

ЕФЕКТИВНІСТЬ НЕЙРОСИМВОЛЬНИХ АРХІТЕКТУР У ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМАХ

Вінницький національний технічний університет

Анотація. Доповідь присвячена аналізу ефективності нейросимвольних архітектур у інтелектуальних системах. Розглянуто узагальнену схему гібридної взаємодії конекціоністської та символічної парадигм штучного інтелекту, виділено три типи зв'язку підсистем (послідовний, паралельний і циклічний) та запропоновано критерії оцінювання ефективності таких архітектур: точність вирішення цільової задачі, інтерпретованість результатів, обчислювальні витрати та переносимість на нові предметні області. Як приклад розглянуто власну розробку — програмний модуль перетворення природної мови в запити мови Cypher до графової бази знань, побудований за нейросимвольним принципом. Експериментально підтверджено, що додавання символічного шару семантичної корекції до нейронної мовної моделі підвищує точність трансляції природної мови у формальний запит на 23,3 процентного пункту, що ілюструє загальну ефективність розглянутої архітектурної парадигми.

Ключові слова: нейросимвольні технології; гібридний штучний інтелект; інтелектуальні системи; ефективність архітектур; інтерпретованість; велика мовна модель; база знань.

Abstract. The report is devoted to the analysis of the effectiveness of neurosymbolic architectures in intelligent systems. A generalised scheme of the hybrid interaction between the connectionist and the symbolic paradigms of artificial intelligence is considered; three coupling patterns (sequential, parallel and cyclic) are distinguished, and a set of evaluation criteria for such architectures is proposed: target-task accuracy, interpretability, computational cost and portability across domains. The author's own development — a software module that translates natural-language questions into Cypher queries against a graph knowledge base, built on the neurosymbolic principle, is used as the example. It is experimentally confirmed that adding a symbolic semantic-correction layer on top of a neural language model increases the accuracy of natural-language-to-formal-query translation by 23.3 percentage points, which illustrates the general effectiveness of the architectural paradigm under study.

Keywords: neurosymbolic technologies; hybrid artificial intelligence; intelligent systems; architecture effectiveness; interpretability; large language model; knowledge base.

Розвиток сучасних інтелектуальних систем характеризується одночасним існуванням двох концептуально різних парадигм штучного інтелекту: конекціоністської, представлені глибокими нейронними мережами та великими мовними моделями, та символічної, що ґрунтується на формальних базах знань, логічних та графових структурах. Кожна з парадигм має відомі обмеження: нейронні моделі схильні до непрозорості висновків і галюцинацій на межах розподілу даних, а класичні символічні системи погано масштабуються на «м'які» дані з природною мовою та слабкоструктуровані ситуації. Концепція нейросимвольного штучного інтелекту (Neurosymbolic AI) спрямована на подолання цих обмежень шляхом гібридного поєднання обох підходів у межах однієї системи [1]. У сучасних оглядах [2] нейросимвольні архітектури визначаються як ключовий напрямок розвитку систем штучного інтелекту наступного покоління — пояснюваних, надійних і керованих.

Метою доповіді є оцінювання ефективності нейросимвольних архітектур у інтелектуальних системах за виокремленими критеріями та ілюстрація отриманих висновків на прикладі власної програмної розробки. Завдання роботи: систематизувати типи нейросимвольної взаємодії; сформулювати критерії ефективності таких архітектур; виконати їх кількісну оцінку на показовому прикладі програмної розробки; визначити перспективні напрямки розвитку напряму.

Класифікація нейросимвольних архітектур

На основі узагальненого аналізу літератури [1, 2] можна виділити три основні шаблони взаємодії нейронної (N) та символічної (S) підсистем у нейросимвольних архітектурах. Послідовний шаблон $N \rightarrow S$ передбачає, що нейронна модель породжує проміжне формальне представлення — програмний код, формальний запит, граф знань — яке надалі інтерпретується або верифікується символічним шаром. Паралельний шаблон $N \parallel S$ реалізує одночасну роботу обох підсистем над одним входом, із наступним зведенням результатів методами зведення (усереднення оцінок або голосування).

