

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ ЛОГИКА И МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ: СИНЕРГИЯ СИМВОЛЬНЫХ И СТАТИСТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ

Рассматривается взаимодействие методов математической логики с методами машинного обучения в рамках нейросимвольного подхода.

Введение

Математическая логика и машинное обучение (МО) долгое время развивались как конкурирующие парадигмы искусственного интеллекта (ИИ). Символьный подход, основанный на формальных правилах вывода, обеспечивает точность и интерпретируемость, однако плохо справляется с неструктурированными и зашумлёнными данными, а разработка полного набора правил для реальных доменов трудоёмка. Статистические методы, напротив, эффективно обрабатывают сырые данные больших объёмов, однако с трудом выполняют строгий логический вывод и склонны к ошибкам при нехватке размеченных примеров. Их интеграция формирует новый класс нейросимвольных (NeSy) систем, сочетающих обучаемость нейронных сетей со строгостью формального вывода [1]. Цель данной работы – рассмотреть преимущества использования гибридного подхода.

I. Преимущества подхода

Интеграция логики и МО даёт ряд практических выгод, реализуемых как по отдельности, так и в совокупности.

Интерпретируемость: логические правила обеспечивают трассируемые объяснения, критически важные в медицине и праве, где решение системы должно быть обосновано перед человеком-экспертом [2].

Надёжность: символьные ограничения гарантируют соблюдение предметных инвариантов даже при обобщении на новые данные и за пределы обучающего распределения [1]. Чисто нейронные модели нередко нарушают очевидные ограничения; логический компонент предотвращает такие сбои.

Эффективность обучения: правила исполняют роль априорных знаний, существенно сокращая потребность в размеченных данных. Для ряда задач зрительно-языкового рассуждения нейросимвольные

модели сохраняют конкурентоспособную точность при обучении на 10 % исходного датасета [3].

Составной вывод: логические системы поддерживают многошаговые аргументационные цепочки, недоступные чисто статистическим моделям [4]. Это особенно существенно для задач планирования, диагностики и научного рассуждения, где промежуточные шаги столь же важны, что и конечный ответ.

II. Выводы

Нейросимвольный подход представляет собой перспективное направление, в котором строгость математической логики и обучаемость нейронных сетей взаимно усиливают друг друга. Успешное применение данной парадигмы в таких областях, как извлечение именованных сущностей (NER), логическое обоснование в LLM, анализ графов знаний и мониторинг киберугроз, наглядно демонстрирует эффективность синергии символьных и статистических методов.

Дальнейшее развитие направления связано с автоматическим извлечением правил непосредственно из данных, масштабированием нейросимвольных методов на крупные онтологии и созданием формально верифицируемых систем ИИ, пригодных для развёртывания в критически важных областях.

Список литературы

1. Marra, G. [et al.] From statistical relational to neurosymbolic artificial intelligence: A survey // Artificial Intelligence. – 2024. – doi:10.1016/j.artint.2023.104062.
2. Belle, V. Symbolic Logic meets Machine Learning: A Brief Survey in Infinite Domains // arXiv:2006.08480. – 2020.
3. Renkhoff, J. [et al.] Surveying neuro-symbolic approaches for reliable artificial intelligence of things // Journal of Reliable Intelligent Environments. – 2024. – doi:10.1007/s40860-024-00231-1.
4. Colelough, B. C. [et al.] Neuro-Symbolic AI in 2024: A Systematic Review // arXiv:2501.05435. – 2025.

Захаренков Иван Дмитриевич, студент кафедры интеллектуальных информационных технологий БГУИР, vawashop@gmail.com.

Шумилов Артём Андреевич, студент кафедры интеллектуальных информационных технологий БГУИР, frogwithcode@gmail.com.

Научный руководитель: Зотов Никита Владимирович, младший научный сотрудник НИЛ 3.3, ассистент кафедры интеллектуальных информационных технологий БГУИР, n.zotov@bsuir.by.