

СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ ПАРТНЕРСЬКИХ ПЛАТФОРМ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ МЕТОДАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Вінницький національний технічний університет

Анотація:

Роботу присвячено системному аналізу та предиктивному моделюванню фінансових показників учасників партнерських платформ електронної комерції. Описано архітектуру інтелектуальної інформаційної системи, що включає централізовану базу даних, серверну частину на основі асинхронного фреймворку, ізольований модуль машинного навчання та клієнтський веб-інтерфейс. Реалізовано функціональні блоки аналітики для користувачів та адміністраторів платформи. Для прогнозування часових рядів фінансових надходжень застосовано метод множинної лінійної регресії з адитивною декомпозицією на лінійний тренд та тижневу сезонну складову за допомогою гармонік Фур'є. Експериментальні дослідження на реальних виробничих даних підтвердили високу точність та обчислювальну стабільність запропонованого системного рішення.

Ключові слова: системний аналіз, прогнозування часових рядів, партнерські програми, машинне навчання, множинна лінійна регресія, декомпозиція тренду, гармоніки Фур'є, електронна комерція.

Abstract:

The paper is devoted to the systems analysis and predictive modeling of financial metrics for e-commerce affiliate platform partners. The architecture of an intelligent information system is described, including a centralized database, an asynchronous backend framework, an isolated machine learning module, and a client web interface. Functional analytical modules for both platform users and administrators have been implemented. For time-series forecasting of financial inflows, a multiple linear regression method with additive decomposition into a linear trend and a weekly seasonal component using Fourier harmonics was applied. Experimental studies on real production data confirmed the high accuracy and computational stability of the proposed systems solution.

Keywords: systems analysis, time series forecasting, affiliate platforms, machine learning, multiple linear regression, trend decomposition, Fourier harmonics, e-commerce.

Вступ

Стрімкий розвиток цифрового маркетингу та електронної комерції обумовлює накопичення значних масивів фінансових даних у партнерських мережах. Системний аналіз та прогнозування показників ефективності учасників таких платформ ускладнюється наявністю часових залежностей, стохастичних коливань та вираженої сезонності доходу.

Наявні на ринку спеціалізовані рішення (PartnerStack, Impact.com, Voluum) орієнтовані переважно на дескриптивний моніторинг минулих періодів — фіксацію кліків, конверсій та комісій. Більшість із них не забезпечує можливості предиктивного моделювання заробітку на середньостроковий горизонт, виявлення фаз динаміки партнерського каналу та автоматичної побудови довірчих інтервалів для прийняття управлінських рішень. [1, 2, 3].

Наявні на ринку рішення орієнтовані переважно на відображення базових показників минулих періодів — кліків, конверсій та комісій. Платформа PartnerStack [1] зосереджена на управлінні партнерськими відносинами та виплатах, Impact.com [2] — на автоматизації партнерств великих брендів, а Voluum [3] виконує функцію трекера ефективності рекламних кампаній. Жодне з цих рішень не забезпечує прогнозування заробітку партнерів на середньостроковий горизонт, виявлення фази зростання чи спаду партнерського каналу та автоматичної побудови довірчих інтервалів прогнозу для управлінських рішень.

Метою роботи є проведення системного аналізу фінансових потоків платформи та розробка предиктивної моделі оцінки майбутніх доходів партнерів із використанням архітектурно ізольованих модулів машинного навчання.

Результати дослідження

У процесі розробки підсистеми проведено аналіз предметної області та існуючих аналогів. Аналіз трьох провідних платформ — PartnerStack [1], Impact.com [2] та Voluum [3] — дозволив виявити спільні недоліки: відсутність прогнозної аналітики заробітку партнерів, обмежені можливості системного аналізу часових рядів накопичених даних, відсутність автоматичного виявлення фази зростання чи спаду каналу та неможливість гнучкого налаштування алгоритмів під специфіку конкретної бізнесмоделі (CPA, CPS, RevShare). Ці спостереження стали основою для формування вимог до розроблюваної підсистеми та визначили її ключові переваги.

