МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ЕКОНОМІЧНИЙ ФАКУЛЬТЕТ
КАФЕДРА ЕКОНОМІЧНОЇ КІБЕРНЕТИКИ

Кваліфікаційна робота

магістра

на тему ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ НА БАЗІ ГЕНЕРАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ

Виконала: студентка ІІ курсу, групи 8.0514-ек
спеціальності 051 «Економіка»
освітньої програми «Економічна кібернетика»
Ракша Орина Андріївна
Керівник: доцент кафедри економічної кібернетики, к.е.н., доц.,Очеретін Д.В.
Рецензент: доцент кафедри економічної кібернетики, к.е.н., доц.,Макаренко О.І.

Запоріжжя
2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет економічний
Кафедра економічної кібернетики
Рівень вищої освіти магістерський
Спеціальність 051 Економіка
Освітня програма економічна кібернетика

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри_____
(підпис)

«____»_____20____року

З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

Ракша Орина Андріївна

1. Тема роботи «Прогнозування динаміки фінансових показників на базі генеративних моделей»

керівник роботи Очеретін Дмитро Валерійович, к.е.н, доцент, доцент кафедри економічної кібернетики

затверджені наказом ЗНУ від «25» березня 2025 року № 439-с

2. Строк подання студентом роботи 01 грудня 2025 року

3. Вихідні дані до роботи: постановка завдання, офіційні статистичні дані, наукова література та інші джерела мережі Інтернет на обрану тему

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки: аналіз динаміки фінансових показників на прикладі вартості акцій освітніх компаній на фондовому ринку; аналіз існуючих методів та моделей прогнозування динаміки фінансових інструментів на фондовому ринку; побудова прогнозу вартості акцій освітніх компаній на фондовому ринку на основі застосування TimeGPT, отримання оцінки якості прогнозних моделей та точності прогнозу; обґрунтування вибору моделі для прогнозування динаміки вартості акцій освітніх компаній на фондовому ринку

5. Перелік графічного матеріалу: у роботі розміщено 33 табл. та 34 рис. Розроблено в Microsoft Office Power Point презентацію основних результатів кваліфікаційної роботи._____

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розділ 1	доц.каф.ек.кіб, к.е.н., доц.,Очеретін Д.В.		
Розділ 2	доц.каф.ек.кіб, к.е.н., доц., Очеретін Д.В		
Розділ 3	доц.каф.ек.кіб, к.е.н., доц., Очеретін Д.В		

7. Дата видачі завдання 10.02.2025

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Формування мети, об'єкту, предмету та завдань кваліфікаційної роботи	27.01.2025 – 02.02.2025	Виконано
2.	Узгодження плану роботи, підготовка вступу	03.02.2025 – 09.02.2025	Виконано
3.	Формування основних гіпотез та огляд наукових джерел	10.02.2025 – 05.04.2025	Виконано
4.	Підготовка 1-го розділу кваліфікаційної роботи	07.04.2025 – 24.05.2025	Виконано
5.	Підготовка 2-го розділу кваліфікаційної роботи	26.05.2025 – 06.07.2025	Виконано
6.	Підготовка 3-го розділу кваліфікаційної роботи	01.09.2025 – 22.11.2025	Виконано
7.	Аналіз та інтерпретація отриманих результатів, оформлення висновків кваліфікаційної роботи, оформлення вступу та реферату	24.11.2025 – 29.11.2025	Виконано
8.	Нормоконтроль, перевірка на доброчесність, підготовка до захисту	01.12.2025 – 13.12.2025	Виконано

Студент _____ О.А. Ракша
(підпис)

Керівник роботи (проекту)_____Д.В. Очеретін
(підпис)

Нормоконтроль пройдено

Нормоконтролер _____ В.О. Лось
(підпис)

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота магістра містить три розділи, 107 с., 34 рис., 33 табл., 2 додатки, 65 джерел.

Об’єкт дослідження – динаміка фінансових показників.

Предмет дослідження – моделі та методи прогнозування на базі генеративного підходу.

Мета дослідження – побудова математичної моделі та виявлення особливостей застосування генеративних моделей прогнозування динаміки часових рядів (наприклад, TimeGPT, TimeGEN-1, TEMPO).

Методи дослідження – порівняльний, аналіз та синтез, узагальнення та систематизація, статистичні методи, масштабна модель часових рядів TimeGPT, економіко-математичне моделювання.

У дослідженні розглядається застосування генеративної моделі TimeGPT для прогнозування динаміки фінансових показників. Проведено аналіз динаміки вартості акцій семи освітніх компаній на фондовому ринку, які займають значну частку на ринку освітніх послуг, зокрема Coursera, Duolingo, Zoom, Clarivate тощо.Аналіз існуючих методів та моделей прогнозування динаміки фінансових інструментів на фондовому ринку дозволив виявити особливості прогнозування вартості акцій освітніх компаній. В роботі побудувано прогноз вартості акцій освітніх компаній на фондовому ринку на основі застосування TimeGPT для великих та коротких часових рядів, виявлено високу якість прогнозних моделей та точність прогнозу генеративної моделі. Обґрунтувано вибір генеративної моделі TimeGPT для прогнозування динаміки вартості акцій освітніх компаній на фондовому ринку.

ФОНДОВИЙ РИНОК, ГЕНЕРАТИВНА МОДЕЛЬ, ПРОГНОЗУВАННЯ, TIMEGPT, EDTECH

SUMMARY

The qualification work of the master contains three sections, 107 pages, 34 figures, 33 tables, 2 appendices, and 65 sources.

The object of research is the dynamics of financial indicators.

Subject of the research – models and methods of forecasting based on a generative approach.

The purpose of the work is to construct a mathematical model and identify the features of applying generative models for forecasting the dynamics of time series (e.g., TimeGPT, TimeGEN-1, TEMPO).

Research methods – comparative, analysis and synthesis, generalization and systematization, statistical methods, TimeGPT time series scale model, economic and mathematical modeling.

The study considers the application of the TimeGPT generative model for forecasting the dynamics of financial indicators. An analysis of the dynamics of the stock prices of seven educational companies on the stock market that occupy a significant share of the educational services market, in particular Coursera, Duolingo, Zoom, Clarivate, etc., was conducted. Analysis of existing methods and models for forecasting the dynamics of financial instruments on the stock market revealed the peculiarities of forecasting the stock prices of educational companies.

For the process of modeling stock prices, forecast models included in the R modeltime (classical ARIMA, ARIMA Boosted, Prophet, Random Forest) and nixtlar (TimeGPT model) libraries were applied to time series.

The research builds a forecast of the stock prices of educational companies on the stock market based on the application of TimeGPT for large and short time series, reveals the high quality of the forecast models and the accuracy of the generative model forecast. The choice of the TimeGPT generative model for forecasting the dynamics of the stock prices of educational companies on the stock market is justified.

STOCK MARKET, GENERATIVE MODEL, FORECASTING, TIMEGPT, EDTECH

ЗМІСТ

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ
РЕФЕРАТ
SUMMARY
ВСТУП…… 7
РОЗДІЛ 1 СУТНІСТЬ ТА ОСОБЛИВОСТІ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ НА ФОНДОВИХ РИНКАХ……..…..... 10
1.1 Значущість прогнозування у фінансовій аналітиці……..... 10
1.2 Аналіз динаміки вартості акцій освітніх компаній на фондовому ринку……... 14
1.3 Характеристика джерел даних щодо динаміки фінансових інструментів освітніх компаній …… 26
РОЗДІЛ 2 МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ……. …….……..…... 34
2.1 Аналіз методів прогнозування часових рядів фінансових показників 34
2.2 Класичні статистичні методи прогнозування (ARIMA, ETS)…..... 42
2.3 Модель прогнозування рядів динаміки на основі машинного навчання:Prophet ……... 49
2.4 Генеративні моделі прогнозування: TimeGPT…….. 57
РОЗДІЛ 3 ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ВАРТОСТІ АКЦІЙ ОСВІТНІХ КОМПАНІЙ НА ФОНДОВОМУ РИНКУ……... 64
3.1 Прогнозування динаміки вартості акцій освітніх компаній на базі довгого часового ряду……... 64
3.2 Прогнозування динаміки вартості акцій освітніх компаній на базі короткого часового ряду …….. 91
3.3 Обгрунтування вибору генеративної моделі для прогнозування динаміки вартості акцій освітніх компаній……. 103
ВИСНОВКИ……... 106
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ…...…….. 108
ДОДАТОК А Вартість акцій освітніх компаній (приклад часового ряду).. 116
ДОДАТОК Б Приклад програмного коду мовою R……...…… 129

ВСТУП

Сучасна економіка характеризується високою динамічністю, глобальною взаємозалежністю ринків та зростанням рівня невизначеності, що зумовлює необхідність формування ефективної системи фінансового управління на підприємствах. Одним із ключових інструментів такої системи є прогнозування фінансових показників, яке забезпечує можливість передбачення тенденцій розвитку, визначення потенційних ризиків і розроблення стратегічних рішень, спрямованих на досягнення фінансової стійкості.

Прогнозування виступає невід'ємною складовою фінансової аналітики та управлінського процесу, оскільки дозволяє не лише оцінювати поточний стан підприємства, а й формувати уявлення про його майбутнє. У сучасних умовах господарювання, коли конкуренція посилюється, а вплив зовнішніх факторів (політичних, соціальних, технологічних) стає все більш значним, здатність прогнозувати фінансові результати набуває стратегічного значення.

Компанії освітнього (EdTech) сектору відіграють вирішальну роль у модернізації освіти за допомогою різноманітних технологій, особливо у той час, коли у центрі уваги знаходяться такі питання як доступність та дистанційне навчання. Платформи освітніх технологій, наукові платформи та видавництва, навчальні додатки сприяють технологічно орієнтованому студентському досвіду. Не зважаючи на недоліки у венчурному фінансуванні, очікується, що до 2030р. EdTech-індустрія досягне оцінки у 348,41 млрд доларів [1]. Освітні компанії пропонують студентам он-лайн курси з певних тем, технологічні платформи допомагають викладачам управляти та відслідковувати прогрес студентів.

Розширення сектору EdTech також збільшує кількість робочих місць та попит на кваліфікованих фахівців в сфері розробки front-end та back-end, UX-дизайну, аналітики кібербезпеки для EdTech-брендів. Поєднання технічних навичок та soft skills допомагає технічним працівникам задовольняти

різноманітні потреби студентів, вчителів та шкільних систем.

Питанням розвитку EdTech в умовах пандемії COVID-19 присвячено значну кількість публікацій за останні роки. У роботі [2] розглянуто вплив COVID-19 на іновації бізнес-моделей у стартапах EdTech та виявлено зміни зміни у всіх сегментах бізнес-моделі: цільовою аудиторією стали батьки, яким пропонувались тарифні плани; маркетингова діяльність робила акцент на перевагах дистанційної освіти та зручності використання освітніх продуктів вдома; адаптація до гібридних навчальних середовищ. У дослідженнях [3-5] описано роль бізнес-аналітики у організаціях EdTech для адаптації до регулярних змін, проаналізовано адаптацію платформ для вивчення мов (Language Learning Platforms) до зміни умов та ситуативних потреб клієнтів.

Проблема невизначеності в поведінці агентів EdTech ринку на основі динаміки часових рядів їх фінансових показників у останні роки є предметом наукових досліджень. У роботі [6] досліджено поведінку освітніх корпорацій та холдингових компаній з надання освітніх послуг, яка описується на основі вартості акцій цих агентів EdTech ринку в умовах COVID-19 методами нелінійної динаміки, зокрема рекурентного аналізу. А у дослідженні [7] представлено спробу дослідження мультифрактальної динаміки, що охоплює виключно часові ряди доходності акцій USA Education Group, що стосуються двох періодів, які не перетинаються (до, під час та після COVID-19).

Об’єкт дослідження – динаміка фінансових показників.

Предмет дослідження – моделі та методи прогнозування на базі генеративного підходу.

Мета дослідження – побудова математичної моделі та виявлення особливостей застосування генеративних моделей прогнозування динаміки часових рядів (наприклад, TimeGPT, TimeGEN-1, TEMPO).

Для досягнення поставленої мети потрібно вирішити наступні завдання:

а) проаналізувати динаміку фінансових показників на прикладі

вартості акцій освітніх компаній на фондовому ринку;

б) проаналізувати існуючі методи та моделі прогнозування динаміки фінансових інструментів на фондовому ринку;

в) побудувати прогноз вартості акцій освітніх компаній на фондовому ринку на основі застосування TimeGPT, отримати оцінку якості прогнозних моделей та точності прогнозу;

г) обґрунтувати вибір моделі для прогнозування динаміки вартості акцій освітніх компаній на фондовому ринку.

Методи дослідження – порівняльний, аналіз та синтез, узагальнення та систематизація, статистичні методи, масштабна модель часових рядів TimeGPT, економіко-математичне моделювання.

Наукова новизна даного дослідження полягає у дослідженні динаміки вартості акцій освітніх компаній на фондовому ринку та у побудові прогнозу вартості цих акцій на основі застосування масштабної моделі часових рядів TimeGPT. Отримані результати можна використовувати для розробки нових та удосконалення існуючих майданчиків, які торгують цінними паперами.

Результати дослідження були представлено:

– на Всеукраїнському конкурсі студентських наукових робіт зі спеціальності «Економічна кібернетика» у 2024/2025 н.р. (науковий керівник – к.е.н., доцент, доцент кафедри економічної кібернетики ЗНУ Очеретін Д.В.), диплом І ступеня (наказ в.о. ректора ЗНУ № 206 від 06.05.2025р.).

– на XIX Міжнародній науково-практичній конференції «Управління соціально-економічним розвитком регіонів і держави» (ЗНУ, 17-18 квітня 2025р.) [8];

– у статті у фаховому журналі категорії Б «Фінансові стратегії інноваційного розвитку економіки», № 4, 2025р.

РОЗДІЛ 1
СУТНІСТЬ ТА ОСОБЛИВОСТІ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ НА ФОНДОВИХ РИНКАХ

1.1 Значущість прогнозування у фінансовій аналітиці

Роль прогнозування у фінансовому управлінні полягає у створенні науково обґрунтованих передумов для прийняття управлінських рішень, заснованих на аналізі даних та виявленні закономірностей фінансової динаміки. За допомогою прогнозних моделей підприємства можуть планувати доходи та витрати, визначати необхідні обсяги інвестицій, оцінювати ліквідність, прибутковість та платоспроможність. Прогнозування дозволяє зменшити рівень невизначеності, який завжди супроводжує процес прийняття рішень, особливо в умовах нестабільності економічного середовища.

З теоретичної точки зору, прогнозування ґрунтується на комплексі методів, моделей і принципів, що забезпечують кількісне або якісне передбачення майбутніх станів фінансової системи підприємства. Воно спирається на аналіз історичних даних, закономірностей зміни фінансових показників, а також на оцінку впливу зовнішніх і внутрішніх чинників. До класичних методів належать екстраполяційні, економіко-математичні, експертні та імітаційні підходи, що дають змогу отримувати як короткострокові, так і довгострокові прогнози.

Водночас, сучасна фінансова аналітика активно інтегрує в процес прогнозування новітні інформаційні технології, зокрема інструменти штучного інтелекту, машинного навчання та Big Data. Це дозволяє суттєво підвищити точність прогнозів, враховувати нелінійні залежності між показниками, оперативно оновлювати результати за умови появи нових даних. Такий підхід перетворює прогнозування з допоміжного аналітичного інструменту на ключовий елемент фінансової стратегії підприємства.

У науковій літературі прогнозування фінансових показників розглядається як процес системного вивчення тенденцій фінансової діяльності суб’єкта господарювання з метою виявлення закономірностей її розвитку у майбутньому [9, 10]. Деякі дослідники наголошують, що ефективне прогнозування має поєднувати кількісні оцінки з експертними судженнями, що враховують специфіку галузі, структуру ринку та внутрішні особливості підприємства [11].

З практичної точки зору, прогнозування є основою для розроблення планових і стратегічних документів, таких як бюджети, бізнес-плани, фінансові стратегії. На основі прогнозних розрахунків підприємство визначає необхідність у фінансових ресурсах, розробляє заходи з підвищення рентабельності, а також оцінює можливі наслідки управлінських рішень. Відтак, прогнозування тісно пов’язане з функціями контролінгу, моніторингу ризиків і управління інвестиціями.

Особливе значення прогнозування має у процесі оцінки інвестиційної привабливості підприємства та формування капітальної політики. Потенційні інвестори, кредитори й аналітики використовують прогнозні показники для оцінки майбутніх доходів, платоспроможності та фінансової стабільності компанії. Таким чином, якість прогнозів безпосередньо впливає на репутацію підприємства та його можливість залучати додатковий капітал.

Не менш важливою є і роль прогнозування у ризик-менеджменті. Завдяки прогнозним оцінкам можливо своєчасно виявляти негативні тенденції, що можуть призвести до фінансових втрат, і розробляти заходи щодо їх запобігання. У сучасних умовах цей аспект прогнозування особливо актуальний, оскільки фінансові ринки перебувають під впливом глобальних кризових процесів, інфляційних коливань та політичної нестабільності.

Прогнозування у фінансовій аналітиці є одним із ключових інструментів стратегічного управління підприємством, що забезпечує науково обґрунтоване передбачення майбутніх фінансових результатів і тенденцій розвитку. У сучасних умовах глобалізації та цифрової

трансформації ринків прогнозування стає не лише інструментом аналітичного оцінювання, а й засобом стратегічного моделювання сценаріїв розвитку підприємства. Воно дозволяє враховувати не тільки кількісні, але й якісні фактори, такі як поведінка споживачів, зміни у законодавстві чи технологічні інновації, які суттєво впливають на фінансову стійкість організації. Прогнозування дозволяє оцінити потенційні зміни у доходах, витратах, прибутковості та ліквідності підприємства, формуючи підґрунтя для ухвалення ефективних управлінських рішень [9]. Розвиток методів фінансового прогнозування зумовлений необхідністю адаптації підприємств до постійних коливань макроекономічного середовища. Особливої актуальності набувають інструменти сценарного аналізу, що дозволяють порівнювати кілька можливих траєкторій фінансового розвитку залежно від дії зовнішніх і внутрішніх чинників.

Основна мета прогнозування полягає у зниженні невизначеності, що супроводжує фінансову діяльність суб’єктів господарювання. На основі історичних даних, поточних економічних показників та аналітичних моделей фінансові прогнози дозволяють підприємству планувати діяльність у коротко- й довгостроковій перспективі [10]. У практиці корпоративних фінансів широко застосовуються методи екстраполяції трендів, регресійного аналізу, моделі ARIMA, VAR, а також експертні методи прогнозування. Вибір конкретного підходу залежить від доступності статистичних даних, стабільності ринку та цілей прогнозування. Для підприємств, що функціонують у високоризикових галузях, доцільним є комбінування кількісних і якісних методів, що підвищує достовірність результатів. Таким чином, прогнозування виступає не лише технічним елементом аналітичного процесу, а й засобом формування фінансової стратегії.

Завдяки прогнозуванню фінансові аналітики можуть оцінити доцільність інвестицій, оптимізувати структуру капіталу, передбачити рух грошових потоків і визначити рівень ризиків, пов’язаних з господарською діяльністю. Крім того, прогнозування допомагає визначити оптимальні

напрями інвестування, виявити можливості зростання та розробити ефективні механізми управління ліквідністю. За допомогою фінансових прогнозів підприємства можуть розраховувати показники беззбитковості, планувати дивідендну політику та визначати потенційні обсяги залучення капіталу. Прогнозування також дає змогу визначати критичні точки розвитку підприємства — моменти, коли зміни у зовнішньому середовищі (ринкові коливання, інфляційні процеси, зміна вартості капіталу) можуть суттєво вплинути на фінансові результати [12].

Важливість прогнозування підкреслюється тим, що воно є складовою більшості фінансових процесів – бюджетування, контролінгу, оцінки інвестиційних проектів, визначення кредитоспроможності підприємства та управління ризиками. Як зазначають фахівці Harvard Business School [13], систематичне застосування методів прогнозування дозволяє підприємствам не лише реагувати на зміни, а й активно формувати власну фінансову політику відповідно до прогнозованих тенденцій ринку. На практиці ефективна система прогнозування є складовою інтегрованої системи фінансового менеджменту. Вона забезпечує зворотний зв’язок між результатами фінансового аналізу та стратегічним плануванням, сприяючи підвищенню конкурентоспроможності підприємства. Успішні компанії створюють окремі аналітичні підрозділи, які спеціалізуються на моніторингу фінансових ризиків і побудові прогнозних моделей різного рівня деталізації.

Разом з тим, ефективність прогнозування значною мірою залежить від якості вхідних даних, правильності вибору моделі та регулярного оновлення аналітичних розрахунків. Надмірна залежність від історичних показників може спотворювати результати у періоди економічної нестабільності або структурних змін на ринку [12]. Тому сучасна фінансова аналітика дедалі частіше поєднує традиційні статистичні методи з інструментами штучного інтелекту та машинного навчання, що забезпечує вищу точність прогнозів.

Отже, роль прогнозування у фінансовій аналітиці виходить далеко за межі традиційних функцій обліку та контролю. Воно стає ключовим

елементом системи управління знаннями на підприємстві, що дозволяє створювати динамічні фінансові моделі для аналізу наслідків управлінських рішень у реальному часі. Таким чином, прогнозування у фінансовій аналітиці виступає не лише інструментом передбачення, а й основою стратегічного управління, що дозволяє підприємствам адаптуватися до динамічного ринкового середовища, знижувати фінансові ризики та забезпечувати стійкий розвиток.

1.2 Аналіз динаміки вартості акцій освітніх компаній на фондовому ринку

У кваліфікаційній роботі розглядаються освітні компанії, що відносяться до трьох напрямків (онлайн-освіта, наука, комунікації), торгівля акціями яких здійснюється на фондовій біржі. До напрямку онлайн-освіта відносяться американська корпорація Adtalem Global Education Inc. та компанія Loureate Education Inc., наука – американська компанія Clarivate Inc. та видавництво John Wiley & Sons, Inc., комунікації – освітня онлайн-платформа Coursera Inc., платформа для вивчення іноземних мов Duolingo та Zoom Video Communications, Inc. Вибір для аналізу акцій цих компаній обумовлений тим, що вони входять до переліку лідерів світових освітніх компаній. Акції Duolingo, Loureate Education Inc. та John Wiley & Sons входять до топ 7 освітніх акцій за оцінкою інвестиційної компанії The Motley Fool [14], а Adtalem Global Education Inc., Loureate Education Inc. та Coursera Inc. відносяться до найбільших компаній у освітній сфері за даними Yahoo Finance [15].

Adtalem Global Education Inc (раніше DeVry Education Group) заснована в 1987 році, американська корпорація, яка управляє низкою комерційних вищих навчальних закладів в США. Вона пропонує широкий спектр програм в області медичних (програми на здобуття наукового ступеня та без нього у сфері медицини та охорони здоров'я для фахівців, які вже володіють

середньою освітою) та фінансових послуг (пропонує підготовку до тестів та професійної сертифікації, а також профільні конференції, семінари, членство та підписку для бізнес-професіоналів у галузях бухгалтерського обліку, банківської справи та іпотеки). Акції цієї компанії торгуються на фондовій біржі NYSE під тикером ATGE [16]. На акції компанії припадає 9,63% ринку освітній компаній, а капіталізація складає 3,374 млрд. доларів США [15].

Динаміку цін акцій компанії Adtalem Global Education Inc сформовано на основі даних сервісу Google Finance [17] за період з 01 січня 2020 року по 31 жовтня 2025 року (щоденні дані) та представлено на рис. 1.1.

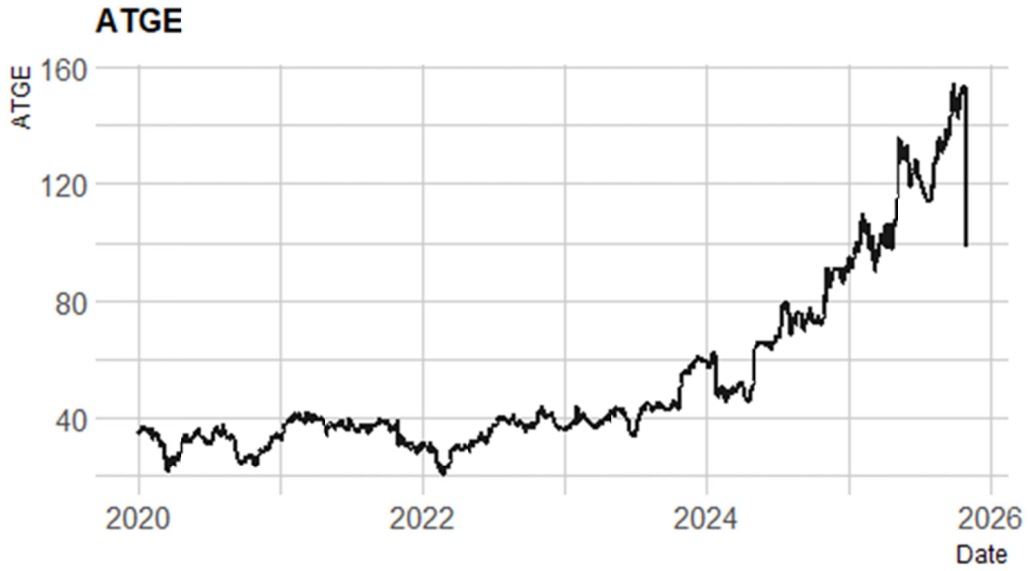


Рисунок 1.1 – Котирування акцій NYSE: ATGE за період з 01 січня 2020 року по 31 жовтня 2025 року

Джерело: побудована автором на основі даних [17]

Американська компанія Adtalem Global Education Inc. пов’язана з медичними навчальними закладами, тому падіння ціни акцій цієї компанії викликано збільшенням числа студентів у медичних закладах у 3 кварталі 2021р. та появою штаму Omicron COVID-19 у лютому 2022 року.

Ще до пандемії COVID-19 світова індустрія освіти стикалася з низкою

різних проблем, серед яких обмеження освітньої інфраструктури, нестача кваліфікованих викладачів, низький рівень державних витрат та високий рівень відсіювання, особливо в менш розвинутих країнах. Пандемія лише посилила ці проблеми, оскільки більшість навчальних закладів закрилися і збільшилася невизначеність у відношенні майбутнього.

Natixis Advisors LLC збільшила свої активи в Adtalem Global Education Inc. (NYSE: ATGE) на 8,9% у 4-му кварталі 2024 року, придбавши додаткові 978 акцій на суму $1,085 млн. Інші інвестори, такі як Intech Investment Management і Citigroup, також збільшили свої частки в компанії. За результатами звіту про квартальний прибуток від 30 січня 2025 року компанія повідомила про прибуток на акцію (EPS) у розмірі $1,81 за квартал, що перевищило консенсус-прогноз у $1,39 на $0,42. Чиста маржа Adtalem Global Education склала 12,34%, а рентабельність капіталу – 16,82% [18]. Adtalem Global Education надає рішення для трудових ресурсів у галузі медичної освіти через свої підрозділи Chamberlain, Walden та Medical and Veterinary.

Падіння вартості акцій компанії Adtalem Global Education Inc. у період з 28 по 31 жоввтня 2025 року з $153,98 до $98,02 пов’язане із коригуванням вартості акції компанії [19]. Це коригування відбулось через маркетингові проблеми, незважаючи на пришвидшене зростання реєстрації та розширення маржі. Діяльність із викупу акцій компанії триватиме до травня 2028 року [20]. Викупи можуть здійснюватися через покупки на відкритому ринку, угоди у приватному порядку або інші методи, що відповідають правилам Комісії з цінних паперів та бірж. Строки, ціна та обсяг покупок залежатиме від цін на акції, ринкових умов та інших факторів. Компанія планує 24 лютого 2026 року провести День інвестора для надання стратегічних та операційних оновлень.

Компанія Laureate Education Inc. є публічною американською корпорацією, що зареєстрована у Маямі, Флорида, США. Компанія володіє та управляє мережею університетів, вищих навчальних закладів, переважно у

Латинській Америці – зокрема у Мексиці та Перу. Laureate Education пропонує широкий спектр освітніх програм – бакалаврат, магістратуру, інженерні, бізнес-спеціальності, з медицини/охорони здоров'я, IT – як у кампусах, так і онлайн / гібридні формати [21].

Компанію було засновано у 1998 році під назвою Sylvan International Universities як підрозділ для післяшкільної (пост-середньої) освіти. Початково компанія купувала університети: перша покупка була в Іспанії (Universidad Europea de Madrid), потім заклади у Мексиці, Чилі, Швейцарії та частково в США (онлайн-університет). У 2003–2004 роках компанія відокремилася від шкільної та передвищої освітньої частини і перейменувалася на Laureate Education. У 2010-х Laureate Education швидко зростала та збільшувала охоплення: десятки країн, сотні тисяч студентів. У 2014 році власники заявляли, що під їхнім керівництвом приблизно75 шкіл у близько 30 країнах. Проте із кінця 2010-х компанія почала поступово продавати чи закривати частину своїх закладів по всьому світу: у Європі, США, Австралії, Азії. Основна увага залишилася на Латинській Америці – Мексиці та Перу.

Акції цієї компанії торгуються на фондовій біржі NASDAQ під тикером LAUR [22]. На акції компанії припадає 13,52% ринку освітній компаній, а капіталізація складає 4,7 млрд. доларів США [15].

Динаміку цін акцій компанії Laureate Education Inc. сформовано на основі даних сервісу Google Finance [17] за період з 01 січня 2020 року по 31 жовтня 2025 року (щоденні дані) та представлено на рис. 1.2.

Інвестиції у акції компанії Laureate Education Inc. є привабливими для інвесторів, оскільки компанія володіє фінансовою дисципліною. Орієнтація на онлайн або гібридне навчання дає гнучкість, меншу «капітальну інтенсивність» на інфраструктуру, можливість масштабування.

Діяльність компанії підвержена ризику залежності від економіки та валют у Латинській Америці (коливання курсів, наприклад, песо, можуть вплинути на результати [23]. Ринок приватної та платної освіти є чутливим

до демографії, законодавчих змін, конкуренції. Також наявна нерівномірність доходів через академічний календар: деякі квартали (як Q1 2025) виглядають гірше через сезонність, що може вводити волатильність [24]. Також, зміни в освітньому законодавстві або вимогах можуть вплинути через чутливість до політики та регуляцій у країнах, де працює компанія.

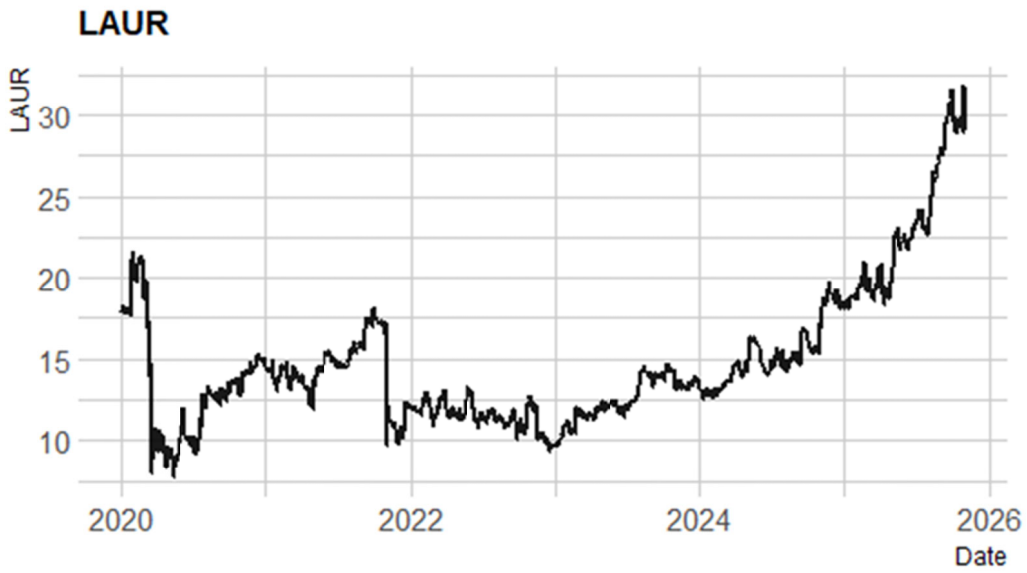


Рисунок 1.2 – Котирування акцій NASDAQ: LAUR за період з 01 січня 2020 року по 31 жовтня 2025 року

Джерело: побудована автором на основі даних [17]

Компанія Laureate Education Inc. може бути цікавою для як середньо або довгострокових інвестицій, якщо вірити у:

– зростання попиту на освіту у Латинській Америці;

– здатність компанії утримувати операційну ефективність й розвивати онлайн та гнучкі формати;

– стабільність валют і економік ринків, де вона працює.

Для оцінювання інвестиції варто дивитися не тільки на останній рік, але й на 3–5-річну динаміку, а також враховувати макроекономіку Латинської Америки.

Clarivate Inc. заснована в 2016 році, незалежна американська компанія, яка управляє базами даних, інформаційними системами, колекціями з інтелектуальної власності та фінансується коштами, які надходять за підписку на її послуги. Вона орієнтована на проведення досліджень в академічній та науковій сферах, патентний аналіз, правове регулювання та дослідження в фармацевтичній та біотехнологічній галузях, охорону інтелектуальної власності, бренду та товарних знаків. Акції цієї компанії торгуються на фондовій біржі NYSE під тикером CLVT [25].

Динаміку цін акцій компанії Clarivate Inc. сформовано на основі даних сервісу Google Finance [17] за період з 01 січня 2020 року по 31 жовтня 2025 року (щоденні дані) та представлено на рис. 1.3.

