

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ
ВАДИМА ГЕТЬМАНА**

**Навчально-науковий інститут
«Інститут інформаційних технологій в економіці»**

Кафедра математичного моделювання та статистики

Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика і Дата Сайнс»

Галузь знань 05 «Соціальні та поведінкові науки»
Спеціальність 051 «Економіка»

Форма навчання: очна (денна)

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему **«Статистичний аналіз і прогнозування рівня безробіття
в країнах ЄС»**

здобувача Верхогляд Анни Сергіївни

(підпис)

Науковий керівник: кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри
математичного моделювання та статистики Олена ЮНЬКОВА

(підпис)

**Робота допущена до захисту перед екзаменаційною комісією
з атестації здобувачів вищої освіти (ЕК)**

Завідувач кафедри: к. ф.-м. н., професор
Галина ВЕЛИКОІВАНЕНКО

(підпис)

Київ 2024

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА

Навчально-науковий інститут
«Інститут інформаційних технологій в економіці»

Кафедра математичного моделювання та статистики

Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика і Дата Сайнс»

Галузь знань 05 «Соціальні та поведінкові науки»
Спеціальність 051 «Економіка»

ПОГОДЖЕНО

Керівник проектної групи (гарант)
освітньо-професійної програми
Олена ПІСКУНОВА

(підпис)

20__ р.

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри математичного
моделювання та статистики
Галина ВЕЛИКОІВАНЕНКО

(підпис)

20__ р.

ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ

здобувачу вищої освіти Верхогляд Анні Сергіївні
очної (денної) форми навчання
на підготовку кваліфікаційної магістерської роботи

на тему «Статистичний аналіз і прогнозування рівня безробіття
в країнах ЄС»

Тему затверджено наказом ректора Університету від від «19» вересня 2024 р. № 1610 / ст

Кваліфікаційна магістерська робота виконується на матеріалах Організації економічного
співробітництва та розвитку (ОЕСР) та Євростату та інших

План кваліфікаційної магістерської роботи

Розділ 1	Теоретичні засади дослідження безробіття
(назва розділу)	
Розділ 2	Статистичний аналіз рівня безробіття в країнах ЄС
(назва розділу)	
Розділ 3	Прогнозування рівня безробіття в країнах ЄС
(назва розділу)	

Об'єкт дослідження:	Рівень безробіття в країнах ЄС
Предмет дослідження:	Статистичний аналіз взаємозв'язків рівня безробіття з макроекономічними показниками та моделювання його динаміки.
Мета кваліфікаційної бакалаврської роботи:	Проведення статистичного аналізу та прогнозування рівня безробіття в країнах Європейського Союзу на основі одновимірних та багатовимірних методів часових рядів.

Конкретні завдання, які здобувач повинен виконати для досягнення поставленої мети:

У розділі 1	Розкрити поняття безробіття, його соціологічний, економічний і психологічний аспекти; визначити та охарактеризувати типи безробіття; проаналізувати методологію визначення рівня безробіття в ЄС
У розділі 2	Обрати ключові економічні чинники для статистичного аналізу та прогнозування рівня безробіття в країнах ЄС; провести розвідувальний аналіз даних для характеристики ключових показників та оцінювання їхніх взаємозв'язків; проаналізувати аномалії рівня безробіття в ЄС та розглянути довгострокові тенденції
У розділі 3	Перевірити стаціонарність часових рядів; побудувати моделі Хольта, ARIMA, VAR, ECM та зробити прогноз на основі цих моделей; проаналізувати точність моделей прогнозування рівня безробіття та обрати найефективнішу модель

**Завдання підготував
науковий керівник**

Олена ЮНЬКОВА

(підпис)

(ініціали, прізвище)

«____» _____ 20__ р.

**Завдання одержав
здобувач**

Анна ВЕРХОГЛЯД

(підпис)

(ініціали, прізвище)

«____» _____ 20__ р.

Реферат

Кваліфікаційна магістерська робота містить 74 сторінок, 17 рисунків, 15 формул, 12 таблиць, список використаних джерел з 51 найменуванням, додатки.

«Статистичний аналіз і прогнозування рівня безробіття в країнах ЄС»

Об'єктом дослідження є рівень безробіття в країнах ЄС.

Предметом дослідження є методи статистичного аналізу рівня безробіття та пов'язаних з ним макроекономічних показників і моделі прогнозування його динаміки.

Мета кваліфікаційної магістерської роботи — проведення статистичного аналізу та прогнозування рівня безробіття в країнах Європейського Союзу на основі одновимірних та багатовимірних методів часових рядів.

Для досягнення визначеної мети було поставлено наступні завдання:

- розкрити поняття безробіття, його соціологічний, економічний і психологічний аспекти;
- визначити та охарактеризувати типи безробіття;
- проаналізувати методологію визначення рівня безробіття в ЄС;
- обрати ключові економічні чинники для статистичного аналізу та прогнозування рівня безробіття в країнах ЄС;
- провести розвідувальний аналіз даних для характеристики ключових показників та оцінювання їхніх взаємозв'язків;
- проаналізувати аномалії рівня безробіття в ЄС та розглянути довгострокові тенденції;
- перевірити стаціонарність часових рядів;
- побудувати моделі Хольта, ARIMA, VAR, ECM та зробити прогноз на основі цих моделей;
- проаналізувати точність моделей прогнозування рівня безробіття та обрати найефективнішу модель.

Практичне значення отриманих результатів.

Отримані результати дослідження сприяють поглибленню розуміння взаємозв'язків між рівнем безробіття та макроекономічними показниками, такими як приріст ВВП та рівень інфляції, в країнах Європейського Союзу. Використання сучасних економетричних методів, таких як моделі ARIMA, VAR та ECM, дозволяє розширити теоретичні знання про динаміку безробіття та його детермінанти. Це дослідження також розвиває теорію економічного циклу та ринку праці, надаючи нові емпіричні докази та моделі для аналізу економічних процесів.

Дослідження демонструє застосування сучасних методів економетричного моделювання для аналізування та прогнозування рівня безробіття. Використання різних моделей, таких як модель Хольта, ARIMA, VAR та ECM, порівняння їхньої ефективності за критеріями точності і надійності дає змогу визначити найбільш прийнятні методи для аналізу часових рядів у контексті макроекономічних досліджень. Це дослідження може бути корисним для інших дослідників, які працюють у сфері економічного аналізу та прогнозування, надає їм практичні рекомендації щодо вибору та застосування економетричних моделей.

Отримані результати мають важливе практичне значення для розробки економічної політики та прийняття управлінських рішень. Прогнозування рівня безробіття на основі макроекономічних показників дозволяє урядам та економічним аналітикам краще розуміти майбутні тенденції на ринку праці та вчасно реагувати на можливі економічні виклики. Це дослідження може бути корисним для розробки стратегій зниження безробіття, стимулювання економічного зростання та забезпечення соціальної стабільності. Крім того, результати дослідження можуть бути використані в освітніх програмах для підготовки фахівців у галузі економіки та управління.

Рік виконання кваліфікаційної магістерської роботи 2024.

Рік захисту роботи 2024.

Ключові слова: безробіття, приріст ВВП, інфляція, модель Хольта, ARIMA, VAR, моделі коригування похибки.

В і д г у к
про кваліфікаційну магістерську роботу
здобувача навчально-наукового інституту
«Інститут інформаційних технологій в економіці»
освітньо-професійної програми «Економічна кібернетика і Дата Сайнс»
Верхогляд Анни Сергіївни
на тему «Статистичний аналіз і прогнозування рівня безробіття в країнах ЄС»

1. **Актуальність теми:** Прогнозування рівня безробіття є важливим завданням, оскільки точні оцінки динаміки зайнятості дають змогу державним органам і бізнесу ефективніше реагувати на економічні виклики, планувати соціальні програми, формувати стратегії розвитку ринку праці та запобігати економічній нестабільності.
2. **Позитивні риси кваліфікаційної магістерської роботи:** Розкрито суть поняття безробіття, його соціологічні, економічні та психологічні аспекти; визначено та охарактеризовано основні типи безробіття; проаналізовано методологію визначення рівня безробіття в ЄС; проаналізовано аномалії рівня безробіття в ЄС та розглянуто довгострокові тенденції. Сучасні підходи до моделювання рівня безробіття структуровані й чітко представлені, що створює основу для подальших досліджень і практичного застосування.
3. **Наявність самостійних розробок автора:** проведено препроцесинг реальних статистичних даних, зокрема перевірено стаціонарність часових рядів рівня безробіття, приросту ВВП та рівня інфляції; побудовано моделі Хольта, ARIMA, VAR, ECM; проаналізовано точність моделей прогнозування рівня безробіття та обрано найефективнішу модель.
4. **Цінність теоретичних висновків та практичних рекомендацій:** теоретичні висновки можуть бути використані для глибшого розуміння взаємозв'язків між рівнем безробіття та макроекономічними показниками, що є важливим для розробки економічної політики. Практичні рекомендації можуть бути застосовані для розробки ефективних стратегій зниження рівня безробіття в Україні, враховуючи досвід країн ЄС та використання сучасних економетричних моделей. Робота пройшла апробацію на 91-ій щорічній студентській науковій конференції «Інноваційні проекти для економічного відродження та конкурентного розвитку України», яка проходила 15 квітня - 19 травня 2024 у Київському національному економічному університеті імені Вадима Гетьмана.
5. **Наявність недоліків:** Для підвищення точності прогнозування рівня безробіття варто було б врахувати специфіку окремих країн, регіонів або галузей економіки.
6. **Загальна оцінка кваліфікаційної магістерської роботи та її допущення до захисту перед ЕК:** Кваліфікаційна магістерська робота Верхогляд А.С. демонструє високий рівень обізнаності автора в темі, здатність до аналізу та систематизації матеріалів і є самостійним науковим дослідженням. Набуті автором компетентності відповідають вимогам освітньої програми, а кваліфікаційна магістерська робота може бути рекомендована до захисту з високою оцінкою.

Науковий керівник: кандидат фізико-математичних наук,
доцент, професор кафедри математичного
моделювання та статистики

О.О. Юнькова

Рецензія
на кваліфікаційну магістерську роботу
здобувача вищої освіти
Верхогляд Анни Сергіївни
на тему «Статистичний аналіз і прогнозування рівня безробіття в країнах ЄС»

Актуальність теми кваліфікаційної магістерської роботи і доцільність її розроблення. Рівень безробіття є одним із ключових соціально-економічних показників, що впливають на добробут населення, економічну стабільність та стратегії розвитку країн. В умовах динамічних змін на ринку праці, викликаних глобалізацією, цифровізацією, демографічними зрушеннями та кризами, такими як пандемія COVID-19, аналіз і прогнозування рівня безробіття набуває особливої ваги.

Якість проведеного дослідження. Робота демонструє ґрунтовний підхід до вивчення специфіки безробіття як об'єкта моделювання. У роботі доречно застосовані класичні методи математичного моделювання – аналіз одновимірних часових рядів та кореляційно-регресійний аналіз. Для реалізації моделей і методів аналізу даних обрано відповідне програмне середовище, що свідчить про високий рівень обізнаності автора в досліджуваній темі.

Позитивні риси кваліфікаційної магістерської роботи. У роботі на основі реальних статистичних даних досліджено структуру та динаміку рівня безробіття в країнах ЄС. Для аналізу та прогнозування використано систему моделей одновимірних часових рядів та багатфакторного моделювання з застосуванням кореляційно-регресійного аналізу. Усі виконані розрахунки та аналітичні висновки в роботі чітко структуровані й доповнені наочними ілюстраціями.

Зауваження. У системі побудованих моделей було б доцільним врахувати більш широкий перелік соціально-економічних факторів, що впливають на рівень зайнятості населення.

Практична значимість висновків і рекомендацій Розробка та практична реалізація моделей прогнозування рівня безробіття не лише допомагає урядам ухвалювати обґрунтовані рішення щодо фіскальної та монетарної політики, підтримувати зайнятість та уникати соціального напруження, але й бізнесу дає змогу адаптувати кадрову політику до змінювання економічних умов, прогнозувати споживчий попит та зменшувати ризики, пов'язані з економічними спадами.

Місце роботи та посада рецензента:

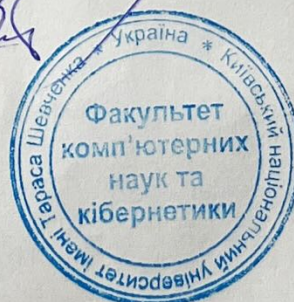
факультет комп'ютерних наук та кібернетики Київського національного університету імені Тараса Шевченка, професор

Науковий ступінь, учене звання:

доктор технічних наук, професор

Дмитро ЧЕРНІЙ

Підпис Черний Д. І. засвідчую
Заст. декана Людмила ОМЕЛЬЧУК



ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ДОСЛІДЖЕННЯ БЕЗРОБІТТЯ.....	6
1.1 Поняття, сутність та причини виникнення безробіття.....	6
1.2 Типи безробіття	10
1.3 Статистичні методи дослідження безробіття.....	18
РОЗДІЛ 2. СТАТИСТИЧНИЙ АНАЛІЗ РІВНЯ БЕЗРОБІТТЯ В КРАЇНАХ	
ЄС.....	24
2.1 Розвідувальний аналіз даних.....	24
2.2 Виявлення трендів та аномалій.....	33
2.3 Перевірка даних на стаціонарність.....	35
РОЗДІЛ 3. ПРОГНОЗУВАННЯ РІВНЯ БЕЗРОБІТТЯ В ЄС	42
3.1 Побудова моделі Хольта.....	42
3.2 Побудова ARIMA моделі	44
3.3 Побудова VAR моделі	52
3.4 Побудова моделі коригування похибки.....	61
3.5 Оцінка отриманих результатів прогнозування	65
ВИСНОВКИ	74
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	77
ДОДАТКИ.....	84

ВСТУП

Актуальність теми. В умовах глобальних економічних змін та структурних трансформацій важливість розуміння динаміки ринку праці постійно зростає. Безробіття залишається однією з ключових соціально-економічних проблем, що впливає на добробут населення, соціальну стабільність та економічний розвиток. У контексті Європейського Союзу, де економіки країн-учасниць взаємопов'язані, аналіз рівня безробіття та його прогнозування є необхідними для формування ефективної політики зайнятості, зниження економічної нерівності суспільства та сприяння стійкому зростанню економіки.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження рівня безробіття проводилося багатьма дослідниками, зокрема рівень безробіття країн ЄС став предметом наукового аналізу таких вітчизняних дослідників, як Машика Ю.В., Оливко О.А., Вірченко А.А, Дзяд О.В та ін. Серед зарубіжних науковців у цій сфері відомі праці Стівена Мачіна, Алана Меннінга, Йоргена Гоула Андерсена, Яна Бендікс Енсена, Ларса Лյонгквіста, Томаса Дж. Сарджента та інших.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є проведення статистичного аналізу та прогнозування рівня безробіття в країнах Європейського Союзу на основі одновимірних та багатовимірних методів часових рядів.

Для досягнення поставленої мети потрібно виконати такі завдання:

- розкрити поняття безробіття, його соціологічний, економічний і психологічний аспекти;
- визначити та охарактеризувати типи безробіття;
- проаналізувати методологію визначення рівня безробіття в ЄС;
- обрати ключові економічні чинники для статистичного аналізу та прогнозування рівня безробіття в країнах ЄС;
- провести розвідувальний аналіз даних для характеристики ключових показників та оцінювання їхніх взаємозв'язків;

- проаналізувати аномалії рівня безробіття в ЄС та розглянути довгострокові тенденції;
- перевірити стаціонарність часових рядів;
- побудувати моделі Хольта, ARIMA, VAR, ECM та зробити прогноз на основі цих моделей;
- проаналізувати точність моделей прогнозування рівня безробіття та обрати найефективнішу модель.

Об’єктом дослідження є рівень безробіття в країнах ЄС.

Предметом дослідження є методи статистичного аналізу рівня безробіття та пов’язаних з ним макроекономічних показників і моделі прогнозування його динаміки.

Методи дослідження. Для аналізування і прогнозування рівня безробіття в країнах ЄС використовувались різноманітні методи дослідження. Попередній аналіз статистичних даних щодо загальної характеристики їхнього розподілу проведено із застосуванням описової статистики: середнє значення, медіана, стандартне відхилення, мінімум, максимум та перцентилі; перевірка стаціонарності часових рядів виконана за допомогою тестів Дікі-Фуллера (ADF) та тесту KPSS, а також диференціювання часових рядів; прогнозування виконано методами економетричного моделювання (моделі Хольта, ARIMA, VAR, ECM).

Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів. Отримані результати дослідження сприяють поглибленому розумінню взаємозв’язків між рівнем безробіття та макроекономічними показниками, такими як приріст ВВП та рівень інфляції, в країнах Європейського Союзу. Використання сучасних економетричних моделей ARIMA, VAR та ECM, розширює теоретичні знання про динаміку безробіття та його детермінанти, а порівняння моделей за критеріями точності і надійності дає змогу визначати умови їхнього застосування при проведенні макроекономічних досліджень. Реалізовані в роботі методологічні підходи сприяють розвитку теорії економічного циклу та ринку праці і можуть бути застосовані для аналізу інших економічних процесів. Ця робота може бути корисною для фахівців у сфері макроекономічного

моделювання та аналізу ринку праці, оскільки надає практичні рекомендації щодо аналізу статистичних даних і вибору економетричних моделей для прогнозування безробіття, а також для вивчення його взаємозв'язку з іншими макроекономічними показниками.

Отримані результати мають важливе практичне значення для розробки економічної політики та прийняття управлінських рішень. Прогнозування рівня безробіття на основі макроекономічних показників дозволяє урядам та економічним аналітикам краще розуміти майбутні тенденції на ринку праці та вчасно реагувати на можливі економічні виклики. Це дослідження може бути корисним для розробки стратегій зниження безробіття, стимулювання економічного зростання та забезпечення соціальної стабільності. Крім того, результати дослідження можуть бути використані в освітніх програмах для підготовки фахівців у галузі економіки та управління.

Інформаційною базою дослідження є офіційні статистичні та аналітичні матеріали Організації економічного співробітництва та розвитку (ОЕСР) та Євростату.

Структура роботи. Робота складається зі вступу, трьох розділів і висновків, списку використаних джерел і додатків. Основний текст роботи становить 74 сторінок і включає 17 рисунків, 15 формул та 12 таблиць. Список використаних джерел містить 51 найменування. Роботу доповнено 2 додатками на 2 сторінках.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ДОСЛІДЖЕННЯ БЕЗРОБІТТЯ

1.1 Поняття, сутність та причини виникнення безробіття

Безробіття та часткова зайнятість стали одними з головних проблем світу, особливо в індустріально розвинених країнах. Водночас термінологічні та концептуальні відмінності в цій галузі значно посилюються.

Безробіття є однією з найскладніших економічних проблем, оскільки воно створює дефіцит доходів, ситуацію, яка призводить до нерівності та стратифікації в суспільстві. Соціологічні та економічні дослідження підкреслюють, що зайнятість є не тільки найважливішим детермінантом становища людей у кожній країні, але також важлива для створення сенсу, доходів, соціальної стабільності та якості життя, а також умови для участі в соціальних заходах [1].

Статистичні визначення пов'язаних понять обмежувалися тим, щоб просто описати, що саме вимірювалося. Однак існують глибокі відмінності в характері роботи в сільському господарстві, промисловості та сфері послуг. Важливі відмінності також існують між країнами, всередині кожної країни та в межах кожного сектора залежно від його власних умов та технологічно-організаційної структури. Чи варто вважати фінансового виконавця, промислового працівника, вуличного продавця та селянина, що працює за традиційними методами, «зайнятими» лише тому, що всі вони зайняті? Насправді поняття зайнятості включає економічне, соціологічне та психологічне значення [2].

Економічне значення зайнятості полягає в тому, що робота є джерелом доходу для людини та важливим елементом у виробництві. Зайнятість охоплює оплачувану діяльність, яка вважається корисною для суспільства. Однак виникає питання: чи варто створювати нові робочі місця будь-якою ціною, чи лише за певних умов? Наприклад, це стосується залучення некваліфікованих працівників,

які сприймаються як «надлишок» робочої сили, або підготовки людей до нових професій через технологічні та індустріальні зміни.

Соціологічне значення зайнятості підкреслює її роль у житті людини та суспільства. Мати роботу означає виконувати певну соціальну роль і бути частиною суспільства. Відсутність роботи може зробити людину ізольованою та відірваною від соціуму, що впливає і на інші аспекти, такі як освіта, клас або навіть етнічна належність. Наявність великої кількості людей, які не можуть знайти своє місце в соціальній системі, може створити напругу й нестабільність. Водночас стабільна зайнятість дає людям відчуття безпеки і важливості. У суспільствах, де мало можливостей для змін (через традиції чи структурні обмеження), безробіття чи нестача робочої сили можуть створити значні проблеми, навіть якщо загалом рівень життя є прийнятним.

Психологічний зміст зайнятості відображає її вплив на емоційний стан і соціальну взаємодію особистості. Відсутність роботи часто спричиняє почуття ізольованості від суспільства та особисту фрустрацію. Інтенсивність цих почуттів значною мірою залежить від суспільних цінностей і соціальної організації. У культурах, де сім'я активно підтримує людину, задовольняючи її фізичні та психологічні потреби, негативний вплив безробіття є менш значним. Натомість у суспільствах, які залишають людину самотійно справлятися з труднощами, почуття відчуження і розчарування проявляються значно сильніше [3].

Попри це, бажання працювати як джерело доходу та спосіб самореалізації є характерним для більшості людей, особливо в індустріально розвинених країнах. Робота надає особистості відчуття значущості, соціальної функції та користі для інших. Однак активність у пошуку роботи залежить як від об'єктивних, так і від суб'єктивних факторів. Наприклад, людина з більш сильним прагненням до соціальної ролі й самореалізації буде шукати роботу навіть за несприятливих умов, таких як низький рівень вакансій чи невисока оплата праці. З іншого боку, сприятливі ринкові умови, наявність ефективних служб зайнятості та гідна заробітна плата стимулюють активність у пошуку роботи для більшості.

Окремі екстремальні випадки демонструють психологічні відхилення. Наприклад, трудоголіки відчують постійну потребу працювати, навіть на шкоду своєму здоров'ю чи соціальним зв'язкам. У протилежному випадку деякі люди можуть уникати роботи через страх перед невдачею або неспроможність утримувати посаду. Вони часто емоційно не готові до стабільної зайнятості чи отримання винагороди за свою працю, що призводить до ухилення від пошуку роботи.

Таким чином, психологічний аспект зайнятості є багатограним і залежить від взаємодії індивідуальних та соціальних факторів [4].

Найперша та найскладніша проблема при вимірюванні безробіття полягає у визначенні самого терміну. Оскільки існує багато можливих визначень, то при обговоренні того, що вважати «безробіттям», необхідно обрати такі компоненти, які найкраще служитимуть конкретній меті, для якої вимірюється безробіття. Термін «безробіття» може включати різноманітні поняття. Він може мати «становище» — бути без роботи. Він може мати «діяльність» — активно шукати роботу. Він може мати «психологічний аспект» — бажання мати роботу. Він може мати «фізичний аспект» — бути здатним виконувати роботу. Або він може поєднувати ці та інші поняття.

