

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**

Кафедра економічної кібернетики

ДОПУСТИТИ ДО ЗАХИСТУ

Завідувач кафедри

економічної кібернетики

_____ Іванченко Н.О.

« ____ » _____ 2021 р.

ВИПУСКНА РОБОТА

(Пояснювальна записка)

здобувача освітнього ступеня «Бакалавр»

Тема: «Моделювання інформаційного забезпечення систем штучного інтелекту»

Виконала: Волощук Дарія Володимирівна

Керівник: д.е.н, професор Касьянова Наталія Віталіївна

Консультанти з розділів:

Розділ 1: д.е.н, професор Касьянова Н.В.

Розділ 2: д.е.н, професор Касьянова Н.В.

Нормоконтролер із ЄСКД (ЄСПД):

к.е.н., Густера О.М.

Національний авіаційний університет
Факультет економіки та бізнес-адміністрування
Кафедра економічної кібернетики
Освітній ступінь «Бакалавр»
Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри
економічної кібернетики

_____ Іванченко Н.О.

« ____ » _____ 2021 р.

ЗАВДАННЯ НА ВИПУСКНУ РОБОТУ

Студентки: Волощук Дарії Володимирівни

Тема роботи: Моделювання інформаційного забезпечення систем штучного інтелекту затверджена наказом ректора № 431/ст від 18.03.2021 р.

1. Термін здачі студентом закінченої роботи на кафедрі:
2. Вихідні дані до роботи: наукові в галузі штучного інтелекту та технологій зарубіжних та вітчизняних вчених.
3. Зміст дослідження:
 - виявлення взаємозв'язку та взаємозалежності системи «людина-машина» відносно штучного інтелекту;
 - окреслення загального алгоритму, за яким працюють технології штучного інтелекту;
 - визначення галузей застосування та перспектив розвитку систем штучного інтелекту;
 - дослідження моделей реалізації штучного інтелекту;
 - представлення моделі прогнозування поведінки фондового індексу України за допомогою штучних нейронних мереж.
4. Перелік обов'язкових демонстраційних матеріалів: 19 слайдів

Календарний план

№ п/п	Назва етапів випускної роботи	Термін виконання	Позначки керівника про виконання завдань
1	Отримання завдання на випускну роботу	17.05.2021	
2	Огляд літератури за темою	18.05.2021	
3	Сутність та галузі застосування систем штучного інтелекту	19.05.2021- 20.05.2021	
4	Інтелектуальні інформаційні системи у штучному інтелекті та переваги застосування систем штучного інтелекту у майбутньому	21.05.2021	
5	Моделі подання інформації в системах штучного інтелекту	22.05.2021	
6	Прикладне моделювання реалізації штучного інтелекту	23.05.2021- 25.05.2021	
7	Аналіз отриманих результатів	26.05.2021	
8	Розробка слайдів та написання доповіді	27.05.2021	
9	Попередній захист випускної роботи	28.05.2021	
10	Корегування роботи за результатами попереднього захисту	29.06.2021	
11	Остаточне оформлення випускної роботи та слайдів	01.06.2021	
12	Підписання відгуку та рецензії	04.06.2021- 08.06.2021	
13	Захист випускної роботи у ДЕК	17-18.06.2021	

5. Дата видачі завдання:

Керівник:

д.е.н., професор _____ Касьянова Н.В.

Завдання прийняла для виконання _____ Волощук Д.В.

РЕФЕРАТ

Волощук Дарія Володимирівна. Моделювання інформаційного забезпечення систем штучного інтелекту. – Випускна робота бакалавра зі спеціальності 051 «Економіка», ОПП «Економічна кібернетика». Національний авіаційний університет Міністерства освіти і науки України, м.Київ, 2021.

Випускна робота містить 82 сторінки, 1 таблицю, 45 рисунків, список використаних джерел з 45 найменувань та додаток А.

Об'єктом дослідження виступають процеси інформаційного забезпечення систем штучного інтелекту.

Предметом дослідження є теоретичні та методичні підходи до застосування технологій штучного інтелекту, зокрема штучних нейронних мереж, у контексті моделювання інформаційного забезпечення та прогнозування поведінки економічних систем та процесів.

Мета дослідження – аналіз сфери моделювання інформаційного забезпечення різнопланових економічних систем та процесів за допомогою технологій штучного інтелекту.

Наукова новизна дослідження полягає у проведенні прогнозування фондового індексу України із застосуванням штучної нейронної мережі, що дозволило побудувати модель поведінки індексу у короткостроковому періоді.

При написанні роботи використовувалися методи дослідження: системний підхід, методи аналізу і синтезу, аналогії та порівняльного аналізу, статистичні, графічний та табличний методи аналізу, методи економетричного прогнозування, економіко-математичні методи моделювання: модель штучних нейронних мереж.

Ключові слова: *штучний інтелект, інформаційне забезпечення, інтелектуальні системи, нейронні мережі, моделювання, семантичні мережі, продукційні моделі, фрейми, фондовий індекс.*

ABSTRACT

Daria Volodymyrivna Voloshchuk. Modeling of information support of artificial intelligence systems. - Bachelor graduation paper in the specialty 051 "Economics", "Economic Cybernetics". National Aviation University of the Ministry of Education and Science of Ukraine, Kyiv, 2021.

The graduation paper contains 81 pages, 1 table, 45 figures, a list of references consisting of 45 items, and Appendix A.

The object of research is the processes of information support of artificial intelligence systems.

The subject of research is theoretical and methodological approaches to the application of artificial intelligence technologies, in particular artificial neural networks, in the context of modeling information support and forecasting the behavior of economic systems and processes.

The purpose of the research is to analyze modeling information support field of various economic systems and processes using artificial intelligence technologies.

The scientific novelty of the research is predicting the Ukraine Stock Index using artificial neural networks. As a result, a model of the index behavior in the short term was built.

The following research methods were used: system approach, methods of analysis and synthesis, analogy and comparative analysis, statistical, graphical and tabular methods of analysis, methods of econometric forecasting, economic and mathematical modeling methods: model of artificial neural networks.

Keywords: *artificial intelligence, information support, intelligent systems, neural networks, modeling, semantic networks, production models, frames, stock index.*

ЗМІСТ

Вступ	7
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ФОРМУВАННЯ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	10
1.1. Діалектика категорій штучного інтелекту	10
1.2. Інтелектуальні інформаційні системи у штучному інтелекті	19
1.3. Моделі подання інформації в системах штучного інтелекту	27
Висновки до розділу 1	37
РОЗДІЛ 2. ПРИКЛАДНІ МОДЕЛІ РЕАЛІЗАЦІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	39
2.1. Нейронні мережі як технологія штучного інтелекту	39
2.2. Архітектура штучних нейронних мереж	46
2.3. Моделювання штучних нейронних мереж за допомогою ППП	52
2.3.1. Фондові індекси та їх значення для ринку цінних паперів	52
2.3.2. Прогнозування індексу ПФТС за допомогою регресійного аналізу	54
2.3.3. Моделювання динаміки індексу ПФТС з використанням багат шарових штучної нейронної мережі	63
Висновки до розділу 2	72
ВИСНОВКИ	74
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	77
ДОДАТКИ	81

ВСТУП

Знання, ідеї, інновації та сучасні технологічні зміни є важливими факторами формування ефективної моделі розвитку та економічного зростання кожної країни. В умовах інформаційного суспільства основним шляхом удосконалення управління будь-яким процесом є побудова ефективної системи інформаційного забезпечення.

У ХХІ столітті лінія, яка розділяє людей і машини, стає все більш розмитою. Цьому сприяють дві сучасні тенденції:

- всеохоплюючі процеси, які здійснюються за допомогою смартфонів, портативних електронних пристроїв, окулярів та імплантатів;
- цифровізація побутових речей та автомобілів за допомогою смарт-систем, взаємопов'язаних компонентів та розважальних систем.

Більшість організацій прагнуть використовувати технології штучного інтелекту («artificial intelligence», англ. – далі ШІ) та робототехніки для виробництва величезної кількості інноваційної продукції. Це породжує новий підприємницький потенціал та стимулює соціально-економічні процеси забезпечення вищого рівня життя.

Сьогодні в епоху розвитку трансформаційних наукових технологій бізнес не лише створює нові продукти та послуги, але й оновлює існуючі галузі, які працюють за допомогою передових технологій, таких як штучний інтелект, блокчейн, робототехніка та інші. Це означає, що впровадження технологій ШІ не лише удосконалив навички людини, але й спростить її роботу та допоможе швидше виконувати свої обов'язки, що, у свою чергу, суттєво вплине на продуктивність праці та підвищить конкурентоспроможність виробленої продукції на міжнародних ринках.

Перші дослідження в галузі штучного інтелекту беруть початок з 1940-х років з появою перших комп'ютерів. У 1950 р. відбулася публікація вченим Аланом Тьюрінгом своєї праці, у якій він представив відомий сьогодні тест

Тьюрінга, що має на меті визначити, чи може машина мислити. У 60-х роках цей напрямок привернув інтерес Міністерства оборони США: американські військові почали навчати комп'ютери імітувати розумову діяльність людини. Наприклад, Управлінням перспективних дослідницьких проектів Міністерства оборони США (DARPA) було виконано в 70-х роках ряд проектів по створенню віртуальних вуличних карт. Фахівцям DARPA вдалося створити інтелектуальних особистих помічників в 2003 році, задовго до того, як з'явилися Siri, Alexa та Cortana.

Сьогодні досягнуто колосальних проривів у галузі запровадження штучного інтелекту, зокрема, завдяки працям таких вчених як М.Мінський, Д.Едмондс, Дж.Маккарті, А.Ньюелл, Г.Саймон У.Мак-Каллок, У.Піттс, Д.Хебб, С.Рассел, Д.Поспелов, Л.Шапіро, Дж.Стокман, Д.Форсайт, Ж.Понс, Р.Гонсалес, Дж.Кенні, М.Боден, Н.Загоруйко, Х.Круз, М.Шиллінг та інші.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є аналіз сфери моделювання інформаційного забезпечення різнопланових економічних систем та процесів за допомогою технологій штучного інтелекту.

Для досягнення мети роботи передбачалось вирішення таких завдань:

- виявити взаємозв'язок та взаємозалежність системи «людина-машина» відносно штучного інтелекту;
- окреслити загальний алгоритм, за яким функціонують технології штучного інтелекту;
- визначити галузі застосування та перспективи розвитку систем штучного інтелекту;
- дослідити моделі подання інформації в системах штучного інтелекту;
- представити модель прогнозування поведінки фондового індексу України за допомогою штучних нейронних мереж.

Об'єктом дослідження є процеси інформаційного забезпечення систем штучного інтелекту.

Предметом дослідження є теоретичні та методичні підходи до застосування технологій штучного інтелекту, зокрема штучних нейронних мереж,

у контексті моделювання інформаційного забезпечення та прогнозування поведінки економічних систем та процесів.

Методами дослідження є системний підхід, методи аналізу і синтезу, аналогії і порівняльного аналізу, статистичні, графічний та табличний методи аналізу, методи економетричного прогнозування, економіко-математичні методи моделювання: модель штучних нейронних мереж.

Теоретичною та методологічною основою дослідження є концепції, принципи та методи, що розкривають сутність інформаційного забезпечення систем штучного інтелекту; всебічний аналіз першоджерел, узагальнення світового та вітчизняного досвіду становлення та розвитку технологій штучного інтелекту; науково-критична оцінка напрацювань зарубіжних та вітчизняних науковців в окресленій галузі.

Отримані результати та їх новизна: проведено прогнозування фондового індексу України, застосовуючи штучні нейронні мережі, що дозволило побудувати модель поведінки індексу у короткостроковому майбутньому.

Випускню роботу виконано відповідно до плану НДР кафедри економічної кібернетики НАУ «Розпізнавання образів з використанням машинного зору» (номер державної реєстрації 0119U103783). Результати дослідження використано в аналітичній діяльності ТОВ «АНКЛ».

Інформаційною базою стали випускної роботи стали статистичні дані Державної служби статистики України, результати наукових і прикладних досліджень, що проводяться провідними вченими світу у галузі штучного інтелекту.

За матеріалами дослідження було підготовлено наукову статтю на тему «Штучний інтелект як ідентифікатор людських емоцій: роль та значення для економіки», яку опубліковано у науковому фаховому виданні «Східна Європа: економіка, бізнес та управління» та тези на тему «Технології штучного інтелекту як основа ефективного управління діяльністю підприємства» в рамках VII Міжнародної науково-практичної конференції «Облік і контроль в управлінні підприємницькою діяльністю» (25 жовтня 2019 р., м. Кропивницький).

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ФОРМУВАННЯ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

1.1. Діалектика категорій штучного інтелекту

Найбільш потужним та відомим інструментом є людське мислення. Прикладний аспект мислення, пов'язаний з обробкою інформації і вирішенням завдань і проблем, називається інтелектом. Внаслідок виключної важливості інтелекту і мислення для процвітання людства, а також у зв'язку з розвитком технологій, за останні десятиліття колосальні зусилля були витрачені на вивчення природного інтелекту і створення штучного [1,2].

Штучний інтелект (ШІ) – це широка галузь комп'ютерних наук, яка займається побудовою розумних машин, здатних виконувати завдання, які зазвичай потребують людського рівня інтелекту та навичок. ШІ – це міждисциплінарна наука з багатьма підходами, але прогрес в машинному навчанні, зокрема, у глибокому навчанні, змінює парадигми, які сформувались практично у всіх секторах технологічної галузі [2].

Не минуло і десяти років після того, як було зламано захист нацистської машини для шифрування і розшифрування секретних повідомлень Enigma, математик Алан Тьюрінг вперше висунув твердження про те, що машини можуть думати. Наукова праця А.Тьюрінга «Обчислювальна техніка та інтелект» встановила фундаментальну мету та ключові бачення поняття штучного інтелекту [3]. За своєю суттю, ШІ – це галузь комп'ютерних наук, яка має на меті довести здатність комп'ютерної машини відтворити чи імітувати людський інтелект.

Експансивна мета штучного інтелекту породила багато питань та дискусій. Жодне окреме визначення штучного інтелекту не є загальновизнаним. Основне визначення ШІ як «побудови інтелектуальних машин» не пояснює насправді, що являє собою штучний інтелект, що робить машину розумною та

близькою до інтелектуального розвитку людини. У своєму новаторському підручнику «Штучний інтелект: сучасний підхід» автори Стюарт Рассел та Пітер Норвіг підходять до цього питання, об'єднуючи свою роботу навколо теми інтелектуальних агентів у машинах. З огляду на це, ШІ – це навчання агентів, які отримують перцепцію від навколишнього середовища та діють відповідно до власного сприйняття ситуацій.

П.Норвіг і С.Рассел продовжували досліджувати чотири різні підходи, які історично визначали сферу ШІ:

- людське мислення;
- раціональне мислення;
- людські вчинки;
- раціональні вчинки [4].

Перші дві ідеї стосуються процесів мислення та міркувань, у той час, як інші відносяться до поведінки. Норвіг і Рассел зосереджуються на раціональних агентах, які ставлять за мету досягнення найкращого результату, а отже, - їх поведінка є обдуманною.

Патрік Вінстон, професор з штучного інтелекту та інформатики в Массачусетському технологічному інституті, визначає ШІ як «алгоритми, які, маючи певні обмеження, розкриваються за допомогою подання інформації у вигляді моделей, націлених на мережеві петлі, які пов'язують мислення, сприйняття та дії» [5,7].

Ці визначення можуть здаватися абстрактними для пересічної людини, проте вони допомагають визначити цю сферу як певну область комп'ютерних наук та забезпечують план програмного розвитку для машин та програм з машинним навчанням та інших підмножин штучного інтелекту.

У 2017 році генеральний директор DataRobot Джеремі Ачін запропонував наступне визначення того, як сьогодні окреслюють ШІ:

«ШІ – це комп'ютерна система, здатна виконувати завдання, які зазвичай потребують людського інтелекту. Багато з цих систем штучного інтелекту працюють завдяки машинному навчанню, деякі з них – завдяки глибокому

навчанню, а деякі – від дуже нудних речей, таких як правила» [6].

Загалом, розвиток штучного інтелекту, як правило, визначають двома широкими категоріями:

– вузький ШІ (інколи його називають «слабким ШІ») – вид штучного інтелекту, який діє в обмеженому контексті і є імітацією людського інтелекту. Вузький ШІ часто орієнтований на надзвичайно якісне виконання одного завдання, і хоча ці машини можуть здатися розумними, вони працюють з дуже багатьма обмеженнями, яких більше, ніж притаманно навіть найпростішому людському інтелекту.

– загальний ШІ (Artificial General Intelligence): AGI, який іноді називають «сильним ШІ», - це такий тип штучного інтелекту, який характерний багатьом роботам із фільмів (наприклад, роботів із Westworld або Star Trek: The Next Generation). AGI – це машина із загальним інтелектом, і, подібно людині, вона може застосовувати цей інтелект для вирішення будь-якої проблеми [5,7,8].

Прикладами застосування технологій штучного інтелекту можуть бути розумні помічники (наприклад, Siri та Alexa), інструменти картографування та прогнозування захворювань, безпілотні роботи, оптимізовані, персоналізовані інструменти із надання інформації щодо здоров'я, розмовні боти для маркетингу та обслуговування клієнтів, роборадники з торгівлі акціями, інструменти моніторингу соціальних мереж щодо неприйняттого вмісту чи неправдивих новин, рекомендації щодо пісень або телевізійних шоу від Spotify та Netflix.

Вузький ШІ є найбільш успішною реалізацією штучного інтелекту на сьогодні. Орієнтуючись на виконання конкретних завдань, вузький ШІ за останні десятиліття пережив численні прориви, які мали значні суспільні вигоди та сприяли економічній життєздатності нації. Технології із застосуванням вузького ШІ люди протягом останніх років активно використовують у повсякденному житті, починаючи від Siri в iPhone закінчуючи Google Translate.

Стрімкий розвиток вузького ШІ забезпечується проривами в галузі

машинного навчання та глибокому навчанні. Розуміння різниці між штучним інтелектом, машинним навчанням та глибоким навчанням допоможе виявити та простежити чіткі закономірності при побудові алгоритмів навчання комп'ютерних систем та машин (рис.1.1).



Рис.1.1. Взаємозв'язок між штучним інтелектом, машинним навчанням та глибоким навчанням

Згідно із теорією венчурного капіталіста Френка Чена штучний інтелект – це набір алгоритмів, які намагаються імітувати людський інтелект; машинне навчання – один конкретний алгоритм, а глибоке навчання – одна з технік машинного навчання [8]. Іншими словами, штучний інтелект охоплює все, що дозволяє комп'ютерним системам мислити та поводитися як люди: розуміння природної мови, синтез мови, комп'ютерний зір, робототехніка, сенсорний аналіз, оптимізація та моделювання.

Машинне навчання – це складова штучного інтелекту, що займається вилученням шаблонів із наборів даних і використовує статистичні методи, щоб допомогти системі «навчатися», поступово покращувати рівень виконання завдань, не будучи спеціально запрограмованою для цього, усуваючи потребу в мільйонах рядків написаного вручну коду (підтримка векторних машин, дерева рішень, навчання Байєса, кластеризація k-засобів, навчання правилам асоціацій, регресія). Машинне навчання складається як з контрольованого навчання (з

використанням маркованих наборів даних, які помічені однією або декількома мітками), так і може існувати без контрольованого навчання (з використанням немаркованих наборів даних). Глибоке навчання – це тип машинного навчання, який використовує вхідні дані через архітектуру нейронних мереж, побудовану на біологічному рівні: штучні нейронні мережі, згорткові нейронні мережі, рекурсивні нейронні мережі, довга короткочасна пам'ять, мережі глибоких вірувань [7,8].

Нейронні мережі містять ряд прихованих шарів, за допомогою яких обробляються дані, що дозволяє машині глибоко навчатися, встановлюючи зв'язки та зважуючи дані для виведення найкращих результатів та прогнозованих рішень.

Розумні роботи та штучні запрограмовані системи вперше з'явилися в давньогрецьких міфах Античності. Розвиток Арістотелем силогізму та його використання дедуктивних міркувань було ключовим моментом у прагненні людства зрозуміти власний інтелект. В середні віки і Новий час вчені створювали механізми, які могли замінити людську працю, наприклад, у 17 столітті Паскаль винайшов першу механічну цифрову обчислювальну машину, а у 19 столітті Джозеф-Марі Жаккард створив програмований ткацький верстат з інструкціями на перфокартах [9]. Хоча історія штучного інтелекту має довге та глибоке коріння, для людства вона, насправді, охоплює менше століття. Короткий огляд найважливіших подій у галузі штучного інтелекту наведено у Додатку А.

Сьогодні ШІ здатний розпізнавати мови, автоматизувати бізнес-процеси, розпізнавати жести та рухи, частково імітувати людські емоції та багато іншого. Беручи до уваги стрімкий розвиток та популярність ШІ за останнє десятиліття, можна сформулювати загальну картину того, як технології ШІ будуть змінювати світ у майбутньому.

Автоматизація у галузі перевезень досягне глобального масштабу уже в найближчі десятиліття:

- люди зможуть зменшити кількість витраченого часу на рутинні справи.

Робомашини уже сьогодні можуть принести чашку кави, підготувати звіти, контролювати роботу побутової техніки та вирішувати інші завдання.

– збільшиться кількість речей, які будуть розроблені на основі ШІ для полегшення життя людей (технологія «розумний будинок», чат-боти, телефонні додатки та їх функціонал та інше).

– роботи розробляються у сферах допомоги людям похилого віку у їхній повсякденній роботі. Наприклад, в Японії уже існує програма, яка інтегрує роботів для різного роду допомоги по дому. Такі завдання, як звернення до лікаря у разі крайньої необхідності, тепер можна виконувати за допомогою ШІ.

– роботи переймуть на себе таку небезпечну роботу, як знешкодження бомб, зварювання тощо. Деякі з цих робототехнічних машин уже в процесі розробки, і компанії намагаються впроваджувати їх у комерційному бізнесі.

Один з можливих сценаріїв розвитку подій базується на думці американського винахідника і футуролога Рея Курцвейла, що розум штучного інтелекту зрівняється з людським уже в 2029 році. Його колега Родні Брукс вважає, що переломний момент розвитку штучного емоційного інтелекту відбудеться до 2200 року. Але більшість учених не поспішають давати будь-яких прогнозів. На даний момент технології AI розвиваються хаотично та безсистемно, тому й робити якісь припущення або прогнози дуже складно [12].

Штучний інтелект стає важливою частиною повсякденного життя, як в соціальному, так і в бізнес-середовищі. Ця технологія впроваджується у всіх галузях, щоб зменшити зусилля людини та отримувати більш точний та швидший результат.

Все більша кількість підприємств починає застосовувати ШІ в рамках своїх господарських операцій. У порівнянні з 2015 роком, у якому лише 10 % організацій підтвердили впровадження технологій ШІ у свою діяльність, у 2020 році ця цифра зросла до 37 %. Це означає, що трохи більше, ніж кожна третя організація або використовують ШІ, або планують це зробити найближчим часом.

За оновленими даними, розмір ринку штучного інтелекту в 2020 році

оцінювався в 27,23 млрд. доларів. За прогнозами експертів цей показник досягне 266,92 млрд. доларів до 2027 року, а це зростання майже в десять разів лише за 7 років. 54 % керівників підприємств стверджують, що використання технологій штучного інтелекту у господарській діяльності призвело до підвищення продуктивності праці [12].

