

УДК 621.326

Ковальчук Н. – ст. гр. СП-42

*Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя*

## **РОЗРОБКА МОДЕЛІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ У ЗАДАЧАХ ПОПИТУ**

Науковий керівник: к.ф.-м.н., доцент Цебрій О. Р.

Kovalchuk N.

*Ternopil Ivan Puluj National Technical University*

## **DEVELOPMENT OF A MACHINE LEARNING MODEL FOR TIME SERIES FORECASTING IN DEMAND PREDICTION TASKS**

Supervisor: PhD in Physics and Mathematics, Associate Professor Tsebrii O.

Ключові слова: часові ряди, прогнозування попиту, машинне навчання

Keywords: time series, demand forecasting, machine learning

Прогнозування попиту є важливою задачею в економічних та бізнес-процесах, оскільки дозволяє оптимізувати запаси, планувати виробництво та підвищувати ефективність управління ресурсами. Попит зазвичай представлений у вигляді часових рядів, які можуть містити сезонні коливання, тренди та випадкові флуктуації. Традиційні статистичні методи не завжди здатні адекватно враховувати складні нелінійні залежності у таких даних, що зумовлює необхідність використання методів машинного навчання.

Сучасні підходи до прогнозування часових рядів включають як класичні моделі (ARIMA, SARIMA), так і алгоритми машинного навчання, зокрема Random Forest, Gradient Boosting та нейронні мережі. Особливу ефективність демонструють рекурентні нейронні мережі, такі як LSTM та GRU, які здатні враховувати довгострокові залежності у даних. Окрім цього, трансформерні архітектури дедалі частіше застосовуються для задач прогнозування, забезпечуючи високу точність завдяки механізмам attention.

Важливим етапом є попередня обробка даних, яка включає очищення, нормалізацію, виявлення та усунення аномалій, а також формування ознак. Для покращення якості прогнозів використовуються додаткові фактори, такі як календарні ознаки, акційні періоди, погодні умови або інші зовнішні змінні, що впливають на попит. Це дозволяє моделі враховувати контекст та підвищувати точність прогнозування.

Окрім цього, значну увагу приділяють побудові багатокрокових прогнозів, де модель повинна передбачати значення на декілька періодів вперед. Це ускладнює задачу, оскільки накопичення похибки може призводити до зниження точності. Для вирішення цієї проблеми використовуються підходи прямого, рекурсивного та комбінованого прогнозування.

Експериментальні дослідження показують, що використання сучасних моделей машинного навчання дозволяє значно підвищити точність прогнозів порівняно з традиційними методами. Основними метриками оцінювання є MAE, RMSE та MAPE, що дозволяє комплексно оцінити якість моделей [1].

Разом з тим, залишаються проблеми, пов'язані з нестабільністю даних, наявністю шуму, пропущених значень та зміною поведінки попиту з часом, що часто обумовлено зовнішніми факторами, такими як економічні коливання, сезонні ефекти або зміни споживчих переваг. У реальних умовах часові ряди можуть демонструвати нестационарність, різкі стрибки та аномалії, що ускладнює побудову стабільних моделей. Тому актуальними є задачі підвищення робастності моделей до шуму та аномалій, впровадження механізмів адаптації до нових умов, а також використання підходів до онлайн-навчання або періодичного донавчання моделей. Крім того, важливим є врахування концепції *concept drift*, коли статистичні властивості даних змінюються з часом, що вимагає постійного оновлення моделей для збереження їх актуальності [2].

Додатково важливим є формування інформативного простору ознак для моделей прогнозування. Окрім базових значень часового ряду, ефективність моделей значно підвищується за рахунок введення похідних характеристик, таких як ковзні середні, темпи зміни, лагові змінні та сезонні індикатори. Також активно використовуються зовнішні фактори, зокрема календарні події, маркетингові активності, погодні умови або економічні показники, які можуть суттєво впливати на попит. Правильний вибір та комбінування таких ознак дозволяє моделі краще відображати реальні залежності та підвищує якість прогнозів.

Окрему увагу приділяють вибору горизонту прогнозування та стратегії його побудови. У задачах попиту часто необхідно передбачати значення на різні часові інтервали — від короткострокових до довгострокових. Це потребує використання різних підходів до навчання моделей, зокрема одночасного прогнозування декількох кроків наперед або послідовного прогнозування з використанням попередніх результатів. Вибір відповідної стратегії впливає на точність, стабільність та практичну цінність отриманих прогнозів, особливо в умовах високої невизначеності даних.

Таким чином, поєднання методів машинного навчання, ефективної обробки часових рядів, врахування зовнішніх факторів та адаптивних механізмів навчання створює основу для розробки точних, гнучких та масштабованих систем прогнозування попиту. Важливою є не лише точність моделей, але й їх здатність працювати у реальному часі, швидко реагувати на зміни та інтегруватися у бізнес-процеси. Такі системи можуть бути впроваджені у бізнес-аналітичні платформи, ERP- та CRM-системи, забезпечуючи підтримку прийняття рішень, оптимізацію запасів, зменшення витрат та підвищення загальної ефективності управління. У перспективі розвиток таких підходів дозволить створювати більш автономні системи, здатні не лише прогнозувати попит, але й автоматично формувати рекомендації щодо управлінських дій [3].

#### Література:

1. Lim, B., Arik, S. Ö., Loeff, N., Pfister, T. (2021). Temporal Fusion Transformers for Interpretable Multi-horizon Time Series Forecasting. — *International Journal of Forecasting*.
2. Gama, J., Žliobaitė, I., Bifet, A., Pechenizkiy, M., Bouchachia, A. (2021). A survey on concept drift adaptation. — *ACM Computing Surveys*.
3. Benidis, K., Rangapuram, S. S., Flunkert, V., et al. (2022). Neural forecasting: Introduction and literature overview. — *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*.