

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**

**ЕКОНОМІЧНИЙ ФАКУЛЬТЕТ
КАФЕДРА ЕКОНОМІЧНОЇ КІБЕРНЕТИКИ**

Кваліфікаційна робота

магістра

на тему «ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ФІНАНСОВИХ ІНСТРУМЕНТІВ
EDTECH-КОМПАНІЙ НА ФОНДОВИХ РИНКАХ»

Виконала: студентка II курсу, групи 8.0511-ек

спеціальності 051 «Економіка»

освітньої програми «Економічна кібернетика»

Гараніна Аліна Володимирівна

Керівник: доц.каф.ек.кіб, к.е.н., доц., Очеретін Д.В.

Рецензент: проф.каф.ек.кіб, д.ф.-м.н., проф., Козін І.В.

Запоріжжя
2022

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 СТУДЕНТЦІ

Гараніна Аліна Володимирівна

1. Тема роботи «Прогнозування динаміки фінансових інструментів EdTech-компаній на фондових ринках»
керівник роботи Очеретін Дмитро Валерійович, к.е.н, доцент, доцент кафедри економічної кібернетики
затверджені наказом ЗНУ від «09» червня 2022 року № 642-с
2. Строк подання студентом роботи 01 грудня 2022 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: сутність та особливості фінансових інструментів EdTech-компаній на фондових ринках; методи прогнозування динаміки фінансових інструментів EdTech-компаній.
5. Перелік графічного матеріалу: у роботі розміщено 38 табл. та 49 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.	17.09	06.10
Розділ 2	доц.каф.ек.кіб, к.е.н., доц., Очеретін Д.В.	08.10	25.10
Розділ 3	доц.каф.ек.кіб, к.е.н., доц., Очеретін Д.В.	26.10	18.11

7. Дата видачі завдання 10.06.2022

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Формування мети, об'єкту, предмету та завдань кваліфікаційної роботи	01.09-07.09.2022	Виконано
2.	Складання плану роботи, оформлення вступу та реферату	08.09-17.09.2022	Виконано
3.	Формування основних гіпотез та підготовка 1-го розділу кваліфікаційної роботи	19.09-08.10.2022	Виконано
4.	Підготовка 2-го розділу кваліфікаційної роботи	10.10-26.10.2022	Виконано
5.	Підготовка 3-го розділу кваліфікаційної роботи	27.10-19.11.2022	Виконано
6.	Аналіз та інтерпретація отриманих результатів, оформлення висновків кваліфікаційної роботи	21.11-28.11.2022	Виконано
7.	Підготовка до захисту та нормоконтроль	28.11-01.12.2022	Виконано

Студент

_____ (підпис)

А.В. Гараніна (ініціали та прізвище)

Керівник роботи (проекту) _____ (підпис)

Д.В. Очеретін (ініціали та прізвище)

Нормоконтроль пройдено

Нормоконтролер _____ (підпис)

О.І. Макаренко (ініціали та прізвище)

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота магістра містить три розділи, 98 с., 49 рис., 38 табл., 2 додатки, 51 джерело.

Об'єкт дослідження – динаміка фінансових інструментів EdTech-компаній.

Предмет дослідження – моделі та методи прогнозування динаміки фінансових інструментів.

Мета дослідження – обґрунтування вибору методу прогнозування динаміки фінансових інструментів EdTech-компаній на фондовому ринку.

Методи дослідження – порівняльний, аналіз та синтез, узагальнення та систематизація, статистичні методи, рекурентний аналіз, економіко-математичне моделювання.

У роботі висвітлено сутність фондового ринку, проаналізовано його значення і визначено місце EdTech-компанії та їх фінансових інструментів на цьому ринку. Проаналізовано існуючі методи та моделі прогнозування динаміки фінансових інструментів на фондовому ринку і визначено роль прогнозування для дослідження тенденцій його розвитку. Проаналізовано динаміку вартості акцій EdTech-компаній на фондовому ринку за допомогою рекурентних діаграм. Побудовано прогноз вартості цих акцій на основі застосування авторегресійних та нейромережевих моделей. На основі оцінок якості прогнозних моделей та точності прогнозу обґрунтовано вибір методу прогнозування динаміки фінансових інструментів EdTech-компаній для їх подальшого використання при розробці нових та удосконаленні існуючих майданчиків, які торгують цінними паперами.

ФОНДОВИЙ РИНОК, ФІНАНСОВІ ІНСТРУМЕНТИ, ОСВІТА, EDTECH, АКЦІЇ, РЯДИ ДИНАМІКИ, ПРОГНОЗУВАННЯ, РЕКУРЕНТНІ ДІАГРАМИ, АВТОРЕГРЕСІЙНІ МОДЕЛІ, НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ МОДЕЛІ

SUMMARY

Master's qualification work consists of three sections, 98 p., 49 figures, 38 tables, 2 annexes, 51 sources.

The object of the research is the dynamics of financial instruments of EdTech companies. The subject of research is the models and methods of forecasting of the dynamics of financial instruments of EdTech companies. The purpose of the research is to substantiate the choice of a method for predicting the dynamics of financial instruments of EdTech companies in the stock market.

In research reflects the essence of the stock market, analyzes its significance and determines the place of the EdTech company and their financial instruments in this market. Existing methods and models for predicting the dynamics of financial instruments in the stock market are analyzed and the role of forecasting for studying trends in its development is determined. The dynamics of the value of shares of EdTech companies in the stock market was analyzed using recurrent diagrams.

The following models were included in the catalog of models for forecasting: the classic ARIMA model with autodetection of parameters, ARIMA Boosted, Prophet model from Facebook, Neural network. The criterion for choosing the best model for time series forecasting was the mean absolute percentage error (MAPE). For all EdTech companies that were considered in the work, the best predictive model turned out to be a 4-2-1 neural network model. The model allows you to calculate the value of shares of EdTech companies based on data on its value in the previous four weeks. The proposed model can be used in the development of new and improvement of existing platforms trading in securities is substantiated.

STOCK MARKET, FINANCIAL INSTRUMENTS, EDUCATION, EDTECH, STOCK, DYNAMIC SERIES, FORECASTING, RECURRENT DIAGRAM, AUTOREGRESSION MODELS, NEURAL NETWORK MODELS

ЗМІСТ

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

РЕФЕРАТ

SUMMARY

ВСТУП.....	8
РОЗДІЛ 1. СУТНІСТЬ ТА ОСОБЛИВОСТІ ФІНАНСОВИХ ІНСТРУМЕНТІВ EDTECH-КОМПАНІЙ НА ФОНДОВИХ РИНКАХ....	13
1.1 Сутність і значення фондового ринку та роль прогнозування для дослідження тенденцій його розвитку.....	13
1.2 Значення EdTech-компаній та їх фінансові інструменти на фондовому ринку.....	23
1.3 Характеристика джерел даних щодо динаміки фінансових інструментів EdTech-компаній.....	27
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ФІНАНСОВИХ ІНСТРУМЕНТІВ EDTECH-КОМПАНІЙ.....	30
2.1 Методи передпрогнозного аналізу часового ряду.....	30
2.2 Авторегресійні методи прогнозування рядів динаміки: Arima.....	37
2.3 Модель прогнозування рядів динаміки Prophet.....	44
2.4 Методи прогнозування рядів динаміки на основі нейронних мереж	45
РОЗДІЛ 3. ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ФІНАНСОВИХ ІНСТРУМЕНТІВ EDTECH-КОМПАНІЙ.....	49
3.1 Прогнозування динаміки фінансових інструментів онлайн-освіти.....	49
3.2 Прогнозування динаміки наукових фінансових інструментів.....	68
3.3 Прогнозування динаміки фінансових інструментів засобів комунікації.....	83
ВИСНОВКИ.....	103
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	106

Додаток А. Динаміка вартості акцій EdTech-компаній в період з 22.10.2014р. по 31.10.2022р.....	111
Додаток Б. Програмний код у середовищі R для прогнозування динаміки фінансовий інструментів EdTech-компаній на прикладі часового ряду NYSE:ATGE.....	123

ВСТУП

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. Це сприяло впровадженню та швидкому розвитку цифрових технологій в освіті з метою забезпечення повноцінного дистанційного навчання, як в закладах освіти так і для отримання додаткових знань. EdTech-компанії (компанії, які займалися освітніми технологіями) стали свідками великого підйому попиту через масовий перехід на онлайн-освіту. Цифрові системи управління навчанням, платформи масових відкритих курсів та інші рішення для дистанційного навчання допомогли полегшити навчання під час пандемії. В результаті цього, відношення інвесторів до ринку освітніх технологій є надзвичайно позитивним та виникла потреба в якісних прогнозах, які дозволять істотно зменшити ризики у процесі зміни курсової вартості інструментів фондового ринку EdTech.

Об'єкт дослідження – динаміка фінансових інструментів EdTech-компаній.

Предмет дослідження – моделі та методи прогнозування динаміки фінансових інструментів.

Мета дослідження – обґрунтування вибору методу прогнозування динаміки фінансових інструментів EdTech-компаній на фондовому ринку.

Для досягнення поставленої мети потрібно вирішити наступні завдання:

а) проаналізувати значення фондового ринку і визначити, яке місце займають на ньому EdTech-компанії та їх фінансові інструменти;

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

в) проаналізувати динаміку вартості акцій EdTech-компаній на фондовому ринку за допомогою рекурентних діаграм;

г) побудувати прогноз вартості акцій EdTech-компаній на фондовому ринку на основі застосування авторегресійних та нейромережових моделей, отримати оцінку якості прогнозних моделей та точності прогнозу;

д) обґрунтувати вибір методу прогнозування динаміки фінансових інструментів EdTech-компаній для їх використання при розробці нових та удосконаленні існуючих майданчиків, які торгують цінними паперами.

Методи дослідження – порівняльний, аналіз та синтез, узагальнення та систематизація, статистичні методи, рекурентний аналіз, економіко-математичне моделювання.

Наукова новизна даного дослідження полягає у дослідженні динаміки вартості EdTech-компаній на фондовому ринку за допомогою рекурентного аналізу та у побудові прогнозу вартості цих акцій на основі застосування авторегресійних і нейромережових моделей з урахуванням впливу пандемії COVID-19 на світовий фондовий ринок. Отримані результати можна використовувати для розробки нових та удосконалення існуючих майданчиків, які торгують цінними паперами.

Питанню визначення поняття «фондовий ринок» присвячено дослідження Базилевича В.Д., Гринькова В.М., Гужви Т.О., Сохацької О.М., Романенко О.Р. та інших.

На сучасному етапі значна частина досліджень присвячена ролі EdTech у онлайн-освіті, проблемам дистанційного навчання. Наприклад, у роботі [1] розкрито теоретичні аспекти технологізації освіти, проаналізовано найбільш поширені освітні технології сучасних навчальних закладів України та Польщі. Авторами посібника охарактеризовані навчальні, виховні, соціально-виховні, інформаційні технології та технології управління. Особливу увагу

приділено шляхам формування медіаграмотності учнів та захисту від шкідливих інформаційних впливів.

Складність системи EdTech та обґрунтування системного підходу до дослідження EdTech розглянуто у роботі [2]. Авторами запропоновано мережеве представлення EdTech для забезпечення розуміння ролей зацікавлених сторін, взаємодії та точок впливу, які можуть привести до значного покращення результатів навчання. Побудова надійного EdTech графу знань може бути цінним інструментом для розуміння та дослідження EdTech.

Створення EdTech стартапів сприяє розвитку онлайн-освіти. Дослідженню напрямів і перспектив розвитку онлайн-освіти як потужного акумулятора освітніх інноваційних технологій, а саме аналізу особливостей світового ринку EdTech, вивченню глобальних світових трендів у сфері освіти, діагностиці проблем українського розвитку освітніх стартапів та дослідженню освітніх технологій з точки зору інвестиційної привабливості присвячено роботу [3]. У дослідженні виявлено основні гальмівні чинники активного використання освітніх технологій в Україні, такі як відсутність достатньої кількості замовників, ресурсна обмеженість у навчальних закладах та недостатня державна зацікавленість в інноваційних проектах. Також запропоновано економічно стимулювати українських розробників, активно популяризувати AR/VR технологій та формувати екосистеми (fast track), завданням яких є допомога в розробці і швидкому розвитку освітніх стартапів.

Технології дозволяють учням бути більш залученими у процес навчання та запам'ятовувати більше. Також, освітні технології (EdTech) підвищують мотивацію до навчання та сприяють кращій успішності за рахунок таких факторів, як зручність використання, психологічна задоволеність та зацікавленість новими засобами навчання [4]. Сприяння зростанню мотивації до навчання є особливо важливим в умовах пандемії COVID-19.

Питанням розвитку EdTech в умовах пандемії COVID-19 присвячено значну кількість публікацій за останні роки. Індійський дослідник Damini Dutta [5] описує роль бізнес-аналітики у організаціях EdTech для адаптації до регулярних змін. У основу дослідження факторів впливу на EdTech організації та конкурентів покладено аналіз п'яти сил Портера. Використання навичок та різних ролей бізнес-аналітиків визначає конкурентоспроможність та позиціонування освітніх організацій.

Автори статті [6] розглядають питання як коронавірусна криза та широкі карантинні правила підвищують онлайн-освіту або допомагають системі підготуватися до наступної кризи. На прикладі Системи управління навчанням (Learning Management Systems) та платформи для вивчення мов (Language Learning Platforms) ілюструється як компанії EdTech можуть адаптувати свої бізнес-моделі до ринкових умов, що змінюються, та ситуативних потреб клієнтів. Крім того, за допомогою даних про поведінку користувачів у компаній є можливість постійно впроваджувати інновації до існуючих систем EdTech.

У роботі [7] розглянуті проблеми пов'язані з вивченням іноземних мов в умовах локдауну під час COVID-19. Авторами проведено SWOC-аналіз для виявлення можливих сильних та слабких сторін, можливостей та викликів пов'язаних з онлайн-режимом навчання під час пандемії. За результатами контентного аналізу було зроблено висновок про те, що гнучкість часу та місцезнаходження учнів, охоплення широкої аудиторії та швидкий зворотній зв'язок є сильними сторонами освітніх технологій. Слабкою стороною є відсутність зорового контакту та технічні недоліки учнів. Але розвиток EdTech та академічна гнучкість – це можливості для дистанційного навчання в умовах карантинних обмежень.

Результати дослідження апробовані на:

- XVI Міжнародній науково-практичній конференції «Управління соціально-економічним розвитком регіонів і держави» (ЗНУ, 15 квітня 2022 року, м. Запоріжжя) [8];

- XVII Міжнародній науково-практичній конференції «Виклики та перспективи розвитку нової економіки на світовому, державному та регіональному рівнях» (ЗНУ, 13-14 жовтня 2022 року, м. Запоріжжя) [9];

- IX Міжнародній науково-практичній конференції «Особливості інтеграції країн у світовий економічний та політико-правовий простір» (МДУ, 18 листопада 2022 року, м. Маріуполь, у друці).

Також за результатами дослідження здійснено публікацію статті у фаховому виданні «Фінансові стратегії інноваційного розвитку економіки» (Збірник наукових праць №2, Запоріжжя, 2022, у друці).

РОЗДІЛ 1

СУТНІСТЬ ТА ОСОБЛИВОСТІ ФІНАСОВИХ ІНСТРУМЕНТІВ EDTECH-КОМПАНІЙ НА ФОНДОВИХ РИНКАХ

1.1 Сутність і значення фондового ринку та роль прогнозування для дослідження тенденцій його розвитку

Стан та тенденції фондового ринку є одними з найважливіших індикаторів, що відображають становище світової та національної економіки в країнах ринкового типу. На сучасному етапі розвитку світової економіки, під впливом глобалізаційних процесів, фондовий ринок постійно зростає та розвивається, привертаючи до себе все більше уваги з боку суспільства. Людство і раніше цікавилось законами поведінки таких непередбачуваних об'єктів, як фондовий ринок, однак, в умовах постійного технологічного розвитку, науковці, аналітики та інвестори отримали більше можливостей щодо обробки великого обсягу інформації за короткий проміжок часу та вкладання коштів в будь-які активи по всьому світу. На ряду з цими можливостями зросло і занепокоєння щодо втрати коштів в перманентних умовах ризику, яких знаходиться кожен гравець ринку, адже фондовий ринок – це складна економічна система, яка є чутливою і динамічною до зовнішніх (світових) та внутрішніх (національних) факторів впливу.

Проаналізувавши економічну сутність поняття «фондовий ринок», можна зазначити, що єдине визначення та розуміння даної категорії у наукових колах відсутнє, оскільки необхідним є багатоаспектне трактування (табл. 1.1).

Для того, щоб визначити сутність будь-якого економічного поняття, необхідно визначити його особливості, принципи, функцій та завдань, які виконуються задля реалізації стратегічної мети.

Таблиця 1.1 – Огляд економічної сутності поняття «фондовий ринок»

№	Автор, джерело	Визначення
1	Закон України «Про цінні папери і фондовий ринок» [10]	«Сукупність учасників фондового ринку та правовідносин між ними щодо розміщення, обігу та обліку цінних паперів і похідних фінансових інструментів (деривативів)»
2	Сохацька О. М. [11]	«Сукупність продавців та покупців, що отримуючи інформацію, намагаються передбачити зміни ринкової кон'юнктури і прийняти вірне рішення щодо купівлі або продажу акцій з надією отримати дохід»
3	Гринькова В. М. [12]	«Сукупність відносин цивільно-правового характеру, які опосередковують рух капіталів у формі цінних паперів»
4	Гужва Т. О. [13]	«Ринок інструментів, які можуть бути використані для залучення довгострокових інвестицій, тобто ринок акцій і облігацій та покликані вирішувати завдання акумуляції деякими суб'єктами ринку, насамперед приватними корпораціями, своїх капіталів»
5	Загородній А. Г. [17]	«Ринок, який акумулює грошові заощадження юридичних осіб і громадян та спрямовує їх на виробниче і невиробниче вкладання капіталів»
6	Кондрашихін А. Б., Рожманов В. Г., Пепа Т. В., [15]	«Сегмент фінансового ринку, на якому обертаються фінансові активи у формі цінних паперів і їх похідних (деривативи, ф'ючерси, опціони) з переважною часткою останніх»
7	Романенко О. Р. [16]	«Сфера, в якій реалізуються відносини власності, здійснюється вільне переміщення цінних паперів між різними секторами економіки, формуються фінансові джерела економічного зростання, концентруються і розподіляються інвестиційні ресурси, створюються доброзичливі умови конкуренції, умови обмеження монополізму»
8	Базилевич В. Д. [17]	«Система економічних і правових відносин, що пов'язана з випуском та обігом цінних паперів»

Джерело: Побудовано автором на основі аналізу джерел [10-17]

Відокремлюють дві основні групи функцій фондового ринку: загальноринкові та специфічні.

Структуру загальноринкових функцій фондового ринку представлено на рис. 1.1. Ці функції властиві як кожному сегменту фінансового ринку, так і ринку загалом.

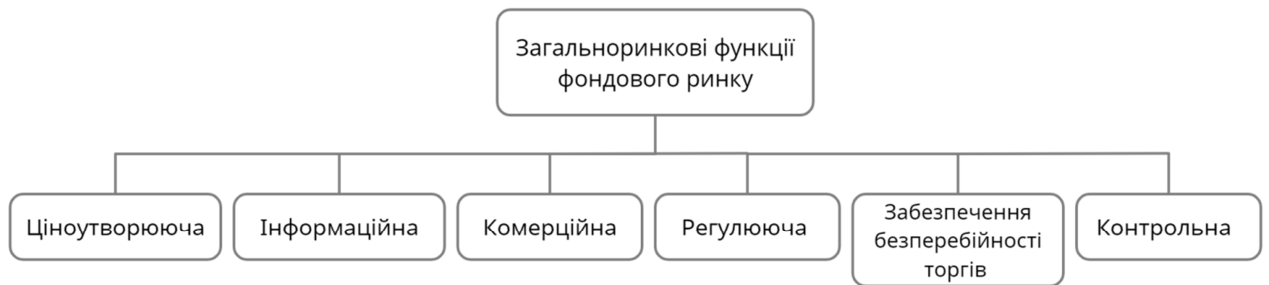


Рисунок 1.1 – Загальноринкові функції фондового ринку

Джерело: Побудовано автором на основі аналізу джерела [18]

Ціноутворююча функція передбачає формування ринкової ціни на фінансові інструменти під впливом взаємодії попиту та пропозиції на ринку, а також за умови усунення з боку держави тенденцій монополізації.

Інформаційна функція зводиться до надання фондовим ринком інформації щодо фінансового стану емітентів, актуальних тенденцій розвитку ринку та оцінки кон'юнктури, наявних об'єктів та суб'єктів торгівлі фінансовими інструментами. Окрім цього, наприклад, в рамках фундаментального аналізу особливе значення надається інформуванню учасників торгів про стан економічної системи на основі спектру макроекономічних показників.

Комерційна функція – отримання суб'єктами фондового ринку доходу від торговельних операцій, який може приймати форму виплати дивідендів та процентів, або спекулятивного прибутку в процесі гри на зміну котирувань цінних паперів та інших базисних активів за строковими угодами.

Регулююча функція полягає у розробці та встановленні правил торгівлі на ринку та поведінки суб'єктів, визначенні стандартизованої схеми розв'язання спірних питань. Вона також передбачає встановлення системи пріоритетів розвитку та органів, що здійснюють контроль за діяльністю на ринку, виконують управлінські функції.

Контрольна функція, яка реалізується на заключних етапах обороту цінних паперів, має на меті оцінку результативності інвестицій у цінні папери та аналіз ефективності надання фінансових послуг професійними учасниками ринку.

До загальноринкових функцій фондового ринку також відноситься забезпечення безперервності торгів цінними паперами.

Специфічні функції характерні лише для фондового ринку та відрізняють його від інших структурних елементів фінансового ринку: функція перерозподілу, страхування ризиків, трансформація заощаджень домогосподарств, можливість наповнення державного або місцевого бюджетів, реалізація функції обліку усіх видів цінних паперів, що знаходяться у біржовому обороті, реєстрація даних щодо здійснюваних на фондовому ринку операцій.

Функція перерозподілу опосередковує рух грошових коштів на фондовому ринку від суб'єктів, які мають їх у надлишку, до тих, хто відчуває їх брак. Перерозподіл ресурсів здійснюється як між домогосподарствами, підприємствами та державою, так і між галузями та секторами економіки, реалізуючи пошук найбільш вигідних умов розміщення вільних коштів.

Страхування ризиків, які носять як ціновий характер у випадку непередбачуваної зміни вартості активу, так і фінансовий характер здійснюється з метою страхування суб'єктів від несприятливої зміни валютного курсу, відсоткової ставки за договорами з комерційними банками тощо.

Процес хеджування ризиків на фондовому ринку здійснюється на основі використання похідних фінансових інструментів (ф'ючерсів та опціонів).

На фондовому ринку відбувається трансформація заощаджень домогосподарств з невиробничої форми у виробничу, як найбільшого власника надлишкових фінансових ресурсів, який є базовим внутрішнім інвестором.

Можливість наповнення державного або місцевого бюджетів в рамках покриття дефіциту за рахунок емісії облігацій внутрішньої державної або місцевої позики дозволяє мінімізувати інфляційні ризики за рахунок відмови від збільшення грошової маси в обігу.

На фондовому ринку реалізується функція обліку усіх видів цінних паперів, що знаходяться у біржовому обороті, та, відповідно, реєстрація прямих та опосередкованих учасників біржової торгівлі.

Також на фондовому ринку реєструються дані щодо здійснюваних на ньому операцій купівлі-продажу, конвертації, спліту (розщеплення) та дроблення цінних паперів та інших видів договорів.

Іноді до класифікації функцій фондового ринку відносять і допоміжні функції, які пов'язані з реалізацією економічної політики держави: «забезпечення приватизаційних процесів; реструктуризація економіки».

Фондовий ринок виконує також функції у соціальній, політичній та морально-психологічних сферах, які за своєю сутністю є схожими за змістом функціям фінансового ринку.

Фондовий ринок у соціальній сфері сприяє підвищенню добробуту населення як через можливість інвестицій їх вільних коштів у фінансові інструменти, так і шляхом створення нових робочих місць завдяки перерозподілу ресурсів між секторами національної економіки та трансформації заощаджень у інвестиції.

У морально-психологічній сфері відбуваються процеси становлення нового типу підприємця завдяки активному впровадженню заходів з

підвищення рівня фінансової грамотності державним регулятором та саморегулюючими організаціями ринку [18].

Принципи функціонування фондового ринку представлено на рис. 1.2.



Рисунок 1.2 – Принципи функціонування фондового ринку

Джерело: Побудовано автором на основі аналізу джерела [19]

Згідно з принципом прозорості суб'єкти фондового ринку отримують повну та достовірну інформацію щодо своєї діяльності, оприлюднюють у визначені строки фінансову звітність емітентів, а інвестори забезпечуються даними щодо випуску та обігу цінних паперів задля прийняття зважених та вірних інвестиційних рішень.

Принцип упорядкованості задає єдині для всіх учасників «правила гри» та здійснює контроль щодо їх дотримання, що дозволяє попереджати дискримінацію відносно різних груп суб'єктів фондового ринку.

Принцип конкурентності полягає у функціонуванні емітентів, ринкових посередників та інвесторів в умовах рівних можливостей, свободи підприємницької діяльності та вільного вибору, запобігає встановленню монопольних цін на товари та послуги фондового ринку, сприяє добросовісній конкуренції за найбільш вигідні умови розміщення та залучення фінансових ресурсів.

Принцип збалансованості передбачає рівномірний розвиток всіх сегментів фондового ринку, а саме первинного та вторинного, касового та строкового, біржового та позабіржового ринків.

Принцип цілісності засновується на формуванні єдиного місця зберігання та обліку цінних паперів – Центрального депозитарію цінних паперів, а також Розрахункового центру з обслуговування договорів на фінансових ринках, що забезпечує здійснення грошових розрахунків за правочинами щодо цінних паперів, укладеними на фондових біржах та поза фондовою біржею відповідно до Закону України «Про депозитарну систему України» від 06.07.2012 р. № 5178-VI [20]. Діяльність визначених інституцій є основою системи електронного обігу та торгівлі цінними паперами;

Принцип відкритості фондового ринку полягає у відсутності штучно створених перешкод для участі у процесі торгівлі цінними паперами як для професійних учасників фондового ринку, так і для прямих (емітентів та інвесторів).

Принцип ефективності полягає у сприянні уникненню наявності непродуктивних активів у суб'єктів фондового ринку та «максимальній реалізації потенційних можливостей фондового ринку відносно мобілізації та розміщення фінансових ресурсів в перспективні сфери національної економіки, яка буде сприяти забезпеченню її прогресу та задоволенню життєвих потреб населення».

Принцип захисту інтересів інвесторів забезпечує нормативно-правове та соціальне економічне підґрунтя реалізації інтересів інвесторів зі збереження їх майнових прав та надання гарантій і безпеки за їх інвестиціями.

Принцип «спокою» – це «правило ринку, яке підкреслює, що ринок не може бути «бурхливим», бо інакше дрібні інвестори, що є його опорою, залишають ринок».

Принцип соціальної справедливості забезпечує рівність можливостей для учасників фондового ринку у процесі реалізації їх основної, інвестиційної та фінансової діяльності.

Засновуючись на визначених принципах функціонування та виконуючи загальноринкові та специфічні функції, перед фондовим ринком сьогодні стоїть наступна група завдань [21]:

- а) акумуляція вільних грошових коштів для їх трансформації у інвестиції у реальний та фінансовий сектори економіки;
- б) розбудова сучасних інститутів ринкової інфраструктури у відповідності до міжнародної практики;
- в) мінімізація ризиків інвестиційного характеру за рахунок використання сучасних методів управління інвестиційним портфелем;
- г) розвиток вторинного ринку цінних паперів, в т.ч. підвищення його ліквідності на основі розвитку діяльності професійних учасників та конструювання строкових контрактів на засадах фінансового інжинірингу;
- д) опосередкування приватизаційних процесів та перетворення відносин власності;
- е) вдосконалення системи управління фондовим ринком та розвиток ринкового механізму на основі адаптації до сучасних умов України стандартів діяльності ефективного фондового ринку, які отримали своє визнання у економічно розвинутих системах, наприклад, принципів IOSCO (Міжнародної організації комісій по цінним паперам);
- ж) прогнозування та планування дохідних інвестиційних стратегій та перспективних напрямків розміщення тимчасово вільних фінансових ресурсів.

Таким чином, фондовий ринок є складним економічним механізмом взаємодії суб'єктів щодо акумуляції та розподілу суспільної праці за галузями та сферами національної економіки відповідно до актуальних потреб, який охоплює комплекс функцій, завдань, принципів та інструментів діяльності.

Фондовий ринок є найбільш активною частиною сучасного фінансового ринку і його значення останнім часом зростає, оскільки він забезпечує переливання капіталу від фінансово надлишкових секторів в економіці до тих сфер діяльності, де відчувається нестача фінансових коштів, завдяки ефективним та гнучким для ринку фінансовим інструментам.

Слід зазначити, що на розвиток фондового ринку прямий вплив має динаміка та обсяг операцій на інших сегментах фінансового ринку, зокрема, на кредитному, валютному, страховому, оскільки між ними існує висока взаємозалежність. В останні роки процес сек'юритизації простежується у переміщенні операцій з грошово-кредитного ринку на ринок цінних паперів (передусім, ринок облігацій), що забезпечує зниження витрат у залученні кредитів та використання переваг пільгового оподаткування фінансових інструментів фондового ринку.

Взаємообумовленість грошово-кредитного та фондового сегментів фінансового ринку знаходить своє вираження у зменшенні потреби фінансування народного господарства за рахунок кредитів у випадку випуску належного обсягу цінних паперів. Як грошово-кредитний ринок, так і ринок цінних паперів розширюється у разі збільшення обсягу вільних грошових коштів, що є у розпорядженні домогосподарств і підприємств, які виступають інвесторами або суб'єктами фондового ринку.

Суб'єкти фондового ринку – це юридичні та фізичні особи, які здійснюють свою діяльність на ринку цінних паперів, маючи спільне завдання – отримання прибутку. Вони продають та купують цінні папери, обслуговують їх обіг і розрахунки за ними, при цьому вступаючи між собою в певні економічні відносини з приводу обігу цінних паперів. Суб'єкти фондового ринку поділяються на прямих та побічних. До прямих суб'єктів фондового ринку відносяться [21]:

- емітенти;
- інвестори;
- недержавні інститути-регулятори ринку;

- професійні учасники фондового ринку.

Непрямими суб'єктами фондового ринку є:

- організації, що обслуговують ринок з наданням аудиторських, консалтингових та інших послуг;
- державні та недержавні органи, що здійснюють регулювання учасників ринку;
- споживачі та постачальники ресурсів.

