образования.

Социальный интеллект

Работа преподавателя вуза тесно связана с общением. Поэтому важной частью его профессионального интеллекта является социальный интеллект: понимание мотивов и поведения студентов; умение поддерживать учебную мотивацию; способность к педагогическому такту; умение вести диалог; понимание групповой динамики; конструктивное взаимодействие с коллегами и администрацией.

По логике Дружинина, интеллект связан с успешной адаптацией и эффективным поведением. Поэтому преподавательский интеллект нельзя рассматривать вне социальной среды вуза.

Креативный интеллект

Для преподавателя важна не только способность действовать по готовым схемам, но и способность создавать новое. Это проявляется в: разработке авторских курсов; создании новых методик преподавания; использовании нестандартных форм занятий; научном творчестве; генерации исследовательских идей; создании междисциплинарных проектов.

В концепции Дружинина творчество и интеллект связаны, но не тождественны. Высокий интеллект может быть основой для творческой деятельности, но для креативности также важны мотивация, личностные качества и профессиональная свобода.

Метакогнитивный компонент

Интеллект преподавателя также проявляется в способности осознавать и регулировать собственное мышление. Это включает: рефлекссию своей педагогической деятельности; понимание собственных сильных и слабых сторон; способность менять стратегию преподавания; анализ результатов обучения; готовность к профессиональному развитию.

Такой преподаватель не только обучает студентов, но и постоянно учится сам.

Интеллект как адаптация к профессиональной среде

С позиции Дружинина интеллект можно понимать как ресурс адаптации. Для преподавателя вуза это означает способность успешно действовать в изменяющихся условиях высшего образования: переход на дистанционное или смешанное обучение; изменение требований к научной публикационной активности; работа с поколениями студентов с разными образовательными потребностями; внедрение компетентного подхода; использование искусственного интеллекта и цифровых платформ.

Интеллектуально развитый преподаватель не просто приспосабливается к изменениям, а способен преобразовывать образовательную среду.

Используя подход к интеллекту В.Н. Дружинина, интеллект преподавателя вуза можно определить так:

Интеллект преподавателя вуза — это интегральная способность эффективно решать научные, педагогические, коммуникативные и организационные задачи в условиях неопределённости и изменяющейся образовательной среды, опираясь на анализ информации,

профессиональные знания, творческое мышление, социальное понимание и рефлексию собственной деятельности.

Иначе говоря, интеллект преподавателя — это не только его эрудиция, а способность понимать сложные ситуации, находить адекватные решения, создавать новое знание и эффективно передавать его студентам.

И. Кант об интеллекте человека

Философия Иммануила Канта является одной из ключевых парадигм теории разума [36–38], радикально повлиявшей на дальнейшую эволюцию европейской и мировой философии. Его критическая система не просто констатирует работу рассудка, но заново формулирует условия, архитектуру и пределы человеческого познания и трансцендентального опыта.

Кант связывает учение об интеллекте с совершённым им «коперниканским поворотом» в теоретической философии: отныне речь идёт не о том, как сознание приспосабливается к вещам, а о том, как сами феномены неизбежно коррелируют с априорными формами нашего рассудка.

До сих пор господствовало мнение, что всё наше познание должно подстраиваться под существующие предметы внешнего мира. Однако, возможно, плодотворнее для решения центральных проблем метафизики будет обратная перспектива: предположить, что сами предметы, то есть явления, соизмеряются со структурами нашего рассудка и формами чувственного восприятия.

Ключевым звеном кантовского учения о разуме является категория трансцендентального единства апперцепции — универсального самосознания, которое обязано неизменно сопровождать каждое наше представление в форме акта «я мыслю». По мысли Канта, должна существовать возможность того, чтобы «я мыслю» присоединялось к любой интуиции или содержанию сознания; иначе в субъекте возникали бы образы, совершенно лишённые

возможности быть помысленными и, следовательно, исключённые из области знания [36].

Трансцендентальное единство сознания служит необходимой предпосылкой возможности любого опыта и познания, удерживая апперцептивную синтетическую связь представлений.

Ключевым достижением кантовской эпистемологии стало доказательство реальности синтетических априорных суждений в познании, которые:

1. Углубляют и приумножают наше знание о мире (в противоположность аналитическим суждениям);
2. Обладают универсальным и логически необходимым статусом, существенно отличаясь от чисто эмпирических утверждений.

Подобные суждения осуществимы за счёт априорных форм чувственности и аналитических категорий рассудка.

Наряду с теоретическим разумом Кант раскрывает понятие практического разума, регулирующего мораль:

- Определяет и закрепляет этические нормы.
- Обеспечивает автономию воли.
- Неразрывно сопряжён с базовым философским постулатом свободы.

Суть кантовской теории интеллекта заключается в следующем:

Познание носит деятельный характер: сознание не просто зеркалит реальность, а творчески конструирует индивидуальный опыт.

Взаимодействие чувств и разума: «Суждения, лишённые содержания, бесплодны, а восприятия без понятий — неосмысленны».

Автономия интеллекта — это самонормирующаяся способность формулировать собственные принципы как познавательной, так и этической деятельности.

Кантовская самокритика разума: интеллект автономно анализирует свои потенции и предельные рамки.

Кант подчёркивает системность познания: совокупные когнитивные способности формируют цельную архитектуру разума.

Кантовская трактовка интеллекта выступает попыткой интегрировать рационалистическую и эмпирическую традиции, снимая их однобокость и формируя теоретическое основание для современного понимания когнитивных процессов. Она одновременно акцентирует созидательную силу разума и его принципиальные, непреодолимые границы.

Трансцендентальная философия Иммануила Канта раскрывает поразному структурированный человеческий интеллект, становясь фундаментальной эпистемологической точкой отсчёта для критического сопоставления архитектур и эвристик современных ИИ-систем.

Сопоставляя кантовское понимание структуры интеллекта с нынешними потенциалами и барьерами искусственного интеллекта, мы сталкиваемся с коренными, метафизическими трудностями, простирающимися значительно дальше чисто инженерных аспектов. Схематическая модель кантовского интеллекта представлена на рисунке 1.

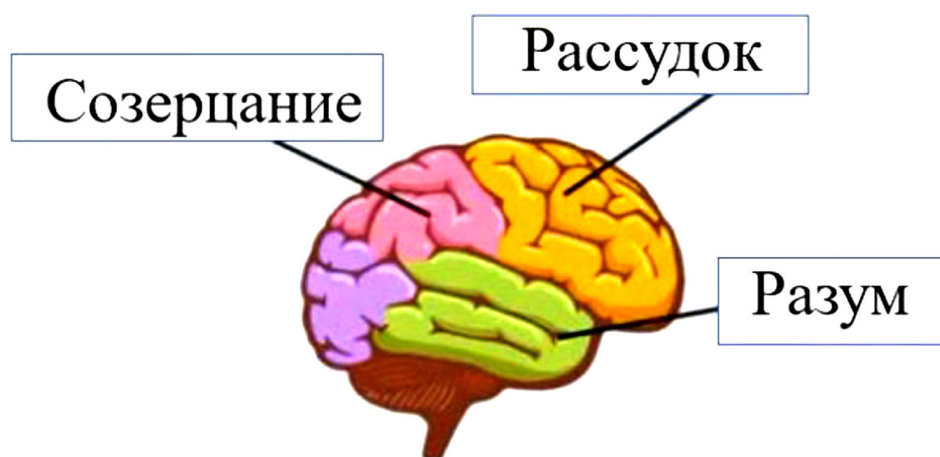


Рис. 1. Структура разума в трактовке Канта

По мысли Канта, целостную конструкцию человеческого интеллекта формируют три базовые когнитивные силы: чувственное созерцание, рассудок и разум.

По Канту интеллект обладает активной природой: принципиально, процесс познания — это не пассивное копирование реальности.

Активный интеллект формирует знание, систематизируя чувственные впечатления через сеть априорных форм, понятий и категориальных схем.

В кантовской критической философии ближайшим эквивалентом термина «интеллект» считается категория «рассудок» (Verstand).

Одно из фундаментальных кантианских определений рассудка:

Рассудок — это способность осмыслять объект, данный в чувственном созерцании.

Также Кант пишет:

Думание рассудка без содержания пусто, созерцание без понятий слепо.

Иначе говоря, интеллект сам не порождает феноменальный опыт, но посредством категорий систематизирует исходный чувственный поток, придавая ему осмысленную структуру.

В иной интерпретации кантовскую точку зрения можно выразить следующим образом:

Интеллект, или рассудок, по Канту — это способность формировать понятия, мыслительно охватывать объекты опыта и организовывать чувственное многообразие в единство нормативных принципов.

Для Канта интеллект — не абстрактный «ум вообще», а активная способность, посредством которой трансцендентальный субъект оформляет чувственные данные в осмысленный опыт.

Рассмотрим детально кантовскую трактовку и актуальное, научное толкование естественного, человеческого интеллекта.

Опираясь на проведённое исследование, можно сформулировать следующее: естественный интеллект — это врождённый, нейробиологически детерминированный комплекс когнитивных функций организма Homo sapiens, обеспечивающих сенсорное восприятие и обработку данных, формирование мыслительных операций, понимание, обучение и обобщение опыта, решение

проблем, выработку решений, а также пластичную адаптацию к динамике внешней среды.

Теперь сопоставим его с кантовским трактованием способности рассудка (табл. 3).

Таблица 3. Расширенная таблица тематических совпадений

Современное определение		Катоновские определения	
Компонент	Определение	Компонент	Совпадение
Познание	Именно интеллект способствует полному познанию реальности	Рассудок активно задействован в осмыслении объектов опыта.	Да
Мышление	Интеллект охватывает умственную способность мыслить	Рассудок трактуют как базовую способность к мышлению.	Да
Понимание	Интеллект позволяет выявлять скрытые взаимосвязи и закономерности	Рассудок постигает объект посредством понятийных категорий и норм.	Да
Обработка информационных массивов и опытных данных	Интеллект воспринимает, обрабатывает, интерпретирует и использует информацию.	Рассудок организует многообразие чувственного опыта системой понятий.	Частично да
Использование понятий	В актуальной трактовке понятия, как правило, имеется в виду	У Канта ключевое ядро человеческого рассудка	Несомненно, прежде всего в философском контексте.
Обобщение	Интеллект выявляет паттерны, корреляции и связи	Рассудок сводит многообразие явлений к единству понятий.	Да
Решение задач	Когнитивный интеллект	Для Канта это не служит ключевым	Частично

Современное определение		Катоновские определения	
Компонент	Определение	Компонент	Совпадение
	обеспечивает эффективное решение задач	определением рассудка, но проявляется как эффект применения категориальных правил.	
Принятие решений	Относится к современному определению.	У Канта это преимущественно связано с практическим разумом и волей.	Частично / ограниченно
Обучение	Ключевой элемент актуальной концептуализации	У Канта это не является ключевым признаком рассудка	Нет / слабо выражено
Адаптация к среде	Один из ключевых элементов современной системы	У Канта этот признак едва считается критерием развитого интеллекта.	Нет
Биологическая основа	Естественный интеллект трактуется как биологически детерминированный.	У Канта исследование строго трансцендентальное, вовсе не биологическое.	Нет
Опыт	Интеллект опирается на прежний опыт	Рассудок, структурируя переживания, делает сам опыт возможным.	Да, но в разном смысле
Правила	В современном толковании речь идёт о закономерностях осуществляемой деятельности	У Канта рассудок — умение строить правила.	Да

Самыми близкими и взаимно пересекающимися аспектами, которые обнаруживаются как в современных дефинициях естественного интеллекта, так и в кантовском учении о рассудке, являются следующие:

1. Кант прямо определяет рассудок как врождённую способность к мышлению.
2. И в современной эпистемологии, и в кантовской философии разум задействован в познании.
3. Понимание феноменов опыта: в современном гносеологическом дискурсе — усвоение информации, выявление связей и закономерностей; у Канта — осмысление чувственно созерцаемого через априорные понятия.
4. Процесс трансформации сенсорных данных / информации: парадигма видит в нём информационную обработку, тогда как кантовская — синтез и систематизацию многообразной чувственной данности.
5. У Канта деятельность рассудка заключается в употреблении понятий и правил; сегодня это трактуется как процессы обобщения, систематической классификации и конструирования логических взаимосвязей.

У Канта интеллект мыслится не как просто биологическая «адаптивная функция», а как трансцендентальная, структурирующая познавательная способность субъекта, придающая переживаемому опыту априорный смысл.

Современное представление о естественном интеллекте во многом коррелирует с кантовским понятием рассудка, прежде всего в признании его способностью к мышлению, осмыслению, познавательным операциям, категоризации и систематизации эмпирических данных. В то же время сегодняшняя трактовка более развернута: она охватывает нейробиологическую субстратность, процессы обучения, долговременную память, адаптивность и решение задач, тогда как Кант усматривал в рассудке

преимущественно априорную когнитивную способность, которая структурирует и тем самым делает возможным всякий опыт.

Задействую кантовский аспект, формулировку естественного интеллекта можно уточнить следующим образом:

Естественный интеллект — это биологически детерминированная когнитивная система, благодаря нейрофизиологическим механизмам обеспечивающая осмысленное восприятие реальности через мышление, категории и правила, что даёт возможность интегрировать опыт, обнаруживать закономерности, решать проблемы, обучаться и гибко адаптироваться к динамическим условиям среды.

По Канту, человеческий интеллект изначально пребывает в матрице априорных форм познания.

Согласно Канту, человеческий разум отнюдь не «*tabula rasa*», куда опыт просто механически заносит чувственные данные.

Интеллект уже содержит врождённые когнитивные схемы, которые: систематизируют чувственные впечатления; обеспечивают идентификацию объектов; позволяют формировать логические суждения; устанавливают закономерные связи между явлениями; открывают возможность для конструирования научного знания.

Однако априорное — это вовсе не предзаданное содержание.

По Канту, у новорождённого нет законченных суждений вроде «огонь обжигает», «земной шар сферичен», « $2+2=4$ » или «стекло трескается при ударе»; врожденны лишь априорные формы пространства и времени, а содержание даёт опыт.

Априорное — не склад готовых знаний в уме; это, скорее, матрица, логическая схема, условие познания. Проще: опыт поставяет «сырое» содержание, а априорные категории его упорядочивают.

Если рассматривать интеллект как умение понимать, судить, обнаруживать связи, конструировать понятия, решать задачи и усваивать знание, то, по Канту, он немислим без априорных форм.

Человек не лишь фиксирует чувственные данные; с первых мгновений познания он организует опыт априорными схемами пространства, времени, каузальности и иных категорий рассудка.

Следовательно, априорное выступает не внешней «надстройкой» поверх разума, а его фундаментальной предпосылкой.

В нынешней психологии и когнитивистике обнаруживаются сходные представления, хотя формулируют их иными словами. Говорят о врождённых когнитивных архитектурах, базовых перцептивных схемах, нейронных предрасположенностях, универсальных алгоритмах обработки сведений и о «предиктивных» моделях деятельности мозга.

Однако Кант излагает не нейробиологическую модель мозга, а трансцендентально-философскую концепцию, исследующую априорные условия возможности познания.

Да, по Канту, в устройстве человеческого разума даны априорные формы познания.

Речь идёт здесь не о готовых знаниях, а об априорных формах чувственности и ментальных категориях, структурирующих и осмысляющих всякий возможный опыт.

Интеллект не ограничивается пассивным усвоением опыта; он изначально наделён структурными формами, трансформирующими пережитое в осмысленное знание.

Человеческий естественный разум не сводится к сугубо эмпирическому автомату, поскольку любая когнитивная операция опирается на доопытные формы восприятия, различения, репрезентативной памяти, постановки целей, каузального схватывания и концептуального обобщения. Именно эти

трансцендентальные, априорные схемы образуют не добавочный пласт мышления, а само условие его возможности.

Априорное выступает не самостоятельным компонентом интеллекта, а фундаментальным основанием, без которого сам интеллект неспособен функционировать.

В дальнейших параграфах покажем, что кантовскую модель можно формализовать как строгую математическую конструкцию и реализовать в виде программного обеспечения для ЭВМ.

По результатам проведённого анализа исследователи выделяют ключевые положения: между человеческим мозгом и интеллектом существует неразрывная корреляция; каждый индивид, обладающий биологическим мозгом, имеет интеллект; интеллект тесно связан с врождёнными, априорными знаниями; именно врождённая компонента служит энергетическим и функциональным фундаментом мыслительной активности; в использованных дефинициях интеллекта авторы нигде не упоминали присутствие алгоритмов либо числовых конструкций классической математики.

Психология интеллекта: парадоксы исследования М.А. Холодной

Марина Александровна Холодная — известный современный российский психолог, профессор, доктор психологических наук, исследующий когнитивные и личностные аспекты интеллекта; возглавляет лабораторию психологии способностей и ментальных ресурсов им. В. Н. Дружинина Института психологии РАН.

Подход М.А. Холодной к проблеме интеллекта [39] представляет российскую научную традицию, где интеллект трактуется не как простая совокупность когнитивных способностей или результат теста IQ, а как особый способ структурирования и организации личного ментального опыта.

Согласно М.А. Холодной, интеллект — это психическая реальность, обусловленная структурой и динамикой личного когнитивного опыта.

Таким образом, когнитивный потенциал индивида определяется не только быстротой мыслительных процессов, ёмкостью рабочей и долговременной памяти или точностью логических операций, но и структурой знания, методами обработки сведений, выбранными когнитивными стратегиями и системой личностных значений.

В данной парадигме интеллект трактуется как способность индивида продуктивно организовывать и гибко реконфигурировать собственные когнитивные схемы ради решения задач, интерпретации реальности и быстрой адаптации к изменяющимся условиям.

Основная мысль концепции: интеллект — это специфическая форма структурирования личного ментального опыта. К нему относятся: знания индивида о мире; методы обработки информации; устойчивые когнитивные схемы; а также применяемые интеллектуальные стратегии; методики формулировки и урегулирования задач; специфика осмысления и трактовки обстоятельств; личностный когнитивный почерк.

Чем обширнее, пластичнее и системнее структурирован когнитивный опыт, тем выше интеллектуальная продуктивность индивида.

По М. А. Холодной, ментальный опыт структурируется на несколько уровней-компонентов.

Когнитивный опыт — совокупная система знаний и механизмов их организации, хранения и переработки, включающая понятия, ментальные образы, категории, когнитивные схемы, методы анализа и обобщения информации.

Именно он определяет, каким образом человек воспринимает, осмысливает, классифицирует и упорядочивает поступающую информацию. Метакогнитивный опыт — это система саморегуляции познавательных процессов. Она включает: прогнозирование и планирование решения задачи;

мониторинг хода рассуждений; обнаружение и коррекцию ошибок; адаптивный выбор стратегии; осознание собственных когнитивных ресурсов; регулярную рефлексия.

Метакогнитивный опыт позволяет человеку не просто мыслить, но и контролировать когнитивные процессы.

Интенциональный опыт — это интегрированная система когнитивных предпочтений, установок и направлений познавательной активности индивида. Он отражает: что человеку по-настоящему интересно; какие вопросы он обычно формулирует; какие задачи признаёт приоритетными; на какие методы и стратегии познания опирается; какие цели конструирует в собственной интеллектуальной деятельности.

Интенциональный опыт формирует селективную и целенаправленную работу интеллекта.

В данной теории Холодный интеллект оценивается не только по уровню, но и по качественной структуре когнитивного опыта.

К ключевым критериям относят: дифференцированность — умение чётко распознавать значимые характеристики объектов, явлений и ситуаций; интегрированность — способность увязывать разрозненные компоненты в единую, функционально целостную структуру; обобщённость — навык переходить от единичных примеров к выявлению универсальных закономерностей.

гибкость — умение перестраивать стратегии решения; рефлексивность — способность осознать, анализировать и регулировать собственное мышление; открытость опыту — готовность принимать новые данные и корректировать устоявшиеся представления.

В модели Холодной центральным понятием выступает интеллектуальная компетентность.

Под этим понимают способность индивида продуктивно задействовать имеющиеся знания и когнитивные стратегии в многообразии жизненных и

профессиональных контекстов. Интеллектуально компетентная личность: улавливает ядро задачи; подбирает оптимальные методики решения; критически фильтрует данные; распознаёт альтернативы; осуществляет метаконтроль; переносит усвоенные модели в новые ситуации.

Следовательно, интеллект выражается не лишь в точности ответов, но также в глубине когнитивного понимания, аналитического мышления и эффективного поведения.

По мнению М.А. Холодной, индивиды различаются не лишь уровнем интеллектуальных ресурсов, но и своеобразием структурирования личного когнитивно-ментального опыта, то есть стилем мышления.

Индивидуальные различия выражаются через спектр когнитивных стилей, стратегий решения задач, уровень метарефлексии, специфику усвоения информации, интеллектуальные интересы и степень способности к концептуализации.

Теория Холодной об интеллекте стала ключевой для современной педагогики и психологии обучения.

Тем самым подчёркивается, что формирование интеллекта предполагает не столько оттачивание памяти и логики, сколько углубление когнитивного и метакогнитивного опыта самого студента.

В современной педагогической практике важно: формировать целостные системные знания; развивать способность формулировать исследовательские вопросы; обучать эффективным когнитивным стратегиям; усиливать метакогнитивную рефлексию; совершенствовать планирование и самоконтроль познавательных действий; обеспечивать автономный поиск решений; учитывать индивидуальные когнитивные стили.

Ключевая миссия системы образования — не просто транслировать знания, а помогать учащемуся структурировать свой когнитивный опыт.

Ключевое внимание данной теории сосредоточено вовсе не на фиксации коэффициента интеллекта, а на детальном исследовании

когнитивных механизмов, структуры внутреннего умственного опыта и его эволюции.

Некоторые предложения и замечания.

По мнению авторов данной монографии, теория М.А. Холодной является базовой для системы высшего образования, поскольку обеспечивает формирование и совершенствование ментального опыта студента, что особенно значимо при интеграции высшего образования и искусственного интеллекта.

Интеллект, определенный Зиновьевым

Александр Александрович Зиновьев (1922–2006) — многогранный мыслитель: профессор, доктор наук, логик, философ, социолог, писатель.

Александр Александрович Зиновьев рассматривал интеллект [40,41] не как абстрактную «способность ума» отдельного человека и не как сумму психологических качеств вроде памяти, сообразительности или обучаемости.

Для него интеллект — это сложное социально-языковое, познавательное и бытийное явление, возникающее в истории человечества и существующее прежде всего в формах знаковой деятельности, науки, культуры, идеологии, коммуникации и организации общественной жизни. Им введено понятие логический интеллект.

Зиновьев избегает слишком расплывчатого употребления слова «интеллект» и предпочитает говорить о **«факторе понимания»** или **«интеллектуальном факторе»**. Это важно: интеллект у него — не просто умение решать задачи, а способность понимать мир, общество, самого человека и процессы, в которых он участвует.

Фактор понимания выражается в словах, фразах, текстах, теориях, понятиях, утверждениях. То есть интеллект для Зиновьева не существует вне языка. Человеческое мышление, научное познание, социальные представления и идеологические конструкции воплощаются в знаках.

Поэтому интеллект нельзя изучать только как внутреннее психологическое состояние индивида. Его надо рассматривать как явление, обьективированное в языке и культуре.

Отсюда следует один из главных тезисов Зиновьева: **все явления интеллекта являются языковыми объектами**, но при этом они имеют определенное бытийное содержание и возникают в процессах познания.

Иными словами, интеллект включает три стороны:

- *Языковую* — он выражается в знаках, понятиях, текстах, теориях.
- *Бытийную* — он относится к реальности, к тому, что существует.
- *Познавательную* — он создается в ходе исследования, наблюдения, анализа, логических операций.

Зиновьев рассматривает логику, онтологию и гносеологию не как три изолированные философские дисциплины, а как аспекты единой науки о человеческом интеллекте.

Логика изучает языковую и знаковую организацию мышления.

Онтология связана с бытийным содержанием интеллектуальных конструкций, то есть с тем, к каким объектам и процессам они относятся.

Гносеология рассматривает познавательные процессы, благодаря которым возникают знания.

Такой подход означает, что мышление нельзя понять только через формальные схемы рассуждения.

Формальная логика, по Зиновьеву, недостаточна, если она отрывается от реального содержания познания и от практики человеческой языковой деятельности.

Логический интеллект — это не набор простых операций вроде вывода, классификации или сравнения. Это исторически сформированная способность человечества строить понятия, утверждения, теории и методы исследования, позволяющие понимать реальность.

Зиновьев подчеркивает: логический интеллект возник не сразу. Прошли тысячелетия, прежде чем человечество создало развитые формы логического мышления. Поэтому интеллект нельзя сводить к природной способности отдельного человека. Он является результатом длительной исторической эволюции.

Особенно важна мысль о том, что логический интеллект существует не только и не столько как интеллект отдельных людей, сколько как **интеллект человечества**, аккумулированный в совокупной языковой практике. Эта практика включает: естественные языки; научные языки; системы понятий; методы исследования; теории; культурные формы передачи знания; образовательные институты; научные традиции.

Человек становится носителем логического интеллекта лишь потому, что включается в уже существующую систему знаков, понятий и способов рассуждения. Он наследует достижения предшествующих поколений.

Поэтому Зиновьев скептически относится к идее создания искусственного устройства, равного человеческому логическому интеллекту или превосходящего его. По его мнению, такая идея основана на примитивном понимании интеллекта, когда его сводят к отдельным логическим операциям или вычислительным процедурам. Настоящий логический интеллект шире: он включает исторически накопленную языковую практику человечества, бытийное содержание знаний и процессы научного познания.

Для анализа познавательного аспекта интеллекта Зиновьев выбирает науку, потому что именно в ней познание становится профессиональной деятельностью.

Наука — это сфера, где интеллект приобретает наиболее развитые и специализированные формы.

Логическая методология у Зиновьева является прежде всего **методологией научного познания**. Ее задача — не просто описывать правила

рассуждения, а помогать исследовать реальные объекты, выявлять законы, строить понятия и проверять утверждения.

Зиновьев считает, что в отличие от природных явлений, социальные объекты включают субъективные факторы. Люди, группы, классы, организации, государства обладают интересами, волей, целями и способностью к сознательному действию. Поэтому социальная реальность не может быть понята только через внешнее наблюдение или математическое моделирование.

Зиновьев подчеркивает, что деловые, экономические, социальные и политические проблемы не являются чисто академическими. Для их решения недостаточно «математического» интеллекта, стремящегося к оптимальному техническому решению. В этих сферах сталкиваются интересы различных людей и объединений. Здесь интеллект работает в условиях борьбы, конкуренции, манипуляции и власти.

Таким образом, социальный интеллект включает не только способность познавать истину, но и способность планировать, рассчитывать, управлять, командовать, влиять и защищать интересы некоторого социума.

Зиновьев резко критикует представление о том, что рост информации автоматически означает рост интеллекта.

В XX веке добывание сведений об эмпирических фактах перестало быть главным затруднением.

Информации стало слишком много. Но изобилие информации не привело к росту понимания.

Напротив, Зиновьев говорит о загрязнении интеллектуальной среды человечества. Он сравнивает ее с природной средой, загрязненной отходами промышленности. Планета, по его выражению, захламлена информацией не меньше, чем индустриальными отходами.

Информация стала дешевым продуктом жизнедеятельности общества, но это не сделало людей интеллектуально богаче. В информационном потоке

огромную массу составляют: дезинформация; псевдокультура; идеологические клише; пропагандистские схемы; интеллектуальный мусор. средства моральной деградации; поверхностные мнения; ложные объяснения.

Поэтому информационное общество у Зиновьева предстает не как царство знания, а как пространство **информационного тоталитаризма**, где потоки сообщений используются как в положительных, так и отрицательных целях.

Одним из центральных мотивов Зиновьева является мысль о деградации фундаментального интеллекта. Он признает, что современность принесла колоссальные успехи в эмпирических открытиях, технических изобретениях и усовершенствованиях. Но этот прогресс, по его мнению, не равен прогрессу понимания.

Человечество создает миллионы специалистов, способных решать частные практические задачи. Однако при этом исчезает способность к фундаментальному мышлению — к пониманию глубинных закономерностей общества, сознания и исторического процесса.

Зиновьев говорит о парадоксе: рост интеллектуального могущества человечества сопровождается помутнением умов. Чем больше технических средств, информации и специализированных знаний, тем слабее способность к целостному логическому пониманию.

Так возникает ситуация, когда образованные люди обладают большим количеством сведений и навыков, но остаются логически безграмотными. Они умеют выполнять функции, но не понимают целого, пример настоящего времени - «русофобия».

Особенно резко Зиновьев высказывается о компьютеризации и обожествлении вычислительной техники. Он считает, что для современной американизированной цивилизации подлинным «умом» стала самая примитивная часть человеческого интеллекта — компьютер.

Компьютерный интеллект, по Зиновьеву, является материализованным интеллектуальным примитивизмом. Он может выполнять операции, обрабатывать данные, решать частные задачи, но не обладает человеческим логическим интеллектом в полном смысле.

Главная ошибка современной цивилизации заключается в том, что она принимает вычислительную мощность за ум, информацию — за знание, а техническую эффективность — за понимание. В результате примитивная часть интеллекта возводится в ранг вершины прогресса.

Зиновьев опасается, что будущее человечества может стать господством высокотехнических, но интеллектуально примитивных существ, не понимающих фундаментальных закономерностей сознания и общества.

Зиновьев подчеркивает, что интеллект не появляется сам собой. Он создается, производится, сохраняется, распространяется и используется.

Поэтому главный вопрос состоит в том: кто производит интеллект; как он производится; для кого он производится; в каком виде он существует; как он хранится; как развивается; как распространяется; как используется.

Эта постановка вопроса переводит проблему интеллекта из области индивидуальной психологии в область социальной организации.

Интеллект становится ресурсом, средством власти, предметом борьбы и объектом управления.

Зиновьев видит будущее человечества крайне тревожно. Он считает, что господствующий интеллект современного мира не является интеллектом мудрецов, ученых и подлинных исследователей.

Отсюда его прогноз: человечество может прийти к состоянию тотального оглушения, замаскированного под прогресс. Технические достижения будут расти, количество информации будет увеличиваться, но способность к фундаментальному и системному пониманию будет снижаться.

По Зиновьеву — в университетах, школах, исследовательских центрах, учебниках, фильмах, газетах и журналах — интеллект часто оказывается

непригодным для решения проблем новой эпохи. Он воспроизводит не ясность понимания, а помутнение умов.

Интеллект в понимании Зиновьева — это не просто способность отдельного человека мыслить. Это исторически сформированная система языковых, познавательных и бытийных форм, через которые человечество понимает реальность.

Особенно важным является логический интеллект — высшая форма интеллектуальной деятельности, связанная с языком, наукой, методологией и способностью к фундаментальному пониманию.

По А.А. Зиновьеву «Интеллект — это исторически созданный и социально организованный фактор понимания, существующий в языковых формах, имеющий бытийное содержание и возникающий в процессах познания; его высшей формой является логический интеллект, обеспечивающий научное и фундаментальное понимание реальности.»

Мнение Зиновьева - мышление нельзя понять только через формальные схемы рассуждения, является и можно рассматривать как модель в проектах ИИ с мышлением.

Некоторые предложения и замечания

Логический интеллект — это не набор простых операций вроде вывода, классификации или сравнения. Это исторически сформированная способность человечества строить понятия, утверждения, теории и методы исследования, позволяющие понимать реальность, можно рассматривать как новую модель интеллектуальной составляющей в проектах ИИ.

Весьма интересен взгляд Зиновьева на информацию и ее значение для интеллекта в условиях всеобщей цифровизации.

Зиновьев скептически относится к идее создания искусственного устройства (ИИ), равного человеческому логическому интеллекту или превосходящего его.

Концепция интеллекта преподавателя вуза Р. Дж. Стернберга

В рамках концепции Р. Дж. Стернберга интеллект преподавателя вуза можно определить через **триархическую теорию интеллекта** и идею **успешного интеллекта**.

Р. Стернберг [42] рассматривал интеллект не только как способность решать тестовые задачи, а как способность человека: достигать целей; адаптироваться к среде; изменять среду; выбирать наиболее подходящую среду; использовать свои сильные стороны и компенсировать слабые.

В его концепции интеллект включает три взаимосвязанных компонента:

- *аналитический интеллект;*
- *творческий интеллект;*
- *практический интеллект;*
- *успешный интеллект преподавателя вуза.*

Поэтому интеллект преподавателя вуза можно понимать не только как высокий уровень знаний, но и как способность эффективно действовать в образовательной, научной и коммуникативной среде университета.

Аналитический интеллект связан со способностью: анализировать учебный материал; выделять главное и второстепенное; логически структурировать содержание дисциплины; оценивать качество научных источников; выявлять ошибки в рассуждениях студентов; разрабатывать критерии оценки знаний; проводить научный анализ.

У преподавателя вуза аналитический интеллект проявляется, например, когда он: составляет рабочую программу дисциплины; проектирует лекцию; анализирует результаты контрольных работ; сопоставляет разные научные подходы; объясняет студентам сложную теорию через логически выстроенную систему понятий.

То есть аналитический интеллект обеспечивает **научную обоснованность, логичность и доказательность преподавательской деятельности**.

Творческий интеллект преподавателя

Творческий интеллект в концепции Стернберга связан со способностью работать с новыми ситуациями, создавать оригинальные решения и выходить за рамки шаблонов.

У преподавателя вуза он проявляется в способности: разрабатывать авторские курсы; использовать новые образовательные технологии; создавать нестандартные задания; находить оригинальные способы объяснения сложного материала; адаптировать учебный процесс к современным требованиям; генерировать научные идеи; организовывать исследовательскую деятельность студентов.

Например, преподаватель с развитым творческим интеллектом может не просто пересказывать учебник, а создавать проблемные лекции, кейсы, проектные задания, дискуссии, цифровые образовательные материалы.

Таким образом, творческий интеллект обеспечивает **инновационность и гибкость педагогической деятельности**.

Практический интеллект преподавателя

Практический интеллект — один из наиболее важных компонентов для преподавателя вуза. Он означает способность применять знания в реальных жизненных и профессиональных ситуациях.

У преподавателя он выражается в умении: управлять аудиторией; устанавливать контакт со студентами; учитывать уровень подготовки группы; выбирать подходящие методы обучения; решать конфликтные ситуации; мотивировать студентов; организовывать самостоятельную работу; взаимодействовать с коллегами и администрацией; применять профессиональный опыт в непредсказуемых ситуациях.

Например, если группа слабо подготовлена, преподаватель с развитым практическим интеллектом изменит темп объяснения, подберёт дополнительные примеры, перестроит задания и найдёт способ сохранить учебную мотивацию.

Практический интеллект обеспечивает адаптивность и результативность преподавателя в реальной образовательной среде.

Успешный интеллект преподавателя вуза

Позднее Стернберг развивал идею **успешного интеллекта**. Он считал, что интеллектуально успешный человек умеет: использовать свои сильные стороны; компенсировать слабые; адаптироваться к требованиям среды; преобразовывать среду; выбирать среду, соответствующую своим возможностям и целям.

В этом смысле успешный интеллект преподавателя вуза проявляется в том, что он умеет: эффективно преподавать разные дисциплины; адаптироваться к разным группам студентов; сочетать преподавательскую и научную деятельность; развивать профессиональную карьеру; внедрять инновации в обучение; поддерживать академическую репутацию; достигать образовательных результатов.

В рамках триархической теории Р. Дж. Стернберга интеллект преподавателя вуза можно определить как интегральную профессионально значимую способность, включающую аналитический, творческий и практический компоненты, обеспечивающие успешное решение педагогических, научно-исследовательских и организационно-коммуникативных задач в условиях высшего образования.

В табл. 4 приведены ключевые составляющие интеллекта Стернберга и проявление у преподавателя вуза.

Таблица 4. Ключевые составляющие интеллекта Стернберга и проявление у преподавателя вуза

Компонент интеллекта по Стернбергу	Проявление у преподавателя вуза
Аналитический интеллект	анализ учебного материала, логика объяснения, оценка знаний студентов
Творческий интеллект	разработка новых методик, авторских курсов, нестандартных заданий

Компонент интеллекта по Стернбергу	Проявление у преподавателя вуза
Практический интеллект	управление аудиторией, адаптация к студентам, решение педагогических ситуаций
Успешный интеллект	достижение образовательных и профессиональных целей в вузе

Концепция интеллекта преподавателя вуза М.А. Холодной

С точки зрения концепции М.А. Холодной, интеллект преподавателя вуза можно определить не просто как «высокий IQ» или объём знаний по дисциплине, а как **особую форму организации его профессионального ментального опыта**, которая обеспечивает эффективное понимание, объяснение, обучение, научную работу и взаимодействие со студентами.

Интеллект преподавателя вуза — это организованный профессионально-педагогический ментальный опыт, позволяющий ему понимать сложное содержание науки, преобразовывать его в доступную учебную форму, управлять собственной мыслительной и педагогической деятельностью, а также развивать интеллектуальные возможности студентов.

Преподавательский интеллект как ментальный опыт

В концепции Холодной интеллект связан с тремя основными компонентами ментального опыта: **КОГНИТИВНЫМ ОПЫТОМ; МЕТАКОГНИТИВНЫМ ОПЫТОМ; ИНТЕНЦИОНАЛЬНЫМ ОПЫТОМ.**

Если применить это к преподавателю вуза, то интеллект преподавателя проявляется в том, **как он знает, как мыслит, как управляет своим мышлением и чему придаёт значение в образовательной деятельности.**

Когнитивный опыт преподавателя

Когнитивный опыт — это система знаний, понятий, схем и способов переработки информации.

У преподавателя вуза он включает: глубокие предметные знания; понимание структуры своей научной области; умение видеть связи между темами, теориями, методами; способность выделять главное и второстепенное; умение объяснять сложное через понятные модели, примеры, аналогии; владение научным языком и умение переводить его в учебный формат; способность связывать теорию с практикой.

Например, преподаватель с развитым когнитивным опытом не просто пересказывает материал из учебника, а показывает его внутреннюю логику: откуда возникла проблема, какие есть подходы, в чём ограничения теорий, как знания применяются в реальности.

В этом смысле интеллект преподавателя проявляется в структурированности и глубине его профессиональных знаний.

Метакогнитивный опыт преподавателя

Метакогнитивный опыт — это способность управлять собственной интеллектуальной деятельностью.

Для преподавателя вуза это особенно важно, потому что он должен не только знать материал, но и осознанно организовывать процесс обучения.

Метакогнитивный компонент включает: планирование лекции, семинара, курса; выбор методов обучения; понимание того, какие темы трудны для студентов; контроль за тем, как студенты усваивают материал; умение менять объяснение, если аудитория не понимает; рефлекссию собственной педагогической деятельности; анализ ошибок в преподавании; корректировку образовательных стратегий.

Например, интеллектуально развитый преподаватель замечает, что студенты формально запоминают определения, но не понимают их смысла. Тогда он меняет метод: предлагает кейс, задаёт проблемный вопрос, даёт сравнительную таблицу или организует дискуссию.

То есть интеллект преподавателя проявляется в способности **управлять не только своим мышлением, но и интеллектуальной деятельностью студентов.**

Интенциональный опыт преподавателя

Интенциональный опыт — это система интеллектуальных предпочтений, ценностей, познавательных установок и направленности мышления.

У преподавателя он проявляется в том: насколько он заинтересован в развитии студентов; стремится ли он к научной новизне; открыт ли к разным точкам зрения; ценит ли критическое мышление; готов ли обновлять свои знания; ориентирован ли на диалог или только на передачу информации; воспринимает ли студентов как активных субъектов познания.

Например, один преподаватель может строить обучение как простую передачу готовых знаний: «запомните и воспроизведите». Другой — как совместное интеллектуальное исследование: «попробуем понять, почему это работает, какие есть альтернативы, где границы применения этой идеи».

С позиции Холодной второй вариант говорит о более развитой организации интеллектуального опыта, потому что он включает открытость, гибкость, проблемность и ориентацию на развитие мышления.

Как можно определить интеллект преподавателя по этой концепции

Если использовать концепцию Холодной, интеллект преподавателя вуза можно оценивать по следующим критериям.

1. Структурированность знаний

Преподаватель: видит систему дисциплины; умеет выстраивать материал логично; связывает отдельные темы в целостную картину; показывает междисциплинарные связи.

2. Гибкость мышления

Преподаватель: может объяснить один и тот же материал разными способами; адаптируется к уровню аудитории; использует разные образовательные технологии; способен менять стратегию преподавания.

3. Рефлексивность

Преподаватель: анализирует эффективность своих занятий; осознаёт сильные и слабые стороны своего преподавания; учитывает обратную связь; корректирует курс и методы обучения.

4. Способность к проблематизации

Преподаватель: не только сообщает факты, но и ставит вопросы; показывает противоречия и нерешённые проблемы науки; учит студентов рассуждать, а не просто воспроизводить материал.

5. Метакогнитивное сопровождение студентов

Преподаватель: учит студентов планировать учебную деятельность; показывает стратегии решения задач; объясняет, как работать с текстом, теорией, исследованием; развивает у студентов самоконтроль и критическую оценку собственных знаний.

6. Открытость новому опыту

Преподаватель: обновляет содержание курсов; учитывает современные исследования; осваивает новые методы преподавания; готов пересматривать собственные взгляды.

По концепции М.А. Холодной интеллект преподавателя вуза — это:

- не только знания по предмету;
- не только педагогические навыки;
- не только способность быстро решать задачи;
- а и **система профессионального ментального опыта**, которая позволяет преподавателю: понимать сложное научное содержание; структурировать и объяснять.

Интеллект преподавателя вуза

В настоящее время, примерно с начала 20-го века понятие интеллекта стали распространять не только на человека, а и на животных, растения.

Авторы считают, что можно начальную точку определить с публикации [43,44] Томаса Г. Гентри, в этой работе он прямо утверждал, что и растения, и животные демонстрируют проявления разума.

Подобное направление вяло развивалось до середины 20-го века, а далее и в настоящее время бурно исследуется и у авторов появился даже вопрос, если интеллект есть у животных, в общей концепции интеллекта, то очевидно и проекты ИИ им (животным) подойдут и цифровизация охватит все живое.

В настоящее время основные исследования — это психологическое рассмотрение интеллекта, затрагивающее все биологические системы и растения. Безусловно человек биологическая система. Однако у человека есть логическое мышление, и оно доминирует.

Величайший логик Зиновьев А.Л. всю свою жизнь занимался интеллектом человека. Интересное заключение в его монографии [40, с. 509] «Интеллект — что это такое? Слов об этом наговорено — невозможно измерить. Я за свою жизнь просматривал буквально тысячи разного рода разъяснений, истолкований, описаний, определений. Я стремился понять авторов, извинить им преходящие недоделки. Но за всю долгую жизнь я так и не встретил ни разу (ни разу!!) ни одного достаточно вразумительного, ясного, логически точного определения самого понятия «интеллект»».

Зиновьев А.Л. определил свою концепцию интеллекта человека назвав, её «логический интеллект» [41]. Концепция интеллекта Зиновьева не распространяется им на животный и растительный мир.

Зиновьев определяет интеллект не как «общая одарённость» или психологическая способность в широком смысле, а прежде всего как способность человека выполнять логические операции с языковыми и

понятийными конструкциями, строить, анализировать и проверять рассуждения.

Зиновьев рассматривает интеллект через призму логики как практической деятельности мышления. Для него логика — не только формальная дисциплина о правильных умозаключениях, но и инструмент организации мышления, речи, научного познания и анализа социальных явлений.

Поэтому логический интеллект — это способность:

- точно пользоваться понятиями;
- различать смысловые уровни языка;
- строить корректные определения;
- выявлять структуру рассуждений;
- отличать доказательство от внушения, риторики или идеологии;
- обнаруживать логические ошибки и подмены понятий;
- последовательно выводить следствия из принятых посылок.

Что для Зиновьева важно в интеллекте

- ✓ **Интеллект связан с языком.** Мышление, по Зиновьеву, невозможно рассматривать отдельно от языка. Человек мыслит не «чистыми образами», а с помощью знаков, слов, понятий, высказываний.

Поэтому развитый интеллект предполагает умение: понимать, что именно означают используемые слова; различать термин и обычное слово; не смешивать разные значения одного выражения; фиксировать смысл понятий в рассуждении.

- ✓ **Интеллект — это не просто знания.** Знания сами по себе ещё не делают человека интеллектуальным. Можно обладать большим количеством сведений, но плохо рассуждать. Для Зиновьева важнее не объём информации, а способность: анализировать информацию; связывать её в систему; проверять основания утверждений; делать выводы; видеть противоречия.

То есть интеллект — это прежде всего операциональная способность мышления.

✓ **Интеллект имеет логическую структуру.** Зиновьев подчёркивает, что мышление подчиняется определённым правилам. Нарушение этих правил ведёт к путанице, псевдознанию. Логический интеллект проявляется в умении: строить классификации; давать определения; устанавливать отношения между понятиями; различать причины, условия, следствия; отличать эмпирическое утверждение от теоретического; проверять аргументацию.

Следовательно, можно выразить концепцию Зиновьева следующим образом: «Логический интеллект человека — это развитая способность человека сознательно и правильно выполнять логические операции над языковыми выражениями, понятиями и высказываниями, обеспечивая тем самым точность мышления, доказательность рассуждений и критичность понимания действительности».

В психологическом понимании интеллекта часто связывают с: IQ; скоростью решения задач; памятью; обучаемостью; адаптацией к среде.

У Зиновьева акцент иной. Его интересует не столько измерение интеллекта, сколько культура правильного мышления. Поэтому его концепция ближе к логике, методологии науки и философии языка.

Можно расширить понятие интеллекта Зиновьева «Интеллект как логически организованную способность мышления, основанную на владении языком, понятиями, правилами рассуждения и критическим анализом. Это не просто эрудиция и не природная «сообразительность», а особая культура мышления, позволяющая человеку ясно понимать, строго рассуждать и разоблачать интеллектуальные ошибки и манипуляции.»

Какая концепция лучше определяет требования к интеллекту преподавателя вуза - логический интеллект Зиновьева или психологическое понимание интеллекта.

Авторы считают, что определения требований к интеллекту преподавателя вуза лучше использовать не одну концепцию, а их сочетание.

Но если выбирать, какая из них точнее задаёт профессиональные требования именно к преподавателю высшей школы, то концепция логического интеллекта Зиновьева выглядит более релевантной, потому что профессия преподавателя вуза в первую очередь связана с научным мышлением, аргументацией, понятийной строгостью и передачей способов рассуждения.

Логический интеллект Зиновьева лучше описывает ядро интеллектуальных требований к преподавателю вуза, а психологическое понимание интеллекта лучше дополняет его как описание общих когнитивных способностей: обучаемости, памяти, внимания, гибкости, скорости обработки информации и адаптации.

Для преподавателя вуза базовой профессиональной нормой является логический интеллект, но его эффективность зависит и от психологических компонентов интеллекта.

Почему логический интеллект Зиновьева особенно важен для преподавателя вуза.

Преподаватель высшей школы должен не просто обладать информацией, а уметь организовывать знание логически. Он работает с понятиями, теориями, доказательствами, методами, научными спорами.

С этой точки зрения концепция Зиновьева особенно хорошо задаёт требования к преподавателю, потому что включает:

- ✓ **Понятийную точность** - преподаватель должен ясно определять термины, различать близкие понятия, не допускать смысловых подмен.
- ✓ **Логическую последовательность изложения** - учебный материал должен быть выстроен не хаотично, а от оснований к выводам, от простого к сложному, от понятий к теориям.

- ✓ **Доказательность мышления** - в вузе важно не только сообщить студентам факт, но и показать, почему это утверждение обосновано.
- ✓ **Умение выявлять ошибки рассуждения** - преподаватель должен видеть логические ошибки в аргументации студентов, научных текстах, публичных дискуссиях.
- ✓ **Критичность** - высшее образование предполагает формирование способности мыслить самостоятельно, а не просто запоминать материал.
- ✓ **Методологическую культуру** - преподаватель должен понимать, как устроено научное знание: что такое гипотеза, теория, доказательство, модель, объяснение, интерпретация.

Именно это очень близко к тому, что Зиновьев называет логическим интеллектом.

Однако одной логической строгости недостаточно. Преподаватель вуза — это не только логик и исследователь, но и педагог, коммуникатор, организатор образовательной среды.

Если человек обладает сильным логическим интеллектом, но не умеет учитывать аудиторию, объяснять доступно, адаптировать материал, воспринимать обратную связь, то как преподаватель он может быть неэффективен.

Поэтому психологическое понимание интеллекта тоже важно.

Психологический подход шире описывает когнитивные и адаптивные способности человека. Для преподавателя вуза важны:

- **Вербальный интеллект** - умение ясно говорить, понимать тексты, формулировать мысли.
- **Абстрактное мышление** - способность работать с теориями, моделями, сложными понятиями.
- **Память и внимание** - необходимы для удержания большого объёма материала и управления занятием.

- **Когнитивная гибкость** - преподаватель должен менять способ объяснения, если студенты не понимают.
- **Социальный интеллект** – важно понимать реакцию аудитории, уровень подготовки студентов, групповую динамику.
- **Эмоциональный интеллект** - помогает выстраивать уважительную коммуникацию, снижать конфликтность, поддерживать мотивацию студентов.
- **Практический интеллект** - нужен для решения организационных и педагогических задач в реальных условиях.

Таким образом, психологическая концепция лучше описывает многофакторную эффективность преподавателя, но слабее задаёт именно научно-логическое ядро профессии. В табл. 5 показаны сравнительные характеристик двух направлений изучения интеллекта.

Таблица 5. Сравнение двух подходов

Критерий	Логический интеллект Зиновьева	Психологическое понимание интеллекта
Главный акцент	Правильное мышление, логика, понятия, доказательства	Общие когнитивные способности и адаптация
Связь с наукой	Очень сильная	Опосредованная
Значимость для вузовского преподавания	Очень высокая	Высокая, но как дополнение
Помогает оценить качество аргументации	Да	Не всегда напрямую
Учитывает коммуникацию и педагогику	Ограниченно	Лучше
Учитывает память, внимание, гибкость	Частично	Да
Учитывает социальные и эмоциональные аспекты	Слабо	Да

Критерий	Логический интеллект Зиновьева	Психологическое понимание интеллекта
Главный риск	Свести преподавание к формальной рациональности	Свести интеллект к тестируемым способностям

Мнение авторов о требованиях к интеллекту преподавателя вуза структурно имеет следующую иерархию.

Ядро требований — логический интеллект - преподаватель должен уметь: строго мыслить; ясно определять понятия; аргументировать; объяснять структуру знания; выявлять ошибки; отличать научное знание от мнения; обучать студентов культуре рассуждения.

Это лучше всего описывает Зиновьев.

Расширение требований — психологический интеллект - преподаватель также должен обладать: когнитивной гибкостью; коммуникативной компетентностью; педагогической адаптивностью; способностью понимать аудиторию; эмоциональной устойчивостью; памятью, вниманием, речевой развитостью.

Это лучше описывает психологическая традиция.

В таблице 6 показаны итоги интеллекта преподавателя вуза.

Таблица 6. Требования к интеллекту преподавателя вуза

Критерии	Концепция интеллекта
Интеллектуальные требования именно к преподавателю вуза как носителю научного знания, лучше подходит	Концепция логического интеллекта Зиновьева
Общая профессиональная пригодность преподавателя	Психологическое понимание интеллекта, особенно социальным, эмоциональным и педагогическим компонентами

Рекомендации авторов:

Интеллект преподавателя вуза должен иметь логическое ядро в смысле Зиновьева и психологически развитую периферию: когнитивную гибкость,

коммуникативность, социальную чувствительность и способность к педагогической адаптации.