На основі виявлених потреб спроектовано архітектуру підсистеми. ML-модуль реалізовано як інтегровану складову багаторівневої системи Soft_Partners, що включає чотири структурні компоненти: базу даних (PostgreSQL 16), серверну частину (FastAPI/Python 3.11) з ізольованим сервісом машинного навчання (ml_analysis_service на бібліотеці scikit-learn), шар REST API з ендпоінтами для партнерського та адміністраторського скоупів, а також клієнтський інтерфейс (Next.js/React з бібліотекою Recharts для візуалізації прогнозу). Така архітектура забезпечує модульність, можливість незалежного тестування ML-ядра та горизонтальне масштабування системи (рис. 1) [5].

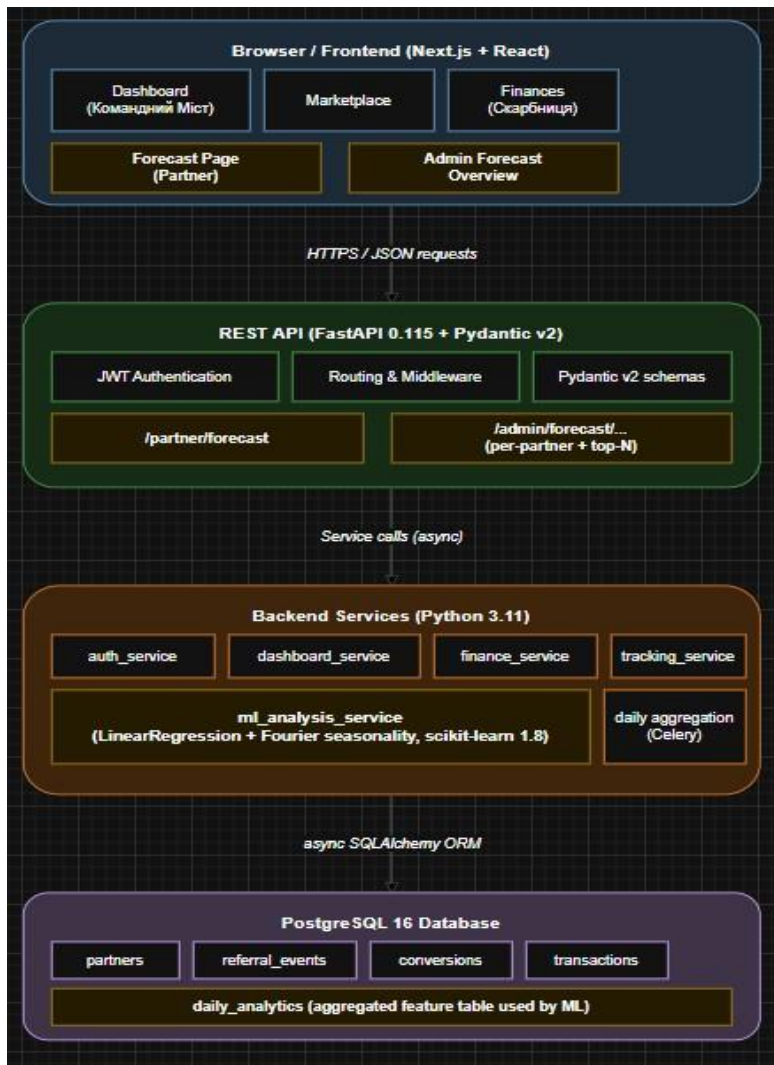


Рисунок 1 — Системна архітектура ML-підсистеми прогнозування заробітку

Серверна частина реалізована на основі фреймворку FastAPI 0.115 та включає набір функціональних сервісів, кожен з яких інкапсулює окремий бізнес-домен: `auth_service` (автентифікація та JWT-токени), `dashboard_service` (метрики кабінету), `finance_service` (баланси та виплати), `tracking_service` (партнерські посилання та конверсії) і новостворений `ml_analysis_service` (підсистема прогнозування заробітку). Для взаємодії з базою даних PostgreSQL використовується асинхронна ORM-бібліотека SQLAlchemy 2.0, що забезпечує логічну цілісність даних, паралельне виконання запитів через event loop та запобігає N+1 проблемі завдяки селективному завантаженню зв'язків (selectinload).

