Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Економічний факультет

Кафедра економічної кібернетики

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

«Дослідження впливу вторгнення Російської Федерації на розвиток національної економіки України»

студентки 4 курсу
спеціальності 051 «Економіка»
ОПП «Економічна кібернетика»
денної форми навчання
Сеник Ганни Ярославівни

Науковий керівник:
кандидат економічних наук, доцент
Федоренко Ірина Костянтинівна

Засвідчую, що в цій роботі немає запозичень із праць інших авторів без відповідних посилань

Студент

Роботу допущено до захисту перед ЕК
рішенням кафедри економічної кібернетики
від 05.06.2024 р., протокол № 15

Завідувач кафедри:
доктор економічних наук, професор
Ляшенко Олена Ігорівна

КИЇВ – 2024

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота бакалавра містить: 65 ст., 29 рис., 1 табл., 42 джерела, додатки 3

Ключові слова: макроекономічні показники, економетричне моделювання, вторгнення, прогнозування, тест причинності Грейнджера, модель VAR.

Об’єкт дослідження: економічна система України в контексті воєнного вторгнення.

Мета дослідження: аналіз впливу воєнного вторгнення на ключові економічні індикатори України, прогнозування майбутніх тенденцій.

Методи дослідження: регресійний аналіз, стаціонарний аналіз, кореляційний аналіз, тест причинності Грейнджера, модель векторної авторегресії (VAR).

Наукова новизна, теоретична значимість дослідження: комплексний підхід до аналізу впливу військового конфлікту на економіку з використанням передових економетричних технік та моделей прогнозування, що дозволяє виявити глибокі зв’язки між економічними індикаторами та побудувати прогнози.

Практична цінність: результати дослідження можуть бути використані урядом, міжнародними організаціями та фахівцями в економічній сфері для розробки ефективних економічних стратегій та політик, спрямованих на стабілізацію та стимулювання відновлення економіки України.

RESUME

Taras Shevchenko National University of Kyiv, Faculty of Economics, Department of Economic Cybernetics

Key words: macroeconomic indicators, econometric modeling, invasion, forecasting, Granger causality test, VAR model

The graduation research of student Hanna Senyk deals with the impact of the Russian Federation's invasion on the national economy of Ukraine. The work is interesting for policymakers, economists, and international organizations focusing on economic stability, recovery strategies and developing economic forecasts.

Pages 65, tables 1, bibliog. 42, append. 3

ЗМІСТ

ВСТУП 4

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕКОНОМІЧНИХ ЗМІН В УМОВАХ ВІЙНИ 6

1.1 Взаємозв'язок між макроекономічними показниками 7

1.2 Вплив війни на основні макроекономічні показники 10

РОЗДІЛ 2. ІНФОРМАЦІЙНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ МАКРОЕКОНОМІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ 14

2.1 Огляд макроекономічних показників 14

2.2 Уніфікація даних 19

2.3 Стаціонарний аналіз 21

2.4 Кореляційний аналіз 26

РОЗДІЛ 3. ПОБУДОВА МОДЕЛЕЙ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ МАКРОЕКОНОМІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ 30

3.1 Тест причинності Грейнджера 30

3.2 Модель векторної авторегресії (VAR) 38

3.3 Аналіз результатів 47

ВИСНОВКИ 51

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 53

ДОДАТОК А 58

ДОДАТОК Б 59

ДОДАТОК В 60

ВСТУП

Україна зазнала значних викликів, викликаних військовим повномасштабним вторгненням Російської Федерації, що спричинило не тільки прямі воєнні руйнування, але й глибокі структурні зміни в економіці. Вторгнення призвело до значної нестабільності у всіх сферах життєдіяльності країни, що мало вплив на зниження промислового виробництва, скорочення зовнішньої торгівлі та інвестицій. Значні пошкодження інфраструктури та вимушене переміщення населення погіршили економічну ситуацію, що потребує великих зусиль для стабілізації. Відновлення економіки в умовах війни та післявоєнний розвиток вимагають стратегічних планів з реконструкції та модернізації економічної системи, а також залучення значних внутрішніх і зовнішніх ресурсів.

Актуальність даного дослідження випливає з непередбачуваності та значного впливу воєнного конфлікту на економічне середовище України. Ретельний аналіз економічних втрат, спричинених військовими діями, а також оцінка впливу на важливі макроекономічні показники, є життєво важливими для глибокого розуміння поточного стану та формулювання перспектив майбутнього розвитку національної економіки. Поглиблене усвідомлення наслідків війни є ключовим для розробки ефективних стратегій відновлення, спрямованих на відродження економічної стабільності та залучення необхідних інвестицій.

Метою цього дослідження є аналіз впливу воєнного вторгнення на ключові економічні індикатори України, прогнозування майбутніх тенденцій та розробка стратегій для підтримки стабільності та зростання національної економіки. Завдання дослідження охоплюють збір та аналіз статистичних даних, детальний аналіз змін у економічних показниках, оцінку впливу конфлікту на макроекономічні показники, використання економетричних моделей для прогнозування майбутніх економічних трендів.

Об’єктом дослідження є економічна система України в контексті воєнного конфлікту. Предметом дослідження є методи та моделі дослідження впливу

військової агресії Російської Федерації проти України на стан економіки України та прогнозування подальшого розвитку.

Методи, використані в дослідженні, охоплюють різноманітні техніки статистичного аналізу та економетричного моделювання, які доповнюють один одного для комплексного аналізу макроекономічних даних. Регресійний та кореляційний аналізи дозволяють визначити взаємозалежності між економічними показниками, що є критично важливим для зрозуміння причинно-наслідкових зв'язків. Використання моделі векторної авторегресії (VAR) та тесту причинності Грейнджера допомагає виявити динаміку змін і вплив зовнішніх подій на економіку.

Інформаційна база дослідження була скомпонована з даних, отриманих від Державної служби статистики України, Національного банку України та Міністерства фінансів України.

Наукова новизна роботи полягає у застосуванні комплексного підходу до аналізу впливу військового конфлікту на економіку, зокрема, через використання передових економетричних технік та моделей прогнозування, що дозволяє виявити глибокі зв’язки між економічними індикаторами та побудувати прогнози. Практична значимість виявляється у можливості використання отриманих результатів для формуванання політик і програм, спрямованих на мінімізацію негативного впливу вторгнення та стимулювання відновлення економіки України. Результати дослідження покликані надати уряду та міжнародним організаціям обґрунтовану основу для розробки стратегій, які допоможуть зміцнити економіку України та підвищити її стійкість до зовнішніх шоків. Отримані результати можуть бути використані для планування та впровадження ефективних економічних стратегій, що сприятимуть стійкому розвитку країни в постконфліктний період.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕКОНОМІЧНИХ ЗМІН В УМОВАХ ВІЙНИ

Світ зазнав значних економічних перебоїв через карантинні обмеження, запроваджені під час пандемії COVID-19 [1]. Однак на початку 2022 року багато країн почали відновлюватися від негативних наслідків пандемії. Зниження кількості нових випадків інфікування та смертей від COVID-19 у багатьох країнах дозволило поступово зняти обмеження, введені під час пандемії.

У цей період панував значний оптимізм щодо перспектив економічного зростання після пандемії. Країни світу активно працювали над контролем інфляції, викликаної пандемією, і стимулюванням економічного відновлення. Це спричинило появу позитивних прогнозів щодо зростання світового ВВП. За прогнозами МВФ, світовий ВВП у 2022 році мав зрости на 4,4% або 4,9% відповідно до «Перспектив розвитку світової економіки» [2].

Однак у 24 лютого 2022 року Росія несподівано вторглася в Україну, що спричинило серйозну геополітичну напруженість. Це значно вплинуло на глобальні економічні перспективи, оскільки невизначеність щодо тривалості та масштабів конфлікту, а також його вплив на глобальні ланцюги постачання, знизила прогнози глобального економічного зростання. Вторгнення, а також санкції, запроваджені проти Росії, призвели до значного скорочення поставок основних продуктів харчування до багатьох країн, які залежать від України у постачанні продовольства та харчових інгредієнтів. Дефіцит, що виник, призвів до зростання цін на продукти харчування у всьому світі та дефіциту продовольства, а також до зростання вартості енергоносіїв. Внутрішній дефіцит, що виник, спричинив зростання цін на продукти харчування всередині країни, підвищення інфляції та зниження купівельної спроможності населення. Крім того, Україна, будучи одним з основних експортерів зернових та інших харчових продуктів, відчула значні труднощі у підтриманні стабільних поставок на міжнародні ринки.

Метою цього розділу є провести ґрунтовний аналіз існуючих наукових праць та досліджень, що висвітлюють економічні наслідки конфліктів, зокрема вторгнення Росії в Україну. Особлива увага буде приділена вивченню впливу збройних конфліктів на макроекономічні показники, такі як валовий внутрішній продукт (ВВП), інфляція, рівень безробіття та обмінний курс. Розгляд цих аспектів є надзвичайно важливим для розуміння поточних економічних умов в Україні та прогнозування майбутніх економічних тенденцій, що в подальшому може допомагти у розробці ефективних стратегій для відновлення економіки України.

На основі оцінки динаміки ВВП, рівня безробіття, обмінного курсу національної валюти, сальдо зовнішньої торгівлі та інших показників можна визначити процес економічного уповільнення. Важливість таких показників підтверджується численними дослідженнями. Наприклад, дослідження «Економічні показники та їх прогностична сила: уроки з кризи в Україні» підкреслює, що ВВП, рівень безробіття, середньорічний рівень інфляції та інші показники є ключовими для правильного вимірювання ефективності економіки та служать як застереження від економічних криз [3]. Автори підтверджують, що систематичний аналіз цих показників може допомогти у розробці ефективних стратегій економічного відновлення та розвитку в умовах конфлікту.

1.1 Взаємозв'язок між макроекономічними показниками

Аналіз макроекономічних показників є важливим завданням для розуміння загального стану та динаміки економіки будь-якої країни. Макроекономічні змінні, такі як валовий внутрішній продукт (ВВП), рівень інфляції, безробіття, обмінний курс та процентні ставки, відіграють ключову роль у формуванні економічної політики та визначенні стратегічних напрямків розвитку. Ці показники взаємодіють між собою, створюючи складні економічні механізми, що впливають на економічне зростання, стабільність та розвиток.

У дослідженні «Зв'язок між макроекономічними змінними та малими та середніми підприємствами» було проаналізовано взаємодію між

макроекономічними змінними, які визначалися ВВП, інфляцією та безробіттям [4]. Використовуючи модель векторної авторегресії (VAR), автор показав, що взаємозв'язок між цими змінними є складним і взаємозалежним. Його результати показали, що підвищення інфляції на 1% може призвести до зниження ВВП на 0.2%. Це свідчить про негативний вплив інфляції на економічне зростання, що можна пояснити зменшенням споживчої та інвестиційної активності через зростання цін. Крім того, автор виявив, що підвищення інфляції на 1% може призвести до збільшення рівня безробіття на 0.1%. Це відображає класичний компроміс між інфляцією та безробіттям, відомий як крива Філіпса, яка передбачає, що зростання інфляції може призвести до тимчасового зниження безробіття, але в довгостроковій перспективі ці вигоди зникають.

У своєму дослідженні «Вплив інфляції на економічну стабільність у Китаї» автор проаналізував макроекономічні змінні для оцінки впливу інфляції на економічну стабільність національної економіки Китаю [5]. Одним із ключових аспектів дослідження було виявлення взаємозв'язку між підвищенням ІСЦ та рівнем інфляції. Зокрема, підвищення ІСЦ на 1% призводить до зростання інфляції на 0.8%. Це свідчить про те, що зростання цін на споживчі товари та послуги має прямий і суттєвий вплив на загальний рівень інфляції в країні. Дослідження демонструє, що інфляція є важливим макроекономічним показником, який суттєво впливає на економічну стабільність.

Автори дослідження «Змінний у часі причинно-наслідковий зв’язок між цінами на акції та макроекономічними засадами: зв’язок чи його відсутність?» перевірили асиметричну двосторонню причинність, використовуючи структуру причинності Грейнджера, що змінюється в часі [6]. Дослідження було зосереджене на зв'язку та розриві між фондовим ринком і макроекономічними фундаментальними показниками в Сполучених Штатах з січня 1960 року по грудень 2021 року. Їхні результати показали, що залежність випередження між курсами акцій і ключовими макроекономічними показниками переважала під час фаз рецесії. Це свідчить про

те, що в періоди економічних спадів фондовий ринок стає більш чутливим до змін у макроекономічних умовах. Автори також відзначили важливість та інтенсивність причинно-наслідкових зв'язків під час криз. Це вказує на те, що під час кризових періодів макроекономічні фактори мають більш безпосередній і помітний вплив.

Рабе Халфауї зі співавторами у 2020 році у своїй праці «Розуміння частотно-часової динаміки травневого попиту, цін на нафту та макроекономічних змінних» досліджували багатовимірний взаємозв'язок макроекономічних факторів, зокрема реального ВВП, процентної ставки, обмінного курсу, інфляції, індексу споживчих цін (ІСЦ), цін на енергоносії та нафту [7]. Використовуючи однофакторний емпіричний аналіз, вони показали, що за весь період вибірки ці змінні демонстрували однакову закономірність, вказуючи на слабкий рівень волатильності в площині часу і частоти. Їхнє дослідження виявило, що макроекономічні змінні мають тенденцію до спільного руху в довгостроковій перспективі. Наприклад, зростання цін на нафту часто супроводжується підвищенням інфляції та зниженням реального ВВП, оскільки зростання витрат на енергоносії негативно впливає на економічну активність. Водночас, зміни в процентних ставках та обмінному курсі також впливають на інфляцію та ВВП, підкреслюючи складну взаємозалежність між цими змінними.

Гресова О. та Свєтлік Дж. у своїй роботі «Імітаційне моделювання економіки Чеської Республіки з прогнозуванням розвитку» використовували декілька методів моделювання для прогнозування ВВП, включаючи ARIMA, VAR, та моделі штучних нейронних мереж (ANN), зосередивши своє дослідження на прогнозуванні розвитку національної економіки Чеської Республіки шляхом використання методів моделювання [8]. В якості основного показника, що відображає загальний стан економіки, вони обрали валовий внутрішній продукт (ВВП). Згідно з їхніми оцінками, похибка прогнозування для моделі ARIMA в короткостроковому періоді становила приблизно 2.5%, а для моделей VAR та ANN в довгостроковому періоді – близько 3.2% та 2.8% відповідно.

Дослідження Xing, Luo та Liu у 2022 представляє комплексний аналіз макроекономічних умов, використовуючи великий набір даних, що охоплює різні економічні змінні [9]. Автори розробили п'ять категорій індикаторів, щоб детально оцінити вплив макроекономічних факторів на економічні режими. Ці категорії включають: споживчий попит, інвестиції, зовнішню торгівлю, фінансову стабільність та урядові витрати. Дослідження показало, що макроекономічні умови мають двосторонню причинно-наслідкову взаємодію з різними економічними режимами, підтверджуючи існування складних причинно-наслідкових зв'язків.

У своїй роботі автори використовували передові економетричні методи, щоб встановити, як різні макроекономічні індикатори впливають один на одного та на загальний економічний стан. Один із ключових висновків дослідження полягає у виявленні значного впливу споживчого попиту на ВВП. Наприклад, підвищення споживчого попиту на 1% може спричинити зростання ВВП на 0.3%. Це свідчить про важливість стимулювання споживчої активності для економічного зростання. Збільшення споживчих витрат призводить до зростання виробництва товарів та послуг, що, у свою чергу, сприяє загальному економічному розвитку.

Враховуючи вищенаведені дослідження, можна зробити висновок, що макроекономічні змінні є взаємопов'язаними та взаємозалежними, що робить їх аналіз складним, але критично важливим завданням. Інфляція, безробіття, обмінний курс, валовий внутрішній продукт (ВВП), процентні ставки та інші ключові макроекономічні показники взаємодіють у складній мережі економічних відносин, впливаючи один на одного через різноманітні канали. Такі взаємозв'язки потребують ретельного вивчення для розуміння механізмів їхнього впливу та можливих шляхів регулювання.

1.2 Вплив війни на основні макроекономічні показники

Російське вторгнення в 2022 році призвело до значних економічних втрат і нестабільності. Згідно дослідження «Глобальні економічні наслідки російського вторгнення в Україну» у 2022 році Україна пережила втрату приблизно третини

свого економічного обсягу та зіткнулася з інфляційним рівнем, що перевищував 25% [10]. Девальвація національної валюти на 35% призвела до підвищення вартості імпорту та додаткового інфляційного тиску. Зростання цін на нафту та газ спричинило підвищення виробничих витрат і подорожчання кінцевих товарів. Руйнування інфраструктури та логістичні проблеми призвели до дефіциту багатьох товарів і подорожчання продукції.

Дослідження «Політичні шоки та інфляційні очікування: докази російського вторгнення в Україну у 2022 році» детально аналізує, як військові дії вплинули на інфляційні процеси в Україні [11]. Вплив війни на обмінний курс та інфляцію є критично важливим для розуміння економічної ситуації в країні. Девальвація національної валюти, яка відбулася через війну, значно підвищила вартість імпорту, що додатково сприяло інфляційному тиску. Це дослідження показує, що військові дії спричинили значні інфляційні шоки через порушення ланцюгів постачання та збільшення витрат на імпорт.

Автори зазначають, що одним із ключових факторів інфляційного тиску стала нестабільність у постачанні товарів і послуг. Руйнування інфраструктури, закриття виробництв і проблеми з логістикою призвели до дефіциту багатьох товарів, особливо імпортних, що спричинило їхнє подорожчання. Зокрема, протягом перших шести місяців війни інфляція в Україні зросла до 22%, що є одним із найвищих показників у Європі за цей період. Крім того, через девальвацію гривні на 35% щодо долара США імпортні товари стали дорожчими, що безпосередньо вплинуло на загальний рівень цін в країні.

Автори дослідження також стверджують, що зростання витрат на імпорт енергоносіїв мало особливо великий вплив на інфляцію. Україна, яка значною мірою залежить від імпорту енергоносіїв, стикнулася з різким підвищенням цін на нафту і газ. За даними дослідження, ціни на нафту зросли на 40%, а на газ – на 50%, що додатково підсилило інфляційний тиск. Вплив цих факторів на економіку був двояким: з одного боку, збільшення витрат на імпорт знижувало купівельну

спроможність населення, а з іншого – підвищення виробничих витрат негативно вплинуло на бізнес-середовище.

За даними Київської школи економіки, загальна сума прямих збитків інфраструктури від війни вже перевищила $105.5 мільярда [12]. Це включає руйнування житлових будівель, комунікацій, доріг, залізниць, навчальних та медичних закладів. Дослідження показують, що втрати від війни не обмежуються лише матеріальними збитками, але включають і втрати в розвитку, зниження інвестиційної привабливості та втрачені доходи. Дослідження «Економічні та фінансові наслідки війни в Україні: аналіз сценаріїв розвитку» виявило, що економічні втрати від війни складаються не лише з прямих збитків та зменшення обсягів ВВП, але й з втрачених можливостей для розвитку та недоотриманих прибутків [13].

