

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**Чорноморський національний університет**  
**імені Петра Могили**  
**Факультет комп'ютерних наук**  
**Кафедра інтелектуальних інформаційних систем**

**ДОПУЩЕНО ДО ЗАХИСТУ**

Завідувач кафедри інтелектуальних  
інформаційних систем, д-р техн. наук, проф.

\_\_\_\_\_ Ю. П. Кондратенко

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2024 року

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА**

**СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ**  
**ПОВЕДІНКИ ВАЛЮТНОГО РИНКУ**

Спеціальність 124 «Системний аналіз»

**124 – КРМ – 607.21810108**

*Виконав студент 6-го курсу, групи 607*

\_\_\_\_\_ *В. Д. Діденко*

«20» лютого 2024 р.

*Керівник: д-р фіз.-мат. наук, професор*

\_\_\_\_\_ *Е. А. Лисенков*

«20» лютого 2024 р.

**Миколаїв – 2024**

## **ЗМІСТ**

<b>ВСТУП</b>	<b>3</b>
<b>1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ СФЕРИ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ</b>	<b>6</b>
1.1 Опис предметної сфери	6
1.2 Огляд та аналіз наявних аналогів та публікацій	13
1.3 Постановка задачі	18
Висновки до розділу 1	20
<b>2 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ, МЕТОДИ, ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ</b>	<b>21</b>
2.1 Математичні моделі прогнозування валютного ринку	21
2.2 Використання нейронних мереж у прогнозуванні валютного ринку	36
Висновки до розділу 2	44
<b>3 МОДЕЛЮВАННЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ</b>	<b>45</b>
3.1 Опис вхідних даних та структури системи, моделювання	45
3.2 Аналіз та дослідження отриманих результатів	48
Висновки до розділу 3	52
<b>4 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ</b>	<b>53</b>
4.1 Опис програмної реалізації	53
4.2 Керівництво користувача	59
Висновки до розділу 4	60
<b>ВИСНОВКИ</b>	<b>62</b>
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ</b>	<b>65</b>

## ВСТУП

**Актуальність теми.** Міжнародні розрахунки тісно пов'язані з валютною діяльністю комерційних банків. Валютні операції передбачають обмін валюти однієї країни на іншу шляхом купівлі–продажу на валютних ринках. Діяльність з іноземною валютою поділяється на два основні типи: операції з негайної конвертації валюти та валютні депозитні та кредитні операції. Крім того, існують термінові операції, в яких поставка валюти запланована на дату в майбутньому. Більшість валютних операцій, приблизно 90% ринкового обороту на світових ринках, складаються з поточних конверсійних операцій і поточних депозитних і кредитних операцій.

Операції з іноземною валютою, які передбачають негайну поставку, є дуже мінливими та несуть властиві ризики. Коливання обмінних курсів може призвести до значних прибутків або збитків. Щоб пом'якшити ці ризики, валютні дилери проводять широкий економічний і технічний аналіз, щоб передбачити коливання валютного курсу. На основі свого аналізу вони приймають або «довгу» позицію (купівля валюти), або «коротку» позицію (продаж валюти) для певної валюти, якою вони торгують. Протягом дня, коли з'являється нова інформація, дилери постійно переоцінюють ринкові тенденції та відповідно коригують свої валютні операції.

Для зменшення ризиковості валютних операцій потрібно прогнозувати динаміку валютного курсу на декілька періодів наперед, щоб уникнути значних втрат з-за коливань курсу. Тому прогнозування динаміки курсів –валют на валютному ринку є важливим елементом міжнародних розрахунків і пошук найбільш точних інструментів прогнозування є актуальною задачею на поточний момент.

**Метою роботи** є дослідження використання інструментів системного аналізу для прогнозування стану валютного ринку.

Виходячи з мети, можемо сформулювати наступні **завдання дослідження**:

- здійснити теоретичне обґрунтування необхідності розробки системи прогнозування валютних курсів з використанням інструментів системного аналізу;
- провести аналіз та вибір інструментів для розробки системи прогнозування показників валютного ринку з використанням нейронних мереж;
- здійснити побудову системи прогнозування валютних курсів з використанням нейронних мереж;
- провести обґрунтування середовища розробки програмного продукту.

**Предметом дослідження** є системи прогнозування показників на основі нейронних мереж.

**Об'єктом дослідження** є елементи системного аналізу та їх практичне застосування в прогнозуванні показників валютного ринку.

**Практичне значення одержаних результатів** – створення інформаційної системи на базі правил нечіткої логіки, яка дозволить спростити та значно покращити процес прогнозування стану валютного ринку на основі прогнозу курсів валют.

**Методи дослідження.** Теоретико–методологічною основою роботи є наукові концепції, розроблені вітчизняними та закордонними науковцями, нормативно–правові акти України у сфері інформатизації. В основі виконання даної роботи лежить використання таких загальнонаукових методів дослідження: логічного, діалектичного, історичного та порівняльного методів для обґрунтування наукових засад та вдосконалення понятійного апарату дослідження; методів спостереження, узагальнення, абстрагування, формалізації, аналізу та синтезу для характеристики методичних аспектів створення інформаційно–аналітичної системи прогнозування метеорологічних показників з використанням елементів нечіткої логіки; програмно–цільовий метод з метою обґрунтування механізмів розробки та реалізації програм інформатизації аналітичних процесів щодо метеорологічної ситуації.

**Інформаційну базу дослідження** становлять наукові розробки, публікації вітчизняних учених, офіційні матеріали, нормативно–правові акти в сфері

інформатизації та системного аналізу. Також широко використані наукові розробки з загальної теорії управління, моделювання складних систем, оптимального керування, теорії нечітких систем, автоматизованих систем управління, інформаційної аналітики, теорії прийняття рішень, менеджменту тощо.

**Структура роботи** складається зі вступу, чотирьох основних розділів з підрозділами, висновків, переліку використаних джерел.

## 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ СФЕРИ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

### 1.1 Опис предметної сфери

Створення та регулювання повноцінно функціонуючого валютного ринку в нашій країні має вирішальне значення для створення відкритої ринкової економіки, яка може ефективно підтримувати та стимулювати суб'єктів господарювання на міжнародній економічній арені. Центральний банк відіграє важливу роль у цьому, оскільки він відповідає за розробку та реалізацію комплексної валютної політики, яка включає різні інструменти впливу на валютні відносини. Ця політика є життєво важливою складовою загальної системи заходів, спрямованих на підтримку макроекономічної та фінансової стабільності, а також сприяння економічному зростанню [31].

Взаємозалежність між країнами з точки зору їхньої економіки, політики та культури сприяє грошовому потоку, пов'язаному з обміном товарів і послуг, а також руху капіталу через імпорт та експорт. Ці фінансові операції в міжнародних відносинах відіграють вирішальну роль у формуванні валютних відносин. Очевидно, що в міру глобалізації економічних процесів, поглиблення міжнародного поділу праці, розширення світового ринку, інтеграції національних економік у світову економічну систему зростає значення валютних відносин. Як наслідок, відповідні функції держави в регулюванні цих відносин стають більш важливими, і це регулювання, як правило, здійснюється через реалізацію валютної політики.

Валютна політика стосується комплексного набору економічних, адміністративних і правових заходів, які вживаються урядом для ефективного управління та регулювання питань, пов'язаних з валютою, з головною метою досягнення стратегічних цілей національного економічного розвитку.

Стратегічні завдання валютної політики відіграють вирішальну роль у загальній економічній політиці країни, виступаючи її невід'ємною складовою. Ці

завдання охоплюють низку цілей, які спрямовані на досягнення економічної стабільності та процвітання:

- по–перше, валютна політика несе відповідальність за сприяння сталому економічному зростанню, забезпечуючи продовження процвітання та розширення економіки країни;

- крім того, він відіграє ключову роль у підтримці стабільного рівня цін, ефективно пом'якшуючи вплив інфляції та запобігаючи надмірним коливанням цін;

- крім того, валютна політика бере активну участь у сприянні високому рівню зайнятості в країні, намагаючись утримати рівень безробіття на мінімальному рівні.

- нарешті, це важливо для забезпечення зовнішньоекономічної рівноваги, ефективного управління платіжним балансом країни для підтримки стабільності та гармонії в міжнародній торгівлі [5].

Валютна політика є не тільки найважливішим аспектом загальної макроекономічної політики країни, але й виконує ряд конкретних цілей, які визначають її роль у регулюванні валютної сфери економічних відносин. Ці конкретні завдання валютної політики включають забезпечення нормального функціонування внутрішнього валютного ринку та запобігання будь–якій потенційній кризі чи спекулятивній діяльності. Крім того, валютна політика спрямована на сприяння ефективній організації грошового обігу всередині країни, зокрема на підтримку торговельних операцій у зовнішньоекономічній сфері. Також завданням є створення відповідних правових умов для здійснення суб'єктами господарювання валютних відносин, що сприятиме розвитку зовнішньоекономічної діяльності та залученню іноземних інвестицій. Крім того,

валютна політика відповідає за підтримку стабільного курсу національної валюти на грошовому ринку, що, у свою чергу, забезпечує адекватну купівельну спроможність національної грошової одиниці. Іншим важливим аспектом валютної політики є її роль у регулюванні платіжного балансу для забезпечення своєчасного погашення зовнішнього боргу. Нарешті, валютна політика може бути використана як для лібералізації, так і для обмеження можливостей господарюючих суб'єктів у проведенні валютних операцій залежно від ширших цілей економічної політики держави.

Оскільки валютна політика впливає на всіх учасників валютних відносин, реалізація валютної політики відбувається на трьох основних рівнях:

- по–перше, це відбувається на рівні підприємств, організацій, банків, які володіють значними обсягами валютних коштів і активно вступають у валютні відносини. На цьому рівні ці організації встановлюють власну валютну політику;
- по–друге, валютна політика розробляється національними державами через їхні уряди та центральні банки. Цей рівень визначає особливості поведінки всіх інших учасників валютних відносин;
- нарешті, валютна політика формується також на міжурядовому рівні, де міжнародні угоди у валютній сфері формують формування валютної політики [25].

Процес формування та реалізації валютної політики в національному масштабі має надзвичайно важливе значення, і відповідальність за виконання цього завдання покладається на державу, зокрема на центральний банк. Водночас ефективність центрального банку у виконанні його ролі як головного суб'єкта регулювання грошово–кредитних справ економіки встановлює тісний зв'язок між його монетарною політикою та валютною політикою. Цей зв'язок можна передусім охарактеризувати таким чином:

- по–перше, важливо зазначити, що центральний банк відповідає за нагляд як за валютною, так і за монетарною політикою. Такий централізований підхід забезпечує ефективну координацію між різними підрозділами центрального



банку, дозволяючи їм запроваджувати необхідні правила як на внутрішньому грошовому ринку, так і на валютному ринку. Крім того, ця централізована система дозволяє розробити єдину стратегію та набір дій, спрямованих на вплив на діяльність учасників обох ринків;

– по–друге, стратегічні цілі валютної політики узгоджуються зі стратегічними цілями монетарної політики центрального банку (див. розд. 9). Це узгодження підкреслює субординований характер регуляторних заходів, які впроваджує центральний банк, щодо єдиної стратегічної мети держави. економічна політика, а саме забезпечення стабільності національної валюти, сприяння економічному зростанню та сприяння високому рівню зайнятості;

– по–третє, центральний банк використовує різні інструменти та стратегії для ефективного досягнення цілей монетарної політики. Вони включають, але не обмежуються політикою дисконтування, яка передбачає коригування процентних ставок, проведення операцій на відкритому ринку та встановлення обов'язкових резервних вимог. За допомогою цих заходів центральний банк має можливість активно впливати на стан валютного ринку всередині країни, впливаючи таким чином на коливання та рух курсу національної валюти.

Незважаючи на зазначені вище обставини, важливо мати на увазі, що валютна політика є повністю автономною сферою діяльності центрального банку. Отже, для ефективного проведення цієї політики центральний банк використовує ряд специфічних інструментів, спрямованих на контроль самого валютного ринку. Ці інструменти включають валютні інтервенції, девальвації та ревальвації, валютні обмеження та диверсифікацію валютних резервів.

Крім того, для успішного проведення валютної політики необхідно, щоб вона була тісно пов'язана не лише з грошово–кредитною політикою центрального банку, а й із цілями та завданнями, визначеними загальною економічною політикою держави. Це включає бюджетну, податкову та зовнішньоекономічну політику, які диктують накопичення та перерозподіл значної кількості грошових

ресурсів у національній економіці. Реалізація цієї політики безпосередньо впливає на стан валютних відносин.

Для аналізу та прогнозування коливань обмінних курсів використовуються різноманітні методи, включаючи, але не обмежуючись, технічний аналіз, фундаментальний аналіз, хвильовий аналіз тощо. Економічні показники, також відомі як індикатори, регулярно публікуються в інформаційних і фінансових системах відповідно до чітко визначеного календаря. Ці календарі містять вичерпний огляд ключових параметрів, які відображають прогрес індустріально розвинених країн світу. Інформація, включена в ці глобальні економічні календарі, складається з дати та часу публікації економічних показників, їхніх відповідних назв, періоду часу, до якого відносяться дані, останнього зареєстрованого значення, прогнозованого значення на наступний період і середнього значення.

Фундаментальний аналіз – це підхід, який передбачає використання економічних і політичних даних новин для прогнозування майбутніх цін. Хоча термін «фундаментальний аналіз» передбачає об'єктивну оцінку, важливо зазначити, що висновки, зроблені на основі цього аналізу, не обов'язково є доведеними фактами. Натомість уявна «фундаментальність» цих висновків ґрунтується на суб'єктивній точці зору аналітика [23; с. 104].

Технічний аналіз — це комплексна оцінка, отримана на основі різних фундаментальних думок і потоків ліквідності. Крім того, це простий, але потужний підхід до вивчення валютного ринку, що дозволяє швидко реагувати на будь-які зміни в рухах валютних пар. Тим не менш, через численні компоненти, які діють виключно в певних умовах і часових рамках, головною метою для інвесторів є об'єднання окремих ефективних елементів. Це об'єднання допомагає зменшити помилкові зміни цін і підвищує ефективність інвестицій у різноманітних ринкових умовах. Незважаючи на відсутність фактичних даних щодо розміру відкритих контрактів на валютному ринку за відповідними цінами, інвестори повинні використовувати обсяги ф'ючерсного ринку для аналізу

ринкової ситуації. Наприклад, рух ф'ючерсів на євро відображає рух валютної пари євро–долар.

Хвильовий аналіз — це особливий підхід до оцінки валютного ринку, який відрізняється від фундаментального аналізу, оскільки він значною мірою залежить від історичних цінових даних, щоб робити прогнози. Графічний аналіз, як частина технічного аналізу, дозволяє інвесторам формулювати прогнози щодо майбутніх цінових тенденцій на основі ретельного вивчення графічних зображень минулих цінових даних.

Незалежно від обраного типу діаграми, інвестори незмінно шукатимуть впізнавані візуальні візерунки на графіках, такі як лінії опору та підтримки, прапорці, трикутники, подвійні та потрійні піки тощо. Ці моделі служать цінними індикаторами потенційних майбутніх цінових рухів, підтверджуючи або спростовуючи очікування інвестора. Вивчення трьох найпоширеніших типів діаграм, які використовуються в цьому методі, а саме лінійної діаграми, гістограми та діаграми японської свічки, дозволило нам розрізнити сильні та слабкі сторони, притаманні кожному з них. Зрештою, рішення про те, яку техніку побудови графіків використовувати, має ґрунтуватися на власних уподобаннях і інвестиційних стратегіях окремого інвестора.

Країни з перехідною економікою та країни, що розвиваються, особливо вразливі до ризиків, пов'язаних із нестабільністю фінансової системи. Це пояснюється тим, що їхні ринки відкриті і вони володіють фундаментальними факторами, які сприяють виникненню фінансової нестабільності. Через помітну нестабільність економічного розвитку України країна відчуває постійний вплив як зовнішніх, так і внутрішніх шоків. Ці потрясіння призводять до економічних втрат, перешкоджають здатності країни досягти стабільного та сталого довгострокового економічного зростання та становлять значну загрозу економічної кризи. Крім того, соціально–економічне середовище України зазнає швидких змін, що ще більше посилює її вразливість до цих ризиків [24; с. 206].

Розрахунок індикаторів фінансової стабільності служить для проведення макропруденційного аналізу (macroprudential analysis), який передбачає оцінку та нагляд за надійністю та сприйнятливістю фінансової системи. Метою є посилення фінансової стабільності та, зокрема, зменшення ймовірності виникнення криз у фінансовій системі.

Зараз ведеться робота по розробці зведених індексів, які б відображали зміни в багатьох секторах економіки та поєднували в собі характеристики групи індикаторів. Завдяки ретельному аналізу різноманітних індикаторів фундаментального аналізу було визначено, що конструкція цих індикаторів насамперед зосереджується на ряді соціально–економічних факторів. Ці фактори вимірюються за допомогою різноманітних показників, які охоплюють різні аспекти соціального та економічного життя. Приклади цих показників включають: відхилення реального обмінного курсу від його детермінованої тенденції, виникнення банківської кризи, темпи зростання експорту, індекс зростання курсу акцій, співвідношення зростання грошової маси до зростання міжнародних резервів, наявність «надлишкової» грошової маси, темпи зростання міжнародних резервів та ін. В даний час світова економіка переживає кілька значних дисбалансів. Після вивчення джерел нестабільності та методів, які використовуються для вимірювання валютних криз, стало очевидним, що існує нагальна потреба у встановленні пруденційних методів нагляду за фінансовою системою. Ці методи допоможуть визначити потенційно загрозові ситуації.

