

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Програмної інженерії
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження систем управління розподіленою транспортною системою
конвеєрного типу з використанням нейронної мережі
(тема)

Виконав:

Студент 2 курсу, групи ІПЗм-19-3
Пігнастий М.О.

(прізвище, ініціали)

Спеціальність 121-Інженерія програмного
забезпечення

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Керівник доц. Каук В.І

(посада, прізвище)

Допускається до захисту

Зав. кафедри

(підпис)

З.В. Дудар

(прізвище, ініціали)

2021р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Програмної інженерії
(повна назва)

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 121-Інженерія програмного забезпечення
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інженерія програмного забезпечення
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав.кафедри _____

(підпис)

« 26 » березень 2021 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студента Пігнастого Максима Олеговича
(прізвище, ім'я, по батькові)

- Тема роботи Дослідження систем управління розподіленою транспортною системою конвеєрного типу з використанням нейронної мережі
затверджена наказом університету від 26.03.2021 № 385
- Термін подання роботи до екзаменаційної комісії 14.05 2021р.
- Вихідні дані до роботи моделі магістральних конвеєрів, побудова нейронної мережі, мінімальні вимоги до функціональності програми та архітектури системи
- Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі вступ, аналіз опис проблемної області і постановка задачі, перелік вимог до програмної системи, опис дослідження, об'єктних моделей, дослідження методів та алгоритмів, опис розробленої програмної реалізації, аналіз можливих застосувань та експлуатації системи.
- Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, слайдів, ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) титульний слайд, характеристика існуючих конвеєрів, протяжність

магістрального конвеєру, типовий маршрут конвеєрної секції, основні характеристики конвеєрних ліній, наслідок неправильного управління, моделі конвеєрної секції, PDE модель конвеєрної секції моделі багатосекційних транспортних систем, архітектури нейронних мереж, результати, висновки.

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

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата
Спецчастина	доц. Каук В.І.		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз проблемної області	25-01-2021	виконано
2	Аналіз існуючих методів	02-02-2021	виконано
3	Аналіз та моделювання предметної області	08-02-2021	виконано
4	Аналіз методів машинного навчання	16-02-2021	виконано
5	Підготовка даних	25-02-2021	виконано
6	Тестування моделей	05-03-2021	виконано
7	Проектування моделі зберігання результату	12-03-2021	виконано
8	Проектування архітектури системи	22-03-2021	виконано
9	Створення коду програми	01-04-2021	виконано
10	Тестування програми	14-04-2021	виконано
11	Підготовка пояснювальної записки	28-04-2021	виконано
12	Підготовка презентації та доповіді	02-05-2021	виконано
13	Попередній захист	08-05-2021	виконано
14	Нормоконтроль, рецензування	11-05-2021	виконано
15	Занесення диплома в електронний архів	11-05-2021	виконано
16	Допуск до захисту у зав. кафедри	14-05-2021	

Дата видачі завдання 25 січня 2021р.

Студент Пігнастий М.О.
(підпис)

Керівник роботи доц. Каук В.І.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ / ABSTRACT

Кваліфікаційна робота магістра містить: 89 с., 50 рис., 3 табл., 26 джер.

DESKTOP APPLICATION, JAVA, JAVAFX, ORACLE, UML, МАГІСТРАЛЬНИЙ КОНВЕЄР, ПІДПРИЄМСТВО, ФАКТОР, ШКАЛА ОЦІНЮВАННЯ.

Об'єктом дослідження є моделювання магістрального конвеєра з використанням нейронної мережі та отримання результатів в файлі та графік. Метою роботи є проектування програмної системи для управління моделлю на базі нейронної мережі з використанням алгоритмів.

Методи розробки програмної системи базуються на технологіях Java для створення візуального відображення ПЗ, UML для проектування системи.

У результаті роботи здійснено програмну реалізацію моделювання роботи магістрального конвеєру.

DESKTOP APPLICATION, JAVA, JAVAFX, ORACLE, UML, MAIN CONVEYOR, ENTERPRISE, FACTOR, EVALUATION SCALE.

The object of the study is the modeling of the main pipeline using a neural network and obtaining results in a file and graph. The aim of the work is to design a software system for model control based on a neural network using algorithms.

Software system development methods are based on Java technologies to create a visual display of software, UML for system design.

As a result of work the software realization of modeling of work of the main conveyor is carried out.

Я, Пігнастий Максим Олегович, студент групи ІІЗм-19-3, здобувач вищої освіти на другому (магістерському) рівні кафедри «Програмна інженерія», заявляю: моя кваліфікаційна робота на тему «Дослідження систем управління розподіленою транспортною системою конвеєрного типу з використанням нейронної мережі», що буде представлена в екзаменаційну комісію для публічного захисту, виконана самостійно, в ній не містяться елементи плагіату і вона може бути опублікована в електронному архіві відкритого доступу EIAr KhNURE. Всі запозичення з друкованих та електронних джерел мають відповідні посилання.

Я ознайомлений(а) з діючим положенням «Про протидію академічному плагіату в ХНУРЕ», згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування дисциплінарних заходів.

ЗМІСТ

Вступ	9
1. Аналіз проблемної області та постановка задачі	12
1.1 Місце стрічкових конвеєрних систем у транспортних системах	12
1.2 Огляд існуючих конвеєрних систем великих підприємств	15
1.3 Огляд попередніх досліджень з оптимізації стрічкових конвеєрів	17
1.4 Постановка задачі	19
2. Формування вимог до програмної системи	23
2.1 Область застосування	23
2.2 Управління PDE-моделі конвеєрної лінії із застосуванням нейронної мережі	23
2.3 Призначення розробки	28
2.4 Вимоги до програмного продукту	28
3. Опис прийнятих проектних рішень	30
3.1 Аналіз та UML-моделювання предметної області	30
3.2 Огляд методів машинного навчання	31
3.3 Огляд методів машинного навчання	36
3.4 Процесу створення алгоритму для науково-дослідницької роботи	41
3.5 Підготовка навчальних та тестових даних	43
3.6 Вибір архітектури для нейронної мережи	44
4. Програмна реалізація	52
4.1 Графічне представлення дизайну системи.	52
4.2 Опис аналізу та тестування результату системи	56
Висновок	62
Перелік джерел посилання	64
Додаток А – Перелік джерел посилання за науковими напрямками керівника та науковців кафедри програмної інженерії	67

Додаток Б – Опис аналізу та тестування результату системи	68
Додаток В – Слайди презентації	69
Додаток Г – Тези доповіді MicroCAD–2021 «Інформаційні технології»	79
Додаток Д – Тези доповіді MicroCAD 2021 «Комп’ютерна інженерія»	80
Додаток Е – Тези доповіді MicroCAD–2019 «Інформаційні технології»	81
Додаток Ж – Лістинг коду	82
Додаток К – Алгоритм моделювання штучної нейронної мережі	88
Додаток Л – Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи	89

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

ВТС - виробничо-транспортні системи

СК - Стрічкові конвеєри

СКС - Стрічкові конвеєрні системи

СУ - Система управління

ШНМ – Штучна нейронна мережа

МПП - Мережа прямого передавання

ТКС - Транспортна конвеєрна система

АЗПП - Алгоритм зворотного поширення помилки

ВСТУП

Стрічкові конвеєри відіграють важливу роль у внутрішньому та наземному переміщенні матеріалів, а також для транспортування деталей під час поточного виробництва в рамках проміжних виробничих операцій. Ці установки використовуються в більшості галузей промисловості, про що свідчить той факт, що вони є основним засобом транспортування палива до електростанцій, транспортування різних руд, гірських порід та інших матеріалів для задоволення виробничих потреб.

Стрічкові конвеєри - це безперервні конвеєрні машини [1], для яких характерний безперервний рух вантажів за заданою траєкторією без зупинки для додаткового завантаження чи розвантаження, що є особливо важливим фактором для підприємств зі значними вантажними потоками.

Конвеєри набули широкої популярності та використання завдяки своїй високій продуктивності при довгих довжинах, тривалих термінах транспортування, надійній експлуатації та відносно простому будівництві. Також стрічкові конвеєри характеризуються гнучкістю, плавністю і безшумністю роботи, простотою автоматизації, можливістю створювати складальні лінії.

Моделі конвеєрних стрічкових систем постійно вдосконалюються, а конструкції їх компонентів замінюються для підвищення надійності та збільшення часу безвідмовної роботи. Однак існує низка проблем, які вимагають більш глибокого аналізу, впровадження останніх тенденцій оптимізації та, як результат, їх вирішення.

Зокрема, проблеми із використанням конвеєрних стрічок включають регулювання швидкості протягом усього терміну експлуатації конвеєрних ліній [2]. В даний час більшість конвеєрних систем працюють з постійною швидкістю, яка не регулюється відповідно до швидкості завантаження конвеєрної стрічки.

Хоча було б доцільно зменшити швидкість за допомогою порожньої системи, що, в свою чергу, суттєво зменшило б споживання енергії, оскільки при роботі стрічкових конвеєрів використовуються потужні електроприводи.

Другою проблемою в роботі стрічкових конвеєрних систем на постійній швидкості є шумове забруднення. Крім того, вибух або інші пошкодження можуть призвести до пожежі, яку важко знайти та ліквідувати без значних втрат. Отже, враховуючи низку вищезазначених проблем, які є пріоритетними та мають значну частку у глобальних проблемах людства, необхідно створити систему контролю стану конвеєрної системи за умови, що вона працює з контрольованою швидкістю

Таким чином, аналізуючи використання в промисловості та можливість використання штучного інтелекту для вирішення цієї проблеми, було вирішено створити модель штучної нейронної мережі для регулювання швидкості конвеєрної стрічки з метою попередження негативних наслідків під час її роботи.