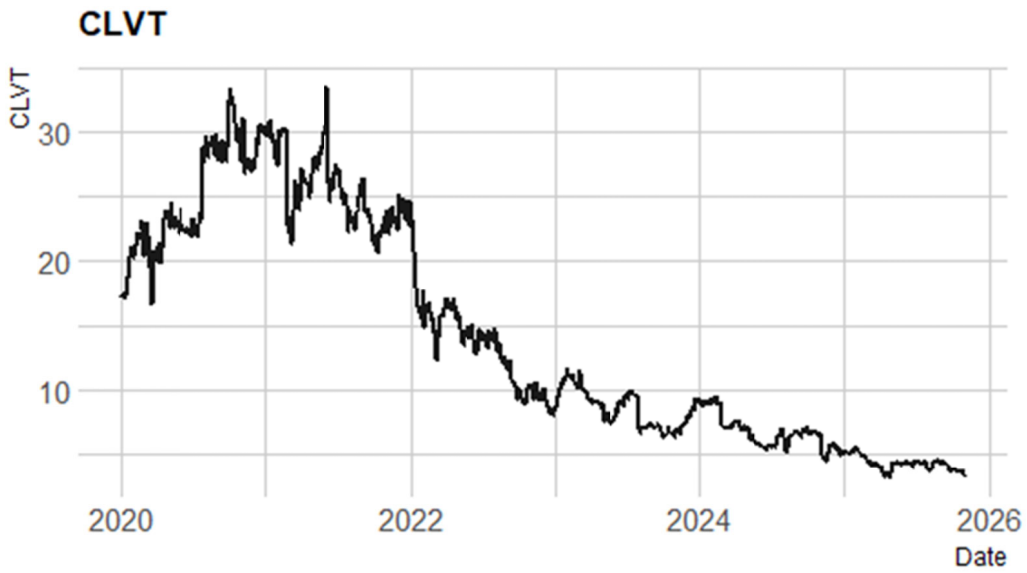


Рисунок 1.3 – Котирування акцій NYSE: CLVT за період з 01 січня 2020 року по 31 жовтня 2025 року

Джерело: побудована автором на основі даних [17]

Різке зростання вартості акцій компанії Clarivate PLC у 2021 році пов’язане з успішним придбанням та інтеграцією в 2020 році компанії Decision Resources Group (постачальник медичних і аналітичних продуктів та

послуг для сфери охорони здоров’я), придбанням в серпні та грудні 2021 року компаній Bioinfogate (постачальник інформації про всі етапи розробки та тестування ліків), Patient Connect (постачальник рішень для взаємодії з пацієнтами) і ProQuest (постачальник аналітики, контента та програмного забезпечення) відповідно.

Зменшення вартості акцій цієї компанії в 2022 році можна пояснити угодами щодо придбання компаній, які так і не відбулися. Особливо це стосується сфери охорони здоров’я та медико-біологічних наук.

У четвертому кварталі 2024 року компанія Clarivate PLC перевищила очікування щодо скоригованого прибутку на акцію (EPS), який склав $0,21, в той час як очікували $0,20. Однак виторг компанії ($663 млн) не виправдав прогнозів, які становили $670,96 млн. Загалом за рік компанія досягла виручки в $2,56 млрд і EPS $0,73.

Акції Clarivate PLC (CLVT) в кінці березня 2025 року досягли 52-тижневого мінімуму, опустившись до $3,96, що відображає складні ринкові умови та обережність інвесторів. Компанія з ринковою капіталізацією $2,75 млрд виглядає недооціненою, оскільки вона зберігає високий валовий прибуток у 66% і річний дохід $2,56 млрд. Однак за останній рік ціна акцій компанії впала, що вказує на волатильність сектору та вплив макроекономічних факторів на настрої інвесторів. Прогноз на 2025 рік включає виручку на рівні $2,34 млрд, з EPS у діапазоні від $0,60 до $0,70 [26].

Міжнародне видавництво John Wiley & Sons, Inc. засноване в 1807 році, є одним з провідних постачальників академічної літератури та навчання до і після прийому на роботу, матеріальної бази для підготовки до екзаменів та рішень для управління програмами онлайн-освіти. Акції цієї компанії торгуються на фондовій біржі NYSE під тикером WLY [27].

Динаміку цін акцій компанії John Wiley & Sons, Inc. сформовано на основі даних сервісу Google Finance [17] за період з 30 березня 2021 року по 21 березня 2025 року (щоденні дані) та представлено на рис. 1.4.

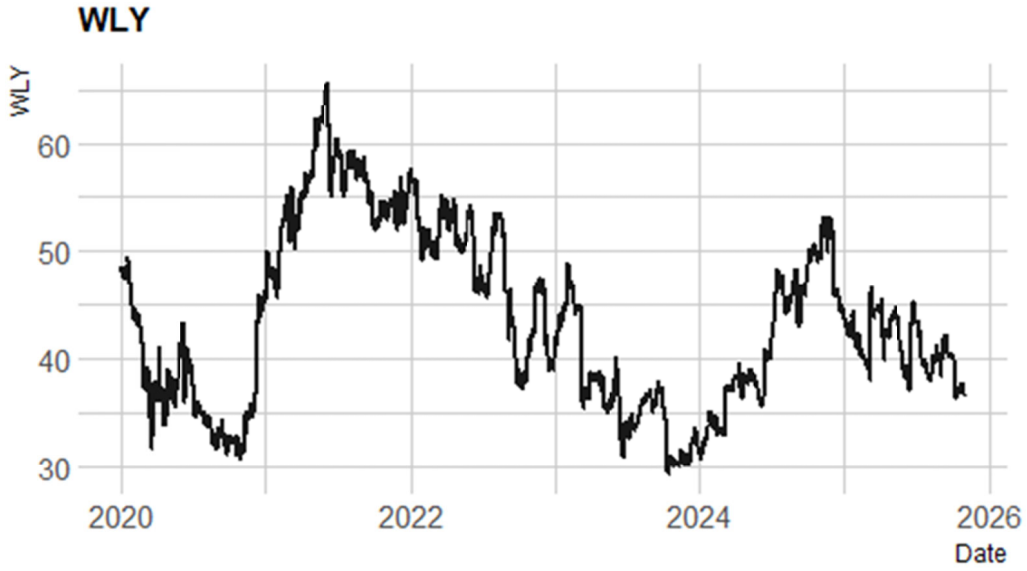


Рисунок 1.4 – Котирування акцій NYSE: WLY за період з 01 січня 2020 року по 31 жовтня 2025 року

Джерело: побудована автором на основі даних [17]

Різке зростання вартості акцій компанії John Wiley & Sons, Inc. в 2021 році пов’язане з придбанням наукового видавництва Hindawi, яке дозволило розширити каталог журналів з відкритим доступом.

Зниження вартості акцій цієї компанії пов’язано з тим, що значну частину прибутку компанія витрачає на виплату дивідендів, а не реінвестування у бізнес та з обережністю інвесторів, які недооцінюють перехід WLY на цифрові продукти та послуги. John Wiley & Sons перевершила очікування аналітиків у 1-му кварталі 2025 року, з прибутком на акцію $0,84, що вище прогнозованих $0,65, та виручкою $405 млн, що перевищило очікування в $401,1 млн. Основний внесок у ці позитивні результати зробило зростання в дослідницькому сегменті компанії, незважаючи на проблеми в її навчальному підрозділі. Компанія також підтвердила прогноз щодо виручки на 2025 фінансовий рік, передбачаючи доходи від $1,65 до $1,69 млрд, а також підвищила цільову маржу на 2026 рік

до понад 25%.

Крім того, Wiley оголосила про оновлення пакета компенсацій для свого тимчасового фінансового директора Крістофера Каріді. З 1 квітня 2025 річний базовий оклад Каріді збільшиться до $450,000, а його цільовий бонус за програмою заохочень буде збільшений до 85% від річного окладу, що відображає стратегічні цілі компанії.

Важливою частиною стратегії Wiley є зосередження на інноваціях у галузі штучного інтелекту (AI). Компанія уклала угоду на суму $9 млн на навчання моделі AI, що допоможе сприяти її доходу та зміцнить позиції на ринку технологій у майбутньому. Ці стратегічні ініціативи демонструють стійкість компанії та її готовність до майбутнього зростання, підтверджуючи її сильне позиціонування в галузі [28].

Coursera Inc. заснована в 2011 році, американська компанія, яка управляє глобальною освітньою онлайн-платформою призначеною для учнів, викладачів та навчальних закладів. Вона пропоную безліч онлайн-курсів (наука про дані, бізнес сфера, інформаційні технології, соціальні науки, управління проектами та цифровий маркетинг), сертифікатів та ступенів. Акції цієї компанії торгуються на фондовій біржі NYSE під тикером COUR [29]. На акції компанії припадає 3,84% ринку освітнії компаній, а капіталізація складає 1,35 млрд. доларів США [15].

Динаміку цін акцій компанії Coursera Inc. сформовано на основі даних сервісу Google Finance [17] за період з 31 березня 2021 року по 31 жовтня 2025 року (щоденні дані) та представлено на рис. 1.5.

Вартість акцій американської онлайн-платформа Coursera Inc. у 2022 році знизилась більше ніж в два рази, що призвело до застережень керівників фондів та замороження IPO.

У 2025 році Bank of America відновив охоплення Coursera Inc (NYSE:COUR) із рейтингом «Недостатній», що вказує на слабкіше зростання доходу та тиск на маржу. Керівництво Bank of America очікує, що дохід від сегмента дипломів (Degrees), який забезпечив найвище зростання сегмента в

2024 році, знизиться в 2025 році. Bank of America очікує, що зростання доходів компанії Coursera Inc у 2025 році сповільниться до 4% порівняно з 9% у 2024 році через слабкість у споживчому сегменті Північної Америки та зниження рівня утримання чистого доходу (NRR) у корпоративному сегменті. Зміна генерального директора компанії у лютому 2025 року також може спричинити проблеми з ростом у найближчій перспективі. Bank of America встановив цільову ціну в 7 доларів США, призначивши мультиплікатор доходу 0,4x EV/2026, що значно нижче аналогів EdTech у 0,9x через слабший ріст і профіль маржі Coursera [30].

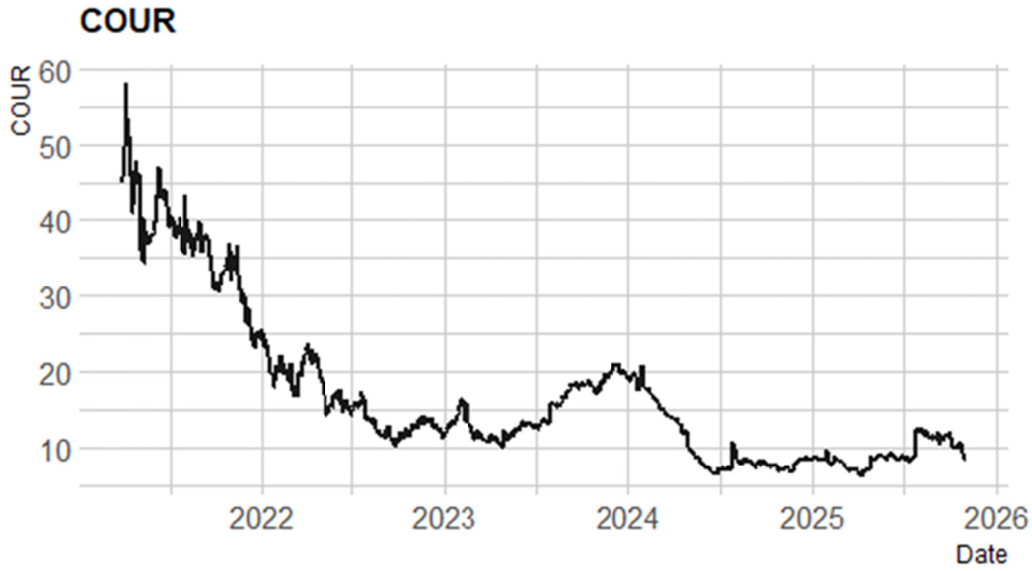


Рисунок 1.5 – Котирування акцій NYSE: COUR за період з 31 березня 2021 року по 31 жовтня 2025 року

Джерело: побудована автором на основі даних [17]

Компанія Duolingo [31] є розробником найпопулярнішого додатку для вивчення іноземної мови. В липні 2024 року цей додаток завантажило 14,3 млн. користувачів, а наступний додаток для вивчення іноземних мов у переліку менше 2 млн. [14]. На Duolingo вивчають більш ніж 250 курсів з більш ніж 40 мов. Невеликі навчальні модулі роблять вивчення іноземної

мови приємним та легким, що працює на повернення користувачів. Акції цієї компанії торгуються на фондовій біржі NASDAQ під тикером DUOL [32].

Динаміку цін акцій компанії Duolingo сформовано на основі даних сервісу Google Finance [17] за період з 28 липня 2021 року по 31 жовтня 2025 року (щоденні дані) та представлено на рис. 1.6.

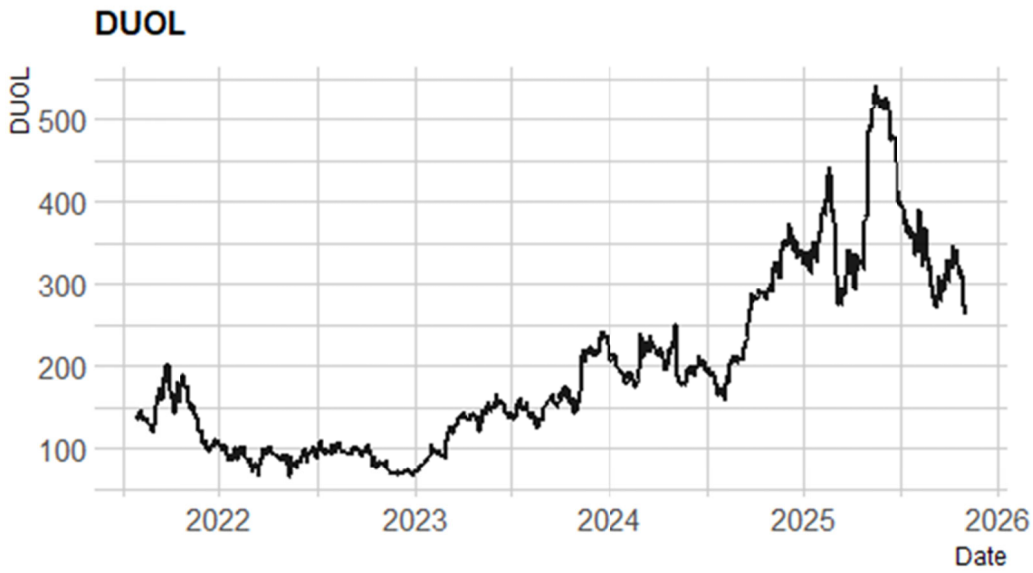


Рисунок 1.6 – Котирування акцій NASDAQ: DUOL за період з 31 березня 2021 року по 31 жовтня 2025 року

Джерело: побудована автором на основі даних [17]

Duolingo повідомила про 40,5 млн. активних користувачів у 2024 році, що на 51%, ніж у попередньому 2023 році. Платні підписними збільшились на 43% до 9,5 млн, а виручка зросла на 41% до $748 млн. [14].

Zoom Video Communications, Inc. заснована в 2011 році, американська компанія, яка надає комунікаційні послуги у вигляді віддалених відео-конференцій з використанням хмарних обчислень. Вона пропонує відеозустрічі, чати, вебінари, торгові майданчики. Акції цієї компанії торгуються на фондовій біржі NASDAQ під тикером ZM [33].

Динаміку цін акцій компанії Zoom Video Communications, Inc. сформовано на основі даних сервісу Google Finance [17] за період з 01 січня 2020 року по 31 жовтня 2025 року (щоденні дані) та представлено на рис. 1.7.

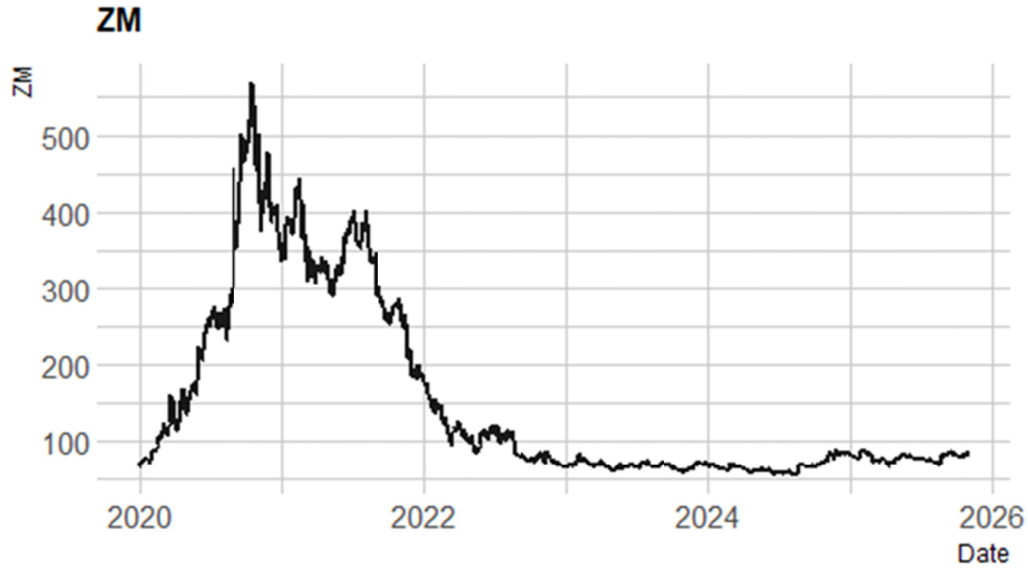


Рисунок 1.7 – Котирування акцій NASDAQ: ZM за період з 01 січня 2020 року по 31 жовтня 2025 року

Джерело: побудована автором на основі даних [17]

Американська компанія Zoom Video Communications, Inc завдяки наданню послуг відео-конференцій найбільше серед інших компаній отримала зростання вартості акцій під час пандемії. Однак, коли ситуація з COVID-19 почала стабілізовуватися, багато хто повернувся з дистанційного режиму в офіси, тому попит на платформи, які надають комунікаційні онлай-послуги знизилась, а з ним відбувся і спад вартості акцій NASDAQ: ZM.

У 2025 році Zoom, з ринковою капіталізацією $23,7 млрд. і вражаючим валовим прибутком у 76% продовжує залишатися важливим гравцем у технологічному секторі. Згідно з аналітичними даними, акції компанії наразі торгуються нижче своєї справедливої вартості, а цільові ціни аналітиків

варіюються від $70 до $115 за акцію. Компанія анонсувала значне розширення своїх функцій штучного інтелекту, представивши нові можливості AI Companion для підвищення продуктивності та спільної роботи. Цей додаток допомагатиме користувачам управляти календарем і писати тексти, а Zoom також планує запустити додаток Custom AI Companion у квітні 2025р. Крім того, компанія уклала партнерство з Mitel для створення гібридного хмарного комунікаційного рішення, що інтегрує інструменти Zoom з телефонними системами Mitel, доступними на глобальному рівні. [34].

1.3 Характеристика джерел даних щодо динаміки фінансових інструментів освітніх компаній

Для проведення аналізу фінансових показників освітніх компаній критично важливо правильно обирати джерела даних. Джерела фінансової інформації можна класифікувати за декількома ознаками:

– за формою доступу (публічні, комерційні);

– типом даних (фінансові, нефінансові);

– сферою використання (корпоративна звітність, біржові котирування, аналітичні системи).

Така класифікація дозволяє аналітикам оцінити не тільки надійність даних, а й їх придатність для конкретних задач – від побудови часових рядів та оцінки волатильності до інтеграції альтернативних даних у гібридні моделі прогнозування. Основні категорії джерел фінансових даних для освітніх-компаній включають: біржові дані, агрегатори фінансових даних, корпоративну звітність, аналітичні системи та бази даних.

Біржові дані – це офіційна інформація про котирування акцій, обсяги торгів, ринкову капіталізацію та інші фінансові індикатори, що надаються фондовими біржами або агрегаторами біржових даних. Для EdTech-компаній, які мають публічний статус (наприклад, Chegg, Coursera, 2U), біржові дані є

базовим джерелом для часових рядів та оцінки волатильності. Використання біржових даних дозволяє аналізувати цінові тренди, обсяги торгів і ринкові реакції на корпоративні події.

До агрегаторів фінансових даних відносяться комерційні та відкриті платформи, які збирають та стандартизують інформацію з різних джерел: Yahoo Finance, Google Finance, Nasdaq API, Refinitiv, Bloomberg. Агрегатори забезпечують легкий доступ до історичних рядів, фінансових коефіцієнтів, корпоративних новин та аналітичних звітів. Вони особливо корисні для побудови багатовимірних моделей, оскільки пропонують широкий спектр показників – від фінансових (виручка, прибуток) до нефінансових (активність користувачів, індекси впливу).

Корпоративна звітність – це фінансові звіти компаній (річні, квартальні), які є офіційним джерелом даних про доходи, витрати, активи та зобов'язання. Для публічних EdTech-компаній ці звіти є обов'язковими та доступними через SEC (США), SEDAR (Канада) або на корпоративних сайтах. Звіти дозволяють отримати деталізовану інформацію про бізнес-моделі, інвестиційні витрати та операційну ефективність. Корпоративні дані часто використовуються для розрахунку фінансових коефіцієнтів та побудови моделей фундаментального аналізу.

Аналітичні системи та бази даних – це професійні аналітичні платформи (PitchBook, Crunchbase, HolonIQ), які надають розширену інформацію про фінансування, інвестиційні раунди, партнерські угоди та стратегічні показники компаній. Такі дані особливо корисні для EdTech-ринку, де багато стартапів не представлені на публічних біржах і не мають регулярної фінансової звітності.

Біржові дані точні та регулярні, але охоплюють лише публічні компанії. Агрегатори зручні для аналізу великих масивів даних, але іноді містять похибки через автоматичну обробку або затримку оновлення. Корпоративна звітність достовірна, але вихідні періоди обмежені, і доступ до нефінансових метрик може бути складним. Аналітичні системи забезпечують

глибокий огляд, проте часто комерційні й потребують підписки, що може обмежувати доступ для академічних досліджень. Переваги та обмеження різних джерел даних наведено у табл. 1.1:

Таблиця 1.1 – Переваги та обмеження різних джерел даних про фінансові показники

Назва джерела	Переваги	Обмеження
Біржові дані	– висока достовірність і регулярність оновлень (щодня для торгів, щоквартально для звітності). – можливість отримати детальні часові ряди цін акцій, обсягів торгів та ринкової капіталізації. – стандартні формати даних, зручні для статистичного та часово-рядового аналізу.	– доступні лише для публічних компаній. – мають обмежене охоплення нефінансових показників (користувацька активність, engagement, технологічні інновації). – можлива висока волатильність у короткостроковому періоді, що потребує додаткової обробки даних.
Агрегатори фінансових даних	– широкий спектр фінансових показників та додаткових індикаторів. – доступ до історичних даних, часто зручно інтегрується з аналітичними та програмними платформами. – можливість одночасного аналізу кількох компаній або ринкових сегментів.	– деякі показники можуть бути затримані або автоматично агреговані, що впливає на точність. – часто немає глибоких нефінансових даних або деталізації корпоративних подій. – в деяких випадках необхідна підписка для повного доступу до даних.
Корпоративна звітність	– найбільш офіційне джерело фінансових даних, верифіковане аудитором. – дає детальну інформацію про доходи, витрати, активи, зобов’язання та капітальні інвестиції. – можливість розрахунку фінансових коефіцієнтів та показників ефективності.	– обмежені часові періоди, особливо для молодих компаній. – складність отримання нефінансових показників, таких як поведінка користувачів або технологічні метрики. – різниця у форматах звітності між країнами та компаніями може ускладнювати стандартизацію даних.
Аналітичні системи та бази даних	–розширена інформація про інвестиції, фінансування стартапів, партнерські угоди та стратегії компаній. – можливість аналізувати приватні компанії, які не представлені на біржах. – часто включає додаткові ринкові індикатори та трендові дані.	– комерційний характер (умова платної підписки). – доступність даних залежить від розкриття інформації компаніями. – дані можуть бути неповними або несистематизованими, особливо для невеликих EdTech-стартапів.

Джерело: побудовано автором на основі [35]

Багато EdTech-компаній, особливо стартапи або молоді публічні компанії, мають обмежену ліквідність акцій та фінансових інструментів. Низький обсяг торгів створює високу волатильність та випадкові коливання цін, що може спотворювати часові ряди та ускладнювати точне прогнозування.

Фінансові показники EdTech-компаній часто підлягають сезонним коливанням, які пов’язані з навчальним циклом, запуском нових продуктів або маркетинговими кампаніями. Наприклад, активність користувачів на платформах може зростати напередодні навчального року або під час акційних періодів, що безпосередньо впливає на доходи та котирування. Для адекватного прогнозування необхідно враховувати такі сезонні ефекти та застосовувати моделі з компонентами сезонності, наприклад Prophet або SARIMA.

У фінансових звітах та агрегаторах даних часто спостерігаються часові затримки у публікації інформації. Наприклад, квартальні звіти виходять із запізненням 30–60 днів після закінчення періоду, а оновлення даних користувацької активності на платформі може мати щотижневий або щоденний інтервал. Для аналізу часових рядів ці лаги необхідно враховувати при побудові моделей прогнозування та синхронізації мультифакторних даних.

EdTech-компанії часто працюють на міжнародних ринках, що створює необхідність врахування валютних коливань при аналізі доходів та фінансових показників. Курсові коливання можуть впливати на ринкову капіталізацію та консолідовані фінансові показники, особливо якщо частина доходів або витрат фіксується у доларах США, євро або інших валютах. Для точного аналізу слід використовувати консолідовані дані або застосовувати корекцію на валютний ризик.

При аналізі фінансових показників EdTech-компаній надзвичайно важливим є не лише наявність даних, але й їхня якість, достовірність та регулярність оновлення. Усе це безпосередньо впливає на точність моделей

прогнозування, правдивість часових рядів і надійність аналітичних висновків.

Якісні дані – це такі, що не містять значних аномалій, пропущених значень або систематичних помилок, які можуть спотворювати часові ряди. Для фінансових даних EdTech-компаній це може стосуватися котирувань акцій, обсягів торгів або фінансових звітів. У дослідженнях із машинного навчання було показано, що надмірна чутливість моделей до обсягу даних може призводити до нестабільності прогнозів, якщо дані недостатньо надійні або мають багато шуму [36]. Це підкреслює необхідність попередньо очищувати дані, перевіряти стабільність закономірностей та видаляти «білий шум» перед побудовою моделей.

Достовірність фінансових даних часто залежить від джерела. Офійна корпоративна звітність або професійні платформи (Bloomberg, Refinitiv тощо) зазвичай мають більш високий рівень перевірки, ніж агрегатори відкритих даних. Однак навіть у професійних системах можуть виникати проблеми. Наприклад, не всі дані публічних або приватних компаній оновлюються вчасно, або інформація про інвестиційні угоди не є повною (PitchBook, HolonIQ). Крім того, недосконаліть валідації часом призводить до помилок у формуванні історичних рядів.

Регулярність оновлення даних – ще один ключовий фактор. Для фінансового аналізу EdTech-компаній важливо, щоб котирування, звіти та інші показники оновлювались з достатньою частотою. Річні або квартальні звіти надають глибоку інформацію, але не відображають швидких змін – тоді як котирування можуть оновлюватися щоденно. Нестабільні періоди, як-от під час технологічних стрибків або криз, вимагають високочастотних даних для адекватного моделювання та аналізу, і якщо дані оновлюються рідше – це може знизити точність прогнозу.

При роботі з фінансовими даними EdTech-компаній виникає низка теоретичних і практичних викликів, що безпосередньо впливають на точність аналізу та прогнозування. По-перше, необхідно оцінювати придатність даних

для моделювання, перевіряючи, наскільки часові ряди відображають реальні закономірності без надлишкового шуму чи аномалій. Сучасні підходи включають формальне тестування відповідності даних моделям, що дозволяє визначити їхню “вгодність” для прогнозування та зменшити ризик спотворення результатів.

По-друге, для порівняння різних методів прогнозування важливо застосовувати стандартизовані бенчмарки, які враховують специфіку фінансових часових рядів та дозволяють оцінювати стабільність моделей у різних ринкових умовах. Такі підходи підвищують надійність вибору алгоритмів і дозволяють коректно інтерпретувати результати.

По-третє, практичним викликом є стійкість моделей до шуму та неповноти даних. EdTech-компанії часто генерують мультиформатні дані – фінансові, нефінансові, цифрові метрики, що вимагає побудови адаптивних моделей, здатних компенсувати нестачу інформації та забезпечувати адекватні прогнози навіть у випадку пропусків або аномалій.

Таким чином, ефективний аналіз і прогнозування фінансових показників у сфері EdTech потребує поєднання формальної оцінки якості даних, використання бенчмарків та застосування стійких мультиформатних моделей для забезпечення надійності результатів.

Однією з ключових проблем при використанні фінансових даних для аналізу EdTech-компаній є наявність пропущених значень або «дір» у часових рядах. Відсутність даних може бути результатом технічних збоїв, нерегулярної публікації звітності або змін у структурі бізнесу. Проблема неповноти даних суттєво впливає на точність прогнозів, особливо якщо пропуски носять систематичний характер. Як показує новітня методологія, комбінування генеративних алгоритмів (наприклад, GAN) з байєсівським підходом дає змогу достовірно імпутувати пропущені значення та кількісно оцінити невизначеність, пов’язану з їх відновленням, що сприяє підвищенню надійності моделей [37].

Іншою суттєвою похибкою є шум та аномалії в даних – раптові

стрибки, “викиди”, структурні розриви (наприклад, через кризові події чи зміну бізнес-моделі). Такі аномальні точки знижують якість базових прогнозів і можуть призводити до переоцінки коливань ринку. У контексті EdTech, коли компанії можуть переживати технологічні релізи або великі маркетингові кампанії, важливо застосовувати підходи очищення даних (наприклад, методи згладжування або роботу з компонентами часових рядів) або моделі, стійкі до аномалій.

Крім того, дані можуть бути нестабільними через змінні ринкові режими. Наприклад, під час глобальних криз або технологічних змін статистична структура даних змінюється, а старі моделі прогнозування втрачають актуальність. Щоби мінімізувати цю проблему, рекомендується використовувати адаптивні онлайн-підходи (data stream mining), які здатні реагувати на зміни режимів у реальному часі. Одне з таких рішень – система з адаптивним вікном (sliding window), яка коригує обсяг історичних даних, що враховуються моделлю, залежно від останньої варіації ряду. Дослідження показують, що це дозволяє зберігати якість прогнозів у динамічних фінансових середовищах [38].

Ще одним обмеженням є висока складність моделей, яка може призводити до переобучення, особливо коли дані містять багато змінних або нерегулярностей. Щоб усунути цей ризик, слід впроваджувати регуляризацію, техніки ранньої зупинки навчання, а також забезпечити інтерпретованість моделей – наприклад, через пояснювальні підходи або спрощення архітектури.

При роботі з фінансовими даними EdTech-компаній слід враховувати, що похибки та обмеження залежать від типу джерела даних, їх частоти оновлення та характеру компанії (стартап чи публічна компанія). Типові похибки відкритих та комерційних баз даних наведено у табл. 1.2:

Для усунення обмежень баз даних слід застосовувати комбіновані підходи. По-перше, пропущені значення можна імпутувати за допомогою статистичних методів або генеративних алгоритмів, що дозволяє зменшити

вплив неповноти даних. По-друге, аномалії та короткострокові стрибки варто коригувати за допомогою методів згладжування та моделей, стійких до шуму. По-третє, адаптивні моделі прогнозування, які використовують sliding window або мультиформатну інтеграцію різних типів даних, дозволяють враховувати структурні зміни та коливання ринку. Нарешті, регулярна валідація моделей і використання бенчмарків забезпечує контроль якості прогнозів та підвищує достовірність аналітичних висновків.

Таблиця 1.2 – Переваги та обмеження різних джерел даних про фінансові показники

Відкриті бази даних	Комерційні бази даних
– пропуски в часових рядах через нерегулярні оновлення або затримки публікації. – високий рівень шуму на ринках із низькою ліквідністю (малопоширені EdTech-компанії). – обмежена деталізація нефінансових метрик, що впливає на точність прогнозів, особливо при багатовимірному моделюванні.	– можливі затримки у публікації даних приватних компаній або інвестиційних угод. – обмежена прозорість алгоритмів агрегації та перевірки даних, що може створювати систематичні похибки. – вартість підписки обмежує обсяг доступу для перевірки альтернативних сценаріїв.

Джерело: побудовано автором на основі [35]

Таким чином, навіть за наявності обмежень, застосування комплексних методів обробки, очищення і валідації даних дозволяє мінімізувати похибки та підвищити ефективність аналізу фінансових показників EdTech-компаній.

В даній роботі динаміку вартості акцій освітніх компаній (близько 1500 щоденних значень) сформовано на основі даних сервісу Google Finance [17], для отримання необхідного набору даних та подальшої їх обробки було зроблено імпорт даних із сервісу Google Finance у Google Таблицю за допомогою спеціальної функції GOOGLEFINANCE. Приклад часового ряду динаміки вартості акцій освітніх компаній наведено у таблицы А.1 Додатку А.

РОЗДІЛ 2
МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ

2.1 Аналіз методів прогнозування часових рядів фінансових показників

Аналіз часових рядів є ключовим інструментом сучасної фінансової аналітики, що дозволяє виявляти закономірності та тенденції зміни економічних показників у часі. Часовий ряд – це впорядкована послідовність спостережень, що відображає динаміку певного фінансового процесу, наприклад, вартості акцій, обсягів торгів або процентних ставок. Саме аналіз таких рядів формує основу для побудови прогнозів і стратегічного планування на фінансових ринках [39].

З теоретичної точки зору часові ряди у фінансовій сфері розглядаються як складні стохастичні процеси, що містять як структурні закономірності (тренди, сезонність), так і випадкові компоненти. У сучасних дослідженнях підкреслюється, що успішне прогнозування можливе лише за умови коректного виділення кожної з цих складових [40].

Основні компоненти часових рядів – тренд, сезонна складова та шум (випадкові коливання). Тренд відображає загальну тенденцію зміни показника, сезонність – циклічність, пов’язану з певними періодами, тоді як шум фіксує нерегулярні відхилення.