Перша група складається із загальноживаних індикаторів, таких як тренди, волатильність і осцилятори, які часто використовуються фінансовими аналітиками при розробці та експлуатації різних торгових платформ. З іншого боку, до другої групи входять індикатори, які ґрунтуються на теорії складних систем, спеціально призначені для охоплення внутрішньої структури та динаміки валютного ринку як складної системи. Одним із таких прикладів є використання індикаторів періодичного аналізу. Індикатори періодичного аналізу є особливо важливими для розуміння поведінки процесів, що спостерігаються у світі, оскільки вони часто

демонструють повторювані моделі, такі як періодичність або нерегулярна циклічність. Концепція рекуррентності, яка стосується повторюваності станів таким чином, що точно повторює попередню траєкторію, є фундаментальною властивістю дисипативних динамічних систем. Цю концепцію вперше спостерігав французький математик Пуанкаре в 19 столітті, а пізніше сформулював як «теорему повторення». Суть цієї властивості полягає в тому, що навіть найменше збурення в складній динамічній системі може викликати експоненціальні відхилення від її вихідного стану. Однак з часом система прагне повернутися до стану, схожого на попередній, і проходить порівнювані етапи еволюції [25].

Тому існують різні методи аналізу основних показників розвитку міжнародного валютного ринку та оцінки їх впливу на макроекономічні показники конкретної країни. Аналіз технічного аналізу для прогнозування валютних криз привів до ідентифікації двох окремих груп індикаторів.

## **1.2 Огляд та аналіз наявних аналогів та публікацій**

Процес планування національної економіки включає різноманітні прогнози, які охоплюють різні сфери, такі як соціальна, економічна та демографічна. Прогнози мають вирішальне значення для планування економічної політики, оскільки вони надають інформацію про майбутній розвиток національної економіки. Для оцінки економічних показників державні та недержавні організації створюють якісні та кількісні прогнози. Прогноз складається з декількох етапів, включаючи збір інформації, аналіз об'єкта, оцінку зовнішнього середовища, визначення прогнозованої траєкторії, прийняття рішень і оцінку якості прогнозу. Економічне прогнозування спрямоване на передбачення динаміки і структури економічних і соціальних явищ, які можуть мати альтернативний, імовірнісний характер і проявлятися на різних рівнях. Метою прогнозування є підвищення якості рішень та запобігання помилкам при розробці коротко– та довгострокових проектів державної політики.

Щоб спрогнозувати розвиток національної економіки, необхідно проаналізувати її економічний, соціальний, науково–технічний, промисловий, виробничий, сільськогосподарський і соціальний потенціал. Вони збирають інформацію з різноманітних джерел, таких як накопичені знання, статистика та економічні моделі. Існує кілька методів, які використовуються для прогнозування майбутніх подій, включаючи опитування експертів, екстраполяцію на основі минулих даних і моделювання для моделювання потенційних майбутніх змін [10; с. 122].

Прогнозування має декілька основних напрямків, серед яких народне господарство, міжгалузеві та галузеві комплекси, окремі регіони та адміністративно–територіальні одиниці, підприємства. До суб'єктів прогнозування належать органи державного управління, економічні служби місцевого самоврядування, господарські підрозділи підприємств. Принципи соціально–економічного прогнозування об'єднують різні методи і моделі прогнозування. Ці принципи, такі як цілеспрямованість, адекватність, альтернативність, систематичність, ефективність, наукова обґрунтованість, відображають різні аспекти прогнозування, створюючи єдине ціле. Зокрема, необхідно дотримуватися принципів прогнозування національної економіки, щоб забезпечити точність і ефективність процесу.

Соціально–економічне прогнозування значною мірою спирається на принцип цілеспрямованості, який передбачає створення змістовного опису об'єкта дослідження на основі поставлених завдань дослідження. Адекватність прогнозів також має важливе значення, оскільки передбачає оцінку взаємозв'язків між різними аспектами розвитку національної економіки та створення теоретичної моделі, яка точно імітує реальні економічні процеси. Перш ніж розробляти прогнози, важливо перевірити методи та моделі прогнозування, щоб переконатися в точності. Альтернативне прогнозування також є важливим, оскільки дозволяє розглядати різні можливості економічного та соціально–економічного розвитку. Крім того, принцип системності підкреслює необхідність розгляду економіки як

єдиного об'єкта прогнозування. Принцип ефективності є критично важливим для визначення вартості аналітичної підготовки та забезпечення точності прогнозу. Нарешті, наукова обґрунтованість прогнозів вимагає всебічного розуміння об'єктивних закономірностей економічного і соціального розвитку [10; с. 123].

Соціально–економічне прогнозування виконує різні функції, які сприяють розвитку суспільства. Його нормативна функція допомагає запобігти суб'єктивізму в прийнятті рішень шляхом використання прогностичних моделей. Орієнтаційна функція дозволяє більш реалістично підходити до постановки цілей розвитку та вибірково підходити до інформації. Крім того, функція попередження попереджає органи управління про можливі відхилення від прогнозованої моделі. Прогнозування може застосовуватися в різних сферах, наприклад, соціально–економічній і науково–технічній. Соціально–економічне прогнозування оцінює можливі зміни економічних і соціальних умов суспільства. З іншого боку, науково–технічне прогнозування спрямоване на розробку науково–технічних і технологічних засобів досягнення планів соціально–економічного розвитку.

Прогнозування класифікується на основі рівня управління, при цьому національний економічний, галузевий/регіональний прогнозування та прогнозування розвитку підприємства є трьома основними типами. Народногосподарське прогнозування розглядає оптимальні виробничі цілі та завдання економічного розвитку. Галузеве прогнозування враховує пропозиції різних галузей і регіонів. Прогнозування розвитку підприємства враховує останні досягнення техніки і технології виробництва, а також економічні та соціальні аспекти. Прогнозування також можна поділити на пошукове (дослідницьке) і нормативне, причому пошукове прогнозування оцінює перспективні тенденції, а нормативне – визначає шляхи досягнення бажаного економічного і соціального розвитку на основі досягнутих результатів. Нормативне прогнозування ґрунтується на заздалегідь поставленій меті й окреслює шляхи й терміни досягнення можливого стану економіки в майбутньому [8, 58].

Прогнозування є важливою функцією органів державного управління, особливо в умовах ринкової економіки, де адміністративні методи мають обмежений вплив на товаровиробників. Економічне прогнозування передбачає використання як загальнонаукових методів, так і спеціальних методів для прогнозування економічних явищ. В економічному прогнозуванні широко використовуються історичний, комплексний, системний, структурний і системно–структурний підходи.

Історичний підхід передбачає розгляд кожного явища у зв'язку з його історичними формами, тоді як прогнозування базується на переданих законах і тенденціях з інших країн для створення моделі майбутнього. Розуміння різних історичних форм явища допомагає пояснити його сучасний стан і спрогнозувати майбутній розвиток.

Комплексний підхід передбачає вивчення явищ як пов'язано, так і незалежно, із застосуванням різноманітних методів дослідження та наукових дисциплін. Політична економія забезпечує теоретичну основу для прогнозування, тоді як інші соціальні науки також сприяють вивченню економічних тенденцій.

Системний підхід використовується для дослідження якісних і кількісних закономірностей потенційних процесів у складних економічних системах. Його значення в економічному прогнозуванні стає все більш очевидним. Будь–яке явище реального життя можна розглядати як систему, що складається з різноманітних взаємопов'язаних елементів або частин, кожна зі своїми властивостями та функціями. Розуміючи ці властивості та функції, можна робити прогнози щодо поведінки системи. Структурний підхід має вирішальне значення у вивченні прогнозованих об'єктів, спрямований на надання причинно–наслідкового пояснення досліджуваного явища шляхом виявлення його джерела.

Системно–структурний підхід передбачає аналіз економічної системи в цілому, а також розбиття її на окремі компоненти, щоб зрозуміти, як вони взаємодіють один з одним і роблять внесок у систему в цілому. Це дозволяє краще



зрозуміти зв'язки та відносини між різними елементами та їхню відносну важливість у системі..

Методи екстраполяції базуються на припущенні, що поточні тенденції збережуться в майбутньому. Однак цей підхід обмежений тим фактом, що зі збільшенням періодів прогнозування з'являється більше змінних, які можуть вплинути на ці тенденції та спричинити їх відхилення від попередніх моделей.

При використанні експертних методів значна роль приділяється інтуїції, колишньому досвідові, творчості та уяві.

Методи моделювання містять різноманітний набір економіко–математичних, економетричних та інших моделей, об'єднаних спільною метою побудови моделей об'єктів реального світу, насамперед їх динаміки, для полегшення розробки оптимальних управлінських рішень..

При використанні методів математичного моделювання структура моделей встановлюється і перевіряється експериментально. Визначення факторів і причинно–наслідкових зв'язків – вихідна точка економіко–математичного моделювання.

Кожний з методів має переваги і недоліки. Їхнє застосування більш ефективно в короткостроковому прогнозуванні. Ці методи спрощують складні реальні процеси, дозволяючи отримати результати, які перевершують поточні обмеження. Рекомендується використовувати всі ці методи в ефективній системі прогнозування. Широко визнано, що для певної міри точного передбачення майбутнього необхідна комбінація методів.

Прогнозування обсягу продажів нового продукту є прикладом складної задачі, яку неможливо вирішити одним методом. В умовах зовнішнього середовища, що змінюється, інтуїція та уява доповнюють кількісні підходи, що спираються тільки на факти, що спостерігаються. Якісному методіві також властиві значні погрішності й інтуїція повинна перевірятися за допомогою доступних фактів і знань, тобто потрібно забезпечити спільне використання цих двох підходів.

### 1.3 Постановка задачі

Прогнозування поведінки валютного ринку передбачає аналіз історичних даних щодо різних аспектів ринку, таких як обмінні курси, обсяги продажів і купівель, динаміка торгів, максимальні значення обмінних курсів, кількість транзакцій та інші важливі параметри. Вивчаючи ці фактори, стає можливим робити прогнози щодо майбутнього стану ринку на певну дату чи період.

У сучасному економічному ландшафті підтримання фінансової стабільності є ключовим завданням валютної політики. Для цього необхідно мати контроль над реальним обмінним курсом і здатність протистояти як зовнішнім, так і внутрішнім шокам. Вважаємо, що оцінюючи ефективність валютної політики, яку проводить НБУ, слід передусім зосередити увагу на її впливі на загальну фінансову стабільність економіки.

Щоб оцінити, наскільки реальний обмінний курс гривні до долара США можна контролювати, пропонується дослідити його керованість. Цього можна досягти шляхом розрахунку середньозваженого міжбанківського курсу UAH/USD і врахування рівня інфляції як у Сполучених Штатах, так і в Україні. Основна увага приділяється підтримці цих параметрів у визначених межах протягом тривалого періоду часу. Для визначення керованості використовується відповідний критерій, який передбачає забезпечення того, щоб реальний обмінний курс залишався в межах одного стандартного відхилення від його очікуваного значення або тенденції. На даний момент вкрай важливо створити комплексну основу для реалізації валютної політики Національного банку України, яка враховує як внутрішні, так і зовнішні ризики. Ці рамки повинні в першу чергу зосереджуватися на підтримці фінансової стабільності та ефективному запобіганні будь-якій потенційній валютній кризі. Щоб досягти цього, необхідно звернути увагу на певні ключові елементи, такі як забезпечення здатності контролювати обмінний курс, мінімізація будь-якого надмірного тиску на

обмінний курс і підтримання задовільного рівня диверсифікованих золотовалютних резервів.

У майбутньому, коли країна досягне фінансової стабільності, необхідно буде змінити валютну політику на мультивалютну прив'язку і систему плаваючого обмінного курсу. Декілька факторів уможливають цей перехід, зокрема досягнення цільових показників інфляції в умовах підвищеної волатильності обмінного курсу та прогнозованих коливань. Крім того, вирішальним буде скорочення інтервенцій Національного банку на міжбанківському валютному ринку та підвищення прозорості їх використання. Також важливо знизити девальваційні та інфляційні очікування серед бізнесу та населення, тим самим збільшуючи довіру до обраної валюти та монетарного режиму, встановленого центральним банком. Важливим також буде підвищення інформаційної відкритості щодо мотивів і заходів валютної політики, а також забезпечення системності, прозорості та передбачуваності валютного законодавства. Крім того, збереження незалежності центрального банку у встановленні пріоритетних цілей, виборі інструментів для їх досягнення та їхніх відносинах з урядом має вирішальне значення для запобігання фінансуванню центральним банком дефіциту бюджету. Зниження рівня доларизації економіки шляхом зменшення попиту на іноземну валюту з боку населення та комерційних банків, збалансування структури активів і пасивів фінансових установ, запровадження альтернативних варіантів інвестування та залучення іноземної валюти населення в економіку країни також призведе до бути необхідним. Важливими кроками стануть пом'якшення валютного контролю та лібералізація валютного ринку з одночасним посиленням пруденційного нагляду за системами управління ризиками комерційних банків та запровадження інструментів страхування валютних ризиків для суб'єктів господарювання. Крім того, підтримка адекватних і диверсифікованих золотовалютних резервів, збалансування платіжного балансу та управління зовнішнім боргом країни на безпечному рівні є вирішальними. Нарешті, важливо запобігати кризовим ситуаціям, які характеризуються індексом тиску на валютному ринку (EMPI).

Удосконалений метод оцінки та прогнозування має потенціал для використання у створенні математичних моделей, програмних додатків та комп'ютерних систем, які можуть ефективно оцінювати стан валютного ринку та пов'язані з ним економічні показники.

### **Висновки до розділу 1**

Знижена ефективність ринкових інструментів та висока невизначеність в умовах повномасштабної війни унеможливають реалізацію монетарної політики у форматі цільової інфляції з плаваючим курсом. Ефективність каналів монетарної трансмісії ще більше послаблюється адміністративними обмеженнями на валютному ринку та обмеженнями на рух капіталу. За таких умов зростає потреба у прогнозуванні майбутнього стану валютного ринку з врахуванням всіх чинників впливу, тому розробка системи аналізу та прогнозування має високу актуальність і обґрунтовує необхідність розробки інструментів прогнозування стану валютного ринку на визначений період.

## 2 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ, МЕТОДИ, ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ

### 2.1 Математичні моделі прогнозування валютного ринку

Коефіцієнт парної кореляції використовується в попередньому дослідженні для вивчення кореляції між показником і різними факторами, що впливають на нього.

Парні регресійні моделі використовуються для встановлення зв'язку між двома змінними, наприклад зв'язку між витратами на рекламу та обсягом продажів продукції, кореляції між витратами на споживання та валовим національним продуктом тощо.

Одночасно одна зі змінних вважається залежною і розглядається як добуток автономної змінної.

Лінійна парна регресійна модель записується так:

$$y = a + bx \quad (2.1)$$

де  $y$  – спостереження за залежною змінною;  $x$  – спостереження за незалежною перемінною;  $a, b$  – невідомі параметри регресійної моделі.

Модель регресії називається лінійною, якщо вона демонструє лінійність своїх параметрів. Це означає, що залежність між незалежними змінними і залежною змінною може бути виражена прямою лінією.

Індикатор, також відомий як залежна змінна  $y$ , і фактор, також відомий як незалежна змінна  $x$ , є важливими компонентами рівняння. Для визначення значень невідомих параметрів  $a$  і  $b$  використовується критерій найменших квадратів, який передбачає мінімізацію рівняння

$$\sum_{i=1}^n (y_i - y_i^p)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - a - b x_i)^2 \rightarrow \min \quad (2.2)$$

де  $B_1$  і  $X_1$  – фактичні спостереження показника  $U$  и фактора  $X$ ;

-  $Y_i^p$  – значення показника, розраховане по рівнянню регресії.

Якщо ми побудували лінійну модель і отримали її параметри за допомогою методу найменших квадратів, ми можемо визначити точкову оцінку залежної змінної. Ця оцінка відповідає прогнозованому значенню змінної:

$$y_{n+1}^{np} = a + b x_{n+1} \quad (2.3)$$

Імовірність того, що певний прогноз здійсниться, низька, тому важливо визначити діапазон можливих результатів за допомогою розрахунку довірчого інтервалу.

Найбільш поширені дві форми рівнянь парної регресії:

а) пряма

$$y = a + bx \quad (2.4)$$

б) гіпербола

$$y = a + \frac{b}{x} \quad (2.5)$$

Одним із недоліків використання рівняння парної регресії для прогнозування є те, що воно значною мірою покладається на стабільність і низьку мінливість інших факторів і умов, пов'язаних із процесом, який вивчається. У разі значних змін, що відбуваються у «зовнішньому середовищі», рівняння регресії стає менш актуальним і надійним для точних прогнозів.

Використання багатфакторного регресійного аналізу є корисним для виявлення та розуміння конкретного зв'язку між декількома змінними, дозволяючи ретельно вивчити вплив різних факторів на певний процес або результат.

Багатфакторна лінійна регресійна модель може бути записана в такому виді:

$$y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_n x_n + E \quad (2.6)$$

де  $y$  – залежна перемінна (або показник);

$x_1, x_2, \dots, x_n$  – незалежні змінні (або фактори);

$a_0, a_1, a_2, \dots, a_n$  – невідомі параметри, які необхідно оцінити;

$E$  – випадкова величина.

Лінійна регресійна модель — це математична модель, яка дотримується лінійного зв'язку між змінними та параметрами, які вона містить.

Модель багатовимірної лінійної регресії є розширенням або ширшою версією моделі попарної регресії.

Процес побудови багатовимірної регресійної моделі значно складніший порівняно з попарною моделлю. Він складається з багатьох етапів, які можуть зайняти досить багато часу. По-перше, необхідно ретельно відібрати та проаналізувати всі потенційні фактори, які потенційно можуть вплинути на досліджуваний показник. Після цього необхідно вибрати та побудувати відповідну форму регресійної моделі з урахуванням багатьох факторів. Після того, як регресійна модель побудована, необхідний ретельний аналіз отриманих результатів. Нарешті, модель може бути використана для визначення прогнозних значень досліджуваного показника.

Використання ковзної середньої виявилось ефективним у мінімізації варіацій у часовому ряді, отже, підвищуючи точність у визначенні основної моделі зростання.

Ковзні середні також зазвичай використовуються в області прогнозування. Водночас найновіші дані, скориговані за допомогою ковзного середнього  $k$ -го порядку, можна розглядати як прогноз на наступну дату.

Для прогнозу використовується така формула (як для парних так і для непарних  $k$ )

$$y_{t+1}^{np} = \frac{y_{t-k+1} + y_{t-k+2} + \dots + y_t}{k} \quad (2.7)$$

У сфері прогнозування економічних показників розрізняють два основних підходи: інтуїтивний і формалізований методи. Інтуїтивні методи застосовуються, коли об'єкт прогнозування надто складний для врахування впливу багатьох факторів. У таких випадках покладаються на висновки експертів щодо поведінки об'єкта прогнозування.

Існують як індивідуальні, так і колективні методи, які використовуються в різних процесах, таких як анкетування, інтерв'ю, аналітика та написання сценаріїв. На індивідуальному рівні ці методи передбачають участь однієї особи, тоді як на колективному рівні вони передбачають участь і рішення групи чи експертної комісії. Наприклад, колективне прийняття рішень включає групу експертів, які об'єднуються для прийняття рішень, тоді як методи колективного генерування ідей, такі як мозковий штурм, метод «Дельфі» та матричний метод, покладаються на спільні зусилля групи для генерування ідей і рішень.

Формалізовані методи прогнозування спираються на аналітичні сітки, які зображують комбіновані рівні попиту та пропозиції. До формалізованих методів відносять методи екстраполяції та моделювання. Ці підходи полегшують точні прогнози та прогнози.

Прогнозна екстраполяція передбачає використання різних методів, таких як найменші квадрати, експоненціальне згладжування, ковзаючі середні та адаптивне згладжування для прогнозування. Ці методи ґрунтуються на аналізі моделей і тенденцій у конкретних кількісних характеристиках суб'єкта, які спостерігалися статистично. Однак важливо зазначити, що точність прогнозів, зроблених шляхом екстраполяції, часто знижується, оскільки на економічні явища впливають численні змінні, які неможливо точно екстраполювати. Крім того, екстраполяція в основному базується на історичних і поточних даних, і на результати прогнозу в майбутньому можуть впливати фактори, яких не було в минулому.

Існують різні методи прогнозного моделювання, які охоплюють структурне, мережеве, матричне та імітаційне моделювання. Структурні моделі зосереджені на ілюстрації взаємозв'язків між різними компонентами в рамках об'єднаної цілісності, наприклад, міжгалузевого балансу. З іншого боку, мережеві моделі використовують методи математичного програмування для оптимізації прогнозних рішень [9, 62].

Матричне моделювання — це процес, який передбачає створення експертної матриці шляхом збору думок і ідей від групи експертів. Ця матриця служить



цінним інструментом для прийняття обґрунтованих рішень і прогнозів. З іншого боку, імітаційні моделі призначені для повторення та імітації очікуваних умов або явищ, що оточують об'єкт прогнозування. Імітаційні моделі, точно імітуючи очікуваний розвиток предмета, дають цінну інформацію та прогнози щодо майбутніх результатів [10, 86].

Використовуючи вищезгадані методи прогнозування, стає можливим отримати уявлення про майбутню траєкторію валютного ринку та його економічні показники.

Адаптивні моделі прогнозування — це моделі, які мають здатність коригувати свою структуру та параметри у відповідь на зміну умов, що дозволяє їм точно передбачати майбутні результати. У цих моделях використовується математичний інструмент, відомий як інструмент прогнозування, який також використовується в кривих зростання. Цей інструмент базується на одному факторі, яким є час, і дозволяє моделі робити прогнози на основі закономірностей і тенденцій, що спостерігаються протягом різних інтервалів часу [33, с. 120]. Існує кілька адаптивних методів, які можна використовувати в різних сценаріях. Ці методи включають модель Хольта, модель Вінтерса, модель Хольта–Вінтерса, модель Тейла–Вейджа, модель Брауна, модель Харрісона, метод Трігга, метод Трігга–Ліча, модель Чоу та метод гармонійної ваги [32]. Для прогнозування обмінних курсів зазвичай використовуються різні методи, і багато з цих методів базуються на адаптації до даних за допомогою параметрів. Ці адаптивні моделі відрізняються своїми алгоритмами пошуку прогнозу та кількістю параметрів, які вони використовують. Тому важливо надати більш детальний опис цих алгоритмів. У цьому дослідженні ми будемо використовувати три адаптивні моделі прогнозування для прогнозування валютних курсів: модель Брауна, яка є найпростішим представником цього класу моделей і проста у застосуванні; метод Хольта (або модель Хольта), який є модифікованим варіантом моделі Брауна, що враховує тренд; і метод Хольта–Вінтерса, який є подальшою модифікацією методу Хольта, який також включає сезонність.

Модель Брауна, також відома як просте експоненціальне згладжування, часто використовується для прогнозування короткострокових обмінних курсів. Ця конкретна модель широко поширена завдяки своїй простоті впровадження, оскільки вона включена в різні бібліотеки прогнозування для популярних мов програмування, таких як Python і R, які зазвичай використовуються в дослідженнях. Застосовуючи цей метод, отримання короткострокового прогнозу стає зручним завданням, що вимагає мінімальних зусиль.

Модель Брауна здатна представити розвиток процесів у трьох різних формах: лінійний тренд, випадковий процес, позбавлений будь-якої тенденції, і параболічний тренд. Ці три різні порядки моделі дозволяють всебічно зрозуміти різні шляхи, якими процеси можуть розвиватися:

Модель нульового порядку зазвичай використовується для процесів, які не виявляють жодних тенденцій. Він обертається навколо одного параметра, відомого як  $A_0$ , який представляє оцінку поточного рівня. Прогноз на майбутнє, позначений як  $y(t + k) = a_0$ , визначається за допомогою формули  $a_0$ . Цей конкретний підхід часто називають наївною броунівською моделлю нульового порядку.

Модель Брауна першого порядку має вигляд  $y(t + k) = a_0 + a_1k$ .

$a_0$  – значення, наближене до останнього рівня ряду.  $a_1$  визначає приріст, що сформувався в кінець періоду, щоправда відображає ріст і на етапах що передували останньому.

Модель Брауна другого класу ілюструє прогресію за параболічною схемою і визначається трьома параметрами. Одним із цих параметрів є  $A_2$ , який представляє потенціал зростання кожного елемента в серії та часто називається прискоренням. Модель другого порядку виражається наступним чином.

$$y(t + k) = a_0 + a_1k + a_2k^2.$$

Щоб запустити цей процес, ми повинні спочатку визначити кількість точок, позначених як "n", які будуть використовуватися в нашій моделі. Зазвичай рекомендується мати принаймні п'ять точок для коротших часових рядів. Коли ми встановили відповідне значення n, ми можемо приступити до оцінки параметрів

моделі  $a_1$  і  $a_2$ . Ця формула служить основою для визначення значень  $a_1$  і  $a_2$ , які згодом будуть використовуватися на всіх інших етапах алгоритму побудови:

$$\hat{Y}_t = a_0 + a_1 t \quad (2.8)$$

На другому етапі відбувається знаходження прогнозу з використанням параметрів  $a_1$  та  $a_2$  :

$$\hat{Y}_t = a_0 + a_1 t \quad (2.9)$$

На третьому етапі визначається на скільки модельоване значення відрізняється від фактичного:

$$e_{t+1} = \hat{Y}_{t+1} - Y_t \quad (2.10)$$

Далі на 4 етапі згідно знайденої величини коригуються параметри моделі.

$$a_{0(t)} = a_{0(t-1)} + a_{1(t-1)} + (1-b)^2 e_t \quad (2.11)$$

$$a_{1(t)} = a_{1(t-1)} + (1-b)^2 e_t \quad (2.12)$$

де  $b$  коефіцієнт дисконтування, що змінюється в межах від 0 до 1. Який відображає у свою чергу ступінь довіри більш пізнім спостереженням, та вказує на ступінь знецінення даних за одиницю часу. Існують різні методи визначення цього коефіцієнта, починаючи від проведення ітераційного пошуку і закінчуючи оптимізацією одного з параметрів точності моделей. Інший підхід передбачає використання спеціальної формули для розрахунку коефіцієнта:

$$b = N - \frac{3}{N} - 1 \quad (2.13)$$

Де  $N$  – довжина часового ряду. Помилка  $e_t$  обчислюється на основі попереднього спостереження( $t-1$ ).

П'ятий етап полягає в пошуку прогнозу за скорегованими параметрами, причому якщо  $t=N$ , то повертаємось до етапу 2, де  $t=1..n$ , де  $n$ –період прогнозування.

Метод Хольта, також відомий як модель Хольта, є ще одним адаптивним підходом, який часто використовують у прогнозуванні. Він належить до категорії методів подвійного експоненційного згладжування та є похідним від методу Брауна. Ключова відмінність між методом Хольта та методом Брауна полягає в його здатності включати компонент тенденції. Загальний процес побудови моделі та прогнозування дуже нагадує модель Брауна. Однак у методі Хольта два компоненти – рівень і тренд ряду – оновлюються під час моделювання. Це досягається за допомогою використання двох коефіцієнтів: коефіцієнта згладжування ряду ( $a$ ) і коефіцієнта згладжування тренду ( $b$ ). Алгоритм моделювання та прогнозування, який використовується в методі Хольта, подібний до методу Брауна (просте експоненціальне згладжування). На першому кроці відбувається розрахунок згладжених значень ряду за формулою:

$$L_t = aY_t + (1 - a)(L_{t-1} - T_{t-1}), \quad (2.14)$$

де  $L_t$  – згладжена величина на даний період,  $a$  – коефіцієнт згладжування ряду,  $Y_t$  – фактичне значення ряду в даний період,  $L_{t-1}$  – згладжена величина ряду в попередній період,  $T_{t-1}$  – значення тренду за попередній період. На першому кроці  $L_1 = Y_1$

На другому кроці відбувається визначення трендової складової за формулою:

$$T_t = b(L_t - L_{t-1}) + (1 - b)T_{t-1} \quad (2.15)$$

де  $T$  – значення тренду на даний період,  $b$  – коефіцієнт згладжування тренду,  $L_t$  – згладжена величина ряду в даний період,  $L_{t-1}$  – згладжена величина ряду в попередній період, на кроці  $T_1 = 0$ .

$T_{t-1}$  – значення тренду за попередній період. На третьому кроці відбувається здійснення прогнозу на  $p$  – періодів вперед за формулою:

$$\hat{Y}_{t+p} = L_t + pT_t, \quad (2.16)$$

де  $Y_{t+p}$  – прогноз на  $p$  періодів вперед,  $p$  – порядковий номер періоду, на який робиться прогноз(1...n),  $T_t$  – значення тренду на останній період,  $L_t$  – згладжена величина ряду в останній період. У моделі Брауна очевидно, що останнє спостереження має найбільший вплив на прогноз. Це пояснюється тим, що пошук прогнозу в основному базується на цьому остаточному спостереженні. Однак у методу Хольта є свої недоліки, наприклад неможливість врахувати сезонну складову. На щастя, метод Хольта–Вінтерса вирішує цю проблему, враховуючи як тенденцію, так і сезонний компонент. Реалізація методу Хольта–Вінтерса складніша порівняно з методом Брауна, оскільки вимагає врахування трьох параметрів. Для отримання точного прогнозу ці параметри необхідно ретельно відібрати або знайти. Подібно до моделі Брауна, модель Хольта–Вінтерса дозволяє обчислювати параметри моделі шляхом оптимізації одного або кількох критеріїв для оцінки якості моделі. Модель Хольта–Вінтерса широко використовується для прогнозування часових рядів з урахуванням сезонності та високо цінується за свою точність, яка часто перевершує більш складні методи та моделі. Її можна вважати розширеною версією моделі Хольта, яка виділяється здатністю включати сезонну складову. З іншого боку, існує ряд недоліків, пов'язаних з моделлю Хольта–Вінтерса:

– в основі моделі Хольта–Вінтерса лежить припущення, що дані часових рядів містять тенденції, а також враховується стабільність цих тенденцій. Однак на практиці рідко можна знайти такі стійкі тренди, що обмежує здатність моделі точно прогнозувати на більш тривалий період часу. Зі збільшенням періоду прогнозування відхилення між прогнозованими[39] значеннями та фактичними значеннями стає більшим. Як правило, період прогнозування надійний лише для приблизно 3–4 значень, після чого спостерігається значне розходження між верхньою та нижньою межами прогнозованого інтервалу;

– додатковим недоліком методу є те, що він ґрунтується на припущенні, що коефіцієнти або параметри згладжування знаходяться в діапазоні від 0 до 1, який був запозичений з моделі Брауна. Однак це припущення в кінцевому підсумку погіршує точність результатів моделювання та прогнозування [38]. Отже, доцільно встановити більш складні межі для цих параметрів.

Щодо алгоритму прогнозування на основі моделі Хольта–Вінтерса то він складається з 4 етапів. На першому відбувається експоненційне згладжування часового ряду за формулою:

$$L_t = \frac{aY_t}{S_{t-s}} + (1-a)(L_{t-1} - T_{t-1}) \quad (2.17)$$

де  $L_t$  – згладжена величина на поточний період  $L_{t-1}$  – загладжена величина за минулий період,  $S_{t-s}$  – коефіцієнт сезонності попереднього періоду,  $T_{t-1}$  – значення тренду за попередній період,  $Y_t$  – поточне значення ряду,  $a$  – коефіцієнт згладжування ряду. Для першого періоду  $L_1 = Y_1$ , а коефіцієнт сезонності  $S_1$  дорівнює 1.

На другому кроці відбувається визначення значень тренду:

$$T_t = b(L_t - L_{t-1}) + (1-b)T_{t-1} \quad (2.18)$$

де,  $T_t$  – значення тренду за поточний період,  $L_t$  – згладжена величина на поточний період,  $L_{t-1}$  – загладжена величина за минулий період,  $T_{t-1}$  – значення тренду за попередній період,  $b$  – параметр згладжування, який задається у межах від 1 до 0. Щодо значення тренду в перший період то воно задається вручну і дорівнює нулю.

Сутність третього етапу полягає у пошуку коефіцієнта сезонності  $S_t$ , що здійснюється за формулою:

$$S_t = \frac{qY_t}{L_t} + (1-q)S_{t-s} \quad (2.19)$$

де  $S_t$  – коефіцієнт сезонності поточного періоду,  $L_t$  – згладжена величина на поточний період,  $Y_t$  – поточне значення ряду,  $S_{t-s}$  – коефіцієнт сезонності попереднього періоду,  $q$  – коефіцієнт згладжування сезонності.

На четвертому етапі здійснюється прогнозування на період  $p$ :

$$\hat{Y}_{t+p} = (L_t + pT_t)S_{t-s+p}, \quad (2.20)$$

де  $Y_{t+p}$  здійснений прогноз на  $p$  періоди вперед,  $T_t$  – значення тренду за поточний період,  $L_t$  – згладжена величина на поточний період,  $S_{t-s+p}$  – коефіцієнт сезонності в минулий сезон.

Адаптивні методи та моделі зазвичай використовуються для прогнозування майбутніх тенденцій різних явищ і процесів на основі даних часових рядів. Однією з головних переваг є простота і ефективність у реалізації. Процес пошуку відбувається за чітко визначеним алгоритмом, головна проблема полягає у визначенні оптимальних значень для коефіцієнтів згладжування. Однак цю проблему можна вирішити шляхом оптимізації одного з критеріїв якості моделі. Важливо дотримуватися обережності в цьому процесі, оскільки його суть полягає в мінімізації відхилення між фактичними та змодельованими значеннями. Оптимізуючи критерій якості, ми можемо зменшити похибку моделі, що зрештою призводить до адаптації моделі до реальних даних. Як правило, це досягається шляхом максимізації коефіцієнта згладжування для рівнів серій, одночасно мінімізуючи коефіцієнти для компонентів тенденції та сезонності. У результаті останнє значення згладженого ряду стає рівним фактичному значенню з мінімальним впливом тенденції та сезонності. Це може привести до прогнозованого значення, яке по суті збігається з останнім спостережуваним значенням, незалежно від прогнозованого періоду. Зрозуміло, що такий прогноз мало сенсу. Щоб вирішити цю проблему, до функції оптимізації зазвичай застосовуються різні обмеження, дотримуючись при цьому критеріїв згладжування.

Застосування моделей ARIMA, GARCH та їх похідних.

Модель ARCH (autoregressive conditional heteroskedasticity), яка розшифровується як авторегресійна умовна гетероскедастичність, була розроблена Р. Енглем як метод для ефективного фіксування та аналізу кластеризації волатильності. Ця модель спеціально розроблена для вивчення закономірностей нестабільності у фінансових даних, де періоди високої або низької волатильності, як правило, відбуваються в кластерах, а не випадково. Включаючи минулу інформацію про волатильність і враховуючи умовну дисперсію, модель ARCH надає цінний інструмент для розуміння та прогнозування динаміки фінансових ринків.

Процес ARCH порядку  $q$ ,  $\{\varepsilon_t\}_{t=-\infty}^{+\infty}$  задається наступними співвідношеннями [46, с. 286]:

$$\varepsilon_t | \Omega_{t-1} \in N(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \gamma_q \varepsilon_{t-q}^2$$

де  $\Omega_{t-1} = (\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots)$  – передісторія процесу  $\varepsilon_t$ , а  $\sigma_t^2$  – умовна за передісторією дисперсія  $\varepsilon_t$ , тобто  $\sigma_t^2 = V(\varepsilon_t | \Omega_{t-1}) = E(\varepsilon_t^2 | \Omega_{t-1})$ . Для того, щоб умовна дисперсія залишалася позитивною, слід дотримуватися співвідношень  $\omega > 0$ , і  $\gamma_1 \dots \gamma_q \geq 0$ .

Прибутковість в даному випадку також визначається за наведеною вище формулою.

Розглянемо  $\varepsilon_t = r_t - E(r_t | \Omega_{t-1})$ , тоді умовні дисперсії  $\varepsilon_t$  і  $r_t$  збігаються, тобто  $\sigma_t$  є в цьому випадку волатильністю.

Розглянемо тепер наступний нормований процес:

$$\xi_t \sim UNID(0, 1)$$

$$\varepsilon_t = \xi_t \sigma_t$$



$$\sigma_t^2 = \omega + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \gamma_q \varepsilon_{t-q}^2$$

Величини  $\xi_t$  нормально розподілені і незалежні. Такий запис зручний тим, що цей нормований випадковий процес  $\xi_t$  не залежить від передісторії.

Модель ARCH відома своєю тенденцією до групування волатильності, що означає, що за періодами високої волатильності йдуть періоди високої волатильності, а за періодами низької волатильності – періоди низької волатильності. Коли абсолютне значення  $\varepsilon_t$  є великим, це вказує на вищу ймовірність збільшення умовної дисперсії в наступних періодах. Ця збільшена умовна дисперсія призводить до вищої ймовірності спостереження великих абсолютних значень  $\varepsilon_t$ . З іншого боку, коли значення  $\varepsilon_t$  залишається близьким до нуля протягом кількох періодів, це свідчить про зменшення умовної дисперсії в наступних періодах, потенційно наближаючись до рівня  $\omega$  (постійний термін у моделі ARCH). З меншою умовною дисперсією існує більша ймовірність спостерігати малі абсолютні значення  $\varepsilon_t$ .

Додатковою характеристикою процесів ARCH є те, що розподіл  $\varepsilon_t$ , незалежно від будь-яких умов, демонструє більший ексцес. Це означає, що хвости розподілу важчі, а пік гостріший, що добре узгоджується з характеристиками, які зазвичай спостерігаються у фінансових часових рядах. Отже, модель ARCH пропонує певні переваги порівняно з моделями, які обговорювалися раніше, враховуючи наявність кластеризації та надзвичайної волатильності.

Можна показати, що процес ARCH не автокорельовано:

$$E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-j}) = E(E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-j} | \Omega_{t-1})) = E(\varepsilon_{t-j} E(\varepsilon_t | \Omega_{t-1})) = 0$$

Розглянутий процес виявляє слабку стаціонарність, якщо він має дисперсію, оскільки він має постійне (нульове) математичне сподівання і не є автокорельованим.

Розглянемо  $\eta_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$ . Тоді можна переписати ARCH-процес як:

$$\varepsilon_t^2 = \omega + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \gamma_q \varepsilon_{t-q}^2 + \eta_t$$

Враховуючи, що умовне математичне сподівання, позначене як  $\eta_t$ , має нульове значення, можна зробити висновок, що безумовне математичне сподівання також має таке саме значення. Крім того, важливо зазначити, що  $\eta_t$  не демонструє жодної автокореляції. Це означає, що квадрати значень процесу ARCH(q) можна моделювати як авторегресійний процес q-го порядку. Це конкретне подання дозволяє отримати надійні оцінки залучених коефіцієнтів.

Розглянемо корні характеристичного рівняння:

$$1 - (\gamma_1 x + \dots + \gamma_q x^q) = 0$$

Якщо вони лежать за межами одиничного кола, що, в силу невід'ємності  $\gamma_j$

еквівалентно умові  $\sum_{j=1}^q \gamma_j < 1$ , то у процесу ARCH (q) існує безумовна дисперсія і він є слабо стаціонарним. Якщо ця умова не виконується, то безумовної дисперсії не існує і процес не буде слабо стаціонарним. Для обчислення безумовної дисперсії береться математичне очікування від обох частин рівняння умовної дисперсії:

$$E(\sigma_t^2) = \omega + \gamma_1 E(\varepsilon_{t-1}^2) + \dots + \gamma_q E(\varepsilon_{t-q}^2)$$

Зазначимо, що  $E(\sigma_t^2) = E(E(\varepsilon_t^2 | \Omega_{t-1}))$ , отримуємо:

$$\sigma^2 = \frac{\omega}{1 - \gamma_1 - \dots - \gamma_q}$$

Отже, можна спостерігати, що всі значення  $\varepsilon_t$  мають однакову безумовну дисперсію, що означає наявність гомоскедастичності. Однак слід зазначити, що умовна дисперсія зазнає коливань, що призводить до одночасного виникнення умовної гетероскедастичності.

Одним із недоліків моделі ARCH є те, що вона зазвичай вимагає відносно великої довжини затримки q для точного опису даних. Це може створити

проблеми під час процесу оцінки, оскільки модель ARCH (1) може не створювати кластери волатильності достатньої довжини, а натомість може генерувати значну кількість викидів. Крім того, часто порушується умова невід'ємності для оцінок  $\gamma_j$ . Щоб вирішити цю проблему, Енгл ввів обмеження на коефіцієнти затримки, що гарантує, що вони лінійно зменшуються до нуля. Це обмеження допомагає пом'якшити труднощі, пов'язані з оцінкою моделі ARCH.

При використанні моделі ARCH (q) часто потрібний довгий лаг q і велика кількість параметрів. Узагальнений ARCH процес (Generalized ARCH, GARCH), запропонований Т. Боллерслевом [49, с. 308], має нескінченну пам'ять і допускає більш економну параметризацію, модель GARCH (p, q) виглядає наступним чином:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^p \delta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^q \gamma_j \varepsilon_{t-j}^2$$

При цьому передбачається, що  $\omega > 0$ ,  $\delta_1, \dots, \delta_p \geq 0$  і  $\gamma_1 \dots \gamma_q \geq 0$ .

Як і у моделі ARCH  $\sigma_t^2$  – умовна дисперсія процесу:

$$\varepsilon_t | \Omega_{t-1} \cup N(0, \sigma_t^2)$$

За аналогією з процесом ARCH розрахуємо безумовну дисперсію GARCH:

$$\sigma^2 = \frac{\omega}{1 - \sum_{j=1}^p \delta_j - \sum_{j=1}^q \gamma_j}$$

Таким чином, з точки зору безумовної дисперсії GARCH–процес гомокседастичен. Щоб дисперсія була кінцевою, потрібно:

$$\sum_{j=1}^p \delta_j + \sum_{j=1}^q \gamma_j < 1$$

За аналогією з ARCH процес GARCH можна записати в еквівалентній формі:

$$\varepsilon_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^m (\delta_j + \gamma_j) \varepsilon_{t-j}^2 + \eta_t - \sum_{j=1}^p \delta_j \eta_{t-j}$$

$$\text{де } \eta_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2, m = \max(p, q)$$

Цей конкретний метод запису дає нам можливість спостерігати, що квадрати процесу GARCH відповідають моделі ARMA(m, p). Отже, ми можемо отримати функцію автокореляції для квадратів процесу GARCH.

Процес GARCH, який є більш загальною формою процесу ARCH, демонструє вищий ексцес порівняно з нормальним розподілом. Крім того, розподіл окремого спостереження з процесу GARCH є симетричним, в результаті чого всі непарні моменти, починаючи з третього, дорівнюють нулю.

Враховуючи ці властивості, вигідно використовувати модель GARCH для розрахунків волатильності, оскільки вона фіксує ці характеристики більш повно, а також пропонує більш ефективну параметризацію порівняно з моделлю ARCH. З точки зору прогнозування, перспективний підхід передбачає поєднання моделі GARCH з іншою моделлю, яка описує поведінку умовного або безумовного середнього спостережуваного ряду.

## **2.2 Використання нейронних мереж у прогнозуванні валютного ринку**

Штучні нейронні мережі (ANN artificial neural networks) — це тип техніки машинного навчання, який має здатність ефективно моделювати як параметричні, так і непараметричні процеси, а також автоматично налаштовувати вхідні дані до оптимальної форми. На відміну від авторегресійних моделей, які мають певні обмеження щодо використання, у нейронних мереж таких обмежень немає. Як наслідок, популярність нейронних мереж постійно зростає, особливо в галузі економіки, де задіяні складні процеси. Хоча нейронні мережі зазвичай використовуються для таких завдань, як класифікація та розпізнавання об'єктів, вони також використовуються для розробки різних алгоритмів прогнозування на основі даних часових рядів.

Система обробки даних, яка використовується в цій категорії методів, складається з безлічі взаємопов'язаних елементів, відомих як нейрони, які

працюють разом для вирішення конкретних проблем. Штучна нейронна мережа служить універсальним інструментом, здатним апроксимувати різні типи даних [9]. Крім того, цей підхід ефективно оцінює продуктивність як лінійних, так і нелінійних функцій. Крім того, штучні нейронні мережі мають здатність ідентифікувати тонкі закономірності та тенденції, які значно складніше розпізнати за допомогою альтернативних методологій. Існує кілька ключових переваг, пов'язаних із використанням штучних нейронних мереж як методологічного підходу.

– по–перше, ці мережі володіють здатністю адаптивного навчання, тобто модель може вивчати та покращувати свою продуктивність у виконанні заданого завдання шляхом аналізу та обробки початкових даних, які використовуються під час процесу навчання;

– по–друге, штучні нейронні мережі також мають здатність до самоорганізації, оскільки можуть автономно визначати найбільш оптимальну структуру на основі вхідних даних. Це передбачає побудову мережі з ідеальною кількістю входів, прихованих рівнів і виходів, причому кількість виходів залежить від конкретних цілей мережі. Наприклад, при використанні для прогнозування кількість вихідних даних зазвичай дорівнює одному;

– нарешті, штучні нейронні мережі чудово працюють у програмах реального часу, тобто вони можуть швидко адаптувати власну структуру у відповідь на надходження нових даних. Це особливо вигідно, оскільки дозволяє уникнути значних проблем із параметрами моделі. Навпаки, методи авторегресії та адаптивні методи можуть зіткнутися з труднощами, коли вони стикаються зі змінами в даних або введенням нових спостережень, оскільки ці фактори можуть вимагати модифікації параметрів моделі. Отже, ця здатність швидко адаптуватися

до нової інформації є основною перевагою для нейронних мереж перед іншими методами прогнозування на основі часових рядів.

Штучні нейронні мережі (ANN) були розроблені, черпаючи натхнення з функціонування біологічних нейронів. У ANN вхідні дані аналогічні дендритам у біологічних нейронах, тоді як вихідні дані відповідають аксонам. Крім того, нейронні мережі включають прихований шар, який містить певні ваги або нахили, які впливають на вихідні дані. Суть навчання в штучних нейронних мережах полягає в модифікації цих нахилів або вагових коефіцієнтів, щоб узгодити їх із фактичним процесом, що моделюється.

Традиційним нейронним мережам не вистачає можливостей аналізу минулих подій, але це обмеження вирішується шляхом розробки рекурентних нейронних мереж (RNN). На відміну від своїх попередників, RNN оснащені з'єднаннями зворотного зв'язку, які дозволяють їм зберігати та зберігати інформацію. По суті, RNN можна візуалізувати як серію взаємопов'язаних однорівневих компонентів, причому кожен елемент передає свій вихід на наступну ітерацію. Ця архітектура робить RNN придатними для аналізу та прогнозування даних часових рядів. Однак основним недоліком мереж RNN є їхня зменшена здатність встановлювати зв'язки між інформацією, оскільки часовий розрив між шарами збільшується, що зрештою перешкоджає їхнім прогнозним можливостям.

Існує різновид рекурентних нейронних мереж, які усувають обмеження регулярних рекурентних нейронних мереж. У цій модифікованій версії нейрони мають здатність зберігати нещодавню інформацію, але не мають здатності зберігати довгострокові спогади з попередніх циклів, якщо ця інформація не вважається важливою. Мережі LSTM використовують складні внутрішні нейрони, які будуть обговорюватися далі. Основна концепція цих мереж обертається навколо передачі пам'яті між рівнями, що здійснюється за допомогою включення спеціалізованого індикатора, відомого як «стан клітини» в кожному нейроні. Цей індикатор проходить через всю мережу, зберігаючи та передаючи інформацію до наступних ітерацій для виконання та навчання. Крім того, нейрони в цій мережі

містять фільтри, які відіграють вирішальну роль у визначенні того, як слід обробляти інформацію, що проходить через них. Ці фільтри приймають рішення щодо видалення, зберігання чи виведення інформації.

Для того, щоб нейронна мережа функціонувала належним чином, важливо, щоб кожен окремий нейрон мав окремий «стан», який служить його пам'яттю. Крім того, ці нейрони оснащені різними типами фільтрів, а саме фільтрами введення, виведення та фільтрами забування, які відповідають за захист інформації в мережі. Вхідний фільтр регулює кількість інформації, що передається з попереднього рівня і зберігається в нейроні, тоді як вихідний фільтр визначає кількість інформації, яка передається на наступні рівні. З іншого боку, фільтр забування відфільтровує певну інформацію, яку не слід обробляти або враховувати на наступних етапах алгоритму. Ці фільтри разом забезпечують захист і відповідну обробку інформації в нейронній мережі.

Імовірнісні нейронні мережі (PNN) — це тип нейронних мереж, які використовують наближення ядра для оцінки щільності ймовірності приналежності до класу. Ці мережі структуровані в кілька рівнів, які зазвичай складаються з вхідного рівня, радіального рівня та вихідного рівня. У найпростішій конфігурації є три шари. Кожен навчальний приклад представлений відповідним елементом у радіальному шарі. Крім того, кожен клас пов'язаний із певним вихідним елементом, який пов'язаний лише з радіальними елементами, що належать до цього класу. Потім вихідний елемент обчислює суму сигналів від усіх радіальних елементів, пов'язаних з його класом. Шляхом нормалізації вихідних сигналів стає можливим оцінити ймовірності приналежності до різних класів.

Імовірнісна мережа — це тип моделі машинного навчання, розроблений для оцінки функції щільності ймовірності. Модель виводить очікуване значення, яке представляє середнє передбачення, для заданого вхідного даних у вхідному просторі. Це очікуване значення тісно пов'язане з щільністю ймовірності загального розподілу вхідних і вихідних даних. Іншими словами, імовірнісна

мережа спрямована на те, щоб зрозуміти та вловити базові закономірності та зв'язки між вхідними та вихідними даними шляхом надання ймовірнісної оцінки [5].

Ймовірнісна мережа складається з трьох рівнів: вхідного, радіального та вихідного. На кожному рівні використовуються певні елементи. На радіальному рівні для кожного прикладу вибирається елемент, який характеризується функцією Гауса, зосередженою навколо цього конкретного прикладу. Кожному класу в мережі відповідає окремий вихідний елемент. Функція виводу пов'язана виключно з радіальними членами, які належать до одного класу, і вона обчислює суму виходів усіх членів у цьому класі. Значення вихідного сигналу визначаються на основі ядерних оцінок ймовірності приналежності до відповідних класів.

У мережі PNN класифікація зразків визначається оцінкою їх близькості до сусідніх зразків. У той час як відстань до сусідніх зразків відіграє важливу роль у класифікації нового зразка, характеристики навколишнього розподілу зразків є настільки ж важливими. Різні статистичні методи використовують кілька критеріїв для визначення відповідного класу для присвоєння некласифікованій вибірці.

Навчання ймовірнісної нейронної мережі значно легше порівняно зі зворотним поширенням помилок. Однак одним недоліком використання нейронної мережі є її великий розмір, оскільки вона потребує зберігання всіх даних, які вона обробляє. Це призводить до великої потреби в пам'яті та може призвести до зниження швидкості обробки.