База даних містить п'ять ключових таблиць, що формують вхідні дані для ML-підсистеми: `partners` (профілі партнерів), `referral_events` (трекінг кліків з UUID-ідентифікаторами для розподіленої атрибуції), `conversions` (зафіксовані цільові дії), `transactions` (комісійні нарахування з 14-денним holdперіодом) та проміжна таблиця `daily_analytics`, що зберігає попередньо агреговані денні метрики у вигляді одного рядка на партнера за день. Зв'язки між таблицями реалізовано за схемами «один до багатьох» (`partners` → `referral_events` → `conversions` → `transactions`), що відображає природну причиннонаслідкову послідовність партнерської дії та забезпечує підґрунтя для побудови часових рядів довільної гранулярності.

База даних містить п'ять ключових таблиць, що формують вхідні дані для ML-підсистеми: `partners` (профілі партнерів), `referral_events` (трекінг кліків з UUID-ідентифікаторами для розподіленої атрибуції), `conversions` (зафіксовані цільові дії), `transactions` (комісійні нарахування з 14-денним holdперіодом) та проміжна таблиця `daily_analytics`, що зберігає попередньо агреговані денні метрики у вигляді одного рядка на партнера за день. Зв'язки між таблицями реалізовано за схемами «один до багатьох» (`partners` → `referral_events` → `conversions` → `transactions`), що відображає природну причиннонаслідкову послідовність партнерської дії та забезпечує підґрунтя для побудови часових рядів довільної гранулярності.

Процес застосування моделі відбувається у два етапи. На першому — з таблиці `daily_analytics` формується навчальна вибірка для конкретного партнера за останні 90 днів; перші 70% точок використовуються для тренування лінійної моделі методом найменших квадратів $\beta = (X^T X)^{-1} X^T y$, останні 30% — для walk-forward валідації з обчисленням метрик MAE, RMSE, MAPE та R^2 . На другому — навчена модель застосовується для прогнозування горизонту 1–60 днів вперед, а сервер віддає клієнту повний набір історичних та прогнозних точок разом із обчисленими метриками точності. Вибір лінійної регресії з адитивною сезонною декомпозицією зумовлений її інтерпретованістю, малим обчислювальним бюджетом та достатньою точністю на відносно коротких часових рядах партнерських даних [6].

Клієнтська частина підсистеми реалізована з використанням Next.js 16, React 19 та TypeScript, з візуалізацією через бібліотеку Recharts. Завдяки серверним компонентам Next.js та TanStack Query реалізовано ефективне кешування результатів прогнозу на стороні клієнта зі staleTime у 5 хвилин, що знижує навантаження на ML-сервіс при повторних відкриттях сторінки. Розроблено дві ключові сторінки: партнерський кабінет «Кристал Передбачень» з інтерактивним вибором горизонту прогнозу та обсягу історії (рис. 2), а також адміністраторську панель моніторингу топ-партнерів за прогнозованим заробітком (рис. 3) з можливістю drill-down у деталізований графік для будь-якого партнера (рис. 5). Якість моделі додатково ілюструється matplotlib-діаграмою реального прогнозу champion-партнера з накладеним 95% довірчим інтервалом (рис. 4).