Таким чином, прямі учасники фондового ринку безпосередньо беруть участь у торгах та здійснюють на фондовому ринку професійну діяльність, а побічні учасники створюють належні умови для виконання професійними учасниками своїх функцій.

Фондові ринки є важливими джерелом унікальної за швидкістю та якістю інформації. Ціни на фінансові активи моментально враховують будь-яку нову інформацію, як об'єктивну, так і суб'єктивну (наприклад, чутки, очікування та сподівання). Прийняття більш якісних та обґрунтованих економічних рішень потребує аналізу інформації, яку отримують на фондових ринках. Прогнозування фондових ринків потребує застосування сучасних методів аналізу, оскільки на фондовому ринку відбуваються складні процеси, відсутня єдина думка науковців щодо принципової можливості прогнозування на фондових ринках. Але прогнозування дозволяє отримати важливу інформацію про майбутнє. З позиції економічної системи в цілому прогнозування є необхідним інструментом формування стратегії і тактики її розвитку. При прийнятті конкретних економічних рішень прогнозування дозволяє отримувати конкурентні переваги, а отже, надає можливість прийняття найкращого рішення. Для учасників фондових ринків це означає отримання додаткових доходів і навіть надприбутків. Адже інвестиції в недооцінений актив дадуть можливість не лише отримати дохід, еквівалентний ринковому, але і додаткові надходження за рахунок його більш активної динаміки відносно середньо ринкової [22].

1.2 Значення EdTech-компаній та їх фінансові інструменти на фондовому ринку

Цифрова трансформація впливає на процеси суспільного життя, надає нові можливості та способи комунікації, змінює умови праці, навчання і здійснення повсякденних дій. Як наслідок, зростає потреба у нових знаннях, уміннях та навичках, а також у гармонійному поєднанні освіти з різними галузями економіки.

В умовах пандемії COVID-19 все більше уваги привертається безпосередньо до моделі людської поведінки, а питання дотримання безпеки взаємодії (між людьми, між людиною та машинами і механізмами, між людиною та спеціально проєктованим середовищем) та можливості розвитку в нових установлених межах є пріоритетними базовими цілями для кожного з нас. У всьому світі офіси та навчальні заклади були вимушені закритися і перейти у онлайн-режим з активним використанням цифрових технологій. Нові виклики та оновлені цінності актуалізували попит на специфічні товари та послуги, які забезпечують вирішення складних питань соціально-економічної безпеки кожного в умовах пандемії, зумовили кардинальну зміну поведінки суб'єктів на всіх ринках онлайн- та офлайн освітніх послуг.

Наразі вчасне відстеження змін поведінки корпорацій та холдингових компаній, які управляють закладами освіти або надають освітні послуги сприятиме формуванню нової якості господарювання, швидшої адаптації бізнесу, зміні базових принципів взаємодії та функціонування суб'єктів всіх сфер, поясненню поточних тенденцій та передбаченню формування нових трендів ключових показників.

Цифрові технології є підґрунтям для нових способів отримання знань (як у навчальних закладах, так й поза ними). У сучасних умовах життя актуальною стає концепція «навчання впродовж життя», оскільки інформація та знання швидко старіють. В наслідок цього спостерігається активний розвиток EdTech-технологій [23].

Такий стрімкий розвиток та зростаюча популярність продуктів та інструментів EdTech привертає увагу багатьох інвесторів. За останні декілька років в цей сектор надходить велика кількість прямих інвестицій та нових фондів, які орієнтуються на фінансування стартапів EdTech-компаній.

В роботі запропоновано розділити EdTech-компанії на три групи (рис. 1.3.)

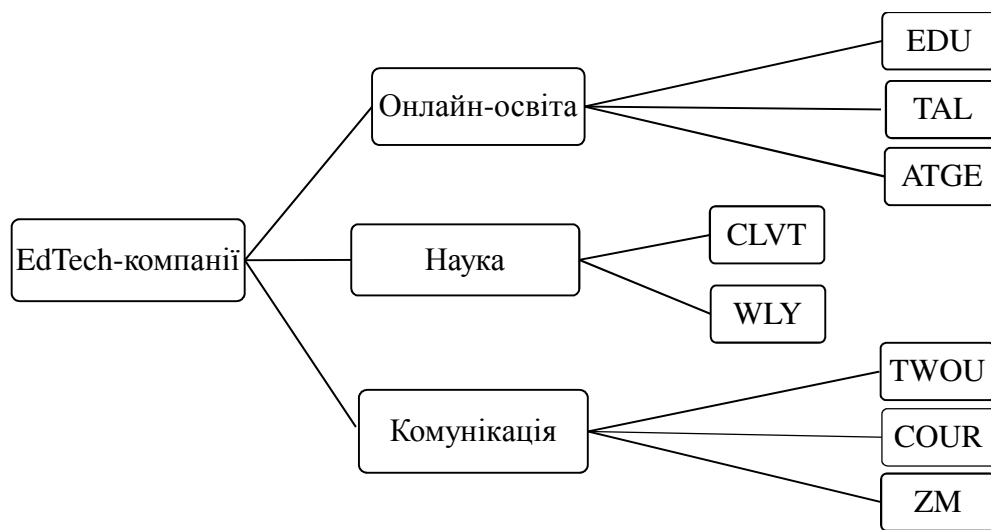


Рисунок 1.3 – Групи EdTech-компаній

Джерело: побудовано автором

New Oriental Education & Technology Group, Inc заснована 16 листопада 1993 року, китайська холдингова компанія, що займається наданням приватних освітніх послуг. Вона працює в наступних сегментах: К-12 AST, підготовка до тестування та інші курси, початкова та середня шкільна освіта, онлайн-освіта, розробка та розповсюдження контенту, дошкільна освіта, консультаційні послуги з навчання за кордоном та навчальні тури. Акції цієї компанії торгуються на фондовій біржі NYSE під тикером EDU [24].

TAL Education Group заснована у серпні 2003 року, китайська холдингова компанія, яка є провідним постачальником послуг позашкільної освіти для учнів початкової та середньої школи. Вона надає повний комплекс репетиторських послуг у вигляді приватних уроків для невеликих груп,

індивідуальних занять та онлайн-навчання за такими предметами як математика, англійська та китайська мови, фізика, хімія, політологія, історія та біологія. Акції цієї компанії торгуються на фондовій біржі NYSE під тикером TAL [25].

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 [26].

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 [27].

John Wiley & Sons, Inc. засноване в 1807 році міжнародне видавництво, яке 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 [28].

2U, Inc. заснована в 2008 році, американська освітня технологічна компанія, яка укладає контракти з некомерційними коледжами та університетами на створення, надання та підтримку онлайн-програм.

Компанія є менеджером онлайн-програм, яка надає своїм клієнтським установам хмарну платформу «програмне забезпечення як послуга», дизайн курсових робіт, підтримку інфраструктури та капітал. Акції цієї компанії торгуються на фондовій біржі NASDAQ під тикером TWOU [29].

Coursera Inc. заснована в 2011 році, американська компанія, яка управляє глобальною освітньою онлайн-платформою призначеною для учнів, викладачів та навчальних закладів. Вона пропонує 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 [30].

Zoom Video Communications, Inc. заснована в 2011 році, американська компанія, яка надає комунікаційні послуги у вигляді віддалених відеоконференцій з використанням хмарних обчислень. Вона пропонує відеозустрічі, чати, вебінари, торгові майданчики. Акції цієї компанії торгуються на фондовій біржі NASDAQ під тикером ZM [31].

Під час здійснення операцій на фондовому ринку, його учасники користуються різноманітними специфічними активами (фінансовими інструментами), які надають їм право на отримання доходу та свідчать про відносини співвласності або позики.

Фінансові інструменти – це фінансова документація, яка обертається на ринку та має певну грошову вартість. З їх допомогою на фінансовому ринку здійснюються операції. До фінансових інструментів на фондовому ринку відносять цінні папери, строкові контракти та похідні цінні папери [32].

Цінні папери – це один з основних фінансових інструментів, який являє собою грошовий документ визначеної форми з відповідними реквізитами, що надає майнове право, визначає взаємовідносини між особою, яка приймає цінний папір і яка його видає, та можливість передачі прав на цінний папір та прав за цінним папером іншим особам [33].

Серед вчених немає єдиної думки щодо класифікації цінних паперів, адже з розвитком фінансової інженерії з'являється все більш нових видів фінансових інструментів. Серед таких інструментів можна виділити пайові цінні папери, тому що до них відносяться акції, які ми і розглядаємо в нашій роботі. Акції є найпопулярнішим фінансовим інструментом на фондовій біржі. При придбанні акцій компанії, придбається і часткова доля цій компанії. Ціни на акції коливаються щохвилини. Прибутки та збитки визначаються цим коливанням [33].

1.3 Характеристика джерел даних щодо динаміки фінансових інструментів EdTech-компаній

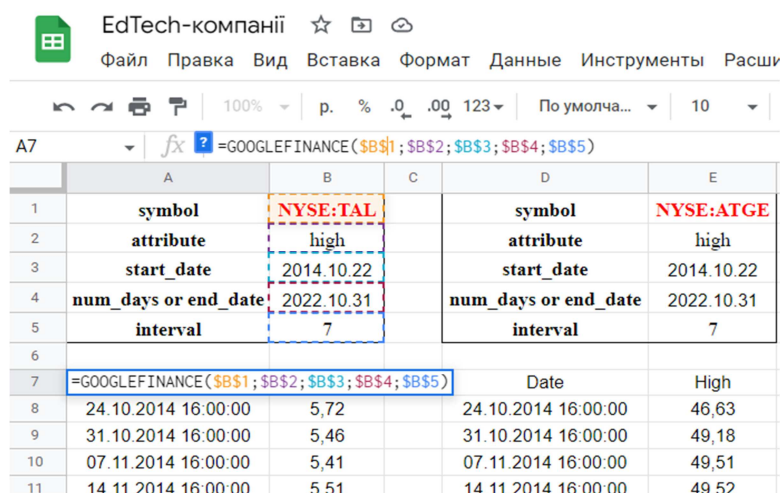
При дослідженні динаміки фінансових інструментів фондового ринку необхідно мати доступ до джерел достовірної та оперативної інформації. Такою інформацією можна вважати довідкові дані, які також називають основними даними. Вони бувають двох типів:

- а) статичні – дані, характеристики яких не змінюються з часом: дані про фінансові інструменти, індекси, контрагентів, ринки та біржі;
- б) динамічні – дані, характеристики яких змінюються з часом: ціна фінансового інструменту при закритті або в історичний час [34].

Довідкові дані можна отримати за допомогою різних сервісів, які постійно оновлюються. В даній роботі динаміку вартості акцій восьми EdTech-компаній: TAL Education Group (Китай, NYSE: TAL), New Oriental Education & Technology Group Inc. (Китай, NYSE: EDU), Adtalem Global Education Inc. (США, NYSE: ATGE), 2U Inc. (США, NASDAQ: TWOU), Coursera Inc. (США, NYSE: COUR), Zoom Video Communications Inc. (США, NASDAQ: ZM), Clarivate Plc (США, NYSE: CLVT), John Wiley & Sons Inc. (США, NYSE: WLY) за період з 22 жовтня 2014 року по 31 жовтня 2022 року сформовано на основі даних сервісу Google Finance [35].

Google Finance – це сервіс від компанії Google Inc, який надає користувачам вільний доступ до фінансової інформації про більшість транснаціональних корпорацій та холдингів. Доступною є інформація про котирування, курси обміну валют, рейтинги цінних паперів, прес-релізи та фінансові звіти компаній, актуальні новини, статистичні дані в режимі реального часу [36].

Для отримання необхідного набору даних та подальшої їх обробки, з можливістю оновлення в режимі реального часу, необхідно скористатися імпортом даних із сервісу Google Finance у Google Таблицю (рис. 1.4). Зробити це можна за допомогою спеціальної функції *GOOGLEFINANCE*.



The screenshot shows a Google Sheet with the following data:

	A	B	C	D	E
1	symbol	NYSE:TAL		symbol	NYSE:ATGE
2	attribute	high		attribute	high
3	start_date	2014.10.22		start_date	2014.10.22
4	num_days or end_date	2022.10.31		num_days or end_date	2022.10.31
5	interval	7		interval	7
6					
7	=GOOGLEFINANCE(\$B\$1;\$B\$2;\$B\$3;\$B\$4;\$B\$5)			Date	High
8	24.10.2014 16:00:00	5,72		24.10.2014 16:00:00	46,63
9	31.10.2014 16:00:00	5,46		31.10.2014 16:00:00	49,18
10	07.11.2014 16:00:00	5,41		07.11.2014 16:00:00	49,51
11	14.11.2014 16:00:00	5,51		14.11.2014 16:00:00	49,52

Рисунок 1.4 – Фрагмент Google Таблиці з використанням синтаксису *GOOGLEFINANCE* [35]

У даній роботі використано синтаксис, який дає можливість отримати історичну інформацію про цінні папери та має наступний вигляд:

`=GOOGLEFINANCE("symbol", "attribute", "start_date", "num_days or end_date", "interval"),`

де "symbol" – це біржовий символ тікера, що відповідає цінному паперу для якого необхідно отримати інформацію. Це єдиний аргумент синтаксису Google Finance, який є обов'язковим [37]. Наприклад, «NYSE:

TAL» – це біржовий тікер китайської холдингової компанія TAL Education Group на Нью-Йоркській фондовій біржі;

"*attribute*" – однорядковий параметр, що вказує тип даних, які необхідно отримати. Існує цілий ряд атрибутів, серед яких «*price*» (параметр за замовчуванням), "*marketcap*", "*tradetime*", "*datadelay*", "*volume*" [37]. У роботі було використано атрибут "*high*", який позначає максимальну ціну на обрану дату;

"*start_date*" – параметр, який вказує необхідну початкову дату при вилученні даних та повинен бути представлений в форматі `=DATE(yyyy/mm/dd)` [37]. В якості початкової дати в даній роботі обрано 2014.10.22. Однак, часові ряди восьми EdTech-компаній, які розглядаються, мають певні особливості, адже одні акції вийшли на ринок в 2010 році, а інші в 2018-2021 роках (NYSE: CLVT, NASDAQ: ZM, NYSE: COUR). Тому розмір часового ряду деяких компаній менший та починається пізніше заданої дати.

"*num_days or end_date*" – параметр, який вказує необхідну кінцеву дату або кількість днів від початкової дати за яку потрібно отримати дані. Цей аргумент синтаксису Google Finance повинен бути представлений в форматі `=DATE(yyyy/mm/dd)`. В якості кінцевої дати в даній роботі обрано 2022.10.31.

"*interval*" – параметр, який використовується для історичних даних та вказує частоту, тобто інтервали між датами, які вилучаються [37]. У роботі задано щотижневий інтервал.

Обрані для аналізу акції EdTech-компаній торгуються на фондових біржах New York Stock Exchange (NYSE) та National Association of Securities Dealers Automated Quotations (NASDAQ), які за даними сайту Statista станом на жовтень 2022 року мають найбільшу ринкову капіталізацію у розмірі 22,11 трлн. дол. та 17,23 трл. дол. відповідно [38]. У сервісі Google Finance поточні котирування цінних паперів з цих бірж стали доступні лише в 2008 році в рамках партнерських договорів з компанією Google [36].

РОЗДІЛ 2

МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ФІНАНСОВИХ ІНСТРУМЕНТІВ EDTECH-КОМПАНІЙ

2.1 Методи передпрогнозного аналізу часового ряду

До основних видів моделей часових рядів відносять моделі, які:

- передбачають залежність одного ряду від інших рядів;
- моделі, що описують залежність поточних значень часового ряду від його попередніх значень;
- моделі, які є декомпозицією вихідного ряду на декілька складових (тренд, періодична та випадкова складові).

У окремих випадках передбачається наявність також циклічної складової. Часто модель ряду являє собою суперпозицію перелічених варіантів [39].

У зв'язку з тим, що ширина довірчої полоси для прогнозних значень суттєво залежить від властивостей ряду, що моделюється, а також через певні складнощі моделювання вводиться поняття стаціонарного ряду. Для вирішення практичних задач зазвичай використовується стаціонарний часовий ряд у слабому сенсі.

Слабо стаціонарним називається часовий ряд у випадку, якщо його теоретичне математичне очікування та дисперсія не залежать від часу, а коваріація між його значеннями у моменти часу t та $t+s$ залежить тільки від s , а не від часу [40].

Для діагностики часового ряду та оцінці можливого класу моделей можуть використовуватись графік ряду, корелограма та ряд тестів. Графічно зазвичай легко помітити непостійність математичного сподівання, яка може проявлятися у наявності тренду, періодичності, а також неможливості поділити часовий ряд на декілька частин, кожна з яких буде мати схоже середнє значення. Крім того, у дослідженнях часто зустрічаються часові

ряди, які асимптотично стаціонарні, тобто володіють всіма властивостями стаціонарності, починаючи з певного моменту часу. Або стаціонарні на визначеному інтервалі. Тому графічний аналіз є початковою діагностикою часового ряду.

Іншим можливим способом оцінки стаціонарності ряду є корелограма – графічне представлення автокореляційної функції (АКФ). У випадку стаціонарного часового ряду теоретична АКФ сходиться до 0, причому для авторегресійного процесу сходиться поступово, а для процесу ковзного середнього обривається та різко стає рівною 0. Складність висновків за корелограмою полягає у тому, що дослідник має справу з вибірковими автокореляційними функціями, а також з тим, що повільне сходження АКФ може свідчити як про нестаціонарність, так й про стаціонарний авторегресійний процес з близькими до 1 значеннями коефіцієнта авторегресії.

Одним з основних тестів для перевірки на стаціонарність є розширений тест Дікі-Фулера (ADF-тест). Сутність тесту полягає у наступному:

- робиться припущення про вигляд процесу, який породив часовий ряд;
- будується допоміжна модель та перевіряються гіпотези про коефіцієнти цієї моделі;
- робиться висновок про стаціонарність або нестаціонарність вихідного ряду.

ADF-статистика за змістом (та формулою) являє собою статистику Стьюдента, але має інший розподіл, тому використовуються інші критичні значення. Нульова гіпотеза відхиляється якщо розрахункове значення статистики критерію лівіше критичних значень. Відхилення нульової гіпотези говорить про те, що немає необхідності брати різницю ряду для приведення до стаціонарності.

Розширений тест Дікі-Фулера (ADF-тест) досліджує три типи моделей [41]:

- а) авторегресійна модель з вільним членом;

- б) авторегресійна модель з вільним членом та трендом;
- в) модель випадкового блукання.

Для перевірки часового ряду на стаціонарність доцільно виконати таку послідовність дій. Спочатку дослідити графік часового ряду. Якщо він виглядає як стаціонарний, то перевірити корелограму. Якщо вона також відповідає стаціонарному вигляду, але ще не білому шуму, то слід скористатися тестом Дікі-Фулера у модифікації «модель випадкового блукання» з необхідною кількістю лагів для різниць.

При відхиленні гіпотези про одиничний корінь, ряд можна моделювати моделлю ARMA, яка підходить. Модель можна вважати побудованою тільки тоді, коли ряд залишків являє собою білий шум.

Під час аналізу часових рядів часто відмовляються від лінійної парадигми через малу інформованість статистичних показників, емпірична функція розподілу яких не відповідає нормальному розподілу. Наявність фрактальних властивостей у поведінці часового ряду визначає причини, за якими дослідження часових рядів здійснюється методами нелінійної динаміки (фрактальна геометрія, теорія хаосу, нечіткі множини, рекурентні діаграми тощо). Ці підходи використовуються на етапах вивчення передісторії (пам'яті) події, що прогнозується, яка дозволяє виявити детермінованість досліджуємого процесу.

Для дослідження часових рядів вартості акцій EdTech-компаній в роботі запропоновано методика аналізу поведінки агентів фондового ринку засобами рекурентного аналізу:

- а) формування бази вхідних даних;
- б) аналіз поведінки динаміки досліджуваних часових рядів;
- в) визначення часу затримки, вкладеної розмірності часового ряду та побудова рекурентної діаграми;
- г) аналіз статистичних характеристик рекурентної діаграми (процент рекурентності (%REC), міра детермінізму (%DET), середня довжина діагональних ліній (ADL), максимальна довжина діагональних ліній (MDL).

Для визначення часу затримки часового ряду використовується інформаційна функція Average Mutual Information (AMI). Показник AMI співпадає із показником часу затримки часового ряду G . При виборі оптимального часу затримки часового ряду G варто враховувати наступне [42]:

– G повинно бути достатньо великим, щоб значення $x(t)$ відрізнялось від значення $x(t+G)$;

– але якщо G буде занадто великим то в момент часу $(t+G)$ система втратить інформацію про те, що відбувалося в момент часу t .

Враховуючи вище зазначене визначимо функцію взаємної інформації (AMI) S , для аналізованого часового ряду, яка враховує нелінійні кореляції [43]:

$$S = -\sum_{ij} p_{ij}(G) \cdot \ln \frac{p_{ij}(G)}{p_i p_j}, \quad (2.1)$$

де $p_{ij}(G)$ – спільна ймовірність потрапляння значення в i -й інтервал і час спостереження t пізніше потрапляють у j -й інтервал;

p_i – ймовірність знайти значення часового ряду на i -му інтервалі;

p_j – ймовірність знайти значення часового ряду на j -му інтервалі.

Розрахунок оптимального часу затримки часового ряду можна здійснити у середовищі R з використанням бібліотеки *tseriesChaos*.

Для визначення вкладеної розмірності часового ряду використовується метод хибного найближчого сусіда (false nearest neighbor), наведений у роботі [44]. Даний метод полягає у припущенні про те, що при наступних ітераціях сусідні точки фазової траєкторії залишаються досить близькими. Але якщо ж найближчі точки віддаляються одна від одної, то вони називаються хибними найближчими сусідами. Завдання методу полягає у

виборі такої розмірності m часового ряду, при якій частка точок, що мають хибних сусідів, зводиться до мінімуму.

Сутність методу визначення хибного найближчого сусіда полягає у наступному: для кожної точки \vec{s}_i часового ряду потрібно знайти найближчого сусіда \vec{s}_j в m -мірному просторі. Далі розраховується відстань між обома такими точками $\|\vec{s}_i - \vec{s}_j\|$ та обчислюється розмірність часового ряду. Для того, щоб перевірити чи є обрана точка i хибним сусідом точки j необхідно збільшити розмірність фазового простору на одиницю, тобто $m = m + 1$, і проаналізувати зміну відстані між точками i та j :

$$R_i = \frac{|s_{i+1} - s_{j+1}|}{\|\vec{s}_i - \vec{s}_j\|}. \quad (2.2)$$

Якщо R_i перевищує деяке задане порогове значення, то точка i є хибним сусідом точки j . Дана умова перевіряється для всіх точок часового ряду і різних $m = 2, 3, \dots$, до тих пір, поки частка точок, для яких R_i перевищує деяке задане порогове значення, буде зведена до нуля. Розрахунок хибних сусідів може бути проведено у середовищі R з використанням бібліотеки *fractal*.

Наступним кроком є побудова рекурентної діаграми на основі розрахованих параметрів розмірності та лагу. Рекурентна діаграма є проекцією m -мірного псевдофазового простору на поверхню. Нехай точка x_i відповідає точці фазової траєкторії $x(t)$, яка описує динамічну систему в m -мірному просторі у момент часу $t=i$, для $i=1, \dots, N$, тоді рекурентна діаграма являє собою масив точок, де ненульовий елемент з координатами (i, j) відповідають випадку коли відстань між x_i та x_j менша за γ :

$$RP_{i,j} = \theta(\gamma - \|x_i - x_j\|), \quad (2.3)$$

$$x_i, x_j \in R^m, i, j = 1, \dots, N,$$

де γ – розмір околиці точки x_i ,

$\|x_i - x_j\|$ – відстань між точками,

$\theta(\cdot)$ – функція Хевісайда.

Наступним етапом запропонованої методики є аналіз статистичних характеристик рекурентної діаграми. Даний аналіз дає змогу визначити міри складності структур рекурентних діаграм такі, як: міра рекурентності, процент рекурентності, міра детермінізму, середню та максимальну довжину діагональних ліній. Розглянемо більш детально кожен із зазначених параметрів.

Міра рекурентності (RR) показує щільність рекурентних точок, тобто характеризує ймовірність повторення стану системи:

$$RR = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}, \quad (2.4)$$

де N – число точок фазової траєкторії.

Процент рекурентності $REC(\%)$ відображає зменшення регулярності поведінки системи та використовується для аналізу динамічної структури часового ряду:

$$REC = \frac{\sum_{l=1}^N IP(l)}{N}. \quad (2.5)$$

Якщо значення проценту рекурентності ($\%REC$) менше 1% то говорять про те, що спостерігається чітко визначена динаміка поведінки часового ряду. При регулярній поведінці системи процент рекурентності знаходиться в інтервалі від 1% до 5%. Якщо значення проценту рекурентності лежить у

межах від 5% до 20% та більше то це свідчить про те, що динаміка поведінки часового ряду не регулярна та містить шуми. В залежності від параметрів затримки та розмірності фазового простору можна отримати а low (%REC \approx 1% to 3%), moderate (%REC \approx 5% to 10%), and high (%REC \approx 15% to 20%) середні значення проценту рекурентності [45].

Міра детермінізму (%DET) розглядає діагональні лінії рекурентної діаграми. Частотний розподіл довжин l діагональних ліній в рекурентній діаграмі можна записати так: $P^r(l) = \{l_i, 1, \dots, N_i\}$, де l_i – довжина i -тої діагональної лінії, N_i – кількість діагональних ліній (кожна лінія рахується тільки один раз). Якщо часовий ряд є стохастичним то діагональні лінії рекурентної діаграми є дуже короткими або зовсім відсутніми. А детерміновані часові ряди дають довгі діагоналі та малу кількість окремих рекурентних точок. Міра детермінізму (%DET) визначається за допомогою наступної формули:

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{\min}}^N lP(l)}{\sum_{l=l_1}^N lP(l)}. \quad (2.6)$$

Показник міри детермінізму характеризує рівень передбачуваності часового ряду.

Діагональні структури показують час, протягом якого ділянка траєкторії підходить досить близько до іншої ділянки траєкторії. Таким чином, ці лінії дозволяють робити висновки щодо розбіжності елементів траєкторії. Такими показниками є середня довжина діагональних ліній (*ADL*) та максимальна довжина діагональних ліній (*MDL*).

Середня довжина діагональних ліній (*ADL*) визначається наступними чином:

$$ADL = \frac{\sum_{l=l_{\min}}^N IP(l)}{\sum_{l=l_{\min}}^N P(l)}. \quad (2.7)$$

Даний показник характеризує середній час, протягом якого дві ділянки траєкторії проходять близько одна до іншої, і може розглядатися як середній час передбачуваності ряду.

Відповідно, максимальна довжина діагональних ліній (MDL) визначається так:

$$MDL = \max(\{l_i; i = 1, \dots, N_l\}). \quad (2.8)$$

Максимальна довжина діагональних ліній характеризує довжину тренду.

На основі аналізу статистичних характеристик рекурентної діаграми можна визначати наявність однорідних процесів з незалежними випадковими значеннями; процеси з повільно мінливими параметрами; періодичні або осцилюючі процеси, відповідні нелінійним системам. Тож, аналіз рекурентної поверхні дозволяє проводити оцінку характеристик нелінійного об'єкта на відносно коротких часових рядах, що дає змогу здійснювати оперативне прийняття рішень щодо управління об'єктом.

2.2 Авторегресійні методи прогнозування рядів динаміки: ARIMA.

У статистиці та економетриці, особливо при дослідженні часових рядів, модель авторегресійного інтегрованого ковзного середнього (ARIMA) є узагальненням моделі авторегресійного ковзного середнього (ARMA). Обидві ці моделі адаптовані до даних часового ряду як з метою кращого розуміння поведінки наявних даних, так і з метою прогнозування майбутніх точок у часовому ряді. Моделі ARIMA часто застосовуються, коли дані

свідчать про нестационарність, коли початковий крок диференціювання можна застосовувати один або кілька разів для усунення нестационарності.

Окремі спостереження містять значну помилку, тоді як є бажання не тільки виділити регулярні компоненти, але також побудувати прогноз. Методологія АРПКС (ARIMA), розроблена Боксом і Дженкінсом (1976), дозволяє це зробити [46]. Цей метод є потужним та гнучким, але в той же час складним.

Згідно з методологією часовий ряд описується двома основними процесами:

- а) процесом авторегресії;
- б) процесом ковзного середнього.

Більшість часових рядів містять елементи, що послідовно залежать один від одного. Таку залежність можна виразити таким рівнянням:

$$x_t = \xi + \varphi_1 \cdot x_{(t-1)} + \varphi_2 \cdot x_{(t-2)} + \varphi_3 \cdot x_{(t-3)} + \dots + \varepsilon, \quad (2.9)$$

де ξ – константа;

$\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \dots$ – параметри авторегресії;

ε – випадкова складова.

Таким чином, кожне спостереження є сума випадкової компоненти та лінійної комбінації попередніх спостережень.

Процес авторегресії буде стаціонарним тільки тоді, коли його параметри знаходяться у певному діапазоні. Наприклад, якщо є тільки один параметр, то він має знаходитися у інтервалі $-1 < \varphi < +1$. У протилежному випадку, попередні значення будуть накопичуватися та значення наступних x_t можуть бути необмеженими, відповідно ряд не буде стаціонарним. Якщо у моделі декілька параметрів авторегресії, то можна визначити аналогічні умови, за яких забезпечується стаціонарність.

На відміну від процесу авторегресії, у процесі ковзного середнього кожен елемент ряду підпадає під сумарний вплив попередніх похибок. У загальному вигляді це можна представити у такому вигляді:

$$x_t = \mu + \theta_1 \cdot \varepsilon_{(t-1)} + \theta_2 \cdot \varepsilon_{(t-2)} + \theta_3 \cdot \varepsilon_{(t-3)} + \dots + \varepsilon_t, \quad (2.10)$$

де μ – константа;

$\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots$ – параметри ковзного середнього;

ε – випадкова складова.

Тобто, поточне спостереження ряду являє собою суму випадкової компоненти в даний момент та лінійної комбінації випадкових впливів у попередні моменти часу. Слід відзначити, що між процесами ковзного середнього та авторегресії наявна «двоїстість», тобто одне рівняння можна переписати у вигляді іншого та навпаки – властивість обратимості. Аналогічно умовам стаціонарності існують умови, що забезпечують обратимість моделі.

