

Міністерство освіти і науки України
Національний університет «Києво-Могилянська академія»
Факультет економічних наук
Кафедра фінансів

Кваліфікаційна робота
освітній ступінь – бакалавр
на тему: **«ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ЕМІСІЇ ДЕРЖАВНИХ БОРГОВИХ
ЦІННИХ ПАПЕРІВ УКРАЇНИ»**

Спеціальності:

072 Фінанси, банківська справа та страхування



Шахова Діана Сергіївна



Керівник: Долінський Л.Б.

доктор економічних наук, доцент



Рецензент Вітлінський В. В.

(прізвище та ініціали)

Кваліфікаційна робота захищена

з оцінкою «_____»

Секретар ЕК Донкоглова Н. А.

«_____» _____ 2023 р.

Київ 2023

ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
РОЗДІЛ 1 МЕТОДОЛОГІЧНІ ТА ПРАВОВІ АСПЕКТИ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ЕМІСІЇ ДЕРЖАВНИХ БОРГОВИХ ЦІННИХ ПАПЕРІВ УКРАЇНИ	9
1.1 Правова та нормативна база емісії облігацій внутрішніх державних позик України.....	9
1.2 Аналіз підходів до моделювання фінансових інструментів.....	14
РОЗДІЛ 2 МОДЕЛІ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ДЕРЖАВНИХ БОРГОВИХ ЦІННИХ ПАПЕРІВ.....	20
2.1 Огляд даних та аналіз часового ряду обсягів ОВДП, які знаходяться в обігу	20
2.2 Прогнозування емісії облігацій внутрішніх державних позик за допомогою моделей ARIMA та LSTM	24
РОЗДІЛ 3 РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ЕМІСІЇ ДЕРЖАВНИХ БОРГОВИХ ЦІННИХ ПАПЕРІВ УКРАЇНИ	41
3.1 Розвиток прогнозування емісії державних боргових цінних паперів з урахуванням макроекономічних факторів	41
3.2 Альтернативні моделі прогнозування емісії державних боргових цінних паперів	46
ВИСНОВКИ.....	49
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	55
Додаток А.....	57

ВСТУП

В сучасних умовах, коли державний борг є однією з найбільш актуальних тем для України, прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів є надзвичайно важливою задачею. Забезпечення стійкості фінансової системи та забезпечення раціонального використання бюджетних коштів потребує детального аналізу через прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів. Розв'язання цієї проблеми може допомогти державі в управлінні її фінансовими ресурсами та підвищенні її фінансової стійкості.

Прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів є актуальною та складною науково-практичною проблемою в Україні та світі. Забезпечення сталої фінансової стабільності держави та забезпечення необхідного рівня державного боргу є одним з основних завдань державного управління. Прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів має велике значення для планування фінансової політики держави, визначення обсягів фінансування бюджетних витрат та ефективного управління державним боргом.

Варто зазначити, що надалі дана наукова робота зосередиться на конкретному типі державних боргових цінних паперів, а саме - облігаціях внутрішніх державних позик. Це в першу чергу пов'язано з спрощенням пошуку та доступності даних. Так, для побудови моделей прогнозу обсягів емісії ОВДП можна використовувати історичні дані про обсяги емісій, які публікуються після проведення аукціонів на ринку державних боргових цінних паперів. Ці дані є достатньо доступними і можуть бути використані для розробки статистичних моделей прогнозу. Також такі дані є достатньо інформативними, та їх аналіз і прогнозування обсягів може надати цінну інформацію для розуміння макроекономічної ситуації та фінансової стійкості країни. Адже ОВДП є основним інструментом фінансування державного бюджету України. Обсяги емісії ОВДП мають прямий вплив на залучення фінансових ресурсів для покриття

дефіциту бюджету та фінансування різних програм і проектів держави. Отже, у контексті даної наукової роботи, термін "ДЦБП" буде використовуватись з узагальненням на облігації внутрішніх державних позик (ОВДП), оскільки саме вони становлять об'єкт дослідження та прогнозування.

У зв'язку зі складністю даної проблеми, на сьогоднішній день наукова спільнота звертає увагу на розробку нових методик та підходів до прогнозування обсягів емісії різних фінансових інструментів, включаючи державні боргові цінні папери, акції та інші торгові інструменти на ринку. Зокрема, багато зарубіжних та вітчизняних вчених присвятили свої наукові роботи вивченню даної проблеми та розробці нових методик та моделей прогнозування. Серед них можна відзначити таких вчених, як Д. Бернхайм, С. Онишко, Т. Паєнтко, Ф. Діболд, Ц. Лі, К. Гао, Д. Тімоті та ін.

Незважаючи на попередні проведення досліджень, прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів є актуальною темою, оскільки ринки постійно змінюються, а розвиток нових методів і технологій дає можливість створювати більш точні і ефективні моделі прогнозування. Крім того, в Україні є великий потенціал для розвитку ринку державних цінних паперів, враховуючи обставини 2023 року і різкий ріст популярності військових облігацій. Зокрема, російське вторгнення в Україну має суттєвий вплив на фінансову систему та державний бюджет. Ця ситуація створює унікальні умови для проведення дослідження, оскільки вона спричиняє нестабільність на фінансових ринках, впливає на інвестиційний клімат та має потенційний вплив на обсяги емісії державних боргових цінних паперів.

Потенціал військових облігацій в умовах війни також є однією з актуальних тем для даного дослідження. Вони можуть стати важливим інструментом для залучення додаткового фінансування на військові потреби, а також для формування національної єдності. Аналізувати й прогнозувати обсяги емісії таких цінних паперів у контексті сучасної російської війни в Україні є важливим завданням, яке може сприяти розвитку наукових підходів до фінансового управління та прийняттю обґрунтованих рішень в умовах кризових ситуацій. Тоді,

актуальність теми дослідження полягає у необхідності розробки національної моделі прогнозування, яка б дозволила забезпечити точні прогнози обсягів емісії державних боргових цінних паперів в Україні, враховуючи особливості її фінансової системи. Така модель може стати ефективним інструментом для прийняття рішень в управлінні фінансовими ресурсами держави та забезпечення її фінансової стійкості.

Головною **метою** даної дипломної роботи є визначення найбільш ефективних методів прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів України та їх застосування. Мета полягає у розумінні та прогнозуванні факторів, що найбільше впливають на обсяги емісії, зокрема врахуванні особливостей фінансово-економічної ситуації в країні.

Задачі даного дослідження полягають у наступному:

- Зібрати та аналізувати статистичні дані про попередні обсяги емісії державних боргових цінних паперів, а також врахувати фінансові показники, економічні показники та інші фактори, які можуть впливати на процес емісії;
- Застосувати математичні моделі та методи прогнозування, які враховуватимуть історичні дані, залежності та впливові фактори. Використати статистичні методи, економетричні моделі та підходи для побудови надійних прогнозів;
- Провести емпіричне дослідження, використовуючи розроблені моделі та методи, на реальних даних про емісію державних боргових цінних паперів України. Оцінити точність прогнозів та їх придатність для практичного застосування;
- Визначити основні чинники, що впливають на обсяги емісії державних боргових цінних паперів України, зокрема макроекономічні показники. Дослідити їх взаємозв'язок та вплив на процес емісії.
- Розробити рекомендації щодо покращення прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів української держави.

Врахувати методи та підходи, що найкраще показали себе в ході дослідження, а також рекомендації щодо збору та аналізу даних.

- Зробити висновки щодо результатів дослідження та практичної застосовності розробленої моделі прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів України. Визначити перспективи подальших досліджень у даній області та можливі напрямки вдосконалення прогнозних моделей.

Об'єктом дослідження даної дипломної роботи є процес емісії державних боргових цінних паперів України. Обсяги емісії цих цінних паперів визначаються різними факторами, які включають економічну ситуацію країни, фінансові показники, політичні рішення та зовнішні впливи. Однак, дана робота фокусується не на всіх факторах з перелічених, детальніше у Розділі 2 дослідження.

Предметом дослідження є прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів України. Це означає, що увага дослідника зосереджена на розробці методів та моделей, які дозволять прогнозувати майбутні обсяги емісії на основі наявних даних та враховуючи вплив різних факторів. Дослідження включатиме аналіз історичних даних, вивчення теоретичних та правових аспектів визначення державних облігацій та процесу їх емісії, розробку математичних моделей та їх емпіричне випробування на практичних прикладах.

Таким чином, об'єкт дослідження - процес емісії державних боргових цінних паперів України, а предмет дослідження - прогнозування обсягів емісії цих цінних паперів. Ці категорії наукового процесу взаємозв'язані і визначають основний напрямок даного дослідження.

Для досягнення поставленої в роботі мети, було використано різні **методи дослідження**, спрямовані на прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів України. Один із використаних методів - Long Short-Term Memory (LSTM), який є рекурентною нейронною мережею з довготривалим запам'ятовуванням і добре підходить для аналізу часових рядів. У модель будуть

включені щоденні історичні дані обсягів ОВДП, що знаходились в обігу з 2017 року та визначені фактори, про які детальніше описано в Розділі 2 роботи.

Крім того, в роботі був застосований метод ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), який базується на статистичних моделях часових рядів, зокрема, історичних даних обсягу ОВДП. Цей метод дозволяє аналізувати та прогнозувати залежності між попередніми значеннями ряду та використовується для моделювання складних стохастичних процесів.

Застосування цих методів дослідження дозволяє здійснити аналіз і прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів України з високою точністю. Таким чином, порівняння нейронних мереж і статистичних моделей створює можливість забезпечення комплексного підходу до прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів України.

Інформаційна база дослідження включає різноманітні джерела та нормативні матеріали. Зокрема, використано положення законодавчих та нормативно-правових актів України, що регулюють процес формування та реалізації державних боргових цінних паперів, такі як Положення про порядок проведення операцій, пов'язаних з розміщенням облігацій внутрішніх державних позик, затверджене Постановою Правління Національного банку України, а також Постанова Кабінету Міністрів України про розміщення (емісію) облігацій внутрішніх державних позик. Такі джерела надають необхідну правову базу та вказівки щодо проведення емісійних операцій.

Додатково, були використані статистичні та аналітичні матеріали, оприлюднені Міністерством фінансів України, Державною службою статистики України та Національним банком України. Ці дані містять статистику щодо обсягів емісії державних боргових цінних паперів та іншу корисну інформацію, яка сприятиме аналізу та прогнозуванню.

Для поглиблення розуміння предмету дослідження було проведено аналіз наукових статей вітчизняних та зарубіжних вчених, які стосуються емісії державних боргових цінних паперів та методів їх прогнозування. Ці джерела

надають академічні підходи та наукові дослідження, які розширюють теоретичну базу роботи.

Враховуючи вищевказане, інформаційна база дослідження буде підтримана положеннями законодавства, нормативними актами, статистичними матеріалами, науковими статтями, а також даними Міністерства фінансів України та Національного банку України, доступними на офіційних веб-ресурсах. Це дозволить забезпечити наукову обґрунтованість та достовірність отриманих результатів дослідження.

РОЗДІЛ 1 МЕТОДОЛОГІЧНІ ТА ПРАВОВІ АСПЕКТИ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ЕМІСІЇ ДЕРЖАВНИХ БОРГОВИХ ЦІННИХ ПАПЕРІВ УКРАЇНИ

1.1 Правова та нормативна база емісії облігацій внутрішніх державних позик України

Правова та нормативна база емісії державних боргових цінних паперів України складається з різноманітних законодавчих актів, що регулюють процес розміщення (емісії) облігацій внутрішніх державних позик. Основні положення цієї бази визначаються Кабінетом Міністрів України постановою від 31 січня 2001 року № 80 "Про розміщення (емісію) облігацій внутрішніх державних позик" [1].

Також, згідно з Бюджетним кодексом України та законом "Про ринки капіталу та організовані товарні ринки" [2], Кабінет Міністрів України ухвалює рішення щодо розміщення державних облігацій внутрішніх державних позик.

Постанова Кабінету Міністрів України від 31 січня 2001 року № 80 передбачає розміщення (емісію) різних видів державних облігацій залежно від їхніх характеристик і термінів обігу. Зокрема, ця постанова визначає порядок розміщення короткострокових облігацій, короткострокових облігацій, номінованих в іноземній валюті, середньострокових облігацій, довгострокових облігацій, амортизаційних облігацій, облігацій з індексованою вартістю тощо. Дані облігації можуть мати різні терміни обігу, що вказуються в постанові.

Міністерство фінансів має наступні функції щодо розміщення (емісії) державних облігацій внутрішніх позик:

- Виступати емітентом та розміщувати різні види державних облігацій відповідно до встановлених умов та порядку. Це включає короткострокові державні облігації, середньострокові державні облігації, довгострокові державні облігації, а також облігації з індексованою вартістю та амортизаційні облігації.

- Визначати час розміщення та обсяги емісії різних видів державних облігацій. Міністерство фінансів встановлює терміни обігу та відсоткові ставки (ціну продажу) для кожного виду облігацій, включаючи короткострокові, середньострокові та довгострокові облігації.
- Забезпечувати фінансування та обслуговування державних облігацій шляхом передбачення необхідних коштів у проекті Закону України про Державний бюджет України на відповідний рік. Це означає, що Міністерство фінансів планує витрати на обслуговування та погашення різних видів державних облігацій у бюджеті.
- Виступати гарантом своєчасного погашення та сплати доходу за облігаціями, що розміщуються відповідно до постанови. Це забезпечує довіру інвесторів до державних облігацій
- Міністерство фінансів вирішує питання розміщення (емісії) та погашення державних облігацій за погодженням з Національним банком України. Це означає, що обидва органи співпрацюють і координують свої дії для ефективного розміщення та управління державними облігаціями.
- Міністерство фінансів має зобов'язання розробити та затвердити порядок погашення довгострокових державних облігацій з достроковим погашенням та середньострокових державних облігацій з достроковим погашенням, номінованих в іноземній валюті. Це дозволяє забезпечити систематичне та організоване погашення цих облігацій з мінімальними ризиками для держави.

Крім того, емісія державних облігацій підпорядковується загальному законодавству щодо цінних паперів, ринку капіталу та інших відповідних нормативних актів. Національна депозитарна система також відіграє важливу роль у забезпеченні ефективного обігу та управління державними облігаціями.

Додається, що генеральним агентом з обслуговування розміщення (емісії) та погашення державних облігацій є Національний банк України.

Далі, постанова № 248 Правління Національного банку України, затверджена 18 червня 2003 року [3], встановлює порядок проведення операцій, пов'язаних з розміщенням облігацій внутрішніх державних позик. Цей нормативний акт був прийнятий з метою вирішення питань обслуговування державного боргу та приведення його відповідно до вимог законодавства України.

Положення, затверджене цією постановою, визначає правила та процедури, що стосуються розміщення облігацій внутрішніх державних позик. Воно містить відомості про технічний порядок проведення аукціонів, попередні та остаточні заявки, умови розміщення облігацій, а також встановлює правила для операційних та територіальних управлінь, Центральної розрахункової палати Національного банку України та комерційних банків щодо використання цього положення в роботі.

Встановлені Положенням процедури і правила сприяють ефективному розміщенню облігацій внутрішніх державних позик та допомагають забезпечити систематичне та організоване управління державним боргом.