Для фінансової аналітики важливим є розуміння властивостей часових рядів, таких як стаціонарність та автокореляція. Стаціонарність означає сталість середнього та дисперсії у часі, тоді як автокореляція вказує на залежність поточних значень від попередніх. Більшість фінансових часових рядів є нестаціонарними, тому сучасні підходи включають попереднє перетворення даних – диференціювання, нормалізацію або логарифмування, що підвищує точність моделей.

Сучасна фінансова наука пропонує широкий спектр методів аналізу часових рядів. Традиційно використовуються авторегресійні моделі (AR), моделі ковзного середнього (MA) та їхні комбіновані варіації – ARIMA, що добре описують лінійні залежності у даних. Проте з розвитком цифрових технологій і зростанням обсягів даних класичні методи доповнюються інтелектуальними підходами – нейронними мережами, глибинним навчанням та гібридними моделями, які поєднують статистичну й машинну обробку інформації [41].

Особливу увагу у 2020-х роках приділяють інтеграції класичних економетричних методів і алгоритмів машинного навчання. Як зазначають дослідники з TechScience Group, поєднання ARIMA, LSTM та моделей типу Transformer дозволяє досягати високої точності прогнозування навіть за наявності нерегулярних або коротких часових рядів [42]. Такі гібридні підходи особливо актуальні для секторів із високою мінливістю – зокрема, для ринку EdTech, де фінансові показники залежать від технологічних інновацій, сезонних трендів навчального року та зовнішніх кризових чинників.

Аналіз часових рядів у фінансовій аналітиці виконує кілька функцій. По-перше, він забезпечує описову аналітику, тобто виявлення закономірностей минулих змін. По-друге, формує прогнозну основу для планування інвестицій і управління ризиками. По-третє, дозволяє виявляти аномалії – різкі зміни або сплески, що можуть бути наслідком маніпуляцій чи ринкових шоків. Для EdTech-компаній ці аспекти особливо важливі, адже динаміка вартості акцій таких компаній, як Coursera чи Duolingo, часто реагує на зовнішні технологічні й соціально-економічні чинники.

Таким чином, теоретичні основи аналізу часових рядів у фінансовій аналітиці базуються на поєднанні статистичних і машинних підходів, що забезпечують можливість глибокого розуміння динаміки фінансових показників. Для сектору EdTech це дає змогу створювати більш точні прогнози вартості активів, враховувати нестабільність цифрових ринків і

підвищувати ефективність стратегічного управління у сфері освітніх технологій.

Аналіз часових рядів у фінансовій сфері охоплює широкий спектр методологічних підходів, які можна класифікувати за кількома ознаками: за рівнем складності (від класичних до інтелектуальних), за типом залежностей (лінійні vs нелінійні) та за призначенням (описові, прогнозні, ризик-аналіз). Основні групи методів аналізу часових рядів у фінансовій сфері представлено на рис. 2.1



Рисунок 2.1 – Систематизація основних груп методів аналізу часових рядів у фінансовій сфері

Джерело: побудована автором на основі [41, 43-45]

До групи класичних та економетричних методів належать методи, які були розроблені в контексті традиційної теорії часових рядів і фінансової економетрики. Сюди відносяться авторегресійні моделі (AR), моделі ковзного середнього (MA), їх об’єднання (ARMA/ARIMA), а також моделі зі змінною дисперсією (ARCH, GARCH) для моделювання волатильності. Ці підходи добре зарекомендували себе в аналізі фінансових ринків за умови, що часовий ряд приблизно стаціонарний і залежності лінійні. Наприклад, у випадку стабільних ринкових умов ARIMA-підходи залишаються ефективними [43]. Перевагами класичних та економетричних методів є: інтерпретованість, відносна простота реалізації, наявність програмних

засобів. До недоліків цих методів відносяться: слабкість у присутності нелінійностей та структурних змін, висока волатильність.

Серед методів волатильності та умовної дисперсії окремо виділяються моделі умовної дисперсії, такі як GARCH та його модифікації (EGARCH, TGARCH), які дозволяють моделювати змінну дисперсію фінансових часових рядів, що є типовим для ринкових даних з високою нестабільністю та «стильовими фактами». Ці моделі широко застосовуються у фінансовій аналітиці для управління ризиком і оцінки вартості активів. До переваг цих моделей відносяться: можливість точно моделювати волатильність і «стильові факти» фінансових ринків, реалізація оцінювання ризиків і варіації прибутковості, можливість застосування до фінансових даних із високою частотою спостережень. Недоліками методів є: обмежена ефективність при наявності нелінійних та складних структур ряду, чутливість до вибору параметрів моделі, відсутність врахування зовнішніх ознак без додаткових модифікацій.

Останні десять років відзначаються значним розвитком методів машинного навчання (Machine Learning) та глибинного навчання (Deep Learning) для аналізу фінансових часових рядів. Такі моделі, як LSTM, GRU, CNN, трансформери та гібридні структури (поєднання моделі ARIMA та нейронної мережі) дозволяють враховувати нелінійні залежності, великі обсяги даних, високочастотні сигнали та зовнішні ознаки [44]. Порівняльне дослідження традиційних та AI-методів показує, що хоча ML/DL моделі часто мають переваги при складних нелінійних структурах, вони також мають вищу обчислювальну складність і меншу інтерпретованість [45]. Перевагами сучасних інтелектуальних та машино-навчальних підходів є: висока точність прогнозів для нелінійних і складних часових рядів, можливість інтеграції зовнішніх факторів і великого обсягу даних, гнучкість і адаптивність моделей до змін ринку. А до недодіків цієї групи методів можна віднести: високу обчислювальну складність, меншу інтерпретованість результатів у порівнянні з класичними моделями, ризик переобучення при

невеликому обсязі даних, потребу ретельного підбору гіперпараметрів і великого досвіду в налаштуванні.

Підхід гібридних та комбінованих моделей поєднує переваги кількох методів – наприклад, ARIMA для тренду та нейронну мережу для нелінійної компоненти, або GARCH-модель та ML-алгоритм для волатильності. Такі комбіновані моделі набувають популярності у дослідженнях фінансових часових рядів, тому що дозволяють охопити як класичні лінійні складові, так і сучасні нелінійні ефекти [41]. Перевагами такого підходу до моделювання є: гнучкість, потенційно вища точність. Недоліками цієї групи моделей є: складність налаштування, ризик переобучення, вимоги до великих даних.

При виборі методу аналізу часових рядів слід враховувати низку факторів: характер даних (частота, обсяг, наявність зовнішніх ознак), стабільність ринкових умов, наявність сезонності чи тренду, потребу в інтерпретації результатів, і доступні ресурси. Наприклад, для молодих EdTech-компаній з короткою історією торгів може бути доцільно використовувати простіші моделі (експоненційне згладжування, ARIMA), а при наявності великих даних і високої волатильності – гібридні чи DL-підходи.

Отже, класифікація методів аналізу часових рядів у фінансовій сфері дозволяє систематично підходити до вибору аналітичного інструменту. Кожна група методів має свої сильні та слабкі сторони, а в контексті сфери освітнії послуг, де спостерігається висока динаміка, технологічна зміна і більша невизначеність, особливо важливим є поєднання методів – тобто гібридний підхід. Такий підхід підвищує адаптивність аналітики до специфіки ринку освітніх технологій.

Ринок освітніх технологій є одним із найдинамічніших сегментів цифрової економіки, що демонструє нестійкі, циклічні та різновекторні тенденції розвитку. Це створює специфічні умови для аналізу часових рядів фінансових інструментів таких компаній. На відміну від традиційних галузей, що характеризуються більш стабільними бізнес-циклами, EdTech-

компанії працюють у середовищі підвищеної інноваційності, швидкої зміни продуктів, високого ступеня залежності від глобальних освітніх трендів та значного впливу факторів диджиталізації.

Такі характеристики формують особливий тип часових рядів, які:

а) не є стабільними у довгостроковій перспективі;

б) часто містять структурні злами;

в) демонструють нетипову волатильність;

г) відображають реакції на події, що не мають аналогів у традиційних ринках, наприклад глобальні переходи на дистанційне навчання, технологічні зміни у методиках навчання, інтеграцію штучного інтелекту у навчальні продукти тощо.

Часові ряди фінансових інструментів EdTech-компаній характеризуються високою нерівномірністю. Дослідження Global Education Outlook аналітичної платформи HolonIQ [46] показує, що інвестиційна активність і ринкова капіталізація компаній цього сектору значною мірою залежать від макроподій та соціальних змін. Наприклад, у 2020–2021 роках глобальний попит на онлайн-освіту зумовив різке зростання вартості акцій Coursera, Chegg, 2U та інших. Проте вже у 2022–2023 роках після повернення університетів і шкіл до традиційних форматів, а також через перехід інвесторів до більш консервативних стратегій, багато компаній зіткнулися з суттєвим падінням капіталізації.

Це створює часові ряди з елементами:

– гіпершвидких трендів;

– короткострокових сплесків;

– аномальної волатильності;

– нестаціонарності, що знижує ефективність традиційних ARIMA-моделей.

EdTech-компанії працюють у середовищі коротких життєвих циклів продуктів. Інноваційність спричиняє часті «точки перелому» в часових рядах: вихід нових продуктів, зміни алгоритмів навчання, інтеграція

штучного інтелекту, зміни ціноутворення, нові моделі монетизації (підписка, GPT-інтегровані сервіси тощо). Сучасні аналітичні огляди ринку освітніх технологій підкреслюють, що такі циклічні коливання створюють структурні розриви в динаміці фінансових інструментів. Це, своєю чергою, потребує застосування моделей, здатних фіксувати моменти зміни режимів, наприклад моделей із ковзним вікном, моделей зі змінними параметрами (TVP — time-varying parameters) або моделей на основі рекурсивних нейронних мереж, що враховують контекстні зміни.

На відміну від класичних індустрій, де часові ряди відображають економічні цикли, дані освітньої індустрії:

– більш чутливі до освітніх реформ;

– реагують на соціальні зміни;

– залежать від державних програм підтримки освіти;

– демонструють високу інтеграцію з трендами ринку праці.

Як зазначається в оглядах Світового банку щодо EdTech [47], державні інвестиції та фінансування цифрових освітніх технологій можуть суттєво впливати на доступність та розвиток ринку освітніх технологій. Це створює часові ряди зі змішаною природою, коли одна частина коливань зумовлена мікрорівневими факторами (нові платформи, продукти), а інша – макроподіями.

На відміну від традиційних секторів, EdTech-компанії часто прив’язують свої фінансові показники до цифрових метрик:

– кількість активних користувачів;

– середній час навчання;

– частка платної аудиторії;

– коефіцієнт утримання;

– швидкість адаптації нових функцій;

– кількість пройдених курсів

– інтеграції з LMS або ERP-системами.

Згідно з даними McKinsey Digital Education Report [48], такі цифрові показники формують провідні індикатори, які можуть передувати змінам у ринковій вартості компаній. Це ускладнює аналіз традиційних часових рядів і потребує мультифакторних моделей машинного та глибокого навчання.

Часові ряди EdTech-компаній часто містять: аномалії, спайки, різкі короткострокові підйоми, швидкі падіння. Це пояснюється їх високою залежністю від:

– появи нових технологій (наприклад, ChatGPT у 2022–2023 роках);

– масових переходів університетів на нові платформи;

– інформаційних хвиль та соціальних трендів;

– епізодичних подій (наприклад, програми безкоштовного доступу під час COVID-19).

Багато EdTech-компаній є відносно молодими (5–10 років), що скорочує довжину доступних часових рядів, а також ускладнює побудову довгострокових моделей. Ситуацію погіршує те, що компанії часто змінюють бізнес-модель, переформатовують свої фінансові показники, переходять від B2C до B2B або навпаки. Це знижує ефективність класичних моделей та робить актуальними методи регуляризації та гібридні ML-моделі.

Прогнозування часових рядів фінансових показників – це методологічний набір прийомів, спрямований на отримання найкращих оцінок майбутніх значень показників (ціни акцій, ринкової капіталізації, доходів тощо) на основі їх історичної динаміки і допоміжної інформації. У контексті EdTech-сектору ці підходи повинні враховувати високу волатильність, короткі життєві цикли продуктів, сезони освітньої активності та інтенсивний вплив зовнішніх подій (COVID-сплески, великі технологічні релізи).

Машинно-навчальні та глибинні моделі часто стикаються з проблемою перенавчання через високу варіативність фінансових даних. Тому до теоретично важливих аспектів належать регуляризація, оптимізація гіперпараметрів, застосування ранньої зупинки навчання та використання

інструментів інтерпретації моделей, таких як SHAP або LIME. Це дає змогу не лише підвищити надійність прогнозів, але й зрозуміти, які фактори найбільш істотно впливають на передбачення.

2.2 Класичні статистичні методи прогнозування (ARIMA, ETS)

У контексті прогнозування динаміки фінансових показників традиційні статистичні моделі, такі як ARIMA (autoregressive integrated moving average) та ETS (error-trend-seasonality), утворюють фундаментальну частину методології.

ARIMA-моделі (авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього) дозволяють враховувати вплив попередніх значень ряду, різницювання (щоб усунути нестаціонарність) та структури залишків (MA-частини). ARIMA-моделі є фундаментальним інструментом прогнозування часових рядів у фінансовій аналітиці та економетриці. Вони поєднують три ключові концепції: авторегресію (AR), інтегрування (I) та ковзне середнє (MA). Авторегресійна частина (AR) дозволяє прогнозу враховувати залежність поточного значення ряду від його попередніх значень. Компонент інтегрування (I) використовується для усунення нестаціонарності, тобто трендів або змінної дисперсії ряду. Ковзне середнє (MA) дозволяє врахувати вплив попередніх випадкових помилок на прогноз. Застосування ARIMA-моделей у фінансах обґрунтоване тим, що багато економічних та фінансових показників демонструють автокореляційні залежності. Наприклад, майбутні обсяги продажів або доходи часто корелюють із попередніми періодами.

Модель ARIMA позначається як ARIMA (p, d, q),де: p – порядок авторегресії, тобто кількість попередніх значень ряду, що включаються в модель; d – порядок інтегрування, тобто число диференціювань ряду для досягнення стаціонарності; q – порядок ковзного середнього, кількість попередніх помилок, що враховуються при формуванні прогнозу.

Математично модель можна подати у вигляді рівняння [49]:

$$\Delta^d y_t = \varphi_1 \Delta^d y_{t-1} + \cdots + \varphi_p \Delta^d y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t, \qquad (2.1)$$

де $\Delta^d y_t$— диференційований d-раз ряд,

ε_t — випадкова помилка.

Сутність моделі полягає у поєднанні впливу минулого ряду (AR) і минулої помилки (MA) для точного передбачення наступного значення. DI-компонент забезпечує, що ряд стає стаціонарним, що є необхідною умовою для застосування ARIMA.

ARIMA-моделі поєднують у собі кілька важливих ідей часових рядів, що робить їх надзвичайно гнучкими. Теоретично вони ґрунтуються на припущенні, що поточне значення ряду можна пояснити лінійною комбінацією попередніх значень і попередніх похибок, після усунення трендів і сезонності.

Авторегресійна частина моделі описує залежність поточного значення від попередніх. Якщо ряд має сильну автокореляцію (тобто значення з минулого впливають на теперішні), AR-компонент допомагає «захопити» цю структуру. Наприклад, якщо прибуток компанії цього місяця частково залежить від прибутку минулого місяця, то AR(1)-модель набуде вигляду:

$$y_t = c + \varphi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t. \qquad (2.2)$$

Збільшення порядку p дозволяє враховувати більш довгі лаги. AR-модель добре працює, коли зміни ряду відбуваються плавно та мають довготривалі залежності.

Реальні часові ряди часто нестаціонарні, тобто мають тренд, сезонність або змінну дисперсію. Щоб зробити ряд стаціонарним (що є умовою застосування ARIMA), застосовується операція диференціювання:

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1}. \qquad (2.3)$$

Це усуває тренд і дозволяє моделі аналізувати коливання навколо середнього.

Якщо тренд складніший, застосовують друге або третє диференціювання (d=2,3). Інтегральний компонент $I(d)$ фактично «очищує» ряд від глобальних тенденцій, залишаючи лише внутрішню динаміку.

Компонент ковзного середнього (MA-компонент) моделює залежність поточного значення від попередніх випадкових збурень (помилок). Тобто, якщо в минулому періоді прогноз мав відхилення, то ця похибка може вплинути на наступний прогноз. Формально:

$$y_t = \mathrm{c} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-1} + \theta_q \varepsilon_{t-q}. \quad (2.4)$$

Цей підхід добре враховує короткострокові «шоки» у фінансових рядах, наприклад, тимчасові коливання курсу або попиту.

ARIMA-моделі ефективно описують часові ряди, що мають внутрішню автокореляцію та тренд, однак у реальних фінансових даних часто присутні сезонні патерни – циклічні зміни, що повторюються через однакові проміжки часу (наприклад, квартальні доходи компаній, щомісячні витрати, річні обсяги продажів).

Для моделювання таких періодичних закономірностей класична модель ARIMA була розширена до SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average), або ARIMA$(\mathrm{p,d,q})(\mathrm{P,D,Q})_S$ [49].

SARIMA поєднує несезонну та сезонну частини моделі. Формально вона записується у вигляді:

$$A_p(B^S)a_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^D y_t = M_Q(B^S)m_q(B)\varepsilon_t, \quad (2.5)$$

де B – оператор зсуву, $B^k y_t = y_t$;

S – довжина сезону (наприклад, 12 для місячних даних);

$a_p(B) = 1 - a_1B - a_2B^2 - \cdots - a_pB^p$ – поліном несезонної авторегресійної частини (AR);

$A_p(B^S) = 1 - A_1B^S - A_2B^{2S} - \cdots - A_pB^{PS}$ – поліном сезонної AR частини;

$m_q(B) = 1 + m_1B + m_2B^2 + \cdots + m_pB^q$ – поліном несезонного ковзного середнього (MA);

$M_Q(B^S) = 1 + M_1B^S + m_2B^{2S} + \cdots + M_QB^{QS}$ – поліном сезонного MA;

$(1 - B)^d$ – оператор звичайного диференціювання;

$(1 - B^S)^D$ – оператор звичайного диференціювання.

Тобто SARIMA враховує як короткострокові, так і довгострокові сезонні залежності, дозволяючи моделі адаптуватися до циклічних змін у часових рядах.

SARIMA широко застосовується для прогнозування фінансових показників, які мають виражену сезонність, зокрема:

– місячні продажі в роздрібній торгівлі;

– квартальні прибутки компаній;

– сезонні коливання вартості сировини (наприклад, енергетичних ресурсів);

– фінансові показники банків, пов’язані з фіскальними періодами.

В дослідженні [50] зазначається, що для деяких даних із вираженою сезонністю модель SARIMA забезпечила кращі результати, ніж проста ARIMA.

Тож, можна зазначити, що моделі ARIMA та їх сезонне розширення SARIMA залишаються базовими інструментами класичного статистичного прогнозування. Вони поєднують глибоку математичну обґрунтованість із високою інтерпретованістю, що робить їх придатними для аналізу більшості фінансових часових рядів. ARIMA добре працює для стаціонарних процесів,

тоді як SARIMA дозволяє ефективно враховувати сезонні патерни. Наприклад, річні коливання доходів або попиту.

Однак головним обмеженням підходів ARIMA та SARIMA є їхня лінійна природа: вони припускають, що поточне значення ряду визначається лінійною комбінацією попередніх значень і похибок. Це означає, що в ситуаціях, коли фінансові показники демонструють нелінійні або структурно змінні тенденції (наприклад, у періоди економічної турбулентності чи після ринкових шоків), точність таких моделей знижується.

Для подолання цих обмежень були розроблені моделі експоненційного згладжування (ETS-моделі), що базуються на альтернативному статистичному принципі – декомпозиції часових рядів на складові компоненти рівня, тренду та сезонності.

Як зазначається у [49], ETS-підхід дозволяє гнучко адаптувати модель до змін у структурі даних і забезпечує більш стійке прогнозування для часових рядів із поступовими чи змінними тенденціями.

ETS-підхід базується на декомпозиції ряду на компоненти рівня, тренда та сезонності із врахуванням помилки. Таким чином модель ETS виступає як гнучкий варіант експоненційного згладжування в рамці моделей стану.

ETS-підхід (Error–Trend–Seasonality) є одним із найпоширеніших методів прогнозування часових рядів, який базується на експоненційному згладжуванні даних. Основна ідея методу полягає в тому, що нові спостереження мають більшу вагу при формуванні прогнозу, ніж старі, тобто більш «свіжі» дані сильніше впливають на поточну оцінку тенденцій. Як відзначають Hyndman R. J. та Athanasopoulos G. у [49], методи експоненційного згладжування є «мостом між статистичною простотою та практичною точністю», що робить їх одним із найефективніших інструментів для коротко- та середньострокового прогнозування фінансових показників.

Класична структура моделі експоненційного згладжування ґрунтується на оновленні оцінки рівня, тренда та сезонності за допомогою рекурсивних рівнянь. У загальному вигляді адитивна ETS-модель записується так [49]:

$$\begin{cases} y_t = l_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m} + \varepsilon_t, \\ l_t = l_{t-1} + b_{t-1} + a\varepsilon_t, \\ b_t = b_{t-1} + \beta\varepsilon_t, \\ s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t \end{cases} \quad (2.6)$$

де y_t – фактичне значення часового ряду у момент t;

ℓ_t – рівень (оцінка середнього значення);

b_t – тренд (швидкість зміни рівня);

s_t – сезонна компонента з періодом m;

ε_t – випадкова помилка;

α,β,γ – коефіцієнти згладжування для рівня, тренда та сезонності відповідно, які налаштовуються на основі мінімізації середньоквадратичної похибки прогнозу.

Ці параметри визначають, наскільки швидко модель реагує на зміни в даних:

а) якщо α близьке до 1, то нові спостереження сильно впливають на прогноз;

б) якщо β і γ наближені до 0, то модель реагує повільніше на зміни тренда чи сезонності.

У випадку мультиплікативної сезонності або тренда формули модифікуються – наприклад, сезонний компонент множиться, а не додається, що дає змогу моделювати відносні коливання в часі. Такий підхід забезпечує гнучкість ETS-моделі та дозволяє підібрати форму, найбільш відповідну до природи даних (адитивна, мультиплікативна або комбінована структура).

Модель ETS може мати різні конфігурації залежно від типу кожного з трьох компонентів (Error, Trend, Seasonality). Поширеною є нотація виду ETS(E,T,S), де:

E – тип помилки (A – адитивна помилка, M – мультиплікативна);

T – тип тренда (N – відсутній, A – адитивний, M – мультиплікативний, A_d – згасаючий),

S – тип сезонності (N – відсутня, A – адитивна, M – мультиплікативна).

Таким чином, наприклад, ETS(A, A, A) означає модель з адитивною помилкою, адитивним трендом і адитивною сезонністю, тоді як ETS(M, A, M) з мультиплікативною помилкою та сезонністю.

До переваг ETS-моделей відносяться:

– простота інтерпретації компонентів рівня, тренда та сезонності;

– можливість адаптації до сезонних і трендових змін;

– висока точність короткострокових прогнозів;

– застосовність до даних з відносно малою кількістю спостережень;

– автоматична оптимізація параметрів згладжування (у сучасних програмних реалізаціях, наприклад у пакеті *forecast* у R).

Недоліками ETS-моделей є:

– менша ефективність для довгострокових прогнозів, коли структура тренду змінюється;

– не врахування зовнішніх факторів (екзогенних змінних), таких як макроекономічні показники або ринкові індекси;

– чутливість до вибору початкових умов і до раптових стрибків у даних.

ETS-моделі широко використовуються для прогнозування грошових потоків, обсягів продажів, прибутковості підприємства, короткострокових процентних ставок та індексів фондового ринку, особливо коли дані демонструють стабільну сезонну або трендову структуру.

Таким чином, ETS-модель є гнучким та інтерпретованим інструментом для прогнозування фінансових показників, який може ефективно доповнювати або навіть перевершувати класичні ARIMA-підходи у задачах короткострокового планування та аналітики. У дослідженнях підкреслюється, що при наявності явної сезонної чи трендової складової

ETS-моделі часто дають кращі прогнози порівняно з ARIMA. Наприклад, як відзначає Gao Y., «ETS перевершує ARIMA в аналізі даних, що містять сезонні тенденції, оскільки ARIMA не враховує ці закономірності» [51]. При цьому ARIMA зберігає переваги в роботі з нестаціонарними рядами без яскраво вираженої сезонності.

З точки зору застосування до фінансових показників, ці моделі мають низку переваг: зрозуміла структура, можливість інтерпретації параметрів, невелика вимогливість до ресурсів та історичних даних. Водночас їхні обмеження полягають у тому, що вони передбачають лінійність, стаціонарність після диференціювання, а також можуть неадекватно реагувати на раптові структурні зміни чи високочастотні непередбачувані події в фінансових потоках.

ARIMA демонструє високу точність для стаціонарних процесів із вираженою автокореляцією, тоді як ETS забезпечує стійкість до зміни трендів і сезонних коливань.

2.3 Модель прогнозування рядів динаміки на основі машинного навчання: Prophet

Класичні моделі, зокрема ARIMA, часто демонструють обмеження у випадках, коли часові ряди мають нелінійні тенденції, множинні сезонності або вплив подій, що не повторюються з регулярною частотою. Подібні методи добре працюють у стабільних умовах, але можуть втрачати точність під впливом екзогенних шоків. У сучасному фінансовому середовищі такі шоки (коливання валют, зміна процентних ставок, макроекономічні ризики) є постійним чинником. Це призводить до зростання попиту на методи, які можуть автоматично враховувати структурні злами, сезонні коливання та стохастичні коливання в реальному часі.

У відповідь на ці виклики у 2010–2020-х роках активно почали розвиватися методи прогнозування, що базуються на машинному навчанні

(Machine Learning). Їхня поява стала можливою завдяки доступності великих обсягів даних («Big Data»), зростанню обчислювальної потужності та розвитку відкритих бібліотек для аналітики часових рядів. Як відзначено у [52], сучасні моделі машинного навчання здатні автоматично виявляти нелінійні залежності, складну сезонність і стохастичні патерни, що часто не описуються традиційними статистичними методами.

У фінансовій сфері активно використовуються такі моделі машинного навчання:

– градієнтні алгоритми (XGBoost, CatBoost, LightGBM),

– нейронні мережі (LSTM, GRU, Temporal Fusion Transformer),

– гібридні моделі, що поєднують статистичні та ML-підходи (наприклад, ARIMA-LSTM або Prophet-XGBoost).

Проте не всі сучасні ML-рішення є зручними для практичного впровадження у бізнес-середовище. Більшість із них вимагають значних обчислювальних ресурсів, спеціальних знань у галузі програмування та статистики, а також тривалого етапу налаштування. Саме тому в 2017 році дослідники з компанії Meta Platforms (раніше Facebook) – Sean J. Taylor та Benjamin Letham – оприлюднили статтю «Forecasting at Scale», в якій представили метод прогнозування часового ряду, що пізніше ліг в основу моделі Prophet [53]. Prophet реалізує адитивну декомпозицію часових рядів, подібну до ETS, але з додатковими механізмами автоматичного виявлення трендів, сезонних компонентів і змінних точок.

Сьогодні Prophet є однією з найпопулярніших моделей прогнозування у фінансовій, маркетинговій та макроекономічній аналітиці. Його застосовують такі компанії, як PayPal, Airbnb, Uber, Amazon, а також аналітичні платформи (Kaggle, DataRobot, NetSuite). Модель Prophet вважається однією з найбільш «демократичних» у сфері прогнозування, адже її інтерфейс і структура дозволяють легко інтегрувати машинне навчання в аналітику навіть без глибоких технічних знань (Meta Research, 2018; NetSuite, 2024).

Модель Prophet була розроблена дослідниками Sean J. Taylor та Benjamin Letham у 2017 році в межах аналітичного підрозділу компанії Meta (Facebook) для вирішення практичних завдань прогнозування часових рядів бізнес-метрик, таких як обсяги продажів, кількість активних користувачів чи фінансові показники компанії. На відміну від класичних статистичних моделей, Prophet створювався з орієнтацією на автоматизацію, масштабованість і зрозумілість для бізнес-аналітиків, які не є фахівцями у сфері математичної статистики чи машинного навчання.

У своїй суті Prophet є адитивною моделлю часових рядів, що описує спостереження як суму трьох основних компонентів: тренду, сезонності та залишків (шуму). Базова модель має вигляд [54]:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t, \tag{2.7}$$

де $g(t)$ – трендова компонента,

$s(t)$ – сезонна складова,

$h(t)$ – ефекти свят та подій,

ε_t – випадкова похибка.

Така структура подібна до класичних підходів типу ETS або ARIMA, однак Prophet доповнює їх гнучкістю у моделюванні сезонності та можливістю автоматичного врахування нерегулярних подій (наприклад, державних свят чи маркетингових кампаній). Це робить його особливо корисним для прогнозування фінансових показників компаній, де поведінка даних часто визначається зовнішніми факторами.

Трендова компонента $g(t)$ у Prophet може описуватися двома основними типами функцій:

а) Piecewise Linear Trend – кусочно-лінійна модель із точками зміни нахилу («changepoints»), що дозволяє гнучко відображати зміни динаміки зростання або спаду;

б) Logistic Growth Model – логістична функція для обмежених процесів, наприклад, коли показник має природну межу (насичення ринку, кількість користувачів тощо).

Завдяки цьому Prophet ефективно моделює як короткострокові коливання, так і довгострокові тренди. Така конструкція дає змогу точно прогнозувати навіть за умов структурних зламів у даних – типова ситуація для фінансових часових рядів після кризових періодів або змін у політиці компанії.

Сезонність у Prophet представляється за допомогою гармонічного розкладу Фур'є [54]:

$$s(t) = \sum_{n=1}^{N} \left(a_n \cos\left(\frac{2\pi n t}{P} \right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi n t}{P} \right) \right) \tag{2.8}$$

де N – порядок Фур'є;

a_n, b_n – параметри, які необхідно оцінити для моделювання сезонності;

P – період (для тижневих даних – 7, для річних – 365,25).

Такий підхід дозволяє легко відображати як річні, так і тижневі цикли, що є типовими для фінансових і економічних даних. Prophet також може моделювати декілька сезонностей одночасно, наприклад, поєднуючи тижневу поведінку продажів і річну сезонність.

Саме гнучкість у представленні сезонних компонент робить Prophet одним із найефективніших інструментів для бізнес-прогнозування, особливо коли йдеться про змішані або неперіодичні коливання попиту.

Окрему увагу в Prophet приділено подієвим ефектам, що часто впливають на фінансові показники – наприклад, різке зростання продажів перед святами або спад активності у вихідні. Користувач може самостійно задавати календар подій, після чого модель оцінює їх вплив як додаткову регресійну змінну $h(t)$. Включення компонент свят і подій через відповідні

регресори в моделі Prophet дозволяє більш адекватно враховувати короткострокові піки або спад активності, хоча кількісні дані про точної величини підвищення точності у широкому застосуванні не представлені.

Prophet використовує байєсівські методи оцінювання через пакет Stan, що забезпечує стійкість до шуму та можливість отримання інтервальних прогнозів (довірчих інтервалів). Такий підхід дозволяє не лише отримати «точковий» прогноз, а й оцінити рівень невизначеності, що є критично важливим у фінансовому аналізі.

До основних переваг Prophet належать:

– автоматизація процесу побудови моделі, що зменшує потребу у статистичній експертизі;

– стійкість до пропусків у даних і до змін масштабів;

– простота інтерпретації результатів для бізнес-аналітиків;

– можливість масштабування на великі масиви часових рядів.

Prophet вважається одним із найбільш зручних інструментів для швидкого прототипування прогнозів, оскільки поєднує інтерпретовану структуру моделі з гнучкістю сучасних алгоритмів машинного навчання, що дозволяє ефективно застосовувати його навіть у складних бізнес-сценаріях.

До обмежень моделі Prophet відносяться:

– обмежена точність для сильно нелінійних або хаотичних рядів – Prophet добре працює для стабільних та сезонних рядів, проте може бути менш ефективним для фінансових часових рядів із високою волатильністю або хаотичними коливаннями;

– необхідність ручного налаштування при складних сценаріях – хоча модель автоматизує багато параметрів, у складних випадках (наприклад, довгі цикли з різними рівнями сезонності) потрібне додаткове тонке налаштування, включаючи ручний вибір точок зміни тренду та параметрів сезонності;

– відсутність внутрішньої обробки екзогенних факторів – Prophet дозволяє включати зовнішні регресори, але не моделює їх автоматично, для

врахування макроекономічних змін або специфічних факторів ринку користувачеві потрібно вручну додавати ці змінні;

– обмежена здатність до довгострокових прогнозів за нестійких умов – модель добре прогнозує коротко- та середньострокові часові ряди, але для довгострокових прогнозів на фінансових ринках із високою волатильністю її точність може суттєво знижуватися.

Одним із прикладів застосування Prophet є прогнозування доходів компаній. У дослідженні [55] автори використали модель для передбачення доходів енергетичних підприємств, що дозволило врахувати сезонні коливання та вплив святкових періодів на обсяги продажів. Завдяки цьому компанії отримали можливість оптимізувати ціноутворення та планування ресурсів, підвищивши ефективність управлінських рішень.

Крім того, Prophet активно використовується для прогнозування грошових потоків і обсягів продажів. Так, у дослідженні [56] модель дозволила ідентифікувати тенденції у поведінці споживачів, що надало можливість компаніям більш ефективно управляти запасами та скоротити витрати на зберігання товарів. Особливо це актуально для ритейлу та e-commerce, де прогнозування попиту є критично важливим для підтримки фінансової стабільності.

Prophet також застосовується для аналізу фінансових ризиків та ліквідності. У статті [57] модель допомогла передбачити рівень дефолту малих і середніх підприємств у Південній Кореї, виявивши регіональні та сезонні патерни в структурі ризику. Це дозволило розробити більш ефективні стратегії управління кредитними ризиками, підвищуючи фінансову безпеку компаній та банків.

Крім корпоративного рівня, Prophet використовується для прогнозування макроекономічних показників, таких як інфляція, валовий внутрішній продукт і курс валют.

У ряді досліджень Prophet демонструє кращі результати порівняно з класичними моделями ARIMA та Холта-Вінтерса, особливо при

прогнозуванні рядів із вираженою сезонністю та структурними змінами тренду.