Актуальність цієї роботи полягає в тому, що вона аналізує основні проблеми сучасних стрічкових конвеєрних систем, зокрема, проблему безпеки та ефективності, та пропонує модель нейронної мережі, яка оптимізує та запобігає найпоширенішим критичним технологічним проблемам з урахуванням параметрів цих систем. як швидкість і вихід матеріалу, так і завантаження матеріалу на конвеєр. Враховуючи вищеописані фактори, які унеможливають систематичну перевірку та оцінку стану таких систем з використанням людських ресурсів, необхідно створити нейронну мережу[3], навчену на конкретному наборі даних, отриманих з різних галузей.

Метою даної роботи є розробка інформаційної системи управління швидкістю руху конвеєрної стрічки [2] за допомогою штучної нейронної мережі з урахуванням недоліків існуючих рішень.

Завдання дослідження. Для досягнення мети цієї роботи були поставлені наступні завдання:

- оцінити динаміку характеру конвеєрної стрічки;
- дослідити основні параметри конвеєрних систем та їх компонентів;
- аналізувати статистику проблемних стрічкових конвеєрів;

- вивчити вплив та значення швидкості транспортерів та швидкості їх завантаження на схильність до пошкоджень та надзвичайних ситуацій;
- оцінити можливість вирішення проблеми даної роботи за допомогою штучного інтелекту, порівняти існуючі рішення в цій галузі;
- визначити стек технологій для виконання технічного завдання та задоволення вимог;
- створити інформаційну систему для контролю швидкості конвеєрної стрічки в системі разом з іншими;
- експериментально скасувати, як нейронна мережа дає відповіді під час різних тестів.

Об'єктом дослідження є процес функціонування стрічкової конвеєрної системи.

Предметом дослідження є штучна нейронна мережа для управління швидкістю стрічкового конвеєра.

Практичне значення дослідження полягає у підвищенні ефективності конвеєрних стрічкових конвеєрних систем шляхом контролю швидкості стрічкового конвеєра та завантаження його матеріалом. Слід здійснювати контроль, щоб зменшити кількість нещасних випадків через нерівномірну швидкість завантаження та транспортування, а також інші побічні ефекти. Успішним результатом цієї роботи є проектування штучної нейронної мережі з використанням методу зворотного розповсюдження для регулювання швидкості. Використання розвиненої нейронної мережі полягає у підвищенні ефективності обслуговування конвеєрних стрічок, збільшенні фінансової складової підприємств та зменшенні забруднення навколишнього середовища внаслідок аварій без належного контролю швидкості.

1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Місце стрічкових конвеєрних систем у транспортних системах

У даний час у багатьох галузях промисловості використовуються виробничі та транспортні системи (ВТС). Поводження з матеріалом означає процес транспортування матеріалу в якомусь закритому периметрі предметів або поза ним. Цей процес включає такі дії, як зберігання, переміщення та контроль матеріалів, що робить цей процес важливим у кожному об'єкті.

ВТС бувають різних типів, щоб відповідати різній продукції, яку потрібно транспортувати. ВТС - це інтегрована система підтримки в процесі виробництва, оскільки вона контролює робочий процес матеріалів між етапами виробничих систем. Застосування ВТС сприяє ефективній організації матеріалів і, відповідно, зменшує співвідношення використання людської праці до машини. ВТС допомагає ефективно управляти матеріалами між діяльністю систем.

Поряд із швидким процесом глобалізації, який відбувається майже у кожній галузі, з великою кількістю змінної продукції, у виробничих галузях зростає попит на агрономічні та економічно ефективні рішення для обробки матеріалів з короткими термінами поставки. Оптимізована обробка повинна запобігати перевантаженням, зменшувати час простою, кількість поломок і доставляти в строк, про що згадував автор у статті [4].

Щоб розробити та організувати ці системи відповідним чином, принципи процесів обробки матеріалів були розроблені Індустрією обробки матеріалів Америки (ІОМА) [5]. Крім цього, як і будь-яка індустріальна система, ВТС має кілька спільних цілей [6], які можуть бути застосовані до всіх типів:

- зниження витрат;
- збільшення ємності;
- скорочення відходів;
- підвищена безпека.

Експлуатація ВТС здійснюється з використанням різних типів обладнання, згаданого під загальним терміном обладнання для навантажувача. Як згадувалося в [7], підйомне обладнання включає різноманітний набір інструментів, приладдя, транспортні засоби та важке обладнання. Класифікація обладнання ВТС така:

- обладнання для зберігання та транспортування - стелажі, сміттєві ящики та контейнери, штабельні рами, полиці, антресолі;

- транспортне обладнання - промислові вантажівки, конвеєри, крани, ліфти та елеватори;

- інженерні системи - автоматизовані керовані транспортні засоби, автоматизовані системи зберігання та пошуку, конвеєрні системи, роботизований об'єкт системи доставки;

- навантажувальне обладнання - штабелер, бункери та шахти;

У більшості систем використовується більше одного типу обладнання. Таким чином, у цій роботі розглядається система стрічкових конвеєрів, враховуючи поширеність досліджуваної проблеми.

Таким чином, ВТС є найбільш корисним для таких рослин, де матеріал транспортується і відіграє важливу роль у їх життєвому циклі. Забезпечення безпечного поводження з матеріалами є важливим питанням для постійно зростаючої кількості тих, хто їх використовує.

1.2 Огляд існуючих конвеєрних систем великих підприємств

Стрічкові конвеєри (СК) є важливою частиною переробки матеріалів для внутрішнього та наземного транспорту. СК дуже популярні в галузі обробки матеріалів та упаковки. Відповідно до різних потреб галузей промисловості СК використовуються у багатьох транспортних системах.

Одним з багатьох типів конвеєрних систем є стрічкові конвеєрні системи, центральним елементом яких є стрічкові стрічки, безпосередньо несучі вироби, форма яких може бути правильною і неправильною, розмір і вага також відповідають галузі застосування. Загальновідомо, що кожен регіон є географічно специфічним, і, можливо, не вдасться створити прямі конвеєрні стрічки, але для цього успішно розроблені криволінійні ділянки, які використовують криволінійну стрічку для транспортування продукції. Отже, стрічкові конвеєри можуть бути використані для транспортування продукту по прямій або через зміну напрямку.

Стрічкові конвеєрні системи (СКС) - це тверді конвеєрні системи, які можуть перевозити матеріали (вугілля, залізну руду, зерно, сіль, пісок, покрив тощо) без будь-яких розривів на різній відстані (рис. 1.1). СКС використовуються у великій кількості галузей, таких як сипучі матеріали, енергетичний сектор, гірничодобувна промисловість, тому їх продуктивність має велике значення.

Вивчаючи та аналізуючи конвеєрні системи, були встановлені такі світові рекорди:

а) найдовший звичайний конвеєр - побудований у 1972 році, ця система може перевезти 2000 метричних тон гірської породи на годину. Довжина - 98 кілометрів (61 миля) від фосфатних шахт Бу Краа до узбережжя на південь від Ель-Аюна (Західна Сахара) (рис. 1.1);

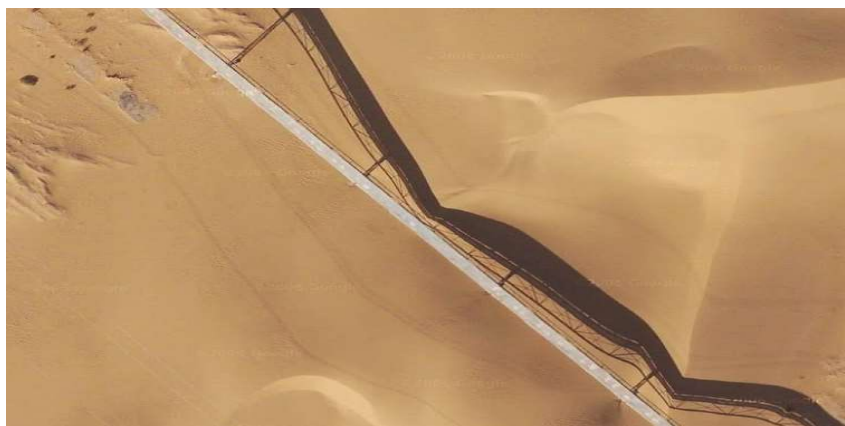


Рисунок 1.1 - Найдовша конвеєрна стрічка (Західна Сахара)

б) найдовший міжнародний конвеєр - побудований у 2004 році, ця система може перевезти 960 метричних тонн гірської породи на годину. Довжина - 17 кілометрів, ця стрічка транспортує вапняк та сланці з індійського кар'єру на цементний завод у Бангладеш (рис. 1.2). Мегалая - одне з найвологіших місць на планеті, весь конвеєр розміщений на шляхопроводах. Конвеєр завжди знаходиться на мінімальній висоті 5 метрів (16 футів) над землею, щоб уникнути затоплення під час мусонів;



Рисунок 1.2 - Найдовший міжнародний конвеєр (Бангладеш)

Якщо через певні проблеми, спричинені простою стрічковою конвеєрною системою, тоді транспортування сипучих матеріалів припиняється, що в свою чергу впливає на подальшу переробку та виробництво матеріалів. В результаті такого ланцюгового ефекту підприємства зазнають серйозних фінансових втрат. Вартість простою конвеєрних систем різна. Крім того, також слід враховувати втрату доходу від транспортування матеріалів та припинення подальшого виробництва матеріалів.

