

МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОГО ТРАФІКУ В ГЕТЕРОГЕННИХ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖАХ

¹ Вінницький національний технічний університет

Анотація

У роботі розглянуто методи прогнозування інформаційного трафіку в гетерогенних телекомунікаційних мережах. Проаналізовано сучасні підходи до прогнозування, зокрема статистичні методи, моделі на основі часових рядів, гібридні підходи, а також методи прогнозування із застосуванням штучних нейронних мереж (ШНМ). Досліджено можливості використання параметричних моделей, зокрема ARIMA та ARIMA-GARCH, для короткострокового прогнозування мережевого трафіку. Також розглянуто ефективність нейромережових підходів, зокрема LSTM, для довгострокового прогнозування. Оцінено переваги та недоліки різних методів, а також їхню доцільність для застосування в мережах п'ятого та наступних поколінь. Отримані результати можуть бути використані для оптимізації управління мережевими ресурсами, підвищення якості надання послуг зв'язку та запобігання перевантаженню мережі.

Ключові слова: штучна нейронна мережа, мережеве навантаження, обчислювальний ресурс, гетерогенна мережа, транспортна система.

Abstract

The paper considers methods of forecasting information traffic in heterogeneous telecommunication networks. Modern approaches to forecasting are analyzed, including statistical methods, time-series models, hybrid approaches, and forecasting methods using artificial neural networks (ANNs). The possibilities of using parametric models, in particular ARIMA and ARIMA-GARCH, for short-term forecasting of network traffic are investigated. The effectiveness of neural network approaches, in particular LSTM, for long-term forecasting is also considered. The advantages and disadvantages of various methods are evaluated, as well as their feasibility for use in fifth and subsequent generations of networks. The obtained results can be used to optimize the management of network resources, improve the quality of communication services and prevent network congestion.

Keywords: artificial neural network, network load, computing resource, heterogeneous network, transportation system.

Вступ

Сучасні інфокомунікаційні мережі характеризуються гетерогенністю та значним зростанням обсягів мережевого трафіку, що має складну, неоднорідну структуру. Це обумовлено розвитком новітніх технологій, зростанням кількості користувачів, появою різних сервісів та збільшенням вимог до якості зв'язку. В таких умовах ключовою проблемою стає забезпечення стабільної та якісної роботи мереж, що вимагає ефективних методів аналізу та прогнозування трафіку [1].

Моделювання та прогнозування мережевого трафіку дозволяє виявляти закономірності його зміни, оптимізувати розподіл ресурсів та підвищувати ефективність функціонування мереж. Оскільки трафік володіє складною динамікою, ефективна модель повинна враховувати його значущі характеристики, такі як залежності в коротко- та довгостроковій перспективі, самоподібність на великих часових масштабах, а також високий рівень мультифрактальності на малих масштабах часу. Використання таких моделей дає змогу підвищити точність прогнозів та забезпечити стабільність роботи інфокомунікаційних систем в умовах зростаючого навантаження [2].

Метою роботи є дослідження методів прогнозування мережевого трафіку з урахуванням його неоднорідної структури, що сприятиме підвищенню точності прогнозування різних типів трафіку в гетерогенних мережах.

Результати дослідження

Результати прогнозування можна оцінити за рівнем зменшення похибки одержуваного прогнозу. Чим нижча похибка, тим ефективніше працює мережа, оскільки це сприяє оптимальному розподілу трафіку та ресурсів. Відтак, моделі прогнозування з мінімальною похибкою мають високу цінність для компаній, що займаються проектуванням та управлінням мереж зв'язку [3].

Серед сучасних методів прогнозування мережевого трафіку значна увага дослідників зосереджена на алгоритмах, заснованих на штучних нейронних мережах (ШНМ). Особливо актуальним є застосування таких методів у високопродуктивних системах, де складні моделі можуть забезпечити високу точність прогнозів.