Априорные знания преподавателя вуза

Исследования И. Канта убедительно показывают наличие априорных знаний интеллекта у каждого человека. Интерес авторов преподаватель вуза.

Авторы считают, что в интеллект преподавателя вуза априорные знания можно включить как слой предварительных профессионально-когнитивных структур, которые преподаватель использует *до конкретного урока, до знакомства с конкретной группой и до анализа конкретной ситуации обучения.*

То есть это не обязательно «готовые факты», а скорее заранее имеющиеся схемы понимания, оценки и действия.

А как следствие - априорные знания в интеллекте преподавателя — это предварительно заданные или ранее сформированные когнитивные, логические, методические и ценностные структуры, с помощью которых преподаватель воспринимает учебную ситуацию, понимает ученика, объясняет материал, выбирает методы обучения и оценивает результаты.

Это то, с чем преподаватель уже входит в образовательную ситуацию и благодаря чему может действовать не с нуля.

Что входит в априорные знания преподавателя

Логические априорные структуры — это способность преподавателя мыслить последовательно: различать понятие, суждение, доказательство; видеть причинно-следственные связи; строить объяснение от простого к сложному; выявлять противоречия; отличать аргумент от мнения; задавать структуру рассуждения.

Например, преподаватель заранее понимает, что объяснение должно быть не хаотичным, а логически организованным.

Предметные априорные знания — это базовое знание своей дисциплины, которое преподаватель приносит в обучение.

Например, преподаватель математики уже знает: основные понятия; методы решения задач; типичные ошибки; внутреннюю логику предмета; какие темы являются фундаментом для следующих.

Здесь «априорное» означает не врождённое, а предшествующее конкретному обучающему акту.

Методические априорные схемы — это заранее имеющиеся представления о том, как учить.

Например: сначала актуализировать прежние знания; затем дать новый материал; затем показать пример; затем дать самостоятельную практику; затем проверить понимание; затем скорректировать ошибки.

Сюда относятся: методы объяснения; способы постановки вопросов; приёмы обратной связи; формы контроля; сценарии урока; способы мотивации.

То есть преподаватель уже имеет набор педагогических схем, которые применяет в новой ситуации.

Психологические априорные представления об студенте - преподаватель заранее предполагает, что студент: может не понимать терминов; нуждается в мотивации; имеет разный темп усвоения; делает типичные ошибки; учится через повторение и практику; может испытывать страх, скуку, интерес или сопротивление; нуждается в обратной связи.

Это не знание о конкретном студенте, а предварительная модель обучающегося.

Можно сказать: преподаватель входит в аудиторию уже с некоторой моделью студента.

Ценностно-нормативные априоры - преподаватель имеет заранее принятые нормы: обучение должно быть осмысленным; студента нельзя унижать; знания должны быть проверяемыми; оценка должна быть

справедливой; преподаватель несёт ответственность за объяснение; цель обучения — не только передача информации, но и развитие мышления.

Это важный слой интеллекта преподавателя, потому что он определяет не только *как* преподаватель думает, но и *зачем* он действует.

Как это включить в структуру интеллекта преподавателя? Можно представить интеллект преподавателя как систему из нескольких компонентов:

Предметный интеллект - знание дисциплины и её внутренней логики.

Логический интеллект - способность строить объяснение, аргументацию, доказательство.

Методический интеллект - умение выбирать способы обучения.

Психологический интеллект - понимание состояния и возможностей студентов.

Коммуникативный интеллект - умение говорить понятно, слушать, задавать вопросы, управлять диалогом.

Рефлексивный интеллект - способность анализировать собственные ошибки и менять стратегию.

Ценностный интеллект - понимание целей, норм и ответственности преподавания.

Априорные знания можно добавить, как основание каждого из этих компонентов. Например:

Таблица 7. Роль априорных знаний в каждом виде компонента

Компонент интеллекта	Априорные знания
Предметный	Базовые понятия дисциплины
Логический	Правила вывода и объяснения
Методический	Схемы урока и обучения
Психологический	Модели а и усвоения
Коммуникативный	Нормы диалога
Рефлексивный	Критерии оценки собственной деятельности

Компонент интеллекта	Априорные знания
Ценностный	Педагогические нормы и цели

Следовательно:

Априорные знания преподавателя — это предварительно имеющиеся у него понятийные, предметные, методические, психологические и ценностные схемы, которые предшествуют конкретной педагогической ситуации и позволяют ему распознавать учебные проблемы, выбирать способы объяснения, прогнозировать трудности учащихся и организовывать обучение.

Важно различать два вида априорного

Абсолютно априорное - то, что связано с базовыми структурами мышления: логика; способность классифицировать; причинность; различение истинного и ложного; языковая способность. Это ближе к философскому смыслу априори.

Относительно априорное - то, что было получено раньше, но выступает как предварительное по отношению к конкретному занятию: педагогический опыт; знание предмета; методика; профессиональные установки; опыт работы с студентами.

Для интеллекта преподавателя особенно важно именно относительно априори. То есть преподаватель не рождается с методикой преподавания, но в каждой новой учебной ситуации он использует уже накопленные схемы как априорные.

Рассмотрим пример.

Преподаватель приходит на занятие по новой теме. До встречи с конкретной группой у него уже есть: знание темы; понимание, какие понятия сложные; ожидание типичных ошибок; представление о последовательности объяснения; критерии правильного ответа; способы проверки понимания; нормы общения.

Это и есть априорный слой его педагогического интеллекта. Но затем он сталкивается с реальной ситуацией: группа слабее, чем ожидалось; задают неожиданные вопросы; кто-то не понимает базовых терминов; времени меньше; мотивация низкая.

Тогда включается эмпирический и адаптивный слой интеллекта: преподаватель корректирует свои схемы.

В интеллект преподавателя [36,37,45] априорные знания можно включить как предварительный когнитивно-методический каркас, с помощью которого преподаватель заранее структурирует предмет, студента, процесс объяснения и критерии оценки.

Априорные знания преподавателя — это профессиональные схемы мышления и действия, которые предшествуют конкретному уроку и направляют его педагогические решения.

Априорные знания в концепции Зиновьева и психологическом представлении

Логический интеллект Зиновьева

У Зиновьева интеллект связан с логическим мышлением, языком, понятиями, правилами рассуждения.

Поэтому априорное знание здесь можно понимать не как врождённые факты о мире, а как предпосылки, без которых вообще невозможно логическое мышление.

То есть априорное — это то, что интеллект использует до конкретного опыта и независимо от него.

Например: правила логического вывода; законы тождества, не противоречия, исключённого третьего; способность различать объект и признак; способность строить понятия; различие между истинным и ложным высказыванием; формы суждения и умозаключения; языковые и понятийные схемы.

Следовательно, в логическом интеллекте априорные знания — это исходные логические формы, правила и схемы, которые делают возможным понятийное мышление.

Но важно: у Зиновьева это, скорее всего, не будет «психологическим врождённым содержанием», а будет связано с логической организацией мышления.

То есть априорное здесь ближе к: логическим нормам; правилам оперирования понятиями; структурам рассуждения; способам построения знания.

Логический интеллект включает априорный компонент как систему исходных логических правил и категориальных форм, позволяющих строить, проверять и связывать высказывания независимо от конкретного эмпирического содержания.

Например, чтобы понять фразу: «Все люди бегают по утрам. Сократ — человек. Следовательно, Сократ бежит по утрам», человеку не нужно каждый раз опытно проверять саму форму вывода. Он уже использует априорную логическую схему.

Психологическое понимание интеллекта

В психологии интеллект чаще понимается как способность: адаптироваться; решать задачи; учиться; обрабатывать информацию; использовать опыт; выбирать эффективные действия.

Тогда априорные знания можно понимать шире — как врождённые или заранее заданные когнитивные структуры, которые направляют обучение и поведение.

Например: врождённые механизмы восприятия; способность распознавать лица; пространственные схемы; базовые категории: объект, движение, количество, причина; инстинктивные программы поведения; генетически заданные реакции; нейронные предрасположенности; врождённые механизмы обучения; биологические ограничения восприятия.

В таком подходе априорное — это не обязательно *знание в виде утверждений*. Это могут быть предустановленные схемы обработки информации.

В психологическом понимании интеллекта априорные знания — это врождённые или доопытные когнитивные структуры, которые задают способы восприятия, обучения, классификации и решения задач.

Например, ребёнок не рождается с готовой физикой Ньютона, но он может иметь базовые ожидания: предметы существуют непрерывно; предметы не исчезают бесследно; движение имеет направление; живое отличается от неживого; лица и голоса социально значимы.

Эти структуры помогают ему учиться.

Априорное в интеллекте бывает трёх уровней:

Логическое априори - формы рассуждения, правила вывода, понятийные структуры. *Это ближе к Зиновьеву.*

Когнитивное априори - врождённые схемы восприятия, памяти, внимания, классификации, обучения. *Это ближе к психологии.*

Биологическое априори - генетически и эволюционно заданные программы реакции на среду. *Это ближе к биологии, этологии, когнитивной науке растений.*

Итоговые определения.

Априорные знания в структуре интеллекта — это доопытные или предварительно заданные формы, схемы и правила обработки информации, которые не выводятся из индивидуального опыта, но делают возможными обучение, рассуждение, адаптацию и решение задач.

В логическом интеллекте априорные знания выступают как система логических правил, категориальных различений и понятийных форм, позволяющих субъекту строить осмысленные высказывания и выводы независимо от конкретного эмпирического содержания.

В психологическом понимании интеллекта априорные знания — это врождённые когнитивные структуры и предрасположенности, задающие способы восприятия, обучения, классификации и решения задач.

У Зиновьева априорное — это прежде всего логические формы мышления.

В психологии априорное — это врождённые когнитивные схемы и механизмы обработки информации.

В биологическом расширении — это эволюционно заданные программы адаптации и реагирования.

Но если речь идёт о требованиях к интеллекту преподавателя вуза, то предпочтительнее концепция Зиновьева, потому что она описывает именно человеческий, логический, понятийный, научно ориентированный интеллект.

Психологическое понимание интеллекта шире по биологическому охвату, но концепция логического интеллекта Зиновьева точнее по отношению к вузовскому преподавателю.

Пример. Как определить Априорные знания в профессиональной деятельности инженера по ИИ.

Априорные знания в профессиональной деятельности инженера по ИИ

Априорные знания инженера по ИИ — это заранее имеющиеся теоретические, методологические, технические и предметные представления, которые специалист использует до анализа конкретного датасета, модели или задачи и которые направляют выбор методов, архитектур, метрик, ограничений и способов проверки ИИ-системы.

Это то, что инженер по ИИ уже знает и предполагает до начала работы над конкретным проектом и благодаря чему не действует “с нуля”.

Что входит в такие априорные знания

Математико-статистические знания - например: вероятность, линейная алгебра, оптимизация, статистические распределения, переобучение, регуляризация.

Знания о машинном обучении - например: supervised/unsupervised learning, классификация, регрессия, обучение с подкреплением, нейронные сети, трансформеры, градиентный спуск.

Методологические схемы работы - например: сначала понять задачу, затем изучить данные, выбрать baseline, определить метрики, обучить модель, провести валидацию, протестировать, внедрить и мониторить.

Априорные предположения о данных - например: данные могут быть шумными, несбалансированными, смещёнными, неполными, содержать выбросы или утечки целевой переменной.

Априорные представления о моделях - например: более сложная модель не всегда лучше; модель может переобучаться; качество зависит от данных; интерпретируемость может быть важнее максимальной точности.

Предметные знания области применения - например: в медицине важна чувствительность и безопасность, в финансах — риск и объяснимость, в образовании — справедливость и педагогическая корректность.

Инженерные ограничения - например: вычислительные ресурсы, скорость инференса, стоимость обучения, масштабируемость, требования к безопасности и отказоустойчивости.

Этические и правовые нормы - например: приватность данных, не дискриминация, прозрачность, ответственность, соблюдение законодательства и требований к безопасности ИИ.

В табл. 8 показано как априорные знания проявляются в работе инженера ИИ.

Таблица. 8. Априорные знания в работе инженера ИИ

Вид априорных знаний	Как проявляется в работе инженера по ИИ
Математические	Выбор алгоритма, понимание ошибок и вероятностей
Статистические	Оценка данных, проверка гипотез, борьба со смещениями
ML/DL-знания	Выбор модели, обучение, регуляризация, настройка
Методологические	Построение pipeline разработки ИИ-системы
Данные	Ожидание шума, пропусков, дисбаланса, bias
Предметные	Учет специфики бизнеса или научной области
Инженерные	Оптимизация скорости, памяти, надёжности
Этические	Контроль рисков, справедливости и приватности

Априорные знания инженера по искусственному интеллекту представляют собой совокупность предварительно сформированных математических, алгоритмических, методологических, предметных, инженерных и этико-правовых представлений, которые предшествуют решению конкретной профессиональной задачи и определяют способы постановки проблемы, выбора данных, построения модели, оценки качества и внедрения ИИ-системы.

Очевидно, что эти априорные знания были сформированы в процессе обучения и какова роль преподавателя в этом процессе.

Роль преподавателя состоит не просто в передаче информации, а в формировании у будущего инженера **устойчивой системы профессионального мышления**, которая затем используется как априорная основа при решении новых задач.

Преподаватель выступает субъектом формирования априорных знаний будущего инженера по ИИ, поскольку организует освоение фундаментальных понятий, методов, норм и способов профессионального мышления, которые затем предшествуют решению конкретных практических задач и направляют профессиональную деятельность специалиста.

Что именно формирует преподаватель

Фундаментальную понятийную базу - преподаватель помогает студенту освоить ключевые понятия: данные; модель; алгоритм; обучение; ошибка; обобщающая способность; переобучение; регуляризация; валидация; метрика; bias; интерпретируемость.

Эти понятия потом становятся “рамкой”, через которую инженер видит любую новую задачу.

Например, сталкиваясь с новой задачей классификации, инженер уже заранее понимает, что нужно думать о качестве данных, метриках, train/test split, дисбалансе классов и риске переобучения.

Логико-математический аппарат - преподаватель формирует способность использовать: линейную алгебру; математический анализ; теорию вероятностей; статистику; оптимизацию; теорию информации.

Это становится априорной основой для понимания алгоритмов ИИ. Например, инженер ещё до запуска модели понимает, что обучение нейросети связано с минимизацией функции потерь, градиентами и вероятностной оценкой результата.

Методологию решения задач - преподаватель формирует не только знания “что такое модель”, но и схему профессионального действия: поставить задачу; определить данные; выбрать метрику; построить baseline; обучить модель; проверить качество; проанализировать ошибки; оценить риски; внедрить и мониторить.

Эта схема затем применяется как предварительная профессиональная установка.

Критическое мышление - очень важная роль преподавателя — научить не доверять результату модели автоматически.

Он формирует установки: данные могут быть смещены; высокая ассигасу может быть обманчивой; модель может переобучиться; корреляция не равна причинности; тестовая выборка может быть нерепрезентативной;

модель может воспроизводить социальные предубеждения; результат нужно проверять.

В профессиональной деятельности это становится априорной критической позицией инженера по ИИ.

Инженерную культуру - преподаватель формирует понимание, что ИИ-система — это не только модель, но и инженерный продукт.

Сюда входят: воспроизводимость экспериментов; документирование; контроль версий; тестирование; мониторинг модели; безопасность; масштабируемость; работа с ограничениями; командная разработка. То есть преподаватель переводит мышление студента от “обучить модель” к “создать надёжную ИИ-систему”.

Этические и правовые основания - преподаватель также формирует у будущего инженера представления о допустимых и недопустимых способах применения ИИ: защита персональных данных; справедливость алгоритмов; не дискриминация; прозрачность; ответственность за решения модели; безопасность пользователей; социальные последствия автоматизации.

Эти знания становятся априорными ограничителями профессионального действия.

Например, инженер ещё до разработки системы распознавания лиц должен понимать, что такая технология связана с рисками приватности, дискриминации и злоупотребления.

Как преподаватель формирует эти знания

Роль преподавателя проявляется через: объяснение фундаментальных теорий; постановку учебных и исследовательских задач; разбор ошибок студентов; демонстрацию профессиональных кейсов; организацию проектной работы; обучение работе с данными и инструментами; формирование критериев качества решения; обсуждение этических последствий; развитие самостоятельности и рефлексии.

То есть преподаватель не только сообщает знания, но и структурирует профессиональный опыт студента.

Хотя априорные знания инженера по ИИ формируются в процессе обучения и профессионального опыта, в отношении конкретной задачи они выступают как предварительная когнитивная основа деятельности.

В этом процессе преподаватель играет ключевую роль: он организует усвоение фундаментальных понятий, математических методов, алгоритмических принципов, инженерных норм и этико-правовых ограничений, которые затем становятся внутренними регуляторами профессионального мышления и действия будущего специалиста.

То есть преподаватель является посредником между научным знанием и будущей профессиональной интуицией инженера по ИИ.

Но можно указанную технологию запрограммировать как проект ИИ и тогда можно обойтись без преподавателя

Частично можно: многие элементы обучения можно запрограммировать как ИИ-проект — интеллектуального тьютора, адаптивную образовательную систему, симулятор, автопроверяющую платформу, систему рекомендаций и т.п. Тогда часть функций преподавателя действительно автоматизируется.

Но полностью “обойтись без преподавателя” пока нельзя или крайне рискованно, особенно если речь идёт о подготовке инженера по ИИ как специалиста, а не просто о передаче набора знаний.

ИИ-система может выполнять ряд преподавательских функций: объяснять темы; подбирать задания по уровню студента; проверять код; давать подсказки; генерировать примеры; строить индивидуальную траекторию обучения; тестировать знания; отслеживать прогресс; моделировать профессиональные ситуации; помогать в отладке программ; рекомендовать литературу; проводить тренировки по математике, программированию и машинному обучению.

ИИ может быть технологически реализован как средство формирования части априорных знаний будущего инженера по ИИ.

То есть знания о моделях, данных, алгоритмах, метриках, функциях потерь, оптимизации и программировании могут во многом формироваться через такую систему.

Почему преподаватель всё равно важен

Но преподаватель выполняет не только информационную функцию. Он не просто “выдаёт знания”. Он отвечает за более сложные вещи, а именно:

Постановка образовательных целей - ИИ может обучать внутри заданной программы, но кто определяет: чему именно учить; в какой последовательности; какие знания считать фундаментальными; какие ошибки допустимы; какой уровень понимания достаточен; какие компетенции нужны будущему инженеру?

Обычно это делает человек: преподаватель, методист, эксперт, научная школа, профессиональное сообщество.

Формирование профессионального суждения - инженеру по ИИ недостаточно знать алгоритмы. Нужно уметь решать, например: можно ли применять модель в данной ситуации; корректны ли данные; допустим ли уровень риска; не нарушаются ли права пользователей; можно ли доверять результату модели; когда модель лучше не внедрять.

ИИ может подсказать, но ответственность за формирование такого суждения трудно полностью передать машине.

Этическая и ценностная оценка - ИИ может объяснить нормы этики, но он не является полноценным носителем человеческой ответственности.

Например, если студент делает проект по распознаванию лиц, преподаватель может поставить вопросы: зачем это нужно; кто будет использовать систему; кого она может ущемить; какие есть риски злоупотребления; нужно ли вообще это разрабатывать.

ИИ может сгенерировать такие вопросы, но социальная и педагогическая ответственность остаётся за человеком.

Работа с неопределённостью - в реальных ИИ-проектах часто нет единственно правильного ответа.

Преподаватель помогает студенту научиться мыслить в условиях неопределённости: данных мало; метрики противоречат друг другу; заказчик плохо сформулировал задачу; модель работает хорошо на тесте, но плохо в реальности; этические риски неочевидны; бизнес-цель конфликтует с безопасностью.

ИИ может симулировать такие ситуации, но опытный преподаватель способен гибко реагировать на уникальный ход мысли студента.

Проверка глубины понимания - ИИ может проверить тест или код. Но преподаватель часто видит, как именно студент думает: где он формально выучил термин, но не понял смысл; где он копирует шаблон; где он сделал правильный ответ неправильным способом; где у него иллюзия понимания; где он не умеет объяснить собственное решение.

Хотя ИИ всё лучше справляется с этим, человеческая экспертиза пока остаётся значимой. Если образовательная технология формирования априорных знаний будет реализована как ИИ-проект, то часть функций преподавателя может быть автоматизирована. Однако это не устраняет преподавателя полностью, а меняет его роль: он становится проектировщиком, экспертом, куратором, оценщиком и ответственным субъектом образовательного процесса.

То есть преподаватель может быть не постоянным “лектором у доски”, а: разработчиком образовательной модели; автором методологии; экспертом по содержанию; куратором сложных случаев; гарантом качества; ответственным за этические и педагогические решения.

Выводы по главе

Проведённый анализ позволяет сделать вывод, что проблема естественного интеллекта, человеческого мозга и его соотношения с искусственными вычислительными системами остаётся одной из наиболее сложных и междисциплинарных проблем современной науки. Рассмотрение исторической эволюции представлений о мозге показывает путь от мифологических, религиозных и философских объяснений к современной нейронауке, опирающейся на данные анатомии, физиологии, нейровизуализации, молекулярной биологии, когнитивистики и теории сложных систем.

Авторы показали, что человеческий мозг не может быть удовлетворительно описан как простое вычислительное устройство. Он представляет собой живую биологическую, нейродинамическую, энергетически затратную и пластичную систему, включённую в тело, среду, язык, культуру и социальное взаимодействие.

Работа мозга связана не только с передачей сигналов между нейронами, но и с деятельностью синапсов, астроцитов, глиальных клеток, нейромедиаторных механизмов, памяти, прогнозирования, обучения и адаптации.

Особое значение имеет вывод о том, что прямых оснований отождествлять мозг живого человека с машиной Тьюринга или с алгоритмом в строгом смысле пока не существует.

В рассмотренных позициях Н. Винера, У. Р. Эшби, Р. Пенроуза, К. Анохина, Т. Черниговской, А. Н. Коновалова и других авторов подчёркивается качественная специфика живого мозга: его историчность, телесность, непрерывность опыта, нейропластичность, нелинейность, самоорганизация и связь с сознанием.

Машины способны моделировать отдельные стороны интеллектуальной деятельности, однако такое моделирование не означает полного тождества искусственной системы человеческому мозгу.

Существенным результатом исследования является различение понятий «интеллект», «естественный интеллект» и «искусственный интеллект».

Интеллект в широком смысле понимается как способность к познанию, мышлению, обучению, решению задач, принятию решений и адаптации.

Естественный интеллект связан прежде всего с биологической природой человека и функционированием его мозга.

Искусственный интеллект, в отличие от него, является технической и программной системой, способной имитировать или выполнять отдельные когнитивные функции, но не обладающей пока всеми свойствами живого сознания.

Анализ философских и психологических концепций интеллекта показывает, что интеллект нельзя сводить только к IQ, скорости обработки информации или объёму знаний.

В работах И. Канта интеллект раскрывается как активная способность рассудка организовывать чувственные данные с помощью понятий, категорий и правил.

У В. Н. Дружинина интеллект рассматривается как совокупность психометрического, социального, практического, эмоционального и креативного компонентов.

М. А. Холодная трактует интеллект как форму организации личного ментального опыта.

А. А. Зиновьев подчёркивает особую роль логического интеллекта, языка, понятий, рассуждения и культуры мышления.

На основании рассмотренных подходов авторы обосновали особую значимость интеллекта преподавателя вуза.

Интеллект преподавателя не может быть сведен только к предметной эрудиции или способности передавать информацию.

Он включает логическое мышление, понятийную строгость, методологическую культуру, педагогическую гибкость, социальное понимание, коммуникативные навыки, рефлекссию, ценностную ответственность и способность формировать у студентов профессиональное мышление.

Особенно важным является положение о том, что в структуре интеллекта преподавателя присутствует априорный слой знаний.

Эти знания выступают как предварительно сформированные когнитивные, логические, предметные, методические, психологические и ценностные схемы, с которыми преподаватель входит в образовательную ситуацию.

Они позволяют ему заранее структурировать учебный материал, прогнозировать трудности студентов, выбирать методы объяснения, оценивать результаты обучения и корректировать педагогические действия.

В условиях развития искусственного интеллекта роль преподавателя не исчезает, а трансформируется. ИИ-системы способны автоматизировать часть образовательных функций: объяснение материала, подбор заданий, проверку решений, сопровождение индивидуальной траектории обучения.

Однако они не заменяют полностью преподавателя как носителя методологической, ценностной, научной и педагогической ответственности. Преподаватель становится не только источником знаний, но и проектировщиком образовательной среды, экспертом, наставником, организатором мышления и гарантом качества профессионального становления студента.

Таким образом, основной вывод исследования состоит в том, что человеческий интеллект является сложной биологической, когнитивной,

логической, социальной и культурной системой, не сводимой к простому алгоритму.

Мозг живого человека следует рассматривать не как механическую вычислительную машину, а как динамическую самоорганизующуюся нейробиологическую и психическую систему.

Искусственный интеллект может расширять возможности человека и образования, но не отменяет уникальности естественного интеллекта, роли сознания, логического мышления, ментального опыта и человеческой ответственности. Для высшего образования это означает необходимость формирования у преподавателя и студента не только технических навыков, но и развитого логического, критического, методологического и ценностно ориентированного интеллекта.

Искусственный интеллект

Современные ЭВМ и вычислительные архитектуры для задач искусственного интеллекта

Теоретическим фундаментом современных вычислительных машин является идея универсальной вычислимости, восходящая к работам А. Тьюринга, А. Чёрча, Дж. фон Неймана и других исследователей первой половины XX века [3-5,10].

В 1930-е годы в математике и логике была поставлена задача формального определения понятия алгоритма. Результатом этих исследований стали различные формальные модели вычислений: машина Тьюринга, лямбда-исчисление Чёрча, рекурсивные функции и другие системы. Несмотря на различие формального аппарата, они оказались эквивалентными по вычислительной мощности, что привело к формулировке тезиса Чёрча — Тьюринга [3,4].

Согласно этому тезису, всякая функция, которая может быть эффективно вычислена в интуитивном смысле, может быть вычислена некоторой машиной Тьюринга.

Особое значение имела идея универсальной машины Тьюринга, способной имитировать работу любой другой машины при наличии описания её программы и достаточного объёма памяти. Эта идея стала важнейшей предпосылкой для создания универсальных программируемых вычислительных машин [11,18,25,26,38].

Архитектура фон Неймана стала инженерным воплощением этих теоретических представлений.

Её ключевыми принципами являются [3-5,10]:

- хранение программы и данных в общей памяти;
- последовательное выполнение команд;

- использование арифметико-логического устройства для выполнения операций;
- наличие устройства управления;
- адресная организация памяти;
- возможность изменения программы как данных.

Принцип хранимой программы имел решающее значение для развития вычислительной техники.

Он позволил рассматривать программу как особый вид данных: её можно хранить, копировать, передавать, модифицировать и интерпретировать.

Благодаря этому ЭВМ стала универсальным устройством, способным выполнять широкий круг задач без изменения аппаратной части — путём загрузки различных программ.

На физическом уровне современные цифровые ЭВМ оперируют двоичными сигналами, которые представляются в виде битов. Любая информация — текст, изображение, звук, видео, программа, база данных или параметры нейронной сети — кодируется как последовательность битов. В зависимости от контекста одна и та же битовая последовательность может интерпретироваться как число, символ, адрес, инструкция процессора, элемент изображения или фрагмент модели машинного обучения.

Так, текстовые данные кодируются с помощью таблиц символов, например ASCII или Unicode.

Изображения представляются в виде массивов пикселей, каждый из которых содержит числовые значения цветовых компонент. Звук кодируется как последовательность отсчётов амплитуды сигнала.

Видео объединяет последовательности изображений и звуковую дорожку. В задачах искусственного интеллекта данные часто преобразуются в векторные, матричные или тензорные представления, удобные для последующей математической обработки.

Такой способ представления информации не означает, что компьютер работает только с числами в узком арифметическом смысле.

Более точно говорить, что ЭВМ выполняет формальные операции над кодированными данными.

Числовая, символьная, логическая или структурная интерпретация этих данных задаётся программой, операционной системой, языком программирования и используемой моделью.

Для искусственного интеллекта это обстоятельство имеет принципиальное значение.

В ранних системах ИИ основное внимание уделялось символьной обработке: знания представлялись в виде правил, логических формул, фреймов, семантических сетей и продукционных систем. Такие системы могли выполнять вывод, объяснять решения и работать с явно заданными знаниями, но сталкивались с трудностями при обработке неопределённости, неполноты данных и сложных неформализованных ситуаций.

С развитием машинного обучения и нейронных сетей акцент сместился в сторону численных и статистических методов [38,52-60].

Современные системы искусственного интеллекта используют огромные массивы данных и строят модели, параметры которых подбираются в процессе обучения.

В частности, глубокие нейронные сети представляют собой сложные композиции математических функций, параметры которых настраиваются с помощью методов оптимизации, чаще всего разновидностей градиентного спуска.

Современные генеративные модели, включая большие языковые модели, работают с текстами, изображениями, звуком и другими типами данных через их цифровые представления.

Например, текст сначала разбивается на токены, затем токены преобразуются в векторные представления, после чего обрабатываются многослойной нейронной сетью.

Хотя на аппаратном уровне выполняются арифметические операции над числами, на уровне модели формируются сложные статистические и контекстные представления языковых единиц.

Однако рост возможностей ИИ привёл к резкому увеличению требований к вычислительной технике.

Современные нейронные сети могут содержать миллиарды и даже триллионы параметров. Их обучение требует выполнения огромного числа операций умножения и сложения, обработки больших наборов данных и хранения промежуточных результатов. Поэтому традиционные универсальные процессоры общего назначения не всегда обеспечивают достаточную производительность и энергоэффективность.

Главным ограничением классической архитектуры фон Неймана для задач ИИ является так называемое «бутылочное горлышко фон Неймана» — ограниченная пропускная способность канала между памятью и процессором.

В задачах глубокого обучения значительная часть времени и энергии расходуется не на сами арифметические операции, а на перемещение данных между памятью и вычислительными блоками. Это особенно заметно при обучении больших моделей, когда необходимо многократно считывать веса нейронной сети, активации, градиенты и обучающие данные.

Другим ограничением является последовательная ориентация классической фон-неймановской модели.

Нейронные сети, напротив, обладают высокой степенью внутреннего параллелизма: операции над векторами, матрицами и тензорами могут выполняться одновременно.

Поэтому для ИИ особенно эффективны архитектуры, поддерживающие массовый параллелизм.

На практике для задач искусственного интеллекта применяются различные типы вычислительных устройств.

Во-первых, это центральные процессоры CPU. Они универсальны, хорошо подходят для выполнения операционных систем, логики приложений, управления данными и последовательных вычислений. Однако для массовых матричных операций, характерных для глубокого обучения, CPU обычно менее эффективны, чем специализированные ускорители.

Во-вторых, широкое распространение получили графические процессоры GPU. Первоначально они создавались для обработки графики, но их архитектура с большим числом вычислительных ядер оказалась чрезвычайно эффективной для параллельных операций линейной алгебры. Именно GPU стали основной аппаратной платформой для обучения глубоких нейронных сетей.

В-третьих, используются тензорные процессоры и специализированные ускорители ИИ. К ним относятся TPU, NPU и различные ASIC-решения. Они оптимизированы для операций с матрицами и тензорами, выполнения свёрток, механизмов внимания и других типичных операций нейронных сетей. Такие устройства обеспечивают высокую производительность при меньшем энергопотреблении по сравнению с универсальными процессорами.

В-четвёртых, применяются программируемые логические интегральные схемы FPGA. Они позволяют создавать аппаратные конфигурации, адаптированные под конкретные алгоритмы. FPGA используются там, где важны низкая задержка, энергоэффективность и возможность аппаратной перенастройки.

В-пятых, применяются нейронные процессоры NPU — встраиваемые ускорители (часто в смартфонах, IoT-устройствах), оптимизированные под инференс (применение уже обученных моделей) с низким энергопотреблением.

В-шестых, чипы под конкретную задачу ASIC (application-specific integrated circuits). Это максимально узкая специализация: можно добиться лучших показателей по скорости и ватту, но разработка дорогая, а гибкость нулевая.

В-седьмых, современные системы ИИ всё чаще строятся как распределённые вычислительные комплексы. Обучение больших моделей выполняется на кластерах, включающих сотни и тысячи ускорителей, объединённых высокоскоростными сетями. В таких системах важную роль играют не только сами вычислительные устройства, но и межсоединения, память, файловые системы, программные библиотеки и средства параллельного обучения. Распределённые вычислительные комплексы в ИИ, это не «новый тип чипа», а организация: кластеры из тысяч GPU/TPU, соединённых высокоскоростной сетью (InfiniBand, RoCE), где обучение модели распараллеливается по узлам. Сюда же относят облачные платформы и гетерогенные кластеры (смесь CPU, GPU, TPU и т.д.)

Однако все алгоритмы ИИ выполняются на ЭВМ архитектуры фон Неймана, а их вычислительная модель по сути опирается на тезис Чёрча — Тьюринга: любая эффективно вычислимая функция может быть реализована на машине Тьюринга. Это значит, что никакой из перечисленных ускорителей не расширяет класс вычислимых задач — они лишь радикально ускоряют конкретные операции (в первую очередь линейную алгебру).

Тьюринг задаёт фундаментальный предел «что вообще можно вычислить». Ускорители не меняют этот предел, они меняют «сколько времени и ресурсов нужно».

Гёдель говорит о принципиальных ограничениях формальных систем (неполнота, неразрешимость). Это про выразительность и доказуемость, а не про скорость счёта.

Вапник (теория статистического обучения) говорит про обобщение и риск ошибки на новых данных — это про качество модели и выбор архитектуры, а не про железо.

То есть, все эти устройства работают в рамках одной и той же вычислительной модели (фон Нейман + Тьюринг), но по-разному оптимизируют выполнение операций, из которых состоят современные ИИ-алгоритмы.

Ключевым направлением развития аппаратного обеспечения для ИИ является сближение вычислений и памяти.

В традиционной архитектуре данные постоянно передаются между памятью и процессором, что приводит к большим энергетическим и временным затратам.

Перспективные подходы, такие как вычисления в памяти, позволяют выполнять часть операций непосредственно там, где хранятся данные. Это особенно важно для нейронных сетей, в которых большая часть вычислений связана с обращением к весам модели.

Другим перспективным направлением являются нейроморфные вычислительные системы. Они стремятся воспроизвести некоторые принципы организации биологической нервной системы: распределённость обработки, событийный характер передачи сигналов, локальность памяти и вычислений, массовый параллелизм и энергоэффективность.

В отличие от классических процессоров, нейроморфные чипы часто используют импульсные нейронные сети, где информация передаётся в виде событий или спайков. Такие системы потенциально эффективны для задач распознавания образов, обработки сигналов, робототехники и автономных интеллектуальных устройств.

Нейроморфные системы не открывают новых классов вычислимых задач — это не новая вычислительная модель в духе «после Тьюринга», а альтернативная аппаратная архитектура, которая по-другому организует

выполнение тех же вычислимых задач. То есть это эволюция внутри рамок тезиса Чёрча — Тьюринга, а не выход за них. Это не «нечто отличное от Тьюринга», если ЭВМ может вычислить всё, что вычислимо на машине Тьюринга (и не больше), она считается тьюринг-полной.

Нейроморфные чипы попадают в эту категорию: на них можно реализовать любой алгоритм, который работает на обычном компьютере; и наоборот, работу нейроморфной системы можно симулировать на классическом ПК (пусть и медленно). Это и есть главный критерий: никакое железо не делает новые задачи вычислимыми. Ограничения Тьюринга — про класс функций, а не про скорость. Ограничения Гёделя — про выразительность формальных систем. Их нельзя «пробить» сменой архитектуры.

Наряду с нейроморфными системами исследуются и другие альтернативные вычислительные парадигмы: оптические вычисления, квантовые вычисления, аналоговые ускорители, вероятностные вычисления и гибридные цифрово-аналоговые архитектуры. Пока большинство этих направлений находится на стадии исследований или специализированного применения, однако они могут сыграть значительную роль при дальнейшем росте сложности моделей ИИ.

Таким образом, современные ЭВМ для искусственного интеллекта нельзя рассматривать только как классические фон-неймановские машины, последовательно выполняющие инструкции над числами. С одной стороны, фундаментальные принципы цифрового кодирования, хранимой программы и формальной обработки данных сохраняют своё значение. С другой стороны, практические потребности ИИ привели к формированию сложной многоуровневой вычислительной экосистемы, включающей универсальные процессоры, графические ускорители, тензорные процессоры, распределённые кластеры, высокоскоростную память и экспериментальные нейроморфные архитектуры.

Главная особенность современных вычислительных систем для ИИ состоит в том, что они ориентированы не только на универсальность, но и на массовый параллелизм, высокую пропускную способность памяти, энергоэффективность и аппаратную поддержку операций линейной алгебры.

Именно эти характеристики определяют возможность создания, обучения и применения современных систем машинного обучения и генеративного искусственного интеллекта.

Типы и виды нейронов для ИИ

Работа нейрона человеческого мозга описывается специалистами следующим образом [49,50]:

1. Биологи и нейрофизиологи определяют нейрон как возбудимую клетку, способную воспринимать, обрабатывать и передавать информацию с помощью электрических и химических сигналов.
2. Непрерывные физико-химические процессы в нейроне включают:
 - Поддержание мембранного потенциала покоя (около -70 мВ.
 - Ионный обмен через мембрану (особенно ионы Na^+ , K^+ , Cl^- , Ca^{2+}).
 - Метаболические процессы для обеспечения энергией (АТФ — это одна из самых важных молекул в энергетике мозга).
3. Генерация электрического импульса (потенциала действия) происходит при:
 - Достижении порогового значения деполяризации мембраны
 - Открытии потенциал-зависимых ионных каналов
 - Быстром входе ионов Na^+ внутрь клетки с последующим выходом K^+
4. Этот процесс известен как “всё или ничего” - нейрон либо генерирует потенциал действия полностью, либо не генерирует вовсе.
5. Передача сигнала между нейронами происходит через синапсы с помощью нейромедиаторов.

Эти явления составляют основу нейрональной активности, которая лежит в основе всех функций мозга.

Нейромедиатор является входом другого или других нейронов. Нейромедиатор — это химическое вещество, которое служит посредником при передаче сигнала между нейронами. Сам по себе он не является “входом” нейрона, но формирует входной сигнал.

Процесс происходит следующим образом:

- Нейромедиатор выбрасывается из пресинаптического нейрона (отправителя).
- Проходит через синаптическую щель.
- Связывается с рецепторами на постсинаптическом нейроне (получателе).
- Это связывание изменяет мембранный потенциал постсинаптического нейрона.

Природа сигнала:

- Нейромедиатор — это именно химическое вещество (ацетилхолин, дофамин, серотонин и др.).
- Электропотенциал (потенциал действия) — это электрический сигнал, который распространяется вдоль аксона нейрона.
- Они представляют разные фазы передачи сигнала:
- Внутри нейрона сигнал электрический (потенциал действия)
- Между нейронами - химический (через нейромедиаторы)

В синапсе происходит преобразование - электрический сигнал → высвобождение химического нейромедиатора → новый электрический сигнал.

Таким образом, нейромедиатор — это химический компонент передачи сигнала, который вызывает электрические изменения в принимающем нейроне, но сам по себе не является электрическим сигналом. Укрупненное изображение нейрона головного мозга показана на рис.2.



Рисунок 2. Укрупненное изображение нейрона головного мозга

Для построения искусственных нейронных сетей (ИНС) ИИ, в качестве базового элемента, используется искусственный нейрон — это математическая модель, имитирующая некоторые аспекты функционирования биологического нейрона [38].

На рис. 3 приведена общая схема искусственного нейрона.

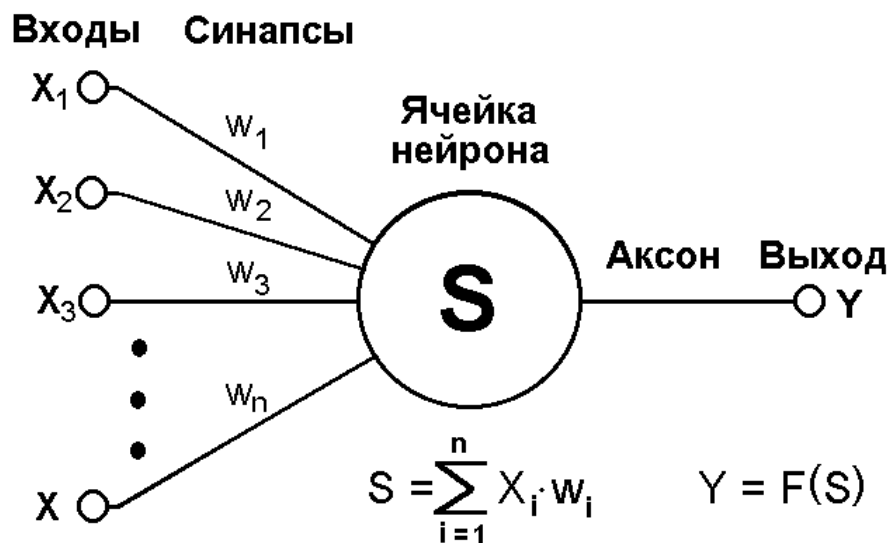


Рисунок 3. Общая схема искусственного нейрона в ИИ

Ключевые особенности искусственного нейрона [38]:

✓ **Структура и компоненты**

- Входные сигналы ($x_1, x_2, \dots, x_n$).
- Весовые коэффициенты ($w_1, w_2, \dots, w_n$).

- Функция суммирования (Σ).
- Функция активации (F).
- Выходной сигнал (Y).

✓ Принцип работы

- Получает входные сигналы от других нейронов или из внешней среды.
- Умножает каждый вход на соответствующий весовой коэффициент.
- Суммирует взвешенные входы (часто добавляя смещение/bias).
- Применяет функцию активации к полученной сумме.
- Передает результат на выход.

✓ Функции активации

- Сигмоидальная (логистическая)
- Гиперболический тангенс (tanh)
- ReLU (Rectified Linear Unit)
- Leaky ReLU
- Softmax (для выходного слоя в задачах классификации)

Отличия искусственного нейрона от естественного нейрона, следующие.

- Значительно упрощенная модель.
- Обычно оперирует с числовыми значениями, а не со спайками.
- Отсутствие многих биохимических процессов.
- Функционирует дискретно, а не непрерывно.
- Не обладает пластичностью и адаптивностью биологического нейрона.

Искусственные нейроны составляют основу различных архитектур нейронных сетей:

- Многослойные персептроны
- Сверточные нейронные сети (CNN)
- Рекуррентные нейронные сети (RNN)

- Трансформеры и другие современные архитектуры.
- Сети Колмогорова-Арнольда (KAN).

Искусственные нейроны не способны полноценно моделировать весь химизм и биологическую сложность реальных нейронов, они стремятся эмулировать основные принципы их функционирования.

Естественный нейрон головного мозга человека - аналого-цифровой [47,48].

Искусственный нейрон только цифровой. Следовательно, искусственный нейрон весьма упрощенной является моделью нейрона головного мозга человека.

Моделирование 1 сек. активности 1% мозга на суперкомпьютере Sunway Taihulight (КНР) занимает около 4 минут машинного времени [38]. Нюансы: суперкомпьютер содержит 10,5 млн процессорных ядер, занимает $\approx 1000 \text{ м}^2$ площади и потребляет $\approx 16 \text{ МВт}$. В табл. 9. показано сравнение работы естественных нейронов и искусственных.

Таблица 9. Сравнение работы естественных нейронов и искусственных

Показатель	ЭВМ с производительностью 10^{20} Flops	Человеческий мозг
Занимаемый объем	$4 \times 10^6 \text{ м}^3$	0,0015 м3
Энергопотребление	15 ГВт	20 Ватт

Правильность моделей естественного интеллекта под вопросом. Математическая модель искусственного нейрона является основой при построение нейронных сетей. Однако искусственные нейроны используются и в других контекстах:

Одиночные нейроны как классификаторы:

- перцептрон Розенблатта как простейший линейный классификатор;

- логистическая регрессия (по сути, одиночный нейрон с сигмовидной функцией активации).

Ансамбли нейронов вне традиционных нейросетей:

- в гибридных системах машинного обучения;
- как часть эволюционных алгоритмов.

Нейроны в нейроморфных вычислениях:

- специализированные аппаратные реализации нейронов для энергоэффективных вычислений;
- SpiNNaker, TrueNorth, Loihi и другие нейроморфные чипы.

В моделях биологических систем:

- для моделирования реальных нейронных процессов;
- в нейрофизиологических исследованиях.

Концептуальные модели принятия решений:

- для моделирования пороговых решений в экономике и социальных науках;
- в теории принятия решений.

Искусственный нейрон, таким образом, является более универсальной концепцией, чем просто строительный блок нейронных сетей, хотя это его наиболее распространенное применение в современном ИИ.

Искусственные нейронные сети являются одним из центральных инструментов современного искусственного интеллекта.

Их развитие связано с попыткой формально описать некоторые принципы работы биологической нервной системы, однако современные искусственные нейроны представляют собой прежде всего математические модели обработки данных.

Типы нейронов для ИИ можно классифицировать по нескольким основаниям: по функции активации; по архитектурной роли; по способу обработки данных; по наличию памяти; по обучаемым параметрам; по биологической правдоподобности.

Авторам для исследования важным являются веса, формируемые машинным обучением, вручную или иным способом [7,11,18,38,53-59].

1. МР-neuron — McCulloch–Pitts neuron — нейрон Маккалока—Питтса

МР-нейрон — формальный логический пороговый элемент с бинарными входами и бинарным выходом.

Он вычисляет логическую функцию вида: если взвешенная сумма входов превышает порог, выход равен 1, иначе 0.

В классической модели Маккалока—Питтса: входы бинарные: 0 или 1; выход бинарный: 0 или 1; используется пороговая функция активации; веса и порог задаются вручную; обучение отсутствует.

Роль в истории ИИ: одна из первых формальных моделей искусственного нейрона.

Преимущества: простая логическая структура; удобен для формального описания логических схем; показывает связь между нейронными вычислениями и булевой логикой.

Ограничения: нет обучения; бинарные входы и выходы; слабая выразительность; не подходит для современных задач машинного обучения в исходном виде.

2. Perceptron — перцептрон

Перцептрон — обучаемый пороговый нейрон, выполняющий линейное разделение входных данных за счёт настройки весов.

Он вычисляет:

взвешенную сумму входов, сравнивает её с порогом и выдаёт класс.

Формально:

выход = 1, если сумма весов входов больше порога, иначе 0.

В отличие от МР-нейрона, перцептрон способен обучаться.

Веса: веса входных переменных обучаются; настройка выполняется по правилу коррекции ошибки; обучение возможно, если данные линейно разделимы.

Преимущества: простое обучение; понятная структура; основа линейной классификации; исторически важная модель искусственного нейрона.

Ограничения: решает только линейно разделимые задачи; не решает XOR и другие нелинейные задачи без дополнительных слоёв; использует не дифференцируемую пороговую функцию.

3. Linear neuron — линейный нейрон

Линейный нейрон — нейрон, выход которого является линейной комбинацией входов без нелинейной функции активации или с тождественной активацией.

Формально:

$$y = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b$$

где: x_i — входные переменные; w_i — веса; b — смещение; y — выход.

Веса: обучаются методами минимизации ошибки; часто используются в линейной регрессии; могут обучаться градиентным спуском или аналитическими методами.

Преимущества: простота; интерпретируемость; основа линейной регрессии; хорошо подходит для линейных зависимостей.

Ограничения: не моделирует нелинейные зависимости; несколько линейных слоёв подряд эквивалентны одному линейному преобразованию; без нелинейной активации глубокая сеть теряет смысл.

4. Sigmoid neuron — сигмоидальный нейрон

Сигмоидальный нейрон — обучаемый нейрон, в котором выход определяется сигмоидальной функцией активации.

В отличие от порогового нейрона, сигмоидальный нейрон имеет непрерывный и дифференцируемый выход.

Формально:

$$y = \sigma(w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b)$$

где σ — сигмоидальная функция:

$$\sigma(z) = 1 / (1 + e^{-z})$$

Веса: веса входов обучаются; обучение выполняется градиентными методами; используется обратное распространение ошибки.

Преимущества: непрерывный выход; дифференцируемость; применим в многослойных сетях; исторически важен для развития backpropagation.

Ограничения: насыщение при больших положительных и отрицательных значениях; проблема исчезающего градиента; медленное обучение в глубоких сетях; выход не центрирован относительно нуля.

5. Tanh neuron — гиперболический тангенс-нейрон

Tanh-нейрон — нейрон, использующий функцию активации гиперболического тангенса.

Формально:

$$y = \tanh(w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b)$$

Выход находится в диапазоне: от -1 до 1.

Веса: обучаются градиентными методами; используется обратное распространение ошибки.

Преимущества: выход центрирован относительно нуля; часто работает лучше сигмoиды; полезен в рекуррентных сетях и классических многослойных сетях.

Ограничения: также подвержен насыщению; возможна проблема исчезающего градиента; в глубоких сетях часто уступает ReLU-подобным функциям.

6. ReLU neuron — ReLU-нейрон

ReLU-нейрон — нейрон с функцией активации Rectified Linear Unit.

Формально:

$$y = \max(0, z)$$

где: $z = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b$

Веса: веса обучаются градиентными методами; широко используется в глубоких нейронных сетях.

Преимущества: простота вычисления; ускоряет обучение глубоких сетей; уменьшает проблему исчезающего градиента; создаёт разреженную активацию.

Ограничения: возможна проблема “мёртвых ReLU”, когда нейрон перестаёт активироваться; при отрицательных входах градиент равен нулю; выход не ограничен сверху.

7. Leaky ReLU neuron — Leaky ReLU-нейрон

Leaky ReLU-нейрон — вариант ReLU, в котором для отрицательных значений сохраняется небольшой ненулевой наклон.

Формально:

$$y = z, \text{ если } z > 0$$

$$y = \alpha z, \text{ если } z \leq 0$$

где α — малый коэффициент, например 0,01.

Веса: обучаются градиентными методами; используется как альтернатива обычному ReLU.

Преимущества: уменьшает проблему “мёртвых ReLU”; сохраняет градиент при отрицательных значениях; прост в реализации.

Ограничения: требует выбора коэффициента α ; не всегда даёт заметное улучшение; выход не ограничен сверху.

8. Softmax output unit — softmax-нейрон / softmax-выход

Строго говоря, **softmax** — это не отдельный нейрон в обычном смысле, а функция нормализации выходного слоя.

Она преобразует набор чисел в вероятностное распределение по классам.

Формально:

$$y_i = \exp(z_i) / \sum \exp(z_j)$$

где:

z_i — вход i -го выходного элемента;

y_i — вероятность i -го класса.

Веса: веса находятся в предыдущем линейном слое; softmax сам по себе обычно не имеет обучаемых параметров.

Преимущества: удобен для многоклассовой классификации; выходы интерпретируются как вероятности; хорошо сочетается с функцией потерь cross-entropy.

Ограничения: чувствителен к большим значениям входов без численной стабилизации; предполагает конкуренцию классов; не подходит для независимой многометочной классификации, где лучше использовать sigmoid по каждому классу.