Так, розміщення облігацій здійснюється на основі поточних потреб фінансування бюджету. Емітент може встановлювати обмеження на загальний обсяг розміщення облігацій та на обсяг розміщення за неконкурентними заявками. При введенні обмежень дотримуються певні правила, включаючи пропорцію між обсягом розміщення облігацій за неконкурентними заявками та загальним обсягом розміщення. Обмеження можуть змінюватись, а на завершальному етапі розміщення облігацій обсяг розміщення за неконкурентними заявками може збільшуватися. Розміщення облігацій може здійснюватись шляхом аукціонного продажу або продажу за фіксованим рівнем доходності. У разі введення обмежень на обсяг розміщення облігацій застосовуються додаткові правила для задоволення заявок. Якщо під час аукціонного продажу подані лише неконкурентні заявки, то доходність облігацій може встановлюватися на рівні середньозваженого рівня доходності облігацій, що був установлений при попередньому розміщенні аналогічних облігацій.

Право на подання заявок на придбання облігацій надається учасникам розміщення облігацій, які відповідають вимогам законодавства України з питань фондового ринку і функціонування первинних дилерів.

Первинні дилери беруть участь у розміщенні облігацій від свого імені та за свій рахунок і можуть подавати конкурентні та неконкурентні заявки на придбання облігацій. Первинні дилери, які не є депозитарними установами, беруть участь у розміщенні облігацій виключно за допомогою Електронної торгової системи (ЕТС) і мають сегреговані рахунки у депозитарних установах. Первинні дилери, які є депозитарними установами, можуть виконувати функцію брокера для своїх клієнтів і брати участь у розміщенні облігацій за дорученням та за рахунок клієнта. Перед поданням заявок на придбання облігацій, первинні дилери зобов'язані надати відповідну інформацію депозитарним установам, які обслуговують їх рахунки, щодо здійснення розрахунків за придбані облігації. До того ж, перед поданням інформації, первинні дилери повинні перевірити, що банк, який буде обслуговувати їх розрахунки, є в переліку банків, що пройшли тестування взаємодії з системою автоматизації депозитарію Національного банку та системою автоматизації обслуговуючого банку.

Після початку російської повномасштабної війни проти України у лютому 2022 року, Міністерство фінансів розпочало проведення аукціонів з продажу військових облігацій. Військові облігації є інвестиційним інструментом, який підтримує державний бюджет та є доступним для громадян, бізнесу та іноземних інвесторів.

Термін «військові облігації» з'явився у США на початку XIX століття. Вони використовуються як інструмент, який працює наступним чином: коли держава позичає гроші у своїх громадян на період війни для підтримки економіки та насамперед армії, вона гарантує у майбутньому повернення цих коштів із відсотками. У минулому столітті, особливо під час двох світових війн, використання військових облігацій стало ефективним засобом залучення громадян до фінансування військових витрат країн. Прикладом успішного використання такої практики були США (союз північних штатів під час Громадянської війни

1861-1865 фінансував 62% своїх військових витрат завдяки цим облігаціям) [16], Велика Британія та навіть Німеччина. Велика кількість громадян придбувала ці облігації, що дозволяло урядам залучити значні фінансові ресурси для підтримки своїх військових зусиль.

Незважаючи на те, що деякі тоталітарні режими, такі як нацистський та комуністичний, примушували громадян купувати військові облігації, але не завжди виконували зобов'язання з їх виплати, багато держав зуміли успішно сплатити свої борги за цими облігаціями, навіть якщо вони зазнали поразки у війнах. Так, Німеччина, яка програла у Першій світовій війні, сплатила борги за цими облігаціями.

На основі історичного досвіду можна зробити загальний висновок, що використання державних облігацій є одним з інструментів, що залишається актуальним у сучасному контексті. Держави можуть залучати фінансові ресурси від своїх громадян шляхом емісії облігацій, які згодом будуть сплачені з процентами. Це може бути ефективним способом забезпечення фінансування важливих проектів, включаючи оборонні потреби чи інші державні витрати.

Таким чином, військові облігації дозволяють залучати кошти до Державного бюджету, які використовуються для забезпечення фінансових потреб держави в умовах воєнного стану, зокрема для соціальних та оборонних потреб. Аукціони з продажу військових облігацій проводяться щовівторка Міністерством фінансів.

Враховуючи цей контекст, військові облігації стали важливим феноменом в Україні, вартим дослідження. Вони є не лише інструментом залучення коштів, але й відображають фінансові та економічні виклики, з якими Україна стикається під час воєнного конфлікту.

1.2 Аналіз підходів до моделювання фінансових інструментів

Огляд літератури надасть уявлення про існуючі підходи до прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів та дозволить визначити поточний стан досліджень у даній області. Це буде корисно для застосування і порівняння власної методології прогнозування обсягів ОВДП України, яка буде додатково досліджена в цій кваліфікаційній роботі.

Проте, варто зазначити, що існує обмежена кількість досліджень, прямо спрямованих на прогнозування обсягів емісії облігацій державного боргу. Оскільки ця область є специфічною, знайти актуальні для нашого часу дослідження, які прямо прогнозують обсяги емісії облігацій державного боргу та надають рекомендації щодо покращення методології, майже неможливо.

Огляд літератури засвідчує, що хоча прогнозування обсягів емісії облігацій державного боргу може бути вимогливим завданням, можна використовувати методи та підходи, що застосовуються для прогнозування інших ринкових активів. Наприклад, важливо також досліджувати роботи, що прогнозують інші фінансові інструменти, але мають схожі ринкові умови та динаміку. Це можуть бути акції, індекси, товари або інші фінансові активи, що підлягають торгівлі на ринках.

Аналізуючи такі дослідження, можна виявити загальні тенденції та підходи, що можуть бути застосовані при прогнозуванні обсягів емісії облігацій державного боргу. Наприклад, моделі на основі технічного аналізу, економетричні підходи та інші методи можуть бути корисними при розробці прогнозувальних моделей.

Отже, дане дослідження прагне застосувати досвід та підходи з прогнозування інших фінансових активів для прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів, зокрема облігацій державної позики. Це дозволить використовувати наявні наукові роботи, що базуються на прогнозуванні інших ринкових інструментів, як основу для розробки прогнозу обсягів емісії державних боргових цінних паперів.

При оцінці і аналізі наукових робіт, що зосереджені на прогнозуванні інших активів, можна ідентифікувати загальні принципи та методології, які можуть бути застосовані до прогнозування обсягів емісії облігацій державного боргу. Наприклад, це можуть бути статистичні моделі, економетричні підходи, аналіз часових рядів та інші методи. При цьому необхідно здійснити адаптацію цих методів до особливостей облігацій державного боргу та фінансових ринків, на яких вони торгуються.

При адаптації методів прогнозування до особливостей облігацій державного боргу та фінансових ринків, на яких вони торгуються, необхідно враховувати фактори, які відрізняються і мають вплив на обсяг випуску облігацій порівняно з іншими фінансовими активами.

З одного боку, у моделях часових рядів, таких як ARIMA, використовується лише один часовий ряд. Тоді, під час прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів, можна включити лише часовий ряд історичних обсягів емісії. А під час прогнозування акцій, можна використовувати лише часовий ряд історичних цін на акції.

З іншого боку, у моделях з більшою кількістю параметрів, слід визначати такі, що відрізняються. Так, більшою мірою на обсяг емісії ОВДП будуть впливати:

- Макроекономічні показники. Включення економічних змінних, таких як ВВП, інфляція, безробіття, обсяги зовнішньої торгівлі та інші показники, може допомогти врахувати вплив макроекономічного середовища на обсяги емісії державних боргових цінних паперів. Хоча, варто розуміти, що частота зміни таких даних – щомісячна, чого може бути недостатньо для якісного прогнозу, і такі змінні буде важко врахувати в моделі.
- Політичні фактори. По-перше, індекс політичної стабільності, який враховує стійкість політичної системи, відсутність політичних криз та конфліктів, рівень демократії та правової держави. По-друге, індекс політичного ризику, який оцінює ступінь небезпеки, пов'язаної з

політичними змінами, нестабільністю уряду, корупцією та іншими факторами. По-третє, рейтинги країни з оцінки кредитоспроможності, такі як рейтинги кредитних агентств Moody's, Standard & Poor's, Fitch Ratings, які враховують політичну стабільність та ризики для інвесторів.

- Соціально-економічні фактори. Змінні, які відображають соціально-економічні умови, такі як рівень життя, розподіл доходів, рівень зайнятості та інші фактори, також можуть бути корисними для включення в модель.
- Міжнародні фактори. Фактори, пов'язані з міжнародними економічними та фінансовими умовами, такі як стан світових фінансових ринків, курс валют тощо.

Одним з досліджень є робота Х. Кампбела [9], у якій вказується те, що ринок облігацій, особливо через міри доходності облігаційної кривої, має високу прогностичну цінність для передбачення економічного зростання. За допомогою цих мір, можна пояснити значну частку варіації економічного зростання. З іншого боку, прогнози на основі фондового ринку не демонструють такої самої точності та відповідності провідним економетричним моделям. Детальніше, міри доходності облігаційної кривої можуть пояснити понад 30 відсотків варіації економічного зростання протягом періоду з 1953 по 1989 рік, тоді як змінні фондового ринку пояснюють лише близько 5 відсотків. Таким чином, праця робить обґрунтованим включення інформації про ВВП (ВНП мінус сальдо первинних доходів, отриманих з-за кордону або переданих за кордон) в модель прогнозу обсягу емісії ОВДП. Врахування цього параметра допоможе удосконалити точність прогнозування та забезпечити більш надійну базу для прийняття рішень щодо обсягу емісії облігацій.

Далі, дослідження М. Айкена та М. Бсата [10] показало, що нейронні мережі можуть бути використані для точного прогнозування цін на нерухомість, кредитної спроможності (розрахунок невиплати кредитів) та ставок на американські казначейські векселі. До того ж, дана робота спеціально обрала

статтю 1999 року, оскільки це давніший матеріал, що демонструє, що нейронні мережі вже тоді були потужними інструментами прогнозування. Але слід зазначити, що з того часу сфера застосування нейронних мереж в фінансах значно розширилася, а їх потенціал і ефективність зросли завдяки покращеним методам навчання, більшому обсягу доступних даних і вдосконаленій архітектурі мереж.

Сьогодні нейронні мережі здатні прогнозувати складні фінансові показники, моделювати ризики, виявляти складні залежності і використовуватися для прийняття стратегічних рішень у фінансовій сфері. Вони є потужним інструментом для прогнозування обсягу емісії облігацій внутрішніх державних позик в Україні, допомагаючи управляти державним боргом і фінансовими ризиками з більшою точністю і надійністю.

Також дана робота буде використовувати модель ARIMA, яка неодноразово демонструвала свою ефективність у прогнозуванні часових рядів. Так, одним з багатьох прикладів використання цієї моделі може бути робота С. Хана та Х. Альгулаях, основним змістом якої є застосування та порівняння автоматичної моделі ARIMA та двох моделей ARIMA зі спеціально вибраними параметрами для прогнозування акцій [11]. Після проведення кількох тестів, модель показала точні результати в обчисленні значень та продемонструвала потенціал використання моделі ARIMA для точного прогнозування акційних даних.

Тобто, це дослідження, хоч і проведене на основі історичних даних акцій Netflix, виявляє потенціал моделі ARIMA для точного прогнозування фінансових даних. Хоча об'єктом дослідження є акції Netflix, а не державні боргові цінні папери, принципи та методологія прогнозування залишаються схожими для обох типів активів.

Оскільки прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів так само вимагає аналізу та передбачення ринкових тенденцій та залежностей, модель ARIMA може бути корисним інструментом. Дослідження, що використовує ARIMA для прогнозування акційних даних, дає загальне розуміння ефективності моделі і підтверджує її точність.

На основі цього дослідження можна зробити припущення, що модель ARIMA може бути використана для прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів. Однак, для отримання більш точного та комплексного прогнозу, майбутні дослідження мають порівняти різні моделі та оцінити їх точність у контексті прогнозу обсягів емісії державних боргових цінних паперів.

Загалом, виникає потреба в подальших дослідженнях у цій галузі з наступних причин:

- Розробка кращих моделей. Незважаючи на існування різних методів та моделей прогнозування, завжди існує потреба у вдосконаленні та розробці більш точних та надійних моделей для прогнозування обсягів державних боргових інструментів. Подальші дослідження можуть спрямуватися на вдосконалення існуючих моделей або розробку нових підходів, що дозволять отримати більш точні та надійні прогнози.
- Урахування нових факторів. З урахуванням фінансового середовища, яке постійно змінюється, та нових факторів, що впливають на ринок цінних паперів, важливо розглядати та включати їх у прогнозні моделі.
- Порівняння різних моделей. Для забезпечення найточніших прогнозів обсягів ДЦБП варто порівнювати різні моделі та методи прогнозування. Подальші дослідження можуть включати порівняння різних моделей, таких як авторегресійна інтегрована ковзна середня (ARIMA), нейронні мережі, регресійні моделі та інші. Це дозволить визначити найкращу модель для прогнозування обсягів ДЦБП та підвищити точність прогнозів.
- Розширення досліджень. Подальші дослідження в галузі прогнозування обсягів державних боргових цінних паперів (ДЦБП) в Україні є необхідними з огляду на обмежену кількість наявних робіт у цьому напрямку.

Отже, подальші дослідження в галузі прогнозування обсягів державних боргових цінних паперів українського ринку можуть допомогти розв'язати проблеми, пов'язані з точністю та надійністю прогнозів. Відсутність широкої бази даних та розроблених моделей може призводити до недостатньої уваги до унікальних особливостей українського ринку ДЦБП, що може вплинути на точність прогнозів. Так, сьогодні існує обмежена кількість наукових досліджень, присвячених прогнозуванню обсягів ДЦБП в Україні. Це обмеження ускладнює розвиток точних та надійних моделей прогнозування в цій галузі. Враховуючи значення ДЦБП для фінансового ринку та економіки країни, дослідження в цьому напрямку є актуальними та потребують подальшого розширення. Тому подальші дослідження в галузі прогнозування обсягів ДЦБП в Україні є важливими, щоб розширити базу знань і розробити більш точні та надійні моделі прогнозування. Це дозволить забезпечити краще управління державним боргом, зробити обґрунтовані інвестиційні рішення та сприяти стабільності фінансового ринку в Україні, що так необхідно в умовах війни.

РОЗДІЛ 2 МОДЕЛІ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ДЕРЖАВНИХ БОРГОВИХ ЦІННИХ ПАПЕРІВ

2.1 Огляд даних та аналіз часового ряду обсягів ОВДП, які знаходяться в обігу

У цьому підрозділі проведено аналіз часового ряду, який відображає сумарні відомості щодо всіх облігацій внутрішніх державних позик (ОВДП), що перебували в обігу протягом 2017 – 2023 років.

Обсяги облігацій внутрішніх державних позик (ОВДП), які знаходяться в обігу, в мільйонах гривень, є показником наявних облігацій у циркуляції на ринку. Ці обсяги відображають сумарну вартість ОВДП, що були видані та випущені в обіг протягом певного періоду.

Процес емісії ОВДП передбачає, що держава випускає нові облігації та розміщує їх на ринку, де вони можуть бути придбані інвесторами. Коли облігації купуються, вони включаються до обігу і їх обсяги збільшуються. Інвестори можуть тримати ці облігації як інвестицію, а держава використовує залучені кошти для фінансування різних потреб, наприклад, для покриття дефіциту бюджету.