Загальна модель, запропонована Боксом та Дженкінсом, включає як параметри авторегресії, так і параметри ковзного середнього. Модель описується за допомогою трьох параметрів: параметрів авторегресії (p), порядку різниці (d) та параметрів ковзного середнього (q). У позначках Бокса та Дженкінса модель записується як $ARIMA(p, d, q)$. Наприклад, модель $ARIMA(0,1,2)$ містить нуль параметрів авторегресії (p) та два параметри ковзного середнього (q), які обчислюються для ряду після взяття різниці з лагом 1 (d).

Перед тим як оцінювати параметри моделі, необхідно визначити, який тип моделі буде підбиратися до даних та яка кількість параметрів буде присутня у моделі – провести ідентифікацію моделі. Основними інструментами ідентифікації порядку моделі є графіки, автокореляційна

функція (АКФ) та часна автокореляційна функція (ЧАКФ). Більшість часових рядів, що зустрічаються на практиці, можна з достатнім ступенем точності апроксимувати однією з 5 основних моделей з невеликим числом параметрів кожного виду (не більше 2), які можна ідентифікувати за виглядом АКФ та ЧАКФ [46]:

а) один параметр (p): АКФ – експоненційно убиває, ЧАКФ – має значення, що різко виділяється для першого лагу, на інших лагах кореляції немає;

б) два параметри авторегресії (p): АКФ має форму синусоїди або експоненційно убиває, ЧАКФ має значення, що різко виділяються на першому та другому лагах, на інших лагах кореляції немає;

в) один параметр ковзного середнього (q): АКФ має різке виділення на лазі 1, а на інших лагах кореляція відсутня, ЧАКФ експоненційно убиває;

г) два параметри ковзного середнього (q): АКФ різко виділяється на лагах 1,2, на інших лагах кореляція відсутня, ЧАКФ має вигляд синусоїди або експоненційно убиває;

д) один параметр авторегресії (p) та один параметр ковзного середнього (q): АКФ експоненційно убиває з лагу 1, ЧАКФ – експоненційно убиває з лагу 1.

Мультиплікативна сезонна ARIMA є розвитком та узагальненням звичайної моделі ARIMA на ряди, що містять періодичну сезонну компоненту. Додатково до несезонних параметрів у модель вводяться сезонні параметри для визначеного лагу, який встановлюється на етапі ідентифікації моделі. Аналогічно параметрам простої моделі ARIMA, ці параметри називаються сезонна авторегресія (p_s), сезонна різниця (d_s) та сезонне ковзне середнє (q_s). Таким чином, повна сезонна модель ARIMA може бути записана як $ARIMA(p, d, q)(p_s, d_s, q_s)$. Ці параметри обчислюються для рядів, що отримуються взяттям однієї різниці з лагом 1 та подальшою

сезонною різницею. Сезонний лаг, що використовується для сезонних параметрів, визначається на етапі ідентифікації порядку моделі.

Загальні рекомендації щодо вибору звичайних параметрів за допомогою АКФ та ЧАКФ повністю придатні до сезонних моделей. Суттєвою відмінністю є те, що у сезонних рядах АКФ та ЧАКФ мають суттєві значення на лагах, які кратні сезонному лагу.

Число різниць, що беруться для досягнення стаціонарності, визначається параметром d . Для визначення необхідного порядку різниці досліджуються графік ряду та корелограма. Сильні зміни рівня (сильні скачки вгору та вниз) зазвичай потребують взяття несезонної різниці першого порядку ($d=1$). Сильні зміни нахилу вимагають взяття різниці другого порядку. Сезонна складова вимагає взяття відповідної сезонної різниці. Якщо наявне повільне убуття вибірових коефіцієнтів автокореляції у залежності від лага, то беруть різницю першого порядку. Але перебільшення зі взяттям різниць призводить до менш стабільним оцінкам коефіцієнтів. Модель має бути економною – в ній має бути найменша кількість параметрів та найбільше число ступенів волі серед усіх моделей, які оцінюють дані.

Наступний етап після ідентифікації – оцінювання параметрів моделі. Для цього використовуються процедури мінімізації функції втрат. Отримані оцінки параметрів використовуються для обчислення нових значень ряду та побудови довірчого інтервалу для прогнозу. Процес оцінювання здійснюється за перетвореними даними. Для побудови прогнозу виконується обернена операція – інтегрування даних.

Додатково моделі ARIMA можуть містити константу, інтерпретація якої залежить від моделі. Якщо в моделі немає параметрів авторегресії, то константа μ – це середнє значення ряду, а якщо параметри авторегресії наявні, то константа – вільний член. Якщо бралася різниця ряду, то константа є середнім або вільним членом.

Існують різні методи оцінювання параметрів, які дають дуже схожі оцінки, але для даної моделі одні оцінки можуть бути більш ефективними, а інші менш ефективними. У загальному випадку, під час оцінювання порядку моделі використовується так званий квазіньютонівський алгоритм максимізації правдоподібності (ймовірності) спостережень значень ряду за значеннями параметрів. На практиці це вимагає обчислення (умовних) сум квадратів (SS) залишків моделі. Є різні способи обчислення суми квадратів залишків SS :

- а) наближений метод максимальної правдоподібності МакЛеорда та Сейлза;
- б) наближений метод максимальної правдоподібності з ітераціями назад;
- в) точний метод максимізації правдоподібності за Мелардом.

В цілому, всі методи дають схожі результати та приблизно однакову ефективність на реальних даних. Однак, наближений метод максимальної правдоподібності МакЛеорда та Сейлза є найшвидшим й його можна використовувати для дуже великих рядів даних, а метод точний метод максимізації правдоподібності за Мелардом може бути не ефективним, якщо в моделі буде наявний великий сезонний лаг (наприклад, рік).

Для всіх оцінок параметрів обчислюються так звані асимптотичні стандартні похибки, для обчислення яких використовується матриця часних похідних другого порядку, апроксимована кінцевими різницями. Якщо значення розрахункової t -статистики не значущі, то відповідні параметри видаляються з моделі.

Іншою мірою надійності моделі є порівняння прогнозу, побудованого за скороченим рядом, з відомими (вихідними) даними. Крім того, модель повинна мати незалежні залишки, які містять лише шум без систематичних компонент. Тому необхідним є всебічний аналіз залишків. Хорошою перевіркою моделі є:

- а) графік залишків та вивчення їх трендів;

б) перевірка АКФ залишків.

Процедура оцінювання передбачає, що залишки не корельовані та нормально розподілені.

Експоненційне згладжування – це ще один полярний метод прогнозування багатьох часових рядів [47]. В цьому методі більш старим спостереженням приписуються експоненційно убуваючі ваги, при цьому, на відміну від ковзного середнього, враховуються всі попередні спостереження ряду, а не тільки ті, що потрапили до певного “вікна”. Точна формула простого експоненційного згладжування має вигляд:

$$S_t = \alpha \cdot x_t + (1 - \alpha) \cdot S_{t-1}, \quad (2.11)$$

де S_t – прогнозне значення часового ряду для періоду часу t ;

S_{t-1} – прогнозне значення часового ряду для періоду часу $t-1$;

α , $0 \leq \alpha \leq 1$ – параметр моделі.

Коли формула (2.11) застосовується рекурсивно, то кожне нове згладжене значення (яке одночасно є прогнозом) обчислюється як зважене середнє поточного спостереження та згладжуваного ряду. Результат згладжування залежить від параметра α . Якщо $\alpha=1$, то попередні спостереження повністю ігноруються. Якщо $\alpha=0$, то ігноруються поточні спостереження. Значення α між 0 та 1 дають проміжні результати. Обирається таке значення α , для якого сума квадратів залишків (спостережні значення мінус прогнози на крок наперед) є мінімальною. Просте експоненційне згладжування відповідає моделі ARIMA (0, 1, 1).

В доповнення до простого експоненційного згладжування, були запропоновані більш складні моделі, що включають сезонну компоненту та тренд. Загальна ідея таких моделей полягає в тому, що прогнози

обчислюються, але з деякими затримками, що дозволяє незалежно оцінити тренд та сезонну складову.

2.3 Модель прогнозування рядів динаміки Prophet

Модель Facebook's Prophet є бібліотекою з відкритим початковим кодом, який використовується для прогнозування часових рядів. Основна мета цієї бібліотеки полягає в наданні представникам бізнесу легкого у використанні, але потужного інструменту, який дозволить їм прогнозувати фінансові результати без наявності професійних навичок у сфері аналізу часових рядів.

Найкращий результат при використанні моделі Prophet досягається при опрацюванні часових рядів з декількома сезонами історичних даних або сильними сезонними ефектами. Крім того вона пристосована до зсуву тренду, відсутності деяких даних та добре справляється з викидами [48].

Prophet реалізує процедуру прогнозування даних часового ряду на основі узагальненої адитивної моделі, основними компонентами якої є тренд $g(t)$, сезонність $s(t)$, аномалії $h(t)$ та похибка e_t [49]:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + e_t \quad (2.12)$$

де $g(t)$ – логістична або кусково-лінійна функція зростання для моделювання неперіодичних змін часового ряду;

$s(t)$ – сезонні компоненти, які моделюють періодичні зміни пов'язані з тижневою або річною сезонністю;

$h(t)$ – функція, яка відображає аномальні або святкові дні з нерегулярним графіком;

e_t – похибка, яка враховує невласиві для моделі значення.

Кожен з компонентів моделі Prophet впливає на прогноз. Логістична функція тренду дозволяє моделювати зростання з насиченням, тобто при збільшенні показника знижується темп його збільшення.

Функція свят або аномальних днів представлена у вигляді індикаторів, які викликають передбачувані потрясіння у часовому ряді.

Для того, щоб визначити та спрогнозувати вплив сезонності, модель Prophet використовує ряди Фур'є. Сезонні ефекти $s(t)$ в цьому випадку апроксимуються наступною формулою:

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \left(a_n \cos\left(\frac{2\pi n t}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi n t}{P}\right) \right) \quad (2.13)$$

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).

За допомогою порядку Фур'є визначається дозвіл на моделювання високочастотних змін для часового ряду. Якщо ці зміни є зашумленістю та не повинні враховуватися при моделюванні, то встановлюється невелике значення для N , якщо навпаки, то велике з використанням точності прогнозу.

2.4 Методи прогнозування рядів динаміки на основі нейронних мереж

На фондовому ринку широке розповсюдження отримав технічний аналіз – набір емпіричних правил, заснованих на різного роду індикаторах поведінки ринку. Він аналізує індивідуальну поведінку кожного фінансового інструменту без його зв'язку з іншими цінними паперами. Але урахування психологічних особливостей поведінки гравців, які утворюють єдину

хаотичну динамічну систему з відносно невеликим числом внутрішніх ступенів свободи, призводить до часткової передбачуваності ринку.

На відміну від класичного технічного аналізу нейромережевий аналіз не припускає ніяких обмежень на характер вхідної інформації. Це можуть бути як індикатори даного часового ряду, так і відомості про поведінку інших ринкових інструментів [50]. Також, нейронні мережі характеризуються адаптивністю, яка дозволяє знаходити оптимальні для даного інструменту індикатори та будувати за цими індикаторами оптимальну стратегію передбачень.

Штучна нейронна мережа складається з множини простих елементів обробки інформації, які називаються нейронами. Здатність нейронної мережі моделювати складні відношення є результатом взаємодії між великою кількістю простих нейронів [51]. Кожен нейрон в нейронній мережі перетворює вхідні сигнали у вихідні і пов'язаний з іншими нейронами. Всі шари нейронної мережі оброблюють ці сигнали до тих пір, доки вони не досягнуть вихідного шару.

В моделях такого типу перший шар нейронів служить для введення вхідних сигналів, останній – для виведення вихідних сигналів, а внутрішні шари – для обробки вхідної інформації та збереження інформації про внутрішню структуру об'єкта, який моделюється. У повнозв'язній нейронній мережі окремо взятий нейрон з'єднується з всіма нейронами із сусіднього шару. При цьому на входи того чи іншого нейрона надходять сигнали від нейронів попереднього шару, а вихідний сигнал нейрона передається на входи нейронів у наступному шарі. Об'єднання великої кількості нейронів у шари та з'єднання нейронів різних шарів дозволяє паралельно обробляти сигнали, що є важливою властивістю нейронної мережі.

Кожен нейрон характеризується своїм поточним станом, групою синапсів – односпрямованих вхідних зв'язків, аксоном – вихідним зв'язком. Синапси характеризуються величиною синаптичного зв'язку – її вагою w_i . Загальний вид нейрону наведено на рис. 2.1 [51].

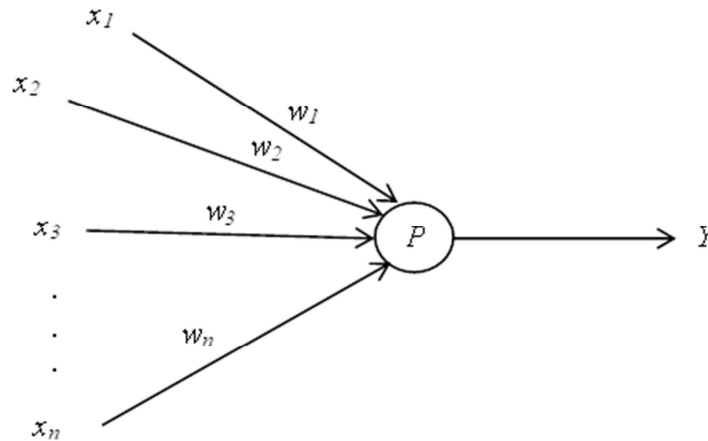


Рисунок 2.1 – Штучний нейрон

Поточний стан нейрона визначається як зважена сума його входів [50]:

$$P = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i . \quad (2.14)$$

Виходом нейрона є функція його стану: $Y = f(P)$ – активаційна функція. На практиці найбільш широко використовуються такі функції як:

а) поліноміальна логістична регресія – при використанні даної активаційної функції відбувається нормалізація вхідних значень в вектор (вихідні значення знаходяться в діапазоні від 0 до 1, що дозволяє запобігти подвійній класифікації та врахувати якомога більше класів або вимірів в нейронній мережі);

б) логістична функція – найбільш широке розповсюдження отримала при вирішенні задач бінарної класифікації (часто замість логічної функції використовують функцію гіперболічного тангенсу, яка має аналогічні якості);

в) лінійнозростаюча функція – дана функція не потребує виконання ресурсоемних операцій, не схильна до насичення, дозволяє суттєво підвищити швидкість навчання при використанні для цього методу градієнтного спуску, однак може призводити до такого явища, як

«відмирання» нейронів (тобто досягнення такого значення ваг в процесі навчання, при якому нейрон ніколи не зможе бути активований).

Однією з найбільш розповсюджених активаційних функцій є нелінійна функція з насиченням (сигмоїда) [50]:

$$f(P) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha P}}. \quad (2.15)$$

При зменшенні значення α сигмоїда стає більш пологою, в межах при $\alpha = 0$ вироджуючись в горизонтальну лінію. При значенні $\alpha = 0,5$ і подальшому збільшенню α сигмоїда наближається за зовнішнім виглядом до порогової (ступінчастої) функції з порогом T в точці $P = 0$. Із функції для сигмоїди видно, що вихідні значення нейрона лежать в діапазоні $[0; 1]$.

Сигмоїдна функція диференційована на всій осі абсцис і цей факт використовується в деяких алгоритмах навчання. Крім того, вона володіє властивістю підсилювати слабкі сигнали краще, ніж великі, що запобігає насиченню від великих сигналів, оскільки вони відповідають значенням аргументу, де сигмоїда має пологий нахил.

Вибір структури нейронної мережі здійснюють виходячи із задачі, що вирішується, для вирішення деяких задач вже розроблені спеціальні конфігурації нейронних мереж. Якщо задача не може бути зведена до одного з відомих типів, то вирішується проблема синтезу конфігурації нейронної мережі. При проектуванні нейронної мережі необхідно враховувати, що можливості щодо вирішення задач зростають зі збільшенням кількості нейронів, введенням обернених зв'язків. Створюється ефект пам'яті у нейронних мереж, що вимагає дослідження динамічної стійкості мережі. Також на роботу мережі впливають обрані алгоритми її функціонування.

РОЗДІЛ 3

ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ФІНАНСОВИХ ІНСТРУМЕНТІВ EDTECH-КОМПАНІЙ

3.1 Прогнозування динаміки фінансових інструментів онлайн-освіти

Для аналізу фінансових інструментів EdTech-компаній було використано середовище RStudio, яке дозволяє реалізовувати код на мові програмування R (приклад програмного коду наведено в додатку Б).

Розглянемо динаміку курсу акцій трьох компаній пов'язаних з онлайн-освітою: китайського постачальника приватних освітніх послуг New Oriental Education & Technology Group Inc. (NYSE: EDU), китайської холдингової компанії, яка пропонує післяшкільне навчання та репетиторські послуги для учнів початкової та середньої школи TAL Education Group (NYSE: TAL) та корпорації Adtalem Global Education Inc. із США, яка управляє комерційними вищими закладами (NYSE: ATGE). Динаміку цін акцій цих компаній сформовано на основі даних сервісу Google Finance, наведених в таблиці А.1 у додатку А, за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року (щотижневі дані) та представлено на рис. 3.1-3.3.

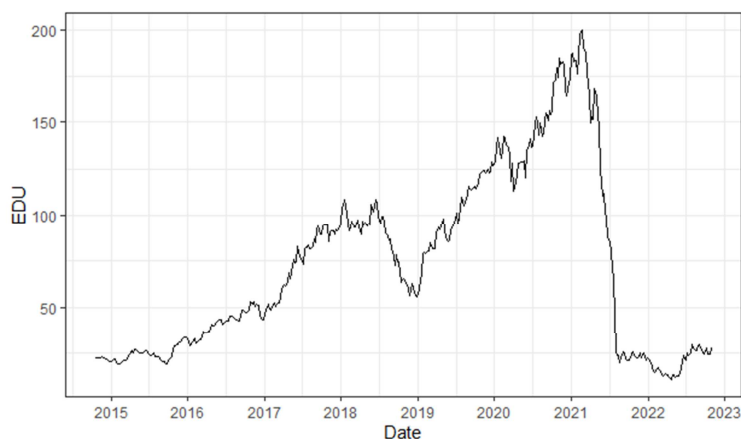


Рисунок 3.1 – Котирування акцій NYSE: EDU за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

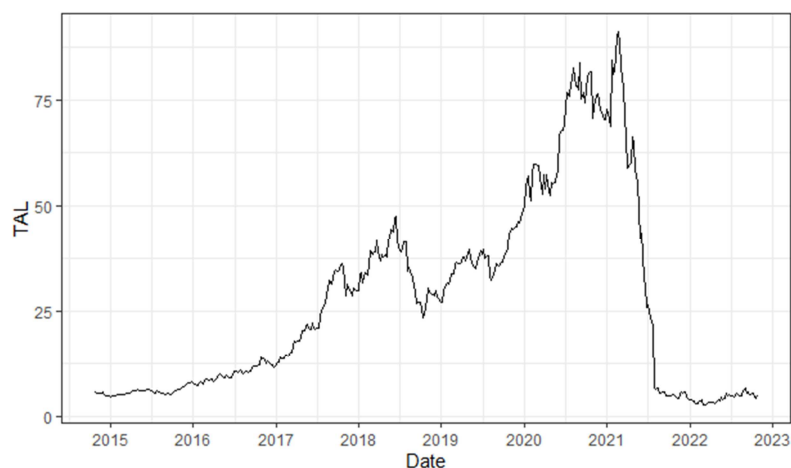


Рисунок 3.2 – Котирування акцій NYSE: TAL за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

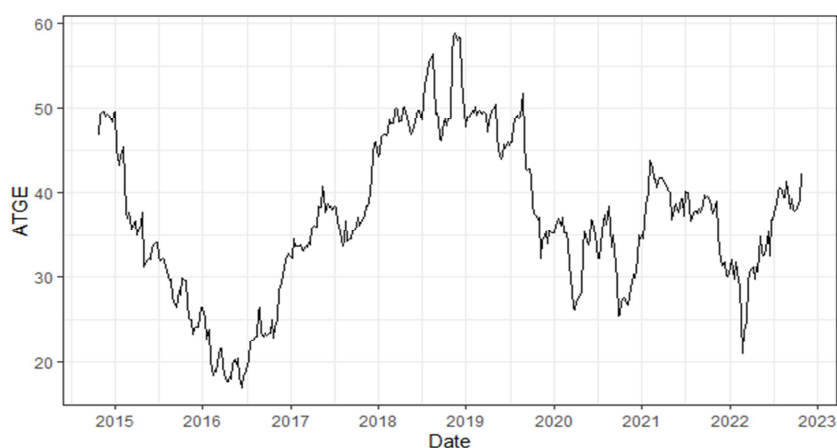


Рисунок 3.3 – Котирування акцій NYSE: ATGE за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Введення локдауну у зв'язку з пандемією COVID-19 з повним закриттям навчальних закладів (23 січня 2020 року у Китаї та березень-квітень 2020 року у США) викликало активне зростання цін акцій компаній EdTech-сектору. Різде падіння цін китайських компаній у травні 2021 року пов'язане з введенням обмежень китайською владою для освітніх онлайн-платформ та компаній, які надають послуги з репетиторства за шкільною програмою. Згідно з новими правилами всі компанії у цьому секторі мають

бути зареєстровані як некомерційні організації. Вони більше не зможуть здійснювати IPO та залучати іноземний капітал, а також надавати репетиторські послуги під час державних свят, вихідних та шкільних канікул.

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.

Перед тим як обрати методи для прогнозування динаміки фінансових інструментів та побудувати модель на основі наявних часових рядів, необхідно провести перевірку ряду на стаціонарність та визначити загальну його поведінку. Властивості стаціонарних та нестаціонарних часових рядів суттєво відрізняються, тому потребують застосування різних методів прогнозування аби уникнути фіктивних результатів.

Для того, щоб перевірити ряд на стаціонарність проводимо тест Дікі-Фуллера (ADF-тест), нульова гіпотеза (H_0) якого говорить о нестаціонарності ряду, а альтернативна (H_A) о стаціонарності. Результати тесту наведено у табл. 3.1.

Значення p -value для всіх компаній більше 5%, тому нульова гіпотеза не може бути відкинута, тобто часові ряди вартості акцій EdTech-компаній є нестаціонарними. Іншими словами, вони мають певну структуру, яка залежить від часу та не має постійної дисперсії.

Оскільки часові ряди всіх трьох компаній онлайн-освіти виявилися нестаціонарними, розглянемо їх поведінку використовуючи рекурентні діаграми.

Таблиця 3.1 – Результати проведеного тесту на стаціонарність

Назва активу	Результат тесту Дікі-Фуллера
NYSE: EDU	Dickey-Fuller = -1.368, Lag order = 7, p-value = 0.8445 alternative hypothesis: stationary
NYSE: TAL	Dickey-Fuller = -1.2059, Lag order = 7, p-value = 0.905 alternative hypothesis: stationary
NYSE: ATGE	Dickey-Fuller = -2.3702, Lag order = 7, p-value = 0.4211 alternative hypothesis: stationary

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Для визначення часу затримки часового ряду розраховуємо значення інформаційної функції Average Mutual Information (AMI) та обираємо перший локальний мінімум цієї функції. Вкладену розмірність часового ряду розраховуємо використовуючи метод хибного найближчого сусіда (FNN). Результати розрахунків наведено у табл. 3.2.

Таблиця 3.2 – Характеристики фазового простору

Назва активу	Затримка часового ряду (d)	Вкладена розмірність (m)
NYSE: EDU	11	4
NYSE: TAL	14	5
NYSE: ATGE	9	5

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

На основі знайдених показників будемо рекурентні діаграми (рис. 3.4), використовуючи бібліотеки мови R `tseriesChaos` та `fractal`. Топологічний аналіз рекурентних діаграм дозволяє визначити структуру, тип, зміни поведінки об'єкта дослідження, межі фазових переходів, встановити чутливість кількісних мір.

Топологія рекурентних діаграм для акцій китайських EdTech-компаній New Oriental Education & Technology Group Inc. та TAL Education Group показує різкі зміни у динаміці системи, які обумовлюють появу контрастних білих областей або смуг. Спостерігається поступова зміна параметрів

поведінки представників сфери онлайн-освіти та формування нової структури у період впливу наслідків COVID-19.

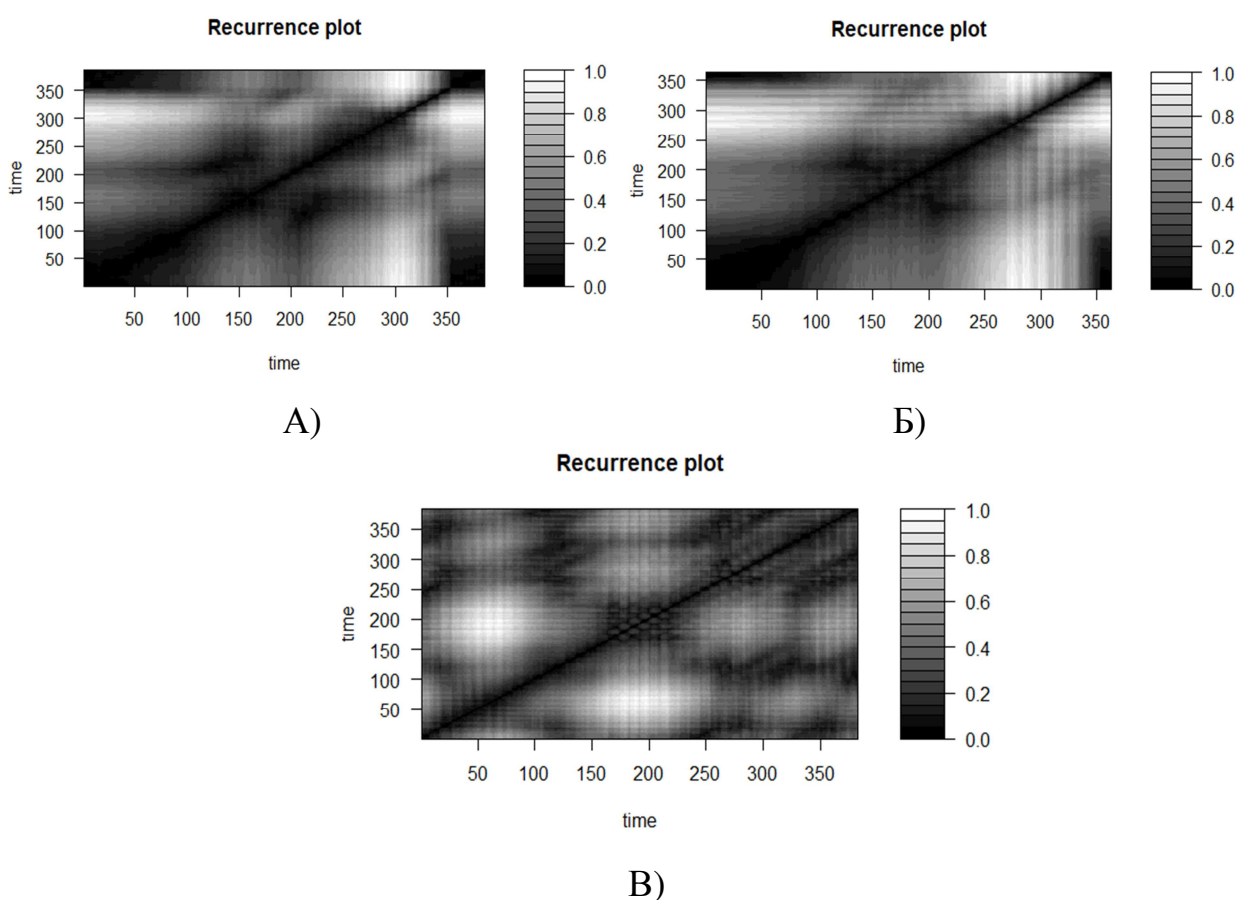


Рисунок 3.4 – Рекурентні діаграми вартості акцій освітніх корпорацій та холдингових компаній з надання освітніх послуг: А) NYSE: EDU, Б) NYSE: TAL, В) NYSE: ATGE за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Топологія рекурентної діаграми для вартості акції американської Adtalem Global Education Inc. містить короткі діагональні смуги, що свідчить про стохастичність поведінки компанії на EdTech ринку та повернення траєкторії у одну й ту ж саму область фазового простору у різні періоди часу.

Проаналізуємо статистичні характеристики рекурентних діаграм. Це надасть можливість розрахувати міри складності структур рекурентних

діаграм, такі як відсоток рекурентності (%REC), міру детермінізму (%DET), середню (ADL) та максимальну довжину (MDL) діагональних ліній рекурентної діаграми. Значення цих якісних характеристик представлено у табл. 3.3.

Таблиця 3.3 – Статистичні характеристики рекурентних діаграм

Назва активу	%REC	%DET	ADL	MDL
NYSE: EDU	3,811	90,208	6,802	153
NYSE: TAL	9,523	96,972	14,435	257
NYSE: ATGE	17,594	93,002	7,045	382

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Оскільки значення відсотку рекурентності (%REC) для діаграм курсу акцій NYSE: TAL та NYSE: ATGE знаходиться в інтервалі від 5% до 20%, то можна зробити висновок про нерегулярність динаміки поведінки часових рядів акцій цих двох компаній. Відсоток рекурентності для діаграми курсу акцій NYSE: EDU знаходиться в інтервалі від 1% до 5%, що свідчить про наявність випадкового блукання. Для акцій NYSE: EDU середнє значення проценту рекурентності відноситься до рівня low, а для NYSE: TAL та NYSE: ATGE до рівня moderate.

Міра детермінізму (%DET), яка характеризує рівень передбачуваності часового ряду, становить для цих трьох компаній більше 90%.

За результатами розрахунків, найменша середня довжина діагональних ліній (ADL) або найменший середній час передбачуваності має часовий ряд NYSE: EDU (6,802 пунктів), найбільший – NYSE: TAL (14,435 пунктів).

Найкоротшу максимальну довжину діагональних ліній (MDL) або найкоротшу довжину тренду має часовий ряд NYSE: EDU (153 пункти), а найдовший – NYSE: ATGE (382 пункти).

Зважаючи на те, що часові ряди вартості акцій EdTech-компаній New Oriental Education & Technology Group Inc., TAL Education Group та Adualem

Global Education Inc. нестационарні, використовуємо для прогнозування методи нелінійного моделювання. В якості каталогу моделей розглянемо наступні:

- а) класична ARIMA модель з автовизначенням параметрів;
- б) ARIMA Boosted;
- в) Prophet від Facebook;
- г) Neural network (нейромережеву модель).

Для процесу моделювання з використанням класичної ARIMA, ARIMA Boosted та Prophet застосовуємо бібліотеку мови R `modeltime`.

Часові ряди вартості акцій кожної з розглянутих трьох EdTech-компаній онлайн-освіти має однакову кількість спостережень – 419. Розбиваємо ці ряди на навчальну та тестову вибірку у співвідношенні 90% – навчальна вибірка (377 спостережень) та 10% – тестова вибірка (42 спостереження).

Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE: EDU представлено на рис. 3.5, де синім кольором позначено навчальну вибірку, а червоним – тестову.



Рисунок 3.5 – Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE: EDU на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Створюємо, підгоняємо (масштабуємо), перевіряємо на співвідношення і калібруємо моделі та додаємо їх в єдиний каталог моделей.

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NYSE: EDU представлено у табл. 3.4.

Сезонність в моделях відсутня, а значення параметрів ARIMA та ARIMA Boosted є однаковим: параметр авторегресії $p=1$, параметр ковзної середньої $q=1$ та порядок різниці моделі $d=1$.

Таблиця 3.4 – Калібровані моделі для часового ряду вартості акцій NYSE: EDU

.model_id	.model	.model_desc	.type	.calibration_data
<int>	<list>	<chr>	<chr>	<list>
1	<fit[+]>	ARIMA(1,1,1)	Test	<tibble [42 x 4]>
2	<fit[+]>	ARIMA(1,1,1) W/ XGBOOST ERRORS	Test	<tibble [42 x 4]>
3	<fit[+]>	PROPHET	Test	<tibble [42 x 4]>

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Перевіряємо сформовані моделі на тестовій вибірці. Результат перевірки для часового ряду вартості акцій NYSE: EDU представлено на рис. 3.6.

Найбільш наближеними до вихідних даних є моделі ARIMA та ARIMA Boosted.

Сформуємо таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NYSE: EDU (рис. 3.7).

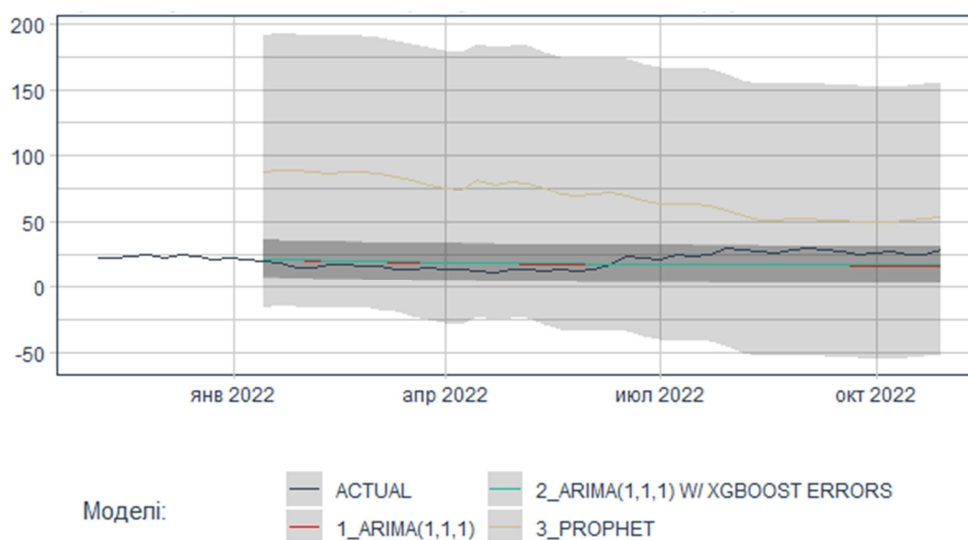


Рисунок 3.6 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: EDU на тестовій вибірці

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Accuracy Table								
.model_id	.model_desc	.type	mae	mape	mase	smape	rmse	rsq
1	ARIMA(1,1,1)	Test	6.63	33.24	3.91	34.26	7.36	0.39
2	ARIMA(1,1,1) W/ XGBOOST ERRORS	Test	6.63	33.88	3.92	34.23	7.27	0.39
3	PROPHET	Test	48.74	300.06	28.76	107.20	52.51	0.68

Рисунок 3.7 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NYSE: EDU за обраними моделями

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Аналогічним чином спрогнозуємо вартість акцій NYSE: TAL та NYSE: ATGE.

Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE: TAL представлено на рис. 3.8, де синім кольором позначено навчальну вибірку, а червоним – тестову.

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NYSE: TAL представлено у табл. 3.5.



Рисунок 3.8 – Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE: TAL на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Таблиця 3.5 – Калібровані моделі для часового ряду вартості акцій NYSE: TAL

.model_id	.model	.model_desc	.type	.calibration_data
<int>	<list>	<chr>	<chr>	<list>
1	<fit[+]>	ARIMA(1,1,1)(0,0,1)[13]	Test	<tibble [42 x 4]>
2	<fit[+]>	ARIMA(1,1,1)(1,0,0)[13] W/ XGBOOST ERRORS	Test	<tibble [42 x 4]>
3	<fit[+]>	PROPHET	Test	<tibble [42 x 4]>

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Присутня сезонність 13 тижнів в моделях ARIMA та ARIMA Boosted. Для ARIMA параметри авторегресії $p=1$ та $P=0$, параметр ковзної середньої $q=1$ та $Q=0$ і порядок різниці моделі $d=1$ та $D=1$. Для ARIMA Boosted параметри авторегресії $p=1$ та $P=1$, параметр ковзної середньої $q=1$ та $Q=0$ і порядок різниці моделі $d=1$ та $D=0$.

Перевіряємо сформовані моделі на тестовій вибірці. Результат перевірки для часового ряду вартості акцій NYSE: TAL представлено на рис. 3.9.

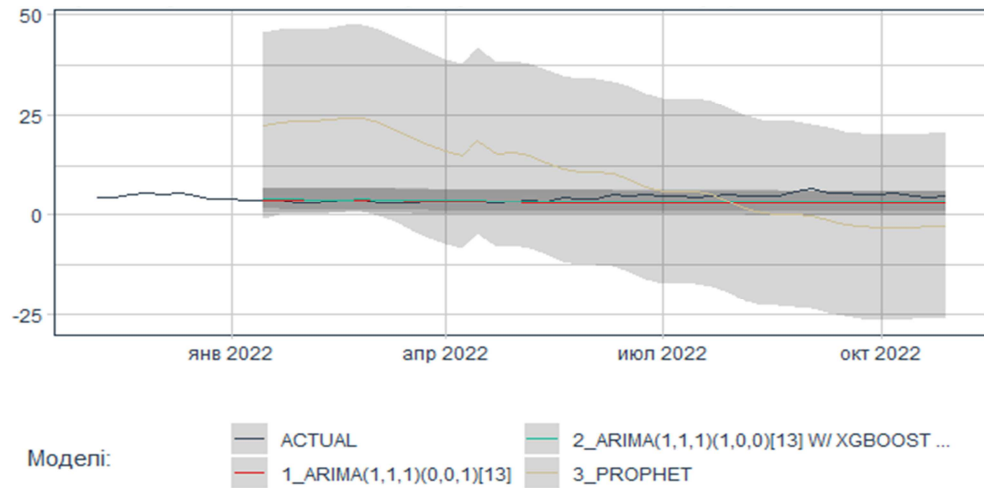


Рисунок 3.9 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: TAL на тестовій вибірці

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Найбільш наближеними до вихідних даних є моделі ARIMA та ARIMA Boosted.

Сформуємо таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NYSE: TAL (рис. 3.10).

Accuracy Table								
.model_id	.model_desc	.type	mae	mape	mase	smape	rmse	rsq
1	ARIMA(1,1,1)(0,0,1)[13]	Test	1.27	25.76	3.20	30.92	1.59	0.55
2	ARIMA(1,1,1)(1,0,0)[13] W/ XGBOOST ERRORS	Test	1.14	23.98	2.87	26.89	1.37	0.52
3	PROPHET	Test	9.90	260.90	24.94	129.12	11.75	0.69

Рисунок 3.10 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NYSE: TAL за обраними моделями

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE: ATGE представлено на рис. 3.11, де синім кольором позначено навчальну вибірку, а червоним – тестову.



Рисунок 3.11 – Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE: ATGE на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NYSE: ATGE представлено у табл. 3.6.

Таблиця 3.6 – Калібровані моделі для часового ряду вартості акцій NYSE: ATGE

.model_id	.model	.model_desc	.type	.calibration_data
<int>	<list>	<chr>	<chr>	<list>
1	<fit[+]>	ARIMA (2,1,3)	Test	<tibble [42 x 4]>
2	<fit[+]>	ARIMA(0,1,1) W/ XGBOOST ERRORS	Test	<tibble [42 x 4]>
3	<fit[+]>	PROPHET	Test	<tibble [42 x 4]>

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Сезонність в моделях відсутня. Для ARIMA параметри авторегресії $p=2$, параметр ковзної середньої $q=1$ та порядок різниці моделі $d=3$. Для ARIMA Boosted параметри авторегресії $p=0$, параметр ковзної середньої $q=1$ і порядок різниці моделі $d=1$.

Перевіряємо сформовані моделі на тестовій вибірці. Результат перевірки для часового ряду вартості акцій NYSE: ATGE представлено на рис. 3.12.

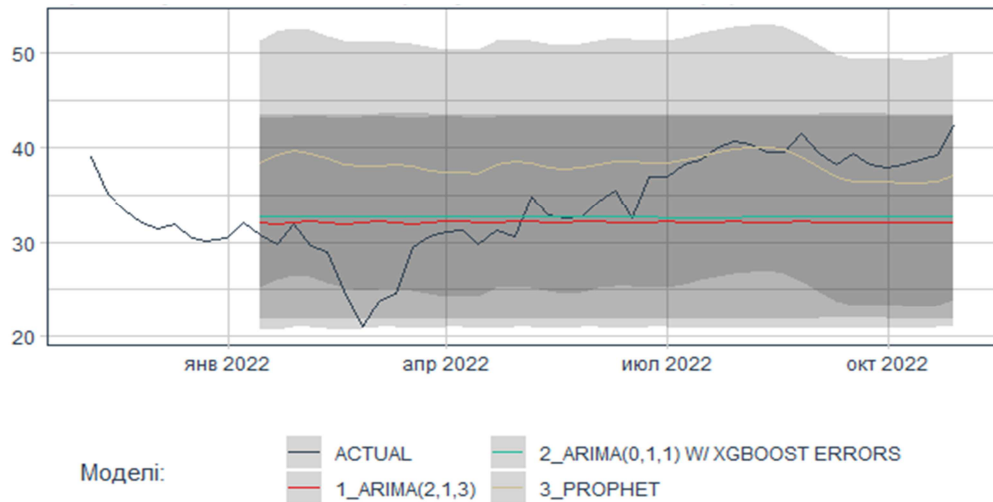


Рисунок 3.12 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: ATGE на тестовій вибірці

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Найбільш наближеними до вихідних даних є моделі ARIMA та ARIMA Boosted.

Сформуємо таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NYSE: ATGE (рис. 3.13).

Accuracy Table								
.model_id	.model_desc	.type	mae	mape	mase	smape	rmse	rsq
1	ARIMA(2,1,3)	Test	4.73	13.93	3.18	14.16	5.66	0.01
2	ARIMA(0,1,1) W/ XGBOOST ERRORS	Test	4.61	13.80	3.09	13.78	5.47	0.01
3	PROPHET	Test	5.11	17.48	3.43	15.06	6.63	0.00

Рисунок 3.13 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NYSE: ATGE за обраними моделями

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Прогнозування методом нейронних мереж проведено з використанням бібліотеки мови R `nnet`.

Для кожної з розглянутих трьох EdTech-компаній створюємо матрицю з 4-ма входами (перші чотири значення в рядку – вхідні) і 1-м виходом (п'яте значення – вихідне), за допомогою циклу заповнюємо її відрізками ряду та сіємо зерно датчика випадкових чисел.

Запускаємо навчання нейронної мережі з одним прихованим шаром, який складається з 2 персептронів (`size=2` - number of units in the hidden layer).

Для часового ряду вартості акцій NYSE: EDU навчання відбувається за 160 ітерацій:

```
# weights: 13
initial value 3258875.331452
iter 10 value 862577.740890
iter 20 value 838955.768130
iter 30 value 620435.649302
iter 40 value 509114.024740
iter 50 value 282874.316476
iter 60 value 250168.625047
iter 70 value 202266.753540
iter 80 value 79120.701810
iter 90 value 28078.890934
iter 100 value 10879.972408
iter 110 value 9877.590058
iter 120 value 9533.460888
iter 130 value 9397.048824
iter 140 value 9393.003172
iter 150 value 9392.926824
iter 150 value 9392.926823
iter 160 value 9392.923362
iter 160 value 9392.923357
final value 9392.922931
converged
```

Для часового ряду вартості акцій NYSE: TAL навчання відбувається за 120 ітерацій:

```
# weights: 13
initial value 537721.827375
iter 10 value 166329.165253
iter 20 value 76154.984412
iter 30 value 67247.807945
iter 40 value 57214.274321
iter 50 value 36301.967147
iter 60 value 5303.932119
iter 70 value 2636.839450
iter 80 value 2376.666532
```

```

iter 90 value 2156.547096
iter 100 value 2125.071173
iter 110 value 2123.345469
iter 120 value 2122.793238
final value 2122.750891
converged

```

Для часового ряду вартості акцій NYSE: ATGE навчання відбувається за 80 ітерацій:

```

# weights: 13
initial value 589538.592875
iter 10 value 30332.567865
iter 20 value 2863.472512
iter 30 value 1279.703963
iter 40 value 1141.907176
iter 50 value 1107.962999
iter 60 value 1103.089447
iter 70 value 1102.971536
iter 80 value 1102.954863
final value 1102.948266
converged

```

Вигляд нейронної мережі є однаковим для всіх EdTech-компаній та представлений на рис. 3.14. Відрізняються побудовані графи між собою лише вагою ребер. Кількість ребер кожної мережі дорівнює 13.

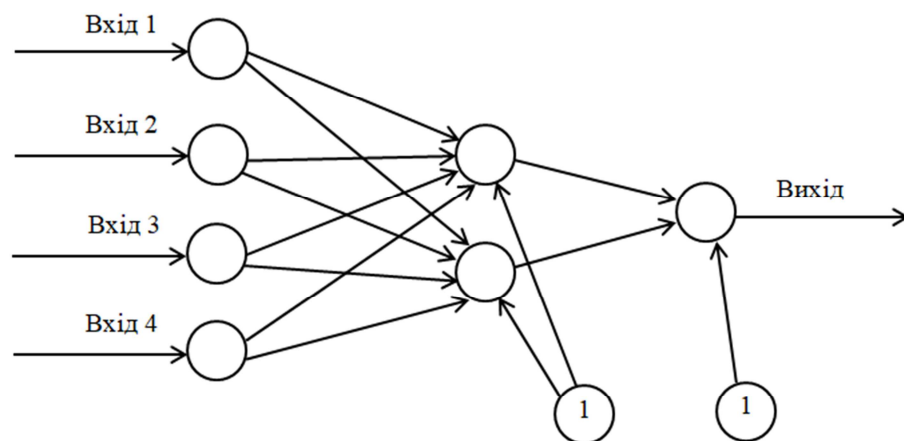


Рисунок 3.14 – Загальний вигляд нейронної мережі представлений у вигляді графу

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NYSE: EDU представлені у табл. 3.7.

Таблиця 3.7 – Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NYSE: EDU: А) Вхідний шар → Прихований шар, Б) Прихований шар → Вихідний шар

Вхід	Прихований шар		Прихований шар	Вихід
	Персептрон 1	Персептрон 2		
1	-8.436532e-01	1.084744e+00	1	-1.330114e+02
Вхід 1	-1.978070e-04	6.050216e-01	Персептрон 1	4.514388e+02
Вхід 2	-8.393754e-04	-2.330040e+00	Персептрон 2	4.963199e+01
Вхід 3	7.436220e-05	9.322003e-01		
Вхід 4	1.006876e-02	-1.004595e+00		

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Будуємо графік порівнянь рядів, де червоним кольором позначено підгонку ряду, а синім – початковий ряд (рис. 3.15).

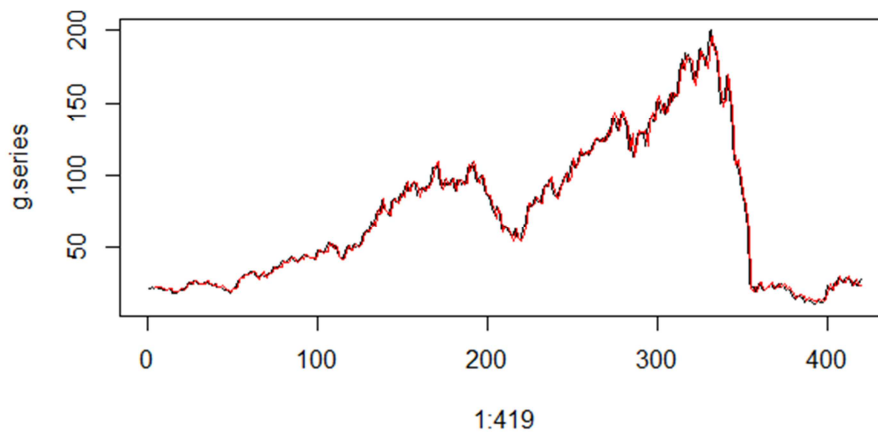


Рисунок 3.15 – Порівняння підгонки ряду та початкового часового ряду вартості акцій NYSE: EDU

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Розрахуємо середню абсолютну похибку прогнозу (MAPE) для нейромережевої моделі прогнозування вартості акцій NYSE: EDU. Значення цього показника дорівнює 0,81%.

Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NYSE: TAL: представлені у табл. 3.8.

Таблиця 3.8 – Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NYSE: TAL: А) Вхідний шар → Прихований шар, Б) Прихований шар → Вихідний шар

Вхід	Прихований шар		Прихований шар	Вихід
	Персептрон 1	Персептрон 2		
1	2.951265e-02	-8.227243e-01	1	-2.845083e+01
Вхід 1	9.469709e-01	-2.809437e-03	Персептрон 1	-2.887029e+01
Вхід 2	9.408632e-01	2.016086e-04	Персептрон 2	1.901678e+02
Вхід 3	9.489912e-01	1.450270e-03		
Вхід 4	9.579369e-01	2.302142e-02		

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Будуємо графік порівнянь рядів, де червоним кольором позначено підгонку ряду, а синім – початковий ряд (рис. 3.16).

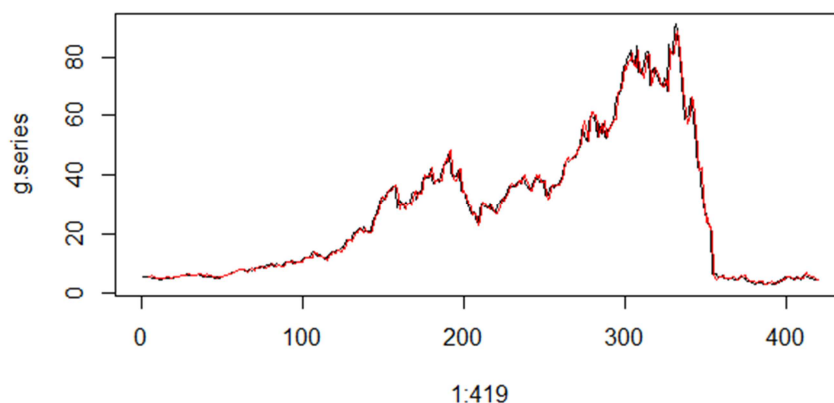


Рисунок 3.16 – Порівняння підгонки ряду та початкового часового ряду вартості акцій NYSE: TAL

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Розрахуємо середню абсолютну похибку прогнозу (MAPE) для нейромережевої моделі прогнозування вартості акцій NYSE: TAL. Значення цього показника дорівнює 1,31%.

Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NYSE: ATGE: представлені у табл. 3.9.

Таблиця 3.9 – Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NYSE: ATGE: А) Вхідний шар → Прихований шар, Б) Прихований шар → Вихідний шар

Вхід	Прихований шар		Прихований шар	Вихід
	Персептрон 1	Персептрон 2		
1	0.0057511819	-1.5395452056	1	-5.5953888082
Вхід 1	0.1844818371	-0.0007723830	Персептрон 1	-5.6926382611
Вхід 2	0.1827713334	0.0006410654	Персептрон 2	94.7787546482
Вхід 3	0.1839666516	-0.0041182117		
Вхід 4	0.1853631176	0.0469016769		

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Будуємо графік порівнянь рядів, де червоним кольором позначено підгонку ряду, а синім – початковий ряд (рис. 3.17).

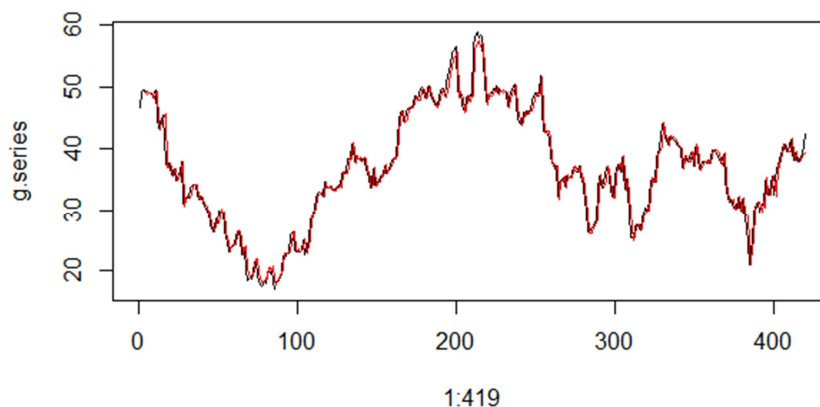


Рисунок 3.17 – Порівняння підгонки ряду та початкового часового ряду вартості акцій NYSE: ATGE

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Розрахуємо середню абсолютну похибку прогнозу (MAPE) для нейромережевої моделі прогнозування вартості акцій NYSE: ATGE. Значення цього показника дорівнює 0,235%.

Для виявлення найкращої моделі будемо використовувати похибку прогнозу MAPE. У таблиці 3.10 наведено ці показники за кожною моделлю для всіх трьох компаній.

Таблиця 3.10 – Помилка прогнозу MAPE за обраними моделями

Назва моделі	Назва активу		
	NYSE: EDU	NYSE: TAL	NYSE: ATGE
ARIMA	33,24%	25,76%	13,93%
ARIMA Boosted	33,88%	23,98%	13,80%
Prophet	300,06%	260,90%	17,48%
Нейронна мережа	0,81%	1,31%	0,24%

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Оскільки показник MAPE має найменше значення у нейромережевій моделі, то для подальшого прогнозування вартості акцій компаній, пов'язаних з онлайн-освітою будемо використовувати саме цю модель.

Обчислюємо прогнозовані значення для компанії New Oriental Education & Technology Group Inc. Перший вектор входів дорівнює останнім 4 спостереженням ряду (табл. 3.11).

Таблиця 3.11 – Прогнозні значення вартості акцій NYSE: EDU

Date	NYSE: EDU
04.11.2022	28,30
11.11.2022	28,84
18.11.2022	29,09
25.11.2022	29,25

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Обчислюємо прогнозовані значення для компанії TAL Education Group. Перший вектор входів дорівнює останнім 4 спостереженням ряду (табл.3.12).

Таблиця 3.12 – Прогнозні значення вартості акцій NYSE: TAL

Date	NYSE: TAL
04.11.2022	4,91
11.11.2022	5,13
18.11.2022	5,40
25.11.2022	5,63

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Обчислюємо прогнозовані значення для компанії Adtalem Global Education Inc. Перший вектор входів дорівнює останнім 4 спостереженням ряду (табл. 3.13).

Таблиця 3.13 – Прогнозні значення вартості акцій NYSE: ATGE

Date	NYSE: ATGE
04.11.2022	42,59
11.11.2022	42,67
18.11.2022	42,77
25.11.2022	42,82

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Якщо порівняти біржові значення за період з 04.11.2022 по 25.11.2022 з отриманими прогнозними значеннями за цей період, то можна зробити висновок, що прогноз методом нейронних мереж якісний, адже дані є близькими до фактичних даних у цей період

3.2 Прогнозування динаміки наукових фінансових інструментів.

Розглянемо динаміку курсу акцій двох EdTech-компаній пов'язаних з наукою: американської компанії Clarivate PLC (NYSE: CLVT), яка обслуговує кінцеві ринки наукових дослідів, інтелектуальної власності та медико-біологічних наук та міжнародного видавництва John Wiley & Sons, Inc. (NYSE: WLY), яке надає учбові та дослідницькі матеріали. Динаміку цін акцій цих компаній сформовано на основі даних сервісу Google

Finance, наведених в таблиці А.1 (WLY) та таблиці А.2 (CLVT) у додатку А, за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року (щотижневі дані) та представлено на рис. 3.18-3.19.

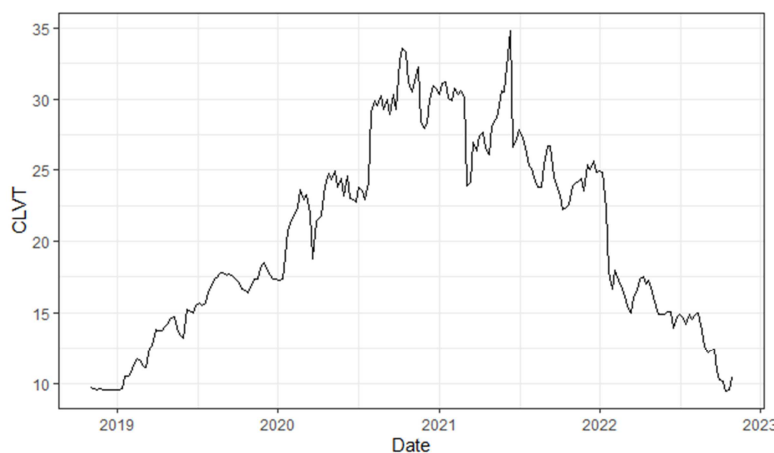


Рисунок 3.18 – Котирування акцій NYSE: CLVT за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.2 у додатку А

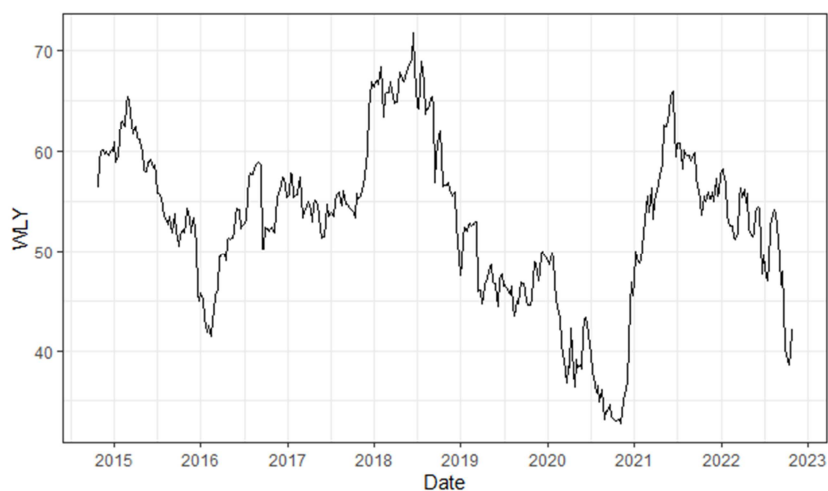


Рисунок 3.19 – Котирування акцій NYSE: WLY за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Різне зростання вартості акцій компанії Clarivate PLC 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, контенту 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.

Річке 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.

Перед тим як обрати методи для прогнозування динаміки фінансових інструментів та побудувати модель на основі наявних часових рядів, необхідно провести перевірку ряду на стаціонарність та визначити загальну його поведінку.

Для того, щоб перевірити ряд на стаціонарність проводимо тест Дікі-Фуллера (ADF-тест), нульова гіпотеза (H_0) якого говорить о нестационарності ряду, а альтернативна (H_A) о стаціонарності. Результати тесту наведено у таблиці 3.14.

Значення p -value для всіх компаній більше 5%, тому нульова гіпотеза не може бути відкинута, тобто часові ряди вартості акцій EdTech-компаній є нестационарними. Іншими словами, вони мають певну структуру, яка залежить від часу та не має постійної дисперсії.

Оскільки часові ряди всіх двох наукових компаній виявилися нестационарними, розглянемо їх поведінку використовуючи рекурентні діаграми.

Таблиця 3.14 – Результати проведеного тесту на стаціонарність

Назва активу	Результат тесту Дікі-Фуллера
NYSE: CLVT	Dickey-Fuller = -0.64493, Lag order = 5, p-value = 0.9741 alternative hypothesis: stationary
NYSE: WLY	Dickey-Fuller = -2.3135, Lag order = 7, p-value = 0.445 alternative hypothesis: stationary

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 (WLY) та таблиці A.2 (CLVT) у додатку A

Розраховуємо показники першого локального мінімуму інформаційної функції Average Mutual Information (AMI) та вкладеної розмірності часового ряду, використовуючи метод хибного найближчого сусіда (FNN). Результати підрахунків наведено у таблиці 3.15.

Таблиця 3.15 – Характеристики фазового простору

Назва активу	Затримка часового ряду (d)	Вкладена розмірність (m)
NYSE: CLVT	8	4
NYSE: WLY	11	7

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 (WLY) та таблиці A.2 (CLVT) у додатку A

На основі знайдених показників будуємо рекурентні діаграми (рис. 3.20), використовуючи бібліотеки мови R `tseriesChaos` та `fractal`.

Топологія рекурентних діаграм для акцій американської EdTech-компанії Clarivate PLC містить короткі діагональні смуги, що свідчить про стохастичність поведінки компанії на EdTech ринку та повернення траєкторії у одну й ту ж саму область фазового простору у різні періоди часу.

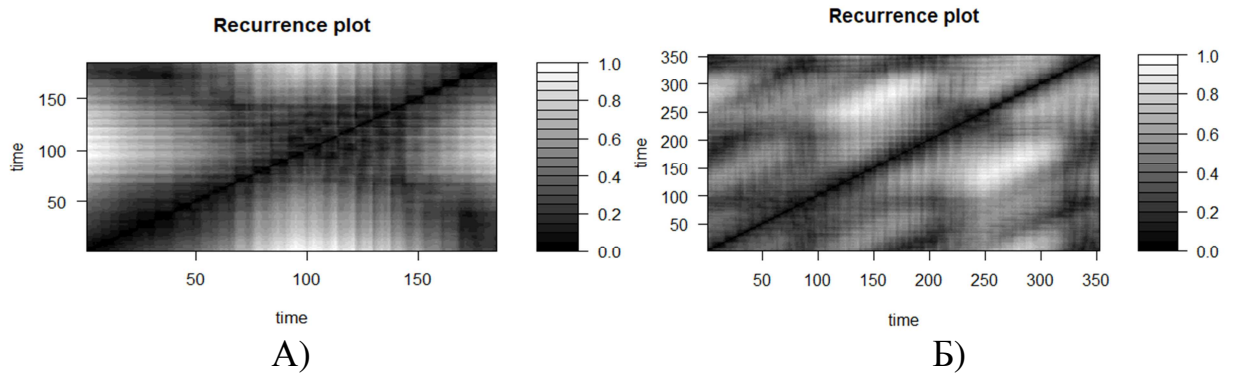


Рисунок 3.20 – Рекурентні діаграми вартості акцій освітніх корпорацій та холдингових компаній з надання освітніх послуг: А) NYSE: CLVT, Б) NYSE: WLY за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року
Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 (WLY) та таблиці А.2 (CLVT) у додатку А

Топологія рекурентної діаграми для вартості акції компанії John Wiley & Sons, Inc. показує різкі зміни у динаміці системи, які обумовлюють появу контрастних білих областей або смуг.