Більше того, «найкраще» визначення безробіття для конкретної мети буде відрізнятися для різних країн залежно від їхньої економічної, політичної та соціальної організації, і з часом змінюватиметься в межах однієї країни. Одне поняття безробіття може задовольнити тоталітарне суспільство, в якому індивідуальна свобода та ініціатива в економічній сфері мінімальні. Для демократії може бути необхідне зовсім інше поняття. Так само, безробіття в аграрній економіці може визначатися інакше, ніж безробіття в урбанізованій та індустріальній економіці. Оскільки безробіття є динамічним явищем, корисність того чи іншого визначення може змінюватися з часом в межах однієї країни в міру зміни важливості його складових при зміні економічних умов [5].

В Європейському Союзі з його демократичним устроєм, системою вільної підприємницької діяльності, сумішню міського та сільського життя, промислової та сільськогосподарської діяльності та динамічним ринком праці, досягти згоди щодо того, що вважається безробіттям, особливо складно.

Загальновизнано, що для того, щоб вважати людину безробітною, повинні існувати три основні умови: (1) вона не працює; (2) вона здатна працювати; і (3) вона шукає роботу. Визначення фактів щодо кожного з цих елементів є складним завданням, оскільки вони включають в себе високо суб'єктивну ситуацію, в якій наміри та бажання індивіда є надзвичайно важливими. Навіть здавалося б просте визначення того, чи працює людина, може бути складним. Чи є члени фермерської родини зайнятим населенням під час неактивний місяців на фермі? Чи вважається зайнятим міський робітник, який працює 15 годин на тиждень, чи ні? Чи має значення те, чи хоче він працювати лише 15 годин на тиждень, чи хоче працювати повний робочий день? Чи слід враховувати кількість годин, які він працює, чи суму грошей, які він заробляє, для визначення безробіття? Це типи питань, з якими ми стикаємося, намагаючись прийти до визначення лише одного елемента в загальній концепції безробіття [6].

Ряд дослідників пропонували використовувати статистику страхування на випадок безробіття як показник рівня безробіття. Вони стверджують, що такий підхід забезпечує юридичне визначення безробіття. Визначення безробіття, здатності працювати та готовності працювати мають юридичний статус із передбаченими санкціями за неправдиву інформацію. Крім того, кожна сумнівна ситуація розслідується державним органом. Використання страхування на випадок безробіття для підрахунку кількості безробітних має додаткову перевагу — це відносно дешево, просто та швидко. Хоча такий підхід до визначення та вимірювання безробіття можливий у деяких країнах, де охоплення страхуванням є повним і контакт із державною службою зайнятості є обов'язковим, його не можна застосовувати в Європейському Союзі [2].

1.2 Типи безробіття

Безробіття — це стан, коли частина працездатного населення суспільства не може бути зайнятою відповідно до своїх здібностей та кваліфікації, з адекватним заробітком. Це передбачає ситуацію, коли є кваліфіковані працівники, які бажають працювати, але не можуть знайти роботу. Таким чином, безробітними є особи старше 16 років, працездатні та бажаючі працювати, які активно шукають роботу. До безробітних належать усі члени суспільства, які частково зайняті, але їхня робоча сила не повністю використовується, з погляду повного робочого часу [7].

Міжнародна організація праці визначає безробіття як стан, який включає всіх осіб віком понад 15 років, які:

- 1) були без роботи протягом звітного періоду;
- 2) протягом цього періоду були завжди доступні для роботи;
- 3) шукали роботу (зробили певні кроки, щоб знайти роботу) [8].

При цьому критерії, на яких базується стандартне міжнародно визнане визначення безробіття, стосуються насамперед звітного періоду: для осіб без роботи — протягом тижня; для доступних для початку роботи — протягом двох тижнів; для тих, хто активно шукає роботу — протягом останніх чотирьох тижнів. Усі три критерії мають бути виконані одночасно, за винятком осіб, які мають угоду про початок роботи після звітного періоду і більше не шукають роботу, але відповідають іншим двом критеріям. Ці люди все одно будуть класифіковані як безробітні, оскільки вони вже доступні для роботи і не працюють [9].

Потреба в дослідженні безробіття вимагає систематизації цього явища, особливо з економічних позицій, адже безробіття є явищем, яке породжує витрати для працівників та їхніх сімей.

Згідно класифікаційних ознак, безробіття, поділяють на такі типи: структурне, фрикційне, циклічне, класичне, приховане, довгострокове безробіття (рис. 1.1).

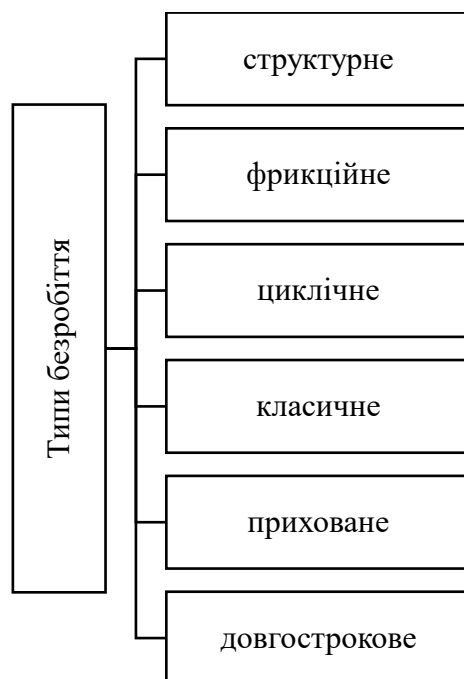


Рисунок 1.1 – Типи безробіття

Джерело: розроблено автором на основі [7]

Структурне безробіття є довгостроковим типом безробіття, який виникає в ситуаціях, коли працівники втрачають роботу через невідповідність між попитом на робочу силу та характеристиками робочої сили, що пропонується на ринку праці. Структурне безробіття характерне для періодів, коли кваліфікація працівників не відповідає їхнім навичкам і здібностям. Глобальні процеси, індустріалізація, комп'ютеризація, цифровізація, нові технології можуть сприяти пригніченню деяких професій або видів діяльності. Зміни в технологіях, ймовірно, є коренем багатьох випадків, коли працівники більше не потрібні в старішій, занепалій галузі, тоді як у нових галузях є вакансії, які вимагають інших навичок або розташовані в інших місцях. У таких ситуаціях виникає безробіття, яке не можна подолати без перепідготовки. Погляд економістів на це питання полягає в тому, що глобалізація змінила професійні структури старих індустріальних суспільств, а рецесія прискорила існуючі тенденції щодо трансформації можливостей працевлаштування та ринків праці в індустріальних суспільствах.

У разі структурного безробіття немає суттєвої різниці між обсягом пропозиції та обсягом попиту на робочу силу. Різниця стосується структури

пропозиції та структури робочої сили, необхідної для ринку праці. Основною проблемою цього типу безробіття є дефіцит робочої сили серед безробітних осіб, що стосується відповідності критеріям освіти, знань, навичок тощо [10].

Структурне безробіття характеризується двома особливостями. Перша характеристика стосується особливостей виникнення цього типу безробіття, що пов'язано з технологічними змінами. Інша особливість стосується довговічності цього типу безробіття, оскільки вона впливає на людей, які не можуть навчитися справлятися з поточними змінами. Це зазвичай старші люди, які не очікували такого типу змін, або існують бар'єри, які вони не можуть подолати. Проблеми з працевлаштуванням, які при цьому виникають, пов'язані з необхідністю та готовністю до додаткового навчання або перепідготовки в час, що супроводжує економічний цикл.

Це означає, що цей тип безробіття завжди присутній і постійний, і лише посилюється в умовах глобалізації та швидкої зміни в технологіях. Він також може бути масовим для деяких економік, враховуючи рівень розвитку країни. Але важливо те, що розвинуті економіки ефективніше борються з цим типом безробіття за допомогою розвинутих освітніх програм формальної та неформальної освіти. З іншого боку, проблема структурного безробіття в країнах, що розвиваються, пов'язана зі значними труднощами у переміщенні працездатного населення з депресивних регіонів та нездатністю швидко навчатися. Зростання структурного безробіття може спричинити падіння економічного зростання. Тому держави мають постійно відстежувати зміни в економічних і виробничих потоках, щоб своєчасно на них реагувати і сприяти своїми діями гармонізації попиту і пропозиції на робочу силу [11].

Фрикційне або нормальне безробіття виникає через зміну роботи або перерви через переміщення компаній, короткострокові дефіцити сировини, мобільність людей, спричинену різними етапами життєвого циклу тощо. Фрикційне безробіття впливає з динаміки ринку праці. Причиною може бути рішення про добровільну зміну роботи через зарплату або кращі умови праці. Характерною рисою цього типу безробіття є те, що, на відміну від структурного

безробіття, воно має короткостроковий характер, питання працевлаштування вирішується швидше. Короткостроковість впливає з самої природи цього типу безробіття, яке полягає у узгодженні пропозиції та попиту на робочу силу. Причиною фрикційного безробіття є тимчасова невідповідність між пропозицією та попитом на робочу силу. Тому основною причиною цього типу безробіття є недосконалість інформації (даних про наявність вакансій).

Фрикційне безробіття завдає не лише економічної шкоди, а й певної відчутної економічної вигоди, саме тому воно є найбільш бажаним типом безробіття, оскільки сприяє більш раціональному розподілу праці та підвищенню продуктивності (робота, яку ти любиш, завжди продуктивніша і більш творча, ніж та, до якої людину змушують).

Циклічне безробіття в літературі також називають кон'юнктурним або так званим «економічним безробіттям» (оскільки воно є продуктом змін і потоків в економіці), виникає через загальний брак попиту на товарному ринку та на ринку праці. Циклічне безробіття виникає, коли в економіці недостатньо сукупного попиту, щоб забезпечити роботою всіх бажаючих працювати. Попит на більшість товарів і послуг падає, виробництво скорочується, а отже, потребує менше працівників, заробітна плата жорстка і не падає до рівноважного рівня, в результаті виникає безробіття [12].

Цей тип безробіття виникає під час періоду економічної кризи в країнах. Найчастіше він захоплює різке падіння виробництва в часи рецесії, коли ринок не генерує попит на робочу силу, оскільки той час відзначається зниженим рівнем попиту на товари і послуги.

Циклічне безробіття — це безробіття, спричинене рецесією (спадом) в економіці, коли реальний ВВП менший за потенційний. Це означає, що в економіці існує недовикористання ресурсів і що фактичний рівень безробіття є вищим за природний. Ставка циклічного безробіття може визначатися додатним значенням — під час рецесії, коли фактична ставка безробіття вища за природну і існує недостатнє використання ресурсів, і від'ємним значенням — під час буму, коли фактична ставка безробіття нижча за її природний рівень і відбувається надмірне

використання ресурсів. У будь-якому разі наявність циклічного безробіття є серйозною макроекономічною проблемою, проявом макроекономічної нестабільності, свідченням недостатнього використання ресурсів.

Циклічне безробіття порушує баланс пропозиції та попиту на робочу силу. А саме, попит на робочу силу великий, він може навіть досягти свого максимуму, тоді як пропозиція досягає нульового значення. Встановлення балансу вимагає тривалого періоду часу на рівні всієї економіки. Це фази економічної депресії, які можуть тривати дуже довго. Фаза переходу або фаза відновлення також відображається в балансі пропозиції та попиту на робочу силу. Ця поворотна точка призводить до структурного безробіття. Період часу відновлення створює невідповідність пропозиції та попиту на випадкову силу, з тієї причини, що час, проведений у стагнації для глобальних економічних потоків, означає крок вперед до нових технологій. Тривалість циклу, в якому виникає цей тип безробіття, пов'язана з тривалістю періоду рецесії в економіці даного суспільства [13].

Класичне безробіття є одним із основних типів безробіття. Воно виникає, коли реальна заробітна плата для працівників в економіці занадто висока, що означає, що фірми не бажають наймати кожну людину, яка шукає роботу. Класичне безробіття виникає, коли реальна заробітна плата утримується вище ринкової рівноважної ставки, що призводить до надлишку пропозиції праці. Класичне безробіття іноді називають «безробіттям реальної заробітної плати», оскільки воно стосується занадто високої реальної заробітної плати.

Класичне безробіття існує в ситуаціях високої заробітної плати і вище середньої вартості життя. Цей тип безробіття виникає, коли є люди, які бажають і можуть працювати, але не мають роботи. Це обставина, яка мотивує безробітних шукати роботу, що призводить до зменшення кількості вакансій за рахунок потребуючих.

Класичне безробіття також відоме як «реальне безробіття» або «індуковане безробіття». Коли заробітна плата настільки висока, що роботодавці не можуть найняти всіх доступних працівників. Іншими словами, заробітна плата вища, ніж закон попиту і пропозиції. Основними причинами класичного безробіття є такі:

1. Потужні профспілки, які домовляються про заробітну плату вище ринкової рівноваги;
2. Мінімальна заробітна плата, яка створює юридичний мінімум для заробітної плати;
3. Дефляція і фіксована заробітна плата (англ. Sticky Wage). Дефляція — це період падіння цін. Якщо є падіння цін, то для підтримання повної зайнятості, може знадобитися скорочення заробітної плати. Однак працівники і фірми часто уникають номінального скорочення заробітної плати — через психологічні фактори. Тому під час періоду дефляції класичне безробіття більш імовірне;
4. Довгострокові контракти визначали заробітну плату, яка стала занадто високою через рецесію;
5. Уряд встановлює занадто високу мінімальну заробітну плату [14].

У контексті ролі держави деякі економісти вважають, що безробіття може спричинити державне регулювання, зокрема гарантована мінімальна заробітна плата підвищує виплати деяким низькокваліфікованим працівникам вище ринкової рівноваги. За високих цін на працю (зарплат) попит на неї зменшується: роботодавці можуть пропонувати менше вакансій, що в свою чергу знижує загальний рівень зайнятості. Цей тип безробіття можна зменшити за допомогою політики, спрямованої на зниження реальної ставки заробітної плати, наприклад, податкової політики, або шляхом підвищення продуктивності, наприклад, через освіту і навчання [15].

Приховане безробіття представляє є перехідним станом між зайнятістю та відкритим безробіттям. В економічному сенсі це тип зайнятості, тісно пов'язаний з досягненням економічних результатів працівників. Приховане безробіття дуже специфічне в комплексі безробіття і має свої особливі характеристики. Термінологічно приховане безробіття також зустрічається як недостатня зайнятість або неповна зайнятість (недозайнятість), тобто приховане безробіття є економічним терміном, який використовується для позначення частини робочої сили, яка зайнята на роботі з мінімальною або нульовою продуктивністю. Приховане безробіття не впливає на сукупний випуск економіки [16].

Приховане безробіття можна визначити як недозайнятість, яка існує у разі, коли працівники не працюють повний робочий час і могли б і хотіли б працювати набагато більше і ефективніше або коли зарплата або дохід осіб, які мають певну роботу, був би набагато вищим, якби, враховуючи їх професійну кваліфікацію та здібності, ці особи працювали б у кращих виробничих умовах або на іншій роботі. Згідно з цим визначенням, приховане безробіття стосується всіх працівників, тобто у всіх галузях промисловості. Другий сегмент стосується ефективності працівників з точки зору більш раціонального використання роботи та професійних здібностей працівників.

Приховане безробіття дуже поширене в країнах третього світу, які мають велике населення, що створює надлишок робочої сили. Приховане безробіття важко ідентифікувати; однак його можна охарактеризувати так:

1. Приховане безробіття зазвичай пов'язане з невеликими сімейними підприємствами з більшою кількістю працівників, ніж потрібно, або самозайнятими особами. Це також відоме як неформальний ринок сільськогосподарської праці.

2. У разі прихованого безробіття маржинальна продуктивність помітно низька.

3. Приховане безробіття відрізняється від сезонного безробіття (яке може виникати через кліматичні фактори).

Оскільки приховане безробіття можна розглядати як непродуктивну зайнятість, до нього входять:

1. Особи, які працюють на неповний робочий час, але мають здібності та навички для виконання роботи на повний робочий час і бути продуктивними.

2. Особи, які приймають роботу з вимогами, які не відповідають їхнім навичкам і здібностям. Прикладом може бути особа з дипломом коледжу або університету, яка береться на роботу касиром через неможливість знайти роботу, що більше відповідає її кваліфікації.

3. Особи з хворобою або інвалідністю, але які можуть виконувати певні завдання, також підпадають під приховане безробіття. Це тому, що вони можуть

виконувати певні роботи, але, як правило, не включаються до національної статистики безробіття країни.

4. Особи, чий робочі місця стали зайвими і були переконані піти на ранню пенсію.

5. Особи, які виконують робочі завдання, які є непродуктивними з точки зору загального обсягу виробництва.

6. Особи, які не шукають роботу. Їх, як правило, не вважають безробітними. Зазвичай країни включають до своєї статистики безробіття лише шукачів роботи.

Довгострокове безробіття визначається Європейським Союзом як безробіття, яке триває більше одного року. Бюро статистики праці США визначає довгострокове безробіття як безробіття, яке триває 27 тижнів і більше. Довгострокове безробіття є невід'ємною частиною структурного безробіття, що призводить до довгострокового безробіття, яке існує в усіх соціальних групах, видах діяльності, професіях і на всіх рівнях освіти [17].

Довгострокові безробітні гірше почуваються на ринку праці, ніж короткострокові безробітні, але менш зрозуміло, чому це так. Одним із можливих пояснень є те, що довгострокові безробітні з самого початку мали гірші перспективи. Іншим є те, що їхні погані результати є наслідком тривалого безробіття, яке вони пережили (залежність від державних/соціальних програм захисту) [18].

Циклічне та структурне безробіття є основними причинами довгострокового безробіття. Ці два типи безробіття мають тенденцію бути довготривалими через саму природу причин цих явищ. А саме, циклічне безробіття пов'язане з рецесійними процесами, які, згідно з феноменологією, мають довготривалі циклічні часові фази. Тоді як структурне безробіття як дисбаланс між пропозицією і попитом може тривати довго, враховуючи непідготовленість і неактивність економічних суспільств. У контексті самої феноменології довгострокового безробіття ці два типи безробіття збігаються. Рецесія призводить до масового зростання безробіття, яке перетворюється на циклічне безробіття. На практиці було

показано, що стан рецесії може бути довготривалим, що означає, що ті, хто шукає роботу, не можуть знайти її протягом тривалого часу. Така ситуація призводить до старіння знань і навичок безробітних, що також породжує структурне безробіття. Сповільнення економіки гальмує процеси розвитку, а отже, економічне зростання стагнує.

Сьогоднішня криза довгострокового безробіття поширена серед усіх видів працівників. Це явно не пов'язано лише з негнучкими працівниками, які необдуманно зосереджуються на пошуку роботи в певних професіях або галузях промисловості, де немає роботи, ігноруючи можливості в інших місцях. Довгострокове безробіття постійно присутнє в кожній групі, у кожній професії, на всіх рівнях освіти. Хоча працівники з більш високим рівнем освіти стикаються зі значно нижчими показниками довгострокового безробіття, навіть ці висококваліфіковані працівники мають показники довгострокового безробіття, які більш ніж утричі перевищують ті, що були до початку рецесії. Довгострокові безробітні також, як правило, заробляють менше, коли знаходять нову роботу. Спільноти з більшою часткою довгострокових безробітних також, як правило, мають більш високі показники злочинності та насильства [18].

1.3 Статистичні методи дослідження безробіття

Визначення рівня безробіття за методологією Міжнародної організації праці (МОП) є найбільш поширеним показником ринку праці. Завдяки такій уніфікованій методології його визначення забезпечується міжнародна порівнянність даних та їх своєчасна доступність [19].

Схема класифікації робочої сили в ЄС наведена на рис. 1.2. Згідно з рекомендаціями МОП та Євростату, безробітними вважаються особи віком 15-74 років, які:

1. Не працювали протягом звітного тижня.

2. Були готові почати працювати впродовж двох тижнів після звітного тижня.

3. Активно шукали роботу протягом останніх чотирьох тижнів, тобто вживали конкретних дій, таких як:

- звернення до центрів зайнятості або приватних кадрових агентств;
- безпосереднє звернення до роботодавців;
- розміщення або відповідь на оголошення про вакансії;
- участь у співбесідах або тестуваннях [20].

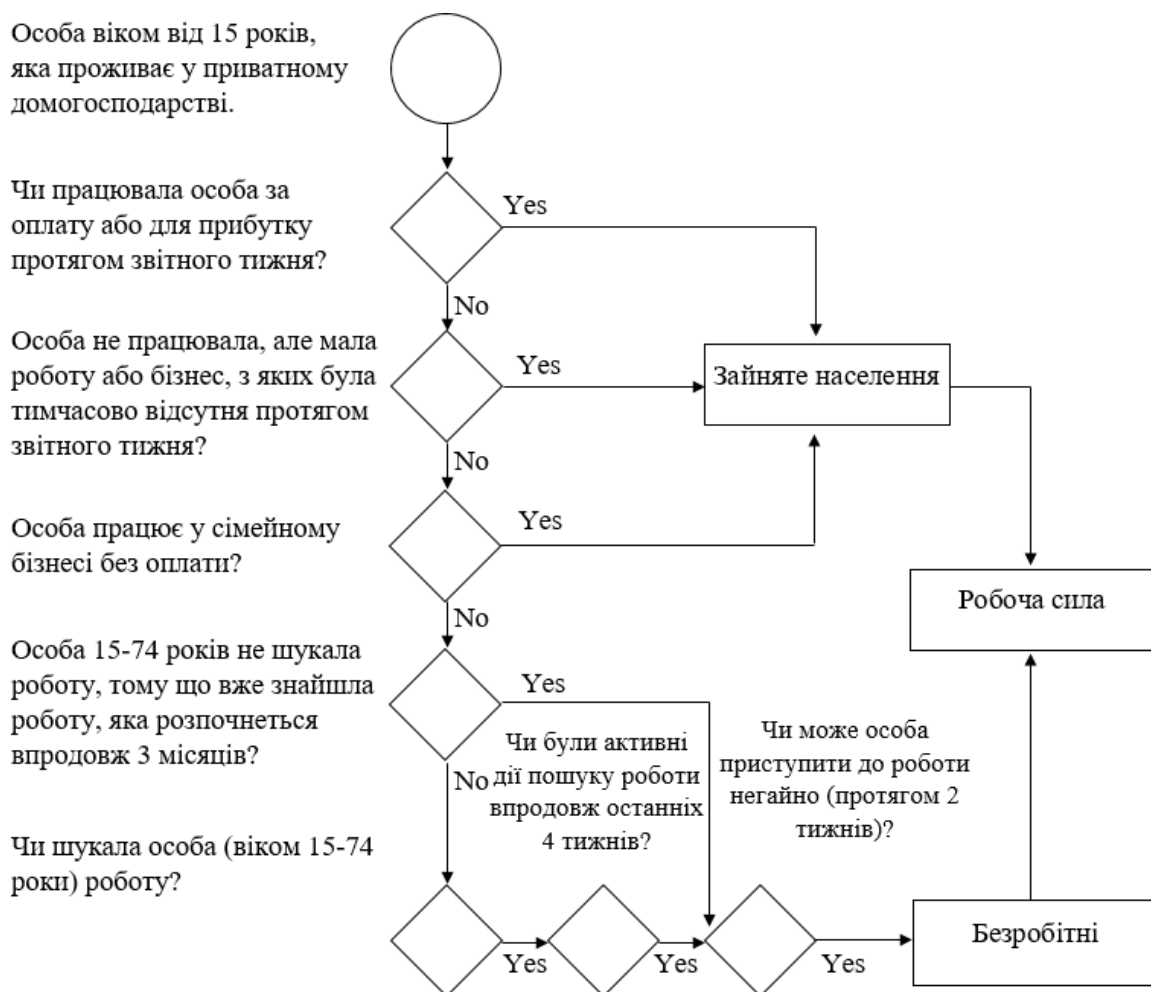


Рисунок 1.2 – Класифікація робочої сили ЄС (метод до 2021 року)

Джерело: розроблено автором на основі [20]

Рівень безробіття розраховується як частка безробітних у складі робочої сили (економічно активного населення). Робоча сила включає всіх зайнятих та безробітних. Розрахунок рівня безробіття виконується за формулою (1.1):

$$\text{Рівень безробіття (\%)} = \left(\frac{\text{Кількість безробітних осіб}}{\text{Робоча сила}} \right) \times 100 \quad (1.1)$$

Основним джерелом даних для розрахунку рівня безробіття є Обстеження робочої сили (Labour Force Survey, LFS). Воно використовується для отримання актуальної інформації про статус зайнятості населення в країнах Європейського Союзу. Учасники опитування надають інформацію про свою трудову діяльність протягом так званого «референсного тижня». Зібрані дані дозволяють класифікувати осіб у три основні категорії:

1. Зайняті: особи, які працювали протягом референсного тижня хоча б одну годину за оплату чи прибуток, або тимчасово були відсутніми на роботі, але зберігали зв'язок зі своїм робочим місцем.
2. Безробітні: особи, які не мали роботи, активно шукали її та були готові приступити до роботи протягом двох тижнів.
3. Економічно неактивні: особи, які не підпадають під перші дві категорії, наприклад, пенсіонери, студенти або ті, хто не шукає роботу.