Технології штучного інтелекту застосовуються у найрізноманітніших сферах, серед яких:

– ШІ в галузі охорони здоров'я. Найбільше великих проривів за останні декілька років відбулося у медичній сфері: поліпшення результатів лікування пацієнтів та зменшення витрат. Компанії застосовують машинне навчання, щоб діагностувати точніше та швидше, ніж це могла би зробити людина. Однією з найвідоміших технологій сфери охорони здоров'я є IBM Watson. Він розуміє природну мову і може відповідати на запитання. Система видобуває дані пацієнтів та інші доступні джерела даних, щоб сформулювати гіпотезу, яку потім подає із схемою оцінки достовірності. Інші програми ШІ включають використання віртуальних фельдшерів та чат-ботів, щоб допомогти людям знаходити медичну інформацію, планувати зустрічі, розуміти процес виставлення рахунків та завершувати інші адміністративні процеси. Набір технологій ШІ також використовується для прогнозування, боротьби та розуміння виникнення та розвитку таких пандемій, як COVID-19.

– ШІ у бізнес-сфері. Алгоритми машинного навчання інтегровані в аналітику та платформи управління взаємовідносинами з клієнтами (CRM), щоб отримати інформацію про те, як краще обслуговувати клієнтів. Чат-боти були налаштовані на веб-сайтах для швидкого обслуговування клієнтів. Автоматизація робочих місць також має місце, коли мова іде про ШІ. Технології ШІ в бізнесі – це прорив, який може дати можливість хорошим менеджерам бути відмінними, тобто допомогти їм приймати кращі рішення та спростувати процес управління на підприємстві. Прикладів застосування ШІ в бізнесі багато, починаючи від покращення стосунків між співробітниками та клієнтами, закінчуючи пошуком оптимальних шляхів вирішення проблем в

організації, аналізуючи дані у надзвичайному обсязі, та виконанням завдань, що повторюються. Застосування ШІ до рутинних управлінських робіт дає менеджерам більше можливостей зосередитись на заходах, що мають більшу цінність для підприємства. Наприклад, ШІ та машинне навчання можуть спрогнозувати майбутню необхідність зустрічі менеджерів для обговорення ризиків, які виникатимуть на підприємстві, способів управління ними та усунення їх наслідків. ШІ може допомогти менеджерам покращити динаміку роботи в команді, надаючи своєчасний зворотній зв'язок членів команди та покращуючи комунікацію між ними. Технології ШІ можуть допомогти менеджерам зрозуміти, чи задоволені підлеглі роботою. Так, алгоритм Veriato може аналізувати текст електронних листів, повідомлень чатів і сигналізувати, наприклад, про різку зміну тону з позитивного на негативний [13].

Аналіз даних щодо роботи керівників усіх рівнів та завдань, які вони виконують, показує, що більше половини свого часу вони витрачають на виконання адміністративних завдань, пов'язаних з координацією та контролем графіків робочих змін, які можуть раптово змінюватися через хвороби, відпустки або відрядження співробітників (рис.1.2). Технології ШІ можуть легко автоматизувати багато подібних завдань, що дасть змогу менеджерам зосередитися на більш важливих питаннях управління [13].

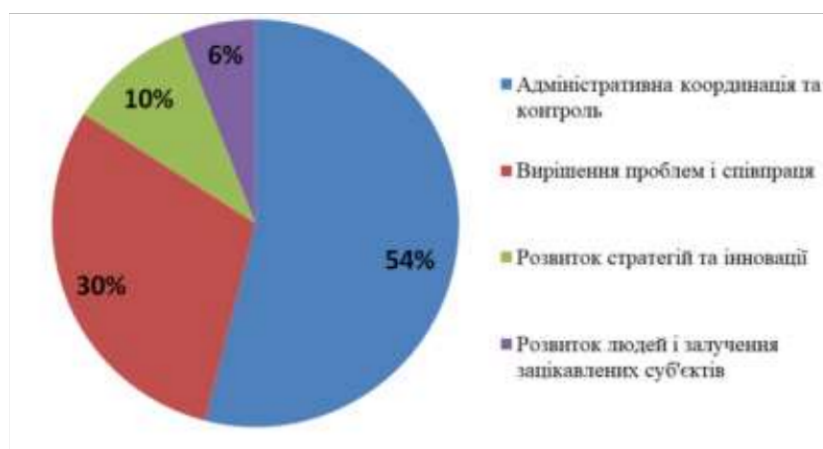


Рис.1.2. Відсоток витраченого часу менеджера на виконання певного завдання до запровадження технологій штучного інтелекту в діяльність підприємств

– ШІ в сфері освіти та науки. ШІ може, як мінімум, автоматизувати

оцінювання, надаючи викладачам більше часу на удосконалення навчальної програми, наприклад. Ці технології можуть оцінювати студентів та пристосовуватися до їхніх потреб, допомагаючи працювати у звичному темпі.

– ШІ у фінансовому секторі. ШІ у різноманітних додатках для контролю та управління особистими фінансами, таких як Intuit Mint або TurboTax. Такі програми збирають персональні дані та надають фінансові консультації та рекомендації. Сьогодні програмне забезпечення для штучного інтелекту виконує значну роль у торгівлі на фондових ринках.

– ШІ в правовій сфері. Використання ШІ для автоматизації трудомістких процесів у юридичної галузі дозволяє економити час та покращувати обслуговування клієнтів. Юридичні фірми використовують машинне навчання для опису даних та прогнозування результатів, комп'ютерне бачення для класифікації та вилучення інформації з документів та обробку природними мовами для інтерпретації запитів на інформацію.

– ШІ у виробництві. Виробництво стало першою сферою залучення машин-роботів у робочий процес. Наприклад, промислові роботи, які свого часу були запрограмовані на виконання окремих завдань і були відокремлені від працівників-людей, дедалі частіше та глибше впроваджуються на підприємствах, які виробляють продукцію. Малозадачні роботи, відповідають за більшу частину роботи на складах, на заводах та подібних місцях.

– ШІ в банківській справі. Банки успішно використовують чат-боти, щоб поінформувати своїх клієнтів про послуги та пропозиції, обробляти операції, які не потребують людського втручання. Віртуальні помічники ШІ використовуються для вдосконалення та зменшення витрат на дотримання банківських норм. Банківські організації також використовують ШІ для вдосконалення процесу прийняття рішень щодо надання позик, встановлення кредитних лімітів та визначення інвестиційних можливостей.

– ШІ в транспортних системах. Окрім ролі ШІ в експлуатації автономних транспортних засобів, технології ШІ використовуються для управління перевезеннями, прогнозування затримок рейсів, моделювання

трафіку, а також задля забезпечення безпеки автомобільних, морських та авіаперевезень [14,15].

1.2. Інтелектуальні інформаційні системи у штучному інтелекті

Термін «інтелект» походить від латинського слова *intellectus*, що означає інтелект, розум, розумові здібності людини. Інтелект - це здатність мозку людини вирішувати інтелектуальні завдання шляхом отримання, запам'ятовування і цілеспрямованого перетворювання знань в процесі навчання, базуючись на досвіді й адаптації до різноманітних обставин [16].

Інтелектуальні системи використовуються для побудови автоматичної системи, що здійснює аферентний синтез цільової форми, встановлюючи програму певних дій. Системи інтелектуального контролю та управління різними природними об'єктами також розробляються для практичного використання, щоб отримати бажаний корисний ефект. Саме через це виникає завдання поглиблено вивчити функціональні можливості мозку людини та тварин [17].

Інтелектуальна система як парадигма штучного, самореєструючого та адаптивного управління різними природними об'єктами вперше була визначена на основі теорії функціональних систем, описуючи систему організації життєвих функцій, яка має об'єктивний закон корисності кінцевого ефекту і результату. Концепція інтелектуальної системи була визначена наприкінці 90-х років ХХ століття. Отже, інтелектуальна система являє собою сукупність технічних засобів, що поєднуються за допомогою інформаційних технологій та взаємодіють з однією людиною (або групою людей) або працюють самостійно та здатні приймати рішення на основі інформації, знань та стимулів для досягнення мети та пошуку раціонального шляху для досягнення цієї мети, вирішуючи певного роду завдання або сукупність завдань. Це визначення з'явилося в 1989 році [17,18].

Головною задачею перед будь-якою інтелектуальною системою є

здійснення підтримки діяльності людини і пошуку інформації в режимі поглибленого діалогу між комп'ютером та людиною на природній мові. Таким чином, будь-яка інформаційна система, яка вирішує інтелектуальну задачу або в якій беруть участь методи штучного інтелекту, відноситься до інтелектуальних.

Розвиток інтелектуальних інформаційних систем на сучасному етапі відбувається відповідно до трьох напрямків досліджень:

– перший напрямок об'єктом досліджень розглядає структуру і механізми роботи мозку людини, а кінцевою метою – розкриття принципів мислення. Необхідними етапами досліджень в цьому напрямку є побудова моделей інтелектуальної діяльності на основі психофізіологічних даних.

– другий напрямок в якості об'єкту дослідження розглядає штучну інтелектуальну систему. У цьому випадку йдеться про моделювання інтелектуальної діяльності за допомогою обчислювальних машин. Метою є створення програмного забезпечення, що дозволяє вирішувати деякі види інтелектуальних задач аналогічним чином, як би це могла зробити людина.

– третій напрямок орієнтований на створення людино-машинних, або, іншими словами, - інтерактивних інтелектуальних систем. Найважливішими проблемами в цих дослідженнях є організація семантично бездоганного діалогу між людиною і такою системою [17,18].

Для інтелектуальних інформаційних систем характерні наступні ознаки:

– розвиток комунікаційних здібностей;

– вміння вирішувати складні, погано формалізовані завдання, що вимагають побудови оригінального алгоритму рішення залежно від конкретної ситуації, для якої можуть бути характерні невизначеність і динамічність вихідних даних і знань.

– здатність до самонавчання;

– адаптивність – здатність орієнтуватися в несподіваних ситуаціях, швидко вираховувати різні варіанти реакцій і обрати найкращий з них за мінімальний час [19].

У відповідності до перерахованих ознак інтелектуальні системи поділяються таким чином, як показано на рис.1.3.

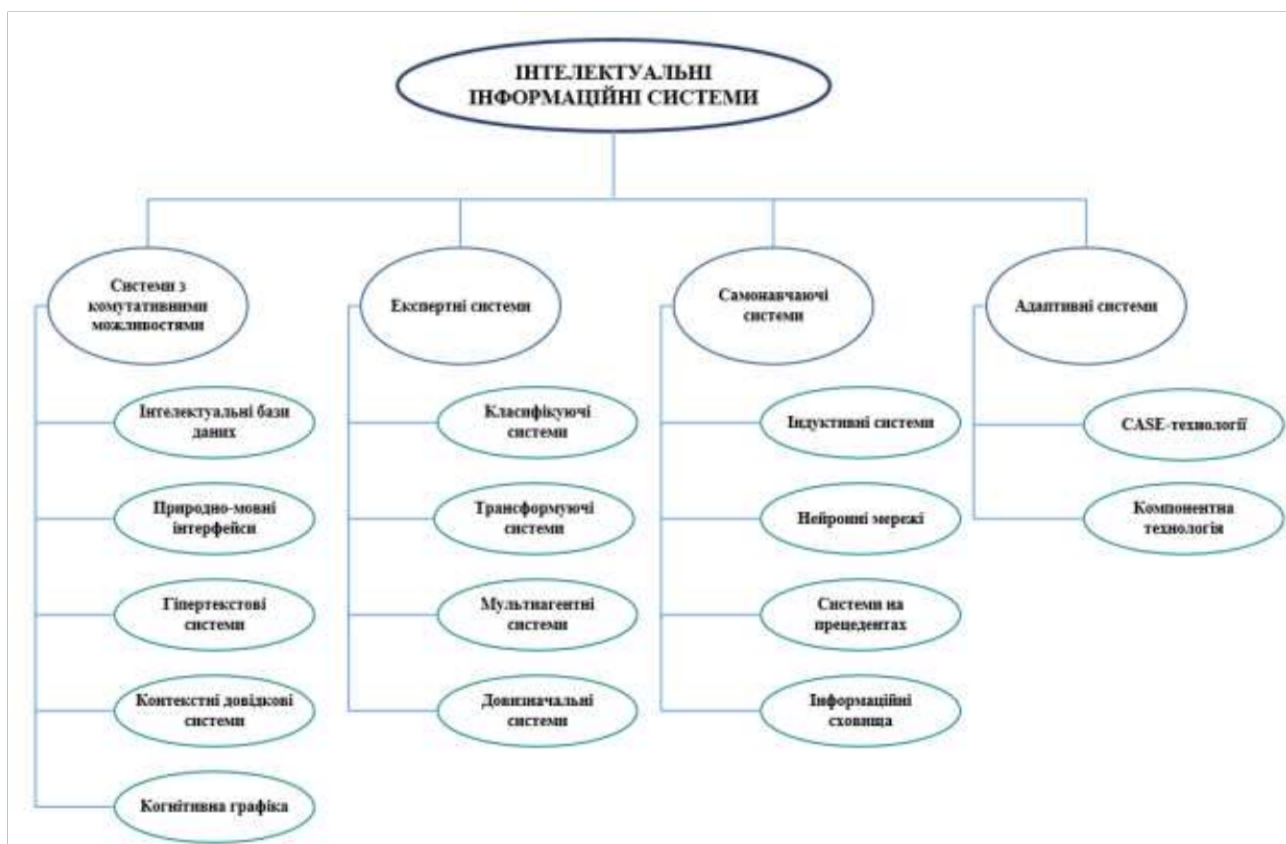


Рис.1.3. Класифікація інтелектуальних інформаційних систем за типами систем

Якщо розглядати інтелектуальні інформаційні системи з точки зору задачі, яку потрібно розв'язати, то можна виділити системи управління і довідкові системи, системи комп'ютерної лінгвістики, системи розпізнавання образів, ігрові системи і системи створення інтелектуальних інформаційних систем (рис.1.4).

Інтелектуальна задача – це задача, точний алгоритмічний метод вирішення якої невідомий. Серед найважливіших класів задач, які ставилися перед інтелектуальними системами з моменту їх зародження як наукового напрямку (із середини 50-х років ХХ століття), слід виділити наступні задачі, які важко формалізувати, проте вони є важливими для задач робототехніки: доведення теорем, управління роботами, розпізнавання зображень, машинний переклад і розуміння текстів природною мовою, ігрові програми, машинна

творчість (синтез музики, віршів, текстів).

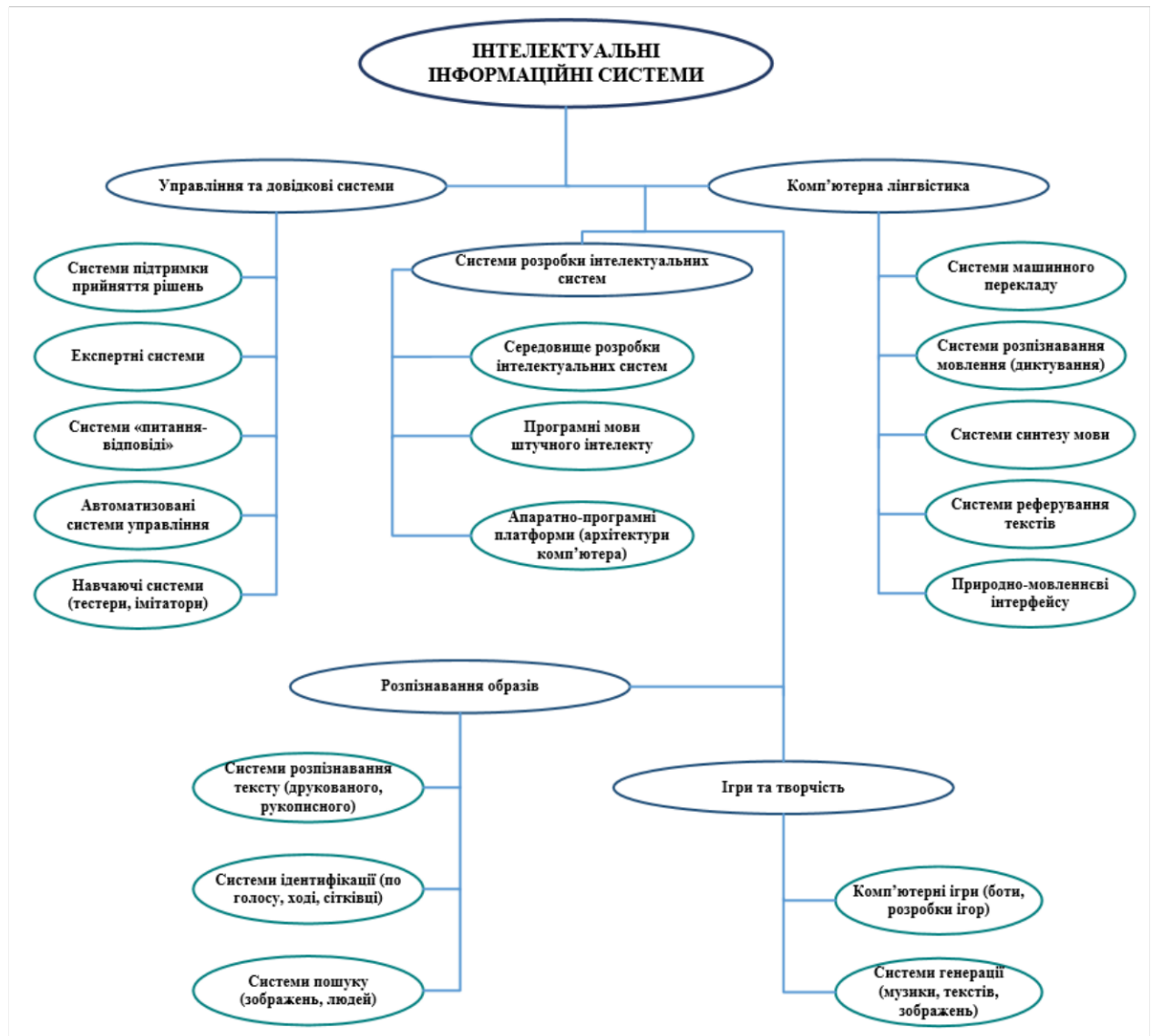


Рис.1.4 Класифікація інтелектуальних інформаційних систем відповідно до поставленої задачі

Умовно усі задачі поділяються на: неструктуровані - задачі мають лише якісний опис, який базується на судженнях осіб, які беруть участь у процесі прийняття рішення, кількісні залежності між основними характеристиками задачі не відомі; структуровані - задачі характеризуються залежностями, які можуть бути виражені кількісно; слабо структуровані - задачі, які поєднують кількісні і якісні залежності, при цьому домінують маловідомі і невизначені сторони задачі.

Широко поширеними є й інші класифікації інтелектуальних інформаційних систем, наприклад, виділяють системи загального призначення і спеціалізовані системи (рис.1.5).

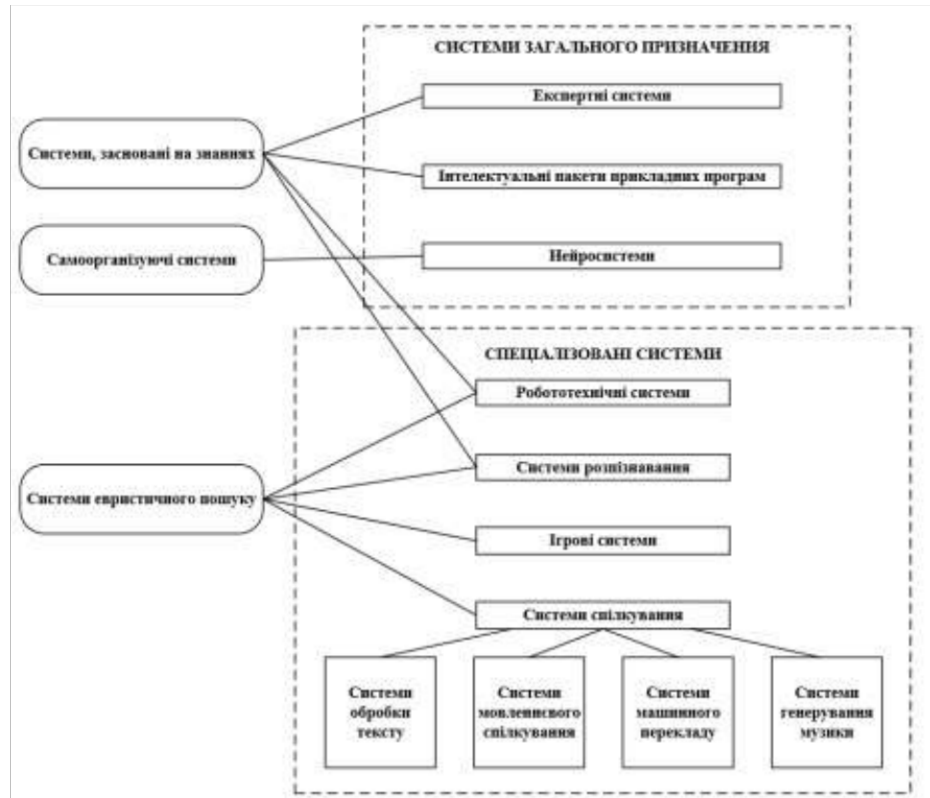


Рис.1.5. Класифікація інтелектуальних систем за призначенням

До інтелектуальних систем загального призначення відносяться системи, які не лише виконують задані процедури, а й на основі метапроцедур пошуку генерують і виконують процедури вирішення нових конкретних завдань. Спеціалізовані інтелектуальні системи здійснюють рішення фіксованого набору завдань, визначеного під час проектування системи.

Відсутність чіткої класифікації пояснюється різноманіттям інтелектуальних задач та інтелектуальних методів, окрім того, штучний інтелект - наука, яка активно розвивається та у якій нові прикладні області освоюються щодня.

Людство дуже швидко наближається до світу, в якому системи ШІ працюватимуть на рівні з людьми та розширюватимуть сферу того, що можуть

робити люди. Технології ШІ допомагають зменшити кількість помилок, які може допустити людина, та збільшити шанс досягати поставлених цілей з більшою точністю. Машини думають швидше, ніж люди, їх можна запрограмувати на багатозадачність. Запрограмовані роботи можуть виконувати більш кропітку та точну роботу з більшою відповідальністю, при цьому не втомлюючись. На відміну від людей, машини не потребують частих перерв та перекусів. Вони запрограмовані на довгі години роботи і можуть безперервно її виконувати, не нудьгуючи та не відволікаючись на зовнішні фактори [12].

Переваги застосування технологій штучного інтелекту величезні і можуть революціонувати будь-який сектор. Серед найбільш вагомих можна відзначити наступні:

1. Скорочення кількості людських помилок. Комп'ютерні машини не допускають помилок, які притаманні людям, здебільшого, у технічних газлузях, якщо їх запрограмовано належним чином. За допомогою штучного інтелекту рішення приймаються на основі раніше зібраної інформації із застосуванням певного набору алгоритмів. Таким чином, ймовірність помилки зменшується, а ймовірність досягнення більшого ступеня точності підвищується.

2. Переїмання ризику. Польоти в космос, знешкодження бомби, дослідження найглибших частин океанів, видобуток вугілля та нафти, ефективного використання ШІ при будь-яких природних або техногенних катастрофах та багато іншого. Багато ризикових ситуацій для людини може перейняти на себе розроблений з використанням технологій ШІ робот.