Таким чином, обсяги ОВДП в обігу в млн грн відображають вартість емітованих та розміщених облігацій у певний період. Ці обсяги є показником активності емісії та попиту на облігації, аналіз яких може допомогти прогнозувати майбутні обсяги емісії ОВДП та розуміти зміни в фінансовому стані держави.

На графіку нижче показаний часовий ряд обсягів облігацій внутрішніх державних позик (ОВДП) з 2017 по 2023 роки. Спостерігається виражений посилений ріст обсягів після повномасштабного вторгнення росії в Україну. Це може бути пов'язано з потребою у фінансуванні. Воєнний конфлікт та його наслідки створюють велику потребу в фінансуванні для відновлення та

забезпечення безпеки країни. Уряд України може випускати додаткові ОВДП, щоб залучити фінансові ресурси для покриття витрат. Додатково, внаслідок військового конфлікту, внутрішні ринки можуть бути менш привабливими для інвесторів, тому уряд може спрямовувати зусилля на залучення зовнішніх інвесторів шляхом емісії ОВДП. Це може допомогти забезпечити необхідні фінансові ресурси для відновлення економіки та інфраструктури.

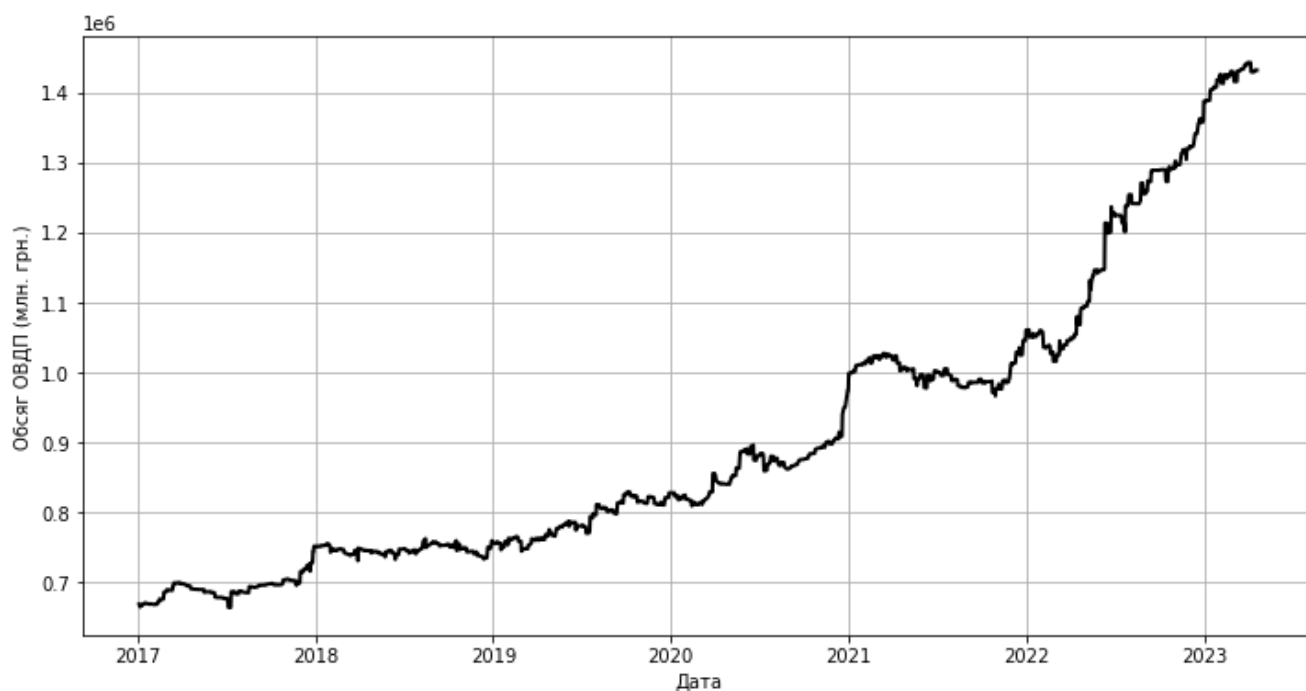


Рисунок 2.1 – Обсяги облігацій внутрішніх державних позик, що знаходяться у обігу, мільйони гривень

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

Графік розподілу обсягів ОВДП, який нагадує затухаючу синусоїду, може свідчити про наявність циклічних змін або сезонності в даних. Це означає, що обсяги ОВДП демонструють регулярні коливання з певною періодичністю на ринку облігацій.

Циклічні зміни в обсягах ОВДП можуть бути пов'язані з економічними бізнес-циклами або іншими факторами, які впливають на попит та пропозицію на ринку облігацій. Це може означати, що відомий періодичний патерн повторюється в обсягах ОВДП з часом. Наприклад, може бути помітна періодичність у залежності від економічних циклів, діяльності державних органів або сезонних факторів.

Аналіз циклічних змін або сезонності в обсягах ОВДП може бути корисним для прогнозування майбутніх змін та ризиків на ринку облігацій. Використання методів аналізу часових рядів, таких як модель ARIMA, може допомогти виявити циклічні закономірності та побудувати прогнози на основі цих залежностей.

Отже, графік, який відображає затухаючу синусоїду на розподілі обсягів ОВДП, показує наявність циклічних змін та можливої сезонності в даних. Аналіз цих залежностей може допомогти зрозуміти тенденції на ринку облігацій, зробити прогнози та прийняти кращі фінансові рішення.

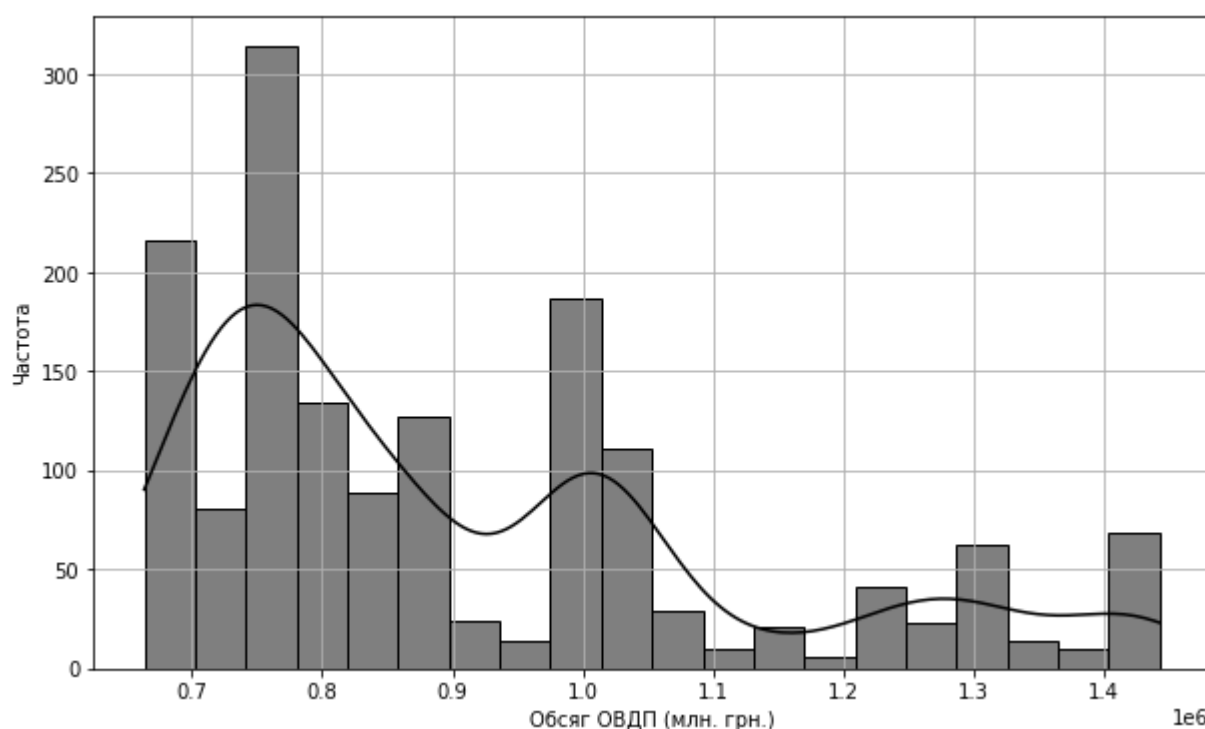


Рисунок 2.2 – Гістограма обсягів облігацій внутрішніх державних позик, що знаходяться у обігу, мільйони гривень

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

Аналізуючи 1581 спостереження, середнє значення (Mean) ОВДП складає приблизно 908,312 мільйонів гривень. Це дає загальне уявлення про середній рівень обсягів облігацій у розглянутому періоді.

Стандартне відхилення (Standard Deviation) 208,571 мільйонів гривень. Це свідчить про розкид даних навколо середнього значення та вказує на рівень варіативності обсягів облігацій внутрішніх державних позик.

Мінімальне значення часового ряду становить приблизно 663,375 мільйона гривень, тоді як максимальне значення складає близько 1,443,131 мільйона гривень. Ці значення вказують на екстремальні обсяги ОВДП.

Нижній кuartиль (Q1) рівний близько 746,754 мільйона гривень, медіана (Q2) становить 827,326 мільйона гривень, а верхній кuartиль (Q3) - приблизно 1,013,825 мільйона гривень. Ці значення дозволяють розділити розподіл даних на чотири рівні частини, кожна з яких містить 25% від загальної кількості спостережень. Також міжкuartильний розмах (IQR) дорівнює близько 267,071 мільйона гривень, що є розмахом між верхнім та нижнім кuartилями. Цей показник вказує на величину варіації серед 50% спостережень, що знаходяться між верхнім та нижнім кuartилями.

Після аналізу статистичних показників зрозуміло, що розподіл обсягів ОВДП має певну варіативність і може включати як значення, що знаходяться близько середнього, так і екстремальні значення. Тоді, аналізуючи часовий ряд обсягу ОВДП з 2017 по 2023 роки в мільйонах гривень, дана робота попередньо робить наступні висновки:

- Тенденція зростання. Загальний тренд показує постійне зростання обсягів ОВДП протягом розглянутого періоду. Середній обсяг становить 908,312 мільйона гривень, що свідчить про позитивну динаміку залучення державного боргу через облігації.
- Варіація обсягів. Стандартне відхилення дорівнює 208,571 мільйона гривень, що показує певну варіацію обсягів ОВДП. Це може бути пов'язано з економічними та фінансовими змінами, політичними факторами або іншими зовнішніми впливами, що впливають на ринок облігацій.
- Розмах значень. Мінімальний обсяг становить 663,375 мільйона гривень, тоді як максимальний досягає 1,443,131 мільйона гривень. Така значна різниця між найнижчим та найвищим значеннями може бути відображенням впливу інфляції, протягом п'ятирічного періоду.

2.2 Прогнозування емісії облігацій внутрішніх державних позик за допомогою моделей ARIMA та LSTM

ARIMA є потужним і гнучким інструментом для прогнозування часових рядів, особливо тих, що мають складну структуру, таку як тренди, сезонність або циклічність. Модель ARIMA включає три компоненти: авторегресійну (AR), інтегровану (I) та ковзну середню (MA).

Авторегресійна компонента (AR) враховує залежності між поточним значенням ряду і попередніми значеннями з вагами, які залежать від лагу (зсуву). Інтегрована компонента (I) використовується для стабілізації ряду шляхом виконання різниці між спостереженнями. Ковзна середня компонента (MA) враховує залежності між поточним значенням ряду і попередніми значеннями помилок моделі.

Прогнозування за допомогою моделі ARIMA включає побудову моделі на основі історичних даних та використання моделі для прогнозування майбутніх значень ряду. При використанні ARIMA для прогнозування важливо враховувати стаціонарність ряду, а також виконувати діагностику моделі та оцінку точності прогнозів.

Для перевірки стаціонарності ряду обсягу ОВДП дана робота використовує Augmented Dickey-Fuller (ADF) тест. Цей тест дозволяє визначити, чи є у ряді одиниці коренів, що вказує на нестаціонарність. ADF статистика - це значення тестової статистики, яке порівнюється з критичними значеннями для визначення статистичної значущості. Р-значення вказує на ймовірність нульової гіпотези про нестаціонарність ряду.

У початкових тестах ADF статистика мала значення 2.3209556209660436, а р-значення – 0.9989681130886424. Це означає, що не відхиляється нульова гіпотеза про присутність нестаціонарності, оскільки р-значення більше за прийнятний рівень значущості (наприклад, 0.05). Отже, за початковими даними, ряд не є стаціонарним.

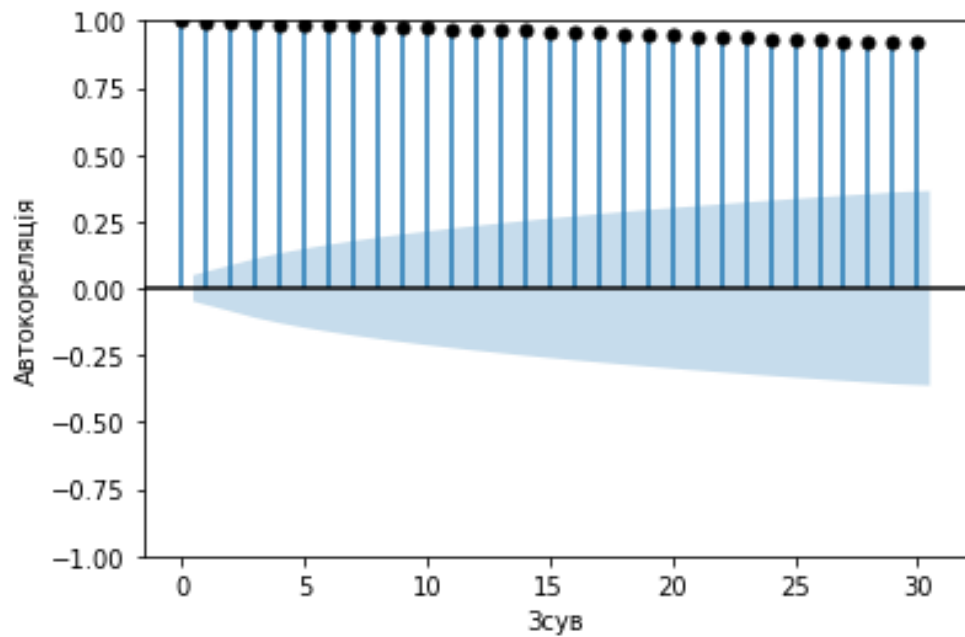


Рисунок 2.3 – Графік автокореляції обсягів ОВДП до перетворення різниці першого порядку

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

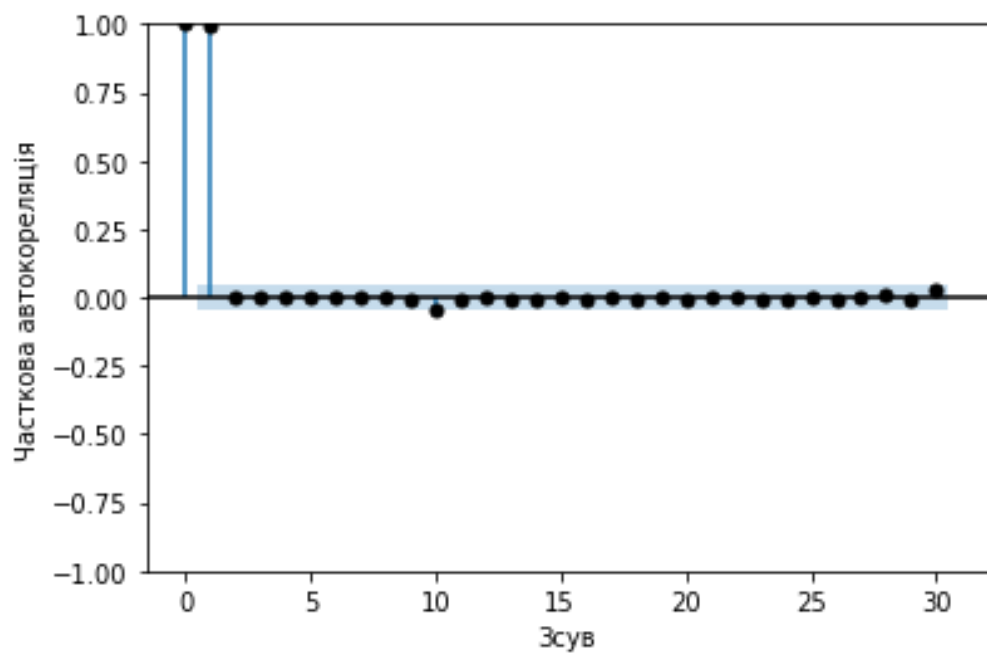


Рисунок 2.4 – Графік часткової автокореляції обсягів ОВДП до перетворення різниці першого порядку

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

Так, перед застосуванням першої різниці графік автокореляції затухає повільно і графік часткової автокореляції має два значимі піки, що може вказувати на наявність сезонності або тренду в часовому ряді (про що було сказано раніше в

підрозділі 2.1 даного дослідження). Графік автокореляції показує залежність між значеннями ряду на різних віддаленостях часу, тоді як графік часткової автокореляції відображає безпосередню залежність між значеннями ряду, вирахованими в певний момент часу та попередніми значеннями, враховуючи вплив проміжних спостережень.

