

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Автоматики і комп'ютеризованих технологій
(повна назва)
Кафедра Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та мехатроніки
(повна назва)

АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

другий (магістерський)
(рівень вищої освіти)

Інтелектуальна система прийняття рішень для складних
біотехнічних об'єктів ергатичного типу
(тема)

Виконав: студент 2 курсу, гр. КІТПВм-19-1
Панова А.С.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 151 Автоматизація та.
комп'ютерно-інтегровані технології
освітньої програми Комп'ютерно-інтегровані
технологічні процеси і виробництва
(код і повна назва напрямку)

Тип програми освітньо-професійна
(повна назва освітньої програми)

Керівник проф. Євсєєв В.В.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту
зав. кафедри

(підпис)

Невлюдов І.Ш.
(прізвище,
ініціали)

2020 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки	
Факультет	Автоматики і комп'ютеризованих технологій
Кафедра	Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та мехатроніки
Рівень вищої освіти	другий (магістерський)
Спеціальність	151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології
Тип програми	освітньо-професійна
Освітня програма	Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва
(код і повна назва)	

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

«_____» _____ 2020 р.

ЗАВДАННЯ НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові _____ Пановій Анастасії Сергіївні
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Інтелектуальна система прийняття рішень для складних біотехнічних об'єктів ергатичного типу

затверджена наказом по університету від 02.11. 2020 р. №1511Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 14.12.2020 р.

3. Вихідні дані до роботи Необхідні діапазони значень показників температури t_0 від 20° від 30°, вуглекислого газу c_0 від 400 ppm до 1500 ppm; відносної вологості повітря y_0 від 40 % від 80 %, вологості ґрунту h_0 від 40 % до 80 %; кількість вхідних нейронів 12, схованих шарів нейронної мережі – 2 по 8 і 6 нейронів відповідно, вихідних нейронів 3.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі

4.1 Вступ;

4.2 Аналіз сучасних технологій управління складними біотехнічними об'єктами;

4.3 Розробка системної моделі біотехнічних об'єктів;

4.4 Розробка методу формалізацій параметрів біотехнічних об'єктів;

4.5 Розробка інтелектуальної технології прийняття рішень;

4.6 Проведення експериментальних досліджень;

4.7 Розрахунок освітлення у лабораторії;

4.8 Висновки.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) Демонстраційний матеріал представлений у форматі презентації PowerPoint (*.ppt) – 14 с. формату А4

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Керівник (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	<i>Аналіз технічного завдання</i>	2.11.2020 р.	Вик.
2	<i>Аналіз сучасних технологій управління складних біотехнічних об'єктах</i>	7.11.2020 р.	Вик.
3	<i>Розробка системної моделі біотехнічних об'єктів</i>	14.11.2020 р.	Вик.
4	<i>Розробка методу формалізацій біотехнічних об'єктів</i>	20.11.2020 р.	Вик.
5	<i>Розробка інтелектуальної технології прийняття рішень</i>	26.11.2020 р.	Вик.
6	<i>Проведення експериментальних досліджень</i>	30.11.2020 р.	Вик.
7	<i>Оформлення пояснювальної записки</i>	02.12.2020 р.	Вик.
8	<i>Подання роботи до ДЕК</i>	14.12.2020 р.	Вик.

Дата видачі завдання 02 листопада 2020 року

Студент

(підпис)

Керівник роботи

(підпис)

Панова А.С.

(прізвище, ініціали)

проф. Євсєєв В.В.

(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка містить: 78 с., 36 рис., 2 дод., 43 джерела.

БІОТЕХНІЧНА СИСТЕМА, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ.

Об'єкт дослідження – процес управління в складному біотехнічному об'єкті ергатичного типу.

Предмет дослідження – моделі та методи інтелектуального управління в складних біотехнічних об'єктах.

Мета магістерської атестаційної роботи – розробка інтелектуальної системи управління в складному біотехнічному об'єкті на базі нейронної мережі.

Методи дослідження – теорія системного аналізу, теорія множин, нейронні мережі та машинне навчання.

У магістерській атестаційній роботі проведено аналіз складних біотехнічних об'єктів ергатичного типу та інтелектуальних технологій прийняття рішень. На базі проведеного дослідження розроблено системну модель, метод формалізацій параметрів за допомогою теорії множин та графу приналежності параметрів досліджуваного біотехнічного об'єкту.

Розроблено метод прийняття рішень та нейронну мережу на основі моделі системи. Експериментально визначено параметри інтелектуальної системи для досягнення найкращих результатів навчання та прийняття рішень.

Для визначення основних шкідливих виробничих факторів в робочій зоні виконали необхідні розрахунки в розділі охорони праці.

Результати магістерської атестаційної роботи апробовані у журналі «Automation and Development of Electronic Devices» у другому випуску 2020 року.

ABSTRACT

Explanatory note contains: 78 pp., 36 figures, 2 appendices, 43 sources.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE, BIOTECHNICAL SYSTEM, MACHINE LEARNING.

The object research is the process of managing in the complex biotechnical object of ergatic type.

The subject of research is the models and methods of intellectual management in complex biotechnical objects.

The purpose of the master's certification work is the developing an intelligent control system in a complex biotechnical object with neural network.

Research methods - systems analysis theory, set theory, neural networks and machine learning.

During the master's certification work the analysis of complex biotechnical objects of ergatic type and intellectual technologies of decision-making was conducted. The system model, method of formalization of parameters with using set theory and a graph of the parameters of the biotechnical object were created.

The method of decision-making and the neural network of system model were developed. The parameters of the intelligent system for achieving the best learning outcomes and decision-making were experimentally determined.

The main harmful production factors in the work area were determined with performed the necessary calculations in the section of labor protection.

The results of the master's certification work were published in the journal "Automation and Development of Electronic Devices" in the second issue of 2020.

ЗМІСТ

	с.
Перелік скорочень.....	7
Вступ.....	8
1 Аналіз сучасних технологій управління складними біотехнічними об'єктами ергатичного типу.....	10
1.1 Аналіз складних біотехнічних об'єктів ергатичного типу.....	10
1.2 Аналіз інтелектуальних технологій прийняття рішень.....	18
1.3 Методи прийняття рішень.....	24
1.4 Постановка задач досліджень.....	26
2 Розробка моделі формалізацій біотехнічних об'єктів.....	29
2.1 Розробка системної моделі біотехнічних об'єктів.....	29
2.2 Розробка методу формалізацій параметрів біотехнічних об'єктів.....	32
2.3 Розробка графу приналежності параметрів біотехнічних об'єктів.....	43
2.4 Висновки до 2 розділу.....	45
3 Розробка інтелектуальної технології прийняття рішень.....	47
3.1 Розробка структури нейронної мережі.....	47
3.2 Розробка методу прийняття рішень.....	48
3.3 Розробка нейронної мережі та експериментальні дослідження.....	52
3.4 Розрахунок освітлення у лабораторії.....	61
3.5 Висновки до 3 розділу.....	64
Висновки.....	66
Перелік джерел посилання.....	68
Додаток А Ваги нейронів інтелектуальної технології.....	74
Додаток Б Демонстраційний матеріал у вигляді презентації.....	77

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

БТС – біотехнічна система;

ІТ – інтелектуальні технології;

ІС – інтелектуальна система;

ЛПР – людина, що приймає рішення;

МН – машинне навчання;

НМ – нейронна мережа;

СБТО – складні біотехнічні об'єкти;

СБТС – складні біотехнічні системи;

СППР – система підтримки прийняття рішень;

ІІ – штучний інтелект.

ВСТУП

Завдяки стрімкому кількісному показнику росту наукових досліджень, статистичних оцінювань, баз даних та знань впровадження інтелектуальних технологій, машинного навчання, існуючих та нових алгоритмів в автоматизовані системи стало значним поштовхом щодо вдосконалення різних галузей промисловості. Однією з найбільш актуальних галузей для автоматизації та управління є сфера біотехнологій у складних біологічних об'єктах.

Біотехнологічні процеси вимагають складну організацію управління та контролю для відповідності нормативним вимогам, які, через зростаючий технологічний прогрес, стають ще більш строгими. Саме тому в даній роботі досліджується реалізація сучасних алгоритмів інтелектуальних технологій прийняття рішень та машинного навчання для управління і автоматизації нової системи контролю та управління у складних біотехнічних об'єктах.

Останні досягнення в галузі біотехнологій та навчальні алгоритми можуть бути використані для пошуку оптимальної стратегії управління з декількома системними цілями, включаючи якість та кількість вихідного продукту, мінімізацію використання енергії системою, прогнозування можливих порушень, адаптацію до зовнішні зменшення шкідливих викидів у атмосферу, забезпечити максимальний прибуток від реалізації продукції.

Перспективним напрямком розвитку навчальних (інтелектуальних) технічних систем є створення нейронних мереж, що використовуються, наприклад, в управлінні комплексами екологічного моніторингу. Біотехнологічні системи, як правило, за ступенем визначеності є стохастичного типу і, як наслідок, мінімізація зовнішніх збурень є надзвичайно важливим завданням для контролю параметрів всередині системи. Тому стабільна і точна поведінка біотехнічної системи вирішується за допомогою адаптивних механізмів управління, які вивчають внутрішню модель для прогнозування наслідків вихідних керуючих сигналів. Дані показують, що впровадження інтелектуальних технологій та машинного навчання у біотехнічні системи,

вирішує цю проблему контролю шляхом адаптації та оновлення відповідної внутрішньої моделі, яка потім використовується для управління даного об'єкту.

Таким чином, тема роботи є актуальною, оскільки на сьогодні управління складними біотехнічними об'єктами з використанням інтелектуальних технологій прийняття рішень та машинного навчання є передовою тенденцією для розвитку біопромисловості.

Об'єкт дослідження – процес управління в складному біотехнічному об'єкті ергатичного типу.

Предмет дослідження – моделі та методи інтелектуального управління в складних біотехнічних об'єктах.

Мета магістерської атестаційної роботи – розробка інтелектуальної системи управління в складному біотехнічному об'єкті на базі нейронної мережі.

Методи дослідження – теорія системного аналізу, теорія множин, нейронні мережі та машинне навчання.

Завдання, які необхідно вирішити для досягнення поставленої мети:

- проаналізувати сучасні технології управління складними біотехнічними об'єктами ергатичного типу;
- розробити системну модель БТО;
- розробити метод формалізацій параметрів БТО;
- розробити структуру нейронної мережі;
- розробити метод прийняття рішень;
- розробити нейронну мережу та експериментальні дослідження;
- розрахувати освітлення у лабораторії;
- оформити пояснювальну записку згідно з методичними вказівками [1] та вимогами ДСТУ 3008-15 [2].

1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ УПРАВЛІННЯ СКЛАДНИМИ БІОТЕХНІЧНИМИ ОБ'ЄКТАМИ ЕРГАТИЧНОГО ТИПУ

1.1 Аналіз складних біотехнічних об'єктів ергатичного типу

Комплексний аналіз та оцінка стану складних біотехнічних об'єктів (СБТО) ергатичного типу являються актуальними через впровадження інформаційно-вимірювальних та інтелектуально-аналітичних систем, і також підсистем управління базами даних та знань, що зумовлено стрімко зростаючим кількісним показником створення, впровадження і технічного супроводу автоматизованих систем сучасного покоління, які характеризуються як адаптивні інтегровані просторо-розподілені неоднорідні системи обробки даних з змінними структурами [3]–[9].

Необхідність аналізу зумовлена стрімким підвищенням складності і вартості СБТО через зростаючу кількість оцінювальних параметрів, зміну структурних аспектів обробки інформації, необхідність обчислень у режимі реального часу, підвищення вимог до критеріїв точності вихідного результату для досягнення найефективніших результатів.

Спираючись на сукупність усіх вище зазначених фактів, для удосконалення СБТО необхідно вирішити наступні завдання: як краще управляти системами для більш високого і ефективного виробництва, які зміни необхідні в системах для підвищення прибутковості без шкоди для навколишнього середовища, яка політика необхідна, щоб допомогти системам розвиватися для досягнення більш широких соціальних цілей, і які системи необхідні для адаптації до постійних змін, включаючи зміну клімату, зміну попиту на продукцію, нестійкі ціни на енергоносії та обмеження земельних, водних та інших природних ресурсів [9].

Системне (системно-орієнтоване) мислення – це метод (принцип), за допомогою якого можна цілеспрямовано (як правило, з метою управління)

виявити і актуалізувати, пізнати причинно-наслідкові зв'язки і закономірності в загальних подіях і явищах. Часто це методологія дослідження систем [10].

При системному мисленні сукупність подій, явищ (які можуть складатися з різних складових елементів) актуалізується, досліджується як ціле, як одна організована за загальними правилами подія, явище, поведінку якого можна передбачити, прогнозувати (як правило) без з'ясування не тільки поведінки складових елементів, а й якості і кількості їх самих. Поки не буде зрозуміло, як функціонує або розвивається система як ціле, ніякі знання про її частини не дадуть повного бачення цього розвитку.

Необхідні атрибути системного аналізу як наукового знання [11]:

- наявність предметної сфери-системи і системні процедури;
- виявлення, систематизація, опис загальних властивостей і атрибутів систем;
- виявлення та опис закономірностей та інваріантів у цих системах;
- актуалізація закономірностей для вивчення систем, їх поведінки та зв'язків з навколишнім середовищем;
- накопичення, зберігання, актуалізація знань про системи (комунікативна функція).

Відповідно до принципу системного підходу, кожна система впливає на іншу систему. Весь навколишній світ складається з взаємодіючих систем. Метою системного аналізу є з'ясування цих взаємодій, їх потенціал та направити у потрібне русло задля отримання матеріальних та інформаційних благ людиною.

Складні біотехнічні системи (СБТС) – складні системи, що складаються з біологічних та технічних підсистем, які функціонують для досягнення спільної мети. Елементами біотехнічних систем (БТС) являються біологічні об'єкти (живі мікро- та макроорганізми), біодатчики в системах контролю та підтримки параметрів оточуючого середовища, та людина як оператор, керуючий процесом, для найкращого узгодження всіх елементів системи і використання можливостей управління технічними пристроями [12]–[13].

Розробка таких систем виконується на основі баз даних та знань, які включають результати провідних досліджень певної області та сприяють поліпшенню організації роботи – процес зводиться до виконання простих дій та реалізацій функцій управління більш широкого плану.

У реальних умовах людина-оператор приймає участь в роботі контролю системи. Якщо більшість задач, які можливо, автоматизувати, то БТС зможе «відчувати» реальне фізичне навколишнє середовище та виконувати проміжкові дії для самостійного досягнення оптимальних умов, і оператор більше приділятиме увагу оцінці роботи системи та передачі важливої інформації [12].

Присутність людини в контурі управління процесом неможливо повністю виключити через непередбачені ситуації, де необхідне задання інших певних умов для системи.

В навколишньому середовищі автономна система зіштовхується з елементами, над якими неможливо взяти контроль, наприклад, погода, коли температура повітря змінюється щохвилини, опади змінюють показники тиску та вологості навколишнього середовища, що значно впливає на поведінку біотехнічної системи. Вказати точно, де система помилилась у реальному часі з великою кількістю неконтрольованих та швидкозмінних параметрів – це складна задача для обчислень [13].

Врахування людського фактору як елемента систем управління і керованих комплексів дозволяє віднести біотехнічні системи ергатичного типу до складних (у випадку роботи оператора в режимі спостерігача) або до дуже складних систем, коли діяльність оператора носить більш інтелектуальний характер – прийняття рішень, розпізнавання образів, і т.п.). Це пояснюється сформованою структурою людського організму, наявністю складних нейронних зв'язків, які забезпечують адаптацію людини до змін зовнішніх впливів у період її операторської діяльності [13].

У складних системах результат функціонування не може бути заданий заздалегідь, навіть з деякою ймовірнісною оцінкою адекватності. Складність

цих систем обумовлена їх складною поведінкою та залежить від прийнятого рівня опису або вивчення системи – макроскопічного або мікроскопічного. Так зі збільшенням кількості показників та розгалуженістю алгоритму прийняття рішень зростає й кількість результуючих станів системи [14].

Чим складніша система, тим більш різноманітні і більш складні внутрішні інформаційні процеси доводиться актуалізувати для того, щоб була досягнута мета системи, тобто щоб система функціонувала або розвивалася. Складним системам таким як, наприклад, біосистеми, притаманна цілеспрямована поведінка, тобто здатність системи досягати кращого для неї стану.

Завдяки постійним потокам інформації (від системи до навколишнього середовища і навпаки) система здійснює доцільну взаємодію з навколишнім середовищем, тобто може керувати та керованою. Інформація стала засобом не тільки виробництва, а й управління.

За допомогою своєчасного отримання оперативної інформації можна стабілізувати систему, виконати пристосування і (або) адаптацію, відновлення при порушеннях структури і (або) підсистем.

Від ступеня інформованості системи, від кількості та якості досвіду взаємодії системи і навколишнього середовища залежить розвиток і стійкість системи. Чим більше повідомлень надходить про стан системи, тим повніше і точніше здійснюється управління [15].

Управління системою означає виконання зовнішніх функцій управління, що забезпечують необхідні умови функціонування системи (рисунок 1.1).

Управління системою (в системі) використовується для різних цілей [11]:

- збільшення швидкості передачі повідомлень;
- збільшення обсягу переданих повідомлень;
- зменшення часу обробки повідомлень;
- збільшення ступеня стиснення повідомлень;
- збільшення (модифікації) зв'язків системи;

– збільшення інформації (інформованості).

Як правило, ці цілі інтегруються.



Рисунок 1.1 – Загальна схема управління системою

Інформація у системах використовується для двох основних глобальних цілей: збереження стабільного функціонування системи і переведення системи в заданий цільовий стан.