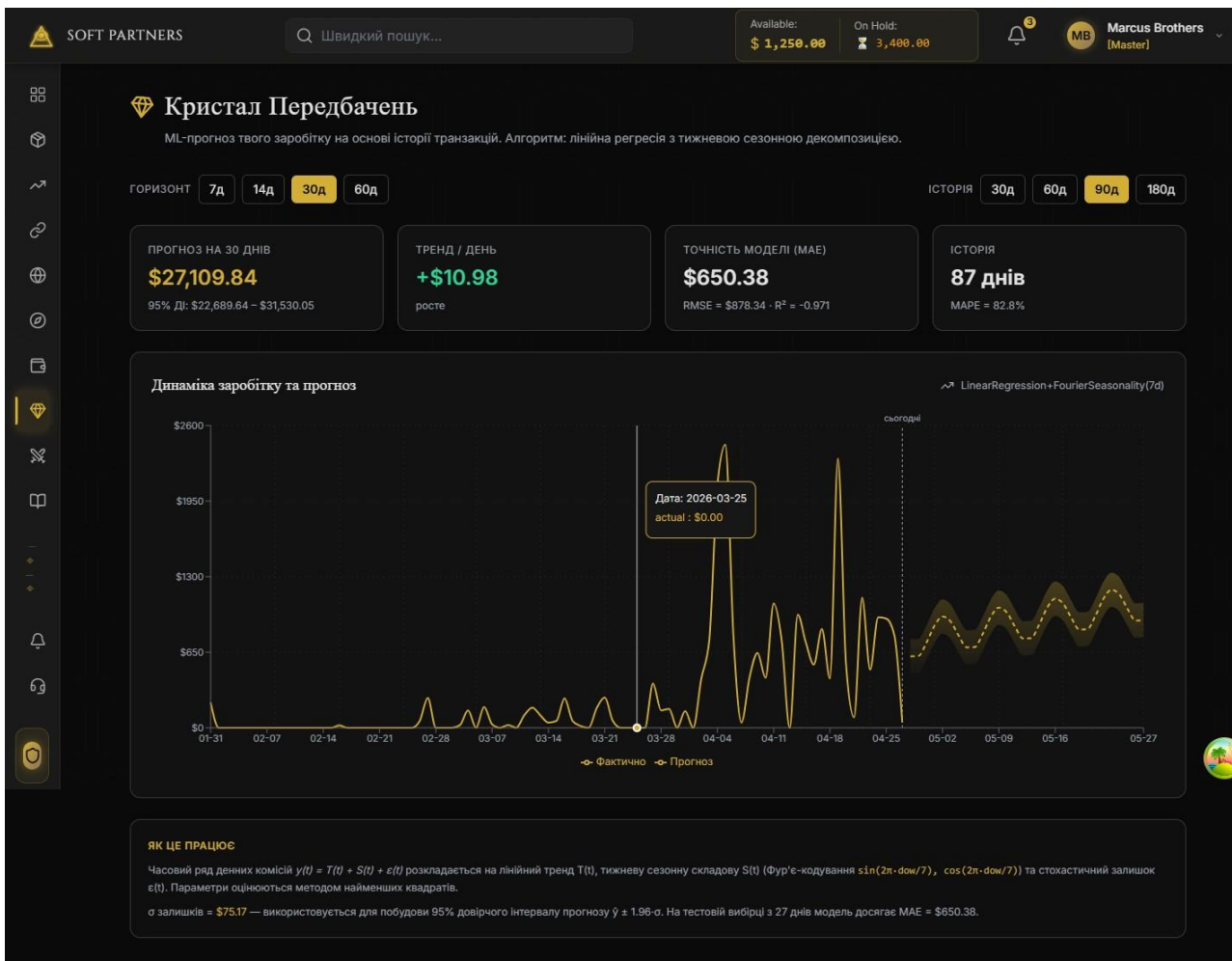


Рисунок 2 — Партнерський кабінет «Кристал Передбачень» з ML-прогнозом

MAIN ADMIN
Content Management System

ML FORECAST — TOP PARTNERS
Партнери відсортовані за сумарною комісією в історії. Прогноз і точність моделі — для кожного.