3. Доступність 24x7. Найвища продуктивність людини тримає, в середньому, у межах 4–6 годин на день, не враховуючи перерв. Людям необхідний відпочинок, щоб підготуватися до нового робочого дня. Використовуючи ШІ, людина можемо змусити машини працювати без перерв цілодобово, а їм, у той же час, не буде нудно та їхня ефективність праці не падатиме з часом, на відміну від людей.

4. Допомога у рутинній повторювальній роботі. У повсякденному житті

люди виконують багато повторюваних робіт, таких як надсилання документів, перевірка певних документів на наявність помилок та багато іншого. Використовуючи штучний інтелект, людина може продуктивно автоматизувати ці буденні завдання, тим самим звільняючись від рутинних справ, щоб мати змогу більше розвиватись у творчих напрямках.

5. Цифрова допомога. Деякі високорозвинені організації використовують цифрових помічників для взаємодії з користувачами, що зменшує потребу в людських ресурсах. Цифрові асистенти також використовуються на багатьох веб-сайтах, щоб пропонувати речі, базуючись на потребах користувачів. Деякі чат-боти зроблені таким чином, що важко визначити: спілкування відбувається в чаті з роботом чи з людиною.

6. Швидше прийняття рішень. Використовуючи ШІ у поєднанні з іншими технологіями, людина можемо змусити машини приймати рішення швидше, а звідси і швидше виконувати певні дії. Приймаючи рішення, людина буде аналізувати багато факторів як на емоційному рівні, так і практично, проте машина, що працює на основі технологій штучного інтелекту, бере за основу ті дані, якими її запрограмували, і забезпечує швидше отримання результату.

7. Щоденні програми для полегшення життя людини. Щоденні програми, такі як Siri від Apple, Cortana від Window, Google від Google, часто використовуються людиною в повсякденному житті: пошук місця, зйомка, телефонний дзвінок, листування та багато іншого.

8. Нові винаходи. ШІ використовується під час створення сучасних винаходів майже в усіх сферах, які допоможуть людям вирішити більшість складних проблем. Наприклад, лікарі можуть передбачити рак молочної залози у жінки на більш ранніх стадіях, використовуючи передові технології, засновані на ШІ [19,20].

Перш за все, сучасна хвиля технологічних змін, заснованих на досягненнях у галузі штучного інтелекту, породила страх перед втратою робочих місць. Тому штучний інтелект також має деякі недоліки, серед яких можна звернути увагу на такі:

1. Високі витрати на створення/впровадження. Оскільки ШІ оновлюється щодня, апаратне та програмне забезпечення потрібно оновлювати, щоб відповідати останнім вимогам світу. Створення комп'ютерних машин, їх ремонт та обслуговування – складні та великозатратні проекти.

2. ШІ може зробити людей лінивими. ШІ робить людей лінивими завдяки своїм програмам, що автоматизують більшу частину роботи. Люди схильні до залежності від цих винаходів, що може спричинити проблеми для майбутніх поколінь.

3. Безробіття. Ілон Маск, Білл Гейтс та інші вчені вважають, що ШІ може призвести до вимирання людства. Оскільки ці технології здатні замінити більшість повторюваних завдань та інших людських робіт, роль людини зменшується, що може спричинити велику проблему у стандартах забезпечення зайнятості. Кожна організація прагне замінити, як мінімум, низькокваліфікованих спеціалістів роботами зі штучним інтелектом, які можуть виконувати подібні роботи з більшою ефективністю.

4. Беземоційність. Немає сумнівів, що машини є набагато кращими, коли справа доходить до технічної роботи, але вони не можуть замінити людський зв'язок, який породжує взаєморозуміння між людьми. Хоча протягом останніх років триває активний розвиток штучного емоційного інтелекту, машини у повній мірі не зможуть розвинути емоційну складову до рівня, на якому відбувається комунікація людини із людиною, що є важливим атрибутом управління командою на підприємстві.

5. Недостатній рівень розвитку мислення. На сьогоднішній день машини можуть якісно та ефективно виконувати лише ті завдання, для яких вони призначені або запрограмовані. У будь-якому іншому разі виникає поломка або машина видає неактуальні результати [19,20].

Оскільки людина є сукупністю біологічних алгоритмів, сформованих протягом мільйонів років еволюції, неорганічні алгоритми можуть копіювати і навіть перевершувати те, що створюється органічними алгоритмами, проте є речі, які штучні технології не зможуть ніколи відтворити. Технології ШІ ніколи

не зможуть відтворити людські судження та дизайнерські ідеї, оскільки вони не зможуть набути здатності генерувати інформацію на інтелектуальному рівні, іншими словами – схема мозку, яка породжує цей набір людських навичок, занадто складна для моделювання [12].

Прогнозується, що в майбутньому ті люди, яким може бути складно набути високотехнологічної майстерності, матимуть більший шанс успішно інтегруватися на ринок праці за умови, що вони володіють правильним набором соціальних та міжособистісних навичок спілкування та творчих ідей. У країнах з низьким рівнем доходу, які часто не мають ресурсів для створення якісної системи освіти з аналогічним розмахом і масштабом, як у країнах з більш розвинутою економікою, інструменти на основі технологій ШІ можуть відігравати особливо продуктивну роль у розвитку підприємницького середовища, а відповідно – всіх галузей економіки країни. Крім того, інформаційні технології, побудовані на основі ШІ, здатні забезпечити зростання мобільності робочої сили та покращити компетенції працівників, звужуючи коло знань, необхідних для виконання тієї чи іншої роботи, що має допомогти працівникам розширити можливості працевлаштування в нових галузях, секторах чи на нових місцях [13].

Сучасні технологічні зміни, як правило, сприяють збільшенню відносного попиту на працівників із високим рівнем розвитку особистісних навичок та, разом з тим, полегшуючи виконання рутинних завдань, можуть стати руйнівною ланкою для некваліфікованих робітників, які виконують ці завдання [21].

1.3. Моделі подання інформації в системах штучного інтелекту

Графічна система представлення інформації у вигляді вузлів та дуг у двовимірному просторі отримала назву семантичної мережі або семантичної сітки. Існує багато видів семантичних мереж, але усі вони здатні представляти окремі об'єкти, категорії об'єктів і відносини між об'єктами. У типовій графічній системі позначень імена об'єктів або категорій зображуються в

овалах або прямокутниках, а зв'язки між ними позначаються за допомогою дуг з мітками.

Іншими словами, семантична мережа – це розмічений орієнтований граф, вершини якого відповідають деяким значенням (поняттям, подіям, фактам або характеристикам), а ребра характеризують залежності або асоціації між цими значеннями (рис.1.6) [22].

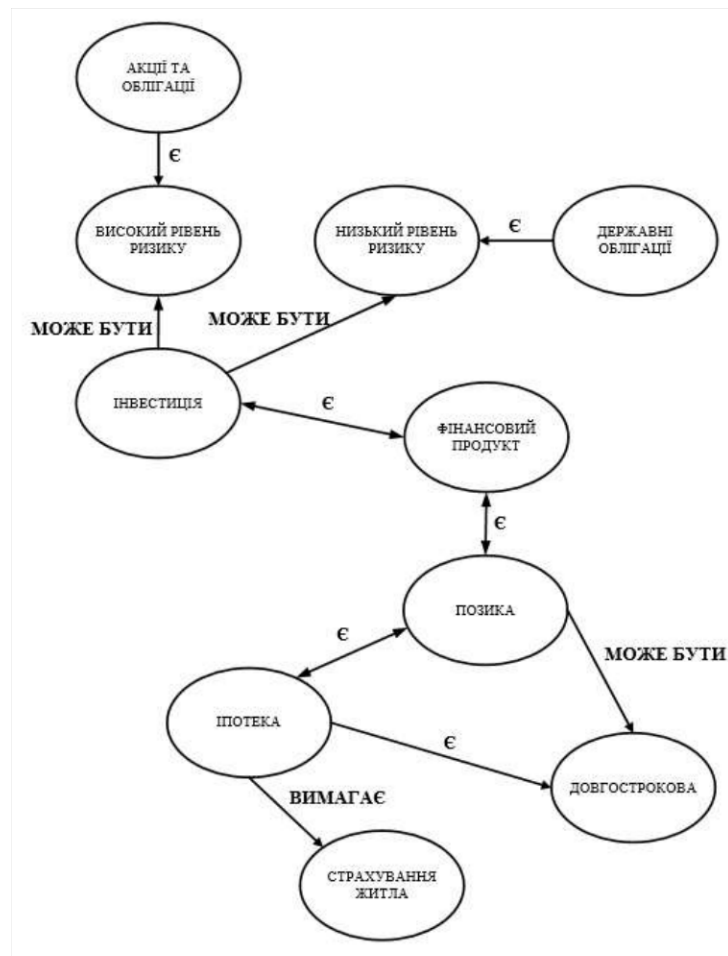


Рис.1.6. Проста семантична мережа

На рис.1.6 продемонстровано просту семантичну мережу, де основним поняттям є «фінансовий продукт», який може бути позикою або інвестицією. Прикладом довгострокової позики є іпотека, а прикладом інвестицій з низьким рівнем ризику – державні облігації.

Перші машинні реалізації семантичних мереж були зроблені спочатку 60-х років. В одній з перших значущих систем для практичного застосування для

вирішення задачі автоматичного перекладу було введено 100 примітивних типів понять, на основі яких був визначений словник з 15 000 понять [22].

Визначним проривом в історії розвитку семантичних мереж можна вважати програму, яку створив аспірант Університету Карнегі-Мелона Майкл Росс Квілліан. За допомогою цієї програми можна було проводити визначення слів англійської мови способом, який був подібний до прийнятного у звичайному словнику: кожне слово визначається в термінах інших слів, які, у свою чергу, визначені аналогічним чином. Отже, замість формального визначення у формі логічних аксіом, значення кожного слова подається у вигляді неструктурованих, можливо, циклічних зв'язків з іншими визначеннями.

Кожна вершина семантичної мережі Квілліана відповідає окремому поняттю, що виражається словом, і пов'язана асоціативними зв'язками з іншими поняттями, які формують загальний зміст мережі. Повністю база знань була поділена на площини, а кожна площина була підграфом, що визначає лише одне значення слова відповідно до конкретного контекста. На основі цієї семантичної системи програма знаходила взаємозв'язок між двома різними словами, здійснюючи пошук в ширину на графі семантичної мережі, та намагалась знайти спільне поняття (або вершину перетину) [22].

Недоліком підходу Квілліана було те, що структура семантичної мережі мала загальну структуру, яка не дозволяла враховувати та структурувати глибинні взаємозв'язки між поняттями у визначеній предметній галузі.

Подальші дослідження були спрямовані саме на вироблення визначеного набору асоціацій (об'єкт/властивість, клас/підклас, агент/дія/об'єкт і т.д), які не залежать від предметної галузі, який дозволяв би моделювати значення виразів природної мовою. Проте головним недоліком представлення знань у вигляді семантичної мережі залишається те, що надзвичайно важко знаходити відмінності між окремим екземпляром, класом об'єктів, усіма об'єктами, деякою підмножиною об'єктів і т.д. З цього можна зробити висновок, що при використанні семантичних мереж у практичних цілях існує велика ймовірність

того, що пошуки по цій мережі можуть тривати довго та бути досить об'ємними, окрім цього, вони можуть також бути безрезультативними.

Фрейми являють собою дещо іншу форму представлення знань, яка створена для фіксації в явній організаційній формі неявних (прихованих) зв'язків між елементами інформації у визначеній предметній галузі. Іншими словами, фрейми - це структура представлення даних штучним інтелектом, яка використовується для розподілу знань на підструктури шляхом використання «стереотипних ситуацій». Згідно з концепцією фреймів Марвіна Мінського, сутність теорії фреймів полягає у тому, що при дослідженні нової ситуації (або зміні точки зору уже на існуючу проблему) відбувається вилучення з пам'яті структури, що має назву фрейм, іншими словами, каркас. Цей каркас ситуації, якщо потрібно, має властивість пристосовуватись до дійсності шляхом зміни деяких її елементів. Фрейми можна розглядати як статичні структури даних для представлення добре відомих стереотипних ситуацій, за допомогою яких відбувається структуризація знань щодо реальних ситуацій. Поля структури, які мають назву слотів фрейму, містять інформацію, що стосується ідентифікації фрейму, зв'язків цього фрейму з іншими фреймами, опису вимог кожного фрейму, процедурної інформації з використанням поняття, що описується даним фреймом та інформації, яка необхідна для заповнення під час створення нового екземпляру. Крім того, існує зв'язок між фреймами типу АКО (a kind of), який вказує на фрейм більш високого рівня ієрархії, звідки неявно успадковуються список і значення слотів [22,23].

Структура фреймової системи подібна до семантичної мережі. Фрейми можуть визначати конкретний клас об'єктів або ситуацій (рис.1.7), а також можуть описувати конкретний екземпляр з класу об'єктів. Саме ця особливість дозволяє поділити фрейми на індивідуальні та фрейми класа.

У спеціалізованих мовах програмування процедура, яка автоматично викликається при зміні значення будь-якого визначеного слота, називається демоном. Використання у системах, побудованих на основі фреймів, такого поняття, як демон, дозволяє показати явну відмінність фреймових систем від

систем, побудованих на основі семантичних мереж [23].

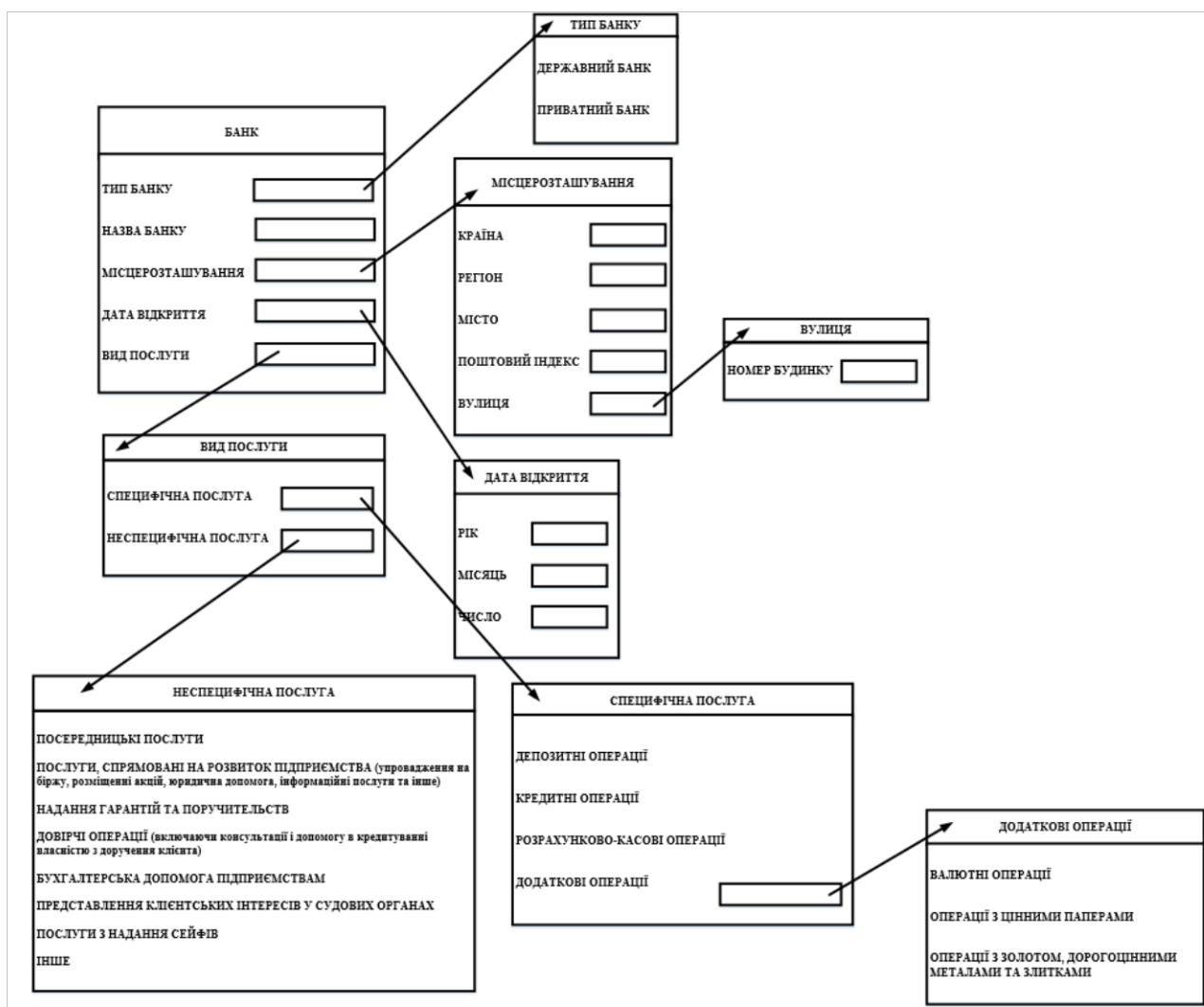


Рис.1.7. Представлення інформації у вигляді фреймової системи

Іншою особливістю фреймів є реалізація поняття успадкування – слоти та значення, які встановлені за замовчуванням, визначені у початковому фреймі, будуть включені у фрейми-нащадки (рис.1.8).

Успіх подання знань за допомогою такого гібридного підходу визначив широке поширення об'єктно-орієнтованих мов програмування. Можна вважати, що родоначальником більшості таких сучасних мов програмування як C++, Java є системи, побудовані на основі фреймів. Фреймове представлення знань полегшує програмування, групує відповідні дані [23].

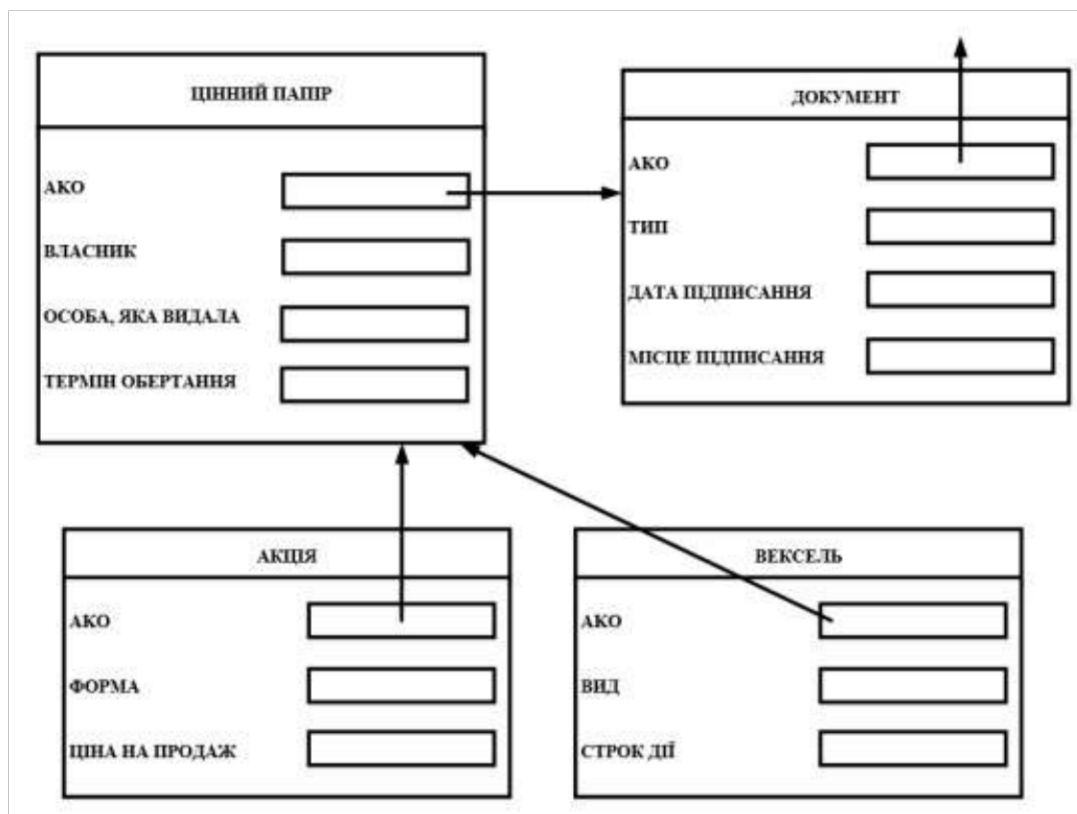


Рис.1.8. Реалізація успадкування у фреймовій системі для визначення прототипів різних подій

Фрейми також використовуються для економічного проведення різних розрахунків і обробки зображень. Однак формалізм фреймів не може бути ефективно використаний самостійно для організації повної обчислювальної моделі, що реалізує усі значущі елементи інтелектуальної системи. Наприклад, за допомогою фреймів важко задавати правила вибору процедур, придатних для вирішення певної проблеми. Для цього краще використовувати, так звані, продукційні системи. Крім того, за допомогою фреймової системи буде важко зрозуміти, чи досягнути мета/знайдено рішення в ході роботи системи.

Продукційні системи базуються на наборі правил, які стосуються поведінки суб'єктів у конкретних ситуаціях. Моделі цього типу базуються на цих правилах, що є характерним експертним системам, автоматизованому плануванні та виборі дій. Ці системи також забезпечують певну форму виявлення та впровадження технологій штучного інтелекту.

Продукційна система - це комп'ютерна програма, яка зазвичай

використовується для забезпечення прояву певної форми штучного інтелекту, що складається, головним чином, із набору правил, які стосуються поведінки суб'єктів, але вона також включає механізм, необхідний для дотримання цих правил [22,24].

Основними компонентами продукційної системи в контексті штучного інтелекту є:

- глобальна база даних – це головна структура даних, що містить будь-яку інформацію, яка стосується певної проблеми, яку потрібно вирішити з використанням продукційної моделі

- набір правил виду $C_i \rightarrow A_i$, де C_i є умовною частиною, а A_i – частиною дії.

- стратегія управління визначає порядок застосування правил до бази даних і забезпечує спосіб вирішення будь-яких конфліктів, які можуть виникнути, коли одразу застосовується кілька правил.

- механізм, який відповідає за послідовність застосування правил, є обчислювальною системою, що реалізує стратегію управління та застосовує відповідні до неї правила [22,25].

До ключових особливостей продукційної системи належать:

- простота: Структура кожного речення у продукційній системі є унікальною та однорідною, оскільки вони використовують структуру «IF-THEN». Ця структура забезпечує простоту подання знань. Ця особливість продукційної системи покращує читабельність продукційних правил.

- модульність: За допомогою продукційних правил відбувається кодування знань, які є доступними лише в окремих фрагментах загальної бази даних. Інформація може трактуватися як сукупність незалежних фактів, які можуть бути додані або видалені з системи, не завдаючи негативного ефекту системі

- модифікація: З'являється можливість зміни правил. Це дозволяє спочатку розробляти правила виробництва у скелетній формі, а потім змінювати їх з урахуванням конкретної сфери застосування системи

– наукомісткість: база знань продукційної системи зберігає первинні знання. Ця частина не містить жодного типу інформації про управління та програмування. Кожне правило зазвичай пишеться у вигляді речення; проблема семантики вирішується самою структурою подання [22,24,25].

Правила продукційної системи можна класифікувати на: правила дедуктивного умовиводу та правила абдуктивного умовиводу. Представлення знань у продукційній системі відбувається у вигляді набору правил разом із системою керування та базою даних у вигляді семантичної мережі. Це можна записати у наступному вигляді – «Якщо (умова), тоді (дія)» [22,25].

