

УДК 621.396.94:004.94

ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАВАНТАЖЕНОСТІ КАНАЛІВ У БЕЗДРОТОВИХ ЛОКАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ

Прокіпець В.О., Чала О.В.

e-mail: valentyn.prokipets@nure.ua, oksana.chala@nure.ua

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

Wireless Local Area Networks (WLAN) play a crucial role in modern communication systems. However, network congestion, signal instability, and bandwidth limitations remain key challenges. Predictive modeling provides an effective solution by analyzing historical data and forecasting network conditions. This paper reviews various forecasting methods, including time series analysis (ARIMA, ETS), machine learning (Decision Trees, Random Forest, XGBoost), and deep learning (RNN, LSTM, CNN). The study highlights the advantages and limitations of these models and explores hybrid approaches for improved accuracy. The findings suggest that predictive models can significantly enhance WLAN performance, optimizing bandwidth allocation and reducing latency.

У сучасному світі бездротові локальні мережі (WLAN) набули широкого поширення завдяки своїй зручності, мобільності та гнучкості. Вони активно використовуються як у домашніх умовах, так і на підприємствах, у навчальних закладах, громадських місцях та офісних приміщеннях. Проте зі зростанням кількості користувачів і пристроїв, що підключаються до таких мереж, виникають численні проблеми, пов'язані з перевантаженням каналів зв'язку. Це призводить до появи затримок у передачі інформації, нестабільності сигналу, погіршення якості обслуговування користувачів та суттєвого зниження загальної пропускної здатності WLAN. Ситуація ускладнюється тим, що кількість пристроїв, які одночасно використовують бездротовий зв'язок (смартфони, ноутбуки, планшети, IoT-пристрої), постійно зростає [1]. Крім того, сучасні сервіси та додатки, такі як потокове відео високої якості, відеоконференції або хмарні сервіси для зберігання даних, висувають високі вимоги до стабільності сигналу та швидкості передачі даних. У результаті традиційні підходи до управління WLAN стають недостатньо ефективними й потребують вдосконалення.

Одним із перспективних шляхів вирішення зазначених проблем є застосування методів прогнозування для ефективного управління завантаженістю каналів WLAN. Прогнозування дозволяє заздалегідь оцінити майбутній стан мережі на основі аналізу історичних даних і поточної ситуації. Завдяки цьому адміністратори можуть оперативно приймати рішення щодо перерозподілу навантаження між різними каналами або точками доступу, уникати перевантажень і забезпечувати стабільну роботу мережевої інфраструктури.

Прості моделі аналізу часових рядів є доцільними у випадках, коли спостерігається чітка залежність між значеннями показників завантаженості каналів та часовими інтервалами. До таких моделей належать, зокрема, авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього (ARIMA) та модель експоненціального згладжування (ETS) [2].

Модель ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) є статистичною моделлю, яка застосовується для аналізу та прогнозування часових рядів. Вона складається з трьох основних компонентів: авторегресії (AR), інтегрування (I) та ковзного середнього (MA). Авторегресійна складова (AR) враховує залежності між поточними значеннями часового ряду та його попередніми значеннями. Інтегрована складова (I) забезпечує перетворення нестационарного часового ряду на стаціонарний шляхом диференціювання. Складова ковзного середнього (MA) описує залежність поточного значення від похибок попередніх періодів.

Модель експоненціального згладжування (ETS) базується на використанні зважених значень попередніх періодів, при цьому вага минулих спостережень поступово зменшується з часом [3]. Це дозволяє моделі оперативно реагувати на зміни в даних, зберігаючи інформацію про поведінку часового ряду в минулому. Серед переваг даної моделі можна виділити простоту реалізації та те, що модель підходить для короткострокового прогнозування. Особливістю цієї моделі в тому, що вона враховує Error (помилку), Trend (тренд) і Seasonality (сезонність) та добре підходить для даних із чіткими сезонними або трендовими компонентами. Однак, недоліком може виступати те, що модель менш ефективна для складних часових рядів із сильними нелінійними залежностями.

Методи машинного навчання дають змогу враховувати складні нелінійні взаємозв'язки та велику кількість параметрів. До таких методів належать дерева рішень (Decision Trees), які ефективно застосовуються для прогнозування завантаженості каналів на основі аналізу історичних даних. Іншим підходом є випадковий ліс (Random Forest), що являє собою ансамбль дерев рішень і дозволяє знизити ймовірність перенавчання моделі [4]. Також широко використовується алгоритм XGBoost, який базується на методі градієнтного бустингу та забезпечує високу точність прогнозування при роботі з великими обсягами даних [5].

Методи глибокого навчання дозволяють ефективно вирішувати задачі прогнозування завдяки своїй здатності враховувати складні закономірності у великих масивах даних. До таких методів належать рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN) та мережі з довгою короткочасною пам'яттю (Long Short-Term Memory, LSTM), які демонструють високу ефективність при прогнозуванні довгострокових часових залежностей. Конволюційні нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN) успішно застосовуються для аналізу даних, що мають просторово-часову структуру.

Також перспективним підходом є комбінування класичних статистичних моделей, таких як ARIMA, з методами машинного навчання (наприклад, Random Forest), що дозволяє суттєво підвищити точність прогнозних оцінок. Крім того, для роботи з багатовимірними часовими рядами доцільним є використання спеціалізованих моделей глибокого навчання, зокрема моделі DeepAR, яка забезпечує ефективне прогнозування складних взаємозв'язків у даних.

В ході підготовки роботи були розроблені моделі ARIMA та XGBoost, натреновані на штучно створених даних про навантаження мережі. Результати роботи моделей можна побачити на рисунках 1 і 2.



Рис. 1 – Реалізація моделі ARIMA

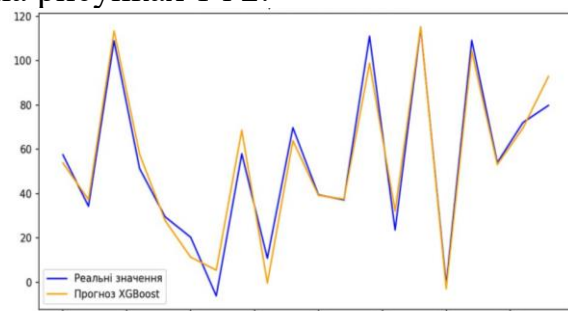


Рис. 2 – Реалізація моделі XGBoost

Як можна побачити, прості моделі є доволі ефективними для невеликого обсягу даних. Прогнозування навантаження на бездротову локальну мережу є важливим кроком для оптимізації її роботи. Вибір моделі прогнозування залежить від специфіки завдання, доступних ресурсів та обсягу історичних даних. Прості моделі підходять для малих систем, тоді як для складних і великих мереж ефективніші методи глибокого навчання або гібридні підходи.

Список використаних джерел:

1. Tibshirani R. Lecture 6: Autoregressive Integrated Moving Average Models. *Introduction to Time Series*, 2023. P. 1–24.
2. Ostertagová E., Ostertag O. The Simple Exponential Smoothing Mode. *Modelling of Mechanical and Mechatronic Systems*, 2011. P. 379–384.
3. Waliullah M. Wireless LAN Security Threats & Vulnerabilities. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2014. P. 175–186.
4. Xu J., Zhao J., Zhou R. Predicting Destinations by a Deep Learning Based Approach, 2019. – 144 с.
5. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2016. P. 785–794.