LIMIT: 5, 10, 20, ГОРИЗОНТ: 7д, 14д, **30д**, 60д

#	ПАРТНЕР	ПРОГНОЗ 30Д	95% ДІ	ТРЕНД / ДЕНЬ	RMSE	ІСТОРИЯ, ДНІВ	МОДЕЛЬ
1	demo_partner_1 id=65	\$27,109.84	\$22,689.64 – \$31,530.05	↗ +\$10.98	\$878.34	87	LinearRegression+Four...
2	demo_partner_2 id=66	\$3,821.13	\$0.00 – \$13,144.39	↗ +\$2.29	\$85.89	35	LinearRegression+Four...
3	PierreD_Delta id=7	\$950.45	\$14.80 – \$2,041.65	↗ +\$0.41	\$59.33	59	LinearRegression+Four...
4	demo_partner_3 id=67	\$2,010.97	\$277.83 – \$3,861.63	↗ +\$1.36	\$70.94	34	LinearRegression+Four...
5	ivan_petrenko id=12	\$2,424.30	\$0.00 – \$5,784.60	↗ +\$0.00	\$0.00	4	MeanFallback(Insufficie...
6	final_success_1765622984256@example.com id=18	\$842.81	\$0.00 – \$3,908.28	↗ +\$0.00	\$0.00	8	MeanFallback(Insufficie...
7	andriy.shevchenko@example.com id=14	\$765.30	\$0.00 – \$3,204.29	↗ +\$0.00	\$0.00	6	MeanFallback(Insufficie...
8	dmytro.melnyk@example.com id=16	\$1,758.60	\$1,758.60 – \$1,758.60	↗ +\$0.00	\$0.00	1	MeanFallback(Insufficie...

