

Жукевич Виктор Геннадьевич

студент

Соломко Илья Сергеевич

студент

Сергеев Александр Эдуардович

канд. физ.-мат. наук, доцент

ФГБОУ ВО «Кубанский государственный
аграрный университет им. И.Т. Трубилина»

г. Краснодар, Краснодарский край

ОБЪЯСНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ШКОЛЬНОЙ И ВУЗОВСКОЙ ИНФОРМАТИКЕ ПРИ ПОМОЩИ ДИСКРЕТНОЙ МАТЕМАТИКИ

Аннотация: во время стремительного развития искусственного интеллекта (ИИ) можно наблюдать стремительно растущую потребность в формировании у обучающихся не только практических навыков работы с нейросетевыми инструментами, но и глубоко понимания их математических основ. В статье подробно описывается методологическая роль дискретной математики как «моста» между основополагающими и крепко закрепившимися темами школьного и вузовского курса информатики (логические основы компьютера, булева алгебра, конечные автоматы) и современными концепциями ИИ. Показано, как принципы булевой логики и релейно-контактных схем естественным образом обобщаются до пороговых логических элементов (персепtronов), что позволяет вводить понятие искусственного интеллекта уже на уровне основного школьного образования. Предложена сквозная дидактическая траектория, опирающаяся на дискретно-математические модели: от логических схем – к однослойному персепtronу – к многослойным нейронным сетям. Продемонстрированы конкретные учебные кейсы, реализованные с использованием цифровых инструментов (логические симуляторы, Python + NumPy, Jupyter Notebook), а также результаты пилотного внедрения в рамках профильного обучения в 10–11

классах и первого курса бакалавриата. Работа подчёркивает, что дискретная математика не только сохраняет свою актуальность в эпоху ИИ, но и становится ключевым инструментом метапредметного объяснения «чёрного ящика» нейросетей – через формализацию, декомпозицию и пошаговое построение вычислительных моделей.

Ключевые слова: *дискретная математика, искусственный интеллект, нейронные сети, персепtron, булева алгебра, логические схемы, цифровое образование, методика обучения информатике.*

Современные образовательные стандарты по информатике (ФГОС СОО, ФГОС ВО 3++) предполагают изучение основ искусственного интеллекта, включая нейронные сети, уже на этапе среднего общего и начального высшего образования [1]. Однако введение ИИ-тем в учебный процесс сталкивается с дилеммой: с одной стороны – высокая мотивационная привлекательность «умных» технологий, с другой – риск формирования поверхностных, почти мифологических представлений («нейросеть сама думает», «ИИ – это магия») из-за отсутствия математического фундамента.

Именно дискретная математика – традиционно считавшаяся «чистой теорией» и часто воспринимаемая учениками, как оторванная от практики – предлагает эффективный и рациональный путь решения данной проблемы. Её концепции (булевы функции, логические элементы, графы вычислений, конечные автоматы) лежат в основе, как цифровой электроники, так и архитектуры современных нейросетей. В работе предлагается рассматривать дискретную математику не как отдельный модуль, а как сквозную дидактическую основу, позволяющую естественным образом выстроить преемственность от «железа» к «интеллекту».

В базовый курс информатики входит изучение логических элементов (И, ИЛИ, НЕ), построение схем и минимизация булевых функций – чаще всего в контексте архитектуры компьютера [2]. Однако эти темы можно

интерпретировать иначе: каждый логический элемент – это вычислительный узел, преобразующий входные бинарные сигналы в выходной.

Рассмотрим пороговый элемент Мак-Каллока-Питтса (1943 г.) – первую математическую модель нейрона [3]. Его функционирование описывается формулой:

$$y = \begin{cases} 1, \text{ если } \sum_{i=1}^n \omega_i x_i \geq \theta \\ 0, \text{ иначе} \end{cases}$$

где $x_i \in \{0, 1\}$ – входы, ω_i – веса (целые), θ – порог.

При фиксированных весах $\omega_i = 1$ и $\theta = 1$ получаем элемент ИЛИ; при $\theta = n$ – элемент И; при $\omega_1 = 1$, $\omega_2 = -1$, $\theta = 0$ – элемент исключающее ИЛИ (XOR) (в двухслойной реализации). Таким образом, булева функция – это частный случай нейронной активации, а логическая схема – сеть из связанных искусственных нейронов с жёстко заданными весами и порогами.

Однослойный персепtron Розенблатта (1957) – естественное расширение пороговой модели [4]:

- входы могут быть не только бинарными, но и вещественными (например, нормализованные пиксели изображения);
- веса подбираются автоматически (обучение);
- функция активации обобщается (ступенька – сигмоида/ReLU).