Одна з ключових переваг використання ймовірнісних нейронних мереж (PNN) полягає в тому, що вихідне значення представлено в ймовірнісній формі, що робить його набагато легшим для розуміння та інтерпретації. Крім того, PNN мають перевагу в тому, що вони здатні швидко навчатися. Під час процесу навчання більша частина часу приділяється наданню мережі навчальних спостережень, і після навчання мережа працює на максимальній швидкості.

PNN виявилися дуже вигідними, коли справа доходить до проведення експериментів моделювання, таких як визначення оптимальних вхідних змінних.



Це насамперед через їх здатність швидко виконувати значну кількість симуляційних тестів завдяки короткому часу навчання. Отже, використання таких рішень для оцінки фінансово–економічного стану компанії або аналізу різних параметрів бізнес–операцій є дуже доцільним.

Концепція, яка лежить в основі структури рекурентних нейронних мереж, полягає в тому, що на кожному кроці часу існує загальний внутрішній стан, що розвивається, і нейронна мережа володіє знаннями не тільки про поточний крок часу, але й про попередній. Це досягається шляхом включення взаємопов'язаних прихованих шарів, де інформація з попереднього часового кроку передається на приховані шари поточного часового кроку. Зв'язок між перерахованими елементами можна формалізувати наступним чином:

$$h(t) = f(h(t - 1), x(t), \theta), \quad (2.21)$$

де  $f$  – функція прямого поширення;  $h(t)$  – стан у момент часу  $t$ ;  $x(t)$  – вектор вхідних сигналів;  $\theta$  – вектор параметрів.

Для того, щоб ефективно використовувати рекурентну мережу для цілей прогнозування та аналізу часових рядів, у мережу необхідно внести певні зміни. Ці модифікації дозволяють мережі отримувати інформацію з прихованих рівнів, які впливають на поточний внутрішній стан. Крім того, мережа оснащена можливістю записувати та зберігати ці дані відповідним чином, що дозволяє проводити подальший аналіз або робити висновки на основі отриманої інформації. Зрештою, ця інформація використовується для побудови точних прогнозів. Ці модифіковані рекурентні нейронні мережі називаються мережами довготривалої короткочасної пам'яті, широко відомими як мережі LSTM.

Розглянемо переваги та недоліки цих моделей.

1. Моделі ARIMA мають високу перевагу завдяки міцній математичній і статистичній основі, що робить їх одними з найбільш надійних і науково обґрунтованих моделей для прогнозування тенденцій часових рядів. Крім того, ці

моделі пропонують формалізовану та детальну методологію, яка дозволяє вибрати найбільш відповідну модель для кожного конкретного часового ряду. Процес оцінки адекватності обраної моделі є простим, і існують автоматизовані методи, які значно спрощують завдання вибору найкращої моделі ARIMA. Ще одна перевага полягає в тому, що точкові та інтервальні прогнози можна отримати безпосередньо з самої моделі, усуваючи потребу в окремому оцінюванні. Однак важливо відзначити, що суттєвим недоліком моделей ARIMA є вимога до достатнього обсягу даних. Щоб створити відповідну модель ARIMA, потрібно мінімум 40 спостережень, а для моделей SARIMA потрібно приблизно 6–10 сезонів даних.

2. Кореляційні та регресійні моделі пропонують цінний шлях для вивчення зв'язку між різними показниками ефективності та відповідним рівнем ризику. Однак надзвичайно важливо забезпечити їх надійність і оцінити такі фактори, як відсутність автокореляції та інші відповідні параметри. Крім того, важливо зазначити, що вибір конкретної моделі, лінійної, експоненціальної чи іншої, не завжди може дати цілком точний прогноз.

3. Рекурентні моделі особливо захоплюють, коли йдеться про вирішення проблеми збереження зв'язку між подіями, які відбуваються протягом тривалого періоду часу, з чим борються інші моделі. Щоб подолати цю проблему, використовується унікальний тип нейронної мережі, яка називається довгою короткочасною пам'яттю (LSTM). Було ретельно вивчено функціонування рекурентних нейронних мереж, а також фундаментальні принципи та алгоритми, залучені до зберігання, перетворення та передачі даних у рекурентних модулях цих мереж. Розглянемо методики оцінки якості моделей, які ми будемо використовувати в подальшому при тестуванні LSTM–мереж.

Середня абсолютна помилка (MAE) — це статистичний показник, який кількісно визначає середній розмір помилок у наборі прогнозів, незалежно від їхнього напрямку (позитивний чи негативний). Іншими словами, він вимірює середню абсолютну різницю між прогнозованими значеннями та фактичними

спостереженнями в тестовому наборі даних. Цей показник дозволяє нам оцінити загальну точність моделі без урахування конкретного напрямку помилок.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

де  $y_i$  – фактичне значення  $y$  в  $i$  – й момент часу;

$\hat{y}_i$  – значення прогнозованої моделі  $y$  в  $i$  – й момент часу.

MAPE, що означає середню абсолютну відсоткову помилку, є загальноживаним показником для оцінки точності прогнозів. Він вимірює величину помилок по відношенню до значень ряду, забезпечуючи розуміння ефективності прогнозу. Порівнюючи різні моделі для однієї серії, MAPE полегшує оцінку їх ефективності та потенційного економічного впливу підвищення точності прогнозів.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} * 100\%$$

де  $y_i$  – фактичне значення  $y$  в  $i$  – й момент часу;

$\hat{y}_i$  – значення прогнозованої моделі  $y$  в  $i$  – й момент часу.

Середньоквадратична помилка (RMSE) — це математичний показник, який використовується для оцінки точності прогнозів шляхом обчислення квадратного кореня із середнього квадрата різниці між прогнозованими значеннями та фактичними спостереженнями в даній тестовій вибірці.

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

де  $y_i$  – фактичне значення  $y$  в  $i$  – й момент часу;

$\hat{y}_i$  – значення прогнозованої моделі  $y$  в  $i$  – й момент часу.

часу.

DW – критерій Дарбіна–Уотсона для тестування автокореляції у залишках моделі.

$$DW = \frac{\sum_{i=1}^n ((\hat{y}_i - y_i) - (\hat{y}_{i-1} - y_{i-1}))^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

де  $y_i$  – фактичне значення  $y$  в  $i$  – й момент часу;

$\hat{y}_i$  – значення прогнозованої моделі  $y$  в  $i$  – й момент

часу.

Критерій приймає значення від 0 до 4, описуючи додатну кореляцію при  $DW = 0$  та від'ємну при  $DW = 4$ . Для моделей з відсутністю автокореляції похибок  $DW = 2$ .

## Висновки до розділу 2

У нашому аналізі ми дослідили доступні математичні інструменти та дослідили їх потенційне застосування для прогнозування майбутнього стану валютного ринку. Це передбачало використання даних за попередні періоди часу та врахування різних факторів нестабільності, які могли вплинути на поведінку ринку.

## 3 МОДЕЛЮВАННЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

### 3.1 Опис вхідних даних та структури системи, моделювання

Для прогнозування курсу основних резервних валют буде використано адаптивні моделі, авторегресійні моделі та нейронні мережі. Для прогнозування були використані курси основних резервних валют таких як британський фунт, євро, швейцарський франк та японська єна щодо долара США. Період даних взятих для прогнозування дорівнює шести рокам з 01 листопада 2017 року по 01 листопада 2023 року, частота спостережень – один місяць.

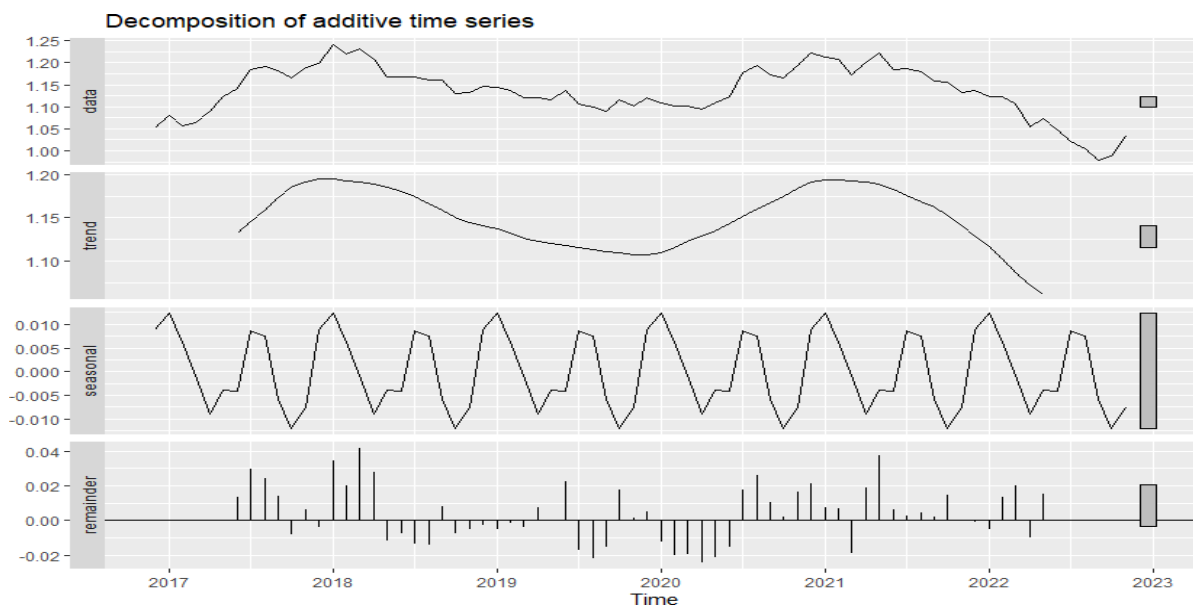


Рисунок 3.1 – Графік адитивної декомпозиції часового ряду EUR/USD

Було виконано моделювання за допомогою моделі ARIMA та побудови нейронної мережі з довгою короткостроковою пам'яттю, порівняння моделей відбувається за параметрами MAE, RMSE та DW, що були описані раніше. Для моделі нейронної мережі також використовується метрика MAPE, для оцінки прогнозу тестових даних.

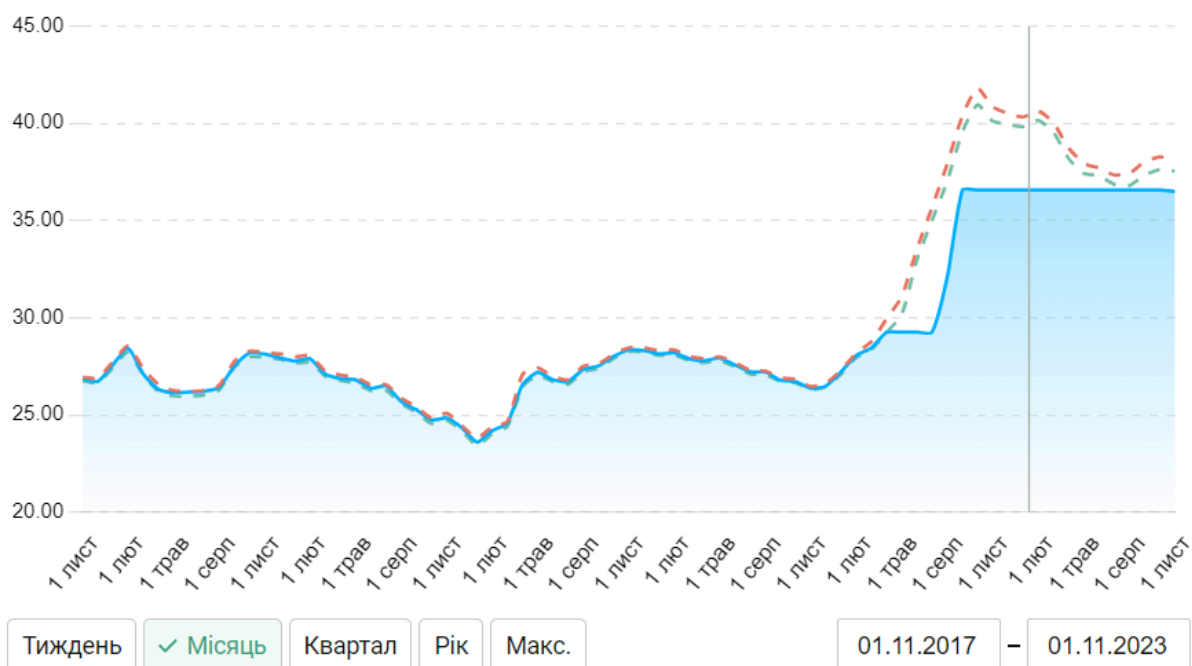


Рисунок 3.2 – Фактичний графік курсу USD за період 01.12.2017–01.11.2023

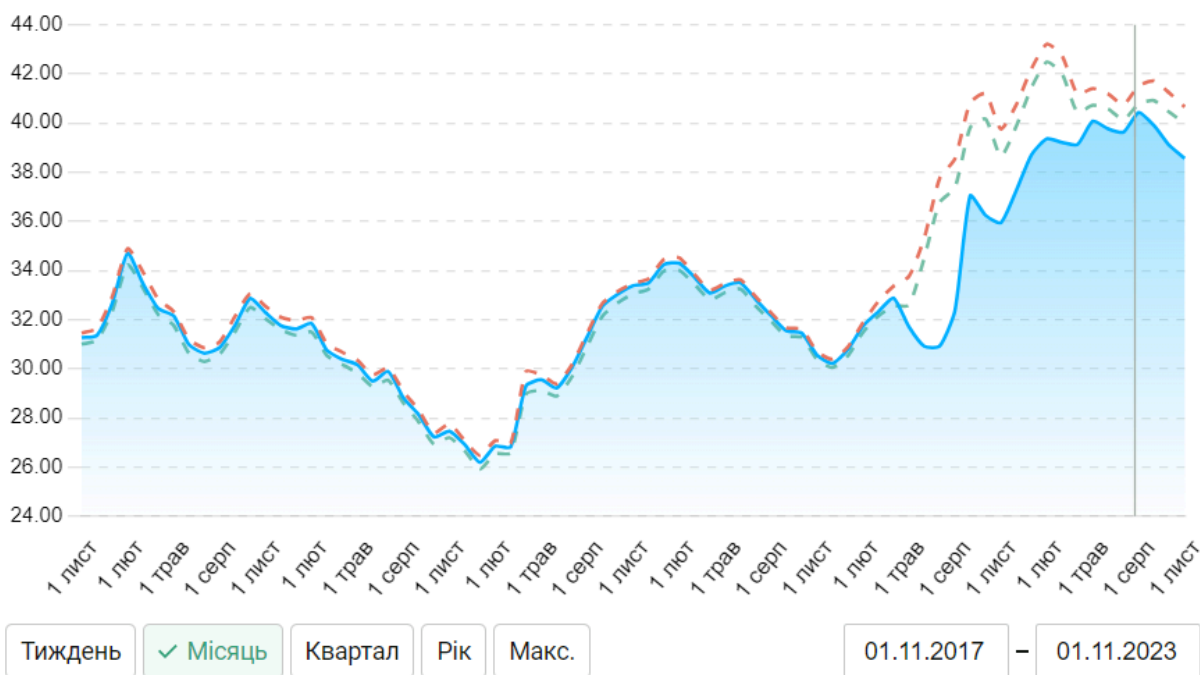


Рисунок 3.3 – Фактичний графік курсу EUR за період 01.12.2017–01.11.2023

Побудуємо також графік співвідношення курсів для даної пари. Для початку на рисунку – 3.4 продемонструємо, як виглядає графік реальних даних:

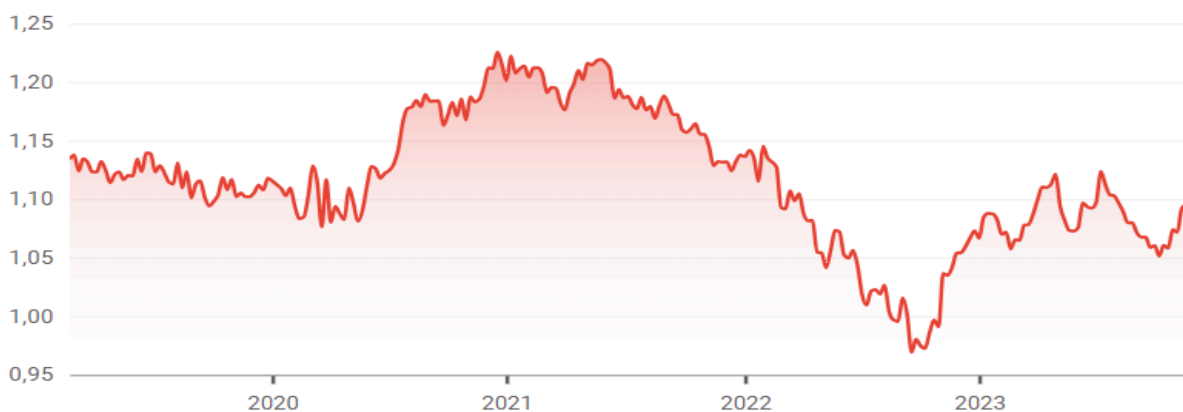


Рисунок 3.4 – Графік реальних даних

Модель ARIMA використовується з коефіцієнтами ARIMA(2,2,2) з подальшим пристосуванням моделі до більш реальних результатів за допомогою методу `.fit()`. Моделювання за допомогою математичної моделі дало наступні результати, графіки похибок яких продемонстровано на рисунку – 3.5:

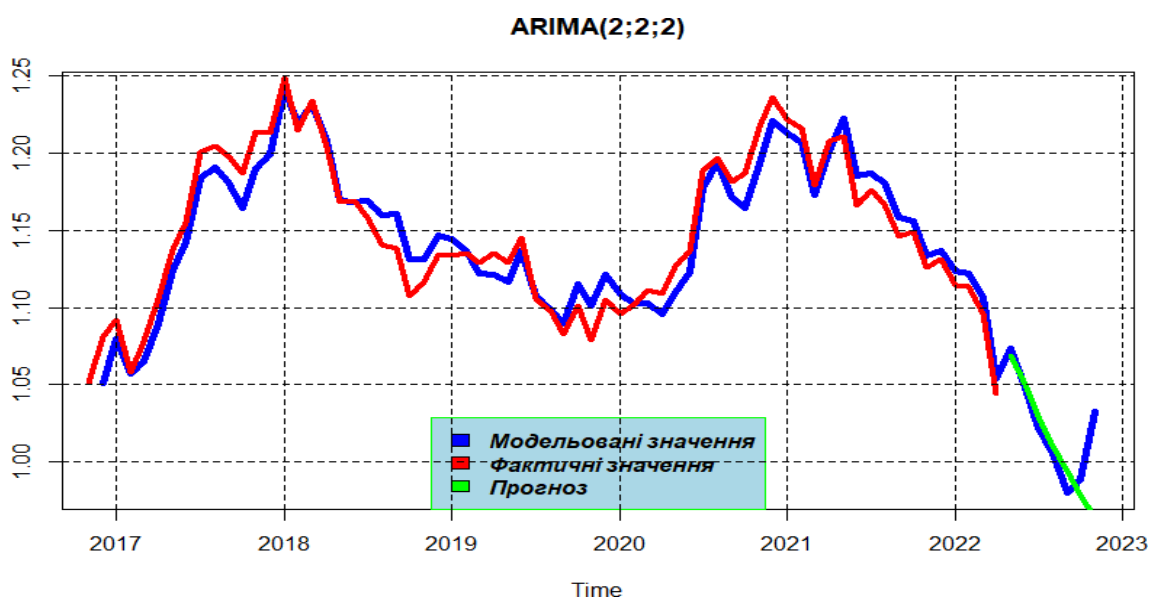


Рисунок 3.5 – Графік похибок моделі ARIMA

Метрики для даної моделі приймають наступні значення:  $RMSE = 18.5998$ ,  $MAE = 0.0014$ ,  $DW = 2.0738$ .

Ці дані свідчать про те, що у похибок відсутня автокореляція, що дає змогу вказати, що модель є досить точною. Але значення похибок для даної моделі

перевищують значення для моделі, побудованої за допомогою нейронної мережі з довгою короткостроковою пам'яттю.

В даному випадку нейронна мережа складається з вхідного шару з функцією активації *ReLU*, LSTM з функцією активації *tanh* та фітнес-функцією МНК, метод пошуку розв'язку – градієнтний спуск. Навчання відбувалося за 100 епох. Для даної моделі значення метрик для прогнозованих даних, що були отримані під час прогнозування, наступні:  $RMSE = 11.2020$ ,  $MAE = 0.0014$ ,  $DW = 2.2264$ ,  $MAPE = 0.0139$ .

Ці дані свідчать про менші похибки, але підрахований коефіцієнт DW вказує на наявність автокореляції у залишках моделі. Результати прогнозування продемонстровано на рисунку 3.6 – :

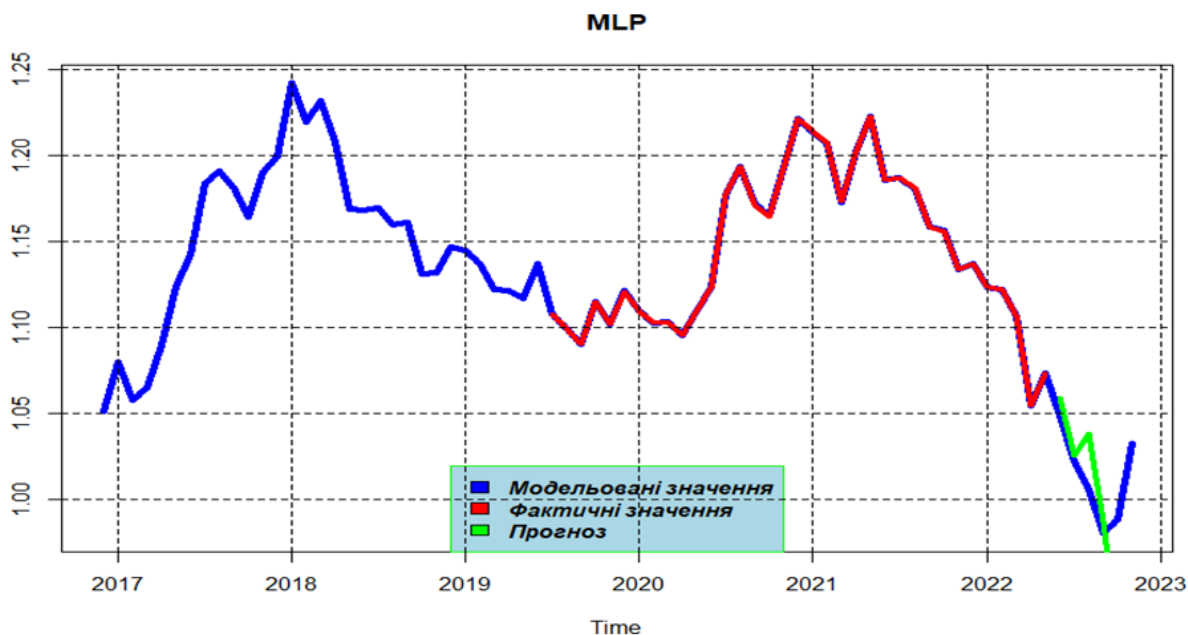


Рисунок 3.6 – Результати прогнозування за допомогою нейронної мережі

На даному рисунку синім кольором позначені реальні дані, червоним кольором позначаються результати тренувальних даних, а рожевим – результати тестового прогнозу, тобто спрогнозовані дані.



### 3.2 Аналіз та дослідження отриманих результатів

Спробуємо тепер змінити кількість епох для навчання мережі та підвищити їх кількість до 300, при цьому всі інші характеристики нейронної мережі (тобто кількість шарів, активаційні функції, фітнес функцію та метод пошуку розв'язку залишимо без змін).

В цьому випадку отримаємо наступні метрики:  $RMSE = 10.8351$ ,  $MAE = 0.0012$ ,  $DW = 2.1760$ ,  $MARE = 0.0138$ . Як можемо бачити, статистика  $DW$  стала ближчою до 2х, що дає зробити висновок, що при більш довгому навчанні моделі автокореляція у залишках зникає. Результати моделювання продемонстровано на Рисунку 3.6:

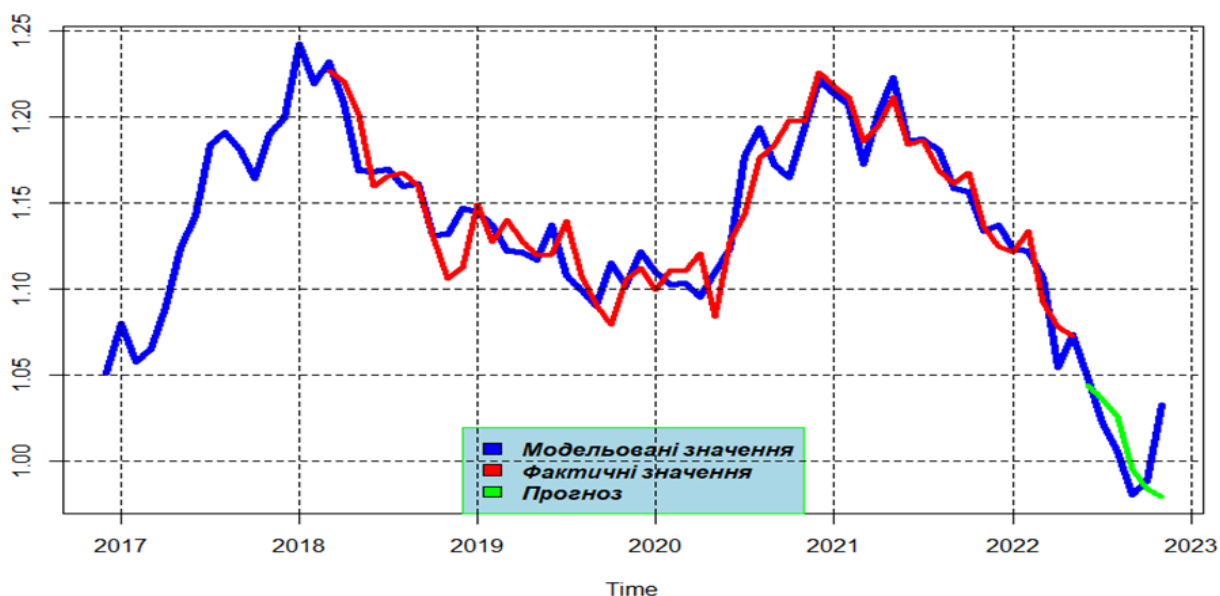


Рисунок 3.7 – Результати прогнозування за допомогою нейронної мережі при збільшенні кількості епох до 300

На даному рисунку всі позначення з минулого результату прогнозування залишаються. При збільшенні кількості епох до 1000 та при тих самих характеристиках мережі отримуємо наступні результати:  $RMSE = 10.5121$ ,  $MAE = 0.001$ ,  $DW = 2.0901$ ,  $MARE = 0.0132$ . Як бачимо, при збільшенні кількості епох та відповідно при більшому часі навчання мережі, отримуємо кращі результати, про які свідчить про менша помилка та наближення коефіцієнту  $DW$  до 2х.

Перейдемо до оцінки отриманих результатів, так оцінка буде здійснюватися на основі отриманих у процесі побудови характеристик точності.

Таблиця 3.1 – Порівняльний аналіз та оцінка точності різних моделей

Модель	Характеристика/Валютна пара	R <sup>2</sup>	MAPE	MAE
Брауна	EUR/USD	0,96	0,66	0,007
	CHF/USD	0,93	0,73	0,008
	JPY/USD	0,94	0,71	0,006
	GBP/USD	0,94	0,74	0,009
Хольта	EUR/USD	0,99	0,12	0,001
	CHF/USD	0,99	0,08	0,003
	JPY/USD	0,99	0,04	0,006
	GBP/USD	0,99	0,03	0,006
Хольта–Вінтерса	EUR/USD	0,95	0,72	0,008
	CHF/USD	0,97	0,51	0,005
	JPY/USD	0,95	0,67	0,006
	GBP/USD	0,97	0,55	0,007
ARIMA	EUR/USD	0,92	1	0,014
	CHF/USD	0,93	0,75	0,007
	JPY/USD	0,92	0,63	0,005
	GBP/USD	0,94	0,71	0,009
ELM	EUR/USD	0,94	1,04	0,012
	CHF/USD	0,95	0,73	0,007
	JPY/USD	0,94	0,75	0,007
	GBP/USD	0,97	0,76	0,009
MLP	EUR/USD	0,99	0,01	0,001
	CHF/USD	0,99	0,1	0,001
	JPY/USD	0,99	0,019	0,002
	GBP/USD	0,98	0,52	0,007
LTSM	EUR/USD	0,99	0,01	0,001
	CHF/USD	0,99	0,05	0,001
	JPY/USD	0,99	0,02	0,002
	GBP/USD	0,99	0,02	0,004

Як бачимо, модель LSTM є найбільш точною для всіх пар. Також на основі проведеного дослідження можемо стверджувати, що кожна валютна пара потребує окремих методів для прогнозування, тобто різні валютні пари з точки зору моделювання слід розглядати як окремі явища, і підбирати методи оцінки та здійснення прогнозу окремо для кожної з них, навіть якщо вони демонструють подібну поведінку у часі.

### **Висновки до розділу 3**

В розділі було проведено порівняльний аналіз методологій і моделей, використаних у дослідженні. Отже, мережа LSTM виявляється більш ефективною для моделювання та прогнозування обмінних курсів щодо долара США. Крім того, була проведена оцінка, щоб визначити рівень узгодженості між прогнозованими значеннями та фактичними значеннями, отриманими з тестової вибірки. Графічне зображення результатів прогнозування для окремих валютних пар свідчить про задовільну відповідність у цілому.

Найточніші прогнози генеруються нейронними мережами та авторегресійними моделями завдяки їхній здатності враховувати потенційні коливання прогнозів. Ці моделі особливо ефективні у фіксуванні якісних реакцій на швидкі зміни явищ, тоді як адаптивні моделі обмежені у своїй здатності швидко реагувати на такі зміни. Отже, адаптивні моделі найбільше підходять для короткострокового прогнозування, яке зазвичай охоплює 2–3 періоди прогнозування. Крім того, недоліком адаптивних моделей є їх сприйнятливність до впливу останнього спостереження, тобто будь-які коливання в досліджуваному часовому ряді під час остаточного спостереження можуть призвести до відхилення в прогнозах. Тому, використовуючи прогнозування часових рядів, дуже важливо покладатися на оцінені значення здатності моделей точно відобразити вхідні часові ряди та перевіряти прогнози на реальні значення. Ось чому під час побудови моделей прийнято ділити вхідний часовий ряд на навчальну та тестову вибірки. Модель будується за допомогою навчальної вибірки, а відповідність прогнозу реальним значенням оцінюється за допомогою тестової вибірки.

## 4 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ

### 4.1 Опис програмної реалізації

У сучасному світі існує низка готових програмних рішень, які дозволяють реалізувати моделі прогнозування часових рядів. У першому розділі обговорювалися деякі з цих готових продуктів, а тепер давайте заглибимося в компоненти розробки, які зазвичай складаються з програмних продуктів, які полегшують створення математичних моделей. Python — це популярна мова програмування, яка використовується для впровадження програмного забезпечення, завдяки широкому вибору пропонованих моделей і бібліотек, які користувачі можуть використовувати для моделювання та створення різноманітних процесів, зокрема нейронних мереж і математичних моделей. Ці бібліотеки значно розширюють можливості дослідника щодо отримання різноманітних показників і результатів моделювання, оскільки вони оптимізовані для продуктивності моделювання та представлення результатів користувачеві. Деякі бібліотеки зосереджені на графічному представленні моделей, а інші — на обробці масивів даних і обчисленнях. Наприклад, бібліотека Scikit-learn спеціалізується на алгоритмах машинного навчання для вирішення завдань класифікації та регресії, а також кластеризації, зменшення розмірності та виявлення аномалій. У нашому випадку бібліотека Scikit-learn використовується для побудови та оцінки метрик MSE і RMSE, про які йшлося раніше. Також використовується бібліотека NumPy, яка є основною бібліотекою для математики Python, необхідною для роботи з числовими масивами, векторами, матрицями та графіками. Бібліотека pandas використовується для ефективної обробки наборів даних і написана за допомогою бібліотеки NumPy. Ця бібліотека дозволяє ефективно використовувати вхідні дані, читати інформацію з файлів, перетворювати інформацію в масиви, словники та часові ряди. Оскільки файл, який використовується для збору даних, є матрицею даних, ця бібліотека забезпечує оптимальне маніпулювання даними. Бібліотека Keras — це ще одна

бібліотека, яка використовується для обчислень і машинного навчання з використанням різних типів бібліотек програмного забезпечення. У нашому випадку бібліотекою розрахунків є TensorFlow, яка була розроблена Google для моделювання та навчання нейронних мереж. Завдяки доступу до цих бібліотек вивчення нейронних мереж стало більш доступним для ширшого кола дослідників.

Для проведення моделювання був обраний датасет даних, який містить інформацію про стан валютного ринку за останні 10 років.

Запускаємо модуль Нейронні мережі STATISTICA. На стартовому вікні вибираємо тип завдання: *Regression (Регресія)*. Натискаємо *Ок*.

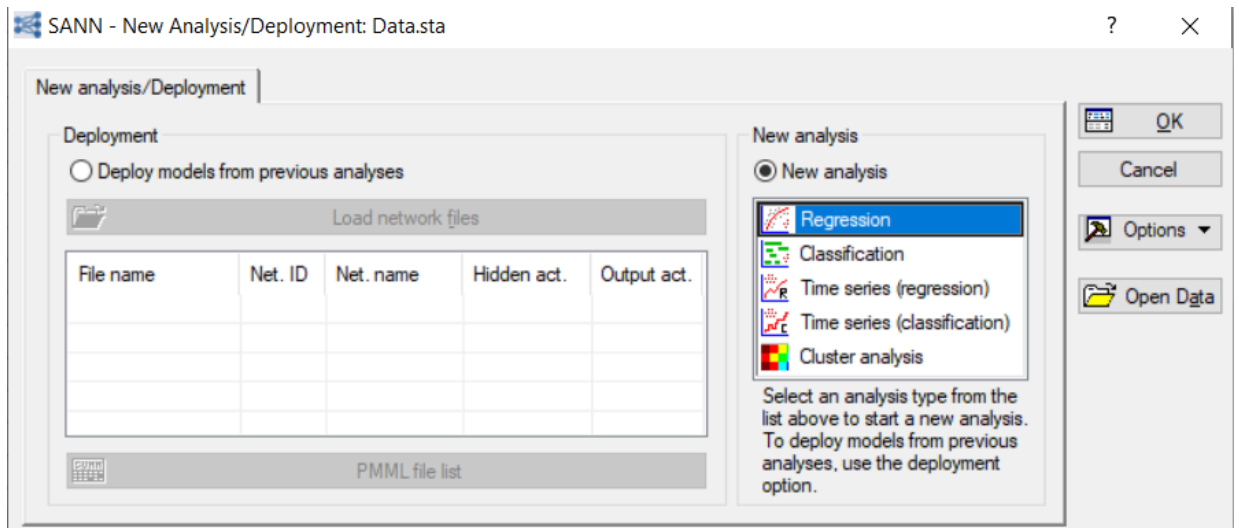


Рисунок 4.1 – Вікно вибору нейронних мереж

Далі, переходимо до завдання змінних. Для цього у вікні, що відкрилося, натискаємо *Variables (Змінні)*.