9. RBF neuron — Radial Basis Function neuron — радиально-базисный нейрон

RBF-нейрон — нейрон, использующий радиально-базисную функцию активации. Его выход зависит от расстояния между входным вектором и центром нейрона.

Типичная формула:

$$y = \exp(-||x - c||^2 / 2\sigma^2)$$

где:

x — входной вектор;

c — центр RBF-нейрона;

σ — ширина или радиус функции;

$|x - c|$ — расстояние между входом и центром.

Важное уточнение: RBF-нейрон — это не пороговый нейрон.

У него нет классических весов входов в том же смысле, что у перцептрона или сигмоидального нейрона.

Его параметры: центр c ; ширина σ ; иногда метрика расстояния.

В RBF-сети после RBF-слоя обычно находится линейный выходной слой с обычными обучаемыми весами.

Преимущества: хорошая аппроксимация нелинейных функций; локальная чувствительность; понятная геометрическая интерпретация; может эффективно работать при умеренной размерности данных.

Ограничения: сложность выбора центров; необходимо подбирать ширину функций; плохо масштабируется при больших размерностях; может требовать большого числа нейронов; обучение центров и ширин может быть медленным.

Отдельно стоит уточнить:

Утверждение, что RBF хорошо работает с долгосрочными зависимостями, не является общим свойством RBF-нейрона. Для долгосрочных временных зависимостей обычно применяют RNN, LSTM, GRU или attention-механизмы.

10. Convolutional neuron / filter unit — свёрточный нейрон / фильтр

Свёрточный нейрон — элемент свёрточной нейронной сети, который применяет один и тот же набор весов к локальным областям входа.

В отличие от обычного полносвязного нейрона, свёрточный нейрон имеет: локальное поле восприятия; разделяемые веса; пространственное сканирование входа.

Формально он вычисляет свёртку:

$$y = f(\sum w_i x_i + b)$$

для локального участка входных данных.

Веса: веса фильтра обучаются; один фильтр применяется ко многим позициям входа; за счёт разделения весов уменьшается число параметров.

Преимущества: эффективен для изображений, сигналов, спектрограмм; учитывает локальную структуру данных; уменьшает число параметров по сравнению с полносвязным слоем; устойчив к небольшим сдвигам признаков.

Ограничения: предполагает локальную структуру данных; хуже подходит для данных без пространственной или локальной организации; для глобальных зависимостей требует большой глубины, pooling или attention.

11. Pooling unit — pooling-элемент

Pooling-элемент — вычислительный элемент, уменьшающий размерность признакового представления.

Наиболее распространённые варианты: max pooling; average pooling.

Max pooling выбирает максимальное значение из локальной области:

$$y = \max(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

Average pooling вычисляет среднее:

$$y = \text{average}(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

Веса: обычно не имеет обучаемых весов; выполняет фиксированную операцию.

Преимущества: уменьшает размерность; снижает вычислительную сложность; повышает устойчивость к небольшим сдвигам; помогает выделять существенные признаки.

Ограничения: теряется часть информации; фиксированная операция не всегда оптимальна; в современных архитектурах иногда заменяется свёртками со stride или attention.

12. RNN unit / recurrent neuron — рекуррентный нейрон

Рекуррентный нейрон — вычислительный элемент рекуррентной нейронной сети, в котором выход зависит не только от текущего входа, но и от предыдущего состояния.

Формально:

$$h_t = f(Wx_t + Uh_{t-1} + b)$$

где: x_t — вход на текущем шаге времени; h_{t-1} — предыдущее скрытое состояние; h_t — текущее скрытое состояние; W — веса входа; U — веса рекуррентной связи; b — смещение.

Веса: есть веса входных переменных; есть веса связи с предыдущим состоянием; веса обычно общие для всех временных шагов.

Обучение:

Используется обратное распространение ошибки во времени — ВРТТ, Backpropagation Through Time.

Суть: рекуррентная сеть разворачивается по временным шагам; ошибка считается на одном или нескольких шагах; градиенты передаются назад через последовательность; веса корректируются с учётом всей развернутой цепочки.

Преимущества: учитывает временные зависимости; подходит для последовательностей; может обрабатывать данные переменной длины; используется для текста, речи, временных рядов.

Ограничения: проблема исчезающего и взрывающегося градиента; плохо удерживает долгосрочные зависимости; обучение может быть медленным; последовательная обработка затрудняет параллелизацию.

13. LSTM cell / LSTM unit — Long Short-Term Memory — LSTM-ячейка

LSTM-ячейка — специализированный рекуррентный элемент с механизмом долговременной памяти и управляющими вентилями.

Корректнее говорить:

LSTM-ячейка или LSTM-блок, а не просто LSTM-нейрон.

LSTM предназначена для моделирования долгосрочных временных зависимостей.

Основные компоненты LSTM: ячейка памяти; входной вентиль; забывающий вентиль; выходной вентиль; кандидат нового состояния.

У LSTM есть несколько наборов весов: для входного вентиля; для забывающего вентиля; для выходного вентиля; для кандидата состояния; веса для текущего входа; веса для предыдущего скрытого состояния.

Обучение: используется ВРТТ; сеть разворачивается во времени; ошибка распространяется через временные шаги; веса вентиляей и состояния памяти корректируются градиентными методами.

Преимущества: хорошо работает с долгосрочными зависимостями; уменьшает проблему исчезающего градиента; эффективна для временных данных, текста, речи, последовательностей; способна управлять запоминанием и забыванием информации.

Ограничения: сложная структура; большое число параметров; медленнее обычной RNN; требует больше памяти и вычислений; хуже параллелизуется по сравнению с Transformer-архитектурами.

14. GRU cell — Gated Recurrent Unit — GRU-ячейка

GRU-ячейка — рекуррентный элемент с вентильным механизмом, похожий на LSTM, но более простой.

GRU использует меньше управляющих блоков.

Обычно выделяют: вентиль обновления; вентиль сброса; кандидат скрытого состояния.

В отличие от LSTM, GRU обычно не имеет отдельной ячейки памяти C_t . Память хранится в скрытом состоянии h_t .

Веса: есть несколько наборов весов для входа; есть веса для предыдущего скрытого состояния; веса обучаются BPTT.

Преимущества: проще LSTM; меньше параметров; быстрее обучается; хорошо работает с последовательностями; тоже помогает бороться с исчезающим градиентом.

Ограничения: может уступать LSTM на некоторых задачах с очень сложными долгосрочными зависимостями; всё ещё последовательная обработка; хуже параллелизуется, чем Transformer.

15. Attention unit — элемент внимания

Attention-элемент — вычислительный механизм, который определяет, на какие части входной последовательности следует обратить больше внимания при вычислении выхода.

Строго говоря, attention — это не классический нейрон, а вычислительный блок или механизм. В общем виде он использует три представления: Query — запрос; Key — ключ; Value — значение.

Схема: внимание вычисляет сходство Query с Key, затем использует полученные веса для взвешивания Value.

В Transformer используется scaled dot-product attention:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}(QK^T / \sqrt{d}) V$$

Веса: обучаются матрицы преобразования для Q, K, V; также обучаются веса выходного преобразования; сам softmax внимания не имеет отдельных обучаемых параметров.

Преимущества: хорошо моделирует дальние зависимости; допускает параллельную обработку последовательности; основа Transformer-архитектур; эффективно работает с текстом, изображениями, аудио и мультимодальными данными.

Ограничения: высокая вычислительная стоимость при длинных последовательностях; сложность интерпретации; требует большого объёма данных и вычислений; потребление памяти растёт с длиной последовательности.

16. Transformer block unit — блок трансформера

Блок трансформера — составной вычислительный элемент современной нейронной сети, основанный на attention-механизме и полносвязных слоях.

Это не отдельный нейрон, а архитектурный блок.

Обычно включает: multi-head self-attention; feed-forward network; residual connections; normalization layers.

Веса: матрицы Q, K, V для attention; матрицы выходного преобразования; веса feed-forward слоя; параметры нормализации.

Преимущества: хорошо работает с дальними зависимостями; параллелизуемость; основа современных языковых моделей; универсальность для текста, изображений, аудио.

Ограничения: высокая вычислительная стоимость; большое число параметров; требует больших данных; сложнее для формального анализа, чем классические нейроны.

Spiking neuron — импульсный нейрон

Импульсный нейрон — модель нейрона, в которой информация передаётся не непрерывным числом, а последовательностью импульсов во времени.

Один из известных вариантов — Leaky Integrate-and-Fire neuron.

Принцип: нейрон накапливает входной сигнал; если внутренний потенциал превышает порог, генерируется импульс; затем состояние сбрасывается или уменьшается.

Веса: могут задаваться вручную; могут обучаться специализированными методами; применяются STDP и приближённые градиентные методы.

Преимущества: ближе к биологическим нейронам; потенциально энергоэффективен на нейроморфном оборудовании; хорошо описывает временные импульсные процессы.

Ограничения: сложнее обучение; труднее использовать стандартный backpropagation; менее распространён в прикладном ИИ; требует специальных моделей и иногда специального оборудования.

В табл. 10 приведены сравнительные характеристики искусственных нейронов для проектов ИИ.

Таблица 10. Сравнительные характеристики искусственных нейронов

Тип элемента	Обучаемые веса	Основная идея	Главное ограничение
МР-нейрон	Нет	Логический пороговый элемент	Нет обучения
Перцептрон	Да	Линейная классификация	Не решает нелинейные задачи
Линейный нейрон	Да	Линейное преобразование	Нет нелинейности
Sigmoid	Да	Гладкий нелинейный выход $0 \dots 1$	Исчезающий градиент
Tanh	Да	Гладкий выход $-1 \dots 1$	Насыщение
ReLU	Да	$\max(0, x)$	“Мёртвые” нейроны
Leaky ReLU	Да	ReLU с малым наклоном слева	Нужно выбирать коэффициент
Softmax	Нет напрямую	Нормировка вероятностей	Не отдельный классический нейрон
RBF	Центры/ширины	Реакция на расстояние до центра	Плохо масштабируется
Свёрточный элемент	Да	Локальные фильтры с общими весами	Нужна локальная структура
Pooling	Нет	Уменьшение размерности	Потеря информации
RNN unit	Да	Память предыдущего состояния	Слабые долгосрочные зависимости
LSTM cell	Да	Память и вентили	Сложность, много параметров
GRU cell	Да	Упрощённая LSTM	Иногда слабее LSTM
Attention	Да	Взвешивание важных частей входа	Дорого на длинных последовательностях
Transformer block	Да	Attention + FFN + нормализация	Большая вычислительная стоимость
Spiking neuron	Возможно	Импульсная передача	Сложное обучение

Нейрон в искусственной нейронной сети — это элемент вычислительной модели, который получает входные значения, применяет к ним параметры или фиксированное правило преобразования и выдаёт выходное значение.

В зависимости от типа нейрона это преобразование может быть: логическим; линейным; пороговым; дифференцируемым; радиально-базисным; рекуррентным; вентильным; импульсным; attention-ориентированным.

При этом важно различать: нейрон как простой вычислительный элемент и ячейку или блок как составной элемент архитектуры нейрон.

Анализ показывает, что большинство типов нейронов, используемых в современных системах ИИ, требуют обучаемых весов. Исключение составляют отдельные вспомогательные элементы, такие как классический pooling или сама функция softmax, которые не имеют собственных весов, но обычно входят в состав архитектур, содержащих обучаемые параметры.

На практике понятие «тип нейрона» часто смешивается с понятием «слой» или «архитектурный блок». Например, ReLU — это функция активации, но в инженерной практике говорят о ReLU-нейроне как об узле, который получает взвешенный вход и применяет ReLU. Аналогично attention-элемент не является нейроном в классическом смысле, но выполняет нейросетевое преобразование с обучаемыми матрицами параметров.

Современная тенденция развития ИИ показывает, что архитектуры становятся всё более модульными. В одной модели могут одновременно использоваться свёрточные слои, механизмы внимания, нормализация, рекуррентные блоки и специализированные функции активации. Поэтому вопрос о наличии весов должен рассматриваться не только на уровне отдельного нейрона, но и на уровне слоя или блока.

Искусственный нейрон является основным элементом нейросетевых моделей, но в современных системах ИИ существует множество его разновидностей.

Классические нейроны — персептрон, линейный, сигмоидальный, tanh- и ReLU-нейроны — образуют основу многослойных сетей.

Свёрточные нейроны эффективны для обработки изображений и сигналов, рекуррентные и LSTM/GRU-нейроны — для последовательностей, attention-элементы — для трансформеров и больших языковых моделей.

Радиально-базисные, спайковые, графовые, капсульные и вероятностные нейроны применяются в специализированных задачах.

Большинство нейронов в ИИ требуют обучаемых весов, поскольку именно веса определяют способность модели адаптироваться к данным. Однако некоторые элементы, такие как pooling, softmax или фиксированные функции активации, не имеют собственных обучаемых параметров, хотя обычно используются внутри обучаемых сетей.

Таким образом, классификация нейронов по наличию обучаемых весов позволяет лучше понимать внутреннее устройство нейронных сетей и принципы их обучения. Наличие весов влияет на достоверность получаемых результатов.

Достоверность генеративного ИИ, машинное обучение и обработка реальных данных

Генеративный искусственный интеллект [51,52] стал одним из наиболее быстро развивающихся направлений современной информатики.

Под генеративным ИИ понимают класс моделей машинного обучения, способных создавать новые данные, статистически похожие на данные обучающей выборки: тексты, изображения, аудио, видео, молекулярные структуры, программный код и иные объекты. К числу наиболее значимых архитектур относятся генеративно-сопоставительные сети (GAN), вариационные

автоэнкодеры (VAE), трансформерные большие языковые модели и диффузионные модели [53-57].

Развитие генеративного ИИ связано с увеличением вычислительных мощностей, доступностью больших наборов данных и прогрессом в архитектурах глубокого обучения [55].

Однако рост возможностей таких систем сопровождается усилением вопросов об их достоверности.

Если традиционные модели машинного обучения чаще используются для классификации, регрессии или прогнозирования, то генеративные модели создают новые объекты, которые могут выглядеть правдоподобно, но не обязательно быть истинными, корректными или проверяемыми.

Проблема достоверности особенно важна при работе с реальными данными. Реальные данные, в отличие от лабораторно контролируемых наборов, часто содержат шум, пропуски, выбросы, ошибки измерения, неполноту, социальные и технологические смещения. В результате модель может воспроизводить и усиливать эти искажения. Кроме того, при применении генеративного ИИ в медицине, праве, образовании, научных исследованиях и государственном управлении недостоверный результат может иметь серьезные последствия.

Машинное обучение представляет собой область искусственного интеллекта, в которой алгоритмы выявляют закономерности в данных и используют их для решения задач без явного программирования каждого правила.

Согласно классическому определению Т. Митчелла, программа обучается на опыте, если ее выполнение задачи улучшается с накоплением опыта по некоторой мере качества [54-55].

Генеративные модели отличаются от дискриминативных тем, что стремятся моделировать распределение данных.

Дискриминативная модель оценивает условную вероятность класса при заданных признаках, например $P(y|x)$, тогда как генеративная модель пытается описать распределение $P(x)$ или совместное распределение $P(x,y)$.

Это позволяет не только классифицировать объекты, но и создавать новые примеры.

К ключевым типам генеративных моделей относятся [58-60].

Генеративно-сопоставительные сети (GAN) — состоят из генератора и дискриминатора, которые обучаются в конкурентном процессе. Генератор создает данные, а дискриминатор пытается отличить их от реальных. Данный подход был предложен Я. Гудфеллоу и соавторами.

Вариационные автоэнкодеры (VAE) — используют вероятностное кодирование данных в латентном пространстве и позволяют генерировать новые объекты путем выборки из этого пространства.

Трансформерные языковые модели — основаны на механизме внимания и позволяют эффективно моделировать последовательности. Архитектура Transformer была предложена А. Васвани и соавторами. На ее основе построены современные большие языковые модели.

Диффузионные модели — обучаются восстанавливать данные из шума и показывают высокое качество генерации изображений, аудио и других типов данных.

Генеративный ИИ активно применяется в автоматизации обработки текста, создании изображений, синтезе медицинских данных, проектировании лекарств, моделировании физических процессов и поддержке принятия решений. Однако способность создавать убедительные результаты не равна способности гарантировать их истинность.

Достоверность генеративного ИИ можно определить как степень соответствия результатов модели фактам, данным, предметной области и заявленной цели применения. В более широком смысле достоверность включает несколько взаимосвязанных характеристик: **точность** —

соответствие результата объективной реальности или эталонным данным; **надежность** — устойчивость модели при изменении входных условий; **воспроизводимость** — возможность получить сопоставимые результаты при повторном запуске или независимой проверке; **обоснованность** — наличие объяснимой связи между входными данными, моделью и результатом; **калиброванность** — соответствие оценок вероятности фактической частоте ошибок; **робастность** — устойчивость к шуму, выбросам и атакам; **прослеживаемость** — возможность определить происхождение данных и этапы обработки.

Для генеративных моделей проблема достоверности осложняется тем, что результат не всегда имеет простой эталон.

Например, сгенерированный ответ языковой модели может быть грамматически правильным, логически связным и стилистически убедительным, но содержать ложные утверждения, фиктивные ссылки или ошибочные причинно-следственные связи.

Это явление часто называют «галлюцинацией» модели [6].

Галлюцинации возникают по ряду причин.

Во-первых, языковые модели обучаются предсказывать вероятностно наиболее подходящее продолжение текста, а не проверять факты.

Во-вторых, обучающие данные могут содержать ошибки, противоречия и устаревшую информацию.

В-третьих, модель может обобщать статистические паттерны без понимания предметной области.

В-четвертых, отсутствие доступа к актуальным внешним источникам повышает риск генерации недостоверного ответа.

Таким образом, достоверность генеративного ИИ не может оцениваться только по внешней правдоподобности результата. Она требует формальной проверки, экспертной валидации и анализа источников данных.

Реальные данные являются фундаментом машинного обучения. Качество модели в значительной степени определяется качеством данных, на которых она обучается. Этот принцип известен как «garbage in, garbage out»: ошибочные или нерепрезентативные данные приводят к ошибочным результатам.

ИИ начинается с управления данными. Предобработка данных включает ряд процедур, направленных на повышение их качества и пригодности для обучения.

К основным этапам относятся: сбор данных из надежных и документированных источников; удаление дубликатов; очистка от технического шума; обработка пропусков; нормализация и стандартизация признаков; обнаружение выбросов; балансировка классов или категорий; проверка согласованности разметки; анонимизация персональных данных; документирование происхождения и преобразований данных.

Одним из важных инструментов является документирование датасетов. Гебру и соавторы предложили подход Datasheets for Datasets, предполагающий описание мотивации создания набора данных, процедуры сбора, состава, рекомендуемого использования и ограничений [9].

Аналогично, Митчелл и соавторы предложили Model Cards — документы, описывающие назначение модели, метрики, ограничения, данные обучения и потенциальные риски.

Для генеративных моделей важны также фильтрация токсичного контента, проверка авторских прав, анализ репрезентативности и удаление персональных данных. В противном случае модель может не только создавать недостоверные результаты, но и нарушать права субъектов данных.

Методы оценки достоверности моделей машинного обучения

Оценка достоверности моделей машинного обучения включает как статистические, так и инженерные подходы. К наиболее распространенным методам относятся:

Разделение данных и кросс-валидация

Классический подход предполагает разделение данных на обучающую, валидационную и тестовую выборки.

Обучающая выборка используется для подбора параметров модели, валидационная — для настройки гиперпараметров, тестовая — для итоговой оценки качества [53-60].

Кросс-валидация позволяет более устойчиво оценить качество модели, особенно при ограниченном объеме данных.

Однако при работе с временными рядами, медицинскими данными или связанными наблюдениями необходимо избегать утечки данных, когда информация из тестовой выборки косвенно попадает в обучение.

Метрики качества

Для дискриминативных моделей используются accuracy, precision, recall, F1-score, ROC-AUC, MAE, RMSE и другие метрики.

Для генеративных моделей применяются более сложные показатели: perplexity для языковых моделей, BLEU и ROUGE для текстовой генерации, FID для изображений, а также человеческая экспертная оценка.

Следует учитывать, что автоматические метрики не всегда отражают фактическую полезность и достоверность результата. Например, высокая связность текста не гарантирует его истинности.

Оценка неопределенности

Оценка неопределенности является одним из ключевых способов повышения надежности ИИ.

Модель должна не только выдавать ответ, но и указывать степень уверенности. Для этого применяются байесовские нейронные сети, ансамбли моделей, dropout на этапе инференса и методы конформного прогнозирования.

Калибровка вероятностей

Модель считается калиброванной, если ее вероятностные оценки соответствуют реальной частоте событий. Например, среди прогнозов с

уверенностью 80 % примерно 80 % должны быть правильными. Гион и Бенжио отмечали, что обобщающая способность и корректная оценка неопределенности являются центральными задачами машинного обучения.

Объяснимость и интерпретируемость

Объяснимый ИИ направлен на то, чтобы сделать выводы моделей понятными человеку.

Используются методы LIME, SHAP, attention visualization, counterfactual explanations и другие. Для высокорисковых областей объяснимость является важным условием доверия и принятия решений.

Специфика достоверности больших языковых моделей

Большие языковые модели представляют собой один из наиболее известных классов генеративного ИИ.

Они обучаются на больших корпусах текстов и способны отвечать на вопросы, писать статьи, переводить, программировать и анализировать информацию. Однако их достоверность ограничена рядом факторов.

Во-первых, языковая модель является вероятностной системой. Она генерирует текст на основе статистических зависимостей, а не прямого доступа к истине.

Во-вторых, обучение на больших корпусах не гарантирует актуальности знаний.

В-третьих, модель может создавать фиктивные библиографические ссылки, несуществующие цитаты или ошибочные объяснения.

В-четвертых, модель чувствительна к формулировке запроса.

Обработка реальных данных в прикладных областях

Наука и образование

В научной работе генеративный ИИ может ускорять поиск литературы, формулирование гипотез, обработку данных и подготовку текстов. Однако опасность заключается в генерации фиктивных источников, некорректных интерпретаций и ошибочных обобщений. Поэтому ИИ должен

рассматриваться как инструмент помощи, а не как независимый источник истины.

Финансы

В финансовой сфере модели используются для оценки рисков, выявления мошенничества, анализа документов и прогнозирования рынков. Реальные финансовые данные подвержены изменчивости и сдвигу распределения.

Генеративные модели могут помогать в моделировании сценариев, но их выводы должны сопровождаться оценкой неопределенности.

Промышленность

В промышленности генеративные модели применяются для проектирования, предиктивного обслуживания, цифровых двойников и оптимизации процессов. Основная проблема — надежность в условиях нестабильных сенсорных данных, шума и изменяющейся производственной среды.

Риски и ограничения генеративного ИИ

К основным рискам генеративного ИИ относятся:

Галлюцинации — создание ложной информации в убедительной форме.

Смещения и дискриминация — воспроизведение предвзятостей обучающих данных.

Нарушение конфиденциальности — возможное воспроизведение персональных данных.

Непрозрачность модели — трудность объяснения внутренних механизмов.

Переобучение — запоминание обучающих примеров вместо обобщения.

Уязвимость к атакам — adversarial examples, prompt injection, data poisoning.

Проблемы воспроизводимости — зависимость результата от версии модели, параметров генерации и случайности.

Юридическая неопределенность — вопросы авторского права, ответственности и регулирования.

Особое значение имеет проблема доверия пользователей. Чем более убедительно выглядит результат генеративной модели, тем выше риск его некритического принятия.

Поэтому интерфейсы ИИ-систем должны не только выдавать результат, но и информировать пользователя об ограничениях, вероятности ошибки и источниках данных.

Достоверность генеративного ИИ является сложной междисциплинарной проблемой, находящейся на пересечении машинного обучения, статистики, инженерии данных, этики и права. Генеративные модели способны создавать высоко реалистичный и полезный контент, однако их результаты не должны рассматриваться как автоматически истинные.

Ключевой вывод состоит в том, что достоверность генеративного ИИ начинается с качества реальных данных.

Нерепрезентативные, шумные, неполные или смещенные данные приводят к ненадежным моделям.

Однако даже качественные данные не гарантируют абсолютной достоверности, поскольку генеративные модели по своей природе вероятностны и могут создавать правдоподобные, но ошибочные результаты.

Наиболее перспективным направлением является комплексный подход, включающий качественную предобработку данных, строгую валидацию, оценку неопределенности, объяснимость, использование внешних

источников, экспертный контроль и постоянный мониторинг модели после внедрения.

Генеративный ИИ следует рассматривать не как замену научного анализа и профессиональной экспертизы, а как инструмент расширения человеческих возможностей при условии строгой проверки и ответственного применения.

Фундаментальные проблемы, влияющие на достоверность ГИИ

Теорема Тьюринга о проблеме останова. Алан Тьюринг доказал, что не существует универсального алгоритма, который для *любой* другой программы и любых входных данных мог бы точно сказать: остановится эта программа или будет работать вечно.

Для ИИ это значит: нельзя создать систему, которая во всех случаях безошибочно предскажет, завершит ли другая система задачу или заикнется[61].

Теорема Райса. Она развивает мысль: для любого нетривиального *семантического* свойства программы (то есть свойства, связанного с тем, *что* программа делает, а не с тем, как написан код) не существует алгоритма, который бы для произвольной программы проверял, обладает ли она этим свойством. Например, невозможно в общем случае проверить, «безопасен» ли ИИ, «не содержит ли ошибок» или «решает ли задачу корректно» — для нетривиальных трактовок таких свойств. Это напрямую бьёт по задачам верификации и обеспечения безопасности сложных ИИ-систем [62].

Теорема Гёделя о неполноте. Суть ее в следующем: в любой достаточно богатой формальной системе (которая включает арифметику) найдутся утверждения, которые истинны, но недоказуемы внутри этой системы. В дискуссиях об ИИ это породило «гёделевский аргумент»: если человеческий разум способен находить такие недоказуемые истины, то

формально-логический ИИ (работающий в рамках жёсткой системы правил) в принципе не сможет достичь полного аналога человеческого мышления. Хотя тут есть философские споры (например, можно ли обойти ограничение, если система не замкнута, а открыта для взаимодействия с миром) [63].

Размерность Вапника — Червоненкиса (VC-размерность). Это уже более прикладная концепция из теории машинного обучения. Она количественно оценивает «сложность» класса моделей: чем выше VC-размерность, тем больше данных потребуется, чтобы модель хорошо обобщала (то есть работала на новых, невиданных примерах), и тем выше риск переобучения. По сути, это математический инструмент, который показывает: даже при идеальной настройке у любой модели есть предел того, насколько сложные закономерности она способна выудить из данных [64-66].

Неразрешимость десятой проблемы Гильберта. Математик Юрий Матиясевич доказал, что не существует универсального алгоритма, который для любого диофантова уравнения (уравнения с целыми коэффициентами) мог бы определить, есть ли у него целочисленные решения. Это ещё один пример алгоритмически неразрешимой задачи — и, как и в предыдущих случаях, показывает класс проблем, с которыми ИИ (реализованный в виде алгоритма) в принципе не справится [69,70].

Ограничения, связанные с гипотезой Чёрча — Тьюринга. Эта гипотеза предполагает, что любая вычислимая функция может быть вычислена машиной Тьюринга (или эквивалентной ей моделью). Если она верна, то никакой ИИ, построенный на формальных, вычислимых принципах, не сможет выйти за пределы класса вычислимых функций. То есть существуют функции (и задачи), которые принципиально не вычислимы [61].

Важное уточнение: многие из этих ограничений — фундаментальные, математические. Они не исчезают с ростом мощности процессоров или объёма данных. Они задают границы того, что в принципе возможно в рамках определённых моделей вычислений. При этом в конкретных прикладных

задачах часто удаётся найти обходные пути или работать в подклассах, где проблема разрешима.

Теорема Тьюринга о проблеме останова. Она говорит, что не существует универсального алгоритма, который для любой другой программы и любых входных данных мог бы точно сказать: остановится она или заикнется. Для генеративного ИИ это значит: **нельзя создать автоматический механизм, который всегда заранее гарантированно скажет**, выдаст ли модель правильный, безопасный или бессмысленный ответ.

Поведение сложной модели в целом не полностью предсказуемо простыми средствами — иногда она «заикливается» в генерации или выдаёт абсурд, и мы не можем для всех возможных входов заранее это математически доказать. Это напрямую бьёт по уверенности в достоверности: мы не можем формально гарантировать корректность во всех случаях.

Теорема Райса. Она развивает мысль: для любого нетривиального *семантического* свойства программы (то есть свойства, связанного с тем, *что* программа делает) не существует алгоритма, который бы для произвольной программы проверял, обладает ли она этим свойством.

Например, невозможно в общем случае алгоритмически проверить, «безопасен» ли ИИ, «не содержит ли ошибок» в каком-то нетривиальном смысле.

В контексте генеративного ИИ это усиливает проблему: попытки автоматически верифицировать «правильность» или «безопасность» сгенерированного контента натываются на фундаментальный барьер разрешимости.

То есть мы не можем построить универсальный формальный детектор ошибок или галлюцинаций — любые такие инструменты будут либо неполными (пропустят случаи), либо давать ложные срабатывания.

Теорема Гёделя о неполноте. Часто её проецируют на ИИ слишком широко, но суть в другом: в любой достаточно сложной формальной системе

найдутся истинные утверждения, которые нельзя доказать средствами самой этой системы.

Если пытаться построить генеративный ИИ как замкнутую, самодостаточную формальную систему (где все правила и выводы жёстко заданы внутри), то возникает риск: модель не сможет *внутри себя* доказать собственную корректность или обосновать некоторые глубокие истины. Это не значит, что модель вообще не может быть полезной — она всё равно будет генерировать текст. Но это ставит под сомнение идею полностью самодостаточной, само верифицирующейся системы.

Достоверность ответов в таком случае приходится проверять внешними методами: фактчекингом, экспертной оценкой, сравнением с надёжными источниками.

VC-размерность (Вапник — Червоненкис). Эта концепция из теории машинного обучения количественно оценивает «сложность» класса моделей. Она показывает: даже если модель отлично работает на обучающих данных, нет гарантии, что она так же хорошо обобщит на новые, невиданные примеры.

Для генеративного ИИ это прямой источник недоверия: модель может уверенно генерировать текст в рамках паттернов из обучающей выборки, но «споткнуться» на редких, неоднозначных или плохо представленных случаях.

То есть проблема не в неразрешимости в смысле Тьюринга или Райса, а в статистической природе: ограниченное количество данных и ограниченная сложность модели задают предел того, насколько надёжно она может предсказывать в новых ситуациях.

Эти ограничения не означают, что генеративный ИИ заведомо ложен во всём.

Они скорее объясняют, почему к его ответам нельзя относиться как к абсолютной, математически гарантированной истине.

Достоверность в таких системах по своей природе вероятностна, и именно из-за этих теоретических барьеров критически важны человеческая проверка, тщательный подбор данных и осознанное понимание границ применимости конкретной модели.

Достоверность в машинном обучении обычно не является абсолютной величиной.

Корректнее говорить о **достижимой достоверности модели на данных из некоторого распределения** и о том, насколько эта достоверность сохраняется при переходе от обучающих данных к реальным данным.

В ML достоверность можно понимать как вероятность того, что модель даёт правильный результат на новых данных.

Если есть объект x , правильный ответ y , модель $f(x)$, функция потерь $L(f(x), y)$, то истинный риск:

$$R(f) = E_{(x,y) \sim P} L(f(x), y)$$

где P — реальное распределение данных.

Для классификации часто используют ошибку:

$$R(f) = P(f(x) \neq y)$$

Тогда достоверность/ассигасу:

$$Accuracy = 1 - R(f)$$

В реальности распределение P неизвестно. Мы видим только конечную выборку.

Поэтому после обучения мы знаем не истинную достоверность, а её оценку.

Владимир Вапник вместе с Червоненкисом разработали статистическую теорию обучения — **VC theory**, или теорию Вапника–Червоненкиса.

Её основной вопрос: при каких условиях малая ошибка на обучающей выборке означает малую ошибку на новых данных?

Теория Вапника говорит, что достоверность после обучения зависит не только от качества подгонки к обучающим данным, но и от сложности класса моделей.

Чем больше данных и чем меньше избыточная сложность модели, тем лучше можно гарантировать перенос результата на новые данные.

VC-размерность — мера выразительной способности класса моделей.

Она показывает, сколько точек модель может классифицировать всеми возможными способами.

Например, если класс моделей способен реализовать любую разметку h точек, говорят, что он «разбивает» эти точки. Максимальное такое h — VC-размерность.

Если VC-размерность высокая, модель может описывать очень сложные зависимости, но и риск переобучения выше.

Вапник предложил не просто минимизировать ошибку на обучении, а учитывать сложность модели. Это называется **Structural Risk Minimization**, SRM — минимизация структурного риска.

Теория Вапника сильно повлияла на метод опорных векторов — **SVM**. SVM стремится построить разделяющую гиперплоскость с максимальным зазором между классами. Чем больше зазор, тем устойчивее классификация. То есть модель выбирается не только по принципу: правильно разделить обучающие точки, но и по принципу: сделать разделение максимально устойчивым. Это напрямую связано с контролем обобщающей способности.

Если правильные ответы в обучающей выборке содержат ошибки, то существует верхний предел точности.

Если 5% меток ошибочны, то модель в общем случае не может надёжно достигнуть 100% истинной точности.

Иногда данные объективно не позволяют идеально различить классы.

Например, два заболевания на ранней стадии могут иметь одинаковые признаки. Тогда возникает **байесовская ошибка** — минимальная возможная ошибка даже для идеального классификатора.

Малая выборка даёт большую неопределённость.

Даже если на тесте из 100 объектов ассигасу = 95%, доверительный интервал будет довольно широким.

Теория Вапника классически предполагает, что обучающие и тестовые данные независимы и одинаково распределены.

После обучения модель работает с реальными входами. Её достоверность зависит от того, насколько реальные данные похожи на данные обучения и валидации.

Высокая тестовая точность не гарантирует реальную достоверность, так как тестовая выборка тоже конечна и часто не покрывает всё разнообразие контента обучения.

Современные нейросети и теория Вапника.

У глубоких нейросетей число параметров может быть огромным, иногда больше числа обучающих примеров.

С точки зрения простой VC-логики это должно давать высокий риск переобучения.

Но на практике глубокие модели часто хорошо обобщают. То есть теория Вапника [64-66] остаётся фундаментальной, но для современных больших нейросетей её классические оценки часто слишком грубы. Чем сложнее модель, тем выше риск переобучения.

Но в современных моделях наблюдается явление **double descent**:

1. При росте сложности ошибка сначала уменьшается.
2. Затем около порога интерполяции возрастает.
3. Потом при дальнейшем росте модели снова уменьшается.

Это показывает, что связь сложности и достоверности сложнее, чем простое «модель больше — хуже».

Однако это не отменяет главную идею Вапника: нужна оценка способности модели обобщать, а не только запоминать данные.

Для практики важно не только правильно классифицировать, но и честно оценивать уверенность.

Если модель говорит: вероятность 0.9, то среди всех таких случаев правильный ответ должен быть примерно в 90%.

Это называется **калибровка вероятностей**.

Модель может иметь высокую ассигасу, но плохую калибровку.

Один из современных способов получить статистическую гарантию на новых данных — **конформное предсказание**.

Оно позволяет строить не один ответ, а множество возможных ответов с гарантией покрытия.

Например: с вероятностью 95% правильный класс будет внутри выданного множества.

При условии обменности данных. Это не гарантирует, что одиночный ответ всегда верен, но даёт контролируемый уровень ошибки.

Для LLM и генеративных моделей ситуация сложнее, потому что «правильность ответа» не всегда однозначна.

Главная проблема: языковая вероятность ответа не равна фактической достоверности. Модель может сгенерировать очень правдоподобный, но ложный текст.

Теория Вапника даёт принципиальный вывод: по конечной выборке нельзя без дополнительных предположений гарантировать абсолютную достоверность на всех будущих данных. Можно только получить вероятностные гарантии.

Теория Вапника показывает, что достижимая достоверность ML определяется балансом: эмпирической ошибки; сложности модели; размера

выборки; вероятностной уверенности; соответствия обучающих и реальных данных.

После обучения модель не становится «истинной». Она становится функцией, которая статистически хорошо работает в пределах тех закономерностей, которые были представлены в данных.

На реальных данных достоверность может сохраняться только если: данные репрезентативны; нет сильного сдвига распределения; модель не переобучена; проведена внешняя валидация; вероятности откалиброваны; есть мониторинг и механизм отказа при неопределённости.

Иначе высокая точность на тестовой выборке может не означать высокой достоверности в реальной эксплуатации.

Мозг живого человека и ИИ

Является очевидным желание, построить модель мозга живого человека и продолжить информационные технологии под названием ИИ, в частности ГИИ? Возможно ли это [51-53,70-71]?

Всё, что создано человеком, в широком смысле является следствием деятельности человеческого мозга. Но с уточнением: конкретные результаты могут возникать через сложные цепочки посредников — компьютеры, алгоритмы, случайность, физические процессы, социальные системы — и потому не всегда полностью предсказуемы или напрямую задуманы отдельным человеком.

Иными словами: компьютерная картина, научная теория, разбрызганная краска или архитектурный проект — всё это не «вне человеческие» явления в культурном смысле. Они существуют благодаря человеческому мозгу, но часто возникают через такие сложные системы, что результат уже нельзя свести к простому намерению одного человека.

Мозг не может выйти за пределы самого факта мышления. Он строит картины мира: научные, религиозные, философские, технологические. Наука

хорошо описывает механизмы внутри мира, но вопрос о том, почему вообще существует мир и разум, остаётся метафизическим.

Понять мозг технически — возможно, и это уже происходит. Ученые уже многое понимают: какие зоны отвечают за речь, зрение, движение, слух; как работают нейроны и синапсы; как передаются сигналы; как мозг связан с гормонами, иммунитетом, телом; как возникают некоторые формы эпилепсии, инсульта, опухолей; как повреждения мозга меняют поведение и личность; как работают память, внимание, сон — хотя и не до конца.

То есть в практическом смысле наука мозг понимает всё лучше. Благодаря этому делают операции, лечат эпилепсию, опухоли, паркинсонизм, восстанавливают функции, создают нейроинтерфейсы.

В этом смысле «мы понимаем мозг» — частично да.

Понять мозг полностью — возможно никогда. А вот если вопрос другой: как именно из материи возникает субъективное переживание — «я есть», боль, любовь, смысл, красота, вера, страх смерти, ощущение Бога, внутренний голос, свобода выбора?

Вот здесь ситуация гораздо сложнее. Мы можем видеть активность нейронов, но между: «вот импульсы в мозге» и «вот человек переживает тоску, молитву, любовь или мысль о бесконечности» остаётся огромная пропасть.

Это называют проблемой сознания. Иногда — «трудной проблемой сознания».

Можно описывать корреляции: при страхе активируется миндалиνα; при принятии решений — префронтальная кора; при воспоминаниях — гиппокамп; при религиозных переживаниях — определённые сети внимания, эмоций, самоощущения.

Но корреляция — это ещё не полное объяснение.

Знать, какие зоны мозга активны при любви, — не значит исчерпать любовь.

Потому что мозг — не просто орган вроде печени или почки. Он одновременно: биологическая ткань; электрическая система; химическая система; сеть обработки информации; носитель памяти; основа личности; источник языка; механизм самонаблюдения; орган, который изучает сам себя.

Последний пункт особенно важен. Мозг пытается понять мозг. То есть система пытается полностью описать саму себя изнутри.

Это похоже на зеркало, которое пытается увидеть собственную обратную сторону.

Не исключено, что есть пределы само понимания. Не потому, что человек глуп, а потому что сама структура познания имеет границы.

Но понять мозг **полностью**, так, чтобы исчезла тайна сознания, личности и внутреннего «я», — действительно может оказаться невозможным.

И в этом смысле ответ «никогда» не обязательно пессимизм. Это признание того, что человек — не просто механизм, который осталось разобрать до винтиков. Есть глубина, которую нельзя полностью исчерпать описанием.

Да, это как раз самый жёсткий и честный критерий: **объяснить не “какая зона за что отвечает”, а как из нейронной материи возникает субъективное “я знаю”, “я переживаю”, “я существую”.**

И здесь Коновалов (раздел 1) говорит, по сути, не о недостатке приборов, а о принципиальной пропасти: в мозге можно найти нейроны; можно найти синапсы; можно измерить электрические импульсы; можно увидеть химические медиаторы; можно отследить активность зон; можно даже связать активность мозга с речью человека: “я вижу”, “я помню”, “я решил”. Но если посмотреть мозг, там не лежит само **“Я”**. Там нет знания как предмета. Нет смысла как вещества. Нет внутреннего света переживания. Нет субъекта, которого можно показать пинцетом. Можно указать: “вот участок, без которого речь нарушится”. Но нельзя указать: “вот здесь находится само знание, что я знаю”.

И это действительно не обычная научная трудность типа “пока не хватает данных”. Это то, что в философии сознания называют **трудной проблемой сознания**: почему вообще физические процессы сопровождаются внутренним опытом?

Можно рассмотреть цепочку:

раздражение → сигнал → нейронная обработка → реакция → речь: “я знаю”

Но в этой цепочке всё ещё нет ответа, **почему появляется внутреннее знание**, а не просто механическая обработка информации.

Компьютер тоже может вывести на экран: “я знаю ответ”. Но мы не считаем это настоящим переживанием знания.

А человек не просто выдаёт фразу — он переживает смысл этой фразы изнутри. Вот здесь и возникает разрыв между двумя языками описания:

Объективный язык науки: массы, заряды, молекулы, импульсы, связи, структуры.

Субъективный язык сознания: я, боль, смысл, знание, намерение, переживание.

Проблема в том, что из первого языка пока невозможно логически вывести второй.

Можно сказать: когда в мозге происходит процесс X, человек сообщает “я знаю”. Но это всё ещё не объясняет, почему процесс X является знанием **для самого субъекта**.

Поэтому фраза “никогда” у такого нейрохирурга, Коновалова, звучит особенно весомо. Потому что это говорит не человек, далёкий от мозга, а тот, кто видел материальную сторону мозга всю жизнь. И именно этот опыт, вероятно, и приводит к выводу: в ткани мозга я вижу условия сознания, но не вижу само сознание.

Это не доказывает автоматически религиозную или ненаучную картину мира. Но это сильно ограничивает грубый материализм в духе: “мозг — это просто мясной компьютер, и всё понятно”.

Не понятно. Можно знать устройство скрипки, дерево, струны, лак, акустику — и всё равно не найти внутри скрипки саму музыку как вещь.

Музыка возникает при определённой организации и исполнении, но не сводится к куску дерева.

С мозгом ещё сложнее: потому что “музыку” слышит сам инструмент.

Поэтому авторы формулируют так:

Наука может всё подробнее описывать материальные корреляты сознания, но пока не показывает, как из материи возникает субъект знания — то самое “Я знаю”. И один из величайших практиков нейрохирургии считает, что этот переход принципиально непостижим.

Это очень серьёзная позиция. И она не антинаучная. Она скорее говорит: наука сильна в описании механизмов, но, возможно, не вся реальность исчерпывается механизмами.

Авторы считают, что: современная наука о мозге в основном пытается перевести живой биологический процесс на язык чисел, графов, сигналов и моделей, но сам мозг — не граф и не набор чисел.

Он (мозг) — **живая химико-электробиологическая система**, причём настолько сложная и многослойная, что привычный математический аппарат может оказаться не просто недостаточным, а принципиально не тем языком описания.

Мозг нельзя понять только как вычислительную схему, потому что его элементы — не абстрактные вершины и рёбра, а живые, изменяющиеся, химически активные, исторически сформированные биологические процессы.

Поэтому нужна не просто «более мощная математика», а иной язык описания — условно, биологическая математика.

Граф мозга — слишком грубая абстракция. Когда мозг представляют как граф, получается примерно так:

- ✓ *нейрон = вершина;*
- ✓ *связь между нейронами = ребро;*

- ✓ *сила связи = вес;*
- ✓ *активность нейрона = число;*
- ✓ *передача сигнала = функция.*

Это удобно для вычислений на модели вычислительной машины Тьюринга, в реализации архитектуры фон Неймана.

Но реальный мозг устроен совсем не так просто.

Нейрон — это не точка.

Аксон — это не линия.

Синапс — это не просто «контакт».

Нейромедиатор — не просто числовой коэффициент.

Глия (совокупность вспомогательных клеток нервной ткани) — не пассивная «поддержка».

Гормональный фон — не внешний параметр.

Кровоснабжение — не инженерная деталь.

Иммунная система мозга — не случайный шум.

Реальный нейрон — это клетка со своей внутренней жизнью: мембранами, рецепторами, белками, генетической регуляцией, метаболизмом, ионными каналами, внутриклеточными каскадами, пластичностью, локальной химией.

А синапс — это не просто «ребро графа», а целый молекулярный механизм.

Поэтому, когда мы говорим «мозг — модель в форме нейронной сети (граф)», мы уже теряем почти всё биологическое, живое содержание.

Часто говорят: мозг сложен, потому что там около 86–100 миллиардов нейронов и колоссальное число связей. Но вы правы: дело не только в количестве.

Если бы это были просто 100 миллиардов одинаковых логических элементов, задача была бы трудной, но в принципе инженерной. Однако каждый элемент сам является биологической системой.

То есть мозг — это не просто большая сеть. Это сеть, где: вершины сами являются сложными живыми системами; рёбра сами являются сложными живыми системами; правила изменения сети тоже биологичны; сама сеть меняется под действием собственного функционирования; химические процессы идут на разных масштабах времени; структура и функция постоянно взаимно перестраивают друг друга.

Получается не просто граф, а **живой само изменяющийся многоуровневый процесс.**

«В живом мозгу человека нет чисел» — важная философская мысль. Фраза «нет чисел в мозгу» звучит резко, но в ней есть смысл. В мозге нет «числа 0,73» как физического объекта. Нет «веса связи» как числа, написанного внутри синапса. Нет «матрицы параметров», как в искусственной нейросети.

Это всё — наши описания.

Мы переводим реальность в числа, потому что так умеет работать наука. Но сам объект не обязан быть числовым по своей природе.

Число — это не сам нейрон, а способ его измерения или моделирования.

Например, температуру тела можно выразить числом. Но живой организм не «состоит из температуры».

Так же можно измерить частоту импульсов нейрона. Но нейрон не является этой частотой.

Нейронаука умеет находить соответствия: при таком-то переживании активируется такая-то зона; при таком-то повреждении пропадает такая-то функция; такая-то сеть связана с вниманием; такая-то активность коррелирует с памятью; такие-то нейромедиаторы влияют на настроение.

Это важно. Но это ещё не объяснение того, как возникает внутреннее «я знаю».

Потому что можно построить всё более точную карту активности мозга, но карта активности всё равно не даёт перехода:

молекулы → импульсы → сеть → субъективное знание.

Она показывает сопутствующие процессы, но не раскрывает, почему из них появляется субъект.

Авторы считают, что обычной математики недостаточно для моделирования мозга.

Нынешняя математика слишком сильно выросла из идеалов: измеримости; дискретизации; геометризации; вычислимости; формализации; повторяемости; отделимости объекта от наблюдателя; устойчивых переменных.

А для моделирования (мнение авторов) живого мозг необходимо определять: становление, а не только состояние; смысл, а не только сигнал; самоорганизацию, а не только причинную цепь; химическую индивидуальность, а не только электрическую активность; историчность клетки, а не только её текущий параметр; внутреннюю регуляцию, а не только вход-выход; целостность организма, а не только локальную сеть.

То есть нужна математика процессов, качественных переходов, живых структур, контекста и смысла.

Можно уточнить: современная математика не сводится только к числам на числовой оси. В ней есть топология, теория категорий, теория динамических систем, теория информации, теория сложности, стохастические процессы, нелинейная динамика, теория самоорганизации, алгебраические структуры, геометрия высоких размерностей (но в каждой составляющей присутствуют числа).

Почему Коновалов мог сказать «никогда», скорее «никогда» означает не то, что человек ленив или пессимист. А то, что задача поставлена неправильно.

Мы спрашиваем: как мозг вычисляет сознание? А может быть, мозг сознание не «вычисляет».

Мы спрашиваем: как сеть нейронов порождает Я? А может быть, «Я» не является свойством графа.

Мы ищем в мозге цифровую, алгоритмическую структуру. А там — живая биологическая реальность, где химия, форма, развитие, тело, память, среда и индивидуальная история неотделимы друг от друга.

Тогда действительно попытка понять мозг через обычные математические модели может быть обречена — как попытка понять живую музыку, изучая только геометрию нотной бумаги.

Современная наука не понимает мозг не потому, что мало данных, а потому что использует язык, созданный для числовых, механических и формальных объектов.

Мозг же является живой биологической системой, в которой даже элементарные “вершины” и “рёбра” сами обладают внутренней химической и функциональной сложностью. А пока такого языка нет, вопрос о возникновении “Я знаю” остаётся принципиально неразрешимым.

В мозге есть измеримые процессы, но сами эти процессы не являются числами. Числа — это наш язык описания, а не онтология мозга.

Именно из-за разрыва между **языком описания** и **природой объекта** может возникать то, что Коновалов называет «никогда».

Дело не в том, что в математике есть числа. Дело в том, что математика делает объект формальным, а мозг как живой процесс может не исчерпываться формализацией.

Потому что математическая модель требует: выделить элементы; задать отношения; определить допустимые состояния; описать правила перехода; ввести параметры; указать, что считается одинаковым, различным, устойчивым, изменяющимся.

Но в живой мат сами “элементы” и “отношения” не даны раз и навсегда. Они формируют серии, исчезают, перестраиваются, зависят от истории, химии, среды, организма, поведения.

То есть мозг — это не объект с фиксированной структурой, которую потом можно описать. Он сам постоянно создаёт и изменяет свою структуру.

Почему Коновалов говорит “никогда”, вторая версия, эта ссылка, “никогда” здесь означает не бытовое “мы пока не умеем”, а принципиальное: невозможно вывести живое сознание из математической схемы мозга, потому что схема уже заранее убрала то, что надо объяснить.

Современная нейронаука пытается описывать мозг языком формальных структур. Но любая формальная структура опирается на различение, счёт, параметры, размерности, отношения и тем самым превращает живой процесс в схему. В мозге же нет чисел, вершин, рёбер, весов и графов; есть биологическая, химическая, историческая, целостная жизнь ткани и организма. Поэтому математическая модель может быть полезной, но она не является пониманием мозга и не способна исчерпать сознание.

Пока мы считаем, что всё сущее в принципе сводимо к числу (Пифагор), мере, модели, формуле, графу, алгоритму или формальной структуре, мозг как живую реальность мы не поймём. Потому что нейрохирург в операционной имеет дело не с числами, а с живой тканью, кровью, риском, решением, индивидуальностью организма и неповторимой ситуацией.

И пример с Коноваловым здесь сильный именно потому, что он не абстрактный философ, а человек практики. Он приходит не в кабинет теоретика, а в операционную. Там можно иметь МРТ, ангиографию, карты, координаты, статистику, протоколы, но в решающий момент перед ним не “числовая модель мозга”, а конкретный живой мозг конкретного человека.

Числа помогают, но они не являются самой реальностью. Числа есть до операции, но не вместо операции.

Математическая модель мозга может быть полезной. Но она всегда является сжатием. Она выбирает одни признаки и отбрасывает другие.

