

Здатність нейромереж щодо самовдосконалення

Олег Курінський, магістр¹ (ORCID: 0009-0005-8651-4145), Ігор Ачкасов, д-р. техн. наук., проф.¹ (ORCID: 0000-0002-7049-0530)

¹Київський національний університет будівництва і архітектури, Україна

АНОТАЦІЯ

У роботі розглянуто поняття самовдосконалення нейронних мереж як здатності алгоритмів змінювати власні параметри та структуру без прямого втручання людини. Проаналізовано сучасні підходи до автономного навчання, еволюційних стратегій та мета-навчання. Окремо розглядаються перспективи практичного застосування, зокрема у сфері автоматизації та створення адаптивних інтелектуальних систем.

Ключові слова: нейронні мережі, самонавчання, самовдосконалення, штучний інтелект, мета-навчання.

1. ВСТУП

Штучні нейронні мережі (ШНМ) стали однією з провідних технологій XXI століття, що визначає розвиток інформаційного суспільства. Водночас традиційні моделі мають обмеження – вони навчаються лише на основі заздалегідь підготовлених даних і не здатні змінювати власні стратегії навчання. Тому актуальним напрямом є створення систем, які самостійно вдосконалюють власні параметри та структуру, адаптуючись до нових умов. Це є ключовим етапом на шляху до реалізації концепції самонавчального або саморозвивального штучного інтелекту [1].

Нейронні мережі за останні роки стали основним інструментом у сфері штучного інтелекту. Проте більшість сучасних моделей залишаються статичними: вони навчаються один раз і надалі функціонують у фіксованому вигляді. Концепція самовдосконалення передбачає створення таких архітектур, які можуть змінювати власну структуру або алгоритми, ґрунтуючись на досвіді й зовнішніх умовах.

Основні підходи:

1. Онлайн-навчання. Мережа здатна адаптувати ваги в режимі реального часу при надходженні нових даних.
2. Еволюційні стратегії. Використання генетичних алгоритмів для пошуку архітектур, що забезпечують кращі результати.
3. Мета-навчання. Спрямоване на здатність моделі навчатися нових задач, використовуючи попередній досвід («навчання вчитися»).
4. Автономне оптимізування гіперпараметрів. Алгоритми самостійно підбирають оптимальні параметри для досягнення максимальної продуктивності.

2. МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою даного дослідження є визначення теоретичних і практичних засад здатності нейронних мереж до самовдосконалення. Першочергово ставиться завдання проаналізувати існуючі підходи до автономного навчання та еволюційних стратегій, що дозволяють моделям змінювати власну структуру й алгоритмічні механізми без безпосереднього втручання людини.

Додатковою ціллю є формулювання критеріїв, за якими можна оцінювати рівень самонавчання й адаптивності нейромереж, а також дослідження можливостей інтеграції таких систем у прикладні галузі – від робототехніки та автоматизованого виробництва до інформаційної безпеки

Таким чином, дослідження спрямоване на поєднання аналізу фундаментальних концепцій і пошуку практичних способів реалізації, що забезпечують створення більш гнучких, надійних і безпечних інтелектуальних систем.

3. АНАЛІЗ КЛЮЧОВИХ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Під самовдосконаленням нейромереж розуміють здатність системи до автоматичного перегляду власної архітектури, оптимізації вагових коефіцієнтів, розробки нових гіпотез і стратегій навчання без зовнішнього нагляду [2].

Такі системи поєднують елементи:

- мета-навчання (meta-learning) – коли модель навчається оптимізувати власний процес навчання;
- еволюційних алгоритмів – коли архітектури мереж змінюються подібно до біологічної еволюції;
- нейроеволуції – поєднання генетичних алгоритмів і глибинного навчання для пошуку найкращих структур мережі.

Проблематика самовдосконалення нейромереж активно розглядається у працях провідних дослідників штучного інтелекту. У фундаментальній оглядовій роботі [3] систематизовано розвиток глибинного навчання та підкреслено значення адаптивних архітектур. Дослідження [4] та співавторів заклало основу концепції мета-навчання, яке забезпечує можливість швидкого пристосування моделей до нових задач на основі попереднього досвіду.

Важливим напрямом залишаються еволюційні алгоритми. Робота [5], показала, що методи еволюції можуть бути використані не лише для налаштування ваг, а й для поступової зміни структури мережі. Це наближає системи до механізмів природної еволюції, створюючи передумови для формування «самоструктурованих» моделей.

Окремі сучасні публікації присвячені питанням безпечного автономного навчання та контролю над процесами самовдосконалення [6]. У цьому контексті особливу увагу приділяють ризикам неконтрольованих змін параметрів і архітектури, що може призвести до непередбачуваної поведінки моделей.

Таким чином, ключові дослідження зосереджені на трьох аспектах: розвитку методів мета-навчання, застосуванні еволюційних стратегій та формуванні безпечних практик автономного вдосконалення. Сукупність цих підходів створює підґрунтя для подальшого розвитку адаптивних інтелектуальних систем.