Тим не менш, у 2023 році Україна змогла продемонструвати значне зростання свого валового внутрішнього продукту (ВВП), досягнувши 19,5% зростання у другому кварталі та 9,3% у третьому кварталі. Це зростання стало результатом низки сприятливих чинників, серед яких стабільне надходження зовнішньої допомоги відіграло ключову роль. Підтримка міжнародних партнерів, поєднана з винятковим аграрним сезоном та покращенням у сфері електропостачання, стимулювала економічну активність та сприяла росту економіки країни.

Інфляція, що на кінець 2022 року сягала 26,6%, знизилася до 4,3% у лютому 2024 року. Це значне зниження було результатом жорсткої монетарної політики та покращення продовольчого постачання. Рішення Національного банку України перейти від фіксованого до більш гнучкого режиму валютного курсу у жовтні 2023 року також сприяло економічній стабільності, хоча й призвело до помірної девальвації гривні [14]. Ці дані підкреслюють здатність України не тільки витримувати складні випробування, але й адаптуватися та знаходити шляхи для відновлення та зростання попри триваючі виклики.

Таким чином, аналіз сучасних досліджень показує, що війна має комплексний і тривалий вплив на макроекономічні показники. Війна в Україні спричинила значне зниження ВВП, збільшення рівня безробіття та підвищення інфляції. Крім того, коливання валютних курсів та зростання цін на енергоносії мали значний вплив на економічну ситуацію не лише в Україні, але й у багатьох країнах світу. Це підкреслює важливість глибокого аналізу економічних наслідків конфліктів для розробки ефективних стратегій економічного відновлення та розвитку.

Прогнозування макроекономічних тенденцій в Україні в умовах триваючого військового конфлікту і глобальної нестабільності є не тільки важливим, але й надзвичайно складним завданням. Актуальна військова агресія Росії суттєво впливає на всі аспекти життя країни, роблячи прогнозування критично важливим інструментом для планування відновлення та стабілізації. В умовах військової нестабільності і великих втрат, здатність прогнозувати економічні коливання є ключовою для збереження фінансової стабільності. Це включає регулювання інфляції, підтримку національної валюти та підготовку до можливих економічних шоків. Крім того, прогнози можуть підвищити інвестиційну привабливість України, надавши потенційним інвесторам чіткішу картину майбутнього. Це особливо важливо для залучення зовнішніх інвестицій, необхідних для відновлення економіки та інфраструктури країни.

РОЗДІЛ 2. ІНФОРМАЦІЙНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ МАКРОЕКОНОМІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ

2.1 Огляд макроекономічних показників

Вивчення макроекономічних показників є критичним для розуміння динаміки національної економіки та ефективності державної політики. Показники, такі як ВВП, інфляція, курси валют, експорт та імпорт, вказують на стан економічного здоров'я країни та її здатність реагувати на зовнішні та внутрішні виклики. В Україні, ці дані надаються так ими інституціями, як Державна служба статистики України, Національний банк України, а також міжнародні організації, такі як МВФ та ОЕСР. Використовуючи різні методології, ці установи забезпечують інформацію, що є надзвичайно важливою для урядових відомств, бізнесу та приватних осіб. Їх аналіз необхідний для складання прогнозів та розробки політичних стратегій. Як зазначається у статті «Розуміння глобальних макроекономічних тенденцій 2024 року», розуміння глобальних макроекономічних тенденцій схоже на оволодіння складною мовою, що вимагає не тільки ознайомлення з економічними звітами, а й глибокого аналізу їх впливу, оскільки це розуміння дозволяє керівникам передбачати можливості та загрози, стратегічно позиціонуючи себе не просто для адаптації до змін, але й для керування цими змінами [15].

У цьому розділі буде викладено процес побудови моделей для прогнозування на основі статистичних даних за період з 2015 по 2023 роки, який включає в себе вибір відповідних статистичних методів та моделей. Джеймс Гамільтон у своїй праці «Аналіз часових рядів» підкреслює важливість правильного вибору та калібрування економетричних моделей для досягнення точних прогнозів [16]. Розуміння взаємозв'язків між економічними показниками є критично важливим для адекватного аналізу та передбачення. Цей підхід дозволяє враховувати складні взаємозв'язки між різними макроекономічними показниками, що особливо важливо в умовах нестабільності, викликаної зовнішніми факторами, такими як військовий конфлікт. Особлива увага буде приділена інтеграції та аналізу даних, з метою

виявлення закономірностей та залежностей, які можуть бути ключовими для розуміння поточних і майбутніх економічних трендів України.

Аналіз в рамках дослідження буде проводитись на основі наступних даних:

- ВВП: квартальні дані про валовий внутрішній продукт, які дозволяють вимірювати економічну активність та загальний економічний розвиток країни [17].
- Інфляція та обмінний курс: місячні показники, які відображають стан економіки через зміни у вартості життя та вартості національної валюти відносно інших валют [18] [19].
- Зовнішньоторговельний баланс України, який включає експорт та імпорт: місячні дані, що показують зовнішньоекономічні зв'язки та баланс торгівлі [20] [21] [22].
- Прямі іноземні інвестиції: квартальні дані, які вказують на рівень довіри іноземних інвесторів до економіки країни [23].
- Внутрішній гарантований борг та державні зовнішні боргові зобов'язання: квартальні показники, які дають уявлення про здатність країни обслуговувати свій борг [24].
- Рівень безробіття: квартальні дані, що відображають стан ринку праці [25].

У 2015 році, наслідки анексії Криму та початку війни на сході України спричинили серйозне падіння ВВП. Починаючи з 2015 року, Україна демонструє помірне відновлення після глибокої економічної кризи 2014 року, що представлено на рис. 2.1. Реформи, зокрема у сферах банківської справи та енергетики, започатковані за підтримки Міжнародного валютного фонду, сприяли стабілізації національної валюти та покращенню макроекономічних індикаторів. Однак, внутрішній попит залишався пригніченим через низький рівень доходів населення та високу інфляцію.

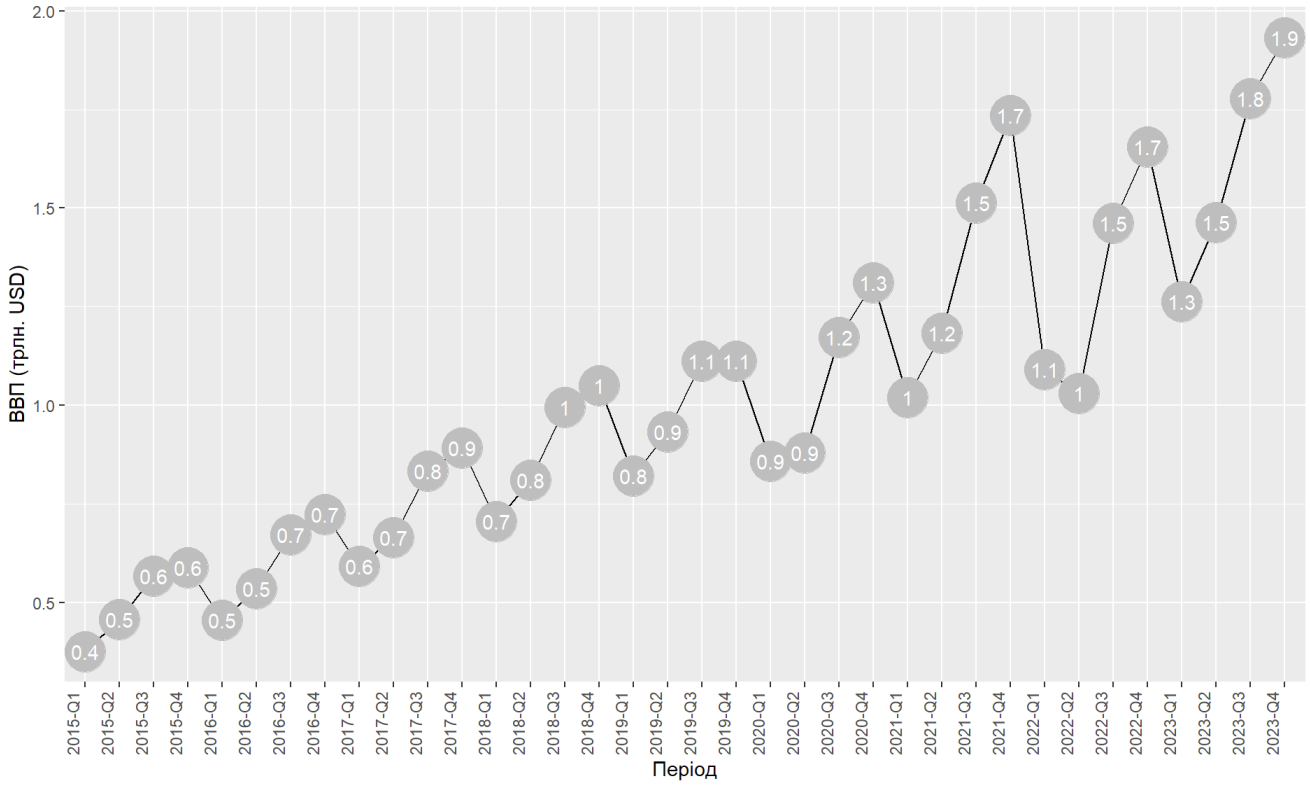

Рис. 2.1. Динаміка ВВП 2015 – 2023

Джерело: побудовано автором на основі [17]

До початку 2016 року ВВП України поступово зростав, але потім став стабільним до середини 2017 року з невеликими коливаннями. В кінці 2017 року було помітне незначне зниження, після чого в 2018 році спостерігалося стабільне відновлення. Це зростання продовжувалося протягом першої половини 2019 року, де ВВП досягло піку у другому кварталі, після чого спостерігалася тенденція до зниження.

2020 рік був визначений значним падінням, що було викликане глобальною пандемією COVID-19, яка вплинула на всі аспекти економічної діяльності. Пандемія COVID-19 у 2020 році стала суттєвим ударом по економіці України. Значне падіння ВВП, зокрема через зупинку виробництва, скорочення внутрішнього та зовнішнього попиту, спричинило погіршення економічних показників. Уряд впровадив низку антикризових заходів, які включали податкові канікули, допомогу малому та середньому бізнесу, а також стимулювання споживччу. У відповідь на

кризу, залучення міжнародної допомоги від МВФ та інших міжнародних організацій допомогло стабілізувати економічну ситуацію.

Проте в 2021 році ВВП показав ознаки відновлення, особливо в другому кварталі, що могло бути результатом зняття карантинних обмежень і відновлення економічної активності. Зокрема, зростання на 5.5% після пандемічного спаду, стимульоване частково відновленням зовнішньої торгівлі. Починаючи з другої половини 2021 року, Україна демонструвала ознаки поступового економічного поновлення. ВВП країни стабілізувався і показав тенденції до зростання, зокрема у сферах агропромисловості та IT. Стратегічні реформи у фінансовому секторі, боротьба з корупцією та покращення інвестиційного клімату сприяли підвищенню інвестиційної привабливості країни.

Початок повномасштабного вторгнення Росії в Україну у лютому 2022 року мав глибокий вплив на економіку країни. Значне зниження виробничої активності та порушення логістичних ланцюгів призвели до різкого падіння ВВП. Незважаючи на жахливі виклики, які спричинило повномасштабне вторгнення, ВВП України показав тенденцію до відновлення після первісного значного падіння. Це зростання можна пояснити кількома ключовими факторами. По-перше, міжнародна фінансова підтримка, зокрема значні фінансові ін'єкції від партнерів і міжнародних організацій, допомогла стабілізувати економіку. По-друге, адаптація бізнесу до воєнних умов, зокрема переорієнтація на внутрішні ринки та розвиток нових промислових галузей, сприяла економічному відновленню. Окрім того, урядові реформи в енергетичній незалежності та збільшення внутрішнього виробництва також відіграли свою роль у підтримці економічного зростання попри продовження конфлікту та протягом 2022-2023 роки ВВП продемонструвало стійке зростання з новим піком у четвертому кварталі 2023 року, що може свідчити про стабілізацію та зростання економічних індикаторів в Україні після подолання пандемічної кризи.

Для того, щоб краще націоналізувати розподіл даних вибраних змінних, малюються діаграми. На малюнку нижче показано характеристики змінної рівня

інфляції, її мінімальне та максимальне значення, перший квартиль (Q1), медіану, третій квартиль (Q3) та можливі екстремальні значення.

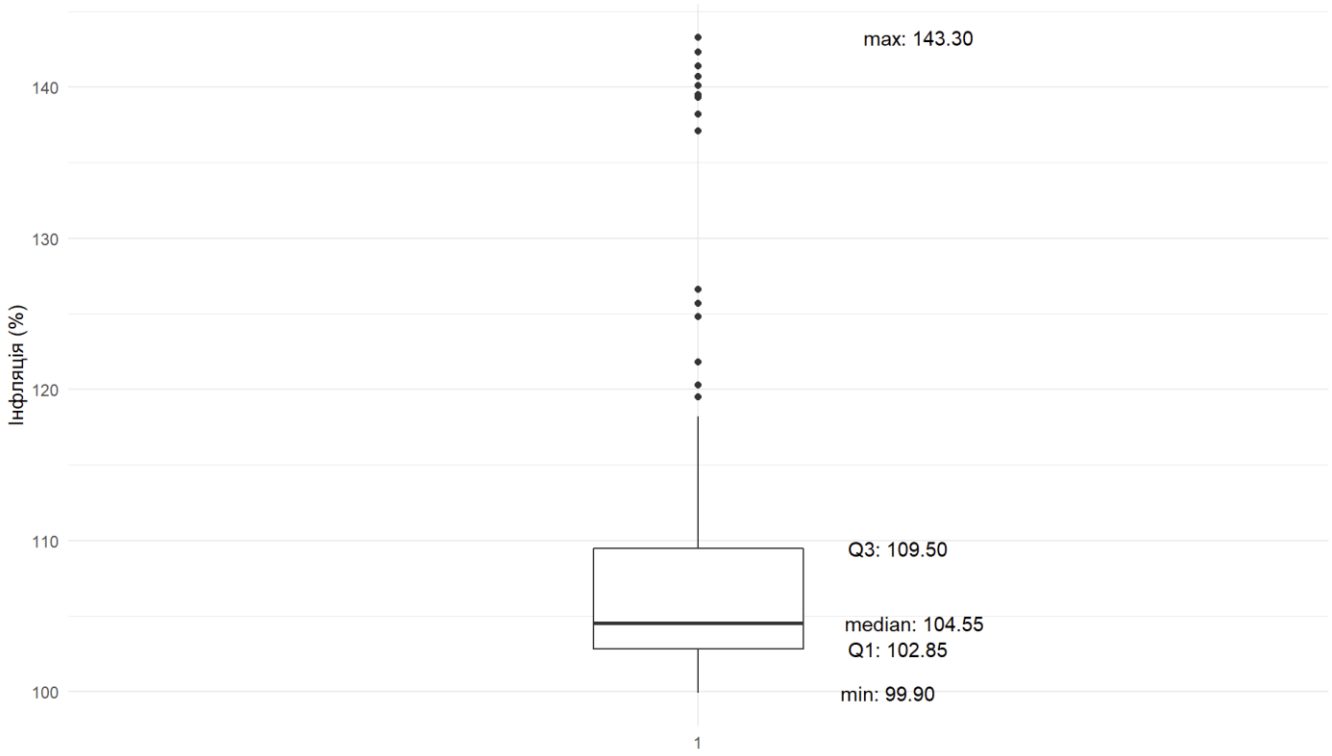

Рис. 2.2. Боксплот розподілу інфляції в Україні 2015-2023

Джерело: побудовано автором на основі [18]

На наступному зображенні (рис. 2.3) показано дані індикатора обмінного курсу. Викиди на обох зображеннях показані як точки за межами рамки. Відстань між квартилями відображається як висота прямокутника. Діапазон даних відображається за допомогою горизонтальної лінії, яка з'єднує верхню та нижню частини поля.

Відображені основні статистичні характеристики: мінімальне значення (min: 15.81), перший квартиль (Q1: 25.74), медіана (26.84), третій квартиль (Q3: 28.20), та максимальне значення (max: 37.09). Графік демонструє розподіл та коливання курсу гривні відносно долара, які відображають як внутрішні так і зовнішні економічні зміни, що впливали на валютний ринок України.

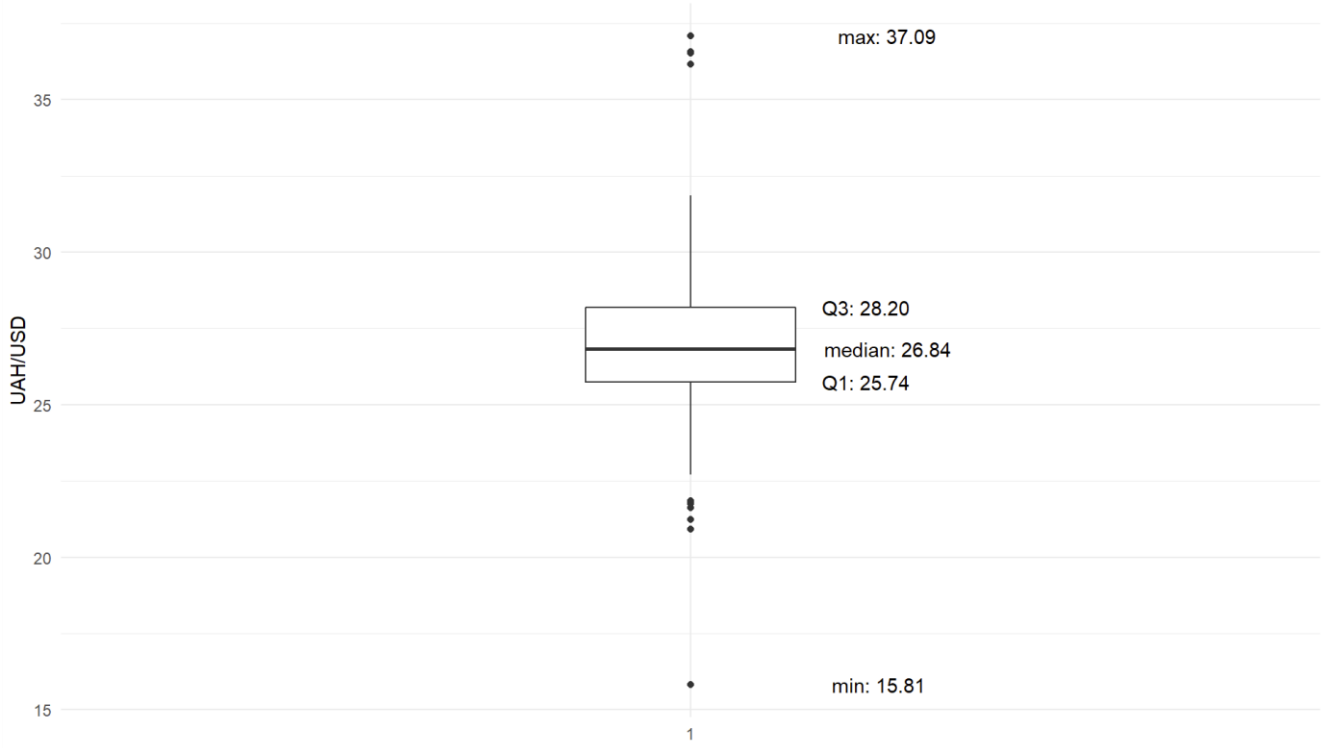

Рис. 2.3. Боксплот розподілу обмінного курсу в Україні 2015-2023

Джерело: побудовано автором на основі [19]

2.2 Уніфікація даних

У процесі аналітичної роботи з даними, які включають і місячні, і квартальні індикатори, особливо важливим стає їх уніфікація до єдиного формату. Нерівномірність даних у часових рядах, як-от наявність як місячних, так і квартальних даних, ускладнює проведення узгодженого аналізу. При аналізі економічних даних, вибір між місячними та квартальними даними має значний вплив на результати дослідження. Квартальні дані часто використовуються для оцінки довгострокових тенденцій, оскільки вони згладжують короткострокові коливання та надають чіткіше уявлення про загальний напрямок економічних процесів. Проте, місячні дані забезпечують більшу деталізацію та здатні виявляти невеликі зміни та швидкі відповіді на економічні події.