Ключовим критерієм для класифікації є відповіді респондентів на питання про їхню трудову активність. На основі цих відповідей статус зайнятості визначається за спеціальним алгоритмом, що забезпечує міжнародну порівнянність даних.

Для забезпечення порівнянності та точності:

- Щоквартальні дані використовуються як основа для міжнародних порівнянь.
- Щомісячні оцінки розраховуються для окремих вікових і гендерних груп (15-24 та 25-74 роки) і публікуються в сезонно скоригованому вигляді.

З 2021 року в ЄС почала діяти нова методологія, регламентована Постановою (ЄС) 2019/1700, також відомою як Рамковий регламент з інтегрованої європейської соціальної статистики (IESS FR) [21]. Ця методологія деталізує класифікацію статусів зайнятості та включає такі ключові зміни:

- Розширення вікових меж: Особи віком від 15 до 89 років тепер враховуються у категорії зайнятих.
- Нові критерії для тимчасово відсутніх на роботі: До зайнятих тепер відносяться сезонні працівники поза сезоном за умови виконання ними певних обов'язків для свого робочого місця.
- Уточнення понять активного пошуку роботи: Наприклад, вивчення оголошень, безпосереднє звернення до роботодавців чи оновлення резюме на онлайн-платформах [22].

Новий алгоритм класифікації робочої сили наведений на рис. 1.3.

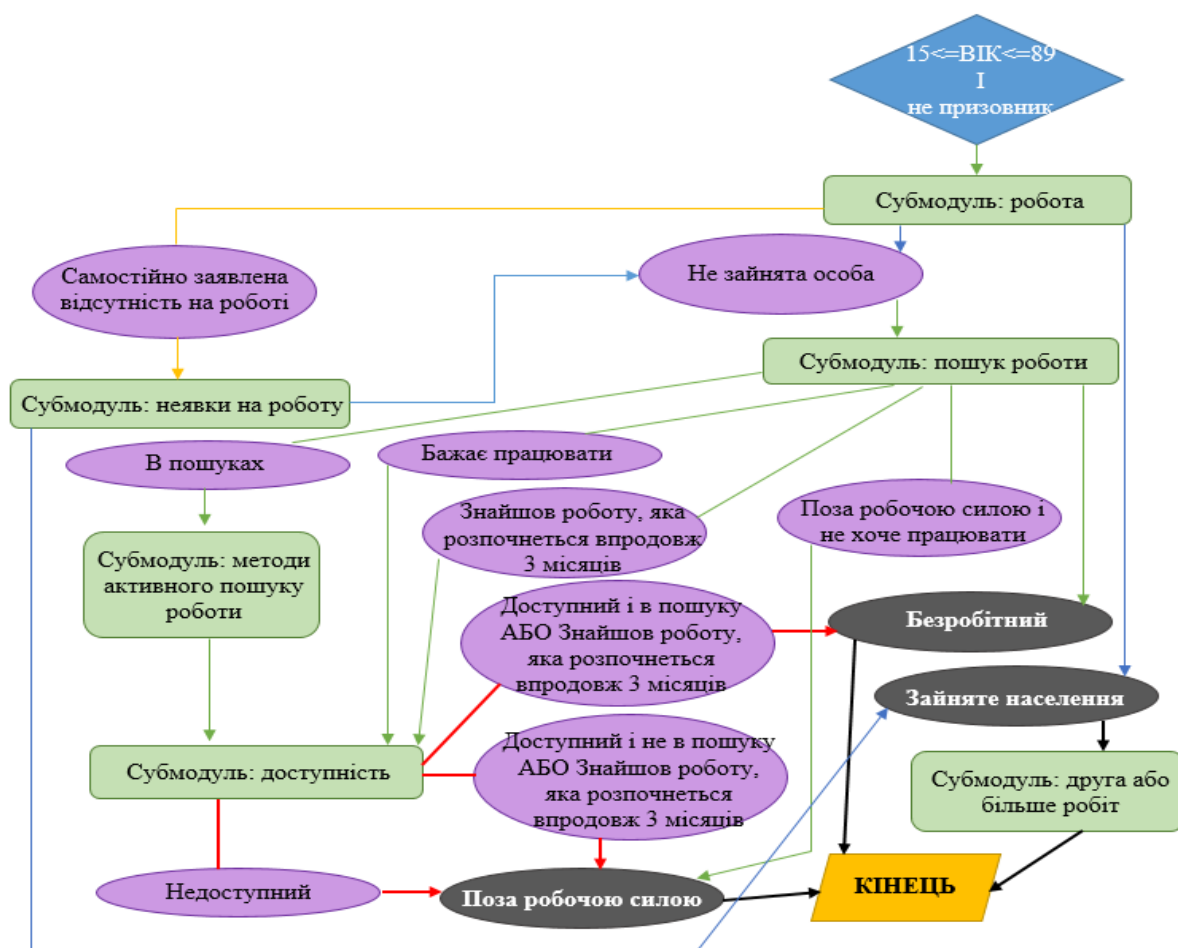


Рисунок 1.3 – Класифікація робочої сили ЄС (з 2021 року)

Джерело: розроблено автором на основі [23]

Нова впроваджена методологія також передбачає використання детального алгоритму для класифікації осіб за їх статусом на ринку праці. Це дозволяє отримувати більш точні та порівнювані дані.

Окрім стандартного рівня безробіття, Євростат публікує додаткові індикатори, які враховують такі групи осіб:

- особи, які працюють неповний робочий день, але бажають працювати більше;
- особи, які готові працювати, але не шукають роботу;
- особи, які шукають роботу, але не можуть негайно приступити до неї.

Ці дані є важливими для аналізу загальної невідповідності попиту та пропозиції на ринку праці.

Прогнозування часових рядів, зокрема рівня безробіття, є однією з ключових задач економічного аналізу, що потребує застосування різноманітних методів і підходів. Серед найбільш поширених підходів виділяють експоненціальне згладжування, методи автокореляційного моделювання, багатовимірні регресійні моделі та інтегровані підходи з урахуванням структурних змін.

Для подальшого моделювання рівня безробіття в рамках цієї роботи обрано чотири моделі: модель Хольта, ARIMA, VAR і модель коригування похибки. Ці моделі широко застосовуються в економічному аналізі для прогнозування часових рядів, і кожна з них має свої особливості та умови застосування [24].

Модель Хольта (Holt's Linear Trend Method) є одним із методів експоненціального згладжування, що використовується для прогнозування часових рядів із лінійним трендом. Вона враховує як рівень часового ряду, так і його тренд, забезпечуючи більш точний прогноз для даних із чітко вираженою тенденцією. Модель Хольта підходить для рядів, які не мають сезонних коливань, але демонструють стабільний тренд. Основними перевагами цієї моделі є простота у використанні та ефективність у прогнозуванні короткострокових тенденцій [25].

Модель авторегресійної інтегрованої ковзної середньої (ARIMA, Autoregressive Integrated Moving Average) використовується для аналізу та прогнозування часових рядів, які є стаціонарними або можуть бути приведені до стаціонарного вигляду за допомогою диференціювання. ARIMA об'єднує три компоненти: авторегресію (AR), інтеграцію (I) та ковзне середнє (MA). Авторегресія моделює залежність між поточним значенням і попередніми,

інтеграція усуває тренди, а ковзне середнє враховує залежність поточних значень від попередніх помилок прогнозу. Основними умовами застосування ARIMA є стаціонарність часового ряду після трансформацій і відсутність сильних сезонних коливань, які не можна врахувати стандартними методами [26].

Векторна авторегресія (VAR, Vector Autoregression) є багатовимірною моделлю, що використовується для аналізу взаємозв'язків між кількома часовими рядами. На відміну від ARIMA, яка працює з одним часовим рядом, VAR дозволяє моделювати одночасну динаміку кількох змінних, враховуючи їх взаємний вплив. VAR ґрунтується на припущенні, що кожна змінна залежить від її власних попередніх значень, а також від попередніх значень інших змінних у моделі. Основною умовою застосування VAR є стаціонарність всіх включених часових рядів або попередньо перетворених до стаціонарного вигляду [27].

Модель коригування похибки (ECM, Error Correction Model) — це економетрична модель, яка використовується для аналізу часових рядів, коли якими існує довгострокова рівновага, але короткострокові відхилення від цієї рівноваги також можливі. Основна ідея ECM полягає в тому, щоб врахувати як довгострокову рівновагу між змінними, так і їх короткострокову динаміку. Вона базується на понятті коінтеграції [28].

Аналіз результатів прогнозування дозволяє обрати найкращу модель серед ARIMA, VAR, моделі Хольта та ECM. ARIMA забезпечує гнучкість у роботі зі стаціонарними часовими рядами, дозволяючи враховувати як тренди, так і короткострокові залежності. VAR є ефективним інструментом для оцінки взаємозв'язків між макроекономічними показниками, що дозволяє моделювати вплив інших змінних на рівень безробіття. Модель Хольта є оптимальним вибором для часових рядів із чітко вираженим трендом без сезонних коливань. ECM дозволяє моделювати як короткострокові, так і довгострокові взаємозв'язки між коінтегрованими змінними. Порівняння цих моделей допомагає визначити найбільш ефективний підхід для прогнозування рівня безробіття в обраних країнах, враховуючи специфіку доступних даних та особливості економічної динаміки [29].

РОЗДІЛ 2

СТАТИСТИЧНИЙ АНАЛІЗ РІВНЯ БЕЗРОБІТТЯ В КРАЇНАХ ЄС

2.1 Розвідувальний аналіз даних

Для проведення комплексного аналізу та прогнозування рівня безробіття в країнах Європейського Союзу обрано низку економічних чинників, які мають суттєвий вплив на ринок праці. Вибір цих показників ґрунтується на їхньому потенціалі пояснити динаміку безробіття та взаємозв'язки між різними аспектами економічного розвитку.

Дані для аналізу рівня безробіття в країнах Європейського Союзу отримані з відкритих джерел Організації економічного співробітництва та розвитку (ОЕСР) [30]. Набір даних містить такі змінні:

- рівень безробіття (% від загальної робочої сили) [31],
- квартальний приріст ВВП, % зміна до попереднього періоду [32],
- рівень інфляції, % [33].

Дані охоплюють період з 2000 року по 2022 рік і представлені у вигляді середніх значень по 27 країнах ЄС (Австрія, Бельгія, Болгарія, Хорватія, Кіпр, Чехія, Данія, Естонія, Фінляндія, Франція, Греція, Іспанія, Нідерланди, Ірландія, Литва, Люксембург, Латвія, Мальта, Німеччина, Польща, Португалія, Румунія, Словаччина, Словенія, Швеція, Угорщина, Італія). Для подальшого аналізу використано поквартальні дані.

Основною залежною змінною в дослідженні є рівень безробіття, що вимірюється як відсоток загальної робочої сили, яка активно шукає роботу. Показник рівня безробіття є ключовим індикатором економічного здоров'я країни, оскільки він відображає стан ринку праці, економічну активність населення та соціальну стабільність. Високий рівень безробіття може свідчити про економічні труднощі та потребу у структурних змінах, а також про недостатній попит на

робочу силу, що може стримувати економічне зростання. Навпаки, зниження рівня безробіття часто свідчить про поліпшення економічної ситуації, збільшення інвестицій і підвищення життєвого рівня населення. Отже, рівень безробіття виступає важливим показником, що відображає ефективність економічної політики та загальні тенденції на ринку праці [34].

Квартальний приріст ВВП обраний як ключовий економічний показник, що відображає темпи економічного зростання. Приріст ВВП є важливим індикатором економічної активності та добробуту населення. Зростання ВВП зазвичай асоціюється зі збільшенням кількості робочих місць та зниженням рівня безробіття, оскільки економічне зростання стимулює інвестиції та розширення виробництва. Високі темпи зростання ВВП свідчать про здоровий економічний клімат, що сприяє створенню нових робочих місць та зниженню рівня безробіття [35].

Рівень інфляції є важливим макроекономічним чинником, що впливає на купівельну спроможність населення та загальний економічний клімат. Висока інфляція може призводити до зниження реальної заробітної плати, що, в свою чергу, негативно впливає на споживчий попит та інвестиції. Це може спричиняти скорочення виробництва та підвищення рівня безробіття. Навпаки, стабільна низька інфляція створює сприятливі умови для економічного зростання та зайнятості [36].

Обрані економічні показники — квартальна зміна ВВП та річний приріст інфляції — дозволяють здійснити комплексний аналіз рівня безробіття в країнах ЄС. Ці чинники створюють економічний контекст, у якому функціонує ринок праці, оскільки зростання ВВП сприяє створенню нових робочих місць, а рівень інфляції впливає на купівельну спроможність та інвестиційну активність [37]. Разом вони утворюють основу для побудови моделей прогнозування рівня безробіття, дозволяючи оцінити вплив ключових макроекономічних умов на зайнятість у країнах Європейського Союзу [38].

Усі розрахунки в рамках дипломної роботи виконані за допомогою мови програмування Python у хмарному середовищі Google Colab. Це середовище забезпечує доступ до сучасних інструментів аналізу даних, включаючи бібліотеки

pandas, numpy, matplotlib, seaborn, sklearn, statsmodels тощо. Google Colab надає можливість використовувати хмарні обчислювальні ресурси, що підвищує швидкість і ефективність виконання великих обчислень.

На початковому етапі аналізу дані завантажені та піддані первинному огляду за допомогою Python із використанням бібліотек pandas та numpy. Аналіз структури даних показав, що набір містить чотири стовпці даних: період (тип даних – об’єкт), рівень безробіття (тип даних – числовий), приріст ВВП (тип даних – числовий), рівень інфляції (тип даних – числовий).

За допомогою функції info перевірено типи змінних та виявлено пропущені значення у деяких змінних. Перед проведенням основного аналізу дані очищені - всі пропущені значення у змінних видалені. Також проведено перевірку на наявність дубльованих рядків, однак дублікатів не виявлено. Типи даних також приведено у відповідність.

Для проведення розвідувального аналізу сформована база даних з 92 спостережень (після очищення), що охоплюють період з 2000 по 2022 рік для Європейського Союзу (табл. 2.1).

Таблиця 2.1 – Описова статистика економічних показників

Показник	Рівень безробіття, % від загальної робочої сили	Квартальний приріст ВВП, %	Рівень інфляції, %
Кількість спостережень (count)	92	92	92
Середнє (mean)	8.93	0.37	2.31
Стандартне відхилення (std)	1.49	1.79	1.88
Мінімум (min)	6.10	-10.90	-0.35
25-й перцентиль (25%)	7.58	0.16	1.37
Медіана (50%)	9.08	0.49	2.17
75-й перцентиль (75%)	9.97	0.70	2.72
Максимум (max)	11.70	11.28	11.00

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Середнє значення рівня безробіття у вибірці становить 8.93%, зі стандартним відхиленням 1.49%. Мінімальне значення рівня безробіття зафіксовано на рівні 6.10%, тоді як максимальне значення досягло 11.70%. Медіана рівня безробіття становить 9.08%, що свідчить про те, що половина спостережень має рівень безробіття нижче цього значення, а половина – вище.

Середнє значення квартальної зміни ВВП становить 0.37%, зі стандартним відхиленням 1.79%. Мінімальне значення квартальної зміни ВВП зафіксовано на рівні -10.90%, тоді як максимальне значення досягло 11.28%. Медіана квартальної зміни ВВП становить 0.49%, що свідчить про те, що половина спостережень має значення нижче цього рівня, а половина – вище. Приріст ВВП є важливим індикатором економічної активності та добробуту населення. Зростання ВВП зазвичай асоціюється зі збільшенням кількості робочих місць та зниженням рівня безробіття, оскільки економічне зростання стимулює інвестиції та розширення виробництва.

Середнє значення річного зростання інфляції становить 2.31%, зі стандартним відхиленням 1.88%. Мінімальне значення річного зростання інфляції зафіксовано на рівні -0.35%, тоді як максимальне значення досягло 11.00%. Медіана річного зростання інфляції становить 2.17%, що свідчить про те, що половина спостережень має значення нижче цього рівня, а половина – вище. Висока інфляція може призводити до зниження реальної заробітної плати, що, в свою чергу, негативно впливає на споживчий попит та інвестиції. Це може спричиняти скорочення виробництва та підвищення рівня безробіття. Навпаки, стабільна низька інфляція створює сприятливі умови для економічного зростання та зайнятості.

Отже, обрані змінні дозволяють здійснити всебічний аналіз рівня безробіття в ЄС, враховуючи економічні аспекти. Квартальна зміна ВВП та інфляція забезпечують економічний контекст, у якому відбувається зайнятість. Разом ці змінні формують основу для побудови моделей прогнозування рівня безробіття, що дозволяє врахувати комплексність факторів, які впливають на ринок праці в країнах ЄС.

На рис. 2.1 зображено графік розподілу рівня безробіття, вираженого у відсотках від робочої сили. Видно, що рівень безробіття коливається в досить вузькому діапазоні, зосереджуючись переважно навколо 9-10%.

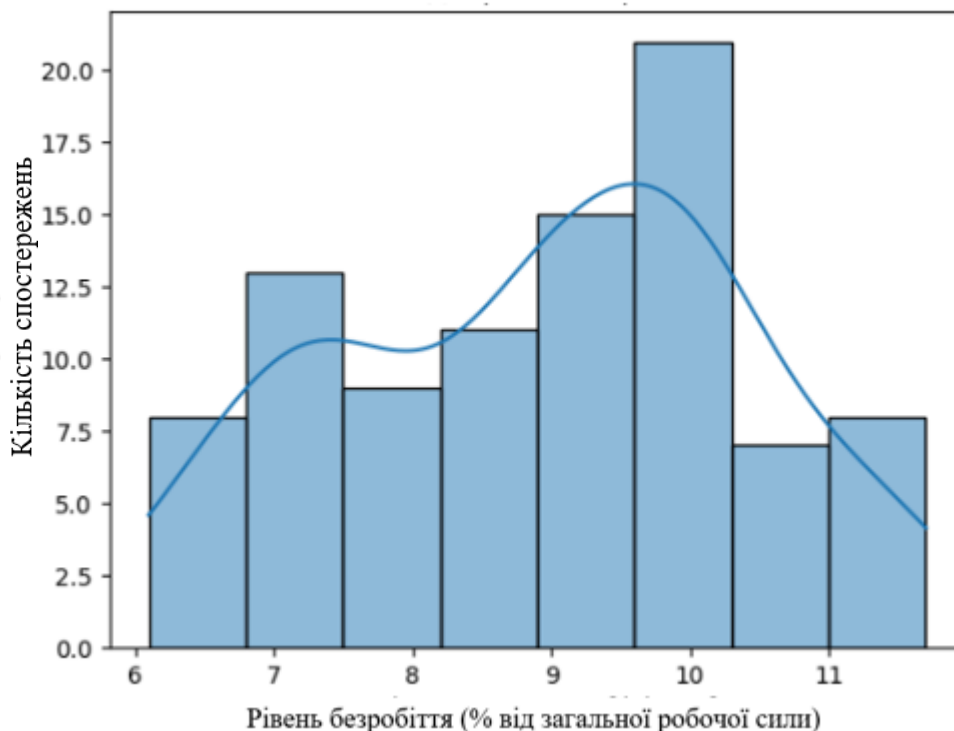


Рисунок 2.1 – Розподіл рівня безробіття в ЄС (2000-2022 рр.)

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Розподіл рівня безробіття наближається до нормального розподілу (так званої «дзвоноподібної кривої»). Це означає, що більшість значень зосереджені навколо середнього значення, а відхилення від середнього є рідкісними.

Середнє значення рівня безробіття знаходиться приблизно в районі 9-10%. Це означає, що саме цей рівень є найбільш типовим для даного набору даних. Розподіл має помірну дисперсію, що вказує на те, що рівень безробіття відносно стабільний і не спостерігається значних коливань.

Розподіл дещо позитивно асиметричний, тобто «хвіст» розподілу тягнеться більше праворуч. Це означає, що є більше спостережень з високими значеннями рівня безробіття, ніж з низькими. Позитивна асиметрія вказує на те, що періодично

спостерігаються періоди підвищеного безробіття, хоча вони є менш типовими, ніж періоди з низьким рівнем безробіття.

На рис. 2.2 представлено діаграму розмаху, яка відображає розподіл рівня безробіття у відсотках від загальної робочої сили. Діаграма розмаху (box plot) — це інструмент для візуалізації розподілу даних та виявлення викидів [39]. Вона дозволяє швидко оцінити такі характеристики даних, як:

- медіана (центральне значення, яке ділить дані на дві рівні частини);
- кuartилі: нижній кuartиль (25-й процентиль) та верхній кuartиль (75-й процентиль), які розбивають дані на чотири рівні частини.
- міжкuartильний розмах (різниця між верхнім та нижнім кuartилями, який показує розкид середніх 50% даних).
- викиди (значення, що значно відрізняються від основної маси даних).

На основі діаграми розмаху можна зробити висновок, що рівень безробіття в аналізований період був досить стабільним і коливався в невеликому діапазоні навколо середнього значення близько 9%. Міжкuartильний розмах відносно невеликий, що свідчить про те, що більшість значень рівня безробіття зосереджені в досить вузькому діапазоні.

На діаграмі відсутні явні викиди, тобто немає значень, які б сильно відрізнялися від основної маси даних. Це свідчить про відсутність значних коливань або серйозних кризових ситуацій на ринку праці.

Медіана рівня безробіття ЄС знаходиться приблизно на рівні 9%, що підтверджує те, що 50% країн у вибірці мають рівень безробіття менше або дорівнює 9%, а інші 50% країн — більше або дорівнює 9%. Оскільки середнє значення рівня безробіття становить 8,9%, то можна констатувати незначну лівосторонню асиметрію. «Хвіст» розподілу трохи довше тягнеться вліво, тобто є більше спостережень з нижчими значеннями рівня безробіття, ніж з вищими.