Впродовж свого існування, починаючи з 2017 року модель зазнала значного розвитку та стала основою для низки модифікацій, спрямованих на підвищення її точності, масштабованості та адаптивності до різних типів часових рядів. У міру зростання складності фінансових даних виникла потреба поєднувати переваги класичних статистичних методів Prophet із потужністю сучасних нейронних мереж та ансамблевих підходів машинного навчання.

Одним із найвідоміших напрямів розвитку став NeuralProphet, який розробила команда Meta AI у співпраці з дослідниками з PyTorch [58]. Ця модифікація об'єднує базову логіку Prophet із можливостями feedforward-нейронних мереж для навчання більш складних нелінійних залежностей у даних. NeuralProphet використовує архітектуру, що включає регресійні блоки для тренду, сезонності та подій, але додає шар нейронних компонент, які дозволяють враховувати високорівневі закономірності, недосяжні для стандартного Prophet. Це особливо корисно при роботі з фінансовими часовими рядами, які містять як регулярні, так і стохастичні патерни, наприклад у коливаннях фондових індексів або валютних курсів.

Інший напрям розвитку – це DeepProphet, який поєднує принципи Prophet із глибинними рекурентними нейронними мережами (LSTM). Основна ідея полягає у використанні Prophet для моделювання загального тренду та сезонних компонент, тоді як LSTM навчається на залишкових (residual) похибках, щоб уловлювати складні короткострокові залежності. Дослідження [59] підтверджує доцільність гібридизації для фінансових та енергетичних часових рядів. Це свідчить про те, що гібридні архітектури забезпечують кращу адаптацію до нелінійних структур і сезонних ефектів, властивих фінансовим часовим рядам. Що в свою чергу підтверджує ефективність гібридного підходу при прогнозуванні фінансових рядів із

високою волатильністю, наприклад для динаміки фондових цін або обсягів біржових операцій.

Ще одним прикладом є AutoProphet, який з'явився в 2023 році як відповідь на потребу в повній автоматизації процесу налаштування параметрів Prophet. Ця модифікація інтегрує бібліотеки автоматичного машинного навчання (AutoML), що дозволяє автоматично підбирати оптимальні параметри сезонності, точок зміни тренду, ширини довірчих інтервалів тощо. За даними відкритих проєктів і обговорень спільноти Kaggle [60], інструменти на основі AutoProphet демонструють зростаючу популярність у задачах прогнозування продажів, попиту та фінансових показників. Модель автоматизує процес налаштування параметрів Prophet, що зменшує потребу в ручній оптимізації та дозволяє досягати стабільних результатів на великих наборах даних, зокрема у конкурсах на кшталт M5 Forecasting Competition. Подібні спостереження наведено в аналітичних оглядах учасників спільноти, де підкреслюється практичність AutoProphet як інструмента для швидкого прототипування рішень у роздрібній торгівлі та фінансовому прогнозуванні.

Окремої уваги заслуговує HybridProphet, який поєднує Prophet із іншими моделями машинного навчання – зокрема ARIMA, XGBoost або CatBoost. Ідея полягає у використанні Prophet як базової моделі для виділення трендових та сезонних компонентів, тоді як інші алгоритми обробляють залишки, моделюючи випадкові або нелінійні ефекти. Такий підхід дозволяє досягати високої точності навіть на нестабільних фінансових ринках. Досвід спільноти та прикладні дослідження демонструють, що гібридні архітектури, які комбінують Prophet із градієнтними бустинговими моделями (наприклад, XGBoost) або рекурентними нейромережами, зазвичай покращують якість прогнозів порівняно з одиночними підходами. На практиці це підтверджується як у численних нотбуках спільноти Kaggle [60] (де автори комбінують прогноз Prophet з моделлю XGBoost для моделювання залишків і отримують нижчі RMSE), так і в академічних публікаціях, які

пропонують Prophet–BO–XGBoost фреймворки для прогнозування навантаження та інших часових рядів. Точний приріст залежить від характеру даних, проте численні приклади підтверджують, що гібридизація є ефективним шляхом підвищення точності.

Важливо відзначити, що всі ці розширення мають спільну мету – підвищення точності прогнозування за рахунок гібридизації. Вони поєднують статистичну інтерпретованість Prophet із гнучкістю нелінійних алгоритмів, створюючи моделі нового покоління, які можуть адаптуватися до швидких змін ринку. Це особливо важливо для фінансової аналітики, де ключову роль відіграє не лише середня точність прогнозу, а й його стійкість у періоди ринкової турбулентності.

Таким чином, розвиток моделі Prophet і поява її розширень (NeuralProphet, DeepProphet, AutoProphet та HybridProphet) демонструють еволюцію підходів до прогнозування часових рядів у напрямі інтелектуалізації та автоматизації. Ці інструменти не лише підвищують точність прогнозів, а й забезпечують більшу адаптивність до реальних фінансових процесів, що робить їх перспективними для подальшого використання в корпоративному плануванні, ризик-менеджменті та макроекономічному аналізі.

2.4 Генеративні моделі прогнозування: TimeGPT

Дані часових рядів є важливою компонентою у різноманітних секторах, включаючи фінанси, охорону здоров’я, метеорологію та соціальні науки. Дані часових рядів відіграють незамінну роль у прогнозуванні майбутніх значень та інформуванні процесів прийняття рішень. Традиційно аналітики покладались на такі методи, як ARIMA, експоненційне згладжування (ETS), множинна сезонна тенденція (MSTL), Theta, а також моделі машинного навчання, такі як XGBoost та LightGBM, для аналізу даних часових рядів. Моделі глибокого навчання, які досягли значних успіхів у обробці

природньої мови (NLP) та комп'ютерного зору (CV) не достатньо використовуються для аналізу часових рядів. А такі моделі,як LSTM, GRU та FBProphet, мають проблеми із поясненням отриманого результату. Часовий аналіз, стандартизовані великомасштабні набори даних, адаптовані до методів глибокого навчання, відсутні. Першим кроком, який дозволяє використовувати глибоке навчання у аналізі часових рядів, є модель TimeGPT.

Азул Гарза та Макс Мергенталер-Кансеко з Nixtla у Сан-Франциско, Каліфорнія, США у 2024 році запропонували модель TimeGPT-1 [61]. Запропонована модель має зручний, низькокодний підхід до прогнозування часових рядів. Користувачі можуть просто завантажувати свої дані часових рядів та генерувати прогнози для бажаних часових кроків за допомогою кілька рядків коду.

Модель TimeGPT «читає» дані часових рядів подібно людині – зліва направо. Вона переглядає вікна минулих даних, які можна розглядати як «токени», та передбачує майбутнє. Це передбачення ґрунтується на шаблонах , які модель ідентифікує у минулих даних та екстраполює на майбутні. API надає інтерфейс для TimeGPT, що дозволяє користувачам використовувати свої можливості для прогнозування майбутніх подій. TimeGPT також підтримує інші завдання, пов'язані із часовими рядами, включаючи сценарії «якщо – то», виявлення аномалій та інше. Серед статистичних методів машинного навчання та глибокого навчання, TimeGPT виділяється продуктивністю, ефективністю та простотою завдяки своїй властивості із нульовим виведенням.

Подібно до ChatGPT, TimeGPT має можливість обробляти вхідні та вихідні дані часових рядів різної довжини та частоти. По-перше, TimeGPT використовує механізм самоконтролю моделі Transformer, який дозволяє ефективно обробляти дані часових рядів різної довжини. Механізм самоконтролю динамічно регулює фокус TimeGPT на основі глобального контексту вхідної послідовності, гарантуючи, що критичні довгострокові

залежності не втрачаються під час обробки довгих послідовностей. Навпаки, коли дослідник має справу з коротшими послідовностями, механізм самоконтролю все ще достатньо гнучкий, щоб вловлювати короткочасні залежності в послідовностях. Ця адаптивність дозволяє TimeGPT ефективно обробляти вхідні дані різної довжини, що робить його придатним як для довших, так і для коротших часових рядів. По-друге, TimeGPT добре справляється зі змінами частоти даних. Оскільки дані часових рядів під час попереднього навчання різноманітні та можуть надходити з різних доменів із різною частотою вибірки, TimeGPT може адаптуватися до змін частоти під час роботи з різними даними часових рядів. Завдяки тонкому налаштуванню TimeGPT може глибше зрозуміти характеристики конкретних частотних даних, щоб робити точніші прогнози. TimeGPT використовує архітектуру трансформатора та різноманітні дані попереднього навчання з сильною здатністю обробляти дані часових рядів різної довжини та частоти [62]. Це робить його добре придатним для різноманітних завдань прогнозування часових рядів з високою адаптивністю та ефективністю прогнозування. Конструкцію трансформаторного блоку моделі TimeGPT наведено на рис. 2.2.

Позиційне кодування (Positional Encoding) призначає позиційну інформацію кожній ознаці за допомогою синусно-косинусного позиційного кодування:

$$\begin{cases} PE(pos, 2i) - \sin\left(\dfrac{pos}{10000^{2i/d_{model}}}\right) \\ PE(pos, 2i+1) - \cos\left(\dfrac{pos}{10000^{2i/d_{model}}}\right) \end{cases} \tag{2.9}$$

де pos – довжина вхідної послідовності;

i – індекс розмірності PE;

d_{model} – довжина ознаки.

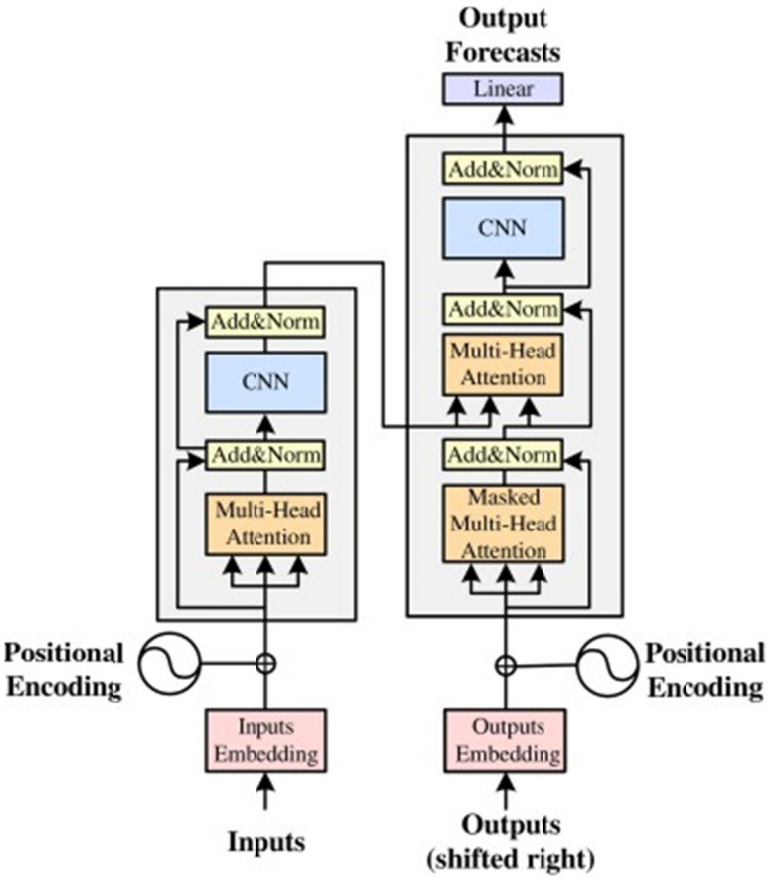


Рисунок 2.2 – Принципова конструкція трансформаторного блоку моделі TimeGPT [62]

У позиційному кодуванні $2i$ контролюється функцією синуса, а $2i+1$ – функцією косинуса. Значення PE змінюється по мірі зростання позиції pos. Із PE модель здатна розрізняти ознаки у різних позиціях, що призводить до кращого розуміння послідовної інформації у вхідній послідовності.

Багатоголова увага (Multi-Head Attetion) є основною одиницею архітектури трансформатора. Здатність трансформатора зосереджуватися на різних функціях розширюється шляхом паралельного виконання h- кратних обчислень уваги. Модель вивчає кілька наборів вагових коефіцієнтів уваги одночасно, а потім об’єднує їх результати разом. Розрахунок багатоголової уваги відбувається за формулами:

$$MultiHead(Q,K,V) - Concat(head_1,\ldots,head_h)W^Q \quad (2.10)$$

$$head_i = Attention(Q_i,K_i,V_i) \quad (2.11)$$

$$Attention(Q,K,V) = soft\max(\frac{QK^T}{\sqrt{d}})V \tag{2.12}$$

$$\begin{cases} Q = W^Q X \\ K = W^K X \\ V = V^K X \end{cases} \tag{2.13}$$

де X – вхідна матриця;

W^Q, W^K, W^V – вагові матриці лінійного перетворення;

Q, K, V – матриця запиту, матриця ключів, матриця значень (відповідно);

d – розмірність матриці запиту.

У кодері та декодері нейронна мережа прямого розповсюдження (наприклад, CNN) застосовується до кожної позиції для захвату прихованої ознаки. CNN складається із згорткового та об'єднуючого рівнів, які можна сформулювати таким чином:

$$X_{conv,out} = \sigma(W_{conv} * X_{conv,in} + B_{conv}) \tag{2.14}$$

$$X_{pool,out} = \max_{j,k \in R}(X^{j,k}_{pool,in}) \tag{2.15}$$

де $X_{conv,out}$, $X_{pool,out}$ – вихідні дані згорткового та об'єднуючого рівнів відповідно;

$X_{conv,in}$, $X_{pool,in}$ – вхідні дані згорткового та об'єднуючого рівнів відповідно;

σ – функція активації;

W_{conv}, W_{pool} – ваги та вектори зміщення загорткового шару відповідно;

R – діапазон об'єднання;

$*$ – операція згортки.

Для прискорення збіжності навчання моделі часто використовується нормалізація шару (LN) для нормалізації вихідних значень шарів, щоб вихідні дані кожного підшару залишались в межах стабільного діапазону:

$$LN(X_{SL}) = \gamma \frac{X_{SL} - \bar{X}_{SL}}{\sqrt{\sigma_X^2 + \varepsilon}} + \beta \tag{2.16}$$

де X_{SL} – вихідний сигнал підшару;

$\bar{X}_{SL}$, σ_{SL}^2 – середнє та стандартне відхилення вихідного X_{SL} відповідно;

γ, β – навчальні параметри масштабу та зміщення відповідно;

ε – мале значення для уникнення ділення на нуль.

Для пом’якшення проблеми зникаючих градієнтів при навчанні глибоких мереж у кожному підшарі використовуються остаточні з’єднання:

$$X_{F,out} = F(X_{F,in}) + X_{F,in} \tag{2.17}$$

де $X_{F,out}$ $X_{F,in}$ X_{SL} – вихідний та вхідний сигнали підшару F відповідно.

Модель TimeGPT було навчено на великій колекції загальнодоступних часових рядів. У сукупності це більше 100 мільярдів точок даних [61]. Цей навчальний набір включає часові ряди із різних сфер: фінанси, економіка, демографія, охорона здоров’я, погода, дані датчика Інтернету речей (енергія, веб-трафік, продажі, транспорт, банківська справа). Часові ряди для навчання моделі містили серії із декількома сезонами, цикли різної довжини, різні типи тенденцій. також, дані містили шуми та викиди. Велика частина часових рядів була включена у їх сирій формі. Обробка була обмежена стандартизацією формату та заповненням пропущених значень для забезпечення повноти даних. Вибір такого різноманітного навчального

набору має вирішальне значення для розробки надійної моделі. Ця різноманітність охоплює складні реалії нестаціонарних даних реального світу, де тенденції та патерни можуть зміститись з часом під впливом різноманітних факторів.

Модель TimeGPT пройшла багатоденний період навчання на кластері графічних процесорів NVIDIA A10G. Під час цього процесу було досліджено гіперпараметри для оптимізації швидкості навчання, розмірів пакетів та інших пов’язаних параметрів. Компанією Nixtla реалізовано рішення для TimeGPT у бібліотеках мов Pyton та R. Для роботи із TimeGPT необхідно отримати API-ключ на сайті Nixtla [63].

На відміну від традиційних методів, конформне прогнозування не потребує строгих розподільчих передумов, що робить його більш гнучким та незалежним від області моделі та часового ряду. Під час виведення нового часового ряду виконуються ковзні прогнози на останніх доступних даних для оцінки похибки моделі у прогнозуванні конкретного цільового часового ряду.

РОЗДІЛ 3
ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ВАРТОСТІ АКЦІЙ ОСВІТНІХ КОМПАНІЙ НА ФОНДОВОМУ РИНКУ

3.1 Прогнозування динаміки вартості акцій освітніх компаній на базі довгого часового ряду

Для процесу моделювання вартості акцій до часового ряду застосовані прогнозні моделі, що входять до бібліотеки мови R *modeltime* [64]. А саме, класична ARIMA, ARIMA Boosted, Prophet, Random Forest та лінійна регресія . Для реалізації моделі TimeGPT використано бібліотеку *nixtlar* мови R [65].

Для часового ряду вартості акцій компанії Adtalem Global Education Inc. (NYSE:ATGE) кількість щоденних спостережень, що розглядаються за останні п’ять років, дорівнює 1467 значень. Розбиваємо часовий ряд на навчальну та тестову вибірку у співвідношенні 90% – навчальна вибірка (1320 спостережень) та 10% – тестова вибірка (147 спостережень).

Розбиття на вибірки часового ряду вартості акцій компанії Adtalem Global Education Inc. (NYSE:ATGE) представлено на рис. 3.1, де червоним кольором позначено тестову вибірку.

Створюємо моделі із використанням бібліотеки мови R *modeltime*, масштабуємо їх, перевіряємо на співвідношення і калібруємо моделі та додаємо їх в єдиний каталог моделей.

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NYSE:ATGE представлено у R-коді.

R-код (каталог моделей)

```
# Modeltime Table
# A tibble: 5 x 3
  .model_id .model   .model_desc
      <int> <list>   <chr>
1         1 <fit[+]> ARIMA(0,1,0)(0,0,1)[5] WITH DRIFT
2         2 <fit[+]> ARIMA(2,1,2)(1,0,0)[5] WITH DRIFT W/ XGBOOST ERRORS
3         3 <fit[+]> LM
4         4 <fit[+]> PROPHET
5         5 <fit[+]> RANDOMFOREST
```



Рисунок 3.1 – Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE:ATGE на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних Google Finance [17]

У часовому ряді присутня сезонність 5 значень на тиждень в моделях ARIMA та ARIMA Boosted.

Перевіряємо сформовані моделі на тестовій вибірці. Таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NYSE:ATGE представлено у табл. 3.1.

Таблиця 3.1 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NYSE:ATGE за обраними моделями

model_id	model_desc	type	MAE	MAPE	MASE	SMAPE	RSME	RSQ
1	ARIMA(0,1,0) (0,0,1) with drift	test	18,09	13,40	8,03	14,68	21,50	0,60
2	ARIMA(2,1,2) (1,0,0) with drift w/ XGBOOST errors	test	17,64	13,07	7,83	14,28	21,01	0,60
3	LM	test	52,65	40,72	23,38	51,50	54,36	0,59
4	Prophet	test	11,11	8,35	4,93	8,74	13,44	0,52
5	Random Forest	test	27,83	20,83	12,36	23,83	31,43	NA

Джерело: побудовано автором

Підключимо бібліотеку *nixtlar* та завантажимо отриманий на сайті [63] API-ключ. Приведемо тестову вибірку часового ряду NYSE:ATGE для застосування моделі TimeGPT до формату *data.frame* у такій послідовності: дата, значення вартості акції, унікальний id (ATGE).

Щоб використовувати модель TimeGPT із довгим горизонтом, встановимо аргумент моделі на *timegpt-1-long-horizon*, частота ряду дорівнює бізнес-дням тижня (`freq= 'B'`).

```
ATGE_nixtla_fcst <- nixtla_client_forecast(ATGE_df, h = 147, freq= 'B',
model="timegpt-1-long-horizon", level = c(80,95))
```

Отриманий прогноз на 147 днів тестової вибірки запишемо у файл. Прогнозні значення для тестової вибірки та довірчий інтервал представлено на рис. 3.2.

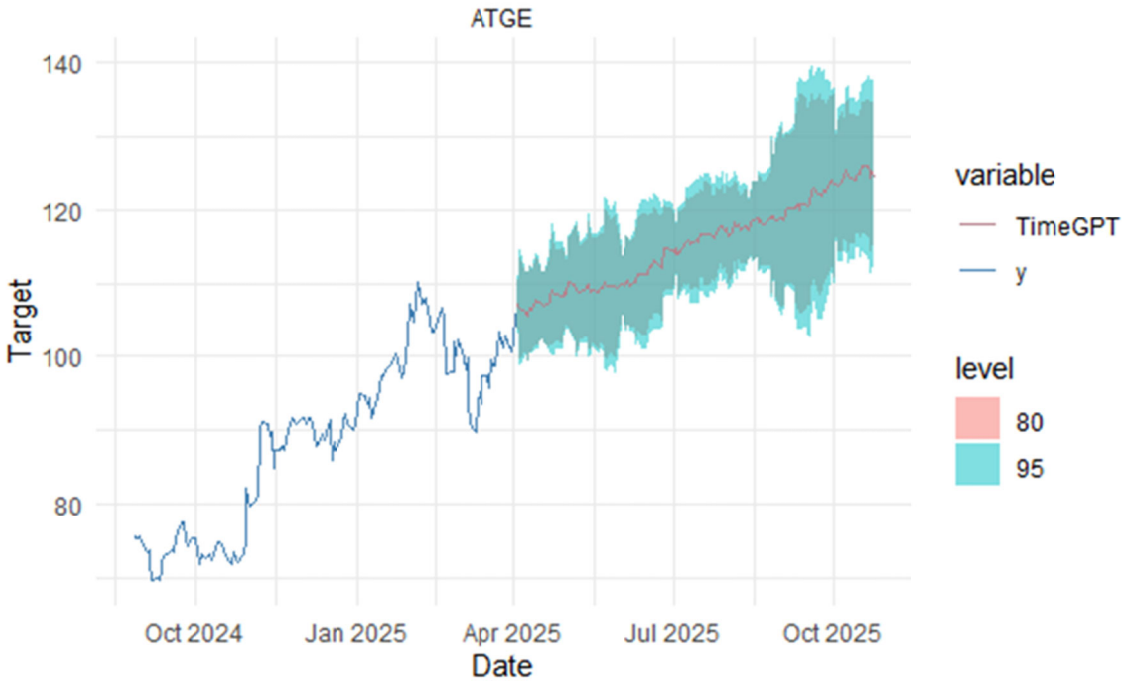


Рисунок 3.2 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE:ATGE на тестовій вибірці із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Розрахуємо оцінку помилки прогнозу моделі TimeGPT для часового ряду NYSE:ATGE. Оцінка помилки прогнозу MAPE дорівнює 10,07911.

Порівнявши її із оцінками MAPE у табл. 3.1 для інших моделей, визначаємо, що найбільш наближеною до вихідних даних є модель Prophet від Facebook з такими параметрами:

```
PROPHET Model
- growth: 'linear'
- n.changepoints: 25
- changepoint.range: 0.8
- yearly.seasonality: 'auto'
- weekly.seasonality: 'auto'
- daily.seasonality: 'auto'
- seasonality.mode: 'additive'
- changepoint.prior.scale: 0.05
- seasonality.prior.scale: 10
- holidays.prior.scale: 10
- logistic_cap: NULL
- logistic_floor: NULL
- extra_regressors: 0

PROPHET Regression Model Specification (regression)

Computational engine: prophet

Model fit template:
prophet_fit_impl(x = missing_arg(), y = missing_arg(), uncertainty.samples =
0)
```

Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю Prophet наведено у табл. 3.2.

Таблиця 3.2 –Прогноз вартості акцій NYSE:ATGE на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	145.4629
04.11.2025	145.7925
05.11.2025	146.1469
06.11.2025	146.3008
07.11.2025	146.7527
10.11.2025	147.7056
11.11.2025	147.9760
12.11.2025	148.2592
13.11.2025	148.3317
14.11.2025	148.6941

Джерело: побудовано автором

За аналогічною схемою побудуємо прогнози вартості акцій для інших цінних паперів освітніх компаній.

Для часового ряду вартості акцій компанії Laureate Education Inc. (NASDAQ:LAUR) кількість щоденних спостережень, що розглядаються за останні п’ять років, дорівнює 1466 значень. Навчальна вибірка дорівнює 1319 спостережень (90% даних), а тестова – 147 спостережень (10% даних).

Розбиття на вибірки часового ряду вартості акцій компанії Laureate Education Inc. (NASDAQ:LAUR) представлено на рис. 3.3, де червоним кольором позначено тестову вибірку.



Рисунок 3.3 – Розбиття часового ряду вартості акцій NASDAQ:LAUR на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних Google Finance [17]

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NASDAQ:LAUR представлено у R-коді.

R-код (каталог моделей)

```
# Modeltime Table
```

```
# A tibble: 5 x 3
  .model_id .model   .model_desc
      <int> <list>   <chr>
1         1 <fit[+]> ARIMA(2,1,2) WITH DRIFT
2         2 <fit[+]> ARIMA(3,1,2) W/ XGBOOST ERRORS
3         3 <fit[+]> LM
4         4 <fit[+]> PROPHET
5         5 <fit[+]> RANDOMFOREST
```

У часовому ряді присутня сезонність 5 значень на тиждень в моделях ARIMA та ARIMA Boosted.

Перевіряємо сформовані моделі на тестовій вибірці. Таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NASDAQ:LAUR представлено у табл. 3.3.

Таблиця 3.3 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NASDAQ:LAUR за обраними моделями

model_id	model_desc	type	MAE	MAPE	MASE	SMAPE	RSME	RSQ
1	ARIMA(2,1,2) with drift	test	4,12	15,33	12,85	17,12	5,15	0,90
2	ARIMA(3,1,2) with drift w/ XGBOOST errors	test	3,97	14,78	12,38	16,42	5,02	0,00
3	LM	test	9,57	37,37	29,80	46,67	10,20	0,90
4	Prophet	test	3,69	13,89	11,50	15,25	4,37	0,91
5	Random Forest	test	5,11	19,07	15,92	21,87	6,18	NA

Джерело: побудовано автором

Після приведення тестової вибірки часового ряду NASDAQ:LAUR для застосування моделі TimeGPT до формату *data.frame* у послідовності: дата, значення вартості акції, унікальний id (LAUR), використаємо модель TimeGPT із довгим горизонтом, встановивши аргумент моделі на *timegpt-1-long-horizon*, частота ряду дорівнює бізнес-дням тижня (`freq= 'B'`).

```
LAUR_nixtla_fcst <- nixtla_client_forecast(LAUR_df, h = 147, model="timegpt-1
-long-horizon", level = c(80,95))
```

Отриманий прогноз на 147 днів тестової вибірки запишемо у файл. Прогнозні значення для тестової вибірки та довірчий інтервал представлено на рис. 3.4.

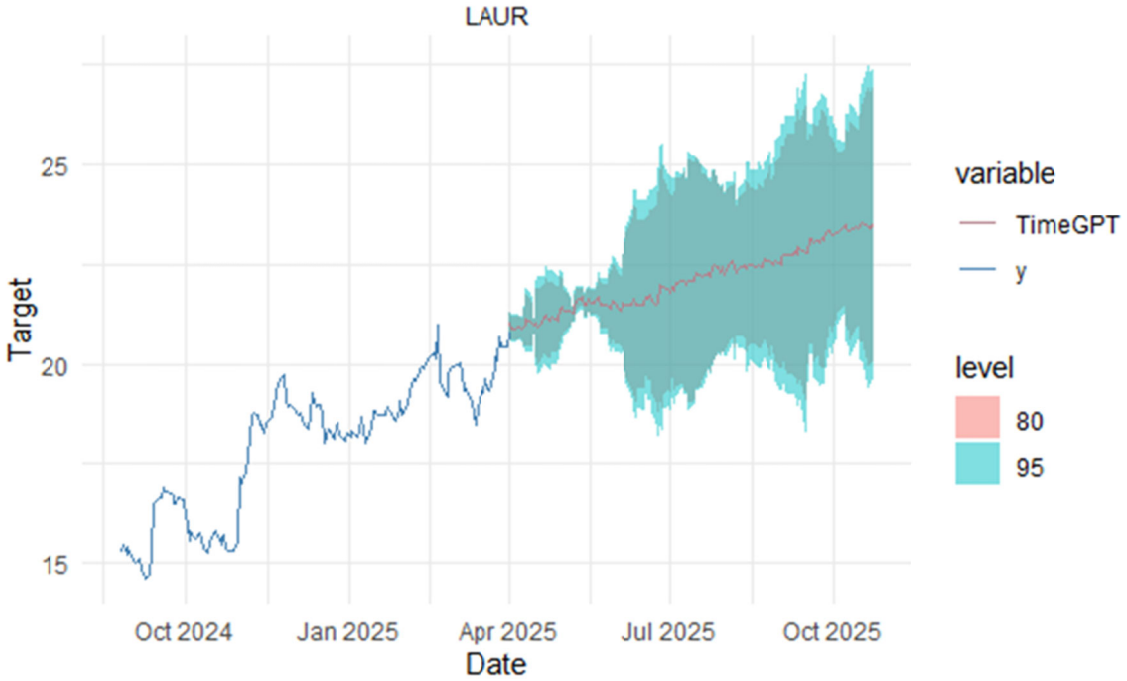


Рисунок 3.4 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NASDAQ:LAUR на тестовій вибірці із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Розрахуємо оцінку помилки прогнозу моделі TimeGPT для часового ряду NASDAQ:LAUR. Оцінка помилки прогнозу MAPE дорівнює 11,369. Порівнявши її із оцінками MAPE у табл. 3.3 для інших моделей, визначаємо, що найбільш наближеною до вихідних даних є модель TimeGPT:

Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю TimeGPT наведено у табл. 3.4 та на рис. 3.5.

Таблиця 3.4 –Прогноз вартості акцій NASDAQ:LAUR на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	29.6250
04.11.2025	29.7141
05.11.2025	29.7494
06.11.2025	29.7384
07.11.2025	29.7293

Таблиця 3.4 (продовження)

Дата	Вартість акції, дол. США
10.11.2025	29.7617
11.11.2025	29.7235
12.11.2025	29.8047
13.11.2025	29.8525
14.11.2025	29.8141

Джерело: побудовано автором

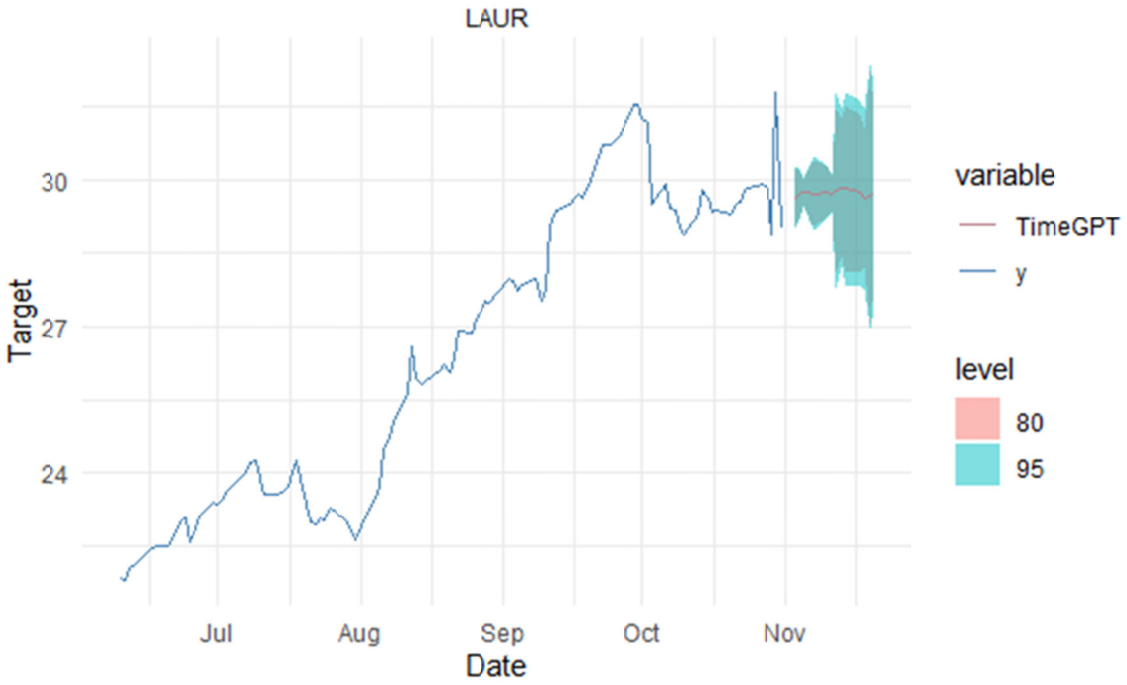


Рисунок 3.5 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NASDAQ:LAUR на два бізнес-тижні із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Часовий ряд вартості акцій компанії Clarivate PLC (NYSE:CLVT) складає 1467 щоденних спостережень. Розбиття часового ряду вартості акцій компанії Clarivate PLC (NYSE:CLVT) представлено на рис. 3.6, де червоним кольором позначено тестову вибірку. Навчальна вибірка 1320 спостережень (90% даних) та тестова вибірка 147 спостережень (10% даних).



Рисунок 3.6 – Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE:CLVT на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних Google Finance [17]

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NYSE:CLVT представлено у R-коді.

R-код (каталог моделей)

```
# Modeltime Table
# A tibble: 5 x 3
  .model_id .model    .model_desc
      <int> <list>    <chr>
1         1 <fit[+]> ARIMA(0,1,0)
2         2 <fit[+]> ARIMA(0,1,0) W/ XGBOOST ERRORS
3         3 <fit[+]> LM
4         4 <fit[+]> PROPHET
5         5 <fit[+]> RANDOMFOREST
```

Присутня сезонність 5 значень на тиждень в моделях ARIMA та ARIMA Boosted.

Таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NYSE:CLVT представлено у табл. 3.5.