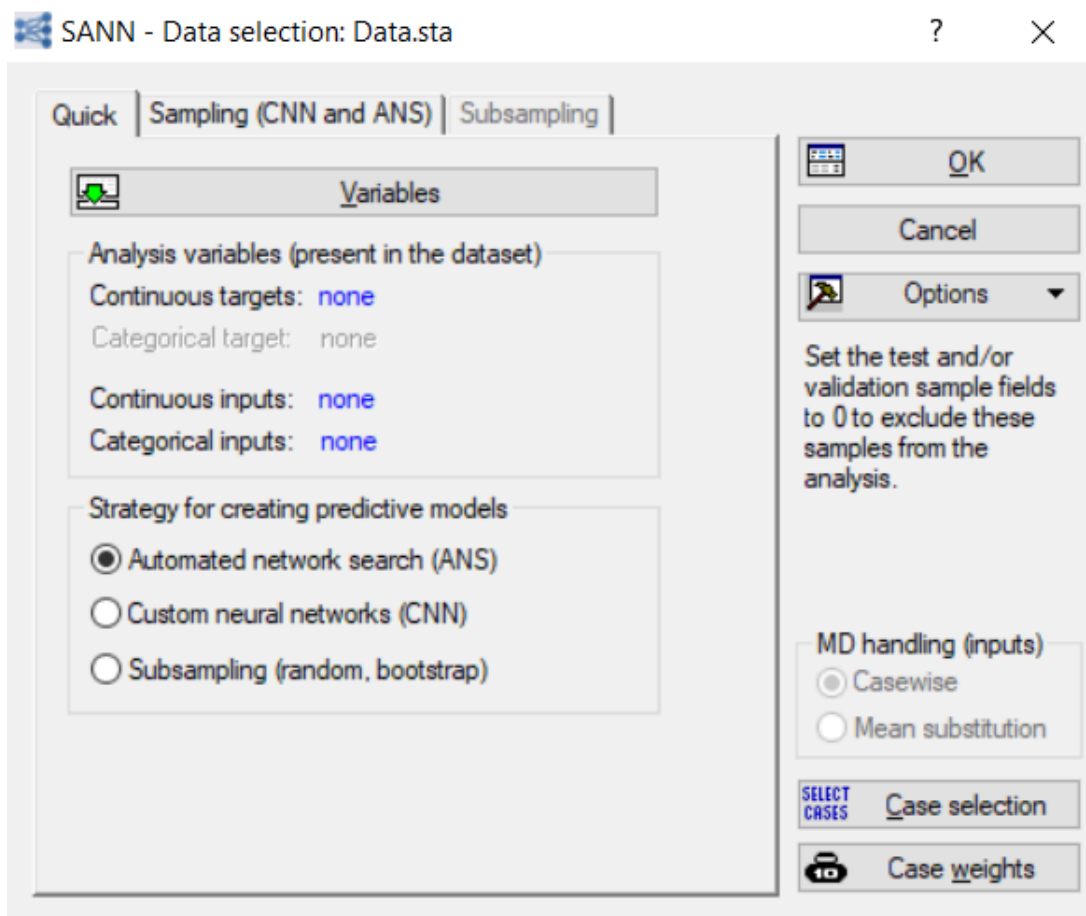


Рисунок 4.2 – Вікно налаштування нейронної мережі

У діалоговому вікні вибираємо змінні, з якими буде працювати мережа. Маємо 10 змінних, з яких одна залежна (стан підприємства) і 9 незалежних.

Далі у наступній вкладці обираємо тривалість навчання мережі: *N мереж* – 100, *Зберегти мереж* – 7.

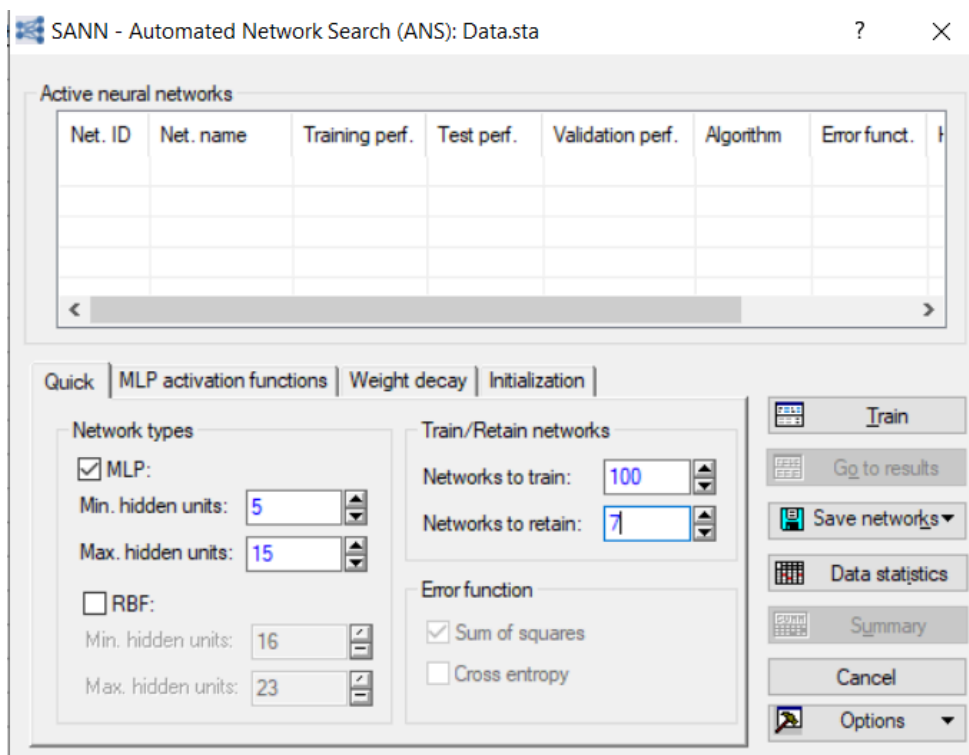


Рисунок 4.3 – Вікно налаштувань навчання

Далі натискаємо на *Train (Навчати)*.

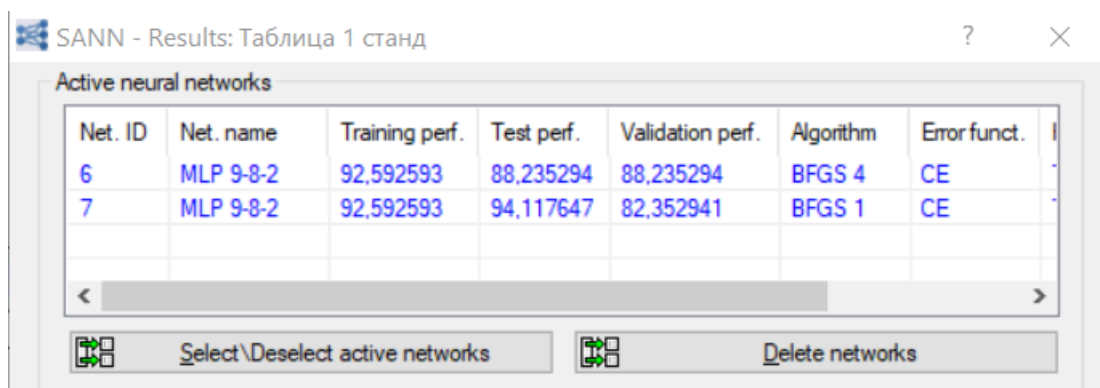


Рисунок 4.4 – Результати навчання мережі

Отже, отримали найкращу мережу MLP 9–8–2 з показником продуктивності 92,59%. У вікні, що відкрилося натискаємо *Summary (Результати)* для відображення детальних результатів моделей.

Наступним кроком буде тестування навченої моделі на тестових даних. Отже, у вікні *Результати* вкладка *Custom predictions (Користувацькі передбачення)* натискаємо *Custom inputs (Користувацькі вхідні змінні)*.



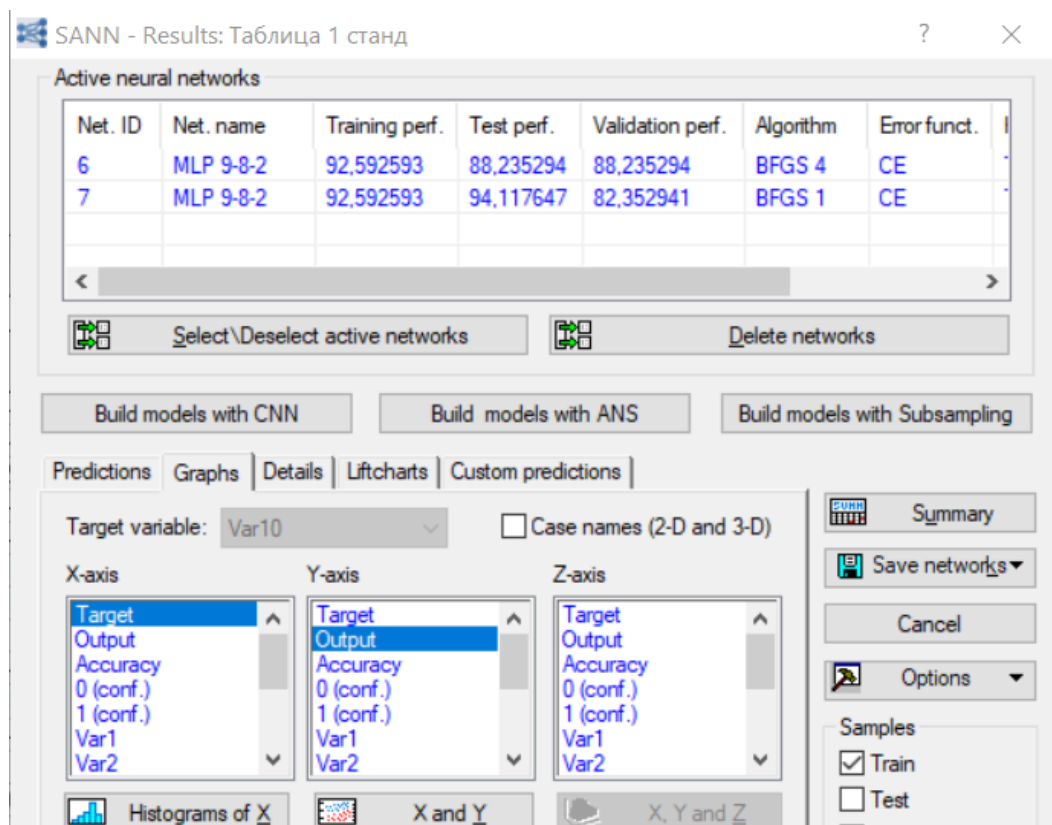


Рисунок 4.5 – Вікно *Результати*

На рисунках 4.6 – 4.8 зображені графіки навчання мережі для різних умов, по графіку видно, що навчальна і контрольна помилки із зростанням кількості епох зменшуються.

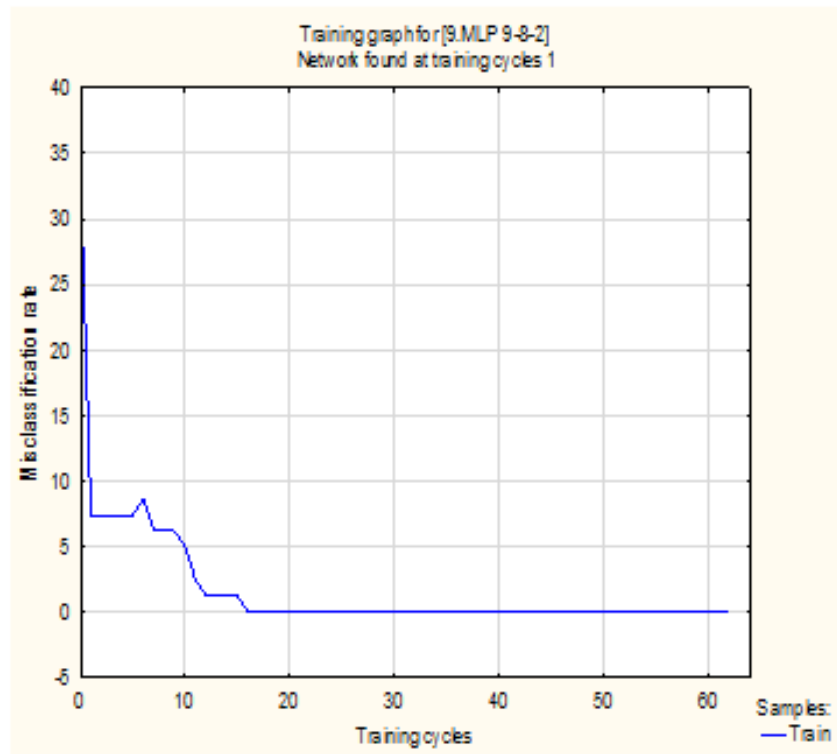


Рисунок 4.6 – Графік навчання мережі №9

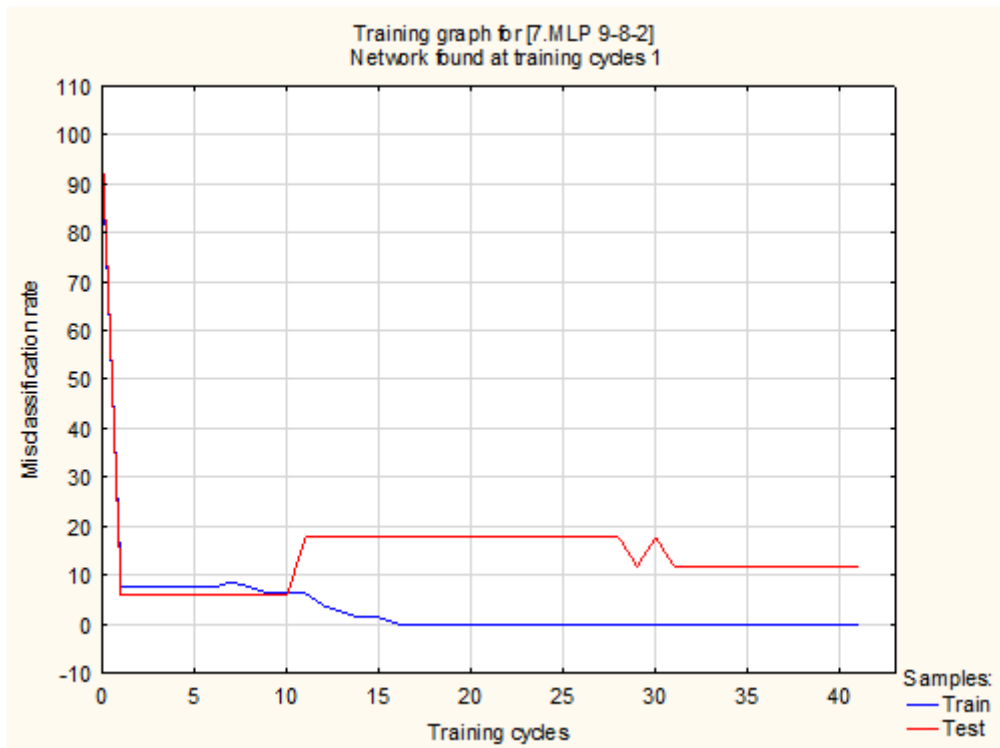


Рисунок 4.7 – Графік навчання мережі №7

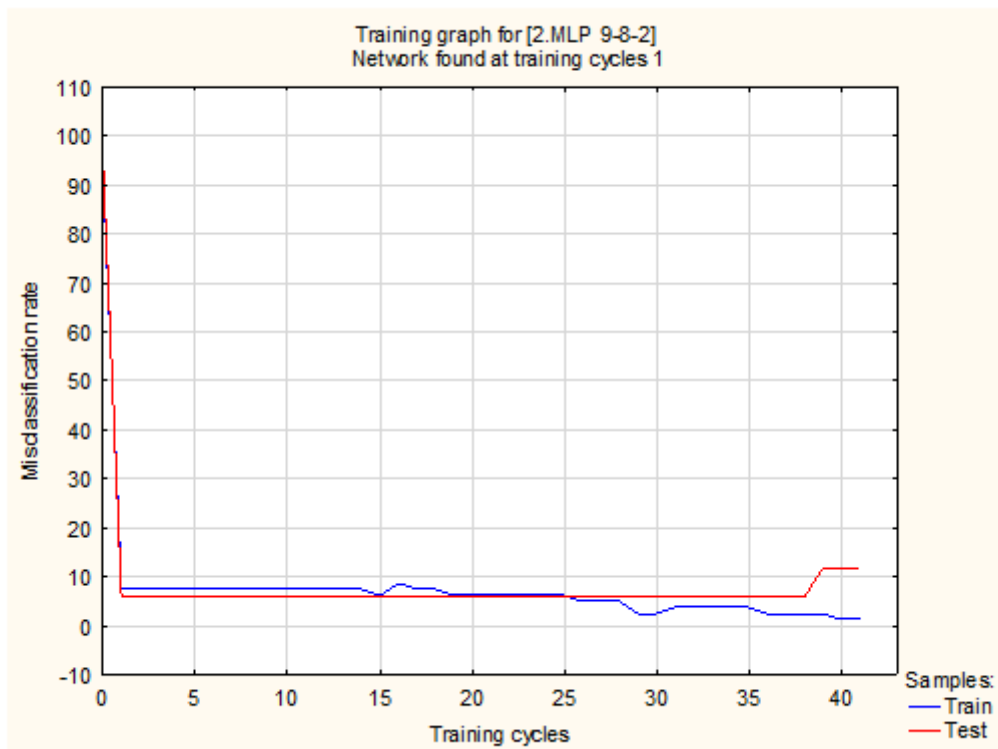


Рисунок 4.8 – Графік навчання мережі №2

Отже, розглянувши декілька прикладів на нових даних, можна сказати, що система прогнозує показники загалом вірно, а отже, модель дійсно гарно навчилася та може бути використана для автоматичного визначення прогнозних значень валютного ринку.