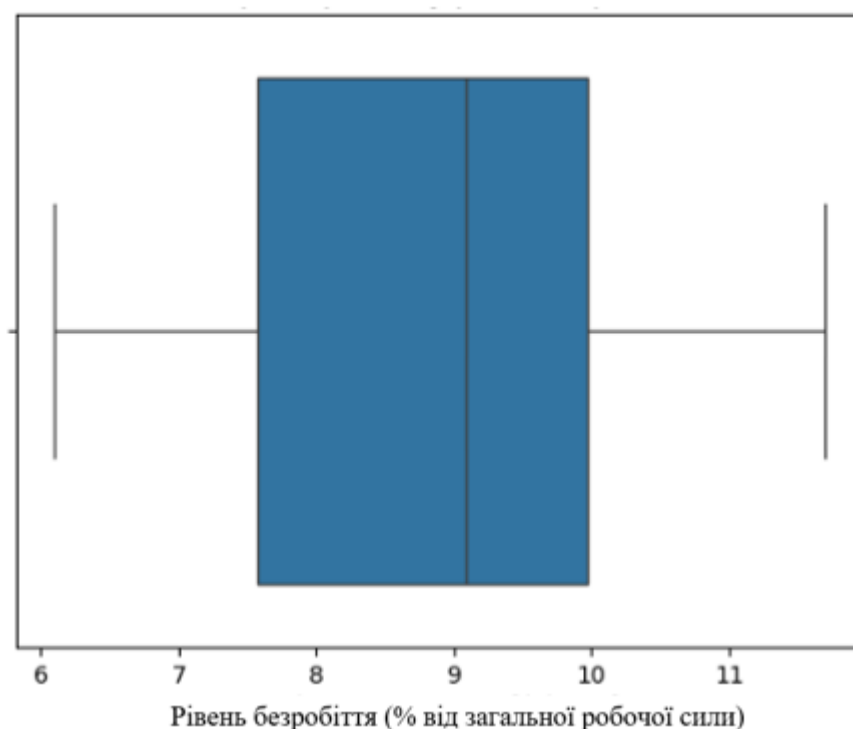


Рисунок 2.2 – Діаграма розмаху рівня безробіття в ЄС (2000-2022 рр.)

Джерело: розроблено автором на основі [30]

На графіку не виявлено викидів, тобто всі значення у вибірці перебувають у межах нормального діапазону, що відповідає загальній тенденції даних.

На рис. 2.3 представлено кореляційну матрицю, яка показує взаємозв'язки між різними змінними. Кожен коефіцієнт кореляції між двома змінними може варіюватися від -1 до 1, причому значення ближче до 1 вказує на сильну позитивну кореляцію, ближче до -1 — на сильну негативну кореляцію, а значення близькі до 0 свідчать про відсутність кореляції.

Коефіцієнт кореляції близький до нуля (0,03) вказує на практично відсутній лінійний зв'язок між рівнем безробіття та приростом ВВП і навпаки.

Коефіцієнт кореляції -0,43 вказує на помірну негативну кореляцію. Це означає, що зі зростанням рівня безробіття, як правило, спостерігається зниження інфляції, і навпаки. Це може бути пов'язано з тим, що під час економічних спадів і високого рівня безробіття споживчий попит знижується, що призводить до зниження інфляційного тиску.

Коефіцієнт кореляції між приростом ВВП та інфляцією близький до нуля, що вказує на відсутність значного лінійного зв'язку між цими двома показниками.

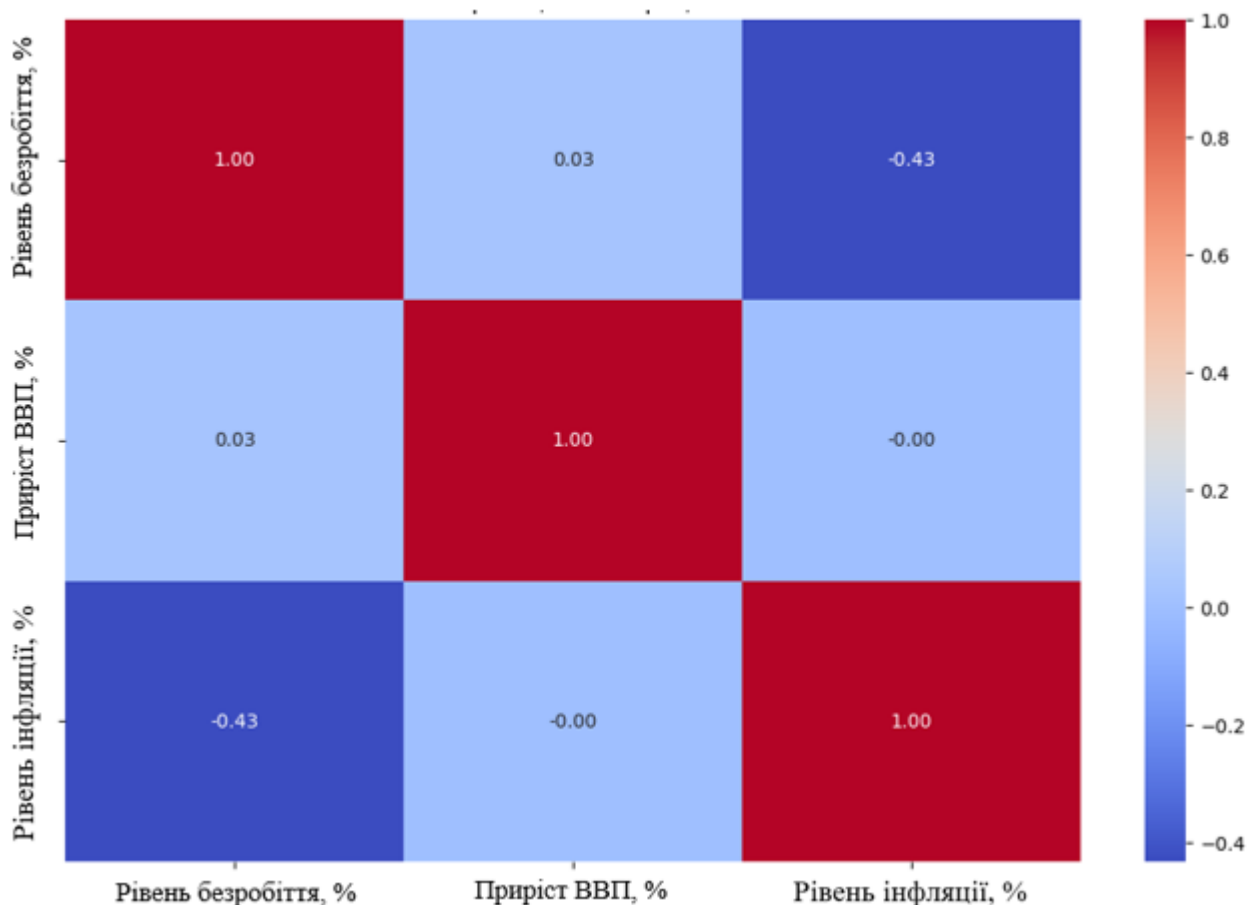


Рисунок 2.3 – Кореляційна матриця показників

Джерело: розроблено автором на основі [30]

На рис. 2.4 зображено динаміку рівня безробіття в ЄС з 2000 по 2022 рр. Графік демонструє загальну тенденцію до зниження рівня безробіття в ЄС за період з 2000 по 2022 рік. Це свідчить про загальне покращення ситуації на ринку праці в ЄС.

Незважаючи на загальну тенденцію до зниження, графік також демонструє значні коливання рівня безробіття. Спостерігаються періоди зростання безробіття, які, ймовірно, пов'язані з економічними кризами та іншими макроекономічними факторами.

На графіку можна виділити кілька піків та падінь рівня безробіття. Найбільше зростання безробіття спостерігалось під час глобальної фінансової кризи 2008 року. Після кризи рівень безробіття поступово знижувався, але знову почав зростати під час пандемії COVID-19.

Після 2020 року спостерігається тенденція до стабілізації рівня безробіття на відносно низькому рівні.

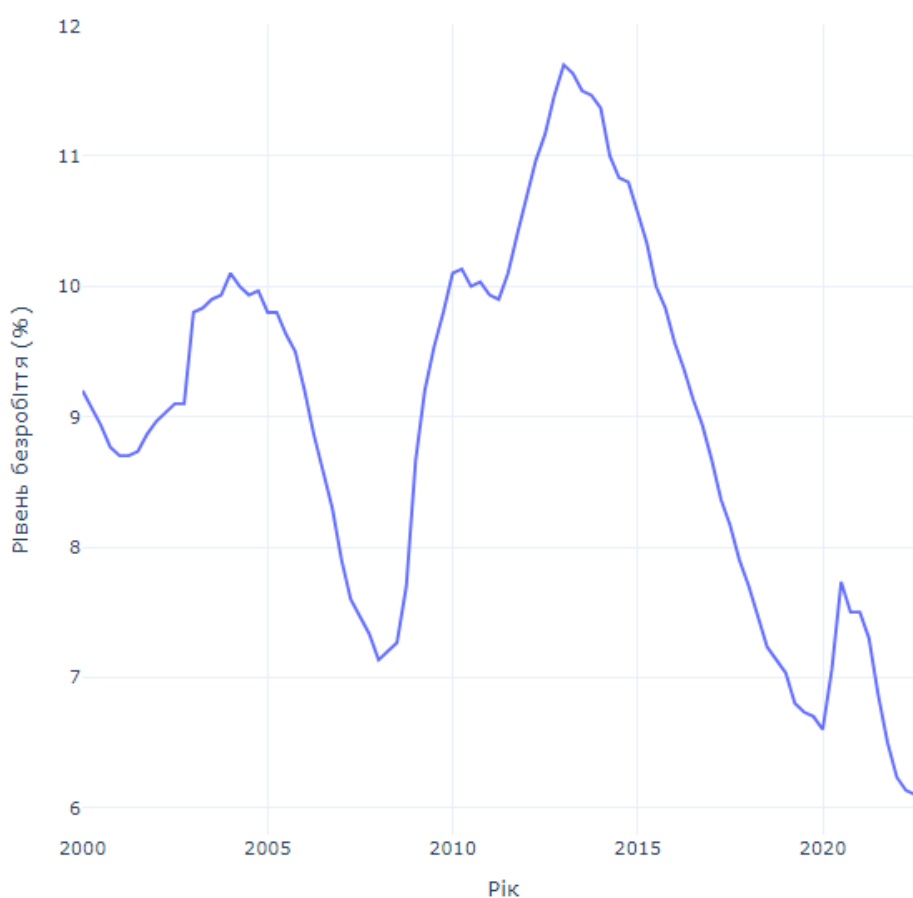


Рисунок 2.4 – Динаміка рівня безробіття в ЄС (2000-2022рр.)

Джерело: розроблено автором на основі [30]

2.2 Виявлення трендів та аномалій

Проведення аналізу аномалій рівня безробіття в Європейському Союзі з використанням методу z-оцінок є одним із кроків розвідувального аналізу даних. Z-оцінка (або стандартне відхилення) є мірою того, наскільки значення показника відхиляється від його середнього значення в одиницях стандартного відхилення.

Для дослідження аномалій, використана Z-оцінка, згідно якої обиралися значення, які відхиляються від середнього більше ніж на три або два стандартних відхилення. У методі міжквартильного розмаху (IQR) для виявлення аномалій IQR визначається різниця між 75-м (Q3) та 25-м (Q1) перцентилями [40].

В результаті проведеного аналізу встановлено, що дані щодо рівня безробіття не містять значних аномалій, які б відхилялися від середнього значення більше ніж на два або три стандартних відхилення. Також не виявлено аномалій за допомогою методу міжквартильного розмаху. Це свідчить про те, що дані є досить стабільними та не містять екстремальних значень, які могли б суттєво вплинути на результати подальшого аналізу.

Для згладжування часових рядів застосовуються ковзні середні рівня безробіття. Ковзне середнє дозволяє зменшити вплив короткострокових коливань та виділити довгострокові тенденції.

Ковзне середнє обчислене як середнє значення рівня безробіття за попередні 4 квартали для кожної часової мітки [41]. Формула для розрахунку ковзного середнього має вигляд (2.1):

$$MA_t = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} X_{t-i} \quad (2.1)$$

де MA_t – ковзне середнє на момент часу t ,

N – розмір вікна (в даному разі 4 квартали),

X_{t-1} – значення рівня безробіття на момент часу $t-1$.

В результаті побудовано графік, що відображає динаміку рівня безробіття в ЄС разом з його ковзним середнім за період з 2000 по 2022 рік. (рис. 2.5). Графік містить дві лінії: синю лінію, що представляє фактичні значення рівня безробіття, та оранжеву лінію, що представляє ковзне середнє. Графік дозволяє візуально оцінити тенденції в рівні безробіття та зрозуміти, як змінюється цей показник з часом.

Обидві лінії демонструють загальну тенденцію до зниження рівня безробіття за весь період. Це свідчить про загальне покращення ситуації на ринку праці. Синя лінія показує значні коливання рівня безробіття протягом року. Це може бути пов'язано з сезонними факторами, економічними циклами або іншими короткостроковими подіями. Жовта лінія, що відображає ковзне середнє, показує більш плавну і стабільну тенденцію. Вона підтверджує загальне зниження рівня безробіття і дозволяє краще побачити основний тренд.

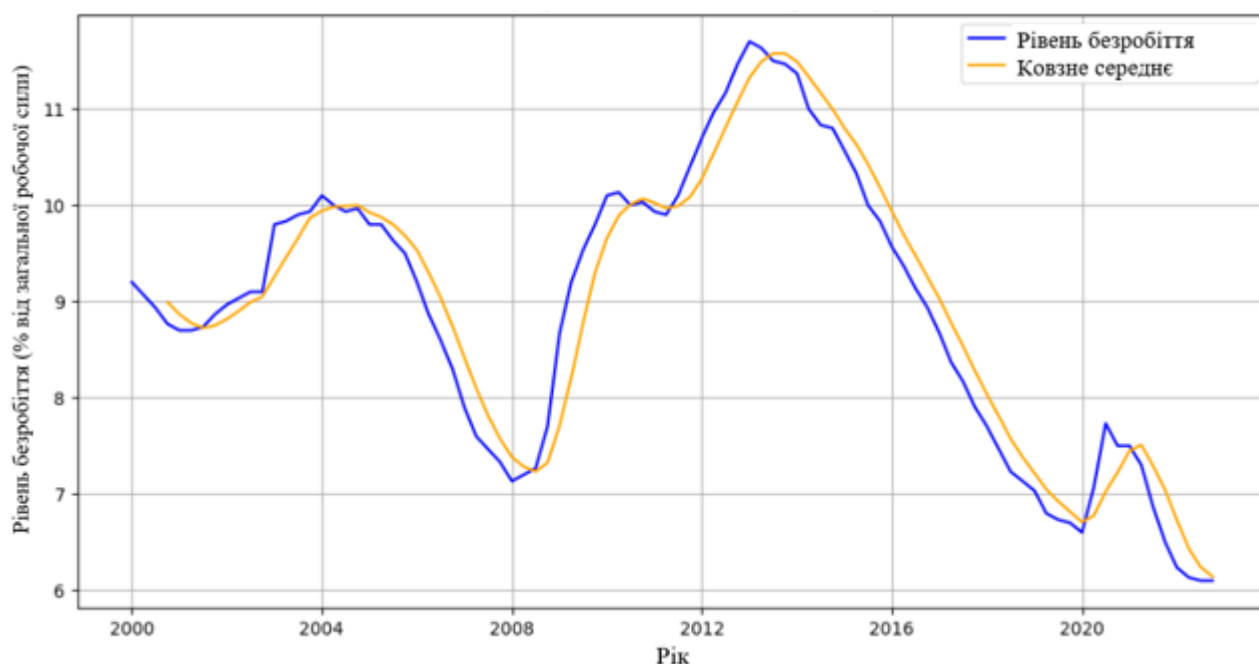


Рисунок 2.5 – Динаміка ковзного середнього рівня безробіття в ЄС (2000-2022рр.)

Джерело: розроблено автором на основі [30]

На графіку чітко видно кілька піків і падінь рівня безробіття. Найбільше зростання безробіття, ймовірно, спостерігалось під час глобальної фінансової кризи 2008 року. Після кризи рівень безробіття поступово знижувався, але знову

почав зростати під час пандемії COVID-19. Після 2020 року спостерігається тенденція до стабілізації рівня безробіття на відносно низькому рівні.

2.3 Перевірка даних на стаціонарність

Перевірка даних на стаціонарність передбачає застосування різних тестів, зокрема один з них полягає у перевірці наявності одиничного кореня в часовому ряді і проводиться перед побудовою моделі часового ряду. Тест має назву розширеного тесту Дікі-Фуллера.

Нульова гіпотеза тесту полягає в тому, що в ряді є одиничний корінь, а отже, для отримання висновків може знадобитися взяти першу різницю змінної. Альтернативна гіпотеза полягає у відсутності одиничного кореня в часовому ряді. Процес AR(1) (авторегресійний процес першого порядку) може бути визначений як:

$$y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (2.2)$$

де y_t — це змінна, що досліджується,

ρ — параметр, що підлягає оцінюванню,

ε_t — залишкова складова, яка передбачається білим шумом.

Якщо абсолютне значення ρ менше одиниці, то y_t є стаціонарним. Для процесу вищого порядку процедура тестування виглядає так:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \delta_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \delta_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t, \quad (2.3)$$

де α — це константа,

β — коефіцієнт, пов'язаний із часовим трендом,

ρ — кількість лагів в авторегресійній моделі,

Δy_t — це перша різниця часового ряду на момент часу t ,

$\gamma = \rho - 1$.

Перевірка на одиничний корінь проводиться з нульовою гіпотезою $\gamma=0$ та альтернативною гіпотезою $\gamma<0$. Статистика тесту визначається як:

$$ADF_t = \frac{\hat{\gamma}}{SE(\hat{\gamma})}, \quad (2.4)$$

де $\hat{\gamma}$ — це оцінка параметра γ .

Тест Дікі-Фуллера використовується для визначення наявності одиничного кореня в часовому ряді, що є індикатором нестационарності. Отже, тест допомагає визначити, чи є ряд стаціонарним або потребує диференціювання для подальшого аналізу [42].

Результати проведеного тесту Дікі-Фуллера наведено в табл. 2.2.

Оскільки p -значення для рівня безробіття складає 0.62 і є більшим 0.05, то не можна відхилити нульову гіпотезу. Це означає, що часовий ряд рівня безробіття має одиничний корінь і є нестационарним.

Для квартальної зміни ВВП p -значення наближається до 0 і є значно меншим 0.05, отже нульова гіпотеза відхиляється. Це означає, що часовий ряд квартальної зміни ВВП є стаціонарним.

Для рівня інфляції p -значення складає 0.76, що є більше 0.05, тому не можна відхилити нульову гіпотезу. Це означає, що часовий ряд річного росту інфляції має одиничний корінь і є нестационарним.

Таблиця 2.2 – Результати тесту Дікі-Фуллера

Показник	ADF статистика	p-значення	Критичне значення (1%)	Критичне значення (5%)	Критичне значення (10%)	Стаціонарність
Рівень безробіття, % від загальної робочої сили	-1.32	0.62	-3.51	-2.89	-2.58	Нестационарний
Квартальна зміна ВВП, % (порівняно з попереднім періодом)	-11.87	0.00	-3.50	-2.89	-2.58	Стаціонарний
Річний ріст інфляції, %	-0.98	0.76	-3.52	-2.899	-2.59	Нестационарний

Джерело: розроблено автором на основі [30]

В результаті проведеного тесту Дікі-Фуллера встановлено, що часові ряди рівня безробіття та річного росту інфляції є нестационарними, оскільки вони мають одиничний корінь. Це означає, що їхні статистичні властивості змінюються з часом, що може ускладнювати аналіз та прогнозування. З іншого боку, часовий ряд квартальної зміни ВВП виявився стаціонарним, що свідчить про стабільність його статистичних властивостей з часом. Стаціонарні часові ряди є більш придатними для побудови моделей прогнозування, оскільки їхні властивості залишаються незмінними протягом часу.

Для того, щоб перетворити нестационарні часові ряди рівня безробіття та річного зростання інфляції на стаціонарні, застосовано метод диференціювання.

Диференціювання є процесом обчислення різниці між послідовними значеннями часового ряду, що дозволяє усунути тренди та сезонні компоненти, і перетворити ряд до стаціонарного вигляду. Формула для першого диференціювання виглядає так:

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-1}, \quad (2.5)$$

де Y_t — значення часового ряду на момент часу t ,

Y'_t — диференційоване значення.

Після диференціювання знову проведено тест Дікі-Фуллера для перевірки стаціонарності диференційованого часового ряду.

Результати тесту для диференційованого часового ряду рівня безробіття наведені в табл. 2.3.

Оскільки р-значення 0.0005 менше 0.05, то нульова гіпотеза відхиляється. Це означає, що диференційований часовий ряд рівня безробіття є стаціонарним.

Таблиця 2.3 – Результати тесту Дікі-Фуллера для рівня безробіття після диференціювання

Показник	ADF статистика	р- значення	Стаціонарність
Диференційований рівень безробіття	-4.29	0.0005	Стаціонарний

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Після першого диференціювання часового ряду річного росту інфляції також проведено тест Дікі-Фуллера для перевірки стаціонарності.

Оскільки р-значення (0.09) більше 0.05, то не можна відхилити нульову гіпотезу. Це означає, що диференційований часовий ряд річного росту інфляції все ще має одиничний корінь і є нестаціонарним (табл. 2.4).

Таблиця 2.4 – Результати тесту Дікі-Фуллера для рівня інфляції після диференціювання

Показник	ADF статистика	р- значення	Стаціонарність
Перше диференціювання річного росту інфляції	-2.60	0.09	Нестационарний (має одиничний корінь)
Друге диференціювання річного росту інфляції	-4.17	0.0007	Стаціонарний

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Після другого диференціювання часового ряду річного зростання інфляції обчисленого як різниця між послідовними значеннями першого

диференційованого ряду, проведено тест Дікі-Фуллера для перевірки стаціонарності отриманого ряду.

Оскільки отримане р-значення (0.0007) менше 0.05, то нульову гіпотезу відхилено. Це означає, що другий диференційований часовий ряд річного росту інфляції є стаціонарним.

Отже, отримані результати свідчать про те, що для досягнення стаціонарності часового ряду рівня безробіття достатньо одного диференціювання, тоді як для річного росту інфляції необхідно здійснити диференціювання двічі. Стаціонарні часові ряди є більш придатними для побудови моделей прогнозування, оскільки їхні властивості залишаються незмінними протягом часу.

Для виявлення залежностей між рівнями часового ряду даних застосовують автокореляційну функцію (ACF) та часткову автокореляційну функцію (PACF). Це допомагає визначити, наскільки поточні значення ряду залежать від попередніх значень. Високі значення ACF на певних лагах можуть вказувати на наявність сезонних компонентів або трендів. Високі значення PACF на певних лагах можуть вказувати на необхідність включення відповідних лагів у модель.

Графіки автокореляційної функції (ACF) та часткової автокореляційної функції (PACF) для диференційованого часового ряду рівня безробіття є важливими інструментами для аналізу часових рядів та вибору параметрів для моделей авторегресії (AR), ковзного середнього (MA) та їх комбінацій (ARIMA) [39].

Графік ACF (рис. 2.6) показує кореляцію між значеннями часового ряду на різних лагах.