Управління будь-якою системою (в будь-якій системі) має підкріплюватися необхідними ресурсами – матеріальними, енергетичними, інформаційними, людськими та організаційними (адміністративного, економічного, правового, гуманітарного, соціально-психологічного типу). При цьому характер і ступінь активізації цих ресурсів може вплинути (іноді лише побічно) і на систему, в якій інформація використовується. Більш того, сама інформація може бути залежна від системи [15].

Цикл управління будь-якою системою (в будь-якій системі) можна описати наступною послідовністю дій [11]:

- збір інформації про систему;
- обробка та аналіз інформації;
- виявлення керуючих параметрів;
- визначення ресурсів для управління.

Для організації інформації для управління системою необхідно з'ясувати форми і структури вихідної (вхідної) інформації, засоби та форми

передачі та джерел інформації, форми і структури вихідної інформації, надійність інформації та контроль достовірності, форми використання інформації для прийняття рішень.

В процесі синтезу біологічної та технічної систем функціонування і конструктивні рішення технічних елементів повинні бути обрані таким чином, щоб максимально відповідати потребам біологічних елементів системи.

Для цього алгоритми управління технічними засобами повинні відповідати потребам біооб'єктів та принципам ідентифікації інформаційного середовища для оптимізації інтенсивності подання та вибору форми представлення інформації з метою створення зв'язку між елементами системи [16]. Вирішення цих задач дозволить досягти оптимального функціонування СБТС.

Інтеграція у промисловість роботизованих технологій на базі функціонального моделювання сенсорних і ефекторних систем живого організму, які здатні збирати, виконувати аналіз отриманої інформації про навколишнє середовище, приймати рішення та здійснювати управління своїх дій у динамічному просторі, дозволяє вирішувати складні завдання за створеними гнучкими програмами. Наприклад, розробка робота, призначеного для збору і передачі на землю візуальної інформації про марсіанський ландшафт, виконана під керівництвом Л. Сутро і У. Калмера на базі моделі нейронної системи людини, розробленої У. Маккалоком [17].

Створення біотехнічних технологій допомагає вирішувати завдання, які потребують комплексного дослідження взаємодії живих організмів та технічних засобів – вплив фізичних факторів на біологічні об'єкти на рівні клітини, тканини і організму в цілому, медико-технічних технологій діагностики, включаючи розробку зразків біомедицинської техніки, підвищення ефективності транспортних засобів, систем управління складними технічними об'єктами, де людина-оператор розглядається в якості керуючого елемента системи в цілому [17].

Вивчення біотехнічної взаємодії та питань синтезу БТС можливе на основі єдиного опису поведінки взаємопов'язаних біологічних і технічних об'єктів з позицій системного аналізу, теорії складних систем і прикладної біології. Використання системного підходу для дослідження проблеми є наслідком науково-технічної революції, а також необхідності вирішення проблем за допомогою однакових підходів, методів, технологій.

Для вирішення поставленої задачі необхідно визначити чітко ресурси і шляхи досягнення зазначеної мети. Вирішення задачі – опис, представлення стану системи, при якому досягається зазначена мета; рішенням задачі називають і сам процес знаходження цього стану.

Потенційна якість рослинної продукції повністю визначається наступними факторами: вмістом вуглекислого газу, радіацією, тиском, температурою, вологістю і характеристиками рослинних зразків (наприклад, генетичними характеристиками та фенотипом). Потенційні виробничі моделі також включають додатковий вміст біомаси та хімічних елементів, таких як нітроген та фосфор, що впливають на процеси росту та розвитку рослинних зразків, боротьбу зі шкідниками, хворобами та небажаними рослинними екземплярами [18].

В реальних умовах, на даний момент, автоматизація та моніторинг вище перелічених факторів контролюється недостатнім чином, або зовсім не відбувається контроль. Постачання достатньої кількості води і поживних речовин, боротьба зі шкідниками та передбачення хвороби, клімат-контроль у СБТО дозволяє отримати якісні рослинні зразки.

Контроль факторів знищення недостатньо справляється з задачею отримання вдалих зразків. Біологічні об'єкти мають недостатньо розвинену кореневу систему, систему пагонів, спостерігається недостатній розвиток листової частини та передчасне старіння. Контролювання одночасно факторів знищення та граничних факторів, є кращим способом, чим контроль тільки одного класу факторів, але також не досягає поставленої мети отримати якісні біологічні об'єкти [18].

Потенційний рослинний зразок включає застосування контролю усіх факторів, що впливають на ріст та розвиток біологічних організмів. Такі зразки мають розвинену кореневу систему та пагони, сприяє можливості найкращого розмноження вегетативним способом та кількісного росту суцвіть. На рисунку 1.2 зображено вплив контрольованих вище перелічених факторів для забезпечення життєдіяльності рослинних зразків.

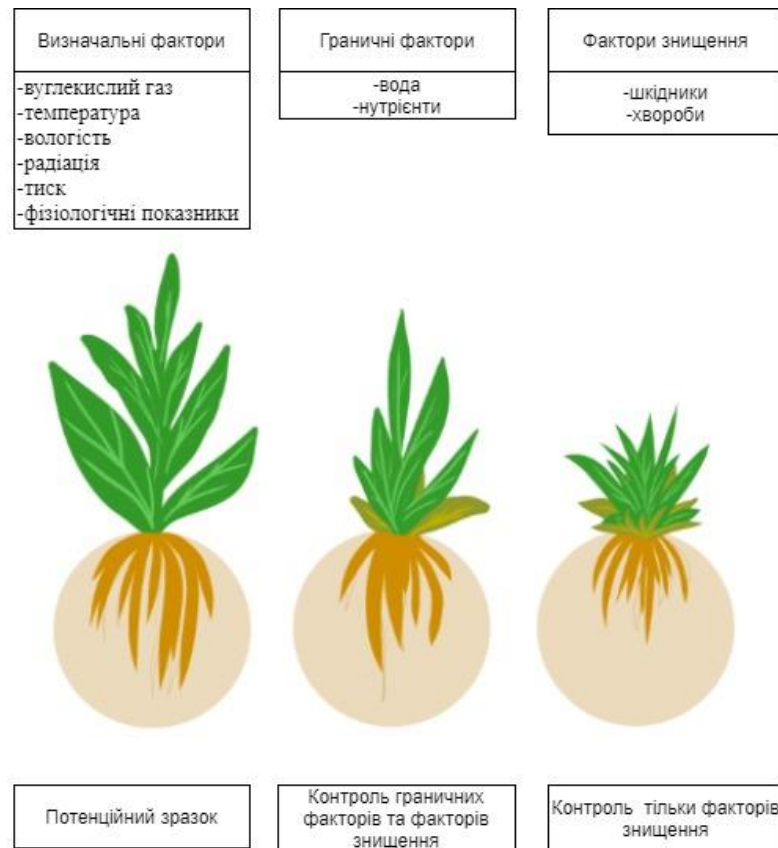


Рисунок 1.2 – Вплив контролю параметрів життєдіяльності на біологічні зразки

Насьогодні запроваджена достатня кількість автоматизованих БТС, в результаті функціонування яких можна зробити висновок: у ряді випадків, особливо при необхідності аналізу значних обсягів інформації (наприклад, при розпізнаванні образів) і прийнятті рішень у реальному масштабі часу, ефективними виявляються не повністю автоматичні комплекси, а біотехнічні системи, в яких поєднується штучний інтелект машини з інтелектом людини оператора, тобто системи зі змішаним інтелектом, де виконується попередня

обробка інформації і перетворення її до виду, зручного для сприйняття людиною [19].

1.2 Аналіз інтелектуальних технологій прийняття рішень

Більшість підприємств різних типів вже почали інтегрувати елементи та реалізовувати нові розробки прийняття рішень для створення умов автономності своєї продукції. Це можливо зробити там, де механічні системи наявно взаємодіють з фізичним навколишнім середовищем. Наприклад, для здійснення контролю кліматичних і не тільки систем на виробництвах, у розумних будівлях, для енергетичних компаній з метою збереження невідновлювальних ресурсів та мінімізації втрат. Але присутність людини все одно являється обов'язковою та дозволяє збільшити можливості її ролі у системі.

Технічні пристрої та системи з кожним роком удосконалюються та здійснили великий стрибок з повністю мануального управління через автоматизацію певних функцій до впровадження штучного інтелекту, що дозволяє самостійно виконувати поставлені задачі в межах реального навколишнього середовища за допомогою унікального методу – машинного навчання [17]–[20].

Машинне навчання (МН) – це клас методів штучного інтелекту, основним призначенням яких є навчання системи в процесі виконання алгоритму для досягнення результату. В результаті виконання алгоритму система отримує позитивну або негативну відповідь, які задовольняють правильність поставлених дій для досягнення кінцевої мети [20].

Для побудови таких методів використовуються засоби математичної статистики, чисельних методів, методів оптимізації, теорії ймовірностей, теорії графів, інші методи роботи з цифровими даними. Машинне навчання підходить для тренування БТС, перед якими стоїть завдання виконувати автономні задачі контролю.

Штучний інтелект (ШІ) або машинне навчання, безсумнівно, володіє величезним потенціалом для здійснення структурних змін у сфері біотехнологій.

Інтелектуальні системи (ІС), або системи, засновані на знаннях (Knowledge Based System) – створені для вирішення завдань прийняття рішення в складних системах, де необхідне використання знань в досить широкому діапазоні, особливо в погано формалізованих і погано структурованих системах, нечітких системах і при нечітких критеріях прийняття рішення [20].

Такі системи найбільш ефективні і мають місце у застосуванні для відомості проблем довгострокового, стратегічного управління до проблем тактичного і короткострокового характеру, підвищення керованості, особливо в умовах, які потребують контролю багатьох критеріїв.

На відміну від експертних систем, в системах, заснованих на знаннях, слід по можливості уникати експертних і евристичних процедур і вдаватися до процедур мінімізації ризику. Тут більш істотно впливає рівень професіоналізму персоналу, бо при розробці таких систем необхідна співпраця і взаєморозуміння не тільки розробників, але і користувачів, менеджерів, а сам процес розробки, як правило, відбувається ітераційно, ітераційними поліпшеннями, поступовим переходом від процедурних знань (як робити) до непроцедурних (що робити).

ШІ може має дуже високий вплив на біотехнології. Існує безліч способів і областей, де біотехнологічні компанії можуть використовувати ШІ і удосконалити виробництво. Біотехнологічні фірми в даний час усвідомлюють цінність, яку ШІ може принести індустрії, у вигляді [20]:

- важливих передбачень поведінки системи;
- розширення доступності;
- ефективного і дієвого прийняття рішень;
- економічної ефективності.

У той час як PricewaterhouseCoopers оцінює, що штучний інтелект сприятиме глобальному виробництву з 15,7 трлн доларів до 2030 року, опитування експертів в області фармацевтики та природничих наук показало, що 44 % використовують штучний інтелект у своїй науково-дослідній діяльності [21].

Враховуючи обсяг даних, доступних вченим-біотехнологам у всьому світі, стає дуже затребуваним використання штучного інтелекту та машинного навчання, щоб була змога виконувати аналіз величезних баз даних і продуктивно виконувати прогрес більш швидкими темпами.

За допомогою біотехнологій стало можливим виконання розробки спеціально створених рослинних зразків для підвищення врожайності або внесення нових характеристик в існуючі біологічні екземпляри за допомогою традиційної селекції рослин, культурування тканин, мікророзмноження, молекулярну селекцію і генну інженерію рослин.

В даний час за допомогою нових наукових відкриттів, застосування нанотехнологій та інтелектуальних технологій (ІТ) дозволяють створювати виробництво нових екологічних предметів різного призначення. Наприклад, виробництво біорозкладних та не шкідливих здоров'ю та навколишньому середовищу пакетів та плівок, що мають у своєму складі сині водорості та мушлі равликів або рослинний крохмаль. Для якісного вирощування біоматеріалу необхідно забезпечувати контроль внутрішніх параметрів середовища.

Біотехнологічні фірми, що мають у своєму складі СБТО, в даний час використовують методи штучного інтелекту та машинного навчання для розробки та програмування автоматизованих систем, які справляються з моніторингом та контролем відповідних параметрів для покращення та створення сприятливих умов для біозразків.

Для здійснення керування системою, яка проєктована з використанням ШІ, оператор повинен мати або навички розробника, або предметні знання експерта в даній області, для розуміння процесу та вміння декомпозиції

поставлених завдань на більш дрібні складові з метою досягнення очікуваного функціонування даного біотехнічного об'єкту. Система сама вибирає і конфігурує алгоритми для роботи із завданням, таким чином, відкидаючи необхідність заново створення рішень експертами машинного навчання [22].

Результат застосування систем, проєктованих за допомогою ШІ, залежить, насамперед, від мети застосування, що визначає конфігурацію технології, а не від того наскільки система інтелектуальна. Мета повинна полягати в розвитку систем на основі штучного інтелекту для підвищення якості роботи і створення нових, високоякісних можливостей застосування знань, розвивати та отримувати нові дані для подальшого удосконалення технологій та вирішувати більш конкретні задачі, що потребують виключно інтелектуального досвіду людини [23].

На рисунку 1.3 представлена структурна схема ІС прийняття рішень для даних СБТО.

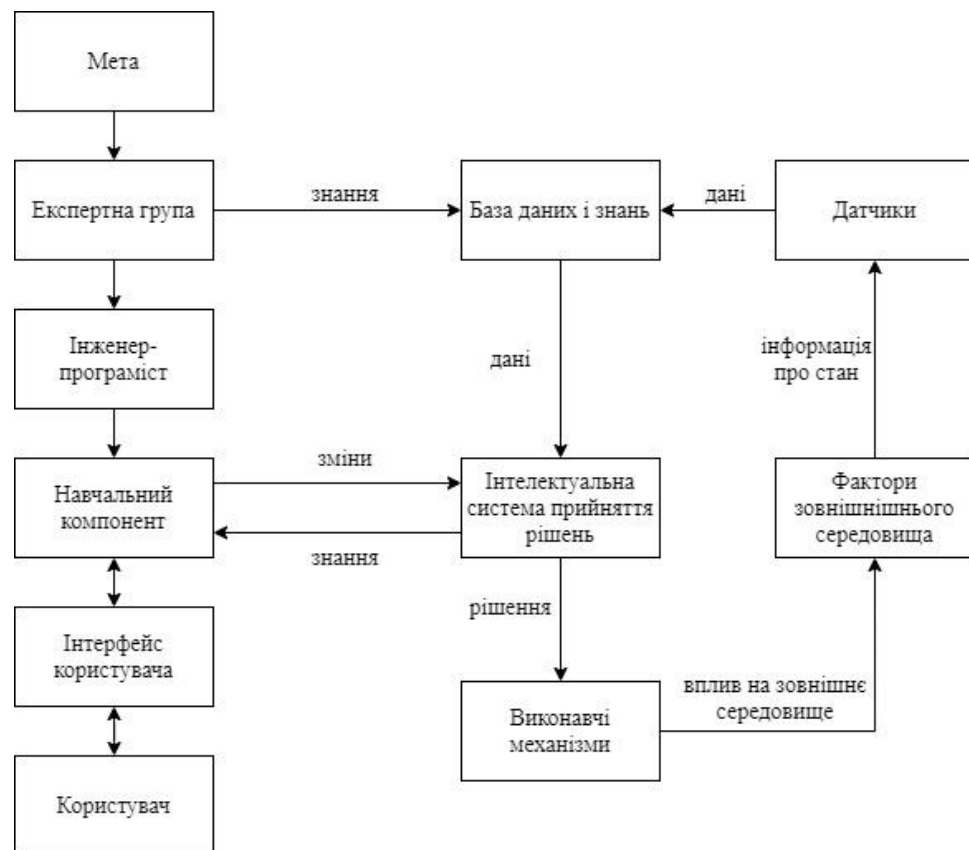


Рисунок 1.3 – Структурна схема інтелектуальної системи прийняття рішень для СБТО

Нові технології відіграють вирішальну роль у забезпеченні поширення та доступності компаній для створення кращих бізнес-екосистем з метою того, щоб розвиватися на рівні великих світових компаній-гігантів, відповідаючи технологічним інноваціям, та створювати якісний продукт та послуги. Виконання аналізу та оцінки, а внаслідок і запровадження нових технологій у виробництві дозволяє виявити нові можливості з високим потенціалом впливу та стратегічною значимістю.

Тенденція застосування систем з ІІІ в основному базується на зростанні обсягів даних, їх аналізу, стрімкому розвитку обчислювальних технологій, економічних, політичних та наукових інтересах, соціальних цінностях, енергетичних ресурсах та світовим становищем, а методи ІІІ стали невід'ємною частиною технологічної індустрії, допомагаючи вирішувати багато складних проблем в області комп'ютерних наук [23].

Про це свідчить не тільки зміна стратегії Google на початку 2017 року («AI first»), але й інвестиції, які вже надходять або планують надходити для розвитку технологій ІІІ в усьому світі. Тому не дивно, що регіони світу вже давно стрімко розвивають цифрове оснащення та випереджають один іншого для отримання кращого місця на світовому ринку. Перш за все це цифрові корпорації в США і Китаї [24].

Команда Microsoft співпрацювала з глобальною корпорацією Schneider Electric, яка займається діджиталізацією управління електроенергією в будинках, будівлях і цілих індустріях. Завдання, поставлене перед членами команди, полягало в тестуванні можливості ІІІ зменшити викиди вуглекислого газу від опалювальних та вентиляційних систем, які використовуються для нагрівання та охолодження великих комерційних будівель. Schneider Electric приділяє велику увагу підтримці екологічної безпеки, а великі будівлі роблять найбільший внесок у підвищення глобального рівня вуглекислого газу. Тому вимога до більш ефективної роботи таких систем є виключно важливою [25].

З метою створення подальшого довгострокового партнерства було проведено пробний тест з використанням набору інструментів Microsoft і представленою Schneider симуляційною моделлю. Було поставлено завдання натренувати систему ІІІ для автономного управління системою опалення, вентиляції та кондиціонування повітря в приміщенні.

