

ГІБРИДНІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ: ПОЄДНАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ І ЛОГІЧНИХ ПІДХОДІВ

Матвеев М.С., Аксак Н.Г.

Кафедра Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем
Харківський національний університет радіоелектроніки,
Україна

E-mail: mykhailo.matvieiev@nure.ua,
natalia.axak@nure.ua

Abstract

The article provides an analysis of the theoretical and architectural underpinnings of hybrid intelligent systems which incorporate symbolic reasoning and neural network-based learning. The article delves into current approaches to merging logic-based knowledge representation with sub-symbolic processing, such as deep learning and embeddings. It highlights the difficulties associated with harmonizing symbolic inference with neural generalization, and the significance of interpretability, scalability, and trust in intelligent decision-making. The practical applications of this research in natural language understanding, visual reasoning, and explainable AI (XAI) are also explored. Furthermore, the paper outlines potential future developments pertaining to self-adaptation, integration with external knowledge graphs, and formal consistency in learning reasoning frameworks.

Сучасний розвиток штучного інтелекту свідчить про те, що класичні нейронні моделі, незважаючи на їх здатність до ефективного навчання на великих об'ємах даних, часто залишаються малозрозумілими для користувачів і розробників, що обмежує їх використання в критично важливих системах. З іншого боку, символічні системи, які працюють з логічними правилами, дедуктивними схемами та онтологіями, мають високий рівень прозорості, але не є настільки гнучкими, як нейронні мережі. Гібридні інтелектуальні системи (нейро-символьні системи), які об'єднують ці два підходи, дозволяють створювати архітектури, які можуть навчатися самостійно, а також обґрунтовано пояснювати свої рішення. У таких моделях дедуктивне виведення може відбуватися на основі знань, набутих через тренування нейромережі, тоді як логічний модуль накладає семантичні або структурні обмеження для підвищення достовірності результатів [1].

Одним із перспективних напрямів є інтеграція графових нейронних мереж із механізмами логічного аналізу, що дозволяє обробляти складні зв'язки між об'єктами у знаннєвих структурах. Такі системи використовуються в задачах класифікації, виявлення аномалій, обробки природної мови, де структура знань грає ключову роль [2]. Наприклад, при аналізі текстів правового характеру або наукових публікацій гібридні моделі можуть поєднувати embedding слова з логіко-семантичним контролем сумісності висловлювань. Додатково розвивається напрям комбінування трансформерів із символічними плагінами, що надає змогу підвищити інтерпретованість великих мовних моделей і керувати їх поведінкою через явно задані правила [3].

У рамках візуального аналізу зображень нейро-символьні методи поєднують патерни, виявлені нейромережею, з інформацією, закладеною в графах сцен або базах здорового глузду, що суттєво поліпшує якість інтерпретації контексту [4]. Наприклад, у візуальному аналізі взаємодії об'єктів (людина - предмет - дія) система може одночасно порівнювати зображення та перевіряти логічну узгодженість опису з базовими сценаріями. У біомедицинській галузі гібридні системи вже використовуються для поясненої діагностики, де нейронна мережа виявляє ознаки на медичних зображеннях, а символічний модуль формує логічне обґрунтування діагнозу на основі клінічних правил [5].

У сукупності нейро-символьні підходи в візуальному аналізі поєднують ефективність глибокого навчання з можливістю логічного контролю, що має особливе значення в завданнях, де потрібно

розуміти просторові та семантичні зв'язки між об'єктами, а не лише класифікувати їх. Інтеграція різних типів ознак – візуальних, текстових, контекстуальних – з онтологічними знаннями дозволяє підвищити точність інтерпретації складних сцен. Такі системи набувають все більшої популярності в безпілотних технологіях, системах безпеки, медичній візуалізації та робототехніці.

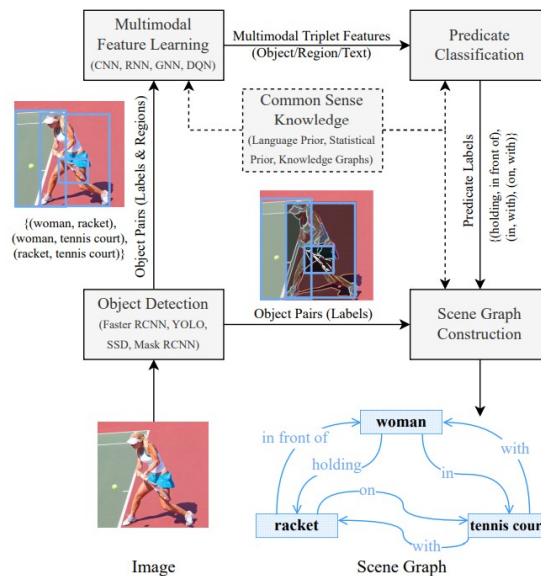


Рис. 1. Схема процесу побудови графа сцени у нейро-символьному візуальному міркуванні: спочатку виявляються об'єкти за допомогою моделей (наприклад, Faster R-CNN, YOLO), потім формується множина пар об'єктів, витягуються мультимодальні ознаки, залучаються знання з баз здорового глузду (мовні пріори, статистичні зв'язки, графи знань). Після класифікації відносин (на кшталт holding, in front of, with) будується граф сцени, який представляє логічні зв'язки між об'єктами зображення