Підсумовуючи, основні переваги СКС, як зазначено в роботі, визначені нижче:

– подолання великих відстаней більш економічним способом, ніж інші системи;

- поведження з широким спектром матеріалів, які викликають проблеми в інших транспортних системах (СКС транспортує липкий, брудний, мокрий, абразивний матеріал);

- переробка великої потужності при значно менших витратах на тонну-кілометр;

- це одна з найлегших конструкцій, яка дешевша серед конвеєрних машин.

- використовуючи багато видів аксесуарів, таких як розкидачі, при необхідності можна розподіляти сипучий матеріал;

- СКС може бути інтегрований з іншим обладнанням і може бути прийнятий для спеціальних цілей (вогнестійкий, зносостійкий, високий кут узгодження);

- залежно від напрямку, системи можуть бути похилими, низхідними, горизонтальними або комбінованими з усіх;

- технічне обслуговування стає простішим і менш залежним від праці.

Недоліками або обмеженнями СКС є:

- розмір транспортуваного матеріалу обмежений розміром ширини конвеєрної стрічки;

- регулювання швидкості СК не підходить на основі початкової швидкості;

- затримка доставки через накопичення матеріалу на проміжних етапах системи;

- неправильне проектування пунктів завантаження та передачі призводить до пошкодження системи;

- початковий натяг повинен відповідати матеріалу та швидкості СК;

- труднощі з адаптацією до змін та нових транспортних вимог.

Поряд з такими особливостями стрічкового конвеєра, як просте та недороге обслуговування, висока вантажно-розвантажувальна здатність, транспортування на великі відстані, в роботах також згадуються різні способи побудови систем, що приносять ще одну перевагу для цього типу конвеєрів. Одним з ключових рішень щодо вибору та проектування стрічкових конвеєрних систем є тип стрічки та час її використання. Огляд попередніх досліджень з оптимізації стрічкових конвеєрів.

Регулювання швидкості як найбільш перспективний напрямок у безпечній еволюції стрічкових конвеєрів

1.3 Огляд попередніх досліджень з оптимізації стрічкових конвеєрів

Зараз компанія використовує стрічкові конвеєри з високою продуктивністю та надійністю, але багато експлуатаційних проблем досі не вирішені, незважаючи на багато міркувань у цій галузі.

Конвеєрна стрічка є найважливішою частиною стрічкових конвеєрних систем і, в той же час, найбільш вразливим компонентом СКС. Пошкодження конвеєра є наслідком простою всієї системи, яка служить основним транспортом для деяких галузей. Така шкода може бути частковою або повною і може бути спричинена кількома факторами разом. Аналіз негативних факторів транспортування вугілля та зменшення їх впливу, особливо на навколишнє середовище, розглядаються, зокрема, в наступних роботах [8, 9]. Одним з найпоширеніших негативних факторів є недостатня міцність конвеєра: якщо він невеликий, виникають поломки, а також час простою СКС [10]. Але неприйнятним ризиком для системи є динамічні властивості (такі як швидкість стрічки, сила масового потоку), які мають вирішальне значення у роботі конвеєрів, а отже, через економічні та соціальні проблеми, існує нагальна потреба у покращенні стабільності та безпечності використання систем.

Також нещодавно в цьому напрямку розпочались дослідження з вивчення можливої економії енергії.

За останні десятиліття було розроблено ряд різних рішень для зменшення споживання енергії конвеєрними стрічками. Таким чином, прочитавши ці статті [11, 12, 13], було виявлено ряд недоліків, які перешкоджають абсолютному застосуванню нових підходів на цьому етапі. Зокрема, одне з цих рішень не може бути застосовано до існуючих конвеєрних систем через відсутність інвестицій для

їх повної реконструкції, тоді як інші, які не потребують величезних вкладень, не завжди демонструють на практиці позитивні результати тих параметрів, які потребували оптимізація (споживання енергії тощо).

Дана робота присвячена оптимізації регулювання швидкості руху конвеєра. Отже, говорячи про роботу стрічкових конвеєрів, очевидно, що більшість існуючих СКС працюють із заданою номінальною швидкістю, незважаючи на їх навантаження. Транспортування потоку матеріалу на конвеєрі також залежить від наявних розвантажувачів, і на його основі можна визначити верхню межу норми подачі. Отже, швидкість та стан наповнення конвеєра можуть бути оптимізовані, і, як наслідок, можна заощадити енергію.

Останні дослідження щодо регулювання швидкості досягли певних результатів. На основі стандарту DIN 22101 у роботі [14] автор описав метод розрахунку економії енергії за допомогою регулювання швидкості, який на практиці показав зменшення на 1/5 порівняно з попередніми статистичними даними. У наступних дослідженнях [15] автор запропонував метод нечіткого управління через динамічний характер конвеєрних стрічок. Після тривалого використання контролера нечіткої логіки дані вимірювань показали економію енергії.

Вивчаючи ці роботи, було встановлено, що будь-яке наукове вирішення проблеми регулювання швидкості у зв'язку з іншими динамічними властивостями (наприклад, в перехідних станах). У роботі [15] розглядається різниця між стандартними та перехідними операціями, а також показані потенційні ризики в кожній з них при різних швидкостях руху конвеєра в перехідних операціях [15]. Такі потенційні ризики включають ризик перегріву двигуна, ризик прослизання ременя, ризик прослизання матеріалу тощо. На додаток до всіх цих ризиків, іншим питанням модельних експериментів є динаміка системи СКС, що ускладнює аналіз. Звичайно, дослідники вивчали супутні процеси, що впливають на стан конвеєрної стрічки з різною швидкістю та її роботу, але зазвичай метою таких завдань було створення конкретного допоміжного пристрою для зменшення впливу різних факторів, які потенційно можуть призвести до вищезазначених ризиків.

Отже, з огляду на відповідні виклики, існує великий попит на розробку комплексного універсального рішення або методології, що дозволить запобігти простою СКС, запобігти великому наповненню стрічкового конвеєра, уповільнити аварії та зменшити енергетичні витрати, пов'язані використання енергетичних ресурсів. поломки або інші соціальні наслідки через поломки в таких галузях.

1.4 Постановка задачі

Транспортні технології змінюються дуже швидко, і належне обслуговування та прогнозування збитків від різних вразливих джерел нових складних механізмів є одним із найпоширеніших питань галузей, що їх використовують. Крім того, очевидним є той факт, що компанії збираються максимізувати прибуток та зменшити потенційні втрати, тому існує величезний попит на постійно зростаючі потужності та подовження конвеєрних стрічок.

Проекти нових конвеєрних систем, представлені в наступних дослідженнях [16, 17], є свідченням попиту в цій галузі щодо навколишнього середовища тощо. Зрозуміло, що якщо стрічковий конвеєр перевантажений, вся система буде зупинена (неправильне натяг стрічкового конвеєра) і буде спричинена низкою взаємопов'язаних проблем, враховуючи послідовність певних процесів.

Основні проблеми, викликані широким використанням конвеєрних стрічок, були визначені в попередніх розділах. На їх думку, однією з основних проблем, спричинених широким використанням конвеєрних стрічок, є нерівномірність завантаження, що спричиняє втрату ресурсів, несвоєчасну доставку матеріалу до місця призначення споживача. З іншого боку, використовується величезна кількість енергії, і є велика кількість небажаних прогалин. Більше того, збільшуються витрати на утримання та ризик працівників.

Система управління стрічковим конвеєром діє як механізм контролю швидкості та напрямку стрічкового конвеєра. Суть цієї системи полягає в тому, щоб оцінити різницю між контрольованою змінною, такою як швидкість стрічки і швидкість подачі матеріалу, який транспортується і, як результат, встановити відповідну швидкість, якою є система введення.

Система управління отримує зворотний зв'язок на вхідні дані і повинна забезпечувати прогнозований результат стрічкового конвеєра через певний проміжок часу на іншій ділянці маршруту відповідно до отриманого відхилення.

Типова схема стрічкової конвеєрної системи представлена нижче на рисунку 1.3. і системних адміністраторів, і вони повинні бути досить простими у використанні.

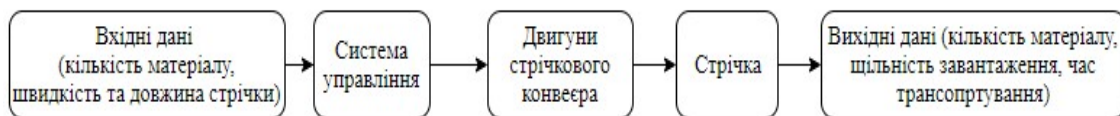


Рисунок 1.3 – Місце системи управління в стрічкових конвеєрних системах

Відповідно до промислових потреб, стрічковий конвеєр, як очікується, працюватиме зі змінною швидкістю.

Таким чином, СК повинен мати систему управління для регулювання власної швидкості, керуючи приводами системи. Більшість СК зосереджені на мінімізації споживання енергії, оскільки СК перетворює електричну енергію в механічну та потенційну. Однак є й інші характеристики, які також можуть оптимізувати СКС (наприклад, швидкість ременя). Як повідомляється в [18], швидкість стрічки може бути адаптована відповідно до швидкості подачі матеріалу, і, отже, максимальна маса матеріалів може транспортуватися за одиницю часу.

Отже, виходячи з отриманої інформації, можна зробити висновок, що регулювання швидкості конвеєрних ліній, подання на вхід оптимальної кількості матеріалу оптимізує рівень роботи конвеєра, вирішивши при цьому ряд суміжних проблем. Запорукою ефективної роботи всієї СКС є стрічка з усіма її характеристиками, включаючи швидкість, напругу тощо.