4. ТЕОРЕТИЧНІ ПІДХОДИ ТА МОЖЛИВІ РІШЕННЯ

4.1. Мета-навчання

Мета-навчання дозволяє нейромережам не лише вивчати дані, але й вивчати, як саме потрібно навчатися [7]. Наприклад, алгоритм Model-Agnostic Meta-Learning (MAML) дозволяє мережі швидко адаптуватися до нових завдань, змінюючи свої параметри лише за кілька ітерацій.

4.2 Еволюційні підходи

Методи нейроеволюції (NeuroEvolution of Augmenting Topologies – NEAT) моделюють процес еволюції архітектури нейронної мережі:

- нові вузли та зв'язки з'являються під час «мутацій»;
- слабкі варіанти відсіюються;
- система з часом формує більш ефективну структуру [8].

4.3 Самоорганізація

Самоорганізуючі карти Кохонена є прикладом мереж, які самостійно формують просторову структуру даних, створюючи нові закономірності без учителя. Це є базовою формою самовдосконалення в обмеженому середовищі.

Одним із базових теоретичних підходів до проблеми самовдосконалення нейромереж є концепція онлайн-навчання, яка дозволяє системі постійно оновлювати власні параметри під час роботи. Це створює умови для адаптації до змін середовища без необхідності повторного повного навчання.

Інший підхід ґрунтується на застосуванні еволюційних алгоритмів. Використання генетичних стратегій і алгоритмів рою частинок забезпечує пошук нових архітектур та оптимізацію гіперпараметрів, що відкриває можливість створення моделей, здатних змінювати власну структуру залежно від поставлених завдань.

Важливе місце посідає мета-навчання, яке передбачає формування моделей, здатних навчатися нових задач швидше, використовуючи попередній досвід. Теоретично цей підхід може стати основою для створення універсальних інтелектуальних систем, які не потребують значних обсягів даних для кожної нової проблеми.

Ще одним напрямом є автоматичний підбір та оптимізація гіперпараметрів (AutoML). Теоретично це забезпечує можливість самостійного пошуку оптимальних конфігурацій моделі з мінімальним втручанням людини, що наближає систему до повноцінного самовдосконалення.

Усі вищезазначені підходи поєднуються у спільній меті – створенні архітектур, здатних розвиватися та покращувати власні характеристики в умовах мінливої інформаційної та прикладної реальності. Водночас успішна реалізація вимагає розробки механізмів контролю та безпеки, які дозволять зберегти прогнозованість і надійність таких систем.

5. ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ

Системи, здатні до самовдосконалення, знаходять застосування у таких напрямках (табл.1):

- Автоматизовані виробничі комплекси, що оптимізують логістику в реальному часі.
- Адаптивні освітні системи, які підлаштовують навчальний контент під здібності студента.

- Когнітивні системи управління енергоресурсами, що прогнозують споживання та коригують алгоритми без участі оператора.

Таблиця 1: Напрями застосування систем, здатних до самовдосконалення

Галузь застосування	Приклад	Очікуваний ефект
Освіта	Інтелектуальні тьютори	Персоналізація навчання
Промисловість	Автоматизовані лінії	Зменшення простоїв
Транспорт	Автономні навігаційні системи	Безпечність руху

6. ВИСНОВКИ

1. Здатність нейронних мереж до самовдосконалення є ключовим напрямом розвитку штучного інтелекту.

2. Поєднання мета-навчання, еволюційних алгоритмів і самоорганізації забезпечує адаптивність систем у мінливому середовищі.

3. Практичне впровадження таких систем потребує розробки механізмів контролю, аудиту та етичного регулювання.

4. Перспективним є створення нейромереж, здатних не лише навчатися, а й пояснювати власні зміни, що відкриє шлях до більш безпечного і прозорого штучного інтелекту.

Список літератури:

- [1] Schmidhuber J. Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Neural Networks*, 2015. [arXiv:1404.7828](https://arxiv.org/abs/1404.7828)
- [2] Stanley K. O., Clune J., Lehman J. et al. Designing neural networks through neuroevolution. *Nature Machine Intelligence*, 2019. URL: <https://www.nature.com/articles/s42256-018-0006-z>
- [3] Juergen Schmidhuber. Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Neural Networks*, Vol 61, pp 85-117, Jan 2015 https://arxiv.org/abs/1404.7828?utm_source=chatgpt.com
- [4] Chelsea Finn, Pieter Abbeel, Sergey Levine. Model-Agnostic Meta-Learning for Fast Adaptation of Deep Networks. *ICML* 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.03400>
- [5] Stanley K. O., Miikkulainen R. Evolving Neural Networks Through Augmenting Topologies. *Evolutionary Computation*, 10(2): 99-127, 2002. https://nn.cs.utexas.edu/?stanley%3Aec02=&utm_source=chatgpt.com
- [6] Tatiwar R. Neuroevolution: Evolving Neural Network with Genetic Algorithms. *Medium*, 2023. Available at: <https://medium.com/@roopal.tatiwar20/neuroevolution-evolving-neural-network-with-genetic-algorithms-8ca2165ad04c>
- [7] Finn C., Abbeel P., Levine S. Model-Agnostic Meta-Learning for Fast Adaptation of Deep Networks. *ICML*, 2017. <https://proceedings.mlr.press/v70/finn17a.html>