У контексті дослідження ефектів внутрішніх чи зовнішніх шоків, як у випадку військових конфліктів, місячні дані є більш релевантними. В контексті наявної бази даних, яка містить обидва типи даних, оптимальним рішенням є їх стандартизація

до місячного формату. Це дозволить забезпечити безперервність часових рядів та поліпшить точність статистичного аналізу.

Уніфікація даних дозволяє проводити порівняльний аналіз між різними періодами та економічними індикаторами. Це важливо для встановлення взаємозв'язків і причинно-наслідкових зв'язків між змінними. Використання місячних даних усуває розбіжності, які можуть виникати внаслідок квартального агрегування, особливо у періоди високої економічної волатильності. Крім того, місячні дані дозволяють бачити більш тонкі тренди, що можуть бути замасковані у квартальних агрегатах. Наприклад, місячні показники інфляції або ВВП можуть виявити специфічні відхилення, які квартальні дані можуть просто "згладити". Це особливо важливо для вивчення реакцій на політичні події або економічні санкції.

Під час перетворення даних створюється новий датафрейм із послідовністю місячних дат, квартальні дані інтегруються з цією послідовністю через злиття. Недостаючі місячні дані заповнюються за допомогою лінійної інтерполяції, що забезпечує плавність переходів між кварталами.

```
monthly_data <- data.frame(Period = seq(min(quarterly_data$Period),
                                        max(quarterly_data$Period), by = "month"))
monthly_data <- merge(monthly_data, quarterly_data, by = "Period", all.x = TRUE)
monthly_data <- monthly_data %>%
  mutate(across(where(is.numeric), ~na.approx(., na.rm = FALSE)))
```

Рис. 2.4. Інтерполяція квартальних даних у місячні

Джерело: розрахунки автора

Завершується процес виведенням результатів у вигляді інтерактивної таблиці з бібліотекою DT, оскільки у ході роботи з даними було виявлено, що обсяг бази даних занадто великий для стандартного виведення у консолі R. Щоб забезпечити зручне та інформативне відображення даних, було прийнято рішення використовувати бібліотеку DT, яка дозволяє створювати інтерактивні таблиці, що зображено на рис. 2.5. Ця бібліотека надає можливості для сортування, фільтрації та пошуку, що значно полегшує аналіз великих масивів даних.

Show 10 entries

Search:

	Period	GDP	FDI
1	2015-01-01	375991000000	-3388000000
2	2015-02-01	402899000000	-1224000000
3	2015-03-01	429807000000	940000000
4	2015-04-01	456715000000	3104000000
5	2015-05-01	493475666666.667	2408333333.33333
	2015-06		

Showing 1 to 10 of 108 entries

Previous 1 2 3 4 5 … 11 Next

Рис. 2.5. Інтерактивне відображення місячних даних після інтерполяції за допомогою бібліотеки DT

Джерело: розрахунки автора

2.3 Стаціонарний аналіз

Після перетворення даних на місячні, наступним важливим кроком є перевірка на стаціонарність. Стаціонарність означає, що основні статистичні характеристики ряду, такі як середнє, дисперсія та автоковаріація, залишаються постійними з часом. Це є критично важливим для подальшого економетричного моделювання, оскільки багато методів аналізу часових рядів базуються на припущенні стаціонарності даних. Для перевірки стаціонарності даних використовується тест Дікі-Фуллера (ADF тест). Цей тест дозволяє визначити, чи є часовий ряд стаціонарним або містить одиничний корінь, що вказує на наявність тренду чи іншої форми

нестабільності в ряді. Тест Дікі-Фуллера базується на моделі автокореляції порядку одного (AR(1)):

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \delta_1 \Delta_{y_{t-1}} + \delta_2 \Delta_{y_{t-2}} + \cdots + \delta_p \Delta_{y_{t-p}} + \in_t \qquad (2.1)$$

де Δy_t – *зміна значення ряду на крок у часу,*

α – *константа,*

βt – *тренд,*

γ – *параметр, що перевіряється на наявність одиничного кореня,*

δ_i – *параметри, що враховують лагові зміни ряду,*

$\in_t$ – *випадкова помилка.*

Основна гіпотеза (H_0) тесту полягає в тому, що ряд містить одиничний корінь (нестабільний), тобто $\gamma = 0$. Альтернативна гіпотеза (H_1) стверджує, що ряд є стаціонарним ($\gamma < 0$). Далі обчислюється тестова статистика Дікі-Фуллера для аналізованого ряду. Ця статистика дозволяє оцінити, наскільки дані відхиляються від стану стаціонарності. Після обчислення тестової статистики, отримане значення порівнюється з критичними значеннями на певному рівні значимості (наприклад, 1%, 5% або 10%). Критичні значення визначаються на основі теоретичних розподілів для даного тесту. На основі цього порівняння приймається рішення: якщо тестова статистика є меншою (у від'ємному значенні) за критичне значення, то нульова гіпотеза відхиляється, що свідчить про стаціонарність ряду. В іншому випадку нульова гіпотеза не відхиляється, і ряд вважається нестаціонарним.

Застосування тесту Дікі-Фуллера до кожного з рядів дозволяє виявити, чи відповідають дані вимогам стаціонарності, необхідним для подальшого аналізу. Якщо тест вказує на нестабільність, дані можуть потребувати додаткового перетворення, такого як диференціювання, щоб привести їх до стаціонарного стану. В даному дослідженні було обрано рівень значущості 0,05 (5%).

```
library(tseries)
adf.test(DataM$`Inflation rate (%)`, alternative = "stationary")
```

Рис. 2.6. Проведення тесту на стаціонарність

Джерело: розрахунки автора

```
> adf.test(DataM$`Inflation rate (%)`, alternative = "stationary")

        Augmented Dickey-Fuller Test

data:  DataM$`Inflation rate (%)`
Dickey-Fuller = -3.089, Lag order = 4, p-value = 0.1249
alternative hypothesis: stationary
```

Рис. 2.7. Приклад виконання тесту Дікі-Фуллера

Джерело: розрахунки автора

При проведенні тесту Дікі-Фуллера (ADF тест) для перевірки на стаціонарність даних були отримані наступні результати:

1. Інфляція: Dickey-Fuller = -3.089, Lag order = 4, p-value = 0.1249
2. Обмінний курс: Dickey-Fuller = -1.8124, Lag order = 4, p-value = 0.6545
3. Експорт: Dickey-Fuller = -2.3054, Lag order = 4, p-value = 0.45
4. Імпорт: Dickey-Fuller = -3.4357, Lag order = 4, p-value = 0.05223
5. ВВП: Dickey-Fuller = -5.9981, Lag order = 4, p-value = 0.01
6. FDI: Dickey-Fuller = -5.2227, Lag order = 4, p-value = 0.01
7. SEDO: Dickey-Fuller = 1.3984, Lag order = 4, p-value = 0.99
8. GDO: Dickey-Fuller = -2.8713, Lag order = 4, p-value = 0.2153
9. Рівень безробіття: Dickey-Fuller = -2.1231, Lag order = 4, p-value = 0.5256

Тестова статистика для кожного ряду показує, наскільки сильний є тренд або одиничний корінь (значення Dickey-Fuller). Якщо значення значно менше (за абсолютною величиною), це вказує на більшу ймовірність стаціонарності після диференціювання. Кількість лагів (Lag order) враховує автокореляцію в залишках, що допомагає точніше оцінити стаціонарність. Значення p-value менше 0.05 дозволяє відхилити нульову гіпотезу про наявність одиничного кореня. У випадках, коли p-value менше 0.05, ряд можна вважати стаціонарним.

З наведених результатів тесту ADF можна зробити висновок, що більшість рядів є нестаціонарними, за виключенням ВВП та прямих іноземних інвестицій

(FDI). Це означає, що середнє, дисперсія та інші статистичні властивості більшості рядів змінюються з часом. Для подальшого економетричного аналізу необхідно перетворити ці ряди до стаціонарного виду, наприклад, шляхом диференціювання. Це забезпечить коректність подальшого моделювання та прогнозування економічних показників.

Диференціювання – це процес, що дозволяє усунути тренди та сезонні коливання в даних. Застосування першого диференціювання означає обчислення різниці між послідовними значеннями ряду. Це допомагає стабілізувати середнє значення ряду, усуваючи лінійні тренди. Якщо перше диференціювання не забезпечує стаціонарність, можна застосувати друге диференціювання, обчислюючи різниці між значеннями вже диференційованого ряду.

Припустимо, що x_t – це значення ряду у момент часу t. Перше диференціювання ряду x буде мати вигляд:

$$\Delta x_t = x_t - x_{t-1} \tag{2.2}$$

де x_{t-1} –значення ряду у попередньому часовому інтервалі

Після застосування диференціювання ряду, значення змінюються таким чином, що усуваються довгострокові тренди і сезонні компоненти, що робить ряд більш стабільним і придатним для аналізу.

```
perform_adf_test <- function(series, series_name) {
  diff_series <- diff(series)
  adf_result <- adf.test(diff_series, alternative = "stationary")
  print(paste("ADF test for", series_name))
  print(adf_result)
}
```

Рис. 2.8. Функція диференціювання ряду та повторного тесту ADF

Джерело: розрахунки автора

Після диференціювання необхідно знову провести тест Дікі-Фуллера, щоб переконатися, що ряд став стаціонарним. Якщо повторний тест показує, що p-значення менше критичного рівня 0.05, це свідчить про те, що ряд став стаціонарним, і його можна використовувати для подальшого моделювання.

```
> perform_adf_test(DataM$`Inflation rate (%)`, "Inflation rate")
[1] "ADF test for Inflation rate"

        Augmented Dickey-Fuller Test

data:  diff_series
Dickey-Fuller = -5.5591, Lag order = 4, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Рис. 2.9. Приклад виконання тесту Дікі-Фуллера після диференціювання

Джерело: розрахунки автора

Були отримані наступні результати:

1. Інфляція: Dickey-Fuller = -5.5591, Lag order = 4, p-value = 0.01
2. Обмінний курс: Dickey-Fuller = -4.5456, Lag order = 4, p-value = 0.01
3. Експорт: Dickey-Fuller = -5.1468, Lag order = 4, p-value = 0.01
4. Імпорт: Dickey-Fuller = -5.4665, Lag order = 4, p-value = 0.01
5. ВВП: Dickey-Fuller = -7.2204, Lag order = 4, p-value = 0.01
6. FDI: Dickey-Fuller = -6.6865, Lag order = 4, p-value = 0.01
7. SEDO: Dickey-Fuller = -2.0125, Lag order = 4, p-value = 0.5715
8. GDO: Dickey-Fuller = -4.2855, Lag order = 4, p-value = 0.01
9. Рівень безробіття: Dickey-Fuller = -3.223, Lag order = 4, p-value = 0.08775

З наведених результатів тесту ADF можна зробити висновок, що більшість рядів стали стаціонарними після диференціювання, за виключенням SEDO та рівня безробіття. Це означає, що більшість рядів можуть бути використані для подальшого економетричного аналізу без додаткових перетворень. Однак, для рядів SEDO та рівня безробіття необхідно продовжити роботу для досягнення стаціонарності. Було обрано застосування логарифмічного перетворення, яке допомагає стабілізувати дисперсію та зменшити вплив екстремальних значень.

Логарифмічне перетворення застосовується шляхом обчислення натурального логарифму кожного значення ряду. Натуральний логарифм (ln) є математичною

операцією, яка використовується для перетворення даних. Формула для логарифмічного перетворення виглядає наступним чином:

$$y_t = \ln(x_t), \tag{2.3}$$

де y_t – *логарифм значення* x_t *у момент часу t*

x_t – *початкове значення ряду у момент часу t*

```
> adf_log_results
$sedo

        Augmented Dickey-Fuller Test

data:  diff_log_sedo
Dickey-Fuller = -3.4838, Lag order = 4, p-value = 0.04693
alternative hypothesis: stationary
```

Рис. 2.10. Результати повторного тесту ADF для логарифмічно перетворених рядів
Джерело: розрахунки автора

Після логарифмічного перетворення рядів, диференціювання логарифмів та проведення повторного тесту ADF для логарифмічних перетворених рядів були отримані наступні результати:

1. SEDO: Dickey-Fuller = -3.4838, Lag order = 4, p-value = 0.04693
2. Рівень безробіття: Dickey-Fuller = -3.5876, Lag order = 4, p-value = 0.03764

При застосуванні логарифмічного перетворення до рядів SEDO та рівня безробіття, результати повторного тесту ADF показали, що ці ряди також стали стаціонарними. На основі цих результатів можна стверджувати, що всі ряди стали стаціонарними і готові до подальшого економетричного аналізу.

2.4 Кореляційний аналіз

Проведення диференціювання та повторної перевірки на стаціонарність є критичними кроками для підготовки даних до подальшого економетричного аналізу. Це забезпечує коректність моделей та точність прогнозів, знижуючи ризик отримання хибних результатів. Після підтвердження стаціонарності рядів можна переходити до побудови моделей та аналізу взаємозв'язків між економічними

показниками. Важливим кроком у цьому процесі є проведення кореляційного аналізу, який допоможе виявити та оцінити силу і напрямок лінійних взаємозв'язків між різними економічними показниками.

Кореляційний аналіз є фундаментальною методикою в економічних дослідженнях, яка дозволяє виявити взаємозв'язки між різними економічними показниками. Це статистичний інструмент, який допомагає визначити силу та напрямок лінійного зв'язку між двома змінними, що є критично важливим для розуміння взаємодії економічних процесів. Це дозволяє зрозуміти, як зміни в одному показнику впливають на інші, що є важливим для побудови економетричних моделей та прогнозування економічних тенденцій.

Кореляція вимірюється за допомогою коефіцієнта кореляції Пірсона, який варіюється від -1 до 1. Значення коефіцієнта інтерпретуються наступним чином:

- +1: ідеальна позитивна кореляція, тобто збільшення однієї змінної призводить до пропорційного збільшення іншої.
- 0: відсутність лінійного зв'язку між змінними.
- -1: ідеальна негативна кореляція, тобто збільшення однієї змінної призводить до пропорційного зменшення іншої.

Формула для обчислення коефіцієнта кореляції Пірсона:

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}}, \quad (2.4)$$

де x_i *та* y_i *– значення змінних*

$\bar{x}$ *та* $\bar{y}$ *– середні значення змінних*

Результати кореляційного аналізу, що представлені у вигляді кореляційної матриці на рис. 2.11, виявили кілька важливих і сильних взаємозв'язків між економічними показниками, які є найбільш значущими в контексті дослідження. Перш за все, спостерігається сильна позитивна кореляція між ВВП та обмінним курсом (0.785). Це свідчить про те, що укріплення національної валюти сприяє економічному зростанню. Позитивна кореляція вказує на те, що зміцнення

обмінного курсу, тобто збільшення вартості національної валюти по відношенню до інших валют, супроводжується збільшенням ВВП. Дослідження підтверджують, що зміцнення валюти може призвести до зростання ВВП через зниження витрат на імпорт та покращення конкурентоспроможності експортних товарів. Наприклад, дослідження World Economic Forum показало, що валютні курси можуть значно впливати на економічну динаміку залежно від контексту та основних причин змін курсу [27].