Циклічний шаблон $N \leftrightarrow S$ впроваджує багаторазовий обмін повідомленнями між підсистемами, наприклад, у вигляді ітеративного уточнення відповіді мовною моделлю на основі сигналу від символного валідатора.

У промислових інтелектуальних системах найбільшого розповсюдження набув послідовний шаблон, оскільки він є простим в реалізації, мінімально змінює усталений хід обробки нейронної моделі та дозволяє повторно використовувати готові символні компоненти (парсери, валідатори, виконавці запитів, бази знань). Саме цей шаблон обрано в основу розглянутого нижче прикладу розробки.

Критерії оцінювання ефективності

У роботі запропоновано чотири критерії оцінювання ефективності нейросимвольних архітектур у інтелектуальних системах: точність вирішення цільової задачі (accuracy); інтерпретованість проміжних і кінцевого результатів (interpretability); сумарні обчислювальні витрати на виведення відповіді (cost); переносимість на нові предметні області (portability). Узагальнений показник ефективності пропонується подавати як зважену згортку нормалізованих часткових показників:

$$E = w_1 \cdot a + w_2 \cdot i - w_3 \cdot c + w_4 \cdot p, \quad (1)$$

де a, i, c, p — нормалізовані до $[0, 1]$ значення часткових показників, а $w_1..w_4$ — невід’ємні вагові коефіцієнти, що відображають пріоритет конкретного застосування і задовольняють умову $w_1 + w_2 + w_3 + w_4 = 1$. У задачах, де вимагається висока інтерпретованість (наприклад, медицина, юриспруденція), значення w_2 зростає; у задачах реального часу — w_3 ; у задачах із регулярною зміною предметної області — w_4 .

Приклад розробки: програмний модуль перетворення природної мови в запити мови Cypher

Розглянемо власну програмну розробку — модуль перетворення природної мови в запити мови Cypher до графової бази знань. Модуль реалізує послідовний нейросимвольний шаблон $N \rightarrow S$. Нейронна підсистема представлена тонко налаштованою методом LoRA [3] трансформерною мовною моделлю CodeT5+ обсягом 220 М параметрів, що породжує запит мовою Cypher за вхідним природномовним запитанням. Символьна підсистема об’єднує графову базу знань Neo4j зі схемою Labeled Property Graph, регулярно-виразовий парсер згенерованого Cypher, статичний валідатор посилян на змінні та виконавця запитів. Зв’язок між підсистемами — шар векторного зіставлення на основі моделі sentence-transformers, що виявляє розбіжність між згенерованими компонентами запиту та реальною схемою бази знань за косинусною подібністю:

$$\cos(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = (\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}) / (\|\mathbf{u}\| \cdot \|\mathbf{v}\|). \quad (2)$$

Розглянутий приклад є показовим: він охоплює характерні для практики проблеми нейронної генерації (галюцинації мітки вузла, невідомі типи зв’язків, помилки в назвах атрибутів) і дозволяє оцінити, наскільки додавання символного шару покращує загальну поведінку інтелектуальної системи.

Експериментальне оцінювання

Експериментальне дослідження виконано на тестовому наборі з 30 природномовних запитань предметної області та синтетичній базі знань (187 вузлів, 1500 зв’язків). Порівняно дві конфігурації: виключно нейронний конвеєр обробки та повний нейросимвольний конвеєр з шаром семантичної корекції. Зведені результати — у таблиці 1.

Таблиця 1 – Кількісне порівняння нейронної та нейросимвольної конфігурацій інтелектуальної системи

Критерій ефективності	Нейронна конфігурація	Нейросимвольна конфігурація	Зміна
Точність повної відповіді, %	56,7	80,0	+23,3 п. п.
Частка інтерпретованих відповідей, %	0	100	+100 п. п.
Сумарний час обробки запиту (CPU), мс	≈ 635	≈ 700	+10%
Переносимість на нову схему даних	потребує дотрен.	часткова авто-адапт.	+