Таблиця 3.5 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NYSE:CLVT за обраними моделями

model_id	model_desc	type	MAE	MAPE	MASE	SMAPE	RSME	RSQ
1	ARIMA(0,1,0)	test	0,33	8,48	3,64	8,40	0,37	NA
2	ARIMA(0,1,0) w/ XGBOOST errors	test	0,37	9,98	4,02	9,08	0,50	NA
3	LM	test	3,57	88,23	39,17	151,16	3,68	0
4	Prophet	test	0,47	11,88	5,19	12,16	0,55	0
5	Random Forest	test	0,30	8,04	3,30	7,56	0,39	NA

Джерело: побудовано автором

Після приведення тестової вибірки часового ряду NYSE:CLVT для застосування моделі TimeGPT до формату *data.frame* у послідовності: дата, значення вартості акції, унікальний id (CLVT), використаємо модель TimeGPT із довгим горизонтом, встановивши аргумент моделі на *timegpt-1-long-horizon*, частота ряду дорівнює бізнес-дням тижня (`freq= 'B'`).

```
CLVT_nixtla_fcst <- nixtla_client_forecast(CLVT_df, h = 147, model="timegpt-1
-long-horizon", level = c(80,95))
```

Отриманий прогноз на 147 днів тестової вибірки запишемо у файл. Прогнозні значення для тестової вибірки та довірчий інтервал представлено на рис. 3.7.

Розрахуємо оцінку помилки прогнозу моделі TimeGPT для часового ряду NYSE:CLVT. Оцінка помилки прогнозу MAPE дорівнює 8,9051. Порівнявши її із оцінками MAPE у табл. 3.5 для інших моделей, визначаємо, що найбільш наближеною до вихідних даних є модель Random Forest.

Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю Random Forest наведено у табл. 3.8 та на рис. 3.8.

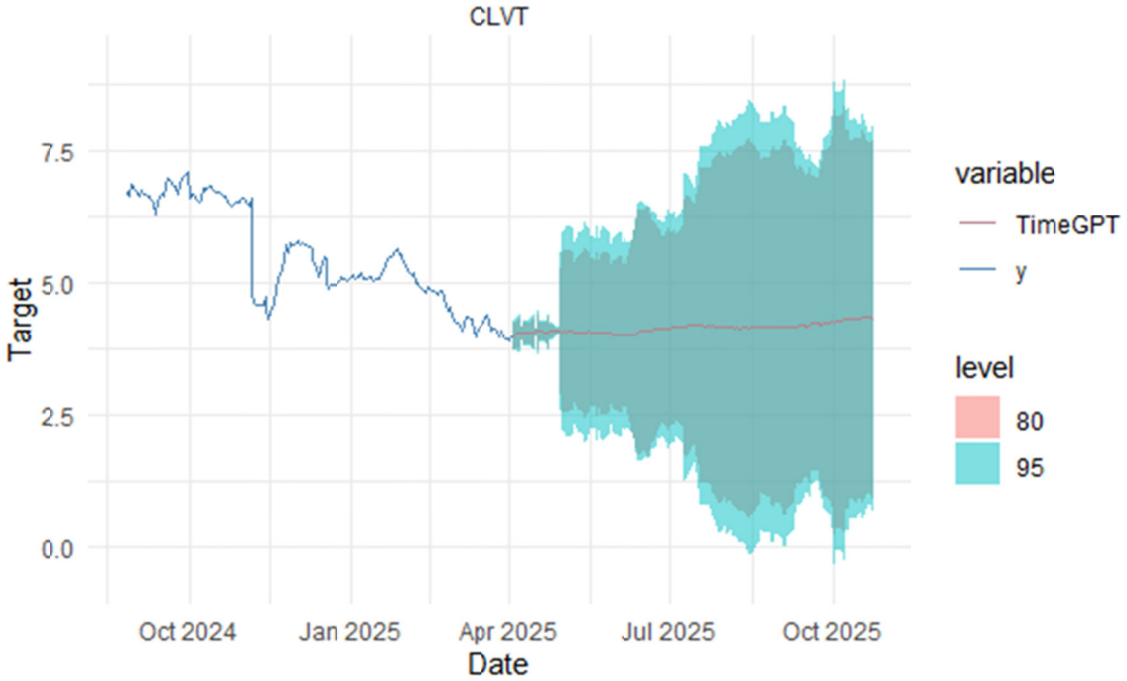


Рисунок 3.7 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE:CLVT на тестовій вибірці із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Таблиця 3.8 –Прогноз вартості акцій NYSE:CLVT на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	3.6617
04.11.2025	3.6617
05.11.2025	3.6617
06.11.2025	3.6617
07.11.2025	3.6617
10.11.2025	3.6617
11.11.2025	3.6617
12.11.2025	3.6617
13.11.2025	3.6617
14.11.2025	3.6617

Джерело: побудовано автором

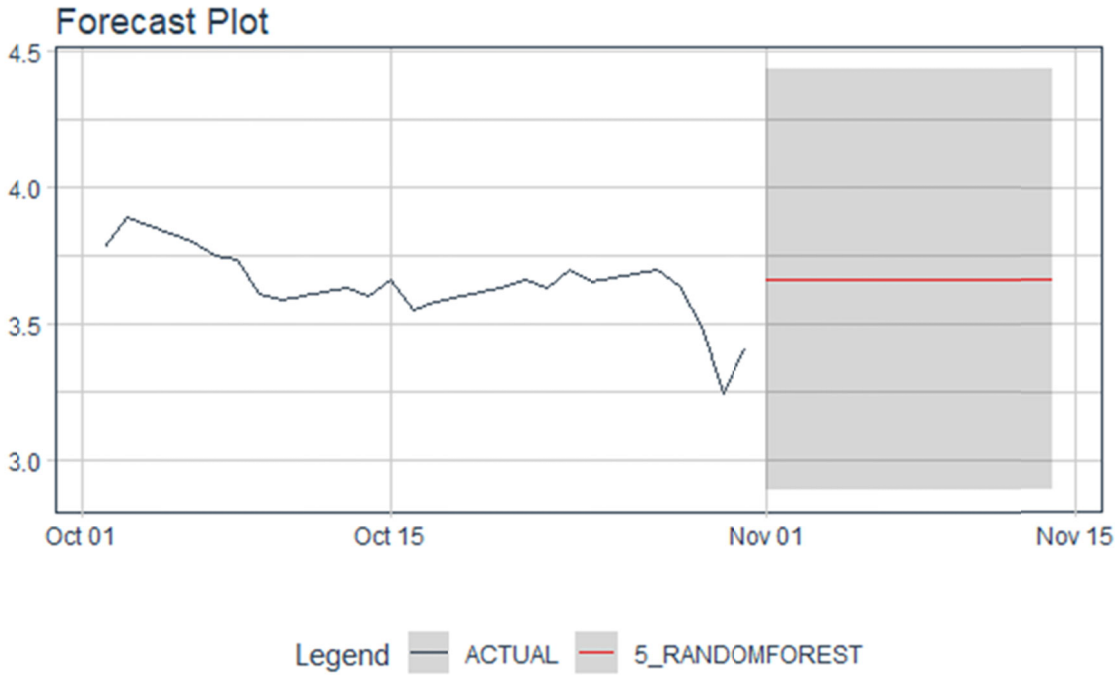


Рисунок 3.8 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE:CLVT на два бізнес-тижні із застосуванням моделі Random Forest

Джерело: побудована автором

Опис та параметри прогнозної моделі Random Forest

```
Model fit template:
randomForest::randomForest(x = missing_arg(), y = missing_arg(),
    ntree = 500, nodesize = min_rows(~50, x))


Call:
 randomForest(x = maybe_data_frame(x), y = y, ntree = ~500, nodesize = min_ro
ws(~50,      x))
               Type of random forest: regression
                     Number of trees: 500
No. of variables tried at each split: 1

          Mean of squared residuals: 0.508846
                    % Var explained: 99.31
```

Часовий ряд вартості акцій міжнародного видавництва John Wiley & Sons, Inc. (NYSE:WLY) складається з 1465 щоденних спостережень. Навчальна вибірка часового ряду дорівнює 1318 значень (90%), а тестова – 147 (10%). Розбиття часового ряду вартості акцій видавництва John Wiley &

Sons, Inc. представлено на рис. 3.9, де червоним кольором позначено тестову вибірку.



Рисунок 3.9 – Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE:WLY на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних Google Finance [17]

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NYSE:WLY представлено у R-коді.

R-код (каталог моделей)

```
# Modeltime Table
# A tibble: 5 x 3
  .model_id .model    .model_desc
      <int> <list>    <chr>
1         1 <fit[+]> ARIMA(0,1,0)
2         2 <fit[+]> ARIMA(0,1,0) W/ XGBOOST ERRORS
3         3 <fit[+]> LM
4         4 <fit[+]> PROPHET
5         5 <fit[+]> RANDOMFOREST
```

Присутня сезонність 5 значень на тиждень в моделях ARIMA та ARIMA Boosted.

Таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NYSE:WLY представлено у табл. 3.9.

Таблиця 3.9 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NYSE:WLY за обраними моделями

model_id	model_desc	type	MAE	MAPE	MASE	SMAPE	RSME	RSQ
1	ARIMA(0,1,0)	test	4,44	11,29	7,68	10,51	5,02	NA
2	ARIMA(0,1,0) w/ XGBOOST errors	test	4,83	12,26	8,36	11,37	5,37	NA
3	LM	test	1,94	4,83	3,37	4,79	2,27	0,43
4	Prophet	test	12,61	31,67	21,83	26,88	13,29	0,38
5	Random Forest	test	4,11	10,49	7,12	9,80	4,72	NA

Джерело: побудовано автором

Після приведення тестової вибірки часового ряду NYSE:WLY для застосування моделі TimeGPT до формату *data.frame* у послідовності: дата, значення вартості акції, унікальний id (WLY), використаємо модель TimeGPT із довгим горизонтом, встановивши аргумент моделі на *timegpt-1-long-horizon*, частота ряду дорівнює бізнес-дням тижня (`freq= 'B'`).

```
WLY_nixtla_fcst <- nixtla_client_forecast(WLY_df, h = 147, model="timegpt-1-l
ong-horizon", level = c(80,95))
```

Отриманий прогноз на 147 днів тестової вибірки запишемо у файл. Прогнозні значення для тестової вибірки та довірчий інтервал представлено на рис. 3.10.

Розрахуємо оцінку помилки прогнозу моделі TimeGPT для часового ряду NYSE:WLY. Оцінка помилки прогнозу MAPE дорівнює 20,7086. Порівнявши її із оцінками MAPE у табл. 3.9 для інших моделей, визначаємо, що найбільш наближеною до вихідних даних є модель лінійної регресії.

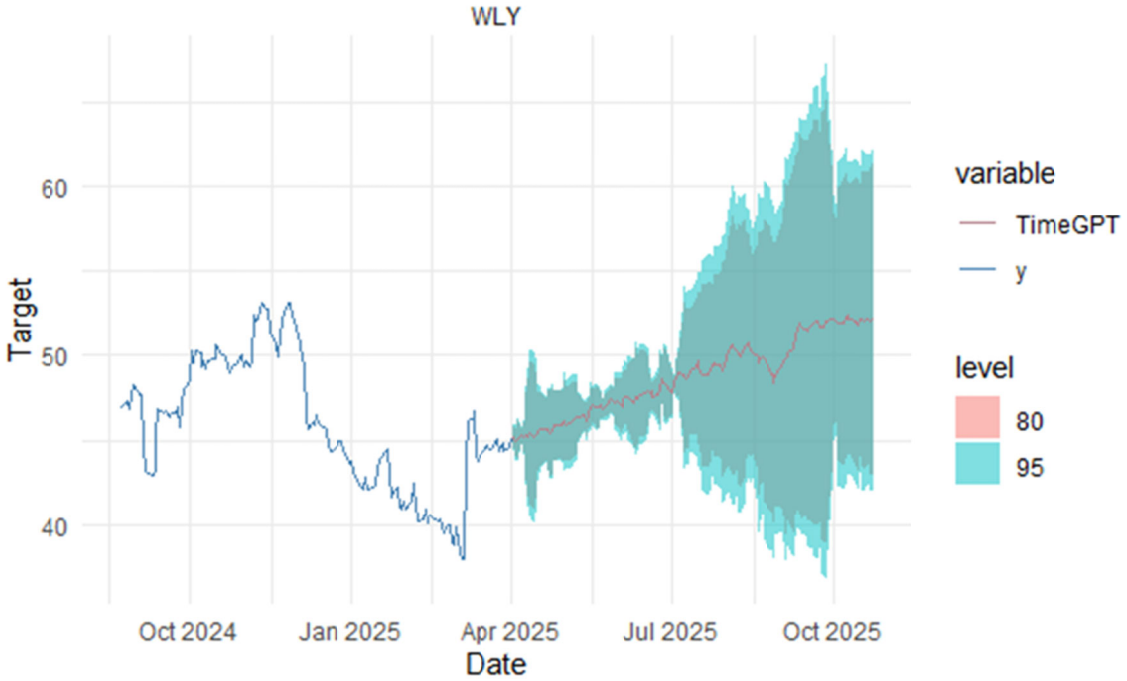


Рисунок 3.10 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: WLY на тестовій вибірці із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю лінійної регресії наведено у табл. 3.10 та на рис. 3.11.

Таблиця 3.10 –Прогноз вартості акцій NYSE: WLY на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	40.46331
04.11.2025	40.46045
05.11.2025	40.45759
06.11.2025	40.45474
07.11.2025	40.45188
10.11.2025	40.44331
11.11.2025	40.44045
12.11.2025	40.43760
13.11.2025	40.43474
14.11.2025	40.43188

Джерело: побудовано автором

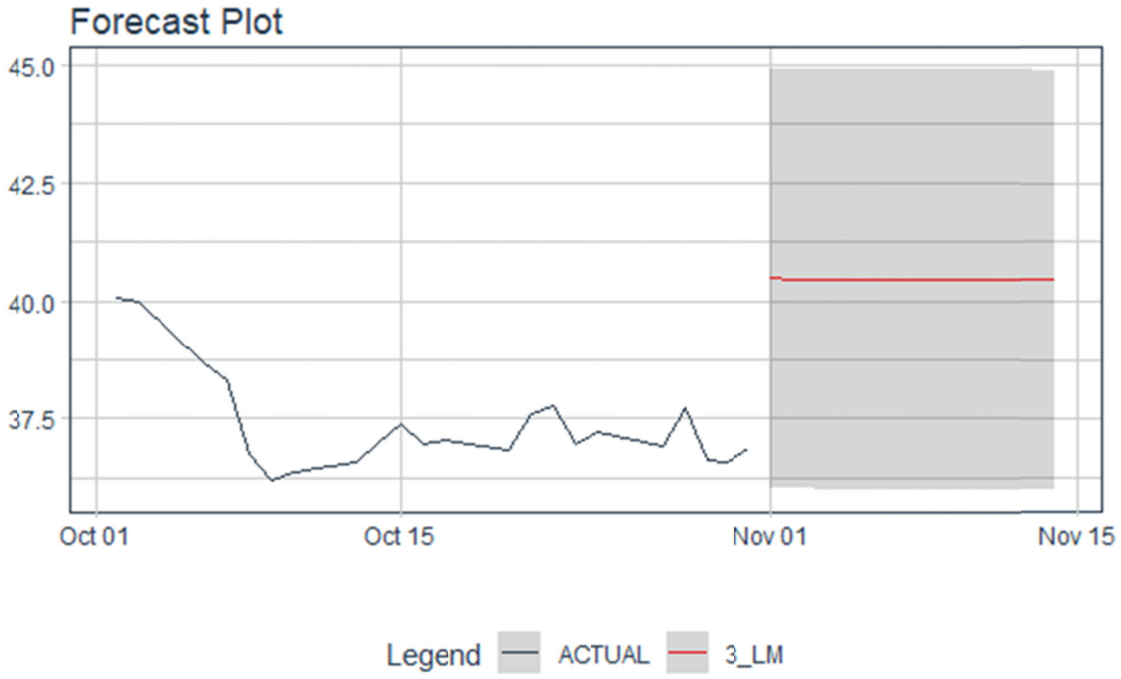


Рисунок 3.11 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: WLY на два бізнес-тижні із застосуванням моделі лінійної регресії

Джерело: побудована автором

Опис та параметри прогнозної моделі лінійної регресії

```
Linear Regression Model Specification (regression)

Computational engine: lm

Model fit template:
stats::lm(formula = missing_arg(), data = missing_arg(), weights = missing_ar
g())

Call:
stats::lm(formula = WLY ~ Date, data = data)

Coefficients:
(Intercept)         Date
  97.169457    -0.002775
```

Часовий ряд вартості акцій компанії Coursera Inc. (NYSE:COUR) складається з 1154 щоденних спостережень. Навчальна вибірка часового ряду дорівнює 1038 значень (90%), а тестова – 116 (10%). Розбиття часового ряду

вартості акцій видавництва компанії Coursera Inc. представлено на рис. 3.12, де червоним кольором позначено тестову вибірку.



Рисунок 3.12 – Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE:COUR на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних Google Finance [17]

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NYSE:COUR представлено у R-коді.

R-код (каталог моделей)

```
# Modeltime Table
# A tibble: 5 x 3
  .model_id .model    .model_desc
      <int> <list>    <chr>
1         1 <fit[+]> ARIMA(4,1,2)(2,0,1)[5] WITH DRIFT
2         2 <fit[+]> ARIMA(2,1,2)(0,0,2)[5] WITH DRIFT W/ XGBOOST ERRORS
3         3 <fit[+]> LM
4         4 <fit[+]> PROPHET
5         5 <fit[+]> RANDOMFOREST
```

Присутня сезонність 5 значень на тиждень в моделях ARIMA та ARIMA Boosted.

Таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NYSE:WLY представлено у табл. 3.11.

Таблиця 3.11 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NYSE:COUR за обраними моделями

model_id	model_desc	type	MAE	MAPE	MASE	SMAPE	RSME	RSQ
1	ARIMA(4,1,2) (2,0,1) with drift	test	3,38	31,18	13,91	39,90	4,06	0,24
2	ARIMA(2,1,2) (0,0,2) with drift w/ XGBOOST errors	test	3,12	28,58	12,84	36,25	3,84	0,24
3	LM	test	8,87	86,61	36,49	155,30	9,11	0,24
4	Prophet	test	1,82	17,32	7,47	19,43	2,09	0,34
5	Random Forest	test	1,59	14,16	6,55	16,00	2,09	NA

Джерело: побудовано автором

Після приведення тестової вибірки часового ряду NYSE:COUR для застосування моделі TimeGPT до формату *data.frame* у послідовності: дата, значення вартості акції, унікальний id (COUR), використаємо модель TimeGPT із довгим горизонтом, встановивши аргумент моделі на *timegpt-1-long-horizon*, частота ряду дорівнює бізнес-дням тижня (`freq= 'B'`).

```
COUR_nixtla_fcst <- nixtla_client_forecast(COUR_df, h = 116, model="timegpt-1
-long-horizon", level = c(80,95))
```

Отриманий прогноз на 116 днів тестової вибірки запишемо у файл. Прогнозні значення для тестової вибірки та довірчий інтервал представлено на рис. 3.13.

Розрахуємо оцінку помилки прогнозу моделі TimeGPT для часового ряду NYSE:COUR. Оцінка помилки прогнозу MAPE дорівнює 11,8405. Порівнявши її із оцінками MAPE у табл. 3.11 для інших моделей, визначаємо, що найбільш наближеною до вихідних даних є модель TimeGPT.

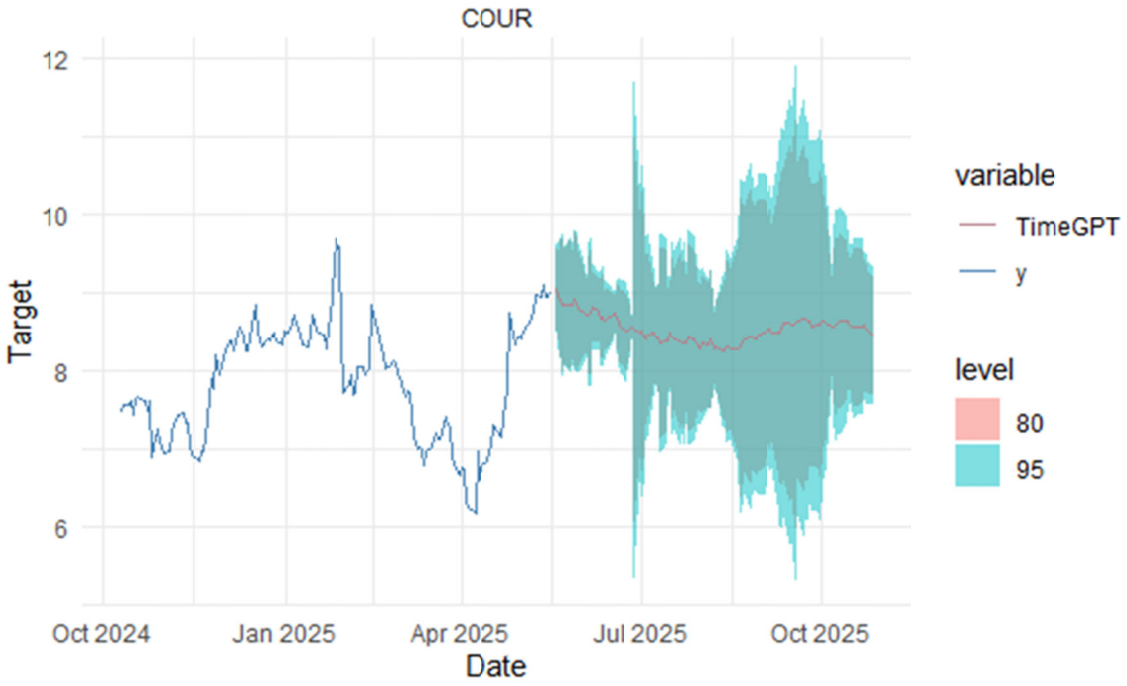


Рисунок 3.13 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: COUR на тестовій вибірці із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю TimeGPT наведено у табл. 3.12 та на рис. 3.14.

Таблиця 3.12 –Прогноз вартості акцій NYSE: WLY на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	8.419087
04.11.2025	8.463847
05.11.2025	8.492999
06.11.2025	8.537099
07.11.2025	8.519913
10.11.2025	8.522197
11.11.2025	8.551674
12.11.2025	8.582624
13.11.2025	8.5810795
14.11.2025	8.596258

Джерело: побудовано автором

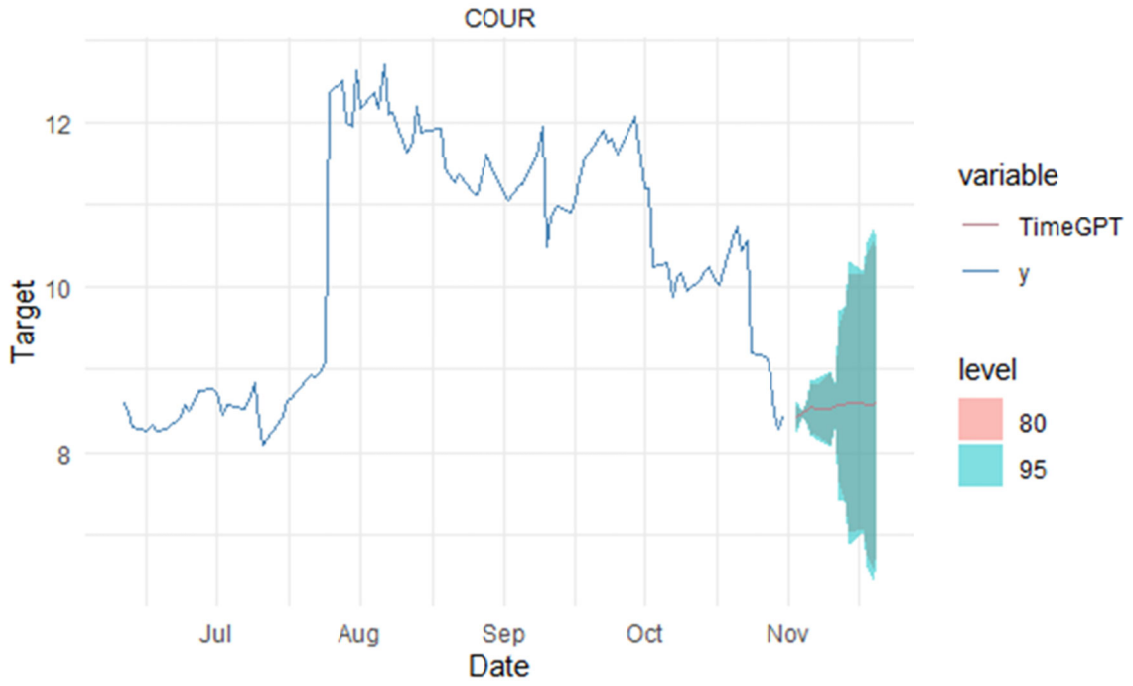


Рисунок 3.14 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: COUR на два бізнес-тижні із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Часовий ряд вартості акцій компанії Duolingo (NASDAQ:DUOL) складається з 1072 щоденних спостережень. Навчальна вибірка часового ряду дорівнює 964 значення (90%), а тестова – 108 (10%). Розбиття часового ряду вартості акцій видавництва Duolingo представлено на рис. 3.15, де червоним кольором позначено тестову вибірку.

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NASDAQ:DUOL представлено у R-коді.

R-код (каталог моделей)

```
# Modeltime Table
# A tibble: 5 x 3
  .model_id .model    .model_desc
      <int> <list>    <chr>
1         1 <fit[+]> ARIMA(0,1,1) WITH DRIFT
2         2 <fit[+]> ARIMA(0,1,1)(2,0,0)[5] WITH DRIFT W/ XGBOOST ERRORS
3         3 <fit[+]> LM
4         4 <fit[+]> PROPHET
5         5 <fit[+]> RANDOMFOREST
```

Присутня сезонність 5 значень на тиждень в моделях ARIMA та ARIMA Boosted.



Рисунок 3.15 – Розбиття часового ряду вартості акцій NASDAQ:DUOL на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних Google Finance [17]

Таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NASDAQ:DUOL представлено у табл. 3.13.

Після приведення тестової вибірки часового ряду NASDAQ:DUOL для застосування моделі TimeGPT до формату *data.frame* у послідовності: дата, значення вартості акції, унікальний id (DUOL), використаємо модель TimeGPT із довгим горизонтом, встановивши аргумент моделі на *timegpt-1-long-horizon*, частота ряду дорівнює бізнес-дням тижня (`freq= 'B'`).

```
DUOL_nixtla_fcst <- nixtla_client_forecast(DUOL_df, h = 108, model="timegpt-1
-long-horizon", level = c(80,95))
```

Отриманий прогноз на 108 днів тестової вибірки запишемо у файл. Прогнозні значення для тестової вибірки та довірчий інтервал представлено на рис. 3.16.

Таблиця 3.13 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NASDAQ:DUOL за обраними моделями

model_id	model_desc	type	MAE	MAPE	MASE	SMAPE	RSME	RSQ
1	ARIMA(0,1,1) with drift	test	177,39	54,84	18,43	41,01	193,02	0,71
2	ARIMA(0,1,1) (2,0,0) with drift w/ XGBOOST errors	test	180,06	55,64	18,70	41,48	195,68	0,71
3	LM	test	56,86	14,40	5,91	15,67	80,52	0,71
4	Prophet	test	151,24	47,09	15,71	36,04	170,21	0,53
5	Random Forest	test	159,09	49,08	16,53	37,76	172,21	NA

Джерело: побудовано автором

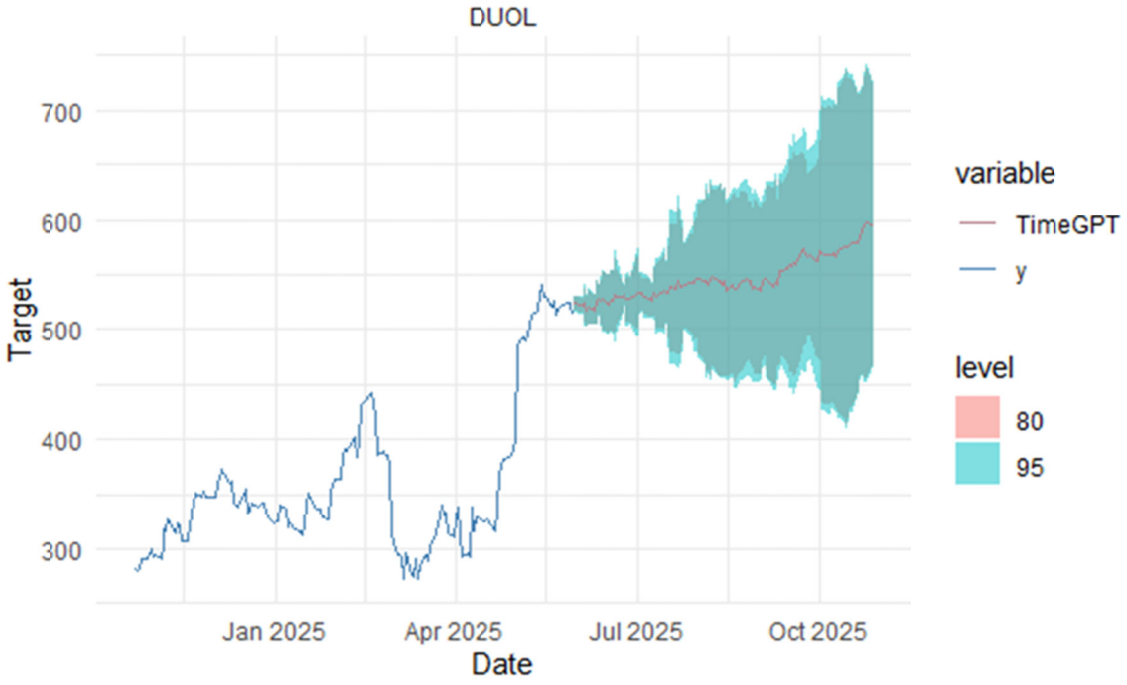


Рисунок 3.16 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NASDAQ:DUOL на тестовій вибірці із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Розрахуємо оцінку помилки прогнозу моделі TimeGPT для часового ряду NASDAQ:DUOL. Оцінка помилки прогнозу MAPE дорівнює 58,7547. Порівнявши її із оцінками MAPE у табл. 3.13 для інших моделей, визначаємо, що найбільш наближеною до вихідних даних є модель лінійної регресії.

Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю лінійної регресії наведено у табл. 3.14 та на рис. 3.16.

Опис та параметри прогнозної моделі лінійної регресії:

```
Linear Regression Model Specification (regression)

Computational engine: lm

Model fit template:
stats::lm(formula = missing_arg(), data = missing_arg(), weights = missing_ar
g())

Call:
stats::lm(formula = DUOL ~ Date, data = data)

Coefficients:
(Intercept)         Date
 -3528.7783       0.1897
```

Таблиця 3.14 –Прогноз вартості акцій NASDAQ:DUOL на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	363.9182
04.11.2025	363.9182
05.11.2025	363.9182
06.11.2025	363.9182
07.11.2025	363.9182
10.11.2025	363.9182
11.11.2025	363.9182
12.11.2025	363.9182
13.11.2025	363.9182
14.11.2025	363.9182

Джерело: побудовано автором

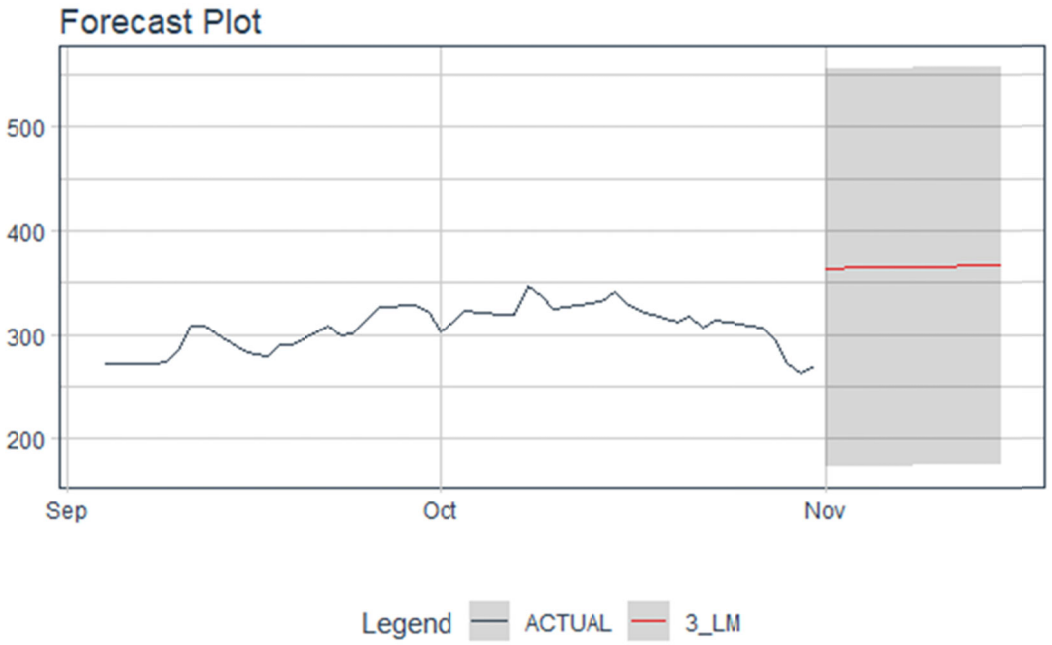


Рисунок 3.16 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NASDAQ:DUOL на два бізнес-тижні із застосуванням моделі лінійної регресії

Джерело: побудована автором

Для часового ряду вартості акцій компанії Zoom Video Communications, Inc. (NASDAQ:ZM) кількість щоденних спостережень, що розглядаються за останні п’ять років, дорівнює 1465 значень. Навчальна вибірка дорівнює 1318 спостережень (90% даних), а тестова – 147 спостережень (10% даних).

Розбиття на вибірки часового ряду вартості акцій компанії Zoom Video Communications, Inc. (NASDAQ:ZM) представлено на рис. 3.17, де червоним кольором позначено тестову вибірку. Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NASDAQ:ZM представлено у R-коді.

