

## ОЦЕНКА КАЧЕСТВА БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКИХ МНОЖЕСТВ

*Бойкова Анна Викторовна,*

*доктор экономических наук, доцент,*

*e-mail: emp@tstu.tver.ru*

*Тверской государственный технический университет,*

*г. Тверь, Россия*

*Павленко Владислава Максимовна,*

*разработчик программного обеспечения, e-mail: alexmario@mail.ru*

*Компания Fan&Sun,*

*г. Москва, Россия*

© Бойкова А.В., Павленко В.М., 2026

**Аннотация.** В статье предложен подход к оценке качества больших языковых моделей на основе нечетких множеств. Разработан метод нечеткой оценки на основе усовершенствованного нечеткого вывода Мамдани с симметрическим агрегированием метрик.

**Ключевые слова:** нечеткая логика, нечеткий логический вывод, LLM, качество LLM.

## QUALITY ASSESSMENT OF LARGE-SCALE LANGUAGE MODELS BASED ON FUZZY SETS

*Boykova A.V.*

*Tver State Technical University*

*Pavlenko V.M.*

*Fan&Sun Company*

**Abstract.** This article proposes an approach to assessing the quality of large language models based on fuzzy sets. A fuzzy evaluation method based on an improved Mamdani fuzzy inference with symmetric metric aggregation is proposed.

**Keywords:** fuzzy logic, fuzzy logical inference, LLM, LLM quality.

Перспективные исследования в области разработки систем поддержки принятия решений (СППР) показывают, что наиболее динамично будут внедряться технологии искусственного интеллекта. При

этом доминирующая роль отводится большим языковым моделям [1]. Однако данный процесс сопряжен с необходимостью решения широкого круга вопросов, связанных с оценкой их качества, непосредственно выбора и контроля робастности на этапе функционирования [2].

Современные большие языковые модели обладают сложным набором характеристик, в связи с чем оценка их качества не определяется одной метрикой, а оценивается по совокупности показателей, включающей:

1. Точность (Accuracy) – процент правильных ответов или общий балл на тестах.

2. Время задержки (Latency) – среднее время отклика модели.

3. Токсичность (Toxicity) – доля сгенерированных заведомо неверных, стереотипных ответов.

4. Устойчивость (Robustness) – способность модели сохранять качество при шуме, атаках или замене системного запроса.

5. Предвзятость (Bias) – степень объективности модели (например, различие в качестве ответов для разных рабочих групп).

6. Потребление ресурсов – например, объем памяти (RAM, процессорное время, затраты электроэнергии), требуемый для инференса.

Возникает задача многомерной оценки: как сопоставить модели, если одна из них превосходит по точности, но уступает по скорости и безопасности? Прямое усреднение или взвешивание метрик затруднено из-за несоизмеримости шкал и субъективности выбора весов. Необходим подход, способный интегрировать разнородные метрики в единый показатель с учетом их свойств и приоритетов. Важным вопросом является также интерпретируемость полученных агрегированных оценок.

Нечеткая логика предоставляет собой удобный инструмент для решения подобных задач. Нечеткие системы широко применялись в теории принятия решений, благодаря возможности включать экспертные знания в виде лингвистических правил. Метод Мамдани является одним из наиболее распространенных видов нечеткого вывода [2], применяемых при решении подобных задач. Преимущество использования логического вывода заключается в интерпретируемости правила вида «*IF X AND Y, THEN Z*», понятного эксперту, что повышает доверие к системе оценок и предпочтений.

Традиционные нечеткие системы логического вывода, как правило, агрегируют правила методом максимума-минимума [3] (операции *AND* → *min*, *OR* → *max*, объединение выводов через максимумные или минимумные правила) с последующей дефазификацией по центру тяжести при проведении нечеткого логического вывода Мамдани [4].

Такой подход может не учитывать сложные взаимосвязи между несколькими переменными. Для повышения адекватности агрегирования логично вместо процедуры поиска центра тяжести в логическом выводе Мамдани использовать симметрическую сумму [5]. Оператор симметрической суммы способен учитывать взаимное влияние нескольких аргументов [4].

При этом устанавливается порядок предпочтительности между симметрическими суммами, отображающий степень предпочтительности одного решения над другим [3].

Модель сочетает правила Мамдани (для интерпретируемости и учета экспертных приоритетов) с симметрическим агрегатором (для взвешенного объединения метрик). Предлагаемый в статье подход должен выдавать сквозную (обобщенную) метрику качества LLM по шкале [0–1], учитывающую одновременно точность, эффективность, безопасность и другие свойства.

Общая архитектура предложенного подхода показана на рис. 1.

