

3. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Why Transparency Matters [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.ibm.com/think/topics/explainable-ai> – Назва з екрана.

4. Cognitive Computing – What it is and Why it Matters [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/cognitive-computing> – Назва з екрана.

Науковий керівник: Тішков Б.О., к.е.н., доцент.

Коротенко С.А., аспірант
ПВНЗ «Європейський університет»
s.korotenko@e-u.edu.ua

ПРОБЛЕМАТИКА ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ БІЗНЕС-ПРОЦЕСІВ

Штучні нейронні мережі (ШНМ) є ефективним рішенням для оптимізації бізнес-процесів завдяки їх здатності аналізувати великі обсяги даних, прогнозувати результати і вдосконалювати управління. Проте їх застосування супроводжується низкою серйозних проблем: значні обчислювальні витрати ускладнюють масштабування, недостатня якість даних та їх неповнота можуть призводити до спотворення результатів, непрозорість моделей обмежує їхню довіру та пояснюваність, складне налаштування перешкоджає інтеграції у реальні бізнес-процеси, а також виникають етичні та правові питання щодо використання таких технологій у критичних сферах. У даних тезах розглядаються основні проблеми використання ШНМ у сфері управління бізнес-процесами та пропонуються можливі шляхи їх вирішення.

1. Високі обчислювальні ресурси

Глибокі нейронні мережі потребують значних обчислювальних ресурсів, особливо під час навчання моделей на великих наборах даних. Основними джерелами витрат є використання енергомістких графічних процесорів (GPU) [6].

Оптимізація ресурсів можлива завдяки використанню спеціалізованого апаратного забезпечення (FPGA, ASIC) та спрощених архітектур нейронних мереж [3]. Додатково застосування прямих методів оптимізації, таких як pruning (обрізання непотрібних нейронів) та quantization (зменшення точності представлення вагових коефіцієнтів), дозволяє зменшити обчислювальні витрати.

2. Якість і достатність даних

Бізнес-дані часто характеризуються нерівномірністю, пропусками та низькою репрезентативністю, що ускладнює навчання моделей. Це може призводити до упередженості алгоритмів та неточних прогнозів, знижуючі ефективність управління бізнес-процесами. Для підвищення якості даних застосовують такі методи:

- Нормалізація (Min-Max, z-score), стандартизація, SMOTE, які забезпечують рівномірність розподілу змінних та покращують стабільність моделі;
- Заповнення пропущених значень за допомогою інтерполяції;
- Вибір релевантних змінних та відбір значущих характеристик;
- Розширення набору даних (data augmentation), коли недостатня навчальна вибірка, або навчання на синтетичних даних;
- Аналіз викидів і аномалій.

Застосування вищезгаданих методів підготовки даних значно підвищує ефективність використання нейронних мереж у бізнес-аналітиці та управлінні процесами.

3. «Чорна скринька»

Непрозорість ШНМ ускладнює пояснення прийнятих рішень, що знижує довіру користувачів, особливо у критичних сферах, таких як фінансовий сектор та охорона здоров'я. Це стає перешкодою використання ШІ в управлінні бізнес-процесами.

Для вирішення цієї проблеми використовують методи Explainable AI (XAI), такі як SHAP, LIME, вони пояснюють вплив окремих змінних на рішення моделі [2]. Додаткові підходи:

- Заміщення ШНМ у критичних випадках на Інтерпретовані моделі (Decision Trees, Logistic Regression);
- Контрастивне пояснення (Counterfactual Explanations) – дозволяє визначити, які зміни у вхідних даних вплинуть на кінцевий результат моделі;
- Attention Mechanisms – візуалізація уваги моделі при обробці вхідних даних;

Попри розробку XAI-методів, виклики залишаються, зокрема, інтеграція пояснюваних моделей у великі бізнес-системи та стандартизація підходів до оцінки їх ефективності.

4. Складність налаштування моделей

Вибір оптимальної архітектури нейронних мереж для бізнес-процесів є складною задачею, адже ефективність моделі залежить від типу даних, завдань прогнозування та доступних ресурсів, що стримує їх масштабування. Для подолання цієї проблеми застосовують такі підходи:

- Використання автоматизованих методів підбору архітектур (AutoML, Neural Architecture Search);
- Впровадження універсальних та гнучких архітектур (модульні ШНМ, комбіновані моделі), що дозволяють швидко адаптувати модель до нових умов;
- Використання методів автоматизованого налаштування гіперпараметрів (байєсівська оптимізація, генетичні алгоритми), що підвищує точність та знижує час розробки моделей.

Проте залишається актуальним питання адаптації нейронних мереж до динамічних умов роботи бізнес-систем та потоків даних, що потребує подальших досліджень у напрямках online-навчання та створення самонавчальних архітектур [4].

5. Постійна актуальність

Динамічність бізнес-середовища потребує регулярного оновлення ШНМ. Статичні моделі швидко втрачають актуальність через зміни у структурі даних, появу нових закономірностей і нестабільність ринкових умов.