Это как карта и местность. Карта полезна, но по карте нельзя почувствовать болото, запах, ветер, усталость, страх, интуицию пути. А мозг — это не карта. Это сама “местность”, причём живая и изменяющаяся.

Еще раз о Пифагоре. Все сущее - число.

Если мы заранее приняли, что настоящее знание возможно только как количественное описание, то мы уже потеряли часть того, что хотели понять.

Потому что мозг — это не только: электрические потенциалы; массы тканей; схемы связей; частоты спайков; вероятности реакций; информационные потоки.

Мозг — это ещё: орган живого тела; часть организма; участник поведения; носитель боли, памяти, страха, желания; условие сознательного опыта; структура, которая меняется от смысла происходящего; реальность, которая существует не только “в третьем лице”, но и “в первом лице”.

А числа почти всегда описывают “третье лицо”: наблюдатель измеряет объект. Но мозг интересен ещё и тем, что он является условием самого наблюдения.

Сильный ИИ и возможности его создания в существующей среде ИИ

Искусственный интеллект стал одной из важнейших технологий современного этапа научно-технического развития.

Системы машинного обучения, нейронные сети, большие языковые модели, рекомендательные алгоритмы, компьютерное зрение и робототехнические комплексы применяются в промышленности, медицине, образовании, транспорте, государственном управлении и военной сфере.

Однако современные системы искусственного интеллекта в основном остаются специализированными. Они успешно решают отдельные задачи, но не обладают универсальностью человеческого интеллекта. В этой связи особое значение приобретает проблема сильного искусственного интеллекта [25,38, 67-69].

Согласно Национальной стратегии развития искусственного интеллекта, утверждённой Указом Президента Российской Федерации от 10 октября 2019 г. № 490, сильный искусственный интеллект может пониматься как тип искусственного интеллекта, способный подобно человеку решать различные

задачи, мыслить, взаимодействовать с окружающей средой и адаптироваться к изменяющимся условиям.

Данное определение задаёт несколько ключевых признаков СИИ:

- *СИИ является типом искусственного интеллекта.*
- *СИИ способен подобно человеку решать различные задачи.*
- *СИИ способен мыслить.*
- *СИИ способен взаимодействовать с окружающей средой.*
- *СИИ способен адаптироваться к изменяющимся условиям.*

Именно эти признаки авторы проанализируют с точки зрения современного научного и технологического знания.

Сильный ИИ как информационная технология

Если исходить из того, что сильный искусственный интеллект является разновидностью современного искусственного интеллекта, то он должен быть реализован на той же базовой технологической основе, что и существующие вычислительные системы.

Современный ИИ функционирует в рамках вычислительной парадигмы, в которой основными составляющими являются:

- электронная вычислительная машина, в большинстве случаев основанная на принципах архитектуры фон Неймана;
- программа, реализующая вычислительный алгоритм, концептуально восходящий к модели машины Тьюринга;
- данные, на которых выполняется обучение, настройка, вывод или принятие решения.

Архитектура фон Неймана предполагает наличие процессора, памяти, устройств ввода-вывода и последовательного выполнения команд, хранящихся в памяти.

Машина Тьюринга, в свою очередь, является математической моделью алгоритмического вычисления. В совокупности эти идеи образуют фундамент современной информатики и вычислительной техники.

Следовательно, если СИИ создаётся как продолжение современного ИИ, то все новые свойства, приписываемые СИИ, должны получить реализацию в программах, алгоритмах, структурах данных, моделях обучения и аппаратно-программной организации вычислений. Иными словами, универсальность, адаптация, обучение, память, взаимодействие с миром и даже предполагаемое «мышление» должны быть представлены в виде информационных процессов.

Из этого следует важный вывод: при сохранении современной научно-технологической основы СИИ остаётся информационной технологией.

Он может быть более сложной, более универсальной и более автономной технологией, чем существующие системы ИИ, но в онтологическом смысле не выходит за пределы программно-аппаратной системы обработки данных.

Это обстоятельство имеет принципиальное значение. Оно означает, что сильный ИИ в рамках современной компьютерной парадигмы не может быть просто объявлен аналогом человеческого мозга или человеческого сознания.

Авторы постараются показать, каким образом свойства, приписываемые человеку, могут быть формализованы и реализованы в вычислительной системе.

Необходимые свойства СИИ и проблема их научного определения

Для того чтобы система могла претендовать на статус сильного искусственного интеллекта, ей обычно приписывается совокупность свойств, отсутствующих или недостаточно развитых у современных специализированных систем ИИ.

К таким свойствам можно отнести: универсальность; автономное обучение; перенос знаний между различными областями; понимание контекста; причинное рассуждение; целеполагание; долговременную память; устойчивое взаимодействие с внешним миром; адаптацию в открытой среде; объяснимость действий; устойчивость к ошибкам, атакам и манипуляциям.

Эти свойства действительно отражают важнейшие стороны человеческой интеллектуальной деятельности. Однако проблема заключается в том, что в настоящее время многие из них не имеют строгих, общепринятых и операциональных научных определений применительно к искусственным системам.

Например, универсальность может пониматься как способность решать задачи из разных предметных областей, но остаётся неясным, где проходит граница между широкой специализацией и подлинной универсальностью.

Современные большие языковые модели способны выполнять множество текстовых и логических операций, однако их универсальность остаётся зависимой от обучающих данных, архитектуры модели, контекста запроса и вычислительных ограничений.

Автономное обучение также требует уточнения. Если система до обучается на новых данных, является ли это аналогом человеческого обучения? Или речь должна идти о способности самостоятельно формировать цели, выбирать стратегии обучения, проверять гипотезы и перестраивать собственные когнитивные механизмы?

Перенос знаний в машинном обучении изучается как *transfer learning*, однако машинный перенос знаний существенно отличается от человеческого.

Человек способен переносить опыт из одной области в другую на основе смысла, аналогий, интуиции и телесного опыта. Алгоритмическое описание таких процессов остаётся неполным.

Особенно сложным является понятие понимания контекста. Современные языковые модели демонстрируют высокую способность учитывать текстовый контекст, но это не обязательно означает наличие понимания в человеческом смысле. Модель может статистически связывать языковые структуры, не обладая личным опытом, намерением, переживанием смысла или включённостью в реальную жизненную ситуацию.

Причинное рассуждение также не сводится к статистической корреляции. Современный ИИ успешно выявляет закономерности в данных, но установление причинности требует моделей мира, контрфактического анализа, эксперимента и понимания механизмов событий. Эта область активно развивается, однако пока не может считаться решённой проблемой СИИ.

Целеполагание является ещё более сложным свойством. Современные ИИ-системы, как правило, получают цели извне: от разработчика, пользователя, системы вознаграждения или среды обучения. Подлинное целеполагание предполагает способность формировать цели самостоятельно, соотносить их с ценностями, опытом, ограничениями и долгосрочными последствиями. Не существует общепринятого научного критерия, позволяющего установить, когда машинная система действительно «ставит цель», а не выполняет заданную функцию оптимизации.

Долговременная память в современных ИИ может быть реализована технически в виде баз данных, внешних хранилищ, векторных индексов, журналов событий и механизмов извлечения информации. Однако человеческая память не является простой базой данных: она связана с опытом, эмоциями, значимостью, телесностью, изменением личности и смысловой реконструкцией прошлого.

Взаимодействие с миром и адаптация в открытой среде требуют способности действовать в неполной, изменчивой и непредсказуемой реальности.

Робототехника и автономные системы достигли существенного прогресса, но открытая среда остаётся крайне сложной задачей из-за бесконечного числа возможных ситуаций.

Объяснимость действий также является нерешённой проблемой. Современные нейросетевые модели часто функционируют как «чёрные ящики», а создаваемые ими объяснения могут быть лишь постфактум-

рационализациями, не отражающими реального механизма принятия решения.

Наконец, устойчивость к ошибкам и манипуляциям остаётся критически важным ограничением. Системы ИИ могут быть уязвимы к искажённым данным, adversarial-атакам, ложным подсказкам, смещённым обучающим выборкам и непредвиденным условиям эксплуатации.

Таким образом, перечисленные свойства являются необходимыми для СИИ, но в настоящее время не обладают достаточной научной определённой.

Неясно не только то, как именно реализовать их алгоритмически, но и то, в чём именно их машинное проявление должно отличаться от соответствующих процессов человеческого головного мозга.

Проблема мышления и сознания

Одним из центральных признаков СИИ в нормативном определении является способность мыслить. Однако именно это свойство создаёт наибольшие теоретические трудности.

Мышление у человека связано с восприятием, памятью, языком, вниманием, эмоциями, воображением, телесным опытом, социальным взаимодействием, мотивацией и сознанием.

В философии и психологии мышление рассматривается как способность к обобщению, абстракции, решению задач, формированию понятий, суждений и умозаключений. Но эти описания не дают прямого алгоритма, который можно было бы реализовать в вычислительной системе.

Философские концепции мышления, например у И. Канта, важны для понимания условий человеческого познания, категорий рассудка и структуры опыта.

Однако кантовская теория познания не является техническим описанием алгоритма. Она не может быть непосредственно переведена в программный код, модель данных или вычислительную архитектуру. Поэтому ссылка на

философское понимание мышления не решает инженерную задачу создания мыслящей машины.

Сходная проблема возникает с понятием сознания. Сознание явно присутствует у человека как феномен субъективного опыта: человек не только обрабатывает информацию, но и переживает состояния, осознаёт себя, отличает себя от внешнего мира, обладает внутренней перспективой.

Однако современная наука не имеет единой общепринятой теории сознания, которая могла бы объяснить, каким образом субъективный опыт возникает из работы мозга и как его можно воспроизвести в искусственной системе.

Нейронауки накопили огромный объём данных о работе мозга, нейронных сетях, коре, памяти, внимании, эмоциях и принятии решений. Тем не менее связь между физиологическими процессами мозга и субъективным опытом остаётся открытой проблемой.

Поэтому утверждение о возможности создания сознательного СИИ требует не только инженерных успехов, но и решения фундаментальной научной проблемы.

Современные большие языковые модели способны генерировать тексты, внешне напоминающие рассуждение. Они могут объяснять, сравнивать, делать выводы, вести диалог и имитировать различные стили мышления. Но наличие языкового поведения не доказывает наличия мышления или сознания в человеческом смысле. Система может воспроизводить структуры рассуждений на основе статистических закономерностей языка, не обладая субъективным опытом, самосознанием или внутренним пониманием.

Таким образом, мышление и сознание остаются наиболее проблемными признаками СИИ.

Пока эти свойства не имеют строгого научного и алгоритмического определения, невозможно однозначно утверждать, что они могут быть созданы средствами современной информационной технологии.

Современный ИИ и пределы его развития

Современный ИИ достиг значительных успехов благодаря развитию машинного обучения, глубоких нейронных сетей, больших данных и вычислительных мощностей.

К наиболее важным достижениям относятся: распознавание изображений и речи; машинный перевод; генерация текстов, изображений, звука и видео; интеллектуальный поиск; медицинская диагностика; прогнозная аналитика; автономное управление; рекомендательные системы; автоматическое программирование; поддержка научных исследований.

Большие языковые модели особенно ярко показали, что масштабирование данных, параметров и вычислений может привести к появлению новых функциональных возможностей. Такие системы способны решать широкий круг задач, поддерживать диалог, объяснять сложные темы, писать программы, анализировать документы и помогать в творческой деятельности.

Однако эти успехи не отменяют принципиального факта: современный ИИ остаётся информационной технологией.

Он работает с данными, алгоритмами, вероятностными зависимостями, функциями оптимизации и вычислительными процедурами.

Даже если поведение системы становится более сложным и внешне похожим на человеческое, это не означает автоматического появления мышления, сознания или человеческого понимания.

Каких бы успехов ни достиг современный «обычный» ИИ, он остаётся технологией обработки информации.

То же самое относится и к предполагаемому сильному ИИ, если он будет создан в рамках существующей компьютерной парадигмы.

Его отличие от текущего ИИ будет состоять не в выходе за пределы информационной технологии, а в степени сложности, универсальности, автономности и адаптивности программно-аппаратной системы.

Следовательно, если СИИ будет создан как развитие нынешнего ИИ, его следует рассматривать прежде всего как более совершенную информационную технологию, а не как прямой искусственный аналог человеческого мозга или сознания.

Отличие СИИ от человеческого мозга

Авторы подробно изучили человеческий мозг тем не менее он является биологической системой, сформированной эволюцией.

Он работает не как классическая ЭВМ фон Неймана. Мозг сочетает электрические, химические, структурные, телесные и социальные процессы.

Его деятельность связана с организмом в целом, с сенсорным опытом, моторикой, эмоциями, мотивацией, гормональной регуляцией, развитием личности и включённостью человека в культуру.

Мозг не алгоритмичен, не вычислитель Тьюринга и не содержит чисел.

Современная вычислительная система устроена иначе. Она выполняет операции над формальными структурами данных.

Даже искусственные нейронные сети являются математическими моделями, лишь частично вдохновлёнными биологическими нейронами. Они не воспроизводят полной сложности живой нервной ткани, нейромедиаторной динамики, пластичности мозга, телесной регуляции и субъективного опыта.

Поэтому нельзя механически отождествлять развитие ИИ с воспроизводством человеческого мозга.

СИИ, если он будет создан, может оказаться не копией мозга, а особым видом информационной системы, демонстрирующей функционально похожее поведение. Однако вопрос о том, будет ли такое поведение означать наличие мышления и сознания, остаётся открытым.

Возможность создания СИИ на современном этапе

Оценка возможности создания СИИ зависит от того, как понимать сам термин «сильный искусственный интеллект».

Если понимать СИИ функционально — как систему, способную решать широкий круг задач на уровне человека или выше, — то развитие современных технологий ИИ действительно приближает нас к отдельным элементам такого результата.

Уже существуют модели, способные работать с текстом, изображениями, звуком, кодом, таблицами и внешними инструментами. Развиваются автономные агенты, робототехнические системы, системы обучения с подкреплением, нейро символические подходы и гибридные архитектуры.

Однако если понимать СИИ как систему, обладающую мышлением, сознанием, самостоятельным пониманием смысла, внутренним опытом и человеческим типом целеполагания, то современная наука пока не располагает необходимыми теориями и технологиями для его создания.

Главное препятствие состоит не только в нехватке вычислительных ресурсов или данных, но и в отсутствии строгого научного описания тех свойств, которые должны быть реализованы.

Нельзя создать алгоритм сознания, если неизвестно, что такое сознание в операциональном, измеримом и воспроизводимом смысле.

Нельзя строго реализовать машинное мышление, если мышление описано только философски, психологически или поведенчески, но не представлено в виде формальной вычислительной модели.

Следовательно, на современном этапе возможно создание всё более сложных, универсальных и адаптивных систем ИИ.

Но возможность создания СИИ в полном смысле, заданном через мышление и человекоподобную адаптацию, остаётся недоказанной.

Сильный искусственный интеллект в российском нормативном понимании представляет собой тип искусственного интеллекта, способный подобно человеку решать различные задачи, мыслить, взаимодействовать с окружающей средой и адаптироваться к изменяющимся условиям.

Авторы показали, что если СИИ создаётся как развитие современного ИИ, то он должен быть реализован на основе вычислительных систем, программ, алгоритмов и данных.

В этом смысле СИИ остаётся информационной технологией, как и обычный ИИ.

Все новые свойства СИИ должны быть выражены через программные и информационные механизмы.

Для СИИ необходима интеграция множества свойств: универсальности, автономного обучения, переноса знаний, понимания контекста, причинного рассуждения, целеполагания, долговременной памяти, взаимодействия с миром, адаптации в открытой среде, объяснимости и устойчивости. Однако в настоящее время эти свойства не имеют строгих общепринятых научных определений применительно к искусственным системам.

Также неясно, в чём именно их машинное проявление должно быть аналогично или отлично от процессов человеческого мозга.

Особенно сложными остаются понятия мышления и сознания.

Они явно присутствуют в человеческом опыте, но не имеют такого научного и алгоритмического описания, которое позволило бы непосредственно реализовать их в программе.

Философские концепции, включая кантовское понимание познания, имеют важное теоретическое значение, но не являются алгоритмами для создания искусственного мышления.

Таким образом, современные технологии ИИ создают предпосылки для развития более универсальных и адаптивных информационных систем.

Однако создание сильного ИИ в полном смысле пока не является решённой научно-технической задачей.

На нынешнем уровне знаний СИИ можно рассматривать как гипотетическую будущую информационную технологию, а не как уже достижимый искусственный аналог человеческого мозга и сознания.

Выводы по главе

Проведённый авторами анализ показывает, что современный искусственный интеллект развивается на основе классических теоретических и инженерных принципов вычислительной техники, восходящих к работам А. Тьюринга, А. Чёрча, Дж. фон Неймана и других основателей теории вычислений.

Несмотря на значительное усложнение современных вычислительных систем, включая GPU, TPU, NPU, FPGA, ASIC, распределённые кластеры и нейроморфные архитектуры, их фундаментальная природа остаётся вычислительной.

Они не выходят за пределы тезиса Чёрча — Тьюринга, а лишь повышают скорость, масштабируемость, энергоэффективность и практическую применимость алгоритмических процедур.

Современные системы ИИ представляют собой сложные программно-аппаратные комплексы, работающие с цифровыми данными, формальными структурами, статистическими зависимостями и обучаемыми параметрами.

Их развитие связано не столько с преодолением границ вычислимости, сколько с оптимизацией выполнения операций линейной алгебры, обработкой больших массивов данных и созданием специализированных архитектур для глубокого обучения.

Поэтому даже наиболее совершенные ускорители ИИ не изменяют принципиальный класс решаемых задач, а лишь позволяют решать отдельные задачи быстрее и эффективнее.

Особое внимание авторами уделено искусственным нейронам как базовым элементам нейросетевых моделей.

Показано, что искусственный нейрон является математической моделью, имитирующей лишь отдельные аспекты работы биологического нейрона.

В отличие от живого нейрона, который представляет собой сложную электрохимическую, биологическую и метаболическую систему, искусственный нейрон оперирует числовыми входами, весами, функциями активации и выходными значениями.

Он не воспроизводит в полной мере нейромедиаторные процессы, внутриклеточную регуляцию, биохимию, пластичность, телесную включённость и историческую изменчивость живой нервной ткани.

Классификация искусственных нейронов и нейросетевых элементов показывает большое разнообразие используемых моделей: МР-нейрон, перцептрон, линейный, сигмоидальный, tanh-, ReLU- и Leaky ReLU-нейроны, RBF-элементы, свёрточные и pooling-элементы, рекуррентные блоки, LSTM, GRU, attention-механизмы, трансформерные блоки и спайковые нейроны.

Большинство современных нейросетевых элементов содержат обучаемые параметры, прежде всего веса, которые определяют способность модели адаптироваться к данным.

Однако наличие обучаемых весов не означает, что такая система становится аналогом естественного мозга: речь идёт о математической настройке функций, а не о воспроизведении живого биологического мышления.

Важным выводом является то, что достоверность результатов искусственного интеллекта, особенно генеративного ИИ, не может рассматриваться как абсолютная.

Генеративные модели способны создавать тексты, изображения, код и иные объекты, внешне выглядящие правдоподобно, но не обязательно являющиеся истинными, проверенными или научно корректными.

Проблема галлюцинаций, смещений данных, ошибок разметки, переобучения, непрозрачности моделей, уязвимости к атакам и ограниченной воспроизводимости делает необходимыми строгую валидацию, экспертную проверку, контроль качества данных и постоянный мониторинг моделей после внедрения.

Ключевым условием достоверности ИИ является качество реальных данных. Шумные, неполные, смещённые, нерепрезентативные или ошибочно размеченные данные неизбежно снижают надёжность модели.

При этом даже качественные данные не гарантируют абсолютной достоверности, поскольку машинное обучение по своей природе опирается на вероятностные зависимости и статистическое обобщение.

Теория Вапника — Червоненкиса показывает, что достоверность модели зависит от баланса между эмпирической ошибкой, сложностью класса моделей, объёмом выборки и соответствием обучающих данных реальной среде применения.

Фундаментальные математические ограничения также задают пределы для искусственного интеллекта.

Теорема Тьюринга о проблеме останова, теорема Райса, теорема Гёделя о неполноте, неразрешимость десятой проблемы Гильберта и ограничения, связанные с тезисом Чёрча — Тьюринга, показывают, что существуют задачи, которые не могут быть решены универсальным алгоритмом.

Эти ограничения не устраняются ростом вычислительной мощности, увеличением числа параметров модели или расширением обучающих данных.

Они задают принципиальные границы формальных систем и алгоритмических вычислений.

Сравнение искусственного интеллекта с мозгом живого человека показывает глубокое различие между вычислительной моделью и биологической реальностью.

Мозг человека не является классической машиной фон Неймана, не сводится к машине Тьюринга и не содержит чисел, весов, графов или матриц в том смысле, в каком они используются в искусственных нейронных сетях.

Числа и математические модели являются языком описания мозга, но не самой его онтологией.

Живой мозг представляет собой химико-электробиологическую, телесную, историческую и само изменяющуюся систему, в которой даже отдельный нейрон является сложным живым процессом.

Особенно значимой остаётся проблема сознания и субъективного опыта.

Современная наука способна всё точнее описывать корреляции между активностью мозга и психическими состояниями, но пока не объясняет, каким образом из материальных нейрофизиологических процессов возникает внутреннее «я знаю», переживание смысла, самосознание и субъективная перспектива.

Поэтому попытка представить мозг исключительно как вычислительную схему или графовую структуру оказывается недостаточной. Математические и цифровые модели полезны, но они не исчерпывают природу живого сознания.

На этом основании проблема сильного искусственного интеллекта остаётся открытой.

Если понимать сильный ИИ функционально — как систему, способную решать широкий круг задач на уровне человека или выше, — современные технологии действительно приближаются к созданию всё более универсальных и адаптивных систем.

Однако если под сильным ИИ понимать систему, обладающую мышлением, сознанием, самостоятельным целеполаганием, внутренним

опытом и человекоподобным пониманием смысла, то современная наука пока не располагает необходимыми теориями и технологиями для его создания.

Следовательно, сильный ИИ в рамках существующей компьютерной парадигмы может рассматриваться прежде всего как гипотетическая будущая информационная технология.

Он может стать более сложной, автономной и универсальной формой обработки данных, но это не означает автоматического превращения его в искусственный аналог человеческого мозга и сознания.

Все его свойства должны быть выражены через программы, алгоритмы, данные, модели обучения и аппаратно-программную организацию вычислений.

Таким образом, современный искусственный интеллект является мощным инструментом расширения человеческих возможностей, но не заменой человеческого разума в полном смысле.

Его результаты требуют проверки, интерпретации, экспертного контроля и осознания фундаментальных ограничений.

Главная задача дальнейшего развития ИИ состоит не только в увеличении вычислительных мощностей и размеров моделей, но и в разработке более строгих методов оценки достоверности, объяснимости, безопасности, ответственности и границ применимости искусственных интеллектуальных систем.

Интеллект преподавателя вуза и ИИ

Научные концепции интеллекта преподавателя вуза

В настоящее время информационные технологии типа ИИ и ГИИ, за счет возможностей ГИИ в обработке данных (генерация по заявке текстов, программ, аудио, видео) определили потенциал применения во всех видах деятельности, в том числе и в высшем образовании.

Актуальным становится оценка концепции интеллекта преподавателя вуза в условиях погружения высшего образования в искусственный интеллект, поскольку заявлено разработчиками, что ИИ меняет не только инструменты обучения, но и саму роль преподавателя.

Рассмотрим научные концепции интеллекта, через которые можно описать и операционально определить интеллект преподавателя вуза: как совокупность способностей, обеспечивающих успешное преподавание, научную работу, коммуникацию, адаптацию и профессиональное развитие.

Психометрическая концепция общего интеллекта: Ч. Спирмен, Р. Кэттелл, Дж. Хорн, Дж. Кэрролл

В рамках психометрического подхода интеллект понимается как система когнитивных способностей, среди которых выделяется общий фактор интеллекта — **g-фактор**.

Для преподавателя вуза эта концепция позволяет рассматривать интеллект как способность:

- быстро понимать и перерабатывать сложную научную информацию;
- логически рассуждать;
- видеть причинно-следственные связи;
- систематизировать знания;
- решать новые учебные и исследовательские задачи;
- усваивать и обновлять профессиональную информацию.

Особенно важны для преподавателя:

- **кристаллизованный интеллект** — накопленные знания, профессиональная эрудиция, владение научным аппаратом;
- **текущий интеллект** — способность решать новые задачи, находить нестандартные решения, адаптироваться к новым требованиям.

Интеллект преподавателя вуза в психометрической концепции — это совокупность общих и специальных когнитивных способностей, обеспечивающих понимание, анализ, обобщение и передачу научного знания, а также решение профессиональных задач в условиях неопределённости.

Теория множественного интеллекта Г. Гарднера

Г. Гарднер предложил рассматривать интеллект не как единую способность, а как совокупность относительно независимых видов интеллекта.

Для преподавателя вуза особенно значимы:

- **лингвистический интеллект** — умение ясно и точно объяснять материал;
- **логико-математический интеллект** — способность к анализу, доказательству, структурированию знаний;
- **межличностный интеллект** — понимание студентов, умение взаимодействовать с аудиторией;
- **внутриличностный интеллект** — рефлексия, самооценка, саморегуляция;
- **пространственный интеллект** — способность использовать схемы, модели, визуализацию;
- **экзистенциальный интеллект** — умение обсуждать смысловые, мировоззренческие и ценностные вопросы.

Интеллект преподавателя вуза в концепции Гарднера — это интеграция разных видов интеллектуальных способностей, позволяющих эффективно объяснять учебный материал, организовывать взаимодействие со студентами, проектировать образовательный процесс и развивать личность обучающихся.

Триархическая теория интеллекта Р. Стернберга

Р. Стернберг рассматривает интеллект как способность достигать успеха через баланс трёх компонентов:

- **аналитический интеллект;**
- **творческий интеллект;**
- **практический интеллект.**

Для преподавателя вуза эта теория особенно продуктивна, потому что его деятельность требует не только знаний, но и умения применять их в сложных социальных и педагогических ситуациях.

Проявления у преподавателя

✓ Аналитический интеллект:

- анализ учебного материала;
- оценка научных идей;
- диагностика ошибок студентов;
- разработка критериев оценивания.

✓ Творческий интеллект:

- создание новых курсов;
- разработка оригинальных методик;
- поиск нестандартных способов объяснения;
- научное творчество.

✓ Практический интеллект:

- управление аудиторией;
- адаптация к разным студентам;
- решение конфликтов;
- использование неформального профессионального опыта.

Интеллект преподавателя вуза в концепции Стернберга — это способность анализировать педагогические и научные задачи, творчески преобразовывать образовательную среду и практически эффективно действовать в реальных условиях высшего образования.

Концепция ментального опыта М.А. Холодной

М.А. Холодная рассматривает интеллект как форму организации индивидуального ментального опыта. Интеллект — это не просто способность решать задачи, а способ устройства познавательной системы человека.

В этой концепции важны:

- когнитивный опыт;
- метакогнитивный опыт;
- интенциональный опыт;
- способности к саморегуляции мышления;
- индивидуальный интеллектуальный стиль.

Интеллект преподавателя проявляется в том, как он:

- организует знания;
- структурирует учебный материал;
- выбирает способы объяснения;
- осознаёт собственные мыслительные стратегии;
- управляет познавательной деятельностью студентов;
- формирует интеллектуальную культуру обучающихся.

Особое значение имеет **метакогнитивный компонент**: преподаватель должен понимать, как он сам мыслит и как мыслят студенты.

Интеллект преподавателя вуза в концепции М.А. Холодной — это организованный ментальный опыт, обеспечивающий продуктивное понимание, переработку и передачу знаний, а также управление собственной и студенческой познавательной деятельностью.

Концепция общих способностей В.Н. Дружинина

В.Н. Дружинин рассматривает интеллект в контексте общих способностей человека, связанных с успешностью деятельности, обучаемостью, решением задач и адаптацией.

Для преподавателя вуза интеллект может рассматриваться как ресурс профессиональной эффективности.

Интеллект преподавателя по Дружинину проявляется в способности:

- быстро осваивать новую научную и педагогическую информацию;
- решать нестандартные профессиональные задачи;
- адаптироваться к изменениям в высшем образовании;
- эффективно организовывать познавательную деятельность студентов;
- сочетать научную, учебную и методическую работу;
- прогнозировать результаты обучения.

Интеллект преподавателя вуза в концепции В.Н. Дружинина — это общая познавательная способность, обеспечивающая успешность профессионально-педагогической, научной и организационной деятельности в условиях изменяющейся образовательной среды.

Культурно-исторический подход Л.С. Выготского

В культурно-исторической теории интеллект связан с развитием высших психических функций, опосредованных речью, знаками, культурными средствами и совместной деятельностью.

Для преподавателя вуза эта концепция особенно важна, потому что преподаватель выступает как посредник между студентом и культурой научного знания.

Интеллект преподавателя проявляется в способности:

- использовать речь как инструмент мышления и обучения;
- создавать зону ближайшего развития студентов;
- организовывать совместную познавательную деятельность;
- переводить научное знание в доступные формы;
- формировать у студентов понятийное мышление;
- использовать культурные и знаковые средства обучения.

Интеллект преподавателя вуза в культурно-исторической концепции — это способность организовывать опосредованное развитие мышления

студентов через речь, научные понятия, диалог, совместную деятельность и культурные средства обучения.

Деятельностный подход А.Н. Леонтьева и С.Л. Рубинштейна

В деятельностном подходе психические процессы, включая мышление и интеллект, рассматриваются в связи с деятельностью субъекта.

Для преподавателя вуза интеллект можно понимать как способность эффективно строить профессиональную деятельность: учебную, научную, методическую, воспитательную и организационную.

Проявления интеллекта преподавателя

- постановка педагогических целей;
- выбор средств и методов обучения;
- анализ условий учебной ситуации;
- рефлексия результатов;
- преобразование содержания дисциплины в учебные задачи;
- решение профессиональных проблем.

Интеллект преподавателя вуза в деятельностном подходе — это способность субъекта осознанно проектировать, реализовывать и корректировать профессионально-педагогическую деятельность на основе анализа целей, условий, средств и результатов.

Компетентностный подход

Хотя компетентностный подход не является классической теорией интеллекта, он позволяет описать профессиональный интеллект преподавателя через систему компетенций.

В этом подходе интеллект преподавателя проявляется в способности применять знания, умения, опыт и личностные качества для успешного решения профессиональных задач.

Интеллект преподавателя включает:

- предметную компетентность;
- методическую компетентность;

- исследовательскую компетентность;
- цифровую компетентность;
- коммуникативную компетентность;
- рефлексивную компетентность;
- управленческую компетентность.

Интеллект преподавателя вуза в компетентностном подходе — это интегральная профессиональная способность применять знания, опыт, методы мышления и личностные ресурсы для эффективного решения образовательных, научных и коммуникативных задач.

Эмоциональный интеллект — это способность понимать, распознавать и регулировать эмоции свои и других людей.

Для преподавателя вуза он имеет большое значение, поскольку педагогическая деятельность невозможна без эмоционального взаимодействия.

Эмоциональный интеллект преподавателя проявляется в способности:

- понимать эмоциональное состояние студентов;
- управлять собственными эмоциями;
- сохранять педагогический такт;
- поддерживать мотивацию обучающихся;
- предупреждать конфликты;
- создавать психологически безопасную образовательную среду.

Эмоциональный интеллект преподавателя вуза — это способность осознавать, понимать и регулировать эмоциональные процессы в образовательном взаимодействии для повышения качества обучения и профессионального общения.

Социальный интеллект — это способность понимать людей, прогнозировать их поведение и эффективно взаимодействовать с ними.

Для преподавателя вуза социальный интеллект особенно важен, поскольку он работает с учебными группами, коллегами, администрацией, научными коллективами.

Проявления социального интеллекта преподавателя:

- понимание поведения студентов;
- диагностика учебной мотивации;
- умение выстраивать педагогическое общение;
- прогнозирование реакций аудитории;
- разрешение конфликтных ситуаций;
- организация групповой работы;
- конструктивная обратная связь.

Социальный интеллект преподавателя вуза — это способность понимать субъектов образовательного процесса, прогнозировать их поведение и эффективно строить педагогическое и профессиональное взаимодействие.

Профессиональный интеллект можно рассматривать как интеллект, проявляющийся в конкретной профессиональной деятельности. Для преподавателя вуза это способность решать педагогические, научные, методические и коммуникативные задачи.

Он включает:

- предметно-научный интеллект;
- педагогический интеллект;
- методический интеллект;
- исследовательский интеллект;
- коммуникативный интеллект;
- рефлексивный интеллект;
- цифровой интеллект.

Профессиональный интеллект преподавателя вуза — это интегральная способность эффективно решать задачи преподавания, исследования,

воспитания, коммуникации и саморазвития на основе профессиональных знаний, опыта, мышления и рефлексии.

Интеллект преподавателя вуза — это интегральная система когнитивных, социально-коммуникативных, эмоциональных, творческих, практических и рефлексивных способностей, обеспечивающих успешное решение образовательных, научных, методических и организационных задач в условиях высшего образования.

Наиболее подходящие концепции именно для исследования преподавателя вуза, то особенно продуктивны:

- **концепция ментального опыта М.А. Холодной** — для анализа организации знаний и мышления преподавателя;
- **триархическая теория Р. Стернберга** — для выделения аналитического, творческого и практического компонентов;
- **концепция общих способностей В.Н. Дружинина** — для описания интеллектуального ресурса профессиональной успешности;
- **культурно-исторический и деятельностный подходы** — для связи интеллекта с педагогической деятельностью;
- **социальный и эмоциональный интеллект** — для анализа взаимодействия преподавателя со студентами.

В рамках концепции Р. Дж. Стернберга интеллект преподавателя вуза можно определить через **триархическую теорию интеллекта** и идею **успешного интеллекта**.

Суть концепции Р. Стернберга

Р. Стернберг рассматривал интеллект не только как способность решать тестовые задачи, а как способность человека:

- достигать целей;
- адаптироваться к среде;
- изменять среду;
- выбирать наиболее подходящую среду;

- использовать свои сильные стороны и компенсировать слабые.

В его концепции интеллект включает три взаимосвязанных компонента:

- аналитический интеллект;
- творческий интеллект;
- практический интеллект.

Поэтому интеллект преподавателя вуза можно понимать не только как высокий уровень знаний, но и как способность эффективно действовать в образовательной, научной и коммуникативной среде университета.

Интеллект преподавателя вуза в концепции Р. Стернберга — это интегральная способность преподавателя анализировать педагогические и научные задачи, творчески создавать новые способы обучения и научного поиска, а также практически эффективно применять знания и опыт в реальных условиях высшего образования для достижения образовательных, научных и профессиональных целей.

Аналитический интеллект преподавателя

Аналитический интеллект связан со способностью:

- анализировать учебный материал;
- выделять главное и второстепенное;
- логически структурировать содержание дисциплины;
- оценивать качество научных источников;
- выявлять ошибки в рассуждениях студентов;
- разрабатывать критерии оценки знаний;
- проводить научный анализ.

У преподавателя вуза аналитический интеллект проявляется, например, когда он:

- составляет рабочую программу дисциплины;
- проектирует лекцию;
- анализирует результаты контрольных работ;
- сопоставляет разные научные подходы;

- объясняет студентам сложную теорию через логически выстроенную систему понятий.

То есть аналитический интеллект обеспечивает **научную обоснованность, логичность и доказательность преподавательской деятельности.**

Творческий интеллект преподавателя

Творческий интеллект в концепции Стернберга связан со способностью работать с новыми ситуациями, создавать оригинальные решения и выходить за рамки шаблонов.

У преподавателя вуза он проявляется в способности:

- разрабатывать авторские курсы;
- использовать новые образовательные технологии;
- создавать нестандартные задания;
- находить оригинальные способы объяснения сложного материала;
- адаптировать учебный процесс к современным требованиям;
- генерировать научные идеи;
- организовывать исследовательскую деятельность студентов.

Творческий интеллект обеспечивает **инновационность и гибкость педагогической деятельности.**

Практический интеллект преподавателя

Практический интеллект — один из наиболее важных компонентов для преподавателя вуза. Он означает способность применять знания в реальных жизненных и профессиональных ситуациях.

У преподавателя он выражается в умении:

- управлять аудиторией;
- устанавливать контакт со студентами;
- учитывать уровень подготовки группы;
- выбирать подходящие методы обучения;
- решать конфликтные ситуации;

- мотивировать студентов;
- организовывать самостоятельную работу;
- взаимодействовать с коллегами и администрацией;
- применять профессиональный опыт в непредсказуемых ситуациях.

Практический интеллект обеспечивает адаптивность и результативность преподавателя в реальной образовательной среде.

Успешный интеллект преподавателя вуза

Позднее Стернберг развивал идею **успешного интеллекта**. Он считал, что интеллектуально успешный человек умеет:

- использовать свои сильные стороны;
- компенсировать слабые;
- адаптироваться к требованиям среды;
- преобразовывать среду;
- выбрать среду, соответствующую своим возможностям и целям.

В этом смысле успешный интеллект преподавателя вуза проявляется в том, что он умеет:

- эффективно преподавать разные дисциплины;
- адаптироваться к разным группам студентов;
- сочетать преподавательскую и научную деятельность;
- развивать профессиональную карьеру;
- внедрять инновации в обучение;
- поддерживать академическую репутацию;
- достигать образовательных результатов.

Возможная формулировка для научной работы

Интеллект преподавателя вуза с позиции концепции Р. Дж. Стернберга представляет собой систему аналитических, творческих и практических способностей, позволяющих преподавателю логически анализировать содержание науки и образования, создавать новые способы преподавания и

научного поиска, а также эффективно применять знания, опыт и профессиональные стратегии в реальных условиях университетской среды.

В табл. 11 приведена концепция проявления интеллекта преподавателя.

Таблица 11. Концепция проявления интеллекта преподавателя

Компонент интеллекта по Стернбергу	Проявление у преподавателя вуза
Аналитический интеллект	анализ учебного материала, логика объяснения, оценка знаний студентов
Творческий интеллект	разработка новых методик, авторских курсов, нестандартных заданий
Практический интеллект	управление аудиторией, адаптация к студентам, решение педагогических ситуаций
Успешный интеллект	достижение образовательных и профессиональных целей в вузе

ИИ вместо профессора: прорыв в образование

Массово, все вузы начали рассматривать и может быть даже внедрять в образовательный процесс вуза ГИИ.

Авторы отмечают, что ИИ, как технология относится к классу информационных технологий, а высшая школа живёт в условиях цифровизации не последние два года, а несколько десятилетий. Поэтому некорректно рассматривать генеративный ИИ как нечто полностью «внезапное» и вне исторического контекста развития ИТ.

Более точная постановка вопроса: не “появились ли ИТ в образовании”, а изменился ли характер интеллектуальной автоматизации и педагогических рисков при появлении генеративного ИИ.

То есть уже много лет существуют инструменты, которые автоматизируют значительную часть профессиональной интеллектуальной деятельности программиста.

В этом смысле Visual Studio 2022, IntelliJ IDEA, Delphi, Eclipse, MATLAB, AutoCAD, 1С, системы проектирования баз данных и многие другие платформы давно ставят перед образованием вопрос: что именно должен уметь студент, если часть работы делает инструмент?

Поэтому тезис «ИИ впервые начал делать работу за человека» действительно упрощён.

Но всё же между Visual Studio 2022 и генеративным ИИ есть важные отличия. Они не в том, что одно является технологией, а другое якобы чем-то большим. Оба являются ИТ.

Отличие — в типе интерфейса, степени универсальности, уровне неопределённости результата и характере имитации интеллектуальной деятельности.

Visual Studio 2022 даёт гораздо более детерминированный и проверяемый результат в рамках заданных формальных правил, тогда как генеративный ИИ выдаёт вероятностный текст/код/решение, достоверность которого не гарантируется самой системой.

Принципиальное отличие генеративного ИИ от инструментальных сред типа Visual Studio 2022 состоит не в том, что первое является ИИ, а второе — обычной ИТ, а в характере порождения результата. Visual Studio 2022 действует в рамках формализованных алгоритмов, языков программирования, моделей данных и шаблонов, поэтому её результат воспроизводим и поддаётся строгой технической проверке. Генеративный ИИ создаёт ответ вероятностным способом, поэтому может формировать убедительные, но недостоверные результаты. Следовательно, продукты генеративного ИИ не могут приниматься как достоверные без экспертной проверки, тогда как результаты работы Visual Studio проверяются средствами компиляции, тестирования и формальной верификации.

VS-2022 обеспечивает формальную корректность и воспроизводимость результата в пределах заданной модели и используемых инструментов, тогда как ГИИ не гарантирует содержательной достоверности результата

Достоверность результатов, полученных с помощью генеративного искусственного интеллекта, не является абсолютной. Если принять предельную достоверность данных машинного обучения за 80%, а эффективность работы с реальными данными оценивать на уровне 60–70% от этого значения, то практическая достоверность результатов ГИИ может составлять порядка 48–56%. В качестве консервативной оценки можно принять значение около 45%.

Но важно одно уточнение: достоверность данных машинного обучения и достоверность ответа генеративного ИИ — не совсем одно и то же.

В рамках данной оценки принимается, что результаты генеративного ИИ обладают ограниченной достоверностью. При условной предельной достоверности машинного обучения до 80% и снижении эффективности на реальных данных до 60–70% от этого уровня практическая достоверность может оцениваться в диапазоне 48–56%. Поэтому для консервативной оценки допустимо принять уровень достоверности результатов ГИИ не более 45–50%.

Если нужно оставить именно 45%, можно написать так:

С учётом вероятностной природы генеративного ИИ, зависимости от качества обучающих данных и снижения точности при работе с реальными данными, достоверность полученного результата целесообразно оценивать консервативно — на уровне не более 45%.

А противопоставление с Visual Studio 2022 можно оформить так:

В отличие от ГИИ, Visual Studio 2022 не формирует результат на основе вероятностного вывода, а выполняет детерминированные операции в рамках формализованной программной среды. Поэтому результат, полученный средствами VS-2022, при корректно заданной модели и правильной настройке инструментов является воспроизводимым и поддаётся полной технической

проверке, тогда как результат ГИИ требует обязательной экспертной верификации.

Вот почему любой проект ГИИ советует перепроверить несколькими методами полученный результат и не доверять на 100% полученному результату, а VS-2022 не требует перепроверки.

Да, именно в этом и состоит ключевое различие. Только я бы сформулировал чуть точнее: результат ГИИ обязательно требует содержательной перепроверки, потому что он создаётся вероятно, а результат в среде типа VS-2022 требует не столько перепроверки «достоверности», сколько обычного тестирования и контроля корректности исходных требований.

Любой результат, полученный с помощью генеративного искусственного интеллекта, необходимо перепроверять несколькими независимыми методами, поскольку ГИИ не гарантирует 100% достоверности.

Он формирует ответ на основе вероятностных закономерностей, выявленных в обучающих данных, поэтому может допускать фактические, логические, методические и контекстные ошибки.

Даже если ответ выглядит убедительно, он может содержать неточности или вымышленные сведения. Поэтому результат ГИИ нельзя принимать как окончательный без экспертной проверки.

А для сравнения:

В отличие от ГИИ, Visual Studio 2022 является инструментальной средой разработки, работающей по заданным алгоритмам и формальным правилам языка программирования. Если код сгенерирован или создан в VS-2022, то его синтаксическая корректность, компиляция и часть технических параметров могут быть проверены автоматически. Поэтому результат VS-2022 является воспроизводимым и формально проверяемым, а не вероятностным.

VS-2022 не требует перепроверки в том же смысле, что ГИИ, потому что не создаёт содержательные утверждения на основе вероятностной модели.

Однако любой программный проект всё равно требует тестирования, отладки и проверки соответствия техническому заданию.

Именно поэтому любой проект или результат, полученный с использованием ГИИ, должен проходить обязательную многоступенчатую проверку: сопоставление с исходными данными, экспертную оценку, проверку по независимым источникам и практическое тестирование. ГИИ не является гарантирующей системой, а только вероятностным генератором результата. В отличие от него, VS-2022 является детерминированной инструментальной средой, где операции выполняются по формализованным правилам, поэтому полученный результат поддаётся прямой технической проверке и не требует такой же проверки на фактическую достоверность, как результат ГИИ.

В Интернет опубликованы результаты исследования “ИИ вместо профессора: прорыв в образовании”

URL: https://sk.skolkovo.ru/storage/file_storage/a55728f4-b3dc-457c-9a80-7595bda0a5be/ИИ-вместо-профессора.pdf



Авторам исследования «ИИ вместо профессора: прорыв в образование» следует изучить и понятие «Информационная технология» — процессы, использующие совокупность средств и методов сбора, обработки, накопления и передачи данных для получения информации нового качества о состоянии объекта, процесса, явления, информационного продукта, а также распространения информации и способы осуществления таких процессов и методов». Т.е. любой проект ИИ — это ЭВМ, программ (ы) и данные. Следовательно любой проект ИИ, гетерогенный тоже – информационные технологии.

В нашей стране в соответствии с ФЗ «Об образовании», ФГОС всех направлений, рабочие программы образовательных программ всех направлений определяют применение в образовательном процессе информационных технологий и этому процессу в вузах России более 30 лет. Поэтому некорректно рассматривать генеративный ИИ как нечто полностью «внезапное» и вне исторического контекста развития ИТ.

Авторы исследования «ИИ вместо профессора: прорыв в образование» употребляя ИИ вместо профессора: прорыв в образование упустили из вида, что достоверность ГИИ равная 100% не достижима и определяется фундаментальными ограничениями, изученными в разделе 2.3. Авторы уделяют большое внимание достоверности результатов ГИИ, вначале данного раздела приведена цифра средней достоверности ГИИ не более 45%.

Хотелось бы спросить у авторов им известны профессора вузов России, обучающих студентов по своим курсам с такой достоверностью? А как следствие, авторы не указали какая достоверность ИИ была в их исследованиях и как, и какими методами они обеспечивали достоверность в 100%

Отличие ГИИ от традиционных, используемых в образовании вуза информационных технологий в низком доверии к получаемым результатам, что не характерно для традиционных ИТ.

Если речь о профессоре типа Коновалова — человеке с десятилетиями хирургической практики, школой, клинической интуицией, ответственностью, опытом ошибок и решений в уникальных ситуациях, — то никакая ЭВМ “его мозг” не заменила. И, насколько можно судить, даже близко не сделала этого.

ИИ может автоматизировать **некоторые функции преподавателя**, но не самого профессора, как носителя живого опыта и научной школы.

“ИИ вместо профессора” — это, скорее всего, плохая формулировка

Часто такие названия делают ради эффекта: громко, модно, провокационно. Но в строгом смысле это путаница.

Профессор — это не просто “источник информации”. Если понимать профессию примитивно, мол профессор — это тот, кто пересказывает учебник, тогда да, часть этой функции ИИ может выполнять: объяснять термины, делать конспекты, отвечать на типовые вопросы, проверять тесты, но тот, кто решил применять для этого ГИИ, должен объяснить за счет каких особенности будет обеспечивать 100 % достоверность для студентов.

Из проведенных исследований авторов следует, что профессор, то кто: формирует способ мышления; передаёт профессиональную культуру; отличает главное от второстепенного; показывает, где учебник врёт или упрощает; понимает индивидуальный уровень ученика; несёт ответственность за подготовку специалиста; передаёт опыт не только словами, но и примером; является носителем школы, традиции, метода; умеет действовать в неопределённости.

У ИИ ничего из перечисленного нет, совсем нет.

Хотелось бы обратить внимание авторов исследования «ИИ вместо профессора: прорыв в образование», что компьютер архитектуры фон Неймана ИИ — продукт мозга, а не замена мозга.

Исторически техника всегда расширяла возможности человека:

- молоток не заменил руку, а усилил её;

- телескоп не заменил глаз, а расширил зрение;
- калькулятор не заменил математика, а ускорил счёт;
- МРТ не заменило врача, а дало ему новое зрение;
- компьютер не заменил мышление, а стал инструментом обработки данных.

Ошибка начинается там, где инструмент начинают принимать за субъекта.

ГИИ — это мощный инструмент работы с текстами, изображениями, данными, шаблонами. Но он не становится от этого профессором в человеческом смысле.

ЭВМ создана человеком, но она не повторяет того, что делает человеческий мозг в живом организме.

Мозг: живой; телесный; развивается из клетки; связан с кровью, гормонами, иммунитетом, болью, движением; имеет историю жизни; действует в мире; несёт риск; переживает смысл; отвечает за поступок; умирает вместе с человеком.

Компьютер: не живой; не имеет собственного тела в биологическом смысле; не имеет боли, страха, совести, клинической ответственности; не является субъектом опыта; не понимает так, как понимает человек; обрабатывает формальные представления, созданные людьми.

Поэтому заменить мозг его продуктом — это действительно методологическая ошибка, если говорить серьёзно.

Так же как автопилот в самолёте не равен командиру экипажа. Он выполняет часть операций, но ответственность, оценка ситуации и решение остаются за человеком.

Современный ГИИ может имитировать речь профессора, собрать информацию по его публикациям, отвечать в стиле учебного помощника. Но это не тождественно самому профессору.

Это, как если бы собрать все книги великого хирурга и сказать: “Теперь у нас есть сам хирург”. Нет, у нас есть корпус текстов. Очень ценный, но не живой субъект.

Главная ошибка авторов исследования **“ИИ вместо профессора”** — смешение информации и понимания

Современные сторонники ИИ часто думает так: если знания можно оцифровать, значит носитель знания заменим. Но это неверно.

Знание профессора — это не просто сумма информации. Это организованный живым опытом способ видеть и действовать.

ИИ хорошо работает с информацией, но профессор работает с реальностью.

Правильная формула: не “ИИ вместо профессора”, а “ИИ в помощь профессору”

ИИ действительно может быть полезен: готовить черновики лекций, делать тесты, помогать студентам повторять материал, объяснять базовые вещи разными словами, искать литературу, переводить статьи, моделировать учебные ситуации.

Но это всё — **инструментальная помощь**, а не замена человека, который мыслит, отвечает, учит и воспитывает профессионала.

Так что формулировка: «ИИ вместо профессора» — это скорее рекламная упаковка, чем реальное описание положения дел.

О достоверности применения ГИИ в образовательном процессе вуза

Для генеративных ИИ характерен риск генерации правдоподобной, но недостоверной информации. Такая ошибка возникает не потому, что система «понимает» истину или ложь, а потому что модель статистически продолжает текст на основе обучающих данных и запроса пользователя [73-80].

В литературе приводится много цифровых данных о падение качества ГИИ, о различных ситуационных ошибках машинного обучения и ошибки

нейронных сетей, существуют выделенные фундаментальные математические ошибки. Этими цифрами [73-80] авторы будут пользоваться как экспертными и эвристическими, а не как доказанными и признанными нормативами ошибок ГИИ.

Генеративный ИИ может уверенно сформировать ответ, который выглядит логичным, но содержит фактические ошибки.

Для генеративных моделей достоверность определяется не только точностью на тестовом наборе, но и качеством ответов в реальных сценариях.

Рассмотрим три составляющие достоверности ответов генеративного ИИ: **алгоритмический, статистический и фундаментальный.**

Алгоритмический слой: это не «знание», а предсказание следующего токена ИИ.

Генеративный ИИ (особенно большие языковые модели) по сути — это очень продвинутая система предсказания: «какое слово (токен) с наибольшей вероятностью должно идти дальше».