Для досягнення стаціонарності, дане дослідження використовує перший різницевий оператор, що означає, що кожне спостереження було відняте від попереднього, та логарифмування. Після застосування цієї різниці першого порядку і логарифмування, ADF статистика змінилася на -41.58980958714195, а р-значення дорівнює 0.0. Ці значення підтверджують статистичну значущість стаціонарності ряду після застосування першої різниці та логарифмування. Значення ADF статистики значно менше критичних значень, що свідчить про наявність стаціонарності в ряді. Р-значення дуже мале, що підтверджує статистичну значущість і дозволяє відхилити нульову гіпотезу про нестаціонарність ряду.

Отже, після використання різниці першого порядку та логарифмування дане дослідження отримало стаціонарний ряд, що означає, що відсутня трендова компонента або систематична залежність в часовому ряді історичних обсягів ОВДП. Це дозволяє застосувати ARIMA модель для прогнозу обсягу ОВДП.

Вибір логарифмування та першої різниці обґрунтовується наступним чином. Логарифмування застосовується для зменшення зростання дисперсії в часовому ряді. Вона може бути корисною, коли спостерігаються зростаючі варіації, або коли швидкість зміни значень ряду залежить від його рівня. Логарифмування дозволяє зменшити цю залежність та зробити ряд більш стабільним.

Після логарифмування ряду дане дослідження обчислює першу різницю. Цей крок, як було зазначено, виконується для усунення сезонності та тренду в ряду. Перша різниця відображає зміну значень між сусідніми спостереженнями і може допомогти виявити певні закономірності та шаблони в ряду.

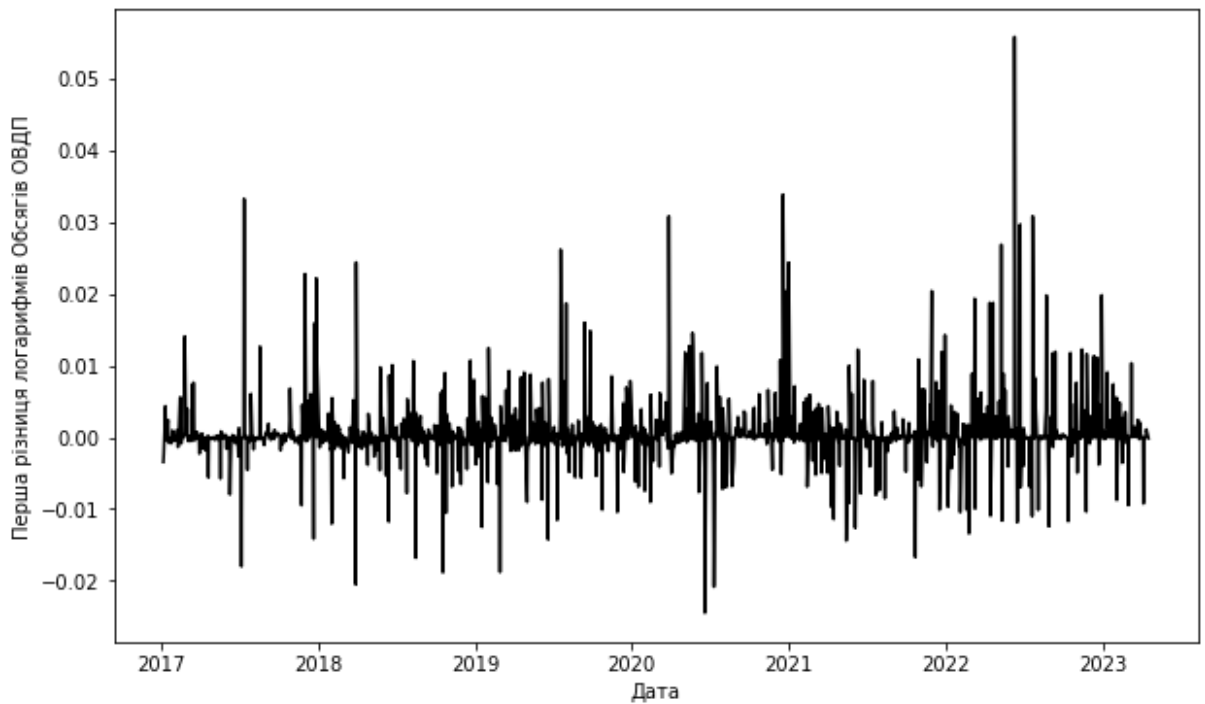


Рисунок 2.5 – Графік стаціонарного ряду обсягів ОВДП після логарифмування та першої різниці

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

Так, після застосування першої різниці та логарифмування, графік автокореляції має один значний пік, а графік часткової автокореляції також має один значний пік, це може свідчити про ефективність першої різниці в усуненні сезонності або тренду.

Значний пік на графіку автокореляції після першої різниці може вказувати на наявність авторегресійної залежності між значеннями обсягу ОВДП на один часовий крок вперед. Іншими словами, після першої різниці значення ряду можуть бути залежними від його попередніх значень.

А значний пік на графіку часткової автокореляції свідчить про пряму залежність між значеннями обсягу ОВДП, враховуючи вплив проміжних значень та перших різниць. Це може вказувати на наявність часткової авторегресії в ряду.

Тоді, аналіз графіків автокореляції і часткової автокореляції після застосування першої різниці допомагає виявити залежності між значеннями обсягу ОВДП, що можуть бути використані для підбору підходящих параметрів ARIMA моделі. Це дозволяє нам зробити кращий прогноз майбутніх значень

обсягу ОВДП на основі стаціонарного ряду, усунувши сезонність та тренди за допомогою першої різниці.

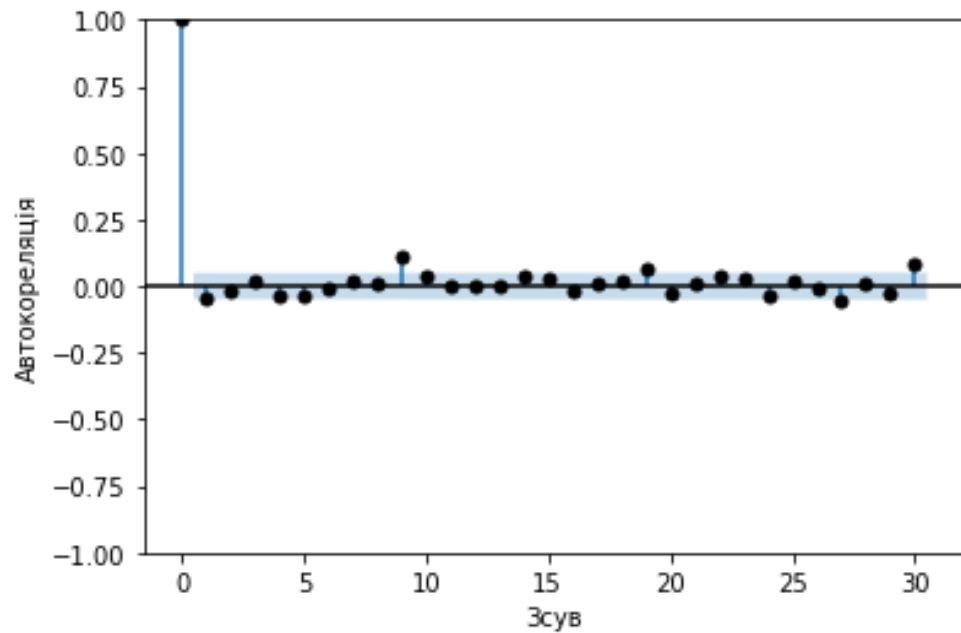


Рисунок 2.6 – Графік автокореляції обсягів ОВДП після перетворення різниці першого порядку

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

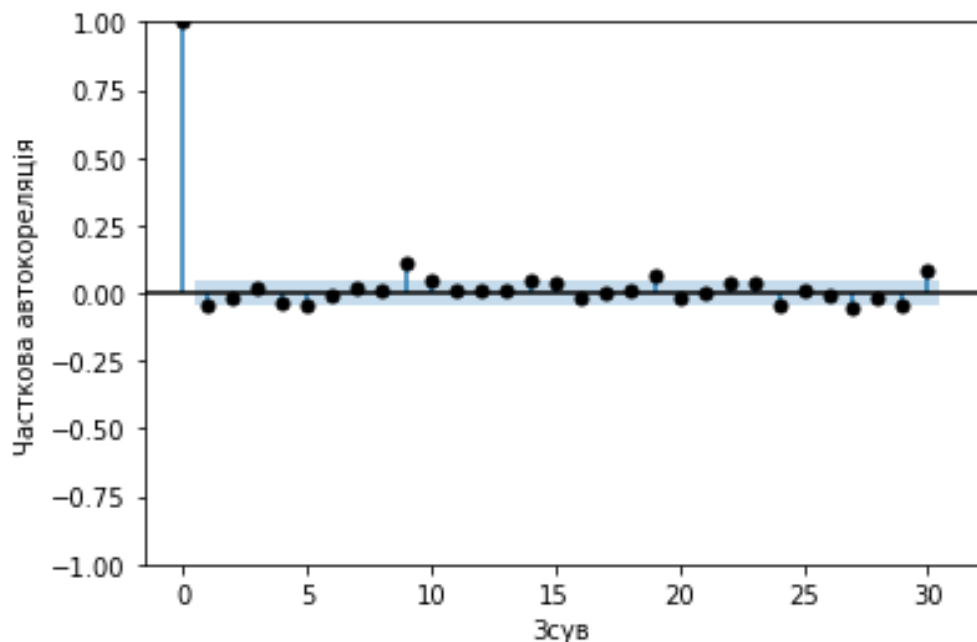


Рисунок 2.7 – Графік часткової автокореляції обсягів ОВДП після перетворення різниці першого порядку

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

Якщо як ACF, так і PACF мають єдиний пік на рівні 1, це може свідчити про модель авторегресії першого порядку, відому як AR(1).

У моделі $AR(1)$ значення часового ряду впливають на його власні майбутні значення з одним кроком затримки. Тобто поточне значення часового ряду корелює зі значеннями, затриманими на один крок назад. Це означає, що обсяги ОВДП на попередньому часовому кроці можуть мати вплив на поточні обсяги.

Значення ACF і PACF вказують на наявність кореляції між обсягами ОВДП на різних часових кроках. Якщо обидва мають єдиний пік на рівні 1, це свідчить про сильну кореляцію між обсягами ОВДП на поточному і попередньому кроках.

Застосування моделі $AR(1)$ може бути корисним для прогнозування майбутніх обсягів ОВДП на основі попередніх спостережень. Тоді, враховуючи, що вже була застосована перша різниця, щоб досягти стаціонарності ряду, для прогнозу буде використана модель $ARIMA(1, 1, 0)$.

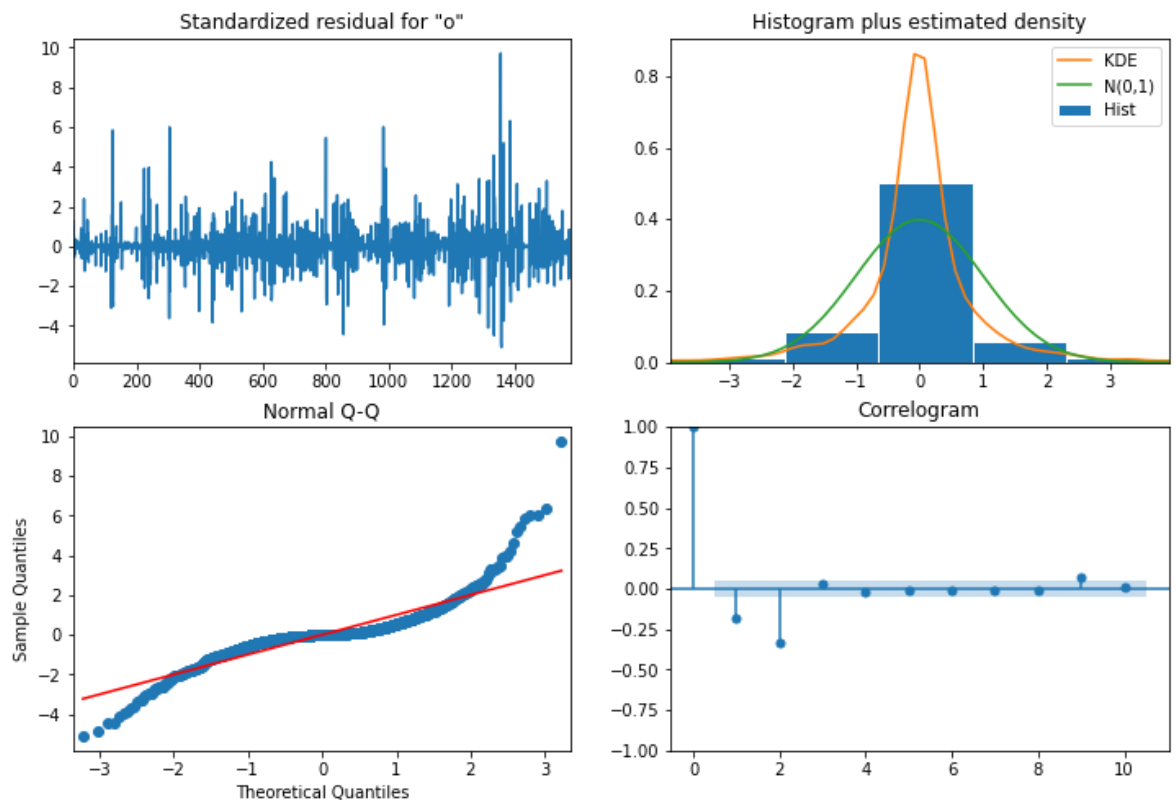


Рисунок 2.8 – Графіки діагностичних тестів, зокрема нормального розподілу, за результатами побудованої моделі $ARIMA$

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

Щоб переконатись у репрезентативності моделі, дане дослідження виводить (Рисунок 2.8):

- Графік нормального Q-Q відображає відхилення залишків від нормального розподілу. Так, точки на графіку лежать приблизно по прямій лінії, це вказує на те, що залишки мають нормальний розподіл.
- Графік стандартизованих залишкових значень показує розподіл залишків з часом. Так, залишки є випадковими та незалежними, адже їх значення коливаються навколо нуля та мають сталу варіацію.
- Коррелограма показує автокореляцію залишків для різних лагів. Так, автокореляція є статистично незначущою та швидко зменшується до нуля, це свідчить про відсутність автокореляції в залишках.
- Графік гістограми разом із оціненою щільністю розподілу демонструє розподіл залишків. Для стаціонарної та адекватної моделі ARIMA, розподіл залишків повинен нагадувати нормальний розподіл, що і спостерігає дана робота на графіку.