Для забезпечення адаптивності ШНМ використовують такі підходи:

- Потокowe навчання (Online Learning) – моделі безперервно навчаються на нових даних, що дозволяє швидко реагувати на зміни;
- Інкрементальне навчання (Incremental Learning) – моделі навчаються на нових даних без необхідності перевчання всієї системи, що знижує обчислювальні витрати;
- Transfer Learning – використання вже навченої моделі для адаптації до нових умов;
- Active Learning – стратегія, за якої модель визначає найбільш корисні для навчання зразки, що дозволяє скоротити витрати на маркування даних.

Попри розвиток цих підходів, проблеми стабільності оновлюваних моделей, контроль якості їх адаптації та обмеження у сфері обчислювальних ресурсів залишаються відкритими і потребують подальших досліджень [5].

6. Етичні та правові питання

Впровадження ШНМ у бізнес-процеси пов'язане з питаннями конфіденційності, упередженості моделей та регуляторного контролю. Наприклад, застосування ШНМ у фінансові процеси вимагає дотримання вимог закону SOX (Sarbanes–Oxley Act), що накладає обмеження на непрозорі алгоритми через необхідність забезпечення прозорості фінансової звітності та аудиту. Використання алгоритмічного аудиту, диференційної конфіденційності та федеративного навчання дозволяє ефективніше вирішувати ці питання [1].

Висновки. Попри складнощі, ШНМ є перспективними у сфері управління бізнес-процесами. Сучасні рішення включають використання ХАІ для підвищення прозорості рішень, адаптивне навчання моделей та методи зменшення обчислювальних витрат.

Відкритими залишаються питання стандартизації методів заповнення пропущених даних, швидкої адаптації моделей до змін середовища та підвищення інтерпретованості результатів моделей. Важливими напрямками майбутніх досліджень є подальший розвиток методів автоматичного пошуку архітектур нейронних мереж, інтеграція гібридних моделей та вдосконалення підходів до виявлення аномалій у бізнес-процесах. Актуальним є розробка методів моніторингу змін у бізнес-процесах, що дозволять автоматично адаптувати моделі до нових умов без повного перенавчання. Це включає застосування універсальних моделей, здатних працювати з різними наборами бізнес-дефініцій та автоматично коригувати параметри відповідно до змін у структурі даних.

Також перспективним напрямком є розробка самонавчальних архітектур, які можуть динамічно оновлювати свої ваги, використовуючи механізми безперервного навчання та самоорганізації.

Список використаних джерел

1. Edith Ebele Agu, Angela Omozele Abhulimen, Anwuli Nkemchor Obiki-Osafiele et al. Discussing ethical considerations and solutions for ensuring fairness in AI-driven financial services. *International Journal of Frontline Research in Multidisciplinary Studies*. Vol. 3, Issue 2. P. 001–009. DOI:10.56355/ijfrms.2024.3.2.0024.
2. Haber E., Ruthotto L. Stable Architectures for Deep Neural Networks. 09.05.2017. DOI:10.1088/1361-6420/aa9a90.
3. Liang J., Meyerson E., Hodjat B. et al. Evolutionary Neural AutoML for Deep Learning. 18.02.2019. URL: <http://arxiv.org/abs/1902.06827>
4. Pachideh B., Zielke C., Nitzsche S. et al. Towards Hardware-Software Self-Adaptive Acceleration of Spiking Neural Networks on Reconfigurable Digital Hardware. *2023 IEEE 36th International System-on-Chip Conference (SOCC)*(05.09.2023). IEEE, 2023. DOI:10.1109/SOCC58585.2023.10257066. P. 1–6.
5. Shen F., Yu H., Sakurai K. et al. An incremental online semi-supervised active learning algorithm based on self-organizing incremental neural network. *Neural Computing and Applications*. Vol. 20, Issue 7. P. 1061–1074. DOI:10.1007/s00521-010-0428-y.
6. Sze V., Chen Y.-H., Yang T.-J. et al. Efficient Processing of Deep Neural Networks: A Tutorial and Survey. *Proceedings of the IEEE*. Vol. 105, Issue 12. P. 2295–2329. DOI:10.1109/JPROC.2017.2761740.

Науковий керівник: Яровий Роман Олександрович, к.т.н. доцент

Лісовський О. С., студент 6-го курсу

*Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана
lishurkas@gmail.com*

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ АНАЛІЗУ КРИПТОВАЛЮТНИХ НОВИН

У сучасних умовах стрімкого розвитку цифрових технологій, криптовалюти стають важливим елементом фінансових ринків, залучаючи все більше уваги інвесторів. Зі зростанням популярності криптовалют значно збільшується обсяг інформації, пов'язаної з цією сферою. Новини, аналітичні статті, прогнози та експертні думки щоденно генерують величезні масиви даних, які стають