

УДК 004.8

doi: 10.15622/rcai.2025.040

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЧЕТКИХ МНОЖЕСТВ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ ГИБРИДНОГО ОБЪЯСНИТЕЛЬНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НОВОГО ПОКОЛЕНИЯ<sup>1</sup>

Ю.В. Трофимов (*ura\_trofim@bk.ru*)

А.Н. Аверкин (*averkin2003@inbox.ru*)

А.К. Алексеев (*aak.24@uni-dubna.ru*)

А.В. Шевченко (*leviathan0909@gmail.com*)

Государственный университет Дубна, Дубна

В работе представлен обзор современных формализмов теории множеств, используемых для представления неопределенности в объяснимом искусственном интеллекте (ХАИ). Рассматриваются классические нечеткие множества Л. Заде, их расширения – интуиционистские нечеткие множества К. Атанасова, нейтрософические множества Ф. Смарандаче, а также новейший формализм плитогенных множеств. Показано, как эти подходы позволяют моделировать не только степенную неопределенность, но и неполноту и противоречивость знаний. Обсуждается роль данных формализмов в эволюции ХАИ от первого поколения (ХАИ 1.0) к более продвинутым концепциям ХАИ 2.0 и ХАИ 3.0.

**Ключевые слова:** ХАИ, искусственный интеллект, нечеткие множества.

### Введение

Современные ИИ-системы достигли выдающихся результатов, но их внутренние механизмы остаются малопонятными даже разработчикам: модель выдает ответ, однако причины решения скрыты в миллионах параметров. Такая природа затрудняет проверку корректности вывода, юридическую ответственность и доверие пользователей. Именно эту проблему призван решить объяснимый искусственный интеллект (ХАИ), задача которого – вернуть человеку возможность проследить, почему модель

---

<sup>1</sup> Работа выполнена в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема № 124112200072-2).

пришла к тому или иному результату. Первое поколение подходов ХАИ фокусировалось преимущественно на post hoc объяснениях для статичных моделей: визуализация важности признаков, построение локальных аппроксимаций (например, LIME, SHAP), тепловые карты активаций нейросетей и т.п.. Эти методы позволяли частично пролить свет на решения модели, но были ограничены тем, что не устраняли саму причину неинтерпретируемости – сложность и непрозрачность внутреннего представления знаний. [Averkin et al., 2024] Осознание ограничений ХАИ 1.0 привело к формированию концепции ХАИ 2.0 – второго поколения объяснимого ИИ. Его отличает проактивная интеграция интерпретируемости в полный цикл разработки и акцент на встроенную (intrinsic) прозрачность. Методологическим ориентиром здесь служит классическая теорема Колмогорова – Арнольда, впервые показавшая, как любую многомерную функцию можно разложить в сумму элементарных одномерных преобразований [Колмогоров, 1957]. Именно на этом фундаменте строятся Kolmogorov-Arnold Networks (KAN): каждая связь сети реализует обучаемую одномерную кривую-сплайн, а узлы лишь агрегируют их в аналитически читаемое представление [Ziming et al., 2024]. Тем самым KAN выступают практическим воплощением идей «отцов-основателей» интерпретируемости, демонстрируя, как модели ХАИ 2.0 могут сочетать гибкость глубокого обучения с прозрачностью символьной регрессии, обеспечивая согласованность вывода и количественный учет неопределенности.

Помимо архитектурной объяснимости «Манифест ХАИ 2.0» указывает на 27 открытых исследовательских задач, решение которых предполагает междисциплинарный подход и дальнейшее развитие данной парадигмы [Longo et al., 2024]. Для достижения этих целей используются гибридные архитектуры, сочетающие методы машинного обучения с выразительными средствами нечеткой логики (soft-logic). Soft-logic охватывает нечеткие множества и их расширения – интуиционистские, нейтрософические, плитогенные множества, которые позволяют моделировать знания с учетом неопределенности, приближенности и противоречивости. Подобные модели способны объединять разные критерии оценки, учитывать контекст и явно представлять степень уверенности выводов, что соответствует целям ХАИ 2.0.