=====						
Dep. Variable:		ovdp	No. Observations:		1580	
Model:		ARIMA(1, 1, 0)	Log Likelihood		5916.700	
Date:		Sat, 13 May 2023	AIC		-11829.400	
Time:		22:40:21	BIC		-11818.671	
Sample:		0	HQIC		-11825.414	
		- 1580				
Covariance Type:		opg				
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]

ar.L1	-0.5185	0.010	-54.364	0.000	-0.537	-0.500
sigma2	3.256e-05	4.26e-07	76.392	0.000	3.17e-05	3.34e-05
=====						

Рисунок 2.9 – Результати ARIMA (1, 1, 0) для часового ряду обсягів ОВДП

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

За результатами побудованої моделі коефіцієнт ar.L1 вказує на наявність авторегресійної залежності в моделі. Його значення -0.5185 означає, що попереднє значення ряду має обернений вплив на поточне значення обсягу ОВДП з коефіцієнтом 0.5185.

Значення стандартної помилки (sigma2) вказує на відносно низьку дисперсію залишків моделі, що свідчить про те, що модель добре підходить для опису змінності у даних.

Логарифм шансу (Log Likelihood) має високе і додатне значення 5916.700, що вказує на те, що модель є досить адекватною для опису даних.

Інформаційні критерії Акаїке (AIC) і Байєса (BIC) вказують на те, що модель має низьку складність, низьку інформаційну втрату і є придатною для прогнозування.

Загалом, результати моделі ARIMA показують, що вона є придатною для прогнозування обсягів ОВДП України. Прогнозні значення, отримані з цієї моделі, можуть бути використані для подальшого аналізу та прийняття рішень у контексті даної роботи.

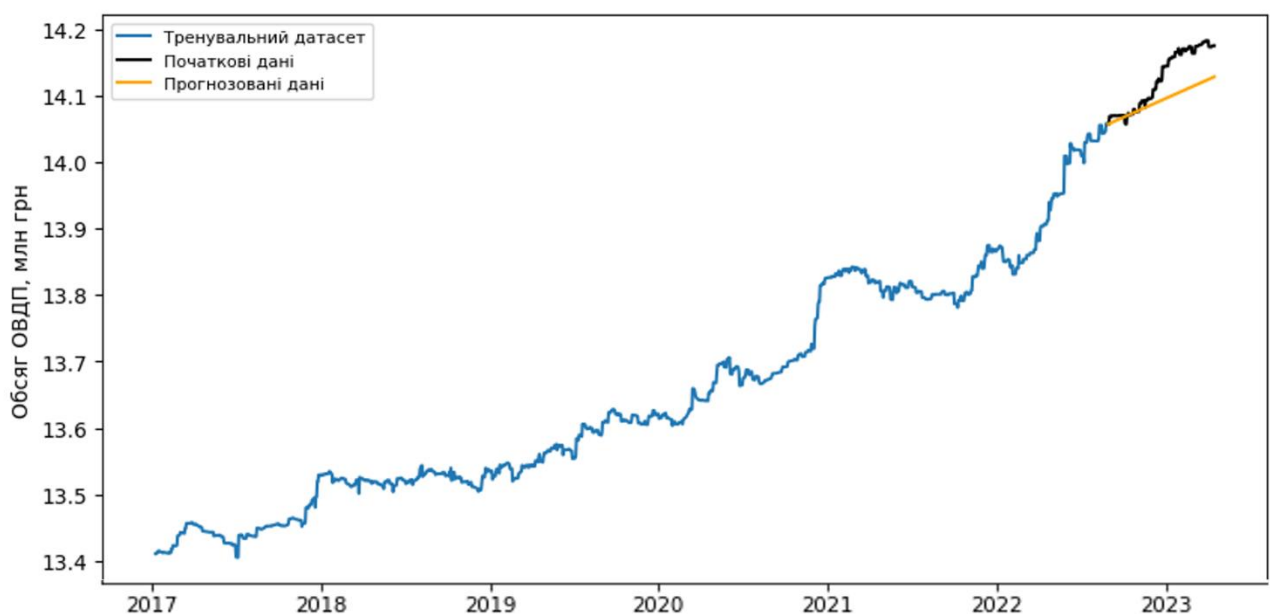


Рисунок 2.10 – Прогноз обсягів ОВДП побудований на основі моделі ARIMA

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

Значення MAPE (Mean Absolute Percentage Error) в данному контексті означає, що середня відносна похибка прогнозу становить близько 0.23%. Це означає, що середнє абсолютне відхилення прогнозованих значень від фактичних значень становить приблизно 0.23% від фактичного значення.

Значення MSE (Mean Squared Error) в данному контексті означає, що середня квадратична похибка прогнозу становить близько 0.016. Це означає, що середня квадратична різниця між прогнозованими і фактичними значеннями становить близько 0.016.

Отже, Значення MAPE і MSE, які були отримані для прогнозу обсягу ОВДП України за допомогою моделі ARIMA, показують, що модель має низьку середню відносну похибку і невелику середньоквадратичну похибку. Це свідчить про те, що модель ARIMA в цілому добре прогнозує динаміку обсягу ОВДП України і може бути корисною для прогнозування майбутніх значень.

Проте, необхідно звернути увагу на те, що на Рисунку 2.10 побудований прогноз відображає загальний тренд без зваження на варіацію. Це може бути обмеженням моделі ARIMA, оскільки вона не враховує інші фактори, що можуть впливати на обсяги емісії ОВДП. Для отримання більш точного і деталізованого прогнозу, можливо, буде необхідно розглянути інші моделі або враховувати додаткові фактори.

У подальшому дослідженні можна розглянути використання більш складних моделей, таких як моделі з екзогенними змінними або моделі машинного навчання, які можуть краще узгоджуватися зі складною природою часового ряду обсягу ОВДП.

В цілому, результати прогнозу моделі ARIMA є перспективними, але для більш точного та деталізованого прогнозу потрібно додатково досліджувати та враховувати інші фактори, що можуть впливати на обсяги емісії ОВДП. Додаткові дослідження можуть включати аналіз взаємозв'язків з економічними показниками, фінансовими ринками, політичною ситуацією або змінами у регулюючому середовищі.

Далі дана робота зосередиться на використанні моделі LSTM (Long Short-Term Memory) для прогнозування обсягу ОВДП в Україні. LSTM є одним з найпотужніших типів рекурентних нейронних мереж, здатних аналізувати та прогнозувати послідовності даних з часовою залежністю.

За останні роки моделі глибокого навчання, зокрема модель LSTM (Long Short-Term Memory), здобули значний успіх у прогнозуванні часових рядів та аналізі послідовних даних, зокрема у сфері фін-теху та фінансів у цілому. LSTM є типом рекурентної нейронної мережі, розробленої спеціально для роботи з послідовними даними, які мають складні часові залежності.

Однією з переваг моделі LSTM є її здатність зберігати та використовувати довгострокову залежність в послідовних даних. Вона має внутрішні блоки пам'яті, які можуть запам'ятовувати та забувати інформацію залежно від поточного контексту. Це дозволяє моделі LSTM ефективно аналізувати довгострокові тенденції та складні шаблони у часових рядах, що робить її особливо корисною для прогнозування.

У початковому етапі дослідження дане дослідження розгляне прогнозування обсягу ОВДП виключно на основі історичних значень цього показника. Побудована модель LSTM, яка аналізує залежності та патерни в часовому ряду історичних обсягів ОВДП. Це дозволить оцінити точність моделі та її здатність передбачати зміни в обсягах ОВДП на основі історичних даних.

У подальшому модель буде розширена, включивши додаткові міжнародні фактори, які можуть впливати на обсяги ОВДП в Україні. Особливу увагу дана робота вирішила зосередити на двох ключових факторах - курсі валют гривні до долару та ринковому індексі S&P 500.

Включення курсу валют гривні до долару є важливим, оскільки зовнішньоекономічні фактори, такі як зовнішні торгівельні операції та інвестиції, можуть впливати на обсяги ОВДП. Зміни в курсі гривні до долару можуть впливати на борговий ринок та інтереси іноземних інвесторів у придбанні українських облігацій. Тобто, курс валют гривні до долару є одним з ключових показників зовнішньоекономічного стану країни. Зміни в цьому курсі можуть бути викликані різними факторами, такими як зовнішні торгівельні операції, інвестиції, стан економіки інших країн тощо. Зв'язок між курсом валют і обсягами ОВДП може виникати через залежність зовнішніх інвесторів від валютного курсу при придбанні українських облігацій. До того ж, високий курс валют гривні до долару може зробити українські облігації привабливішими для іноземних інвесторів. При високому курсі їх прибуток в іноземній валюті може бути більшим, що збільшує привабливість інвестицій в ОВДП. Це може впливати на попит на облігації та впливати на їх обсяги. Курс валют також впливає на валютний ризик, пов'язаний з утриманням облігацій українського державного боргу. Інвестори, які придбали

українські облігації, стикаються з ризиком зміни курсу валют, оскільки їх доходи та повернення інвестицій будуть залежати від цього курсу. При зниженні курсу гривні до долару іноземні інвестори можуть стикатися зі збільшеним ризиком збитків при конвертації прибутків в іноземній валюті. Тому низький курс гривні до долару може вплинути на зменшення попиту на українські облігації та обсягів ОВДП. Виявлення оберненої кореляції між курсом валют гривні до долару і обсягами ОВДП, знайденої Міністерством фінансів [11], вказує на важливість врахування цього фактора у моделі прогнозування. Включення курсу валют гривні до долару в аналіз допоможе зрозуміти, як зміни в цьому курсі можуть впливати на обсяги ОВДП, та дозволить зробити більш точні та надійні прогнози.

Також дана робота врахує ринковий індекс S&P 500. Включення ринкового індексу S&P 500 в аналіз прогнозування обсягу ОВДП в Україні, хоча і є зовнішнім фактором, може бути обґрунтоване кількома економічними причинами. По-перше, у сучасному світі фінансові ринки є взаємопов'язаними та глобалізованими. Навіть для внутрішніх позик країни, зовнішні фактори можуть мати значний вплив на їх обсяги. Ринковий індекс S&P 500 є одним з найбільш широко використовуваних індикаторів стану американського фондового ринку, що відображає загальну економічну ситуацію та настрої інвесторів. Зміни в цьому індексі можуть впливати на рішення іноземних та внутрішніх інвесторів щодо розподілу їхніх інвестицій, включаючи розміщення коштів українському державному боргу. По-друге, український державний борг може бути привабливим для іноземних інвесторів, зокрема інвесторів зі США. Ринковий індекс S&P 500 є одним з ключових показників стану американської економіки та фінансового ринку. Позитивна динаміка цього індексу може свідчити про зростання економічної активності та підвищену довіру інвесторів. Це може сприяти збільшенню капіталовкладень іноземних інвесторів в Україну, включаючи інвестиції в український державний борг. По-третє, ринковий індекс S&P 500 також може бути використаний для оцінки загальної фінансової стабільності та інвестиційного клімату в світі. Очевидно, фінансова стабільність на світовому ринку може мати перетинний вплив на українські облігації, залежно від рівня

глобального інтересу до ризикових активів та доступності капіталу для українського державного боргу.

Дана робота використовувала бібліотеку Torch (Python) для прогнозування обсягів емісії облігацій внутрішніх державних позик. Використовується LSTM модель з одним шаром та двома стекованими LSTM блоками всередині цього шару. В кодї використовується навчання з учителем (supervised learning) і алгоритм зворотного поширення помилки (backpropagation) для тренування моделі.

Навчання з учителем передбачає наявність навчальних даних, які складаються з зразків вхідних даних та відповідних до них цільових значень (в даному випадку - прогнозованих обсягів облігацій). Модель отримує на вході зразки даних і видає прогнози на виході, після чого порівнює їх з цільовими значеннями, обчислює помилку і виконує корекцію ваг моделі на основі алгоритму зворотного поширення помилки.

Алгоритм зворотного поширення помилки (backpropagation) використовується для обчислення градієнтів функції втрати відносно ваг моделі. Ці градієнти використовуються для оновлення ваг шляхом використання оптимізаційного алгоритму (у даному випадку - Adam optimizer) з метою зменшення значення функції втрати під час навчання. Процес навчання повторюється протягом декількох епох (у даному випадку - 200 епох), де кожна епоха включає кілька ітерацій обробки даних.

У першій частині коду (Додаток А) відбувається підготовка даних, де завантажуються та обробляються дані про обсяг ОВДП, курс валют та ринковий індекс S&P 500. Дані перетворюються до зручного формату і масштабуються для подальшого використання.

Потім визначаються класи моделей LSTM. Клас *LSTMModel* використовує одношарову LSTM мережу для прогнозування на основі історичних значень обсягу ОВДП. Клас *MultiInputLSTM* розширює функціональність моделі, додавши можливість використання міжнародних факторів, таких як курс валют і ринковий індекс S&P 500. Клас *LSTMMultiLayer* використовує багатошарову LSTM мережу.

Код також містить функцію *train*, яка виконує процес навчання моделі. У циклі тренування модель тренується на тренувальних даних і оцінюється на валідаційних даних. Якщо значення втрат на валідації покращується, то модель зберігається. Якщо значення втрат на валідації не покращується протягом заданої кількості епох (визначеної параметром "*patience*"), тренування зупиняється.

Код також містить функцію *evaluate*, яка обчислює втрати моделі на тестових даних. Вона обчислює середнє значення функції втрати (у даному випадку MSE - середньоквадратична помилка) для прогнозованих значень моделі та відповідних цільових значень. У даному випадку, значення дорівнює 0.037710010260343554, що можна вважати низьким значенням помилки. Це означає, що прогнози моделі добре узгоджуються з фактичними значеннями.

Остання частина коду використовує функцію *plot_actual_vs_predicted* для візуалізації фактичних значень та прогнозованих значень на графіку. Функція викликає модель в режимі оцінки (*eval()*) та використовує її для прогнозування на вхідних даних з набору даних.