Однак, у певних сценаріях, наприклад, у мережах п'ятого і наступних поколінь, виникає потреба швидкого прогнозування можливих перевантажень із мінімальними витратами обчислювальних ресурсів. Це особливо важливо для технології Mobile Edge Computing (MEC), де на кордоні мережі функціонують малопотужні пристрої. У таких випадках використання аналітичних моделей може бути більш доцільним, ніж методи на основі ШНМ, оскільки вони забезпечують швидші розрахунки при обмежених ресурсах [4].

У сфері досліджень мережевого трафіку гетерогенних мереж та моделей прогнозування трафіку мереж зв'язку п'ятого і наступних поколінь значний внесок зробили такі вчені, як А.А.А. Ateya, G.E.P. Vox, G. Rutka, J.M. Jenkins та інші [5, 6]. Роботи зазначених дослідників суттєво вплинули на вивчення характеристик мережевого трафіку та розвиток методів його прогнозування, закладаючи наукові основи для подальших досліджень у цій галузі [1].

Теоретична значущість роботи полягає в дослідженні моделей і методів прогнозування мережевого трафіку в гетерогенних мережах для короткострокових і довгострокових прогнозів. Застосування гібридних моделей прогнозування ARIMA-GARCH підтверджує наявність у часових рядах мережевого трафіку реального часу ефектів авторегресійної умовної гетероскедастичності, що розширює наявні знання у сфері прогнозування трафіку в мережах п'ятого та наступних поколінь на короткостроковому горизонті. Отримані результати прогнозування, зокрема зменшення середньої абсолютної похибки та підвищення точності прогнозування для різних типів трафіку, сприяють розвитку підходів до аналізу мережевого навантаження. Прогнозування мережевого трафіку як багатовимірного процесу за допомогою штучних нейронних мереж (ШНМ) демонструє високу точність довгострокових прогнозів, на відміну від параметричних моделей типу ARIMA, які є ефективними для короткострокового прогнозування одновимірних процесів [2]. Ефективність прогнозування запропонованим методом зростає зі збільшенням розмірності випадкового процесу, що підтверджує доцільність використання багатовимірних моделей для аналізу складної структури мережевого трафіку [3].

Практична значущість роботи полягає в можливості застосування отриманих результатів для оптимізації функціонування систем управління трафіком. Розглянуті підходи можуть бути використані в мережах п'ятого та наступних поколінь, де критично важливо мінімізувати витрати обчислювальних ресурсів. У цьому контексті аналітичні моделі прогнозування є оптимальним рішенням для швидкого виявлення та попередження надлишкового навантаження на мережу. Водночас для високопродуктивних систем доцільно застосовувати методи на основі штучних нейронних мереж, зокрема запропонований у роботі метод прогнозування, що забезпечує високу точність прогнозів і ефективне керування трафіком у гетерогенних мережах [3].

Проведено аналіз наукової літератури, присвяченої вивченню сучасного мережевого трафіку. Сучасні гетерогенні мережі генерують трафік зі складною, неоднорідною структурою. Зростання обсягів різноманітного трафіку в інфокомунікаційних мережах актуалізує питання забезпечення якості наданих послуг зв'язку, що, своєю чергою, вимагає розроблення ефективних моделей прогнозування [4].

Моделі, побудовані на основі часових рядів, які описують зміну параметрів одного об'єкта у послідовні моменти часу, мають властивість нестационарності, що вказує на їхню багатокомпонентну структуру. У зв'язку з цим управління мережею значною мірою базується на прогнозуванні майбутніх значень трафіку для ухвалення оптимальних рішень [5].

Основним завданням аналізу часових рядів є виявлення та кількісна оцінка складових структури трафіку, визначення наявності чи відсутності тенденції, періодичності та випадкової компоненти, що дозволяє покращити точність прогнозування та ефективність управління мережею [6].