Підбір оптимальних умов і факторів, які контролюються різними фізичними системами, вимагає значно більших інтелектуальних можливостей, ніж простий термостат. Система повинна враховувати параметри навколишнього середовища, які постійно змінюються: коливання витрат енергії протягом дня, прихід і відсутність людей в приміщенні, погода на вулиці і фізичні закони руху повітряних потоків [26].

Спочатку, використовуючи підхід машинного навчання, експерти Schneider і Microsoft навчили систему добре справлятися з контролюванням температури. Потім система ІІІ навчилася контролювати потоки повітря для підтримки його якості на сприятливому для людини рівні. Згодом, навчилася розуміти, як завантаженість приміщення впливала на кінцеві результати. Взявши до уваги всі ці фактори, система ІІІ компанії Microsoft змогла зменшити споживання енергії в приміщенні на 20 %, зберігши при цьому комфорт і високу якість повітря. В даний час команди переходять до другого етапу проекту, коли симуляція буде масштабуватися в різних типах приміщень і сприяти подальшому скороченню витрати енергії [27].

Ступінчастий підхід до навчання машин і здатність розбивати завдання та використовувати можливості удосконалювати технологію дало компанії Schneider Electric розуміння, як система штучного інтелекту навчалася, а також можливість простежити, які фактори мали найбільший вплив [28].

Розробка симуляцій з великим потоком даних дозволяє системі протестувати тисячі послідовностей прийняття рішень паралельно один одному. Це дає можливість моделям ІІІ дізнаватися набагато швидше, що працює, а що ні.

Багато конкретних дій у тій чи іншій системі має певні наслідки з точки зору безпеки. Тому фахівцям необхідно розуміти, як система штучного інтелекту приймає рішення. Це дозволяє відслідковувати поведінку системи, аналізувати можливі помилки та спонукати появу нових ідей, що дозволить працювати системі краще. Даний підхід дозволяє побачити, як система стає розумнішою і дає результат, що має принципове значення для безпеки і відтворюваності.

1.3 Методи прийняття рішень

Методи прийняття рішень застосовуються для формалізації певного виду людської діяльності з метою отримання найкращого варіанту рішення поставленого завдання.

Мета прийняття рішень – мінімізувати (або максимізувати) цільові критерії, вибравши відповідні керуючі параметри, враховуючи накладені на них обмеження. Тим самим визначається найкраще рішення. У разі, коли одночасно враховується безліч критеріїв, виникає завдання знаходження компромісів між вимогами цих критеріїв [29].

Система підтримки прийняття рішень (СППР, Decision Support System) – це комп'ютерна автоматизована система, метою якої є забезпечення допомоги людям, які приймають рішення в складних умовах, при проведенні повного і об'єктивного аналізу предметної діяльності та альтернатив рішень [30].

СППР повинна бути здатна виробляти і рекомендувати ефективні варіанти рішень, при цьому, не замінюючи людину, яка приймає рішення (ЛПР), при остаточному прийнятті рішення. Функції та побудова СППР залежать від характеру завдання, яке необхідно вирішити за допомогою розробленої СППР, від існуючих баз даних і знань, від експертів та користувачів майбутньої системи.

Створення інформаційних систем з метою підтримки прийняття рішень в будь-якій сфері дозволяє особі, що займається цією діяльністю, взаємодіяти не з реальними об'єктами предметної області системи, а з інформаційною системою, не залишаючи свого робочого місця.

Такий підхід дозволяє отримувати відомості про стан сутностей і процесів предметної області СППР не шляхом безпосередніх вимірювань (спостережень) в реальному світі, а використовуючи інформаційну модель. Гідність модельного підходу полягає в тому, що він надає можливості для аналізу та оцінки наслідків різних управлінських рішень без проведення натурного експерименту [31]–[32].

На рисунку 1.4 схематично показано процес прийняття рішень.

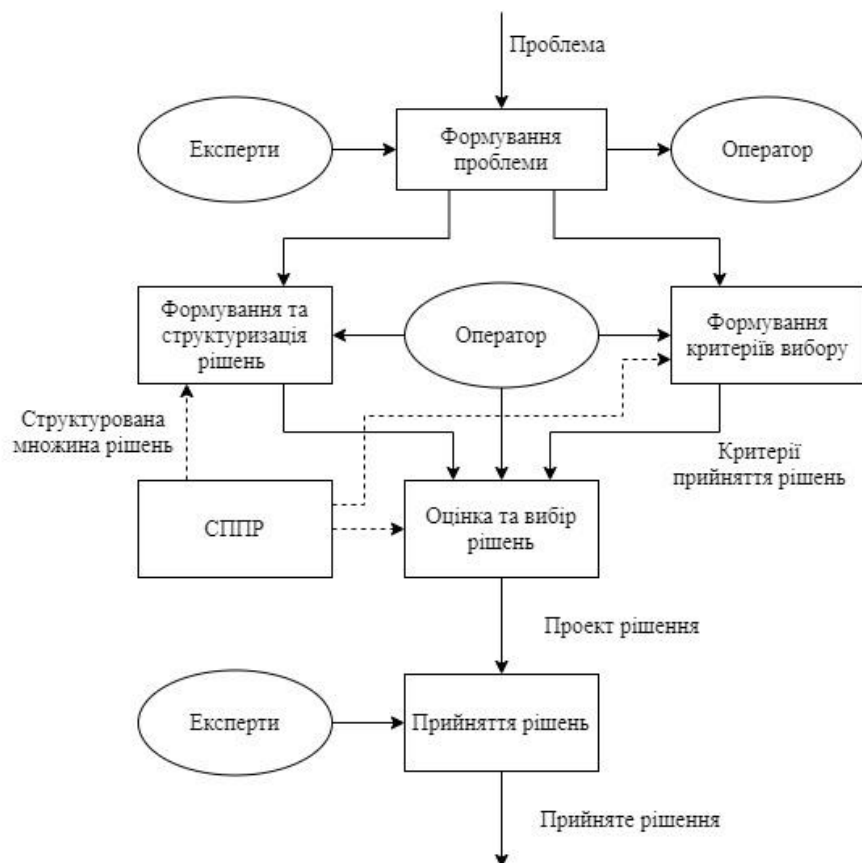


Рисунок 1.4 – Схема прийняття рішень

Класифікація методів прийняття рішень необхідна для визначення загальних і конкретно-специфічних підходів до їх розробки, реалізації та

оцінки, що дозволяє підвищити їх якість, ефективність і спадкоємність. Типізація методів дозволяє визначити коло рішень, що розробляються в певних підрозділах апарату управління і прийнятих на різних ієрархічних рівнях, склад використовуваної з цією метою інформації, типові методи обробки інформації, систему оформлення прийнятих рішень, процесів їх контролю і стимулювання виконання [33].

Для аналізу і вироблення пропозицій в СППР використовуються різні методи [34]:

- інформаційний пошук, вирішення завдань оптимізації, обробка експертних оцінок;
- інтелектуальний аналіз даних, міркування на основі прецедентів, імітаційне моделювання;
- еволюційні обчислення та генетичні алгоритми, нейронні мережі;
- ситуаційний аналіз, когнітивне моделювання, методи геоінформатики та інші.

В процесі прийняття рішень можна використовувати різні математичні та комп'ютерні засоби для оперативного застосування баз даних та знань. Моделі дозволяють прораховувати наслідки тих чи інших рішень, прогнозувати розвиток подій.

При створенні СППР використання моделей об'єктів є обов'язковим. Об'єкт моделювання може бути або реальним, або уявним. Уявні об'єкти моделювання в інженерній практиці застосовуються на ранніх етапах проектування систем [35].

Якщо в основі роботи СППР лежать методи штучного інтелекту, то говорять про інтелектуальну СППР.

1.4 Постановка задач досліджень

Враховуючи стрімкий технологічний прогрес, зростання кількості нових відкриттів та досліджень в області біотехнологій, тенденцію використання

біоречовин високої якості, розширення баз даних та знань, вміння використовувати необхідну інформацію для досягнення поставлених завдань, впровадження ІТ, машинного навчання, існуючих та нових алгоритмів в автоматизовані системи, усі галузі промисловості зазнають чималих змін автоматизації виробництва та все частіше використовують нові технології для важливих передбачень поведінки системи, розширення доступності продукції, ефективного і дієвого прийняття рішень, економічної ефективності та екологічності.

Поглиблене дослідження завдань, процесів та функцій БТС дозволяє розробити спеціальні методи прийняття рішень із застосуванням сучасних алгоритмів ІТ та машинного навчання для управління і автоматизації системи контролю та управління у СБТО.

Основним методом прийняття та обґрунтування рішень являється моделювання, що є невід'ємною частиною розробки системи. Розробка моделі БТС дозволяє виконати аналіз вже існуючої або бажаної БТС, прораховувати наслідки тих чи інших рішень, прогнозувати розвиток подій.

Впровадження ІТ та машинного навчання у БТС, вирішує цю проблему контролю шляхом адаптації та оновлення відповідної внутрішньої моделі, яка потім використовується для управління даного об'єкту.

Таким чином, тема роботи є актуальною, оскільки на сьогодні оптимізація та управління складними біотехнічними об'єктами з використанням ІТ прийняття рішень та машинного навчання є передовою тенденцією для розвитку біопромисловості.

Метою атестаційної роботи є розробка інтелектуальної системи управління в складному біотехнічному об'єкті на базі нейронної мережі.

Завдання, які необхідно вирішити для досягнення поставленої мети:

- проаналізувати сучасні технології управління складними біотехнічними об'єктами ергатичного типу;
- розробити системну модель БТО;
- розробити метод формалізацій параметрів БТО;

- розробити структуру нейронної мережі;
- розробити метод прийняття рішень;
- розробити нейронну мережу та експериментальні дослідження;
- розрахувати освітленість лабораторного приміщення.

2 РОЗРОБКА МОДЕЛІ ФОРМАЛІЗАЦІЙ БІОТЕХНІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

2.1 Розробка системної моделі біотехнічних об'єктів

Виконання побудови моделі є системним завданням, яке потребує аналізу вихідних даних, гіпотез, теорій, знань фахівців. Системний підхід дозволяє не тільки побудувати модель реальної системи, але і використовувати цю модель для оцінки (наприклад, ефективності управління, функціонування) системи.

Моделлю є об'єкт або його опис для відображення однієї заданої системи іншою з метою кращого вивчення оригіналу або відтворення будь-яких його властивостей.

Методом системного аналізу є моделювання, яке полягає в поділі процесу моделювання (системи, моделі) на етапи (підсистеми, підмоделі), детальному вивченні кожного етапу, взаємин, зв'язків, відносин між ними і ефективного їх опису з максимально можливим ступенем формалізації та адекватності. Процес моделювання являється особливою формою експерименту над відтворенням оригінального об'єкта або системи.

Створення моделей доречно для виконання наступних цілей [36]:

- навчання;
- пізнання і розробка теорії досліджуваних систем (за допомогою будь-яких моделей, моделювання, результатів моделювання);
- прогнозування (вихідних даних, ситуацій, станів системи);
- управління (системою в цілому, окремими підсистемами системи), створення управлінських рішень і стратегій;
- автоматизація (системи або окремих підсистем системи).

На роботу СБТО впливають безпосередньо параметри навколишнього середовища. Щоб оцінити та врахувати їх вплив для оптимальної роботи системи обов'язково необхідно враховувати статутні норми. Вони забезпечують керівні принципи експлуатації СБТО. Для автоматичного прогнозування та управління

кліматичними умовами необхідно виконати проектування адекватної моделі системи.

Для злагодженої роботи СБТО необхідно встановити попередньо задані значення таких змінних, як температура, вологість повітря, вуглекислий газ та вологість ґрунту. Встановлені значення не повинні змінюватися навіть у разі виникнення будь-яких зовнішніх збурень. Тому, дана БТС набуває вигляду системи, де виконання даних функцій забезпечується управлінням зі зворотним зв'язком (рисунок 2.1), де $x_0(t)$ – необхідне значення на вході системи, $x(t)$ – дійсне значення на виході системи, КП – керуючий пристрій, ВП – виконавчий пристрій, ОУ – об'єкт управління [37].

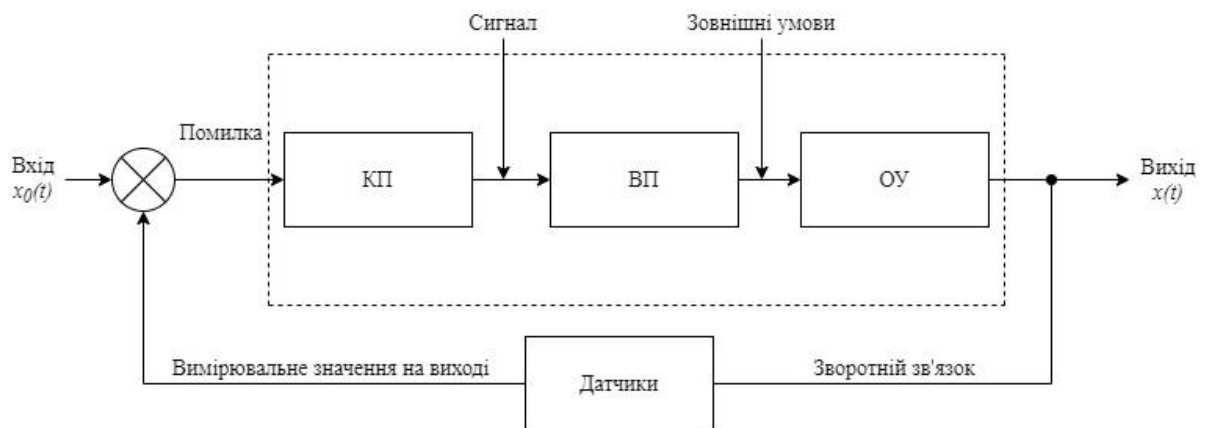


Рисунок 2.1 – Схема системи управління зі зворотним зв'язком

Для того щоб змінна x була керована і доступна регулятору зі зворотним зв'язком у вигляді електричного сигналу, її необхідно виміряти і відповідним чином перетворити. Цю змінну необхідно порівняти з заданим значенням або шаблоном значень в регуляторі. Після чого за результатами цього порівняння слід визначити необхідне прийняття рішення у БТС.

Як правило, моделювання БТС допускають досвід фахівців з визначення структури моделі, на яку впливає багато факторів, такі як температура, відносна вологість повітря, рівень вуглекислого газу, вологість ґрунту, і граничні умови. Моделі, побудовані таким чином, називаються моделями білого ящика або імітаційними моделями [38].

Другий спосіб побудови моделі процесу полягає в адаптації стандартної параметричної моделі до вимірних даних, які були отримані в процесі функціонування системи. Така модель, що не відображає ніякої конкретної фізичної структури системи, є моделлю чорного ящика.

Для багатьох фізичних процесів існує неповне знання про структуру системи. Це означає, що між моделями "білого ящика" і "чорного ящика" існує сіра зона, де доречні так звані моделі "сірого ящика". Отже, існує і третій спосіб побудови моделей фізичних систем, при якому апріорні знання про процес використовуються безпосередньо, а невідомі частини оцінюються за вимірними даними.

На рисунку 2.2 представлено схематичне зображення типів моделей чорного, білого та сірого ящиків.

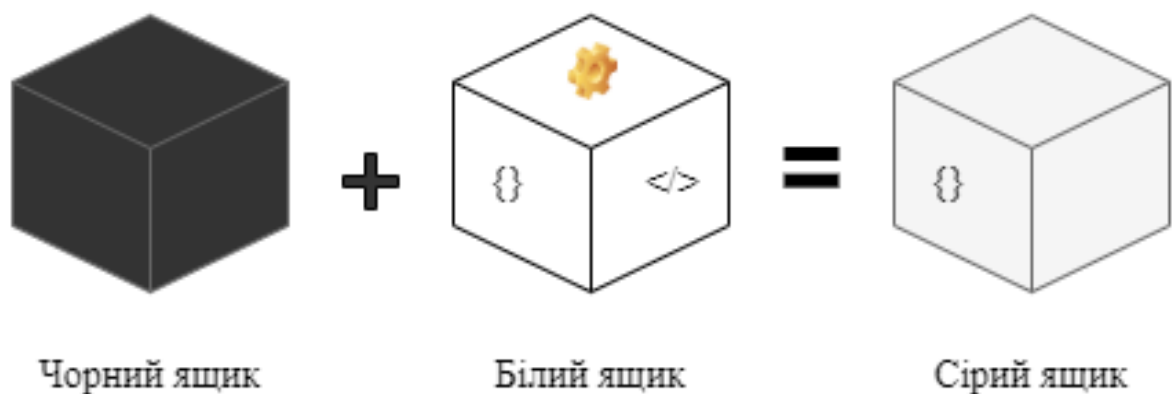


Рисунок 2.2 – Схематичне зображення типів моделей

Досліджувана БТС являє собою нелінійний процес і також залежить від конкретних погодних умов і сезонів року, тому надалі буде розглянута у виді моделі сірого ящика, яка заснована на апріорних знаннях про процес і вимірних даних та повинна бути здатна приймати рішення для різних робочих ситуацій.

Така концептуальна модель використовується для здійснення передбачення поведінки БТС, тому повинна бути адаптована до конкретної задачі та деякі невідомі параметри будуть оцінені в режимі реального часу (параметри зовнішнього навколишнього середовища).

Адаптацією називається пристосування до змін навколишнього середовища шляхом накопичення і використання інформації. Цей процес спрямований для досягнення оптимального стану. Тому виконаємо побудову моделі сірого ящика БТС з використанням концепції системного підходу.

2.2 Розробка методу формалізацій параметрів біотехнічних об'єктів

Для проведення системного аналізу СБТО необхідно визначити найбільш повне визначення системи, виділивши найбільш значимі параметри, що впливають на процес прийняття рішень для подальшої роботи.

Визначення системи на початковому етапі відображає очікувану концепцію і є основоположним фактором для моделювання. Тому для створення моделі визначення системи слід використовувати символічну форму представлення даних для однозначного розуміння дослідження та розробки системи.

До систем четвертого рівня відносять СБТО, що представляють собою відкриті системи, відмітною ознакою яких самонавчання як пристосувальна реакція, спрямована на адаптацію до постійно мінливих умов навколишнього середовища. Самонавчанням називають здатність системи під впливом зовнішніх впливів покращувати функціонування відповідно до певного критерію [38].

Для представлення СБТО як систему виділимо його з оточення як вихідне ціле, виконаємо декомпозицію, отримавши сукупність частин, організуємо отримані частини між собою, виконаємо структурування і впишемо структуру в межі об'єкта як цілого.

Щоб виділити зв'язки, відносини та закономірності досліджуваного об'єкта можна використовувати математичні та логічні інструменти формалізації.

Враховуючи вище перелічені дії, СБТО можна представити як модель четвертого виду визначення системи (2.1).

$$S = \langle P, K, L, R, Q_a, Q_b, Z \rangle, \quad (2.1)$$

де S – складна біотехнічна система;

P – сукупність даних $x_0(t)$ та $x(t)$ стану системи;

K – сукупність керуючих елементів;

L – сукупність виконавчих пристроїв;

R – сукупність зв'язків між елементами;

Q_a – властивості параметрів P, M, K, L ;

Q_b – властивості зв'язків між параметрами P, M, K, L ;

Z – структура поставлених цілей.

Виходячи з опису визначення моделі БТС (2.1) на основі всіх проведених аналізів про СБТС надалі представимо, що сукупністю даних $x_0(t)$ та $x(t)$ стану даної системи P є набір таких параметрів як температура та відносна вологість повітря, вуглекислий газ, вологість ґрунту.

Опишемо це наступним чином:

$$P = \langle T, C, Y, H \rangle, \quad (2.2)$$

де T – це сукупність даних температурних показників;

C – сукупність даних показників вуглекислого газу;

Y – сукупність даних показників вологості ґрунту;

H – сукупність даних показників відносної вологості повітря.

Стан БТС визначається сукупністю даних параметрів, показникам яких необхідно забезпечити відповідний контроль. Параметри температури та відносної вологості повітря у свою чергу являються як внутрішніми – всередині досліджуваного об'єкта, так і зовнішніми. Зовнішні параметри мають безпосередній вплив на ефективність процесу досягнення необхідних внутрішніх параметрів. Внутрішні параметри повинні відповідати необхідним і достатнім значенням для досягнення поставленої мети.

Введемо значення для розподілу сукупностей параметрів температури τ , вуглекислого газу c , вологості ґрунту y та відносної вологості повітря h . Для зручності обробки показань розділимо на умовні діапазони кожен сукупність значень. Оскільки показники температури та відносної вологості повітря є як внутрішніми, так і зовнішніми. Введемо індекс $n = 1 \dots 8$ для параметрів τ_n, c_n, y_n, h_n , де $n = 1 \dots 4$ для внутрішніх показників, $n = 5 \dots 8$ для зовнішніх показників.

Розпишемо кожен сукупність параметрів температури, вуглекислого газу, вологості ґрунту та відносної вологості повітря у вигляді набору діапазонів значень.

Для сукупності зовнішніх та внутрішніх параметрів температури набір даних буде виглядати наступним чином:

$$T = \left\{ \begin{array}{l} 0 < \tau_1 \leq 10 \\ 10 < \tau_2 \leq 20 \\ 20 < \tau_3 \leq 30 \\ 30 < \tau_4 \leq 40 \\ -15 < \tau_5 \leq 0 \\ 0 < \tau_6 \leq 20 \\ 20 < \tau_7 \leq 30 \\ 30 < \tau_8 \leq 40 \end{array} \right\}, \quad (2.3)$$

де τ_n – значення показників температури при $n = 1 \dots 4$ для внутрішніх показників та $n = 5 \dots 8$ для зовнішніх показників.

Для сукупності внутрішніх параметрів вуглекислого газу набір даних буде виглядати наступним чином:

$$C = \left\{ \begin{array}{l} 400 < c_1 \leq 1500 \\ 1500 < c_2 \leq 2500 \\ 2500 < c_3 \leq 4000 \\ 4000 < c_4 \leq 7000 \end{array} \right\}, \quad (2.4)$$

де c_n – значення внутрішніх показників вуглекислого газу при $n = 1 \dots 4$.

Для сукупності внутрішніх параметрів вологості температури набір даних буде виглядати наступним чином:

$$Y = \left\{ \begin{array}{l} 0 < y_1 \leq 20 \\ 20 < y_2 \leq 40 \\ 40 < y_3 \leq 80 \\ 80 < y_4 \leq 100 \end{array} \right\}, \quad (2.5)$$

де y_n – значення внутрішніх показників вологості ґрунту при $n = 1 \dots 4$.

Для сукупності зовнішніх та внутрішніх параметрів відносної вологості повітря набір даних буде виглядати наступним чином:

$$H = \left\{ \begin{array}{l} 0 < h_1 \leq 20 \\ 20 < h_2 \leq 40 \\ 40 < h_3 \leq 80 \\ 80 < h_4 \leq 100 \\ 0 < h_5 \leq 20 \\ 20 < h_6 \leq 40 \\ 40 < h_7 \leq 80 \\ 80 < h_8 \leq 100 \end{array} \right\}, \quad (2.6)$$

де h_n – значення показників відносної вологості повітря при $n = 1 \dots 4$ для внутрішніх показників та $n = 5 \dots 8$ для зовнішніх показників.

Множина C також має як внутрішні так і зовнішні параметри вуглекислого газу, але, оскільки якісні показники навколишнього середовища завжди відповідають гранично-допустимим нормам, то розподілом сукупності параметрів значень вуглекислого газу на внутрішні та зовнішні можна знехтувати. Для наступних опрацювань до уваги будуть братися до уваги тільки внутрішні параметри вуглекислого газу.

Усі зазначені вище параметри є дійсними значеннями на вході БТС $x_0(t)$.

Керування параметрами у даній БТС необхідно проводити, враховуючи $x(t)$ – необхідне значення параметру на виході системи.

Отже, введемо та опишемо необхідні та достатні параметри системи. Для цього визначимо сукупність необхідних і достатніх показників температури та відносної вологості повітря, вуглекислого газу та вологості ґрунту M :

$$M = \{\tau_0, c_0, y_0, h_0\}, \quad (2.7)$$

де M – сукупність необхідних і достатніх показників $x(t)$;

τ_0 – сукупність необхідних і достатніх показників температури;

c_0 – сукупність необхідних і достатніх показників вуглекислого газу;

y_0 – сукупність необхідних і достатніх показників вологості ґрунту;

h_0 – сукупність необхідних і достатніх показників відносної вологості повітря.

Нехай необхідними і достатніми будуть наступні діапазони значень показників стану системи:

$$M = \left\{ \begin{array}{l} 20 < \tau_0 \leq 30 \\ 400 < c_0 \leq 1500 \\ 40 < y_0 \leq 80 \\ 40 < h_0 \leq 80 \end{array} \right\}. \quad (2.8)$$

Для параметру c_0 можна прийняти діапазон $400 < c_0 \leq 2500$, але у випадку коли людина не контактує з цим середовищем. Висока концентрація вуглекислого газу у повітрі негативно відображається на здоров'ї людини та може призвести до нещасних випадків та летального результату.

Для отримання чисельних параметрів показників у системі S повинні бути присутні керуючі елементи.

В якості сукупності керуючих елементів K у даній системі БТС будемо застосовувати датчики температури повітря, вмісту вуглекислого газу у повітрі, вологості ґрунту, відносної вологості повітря.

Запишемо сукупність K у вигляді наступного набору елементів:

$$K = \left\{ \begin{array}{l} TemperatureSensors, CO_2Sensors, \\ HumiditySensors, HygrometerSensors \end{array} \right\}. \quad (2.9)$$

Отримані датчиками дані про стан системи повинні порівнюватися з необхідними, завчасно визначеними параметрами та, у випадку не відповідності заданим параметрам, за допомогою сукупності виконавчих пристроїв L досягти необхідного стану системи.

У БТС будемо використовувати вентиляційну систему V , опальну систему O та систему поливу W для досягнення системою необхідних показників $x_0(t)$.

Множину L можна описати як наступний набір елементів, окреслених вище:

$$L = \langle V, O, W \rangle, \quad (2.10)$$

де V – вентиляційна система;

O – опальна система;

W – система поливу.

Системи вентиляції, опалення та поливу мають два режими роботи – ввімкнені та вимкнені. Тому, опишемо стан роботи виконавчих пристроїв наступним чином:

$$V = \{ON, OFF\}, \quad (2.11)$$

$$O = \{ON, OFF\}, \quad (2.12)$$

$$W = \{ON, OFF\}, \quad (2.13)$$

де ON – параметр стану «ввімкнено»;

OFF – параметр стану «вимкнено».

Для опису заданої моделі системи надалі використовуватимемо теорію множин.

За допомогою методу теорії множин сукупності T , C , Y та H представимо у вигляді підмножин множини P (рисунок 2.3).

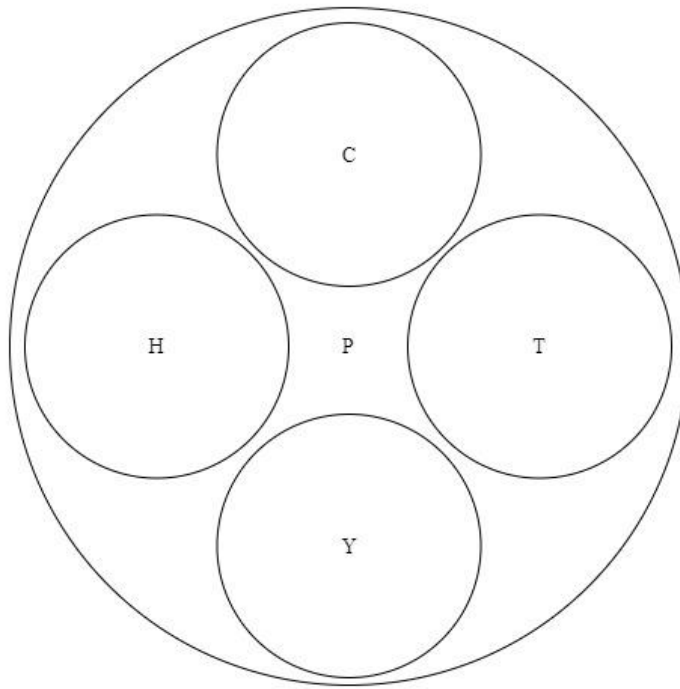


Рисунок 2.3 – Схематичне зображення множини P

Виходячи з рівняння (2.2) та рисунку 2.3 можемо зробити висновок, що підмножини усіх раніше перелічених параметрів T , C , Y та H належать до множини P .

Підмножини T та H множини P , у свою чергу, являються множинами підмножини параметрів внутрішнього τ_{1-4} , h_{1-4} на навколишнього τ_{5-8} , h_{5-8} середовища системи.

Тому введемо підмножини T , C , Y та H множини P , що мають сукупність значень параметрів τ_n, c_n, y_n, h_n показників температури, вуглекислого газу, вологості ґрунту та відносної вологості повітря відповідно і опишемо наступним чином.

Множина T є підмножиною множини P та її перетином. Значення показань температури τ_n належать до перетину підмножини T множини P та належать до множини P , а отже і до підмножини T множини P :

$$T \subset P \Rightarrow P \cap T, \quad (2.14)$$

$$\tau_n \subset P \cap T \Rightarrow \begin{cases} \tau_n \in P, \\ \tau_n \in T. \end{cases} \quad (2.15)$$

Множина C є підмножиною множини P та її перетином. Значення показань вуглекислого газу c_n належать до перетину підмножини C множини P та належать до множини P , а отже і до підмножини C множини P :

$$C \subset P \Rightarrow P \cap C, \quad (2.16)$$

$$c_n \subset P \cap C \Rightarrow \begin{cases} c_n \in P, \\ c_n \in C. \end{cases} \quad (2.17)$$

Множина Y є підмножиною множини P та її перетином. Значення показань вологості ґрунту y_n належать до перетину підмножини Y множини P та належать до множини P , отже, і до підмножини Y множини P :

$$Y \subset P \Rightarrow P \cap Y, \quad (2.18)$$

$$y_n \subset P \cap Y \Rightarrow \begin{cases} y_n \in P, \\ y_n \in Y. \end{cases} \quad (2.19)$$

Множина H є підмножиною множини P та її перетином. Значення показань відносної вологості повітря h_n належать до перетину підмножини H множини P та належать до множини P , а отже і до підмножини H множини P :

$$H \subset P \Rightarrow P \cap H, \quad (2.20)$$

$$h_i \subset P \cap H \Rightarrow \begin{cases} h_n \in P, \\ h_n \in H. \end{cases} \quad (2.21)$$

Виконаємо побудову геометричного зображення усіх вище перелічених припущень (2.14) – (2.21) на рисунку 2.4.

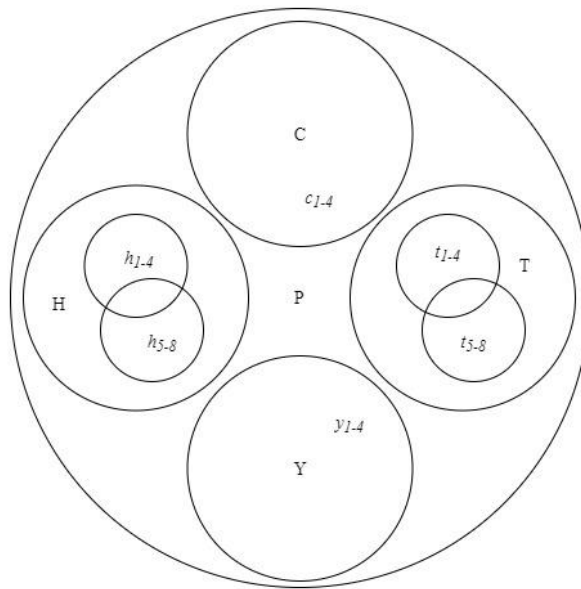


Рисунок 2.4 – Схематичне зображення підмножин множини P

Опираючись на теорію множин і рисунок 2.4, можемо стверджувати, що підмножини T та H множини P у свою чергу являються множинами підмножини параметрів внутрішнього τ_{1-4} , h_{1-4} та навколишнього τ_{5-8} , h_{5-8} середовища системи сукупності температурних показників та показників відносної вологості повітря відповідно.

Тоді, сукупність даних показників температури як навколишнього, так і внутрішнього середовищ, та їх відношення до надмножини T запишемо наступним чином:

$$\tau_{1-4} \subset T \Rightarrow \begin{cases} \tau_{1-4} \in P, \\ \tau_{1-4} \in T, \end{cases} \quad (2.22)$$

$$\tau_{5-8} \subset T \Rightarrow \begin{cases} \tau_{5-8} \in P, \\ \tau_{5-8} \in T, \end{cases} \quad (2.23)$$

$$\tau_{1-4} \cap \tau_{5-8} \subset T \Rightarrow \begin{cases} \tau_{1-8} \in P, \\ \tau_{1-8} \in T. \end{cases} \quad (2.24)$$

Аналогічно виконаємо детальний опис зв'язків та приналежностей сукупностей внутрішніх та зовнішніх показників відносної вологості повітря H відповідно до множин H та P (2.25) – (2.27):

$$h_{1-4} \subset H \Rightarrow \begin{cases} h_{1-4} \in P, \\ h_{1-4} \in H, \end{cases} \quad (2.25)$$

$$h_{5-8} \subset H \Rightarrow \begin{cases} h_{5-8} \in P, \\ h_{5-8} \in H, \end{cases} \quad (2.26)$$

$$h_{1-4} \cap h_{5-8} \subset H \Rightarrow \begin{cases} h_{1-8} \in P, \\ h_{1-8} \in H. \end{cases} \quad (2.27)$$

Опишемо сукупність необхідних і достатніх показників $x_0(t)$ M за формулою (2.7). Множина M є перетином підмножин T , H , C , Y , множини P , отже, і множина M належить до множини P :

$$M \cap \langle T, C, Y, H \rangle \Rightarrow \begin{cases} M \in x_0(t), \\ M \subset P. \end{cases} \quad (2.28)$$

Отже, зобразимо множину P , що має підмножини M , T , C , Y та H , спираючись на формулу (2.28) на рисунку 2.5.

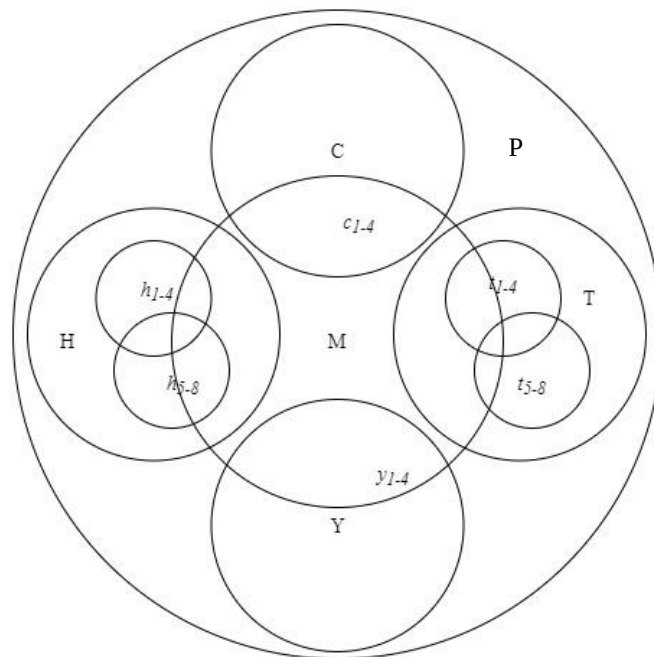


Рисунок 2.5 – Діаграма підмножини M множини P

Представимо сукупність виконавчих пристроїв L , до якої належать вентиляційна система (підмножина V множини L), опальна система (підмножина

O множини L) та система поливу (підмножина W множини L) та опишемо математично і зобразимо на рисунку 2.6.

Множина V є підмножиною множини L та описується наступним записом:

$$V \subset L \Rightarrow L \cap V. \quad (2.29)$$

Множина O є підмножиною множини L та описується наступним записом:

$$O \subset L \Rightarrow L \cap O. \quad (2.30)$$

Множина W є підмножиною множини L та описується наступним записом:

$$W \subset L \Rightarrow L \cap W. \quad (2.31)$$

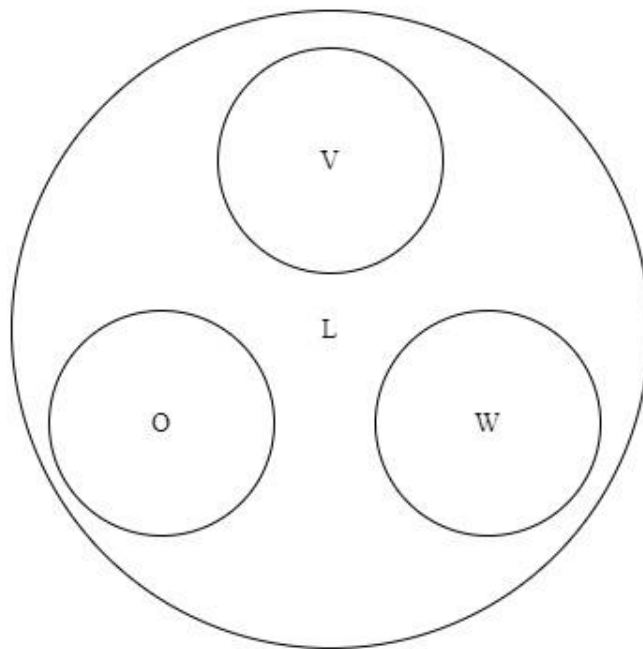


Рисунок 2.6 – Діаграма множини L

Опис сукупності зв'язків R між елементами P , K та L надалі будемо розробляти, використовуючи теорію графів. Граф – це графічне відображення структури системи.

2.3 Розробка графу приналежності параметрів біотехнічних об'єктів

Спираючись на визначену модель системи (2.1), виконані детальні описи кожної сукупності елементів даної системи, зобразимо зв'язки між параметрами, отриманими за допомогою керуючих пристроїв (датчиків) та виконавчими пристроями у системі графічно (рисунок 2.7).

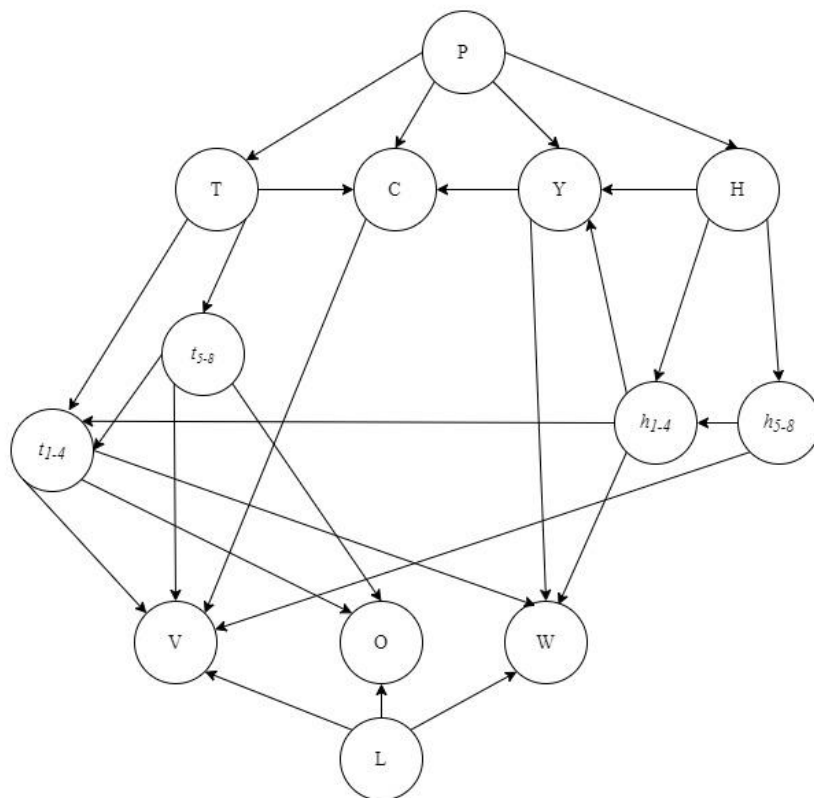


Рисунок 2.7 – Граф синтезу зв'язку між параметрами та виконавчими пристроями

Кожен параметр стану системи знаходиться у відношеннях з іншими параметрами та виконавчими пристроями. При невідповідності показників стану системи необхідним параметрам система досягає оптимального клімату за допомогою виконавчих пристроїв. Опишемо зв'язки між параметрами внутрішнього та зовнішнього середовищ та роботою систем вентиляції, опалення та поливу.

При низькій температурі всередині БТО та ззовні вмикається система опалення:

$$G_1 = \left\{ (0 < \tau_1 \leq 10 \text{ or } 10 < \tau_2 \leq 20) \cup \right. \\ \left. \cup (-15 < \tau_5 \leq 0 \text{ or } 0 < \tau_6 \leq 20) \right\} \Rightarrow O = \{ON\}. \quad (2.32)$$

При високій температурі всередині БТО та оптимальній ззовні вмикається система вентиляції:

$$G_2 = \{(30 < \tau_4 \leq 40) \cup (20 < \tau_7 \leq 30)\} \Rightarrow V = \{ON\}. \quad (2.33)$$

При високому рівні вуглекислого газу всередині БТО вмикається система вентиляції незалежно від температури ззовні:

$$G_3 = \left\{ \begin{array}{c} (2500 < c_3 \leq 4000) \\ or \\ (4000 < c_4 \leq 7000) \end{array} \right\} \Rightarrow V = \{ON\}. \quad (2.34)$$

При високому рівні вуглекислого газу та низькій температурі всередині БТО вмикається система вентиляції та опалення:

$$G_4 = \left\{ \begin{array}{c} (0 < \tau_1 \leq 10 \text{ or } 10 < \tau_2 \leq 20) \cup \\ \cup (2500 < c_3 \leq 4000 \text{ or } 4000 < c_4 \leq 7000) \end{array} \right\} \Rightarrow V \cup O = \{ON\}. \quad (2.35)$$

При низькому рівні вологості ґрунту вмикається система поливу незалежно від температури та рівня відносної вологості повітря, вмісту вуглекислого газу:

$$G_5 = \{(0 < y_1 \leq 20) \cup (20 < y_2 \leq 40)\} \Rightarrow W = \{ON\}. \quad (2.36)$$

При низькому рівні відносної вологості повітря всередині БТО вмикається вентиляційна система за умови додатної температури всередині та ззовні досліджуваного об'єкта (2.37):

$$G_6 = \left\{ (0 < h_1 \leq 20 \text{ or } 20 < h_2 \leq 40) \cup \bigcup \forall (\tau_{1-4} \cup \tau_{6-8}) \right\} \Rightarrow V = \{ON\}. \quad (2.37)$$

Усі ситуації вмикання відповідних систем можуть бути поєднані між собою.

Отже, не попадання значення будь-якого параметра у діапазон необхідних значень сприяє вмиканню вентиляційної та(або) опалювальної та(або) системи поливу в залежності від показників інших параметрів.

Для подальшого створення набору даних з метою тренування та тестування інтелектуальної системи попадання у діапазон значень та вмикання будь-якої системи виконавчих пристроїв супроводжуватиметься прийняттям рішень значенням 1, в іншому випадку – 0.

2.4 Висновки до 2 розділу

У другому розділі розроблена модель БТС для з'ясування усіх елементів та зв'язків між ними у системі з метою створення інтелектуальної технології та проведення МН.

Розроблена модель використовується для здійснення передбачення поведінки БТС, яка повинна бути адаптована до конкретної задачі, де параметри зовнішнього навколишнього середовища будуть оцінені в режимі реального часу за допомогою інтелектуальної технології.

Модель має тип сірого ящика, де відомі дані про процес та виконуються вимірювання показників. Досліджувана БТС являє собою нелінійний процес і також залежить від конкретних погодних умов і сезонів року.

Модель визначення системи описана символічно та відображає очікувану концепцію, що є основоположним фактором для моделювання. Виділено найбільш значимі параметри, що впливають на процес прийняття рішень для подальшої роботи. Визначено, що СБТО є системою четвертого рівня і представляє собою відкриту систему, відмітною ознакою якої є самонавчання як

приспосувальна реакція, спрямована на адаптацію до постійно мінливих умов навколишнього середовища.

Визначено схему системи управління, що має зворотний зв'язок. Тому майбутня НМ повинна мати адаптивний характер. Виконали декомпозицію СБТО та структурування для детального опису елементів системи, зв'язків, відносин та закономірностей досліджуваного об'єкта за допомогою теорії множин та побудови графу відношень.

Виділили діапазони значень досліджуваних параметрів, які будуть використані для створення наборів даних. При невідповідності показників стану системи необхідним параметрам система досягає оптимального клімату за допомогою виконавчих пристроїв.

Усі виконані розробки будуть використані при виконанні третього розділу для побудови нейронної мережі та виконання МН.

3 РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

3.1 Розробка структури нейронної мережі

Створення нейронних мереж знайшло широке застосування у завданнях управління процесами. Для створення ІТ прийняття рішень розробимо структуру нейронної мережі, яка буде обробляти вхідні дані та пройде навчання, щоб мати змогу самостійно прогнозувати рішення, отримуючи все нові й нові вхідні дані з датчиків.

Структурна модель нейронної мережі складається з нейронів вхідного шару (приймає вхідні значення x та передає їх на наступний шар), прихованого шару (призначений для виконання перетворень вхідних даних та передачі даних до наступного шару) та вихідного шару (містить нейрони, які відповідають результативним даним y), що з'єднані та взаємодіють між собою для виконання спільної задачі. Кожен зв'язок має вагу ω , яка відповідає силі зв'язку між нейронами та визначає вплив вхідних даних на вихідні. Нульова вага означає, що зміни вхідних даних не вплинуть на вихідні. Від'ємна вага показує, що збільшення вхідних даних сприятиме зменшенню вихідних даних.

Відповідно до створеної моделі СБТО визначимо структуру нейронної мережі. Враховуючи завдання та мети атестаційної роботи інтелектуальна мережа матиме архітектуру багатошарового перцептрона з прямим розповсюдженням.

Перцептрон складається з трьох елементів: сигнали, що поступають від датчиків до асоціативних елементів, а потім до елементів реагування. Таким чином створюється набір між вхідними сигналами та необхідною реакцією на виході системи.

Задаємо вхідний шар X , який відповідає значенням показників відповідних датчиків $x_0(t)$ та містить 12 нейронів. Припустимо, що схованих шарів буде 2 – $N1$ та $N2$ по 8 та 6 нейронів відповідно. Вихідний шар Y матиме 3 нейрони, що

відповідатимуть результату управління СБТО відповідно до вхідних даних для здійснення контролю кліматичних показників з використанням сукупності виконавчих пристроїв L . Результат побудови зображено на рисунку 3.1.

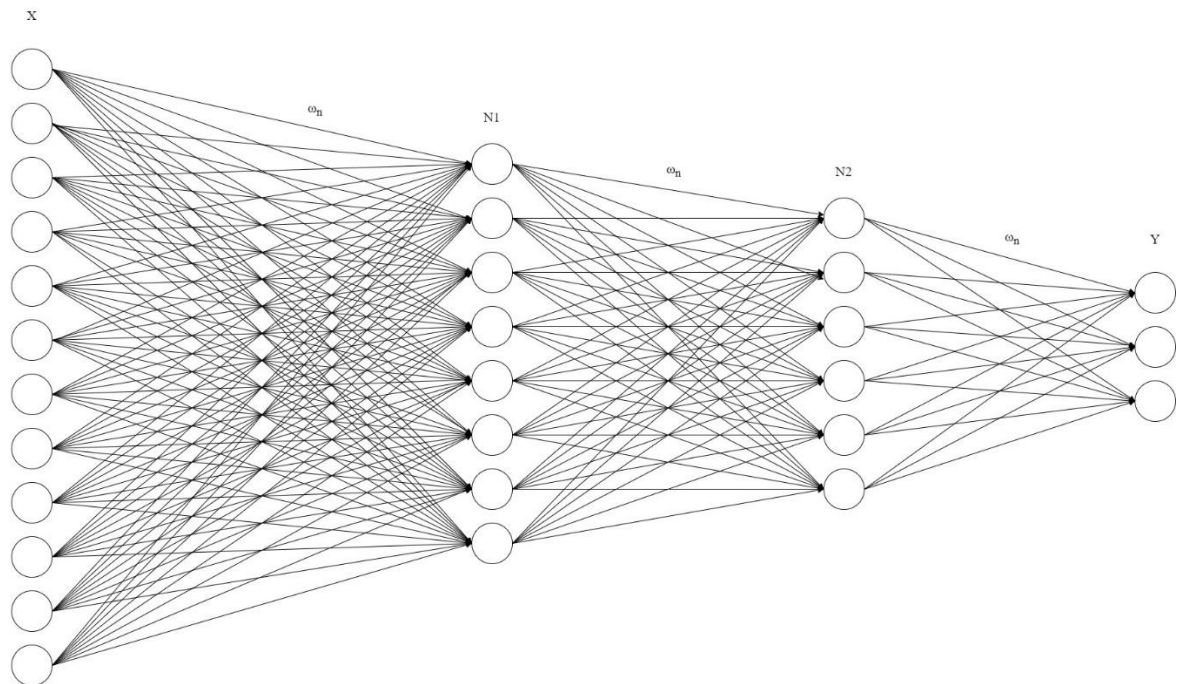


Рисунок 3.1 – Структура нейронної мережі

Для здійснення розробки ІС необхідно створити масив вхідних та вихідних даних для тренувань та перевірки роботи мережі. Вхідними даними виступатимуть значення показань температури, відносної вологості, вуглекислого газу та вологості ґрунту. Вихідними – булеве значення, що свідчить про вмикання вентиляції, опалення або системи поливу відповідно до вхідних даних.

3.2 Розробка методу прийняття рішень

Використання нейронних мереж має значні переваги над традиційними алгоритмами через можливість навчання. МН полягає в знаходженні коефіцієнтів зв'язків між вхідними та вихідними нейронами, виявляючи складні залежності та виконуючи узагальнення. У випадку успішного навчання мережа буде здатна приймати рішення самостійно – повертати вірний результат навіть

при відсутності даних у навчальній вибірці, неповних чи частково викривлених значень.

Перший етап навчання НМ – пряме розповсюдження, розрахунки відбуваються від вхідного шару до вихідного. В процесі даного етапу виконується прогноз необхідного результату.

Зобразимо графічно спрощену схему роботи нейронної мережі, яка показує принцип виконання послідовності дій.

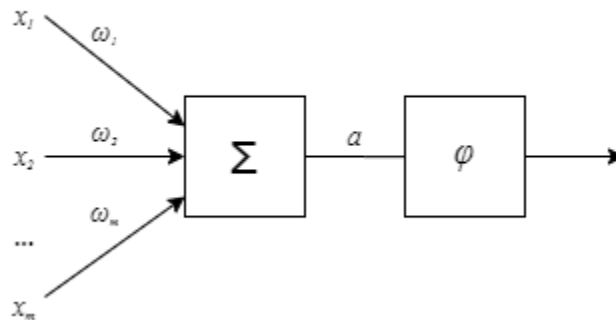


Рисунок 3.2 – Спрощена схема прямого розповсюдження

На вхід подаються дані, виконується множення вхідних значень на свою власну вагу. Сигнал першого входу x_1 множимо на вагу ω_1 , що відповідає першому входу. В результаті отримуємо вираз $x_1 \omega_1$. І так далі для кожного із наступних n -входів. Після цього отримані значення подаються на суматор:

$$x_1 \omega_1 + x_2 \omega_2 + \dots + x_n \omega_n = \sum_{i=1}^n x_i \omega_i. \quad (3.1)$$

Результат на суматорі відповідатиме параметру зваженої суми a :

$$a = \sum_{i=1}^n x_i \omega_i. \quad (3.2)$$

Після цього за допомогою функції активації φ , яка приймає зважену суму, обробляємо результат для отримання адекватного результату. Значення даної

функції відповідає вихідному нейрону. Також така функція визначає, які нейрони потребують активації, і, внаслідок цього, яка інформація буде передана наступному шару. За допомогою функцій активації НМ здатна до навчання.

У подальшій роботі для створення НМ будемо використовувати сігмоїдну функцію активації σ :

$$\sigma = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (3.3)$$

Сігмоїдна функція приймає на вхід дійсне число і стискає його до значення у межах від 0 до 1, тобто виводить ймовірність виконання прогнозу наскільки значення розрахованого нейрона відповідає заданому. Графік сігмоїдної функції показано на рисунку 3.3.

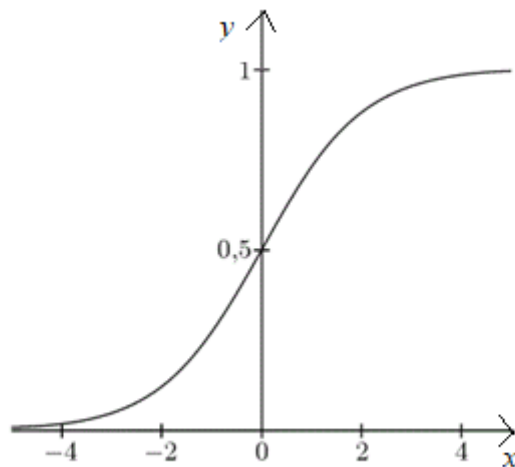


Рисунок 3.3 – Графік сігмоїдної функції

Другий етап – зворотне розповсюдження, яке сприяє мінімізації помилки між фактичним результатом та прогнозованим. Щоб обчислити помилку прогнозоване значення порівнюється із фактичним за допомогою функції втрат і правил диференційного обчислення. Виконується обчислення похідної від значення помилки (метод градієнтного спуску або зворотного розповсюдження) кожної розрахованої ваги від останнього шару до першого у побудованій НМ.

Значення градієнта вираховується із значення ваги з метою зменшення помилки для мінімізації втрат обчислень для підвищення точності моделі методом опрацювання навчальних даних. Для розрахунку використовується середньоквадратична помилка:

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (a_j - y_j)^2. \quad (3.4)$$

За допомогою методу градієнтного спуску розрахуємо необхідні значення ваги для кожного нейрона ω_i , використовуючи приватну похідну.

Від значення ваги попереднього шару ω_{i-1} віднімаємо приватну похідну середньоквадратичної помилки, помноженої на параметр швидкості навчання η :

$$\omega_i = \omega_{i-1} - \eta \sum_{j=1}^m x_j^i (a_j - y_j). \quad (3.5)$$

За допомогою значення помилки на вихідному шарі розраховуються ваги нейронів прихованих шарів і до вхідного шару. Процес розрахунку відбувається до того моменту, поки значення помилки не буде мінімальним (рисунок 3.4).

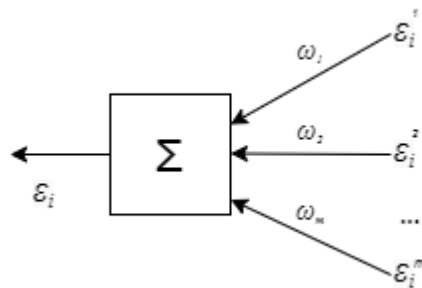


Рисунок 3.4 – Схема зворотного розповсюдження помилки

Знаючи помилку ε_i^m та вагу ω_m на виході нейрона від попереднього шару можна розрахувати помилку на вході нейрона ε_i (3.6):

$$\varepsilon_i = \sum_{j=1}^m \varepsilon_i^m \omega_m. \quad (3.6)$$

Перелічені вище етапи навчання будуть застосовані при розробці нейронної мережі та експериментальних дослідженнях.

3.3 Розробка нейронної мережі та експериментальні дослідження

На основі створеної моделі та структури нейронної мережі виконаємо розробку нейронної мережі. Для цього будемо використовувати хмарний сервіс Colabatory для запуску Jupiter Notebook з використанням мови програмування Python, відкритої програмної бібліотеки для МН Tensorflow та вбудованого Application Programming Interface Keras [39]–[41].

Підключимо бібліотеки аналізу даних та для побудови графіків, імпортуємо створені набори даних з необхідними даними для тренування та перевірки результатів:

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

from google.colab import files
file = files.upload()
X_train = pd.read_csv("xtrain.csv", header=None)
Y_train = pd.read_csv("ytrain.csv", header=None)
X_test = pd.read_csv("xtest.csv", header=None)
Y_test = pd.read_csv("ytest.csv", header=None)
```

Рисунок 3.5 – Підключення бібліотек та імпорт датасетів

Розробимо модель для глибокого навчання, створивши екземпляр класу Sequential та додавши до нього шари моделі з необхідними параметрами та функціями активації (рисунок 3.6).

```

from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense

classifier = Sequential()

classifier.add(Dense(units = 12, activation = 'relu', input_dim = 24))
classifier.add(Dense(units = 8, activation = 'relu'))
classifier.add(Dense(units = 6, activation = 'relu'))
classifier.add(Dense(units = 3, activation = 'sigmoid'))

classifier.compile(optimizer = 'rmsprop', loss = 'mse', metrics=['accuracy'])

```

Рисунок 3.6 – Ініціалізація НМ

Для виконання тренування скористаємось функцією `Classifier.fit`, що містить вхідні параметри, епохи `Epochs` – кількість ітерацій при проходженні тренувальної вибірки в обох напрямках, `Verbose` – визначення об'єму інформації, яку побачимо в процесі навчання, `Validation split` – залежність тренувальних та навчальних елементів навчальної множини, `Batch size` – кількість навчальних прикладів за одну ітерацію (рисунок 3.7) [42].

```

history = classifier.fit(X_train, Y_train, epochs=100, verbose=1, validation_split=0.3, batch_size=1)
print(history.history.keys())

```

Рисунок 3.7 – Виклик функції `classifier.fit`

Перший запуск тренування показано на рисунку 3.8.

```

Epoch 85/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0097 - accuracy: 0.9024 - val_loss: 0.0262 - val_accuracy: 0.8396
Epoch 86/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0097 - accuracy: 0.8902 - val_loss: 0.0255 - val_accuracy: 0.8585
Epoch 87/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0097 - accuracy: 0.8862 - val_loss: 0.0250 - val_accuracy: 0.8585
Epoch 88/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0096 - accuracy: 0.8943 - val_loss: 0.0260 - val_accuracy: 0.8302
Epoch 89/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0094 - accuracy: 0.8862 - val_loss: 0.0263 - val_accuracy: 0.8585
Epoch 90/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0097 - accuracy: 0.8780 - val_loss: 0.0265 - val_accuracy: 0.8019
Epoch 91/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0097 - accuracy: 0.8821 - val_loss: 0.0259 - val_accuracy: 0.8679
Epoch 92/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0098 - accuracy: 0.8862 - val_loss: 0.0263 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 93/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0095 - accuracy: 0.8740 - val_loss: 0.0255 - val_accuracy: 0.8491
Epoch 94/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0096 - accuracy: 0.8902 - val_loss: 0.0262 - val_accuracy: 0.8302
Epoch 95/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0095 - accuracy: 0.8780 - val_loss: 0.0269 - val_accuracy: 0.8396
Epoch 96/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0095 - accuracy: 0.8780 - val_loss: 0.0254 - val_accuracy: 0.8585
Epoch 97/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0097 - accuracy: 0.8862 - val_loss: 0.0265 - val_accuracy: 0.8396
Epoch 98/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0093 - accuracy: 0.8740 - val_loss: 0.0259 - val_accuracy: 0.8679
Epoch 99/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0094 - accuracy: 0.8862 - val_loss: 0.0261 - val_accuracy: 0.8396
Epoch 100/100
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0091 - accuracy: 0.8821 - val_loss: 0.0258 - val_accuracy: 0.8208
dict_keys(['loss', 'accuracy', 'val_loss', 'val_accuracy'])

```

Рисунок 3.8 – Результати першого тренування НМ

З використанням функції Plot побудуємо графіки по отриманим результатам залежностей помилки та точності від епохи (рисунок 3.9).

```
plt.plot(history.history['accuracy'])
plt.plot(history.history['val_accuracy'])
plt.title('Model accuracy')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(['Train', 'Test'], loc='upper left')
plt.show()
# summarize history for loss
plt.plot(history.history['loss'])
plt.plot(history.history['val_loss'])
plt.title('Model loss')
plt.ylabel('Loss')
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(['Train', 'Test'], loc='upper left')
plt.show()
```

Рисунок 3.9 – Виклик функції Plot

Результат виконання побудови графіків даних першого тренування зображено на рисунку 3.10.

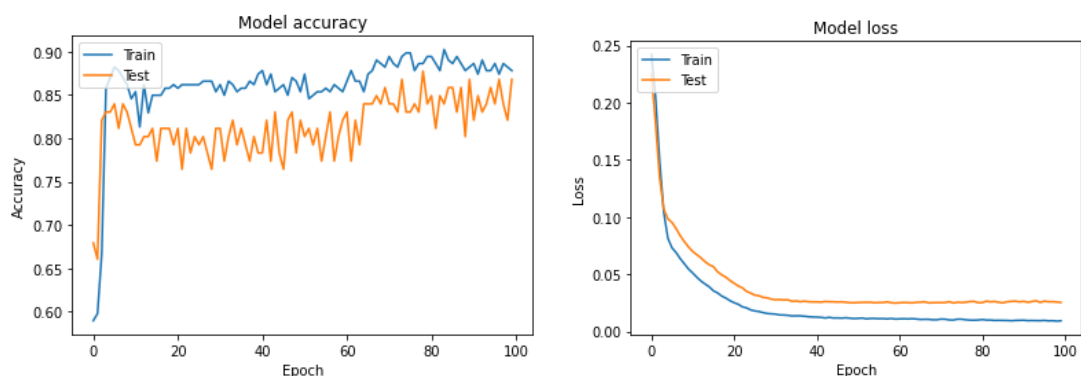


Рисунок 3.10 – Графіки залежності точності та помилки від епохи

Експериментально виконаємо підбір характеристик мережі та параметрів навчання для досягнення найвищого результату точності та найменшого значення помилки.

Результати навчання НМ при Batch size = 1, Batch size = 10, Batch size = 20 та Epochs = 100, Epochs = 200, Epochs = 300 показані на рисунках 3.11 – 3.22.

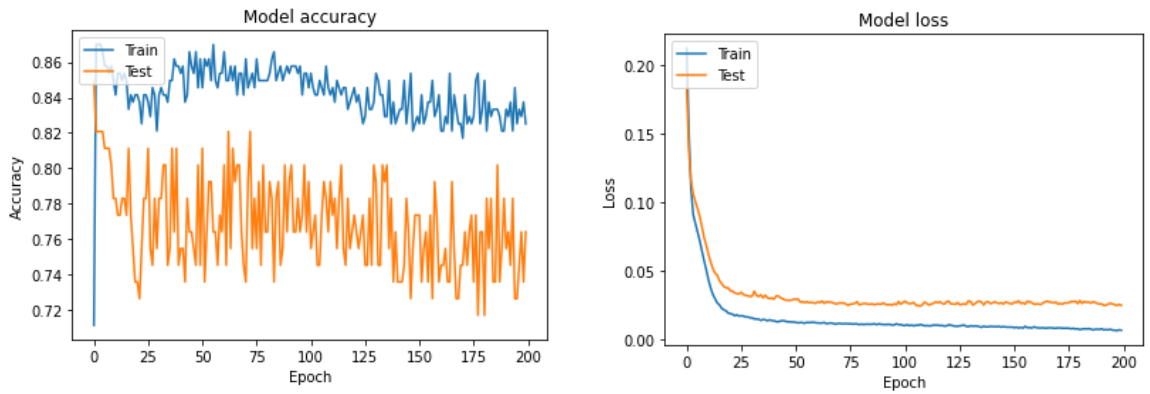


Рисунок 3.11 – Графіки залежності точності та помилки від епохи при
Batch size = 1, Epochs = 200

```
epoch 18//200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0071 - accuracy: 0.8333 - val_loss: 0.0276 - val_accuracy: 0.8019
Epoch 188/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0075 - accuracy: 0.8293 - val_loss: 0.0271 - val_accuracy: 0.7358
Epoch 189/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0076 - accuracy: 0.8211 - val_loss: 0.0263 - val_accuracy: 0.7547
Epoch 190/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0074 - accuracy: 0.8211 - val_loss: 0.0260 - val_accuracy: 0.7830
Epoch 191/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0079 - accuracy: 0.8333 - val_loss: 0.0260 - val_accuracy: 0.7547
Epoch 192/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0071 - accuracy: 0.8293 - val_loss: 0.0249 - val_accuracy: 0.7642
Epoch 193/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0073 - accuracy: 0.8374 - val_loss: 0.0250 - val_accuracy: 0.7453
Epoch 194/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0072 - accuracy: 0.8211 - val_loss: 0.0259 - val_accuracy: 0.7830
Epoch 195/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0075 - accuracy: 0.8455 - val_loss: 0.0264 - val_accuracy: 0.7264
Epoch 196/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0069 - accuracy: 0.8252 - val_loss: 0.0260 - val_accuracy: 0.7264
Epoch 197/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0069 - accuracy: 0.8333 - val_loss: 0.0254 - val_accuracy: 0.7453
Epoch 198/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0066 - accuracy: 0.8293 - val_loss: 0.0249 - val_accuracy: 0.7642
Epoch 199/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0071 - accuracy: 0.8374 - val_loss: 0.0256 - val_accuracy: 0.7358
Epoch 200/200
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0068 - accuracy: 0.8252 - val_loss: 0.0249 - val_accuracy: 0.7642
dict_keys(['loss', 'accuracy', 'val_loss', 'val_accuracy'])
```

Рисунок 3.12 – Результат навчання при Batch size = 1, Epochs = 200

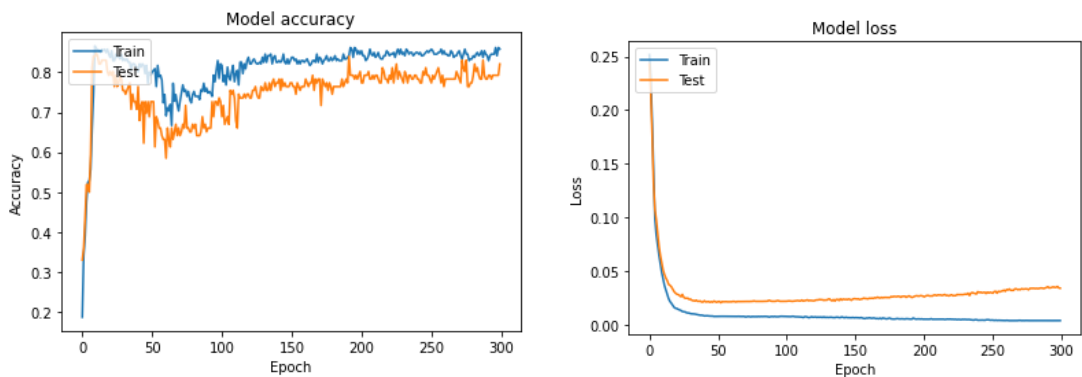


Рисунок 3.13 – Графіки залежності точності та помилки від епохи при
Batch size = 1, Epochs = 300

```

Epoch 292/300
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0040 - accuracy: 0.8415 - val_loss: 0.0355 - val_accuracy: 0.7830
Epoch 293/300
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0040 - accuracy: 0.8293 - val_loss: 0.0345 - val_accuracy: 0.7925
Epoch 294/300
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0040 - accuracy: 0.8415 - val_loss: 0.0346 - val_accuracy: 0.7925
Epoch 295/300
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0040 - accuracy: 0.8455 - val_loss: 0.0350 - val_accuracy: 0.7830
Epoch 296/300
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0040 - accuracy: 0.8455 - val_loss: 0.0354 - val_accuracy: 0.7925
Epoch 297/300
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0040 - accuracy: 0.8455 - val_loss: 0.0349 - val_accuracy: 0.7925
Epoch 298/300
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0041 - accuracy: 0.8415 - val_loss: 0.0358 - val_accuracy: 0.7925
Epoch 299/300
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0040 - accuracy: 0.8618 - val_loss: 0.0345 - val_accuracy: 0.7925
Epoch 300/300
246/246 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0040 - accuracy: 0.8577 - val_loss: 0.0342 - val_accuracy: 0.8208
dict_keys(['loss', 'accuracy', 'val_loss', 'val_accuracy'])

```

Рисунок 3.14 – Результат навчання при Batch size = 1, Epochs = 300

При збільшенні епохи Epoch = 200 помилка зменшилася з 0,0093 до 0,0068 і точність зменшилася з 0,8780 до 0,8252, при Epoch = 300 помилка зменшилася до 0,0040 і точність зменшилася до 0,8577. Тобто при збільшенні епохи помилка зменшується, а точність падає приблизно на 0,03, що не критично.

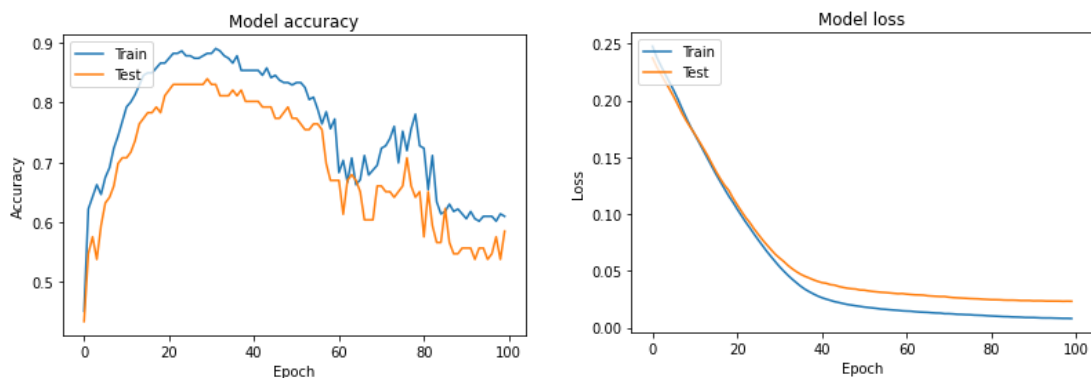


Рисунок 3.15 – Графіки залежності точності та помилки від епохи при Batch size = 10, Epochs = 100

