УДК 004.8

Коротенко С.А., аспірант спеціальності 122 Комп'ютерні науки
Науковий керівник: Яровий Роман Олександрович, к.т.н., доцент кафедри комп'ютерних наук та програмної інженерії, декан факультету інформаційних систем та технологій.
(*ПВНЗ «Європейський університет» м. Київ, Україна*)

ПІДХОДИ ДО МОНІТОРИНГУ І ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ В БІЗНЕС-ПРОЦЕСАХ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Збільшення обсягів даних у процесі цифрової трансформації ускладнює моніторинг бізнес-процесів у реальному часі. Класичні методи, зокрема процесний майнінг та регресійні моделі, демонструють обмежену ефективність у випадках високої варіативності процесів, що знижує точність виявлення аномалій. Глибокі нейронні мережі (DNN) завдяки здатності моделювати нелінійні залежності пропонують більш гнучкий підхід, придатний для аналізу складних процесів. Водночас їхнє застосування потребує значних обчислювальних ресурсів та ретельного налаштування параметрів моделі.

Galanti et al. (2020) показали, що DNN підвищують точність аналізу бізнес-процесів, порівняно з традиційними методами [7]. Weinzierl et al. (2024) підкреслюють необхідність адаптації нейронних мереж для специфічних процесів [19]. Habeeb et al. (2019) розглядають автоенкодери для виявлення аномалій у великих потоках даних [4]. Bezerra et al. (2008) виявили, що традиційні алгоритми слабко детектують складні аномалії через жорсткі правила. Це підтверджує актуальність DNN, здатних адаптивно знаходити відхилення без попередньо заданих шаблонів [5]. Alizadeh et al. (2015) досліджують проблеми масштабованості та точності методів перевірки відповідності (conformance checking), обґрунтовуючи необхідність інтеграції гібридних підходів, які поєднують DNN із традиційними алгоритмами [3]. Mili H. et al. (2009) – зазначають, що важливим елементом успішного впровадження сучасних підходів є класифікація бізнес-процесів, яка дозволяє адаптувати їх до специфічних умов організації [13]. Landauer (2022) - пропонує використовувати CNN для перетворення логів подій у матричний формат, що дозволяє ідентифікувати аномалії у складних послідовностях [10]. Дослідження Al-Jebrni et al. (2024) - демонструє ефективність CNN у прогнозуванні наступних подій у бізнес-процесах [2]. Chen et al. (2017) - акцентують увагу на використанні автоенкодерів для виявлення аномалій у великих наборах даних [6].

Метою даного дослідження є визначення оптимальних архітектур DNN для моніторингу та виявлення аномалій у бізнес-процесах, аналіз їхніх переваг і обмежень, а також надати рекомендацій щодо вибору відповідного підходу для конкретних бізнес-сценаріїв.

Сучасні методи на основі машинного навчання значно покращують точність та швидкість моніторінгу та виявлення аномалій. Наприклад, **CNN** використовуються для перетворення логів подій у матричний формат перед обробкою, що дозволяє ефективно аналізувати часові залежності та виявляти аномальні послідовності [10]. **RNN (LSTM)** використовуються для аналізу часових рядів та прогнозування наступних подій. Завдяки своїй пам'яті вони можуть враховувати довготривалі залежності між подіями у бізнес-процесах [17]. **GNN** забезпечують ефективне виявлення структурних аномалій у складних процесах. Вони використовуються для моделювання зв'язків між подіями у процесах з великою кількістю взаємодій [15]. **Autoencoders** демонструють високу ефективність у виявленні рідкісних подій у фінансових процесах, що дозволяє зменшити частку хибнопозитивних спрацювань порівняно з традиційними методами [16].

Transformers забезпечують адаптивність у моніторингу складних бізнес-процесів у реальному часі. Вони ефективно працюють у великих системах і використовують механізм самоуваги для визначення ключових змін у процесах [14].

Враховуючи вище зазначене, можна виділити відповідність архітектур певним типам бізнес-процесів: **ERM** (управління ресурсами): GNN для аналізу зв'язків між елементами процесу. Це дозволяє визначати аномальні послідовності подій та відхилення у структурі ресурсних потоків [8]; **HR-процеси**: RNN демонструють високу ефективність, оскільки дозволяють виявляти довгострокові патерни змін у продуктивності співробітників. Наприклад, на основі історичних даних про виконання завдань LSTM можуть прогнозувати ризики вигоряння або ідентифікувати працівників із високою ймовірністю звільнення [18]; **Фінансові процеси**: Autoencoders для виявлення аномальних транзакцій. Їх використання дозволяє ідентифікувати шахрайські операції або незвичайні фінансові потоки [12]; **Документообіг**: Кластеризація маршрутів дозволяє виявляти нетипові зміни у процесах узгодження. Алгоритми кластеризації використовуються для визначення аномальних змін у процесах узгодження документів [9]; **Логістика**: GNN для оптимізації постачань та управління запасами. Використання графових мереж дозволяє передбачати вузькі місця у ланцюгах постачання та ідентифікувати затримки [1].

Аналіз досліджень показав, що DNN значно підвищують ефективність моніторингу бізнес-процесів та виявлення аномалій. Водночас вибір конкретної архітектури залежить від особливостей процесу: GNN моделюють структурні взаємозв'язки, Autoencoders аналізують атрибутивні дані, а LSTM обробляють часові ряди. Найкращі результати досягаються при комбінуванні методів, наприклад, поєднання GNN з Autoencoders забезпечує глибший аналіз аномалій, а RNN із Transformers підвищують точність прогнозування подій. Однак такий підхід ускладнює використання на різних процесах і потребує адаптації і постійної актуалізації.