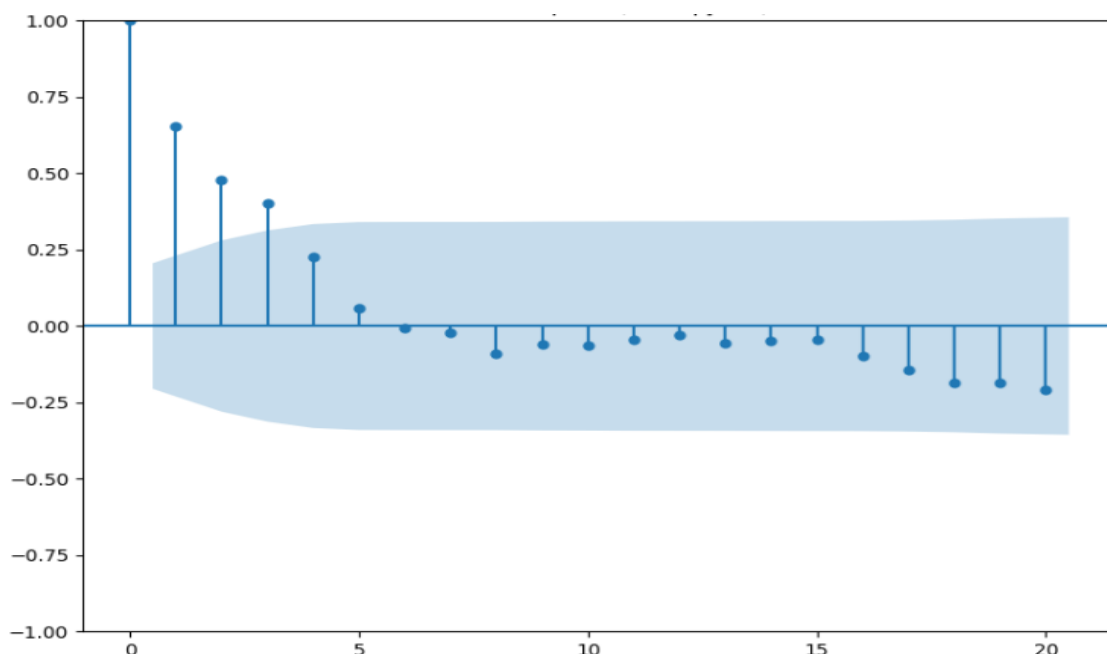


Рисунок 2.6 Автокореляційна функція для диференційованого рівня безробіття
Джерело: розроблено автором на основі [30]

Графік PACF (рис. 2.7) показує кореляцію між значеннями часового ряду на різних лагах, усуваючи вплив проміжних лагів. Це допомагає визначити порядок авторегресійної моделі (AR).

Графіки ACF та PACF допомагають визначити параметри p (порядок авторегресії) та q (порядок ковзного середнього) для моделі ARIMA. Параметр d (порядок диференціювання) вже визначено на попередніх етапах. Аналізуючи графіки ACF та PACF, можна зробити висновки про те, які лаги слід включити в модель для досягнення найкращих результатів.

Побудова графіків ACF та PACF є важливим кроком у підготовці до побудови моделі ARIMA. Ці графіки дозволяють візуально оцінити структуру автокореляцій у часовому ряді та вибрати оптимальні параметри для моделі. Це, в свою чергу, допомагає побудувати більш точну та надійну модель для прогнозування майбутніх значень часового ряду.

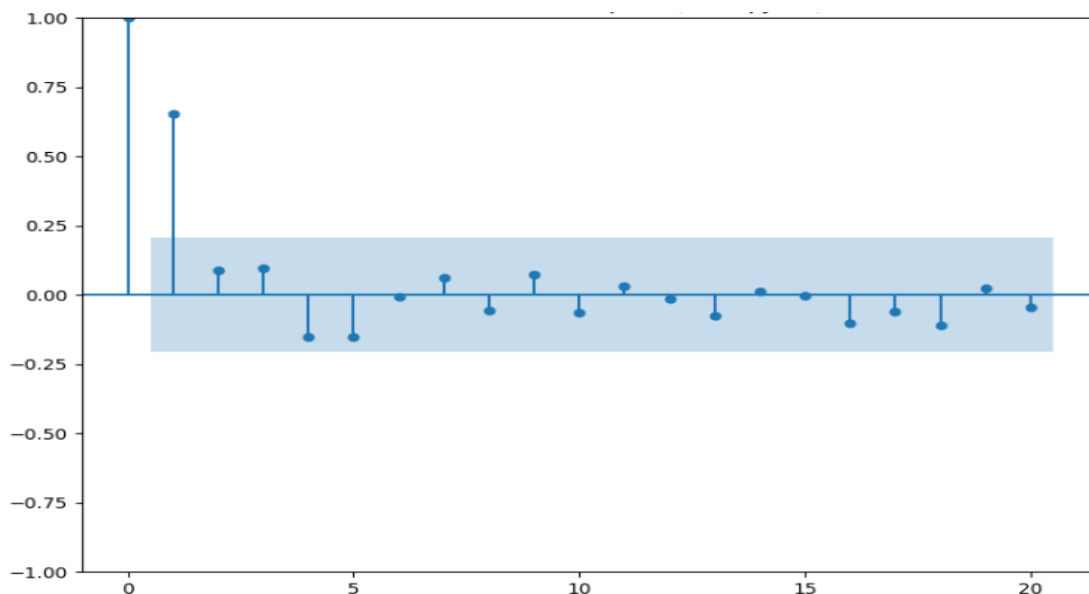


Рисунок 2.7 Часткова автокореляційна функція для диференційованого рівня безробіття

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Графік ACF демонструє швидке спадання автокореляції після кількох перших лагів. Це свідчить про те, що значення часового ряду в поточний момент часу сильно залежать від одного-двох попередніх значень, але ця залежність швидко зменшується зі збільшенням лагу. Наявність значних відхилень від нульової лінії в перших лагах підтверджує існування автокореляції в даних.

Графік PACF демонструє швидке спадання часткової автокореляції після першого лагу. Це свідчить про те, що прямий вплив на поточне значення часового ряду має лише одне попереднє значення, а вплив більш віддалених значень є незначним.

Виходячи з форми графіків, для побудови моделі ARIMA обрано такі параметри: (3,1,1). Перший параметр ($p=3$) вказує на те, що в моделі присутні три авторегресійні члени, другий параметр ($d=1$) вказує на необхідність диференціювання даних для досягнення стаціонарності, а третій параметр ($q=1$) вказує на наявність одного члена ковзного середнього.

РОЗДІЛ 3

ПРОГНОЗУВАННЯ РІВНЯ БЕЗРОБІТТЯ В ЄС

3.1 Побудова моделі Хольта

Метод Хольта є адаптивним методом прогнозування, який належить до класу експоненціального згладжування. Його головна особливість полягає у здатності автоматично підлаштовуватися під зміни в часових рядах, що мають лінійний тренд, шляхом динамічного оновлення оцінок рівня та тренду. Особливістю моделі Хольта є здатність оперативно реагувати на зміни в даних. В моделі кожному новому значенню ряду надається більша вага порівняно з попередніми, що робить модель чутливою до останніх тенденцій.

Ключовими параметрами для моделі є α та β .

Параметр α контролює згладжування рівня часового ряду. Він визначає, наскільки швидко модель реагує на нові спостереження. Значення α варіюється від 0 до 1. Високе значення α (близьке до 1) означає, що модель швидко реагує на нові спостереження, надаючи їм більшу вагу. Низьке значення α (близьке до 0) означає, що модель надає більшу вагу попереднім значенням рівня, згладжуючи коливання.

Параметр β контролює згладжування тренду часового ряду. Він визначає, наскільки швидко модель реагує на зміни в тренді. Значення β також варіюється від 0 до 1. Високе значення β (близьке до 1) означає, що модель швидко реагує на зміни в тренді. Низьке значення β (близьке до 0) означає, що модель надає більшу вагу попереднім значенням тренду, згладжуючи коливання [43].

Для підбору оптимальних параметрів моделі Хольта використано сітковий пошук (grid search) по значеннях параметрів α та β . Сітковий пошук — це метод оптимізації гіперпараметрів, який використовується для

налаштування моделей машинного навчання. Він забезпечує вичерпний пошук всіх можливих комбінацій гіперпараметрів, що гарантує знаходження оптимальних значень.

Розглянуто 81 комбінацію параметрів α та β , де кожне значення варіювалося від 0.1 до 0.9 з кроком 0.1. Для кожної комбінації параметрів побудовано модель та обчислено прогнозовані значення рівня безробіття.

У табл. 3.1 наведено деякі з отриманих результатів.

Таблиця 3.1 – Підбір оптимальних параметрів моделі Хольта

α	β	RMSE
0.1	0.1	0.28
0.1	0.2	0.30
0.1	0.3	0.32
0.1	0.4	0.33
0.1	0.5	0.34
...	...	...
0.9	0.5	0.25
0.9	0.6	0.26
0.9	0.7	0.27
0.9	0.8	0.28
0.9	0.9	0.29

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Для оцінювання якості моделі використано корінь середньоквадратичної помилки (RMSE).

RMSE — це важлива метрика, яка широко використовується для оцінки якості прогнозів або моделей регресії. Вона вимірює середню величину помилки між прогнозованими значеннями та фактичними значеннями, надаючи більшу вагу великим помилкам. Чим менше значення RMSE, тим більш точною є модель.

Найкращі параметри α та β для моделі Хольта визначені як такі, що забезпечують найменше значення RMSE, рівне 0.21. Це свідчить про високу точність прогнозів моделі Хольта для рівня безробіття.

Параметр α (згладжування рівня) визначає, наскільки швидко модель реагує на зміни в рівні безробіття. Значення $\alpha=0.7$ вказує на те, що модель дійсно надає більшу вагу останнім спостереженням і дозволяє швидше реагувати на зміни.

Параметр β (згладжування тренду) визначає, наскільки швидко модель реагує на зміни в тренді. Значення $\beta=0.1$ вказує на те, що модель надає меншу вагу останнім змінам у тренді, що дозволяє уникнути надмірної чутливості до короткострокових коливань.

Проведений аналіз показав, що модель Хольта без сезонності з параметрами $\alpha=0.7$ та $\beta=0.1$ є найбільш адекватною для прогнозування рівня безробіття. Значення RMSE для цієї моделі є найменшим серед усіх розглянутих комбінацій параметрів, що свідчить про високу точність прогнозів.

3.2 Побудова ARIMA моделі

Модель ARIMA або модель авторегресійної інтегрованої ковзної середньої (англ. AutoRegressive Integrated Moving Average) є одним з найпоширеніших методів аналізу та прогнозування часових рядів.

Щоб побудувати модель ARIMA, досліджуваний часовий ряд має бути стаціонарним. Прикладом стаціонарного часового ряду є білий шум. Часовий ряд називають білим шумом, якщо для його елементів ε_t виконуються співвідношення: $E(\varepsilon_t)=0$, $V(\varepsilon_t)=\sigma\varepsilon^2$ та $E(\varepsilon_t\varepsilon_{t*})=0$, де $t \neq t^*$. Часовий ряд є нестаціонарним, якщо його перші два моменти — середнє значення або дисперсія ряду — або зменшуються, або збільшуються з часом. Також якщо

коваріація між різними рівнями часового ряду відмінна від нуля, то це вказує на те, що часовий ряд є автокорельованим, тобто нестационарним. Автокореляцію можна описати як схожість у даних залежно від часового лагу між ними, що легко описується як залежність між значенням змінної в момент часу t і значенням змінної в момент часу $t-j$. Якщо в часовому рядуі присутня автокореляція, результати моделювання можуть бути спотвореними або неточними, оскільки порушується припущення про незалежність спостережень, що є ключовим для багатьох статистичних методів.

Для виявлення кореляційних зв'язків між елементами часового ряду застосовують автокореляційну та часткову автокореляційну функції лагів. Часткова функція автокореляції для стаціонарного часового ряду виявляє часткову кореляцію між власними лагованими значеннями спостережень, де попередні значення впливають на поточні спостереження, але ця автокореляція не контролюється іншими лагами.

Модель $ARIMA(p,d,q)$ складається з різних компонентів. Першим з них є авторегресійний компонент – $AR(p)$. Він описує, як поточне значення змінної залежить від її попередніх значень.

Другим компонентом є інтегрована частина $I(d)$, яка використовується, у разі, коли часовий ряд має тренд, що робить його нестационарним. Щоб видалити тренд з часового ряду, включаються різниці ряду. Тут d — це порядок диференціювання (кількість разів, скільки X_t було продиференційовано) для отримання стаціонарного часового ряду.

Останнім компонентом моделі $ARIMA$ є частина ковзного середнього — $MA(q)$. Частина ковзного середнього (MA) у моделі часових рядів описує, як поточне значення змінної залежить від попередніх випадкових похибок, враховуючи їхній вплив на часовий ряд [44].

У даному дослідженні побудовано модель $ARIMA$ з параметрами $(3,1,1)$ для часового ряду рівня безробіття. Після завершення підгонки моделі отримано звіт, що містить основні характеристики моделі $ARIMA$. У звіті представлені оцінені параметри моделі, які включають коефіцієнти для лагів

авторегресії та ковзної середньої. Також у звіті наведені статистики, які оцінюють значущість кожного з параметрів, такі як t-статистики та р-значення. Отримані коефіцієнти моделі зазначені в табл. 3.2.

Таблиця 3.2 – Коефіцієнти моделі ARIMA(3, 1, 1)

Параметр	Оцінка	Стандартна помилка	z-статистика	р-значення	95% Довірчий інтервал
ar.L1	0.20	0.80	0.25	0.80	[-1.37, 1.77]
ar.L2	0.25	0.48	0.52	0.60	[-0.69, 1.18]
ar.L3	0.15	0.15	1.02	0.31	[-0.14, 0.44]
ma.L1	0.38	0.79	0.49	0.63	[-1.17 1.94]
sigma2	0.04	0.003	10.60	0.000	[0.03, 0.04]

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Звіт містить загальні статистики, зокрема інформаційні критерії Акаїке (AIC) та Байєса (BIC), критерій Ханнана-Квінна (HQIC), а також логарифм правдоподібності, які дозволяють оцінити відповідність моделі до даних. Отримані результати наведені на рис. 3.1.

SARIMAX Results						
=====						
Dep. Variable:	Unemployment rate, % of labour force			No. Observations:	92	
Model:	ARIMA(3, 1, 1)			Log Likelihood	22.210	
Date:	Tue, 26 Nov 2024			AIC	-34.420	
Time:	18:48:30			BIC	-21.866	
Sample:	01-01-2000			HQIC	-29.356	
	- 10-01-2022					
Covariance Type:	opg					
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]

ar.L1	0.2024	0.801	0.253	0.800	-1.367	1.772
ar.L2	0.2483	0.477	0.521	0.603	-0.686	1.183
ar.L3	0.1507	0.148	1.021	0.307	-0.138	0.440
ma.L1	0.3876	0.792	0.489	0.625	-1.165	1.940
sigma2	0.0357	0.003	10.598	0.000	0.029	0.042
=====						
Ljung-Box (L1) (Q):	0.01	Jarque-Bera (JB):	80.96			
Prob(Q):	0.93	Prob(JB):	0.00			
Heteroskedasticity (H):	1.21	Skew:	1.01			
Prob(H) (two-sided):	0.60	Kurtosis:	7.16			
=====						

Рисунок 3.1 – Результати оцінки моделі ARIMA

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Логарифм правдоподібності — це статистичний показник, який використовується для оцінювання параметрів моделей, заснованих на методі максимальної правдоподібності. Він є логарифмом функції правдоподібності, яка показує ймовірність відображення спостережених даних як функцію невідомих параметрів моделі. Вищі значення логарифму правдоподібності вказують на кращу відповідність моделі даним. У даному разі, логарифм правдоподібності для моделі $ARIMA(3, 1, 1)$ становить 22.21 і вказує на те, що модель добре відповідає спостереженням.

AIC — це інформаційний критерій Акаїке, який використовується для оцінювання якості моделі з урахуванням її складності. AIC надає штраф за додавання зайвих параметрів, тому чим нижче значення AIC, тим кращою вважається модель.

Значення AIC для моделі $ARIMA(3, 1, 1)$ становить -34.42, що вказує на те, що модель є добре збалансованою між точністю та складністю.

BIC — це Байєсів інформаційний критерій, який також використовується для оцінки якості моделі, але надає більший штраф за кількість параметрів, ніж AIC. Це робить BIC більш суворим до складності моделі, особливо для великих обсягів даних.

Значення BIC для моделі $ARIMA(3, 1, 1)$ становить -21.866 і вказує на те, що модель є добре збалансованою між точністю та складністю, хоча і меншою мірою, ніж AIC.

HQIC — це інформаційний критерій Ханнана-Квінна, який використовується для вибору моделі. Він, як і AIC та BIC, допомагає знайти баланс між точністю моделі та її складністю. Моделі з меншими значеннями HQIC вважаються кращими, оскільки нижче значення свідчить про кращу відповідність моделі при меншій складності. HQIC є менш схильним до штрафу за складність моделі порівняно з BIC, тому часто вважається корисним для моделей з великим обсягом даних [45].

Значення HQIC для моделі $ARIMA(3, 1, 1)$ становить -29.36. HQIC і вказує на те, що модель є добре збалансованою між точністю та складністю.

Для подальшого виконання тестів застосовано залишки моделі, які представляють собою різницю між фактичними значеннями безробіття та значеннями, прогнозованими моделлю. Залишки слугують індикаторами точності моделі: якщо модель адекватно описує дані, то випадкові залишки не повинні бути автокорельованими. На основі отриманих даних проведено тест Льюнга-Бокса, тест Жарка-Бера та тест на гетероскедастичність

Статистика Льюнга-Бокса (або Q-тест Льюнга-Бокса) — це статистичний тест, що використовується для перевірки автокореляції залишків у часових рядах. Цей тест дозволяє визначити, чи є залишки серії випадковими, тобто чи не існує значущої автокореляції на певній кількості часових лагів. Випадкові залишки є важливою умовою для багатьох моделей часових рядів, таких як ARIMA, оскільки автокореляція залишків може вказувати на недостатнє моделювання даних.

Статистика Льюнга-Бокса обчислюється на основі залишків моделі за формулою (3.1):

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{n - k} , \quad (3.1)$$

де Q — статистика тесту,

n — кількість спостережень,

m — максимальне число лагів,

$\hat{\rho}_k$ — автокореляція залишків на k -му лагу.

Статистика Q порівнюється з критичним значенням хі-квадрат розподілу з m ступенями свободи. Якщо отримане значення статистики перевищує критичне, то гіпотеза про незалежність залишків відхиляється, що свідчить про їхню автокореляцію [46].

Тест Жарка-Бера (Jarque-Bera Test) — це статистичний тест, який використовується для перевірки нормальності розподілу. Тест зосереджується

на двох характеристиках розподілу: асиметрії (скос) та ексцесу (гостроверхості) розподілу.

Тест Жарка-Бера оцінює, наскільки значення асиметрії та ексцесу даних відрізняються від значень, що є характерними для нормального розподілу. Для нормального розподілу асиметрія має бути близькою до нуля, а ексцес - близьким до 3.

Тестова статистика Жарка-Бера обчислюється за формулою (3.2):

$$JB = \frac{n}{6} \left(S^2 + \frac{(K - 3)^2}{4} \right), \quad (3.2)$$

де n — кількість спостережень,

S — асиметрія вибірки,

K — ексцес вибірки.

Тестова статистика JB розподілена за χ^2 -квадратом з 2 ступенями свободи. Чим більше значення статистики JB , тим більша ймовірність того, що розподіл даних відхиляється від нормального [47].

Тест на гетероскедастичність — це статистичний тест, який використовується для перевірки наявності гетероскедастичності в регресійних моделях. Гетероскедастичність виникає, коли дисперсія помилок моделі не є постійною для всіх значень незалежної змінної або змінних. Іншими словами, це ситуація, коли розкид залишків (помилки) залежить від значень пояснюючих змінних.

У класичній лінійній регресії передбачається, що залишки мають постійну дисперсію (гомоскедастичність). Якщо ця умова порушується, то це призводить до таких наслідків:

- оцінки параметрів моделі стають неефективними — стандартні помилки можуть бути зміщеними, що призводить до ненадійних t -статистик і значень p , які використовуються для перевірки значущості параметрів;

- довірчі інтервали та інтервали прогнозів можуть бути неправильними, що може спотворити результати аналізу;
- можливі помилки в статистичних висновках — якщо гетероскедастичність є, то результати регресійного аналізу можуть бути ненадійними, особливо для малих вибірок [48].

Отже, для отриманої моделі проведені додаткові тести, що включають тест Льюнга-Бокса, тест Жарка-Бера та тест на гетероскедастичність (табл. 3.3).

Таблиця 3.3 – Додаткові тести моделі ARIMA

Тест	Значення	p-значення
Ljung-Box тест	0.01	0.93
Jarque-Bera тест	80.96	0.00
Тест на гетероскедастичність	1.21	0.60

Джерело: розроблено автором на основі [30]

У моделі значення тесту Льюнга-Бокса становить 0.01 із р-значенням 0.93. Високе р-значення (більше 0.05) вказує на відсутність автокореляції залишків, що є позитивним результатом для моделі. Це означає, що залишки моделі не мають систематичних відхилень, і модель добре описує дані. Крім того, відсутність автокореляції залишків свідчить про те, що вони відповідають властивостям білого шуму. Білий шум характеризується випадковістю, відсутністю структури та незалежністю спостережень, що підтверджує коректність побудованої моделі.

Отримане значення тесту Жарка-Бера становить 80.96 з р-значенням наближеним до 0. Низьке р-значення (менше 0.05) вказує на наявність відхилень від нормальності залишків. Це означає, що розподіл залишків не є нормальним, що може вплинути на точність прогнозів моделі. Відхилення від нормальності можуть бути викликані наявністю викидів або іншими аномаліями в даних.

Тест на гетероскедастичність використовується для перевірки наявності змінної дисперсії залишків. У моделі значення тесту на гетероскедастичність становить 1.21 з р-значенням 0.60. Високе р-значення (більше 0.05) вказує на відсутність гетероскедастичності залишків, що є позитивним результатом для моделі. Це означає, що дисперсія залишків є постійною, і модель не має проблем з гетероскедастичністю.

Після побудови та оцінювання моделі ARIMA(3, 1, 1) проведено додатковий аналіз залишків моделі для перевірки наявності автокореляції на 10 лагах. Для цього було використано тест Льюнга-Бокса, який дозволяє оцінити, чи є залишки моделі незалежними та ідентично розподіленими. Перевірка на 10 лагах є важливою для виявлення можливих автокореляційних залежностей у залишках. Тест на 10 лагах дозволяє виявити автокореляцію, яка може бути присутня на більш віддалених лагах. Це важливо, оскільки автокореляція може не бути очевидною на коротких лагах, але проявлятися на довших.

Результати тесту Льюнга-Бокса наведені в табл. 3.4.

Значення статистики тесту для 10 лагів становить 0.04, а р-значення дорівнює 1. Високе р-значення (більше 0.05) вказує на відсутність автокореляції залишків. Це означає, що залишки моделі є незалежними та ідентично розподіленими, що є позитивним результатом для моделі.