Отже, загальна логіка коду полягає в підготовці та масштабуванні даних, створенні моделі LSTM з різними конфігураціями, тренуванні та оцінці моделі за допомогою функцій *train* і *evaluate*, а також візуалізації результатів з використанням функції *plot_actual_vs_predicted*.

На фінальних графіках можна бачити часовий ряд, який був перетворений за допомогою функції масштабування (*scale*). Це було зроблено для нормалізації значень часового ряду та приведення їх до певного діапазону, що полегшує тренування моделі та забезпечує стабільність у навчанні. Тобто, на осях ікс відображається індекс часового ряду, а на осях ігрек – нормалізовані значення ОВДП. На графіках (Рисунок 2.11, Рисунок 2.12, Рисунок 2.13) можна спостерігати, як прогнозовані значення (пунктирна лінія) порівнюються з фактичними значеннями. Це дає змогу оцінити, наскільки добре модель виконує прогнозування.

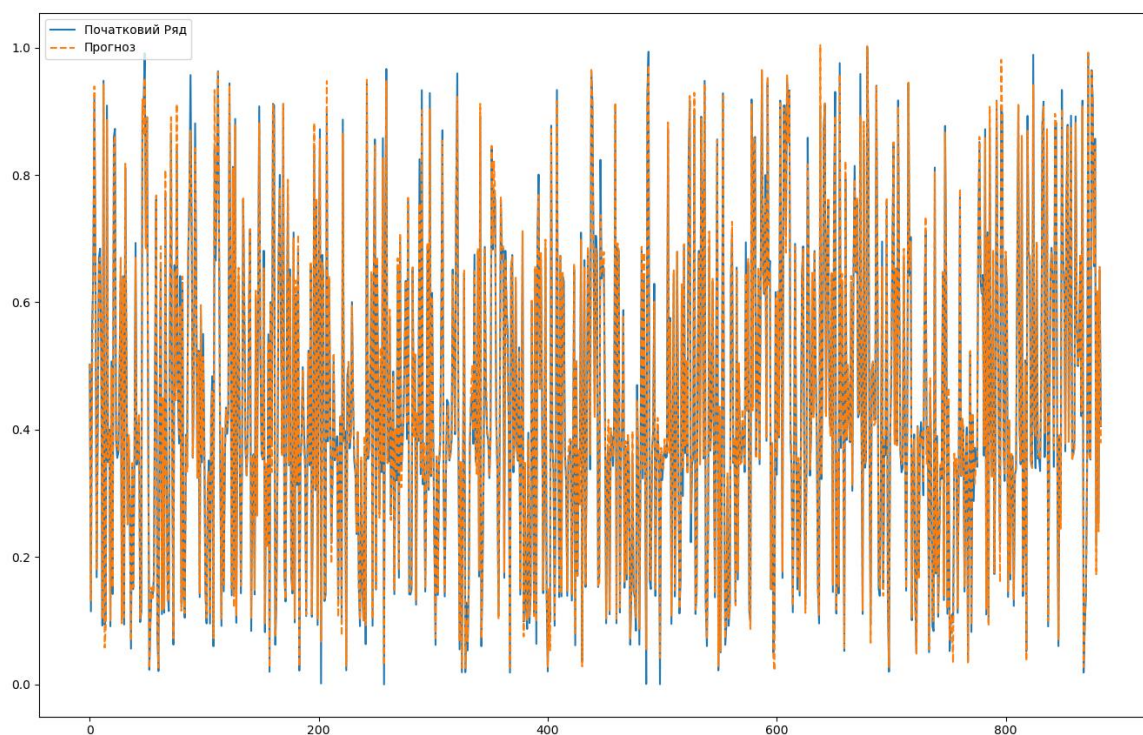


Рисунок 2.11 – Прогноз обсягів ОВДП побудований на тренувальному датасеті

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

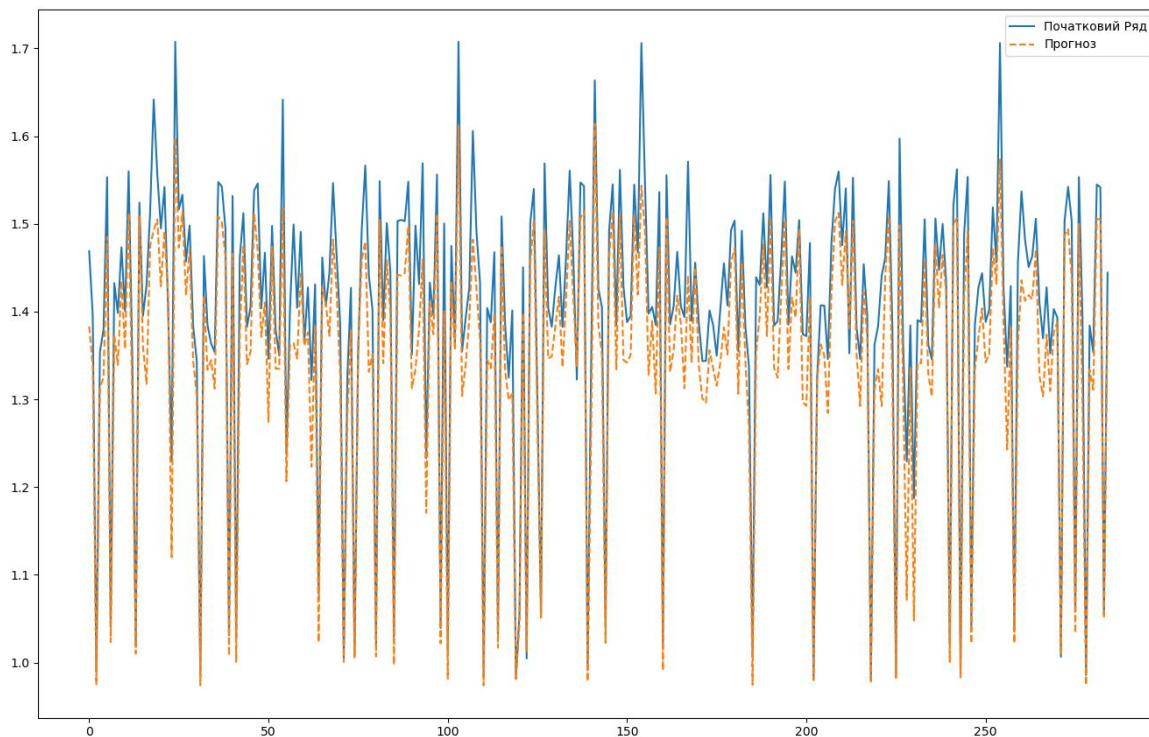


Рисунок 2.12 – Прогноз обсягів ОВДП побудований на валідаційному датасеті

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

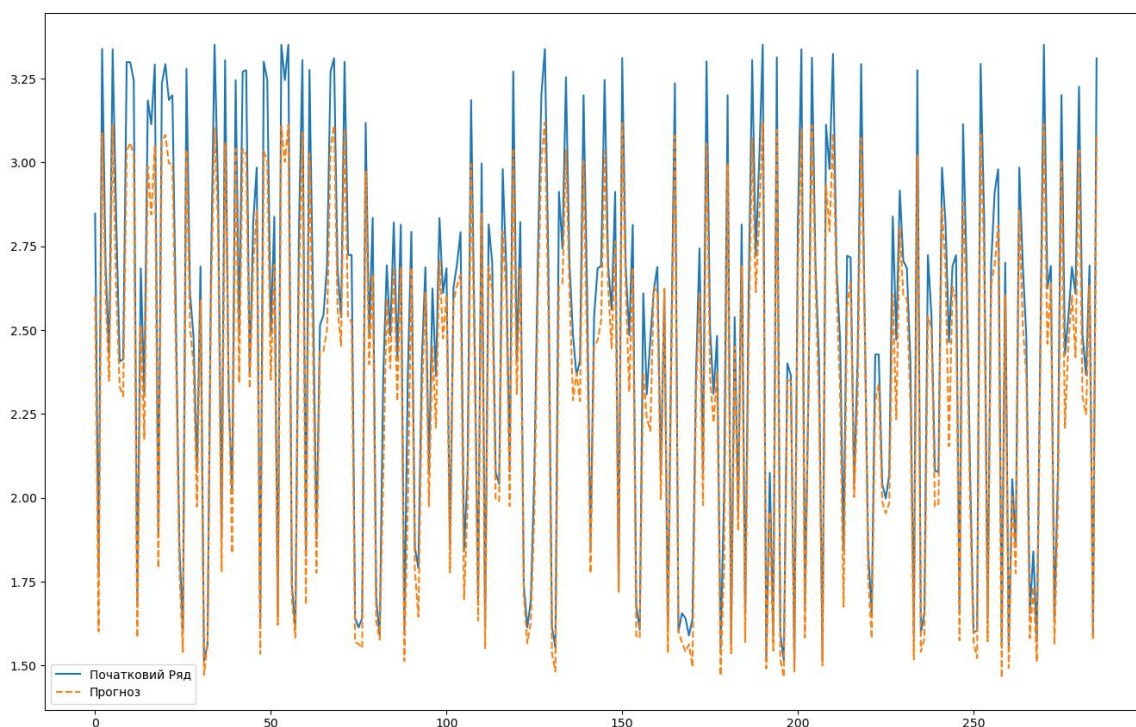


Рисунок 2.13 – Прогноз обсягів ОВДП побудований на тестовому датасеті
Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

Після тренування моделі і отримання результатів, було проведено оцінку на валідаційному і тестовому датасетах. Зауважено, що прогнозовані значення майже ідентичні фактичним значенням на обох наборах даних. Це свідчить про добру прогностичну здатність моделі. Таким чином, після отримання таких результатів на графіках, можна стверджувати, що прогнози для початкового часового ряду обсягів ОВДП є якісними. Враховуючи, що дані були піддані масштабуванню та показують нормалізовані значення, результати моделі підтверджують її здатність до точного прогнозування тенденцій і відповідність до фактичних значень обсягу ОВДП.

Такий результат дозволяє зробити висновок, що модель LSTM з включенням розглянутих параметрів є ефективною і може добре прогнозувати обсяг ОВДП в Україні. Отримані результати підтверджують коректність використання цієї моделі для прогнозування дисперсії в обсязі ОВДП з включенням економічних факторів, таких як курс валют і ринковий індекс.

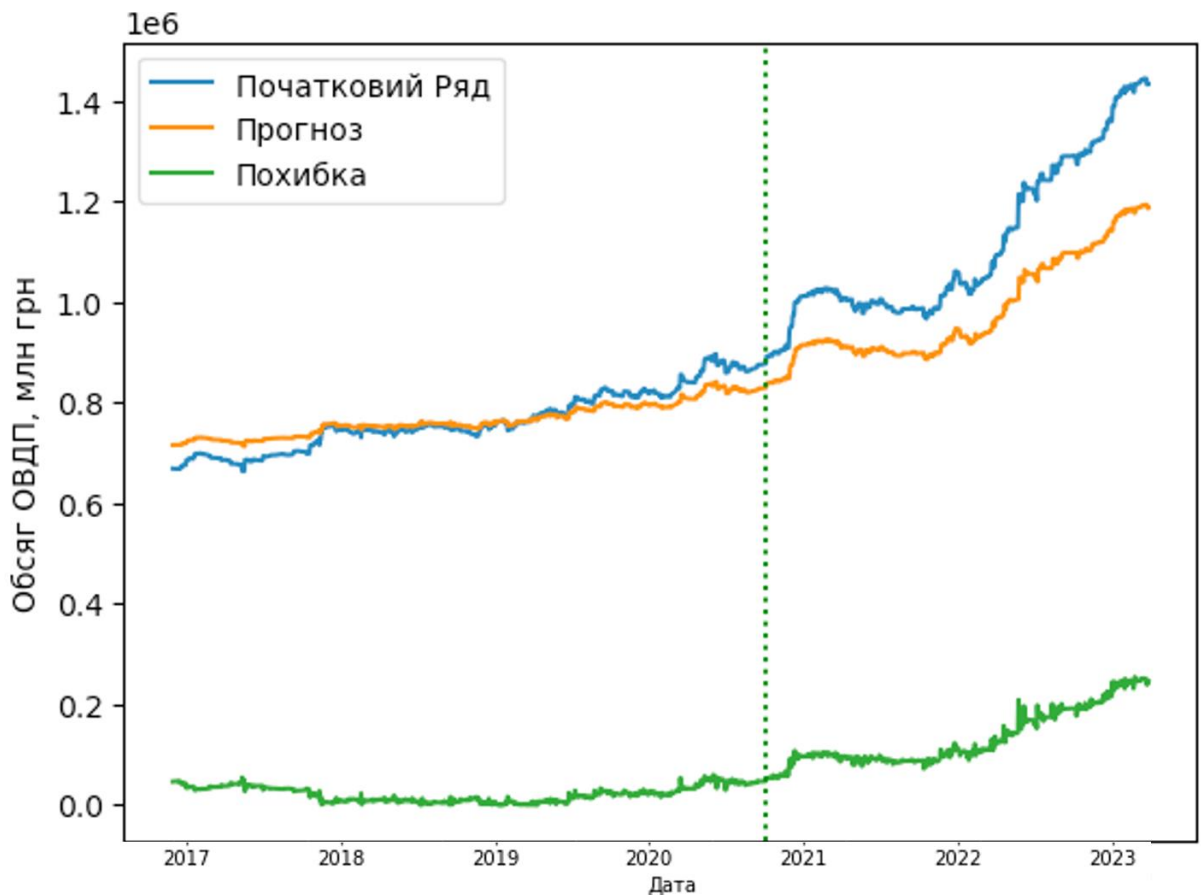


Рисунок 2.14 – Прогноз обсягів ОВДП без додаткових параметрів

Джерело: побудовано автором на основі даних [12]

Варто наголосити, що було порівняно результати моделі, яка використовувала тільки часовий ряд обсягу ОВДП, без включення курсу валют і ринкового індексу. Так, на Рисунку 2.14 блакитна лінія відображає початковий часовий ряд обсягів ОВДП в обігу, це є вихідні дані. Помаранчева лінія демонструє прогноз, побудований за допомогою LSTM без додаткових параметрів. Ця лінія показує очікувані значення обсягів ОВДП на підставі моделі LSTM. Зелена лінія відображає графік помилки. Ця лінія показує відхилення прогнозованих значень моделі від фактичних значень обсягів ОВДП. Зазвичай, якщо прогнози є точними, графік помилки буде коливатися навколо нуля. Вертикальна зелена лінія відокремлює і позначає межу між тренувальним датасетом (дані, на яких модель була навчена) і іншими даними, які модель не бачила.

Виявилося, що ця модель має гіршу продуктивність порівняно зі змішаною моделлю, що включала додаткові параметри. Прогнозовані значення на

валідаційному і тестовому датасетах були менш точними і відображали меншу відповідність до фактичних значень. Це підкреслює важливість включення додаткових економічних факторів у модель для досягнення кращих результатів прогнозування. Курс валют і ринковий індекс можуть впливати на динаміку обсягу ОВДП, тому їх включення допомагає моделі здійснювати більш точні прогнози.

Отже, результати підтверджують важливість використання комплексного підходу до моделювання, який включає різні фактори, що впливають на обсяг емісії ОВДП, для досягнення кращої точності та надійності прогнозування.