Проаналізуємо статистичні характеристики рекурентних діаграм. Це надасть можливість розрахувати міри складності структур рекурентних діаграм, такі як відсоток рекурентності (%REC), міру детермінізму (%DET), середню (ADL) та максимальну довжину (MDL) діагональних ліній рекурентної діаграми. Значення цих якісних характеристик представлено у табл. 3.16.

Таблиця 3.16 – Статистичні характеристики рекурентних діаграм

Назва активу	%REC	%DET	ADL	MDL
NYSE: CLVT	49,178	98,051	13,997	184
NYSE: WLY	11,100	91,396	6,874	352

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 (WLY) та таблиці А.2 (CLVT) у додатку А

Оскільки значення відсотку рекурентності (%REC) для діаграм курсу акцій NYSE: CLVT та NYSE: WLY становить більше ніж 5%, то можна зробити висновок про нерегулярність динаміки поведінки часових рядів акцій цих двох компаній. Середнє значення проценту рекурентності для акцій NYSE: CLVT та NYSE: WLY відноситься до рівня high.

Міра детермінізму (%DET), яка характеризує рівень передбачуваності часового ряду, становить для цих двох компаній більше 90%.

За результатами розрахунків, найменша середня довжина діагональних ліній (ADL) або найменший середній час передбачуваності має часовий ряд NYSE: WLY (6,874 пунктів), найбільший – NYSE: CLVT (13,997 пунктів).

Найкоротшу максимальну довжину діагональних ліній (MDL) або найкоротшу довжину тренду має часовий ряд NYSE: CLVT (184 пункти), а найдовший – NYSE: WLY (352 пункти).

Зважаючи на те, що часові ряди вартості акцій EdTech-компаній Clarivate PLC та John Wiley & Sons, Inc. нестационарні, використовуємо для прогнозування методи нелінійного моделювання наведені в підпункті 3.1.

Для процесу моделювання з використанням класичної ARIMA, ARIMA Boosted та Prophet застосовуємо бібліотеку мови R `modeltime`.

Кількість спостережень часового ряду вартості акцій NYSE: CLVT дорівнює 209. Розбиваємо цей ряд на навчальну та тестову вибірку у співвідношенні 90% – навчальна вибірка (188 спостережень) та 10% – тестова вибірка (21 спостереження).

Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE: CLVT представлено на рис. 3.21, де синім кольором позначено навчальну вибірку, а червоним – тестову.

Створюємо, підгоняємо (масштабуємо), перевіряємо на співвідношення і калібруємо моделі та додаємо їх в єдиний каталог моделей.

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NYSE: CLVT представлено у табл. 3.17.



Рисунок 3.21 – Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE: CLVT на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Таблиця 3.17 – Калібровані моделі для часового ряду вартості акцій NYSE: CLVT

.model_id	.model	.model_desc	.type	.calibration_data_~1
<int>	<list>	<chr>	<chr>	<list>
1	<fit[+]>	ARIMA(0,1,0)	Test	<tibble [21 x 4]>
2	<fit[+]>	ARIMA(0,1,0) W/ XGBOOST ERRORS	Test	<tibble [21 x 4]>
3	<fit[+]>	PROPHET	Test	<tibble [21 x 4]>

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Сезонність в моделях відсутня, а значення параметрів ARIMA та ARIMA Boosted є однаковим: параметр авторегресії $p=0$, параметр ковзної середньої $q=1$ та порядок різниці моделі $d=0$.

Перевіряємо сформовані моделі на тестовій вибірці. Результат перевірки для часового ряду вартості акцій NYSE: CLVT представлено на рис. 3.22.

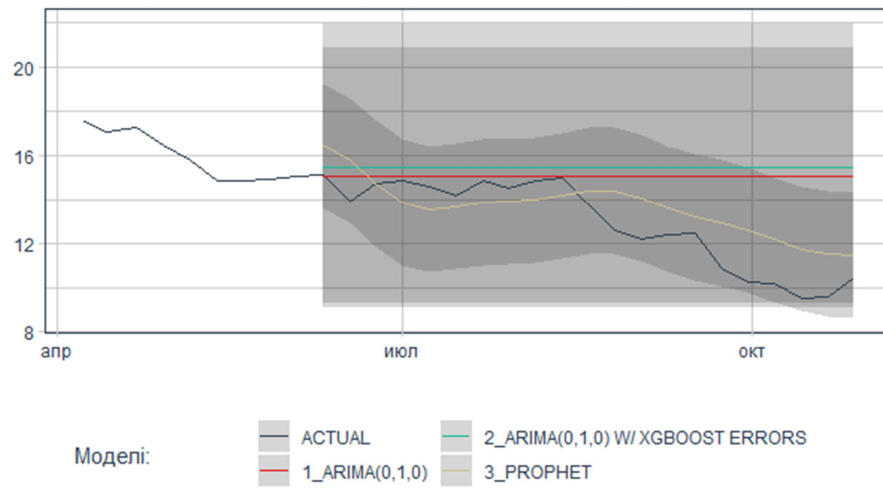


Рисунок 3.22 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: CLVT на тестовій вибірці

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Найбільш наближеними до вихідних даних є модель ARIMA та Prophet.

Сформуємо таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NYSE: CLVT (рис. 3.23).

Accuracy Table								
.model_id	.model_desc	.type	mae	mape	mase	smape	rmse	rsq
1	ARIMA(0,1,0)	Test	2.15	19.69	3.85	16.50	2.91	NA
2	ARIMA(0,1,0) W/ XGBOOST ERRORS	Test	2.57	23.05	4.60	19.23	3.24	NA
3	PROPHET	Test	1.28	10.78	2.29	10.15	1.43	0.63

Рисунок 3.23 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NYSE: CLVT за обраними моделями

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Аналогічним чином спрогнозуємо вартість акцій NYSE: WLY.

Кількість спостережень часового ряду вартості акцій NYSE: WLY дорівнює 419. Розбиваємо цей ряди на навчальну та тестову вибірку у співвідношенні 90% – навчальна вибірка (377 спостережень) та 10% – тестова вибірка (42 спостереження).

Розбиття часового ряду вартості акцій цієї компанії представлено на рис. 3.24, де синім кольором позначено навчальну вибірку, а червоним – тестову.



Рисунок 3.24 – Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE: WLY на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Створюємо, підгоняємо (масштабуємо), перевіряємо на співвідношення і калібруємо моделі та додаємо їх в єдиний каталог моделей.

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NYSE: WLY представлено у табл. 3.18.

Таблиця 3.18 – Калібровані моделі для часового ряду вартості акцій NYSE: WLY

.model_id	.model	.model_desc	.type	.calibration_data
<int>	<list>	<chr>	<chr>	<list>
1	<fit[+]>	ARIMA(2,1,0)	Test	<tibble [42 x 4]>
2	<fit[+]>	ARIMA(0,1,2) W/ XGBOOST ERRORS	Test	<tibble [42 x 4]>
3	<fit[+]>	PROPHET	Test	<tibble [42 x 4]>

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Сезонність в моделях відсутня. Для ARIMA параметри авторегресії $p=2$, параметр ковзної середньої $q=1$ та порядок різниці моделі $d=0$. Для

ARIMA Boosted параметри авторегресії $p=0$, параметр ковзної середньої $q=1$ і порядок різниці моделі $d=2$.

Перевіряємо сформовані моделі на тестовій вибірці. Результат перевірки для часового ряду вартості акцій NYSE: WLY представлено на рис. 3.25. Найбільш наближеними до вихідних даних є моделі ARIMA та ARIMA Boosted.

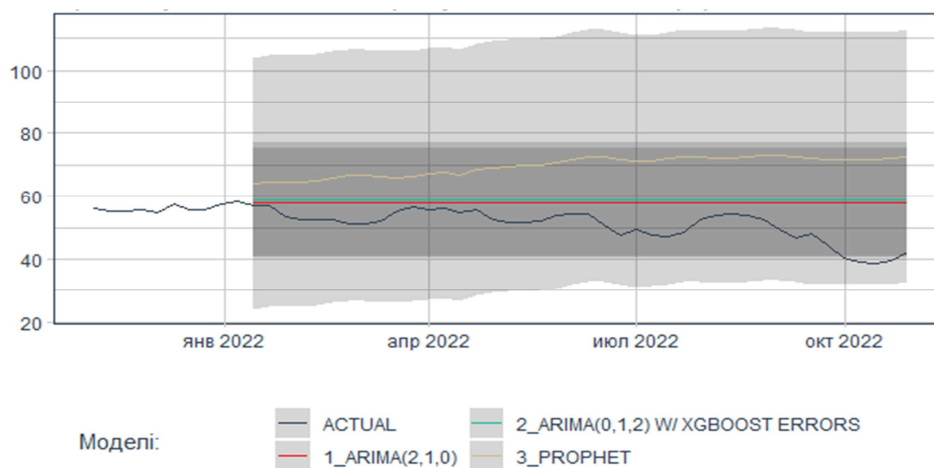


Рисунок 3.25 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: WLY на тестовій вибірці

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Сформуємо таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NYSE: WLY (рис. 3.26).

Accuracy Table								
.model_id	.model_desc	.type	mae	mape	mase	smape	rmse	rsq
1	ARIMA(2,1,0)	Test	7.26	15.53	4.83	13.82	8.75	0.02
2	ARIMA(0,1,2) W/ XGBOOST ERRORS	Test	7.91	16.82	5.26	14.92	9.30	0.04
3	PROPHET	Test	19.03	39.30	12.66	31.85	20.25	0.28

Рисунок 3.26 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NYSE: WLY за обраними моделями

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Прогнозування методом нейронних мереж проведено з використанням бібліотеки мови R `nnet`.

Для кожної з розглянутих двох EdTech-компаній створюємо матрицю з 4-ма входами (перші чотири значення в рядку – вхідні) і 1-м виходом (п'яте значення – вихідне), за допомогою циклу заповнюємо її відрізками ряду та сіємо зерно датчика випадкових чисел.

Запускаємо навчання нейронної мережі з одним прихованим шаром, який складається з 2 персептронів (`size=2` - number of units in the hidden layer).

Для часового ряду вартості акцій NYSE: CLVT навчання відбувається за 240 ітерацій.

```
# weights: 13
initial value 96298.624905
iter 10 value 9151.764650
iter 20 value 9151.704428
iter 30 value 8907.969139
iter 40 value 2172.027194
iter 50 value 345.798613
iter 60 value 312.947533
iter 70 value 311.470563
iter 80 value 311.463611
iter 90 value 311.452396
iter 100 value 310.627766
iter 110 value 308.663491
iter 120 value 308.403090
iter 130 value 307.286879
iter 140 value 305.794188
iter 150 value 305.177038
iter 160 value 302.961954
iter 170 value 301.851395
iter 180 value 300.395643
iter 190 value 296.223373
iter 200 value 294.512373
iter 210 value 291.526641
iter 220 value 288.477729
iter 230 value 288.426682
iter 240 value 288.401021
final value 288.394459
converged
```

Для часового ряду вартості акцій NYSE: WLY навчання відбувається за 100 ітерацій.

```
# weights: 13
initial value 1193987.241765
```

```

iter 10 value 26905.611577
iter 20 value 19868.710114
iter 30 value 3062.626207
iter 40 value 1264.515417
iter 50 value 1091.472321
iter 60 value 1067.530795
iter 70 value 1033.421695
iter 80 value 1030.533845
iter 90 value 1030.455704
iter 100 value 1030.347067
final value 1030.343989
converged

```

Вигляд нейронної мережі є однаковим для всіх EdTech-компаній та представлений на рис. 3.14 у підпункті 3.1. Відрізняються побудовані графи між собою лише вагою відповідних ребер.

Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NYSE: CLVT представлені у табл. 3.19.

Будуємо графік порівнянь рядів, де червоним кольором позначено підгонку ряду, а синім – початковий ряд (рис. 3.27).

Таблиця 3.19 – Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NYSE: CLVT: А) Вхідний шар → Прихований шар, Б) Прихований шар → Вихідний шар

Вхід	Прихований шар		Прихований шар	Вихід
	Персептрон 1	Персептрон 2		
1	-35.48586090	3.15491341	1	29.10330015
Вхід 1	0.03664826	0.01320215	Персептрон 1	3.20860575
Вхід 2	-0.05566806	-0.03685721	Персептрон 2	-24.03764891
Вхід 3	0.26570769	0.05720746		
Вхід 4	1.03916903	-0.21966276		

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.2 у додатку А

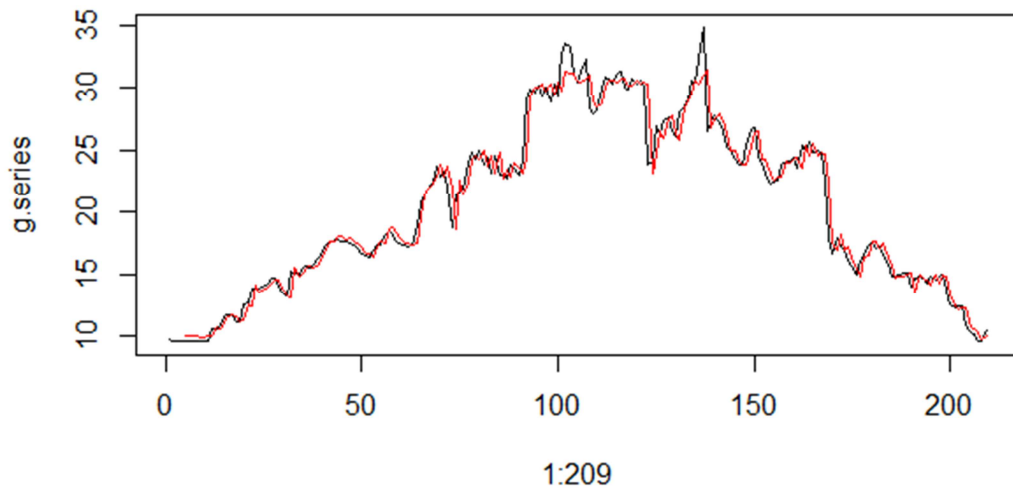


Рисунок 3.27 – Порівняння підгонки ряду та вихідного часового ряду
вартості акцій NYSE: CLVT

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.2 у додатку А

Розрахуємо середню абсолютну похибку прогнозу (MAPE) для нейромережевої моделі прогнозування вартості акцій NYSE: CLVT. Значення цього показника дорівнює 0,28%.

Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NYSE: WLY представлені у табл. 3.20.

Таблиця 3.20 – Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NYSE: WLY: А) Вхідний шар → Прихований шар, Б) Прихований шар → Вихідний шар

Вхід	Прихований шар		Прихований шар	Вихід
	Персептрон 1	Персептрон 2		
1	-2.329268616	42.041262568	1	8.191314111
Вхід 1	0.002952616	6.752492331	Персептрон 1	88.832031236
Вхід 2	-0.006030925	-18.074162764	Персептрон 2	-1.438146760
Вхід 3	-0.005257068	8.638151192		
Вхід 4	0.053707959	2.326025256		

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Будуємо графік порівнянь рядів, де червоним кольором позначено підгонку ряду, а синім – початковий ряд (рис. 3.28).

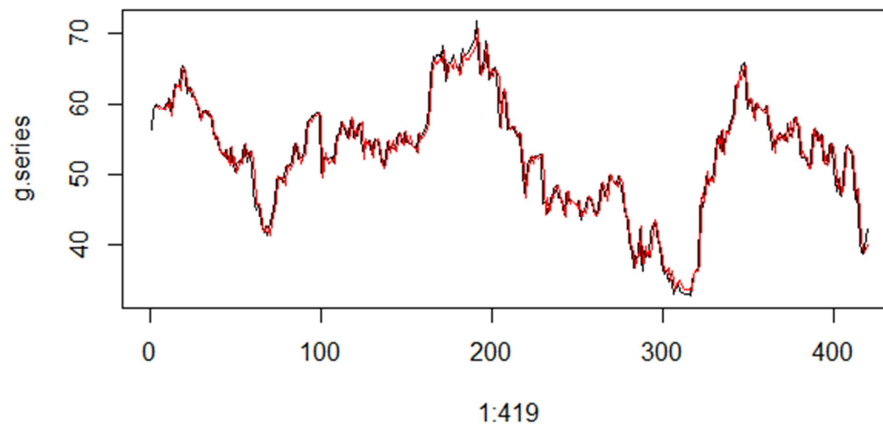


Рисунок 3.28 – Порівняння підгонки ряду та вихідного часового ряду вартості акцій NYSE: WLY

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Розрахуємо помилку прогнозу MAPE для нейромережевої моделі прогнозування вартості акцій NYSE: WLY. Значення цього показника дорівнює 0,10%.

Для виявлення найкращої моделі будемо використовувати похибку прогнозу MAPE. У таблиці 3.21 наведено ці показники за кожною моделлю для двох компаній.

Таблиця 3.21 – Помилка прогнозу MAPE за обраними моделями

Назва моделі	Назва активу	
	NYSE: CLVT	NYSE: WLY
ARIMA	19,69%	15,53%
ARIMA Boosted	23,05%	16,82%
Prophet	10,78%	39,30%
Нейронна мережа	0,28%	0,10%

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 (WLY) та таблиці A.2 (CLVT) у додатку A

Оскільки показник MAPE має найменше значення у нейромережевій моделі, то для подальшого прогнозування вартості акцій компаній, пов'язаних з онлайн-освітою будемо використовувати саме цю модель.

Обчислюємо прогнозовані значення для компанії Clarivate PLC. Перший вектор входів дорівнює останнім 4 спостереженням ряду. В таблиці 3.22 представлені результати прогнозу часового ряду вартості акцій NYSE: CLVT в числовому форматі.

Таблиця 3.22 – Прогнозні значення вартості акцій NYSE: CLVT

Date	NYSE: CLVT
04.11.2022	10,69
11.11.2022	10,73
18.11.2022	10,84
25.11.2022	10,93

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Обчислюємо прогнозовані значення для компанії John Wiley & Sons, Inc. Перший вектор входів дорівнює останнім 4 спостереженням ряду. В таблиці 3.23 представлені результати прогнозу часового ряду вартості акцій NYSE: WLY в числовому форматі.

Таблиця 3.23 – Прогнозні значення вартості акцій NYSE: WLY

Date	NYSE: WLY
04.11.2022	42,61
11.11.2022	42,66
18.11.2022	42,42
25.11.2022	42,24

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Якщо порівняти біржові значення за період з 04.11.2022 по 25.11.2022 листопада 2022 року з отриманими прогнозами значеннями за цей період, то

можна зробити висновок, що прогноз методом нейронних мереж якісний, адже дані є близькими до фактичних даних.

3.3 Прогнозування динаміки фінансових інструментів засобів комунікації.

Розглянемо динаміку курсу акцій трьох EdTech-компаній засобів комунікації: американської освітньої технологічної компанії 2U Inc. (NASDAQ: TWOU), американської освітньої онлайн-платформи Coursera Inc. (NYSE: COUR) та американської компанії комунікаційних технологій Zoom Video Communications, Inc. (NASDAQ: ZM), яка надає послуги віддаленого відеозв'язку з використання хмарних обчислень. Динаміку цін акцій цих компаній сформовано на основі даних сервісу Google Finance, наведених в таблиці A.1 (TWOU) та таблиці A.2 (COUR, ZM) у додатку A, за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року (щотижневі дані) та представлено на рис. 3.29-3.31.

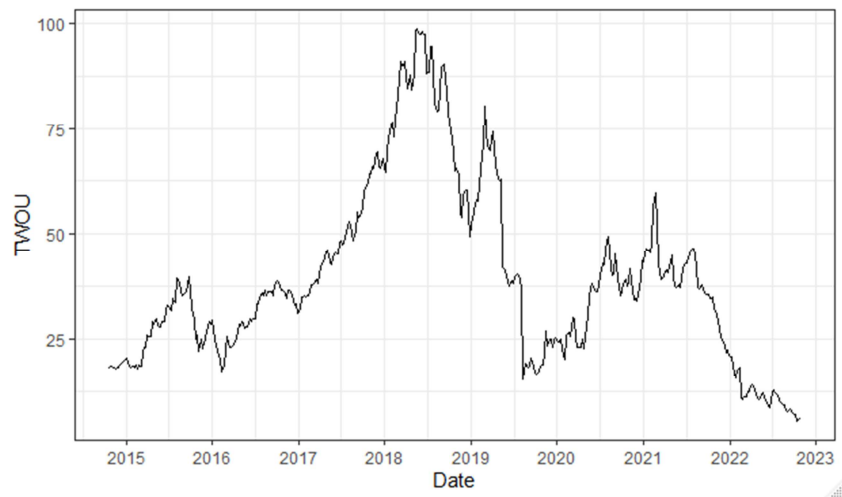


Рисунок 3.29 – Котирування акцій NASDAQ: TWOU за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

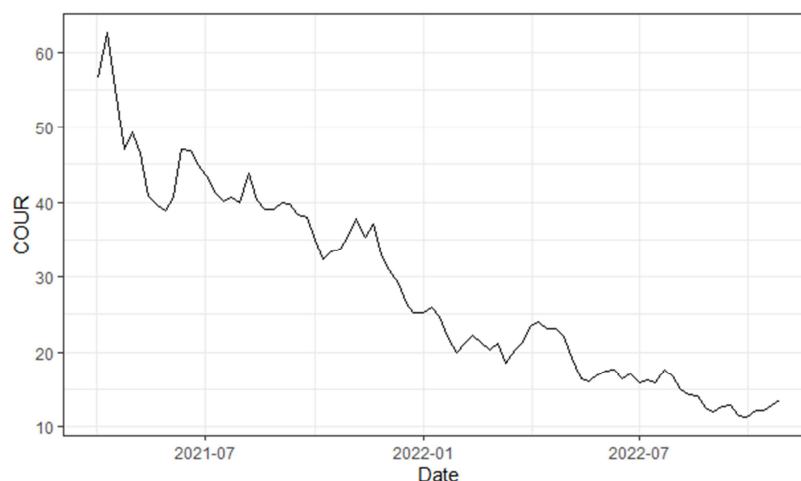


Рисунок 3.30 – Котирування акцій NYSE: COUR за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.2 у додатку А

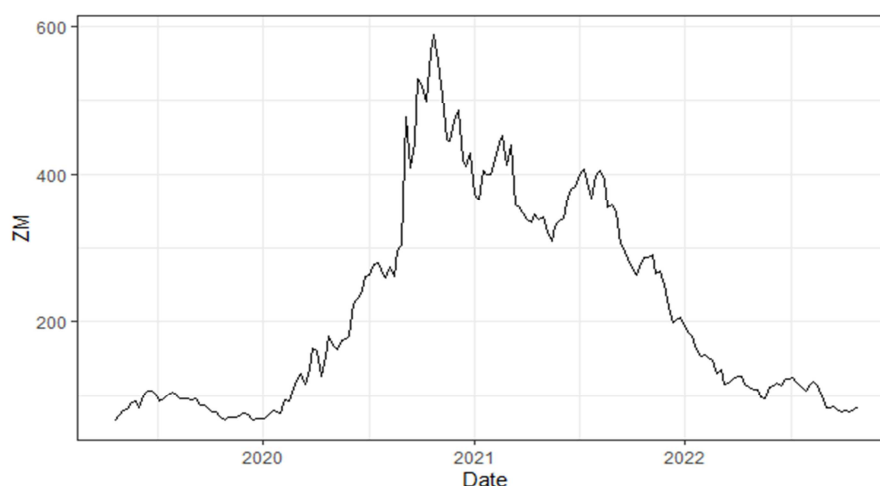


Рисунок 3.31 – Котирування акцій NASDAQ: ZM за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.2 у додатку А

Введення локдауну у зв'язку з пандемією COVID-19 з повним закриттям навчальних закладів у березні-квітні 2020 року у США викликало активне зростання вартості акцій компаній EdTech-сектору, а різкий спад у 2022 році пов'язаний інфляцією у США, стисканням кредитних ринків та жорсткою геополітикою акцій.

Покупка американською компанією 2U Inc онлайн-платформи Open edX (безкоштовна Інтернет-платформа онлайн-курсів з відкритим кодом) у червні 2021 року призвела до зростання витрат цієї компанії на залучення одного студента, що вплинуло на котирування акцій. Вартість акцій американської онлайн-платформа Coursera Inc. у 2022 році знизилась більше ніж в два рази, що відлякує керівників фондів та призвело до замороження IPO.

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

Перед тим як обрати методи для прогнозування динаміки фінансових інструментів та побудувати модель на основі наявних часових рядів, необхідно провести перевірку ряду на стаціонарність та визначити загальну його поведінку.

Для того, щоб перевірити ряд на стаціонарність проводимо тест Дікі-Фуллера (ADF-тест), нульова гіпотеза (H_0) якого говорить о нестационарності ряду, а альтернативна (H_A) о стаціонарності. Результати тесту наведено у таблиці 3.24.

Таблиця 3.24 – Результати проведеного тесту на стаціонарність

Назва активу	Результат тесту Дікі-Фуллера
NASDAQ: TWOU	Dickey-Fuller = -1.5143, Lag order = 7, p-value = 0.7827 alternative hypothesis: stationary
NYSE: COUR	Dickey-Fuller = -3.1688, Lag order = 4, p-value = 0.0987 alternative hypothesis: stationary
NASDAQ: ZM	Dickey-Fuller = -1.1823, Lag order = 5, p-value = 0.9069 alternative hypothesis: stationary

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 (TWOU) та таблиці A.2 (COUR, ZM) у додатку A

Значення p -value для всіх компаній більше 5%, тому нульова гіпотеза не може бути відкинута, тобто часові ряди вартості акцій EdTech-компаній є нестационарними. Іншими словами, вони мають певну структуру, яка залежить від часу та не має постійної дисперсії.

Оскільки часові ряди всіх трьох комунікаційних компаній виявилися нестационарними, розглянемо їх поведінку використовуючи рекурентні діаграми.

Розраховуємо показники першого локального мінімуму інформаційної функції Average Mutual Information (AMI) та вкладеної розмірності часового ряду, використовуючи метод хибного найближчого сусіда (FNN). Результати підрахунків наведено у таблиці 3.25.

Таблиця 3.25 – Характеристики фазового простору

Назва активу	Затримка часового ряду (d)	Вкладена розмірність (m)
NASDAQ: TWOU	8	5
NYSE: COUR	4	3
NASDAQ: ZM	7	3

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 (TWOU) та таблиці A.2 (COUR, ZM) у додатку A

На основі знайдених показників будуємо рекурентні діаграми (рис. 3.32), використовуючи бібліотеки мови R `tseriesChaos` та `fractal`.

Топологія рекурентних діаграм для акцій всіх трьох комунікаційних компаній показує різкі зміни у динаміці системи, що обумовлює появу контрастних білих областей або смуг. На основі знайдених показників будуємо рекурентні діаграми (рис. 3.32), використовуючи бібліотеки мови R `tseriesChaos` та `fractal`.

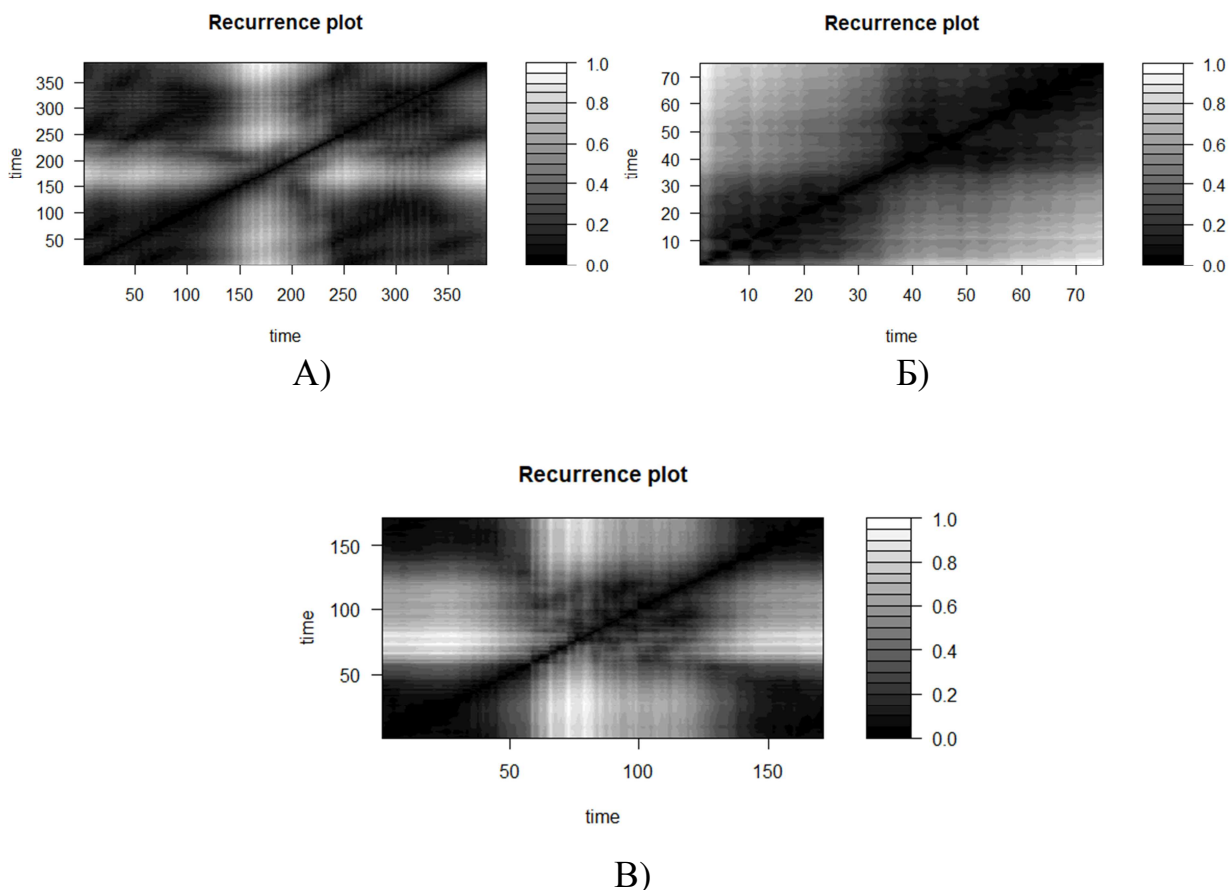


Рисунок 3.32 – Рекурентні діаграми вартості акцій освітніх корпорацій та холдингових компаній з надання освітніх послуг: А) NASDAQ: TWOU, Б) NYSE: COUR, В) NASDAQ: ZM за період з 22 жовтня 2014 року по 22 жовтня 2022 року

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 (TWOU) та таблиці А.2 (COUR, ZM) у додатку А

Топологія рекурентних діаграм для акцій всіх трьох комукаційних компаній показує різкі зміни у динаміці системи, що обумовлює появу контрастних білих областей або смуг.

Для акцій NYSE: COUR спостерігається поступова зміна параметрів поведінки, виявлено дрейф атрактору (білі лівий верхній та правий нижній кути діаграми, діагональна лінія).

Проаналізуємо статистичні характеристики рекурентних діаграм. Це надасть можливість розрахувати міри складності структур рекурентних діаграм, такі як міра рекурентності (RR), відсоток рекурентності (%REC),

міру детермінізму (%DET), середню (ADL) та максимальну довжину (MDL) діагональних ліній рекурентної діаграми. Значення цих якісних характеристик представлено у табл. 3.26.

Оскільки значення відсотку рекурентності (%REC) для діаграм курсу акцій NASDAQ: TWOU та NYSE: COUR становить більше 5%, то можна зробити висновок про нерегулярність динаміки поведінки часових рядів акцій цих двох компаній. Відсоток рекурентності для діаграми курсу акцій NASDAQ: ZM знаходиться в інтервалі від 1% до 5%, що свідчить про наявність випадкового блукання. Для акцій NASDAQ: ZM середнє значення проценту рекурентності відноситься до рівня low, для NASDAQ: TWOU до рівня moderate, а NYSE: COUR до рівня high.

Таблиця 3.26 – Статистичні характеристики рекурентних діаграм

Назва активу	%REC	%DET	ADL	MDL
NASDAQ: TWOU	6,137	87,901	5,677	152
NYSE: COUR	36,107	97,046	15,046	74
NASDAQ: ZM	1,296	76,253	8,257	6

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 (TWOU) та таблиці A.2 (COUR, ZM) у додатку А

Відсоток рекурентності для діаграми курсу акцій NASDAQ: ZM знаходиться в інтервалі від 1% до 5%, що свідчить про наявність випадкового блукання. Для акцій NASDAQ: ZM середнє значення проценту рекурентності відноситься до рівня low, для NASDAQ: TWOU до рівня moderate, а NYSE: COUR до рівня high.

Міра детермінізму (%DET), яка характеризує рівень передбачуваності часового ряду, для NASDAQ: TWOU та NASDAQ: ZM становить менше 90%, а для NYSE: COUR більше 90%.

За результатами розрахунків, найменша середня довжина діагональних ліній (ADL) або найменший середній час передбачуваності має часовий ряд NASDAQ: TWOU (5,677 пунктів), найбільший – NYSE: COUR (15,046 пунктів).

Найкоротшу максимальну довжину діагональних ліній (MDL) або найкоротшу довжину тренду має часовий ряд NASDAQ: ZM (6 пунктів), а найдовший – NASDAQ: TWOU (152 пункти).

Зважаючи на те, що часові ряди вартості акцій EdTech-компаній 2U Inc., Coursera Inc. та Zoom Video Communications, Inc. нестационарні, використовуємо для прогнозування методи нелінійного моделювання наведені в підпункті 3.1.

Для процесу моделювання з використанням класичної ARIMA, ARIMA Boosted та Prophet застосовуємо бібліотеку мови R `modeltime`.

Кількість спостережень часового ряду вартості акцій NASDAQ: TWOU дорівнює 419.

Розбиваємо цей ряди на навчальну та тестову вибірку у співвідношенні 90% – навчальна вибірка (377 спостережень) та 10% – тестова вибірка (42 спостереження). Розбиття часового ряду вартості акцій NASDAQ: TWOU представлено на рис. 3.33, де синім кольором позначено навчальну вибірку, а червоним – тестову.



Рисунок 3.33 – Розбиття часового ряду вартості акцій NASDAQ: TWOU на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Створюємо, підгоняємо (масштабуємо), перевіряємо на співвідношення і калібруємо моделі та додаємо їх в єдиний каталог моделей.

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NASDAQ: TWOU представлено у табл. 3.28.

Таблиця 3.28 – Калібровані моделі для часового ряду вартості акцій NASDAQ: TWOU

.model_id	.model	.model_desc	.type	.calibration_data_~1
<int>	<list>	<chr>	<chr>	<list>
1	<fit [+]>	ARIMA(0,1,1)(0,0,1)[13]	Test	<tibble [42 x 4]>
2	<fit [+]>	ARIMA(0,1,1)(0,0,1)[13]W/ XGBOOST ERRORS	Test	<tibble [42 x 4]>
3	<fit [+]>	PROPHET	Test	<tibble [42 x 4]>

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Присутня сезонність 13 тижнів в моделях ARIMA та ARIMA Boosted, а значення цих параметрів є однаковим: параметри авторегресії $p=0$ та $P=0$, параметр ковзної середньої $q=1$ та $Q=0$ і порядок різниці моделі $d=1$ та $D=1$.

Перевіряємо сформовані моделі на тестовій вибірці. Результат перевірки для часового ряду вартості акцій NASDAQ: TWOU представлено на рис. 3.34.

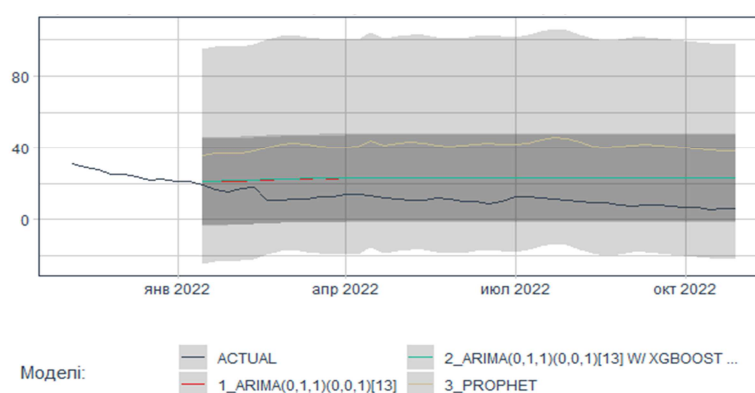


Рисунок 3.34 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NASDAQ: TWOU на тестовій вибірці

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Найбільш наближеними до вихідних даних є моделі ARIMA та ARIMA Boosted.

Сформуємо таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NASDAQ: TWOU (рис. 3.35).

Accuracy Table								
.model_id	.model_desc	.type	mae	mape	mase	smape	rmse	rsq
1	ARIMA(0,1,1)(0,0,1)[13]	Test	11.70	124.76	12.21	71.39	12.24	0.50
2	ARIMA(0,1,1)(0,0,1)[13] W/ XGBOOST ERRORS	Test	11.98	127.46	12.50	72.42	12.51	0.50
3	PROPHET	Test	29.95	303.25	31.25	115.98	30.27	0.07

Рисунок 3.35 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NASDAQ: TWOU за обраними моделями

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Аналогічним чином спрогнозуємо вартість акцій NYSE: COUR та NASDAQ: ZM.

Кількість спостережень часового ряду вартості акцій NYSE: COUR дорівнює 83.

Розбиваємо цей ряди на навчальну та тестову вибірку у співвідношенні 90% – навчальна вибірка (75 спостережень) та 10% – тестова вибірка (8 спостережень).

Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE: COUR представлено на рис. 3.36, де синім кольором позначено навчальну вибірку, а червоним – тестову.

Створюємо, підгоняємо (масштабуємо), перевіряємо на співвідношення і калібруємо моделі та додаємо їх в єдиний каталог моделей.

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NYSE: COUR представлено у табл. 3.29.



Рисунок 3.36 – Розбиття часового ряду вартості акцій NYSE: COUR на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Таблиця 3.29 – Калібровані моделі для часового ряду вартості акцій NYSE: COUR

.model_id	.model	.model_desc	.type	.calibration_data_~1
<int>	<list>	<chr>	<chr>	<list>
1	<fit[+]>	ARIMA(1,1,0)(1,0,0)[13] WITH DRIFT	Test	<tibble [9 x 4]>
2	<fit[+]>	ARIMA(0,1,0) WITH DRIFT W /XGBOOST ERRORS	Test	<tibble [9 x 4]>
3	<fit[+]>	PROPHET	Test	<tibble [9 x 4]>

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Присутня сезонність 13 тижнів тільки в моделі ARIMA та дріфт в моделі ARIMA та ARIMA Boosted. Для ARIMA параметри авторегресії $p=1$ та $P=1$, параметр ковзної середньої $q=1$ та $Q=0$ і порядок різниці моделі $d=0$ та $D=0$. Для ARIMA Boosted параметри авторегресії $p=0$, параметр ковзної середньої $q=1$ і порядок різниці моделі $d=0$.

Перевіряємо сформовані моделі на тестовій вибірці. Результат перевірки для часового ряду вартості акцій NYSE: COUR представлено на рис. 3.37.

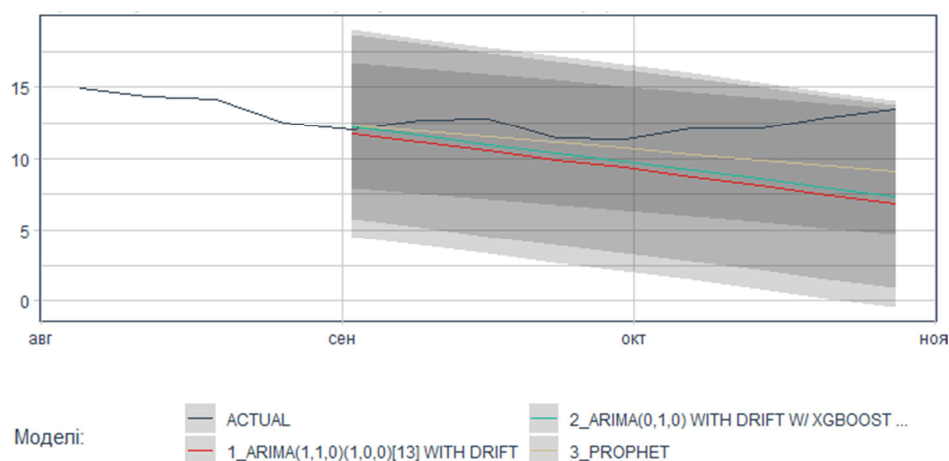


Рисунок 3.37 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NYSE: COUR на тестовій вибірці

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Найбільш наближеними до вихідних даних є моделі Prophet.

Сформуємо таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NYSE: COUR (рис. 3.38).

Accuracy Table								
.model_id	.model_desc	.type	mae	mape	mase	smape	rmse	rsq
1	ARIMA(1,1,0)(1,0,0)[13] WITH DRIFT	Test	3.01	23.98	5.43	28.87	3.59	0.15
2	ARIMA(0,1,0) WITH DRIFT W/ XGBOOST ERRORS	Test	2.59	20.52	4.66	24.26	3.18	0.14
3	PROPHET	Test	1.68	13.27	3.03	14.85	2.16	0.14

Рисунок 3.38 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NYSE: COUR за обраними моделями

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Кількість спостережень часового ряду вартості акцій NASDAQ: ZM дорівнює 185. Розбиваємо цей ряди на навчальну та тестову вибірку у співвідношенні 90% – навчальна вибірка (167 спостережень) та 10% – тестова вибірка (18 спостережень).

Розбиття часового ряду вартості акцій NASDAQ: ZM представлено на рис. 3.39, де синім кольором позначено навчальну вибірку, а червоним – тестову.



Рисунок 3.39 – Розбиття часового ряду вартості акцій NASDAQ: ZM на навчальну та тестову вибірку

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Створюємо, підгоняємо (масштабуємо), перевіряємо на співвідношення і калібруємо моделі та додаємо їх в єдиний каталог моделей.

Каталог каліброваних моделей для часового ряду вартості акцій NASDAQ: ZM представлено у табл. 3.30.

Таблиця 3.30 – Калібровані моделі для часового ряду вартості акцій NASDAQ: ZM

.model_id	.model	.model_desc	.type	.calibration_data_~1
<int>	<list>	<chr>	<chr>	<list>
1	<fit[+]>	ARIMA(0,1,0)(0,0,2)[13]	Test	<tibble [19 x 4]>
2	<fit[+]>	ARIMA(3,1,2)(2,0,0)[13]	Test	<tibble [19 x 4]>
3	<fit[+]>	PROPHET	Test	<tibble [19 x 4]>

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Присутня сезонність 13 тижнів в моделях ARIMA та ARIMA Boosted. Для ARIMA параметри авторегресії $p=0$ та $P=0$, параметр ковзної середньої

$q=1$ та $Q=0$ і порядок різниці моделі $d=0$ та $D=2$. Для ARIMA Boosted параметри авторегресії $p=3$ та $P=2$, параметр ковзної середньої $q=1$ та $Q=0$ і порядок різниці моделі $d=2$ та $D=0$.

Перевіряємо сформовані моделі на тестовій вибірці. Результат перевірки для часового ряду вартості акцій NASDAQ: ZM представлено на рис. 3.40.

Найбільш наближеними до вихідних даних є моделі Prophet.

Сформуємо таблицю міри точності прогнозу тестової вибірки для часового ряду вартості акцій NASDAQ: ZM (рис. 3.41).

Прогнозування методом нейронних мереж проведено з використанням бібліотеки мови R `nnet`.

Для кожної з розглянутих двох EdTech-компаній створюємо матрицю з 4-ма входами (перші чотири значення в рядку – вхідні) і 1-м виходом (п'яте значення – вихідне), за допомогою циклу заповнюємо її відрізками ряду та сіємо зерно датчика випадкових чисел.

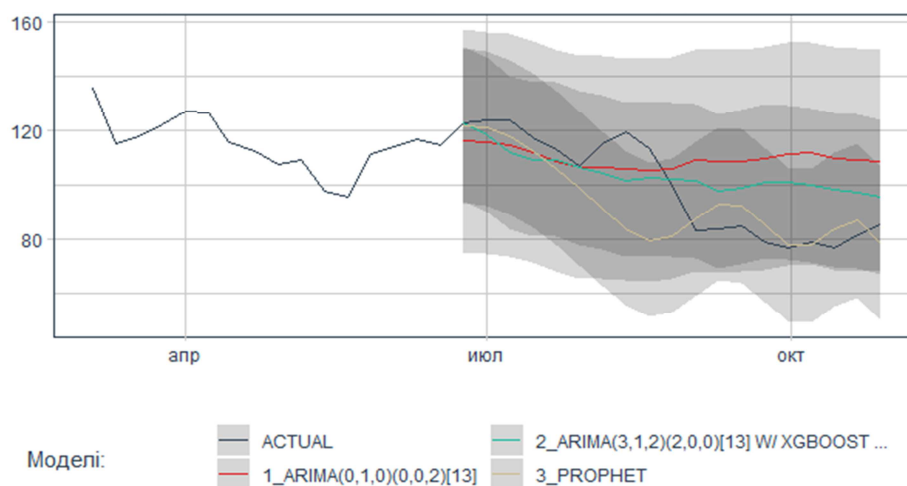


Рисунок 3.40 – Прогнозування часового ряду вартості акцій NASDAQ: ZM на тестовій вибірці

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Accuracy Table								
.model_id	.model_desc	.type	mae	mape	mase	smape	rmse	rsq
1	ARIMA(0,1,0)(0,0,2)[13]	Test	17.25	19.95	3.47	17.47	20.64	0.04
2	ARIMA(3,1,2)(2,0,0)[13] W/ XGBOOST ERRORS	Test	12.26	13.77	2.47	12.80	14.29	0.61
3	PROPHET	Test	10.07	9.74	2.03	10.47	14.30	0.49

Рисунок 3.41 – Міра точності прогнозу тестової вибірки вартості акцій NASDAQ: ZM за обраними моделями

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Запускаємо навчання нейронної мережі, яка має один прихований шар з двома перцептронами (`size=2` - number of units in the hidden layer).

Для часового ряду вартості акцій NASDAQ: TWOU навчання відбувається за 160 ітерацій.

```
# weights: 13
initial value 841173.811780
iter 10 value 115079.728609
iter 20 value 42604.567103
iter 30 value 30808.365759
iter 40 value 10613.557931
iter 50 value 7602.052243
iter 60 value 3515.754480
iter 70 value 3352.780125
iter 80 value 3299.386406
iter 90 value 3285.908955
iter 100 value 3285.562027
iter 110 value 3283.415530
iter 120 value 3281.803310
iter 130 value 3281.693655
iter 140 value 3281.362285
iter 150 value 3281.298181
iter 160 value 3281.296356
iter 160 value 3281.296354
final value 3281.296264
converged
```

Для часового ряду вартості акцій NYSE: COUR навчання відбувається за 50 ітерацій.

```
# weights: 13
initial value 67900.635649
iter 10 value 8763.206371
iter 20 value 317.786206
iter 30 value 252.025914
```

```

iter 40 value 248.221072
iter 50 value 247.197920
final value 247.197524
converged

```

Для часового ряду вартості акцій NASDAQ: ZM навчання відбувається за 130 ітерацій.

```

# weights: 13
initial value 12414853.980883
iter 10 value 3469859.460931
iter 20 value 3281691.849314
iter 30 value 2621583.980910
iter 40 value 1547624.713642
iter 50 value 897973.670846
iter 60 value 701065.925685
iter 70 value 503415.801102
iter 80 value 197241.142519
iter 90 value 112181.368318
iter 100 value 100716.114408
iter 110 value 95948.524980
iter 120 value 95317.182897
iter 130 value 95284.989729
final value 95284.960400
converged

```

Вигляд нейронної мережі є однаковим для всіх EdTech-компаній та представлений на рис. 3.14 у підпункті 3.1. Відрізняються побудовані графи між собою лише вагою відповідних ребер.

Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NASDAQ: TWOU представлені у табл. 3.31.

Таблиця 3.31– Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NASDAQ: TWOU: А) Вхідний шар → Прихований шар, Б) Прихований шар → Вихідний шар

Вхід	Прихований шар		Прихований шар	Вихід
	Персептрон 1	Персептрон 2		
1	-3.160082e+00	-5.979476e-01	1	-2.106327e+01
Вхід 1	1.595791e-05	-1.471788e-03	Персептрон 1	8.925018e+01
Вхід 2	8.018322e-03	-2.119361e-03	Персептрон 2	5.136030e+01
Вхід 3	-2.589709e-02	9.883212e-03		
Вхід 4	6.078557e-02	5.313216e-02		

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Будуємо графік порівнянь рядів, де червоним кольором позначено підгонку ряду, а синім – вихідний ряд (рис. 3.42).

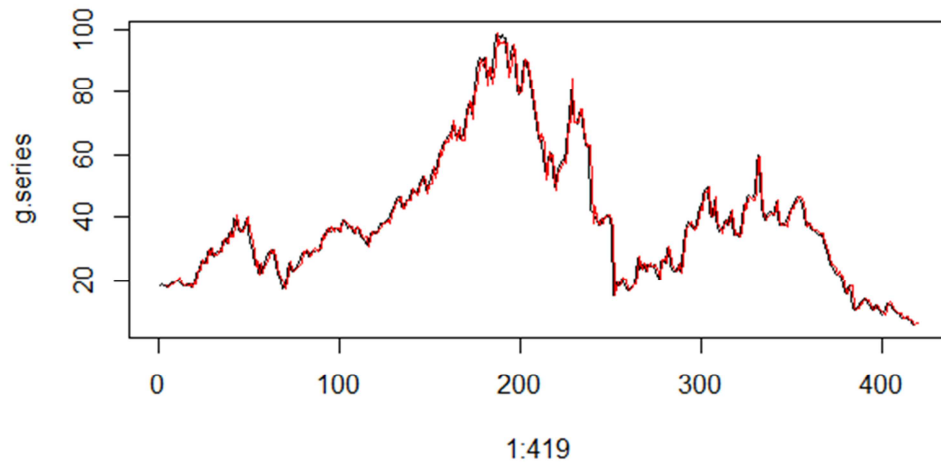


Рисунок 3.42 – Порівняння підгонки ряду та вихідного часового ряду вартості акцій NASDAQ: TWOU

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.1 у додатку А

Розрахуємо помилку прогнозу MAPE для нейромережевої моделі прогнозування вартості акцій NASDAQ: TWOU. Значення цього показника дорівнює 0,75%.

Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NYSE: COUR представлені у табл. 3.32.

Таблиця 3.32 – Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NYSE: COUR

Вхід	Прихований шар		Прихований шар	Вихід
	Перцептрон 1	Перцептрон 2		
1	0.026465272	-2.017858961	1	-0.840878068
Вхід 1	0.260780038	-0.002913713	Перцептрон 1	-0.905259897
Вхід 2	0.245943610	0.009084115	Перцептрон 2	59.737395401
Вхід 3	0.253172636	-0.015221602		
Вхід 4	0.212625408	0.079919696		

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.2 у додатку А

Будуємо графік порівнянь рядів, де червоним кольором позначено підгонку ряду, а синім – вихідний ряд (рис. 3.43).

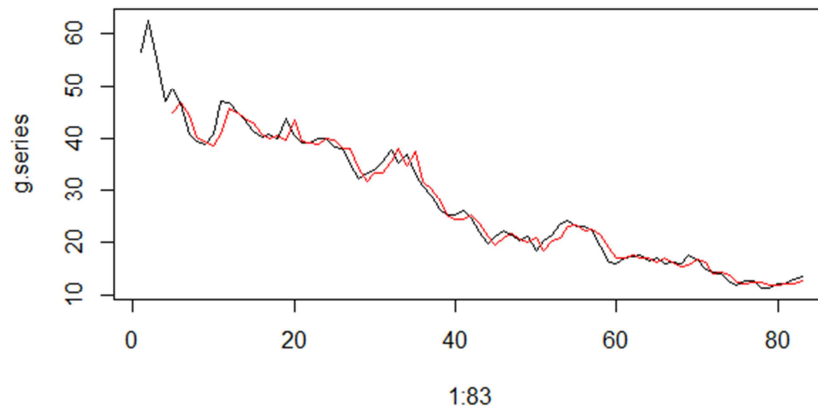


Рисунок 3.43 – Порівняння підгонки ряду та вихідного часового ряду вартості акцій NYSE: COUR

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.2 у додатку А

Розрахуємо помилку прогнозу MAPE для нейромережевої моделі прогнозування вартості акцій NYSE: COUR. Значення цього показника дорівнює 0,36%. Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NASDAQ: ZM представлені у табл. 3.33.

Таблиця 3.33 – Ваги нейронної мережі прогнозування вартості акцій NASDAQ: ZM А) Вхідний шар → Прихований шар, Б) Прихований шар → Вихідний шар

Вхід	Прихований шар		Прихований шар	Вихід
	Персептрон 1	Персептрон 2		
1	1.025482e+00	-1.423728e-03	1	7.172967e+02
Вхід 1	1.080323e-03	-1.528336e-01	Персептрон 1	-9.583372e+02
Вхід 2	-8.975160e-04	-1.496753e-01	Персептрон 2	-3.231962e+00
Вхід 3	-2.382185e-04	-1.467067e-01		
Вхід 4	-4.284921e-03	-1.460682e-01		

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.2 у додатку А

Будуємо графік порівнянь рядів, де червоним кольором позначено підгонку ряду, а синім – вихідний ряд (рис. 3.44).

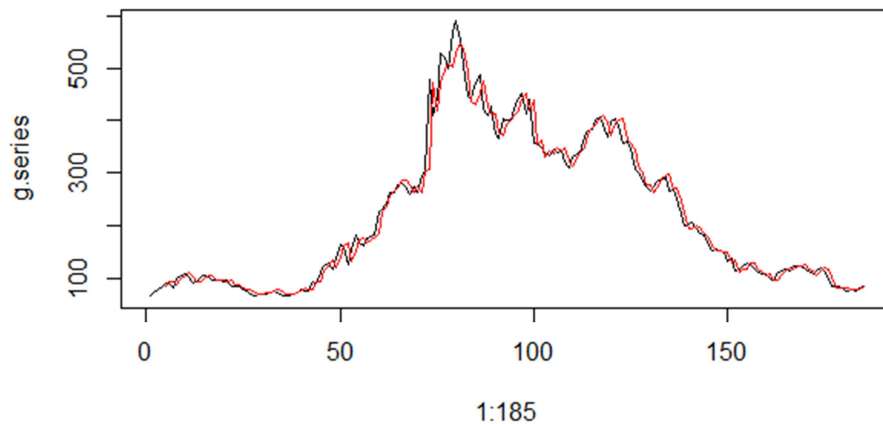


Рисунок 3.44 – Порівняння підгонки ряду та вихідного часового ряду вартості акцій NASDAQ: ZM

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Розрахуємо похибку прогнозу MAPE для нейромережевої моделі прогнозування вартості акцій NASDAQ: ZM. Значення цього показника дорівнює 0,28%.

Для виявлення найкращої моделі будемо використовувати похибку прогнозу MAPE. У таблиці 3.34 наведено ці показники за кожною моделлю для всіх трьох компаній.

Таблиця 3.34 – Помилка прогнозу MAPE за обраними моделями

Назва моделі	Назва активу		
	NASDAQ: TWOU	NYSE: COUR	NASDAQ: ZM
ARIMA	124,76%	23,98%	19,95%
ARIMA Boosted	127,46%	20,52%	13,77%
Prophet	303,25%	13,27%	9,74%
Нейронна мережа	0,75%	0,36%	0,28%

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 (TWOU) та таблиці A.2 (COUR, ZM) у додатку A

Оскільки показник MAPE має найменше значення у нейромережевій моделі, то для подальшого прогнозування вартості акцій компаній, пов'язаних з онлайн-освітою будемо використовувати саме цю модель.

Обчислюємо прогнозовані значення для компанії 2U Inc. Перший вектор входів дорівнює останнім 4 спостереженням ряду. В таблиці 3.35 представлені результати прогнозу часового ряду вартості акцій NASDAQ: TWOU в числовому форматі.

Таблиця 3.35 – Прогнозні значення вартості акцій NASDAQ: TWOU

Date	NASDAQ: TWOU
04.11.2022	6,49
11.11.2022	6,65
18.11.2022	6,80
25.11.2022	6,94

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.1 у додатку A

Обчислюємо прогнозовані значення для компанії Coursera Inc. Перший вектор входів дорівнює останнім 4 спостереженням ряду. В таблиці 3.36 представлені результати прогнозу часового ряду вартості акцій NYSE: COUR в числовому форматі.

Таблиця 3.36 – Прогнозні значення вартості акцій NYSE: COUR

Date	NYSE: COUR
04.11.2022	12,87
11.11.2022	12,51
18.11.2022	12,40
25.11.2022	12,35

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці A.2 у додатку A

Обчислюємо прогнозовані значення для компанії Zoom Video Communications, Inc. Перший вектор входів дорівнює останнім 4

спостереженням ряду. В таблиці 3.37 преставлені результати прогнозу часового ряду вартості акцій NASDAQ: ZM в числовому форматі.

Таблиця 3.37 – Прогнозні значення вартості акцій NASDAQ: ZM

Date	NASDAQ: ZM
04.11.2022	86,32
11.11.2022	88,70
18.11.2022	90,65
25.11.2022	91,82

Джерело: побудована автором на основі даних таблиці А.2 у додатку А

Якщо порівняти біржові значення за період з 04.11.2022 по 25.11.2022 листопада 2022 року з отриманими прогнозами значеннями за цей період, то можна зробити висновок, що прогноз методом нейронних мереж якісний, адже дані є близькими до фактичних даних.

ВИСНОВКИ

Аналіз економічної сутності поняття «фондовий ринок» показав, що єдиного визначення та розуміння даної категорії у наукових колах не існує. Більшість науковців розглядають фондовий ринок як сегмент фінансового ринку з особливим видом фінансових активів (цінні папери) або сукупність відносин цивільно-правового характеру, які опосередковують рух капіталів у формі цінних паперів. У роботі поняття «фондовий ринок» розглядалося як місце зустрічі покупців та продавців цінних паперів.

Стрімкий розвиток та зростаюча популярність продуктів та інструментів EdTech привертає увагу багатьох інвесторів. За останні декілька років в цей сектор надходить велика кількість прямих інвестицій та нових фондів, які орієнтуються на фінансування стартапів EdTech-компаній.

В роботі запропоновано розділити EdTech-компанії на три групи:

– компанії, які надають послуги онлайн-освіти (New Oriental Education & Technology Group Inc. (Китай, NYSE: EDU), TAL Education Group (Китай, NYSE: TAL), Adtalem Global Education Inc. (США, NYSE: ATGE));

– компанії, які підтримують наукову діяльність, займаючись наукометрією, видавництвом наукової літератури та бібліотечною справою (Clarivate Plc (США, NYSE: CLVT), John Wiley & Sons Inc. (США, NYSE: WLY);

– компанії, які надають комунікаційні технології та системи для тестування (2U Inc. (США, NASDAQ: TWOU), Coursera Inc. (США, NYSE: COUR), Zoom Video Communications Inc. (США, NASDAQ: ZM)).

Вихідні дані для аналізу вартості обраних EdTech-компаній за період з 22 жовтня 2014 року по 31 жовтня 2022 року сформовано на основі даних сервісу Google Finance.

Для прогнозування динаміки фінансових інструментів на фондовому ринку, зокрема акцій EdTech-компаній були проаналізовані методи перед

прогнозного аналізу (перевірка часового ряду на стаціонарність та побудова рекурентної діаграми), авто регресійні методи прогнозування рядів динаміки, модель прогнозування рядів динаміки Prophet та моделі прогнозування на основі нейронних мереж. Вибір саме цих методів прогнозування можна обґрунтувати тим, що аналіз часових рядів вартості акцій EdTech-компаній підтвердив їх не лінійність та не стаціонарність. Тому при прогнозуванні вартості акцій слід було враховувати можливу наявність автокореляції, сезонності, випадкової складової.

Аналіз рекурентних діаграм часових рядів вартості акцій EdTech-компаній, що надають послуги освіти, показав наявність поступової зміни параметрів поведінки представників сфери онлайн-освіти та формування нової структури у період впливу наслідків COVID-19.

Топологія рекурентних діаграм для акцій американської EdTech-компанії Clarivate PLC містить короткі діагональні смуги, що свідчить про стохастичність поведінки компанії на EdTech ринку та повернення траєкторії у одну й ту ж саму область фазового простору у різні періоди часу. Топологія рекурентної діаграми для вартості акції видавництва наукової літератури John Wiley & Sons, Inc. показує різкі зміни у динаміці системи, які обумовлюють появу контрастних білих областей або смуг.

Топологія рекурентних діаграм для акцій комунаційних компаній показує різкі зміни у динаміці системи, що обумовлює появу контрастних білих областей або смуг.

До каталогу моделей для прогнозування були включені такі моделі:

- а) класична ARIMA модель з автовизначенням параметрів;
- б) ARIMA Boosted;
- в) Prophet від Facebook;
- г) Neural network (нейромережева модель).

Критерієм вибору найкращої моделі для прогнозування часового ряду було обрано середню абсолютну відсоткову похибку (MAPE). Для всіх восьми EdTech-компаній, що розглядалися, найкращою прогновною моделлю

виявилась нейромережна модель вигляду 4-2-1. Тобто, модель містить чотири входи, один прихований шар з двома персептронами та один вихід. Модель дозволяє розрахувати значення вартості акції EdTech-компаній на основі даних про її вартість за чотири попередні тижні.

Запропонована модель прогнозування динаміки фінансових інструментів EdTech-компаній може бути використана при розробці нових та удосконаленні існуючих майданчиків, які торгують цінними паперами.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Янкович О., Беднарек Ю., Анджеєвська А. Освітні технології сучасних навчальних закладів: навчально-методичний посібник. Тернопіль : ТНПУ імені В. Гнатюка, 2015. 212 с.
2. Варна А., Nicolai S., Myers C., Pellini A., Sharma N., & Wilson S. A Case for a Systems Approach to EdTech. (Position Paper) EdTech Hub. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.4604769>.
3. Perminova S. Creation of EdTech startupises as a factor of online education development. *Ефективна економіка*. 2021. № 3. DOI: 10.32702/2307-2105-2021.3.82.
4. Niaz Makhdum Muhammad, Mitch Schneider The Role of EdTech in Enhancing Learners' Motivation. *Selangor Science & Technology Review. Spetial Issue: Science and Technology for Society*. 2021. Volume 5. No. 5. p. 73-77.
5. 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.
6. 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.
7. 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>.
8. Очеретін Д. В., Гараніна А. В. Аналіз динаміки курсу акцій EdTech-компаній під час пандемії COVID-19. *Актуальні проблеми фінансування*

соціально-економічної діяльності в XXI столітті: збірник матеріалів XVI Міжнародної міжнар. наук.-практ. конф. (м. Запоріжжя, 14-15 квітня 2022р.). Запоріжжя: ЗНУ, 2022. С. 169-171.

9. Очеретін Д. В., Гараніна А. В. Аналіз поведінки агентів EdTech сектору методами нелінійної динаміки. *Моделювання соціально-економічних процесів та систем в умовах невизначеності: збірник матеріалів XVII Міжнародної матеріали міжнар. наук.-практ. конф. (м. Запоріжжя, 13-14 жовтня 2022р.).* Запоріжжя: ЗНУ, 2022. С. 169-171.

10. Про цінні папери та фондовий ринок: Закон України від 23.02.2006 № 3480-IV // Відомості Верховної Ради України. – 2006. – № 31. – Ст. 268.

11. Сохацька О. М. Інструменти фондового ринку: зарубіжний досвід та практика України. Тернопіль: Економічна думка. 1999. 46 с.

12. Гринькова В. М. Проблеми розвитку інвестиційної діяльності / за ред. В. М. Гринькова, В. О. Корда, Т. І. Лепейко. Харків: ХДЕУ, 2002. 254 с.

13. Гужва Т. О. Роль фондового ринка в економіці України. *Держава та регіони: економіка підприємства.* 2004. № 3. С. 23–27.

14. Загородній А. Г. Фінансово-економічний словник / за ред. А. Г. Загороднього, Г. Л. Вознюка. Київ: Знання, 2007. 1072 с.

15. Кондрашихін А. Б., Рожманов В. Г., Пепа Т. В., Федорова В. А. Фондовий ринок (Ринок цінних паперів): навч. посіб. Київ: ЦУЛ, 2008. 376 с.

16. Романенко О. Р. Фінанси: підручник. 4-те вид. Київ: Центр учбової літератури, 2009. 312 с.

17. Цінні папери: підручник / В. Д. Базилевич, В. М. Шелудько, Н. В. Ковтун та ін.; за ред. В. Д. Базилевича. Київ: Знання, 2011. 1094 с.

18. Кутузова М. М. Фондовий ринок України в умовах нестабільності світового фінансового середовища: дис. ...канд. економ. наук : 08.00.08. Луцьк. 2015. 274 с.

19. Обравит В.І. Економічна природа, функціональна сутність фондового ринку та його місце в структурі фінансового ринку. *Науковий*

вісник Херсонського державного університету. Серія Економічні науки. №3. 2018. С. 97-100.

20. Про депозитарну систему України: Закон України від 06.07.2012 р. № 5178-VI. Дата оновлення: від 11.02.2022. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/5178-17#Text> (дата звернення 14.09.2022).

21. Ганзюк С. М. Фінансовий ринок: конспект лекцій. Кам'янське: ДДТУ, 2018. 44 с.

22. Берлач А. І., Берлач Н. А., Ілларіонов Ю. В. Організаційно-правові основи біржової діяльності: навчальний посібник. Київ: Фенікс, 2000. 336 с.

23. Великоіваненко Г. І., Скіцько В. І., Кмитюк Т. Л. Освітні технології як драйвер розвитку цифрової економіки. *Моделювання та інформаційні системи в економіці*: зб. наук. пр./ упоряд. та відп. ред. О. Є. Камінський. Київ: КНЕУ, 2019. С. 55–68.

24. New Oriental Education & Technology Group Inc. NYSE: EDU. URL: <https://www.cnbc.com/quotes/EDU> (дата звернення 15.11.2022).

25. TAL Education Group. NYSE: TAL. URL: <https://www.cnbc.com/quotes/TAL> (дата звернення 15.11.2022).

26. Adtalem Global Education Inc. NYSE: ATGE. URL: <https://www.cnbc.com/quotes/ATGE> (дата звернення 15.11.2022).

27. Clarivate PLC. NYSE: CLVT. URL: <https://www.cnbc.com/quotes/CLVT> (дата звернення 15.11.2022).

28. John Wiley & Sons Inc. NYSE: WLY. URL: <https://www.cnbc.com/quotes/WLY> (дата звернення 15.11.2022).

29. 2U Inc. NYSE: TWOU. URL: <https://www.cnbc.com/quotes/TWOU> (дата звернення 15.11.2022).

30. Coursera Inc. NYSE: COUR. URL: <https://www.cnbc.com/quotes/COUR> (дата звернення 15.11.2022).

31. Zoom Video Communications Inc. NYSE: ZM. URL: <https://www.cnbc.com/quotes/ZM> (дата звернення 15.11.2022).

32. Унінець-Ходаківська В.П., Костюкевич О.І., Лятамбор О.А. Ринок фінансових послуг: теорія і практика: навч. посіб. Київ: ЦУЛ, 2009. 392 с.
33. Фондовий ринок та фінансові інструменти. *Освіта та самоосвіта*. URL: <https://referatss.com.ua/work/fondovij-rinok-ta-finansovi-instrumenti/> (дата звернення 15.10.2022).
34. Rajendra T. Reference Data and its Role in Operational Risk Management. Paris: Capgemini, 2012. 24 p. URL: <http://surl.li/cjvkj>.
35. Google Finance. Фінансовий сервіс. URL: <https://www.google.com/finance>. (дата звернення 10.11.2022).
36. Google Finance. Free encyclopedia Wikipedia. URL: https://www.wikiwand.com/en/Google_Finance.
37. Sergio P. Advanced Tutorial on GOOGLFINANCE Function in Google Sheets with Real-Life Examples. Blog. October 1, 2022. URL: <https://blog.coupler.io/googlefinance-function-advanced-tutorial/> (дата звернення 26.10.2022).
38. Largest stock exchange operators worldwide as of October 2022, by market capitalization of listed companies. Market and consumer data provider. *Statista*. URL: <https://www.statista.com/statistics/270126/largest-stock-exchange-operators-by-market-capitalization-of-listed-companies/> (дата звернення 26.10.2022).
39. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice. Melbourne : OTexts, 2018. URL: <https://otexts.com/fpp2> (дата звернення 26.10.2022).
40. Shay Palachy Stationarity in time series analysis. A review of the concept and types of stationarity. Towards. Data Science. URL: <https://towardsdatascience.com/stationarity-in-time-series-analysis-90c94f27322>. (дата звернення 26.10.2022).
41. Wayne A. Fuller Introduction to Statistical Time Series, second ed. New York: John Wiley and Sons, 1996. 736 p.

42. H. Kucheroва, D. Ocheretin, V. Los, O. Bilaska Proceedings of the III International Scientific Congress Society of Ambient Intelligence 2020 (ISC-SAI 2020), 129: 279-288 (2020).doi: <https://doi.org/10.2991/aebmr.k.200318.035>.
43. R. Hegger, H. Kantz, T. Schreiber, The TISEAN package. CHAOS, 9, 413-435 (1999). doi: <https://doi.org/10.1063/1.166424>.
44. M. B. Kennel, R. Brown, H. D. I. Phys Rev A, 45(6), 3403–3411 (1992). doi: <https://doi.org/10.1103/PhysRevA.45.3403>.
45. S. Wallot, Discourse Process, 54.5-6, 382-405 (2017). doi: <https://doi.org/10.1080/0163853X.2017.1297921>.
46. Pankratz Alan Forecasting with Univariate Box – Jenkins Models: Concepts and Cases. Wiley, 1983. 576 p. DOI: 10.1002/9780470316566.
47. Zaiontz Charles Real Statistics Using Excel. URL: <http://www.real-statistics.com>. (дата звернення 20.10.2022).
48. Krieger M. Time Series Analysis with Facebook Prophet: How it works and How to use it. Towards data science. Feb 20, 2021. URL: <https://towardsdatascience.com/time-series-analysis-with-facebook-prophet-how-it-works-and-how-to-use-it-f15ecf2c0e3a> (дата звернення 22.10.2022).
49. 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 22.10.2022).
50. Матвійчук А.В. Аналіз і управління економічним ризиком. Навч. посібник. Київ : Центр навчальної літератури, 2005. 224 с.
51. John D. Kelleher. Deep Learning. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2019. 296 p.

ДОДАТОК А

Динаміка вартості акцій EdTech-компаній в період з 22.10.2014 по 31.10.2022

Таблиця А.1 – Вартість акцій EdTech-компаній

DATE	NYSE:ATGE	NYSE:EDU	NYSE:TAL	NASDAQ:TWOU	NYSE:WLY
24.10.2014	46,63	22,46	5,72	18,21	56,29
31.10.2014	49,18	22,35	5,46	18,51	58,95
07.11.2014	49,51	22,61	5,41	18,4	59,93
14.11.2014	49,52	22,48	5,51	18,18	60,1
21.11.2014	49	22,95	5,42	17,86	59,69
28.11.2014	49,33	22,59	5,83	18,32	59,95
05.12.2014	49,19	22,06	5,19	18,76	59,72
12.12.2014	48,99	21,59	4,93	19,2	59,48
19.12.2014	48,29	21,22	5,07	19,5	60,14
26.12.2014	49,3	20,68	4,92	19,99	59,94
02.01.2015	49,61	20,67	4,73	20,57	60,95
09.01.2015	45,06	21,07	4,81	19,47	58,9
16.01.2015	43,22	21,56	4,8	18,57	59,46
23.01.2015	44,39	21,79	5,08	18,33	61,47
30.01.2015	44,74	19,15	5,29	18,5	62,96
06.02.2015	45,41	18,93	5,26	18,39	62,99
13.02.2015	37,78	19,06	5,13	18,75	62,49
20.02.2015	36,95	20,04	5,16	17,79	64,77
27.02.2015	37,69	20,66	5,27	18,89	65,5
06.03.2015	37,1	20,78	5,2	18,53	65,25
13.03.2015	35,66	20,77	5,41	21,9	63,75
20.03.2015	36,36	21,56	5,47	23,18	61,63
27.03.2015	36,66	22,78	5,63	23,12	62,29
02.04.2015	34,92	24,2	5,77	25,9	62,48
10.04.2015	35,55	25,99	6,08	25,54	61,26
17.04.2015	36,3	24,84	6,08	25,54	61,1
24.04.2015	37,79	27,09	6,17	29,07	60,19
01.05.2015	31,19	27,18	6,54	28,4	60,04
08.05.2015	31,69	25,78	6,23	29,95	58,1
15.05.2015	32,03	24,85	6,15	28,29	57,93
22.05.2015	32,19	24,94	6,1	27,81	58,9
29.05.2015	32,05	24,74	6,09	28,05	58,87
05.06.2015	33,57	24,78	6,09	29,33	59,16
12.06.2015	34,03	26,46	6,35	29,24	58,38
19.06.2015	34,14	26,43	6,4	31,88	58,59
26.06.2015	34,18	25,38	6,22	33,01	57,63
02.07.2015	32,52	24,61	6,01	32,72	55,74
10.07.2015	31,9	23,85	5,86	31,64	55,8
17.07.2015	32,18	24,07	5,69	34,71	55,34
24.07.2015	32,12	24,9	6,26	33,96	54,56
31.07.2015	31,29	22,9	5,81	33,8	53,55
07.08.2015	30,82	23,23	5,8	39,59	53,4
14.08.2015	29,62	23,31	5,68	38,66	52,73
21.08.2015	29,77	22,41	5,58	36,39	53,52
28.08.2015	27,63	21,27	5,31	35,34	52,59
04.09.2015	27,16	20,73	5,21	35,51	51,89
11.09.2015	26,5	20,58	5,42	36,32	53,73
18.09.2015	27,27	19,37	5,3	37,93	51,85
25.09.2015	28,51	19,23	5,18	39,69	51,58

Продовження таблиці А.1

DATE	NYSE:ATGE	NYSE:EDU	NYSE:TAL	NASDAQ:TWOU	NYSE:WLY
02.10.2015	27,89	20,97	5,66	36,5	50,56
09.10.2015	29,88	21,66	5,76	32,53	51,64
16.10.2015	29,65	22,8	6,02	29,37	52,12
23.10.2015	29,6	26,75	6,32	24,87	51,83
30.10.2015	27,1	28,69	6,43	25,84	52,85
06.11.2015	25,19	28,81	6,44	22,21	54,33
13.11.2015	24,99	29,65	6,99	25,04	53,34
20.11.2015	23,25	30,98	7,03	22,62	51,86
27.11.2015	23,95	30,95	7,29	23,93	53
04.12.2015	24,18	31,43	7,65	24,93	53,37
11.12.2015	24,13	32,56	7,83	27,02	50,8
18.12.2015	25,5	33,56	8,11	29,25	45,75
24.12.2015	26,5	33,48	8,14	28,7	45,06
31.12.2015	26,39	32,88	7,92	29,45	45,79
08.01.2016	25,16	30,79	7,82	27,5	45,19
15.01.2016	22,7	28,81	7,36	24,87	43,35
22.01.2016	23,35	30,71	7,46	22,16	42,53
29.01.2016	23,85	31,64	8	21,49	41,89
05.02.2016	20,15	32,91	8,29	20,35	42,64
12.02.2016	18,4	29,95	7,58	17,3	41,49
19.02.2016	18,88	31,74	8,43	18,85	43,25
26.02.2016	18,73	32,3	8,75	22,54	43,89
04.03.2016	19,8	32,44	8,78	25,64	45,49
11.03.2016	21,6	33,21	8,64	24,11	46,19
18.03.2016	21,55	36,75	8,96	23	49,51
24.03.2016	19,53	36,09	8,91	23,1	49,39
01.04.2016	18,51	36,26	8,43	23,81	49,73
08.04.2016	17,7	36,48	8,76	24,29	49,73
15.04.2016	17,6	36,57	9,33	25,45	48,99
22.04.2016	18,16	40,71	9,75	28,47	51,01
29.04.2016	17,96	40,05	10,07	28,38	51,33
06.05.2016	19,85	40,24	9,67	29,25	51,16
13.05.2016	20,21	40,48	9,16	28,91	51,35
20.05.2016	19,71	41,67	9,14	27,56	51,86
27.05.2016	20,44	43,02	9,83	28	53,48
03.06.2016	18,25	43,58	9,49	28,95	54,36
10.06.2016	16,98	43,49	9,35	29,87	54,13
17.06.2016	18,29	40,59	9,24	29,11	52,28
24.06.2016	18,5	41,28	9,7	29,77	52,5
01.07.2016	18,89	42,32	10,72	29,87	52,62
08.07.2016	20,04	42,92	10,7	33,43	53,07
15.07.2016	22,47	42,61	10,49	33,49	55,49
22.07.2016	22,59	45,15	10,72	34,52	57,27
29.07.2016	22,54	45,37	11,06	36	57,78
05.08.2016	23	44,5	10,16	35,45	57,7
12.08.2016	23,02	43,69	10,36	36,47	58,26
19.08.2016	25,85	43,35	10,75	35,36	58,4
26.08.2016	26,38	43,08	10,72	36,26	58,75
02.09.2016	23,58	42,38	10,5	36,24	58,86
09.09.2016	23,04	45	10,84	36,17	58,65
16.09.2016	23,43	48,41	11,73	35,25	50,31
23.09.2016	23,08	48,37	12	37,73	50,28
30.09.2016	23,24	47,44	11,85	38,91	52,39
07.10.2016	23,42	47,38	12,05	38,49	52,23
14.10.2016	25	47,54	12,21	37,95	52,05
21.10.2016	22,8	48,25	12,38	36,47	52,27
28.10.2016	24,1	53,38	13,95	36,75	52,45

Продовження таблиці А.1

DATE	NYSE:ATGE	NYSE:EDU	NYSE:TAL	NASDAQ:TWOU	NYSE:WLY
04.11.2016	24,95	51,45	13,71	35,98	51,85
11.11.2016	28,45	52,95	13,4	34,72	53,8
18.11.2016	28,7	50,54	12,64	36,58	55,3
25.11.2016	29,5	51,87	13,03	36,5	55,8
02.12.2016	30,2	51,43	12,92	35,75	56
09.12.2016	32,03	46,03	12,37	33,97	57,45
16.12.2016	32,45	44,66	12,17	33,12	57,2
23.12.2016	32,85	43,36	11,58	33,46	56,55
30.12.2016	32,55	43,48	12,04	31,06	55,4
06.01.2017	32,3	48,23	12,96	32,19	55,7
13.01.2017	34,48	49,48	12,97	34,91	57,75
20.01.2017	33,75	51,69	13,98	34,84	57,6
27.01.2017	33,65	48,86	13,77	35,4	55,35
03.02.2017	33,75	48,78	13,83	34,94	55,65
10.02.2017	33,83	50,83	14,66	35,32	55,6
17.02.2017	33,35	52,37	14,64	36,15	56,75
24.02.2017	33,14	50,62	14,33	37,76	57,35
03.03.2017	33,65	51,85	15,33	38	53,3
10.03.2017	33,6	52,54	15,42	38,63	53,91
17.03.2017	34,08	55,68	16,66	39,07	54,35
24.03.2017	33,78	59,84	18,08	38,34	54,45
31.03.2017	35,9	60,91	17,86	40,38	54,9
07.04.2017	36,15	61,96	18,1	42,04	54,15
13.04.2017	35,95	61,28	17,92	42,63	52,9
21.04.2017	36,05	63,22	18,61	44,43	54,5
28.04.2017	38,38	68,52	20,6	45,59	55,05
05.05.2017	38,35	65,76	20,35	46,35	54,7
12.05.2017	40,7	72,5	21,33	43,35	53,5
19.05.2017	39,9	76,18	22,05	42,75	52,3
26.05.2017	37,75	74,07	21,15	43,88	51,35
02.06.2017	38,8	74,88	20,75	45,15	51,5
09.06.2017	38,35	83,21	22,33	45,48	52,78
16.06.2017	38,45	77,67	20,99	45,36	54,63
23.06.2017	38	76,63	20,79	48,32	53,5
30.06.2017	38,4	75,35	20,98	48,4	53,95
07.07.2017	38,35	73,08	21,03	47,51	53,75
14.07.2017	36,5	81,88	23,95	47,87	53,55
21.07.2017	36,25	82,62	25,17	50,66	54,85
28.07.2017	35,25	83,91	25,84	51,65	55,7
04.08.2017	33,75	82,04	26,85	52,94	55,9
11.08.2017	34,4	81,63	28,97	52,5	54,9
18.08.2017	36,75	82,77	30,19	48,61	54,5
25.08.2017	34,2	86,88	32,33	49,63	56
01.09.2017	34,5	84,73	31,26	50,55	54,75
08.09.2017	34,55	91,99	32,82	55,24	54,7
15.09.2017	35,6	94,3	34,19	54,08	54,5
22.09.2017	35,5	89,41	34,69	55,03	54,25
29.09.2017	35,95	89,78	34,49	56,12	54,05
06.10.2017	37,2	94,17	34,87	60,5	53,95
13.10.2017	36,1	94,63	35,87	60,79	53,4
20.10.2017	36,48	94,59	36,16	61,88	55,75
27.10.2017	36,7	94,55	35,47	64,12	55,2
03.11.2017	37,42	85,79	28,66	64,23	55,5
10.11.2017	38,45	90,98	31,27	65,9	56,1
17.11.2017	38,4	91,36	30,84	65,47	56,55
24.11.2017	38,9	91,4	30,16	69,06	57,55
01.12.2017	41,7	89,48	28,57	69,27	59,95

Продовження таблиці А.1

DATE	NYSE:ATGE	NYSE:EDU	NYSE:TAL	NASDAQ:TWOU	NYSE:WLY
08.12.2017	44,73	92,26	30,5	65,9	64,1
15.12.2017	45,75	91,37	30,33	65,7	65,4
22.12.2017	46	93,25	30,02	67,68	66,9
29.12.2017	44,3	95,47	30,01	65,51	66,35
05.01.2018	44,58	104,88	33,66	64,65	66,95
12.01.2018	46,55	105,5	34,2	69,47	67,1
19.01.2018	46,65	108,4	31,61	72,65	66,65
26.01.2018	46,85	101,32	34,02	75,96	68,4
02.02.2018	46,75	95,22	33,8	76,5	66,1
09.02.2018	47,15	91,87	33,49	72,78	63,45
16.02.2018	48,55	93,7	35,9	77,25	65,55
23.02.2018	48,15	96,73	39,28	79,79	65,93
02.03.2018	48,1	93,3	38,45	86,73	65,85
09.03.2018	49,7	93,74	39,08	90,81	66,95
16.03.2018	50	95,67	39,13	89,86	66,15
23.03.2018	49,85	97,35	41,75	89,9	65,65
29.03.2018	48,35	93,66	39,05	91	64,85
06.04.2018	48,48	89,88	37	84,67	64,95
13.04.2018	50	96,55	38,27	86,22	66,65
20.04.2018	50,15	94,68	37,85	87,8	67,85
27.04.2018	48,9	96,39	38,36	84,35	67,15
04.05.2018	48,1	93,89	37,8	87,8	67
11.05.2018	47,43	95,38	42,06	98,3	67,4
18.05.2018	46,9	94,92	42,5	98,58	67,9
25.05.2018	47,25	105,66	44,5	97,76	68,25
01.06.2018	48,35	102,05	43,94	97,32	68,85
08.06.2018	49,25	105,54	46,99	98	69,15
15.06.2018	49,7	108,24	47,63	97,41	71,75
22.06.2018	49,7	106,72	41,61	97,31	68,35
29.06.2018	48,63	99,54	39,3	88,12	64,35
06.07.2018	50,65	95,5	39,15	88,26	64,2
13.07.2018	52,9	99,17	39,72	94,37	66,6
20.07.2018	53,4	99,47	41,41	94,4	69
27.07.2018	55,35	96,7	41,6	88,36	67
03.08.2018	55,85	90,11	34,48	81,13	63,65
10.08.2018	56	88,73	35,49	78,94	64,2
17.08.2018	56,45	86,67	34,49	79,44	64,25
24.08.2018	49,23	86,68	33,2	84,03	65,2
31.08.2018	49,45	81,75	30,82	89,53	65,4
07.09.2018	48,75	77,97	29,94	90,31	64,5
14.09.2018	46,2	72,41	26,99	86,93	56,8
21.09.2018	46,05	78,57	27,27	83,67	59,4
28.09.2018	48,3	74,91	27,16	79,36	61,6
05.10.2018	48,68	74,78	26	76,15	61,98
12.10.2018	47,82	63,3	23,57	72,58	59,63
19.10.2018	48,77	64,49	24,32	69,5	56,5
26.10.2018	48,7	65,55	27,9	65,05	56,57
02.11.2018	56,36	64,94	30,38	65,68	56,54
09.11.2018	58,29	61,91	29,58	64,12	56,89
16.11.2018	58,8	60,07	29,28	55,18	56,19
23.11.2018	57,9	56,26	28,88	54	55,55
30.11.2018	58,35	58,91	28,67	59,23	55,83
07.12.2018	58,22	62,83	30,01	59,94	55,92
14.12.2018	53,5	58,05	28,25	60,29	52,5
21.12.2018	51,4	57,17	28,05	55,06	51,01
28.12.2018	47,64	55,44	27,11	49,51	47,52
04.01.2019	48,95	57,08	27,1	52,23	48,78

Продовження таблиці А.1

DATE	NYSE:ATGE	NYSE:EDU	NYSE:TAL	NASDAQ:TWOU	NYSE:WLY
11.01.2019	48,91	64,03	29,58	55,28	51,34
18.01.2019	49,07	67,79	30,66	57,29	52,47
25.01.2019	49,8	78,99	31,74	58,26	51,96
01.02.2019	49,49	79,64	31,27	57,9	52,56
08.02.2019	50,13	79,02	32,04	61,68	52,81
15.02.2019	49,12	80,44	33,75	68,78	52,58
22.02.2019	49,67	80,63	33,97	70,66	52,63
01.03.2019	49,6	84,94	35,98	80,49	52,89
08.03.2019	49,32	83,91	36,57	74,37	52,97
15.03.2019	49,56	81,85	36,27	70,55	45,93
22.03.2019	49,3	81,8	36,21	69,72	46,08
29.03.2019	47,09	90,86	36,48	72,76	44,73
05.04.2019	48,42	91,65	37,76	74,25	45,34
12.04.2019	48,87	93,28	37,93	70,44	46,76
18.04.2019	49,68	92,37	37,03	66,34	46,85
26.04.2019	49,98	95,94	38,71	63,06	47,84
03.05.2019	50,49	97,99	39,5	62,78	48,37
10.05.2019	47,01	92,9	37,79	63,07	48,67
17.05.2019	44,95	87,37	36,63	42,13	46,89
24.05.2019	43,92	85,53	35,22	41,34	46,73
31.05.2019	44,21	86,32	35	40,2	45,43
07.06.2019	45,74	91,57	36,57	38,81	44,47
14.06.2019	45,31	92,85	37,46	37,59	47,35
21.06.2019	46,02	95,95	39,27	38,97	47,65
28.06.2019	45,59	97,83	38,39	38,09	46,49
05.07.2019	46,02	101,46	39,66	39,65	46,6
12.07.2019	46	95,48	37,57	39,98	46,35
19.07.2019	47,95	98,87	37,74	40,55	46,28
26.07.2019	49,01	109,9	37,98	39,62	45,69
02.08.2019	49,14	108	33,35	36,6	46,46
09.08.2019	48,72	105,13	32,44	15,3	44,67
16.08.2019	49,01	107,37	33	17,48	43,51
23.08.2019	51,79	108,33	34,87	19,39	44,96
30.08.2019	46,42	115,88	36,31	18,32	44,78
06.09.2019	42,85	114,18	36,1	18,72	45,78
13.09.2019	42,61	113,71	35,75	20,52	46,91
20.09.2019	42,72	114,28	36,5	20,03	46,77
27.09.2019	41,73	115,61	36,68	17,36	46,13
04.10.2019	38,71	114,14	37,74	16,57	45,03
11.10.2019	37,52	115,93	38,37	16,97	44,56
18.10.2019	37,35	117,41	40	17,45	44,67
25.10.2019	36,8	122	43,5	18,46	45,32
01.11.2019	37,1	123,61	43,79	18,87	47,1
08.11.2019	32,27	124,4	44,89	21,79	48,88
15.11.2019	34,32	123,95	44,56	27	48,72
22.11.2019	34,79	123	44,96	23,4	46,99
29.11.2019	35,39	124,78	45,25	24,97	48,02
06.12.2019	33,92	122,74	46,37	24,97	49,72
13.12.2019	35,58	123,85	46,15	23,12	50,05
20.12.2019	35,27	128,8	48,08	24,82	49,46
27.12.2019	35,25	126,7	49,04	25,25	49,29
03.01.2020	35,23	128,53	49,59	24,32	49,07
10.01.2020	36,1	137,17	54,52	24,32	48,59
17.01.2020	37,01	141,6	56,93	24,9	49,79
24.01.2020	36,55	137,59	52,59	22,91	49,13
31.01.2020	36,18	130,45	51,25	20,32	47,05
07.02.2020	37,14	134,93	57,47	25,64	45,08

Продовження таблиці А.1

DATE	NYSE:ATGE	NYSE:EDU	NYSE:TAL	NASDAQ:TWOU	NYSE:WLY
14.02.2020	35,32	142,38	59,76	26,34	44,44
21.02.2020	35,2	142,14	59,7	26,69	43,3
28.02.2020	33,91	138	59,43	25,68	40,99
06.03.2020	31,57	136,73	59,5	30,06	39,63
13.03.2020	30,1	132	56,62	29,7	39,2
20.03.2020	26,47	118,28	52,84	25,47	36,84
27.03.2020	26,23	127,9	57,21	23,19	38,54
03.04.2020	27,23	112,79	53,94	22,96	38,35
09.04.2020	27,33	117,58	57,25	23,17	42,31
17.04.2020	27,99	121,68	53,43	25,17	37,92
24.04.2020	28,17	128,17	52,39	22,72	36,43
01.05.2020	33,35	128,07	55,39	25,4	39,27
08.05.2020	35,48	128,75	55	30,63	38,43
15.05.2020	34,47	128,7	55,55	35,18	38,64
22.05.2020	33,77	129,65	57,72	36,82	38,27
29.05.2020	34,52	120,28	57,81	38,35	41,74
05.06.2020	36,85	135,32	66,43	37,7	43,2
12.06.2020	36,72	137,37	67,24	36,18	43,33
19.06.2020	34,97	141,37	67,72	36,41	41,93
26.06.2020	33,64	136,81	68,99	37,95	40,52
02.07.2020	32,18	137,22	73,29	40,15	39,85
10.07.2020	32,19	148,75	76,77	43	38
17.07.2020	35,45	153,02	75,87	42,64	36,61
24.07.2020	36,62	150	78,92	46,4	35,87
31.07.2020	37,51	143,23	79,77	48,23	36,49
07.08.2020	36,23	149,45	82,49	49,46	34,91
14.08.2020	38,47	142,55	78,2	42,13	36,06
21.08.2020	36,09	143,99	78,15	39,98	34,66
28.08.2020	33,48	150,2	77,5	40,53	33,14
04.09.2020	35	155,84	83,68	45,22	33,94
11.09.2020	33,05	151	75,15	39,63	34
18.09.2020	29,71	157,15	76,61	37,61	34,6
25.09.2020	25,48	154,07	74,44	35,18	33,49
02.10.2020	25,53	156,59	77,26	36,38	33,35
09.10.2020	27,21	171,56	80,66	38,23	33,11
16.10.2020	27,56	173,37	81,72	39,19	33,06
23.10.2020	27,49	179,72	81,68	37,64	33,1
30.10.2020	26,83	174,26	70,68	38,6	33,11
06.11.2020	26,77	184,6	73,51	41,77	32,83
13.11.2020	28,79	181,79	76	38,72	35
20.11.2020	29,28	183,08	76,33	34,45	35,72
27.11.2020	30,34	181,69	74,8	34,67	36,14
04.12.2020	29,89	168,89	72,54	33,91	36,87
11.12.2020	32,09	164,79	71,64	35,17	44,63
18.12.2020	34,92	171,71	70,3	39,13	46,87
24.12.2020	34,57	173,03	70,28	43,71	45,53
31.12.2020	34,98	186,4	72,73	43,21	46,93
08.01.2021	34,57	187,43	71,97	45,56	49,97
15.01.2021	38,43	182,73	68,5	46,7	48,89
22.01.2021	39,3	183,7	84,43	46,39	48,76
29.01.2021	40,05	176,22	80,88	45,71	49,12
05.02.2021	43,85	185,72	81,48	47,39	50,39
12.02.2021	42,96	197,56	89,88	56,47	53,11
19.02.2021	41,67	199,74	90,96	59,74	54,6
26.02.2021	41,67	189,83	88,64	52,25	55,54
05.03.2021	40,56	189,53	82,69	43,43	53,85
12.03.2021	41,81	188,27	78,07	40,83	56,28

Продовження таблиці А.1

DATE	NYSE:ATGE	NYSE:EDU	NYSE:TAL	NASDAQ:TWOU	NYSE:WLY
19.03.2021	41,74	176,8	71,35	39,14	53,25
26.03.2021	41,74	165,3	65,69	39,87	54,96
01.04.2021	41,34	149,9	58,74	41,23	55,5
09.04.2021	40,89	152,6	59,62	41,52	56,58
16.04.2021	40,45	151,75	60,11	40,63	57,59
23.04.2021	40,22	168,8	66	41,95	57,99
30.04.2021	40,03	164,4	64,44	45	58,79
07.05.2021	36,91	153,4	58,5	40,14	62,64
14.05.2021	38,12	148,2	55,52	37,55	62,53
21.05.2021	38,8	125,1	49,06	37,4	63,21
28.05.2021	38,16	110,75	42,5	37,83	63,78
04.06.2021	37,76	112	43,73	37,28	65,59
11.06.2021	39,27	102,9	33,08	39,62	66,04
18.06.2021	39,29	99,05	31,03	41,36	62,03
25.06.2021	37,26	88,1	26,08	42,84	59,42
02.07.2021	40,23	85,5	26,62	43,03	60,79
09.07.2021	39,99	80,25	23,4	44,53	60,77
16.07.2021	38,48	71,2	22,8	45,08	59,61
23.07.2021	36,75	65,7	21,49	46,37	58,14
30.07.2021	36,97	26	6,76	46,52	60,12
06.08.2021	37,78	23,8	6,53	45,41	59,68
13.08.2021	37,88	23,4	6,72	41,8	59,58
20.08.2021	37,59	20	5,49	37,54	59,5
27.08.2021	38,1	22,3	5,68	37,06	58,97
03.09.2021	37,7	25,4	5,72	37,86	59,21
10.09.2021	38,65	25,3	5,87	37,17	59,87
17.09.2021	39,7	21,5	5,04	35,99	57,6
24.09.2021	39,52	21,2	5,02	35,68	56,36
01.10.2021	39,62	21,3	4,99	35,73	56,12
08.10.2021	39,24	22,3	4,88	34,78	53,62
15.10.2021	38,43	24,3	5,34	34,52	54,46
22.10.2021	37,56	25,6	5,18	34,91	55,45
29.10.2021	38,05	23,7	4,85	32,25	55,01
05.11.2021	39,08	22,2	4,46	31,19	55,91
12.11.2021	35,12	22,5	4,43	29,25	55,24
19.11.2021	33,25	23	5,16	27,59	55,23
26.11.2021	32,03	24,8	5,82	25,26	55,85
03.12.2021	31,41	22,6	5,44	25,01	54,91
10.12.2021	31,79	24,7	5,82	23,75	57,25
17.12.2021	30,42	23,4	4,98	21,87	55,51
23.12.2021	30,13	21,4	4,34	22,51	55,74
31.12.2021	30,44	22,3	4,1	21,13	57,65
07.01.2022	32,08	21,3	3,95	20,98	58,2
14.01.2022	30,79	19,9	3,7	19,02	57,11
21.01.2022	29,84	18,1	3,81	16,51	57,04
28.01.2022	31,87	15,3	3,24	15,54	53,45
04.02.2022	29,63	14,8	3,14	17,54	52,58
11.02.2022	29,02	16,8	3,68	18,24	52,49
18.02.2022	24,88	17	3,86	10,85	52,53
25.02.2022	21	16	3,91	10,57	51,4
04.03.2022	23,7	15,4	2,96	11,16	51,16
11.03.2022	24,65	12,9	2,96	11,15	51,89
18.03.2022	29,38	13,4	3,12	12,42	55,27
25.03.2022	30,5	14,15	3,49	12,5	56,34
01.04.2022	31	13,5	3,43	13,69	55,43
08.04.2022	31,24	13,1	3,54	14,12	56,11
14.04.2022	29,77	12,07	3,35	13,62	54,78

Продовження таблиці А.1

DATE	NYSE:ATGE	NYSE:EDU	NYSE:TAL	NASDAQ:TWOU	NYSE:WLY
22.04.2022	31,17	10,97	3,01	11,92	55,71
29.04.2022	30,61	12,98	3,49	11,27	52,32
06.05.2022	34,82	13,43	3,91	10,6	51,79
13.05.2022	32,89	12	3,63	10,95	51,52
20.05.2022	32,54	12,92	4,5	12,15	51,9
27.05.2022	32,64	12,36	4,13	11,57	53,94
03.06.2022	34,28	13,71	4,41	10,21	54,38
10.06.2022	35,46	17,47	5,45	10,02	54,3
17.06.2022	32,51	23,6	5,07	8,68	50,78
24.06.2022	36,84	22,21	5,39	10,36	47,7
01.07.2022	36,9	20,89	5	12,51	49,52
08.07.2022	38,26	25,16	5,09	12,76	47,46
15.07.2022	38,74	23,55	4,58	12,25	47,07
22.07.2022	40,04	24,84	5,05	11,46	48,62
29.07.2022	40,6	29,73	5,4	10,45	52,56
05.08.2022	40,37	27,98	5,03	9,89	53,8
12.08.2022	39,5	26,79	5,02	9,55	54,15
19.08.2022	39,49	26,33	4,82	9,21	53,74
26.08.2022	41,4	28,86	6,04	7,97	52,64
02.09.2022	39,36	29,8	6,72	7,6	49,31
09.09.2022	38,19	27,78	5,58	8,1	46,67
16.09.2022	39,35	27,12	5,89	8,23	48
23.09.2022	38,17	24,41	5,32	7,47	44,54
30.09.2022	37,94	25,48	5,25	7,12	40,31
07.10.2022	38,13	27,46	5,55	6,92	39,28
14.10.2022	38,68	24,51	4,85	5,56	38,74
21.10.2022	39,1	24,2	4,46	5,96	39,78
28.10.2022	42,23	27,9	4,79	6,36	42,19

Джерело: побудовано автором на основі аналізу джерела [35]

Таблиця А.2 – Вартість акцій EdTech-компаній

DATE	NYSE:CLVT	DATE	NASDAQ:ZM	DATE	NYSE:COUR
02.11.2018	9,7	18.04.2019	66	01.04.2021	56,48
09.11.2018	9,62	26.04.2019	74,17	09.04.2021	62,53
16.11.2018	9,59	03.05.2019	80,25	16.04.2021	55,22
23.11.2018	9,63	10.05.2019	80,79	23.04.2021	47,08
30.11.2018	9,6	17.05.2019	90,28	30.04.2021	49,35
07.12.2018	9,6	24.05.2019	91,46	07.05.2021	46,44
14.12.2018	9,6	31.05.2019	83,17	14.05.2021	40,79
21.12.2018	9,57	07.06.2019	98,89	21.05.2021	39,49
28.12.2018	9,57	14.06.2019	105,99	28.05.2021	38,89
04.01.2019	9,6	21.06.2019	107,34	04.06.2021	40,6
11.01.2019	9,61	28.06.2019	101,5	11.06.2021	46,99
18.01.2019	10,51	05.07.2019	91,97	18.06.2021	46,8
25.01.2019	10,51	12.07.2019	94,93	25.06.2021	44,86
01.02.2019	10,78	19.07.2019	101,99	02.07.2021	43,53
08.02.2019	11,49	26.07.2019	104,49	09.07.2021	41,17
15.02.2019	11,75	02.08.2019	103	16.07.2021	40,1
22.02.2019	11,64	09.08.2019	95,84	23.07.2021	40,68
01.03.2019	11,2	16.08.2019	96,22	30.07.2021	39,85
08.03.2019	11,16	23.08.2019	96,2	06.08.2021	43,78
15.03.2019	12,52	30.08.2019	93,69	13.08.2021	40,32
22.03.2019	12,7	06.09.2019	96,5	20.08.2021	39,07
29.03.2019	13,88	13.09.2019	85,94	27.08.2021	39,05

Продовження таблиці А.2

DATE	NYSE:CLVT	DATE	NASDAQ:ZM	DATE	NYSE:COUR
05.04.2019	13,78	20.09.2019	86	03.09.2021	40
12.04.2019	13,77	27.09.2019	83,6	10.09.2021	39,83
18.04.2019	14	04.10.2019	78,49	17.09.2021	38,26
26.04.2019	14,28	11.10.2019	77,43	24.09.2021	38,01
03.05.2019	14,62	18.10.2019	71,27	01.10.2021	34,93
10.05.2019	14,69	25.10.2019	66,5	08.10.2021	32,28
17.05.2019	13,9	01.11.2019	70,55	15.10.2021	33,36
24.05.2019	13,41	08.11.2019	70,85	22.10.2021	33,82
31.05.2019	13,23	15.11.2019	71,1	29.10.2021	35,46
07.06.2019	15,24	22.11.2019	74	05.11.2021	37,75
14.06.2019	15,12	29.11.2019	75,84	12.11.2021	35,41
21.06.2019	15,01	06.12.2019	74,5	19.11.2021	37,03
28.06.2019	15,47	13.12.2019	67,27	26.11.2021	33,01
05.07.2019	15,67	20.12.2019	68,48	03.12.2021	30,99
12.07.2019	15,5	27.12.2019	68,19	10.12.2021	29,15
19.07.2019	15,72	03.01.2020	69,24	17.12.2021	26,43
26.07.2019	16,37	10.01.2020	74	23.12.2021	25,23
02.08.2019	16,75	17.01.2020	78,79	31.12.2021	25,21
09.08.2019	17,33	24.01.2020	77,12	07.01.2022	25,91
16.08.2019	17,46	31.01.2020	76,67	14.01.2022	24,67
23.08.2019	17,75	07.02.2020	93,3	21.01.2022	22
30.08.2019	17,8	14.02.2020	91,93	28.01.2022	19,89
06.09.2019	17,59	21.02.2020	110,75	04.02.2022	21,12
13.09.2019	17,67	28.02.2020	121,93	11.02.2022	22,32
20.09.2019	17,48	06.03.2020	129,83	18.02.2022	21,32
27.09.2019	17,32	13.03.2020	116,5	25.02.2022	20,36
04.10.2019	17,04	20.03.2020	135,98	04.03.2022	21,23
11.10.2019	16,62	27.03.2020	164,94	11.03.2022	18,44
18.10.2019	16,52	03.04.2020	161,69	18.03.2022	20,32
25.10.2019	16,38	09.04.2020	125,88	25.03.2022	21,34
01.11.2019	16,93	17.04.2020	154,25	01.04.2022	23,47
08.11.2019	17,38	24.04.2020	181,5	08.04.2022	24,01
15.11.2019	17,3	01.05.2020	167,85	14.04.2022	23,17
22.11.2019	18,12	08.05.2020	162	22.04.2022	23,06
29.11.2019	18,45	15.05.2020	175,44	29.04.2022	22,13
06.12.2019	18,14	22.05.2020	177,8	06.05.2022	19,24
13.12.2019	17,61	29.05.2020	179,99	13.05.2022	16,33
20.12.2019	17,36	05.06.2020	224,46	20.05.2022	16
27.12.2019	17,34	12.06.2020	232	27.05.2022	17,01
03.01.2020	17,21	19.06.2020	243,88	03.06.2022	17,43
10.01.2020	17,33	26.06.2020	261,62	10.06.2022	17,66
17.01.2020	18,93	02.07.2020	263,8	17.06.2022	16,48
24.01.2020	20,77	10.07.2020	278,16	24.06.2022	17,06
31.01.2020	21,5	17.07.2020	281	01.07.2022	15,94
07.02.2020	21,8	24.07.2020	271,35	08.07.2022	16,13
14.02.2020	22,4	31.07.2020	259,93	15.07.2022	15,92
21.02.2020	23,66	07.08.2020	275,09	22.07.2022	17,59
28.02.2020	22,89	14.08.2020	261,44	29.07.2022	16,75
06.03.2020	23,3	21.08.2020	295,97	05.08.2022	14,93
13.03.2020	22	28.08.2020	303,58	12.08.2022	14,3
20.03.2020	18,7	04.09.2020	478	19.08.2022	14,1
27.03.2020	21,42	11.09.2020	407,82	26.08.2022	12,45
03.04.2020	21,58	18.09.2020	442	02.09.2022	11,99
09.04.2020	21,82	25.09.2020	529,74	09.09.2022	12,69
17.04.2020	23,93	02.10.2020	519,77	16.09.2022	12,81
24.04.2020	24,8	09.10.2020	498,9	23.09.2022	11,45
01.05.2020	24,3	16.10.2020	565,45	30.09.2022	11,35

Продовження таблиці А.2

DATE	NYSE:CLVT	DATE	NASDAQ:ZM	DATE	NYSE:COUR
08.05.2020	24,98	23.10.2020	588,84	07.10.2022	12,06
15.05.2020	23,84	30.10.2020	553,86	14.10.2022	12,09
22.05.2020	24,4	06.11.2020	505,88	21.10.2022	12,9
29.05.2020	23,17	13.11.2020	446,47	28.10.2022	13,51
05.06.2020	24,61	20.11.2020	445,3		
12.06.2020	23,01	27.11.2020	472,04		
19.06.2020	22,92	04.12.2020	486,83		
26.06.2020	22,76	11.12.2020	419,5		
02.07.2020	23,77	18.12.2020	410,32		
10.07.2020	23,52	24.12.2020	427,76		
17.07.2020	22,96	31.12.2020	373,28		
24.07.2020	24,16	08.01.2021	365,01		
31.07.2020	29,12	15.01.2021	404,44		
07.08.2020	29,95	22.01.2021	399,53		
14.08.2020	29,59	29.01.2021	398,8		
21.08.2020	30,25	05.02.2021	420		
28.08.2020	29,32	12.02.2021	443,75		
04.09.2020	30	19.02.2021	451,77		
11.09.2020	28,92	26.02.2021	411,72		
18.09.2020	30,39	05.03.2021	440		
25.09.2020	29,3	12.03.2021	357,4		
02.10.2020	32,68	19.03.2021	355,49		
09.10.2020	33,55	26.03.2021	347,4		
16.10.2020	33,29	01.04.2021	338,91		
23.10.2020	31,23	09.04.2021	333,99		
30.10.2020	30,53	16.04.2021	345,02		
06.11.2020	31,36	23.04.2021	338,55		
13.11.2020	32,27	30.04.2021	341,68		
20.11.2020	28,33	07.05.2021	321,13		
27.11.2020	27,95	14.05.2021	309,18		
04.12.2020	28,27	21.05.2021	329,45		
11.12.2020	30	28.05.2021	336,33		
18.12.2020	30,93	04.06.2021	338,99		
24.12.2020	30,8	11.06.2021	367,96		
31.12.2020	30,39	18.06.2021	379,89		
08.01.2021	31,18	25.06.2021	382,71		
15.01.2021	31,27	02.07.2021	398,72		
22.01.2021	30,1	09.07.2021	406,48		
29.01.2021	29,93	16.07.2021	390,88		
05.02.2021	30,82	23.07.2021	367,1		
12.02.2021	30,38	30.07.2021	396,89		
19.02.2021	30,6	06.08.2021	404,35		
26.02.2021	30,22	13.08.2021	392,78		
05.03.2021	23,89	20.08.2021	355		
12.03.2021	24,12	27.08.2021	357,93		
19.03.2021	26,92	03.09.2021	348,3		
26.03.2021	26,35	10.09.2021	306,26		
01.04.2021	27,41	17.09.2021	300,27		
09.04.2021	27,67	24.09.2021	285		
16.04.2021	26,57	01.10.2021	275,24		
23.04.2021	26,05	08.10.2021	264,57		
30.04.2021	28,08	15.10.2021	274		
07.05.2021	28,53	22.10.2021	286,66		
14.05.2021	29,03	29.10.2021	286,94		
21.05.2021	30,64	05.11.2021	291,31		
28.05.2021	30,5	12.11.2021	265,66		
04.06.2021	32,3	19.11.2021	268,88		

Продовження таблиці А.2

DATE	NYSE:CLVT	DATE	NASDAQ:ZM	DATE	NYSE:COUR
11.06.2021	34,79	26.11.2021	251,7		
18.06.2021	26,56	03.12.2021	221,41		
25.06.2021	27,23	10.12.2021	198,51		
02.07.2021	27,81	17.12.2021	201,69		
09.07.2021	27,28	23.12.2021	205,22		
16.07.2021	26,57	31.12.2021	192,91		
23.07.2021	25,31	07.01.2022	184,91		
30.07.2021	25,1	14.01.2022	179,9		
06.08.2021	24,24	21.01.2022	163,48		
13.08.2021	23,77	28.01.2022	153,24		
20.08.2021	23,79	04.02.2022	156,05		
27.08.2021	25,35	11.02.2022	152,69		
03.09.2021	26,7	18.02.2022	147,74		
10.09.2021	26,73	25.02.2022	130,73		
17.09.2021	24,49	04.03.2022	136		
24.09.2021	24,01	11.03.2022	115,24		
01.10.2021	23,18	18.03.2022	117,84		
08.10.2021	22,26	25.03.2022	122,24		
15.10.2021	22,41	01.04.2022	127,37		
22.10.2021	22,59	08.04.2022	126,44		
29.10.2021	23,88	14.04.2022	115,83		
05.11.2021	24,1	22.04.2022	112,33		
12.11.2021	24,17	29.04.2022	107,84		
19.11.2021	24,39	06.05.2022	109,34		
26.11.2021	23,58	13.05.2022	98,07		
03.12.2021	25,42	20.05.2022	95,83		
10.12.2021	25	27.05.2022	111,24		
17.12.2021	25,63	03.06.2022	114,08		
23.12.2021	24,89	10.06.2022	116,9		
31.12.2021	24,94	17.06.2022	114,73		
07.01.2022	24,85	24.06.2022	122,99		
14.01.2022	22,36	01.07.2022	123,73		
21.01.2022	17,84	08.07.2022	124,05		
28.01.2022	16,6	15.07.2022	117,54		
04.02.2022	17,91	22.07.2022	112,95		
11.02.2022	17,24	29.07.2022	106,96		
18.02.2022	16,89	05.08.2022	115		
25.02.2022	16,09	12.08.2022	119,82		
04.03.2022	15,52	19.08.2022	113,79		
11.03.2022	14,97	26.08.2022	100,14		
18.03.2022	16,11	02.09.2022	83,47		
25.03.2022	16,55	09.09.2022	83,7		
01.04.2022	17,32	16.09.2022	84,78		
08.04.2022	17,51	23.09.2022	79		
14.04.2022	17,03	30.09.2022	76,87		
22.04.2022	17,25	07.10.2022	79		
29.04.2022	16,47	14.10.2022	76,9		
06.05.2022	15,8	21.10.2022	81,5		
13.05.2022	14,85	28.10.2022	85,46		
20.05.2022	14,86				
27.05.2022	14,9				
03.06.2022	15,05				
10.06.2022	15,11				
17.06.2022	13,93				
24.06.2022	14,72				
01.07.2022	14,87				
08.07.2022	14,59				

Продовження таблиці А.2

DATE	NYSE:CLVT	DATE	NASDAQ:ZM	DATE	NYSE:COUR
15.07.2022	14,2				
22.07.2022	14,86				
29.07.2022	14,53				
05.08.2022	14,87				
12.08.2022	14,99				
19.08.2022	13,73				
26.08.2022	12,6				
02.09.2022	12,2				
09.09.2022	12,4				
16.09.2022	12,46				
23.09.2022	10,84				
30.09.2022	10,3				
07.10.2022	10,18				
14.10.2022	9,52				
21.10.2022	9,59				
28.10.2022	10,48				

Джерело: побудовано автором на основі аналізу джерела [35]

ДОДАТОК Б

Програмний код у середовищі R для прогнозування динаміки фінансовий інструментів EdTech-компаній на прикладі часового ряду NYSE:ATGE

#Завантажуємо необхідні для роботи п'ятнадцять бібліотек в робоче середовище R.

```
> library(readr)
> library(dplyr)
> library(tseriesChaos)
> library(tseries)
> library(fractal)
> library(ggplot2)
> library(nonlinearTseries)
> library(readxl)
> library(magrittr)
> library(tidyverse)
> library(lubridate)
> library(tidymodels)
> library(modeltime)
> library(timetk)
> library(nnet)
```

#Імпортуємо в середовище R заздалегідь підготовлену базу даних ATGE.csv, яка містить відомості про дату та вартість акцій компаній. У якості роздільника даних (delimiter) обираємо крапку з комою (semicolon).

```
> ATGE <- read_delim("CSV/ATGE.csv", delim = ";", escape_double = FALSE,
  trim_ws = TRUE)
> View(ATGE)
```

#Будуємо графік динаміки вартості акцій часового ряду.

```
> ATGE %>% ggplot(aes(x = Date, y = ATGE)) + geom_line() + scale_x_date
  (date_breaks = "1 year", date_labels = "%Y") + theme_bw()
```

#Виявляємо особливості часового ряду. Для цього проводимо тест Дікі-Фуллера на стаціонарність та будуємо рекурентні діаграми.

#Тест Дікі-Фуллера.

```
> adf.test(ATGE$ATGE)
```

#Побудова рекурентної діаграми:

#Переводимо дані із числового формату в формат часового ряду.

```
> ATGE_ts<-ts(ATGE$ATGE)
```

#Запускаємо інформаційну функцію, яка показує міру інформації в графічному і текстовому форматі відповідно (значення зміщень дорівнює 30) та знаходимо перший мінімум (значення зсуву часового ряду).

```
> ami_ATGE <-mutual(ATGE_ts, lag.max=30)
> ami_ATGE
```

#Розраховуємо вкладену розмірність та будуємо відповідний графік.

```
> x<-FNN(ATGE_ts,dimension=10,tlag=9)
> x
> plot(x)
```

#На основі отриманих на попередніх підетапах даних (зсув часового ряду $d=9$ та вложена розмірність $m=5$), будуємо рекурентну діаграму.

```
> recurr(ATGE_ts,m=5, d=9, start.time=1, end.time=419)
```

Розрахуємо числові характеристики рекурентної діаграми

```
> rqa.analysis_ATGE=rqa(time.series=ATGE_ts, embedding.dim=5,
  time.lag=9, radius=10)
  rqa.analysis_ATGE
```

#Обираємо модель для прогнозування динаміки фінансових інструментів (динаміки вартості акцій).

#Розбиваємо часовий ряд на навчальну та тестову вибірку у співвідношенні 90% – навчальна вибірка та 10% – тестова вибірка.

```
> splits <- ATGE %>% rsample::initial_time_split(prop = 0.9)
>
> splits %>%
  tk_time_series_cv_plan() %>%
  plot_time_series_cv_plan(Date, ATGE,
    .interactive = FALSE) +
  labs(title = "Розбиття часового ряду на навчальну та тестову вибірку",
    subtitle = "тестова вибірка складає 10% даних",
    color = "Вибірка:") +
  scale_x_date(date_breaks = "12 months",
    date_labels = "%Y")
```

#Створюємо та підгоняємо моделі ARIMA, ARIMA BOOSTED та Prophet.

```
# Модель 1: auto_arima
```



```

# ARIMA
> model_fit_arima <- arima_reg() %>% set_engine(engine = "auto_arima")
%>% fit(ATGE ~ Date, data = training(splits))

# Модель 2: arima_boost
# ARIMA з бустінгом (зменшення помилок за допомогою XGBoost)
> model_fit_arima_boosted <- arima_boost(min_n = 2, learn_rate = 0.015)
%>% set_engine(engine = "auto_arima_xgboost") %>% fit(ATGE ~ Date +
  as.numeric(Date) + factor(month(Date), ordered = F), data =
  training(splits))

# Модель 3: prophet
# Prophet от Facebook
> model_fit_prophet <- prophet_reg() %>% set_engine("prophet",
  yearly.seasonality = TRUE) %>% fit(ATGE ~ Date, training(splits))

```

#Додаємо підгонені моделі в таблицю моделей та виводимо цю таблицю.

```

# Додавання підігнаних моделей до таблиці
> models_tbl <- modeltime_table(
  model_fit_arima,
  model_fit_arima_boosted,
  model_fit_prophet
)

# Перегляд таблиці моделей
> models_tbl

```

#Виконуємо калібровку даних, тобто визначаємо довірчі інтервал та метрики точності. Виводимо отриману таблицю.

```

# Калібровка
> calibration_tbl <- models_tbl %>% modeltime_calibrate(new_data =
  testing(splits))

# Перегляд таблиці каліброваних моделей
# Додано .type та .calibration_data
> calibration_tbl

```

#Перевіряємо модель на тестових даних та візуалізуємо результат.

```

> calibration_tbl %>% modeltime_forecast(new_data=testing(splits),
  actual_data = ATGE) %>%
  filter(.index > "2021-11-01") %>%
  plot_modeltime_forecast(.interactive = F) +
  labs(color = "Моделі:",
  title = "Прогнозування часового ряду на тестовій вибірці") +
  guides(color = guide_legend(ncol = 3))

```

#Формуємо таблицю помилок прогнозу.

```

> calibration_tbl %>%
  modeltime_accuracy() %>%
  table_modeltime_accuracy(.interactive = F)

```

#Створюємо модель нейронної мережі.

#Змінюємо клас даних часового ряду. Дані вже були переведені в необхідний формат, однак, щоб уникнути проблем, додатково вводимо необхідний код.

```
> g.series <- as.numeric(ATGE$ATGE)
```

#Підраховуємо число спостережень в часовому рядуі.

```
> n.obs <- length(g.series)
```

#Створюємо матрицю з 4-ма входами і 1-м виходом та за допомогою циклу заповнюємо її відрізкамі ряду.

```
# Створення матриці даних
> g.2 <- matrix(rep(0, 415*5), nrow = 415, ncol = 5)

# Заповнення матриці даних відрізкамі ряду
> for (i in 1:415)
  {
    g.2[i, ] <- g.series[i:(4 + i)]
  }
```

#Сіємо зерно датчика випадкових чисел.

```
> set.seed(12345)
```

#Проводимо навчання нейронної мережи (size =2 - number of units in the hidden layer).

```
> g.net <- nnet(g.2[, 1:4], g.2[, 5], size = 2,
  linout = TRUE, rang=0.1, decay=0.001, maxit = 1000)

> g.net
```

#Виведемо ваги в нейронних мережах, які знадобляться при побудові графу.

```
# Виведення ваг в нейронних мережах
> g.net [["wts"]]

# Послідовність
> g.net$conn
```

#Порівнюємо підгонку ряду (червоний колір) та вихідний часовий ряд (чорний колір).

```
> plot(1:419, g.series, type = "l")
  lines(5:419, g.net$fitted.values, col = "red")
```

#Знаходимо помилку прогнозу МАРЕ.

```
# Створення матриці даних
> k <- matrix(rep(0, 415*1), nrow = 415, ncol = 1)
```

```

# Заповнення матриці даних відрізками ряду
> for (i in 1:415)
  {
    k[i] <- g.net$residuals[i]/g.series[(4 + i)]
  }
> View(k)

# Розрахунок суми матриці по стовпцям
> abs(colSums(k))

# Розрахунок помилки прогнозу
> mape_net <- abs(colSums(k))/(n.obs-4)*100
  mape_net

```

#Починаємо обчислювати прогнозовані значення (перший вектор входів == останні 4 спостереження ряду).

```

> g.forecast <- g.2[nrow(g.2), -1]

# Горизонт прогнозу - 4, за умовою
> pred.n <- 4

# Вектор спрогнозованих значень
> pred.1 <- rep(-9999, pred.n)

> for (i in 1:pred.n)
  {
    pred.1[i] <- predict(g.net, g.forecast, type = "raw")
    g.forecast <- c(g.forecast[-1], pred.1[i])
  }

```

#Будуємо графік з результатами, чорним кольором – вихідний ряд, а червоним кольором – прогноз.

```

> plot(1:419, g.series, type = "l", xlim = c(0, 419+pred.n), ylim =
  c(0,60))
  lines((419+1):(419+pred.n), pred.1, col = "red", lwd = 2)

```

#Виводимо прогнозні значення вартості акцій.

```

> pred.1

```

**Декларація академічної доброчесності
здобувача вищої освіти ЗНУ**

Я Гараніна Аліна Володимирівна
студент(ка) 2 курсу, форми навчання денної
факультету економічного
спеціальності економіка
адреса електронної пошти garanina_av@gmail.com

- підтверджую, що написана мною кваліфікаційна робота на тему
«Прогнозування динаміки фінансових інструментів edtech-компаній на фондових ринках»

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) _____
Дата _____ Підпис _____ ПІБ (науковий керівник) _____