```
> print(cor_matrix)
                  Inflation rate (%) Exchange rate      Export     Import         GDP         FDI
Inflation rate (%)         1.00000000    -0.2203635 -0.17735891 -0.2909772 -0.23212515 -0.06172793
Exchange rate             -0.22036354     1.0000000 -0.11954739  0.3921642  0.78546981  0.14618717
Export                    -0.17735891    -0.1195474  1.00000000  0.7446467  0.28576356  0.15893540
Import                    -0.29097720     0.3921642  0.74464670  1.0000000  0.70364159  0.16910080
GDP                       -0.23212515     0.7854698  0.28576356  0.7036416  1.00000000  0.09940317
FDI                       -0.06172793     0.1461872  0.15893540  0.1691008  0.09940317  1.00000000
SEDO                      -0.13280646     0.9105056 -0.19670421  0.3622236  0.80751638 -0.01514437
GDO                       -0.25904109     0.4586769  0.07678308  0.3177347  0.31873511 -0.04275911
Unemployment rate          0.07103290     0.8469083 -0.24724838  0.1966712  0.65648845 -0.07148248
                              SEDO         GDO Unemployment rate
Inflation rate (%) -0.13280646 -0.25904109        0.07103290
Exchange rate       0.91050561  0.45867687        0.84690830
Export             -0.19670421  0.07678308       -0.24724838
Import              0.36222356  0.31773474        0.19667120
GDP                 0.80751638  0.31873511        0.65648845
FDI                -0.01514437 -0.04275911       -0.07148248
SEDO                1.00000000  0.29288826        0.86208599
GDO                 0.29288826  1.00000000        0.27025427
Unemployment rate   0.86208599  0.27025427        1.00000000
```

Рис. 2.11. Кореляційна матриця

Джерело: розрахунки автора

Іншим важливим показником є позитивна кореляція між ВВП та імпортом (0.703). Це вказує на те, що зростання економіки супроводжується збільшенням імпорту. Такий зв'язок може бути пояснений потребою в імпортних товарах та послугах для підтримки виробництва та задоволення споживчого попиту. Позитивна кореляція між експортом та імпортом (0.74) також підтверджує взаємозалежність цих двох показників.

Кореляція між обмінним курсом і SEDO (0.911) та GDO (0.459) вказує на те, що зміцнення валюти впливає на державні боргові зобов’язання як внутрішні, так і зовнішні. Це може бути пов'язано з тим, що зміцнення валюти знижує вартість обслуговування боргів, деномінованих у іноземній валюті, що є важливим для

фінансової стабільності країни та підкреслює важливість управління зовнішнім боргом для підтримки стабільного обмінного курсу, оскільки зміни в обмінному курсі суттєво впливають на здатність країни обслуговувати свої зовнішні боргові зобов'язання. Це свідчить про те, що розвиток соціально-економічної сфери тісно пов'язаний з економічним зростанням країни. Цей зв'язок є критично важливим для розуміння того, як інвестиції в соціальну та економічну інфраструктуру можуть стимулювати зростання ВВП.

Важливо також відзначити кореляцію між рівнем безробіття та обмінним курсом (-0.847), що вказує на те, що укріплення валюти може супроводжуватися зниженням рівня безробіття.

Загалом, результати кореляційного аналізу вказують на складну взаємозалежність між економічними показниками, підкреслюючи важливість комплексного підходу до економетричного моделювання. Отримані кореляції надають цінну інформацію для подальших етапів дослідження, включаючи тестування причинності Грейнджера та побудову моделей VAR, що дозволить більш детально дослідити динаміку взаємозв'язків між показниками та зробити прогнози щодо їх подальшого розвитку.

РОЗДІЛ 3. ПОБУДОВА МОДЕЛЕЙ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ МАКРОЕКОНОМІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ

Після завершення етапу підготовки даних та проведення кореляційного аналізу, наступним кроком дослідження є побудова моделей та обчислення прогнозів на основі статистичних даних. Цей розділ зосереджено на застосуванні економетричних методів для аналізу динаміки макроекономічних показників, використовуючи підготовлені дані за відповідний період. Основною метою цього розділу є побудова та оцінка моделей, які дозволять зрозуміти взаємозв'язки між ключовими економічними показниками та прогнозувати їх майбутній розвиток. Для цього будуть використані різні методи економетричного аналізу, зокрема тест причинності Грейнджера та модель векторної авторегресії (VAR).

Проведення диференціювання та повторної перевірки на стаціонарність були критичними кроками, що забезпечили коректність подальшого аналізу. Це дозволило підготувати дані для економетричного моделювання та знизити ризик отримання хибних результатів. З підтвердженням стаціонарності рядів ми можемо перейти до побудови моделей та аналізу взаємозв'язків між економічними показниками.

3.1 Тест причинності Грейнджера

Тест причинності Грейнджера є одним з основних інструментів, що використовується для виявлення напрямку причинно-наслідкових зв'язків між часовими рядами. В економіці причинність за Грейнджером означає, що змінна X є причиною змінної Y, якщо використання минулих значень X допомагає прогнозувати Y. Формально, змінна X Грейнджер-причинна для Y, якщо значення Y можна краще передбачити, використовуючи інформацію про X.

Теоретична основа тесту причинності Грейнджера базується на ідеї, що причиновий вплив між двома змінними можна оцінити шляхом порівняння точності прогнозів моделей, які включають і не включають додаткову інформацію. Якщо

модель, що включає минулі значення X, краще прогнозує Y, ніж модель без них, то вважається, що X Грейнджер-причинна для Y.

Обраний статистичний метод базуватиметься на регресійному аналізі, зокрема на методі найменших квадратів. Обраний метод використовується для мінімізації відмінностей між значеннями фактичних даних і розрахунковими значеннями, розрахованими з моделі OLS. Модель сприяє пошуку найбільш підходящої лінійної лінії, яка повинна найкраще описувати зв'язок між вибраними змінними. Метод найменших квадратів буде корисним, оскільки завдання даного методу полягає в мінімізації суми квадратів, відхилень між фактичними даними та розрахунковими значеннями. Це означає, що метод найменших квадратів вибирає такі значення параметрів, щоб сума квадратів відхилень була якомога меншою.

Для проведення тесту Грейнджера формулюються дві гіпотези. Нульова гіпотеза (H_0) передбачає відсутність причинно-наслідкового зв’язку між змінними на п’ятивідсотковому рівні значущості. Альтернативна гіпотеза (H_1) стверджує про наявність зв’язку між змінними.

У зв'язку з перевіркою гіпотез буде застосовано метод звичайних найменших квадратів (МНК). Цей метод використовуватиметься для пошуку найкращого рівняння лінійної регресії, яке найкраще відповідає наборам даних. Принцип методу найменших квадратів полягатиме в знаходженні лінійної функції, яка мінімізує суму квадратів різниць між фактичними значеннями даних і прогнозованими значеннями лінійної функції. Метою буде знайти найкраще рівняння лінійної регресії, яке найкраще відповідає наборам даних.

На наступному кроці буде проведено порівняння моделей, щоб проаналізувати взаємозв’язки між змінними X і Y. Перша модель включатиме лише історичні значення лише одного часового ряду, її математичний вираз має наступний вигляд:

$$Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t, \tag{3.1}$$

де Y_t *– значення змінної в момент часу t,*

Y_{t-1} *– значення змінної в момент часу t-1,*

α *– постійний коефіцієнт*

ε_t *– похибка.*

Друга модель буде містити історичні значення обох часових рядів і матиме такий математичний вираз:

$$Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \gamma_1 X_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (3.2)$$

де Y_t *– значення змінної в момент часу t,*

Y_{t-1} *– значення змінної 1 в момент часу t-1,*

X_{t-1} *– значення змінної 2 в момент часу t-1,*

α *– постійний коефіцієнт*

ε_t *– похибка.*

Результати тесту Грейнджера аналізуються за допомогою статистики R-квадрат для кожної моделі. Це визначає, чи сприяє інформація про минулі значення одного ряду кращому прогнозуванню майбутніх значень іншого ряду. Якщо розширена модель з включенням змінної X показує значно кращі результати, ніж автономна модель, це свідчить про те, що змінна X Грейнджер-причинна для змінної Y. Це дозволяє зробити висновок про існування причинно-наслідкового зв'язку між двома часовими рядами.

Для визначення доцільності застосування тесту Грейнджера до обраних економічних показників було проведено попередній кореляційний аналіз. Він дозволив виявити сильні кореляційні зв’язки між деякими парами змінних, що свідчить про можливе існування причинно-наслідкових зв’язків. Зокрема, спостерігалася висока кореляція між ВВП та обмінним курсом, ВВП та інфляцією, а також між експортом та імпортом. На основі цих результатів було обрано наступні пари змінних для впровадження тесту Грейнджера: ВВП та обмінний курс, інфляція, експорт, імпорт, FDI, SEDO, а також обмінний курс та інфляція, імпорт та експорт, рівень безробіття та обмінний курс, SEDO, GDO. Такий вибір обумовлений як економічною значущістю цих показників, так і наявністю попередньо виявлених

кореляційних зв’язків, що дозволяє очікувати виявлення причинно-наслідкових взаємозв’язків між ними.

Для кожної пари змінних було проведено тест Грейнджера, результати аналізу наведено нижче у табл. 3.1. Тест був проведений з використанням чотирьох лагів (1:4) і показує статистичні значення для двох моделей: однієї, яка включає лаги обох змінних, та іншої, яка включає лише лаги залежної змінної.

```
[1] "Granger causality test:  Exchange rate  ->  GDP"
Granger causality test

Model 1: y ~ Lags(y, 1:4) + Lags(x, 1:4)
Model 2: y ~ Lags(y, 1:4)
  Res.Df Df      F  Pr(>F)
1     95
2     99 -4 2.2806 0.06626 .
---
```

Рис. 3.1. Результати тесту Грейнджера для пари «Обмінний курс -> ВВП»

Джерело: розрахунки автора

Значення F-статистики допомагає визначити, наскільки ефективніше модель з доданими лагами незалежної змінної прогнозує залежну змінну порівняно з моделлю, яка включає лише лаги залежної змінної. Аналіз p-value відіграє ключову роль у прийнятті рішень щодо гіпотез, оскільки визначає ймовірність отримання таких або більш екстремальних значень F-статистики за умови, що нульова гіпотеза є правильною. Для прийняття рішення про наявність значущого причинно-наслідкового зв'язку між змінними використовувався рівень значущості $\alpha=0.05$. Якщо p-value менше цього рівня, нульова гіпотеза відхиляється, що свідчить про наявність значущого причинно-наслідкового зв'язку між змінними; у випадку якщо p-value більше рівня значущості нульова гіпотеза приймається, що вказує на відсутність причинно-наслідкового зв'язку.

Проведення тесту причинності Грейнджера дало змогу виявити кілька значущих причинно-наслідкових зв'язків між макроекономічними показниками, що представлені у табл. 3.1.

Таблиця 3.1

«Результати застосування тесту причинності Грейнджера»

Пара змінних	Результат F-статистики	p-value	Висновок
Обмінний курс -> ВВП	2.2806	0.06626	Причинність не встановлено
Інфляція -> ВВП	3.4919	0.01049	**Причинність встановлено**
Імпорт -> ВВП	2.903	0.0258	**Причинність встановлено**
Експорт -> ВВП	1.6910	0.1583	Причинність не встановлено
Прямі іноземні інвестиції (FDI) -> ВВП	0.6259	0.6452	Причинність не встановлено
Державні зовнішні боргові зобов'язання (SEDO) -> ВВП	4.2409	0.003345	**Причинність встановлено**
Інфляція -> Обмінний курс	1.5365	0.1979	Причинність не встановлено
Імпорт -> Експорт	0.9484	0.4397	Причинність не встановлено
Рівень безробіття -> Обмінний курс	6.0085	0.0002357	**Причинність встановлено**
Рівень безробіття -> SEDO	10.585	3.897e-07	**Причинність встановлено**
Рівень безробіття -> GDO	0.2868	0.8859	Причинність не встановлено

Джерело: розрахунки автора

Результати тесту вказують на те, що деякі економічні показники, такі як інфляція, імпорт та державні зовнішні боргові зобов'язання, мають значний вплив на ВВП України. Це свідчить про необхідність врахування цих показників при моделюванні економічного зростання та прогнозуванні ВВП. Окрім цього, рівень безробіття виявився Грейнджер-причинним для обмінного курсу з p-value 0.0002357 для державних зовнішніх боргових зобов'язань з p-value 3.897e-07, що вказує на те, що зміни в рівні безробіття можуть впливати на курс національної валюти та

зовнішній борг країни. Це може бути пов'язано з тим, що високий рівень безробіття може знижувати споживчий попит та інвестиційну активність, що, в свою чергу, впливає на валютний ринок.

Натомість, деякі показники не виявили значущого впливу на ВВП. Наприклад, обмінний курс, експорт та прямі іноземні інвестиції не показали значущого причинно-наслідкового зв'язку з ВВП. Це може свідчити про те, що їхній вплив на економічне зростання менш прямий або залежить від інших змінних та умов.

Графіки нижче наочно демонструють зв'язки між змінними, підтверджуючи результати тесту Грейнджера. Чорні точки представляють фактичні значення даних, а синя лінія - це лінія регресії, яка показує загальну тенденцію змін залежно від змін відповідних факторів. Сірий інтервал навколо лінії регресії відображає довірчий інтервал, який показує ступінь невизначеності в прогнозі регресії.

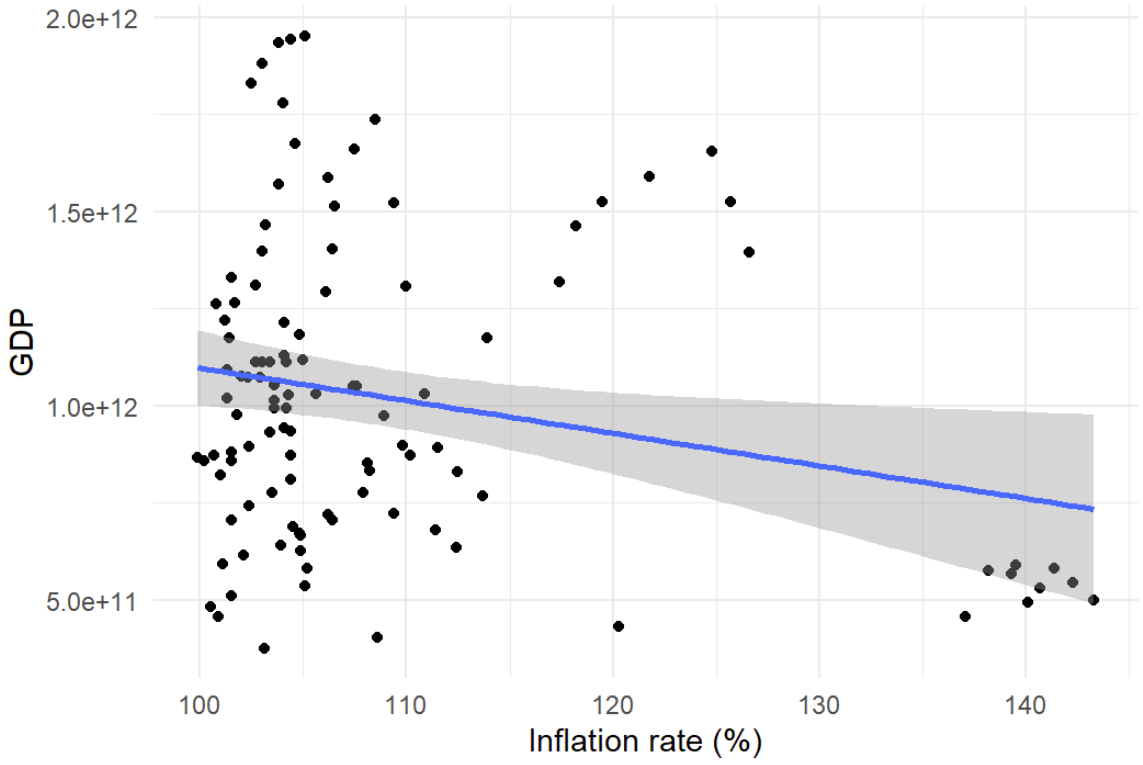

Рис. 3.2. Взаємозв'язок між рівнем інфляції та ВВП

Джерело: розрахунки автора

На графіках можна побачити як позитивні, так і негативні кореляції між змінними, що підтверджує наявність значущих причинно-наслідкових зв'язків.

Позитивні нахили ліній регресії вказують на позитивну кореляцію між змінними, тоді як негативні нахили свідчать про зворотну залежність.

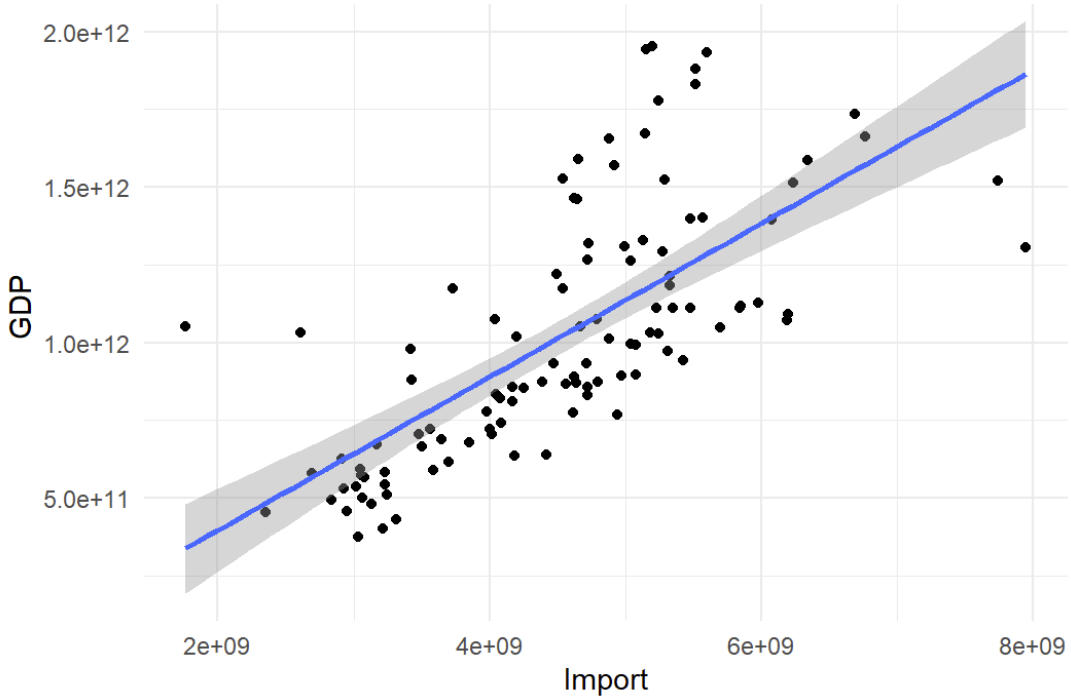

Рис. 3.3. Взаємозв'язок між імпортом та ВВП

Джерело: розрахунки автора

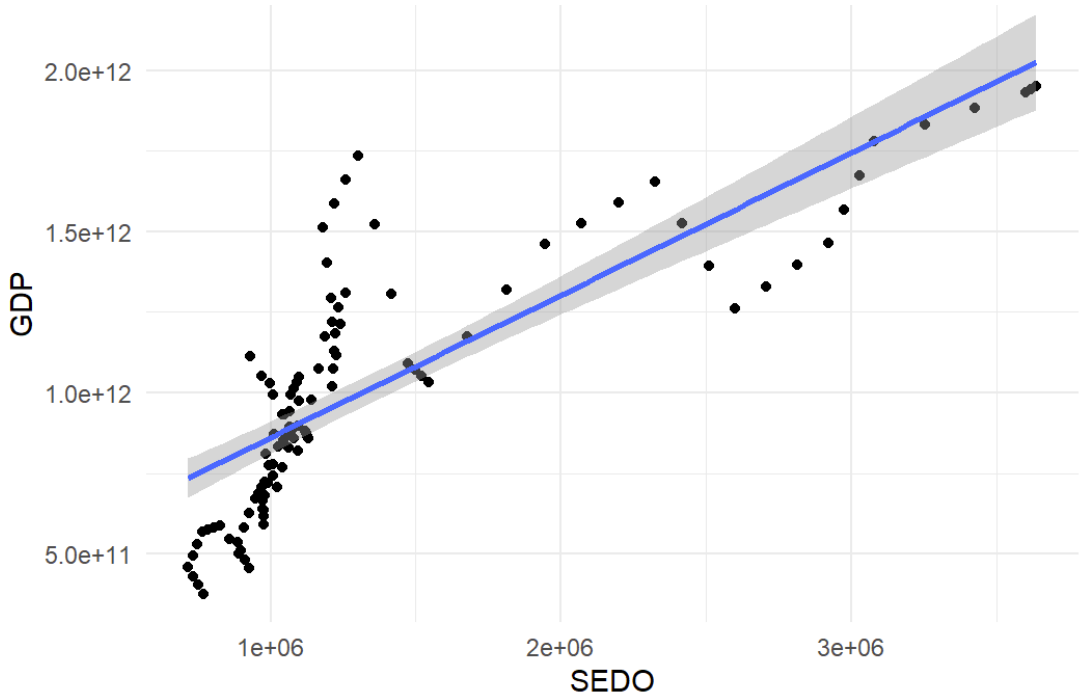

Рис. 3.4. Взаємозв'язок між SEDO та ВВП

Джерело: розрахунки автора

Розкид даних навколо лінії регресії та ширина довірчих інтервалів показують рівень невизначеності в прогнозах, вказуючи на наявність інших факторів, що можуть впливати на змінні.

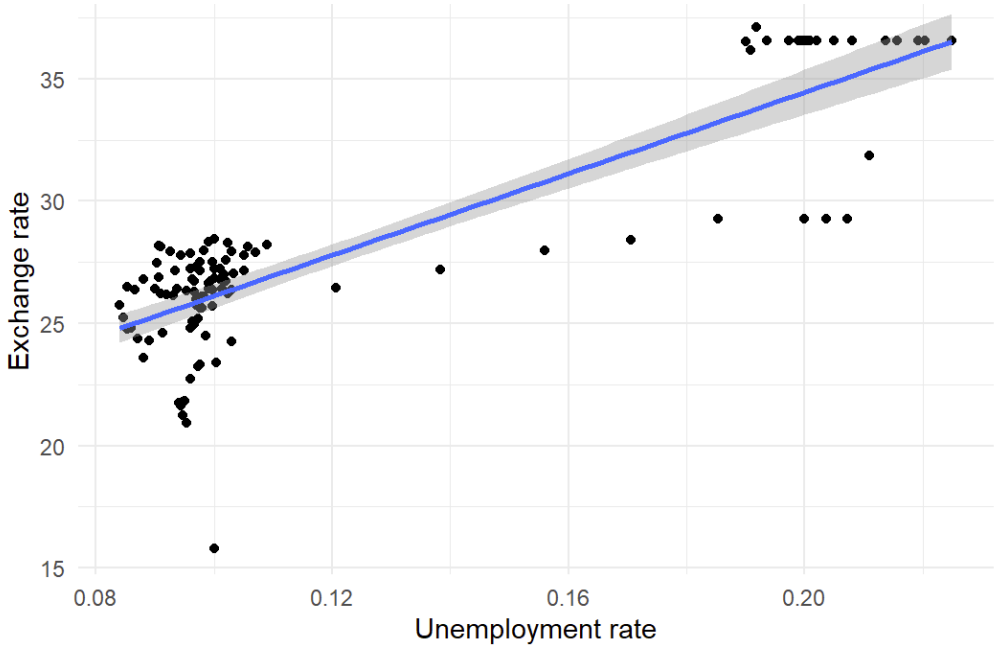

Рис. 3.5. Взаємозв'язок між рівнем безробіття та обмінним курсом

Джерело: розрахунки автора

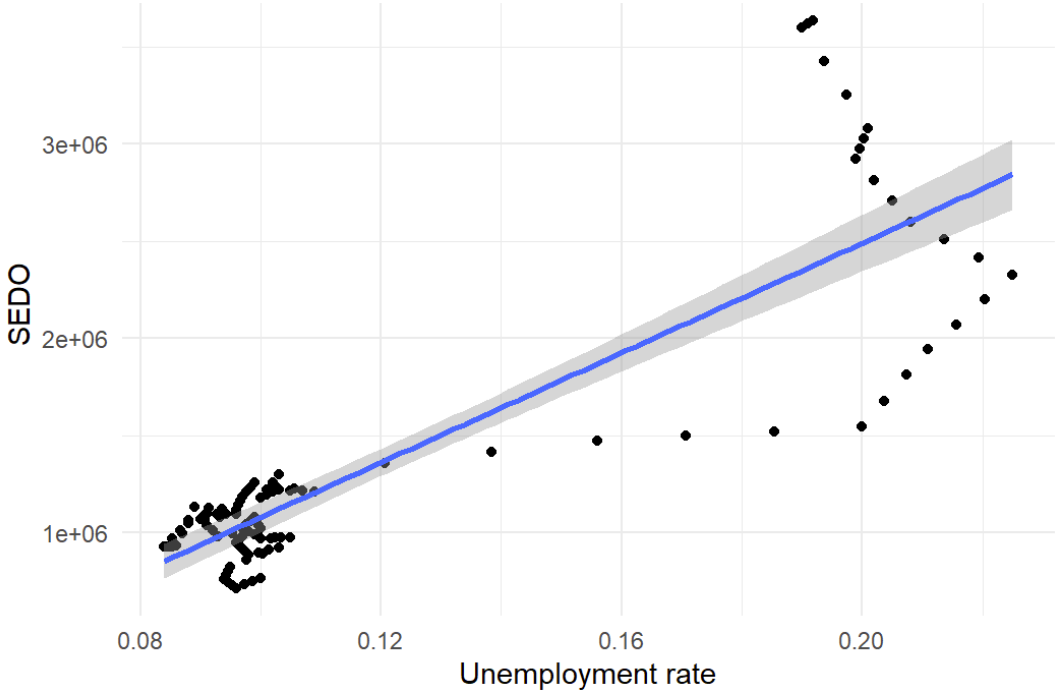

Рис. 3.6. Взаємозв'язок між рівнем безробіття та SEDO

Джерело: розрахунки автора

3.2 Модель векторної авторегресії (VAR)

Щоб поглибити дослідницьке питання, тест причинності Грейнджера буде розширено коінтеграційним аналізом у авторегресійній моделі VAR, яка вже включає тест для підтвердження існування причинно-наслідкового зв’язку між змінними. Метод векторних автокореляційних моделей (VAR) дозволяє моделювати кілька часових рядів одночасно та враховувати їхній взаємний вплив. Векторна автокореляційна модель є узагальненням одночасної автокореляційної моделі (AR), яка дозволяє моделювати кожну змінну як лінійну функцію від її власних лагів та лагів інших змінних у системі.

Модель VAR дозволяє аналізувати одночасно кілька змінних, де кожна змінна моделюється як лінійна функція своїх власних минулих значень та минулих значень інших змінних у системі. Це дає змогу враховувати взаємозв'язки між змінними та їх вплив одна на одну з плином часу. Формально, VAR(p) модель для k змінних може бути записана як:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \cdots + A_p y_{t-p} + u_t, \quad (3.3)$$

Де y_t *– вектор розмірності k×1 зі значеннями змінних в момент часу t,*

A_i *– матриці коефіцієнтів розмірності k×k,*

u_t *– вектор випадкових похибок (шоків) розмірності k×1, які вважаються білими шумами.*

Модель VAR є потужним інструментом для аналізу часових рядів, оскільки дозволяє виявити як короткострокові, так і довгострокові взаємозв'язки між економічними показниками. Використання VAR моделі також дозволяє оцінювати вплив різних економічних шоків на систему змінних та прогнозувати майбутні значення змінних на основі минулих даних. Завдяки можливості одночасного врахування багатьох змінних та їх взаємодії, модель VAR стає особливо корисною в аналізі складних економічних систем, де взаємозв'язки між змінними можуть бути неочевидними або складними для виявлення за допомогою простіших методів аналізу.

У контексті даного дослідження, застосування моделі VAR дозволяє більш детально проаналізувати вплив різних макроекономічних показників на ВВП України та взаємозв'язки між іншими ключовими економічними змінними. Це сприятиме глибшому розумінню економічних процесів та допоможе у формуванні обґрунтованих економічних прогнозів.

Використання результатів тесту Грейнджера забезпечить включення лише значущих змінних, що підвищить надійність та точність прогнозів, а саме таких макроекономічних показників, як ВВП, інфляція, імпорт, державні зовнішні боргові зобов'язання (SEDO) та рівень безробіття.. Відповідно, для кожної з виявлених значущих пар показників будуть сформовані набори даних.

Одним з важливих кроків при побудові моделі VAR є вибір оптимального числа лагів. Вибір оптимальної кількості лагів забезпечує, що модель враховує необхідні попередні періоди для кожної змінної, щоб адекватно описати їх взаємозв'язки та динаміку.

Для цього використовуються інформаційні критерії, такі як критерій Акаіке (AIC), байєсовий інформаційний критерій (BIC) та критерій Ханнана-Куїнна (HQIC). Критерій Акаіке (AIC) мінімізує інформаційну втрату при додаванні нових параметрів до моделі. Байєсовий інформаційний критерій (BIC) вводить жорсткіше покарання за збільшення числа параметрів, що дозволяє уникнути перенавчання моделі. Критерій Ханнана-Куїнна (HQIC) є проміжним між AIC та BIC і враховує обидві складові – як якість моделі, так і її простоту.

Процедура вибору оптимального числа лагів включає розрахунок значень цих критеріїв для моделей з різними лагами та вибір моделі з найменшим значенням критеріїв. Це дозволяє визначити таку кількість лагів, яка найкраще балансує між точністю моделювання та уникненням перенавчання, що є важливим для побудови надійних та точних прогнозів на основі моделі VAR.

На основі результатів обчислень оптимальної кількості лагів для моделі VAR було отримано наступні дані: критерії AIC та HQIC рекомендують використовувати 10 лагів для моделі VAR, тоді як BIC пропонує значно меншу кількість – 2 лаги.