РОЗДІЛ 3 РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ЕМІСІЇ ДЕРЖАВНИХ БОРГОВИХ ЦІННИХ ПАПЕРІВ УКРАЇНИ

3.1 Розвиток прогнозування емісії державних боргових цінних паперів з урахуванням макроекономічних факторів

Впровадження аналітичних моделей прогнозування емісії державних боргових цінних паперів (ДЦБП) України виявилось досить успішним в рамках даної дипломної роботи. Отримані прогнози забезпечують задовільну точність і дозволяють зробити важливі висновки для управління боргом країни. Однак, в процесі дослідження було виявлено декілька основних шляхів подальшого удосконалення результатів прогнозування.

Перший шлях полягає в включенні макроекономічних факторів у процес прогнозування. Для більш повного розуміння динаміки емісії ДЦБП необхідно враховувати вплив таких факторів, як ВВП, інфляція, рівень безробіття та інші. Інтегруючи ці фактори у прогнозні моделі, можна отримати більш точні прогнози, що дозволять краще управляти емісією ДЦБП.

Другий шлях передбачає використання інших моделей прогнозування. Хоча використання LSTM моделі виявилось досить ефективним, варто розглянути інші моделі, наприклад, VAR (векторна авторегресія), VEC або GARCH моделі. Це може допомогти отримати альтернативні прогнози та оцінити їх точність та надійність.

У цьому розділі дана робота розгляне кожен з цих шляхів більш детально. Передбачені рекомендації та методології покращення прогнозів емісії ДЦБП України спрямовані на підвищення точності та достовірності прогнозних моделей. Це надасть країні цінну інформацію для прийняття обґрунтованих рішень щодо управління боргом та забезпечення стійкого фінансового розвитку.

Так, у рамках цього підрозділу пропонується включити додаткові показники, які можуть покращити прогнозування емісії державних боргових цінних паперів. Включення додаткових показників, таких як макроекономічні показники і політичні фактори, в модель прогнозування емісії державних боргових цінних паперів може значно покращити точність результатів. Макроекономічні показники, такі як ВВП та інфляція, можуть слугувати індикаторами економічного стану країни і мати вплив на рівень емісії ДЦБП. Багато досліджень [13] вже вивчали взаємозв'язок між державним боргом і макроекономічними показниками, оскільки очевидно, що рівень державного боргу може впливати на емісію державних боргових цінних паперів (ДЦБП). Проте важливо зазначити, що кореляція між державним боргом і макроекономічними показниками не означає причинно-наслідковий зв'язок. Це означає, що хоча існує статистична залежність між цими факторами, це не означає, що зміна одного фактора автоматично спричиняє зміну іншого.

Окрім цього, політичні фактори також можуть мати вагому роль у прогнозуванні емісії ДЦБП. Деякі можливі числові змінні, що можуть відображати політичні фактори, включають рейтинги політичної стабільності, рівень корупції, кількість політичних конфліктів або навіть індекси довіри до уряду. Ці змінні можуть допомогти врахувати вплив політичних чинників на емісію ДЦБП та управління державним боргом.

Однак основною проблемою є важкість імплементації таких даних через їх недостатню частоту оновлення. Макроекономічні та політичні показники оновлюються на більш рідкісній основі, наприклад, щомісячно або щоквартально, що не відповідає частоті оновлення основного часового ряду - обсягу ДЦБП в обігу. Основні підходи, які можна використати для інтеграції таких часових рядів:

- Агрегація. Можна агрегувати щомісячні дані до щоденного рівня, використовуючи різні методи, такі як середнє значення, сума або останнє значення за місяць.
- Інтерполяція. Якщо існує кілька точок даних за місяць, можна використати методи інтерполяції для заповнення проміжних днів.

Наприклад, використовувати лінійну інтерполяцію, де значення між двома відомими точками обчислюються за допомогою лінійної функції, що проходить через ці точки.

- Значення на кінець період. Інший підхід - використання значення показників на кінець кожного місяця як значення для всього місяця. Цей підхід може бути застосований, якщо необхідна тільки загальна величина показника для кожного місяця, а не розподіл значень по днях.
- Регресійні моделі. Можливо використати регресійну модель, використовуючи щоденні дані про обсяг ДЦБП як цільову змінну, а макроекономічні та політичні показники як пояснюючі змінні, предиктори. Такі регресійні моделі дозволяють враховувати вплив різних факторів на цільову змінну та знаходити статистичні зв'язки між ними. У цьому випадку, використовуючи наявні дані щоденного часового ряду для обсягу ДЦБП та щомісячні дані для інших показників, можна побудувати регресійну модель, яка оцінить вплив макроекономічних та політичних факторів на щоденний обсяг ДЦБП в обігу.

Щоб з'ясувати, які показники слід додати до прогностичної моделі, можна спочатку застосувати метод інструментальних змінних. Цей метод дозволяє виявити потенційно причинно-наслідкові зв'язки між відомими факторами і цільовою змінною, у цьому випадку, емісією державних боргових цінних паперів (ДЦБП).

План дій для використання методу інструментальних змінних перед побудовою прогностичної моделі може включати наступні кроки:

- Вибір екзогенних факторів. Спочатку потрібно вибрати екзогенні фактори, які можуть впливати на емісію державних боргових цінних паперів (ДЦБП). Важливо обрати ті фактори, які є теоретично обґрунтованими та мають потенційний вплив на емісію ДЦБП. Наприклад, як було запропоновано раніше, макроекономічні

показники (ВВП, інфляція, безробіття) або політичні фактори (рейтинг політичної стабільності, рівень корупції).

- Вибір інструментальних змінних. Потім потрібно обрати інструментальні змінні, які мають сильний статистичний зв'язок з обраними екзогенними факторами і не мають безпосереднього впливу на емісію ДЦБП. Інструментальні змінні повинні бути незалежними та екзогенними щодо цільової змінної (емісії ДЦБП) і використовуватися для оцінки впливу екзогенних факторів на цільову змінну. Наприклад, якщо використовується ВВП як екзогенний фактор, то можливими інструментальними змінними можуть бути інвестиції в основний капітал або експорт товарів.
- Використання інструментальних змінних. Використання інструментальних змінних дозволяє врахувати можливу ендогенність (взаємозалежність) між екзогенними факторами та емісією ДЦБП. Інструментальні змінні допомагають контролювати цю ендогенність та виявляти причинно-наслідкові зв'язки між факторами та емісією ДЦБП. Вони служать як індикатори, що впливають на екзогенні фактори, але не мають прямого впливу на цільову змінну.
- Оцінка впливу екзогенних факторів. За допомогою побудованої економетричної моделі можна оцінити вплив обраних екзогенних факторів на емісію ДЦБП. Це дозволить зрозуміти, як кожен фактор впливає на рівень емісії ДЦБП та яка їх комбінація є найбільш значущою. Важливо враховувати статистичну значущість цих впливів та контролювати за допомогою інструментальних змінних можливу ендогенність.
- Включення додаткових показників. Після оцінки економетричних моделей та виявлення впливу екзогенних факторів на емісію ДЦБП можна розглянути можливість включення додаткових показників до прогностичної моделі.

Отже, включення додаткових показників у модель прогнозування емісії державних боргових цінних паперів може допомогти зрозуміти більш повну картину і враховувати вплив різних факторів на рівень емісії ДЦБП. Однак, важливо розуміти, що кореляція між цими показниками не завжди вказує на причинно-наслідковий зв'язок. Імплементация таких даних може бути викликом через їх недостатню частоту оновлення. Додаткові показники можуть допомогти покращити точність прогнозів і розширити розуміння факторів, що впливають на ринок державних боргових цінних паперів.

3.2 Альтернативні моделі прогнозування емісії державних боргових цінних паперів

Впровадження аналітичних моделей прогнозування емісії державних боргових цінних паперів (ДЦБП) України виявилось досить успішним в рамках даної дипломної роботи. Однак, для подальшого розвитку цього напрямку досліджень виникає необхідність розглянути альтернативні моделі прогнозування, які виходять за рамки вже використаних LSTM моделей. Цей підрозділ присвячений вибору таких альтернативних моделей та їх потенційному застосуванню для прогнозування обсягів емісії ДЦБП. Порівняння різних моделей дозволить з'ясувати їхню ефективність, точність та потенціал для подальшого використання у визначенні майбутнього руху емісії ДЦБП.

Далі, в рамках прогнозування обсягу емісії ДЦБП є кілька інших прогностичних моделей, які можуть бути ефективними:

- VAR (Vector Autoregression): Модель VAR дозволяє аналізувати та прогнозувати залежності між декількома змінними у часовому ряді. Вона припускає, що кожна змінна залежить від попередніх значень усіх змінних. VAR може допомогти враховувати взаємозв'язки між обсягом ДЦБП та іншими факторами, такими як ВВП, інфляція, політичні показники тощо.
- VEC (Vector Error Correction Model): Модель VEC використовується для аналізу та прогнозування довгострокових залежностей між змінними. Вона враховує коригуючі механізми, що дозволяють відновлювати рівновагу між змінними у часовому ряді. VEC може бути корисною, коли виникають довгострокові залежності між обсягом ДЦБП та іншими факторами.
- ARCH/GARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity/Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity): Моделі ARCH та GARCH використовуються для

моделювання та прогнозування волатильності в часових рядах. Вони дозволяють урахувати зміну рівня волатильності у часі, що може бути важливим для прогнозування цін або доходності ДЦБП. ARCH/GARCH може бути корисною для аналізу ризиків, пов'язаних з емісією ДЦБП.

- SETAR/LSTAR моделі використовуються для моделювання неоднорідності або нелінійних залежностей у часових рядах. Вони базуються на припущенні, що поведінка часового ряду може змінюватися при досягненні певного порогового значення або при переході через певну точку. Проте важливо враховувати, що використання SETAR/LSTAR моделей вимагає відповідної теоретичної обґрунтованості та методів виявлення порогових значень чи неоднорідностей у даних.

При виборі зазначених прогностичних моделей для прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів (ДЦБП) в Україні, необхідно провести тестування кожної з них з метою визначення моделі з найкращою продуктивністю на цільовому часовому ряді. Кожна з цих моделей має свої особливості та припущення, які можуть відрізнятися від моделі LSTM, ARIMA, що використовувалися у дослідженні.

Важливо врахувати, що прогнозування обсягів емісії ДЦБП є завданням, що залежить від багатьох економічних та фінансових факторів, а також від політичної ситуації та інших неочевидних чинників. Тому рекомендується тестувати кожен з вищезгаданих моделей на наявному часовому ряді прогнозу обсягів емісії ДЦБП та порівнювати їх продуктивність.

Для збору та аналізу даних рекомендується використовувати надійні та актуальні інформаційні джерела, які містять статистику щодо емісії державних боргових цінних паперів, фінансових та економічних показників, а також інших факторів, що можуть впливати на емісію. Також важливо забезпечити систематичний моніторинг цих даних для актуальності та достовірності прогнозів.

Отже, виконання рекомендацій, що описані в даному розділі дослідження, дозволить розширити аналіз та покращити прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів в Україні, враховуючи додаткові впливові фактори та використовуючи різноманітні прогностичні моделі. Такий підхід сприятиме більш точним та надійним прогнозам.

ВИСНОВКИ

У процесі дослідження були зібрані та аналізовані статистичні дані про попередні обсяги емісії державних боргових цінних паперів, а також враховані фінансові та економічні показники, а також висвітлені інші фактори, що можуть впливати на процес емісії. Застосовані математичні моделі та методи прогнозування, засновані на історичних даних, залежностях та впливових факторах, дозволили побудувати надійні прогнози.

Емпіричне дослідження, проведене на реальних даних про емісію державних боргових цінних паперів України, підтвердило високу точність прогнозів, отриманих за допомогою розроблених моделей та методів. Ці прогнози можуть бути успішно використані в практичній діяльності, сприяючи більш точному плануванню обсягів емісії державних боргових цінних паперів.

У результаті дослідження були названі основні чинники, що впливають на обсяги емісії державних боргових цінних паперів України, зокрема макроекономічні показники, що підтвердила опрацьована література. Це дозволило отримати більш глибоке розуміння факторів, що впливають на державний борг та його емісію.

Зокрема, включення параметрів курсу гривні до долара та індексу S&P 500 підвищили точність прогнозу. Це може мати декілька економічних пояснень. Курс обміну гривні до долара є важливим показником економічної стабільності країни та залежить від таких факторів: баланс платежів, інфляція, інвестиційний клімат тощо. Зміни в курсі гривні до долара можуть впливати на стан фінансової системи, і, отже, на емісію ДЦБП. По-перше, Україна має зовнішній борг, який погашається у валюті, переважно в доларах США. Якщо курс гривні знижується порівняно з долларом, це робить зовнішній борг більш важкодоступним для України. В такому випадку, уряд змушений звертатись до емісії ОВДП, щоб залучити необхідні кошти для погашення зовнішнього боргу. По-друге, якщо курс

гривні є стабільним або зростає, це може зробити ОВДП більш привабливими для іноземних інвесторів, адже валютний ризик зменшується.

Додатково, ринковий індекс S&P 500 є одним з провідних показників фінансової ринкової активності в США. Тобто, зміни в індексі відображають глобальні тенденції на фінансових ринках та економічний стан світової економіки. Україна як економічно залежна країна може бути чутливою до змін у світових фінансових ринках. Якщо індекс S&P 500 падає, це може сигналізувати про загострення фінансових ризиків або зниження довіри до світової економіки, що може вплинути на рішення інвесторів придбати ОВДП України. Це, в свою чергу, може вимагати більшої емісії ОВДП.

Розроблені рекомендації щодо покращення прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів України ґрунтуються на методах та підходах, які демонстрували найкращі результати під час дослідження. Вони включають в себе використання статистичних методів, економетричних моделей та аналізу залежностей між різними факторами.

Отримані результати дослідження та розроблені прогнозні моделі мають великий практичний потенціал для використання управлінськими органами та фінансовими установами. Вони дозволяють зробити більш обґрунтовані та точні прогнози щодо обсягів емісії державних боргових цінних паперів, що сприятиме ефективному плануванню та управлінню державним боргом.

Однак, необхідно враховувати, що прогнозування емісії державних боргових цінних паперів є складним завданням через вплив багатьох непередбачуваних факторів та змінних у економічному середовищі. Тому, для підвищення ефективності прогнозів, рекомендується постійно вдосконалювати моделі, враховуючи нові дані та інформацію.

Результати прогнозів, побудованих за допомогою моделей ARIMA (1, 1, 0) та LSTM з додатковими факторами, показали наступні високі показники точності та відхилень:

Для моделі ARIMA:

- Значення MAPE (Mean Absolute Percentage Error) становить приблизно 0.23%, що свідчить про низьку середню відносну похибку прогнозу.
- Значення MSE (Mean Squared Error) становить приблизно 0.016, що означає низьку середньоквадратичну різницю між прогнозованими і фактичними значеннями.

Проте, графічне відображення прогнозу моделі ARIMA демонструє лише загальний висхідний тренд без врахування дисперсії, що може вказувати на його недостатню точність.

Для моделі LSTM з додатковими факторами (індекс S&P 500 та курс гривні до долара):

- Значення MSE (Mean Squared Error) дорівнює 0.037710010260343554, що є низьким значенням помилки (хоча більше ніж для моделі ARIMA). Це свідчить про добру узгодженість прогнозів моделі з фактичними значеннями.

Дана робота зазначає, що прогноз моделі LSTM з додатковими факторами був дуже точним і майже повністю збігався з початковим часовим рядом.