Новейшая концепция – ХАИ 3.0 – идет еще дальше и предполагает появление саморефлективных ИИ-систем, которые не только объясняют свои решения, но и способны оценивать собственные объяснения. Такие системы опираются на формализованное знание и выполняют внутреннюю мета-оценку своих выводов. От ХАИ 3.0 ожидают умения выявлять когнитивные конфликты, проверять соответствие вывода базовым принципам домена и оценивать устойчивость вывода при различных допущениях. Для реализации этих функций необходимы новые формальные инструменты, позволяющие ИИ представлять собственные знания на мета-

уровне и обнаруживать несогласованности. Одним из ключевых является плитогенный подход, предоставляющий математический аппарат для такой мета-оценки. Плитогенные множества, как будет показано, позволяют системе одновременно оперировать несколькими «взглядами» на вывод и количественно измерять согласованность между ними, что играет центральную роль в архитектуре ХАИ 3.0. В данной работе рассматриваются основные типы обобщенных множеств – нечеткие, интуиционистские, нейтрософические и плитогенные – с точки зрения их теоретических основ и применения в задачах объяснимости ИИ. Прослеживается эволюция использования этих формализмов в ХАИ от версии 1.0 к 2.0 и далее к зарождающимся идеям ХАИ 3.0.

### **Soft-logic как основа гибридного ИИ**

Одним из краеугольных камней архитектуры ХАИ 3.0 является использование soft-logic – совокупности методов логического вывода и представления знаний, допускающих неопределенность, приближенность и противоречивость. К soft-logic относят, прежде всего, нечеткую логику (fuzzy logic) и обобщения классического понятия множества: нечеткие множества (Fuzzy Sets), а также их расширения – интуиционистские нечеткие множества (Intuitionistic Fuzzy Sets), нейтрософические множества (Neutrosophic Sets) и плитогенные множества (Plithogenic Sets). Эти формализмы позволяют более гибко описывать знание и логику рассуждений, приближаясь к тому, как человек оперирует понятиями неопределенности в реальных ситуациях.

Нечеткая логика была предложена Лотфи Заде в 1965 г. как развитие идей о плавных градуированных множествах. В нечетком множестве каждому элементу  $x$  присваивается степень принадлежности  $\mu(x)$  в диапазоне  $[0, 1]$ , отражающая степень истинности утверждения, что  $x$  принадлежит данному понятию [Zadeh, 1965]. В отличие от классической двоичной логики, где утверждение либо истинно, либо ложно, нечеткая логика позволяет утверждению быть истинным в некоторой степени. Такой подход ближе к человеческому мышлению, где многие понятия имеют размытые границы (например, «высокий рост» или «теплая погода» не имеют четко определенного порога). Нечеткая логика и базы правил на ее основе исторически рассматривались как интерпретируемые модели: правила вида «ЕСЛИ  $X$  И  $Y$ , ТО  $Z$  с вероятностью  $P$ » легко понятны эксперту, а параметр  $P$  отражает степень уверенности. Именно способность работать с нечеткими понятиями делает этот аппарат ценным для ХАИ – он обеспечивает обработку неопределенности при сохранении прозрачности рассуждений. По сути, нечеткая логика служит краеугольным камнем объяснимости в ИИ, предлагая компромисс между строгой точностью и понятной человечностью рассуждений.

В России наиболее значимые результаты в области исследований и разработки современных методов нечетких логик, были получены в работах таких ведущих российских ученых, как Афанасьева Т.В., Батыршин И.З., Борисов В.В., Вагин В.Н., Воронцов К.В., Еремеев А.П., Заболеева-Зотова А.В., Ковалев С.М., Комарцова Л.Г., Курейчик В.В., Курейчик В.М., Лефевр В.А., Лепский В.Е., Молодцов Д.А., Осипов Г.С., Перфильева И.Г., Петровский А.Б., Поспелов Д.А., Силов В.Б., Тарасов В.Б., Фоминых И.Б., Ярушкина Н.Г. Среди зарубежных исследований можно выделить работы Armstrong J.S., Banerjee A., Chandola V., Chen Y.-Y., Forrest S., Keogh E., Kosko B., Kumar V., Mizutani E., Novak V., Povinelli R., Roger Jang J.-S., Rutkowska D., Sun C.-T., Wang L.-X., Xu X.