R-код (каталог моделей)

```
# Modeltime Table
# A tibble: 5 x 3
  .model_id .model    .model_desc
      <int> <list>    <chr>
1         1 <fit[+]> ARIMA(0,1,0)
2         2 <fit[+]> ARIMA(0,1,0) W/ XGBOOST ERRORS
3         3 <fit[+]> LM
4         4 <fit[+]> PROPHET
5         5 <fit[+]> RANDOMFOREST
```

У часовому ряді присутня сезонність 5 значень на тиждень в моделях ARIMA та ARIMA Boosted.



Рисунок 3.17 – Розбиття часового ряду вартості акцій NASDAQ:ZM на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних Google Finance [17]

Перевіряємо сформовані моделі на тестовій вибірці. Таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NASDAQ:ZM представлено у табл. 3.15.

Таблиця 3.15 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NASDAQ:ZM за обраними моделями

model_id	model_desc	type	MAE	MAPE	MASE	SMAPE	RSME	RSQ
1	ARIMA(2,1,2) with drift	test	5,35	6,65	5,18	6,92	6,33	NA
2	ARIMA(3,1,2) with drift w/ XGBOOST errors	test	5,15	6,41	4,99	6,65	6,10	NA
3	LM	test	81,66	103,93	79,05	187,57	82,60	0,23
4	Prophet	test	13,77	17,42	13,33	17,50	15,94	0,13
5	Random Forest	test	4,81	6,01	4,66	6,20	5,69	NA

Джерело: побудовано автором

Після приведення тестової вибірки часового ряду NASDAQ:ZM для застосування моделі TimeGPT до формату *data.frame* у послідовності: дата, значення вартості акції, унікальний id (ZM), використаємо модель TimeGPT із довгим горизонтом, встановивши аргумент моделі на *timegpt-1-long-horizon*, частота ряду дорівнює бізнес-дням тижня (`freq= 'B'`).

```
ZM_nixtla_fcst <- nixtla_client_forecast(ZM_df, h = 147, model="timegpt-1-lon
g-horizon", level = c(80,95))
```

Отриманий прогноз на 147 днів тестової вибірки запишемо у файл. Прогнозні значення для тестової вибірки та довірчий інтервал представлено на рис. 3.18.

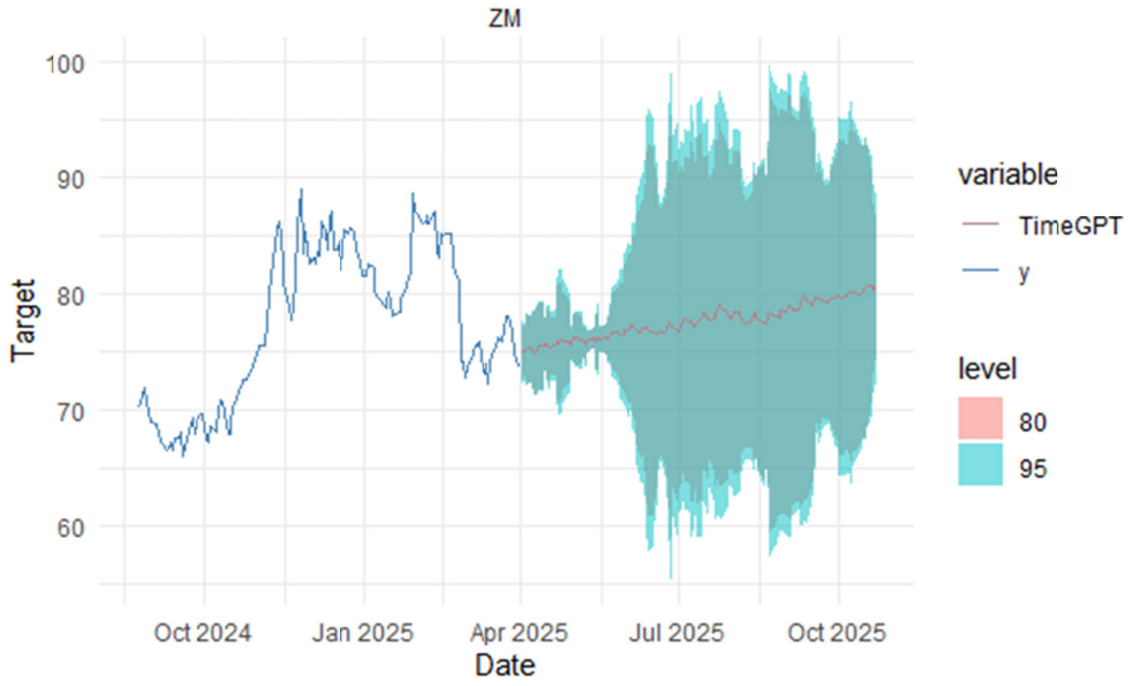


Рисунок 3.18 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NASDAQ:ZM на тестовій вибірці із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Розрахуємо оцінку помилки прогнозу моделі TimeGPT для часового ряду NASDAQ:ZM. Оцінка помилки прогнозу MAPE дорівнює 4,5293. Порівнявши її із оцінками MAPE у табл. 3.15 для інших моделей, визначаємо, що найбільш наближеною до вихідних даних є модель TimeGPT:

Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю TimeGPT наведено у табл. 3.16 та на рис. 3.19.

Таблиця 3.16 –Прогноз вартості акцій NASDAQ:ZM на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	86.0089
04.11.2025	85.9990
05.11.2025	86.1278
06.11.2025	86.0101
07.11.2025	85.4782
10.11.2025	85.3351
11.11.2025	85.4079
12.11.2025	85.6236
13.11.2025	85.6346
14.11.2025	85.6318

Джерело: побудовано автором



Рисунок 3.19 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NASDAQ:ZM на два бізнес-тижні із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Таким чином, за результатами прогнозування було виявлено, що для трьох часових рядів вартості акцій освітніх компаній (Laureate Education (NASDAQ: LAUR), Coursera Inc. (NYSE: COUR), Zoom Video Communications, Inc. (NASDAQ: ZM)) найкращою прогнозною моделлю виявивилась генеративна модель TimeGPT. Для прогнозування вартості акцій John Wiley & Sons, Inc. (NYSE: WLY) та Duolingo (NASDAQ: DUOL) – модель лінійної регресії. Для прогнозування вартості акцій компанії Adtalem Global Education Inc (NYSE: ATGE) – модель Prophet, а для Clarivate Inc. (NYSE: CLVT) – модель Random Forest.

3.2 Прогнозування динаміки вартості акцій освітніх компаній на базі короткого часового ряду

Розглянемо задачу побудови прогнозної моделі для вартості акцій освітніх компаній, що розглядаються у роботі, на короткому часовому ряді – дані про вартість акцій тільки за період січень-жовтень 2025 року. Довжина часового ряду та обсяги навчальної та тестової вибірок наведено у табл. 3.17

Таблиця 3.17 –Обсяги часових рядів вартості акцій освітніх компаній за 2025р.

Назва акції	Обсяг часового ряду за 2025р.	Обсяг навчальної вибірки	Обсяг тестової вибірки
Adtalem Global Education Inc (NYSE: ATGE)	209	188	21
Laureate Education (NASDAQ: LAUR)	208	187	21
Clarivate Inc. (NYSE: CLVT)	209	188	21
John Wiley & Sons, Inc. (NYSE: WLY)	208	187	21
Coursera Inc. (NYSE: COUR)	209	188	21
Duolingo (NASDAQ: DUOL)	209	188	21
Zoom Video Communications, Inc. (NASDAQ: ZM)	208	187	21

Джерело: побудовано автором

Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії Adtalem Global Education Inc (NYSE: ATGE) та значення середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE) для цих моделей представлено у табл. 3.18.

Таблиця 3.18 – Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії Adtalem Global Education Inc (NYSE: ATGE) та оцінка їх похибки

Модель	Значеня MAPE, %
ARIMA(0,1,0)(0,0,1)	5,03
ARIMA(0,1,0)(1,0,0) W/ XGBOOST ERRORS	5,11
Лінійна регресія (LM)	7,05
Prophet	7,93
Random Forest	7,38
TimeGPT	4,98

Джерело: побудовано автором

Найменше значення похибки моделі має модель TimeGPT, тому оберемо її для подальшої побудови прогонозу вартості акцій на майбутні періоди. Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю TimeGPT наведено у табл. 3.19 та на рис. 3.20.

Таблиця 3.19 –Прогноз вартості акцій NYSE: ATGE на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	95.2744
04.11.2025	98.0997
05.11.2025	101.2405
06.11.2025	105.0513
07.11.2025	106.5893
10.11.2025	106.9123
11.11.2025	106.5051
12.11.2025	107.4221
13.11.2025	107.0183
14.11.2025	107.5595

Джерело: побудована автором

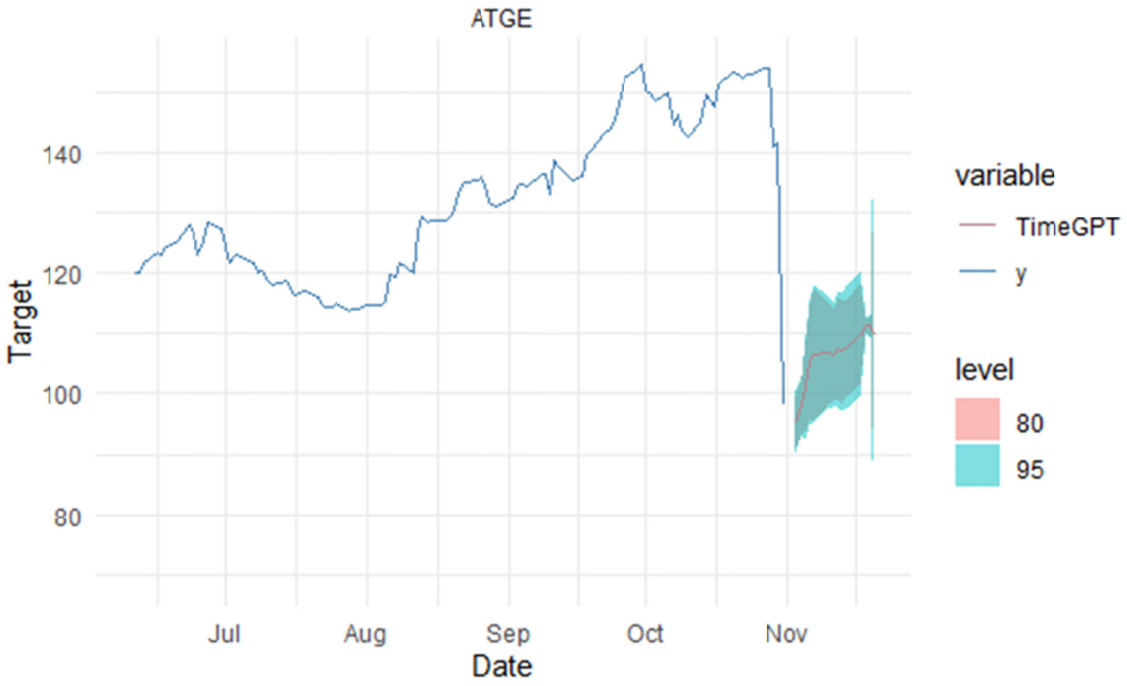


Рисунок 3.20 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: ATGE на два бізнес-тижні із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії Laureate Education (NASDAQ: LAUR)та значення середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE) для цих моделей представлено у табл. 3.20.

Таблиця 3.20 – Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії Laureate Education (NASDAQ: LAUR) та оцінка їх похибки

Модель	Значеня MAPE, %
ARIMA(0,1,0) WITH DRIFT	8,11
ARIMA(0,1,0) WITH DRIFT W/ XGBOOST ERRORS	9,48
Лінійна регресія (LM)	3,35
Prophet	12,74
Random Forest	4,59
TimeGPT	6,87

Джерело: побудовано автором

Найменше значення похибки моделі має модель лінійної регресії, тому оберемо її для подальшої побудови прогонозу вартості акцій на майбутні

періоди. Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю наведено у табл. 3.21 та на рис. 3.21.

Таблиця 3.21 –Прогноз вартості акцій NASDAQ: LAUR на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	29.62071
04.11.2025	29.66302
05.11.2025	29.70534
06.11.2025	29.74765
07.11.2025	29.78997
10.11.2025	29.91691
11.11.2025	29.95922
12.11.2025	30.00154
13.11.2025	30.04385
14.11.2025	30.08617

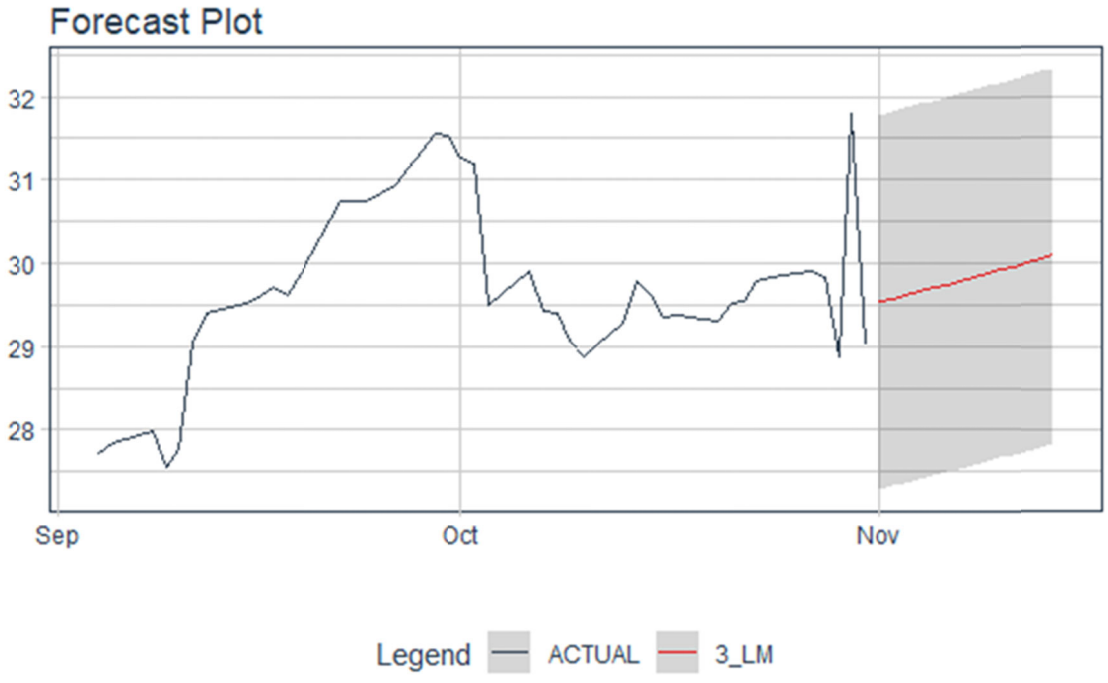


Рисунок 3.20 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NASDAQ: LAUR на два бізнес-тижні із застосуванням моделі лінійної регресії

Джерело: побудована автором

Опис та параметри моделі лінійної регресії:

```
Linear Regression Model Specification (regression)

Computational engine: lm

Model fit template:
stats::lm(formula = missing_arg(), data = missing_arg(), weights = missing_ar
g())

Call:
stats::lm(formula = LAUR ~ Date, data = data)

Coefficients:
(Intercept)         Date
 -798.51463      0.04059
```

Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії Clarivate Inc. (NYSE: CLVT) та значення середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE) для цих моделей представлено у табл. 3.22.

Таблиця 3.22 – Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії Clarivate Inc. (NYSE: CLVT) та оцінка їх похибки

Модель	Значеня MAPE, %
ARIMA(0,1,0)	4,73
ARIMA(0,1,0) W/ XGBOOST ERRORS	15,40
Лінійна регресія (LM)	6,83
Prophet	11,84
Random Forest	6,40
TimeGPT	6,12

Джерело: побудовано автором

Найменше значення похибки моделі має модель ARIMA(0,1,0). Опис та параметри моделі ARIMA:

```
ARIMA Regression Model Specification (regression)

Computational engine: auto_arima

Model fit template:
auto_arima_fit_impl(x = missing_arg(), y = missing_arg())

Series: outcome
ARIMA(0,1,0)

sigma^2 = 0.01588:  log likelihood = 122.02
AIC=-242.04   AICc=-242.02   BIC=-238.81
```

Але, оскільки модель ARIMA(0,1,0) дозволяє побудувати прогноз лише на один період наперед, то для подальшого прогнозування оберемо модель з наступним значенням похибки MAPE. Такою моделлю є модель TimeGPT.

Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю TimeGPT наведено у табл. 3.23 та на рис. 3.21.

Таблиця 3.23 –Прогноз вартості акцій NYSE: CLVT на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	3.4294
04.11.2025	3.4314
05.11.2025	3.4354
06.11.2025	3.4381
07.11.2025	3.4268
10.11.2025	3.4163
11.11.2025	3.4414
12.11.2025	3.4797
13.11.2025	3.4843
14.11.2025	3.4878

Джерело: побудована автором

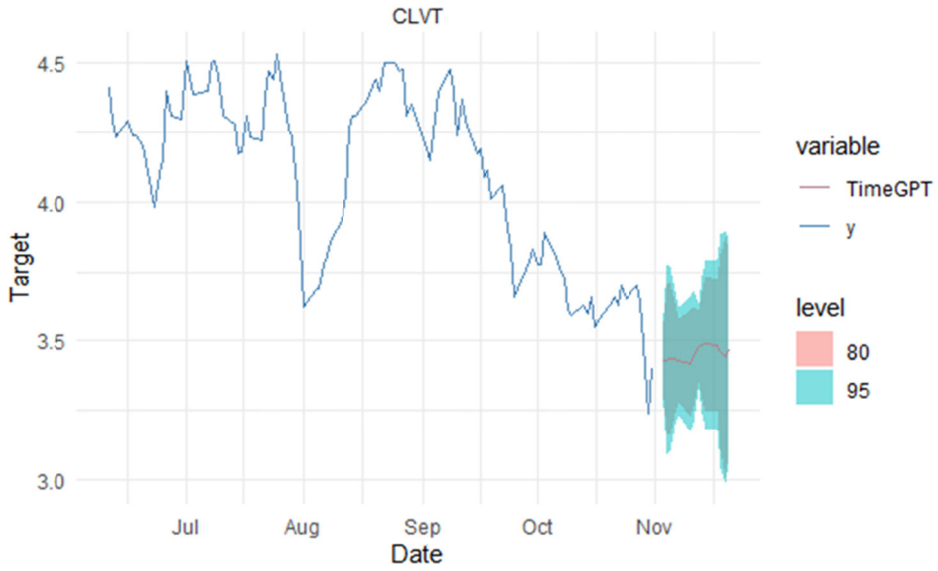


Рисунок 3.21 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: CLVT на два бізнес-тижні із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії John Wiley & Sons, Inc. (NYSE: WLY) та значення середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE) для цих моделей представлено у табл. 3.24.

Таблиця 3.24 – Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії John Wiley & Sons, Inc. (NYSE: WLY) та оцінка їх похибки

Модель	Значеня MAPE, %
ARIMA(0,1,0)	7,59
ARIMA(0,1,0) W/ XGBOOST ERRORS	8,65
Лінійна регресія (LM)	7,52
Prophet	6,85
Random Forest	8,94
TimeGPT	8,38

Джерело: побудовано автором

Найменше значення похибки моделі має модель Prophet, тому оберемо її для подальшої побудови прогнозу вартості акцій на майбутні періоди. Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю наведено у табл. 3.25 та на рис. 3.22.

Таблиця 3.25 –Прогноз вартості акцій NYSE: WLY на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	37.84049
04.11.2025	37.96177
05.11.2025	37.81518
06.11.2025	37.71425
07.11.2025	37.72394
10.11.2025	37.64946
11.11.2025	37.77074
12.11.2025	37.62415
13.11.2025	37.52323
14.11.2025	37.53291

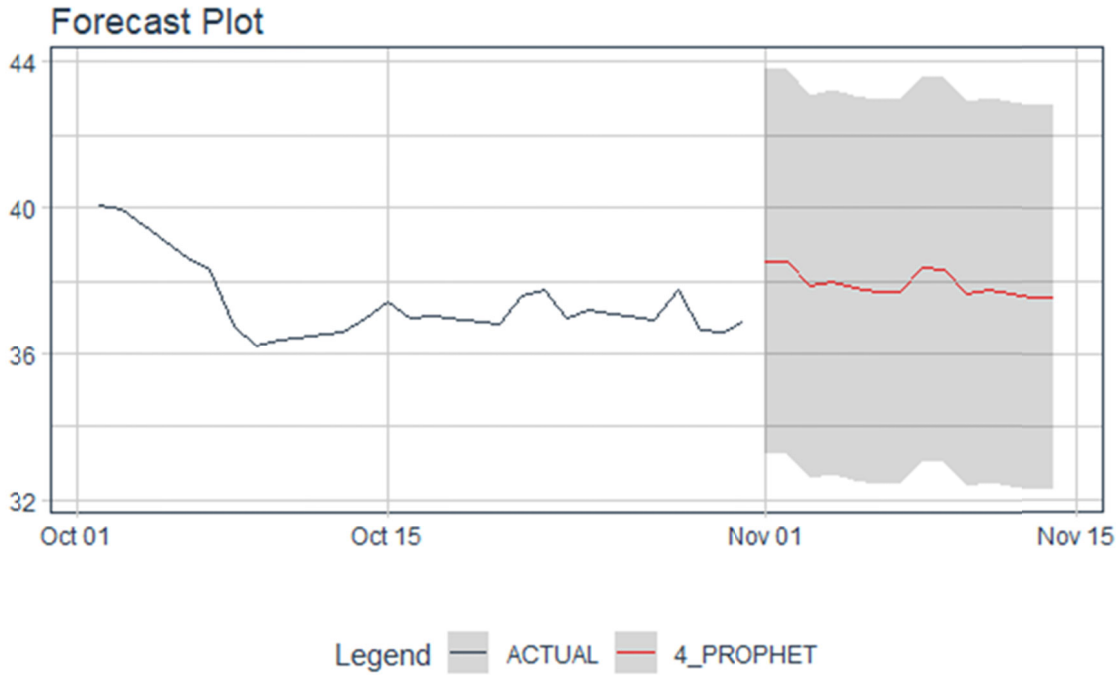


Рисунок 3.22 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: WLY на два бізнес-тижні із застосуванням моделі Prophet

Джерело: побудована автором

Опис та параметри моделі Prophet:

```
Model fit template:
prophet_fit_impl(x = missing_arg(), y = missing_arg(), uncertainty.samples =
0)

PROPHET Model
- growth: 'linear'
- n.changepoints: 25
- changepoint.range: 0.8
- yearly.seasonality: 'auto'
- weekly.seasonality: 'auto'
- daily.seasonality: 'auto'
- seasonality.mode: 'additive'
- changepoint.prior.scale: 0.05
- seasonality.prior.scale: 10
- holidays.prior.scale: 10
- logistic_cap: NULL
- logistic_floor: NULL
- extra_regressors: 0
```

Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії Coursera Inc. (NYSE: COUR) та значення середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE) для цих моделей представлено у табл. 3.26.

Таблиця 3.26 – Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії Coursera Inc. (NYSE: COUR) та оцінка їх похибки

Модель	Значеня MAPE, %
ARIMA(0,1,0)	14,44
ARIMA(0,1,0) W/ XGBOOST ERRORS	18,81
Лінійна регресія (LM)	17,54
Prophet	28,83
Random Forest	NA
TimeGPT	17,43

Джерело: побудовано автором

Найменше значення похибки моделі має модель ARIMA(0,1,0). Але, оскільки модель ARIMA(0,1,0) дозволяє побудувати прогноз лише на один період наперед, то для подальшого прогнозування оберемо модель з наступним значенням похибки MAPE. Такою моделлю є модель TimeGPT.

Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю TimeGPT наведено у табл. 3.27 та на рис. 3.23.

Таблиця 3.27 –Прогноз вартості акцій NYSE: COUR на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	8.4191
04.11.2025	8.4638
05.11.2025	8.4930
06.11.2025	8.5371
07.11.2025	8.5199
10.11.2025	8.5222
11.11.2025	8.5517
12.11.2025	8.5826
13.11.2025	8.5811
14.11.2025	8.5963

Джерело: побудована автором

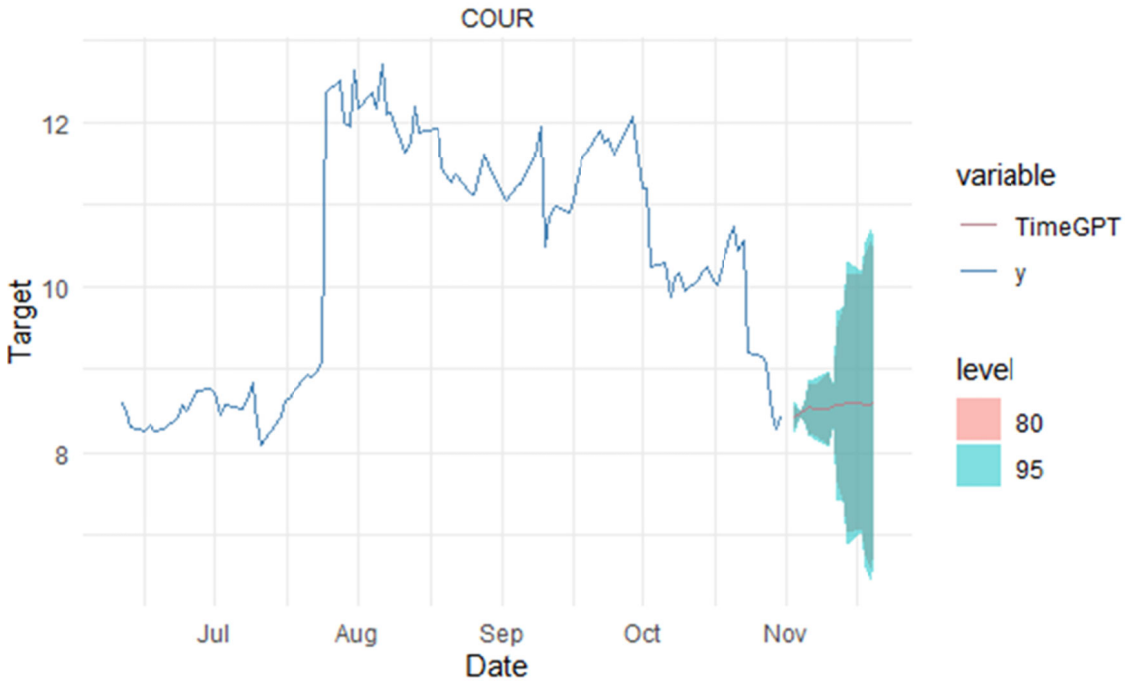


Рисунок 3.23 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: COUR на два бізнес-тижні із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії Duolingo (NASDAQ: DUOL) та значення середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE) для цих моделей представлено у табл. 3.28.

Таблиця 3.28 – Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії Duolingo (NASDAQ: DUOL) та оцінка їх похибки

Модель	Значеня MAPE, %
ARIMA(0,1,0)	5,62
ARIMA(0,1,0) W/ XGBOOST ERRORS	5,65
Лінійна регресія (LM)	15,98
Prophet	20,25
Random Forest	6,32
TimeGPT	5,34

Джерело: побудовано автором

Найменше значення похибки моделі має модель TimeGPT, тому оберемо її для подальшої побудови прогонозу вартості акцій на майбутні

періоди. Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю TimeGPT наведено у табл. 3.29 та на рис. 3.24.

Таблиця 3.29 –Прогноз вартості акцій NASDAQ: DUOL на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	273.8005
04.11.2025	277.3459
05.11.2025	279.7874
06.11.2025	280.4111
07.11.2025	278.0177
10.11.2025	276.4294
11.11.2025	278.1512
12.11.2025	281.6255
13.11.2025	283.5351
14.11.2025	284.9838

Джерело: побудована автором

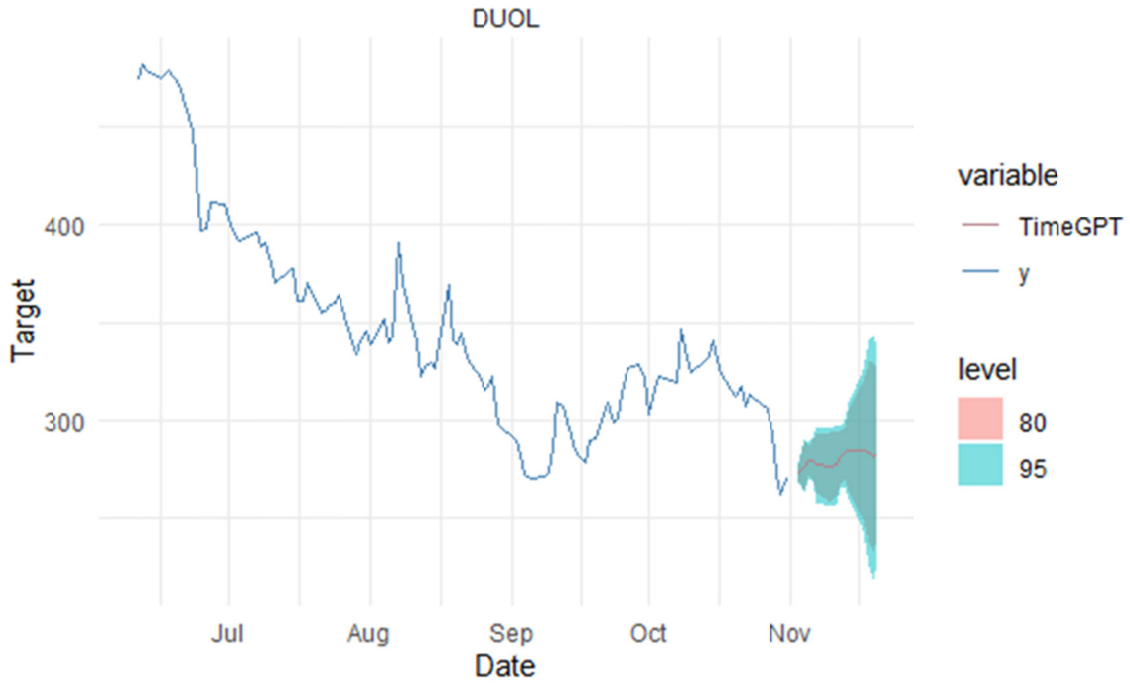


Рисунок 3.24 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NASDAQ: DUOL на два бізнес-тижні із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії Zoom Video Communications, Inc. (NASDAQ: ZM) та значення середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE) для цих моделей представлено у табл. 3.30.

Таблиця 3.30 – Каталог моделей тестової вибірки для акцій компанії Zoom Video Communications, Inc. (NASDAQ: ZM) та оцінка їх похибки

Модель	Значеня MAPE, %
ARIMA(1,0,0) WITH NON-ZERO MEAN	2,99
ARIMA(1,0,0) WITH NON-ZERO MEAN W/ XGBOOST ERRORS	2,98
Лінійна регресія (LM)	4,84
Prophet	7,30
Random Forest	2,77
TimeGPT	2,30

Джерело: побудовано автором

Найменше значення похибки моделі має модель TimeGPT, тому оберемо її для подальшої побудови прогонозу вартості акцій на майбутні періоди. Результат прогнозування на наступні два бізнес-тижні за моделлю TimeGPT наведено у табл. 3.31 та на рис. 3.25.

Таблиця 3.31 –Прогноз вартості акцій NASDAQ: ZM на два бізнес-тижні

Дата	Вартість акції, дол. США
03.11.2025	86.0089
04.11.2025	85.9990
05.11.2025	86.1278
06.11.2025	86.0101
07.11.2025	85.4782
10.11.2025	85.3351
11.11.2025	85.4079
12.11.2025	85.6236
13.11.2025	85.6346
14.11.2025	85.6318



Рисунок 3.25 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NASDAQ: ZM на два бізнес-тижні із застосуванням моделі TimeGPT

Джерело: побудована автором

За результатами прогнозування коротких часових рядів (близько 200 значень) було виявлено, що для п’яти часових рядів, що розглядалися, кращую прогнозною моделлю є генеративна модель TimeGPT: Adtalem Global Education Inc (NYSE: ATGE), Clarivate Inc. (NYSE: CLVT), Coursera Inc. (NYSE: COUR), Duolingo (NASDAQ: DUOL), Zoom Video Communications, Inc. (NASDAQ: ZM). Для прогнозування вартості акцій Laureate Education (NASDAQ: LAUR) – модель лінійної регресії. Для прогнозування вартості акцій компанії John Wiley & Sons, Inc. (NYSE: WLY) – модель Prophet.

3.3 Обгрунтування вибору генеративної моделі для прогнозування динаміки вартості акцій освітніх компаній

З огляду на специфіку фінансових даних освітніх компаній, для формування якісних прогнозів доцільно спиратися на кілька узагальнених

рекомендацій. Насамперед, у випадках коротких рядів або частих структурних розривів варто віддавати перевагу інтерпретованим моделям, таким як SARIMA або Prophet, які дозволяють чітко описати сезонні та трендові компоненти та коректно реагують на зміни у структурі даних.

Якщо ж аналітик має доступ до великої кількості додаткових цифрових або поведінкових метрик (наприклад, показників активності користувачів), ключову роль можуть відігравати гібридні або нейромережеві моделі, здатні враховувати нелінійні взаємозв'язки та взаємний вплив багатьох регресорів.

Окремої уваги потребує валідація, адже для часових рядів критично важливо зберігати їхню часову структуру. Саме тому методи поступового тестування, такі як rolling-window або walk-forward validation, значно краще відтворюють реальні умови прогнозування порівняно зі стандартними підходами випадкової крос-валідації.

В умовах швидкої зміни ринкових режимів, які характерні для сектору цифрової освіти, додаткову стійкість забезпечує застосування ансамблевих моделей. Вони зменшують залежність від недоліків окремих методів та формують збалансований, узагальнений прогноз, що особливо важливо для аналітики високоволатильних галузей.