В контексті вищесказаного, проектування інтелектуальної системи управління СК є необхідним кроком на шляху до запобігання виникненню вищезазначених ситуацій на виробництвах. СУ повинна виконувати обчислення швидкості СК, часу доставки матеріалу з урахуванням щільності завантаження та інших вхідних параметрів СК для того, щоб гарантувати свою надійність та ефективність. Розроблена система управління ТКС із використанням ШНМ матиме кілька позитивних результатів для життєвого циклу СКС, стану навколишнього середовища та задоволення потреб кінцевих споживачів.

Дана робота передбачає дослідження щодо впровадження ШНМ для прогнозування простоїв та збоїв у роботі СК та забезпечення оптимального завантаження СК за мінімальний час для усунення серйозних проблем сучасних транспортних конвеєрних ліній з метою покращення екологічної ситуації, розвитку країни за рахунок доходів від експлуатації таких систем, підтримуючи при цьому високий рівень продуктивності цих ТКС.

Проектування нейронних мереж та інших об'єктів штучного інтелекту для вирішення проблем управління у виробничих системах, таких як ТКС, отримало широке розповсюдження, про що свідчать численні наукові статті в цій та суміжних областях. Однак, потрібно зазначити, що вхідні дані для навчання та проектування початкових параметрів мережі у цих дослідженнях – це дані, виміряні в існуючих виробничих системах.

Оскільки проведення досліджень на реальних установках, яким потребують цих систем управління, є достатньо дорогим процесом, дані, які надаються виробництвами, є недостатніми для проведення необхідних перевірок та гарантування можливості застосування створених систем управління в реальних умовах. Таким чином, відсутність вхідних даних є глобальною перешкодою, яка виникає при проектуванні нейронних мереж. Це пов'язано з тим, що для вихідних даних, максимально наближених до реальних виробничих умов, потрібен набір даних певних параметрів системи, отриманих в режимі очікування або різних типах поломок.

Ключовою особливістю даної роботи є використання моделі, що містить диференціальні рівняння з частковими похідними (PDE, partial differential equations) для проектування таких виробничих ліній як, наприклад, конвеєрна лінія. Тим самим, дані для попереднього навчання створюваної ШНМ – це дані, отримані застосуванням щойно згаданої PDE - моделі. Причиною застосування саме цієї моделі стало те, що вона точно описує поведінку конвеєрних ліній.

В контексті сучасної парадигми досліджень та на основі початкових припущень, система управління (СУ) швидкістю із застосуванням ШНМ повинна бути системою прогнозування оптимальної роботи СКС, а звідси і надання відповідного обслуговування кінцевих її користувачів за допомогою регулювання швидкості та прогнозування кількості вихідних даних.

Базуючись на результатах нейронної мережі великі підприємства можуть зменшити ризик поломки стрічки, а також запобігти простою транспортної мережі завдяки отриманим результатам моделі. Іншими словами, для моделювання й керування процесом, необхідно побудувати нейронну мережу, провести її навчання на базі вхідних параметрів, таких як швидкість конвеєрної лінії й потоку який сиплять на неї. Отримана модель може бути використана в процесі управління, так як отриманні коефіцієнти роботи моделі дозволяють отримувати вхідні данні які можливо корегувати, змінювати швидкість, або кількість вхідного матеріалу.

Таким чином, успішна реалізація поставленого завдання матиме головним результатом створення нейронної мережі, комерціалізація якої у вигляді нейрорегулятора дозволить оптимізувати транспортні процеси на виробництвах.

2 ФОРМУВАННЯ ВИМОГ ДО ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ

2.1 Область застосування

Програмне забезпечення «Управління конвеєрною транспортною системою» призначене для визначення та формування оптимального вектору швидкості руху конвеєрних ліній в транспортних системах. Архітектурним представленням рішення є застосування багатошарової нейронної мережі зі зворотним зв'язком, навчання якої здійснюється за допомогою методу зворотного поширення помилки та виконується в багато поточному режимі на основі вибірки даних, сформованих шляхом PDE-моделювання.

2.2 Управління PDE-моделі конвеєрної лінії із застосуванням нейронної мережі

Ця модель передбачає проектування комбінованої системи контролю кількості вантажного потоку на виході з конвеєрної лінії, оснащеної накопичувальним бункером і системою регулювання швидкості руху стрічки. Застосування такого комбінованого підходу дозволяє підвищити ефективність управління транспортною системою конвеєрного типу, оскільки він поєднує два методи контролю параметрів виробничої лінії (використання накопичувального бункера та регулювання швидкості руху конвеєра).

Моделювання транспортної лінії конвеєра передбачає, що переміщення матеріалу здійснюється з певною ідентичною номінальною швидкістю. Таким чином, конвеєрна лінія з накопичувальним бункером на вході описується рівнянням (2.1) [19]:

$$\frac{\partial [\chi]_0(t, S)}{\partial t} + \frac{\partial [\chi]_1(t, S)}{\partial S} = \delta(S)\lambda(t), \quad (2.1)$$

$$[\chi]_1(t, S) = a(t)[\chi]_0(t, S)$$

де $[\chi]_0(0, S)$ – лінійна щільність завантаження матеріалу.

$\delta(S)$ – дельта-функція;

$\lambda(t)$ – інтенсивність подачі матеріалу;

$a(t)$ – швидкість руху стрічки;

$N_0(t)$ – кількість матеріалу в акумулюючому бункері в момент часу;

Стан параметрів конвеєрної лінії моделі описується безрозмірними змінними. У випадку зупинки конвеєрної лінії, при $a(t) = 0$, подача з бункера припиняється та інтенсивність надходження матеріалів становиться рівною 0.

Рівняння балансу поточкових параметрів конвеєрної лінії безрозмірних змінних описується формулою (2.2):

$$\frac{\partial \theta_0(\tau, \xi)}{\partial \tau} + g(\tau) \frac{\partial \theta_0(\tau, \xi)}{\partial \xi} = \delta(\xi)(\tau), \quad (2.2)$$

$$\delta_0(0, \xi) = H(\xi)\psi(\xi)$$

де $\theta_0(\tau, \xi)$ – щільність матеріалу в довільний момент часу τ ;

$y(\tau)$ – інтенсивність подачі матеріалу на вхід лінії;

$g(\tau)$ – швидкість руху стрічки.

Лінійна щільність завантаження стрічки матеріалом може бути визначення, якщо відома інтенсивність подачі матеріалу та швидкість руху стрічки конвеєра. Час затримки доставки матеріалу $\Delta \tau_{\xi}$ описується як проміжок часу протягом якого матеріал, який потрапив на стрічку в момент часу τ_{ξ} перемістився уздовж транспортного маршруту на відстань ξ . При $\xi=1$ взаємозв'язок між лінійною щільністю матеріалу на вході та виході системи представлено формулою (2.3):

$$\theta_0(\tau, 1) = \frac{y(\tau - \Delta \tau_1)}{g(\tau - \Delta \tau_1)} = \theta_0(\tau - \Delta \tau_1, 0) = \theta_0(\tau_1, 0), \quad (2.3)$$

$$\tau \geq \tau_{tr}$$

Вирази для визначення потокових параметрів конвеєрної лінії за постійної швидкості руху конвеєрної стрічки можуть бути виражені за формулою (3.4):

$$\theta_0(\tau, 1) = \begin{cases} \frac{y(G^{-1}(\tau - 1/g_0))}{g_0} & \left\{ \begin{array}{l} \tau - 1/g_0 \geq 0 \\ \tau - 1/g_0 < 0, \end{array} \right. \end{cases}, \quad (2.4)$$

Оскільки СКС є динамічною системою, то швидкість руху стрічки є змінною у часі, і для розрахунку потокових даних ТКС постає задача визначення часу затримки $\Delta \tau_{\xi m}$ для кожної m -ої секції конвеєра, що може бути виконано обчислення інтегрального рівняння (2.5, 2.6):

$$\tau_{\xi m} = G_m^{-1}(G_m(\tau) - \xi_m), \quad (2.5)$$

$$G_m(\tau) = \int_{\tau_{0m}}^{\tau} g_m(\alpha) d\alpha, \quad (2.6)$$

На основі вищеприписаного математичного апарату відповідних розрахунків наступним кроком є моделювання схеми нейронної мережі для моделі конвеєрного транспорту.

Представлена модель розгалуженої транспортної системи, яка представлена на рисунку 2.1, управління бункерами якої не враховується, оскільки зазвичай управління параметрами накопичувального бункера не передбачається.

Опис роботи кожної з секцій СКС спрямований на визначення стану параметрів потоку, які включають: інтенсивність вхідного потоку матеріалу. $\gamma_m(\tau)$, швидкість руху стрічки $g_m(\tau)$, довжину транспортного маршруту ξ_m .