```
AIC(n)  HQ(n)  SC(n) FPE(n)
    10     10      2     10
> cat("Оптимальна кількість лагів за AIC: ", var_selection$selection[1], "\n")
Оптимальна кількість лагів за AIC:  10
> cat("Оптимальна кількість лагів за HQIC: ", var_selection$selection[2], "\n")
Оптимальна кількість лагів за HQIC:  10
> cat("Оптимальна кількість лагів за BIC: ", var_selection$selection[3], "\n")
Оптимальна кількість лагів за BIC:  2
```

Рис. 3.7. Рекомендована кількість лагів за різними критеріями

Джерело: розрахунки автора

Враховуючи результати аналізу оптимальної кількості лагів за різними критеріями, було прийнято рішення використовувати 2 лаги для моделі VAR у даному дослідженні. Такий вибір ґрунтується на рекомендаціях критерію BIC (Bayesian information criterion), який є більш консервативним і допомагає уникнути перенавчання моделі, забезпечуючи баланс між точністю моделювання взаємозв'язків і обчислювальною ефективністю.

Після визначення оптимальної кількості лагів, переходимо безпосередньо до побудови моделі VAR. Для цього було обрано два набори даних, що включають змінні, між якими було встановлено причинно-наслідковий зв'язок за результатами тесту Грейнджера. Перший набір включає ВВП, інфляцію, імпорт та державні зовнішні боргові зобов'язання (SEDO). Другий набір складається з обмінного курсу, рівня безробіття та SEDO.

У процесі побудови моделі векторної авторегресії (VAR) для першого набору даних, який включає змінні «GDP», «Inflation rate (%)», «Import» та «SEDO», виникла числова проблема «system is computationally singular». Ця помилка означає, що матриця коефіцієнтів моделі є сингулярною або майже сингулярною, що унеможливлює обчислення її оберненої матриці. Така ситуація може виникати через

значні відмінності у масштабах змінних або через наявність колінеарності між ними.

```
normalize <- function(x) {
  return ((x - min(x)) / (max(x) - min(x)))
}
```

Рис. 3.8. Нормалізації даних у програмному забезпеченні R

Джерело: розрахунки автора

Для вирішення цієї проблеми було прийнято рішення провести нормалізацію даних. Нормалізація приводить змінні до єдиного масштабу, що полегшує числові обчислення та зменшує ризик виникнення сингулярності. Результатом виконання було отримання коефіцієнтів моделі для всіх змінних, які були використані у дослідженні та представлені на рис. 3.9.

```
Estimation results for equation GDP:
====================================
GDP = GDP.l1 + Inflation.rate.....l1 + Import.l1 + SEDO.l1 + GDP.l2 + Inflation.rate.....l2 + Import.l2 + SEDO.l2 + const

                     Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
GDP.l1                1.64601    0.08067  20.403  < 2e-16 ***
Inflation.rate.....l1 -0.07775    0.02419  -3.215  0.00177 **
Import.l1             -0.08255    0.03377  -2.444  0.01632 *
SEDO.l1               -0.07831    0.28598  -0.274  0.78480
GDP.l2                -0.69312    0.09537  -7.268 9.32e-11 ***
Inflation.rate.....l2  0.04497    0.02525   1.781  0.07806 .
Import.l2              0.04227    0.03389   1.247  0.21532
SEDO.l2                0.13416    0.29671   0.452  0.65217
const                  0.03633    0.01189   3.055  0.00290 **
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1


Residual standard error: 0.0304 on 97 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.986,      Adjusted R-squared: 0.9848
F-statistic: 852.7 on 8 and 97 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Рис. 3.9. Модель VAR для першого набору даних з оптимальною кількістю лагів

Джерело: розрахунки автора

При побудові моделі VAR для другого набору даних не потребувались додаткові перетворення, що полегшило процес моделювання та дозволило отримати точні результати без необхідності нормалізації або інших трансформацій даних. Результати представлені на рис. 3.10.

```
Estimation results for equation SEDO:
=====================================
SEDO = Exchange.rate.l1 + Unemployment.rate.l1 + SEDO.l1 + Exchange.rate.l2 + Unemployment.rate.l2 + SEDO.l2 + const

                      Estimate Std. Error t value
Exchange.rate.l1     -4.102e+03  2.675e+03  -1.533
Unemployment.rate.l1  3.966e+05  5.970e+05   0.664
SEDO.l1               1.547e+00  8.730e-02  17.721
Exchange.rate.l2      2.343e+03  2.255e+03   1.039
Unemployment.rate.l2  2.269e+05  6.535e+05   0.347
SEDO.l2              -5.547e-01  9.045e-02  -6.133
const                -2.429e+03  3.419e+04  -0.071
                     Pr(>|t|)
Exchange.rate.l1        0.128
Unemployment.rate.l1    0.508
SEDO.l1               < 2e-16 ***
Exchange.rate.l2        0.301
Unemployment.rate.l2    0.729
SEDO.l2              1.78e-08 ***
const                   0.944
---
Signif. codes:
0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1


Residual standard error: 25040 on 99 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.9989,     Adjusted R-squared: 0.9988
F-statistic: 1.458e+04 on 6 and 99 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Рис. 3.10. Модель VAR для другого набору даних з оптимальноїю кількістю лагів

Джерело: розрахунки автора

Високі значення Adjusted R-squared для всіх рівнянь як в першому (понад 75%), так і в другому (понад 97%) наборі даних підтверджують, що модель VAR адекватно пояснює варіації в даних. Для першого набору даних Adjusted R-squared для рівняння ВВП становить 0.9848, для рівняння інфляції – 0.7525, для імпорту – 0.7543, а для SEDO – 0.9987, в той час як для другого набору даних Adjusted R-squared для рівняння обмінного курсу становить 0.9714 (що означає, що модель пояснює 97.14% варіацій цієї змінної), для рівняння рівня безробіття – 0.9972, а для SEDO – 0.9989. Такі результати демонструють, що модель VAR не лише адекватно описує динаміку кожної з досліджуваних змінних, але й враховує їх взаємозв'язки, що є критично важливим для надійного прогнозування майбутніх значень економічних показників.

Отримані результати свідчать про високий рівень самовпливу всіх змінних (на основі значних коефіцієнтів автокореляції першого порядку для кожної змінної). Крім того, для кожного коефіцієнта автокореляції розраховується p-value, який показує, наскільки ймовірно, що спостережуваний вплив відрізняється від нуля випадковим чином. Малі значення p-value (менше 0.05) свідчать про те, що можна

відкинути нульову гіпотезу (відсутність ефекту) і вважати коефіцієнт автокореляції статистично значущим. Це свідчить про те, що кожна змінна значною мірою залежить від своїх попередніх значень.

```
$GDP
          fcst     lower    upper         CI
 [1,] 1.021103 0.9615264 1.080679 0.05957618
 [2,] 1.050536 0.9349764 1.166096 0.11555990
 [3,] 1.086286 0.9201666 1.252406 0.16611967
 [4,] 1.126484 0.9198924 1.333076 0.20659200
 [5,] 1.168902 0.9325595 1.405245 0.23634265
 [6,] 1.211661 0.9548375 1.468485 0.25682376
 [7,] 1.253616 0.9833147 1.523917 0.27030134
 [8,] 1.294344 1.0152924 1.573397 0.27905209
 [9,] 1.333965 1.0490089 1.618920 0.28495579
[10,] 1.372918 1.0835293 1.662307 0.28938887
[11,] 1.411783 1.1184949 1.705071 0.29328792
[12,] 1.451136 1.1538719 1.748399 0.29726371
```

Рис. 3.11. Прогнозовані значення та достовірність прогнозу для ВВП

Джерело: розрахунки автора