Интуиционистские нечеткие множества (ИНМ), введенные К. Атанасовым в 1986 г., расширяют аппарат нечетких множеств введением двух функций принадлежности: степени принадлежности  $\mu(x)$  и степени непринадлежности  $\nu(x)$  для каждого элемента  $x$ . В ИНМ не требуется, чтобы  $\nu(x) = 1 - \mu(x)$ , как это было бы в классическом случае; вместо этого допускается нерешенность или сомнение, равное  $1 - \mu(x) - \nu(x)$  [Atanassov, 1986]. Это позволяет явно моделировать ситуацию, когда информация о принадлежности элемента к понятию недостаточна или противоречива – т.е. существует зона неопределенности (неуверенности). Интуиционистские множества точнее отражают реальный процесс экспертной оценки: эксперт может сказать, что некоторый факт частично подтверждает гипотезу (например,  $\mu=0.6$ ), частично ей противоречит ( $\nu=0.2$ ), а оставшаяся часть (0.2) – это неопределенность из-за нехватки данных или колебаний. Для ХАИ такие конструкции полезны тем, что позволяют отображать степень уверенности и сомнений прямо в объяснениях. Например, объяснение решения может содержать индикацию: «Диагноз А подтверждается на 60%, опровергается на 20%, оставшиеся 20% информации недостаточно для вывода» – что значительно информативнее, чем бинарное «Диагноз А или не А».

Нейтрософические множества – дальнейшее обобщение, предложенное Ф. Смарандэке в конце 1990-х, – вводят трехзначную меру принадлежности: помимо степени истины  $T(x)$  и ложности  $F(x)$  для элемента  $x$ , явно вводится степень неопределенности  $I(x)$  [Smarandache, 2004]. Нейтрософическая логика исходит из философской концепции нейтрософии, постулирующей одновременное присутствие правды, лжи и нейтрального (неопределенного) элемента. В нейтрософическом множестве для каждого  $x$  допускаются независимые значения  $T(x)$ ,  $I(x)$ ,  $F(x)$ , не обязательно суммирующиеся к 1 или каким-либо фиксированным константам [Smarandache, 2004]. Это чрезвычайно гибкий аппарат, позволяющий выражать сложные состояния знаний: например, высокая неопределенность ( $I$  близко к 1) при одновременно высоких значениях  $T$  и  $F$  может отражать противоречивые данные или парадоксальную ситуацию. Нейтрософиче-

ский подход удобен для представления противоречивой информации в ХАИ: система может признавать, что аргументы «за» и «против» решения сильны одновременно, указывая на наличие конфликта, который сам по себе становится частью объяснения. Такой подход перекликается с требованием регуляторных стандартов фиксировать неопределенность и риск наряду с выводом – прозрачная система должна уметь показать, где она не уверена.

Плитогенные множества – новейшее расширение теории множеств, также разработанное Смарандэке – еще более укрепляют гибкость представления знаний за счет учета множественности атрибутов и их противоречий. В плитогенном множестве каждый элемент характеризуется не одним признаком, а целым набором атрибутов (потенциально разнородных), причем для каждого атрибута задается свое значение принадлежности элемента [Smarandache, 2018]. Более того, вводится понятие степени противоречия между значениями атрибутов. Идея состоит в том, что реальные решения зависят от множества факторов, которые могут конфликтовать друг с другом. Например, при решении о выдаче кредита фактор дохода клиента может «за» (высокий доход), а фактор кредитной истории – «против» (были просрочки). Обычное нечеткое правило могло бы усреднить эти влияния, а плитогенный подход позволяет явно указать степень противоречия между ними и учесть доминирующий фактор. Плитогенное множество обобщает все предыдущие типы множеств (четкие, нечеткие, интуиционистские, нейтрософические) как частные случаи, когда число атрибутов равно 1. Благодаря этому, плитогенный подход обеспечивает наиболее богатый язык для описания условий и объяснений решений. В контексте ХАИ он означает, что объяснение может одновременно учитывать несколько свойств ситуации, выражая для каждого свой уровень истинности и указывая, как разные аспекты взаимодействуют. Тем самым достигается более полное и достоверное объяснение сложных выводов: вместо упрощения, система может сказать «Решение принято, потому что фактор X и Y преимущественно указывают на положительный исход, хотя фактор Z противоречит им на 30%».

