

*Сагацкая Татьяна Сергеевна*

преподаватель

*Комарова Наталья Александровна*

бакалавр, преподаватель

ГАПОУ «Новочебоксарский  
химико-механический техникум»

Минобразования Чувашии

г. Новочебоксарск, Чувашская Республика

## **ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И СОВРЕМЕННАЯ МАТЕМАТИКА**

*Аннотация:* в статье рассматривается проблема взаимосвязи между искусственным интеллектом (ИИ) и современной математикой. Анализируются исторические предпосылки развития ИИ, роль математики в формировании алгоритмов машинного обучения, перспективы и ограничения существующих подходов. Особое внимание уделено математике глубокого обучения, вероятностному моделированию и статистическим методам анализа больших данных. Поднимается вопрос о роли математики в понимании и интерпретации результатов, полученных с использованием ИИ-технологий, и выявляются новые направления исследований, открывающие возможности для интеграции двух дисциплин.

*Ключевые слова:* искусственный интеллект, математика, машинное обучение, нейронные сети, большие данные, статистика, вероятность, вычислительная математика, интерпретируемость моделей.

Современный мир переживает эпоху стремительного развития технологий, среди которых особое место занимает искусственный интеллект (ИИ). Именно благодаря достижениям в области математики стало возможным создание сложных интеллектуальных систем, позволяющих решать широкий спектр практических задач. Однако, несмотря на значительный прогресс, остается много вопросов относительно надежности и прозрачности решений, принимаемых такими

системами. Это порождает необходимость новых направлений исследований, объединяющих знания из областей ИИ и математики.

Искусственный интеллект (ИИ) стал неотъемлемой частью современной науки и технологий. Его развитие невозможно представить без глубоких связей с математическими дисциплинами. Понимание основ теории вероятности, статистики, анализа данных и численных методов играет ключевую роль в создании эффективных моделей ИИ. В данной работе мы рассмотрим влияние математики на прогресс ИИ и возможные направления дальнейших исследований. История показывает, что развитие теории и практики искусственного интеллекта неразрывно связано с развитием методов и инструментов математического анализа. Например, классическое понятие исчисления бесконечно малых величин послужило основой для современных градиентных методов оптимизации, используемых практически повсеместно в обучении глубоких нейронных сетей. Без фундаментальной математики невозможно было бы создать столь мощные модели и инструменты обработки информации.

Но современное состояние науки ставит перед исследователями ряд новых проблем. Каковы границы применимости существующих методов? Какие проблемы возникают при анализе неопределенности в предсказаниях? Можно ли построить систему искусственного интеллекта, способную давать понятные объяснения своим решениям?

Эти вопросы становятся особенно важными, поскольку применение ИИ становится массовым и затрагивает важные сферы человеческой деятельности, включая экономику, здравоохранение, образование и безопасность. Ошибочные выводы или неоправданно доверительные прогнозы могут привести к серьезным последствиям, вплоть до человеческих жертв. Поэтому задача понимания механизмов функционирования искусственных интеллектов является приоритетной задачей современной науки.

## История и связь математики с искусственным интеллектом.

Развитие ИИ началось еще в середине XX века. Первые попытки построения интеллектуальных систем были связаны с попытками формализации человеческого мышления. Идея заключалась в создании универсального механизма принятия решений, основанного на логическом выводе и строгих правилах. Эта идея получила название символической парадигмы искусственного интеллекта. Основные принципы такой системы включали использование символов и формализацию рассуждений на основе логики предикатов первого порядка. Хотя эта парадигма имела серьезные успехи, оказалось, что ее эффективность ограничивалась простыми задачами, такими как игры и некоторые виды доказательств теорем.

Параллельно развивались методы стохастического анализа и статистики, позволившие перейти к построению моделей на основе вероятностных распределений. Появились первые байесовские сети, представляющие собой графовые структуры, отражающие зависимости между случайными величинами. Такие модели стали использоваться для классификации изображений, распознавания речи и диагностики заболеваний.

Однако настоящая революция произошла в конце прошлого столетия, когда появились идеи глубокого обучения, основанные на применении многослойных нейронных сетей. Эти подходы продемонстрировали феноменальные результаты в обработке естественного языка, компьютерном зрении и даже в играх вроде го и шахмат. Глубокое обучение основывалось на принципах дифференциального исчисления, оптимизационных алгоритмов и линейной алгебре. Современные глубокие нейронные сети включают миллионы параметров, чьи значения определяются путем минимизации специальных функций потерь с помощью метода обратного распространения ошибок.

Несмотря на впечатляющий успех, существуют значительные трудности в обеспечении интерпретируемости и надежности таких систем. Например, хотя нейронные сети показывают высокие показатели точности, зачастую трудно объяснить, почему именно такое решение принято моделью. Для преодоления этой проблемы разрабатываются специальные методы визуализации активаций слоев,

позволяющие анализировать внутреннюю структуру моделей. Но проблема значительно усложняется, когда речь идет о многомиллионных параметрах и комплексных зависимостях внутри сети.

Кроме того, возникает вопрос устойчивости моделей к малым изменениям исходных данных. Так называемые атаки методом искаженных примеров показали, что небольшие изменения в изображениях могут радикально изменить классификацию объектов, что создает риски в областях, критически важных для здоровья и безопасности.

### Роль математики в развитии современного ИИ.

Сегодня математика играет ключевую роль в исследовании возможностей и ограничений современных методов ИИ. Многие современные разработки основаны на математических инструментах, таких как теория вероятности, линейная алгебра, дифференциальное исчисление и топология. Рассмотрим подробнее каждую область.