```
$Exchange.rate
          fcst    lower    upper       CI
 [1,] 37.05613 35.66334 38.44892 1.392791
 [2,] 37.06621 35.15603 38.97640 1.910187
 [3,] 37.15144 34.90029 39.40259 2.251150
 [4,] 37.29330 34.78169 39.80490 2.511604
 [5,] 37.47905 34.74706 40.21104 2.731986
 [6,] 37.70120 34.76667 40.63573 2.934531
 [7,] 37.95530 34.82269 41.08791 3.132612
 [8,] 38.23847 34.90445 41.57249 3.334021
 [9,] 38.54860 35.00596 42.09125 3.542641
[10,] 38.88388 35.12426 42.64350 3.759619
[11,] 39.24256 35.25825 43.22688 3.984316
[12,] 39.62289 35.40783 43.83796 4.215061
```

Рис. 3.12. Прогнозовані значення та достовірність прогнозу для обмінного курсу

Джерело: розрахунки автора

Після побудови моделі VAR з використанням оптимальної кількості лагів було проведено прогнозування на 12 періодів (місяців) вперед для кожного з наборів даних. На рис. 3.12 зображено прогнозовані значення та довірчі інтервали для обмінного курсу на наступні 12 місяців, які в подальшому були візуалізовані на рис 3.16. Аналогічні графіки на основі даних прогнозування, отриманих з моделі VAR, були побудовані для таких показників як ВВП, інфляція, імпорт, безробіття, SEDO та представлені на рис. 13, рис. 14, рис. 15, рис. 17, рис. 18 відповідно.

Червона лінія на графіку відображає прогнозовані значення обмінного курсу на основі моделі VAR. Сірий інтервал навколо червоної лінії показує довірчий інтервал, що відображає рівень невизначеності у прогнозі. Це означає, що з певною ймовірністю фактичні значення будуть знаходитись в межах цього інтервалу. Сині точки представляють реальні значення обмінного курсу за перші місяці 2024 року.

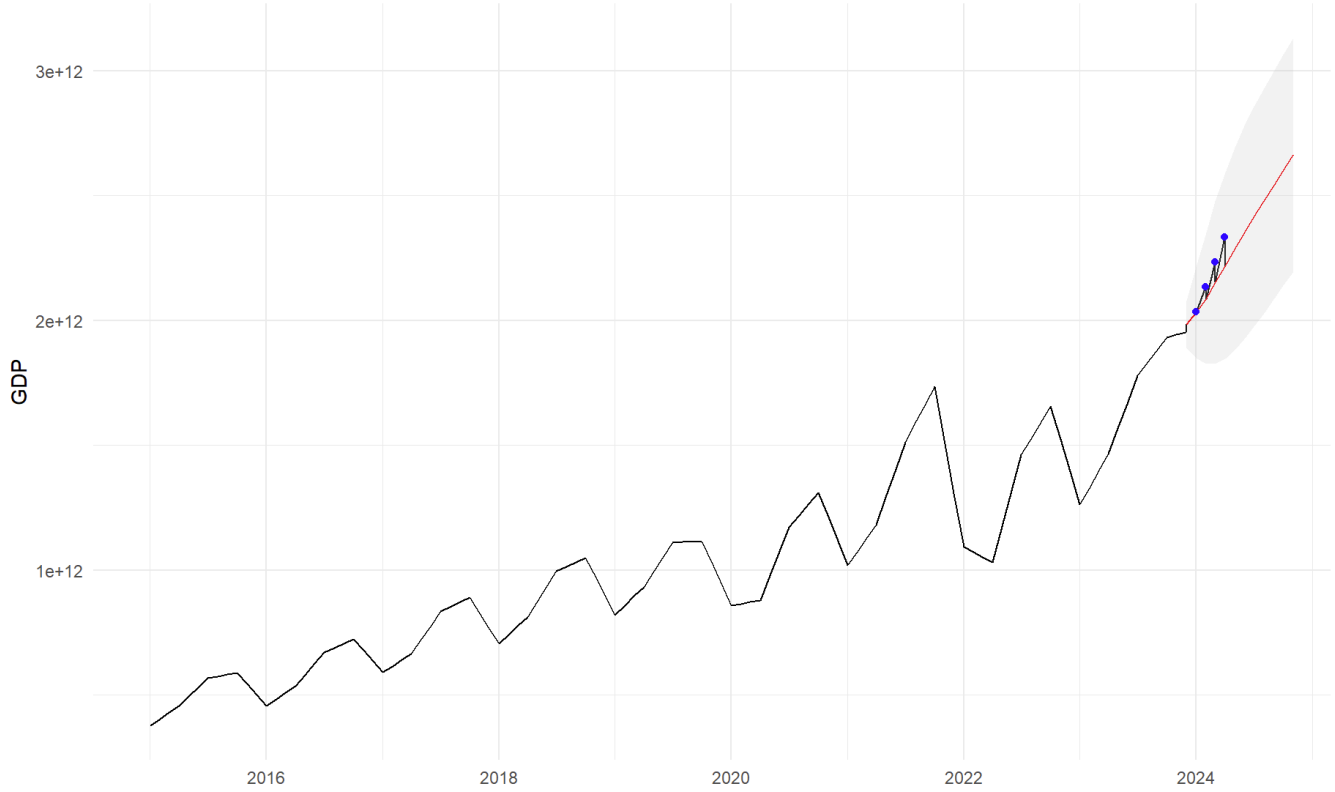

Рис. 3.13. Прогнозування ВВП на 2024 рік

Джерело: розрахунки автора

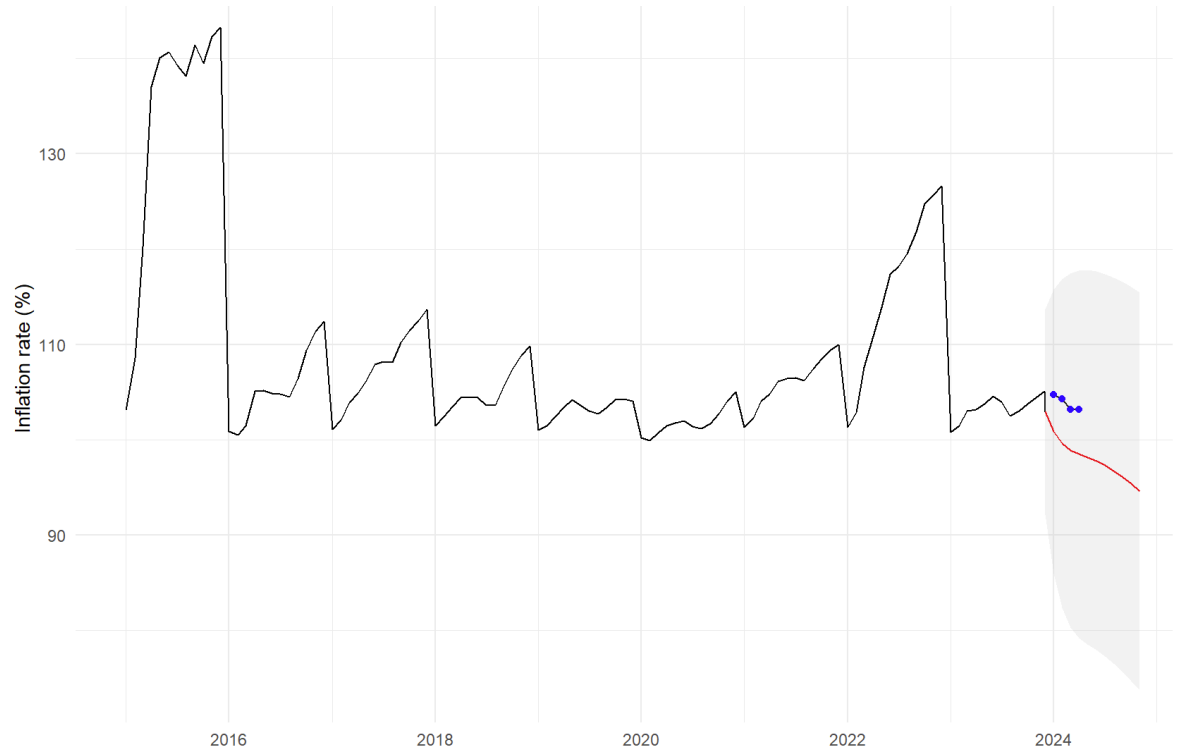

Рис. 3.14. Прогнозування інфляції на 2024 рік

Джерело: розрахунки автора

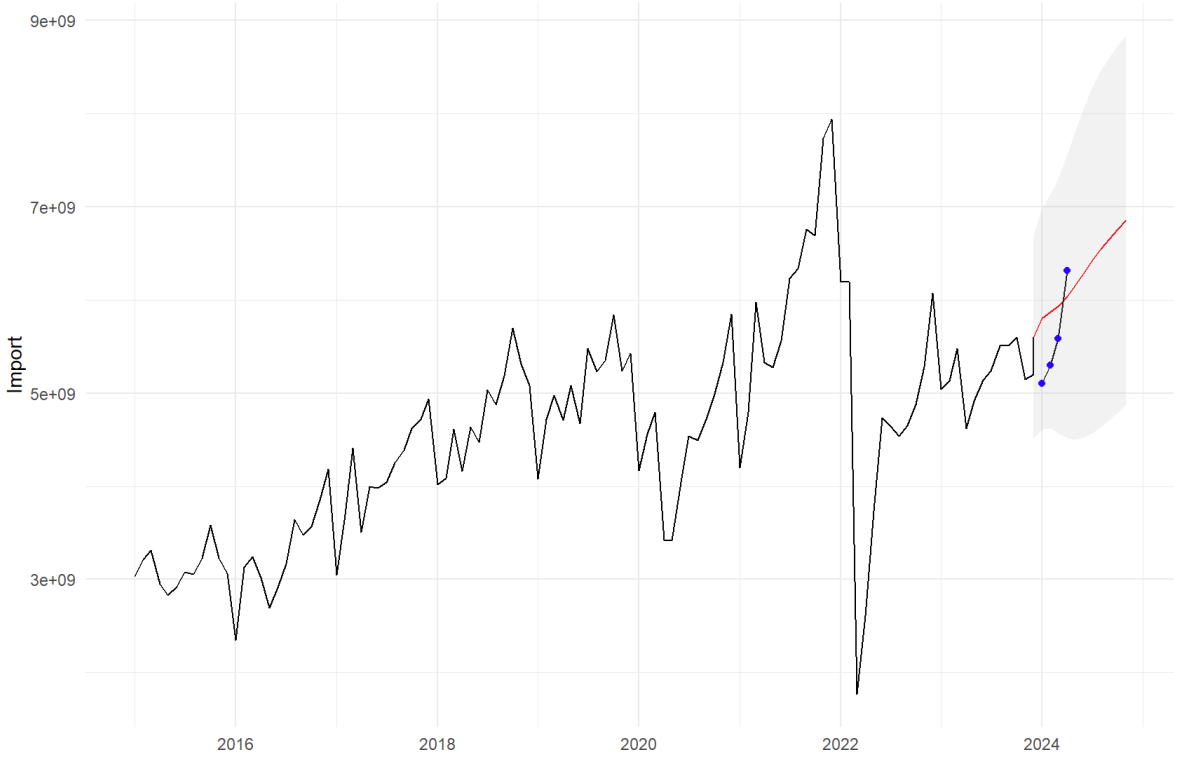

Рис. 3.15. Прогнозування імпорту на 2024 рік

Джерело: розрахунки автора

Рис. 3.16. Прогнозування обмінного курсу на 2024 рік

Джерело: розрахунки автора

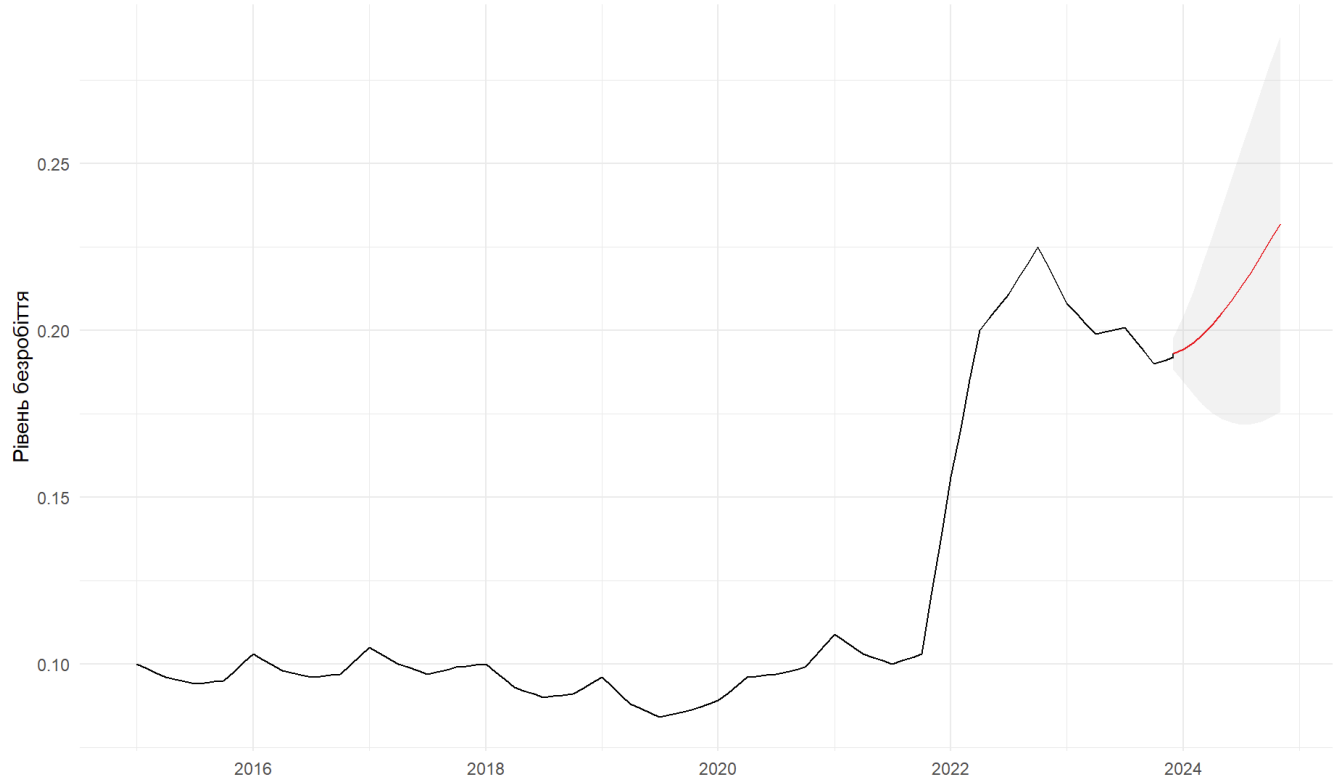

Рис. 3.17. Прогнозування рівня безробіття на 2024 рік

Джерело: розрахунки автора

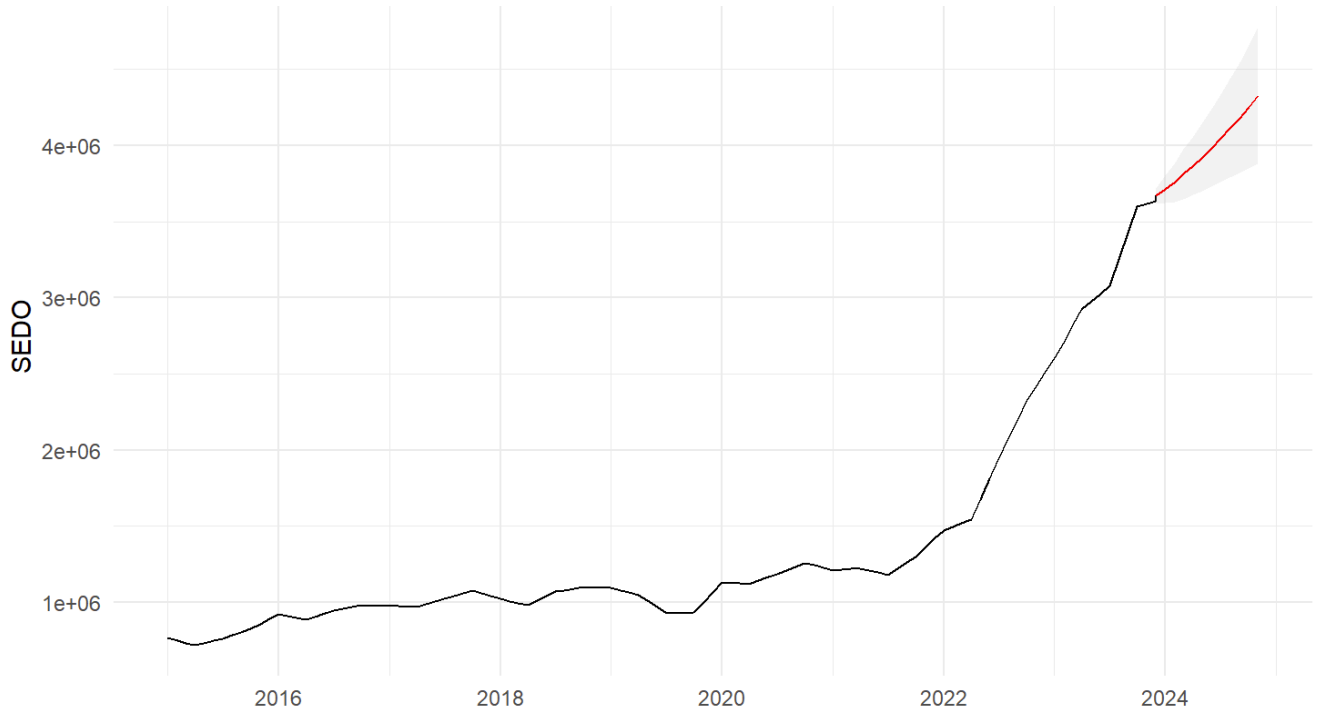

Рис. 3.18. Прогнозування SEDO на 2024 рік

Джерело: розрахунки автора

3.3 Аналіз результатів

Війна, що розпочалася в Україні в 2022 році внаслідок вторгнення Російської Федерації, завдала важкого удару по економіці країни. Цей конфлікт призвів до значних змін у всіх сферах економічного життя, створивши численні виклики та невизначеності. Дослідження впливу війни на розвиток національної економіки України було здійснене за допомогою моделі векторної авторегресії (VAR), яка дозволяє виявити складні взаємозв'язки між основними економічними показниками та сформувати прогнози на майбутнє.

Під час дослідження застосовувався тест причинності Грейнджера для виявлення значущих причинно-наслідкових зв'язків між різними економічними показниками. Було встановлено, що інфляція та імпорт мають значний вплив на валовий внутрішній продукт (ВВП). Це пояснюється тим, що обидва показники безпосередньо відображають внутрішнє економічне становище та впливають на внутрішні ринки. Зокрема, імпорт товарів та послуг є критично важливим для

забезпечення виробничих процесів та задоволення споживчого попиту. Зниження імпорту через руйнування інфраструктури, економічні санкції та втрату виробничих потужностей призвело до скорочення економічної активності та зниження ВВП.

З іншого боку, експорт не показав значного причинного впливу на ВВП, що може бути пов'язано з залежністю від зовнішніх ринків, які під час війни стали менш передбачуваними та нестабільними. Крім того, значний вплив на ВВП було виявлено з боку державних зовнішніх боргових зобов'язань (SEDO), що підкреслює важливість управління зовнішнім боргом для стабільності економіки.

Прогнозування основних економічних показників на 12 місяців вперед за допомогою моделі VAR виявило декілька важливих тенденцій. Прогнозовані значення ВВП показують тенденцію до зростання, однак з досить широким довірчим інтервалом, що відображає високий рівень невизначеності. Це свідчить про те, що економіка України має потенціал для відновлення, проте багато залежить від тривалості та інтенсивності війни, а також від міжнародної підтримки. Інфляція, за прогнозами, має тенденцію до зниження, що може свідчити про стабілізацію цінової ситуації в країні. Однак, цей прогноз також має значний рівень невизначеності, що пов'язано з можливими зовнішніми шоками, такими як коливання цін на енергоносії чи інші імпортовані товари.

Прогнозовані дані щодо рівня безробіття свідчать про поступове зростання, що може бути наслідком економічної нестабільності та втрати робочих місць через руйнування інфраструктури та підприємств під час бойових дій. Це підкреслює необхідність уряду вживати заходів для підтримки зайнятості та створення нових робочих місць. Прогнозований курс валют показує тенденцію до зміцнення, що може бути результатом стабілізаційних заходів з боку Національного банку України та міжнародної фінансової допомоги. Проте, існує висока невизначеність щодо довгострокової стабільності валютного курсу, яка може залежати від тривалості конфлікту та економічної політики уряду.

Прогнозування експорту та імпорту вказує на деякі позитивні зміни, але з високою варіативністю. Імпорт демонструє тенденцію до зростання, що може бути пов'язано з відновленням попиту на імпортовані товари. Експорт, натомість, не показує значного зростання, що може відображати складнощі з доступом до міжнародних ринків та логістичні проблеми в умовах війни.

Війна в Україні значно вплинула на всі аспекти економіки країни. Результати аналізу показують, що війна має як прямі, так і непрямі наслідки для макроекономічних показників. Прямі наслідки включають руйнування інфраструктури, втрату продуктивних потужностей та збільшення державних витрат на оборону. Непрямі наслідки охоплюють підвищену невизначеність, відтік інвестицій, зниження довіри до національної валюти та фінансової системи. Значний вплив війни відображається у показниках інфляції та безробіття. Інфляція залишалася високою через перебої в постачанні, підвищення вартості імпорту та зниження виробничих потужностей. Безробіття зростало через руйнування підприємств та інфраструктури, що призводило до втрати робочих місць та зменшення економічної активності.

Загалом, отримані результати свідчать про те, що модель VAR є ефективним інструментом для аналізу взаємозв'язків між макроекономічними показниками та прогнозування їхньої динаміки в умовах високої невизначеності. Війна в Україні значно вплинула на економічні показники, створюючи виклики для економічного зростання та стабільності. Проте, за умов правильного управління та підтримки з боку міжнародної спільноти, Україна має потенціал для відновлення та стійкого економічного розвитку.

Отримані результати можуть бути використані для розробки економічної політики, спрямованої на відновлення та стабілізацію економіки України в умовах війни. Це підкреслює важливість застосування економетричних моделей для аналізу складних економічних процесів та планування економічного розвитку країни.

Однак, важливо усвідомлювати, що при прогнозуванні майбутнього розвитку національної економіки результати можуть бути пов’язані з певним ступенем невизначеності та ризику. Навіть якщо використовуються найсучасніші аналітичні інструменти та методи, результати прогнозу не завжди точні на 100%.

Вплив непередбачуваних факторів може бути викликаний неочікуваними змінами надзвичайної ситуації, які неможливо було передбачити на момент дослідження. У зв’язку з цим результати прогнозу оцінюються в контексті поточного економічного та політичного розвитку в означений період дослідження.

ВИСНОВКИ

Вивчення наслідків вторгнення на економіку України виявляє, що війна впливає на макроекономічні показники значним чином, викликаючи економічні втрати, інфляційні зміни, та коливання валютних курсів. Це дослідження підтверджує, що аналіз економічних індикаторів є критично важливим для зрозуміння глибини криз та планування відновлення національної економіки. Важливість цього аналізу підкріплюється необхідністю використання передових статистичних методів та глибокого розуміння економічних теорій для розробки ефективних відповідей на виклики. Відтак, розуміння взаємозв'язків між макроекономічними змінними може допомогти владним органам, інвесторам та бізнесу адаптувати свої стратегії для мінімізації економічних втрат та сприяння стабілізації.

Завдання дослідження були виконані через застосування методів статистичного аналізу та економетричного моделювання, зокрема, за допомогою тесту Грейнджера причинності та моделі векторної авторегресії (VAR). Ці інструменти дозволили не лише ідентифікувати краткострокові наслідки вторгнення, але й розробити прогнози економічних трендів.

У першому розділі були розглянуті теоретичні підходи та методологічні аспекти, що стосуються впливу війни на макроекономічні показники. Зокрема, аналізується вплив збройних конфліктів на ВВП, інфляцію, обмінний курс та рівень безробіття. Аналітичний огляд наукової літератури та досліджень, представлений у розділі, допомагає сформулювати обґрунтовану теоретичну базу для подальшого емпіричного аналізу специфіки українського випадку. Окрема увага зосереджена на дослідженнях, що розглядають вплив збройних конфліктів на інфляційні процеси та волатильність валютних курсів, що важливо для планування економічної політики в кризових умовах.

У другому розділі було сформовано базу даних дослідження на основі зібраних макроекономічних показників і проведено їх аналіз з акцентом на стаціонарність

часових рядів, що має ключове значення для коректності подальшого моделювання. Застосування тесту Дікі-Фуллера дозволило визначити наявність одиничного кореня у часових рядах, що свідчить про можливість трендів або інших форм нестабільності. Було проведено диференціювання даних для усунення лінійних трендів та сезонних коливань, що забезпечило стабілізацію середнього значення ряду. Ці підготовчі дії з даними були критичними для подальшого застосування економетричних методів, включно з тестом причинності Грейнджера та моделлю векторної авторегресії (VAR), які забезпечили глибокий аналіз взаємозв'язків між основними економічними показниками та сприяли розробці майбутніх прогнозів.

У третьому розділі було застосовано тест Грейнджера для визначення причинно-наслідкових зв'язків між змінними. Тест дозволив ідентифікувати, чи один показник може бути прогнозованим на основі змін у іншому показнику, що є критично важливим для розуміння впливу економічних політик та зовнішніх шоків на економіку країни. На основі отриманих результатів було сформовано кілька прогнозних моделей з використанням моделі векторної авторегресії (VAR), що дозволило оцінити майбутні зміни у макроекономічних індикаторах та сформувати прогнози на наступні 12 місяців, що можуть служити фундаментом для формулювання стратегічних напрямів державної економічної політики.

Підсумовуючи, дослідження демонструє, що відновлення від військового конфлікту буде тривалим і складним процесом, який вимагатиме залучення значних ресурсів, стратегічного планування та міжнародної підтримки. Це не тільки виклик, але й можливість для України реформувати свою економіку, впроваджувати нові технології і розбудовувати стійкіші та ефективніші системи управління, які зможуть протистояти майбутнім викликам та сприяти довготривалому розвитку країни.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Peterson K Ozili. Spillover of COVID-19: Impact on the Global Economy. 2022. URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3562570
2. Countering the cost-of-living crisis. World economic outlook report. 2022. URL: https://www.imf.org/en/Publications/WEO/Issues/2022/10/11/world-economic-outlook-october-2022
3. O. Dodd, Adrian Fernandez-Perez, Simon Sosvilla-Rivero. Currency and Commodity Return Relationship under Extreme Geopolitical Risks: Evidence from the Invasion of Ukraine. Applied Economics Letters. 2022. URL: https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/13504851.2022.2123101
4. M. Cahyadin. The relationship between macroeconomic variables and small-and-medium-enterprises in Indonesia. Economic Journal of Emerging Markets. 2017. URL: https://journal.uii.ac.id/index.php/JEP/article/view/7126
5. Philip Hans Franses. Inflation in China. China Economic Journal. 2020. URL: https://doi.org/10.1080/17538963.2019.1679329
6. V. Fromentin. Time-varying causality between stock prices and macroeconomic fundamentals: Connection or disconnection? Finance Research Letters. 2022. URL: https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103073
7. Rabeh Khalfaoui, Hemachandra Padhan, Aviral Kumar Tiwari, Shawkat Hammoudeh. Understanding the time-frequency dynamics of money demand, oil prices and macroeconomic variables. Resources Policy. 2020. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S030142072030266X?via%3Dihub
8. E. Gresova, J. Svetlik. Simulating modeling of the Czech Republic economy with a development forecasting. MM Science Journal. 2021. URL: https://www.mmscience.eu/journal/issues/june-2021/articles/simulation-modeling-of-the-czech-republic-economy-with-a-development-forecasting

9. Kai Xing, Dan Luo, Lanlan Liu. Macroeconomic conditions, corporate default, and default clustering. Economic Modelling. Volume 118. 2023. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0264999322003169
10. Peterson K Ozili. Global Economic Consequence of Russian Invasion of Ukraine. 2022. URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4064770
11. Lena Dräger, Klaus Gründler, Niklas Potrafke. Political Shocks and Inflation Expectations: Evidence from the 2022 Russian Invasion of Ukraine. CESifo. 2022. URL: https://www.cesifo.org/en/publikationen/2022/working-paper/political-shocks-and-inflation-expectations-evidence-2022-russian
12. Загальна сума прямих збитків інфраструктури. Київська школа економіки. 2023. URL: https://kse.ua/ua/about-the-school/news/zagalna-suma-pryamih-zbitkiv-infrastrukturi-vzhe-perevishhuye-105-5-mlrd/
13. Marianna Bida, Iryna Ruda. Economic and financial consequences of war in Ukraine: Analysis of development scenarios. University of Information Technology and Management. 2022. URL: https://www.econstor.eu/bitstream/10419/266911/1/1310.pdf
14. Russia’s invasion of Ukraine overview. The World Bank In Ukraine. 2024. URL: https://www.worldbank.org/en/country/ukraine/overview#3
15. Fernando Moreira. Understanding 2024's Global Macroeconomics Trends: A Futuristic Vision for Business Leaders. 2024. URL: https://www.linkedin.com/pulse/understanding-2024s-global-macroeconomics-trends-vision-moreira-utfpf/
16. James D. Hamilton. Time Series Analysis. Princeton University Press, 1994. URL: http://mayoral.iae-csic.org/timeseries2021/hamilton.pdf
17. Валовий внутрішній продукт в Україні. Мінфін. URL: https://index.minfin.com.ua/ua/economy/gdp/
18. Індекс інфляції в Україні. Мінфін. URL: https://index.minfin.com.ua/ua/economy/index/inflation/

19. Офіційний курс гривні щодо іноземних валют. Національний банк України. URL: https://bank.gov.ua/ua/markets/exchangerate-chart
20. Щомісячні обсяги зовнішньої торгівлі товарами за країнами світу. Державна служба статистики України. URL: https://ukrstat.gov.ua/operativ/operativ2008/zd/o_eit/arh_o_eit_u.htm
21. Зовнішня торгівля товарами. Національний банк України. URL: https://bank.gov.ua/files/ES/Tov_m.pdf
22. Товарообіг України. Дія.Бізнес. URL: https://export.gov.ua/news/5015-tovaroobig_ukraini_za_9_misiatsiv_2023_roku
23. Прямі іноземні інвестиції. Мінфін. URL: https://index.minfin.com.ua/ua/economy/fdi/2023/
24. Державний борг України. Мінфін. URL: https://index.minfin.com.ua/ua/finance/debtgov/
25. Рівень безробіття в Україні. Мінфін. URL: https://index.minfin.com.ua/ua/labour/unemploy/2021/
26. Макроекономічний огляд та прогноз. Міністерство фінансів України. URL: https://mof.gov.ua/uk/makroogljad
27. Matthieu Bussière. How currency appreciations affect growth. 2015. URL: https://www.weforum.org/agenda/2015/08/how-currency-appreciations-affect-growth/
28. Черваньов Д.М. Комашко О.В. Економетрика: Курс лекцій. Київ, 2009. 65 с. URL: https://www.studmed.ru/chervanov-dm-komashko-ov-ekonometrika-kurs-lekcy_b5f52cdc2b1.html
29. Комашко О.В. Прикладна економетрика. Київ, 2014. 151 с. URL: https://htbiblio.yolasite.com/resources/MM07_Prikl_econometr.pdf
30. Hadley Wickham, Garrett Grolemund. R for Data Science: Import, Tidy, Transform, Visualize, and Model Data. Canada, 2017. 512 p. URL: https://digitallibrary.tsu.ge/book/2019/september/books/R-for-Data-Science.pdf

31. Sílvia Domit, Francesca Monti, Andrej Sokol. Forecasting the UK economy with a medium-scale Bayesian VAR. International Journal of Forecasting. 2019. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169207018301857?via%3Dihub
32. Horak, Jakub, Jaromir Vrbka, Petr Suler. Support Vector Machine Methods and Artificial Neural Networks Used for the Development of Bankruptcy Prediction Models and Their Comparison. Journal of Risk and Financial Management. 2020. URL: https://www.mdpi.com/1911-8074/13/3/60
33. Christophe Diagne, Boris Leroy, Anne-Charlotte Vaissière. High and rising economic costs of biological invasions worldwide. 2021. URL: https://hal.science/hal-03410347/file/GlobalInvasionCost-%20Diagne%20et%20al%20-%20AcceptedVersion.pdf
34. S. Boubaker, JW. Goodell, DK. Pandey, V. Kumari. Heterogeneous impacts of wars on global equity markets: Evidence from the invasion of Ukraine. 2022. URL: https://www.researchgate.net/publication/360377310_Heterogeneous_impacts_of_wars_on_global_equity_markets_Evidence_from_the_invasion_of_Ukraine
35. Hwang, Youngjin. Forecasting Recessions with Time-Varying Models. Journal of Macroeconomics. 2019. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0164070419300758?via%3Dihub
36. Eric Jondeau, Michael Rockinger. Predicting Long-Term Financial Returns: VAR versus DSGE Model-A Horse Race. Journal of Money Credit and Banking. 2019. URL: 2239–91. https://doi.org/10.1111/jmcb.12586
37. A.Kaderabkova, V. Ždarek. Makroeconomicka analyza. 2006. URL: https://www.vsem.cz/data/data/sis-ukazky-kapitol/uc_zma_kapitola.pdf
38. Mary Hall. Explaining the World Through Macroeconomic Analysis. 2023. URL: https://www.investopedia.com/insights/macroeconomic-analysis/

39. Joseph E. Stiglitz. Reconstructing macroeconomic theory to manage economic policy. National bureau of economic research. 2014. URL: https://www.nber.org/system/files/working_papers/w20517/w20517.pdf
40. O. Kacef, J. P. Jiménez. Macroeconomic policies in times of crisis: options and perspectives. Economic Commission for Latin America and the Caribbean. 2009. URL: https://www.cepal.org/sites/default/files/publication/files/3665/S2009519_en.pdf
41. Stochastické modély v ékonomii. Jihočeská univerzita v Českých Budějovicích. 2022. URL: http://home.ef.jcu.cz/~mrkvicka/vyuka/Stochasticke%20modely%20-%20p%C5%99edn%C3%A1%C5%A1ky.pdf
42. Ukraine Support Tracker. The Kiel Institute for the World Economy. URL: https://www.ifw-kiel.de/topics/war-against-ukraine/ukraine-support-tracker/

ДОДАТОК А

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Економічний факультет

Кафедра економічної кібернетики

ЗАВДАННЯ
на кваліфікаційну роботу бакалавра
студентки 4 курсу спеціальності 051 «Економіка», ОПП «Економічна кібернетика»
Сеник Ганни Ярославівни

1. Тема роботи: Дослідження впливу вторгнення Російської Федерації на розвиток національної економіки України

2. Термін завершення роботи: 01.06.2024

3. Попередній захист роботи: 03.06.2024

4. Об’єкт дослідження: економічна система України в контексті воєнного вторгнення.

5. Предмет дослідження: вплив війни на ключові макроекономічні показники.

6. Мета дослідження: аналіз впливу воєнного вторгнення на ключові економічні індикатори України, прогнозування майбутніх тенденцій.

7. Завдання дослідження:

7.1. Вивчення теоретичних аспектів впливу воєнних конфліктів на економічні системи.

7.2. Аналіз змін у ключових макроекономічних показниках України.

7.3. Розробка економетричних моделей для прогнозування майбутніх макроекономічних тенденцій.

Науковий керівник: кандидат економічних наук, доцент Федоренко Ірина Костянтинівна

Студент:

Затверджено на засіданні кафедри економічної кібернетики
протокол № 4 від 22.11.2023 р.

ДОДАТОК Б

Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра

№	Етапи роботи	Терміни виконання	Відмітка керівника про виконання
1	Вибір теми кваліфікаційної роботи бакалавра	18.11.2023	
2	Розробка та затвердження завдання кваліфікаційної роботи бакалавра	21.11.2023	
3	Збір та систематизація макроекономічних даних для бази даних дослідження	01.02.2024	
4	Аналіз зібраних даних на стаціонарність часових рядів	01.03.2024	
5	Диференціювання даних для усунення лінійних трендів та сезонних коливань	15.03.2024	
6	Застосування тесту Грейнджера для визначення причинно-наслідкових зв'язків між змінними	15.04.2024	
7	Розробка прогнозних моделей з використанням моделі векторної авторегресії (VAR)	01.05.2024	
8	Аналіз результатів та формулювання висновків	15.05.2024	
9	Оформлення звіту	30.05.2024	
10	Подання роботи до попереднього захисту	01.06.2024	

Науковий керівник:

Студент:

ДОДАТОК В