Таблиця 3.4 – Результати тесту Льюнга-Бокса на залишках моделі ARIMA

Лаги	Статистика тесту (lb_stat)	р-значення (lb_pvalue)
10	0.04	1.0

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Це підтверджує, що модель добре описує дані, і залишки моделі не мають систематичних відхилень. Відсутність автокореляції залишків є важливим критерієм для оцінки якості моделі, оскільки це свідчить про те, що

модель враховує всі значущі залежності в даних. Отже, модель ARIMA(3, 1, 1) є придатною для прогнозування рівня безробіття, і результати тесту підтверджують її адекватність.

3.3 Побудова VAR моделі

Модель векторної авторегресії (VAR) є потужним інструментом для аналізу багатовимірних часових рядів. Вона дозволяє моделювати взаємозв'язки між кількома змінними, враховуючи їхні попередні значення. Це робить її корисною для прогнозування та детального аналізу складних систем у різних галузях. Модель VAR широко використовується в економіці, фінансах та інших галузях для аналізу та прогнозування взаємозалежних часових рядів.

Модель VAR описує, як кожна змінна в системі залежить від своїх власних попередніх значень, а також від попередніх значень інших змінних у системі. У моделі VAR всі змінні розглядаються як ендогенні, тобто кожна змінна може впливати на інші змінні в системі [49].

Модель VAR оцінюється за допомогою методу найменших квадратів (OLS) для кожного рівняння окремо, що робить її відносно простою для реалізації.

У даній роботі розглядаються три часові ряди: рівень безробіття, темпи зростання ВВП та інфляція.

Для побудови моделі VAR використано диференційовані змінні для рівня безробіття та інфляції, а також приріст ВВП. Диференціювання дозволяє усунути тренди та сезонні компоненти, що робить ряди стаціонарними.

Модель VAR побудована з використанням п'яти лагів. Модель VAR дозволяє враховувати взаємозв'язки між змінними на різних часових інтервалах. Після побудови моделі проведено її оцінювання. Результати

оцінювання моделі VAR включають коефіцієнти регресії для кожної змінної, стандартні помилки, t-статистики та p-значення. Ці результати дозволяють оцінити значущість взаємозв'язків між змінними, що допомагає підвищити достовірність моделі та забезпечити ефективне застосування моделі в практичних цілях.

Параметри моделі VAR оцінено з використанням методу найменших квадратів. Основні показники моделі наведені на рис. 3.2.

Summary of Regression Results			
=====			
Model:	VAR		
Method:	OLS		
Date:	Tue, 26, Nov, 2024		
Time:	18:48:35		

No. of Equations:	3.00000	BIC:	-2.62114
Nobs:	85.0000	HQIC:	-3.44570
Log likelihood:	-143.807	FPE:	0.0185573
AIC:	-4.00052	Det(Omega_mle):	0.0110613

Рисунок 3.2 – Результати оцінки моделі VAR

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Значення $AIC = -4$ є від'ємним, що часто вказує на хорошу відповідність моделі до даних. Від'ємні значення AIC, як правило, свідчать про низьку кількість помилок моделі відносно її складності.

Значення $BIC = -2.62$ також є від'ємним, що свідчить про прийнятний баланс між точністю та складністю моделі.

Значення HQIC є відносно низьким (особливо, оскільки воно від'ємне), що свідчить про прийнятний баланс між точністю та складністю моделі. Нижчі значення HQIC зазвичай вказують на те, що модель добре підходить до даних, не додаючи зайвої складності. Отже, це значення є позитивним показником якості моделі.

Ці показники вказують на загальну якість моделі та її здатність описувати дані.

FPE або остаточно похибка прогнозу — це оцінка середньоквадратичної похибки прогнозування моделі. Значення FPE близьке до нуля вказує на невелику середню похибку прогнозу. Це означає, що модель здатна давати відносно точні прогнози, і ймовірність перенавчання низька. Таке значення FPE є хорошим результатом і свідчить про те, що модель може робити надійні прогнози.

Det (Omega_mle) — це визначник матриці коваріацій залишків моделі, який оцінюється за методом максимальної правдоподібності. Низьке значення свідчить про низьку варіативність залишків. Це хороший знак, оскільки означає, що залишки є стабільними та мають малу розбіжність з середнім значенням. Такий показник свідчить про те, що модель досить добре описує дані та має невеликі випадкові відхилення в прогнозах.

Рівняння для диференційованого рівня безробіття (d_Unemployment) показало, що константа (-0.009) не є статистично значущою (р-значення = 0.69). Однак, коефіцієнти L1.d_Unemployment (0.57, р-значення = 0.000) та L1.GDP (-0.05, р-значення = 0.000) є статистично значущими, що вказує на те, що рівень безробіття значно залежить від власних лагів та темпів зростання ВВП. Коефіцієнт L5.d_Unemployment (-0.22, р-значення = 0.04) також є значущим, що свідчить про вплив п'ятого лага рівня безробіття на поточний рівень безробіття. Значущість цих коефіцієнтів вказує на те, що зміни в рівні безробіття та темпах зростання ВВП мають значний вплив на поточний рівень безробіття (табл. 3.5)

Таблиця 3.5 – Результати моделі VAR для рівняння рівня безробіття

Змінна	Коефіцієнт	Стандартна помилка	t-статистика	р-значення
const	-0.009	0.02	-0.41	0.69
L1.d_Unemployment	0.57	0.13	4.42	0.000

Продовження таблиці 3.5

L1.GDP	-0.05	0.01	-4.21	0.00
L1.d_Inflation_2	-0.07	0.04	-1.75	0.08
L2.d_Unemployment	0.06	0.14	0.45	0.65
L2.GDP	0.002	0.01	0.14	0.89
L2.d_Inflation_2	0.04	0.04	0.93	0.35
L3.d_Unemployment	0.19	0.14	1.38	0.17
L3.GDP	0.01	0.01	0.47	0.64
L3.d_Inflation_2	-0.07	0.05	-1.45	0.15
L4.d_Unemployment	0.16	0.13	1.25	0.21
L4.GDP	0.01	0.01	0.61	0.54
L4.d_Inflation_2	0.07	0.04	1.71	0.09
L5.d_Unemployment	-0.22	0.11	-2.11	0.04
L5.GDP	0.03	0.01	2.49	0.01
L5.d_Inflation_2	0.02	0.04	0.39	0.70

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Рівняння для темпів зростання ВВП показало, що константа (0.75) є статистично значущою (р-значення = 0.004), що вказує на наявність постійного компонента в темпах зростання ВВП. Коефіцієнти L1.GDP (-0.39, р-значення = 0.005) та L2.GDP (-0.38, р-значення = 0.03) також є значущими, що свідчить про вплив власних лагів на темпи зростання ВВП. Це означає, що темпи зростання ВВП значно залежать від попередніх значень ВВП, що є очікуваним результатом для економічних часових рядів (табл. А.1)

Рівняння для другої різниці інфляції (d_Inflation₂) показало, що константа (0.07) не є статистично значущою (р-значення = 0.25). Однак, коефіцієнти L1.d_Inflation_2 (-0.399, р-значення = 0.001), L2.d_Inflation_2 (-0.31, р-значення = 0.02) та L4.d_Inflation_2 (-0.47, р-значення = 0.000) є значущими, що вказує на те, що інфляція значно залежить від власних лагів. Це свідчить про те, що зміни в інфляції мають значний вплив на поточний

рівень інфляції, що є важливим для розуміння динаміки інфляційних процесів (табл. Б.1).

Кореляційна матриця залишків показує взаємозв'язки між залишками різних рівнянь. Кореляція між рівнем безробіття та зміною ВВП становить -0.47, що вказує на помірний негативний взаємозв'язок між залишками цих змінних. Кореляція між рівнем безробіття та інфляцією становить -0.21, що вказує на слабкий негативний взаємозв'язок. Кореляція між зміною ВВП та інфляцією становить 0.39, що вказує на помірний позитивний взаємозв'язок. Ці значення вказують на те, що залишки різних рівнянь мають певні взаємозв'язки, що може впливати на точність моделі (табл. 3.6).

Таблиця 3.6 – Кореляційна матриця залишків моделі VAR

Змінна	d_Unemployment	GDP	d_Inflation_2
d_Unemployment	1.00	-0.47	-0.21
GDP	-0.47	1.00	0.39
d_Inflation_2	-0.21	0.39	1.00

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Для перевірки коінтеграції між рівнем безробіття та ВВП на душу населення проведено тест Енгла-Грейнджера. Коінтеграційний аналіз вказує на наявність або відсутність довгострокової рівноваги між змінними: якщо дві нестационарні змінні утворюють стаціонарну лінійну комбінацію, то вони є коінтегрованими, тобто мають стабільний довгостроковий зв'язок. Тест Енгла-Грейнджера обчислює t-статистику, p-значення та критичні значення для визначення коінтеграції. Якщо p-значення є меншим за прийнятий рівень значущості (0.05), то це свідчить на користь коінтеграції. Критичні значення використовуються для порівняння з отриманим значенням t-статистики, щоб підтвердити отриманий результат [50].

Тест на коінтеграцію Енгла-Грейнджера показав, що значення t-статистики (-4.83) є меншим за критичне значення на рівні 1% (-4.02), що

вказує на наявність коінтеграції між змінними. Низьке р-значення (0.0003) також підтверджує наявність коінтеграції. Коінтеграція свідчить про те, що ці змінні мають спільний тренд у довгостроковій перспективі, що є важливим для розуміння їх взаємозв'язків (табл. 3.7).

Загалом, результати моделі VAR показали значущі взаємозв'язки між рівнем безробіття, темпами зростання ВВП та інфляцією. Значущі коефіцієнти вказують на те, що ці змінні впливають одна на одну на різних часових інтервалах. Тест на коінтеграцію Енгла-Грейнджера підтвердив наявність довгострокової рівноваги між змінними, що свідчить про їх взаємозв'язок у довгостроковій перспективі.

Таблиця 3.7 – Результати тесту на коінтеграцію Енгла-Грейнджера

Показник	Значення
Т-статистика	-4.83
Р-значення	0.0003
Критичні значення	[-4.02, -3.41, -3.09]

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Після побудови моделі векторної авторегресії (VAR) та проведення тесту на коінтеграцію виконано тест на причинність Грейнджера для перевірки, чи є темпи зростання ВВП та інфляція причинами змін у рівні безробіття. Метою тесту є з'ясування, чи можуть зміни у вказаних факторах допомогти прогнозувати майбутні значення безробіття за межами інформації, яка міститься у власних попередніх значеннях показника безробіття. Тобто, чи допомагають попередні значення однієї змінної передбачати поточні значення іншої змінної.

Формально, тест передбачає перевірку нульової гіпотези, згідно з якою обрані змінні не мають причинного впливу на безробіття. Іншими словами, додавання лагів змінних, таких як приріст ВВП та інфляція до рівняння безробіття не покращує його прогнози значною мірою. Альтернативна

гіпотеза стверджує, що ці змінні мають причинний вплив, тобто їх включення покращує прогнозування безробіття.

Для перевірки гіпотез застосовується F-статистика, яка визначає, чи є модель із доданими змінними значущо кращою за модель без них. Якщо F-статистика висока, а значення ймовірності (p-value) низьке, можна відхилити нульову гіпотезу, що свідчить про наявність причинного впливу змінних на безробіття. Інакше кажучи, це означає, що такі змінні як приріст ВВП та інфляція мають значний вплив на прогнозування рівня безробіття.

Результати тесту на причинність Грейнджера наведені нижче:

- Статистика тесту: 6.27
- Критичне значення: 1.88
- p-значення: 0.00
- Ступені свободи: (10, 207)

Значення статистики тесту (6.27) є значно більшим за критичне значення (1.88), що вказує на те, що нульова гіпотеза може бути відхилена. Низьке p-значення також підтверджує, що результати є статистично значущими на рівні значущості 5%. Це означає, що можна відхилити нульову гіпотезу і прийняти альтернативну гіпотезу, що темпи зростання ВВП та інфляція є причинами змін у рівні безробіття.

Отже, модель VAR показала значущі взаємозв'язки між рівнем безробіття, темпами зростання ВВП та інфляцією. Значущі коефіцієнти вказують на те, що ці змінні впливають одна на одну на різних часових інтервалах. Тест на коінтеграцію Енгла-Грейнджера підтвердив наявність довгострокової рівноваги між змінними, що свідчить про їх взаємозв'язок у довгостроковій перспективі. Тест на причинність Грейнджера показав, що темпи зростання ВВП та інфляція мають причинний вплив на рівень безробіття, що є важливим для розуміння динаміки економічних показників та розробки економічної політики.

Після побудови початкової моделі VAR та проведення тестів на коінтеграцію і причинність, виконано додатковий аналіз для перевірки стабільності моделі, автокореляції залишків, значущості лагів та аналізу залишків. Ці кроки є важливими для підтвердження адекватності та надійності моделі.

Спочатку здійснено перевірку стабільності власних значень оціненої моделі VAR, оскільки для забезпечення стабільності моделі всі модулі власних значень мають бути меншими за одиницю. Цей крок дозволяє встановити, чи є модель стаціонарною і чи коректно вона відображає динамічну поведінку досліджуваного часового ряду. Стаціонарність моделі є важливим критерієм, оскільки вона забезпечує стабільність прогнозів у довгостроковій перспективі.

Для перевірки стабільності моделі VAR обчислено власні значення (eigenvalues) матриці коефіцієнтів. Отримані результати показали, що всі власні значення мають модуль менший за одиницю, що підтверджує стабільність моделі:

- $0.90 + -0.00i$ (модуль: 0.897)
- $-0.56 + 0.67i$ (модуль: 0.87)
- $-0.56 + -0.67i$ (модуль: 0.87)
- $-0.72 + -0.00i$ (модуль: 0.72)
- $0.51 + -0.42i$ (модуль: 0.65)
- $0.51 + 0.42i$ (модуль: 0.65)

Для перевірки автокореляції залишків застосовано тест Лагранж-множника. Цей тест проводиться з метою виявлення можливих кореляцій у залишках на обраному лаговому порядку. Нульова гіпотеза тесту стверджує відсутність автокореляції до заданого порядку лагів, що є бажаним результатом, оскільки автокореляція у залишках може свідчити про те, що модель не враховує всі залежності у даних. Відхилення нульової гіпотези вказує на наявність автокореляції, що може свідчити про недоліки моделі або необхідність включення додаткових лагів.

Отримані результати:

- Статистика тесту: 0.99
- р-значення: 0.96
- Статистика тесту: 0.19
- р-значення: 0.96

Високі р-значення вказують на те, що нульова гіпотеза не може бути відхилена, тобто залишки не мають значущої автокореляції. Це свідчить про адекватність вибраного порядку лагів у моделі.

Для перевірки значущості спільного впливу лагів змінних темпів зростання ВВП та інфляції на показник безробіття проведено тест Вальда. Нульова гіпотеза тесту полягає в тому, що всі лаги змінних зростання ВВП та інфляції не є значущими для пояснення змін у рівні безробіття. Відхилення нульової гіпотези вказує на те, що ці лаги мають значний вплив на рівень безробіття.

Отримані результати:

- Статистика тесту: 63.25
- Критичне значення: 21.03
- р-значення: 0.00
- Ступені свободи: 12

Значення статистики тесту значно перевищує критичне значення, а низьке р-значення вказує на те, що нульова гіпотеза може бути відхилена. Це означає, що лаги змінних темпів зростання ВВП та інфляції є значущими для пояснення змін у рівні безробіття.

Проведено аналіз залишків моделі для перевірки їх властивостей. Залишки повинні мати середнє значення, близьке до нуля, та постійну дисперсію. Обчислені середнє значення та стандартне відхилення залишків для кожної змінної дозволяють оцінити, чи відповідають залишки вимогам нормальності та гомоскедастичності, що є важливими для коректності моделі.

Отримані результати:

- Змінна 1 (рівень безробіття): Середнє значення = -0.00, Стандартне відхилення = 0.14
- Змінна 2 (приріст ВВП): Середнє значення = -0.00, Стандартне відхилення = 1.67
- Змінна 3 (рівень інфляції): Середнє значення = -0.00, Стандартне відхилення = 0.41

Середнє значення залишків для всіх змінних є близьким до нуля, що відповідає вимогам нормальності. Стандартне відхилення залишків є постійним, що свідчить про гомоскедастичність.

Отже, проведений аналіз підтвердив адекватність та надійність побудованої моделі VAR для аналізу взаємозв'язків між рівнем безробіття, темпами зростання ВВП та інфляцією. Модель є стабільною, не має значущої автокореляції в залишках, а лаги змінних темпів зростання ВВП та інфляції є значущими для пояснення змін у рівні безробіття. Аналіз залишків підтвердив, що залишки мають середнє значення, близьке до нуля, та постійну дисперсію, що відповідає вимогам нормальності та гомоскедастичності.

3.4 Побудова моделі коригування похибки

У процесі побудови та дослідження моделі векторної авторегресії (VAR) для аналізу взаємозв'язків між змінними за результатами тесту Енгла-Грейнджера було встановлено, що змінні є коінтегрованими, тобто між ними довгострокова рівновага. В таких умовах доцільним є застосування моделі коригування похибки (ЕСМ) для прогнозування рівня безробіття. Модель ЕСМ дозволяє враховувати як короткострокові коливання, так і довгострокову рівновагу між змінними, що робить її особливо корисною для аналізу економічних даних.

Модель коригування похибки (Error Correction Model, ECM) є важливим інструментом в економетриці, який використовується для моделювання короткострокових і довгострокових взаємоз'язків між часовими рядами. ECM дозволяє враховувати як короткострокові коливання, так і довгострокову рівновагу між змінними, що робить її особливо корисною для аналізу економічних даних.

ECM базується на концепції коінтеграції, яка передбачає, що хоча окремі часові ряди можуть бути нестационарними, їх лінійна комбінація може бути стаціонарною. Це означає, що існує довгострокова рівновага між змінними, до якої вони прагнуть повернутися після короткострокових відхилень [38].

Для побудови моделі спочатку оцінюється довгострокова рівновага між змінними за допомогою регресійного аналізу. Наприклад, для двох змінних Y_t і X_t довгострокова рівновага може бути виражена як (3.3):

$$Y_t = \alpha + \beta X_t + u_t \quad (3.3)$$

де u_t – залишки (похибки), які представляють відхилення від довгострокової рівноваги.

Після оцінювання довгострокової рівноваги необхідно перевірити, чи є залишки стаціонарними. Це можна зробити за допомогою тесту на одиничний корінь, такого як тест Дікі-Фуллера (ADF). Якщо залишки стаціонарні, змінні і є коінтегрованими.

Модель коригування похибки включає як короткострокові зміни змінних, так і залишки довгострокової рівноваги. Загальна форма ECM для двох змінних наведена в (3.4):

$$\Delta Y_t = \gamma(\beta X_{t-1} - Y_{t-1}) + \delta \Delta X_t + \epsilon_t \quad (3.4)$$

де γ -- коефіцієнт коригування похибки,

δ – коефіцієнт короткострокового впливу,

ϵ_t – випадкова похибка.

Модель коригування похибки використовується в різних галузях економіки та фінансів для аналізу взаємозв'язків між змінними. Вона дозволяє враховувати довгострокову рівновагу, що робить модель більш реалістичною та точнішою. ЕСМ також враховує короткострокові коливання, що дозволяє аналізувати, як змінні реагують на короткострокові шоки. Завдяки врахуванню як короткострокових, так і довгострокових взаємозв'язків, ЕСМ може бути використана для прогнозування майбутніх значень змінних.

Для побудови моделі ЕСМ оцінено довгострокову рівновагу між рівнем безробіття (залежна змінна) та двома незалежними змінними: приростом ВВП та темпом зростання інфляції за допомогою методу найменших квадратів (OLS). До моделі додано константу для врахування середнього рівня безробіття. Після оцінки довгострокової рівноваги отримано залишки (похибки) моделі, які представляють відхилення фактичних значень рівня безробіття від прогнозованих значень.

Для перевірки коінтеграції між змінними проведено тест Дікі-Фуллера (ADF) на залишки. Результати тесту показали, що залишки є стаціонарними, що свідчить про наявність коінтеграції між змінними. Якість побудованої моделі перевірено за всіма критеріями (рис. 3.3).

R^2 дорівнює 0.11, що вказує на те, що модель пояснює 10.5% варіації залежної змінної. F-статистика дорівнює 3.36, при р-значення: 0.02, що свідчить про загальну значущість моделі. Коефіцієнти моделі:

- Константа: -0.03 (р-значення: 0.22)
- Приріст ВВП: 0.02 (р-значення: 0.03), що вказує на значущий

позитивний вплив змін ВВП на зміни рівня безробіття.

- Рівень інфляції: -0.04 (р-значення: 0.39), що не є значущим.
- Залишки: 0.04 (р-значення: 0.03), що вказує на значущий вплив залишків довгострокової рівноваги на зміни рівня безробіття.

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	d_Unemployment	R-squared:	0.105			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.074			
Method:	Least Squares	F-statistic:	3.358			
Date:	Tue, 26 Nov 2024	Prob (F-statistic):	0.0225			
Time:	18:50:22	Log-Likelihood:	0.60744			
No. Observations:	90	AIC:	6.785			
Df Residuals:	86	BIC:	16.78			
Df Model:	3					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	-0.0317	0.026	-1.224	0.224	-0.083	0.020
d_GDP	0.0210	0.009	2.233	0.028	0.002	0.040
d_Inflation_2	-0.0417	0.048	-0.869	0.387	-0.137	0.054
residuals	0.0416	0.019	2.154	0.034	0.003	0.080
Omnibus:	38.730	Durbin-Watson:	0.669			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	90.149			
Skew:	1.573	Prob(JB):	2.66e-20			
Kurtosis:	6.761	Cond. No.	5.22			

Рисунок 3.3 – Результати оцінки моделі ЕСМ

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Результати моделі ЕСМ показують, що зміни ВВП мають значущий позитивний вплив на зміни рівня безробіття, що узгоджується з економічною теорією, яка передбачає, що зростання ВВП може призводити до зниження рівня безробіття. Водночас, зміни інфляції не мають значущого впливу на зміну рівня безробіття, що може свідчити про те, що інфляція не є основним фактором, що впливає на безробіття в короткостроковій перспективі.

Залишки довгострокової рівноваги мають значущий вплив на зміни рівня безробіття, що підтверджує наявність довгострокової рівноваги між змінними. Це свідчить про те, що модель коригування похибки (ЕСМ) є

адекватною для врахування як короткострокових коливань, так і довгострокової рівноваги між рівнем безробіття, ВВП та інфляцією.

3.5 Оцінка отриманих результатів прогнозування

У даній роботі проведено аналіз часових рядів для прогнозування рівня безробіття за допомогою моделей Хольта, ARIMA, VAR, ECM. За допомогою отриманих моделей зроблено прогнозування рівня безробіття на майбутні 20 періодів (5 років). Метою цього кроку є отримання прогнозованих значень рівня безробіття та візуалізація результатів.

На представленому графіку (рис. 3.4) зображено динаміку історичного та прогнозованого за допомогою модель Хольта рівня безробіття за певний період. Вісь абсцис відображає часовий проміжок, а вісь ординат – відсоткове співвідношення безробіття.

Синя лінія відображає історичні дані про рівень безробіття. Можна спостерігати, що протягом періоду, який охоплює графік, рівень безробіття зазнавав значних коливань. Спочатку спостерігається стрімке зростання, що може бути причиною пандемії коронавірусу, потім – фаза стабілізації та стрімке зниження. Це може вказувати на позитивні зміни на ринку праці, такі як економічне зростання, зміни в структурі зайнятості тощо.