Рисунок 3 — Адміністраторська панель моніторингу прогнозів топ-партнерів

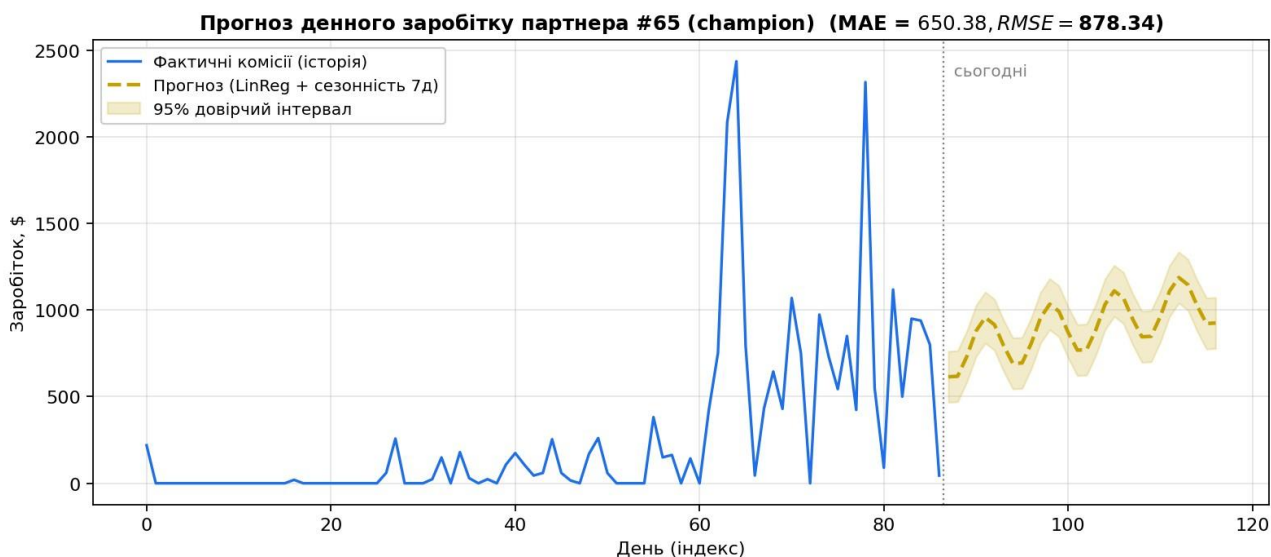


Рисунок 4 — Реальний прогноз заробітку партнера №65 з 95% довірчим інтервалом

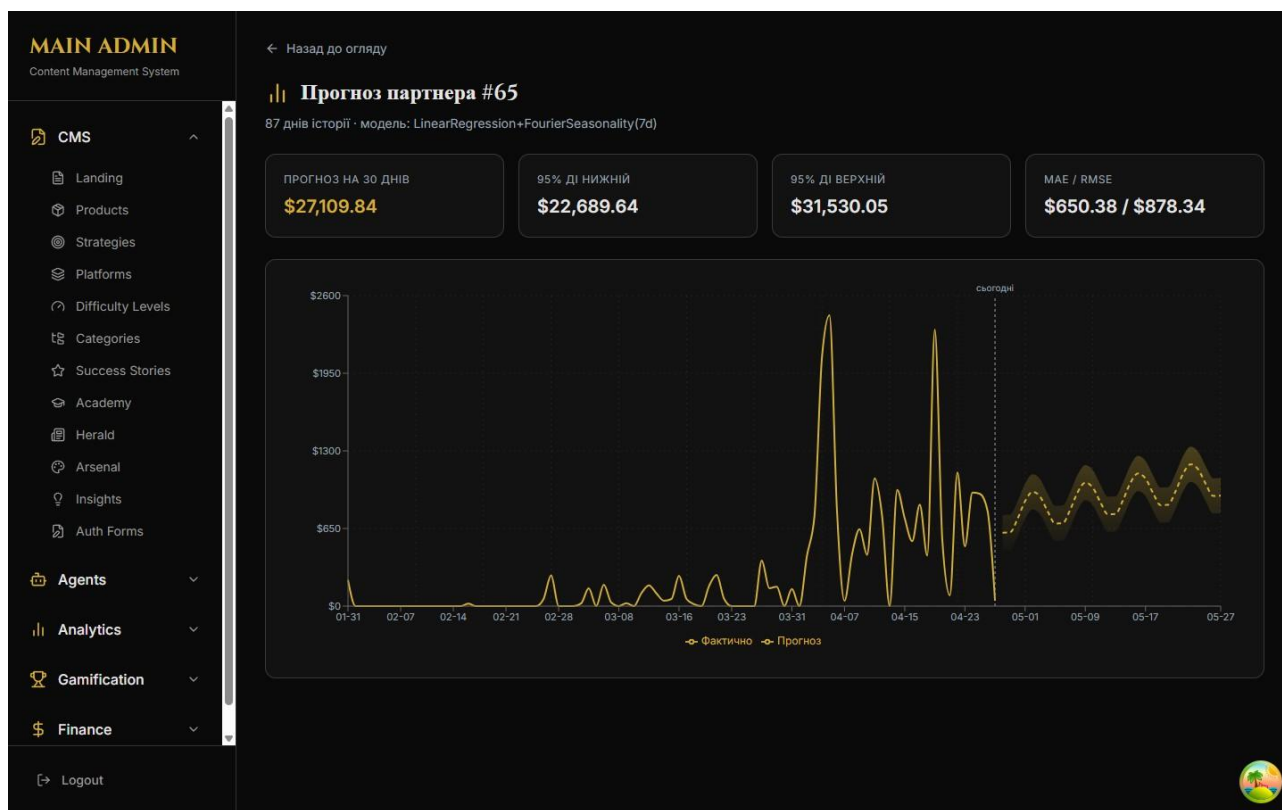


Рисунок 5 — Деталізований прогноз обраного партнера в адміністраторській панелі

Висновки

У результаті виконаної роботи запропоновано та практично реалізовано комплексне системне рішення для аналізу та прогнозування заробітку в партнерських мережах. Спроектowana чотирирівнева архітектура забезпечує високу обчислювальну стабільність завдяки відокремленню аналітичного ядра від інтерфейсної та серверної частин системи.