Объединение перечисленных компонентов soft-logic в рамках гибридного ИИ открывает возможность для создания символично-нейросетевых систем. Объяснимость и доверие должны быть заложены в систему изначально, а не добавляться в виде постфактум надстроек. Должна быть сформулирована многоуровневая архитектура, где каждый слой повышает прозрачность, а функции принимают на себя взаимодействующие агенты: одни отвечают за вычислительное решение, другие – за генерацию и адаптацию объяснений, третьи – за непрерывную калибровку доверия пользователя к модели. Факты и правила, выраженные через нечеткие или нейтрософические множества, могут сосуществовать с обучаемыми нейрон-

ными модулями. Soft-logic выступает связующим звеном: она переводит числовые выходы модели в лингвистически понятные категории (через функции принадлежности) и агрегирует их по понятным правилам.

### **Переход к ХАИ 2.0 и ХАИ 3.0**

ХАИ 1.0 характеризуется *post hoc* методами интерпретации уже после получения решения «черного ящика». Эти методы играли важную роль на начальном этапе, демонстрируя принципиальную возможность объяснения сложных моделей. Однако их ограниченность проявляется в отсутствии встроенной прозрачности: модель все еще изначально не ориентирована на интерпретируемость. Пользователь ХАИ 1.0 получает объяснение в виде важных признаков, но не видит логической структуры принятия решения.

ХАИ 2.0 возник как ответ на эти недостатки. Его идеология – проектировать модели, изначально объяснимые. Это достигается путем объединения моделей машинного обучения с логико-семантическими компонентами, обеспечивающими интерпретацию. Например, нейросеть может быть интегрирована с нечеткой экспертной системой или обучена таким образом, чтобы ее скрытые компоненты имели понятный смысл. Концепция ХАИ 2.0 предполагает, что объяснимые ИИ-системы обладают расширенными гибридными архитектурами, учитывающими сразу несколько критериев оценки решения, сохраняют согласованность с контекстом и явно работают с неопределенностью. Объяснения в ХАИ 2.0 должны быть многомерными, контекстуально непротиворечивыми и отражать степень уверенности и доверия пользователя к выводу. Для реализации таких требований используются формальные модели, способные объединять разнородные признаки и критерии, выявлять и количественно учитывать противоречия между ними, а также предоставлять меры уверенности в выводах. На практике переход к ХАИ 2.0 выражается в появлении моделей с внутренней интерпретируемостью. Кроме того, ключевую роль начинают играть описанные ранее формализмы неопределенности. Плитогенные множества оказались практически идеально согласующимися с философией ХАИ 2.0. Благодаря многокритериальной природе модели каждый элемент (решение) может быть описан совокупностью атрибутов (аспектов объяснения) с указанием степени принадлежности по каждому из них. В отличие от одноаспектных объяснений ХАИ 1.0 (когда дается лишь одна точка зрения – например, «важны признаки А, В, С»), плитогенный подход интегрирует несколько источников оценок в единое объяснение. При этом противоречивость между критериями не замалчивается, а формализуется явно: введена функция степени противоречия, которая количественно оценивает конфликт между различными признаками решения. Если два критерия дают противоречивые оценки элемента, соответствующая