Прогнозування фінансових показників у секторі EdTech стикається з рядом специфічних проблем та обмежень, що обумовлені особливостями галузі та характером наявних даних: короткі часові ряди, нестабільність ринку та вплив зовнішніх факторів, висока залежність від нефінансових показників.

Через молодість EdTech-ринку історичні дані часто обмежені кількома роками діяльності компаній або навіть меншими часовими інтервалами для нових продуктів і платформ. Обмеженість даних ускладнює використання традиційних статистичних моделей, таких як ARIMA, SARIMA, GARCH, які потребують достатньої кількості спостережень для стабільного оцінювання параметрів. Дослідження останніх років показують, що для коротких рядів ефективнішими є гібридні моделі та ML/DL-підходи, здатні інтегрувати

зовнішні дані або синтетичні ознаки для компенсації дефіциту інформації [48].

Ринок цифрової освіти піддається значним зовнішнім шокам: пандемія COVID-19, державні реформи в освіті, зміни політики фінансування цифрової освіти, а також технологічні сплески. Такі фактори формують структурні розриви у часових рядах та різкі стрибки волатильності, що робить класичні моделі прогнозування менш точними. Для врахування цих ефектів сучасна аналітика застосовує адаптивні ансамблеві моделі та підходи з детекцією змін, які здатні виявляти та моделювати періоди різкої зміни тренду або волатильності.

У EdTech-фірм фінансові результати тісно пов’язані з нефінансовими метриками: активністю користувачів, рівнем утримання клієнтів, впровадженням технологічних інновацій, які не завжди формалізовані у фінансових даних. Використання класичних часових рядів без врахування цих факторів може призводити до спотворених прогнозів. Інтеграція багатовимірних даних та зовнішніх регресорів через ML/DL-моделі дозволяє частково компенсувати ці обмеження, підвищуючи точність прогнозів.

Також, точністьпрогнозів підвищує використання при прогнозування часових рядів сучасних методів прогнозуваннння, таких як генеративне прогнозування TimeGPT, яке дає кращі прогнози при побудові прогнозів на коротких рядах даних.

ВИСНОВКИ

У роботі розглянуто методи прогнозування динаміки вартості акцій освітніх компаній на фондовому ринку на основі моделей нелінійної динаміки ARIMA, моделей ARIMA Boosted, Prophet, Random Forest, лінійної регресії та генеративної моделі TimeGPT. У дослідженні розглянуто динаміку акцій семи провідних освітніх компаній різних напрямів: онлайн-освіта – американська корпорація Adtalem Global Education Inc. (NYSE:ATGE) та компанія Loureate Education Inc. (NASDAQ:LAUR), наука – американська компанія Clarivate Inc. (NYSE: CLVT) та видавництво John Wiley & Sons, Inc. (NYSE: WLY), комунікації – освітня онлайн-платформа Coursera Inc. (NYSE: COUR), платформа для вивчення іноземних мов Duolingo (NASDAQ: DUOL) та Zoom Video Communications, Inc. (NASDAQ: ZM) Динаміка цін акцій компаній розглядалась у двох часових розрізах: довгий часовий ряд близько 1500 щоденних значень за 5 останніх років та короткий часовий ряд – дані за 2025р., близько 200 значень.

В роботі було проаналізовано чотири групи методів аналізу часових рядів у фінансовій сфері: класичні статистичні та економетричні методи, методи волотильності та умовної дисперсії, сучасні інтелектуальні та машинно-навчальні підходи, гібридні та комбіновані методи.

Для процесу моделювання вартості акцій до часових рядів були застосовані прогнозні моделі, що входять до бібліотек мови R *modeltime* (класична ARIMA, ARIMA Boosted, Prophet, Random Forest) та *nixtlar* (модель TimeGPT).

За результатами дослідження було обґрунтовано вибір методу прогнозування динаміки фінансових інструментів освітніх компаній на фондовому ринку на основі мінімальної оцінки MAPE моделей, що реалізувалися.

Для часового ряда вартості акцій компанії Adtalem Global Education Inc (NYSE: ATGE) при переході від довгого до короткого часового ряду

відбулась зміна кращої прогнозної моделі з моделі Prophet на модель TimeGPT. Для часового ряду вартості акцій компанії Laureate Education (NASDAQ: LAUR) відбулася зміна з генеративної моделі TimeGPT на модель лінійної регресії. Для часового ряда вартості акцій компанії Clarivate Inc. (NYSE: CLVT) при переході від довгого до короткого часового ряду відбулась зміна кращої прогнозної моделі з моделі Random Forest на модель TimeGPT. При скороченні часового ряду прогнозна модель вартості акцій John Wiley & Sons, Inc. (NYSE: WLY) змінилась з моделі лінійної регресії на модель Prophet, яка враховує при прогнозувані календар свят та заходів. А для часового ряду Duolingo (NASDAQ: DUOL) модель лінійної регресії при скороченні ряду змінилась на модель TimeGPT. Для часових рядів вартості акцій двох компаній – Coursera Inc. (NYSE: COUR), Zoom Video Communications, Inc. (NASDAQ: ZM) – генеративна модель TimeGPT є найкращою незалежно від обсягу часового ряду.

В умовах наявності декількох етапів від обробки даних до вибору моделі застосування для прогнозування TimeGPT значно спрощує цей процес, завдяки вбудованим трансформаторам. Використання для прогнозування фінансових часових рядів методів глибокого навчання дозволяє працювати із великими обсягами даних та отримувати якісні прогнози.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Mae Rice. 29 Edtech Companies Changing the Way We Learn. Builtin. URL: https://builtin.com/articles/edtech-companies (дата звернення: 17.03.2025).

2. Ulanova, Y., & Suoranta, M. Impact of COVID-19 on Business Model Innovation at EdTech Startups. RENT 2021 : The 35th Annual Conference on Research in Entrepreneurship and Small Business . 2021, pp. 1-19. URL: https://jyx.jyu.fi/jyx/Record/jyx_123456789_79115#.

3. Damini Dutta EdTech with Perspective of Business Analysis. *International Journal of Scientific Research in Engineering and Management (IJSREM)*. March 2022. Volume 06. Issue 03. p. 1-7. DOI: 10.55041/IJSREM12044.

4. André Renz, Swathi Krishnaraja, Thomas Schildhauer A new dynamic for EdTech in the age of pandemics. Special Call for Contribution on Crisis-driven Innovation ISPIM 2020. Conference Paper. June 2020. p.1-12. URL: https://www.researchgate.net/publication/342077840_A_new_dynamic_for_EdTech_in_the_age_of_pandemics.

5. Babelyuk O.A., Koliasa O.V., Kushlyk O.P., Smaglii V.M. Using Distance EdTech for Remote Foreign Language Teaching During the COVID-19 Lockdown in Ukraine. *Arab World English Journal (AWEJ)*. Special Issue on the English Language in Ukrainian Context. November 2020. pp. 4-15. DOI: http://dx.doi.org/10.24093/awej/elt3.1.

6.Ocheretin D. V., Garanina A. V. Recurrence analysis of the behavior of EdTech sector agents in the conditions of COVID-19. *Фінансові стратегії інноваційного розвитку економіки*. 2022. № 2. С. 35-42. DOI: 10.26661/2414-0287-2022-2-54-06.

7. Leonardo H. S. Fernandes, Jose P. V. Fernandes, Jose W. L. Silva, Ranilson O. A. Paiva, Ibsen M. B. S. Pinto and Fernando H.A. De Araujo. The (in)efficiency of USA EDUCATION GROUP stocks: before, during and after COVID-19. *Fractals*. 2024. Vol. 32, No. 03, 2450047 DOI:

10.1142/S0218348X24500476.Abderahman Rejeb, Karim Rejeb, Steven J. Simske, Horst Treiblmaier Blockchain Technologies in Logistics and Supply Chain Management: A Bibliometric Review. *Logistics*, October 2021, 594, 72. DOI: 10.3390/logistics5040072.

8. Очеретін Д.В., Ракша О.А. Прогнозування вартості акцій освітніх компаній методами глибокого навчання. Управління соціально-економічним розвитком регіонів і держави : збірник матеріалів XIX Міжнародної науково-практичної конференції / за ред. А. В. Череп Запоріжжя: Запорізький національний університет, 2025. С 152-155.

9. Penman S. H. Financial forecasting, risk, and valuation: accounting for the future. *ABACUS*. Volume46, Issue2, June 2010. pp. 211-228. DOI: 10.1111/j.1467-6281.2010.00316.x.

10. Shibli Shahriar , et al. Financial decision making and forecasting techniques on project evaluation: a planning, development and entrepreneurial perspective. *Academy of Entrepreneurship Journal*. 2021. Volume 27(4) pp. 1-7. URL: https://www.researchgate.net/publication/353717129_FINANCIAL_DECISION_MAKING_AND_FORECASTING_TECHNIQUES_ON_PROJECT_EVALUATION_A_PLANNING_DEVELOPMENT_AND_ENTREPRENEURIAL_PERSPECTIVE (дата звернення: 23.04.2025).

11. Financial forecasting in the budget preparation process. Government Finance Officers Association. 2014. URL: https://www.gfoa.org/materials/financial-forecasting-in-the-budget-preparation-process (дата звернення: 23.04.2025).

12. Yang A., et al. Big data-driven corporate financial forecasting and decision support: a study of CNN-LSTM machine learning models. *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*. 11 April 2025. DOI: 10.3389/fams.2025.1566078.

13. Michael Boyles. 7 Financial forecasting methods to predict business performance. *Harvard Business School Online*. 21 Jun 2022. URL: https://online.hbs.edu/blog/post/financial-forecasting-methods. (дата звернення:

24.04.2025).

14. 7 Best Education Stocks to Invest In | The Motley Fool. Updated 21 Aug 2025. URL: https://www.fool.com/investing/stock-market/types-of-stocks/education-stocks.

15. Education & Training Services Stock Performance – Yahoo Finance. URL: https://finance.yahoo.com/sectors/consumer-defensive/education-training-services/?guccounter=1 (дата звернення: 23.08.2025).

16. Adtalem Global Education Inc. NYSE: ATGE. URL: https://www.cnbc.com/quotes/ATGE (дата звернення 03.11.2025).

17. Google Finance. Фінансовий сервіс. URL: https://www.google.com/finance. (дата звернення 03.11.2025).

18. Natixis Advisors LLC Has $1.09 Million Stock Holdings in Adtalem Global Education Inc. (NYSE:ATGE). Defence World. Mar 26th, 2025 URL: https://www.defenseworld.net/2025/03/26/natixis-advisors-llc-has-1-09-million-stock-holdings-in-adtalem-global-education-inc-nyseatge.html (дата звернення 03.04.2025).

19. Adtalem Global Education director buys $91,850 in stock. Investing.com. 04.11.2025. URL: https://www.investing.com/news/insider-trading-news/adtalem-global-education-director-buys-91850-in-stock-93CH-4332081 (дата звернення 06.11.2025).

20. Adtalem to accelerate $136 million in share repurchases. Investing.com. 05.11.2025. URL: https://www.investing.com/news/assorted/adtalem-to-accelerate-136-million-in-share-repurchases-432SI-4333066 (дата звернення 07.11.2025).

21. Laureate Education. URL: https://www.laureate.net (дата звернення: 23.08.2025).

22. Laureate Education – LAUR – Stock Price & News | The Motley Fool. URL: https://www.fool.com/quote/nasdaq/laur (дата звернення 06.11.2025).

23. Laureate Education, Inc - Laureate Education Reports Financial Results for the Fourth Quarter and Full-Year 2024 and Provides 2025 Outlook. Laureate

Education. February 20, 2025. URL: https://investors.laureate.net/news/news-details/2025/Laureate-Education-Reports-Financial-Results-for-the-Fourth-Quarter-and-Full-Year-2024-and-Provides-2025-Outlook/default.aspx.

24. Laureate Education, Inc - Laureate Education Reports Financial Results For the First Quarter Of 2025. Laureate Education. May 1, 2025. URL: https://investors.laureate.net/news/news-details/2025/Laureate-Education-Reports-Financial-Results-For-the-First-Quarter-Of-2025/default.aspx.

25. Clarivate PLC. NYSE: CLVT. URL: https://www.cnbc.com/quotes/CLVT (дата звернення 06.11.2025).

26. CLVT stock touches 52-week low at $3.96 amid market challenges. Investing.com. Published 03/26/2025. URL: https://www.investing.com/news/company-news/clvt-stock-touches-52week-low-at-396-amid-market-challenges-93CH-3949768 (дата звернення 27.03.2025).

27. John Wiley & Sons Inc. NYSE: WLY. URL: https://www.cnbc.com/quotes/WLY (дата звернення 06.11.2025).

28. Wiley announces modest dividend increase for 2025. Investing.com. Published 03/27/2025. URL: https://www.investing.com/news/company-news/wiley-announces-modest-dividend-increase-for-2025-93CH-3951543 (дата звернення 28.03.2025).

29. Coursera Inc. NYSE: COUR. URL: https://www.cnbc.com/quotes/COUR (дата звернення 06.11.2025).

30. BofA upgrades Check Point, downgrades Coursera. Investing.com. Published 03/27/2025. URL: https://www.investing.com/news/stock-market-news/bofa-upgrades-check-point-downgrades-coursera-3952613 (дата звернення 28.03.2025).

31. Duolingo. URL: https://www.duolingo.com (дата звернення 06.11.2025).

32. Duolingo – DUOL – Stock Price & News | The Motley Fool. URL: https://www.fool.com/quote/nasdaq/duol (дата звернення 06.11.2025).

33. Zoom Video Communications Inc. NYSE: ZM. URL:

https://www.cnbc.com/quotes/ZM (дата звернення 06.11.2025).

34. Zoom communications director sells $192,701 in stock. Investing.com. Published 03/26/2025. URL: https://www.investing.com/news/insider-trading-news/zoom-communications-director-sells-192701-in-stock-93CH-3950728 (дата звернення 28.03.2025).

35. Liu, G. Data Quality Problems Troubling Business and Financial Researchers: A Literature Review and Synthetic Analysis. *Journal of Business & Finance Librarianship*. 2020. Volume 25, Issue 3-4, pp. 1-34. DOI: 10.1080/08963568.2020.1847555.

36. Goldani M., Asadi Tirvan S. Sensitivity Assessing to Data Volume for forecasting: introducing similarity methods as a suitable one in Feature selection methods. *General Economics*. 2024. URL:https://arxiv.org/abs/2406.04390.

37. Li. X. Time Series Forecasting with Missing Data Using Generative Adversarial Networks and Bayesian Inference. *Information*. 2024.Volume 15: № 222.DOI: 10.3390/info15040222.

38. Bousbaa Z., Sanchez-Medina J. Bencharef O. Financial Time Series Forecasting: A Data Stream Mining-Based System. *Electronics.* 2023. Volume 12: № 2039. DOI: 10.3390/electronics12092039.

39. Bryan Kelly and Dacheng Xiu. Financial Machine Learning, *Foundations and Trends® in Finance*. 2023. Vol. 13: No. 3-4, pp 205-363. DOI: 10.1561/0500000064.

40. Venkata Siva Prakash Nimmagadda Deep Learning Applications in Financial Time Series Forecasting and Anomaly Detection. *Hong Kong Journal of AI and Medicine*. 2023. Volume 3. № 1. URL: https://hongkongscipub.com/index.php/hkjaim/article/view/39.

41. Buczyński M., Chlebus M., Kopczewska K., Zajenkowski M. Financial Time Series Models – Comprehensive Review of Deep Learning Approaches. *Engineering Proceedings*. 2023. 39(1), 79. DOI: 10.3390/engproc2023039079.

42. Agrawal M, Shukla PK, Nair R, Nayyar A, Masud M. Stock Prediction

Based on Technical Indicators Using Deep Learning Model. *Computers, Materials & Continua*. 2022. 70(1). pp. 287–304. DOI: 10.32604/cmc.2022.014637.

43. Afiz Adewale Lawal, Omogbolahan Alli, Aishat Oluwatoyin Olatunji, Enuma Ezeife and Ehizele Dean Okoduwa. Time series analysis and forecasting in finance: A data mining approach. *Open Access Research Journal of Science and Technology*. 2023. 09(01). pp. 075-086. DOI: 10.53022/oarjst.2023.9.1.0045.

44. Cheng Zhang, Nilam Nur Amir Sjarif, Roslina Ibrahim. Deep learning models for price forecasting of financial time series: A review of recent advancements: 2020-2022. 2023. URL: https://arxiv.org/abs/2305.04811v2. DOI: 10.48550/arXiv.2305.04811.

45. Sun, G., & Deng, S. Financial Time Series Forecasting: A Comparison Between Traditional Methods and AI-Driven Techniques. *Journal of Computer, Signal, and System Research*. 2025. 2(2), pp. 86-93. DOI: 10.71222/339b9812.

46. 2022 Global Education Outlook. February 2, 2022. HolonIQ. URL: https://www.holoniq.com/notes/2022-global-education-outlook (дата звернення 29.08.2025).

47. Education Overview: Development news, research, data | World Bank. Last Updated: Oct 28, 2025. URL: https://www.worldbank.org/en/topic/education/overview (дата звернення 03.11.2025).

48. Brasca C., Krishnan C., Marya V., Owen K., Sirois J., Ziade S. How technology is shaping learning in higher education. McKinsey & Company. June 15, 2022. URL: https://www.mckinsey.com/industries/education/our-insights/how-technology-is-shaping-learning-in-higher-education (дата звернення 03.11.2025).

49. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice. Melbourne : OTexts, 2018. [Online]. URL: https://otexts.com/fpp2.

50. Szostek K., Mazur D., Drałus G., Kusznier J.. Analysis of the Effectiveness of ARIMA, SARIMA, and SVR Models in Time Series Forecasting: A Case Study of Wind Farm Energy Production. *Energies.* 2024. 17 (19). 4803. DOI: 10.3390/en17194803.

51. Yijun Gao. A Comparative Study of ARIMA and ETS Models for Time Series Forecasting. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*. 2025. Volume 149. DOI: 10.54254/2754-1169/2024.19252.

52. Makridakis, S., et al., The M4 Competition: Results, findings, conclusion and way forward. *International Journal of Forecasting*. 2018. Volume 34. Issue 4. October–December, pp. 802-808. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2018.06.001.

53. Manandhar P., Rafiq H., Rodriguez-Ubinas E., Palpanas T. New Forecasting Metrics Evaluated in Prophet, Random Forest, and Long Short-Term Memory Models for Load Forecasting. *Energies*. 2024. Volume 17. № 23. URL: https://www.mdpi.com/1996-1073/17/23/6131.

54. Ankit Choudhary Generate Quick and Accurate Time Series Forecasts using Facebook's Prophet (with Python & R codes). URL: https://www.analyticsvidhya.com/blog/2018/05/generate-accurate-forecasts-facebook-prophet-python-r (дата звернення 24.03.2025).

55. Julca-Mejia, W., Julca-Mejia, A. A Thorough Evaluation of Demand Prediction Models: Machine Learning, Deep Learning, and Statistical Techniques for Import Businesses. In: Rocha, A., Adeli, H., Poniszewska-Marańda, A., Moreira, F., Bianchi, I. (eds) Emerging Trends in Information Systems and Technologies. WorldCIST 2025. Lecture Notes in Networks and Systems, vol 1524. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-031-97799-2_2.

56. Chang V., Xu Q.A., Chidozie A., Wang H.. Predicting Economic Trends and Stock Market Prices with Deep Learning and Advanced Machine Learning Techniques. *Electronics*. 2024. 13(17), 3396. DOI: 10.3390/electronics13173396.

57. Paik J., Ko K.. Seasonal Analysis and Risk Management Strategies for Credit Guarantee Funds: A Case Study from Republic of Korea. *Stats*. 2025. 8(1), 2. DOI: 10.3390/stats8010002.

58. NeuralProphet. URL: https://neuralprophet.com (дата звернення 03.11.2025).

59. Arslan S. A hybrid forecasting model using LSTM and Prophet for energy consumption with decomposition of time series data. *PeerJ Computer*

Science. 2022. 8:e1001. DOI: 10.7717/peerj-cs.1001.

60. Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community. URL: https://kaggle.com (дата звернення 03.11.2025).

61. Azul Garza, Cristian Challu, Max Mergenthaler-Canseco. TimeGPT-1. Arxiv.org. 27 May 2024. URL: https://arxiv.org/pdf/2310.03589 (дата звернення 17.03.2025).

62. Wenlong Liao, Shouxiang Wang, Dechang Yang, Zhe Yang, Jiannong Fang, Christian Rehtanz, Fernando Port´e-Agel TimeGPT in load forecasting: A large time series model perspective. *Applied Energy*. 2025. Volume 379, 1 February 2025, 124973. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261924023572.

63. Nixla | Dashboard. URL: https://dashboard.nixtla.io/sign_in.

64. CRAN: Package modeltime. URL: https://cran.r-project.org/web/packages/modeltime/index.html.

65. CRAN: Package nixtlar. URL: https://cran.r-project.org/web/packages/nixtlar/index.html.

ДОДАТОК А

Вартість акцій освітніх компаній (приклад часового ряду)

Таблиця А.1 – Ціна закриття вартості акцій Adtalem Global Education Inc. (NYSE: ATGE) [17]

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
01.02.2020	34.69	02.07.2020	34.02	03.16.2020	23.99	04.21.2020	26.57
01.03.2020	34.57	02.10.2020	32.56	03.17.2020	25.98	04.22.2020	27.54
01.06.2020	35.13	02.11.2020	33.15	03.18.2020	21.46	04.23.2020	27.82
01.07.2020	35.49	02.12.2020	34.22	03.19.2020	22.25	04.24.2020	28.09
01.08.2020	35.62	02.13.2020	34.62	03.20.2020	22.55	04.27.2020	30.19
01.09.2020	35.94	02.14.2020	35.31	03.23.2020	23.48	04.28.2020	31.36
01.10.2020	35.48	02.18.2020	34.35	03.24.2020	24.33	04.29.2020	33.19
01.13.2020	35.94	02.19.2020	34.35	03.25.2020	25.14	04.30.2020	31.77
01.14.2020	36.2	02.20.2020	34.65	03.26.2020	25.78	05.01.2020	31.63
01.15.2020	36.5	02.21.2020	34.5	03.27.2020	24.8	05.04.2020	31.57
01.16.2020	36.87	02.24.2020	33.43	03.30.2020	26.07	05.05.2020	31.55
01.17.2020	36.51	02.25.2020	33.32	03.31.2020	26.79	05.06.2020	32.75
01.21.2020	35.97	02.26.2020	31.96	04.01.2020	26.2	05.07.2020	34.24
01.22.2020	35.91	02.27.2020	30.43	04.02.2020	24.97	05.08.2020	34.65
01.23.2020	36.17	02.28.2020	30.87	04.03.2020	23.57	05.11.2020	33.67
01.24.2020	35.04	03.02.2020	30.91	04.06.2020	25.23	05.12.2020	31.77
01.27.2020	35.59	03.03.2020	29.87	04.07.2020	25.06	05.13.2020	31.73
01.28.2020	35.7	03.04.2020	31.32	04.08.2020	26.22	05.14.2020	31.88
01.29.2020	35.35	03.05.2020	29.86	04.09.2020	26.54	05.15.2020	31.91
01.30.2020	35.45	03.06.2020	30.87	04.13.2020	26.23	05.18.2020	32.93
01.31.2020	34.51	03.09.2020	29.13	04.14.2020	26.88	05.19.2020	31.92
02.03.2020	35.07	03.10.2020	28.39	04.15.2020	26.11	05.20.2020	32.66
02.04.2020	35.05	03.11.2020	27.06	04.16.2020	25.71	05.21.2020	32.72
02.05.2020	36.16	03.12.2020	25.35	04.17.2020	27.82	05.22.2020	32.96
02.06.2020	35.73	03.13.2020	26.86	04.20.2020	26.88	05.26.2020	33.15

Таблиця А.1 (продовження)

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
05.27.2020	33.7	07.08.2020	31.72	08.18.2020	35.97	09.29.2020	24.81
05.28.2020	33.54	07.09.2020	30.99	08.19.2020	33.9	09.30.2020	24.54
05.29.2020	33.46	07.10.2020	31.68	08.20.2020	33.15	10.01.2020	24.57
06.01.2020	34.03	07.13.2020	31.81	08.21.2020	33.16	10.02.2020	24.58
06.02.2020	34.29	07.14.2020	32.27	08.24.2020	33.19	10.05.2020	25.29
06.03.2020	35.21	07.15.2020	34.96	08.25.2020	32.74	10.06.2020	26.09
06.04.2020	35.19	07.16.2020	34.77	08.26.2020	32.03	10.07.2020	26.19
06.05.2020	35.89	07.17.2020	35.21	08.27.2020	32.68	10.08.2020	26.92
06.08.2020	35.84	07.20.2020	35.48	08.28.2020	33.41	10.09.2020	26.63
06.09.2020	36.4	07.21.2020	36.32	08.31.2020	33.2	10.12.2020	26.39
06.10.2020	35.19	07.22.2020	36.35	09.01.2020	34.54	10.13.2020	26.45
06.11.2020	33.88	07.23.2020	36.47	09.02.2020	34.62	10.14.2020	26.93
06.12.2020	33.72	07.24.2020	36.47	09.03.2020	34.01	10.15.2020	27.4
06.15.2020	33.78	07.27.2020	36.99	09.04.2020	33.08	10.16.2020	26.6
06.16.2020	33.1	07.28.2020	36.7	09.08.2020	32.03	10.19.2020	26.32
06.17.2020	32.75	07.29.2020	35.6	09.09.2020	31.27	10.20.2020	26.83
06.18.2020	32.65	07.30.2020	34.77	09.10.2020	31.3	10.21.2020	26.87
06.19.2020	32.65	07.31.2020	34.34	09.11.2020	29.04	10.22.2020	27.24
06.22.2020	33.26	08.03.2020	33.94	09.14.2020	27.46	10.23.2020	26.93
06.23.2020	33.03	08.04.2020	34.66	09.15.2020	26.15	10.26.2020	26.6
06.24.2020	32.31	08.05.2020	35.62	09.16.2020	26.54	10.27.2020	25.25
06.25.2020	31.1	08.06.2020	35.78	09.17.2020	26.29	10.28.2020	23.61
06.26.2020	30.63	08.07.2020	36.01	09.18.2020	25.81	10.29.2020	23.9
06.29.2020	31.42	08.10.2020	37.04	09.21.2020	25	10.30.2020	23.44
06.30.2020	31.15	08.11.2020	37.52	09.22.2020	25.04	11.02.2020	23.49
07.01.2020	31.13	08.12.2020	36.04	09.23.2020	24.15	11.03.2020	24.23
07.02.2020	31.5	08.13.2020	35.66	09.24.2020	24.23	11.04.2020	25.1
07.06.2020	31.96	08.14.2020	35.75	09.25.2020	24.62	11.05.2020	24.18
07.07.2020	31. 5	08.17.2020	35.47	09.28.2020	25.23	11.06.2020	26.03

Таблиця А.1 (продовження)

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
11.09.2020	26.77	12.21.2020	33.93	02.03.2021	39.16	03.17.2021	40.97
11.10.2020	27.85	12.22.2020	33.27	02.04.2021	39.54	03.18.2021	40.88
11.11.2020	27.94	12.23.2020	33.51	02.05.2021	39.5	03.19.2021	41.43
11.12.2020	27.81	12.24.2020	34.42	02.08.2021	41.54	03.22.2021	41.02
11.13.2020	28.57	12.28.2020	34.05	02.09.2021	41.3	03.23.2021	38.73
11.16.2020	28.8	12.29.2020	32.89	02.10.2021	41.09	03.24.2021	38.54
11.17.2020	28.61	12.30.2020	32.91	02.11.2021	40.8	03.25.2021	40.06
11.18.2020	28.29	12.31.2020	33.95	02.12.2021	40.66	03.26.2021	40.92
11.19.2020	28.07	01.04.2021	32.03	02.16.2021	38.95	03.29.2021	39.42
11.20.2020	27.93	01.05.2021	32.59	02.17.2021	39.75	03.30.2021	39.12
11.23.2020	28.37	01.06.2021	33.16	02.18.2021	40.63	03.31.2021	39.54
11.24.2020	29.07	01.07.2021	33.18	02.19.2021	41.33	04.01.2021	40.1
11.25.2020	29.26	01.08.2021	34.23	02.22.2021	41.1	04.05.2021	40.34
11.27.2020	29.91	01.11.2021	35.84	02.23.2021	40.62	04.06.2021	40.26
11.30.2020	28.63	01.12.2021	36.33	02.24.2021	41.33	04.07.2021	39.46
12.01.2020	28.64	01.13.2021	36.89	02.25.2021	39.67	04.08.2021	39.88
12.02.2020	28.61	01.14.2021	38.03	02.26.2021	39.3	04.09.2021	39.36
12.03.2020	28.93	01.15.2021	36.9	03.01.2021	38.99	04.12.2021	39.37
12.04.2020	29.26	01.19.2021	38.68	03.02.2021	38.35	04.13.2021	38.85
12.07.2020	29.22	01.20.2021	38.37	03.03.2021	38.3	04.14.2021	39.17
12.08.2020	30.3	01.21.2021	38.56	03.04.2021	38.02	04.15.2021	40
12.09.2020	31.5	01.22.2021	38.75	03.05.2021	38.8	04.16.2021	40.02
12.10.2020	31.66	01.25.2021	39	03.08.2021	38.35	04.19.2021	39.85
12.11.2020	31.46	01.26.2021	39.58	03.09.2021	39.51	04.20.2021	38.94
12.14.2020	32.13	01.27.2021	39.45	03.10.2021	39.22	04.21.2021	38.61
12.15.2020	33.64	01.28.2021	38.84	03.11.2021	40.12	04.22.2021	38.8
12.16.2020	33.1	01.29.2021	38.59	03.12.2021	41.69	04.23.2021	38.69
12.17.2020	33.43	02.01.2021	39.13	03.15.2021	41.27	04.26.2021	38.84
12.18.2020	33.93	02.02.2021	40.41	03.16.2021	40.44	04.27.2021	37.94

Таблиця А.1 (продовження)

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
04.28.2021	36.87	06.09.2021	37.94	07.21.2021	36.4	08.31.2021	37
04.29.2021	36.95	06.10.2021	38.86	07.22.2021	35.07	09.01.2021	37.09
04.30.2021	34.31	06.11.2021	39.21	07.23.2021	35.52	09.02.2021	37.37
05.03.2021	34.76	06.14.2021	38.53	07.26.2021	35.37	09.03.2021	37.1
05.04.2021	33.8	06.15.2021	38.55	07.27.2021	35.22	09.07.2021	37.2
05.05.2021	33.75	06.16.2021	37.69	07.28.2021	36.48	09.08.2021	37.79
05.06.2021	33.45	06.17.2021	37.38	07.29.2021	36.37	09.09.2021	38.24
05.07.2021	36.89	06.18.2021	36.6	07.30.2021	36.34	09.10.2021	37.44
05.10.2021	37.28	06.21.2021	37.04	08.02.2021	36.64	09.13.2021	38.25
05.11.2021	36.94	06.22.2021	35.95	08.03.2021	37.56	09.14.2021	38.01
05.12.2021	36.79	06.23.2021	35.88	08.04.2021	36.98	09.15.2021	38.21
05.13.2021	36.69	06.24.2021	36.88	08.05.2021	37.33	09.16.2021	38.1
05.14.2021	38.05	06.25.2021	36.28	08.06.2021	36.69	09.17.2021	39.66
05.17.2021	37.96	06.28.2021	35.78	08.09.2021	36.35	09.20.2021	38.56
05.18.2021	38.13	06.29.2021	35.77	08.10.2021	36.43	09.21.2021	38.17
05.19.2021	37.27	06.30.2021	35.64	08.11.2021	37.19	09.22.2021	38.24
05.20.2021	37.86	07.01.2021	36.69	08.12.2021	37.57	09.23.2021	38.5
05.21.2021	37.88	07.02.2021	39.61	08.13.2021	37.74	09.24.2021	38.68
05.24.2021	36.15	07.06.2021	38.61	08.16.2021	36.79	09.27.2021	38.96
05.25.2021	35.65	07.07.2021	37.63	08.17.2021	36.01	09.28.2021	39.04
05.26.2021	35.81	07.08.2021	36.94	08.18.2021	35.47	09.29.2021	38.31
05.27.2021	36.93	07.09.2021	37.49	08.19.2021	34.6	09.30.2021	37.81
05.28.2021	36.38	07.12.2021	37.93	08.20.2021	35.94	10.01.2021	37.54
06.01.2021	37.63	07.13.2021	37.56	08.23.2021	36.85	10.04.2021	38.25
06.02.2021	37.36	07.14.2021	36.65	08.24.2021	35.58	10.05.2021	39.07
06.03.2021	37	07.15.2021	35.83	08.25.2021	36.46	10.06.2021	38.7
06.04.2021	37.13	07.16.2021	35.24	08.26.2021	36.82	10.07.2021	38.18
06.07.2021	37.75	07.19.2021	35.01	08.27.2021	37.58	10.08.2021	37.76
06.08.2021	38.39	07.20.2021	36.03	08.30.2021	36.75	10.11.2021	37.49

Таблиця А.1 (продовження)