## 4.2 Керівництво користувача

Посібник користувача розробленого програмного забезпечення містить ряд інструкцій щодо використання спільних ресурсів, входу та виходу з автоматичної системи, способів захисту персональних даних тощо.

Це буде виглядати як показано нижче.

### ІНСТРУКЦІЯ З ЕКСПЛУАТАЦІЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ

1. Увійдіть в систему. Вхід в систему здійснюється шляхом введення особистого логіна та пароля користувача. Якщо 3 рази поспіль буде введено неправильний пароль, доступ до системи буде заблоковано на 10 хвилин..

2. Робота в системі. Для роботи в системі виберіть один із запропонованих варіантів – перегляд, пошук, формування звіту тощо. В рамках вибраного варіанту користувачеві будуть запропоновані вбудовані функції для роботи з системою.

3. Введення інформації. Після входу в ІС користувач інформації потрапляє на домашню сторінку ІС, де знаходиться форма з полями для пошукового запиту, пропозиції варіантів та інші позиції.

Користувач заповнює всі чи обрані поля і натискає кнопку «Далі» після завершення. В новому вікні видається результат прогнозування на визначений період для визначеної пари згідно пошукового запиту.

4. Зміна пароля. Кожен користувач може змінити свій власний пароль. Доступ до цієї функції здійснюється через спеціальне меню, яке викликається після натискання на назву облікового запису у верхній правій частині екрана.

5. Закінчення роботи з ІС. Для завершення роботи з ІС та виходу з системи Користувач інформації повинен натиснути «Вихід» у меню, розташованому у верхньому правому куті вікна ІС.

#### **Висновки до розділу 4**

Традиційні методи глибокого навчання для прогнозування валютних курсів в першу чергу зосереджуються на загальному алгоритмі прогнозування, що часто призводить до незбалансованих даних і згодом призводить до високої глобальної точності, але низької локальної точності класифікаторів машинного навчання. Це питання стало проблемою для дослідників через обмежену кількість навчальних зразків. Щоб подолати цей виклик, дослідники досліджували використання трансфертного навчання в системі прогнозування, особливо шляхом тонкої настройки, метричного навчання та мета-навчання. Поступове навчання фокусується на постійному оновленні моделей, використовуючи дані, що надходять у різні моменти часу. З появою великих даних генерування даних стає все більш важливим. Потoki даних характеризуються швидкісним потоком та динамічними змінами, що вимагає адаптивних методів додаткового навчання. Ці

методи мають на меті здобути знання з нових даних, мінімізуючи вплив на раніше придбані знання.

Отже, аналіз можливостей нейронної мережі для прогнозування валютних курсів показав, що періодичні нейронні мережі, засновані на довгострокових методах пам'яті, виявляють найвищу точність, оскільки вони не лише обробляють поточний стан ринку, а й враховують його динаміку протягом тривалого періоду. Тому прогнозні дані співпадають з реальними даними на поточний час з досить великим рівнем точності.

## ВИСНОВКИ

Роботу присвячено теоретичним та практичним засадам використання інструментів системного аналізу для прогнозування поведінки валютного ринку.

В 1 розділі визначено, що знижена ефективність ринкових інструментів та висока невизначеність в умовах повномасштабної війни унеможливають реалізацію монетарної політики у форматі цільової інфляції з плаваючим курсом. Ефективність каналів монетарної трансмісії ще більше послаблюється адміністративними обмеженнями на валютному ринку та обмеженнями на рух капіталу. За таких умов зростає потреба у прогнозуванні майбутнього стану валютного ринку з врахуванням всіх чинників впливу, тому розробка системи аналізу та прогнозування має високу актуальність і обґрунтовує необхідність розробки інструментів прогнозування стану валютного ринку на визначений період.

У 2 розділі ми дослідили доступні математичні інструменти та дослідили їх потенційне застосування для прогнозування майбутнього стану валютного ринку. Це передбачало використання даних за попередні періоди часу та врахування різних факторів нестабільності, які могли вплинути на поведінку ринку.

В 3 розділі було проведено порівняльний аналіз методологій і моделей, використаних у дослідженні. Отже, мережа LSTM виявляється більш ефективною для моделювання та прогнозування обмінних курсів щодо долара США. Крім того, була проведена оцінка, щоб визначити рівень узгодженості між прогнозованими значеннями та фактичними значеннями, отриманими з тестової вибірки. Графічне зображення результатів прогнозування для окремих валютних пар свідчить про задовільну відповідність у цілому.

Найточніші прогнози генеруються нейронними мережами та авторегресійними моделями завдяки їхній здатності враховувати потенційні коливання прогнозів. Ці моделі особливо ефективні у фіксуванні якісних реакцій на швидкі зміни явищ, тоді як адаптивні моделі обмежені у своїй здатності швидко

реагувати на такі зміни. Отже, адаптивні моделі найбільше підходять для короткострокового прогнозування, яке зазвичай охоплює 2–3 періоди прогнозування. Крім того, недоліком адаптивних моделей є їх сприйнятливність до впливу останнього спостереження, тобто будь-які коливання в досліджуваному часовому ряді під час остаточного спостереження можуть призвести до відхилення в прогнозах. Тому, використовуючи прогнозування часових рядів, дуже важливо покладатися на оцінені значення здатності моделей точно відобразити вхідні часові ряди та перевіряти прогнози на реальні значення. Ось чому під час побудови моделей прийнято ділити вхідний часовий ряд на навчальну та тестову вибірки. Модель будується за допомогою навчальної вибірки, а відповідність прогнозу реальним значенням оцінюється за допомогою тестової вибірки.

В 4 розділі проведено розробку вимог до програмного забезпечення прогнозування курсів валютних пар. Традиційні методи глибокого навчання для прогнозування валютних курсів в першу чергу зосереджуються на загальному алгоритмі прогнозування, що часто призводить до незбалансованих даних і згодом призводить до високої глобальної точності, але низької локальної точності класифікаторів машинного навчання. Це питання стало проблемою для дослідників через обмежену кількість навчальних зразків. Щоб подолати цей виклик, дослідники досліджували використання трансфертного навчання в системі прогнозування, особливо шляхом тонкої настройки, метричного навчання та мета-навчання. Поступове навчання фокусується на постійному оновленні моделей, використовуючи дані, що надходять у різні моменти часу. З появою великих даних генерування даних стає все більш важливим. Потоки даних характеризуються швидкісним потоком та динамічними змінами, що вимагає адаптивних методів додаткового навчання. Ці методи мають на меті здобути знання з нових даних, мінімізуючи вплив на раніше придбані знання.

Отже, аналіз можливостей нейронної мережі для прогнозування валютних курсів показав, що періодичні нейронні мережі, засновані на довгострокових методах пам'яті, виявляють найвищу точність, оскільки вони не лише обробляють

поточний стан ринку, а й враховують його динаміку протягом тривалого періоду. Тому прогнозні дані співпадають з реальними даними на поточний час з досить великим рівнем точності.



## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Багрова І. В., Яровенко Т.С. Основні аспекти визначення поняття ризику в забезпеченні надійності інвестиційних проектів. URL: [http://www.nbu.gov.ua/portal/natural/Nvngu/2010\\_4/Bagrova.pdf](http://www.nbu.gov.ua/portal/natural/Nvngu/2010_4/Bagrova.pdf). (дата звернення 18.12.2023).
2. Банківська енциклопедія / [С. Г. Арбузов, Ю. В. Колобов, В. І. Міщенко, С. В. Науменкова]. К.: Центр наукових досліджень НБУ: Знання, 2011. 504 с.
3. Банківські операції: Підручник / За ред. д.е.н., проф. О.В. Дзюблюка. Тернопіль: Вид-во ТНЕУ «Економічна думка», 2009. 696 с.
4. Беднарська О. Р. Суть та види ризиків у плануванні діяльності машинобудівного підприємства. Вісник Національного університету «Львівська політехніка» «Менеджмент та підприємництво в Україні: етапи становлення і проблеми розвитку». 2007. № 606. С. 8–15.
5. Вдовенко Л. О., Думбровський В. А., Тенденції розвитку банківської системи в контексті впливу фінансової кризи. URL: <https://modecon.mnau.edu.ua/trends-of-banking-system-development-in-the-context-of-the-effect-of-financial-crisis/> (дата звернення 18.12.2023)
6. Вітлінський В. В., Великоіваненко Г. І. Ризикологія в економіці та підприємстві: Монографія. К.: КНЕУ, 2004. 480 с.
7. Волонтир Л.О. Моделювання системи ризиків банківської діяльності. VII Міжнародна науково-методична конференція Форум молодих економістів-кібернетиків «Моделювання економіки: проблеми, тенденції, досвід», 21–22 жовтня 2016 р., м.Тернопіль. С. 18–20.
8. Волощук В.Р. Моделювання ризиків кредитно-інвестиційної діяльності банків. Інноваційна економіка. 2014. № 6. С. 274–280.
9. Гостра криза: огляд ринку споживчого кредитування за 2021. URL: [http://www.prostobank.ua/potrebitelskie\\_kredity/stati/ostryu\\_krizis\\_obzor](http://www.prostobank.ua/potrebitelskie_kredity/stati/ostryu_krizis_obzor)

\_rynka\_potrebitelskogo\_kreditovaniya\_za\_2021\_god (дата звернення 22.12.2023)

10. Донець Л. І. Економічні ризики та методи їх вимірювання: навч. посіб. К.: Центр навчальної літератури, 2006. 312 с.
11. Загородній А.Г., Вознюк Г.Л. Фінансово–економічний словник. Львів : Вид–во НУ "Львівська політехніка", 2005. 498 с.
12. Ілляшенко С. М. Економічний ризик: навч. посіб. К.: Центр навчальної літератури, 2014. 220 с.
13. Корнієнко Т.В. Імітаційні моделі в управлінні комерційним банком. Проблеми і перспективи розвитку банківської системи України: Зб. наук. праць. Т. 8. Суми: ВВП “Мрія–1” ЛТД, УАБС, 2003. С. 319–325
14. Коцовська Р.Р. Банківські операції: навч. посіб. / Р.Р. Коцовська, О.П. Павлишин, Л.М. Хміль. К.: УБС НБУ: Знання, 2010. 390 с.
15. Лаврушин О. І. Банківська справа. 3–е вид. К. : Фінанси і кредит, 2013. 672 с.
16. Лук’янова В. В., Головач Т.В. Економічний ризик: навч. посіб. К.: Академвидав, 2007. 464 с.
17. Малахова О.Л. Вплив макроекономічних факторів на ефективність банківської системи України. Інноваційна економіка. 2012. № 10. С. 227–230.
18. Маслак Н.Г., Криклій О.А. Ціноутворення на банківські продукти. Суми: ДВНЗ «УАБС НБУ», 2010. 122 с.
19. Мельник А. Аналіз залучення фінансових ресурсів банківською системою України. Економіка та держава. 2014. № 5. С. 72–74.
20. Мізіна І.В. Банківське регулювання та нагляд в умовах фінансової кризи в Україні. Прикарпатський юридичний вісник. 2016. № 1. с. 165–168.
21. Примостка Л. О. Аналіз банківської діяльності: сучасні концепції, методи та моделі: Монографія. – К.: КНЕУ, 2007. – 316 с.
22. Рамазанов С. К. Ризики, безпека, кризи і сталий розвиток в економіці: методології, моделі, методи управління та прийняття рішень : монографія / С. К. Рамазанов, О. А. Бурбело, В. В. Вітлінський, О. М. Ляшенко, А. В. Матвійчук; 2024 р. Діденко В. Д. 124 – КРМ – 607.21810811

ред.: С. К. Рамазанов; Східноукр. нац. ун–т ім. В. Даля. Луганськ : Ноулідж, 2012. 947 с

23. Ресурси та моделі глобального економічного розвитку: монографія / [Д. Г. Лук'яненко, А. М. Поручник, А. М. Колот, Я. М. Столярчук, та ін.]; за заг. ред. Д. М. Лук'яненка, К.: КНЕУ, 2011. 703 с.

24. Сенейко Ю. В. Сучасні підходи до трактування категорії "ризик". Регіональна економіка. 2006. № 1. С . 206–211.

25. Сологуб Д. Основні тенденції в економіці та фінансовій системі України. URL: <https://bank.gov.ua/doccatalog/document?id=68440665> (дата звернення 18.12.2023)

26. Управління ризиками банків : монографія у 2 т. / за заг. ред. д. е. н., проф. А. О. Єпіфанова, д. е. н., проф. Т. А. Васильєвої. Суми : ДВНЗ «УАБС НБУ», 2012. Т. 1 : Управління ризиками базових банківських операцій. 2012. 284 с.

27. Шило В.П., Ільїна С.Б. та ін. Фінанси підприємств (за модульною системою навчання). Теоретично–практичний посібник/ Шило В.П., Ільїна С.Б., Доровська С.С., Барабанова В.В. Київ: ВД «Професіонал», 2006. 288с.

28. Щербатих Д.В. Сучасні методи стрес–тестування банківської системи України. Економіка і суспільство. 2018. № 19. С.1210–1218.

29. Morgenstern O. Theory of Games and Economic Behavior (Commemorative Edition) / O. Morgenstern, J.V. Neumann. – Princeton: Princeton University Press, 2007. – P. 734–796

30. Офіційний сайт Державної служби статистики України. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <http://www.ukrstat.gov.ua>.

31. Офіційний сайт Національного банку України. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <http://www.bank.gov.ua>.

32. Нейромережева методологія розпізнавання інтернет–орієнтованого шкідливого програмного забезпечення [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://jrnl.nau.edu.ua/index.php/Infosecurity/article/view/4688>

33. Хмельов О.Г. Моделювання процесів бізнес–прогнозування за 2024 р.

допомогою нейромережових структур. URL:  
<http://www.economy.nauka.com.ua/?op=1&z=38> (дата звернення 08.11.22)

34. Ясинська Н.А., Івченкова О.Ю. Використання нейронних мереж в моделюванні фінансових результатів бізнес–процесів. Світ фінансів. 2019. № 3(60). С. 108–120.

35. Субботін С.О., Корнієнко О.В. Нейромережеве моделювання залежностей результатів випробувань газотурбінних авіадвигунів. Автоматизація технологічних і бізнес–процесів. 2018. № 10. С. 9–16.

36. Яремко С., Кузьміна О., Новицький Р. Використання технологій штучного інтелекту для прогнозування бізнес–процесів. Комп’ютерно–інтегровані технології: освіта, наука, виробництво. 2021. № 43. С. 230–235.

37. Stuart Russell and Peter Norvig Artificial Intelligence: A Modern Approach: Fourth edition (2020). Hoboken: Pearson. <https://lccn.loc.gov/2019047498>.

38. Yu.Yu. Gromov, O.G. Ivanova, V.V. Alekseev and ets. Intelligent information systems and technologies: textbook. Tambov: FGBOU VPO «TSTU», 2013. 244 p.

39. Пономаренко В. С., Мінухін С. В., Знахур С. В. Теорія та практика моделювання бізнес–процесів: монографія. Харків: Вид. ХНЕУ, 2013. 244 с.

40. Геєць В.П., Клебанова Т.С., Іванов В.В. Моделі й методи соціально–економічного прогнозування. Харків: Вид–во ХДЕУ, 2003. 422 с.

41. Цмоць О.І., Маршук А.А. Прогнозування фінансового стану підприємства за допомогою штучних нейронних мереж. Науковий вісник НЛТУ України, 2011. Вип. 21.9. С.347–352.

42. Нейронні мережі. STATISTICA Neural Networks: Методологія і технології сучасного аналізу даних / за редакцією В. П. Боровикова. 2–е вид. , перероб. і дод. К.: Телеком, 2008. 392 с.