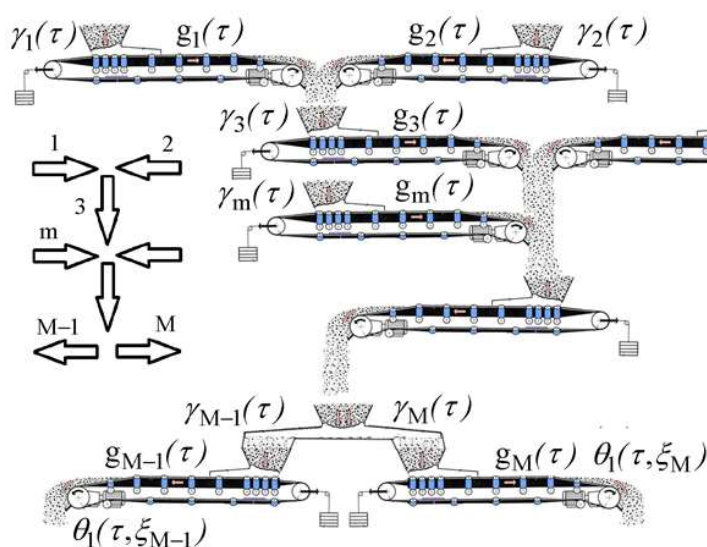


Рисунок 2.1 – Схема розгалуженої транспортної конвеєрної системи

Інтенсивність подачі матеріалу для певної ділянки системи визначається параметрами конвеєрних секцій, що входять до неї. У цьому випадку рівняння

балансу параметрів потоку СКС для вузла з двома вхідними та однією вихідною секцією має вигляд, як видно з формули (2.7):

$$y_3(\tau) = y_1(\tau - \Delta\tau_{\xi_1}) \frac{g_1(\tau)}{g_1(\tau - \Delta\tau_{\xi_1})} + y_2(\tau - \Delta\tau_{\xi_2}) \frac{g_2(\tau)}{g_2(\tau - \Delta\tau_{\xi_2})}, \quad (2.7)$$

Для моделі транспортної системи (див. Рисунок 2.1) архітектура ШНМ для розрахунку параметрів (див. формулу 2.7) може бути представлена як на Рисунок 2.2. Параметри вхідного шару ШНМ відповідають наступним позначенням (2.8):

$$x_{3m-2} = y_m(\tau), \quad x_{3m-1} = g_m(\tau), \quad x_{3m} = \xi_m, \quad m = 1..M, \quad (2.8)$$

Параметри вихідного шару ШНМ відповідають виходам з 7 та 8 секцій ТКС, їх функціональні співвідношення показано у формулах (2.9 - 2.10):

$$y_1 = \theta_{17}(\tau, \xi_7), \quad (2.9)$$

$$y_2 = \theta_{18}(\tau, \xi_8), \quad (2.10)$$

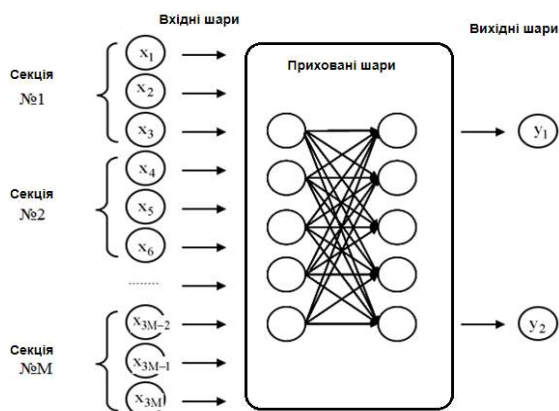


Рисунок 2.2 – Схема штучної нейронної мережі для знаходження балансів вхідних вузлів конвеєрної транспортної системи

Математичний апарат даної моделі буде використано для підготовки навчальних даних ШНМ

2.3 Призначення розробки

Функціональна мета полягає у забезпеченні підприємств нейрорегулятором для ефективного та своєчасного регулювання параметрів багатосекційних транспортних систем конвеєрного типу відповідно до даних, передбачених цією моделлю ШНМ як частини нейрорегулятора. Програмне забезпечення взаємодіє з користувачем через графічний інтерфейс. Результати навчання зберігаються, як тільки сканування завершується у завантаженому файлі CSV.

Програмне забезпечення призначене для експлуатації операторами транспортних трубопроводів та іншими кінцевими користувачами, які мають необхідний рівень знань для роботи з такими додатками.

2.4 Вимоги до програмного продукту

Функціональні вимоги. Програмне забезпечення повинно виконувати наступні функції:

- здійснити підготовку навчальних та тестових даних на основі PDE-моделей;
- здійснити аналіз та нормалізувати вхідні дані;
- виконувати обчислення параметрів мережі відповідно до алгоритму роботи;
- дозволити паралельне навчання двох нейронних мереж;
- зберігати результат навченої моделі у форматі CSV;
- завантажує логіку, що описують основні кроки алгоритму навчання.

Вимоги до вхідних та вихідних даних:

- вхідні дані отримуються шляхом передачі через графічний інтерфейс користувача із відповідними обмеженнями;

- до вхідних параметрів належать: кількість матеріалу на вході; швидкість руху стрічки; пропускна здатність конвеєрної системи; довжина конвеєрної стрічки. Всі параметри належать до класу дробових позитивних чисел та вводяться через графічний інтерфейс програмного забезпечення;

- вхідні дані повинні надаватися у файлі формату JSON;

- вихідні дані повинні експортуватися у файлі формату SVG.

Вимоги до мови програмування та технологічного стеку;

- вихідний код повинен бути реалізований на Java. Середовище IntelliJ IDEA має бути інтегрованим середовищем розробки;

- стиль вихідного коду повинен відповідати загально визнаним офіційним стандартам розробки та дизайну коду;

- це програмне забезпечення взаємодіє з користувачем через графічний інтерфейс, який був використаний для побудови графічної бібліотеки JavaFX Scene Builder. Бібліотека Junit повинна використовуватися для написання модульних тестів.

Клієнт-серверна архітектура повинна бути реалізована відповідно до наступних вимог:

- база даних повинна показувати реальний стан процесу навчання нейронної мережі в момент проведення транзакції;

- структура таблиць та інших об'єктів бази даних повинна відображати бізнес-логіку предметної області;

- можливість здійснення контролю в будь-який момент часу над станом бази даних, відстеженням змін та прийняття відповідних рішень на основі отриманої інформації.

Код аплікації має бути написаний згідно стандарту написання clean code Java. Проект повинен мати можливість автозбиратися й налаштовуватися за допомогою система автоматичного збирання Maven або Gradle.

3 ОПИС ПРИЙНЯТИХ ПРОЕКТНИХ РІШЕНЬ

3.1 Аналіз та UML-моделювання предметної області

Для візуалізації результатів проектування системи було використано уніфіковану мову моделювання (УММ, англ. Unified modelling language, UML), перевагою якої є підтримка будь-якої об'єктно-орієнтованої мови програмування.

З метою опису поведінки системи з точки зору користувача було використано діаграми варіантів використання даного продукту, яка показана на рисунку 3.1.

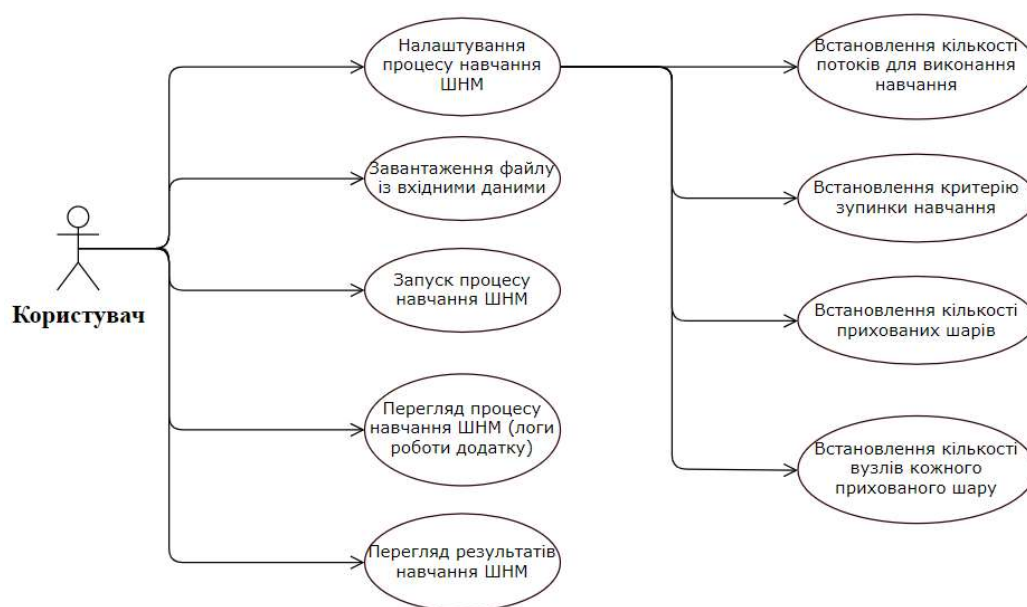


Рисунок 3.1 – Діаграма варіантів використання програмного забезпечення

З діаграми видно, що система передбачає наявність лише одного типу користувача, який вносить всі відомості про ТКС (транспортна конвеєрна система) через графічний інтерфейс додатку.

3.2 Огляд методів машинного навчання

Штучні нейронні мережі (ANN) - це механізм, що імітує поведінку та процес навчання людського мозку, результати якого значною мірою залежать від раніше наявних даних. ШНМ - це прогнозно-аналітичні моделі, які мають перевагу над іншими емпіричними моделями, що використовують точність прогнозування. ШНМ вже давно є предметом досліджень міждисциплінарних дослідників. Вони можуть дати хороший результат при виявленні або прогнозуванні факторів, що впливають на деякі процеси. Технологія нейронних мереж широко поширена в складних системах, встановлення точної математичної моделі не вирішує проблему.

Архітектура мережі заслуговує на особливу увагу для проведення відповідних розрахунків. Подібні елементи в штучних та біологічних нейронних мережах представлені в таблиці 3.1:

Таблиця 3.1 - Елементи в штучних та біологічних нейронних мережах

Біологічна нейронна мережа	Штучна нейронна мережа
Сома	Нейрон
Дендрит	Вхід
Аксон	Вихід
Синапс	Вага

Дослідження та аналіз використання штучних нейронних мереж створюють хорошу основу для їх використання для управління динамічними параметрами ТКС, посиляючись на раніше згадані дослідження та їх успішне застосування в багатьох галузях промисловості та науки.

Одним із ключових факторів використання нейронних мереж є можливе розпізнавання нових моделей впливу між процесами на етапах створення прототипів та впровадження, а також загальних характеристик, що мають домінуючий вплив на досліджуване явище. Штучні нейронні мережі є по суті гнучкими методами моделювання нелінійного відображення вихідних даних без будь-яких обмежень щодо типу набору даних або змінних вводу-виводу. Як повідомляється в цій роботі, моделі можуть не працювати добре для нової конфігурації стрічкового конвеєра, яка не дорівнює набору навчальних даних. Але це не обмеження методології моделювання на основі ШНМ, це обмеження даних, запропонованих для використання рішення в цій роботі.

Однією з відомих моделей ШНМ, яка складається з вхідного шару, декількох прихованих шарів і вихідного шару, є багатошаровий перцептрон (МПП). МПП - це мережа прямого передавання, в якій вхідна інформація надходить на вихідний рівень через приховані шари для отримання вихідних даних. Багатошарова архітектура нейронної мережі з прямим поданням даних представлена на рисунку 3.2.

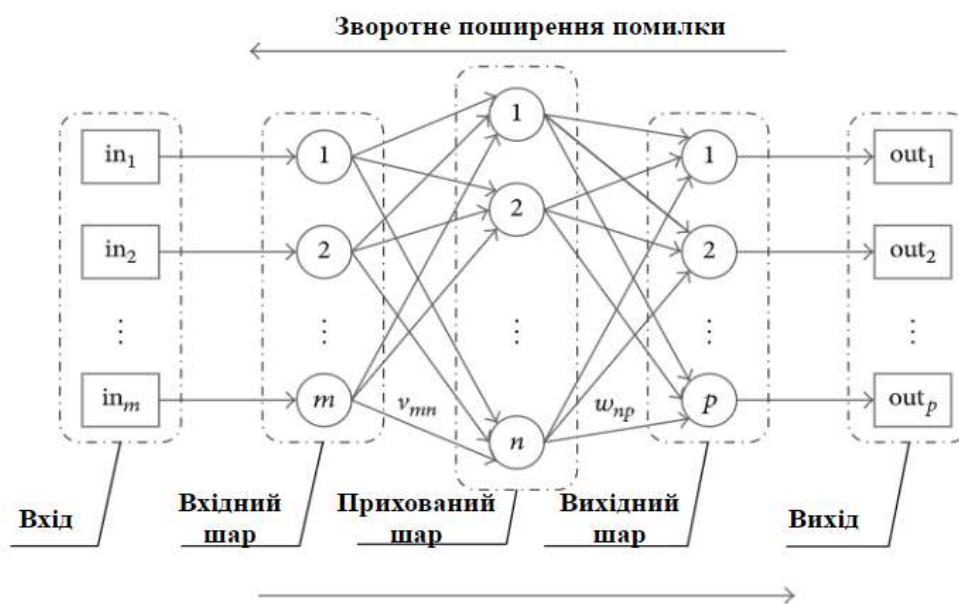


Рисунок 3.2 – Модель багатошарової нейронної мережі прямого поширення з навчанням по методу зворотного розповсюдження помилки

Нейрони ШНМ взаємопов'язані між собою посиленнями, кожен із них має числову вагу, щоб вказати його. Ваги цих посилень мають важливе значення для досягнення цілі моделі, і тому вони зберігаються в довгостроковій пам'яті системи ШНМ. Крім того, слід враховувати, що нейрон видає одиничний вхід на сусідні нейрони або вихідний сигнал, незважаючи на кількість вхідних сигналів. Щойно визначений сигнальний процес нейронів показаний на рисунку 3.3.

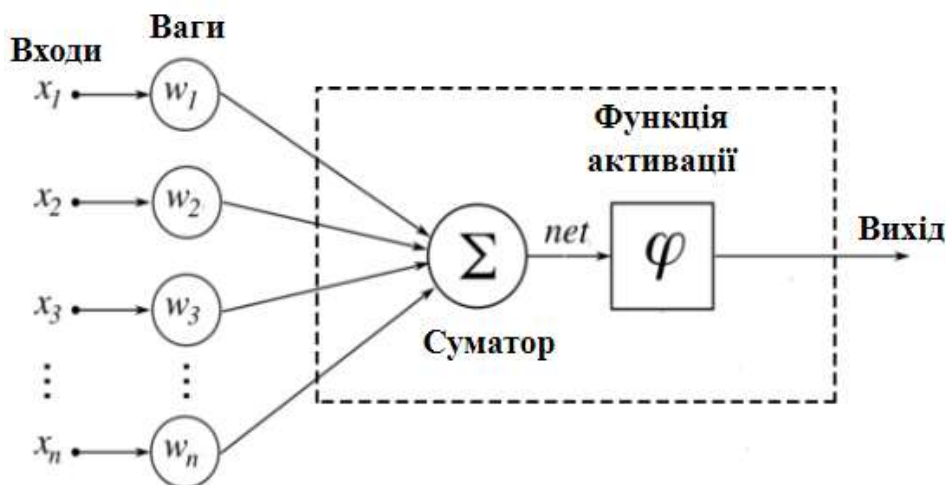


Рисунок 3.3 – Структура нейрона

$$y_j = f \left(\sum_{i=0}^{d^{(l-1)}} \left(w_{ij}^l x_i^{l-1} \right) \right),$$

(3.1)

де f – проста порогова функція (лінійна, гіперболічна тощо);

d – розмірність мережі;

l – кількість шарів;

w_{ij}^l – вага l шару з i вхідним та j прихованим шарами.

Узагальнена блок-схема моделювання ШНМ подана у додатку В. Визначення навчання ШНМ складається з трьох сутностей, таких як ваги, правило навчання та функція активації. Загальні положення щодо алгоритмів навчання, а

також функції активації, широко використовуваних у штучних нейронних мережах, згадуються в цьому підрозділі.

Основні типи парадигм навчання класифікуються на три основні типи, а саме: керовані, неконтрольовані та розширені алгоритми навчання [20]. У свою чергу, типи бази поділяються на основі інформації, що надається системі для вивчення поведінки вхідного сигналу. Два основні типи класифікуються на два підкласи, залежно від правил викладання, що використовуються в їхніх підрозділах, та присутності викладача. Таким чином, контрольоване навчання класифікується як стохастичний та градієнтний спуск, а неконтрольоване - як геббійське та змагальне. Градієнтний спуск, також званий корекцією помилок, далі класифікується як зворотне поширення та алгоритми найменшого середнього квадрата [20].

Схематичне зображення класифікації показано на рисунку 3.4.

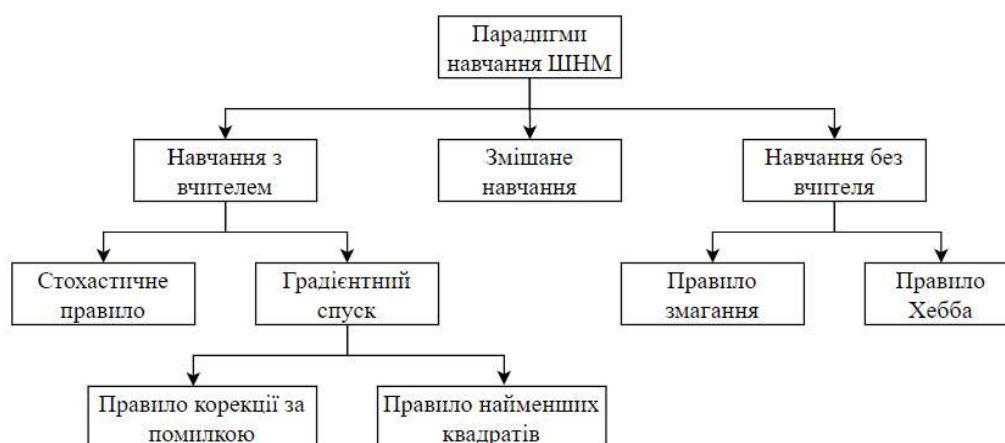


Рисунок 3.4 – Ієрархічна структура парадигм навчання ШНМ

Контрольована парадигма - це тип навчання, присутність учителя в процесі навчання та використання кожного шаблону введення для онлайн-навчання. Процес навчання заснований на порівнянні між обчисленим результатом мережі та правильним очікуваним результатом, що створює "помилку". Параметри мережі

змінюються за допомогою генерованої "помилки", тим самим покращуючи продуктивність розробленої системи.

Неконтрольована парадигма, на відміну від попередньої, є видом самонавчання (без вчителя), де очікувані результати не визначаються заздалегідь у мережі. Тому система дізнається про це самотійно, пристосовуючись до структурних особливостей у вхідних моделях.

Останній тип навчання - це посилений шаблон, який має вчитель, щоб вказати правильність обчислень результату. Однак вихід бажаної мережі відсутній. Цей алгоритм навчання є проміжним шаблоном між контрольованими та неконтрольованими шаблонами, і він не є широко розповсюдженою формою навчання для нейронних мереж у порівнянні з двома іншими моделями.

Ранні дослідження ШНМ призвели до тестування різних функцій активації, але не всі вони знайшли практичне застосування із позитивними результатами. Загалом, функція активації - це математична функція, яка виконує операцію на виході сигналу. Вибір функції активації залежить від типу проблеми, яку слід вирішити внаслідок використання мережі.

Тому найбільш часто використовувані функції активації включають:

- лінійна функція - використовується для розв'язання лінійного наближення і вважається найкращим вибором для отримання результату, еквівалентного зваженому введенню;
- функція Threshold (також звана жорстким обмежувачем, кроком і знаком) - використовувані мережі для задач класифікації та розпізнавання шаблонів;
- сигмоїдальна функція - використовується в мережах зворотного поширення.

На рисунку 3.5. показані перелічені функції активації.

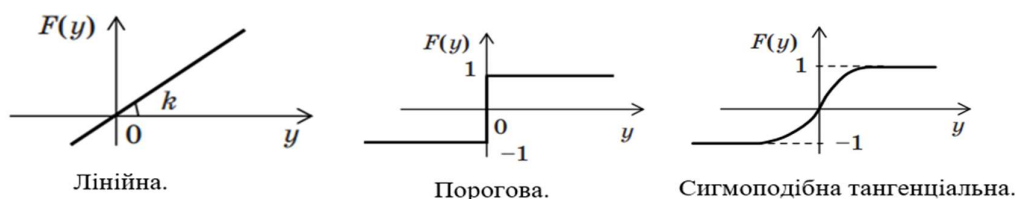


Рисунок 3.5 – Функції активації нейронної мережі

Більшість даних у реальному світі нелінійні, а отже, їх функціональне представлення також нелінійне. Таким чином, основним завданням функції активації є введення нелінійності у вихід нейрона та обмеження амплітуди вихідного сигналу.

Архітектури ANN поділяються на такі категорії:

- мережі з фіксованим індексом середовища;
- мережі з багаточисловою структурою;
- мережі з повним набором між нейронних з'єднань.

Основні властивості ANN включають:

- алгоритми навчання базуються на принципах асоціативного мислення, що наближає їх до функціонування мозку;
- наявність численних способів отримання вихідного сигналу підкреслює надійність нейронних структур;
- база знань, що подається на вхід мережі, постійно вдосконалюється та оновлюється шляхом отримання нових даних від реальних систем або моделей, що їх описують;
- розподілене зберігання знань, отриманих під час навчання;
- вирішення глобальних проблем, які важко формалізувати, дані яких не можна згрупувати для вирішення локальних проблем.

Судячи з цього, кількість нейромережевих структур досить велика, і в основному кожна структура орієнтована на вирішення певного типу проблем.

3.3 Архітектури штучних нейронних мереж

ШНМ - це система обробки даних, що складається з великої кількості простих взаємопов'язаних елементів (штучних нейронів), пов'язаних між собою

мережевою структурою. Архітектура ШНМ визначається зв'язками взаємопов'язаних нейронів у шарах і всередині них.

Найвідомішими мережевими архітектурами є:

– одношарова нейронна мережа прямого поширення. Структура цієї мережі досить проста, оскільки вона складається з одного рівня, де вхідний рівень з'єднаний нерухомими масштабами з вузлами вихідного рівня;

Ця структура ШНМ є сучасним прототипом перцептрона Розенблатта, як показано на рисунку 3.6.

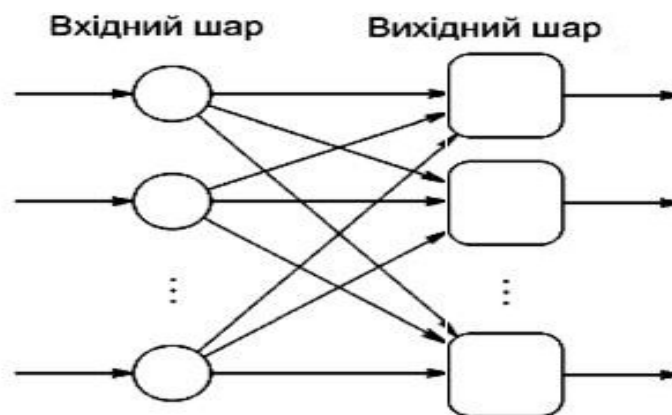


Рисунок 3.6 – Одношарова нейронна мережа прямого поширення

– багатшарова нейронна мережа прямого поширення. Як показано на Рисунок 3.7, ця мережа включає один або декілька прихованих (проміжних) шарів між вхідними та вихідними шарами відповідно;

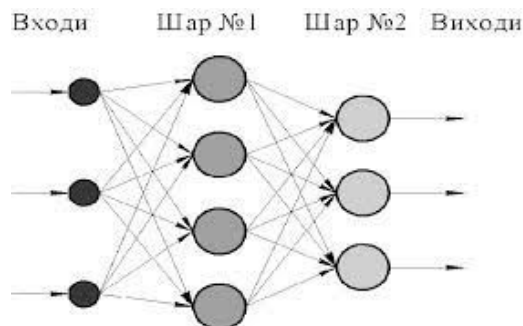


Рисунок 3.7 – Багатшарова нейронна мережа прямого поширення

– рекурентна мережа. Основною відмінністю від архітектури прямого розповсюдження є наявність принаймні одного циклу зворотного зв'язку (наприклад, вихід нейрона повертається як вхід). ANN цього типу наведено на рисунку 3.8;

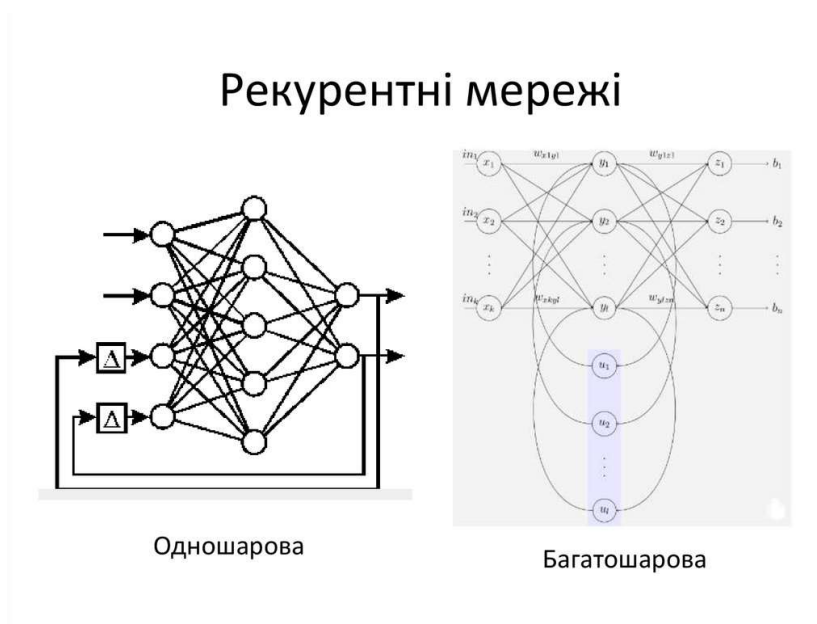


Рисунок 3.8 – Рекурентна нейронна мережа

Багатшарова архітектура перцептронів є однією з найпоширеніших структур і знайшла своє застосування в широкому діапазоні програм машинного навчання, таких як прогнозування даних, розпізнавання шаблонів тощо.

У цій роботі на основі аналізу інших робіт було визначено використовувати зворотне розповсюдження ШНМ, тренування шарів якого виконується із застосуванням алгоритму зворотного поширення помилки.

Алгоритм зворотного поширення помилок використовується для мереж прямого поширення багатшарового типу перцептронів.

У багатшарових мережах оптимальні початкові значення нейронів усіх шарів, за винятком останнього шару, невідомі, і тому тренування перцептронів більше не можна виконувати лише керуючись значеннями помилок на виходах ШНМ. У таких випадках використовується процедура (алгоритм) зворотного

розповсюдження помилки яка полягає в розгляді сигналів у напрямку, зворотному розповсюдженні прямого поширення сигналів у звичайному режимі роботи.

Основна ідея цього алгоритму полягає в отриманні оцінки похибки для нейронів прихованих шарів. Слід зазначити, що відомі помилки, допущені нейронами вихідного шару, виникають через невідомі помилки нейронів прихованих шарів. Чим більше значення синоптичного зв'язку між нейроном латентного шару та вихідним нейроном, тим сильніше помилка першого впливає на помилку другого. Оцінка похибки елементів прихованих шарів отримується як зважена сума похибок наступних шарів. Під час навчання інформація поширюється ієрархічно від нижнього до верхнього шарів, а оцінки помилок мережі - у зворотному напрямку, про що свідчить назва навчального методу.

Основними перевагами алгоритму зворотного поширення є:

- гарантована можливість вирішення задачі;
- легка реалізація на пристроях з паралельною архітектурою, оскільки через кожен нейрон проходить інформація лише про пов'язані з ним нейрони;
- високий ступінь узагальнення. Алгоритм легко застосувати для довільної кількості шарів, довільної розмірності входів та виходів, довільних функцій активації тощо.

Однак, незважаючи на широке та успішне застосування цього алгоритму, він теж має ряд недоліків, до яких належать:

- відносно довгий процес навчання. АЗПП потребує значного часу для налаштування параметрів, що пояснюється повільною швидкістю збіжності;
- досягнення локальних мінімумів;
- потрапляння в локальний мінімум може бути зумовлене наявністю більш глибоких мінімумів. З метою уникнення даної ситуації можна використовувати статистичні методи, однак вони повільні;
- перенавчання мережі.