величина отразит степень их несогласованности. Эти значения используются при агрегировании: операции пересечения и объединения в плитогенной логике определяются как линейная комбинация стандартных логических операций, взвешенная с учетом величины противоречия. Механизм объединения критериев становится адаптивным: высокая противоречивость между некоторыми атрибутами ослабляет их совместное влияние (сдвигая операцию в сторону дизъюнктивного объединения), тогда как согласованные критерии агрегируются ближе к конъюнкции. В результате система автоматически фильтрует конфликтующие факторы, снижая их вклад, и обеспечивает контекстуальную согласованность итогового вывода. Кроме того, плитогенный формализм дает средства для явного представления неопределенности, что критично для ХАИ 2.0. Поскольку степени принадлежности могут задаваться в нечеткой, интуиционистской или нейтрософической шкале, модель учитывает не только «истину» и «ложь» критериев, но и долю неопределенности в них. Например, используя нейтрософические оценки внутри плитогенного множества, система для каждого критерия может указать степень истинности его свидетельства, степень ложности и степень неопределенности. Тем самым неопределенность становится операционализированной и учитывается количественно при вычислении вывода.

Таким образом, на этапе ХАИ 2.0 мы видим слияние методов машинного обучения с soft-logic – аппаратами нечеткой и многозначной логики – для достижения глубоко интерпретируемых решений. Плитогенные и смежные формализмы выступают как связующее звено, позволяющее описать сложное поведение модели на языке, понятном человеку.

ХАИ 3.0 пока во многом является концепцией, формирующейся в исследованиях. Это видение системы ИИ, которая способна не только объяснить конечному пользователю свой вывод, но и самостоятельно проанализировать и обосновать этот вывод, обнаружить свои слабые места. По сути, ХАИ 3.0 добавляет мета-уровень: ИИ рассуждает о собственных рассуждениях. Предполагается, что такие системы будут онтологически обоснованы – то есть обладать внутренней мета-моделью знаний (например, онтологией предметной области и критериев решения) – и за счет этого смогут контролировать соответствие своих решений этой мета-модели. От ХАИ 3.0 ожидают, в частности, что система сможет указать: есть ли когнитивный конфликт, насколько вывод соответствует фундаментальным принципам предметной области (доверие к выводу со стороны доменной теории), и насколько вывод устойчив к смене условий (например, если изменятся входные данные в разумных пределах, останется ли решение таким же). Эти проверки выступают аналогом самоконтроля ИИ. Для реализации саморефлексии необходим все тот же богатый математический аппарат soft-logic. В частности, как отмечается, плитогенная

модель предоставляет средства для мета-оценки вывода ИИ на всех требуемых уровнях. Каждый вывод или факт в системе ХАИ 3.0 можно представить как элемент плитогенного множества с несколькими атрибутами, отражающими разные «срезы» знания о нем. Один атрибут может соответствовать степени истинности вывода на основе данных, другой – степени согласования вывода с онтологическими ограничениями, третий – отражать выполнение вывода при различных допущениях или в различных сценариях. В терминах плитогенной логики это означает, что одно суждение характеризуется множеством значений истинности по разным основаниям, после чего вычисляется его совокупная интегральная истинность.. Благодаря этому система ХАИ 3.0 может внутренне анализировать: согласуются ли между собой разные «точки зрения» на утверждение. Противоречия, возникающие между атрибутами, будут явно представлены через вычисленные степени их несогласованности. Высокое значение функции противоречия между некоторыми аспектами оценки укажет на когнитивный конфликт, то есть на наличие несовместимых убеждений или данных в базе знаний относительно данного вывода. Опираясь на онтологию, система сможет интерпретировать, какие именно аспекты находятся в конфликте (например, вывод противоречит одному из принципов теории), и понизить доверие к такому выводу на количественную величину, пропорциональную степени конфликтности. Напротив, если все атрибуты (все точки зрения) согласованы, система фиксирует высокое общее значение истинности вывода и высокое доверие к нему.

Применение плитогенного подхода в ХАИ 3.0 делает объяснения максимально богатыми: ИИ способен прямо заявить, например, «мой вывод X конфликтует с принципом Y на 30%, поэтому степень уверенности в X снижена» – и таким образом продемонстрировать пользователю учет внутренних конфликтов и ограничений. Такая прозрачная мета-оценка призвана укрепить доверие пользователя, поскольку ИИ явно показывает, почему считает свой вывод правильным, и честно указывает на обнаруженные им же самому потенциальные противоречия или ограничения применимости вывода. Плитогенный формализм, таким образом, представляет целостный логико-алгебраический язык для описания и объяснения процесса рассуждения ИИ на новом уровне – уровне самообъяснения.