Нет понимания смысла. Модель не «знает», что утверждение истинно или ложно. Она лишь оценивает статистическую правдоподобность последовательности слов на основе обучающих данных.

«Галлюцинации» как следствие. Если в обучающих данных есть редкие или искажённые паттерны, модель может уверенно воспроизвести ошибку, потому что такая последовательность слов статистически «выглядит правильно».

Стохастичность. Часто при генерации используется выборка с температурой: модель намеренно берёт не самый вероятный токен, а случайный из «вероятностного хвоста». Это нужно для креативности, но убивает гарантию правильности.

С инженерной точки зрения это значит, что «нейросеть — это программа», которая реализует вероятностный алгоритм, а не детерминированный логический вывод.

Статистический слой: неопределённость — неизбежна при обобщении

Здесь вступают в силу идеи, близкие к VC-размерности Вапника и к практике машинного обучения:

Ограниченный объём данных. Ни одна модель не видела всех возможных ситуаций. Поэтому на новых данных (out-of-distribution) уверенность падает.

Шум и противоречия в данных. В реальных корпусах текстов всегда есть ошибки, фейки, разные точки зрения. Модель усредняет эти противоречия, поэтому не может дать «единственно верный» ответ.

Переобучение и не дообучение. Даже при идеальной настройке модель либо запоминает шум (переобучение), либо не улавливает важные закономерности (не дообучение). В обоих случаях 100 % точности недостижимо.

Дрейф данных. Мир меняется, а распределение реальных данных отличается от того, на котором модель обучалась. Это ещё один источник неопределённости.

Для преподавателя вуза это важно: статистическая природа модели означает, что вместо «гарантии» мы проектируем доверительные интервалы и пороги, а также механизмы валидации.

Фундаментальный слой: ограничения, которые нельзя «починить» обучением

Это самый интересный уровень для преподавателя вуза:

Проблема останова (Тьюринг) и теорема Райса. Нельзя алгоритмически проверить, будет ли модель вести себя корректно на всех возможных входах. Любая попытка «доказать правильность» для всех случаев сама по себе неразрешима. Отсюда необходимость эмпирической валидации и контрольных механизмов.

Теорема Гёделя о неполноте. В достаточно богатой формальной системе всегда найдутся истинные утверждения, которые нельзя доказать

внутри неё. В практическом ИИ это проявляется как невозможность полностью формализовать все правила и исключения: всегда будут пограничные случаи, где модель ошибается.

Теоремы Вапника и VC-размерность. Чем сложнее модель и чем меньше данных, тем шире доверительный интервал её предсказаний. То есть даже в идеальной постановке 100 % уверенности не бывает — она математически несовместима с обобщением на новые данные.

Таким образом, 100 % достоверность — это не вопрос «лучше обучить модель» или «дать больше данных». Это конфликт с фундаментальными ограничениями вычислимости и статистики.

В любом проекте ИИ есть триада «**ЭВМ — программа — данные**», и 100 % достоверности не бывает, потому что:

Программа (алгоритм модели) реализует вероятностную генерацию, а не логический вывод с доказательством.

Данные всегда неполны, зашумлены и смещены; они не покрывают все возможные ситуации.

ЭВМ и вычислительные ресурсы не позволяют перебрать все возможные случаи и доказать корректность поведения модели на всех входах (в силу неразрешимости таких задач).

Поэтому в учебном процессе вуза вместо «100 % правильности» преподаватель (или администратор) проектируют:

- отдельные модули валидации (вторая программа, проверяющая факты),
- пороги достоверности и «стоп-сигналы»,
- явные доверительные интервалы и сценарии «что если»,
- аудит и маркировку выводов.

Такой подход делает неопределённость не скрытой проблемой для образовательного процесса, а управляемым параметром — и это как раз то, что нужно преподавателю, чтобы принимать решения на основе ИИ без иллюзий о «чёрном ящике».

Ориентировочно достоверность генеративных ИИ может составлять:

- **80–95%** — при работе с предоставленным пользователем текстом или документом;
- **75–90%** — при ответах на общеизвестные вопросы;
- **60–85%** — при генерации кода, аналитических текстов и объяснений;
- **50–80%** — при ответах на сложные специализированные вопросы без доступа к источникам;
- **40–70%** — в медицинских, юридических, финансовых и других критически важных областях без экспертной проверки.

Еще раз, генеративный ИИ может создавать правдоподобные, но фактически неверные ответы. Поэтому в задачах, где требуется высокая точность, необходимо использовать проверку по источникам, экспертную оценку или подключение к базам знаний и графам знаний.

Галлюцинация — это интеллект человека, а в случае программы для ЭВМ это генерация правдоподобной, но недостоверной информации или фактическая ошибка генеративной модели.

Недостоверность генеративного ИИ проявляется в том, что модель статистически формирует ответ, который соответствует языковым шаблонам, но не подтверждается фактами, источниками или предметной моделью данных.

Ошибки ГИИ определяются машинным обучением модели на основе заданного контента данных и фундаментальными ограничениями при обработке реальных данных.

Достоверность нейронных сетей после машинного обучения

После завершения обучения нейронных сетей их достоверность (точность, надежность) зависит от нескольких ключевых факторов:

✓ Качество обучающих данных:

- репрезентативность выборки;
- отсутствие или минимизация шума и выбросов;

- корректная разметка данных.

✓ **Архитектура модели:**

- сложность модели должна соответствовать сложности решаемой задачи;
- правильно подобранные гиперпараметры.

✓ **Метрики эффективности:**

- на тренировочном наборе: обычно 95-99% для хорошо обученных моделей;
- на валидационном наборе: обычно 85-95%;
- на тестовом наборе: обычно 80-95% для хорошо обобщающих моделей.

✓ **Проблемы обучения:**

- переобучение (overfitting): модель “запоминает” тренировочные данные вместо обобщения;
- недообучение (underfitting): модель слишком проста для задачи.

После завершения обучения достоверность генеративного ИИ обычно оценивается не одной цифрой, а набором показателей: точностью фактов, связностью ответа, соответствием запросу, отсутствием выдуманных данных и устойчивостью на новых запросах.

В среднем можно ориентироваться на следующие диапазоны (табл. 12):

Таблица 12. Таблица диапазонов достоверностей в зависимости от типа задачи

Тип задачи	Ориентировочная достоверность
Простое переформулирование, резюмирование очевидного текста	85–95%
Ответы на общеизвестные факты	75–90%
Генерация текста по заданной теме	70–90%
Ответы по предоставленному документу	80–95%
Ответы без доступа к источникам по сложным темам	50–80%

Тип задачи	Ориентировочная достоверность
Медицинские, юридические, финансовые рекомендации без проверки экспертом	40–70%
Генерация программного кода	60–90%
Решение сложных логических или математических задач	40–80%
Творческие задачи: идеи, сценарии, стиль, дизайн	80–95% по полезности, но не по фактической точности

То есть для генеративного ИИ применяемого в образовательном процессе вуза можно сказать следующее.

Достоверность генеративного ИИ после обучения в типичных задачах обычно составляет примерно 70–90%, но в задачах, требующих строгой фактической точности, она может снижаться до 50–80%, а в высоко рискованных областях без внешней проверки — до 40–70%.

Однако это не означает, что каждые 7–9 ответов из 10 всегда будут правильными. Генеративная модель может дать очень убедительный, но неверный ответ. Это называется **галлюцинацией**.

Поэтому для генеративного ИИ рекомендуется использовать проверку фактов, подключение к внешним источникам, экспертную оценку и тестирование на реальных пользовательских запросах.

Авторы рекомендуют преподавателям, да и студентам, заменять термин «галлюцинации» на возможные варианты (табл. 13):

Таблица 13. Таблица корректных формулировок термина галлюцинации

Нежелательный термин	Более корректная замена
галлюцинация ИИ	генерация недостоверной информации
галлюцинация модели	фактическая ошибка модели
ИИ галлюцинирует	модель создаёт неподтверждённые сведения
галлюцинации нейросети	правдоподобные, но ошибочные ответы

Нежелательный термин	Более корректная замена
выдумки ИИ	сгенерированные ложные сведения
ложные галлюцинации	некорректная генерация данных

Генеративный ИИ может уверенно сформировать ответ, который выглядит логичным, но содержит фактические ошибки.

Достоверность нейронных сетей при работе с реальными данными после обучения

Работа с реальными данными после обучения существенно отличается от процесса обучения:

Распределение данных:

- реальные данные могут отличаться от тренировочных (проблема смещения данных);
- достоверность снижается при работе с данными из “других распределений”.

Типичные показатели в реальных условиях:

- как правило, 60-80% от достоверности на тестовом наборе;
- может значительно снижаться со временем из-за изменения характеристик данных.

Факторы, влияющие на достоверность при инференсе (ранее обученную модель для принятия решений на основе новых данных.):

- доверительный уровень предсказаний;
- калибровка вероятностей;
- робастность к шуму и вариациям входных данных.
- Работа генеративного ИИ с реальными запросами после обучения существенно отличается от оценки на тестовых наборах.

Смещение данных и запросов

Реальные пользовательские запросы могут отличаться от данных, на которых модель обучалась и тестировалась:

- по тематике;
- по формулировкам;
- по уровню детализации;
- по актуальности информации;
- по предметной области;
- по наличию неоднозначности или скрытого контекста.

Из-за этого достоверность ответа в реальных условиях обычно ниже, чем на тестовом наборе.

Ориентировочная оценка:

В реальных условиях генеративный ИИ часто показывает около **60–80% от достоверности, полученной на тестовом наборе**, особенно если запросы отличаются от тестовых данных по тематике, стилю или актуальности. Можно привести следующие сравнения (табл. 14):

Таблица 14. Сравнительные данные по достоверности информации

Достоверность на тестовом наборе	Ожидаемая достоверность в реальных условиях при 60–80%
95%	57–76%
90%	54–72%
85%	51–68%
80%	48–64%
75%	45–60%

То есть если в лабораторной оценке (машинное обучение) модель показывает, например, **90%**, то при работе с реальными запросами её практическая достоверность может быть примерно **54–72%**, если условия заметно отличаются от тестовых.

Отдельно стоит указать: в медицинских, юридических, финансовых, инженерных и управленческих задачах такая оценка без экспертной проверки недостаточна. Даже если модель демонстрирует высокие показатели на тестах,

её ответы должны проверяться по достоверным источникам, нормативным документам, базам данных или графам знаний.

Снижение достоверности при переходе к реальным данным

Для генеративного ИИ тестовая достоверность не равна достоверности в эксплуатации. В реальных условиях возникают:

- отличие пользовательских запросов от тестовых примеров;
- новые события после даты обучения;
- неполный или противоречивый контекст;
- неточные формулировки пользователя;
- отсутствие доступа к проверяемым источникам;
- необходимость рассуждений в несколько шагов.

Следовательно практическая достоверность генеративного ИИ в реальных условиях может составлять примерно **60–80% от тестовой достоверности**, а в сложных или быстро меняющихся предметных областях — ещё ниже.

Итоговая формула: **реальная достоверность ГИИ $\approx 0,6\text{--}0,8 \times$ тестовая достоверность**, если реальные запросы отличаются от тестовых данных.

Например: тестовая достоверность ГИИ составляет 90%, то в реальных условиях можно ожидать примерно 54–72% достоверных ответов без дополнительной проверки.

Однако эта оценка является ориентировочной и зависит от предметной области, качества запроса, актуальности данных и наличия внешней проверки.

Оценка достоверности ГИИ по данным опросов пользователей в 2025 г. [38,51,81-87]

Общая достоверность: 70-75% пользователей отмечают приемлемый уровень достоверности ответов ГИИ.

Научная информация: достоверность оценивается в 65-70%.

Фактическая информация: около 60% респондентов сталкивались с фактическими ошибками.

Доверие к источнику: 55% пользователей проверяют информацию из ГИИ через дополнительные источники.

Общественное восприятие: 62% опрошенных британцев считают ответы ГИИ «в целом достоверными».

Критическое отношение: 78% признают необходимость проверки информации.

Различие по возрастным группам: молодежь (18-24 года) оценивает достоверность выше (около 70%), люди старше 55 лет — ниже (около 45%).

Профессиональное использование: 55% специалистов используют ГИИ в работе, но только 40% полностью доверяют получаемой информации

Опрос ИСИЭЗ ВШЭ, 2026 (рис.4)

ОТНОШЕНИЕ УЧЕНЫХ К ИИ

Типы ученых в зависимости от отношения к ИИ
(в процентах от численности респондентов)

Убежденные сторонники	17% полностью принимают ИИ
Осознанные прагматики	16% не слишком сильно доверяют ИИ, но считают, что он экономит время
Нейтральный	13% не до конца определились с позицией, взвешивают положительные и отрицательные эффекты применения ИИ
Настороженные наблюдатели	13% негативно оценивают влияние ИИ на научную деятельность, но считают, что их эта проблема не затрагивает
Скептики	11% не доверяют ИИ
Противники	11% выступают категорически против ИИ
Осторожные оптимисты	10% одновременно воодушевлены потенциалом ИИ, но опасаются его применения
Обеспокоенные пессимисты	10% негативно оценивают влияние ИИ на научную деятельность

Рисунок 4. Результаты опроса ИСИЭЗ ВШЭ, 2026

В 2025 году Европейский вещательный союз (EBU) и BBC провели масштабное исследование, проанализировав **3000 ответов популярных**

ИИ-помощников (ChatGPT, Copilot, Gemini, Perplexity) на вопросы о новостях на 14 языках.

Около **45%** ответов содержали как минимум одну **серьёзную ошибку** (например, фактические неточности, отсутствие источников, вводящая в заблуждение информация или неверная атрибуция).

81% ответов имели **какие-либо погрешности** — мелкие неточности, проблемы с поиском источников, неумение отличать факты от мнений.

Особенно плохо проявила себя **Gemini**: примерно в **72%** её ответов были выявлены серьёзные проблемы с источником данных, а в целом более чем в **75%** ответов этой модели содержались недостоверные сведения.

В **20%** ответов отмечались проблемы с точностью, включая предоставление **устаревшей информации**.

ИИ часто **ссылался на несуществующие источники**, использовал устаревшие данные или не мог отличить факты от мнений, а также не различал сатиру и обычные новости.

Среди примеров ошибок, упомянутых в исследовании:

Google Gemini ошибочно утверждал, что Национальная служба здравоохранения Великобритании (NHS) не рекомендует парить, хотя на самом деле орган здравоохранения рекомендует электронные сигареты, чтобы помочь людям бросить курить.

ChatGPT не признал смерть лидера ХАМАС, назвав его действующим лидером спустя несколько месяцев после его смерти.

Исследователи отметили, что подобные ошибки связаны с принципом работы больших языковых моделей — они обучаются на ограниченных данных и выдают вероятностные ответы. Также подчёркивается, что уязвимости сохраняются и у ИИ-браузеров, которые можно обмануть с помощью «prompt-инъекций».

В отчёте Digital News Report 2025 института Reuters Institute указано, что около **7%** всех онлайн-потребителей новостей и **15%** людей моложе

25 лет используют ИИ-помощников для получения новостей. При этом исследователи EBU и BBC выразили обеспокоенность тем, что растущая популярность генеративных ИИ-инструментов может подрывать доверие к новостным изданиям.

Эти данные демонстрируют значительные проблемы с достоверностью информации, генерируемой ИИ, особенно в сфере новостей.

Что такое ГИИ на практике внедрения в образовательный процесс вузов

Генеративный ИИ (GenAI) — это вероятностная машина, решающая задачи оптимизации:

1. Она ищет наиболее вероятный следующий токен (слово/пиксель) в последовательности.

2. Её «творчество» — это стохастический выбор менее вероятных вариантов (регулируется параметром «температуры» генерации).

3. «Знания» модели — это сжатое статистическое представление обучающих данных, а не семантическая сеть понятий

Генеративный ИИ не является интеллектом в строгом смысле.

Это информационная (алгоритмическая) технология обработки и генерации информации, ограниченная фундаментальными пределами вычислимости, доказуемости и статистического обобщения.

Поэтому его будущее — не замена человеческого интеллекта, а автоматизация отдельных видов человеческой деятельности.

Это не делает ГИИ бесполезным или слабым инструментом.

Напротив, он может быть очень мощным.

Но его мощьность — это мощьность технологии, а не наличие собственного разума.

Большие фундаментальные модели ИИ

В Федеральном законе (2026 год) «О поддержке развития технологий искусственного интеллекта в Российской Федерации» ключевым определением стало **«большая фундаментальная модель искусственного интеллекта - программа для электронных вычислительных машин (их составных частей), предназначенная для выполнения интеллектуальных задач на уровне, сопоставимом с результатами интеллектуальной деятельности человека или превосходящем их, использующая алгоритмы и обучающаяся (ранее обученная) на составах данных для вывода (распознавания) закономерностей, предоставления информации, принятия решений или прогнозирования результатов по определенным человеком целям, одновременно являющаяся основой для создания и доработки различных видов программного обеспечения, содержащая не менее 1 миллиарда параметров и применяемая для выполнения большого количества различных задач».**

Авторы считают, что «Большие фундаментальные модели (БФМ или LLM)» — это технологическая основа большинства современных генеративных систем ИИ, внедряемых в образование вузов и именно их теперь отдельно регулирует новый ФЗ.

В научной литературе выражение «большая фундаментальная модель искусственного интеллекта» пока не является устоявшимся термином в том виде, как, например, «искусственный интеллект», «нейронная сеть», «трансформер» или «большая языковая модель».

Ближайший общепринятый научный термин — foundation model, по-русски чаще переводится как: фундаментальная модель; базовая модель; основополагающая модель; иногда — модель-основание.

А если проект ИИ крупный по масштабу, то применяют: large foundation model — большая фундаментальная модель; large language model, LLM —

большая языковая модель; large-scale foundation model — крупномасштабная фундаментальная модель; general-purpose AI model — модель ИИ общего назначения.

Ключевой источник, где определено понятие foundation model [51].

В этой работе foundation models определяются примерно так:

Foundation models are models trained on broad data at scale and adaptable to a wide range of downstream tasks - это модели, обученные на больших и разнообразных данных в масштабном режиме и адаптируемые к широкому кругу последующих прикладных задач.

Именно эта работа Стэнфордского центра считается одной из основных для современного употребления термина.

Учебники и монография, где рассматриваются: трансформеры; внимание; пред обучение; языковые модели; transfer learning; современные архитектуры глубокого обучения; BERT; GPT-подобные модели [88-91].

БФМ искусственного интеллекта — это крупномасштабная модель машинного обучения, как правило основанная на глубоких нейронных сетях, предварительно обученная на больших и разнородных массивах данных и способная после адаптации или посредством инструкций применяться к широкому кругу последующих задач, включая обработку текста, изображений, звука, видео, программного кода и иных данных.

Строгое определение именно выражения «большая фундаментальная модель искусственного интеллекта» в классических монографиях пока встречается редко или отсутствует.

Авторы считают, что в головном мозге, или интеллекте, или сознание человека больших языковых моделей нет. Однако это проекты ИИ, используемые в образовании вузов, и необходимо определить с чем сталкиваются или придётся столкнуться преподавателям вуза.

Большие языковые модели типа ChatGPT обучаются предсказывать продолжение текста по контексту из вопроса. У человека тоже есть

механизмы, которые: предсказывают следующие слова, события и действия; строят модели мира; используют прошлый опыт для интерпретации настоящего; связывают понятия в ассоциативные сети; порождают речь по смыслу и контексту.

В когнитивной науке, изучается познание: восприятие, внимание, память, мышление, язык, принятие решений, сознание и другие процессы получения, хранения, преобразования и использования информации человеком, животными и искусственными системами. [55,56] есть близкая идея — предиктивная обработка / predictive processing: мозг постоянно строит прогнозы о мире и сравнивает их с входящими сигналами.

Например, если вы слышите фразу: “Я налил чай в...” мозг заранее ожидает что-то вроде “чашку”, а не “облако”.

Это отчасти похоже на то, как языковая модель предсказывает вероятное продолжение, за небольшим исключением не известно, как это происходит в мозге человека, в отличие от БЯМ, в мозге нет матриц весов для вывода, нет алгоритмов. Следовательно, предельно точно – в мозге нет БЯМ.

Однако, можно рассматривать, в мозге похожую языковую обработку можно рассмотреть как связаную с сетью областей, включая: **зоны Брока** — речь, грамматика, построение высказываний; **зоны Вернике** — понимание речи; **височные области** — значения слов, семантика; **префронтальную кору** — планирование, контроль, рассуждение; **гиппокамп** — память и контекст; **ассоциативную кору** — связывание разных видов информации.

Но это не “одна программа” и не “один модуль”, как LLM. Это распределённая биологическая система, обрабатывающая информация в среде химизма и электричества.

LLM работает в основном с **текстовыми и языковыми закономерностями**. Человек же имеет: тело; ощущения; эмоции; мотивацию; биологические потребности; долговременную автобиографическую память;

личный опыт; сознательное внимание; цели и намерения; взаимодействие с реальным миром.

Поэтому человеческий интеллект головного мозга — это не просто “модель языка”, а система, включающая восприятие, действие, память, эмоции и саморегуляцию.

Когда человек ведёт внутренний диалог, рассуждает словами, подбирает фразы, вспоминает знания — часть мозга действительно может работать похоже на генератор смыслов и речи.

Но сознание человека шире: оно включает не только текстовое мышление, а также образы, чувства, телесные ощущения, интуицию, внимание и субъективный опыт.

Да, в мозге есть механизмы, похожие на большие языковые модели (считается, что искусственный нейрон похож на нейрон мозга): предсказание, ассоциации, генерация речи, обучение на опыте. Но человеческий мозг — не LLM, а гораздо более сложная биологическая система, связанная с телом, эмоциями, памятью и реальным действием.

У человека нет “встроенного ChatGPT”, который отдельно хранит языковую модель и генерирует ответы. Есть нейронные сети мозга, распределённые по разным областям, но они не являются аналогом LLM в инженерном смысле (основа работы нейронов головного мозга — химизм при коммуникациях, а не обработка чисел матрицы весов).

В некоторых исследованиях работы головного мозга интерпретируют в структурах и алгоритмах искусственной нейронной сети. Ближайший аналог — не “модель”, а языково-семантическая система

Если искать максимально близкое соответствие (в интерпретации исследователей), то это - распределённая сеть языковой и семантической обработки, включающая: височную кору — значения слов и понятий; лобные области — построение высказываний и контроль; теменные области — связи

между понятиями; гиппокамп — память и контекст; ассоциативную кору — объединение смыслов, образов, опыта.

Но это не один механизм типа LLM, а биологическая сеть (нейроны головного мозга работают все параллельно и неясно, что это за сеть, в мозге нет чисел, алгоритмов), которая работает вместе с памятью, вниманием, восприятием и мотивацией (интерпретаторы не определили, что это в мозгу).

LLM — это искусственная математическая структура, обученная на контексте текста.

Мозг — живая система, где: знания не хранятся как “параметры модели” в одном месте; язык не отделён от тела, восприятия и опыта; мышление не сводится к генерации текста; нет единого обученного текстового ядра.

LLM в ЭВМ - искусственная языково-семантическая модель. У человека в мозгу - распределённая языково-семантическая нейронная система.

Никакого прямого аналога LLM в мозге, интеллекте или сознании нет.

LLM — это артефакт: искусственно сконструированная система определённого типа. В человеке нет внутреннего устройства, которое было бы тем же самым по природе.

У человека есть живой мозг как орган, состоящий из клеток, химических процессов, электрической активности, кровоснабжения, гормональной регуляции и связей с телом. Его деятельность порождает речь, память, понимание, внимание, переживание, но это не означает, что внутри есть “модель” в том же смысле, в каком модель есть у ИИ.

Следовательно:

- ✓ **LLM** — формальная вычислительная конструкция.
- ✓ **Мозг** — биологический орган.
- ✓ **Сознание** — переживаемый субъективный опыт.
- ✓ **Интеллект** — способность ориентироваться, понимать, действовать, решать задачи.

БЭМ (LLM) не является аналогом какого-то конкретного органа или конкретной структуры сознания. Это скорее инженерная имитация одной поверхности человеческой способности — речевого и смыслового поведения.

То есть LLM похожа не на “часть мозга”, а на внешний результат работы человека: способность отвечать, продолжать текст, рассуждать словами, комбинировать понятия.

В образовательном процессе вуза более 30 лет применяются браузеры, информационно поисковые системы в Интернете решают задачи больших языковых моделей. У LLM это статистический вывод на основе матрицы весов и конкретных текстовых или видео данных в LLM, но поисковая система на основе браузеров делают выводы не по весам, а по реальному контенту и проблема в ЭВМ, если память не ограничена, а быстродействие в миллиард выше современных ЭВМ все выводы, беседы, диалоги, и т.п. блестяще будут по реальным данным и достоверность будет 100%, а у LLM в лучшем случае 55%.

Браузеры, информационно поисковые системы в Интернете и LLM решают похожие, но не одинаковые задачи

Поисковая система в классическом виде делает примерно следующее: находит документы; ранжирует их; показывает фрагменты; иногда агрегирует ответ; опирается на внешние источники.

Она работает по принципу: “Найти релевантное в уже существующем массиве информации.”

LLM делает другое: строит связный текст; обобщает; переформулирует; ведёт диалог; переносит шаблоны рассуждений; может комбинировать знания из разных областей; может отвечать там, где нет одной готовой страницы с ответом.

То есть LLM работает по принципу: “Синтезировать ответ в языковой форме.”

Поэтому поисковик и LLM пересекаются, но не являются одним и тем же.

“Реальный контент” сам по себе не даёт 100% достоверности. Если система будет опираться не на веса, а на реальный интернет-контент, то достоверность станет 100% во многих поисковых задачах.

Однако в Интернете есть: ошибки; устаревшая информация; пропаганда; фальшивые статьи; копипасты; противоречивые источники; SEO-мусор; галлюцинации, уже созданные другими ИИ; намеренная дезинформация; неполные данные, однако в контексте, подготовляемом преподавателем достоверность будет 100%.

LLM не хранит “конкретные видео и тексты” напрямую, не хранит документы как база данных. Она обучается на огромном массиве текстов, и в её весах остаются статистические, языковые, смысловые и структурные закономерности. Иногда она может запомнить фрагменты, но в целом это не библиотека файлов.

Быстродействие LLM решает многое, но не всё, генеративный ИИ был создан как модель на границе 1960 года, но стал применяться в 20 годы 21 века, с появлением быстродействующих ЭВМ. Практика эксплуатации LLM и традиционных систем оказывает, что:

- **LLM не является надёжным источником истины сама по себе.** Она может ошибаться и уверенно генерировать ложь.
- **Системы, опирающиеся на внешние проверяемые источники, потенциально достовернее.**
- **Будущее, скорее всего, за гибридом: поиск + базы знаний + LLM + проверка источников.**
- **Рост мощности ЭВМ был решающим фактором в развитии ИИ.**
- **Многие “интеллектуальные” эффекты возникают при масштабировании вычислений и данных.**

Эффективная ИИ-система, вероятно, будет не чистой LLM и не чистым поисковиком, а связкой: поисковый индекс интернета; научные базы; базы фактов; верификация источников; логический вывод; вероятностная оценка; LLM для языка и объяснения; внешние инструменты; симуляции; калькуляторы; системы проверки противоречий.

LLM — это не замена реальности и не база истины. Это интерфейс и механизм языкового синтеза. А достоверность должна приходить из источников, проверки и логики, и именно это становится важной составляющей преподавателя вуза.

Для задач подготовки обзоров, статей, справок, аналитических материалов и рефератов по существующим публикациям главным источником достоверности является не “знание” модели, а доступ к реальному контенту документов и корректный алгоритм отбора, цитирования и обобщения.

Если доступна реальная база публикаций — научные статьи, новости, отчёты, законы, техническая документация, патенты — то система должна опираться именно на них.

Почему LLM сама по себе хуже для такой задачи, она может: помнить устаревшую информацию; перепутать автора; исказить дату; обобщить слишком свободно; сослаться на несуществующую работу; выдать правдоподобный, но неподтверждённый текст.

А поисково-генеративная система может сказать: “Вот источник А, вот источник Б, вот что в них утверждается, вот различия, вот вывод.” Это уже намного ближе к научной или журналистской работе. Но важное ограничение: “реальные публикации” не всегда равны истине.

Даже если данные реальные, остаются проблемы:

- **Публикации могут противоречить друг другу.** Например, одна статья говорит одно, другая — другое.
- **Публикации могут быть устаревшими.** Особенно в медицине, технике, экономике, праве.

- **Публикации могут быть низкого качества.** Не всякий опубликованный текст является надёжным знанием.
- **Может быть искажение выборки.** Поисковик нашёл не все источники, а только видимые, популярные или хорошо индексируемые.
- **Нужна оценка авторитетности.** Рецензируемая статья, блог, пресс-релиз и рекламный материал — это не одно и то же.

То есть система будет “блестящей” не просто от наличия реальных данных, а от правильной цепочки: *реальные данные + качественный поиск + оценка источников + корректное обобщение + проверяемые ссылки.*

Идеальная архитектура для генерации статьи, характерно для вуза.

Эффективная система должна работать примерно так:

- **Формулировка темы.** Например: “Обзор публикаций о влиянии микропластика на здоровье человека”.
- **Поиск публикаций.** В научных базах, новостях, архивах, реестрах, официальных документах.
- **Фильтрация.** Удалить дубли, мусор, нерелевантные источники.
- **Классификация источников.** Научная статья, обзор, метаанализ, экспертное мнение, новость, закон, патент и т.д.
- **Извлечение утверждений.** Например: кто автор; когда опубликовано; какой метод; какие результаты; какие ограничения.
- **Сопоставление противоречий.** Где авторы согласны, где расходятся.
- **Синтез статьи.** LLM или другой алгоритм пишет связный текст.
- **Цитирование.** Каждое важное утверждение привязано к источнику.
- **Проверка.** Автоматически сверить: действительно ли это сказано в источнике.
- **Вывод уровня достоверности.** Например: “высокий консенсус”, “данные предварительные”, “источники противоречивы”.

В таком варианте LLM становится не “источником истины”, а редактором

Для генерации статей, обзоров и аналитики по существующим публикациям наилучший результат даёт не автономная LLM, а поисковая система с генеративным модулем, где все утверждения выводятся из найденных реальных документов и проверяются ссылками.

Но при этом достоверность автоматически не будет 100%.

Фактически: данные должны быть реальными, а генератор может быть хоть LLM — при условии, что он дисциплинирован источниками.

БЯМ при использовании длительно оказывают влияние на менталитет. LLM сами по себе не «портят» мозг. Риск в другом: они радикально меняют распределение когнитивной нагрузки. Это работает как мышечная атрофия от отсутствия нагрузки: если задачу постоянно решает внешний инструмент, навык постепенно слабеет.

Что будет происходить при систематической замене собственного мышления на генерацию LLM:

- Критическое мышление и верификация. Если человек привыкает принимать вывод модели как данность, снижается навык проверки: «а откуда это, а где противоречие, а что тут пропущено».
- Самостоятельный синтез. Умение собрать из разрозненных идей новую конструкцию требует практики. Если вместо этого каждый раз просить «напиши статью», мозг перестаёт тренировать именно эту операцию.
- Удержание и структурирование знаний. Когда ответ всегда под рукой, падает мотивация формировать внутренние модели и схемы. Это не «потеря знаний», а переход к «знанию, где найти».

С точки зрения теории информации Шеннона это выглядит так: LLM эффективно сжимает и выдаёт языковые последовательности, но не передаёт и не тренирует операциональную модель мира (то, что позволяет действовать и проверять). А именно эта операциональная модель и есть основа того, что мы называем «интеллектом» в профессиональной деятельности.

Когнитивные навыки не исчезают за неделю. Но при массовом и рутинном делегировании умственного труда:

- Формируется привычка к внешнему решению. Сначала это «ускорение», потом — норма.
- Снижается порог самостоятельности. То, что раньше требовало 20 минут размышлений, теперь кажется «проще попросить ИИ».
- Меняются образовательные и управленческие практики. Если в вузах и на работе поощряется генерация, а не проверка и синтез, система закрепляет этот паттерн.

Через 5–10 лет это может дать заметный сдвиг в менталитете: не столько «все стали глупее», сколько сместились критерии ценности навыков: умение правильно сформулировать промпт и быстро принять вывод становится важнее, чем умение построить рассуждение с нуля.

Эффект может проявиться раньше в отдельных сферах:

- Образование: если навык написания и проверки текста перестаёт быть обязательным, он исчезает из учебных планов.
- Управление: если решения принимаются на основе выводов ИИ без обязательной верификации, навык критического анализа перестаёт быть востребованным.
- Наука: если генерация черновиков становится нормой, а проверка источников и логики — опцией, растёт риск накопления ошибок.

Следовательно, профессиональная культура теряет способность к самокоррекции, меняется менталитет и возникает тот риск, который называют «чёрным ящиком» и отсутствием системного администрирования при миллиарде пользователей.

БЯМ в процессе машинного обучения формируются матрицы весов и можно вместо или вместе с весами хранить сам контекст обучения. “Если веса — это сжатое отражение обучающих текстов, может, вместо весов хранить сами тексты и при ответе искать по ним”. На практике это частично уже

делают, но **полностью заменить веса множеством текстов нельзя** — по нескольким причинам.

Веса — не база данных текстов. Веса LLM не являются прямым хранилищем обучающих документов. Модель в процессе обучения не записывает “вот этот абзац → сюда”. Она подбирает миллиарды параметров так, чтобы по контексту предсказывать следующий токен.

То есть веса содержат не тексты как таковые, а огромное число обобщённых статистических зависимостей: грамматику; стили; знания о мире; закономерности рассуждения; связи между понятиями; типичные шаблоны вопросов и ответов; языковые и логические структуры.

Это похоже не на библиотеку, а на априорные знания человека и его мозг, который усвоил много закономерностей, но не хранит все книги постранично.

Если хранить все тексты, нужно всё равно уметь обобщать. Допустим, у нас есть доступ ко всем текстам обучения. Пользователь спрашивает:

“Объясни, почему инфляция может снижаться при высокой ключевой ставке, но экономика при этом замедляется”.

В контексте может не быть точного ответа в такой формулировке. Нужно: найти релевантные фрагменты; понять их; объединить; устранить противоречия; переформулировать; адаптировать к уровню пользователя; сделать вывод.

Сам контекст текстов этого не делает. Нужен алгоритм, который умеет понимать и генерировать. А это снова модель с весами.

Поиск по всем текстам слишком дорогой. Обучающие контексты современных LLM — это триллионы токенов. Если при каждом запросе пытаться обращаться ко “всему контексту всех текстов”, вычислительно это будет чудовищно дорого.

Даже если использовать индексы, эмбединги и быстрый поиск, всё равно нужно: хранить огромный массив данных; индексировать его; искать

релевантные документы; ранжировать их; передавать в модель ограниченный контекст; обрабатывать шум и дубликаты.

Это возможно, но это уже не “замена весов текстами”, а *система поиска + модель*.

Контекстное окно ограничено. Даже если у нас есть все обучающие тексты, нельзя просто “дать модели всё”. У LLM есть ограничение контекста: например, 32k, 128k, 1M токенов и т.д.

А обучающий корпус может быть в миллионы раз больше.

Поэтому нужно выбрать, какие сегменты текста важны именно для этого запроса. Это задача retrieval — поиска релевантной информации.

Это уже существует: RAG.

Подход RAG — Retrieval-Augmented Generation.

Технология такая:

- Пользователь задаёт вопрос.
- Система ищет релевантные документы в базе.
- Найденные фрагменты добавляются в контекст.
- LLM отвечает, опираясь на них.

Это часто даёт более точные ответы, особенно если нужна фактическая информация: корпоративные базы знаний; юридические документы; медицинские инструкции; техническая документация; свежие новости; внутренние данные компании.

Но RAG не заменяет LLM. Он дополняет её.

Почему нельзя просто искать “самый похожий текст”. Проблема в том, что пользовательские вопросы редко совпадают с обучающими фрагментами напрямую. Например: “Можно ли использовать идею кантовского категорического императива для анализа поведения ИИ-агентов в экономической модели?”

Может не существовать текста, который отвечает именно на это. Нужно синтезировать: Канта; этику; ИИ-агентов; экономические модели; аналогии; ограничения применимости.

Простой поиск даст источники, но саму интеллектуальную работу должен выполнить генеративный механизм.

Весы дают сжатие и обобщение. В некотором смысле LLM — это гигантская функция, которая сжала статистические закономерности контента.

Если контент содержит триллионы токенов, то веса модели могут занимать сотни гигабайт или несколько терабайт. Это всё ещё огромно, но часто меньше исходных данных и, главное, удобнее для генерации.

Весы позволяют модели не просто вспоминать текст, а строить новые комбинации.

Например, модель может: писать текст в стиле, которого не было дословно; объяснять сложные темы простым языком; решать новые задачи по аналогии; переводить; писать код; продолжать диалог; делать обобщения.

Если бы у нас были только тексты, без обученной модели, это было бы просто хранилище.

Более точные результаты — да, но не всегда. Доступ к исходным текстам может повысить точность, если вопрос фактический и ответ содержится в документах. Например:

“Какая ставка налога указана в документе X?” Тут лучше использовать поиск по документам.

Но если вопрос требует абстракции. Например, “Сравни три подхода и предложи новую архитектуру системы”, то наличие всех текстов не гарантирует лучшего ответа. Нужна способность к синтезу.

Есть ещё проблема качества контента. Обучающий контент не является идеально истинной базой знаний. Там есть: ошибки; устаревшие данные; противоречия; художественные тексты; форумы; спам; разные мнения; ложные утверждения.

Если модель будет просто тянуть тексты из контента, она может воспроизводить мусор.

Обучение частично помогает обобщить устойчивые закономерности и снизить влияние отдельных плохих источников, хотя, конечно, не идеально.

Юридические и личностные ограничения. Хранить и выдавать исходные обучающие тексты — это ещё и юридическая проблема: авторские права; лицензии; персональные данные; приватная информация; коммерческие датасеты.

Модель с весами может быть менее похожа на прямое распространение исходных документов, хотя и тут есть споры, особенно если модель способна воспроизводить фрагменты обучающих данных.

Можно ли сделать модель, которая всегда имеет доступ ко всем текстам?

Можно построить архитектуру: большая LLM; поисковый индекс по корпусу; векторная база; reranker; механизм цитирования; проверка фактов; обновляемая база знаний.

Такая система будет сильнее чистой LLM в ряде задач. Но она всё равно будет использовать веса модели для понимания запроса, отбора, синтеза и генерации.

Иными словами: тексты могут стать внешней памятью модели, но не заменой её “мышления”.

Нельзя просто заменить веса обучающими текстами и получить то же самое.

Потому что:

- Веса — это не копия текстов, а обобщённые закономерности.
- Тексты сами по себе не умеют рассуждать и генерировать.
- Поиск по триллионам токенов дорогой и шумный.
- Нужно ограничивать контекст.
- Требуется модель, которая умеет понимать, выбирать и синтезировать.

- Такой подход уже существует как RAG, но он дополняет LLM, а не заменяет её.

Можно не заменить веса текстами, а добавить к LLM доступ к релевантным текстам. Это часто повышает точность, особенно в фактических задачах. Но сама способность понимать и генерировать всё равно находится в обученных весах модели.

Концепции применения информационных технологий и ГИИ в высшем образовании

Авторы провели исследование различных концепций о естественном интеллекте, концепций о преподавателе вуза и воспользовавшись тезисом «ИИ вместо профессора: прорыв в образование», решили, как предлагают авторы тезиса, заменить профессора Часовских В.П., профессора Усольцева В.А. и доцента Кох Е.В. генеративным ИИ и поручить ИИ (*Все нейросети в одном месте - СигмаЧат*. URL: <https://sigma-chat.ru>) сформулировать мнение о компьютеризации высшего образования и замене профессоров, доцентов, научных сотрудников ИИ. Анализировались концепции, приведенные авторами в данной монографии.

Вопрос ГИИ – «Как из концепции ФИО может быть оценена цифровизации и компьютеризации в высшем образовании и замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ»

ИИ - Концепция Зиновьева А.А.

С концепции **А. А. Зиновьева** цифровизация и компьютеризация высшего образования, а также идея замены профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ, скорее всего, были бы оценены **критически** — не как нейтральный «технический прогресс», а как часть более широкого процесса **социальной организации, управления и стандартизации человека** в современном обществе.

Важно: Зиновьев не писал специально о генеративном ИИ в нынешнем смысле, поэтому речь идёт о **реконструкции оценки** на основе его идей о социальности, управлении, «человейнике», идеологии, бюрократии, западнизме и сверхобществе.

Цифровизация как не только техника, но и социальный механизм. Для Зиновьева техника сама по себе не является главным объектом анализа. Главное — **какие социальные отношения она обслуживает.**

С этой точки зрения цифровизация высшего образования — это не просто внедрение компьютеров, платформ, онлайн-курсов и ИИ. Это может быть рассмотрено как механизм: централизации управления университетами; контроля за преподавателями и студентами; стандартизации образовательного процесса; сокращения самостоятельности научно-педагогического сообщества; подчинения образования административным, рыночным или политическим целям; превращения университета в управляемую систему производства «компетенций».

В зиновьевской логике цифровизация может усиливать не свободу, а **управляемость.**

Университет как часть «человейника». Одно из важных понятий Зиновьева — «человейник». Им он обозначал общество как сложную систему взаимодействующих индивидов, институтов, правил, иерархий и механизмов власти.

В этой перспективе университет — это не только место поиска истины, но и элемент социального организма. Он: распределяет статусы; воспроизводит элиты; готовит кадры; формирует идеологические установки; дисциплинирует молодых людей; включается в бюрократические и управленческие структуры.

Цифровизация в таком случае может быть интерпретирована как новый этап организации «человейника», где живое академическое взаимодействие

заменяется формализованными процедурами, рейтингами, метриками, цифровыми следами и алгоритмами.

«Западнизм» и образование как технологизированная система. В работах о западнизме Зиновьев анализировал западное общество как систему, где господствуют организация, эффективность, конкуренция, управление массовым поведением и идеологическое воздействие.

С этой позиции цифровизация высшего образования может быть оценена как проявление западнистской логики: образование становится услугой; студент превращается в клиента или единицу учёта; преподаватель — в исполнителя образовательного сервиса; знание — в продукт; университет — в корпорацию; научная деятельность — в поток публикационных и рейтинговых показателей.

Генеративный ИИ в такой системе может выступать не как освобождение человека, а как средство дальнейшего вытеснения личности из процесса образования.

Замена профессоров и доцентов ИИ: зиновьевская критика. С точки зрения Зиновьева, идея замены профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ могла бы быть воспринята как крайнее выражение тенденции к дегуманизации и бюрократизации образования.

Преподаватель в университете — это не просто передатчик информации. Профессор или доцент выполняет функции, которые трудно свести к алгоритму: формирует научную школу; передаёт стиль мышления; воспитывает интеллектуальную честность; включает студента в живую традицию науки; задаёт личный пример; участвует в научной полемике; несёт ответственность за суждение; способен к нестандартному мышлению; представляет профессиональное и нравственное измерение знания.

Генеративный ИИ может производить тексты, объяснения, тесты и резюме, но он не является субъектом науки в зиновьевском смысле. Он не имеет социальной ответственности, биографии, научной позиции, личного

риска, опыта борьбы с догмой, участия в реальном интеллектуальном сообществе.

ИИ как инструмент «имитации» образования. Зиновьев много внимания уделял феноменам имитации, идеологизации и расхождения между официальными декларациями и реальной социальной практикой.

С этой точки зрения внедрение ИИ в университет может привести к ситуации, где: формально обучение идёт; формально студент получает ответы; формально создаются тексты, отчёты, задания; формально выполняются показатели цифровой трансформации; но реально снижается уровень мышления, самостоятельности и научной культуры.

То есть возникает **имитация образования**: система производит видимость эффективности, но теряет содержательное ядро.

ИИ может отлично обслуживать эту имитацию, потому что он способен быстро создавать большое количество «правильных» текстов, презентаций, тестов, отчётов и методических материалов. Но количество текстов не равно развитию мышления.

Наука против производства текстов. Научный сотрудник для Зиновьева — это не тот, кто просто производит публикации. Это человек, участвующий в познании социальной или природной реальности, способный к критике, теоретическому мышлению и интеллектуальной ответственности.

Генеративный ИИ может помогать: искать литературу; обобщать данные; переводить тексты; писать черновики; моделировать аргументы; анализировать массивы информации.

Но если ИИ начинает заменять научного работника, то наука рискует превратиться в автоматизированное производство текстов и отчётов.

В зиновьевской логике это было бы проявлением социального абсурда: институт науки сохраняется внешне, но его реальная функция — самостоятельное критическое мышление — ослабляется.

Возможные положительные стороны: инструмент, но не субъект.

Зиновьев не был бы обязан отвергать компьютеризацию как таковую. Скорее, он различал бы: **технику как инструмент**, помогающий человеку; **технику как средство подчинения человека системе**.

В первом случае цифровизация может быть полезной: облегчает доступ к знаниям; автоматизирует рутину; помогает работать с большими массивами данных; расширяет коммуникацию; поддерживает исследовательскую работу.

Но во втором случае она становится опасной, если: заменяет живую мысль шаблоном; усиливает контроль; уничтожает автономию преподавателя; подменяет научность отчётностью; превращает образование в технологизированную услугу; делает человека лишним в системе, созданной якобы для человека.

Итоговая оценка в духе Зиновьева

С позиции концепции Зиновьева цифровизация высшего образования могла бы быть оценена так:

Цифровизация и генеративный ИИ не являются сами по себе прогрессом. Их значение определяется тем, какую социальную функцию они выполняют. Если они помогают преподавателю, студенту и исследователю мыслить свободнее, глубже и эффективнее — они полезны. Если же они используются для контроля, стандартизации, сокращения живого образования и замены интеллектуальных субъектов алгоритмами, то они становятся механизмом дегуманизации и имитации образования.

Замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ с зиновьевской точки зрения выглядела бы как симптом общества, где: личность вытесняется функцией; мысль заменяется информационной обработкой; университет превращается в бюрократическую машину; научное творчество подменяется производством текстов; образование становится имитацией образования; человек в «человечнике» всё больше

приспосабливается к системе, а не развивается как свободно мыслящий субъект.

Поэтому наиболее вероятная оценка была бы следующей: **ИИ** допустим, как вспомогательный инструмент, но его превращение в замену преподавателя и учёного означает не прогресс образования, а его социальную и интеллектуальную деградацию под видом технической модернизации.

ИИ - Концепция Холодной М.А.

Цифровизация высшего образования и замена преподавателей генеративным ИИ могут быть оценены не по критерию технической эффективности, а по критерию того, способствуют ли они развитию интеллектуальной компетентности, ментального опыта и субъектности обучающегося.

С этой точки зрения цифровизация и ИИ могут быть мощными средствами развития, но замена профессоров, доцентов и научных сотрудников ИИ ведёт к обеднению образовательной среды.

Основная идея Холодной: интеллект — не просто обработка информации

В концепции М. А. Холодной интеллект понимается не как сумма знаний и не как скорость переработки информации. Интеллект связан с организацией **ментального опыта** человека.

То есть важны не только: объём сведений; память; скорость решения задач; доступ к информации; формальные результаты тестов.

Важнее то, как у человека устроены: способы понимания; понятийные структуры; когнитивные стили; метакогнитивный контроль; способность к рефлексии; индивидуальный интеллектуальный опыт; способность видеть проблему в разных контекстах; умение самостоятельно строить смысл.

Поэтому высшее образование в этой логике должно не просто «передавать контент», а развивать у студента зрелые формы интеллектуального поведения.

Как тогда оценивать цифровизацию высшего образования. С позиции Холодной цифровизация сама по себе не является ни благом, ни злом. Её нужно оценивать по тому, как она влияет на развитие ментального опыта студентов.

Позитивный потенциал цифровизации. Цифровые технологии могут быть полезны, если они:

- **Расширяют когнитивные возможности студента.** Например, дают доступ к базам данных, научным публикациям, симуляторам, цифровым лабораториям.
- **Поддерживают индивидуальные образовательные траектории.** Разные студенты имеют разные когнитивные стили, темпы понимания, способы работы с материалом.
- **Развивают метакогнитивные навыки.** Хорошая цифровая среда может помогать студенту видеть собственные ошибки, отслеживать прогресс, планировать обучение.
- **Создают условия для вариативности мышления.** Например, позволяют сравнивать разные модели, визуализировать сложные процессы, работать с альтернативными решениями.
- **Снижают рутинную нагрузку.** Автоматизация проверки простых заданий или администрирования может освободить преподавателя для содержательной работы.

В таком варианте цифровизация выступает как **когнитивный инструмент**, а не как замена мышления.

Отрицательный сценарий: цифровизация как упрощение интеллекта

Но с позиции Холодной возникает серьёзная опасность: цифровизация может начать подменять развитие интеллекта внешней технологической поддержкой.

Иначе говоря, студент перестаёт строить собственные интеллектуальные структуры, если система всё время: подсказывает; упрощает; выбирает за него маршрут; предлагает готовые формулировки; снимает необходимость удерживать проблему; заменяет понимание быстрым ответом; оценивает только формальные показатели.

Тогда образование начинает развивать не интеллект, а **адаптацию к интерфейсу**.

Студент становится не субъектом мышления, а пользователем готовых когнитивных сервисов.

В терминах, близких к Холодной, можно сказать: происходит обеднение ментального опыта, потому что не формируются внутренние структуры понимания, самоконтроля и смысла образования.

Генеративный ИИ: полезный помощник или источник интеллектуальной деградации?

Генеративный ИИ особенно интересен в этой рамке, потому что он имитирует интеллектуальную деятельность: пишет тексты; объясняет понятия; решает задачи; формулирует аргументы; составляет обзоры литературы; генерирует гипотезы; редактирует научный стиль.

На первый взгляд это усиливает образование. Но с позиции концепции Холодной главный вопрос другой:

Что в этот момент происходит с интеллектуальной активностью самого студента?

ИИ полезен, если он: помогает студенту сравнивать разные объяснения; стимулирует постановку вопросов; используется для проверки собственных гипотез; помогает увидеть альтернативные решения; тренирует рефлекссию: «почему этот ответ убедителен или ошибочен?»; служит средством диалога и самоконтроля; помогает слабому студенту войти в сложную тему.

ИИ вреден, если он: заменяет самостоятельное чтение; пишет работу вместо студента; создаёт иллюзию понимания; снимает необходимость анализа; подменяет аргументацию правдоподобным текстом; формирует зависимость от внешней подсказки; стандартизирует мышление; лишает студента опыта интеллектуального усилия.

В последнем случае ИИ становится не средством развития интеллекта, а средством его внешней компенсации.

Почему замена профессоров ИИ противоречит логике Холодной

В концепции Холодной важна индивидуальность интеллектуального развития.

А профессор, доцент, научный руководитель — это не только источник информации. Он является носителем: профессионального мышления; научной культуры; способов проблематизации; исследовательской интуиции; оценочных критериев; метакогнитивных образцов; опыта работы с неопределённостью.

Преподаватель видит, как студент мыслит, а не только что он отвечает.

Он может заметить: поверхностное понимание; формальную грамотность без смысла; интеллектуальную пассивность; подмену анализа пересказом; ошибочную стратегию решения; неспособность различать уровни абстракции; отсутствие собственной позиции.