Зелена пунктирна лінія представляє прогноз рівня безробіття на найближчі періоди. Для моделі Хольта отримані результати свідчать про те, що рівень безробіття може значно зростати з 2023 року до 2025 з максимальним значенням близько 6.9%, а в довгостроковій перспективі прогнозується поступове зниження рівня безробіття. Однак, результати отриманих прогнозованих значень на вже спостереженому відрізку часу (2020-2022 рр), показують, що значення моделі значно відрізняються від фактичних.

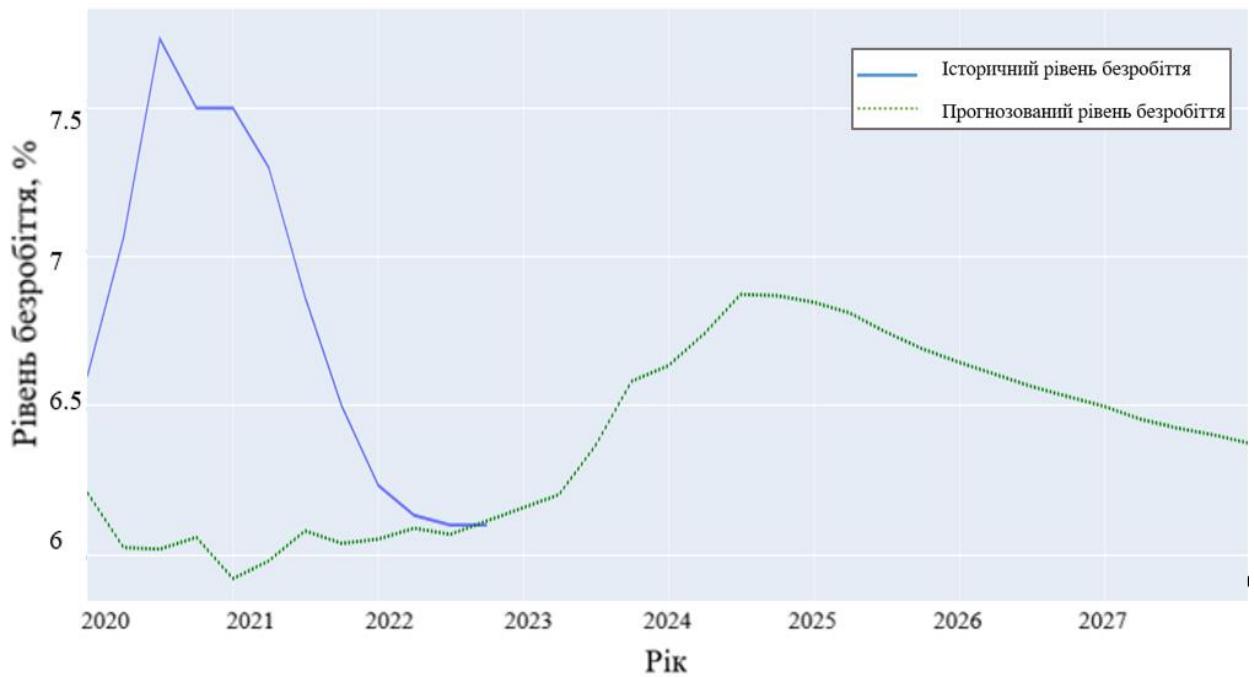


Рисунок 3.4 – Прогноз рівня безробіття за допомогою моделі Хольта

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Наступною застосованою моделлю є модель ARIMA. У даному дослідженні використано модель ARIMA(3, 1, 1), що означає наявність трьох автокореляційних лагів (AR), одного диференціювання (I) та одного лагу ковзного середнього (MA).

Модель ARIMA(3, 1, 1) для рівня безробіття має вигляд (3.5):

$$y_t = 0.2024y_{t-1} + 0.2483y_{t-2} + 0.1507y_{t-3} + 0.3876\epsilon_{t-1} + \epsilon_t, \quad (3.5)$$

де y_t – диференційований рівень безробіття в момент часу t ,

ϵ_t – випадкова похибка в момент часу t .

Отримані результати моделі ARIMA(3, 1, 1) показують, що коефіцієнти автокореляції та ковзного середнього не є статистично значущими, оскільки їх р-значення перевищують 0.05. Однак, значення ϵ є статистично значущим, що вказує на наявність варіації в рівні безробіття. Додаткові тести показали, що залишки моделі не мають автокореляції та гетероскедастичності, але не є

нормально розподіленими і мають асиметрію. Це може свідчити про наявність структурних змін або інших факторів, які не враховані в моделі.

Після побудови моделі $ARIMA(3, 1, 1)$ та оцінювання її параметрів, проведено прогнозування рівня безробіття. Результати представлені на рис. 3.5.

Згідно з прогнозом, після періоду зниження рівень безробіття стабілізується на відносно низькому рівні. Модель передбачає, що рівень безробіття не зазнаватиме значних коливань у майбутньому.

Однак непередбачувані зовнішні фактори, такі як економічні кризи, політичні потрясіння, природні катаклізми, можуть суттєво вплинути на реальний рівень безробіття і відхилити його від прогнозованого значення.

Також варто зазначити, що модель $ARIMA$ достатньо точно показала прогнозовані результати на вже спостереженому відрізку часу, що може підтверджувати точність цієї моделі.

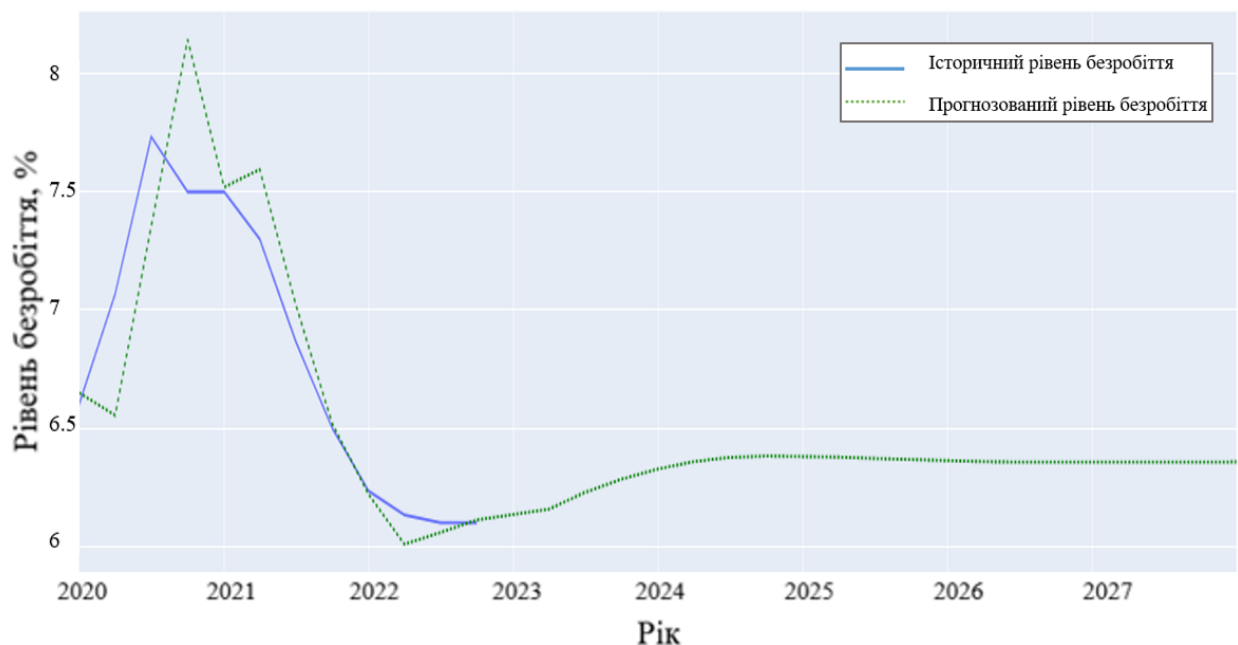


Рисунок 3.5 – Прогноз рівня безробіття за допомогою моделі $ARIMA$

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Аналіз часових рядів для прогнозування рівня безробіття, темпів зростання ВВП та інфляції проведено за допомогою моделі векторної авторегресії (VAR). Модель VAR дозволяє враховувати взаємозв'язки між кількома часовими рядами, що робить її корисною для аналізу макроекономічних показників. Було побудовано модель VAR з трьома рівняннями для диференційованого рівня безробіття, темпів зростання ВВП та диференційованого рівня інфляції.

Рівняння рівня безробіття має вигляд (3.6):

$$\begin{aligned} y_t = & -0.009 + 0.569y_{t-1} + 0.065y_{t-2} + 0.188y_{t-3} + 0.163y_{t-4} - 0.224y_{t-5} - \\ & -0.048x_{t-1} + 0.002x_{t-2} + 0.007x_{t-3} + 0.009x_{t-4} + 0.032x_{t-5} - \\ & -0.073z_{t-1} + 0.041z_{t-2} - 0.066z_{t-3} + 0.072z_{t-4} + 0.017z_{t-5} + \epsilon_t \end{aligned} \quad (3.6)$$

де y_t – диференційований рівень безробіття в момент часу t ,

x_t – значення приросту ВВП в момент часу t ,

z_t – диференційований рівень інфляції в момент часу t ,

ϵ_t – випадкова похибка в момент часу t .

Після побудови моделі VAR та оцінювання її параметрів, проведено прогнозування рівня безробіття за допомогою цієї моделі VAR (рис. 3.6).

На представленому графіку зображено динаміку історичного та прогнозованого рівня безробіття за певний період. Вісь абсцис відображає часовий проміжок, а вісь ординат – відсоткове співвідношення безробіття.

Згідно з прогнозом, після періоду зниження рівень безробіття стабілізується на відносно низькому рівні. Модель передбачає, що рівень безробіття не зазнаватиме значних коливань у майбутньому.

Результати демонструють в короткостроковій перспективі (впродовж 2023-2025 рр) незначне зростання рівня безробіття, що може бути пов'язано з різноманітними факторами, такими як економічні цикли, сезонні коливання, політичні події тощо.

Однак, результати отриманих прогнозованих значень на вже спостереженому відрізку часу (2020-2022 рр), показують, що значення моделі значно відрізняються від фактичних.

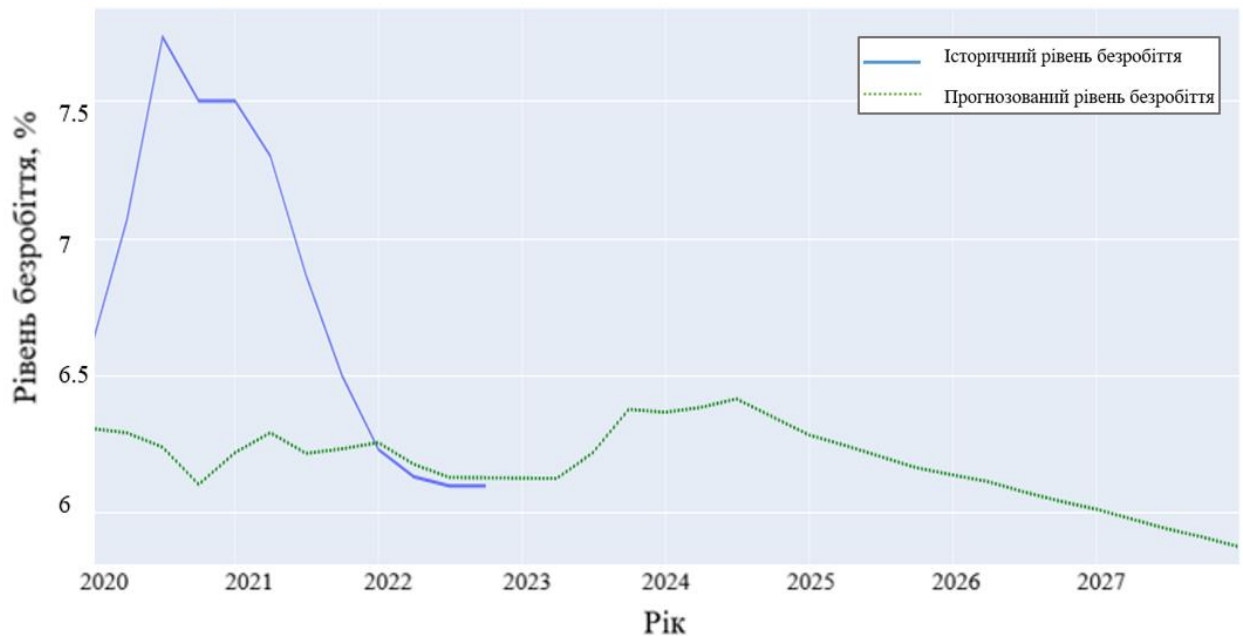


Рисунок 3.6 – Прогноз рівня безробіття за допомогою моделі VAR

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Загальна довгострокова тенденція свідчить про зниження рівня безробіття після періоду зростання. Це може вказувати на позитивні зміни на ринку праці, такі як економічне зростання, впровадження нових технологій, зміни в структурі зайнятості тощо.

Прогноз передбачає стабілізацію рівня безробіття на низькому рівні, що може свідчити про досягнення певної рівноваги на ринку праці. Однак, також це може свідчити про те, що модель не здатна добре прогнозувати значення в довгостроковій перспективі.

Результати прогнозування рівня безробіття за допомогою моделі ЕСМ представлено на рис. 3.7.

Згідно з прогнозом, після періоду зниження рівень безробіття стабілізується на відносно низькому рівні і поступово знижується в майбутніх

періодах. Модель передбачає, що рівень безробіття не зазнаватиме значних коливань у майбутньому.

Також варто зазначити, що модель ЕСМ також достатньо точно показала прогнозовані результати на вже спостереженому відрізку часу, що може підтверджувати точність цієї моделі.

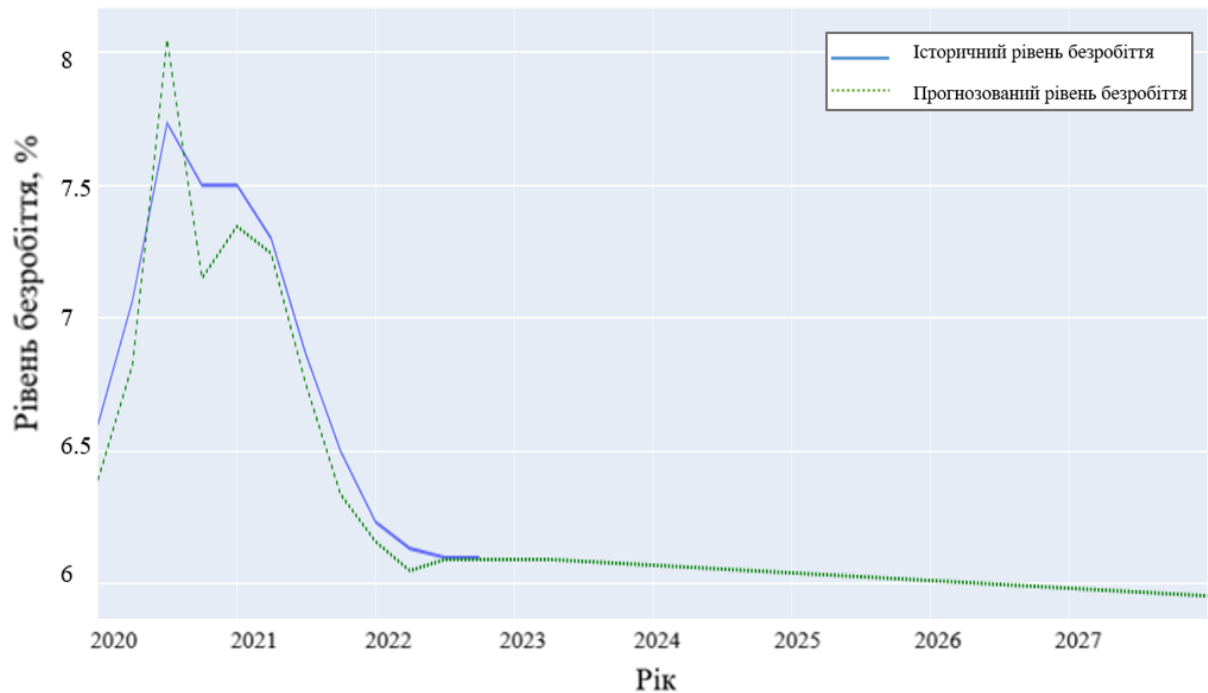


Рисунок 3.7 – Прогноз рівня безробіття за допомогою моделі ЕСМ

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Після побудови графіків прогнозів для всіх моделей проведено детальне оцінювання їхньої точності з використанням трьох основних метрик: середньоквадратичної похибки (RMSE), середньої процентної абсолютної помилки (MAPE) та точності напрямку (DA). Ці метрики обрані як ключові індикатори ефективності моделей, оскільки вони дають можливість не лише кількісно оцінити рівень помилок, але й якісно проаналізувати здатність моделей передбачати ключові тенденції [51].

Головною метою аналізу є визначення найефективнішої моделі для прогнозування показників, що аналізуються, та забезпечення високої точності

прогнозів. Оцінювання прогнозів за трьома метриками дозволяє врахувати різні аспекти якості моделі.

RMSE дає змогу визначити середній рівень абсолютних помилок у тих же одиницях вимірювання, що й початкові дані. Це дозволяє оцінити, наскільки значними є відхилення між фактичними та прогнозованими значеннями, і служить прямим показником якості моделі у кількісному вираженні. Розраховується показник за такою формулою (3.7):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3.7)$$

де n — кількість спостережень,

y_i — фактичне значення,

$\hat{y}_i$ — прогнозоване значення.

MAPE дозволяє оцінити помилки в контексті масштабів даних, виражаючи середнє відносне відхилення у відсотках. Це особливо важливо для порівняння моделей у разі, якщо змінні або показники мають різні одиниці вимірювання або значні коливання у часі. Розраховується показник за такою формулою (3.8):

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (3.8)$$

де n — кількість спостережень,

y_i — фактичне значення,

$\hat{y}_i$ — прогнозоване значення.

Точність напрямку (DA) фокусується на якісному аспекті прогнозів, аналізуючи здатність моделі правильно передбачати напрямок змін (зростання

або зниження). Цей показник є важливим для економічного аналізу, де визначення трендів та переломних моментів має ключове значення. Розраховується показник за такою формулою (3.9):

$$\text{Точність передбачення напрямку} = \frac{\text{Кількість правильних передбачень напрямку}}{n - 1} \times 100\% \quad (3.9)$$

Результати аналізу наведені в табл. 3.8.

Модель Хольта показала хороші результати. Значення RMSE для цієї моделі становило 0.26, що також вказує на малі відхилення від фактичних даних. Значення MAPE було дещо вищим, ніж у моделі VAR, і становило 42.63%, що свідчить про помірні відносні помилки. Точність передбачення напрямку зміни для моделі Хольта також була дуже високою і становила 97.78%.

Модель ARIMA показала середні результати серед трьох моделей. Значення RMSE для цієї моделі становило 1.97, що вказує на помірні відхилення прогнозованих значень від фактичних. Значення MAPE склало 47.04%, що свідчить про суттєві відносні помилки. Точність передбачення напрямку зміни для моделі ARIMA становила 66.15%, що означає, що модель правильно передбачала напрямки зміни в 66.15% випадків.

Модель VAR продемонструвала найкращі результати за значенням RMSE, яке склало 0.26, що вказує на малі відхилення від фактичних даних. Значення MAPE для цієї моделі було значно нижчим, ніж у моделі ARIMA, і становило 37.88%, що свідчить про менші відносні помилки. Точність передбачення напрямку зміни для моделі VAR дуже висока і становить 97.78%, що вказує на високу здатність моделі правильно передбачати напрямки зміни показника.

Результати оцінки моделі ECM показали, що значення кореня середньоквадратичної похибки (RMSE) для моделі становило 0.24, що вказує на малі відхилення прогнозованих значень від фактичних. Це свідчить про високу точність моделі у відтворенні фактичних даних.

Значення середньої абсолютної відносної похибки (MAPE) для моделі ЕСМ склало 82.92%, що свідчить про значні відносні помилки. Високе значення MAPE може бути обумовлене наявністю нульових або дуже малих значень у фактичних даних, що призводить до великих відносних похибок.

Точність передбачення напрямку зміни для моделі ЕСМ становила 65.56%, що означає, що модель правильно передбачала напрямок зміни в 65.56% випадків. Це свідчить про помірну здатність моделі правильно передбачати напрямок зміни показника.

Таблиця 3.8 – Оцінка моделей на точність

Модель	RMSE	MAPE (%)	Direction Accuracy (%)
Модель Хольта	0.26	42.64	97.78
ARIMA	1.97	47.04	66.15
VAR	0.26	37.88	97.78
ЕСМ	0.24	82.92	65.56

Джерело: розроблено автором на основі [30]

У порівнянні з іншими моделями, модель VAR продемонструвала найкращі результати за значенням RMSE та MAPE, а також високу точність передбачення напрямку зміни. Модель Хольта також показала високі результати, особливо в точності передбачення напрямку зміни. Модель ARIMA показала середні результати, що свідчить про необхідність подальшого вдосконалення для покращення точності прогнозів.

Зважаючи на результати та складність моделей, модель VAR є найкращим вибором для прогнозування рівня безробіття завдяки її високій точності та здатності враховувати взаємозв'язки між кількома часовими рядами. Хоча вона є складнішою для налаштування та інтерпретації, її переваги в точності прогнозування роблять її найбільш прийнятною для цієї задачі.

ВИСНОВКИ

Прогнозування рівня безробіття є важливим завданням для урядів, аналітичних центрів, економістів та бізнесу, оскільки допомагає краще зрозуміти поточну ситуацію на ринку праці та формувати ефективні економічні програми для стимулювання зайнятості, такі як інвестиції у виробництво, освіту чи підтримку малого бізнесу. Прогнози рівня безробіття впливають на бюджетування, розподіл соціальних виплат і планування доходів держави, вони дають змогу урядовцям оцінити обсяги допомоги у разі безробіття, зокрема на страхування та виплати, а також запобігати зростанню соціальної нестабільності та незадоволення серед населення.

У цій кваліфікаційній магістерській роботі здійснено комплексний аналіз і прогнозування рівня безробіття в країнах Європейського Союзу із застосуванням методів економіко-математичного моделювання. У процесі роботи виконано такі завдання:

1. Детально розглянуто поняття безробіття, його соціологічні, економічні та психологічні аспекти. Встановлено, що безробіття є складним явищем, яке впливає на різні сфери життя суспільства, включаючи економічну стабільність, соціальну інтеграцію та психологічний стан населення. Це дозволило краще зрозуміти багатогранність проблеми безробіття та її вплив на суспільство.

2. Охарактеризовано основні типи безробіття, такі як фрикційне, структурне, циклічне та сезонне безробіття. Кожен тип безробіття проаналізовано з точки зору його причин, наслідків та можливих заходів для його зниження. Це дозволило отримати повне уявлення про різні форми безробіття та їхній вплив на економіку.

3. Проаналізовано методологію визначення рівня безробіття в Європейському Союзі, включаючи критерії та методи збирання даних. Встановлено, що методологія ЄС базується на стандартах Міжнародної

організації праці (МОП) та включає регулярні опитування домогосподарств. Це забезпечує високу точність та порівнянність даних про безробіття в різних країнах ЄС.

4. Обрано ключові економічні чинники для аналізу та прогнозування рівня безробіття, такі як приріст ВВП та рівень інфляції. Використання сучасних інструментів обробки даних, таких як Python та бібліотеки pandas, numpy, matplotlib, seaborn, sklearn, statsmodels та інших дозволило ефективно підготувати та аналізувати дані. Це забезпечило основу для подальшого моделювання та прогнозування.