Розроблено ML-підсистему системного аналізу та прогнозування заробітку партнерів афіліатної платформи Soft_Partners, що забезпечує повний цикл роботи з фінансовими часовими рядами в єдиній екосистемі — від агрегації первинних транзакцій до інтерактивної візуалізації прогнозу в партнерському та адміністраторському інтерфейсах. Підсистема орієнтована на дві категорії

користувачів: партнерів, яким необхідне розуміння власної траєкторії заробітку, та адміністраторів платформи, що приймають управлінські рішення щодо розвитку партнерського каналу.

Проведено аналіз трьох провідних CPA-платформ та визначено ключові прогалини ринкових рішень: відсутність прогнозової аналітики на середньостроковому горизонті, обмежені можливості системного аналізу часових рядів та відсутність автоматичної побудови довірчих інтервалів. На основі цього аналізу сформовано вимоги до підсистеми та обґрунтовано доцільність розробки власного інтегрованого рішення замість підключення зовнішнього ВІ-інструменту.

Спроектовано та реалізовано чотиришарову архітектуру з чітким розподілом відповідальності між компонентами. Серверна частина на FastAPI включає набір ізольованих сервісів, з яких ml_analysis_service виконує функцію ядра прогнозування. Клієнтська частина реалізована з використанням Next.js, React та бібліотеки Recharts для інтерактивної візуалізації історичних та прогнозних даних. Для збереження та обробки фінансових метрик використано PostgreSQL 16 з асинхронною ORM SQLAlchemy 2.0.

Впроваджено модель прогнозування денного заробітку на основі множинної лінійної регресії з адитивною декомпозицією на лінійний тренд та тижневу сезонну складову, закодовану через Фур'єпару \sin/\cos . На реальних виробничих даних champion-партнера підсистема досягає MAE = \$650.38 та RMSE = \$878.34 при стандартному відхиленні залишків $\sigma = \$75.17$, що підтверджує практичну застосовність моделі. Підсистема покрита 22 автоматизованими тестами (14 модульних та 8 інтеграційних, усі проходять успішно) та інтегрована в робоче продакшн-середовище платформи Soft_Partners, що відкриває можливості подальшого розширення моделі до ARIMA, експоненційного згладжування або градієнтного бустингу без зміни API-контрактів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. PartnerStack. Partner Relationship Management Platform. URL: <https://partnerstack.com>
2. Impact.com. Partnership Automation Platform. URL: <https://impact.com>
3. Voluum. Performance Marketing Tracking Platform. URL: <https://voluum.com>
4. Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A. et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python. Journal of Machine Learning Research. 2011. Vol. 12. P. 2825–2830.
5. FastAPI Documentation. Modern, fast web framework for building APIs with Python. URL: <https://fastapi.tiangolo.com>
6. SQLAlchemy 2.0 Documentation. The Python SQL Toolkit and Object Relational Mapper. URL: <https://docs.sqlalchemy.org>
7. PostgreSQL 16 Documentation. PostgreSQL Global Development Group. URL: <https://www.postgresql.org/docs>
8. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. 3rd ed. OTexts, 2021. 442 p. URL: <https://otexts.com/fpp3>
9. Next.js Documentation. The React Framework for the Web. Vercel Inc., 2025. URL: <https://nextjs.org/docs>
10. Згуровський М. З., Панкратова Н. Д. Системний аналіз: проблеми, методологія, застосування. К.: Наукова думка, 2011. 728 с.

Лігутко Андрій Андрійович – студент групи СА-24б, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: andriylygutko@gmail.com.

Жуков Сергій Олександрович – к.т.н., доцент кафедри системного аналізу та інформаційних технологій, Вінницький національний технічний університет, e-mail: sazhukov@gmail.com.

Lihutko Andriy A. – student of group SA-24b, Faculty of Intelligent Information Technologies and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: andriylygutko@gmail.com.

Zhukov Serhii O. – Ph.D., Assistant Professor of the Department of System Analysis and Information Technologies, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: sazhukov@gmail.com.