Правило дедуктивного висновку базується на такій логічній побудові речення, яка дозволяє дійти висновку за допомогою декількох тверджень (рис.1.9). Наприклад, якщо відомо, що «А означає В», це дозволяє зробити висновок щодо «В». Нехай твердження «А» звучить наступним чином: «Студенти добре навчаються». Звідси твердження «В» - «Якщо студенти навчаються добре, тоді усі студенти складуть іспити на відмінно». Висновком буде те, що «усі студенти складуть іспити на відмінно».

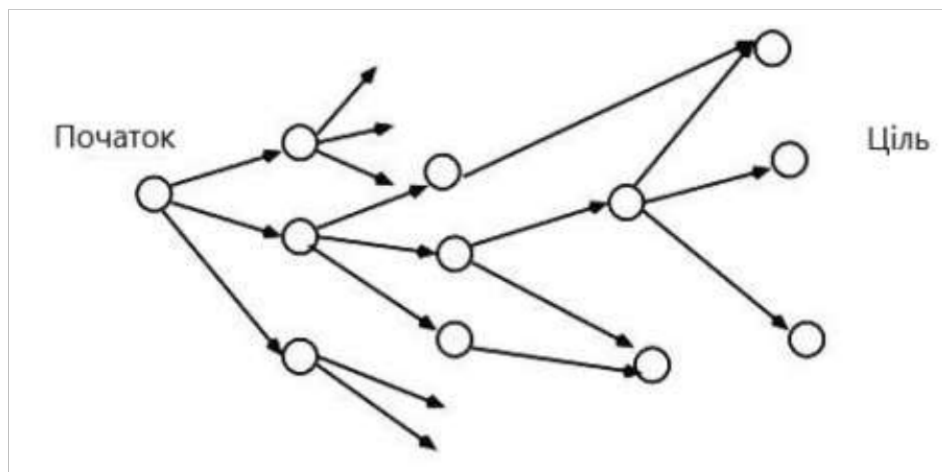


Рис.1.9. Графічне представлення алгоритму, який дозволяє дійти висновку, при прямому виведенні (дедуктивний висновок)

Правило абдуктивного висновку допомагає отримати висновок найпростішим способом, використовуючи дані спостережень (рис.1.10).

Наприклад, якщо відомо, що «А означає В», то є можливість отримати результат щодо «А». Нехай твердження «А» звучить наступним чином: «Усі студенти складуть іспити на відмінно». Звідси твердження «В» - «Якщо студенти навчаються добре, тоді усі студенти складуть іспити на відмінно». Висновком буде те, що «студенти навчаються добре».

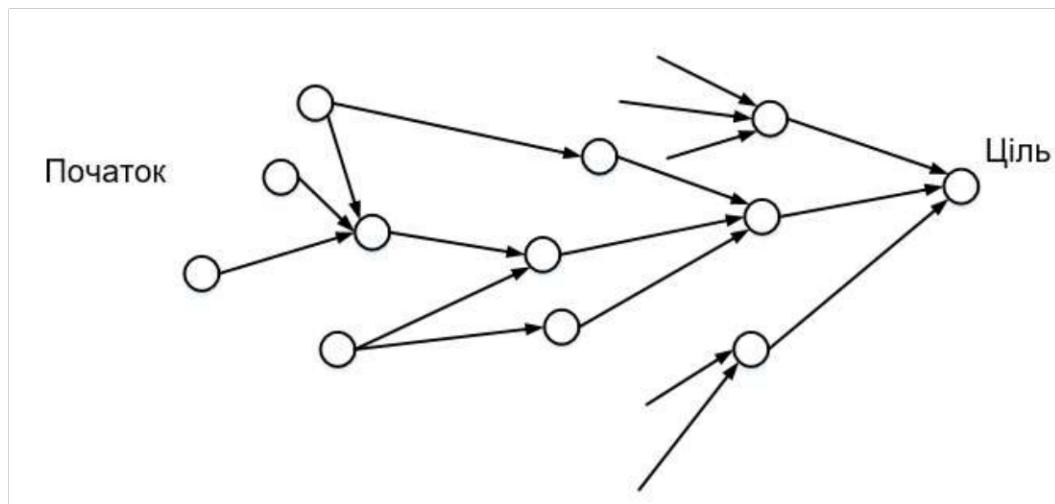


Рис.1.10. Графічне представлення алгоритму, який дозволяє дійти висновку, при зворотньому виведенні (абдуктивний висновок)

Головним недоліком продукційних систем є те, що при накопиченні великої кількості (кількох сотень) продукцій вони починають суперечити одна одній, виникають труднощі при додаванні правил, що залежать від уже наявних в базі знань, відсутній цілісне подання знань, інколи з'являється незрозумілість представлення взаємозв'язків між правилами.

Прикладом продукційної системи може виступати гра в «п'ятнашки» з виявленням закономірностей під час поетапного знаходження різних варіантів послідовних дій, які умовно можна розділити на 5 етапів (рис.1.11).

Кожна конфігурація дошки з дев'ятьма параметрами, вісім з яких заповнені цифрами, характеризує глибину пошуку, при якій кількість можливих станів системи збільшується експоненціально.

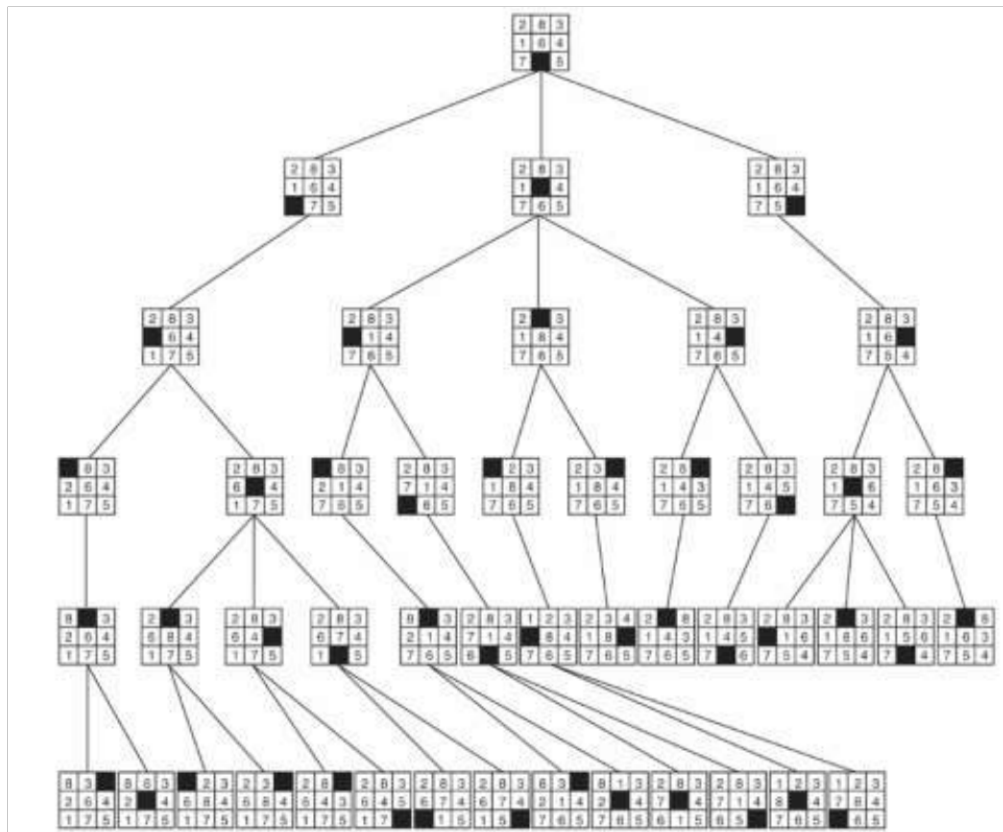


Рис.1.11. «Гра в 15» з використанням алгоритмів пошуку рішення, які характерні продукційним системам

При переході від початкового (рис.1.12(а)) до кінцевого (цільового) (рис.1.12(б)) стану системи враховується наступний набір продукційних правил:

Умова	Дія
Цільовий стан системи	Закінчення алгоритму
Чорний квадрат не у лівій частині дошки	Рухати чорний квадрат ліворуч
Чорний квадрат не у правій частині дошки	Рухати чорний квадрат праворуч
Чорний квадрат не у верхній частині дошки	Рухати чорний квадрат вверх
Чорний квадрат не у нижній частині дошки	Рухати чорний квадрат вниз

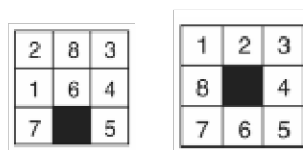


Рис.1.12. Початковий (а) та кінцевий (цільовий) (б) стани системи

Висновки до розділу 1

Штучний інтелект, як наукова дисципліна, дозволяє розробляти нові методи досліджень інтелекту, вирішувати інтелектуальні завдання і спрямований на підвищення ефективності різних форм розумової праці людини. Ключовим визначенням поняття «штучний інтелект» є наступне – це комплекс рішень, прийнятих на технологічному рівні, які дозволяють імітувати когнітивні функції людини, отримуючи результати, які можливо зіставити, як мінімум, з результатами інтелектуальної діяльності людини.

Основними напрямками використання штучного інтелекту є:

- розробка природно-мовних інтерфейсів і машинний переклад – дослідження методів та розробка систем, які забезпечують комунікацію людини з комп'ютером природною мовою;

- генерація і розпізнавання мови – розробка систем мовної комунікації дозволить підвищити швидкість введення інформації, зменшити навантаження на зір і руки;

- обробка візуальної інформації – призначена для вирішення завдань обробки, аналізу і синтезу зображень;

- навчання і самонавчання – накопичення і формування знань з використанням процедур аналізу та узагальнення даних;

- розпізнавання образів – розпізнавання об'єктів здійснюється на основі застосування спеціального математичного апарату;

- інтелектуальні роботи – робот здатний автономно інтерпретувати знання, обробляти візуальну інформацію, здійснювати операції щодо досягнення поставлених цілей;

- програмне забезпечення для розробки систем штучного інтелекту – інструментальні засоби для розробки інтелектуальних систем, орієнтовані на обробку символічної інформації (LISP, SMALLTALK, РЕФАЛ), мови логічного програмування (PROLOG), мови представлення знань (OPS 5, KRL, FRL), інтегровані програмні середовища, оболонки експертної систем, що дозволяють

створювати прикладні системи;

- проектування комп'ютерів нової архітектури – створення комп'ютерів, орієнтованих на обробку символічної інформації;

- інтелектуальні інформаційні системи, засновані на знаннях, призначені для вирішення неструктурованих і слабоструктурованих задач, розробки моделей подання знань, вилучення, структурування знань і вивчення проблеми створення баз знань.

Завдання, для яких алгоритм рішення пов'язаний зі складними розмірковуваннями, логічними узагальненнями і висновками, які потребують винахідливості і високої кваліфікації від людини, яка вирішує їх, отримали назву інтелектуальних задач. Основою вирішення таких задач є інтелектуальний аналіз даних і знань.

Моделі подання інформації у сучасних системах штучного інтелекту базуються на тому, що знання у явному вигляді містяться в процедурах - невеликих програмах, які визначають дії системи у конкретних ситуаціях. За такої умови опис усіх можливих станів середовища або об'єкта для реалізації виведення даних не є обов'язковим. Достатнім буде збереження деяких початкових станів і процедур, які генерують необхідні ситуації і дії для подання інформації. Незважаючи на свої недоліки, найбільшого поширення набула продукційна модель. При використанні продукційної моделі база знань складається з набору правил.

РОЗДІЛ 2. ПРИКЛАДНІ МОДЕЛІ РЕАЛІЗАЦІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

2.1. Нейронні мережі як технологія реалізації технологій штучного інтелекту

Нейронна мережа – один із способів реалізації штучного інтелекту. Нейромережа моделює роботу людської нервової системи, а її особливістю є здатність до самонавчання з урахуванням попереднього досвіду. Таким чином, кількість помилок системи з кожним разом зменшується. Аналогічно людській нервовій системі, нейромережа складається з окремих обчислювальних елементів - нейронів, розташованих на декількох шарах. Дані, що надходять на вхід нейромережі, проходять послідовну обробку на кожному шарі мережі. При цьому кожен нейрон має певні параметри, які можуть змінюватися залежно від отриманих результатів, що є головною парадигмою навчання нейромережі [26].

Незважаючи на те, що нейромережі потрапили в центр загальної уваги зовсім недавно, вони є одним з найстаріших алгоритмів машинного навчання. Перша версія формального нейрона, осередки нейронної мережі, була запропонована Уорреном Мак-Калокком і Уолтером Питтсом у 1943 році. У 1958 році Френк Розенблатт розробив першу нейронну мережу. Незважаючи на свою простоту, ця нейромережа могла розрізняти, наприклад, об'єкти у двомірному просторі. Перші успіхи у галузі розробки нейромереж привернули неабияку увагу до технології, проте пізніше інші алгоритми машинного навчання почали показувати кращі результати, тому нейромережі відійшли на другий план. Наступна хвиля інтересу припала на 1990-ті роки, після чого про нейромережі майже не було жодної нової інформації до 2010 року [26,27].

До 2010 року не існувало бази даних, яка б містила достатній обсяг інформації для того, щоб якісно навчити нейромережі вирішувати певні завдання, які, головним чином, були пов'язані з розпізнаванням і класифікацією

зображень. Тому кількість помилок нейромережі була досить великою. Наприклад, вони не могли відрізнити знімок здорового органу людини від знімку органу, ураженого пухлиною. У 2010 році з'явилася база даних ImageNet, у якій містилось 15 мільйонів зображень у 22 тисячах категорій. ImageNet значно перевищувала обсяг існуючих баз даних зображень і була доступною для будь-якого дослідника. З такими обсягами даних нейромережі можна було вчити ухвалювати практично безпомилкові рішення [28].

Незважаючи на те, що важливу роль відіграє кількість шарів нейронів у нейромережі, важливим є також і метод навчання мережі. У процесі розвитку нейромереж стало зрозумілим, що традиційний метод навчання не є достатньо неефективним. За допомогою методу зворотного шифрування здійснювалось ефективно навчання лише останніх шарів мережі. Процес навчання займав занадто багато часу, щоб його можна було використовувати у практичних цілях, а приховані шари глибинних нейромереж не функціонували належним чином. Результатів у вирішенні цієї проблеми у 2006 році добилися три незалежні групи вчених. По-перше, Джеффри Хінтон реалізував тестовий етап навчання, який передував основному навчанню мережі, за допомогою машини Больцмана, навчаючи кожен шар окремо. По-друге, Ян Лекан запропонував використання згорткової нейронної мережі для вирішення проблем розпізнавання зображень. Завершальним етапом у формуванні ефективного методу навчання усієї нейромережі стало розроблення каскадного автокодувальника вченим Іошуа Бенджио, що дозволило задіяти усі шари у глибокій нейронній мережі. Таким чином, прихований шар кожної підмережі слугує видимим шаром для наступної [28,29,30].

Навчання нейронної мережі у сучасних умовах відбувається у такий спосіб: машині дається досить великий набір прецедентів (об'єктів, ситуацій і т.п.), з кожним з яких пов'язаний певний набір даних. У цих даних машина знаходить закономірності, завдяки чому далі у неї з'являється можливість відновлювати відсутні дані для нових, раніше невідомих їй прецедентів, класифікувати об'єкти, передбачати наслідки тих чи інших подій. Процес

навчання нейромережі безпосередньо пов'язаний з таким поняттям як перцептрон – кібернетична модель сприйняття інформації мозком, що складається з трьох типів елементів: датчики (рецептори) приймають сигнали із зовнішнього середовища; асоціативні елементи активуються, отримуючи сигнали від певного набору рецепторів; реагуючий елемент формує результати моделювання об'єкта на основі отриманих сигналів від асоціативних елементів (рис. 2.1) [29,30].

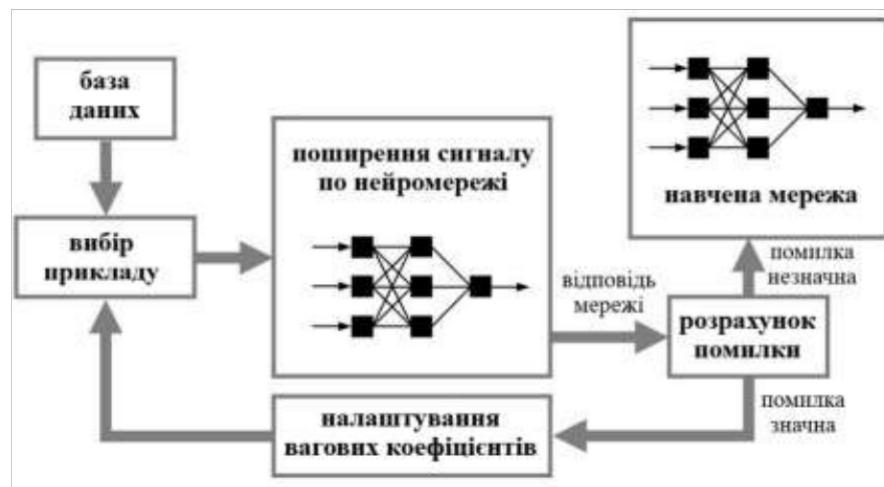


Рис.2.1. Процес навчання нейронної системи

Існує три причини, що сприяють швидкому розвитку методів нейромережевого моделювання, зокрема:

- у нейромережевих моделях реалізується паралельний спосіб проведення обчислень, тобто одночасно виконується відразу декілька кроків, що стосується обчислювальних операцій. Завдяки цьому збільшується швидкість роботи нейрокомп'ютера (електронної структури або нейроемулятора).

- нейромережева модель не вимагає виконання передумов класичного регресійного аналізу, що особливо важливо для досліджуваних економічних систем, в яких ці передумови можуть не завжди виконуватися.

- нейромережеві моделі хоча і є параметричними, але не вимагають складання ескізу виду (структури) моделі.

Використання нейронних мереж забезпечує наступні корисні властивості моделі:

– нелінійність – штучні нейрони можуть бути лінійними і нелінійними. Нелінійність нейронної мережі особливого роду, оскільки вона поширюється на усю мережу. Нелінійність є важливою властивістю, особливо якщо механізм, який відповідає за формування вхідного сигналу, теж є нелінійним.

– відображення вхідної інформації у вихідну – однією з популярних парадигм навчання нейромереж є навчання з учителем. У цьому випадку відбувається зміна синаптичних ваг на основі набору маркованих навчальних прикладів. Кожен приклад складається з вхідного сигналу і відповідного йому бажаного відгуку. З безлічі прикладів випадковим чином вибирається один, і нейронна мережа модифікує синаптичні ваги для мінімізації розбіжностей бажаного вихідного сигналу і сформованого мережею відповідно до обраного статистичного критерію. Це навчання проводиться до тих пір, поки зміни синаптичних ваг будуть незначними.

– адаптивність – нейронні мережі мають здатність адаптувати свої синаптичні ваги і саму структуру моделі відповідно до змін, які відбуваються у зовнішньому середовищі. Зокрема, мережі, які навчені певним діям в конкретному середовищі, можна легко перевчити для роботи в умовах незначних коливань параметрів середовища. До того ж для роботи в нестационарному середовищі можуть бути створені нейронні мережі, що змінюють синаптичні ваги відповідно до змін, які відбуваються в реальному часі. Однак адаптивність не завжди веде до стійкості системи. Наприклад, адаптивна система з параметрами, яким властива швидка зміна в часі, може також швидко реагувати і на сторонні збудження, що викличе втрату продуктивності. Для того, щоб використовувати усі переваги адаптивності, основні параметри системи повинні бути досить стабільними, щоб можна було не враховуючи зовнішні перешкоди, бути досить гнучкими, щоб забезпечити миттєву реакцію системи на істотні зміни у середовищі [31].

Оскільки штучні нейронні мережі дозволяють моделювати нелінійні

процеси, вони перетворилися на дуже популярний і корисний інструмент для вирішення багатьох проблем, таких як класифікація образів, кластеризація та категоризація, передбачення, розпізнавання шаблонів, апроксимація функцій, структуроване прогнозування, машинний переклад, виявлення аномалій, прийняття рішень, візуалізація, комп'ютерний зір та інші. Цей широкий сектор здібностей дозволяє використовувати штучні нейронні мережі у багатьох областях.

Серед можливостей успішного впровадження штучних нейронних мереж можна виділити наступні.

– Транспорт. Однією з галузей, що активно розвивається та у якій досить давно застосовується машинне навчання, є створення автопілотів для автомобілів. Для того, щоб навчити комп'ютер адекватно реагувати на дорожню ситуацію, необхідно завантажити у систему десятки і сотні тисяч епізодів, що описують можливі реакції водіїв, завантажити терабайти інформації для розпізнавання транспортних засобів, пішоходів, дорожніх знаків, світлофорів та інших об'єктів, що мають відношення до керування автомобілем людиною. Пройшовши теоретичне навчання, автопілот виїжджає на полігон, де продовжує удосконалюватися в умовах, наближених до реальних ситуацій, які можуть виникнути на дорогах [32,34,36].

– Медицина. Команда дослідників з Ноттінгемського університету розробила чотири алгоритми машинного навчання для оцінки ступеня ризику серцево-судинних захворювань для пацієнтів. Для навчання використовувалися дані 378 тис. британських пацієнтів. Навчений штучний інтелект визначав ризик захворювань серцево-судинної системи ефективніше реальних лікарів. Точність алгоритму становила близько 76,4 % [32].

– Фінанси. Японська страхова компанія Fukoku Mutual Life Insurance підписала контракт з IBM, відповідно до якого 34 співробітника японської компанії замінить система IBM Watson Explorer AI. Нейромережа буде переглядати десятки тисяч медичних сертифікатів і враховувати кількість відвідувань лікарень, перенесених операцій та інших факторів для визначення

умов страхування клієнтів. У компанії Fukoku Mutual Life Insurance впевнені, що використання IBM Watson підвищить продуктивність на 30 % і окупиться за два роки. Окрім цього машинне навчання допомагає розпізнавати потенційні випадки шахрайства у різних сферах. Подібний інструмент використовує, наприклад, PayPal. У рамках боротьби з «відмиванням» грошей компанія порівнює мільйони транзакцій і виявляє серед них підозрілі. У результаті, шахрайські транзакції в PayPal складають рекордно низькі 0,32 %, тоді як у фінансовому секторі цей відсоток коливається на рівні 1,32 % [33].

– Торгівля. Штучний інтелект істотно поліпшив механізми формування рекомендацій в онлайн-магазинах і сервісах. В роздрібній торгівлі через камери відеоспостереження, встановлені у магазинах, за допомогою AI можна визначити, що клієнт думає про конкретний товар, аналізуючи його мову тіла: чи повертається клієнт до того ж товару, звертається до консультантів з приводу своєї зацікавленості, як він реагує, оцінюючи характеристики товару, або чи відвідує він магазин декілька разів, повертаючись до того ж прилавку, де розміщений цей товар. Алгоритми комп'ютерного бачення визначають ключові точки на обличчі – кутики брів та рота, кінчик носа. Алгоритми глибокого вивчення аналізують пікселі в цих місцях для класифікації міміки. Потім комбінації цих виразів обличчя порівнюється з наявною базою ключових точок обличчя, які відповідають різним емоціям людини [12]. Алгоритм Yandex Data Factory здатний передбачати вплив промоакцій на обсяг продажів товарів. Аналізуючи історію продажів, а також тип і асортимент магазину, алгоритм показав 87 % точних (з точністю до коробки) і 61 % ультраточних (з точністю до упаковки) прогнозів. Нейромережі, що здатні аналізувати природну мову, можуть використовуватися для створення чат-ботів, які дозволяють клієнтам отримати необхідну інформацію про продукти компанії [34,35].

– Промисловість. Уже сьогодні існує нейромережа, яка спеціалізується на розробці синтетичних молекул. Алгоритм відтворив синтез, що складається із 6 стадій, похідного бензопірану сульфонаміду (необхідний при лікуванні Альцгеймера) лише за 5,4 секунди. Інструменти Yandex Data Factory

допомагають при виплавці сталі: використовується для виробництва сталі металевий лом, який здебільшого є неоднорідним. Для того, щоб сталь відповідала стандартам, при її виплавці завжди потрібно враховувати специфіку брухту і вводити спеціальні добавки. Цим зазвичай займаються спеціально навчені технологи. Але, оскільки на таких виробництвах збирається багато інформації про сировину, добавки та результати, цю інформацію з більшою ефективністю здатна обробити нейромережа. Впровадження нейромереж дозволяє на 5% скоротити витрати дорогих феросплавів. Аналогічним чином нейромережа може використовуватись у переробці скла. [32,33].

– Сільське господарство. Інженери Microsoft разом із вченими з ICRISAT застосовують штучний інтелект, щоб визначити оптимальний час посіву в Індії. Додаток, що використовує Microsoft Cortana Intelligence Suite, також стежить за станом ґрунту і підбирає необхідні добрива. Спочатку в програмі брало участь лише 175 фермерів з 7 сіл. Вони почали посів лише після відповідного повідомлення. У результаті, їм вдалося зібрати врожаю на 30-40% більше, ніж за попередніх умов без використання цієї технології [34].

– Безпека. Команда розробників з Технологічного університету Сіднея представила ряд дронів для патрулювання пляжів. Основним завданням дронів є пошук акул в прибережних водах і попередження людей на пляжах. Аналіз відеоданих здійснюють нейромережі, що істотно відобразилося на результатах: розробники повідомляють про 90-відсоткову успішність ймовірності виявлення та ідентифікації акул, у той час, коли людина, яка переглядає відео з безпілотників, успішно розпізнає акул лише в 20-30% випадків. У 2018 році Лабораторія Касперського повідомила, що їх антивірус реєструє 325 тис. нових заражених файлів щодня. Водночас дослідження компанії Deep Instinct показало, що нові версії вірусів практично не відрізняються від попередніх - новизна становить від 2% до 10%. Самонавчальна модель, розроблена Deep Instinct, відповідно до цієї інформації здатна з високою точністю визначати заражені файли. Нейромережі також здатні шукати певні закономірності в

тому, як зберігається інформація в хмарних сервісах, і повідомляти про виявлені аномалії, які здатні привести до краху [37].

2.2. Архітектура штучних нейронних мереж

Розвиток штучних нейронних мереж безпосередньо базується на вивченні функціонування біологічних нейронних клітин — нервових клітин живого організму. Функціональні можливості елементів, з яких складаються штучні нейронні мережі, аналогічні більшості функцій біологічного нейрону. Ці елементи можна організувати таким чином, що вони будуть відповідати анатомії людського мозку та демонструвати багато властивостей, які притаманні мозку [27,38].

Центральна нервова система має клітинну будову. На рис 2.2 зображена структура пари типових біологічних нейронів.

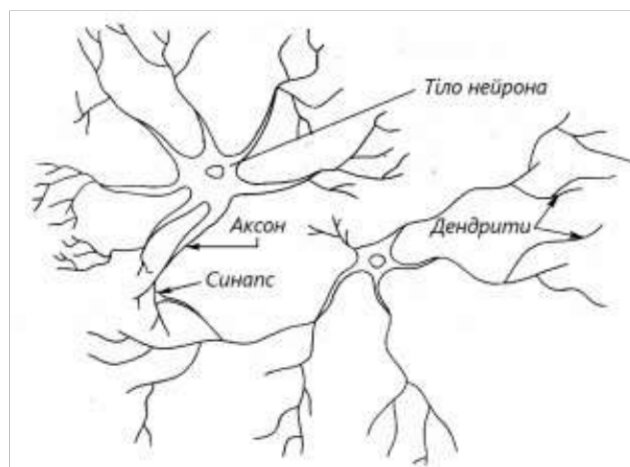


Рис. 2.2. Модель біологічного нейрона

Дендрити відходять від тіла нервової клітини до інших нейронів, де вони приймають сигнали у точках з'єднання, які називаються синапсами. Прийняті синапсом вхідні сигнали передаються тілу нейрона. Вхідні сигнали, які сумуються у цьому місці, поділяються на ті, які збуджують нейрон та ті, які перешкоджають його збудженню. У момент, коли сумарне збудження у тілі нейрона перевищує деякий поріг, нейрон збуджується, передаючи сигнал по

аксону іншим нейронам. Цей процес являє собою основну функціональну схему, яка лежить в основі моделювання штучними нейронними мережами [38,39].

Таким чином, мозок здатний вирішувати надзвичайно складні завдання, будучи побудованим з великої кількості простих елементів, на кожного з яких припадає певна кількість вхідних сигналів і у випадку, якщо у сумі вхідні сигнали перевищують певний рівень, сигнал передається далі по системі.

Штучний нейрон створений таким чином, що він імітує властивості біологічного нейрона. На вхід штучного нейрона надходить безліч сигналів, кожен з яких є виходом іншого нейрона. Кожен вхід множиться на відповідну вагу, аналогічну синаптичній силі, а підсумовуючись, визначається рівень активації нейрона. На рис. 2.3 представлена схематична модель, яка описує штучний нейрон. Хоча нейронні мережі бувають досить різними, в основі майже кожної лежить ця конфігурація.

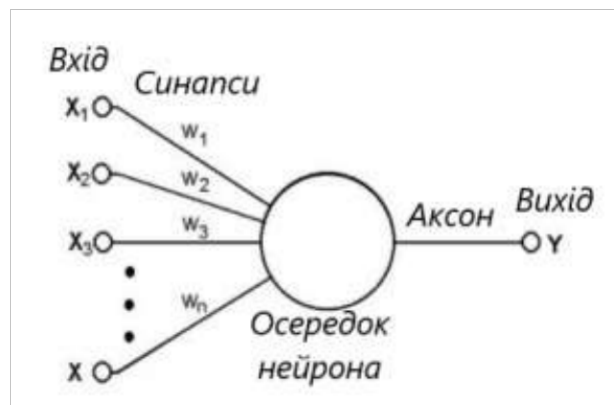


Рис. 2.3. Модель штучного нейрона

Штучному нейрону також характерні вхідні сигнали (дендрити), позначені $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$, що надходять безпосередньо у нейрон. Ці вхідні сигнали відповідають сигналам, які надходять в синапси біологічного нейрона. Кожен сигнал множиться на відповідний ваговий коефіцієнт $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$, і надходить на блок, де відбувається підсумовування усіх збуджуючих сигналів, що являє собою осередок нейрона. Значення одного вагового коефіцієнта відповідає силі одного біологічного синаптичного зв'язку. Блок, який

підсумовує усі вхідні збуджуючі сигнали, відповідає тілу біологічного елемента, алгебраїчно об'єднує входи, створюючи цілісний вихід, і далі це значення є аргументом активаційної функції нейрона, яку також називають передавальною [39].

Існує два підходи до створення штучних нейронних мереж: інформаційний та біологічний підхід. При інформаційному підході увага не зосереджена на виборі механізмів, які лежать в основі роботи штучних нейронних мереж. Важливим є лише те, щоб при вирішенні задач інформаційні процеси в нейронній мережі були подібними до біологічних. Моделюючи при біологічному підході важливим є повна біоподібність, тому необхідно детально вивчати роботу біологічного нейрона [29,39].

Представити алгоритм роботи нейронної мережі можна за допомогою абстрактної схеми (рис. 2.4).

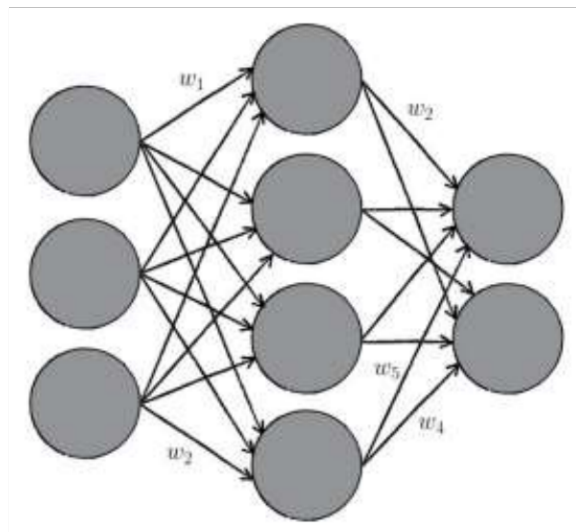


Рис. 2.4. Схематичне представлення штучної нейронної мережі

Таким чином, вищепредставлена проста модель штучного нейрона ігнорує багато властивостей свого біологічного двійника. Наприклад, у моделі не враховані затримки в часі, які впливають на динаміку системи. Вхідні сигнали відразу ж породжують вихідний сигнал, а також модель штучного не враховує вплив функції частотної модуляції та функції синхронізації, що

властиві біологічному нейрону. Незважаючи на це, мережі, побудовані зі штучних нейронів, виявляють властивості, які подібні до біологічної системи, формуючи свою загальну структуру.

На сучасному етапі в умовах стрімкого розвитку науки про штучні нейронні мережі було випробувано багато різних нейромережових структур. Деякі з них засновані на імітації того, що може бути простежено на біологічному рівні під мікроскопом, інші - на основі суто математичного аналізу проблеми. За своєю структурою нейронні мережі можна поділити на (рис. 2.5):

- повнозв'язні та нейронні мережі з шарами;
- з випадковими і регулярними зв'язками;
- з симетричними і несиметричними зв'язками [29].



Рис. 2.5. Класифікація нейронних мереж за структурою

Структура, яка найчастіше використовується в описі найпростішої одношарової нейронної мережі, показана на рис. 2.6.

Ця нейронна мережа формується у три шари, які називаються вхідним шаром, прихованим шаром та вихідним шаром. Кожен шар складається з одного або декількох вузлів, представлених на схемі колами. З'єднання між вузлами вказують на потік інформації від одного вузла до іншого.

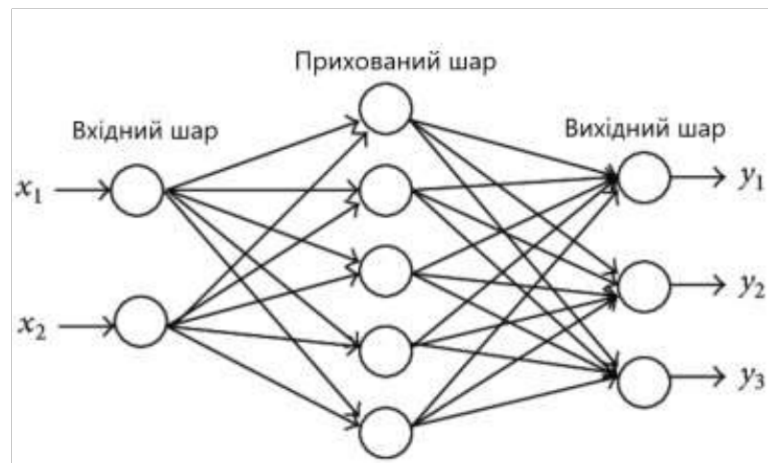


Рис. 2.6. Графічне представлення одношарової нейронної мережі

У цьому конкретному типі нейронної мережі інформація надходить лише від входу до виходу (односередовані послідовні зв'язки). Інші типи нейронних мереж мають більш складні зв'язки, наприклад, мережі зворотного поширення. Незважаючи на те, що один нейрон самостійно здатний виконувати найпростіші процедури розпізнавання, сила нейронних обчислень виникає від з'єднань нейронів у мережах. Прихований шар складається із нейронів, які відповідають за усі операції, які пов'язані із проведенням розрахунків [29].

Додавання додаткових шарів збільшує обчислювальну потужність мережі у вивченні складних нелінійних шаблонів (рис.2.7).

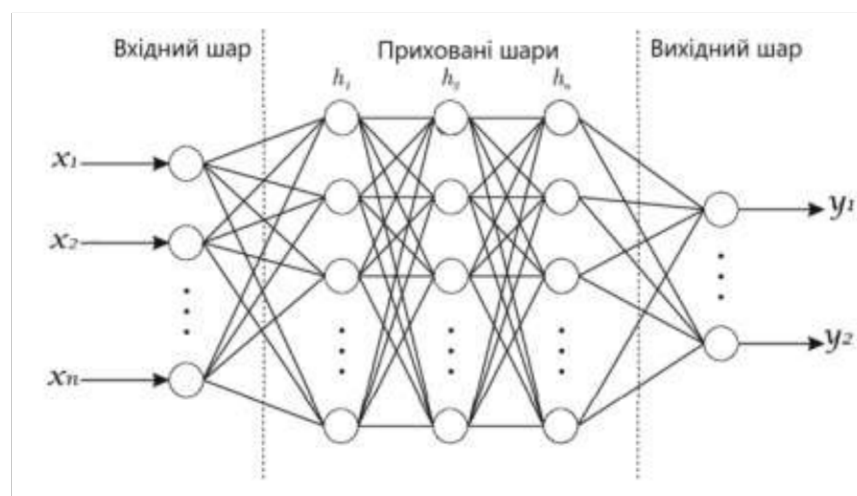


Рис.2.7. Графічне представлення багатошарової нейронної мережі

Багатошарові нейронні мережі можуть утворюватись каскадами шарів, де

вихід одного шару слугує входом для наступного. Для деяких наборів даних наявність великого першого шару та подальше його використання меншими шарами призведе до кращої продуктивності, оскільки перший шар може вивчити багато функцій нижчого рівня, які можуть перейти до кількох функцій вищого порядку в наступних шарах.

За архітектурою зв'язків нейронні мережі можуть бути згруповані у два класи: прямого поширення, в яких графи не мають петель, і рекурентні мережі, або мережі із зворотними зв'язками (рис.2.8).

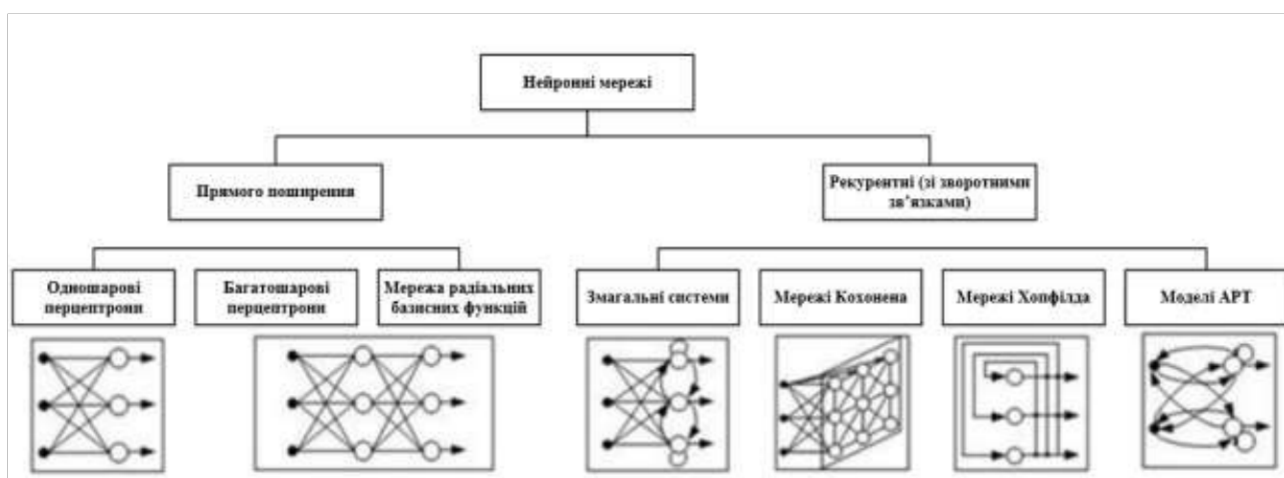


Рис.2.8. Класифікація нейронних мереж за архітектурою зв'язків

У мережі радіально-базисних функцій в якості функцій активації виступають радіальні базисні функції. Виходом мережі є лінійна комбінація радіальних базисних функцій входів і параметрів нейрона. Мережі радіальних базисних функцій є широко поширеними та застосовуються для прогнозування часових рядів, класифікації, у системах управління [39].

АРТ (адаптивна резонансна теорія, мережі адаптивного резонансу) - різновид штучних нейронних мереж, які засновані на теорії адаптивного резонансу Стівена Гроссберга і Гейла Карпентера. Типовими для цієї мережі є моделі, що використовують навчання з учителем і без учителя, а також застосовуються при вирішенні завдань по розпізнаванню образів і складання передбачень [27,38,39].

Нейронна мережа Хопфілда - це повнозв'язна нейронна мережа із симетричною матрицею зв'язків. Під час отримання вхідних даних кожен вузол є входом, а уже в процесі навчання він виступає у складі прихованого шару, після чого перетворюється на вихід. Мережа навчається таким чином: значення нейронів встановлюються відповідно до бажаного шаблону, після чого обчислюються ваги, які надалі не змінюються. Після того, як мережа навчилася на одному або декількох шаблонах, вона завжди буде зводити результат до одного з них (але не завжди до бажаного). Мережа стабілізується залежно від загальної «енергії» і «температури» мережі. У кожного нейрона є свій поріг активації, що залежить від температури, при проходженні якого нейрон приймає одне з двох значень (зазвичай -1 або 1, іноді 0 або 1). Така мережа часто називається мережею з асоціативною пам'яттю – аналогічно людині, яка бачить половину таблиці і може представити іншу половину таблиці, ця мережа, отримуючи таблицю, наполовину заповнену даними, відновлює дані, яких не вистачає [27,38].

Нейронні мережі Кохонена, також відомі як карти Кохонена, які здатні до самоорганізації, використовують за основу навчання змагальної нейронної мережі для класифікації даних без вчителя. Подібно змагальним мережам, які базуються на комбінації двох нейронних мереж, одна з яких генерує зразки, а інша намагається відрізнити справжні зразки від згенерованих, нейронні мережі Кохонена отримують вхідні дані, після чого мережа визначає, які з нейронів максимально збігаються з ними. Після цього ці нейрони змінюються для більшої точності, рухаючи та модифікуючи за собою сусідів [29,39].

2.3. Моделювання штучних нейронних мереж за допомогою ППП

2.3.1. Фондові індекси та їх значення для ринку цінних паперів

Фондові ринки являють собою, здебільшого, непараметричну, нелінійну та детерміновану хаотичну систему. Визначення рентабельності акцій та

прогнозування поведінки фондового ринку є важливим економічним аспектом, який припускає, що загальнодоступна інформація має певний прогнозний зв'язок із визначенням майбутньої рентабельності акцій. Ця інформація може містити економічні дані, такі як процентні ставки та курси валют, інформацію по галузях, темпи зростання промислового виробництва та споживчі ціни, а також інформація про компанію, звіти про прибутки та доходи у вигляді дивідендів. Однак спроба прогнозувати прибутковість акцій суперечить загальному розумінню ринкової ефективності, оскільки відповідно до гіпотези ефективного ринку вся наявна інформація, що може впливати на поточну вартість акцій, повинна бути врахована під час торгівлі без попереднього аналізу та складання прогнозів. Також існує припущення, що ефективний ринок миттєво коригує ціни на акції на основі новин та змін, що можуть надійти на ринок у будь-який момент. Незважаючи на це, є значні докази того, що ринки не є повністю ефективними і можна передбачити майбутні ціни акцій або індекси, отримавши кращі результати від поточних [40].

Основними індикаторами фондового ринку є індекси, що розраховуються на основі котирувань певної групи цінних паперів. Фондовий індекс являє собою статистичний вимірювальний інструмент, на основі якого можна простежити зміни у портфелі акцій, що представляють частину загального ринку. Фондовий індекс визначає коливання відповідного йому ринку. Отже, фондовий індекс являє собою готовий портфель акцій, вартість якого може показувати динаміку розвитку галузі або навіть економіки країни.

Для вивчення українського ринку цінних паперів в якості найбільш інформативного показника обраний індекс ПФТС, що розраховується, починаючи з 1997 року, щодня за результатами торгів на фондовій біржі ПФТС (Перша Фондова Торгова Система). Цей індекс визнаний Міжнародною Фінансовою Корпорацією (IFC) та використовується під час моніторингу внутрішнього стану українського фондового ринку. Для того, щоб вираховувати загальні показники, індекс повинен мати розрахункову основу, тобто склад з цінними паперами компаній - «кошик». До цього «кошика»

можуть входити, наприклад, акції найбільших промислових підприємств країни. До числа компаній-власників найбільших пакетів цінних паперів фондової біржі ПФТС входять: АТ «Райффайзен Банк Аваль», ПАТ «Центренерго», ПАТ «Донбасенерго», ПАТ «Крюківський вагонобудівний завод», АТ «Турбоатом», ПАТ «Укрнафта» та ПАТ «Укртелеком»

Котирування фондових індексів відображають середню вартість акцій компаній, що входять в «кошик». При цьому абсолютне значення показників є малоінформативним, тому що важливою є динаміка. Якщо індекс зростає, можна зробити висновок, що в цілому економічна сфера в країні «здорова», якщо ж індекси падають, це означає, що інвестори почали позбуватися цінних паперів – ознака того, що з'являються причини до занепокоєння щодо економічної ситуації.

2.3.2. Прогнозування індексу ПФТС за допомогою регресійного аналізу

Дослідження змін на фондовому ринку зосереджуються на двох дуже широких сферах, а саме: на тестуванні ефективності фондового ринку та моделюванні цін на акції або їх дохідність. При моделюванні індексу фондового ринку використовуються різноманітні методи прогнозування ціни, які зосереджені на технічному, фундаментальному аналізах та машинному навчанні. У разі технічного аналізу виявляється нова інформація відповідно до загального розуміння психологічних факторів, що впливають на ціну акцій, намагаючись спрогнозувати майбутні ціни та тенденції. Технічний підхід базується на теорії, згідно з якою ціна відображає реакцію мас: паніку, страх та песимізм, з одного боку, і впевненість, надмірний оптимізм та жадібність з іншого боку. Існує багато методів, які підпадають під цю категорію аналізу, серед яких найбільш відомими є метод ковзної середньої, інтегрована модель авторегресії – ковзної середньої (ARIMA), а також методи штучного інтелекту. Фундаментальний аналіз фокусується на грошовій політиці, державній політиці та економічних показниках, таких як ВВП, експорт, імпорт та інших в рамках

ділового циклу. Фундаментальний аналіз є дуже ефективним способом прогнозування економічних показників, але не точних ринкових цін. Математичні методи, які використовуються у фундаментальному аналізі, включають векторну авторегресію (VAR), яка є багатоваріантною технікою моделювання [41,42].

Прогнозування – це спроба передбачити, як протікатиме майбутня подія задля прийняття кращих рішень. Розглядається два основних підходи до прогнозування: пояснювальні зв'язки та часові ряди. Пояснювальне прогнозування передбачає причинно-наслідкові зв'язки між вхідними та вихідними даними. Відповідно до пояснювального прогнозування, зміна вхідних даних впливає на дані при виході, припускаючи, що причинно-наслідкові зв'язки є постійними. На відміну від пояснювального прогнозування, прогнозування часових рядів розглядає систему як чорний ящик і намагається виявити фактори, що безпосередньо впливають на поведінку. Серед головних причин розглядати систему у вигляді чорного ящика необхідно звернути увагу на ймовірність невірною розуміння системи, що призведе до неможливості визначити зв'язки між її компонентами, а відповідно – спрогнозувати її поведінку. По-друге, у ході прогнозування є ймовірність отримати прогнозний результат, проте так і не виявити причини отримання такого результату [42].

Фінансові часові ряди часто застосовуються для підвищення прибутковості інвестицій. Отже, головним завданням буде змоделювати саме такий прогнозний часовий ряд, який буде реагувати на значні впливи параметрів із зовнішнього середовища.

Регресійний аналіз передбачає складання прогнозу майбутніх цін акцій, зважаючи на зміну факторів, які враховані в моделі. Припустимо, що поточна ціна індексу становить p_t , а у майбутньому періоді $(t+1)$ вона становитиме p_{t+1} , враховуючи значення попередніх індексів $p_{t-n}, p_{t-n+1}, \dots, p_{t-1}, p_t$ відповідно. Функція прогнозування виражається наступним чином:

$$p_{t+1} = f(p_t, p_{t-1}, \dots, p_{t-n}).$$

Серед макроекономічних показників, які впливають на динаміку фондового ринку ПФТС, зокрема, на значення індексу ПФТС, можна виділити наступні: значення гривні до 100 доларів (X_1), індекс зростання промислового виробництва у % до попереднього періоду (X_2), індекс споживчих цін у % до попереднього періоду (X_3), інвестиції в основний капітал у % до попереднього періоду (X_4), виробництво сільськогосподарської продукції у % до попереднього періоду (X_5), експорт у % до попереднього періоду (X_6), імпорт у % до попереднього періоду (X_7) [43,44,45].

Вихідні річні дані за період 2001-2020 років представлені у табл 2.1, у якій другий стовпець містить дані індекса ПФТС.

Таблиця 2.1

Вихідна матриця для регресійного аналізу

Рік	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
2001	54,3	543,5	90,2	122,1	120,8	110,2	99,5	100,5
2002	42,7	529,9	91,4	105,6	108,9	101,2	86,5	87
2003	53,7	533,3	102,9	99,9	131,3	89	88	80
2004	81,5	533,2	119,5	108,1	128	119,7	129,5	117,5
2005	270,8	530,6	130,4	112,6	101,9	100,1	114	114,3
2006	345,6	505	95,7	109,8	119	102,5	107,9	105,9
2007	497,7	505	106,9	110,9	129,8	93,5	127,8	133,6
2008	1152,7	505	112,2	119,4	97,4	117,1	142,7	128,2
2009	293,8	770	77,6	122,3	58,5	98,2	111,4	105,6
2010	611,9	798,5	87,8	111,1	99,4	98,6	113,5	124,5
2011	1012,9	796,2	96,2	108,2	122,4	120,2	128	134,2
2012	552,1	799	98,5	103,7	117,1	96,1	141,7	149,4
2013	334	799,3	95,2	99,8	115,6	113,6	54,05	52,2
2014	291,7	799,3	112,8	100,5	121,4	102,2	131,5	134
2015	394,4	1576,9	94,2	128,5	96,2	95,2	134,4	138,1
2016	244,4	2400,1	94,3	140,3	101,1	106,3	101,9	102,9
2017	265,1	2719,1	98,3	112,6	105	97,8	108,6	98,4
2018	318,6	2806,7	102,1	114,1	107,9	108,2	115	110,8
2019	562,3	2768,8	109	109,2	112,3	101,4	123,4	115,4
2020	510,8	2368,6	96,1	103,2	110	103,2	125,1	118,2

Після імпортування вищенаведених у ППП «Statistica» розпочинаємо

побудову лінійної регресійної моделі (рис. 2.9).

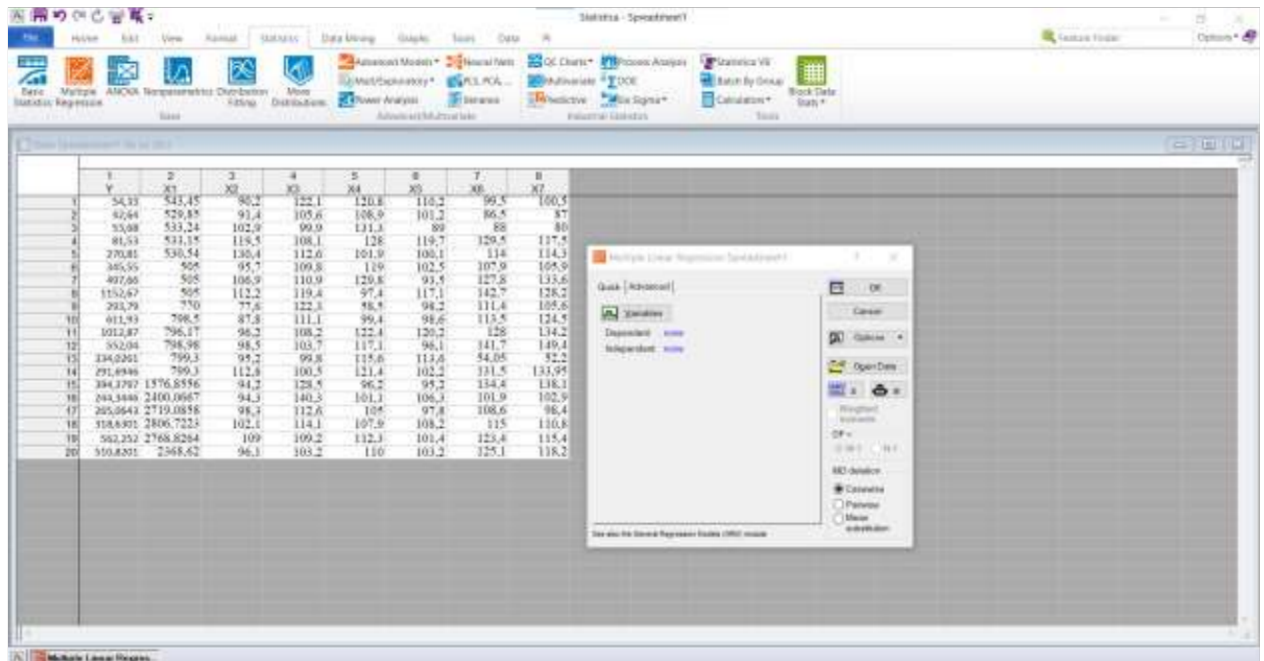


Рис.2.9. Початок роботи з ППП «Statistica»

Далі розмежуємо змінні, визначивши залежну змінну Y – значення індексу ПТФС, та фактори, які безпосередньо на неї впливають – X_1 - X_7 . Побудуємо кореляційну матрицю (рис.2.10) та загальний огляд описових статистик.

Variable	Correlations (Spreadsheet1)							
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	Y
X1	1,000000	-0,091117	0,261387	-0,181757	-0,074928	0,071364	-0,009273	0,004505
X2	-0,091117	1,000000	-0,245349	0,409231	0,160776	0,322499	0,218913	0,054914
X3	0,261387	-0,245349	1,000000	-0,527216	0,060488	0,140657	0,141276	0,012974
X4	-0,181757	0,409231	-0,527216	1,000000	0,122661	-0,045513	-0,011297	-0,115620
X5	-0,074928	0,160776	0,060488	0,122661	1,000000	0,022027	-0,056356	0,327957
X6	0,071364	0,322499	0,140657	-0,045513	0,022027	1,000000	0,952135	0,528087
X7	-0,009273	0,218913	0,141276	-0,011297	-0,056356	0,952135	1,000000	0,519614
Y	0,004505	0,054914	0,012974	-0,115620	0,327957	0,528087	0,519614	1,000000

Рис.2.10. Кореляційна матриця

З рис. 2.10 видно, що сильна кореляція ($r < 0,75$) притаманна факторам X_6 та X_7 , що веде до необхідності видалення з моделі одного з цих факторів. Для того, щоб здійснити видалення, побудуємо таблицю з стандартизованими коефіцієнтами регресії β , що відображають рівень впливу кожної змінної на

модель (рис. 2.11).

Regression Summary for Dependent Variable: Y (Spreadsheet1)						
R= ,68882777 R ² = ,47448369 Adjusted R ² = ,16793251						
F(7,12)=1,5478 p<,24142 Std.Error of estimate: 266,55						
N=20	b*	Std.Err. of b*	b	Std.Err. of b	t(12)	p-value
Intercept			-376,129	1299,142	-0,28952	0,777124
X1	0,056643	0,231239	0,019	0,076	0,24496	0,810629
X2	-0,107226	0,272867	-2,621	6,670	-0,39296	0,701239
X3	-0,271016	0,262332	-7,719	7,471	-1,03311	0,321927
X4	-0,249587	0,280587	-4,484	5,041	-0,88952	0,391208
X5	0,429200	0,226151	14,383	7,578	1,89785	0,082029
X6	0,016465	0,854857	0,226	11,736	0,01926	0,984950
X7	0,587592	0,823742	7,590	10,640	0,71332	0,489288

Рис.2.11. Стандартизовані коефіцієнти регресії β

Аналізуючи значення стовпця b^* визначаємо менше серед мультиколінеарних факторів X6 та X7. Оскільки значення фактору X6 виявилось меншим, його потрібно видалити з моделі, після чого залишиться 6 незалежних змінних.

Після видалення фактору експорту у % до попереднього періоду (X₆), проводимо повторну перевірку значень у кореляційній матриці (рис .2.12).

Variable	Correlations (Spreadsheet1)						
	X1	X2	X3	X4	X5	X7	Y
X1	1,000000	-0,091117	0,261387	-0,181757	-0,074928	-0,009273	0,004505
X2	-0,091117	1,000000	-0,245349	0,409231	0,160776	0,218913	0,054914
X3	0,261387	-0,245349	1,000000	-0,527216	0,060488	0,141276	0,012974
X4	-0,181757	0,409231	-0,527216	1,000000	0,122661	-0,011297	-0,115620
X5	-0,074928	0,160776	0,060488	0,122661	1,000000	-0,056356	0,327957
X7	-0,009273	0,218913	0,141276	-0,011297	-0,056356	1,000000	0,519614
Y	0,004505	0,054914	0,012974	-0,115620	0,327957	0,519614	1,000000

Рис.2.12. Кореляційна матриця після видалення фактора X₆

Відповідно до значень, що представлені на рис. 2.12, можна зробити висновок, що кореляційні зв'язки між факторами знаходяться у межах норми (значення не перевищують 0,75), тому можемо стверджувати про відсутність мультиколінеарності у моделі та переходити до наступного етапу побудови таблиці з рівнями значущості (рис. 2.13).

Regression Summary for Dependent Variable: Y (Spreadsheet1)						
R= ,68881597 R ² = ,47446745 Adjusted R ² = ,23191396						
F(6,13)=1,9561 p<,14617 Std.Error of estimate: 256,10						
N=20	b*	Std.Err. of b*	b	Std.Err. of b	t(13)	p-value
Intercept			-377,715	1245,684	-0,30322	0,766521
X1	0,058116	0,209681	0,019	0,069	0,27716	0,786014
X2	-0,104736	0,230860	-2,560	5,643	-0,45368	0,657543
X3	-0,271663	0,249970	-7,737	7,119	-1,08678	0,296873
X4	-0,251403	0,253906	-4,517	4,562	-0,99014	0,340177
X5	0,430396	0,208934	14,423	7,001	2,05996	0,060008
X7	0,602876	0,212417	7,787	2,744	2,83818	0,013970

Рис.2.13. Таблиця з рівнями значущості

На рис. 2.13 звертаємо увагу на значення p-value, що показує рівень несумісності фактору з моделлю, іншими словами, вище за встановлений рівень значущості значення p-value підтверджує відсутність зв'язку між фактором і моделлю, а відповідно і впливу цього фактору на загальний результат моделі. Значення першої строки не аналізується, оскільки воно являє собою константу у рівнянні регресії. Задамо можливість побудови помилкового прогнозу на рівні 10%, тоді точність прогнозу для нашої моделі становитиме 90%. Рівень значущості моделі задовільняють лише фактори X5 та X7 (значення менше 0,1), але оскільки у фактора X1 рівень значущості найбільший і становить 0,78, для початку видалити з моделі потрібно його.

Пройшовши етап перевірки кореляційної матриці після видалення фактора значення гривні до 100 доларів (X₁) для того, щоб переконатись у відсутності мультиколінеарності, переходимо знову до результуючої таблиці рівнів значущості (рис.2.14).

Regression Summary for Dependent Variable: Y (Spreadsheet1)						
R= ,68655809 R ² = ,47136201 Adjusted R ² = ,28256272						
F(5,14)=2,4966 p<,08129 Std.Error of estimate: 247,51						
N=20	b*	Std.Err. of b*	b	Std.Err. of b	t(14)	p-value
Intercept			-376,998	1203,910	-0,31314	0,758787
X2	-0,103825	0,223096	-2,538	5,453	-0,46538	0,648813
X3	-0,256793	0,235958	-7,314	6,720	-1,08830	0,294843
X4	-0,253888	0,245239	-4,561	4,406	-1,03527	0,318097
X5	0,425122	0,201089	14,246	6,739	2,11410	0,052932
X7	0,599712	0,204997	7,746	2,648	2,92547	0,011070

Рис.2.14. Таблиця з рівнями значущості після видалення фактора X1

З рис.2.14 видно, що ситуація не змінилась - рівень значущості моделі задовільняють лише фактори X5 та X7, тому продовжуємо видалення факторів з найбільшим рівнем значущості з моделі до тих пір, поки їх значення не встановляться на рівні менше 0,1 (рис.2.15).

Regression Summary for Dependent Variable: Y (Spreadsheet1)						
R= ,63089332 R ² = ,39802638 Adjusted R ² = ,32720596						
F(2,17)=5,6202 p<,01338 Std.Error of estimate: 239,68						
N=20	b*	Std.Err. of b*	b	Std.Err. of b	t(17)	p-value
Intercept			-1635,65	726,1170	-2,25260	0,037788
X5	0,358379	0,188476	12,01	6,3159	1,90146	0,074329
X7	0,539811	0,188476	6,97	2,4344	2,86409	0,010749

Рис. 2.15. Фінальна таблиця з рівнями значущості

Отже, фактори виробництво сільськогосподарської продукції у % до попереднього періоду (X₅) та імпорт у % до попереднього періоду (X₇) є найбільш сумісними з моделлю та саме вплив цих факторів буде визначати успішність майбутнього прогнозу. З рис.2.15 слідує, що при збільшенні значення індексу ПФТС на одиницю, виробництво сільськогосподарської продукції збільшиться на 35,8%, а імпорт – на 53,9% у порівнянні із попереднім періодом.

Модель може бути статистично значимою, але це не підтверджує адекватність моделі. Лінійна регресійна модель називається адекватною, якщо передбачені по ній значення змінної Y будуть відповідати фактичним даним. Оцінка адекватності може бути проведена за гістограмою залишків (рис.2.16), тобто за сумою квадратів різниць між фактичними значеннями залежної змінної та значеннями, отриманими з рівняння регресії.

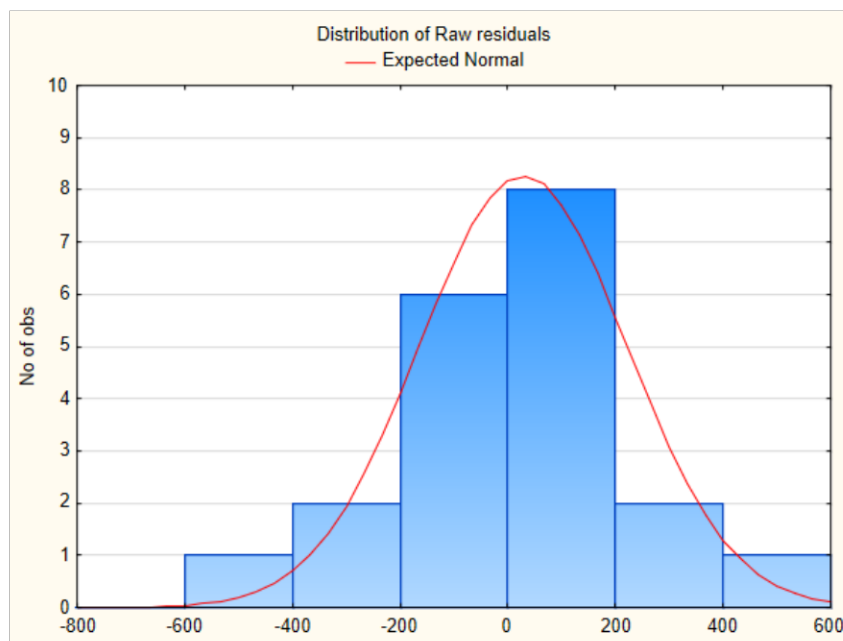


Рис. 2.16. Гістограма залишків моделі

З перевірки гістограми залишків моделі слідує прийняти гіпотезу нормальності даних, зважаючи на симетричність побудованої гістограми.

Адекватність моделі підтверджується нормально ймовірнісним графіком залишків, на якому можна простежити відсутність систематичних відхилень фактичних даних від теоретичної нормальної прямої (рис. 2.17).

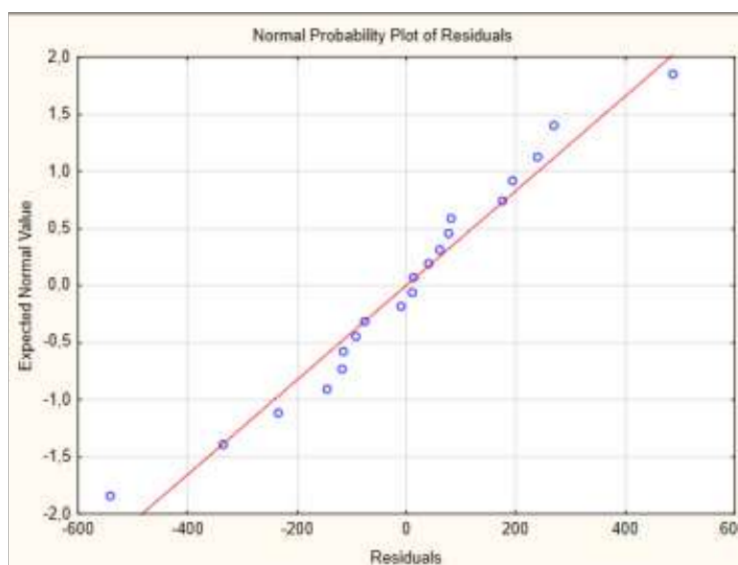


Рис. 2.17. Нормально ймовірнісний графік залишків

З нижчепредставленої на рис.2.18 діаграми розсіювання можна зробити

висновок про хаотичність розміщення залишків, тому, можна стверджувати, що залишки не залежать від прогнозних значень.

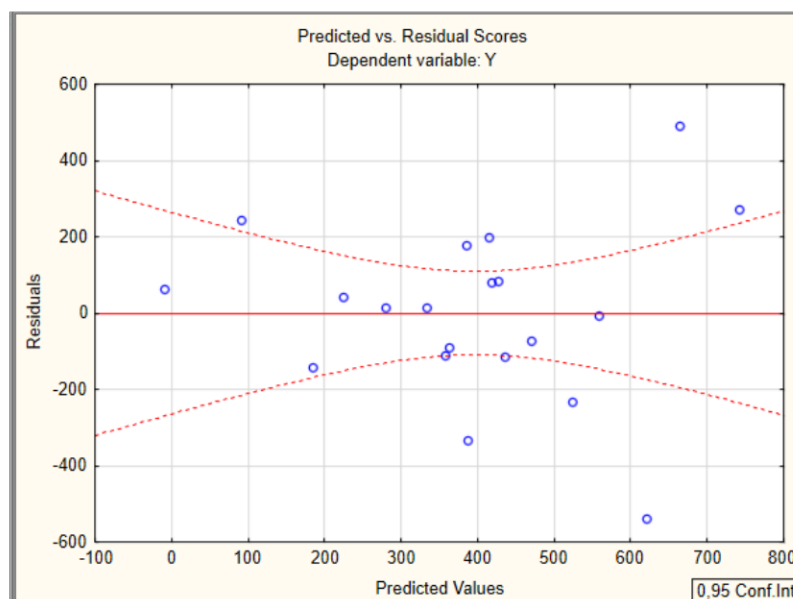


Рис.2.18. Діаграма розсіювання

Оскільки дві умови адекватності моделі виконані, аналіз залишків показав, що модель відповідно до цього параметру достатньо якісна.

Оцінюючи придатність моделі загалом, скористаємось інструментом ANOVA та звернемо увагу на рівень значущості (рис. 2.19).

Effect	Analysis of Variance; DV: Y (Spreadsheet1)				
	Sums of Squares	df	Mean Squares	F	p-value
Regress.	645742	2	322871,2	5,620220	0,013379
Residual	976618	17	57448,1		
Total	1622361				

Рис. 2.19. Інструмент ANOVA для визначення загальної придатності моделі

З рис. 2.19 робимо висновок, що модель придатна, оскільки значення менше 0,1, та буде працювати краще, ніж прогнозування по середніх значеннях.

Коефіцієнт детермінації моделі визначений на рівні 0,39 (рис.2.15). Це означає, що лише 39% впливу припадає на фактори X6 та X7 при визначенні загального значення моделі, що дозволяє стверджувати про наявність 61%

впливу інших факторів, які є неврахованими у даній моделі. Це може привести до складання недостовірних прогнозів у майбутньому.

Отже, що дана модель не придатна для подальшого прогнозування та виявлення зв'язків між факторами, визначення рівня впливу кожного фактора на результуючий показник моделі і т.д.

Отримане прогнозне значення індексу ПФТС – 487,99 відхиляється (рис.2.20), незважаючи на незначну різницю між ним та фактичним значенням, яке визначене на рівні 498,9 та не входить в базу даних, на основі яких побудована прогнозна модель. Дана модель не може бути використана для побудови прогнозів через занадто низький коефіцієнт детермінації, тому що легко піддається впливу інших факторів, які не включені в модель.

Predicting Values for (Spreadsheet1) variable: Y			
Variable	b-Weight	Value	b-Weight * Value
X5	12,00946	106,0000	1273,00
X7	6,97243	122,0000	850,64
Intercept			-1635,65
Predicted			487,99
-90,0%CL			382,90
+90,0%CL			593,08

Рис.2.20. Прогнозне значення індексу ПФТС

2.3.3. Моделювання динаміки індексу ПФТС з використанням багат шарових штучної нейронної мережі

Алгоритм навчання штучної нейронної мережі та кількість ітерацій визначають рівень мінімізації помилки в наборі тренувальних даних, тоді як кількість навчальних зразків визначає, наскільки якісно навчальні вибірки представляють фактичну функцію. Правило навчання перцептронів - це метод пошуку ваг у мережі. Перцептрон має наступну властивість: якщо існує певний набір ваг, які можуть вирішити проблему, то перцептрон відшукає ці ваги. Це правило характерне підходу, що стосується лінійної регресії, оскільки будь-яке завдання часового ряду у нейронній мережі представлено як завдання

багатовимірної регресії, тобто, враховуючи набір вхідних та вихідних значень, мережа може знайти найкращий проміжний результат для інтерпретації моделі. Враховуючи вхідне значення, якого може не бути в наборі реальних даних для складання прогнозу, навчена мережа на наборі навчальних даних може передбачити найбільш ймовірне вихідне значення [28].