5. Проведено розвідувальний аналіз даних ключових показників та оцінювання їх взаємозв'язків. Використання графіків розподілу, діаграм розмаху та кореляційних матриць дозволило виявити основні тенденції та взаємозв'язки між рівнем безробіття, приростом ВВП та рівнем інфляції. Це допомогло краще зрозуміти структуру даних та підготувати їх для подальшого моделювання.

6. Проведено аналіз аномалій рівня безробіття в ЄС з використанням методу z-оцінок та методу міжквартильного розмаху (IQR). Встановлено, що дані щодо рівня безробіття не містять значних аномалій, що свідчить про їх стабільність. Також розглянуто довгострокові тенденції, які показали загальне зниження рівня безробіття в ЄС за період з 2000 по 2022 рік.

7. Проведено перевірку стаціонарності часових рядів за допомогою розширеного тесту Дікі-Фуллера (ADF). Встановлено, що часові ряди рівня безробіття та річного зростання інфляції є нестаціонарними, тоді як часовий ряд квартальної зміни ВВП є стаціонарним. Для досягнення стаціонарності нестаціонарних рядів застосовано метод диференціювання.

8. Побудовано та оцінено кілька економетричних моделей для прогнозування рівня безробіття, включаючи модель Хольта, ARIMA, VAR та ЕСМ. Кожна модель налаштована та перевірена на основі історичних даних. Модель Хольта показала високу точність у короткостроковому прогнозуванні, модель ARIMA виявилася ефективною для стаціонарних рядів, модель VAR

дозволила врахувати взаємозв'язки між кількома змінними, а модель ЕСМ врахувала як короткострокові коливання, так і довгострокову рівновагу.

9. Проведено детальний аналіз точності побудованих моделей з використанням метрик RMSE, MAPE та точності напрямку. Результати показали, що модель VAR продемонструвала найкращі результати за значенням RMSE та MAPE, а також високу точність передбачення напрямку зміни. Це дозволило визначити модель VAR як найефективнішу для прогнозування рівня безробіття в країнах ЄС.

Одержані в процесі дослідження результати можуть бути використані для розробки ефективних стратегій зниження рівня безробіття в країнах Європейського Союзу, враховуючи вплив ключових макроекономічних показників, таких як приріст ВВП та рівень інфляції.

Аналіз взаємозв'язків між безробіттям та макроекономічними показниками дозволяє виявити основні чинники, що впливають на ринок праці, та розробити заходи щодо їхньої оптимізації.

Результати цього дослідження можуть бути корисними для вдосконалення економічної політики та стратегій зниження безробіття в інших країнах. Використання сучасних економетричних моделей та аналіз взаємозв'язків між макроекономічними показниками допомагає глибше розуміти динаміку ринку праці та розробляти ефективні заходи для стимулювання економічного зростання й забезпечення соціальної стабільності.

Проведене дослідження також може бути корисним для освітніх програм та підготовки фахівців у галузі економіки та управління, надаючи їм практичні приклади та методичні рекомендації щодо аналізу та прогнозування економічних процесів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Diamond P., Lodge G. Welfare States after the Crisis: Changing Public Attitudes. London : Policy Network, 2013. URL: https://ippr-org.files.svdcdn.com/production/Downloads/Welfare-States-after-the-Crisis_10272.pdf.
2. Levine L. Adaptations of the Unemployment Concept. *The Review of Economics and Statistics*. 1950. Vol. 32, no. 1. P. 65–70. URL: <https://www.jstor.org/stable/1928278>.
3. Stewart C. D. The Definition of Unemployment. *The Review of Economics and Statistics*. 1950. Vol. 32, no. 1. P. 55–59. URL: <https://www.jstor.org/stable/1928276>.
4. Lauterbach A. Employment, Unemployment and Underemployment: A Conceptual Re-Examination. *The American Journal of Economics and Sociology*. 1977. Vol. 36, no. 3. P. 283–298. URL: <https://www.jstor.org/stable/3486009>.
5. Lindbeck A. Unemployment and macroeconomics. London : The MIT Press, 1989. 559 p. URL: https://books.google.com.ua/books?hl=uk&lr=&id=eLTIJ3AE5K8C&oi=fnd&pg=PP13&dq=The+concept,+essence+of+unemployment&ots=dfsO_ayayg&sig=d_xnQcC-mAkZNA24sD3hBoPjp_o&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false.
6. Ziphonzonke O. M. A STUDY ON UNDERSTANDING UNEMPLOYMENT. *South Asian Journal of Marketing & Management Research (SAJMMR)*. 2024. Vol. 14, no. 5-6. P. 27–37. URL: <https://saarj.com/wp-content/uploads/paper/SAJMMR/2024/FULL-PDF/SAJMMR-MAY-JUNE-2024/5-6.4,%20Ziphonzonke%20Oscar%20Mbatha.pdf>.
7. Grainca B. Methodological Basis of Unemployment. *International Journal of Social, Political and Economic Research*. 2022. Vol. 9, no. 1. P. 163–183. URL: <https://doi.org/10.46291/IJOSPERvol9iss1pp163-183>.

8. Benes E. M., Walsh K. MEASURING UNEMPLOYMENT AND THE POTENTIAL LABOUR FORCE IN LABOUR FORCE SURVEYS: Main findings from the ILO LFS pilot studies. Geneva : International Labour Organization, 2018. 39 p.

URL: https://www.ilo.org/sites/default/files/wcmsp5/groups/public/@dgreports/@stat/documents/publication/wcms_627878.pdf.

9. Reducing unemployment: EU policies explained. *European Parliament*.

URL: <https://www.europarl.europa.eu/topics/en/article/20190612STO54312/reducing-unemployment-eu-policies-explained>.

10. Veselinović N. Monetary policy and unemployment in the Republic of Serbia. *Industrija*. 2020. Vol. 48, no. 2. P. 78–88.

URL: <https://aseestant.ceon.rs/index.php/industrija/article/view/25210/16071>.

11. Aging Populations, Globalization and the Labor Market Comparing Late Working Life and Retirement in Modern Societies / ed. by H.-P. Blossfeld, S. Buchholz, K. Kurz. Cheltenham : Edward Elgar Publishing, 2011. 360 p.

12. Obućinski D., Paspalj M., Ignjatijević S. The importance of economic development in achieving sustainable development. *IAI Academic Conference Proceedings*, Belgrade, 24 October 2022. Belgrade, 2022. P. 86–96. URL: <https://ia-institute.com/wp-content/uploads/2023/01/Proceedings-Belgrade-2022-1.pdf#page=86>.

13. Mrnjavac Ž. Mjerenje nezaposlenosti. Split : EF Split, 1996.

14. Anderton A. Economics. 4th ed. Ormskirk : Causeway Press, 2006.

15. Rothbard M. N. America's Great Depression. New York : D. Van Nostrand Company, Inc., 1963. 361 p.

16. Wertheimer-Baletić A. Economic activity of the population - Demographic aspect. Zagreb : Informator, 1978.

17. Bivens J., Shierholz H. LAGGING DEMAND, NOT UNEMPLOYABILITY, IS WHY LONG-TERM UNEMPLOYMENT REMAINS SO HIGH. WASHINGTON, DC : ECONOMIC POLICY INSTITUTE, 2014. 28 p.

URL: <https://files.epi.org/2014/bp381-long-term-unemployment-remains-so-high.pdf>.

18. Exploring Differences in Employment between Household and Establishment Data / K. Abraham et al. *Journal of Labor Economics*. 2013. Vol. 31. P. 129–172.

19. Unemployment statistics. *European Commission*. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Unemployment_statistics#Context.

20. EU labour force survey - methodology. *European Commission*. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=EU_labour_force_survey_-_methodology.

21. REGULATION (EU) 2019/1700 OF THE EUROPEAN PARLIAMENT AND OF THE COUNCIL of 10.10.2019. URL: <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2019/1700/oj>.

22. EU Labour Force Survey - new methodology from 2021 onwards. *European Commission*. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=EU_Labour_Force_Survey_-_new_methodology_from_2021_onwards.

23. Methodology - Flowchart. *European Commission*. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=File:Methodology_-_Flowchart.png.

24. Liberto D. Economic Forecasting: Definition, Use of Indicators, and Example. Investopedia. URL: <https://www.investopedia.com/terms/e/economic-forecasting.asp>.

25. Dumičić K., Čeh Časni A., Žmuk B. Forecasting Unemployment Rate in Selected European Countries Using Smoothing Methods. *International Journal of Social, Education, Economics and Management Engineering*. 2015. Vol. 9, no. 4. P. 1041–1046.
URL: https://www.researchgate.net/publication/278390305_Forecasting_Unemployment_Rate_in_Selected_European_Countries_Using_Smoothing_Methods.

26. Etuk E. An Autoregressive Intergrated Moving Average (ARIMA) simulation model: A case study. *Discovery and Innovation*. 1998. Vol. 10, no. 1. P. 30–36.

URL: https://www.researchgate.net/publication/287246948_An_Autoregressive_Intergrated_Moving_Average_ARIMA_simulation_model_A_case_study.

27. Statistical software for data science. *Stata*. URL: <https://www.stata.com/manuals13/tsvarstable.pdf>.

28. Granger C., Weiss A. TIME SERIES ANALYSIS OF ERROR-CORRECTION MODELS. *Studies in Econometrics, Time Series, and Multivariate Statistics*. 1983. P. 255–278.

29. Oyetunji O. Inverse autocorrelations and moving-average time series modelling. *Jpournal of Official Statistics*. 1985. Vol. 1, no. 3. P. 315–322. URL: <https://www.scb.se/contentassets/ca21efb41fee47d293bb5bf7be7fb3/inverse-autocorrelations-and-moving-average-time-series-modelling.pdf>.

30. OECD Data Explorer. *OECD Data Archive*. URL: [https://data-explorer.oecd.org/vis?lc=en&df\[ds\]=DisseminateArchiveDMZ&df\[id\]=DF_DP_LIVE&df\[ag\]=OECD&df\[vs\]=&av=true&pd=,2022&dq=....A&to\[TIME_PERIOD\]=false&vw=tb](https://data-explorer.oecd.org/vis?lc=en&df[ds]=DisseminateArchiveDMZ&df[id]=DF_DP_LIVE&df[ag]=OECD&df[vs]=&av=true&pd=,2022&dq=....A&to[TIME_PERIOD]=false&vw=tb).

31. Unemployment rate. *OECD*. URL: https://www.oecd.org/en/data/indicators/unemployment-rate.html?oecdcontrol-4c072e451c-var3=2024-Q2&oecdcontrol-4c072e451c-var5=Q&oecdcontrol-59006032fa-var1=EU27_2020.

32. Real Gross Domestic Product (GDP). *OECD*. URL: <https://www.oecd.org/en/data/indicators/real-gross-domestic-product-gdp.html?>.

33. Inflation (CPI). *OECD*. URL: <https://www.oecd.org/en/data/indicators/inflation-cpi.html?>.

34. Dixon W. The development of the concept of unemployment leading to Keynes's 'General Theory'. London : University of London, 1996. 253 p.

35. Englama A. Unemployment: concepts and issues. Bullion. 2001. Vol. 25, no. 4. URL: <https://dc.cbn.gov.ng/bullion/vol25/iss4/1/>.
36. Dimovski J., Mitić G., Veselinović M. Inflation and Unemployment Interdependence: Evidence From the Western Balkan Countries. *Economic Themes*. 2023. Vol. 61, no. 4. P. 459–476.
37. The Concept and Measurement of Involuntary Unemployment / ed. by G. Worswick. London : Routledge, 1976. 328 p.
38. Blossfeld H.-P. Aging Populations, Globalization and the Labor Market: Comparing Late Working Life and Retirement in Modern Societies. 2011. 340 p. URL: https://www.researchgate.net/profile/Blossfeld-Hans-Peter/publication/297789861_Aging_populations_globalization_and_the_labor_market_Comparing_late_working_life_and_retirement_in_modern_societies/links/66c132ea54c5f0b9464f87c/Aging-Populations-Globalization-and-the-Labor-Market-Comparing-Late-Working-Life-and-Retirement-in-Modern-Societies.pdf#page=5.
39. Potter K. Methods for Presenting Statistical Information: The Box Plot. 2006. P. 97–106. URL: <https://sci.utah.edu/~kpotter/publications/potter-2006-MPSI.pdf>.
40. Шмундяк Д., Мокін В. МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ ГАРМОНІК ТА АНОМАЛІЙ ПЕРІОДИЧНОГО ЧАСОВОГО РЯДУ НА ОСНОВІ АДАПТИВНОЇ ДЕКОМПОЗИЦІЇ. *Вісник ВПІ*. 2023. № 6. С. 46–56.
41. Андрусенко Ю. Аналіз основних моделей прогнозування часових рядів. *Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил*. 2020. № 3(65). С. 91–96. URL: <https://journal-hnups.com.ua/index.php/zhups/article/view/358>.
42. Abdulhussain A. J., Abed M. J., Rahi W. R. The Impact of Population Growth on Some Economic Indicators in Iraq for A Period of 2003-2017. *Journal of Al Rafidain University College*. 2020. No. 46. P. 555–570. URL: <https://www.iasj.net/iasj/download/96a0d618dd88b58c>.

43. Singhal J., Singhal K. Alternate approaches to solving the Holt et al. model and to performing sensitivity analysis. *European Journal of Operational Research*. 1996. No. 91(1). P. 89–98.
URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0377221794003424>.
44. Shumway R. H., Stoffer D. S. *Time Series Analysis and Its Applications*. Springer, 2017. 558 p.
45. Direct and Recursive Prediction of Time Series Using Mutual Information Selection / Y. Ji et al. *8th International Work-Conference on Artificial Neural Networks : Computational Intelligence and Bioinspired Systems*, Barcelona, 8 June 2005.
46. Jetmekova S., Shukyrova A. DETERMINISTIC AND STOCHASTIC COMPONENTS OF TIME SERIES: MODELING OF POWER CONSUMPTION. *Вестник КазАТК*. 2024. No. 1(130). P. 163–170.
URL: <https://vestnik.alt.edu.kz/index.php/journal/article/view/1655/1163>.
47. Thadewald T., Buning H. *Jarque-Bera Test and its Competitors for Testing Normality - A Power Comparison*. Berlin : Institute for Statistics and Econometrics, Free University Berlin, 2004. 23 p.
48. Ратушна О. ПОРУШЕННЯ РЕГРЕСІЙНОГО АНАЛІЗУ ПРИ ЕКОНОМЕТРИЧНОМУ МОДЕЛЮВАННІ. *XXII INTERNATIONAL SCIENTIFIC AND PRACTICAL CONFERENCE «Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects»*, м. Oslo, 8 трав. 2024 р.
49. Бойко Р. МАКРОЕКОНОМІЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ СТРУКТУРНОЇ ВЕКТОРНОЇ АВТОРЕГРЕСІЇ. *25th International Scientific Conference of Students, Postgraduates and Young Researchers*, м. Львів, 18 трав. 2018 р.
50. Edlund P.-O., Karlsson S. *Forecasting the swedish unemployment rate: VAR vs. Transfer Function Modelling*. Stockholm : Stockholm Scholl of Economics, 1992. 41 p.

51. Armstrong J., Collopy F. Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical comparisons. *International Journal of Forecasting*. 1992. No. 8(1). P. 69–80.

ДОДАТКИ

Додаток А

Таблиця А.1 – Результати моделі VAR для рівняння приросту ВВП

Параметр	Коефіцієнт	Стандартна помилка	t-статистика	Ймовірність (p-value)
const	0.75	0.26	2.863	0.004
L1.d_Unemployment	-2.02	1.57	-1.286	0.198
L1.GDP	-0.39	0.14	-2.790	0.005
L1.d_Inflation_2	0.16	0.51	0.321	0.748
L2.d_Unemployment	-0.74	1.76	-0.420	0.675
L2.GDP	-0.38	0.18	-2.156	0.031
L2.d_Inflation_2	0.16	0.54	0.304	0.761
L3.d_Unemployment	-0.76	1.66	-0.458	0.647
L3.GDP	-0.29	0.18	-1.608	0.108
L3.d_Inflation_2	0.76	0.56	1.355	0.175
L4.d_Unemployment	1.54	1.58	0.973	0.331
L4.GDP	-0.18	0.18	-1.006	0.315
L4.d_Inflation_2	0.07	0.51	0.128	0.898
L5.d_Unemployment	0.04	1.29	0.031	0.975
L5.GDP	-0.16	0.16	-1.033	0.301
L5.d_Inflation_2	0.51	0.53	0.969	0.332

Джерело: розроблено автором на основі [30]

Таблиця Б.1 – Результати моделі VAR для рівняння рівня інфляції

Параметр	Коефіцієнт	Стандартна помилка	t-статистика	Ймовірність (p-value)
const	0.07	0.06	1.149	0.251
L1.d_Unemployment	-0.61	0.38	-1.592	0.111
L1.GDP	0.004	0.03	0.109	0.913
L1.d_Inflation_2	-0.399	0.12	-3.218	0.001
L2.d_Unemployment	0.17	0.43	0.400	0.689
L2.GDP	0.01	0.04	0.338	0.735
L2.d_Inflation_2	-0.31	0.13	-2.399	0.016
L3.d_Unemployment	0.13	0.41	0.313	0.754
L3.GDP	-0.07	0.04	-1.514	0.130
L3.d_Inflation_2	-0.08	0.14	-0.598	0.550
L4.d_Unemployment	-0.29	0.39	-0.753	0.452
L4.GDP	-0.03	0.04	-0.582	0.561
L4.d_Inflation_2	-0.47	0.13	-3.725	0.000
L5.d_Unemployment	0.57	0.32	1.813	0.070
L5.GDP	-0.03	0.04	-0.668	0.504
L5.d_Inflation_2	-0.16	0.13	-1.268	0.205

Джерело: розроблено автором на основі [30]



Звіт подібності

метадані

Заголовок

Верхогляд_Юнькова_плагіат

Автор

Науковий керівник / Експерт

Верхогляд

Юнькова

підрозділ

кафедра математичного моделювання та статистики

Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про МОЖЛИВІ маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв	Б	9
Інтервали	A→	0
Мікропробіли	.	7
Білі знаки	Б	0
Парафрази (SmartMarks)	a	20

Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.



КП 1

25

Довжина фрази для коефіцієнта подібності 2



КП 2

15193

Кількість слів



КЦ

113904

Кількість символів

Подібності за списком джерел

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Колір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

10 найдовших фраз

Колір тексту

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)	
1	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/b16ae48d-34fc-45a5-9658-ca1b88621e84/download	43	0.28 %
2	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/b16ae48d-34fc-45a5-9658-ca1b88621e84/download	25	0.16 %
3	On Joint Changes in GDP by Purchasing Power Parity per Capita of Ukraine and the Republic of Azerbaijan Alizade Arzu Rafik;	16	0.11 %
4	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/b57f9077-9156-4f78-864b-b7caf514b614/download	15	0.10 %
5	https://studfile.net/preview/7295032/page/6/	13	0.09 %

6	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/151df6cf-1099-4401-925c-5a0fe3423590/download	12	0.08 %
7	https://www.studocu.com/uk/document/kiivs%D1%8Ckiy-natsional%D1%8Cniy-universitet-imeni-tarasa-shevchenka/pravo/skhemi-ppppp/61534533	12	0.08 %
8	http://dspace.wunu.edu.ua/bitstream/316497/50362/1/%D0%9A%D1%83%D0%BB%D0%B8%D0%BD%D0%B8%D1%87.pdf	12	0.08 %
9	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/1f377862-86cc-4542-ac10-cc04a71d76a5/download	11	0.07 %
10	http://ni.biz.ua/2/2_12/2_12661_ekonomicheskie-tsikli-i-ih-prichini.html	11	0.07 %
з бази даних RefBooks (0.18 %)			
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)	
джерело: Paperity			
1	On Joint Changes in GDP by Purchasing Power Parity per Capita of Ukraine and the Republic of Azerbaijan Alizade Arzu Rafik;	16 (1)	0.11 %
2	The review of monograph by Zoia Kornieva "Intercultural professionally oriented English competence formation of tertiary school students majoring in technology" С. Ю. Ніколаєва;	11 (1)	0.07 %
з домашньої бази даних (0.00 %)			
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)	
з програми обміну базами даних (0.24 %)			
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)	
1	Прогнозування інформаційних трендів кіберзлочинів 6/18/2023 Sumy State University (Кафедра економічної кібернетики)	12 (2)	0.08 %
2	Прогнозування курсів криптовалют на основі авторегресійних моделей 5/31/2023 Volodymyr Vynnychenko Central Ukrainian State Pedagogical University (Факультет математики, природничих наук та технологій)	10 (1)	0.07 %
3	Машинне навчання в управлінні та запобіганні фінансовим ризикам 5/14/2024 V. N. Karazin Kharkiv National University (KKNU) (Факультет математики і інформатики - кафедра теоретичної та прикладної інформатики)	9 (1)	0.06 %
4	Вечерковська_Поперешняк.docx 12/4/2023 Publishing House "Helvetica" (Видавничий дім "Гельветика")	6 (1)	0.04 %
з Інтернету (1.38 %)			
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ДЖЕРЕЛО URL	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)	
1	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/b16ae48d-34fc-45a5-9658-ca1b88621e84/download	75 (3)	0.49 %
2	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/151df6cf-1099-4401-925c-5a0fe3423590/download	28 (3)	0.18 %
3	https://www.studocu.com/uk/document/kiivs%D1%8Ckiy-natsional%D1%8Cniy-universitet-imeni-tarasa-shevchenka/pravo/skhemi-ppppp/61534533	22 (2)	0.14 %

4	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/b57f9077-9156-4f78-864b-b7caf514b614/download	20 (2)	0.13 %
5	https://studfile.net/preview/7295032/page:6/	13 (1)	0.09 %
6	http://dspace.wunu.edu.ua/bitstream/316497/50362/1/%D0%9A%D1%83%D0%BB%D0%B8%D0%BD%D0%B8%D1%87.pdf	12 (1)	0.08 %
7	http://ni.biz.ua/2/2_12/2_12661_ekonomicheskije-tsikli-i-ih-prichini.html	11 (1)	0.07 %
8	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/1f377862-86cc-4542-ac10-cc04a71d76a5/download	11 (1)	0.07 %
9	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/cc61eef4-abde-42d7-9acc-41dda916bf04/download	10 (1)	0.07 %
10	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/44539d00-b1ef-49f2-9e90-490d2007de9e/download	7 (1)	0.05 %

Список прийнятих фрагментів (немає прийнятих фрагментів)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗМІСТ	КІЛЬКІСТЬ ОДНАКОВИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
------------------	-------	---------------------------------------



СЕРТИФІКАТ

підтверджує, що

ВЕРХОГЛЯД АННА

взяла участь у роботі платформи

**« КІЛЬКІСНІ МЕТОДИ ІННОВАЦІЙНИХ
ДОСЛІДЖЕНЬ »**

в межах 91-ОЇ ЩОРІЧНОЇ СТУДЕНТСЬКОЇ НАУКОВОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ
«ІННОВАЦІЙНІ ПРОЄКТИ ДЛЯ ЕКОНОМІЧНОГО ВІДРОДЖЕННЯ ТА
КОНКУРЕНТНОГО РОЗВИТКУ УКРАЇНИ»

Проректор з наукової роботи
д.е.н., професор

Лариса Антонюк