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
10.12.2021	35.11	11.22.2021	30.78	01.04.2022	31.5	02.15.2022	23.69
10.13.2021	35.61	11.23.2021	31.01	01.05.2022	30.64	02.16.2022	23.1
10.14.2021	36.51	11.24.2021	31.72	01.06.2022	30.58	02.17.2022	21.1
10.15.2021	36.41	11.26.2021	30.66	01.07.2022	30.18	02.18.2022	20.83
10.18.2021	36.55	11.29.2021	29.84	01.10.2022	30.21	02.22.2022	20.43
10.19.2021	36.32	11.30.2021	29.67	01.11.2022	30.53	02.23.2022	19.74
10.20.2021	35.8	12.01.2021	28.83	01.12.2022	29.49	02.24.2022	20.12
10.21.2021	36.73	12.02.2021	28.56	01.13.2022	29.42	02.25.2022	20.77
10.22.2021	36.8	12.03.2021	29.12	01.14.2022	29.7	02.28.2022	20.78
10.25.2021	37.53	12.06.2021	30.35	01.18.2022	29.37	03.01.2022	22.43
10.26.2021	37.19	12.07.2021	31.07	01.19.2022	28.58	03.02.2022	23.09
10.27.2021	37.31	12.08.2021	31.7	01.20.2022	28.29	03.03.2022	22.75
10.28.2021	38.03	12.09.2021	30.39	01.21.2022	27.9	03.04.2022	22.54
10.29.2021	36.93	12.10.2021	30.15	01.24.2022	31.71	03.07.2022	22.86
11.01.2021	38.87	12.13.2021	29.94	01.25.2022	30.5	03.08.2022	23.39
11.02.2021	34.91	12.14.2021	29.25	01.26.2022	29.66	03.09.2022	23.9
11.03.2021	36.24	12.15.2021	29.07	01.27.2022	28.55	03.10.2022	24.01
11.04.2021	30.42	12.16.2021	28.23	01.28.2022	28.48	03.11.2022	24.15
11.05.2021	31.86	12.17.2021	28.21	01.31.2022	29.42	03.14.2022	25.48
11.08.2021	32.82	12.20.2021	27.57	02.01.2022	29.37	03.15.2022	26.85
11.09.2021	33.52	12.21.2021	29.17	02.02.2022	28.58	03.16.2022	27.62
11.10.2021	33.84	12.22.2021	29.39	02.03.2022	27.98	03.17.2022	28.63
11.11.2021	33.34	12.23.2021	30.02	02.04.2022	28.22	03.18.2022	29.25
11.12.2021	32.9	12.27.2021	30.4	02.07.2022	28.3	03.21.2022	29.43
11.15.2021	32.68	12.28.2021	29.82	02.08.2022	28.75	03.22.2022	28.85
11.16.2021	32.31	12.29.2021	29.16	02.09.2022	24.7	03.23.2022	28.64
11.17.2021	31.73	12.30.2021	29.63	02.10.2022	22.77	03.24.2022	29.85
11.18.2021	30.48	12.31.2021	29.56	02.11.2022	23.76	03.25.2022	30.08
11.19.2021	30.61	01.03.2022	30.65	02.14.2022	23.49	03.28.2022	30.07

Таблиця А.1 (продовження)

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
03.29.2022	30.1	05.10.2022	32.18	06.22.2022	32.81	08.03.2022	39.91
03.30.2022	30.24	05.11.2022	30.74	06.23.2022	33.7	08.04.2022	39.22
03.31.2022	29.71	05.12.2022	30.79	06.24.2022	36.64	08.05.2022	38.26
04.01.2022	31	05.13.2022	30.43	06.27.2022	36.38	08.08.2022	38.5
04.04.2022	30.35	05.16.2022	30.39	06.28.2022	35.32	08.09.2022	39.04
04.05.2022	29.38	05.17.2022	31.17	06.29.2022	35.66	08.10.2022	38.76
04.06.2022	29.08	05.18.2022	31.7	06.30.2022	35.97	08.11.2022	37.74
04.07.2022	29.04	05.19.2022	31.99	07.01.2022	36.52	08.12.2022	37.57
04.08.2022	28.98	05.20.2022	31.85	07.05.2022	37.45	08.15.2022	37.95
04.11.2022	28.71	05.23.2022	31.6	07.06.2022	36.83	08.16.2022	37.74
04.12.2022	29.18	05.24.2022	31.48	07.07.2022	36.94	08.17.2022	38.14
04.13.2022	29.32	05.25.2022	31.88	07.08.2022	38.12	08.18.2022	38.35
04.14.2022	29.67	05.26.2022	31.64	07.11.2022	36.93	08.19.2022	39.41
04.18.2022	30.25	05.27.2022	32.62	07.12.2022	37	08.22.2022	38.89
04.19.2022	30.62	05.31.2022	32.62	07.13.2022	37.68	08.23.2022	39.21
04.20.2022	30.89	06.01.2022	33.1	07.14.2022	37.22	08.24.2022	39.74
04.21.2022	30.25	06.02.2022	33.61	07.15.2022	38.6	08.25.2022	41.12
04.22.2022	29.88	06.03.2022	34.09	07.18.2022	38.77	08.26.2022	39.75
04.25.2022	30.07	06.06.2022	34.58	07.19.2022	39.63	08.29.2022	38.63
04.26.2022	30.12	06.07.2022	35.35	07.20.2022	39.65	08.30.2022	38.16
04.27.2022	29.81	06.08.2022	33.99	07.21.2022	39.08	08.31.2022	37.69
04.28.2022	30.13	06.09.2022	33.29	07.22.2022	39.11	09.01.2022	38.03
04.29.2022	29.31	06.10.2022	32	07.25.2022	39.19	09.02.2022	36.9
05.02.2022	29.67	06.13.2022	31.3	07.26.2022	39.76	09.06.2022	37.19
05.03.2022	28.92	06.14.2022	31.69	07.27.2022	40.22	09.07.2022	37.97
05.04.2022	29.02	06.15.2022	31.79	07.28.2022	39.76	09.08.2022	37.54
05.05.2022	28.22	06.16.2022	31.12	07.29.2022	40.1	09.09.2022	37.66
05.06.2022	30.87	06.17.2022	31.74	08.01.2022	39.94	09.12.2022	39.34
05.09.2022	31.47	06.21.2022	32.03	08.02.2022	39.87	09.13.2022	37.77

Таблиця А.1 (продовження)

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
09.14.2022	38.15	10.25.2022	40.93	12.06.2022	39.47	01.19.2023	36.69
09.15.2022	38.35	10.26.2022	40.47	12.07.2022	38.95	01.20.2023	37.66
09.16.2022	37.27	10.27.2022	40.56	12.08.2022	38.74	01.23.2023	38.09
09.19.2022	37.18	10.28.2022	41.81	12.09.2022	37.58	01.24.2023	38.46
09.20.2022	37.23	10.31.2022	41.7	12.12.2022	37.53	01.25.2023	38.64
09.21.2022	36.87	11.01.2022	41.66	12.13.2022	37.02	01.26.2023	38.79
09.22.2022	35.96	11.02.2022	41.29	12.14.2022	36.82	01.27.2023	38.25
09.23.2022	35.47	11.03.2022	41.86	12.15.2022	37.08	01.30.2023	37.62
09.26.2022	35.33	11.04.2022	42.27	12.16.2022	36.01	01.31.2023	38.18
09.27.2022	35.47	11.07.2022	43	12.19.2022	36.11	02.01.2023	38.54
09.28.2022	37.62	11.08.2022	44.12	12.20.2022	36.34	02.02.2023	38.64
09.29.2022	37.02	11.09.2022	42.69	12.21.2022	37.3	02.03.2023	43.83
09.30.2022	36.45	11.10.2022	42.91	12.22.2022	37	02.06.2023	40.72
10.03.2022	36.38	11.11.2022	40.55	12.23.2022	36.17	02.07.2023	39.73
10.04.2022	37.75	11.14.2022	39.72	12.27.2022	36.13	02.08.2023	38.8
10.05.2022	37.16	11.15.2022	39.73	12.28.2022	35.65	02.09.2023	39.37
10.06.2022	37.48	11.16.2022	40.85	12.29.2022	35.58	02.10.2023	40.11
10.07.2022	36.74	11.17.2022	40.53	12.30.2022	35.5	02.13.2023	41.27
10.10.2022	37.33	11.18.2022	40.83	01.03.2023	35.61	02.14.2023	40.18
10.11.2022	37.35	11.21.2022	40.39	01.04.2023	36.06	02.15.2023	40.43
10.12.2022	38.2	11.22.2022	40.92	01.05.2023	36.39	02.16.2023	40.71
10.13.2022	37.99	11.23.2022	40.47	01.06.2023	37.37	02.17.2023	40.96
10.14.2022	36.32	11.25.2022	40.34	01.09.2023	36.06	02.21.2023	40.96
10.17.2022	37.22	11.28.2022	40.68	01.10.2023	37	02.22.2023	40.16
10.18.2022	38.66	11.29.2022	40.71	01.11.2023	36.89	02.23.2023	40.01
10.19.2022	37.91	11.30.2022	41.6	01.12.2023	36.97	02.24.2023	39.79
10.20.2022	37.88	12.01.2022	41.24	01.13.2023	37.32	02.27.2023	39.19
10.21.2022	38.14	12.02.2022	40.43	01.17.2023	36.92	02.28.2023	39.12
10.24.2022	38.59	12.05.2022	39.46	01.18.2023	36.43	03.01.2023	38.52

Таблиця А.1 (продовження)

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
02.03.2023	43.83	03.17.2023	36.41	04.28.2023	40.57	06.08.2023	42.13
02.06.2023	40.72	03.20.2023	37.29	05.01.2023	40.82	06.09.2023	41.94
02.07.2023	39.73	03.21.2023	37.73	05.02.2023	38.34	06.12.2023	41.01
02.08.2023	38.8	03.22.2023	36.59	05.03.2023	42.64	06.13.2023	40.58
02.09.2023	39.37	03.23.2023	36.17	05.04.2023	42.1	06.14.2023	39.38
02.10.2023	40.11	03.24.2023	36.56	05.05.2023	41.65	06.15.2023	38.76
02.13.2023	41.27	03.27.2023	37.68	05.08.2023	41.5	06.16.2023	38.84
02.14.2023	40.18	03.28.2023	37.46	05.09.2023	41.31	06.20.2023	38.53
02.15.2023	40.43	03.29.2023	36.8	05.10.2023	41.69	06.21.2023	37.02
02.16.2023	40.71	03.30.2023	37.32	05.11.2023	41.23	06.22.2023	36.16
02.17.2023	40.96	03.31.2023	38.62	05.12.2023	41.15	06.23.2023	34.95
02.21.2023	40.96	04.03.2023	38.51	05.15.2023	40.5	06.26.2023	34.26
02.22.2023	40.16	04.04.2023	37.78	05.16.2023	41.42	06.27.2023	34.2
02.23.2023	40.01	04.05.2023	38.09	05.17.2023	42.46	06.28.2023	33.81
02.24.2023	39.79	04.06.2023	37.91	05.18.2023	42.98	06.29.2023	34.45
02.27.2023	39.19	04.10.2023	38.21	05.19.2023	43.5	06.30.2023	34.34
02.28.2023	39.12	04.11.2023	38.62	05.22.2023	42.91	07.03.2023	34.52
03.01.2023	38.52	04.12.2023	39.2	05.23.2023	42.3	07.05.2023	34.09
03.02.2023	38.85	04.13.2023	39.98	05.24.2023	42.79	07.06.2023	33.68
03.03.2023	39.38	04.14.2023	39.9	05.25.2023	42.53	07.07.2023	35.41
03.06.2023	38.72	04.17.2023	39.39	05.26.2023	42.29	07.10.2023	36.69
03.07.2023	38.72	04.18.2023	39.5	05.30.2023	41.88	07.11.2023	37.3
03.08.2023	38.07	04.19.2023	39.07	05.31.2023	41.5	07.12.2023	37.98
03.09.2023	38.61	04.20.2023	39.64	05.31.2023	41.5	07.13.2023	38.15
03.10.2023	37.79	04.21.2023	40.64	06.01.2023	41.8	07.14.2023	39.15
03.13.2023	36.76	04.24.2023	40.56	06.02.2023	43.43	07.17.2023	39.75
03.14.2023	37.42	04.25.2023	40.58	06.05.2023	41.26	07.18.2023	40.94
03.15.2023	36.89	04.26.2023	40.85	06.06.2023	42.13	07.19.2023	41.23
03.16.2023	37.13	04.27.2023	40.63	06.07.2023	42.48	07.20.2023	41.82

Таблиця А.1 (продовження)

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
07.24.2023	43.19	09.01.2023	45.5	10.13.2023	44.41	11.24.2023	57.48
07.25.2023	43.72	09.05.2023	43.46	10.16.2023	45.05	11.27.2023	57.7
07.26.2023	42.55	09.06.2023	43.97	10.17.2023	45.15	11.28.2023	57.56
07.27.2023	42.82	09.07.2023	44.26	10.18.2023	44.96	11.29.2023	57.65
07.28.2023	42.92	09.08.2023	44.22	10.19.2023	43.42	11.30.2023	56.97
07.31.2023	43.24	09.11.2023	44.36	10.20.2023	43.41	12.01.2023	58.76
08.01.2023	43.31	09.12.2023	43.59	10.23.2023	42.29	12.04.2023	59.38
08.02.2023	43.21	09.13.2023	43.81	10.24.2023	44.06	12.05.2023	59.41
08.03.2023	44.4	09.14.2023	43.77	10.25.2023	44.41	12.06.2023	59.3
08.04.2023	45.06	09.15.2023	43.16	10.26.2023	43.15	12.07.2023	59.54
08.07.2023	45.24	09.18.2023	42.65	10.27.2023	49.98	12.08.2023	59.94
08.08.2023	44.65	09.19.2023	43.14	10.30.2023	51.37	12.11.2023	60.01
08.09.2023	44.59	09.20.2023	43.14	10.31.2023	51.8	12.12.2023	60.88
08.10.2023	43.94	09.21.2023	42.4	11.01.2023	53.65	12.13.2023	61.51
08.11.2023	44.12	09.22.2023	42.85	11.02.2023	54.25	12.14.2023	60.4
08.14.2023	43.55	09.25.2023	43.22	11.03.2023	55.2	12.15.2023	59.99
08.15.2023	42.79	09.26.2023	42.49	11.06.2023	55.2	12.18.2023	60.28
08.16.2023	41.81	09.27.2023	43.07	11.07.2023	55.5	12.19.2023	59.9
08.17.2023	42.3	09.28.2023	43.15	11.08.2023	55.32	12.20.2023	59.38
08.18.2023	42.52	09.29.2023	42.85	11.09.2023	55.19	12.21.2023	59.27
08.21.2023	42.65	10.02.2023	42.76	11.10.2023	55.63	12.22.2023	59.59
08.22.2023	42.65	10.03.2023	42.89	11.13.2023	55.18	12.26.2023	59.88
08.23.2023	42.98	10.04.2023	43.35	11.14.2023	56.18	12.27.2023	60.11
08.24.2023	43.47	10.05.2023	43.6	11.15.2023	55.37	12.28.2023	59.58
08.25.2023	43.2	10.06.2023	43.91	11.16.2023	55.21	12.29.2023	58.95
08.28.2023	43.55	10.09.2023	44.41	11.17.2023	55.24	01.02.2024	58.81
08.29.2023	43.28	10.10.2023	45.89	11.20.2023	55.78	01.03.2024	59.61
08.30.2023	43.45	10.11.2023	45.78	11.21.2023	56.53	01.04.2024	59.21
08.31.2023	43.85	10.12.2023	44.85	11.22.2023	57.04	01.05.2024	56.91

Таблиця А.1 (продовження)

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
01.08.2024	57.43	02.20.2024	46	04.02.2024	51.53	05.13.2024	65.1
01.09.2024	56.88	02.21.2024	45.68	04.03.2024	51.34	05.14.2024	65.72
01.10.2024	57.44	02.22.2024	46.16	04.04.2024	50.72	05.15.2024	66
01.11.2024	57.83	02.23.2024	46.85	04.05.2024	50.62	05.16.2024	65.95
01.12.2024	58.69	02.26.2024	47.48	04.08.2024	49.59	05.17.2024	65.27
01.16.2024	58.82	02.27.2024	47.65	04.09.2024	48.46	05.20.2024	65.47
01.17.2024	58.58	02.28.2024	48.66	04.10.2024	46.73	05.21.2024	66.12
01.18.2024	58.97	02.29.2024	49.5	04.11.2024	47.16	05.22.2024	65.37
01.19.2024	62.02	03.01.2024	49.14	04.12.2024	46.26	05.23.2024	65.05
01.22.2024	62.21	03.04.2024	48.86	04.15.2024	45.59	05.24.2024	65.54
01.23.2024	61.6	03.05.2024	48.22	04.16.2024	45.68	05.28.2024	66.14
01.24.2024	61.02	03.06.2024	47.81	04.17.2024	45.99	05.29.2024	64.43
01.25.2024	61.18	03.07.2024	49.07	04.18.2024	46.14	05.30.2024	65.54
01.26.2024	60.37	03.08.2024	50.09	04.19.2024	46.33	05.31.2024	64.39
01.29.2024	58.63	03.11.2024	50.09	04.22.2024	46.84	06.03.2024	65.61
01.30.2024	47.68	03.12.2024	50.04	04.23.2024	47.04	06.04.2024	65.2
01.31.2024	50.48	03.13.2024	49.99	04.24.2024	47.21	06.05.2024	65.64
02.01.2024	46.72	03.14.2024	48.57	04.25.2024	47.63	06.06.2024	65.74
02.02.2024	48.39	03.15.2024	48.99	04.26.2024	49.68	06.07.2024	65.43
02.05.2024	48.91	03.18.2024	49.06	04.29.2024	49.92	06.10.2024	64.42
02.06.2024	48.78	03.19.2024	49.94	04.30.2024	49.62	06.11.2024	64.52
02.07.2024	48.89	03.20.2024	49.59	05.01.2024	50.52	06.12.2024	64.76
02.08.2024	49.17	03.21.2024	49.92	05.02.2024	52.4	06.13.2024	64.11
02.09.2024	50.42	03.22.2024	50.71	05.03.2024	60.08	06.14.2024	63.03
02.12.2024	50.97	03.25.2024	50.86	05.06.2024	63.04	06.17.2024	63.27
02.13.2024	49.63	03.26.2024	51.23	05.07.2024	63.04	06.18.2024	64.14
02.14.2024	49.85	03.27.2024	51.8	05.08.2024	64.5	06.20.2024	63.63
02.15.2024	49.51	03.28.2024	51.4	05.09.2024	64	06.21.2024	65.66
02.16.2024	47.14	04.01.2024	52.34	05.10.2024	64.8	06.24.2024	65.35

Таблиця А.1 (продовження)

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
06.25.2024	65.84	08.06.2024	74.71	09.17.2024	73.63	11.01.2024	79.7
06.26.2024	65.95	08.07.2024	68.25	09.18.2024	73.57	11.04.2024	80.59
06.27.2024	65.98	08.08.2024	71.51	09.19.2024	74.99	11.05.2024	81.28
06.28.2024	68.21	08.09.2024	72.07	09.20.2024	75.3	11.06.2024	88.98
07.01.2024	67.27	08.12.2024	71.46	09.23.2024	77.63	11.07.2024	90.37
07.02.2024	67.43	08.13.2024	73.11	09.24.2024	77.42	11.08.2024	91.23
07.03.2024	68	08.14.2024	74.04	09.25.2024	75.23	11.11.2024	90.83
07.05.2024	68.04	08.15.2024	73.14	09.26.2024	74.21	11.12.2024	89.26
07.08.2024	68.2	08.16.2024	72.93	09.27.2024	75.22	11.13.2024	89.85
07.09.2024	67.08	08.19.2024	71.69	09.30.2024	75.48	11.14.2024	84.82
07.10.2024	67.66	08.20.2024	71.91	10.01.2024	75.37	11.15.2024	87.2
07.11.2024	69.74	08.21.2024	73.38	10.02.2024	73.77	11.18.2024	87.34
07.12.2024	71.08	08.22.2024	73.88	10.03.2024	71.94	11.19.2024	87.77
07.15.2024	75.1	08.23.2024	75.35	10.04.2024	73.1	11.20.2024	87.29
07.16.2024	77.25	08.26.2024	75.76	10.07.2024	72.59	11.21.2024	88.82
07.17.2024	78.03	08.27.2024	75.55	10.08.2024	72.88	11.22.2024	90.08
07.18.2024	78.03	08.28.2024	75.47	10.09.2024	73.14	11.25.2024	91.57
07.19.2024	76.89	08.29.2024	75.5	10.10.2024	72.51	11.26.2024	91.43
07.22.2024	78.28	08.30.2024	75.71	10.11.2024	73.29	11.27.2024	90.75
07.23.2024	79.32	09.03.2024	73.39	10.14.2024	74.95	11.29.2024	91.41
07.24.2024	78.91	09.04.2024	73.65	10.15.2024	74.84	12.02.2024	91.57
07.25.2024	77.01	09.05.2024	72.05	10.16.2024	74.43	12.03.2024	90.8
07.26.2024	78.81	09.06.2024	69.79	10.17.2024	74.12	12.04.2024	91.64
07.29.2024	78.73	09.09.2024	70.06	10.18.2024	73.05	12.05.2024	91.69
07.30.2024	78.24	09.10.2024	69.64	10.21.2024	71.72	12.06.2024	91.2
07.31.2024	78.41	09.11.2024	70.84	10.22.2024	72.02	12.09.2024	87.92
08.01.2024	76.99	09.12.2024	72.09	10.23.2024	73.44	12.10.2024	88.27
08.02.2024	75.67	09.13.2024	72.86	10.24.2024	72.77	12.11.2024	88.8
08.05.2024	73.65	09.16.2024	73.5	10.25.2024	72.09	12.12.2024	89.4

Таблиця А.1 (продовження)

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
12.13.2024	88.75	01.29.2025	99.86	03.12.2025	95.27	04.23.2025	105.08
12.16.2024	91.47	01.30.2025	102.42	03.13.2025	93.51	04.24.2025	104.45
12.17.2024	90.24	01.31.2025	107.13	03.14.2025	97.32	04.25.2025	105.41
12.18.2024	85.98	02.03.2025	104.75	03.17.2025	97.35	04.28.2025	106.45
12.19.2024	88.41	02.04.2025	107.6	03.18.2025	95.88	04.29.2025	107.71
12.20.2024	87.28	02.05.2025	110.11	03.19.2025	99.45	04.30.2025	106.2
12.23.2024	89.21	02.06.2025	109.17	03.20.2025	98.74	04.23.2025	105.08
12.24.2024	91.06	02.07.2025	107.11	03.21.2025	98.81	04.24.2025	104.45
12.26.2024	92.11	02.10.2025	107.87	03.24.2025	103.29	04.25.2025	105.41
12.27.2024	90.87	02.11.2025	106.33	03.25.2025	101.97	04.28.2025	106.45
12.30.2024	90.13	02.12.2025	105	03.26.2025	101.28	04.29.2025	107.71
12.31.2024	90.85	02.13.2025	103.32	03.27.2025	102.89	04.30.2025	106.2
01.02.2025	92.76	02.14.2025	103.47	03.28.2025	102.1	05.01.2025	107.24
01.03.2025	94.97	02.18.2025	105.91	03.31.2025	100.64	05.02.2025	114.4
01.06.2025	94.65	02.19.2025	106.51	04.01.2025	101.97	05.05.2025	113.97
01.07.2025	93.54	02.20.2025	105.27	04.02.2025	105.78	05.06.2025	112.81
01.08.2025	94.41	02.21.2025	97.67	04.03.2025	100.91	05.07.2025	114.74
01.10.2025	91.66	02.24.2025	97.95	04.04.2025	98.02	05.08.2025	115.88
01.13.2025	94.3	02.25.2025	98.01	04.07.2025	98.72	05.09.2025	136.25
01.14.2025	95.71	02.26.2025	101.96	04.08.2025	98.77	05.12.2025	131.89
01.15.2025	97.45	02.27.2025	100.07	04.09.2025	106.48	05.13.2025	127.55
01.16.2025	97.34	02.28.2025	102.31	04.10.2025	102.78	05.14.2025	129.72
01.17.2025	98.17	03.03.2025	99.85	04.11.2025	103.78	05.15.2025	130.4
01.21.2025	99.1	03.04.2025	98.29	04.14.2025	104.66	05.16.2025	134.74
01.22.2025	99.61	03.05.2025	99.94	04.15.2025	106.36	05.19.2025	134.91
01.23.2025	100.35	03.06.2025	93.97	04.16.2025	106.7	05.20.2025	133.28
01.24.2025	99.62	03.07.2025	90.82	04.17.2025	106.04	05.21.2025	130.7
01.27.2025	97.2	03.10.2025	89.88	04.21.2025	97.32	05.22.2025	128.46
01.28.2025	98.03	03.11.2025	93.66	04.22.2025	102.14	05.23.2025	128.5

Таблиця А.1 (продовження)

Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE	Дата	NYSE: ATGE
05.27.2025	129.7	07.09.2025	120.4	08.19.2025	129.24	09.30.2025	154.45
05.28.2025	132.65	07.10.2025	118.85	08.20.2025	130.47	10.01.2025	150.28
05.29.2025	129.79	07.11.2025	117.99	08.21.2025	132.89	10.02.2025	149.95
05.30.2025	132.03	07.14.2025	118.77	08.22.2025	134.88	10.03.2025	148.49
06.02.2025	133.27	07.15.2025	117.85	08.25.2025	135.33	10.06.2025	149.87
06.03.2025	129.87	07.16.2025	116.52	08.26.2025	135.9	10.07.2025	144.59
06.04.2025	129.3	07.17.2025	116.58	08.27.2025	134.58	10.08.2025	146.32
06.05.2025	127.85	07.18.2025	117.08	08.28.2025	131.77	10.09.2025	143.59
06.06.2025	128.23	07.21.2025	116.15	08.29.2025	130.95	10.10.2025	142.58
06.09.2025	121.39	07.22.2025	114.65	09.02.2025	132.35	10.13.2025	145.11
06.10.2025	119.18	07.23.2025	114.55	09.03.2025	134.43	10.14.2025	149.73
06.11.2025	120.04	07.24.2025	114.3	09.04.2025	134.77	10.15.2025	148.62
06.12.2025	119.94	07.25.2025	115.12	09.05.2025	134.45	10.16.2025	147.6
06.13.2025	121.84	07.28.2025	113.83	09.08.2025	136.28	10.17.2025	151.33
06.16.2025	123.31	07.29.2025	113.94	09.09.2025	136.2	10.20.2025	153.1
06.17.2025	122.91	07.30.2025	114.12	09.10.2025	133.14	10.21.2025	153.08
06.18.2025	124.5	07.31.2025	114.27	09.11.2025	138.6	10.22.2025	152.24
06.20.2025	125.08	08.01.2025	114.77	09.12.2025	137.31	10.23.2025	153.04
06.23.2025	128.03	08.04.2025	114.59	09.15.2025	135.41	10.24.2025	152.97
06.24.2025	126.28	08.05.2025	115.33	09.16.2025	135.6	10.27.2025	153.84
06.25.2025	123.16	08.06.2025	119.82	09.17.2025	136.11	10.28.2025	153.98
06.26.2025	125.38	08.07.2025	119.23	09.18.2025	139.64	10.29.2025	141.04
06.27.2025	128.49	08.08.2025	121.84	09.19.2025	140.59	10.30.2025	141.77
06.30.2025	127.23	08.11.2025	120.22	09.22.2025	143.36	10.31.2025	98.02
07.01.2025	124.4	08.12.2025	126.99	09.23.2025	144.09		
07.02.2025	121.83	08.13.2025	129.19	09.24.2025	145.27		
07.03.2025	123.05	08.14.2025	128.31	09.25.2025	147.88		
07.07.2025	121.66	08.15.2025	128.8	09.26.2025	152.18		
07.08.2025	120	08.18.2025	128.53	09.29.2025	153.55		

ДОДАТОК Б

Приклад програмного коду мовою R

```
#Підключення бібліотек мови R

library(ggplot2)
library(readr)
library(dplyr)
library(hrbrthemes)
library(readxl)
library(magrittr)
library(tidyverse)
library(lubridate)
library(tidymodels)
library(modeltime)
library(timetk)

Sys.setlocale(locale = "English")

#Завантаження часового ряду та його візуалізація

DUOL2025 <- read_delim("Edtech25/DUOL2025.csv", delim = ";", escape_double =
FALSE, col_types = cols(Date = col_date(format = "%m.%d.%Y")), trim_ws =
TRUE)
View(DUOL2025)

ggplot(DUOL2025, aes(x=Date, y=DUOL)) + geom_line( color="#000000", size=1,
alpha=0.9, linetype=1) +theme_ipsum() + ggtitle("DUOL")+
theme(plot.title=element_text(size=12))


№Розбиття на навчальну та тестову вибірки 90/10

DUOL_splits <- DUOL2025 %>% rsample::initial_time_split(prop = 0.9)


DUOL_splits %>% tk_time_series_cv_plan() %>%  plot_time_series_cv_plan(Date,
DUOL, .interactive = FALSE) + labs(title = "Розподілення часового ряду на нав
чальну та тестову вибірки",  subtitle = "тестова вибірка 10% даних",  color =
"Вибірка:") + scale_x_date(date_breaks = "3 month", date_labels = "%m.%Y")

#Формування каталогу моделей бібліотеки modeltime

set.seed(1234)
model_fit_arima <- arima_reg() %>%
set_engine(engine = "auto_arima") %>%
fit(DUOL ~ Date, data = training(DUOL_splits))

frequency = 5 observations per 1 week

set.seed(1234)
model_fit_arima_boosted <- arima_boost(
  min_n = 2,
  learn_rate = 0.015
) %>%
  set_engine(engine = "auto_arima_xgboost") %>%
  fit(DUOL ~  Date + as.numeric(Date) + factor(month(Date, label = TRUE),
ordered = FALSE),
      data = training(DUOL_splits))
```

```
frequency = 5 observations per 1 week

set.seed(1234)
model_fit_lm <- linear_reg() %>%
  set_engine("lm") %>%
  fit(DUOL ~ Date,
      data = training(DUOL_splits))

set.seed(1234)
model_fit_prophet <- prophet_reg() %>% set_engine(engine = "prophet") %>% fit
(DUOL ~ Date, data = training(DUOL_splits))

Disabling yearly seasonality. Run prophet with yearly.seasonality=TRUE to ove
rride this.
Disabling daily seasonality. Run prophet with daily.seasonality=TRUE to overr
ide this.

set.seed(1234)
model_fit_RF <- rand_forest(mode="regression",trees = 500, min_n = 50) %>%
  set_engine("randomForest")  %>%
  fit(DUOL ~ Date,
      data = training(DUOL_splits))

models_tbl <- modeltime_table(
    model_fit_arima,
model_fit_arima_boosted,
model_fit_lm,
model_fit_prophet,
model_fit_RF
)

# View table
models_tbl

# Калібрування моделей

calibration_tbl <- models_tbl %>%
  modeltime_calibrate(new_data = testing(DUOL_splits))

#Використання тестової вибірки

calibration_tbl

calibration tbl %>%
 modeltime forecast(new data=testing(DUOL splits), actual data = DUOL2025) %>
% filter(.index > "2025-09-03") %>% plot modeltime forecast(.interactive = F)
+
labs(color = "Моделі:",
title = "Прогнозування часового ряду на тестову вибірку") +   guides(color =
guide legend(ncol = 3))

calibration tbl %>%
  modeltime accuracy() %>%
  table modeltime accuracy(.interactive = FALSE)

#Приклад побудови прогнозу у бібліотеці modeltime

calibration_tbl %>% filter(.model_id == 4)
```

```
refit_tbl <- calibration_tbl %>%
  modeltime_refit(data = DUOL)

refit_tbl %>% filter(.model_id == 4) %>% modeltime_forecast(h = "15 days", ac
tual_data = DUOL) %>% filter(.index > "2025-09-03") %>% plot_modeltime_foreca
st(
+         .legend_max_width = 25, # For mobile screens
+         .interactive  = TRUE)

#Підключення бібліотеки nixtlar

library(nixtlar)

nixtla_client_setup(api_key ="nixak-8fX7Sb5BsGf0A…wRIRC")

#Підготовка вхідних даних за шаблоном

DUOL2025_df<-DUOL2025[1:188,,]
DUOL2025_df$unique_id<-"DUOL"
DUOL2025_df$ds<-format(DUOL2025_df$Date)
DUOL2025_df$y<-DUOL2025_df$DUOL
DUOL2025_df<-DUOL2025_df[3:5]

str(DUOL2025_df)

#Побудова прогнозу TimeGPT на тестовій вибірці

DUOL2025 nixtla fcst <- nixtla client forecast(DUOL2025 df, h = 21, model="ti
megpt-1", level = c(80,95))

write.csv(DUOL2025 nixtla fcst, "DUOL2025 test TimeGPT.csv")

DUOL2025 df$ds<-as.POSIXct(DUOL2025 df$ds)
nixtla client plot(DUOL2025 df, DUOL2025 nixtla fcst, max insample length = 1
50)

#Побудова прогнозу TimeGPT на майбутній період

DUOL2025f df<-DUOL2025[1:209,,]
DUOL2025f df$unique id<-"DUOL"
DUOL2025f_df$ds<-format(DUOL2025f_df$Date)
DUOL2025f_df$y<-DUOL2025f_df$DUOL
DUOL2025f_df<-DUOL2025f_df[3:5]

str(DUOL2025f_df)


DUOL2025_nixtla_fcst <- nixtla_client_forecast(DUOL2025f_df, h = 14, freq='B'
,model="timegpt-1", level = c(80,95))

write.csv(DUOL2025_nixtla_fcst, "DUOL2025_nixtla_fcst_TimeGPT.csv")

DUOL2025f_df$ds <- as.POSIXct(DUOL2025f_df$ds)
nixtla_client_plot(DUOL2025f_df, DUOL2025_nixtla_fcst, max_insample_length =
100)
```

Декларація академічної доброчесності
здобувача вищої освіти ЗНУ

Я____Ракша Орина Андріївна_____, студент(ка)___2___курсу, форми навчання____денної___, факультету_____економічного_____, спеціальності_____економіка_____, адреса електронної пошти_ arinaraksha1508@gmail.com _, підтверджую, що написана мною кваліфікаційна робота на тему «Прогнозування динаміки фінансових показників на базі генеративних моделей» відповідає вимогам академічної доброчесності та не містить порушень, що визначені у ст. 42 Закону України «Про освіту», зі змістом яких ознайомлений/ознайомлена;

- заявляю, що надана мною для перевірки електронна версія роботи є ідентичною її друкованій версії;
- згоден/згодна на перевірку моєї роботи на відповідність критеріям *академічної доброчесності у будь-який спосіб, у тому числі за допомогою* Інтернет-системи, а також на архівування роботи в базі даних цієї системи.

Дата_____ Підпис_____ ПІБ (студент) __Ракша О.А._____
Дата_____ Підпис_____ ПІБ (науковий керівник) _Очеретін Д.В._