Генеративный ИИ может давать обратную связь, но он не является полноценным субъектом научно-образовательного взаимодействия.

У него нет собственной научной школы, личной ответственности, профессиональной биографии, ценностной позиции и реального исследовательского опыта.

Поэтому полная замена преподавателя ИИ означала бы с этой точки зрения **снижение качества интеллектуальной среды.**

Особая роль научного сотрудника. Замена научных сотрудников ИИ ещё более проблематична. Наука — это не только обработка данных и

генерация текстов. Это: постановка новой проблемы; выбор методологии; критика оснований; интерпретация результатов; интеллектуальный риск; ответственность за выводы; участие в научной коммуникации; создание новых смысловых структур.

ИИ может быть полезен как инструмент анализа, поиска литературы, моделирования или подготовки черновиков.

Но научный сотрудник отвечает за **смысловую и методологическую сторону исследования**. Если ИИ начинает заменять исследователя, возникает опасность производства огромного количества «научообразного» текста без настоящей проблематизации и интеллектуальной новизны.

Итоговая оценка в духе концепции Холодной

С позиции концепции М. А. Холодной цифровизация и генеративный ИИ должны оцениваться по одному главному критерию: развивают ли они ментальный опыт, интеллектуальную самостоятельность и рефлекссию обучающегося — или подменяют их внешней технологической поддержкой.

Поэтому итог можно сформулировать так: цифровизация допустима и полезна, если она расширяет интеллектуальную среду; ИИ полезен, если работает как инструмент мышления, самоанализа и диалога; ИИ опасен, если формирует зависимость, имитацию понимания и снижение интеллектуального усилия; замена профессоров и научных сотрудников ИИ недопустима, если цель высшего образования — развитие зрелого интеллекта, а не массовое производство формальных образовательных результатов.

Иными словами, в логике Холодной генеративный ИИ может быть инструментом интеллектуального развития, но не должен становиться субститутутом интеллектуального наставничества и научного мышления.

ИИ - Концепция Дружинина В.Н.

Цифровизацию и компьютеризацию высшего образования следует оценивать не только как техническое обновление, а как изменение условий

развития интеллекта, креативности, учебной мотивации и профессионального мышления.

С этой позиции генеративный ИИ может быть полезным инструментом обучения и научной работы, но полная замена профессоров, доцентов и научных сотрудников ИИ была бы методологически и психологически ошибочной.

Что важно в концепции Дружинина. В. Н. Дружинин рассматривал интеллект, способности и креативность как сложные психологические образования. Для оценки цифровизации особенно важны несколько идей.

Интеллект — не единственный показатель успешности. Дружинин подчёркивал, что успешность человека определяется не только уровнем интеллекта, но и: мотивацией; личностными особенностями; средой; опытом; креативностью; условиями деятельности; социальными взаимодействиями.

Поэтому образование нельзя сводить к передаче информации или проверке знаний. Высшее образование должно формировать не только знания, но и профессиональное мышление, самостоятельность, способность решать нестандартные задачи.

Способности развиваются в деятельности. С позиции Дружинина способности проявляются и развиваются в деятельности. Поэтому важно, чтобы студент не просто получал готовые ответы, а выполнял интеллектуальную работу: анализировал; сравнивал; выдвигал гипотезы; спорил; ошибался; исправлял ошибки; решал реальные задачи; участвовал в исследовании.

Если цифровые технологии помогают организовать такую деятельность, они полезны. Если они заменяют деятельность готовым результатом, они вредны.

Креативность требует неопределённости и свободы. Дружинин уделял внимание проблеме креативности. Креативность невозможна без:

неопределённости; вариативности; самостоятельного выбора; внутренней мотивации; возможности отступать от шаблонов; терпимости к ошибке.

Чрезмерно алгоритмизированная цифровая среда может снижать креативность, если она стандартизирует мышление и принуждает к «правильному» ответу.

Как оценить цифровизацию высшего образования с позиции Дружинина. С точки зрения Дружинина цифровизация может иметь как развивающий, так и ограничивающий эффект.

Положительная оценка возможна, если цифровизация:

– **Расширяет образовательную среду.** Студент получает доступ к: электронным библиотекам; научным базам данных; симуляторам; онлайн-курсам; цифровым лабораториям; программам анализа данных; международным образовательным ресурсам.

Это повышает разнообразие задач и источников информации.

- **Создаёт условия для индивидуализации.** У студентов различаются способности, темп освоения материала, мотивация и стиль мышления. Цифровые технологии могут помогать строить индивидуальные траектории обучения.
- **Поддерживает исследовательскую деятельность.** Компьютеризация полезна, когда она позволяет студенту: проводить расчёты; моделировать процессы; анализировать большие данные; проверять гипотезы; визуализировать результаты; участвовать в проектной работе.
- **Освобождает преподавателя от рутины.** Автоматизация части контроля, документооборота и типовых заданий может дать преподавателю больше времени для научного руководства, обсуждения сложных вопросов и индивидуальной работы.
- **Негативная оценка цифровизации.** С позиции Дружинина цифровизация становится проблемной, если она ведёт к упрощению образовательной деятельности.

Основные риски

- **Сведение образования к информационному сервису.** Если образование понимается как «доступ к контенту», то исчезает главное — развитие способностей в деятельности. Студент может много смотреть, читать и копировать, но мало думать, создавать и исследовать.
- **Снижение внутренней мотивации.** Если цифровая среда строится на постоянном контроле, рейтингах, тестах и внешних стимулах, она может усиливать внешнюю мотивацию и ослаблять внутренний интерес. А для развития способностей и особенно креативности внутренняя мотивация принципиальна.
- **Стандартизация мышления.** Алгоритмы часто поощряют типовые ответы, предсказуемые форматы и усреднённые решения. Это может противоречить развитию творческого мышления.
- **Иллюзия компетентности.** Студент, использующий цифровые подсказки и готовые ответы, может считать, что понял материал, хотя его собственные способности не развились.
- **Генеративный ИИ в высшем образовании.** Генеративный ИИ может рассматриваться как сильный когнитивный инструмент. Он способен: объяснять сложные темы; составлять планы; генерировать примеры; помогать с программированием; переводить тексты; анализировать данные; предлагать гипотезы; редактировать научные статьи.

Но с позиции Дружинина ключевой вопрос такой: **усиливает ли ИИ самостоятельную деятельность студента или заменяет её?**

Когда генеративный ИИ полезен. ИИ можно оценить положительно, если он используется как средство развития способностей. Например, он может быть полезен как: тренажёр для постановки вопросов; партнёр для дискуссии; источник альтернативных объяснений; помощник в поиске ошибок; средство моделирования ситуаций; инструмент анализа больших массивов информации; помощник в оформлении и рутинной обработке

данных. В этом случае ИИ расширяет возможности студента, но не отменяет его интеллектуальной активности. Условно говоря, ИИ должен быть не «автором вместо студента», а «средством, через которое студент думает лучше».

Когда генеративный ИИ вреден. ИИ опасен, если он: пишет работы вместо студента; заменяет чтение первоисточников; создаёт иллюзию знания; подменяет творческое мышление генерацией шаблонов; снижает усилие; убирает ситуацию неопределённости; превращает обучение в редактирование готового текста. С позиции Дружинина это особенно важно, потому что способности развиваются не при потреблении готового продукта, а в процессе самостоятельной деятельности. Если студент регулярно получает готовые решения, то он не развивает ни интеллект, ни креативность, ни профессиональное мышление.

Можно ли заменить профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ? С позиции концепции Дружинина — **нет, полная замена недопустима.** Причина в том, что преподаватель и учёный выполняют не только информационную функцию.

Преподаватель не просто сообщает знания. Он: организует деятельность студента; создаёт проблемные ситуации; задаёт уровень сложности; поддерживает мотивацию; оценивает не только результат, но и ход мышления; развивает профессиональные способности; формирует научную культуру; передаёт нормы академической честности; помогает студенту выдерживать неопределённость; стимулирует самостоятельность и творчество. ИИ может имитировать объяснение, но он не является полноценным субъектом научно-педагогического взаимодействия.

Научный сотрудник не просто производит тексты. Учёный: ставит новые проблемы; несёт ответственность за методологию; выбирает направление исследования; работает в научном сообществе; участвует в проверке и критике знания; отвечает за достоверность; формирует

исследовательские школы; передаёт стиль научного мышления. Генеративный ИИ может помогать в отдельных операциях, но не может полностью заменить научную субъектность и ответственность.

Главный риск замены преподавателей ИИ. С позиции Дружинина главный риск состоит в том, что образование будет сведено к автоматизированной передаче и проверке информации. Тогда университет перестанет быть средой развития способностей и креативности. Он превратится в технологическую платформу, где студент взаимодействует с контентом, но не включается в полноценную научную и профессиональную деятельность.

Это приведёт к: снижению качества подготовки; ослаблению исследовательской культуры; стандартизации мышления; уменьшению креативности; падению внутренней мотивации; утрате роли научных школ; разрушению академического сообщества.

Более точная формула оценки. С позиции Дружинина цифровизация должна оцениваться по следующему критерию - *способствует ли она развитию способностей, интеллекта, креативности и самостоятельной деятельности обучающихся — или подменяет эту деятельность готовыми алгоритмизированными продуктами?*

Если способствует — она оправданна.

Если подменяет — она разрушительна.

Итог. С точки зрения концепции В. Н. Дружинина:

- **Цифровизация высшего образования может быть полезной**, если она расширяет образовательную среду, поддерживает индивидуализацию, исследовательскую деятельность и развитие способностей.
- **Компьютеризация опасна**, если она превращает обучение в потребление информации, тестирование и работу по алгоритму.
- **Генеративный ИИ** допустим, как инструмент, помощник, тренажёр, средство анализа и моделирования.

- **Генеративный ИИ не должен заменять преподавателей и научных сотрудников**, потому что способности и креативность развиваются в деятельности, общении, исследовательской культуре и взаимодействии с реальными носителями профессионального опыта.
- **Полная замена профессоров, доцентов и исследователей ИИ противоречит развивающей функции высшего образования**, так как ведёт к стандартизации, снижению мотивации, утрате научной субъектности и обеднению образовательной среды.

ИИ - Концепция А.Н. Леонтьева и С.Л. Рубинштейна

Концепция А.Н. Леонтьева и С.Л. Рубинштейна определяют, что цифровизация и компьютеризация высшего образования должны оцениваться не как нейтральное «внедрение технологий», а как изменение самой структуры образовательной и научной деятельности: её мотивов, целей, средств, общения, субъектности и условий развития личности.

Замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ в этой логике выглядит не просто организационной реформой, а глубокой трансформацией человеческой деятельности, которая может привести к обеднению образования, если ИИ вытесняет живого субъекта педагогики и науки.

Подход А.Н. Леонтьева: деятельность, мотив, цель, действие, операция. А.Н. Леонтьев рассматривал психику и личность через категорию деятельности. Человек развивается не изолированно, а в деятельности, направленной на предметный мир и опосредованной социальными отношениями.

Для анализа цифровизации важны несколько понятий: деятельность — целостная система, определяемая мотивом; действие — процесс, подчинённый осознанной цели; операция — способ выполнения действия, зависящий от условий; мотив — то, ради чего осуществляется деятельность;

предмет деятельности — то, на что направлена активность; опосредованные — использование средств, знаков, орудий, технологий.

Цифровые технологии и генеративный ИИ с точки зрения Леонтьева являются средствами деятельности, а не самостоятельными субъектами образования.

Они могут менять: способы выполнения учебных действий; условия работы преподавателя и студента; формы взаимодействия; структуру контроля и оценки; доступ к информации; скорость выполнения операций.

Например, студент может использовать ИИ для поиска литературы, объяснения сложной темы, генерации черновика текста, анализа данных. В этом случае ИИ выступает как орудие, включённое в учебную деятельность.

Но ключевой вопрос: какой мотив формируется у студента?

Если цифровизация помогает студенту глубже понять предмет, поставить собственную проблему, включиться в исследование, развить профессиональное мышление — она поддерживает полноценную деятельность.

Если же ИИ используется для имитации учёбы: сдать работу, обойти контроль, получить формальный результат без понимания — деятельность распадается. Остаётся внешнее действие, но исчезает образовательный мотив.

Проблема подмены деятельности. С позиции Леонтьева важно различать: облегчение операций; замену действия; разрушение деятельности.

Цифровизация полезна, когда она автоматизирует рутинные операции: оформление текста, поиск источников, расчёты, визуализацию, перевод, первичный анализ данных.

Но она опасна, когда начинает заменять собственно учебное или научное действие: студент не формулирует проблему, а получает её от ИИ; не строит аргументацию, а копирует сгенерированную; не осваивает метод, а берёт готовый результат; не вступает в дискуссию, а получает «усреднённый ответ»; не развивает мышление, а делегирует его машине.

В этом случае возникает риск отчуждения студента от собственной деятельности.

Он получает продукт, но не проходит путь его построения. А именно этот путь и является условием развития мышления.

Преподаватель как носитель деятельности. В деятельностной теории преподаватель — не просто передатчик информации. Его функция гораздо шире.

Профессор, доцент, научный руководитель: организует учебную деятельность; задаёт мотив и смысл; вводит студента в культуру науки; показывает способы постановки проблем; формирует профессиональное мышление; создаёт ситуацию совместного поиска; оценивает не только результат, но и ход рассуждения; помогает студенту перейти от внешнего действия к внутреннему способу мышления.

Генеративный ИИ может давать объяснения, примеры, тексты и подсказки, но он не является полноценным субъектом образовательной деятельности. У него нет собственных мотивов, ответственности, профессиональной биографии, научной школы, личностной позиции и включённости в культурно-исторический процесс науки.

Поэтому с позиции Леонтьева замена преподавателей ИИ означала бы подмену субъекта деятельности техническим средством.

Подход С.Л. Рубинштейна: субъект, сознание и деятельность. С.Л. Рубинштейн сформулировал важный принцип: сознание и деятельность находятся в единстве.

Человек проявляет и формирует себя в деятельности. Он не просто реагирует на внешние условия, а выступает как субъект, преобразующий мир и самого себя.

Для Рубинштейна принципиально важно, что: личность развивается в активном отношении к миру; внешние воздействия действуют через внутренние условия; человек не сводится к функции или набору операций;

обучение должно развивать субъектность, самостоятельность и ответственность.

Применение к цифровизации. Цифровые технологии становятся частью условий деятельности. Но они не должны превращать студента в пассивного потребителя готовых ответов.

С точки зрения Рубинштейна нужно спрашивать: усиливает ли цифровизация субъектность студента? становится ли он более самостоятельным в мышлении? учится ли он ставить цели и отвечать за выбор? формируется ли у него позиция исследователя? или он становится зависимым от внешнего алгоритма?

Если ИИ используется как инструмент, который расширяет возможности субъекта, это можно оценить положительно.

Если ИИ становится внешней силой, которая задаёт цели, содержание, темп, критерии и выводы, то субъектность человека ослабляется.

Замена профессоров и научных сотрудников ИИ с позиции Рубинштейна. Для Рубинштейна педагогическое взаимодействие — это не механическая передача информации. Это отношение субъекта к субъекту.

Преподаватель в вузе: видит личность студента; учитывает его внутренние условия; помогает раскрыть индивидуальные возможности; вступает в диалог; предъявляет ценностную и научную позицию; несёт ответственность за развитие другого человека.

ИИ может имитировать диалог, но он не обладает человеческой субъектностью. Он не имеет собственной ответственности, моральной позиции, жизненного опыта, научной совести.

Поэтому полная замена преподавателя ИИ означала бы переход от отношения **«субъект — субъект»** к отношению **«субъект — техническая система»** или даже **«объект управления — алгоритм»**. Это противоречит гуманистическому смыслу образования в рубинштейновской традиции.

Научная деятельность и генеративный ИИ. Особенно важно рассмотреть замену научных сотрудников. В деятельностной логике наука — это не производство текстов и отчётов. Это особый вид деятельности, включающий: постановку проблемы; выбор метода; критическое сомнение; эксперимент; интерпретацию; научную дискуссию; ответственность за достоверность; включённость в научное сообщество; поиск нового знания.

Генеративный ИИ может помогать: искать литературу; обрабатывать данные; формулировать черновики; переводить статьи; находить связи между работами; моделировать варианты гипотез.

Но он не заменяет исследователя как субъекта научного поиска. ИИ не несёт ответственности за истину, не имеет научной интуиции в человеческом смысле, не переживает проблему как собственную, не принадлежит к научной школе и не отвечает перед обществом за последствия открытий.

С позиции Леонтьева и Рубинштейна замена научного сотрудника ИИ означала бы редукцию науки до генерации информационных продуктов.

Возможные положительные эффекты цифровизации. При этом из концепций Леонтьева и Рубинштейна не следует отказ от цифровизации. Напротив, цифровые технологии могут быть полезными, если они включены в человеческую деятельность как средства её развития.

Положительно можно оценить: доступ к электронным библиотекам; научные базы данных; цифровые лаборатории; симуляторы; системы анализа больших данных; онлайн-курсы как дополнение к очному обучению; ИИ-ассистентов для рутинных задач; адаптивные образовательные платформы; инструменты для студентов с ограниченными возможностями; автоматизацию административной нагрузки преподавателей.

В таком случае цифровизация освобождает время и силы для более сложных форм деятельности: дискуссии, исследования, проектирования, наставничества, индивидуальной работы.

Основные риски. С позиции Леонтьева и Рубинштейна можно выделить несколько рисков.

Подмена мотива. Образовательный мотив может быть заменён мотивом быстрого получения результата. Студент учится не ради понимания, а ради прохождения системы.

Формализация деятельности. Образование сводится к тестам, рейтингам, цифровым следам и отчётности.

Утрата субъектности. Студент и преподаватель становятся исполнителями алгоритмически заданных процедур.

Ослабление общения. Живой диалог, спор, наставничество и научная школа заменяются интерфейсом.

Отчуждение от результата. Человек получает готовый текст, решение или анализ, но не присваивает способ его получения.

Деградация профессионального мышления. Если ИИ постоянно выполняет ключевые действия за человека, не формируются необходимые умственные операции и навыки.

Снижение ответственности. Возникает вопрос: кто отвечает за ошибки ИИ, недостоверные данные, ложные выводы, плагиат, нарушение этики?

Как должна выглядеть разумная модель. С точки зрения Леонтьева и Рубинштейна оптимальная модель — не «ИИ вместо преподавателя», а ИИ как средство в руках субъекта деятельности. То есть: преподаватель остаётся организатором образовательной деятельности; студент остаётся активным субъектом учения; ИИ используется как инструмент поиска, тренировки, моделирования и обратной связи; научный сотрудник использует ИИ для усиления исследования, но не передаёт ему ответственность за смысл и достоверность; цифровая среда проектируется так, чтобы развивать самостоятельность, а не зависимость.

Итоговая оценка

С позиции А.Н. Леонтьева цифровизация высшего образования положительна тогда, когда она выступает средством развития полноценной учебной и научной деятельности. Она негативна, если разрушает мотив, подменяет действия готовыми продуктами и отчуждает студента от процесса мышления.

С позиции С.Л. Рубинштейна цифровизация оправданна тогда, когда она усиливает субъектность человека, его самостоятельность, ответственность и способность преобразовывать мир. Она опасна, если превращает студента, преподавателя и исследователя в объект алгоритмического управления.

Поэтому полная замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ с точки зрения этих концепций должна оцениваться критически.

Генеративный ИИ может быть мощным помощником, но не полноценной заменой человеку как субъекту образования, науки, ответственности и культуры.

ИИ - Концепция Г. Гарднера

С позиции концепции Говарда Гарднера цифровизацию и компьютеризацию высшего образования следует оценивать не только по критерию эффективности передачи информации, а по тому, как они влияют на развитие разных типов интеллекта человека.

Замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ в этой логике выглядит крайне неоднозначно: ИИ может стать мощным инструментом поддержки обучения и науки, но не полноценной заменой человеческого преподавателя и исследователя.

Кратко о концепции Гарднера. Говард Гарднер предложил теорию множественного интеллекта. В отличие от подходов, где интеллект понимается как единая общая способность, Гарднер считал, что у человека существует несколько относительно самостоятельных видов интеллекта.

Обычно выделяют следующие типы:

- **Лингвистический интеллект** — способность работать со словами, текстами, языком.
- **Логико-математический интеллект** — способность к рассуждению, анализу, вычислениям, построению доказательств.
- **Пространственный интеллект** — способность мыслить образами, схемами, моделями.
- **Музыкальный интеллект** — способность воспринимать и создавать музыкальные структуры.
- **Телесно-кинестетический интеллект** — способность использовать тело, движения, практические действия.
- **Межличностный интеллект** — способность понимать других людей, общаться, сотрудничать.
- **Внутриличностный интеллект** — способность понимать себя, свои мотивы, цели, ограничения.
- **Натуралистический интеллект** — способность классифицировать природные объекты и явления, видеть закономерности в природе.

Иногда также обсуждается экзистенциальный интеллект — способность размышлять о смысле, ценностях, предельных вопросах человеческого существования.

Как оценить цифровизацию высшего образования через концепцию Гарднера. С точки зрения Гарднера, цифровизация может быть положительной, если она помогает раскрывать разные типы интеллекта, а не сводит образование только к текстам, тестам и алгоритмам.

Положительный потенциал цифровизации

Цифровые технологии могут расширять образовательные возможности:

- для **лингвистического интеллекта** — электронные библиотеки, языковые модели, системы перевода, текстовые редакторы;

- для **логико-математического интеллекта** — программы моделирования, статистические пакеты, среды программирования;
- для **пространственного интеллекта** — 3D-модели, виртуальная и дополненная реальность, инженерные симуляторы;
- для **музыкального интеллекта** — цифровые аудиоредакторы, программы композиции, анализ звука;
- для **телесно-кинестетического интеллекта** — тренажёры, робототехника, медицинские симуляторы, VR-практикумы;
- для **межличностного интеллекта** — онлайн-проекты, групповые платформы, международное сотрудничество;
- для **внутриличностного интеллекта** — цифровые портфолио, индивидуальные траектории, рефлексивные дневники;
- для **натуралистического интеллекта** — базы экологических данных, ГИС-системы, цифровые гербарии, биоинформатика.

Таким образом, компьютеризация может быть полезной, если она делает обучение более разнообразным, гибким и многоканальным.

Основной риск: сужение интеллекта до цифровых компетенций. С позиции Гарднера главная опасность цифровизации состоит в том, что образование может начать оценивать только те способности, которые легко измерить цифровыми средствами. Например: тестовые ответы; скорость выполнения заданий; активность в электронной системе; количество загруженных файлов; результаты автоматической проверки; формальные показатели публикаций; цифровые рейтинги.

Но такие показатели плохо отражают многие формы интеллекта: эмпатию; педагогическое чутьё; научную интуицию; способность к живому диалогу; этическое суждение; телесно-практические навыки; творческое воображение; способность вдохновлять других. С точки зрения Гарднера, это означает, что цифровизация может обеднить образование, если будет ориентирована только на измеримое и алгоритмизируемое.

Генеративный ИИ в высшем образовании. Генеративный ИИ хорошо работает прежде всего с теми видами деятельности, которые связаны с языком, текстом, кодом, структурированием информации и типовыми рассуждениями.

Поэтому он особенно силён в областях: лингвистического интеллекта; логико-математического интеллекта; частично пространственного интеллекта; частично внутриличностной поддержки, например через помощь в планировании и самоанализе.

ГИИ может: объяснять сложные темы простыми словами; создавать учебные материалы; помогать студентам тренироваться; генерировать тесты; проверять черновики; помогать с программированием; переводить научные тексты; структурировать литературу; моделировать дискуссию.

В этом смысле ИИ может быть полезным ассистентом преподавателя, студента и исследователя.

Почему ГИИ не заменяет весь спектр человеческого интеллекта. С точки зрения Гарднера, проблема идеи полной замены профессоров, доцентов и научных сотрудников ИИ состоит в том, что преподаватель и учёный действуют не только как носители информации.

Они проявляют разные формы интеллекта одновременно.

Преподаватель использует:

- **лингвистический интеллект** — объясняет, задаёт вопросы, ведёт дискуссию;
- **логико-математический интеллект** — строит доказательства, анализирует аргументы;
- **межличностный интеллект** — чувствует аудиторию, замечает непонимание, поддерживает мотивацию;
- **внутриличностный интеллект** — осознаёт собственную позицию, стиль преподавания, ответственность;
- **пространственный интеллект** — использует схемы, модели, визуализации;

- **экзистенциальный и этический компонент** — помогает студентам понимать смысл профессии и последствия решений.

Генеративный ИИ может имитировать часть этих функций, но он не обладает полноценным человеческим опытом, ответственностью, эмпатией и моральным суждением.

Замена научных сотрудников генеративным ИИ. В научной деятельности ИИ способен выполнять множество вспомогательных задач: искать литературу; составлять обзоры; помогать с формулировкой гипотез; анализировать данные; писать код; готовить черновики статей; выявлять закономерности в больших массивах информации.

Но научный сотрудник выполняет не только техническую работу. Он: выбирает значимую проблему; оценивает новизну; несёт ответственность за достоверность результатов; понимает контекст исследования; ведёт научную полемику; принимает этические решения; формирует научную школу; обучает молодых исследователей.

С точки зрения Гарднера, научная деятельность требует сочетания разных интеллектов: логико-математического, лингвистического, межличностного, внутриличностного, пространственного, а в некоторых областях — натуралистического и телесно-кинестетического.

ИИ может усилить отдельные стороны этой деятельности, но не заменить всю совокупность человеческих интеллектуальных проявлений.

Возможная оценка замены преподавателей ИИ. С позиции теории множественного интеллекта можно сформулировать следующую оценку. *Частичная автоматизация допустима и полезна, если ИИ берёт на себя рутинные, информационные и технические функции. Но полная замена преподавателей и исследователей генеративным ИИ ведёт к сужению образовательного процесса, потому что игнорирует множественность человеческого интеллекта.*

ИИ может заменить или облегчить: проверку типовых заданий; подготовку тестов; подбор литературы; объяснение базового материала; перевод и редактирование текстов; создание презентаций; первичный анализ данных.

Но ИИ не должен полностью заменять: научное руководство; воспитательную функцию университета; живую дискуссию; академическое наставничество; этическую оценку; формирование профессиональной идентичности; развитие межличностного и внутриличностного интеллекта; творческое научное сообщество.

Итоговый вывод

С точки зрения Гарднера, цифровизация и генеративный ИИ в высшем образовании имеют высокую ценность, если они расширяют способы обучения и помогают развивать разные типы интеллекта.

Однако если цифровизация сводит образование к онлайн-контенту, тестам, автоматической проверке и генерации текстов, она противоречит идее множественного интеллекта.

Генеративный ИИ может быть эффективным ассистентом преподавателя и исследователя, но не полноценной заменой профессоров, доцентов и научных сотрудников, потому что университетская деятельность требует не только обработки информации, но и человеческого общения, научной ответственности, этического суждения, наставничества, эмпатии, творческого риска и формирования личности студента.

ИИ - Концепция Д. Гоулмана, Дж. Майера и П. Сэловея

С позиции концепций **эмоционального интеллекта** Д. Гоулмана, Дж. Майера и П. Сэловея цифровизация и компьютеризация высшего образования могут быть оценены двойственно: как полезный инструмент расширения доступа, персонализации и поддержки обучения, но также как фактор риска,

если они ведут к вытеснению живого педагогического общения и замене преподавателей генеративным ИИ.

Ключевая идея здесь такая: высшее образование — это не только передача информации, но и развитие личности, профессиональной идентичности, саморегуляции, мотивации, эмпатии, коммуникативных и этических качеств. Эти компоненты тесно связаны с эмоциональным интеллектом и плохо сводятся к автоматизированной генерации текстов или ответов.

Эмоциональный интеллект: общая рамка Дж. Майер и П. Сэловей. Дж. Майер и П. Сэловей рассматривали эмоциональный интеллект как способность:

- воспринимать эмоции — свои и чужие;
- использовать эмоции для мышления;
- понимать эмоции и их причины;
- управлять эмоциями для личностного роста и эффективного взаимодействия.

В этой модели эмоциональный интеллект — это прежде всего когнитивно-эмоциональная способность, связанная с обработкой эмоциональной информации.

Д. Гоулман. Д. Гоулман популяризировал более широкую модель эмоционального интеллекта, включающую: самосознание; саморегуляцию; внутреннюю мотивацию; эмпатию; социальные навыки.

У Гоулмана эмоциональный интеллект особенно важен для лидерства, профессионального успеха, командной работы и эффективного общения.

Оценка цифровизации высшего образования через эмоциональный интеллект. Цифровизация сама по себе не является ни положительной, ни отрицательной. Её оценка зависит от того, способствует ли она развитию эмоционального интеллекта студентов и преподавателей или, наоборот, обедняет эмоционально-коммуникативную сторону образования.

Положительные возможности цифровизации. С точки зрения Майера, Сэловея и Гоулмана цифровые технологии могут быть полезны, если они: дают студентам гибкий доступ к материалам; позволяют индивидуализировать обучение; помогают студенту отслеживать прогресс; снижают тревожность у части обучающихся за счёт более удобного темпа; поддерживают обратную связь; позволяют моделировать профессиональные ситуации; создают тренажёры для коммуникации, переговоров, конфликтов, управленческих решений; помогают студентам развивать саморегуляцию и самостоятельность.

Например, генеративный ИИ может быть полезен как: тьютор для первичного объяснения темы; помощник в подготовке к экзамену; инструмент самопроверки; симулятор диалога с пациентом, клиентом, учеником, заказчиком; средство тренировки аргументации и публичного выступления; помощник в развитии рефлексии через вопросы: «Что я понял?», «Что вызвало трудности?», «Какие эмоции я испытывал при выполнении задания?».

В таком формате ИИ может частично поддерживать компоненты эмоционального интеллекта: самонаблюдение, рефлексия, саморегуляцию, подготовку к коммуникации.

Основной риск: утрата эмоционального и социального измерения образования. Однако с позиции эмоционального интеллекта высшее образование нельзя свести к информационному сервису.

Преподаватель выполняет не только когнитивную, но и эмоционально-социальную функцию: замечает тревогу, неуверенность или выгорание студента; поддерживает мотивацию; помогает пережить ошибку как часть обучения; создаёт атмосферу доверия; задаёт профессиональные и нравственные ориентиры; развивает культуру дискуссии; учит работать с конфликтами и критикой; формирует чувство принадлежности к академическому и профессиональному сообществу.

Генеративный ИИ может имитировать эмпатичный ответ, но он не обладает подлинной эмпатией, ответственностью, жизненным опытом, профессиональной интуицией и нравственной позицией. Поэтому его способность развивать эмоциональный интеллект ограничена.

Оценка замены преподавателей генеративным ИИ. С точки зрения Гоулмана, Майера и Сэловея полная или массовая замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ была бы проблематичной.

Почему? Потому что преподаватели и исследователи являются не только источниками знаний, но и субъектами эмоционально насыщенного взаимодействия. Они: распознают эмоциональное состояние студента; адаптируют стиль общения; дают поддержку или вызов в нужный момент; регулируют групповую динамику; обучают академической этике; помогают формировать профессиональную идентичность; выступают моделями поведения; включают студентов в реальные научные и профессиональные сообщества.

Для развития эмоционального интеллекта особенно важны именно такие человеческие формы взаимодействия: диалог, обратная связь, спор, совместная работа, наставничество, переживание успехов и неудач. ИИ может помогать, но не может полноценно заменить эти процессы.

Через модель Майера и Сэловея. Если оценивать цифровизацию по четырём ветвям эмоционального интеллекта Майера и Сэловея, можно сказать следующее.

Восприятие эмоций. Цифровые системы могут распознавать некоторые признаки эмоций: тон текста, выражение лица, скорость ответа, поведенческие паттерны. Но такое распознавание ограничено и может ошибаться.

Преподаватель способен учитывать контекст: личную историю студента, ситуацию в группе, культурные особенности, невербальные сигналы, динамику отношений.

Вывод: ИИ может помогать в мониторинге, но не должен быть главным интерпретатором эмоционального состояния человека.

Использование эмоций для мышления. Хороший преподаватель помогает студенту использовать интерес, сомнение, удивление, тревогу или даже раздражение как ресурс мышления.

Например, он может превратить ошибку в исследовательский вопрос или конфликт мнений — в продуктивную дискуссию.

ИИ может предложить упражнения, но хуже понимает живую ситуацию и групповую динамику.

Вывод: цифровые инструменты могут поддерживать рефлекссию, но не заменяют педагогическое управление эмоционально-интеллектуальным процессом.

Понимание эмоций. Образование должно учить студентов понимать свои реакции: почему трудно выступать публично, почему возникает страх ошибки, почему конфликт в группе мешает работе.

ИИ может задавать рефлексивные вопросы и объяснять психологические понятия. Но глубокое понимание эмоций часто возникает в межличностном общении, где есть доверие и человеческое присутствие.

Вывод: ИИ полезен как дополнительный инструмент, но ограничен как замена наставника.

Управление эмоциями. Саморегуляция развивается через практику: сроки, ответственность, выступления, защита позиции, работа в команде, принятие критики.

Если цифровизация делает обучение чрезмерно индивидуализированным и изолированным, она может снижать возможности для развития эмоциональной зрелости.

Вывод: технологии должны включаться в реальные социальные практики, а не вытеснять их.

Через модель Д. Гоулмана. В модели Гоулмана можно выделить пять направлений оценки.

✓ **Самосознание**

ИИ может помогать студенту анализировать свои трудности, прогресс, стиль обучения. Например, через цифровые дневники, самооценку, персональные рекомендации.

Но самосознание развивается глубже, когда человек получает живую обратную связь от преподавателя, группы, научного руководителя.

✓ **Саморегуляция**

Цифровые платформы могут помогать планировать обучение, напоминать о сроках, структурировать задачи.

Но если ИИ выполняет за студента основные интеллектуальные действия, саморегуляция не развивается, а ослабляется.

✓ **Мотивация**

ИИ может сделать обучение более доступным и интерактивным. Однако он может также усилить внешнюю мотивацию: быстро получить ответ, сдать задание, минимизировать усилия.

Преподаватель способен формировать внутреннюю мотивацию: интерес к науке, профессиональную ответственность, стремление к качеству.

✓ **Эмпатия**

Эмпатия развивается через контакт с людьми, понимание разных точек зрения, участие в обсуждениях, совместных проектах, практике.

Если высшее образование заменяется взаимодействием «студент — интерфейс», возможности для развития эмпатии сужаются.

✓ **Социальные навыки**

Навыки лидерства, сотрудничества, переговоров, разрешения конфликтов, публичной аргументации требуют реального социального взаимодействия.

ИИ может моделировать ситуации, но симуляция не равна полноценной социальной практике.

Особая проблема: замена научных сотрудников ИИ. Замена научных сотрудников генеративным ИИ также вызывает серьёзные вопросы.

Научная деятельность включает не только обработку информации, но и: постановку оригинальной проблемы; научную интуицию; этическую ответственность; критическое мышление; академическую честность; сотрудничество; научную дискуссию; эмоциональную устойчивость перед неопределённостью; готовность признавать ошибки; способность защищать позицию.

Генеративный ИИ может ускорять поиск источников, анализ данных, подготовку текстов, перевод, программирование. Но он не является автором в человеческом смысле: у него нет научной ответственности, ценностной позиции, профессиональной совести и включённости в научное сообщество.

С точки зрения эмоционального интеллекта наука — это также социально-эмоциональная практика: конкуренция, сотрудничество, рецензирование, наставничество, признание, критика, доверие. Исключение людей из этой системы разрушает среду формирования исследователя.

Возможные положительные сценарии. Концепции эмоционального интеллекта не требуют отказа от ИИ. Напротив, они позволяют сформулировать разумную модель: ИИ — не замена преподавателя, а инструмент поддержки эмоционально и интеллектуально насыщенного образования.

Он может быть полезен для: персонализации заданий; объяснения базовых понятий; тренировки перед семинарами; подготовки к публичным выступлениям; моделирования профессиональных диалогов; помощи студентам с особыми образовательными потребностями; снижения барьеров для застенчивых студентов; первичной обратной связи; организации самостоятельной работы; поддержки преподавателя в рутине.

При таком сценарии у преподавателя высвобождается время для того, что особенно важно с точки зрения эмоционального интеллекта: индивидуального наставничества; дискуссий; групповой работы; развития критического мышления; поддержки студентов; этического и профессионального воспитания; научного руководства.

Негативный сценарий. Негативный сценарий возникает, если цифровизация проводится только ради экономии ресурсов и сокращения преподавателей.

Тогда возможны последствия: снижение качества живой обратной связи; рост отчуждения студентов; ослабление академической мотивации; ухудшение коммуникативных навыков; снижение эмпатии и способности к сотрудничеству; формализация образования; усиление одиночества и тревожности; подмена мышления генерацией ответов; деградация научных школ; утрата наставничества; превращение университета в платформу выдачи контента.

С точки зрения Гоулмана, Майера и Сэловея это означало бы ослабление тех компонентов, которые критически важны для профессиональной успешности и зрелости личности.

Итоговая оценка. Из концепций Д. Гоулмана, Дж. Майера и П. Сэловея можно сделать следующий вывод: цифровизация и компьютеризация высшего образования допустимы и полезны тогда, когда они усиливают человеческое взаимодействие, поддерживают развитие самосознания, саморегуляции, мотивации, эмпатии и социальных навыков.

Но замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ оценивается скорее отрицательно, потому что она ведёт к потере ключевых условий развития эмоционального интеллекта: живого наставничества; эмпатической обратной связи; академической социализации; совместной научной деятельности; эмоциональной поддержки; формирования профессиональной идентичности; этической ответственности.

Оптимальная модель — не «ИИ вместо преподавателя», а ИИ как вспомогательный инструмент в руках преподавателя, исследователя и студента. Высшее образование должно оставаться человеческой, диалогической и социально-эмоциональной практикой, а не превращаться в полностью автоматизированную систему генерации знаний и оценок.

С позиции концепций **эмоционального интеллекта** Д. Гоулмана, Дж. Майера и П. Сэловея цифровизация и компьютеризация высшего образования могут быть оценены двойственно: как полезный инструмент расширения доступа, персонализации и поддержки обучения, но также как фактор риска, если они ведут к вытеснению живого педагогического общения и замене преподавателей генеративным ИИ.

Ключевая идея здесь такая: высшее образование — это не только передача информации, но и развитие личности, профессиональной идентичности, саморегуляции, мотивации, эмпатии, коммуникативных и этических качеств. Эти компоненты тесно связаны с эмоциональным интеллектом и плохо сводятся к автоматизированной генерации текстов или ответов.

Эмоциональный интеллект: общая рамка Дж. Майер и П. Сэловея

Дж. Майер и П. Сэловея рассматривали эмоциональный интеллект как способность:

- воспринимать эмоции — свои и чужие;
- использовать эмоции для мышления;
- понимать эмоции и их причины;
- управлять эмоциями для личностного роста и эффективного взаимодействия.

В этой модели эмоциональный интеллект — это прежде всего когнитивно-эмоциональная способность, связанная с обработкой эмоциональной информации.

Д. Гоулман

Д. Гоулман популяризировал более широкую модель эмоционального интеллекта, включающую: самосознание; саморегуляцию; внутреннюю мотивацию; эмпатию; социальные навыки.

У Гоулмана эмоциональный интеллект особенно важен для лидерства, профессионального успеха, командной работы и эффективного общения.

Оценка цифровизации высшего образования через эмоциональный интеллект

Цифровизация сама по себе не является ни положительной, ни отрицательной. Её оценка зависит от того, способствует ли она развитию эмоционального интеллекта студентов и преподавателей или, наоборот, обедняет эмоционально-коммуникативную сторону образования.

Положительные возможности цифровизации

С точки зрения Майера, Сэловея и Гоулмана цифровые технологии могут быть полезны, если они: дают студентам гибкий доступ к материалам; позволяют индивидуализировать обучение; помогают студенту отслеживать прогресс; снижают тревожность у части обучающихся за счёт более удобного темпа; поддерживают обратную связь; позволяют моделировать профессиональные ситуации; создают тренажёры для коммуникации, переговоров, конфликтов, управленческих решений; помогают студентам развивать саморегуляцию и самостоятельность.

Например, генеративный ИИ может быть полезен как: тьютор для первичного объяснения темы; помощник в подготовке к экзамену; инструмент самопроверки; симулятор диалога с пациентом, клиентом, учеником, заказчиком; средство тренировки аргументации и публичного выступления; помощник в развитии рефлексии через вопросы: «Что я понял?», «Что вызвало трудности?», «Какие эмоции я испытывал при выполнении задания?».

В таком формате ИИ может частично поддерживать компоненты эмоционального интеллекта: самонаблюдение, рефлексия, саморегуляцию, подготовку к коммуникации.

Основной риск: утрата эмоционального и социального измерения образования

Однако с позиции эмоционального интеллекта высшее образование нельзя свести к информационному сервису.

Преподаватель выполняет не только когнитивную, но и эмоционально-социальную функцию: замечает тревогу, неуверенность или выгорание студента; поддерживает мотивацию; помогает пережить ошибку как часть обучения; создаёт атмосферу доверия; задаёт профессиональные и нравственные ориентиры; развивает культуру дискуссии; учит работать с конфликтами и критикой; формирует чувство принадлежности к академическому и профессиональному сообществу.

Генеративный ИИ может имитировать эмпатичный ответ, но он не обладает подлинной эмпатией, ответственностью, жизненным опытом, профессиональной интуицией и нравственной позицией. Поэтому его способность развивать эмоциональный интеллект ограничена.

Оценка замены преподавателей генеративным ИИ

С точки зрения Гоулмана, Майера и Сэловея полная или массовая замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ была бы проблематичной.

Почему?

Потому что преподаватели и исследователи являются не только источниками знаний, но и субъектами эмоционально насыщенного взаимодействия.

Они: распознают эмоциональное состояние студента; адаптируют стиль общения; дают поддержку или вызов в нужный момент; регулируют групповую динамику; обучают академической этике; помогают формировать профессиональную идентичность; выступают моделями поведения; включают студентов в реальные научные и профессиональные сообщества.

Для развития эмоционального интеллекта особенно важны именно такие человеческие формы взаимодействия: диалог, обратная связь, спор, совместная работа, наставничество, переживание успехов и неудач.

ИИ может помогать, но не может полноценно заменить эти процессы.

Через модель Майера и Сэловея

Если оценивать цифровизацию по четырём ветвям эмоционального интеллекта Майера и Сэловея, можно сказать следующее.

Восприятие эмоций

Цифровые системы могут распознавать некоторые признаки эмоций: тон текста, выражение лица, скорость ответа, поведенческие паттерны. Но такое распознавание ограничено и может ошибаться.

Преподаватель способен учитывать контекст: личную историю студента, ситуацию в группе, культурные особенности, невербальные сигналы, динамику отношений.

Вывод: ИИ может помогать в мониторинге, но не должен быть главным интерпретатором эмоционального состояния человека.

Использование эмоций для мышления

Хороший преподаватель помогает студенту использовать интерес, сомнение, удивление, тревогу или даже раздражение как ресурс мышления.

Например, он может превратить ошибку в исследовательский вопрос или конфликт мнений — в продуктивную дискуссию.

ИИ может предложить упражнения, но хуже понимает живую ситуацию и групповую динамику.

Вывод: цифровые инструменты могут поддерживать рефлекссию, но не заменяют педагогическое управление эмоционально-интеллектуальным процессом.

Понимание эмоций

Образование должно учить студентов понимать свои реакции: почему трудно выступать публично, почему возникает страх ошибки, почему конфликт в группе мешает работе.

ИИ может задавать рефлексивные вопросы и объяснять психологические понятия. Но глубокое понимание эмоций часто возникает в межличностном общении, где есть доверие и человеческое присутствие.

Вывод: ИИ полезен как дополнительный инструмент, но ограничен как замена наставника.

Управление эмоциями

Саморегуляция развивается через практику: сроки, ответственность, выступления, защита позиции, работа в команде, принятие критики.

Если цифровизация делает обучение чрезмерно индивидуализированным и изолированным, она может снижать возможности для развития эмоциональной зрелости.

Вывод: технологии должны включаться в реальные социальные практики, а не вытеснять их.

Через модель Д. Гоулмана

В модели Гоулмана можно выделить пять направлений оценки.

Самосознание

ИИ может помогать студенту анализировать свои трудности, прогресс, стиль обучения. Например, через цифровые дневники, самооценку, персональные рекомендации.

Но самосознание развивается глубже, когда человек получает живую обратную связь от преподавателя, группы, научного руководителя.

Саморегуляция

Цифровые платформы могут помогать планировать обучение, напоминать о сроках, структурировать задачи.

Но если ИИ выполняет за студента основные интеллектуальные действия, саморегуляция не развивается, а ослабляется.

Мотивация

ИИ может сделать обучение более доступным и интерактивным. Однако он может также усилить внешнюю мотивацию: быстро получить ответ, сдать задание, минимизировать усилия.

Преподаватель способен формировать внутреннюю мотивацию: интерес к науке, профессиональную ответственность, стремление к качеству.

Эмпатия

Эмпатия развивается через контакт с людьми, понимание разных точек зрения, участие в обсуждениях, совместных проектах, практике.

Если высшее образование заменяется взаимодействием «студент — интерфейс», возможности для развития эмпатии сужаются.

Социальные навыки

Навыки лидерства, сотрудничества, переговоров, разрешения конфликтов, публичной аргументации требуют реального социального взаимодействия.

ИИ может моделировать ситуации, но симуляция не равна полноценной социальной практике.

Особая проблема: замена научных сотрудников ИИ

Замена научных сотрудников генеративным ИИ также вызывает серьёзные вопросы.

Научная деятельность включает не только обработку информации, но и: постановку оригинальной проблемы; научную интуицию; этическую ответственность; критическое мышление; академическую честность; сотрудничество; научную дискуссию; эмоциональную устойчивость перед неопределённостью; готовность признавать ошибки; способность защищать позицию.

Генеративный ИИ может ускорять поиск источников, анализ данных, подготовку текстов, перевод, программирование. Но он не является автором в

человеческом смысле: у него нет научной ответственности, ценностной позиции, профессиональной совести и включённости в научное сообщество.

С точки зрения эмоционального интеллекта наука — это также социально-эмоциональная практика: конкуренция, сотрудничество, рецензирование, наставничество, признание, критика, доверие. Исключение людей из этой системы разрушает среду формирования исследователя.

Возможные положительные сценарии

Концепции эмоционального интеллекта не требуют отказа от ИИ. Напротив, они позволяют сформулировать разумную модель:

ИИ — не замена преподавателя, а инструмент поддержки эмоционально и интеллектуально насыщенного образования.

Он может быть полезен для: персонализации заданий; объяснения базовых понятий; тренировки перед семинарами; подготовки к публичным выступлениям; моделирования профессиональных диалогов; помощи студентам с особыми образовательными потребностями; снижения барьеров для застенчивых студентов; первичной обратной связи; организации самостоятельной работы; поддержки преподавателя в рутине.

При таком сценарии у преподавателя высвобождается время для того, что особенно важно с точки зрения эмоционального интеллекта: индивидуального наставничества; дискуссий; групповой работы; развития критического мышления; поддержки студентов; этического и профессионального воспитания; научного руководства.

Негативный сценарий

Негативный сценарий возникает, если цифровизация проводится только ради экономии ресурсов и сокращения преподавателей.

Тогда возможны последствия: снижение качества живой обратной связи; рост отчуждения студентов; ослабление академической мотивации; ухудшение коммуникативных навыков; снижение эмпатии и способности к сотрудничеству; формализация образования; усиление одиночества и

тревожности; подмена мышления генерацией ответов; деградация научных школ; утрата наставничества; превращение университета в платформу выдачи контента.

С точки зрения Гоулмана, Майера и Сэловея это означало бы ослабление тех компонентов, которые критически важны для профессиональной успешности и зрелости личности.

Итоговая оценка

Из концепций Д. Гоулмана, Дж. Майера и П. Сэловея можно сделать следующий вывод:

Цифровизация и компьютеризация высшего образования допустимы и полезны тогда, когда они усиливают человеческое взаимодействие, поддерживают развитие самосознания, саморегуляции, мотивации, эмпатии и социальных навыков.

Но замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ оценивается скорее отрицательно, потому что она ведёт к потере ключевых условий развития эмоционального интеллекта: живого наставничества; эмпатической обратной связи; академической социализации; совместной научной деятельности; эмоциональной поддержки; формирования профессиональной идентичности; этической ответственности.

Оптимальная модель — не «ИИ вместо преподавателя», а ИИ как вспомогательный инструмент в руках преподавателя, исследователя и студента. Высшее образование должно оставаться человеческой, диалогической и социально-эмоциональной практикой, а не превращаться в полностью автоматизированную систему генерации знаний и оценок.

ИИ - Концепция Ч. Спирмена

С позиции концепции Чарльза Спирмена цифровизацию и компьютеризацию высшего образования можно оценивать через вопрос: способствуют ли они развитию и применению общего интеллекта —

g-фактора — или лишь автоматизируют частные операции и создают иллюзию интеллектуальной деятельности.

Кратко о концепции Ч. Спирмена. Ч. Спирмен известен двухфакторной теорией интеллекта. Согласно ей, успешность выполнения любой интеллектуальной задачи зависит от двух компонентов:

- **Общий фактор интеллекта — g-фактор.** Это универсальная умственная способность, проявляющаяся в разных видах интеллектуальной деятельности: рассуждении, понимании отношений, абстрагировании, решении новых задач.
- **Специальные факторы — s-факторы.** Это частные способности, необходимые для выполнения конкретных задач: математических, вербальных, пространственных, технических и т. д.

В контексте высшего образования это означает, что задача университета — развивать не только специальные профессиональные навыки, но и общую способность к мышлению: анализу, обобщению, выявлению связей, переносу знаний на новые ситуации.

Оценка цифровизации высшего образования с позиции Спирмена. С точки зрения Спирмена цифровизация может быть положительной, если она усиливает развитие как общего интеллекта, так и специальных способностей.

Положительная оценка. Цифровизация полезна, когда она: расширяет доступ к знаниям; даёт студентам сложные интеллектуальные задачи; помогает моделировать реальные процессы; развивает аналитическое мышление; позволяет работать с большими объёмами информации; формирует специальные цифровые компетенции; поддерживает индивидуальные образовательные траектории.

Например, цифровые симуляторы, статистические пакеты, базы данных, системы программирования и научные платформы могут развивать специальные s-факторы, необходимые для конкретных профессий.

Одновременно работа с ними может развивать и g-фактор, если студент не просто нажимает кнопки, а осмысляет проблему, строит гипотезы, проверяет решения и делает выводы.

Риски цифровизации с позиции Спирмена. Однако с позиции Спирмена цифровизация становится сомнительной, если она заменяет мышление технической процедурой.

Основные риски:

✓ **Подмена g-фактора внешним инструментом.** Если цифровая система решает за студента основные интеллектуальные задачи, студент может перестать тренировать собственные способности к анализу, обобщению и рассуждению.

То есть развивается не интеллект человека, а зависимость от инструмента.

✓ **Развитие только частных навыков.** Компьютеризация может усиливать отдельные s-факторы: умение пользоваться программами, искать информацию, оформлять тексты, работать с интерфейсами. Но это не обязательно означает развитие общего интеллекта. Студент может быть технически компетентным, но слабым в самостоятельном мышлении.

✓ **Иллюзия высокого интеллекта.** Использование ИИ может создавать впечатление глубокого понимания. Например, студент сдаёт грамотный текст, созданный нейросетью, но сам не способен объяснить аргументацию. С позиции Спирмена это означает, что результат деятельности не отражает реальный уровень g-фактора студента.

Генеративный ИИ в свете концепции Спирмена. Генеративный ИИ можно рассматривать как внешний интеллектуальный усилитель. Он способен выполнять многие операции, которые раньше требовали от человека значительной умственной работы: писать тексты; резюмировать статьи;

переводить; объяснять теории; решать типовые задачи; генерировать гипотезы; составлять планы исследований; программировать; анализировать данные.

Но с позиции Спирмена возникает принципиальный вопрос: кто в этой ситуации является носителем интеллектуальной способности — человек или машина? Если студент или преподаватель использует ИИ для проверки идей, поиска альтернатив и расширения анализа, это может повышать эффективность интеллектуальной деятельности. Но если ИИ полностью заменяет процесс рассуждения, то g-фактор человека не развивается и даже может деградировать из-за отсутствия нагрузки.

Можно ли заменить профессоров, доцентов и научных сотрудников ИИ? С позиции концепции Спирмена полная замена преподавателей и исследователей генеративным ИИ была бы проблематичной.

Почему?

- ✓ **Университет развивает не только специальные знания.** ИИ может хорошо передавать информацию и помогать с частными задачами. Но профессор или научный руководитель выполняет более сложную функцию: формирует стиль мышления; учит ставить вопросы; оценивает глубину понимания; развивает способность к абстракции; помогает переносить знания на новые ситуации; выявляет ошибки рассуждения; создаёт интеллектуальную среду.

Именно это связано с развитием общего интеллекта, а не только с передачей набора сведений.

- ✓ **Человеческий преподаватель диагностирует реальное понимание.** Генеративный ИИ может проверить текст или дать объяснение, но ему трудно достоверно оценить, насколько студент действительно понял материал, а не просто использовал готовый ответ. Профессор или доцент может задавать уточняющие вопросы, видеть логику рассуждения, оценивать самостоятельность мышления.

С позиции Спирмена это важно, потому что образование должно оценивать не только продукт, но и интеллектуальную способность, стоящую за ним.

- ✓ **Научная работа требует постановки новых проблем.** ИИ хорошо комбинирует имеющиеся данные, но научный сотрудник не просто производит текст. Он: формулирует проблему; выбирает методологию; несёт ответственность за выводы; интерпретирует результаты; участвует в научной дискуссии; обладает профессиональной интуицией; определяет значимость исследования.

Эти функции связаны не только со специальными навыками, но и с высоким уровнем общего интеллектуального анализа.

- ✓ **Возможная модель: не замена, а усиление.** С позиции Спирмена наиболее разумная оценка такая: *генеративный ИИ должен не заменять профессоров, доцентов и научных сотрудников, а усиливать их интеллектуальную деятельность.*

ИИ может выполнять функции: цифрового ассистента; справочной системы; тренажёра; генератора примеров; помощника в анализе литературы; инструмента первичной проверки; средства персонализированного обучения.

Но ключевые функции должны оставаться за человеком: постановка целей образования; развитие мышления; оценка самостоятельности; научное руководство; этическая ответственность; методологический контроль; формирование исследовательской культуры.

Итоговая оценка

С точки зрения концепции Ч. Спирмена цифровизация высшего образования может быть оценена двойственно.

- **Положительно**, если она: развивает общий интеллект студентов; усиливает специальные профессиональные способности; даёт сложные задачи; помогает анализировать и обобщать информацию; повышает качество научной работы.

- **Отрицательно**, если она: заменяет мышление готовыми ответами; снижает интеллектуальную нагрузку; развивает только технические навыки; создаёт иллюзию компетентности; делает оценку знаний недостоверной.

Поэтому замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ с позиции Спирмена не может быть признана полноценной. ИИ способен выполнять отдельные специальные функции, но развитие общего интеллекта, проверка самостоятельного мышления и формирование научной культуры требуют участия человека.

ИИ может быть мощным инструментом для развития интеллекта, но он не должен становиться заменой самому интеллект

ИИ - Концепция Р. Стернберга

С позиции концепции Роберта Стернберга цифровизация и компьютеризация высшего образования должны оцениваться не только по тому, насколько они ускоряют обучение и управление вузом, а по тому, развивают ли они у студентов и преподавателей полноценный интеллект, включающий аналитические, творческие, практические и мудрые решения.

Замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ в рамках этой концепции выглядит проблематичной: ИИ может быть полезным инструментом, но не должен подменять человеческое суждение, педагогическую ответственность и научную мудрость.

Концепция Стернберга: интеллект как успешная адаптация. Роберт Стернберг предложил несколько важных идей об интеллекте. Для оценки цифровизации особенно значимы две:

- **Триархическая теория интеллекта.**
- **Теория успешного интеллекта.**

Согласно Стернбергу, интеллект — это не просто высокий IQ и не только способность решать тестовые задачи.

Интеллект проявляется в способности человека: достигать значимых целей; адаптироваться к среде; изменять среду; выбирать новую среду, если прежняя не соответствует целям и ценностям; использовать свои сильные стороны и компенсировать слабые.

Для высшего образования это означает, что университет должен не просто передавать знания, а развивать способность человека действовать разумно в реальных, сложных и неопределённых ситуациях.

Три типа интеллекта по Стернбергу. В триархической теории Стернберг выделяет три основных компонента интеллекта:

✓ **Аналитический интеллект.** Это способность: анализировать информацию; сравнивать; оценивать аргументы; выявлять ошибки; решать академические задачи; работать с доказательствами. В вузе он проявляется в написании исследований, анализе данных, экзаменах, логических рассуждениях.

✓ **Творческий интеллект.** Это способность: создавать новое; видеть проблему нестандартно; формулировать оригинальные гипотезы; переносить знания в новые области; справляться с неопределённостью. В университете он важен для научных открытий, проектной деятельности, инноваций и междисциплинарных исследований.

✓ **Практический интеллект.** Это способность: применять знания в реальных условиях; понимать контекст; принимать решения при ограниченных ресурсах; взаимодействовать с людьми и организациями; ориентироваться в профессиональной среде. В высшем образовании он связан со стажировками, лабораториями, клинической практикой, инженерными проектами, педагогической и управленческой деятельностью.

Позднее Стернберг также подчёркивал значение мудрости — способности использовать знания во благо, учитывать интересы разных сторон и долгосрочные последствия решений.

Как оценить цифровизацию высшего образования через концепцию Стернберга. Стернберг позволил бы оценивать цифровизацию не по принципу «больше технологий — лучше», а по вопросу: «Помогают ли цифровые технологии развивать аналитический, творческий, практический интеллект и мудрое мышление?». Если да — цифровизация оправдана. Если нет — она превращается в технократическую имитацию развития.

Положительная оценка цифровизации. Цифровизация может быть полезной, если она расширяет возможности образования.

Для аналитического интеллекта. Компьютерные технологии позволяют: работать с большими массивами данных; использовать статистические программы; проводить моделирование; быстро находить научную литературу; проверять гипотезы; визуализировать результаты; получать автоматизированную обратную связь. Это усиливает аналитическую сторону образования.

Для творческого интеллекта. Цифровые среды могут помогать: создавать прототипы; моделировать сложные процессы; генерировать идеи; проектировать новые продукты; работать в междисциплинарных командах; использовать искусственный интеллект как партнёра для мозгового штурма. Здесь ИИ может быть полезен как инструмент расширения воображения.

Для практического интеллекта. Цифровизация даёт: симуляторы профессиональных ситуаций; онлайн-стажировки; виртуальные лаборатории; кейс-платформы; системы управления проектами; доступ к профессиональным базам данных. Это помогает студентам не только знать, но и применять знания.

Риски цифровизации с позиции Стернберга. Однако теория Стернберга также показывает серьёзные риски.

Переко́с в сторону аналитического интеллекта. Цифровые системы часто легче измеряют: правильность ответа; скорость выполнения задания; количество попыток; баллы в тестах; активность в LMS; формальные показатели публикаций. Но они хуже оценивают: оригинальность мышления; зрелость профессионального решения; этическую ответственность; умение работать с людьми; практическую мудрость.

Поэтому цифровизация может усилить узкое понимание интеллекта как способности выполнять формализованные задания.

Ослабление творческого мышления. Если студенты начинают использовать генеративный ИИ для готовых ответов, это может снижать: самостоятельность мышления; способность формулировать проблему; навык научного поиска; терпимость к неопределённости; интеллектуальную настойчивость.

С точки зрения Стернберга, это опасно, потому что творческий интеллект развивается не через копирование готовых решений, а через столкновение с новыми и трудными задачами.

Снижение практического интеллекта. Практический интеллект формируется через реальный опыт: общение с преподавателями; участие в лабораторной работе; профессиональные ошибки; стажировки; конфликты и переговоры; принятие решений в реальных условиях.

Полностью цифровая среда может быть слишком искусственной и стерильной. Она даёт информацию, но не всегда формирует профессиональную зрелость.

Угроза мудрости. Стернберг особенно подчёркивал, что высокий интеллект без мудрости может быть опасен. Человек может быть умным, но использовать знания во вред.

Поэтому в высшем образовании важны вопросы: зачем мы применяем технологию; кому она выгодна; какие последствия она имеет; не усиливает ли

она неравенство; не разрушает ли академическую культуру; не подменяет ли образование сервисом генерации ответов.

Генеративный ИИ может быть эффективным, но эффективность сама по себе не равна мудрости.

Замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ. С позиции Стернберга идея полной замены преподавателей и исследователей ИИ выглядит ошибочной.

Генеративный ИИ может выполнять отдельные функции: объяснять материал; составлять планы занятий; генерировать тесты; помогать с переводом; резюмировать статьи; подбирать литературу; писать черновики текстов; помогать программировать; моделировать дискуссии.

Но профессор, доцент и научный сотрудник выполняют не только информационную функцию.

Они также: формируют научную школу; задают исследовательские проблемы; оценивают качество аргументации; передают профессиональные нормы; развивают академическую честность; учат сомневаться; помогают студенту найти собственную позицию; принимают этически значимые решения; несут ответственность за последствия обучения и исследования.

Эти функции связаны с аналитическим, творческим, практическим интеллектом и мудростью одновременно.

Почему ИИ не является полноценной заменой с точки зрения Стернберга

✓ **ИИ имитирует аналитическую деятельность, но не обладает человеческими целями.** ИИ может анализировать тексты и данные, но он не имеет собственных образовательных, научных и нравственных целей. Он не понимает, зачем именно нужно то или иное знание в человеческом смысле.

- ✓ **ИИ может генерировать новое, но не несёт ответственности за творчество.** Генеративный ИИ способен предлагать необычные идеи, но он не отвечает за их истинность, применимость и последствия.
- ✓ **ИИ ограничен в практическом интеллекте.** Практический интеллект требует понимания реального контекста: конкретной аудитории, институциональной среды, научной традиции, состояния студента, профессиональных рисков. ИИ может помогать, но не полностью заменять это человеческое суждение.
- ✓ **ИИ не обладает мудростью в стернберговском смысле.** Мудрость у Стернберга связана с балансом интересов: личных; общественных; институциональных; краткосрочных; долгосрочных.

ИИ может рассчитать варианты, но не является моральным субъектом. Он не несёт ответственности перед студентами, наукой и обществом.

- ✓ **Возможная положительная модель: ИИ как усилитель успешного интеллекта.** С позиции Стернберга оптимальным является не сценарий «ИИ вместо преподавателей», а сценарий: ИИ как инструмент усиления человеческого успешного интеллекта.

В такой модели: ИИ берёт на себя рутинные задачи; преподаватель концентрируется на обсуждении, наставничестве, исследовательской культуре; студент использует ИИ не для списывания, а для развития мышления; вуз оценивает не только ответы, но и процесс рассуждения; научный сотрудник применяет ИИ для ускорения анализа, но сохраняет ответственность за гипотезы и выводы.

Критерии оценки цифровизации по Стернбергу

Цифровизация высшего образования может считаться разумной, если она:

- **Развивает аналитический интеллект.** Помогает анализировать, проверять, доказывать, работать с данными.

- **Развивает творческий интеллект.** Стимулирует создание новых идей, проектов, гипотез, а не только копирование готовых решений.
- **Развивает практический интеллект.** Помогает применять знания в реальных профессиональных ситуациях.
- **Формирует мудрость.** Учит учитывать последствия, интересы других людей, этические нормы и социальную ответственность.
- **Не подменяет образование автоматизацией.** Технология должна служить развитию человека, а не превращать университет в фабрику цифровых отчётов.
- **Сохраняет человеческое наставничество.** Преподаватель остаётся ключевой фигурой в формировании личности, профессионала и исследователя.

Итоговая оценка

С точки зрения Стернберга цифровизация и компьютеризация высшего образования имеют положительный потенциал, если они помогают развивать успешный интеллект: аналитический, творческий и практический.

Генеративный ИИ может быть ценным помощником в обучении, исследовании и управлении знаниями.

Однако полная замена профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ противоречит духу концепции Стернберга.

Такая замена рискует свести образование к автоматизированной выдаче информации и проверке заданий, тогда как подлинное высшее образование должно формировать способность мыслить, создавать, действовать в реальности и принимать мудрые решения.

Поэтому наиболее обоснованная позиция такова:

Генеративный ИИ должен не заменять преподавателей и исследователей, а усиливать их работу, освобождая время для более сложных задач: наставничества, научного поиска, развития творческого и практического мышления, а также формирования мудрости и ответственности у студентов.

ИИ - Концепция авторов монографии

Авторы в среде оценок концепций известных ученых в интеллекте и высшем образовании предлагают следующую интегрированную характеристику.

Компьютеризация, цифровизация и генеративный ИИ в высшем образовании имеют положительный потенциал только при условии, что они используются как средства развития человеческого интеллекта, самостоятельности, креативности, профессиональной компетентности, эмоциональной зрелости и научной ответственности.

Тезис о замене профессоров, доцентов и научных сотрудников генеративным ИИ должен быть оценён отрицательно, поскольку он: сводит образование к передаче информации; игнорирует субъектность преподавателя и студента; подменяет научное мышление генерацией текстов; ослабляет академическое наставничество; разрушает научные школы; снижает роль личной ответственности; формирует иллюзию компетентности; усиливает стандартизацию и имитацию образования; обедняет эмоционально-коммуникативную среду университета; противоречит гуманистической и развивающей функции высшего образования.

Рекомендуемая модель использования ИИ в высшем образовании

Наиболее обоснованной является не модель «ИИ вместо профессора», а модель «ИИ как ассистент профессора, студента и исследователя».

В этой модели: преподаватель остаётся организатором образовательной деятельности; студент остаётся активным субъектом учения; научный сотрудник сохраняет ответственность за постановку проблемы, методологию и выводы; ИИ используется для рутинных, справочных, аналитических и вспомогательных задач; цифровая среда проектируется для развития мышления, а не для его подмены; оценка результатов включает не только готовый продукт, но и процесс рассуждения; сохраняются живой диалог, наставничество, научная школа и академическая ответственность.

Таким образом, интегрированная оценка концепций рассмотренных авторов показывает: **компьютеризация, цифровизация и генеративный ИИ могут быть значимым ресурсом модернизации высшего образования, но не основанием для замены профессоров, доцентов и научных сотрудников.**

ИИ способен усиливать человеческую деятельность [58-60], но не должен становиться её заменой. Высшее образование по своей природе остаётся не только информационным, но и интеллектуальным, личностным, социальным, эмоциональным, этическим и культурным процессом.

Следовательно:

Генеративный ИИ в высшем образовании должен рассматриваться как вспомогательный инструмент развития человека, а не как субъект, способный заменить преподавателя, учёного и академическое сообщество.

Генеративный ИИ и менталитет пользователей

Термин «менталитет» берёт свое начало от позднелатинского слова *mens, mentis* – «сознание, мышление, ум, рассудок».

Уже в этой многозначности изначально заложена возможность самого широкого толкования и применения этого слова.

Совершенно очевидно, что в наше время понятие «менталитет» связано с особенностями общественной жизни [92],

В «Большом энциклопедическом словаре Ларусса» менталитет [93] определяется как «совокупность умственных привычек, верований, психических установок, характерных для какой-либо общности или группы... Это совокупность манер поведения, мышления, суждения о чем-либо, моральные установки, склад мышления» [91].

Анализ научных публикаций [92-98] показывает, что доминирует характеристика общественно составляющей.

Однако с появлением ЭВМ, Интернет, ИИ, генеративного ИИ эта общественная составляющая декомпозировалась в менталитет личности, авторы убеждены во всех социальных аспектах личность участвует своим менталитетом по главной составляющей головной мозг личности в Интернет и ИИ и именно головной мозг формирует социальный менталитет.

Авторы будут использовать следующее: Менталитет — это совокупность устойчивых способов мышления, ценностных установок, представлений, привычек восприятия и поведения, характерных для определённой социальной, этнической, культурной или исторической общности.

Авторы считают, что мозг живого человека является биологической основой мышления, эмоций, памяти и поведения, а менталитет — это устойчивые способы воспринимать мир, оценивать события и действовать в обществе.

Менталитет формируется под влиянием [90-95]: культуры; семьи; языка; образования; религии; исторического опыта; социальной среды; личного жизненного опыта.

То есть менталитет — не врождённая программа, а результат взаимодействия биологии и среды.

Головной мозг обеспечивает основные процессы, на которых строится менталитет:

- **восприятие** — как человек замечает и интерпретирует информацию;
- **память** — какие события и знания сохраняются;
- **эмоции** — что вызывает страх, радость, доверие или раздражение;
- **мышление** — как человек объясняет причины событий;
- **принятие решений** — как выбирает между разными вариантами;
- **социальное поведение** — как взаимодействует с другими людьми.

Менталитет будем рассматривать как устойчивый «стиль работы» этих процессов, сформированный опытом в среде современных информационных технологий (Интернет, ГИИ).

Мозг обладает **нейропластичность** — способностью изменяться под влиянием опыта, обучения (Интернет, ГИИ) и повторяющихся действий. Поэтому менталитет не является полностью фиксированным.

Например:

- регулярное обучение развивает аналитическое мышление;
- жизнь в другой культуре меняет нормы общения;
- травматический опыт может усилить осторожность или недоверие;
- психотерапия помогает изменить устойчивые реакции;
- медитация и тренировка внимания могут влиять на эмоциональную регуляцию.

Иными словами, меняя опыт (Интернет, ГИИ) и привычки (Интернет, ГИИ), человек постепенно меняет и способы мышления.

Многие элементы менталитета связаны с эмоциональными реакциями. За это отвечают разные структуры мозга.

Если человек вырос в среде нестабильности, мозг может чаще ожидать угрозу. Если в среде доверия и поддержки — легче формируются открытость и социальное доверие.

Культурная среда буквально тренирует мозг обращать внимание на разные вещи. Например, в одних культурах больше поощряется индивидуальная инициатива, в других — коллективная гармония. Со временем это влияет на: стиль мышления; отношение к авторитетам; восприятие ответственности; эмоциональную выразительность; способы решения конфликтов.

Это не означает, что у разных народов «разный мозг» в биологическом смысле. Скорее, одна и та же человеческая нейробиологическая основа настраивается разным опытом и в среде Интернет, ГИИ.

Язык тоже влияет на менталитет. Через язык человек усваивает категории, нормы и способы объяснения мира. Слова помогают выделять важное, классифицировать события (ГИИ), описывать эмоции и формировать коллективную память.

Многие установки закрепляются через повторение (что доминирует в среде ГИИ). Если человек часто действует определённым образом, мозг формирует устойчивые нейронные связи. Так появляются: привычка доверять или сомневаться; склонность рисковать или избегать риска; ориентация на будущее или на настоящее; вера в личный контроль или зависимость от обстоятельств; открытость новому или стремление к стабильности.

Очень важно, что эти черты не возникают мгновенно, а формируются годами (но годами личности погружены в Интернет, смартфоны, ГИИ).

Из приведенной классификации следует, что можно изменить менталитет средой информационных технологий.

Да, но это требует времени. Менталитет меняется через: новый опыт; образование; критическое мышление; общение с другими культурами; изменение социальной среды; осознанную работу с привычками; психотерапию; регулярную практику новых моделей поведения.

Мозг меняется не от одного знания, а от повторяющегося опыта. Поэтому устойчивые изменения требуют практики.

Головной мозг — биологическая основа менталитета, а менталитет — это результат работы мозга, сформированной культурой, языком, воспитанием и личным опытом и в настоящее время в среде Интернет и ГИИ. Мозг не просто «хранит» менталитет, он постоянно перестраивает его под влиянием среды.

Зиновьев подчёркивал значение понимания как важнейшего фактора общественного развития. В его логике будущее общества зависит от способности людей понимать реальные социальные механизмы, а не только усваивать идеологические схемы [40,41].

Это положение особенно важно при анализе естественного интеллекта: интеллект общества проявляется не в количестве информации, а в способности к пониманию, критическому анализу и осмысленному действию.

Можно говорить о своеобразном «коллективном естественном интеллекте» общества, который выражается в способности социальных групп вырабатывать адекватные решения, сохранять культурную преемственность и адаптироваться к историческим вызовам.

Такой интеллект не существует отдельно от людей, но проявляется через институты, коммуникации, традиции, науку, образование и общественную дискуссию, все перечисленное погружено в информационные технологии, основная в настоящее время для образования ГИИ.

Авторы достаточно подробно рассмотрели ГИИ, но отметим дополнительно новую среду (непрерывное использование средств информационных технологий – смартфон, Интернет и через них ГИИ) для каждого человека и как следствие социума и её влияние на менталитет.

В настоящее время публикации и материалы о влиянии генеративного ИИ на мышление, менталитет, когнитивные привычки и поведение пользователей.

Правда, именно термин «менталитет» чаще встречается не в строгом научном смысле, а в контексте **мировоззрения, ценностных установок, когнитивных изменений, цифровой социализации, доверия к ИИ, зависимости от алгоритмических подсказок, это как правило мнение социологов, но не существует в настоящее время никакой социологии не погруженной в среду информационных технологий, включая ГИИ [96-104] через смартфон и ГИИ через Интернет.**

Исследования в предыдущих главах показали, что Генеративный ИИ заметно влияет на менталитет пользователей — то есть на их привычки мышления, ожидания, способы решения задач и отношение к знанию. Это влияние не однозначно: ИИ может как расширять возможности человека, так и формировать зависимость от готовых ответов.

Раньше пользователь чаще искал информацию, сравнивал источники, делал выводы самостоятельно. Генеративный ИИ предлагает готовый связный ответ, из-за чего знание начинает восприниматься как сервис: достаточно задать вопрос и получить результат.

Положительный эффект: быстрее доступ к информации; снижение порога входа в сложные темы; возможность учиться через диалог.

Риск: пользователь может меньше проверять факты; снижается навык самостоятельного анализа; появляется иллюзия понимания темы.

Генеративный ИИ приучает к скорости. Тексты, идеи, планы, изображения, код и объяснения можно получить за секунды. Это меняет пользовательское ожидание: медленная работа, длительное чтение или глубокий поиск начинают казаться менее привлекательными.

С одной стороны, это повышает продуктивность. С другой — может снижать терпимость к сложным задачам, где результат требует длительного размышления.

Пользователь всё чаще начинает не с чистого листа, а с черновика, созданного ИИ.

Это меняет творческий процесс: человек становится не только автором, но и редактором, куратором, постановщиком задачи.

Новый навык — умение формулировать запросы, оценивать результат и дорабатывать его. Важным становится не просто «знать ответ», а уметь правильно направить модель.

ГИИ может усиливать критическое мышление, если пользователь просит сравнить позиции, найти ошибки, привести аргументы «за» и «против».

Но он может и ослаблять его, если человек принимает ответы без проверки.

Особенно важны: проверка источников; понимание ограничений ГИИ; умение отличать уверенный стиль ответа от достоверности; осознание, что ИИ может ошибаться или «галлюцинировать».

Генеративный ИИ адаптируется к запросам пользователя. Это удобно, но может усиливать уже существующие взгляды человека. Если пользователь задаёт вопросы в определённой рамке, модель может поддерживать эту рамку, не всегда предлагая альтернативы.

В результате может возникать эффект интеллектуального комфорта: человек получает ответы, которые звучат убедительно и соответствуют его ожиданиям.

ГИИ влияет на то, как люди оценивают свои способности.

Одни чувствуют усиление: «я могу больше».

Другие испытывают тревогу: «мои навыки становятся ненужными».

Особенно это заметно у специалистов, чья работа связана с текстами, дизайном, программированием, аналитикой, обучением.

Появляется вопрос: что остаётся уникально человеческим?

Ответ часто связан с: постановкой целей; этической оценкой; личным опытом; ответственностью; эмпатией; глубоким контекстным пониманием.

В эпоху генеративного ИИ важна не только цифровая, но и ИИ-грамотность. Пользователю нужно понимать: как формулировать запрос; как уточнять задачу; как проверять результат; где ИИ полезен, а где опасен; какие данные нельзя передавать; кто несёт ответственность за итоговое решение.

Это меняет менталитет: грамотный пользователь воспринимает ИИ не как всезнающего автора, а как инструмент, помощника или интеллектуального партнёра.

Генеративный ИИ заставляет пользователей чаще задумываться об авторстве, плагиате, достоверности и ответственности.

Например, можно ли сдавать текст, написанный ИИ, как собственный? Нужно ли указывать использование ИИ? Кто виноват, если ИИ дал вредный совет?

Эти вопросы формируют новую культуру взаимодействия с технологиями и изменяют менталитет.

Генеративный ИИ меняет менталитет пользователей в сторону большей скорости, гибкости и ориентации на результат.

Однако вместе с этим появляются риски поверхностного мышления, зависимости от подсказок и снижения критичности.

Оптимальная позиция пользователя — воспринимать ИИ не как замену мышления, а как усилитель мышления.

Тогда генеративный ИИ становится инструментом развития, а не причиной интеллектуальной пассивности.

Для пользователя ГИИ должны понятны все предыдущие ограничения фундаментального характера – ГИИ не может выдать ответы без ошибок, совсем не может. Исследования авторов приведены ранее.

Для гетерогенной системы, объединяющей разные ИИ-компоненты, используется следующий набор характеристик:

- **Размер базовых моделей.** Число параметров языковой, визуальной, речевой и других моделей.
- **Мультимодальность.** Какие типы информации система воспринимает и создаёт.
- **Объём контекста.** Сколько информации учитывается в одном сеансе.

- **Инструментальность.** Есть ли доступ к поиску, вычислениям, базам данных, API.
- **Автономность.** Может ли система планировать и выполнять цепочки действий.
- **Обучаемость на месте.** Может ли адаптироваться к пользователю, организации, предметной области.
- **Память.** Есть ли долговременная память о пользователях, проектах, документах.
- **Специализация.** Какие профессиональные области поддерживает.
- **Надёжность.** Как часто ошибается, галлюцинирует, нарушает инструкции.
- **Объяснимость.** Может ли показать источники, ход рассуждений, основания вывода.
- **Безопасность и управляемость.** Насколько поведение системы контролируемо.
- **Производительность.** Скорость ответа, стоимость запроса, энергопотребление.

Преподаватель должен понимать эти характеристики при организации занятий в среде ГИИ, но повысить достоверность ответов ГИИ в 100% невозможно и в среднем будет около 50%.

Сингулярность и искусственный интеллект: между научным понятием, технологическим фактом и маркетинговой метафорой

Поводом для исследования сингулярности и искусственного интеллект стало заявление генерального директора OpenAI от 27 июля 2026 года [105] о том, что развитие искусственного интеллекта якобы достигло точки сингулярности.

В публичном пространстве подобные заявления звучат всё чаще. Они сопровождаются утверждениями о том, что нейросети вступили в фазу

неуправляемого и необратимого развития, способного радикально изменить человеческую цивилизацию.

Однако подобные утверждения требуют внимательного анализа. Прежде чем говорить о наступлении сингулярности, необходимо ответить на несколько принципиальных вопросов.

Во-первых, о каком именно искусственном интеллекте идёт речь?

Во-вторых, что понимается под «точкой сингулярности»?

В-третьих, является ли современный генеративный ИИ самостоятельной сущностью, способной к автономному развитию, или он остаётся вычислительной системой, функционирующей в рамках заданной архитектуры, программного обеспечения, данных, энергии и инфраструктуры?

Наконец, в-четвёртых, не происходит ли подмена научного понятия маркетинговой метафорой?

Авторы считают, что современный генеративный ИИ, несмотря на впечатляющие возможности, не является доказательством наступления технологической сингулярности в строгом смысле.

Он представляет собой важный этап развития цифровых вычислительных технологий, но его возможности и ограничения должны рассматриваться не в рекламной, а в научно-технической и социально-философской перспективе.

Цифровая ЭВМ как подлинный цивилизационный перелом

Если искать технологическое событие, действительно изменившее человеческую цивилизацию, то таким событием стало не появление конкретной нейросети, а массовое распространение цифровой электронной вычислительной машины.

Современная цифровая цивилизация началась задолго до нынешнего бума генеративного ИИ. Её фундамент был заложен в первой половине XX века.

В 1936 году Алан Тьюринг предложил абстрактную вычислительную модель, получившую название машины Тьюринга. Эта модель позволила строго формализовать понятие алгоритма.

Алгоритм в модели Тьюринга — это система правил, определяющая последовательность элементарных действий. С помощью этой модели Тьюринг показал, что не всякая математическая задача может быть разрешена автоматически.

Одним из важнейших результатов стала доказанная им неразрешимость проблемы остановки: невозможно создать универсальный алгоритм, который для любой программы и любых входных данных заранее определял бы, остановится программа или будет выполняться бесконечно.

Тем самым Тьюринг не только заложил основы современной информатики, но и сразу обозначил принципиальные пределы вычислений. Вторым фундаментом современной вычислительной цивилизации стала архитектура фон Неймана.

Если Тьюринг ответил на вопрос, что такое вычисление и каковы его пределы, то фон Нейман предложил принципиальную схему физической реализации универсальной вычислительной машины.

Эта схема предполагает наличие процессора, памяти, устройства управления, устройств ввода-вывода и программы, хранящейся в памяти вместе с данными.

Массовое производство ЭВМ началось в 1950-е годы. С тех пор архитектурные, элементные и программные решения многократно усложнялись, но принципиальная связка осталась прежней: современные компьютеры по-прежнему опираются на теорию алгоритмов Тьюринга и архитектурные принципы фон Неймана.

Именно это обстоятельство часто упускается из виду в дискуссиях об искусственном интеллекте.

Нейросети, большие языковые модели, генеративные системы, поисковые алгоритмы, облачные платформы и цифровые ассистенты существуют не сами по себе. Они работают на вычислительных машинах, используют программное обеспечение, данные, электрическую энергию, коммуникационные сети и обслуживающую инфраструктуру.

Сегодня в мире эксплуатируются десятки миллиардов цифровых вычислительных устройств: серверы, персональные компьютеры, смартфоны, встроенные контроллеры, промышленные системы, автомобильная электроника, телекоммуникационное оборудование.

Человеческая цивилизация уже не может функционировать без ЭВМ.

Банковская система, медицина, транспорт, энергетика, образование, связь, производство, государственное управление и повседневная коммуникация зависят от вычислительной инфраструктуры.

Поэтому если говорить о технологической точке невозврата, то она в значительной мере уже была пройдена с массовым внедрением ЭВМ, интернета и цифровых систем управления.

Именно цифровая вычислительная машина стала той технологией, сингулярной точкой, которая необратимо изменила общество.

Технологическая сингулярность

Термин «сингулярность» имеет долгую историю. Он происходит от латинского *singularis* — «единственный», «особенный», «единичный».

В математике сингулярностью называют точку, в которой функция или иной математический объект ведёт себя нерегулярно: становится неопределённым, испытывает разрыв или стремится к бесконечности.

В физике понятие сингулярности связано, например, с общей теорией относительности и описанием областей пространства-времени, где привычные физические модели перестают работать в стандартном виде. В философии сингулярность может пониматься как уникальное событие, изменяющее привычный порядок смысла и реальности.

В технологический и футурологический контекст термин вошёл благодаря работам Вернора Винджа [106]. В эссе «The Coming Technological Singularity» 1993 года Виндж предположил, что развитие техники может привести к созданию сущностей, интеллект которых превзойдёт человеческий.

После этого привычные модели прогнозирования окажутся недостаточными, а дальнейшее развитие цивилизации станет принципиально непредсказуемым.

Виндж указывал несколько возможных путей к такому состоянию:

- создание компьютеров со сверхчеловеческим интеллектом;
- тесное слияние человека и компьютера;
- возникновение коллективного интеллекта компьютерных сетей;
- биологическое усиление человеческого интеллекта.

Позднее идеи технологической сингулярности развивал Рэй Курцвейл [107], связывая её с ускоряющимся технологическим прогрессом, развитием вычислительных мощностей и перспективой самосовершенствующегося искусственного интеллекта.

Важно подчеркнуть: у Винджа сингулярность — это не просто появление более удобной программы, не улучшение интерфейса и не рост числа пользователей цифровых сервисов. Речь идёт о качественном переломе, после которого развитие становится не только быстрым, но и принципиально непредсказуемым для человека.

В строгом смысле технологическая сингулярность предполагает не просто интеллектуальную мощность системы, а её способность выходить за пределы прежних режимов управления, прогнозирования и контроля. Поэтому заявление о наступлении сингулярности требует доказательства не только высокой эффективности ИИ в отдельных задачах, но и его автономной способности к саморазвитию, самоподдержанию и самостоятельному изменению технологической среды.

Современный генеративный ИИ

Современный генеративный искусственный интеллект производит сильное впечатление.

Он способен писать тексты, генерировать программный код, анализировать документы, отвечать на вопросы, строить гипотезы, создавать изображения, моделировать диалог и помогать в решении многих прикладных задач.

Однако из впечатляющего поведения системы не следует, что она стала самостоятельным субъектом или достоверным источником знания.

В работе [108] указывается, что «ГИИ стал средой существования знания – активным агентом, способным не только обрабатывать информацию, но и продуцировать новые тексты», авторы считают это ошибкой.

Генеративный ИИ — это не автономный разум в философском смысле. Это программно-аппаратная система, работающая на цифровой вычислительной инфраструктуре. Она включает:

- вычислительные устройства;
- программное обеспечение;
- математические модели;
- обучающие данные;
- алгоритмы оптимизации;
- энергоснабжение;
- дата-центры;
- сети связи;
- инженерное обслуживание;
- юридических владельцев;
- разработчиков;
- пользователей.

Иными словами, генеративный ИИ остаётся частью созданной человеком технической системы.

Он не существует вне серверов, электроэнергии, каналов связи, производственных цепочек и обслуживающего персонала.

Кроме того, современные генеративные модели имеют вероятностную природу.

Они не «доказывают» истинность каждого своего утверждения, а порождают наиболее вероятный ответ на основе статистических закономерностей, извлечённых из данных обучения и контекста запроса.

Поэтому один и тот же вопрос может получить разные ответы. Ответ может быть стилистически убедительным, но фактически неверным.

Модель может смешивать достоверные сведения с ошибочными, создавать несуществующие источники, неверно интерпретировать понятия или уверенно формулировать ложные выводы.

Это не случайный дефект, а системное свойство генеративных моделей.

Они оптимизированы не на истину как таковую, а на генерацию правдоподобного ответа в заданном контексте.

Поэтому генеративный ИИ не может рассматриваться как автономный гарант достоверности.

Здесь уместно вспомнить фундаментальные ограничения формальных и вычислительных систем.

Теорема Гёделя о неполноте, проблема остановки Тьюринга, теорема Райса и теория статистического обучения показывают, что вычислительные и формальные системы имеют принципиальные пределы.

Эти результаты не означают, что искусственный интеллект невозможен или бесполезен.

Но они опровергают наивное представление о том, что программа на ЭВМ может стать универсальным, полным и гарантированно истинным источником знания обо всём.

Следовательно, генеративная модель может быть чрезвычайно полезным инструментом, но её ответы требуют внешней проверки. Особенно

это важно в науке, образовании, медицине, инженерии, праве и государственном управлении.

Когнитивные задачи и сингулярность

Сторонники тезиса о наступлении сингулярности часто указывают на то, что современные ИИ-системы уже превосходят человека в ряде задач: обработке больших массивов текста, программировании, анализе данных, переводе, поиске закономерностей, генерации вариантов решений. В публикации [108] даже вводится новый термин, «как образовательную сингулярность – точка, после которой прежние дидактические подходы теряют операциональную ценность».

Однако, из этих желаний (не научных фактов) не следует, что ИИ превзошёл человека как целостное биосоциальное существо.

Человек — это не только носитель когнитивных операций. Человек обладает телом, жизненным опытом, социальными связями, ответственностью, мотивацией, правовым статусом, моральным измерением и способностью действовать в материальном мире.

Человеческая цивилизация состоит не только из текстов, кодов и вычислений. Она включает производство, сельское хозяйство, энергетику, медицину, транспорт, культуру, семью, политику, спорт, право, воспитание, физический труд и множество форм социальной координации.

Нейросеть может написать инструкцию по производству автомобиля, но она не добывает металл, не управляет заводом в полном физическом смысле, не несёт юридической ответственности за безопасность продукции и не заменяет всю производственную цепочку.

Она может объяснить рецепт хлеба, но не выращивает пшеницу, не мелет муку, не обслуживает печь и не обеспечивает логистику продовольствия.

Она может предложить медицинские гипотезы, но не несёт врачебной ответственности, не проводит физический осмотр и не заменяет клиническую систему.

Она может анализировать футбольную стратегию, но не играет матч телом, не организует чемпионат мира и не создаёт социальную реальность спортивного события.

Следовательно, утверждение о «превосходстве ИИ над человеком» необходимо уточнять.

Речь может идти о превосходстве в отдельных когнитивных операциях, но не о полном превосходстве над человеком как субъектом жизни, труда, культуры и ответственности.

Интеллект без тела, без энергии, без инфраструктуры, без права, без общества и без ответственности остаётся инструментом. Очень мощным, но всё же инструментом.

Где проходит граница реальности

В классических представлениях о технологической сингулярности (образовательной сингулярности [108] не существует как термин) важнейшую роль играет идея самосовершенствующегося искусственного интеллекта.

Сценарий выглядит следующим образом: ИИ достигает уровня, позволяющего ему самостоятельно улучшать собственную архитектуру, затем новая версия улучшает следующую, и процесс ускоряется настолько, что человек теряет возможность понимать, прогнозировать и контролировать дальнейшее развитие.

Но современные генеративные модели пока не демонстрируют такой автономии в полном смысле.

Они могут помогать программистам писать код. Они могут предлагать архитектурные решения. Они могут участвовать в автоматизации экспериментов.

Однако они не существуют вне среды, созданной людьми. Они не производят самостоятельно серверы, микросхемы, системы охлаждения, электростанции, сети связи и производственное оборудование. Они не принимают легитимных решений о собственном внедрении.

Они не обладают юридической субъектностью. Они не несут ответственности за последствия.

Даже если ИИ участвует в создании новой версии ИИ, этот процесс пока остаётся встроенным в человеческие институты: компании, лаборатории, бюджеты, регуляторные нормы, инженерные процедуры и рынки.

Поэтому необходимо различать:

- **автоматизацию разработки;**
- **ускорение научно-технической работы;**
- **помощь человеку в проектировании моделей;**
- **полную автономную технологическую рекурсию,**

при которой система самостоятельно создаёт условия для собственного дальнейшего существования и развития.

Первые три явления уже существуют. Четвёртое пока не доказано.

Именно четвёртое явление ближе всего к понятию технологической сингулярности в строгом смысле.

Пока оно отсутствует, говорить о наступившей сингулярности преждевременно.

Генеративный ИИ в образовании

Отдельного анализа требует тезис об «образовательной сингулярности» [104].

Некоторые авторы утверждают, что массовое распространение генеративного ИИ стёрло границу между технологической инновацией и повседневной когнитивной практикой, а потому прежние педагогические модели потеряли операционную ценность [108].

Такое утверждение содержит рациональное зерно, но в радикальной форме является преувеличением.

Действительно, генеративный ИИ изменил образовательную ситуацию.

Студент получил доступ к инструменту, который может быстро объяснить тему, решить типовую задачу, сгенерировать текст, написать код, подготовить план доклада или предложить аргументы.

Это создаёт вызов для традиционных форм контроля знаний, домашних заданий и письменных работ.

Однако из этого не следует, что преподаватель утратил значение.

Преподаватель выполняет функции, которые не сводятся к выдаче информации. Он отвечает за:

- соответствие курса образовательному стандарту;
- логику учебной дисциплины;
- методическую последовательность;
- проверку понимания;
- формирование профессионального мышления;
- оценку самостоятельности студента;
- воспитание научной культуры;
- связь учебного материала с практикой;
- педагогическую и академическую ответственность.

Генеративный ИИ не несёт такой ответственности. Он может ошибаться, не раскрывать источники, воспроизводить искажённые сведения, менять ответы при повторном запросе, нарушать логику конкретного учебного курса и давать убедительные, но неверные объяснения.

Поэтому в образовании генеративный ИИ должен рассматриваться не как замена преподавателя, а как вспомогательный инструмент.

Его допустимые роли:

- интеллектуальный тренажёр;
- средство предварительного объяснения;

- помощник при поиске идей;
- объект критического анализа;
- инструмент индивидуализации обучения;
- средство проверки аргументации;
- помощник в программировании и работе с текстами.

Но окончательная верификация содержания должна оставаться за преподавателем, утверждёнными учебными материалами, научными источниками и образовательной программой.

Иначе образование рискует заменить знание правдоподобной генерацией, а понимание — автоматическим получением ответа.

Маркетинговая эксплуатация термина «сингулярность»

Особую проблему представляет использование слова «сингулярность» в публичной риторике технологических компаний.

Генеральный директор крупной ИИ-компании — это не только технический эксперт, но и предприниматель, участник рынка, представитель организации, заинтересованной в инвестициях, влиянии, внимании общества и благоприятном регулировании.

Поэтому его заявления имеют не только научный, но и экономический и политический контекст.

Слово «сингулярность» обладает сильным эмоциональным эффектом.

Оно создаёт ощущение исторического перелома, неизбежности, срочности и исключительности. Оно привлекает инвесторов, формирует общественную повестку, оказывает давление на регуляторы и стимулирует спрос.

В этом смысле термин может использоваться как элемент технологического хайпа. Хайп — это кратковременный всплеск внимания, сопровождаемый завышенными ожиданиями и массовым обсуждением. В технологических индустриях хайп часто предшествует уточнению реальных возможностей продукта.

Проблема не в том, что компании рекламируют свои разработки.

Проблема в том, что философская метафора начинает восприниматься руководителями, политиками, инвесторами и обществом как инженерный факт.

Если заявлено, что сингулярность уже наступила, то возникает иллюзия, будто прежние институты, профессии, образовательные модели, управленческие процедуры и формы ответственности больше не имеют значения.

На этой основе могут приниматься реальные решения: менять законы, перераспределять бюджеты, сокращать специалистов, передавать функции автоматизированным системам, перестраивать образование и государственное управление.

Именно здесь возникает главный риск.

Не сама нейросеть становится источником угрозы, а вера людей во всемогущество нейросети.

Подмена философской гипотезы управленческой догмой

История уже знает случаи, когда сложные научные или философские идеи превращались в политические и управленческие догмы.

Евгеника начиналась как псевдонаучная теория улучшения человеческой наследственности, но в ряде стран привела к государственным программам дискриминации и насилия.

Идея «невидимой руки рынка» у Адама Смита была метафорой сложного механизма общественной координации, но в упрощённой форме нередко превращалась в догму, оправдывающую отказ от регулирования.

Социальный дарвинизм перенёс биологические представления о борьбе за существование на общество и стал идеологическим оправданием неравенства и жестокой политики.

Подобный механизм возможен и сегодня.

Технологическая сингулярность у Винджа была гипотезой о будущем, предупреждением о пределе прогнозирования.

Но в корпоративной риторике она может превращаться в инструмент продажи определённости: якобы будущее уже известно, направление неизбежно, а доступ к нему можно купить в виде подписки, сервиса или платформы.

Это принципиальная подмена.

Виндж фактически говорил: после сингулярности мы не знаем, что будет, поскольку наши модели перестанут работать.

Современный технологический маркетинг часто говорит противоположное: мы знаем, что будет, и предлагаем вам коммерческий доступ к этому будущему.

Но если будущее действительно непредсказуемо, его нельзя продавать как гарантированный продукт.

А если продукт продаётся, управляется, масштабируется, лицензируется и контролируется компанией, то это ещё не сингулярность, а технологический бизнес.

Интеллект человека и генеративный ИИ

Вернемся к началу исследования авторов сингулярности.

Гендиректор OpenAI Сэм Альтман заявил, что человечество достигло этапа технологической сингулярности.

Концепция сингулярности предполагает создание систем ИИ, чьи интеллектуальные способности превзойдут возможности человеческого контроля и понимания.

Ранее он прогнозировал, что к 2030 году искусственный интеллект превзойдёт человека по всем параметрам.

В этих заявлениях генерального директора отсутствует, что обеспечивает наличие и функционирование интеллекта человека.

Да, если понимать интеллект человека как деятельность живого мозга, основанную на сознании, разуме, априорных структурах [36 -38] и жизненном опыте, то современные нейросети OpenAI не демонстрируют доказанного воспроизведения этого базиса.

Они являются мощными информационными технологиями обработки данных, но не доказанными носителями человеческого сознания или разума.

Поэтому заявление о наступившей сингулярности выглядит как минимум недоказанным.

Корректнее говорить о резком развитии вычислительных ИИ-систем, а не о фактическом преодолении человеческого интеллекта в полном смысле.

И завершим рассмотрение сингулярности доказательством, что проект ИИ является информационно технологией [37,38,114]. Ограничимся предельно простой схемой. Есть определение информационной технологии [115]:

«Информационная технология — 1) приемы, способы и методы применения средств вычислительной техники при выполнении функций сбора, хранения, обработки, передачи и использования данных; 2) процесс, метод поиска, сбора, хранения, обработки, предоставления, распространения информации и способ осуществления таких процессов и методов; 3) совокупность методов, производственных процессов и программно-технических средств, объединенных в технологический комплекс, обеспечивающий сбор, создание, хранение, накопление, обработку, поиск, вывод, копирование, передачу и распространение информации. 4) способ реализации информационной деятельности (совокупность методов средств реализации информационных процессов в каких-либо областях человеческой деятельности).»

Есть 4 группы и свойства проекта, являющегося информационной технологией.

Любой проект ИИ является информационной технологией [37,38,114].

На фоне проблемы сингулярности, авторы дают простое, но достоверное определение генеративного ИИ – это **вероятностный** генератор ответов на вопросы пользователя.

ИИ и решения людей

Современный ИИ действительно является мощной технологией.

Он уже меняет рынок труда, образование, научную коммуникацию, программирование, медиа, управление данными и повседневные практики.

Недооценивать его значение было бы ошибкой.

Но столь же ошибочно переоценивать его до уровня автономной силы, якобы уже вышедшей из-под человеческого контроля.

Программа на ЭВМ не изменяет мир сама по себе.

Мир изменяют люди, которые внедряют эту программу, финансируют её, принимают нормативные решения, делегируют ей функции, доверяют её выводам и перестраивают институты под её использование.

Поэтому главный вопрос состоит не в том, «стала ли нейросеть сверхразумом», а в том, как общество организует взаимодействие с мощными вычислительными системами.

Необходимо различать:

- технические возможности ИИ;
- коммерческие заявления компаний;
- философские гипотезы о будущем;
- управленческие решения;
- нормативную ответственность;
- реальные социальные последствия.

Когда эти уровни смешиваются, возникает опасная иллюзия: будто маркетинговое заявление о будущем уже является научным доказательством настоящего.

Современный генеративный искусственный интеллект является значительным достижением цифровой цивилизации. Он расширяет

возможности человека, ускоряет работу с информацией, помогает в программировании, анализе, обучении и коммуникации. Однако он остаётся вычислительной системой, зависящей от программ, данных, оборудования, энергии, инфраструктуры и человеческих институтов.

Поэтому заявление о наступлении «сингулярности ИИ» требует строгих доказательств. Само по себе превосходство в отдельных когнитивных задачах не означает появления автономного сверхума. Вероятностная генерация ответов не равна гарантированной истине. Ускорение разработки не равно полной самодостаточной рекурсии.

Массовое применение ИИ не равно выходу техники из-под всех форм человеческого контроля.

Если технологическую сингулярность понимать как точку цивилизационного невозврата, то такая точка в значительной мере была пройдена уже с массовым внедрением ЭВМ, интернета и цифровой инфраструктуры.

Если же понимать её как появление автономного самосовершенствующегося сверхума, то современные генеративные модели пока не дают достаточных оснований считать, что эта точка достигнута.

Главная опасность состоит не в том, что нейросеть уже стала самостоятельным субъектом истории.

Главная опасность в том, что люди, обладающие властью и ресурсами, могут поверить в эту метафору как в технический факт и начать принимать решения, исходя из преувеличенных представлений о возможностях ИИ.

Философы и футурологи предложили термин «сингулярность» как способ размышления [109-113] о предельных сценариях будущего. Но в публичной риторике этот термин всё чаще превращается в инструмент влияния, инвестиций и управления ожиданиями.

Именно поэтому обсуждение искусственного интеллекта должно опираться не на хайп, а на научную трезвость, техническую верификацию и социальную ответственность.

Выводы по главе

Проведённый анализ показывает, что проблема применения искусственного интеллекта и генеративного ИИ в высшем образовании не может рассматриваться только как вопрос технической модернизации.

Генеративный ИИ является разновидностью информационной технологии, основанной на триаде «ЭВМ — программа — данные», и потому должен оцениваться в общем историческом контексте цифровизации образования, которая в российских вузах развивается уже несколько десятилетий.

Новизна генеративного ИИ состоит не в самом факте использования информационных технологий, а в характере интеллектуальной автоматизации, вероятностной генерации результатов и новых рисках для образовательной, научной и педагогической деятельности.

Интеллект преподавателя вуза, согласно рассмотренным научным концепциям, не сводится к объёму знаний или способности передавать информацию.

В психометрическом подходе он включает общие и специальные когнитивные способности, необходимые для анализа, систематизации и передачи научного знания.

В концепции множественного интеллекта Г. Гарднера интеллект преподавателя проявляется как интеграция лингвистического, логико-математического, межличностного, внутриличностного, пространственного и ценностно-смыслового компонентов.

В триархической теории Р. Стернберга он раскрывается через аналитический, творческий и практический интеллект, обеспечивающий успешность преподавательской, научной и коммуникативной деятельности.

Особое значение для анализа преподавательского интеллекта имеют концепция ментального опыта М.А. Холодной, теория общих способностей В.Н. Дружинина, культурно-исторический подход Л.С. Выготского, деятельностные идеи А.Н. Леонтьева и С.Л. Рубинштейна, а также концепции эмоционального и социального интеллекта.

В совокупности они показывают, что преподаватель вуза является не только носителем информации, но и субъектом образовательной деятельности, организатором мышления студентов, представителем научной школы, наставником, коммуникатором, исследователем и носителем академической ответственности.

В этом контексте тезис «ИИ вместо профессора» является методологически спорным.

Он смешивает информационную функцию преподавателя с его подлинной профессиональной ролью.

Если профессор понимается лишь как источник учебного контента, то часть его функций действительно может быть автоматизирована: генерация конспектов, тестов, справок, примеров, переводов, программного кода, первичных обзоров литературы.

Однако профессор в университете выполняет значительно более сложные функции: формирует способ мышления, передаёт научную культуру, развивает способность к самостоятельному анализу, организует диалог, оценивает ход рассуждения, поддерживает мотивацию, воспитывает академическую честность и несёт ответственность за качество подготовки специалиста.

Генеративный ИИ отличается от традиционных информационных технологий, используемых в образовании, прежде всего низкой гарантированностью достоверности результата.

Инструментальные среды программирования, системы автоматизированного проектирования, электронные библиотеки, поисковые системы и обучающие платформы действуют в рамках более формализованных и проверяемых процедур.

Генеративный ИИ, напротив, создаёт результат вероятностным способом, поэтому может выдавать правдоподобные, но фактически неверные сведения.

Именно поэтому результаты ГИИ требуют обязательной экспертной проверки, сопоставления с источниками, верификации фактов и оценки применимости в конкретной предметной области.

Авторы подчёркивают, что 100-процентная достоверность генеративного ИИ недостижима не только по инженерным причинам, но и в силу фундаментальных ограничений вычислимости, статистического обобщения и работы с реальными данными.

Вероятностная природа языковых моделей, неполнота и противоречивость обучающих корпусов, дрейф данных, ошибки источников, недоступность актуальной информации и невозможность универсальной проверки всех возможных ответов делают результаты ГИИ принципиально ограниченными.

Поэтому в образовательном процессе вуза генеративный ИИ не может рассматриваться как самостоятельный гарант истины.

Существенный риск внедрения ГИИ связан с возможным снижением когнитивной нагрузки студентов и преподавателей.

Если генеративный ИИ используется как средство помощи, проверки, объяснения, поиска альтернатив и тренировки рассуждений, он может усиливать образовательный процесс.

Но если он заменяет самостоятельное чтение, анализ, формулирование проблемы, написание текста, построение аргументации и научный поиск, то возникает иллюзия компетентности.

В таком случае студент получает готовый продукт, но не проходит собственный путь интеллектуального действия, без которого невозможно развитие профессионального мышления.

Рассмотренные научные концепции дают сходный вывод.

С позиции Зиновьева замена преподавателя ИИ может рассматриваться как форма дегуманизации и имитации образования.

С позиции Холодной — как обеднение ментального опыта и подмена внутреннего интеллектуального развития внешней технологической поддержкой.

С позиции Дружинина — как угроза развитию способностей, креативности и самостоятельной деятельности.

В деятельностном подходе Леонтьева и Рубинштейна ИИ может быть только средством деятельности, но не субъектом образования.

В концепции Гарднера полная замена преподавателя ИИ игнорирует множественность человеческого интеллекта.

В теориях эмоционального интеллекта Гоулмана, Майера и Сэловея такая замена ведёт к потере живого общения, эмпатии, наставничества и эмоционально-социального развития.

В концепциях Спирмена и Стернберга ИИ может усиливать отдельные интеллектуальные операции, но не способен заменить развитие общего, творческого, практического и мудрого человеческого интеллекта.

Следовательно, наиболее обоснованной является модель не «ИИ вместо профессора», а «ИИ как ассистент профессора, студента и исследователя».

В такой модели преподаватель остаётся организатором образовательной деятельности, студент — активным субъектом учения, а

научный сотрудник — ответственным субъектом постановки проблемы, выбора методологии, интерпретации результатов и научной дискуссии.

Генеративный ИИ может использоваться для рутинных, справочных, аналитических, переводческих, редакторских и вспомогательных задач, но не должен подменять человеческое мышление, научное руководство и академическую ответственность.

Таким образом, компьютеризация, цифровизация и генеративный ИИ могут стать значимым ресурсом модернизации высшего образования только при условии их подчинения целям развития человека.

Они должны расширять интеллектуальные возможности преподавателя и студента, поддерживать исследовательскую деятельность, облегчать доступ к знаниям, снижать рутинную нагрузку и создавать новые образовательные инструменты.

Однако превращение ИИ в замену профессора, доцента или научного сотрудника противоречит сущности высшего образования как интеллектуального, личностного, социального, эмоционального, этического и культурного процесса.

Итоговый вывод состоит в том, что генеративный ИИ в высшем образовании следует рассматривать как вспомогательный инструмент, а не как самостоятельный субъект образования и науки.

Он способен усиливать человеческую деятельность, но не обладает живым опытом, научной ответственностью, педагогической интуицией, эмоциональным интеллектом, профессиональной биографией и принадлежностью к академической культуре.

Поэтому будущее высшего образования должно строиться не на замене преподавателя искусственным интеллектом, а на разумной интеграции ИИ в деятельность преподавателя, студента и исследователя при сохранении ведущей роли человека.

Основные выводы

Проведённое авторами исследование позволяет сформулировать следующие основные выводы:

❖ Проблема соотношения естественного и искусственного интеллекта имеет междисциплинарный характер.

Она находится на пересечении философии, психологии, педагогики, нейронауки, когнитивистики, кибернетики, информатики, теории вычислений и теории образования. Поэтому её невозможно свести только к техническому, биологическому или педагогическому аспекту.

❖ Человеческий мозг не может быть удовлетворительно описан как простая вычислительная машина.

Он представляет собой живую биологическую, нейродинамическую, пластичную, телесную и самоорганизующуюся систему. Его функционирование связано не только с передачей сигналов между нейронами, но и с работой синапсов, глиальных клеток, нейромедиаторов, памяти, обучения, прогнозирования, адаптации и индивидуального опыта.

❖ Прямое отождествление мозга человека с машиной Тьюринга, алгоритмом или искусственной нейронной сетью является методологически недостаточным.

Мозг живого человека не существует вне тела, среды, языка, культуры, истории личности и социального взаимодействия. Поэтому математические и цифровые модели могут описывать отдельные стороны работы мозга, но не исчерпывают его природы.

❖ Интеллект является сложным и многомерным феноменом.

Его нельзя сводить только к IQ, скорости обработки информации, объёму знаний или способности выполнять формальные операции. Интеллект включает познание, мышление, обучение, адаптацию, решение задач,

принятие решений, понимание смысла, логическую организацию опыта и способность действовать в изменяющихся условиях.

❖ Естественный интеллект принципиально связан с биологической природой человека.

Он формируется на основе работы мозга, телесности, сознания, памяти, эмоций, языка, культуры, социального опыта и личной истории. Естественный интеллект обладает качествами, которые пока не воспроизводятся искусственными системами в полном объёме.

❖ Искусственный интеллект следует рассматривать как программно-аппаратную информационную технологию.

Он способен моделировать, имитировать или автоматизировать отдельные когнитивные функции человека, но не обладает доказанным сознанием, субъективным опытом, личностной ответственностью, эмпатией и самостоятельным пониманием смысла.

❖ Философские и психологические концепции интеллекта подтверждают его многоуровневую природу.

В подходах И. Канта, В.Н. Дружинина, М.А. Холодной, А.А. Зиновьева и других исследователей интеллект раскрывается как система логических, когнитивных, социальных, практических, эмоциональных, креативных и культурных способностей.

❖ Интеллект преподавателя вуза имеет особую профессиональную структуру.

Он включает не только предметные знания, но и логическое мышление, понятийную строгость, методологическую культуру, педагогическую гибкость, социальное понимание, коммуникативные навыки, рефлекссию, ценностную ответственность и способность формировать у студентов профессиональное мышление.

❖ В структуре интеллекта преподавателя присутствует априорный слой знаний.

Он выражается в заранее сформированных когнитивных, логических, предметных, методических, психологических и ценностных схемах. Эти схемы помогают преподавателю структурировать учебный материал, прогнозировать трудности студентов, выбирать методы объяснения, оценивать результаты обучения и корректировать педагогические действия.

❖ Современный искусственный интеллект развивается в рамках вычислительной парадигмы.

Его теоретические основания восходят к работам А. Тьюринга, А. Чёрча, Дж. фон Неймана и других основателей теории вычислений. Даже современные архитектуры — GPU, TPU, NPU, FPGA, ASIC, распределённые кластеры и нейроморфные системы — сохраняют вычислительную природу ИИ.

❖ Увеличение вычислительной мощности не означает преодоления фундаментальных пределов алгоритмических систем.

Современные ИИ-системы становятся быстрее, масштабнее и эффективнее, но они не выходят за пределы базовых ограничений вычислимости. Рост числа параметров модели или объёма данных не устраняет принципиальных математических границ.

❖ Искусственный нейрон является лишь математической моделью биологического нейрона.

Он оперирует числовыми входами, весами, функциями активации и выходными значениями. В отличие от живого нейрона, искусственный нейрон не воспроизводит полноценно биохимические, метаболические, нейромедиаторные, телесные и исторически изменяющиеся процессы нервной ткани.

❖ Наличие обучаемых весов в нейросети не делает её аналогом человеческого мозга.

В искусственных нейросетях обучение означает математическую настройку параметров модели на данных. В живом мозге обучение связано с

биологической пластичностью, опытом, телесностью, эмоциями, мотивацией, памятью, сознанием и социальной практикой.

❖ Достоверность результатов искусственного интеллекта не является абсолютной.

Особенно это относится к генеративному ИИ, который может создавать тексты, изображения, код и другие объекты, внешне выглядящие правдоподобно, но содержащие ошибки, неточности, искажения или недоказанные утверждения.

❖ Проблема галлюцинаций и ошибок генеративного ИИ требует обязательной экспертной проверки.

Использование ИИ в образовании и науке должно сопровождаться валидацией данных, сопоставлением с источниками, контролем качества, проверкой фактов, оценкой методической целесообразности и ответственным использованием результатов.

❖ Качество данных является ключевым условием надёжности ИИ-систем.

Шумные, неполные, смещённые, нерепрезентативные или ошибочно размеченные данные снижают достоверность модели. Однако даже качественные данные не гарантируют абсолютной истинности результата, поскольку машинное обучение основано на вероятностных зависимостях и статистическом обобщении.

❖ Фундаментальные математические ограничения задают пределы искусственного интеллекта.

Теорема Тьюринга о проблеме останова, теорема Райса, теорема Гёделя о неполноте, неразрешимость десятой проблемы Гильберта и тезис Чёрча — Тьюринга показывают, что существуют задачи, которые не могут быть решены универсальным алгоритмом.

❖ Проблема сознания остаётся одной из главных границ между естественным и искусственным интеллектом.

Современная наука может описывать корреляции между активностью мозга и психическими состояниями, однако пока не объясняет полностью возникновение субъективного опыта, самосознания, внутреннего «я знаю» и переживания смысла.

❖ Проблема сильного искусственного интеллекта остаётся открытой.

Если понимать сильный ИИ как систему, способную решать широкий круг задач на уровне человека, то современные технологии приближаются к более универсальным формам автоматизации. Но если понимать сильный ИИ как систему, обладающую сознанием, внутренним опытом, самостоятельным целеполаганием и пониманием смысла, то таких технологий пока не существует.

❖ Генеративный ИИ является продолжением развития информационных технологий, а не полностью внезапной новой реальностью.

Высшая школа уже длительное время использует электронные образовательные среды, базы данных, поисковые системы, программные комплексы, цифровые лаборатории и иные средства автоматизации. Генеративный ИИ меняет характер интеллектуальной автоматизации, но остаётся информационной технологией.

❖ Главное отличие генеративного ИИ от традиционных программных средств состоит в вероятностном характере результата.

Такие системы, как Visual Studio, AutoCAD, MATLAB, 1С и другие, работают в рамках формализованных правил, алгоритмов и языков. Генеративный ИИ создаёт результат на основе вероятностных закономерностей, поэтому его ответы могут быть убедительными по форме, но ошибочными по содержанию.

❖ Тезис «ИИ вместо профессора» является методологически некорректным.

Преподаватель вуза не является только источником информации или производителем текстов. Он выступает носителем научной школы, профессионального опыта, академической культуры, методологического мышления, педагогической ответственности, ценностной позиции и живого взаимодействия со студентами.

❖ Генеративный ИИ может выполнять вспомогательные функции в деятельности преподавателя.

Он может использоваться для подготовки черновиков учебных материалов, генерации примеров и заданий, перевода текстов, структурирования информации, первичной обработки данных, создания тестов и поддержки самостоятельной работы студентов.

❖ Оптимальной моделью является не «ИИ вместо профессора», а «ИИ в помощь профессору».

Искусственный интеллект должен рассматриваться как инструмент, расширяющий возможности преподавателя, но не заменяющий его профессиональное мышление, методологическую ответственность, экспертную оценку и педагогическое взаимодействие.

❖ Цифровизация и генеративный ИИ изменяют профессиональную роль преподавателя.

Преподаватель всё в большей степени становится не только источником знаний, но и проектировщиком образовательной среды, наставником, экспертом, организатором мышления, модератором учебной деятельности и гарантом качества профессионального становления студента.

❖ Использование ИИ влияет на менталитет и когнитивные привычки пользователей.

Постоянное обращение к ИИ, интернету и смартфонам формирует ориентацию на быстрый ответ, зависимость от внешней подсказки, снижение

терпимости к длительному самостоятельному поиску и изменение представлений об авторстве, знании и компетентности.

❖ Влияние ИИ на мышление не является однозначно отрицательным.

При грамотном использовании ИИ может расширять возможности человека, поддерживать обучение, помогать в поиске информации, стимулировать постановку вопросов и развивать рефлексию. Однако при некритическом применении возникает риск поверхностного мышления, интеллектуальной пассивности и иллюзии понимания.

❖ Современные генеративные модели не дают достаточных оснований говорить о наступлении технологической сингулярности.

Они зависят от вычислительной инфраструктуры, данных, энергоснабжения, сетей связи, человеческих институтов и разработчиков. Генеративный ИИ не обладает автономной самодостаточностью, юридической субъектностью, ответственностью и доказанной способностью к независимому самосовершенствованию вне созданной человеком среды.

❖ Главный риск некритичного применения генеративного ИИ состоит в формировании иллюзии компетентности. Когда студент получает готовый текст, ответ или решение без самостоятельного прохождения этапов понимания, поиска, ошибки, проверки и аргументации, внешне создаётся видимость знания, но не формируется подлинное профессиональное мышление. Поэтому ИИ должен использоваться не как средство замены учебной деятельности, а как инструмент её поддержки и развития.

❖ Высшее образование должно развиваться на основе разумного взаимодействия естественного и искусственного интеллекта.

ИИ может выполнять информационные, аналитические, технические и вспомогательные функции, тогда как преподаватель сохраняет ведущую роль

в постановке целей, организации образовательного процесса, проверке достоверности, формировании мышления и развитии личности студента.

❖ Главный итог исследования состоит в признании приоритета человеческого интеллекта и ответственности в условиях цифровизации.

Искусственный интеллект является мощным инструментом современной информационной эпохи, но он не отменяет уникальности естественного интеллекта, сознания, логического мышления, ментального опыта, научной культуры, педагогической ответственности и живого человеческого взаимодействия. Поэтому цифровизация высшего образования должна быть направлена не на замену преподавателя, а на интеллектуальное, методологическое и культурное усиление образовательного процесса.

Таким образом, по итогам исследования можно сделать общий вывод:

Естественный интеллект человека и профессиональный интеллект преподавателя вуза остаются центральными основаниями образования, науки и культуры, тогда как искусственный интеллект должен рассматриваться как вспомогательная, инструментальная и контролируемая технология, способная усиливать, но не заменять человеческое мышление, ответственность и педагогическое взаимодействие.

Литература

1. Указ Президента Российской Федерации от 10.10.2019 № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации». Собрание законодательства РФ, 14.10.2019, № 41, ст. 5700
2. О внесении изменений в Указ Президента Российской Федерации от 10 октября 2019 г. № 490 "О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации" и в Национальную стратегию, утвержденную этим Указом: указ Президента РФ от 15 февраля 2024 г. № 124// Собрание законодательства РФ, 19.02.2024, № 4, ст. 1102.
3. Фон Нейман Дж. Первая редакция отчёта о EDVAC (1945)//Идеи, определившие облик информатики: классические статьи по компьютерным наукам. /под ред. Гарри Л, Льюиса - М.: ДМК Пресс, 2023. с. 127-147. ISBN 978-5-93700-208-2.
4. Петцольд Ч. Читаем Тьюринга. Путешествие по исторической статье Тьюринга о вычислимости и машинах Тьюринга. М: ДМК Пресс, 2023.442 с. ISBN 978-5-89818-307-3.
5. А.М. Тьюринг Игра в имитацию. О шифрах, кодах и искусственном интеллекте. М. Родина, 2019. 192 с. ISBN 978-5-907149-55-7
6. Жмуркин, В. П. История необыкновенной книги. К 350-летию первого издания книги Т. Уиллиса (1621–1675) «Cerebri anatome» / В. П. Жмуркин, В. В. Чалова; ФГБУ Национальный НИИ общественного здоровья РАМН. — Москва, 2014. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/istoriya-neobyknovennoy-knigi-k-350-letiyu-pervogo-izdaniya-knigi-t-uillisa-1621-1675-cerebri-anatome/viewer> (дата обращения 14.07.2026)
7. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики: перцептроны и теория механизмов мозга. — М.: Мир, 1965.
8. Беар, М. Ф. Нейронауки. Исследование мозга : в 3 т. Основы / М. Ф. Беар, Б. В. Коннорс, М. А. Парадизо ; пер. с англ. Т. В. Иссмаил, В. А.

- Голингер. — 4 е изд. — Москва : Диалектика, 2022. — 416 с. — ISBN 978 5 907458 25 3. URL:<https://djvu.online/file/7okvM5heSGBoh?ysclid=mr dietiocj773774408> (дата обращения 14.06.2026)
9. Дубынин, В. А. Мозг: как он устроен и работает / В. А. Дубынин ; Биологический факультет МГУ имени М. В. Ломоносова. — 184 с. URL: <https://djvu.online/file/tuYt0yYGvfxfg?ysclid=mr djcuqiwp413544823> (дата обращения: 14.07.2026 г.)
 10. Бартоломео, П. Достижения мозга. Как этот орган стал самой сложной и влиятельной частью тела человека /М.: Эксмо, Бомбора, 2024. — 192 с. — ISBN 978-5-04-195280-8.
 11. Оливейра, Арлиндо. Цифровой разум: как наука меняет человечество/Арлиндо Оливейра; переводе английского К. Чистопольской; под научной редакцией М.Фаликман, — Москва: Издательский дом «Дело» РАНХиГС, 2022. — 448 с. ISBN 978-5-85006-348-1
 12. Ибн Сина (Авиценна), Абу Али. Канон врачебной науки. Избранные разделы: в трёх частях / А. А. Ибн Сина (Авиценна); сост.: У. И. Каримов, Э. У. Хуршут; Акад. наук Респ. Узбекистан, Ин-т востоковедения им. Абу Райхана Беруни. — Москва: МИКО «Коммерческий вестник», 1994. — ISBN 5-86364-001-4.
 13. Везалий, А. De humani corporis fabrica libri septem / А. Везалий. — Москва : Книга по Требованию, 2012. — ISBN 978-5-8826-6607-0.
 14. Декарт, Р. Сочинения : в 2 т. / Р. Декарт ; сост. В. В. Соколов [и др.] ; ред. Г. Г. Майоров [и др.]. — Москва: Мысль, 1989–1994. — (Философское наследие)
 15. Бахарев, Д. В. Вклад Франца Йозефа Галля в становление криминальной антропологии. Часть I. Учение о мозговых локализациях / Д. В. Бахарев // Право и политика. — 2020. — № 7. — С. 151–159.

16. Бабминдра В. П., Воробьев В. С. «Сантьяго Рамон-и-Кахаль и его роль в создании современной нейробиологии.» «Арх. анат., гистол. и эмбриол.», 1985, т. 88, № 2, 87-92.
17. Павлов И. П. Двадцатилетний опыт объективного изучения высшей нервной деятельности (поведения) животных / И. П. Павлов ; редактор М. Г. Дурмишьян. — 7-е изд., с прил. — Москва: МЕДГИЗ, 1951. — 506 с.
18. Н.В. Селезнева. Биокomпьютер человека: состав, структура, свойства. М.: URSS : Либроком, 2011. 202 с. ISBN 978-5-397-02078-7.
19. Гальтон Ф. Наследственность таланта: законы и последствия. — М.: Мысль, 1996. — 269 с. URL: <https://ru.djvu.online/file/smiYiVqoNgGHG?ysclid=mr868ayxob883010993> (дата обращения: 14.07.2026 г.).
20. Уэстбрук К., Каут Рот К., Тэлбот Дж. Магнитно-резонансная томография: практическое руководство / пер. с англ. — 4-е изд., электрон. — М.: Лаборатория знаний, 2022. — 451 с.
21. Костанди, М. Нейропластичность / М. Костанди ; пер. с англ. В. Карпюк [и др.]. — Москва : Фонд развития промышленности ; Точка : Альпина Паблишер, 2017. — 156 с.: ил. — (Завтра это будут знать все). — ISBN 978-5-9614-6115-2 (Альпина Паблишер). — ISBN 978-5-9908700-1-7.
22. Винер, Н. Кибернетика, или Управление и связь в животном и машине / Н. Винер; пер. с англ. И. Соловьёва, Г. Поварова. — 2-е изд. — Москва: «Наука», 1983. 340 с. URL: https://www.academia.edu/4741350/Кибернетика_или_управление_и_связь_в_животном_и_машине_Норберт_Винер (дата обращения: 14.07.2026 г.).
23. Винер, Норберт. Кибернетика и общество/ М.: АСТ, 2019. — 285, с. ISBN 978-5-17-113078-7. URL: <https://books.yandex.ru/books/T0ighdbz/read-online?ysclid=mr30h0uewl131388524> URL: <https://fb2.top/kibernetika-i-obschestvo-441843> (дата обращения: 14.07.2026 г.).

24. Возможное и невозможное в кибернетике: сборник статей / под ред. академиков А. Берга и Э. Кольмана. М.: Изд-во Акад. наук СССР, 1963. 222 с. URL: <https://djvu.online/file/lQzkjCSldQCFw?ysclid=mr30zuw25z359595196>
URL:<https://klex.ru/esa?ysclid=mr312y2jvi712563983> (дата обращения: 14.07.2026 г.).
25. Пенроуз, Р. Новый ум короля: о компьютерах, мышлении и законах физики / М.: URSS: ЛЕНАНД, 2015. — 398 с. ISBN 978-5-9710-1812-4 (ЛЕНАНД), ISBN 978-5-453-00089-0 (УРСС).
26. Фалина И. Н., Усатюк В. В. Машина Тьюринга: теоретический минимум, методические материалы, задачи / И. Н. Фалина, В. В. Усатюк. — Москва: Чистые пруды, 2009. — 28, с. : ил. — (Библиотечка «Первого сентября». Серия «Информатика»). — ISBN 978-5-9667-0612-8.
27. Эшби, Уильям Росс. Конструкция мозга: Происхождение адаптивного поведения / пер. с англ. Ю. И. Лашкевича; под ред. действ. чл. АМН СССР П. К. Анохина и канд. биол. наук В. А. Шидловского; авт. предисл. П. К. Анохина. — Москва: Издательство иностранной литературы, 1962. — 398 с. URL: <https://klex.ru/1lfs?ysclid=mri4bzx7fo423546702> (дата обращения: 14.07.2026 г.).
28. Анохин, Константин Владимирович; Черниговская, Татьяна Владимировна. Мозг и его «Я». Кто мы? Откуда мы? Куда мы идем? / Константин Анохин, Татьяна Черниговская. — Москва: Издательство АСТ, 2026. — 496 с.; ISBN 978-5-17-180237-0
29. Дубынин, В. А. Мозг: как он устроен и работает / В. А. Дубынин; Биологический факультет МГУ имени М. В. Ломоносова. — 184 с. URL: <https://djvu.online/file/tuYt0yYGvfxfg?ysclid=mrdjcuqiwp413544823> (дата обращения: 14.07.2026 г.)

30. Бартоломео, П. Достижения мозга. Как этот орган стал самой сложной и влиятельной частью тела человека /М.: Эксмо, Бомбора, 2024. — 192 с. — ISBN 978-5-04-195280-8.
31. Между скальпелем и сознанием. С. Беляева. - Поиск №24-25(1878-1879) 20 июня 2025, стр. 8-9. URL: <https://poisknews.ru/releases/mezhdu-skalpelem-i-soznaniem/> (дата обращения: 17.07.2026)
32. Алексей Квашенкин. Известный нейрохирург Коновалов отмечает 90-летие. [Видео]. 12 декабря 2023 г. Архив НТВ, Россия. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.ntv.ru/novosti/2803500/?ysclid=mdbznv6с3r80104582> (дата обращения: 17.07.2026). <https://www.ntv.ru/novosti/2803500> (дата обращения: 17.07.2026)
33. Gottfredson L. S. Mainstream science on intelligence: An editorial with 52 signatories, history, and bibliography // Intelligence. — 1997. — Vol. 24. — P. 13–23 URL:https://www.academia.edu/125631117/Mainstream_science_on_intelligence_An_editorial_with_52_signatories_history_and_bibliography (дата обращения: 14.07.2026 г.).
34. Дружинин В. Н. Психология общих способностей. — СПб.: Питер, 2007. 530 с. ISBN 5-91180-111-6 URL: <https://krh-school2.ucoz.co>(дата обращения: 14.07.2026 г.).[m/dokumenty/obrazovanie/psikhologija_obshhikh_sposobnostej_druzhinin.pdf](https://krh-school2.ucoz.co/m/dokumenty/obrazovanie/psikhologija_obshhikh_sposobnostej_druzhinin.pdf) URL:<https://djvu.online/file/42JMox0NDL6x3?ysclid=mr9jld0apa695319304> (дата обращения: 14.07.2026 г.).
35. Дружинин, В. Н. Экспериментальная психология : учебник для вузов / В. Н. Дружинин. — 2-е изд. — Санкт-Петербург: Питер, 2011. — 318 с. — (Учебник для вузов). — ISBN 978-5-4237-0073-7.
36. Кант И. Критика чистого разума / Пер. с нем. Н. Лосского сверен и отредактирован Ц. Г. Арзаканяном и М. И. Иткиным, прим. Ц. Г. Арзаканяна. М.: Мысль, 1994. 591 с.

37. А.И. Аветисян, Академик РАН, директор института системного программирования РАН. Искусственный интеллект по Иммануилу Канту. [Видео]. 24 июня 2024 г. Видеохостинг RUTUBE, Россия. [Электронный ресурс]. URL: <https://rutube.ru/video/9c34f69d8a8d16b526f8841bfe40686b> (15 июня 2026).
38. Часовских, В. П. Естественный и искусственный интеллект как инструмент преобразования данных: монография / В. П. Часовских, В. А. Усольцев, Е. В. Кох; Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, Уральский государственный экономический университет. — Екатеринбург: Издательство АМБ, 2025. — 351 с. ISBN 978-5-6053627-5-3.
39. Холодная, М. А. Психология интеллекта. Парадоксы исследования / М.: Юрайт, 2026. — 334 с. ISBN 978-5-534-07365-2.
URL: <https://klex.ru/vb?ysclid=mr5qrtd7291334016> (дата обращения: 14.07.2026 г.).
40. Зиновьев А.Л. Фактор понимания / М.: Алгоритм, Эксмо, 2006. 528 с. — ISBN 5-699-18830-4 URL: <https://conflictmanagement.ru/wp-content/uploads/2022/09/faktor-ponimaniya.pdf?ysclid=mrlptct4fd484764497> (дата обращения: 14.07.2026 г.).
41. Зиновьев А. А. Логический интеллект. /М.: Издательство Московского гуманитарного университета, 2006. 282 с. ISBN 5-98079-239-2.
42. «Практический интеллект» / Р. Дж. Стернберг, Д. Б. Форсайт, Д. Хедланд и др.; под общ. ред. Р. Стернберга; пер. с англ. К. Щукина, Ю. Буткевич. СПб. и др.: Питер, 2002. 265 с. (серия «Мастера психологии»). ISBN 5-318-00013-4.
43. Gentry, T. G. Intelligence in Plants and Animals / T. G. Gentry. — Электрон. текст. — [Б. м.] : Project Gutenberg, 2021. — URL: <https://www.gutenberg.org/ebooks/64550> (дата обращения: 14.07.2026 г.).

44. Тревавас, Э. Поведение и интеллект растений / Э. Тревавас ; 1-е изд. — Оксфорд : Издательство Оксфордского университета, 2014. — ISBN 978-0191028915.
45. Гефан, Григорий Давыдович. Концепция теоретико-эмпирического дуализма в обучении математике = The Concept of Theoretical-Empirical Dualism in Teaching Math / Г. Д. Гефан // Высшее образование в России: научно-педагогический журнал. — 2020. — №4. — С. 85–95. — ISSN 2071-3762.
46. Оливейра, Арлиндо. Цифровой разум: как наука меняет человечество/Арлиндо Оливейра; переводе английского К. Чистопольской; под научной редакцией М.Фаликман, — Москва: Издательский дом «Дело» РАНХиГС, 2022. — 448 с. ISBN 978-5-85006-348-1
47. Эшби, Уильям Росс. Конструкция мозга: Происхождение адаптивного поведения / пер. с англ. Ю. И. Лашкевича; под ред. действ. чл. АМН СССР П. К. Анохина и канд. биол. наук В. А. Шидловского; авт. предисл. П. К. Анохина. — Москва: Издательство иностранной литературы, 1962. — 398 с.
URL: <https://klex.ru/1lfs?ysclid=mri4bzx7fo423546702> (дата обращения: 14.07.2026 г.).
48. Покровский, В. М. Физиология человека: учебник / Под ред. В. М. Покровского, Г. Ф. Коротько - 3-е изд. - Москва: Медицина, 2011. - 664 с. - Текст: электронный // URL: <https://www.rosmedlib.ru/book/ISBN9785225100087.html> (дата обращения: 25.06.2025).
49. Кандель Э. Р., Шварц Дж. Х., Джесселл Т. М. Принципы нейронауки / Principles of Neural Science. — 4-е изд. — Нью-Йорк: McGraw-Hill, Health Professions Division, 2000. — 1414 с. openlibrary.org +1 ISBN: 0-8385-7701-6 (10-значный) или 978-0-8385-7701-1 (13-значный)

50. Нейронауки. Исследование мозга: в трёх томах / Марк Ф. Беар, Барри В. Коннорс, Майкл А. Парадизо; перевод с английского Т. В. Иссмаил, В. А. Голингера. — 4-е изд. — Москва: Диалектика; Санкт-Петербург: Диалектика, 2020. search.rsl.ru +2
Том 1: «Основы». — 2020. — 416 с.: ил.; ISBN 978-5-907458-25-3. rusneb.ru +1
Том 2: «Сенсорные и двигательные системы». — 2021. — 416 с.; ISBN 978-5-907458-26-0.
Том 3: «Мозг и поведение. Изменяющийся мозг». — 2021 (Чехов, Московская область). — 639 с.: ил., табл.; ISBN 978-5-907458-27-7.
51. Часовских, В. П. Генеративный искусственный интеллект как среда создания интеллектуальных помощников так называемых ИИ-агентов /. Электрон. текст. дан. (4,5 Мб). – Киров: Изд-во МЦИТО, 2026. ISBN 978-5-908117-60-9
52. Дхамани, Нума. Генеративный искусственный интеллект: как ИИ меняет нашу жизнь и работу. М.: Эксмо, 2025. 384 с. ISBN 978-5-04-201437-6
53. Хайкин, С. Нейронные сети : полный курс / С. Хайкин ; перевод с английского Н. Н. Куссуль, А. Ю. Шелестова. — 2-е изд. — Москва [и др.]: Вильямс, 2006. — 1103 с. — ISBN 5-8459-0890-6.
54. Николенко, С. И. Глубокое обучение / С. И. Николенко, А. А. Кадурын, Е. О. Архангельская. — Санкт-Петербург: Питер, 2018. — 480 с. — ISBN 978-5-4461-1537-2.
55. Фостер, Дэвид. Генеративное глубокое обучение: творческий потенциал нейронных сетей / Дэвид Фостер; [перевод с английского А. Киселёва]. — Санкт-Петербург [и др.] : Питер, 2020. — 343 с. ISBN 978-5-4461-1566-2.
56. Ротман, Денис. Трансформеры для обработки естественного языка. / Москва: ДМК Пресс, 2024. — 338 с. ISBN 978-5-97060-987-7

57. Гольдберг, Й. Нейросетевые методы в обработке естественного языка / Й. Гольдберг ; пер. с англ. А. А. Слинкина. — Москва: ДМК Пресс, 2019. — 282 с. — ISBN 978-5-97060-754-1.
58. Фостер, Дэвид. Генеративное глубокое обучение. Творческий потенциал нейронных сетей / Дэвид Фостер; перевод с английского. — Санкт-Петербург: Питер, 2021. — 352 с. — ISBN 978-5-4461-1566-2.
59. Гудфеллоу, Я. Глубокое обучение / Я. Гудфеллоу, И. Бенджио, А. Курвилль ; пер. с англ. А. А. Слинкина. — 2-е цв. изд., испр. — Москва: ДМК Пресс, 2018. — 651 с.: ил. — ISBN 978-5-97060-618-6
60. Жерон, О. Прикладное машинное обучение с помощью Scikit-Learn, Keras и TensorFlow : концепции, инструменты и техники для создания интеллектуальных систем / Москва ; Санкт-Петербург : Диалектика, 2020. — 1039 с. — ISBN 978-5-907203-33-4.
61. Тьюринг, Алан М. Вычислительные машины и разум // Идеи, определившие облик информатики: классические статьи по компьютерным наукам / под ред. Г. Р. Льюиса. М.: ДМК Пресс, 2023. С. 196–220. ISBN 978-5-93700-208-2.
62. Роджерс, Х. Теория рекурсивных функций и эффективная вычислимость = Theory of Recursive Functions and Effective Computability / Х. Роджерс ; пер. с англ. под ред. В. А. Успенского. — Москва: Мир, 1972. — 624 с.
63. Нагель Эрнест, Ньюмен Джеймс Рой. Теорема Гёделя/М.: КРАСАНД, 2010. -120 с. ISBN 978-5-396-00092-6
64. Вапник В. Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. М., Наука. 1979, 448 с. URL: <https://scinetwork.ru/disk/file/15846>
65. Вапник, В. Н. Алгоритмы и программы восстановления зависимостей / В. Н. Вапник. М.: Наука, 1984. 815 с. URL: <https://otraslevka.ru/index.php?do=download&id=489> (дата обращения: 22.05. 2026).

66. В. Н. Вапник, А.Я. Червоненкис. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения). М.: Наука. 1974, 416 с. URL: <https://djvu.online/file/kmHy7kPk2Hfuu?ysclid=mpqxq5tyk3428079548> (дата обращения: 22.05.2026).
67. Неразрешимость десятой проблемы Гильберта [Электронный ресурс] // SecurityLab.ru. — URL: <https://www.securitylab.ru/news/556207.php> (дата обращения: 14.07.2026 г.).
68. Матиясевич, Ю. В. Десятая проблема Гильберта / Ю. В. Матиясевич. — Москва: Наука, 1993. — 223 с. — (Математическая логика и основания математики; вып. 26). — ISBN 5-02-014326-X.
69. Сильный искусственный интеллект: на подступах к сверхразуму / [М. С. Бурцев, О. Л. Бухвалов, А. А. Ведяхин и др.]. — Москва: Альпина Паблишер : Интеллектуальная литература, 2021. — 236, с. — ISBN 978-5-907394-18-6
70. Сёрл, Дж. Разумы, мозги и программы = Minds, Brains, and Programs / Дж. Сёрл // Behavioral and Brain Sciences. — 1980. — Т. 3, № 3. — С. 417–457.
71. Бостром, Н. Искусственный интеллект. Этапы. Угрозы. Стратегии / Н. Бостром; пер. с англ. С. Филина. — Москва: Манн, Иванов и Фербер, 2016. — 496 с. — ISBN 978-5-00100-212-5.
72. Рассел, Стюарт, Норвиг, Питер. Искусственный интеллект: современный подход, 4-е изд., том 1. Решение проблем: знания и рассуждения: - СПб.: ООО "Диалектика", 2021. - 704 с. ISBN 978-5-907365-25-4
73. Рассел, Стюарт, Норвиг, Питер. Искусственный интеллект: современный подход, 4-е изд., том 2. Знания и рассуждения в условиях неопределенности.: - СПб.: ООО "Диалектика", 2021. - 480 с. ISBN 978-5-907365-26-1

74. Рассел, Стюарт, Норвиг, Питер. Искусственный интеллект: современный подход. Обучение, восприятие и действие.: . - СПб.: ООО "Диалектика", 4-е издание, том 3. 2022. - 640 с. ISBN 978-5-907365-27-8
75. Dataset Shift in Machine Learning / edited by Joaquin Quiñonero-Candela, Masashi Sugiyama, Anton Schwaighofer, and Neil D. Lawrence. — The MIT Press, 2009. — 245 p. — (Neural Information Processing series). — ISBN 978-0-262-52545-8. URL: <https://0-lucas.github.io/digital-garden/99.-Books/Dataset-Shift-in-Machine-Learning.pdf>
76. Recht, B., Roelofs, R., Schmidt, L., Shankar, V. Do ImageNet Classifiers Generalize to ImageNet? // Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning (ICML). — 2019. — P. 5257–5266. URL: <https://proceedings.mlr.press/v97/recht19a/recht19a.pdf>
https://www.researchgate.net/publication/331429320_Do_ImageNet_Classifiers_Generalize_to_ImageNet
77. Hendrycks, D. Benchmarking Neural Network Robustness to Common Corruptions and Perturbations / D. Hendrycks, T. Dietterich // Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR). — 2019. — P. 1–13. URL: <https://arxiv.org/pdf/1903.12261>
78. Taori, Rohan, Achal Dave, Vaishal Shankar, Nicholas Carlini, Benjamin Recht, and Ludwig Schmidt. 2020. «Measuring Robustness to Natural Distribution Shifts in Image Classification». In Advances in Neural Information Processing Systems 33 (NeurIPS 2020), pp. 13396–13408. DOI: 10.48550/arXiv.2007.00644 URL: <https://www.gatsby.ucl.ac.uk/~balaji/udl2020/accepted-papers/UDL2020-paper-017.pdf> URL: <https://dblp.org/rec/journals/corr/abs-2007-00644.html>
79. Koh, P. W. et al. WILDS: A Benchmark of in-the-Wild Distribution Shifts. In Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning (ICML 2021) (pp. 5637–5664). PMLR. DOI: 10.5684/mcs.v139.koh21a URL: <https://proceedings.mlr.press/>

80. Sculley, D. et al. Technical Debt in Machine Learning Systems // Advances in Neural Information Processing Systems 28 (NeurIPS 2015). — Montréal, 7–12 December 2015. — P. 2503–2511. URL: https://www.academia.edu/68706495/Hidden_Technical_Debt_in_Machine_Learning_Systems <https://research.google/pubs/hidden-technical-debt-in-machine-learning-systems/>
81. Amodei, D. et al. Hidden Technical Debt in Machine Learning Systems. In Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2015), Montréal, 7–12 December 2015 (pp. 2503–2511). URL: <https://arxiv.org/pdf/1606.06565> URL:<https://arxiv.org/pdf/2103.10510>
82. Geirhos, R. et al. Shortcut learning in deep neural networks. Nature Machine Intelligence, 2020, 2(11), 665–673. DOI: 10.1038/s42256-020-00257-z URL: <https://arxiv.org/abs/2004.07780> URL: <https://www.sci-hub.ru/10.1038/s42256-020-00257-z?ysclid=mrt4e0zr9h582533681>
83. Стрельцова, Е. А. ИИ в российской науке / Е. А. Стрельцова, И. Б. Юдин, Е. В. Попов, Р. А. Щербаков; под науч. ред. Е. А. Стрельцовой; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». — Москва: ИСИЭЗ ВШЭ, 2026. — 104 с. ISBN 978 5 7598 3052 8.
84. Мироненко В. Доверять ИИ-помощникам нельзя — в половине ответов содержатся серьёзные ошибки, показало исследование // 3DNews.ru. — 2025. — 22 окт. — URL: (дата обращения: 14.07.2026). — Текст: электронный. URL: <https://3dnews.ru/1131219/doveryat-iipomoshchnikam-nelzya-v-polovine-otvetov-sodergatsya-seryoznie-oshibki-pokazalo-issledovanie> (дата обращения: 14.07.2026 г.).
85. Нейросети ошибаются чаще, чем кажется, — показало исследование // DIPGLOBAL.RU. — URL: <https://dipglobal.ru/news/neyroseti-oshibayutsya-chashche%2C-chem-kajetsya-%E2%80%94-pokazalo-issledovanie-943> (дата обращения: 14.07.2026 г.). — Текст: электронный

86. «ИИ поймали на обмане. Почему в ответах нейросетей могут содержаться ошибки и ложная информация» // Коммерсантъ. — 2025. — 22 окт — URL: <https://www.kommersant.ru/doc/8140780> (дата обращения: 14.07.2026). Текст: электронный
87. Исследование BBC: ИИ-чатботы ошибаются в новостях почти в половине случаев / BBC. — 27 октября 2025. — URL: <https://dzen.ru/a/aP8nGf6tdAbBsBY9> (дата обращения: 14.07.2026 г.).
88. Bommasani, R. On the Opportunities and Risks of Foundation Models / R. Bommasani [et al.] ; Stanford Center for Research on Foundation Models. — 2021. URL: https://ailab-ua.github.io/courses/resources/Foundation_Models_Stanford_July_2022.pdf URL: <https://arxiv.org/abs/2108.07258>
89. Zhang, A. Dive into Deep Learning / A. Zhang, Z. C. Lipton, M. Li, A. J. Smola. — Версия v5 (пересмотрена 22 августа 2023 г.). — URL: <https://arxiv.org/abs/2106.11342> URL: https://assets.cambridge.org/97810093/89433/frontmatter/9781009389433_frontmatter.pdf (дата обращения: 22.07.2026).
90. Jurafsky, D. Speech and Language Processing : An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition / D. Jurafsky, J. H. Martin. — 2nd ed. — Upper Saddle River, New Jersey : Prentice Hall, 2009. — 988 p. — ISBN 978 0 13 187321 URL: https://karczmarczyk.users.greyc.fr/TEACH/TAL/Doc/jurafsky_martin.pdf
https://assets.cambridge.org/97810093/89433/frontmatter/9781009389433_frontmatter.pdf UTL: https://www.researchgate.net/publication/353070978_Dive_into_Deep_Learning/fulltext/60e69fb30fbf460db8ee0aad/Dive-into-Deep-Learning.pdf?origin=publication_detail&_tp=eyJjb250ZXh0Ijp7ImZpcnN0UGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uIiwicGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uRG93bmxvYWQjLCJwcmV2aW91c1BhZ2UiOiJwdWJsaWNhdGlvbiJ9fQ&__cf_chl_tk=ByzSOI_CfH9z9337hYW4u8Q2wBHnQayW0ktmhA4fu

V0-1784711284-1.0.1.1-

Fx1XuyPhCRHg3xn1NNCWikVAnuQGa5HmQmfW1_a2Uks

91. Tunstall, L. Natural Language Processing with Transformers: Building Language Applications with Hugging Face / L. Tunstall, L. von Werra, T. Wolf. — Sebastopol: O'Reilly Media, 2022. — 409 p. — ISBN 978 1 098 10319 4. https://openlibrary.org/books/OL34800263M/Natural_Language_Processing_with_Transformers
92. Губанов, Н. Н. Состав, способы изучения, типы менталитета / Н. Н. Губанов, Н. И. Губанов, А. Э. Волков, Е. И. Турова // Гуманитарный вестник. — 2019. — № 2. — С. 1–17. — DOI: 10.18698/2306-8477-2019-2-593.
93. Менталитет и культура предпринимателей России XVII–XIX вв.: Сборник статей / Отв. ред. Л.Н. Пушкарёв. М.: РАН. Ин-т рос. истории, 1996. С. 3–10.
94. Пушкарёв, Л. Н. Что такое менталитет? (Историографические заметки) / Л. Н. Пушкарёв // Отечественная история. — 1995. — № 3. — С. 158–166.
95. Шими́на, М. А. Менталитет как социологическая категория / М. А. Шими́на // Вестник Нижегородского университета им. Н. И. Лобачевского. Серия: Социальные науки. — 2007. — № 2 (7). — С. 112–116.
96. Летаева, Л. А. Русская ментальность и национальный характер в отечественной и зарубежной русистике / Л. А. Летаева // Вестник Тюменского государственного университета. — 2006. — № 2. — С. 233–239.
97. Бердяев, Николай Александрович (1874–1948). Русская идея [Текст] / Николай Бердяев. — Санкт-Петербург: Азбука-классика, 2008. — 318, с. — (Азбука-классика). — ISBN 978-5-91181-819-7.

98. Асмолов, А. Г. Психология личности : культурно-историческое понимание развития человека / Москва : Смысл, 2019. — 448 с. — ISBN 978-5-89357-388-6.
99. «Генеративный ИИ в странах БРИКС+: тренды и перспективы» / «Яков и Партнёры». — Текст: электронный // yakovpartners.ru: сайт консалтинговой компании. — URL: yakovpartners.ru (дата обращения: 21.07.2026).
100. Л. В. Константинова. Генеративный искусственный интеллект: вызовы для традиционного образования. Результаты мониторинга информации о тенденциях развития высшего образования в мире и в России. Выпуск 11 / ФГБОУ ВО «РЭУ им. Г. В. Плеханова». — Москва, 2024. — 83 с. ISBN 978-5-7307-2152-4.
101. Фомушкин, В. Ю. Искусственный интеллект: возможности и угрозы / В. Ю. Фомушкин // Научный аспект. — 2024. — Т. 13, № 3. — С. 2871–2878
102. Ник Бостром — «Искусственный интеллект. Этапы. Угрозы. Стратегии»/Москва: Манн, Иванов и Фербер, 2016. — 490, с. : ил. — Библиогр.: с. 459–487. — ISBN 978-5-00057-810-0
103. Тегмарк, Макс. Жизнь 3.0 : быть человеком в эпоху искусственного интеллекта / — Москва : АСТ : Corpus, 2019. — 552, с. ISBN 978-5-17-105999-6
104. Рассел, Стюарт. Совместимый с человеком. Искусственный интеллект и проблема контроля./ Москва: Альпина нон-фикшн, 2021. — 437 с. — ISBN 978-5-00139-288-0.
105. Сингулярность в развитии ИИ: заявление гендиректора OpenAI... [Электронный ресурс] // www.gazetametro.ru - Режим доступа: <https://www.gazetametro.ru/articles/sem-altman-zajavil-o-dostizhenii-tehnologicheskoy-singuljarnosti-v-razvitii-ii-27-07-2026> , свободный. - Загл. с экрана, (дата обращения: 29.07.2026)

106. Vinge, V. The Coming Technological Singularity: How to Survive in the Post Human Era / V. Vinge. — 1993. — 12 p. — URL: <https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19940022856/downloads/19940022856.pdf> (NASA Technical Reports Server, NTRS).
107. Kurzweil, R. The Singularity Is Near: When Humans Transcend Biology / R. Kurzweil. — 2005. — 432 p. — URL: https://psv4.vkuserphoto.ru/s/v1/d/_r_zay74FNnBn-Unh0l6yV7cqdQ9y7T8r9dtv_GpXmZ3-9-smR-KrRDwSRNvOByOxeGhS1ryWP1jwXC9wtUCifr7GKPKc6B_fb1Ir5fjAmgVwlpEt-zCvg/pdf_-_Kurzweil_R_-_Singularity_Is_Near_2005.pdf
108. Синева, И. С. Образовательная сингулярность: к новой дидактике высшей школы в условиях симбиоза с искусственным интеллектом / И. С. Синева // Методические вопросы преподавания инфокоммуникаций в высшей школе. — 2026. — № 1. — С. 69–78. — Место издания: Московский технический университет связи и информатики, Москва, Россия. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_89213691_99957101.pdf
109. Вахитов, Дамир Рамилевич. Сингулярность : монография / Д.Р. Вахитов. — Москва : РУСАЙНС, 2019. — 100 с. ISBN 978-5-4365-3679-8
110. Технологическая сингулярность или угасание цивилизации? Наиболее вероятные сценарии развития человечества / Хабр. — 2023. — 27 ноября. — URL: <https://habr.com/ru/companies/first/articles/776588/?ysclid=ms61x8ku9c101668421> (дата обращения: 29.07.2026).
111. Крайнов А.Л. Технологическая сингулярность и будущее человечества: социально философский анализ // Контекст и рефлексия: философия о мире и человеке. 2025. Том 14. № 3А. С. 66-72.
112. Французов, Л. Технологическая сингулярность / Л. Французов. — Москва: Ridero, 2014. — 12 с. — ISBN 978-5-4474-0222-8.

113. Козырева О. А. Технологическая сингулярность и будущее человечества / О. А. Козырева // Актуальные проблемы гуманитарных и социальных исследований. Материалы X Региональной научной конференции молодых ученых Сибири в области гуманитарных и социальных наук. — Новосибирск, 2012. — С. 237-239. URL: https://elar.urfu.ru/bitstream/10995/30487/1/apgsi_2012_04.pdf?ysclid=ms79kx8nhb255067019
114. Аветисян, А. Глава ИСП РАН рассказал о преимуществах РФ в гонке за искусственным интеллектом / А. Аветисян // Новости. — 2023. — 1 нояб. — URL: <https://ya.ru/video/preview/6358532870833973230> (дата обращения: 01.08.2026).
115. Цифровой мир: терминологический словарь-справочник в определениях официальных документов / под ред. И. Р. Бегишева. — Москва: Проспект, 2024. - 672 с. ISBN 978-5-392-40409-4

Информация об авторах

Часовских Виктор Петрович — профессор кафедры шахматного искусства и компьютерной математики Уральского государственного экономического университета, доктор технических наук, профессор
e-mail: u2007u@ya.ru

Усольцев Владимир Андреевич — профессор Уральского государственного лесотехнического университета, доктор сельскохозяйственных наук, профессор
e-mail: usoltsev50@mail.ru

Кох Елена Викторовна — доцент Уральского федерального университета имени первого Президента России Б. Н. Ельцина, доцент Уральского государственного экономического университета, кандидат сельскохозяйственных наук, доцент
e-mail: elenakox@mail.ru

Научное издание

**Часовских Виктор Петрович,
Усольцев Владимир Андреевич,
Кох Елена Викторовна**

ЕСТЕСТВЕННЫЙ И ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ОБРАЗОВАТЕЛЬНОМ ПРОЦЕССЕ ВУЗА

Монография

Корректор *Г. А. Акчурина*
Компьютерная верстка *Г. А. Акчурина*

ISBN 978-5-6055442-5-8



ООО «ИЗДАТЕЛЬСТВО АМБ»
620142, г. Екатеринбург, ул. Фрунзе, 35А, офис 513
Тел: +7 (912) 242-20-73, +7 (963) 449-75-40
www.amb-ural.ru, e-mail: amb@amb-ural.ru

Главный редактор *Владимир Лобок*
Выпускающий редактор *Анастасия Моторина*
Предпечатная подготовка: *Светлана Полежаева*

Опубликовано в Научной электронной библиотеке (<http://elibrary.ru>) – РИНЦ

Подписано в печать 11.08.2026. Формат 60×90/16.
Усл. печ. л. 22,25. Тираж 100 экз. Заказ № 11/08/2026/1.
Отпечатано в типографии ИЗДАТЕЛЬСТВА АМБ