Проведемо прогнозування часового ряду за допомогою штучних нейронних мереж на основі значень індексу ПФТС, які простежувались протягом останніх 20 років (2001-2020). Дані являють собою значення індексу ПФТС відповідно до конкретних днів, кількість яких складає 4 928 за увесь період.

Завантаживши дані індексу у програму, перш за все, необхідно відстежити динаміку часового ряду, побудувавши лінійний графік (рис. 2.21).

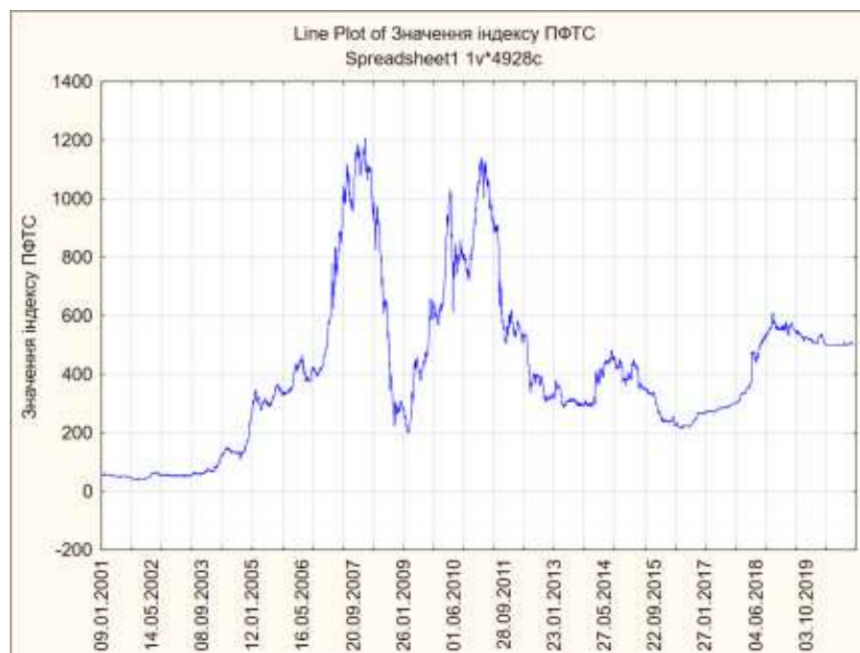


Рис. 2.21. Лінійний графік динаміки індексу ПФТС

З побудованого графіку видно, що місцями простежується певна періодичність, якій характерне згладжування з часом. Графік має доволі хаотичний характер з перемінним трендом до різного зростання та спадання.

Проведемо спектральний аналіз Фур'є, за допомогою якого є можливість побудови періодограми, на якій найбільші піки будуть відповідати значенню

періоду, який потрібно було відшукати для визначення загальної періодичності моделі (рис. 2.22).

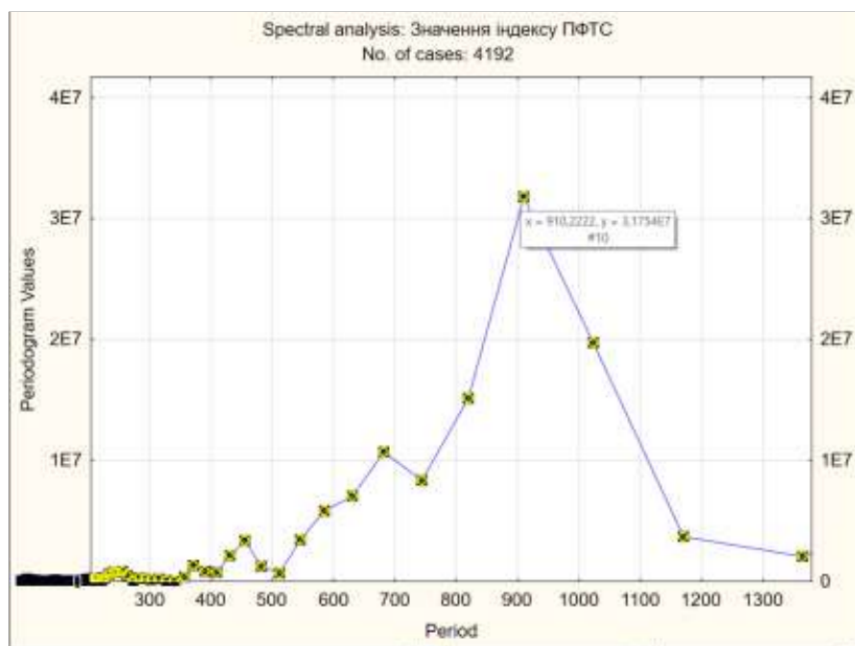


Рис. 2.22. Періодограма за спектральним аналізом Фур'є

У даному випадку, період відповідає 910 дням. Це означає, що періодичність простежується приблизно через 910 днів між піковими значеннями. Зазначимо, що значення індексу ПФТС у нашій вибірці даних не представлено кожного дня протягом року, тому кількість днів варіюється та не обов'язково відповідає значенню 365 днів = 1 рік, що у сумі дає 4928 днів за 20 років.

Далі переходимо безпосередньо до побудови прогнозу з використанням штучних нейронних мереж, обираючи за основу аналіз часових рядів у форматі регресії, що означає неперервність часового ряду, як у нашому випадку. Умовою вибору спостережень задамо невикористання даних за 910 днів, які вважатимуться тренувальним набором даних. Отже, з наявних 4 928 значень обираємо лише 4 018 в якості навчальної вибірки.

Для навчання будемо використовувати багат шарову нейронну мережу, у якій кількість шарів варіюється від 2 до 8. Процес навчання мережі зображений на рис. 2.23.



Рис.2.23. Процес навчання мережі

Результати навчання мережі представлені на рис. 2.24.

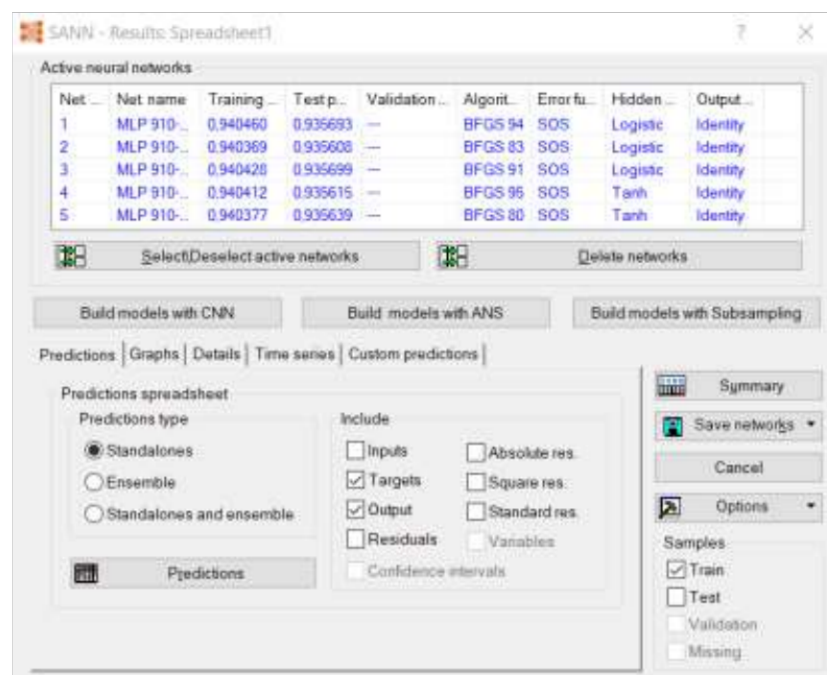


Рис. 2.24. Навчені нейронні мережі для складання прогнозів

Першим кроком, аналізуючи отримані результати, буде вибір мережі, яка найкраще підійде для подальшого прогнозування. Для цього потрібно звернути увагу на продуктивність мереж, розподіл залишків і, найголовніше, оцінити якість прогнозування часового ряду кожною нейронною мережею (рис. 2.25).

Index	Net_name	Training perf.	Test perf.	Validation perf.	Training error	Test error	Validation error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
1	MLP 910-7-1	0.940460	0.935693	—	8.72339	34.27201	—	BFGS 94	SOS	Logistic	Identity
2	MLP 910-8-1	0.940369	0.935608	—	13.91565	39.64046	—	BFGS 83	SOS	Logistic	Identity
3	MLP 910-6-1	0.940428	0.935699	—	10.54441	33.87001	—	BFGS 91	SOS	Logistic	Identity
4	MLP 910-8-1	0.940412	0.935615	—	11.45968	39.09272	—	BFGS 95	SOS	Tanh	Identity
5	MLP 910-8-1	0.940377	0.935639	—	13.44178	37.60799	—	BFGS 80	SOS	Tanh	Identity

Рис. 2.25. Загальний опис побудованих нейронних мереж

З рис. 2.25 можна описати кожен побудований нейронну мережу. Наприклад, першим у списку є перцептрон MLP, який має 910 входів, 7 прихованих нейронів та 1 вихід. Продуктивність характеризується величиною кореляції між наявним рядом та передбачуваним на кожній підвибірці відповідно. З цим критерієм вибирається та мережа, значення продуктивності якої є найбільш наближеним до 1.

Для кожної мережі побудуємо гістограму розподілу залишків, враховуючи і навчальну вибірку, і контрольну (рис. 2.26).

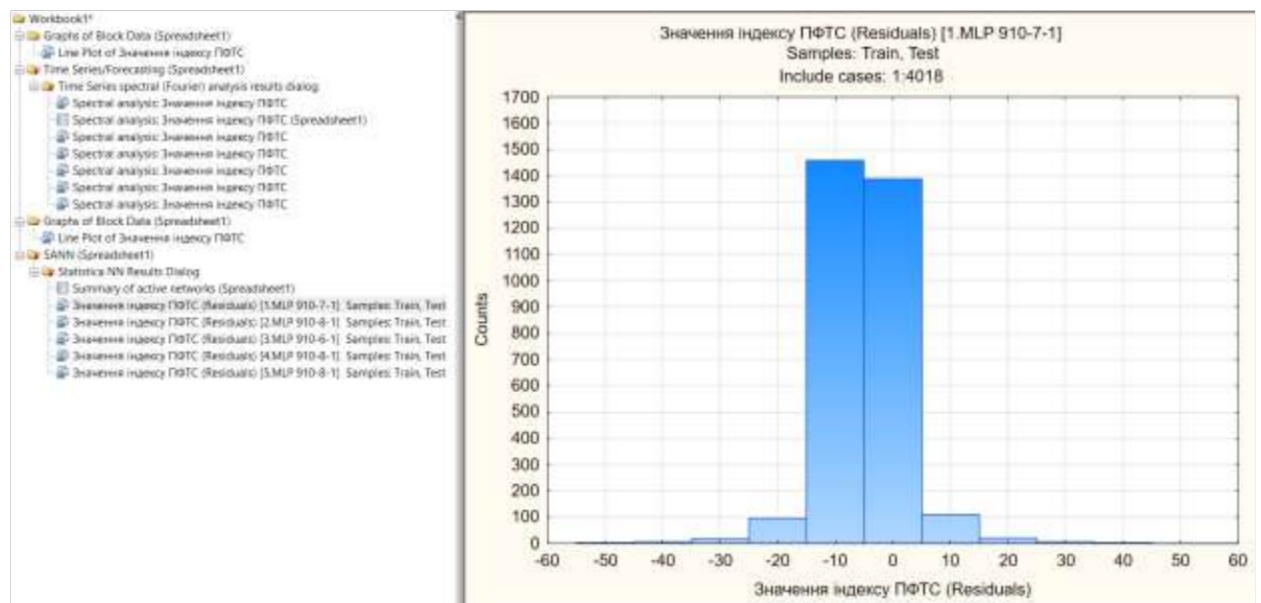


Рис. 2.26. Гістограма розподілу залишків

На цьому етапі відсіюються мережі, у яких розподіл залишків зображений нерівномірно, тим самим відсіюючи неадекватні мережі. У нашому випадку усі моделі показують доволі нормальне розподілення залишків.

Якість кожної побудованої нейронної мережі можна оцінити також за допомогою діаграми розсіювання цільових та вихідних змінних моделі (рис. 2.27).

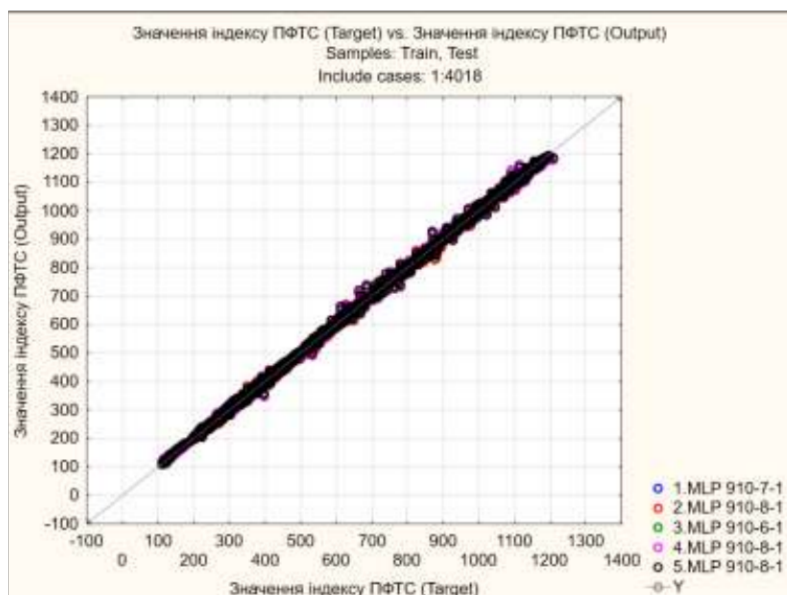


Рис. 2.27. Діаграма розсіювання цільових та вихідних змінних моделі

З рис. 2.27 видно, усі точки рівномірно лежать на прямій, що означає достатньо хорошу якість усіх побудованих нейронних мереж.

Далі визначимо візуально якість побудованих прогнозів, які можна отримати за допомогою даних нейронних мереж (рис.2.28).

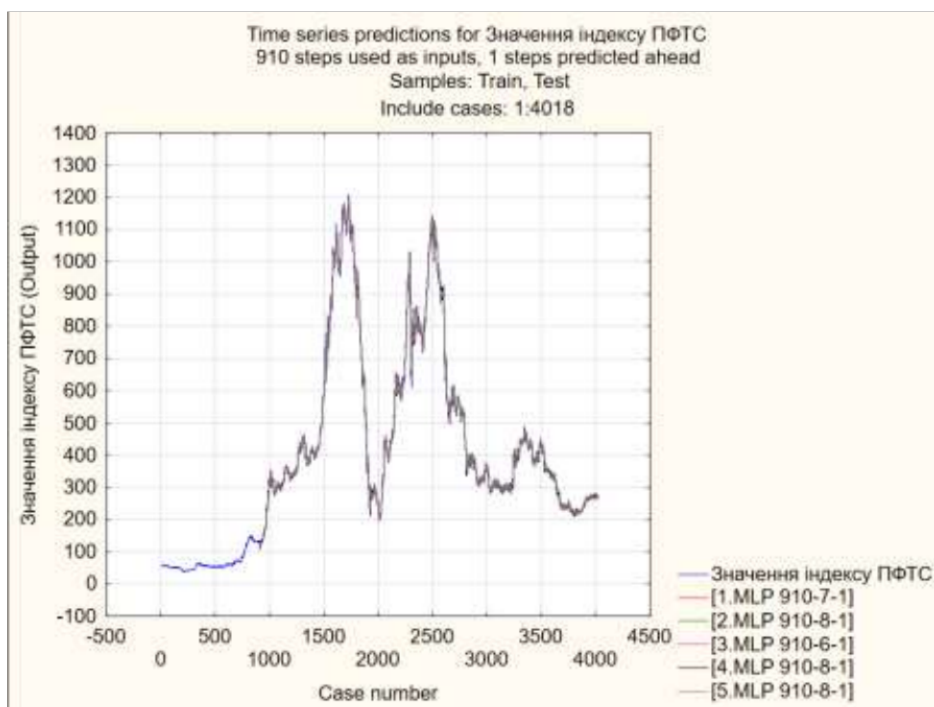


Рис.2.28. Графік часового ряду із прогнозованим трендом на навчальній вибірці даних

На графіку зображений вихідний часовий ряд синім кольором, який складається із контрольних даних вибірки, та передбачені ряди кожною побудованою мережею. У цьому випадку кожне значення прогнозного ряду будується, базуючись на попередніх значеннях вихідного ряду, тому немає можливості відслідкувати прогнозний ряд на майбутні періоди. Для цього використовується проекція часового ряду – кожне значення прогнозного часового ряду будується на основі попередніх значень цього ж часового ряду. Вказуємо, наприклад, початок спостережень 4 017 і проекцію нехай потрібно побудувати на 1 820 значень, 910 з яких будуть складати тестовий набір, який використовуватиметься для порівняння спрогнозованих значень із фактичними у майбутньому, а інші 910 значень - новий період, значення даних вибірки якого необхідно спрогнозувати (рис. 2.29).

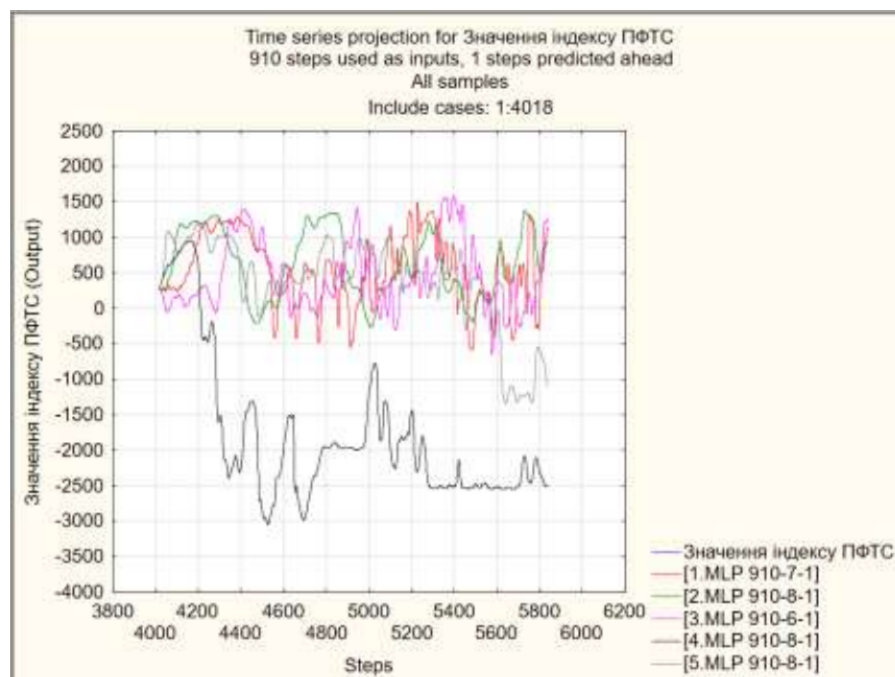


Рис. 2.29. Прогноз на майбутні періоди

Для того, щоб візуально оцінити якість побудованих проекцій, враховуючи увесь часовий ряд, необхідно задати початок від першого спостереження і до останнього значення, яке було застосовано при складанні проекції на рис.2.29, тобто до 5 838 значення (рис. 2.30).

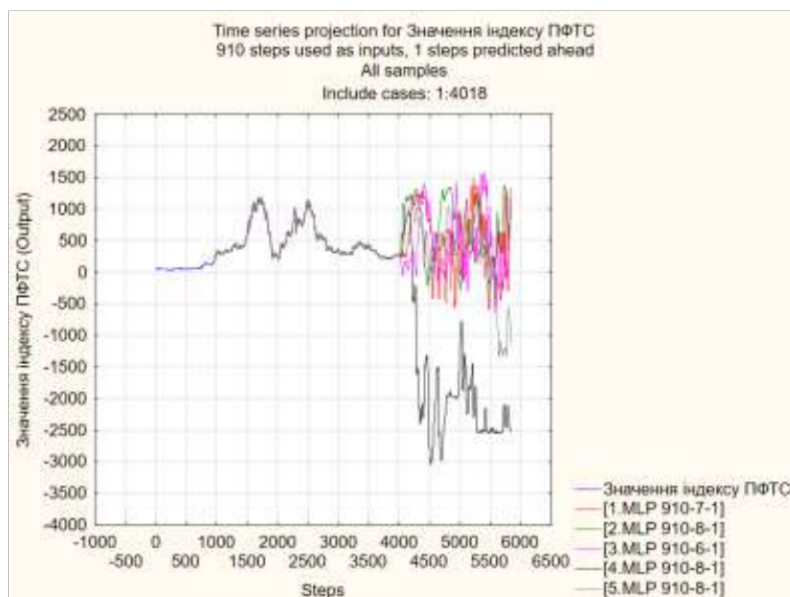


Рис.2.30. Прогноз майбутніх значень, враховуючи навчальну вибірку

Після цього буде проведено відсіювання нейронних мереж та знайдено найбільш оптимальну для прогнозування нейронну мережу (рис. 2.31).

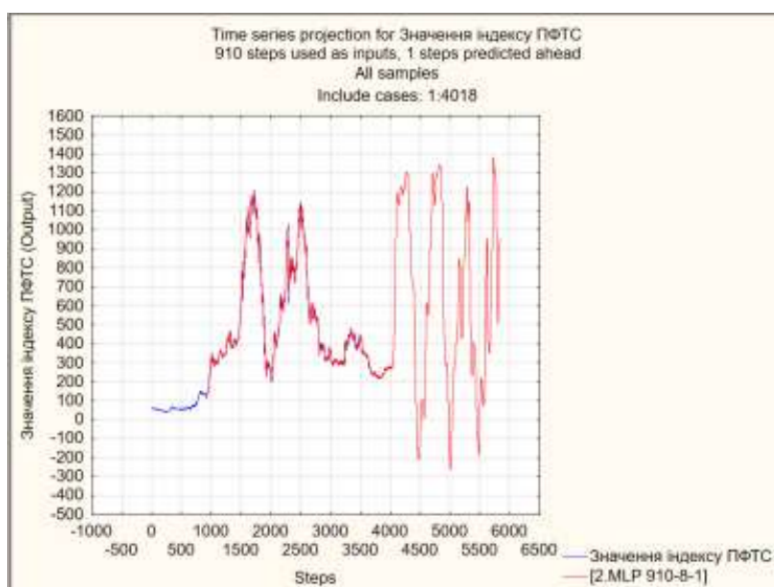


Рис. 2.31. Графік часового ряду найбільш оптимальної для прогнозування мережі

З рис. 2.31 слідує, що найбільш оптимальною для прогнозування виявилася друга нейронна мережа. Після цього з'являється можливість порівняти складений прогноз нейронної мережі зі значеннями тестової вибірки.

Таблиця порівняння спрогнозованих значень з тестовим набором, який містить 910 спостережень, зображена на рис. 2.32.