#### Вероятностное и статистическое моделирование.

Одним из ключевых достижений последних десятилетий стала разработка методов вариационного вывода и гауссианских процессов. Вариационный вывод позволяет приближенно вычислять распределения вероятностей, возникающие в глубоком обучении, и строить модели с заданной степенью уверенности в результатах. Гауссовые процессы позволяют эффективно обрабатывать непрерывные сигналы и оценивать неопределенность в регрессии и классификации.

Вероятностные модели позволяют учитывать случайность и неопределенность в данных. Они широко используются в байесовском подходе к обучению, где априорные знания комбинируются с наблюдаемыми данными для формирования апостериорных распределений.

Статистическое моделирование помогает анализировать большие объемы данных и выявлять закономерности.

#### Примеры применения.

1. Байесовская классификация: метод классификации объектов на основе теоремы Байеса.

4 <https://interactive-plus.ru>

Содержимое доступно по лицензии Creative Commons Attribution 4.0 license (CC-BY 4.0)

2. Скрытые марковские модели: применяются для моделирования последовательностей событий с неизвестными состояниями.

Оптимизация и теория аппроксимаций.

Эффективность современных нейронных сетей зависит от качества подбора весовых коэффициентов. Этот процесс требует применения мощных методов оптимизации, таких как стохастический градиентный спуск и квазиньютоновские методы. Теория аппроксимаций помогает оценить точность представления реальных функций и обеспечивает теоретическую основу для выбора архитектуры сети.

Оптимационные задачи возникают повсеместно в машинном обучении и глубоком обучении. Цель состоит в поиске минимума или максимума целевой функции, что соответствует наилучшей конфигурации параметров модели.

Методы оптимизации.

1. Градиентный спуск: простой и эффективный алгоритм для нахождения локального минимума.

2. Метод Ньютона: использует вторую производную для ускорения процесса оптимизации.

3. Генетический алгоритм: вдохновлен эволюционными процессами природы и применяется для решения сложных комбинаторных задач.

Теория графов и геометрические подходы.

Современные исследования сосредоточены также на изучении свойств структур данных и пространственных представлений. Геометрические методы используются для описания скрытых особенностей пространства признаков, определяющих поведение нейронных сетей. Исследование связей между структурами графа и эффективностью обучения открывает новые горизонты для улучшения эффективности и стабильности моделей.

Интерпретация и надежность моделей.

Одна из важнейших задач современной науки заключается в разработке методов оценки и интерпретации поведения нейронных сетей. Простые методы визуализации активности слоев оказываются недостаточными для полного пони-

мания процесса принятия решений сетью. Необходимы дополнительные средства, позволяющие исследовать внутренние механизмы функционирования и обеспечивать надежность прогнозов.

Использование математики для изучения динамики внутренних состояний и влияния отдельных компонентов сети позволит повысить уровень доверия к результатам, полученным с помощью ИИ.

Машинное обучение: основывается на статистическом анализе и обучении на примерах для построения предсказательных моделей.

Машинное обучение включает широкий спектр методов, позволяющих извлекать знания из данных автоматически. Глубокое обучение фокусируется на построении многослойных нейронных сетей, способных распознавать сложные паттерны и структуры в данных.

Современные архитектуры.

1. Свёрточные нейронные сети (CNN): эффективны для обработки изображений и видео.

2. Рекуррентные нейронные сети (RNN): полезны для анализа временных рядов и текста.

3. Трансформеры: доминируют в областях обработки естественного языка и понимания текста.

Развитие искусственного интеллекта тесно связано с развитием математических дисциплин. Будущие исследования будут направлены на интеграцию новых математических подходов и создание гибридных моделей, сочетающих преимущества разных методов. Дальнейшее совершенствование аппаратного обеспечения и увеличение объемов данных откроют новые возможности для повышения точности и эффективности ИИ-моделей.

Таким образом, современная наука сталкивается с множеством вызовов, связанных с интеграцией математики и искусственного интеллекта. Несмотря на достигнутый прогресс, существует немало нерешённых проблем, касающихся

---

надёжности, интерпретируемости и устойчивости моделей. Решение этих проблем потребует дальнейших усилий исследователей, направленных на разработку новых математических инструментов и методик анализа.

Разработка таких инструментов станет ключом к созданию надежных и прозрачных систем искусственного интеллекта, способных стать незаменимым помощником в решении широкого спектра прикладных задач, стоящих перед человечеством.

### ***Список литературы***

1. Богданова О.Н. Внешние вызовы и факторы, определяющие роль учителя в становлении информационного общества / О.Н. Богданова, М.Ф. Фридман // Народное образование. – 2021. – №2. – С. 69–77. EDN NNMULX
2. Грязнов С.А. О роли искусственного интеллекта в современном образовании / С.А. Грязнов // Инновации в образовании. – 2022. – №3. – С. 61–68.
3. Звягинцева Е.П. Искусственный интеллект в образовании: SWOT-анализ в действии / Е.П. Звягинцева // Инновации в образовании. – 2021. – №8. – С. 29–36.
4. Искусственный интеллект как актуальный тренд содержания обучения информатике в условиях цифровизации / Н.И. Рыжова, И.И. Трубина, Н.Ю. Королева [и др.] // Преподаватель XXI век. – 2022. – №2. – Ч. 1. – С. 11–22. DOI 10.31862/2073-9613-2022-2-11-22. EDN ZGIENM