```
library(readxl)
DataM <- read_excel("C:/Users/Inspiron/Desktop/Diploma/Databaze_UA.xlsx")
DataQ <- read_excel("C:/Users/Inspiron/Desktop/Diploma/Databaze_UA.xlsx", sheet = 2)
# графік ВВП
library(readxl)
library(ggplot2)
DataQ <- read_excel("C:/Users/Inspiron/Desktop/Diploma/Databaze_UA.xlsx", sheet = 2)
GDP_q=as.numeric(as.matrix(DataQ[2],1))
DataQ$GDP_trillion <- DataQ$GDP / 1e12
ggplot(DataQ, aes(x = Period, y = GDP_trillion, group = 1)) +
  geom_line() +
  geom_point(size = 10, color = "grey", fill = "white") +
  geom_text(aes(label = round(GDP_trillion, 1)), vjust = 0.5, hjust = 0.5, color = "white") +
  labs(title = "Динаміка ВВП 2015 - 2023", x = "Період", y = "ВВП (трлн. USD)") +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, vjust = -0.5))
  theme_minimal()
# графік інфляція
p <- ggplot(DataM, aes(x = factor(1), y = `Inflation rate (%)`)) +
  geom_boxplot(width = 0.2) +
  stat_summary(fun = max, geom = "text", aes(label = sprintf("max: %.2f", ..y..)), hjust = -1.5) +
  stat_summary(fun = min, geom = "text", aes(label = sprintf("min: %.2f", ..y..)), hjust = -1.5) +
  stat_summary(fun = quantile, geom = "text", aes(label = sprintf("Q1: %.2f", ..y..)), fun.args = list(probs = 0.25), hjust = -
1.5) +
  stat_summary(fun = quantile, geom = "text", aes(label = sprintf("median: %.2f", ..y..)), fun.args = list(probs = 0.5), hjust =
-1.05) +
  stat_summary(fun = quantile, geom = "text", aes(label = sprintf("Q3: %.2f", ..y..)), fun.args = list(probs = 0.75), hjust = -
1.5) +
  labs(title = "Аналіз інфляції", x = "", y = "Інфляція (%)") +
  theme_minimal()
print(p)
# графік обмінний курс
p <- ggplot(DataM, aes(x = factor(1), y = `Exchange rate`)) +
  geom_boxplot(width = 0.2) +
  stat_summary(fun = max, geom = "text", aes(label = sprintf("max: %.2f", ..y..)), hjust = -1.5) +
  stat_summary(fun = min, geom = "text", aes(label = sprintf("min: %.2f", ..y..)), hjust = -1.5) +
  stat_summary(fun = quantile, geom = "text", aes(label = sprintf("Q1: %.2f", ..y..)), fun.args = list(probs = 0.25), hjust = -
1.5) +
  stat_summary(fun = quantile, geom = "text", aes(label = sprintf("median: %.2f", ..y..)), fun.args = list(probs = 0.5), hjust =
-1.05) +
  stat_summary(fun = quantile, geom = "text", aes(label = sprintf("Q3: %.2f", ..y..)), fun.args = list(probs = 0.75), hjust = -
1.5) +
  labs(title = "Аналіз обмінного курсу", x = "", y = "UAH/USD") +
  theme_minimal()
print(p)
#перетворення даних
install.packages("DT")
library(readxl)
library(zoo)
library(dplyr)
library(DT)
quarterly_data <- read_excel("C:/Users/Inspiron/Desktop/Diploma/Databaze_UA.xlsx", sheet = 2)
quarterly_data$Period <- as.Date(as.yearqtr(quarterly_data$Period, format = "%Y-Q%q"))
end_date <- as.Date("2023-12-01")
monthly_data <- data.frame(Period = seq(min(quarterly_data$Period), end_date, by = "month"))
monthly_data <- merge(monthly_data, quarterly_data, by = "Period", all.x = TRUE) #інтерполяція квартальних даних у
місячні
```