Проведено аналіз моделей і методів прогнозування мережевого трафіку для короткострокових і довгострокових прогнозів. Визначено, що для короткострокового прогнозування при роботі з агрего-

ваними даними, зокрема для передбачення обсягу трафіку, доцільніше використовувати статистичні моделі, тоді як у більш складних випадках ефективнішими є структурні підходи.

Висновки

Серед статистичних методів найпоширенішим підходом є використання моделей авторегресії та проінтегрованого ковзного середнього (ARIMA). Модель ARIMA належить до класу параметричних моделей, що дозволяють описувати нестационарні часові ряди та прогнозувати їх динаміку.

Моделі авторегресійного класу добре підходять для інтеграції в мережеві пристрої з метою оперативного прогнозування обсягу трафіку в реальному часі на коротких часових інтервалах, що сприяє більш ефективному управлінню мережею.

Проведено аналіз моделей і методів прогнозування мережевого трафіку на основі штучних нейронних мереж (ШНМ). Алгоритми нейронних мереж із глибоким навчанням здатні ідентифікувати нелінійну функцію та виконувати прогнозування. ШНМ типу LSTM (Long Short-Term Memory) використовуються для прогнозування трафіку в стільникових мережах і транспортних системах.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Ferreira G.O. Forecasting Network Traffic: A Survey and Tutorial with Open-Source Comparative Evaluation / G.O. Ferreira, C. Ravazzi, F. Dabbene, G. Calafiore, M. Fiore // IEEE Access - 2023 - DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3236261.
2. Lechowicz P. Regression-based fragmentation metric and fragmentation-aware algorithm in spectrally-spatially flexible optical networks / P. Lechowicz // Computer Communications – 2021. - Vol. 175. - PP. 156–176. 2021.
3. Stepanov N. Applying machine learning to LTE traffic prediction: Comparison of bagging, random forest, and SVM / N. Stepanov, D. Alekseeva, A. Ometov, and E. S. Lohan // 2020 12th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops (ICUMT). – 2020. - PP. 119–123.
4. Gorshenin A. Mobile network traffic analysis based on probability-informed machine learning approach / A. Gorshenin, A. Kozlovskaya, S. Gorbunov, I. Kochetkova // Computer Networks. –2024. –Vol. 247. –P. 110433. – DOI 10.1016/j.comnet.2024.110433.
5. Abdellah A.R. IoT traffic prediction with neural networks learning based on SDN infrastructure. / A.R. Abdellah, A. Volkov, A. Muthanna, and others // Lecture Notes in Computer Science. – 2020. – C. 64-76.
6. Manzoor S. Modeling of Wireless Traffic Load in Next Generation Wireless Networks / Manzoor S., Bajwa K.B., Sajid M., Manzoor H., Manzoor M., Ali N., Menhas M.I. // Mathematical Problems in Engineering – 2021. – P. 15.

Прикмета Андрій Володимирович — аспірант групи 172-22а, факультет інформаційних електронних систем, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: botan.mua@gmail.com

Грабчак Назарій Віталійович — аспірант групи 172-23а, факультет інформаційних електронних систем, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: nazariihrabchak@gmail.com

Бондар Денис Володимирович — студент групи ПЗТ-23мс, факультет інформаційних електронних систем, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: bondardenis129@gmail.com

Науковий керівник: **Васильківський Микола Володимирович** — кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інфокомунікаційних систем і технологій, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця

Prykmeta Andrii V. — graduate student of group 172-22a, Faculty of Information Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: botan.mua@gmail.com

Hrabchak Nazarii V. — graduate student of group 172-23a, Faculty of Information Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: nazariihrabchak@gmail.com

Bondar Denys V. - student of group TSS-23mc, Faculty of Information Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: bondardenis129@gmail.com

Supervisor: **Vasylkivskiy Mykola V.** — candidate of technical sciences, associate professor, associate professor of the Department of Information Communication Systems and Technologies, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia