

МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ В ЧАСОВИХ РЯДАХ НА ОСНОВІ АВТОЕНКОДЕРА

Бабич К.Ф., Сгібнєв В.І.

kostiantyn.babych@nure.ua, vitalii.shibniev@nure.ua

Науковий керівник – доц., к.т.н., Мартовицький В.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ЕОМ
м. Харків, Україна

This paper examines a method for detecting anomalies in time series using autoencoders. The proposed approach utilises neural networks to reconstruct the normal behaviour of the signal and identify deviations. An analysis of the method's effectiveness and its application in data monitoring tasks is presented.

Сучасні інформаційні системи генерують великі обсяги часових даних, що потребують ефективних методів аналізу для виявлення аномалій. Такі задачі виникають у фінансових системах, телекомунікаціях, промислових процесах та кібербезпеці. Традиційні статистичні підходи часто не здатні ефективно працювати з нелінійними та високowymірними даними, що зумовлює використання методів глибинного навчання, зокрема автоенкодерів [1].

Метою роботи є розробка методу виявлення аномалій у часових рядах на основі автоенкодера. Автоенкодер являє собою нейронну мережу, що складається з енкодера та декодера, які забезпечують стискання та відновлення вхідних даних. Під час навчання модель навчається відтворювати нормальні зразки, тому при подачі аномальних даних помилка реконструкції значно зростає, що дозволяє використовувати її як критерій виявлення відхилень [2].

У запропонованому підході використовується глибокий автоенкодер, навчений на нормальних даних часових рядів. Для покращення якості виявлення застосовуються модифікації архітектури, зокрема рекурентні шари (LSTM) або згорткові компоненти, що дозволяють враховувати часові залежності та локальні закономірності у даних. Сучасні дослідження демонструють, що такі моделі забезпечують високу точність виявлення аномалій у складних багатовимірних часових рядах [3].

Після навчання моделі виконується оцінювання помилки реконструкції для нових даних. Якщо значення помилки перевищує заданий поріг, відповідна точка або сегмент часового ряду класифікується як аномальний. Важливим аспектом є вибір порогового значення, який може визначатися статистично або адаптивно залежно від розподілу помилок. У сучасних роботах також використовуються гібридні підходи, що поєднують автоенкодери з методами прогнозування або кластеризації для підвищення точності [4].

Особливу увагу приділено проблемі узагальнення моделей на нові дані та стійкості до шумів. У реальних застосуваннях часові ряди можуть містити пропуски, нерегулярності та випадкові збурення. Для підвищення надійності моделей застосовуються методи регуляризації, нормалізації та аугментації даних. Крім того, сучасні дослідження підкреслюють важливість пояснюваності моделей, що дозволяє інтерпретувати причини виявлених аномалій [5].

Перевагами використання автоенкодерів є здатність працювати з нелінійними залежностями, автоматичне виділення ознак та висока ефективність у задачах без нагляду. Водночас до недоліків належать залежність від якості навчальних даних та складність налаштування архітектури моделі.

Отже, метод виявлення аномалій у часових рядах на основі автоенкодера є ефективним інструментом аналізу даних у сучасних інформаційних системах. Його застосування дозволяє підвищити точність виявлення відхилень та забезпечити своєчасне реагування на потенційні проблеми. Подальші дослідження спрямовані на розробку більш адаптивних моделей та інтеграцію з іншими методами аналізу даних.

Список використаних джерел:

1. Blázquez-García A., Conde A., Mori U., Lozano J. A. A Review on Outlier/Anomaly Detection in Time Series Data // ACM Computing Surveys. 2021.
DOI: 10.1145/3444690
2. Audibert J., Michiardi P., Guyard F., Marti S., Zuluaga M. A. USAD: UnSupervised Anomaly Detection on Multivariate Time Series // KDD Workshop. 2020.
DOI: 10.1145/3394486.3403392
3. Pang G., Shen C., Cao L., Hengel A. Deep Learning for Anomaly Detection: A Review // ACM Computing Surveys. 2021.
DOI: 10.1145/3439950
4. Ruff L. et al. Deep One-Class Classification: A Survey // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2021.
DOI: 10.1109/TPAMI.2021.3058413
5. Xu H., Chen Y., Zhao X., Li Y. Unsupervised Anomaly Detection via Variational Auto-Encoder for Seasonal Time Series // Pattern Recognition Letters. 2022.
DOI: 10.1016/j.patrec.2021.10.015