Розвиток нейро-символьних систем також пов'язаний із впровадженням концепції continual learning, або безперервного навчання. Такий підхід дозволяє інтелектуальним системам накопичувати нові знання без втрати попередньо набутого досвіду, що є критично важливим для довготривалого використання в реальному середовищі. Гібридні архітектури з логічними обмеженнями спроможні зменшити ризик катастрофічного забування, що є типовою проблемою для класичних нейронних мереж. Крім того, дедалі активніше досліджується включення метакогнітивних компонентів у структуру нейро-символьних систем – таких, що можуть не лише виконувати дії, але й оцінювати власну ефективність, визначати ступінь впевненості в рішеннях, а в окремих випадках – змінювати власну стратегію дій. Це відкриває шлях до створення автономних, адаптивних та етичних інтелектуальних агентів, які спроможні співпрацювати з людиною, а не лише діяти на основі заданих алгоритмів, без розуміння їхнього контексту чи наслідків.

Ще один напрямок полягає у поєднанні ймовірного виведення з логічними обмеженнями. Це особливо важливо в умовах неповних або суперечливих даних, коли модель повинна не лише прогнозувати, а й оцінювати достовірність своїх висновків. Такі підходи застосовуються в системах рекомендацій, автономних роботах, прогнозуванні ризиків [6].

Крім того, нові дослідження зосереджуються на інтеграції нейро-символьних систем з багатомодальними архітектурами, що працюють не лише з текстовими і візуальними даними, а також поєднують звук, відео, жести та сигнали датчиків. Це відкриває нові можливості для розвитку адаптивних систем у цифрових помічників, розумних інтерфейсів та інклюзивних технологій [7]. Поєднання багатомодального навчання з логічним виведенням дозволяє створювати моделі, які здатні до складного контекстного розуміння ситуації, наприклад, розпізнавання емоцій користувача та створення відповідної поведінкової відповіді в людяноорієнтованих інтелектуальних системах [8].

Хоча активний прогрес спостерігається, досі лишаються значні виклики, включаючи узгодженість процесів навчання й логічного виведення, масштабування моделей до великих знанневих графів, стабільність у динамічному середовищі та формування довіри до результатів. Крім того, деякі дослідники вказують на проблему узгодження сильного та слабого інтелекту в

межах однієї системи, що означає інтеграцію високорівневого абстрактного мислення з низькорівневим сенсорним сприйняттям.

У межах вивчення інтелектуальних комп'ютерних систем тема гібридних моделей набуває особливої актуальності, оскільки дозволяє проектувати складні інформаційні системи, які здатні одночасно навчатися самостійно та виконувати логічно обґрунтовані операції. Такий підхід надзвичайно перспективний для критичних сфер, таких як охорона здоров'я, автономні транспортні системи та державне управління, оскільки вимагається висока точність та довіра до результатів. Таким чином, розвиток гібридних моделей може стати ключовим напрямком майбутніх досліджень у сфері інтелектуальних комп'ютерних систем, особливо для створення пояснюваного, безпечного та адаптивного штучного інтелекту.

Література

1. Garcez A. d'Avila, Gori M., Lamb L. C., Serafini L., Spranger M., Tran S. Neural-Symbolic Computing: An Effective Methodology for Principled Integration of Machine Learning and Reasoning [Electronic resource] // arXiv preprint. 2019. Access mode: <https://arxiv.org/abs/1905.06088>.
2. Lamb L., Garcez A., Gori M., Prates M., Avelar P., Vardi M. Graph Neural Networks Meet Neural-Symbolic Computing: A Survey and Perspective [Electronic resource] // arXiv preprint. 2020. Access mode: <https://arxiv.org/abs/2003.00330>.
3. Bhuyan B. P., Rathi A., Javed S. Neuro-symbolic artificial intelligence: a survey [Electronic resource] // Neural Computing and Applications. 2024. Access mode: <https://doi.org/10.1007/s00521-024-09960-z>.
4. Khan M. J., Hanif M. A., Shaukat A., et al. A Survey of Neurosymbolic Visual Reasoning with Scene Graphs and Common Sense Knowledge // Neurosymbolic AI Journal. 2024. P.155-167.
5. Wang W., Wu F. Towards Data- and Knowledge-Driven AI: A Survey on Neuro-Symbolic Computing [Electronic resource] // arXiv preprint. 2022. Access mode: <https://arxiv.org/abs/2210.15889>.
6. Wan Z., Yang Q., Zhang Y., et al. A Survey and Prospective on Neuro-Symbolic AI [Electronic resource] // arXiv preprint. 2024. Access mode: <https://arxiv.org/abs/2401.01040>.
7. Banayeeanzade A., Rostami M. Hybrid Learners Do Not Forget: A Brain-Inspired Neuro-Symbolic Approach to Continual Learning [Electronic resource] // arXiv preprint. 2025. Access mode: <https://doi.org/arXiv:2503.12635>.
8. Wei H., Shakarian P., Lebiere C., Draper B. et al. Metacognitive AI: Framework and the Case for a Neurosymbolic Approach. [Electronic resource] // arXiv preprint. 2024. Access mode: <https://doi.org/arXiv:2406.12147>.