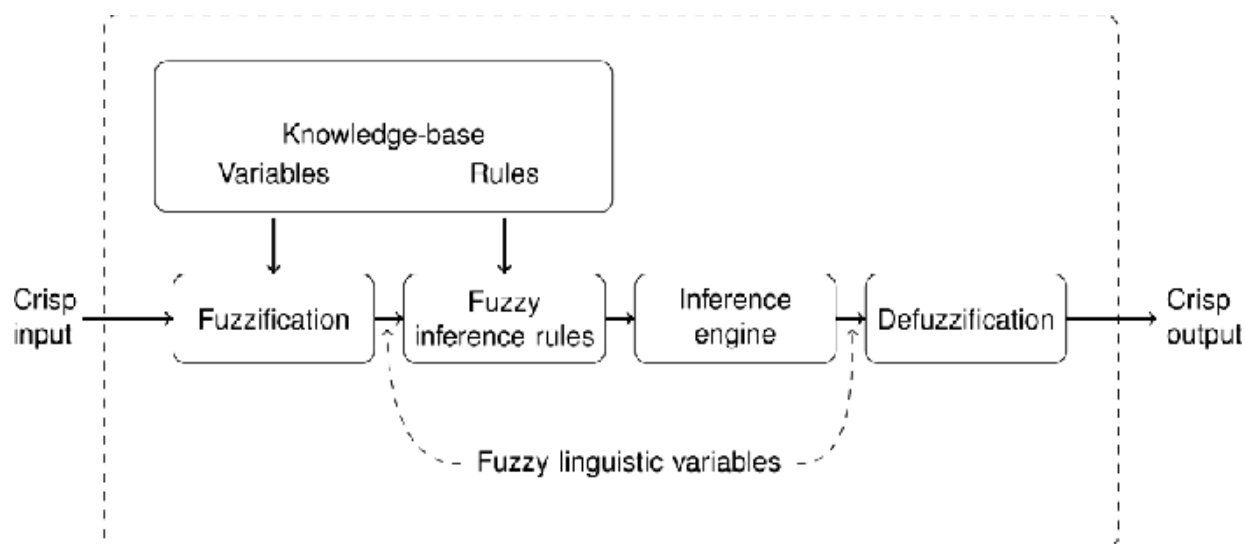


Рис. 1. Структура нечеткой системы для интегральной оценки больших языковых моделей

На входе система принимает набор разнородных метрик, характеризующих LLM. В рамках статьи рассматривается шесть входных метрик: точность, время задержки, токсичность, устойчивость, предвзятость и потребление ресурсов. Они предварительно нормируются на конечные диапазоны.

Фаззификатор преобразует каждое входное значение в набор степеней принадлежности к нечетким термам (лингвистическим значениям) соответствующей переменной.

Далее нечеткий вывод (Inference Engine) использует базу правил IF – THEN для получения выводного нечеткого заключения о качестве модели. Правила сформулированы на экспертном языке (например: «ЕСЛИ точность высокая И токсичность низкая И ... ТО качество высокое»). Каждое правило вычисляет степень активации и вносит «размытый» вклад в оценку качества.

Таким образом, в статье представлена гибридная нечеткая модель для сквозной оценки качества LLM, учитывающая множество разнородных метрик. Она сочетает интерпретируемость правил Мамдани и гибкость симметрического агрегирования. Ключевые преимущества подхода:

*многомерность и сравнимость.* Модель позволяет свести разные показатели (точность, скорость, токсичность и др.) к единой шкале;

*учет приоритетов и нелинейных эффектов.* С помощью правил легко заложить приоритеты (например, безопасность) и нелинейные пороги (например, при точности ниже определенного значения качество ухудшается);

*интерпретируемость и прозрачность.* Каждое решение системы можно объяснить посредством сработавших правил;

*симметрическое агрегирование.* Добавление MSM-усреднения предотвращает ситуацию, когда одно правило или один фактор целиком подавляет остальные;

*адаптивность.* Модель легко расширяется, т. е. в нее можно добавить новые метрики (оценку достоверности ответов, степень соответствия инструкции и т. п.) с соответствующими лингвистическими переменными и правилами;

*простота реализации.* Использование готовых библиотек и понятных конструкций (правила, функции принадлежности) ускоряет процесс внедрения модели.

Гибридная нечеткая модель с симметрической сверткой метрик демонстрирует жизнеспособность для оценки качества сложных AI-систем. Она объединяет лучшие стороны нечеткой логики (гибкость, понятность) и мощных агрегаторов (учет взаимодействий, устойчивость результатов). В результате пользователи получают сквозную метрику качества LLM, отражающую сразу несколько аспектов и настраиваемую под их приоритеты, которая может служить ценным инструментом при выборе и оптимизации моделей.

## БИБЛИГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Noam Shazeer. Fast Transformer Decoding: One Write-Head is All You Need. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.02150> (дата обращения: 28.03.2025).

2. Филипенко К. Reasoning-LLM: архитектура и обзор передовых моделей. URL: <https://habr.com/ru/companies/selectel/articles/892600/comments/> (дата обращения: 28.03.2025).
3. A General Language Assistant as a Laboratory for Alignment / A. Askeel, Yu. Bai, A. Chen, D. Drain, D. Ganguli, T. Henighan [et al]. arXiv preprint arXiv:2112.00861 (2021). URL: <https://pub.sakana.ai/doc-to-lora/> (дата обращения: 28.03.2025).
4. Bai Y., Kadavath S., Kundu S. Constitutional AI: Harmlessness from AI Feedback. URL: <https://arxiv.org/abs/2212.08073> (дата обращения: 28.03.2025).
5. Dai Andrew M, Du Nan. More Efficient In-Context Learning with GLaM. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.06905> (дата обращения: 28.03.2025).

УДК 378.1

## **ESG-ТРАНСФОРМАЦИЯ В СИСТЕМЕ УПРАВЛЕНИЯ КАЧЕСТВОМ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО ПРОЦЕССА В ВЫСШЕЙ ШКОЛЕ**

***Яконовская Татьяна Борисовна,***

*кандидат экономических наук, доцент,*

*e-mail: tby81@yandex.ru*

***Прошина Мария Владимировна,***

*магистрант, e-mail: proshinamarya@yandex.ru*

***Тверской государственный технический университет,***

*г. Тверь, Россия*

*© Яконовская Т.Б., Прошина М.В., 2026*

**Аннотация.** В статье рассмотрены теоретические и практические аспекты интеграции принципов ESG в систему управления качеством образовательного процесса в высшей школе. Проанализированы ключевые направления трансформации: экологизация кампусов, внедрение социально ответственных образовательных программ, совершенствование корпоративного управления. Предложена модель оценки эффективности ESG-трансформации, включающая показатели экологической устойчивости, социальной инклюзивности и качества управления. Особое внимание уделено барьерам внедрения и перспективам развития ESG-практик в российских университетах.