Відсутність стандартизованих метрик оцінки ефективності моделей ускладнює порівняння результатів різних досліджень. Крім того, висока обчислювальна вартість впровадження обмежує масштабованість рішень.

Подальші дослідження мають бути спрямовані на:

- **Стандартизацію методик оцінки** та проведення експериментів на єдиному наборі даних.
- **Розробку гібридних моделей**, що поєднують переваги різних архітектур.
- **Адаптацію моделей до бізнес-контексту**, включаючи специфічні атрибути для точнішого аналізу.
- **Інтеграцію процесного майнінгу з DNN** для підвищення адаптивності.
- **Вирішення проблеми пояснюваності DNN**, що є критичним для бізнес-рішень.

Таким чином, розвиток методів моніторингу та виявлення аномалій у бізнес-процесах вимагає комплексного підходу, який включає поєднання різних нейронних мереж, стандартизацію оцінки та зниження обчислювальних витрат.

Список використаних джерел:

1. Ahn H., Song Y. C., Olivar S. et al. GNN-based Probabilistic Supply and Inventory Predictions in Supply Chain Networks. Issue 2019. P. 1–15. DOI:https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.07523.

2. Al-Jebrni A., Cai H., Jiang L. Predicting the Next Process Event Using Convolutional Neural Networks. *2018 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC)*(12.2018). IEEE, 2018. DOI:10.1109/PIC.2018.8706282. P. 332–338.

3. Alizadeh M., Leoni M. de, Zannone N. History-Based Construction of Alignments for Conformance Checking: Formalization and Implementation. 2015. P. 58–78. DOI:10.1007/978-3-319-27243-6_3.

4. Ariyaluran Habeeb R. A., Nasaruddin F., Gani A. et al. Real-time big data processing for anomaly detection: A Survey. *International Journal of Information Management*. Vol. 45, 01.04.2019. P. 289–307. DOI:10.1016/j.ijinfomgt.2018.08.006.

5. Bezerra F., Wainer J. Anomaly Detection Algorithms In Business Process Logs. *Proceedings of the Tenth International Conference on Enterprise Information Systems*(2008). SciTePress - Science and and Technology Publications, 2008. DOI:10.5220/0001674700110018. P. 11–18.

6. Chen J., Sathe S., Aggarwal C. et al. Outlier Detection with Autoencoder Ensembles. *Proceedings of the 2017 SIAM International Conference on Data Mining*. Philadelphia, PA : Society for Industrial and Applied Mathematics, 2017. P. 90–98. DOI:10.1137/1.9781611974973.11.

7. Galanti R., Coma-Puig B., Leoni M. de et al. Explainable Predictive Process Monitoring. *2020 2nd International Conference on Process Mining (ICPM)*(10.2020). IEEE, 2020. DOI:10.1109/ICPM49681.2020.00012. P. 1–8.

8. Ji Y., Wang J., Li S. et al. An Anomaly Event Detection Method Based on GNN Algorithm for Multi-data Sources. *Proceedings of the 3rd ACM International Symposium on Blockchain and Secure Critical Infrastructure*(24.05.2021). New York, NY, USA : ACM, 2021. DOI:10.1145/3457337.3457846. P. 91–96.

9. Jun-Jang Jeng, Schiefer J., Chang H. An agent-based architecture for analyzing business processes of real-time enterprises. *Seventh IEEE International Enterprise Distributed Object Computing Conference, 2003. Proceedings.*(2003). IEEE Comput. Soc, 2003. DOI:10.1109/EDOC.2003.1233840. P. 86–97.

10. Landauer M., Onder S., Skopik F. et al. Deep learning for anomaly detection in log data: A survey. *Machine Learning with Applications*. Vol. 12, Issue March. P. 100470. DOI:10.1016/j.mlwa.2023.100470.

11. Lee S., Lu X., Reijers H. A. The Analysis of Online Event Streams: Predicting the Next Activity for Anomaly Detection. 2022. P. 248–264. DOI:10.1007/978-3-031-05760-1_15.

12. Li Z., Ge Y., Yue X. et al. MCAD: Multi-classification anomaly detection with relational knowledge distillation. *Neural Computing and Applications*. Vol. 36, Issue 23. P. 14543–14557. DOI:10.1007/s00521-024-09838-0.

13. Mili H., Leshob A., Lefebvre E. et al. Towards a Methodology for Representing and Classifying Business Processes. (2009). DOI:10.1007/978-3-642-01187-0_16. P. 196–211.

14. Ni W., Zhao G., Liu T. et al. Predictive Business Process Monitoring Approach Based on Hierarchical Transformer. *Electronics*. Vol. 12, Issue 6. P. 1273. DOI:10.3390/electronics12061273.

15. Niro A., Werner M. Detecting Anomalous Events in Object-centric Business Processes via Graph Neural Networks. 14.02.2024. URL: http://arxiv.org/abs/2403.00775 (accessed 19/09/2024).

16. Nolle T., Luettgen S., Seeliger A. et al. Analyzing business process anomalies using autoencoders. *Machine Learning*. Vol. 107, Issue 11. P. 1875–1893. DOI:10.1007/s10994-018-5702-8.

17. Tax N., Verenich I., Rosa M. La et al. Predictive Business Process Monitoring with LSTM Neural Networks. 2017. P. 477–492. DOI:10.1007/978-3-319-59536-8_30.

18. Wang Z., Chen Z., Ni J. et al. Multi-Scale One-Class Recurrent Neural Networks for Discrete Event Sequence Anomaly Detection. *Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*(14.08.2021). New York, NY, USA : ACM, 2021. DOI:10.1145/3447548.3467125. P. 3726–3734.

19. Weinzierl S., Zilker S., Dunzer S. et al. Machine learning in business process management: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*. Vol. 253, 01.11.2024. P. 124181. DOI:10.1016/j.eswa.2024.124181.