Case name	Значення індексу ПФТС	Значення індексу ПФТС(Output) MLP 910-8-1
20.04.2017	271,907	269,708
21.04.2017	271,4296	270,632
24.04.2017	271,2554	275,539
25.04.2017	270,2943	279,531
26.04.2017	268,697	279,963
27.04.2017	270,9886	277,692
28.04.2017	276,2187	274,019
03.05.2017	275,8804	271,908
04.05.2017	276,2157	267,950
05.05.2017	275,1807	266,711
10.05.2017	276,4148	269,793
11.05.2017	276,3754	269,678
12.05.2017	275,8967	269,161
13.05.2017	276,1494	270,161
15.05.2017	276,516	271,768
16.05.2017	277,3769	271,532
17.05.2017	278,1946	272,408
18.05.2017	277,9395	277,869
19.05.2017	278,2177	284,427
22.05.2017	278,3716	290,344
23.05.2017	276,9072	294,896
24.05.2017	276,9985	295,892
25.05.2017	276,7801	296,159
26.05.2017	277,5115	295,397
29.05.2017	278,0001	294,970
30.05.2017	277,7554	296,118
31.05.2017	279,7069	297,705
01.06.2017	280,1479	299,318
02.06.2017	280,9218	298,502
06.06.2017	281,2691	296,663
07.06.2017	282,5249	295,696

Рис. 2.32. Таблиця порівняння спрогнозованих значень з тестовим набором

Останнім кроком буде побудова лінійного графіку, відповідно до якого буде визначено рівень якості прогнозу (рис. 2.33).

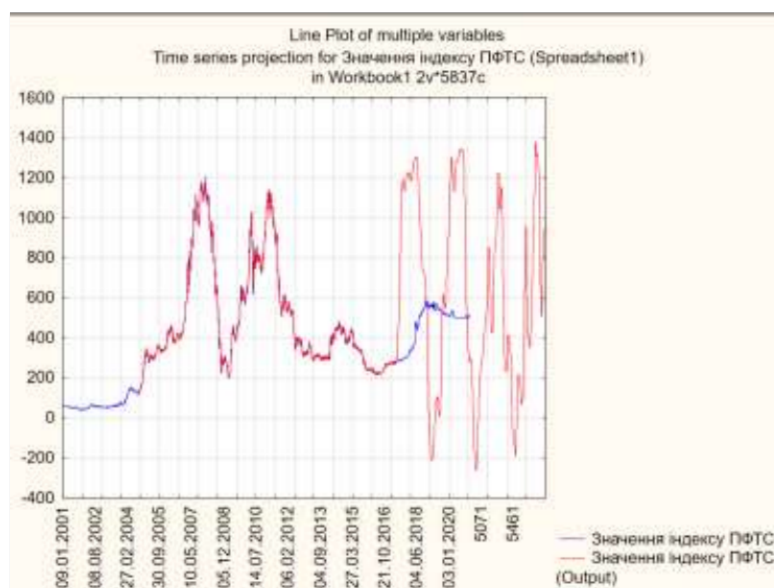


Рис.2.33. Лінійний графік з врахуванням прогнозованих значень оптимальною нейронною мережею

Насправді, з вищенаведеного графіку видно, що якість прогнозу залишає бажати кращого. Це безпосередньо пов'язано з тим, що була проведена недостатня кількість випробувань мережі, оскільки у відповідності до контрольного пакету даних прогноз побудовано майже із 100% точністю (див.на криву, де збігається графік синього та червоного кольору). Для того, щоб отримати точніший результат необхідно провести різні експерименти: задавати різну кількість прихованих нейронів, використовувати різні функції активації (представлення) даних та тестувати на більшій кількості нейронних мереж.

Таким чином, дослідники, інвестори та інвестиційні фахівці завжди намагаються знайти модель фондового ринку, яка буде характеризуватись високою точністю та достовірністю результатів. Нейронні мережі можна використовувати для прогнозування майбутніх цін на фондовому ринку.

Висновки до розділу 2

Фондовий ринок є одним із секторів, що надзвичайно швидко розвиваються. Найважливішими проблемами сьогодення на фондовому ринку є прогнозування цін на акції. Дані про ціну акцій представляються у вигляді фінансового часового ряду, що має складності при прогнозуванні, зважаючи на свою динамічність та швидку зміну ціни акцій.

Декілька років тому для прогнозування тенденцій на фондовому ринку використовувались виключно класичні методи регресії, такі як лінійна регресія, поліноміальна регресія, а також традиційні статистичні моделі, які включають експоненціальне згладжування, ковзне середнє та ARIMA, які базуються на лінійному прогнозуванні. У сучасних умовах для прогнозування змін цін на акції на фондових ринках широко використовуються комп'ютеризовані машини Vector Support та штучні нейронні мережі. Кожен алгоритм має власний спосіб вивчення закономірностей, на основі яких відбувається прогнозування. Штучна нейронна мережа містить набір порогових функцій, які тренуються на

навчальних наборах, щоб здійснювати точне прогнозування в майбутньому.

Дослідження, представлене у цьому розділі випускної роботи, зосереджене на прогнозуванні українського фондового індексу ПФТС за допомогою методів штучного інтелекту у контексті штучних нейронних мереж. Для цього дослідження нейронні мережі використовувались в якості інструмента регресії для прогнозування майбутньої ціни індексу ПФТС фондового ринку України. Проведене дослідження підтвердило ефективність застосування штучних нейронних мереж у процесі прогнозування значень індексу ПФТС у майбутньому, які можна відслідкувати за допомогою побудованих лінійних графіків та складеної таблиці порівнянь прогнозних значень із значеннями тестової вибірки.

ВИСНОВКИ

За останні роки отримано вражаючі успіхи в областях інтелектуальної діяльності, які піддаються формалізації. У світі відбувається активний розвиток багатьох напрямків, які пов'язані із застосуванням приманних людині знань та навичок, використовуючи технології штучного інтелекту, зокрема розуміння мови і тексту, розпізнавання образів, пошук та знаходження рішень в складних ситуаціях, творчість та інші. Інтелектуальні машини у сучасному науково-технічному середовищі здатні вирішувати з кожним разом все більше проблем, поєднуючи декілька процесів одночасно, за які раніше могли відповідати лише люди. До того ж вони здатні робити це якісніше і, у більшості випадках, значно дешевше.

У процесі наукового дослідження було вирішено ряд завдань, серед яких:

1. Виявлено взаємозв'язок та взаємозалежність системи «людина-машина» відносно штучного інтелекту. Відповідно до цього сформовано загальну мету штучного інтелекту, яка полягає у забезпеченні роботи програмних продуктів, здатних аналізувати великі обсяги вхідних даних та інтерпретації отриманих результатів, а не заміні людини у майбутньому. Штучний інтелект виступає засобом, що забезпечує більш інтуїтивний процес взаємодії людини з програмами і допомогу у прийнятті рішень в рамках певних завдань.

2. Окреслено загальний алгоритм, за яким працюють технології штучного інтелекту. Побудова системи штучного інтелекту - це ретельний процес зворотної інженерії людських рис і можливостей машини, використовуючи її обчислювальні здібності, що перевершує здібності людини. Для того, щоб зрозуміти, як насправді працює штучний інтелект, потрібно активно заглибитись у його підсистеми, такі як: машинне навчання, глибоке навчання, нейронні мережі, обробка природної мови, алгоритми комп'ютерного зору, когнітивні обчислення.

3. Визначено галузі застосування та перспективи розвитку систем штучного інтелекту. Світ перебуває на порозі революції в багатьох секторах за допомогою штучного інтелекту та аналізу даних. Штучний інтелект використовують для створення тренажерів і літальних апаратів в авіації і при розробці новітніх транспортних засобів в цілому. У робототехніці системи штучного інтелекту впроваджуються у різні боти, пристрої для розваг, наприклад, створення самонавчаючих цуценят-роботів. У Каліфорнійському університеті штучний інтелект використовують для вирішення соціально значущих проблем, наприклад, бездомність.

Незважаючи на те, що технології штучного інтелекту здатні змінити будь-які галузі, головним їх обмеженням є те, що навчання можливе лише на основі даних, а тому будь-які неточності в даних відобразяться на результатах. Сучасні системи штучного інтелекту адаптовані під виконання чітко визначених завдань, тому характеризуються дуже вузькою спеціалізацією. Система, налаштована на виявлення шахрайства, не зможе виступати в ролі автопілота для машини або надавати правову допомогу в якості бота. До того ж самонавчаючі системи не є автономними.

4. Досліджено моделі подання інформації в системах штучного інтелекту. В результаті було визначено та проаналізовано основні моделі, які досить активно використовуються сьогодні, серед яких: семантичні мережі, фрейми та продукційні моделі.

5. Представлено модель прогнозування поведінки фондового індексу України за допомогою штучних нейронних мереж.

Дослідження штучних нейронних мереж як технології штучного інтелекту та їх застосування на практиці можуть бути обмежені через високі вимоги до обчислювальної апаратури. Разом з тим, штучні нейронні мережі генерують високе обчислювальне навантаження, але при цьому пропонують найбільш якісне рішення деяких завдань штучного інтелекту. Проведене моделювання інформаційного забезпечення систем штучного інтелекту показало ефективність застосування цієї технології в практичних цілях, що

може значно скоротити тривалість та підвищити якість отриманих розрахунків.

Отже, інтелектуальні машини стануть цінним інструментом у багатьох галузях завдяки стрімкому розвитку нейронних технологій та технологій збору даних, а також підвищенню обчислювальної потужності. Штучний інтелект збільшить і впорядкує багато видів людської діяльності, візьме на себе повторювані виробничі процеси та виконання рутинних завдань, а також сприятиме більшій точності проведення медичних діагностик та лікування. Нові можливості стимулюватимуть інновації та створюватимуть нові ідеї. Хоча технічна перекваліфікація буде критично важливою в найближчі роки, але завжди ключовими залишатимуться природні навички людини, адже цифрове життя лише збільшує людські можливості та розширює сфери діяльності. Штучний інтелект – це не що інше, як засіб, який виведе людство на наступний рівень прогресу та інновацій.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Левін Р., Дранг Д., Еделсон Б. Практическое введение в технологию искусственного интеллекта и экспертных систем с иллюстрациями на Бейсике. М.: Финансы и статистика, 1990, 239 с.
2. Нильсон Н. Принципы искусственного интеллекта. М.: Радио и связь. 1990, 376 с.
3. Тьюринг А. Может ли машина мыслить? (С приложением статьи Дж. фон Неймана «Общая и логическая теория автоматов»). М.: Государственное издательство физико-математической литературы, 1960, С. 433–460.
4. Рассел С., Норвіг П. Искусственный интеллект. Современный подход. М: Вильямс, 2016, 1408 с.
5. Глибовець М. М., Олецкий О. В. Штучний інтелект. К.: Вид. дім «КМ Академія», 2002, 366 с.
6. Artificial Intelligence (AI), 2020.
See: <https://www.datarobot.com/wiki/artificial-intelligence/>
7. Поспелов Г. С. Искусственный интеллект — основа новой информационной технологии. М.: Наука, 1988, 280 с.
8. Частиков А. П., Гаврилова Т. А., Белов Д. Л. Разработка экспертных систем. Среда CLIPS-СПб.:БХВ-Петербург, 2003, 395 с.
9. History of Artificial Intelligence, 2020.
See: <https://www.coe.int/en/web/artificial-intelligence/history-of-ai>
10. History of Artificial Intelligence, 2020.
See: <https://www.javatpoint.com/history-of-artificial-intelligence>
11. A Complete History of Artificial Intelligence, 2021. See: <https://www.g2.com/articles/history-of-artificial-intelligence>
12. Волощук Д.В., Касьянова Н.В. Штучний інтелект як ідентифікатор людських емоцій: роль та значення для економіки. Східна Європа: економіка,

бізнес та управління: електронне науково-фахове видання, Дніпро: Видавничий дім «Гельветика», 2021, С. 129-134.

13. Волощук Д.В., Задерака Н.М. Технології штучного інтелекту як основа ефективності управління діяльністю підприємства. Облік і контроль в управлінні підприємницькою діяльністю: матер. міжн. наук.-практ. конф. Кропивницький: ПП «Ексклюзив-Систем», 2019, С. 59-60.

14. Winston P, Karen A. Prendergast. The AI Business: The commercial uses of artificial intelligence. ISBN 0-262-23117-4

15. Ямпольський Л. С., Лавров О. А. Штучний інтелект у плануванні та управлінні виробництвом: Підручник. К.: Вища шк., 1995, 255 с.

16. Джарратано Дж., Райли Г. «Экспертные системы: принципы разработки и программирование»: М.: Издательский дом «Вильямс», 2006, 1152 с.

17. Смагін А.А., Липатова С.В., Мельниченко А.С.Интеллектуальные информационные системы: учебное пособие. Ульяновск: УлГУ, 2009, 123 с.

18. Петрушин В. А. Экспертно-обучающие системы. К.: Наук. думка, 1992, 196 с.

19. Тимофеев А. В. Роботы и искусственный интеллект. М.: Наука, 1978, 192 с.

20. Бостром Н. Искусственный интеллект. Этапы. Угрозы. Стратегии. М:Манн, Иванов и Фербер, 2016, 496 с.

21. Волощук Д.В., Касьянова Н.В. Вплив цифрових технологій та штучного інтелекту на ринок праці. Пріоритети фінансово-економічного управління: матер. міжн. наук.-практ. конф. Одеса: Східноєвропейський центр наукових досліджень, 2020, С. 147-149.

22. Потапов Е.В. Искусственный интеллект. Кн. 2: Модели и методы: Довідник. М.: Радио и связь, 1990, 303 с.

23. Мінский М. Фреймы для представления знаний. М.: Энергия, 1979, 151 с.

24. Малишев Н.Г., Берштейн Л.С., Боженюк А.В. Нечеткие модели для экспертных систем в САПР.М.: Энергоатомиздат, 1991, 264 с.

25. Заде Л. Основы нового подхода к анализу сложных систем и процессов принятия решения. Математика сегодня: Сб. ст. М.: Знание, 1974, 48 с.
26. Zurada J.M. Introduction to artificial neural systems, West Publishing Company, 1991, 680 p.
27. Руденко О. Г., Бодянский Е. В. Основы теории искусственных нейронных сетей. Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2002, 317 с.
28. Архангельський В.І., Богаєнко І.М., Грабовський Г.Г., Рюмшин М.О. Нейронні мережі в системах автоматизації. К.: Техніка, 1999, 364 с.
29. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия; Телеком, 2001, 382 с.
30. Wasserman P. Neurocomputing. Theoty and practice, Nostram Reinhold, 1990.
31. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука, 1996, 278 с.
32. Макаров И. М., Топчеев Ю. И. Робототехника: История и перспективы. — М.: Наука; Изд-во МАИ, 2003, 349 с.
33. Shuravin A. P. Reviw of image Edge Detection Methods in Computer Vision Problems. IV Всероссийская научно-техническая конференция аспирантов, магистрантов и молодых ученых с международным участием: «Молодые ученые — ускорению научно-технического прогресса в XXI-ом веке», Ижевск, 20-21 апреля 2016, С. 1020-1024.
34. Holk Cruse, Malte Schilling States as Emergent Properties, 2018. See: <http://open-mind.net/papers/mental-states-as-emergent-properties-from-walking-to-consciousness#>
35. Шапіро Л., Дж. Стокман. Компьютерное зрение = Computer Vision. М.: Бином. Лаборатория знаний, 2006, 752 с.
36. Желтов С.Ю. та ін. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения. М.: Физматкнига, 2010, 672 с.
37. Форсайт Д., Понс Ж., Компьютерное зрение. Современный подход, Москва, 2004, 465 с.

38. Cichocki A., Unbehauen R. *Neural Networks for Optimization and Signal Processing*, New York, 1993, 548 p.

39. Тадеусевич Р., Боровик Б., Гончаж Т., Леппер Б. *Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ / Перевод И. Д. Рудинского*. М.: Горячая линия — Телеком, 2011, 408 с.

40. Sellin P. *Monetary Policy and the Stock Market: Theory and Empirical Evidence* / Sellin Peter // *Journal of Economic Surveys*, 2001 – 15 (4) – pp. 491-541.

41. Revia A. *Business Environment and Stock Market Development: An Empirical Analysis.* / A. Revia // *Doing Business research conference – Washington DC, USA 2014 – 53 p.*

42. Naylor C. *Build Your Own Expert System*. Book review by Robert McNair. *The Statistician*, Vol. 34, No. 2. (1985), 255 p.

43. Державна служба статистики України. See [:http://www.ukrstat.gov.ua/](http://www.ukrstat.gov.ua/)

44. Офіційний сайт Національного Банку України. See: <http://www.bank.gov.ua>

45. Офіційний портал Фондової біржі ПФТС. Індекси. See: <https://pfts.ua/trade-info/indexes>

ДОДАТКИ

Додаток А

Історія розвитку та поширення штучного інтелекту

Рік	Подія
1943 р.	Уоррен Маккалоу і Уолтер Пітс публікують працю «Логічне обчислення ідей, іманентних в нервовій діяльності». У роботі запропоновано першу математичну модель побудови нейронної мережі.
1949 р.	У своїй книзі «Організація поведінки: нейропсихологічна теорія» Дональд Гебб пропонує теорію, згідно з якою нервові шляхи створюються на основі досвіду, і що зв'язки між нейронами стають міцнішими, якщо частіше їх використовують.
1950 р.	Алан Тьюрінг публікує працю «Обчислювальна техніка та інтелект», пропонуючи те, що сьогодні відоме як тест Тьюрінга - метод визначення того, чи може машина мати власний інтелект та бути розумною. Студенти Гарварду Марвін Мінський та Дін Едмондс створюють SNARC - перший нейромережевий комп'ютер. Клод Шеннон публікує статтю «Програмування комп'ютера для гри в шахи». Ісаак Азімов вперше формулює три закони робототехніки.
1952 р.	Артур Семюель розробляє самонавчаючу програму для гри в шашки.
1954 р.	Демонстрація машинного перекладу Georgetown-IBM автоматично перекладає 60 ретельно підібраних російських речень англійською мовою.
1956 р.	Термін «штучний інтелект» вперше сформульований у Дартмутському літньому дослідницькому проєкті щодо штучного інтелекту. Під керівництвом Джона Маккарті конференція, яка визначила сферу та цілі ШІ, вважається початком зародження поняття штучного інтелекту, що має місце у сьогоденні. Алленом Ньюеллом та Гербертом Саймоном була розроблена «перша програма штучного інтелекту» для автоматизованого міркування - Logic Theorist (LT).
1958 р.	Джон Маккарті розробляє мову програмування ШІ Lisp та публікує статтю «Програми зі здоровим глуздом». У статті пропонується гіпотетичний Advice Taker - повна система штучного інтелекту, здатна вчитися на власному досвіді з аналогічною ефективністю як люди.
1959 р.	Аллен Ньюелл, Герберт Саймон та Джон Кліффорд Шоу розробляють загальну програму вирішення проблем (General Problem Solver), що була створена для імітування процесу вирішення людських проблем. Герберт Гелернтер розробляє програму, що дозволяє доводити теореми. Артур Семюель формує термін машинне навчання, будучи в IBM. Джон Маккарті та Марвін Мінські заснували проєкт штучного інтелекту на базі Массачусетського технологічного інституту.
1963 р.	Джон Маккарті відкриває лабораторію ШІ в Стенфорді
1966 р.	У звіті Консультативного комітету з автоматичної обробки мов (ALPAC) уряду США детально описується відсутність прогресу в галузі досліджень машинних перекладів – головна ініціатива у часи «холодної війни», маючи на меті здатність автоматично та миттєво перекладати російську мову. Звіт ALPAC призводить до скасування всіх проєктів ШІ, що фінансуються урядом.
1969 р.	Перші успішні експертні системи розроблені в програмі DENDRAL, а в Стенфорді створені MYCIN, призначені для діагностики заражень крові.
1972 р.	Створено мову логічного програмування PROLOG.
1973 р.	Британський уряд оприлюднює «Звіт Лайтхілла» (Lighthill report) – документ, в якому були описані вкрай песимістичні прогнози для основних напрямків досліджень в галузі штучного інтелекту, що призводить до значного скорочення фінансування проєктів ШІ.

1974-1980 рр.	Розчарування прогресом розвитку ШІ призводить до значних скорочень DARPA (агентство передових оборонних дослідницьких проєктів) щодо академічних стипендій. Фінансування досліджень у галузі штучного інтелекту припиняється, а дослідження зупиняються. Цей період відомий як «Зима штучного інтелекту».
1980 р.	Digital Equipment Corporations розробляє R1 (також відомий як XCON) - першу успішну комерційну експертну систему. Розроблений для налаштування зручності замовлень на нові комп'ютерні системи, R1 починає інвестиційний бум в експертних системах, який триватиме більшу частину десятиліття, фактично закінчуючи період «Зими штучного інтелекту».
1982 р.	Міністерство міжнародної торгівлі та промисловості Японії запускає проєкт «Комп'ютерні системи п'ятого покоління», метою якого є розвиток суперкомп'ютерної продуктивності та платформи для розробки технологій ШІ.
1983 р.	У відповідь на японський проєкт США запускає стратегічну обчислювальну ініціативу, щоб забезпечити фінансування DARPA досліджень у галузі передових обчислювальних технологій та штучного інтелекту.
1985 р.	Компанії витрачають більше мільярда доларів на рік на розвиток експертних систем, у той же час як виникає галузь, відома як ринок машин Lisp, що спрямована на їх підтримку. Такі компанії, як Symbolics та Lisp Machines Inc. створюють спеціалізовані комп'ютери для роботи на мові програмування AI Lisp.
1987-1993 рр.	У міру вдосконалення обчислювальних технологій з'явилися дешевші аналоги, а ринок машин Lisp у 1987 році зазнав падіння, з чого почалася «Друга зима ШІ». Протягом цього періоду експертні системи виявились занадто дорогими в обслуговуванні та оновленні. Японія припиняє свій проєкт у 1992 році. DARPA зупиняє стратегічну обчислювальну ініціативу фінансування в 1993 році, витративши майже 1 мільярд доларів і не отримавши гідного результату.
1991 р.	Під час війни в Перській затоці американські збройні сили застосовують DART - автоматизований інструмент програмного планування матеріально-технічного забезпечення.
1997 р.	Шахматний суперкомп'ютер компанії IBM (Deep Blue) обіграв чемпіона світу з шахів Гарі Каспарова
2005 р.	Самокерований автомобіль STANLEY виграв DARPA Grand Challenge (змагання автомобілів-роботів). Американські військові починають інвестувати в автономних роботів, таких як «Big Dog» Boston Dynamics та «PackBot» iRobot.
2008 р.	Google робить перші прориви в розпізнаванні мови та представляє цю функцію в своєму додатку для iPhone.
2011 р.	За допомогою суперкомп'ютера Watson компанії IBM посилюється конкуренція у американській грі-вікторині «Jeopardy!» («Ризикуй»).
2012 р.	Ендрю Ін, засновник проєкту Google Brain Deep Learning, навчає нейронну мережу, використовуючи алгоритми глибокого навчання 10 мільйонів відео YouTube в якості навчального набору даних. Нейронна мережа вчиться розпізнавати кота, не повідомляючи, що це за кішка, відкривши епоху прориву нейронних мереж та розпочавши новий етап фінансування глибокого навчання.
2014 р.	Google виготовляє перший безпілотний автомобіль, який успішно склав державний іспит з водіння.
2016 р.	Комп'ютерна програма AlphaGo від Google DeepMind завдала поразки чемпіону світу у грі Go Складність давньокитайської гри розглядалася як головна перешкода, яку потрібно подолати технологіям ШІ.

Створено автором за допомогою [3,4,9,10,11].