```

Epoch 92/100
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0089 - accuracy: 0.6057 - val_loss: 0.0236 - val_accuracy: 0.5566
Epoch 93/100
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0087 - accuracy: 0.6179 - val_loss: 0.0236 - val_accuracy: 0.5566
Epoch 94/100
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0085 - accuracy: 0.6057 - val_loss: 0.0236 - val_accuracy: 0.5377
Epoch 95/100
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0085 - accuracy: 0.6016 - val_loss: 0.0234 - val_accuracy: 0.5566
Epoch 96/100
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0085 - accuracy: 0.6098 - val_loss: 0.0234 - val_accuracy: 0.5566
Epoch 97/100
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0084 - accuracy: 0.6098 - val_loss: 0.0234 - val_accuracy: 0.5377
Epoch 98/100
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0083 - accuracy: 0.6098 - val_loss: 0.0234 - val_accuracy: 0.5472
Epoch 99/100
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0082 - accuracy: 0.6016 - val_loss: 0.0232 - val_accuracy: 0.5755
Epoch 100/100
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0082 - accuracy: 0.6138 - val_loss: 0.0233 - val_accuracy: 0.5377
dict_keys(['loss', 'accuracy', 'val_loss', 'val_accuracy'])

```

Рисунок 3.16 – Результат навчання при Batch size = 10, Epochs = 100

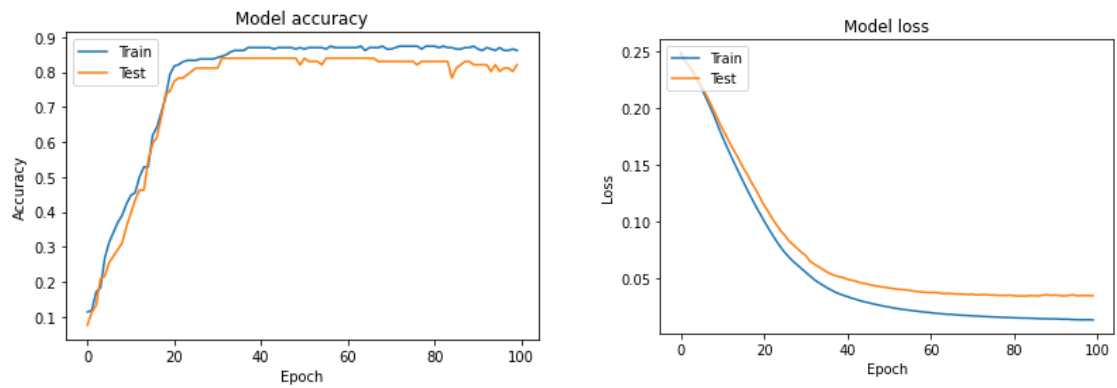


Рисунок 3.17 – Графіки залежності точності та помилки від епохи при
Batch size = 20, Epochs = 100

```
Epoch 86/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0142 - accuracy: 0.8659 - val_loss: 0.0343 - val_accuracy: 0.8113
Epoch 87/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0140 - accuracy: 0.8659 - val_loss: 0.0341 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 88/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0139 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0348 - val_accuracy: 0.8302
Epoch 89/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0138 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0350 - val_accuracy: 0.8302
Epoch 90/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0138 - accuracy: 0.8740 - val_loss: 0.0345 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 91/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0138 - accuracy: 0.8659 - val_loss: 0.0348 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 92/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0135 - accuracy: 0.8618 - val_loss: 0.0343 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 93/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0135 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0341 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 94/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0134 - accuracy: 0.8659 - val_loss: 0.0344 - val_accuracy: 0.8019
Epoch 95/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0131 - accuracy: 0.8618 - val_loss: 0.0351 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 96/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0131 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0343 - val_accuracy: 0.8019
Epoch 97/100
13/13 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0129 - accuracy: 0.8618 - val_loss: 0.0343 - val_accuracy: 0.8113
Epoch 98/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0130 - accuracy: 0.8618 - val_loss: 0.0345 - val_accuracy: 0.8113
Epoch 99/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0130 - accuracy: 0.8659 - val_loss: 0.0343 - val_accuracy: 0.8019
Epoch 100/100
13/13 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0128 - accuracy: 0.8618 - val_loss: 0.0343 - val_accuracy: 0.8208
dict_keys(['loss', 'accuracy', 'val_loss', 'val_accuracy'])
```

Рисунок 3.18 – Результат навчання при Batch size = 20, Epochs = 100

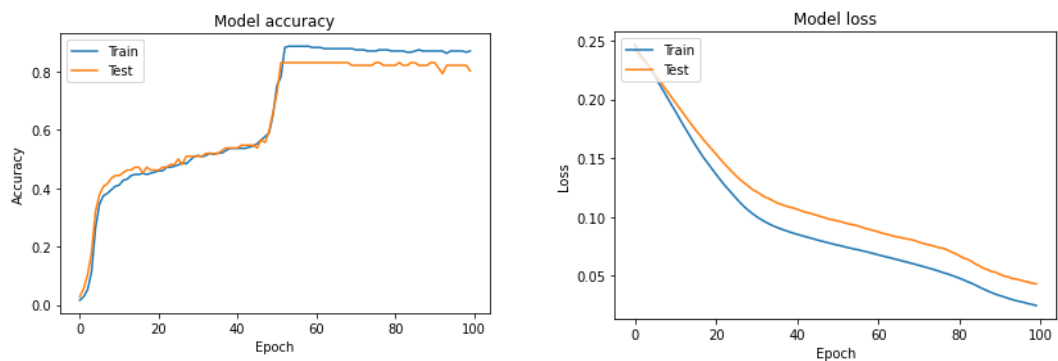


Рисунок 3.19 – Графіки залежності точності та помилки від епохи при
Batch size = 40, Epochs = 100

```

Epoch 85/100
7/7 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0420 - accuracy: 0.8659 - val_loss: 0.0600 - val_accuracy: 0.8302
Epoch 86/100
7/7 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0402 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0583 - val_accuracy: 0.8302
Epoch 87/100
7/7 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0387 - accuracy: 0.8740 - val_loss: 0.0563 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 88/100
7/7 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0370 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0552 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 89/100
7/7 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0356 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0535 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 90/100
7/7 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0342 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0529 - val_accuracy: 0.8302
Epoch 91/100
7/7 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0331 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0513 - val_accuracy: 0.8302
Epoch 92/100
7/7 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0320 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0498 - val_accuracy: 0.8113
Epoch 93/100
7/7 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0308 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0492 - val_accuracy: 0.7925
Epoch 94/100
7/7 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0297 - accuracy: 0.8618 - val_loss: 0.0477 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 95/100
7/7 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0288 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0471 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 96/100
7/7 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0280 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0463 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 97/100
7/7 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0272 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0453 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 98/100
7/7 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0262 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0446 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 99/100
7/7 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0255 - accuracy: 0.8659 - val_loss: 0.0436 - val_accuracy: 0.8208
Epoch 100/100
7/7 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0246 - accuracy: 0.8699 - val_loss: 0.0430 - val_accuracy: 0.8019
dict_keys(['loss', 'accuracy', 'val_loss', 'val_accuracy'])

```

Рисунок 3.20 – Результат навчання при Batch size = 40, Epochs = 100

При Epoch = 100 та збільшенні Batch size = 10 помилка зменшилася з 0,0093 до 0,0080 і точність зменшилася з 0,8780 до 0,6098, при Batch size = 20 помилка збільшилась до 0,0128 і точність зменшилася до 0,8618, при Batch size = 40 помилка збільшилась до 0,0246 і точність зменшилася до 0,8699. Тобто при збільшенні кількості навчальних прикладів за одну ітерацію спостерігаємо збільшення помилки на 0,015, а точність падає в середньому на 0,008. Дуже велике збільшення помилки, отже, можемо зробити припущення, що збільшення кількості епох при великій кількості навчальних прикладів призведе до отримання меншої помилки.

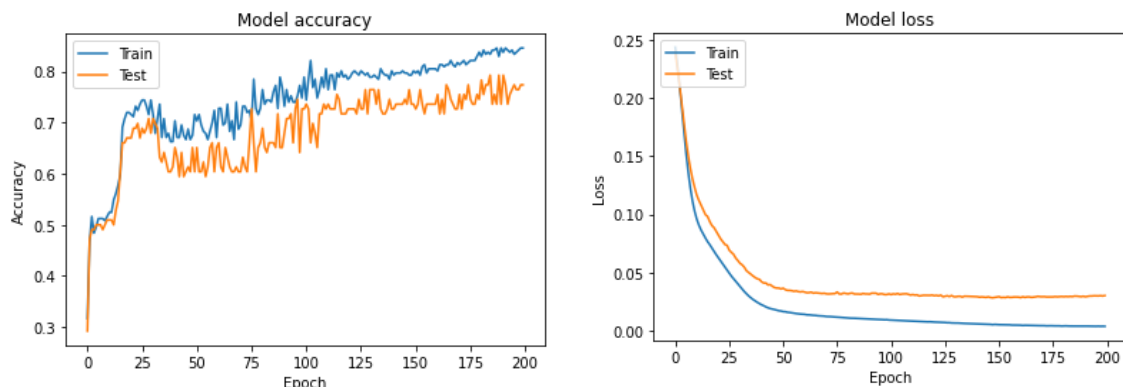


Рисунок 3.21 – Графіки залежності точності та помилки від епохи при Batch size = 20, Epochs = 200

```

Epoch 192/200
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0039 - accuracy: 0.8455 - val_loss: 0.0295 - val_accuracy: 0.7736
Epoch 193/200
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0038 - accuracy: 0.8415 - val_loss: 0.0298 - val_accuracy: 0.7358
Epoch 194/200
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0038 - accuracy: 0.8374 - val_loss: 0.0298 - val_accuracy: 0.7547
Epoch 195/200
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0038 - accuracy: 0.8415 - val_loss: 0.0299 - val_accuracy: 0.7642
Epoch 196/200
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0037 - accuracy: 0.8333 - val_loss: 0.0299 - val_accuracy: 0.7736
Epoch 197/200
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0038 - accuracy: 0.8374 - val_loss: 0.0299 - val_accuracy: 0.7642
Epoch 198/200
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0037 - accuracy: 0.8415 - val_loss: 0.0300 - val_accuracy: 0.7642
Epoch 199/200
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0038 - accuracy: 0.8455 - val_loss: 0.0298 - val_accuracy: 0.7736
Epoch 200/200
25/25 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0037 - accuracy: 0.8455 - val_loss: 0.0301 - val_accuracy: 0.7736
dict_keys(['loss', 'accuracy', 'val_loss', 'val_accuracy'])

```

Рисунок 3.22 – Результат навчання при Batch size = 20, Epochs = 200

Припущення було вірним. При Epoch = 200 та збільшенні Batch size = 20 помилка зменшилася з 0,0128 до 0,0037 і точність збільшилась з 0,8252 до 0,8455. Спостерігаємо, що збільшення як епохи так і кількості навчальних прикладів призвело до збільшення точності та зменшення помилки, що й треба було досягти та визначити експериментально.

Перевіримо адекватність навчання, використовуючи датасети для тесту та написавши наступний код для перевірки (рисунок 3.23). Якщо значення точності передбачуваного параметра більше 0,5, то можемо вважати, що мережа видала правильну відповідь, в іншому випадку – неправильну.

```

Y_pred = classifier.predict(X_test)
Y_pred = [ 1 if (y>=0.5).all() else 0 for y in Y_pred ]

total = 0
correct = 0
wrong = 0
for i in Y_pred:
    total=total+1
    if(Y_test.at[i,0] == Y_pred[i]):
        correct=correct+1
    else:
        wrong=wrong+1

print("Total " + str(total))
print("Correct " + str(correct))
print("Wrong " + str(wrong))

Total 58
Correct 58
Wrong 0

```

Рисунок 3.23 – Перевірка адекватності навчання

З рисунку 3.23 можемо зробити висновок, що НМ успішно пройшла навчання та виконала всі завдання з тестового датасету правильно.

Для отримання ваг кожного нейрона скористаємося функцією `Layer.get_weights` (рисунок 3.24).

```
for layer in classifier.layers:
    weights = layer.get_weights()
    print(weights)
```

Рисунок 3.24 – Ініціалізація ваг нейронів

Фрагмент виконання коду ініціалізації ваг нейронів зображено на рисунку 3.35. Усі ваги нейронів наведені у додатку А.

```
[array([[ 0.7703691 ,  0.7504051 , -0.1871693 , -0.01786749, -0.7615207 ,
        -0.03319939,  0.9027433 , -0.19480553, -0.3810024 ,  0.04695231,
         0.05465972, -0.22510852],
       [ 0.04749618,  0.15117313,  0.30995056, -0.13581283,  0.04301594,
        -0.2860949 ,  0.13971394, -0.39234385,  0.27097848,  0.5584206 ,
        -0.5666741 ,  0.25219667],
       [-0.2655369 ,  1.119125 ,  0.21632777,  0.2648832 ,  1.1337093 ,
        -0.20465335, -0.8733946 , -0.18568058,  0.20924261, -0.8428326 ,
         0.55240434,  1.0237994 ],
       [-1.0381896 ,  0.8840366 , -0.89568615, -0.24748586,  0.5346675 ,
        -0.50325733,  0.5055002 ,  0.9195006 ,  0.2556134 , -0.78897375,
         0.23213403,  0.8530674 ],
       [ 1.1188916 , -0.08690266,  0.5857857 ,  0.40084794,  0.33768222,
        -0.17900158,  0.6087622 ,  0.4787395 ,  0.19965796,  0.78139925,
        -0.13943893,  0.09439027],
       [ 0.03960683,  0.46666425,  0.03302613,  0.05151341,  0.01476971,
         0.41757712,  0.49589163, -0.07048344,  0.02874706,  0.62134 ,
        -0.16431265, -0.3056212 ],
       [ 0.10044459,  0.37504715, -0.23749004,  0.021991 , -0.01204526,
         0.23781662,  0.17576468, -0.67394716, -0.15206622, -0.36276236,
         0.19570567,  0.37187302],
       [-0.6975197 ,  0.9367541 , -0.6241544 ,  0.57764345,  1.0086207 ,
         0.38224572,  0.25611812,  0.0477894 ,  0.10921769, -1.0485125 ,
         0.23225737,  0.5777285 ],
       [ 0.2819496 , -0.3002689 ,  0.33245027, -0.10122655,  0.2000846 ,
         0.17761898, -0.36381024,  0.03339439,  0.20152624,  1.047358 ,
         0.6338721 ,  0.06042094],
       [-0.09208422,  0.09306463,  0.28515512,  0.14947484, -0.24153559,
        -0.16680878,  0.19548753, -0.01220962,  0.3451983 ,  0.15734857,
         0.48369396, -0.40996608],
       [-0.23824552,  0.30862734, -0.8454697 , -0.6259341 ,  0.2084091 ,
        -0.71546733,  0.31370446,  0.47448057, -0.11287535,  0.01321893,
        -0.7086685 ,  0.01808431],
       [ 0.34025276,  0.7263042 , -0.24090092, -0.02195233,  0.4233833 ,
```

Рисунок 3.25 – Фрагмент результату отримання ваг нейронів

3.4 Розрахунок освітлення у лабораторії

Нормалізація освітлення робочих місць у лабораторії забезпечує сприятливі умови праці.

Правильно спроектоване і виконане освітлення виробничого приміщення покращує умови зорової роботи, знижує стомлюваність, сприяє підвищенню продуктивності праці і якості продукції, сприятливо впливає на виробниче середовище, надаючи позитивну психологічну дію на працюючого, підвищує безпеку праці і знижує травматизм на виробництві.

Рациональне освітлення виробничих і допоміжних приміщень, проходів і проїздів має велике значення для нормальної і безпечної роботи промислового підприємства. Для безпеки роботи потрібно не тільки достатнє освітлення робочих поверхонь, але і раціональний напрямок світла, відсутність різких тіней і відблисків, що зазвичай викликають сліпучу дію і знижують працездатність [43].

Недостатнє освітлення може сприяти їх виникненню нещасних випадків та неправильно виконаної роботи. Наприклад, недостатнє або неправильне освітлення змушує робочого ближче нахилитися до оброблюваного предмету, що збільшує небезпеку пошкодження обличчя і очей. Недостатня освітленість, різкі тіні, наявність в полі зору робочого джерела світла великої яскравості заважають розрізняти рухомі частини промислових елементів і сприяють виникненню травматизму [43].

Прямий вплив на безпеку праці надає аварійне освітлення, забезпечує безпечну роботу та спокійний вихід робітників з приміщення в разі припинення подачі електроенергії, а також місцеве освітлення контрольно-вимірювальних приладів, світлові сигнали, встановлені на машинах і механізмах, автоматичних виробничих лініях та ін. [43].

Розрахуємо кількість світильників і ламп у заданому приміщенні, що необхідні для забезпечення оптимальної освітленості на робочих місцях, визначити споживану потужність освітлювальної техніки, використовуючи дані: характеристика зорової роботи – найвищої точності, розряд зорової роботи –

перший, підрозряд – «Г», комбіноване освітлення – 1500 лк, загальне освітлення приміщення $E_n = 400$ лк, габаритні розміри приміщення: довжина $A = 25$ м, ширина $B = 12$ м, висота $H = 5$ м, коефіцієнт мінімальної освітленості $Z = 1,1$, коефіцієнт запасу $K = 1,8$.

Рівномірне освітлення горизонтальної робочої поверхні можна досягти за допомогою розрахунку між центрами світильників L , м до висоти їх підвісу над робочою поверхнею H , м :

$$L = 1,75 \cdot H. \quad (3.7)$$

Підставимо значення у формулу (3.7) та отримаємо:

$$L = 1,75 \cdot 5 = 8,75 \text{ м.}$$

Розрахуємо відстань між паралельними рядами M , м за формулою (3.8):

$$M = 0,6 \cdot H. \quad (3.8)$$

Тоді,

$$M = 0,6 \cdot 5 = 3 \text{ м.}$$

Розрахуємо площу приміщення S , м²:

$$S = A \cdot B. \quad (3.9)$$

Підставивши відповідні значення, отримаємо:

$$S = 25 \cdot 12 = 300 \text{ м}^2.$$

Визначимо число світильників N , шт. за формулою (3.10).

$$N = S / (L \cdot M). \quad (3.10)$$

Тоді,

$$N = 300 / (8,75 \cdot 3) = 11,42.$$

Приймаємо кількість світильників $N = 12$ шт. для наступних розрахунків.

Показник приміщення i розраховуємо за формулою (3.11):

$$i = \frac{A \cdot B}{H \cdot (A+B)}. \quad (3.11)$$

Після підстановки відповідних значень отримуємо:

$$i = 25 \cdot 12 / 5 \cdot (25 + 12) = 4,17.$$

Розрахунковий світловий потік $\Phi_{розр}$, лм, групи світильників (3.12):

$$\Phi_{розр} = \frac{E_n \cdot S \cdot Z \cdot K}{N \cdot h}, \quad (3.12)$$

де E_n – нормована мінімальна освітленість, лк;

Z – коефіцієнт мінімальної освітленості;

K – коефіцієнт запасу;

h – коефіцієнт використання світлового потоку лапм.

Відповідно до результату розрахунку показника приміщення коефіцієнт використання світлового потоку лапм $h = 0,65$.

Підставивши відповідні значення у формулу (3.12), отримаємо:

$$\Phi_{розр} = (400 \cdot 300 \cdot 1,1 \cdot 1,8) / (12 \cdot 0,65) = 30462 \text{ лм.}$$

Для створення освітленості в 400 лк необхідно, щоб світловий потік одного світильника дорівнював 30462 лм. Тому, рекомендовано вибрати лампу ЛБ-80 зі світловим потоком 5220 лм. Один світильник потребує 6 таких ламп.

Споживану потужність P , Вт, освітлювальної установки визначимо за формулою (3.13):

$$P = p \cdot N \cdot n, \quad (3.13)$$

де p – потужність лампи, Вт;

N – число світильників, шт.;

n – число ламп в світильнику.

Підставимо відповідні значення у формулу (3.13):

$$P = 80 \cdot 12 \cdot 6 = 5760 \text{ Вт.}$$

Для заданого приміщення лабораторії необхідно 12 світильників з шістьма лампами у кожному. Вибраний тип ламп ЛБ-80. Загальна споживана потужність становить $P = 5,76$ кВт.

3.5 Висновки до 3 розділу

У третьому розділі визначено структуру НМ, з'ясовано метод розробки інтелектуальної технології, створено набори даних. За допомогою хмарного сервісу Colabatory для запуску Jupiter Notebook з використанням мови програмування Python, відкритої програмної бібліотеки для МН Tensorflow та вбудованого Application Programming Interface Keras на основі створеної моделі та структури нейронної мережі розроблена та натренована нейронна мережа для прийняття рішень у СБТО.

Зроблено висновок, що для отримання найкращих показників роботи НМ, а саме – найменшої помилки та найвищої точності, – необхідно експериментально підбирати параметри виконання МН. Тому, зроблено

тренування з використанням таких значень: Batch size = 1, Batch size = 10, Batch size = 20 та Epochs = 100, Epochs = 200, Epochs = 300. При кожному запуску система видавала різні показники результату МН. З'ясовано, що підвищення кількості епох та кількості навчальних прикладів пропорційно один одному призвело до збільшення точності та зменшення помилки.

Виконано розрахунки освітленості у лабораторії у рамках норм охорони праці для запобігання травматизму та інших виробничих непередбачених ситуацій.

ВИСНОВКИ

В результаті виконання магістерської атестаційної роботи були опрацьовані джерела літератури та сучасні наукові досягнення в області автоматизації та управління СБТО ергатичного типу. Проведено аналіз сучасних СБТО та ІТ прийняття рішень для покращення ефективності та досягнення мети у сфері контролю та управління БТС. Зроблено висновок, що людина як елемент системи являється невід'ємною частиною виробничого процесу.

В процесі аналізу з'ясовано, що дана система управління має модель сірого ящика, яка відповідає частковим знанням про процес застосування, а невідомі частини системи оцінюються за вимірними датчиками даними. Для злагодженої роботи СБТО необхідно встановити попередньо задані значення параметрів, тому дана БТС набуває вигляду системи, де виконання даних функцій забезпечується управлінням зі зворотним зв'язком.

Визначено модель БТС як систему четвертого типу для представлення СБТО як систему, виділено його з оточення як вихідне ціле, виконано декомпозицію, отримавши сукупність елементів. За допомогою теорії множин описано кожні складові системи, побудовано граф для відображення зв'язків між елементами СБТО, з'ясовано алгоритм прийняття рішень для НМ. На основі цього розроблений набір даних для виконання МН.

Розроблено нейронну мережу, яка здатна приймати рішення на основі тренувального набору даних, що було використано під час МН. Було проведено експеримент щодо підбору параметрів навчання системи, а саме: при збільшенні епохи помилка зменшується з 0,0093 до 0,0068 при $E_{rosh} = 200$ та до 0,0040 при $E_{rosh} = 300$, а точність падає приблизно на 0,03, що не критично.

При сильному збільшенні тільки кількості навчальних прикладів за одну ітерацію спостерігаємо збільшення помилки на 0,015, а точність падає в середньому на 0,008. Дуже велике збільшення помилки, тому, зробили припущення, що збільшення кількості епох при великій кількості навчальних прикладів призведе до отримання меншої помилки. Тому, збільшили

пропорційно як кількість епох Epoch = 200, так і кількість навчальних прикладів Batch size = 20 і отримали такі результати: помилка зменшилася з 0,0128 до 0,0037 і точність збільшилась з 0,8252 до 0,8455. Зробили висновок, що збільшення як епохи так і кількості навчальних прикладів призвело до збільшення точності та зменшення помилки, що й треба було досягти та визначити експериментально.

Виконано перевірку роботи нейронної системи приймання рішень та отримали 100 % відповідність заданим результатам. Отримано значення ваг, які наведені у додатку А.

Також проведено розрахунок освітленості лабораторного приміщення у рамках забезпечення комфортної для людини роботи відповідно до норм охорони праці. Для заданого приміщення лабораторії необхідно 12 світильників з 6 лампами у кожному. Вибраний тип ламп ЛБ-80. Загальна споживана потужність становить $P = 5,76$ кВт.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Методичні вказівки з «Розробки й оформлення магістерської атестаційної роботи» для студентів другого (магістерського) рівня вищої освіти галузі знань 15 Автоматизація та приладобудування за спеціальністю 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології освітні програми: «Автоматизоване управління технологічними процесами», «Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва», «Комп'ютеризовані та робототехнічні системи» / Упоряд. І.Ш. Невлюдов, В.В. Косенко, В.В. Євсєєв. – Харків: ХНУРЕ, 2019. – 55 с.

2. ДСТУ 3008-15. Документація. звіти у сфері науки і техніки. структура і правила оформлення [Текст] – Введ. 2015-06-22. – К. Держстандарт України, 2017 – 29с.

3. Dudnyk A. Intelligent Control System of Biotechnological Objects with Fuzzy Controller and Noise Filtration Unit / A. Dudnyk, V. Lysenko; N. Zaets // International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T). – October 9-12. – 2018. – P. 586–590. (DOI: 10.1109/INFOCOMMST.2018.8632007)

4. Wardhany V.A. Fuzzy Logic Based Control System Temperature, pH and Water Salinity on Vanammei Shrimp Ponds / V.A. Wardhany, H. Yuliandoko, M. Udin Harun A.R. // International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T). – October 9-12. – 2018. – P. 145–149. (DOI: 10.1109/INFOCOMMST.2018.8632007)

5. Yuswantoro D. Fuzzy Logic-based Control System for Dissolved Oxygen Control on Indoor Shrimp Cultivation / D. Yuswantoro, O. Natan, A. N. Angga // International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T). – October 29-30. – 2018. – P. 37–42. (DOI: 10.1109/ELECSYM.2018.8615569)

6. Klyuchko O.M. Application of artificial neural networks method in biotechnology / O.M. Klyuchko // *Biotechnol. acta.* – 2017. – №4. – P. 5–13. (DOI: 10.15407/BIOTECH10.04.005)
7. Основи наукових досліджень: Навч. посібник / І.Ш. Невлюдов, Ю.М. Олександров, А.О. Андрусевич, О.О. Чала. – Кривий Ріг: Криворізький коледж НАУ, 2019. – 396 с.
8. Tadashi Takakura. Research exploring greenhouse environment control over the last 50 years / Takakura Tadashi // *NARO Institute for Rural Engineering. Mathematics and Computers in Simulation.* – 2020. – Issue 167. P. 19 – 31. (DOI: 10.25165/j.ijabe.20191205.5179)
9. Behrooz F. Review of control techniques for HVAC systems-nonlinearity approaches based on Fuzzy cognitive maps / F. Behrooz, N. Mariun, M. Marhaban, M. Mohd Radzi // *Energies.* 2018. – Issue11(3). – P. 495. (DOI:10.3390/en11030495)
10. Tolutola O. Leveraging knowledge engineering and machine learning for microbial bio-manufacturing / T. Oyetunde, F. Sheng Bao, J. Wen Chen, H. G. Martincd // *Biotechnology Advances.* – 2018. – V. 36. – I. 4 – P.1308 – 1315. (DOI: 10.1016/j.biotechadv.2018.04.008)
11. Бурименко Ю.И. Основы теории систем и системного анализа / Ю.И. Бурименко, Л.В. Галан, И.Ю. Лебедева, А.Ю. Щуровская // *ОНАС им. А.С. Попова*, 2015. – С. 136.
12. Wahby M. Adaptive strategies and tools for their biotechnological applications / M. Wahby, M–K. Heinrich, D. Hofstadler, P. Zahadat // *Bioresource Technology.* – 2019. – V. 278.– P. 372–382. (DOI:10.1145/3205455.3205516)
13. Yufeng X. Design of a greenhouse remote measurement and control system based on internet of things technology / X. Yufeng, Z. Zhang, Y. Wang, K. Zhu // *IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series* 1303. – 2019. (DOI:10.1088/1742-6596/1303/1/012117/)
14. Madbouly E. Reconfigurable adaptive fuzzy fault-hiding control for greenhouse climate control system / E. Madbouly, I. Hameed, M. Abdo // *International Journal of Automation and Control.* – 2017. – V. 11. – P. 164.

15. Ghorbel H. Smart adaptive run parameterization (SArP): enhancement of user manual selection of running parameters in fluid dynamic simulations using bio-inspired and machine-learning techniques / H. Ghorbel, N. Zannini, S. Cherif, F. Sauser // *Soft Computing*. – 2019. – V.23. – P. 12031 – 12047.

16. Galvanauskas V. Adaptive Control of Biomass Specific Growth Rate in Fed-Batch Biotechnological Processes / V. Galvanauskas, R. Simutis // *Application of Systems Engineering Principles to Bioprocessing*. – 2019. – V. 7(11). – P. 810. (DOI: 10.3390/pr7110810)

17. Song Y.D. Guest Editorial Special Issue on New Developments in Neural Network Structures for Signal Processing, Autonomous Decision, and Adaptive Control / Y. D. Song, F. L. Lewis, M. Polycarpou, D. Prokhorov, D. Zhao // *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. – 2017. – Volume 28. – Issue 3. – P. 494 – 499. (DOI: 10.1109/TNNLS.2016.2617239)

18. Невлюдов І. Ш. Людино-машинний інтерфейс в технічних засобах автоматизації: Навчальний посібник / І. Ш. Невлюдов, О. І. Филипенко, Б. О. Шостак. – Харків : «ХТМТ», 2019. – 244 с.

19. Технічні засоби автоматизації: Підручник / І.Ш. Невлюдов, А.О. Андрусевич, О.І. Филипенко, Н.П. Демська, С.П. Новоселов. – Кривий Ріг : Криворізький коледж НАУ, 2019. – 366 с.

20. Oyetundea T. Leveraging knowledge engineering and machine learning for microbial bio-manufacturing / T. Oyetundea, F. Sheng Bao, J–W. Chen // *Biotechnology Advances*. – 2018. – №4. – P. 1308–1315. (DOI:10.1016/j.biotechadv.2018.04.008)

21. Lysenko V. Neural network forecasting of outside temperature time series / V. Lysenko, V Shtepa, N. Zaets, A. Dudnyk // *Biological Resources and Nature Management*. – 2016. – P. 102 – 108.

22. Harfouche A. Accelerating Climate Resilient Plant Breeding by Applying Next-Generation Artificial Intelligence / A. Harfouche, D. Jacobson, D. Jonathon, R. Antoine // *Trends in Biotechnology*. – 2019. – V. 37. – S. 11. – P. 1217 – 1235. (DOI: 10.1016/j.tibtech.2019.05.007)

23. Ding Y. Precise control and prediction of the greenhouse growth environment of *Dendrobium candidum* / Y. Ding, H. Zang, M. Zhou // *Comput Electron Agric.* – 2018. – Issue 151. – P. 453. (DOI:10.1016/j.compag.2018.06.037)

24. Soloviev A.I. Theoretical essence of infocommunication providing management of agrarian production structures / A.I. Soloviev // *Econ Enterp Manag.* – 2016. – V. 11. – P. 507 – 512.

25. Mears L. A review of control strategies for manipulating the feed rate in fed-batch fermentation processes / L. Mears, S. M. Stocks, G. Sin, K.V. Gernaey // *Journal Biotechnology.* – 2017. – № 245. – P. 34 – 46.

26. Lubentsova E.V. Intellectual technologies are a new base for building and developing automation systems for complex biotechnological processes // E.V. Lubentsova, V.A. Petrakov // *Sci Rev Tech.* – 2016. – V. 5. – P. 64 – 80.

27. Artificial Intelligence and the Future of Work. A discussion paper of the German Confederation of Trade Unions concerning the debate on artificial intelligence (AI) in the workplace. – January, 2019.

28. Jones J. W. Toward a new generation of agricultural system data, models, and knowledge products: State of agricultural systems science / J. W. Jones, J. Antle, B. Basso, K. Boot, R. Conant // *Agricultural Systems.* – 2017. – V. 155. – P. 269 – 288. (DOI: 10.1016/j.agsy.2016.09.021)

29. Klyuchko O.M. Application of artificial neural networks method in biotechnology // *Biotechnol. acta.* – 2017. – №4. – P. 5 – 13. (DOI:10.15407/biotech10.04.005)

30. Панова А. С. Використання інтелектуальних технологій для аналізу багатомірних даних [Текст] / А. С. Панова // *Automation and Development of Electronic Devices.* – X. ХНУРЕ – 2020. – № 2. – С. 70 – 74.

31. Liakos K. Machine Learning in Agriculture / K. Liakos, P. Busato, D. Moshou, S. Pearson // *Sensors.* – 2018. – V. 18(8). – p. 2674. (DOI:10.3390/s18082674)

32. Ha N. Machine Learning-Enabled Smart Sensor Systems // N. Ha, K. Xu, G. Ren, A. Mitchell, J. Ou // *Advanced Intelligent Systems.* – 2020. – V. 2. – I. 9. (DOI:10.1002/aisy.202000063)

33. Lysenko V. Intelligent algorithms of processing of information in the production entomophages / V. Lysenko, I. Chernova // IEEE. – 2018. – P. 530 – 534. (DOI: 10.1109/INFOCOMMST.2018.8632127)

34. Ladanyuk A. Development of the algorithm of determining the state of evaporation station using neural networks / A. Ladanyuk, V. Kyshenko, E. Shkolna, M. Sych // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2016. – V. 5. – I. 283. – P. 54 – 62.

35. Lysenko V. Automation of biotechnological objects / V. Lysenko, A. Dudnyk // 13th International Conference on Modern Problems of Radio Engineering Telecommunications and Computer Science (TCSET). – 2016. – P. 44 – 46.

36. Huang N. On Holo-Hilbert spectral analysis: a full informational spectral representation for nonlinear and non-stationary data / N. Huang, K. Hu, A. Yang, H. Chang, D. Jia // Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical Physical and Engineering Sciences. 2016. – V. 374. I. 2065. – P. 201 – 206.

37. Конспект лекцій з дисципліни "Теорія автоматичного управління" для напряму підготовки 6.050202 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» [Електронний ресурс] / ХНУРЕ ; розроб. О. В. Токарєва. – Харків, 2015. — 32 с.

38. Gartner Identifies Five Emerging Technology Trends That Will Blur the Lines Between Human and Machine Python [Електронний ресурс] / Режим доступу: [www/ URL: https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2018-08-20-gartner-identifies-five-emerging-technology-trends-that-will-blur-the-lines-between-human-and-machine](http://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2018-08-20-gartner-identifies-five-emerging-technology-trends-that-will-blur-the-lines-between-human-and-machine).

39. Colaboratory model [Електронний ресурс] / Режим доступу: [www/ URL: https://colab.research.google.com/notebooks/intro.ipynb](http://www.colab.research.google.com/notebooks/intro.ipynb).

40. Сквозная платформа машинного обучения с открытым исходным кодом [Електронний ресурс] / Режим доступу: [www/ URL: https://www.tensorflow.org](http://www.tensorflow.org).

41. Обзор пакетов для визуализации данных на Python [Електронний ресурс] / Режим доступу: [www/ URL: https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/obzor-paketov-dlja-postroenija-grafikov-na-python/](http://www.neurohive.io/ru/osnovy-data-science/obzor-paketov-dlja-postroenija-grafikov-na-python/).

42. Getting started with the Keras Sequential model [Електронний ресурс] / Режим доступу: [www/ URL: https://faroit.com/keras-docs/1.0.1/getting-started/sequential-model-guide/](https://faroit.com/keras-docs/1.0.1/getting-started/sequential-model-guide/).

43. ДБН В.2.5-28:2018. Природне і штучне освітлення [Текст] – Введ. 2018-10-03. // ДП «Державний науково-дослідний інститут будівельних конструкцій» (НДІБК). – 2018. – С. 137.