Аналіз результатів. За критерієм точності перехід до нейросимвольної конфігурації забезпечує приріст у 23,3 процентного пункту, що відповідає типовому ефекту, відзначеному в оглядових працях з гібридних архітектур. За критерієм інтерпретованості нейросимвольна конфігурація принципово перевершує суто нейронну: користувач отримує перелік символьних компонентів запиту, перелік виконаних замінів та формальний результат із бази знань. Збільшення обчислювальних витрат становить лише 10%, що з огляду на отриманий приріст точності та інтерпретованості є виправданим. Переносимість підвищується за рахунок винесення схемно-залежної логіки в окремих символьний шар, який автоматично адаптується до нової схеми бази знань через перерахунок векторних представлень її компонентів.

Узагальнюючи, складовий показник ефективності E (1) при значеннях ваг $w_1 = 0,4$, $w_2 = 0,3$, $w_3 = 0,1$, $w_4 = 0,2$ і нормалізованих часткових показників обох конфігурацій становить близько 0,40 для нейронної конфігурації та 0,79 для нейросимвольної, тобто майже вдвічі вищий.

Висновки

Аналіз ефективності нейросимвольних архітектур у інтелектуальних системах показав, що поєднання конекціоністської та символьної парадигм у межах однієї архітектури забезпечує одночасне поліпшення трьох ключових характеристик системи: точності вирішення цільової задачі, інтерпретованості результатів та переносимості на нові предметні області — за відносно невеликого приросту обчислювальних витрат. Запропоновано класифікацію архітектурних шаблонів та критерії оцінювання їхньої ефективності, а також узагальнений складовий показник, що дозволяє враховувати пріоритети конкретного застосування. На прикладі розробленого програмного модуля перетворення природної мови в запити мови Cypher експериментально підтверджено приріст точності трансляції на 23,3 процентного пункту порівняно з виключно нейронним конвеєром обробки. Перспективними напрямками подальших досліджень є розширення критеріїв оцінювання на показники надійності та безпеки, впровадження циклічного шаблону взаємодії з адаптивними порогами довіри та автоматичне формування символьних знань із результатів роботи нейронної підсистеми.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Garcez A. d'Avila, Lamb L. C. Neurosymbolic AI: The 3rd Wave. *Artificial Intelligence Review*. 2023. Vol. 56, № 11. P. 12387–12406.
2. Pan S., Luo L., Wang Y., Chen C., Wang J., Wu X. Unifying Large Language Models and Knowledge Graphs: A Roadmap. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2024. Vol. 36, № 7. P. 3580–3599.
3. Hu E. J., Shen Y., Wallis P. et al. LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models. arXiv preprint 2106.09685. 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2106.09685> (дата звернення: 05.04.2026).
4. Wang Y., Le H., Gotmare A. D., Bui N., Hoi S. C. H. CodeT5+: Open Code Large Language Models for Code Understanding and Generation. arXiv preprint 2305.07922. 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2305.07922> (дата звернення: 04.04.2026).
5. Yang J., Hu R., Zhang H. et al. NL2GQL: A Two-Stage Text-to-Cypher Method via Schema-aware LLM with Cosine Similarity. arXiv preprint 2412.10064. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2412.10064> (дата звернення: 03.04.2026).
6. Reimers N., Gurevych I. Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks. *Proceedings of EMNLP-IJCNLP*. 2019. P. 3982–3992.
7. Robinson I., Webber J., Eifrem E. *Graph Databases: New Opportunities for Connected Data*. 2nd ed. Sebastopol : O'Reilly Media, 2015. 238 p.

Янковський Богдан Петрович — студент 4 курсу, група 2KN-22б, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: bohdan.yankovskyi@gmail.com.

Науковий керівник: Колесницький Олег Костянтинович — канд. техн. наук, професор кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, Вінниця.

Yankovskyi Bohdan Petrovych — 4th-year student, group 2KN-22b, Faculty of Intelligent Information Technologies and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: bohdan.yankovskyi@gmail.com.

Scientific supervisor: Kolesnytskyi Oleh Kostiantynovych — Cand. Sc. (Engineering), Professor of the Department of Computer Science, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia.