

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
НАВЧАЛЬНО- НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

На правах рукопису
УДК 004.942,001.5

До захисту допущено
Завідувач кафедри ММСА

Оксана ТИМОЩУК

«___» _____ 2022 р.

Магістерська дисертація
на здобуття ступеня магістра за спеціальністю 124 «Системний аналіз»
на тему: «Порівняльний аналіз та комбінування методів
короткострокового прогнозування»

Виконала:

студентка 2 курсу, групи КА-13мп
Ярошенко Валентина Олегівна

Керівник: професор кафедри ММСА,
д.т.н., проф. Бідюк П.І.

Рецензент: професор НТУУ
КПІ ім. Ігоря Сікорського
д.т.н., проф. Теленик С. Ф.

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань

Студент (підпис): _____

Київ
2022

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
НАВЧАЛЬНО- НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

Рівень вищої освіти — другий (магістерський)
Спеціальність (ОПП) — 124 «Системний аналіз» («Системний аналіз
фінансового ринку»)

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри ММСА
Оксана ТИМОЩУК
«___» _____ 2022 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студентці Ярошенко Валентині Олегівні

1. Тема дисертації: «Порівняльний аналіз та комбінування методів короткострокового прогнозування», науковий керівник дисертації Бідюк Петро Іванович, д.т.н., професор, затверджені наказом по університету від «03» листопада 2022 р. № 4046-с

2. Термін подання студентом дисертації: 12.12.2022 р.

3. Об'єкт дослідження: процеси в економіці та фінансах, фінансові ризики.

4. Предмет дослідження: моделі і методи аналізу процесів в економіці та фінансах, короткострокове прогнозування.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити:

- 1) встановити актуальність задачі моделювання і короткострокового прогнозування процесів в економіці та фінансах;
- 2) вибрати процеси для моделювання і зібрати необхідні статистичні дані;
- 3) створити (вибрати) програмне забезпечення для виконання обчислювальних експериментів;
- 4) побудувати математичні моделі для вибраних процесів і обчислити оцінки короткострокових прогнозів;
- 5) виконати аналіз результатів.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу:

- 1) функціональні блок-схеми (рис.);

- 2) інформаційні графіки (рис.);
- 3) приклади результатів побудованих моделей (рис.);
- 4) таблиці у розділі стартап-проекту та порівняльні таблиці результатів.

7. Орієнтовний перелік публікацій:

1. Ярошенко В.О., Бідюк П. І., Порівняльний аналіз методів короткострокового прогнозування // 1-а Всеукраїнська Науково-практична конференція «Системний аналіз та інформатика», м. Київ, 22-29 листопада 2022 року.

8. Дата видачі завдання: 01.09.2022 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Інструктаж з техніки безпеки	01.09.2022-07.09.2022	виконано
2	Затвердження теми магістерської дисертації (МД)	01.09.2022-07.09.2022	виконано
3	Ознайомлення з ДСТУ 3008-95 та стандарти Єдиної системи програмної документації	01.09.2022-07.09.2022	виконано
4	Ознайомлення з державним стандартом України ДСТУ ГОСТ 7.1:2006	01.09.2022-07.09.2022	виконано
5	Проведення дослідження за темою під керівництвом наукового керівника	01.09.2022-19.10.2022	виконано
6	Завершення роботи над першим варіантом основної частини МД	08.09.2022-19.10.2022	виконано
7	Продовження роботи над експериментальною частиною МД та програмним забезпеченням, оформлення розділу із стартап проекту	15.09.2022-19.10.2022	виконано
8	Оформлення звіту з переддипломної практики. Складання заліку	20.10.2022-26.10.2022	виконано

Студентка

Валентина ЯРОШЕНКО

Науковий керівник дисертації

Петро БІДЮК

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 112 с., 26 табл., 46 рис., 1 додаток, 21 джерело.

КОРОТКОСТРОКОВИЙ ПРОГНОЗ, МОДЕЛЮВАННЯ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ФІНАНСОВІ РИЗИКИ, ЕКОНОМІЧНІ ПРОЦЕСИ, ПРОГНОЗУВАННЯ, LTSM, GRU.

Об'єкт дослідження: процеси в економіці та фінансах, фінансові ризики.

Предмет дослідження: моделі і методи аналізу процесів в економіці та фінансах, короткострокове прогнозування..

Мета дослідження: порівняльний аналіз короткострокових прогнозів, підвищення якості оцінок прогнозів економічних процесів покращення оцінок ринкового ризику завдяки оціненим прогнозам.

В роботі проведений огляд існуючих систем для аналізу часових рядів. Наведено моделі та методи прогнозування. Розглянуто різні підходи до моделювання та прогнозування фінансово-економічних даних.

Створені моделі в програмі EViews для вхідних даних, які є даними по ринковій біржі. Оцінено прогноз за допомогою декількох моделей та проведено порівняння отриманих результатів на основі різних моделей. Таких як, AP (p), АРКС (p, q) та інші.

За допомогою платформи Google Collab реалізовані нейронні мережі для прогнозування по тих самих вхідних даних.

ABSTRACT

Master's thesis: 112 pp., 26 tables, 46 figures, 1 appendix, 21 sources.

SHORT-TERM FORECASTING, SIMULATION, NEURAL NETWORKS, FINANCIAL RISKS, ECONOMIC PROCESSES, FORECASTING, LTSM, GRU.

Research object: processes in economy and finance, financial risks.

Research subject: models and methods of analysis of processes in economy and finance, short-term forecasting.

The purpose of the research: comparative analysis of short-term forecasts, improvement of the quality of estimates of forecasts of economic processes, improvement of market risk estimates thanks to the evaluated forecasts.

The paper provides an overview of existing systems for time series analysis. Forecasting models and methods are presented. Various approaches to modeling and forecasting of financial and economic data are considered.

Created models in the EViews program for the input data, which is data on the market exchange. The forecast was evaluated with the help of several models and the results obtained based on different models were compared. Such as AR (p), ARKS (p, q) and others.

With the help of the Google Collab platform, neural networks are implemented for prediction based on the same input data.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	8
ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 АКТУАЛЬНІСТЬ РОЗВ’ЯЗУВАННЯ ЗАДАЧ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ.....	10
1.1 Актуальність розв’язування задач математичного моделювання.....	10
1.2 Актуальність задач прогнозування.....	13
1.3 Варіанти розв’язку задач моделювання і прогнозування	14
1.4 Висновки до розділу	19
РОЗДІЛ 2 ВИБІР ТА ОПИС МЕТОДІВ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ	21
2.1 Прогнозування за допомогою регресійних моделей	21
2.2 Прогнозування за допомогою нейронних мереж.....	33
2.3 Критерії якості моделей та оцінок прогнозів	36
2.4 Комбінування оцінок прогнозів.....	39
2.5 Висновки до розділу	42
РОЗДІЛ 3 ВИКОНАННЯ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ ТА.....	43
3.1 Вибір інструментальної платформи для виконання обчислювальних експериментів	43
3.2 Побудова моделей та оцінювання прогнозів у середовищі EViews	44
3.2.1 Побудова моделей авторегресії та авторегресії з ковзним середнім.....	44
3.2.2 Побудова моделей на основі інших вхідних даних	55
3.2.3 Аналіз отриманих результатів	57
3.3 Побудова прогнозів за допомогою нейронних мереж	60
3.3.1 Одношарові нейронні мережі.....	62
3.3.2 Багатошарові нейронні мережі	70
3.4 Комбінування прогнозів	75
3.5 Висновки до розділу	78
РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА СТАРТАПУ.....	79
4.1 План розробки стартапу та масштабування його на ринок	79
4.2 Опис ідеї стартап-проекту	81
4.3 Технологічний аудит ідеї проекту	82

4.4 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту	86
4.5 Розроблення ринкової стратегії стартап-проекту	95
4.6 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту	98
4.7 Висновки до розділу	100
ВИСНОВКИ.....	101
СПИСОК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	103
ДОДАТОК А	105

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АКФ – автокореляційна функція

АР – авторегресія

АРКС – авторегресії з ковзним середнім

СМППР -система підтримки прийняття рішень

МНК – метод найменших квадратів

РМНК – рекурсивний метод найменших квадратів

МКМЛ – метод Монте-Карло для марковських ланцюгів

АРУГ – авторегресійна умовно гетероскедастична модель

УАРУГ – узагальнена авторегресійна умовно гетероскедастична модель

ЧАКФ – часткова автокореляційна функція

ФЕП – фінансово-економічні процеси

ННП – нелінійні нестационарні процеси

ВСТУП

Питання прогнозування супроводжує людство майже весь час. Завжди було важливим спрогнозувати стан хворої людини, знати майбутню поведінку погоди та, що є на сьогодні одним з ключових питань, отримати інформацію про майбутні економічні показники на основі поточних даних. Одним із найбільш популярних підходів є прогнозування на основі моделей, побудованих за експериментальними даними.

Фінансово-економічна ситуація, що властива чи не кожному підприємству та, загалом, світові, ніколи не буває повністю стабільною. На неї впливають такі фактори як політична ситуація, дії конкурентів та безліч інших чинників. Таким чином, навіть врахувавши більшість факторів, завжди буде залишатись випадкова складова, яка буде впливати на результати прогнозування.

В першому розділі було встановлено, що фінансові та економічні процеси є дуже важливою та в принципі невід'ємною частиною роботи у будь-якій фінансовій установі чи підприємстві. Визначено, що оцінювання можливих фінансових втрат у нестационарних економічних та фінансових процесах є актуальною задачею сьогодні, яка потребує ґрунтовного наукового дослідження.

В другому розділі було розглянуто етап визначення адекватності моделі-кандидата, який є важливим кроком у процесі побудови моделі. Також враховується момент і комбінація прогнозних оцінок для вибору найкращого прогнозу за критеріями: середнє та середньозважене. Розглянуті деякі види рекурентних нейронів, такі як LSTM, GRU та Simple RNN.

В третьому розділі були обрані данні для побудови моделей. Обраними даними стали дані з біржі. Були побудовані моделі та прогнози для обраних даних за допомогою системи EViews та платформи Google Collab.

У четвертому розділі розроблено стартап-проект, присвячений системи підтримки прийняття рішень для короткострокових прогнозів.

РОЗДІЛ 1 АКТУАЛЬНІСТЬ РОЗВ'ЯЗУВАННЯ ЗАДАЧ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ

1.1 Актуальність розв'язування задач математичного моделювання

У наш час математична наука проникла майже в усі сфери наукової та практичної діяльності. У сьогоденні задачі моделювання зустрічаються певно що кожний день. Кожна фірма та установа, кожне підприємство збирають та зберігають дані, щодо своєї діяльності та роботи. Але без майбутньої обробки цих даних таке колекціонування та зберігання не має жодного сенсу. Успішне застосування математичних знань на практиці приводить до переходу від абстрактного сховища з непотрібною інформацією до структурованих даних, з яких можна зробити певні висновки і використовувати їх. Цей умовний перехід можна здійснити за допомогою моделювання. Сьогодні важко назвати область діяльності людини, де не має застосування моделювання. Моделювання виступає як процес поглиблення пізнання, повніше розкриває сутність явищ дійсності, що досліджуються. Сучасні процеси моделювання зазвичай використовуються не тільки як полегшення і прискорення процесів побудови та дослідження моделей, але й значно скорочують сприйняття інформації фахівцями системного моделювання та фахівцями, що працюють у галузі моделювання.

З великої кількості екологічних процесів у суспільстві найбільш поширеними є фінанси та економіка. До них відносяться процеси інвестиційного фінансування, процеси глобалізації та національної інтеграції, обмінні курси, акції та облігації, процеси виникнення та подальшої роботи міжнародних фінансових потоків, процес створення та подальшого використання бюджетів на рівні держави, фінансово-економічна діяльність фірм, процеси обміну, які формують різні властивості цін на активи та багато іншого. Однак одна з труднощів, яка виникає при моделюванні таких процесів, полягає в тому, що більшість таких процесів є нелінійними, нестационарними в будь-якому економічному розвитку, особливо в країнах з перехідною

економікою Особливість періоду економічного переходу полягає в тому, що в цей період економічної еволюції стара система була усунена зі сцени історії, і в той же час зароджується і починає працювати на постійній основі нова система. У цьому відношенні розвиток перехідної економіки є унікальним і дуже відрізняється від звичайного, нормального економічного розвитку. Загалом однією з основних ознак перехідної економіки є багатоваріантність та вибір шляхів подальшого розвитку та його конкретних цілей.

Подібним чином процеси, які існують і більш поширені в економіці та фінансах, не є лінійними чи стаціонарними за своєю природою. Через це сам процес моделювання досить складний, непередбачуваний, і покластися на надійність і точність певних моделей нелегко. Загалом, в реальному житті, коли ми стикаємося з різноманітними фінансово-економічними процесами, то найчастіше такі процеси є нестаціонарними процесами, а отже, задачі вивчення та прогнозування таких процесів є найбільш цікавими для дослідника.

Подивимось на класифікацію процесів в економіці та фінансах (рис. 1.1).

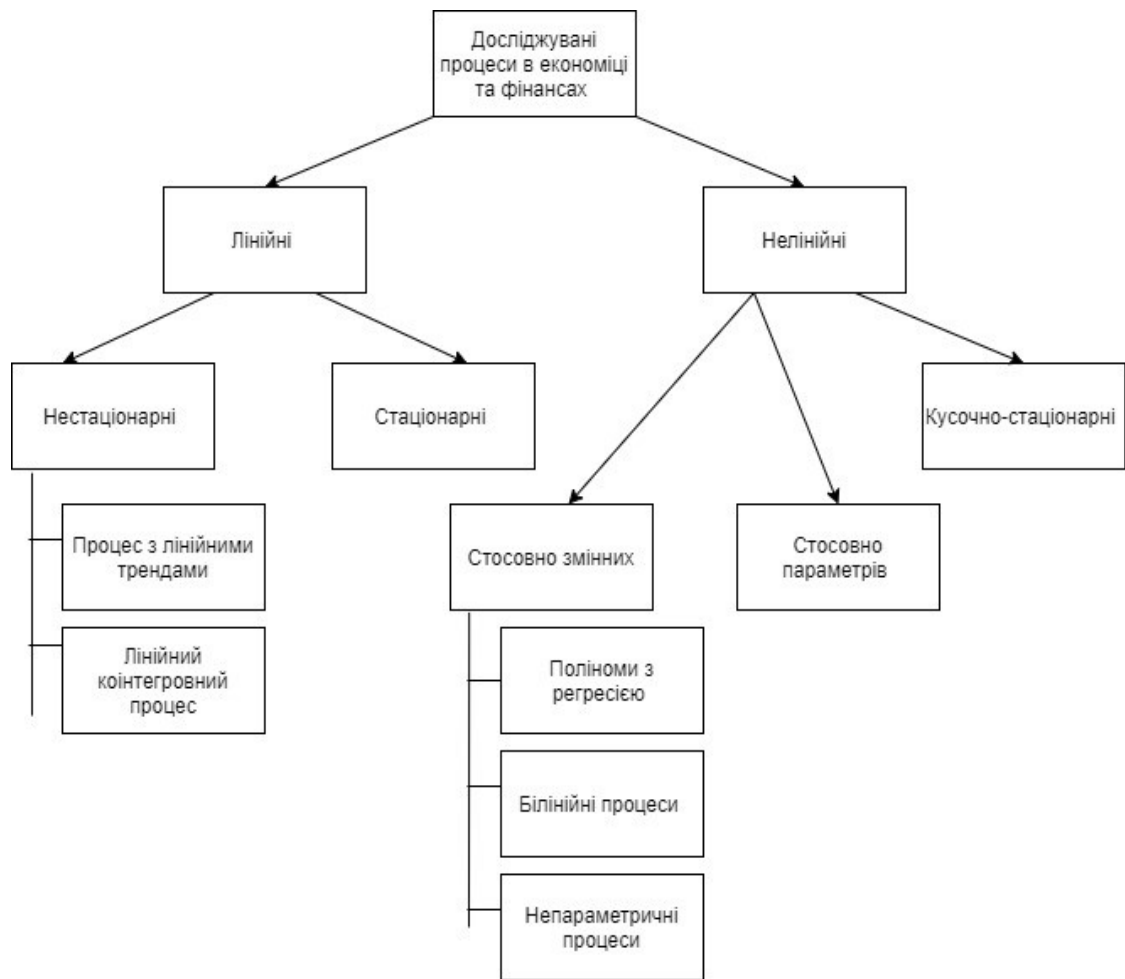


Рисунок 1.1 – Види фінансово-економічних процесів

Моделювання — найефективніший метод дослідження складних систем для будь-яких цілей — технічного, економічного, екологічного, соціального, інформаційного — як, починаючи з етапу моделювання чи проектування, так і в процесі подальшого введення таких систем в роботу та експлуатації. Можливості системного моделювання далеко не вичерпані, оскільки кожен раз з'являються новітні методи та прийоми моделювання. Моделювання, як пізнавальний метод, використовувалося людиною з давніх часів. Але з появою нових технологій системне моделювання збагатилося абсолютно новими підходами до моделювання, такими як імітаційне моделювання, еволюційне моделювання та методи групового розгляду для демонстрації, також відомих як МГУА. Моделі та методи моделювання використовуються для створення систем автоматичного проектування, систем прийняття рішень, автоматизованих систем управління та систем штучного інтелекту. Потреба у вирішенні проблем системного

моделювання виникає не тільки у вчених, а й у проєктувальників, виробників, бізнесменів у повсякденній роботі.

1.2 Актуальність задач прогнозування

Люди, як вид, протягом усього свого існування намагалися робити прогнози та оцінювати подальші наслідки будь-яких своїх дій. Задовго до цього часу люди мали необхідність в достовірній інформації, яка б допомогла їм в житті, наприклад про погоду на наступний тиждень чи місяць, а також задавалися питанням, наскільки можливо знайти будь-яку здобич, щоб нагодувати своє плем'я. Важливість передбачень у житті людини з часом не зменшилася, але їх мета та напрямок набули абсолютно нового виміру. Сучасну людину більше цікавить, чи зможе вона вигідно купити або продати певні акції, зекономити на наступній угоді, ніж те, скільки рідкісних тварин залишиться на планеті через глобальне потепління.

Для будь-якого об'єкта, будь то велике підприємство чи країна, дуже важливо завчасно розуміти різні ризики та їх характер, які можуть існувати в розвитку ситуації, і вчасно попереджати такі випадки. У випадку, коли необхідно прийняти важливе рішення, потрібно добре зважити всі можливі наслідки від прийняття того чи іншого рішення та оцінити ризики для кожної можливої вибору. Загалом, прогнозування відіграє дуже велику роль у роботі з фінансами та економічними процесами. Воно допомагає краще розуміти ці процеси, їх взаємодію з іншими процесами та оцінювати майбутню поведінку.

Фінансово-економічне прогнозування – це процес розробки фінансово-економічного прогнозування на основі наукового методу пізнання соціально-економічних явищ із застосуванням цілого комплексу методів, засобів і способів прогнозування.

У загальному вигляді основною метою прогнозування можна назвати отримання необхідної інформації для розуміння майбутніх умов, прогнозування і, по можливості, своєчасне реагування на несприятливі прогнози. Якісні прогнози дозволяють визначати тенденції розвитку ринку і здійснювати свою подальшу роботу відповідно до цих змін, займати високі позиції на ринку і успішно розвиватися, тому країни і великі компанії, і середні підприємства витрачають неймовірні суми на прогнозування процесів, задля зменшення майбутніх ризиків.

Підсумовуючи, можна сказати, що прогнозування є інструментом пошуку реалістичних, економічно задовільних рішень для поточного та перспективного управління об'єктами чи процесами, а сам процес прогнозування є досить важливим і навіть необхідним етапом подальших процесів, а також подальшим планування діяльності.

1.3 Варіанти розв'язку задач моделювання і прогнозування

Серед багатьох методів моделювання, які існують у всьому світі, виділяють такі методи: аналітичне моделювання, математичне моделювання, імітаційне моделювання. Давайте розбиратися в кожному окремо.

Моделювання є аналітичним, по суті, це представлення деякої залежності отриманих вихідних змінних від вхідних, причому ця залежність має аналітичний вигляд. Тобто вона виражається через відомі аналітичні функції. Нагадаємо, що функція є аналітичною, якщо її можна розкласти в ряд Тейлора. Аналітичні функції багато в чому відрізняються, тому до них можна застосовувати математичні методи аналізу. Перевага цього підходу моделювання полягає в тому, що залежності можна отримати в явному вигляді та застосувати до них класичні методи математичного аналізу. Цей підхід до моделювання завжди є кращим, якщо можна створити аналітичну модель

системи.

Зверніть увагу, що пошук залежностей може бути настільки складним, що дослідникам доводиться використовувати спеціальне програмне забезпечення, і що для деяких систем необхідно відмовитися від пошуку абстрактних залежностей і зупинитися на наближених рішеннях, знайдених чисельними методами. Деякі системи настільки складні, що хоча їх роботу можна описати в термінах аналітичних функцій, неможливо знайти залежності в явних формах. Наприклад, усі задачі математичного програмування мають досить простий аналітичний опис, але розв'язок задачі можна знайти лише в результаті виконання певної кількості кроків. Іншими словами, алгоритми пошуку точних розв'язків задач відомі, але самі розв'язки не можуть бути записані в аналітичній формі. Цей метод моделювання називається математичним моделюванням. Також зауважимо, що алгоритми пошуку точних розв'язків задач можуть бути реалізовані дослідниками самостійно, використовуючи спеціальне програмного забезпечення або чисельні методи. Опис деяких систем не можна описати аналітичними функціями, але його процес можна описати алгоритмами моделювання. Моделювання — це процес відтворення складної системи в хронологічному порядку за допомогою комп'ютерної програми. Запустивши імітаційну модель кілька разів, дослідники отримали інформацію про властивості реальної системи. Цей метод моделювання називається імітаційним моделюванням. Розглянемо всі підходи моделювання схематично (рис. 1.2).

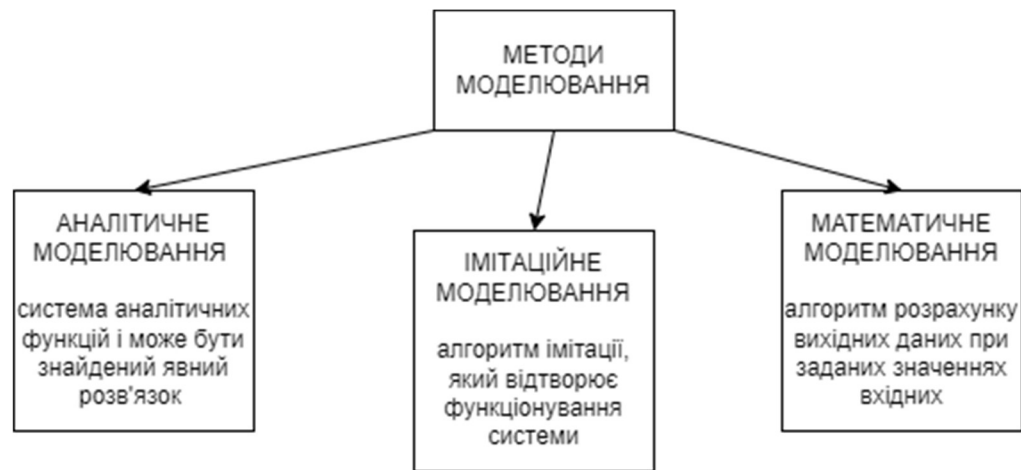


Рисунок 1.2 – Методи моделювання

Математичні моделі поділяються на дві категорії: аналітичні моделі та імітаційні моделі. Різниця між цими двома категоріями полягає в тому, що аналітична модель відтворює лише один аспект роботи даного процесу або об'єкта, тоді як імітаційна модель одночасно повністю відтворює поточну роботу процесу протягом певного періоду часу. Хоча імітаційні моделі широко використовуються завдяки багатьом перевагам, таким як - можливий перегляд результатів (кінцевих і проміжних результатів). Також перевагами є динамічний характер відображення прогресу процесу, легка настройка моделі. Здатність виконувати статистичні експерименти та здатність вводити будь-які типи рівнянь, нечітку логіку, приймати рішення тощо. в моделі також можна додати до переваг імітаційних моделей. Головною перевагою роботи з процесами з невизначеністю є поєднання явних і нечітких алгоритмів. Хоча є багато переваг, недоліки включають наступне: висока вартість виготовлення та використання цих моделей, а також тривалий час розробки. Також потрібні фахівці, які спеціалізуються на даному виді моделювання.

До речі про прогнози. Сам процес прогнозування — це процес передбачення майбутнього стану та поведінки обраного об'єкта чи явища на основі аналізу його минулого і сьогодення, тобто мають місце систематичні оцінки інформації про якісні та кількісні характеристики розвитку обраного об'єкта або явища в майбутньому. Результатом прогнозу є передбачення —

знання про майбутнє, а також знання про ймовірний розвиток поточних тенденцій щодо якогось феноменального об'єкта, який існує в майбутньому. Загалом існує два методи прогнозування: якісний і кількісний. Кількісні методи мають за основу математичні моделі та історичні дані. Водночас якісні методи базуються на обґрунтованій думці, інтуїції та досвіді професіоналів.

Прогнози можна отримати кількома способами:

- Якісні: ці методи ґрунтуються на судженні та думці.
- Аналіз часових рядів: ідея полягає в тому, що минулі події триватимуть у майбутньому. Розглянемо різні часові ряди: стаціонарні, сезонні, трендові. Вони відрізняються формою лінії, яка найкраще відповідає спостережуваним даним. Застосовними методами є (лінійна) регресія, ковзне середнє та експоненціальне згладжування. Вони відрізняються важливістю та складністю даних.
- Причинно-наслідковий зв'язок: цей метод намагається перевірити, чи існує причинно-наслідковий зв'язок між певними змінними та вимогами. Якщо це так і змінна відома заздалегідь, її можна використовувати для прогнозування.
- Моделювання: тут розробляється та програмується динамічна модель з усіма відповідними змінними. Модель повинна включати всі відповідні внутрішні та зовнішні змінні. Ця модель потім використовується для тестування різних альтернатив.

Розглянемо повну класифікацію методів прогнозування (рис. 1.3).



Рисунок 1.3 – Класифікація методів прогнозування

Кількісні методи можна поділити на два великі класи: причинно-наслідкові та моделі часових рядів. Часові ряди діляться на моделі з декомпозицією (виділення сезонності й тренду) та моделі згладжування. До моделей згладжування відносяться:

- середнє арифметичне

$$Y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y(k), \quad (1.1)$$

- ковзне середнє арифметичне

$$MA(k) = \frac{\sum_{i=1}^N y(k-i+1)}{N}, \quad (1.2)$$

- середнє зважене

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_i y(k-i)}{\sum_{i=1}^N \omega_i}, \quad (1.3)$$

- ковзне середнє зважене

$$MA(k) = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_i y(k-i+1)}{\sum_{i=1}^N \omega_i}, \quad (1.4)$$

- експоненційне зглажування

$$EMA(k) = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_i y(k-i+1)}{\sum_{i=1}^N \omega_i} = \frac{\omega_1 y(k) + \omega_2 y(k-1) + \dots + \omega_n y(k-n)}{\sum_{i=1}^N \omega_i}. \quad (1.5)$$

Також, в самому процесі прогнозуванні важливим є момент оцінки прогнозу. Серед безлічі наявних методів є декілька, які можна назвати найпростішими, але, поєднуючи їх разом, вони можуть давати безпомилкову оцінку якості поданого прогнозу на основі ФЕП.

1.4 Висновки до розділу

Актуальність даної магістерської дисертації полягає у дослідженні та застосуванні сучасних методів інтелектуального прогнозування та моделювання та їх адекватної оцінки. Згідно з аналізом, виявлення фінансово-економічних процесів є дуже важливим і в принципі невід'ємною частиною роботи будь-якої фінансової установи чи компанії. Виявляється, що оцінка потенційних

економічних втрат у перехідних економічних і фінансових процесах є актуальною задачею сьогодення, яка потребує глибоких наукових досліджень. Визначено напрями подальшої роботи над дослідженнями за обраними темами.

Постановка питання дослідження:

- Визначити актуальність проблем моделювання та прогнозування процесів економічної та фінансової трансформації

– Вибір програм моделювання та збір необхідних статистичних даних

– Створення (підбір) програмного забезпечення для проведення комп'ютерних експериментів

– Створення математичних моделей для вибраних процесів і обчислення прогнозних оцінок

- Результати аналізу

- Формування перспектив подальших досліджень

РОЗДІЛ 2 ВИБІР ТА ОПИС МЕТОДІВ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ

2.1 Прогнозування за допомогою регресійних моделей

За останні десятиліття в усьому світі описано багато математичних методів, які дозволяють прогнозувати лінійні, нелінійні, перехідні та інші процеси. Усі методи прогнозування зазвичай поділяють на три великі категорії:

1. Прогноз, заснований на ідеї суб'єктивної оцінки, оцінки на основі навчання та інтуїції, глибокого розуміння предмета та інших міркувань, прямо чи опосередковано пов'язаних з процесом, що вивчається.
2. Методи, засновані на використанні одновимірних часових рядів. Тут можливі такі параметри, як автоматична регресія (АР), автоматична регресія ковзного середнього (АРКС), АРКС на основі тенденцій та інші подібні моделі.
3. До третьої категорії відносяться векторні процеси або багатовимірні часові ряди. Враховується залежність ендогенних змінних від певної кількості регресорів з правого боку.

Зазвичай, ці три категорії не виключають одна одну, тому має сенс використовувати комбінацію двох-трьох із зазначених вище методів [6].

Регресійні моделі передбачають значення змінної Y на основі заданих значень змінної X . Процес вибору параметрів моделі з використанням припущень на основі вибірки даних у діапазоні їх значень називається інтерполяцією. Прогнози поза діапазоном значень даних називаються екстраполяцією. Продуктивність екстраполяції сильно залежить від припущень регресії. Чим далі відбувається екстраполяція даних, тим більше відхилення моделі від справжніх значень.

При екстраполяції зазвичай рекомендується додавати довірчий інтервал прогнозу до прогнозованих значень, що забезпечує міру невизначеності. Такі

інтервали значно розширюються, коли значення незалежної величини (або величин) перевищують діапазон, охоплений даними спостереження. З цих та інших причин не слід легковажно використовувати зведені дані.

Однак такі інтервали не враховують усіх помилок моделювання, які можуть виникнути, особливо якщо ми припускаємо, що існує певна залежність між значеннями Y і X . Якісно виконаний регресійний аналіз забезпечить оцінку того, наскільки добре виконується гіпотетична форма, відповідає залежності від даних спостережень, а лише діапазону значень доступних незалежних змінних. Це означає, що будь-яка екстраполяція істотно залежить від припущень щодо структурної форми регресійної залежності. Лінійну залежність змінних і лінійність параметрів слід вибирати не тільки для зручності розрахунків, але для побудови моделі слід використовувати всі наявні знання. Знання того, що залежна змінна не може перевищувати певний діапазон значень, може допомогти у виборі моделі, навіть якщо отримана вибірка не має значень, близьких до таких меж. Вплив цього кроку на вибір правильної функціональної форми регресії може бути дуже важливим при пошуку екстраполяції. Це може принаймні гарантувати, що будь-яка екстраполяція є «реалістичною» (або сумісною з тим, що відомо) на основі обраної моделі.

Як правило, математичні моделі формуються у формі диференціальних рівнянь, таких як:

- Авторегресія (рівняння, що характеризує собою певну «пам'ять» процесу, тобто, описує вплив значення попередніх станів на поточний)

$$y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + \dots + a_p y(k-p) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y(k-i) + \varepsilon(k). \quad (2.1)$$

Для того, щоб вирішити, чи необхідно додавати в модель з рівнянням регресії авто регресійну складову обчислюється авто кореляційна функція змінної (АКФ) $y(k)$.

За допомогою функції автокореляції можна визначити порядок авторегресії. АКФ та ЧАКФ використовують для визначення кількості

затриманих в часі значень, які конче потрібно брати для подальшого опису процесу. Необхідно не забувати, що АКФ та ЧАКФ дають тільки попередню оцінку порядку авторегресійної частини.

- Парна регресія (рівняння, що додатково включає в своєму записі незалежну змінну)

$$y(k) = a_0 + a_1 x(k) + \varepsilon(k). \quad (2.2)$$

- Множинна регресія (рівняння, яке показує вплив багатьох змінних на прогнозовану змінну)

$$y(k) = a_0 + a_1 x_1(k) + a_2 x_2(k) + \dots + a_p x_p(k) + \varepsilon(k). \quad (2.3)$$

- Змішана регресія (авто регресія + множинна регресія)

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y(k-i) + b_1 x_1(k) + b_2 x_2(k) + \dots + b_p x_p(k) + \varepsilon(k). \quad (2.4)$$

- Авто регресія з ковзним середнім порядку (p, q) (АРКС (p, q))

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y(k-i) + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon(k-j) + \varepsilon(k). \quad (2.5)$$

- Модель ковзного середнього (показує тенденцію зміни і згладжує їх несуттєві коливання)

$$MA(k) = \frac{\sum_{i=1}^N y(k-i+1)}{N}. \quad (2.6)$$

В попередній формулі всі вагові коефіцієнти перед змінними мають одиничну вагу. Однак, існує формула коли всі вагові коефіцієнти приймають

різне значення (зважене ковзне середнє):

$$MA(k) = \frac{\sum_{i=1}^N w_i y(k-i+1)}{\sum_{i=1}^N w_i}. \quad (2.7)$$

- Експоненційне ковзне середнє (всі вагові коефіцієнти будуть розподілені за експоненційним законом)

$$EMA(k) = \frac{\sum_{i=1}^N w_i y(k-i+1)}{\sum_{i=1}^N w_i} = \frac{w_1 y(k) + w_2 y(k-1) + \dots + w_n y(k-n)}{\sum_{i=1}^N w_i}. \quad (2.8)$$

- Регресія, нелінійна відносно параметрів (моделі, які є нелінійними відносно параметрів, містять члени, які включають в себе добуток параметрів моделей або інші види зв'язку)

$$y(k) = a_0 + a_1 e^{bx(k)} + e(k). \quad (2.9)$$

Для оцінювання параметрів таких моделей необхідно застосовувати методи нелінійного оцінювання:

1) Нелінійний метод найменших квадратів

Зазвичай МНК використовується, коли модель є лінійною. Використання цього підходу пов'язане з обмеженнями на стохастичні процеси, які зазвичай виникають при описі об'єктів і процесів будь-якого типу. Зокрема, центральність стохастичного процесу та його некореляція із залежною змінною та відсутність автокореляції.

2) Метод максимальної правдоподібності

Метод оцінки невідомих параметрів шляхом максимізації функції правдоподібності. Він заснований на припущенні, що вся інформація, яку необхідно знати, про дані міститься у функції.

3) Метод Монте-Карло

Залежно від типу моделі можуть застосовуватися різні обчислювальні алгоритми, які за своїм типом і методом належать до одного класу методів – методи Монте-Карло для ланцюгів Маркова (МКМЛ).

Замість того, щоб брати апостеріорну функцію густини, краще взяти велику вибірку з розподілу, щоб можна було знайти закон розподілу (це робиться для полегшення зберігання даних у комп'ютері). Нам потрібен алгоритм, який може отримати велику кількість вибірок із апостеріорного розподілу на основі початкових спостережень (тобто моделі та попереднього розподілу). Це метод МКМЛ. Тобто як вхідні дані ми беремо модель і наші попередні «думки» про розподіл, а як вихідні дані ми беремо велику вибірку. Ми хотіли б зазначити, що алгоритм є випадковим і дасть дещо інші результати при повторенні. Основним недоліком є те, що він потребує обчислень, тобто моделі, оцінені за допомогою цього методу, можна оцінити за кілька днів до тижня.

Зараз існує багато методів оцінки параметрів моделі, таких як метод найменших квадратів (МНК), рекурсивний метод найменших квадратів (РМНК), рекурсивний метод оцінки параметрів мінімізації помилок та метод інструментальних (допоміжних) змінних.

Також моделі гетероскедастичних процесів, тобто процесів, дисперсія яких змінюється в часі.

Одними з найбільш популярних моделей для формального опису дисперсії є авторегресія з умовною гетероскедастичністю (АРУГ) та узагальнена АРУГ (УАРУГ). Модель авторегресії з умовною гетероскедастичністю (АРУГ) Припустимо, що ми маємо модель АР(1):

$$y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + \varepsilon(k). \quad (2.10)$$

Нехай $\{\hat{\varepsilon}(k)\}$ буде оцінкою залишків моделі. Тоді умовну дисперсію будемо визначати формулою:

$$\text{var}[y(k+1)|y(k)] = E_k\{[y(k+1) - a_0 - y(k)]^2\} = E_k[\hat{\varepsilon}^2(k+1)]. \quad (2.11)$$

Тепер будемо застосовувати модель авторегресії (АР(q)) для квадратів оцінок залишків моделі :

$$\hat{\varepsilon}^2(k) = a_0 + a_1 \hat{\varepsilon}^2(k-1) + a_2 \hat{\varepsilon}^2(k-2) + \dots + a_p \hat{\varepsilon}^2(k-q) + v(k), \quad (2.12)$$

де $v(k)$ – гаусівський процес (білого шуму) з нульовим середнім для адекватної моделі якого дорівнює нулю.

Розглянемо такий варіант, коли

$$a_2 = a_3 = \dots = a_p = 0.$$

В цьому варіанті оцінка дисперсії буде завжди приймати значення константи.

У разі прогнозування на один крок вперед для умовної дисперсії :

$$E_k[\hat{\varepsilon}^2(k+1)] = a_0 + a_1 \hat{\varepsilon}^2(k) + a_2 \hat{\varepsilon}^2(k-1) + \dots + a_p \hat{\varepsilon}^2(k-q+1). \quad (2.13)$$

Однозначно можна сказати, що така модель може бути побудована при виконанні умови нестационарності, тобто

$$\text{var} [y(k)] \neq \text{const} . \quad (2.14)$$

Ця модель називається авторегресійною з умовною гетероскедастичністю (АРУГ). Залишки $\varepsilon(k)$ генеруються на основі рівнянь регресії, авторегресії (АР) або авторегресії ковзного середнього (АРКС). Модель АРУГ широко використовується для прогнозування волатильності. Використовуючи його, ми з більшою ймовірністю отримаємо значення, які суттєво відрізняються від очікуваних математикою. Основним недоліком таких моделей є те, що вони накладають обмеження на параметри, що дуже ускладнює їх оцінку, особливо коли задіяні моделі вищого порядку.

Тепер поговоримо про модель узагальненої авторегресійної умовної гетероскедастичності (УАРУГ). За своєю суттю він спирається на введення компонента ковзного середнього в рівняння для оцінки умовної дисперсії. На будь-якому фінансовому ринку достатньо того, що ціни постійно змінюються. Цю зміну ціни можна описати рівнянням:

$$\varepsilon(k) = v(k)[h(k)]^{1/2}. \quad (2.15)$$

Тобто, через це розподіл умовної дисперсії можна описати моделлю:

$$h(k) = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon^2(k-i) + \sum_{j=1}^p \beta_j h(k-j) . \quad (2.16)$$

Оскільки процес $v(k)$ був визначений як гаусівський і відповідно цього він не має кореляції з $\varepsilon(k-1)$, то в такому випадку, як умовне і безумовне середнє значення для $\varepsilon(k)$ можна взяти значення рівне нулю. З цього можна зробити висновок, що безумовне математичне сподівання буде мати наступний вигляд:

$$E[\varepsilon(k)] = E\left\{v(k)[h(k)]^{\frac{1}{2}}\right\} = 0. \quad (2.17)$$

З цього випливає, що умовна дисперсія $\varepsilon(k)$ визначається формулою :

$$E_{k-1}[\varepsilon^2(k)] = h(k). \quad (2.18)$$

Не можливо не звернути увагу, що рівняння узагальненої моделі авто регресії $AR(p)$ з умовною гетероскедастичністю порядку q – $УАРУГ(p,q)$, розділяється на дві умовні частини. Першою частиною можна назвати авторегресію, а другою – ковзне середнє відносно змінної дисперсії, тобто дисперсії нашого гетероскедастичного процесу. Тобто, коли $p=0$, $q=1$, то маємо справу з процесом першого порядку $УАРУГ(0,1)$. Коли ж маємо, що коефіцієнт $\beta_i = 0$, то модель $УАРУГ(p,q)$ можна називати моделлю $АРУГ(p,q)$. Для того щоб мати значення умовної дисперсії як скінченне, то для цього корені характеристичного рівняння повинні бути всередині одиничного кола.

Основною перевагою моделі $УАРУГ$ є її основна можливість зменшити порядок відповідної моделі $АРУГ$. Також за допомогою цієї моделі $УАРУГ$ є можливість брати у врахування всі важкі розподіли випадкової величини.

Також існує експоненційна авторегресійна умовно гетероскедастична модель (Е - $УАРУГ(p,q)$). Її можна описати формулою:

$$\log(h^2(k)) = a_0 + \sum_{i=1}^p \frac{|\varepsilon(k-i)|}{h(k-i)} + \sum_{i=1}^p \gamma_i \frac{\varepsilon(k-i)}{h(k-i)} + \sum_{i=1}^q \beta_i \log(h^2(k-1) + \varepsilon(k)). \quad (2.20)$$

В простій моделі УАРУГ(p, q) умовна дисперсія залежить від розміру залишків, а не від знаків перед ними. Наведена модель утворює умовну дисперсію, як асиметричну функцію значень ε . Це дозволяє додатнім і від'ємним попереднім значенням ε мати різний діяння на волатильність. Представлення в логарифмічному вигляді дозволяє залучити від'ємні значення остатків, не одержуючи при цьому від'ємну умовну дисперсію.

Нелінійний процес має бути формально описаний (змодельований) наступним чином:

- Розділ даних на лінійні та нелінійні частини.
- Робимо АР (10) або АР (15).
- Нелінійності в залишках, не описані лінійною моделлю:

$$e(k) = \hat{\varepsilon}(k) = y(k) - \hat{y}(k); \quad (2.21)$$

- Підібрати нелінійну модель під нелінійну складову: поліном, $\sin^2(x)$, $A * \exp(-bx)$ і т. ін.
- Спростити лінійну модель (наприклад, зменшити порядок)
- Оптимізувати структуру нелінійної моделі.

Насправді більш детальна ідея:

- Заповнити пропуски.
- Прибрати плавні викиди.
- Логарифмувати.

- Нормалізувати функцію від -1 до 1.

- Різниця.

Необхідно створити моделі для лінійної частини процесу та оцінити параметри моделі. Тут, для перевірки присутності нелінійності, дозволено покористуватись тестами для визначення нелінійності.

В частості, одним із дійсно використовуваних тестів на нелінійність і той же час достатньо популярних та дохідливих тестів є тест Фішера. Головна ідея тесту полягає в розгляді відношення:

$$\hat{F} = \frac{\text{відхилення середніх значень від прямої регресії}}{\text{відхилення значень } y(k) \text{ від групових середніх}}. \quad (2.22)$$

Якщо значення \hat{F} набуває чи перевищує рівень значимості, то припущення про лінійність варто відхилити.

В більшості схожих тестів відповідь залежить від знайденої статистики, якщо вона приймає значення більше за критичне, тобто, те яке є визначеним за умовою задачі, то здогад про стаціонарність відхиляється, відповідно такий ряд буде мати гетероскедастичний характер.

Тепер необхідно підібрати модель під нелінійну частину [9]. Відповідно до критерію Дарбіна або критерію Акайке необхідно визначити адекватність моделі, яка створюється для майбутніх прогнзів на кілька кроків попереду [10].

Після вибору максимально достойної моделі можемо перейти до самого процесу прогнозування. Мається на увазі, що майбутнім кроком буде побудова прогнозу та оцінка його якості. Якщо точність отриманого в результаті моделювання прогнозу є прийнятною, то можна завершувати дослідження. Розглянемо весь процес від моделювання до прогнозування для нелінійних нестационарних процесів (рис. 2.1).

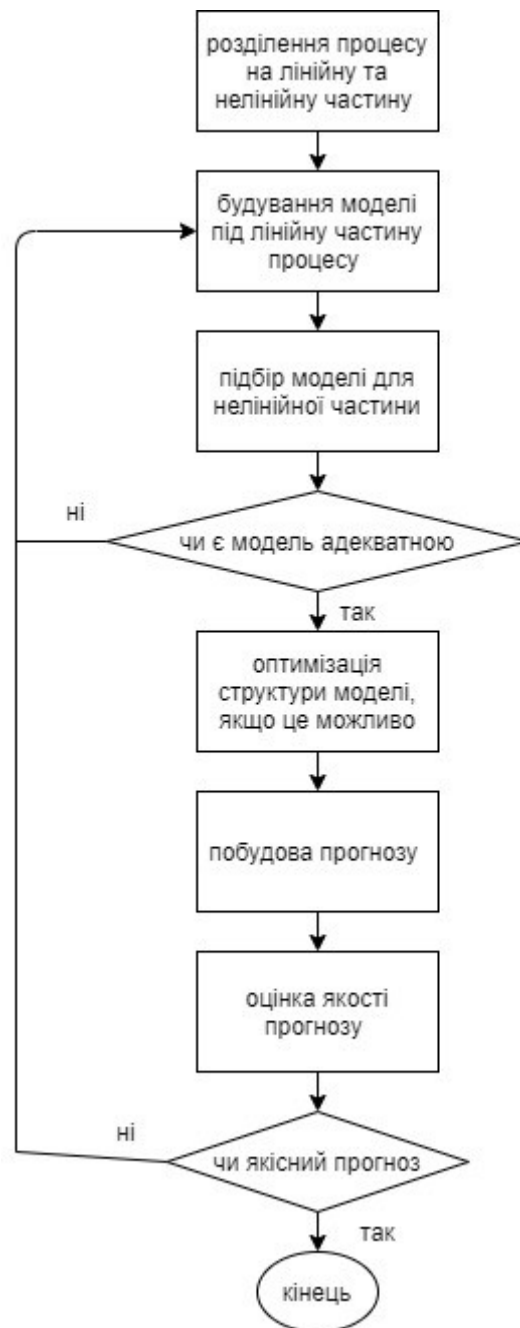


Рисунок 2.1 - Процес моделювання і прогнозування нелінійних нестационарних процесів

Розглянемо узагальнений алгоритм (рис. 2.2) для структури створення математичної моделі на базі статистичних показників. Алгоритм є типовим для використання до будь-яких систем чи процесів.

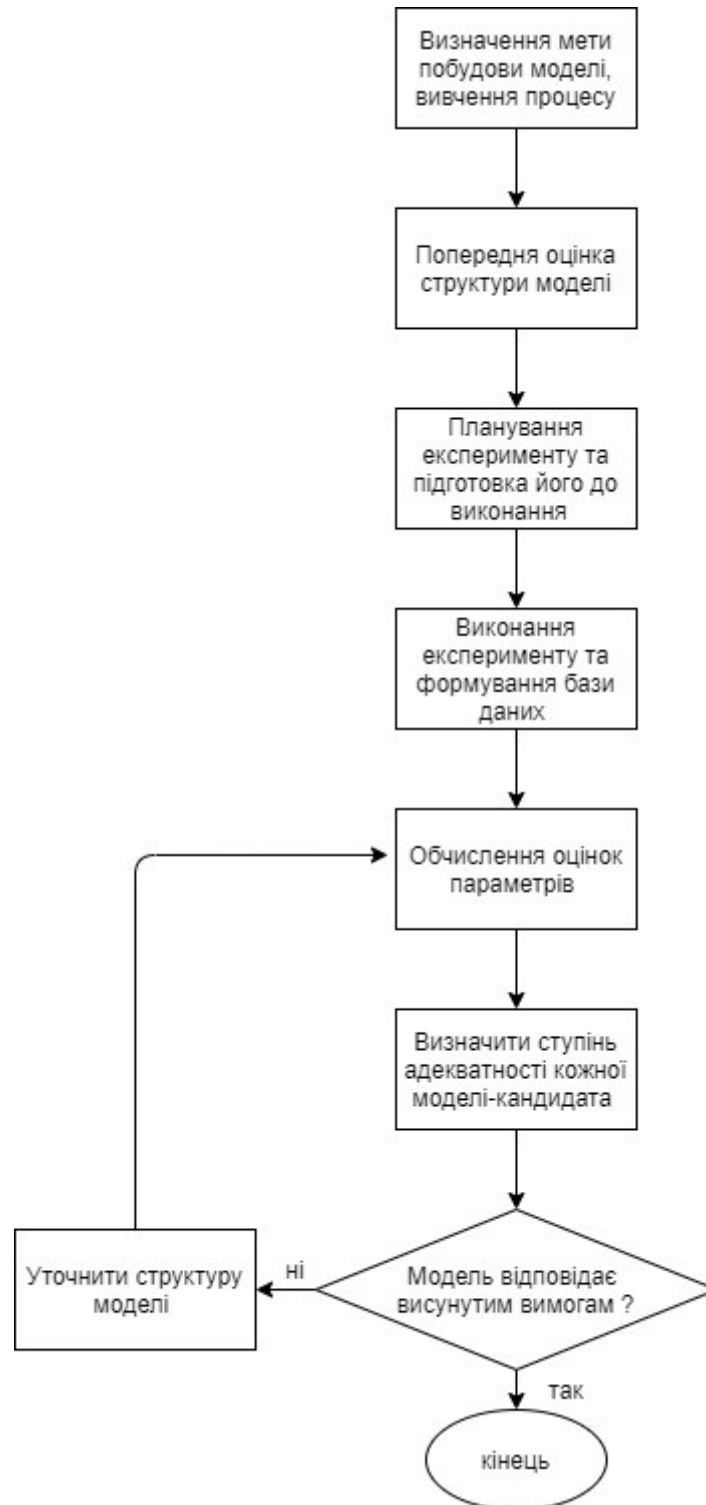


Рисунок 2.2 - Алгоритм побудови математичної моделі на основі статистичних даних

Не дивлячись на те, що в більшості випадків сам процес планування та здійснення дослідження для економічних та схожих на них даних є досить складною задачею, в більшості випадках є достатньо можливою. Найбільше,

якщо деяке підприємство має намір на подальше впровадження новітніх інформаційних методів для обробки показників, а також методи прогнозування розвитку процесів при виробленні того чи іншого продукту [8].

2.2 Прогнозування за допомогою нейронних мереж

Математичні моделі поділяються на дві категорії: аналітичні моделі та імітаційні моделі. Різниця між цими загальними класами існує тільки в тому, що аналітична модель відтворює лише один аспект роботи даного процесу чи об'єкта, тоді як імітаційна модель одночасно повністю відтворює поточну роботу процесу в даний період часу [3].

Хоча імітаційні моделі широко використовуються завдяки багатьом перевагам, таким як - перегляд результатів (кінцевих і проміжних результатів). Динамічний характер відображення прогресу процесу, легка настройка моделі. Здатність виконувати статистичні експерименти та здатність вводити будь-які типи рівнянь, нечітку логіку, приймати рішення тощо. в моделі. Головною перевагою роботи з процесами з невизначеністю є поєднання явних і нечітких алгоритмів. Хоча є багато переваг, недоліки включають наступне: висока вартість виготовлення та використання цих моделей, а також тривалий час розробки. Також потрібні фахівці, які спеціалізуються на даному виді моделювання.

Комп'ютерні технології давно допомагають людям створювати та повторно використовувати моделі. Вони є важливими помічниками, оскільки за допомогою комп'ютерних програм легко створити модель для прогнозування процесів різного типу та природи. Незважаючи на стрімкий розвиток галузі прогнозування, ми все ще стикаємося з питанням, на чому зосередитися: на

швидкості моделі чи якості результатів. Найкращим варіантом є успішна кореляція двох показників [4].

Одними з достатньо популярних готових систем для математичного чи статистичного аналізу даних є вже реалізовані застосунки, як Econometric Views (EViews), STATISTICA, SAS та RATS. Також в останні роки почалося активне застосування до обробки даних нейронних мереж. Частіше за все до обробки ФЕП використовуються рекурентні нейронні мережі, які вміють гарно обробляти такі види даних.

Рекурентна або повторювана нейронна мережа (RNN) — це розряд несправжніх нейронних мереж, в яких зв'язки між вузлами можуть створювати цикл, дозволяючи виводу з деяких вузлів впливати на наступний вхід до тих самих вузлів. Це допускає демонстрування тимчасової динамічної поведінки. Похідні від нейронних мереж видимого взаємозв'язку, RNN можуть застосовувати свій внутрішній стан (пам'ять) для відпрацювання послідовностей вхідних даних змінної довжини. Це робить їх можливими у використанні для завдань несегментованого пов'язаного розпізнавання рукописного тексту або розпізнавання мовлення. Рекурентні нейронні мережі теоретично повні за Тьюрингом і вміють приводити в дію будь-які програми для обробки довільних послідовностей вхідних даних.

Термін «рекурентна нейронна мережа» використовується для позначення класу мереж із нескінченною імпульсною характеристикою, тоді як «згорточна нейронна мережа» відноситься до класу кінцевої імпульсної характеристики. Обидва класи мереж демонструють часову динамічну поведінку. Скінченна імпульсна рекурентна мережа — це орієнтований ациклічний граф, який можна розгорнути та замінити прямою нейронною мережею, тоді як нескінченна імпульсна рекурентна мережа — це орієнтований циклічний граф, який не можна розгорнути.

Рекурентні мережі з кінцевим та нескінченим викидом можуть мати додаткові збережені стани, і сховище, в якому зберігуються дані, може перебувати під безпосереднім контролем нейронної мережі. Якщо пам'ять

пов'язана з тимчасовими затримками або має петлю зворотного зв'язку, її можна замінити іншою мережею або графом. Такі контрольовані стани називаються вентиляльованими станами або вентиляльованими спогадами і є частиною мереж довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM) і вентиляльованих рекурентних одиниць. Це також відомо як нейронна мережа із зворотним зв'язком (FNN).

Розглянемо деякі типи рекурентних нейронів:

Довгострокова пам'ять (LSTM)

Мережа LSTM — це штучна нейронна мережа, яка містить вузли довгострокової пам'яті замість або на додаток до інших вузлів мережі. Вузли ДКЧП - це вузли рекурентної нейронної мережі, що відрізняються довгими або короткими значеннями пам'яті. Ключем до цієї можливості є те, що вона не використовує функції активації у своєму рекурентному компоненті. Отже, збережене значення не згладжується ітеративно з часом, і коли його навчання застосовується зворотне поширення у часі, умови градієнта чи відмови немає тенденції до розмиття.

GRU

Закриті або вентиляльні рекурентні вузли – це механізм гейтування у рекурентних нейронних мережах, представлений у 2014 році. Вони схожі на LSTM з воротами забування, але з меншою кількістю параметрів, тому що вони не мають вихідних воріт.

Було виявлено, що вони працюють аналогічно під час моделювання поліфонічної музики та мовних сигналів.

Однак ДКЧП «значно сильніший» за ВРВ, тому що він може виконувати нескінченні підрахунки, чого не може ВРВ. Тому ВРВ не може вивчити просту мову, якою відповідає ДКЧП.

Так само, як показано, вузол ДКЧП постійно перевершує вузол ВРВ у розширеному великомасштабному аналізі архітектурних змін для нейронного машинного перекладу.

Проста рекурентна нейронна мережа (Simple RNN)

Рекурентні нейронні мережі – це клас штучних нейронних мереж, у яких зв'язки між вузлами утворюють орієнтований у часі граф. Це створює внутрішній стан мережі, дозволяючи їй демонструвати динамічну поведінку з часом. На відміну від нейронних мереж з прямим зв'язком, ІНС можуть використовувати свою внутрішню пам'ять для обробки довільних вхідних послідовностей. Це робить їх придатними для таких завдань, як розпізнавання несегментованого безперервного рукописного введення та розпізнавання мови.

2.3 Критерії якості моделей та оцінок прогнозів

Щоб мати змогу оцінити цінність коефіцієнтів математичної моделі в статистичному сенсі та перевірити кореляцію між значеннями похибок моделі (вони повинні бути некорельованими), застосовуємо критерій адекватності моделі. Давайте розглянемо статистичні параметри, включені в ці стандартні набори:

Критерій Акайке. Інформаційний критерій Акайке (ІСА, АІС) — це оцінка помилки прогнозу поза вибіркою і, отже, відносної якості статистичної моделі на основі вибірки даних. Враховуючи велику кількість моделей для цих даних, ІСА порівнює якість кожної моделі з іншими моделями, що чудово. Це означає, що ми можемо побачити результати всіх моделей у порівнянні з іншими моделями. Щоб застосувати ІСА в дослідженні, треба почати з різних варіації моделей-кандидатів, а після цього знаходити значення ІСА, які відповідають цим моделям. Оскільки модель-кандидат зазвичай використовується для представлення справжньої моделі, процесу, який генерує дані, деяка інформація майже завжди втрачається [7].

Серед потенційних моделей ми хочемо вибрати модель, яка мінімізує цю втрату інформації. Ми не можемо вибрати 100% точність, але ми можемо мінімізувати втрату інформації в оцінці. Це можна розрахувати за такою формулою:

$$\exp \left((IKA_{min} - IKA_j) / 2 \right). \quad (2.23)$$

Від стандартного мінімуму всіх моделей ми віднімаємо стандартне значення моделі та ділимо його на два. Це значення можна інтерпретувати як пропорційне ймовірності того, що *i*-та модель мінімізує (розраховану) втрату інформації.

З критерієм Акайке тісно пов'язаний байєсівський інформаційний критерій (BIC), або також відомий як критерій Шварца. Він має особливий недолік - він не може обробляти складні ансамблі моделей, такі як проблеми вибору змінних великої розмірності. При виборі з кількох моделей найімовірніше буде прийнята модель із найнижчим індексом NIR. Оскільки NIR є зростаючою функцією дисперсії помилки δ^2 , яка є зростаючою функцією *k*. Тобто не пояснена дисперсія залежної змінної та кількості пояснювальних змінних збільшує значення NIR. Таким чином, чим нижчий NIR, тим менше кількість описових змінних, або краще підходить модель, або обидва.

Нарешті, критерій Дарбіна-Ватсона (або критерій DW) придатний для практичного використання. Це один із статистичних критеріїв, які використовуються для знаходження автокореляції залишків першого порядку регресійної моделі. Критерій Дарбіна-Ватсона розраховується за такою формулою:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=2}^n e_t^2} \approx 2(1 - \rho_1), \quad (2.24)$$

де ρ_1 – коефіцієнт автокореляції першого порядку. Тобто, у разі відсутності помилок $d = 2$.

Аналіз якості побудованих прогнозів є вирішальним етапом, який визначає можливість використання побудованої моделі або розробленого алгоритму для прогнозування процесу, що розглядається, і дозволяє вибрати найкращу модель з безлічі альтернатив. Оскільки різні критерії передбачають різні методи прогнозування оцінки і можуть характеризувати якість результатів з різних точок зору, практично застосовуються додаткові набори критеріїв. Розглянемо найпоширеніші критерії:

MAE (Середня похибка прогнозу)

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \tilde{y}_i|, \quad (2.25)$$

MSE (Середньоквадратична помилка)

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \tilde{y}_i)^2, \quad (2.26)$$

RMSE (Корінь з середньоквадратичної помилки)

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \tilde{y}_i)^2}, \quad (2.27)$$

Одним із важливих етапів в побудові математичних моделей є правильний вибір метода для оцінки параметрів моделі. Нині існують багато методів для оцінювання параметрів моделі. Вже були розглянуті основні методи серед яких

метод найменших квадратів (МНК), рекурсивний метод найменших квадратів (РМНК), рекурсивне оцінювання параметрів методом мінімізації похибки та метод інструментальної (допоміжної) змінної, а також метод Монте-Карло для марківських ланцюгів (МКМЛ).

2.4 Комбінування оцінок прогнозів

Найпростішим засобом комбінування методів оцінок прогнозів є усереднене значення. Формула для обчислення середнього прогнозу:

$$y_c(k) = \frac{y_1(k) + y_2(k)}{2}, \quad (2.28)$$

де $y_c(k)$ – комбінований прогноз,

$y_1(k), y_2(k)$ - прогнози, отримані різними способами

Комбінований прогноз буде незміщеним при умові незміщеності окремих прогнозів. За формулою визначаємо похибку комбінованого прогнозу:

$$e_c(k) = y(k) - y_c(k) = y(k) - \frac{y_1(k) + y_2(k)}{2} = \frac{e_1(k) + e_2(k)}{2}, \quad (2.29)$$

де $y(k)$ – фактичне значення прогнозованої змінної.

Дисперсія похибки комбінованого прогнозу:

$$\begin{aligned} \text{var} \left[\frac{e_1(k)+e_2(k)}{2} \right] &= E \left[\frac{e_1(k)+e_2(k)}{2} \right]^2 = \frac{1}{4} E [e_1^2(k) + 2e_1(k)e_2(k) + e_2^2(k)] = \\ &= \frac{1}{4} \{E[e_1^2(k)] + 2E[e_1(k)e_2(k)] + E[e_2^2(k)]\} = \frac{\sigma_1^2 + 2\rho\sigma_1\sigma_2 + \sigma_2^2}{4}. \end{aligned} \quad (2.30)$$

Запишемо формулу для обчислення дисперсії комбінованого прогнозу:

$$\sigma_c^2 = \frac{\sigma_1^2 + 2\rho\sigma_1\sigma_2 + \sigma_2^2}{4}. \quad (2.31)$$

де ρ - коефіцієнт кореляції між похибками прогнозу. За умові незалежності похибок між двома моделями $\rho = 0$.

В даній ситуації формула для обчислення спрощується:

$$\sigma_c^2 = \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{4}. \quad (2.32)$$

Ми укладаємо, що якщо дисперсії помилок двох моделей незалежні, дисперсія комбінованої помилки буде значно меншою, ніж будь-яка з двох дисперсій.

За відсутності інформації про індивідуальні прогностичні характеристики окремим прогнозам надаються різні вагові коефіцієнти на основі суб'єктивних суджень:

$$y_c(k) = w_1 * y_1(k) + w_2 * y_2(k), \quad (2.33)$$

де w_1, w_2 -вагові коефіцієнти. . Зауважимо, що більші значення вагових коефіцієнтів потрібно привласнювати тим суб'єктивним прогнозам, які мають меншу дисперсію похибок. При цьому для коректності обчислень необхідно, щоб виконувалась умова: $w_1 + w_2 = 1$.

Часто помилки прогнозу для конкретної моделі та процесу відомі чи можуть бути визначені. Це дозволяє об'єктивно вирішити проблему вибору вагових коефіцієнтів. За основу визначення вагових коефіцієнтів візьмемо квадрат помилки прогнозу, оскільки моделі з меншими сумами квадратів дають найкращі прогнози. Позначимо суму квадратів помилок прогнозу як

$$sse = \sum_{k=1}^N e^2(k). \quad (2.34)$$

Запишемо вирази для вагових коефіцієнтів окремих прогнозів:

$$w_1 = \frac{1/sse_1}{\frac{1}{sse_1} + \frac{1}{sse_2}}, \quad (2.35)$$

$$w_2 = \frac{1/sse_2}{\frac{1}{sse_1} + \frac{1}{sse_2}}, \quad (2.36)$$

де sse_1, sse_2 – суми квадратів похибок для кожного методу.

2.5 Висновки до розділу

У цьому розділі ми зосередилися на етапі визначення адекватності моделі-кандидата, який є важливим кроком у процесі побудови моделі. Для визначення найкращої моделі враховувалися наступні критерії: Акаїке, інформаційний критерій Байєса та критерій Дарбіна-Ватсона.

Розглянуто гетероскедастичні процеси. Розглядає популярні гетероскедастичні моделі процесу, такі як АРУГ і УАРУГ. Особливу увагу приділено моделюванню нелінійних процесів. Також розглядається важливий етап моделювання – оцінка параметрів моделі за допомогою таких методів, як метод найменших квадратів (МНК), рекурсивний метод найменших квадратів (РМНК), рекурсивна оцінка параметрів змінних за допомогою методів мінімізації помилок та інструментальних (допоміжних) методів, а також методу Монте-Карло. методи для ланцюгів .

Також враховується момент і комбінація прогнозних оцінок для вибору найкращого прогнозу за критеріями: середнє та середньозважене.

Розглянуті деякі види рекурентних нейронів, такі як LSTM, GRU та Simple RNN.

РОЗДІЛ 3 ВИКОНАННЯ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

3.1 Вибір інструментальної платформи для виконання обчислювальних експериментів

При виборі процесів для подальшого моделювання та прогнозування було обрано зупинитися на економічних процесах, оскільки більшість таких процесів є нелінійними та нестационарними, що робить подальшу роботу з ними більш цікавою для дослідника.

Задані дані є даними з фінансової біржі. Файл містить дані з 1 січня 2016 року по 6 травня 21 року. Ці дані можна використовувати для прогнозування цін на акції в майбутньому. Це часові дані з національної фондової біржі.

Для побудови прогнозів було обрано два методи: за допомогою нейронних мереж та системи EViews [12].

EViews можна використовувати для загального статистичного аналізу та економетричного аналізу, такого як аналіз перехресних та панельних даних. Також використовується для оцінки та прогнозування часових рядів. EViews поєднує в собі технології електронних таблиць і реляційних баз даних із завданнями, що традиційно зустрічаються в статистичному програмному забезпеченні, і використовує графічний інтерфейс Windows. Це поєднується з мовами програмування, що відбивають обмежену об'єктну орієнтацію [5].

Загалом використання EViews добре підходить для використання методу найменших квадратів, побудови узагальнених лінійних моделей, квантильної регресії, умовної гетероскедастичної авторегресії та моделювання процесів коінтеграції.

Основною перевагою системи перед іншими системами є простота завантаження великої кількості популярних форматів файлів даних. Але водночас головна вада — неможливість обробки багатовимірних даних. Операції

з матрицями при оцінці ймовірності EViews також можуть бути проблематичними.

3.2 Побудова моделей та оцінювання прогнозів у середовищі EViews

3.2.1 Побудова моделей авторегресії та авторегресії з ковзним середнім

Почнемо моделювання та прогнозування у системі EViews. Обраний датасет містить в собі велику кількість даних по біржі за день. Для моделювання та подальшого прогнозування було обрано поле OPEN_PRICE, тобто дані про ціну, з якою кожен день відкривається біржа. Розглянемо графік вхідних даних (рис. 3.1).

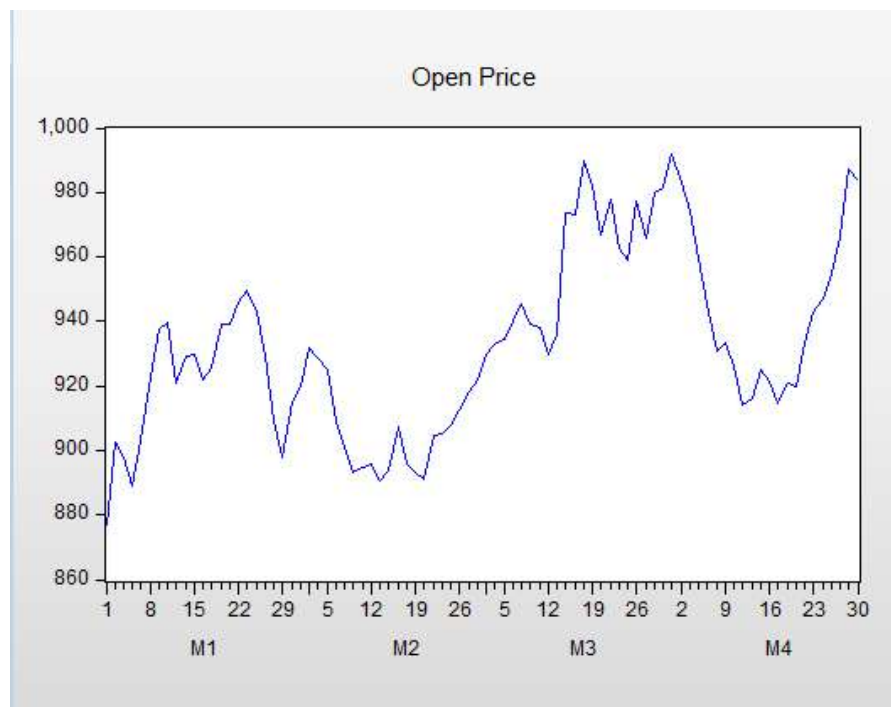


Рисунок 3.1 – Графічне зображення даних

Дані одразу завантажувались в систему з розрахунком на п'яти денний робочий тиждень, оскільки в суботу та неділю біржа не працює.

Для вхідних даних були побудовані моделі другого, четвертого та сьомого порядку, але по параметрам вони не давали адекватних результатів, тому було прийняте рішення побудувати модель авторегресії.

Розглянемо корелограму (рис. 3.2).

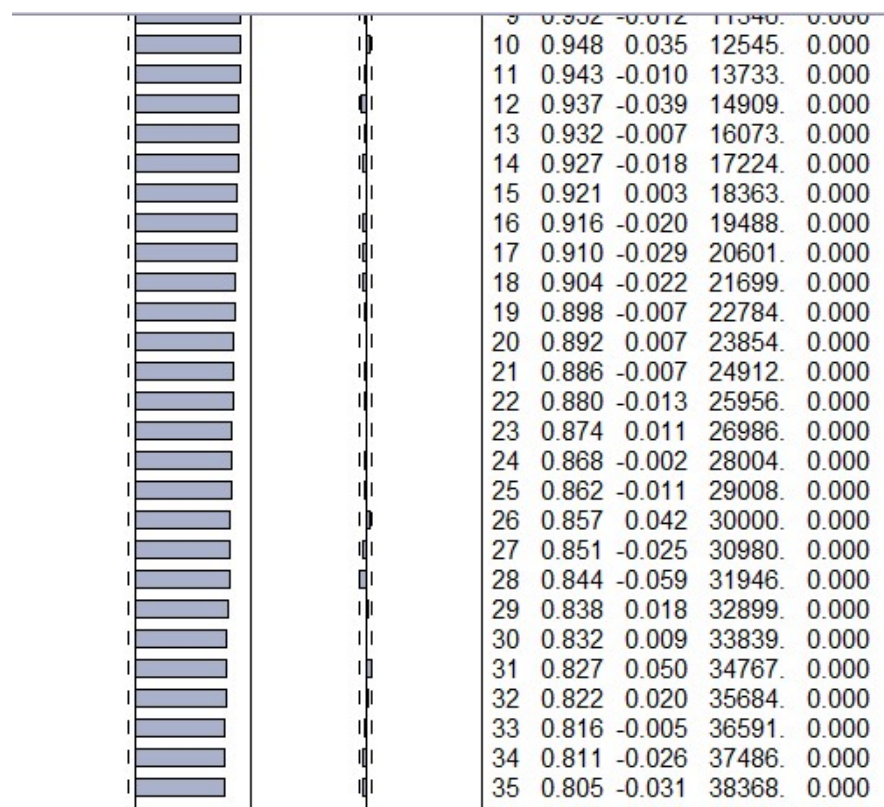


Рисунок 3.2 – Корелограма вхідних даних

Бачимо, що є сенс взяти авторегресію 28 та 31 порядку. Оцінимо статистичні характеристики цієї моделі (рис. 3.3).

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1353.992	279.7860	4.839384	0.0000
AR(1)	1.000282	0.005669	176.4624	0.0000
AR(28)	-0.026529	0.020505	-1.293780	0.1960
AR(31)	0.022350	0.018930	1.180681	0.2379
SIGMASQ	1173.175	5.464615	214.6857	0.0000

R-squared	0.991846	Mean dependent var	1313.436
Adjusted R-squared	0.991822	S.D. dependent var	379.4621
S.E. of regression	34.31649	Akaike info criterion	9.916641
Sum squared resid	1553283.	Schwarz criterion	9.936235
Log likelihood	-6559.816	Hannan-Quinn criter.	9.923986
F-statistic	40112.08	Durbin-Watson stat	1.944702
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots				
	1.00	.90-.09i	.90+.09i	.87-.29i
	.87+.29i	.78-.47i	.78+.47i	.66+.62i
	.66-.62i	.51+.75i	.51-.75i	.33+.83i
	.33-.83i	.15-.88i	.15+.88i	-.04+.88i

Рисунок 3.3 – Модель авторегресії 31 порядку

Модель має вигляд :

$$y(k) = 1353,99 + y(k - 1) - 0,026 * y(k - 28) + 0,022 * y(k - 31)$$

В цілому модель дала непогані результати. Коефіцієнт детермінації та коефіцієнт Дурбіна-Уотсона приймають цілком прийнятні значення. Критерій Акайке є трохи завеликим, але якщо брати до уваги, що значення вхідних даних розкидані в досить великому проміжку, то таке значення можна вважати прийнятним.

Побудуємо однокроковий прогноз на основі цієї моделі та порівняємо з графіком вхідних даних (рис. 3.4).

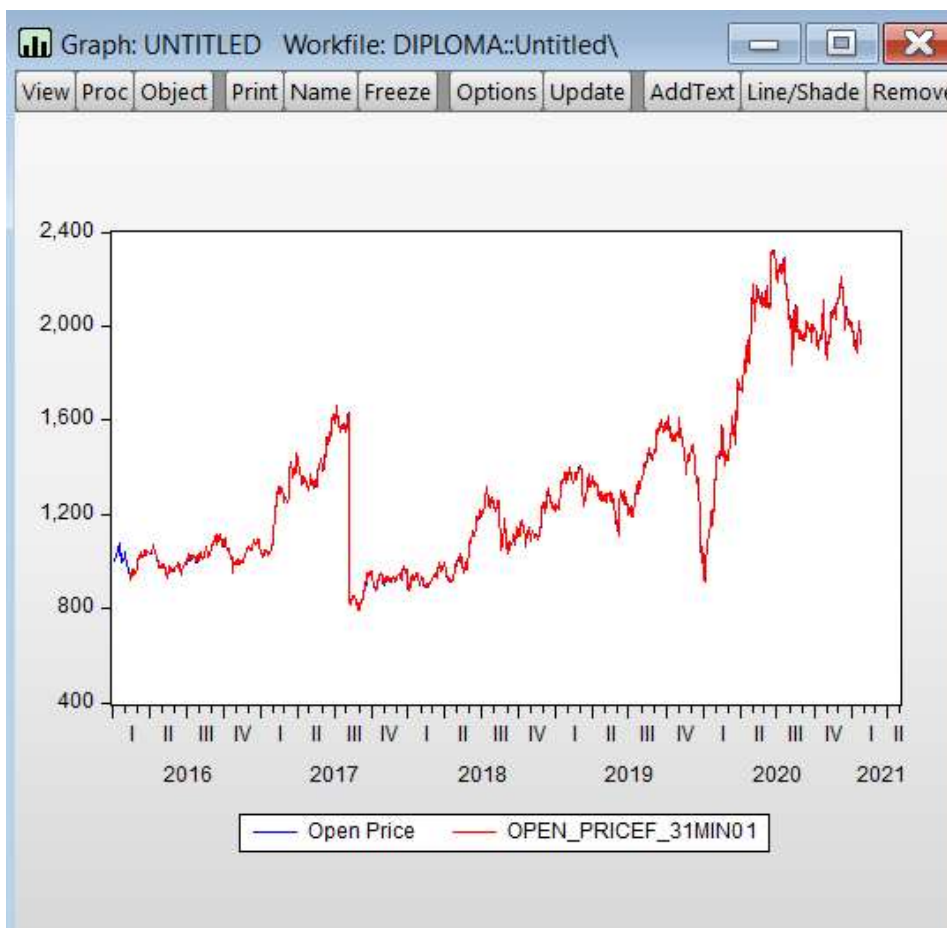


Рисунок 3.4 – Графік вхідних даних та побудованих на моделі $AR(31)$

Бачимо, що графіки практично накладаються один на одного, для більшої впевненості перевіримо графіки на більш маленькому проміжку (рис. 3.5).

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1354.951	281.1329	4.819611	0.0000
AR(1)	1.002428	0.005893	170.1178	0.0000
AR(28)	-0.028286	0.020830	-1.357929	0.1747
AR(31)	0.022226	0.019242	1.155054	0.2483
MA(5)	-0.059936	0.034242	-1.750377	0.0803
SIGMASQ	1168.959	6.029516	193.8729	0.0000

R-squared	0.991876	Mean dependent var	1313.436
Adjusted R-squared	0.991845	S.D. dependent var	379.4621
S.E. of regression	34.26778	Akaike info criterion	9.914569
Sum squared resid	1547702.	Schwarz criterion	9.938082
Log likelihood	-6557.445	Hannan-Quinn criter.	9.923383
F-statistic	32181.91	Durbin-Watson stat	1.946485
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots				
	1.00	.90-.08i	.90+.08i	.87+.28i
		.87-.28i	.78+.47i	.78-.47i
		.66+.62i	.51+.75i	.51-.75i
				.33+.83i

Рисунок 3.6 – Статистичні характеристики моделі АРКС(31,5)

Модель має вигляд :

$$y(k) = 1354,95 + y(k - 1) - 0,028 * y(k - 28) + 0,022 * y(k - 31) - 0,06 * ma(k - 5)$$

Бачимо, що статистики цієї моделі є досить прийнятними, отже будемо будувати прогноз. Порівняємо з графіком вхідних даних (рис. 3.7).

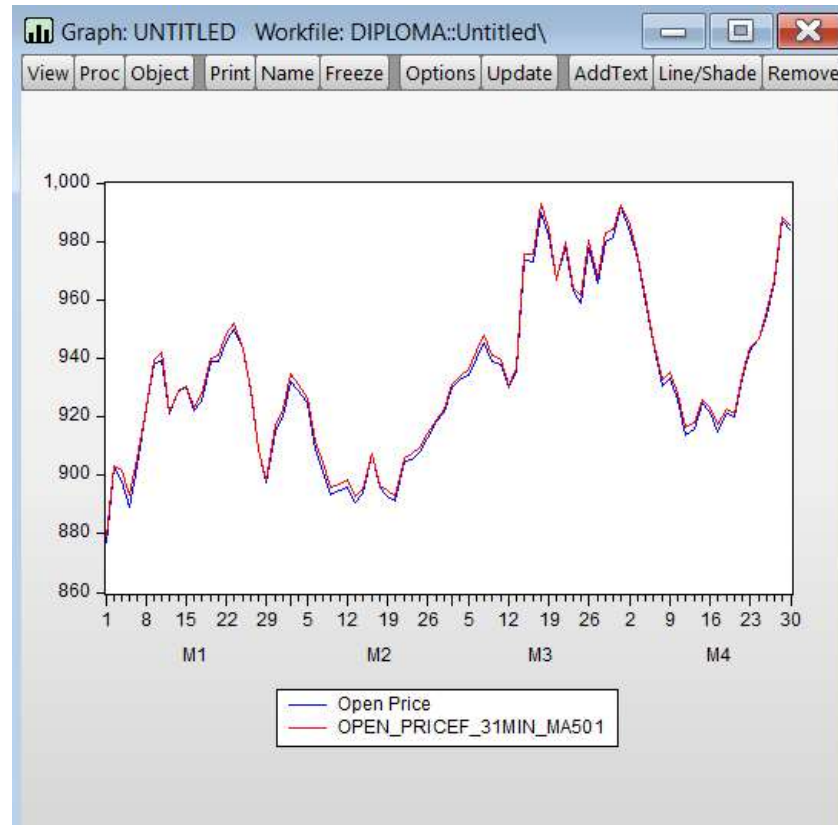


Рисунок 3.7 – Графік вхідних даних та побудованих на моделі АРКС(31, 5)

Знову ж таки, графіки є цілком ідентичними на лінійних проміжках, але бачимо певні відмінності піках графіку. Але прогноз вийшов досить достойним.

Подивившись ще раз на графік вхідних даних можна спробувати побудувати модель за допомогою нелінійних функцій. Оцінивши графік бачимо, що можна спробувати функцію синуса.

Найбільше за своєю структурою графік схожий на функцію

$$y = x * |\sin(x)|$$

Отже саме таку модель і будемо будувати, додавши туди авторегресію першого порядку (рис. 3.8).

Equation: AR1TR1SIN Workfile: DIPLOMA::Untitled\									
View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: OPEN_PRICE									
Method: ARMA Maximum Likelihood (BFGS)									
Date: 10/21/22 Time: 15:33									
Sample: 1/01/2016 1/27/2021									
Included observations: 1324									
Convergence achieved after 14 iterations									
Coefficient covariance computed using outer product of gradients									
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.					
C	1356.519	285.7114	4.747863	0.0000					
K*ABS(SIN(K))	0.001499	0.002492	0.601519	0.5476					
AR(1)	0.996271	0.002871	346.9793	0.0000					
SIGMASQ	1175.239	5.493065	213.9495	0.0000					
R-squared	0.991832	Mean dependent var	1313.436						
Adjusted R-squared	0.991813	S.D. dependent var	379.4621						
S.E. of regression	34.33366	Akaike info criterion	9.916847						
Sum squared resid	1556016.	Schwarz criterion	9.932522						
Log likelihood	-6560.953	Hannan-Quinn criter.	9.922723						
F-statistic	53428.55	Durbin-Watson stat	1.934766						
Prob(F-statistic)	0.000000								
Inverted AR Roots	1.00								

Рисунок 3.8 - Статистичні характеристики нелінійної моделі

Модель має вигляд :

$$y(k) = 1356,52 + 0,0015 * k * |\sin(k)| + 0,9 * y(k - 1).$$

Статистичні характеристики моделі є цілком задовільними, тому будемо прогнозувати та порівнюємо з вхідними даними (рис. 3.9).

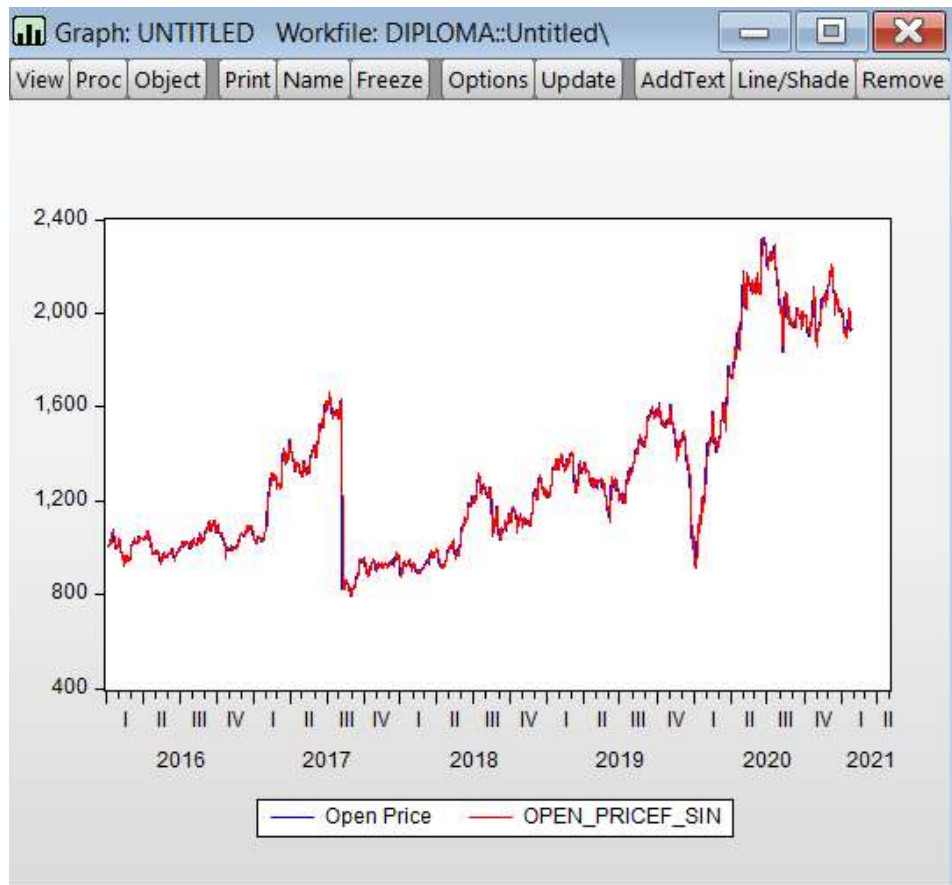


Рисунок 3.9 – Графік вхідних даних та побудованих на нелінійній моделі

Графіки є достатньо схожими між собою, отже підбір нелінійної функції пройшов вдало.

Також, оскільки прогнозовані дані є ціною відкриття біржі, то значення вони приймають досить великі. Для того щоб зменшити значення даних, які подаються на вхід спробуємо їх прологарифмувати.

Графік прологарифмованих даних (рис. 3.10).

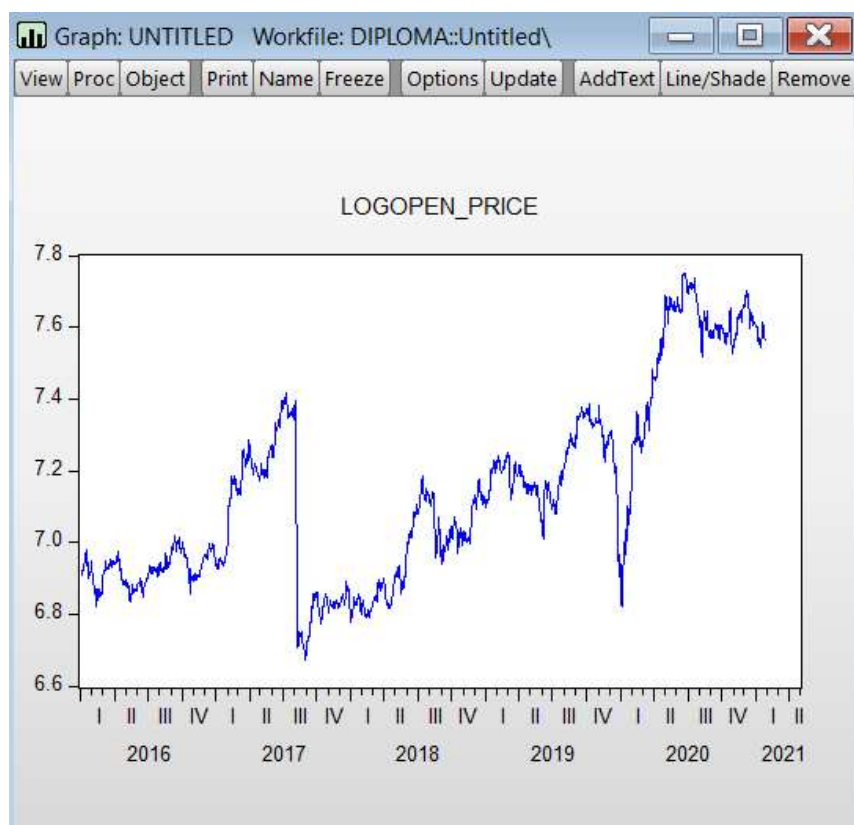


Рисунок 3.10 – Графік прологарифмованих даних

Оцінимо корелограму цих даних (рис. 3.11).

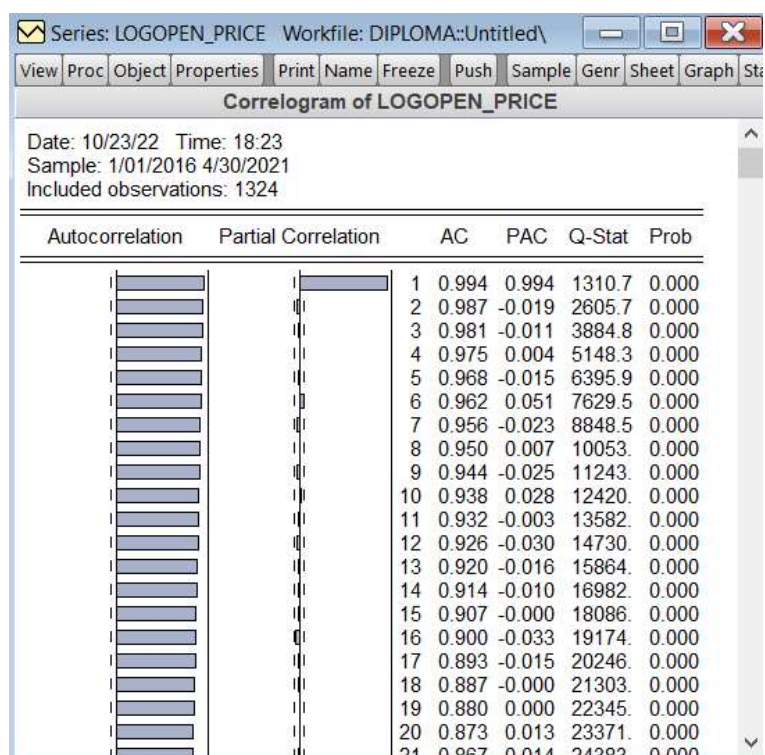


Рисунок 3.11 – Корелограма даних

Бачимо, що можна побудувати модель авторегресії шостого порядку. Подивимось на її статистичні характеристики (рис. 3.12).

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.965451	0.248814	27.99463	0.0000
K	-0.000260	0.000764	-0.340758	0.7333
K*K	5.87E-07	5.09E-07	1.152451	0.2493
AR(1)	0.980974	0.013617	72.03970	0.0000
AR(6)	0.002869	0.014747	0.194556	0.8458
SIGMASQ	0.000707	6.35E-06	111.3323	0.0000

R-squared	0.990144	Mean dependent var	7.142794
Adjusted R-squared	0.990107	S.D. dependent var	0.268019
S.E. of regression	0.026658	Akaike info criterion	-4.404315
Sum squared resid	0.936664	Schwarz criterion	-4.380803
Log likelihood	2921.657	Hannan-Quinn criter.	-4.395501
F-statistic	26482.00	Durbin-Watson stat	1.941169
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots	.98	.25-.21i	.25+.21i	-.11+.28i
	- .11-.28i	- .30		

Рисунок 3.12 – Статистичні характеристики моделі AR(6)

По статистичних характеристиках модель є досить адекватною, тому будемо прогност (рис. 3.13).



Рисунок 3.13 – Графік прогнозованих та вхідних даних

Бачимо, що графіки цілком схожі, але моментами не ідентично перекривають один одного.

3.2.2 Побудова моделей на основі інших вхідних даних

Оскільки ціна відкриття в певний день на біржі на пряму залежить від ціни закриття на попередній день, то було прийняте рішення побудувати прогноз на ціну відкриття за ціною закриття попереднього дня. Подивимось на цю модель (рис 3.14).

Equation: TMP Workfile: DIPLOMA::Untitled\

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Dependent Variable: OPEN_PRICE
Method: ARMA Maximum Likelihood (BFGS)
Date: 10/21/22 Time: 16:09
Sample: 1/01/2016 1/27/2021
Included observations: 1324
Convergence achieved after 6 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1.567347	5.748245	-0.272665	0.7852
CLOSE_PRICE01	1.002735	0.003805	263.5447	0.0000
AR(1)	0.008479	0.053807	0.157587	0.8748
SIGMASQ	651.5030	3.047472	213.7847	0.0000

R-squared	0.995472	Mean dependent var	1313.436
Adjusted R-squared	0.995462	S.D. dependent var	379.4621
S.E. of regression	25.56320	Akaike info criterion	9.323201
Sum squared resid	862589.9	Schwarz criterion	9.338876
Log likelihood	-6167.959	Hannan-Quinn criter.	9.329077
F-statistic	96732.85	Durbin-Watson stat	1.999761
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots	.01
-------------------	-----

Рисунок 3.14 – Статистичні характеристики моделі на основі даних попереднього дня

Бачимо, що дана модель є найкращою за статистичними даними серед усіх наведених, тому будемо прогност та порівняємо його з графіком вхідних даних (рис. 3.15).

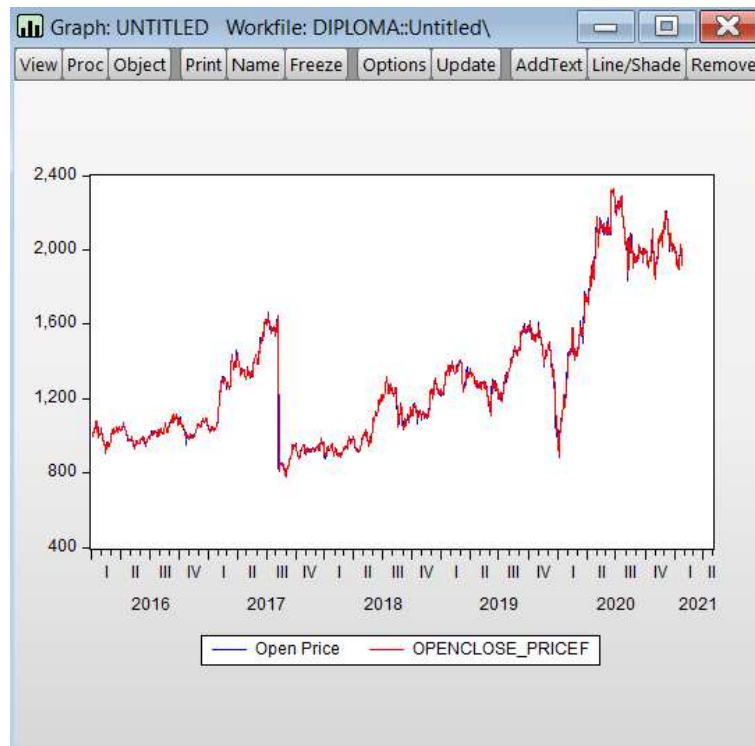


Рисунок 3.15 – Графік вхідних даних та прогнозованих

Графіки цілком схожі між собою, але, не зважаючи на гарні статистичні характеристики моделі на піках графіки знову ж таки не співпадають між собою.

3.2.3 Аналіз отриманих результатів

Було побудовано п'ять різних моделей: АР (31), АРКС (31,5), модель на основі нелінійної функції (\sin), АР (6) для логарифмованих даних та модель на основі даних попереднього дня. Порівнюємо статистичні характеристики цих моделей. Будемо порівнювати за наступними критеріями: інформаційний критерій Акаїке (це оцінювач погрішності позазвибіркового прогнозування і відповідно умовної доброякісності статистичних моделей, для заданої вибірки

даних), також зручним для практичного використання є критерій Дарбіна-Уотсона, і ще порівняємо коефіцієнт детермінації.

Порівняння статистичних параметрів моделей наведено у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 - Порівняння статистичних параметрів моделей

	Критерій Акайке	Критерій Дарбіна-Уотсона	Коефіцієнт детермінації
АР (31)	9,92	1,94	0,992
АРКС (31, 5)	9,92	1,95	0,992
sin	9,92	1,93	0,992
АР (6) для log	-4,41	1,94	0,990
Попередній день	9,31	1,99	0,990

У перших трьох моделей критерій Акайке та коефіцієнт детермінації однакові, тому дивлячись саме на критерій Дарбіна-Уотсона найкращою серед них трьох є АРКС (31,5).

У моделі побудованій на даних попереднього дня найкраще значення критерію Дарбіна-Уотсона.

У моделі АР (6) для логарифмованих даних найменший критерій Акайке серед усіх значень, тому на даний момент можемо вважати її найкращою.

Порівняємо значення вхідних даних та прогнозованих за допомогою моделей на прикладі значень для крайніх п'яти днів.

Для початку порівняємо логарифмовані дані з значеннями отриманими за допомогою прогнозу по цим даними. Наведені значення у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Порівняння логарифмованих даних

Реальні дані	7,60	7,58	7,57	7,56	7,56
АР (6)	7,61	7,60	7,58	7,57	7,56

Бачимо, що дані дуже наближені один до одного і це не диво, адже ця модель за характеристиками була найкращою.

Порівнюємо вихідні дані з прогнозами по іншим моделям у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Порівняння вхідних та прогнозованих даних

Реальні дані	АР (31)	АРКС (31,5)	sin	За попереднім днем
2008,59	2007,18	2006,06	2007,05	2018,20
1966,00	1966,26	1965,01	1962,89	1998,22
1950,00	1947,78	1944,09	1947,41	1962,57
1923,35	1920,80	1919,19	1922,44	1920,16
1921,85	1916,99	1917,62	1920,13	1923,81

Бачимо, що тут найближчими даними до реальних є дані прогнозовані по моделі АР (31), також досить близькими є дані прогнозовані за допомогою нелінійної моделі. Також, не дивлячись на гарні статистичні параметри моделі побудованою за даними попереднього дня, результати прогнозування є найбільш віддаленими від реальних.

Оціним значення середньо квадратичної похибки для кожної моделі. Значення у таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Середньоквадратична похибка для кожної моделі

	AP (31)	АРКС (31,5)	sin	AP (6)	За попередніми даними
Середньоквадратична похибка	1,86	1,86	1,89	1,89	1,90

3.3 Побудова прогнозів за допомогою нейронних мереж

За допомогою нейронних мереж також будемо робити короткостроковий прогноз за даними з національної біржі, а саме робити прогноз для поля OPEN_PRICE, тобто для стартової ціни торгів на кожен день.

Працювати з нейронними мережами будемо за допомогою інструменту Google Collab.

Спочатку зробимо попередню підготовку даних, перевіримо на наявність пропусків та дублікатів і всі дублікати замінимо середніми значеннями.

Подивимось на початковий графік (рис. 3.16).

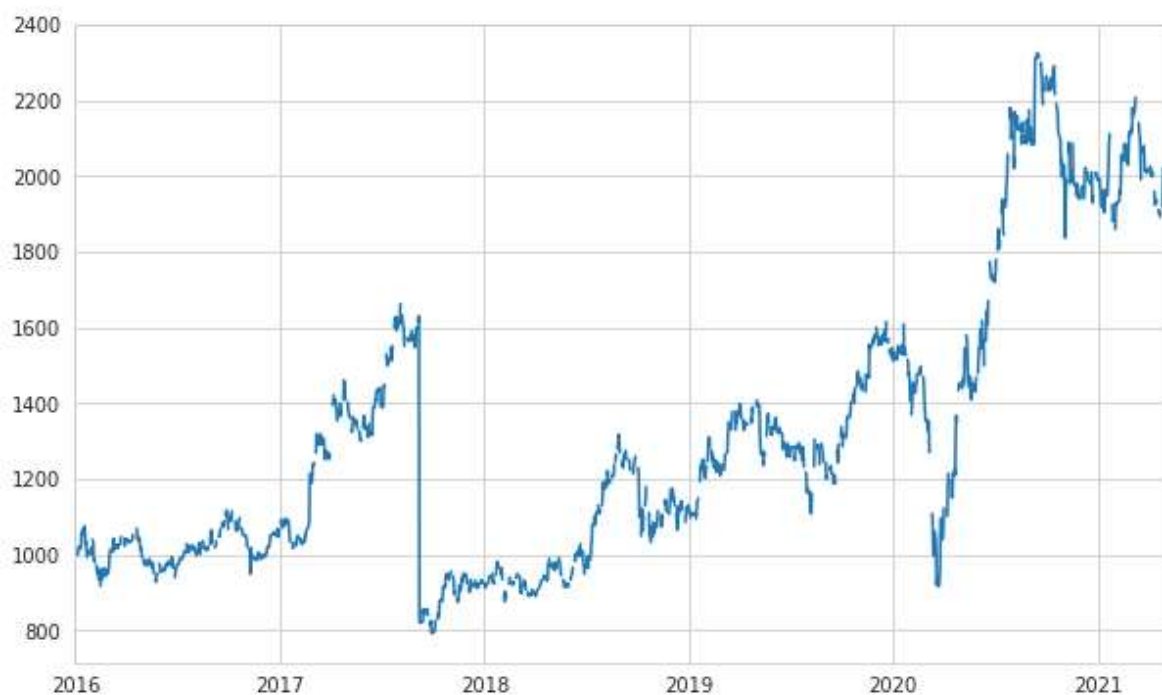


Рисунок 3.16 – Початковий графік вхідних даних

На графіку є пропуски, очевидно, що більшість пропущених днів це вихідні (субота та неділя), в які біржа не працює. Тому ці дні виключимо з даних, а інші заповнимо лінійною інтерполяцією. Зобразимо новий графік (рис. 3.17).

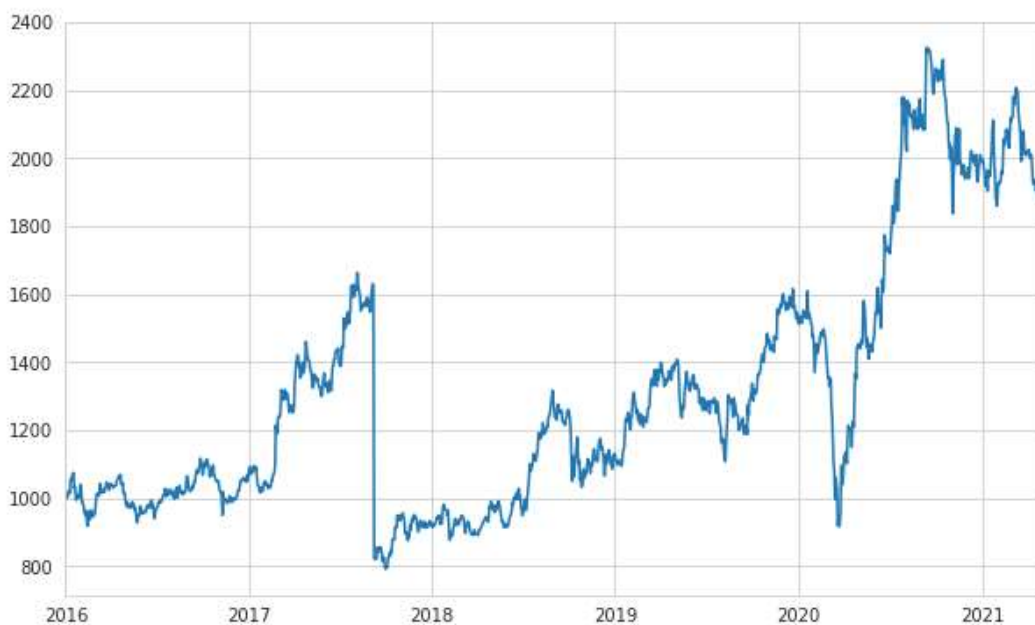


Рисунок 3.17 – Графік вхідних даних

З візуального аналізу можна зробити висновок, що ряд має тренд першого порядку та нестационарну дисперсію, а також можна стверджувати про наявність певного порядку автокореляції. Розбиваємо дані на тестову та навчальну вибірки.

3.3.1 Одношарові нейронні мережі

Почнемо з одношарових моделей Simple RNN та спробуємо розглянути різну кількість нейронів для неї. Спочатку для 32 нейронів (рис. 3.18).

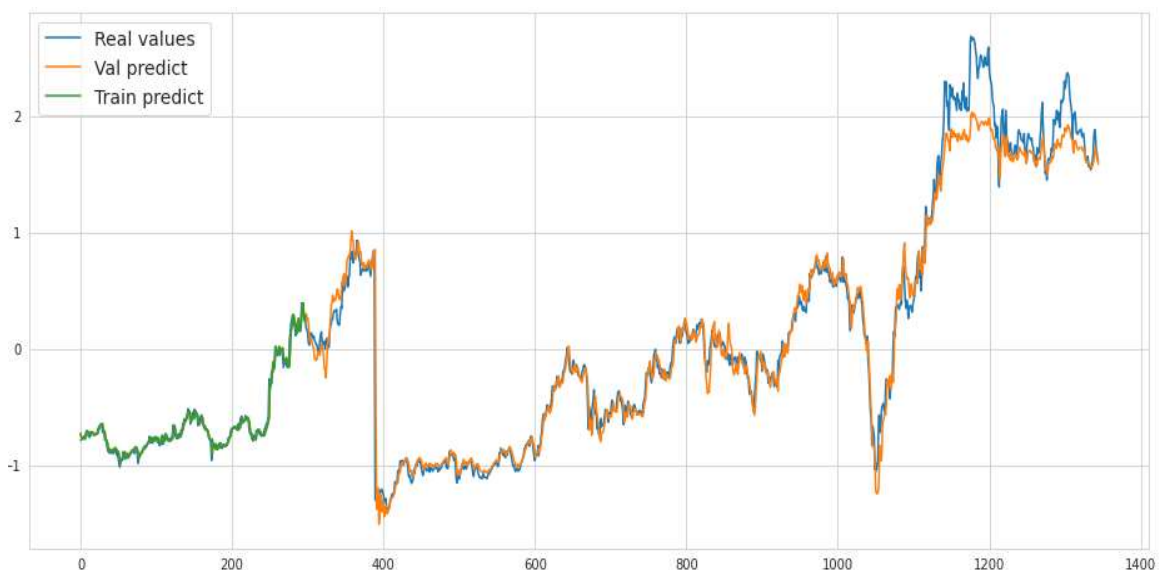


Рисунок 3.18 – Simple RNN для 32 нейронів

Бачимо, що на початку графік з прогнозованими даними досить гарно збігається, але під кінець значення зовсім розбіжні. Подивимось на показники статистик (рис. 3.19).

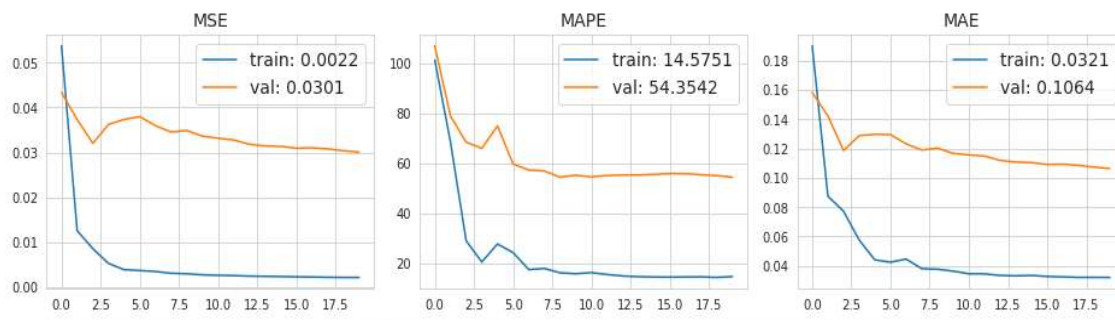


Рисунок 3.19 – Статистики для Simple RNN для 32 нейронів

Показники є не дуже хорошими. Спробуємо збільшити кількість нейронів (рис. 3.20).



Рисунок 3.20 – Simple RNN для 128 нейронів

Збільшивши кількість нейронів можемо побачити, що графік прогнозованих даних під кінець став більш схожим на графік вхідних даних, але все ще відрізняється за значеннями.

Подивимось на статистики для цього прогнозу (рис. 3.20).

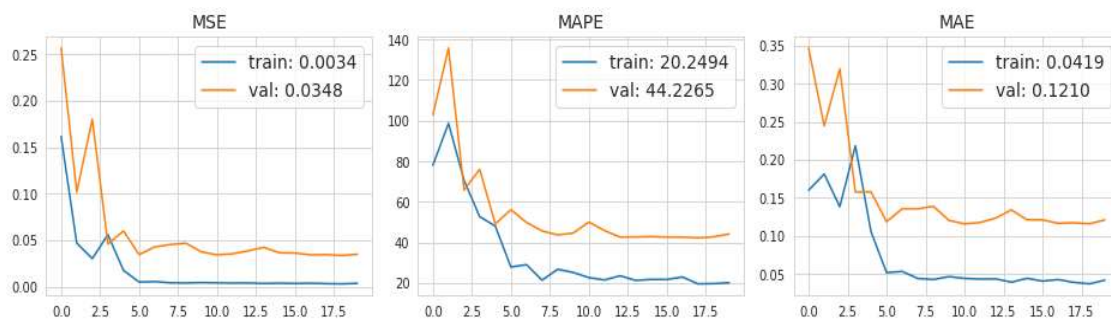


Рисунок 3.20 – Статистики для Simple RNN для 128 нейронів

Значення вже кращі в порівнянні з попередніми результатами.

Спробуємо розглянути інші одношарові нейронні мережі LSTM. Спочатку для 32 нейронів (рис. 3.21).

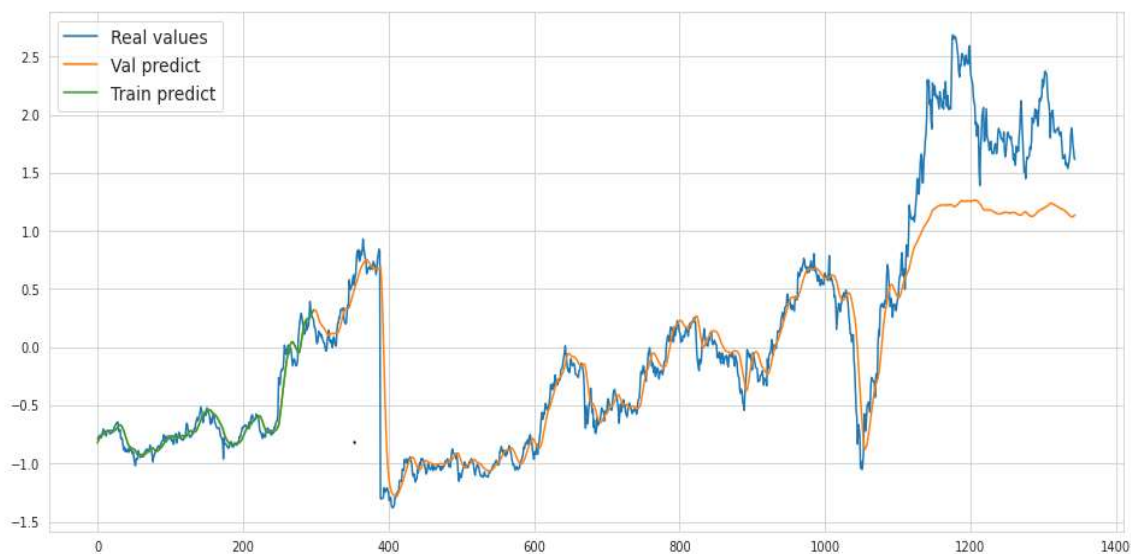


Рисунок 3.21 – LSTM для 32 нейронів

Бачимо, що графік прогнозованих даних є більш плавний, ніж графік реальних даних і зовсім не повторює його значення на піках. Під кінець результат прогнозування зовсім не той, що реальні дані. Розглянемо статистики (рис. 3.22).

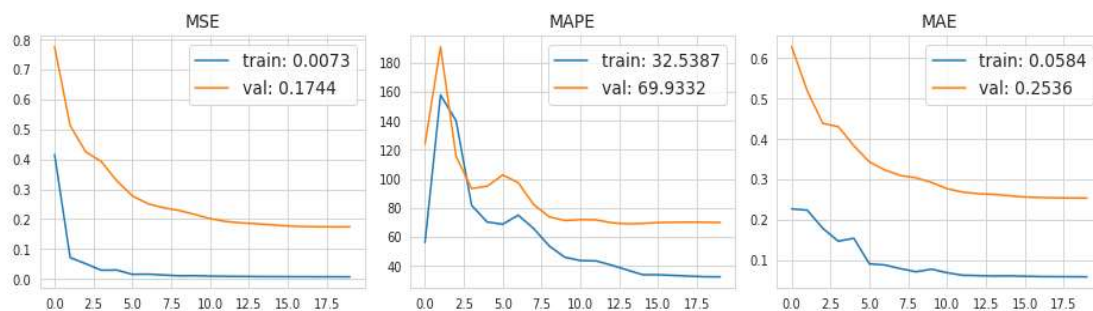


Рисунок 3.22 – Статистики для LSTM 32 нейронів

Спробуємо збільшити кількість нейронів (рис. 3.23).



Рисунок 3.23 – LSTM для 128 нейронів

Знову ж таки зі збільшенням кількість нейронів характер графіка під кінець став більш схожий на реальні дані. Подивимось на статистики (рис. 3.24).

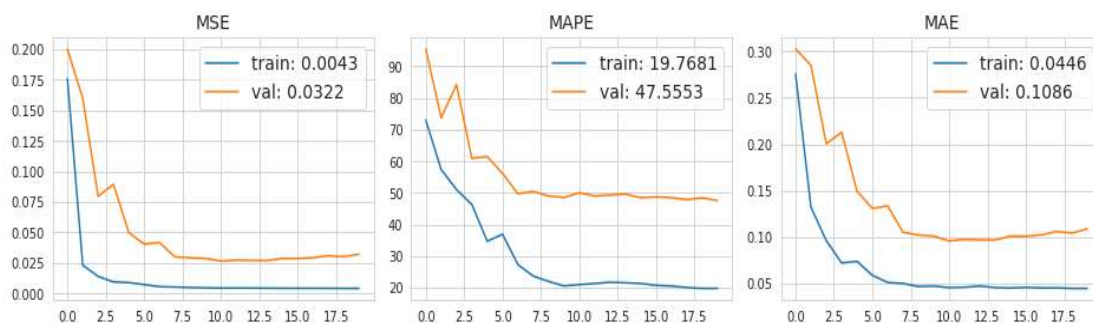


Рисунок 3.24 – Статистики для LSTM 128 нейронів

Останній прогноз досить себе непогано показав. Спробуємо для нього збільшити кількість епох (рис. 3.25) та подивимось на статистики (рис. 3.26).

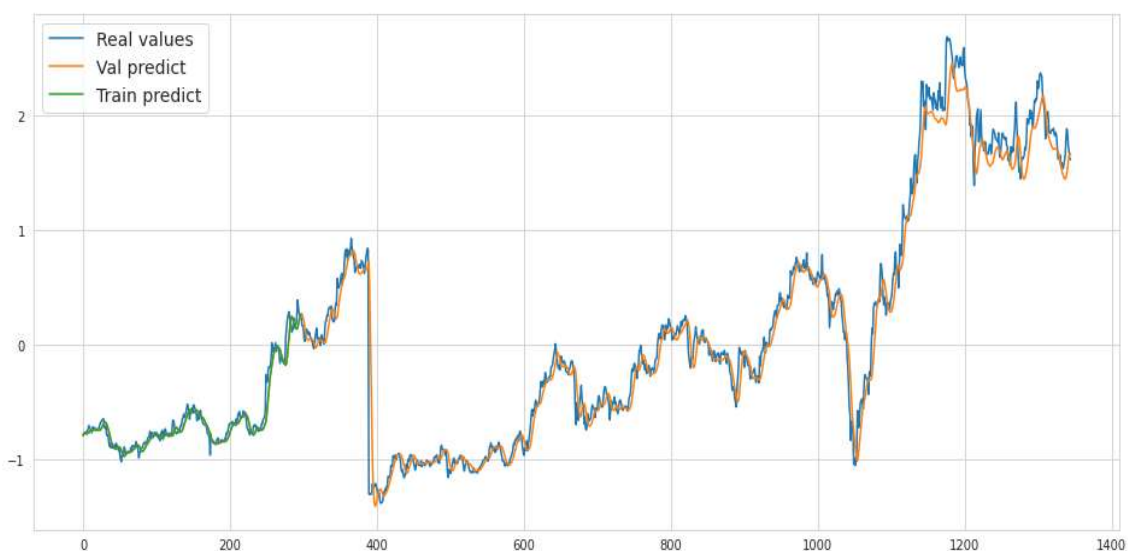


Рисунок 3.25 – LSTM для 128 нейронів та більшої кількості епох

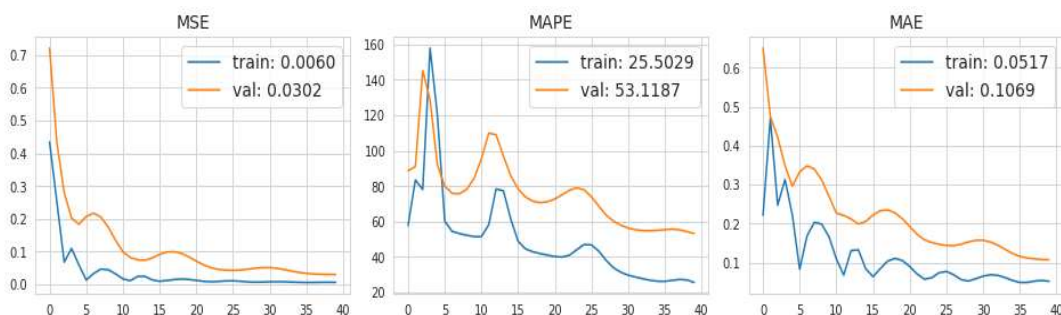


Рисунок 3.26 – Статистики для LSTM 128 нейронів та більшої кількості епох

Бачимо, що графік під кінець став набагато краще.

Спробуємо також застосувати одношарові нейронні мережі GRU. Спочатку для 32 нейронів (рис. 3.27).

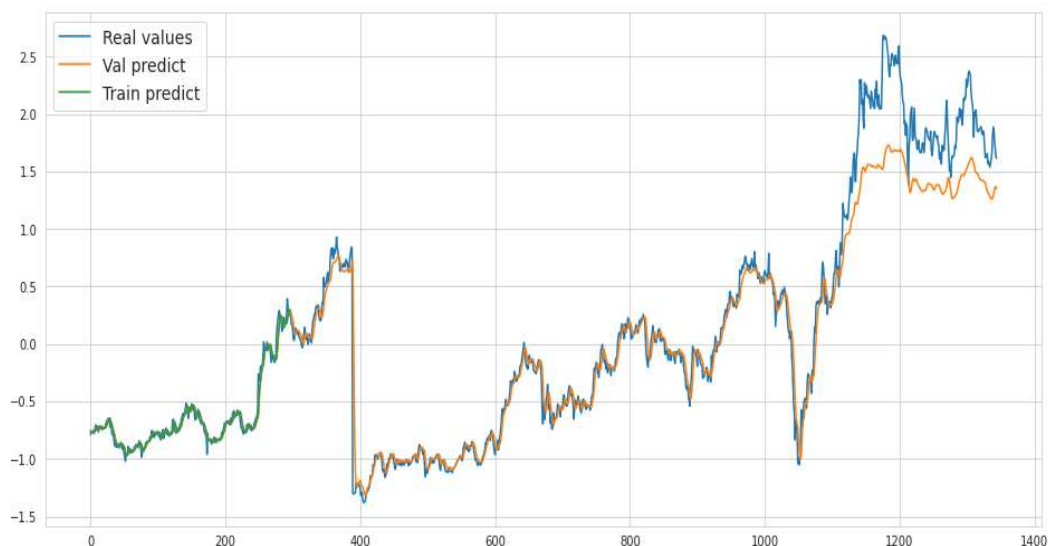


Рисунок 3.27 – GRU для 32 нейронів

Бачимо, в цьому випадку навіть при маленькій кількості нейронів графік одразу в кінці стає схожим до реальних значень, на відміну від попередніх двох варіантів, які в кінці більше були схожі на пряму лінію. Подивимось на статистики (рис. 3.28).

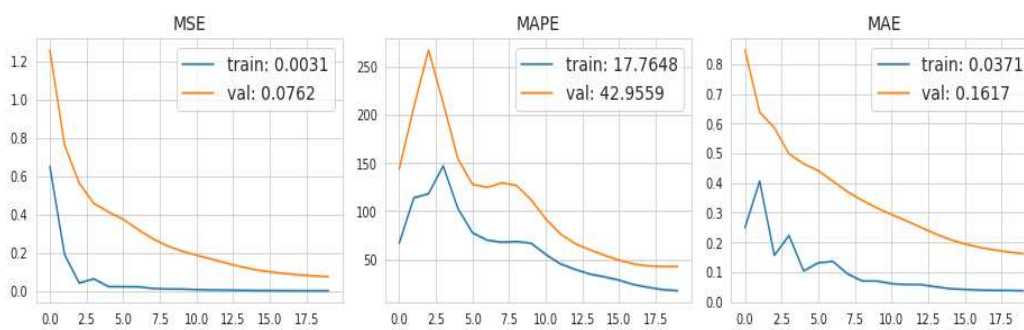


Рисунок 3.28 – Статистики для GRU 32 нейронів

Для початку також спробуємо збільшити кількість нейронів до 128 (рис. 3.29).



Рисунок 3.29 – GRU для 128 нейронів

Бачимо, що графік є майже ідентичним до реальних даних. Подивимось на статистики (рис. 3.30).

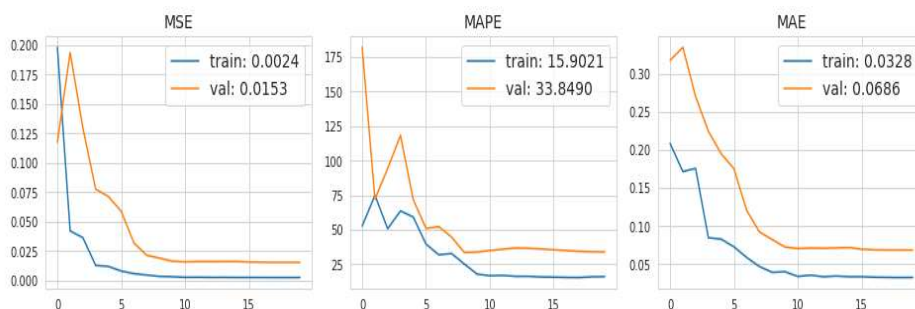


Рисунок 3.30 – Статистики для GRU 128 нейронів

Спробуємо покращити результати збільшивши кількість епох (рис. 3.31) та подивимось на статистики отриманого прогнозу (рис. 3.32).

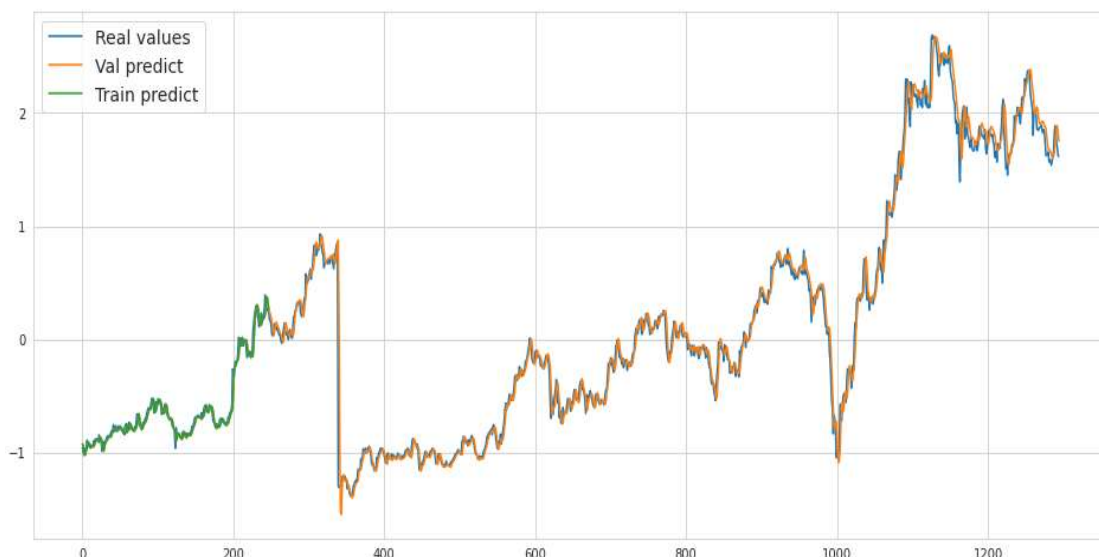


Рисунок 3.31 – GRU для 128 нейронів та більшої кількості епох

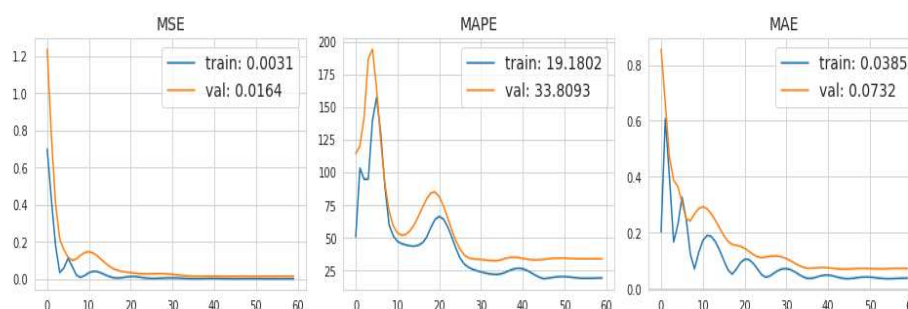


Рисунок 3.32 – Статистики для GRU 128 нейронів та більшої кількості епох

З цих графіків можна зробити наступні висновки:

- базові рекурентні шари мають схильність до систематичних похибки, що, певно, пов'язано з запам'ятовуванням патернів навчальної вибірки.
- LSTM сильно "згладжує" прогнозовані значення відносно реальних, що скоріш за все пов'язано з впливом довгострокової пам'яті, а також демонструє погану здатність до екстраполяції, особливо при малій кількості нейронів.
- GRU є оптимальним варіантом в даному випадку, оскільки показує гарні показники та якісну екстраполяцію майже при різних розмірах батчу та кількості нейронів.

3.3.2 Багат шарові нейронні мережі

Найкраще в одношарових нейронних мережах себе показали види нейронів GRU, тому в багат шарових нейронних мережах будемо використовувати саме їх.

Спробуємо зробити багатонейронну мережу з трьох шарів GRU для 128 нейронів (рис. 3.33).



Рисунок 3.33 – Тришарова мережа

Бачимо, що графік доволі гарно себе показує під кінець, але не ідеально. Подивимось на статистики (рис. 3.34).

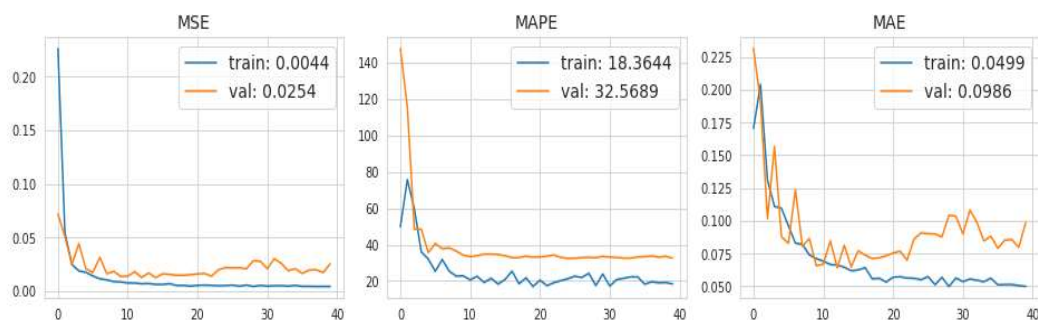


Рисунок 3.34 – Статистики для тришарової мережі

Спробуємо збільшити кількість нейронів (рис. 3.35).



Рисунок 3.35 – Тришарова мережа з більшою кількістю нейронів

Графік під кінець ще більше наближений до реальних значень.

Спробуємо розглянути двошарові мережі на основі LSTM (рис. 3.36).



Рисунок 3.36 – Двошарова мережа

Графік двошарової мережі на основі LSTM одразу показав себе набагато краще ніж одношаровий варіант. Переглянемо статистики (рис. 3.37).

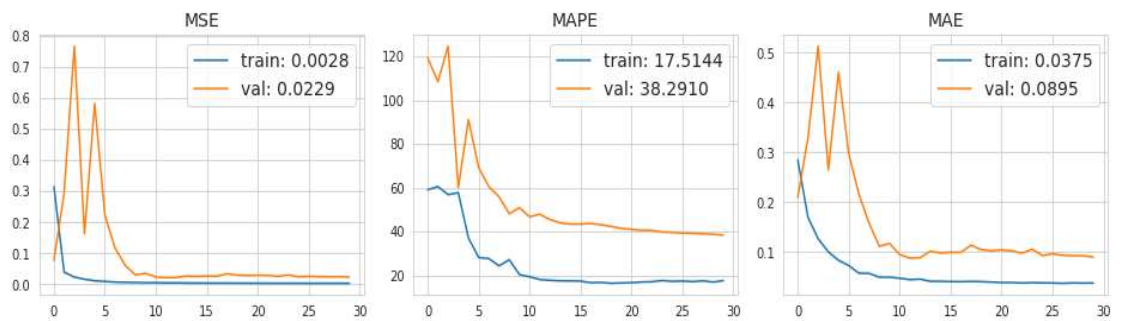


Рисунок 3.37 – Статистики для двошарової мережі

Спробуємо тришарову модель на основі LSTM (рис. 3.38).



Рисунок 3.38 – Тришарова мережа LSTM

Тришарова модель показала себе не так гарно.

Також спробуємо розглянути згорткові нейронні мережі (рис. 3.39) та оцінити статистику (рис. 3.40).



Рисунок 3.39 – Згорткова нейронна мережа

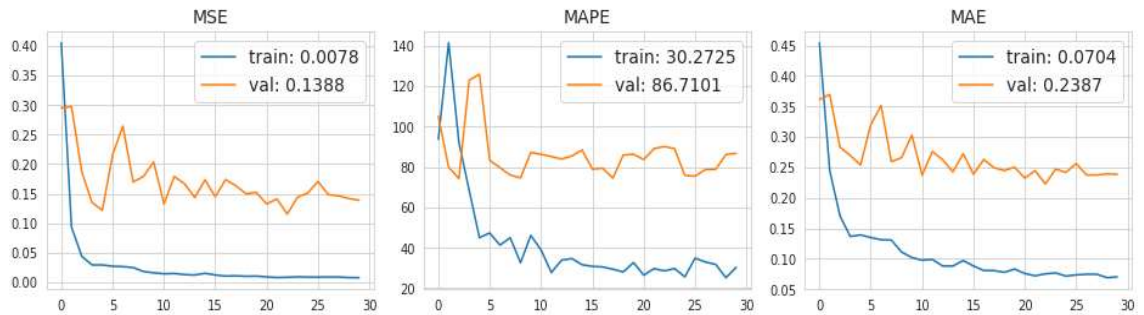


Рисунок 3.40 – Статистики для згорткової нейронної мережі

Згорткові мережі показують себе не досить ефективно, що і не дивно. Адже згорткові нейронні мережі мають гарне прикладне вживання в розпізнаванні зображень та відео-доріжок, рекомендаційних системах та обробці природної мови.

Всі розглянуті моделі мають спільний недолік: вони здатні прогнозувати лише на крок вперед. В даних умовах, зміна реального фінансового ряду не визначається лише авторегресійною складовою, а здебільшого зовнішніми чинниками, інформацію про які ми не маємо.

В данному випадку: коли ми перевіряємо здатність узагальнення одноточкового прогнозу на великому періоді даних, то однією з найкращих моделей слід прийняти мережу з одним шаром GRU-комірок, що показала найкращий результат за усіма метриками на валідації, та при цьому має доволі мало параметрів. Також хорошими моделями показали себе GRU з трьома шарами нейронів та RNN + Conv1d.

Порівняємо всі отримані значення у таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Порівняння нейронних мереж

№	Вид	Шарів	Нейронів	drop	epochs	MSE		MAPE		MAE	
						train	val	train	val	train	val
1	SimpleRNN	1	128	-	20	0.003	0.035	20.249	44.227	0.042	0.121
2	LSTM	1	128	-	20	0.004	0.032	19.768	47.555	0.045	0.109
3	GRU	1	128	-	20	0.002	0.015	15.902	33.849	0.033	0.069
4	GRU	3	256	0.3	40	0.004	0.025	18.364	32.569	0.05	0.099
5	LSTM	2	256	-	30	0.003	0.023	17.514	38.291	0.038	0.09
6	LSTM	2	256	0.1	35	0.011	0.089	32.738	54.326	0.08	0.189
7	RNN + Conv1d	3 + 2	128	0.4	20	0.006	0.016	20.077	32.82	0.062	0.077

3.4 Комбінування прогнозів

Оберемо дві найкращі моделі побудовані у системі EViews. Це була модель побудована на основі даних попереднього дня та модель АРКС(31,5). Порахуємо для цих двох моделей зважене усереднення прогнозів. Для цього потрібно присвоїти вагові коефіцієнти прогнозам. Формули для обчислення вагових коефіцієнтів незв'язаних прогнозів:

$$w_1 = \frac{1/sse_1}{\frac{1}{sse_1} + \frac{1}{sse_2}},$$

$$w_2 = \frac{1/sse_2}{\frac{1}{sse_1} + \frac{1}{sse_2}},$$

де sse_1 , sse_2 – суми квадратів похибок для обох методів, що були обрані.

В результаті підрахунків вийшло, що

$$w_1 = 0,358,$$

$$w_2 = 0,642.$$

Таким чином, ми присвоїли більший ваговий коефіцієнт більш точному методу. Бачимо, що сума $w_1 + w_2 = 1$, що необхідно для досягнення правильності використання методу.

Отже, за формулою

$$y_c(k) = w_1 * y_1(k) + w_2 * y_2(k),$$

$$y_c(k) = 0,358 * y_1(k) + 0,642 * y_2(k)$$

де $y_1(k)$ – результати прогнозу побудованого на моделі АРКС (31, 6),

$y_2(k)$ - результати прогнозу побудованого на даних попереднього дня.

Порахуємо значення зваженого усереднення прогнозів і порівняємо з іншими даними у таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 – Порівняння попередніх результатів та зваженого прогнозу

Реальні дані	АРКС (31,5)	За попереднім днем	Зважене усереднення прогнозів
2008,59	2006,06	2018,20	2013,85
1966,00	1965,01	1998,22	1986,33
1950,00	1944,09	1962,57	1955,95
1923,35	1919,19	1920,16	1919,16
1921,85	1917,62	1923,81	1921,60

В принципі зважений усереднений прогноз є досить близьким до реальних значень, але оскільки прогнозовані дані за попереднім днем трохи відрізняються від реальних даних та на них більший ваговий коефіцієнт, то і зважене трохи віддаляється від реальних даних на початку, але це не критично.

Для комбінування нейронних було обрано одношарову та трьохшарову нейронну мережу GRU. Розглянемо результат комбінування в порівнянні з вхідними даними (рис. 3.41).



Рисунок 3.41 - Результат комбінування в порівнянні з вхідними даними

Бачимо, що цей графік максимально ідентично повторює графік вхідних даних. Комбінування дійсно покращило прогноз.

3.5 Висновки до розділу

В якості прогнозованих даних було обрані дані з фінансової біржі. Були розроблені прогнози за допомогою системи EViews та нейронних мереж.

За допомогою системи EViews було побудовано п'ять моделей для подальшого прогнозу: AP (31), APKC (31,5), модель на основі нелінійної функції (\sin), AP (6) для логарифмованих даних та модель на основі даних попереднього дня. Було обрано робити нелінійну модель зважаючи на графік вхідних даних. Найкраще з цих моделей показала себе APKC (31,5). У моделі побудованій на даних попереднього дня найкраще значення критерію Дарбіна-Уотсона, але якщо дивитись саме на значення прогнозованих даних, то вони є найбільш віддаленими від реальних. У моделі AP (6) для логарифмованих даних найменший критерій Акайке серед усіх значень, тому на даний момент можемо вважати її найкращою.

За допомогою нейронних мереж було побудовано багато прогнозів, варіюючи кількість нейронів, епох та саме типу нейронів. Найкраще себе показали нейронні мережі GRU, як багат шарові так і одно шарові, оскільки вони були одразу максимально наближеними до реальних даних. Всі нейронні мережі давали значно кращі результати зі збільшення кількості нейронів та епох.

РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА СТАРТАПУ

Питання прогнозування супроводжує людство майже весь час. Завжди було важливим спрогнозувати стан хворої людини, знати майбутню поведінку погоди та, що є на сьогодні одним з ключових питань, отримати інформацію про майбутні економічні показники на основі поточних даних. . Одним із найбільш популярних підходів є прогнозування на основі моделей, побудованих за експериментальними даними.

Фінансово-економічна ситуація, що властива чи не кожному підприємству та, загалом, світові, ніколи не буває повністю стабільною. На неї впливають такі фактори як політична ситуація, дії конкурентів та безліч інших чинників. Таким чином, навіть врахувавши більшість факторів, завжди буде залишатись випадкова складова, яка буде впливати на результати прогнозування.

Все це означає, що проблема, яку вирішує стартап, являється актуальною і може стати успішним на ринку та стати основним вибором для переважної кількості цільової аудиторії.

4.1 План розробки стартапу та масштабування його на ринок

Наведемо план розробки стартапу та виведення його на ринок.

Спочатку треба провести маркетинговий аналіз, який включає в себе:

- конкурентний аналіз, щоб зрозуміти, якими методами вирішення проблем вже користуються люди;
- формування ідеї самого проекту та виділення цільової аудиторії;
- розробити стратегію виведення товару на ринок, базуючись на аналізі ринкового середовища.

Наступним кроком являється організація самого стартапу. На цьому етапі мають бути:

- складений весь план та побудований таймлайн розробки та запуску продукту;
- запланований обсяг виробництва та оцінений потенційний обсяг ресурсу, який буде потрібен для виконання плану;
- розраховані витрати, необхідні для реалізації проекту, та витрати на запуск проекту.

Далі необхідно виконати фінансово-економічний аналіз та оцінити ризики стартап-проекту, в межах якого:

- визначити обсяг інвестиційних витрат;
- розрахувати основні фінансово-економічні показники проекту (собівартість, ціну продукту/послуги, податковий збір та чистий прибуток) та визначити показники інвестиційної привабливості проекту (рентабельність продажів, період окупності проекту);
- визначити основні ризики проекту та способи для їх запобігання.

Фінальним кроком являється розробка заходів з комерціалізації продукту. Цей крок являється важливим для масштабування та збільшення розмірів продукту.

Для того, щоб залучити інвесторів та знайти різні способи фінансування проекту, необхідно:

- провести дослідження на предмет інтересів потенційних інвесторів та бізнесів;
- скласти інвестиційну пропозицію, яка включає в себе як опис самого продукту та його теперішні розміри, так і можливі шляхи розширення та розвитку;
- обрати канали комунікації із потенційно зацікавленими персонами.

Далі наведемо результати виконання кожного з описаних кроків.

4.2 Опис ідеї стартап-проекту

Стартап-проект полягає у вирішенні проблеми побудови короткострокових прогнозів для фінансових економічних даних. Розробка призначена для працівників банківських та інших економічних галузей для передбачення подальших результатів.

У таблиці 4.1 наведена інформаційна карта стартапу.

Таблиця 4.1 – Інформаційна карта стартап-проекту

Назва проекту	ShortTerm
Автори проекту	Ярошенко Валентина Олегівна
Коротка анотація	Програмна реалізація буде будувати короткостроковий прогноз для економічних даних
Термін реалізації проекту	12 місяців
Необхідні ресурси	Стартап-проект передбачає собою програму, написану на мові програмування “Python”, для його можливості реалізації, потрібно мати компютер та програмне середовище (Colab). Також необхідно мати доступ до мережі. Фінансові кошти на оплату заробітної плати виконавцям, а також на такі витрати як: оренда приміщення, комунальні послуги, оренда хмарного сховища тощо

Продовження таблиці 4.1

Опис проблеми, яку вирішує проект	Будування прогнозу на короткий період на основі попередніх даних. Побудова аналізу на основі отриманого прогнозу. Легкість та доступність при користуванні.
Головні цілі та завдання проекту	Метою проекту є створення системи, яка буде будувати коротко строківий прогноз.
Очікувані результати	Привернення технологічних компаній до нашого стартапу.

4.3 Технологічний аудит ідеї проекту

Тепер можна розібрати ідею стартапу та провести конкурентний аналіз. У таблиці 4.2 наведений опис ідеї стартапу.

Таблиця 4.2 – Опис ідеї стартапу

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Основна ідея полягає у будівництві прогнозу на короткий період на основі попередніх даних та побудові аналізу на основі отриманого прогнозу.	Будування прогнозу на короткий період	Користувач зможе отримувати автоматично дані на кілька кроків вперед
	Побудова аналізу на основі отриманого прогнозу	Система буде оцінювати, який варіант розвитку подій краще вибрати

Запропонований продукт являється потенційно новим на ринку та не має замінників. Конкурентами можуть виступати потенційні замовники – великі компанії та корпорації, які, маючи достатньо коштів, можуть дозволити собі розробити товар-замінник. Далі проведемо порівняльний аналіз конкурентів проекту та наведемо результати у таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Порівняльний аналіз конкурентів проекту

Техніко-економічні характеристики	Потенційні товари та концепції конкурентів		Слабка сторона	Нейтральна сторона	Сильна сторона
	Мій проект	Конкурент			
Ціна	1500\$	3000\$			Доступність на ринку
Підтримка	2 роки	2 роки		За додаткову плату час підтримки продукту може змінюватись	
Програмні ресурси	Open-source ресурси	Платні ресурси	Час на написання частин, які є реалізовані в платних продуктах		Фінансова і технічна незалежність від обраного ресурсу

Продовження таблиці 4.3

Грошові ресурси	800\$	>>800\$	Більші можливості конкурентів		
-----------------	-------	---------	-------------------------------	--	--

Далі аналізуємо реальність технічно здійснити ідею проекту (таблиця 4.4).

Таблиця 4.4 – Технологічна здійсненність продукту

№ п/п	Ідея проекту	Технології і реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Створення комплексної системи, яка буде приймати на вхід файл зображення та повертатиме та покращене зображення	Використання мови програмування Python	Наявні	Доступні
2		Використання програми EViews	Наявні	Доступні
3		Використання додатку Google Collab	Наявні	Доступні

4.4 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Далі проведемо попередній аналіз ринку для запуску стартап-проекту (таблиця 4.5). На наступному кроці проаналізуємо ринкові можливості запуску стартап-проекту. Визначення ринкових можливостей, які можна використати під час ринкового впровадження проекту, та ринкових загроз, які можуть перешкодити реалізації проекту, дозволяє спланувати напрями розвитку проекту із урахуванням стану ринкового середовища, потреб потенційних клієнтів та пропозицій проектів-конкурентів [14, 18]. Спочатку проводиться аналіз попиту (таблиця 4.6):

Таблиця 4.5 – Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	3
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	6000
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Позитивна, зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Відсутні
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Відсутні
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	12%

Як бачимо з таблиці, ІТ ринок в Україні стрімко розвивається є привабливим для входження за попереднім оцінюванням.

Тепер проведемо характеристику потенційних клієнтів, які можуть бути зацікавлені в проекті (таблиця 4.6).

Таблиця 4.6 – Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія	Відмінності у поведінці різних потенційних груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
економія витрат компаній на ПЗ працівників	великий і середній бізнес. Рідше – малий бізнес	фінансові можливості та причини купівлі товару	наявність сертифікатів якості, патентів

Обрахуємо фактори загроз (таблиця 4.7) та можливостей (таблиця 4.8). Проаналізуємо загрози, щоб зрозуміти можливі перешкоди при запуску продукту на ринок. Фактори можливостей же треба обрахувати, щоб знати усі сприятливі умови та по можливості ними скористатися.

Таблиця 4.7 – Фактори загроз

Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
Нестабільність у світі	Компанії боятимуться витратити кошти на продукти не першої необхідності	Аналіз ринку та пошук нових клієнтів, які залишаються відносно стабільними, модифікація продукту під потреби ринку, рекламна кампанія висвітлює ідеї економії річного бюджету.
Незадовільна економічна ситуація в державі	Можливе зменшення розмірів та бюджету компаній, що загрожує зменшенням попиту на продукт	рекламна кампанія висвітлює ідеї економії річного бюджету

Продовження таблиці 4.7

Поява конкурентів	Зменшення долі ринку Поява товарів-аналогів чи замінників за нижчою ціною, відомішим брендом, новими можливостями тощо, підвищення бар'єру входження на ринок	Створення бонусної (наприклад)системи для існуючих клієнтів, підвищення якості продуктів
-------------------	---	--

Таблиця 4.8 - Фактори можливостей

Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
Зростання попиту на ІТ товари	Ріст попиту призведе до росту існуючих компаній та створення нових, що в свою чергу збільшить попит на використання продукту. Залучення нових спонсорів та інвесторів	Робота по залученню нових спонсорів та інвесторів, розширення компанії, розширення рекламної кампанії, за потреби, модифікація продукту під потреби ринку
Нові ринки збуту	Вихід продукту на міжнародний рівень	Переклад продукту на мови потенційних країн- замовників

Продовження таблиці 4.8

Незадовільна економічна ситуація в державі	Виїзд кваліфікованих кадрів за кордон, що призводить до зменшення розмірів та бюджету компаній. Це спонукає компанії до більш грамотного розподілу бюджету	Рекламна кампанія направлена на висвітленні ідеї, що за рахунок нашого продукту компанія зможе зекономити до 12% річного бюджету, що в нестабільній економічній ситуації є вагомим фактором
Скорочення попиту на ІТ-товари	Зменшення розмірів та бюджету компаній. Це спонукає компанії до більш грамотного розподілу бюджету	Рекламна кампанія направлена на висвітленні ідеї економії річного бюджету, що в нестабільній економічній ситуації є вагомим фактором

Далі розглянемо питання конкуренції, а саме визначимо її тип та рівень (таблиця 4.9).

Таблиця 4.9 – Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	У чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1. Вказати тип конкуренції: недосконала конкуренція	Представлено мало продуктів та експертів	Зробити максимальним збут застосунку
2. За рівнем конкурентної боротьби: міжнародний	Наявні проекти, розроблені та можуть бути доступні у всьому світі	Розширити цільову аудиторію, розробити інтерфейс на різних мовах
3. За галузевою ознакою: внутрішньогалузева	Можуть працювати з різними галузями	Покращити персоналізацію
4. Конкуренція за видами товарів: товарно-родова	Конкуренція з аналізами інших систем та експертів	Підтримувати та покращувати якість існуючих функцій
5. За характером конкурентних переваг: нецінова	Різні компанії пропонують різну якість	Розробляти якісніші алгоритми і моделі
6. За інтенсивністю: марочна	Вже представлені компанії із сильним брендом	Предметно створити комунікаційну стратегію для вибудови свого бренду

Далі необхідно виконаємо аналіз конкуренції за моделлю 5 сил конкуренції Майкла Портера (таблиця 4.10).

Таблиця 4.10 – Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти у галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товарозамітники
	Інші існуючі системи та продукти	Якість, ціни, кількість користувачів, капіталовкладення	Фактори сили постачальників	Контроль якості, порівняння цін	Сила бренду, якість, ціна, масштаби
Висновки	Конкуренція з невеликою інтенсивністю, а також підігрітий ринок	Можливості входження на ринок, нові потенційні конкуренти	Постачальники відсутні	Клієнти не диктують умови роботи на ринку	Товарозамітники відсутні

Маючи результати аналізу конкуренції (таблиця 4.10), характеристики ідеї стартап-проекту (таблиця 4.5), характеристики потенційних клієнтів і їх вимоги до продукту (таблиця 4.6) та фактори ринкового середовища (таблиці 4.7 і 4.8) було сформульовано та обґрунтовано перелік факторів конкурентоспроможності (таблиця 4.11).

Таблиця 4.11 – Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
1	Універсальність	Продукт не залежить від апаратної платформи як у більшості конкурентів
2	Простота у використанні	Від користувача треба лише завантажити файл зображення
3	Якість та гарантії	Надавати найбільш якісні послуги та сервіси
4	Безкоштовний сервіс при MVP	Максимально швидко набрати базу своїх клієнтів та заявити про себе на ринку

Тепер можна провести аналіз сильних та слабких сторін продукту (таблиця 4.12).

Таблиця 4.12 – Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін системи

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів							
			-3	-2	-1	0	1	2	3	
1	Універсальність	20	+							
2	Простота у використанні	16		+						

Продовження таблиці 4.12

3	Якість та гарантії	10		+					
4	Безкоштовний сервіс при MVP	17			+				

Далі проведемо SWOT-аналіз продукту (таблиця 4.13).

Таблиця 4.13 – SWOT-аналіз стартап-проекту

Сильні сторони Універсальність Простота у використанні Якість та гарантії	Слабкі сторони Відсутність сильного бренду Не сформована база клієнтів Не підключені альтернативні канали маркетингу
Можливості Покращення системи Персоналізація	Загрози Нові системи та експерти Збут

Дякуючи проведенню SWOT-аналізу, ми змогли визначити сильні та слабкі сторони, можливості та загрози, пов'язані з конкуренцією та плануванням стартап-проекту. Далі спроектуємо альтернативну ринкову поведінку для інтеграції стартап-проекту на ринок та приблизний час реалізації системного комплексу, з урахуванням потенційних проектів, що можуть бути виведені на ринок та наведемо результати (таблиці 4.14)

Таблиця 4.14 – Альтернативи ринкового впровадження стартап проекту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Вихід на ринок з нижче якістю	70%	4 місяці
2	Пропонувати одразу платне використання	50%	6 місяців
3	Представлення користувачам системи без інтерфейсу	60%	5 місяці

У даному пункті був проведений детальний аналіз ринку та продукту. Також відповідно до результатів проведеного конкурентного аналізу, визначених факторів ринку та його сприятливість, описання ідеї та характеристик стартап-проекту, робимо висновок, що існують дуже сприятливі умови для виходу продукту на ринок.

4.5 Розроблення ринкової стратегії стартап-проекту

Для розробки ринкової стратегії продукту, у першу чергу, необхідно проаналізувати цільову аудиторію проекту (таблиця 4.15).

Таблиця 4.15 – Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит у межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Персональні користувачі	Висока	25%	Висока	Середня
2	Великі бізнеси	Середня	20%	Середня	Середня
3	Малі та середні бізнеси	Середня	20%	Середня	Середня
4	Держава	Низька	10%	Низька	Висока
Які цільові групи обрано: 1, 3					

Маючи аналіз цільових груп, далі визначимо базову стратегію розвитку продукту (таблиця 4.16).

Таблиця 4.16 – Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
1	1 та 3	Диференційованого маркетингу	Масштабування та максимізація	Оптимальних витрат

Для роботи в обраних сегментах ринку сформовано базову стратегію розвитку (таблиці 4.17, 4.18).

Таблиця 4.17 – Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки*
Ні	Так	Ні	Виклику лідера

Таблиця 4.18 – Визначення стратегії позиціонування

Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
Універсальність Простота у використанні Якість результатів	Оптимальних витрат	Універсальність Простота у використанні Якість та гарантії Безкоштовне використання при MVP	Система, яка краще всіх покращує якість користувацьких зображень Система з простим інтерфейсом

4.6 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Після проведеного комплексного аналізу, можемо повноцінно описати ключові переваги концепції потенційного товару (таблиця 4.19) та побудувати концепцію маркетингових комунікацій (таблиця 4.20).

Таблиця 4.19 – Ключові переваги концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Якісна генерація	Якісне збільшення зображення	Постійне покращення та перенавчання моделей, які зможуть аналізувати більше прикладних областей
2	Універсальність	Система не залежить від апаратної платформи цифрової фотографії	Такого виду систему може використовувати будь який користувач
3	Простий інтерфейс	Система дуже проста у використанні	Система із інтуїтивно зрозумілим інтерфейсом, який вимагає всього лише завантаження аудіо файлу

Таблиця 4.20 – Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Пошук спеціалізованих систем	b2b продажі Зв'язок через теплі контакти Таргетована реклама у соціальних мережах Публікація в спеціалізованих виданнях, журналах	Точність Якість Універсальність	Поєднати повідомлення про те, що це якісна система, яка є незалежною	Таргетована реклама на цільову аудиторію
2	Пошук доступного та дешевого продукту	Рекламні банери в Інтернеті, форуми, реклами від інфлюенсерів	Простота Безкоштовне використання MVP	Вселити довіру у бренд та продукт	Реклама у лідерів думок Вивіски в публічних місцях Таргетована реклама на цільову аудиторію

4.7 Висновки до розділу

Даний розділ був присвячений дослідженню стартап-проекту. В якості такого була представлена система для коротко строкового прогнозування.

У рамках розділу було досліджено розробку стратегій виходу на ринок та маркетинг-стратегії для цього. Зокрема, даний ринок являється сприятливим з невеликою кількістю представлених компаній конкурентів. Оскільки вони дають лише частину функцій, а запропонована система є універсальною та доступною, то у стартап-проекту є всі шанси стати монополістами на ринку.

Також були опрацьовані сильні та слабкі сторони проекту, SWOT аналіз, аналіз конкурентів та цільової аудиторії. На основі всіх досліджень був сформований концепт маркетингової стратегії для обраних цільових аудиторій.

ВИСНОВКИ

В роботі проведено огляд сучасних підходів до моделювання нестационарних процесів та процесів зі змінною в часі дисперсією. Для динамічного оцінювання можливих втрат в нестационарних фінансово-економічних процесах обрано використання прогнозів волатильності як міри ризику. На основі проведеного огляду існуючих моделей прогнозування часових рядів з урахуванням змінної волатильності виконано їх порівняння, проаналізовано переваги та недоліки з урахуванням складності моделей та вимог до точності результатів.

Основними напрями роботи при створенні СППР є зручний графічним інтерфейс, введення, редагування та порівняльний аналіз даних; можливість проведення тестів на нестационарність. Виконано огляд існуючих методів моделювання і прогнозування стаціонарних та нестационарних процесів. Розглянуто основні критерії якості для оцінювання моделей опису процесів та якості прогнозування. Розглянуто методи оцінювання параметрів моделі.

За допомогою системи EViews було побудовано п'ять моделей для подальшого прогнозу: АР (31), АРКС (31,5), модель на основі нелінійної функції (\sin), АР (6) для логарифмованих даних та модель на основі даних попереднього дня. Було обрано робити нелінійну модель зважаючи на графік вхідних даних. Найкраще з цих моделей показала себе АРКС (31,5). У моделі побудованій на даних попереднього дня найкраще значення критерію Дарбіна-Уотсона, але якщо дивитись саме на значення прогнозованих даних, то вони є найбільш віддаленими від реальних. У моделі АР (6) для логарифмованих даних найменший критерій Акайке серед усіх значень, тому на даний момент можемо вважати її найкращою.

За допомогою нейронних мереж було побудовано багато прогнозів, варіюючи кількість нейронів, епох та саме типу нейронів. Найкраще себе

показали нейронні мережі GRU, як багатошарові так і одношарові, оскільки вони були одразу максимально наближеними до реальних даних. Всі нейронні мережі давали значно кращі результати зі збільшення кількості нейронів та епох.

СПИСОК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Бідюк П.І., Половцев О.В. Аналіз та моделювання економічних процесів перехідного періоду. К.: НТУ КПП, 1999. 230 с.
2. Ставицький А. В. Навчально-методичний комплекс з курсів «Прогнозування» та «Фінансове прогнозування». Київ: Центр учб. літ., 2006. 107 с.
3. Половцев О. В. Системний підхід до моделювання, прогнозування та управління фінансово-економічними процесами. Донецьк: Східний видавничий дім, 2009. 286 с.
4. Бідюк П. І., Романенко В. Д., Тимошук О. Л. Аналіз часових рядів: навч. посіб. / ННК «Інститут прикладного системного аналізу» Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», 2010. 317 с.
5. Лакман И. А., Никульшина Л. М., Шамуратов Н. М. Поддержка принятия решения при выборе пакета обработки статистических данных. Современные проблемы информатизации в экономике и обеспечении безопасности: сборник трудов. Воронеж: Научная книга, 2009. 136 с.
6. Молчанов И. Н. Компьютерный практикум по начальному курсу эконометрики (реализация на Eviews): практикум / Ростовский государственный экономический университет. Ростов-н/Д. 2001. 58 с.
7. Бідюк П. І. Економетричний аналіз часових рядів. Київ: Політехніка, 2007. 250 с.
8. Грешилов А. А. Математические методы построения прогнозов. Москва: Радио и связь, 1997. 112 с.
9. Носко В. П. Эконометрика. Введение в регрессионный анализ временных рядов. Москва: Литкон, 2002. 273 с.
10. Пугачов О.М. Аналіз деяких моделей для прогнозування нестационарних процесів. Київ: Інтернаука, 2016. 197-200 с.

11. Бідюк П.І. Часові ряди: моделювання та прогнозування / Київ: ЕКМО, 2004. 144 с.
12. Лоусон Ч. К. Численное решение задач методом наименьших квадратов. Москва: Наука, 1986. 234 с.
13. An Introduction to EViews. EViews. URL: <https://www.eviews.com/Discovering/whatisreviews.html>.
14. Бідюк П. І. Проектування комп'ютерних інформаційних систем підтримки прийняття рішень: навч. посіб. / ННК «Інститут прикладного системного аналізу» Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», 2010. 340 с.
15. Лобанов А. А., Чугунов В. А. Энциклопедия финансового рискменеджмента. Москва: Альпина Паблишер, 2003. 786 с.
16. Дробыш И.И. Статистические модели прогнозирования цен на оптовых рынках электроэнергии: российский и зарубежный опыт // Вестник ЮУрГУ. Серия «Экономика и менеджмент». 2017. Т. 11, No 3. С. 41–54. DOI: 10.14529/em170306.
17. Евсеев Е.А. Эконометрика: учебное пособие для академического бакалавриата / Е. А. Евсеев, В. М. Буре. 2-е изд., испр. и доп. М.: Юрайт, 2017. 186 с.
18. Шапкин А.С., Шапкин В.А. Теория риска и моделирование рискованных ситуаций. М.: Дашков и Ко, 2005. 544 с.
19. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ: у 2 т. М.: Финансы и статистика, 1986. Т. 2. 366 с.
20. Ярошенко В.О., Моделі і прогнози нестационарних процесів : дипломна робота бакалавра : 124 Системний аналіз / Ярошенко Валентина Олегівна. – Київ, 2021. – 108 с.
21. Ярошенко В.О., Бідюк П.І. Порівняльний аналіз методів короткострокового прогнозування : збірник доповідей І науково-практичної конференції «Системні науки та інформатика», 22–29 листопада 2022 року, Київ. – К., НН ІПСА КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. С. 291-296.

ДОДАТОК А

```

import pandas as pd
import numpy as np
from matplotlib.gridspec import GridSpec
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
plt.rcParams['figure.figsize'] = (10, 6)
plt.rcParams['legend.fontsize'] = 14
plt.rcParams['axes.titlesize'] = 14
sns.set_style('whitegrid')

import json
from IPython.display import clear_output

import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
from tensorflow.keras import layers, metrics, callbacks, Sequential, Input
from tensorflow.keras.metrics import MeanAbsolutePercentageError, MeanAbsoluteError
from tensorflow.keras.layers import (LSTM, GRU, SimpleRNN, Dense, Dropout,
                                     Conv1D, MaxPool1D, TimeDistributed,
                                     Flatten, Reshape)

# downloading from kaggle datasets
api_token = {"username":input("username:"),
             "key":input("api-key:")}
}
clear_output()

!mkdir /root/.kaggle
with open('/root/.kaggle/kaggle.json', 'w') as file:
    json.dump(api_token, file)
!kaggle datasets download -d vignesh9147/reliance-nse-stock-data
!unzip reliance-nse-stock-data.zip
!mv "RILO - Copy.csv" RILO.csv
df = pd.read_csv('RILO.csv', parse_dates=['Date'])
df.head()
df.info()
df = df.set_index('Date').sort_index()
data = df['Open Price']
data
df.index.to_series().diff().dt.days.value_counts()
idx = data.index[data.index.duplicated()]
data[idx]
data = data.groupby(level=0).mean()
data = data.reindex(pd.date_range(df.index.min(), df.index.max()))
data
data.plot();
data = data[data.index.dayofweek < 5]
data = data.interpolate(method='linear')

```

```

data.describe()
data.plot();
data.resample('w').mean().plot(label='weekly mean')
data.resample('M').mean().plot(label='monthly mean')
plt.legend();
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf, plot_pacf
plot_pacf(data, ax=plt.gca());
plot_pacf(data.resample('w').mean(), ax=plt.gca(), title="Partial Autocorrelation (weekly mean)");
data.diff().plot(title="First differences");
plot_pacf(data.diff()[1:], ax=plt.gca(), title="Partial Autocorrelation Of First Differences");
data = pd.read_csv(GDRIVE+'data_cleaned.csv', index_col=0, parse_dates=True, squeeze=True)
idx = len(data)//4
scaler = layers.experimental.preprocessing.Normalization(axis=None)
scaler.adapt(data.values)
data_scaled = scaler(data)
data.plot(label='test')
data[:idx].plot(label='train')
plt.legend();
plt.plot(data_scaled)
plt.plot(data_scaled[:idx]);
compile_params = {
    'loss': 'mse',
    'optimizer': keras.optimizers.Adam(clipnorm=1.),
    'metrics': [
        MeanAbsolutePercentageError(name='mape'),
        MeanAbsoluteError(name='mae')
    ]
}
def window_split(data, x_len, y_len=1, offset=0):
    """
    Prepares data in array format for supervised learning
    in similar way as keras.preprocessing.timeseries_dataset_from_array
    but returns a numpy arrays instead
    """
    if isinstance(data, pd.Series):
        data = data.values
    n = len(data) - x_len - y_len - offset + 1
    X = [data[i:i+x_len] for i in range(n)]
    Y = [data[i:i+y_len] for i in range(x_len+offset, n+x_len+offset)]
    X = np.array(X).reshape(-1, x_len, 1)
    Y = np.array(Y).reshape(-1, y_len)
    return X, Y

def create_data(window=50, y_len=1, offset=0, seq=False):
    """
    Creates a dictionary of training and validation data
    from data_scaled using window_split()
    """
    if not seq:
        X_train, y_train = window_split(data_scaled[:idx], window, y_len, offset=offset)
        X_val, y_val = window_split(data_scaled[idx-window:], window, y_len, offset=offset)

```

```

return {
    'x': X_train,
    'y': y_train,
    'validation_data': (X_val, y_val)
}

from tqdm.notebook import tqdm, trange

def make_stateful(layer):
    res = layer.__class__.from_config(layer.get_config())
    if isinstance(res, layers.RNN):
        res.stateful = True
    return res

def plot_results(model, history, data_dict, seq=False, longterm=False):
    """
    Plots learning curves and series of predictions
    """
    history = history.history
    X_train, y_train = data_dict['x'], data_dict['y']
    (X_val, y_val) = data_dict['validation_data']

    fig = plt.figure(constrained_layout=True, figsize=(13, 9))
    gs = GridSpec(3, 3, figure=fig)

    ax = fig.add_subplot(gs[0, 0])
    ax.plot(history['loss'], label=f"train: {history['loss'][-1]:.4f}")
    ax.plot(history['val_loss'], label=f"val: {history['val_loss'][-1]:.4f}")
    ax.set_title('MSE')
    ax.legend()

    ax = fig.add_subplot(gs[0, 1])
    ax.plot(history['mape'], label=f"train: {history['mape'][-1]:.4f}");
    ax.plot(history['val_mape'], label=f"val: {history['val_mape'][-1]:.4f}")
    ax.set_title('MAPE')
    ax.legend()

    ax = fig.add_subplot(gs[0, 2])
    ax.plot(history['mae'], label=f"train: {history['mae'][-1]:.4f}");
    ax.plot(history['val_mae'], label=f"val: {history['val_mae'][-1]:.4f}")
    ax.set_title('MAE')
    ax.legend()

    ax = fig.add_subplot(gs[1:, :])
    train_pred = model.predict(X_train)
    val_pred = model.predict(X_val)
    if seq:
        train_pred = train_pred[:, 0]
        val_pred = val_pred[:, 0]
        y_train = y_train[:, 0]
        y_val = y_val[:, 0]

```

```

ax.plot(np.vstack([y_train, y_val]), label="Real values")
ax.plot(np.vstack([train_pred, val_pred]), label="Val predict")
ax.plot(train_pred, label="Train predict")
ax.legend();

def validate_model(model, timestamps=50, epochs=20, batch_size=64, longterm=False):
    """
    Compiles and fits the model, then plots results using plot_results()
    """
    model.compile(**compile_params)
    data_dict = create_data(timestamps)
    history = model.fit(**data_dict, epochs=epochs, batch_size=batch_size, verbose=1)
    clear_output()
    plot_results(model, history, data_dict)
d = create_data(50)
d['x'].shape, d['y'].shape

model = Sequential(
    [
        Input((None, 1)),
        SimpleRNN(32),
        Dense(1)
    ],
)
validate_model(model, timestamps=50, epochs=20, batch_size=64)

model = Sequential(
    [
        Input((None, 1)),
        SimpleRNN(128),
        Dense(1)
    ],
)
validate_model(model, timestamps=50, epochs=20, batch_size=64)

model = Sequential(
    [
        Input((None, 1)),
        LSTM(32),
        Dense(1)
    ],
)
validate_model(model, timestamps=50, epochs=20, batch_size=64)

model = Sequential(
    [
        Input((None, 1)),
        LSTM(128),
        Dense(1)
    ],
)

```

```
)
validate_model(model, timestamps=50, epochs=20, batch_size=64)
```

```
model = Sequential(
  [
    Input((None, 1)),
    LSTM(128),
    Dense(1)
  ]
)
```

```
validate_model(model, timestamps=50, epochs=40, batch_size=300)
```

```
model = Sequential(
  [
    Input((None, 1)),
    GRU(32),
    Dense(1)
  ]
)
```

```
validate_model(model, timestamps=50, epochs=20, batch_size=64)
```

```
model = Sequential(
  [
    Input((None, 1)),
    GRU(128),
    Dense(1)
  ]
)
```

```
validate_model(model, timestamps=50, epochs=20, batch_size=64)
```

```
model = Sequential(
  [
    Input((None, 1)),
    GRU(128),
    Dense(1)
  ]
)
```

```
validate_model(model, timestamps=100, epochs=60, batch_size=300)
```

```
model = Sequential(
  [
    Input((None, 1)),
    GRU(128),
    Dense(1)
  ]
)
```

```
validate_model(model, timestamps=50, epochs=20, batch_size=32,)
```

```
model = Sequential(
  [
    Input((None, 1)),
```

```

GRU(128, return_sequences=True),
GRU(128, return_sequences=True),
GRU(128),
Dense(1)
]
)
validate_model(model, timestamps=50, epochs=40, batch_size=64)

```

```

model = Sequential(
[
Input((None, 1)),
GRU(256, return_sequences=True),
Dropout(0.3),
GRU(256, return_sequences=True),
Dropout(0.3),
GRU(128),
Dropout(0.3),
Dense(1)
]
)
validate_model(model, timestamps=50, epochs=40, batch_size=64)

```

```

model = Sequential(
[
Input((None, 1)),
LSTM(256, return_sequences=True),
LSTM(256),
Dense(1)
]
)
validate_model(model, timestamps=50, epochs=30, batch_size=64)

```

```

model = Sequential(
[
Input((None, 1)),
LSTM(256, return_sequences=True),
Dropout(0.3),
LSTM(256, return_sequences=True),
Dropout(0.3),
LSTM(256),
Dropout(0.3),
Dense(1)
]
)
validate_model(model, timestamps=50, epochs=40, batch_size=64)

```

```

model = Sequential(
[
Input((None, 1)),
LSTM(256, return_sequences=True, recurrent_dropout=0.1, dropout=0.1),
Dropout(0.1),

```

```

    LSTM(128, recurrent_dropout=0.1, dropout=0.1),
    Dropout(0.1),
    Dense(1)
]
)
validate_model(model, timestamps=50, epochs=35, batch_size=64)

model = Sequential(
[
    Input((None, 1)),
    LSTM(256, return_sequences=True, recurrent_dropout=0.1, dropout=0.1),
    Dropout(0.1),
    LSTM(128, recurrent_dropout=0.1, dropout=0.1),
    Dropout(0.1),
    Dense(1)
]
)
validate_model(model, timestamps=50, epochs=35, batch_size=64, longterm=False)

model = Sequential(
[
    Input((50, 1)),
    Conv1D(32, 5, 1, padding='same', activation='tanh'),
    Conv1D(32, 5, 1, padding='same', activation='tanh'),
    MaxPool1D(2),
    Dropout(0.4),
    Conv1D(32, 5, 1, padding='same', activation='tanh'),
    Conv1D(32, 5, 1, padding='same', activation='tanh'),
    MaxPool1D(2),
    Dropout(0.3),
    Flatten(),
    Dense(1)
]
)

model.summary()
validate_model(model, timestamps=50, epochs=30, batch_size=64)

model = Sequential(
[
    Input((None, 1)),
    GRU(128, return_sequences=True),
    TimeDistributed(Reshape((128, 1))),
    TimeDistributed(Conv1D(16, 5, 2)),
    TimeDistributed(Reshape((2*31*16))),
    Dropout(0.4),
    GRU(128, return_sequences=True),
    TimeDistributed(Reshape((128, 1))),
    TimeDistributed(Conv1D(16, 5, 2)),
    TimeDistributed(Reshape((2*31*16))),
    Dropout(0.4),

```

```

GRU(128),
layers.Flatten(),
Dropout(0.4),
Dense(1)
]
)

validate_model(model, timestamps=50, epochs=20, batch_size=64)
model.summary()

sse01=A-B
sse01=sse01*sse01
sse1=sum(sse01)
sse1

sse02=A-C
sse02=sse02*sse02
sse2=sum(sse02)
sse2

sse03=A-D
sse03=sse03*sse03
sse3=sum(sse03)
sse3

l=(1/sse1)/(1/sse1+1/sse2+1/sse3)+0.00000006
w2=(1/sse2)/(1/sse1+1/sse2+1/sse3)
w3=(1/sse3)/(1/sse1+1/sse2+1/sse3)
w=w1+w2+w3
w1,w2,w3,w

E=w1*B+w2*C+w3*D
E
plt.plot(A, label="Real values")
plt.plot(E, label="Val predict")
plt.legend();

```