Здесь дискретная математика вновь востребована:

- множества и отношения – для формального описания обучающей выборки как подмножества декартова произведения $\mathbb{R}^n \times \{0, 1\}$;
- графы – для визуализации архитектуры сети (вершины = нейроны, рёбра = связи с весами);
- алгоритмы – правило дельта-обучения – это итеративный дискретный процесс обновления весов:

$$\omega_i^{(t+1)} = \omega_i^t + \eta(\gamma_{\text{цель}} - \gamma_{\text{тек}})x_i$$

Переход к глубоким сетям – не скачок, а логическое продолжение идеи композиции функций, изучаемой в дискретной математике (суперпозиция булевых функций) и информатике (процедурное программирование) [5].

Скрытые слои можно интерпретировать как промежуточные признаки, формируемые из исходных входов. Например, в задаче распознавания цифр:

- 1-й слой выделяет рёбра и углы (логические комбинации пикселей – аналог логических блоков в схеме);
- 2-й слой – части цифр («петля», «палочка»);
- выходной слой – итоговая классификация.

Граф вычислений нейросети – это направленный ациклический граф (DAG), изучаемый в теории графов. Обратное распространение ошибки – применение цепного правила дифференцирования, реализованное как обход DAG в обратном порядке [6].

В 2024/25 учебном году методика апробировалась в двух школах г. Москвы (профильные 10–11 классы, $n = 68$) и на первом курсе бакалавриата по направлению «Прикладная математика и информатика» ($n = 42$) с опорой на современные подходы к формированию ИИ-грамотности [7; 8].

Результаты (по итогам опроса и тестирования):

- 84% учащихся смогли корректно объяснить, почему однослойная сеть не решает XOR (против 31% в контрольной группе, изучавшей ИИ только через API);
- 76% продемонстрировали понимание весов как «степени влияния признака» (в терминах логических схем – «силы контакта»);
- уровень тревожности при изучении ИИ снизился на 40% (шкала Likert), что подтверждает гипотезу: формализация снижает когнитивную нагрузку.

Интересно, что аналогичные эффекты от использования дискретно-математического подхода в обучении ИИ зафиксированы и в международных исследованиях [8].

Дискретная математика в эпоху ИИ перестаёт быть «вспомогательной дисциплиной» и становится ключевым методическим ресурсом для создания научно

обоснованной, преемственной и мотивирующей образовательной траектории по информатике. Через неё логические схемы перестают быть архаикой, а нейросети – недоступной «магией». Предложенный подход:

- соответствует принципам проблемного обучения и опережающей формализации;
- реализует межуровневую преемственность (школа → вуз);
- формирует цифровую грамотность не как набор умений, а как систему понятий.

Перспективы дальнейших исследований:

- разработка методик включения дискретно-математических моделей в курсы ИИ для основной школы (5–9 классы);
- создание открытой платформы с интерактивными «логико-нейронными» тренажёрами, интегрированной в отечественные LMS (ЯКласс, Сферум);
- изучение влияния такого подхода на формирование алгоритмического и критического мышления.

Список литературы

1. Федеральный государственный образовательный стандарт среднего общего образования (ФГОС СОО) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://fgos.ru> (дата обращения: 03.12.2025).
2. Семакин И.Г. Информатика. 10–11 классы. Базовый и углублённый уровни / И.Г. Семакин, Е.К. Хеннер. – М.: Бином, 2023. – 304 с.
3. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // Bulletin of Mathematical Biophysics. 1943. Vol. 5. Pp. 115–133.
4. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Персептроны и основы теории механизмов восприятия мозгом / Ф. Розенблатт. – М.: Мир, 1965. – 480 с.
5. Кнут Д.Э. Искусство программирования / Д.Э. Кнут. – Т. 4А. Комбинаторные алгоритмы. – М.: Вильямс, 2018. – 960 с.
6. Nielsen M.A. Neural Networks and Deep Learning. Determination Press, 2015. 302 p. [Electronic resource]. – Access mode: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com> (date of request: 09.12.2025).

7. Методика обучения информатике в условиях цифровой трансформации образования / С.В. Бахвалов, М.П. Лапчик [и др.] // Информатика и образование. – 2023. – №7. – С. 12–19.

8. Ровдо М.А. Формирование ИИ-грамотности у школьников средствами учебного предмета «География» / М.А. Ровдо // Педагогическая мастерская «MASTER GEO – 2024». – 2024. – ISSN 978-985-881-695-7 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://elib.bsu.by/handle/123456789/330600> (дата обращения: 09.12.2025). EDN CEOXBU