Значення MSE та їх різниця може бути пояснена наступним чином: нехай у часовому ряді існує певний сезонний ефект, наприклад, вартість державних боргових цінних паперів щорічно зростає під час певного періоду, а потім падає. Модель ARIMA, яка базується на попередніх значеннях та лагах, може бути обмеженою в здатності враховувати такий сезонний ефект. Як результат, її прогноз може показувати загальний висхідний тренд без дисперсії, не здатний точно передати коливання значень під час сезонних періодів.

З іншого боку, нейронна мережа, зокрема LSTM, здатна виявити складні залежності та моделювати нелінійні динамічні процеси. Вона може успішно враховувати сезонність і краще передавати зміни значень у часі. Тому, незважаючи на більше значення MSE, графічний прогноз нейронної мережі може бути більш точним, оскільки вона здатна передати деталі і коливання вартості державних боргових цінних паперів відповідно до сезонних періодів.

Отже, результати дослідження свідчать про високу ефективність моделі LSTM з додатковими факторами для прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів України. Рекомендується подальше вдосконалення цієї моделі та її використання в практичних застосуваннях.

Отримані результати дослідження щодо прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів мають важливе практичне значення та відкривають перспективи для їх застосування на практиці. Застосування моделі ARIMA та LSTM з додатковими факторами дозволяє здійснювати прогнозування з високою точністю, що є критичним для прийняття обґрунтованих фінансових рішень.

Практичне значення одержаних результатів полягає у можливості передбачати майбутні обсяги емісії державних боргових цінних паперів, що є важливою інформацією для фінансових установ, державних органів та інвесторів. На основі прогнозів можна розробляти ефективні стратегії управління державним боргом, планувати бюджетні витрати та визначати оптимальні розміри емісій.

Науковий результат даного дослідження розширює та доповнює відомі теоретичні та практичні положення щодо прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів. Враховуючи обмежену наявну літературу щодо української емісії державних боргових цінних паперів, це дослідження пропонує нові підходи та методи прогнозування, що робить його внесок у вивчення даної проблеми. Отримані результати надають корисну інформацію для українських фінансових установ та державних органів, які мають потребу у точних прогнозах для планування бюджетних витрат та ефективного управління державним боргом. Дане дослідження вносить нові елементи та удосконалює існуючі методи прогнозування, спираючись на доступні дані та враховуючи специфіку українського контексту емісії державних боргових цінних паперів.

Одержані результати мають наукову новизну, оскільки вносять нові елементи до відомих теоретичних та практичних положень. Модель ARIMA та LSTM з додатковими факторами дозволяють уточнити та розширити відомі

методи прогнозування, а також забезпечують можливість застосування їх на нових класах об'єктів чи явищ, а саме у сфері державних фінансів.

Можливі подальші перспективні напрямки дослідження включають вдосконалення моделей прогнозування шляхом врахування додаткових факторів, таких як макроекономічні показники, політичні та соціальні фактори. Також варто розглянути можливості застосування інших алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту для покращення точності прогнозів, адже за результатами даного дослідження саме вони продемонстрували найбільшу точність.

Загалом, дослідження емісії державних боргових цінних паперів має велике загальне значення для України, оскільки залежність між управлінням державним боргом та загальним добробутом і фінансовою стабільністю країни є надзвичайно важливою.

Емісія державних боргових цінних паперів є одним з ключових інструментів, яким користуються держави для фінансування своїх потреб. Правильне управління державним боргом допомагає забезпечити стабільність фінансової системи та сприяє економічному зростанню. Залежність між рівнем емісії державних боргових цінних паперів та загальним добробутом нації полягає в здатності держави забезпечувати необхідні соціальні та економічні ресурси для забезпечення якісного життя громадян.

Управління державним боргом має велике значення для фінансової стабільності України. Раціональна політика емісії державних боргових цінних паперів допомагає забезпечити стабільність валютного курсу, уникнути зростання інфляції та збалансувати бюджетні видатки. При цьому, ефективне управління державним боргом сприяє привабливості країни для іноземних інвесторів та забезпечує доступ до зовнішніх фінансових ресурсів.

Отримані результати прогнозування обсягів емісії державних боргових цінних паперів допомагають зрозуміти динаміку розвитку державного боргу та сприяють прийняттю обґрунтованих рішень з питань управління державним боргом. Ці прогнози можуть стати основою для розробки ефективних стратегій управління державним боргом, таких як планування обсягів емісії, визначення

оптимального складу боргових інструментів та встановлення прийнятних рівнів боргового навантаження.

Знання про очікувані обсяги емісії державних боргових цінних паперів можуть також сприяти взаємодії з інвесторами та ринками капіталу. Інформація про прогнозовані обсяги емісії допомагає створити передбачуваність на ринку та підтримує довіру інвесторів до держави.

З огляду на обмежену літературу щодо прогнозування української емісії державних боргових цінних паперів, результати даної роботи можуть слугувати початковою точкою для подальших досліджень у цій галузі. Можливі подальші перспективні напрямки дослідження включають розширення моделей прогнозування, врахування додаткових економічних та фінансових факторів, а також розробку більш складних алгоритмів прогнозування.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Про розміщення (емісію) облігацій внутрішніх державних позик: Постанова Кабінету Міністрів України від 31.01.2001 № 80
2. Про ринки капіталу та організовані товарні ринки: Закон України від 2006. № 31. Відомості Верховної Ради України (ВВР). 268 с.
3. Про затвердження Положення про порядок проведення операцій, пов'язаних з розміщенням облігацій внутрішніх державних позик: Постанова Правління Національного Банку України від 18.06.2003 № 248.
4. Bernheim D. National Saving and Economic Performance. University of Chicago Press. 2009.
5. Онишко С., Паєнко Т. Обіг державних цінних паперів та зростання державного боргу в контексті збалансування інтересів держави і суспільства. Бізнес Інформ. 2016. 213-219 с.
6. Diebold F., Li, C. Forecasting the term structure of government bond yields. Journal of Econometrics. 2006. 337-364 p.
7. Wang J., Tang J., Guo K. Green Bond Index Prediction Based on CEEMDAN-LSTM. Frontiers in Energy Research. 2022.
8. Timothy J. Volume, liquidity, and liquidity risk. Journal of Financial Economics. Vol. 87. 2008. 388-417 p.
9. Campbell H. Forecasts of Economic Growth from the Bond and Stock Markets. Financial Analysts Journal. 1989. 38-45 p.
10. Aiken M., Bsat M. Forecasting Market Trends with Neural Networks. Information Systems Management. 1999. 42-48 p.
11. Khan S., Alghulaiakh H. ARIMA Model for Accurate Time Series Stocks Forecasting. International Journal of Advanced Computer Science and Applications. Vol. 11. 2020.

12. Статистичні дані обсягів ОВДП в обігу за роками. Міністерство Фінансів України. 2017 – 2023. URL: <https://index.minfin.com.ua/ua/finance/bonds/volumes/2023-01/>
13. Інфляційні звіти Національного банку України. 2017 – 2023. URL: <https://bank.gov.ua/ua/monetary/report>
14. Жукова Н., Рибак С. Державний борг та його вплив на макроекономічний розвиток України. Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Економіка. Вип. 138. 2012. 34-37 с.
15. Широкопетлєва М., Пономаренко О., Дудар З. Порівняння методів прогнозування часових рядів. Біоніка Інтелекту. 2018. № 2 (91). 41–47 с.
16. Пивоваров С., Україна випустила військові облігації задля підтримки армії. Бабель. 2022. URL: <https://babel.ua/texts/78615-ukrajina-vipustila-viyskovi-obligaciji-zadlya-pidtrimki-armiji-a-tak-uzhe-htos-robiv-ranishe-i-ce-dopomagalo-u-viyni-shche-y-yak-i-borgi-povertali-ne-lishe-peremozhci-istoriya-v-arhivnih-foto>

Додаток А

Код для побудови LSTM моделі

```

import pandas as pd
import numpy as np
ovdp = pd.read_excel('data bonds in circulation.xlsx', sheet_name=0).drop(0,
axis=0).reset_index()
ovdp = ovdv.drop('index', axis=1)
ovdp.columns = ['Date'] + list(ovdp.columns[1:])
ovdp['Date'] = pd.to_datetime(ovdp['Date'])
ovdp.set_index('Date', inplace=True)

rate = pd.read_excel('data bonds in circulation.xlsx', sheet_name=1)
rate.columns = ['Date'] + list(rate.columns[1:])
rate['Date'] = pd.to_datetime(rate['Date'])
rate.set_index('Date', inplace=True)

snp = pd.read_excel('data bonds in circulation.xlsx', sheet_name=-1)[::-
1].reset_index()
snp = snp.drop(0, axis=0).drop('index', axis=1)
snp['Date'] = pd.to_datetime(snp['Date'])
snp.set_index('Date', inplace=True)

data = ovdv.join(snp, how='inner').join(rate, how='inner')
import torch
import torch.nn as nn

class LSTMModel(nn.Module):
    def __init__(self, input_size, hidden_size, output_size):
        super(LSTMModel, self).__init__()
        self.lstm = nn.LSTM(input_size, hidden_size, batch_first=True)
        self.fc = nn.Linear(hidden_size, output_size)

    def forward(self, x):
        out, _ = self.lstm(x)
        out = self.fc(out[:, -1, :])
        return out

class MultiInputLSTM(nn.Module):
    def __init__(self, input_dim, hidden_dim, num_layers, output_size):
        super(MultiInputLSTM, self).__init__()
        self.input_dim = input_dim
        self.hidden_dim = hidden_dim
        self.num_layers = num_layers
        self.lstm = nn.LSTM(input_dim, hidden_dim, num_layers, batch_first=True)
        self.fc = nn.Linear(hidden_dim, output_size)

    def forward(self, x):

```

```

        x = torch.cat(x, dim=-1)
        _, (h_n, _) = self.lstm(x)
        out = self.fc(h_n[-1])
        return out

class LSTMMultiLayer(nn.Module):
    def __init__(self, input_size, hidden_size, num_layers, output_size):
        super().__init__()
        self.num_layers = num_layers
        self.hidden_size = hidden_size
        self.lstm = nn.LSTM(input_size, hidden_size, num_layers, batch_first=True)
        self.fc = nn.Linear(hidden_size, output_size)

    def forward(self, x):
        h0 = torch.zeros(self.num_layers, x.size(0), self.hidden_size).to(x.device)
        c0 = torch.zeros(self.num_layers, x.size(0), self.hidden_size).to(x.device)

        out, (hn, cn) = self.lstm(x, (h0, c0))

        out = hn[-1, :, :]

        out = self.fc(out)

        return out

from torch.utils.data import Dataset, DataLoader

class TimeSeriesDataset(Dataset):
    def __init__(self, data, seq_len):
        self.data = data
        self.seq_len = seq_len

    def __len__(self):
        return len(self.data) - self.seq_len

    def __getitem__(self, index):
        x = self.data[index:index+self.seq_len]
        y = self.data[index+self.seq_len]
        return torch.tensor(x).float(), torch.tensor(y).float()

class TimeSeriesDataset(Dataset):
    def __init__(self, data_list: list, seq_len: int):
        self.data_list = data_list
        self.seq_len = seq_len

    def __len__(self):
        return len(self.data_list[0]) - self.seq_len

    def __getitem__(self, index):
        x = [data[index:index+self.seq_len] for data in self.data_list]

```

```

        y = self.data_list[0][index+self.seq_len]
        return tuple(torch.tensor(data).float() for data in x),
torch.tensor(y).float())

def create_dataloader(data, batch_size, seq_len):
    dataset = TimeSeriesDataset(data, seq_len)
    dataloader = DataLoader(dataset, batch_size=batch_size, shuffle=True)
    return dataloader

def train(model, train_dataloader, val_dataloader, optimizer, criterion, num_epochs,
patience):
    best_val_loss = float('inf')
    best_weights = None
    counter = 0
    for epoch in range(num_epochs):
        model.train()
        train_loss = 0
        for batch_x, batch_y in train_dataloader:
            optimizer.zero_grad()
            pred_y = model(batch_x)
            loss = criterion(pred_y, batch_y)
            loss.backward()
            optimizer.step()
            train_loss += loss.item()
        train_loss /= len(train_dataloader)

        val_loss = evaluate(model, val_dataloader, criterion)
        print(f"Epoch {epoch+1} train loss: {train_loss:.6f}, validation loss:
{val_loss:.6f}")

        if val_loss < best_val_loss:
            best_val_loss = val_loss
            counter = 0
            best_weights = model.state_dict()
        else:
            counter += 1
            if counter >= patience:
                print(f"Validation loss hasn't improved for {patience} epochs.
Training stopped.")
                break

        model.load_state_dict(best_weights)

    return best_val_loss

def evaluate(model, dataloader, criterion):
    model.eval()
    eval_loss = 0
    with torch.no_grad():

```

```

        for batch_x, batch_y in dataloader:
            pred_y = model(batch_x)
            loss = criterion(pred_y, batch_y)
            eval_loss += loss.item()
        return eval_loss / len(dataloader)

from sklearn.preprocessing import StandardScaler, MinMaxScaler

def prepare_data(data: pd.DataFrame):
    standard_scaler = MinMaxScaler()

    n = len(data)
    n_train = int(train_ratio * n)
    n_val = int(val_ratio * n)
    n_test = n - n_train - n_val

    train_data = data.iloc[:n_train]
    val_data = data.iloc[n_train:n_train+n_val]
    test_data = data.iloc[n_train+n_val:]

    standard_scaler.fit(train_data)

    train_data = standard_scaler.transform(train_data)
    val_data = standard_scaler.transform(val_data)
    test_data = standard_scaler.transform(test_data)

    return train_data, val_data, test_data

train_ratio = 0.6
val_ratio = 0.2
test_ratio = 0.2

ovdp = pd.DataFrame(data.iloc[:, 0])
rate = pd.DataFrame(data.iloc[:, 1])
snp = pd.DataFrame(data.iloc[:, 2])

ovdp_train, ovdp_val, ovdp_test = prepare_data(ovdp)
rate_train, rate_val, rate_test = prepare_data(rate)
snp_train, snp_val, snp_test = prepare_data(snp)

train_data = [ovdp_train, rate_train, snp_train]
val_data = [ovdp_val, rate_val, snp_val]
test_data = [ovdp_test, rate_test, snp_test]

batch_size = 64
seq_len = 24

train_loader = create_dataloader(train_data, batch_size, seq_len)
val_loader = create_dataloader(val_data, batch_size, seq_len)
test_loader = create_dataloader(test_data, batch_size, seq_len)

```

```

lr = 0.001
model = MultiInputLSTM(3, 256, 2, 1)
optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=lr)
criterion = nn.MSELoss()

train(model, train_loader, val_loader, optimizer, criterion, 200, 15)
evaluate(model, test_loader, criterion)
import matplotlib.pyplot as plt

def plot_actual_vs_predicted(model, dataloader):
    model.eval()
    actual = []
    predicted = []
    with torch.no_grad():
        for batch_x, batch_y in dataloader:
            pred_y = model(batch_x)
            actual.extend(batch_y.numpy())
            predicted.extend(pred_y.numpy())

    plt.plot(actual, label='Actual')
    plt.plot(predicted, label='Predicted', linestyle='dashed')
    plt.legend()
    plt.show()

plot_actual_vs_predicted(model, train_loader)
plot_actual_vs_predicted(model, val_loader)
plot_actual_vs_predicted(model, test_loader)

```