### **Эволюционные шкалы доверия**

Последовательный переход от post hoc методик ХАИ 1.0 к встроенной прозрачности, характерной для ХАИ 2.0, и далее к многоуровневой самообъясняющейся архитектуре ХАИ 3.0, можно отразить сквозь ось «уровень объяснимости». Этапы L0-L6 сведены в схематическую лестницу (рис. 1), где каждой ступени сопоставлены характерные инструменты и инженерные решения.



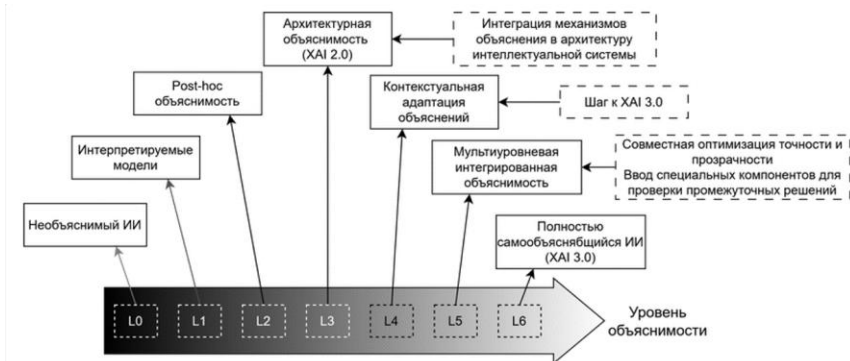


Рис. 1. Лестница объяснимости

Если рис. 1 описывает постепенное углубление объяснимости модели, то следующая измерительная ось L0-L7 характеризует эволюцию доверия пользователя к искусственному интеллекту (рис. 2)

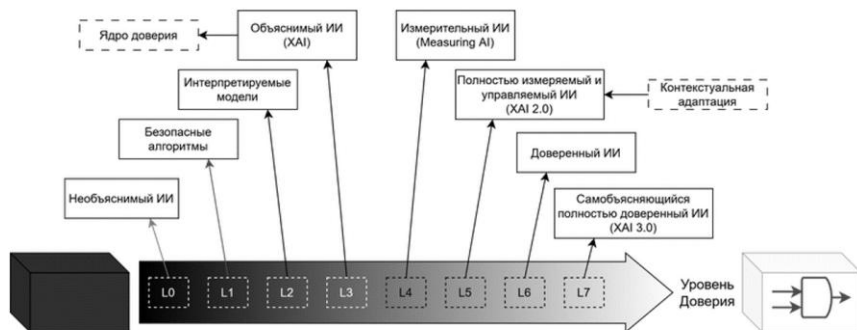


Рис. 2. Лестница доверия к искусственному интеллекту

В совокупности рассмотренные этапы формирования объяснимого интеллекта образуют непрерывную траекторию наращивания прозрачности, ответственности и доверия системы. Для наглядности эволюции была разработана «эволюционная лестница», каждая ступень которой отражает не только технический уровень интерпретируемости, но и характер взаимодействия человека с искусственным интеллектом. Графическое представление приведено на рис. 3.