```
monthly_data <- monthly_data %>% #використання лінійної інтерполяції для заповнення відсутніх значень
  mutate(across(where(is.numeric), ~na.approx(., na.rm = FALSE)))
last_quarter_indices <- which(monthly_data$Period >= as.Date("2023-10-01"))
num_months_last_quarter <- length(last_quarter_indices)
for (indicator in colnames(quarterly_data)[-1]) {
  last_quarter_value <- quarterly_data[[indicator]][quarterly_data$Period == "2023-10-01"]
  monthly_data[[indicator]][last_quarter_indices] <- seq(from = last_quarter_value,
                                          to = last_quarter_value * 1.01,
                                          length.out = num_months_last_quarter) }
datatable(monthly_data)
#перевірка на стаціонарність
install.packages("tseries")
DataM <- read_excel("C:/Users/Inspiron/Desktop/Diploma/Databaze_UA.xlsx", sheet = 1)
library(tseries)
adf.test(DataM$`Inflation rate (%)`, alternative = "stationary")
adf.test(DataM$`Exchange rate`, alternative = "stationary")
adf.test(DataM$`Export`, alternative = "stationary")
adf.test(DataM$`Import`, alternative = "stationary")
adf.test(monthly_data$GDP, alternative = "stationary")
adf.test(monthly_data$FDI, alternative = "stationary")
adf.test(monthly_data$SEDO, alternative = "stationary")
adf.test(monthly_data$GDO, alternative = "stationary")
adf.test(monthly_data$`Unemployment rate`, alternative = "stationary")
#диференціювання ряду + повторний тест ADF на диференційованому ряді
perform_adf_test <- function(series, series_name) {
  diff_series <- diff(series)
  adf_result <- adf.test(diff_series, alternative = "stationary")
  print(paste("ADF test for", series_name))
  print(adf_result) }
perform_adf_test(DataM$`Inflation rate (%)`, "Inflation rate")
perform_adf_test(DataM$`Exchange rate`, "Exchange rate")
perform_adf_test(DataM$`Export`, "Export")
perform_adf_test(DataM$`Import`, "Import")
perform_adf_test(monthly_data$`GDP`, "GDP")
perform_adf_test(monthly_data$`FDI`, "FDI")
perform_adf_test(monthly_data$`SEDO`, "SEDO")
perform_adf_test(monthly_data$`GDO`, "GDO")
perform_adf_test(monthly_data$`Unemployment rate`, "Unemployment rate")
# Логарифмічне перетворення + диференціювання логарифмів
log_sedo <- log(monthly_data$SEDO)
log_unemployment <- log(monthly_data$`Unemployment rate`)
diff_log_sedo <- diff(log_sedo)
diff_log_unemployment <- diff(log_unemployment)
adf_log_results <- list(
  sedo = adf.test(diff_log_sedo, alternative = "stationary"),
  unemployment = adf.test(diff_log_unemployment, alternative = "stationary")
) # повторний тест ADF для логарифмічних перетворених рядів
adf_log_results
#кореляційний аналіз
correlation_data <- DataM %>%
  select(`Inflation rate (%)`, `Exchange rate`, `Export`, `Import`) %>%
  bind_cols(monthly_data %>% select(GDP, FDI, SEDO, GDO, `Unemployment rate`))
cor_matrix <- cor(correlation_data, use = "complete.obs")
print(cor_matrix)
#тест Грейнджера для різних пар змінних
install.packages("lmtest")
library(lmtest)
perform_granger_test <- function(y, x, order = 4, y_name, x_name) {
  test_result <- grangertest(y ~ x, order = order)
```

```
  print(paste("Granger causality test: ", x_name, " -> ", y_name))
  print(test_result) }
perform_granger_test(monthly_data$GDP, DataM$`Exchange rate`, order = 4, "GDP", "Exchange rate")
perform_granger_test(monthly_data$GDP, DataM$`Inflation rate (%)`, order = 4, "GDP", "Inflation rate")
perform_granger_test(monthly_data$GDP, DataM$`Import`, order = 4, "GDP", "Import")
perform_granger_test(monthly_data$GDP, DataM$`Export`, order = 4, "GDP", "Export")
perform_granger_test(monthly_data$GDP, monthly_data$`FDI`, order = 4, "GDP", "FDI")
perform_granger_test(monthly_data$GDP, monthly_data$`SEDO`, order = 4, "GDP", "SEDO")
perform_granger_test(DataM$`Exchange rate`, DataM$`Inflation rate (%)`, order = 4, "Exchange rate", "Inflation rate")
perform_granger_test(DataM$`Export`, DataM$`Import`, order = 4, "Export", "Import")
perform_granger_test(DataM$`Exchange rate`, monthly_data$`Unemployment rate`, order = 4, "Exchange rate", "Unemployment rate")
perform_granger_test(monthly_data$`SEDO`, monthly_data$`Unemployment rate`, order = 4, "SEDO", "Unemployment rate")
perform_granger_test(monthly_data$`GDO`, monthly_data$`Unemployment rate`, order = 4, "GDO", "Unemployment rate")
#побудова графіків тест Грейнджера
library(ggplot2)
library(dplyr)
plot_relationship <- function(x, y, x_label, y_label, title) {
  df <- data.frame(x = x, y = y)
  df <- df %>% filter(!is.na(x) & !is.na(y))  # Видаляємо пропущені значення
  if(nrow(df) > 2) {  # Перевірка на наявність достатньої кількості даних
    ggplot(df, aes(x = x, y = y)) +
      geom_point() +
      geom_smooth(method = "lm", formula = y ~ x, se = TRUE) +  # Додано formula
      labs(x = x_label, y = y_label, title = title) +
      theme_minimal()  } else {
    cat("Недостатньо даних для побудови графіку:", title, "\n")  }}
plot1 <- plot_relationship(DataM$`Inflation rate (%)`, monthly_data$GDP, "Inflation rate (%)", "GDP", "Inflation rate vs GDP")
print(plot1)
plot2 <- plot_relationship(DataM$Import, monthly_data$GDP, "Import", "GDP", "Import vs GDP")
print(plot2)
plot3 <- plot_relationship(monthly_data$SEDO, monthly_data$GDP, "SEDO", "GDP", "SEDO vs GDP")
print(plot3)
plot4 <- plot_relationship(monthly_data$`Unemployment rate`, DataM$`Exchange rate`, "Unemployment rate", "Exchange rate", "Unemployment rate vs Exchange rate")
print(plot4)
plot5 <- plot_relationship(monthly_data$`Unemployment rate`, monthly_data$SEDO, "Unemployment rate", "SEDO", "Unemployment rate vs SEDO")
print(plot5)
# Визначення оптимальної кількості лагів
install.packages("vars")
library(vars)
data <- data.frame(
  GDP = monthly_data$GDP,
  Inflation = DataM$`Inflation rate (%)`,
  Import = DataM$Import,
  SEDO = monthly_data$SEDO,
  Unemployment = monthly_data$`Unemployment rate`)
var_selection <- VARselect(data, type = "const")
print(var_selection$selection)
cat("Оптимальна кількість лагів за AIC: ", var_selection$selection[1], "\n")
cat("Оптимальна кількість лагів за HQIC: ", var_selection$selection[2], "\n")
cat("Оптимальна кількість лагів за BIC: ", var_selection$selection[3], "\n")
#модель VAR
library(ggplot2)
library(forecast)
library(vars)
```

```
combined_data <- cbind(monthly_data[, c("GDP", "SEDO", "Unemployment rate")], DataM[, c("Inflation rate (%)", "Import", "Exchange rate")])
lags <- 2
normalize <- function(x) {
  return ((x - min(x)) / (max(x) - min(x)))}
data_set_1_normalized <- as.data.frame(lapply(combined_data[, c("GDP", "Inflation rate (%)", "Import", "SEDO")], normalize))
var_model_1 <- VAR(data_set_1_normalized, p = lags, type = "const")
summary(var_model_1)
data_set_2 <- combined_data[, c("Exchange rate", "Unemployment rate", "SEDO")]
var_model_2 <- VAR(data_set_2, p = lags, type = "const")
summary(var_model_2)
#прогнозування
forecast_horizon <- 12
forecast_results1 <- predict(var_model_1, n.ahead = forecast_horizon)
print(forecast_results1)
forecast_results2 <- predict(var_model_2, n.ahead = forecast_horizon)
print(forecast_results2)
#графік ВВП
min_gdp <- min(monthly_data$GDP)  # Змініть на реальне мінімальне значення
max_gdp <- max(monthly_data$GDP)  # Змініть на реальне максимальне значення
denorm_factor <- (max_gdp - min_gdp) #денормалізація прогнозованих значень
forecast_values_gdp_denorm <- (forecast_values_gdp / 1e12) * denorm_factor + min_gdp
lower_bound_gdp_denorm <- (lower_bound_gdp / 1e12) * denorm_factor + min_gdp
upper_bound_gdp_denorm <- (upper_bound_gdp / 1e12) * denorm_factor + min_gdp
full_data_gdp <- data.frame(
  Time = c(actual_time, forecast_time, real_dates),
  GDP = c(monthly_data$GDP, forecast_values_gdp_denorm, real_gdp),
  Lower = c(rep(NA, length(monthly_data$GDP)), lower_bound_gdp_denorm, rep(NA, length(real_dates))),
  Upper = c(rep(NA, length(monthly_data$GDP)), upper_bound_gdp_denorm, rep(NA, length(real_dates))),
  Type = c(rep("Actual", length(monthly_data$GDP)), rep("Forecast", length(forecast_values_gdp_denorm)), rep("Real", length(real_gdp))))
ggplot() +
  geom_line(data = full_data_gdp, aes(x = Time, y = GDP, group = 1), color = "black") +
  geom_line(data = subset(full_data_gdp, Type == "Forecast"), aes(x = Time, y = GDP), color = "red") +
  geom_ribbon(data = subset(full_data_gdp, Type == "Forecast"), aes(x = Time, ymin = Lower, ymax = Upper), fill = "grey", alpha = 0.2) +
  geom_point(data = subset(full_data_gdp, Type == "Real"), aes(x = Time, y = GDP), color = "blue") +
  labs(title = "Forecast of GDP (Denormalized)", x = "Time", y = "GDP") +
  theme_minimal()
#графік інфляція
real_dates_inflation <- seq.Date(from = as.Date("2024-01-01"), by = "month", length.out = 4)
real_inflation <- c(104.70, 104.30, 103.20, 103.20)
min_inflation <- min(DataM$`Inflation rate (%)`, na.rm = TRUE)
max_inflation <- max(DataM$`Inflation rate (%)`, na.rm = TRUE)
forecast_values_inflation <- forecast_results1$fcst$`Inflation.rate....`[, "fcst"]
lower_bound_inflation <- forecast_results1$fcst$`Inflation.rate....`[, "lower"]
upper_bound_inflation <- forecast_results1$fcst$`Inflation.rate....`[, "upper"]
denorm_factor_inflation <- (max_inflation - min_inflation)
forecast_values_inflation_denorm <- (forecast_values_inflation * denorm_factor_inflation) + min_inflation
lower_bound_inflation_denorm <- (lower_bound_inflation * denorm_factor_inflation) + min_inflation
upper_bound_inflation_denorm <- (upper_bound_inflation * denorm_factor_inflation) + min_inflation
actual_time_inflation <- seq.Date(from = as.Date("2015-01-01"), by = "month", length.out = nrow(DataM))
forecast_start_date <- tail(actual_time_inflation, 1) + 1
forecast_time_inflation <- seq.Date(from = forecast_start_date, by = "month", length.out = length(forecast_values_inflation_denorm))
full_time_inflation <- c(actual_time_inflation, forecast_time_inflation, real_dates_inflation)
full_data_inflation <- data.frame(
  Time = full_time_inflation,
```

```
  Value = c(DataM$`Inflation rate (%)`, forecast_values_inflation_denorm, real_inflation),
  Lower = c(rep(NA, length(actual_time_inflation)), lower_bound_inflation_denorm, rep(NA, length(real_inflation))),
  Upper = c(rep(NA, length(actual_time_inflation)), upper_bound_inflation_denorm, rep(NA, length(real_inflation))),
  Type = c(rep("Actual", length(actual_time_inflation)), rep("Forecast", length(forecast_time_inflation)), rep("Real", length(real_dates_inflation))))
ggplot(full_data_inflation, aes(x = Time, y = Value)) +
  geom_line(data = subset(full_data_inflation, Type == "Actual" | Type == "Forecast"), color = "black") +
  geom_line(data = subset(full_data_inflation, Type == "Forecast"), aes(x = Time, y = Value), color = "red") +
  geom_line(data = subset(full_data_inflation, Type == "Real"), aes(x = Time, y = Value), color = "black") + # додана лінія для реальних значень
  geom_ribbon(data = subset(full_data_inflation, Type == "Forecast"), aes(x = Time, ymin = Lower, ymax = Upper), fill = "grey", alpha = 0.2) +
  geom_point(data = subset(full_data_inflation, Type == "Real"), aes(x = Time, y = Value), color = "blue") +
  labs(title = "Forecast of Inflation rate (%) (Denormalized)", x = "Time", y = "Inflation rate (%)") +
  theme_minimal()
#графік імпорт
real_dates_import <- seq.Date(from = as.Date("2024-01-01"), by = "month", length.out = 4)
real_import <- c(5100000000, 5300000000, 5586200000, 6313800000)  # Замість прикладу вкажіть реальні значення
min_import <- min(DataM$Import, na.rm = TRUE)
max_import <- max(DataM$Import, na.rm = TRUE)
forecast_values_import <- forecast_results1$fcst$Import[, "fcst"]
lower_bound_import <- forecast_results1$fcst$Import[, "lower"]
upper_bound_import <- forecast_results1$fcst$Import[, "upper"]
denorm_factor_import <- (max_import - min_import)
forecast_values_import_denorm <- (forecast_values_import * denorm_factor_import) + min_import
lower_bound_import_denorm <- (lower_bound_import * denorm_factor_import) + min_import
upper_bound_import_denorm <- (upper_bound_import * denorm_factor_import) + min_import
actual_time_import <- seq.Date(from = as.Date("2015-01-01"), by = "month", length.out = nrow(DataM))
forecast_start_date <- tail(actual_time_import, 1) + 1
forecast_time_import <- seq.Date(from = forecast_start_date, by = "month", length.out = length(forecast_values_import_denorm))
full_time_import <- c(actual_time_import, forecast_time_import, real_dates_import)
full_data_import <- data.frame(
  Time = full_time_import,
  Value = c(DataM$Import, forecast_values_import_denorm, real_import),
  Lower = c(rep(NA, length(actual_time_import)), lower_bound_import_denorm, rep(NA, length(real_import))),
  Upper = c(rep(NA, length(actual_time_import)), upper_bound_import_denorm, rep(NA, length(real_import))),
  Type = c(rep("Actual", length(actual_time_import)), rep("Forecast", length(forecast_time_import)), rep("Real", length(real_dates_import))))
ggplot(full_data_import, aes(x = Time, y = Value)) +
  geom_line(data = subset(full_data_import, Type == "Actual" | Type == "Forecast"), color = "black") +
  geom_line(data = subset(full_data_import, Type == "Forecast"), aes(x = Time, y = Value), color = "red") +
  geom_line(data = subset(full_data_import, Type == "Real"), aes(x = Time, y = Value), color = "black") + # додана лінія для реальних значень
  geom_ribbon(data = subset(full_data_import, Type == "Forecast"), aes(x = Time, ymin = Lower, ymax = Upper), fill = "grey", alpha = 0.2) +
  geom_point(data = subset(full_data_import, Type == "Real"), aes(x = Time, y = Value), color = "blue") +
  labs(title = "Forecast of Import (Denormalized)", x = "Time", y = "Import") +
  theme_minimal()
#графік рівень безробіття
forecast_horizon <- 12
forecast_results_unemployment_rate <- predict(var_model_2, n.ahead = forecast_horizon)
forecast_values_unemployment_rate <- forecast_results_unemployment_rate$fcst$`Unemployment.rate`[, "fcst"]
lower_bound_unemployment_rate <- forecast_results_unemployment_rate$fcst$`Unemployment.rate`[, "lower"]
upper_bound_unemployment_rate <- forecast_results_unemployment_rate$fcst$`Unemployment.rate`[, "upper"]
actual_time <- seq.Date(from = as.Date("2015-01-01"), by = "month", length.out = nrow(data_set_2))
forecast_start_date <- tail(actual_time, 1) + 1
forecast_time <- seq.Date(from = forecast_start_date, by = "month", length.out = length(forecast_values_unemployment_rate))
```

```
full_time <- c(actual_time, forecast_time)
full_values_unemployment_rate <- c(data_set_2$`Unemployment rate`, forecast_values_unemployment_rate)
full_lower_bound_unemployment_rate <- c(rep(NA, length(actual_time)), lower_bound_unemployment_rate)
full_upper_bound_unemployment_rate <- c(rep(NA, length(actual_time)), upper_bound_unemployment_rate)
full_data_unemployment_rate <- data.frame(
  Time = full_time,
  Unemployment.rate = full_values_unemployment_rate,
  Lower = full_lower_bound_unemployment_rate,
  Upper = full_upper_bound_unemployment_rate,
  Type = c(rep("Actual", length(actual_time)), rep("Forecast", length(forecast_time))))
ggplot(full_data_unemployment_rate, aes(x = Time, y = Unemployment.rate)) +
  geom_line(data = subset(full_data_unemployment_rate, Type == "Actual" | Type == "Forecast"), aes(x = Time, y = Unemployment.rate), color = "black") +
  geom_line(data = subset(full_data_unemployment_rate, Type == "Forecast"), aes(x = Time, y = Unemployment.rate), color = "red") +
  geom_ribbon(data = subset(full_data_unemployment_rate, Type == "Forecast"), aes(x = Time, ymin = Lower, ymax = Upper), fill = "grey", alpha = 0.2) +
  labs(title = "Прогноз рівня безробіття", x = "Time", y = "Рівень безробіття") +
  theme_minimal()
#графік SEDO
actual_time <- seq.Date(from = as.Date("2015-01-01"), by = "month", length.out = nrow(data_set_2))
forecast_time <- seq.Date(from = tail(actual_time, 1) + 1, by = "month", length.out = forecast_horizon)
full_time <- c(actual_time, forecast_time)
full_values_sedo <- c(data_set_2$SEDO, forecast_values_sedo)
full_lower_bound_sedo <- c(rep(NA, length(data_set_2$SEDO)), lower_bound_sedo)
full_upper_bound_sedo <- c(rep(NA, length(data_set_2$SEDO)), upper_bound_sedo)
full_data_sedo <- data.frame(
  Time = full_time,
  SEDO = full_values_sedo,
  Lower = full_lower_bound_sedo,
  Upper = full_upper_bound_sedo)
ggplot(full_data_sedo, aes(x = Time, y = SEDO)) +
  geom_line(color = "black") +
  geom_ribbon(aes(ymin = Lower, ymax = Upper), alpha = 0.2, fill = "grey") +
  geom_line(data = subset(full_data_sedo, !is.na(Lower)), aes(y = SEDO), color = "red") +
  labs(title = "Forecast of series SEDO", x = "Time", y = "SEDO") +
  theme_minimal()
#графік обмінний курс
real_dates <- seq.Date(from = as.Date("2024-01-01"), by = "month", length.out = 4)
real_exchange_rate <- c(37.87, 37.97, 38.66, 39.36)
actual_time <- seq.Date(from = as.Date("2015-01-01"), by = "month", length.out = nrow(data_set_2))
forecast_time <- seq.Date(from = tail(actual_time, 1) + 1, by = "month", length.out = forecast_horizon)
full_time <- c(actual_time, forecast_time)
full_values <- c(data_set_2$Exchange.rate, forecast_values)
full_lower_bound <- c(rep(NA, length(data_set_2$Exchange.rate)), lower_bound)
full_upper_bound <- c(rep(NA, length(data_set_2$Exchange.rate)), upper_bound)
full_data <- data.frame(
  Time = full_time,
  Exchange.rate = full_values,
  Lower = full_lower_bound,
  Upper = full_upper_bound)
ggplot(full_data, aes(x = Time, y = Exchange.rate)) +
  geom_line(color = "black") +
  geom_ribbon(aes(ymin = Lower, ymax = Upper), alpha = 0.2, fill = "grey") +
  geom_line(data = subset(full_data, !is.na(Lower)), aes(y = Exchange.rate), color = "red") +
  labs(title = "Forecast of series Exchange rate", x = "Time", y = "Exchange rate") +
  theme_minimal()
```