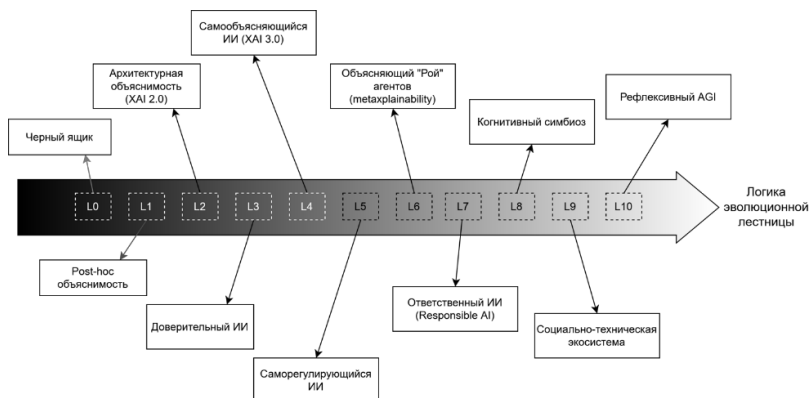


Рис. 3. Эволюционная лестница доверия и объяснимости ИИ

## Заключение

Эволюция объяснимого ИИ неразрывно связана с развитием формальных моделей представления неопределенности и знаний. Если XAI 1.0 опирался на постфактум объяснения и относительно простые метрики важности, то XAI 2.0 интегрирует объяснимость в сами модели, используя гибридные подходы и богатый математический аппарат для представления знаний. Нечеткие, интуиционистские, нейтрософические множества и особенно плитогенные множества сыграли важную роль в этом переходе. Они обеспечили язык для описания сложных решений машины в терминах, понятных человеку: через степени принадлежности, неопределенности, противоречия, множественные аспекты.

Плитогенный формализм, будучи обобщением всех предыдущих, открывает путь к XAI 3.0 – системам, способным не только объяснять, но и оценивать свои объяснения. За счет многомерного представления вывода и вычисления согласованности между ними, такие системы смогут выявлять свои внутренние противоречия и явно сообщать о них. Это новый уровень прозрачности, который потенциально преобразует взаимодействие человека с ИИ: доверие будет строиться на понимании не только *что* модель решила, но и *почему она уверена и насколько устойчиво* ее решение.

Можно ожидать, что дальнейшие исследования XAI 3.0 будут связаны с развитием удобных для пользователя методов визуализации многомерных объяснений, автоматического вывода текстовых отчетов о мета-оценке вывода, стандартизации онтологий доверия и когнитивного конфликта. Однако уже сейчас ясно, что для достижения полной прозрачности ИИ-систем необходим именно симбиоз машинного обучения с нечеткой логикой и расширенными теориями множеств.

**Благодарности.** Авторы выражают особую благодарность компании «Yadro «КНС Групп» за предоставленное необходимого вычислительного оборудования. Авторы выражают свою признательность Муравьеву И.П. за иллюстрации.

### Список литературы

- [Колмогоров, 1957] Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного переменного и сложения // Доклад АН СССР. – 1957. – Т. 114. – С. 953-956.
- [Atanassov, 1986] Atanassov K.T. Intuitionistic fuzzy sets // Fuzzy Sets and Systems. – 1986. – Vol. 20, No. 1. – P. 87-96. – doi: 10.1016/S0165-0114(86)80034-3.
- [Averkin et al., 2024] Averkin A.N., Volkov E.N., Yarushev S.A. Explainable artificial intelligence in deep learning neural netsbased digital images analysis // Journal of Computer and Systems Sciences International. – 2024. – Vol. 63. – P. 175-203. – doi: 10.1134/S1064230724700138.
- [Longo et al., 2024] Longo L. [et al.]. Explainable Artificial Intelligence (XAI) 2.0: A manifesto of open challenges and interdisciplinary research directions // Information Fusion. – 2024. – Vol. 106.
- [Smarandache, 2004] Smarandache F. Neutrosophic Set – A Generalization of the Intuitionistic Fuzzy Set // International Journal of Pure and Applied Mathematics. – 2004. – No. 24.
- [Smarandache, 2018] Smarandache F. Plithogenic Set, an Extension of Crisp, Fuzzy, Intuitionistic Fuzzy, and Neutrosophic Sets – Revisited // Neutrosophic Sets and Systems. – 2018. – Vol. 21. – P. 153-166.
- [Zadeh, 1965] Zadeh L.A. Fuzzy sets // Information and Control. – 1965. – Vol. 8, No. 3. – P. 338-353. – doi: 10.1016/S0019-9958(65)90241-X.
- [Ziming et al., 2024] Ziming L. [et al.]. KAN: Kolmogorov-Arnold Networks [Электронный ресурс] // arXiv. 2024. URL: <http://arxiv.org/abs/2404.19756> (дата обращения: 13.06.2025).