Якщо ШНМ почне прогнозувати результат занадто точно для навчальної вибірки, яка містить дані з відхиленням від цільового вектора результату, ефективність прогнозованого результату буде дуже низькою, що є проблемою

перенавчання мережі. Ймовірною причиною перенавчання мережі може бути помилково обрана топологія НМ (наприклад, велика кількість нервових вузлів сприяє втраті здатності до узагальнення). Так, правильний результат буде надано лише для навчального набору, а інший набір даних буде розпізнано неправильно. Цього можна попередити, розділивши навчальну вибірку на дві підгрупи (для навчання та для тестування). Ці набори не повинні перетинатися. Графік на Рисунок 3.9,а відповідає добре навченій ШНМ, а графік на Рисунок 3.9,б – перенавченій (світлі кружки відповідають тестовим даним, а темні – навчальним).

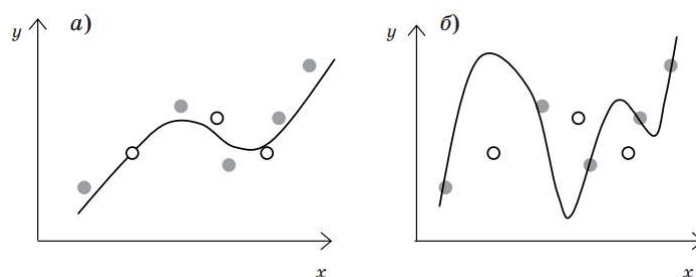


Рисунок 3.9 – Ілюстрація явища перенавчання

Проблема недоліків є протилежною згаданій і виникає, коли ШНМ робить неточні прогнози для набору навчальних даних.

Параліч мережі. Значення шкал у процесі їх ітеративного коригування можуть стати досить великими. Оскільки надіслана помилка пропорційна похідній функції стиснення, мережеве навчання може взагалі зупинитися. Цю ситуацію можна уникнути, зменшивши розмір кроку, але тривалість навчального процесу збільшиться.

Розмір кроку - це фіксоване значення. Якщо розмір кроку занадто малий, конвергенція методу повільна, а якщо вона занадто велика, може статися параліч мережі або нестабільність. Збільшуйте розмір кроку, поки оцінка не покращиться, і зменшуйте, якщо оцінка не покращиться.

3.4 Процесу створення алгоритму для науково-дослідницької роботи

Особливу увагу в процесі проектування ШНМ слід приділити вибору типу мережі, а потім її вхідним та вихідним параметрам.

Отже, в якості вхідних параметрів було обрано наступні параметри:

- кількість матеріалу на вході;
- швидкість руху стрічки;
- пропускна здатність конвеєрної системи;
- довжина конвеєрної стрічки.

Після цього було обрано вихідні параметри, які включають:

- кількість матеріалу на виході;
- пропускна здатність конвеєрної стрічки (щільність завантаження);
- час доставки матеріалу, тобто швидкість транспортування.

Окрім вхідних та вихідних параметрів мережі, вагою характеристикою ШНМ є час її навчання та, відповідно, час отримання відповіді, що залежить від кількості прихованих шарів ШНМ тощо. З метою отримання моделі з належним коефіцієнтом кореляції на виході, кількість прихованих шарів визначається залежно від кількості вхідних параметрів та їх впливу відповідь ШНМ.

Для здійснення навчання багатошарового перцептронну було обрано ітеративний градієнтний метод, основною ідеєю якого є мінімізація похибки між поточним вихідним сигналом та його цільовим представленням, - метод зворотного розповсюдження.

Алгоритм роботи програми складається з наступних етапів:

- 1) підготовка даних;
 - отримання множини даних із застосуванням PDE-моделі, яка пропонує принципово новий підхід для їх отримання. Ця множина не є еквівалентною тій, яка зазвичай надається виробництвами та відповідає лише нормальному режиму роботи;
 - розподіл отриманих даних на навчальну та тестову множину;

- 2) встановлення вхідних та вихідних параметрів моделі. Нормування вхідних даних відповідно до набору вхідних параметрів моделі;
- 3) прототипування НМ;
 - вибір архітектури мережі;
 - вибір кількості прихованих шарів та вузлів у кожному з них;
 - вибір функції активації;
 - вибір алгоритму та методу навчання тощо;
- 4) навчання НМ;
 - виконання основних етапів алгоритму навчання;
 - оцінка похибки, отриманої на вихідному шарі, у відповідності до критерію зупинки навчання;
- 5) перехід до наступного етапу, якщо умову зупинки навчання задовільнено, а якщо ні – ітераційне продовження виконання належних обчислень даного етапу;
- 6) тестування НМ;
 - перевірка отриманої моделі на тестовій множині;
 - оптимізація архітектури мережі (у тому випадку, якщо досягнуто однієї з таких проблем як локальний мінімум, відсутність узагальнення до навчання, перенавчання тощо);
- 7) якщо точність моделі НМ є достатньою відповідно до критерію зупинки, то процес нейромережевого моделювання припиняється. В даному випадку НМ вважається навченою та придатною до застосування.

Якщо модель не відповідає цільовим критеріям – перехід до 2 етапу (або до 1- го).

Найважливішим фактором, що впливає на рівень адекватності та надійності передбачуваних вихідних сигналів НМ, є наявність високоякісних даних. Це критично важливо, і саме тому найбільшу увагу слід приділяти методам та джерелам отримання якісних даних під час побудови СУ. У цій роботі ця умова повноти та правильності досягається завдяки використанню вже згаданого PDE-

моделі. Подання на вхід мережі неналежних для навчання даних знижує рівень значущості та надійності СУ, що має на меті використання цієї НМ.

3.5 Підготовка навчальних та тестових даних

Результат PDE-моделювання транспортної системи для встановлених та вибраних параметрів нейронної мережі був використаний для підготовки даних тесту.

Після цього вхідні дані вибірки розріджували за допомогою методу, заснованого на розрахунку евклідової відстані між векторами, що входять до навчальної вибірки ШНМ [21]. Евклідову відстань за векторами, включеними до навчальної вибірки ШНМ, можна обчислити за формулою (3.2):

$$l_{ij} = \sqrt{(z_{i1} - z_{j1})^2 + (z_{i2} - z_{j2})^2 + \dots + (z_{iN} - z_{jN})^2}, \quad (3.2)$$

де $z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{iN}$ – компоненти вектору Z_i i -го стовпця амисву навчального набору даних;

$z_{j1}, z_{j2}, \dots, z_{jN}$ – компоненти вектору Z_j j -го стовпця амисву навчального набору даних.

Доцільність використання цього методу стоншення має сенс у цій ситуації, оскільки компоненти вхідних векторів даних однорідні. Більше того, розмір навчальної вибірки під час тренування динамічної ШНМ не може бути занадто малим, оскільки метою ШНМ є пошук кореляцій між змінними стану у всіх динамічних режимах спостережуваного об'єкта системи управління, і занадто великий, оскільки це значно збільшується тривалість навчання ШНМ. В результаті

стоншення реальний набір даних не є надмірним і забезпечує знаходження всіх кореляцій.

3.6 Вибір архітектури для нейронної мережи

Одними з основних показників, які було взято до уваги під час вибору архітектури мережі, були обсяги навчальної множини та здатність НМ до узагальнення.

Перш за все, слід зазначити, що узагальнююча здатність досягається завдяки численним поєднанням значень вхідного та цільового векторів навчальної сукупності. Для того, щоб перевірити узагальнюючу здатність моделі ЯМ, її перевіряють на наборі тестів, який відрізняється від навчального набору. Процес перевірки полягає в наступному: якщо вихідна помилка низька на навчальному наборі і висока на наборі тестів, то з великою ймовірністю твердження про те, що модель НМ набула здатності вчитися, узагальнювати вхідну інформацію, стає надійним .

Якщо умова узагальнення не виконується, тоді практичне значення цієї моделі відсутнє, оскільки вихід є, так би мовити, правильним результатом лише для вибірки навчальних даних. Проблемою, протилежною узагальненню НМ, є його перепідготовка, про яку вже згадувалося в розділі 2 цієї статті. Таким чином, з метою запобігання перекваліфікації та досягнення властивості узагальнення прийнятними методами є регулювання ваги зв'язок синапсу або витончення дерева зв'язок шляхом їх виключення.

У зв'язку з тим, що завданням цього СУ є керування процесом, архітектурним рішенням було обрано багатошарову нейронну мережу (багатошаровий персептрон), однією з основних областей застосування якої є завдання управління.

Найважливішим показником якості СУ є точність очікуваних результатів, яка визначається цільовою функцією. Вибір цільової функції, яка буде використана для тренування моделі, є важливим кроком у побудові нейронної ШНМ. Проблема його вибору полягає в тому, що неможливо досягти найкращого можливого результату, наприклад, шляхом максимального збільшення кількості правильних вхідних даних замість мінімізації такого проксі-показника, як квадратичне відхилення між вхідними та вихідними векторами даних. Причиною цього є те, що в складних розгалужених системах кількість, так би мовити, правильних вхідних даних - це нелінійна функціональна залежність між відповідними вагами кожного з вузлів мережі. Внесення невеликих змін до коефіцієнта ваги не призведе до будь-яких змін у ряді правильно класифікованих навчальних даних, тобто питання зміни цих коефіцієнтів залишається невирішеним.

Виходячи з цього, параметром ефективності СУ в даній роботі було обрано мінімум середньоквадратичного відхилення (середньоквадратичної похибки) (СКО, з англ. Mean squared error, MSE), яке демонструватиме динаміку поведінки ШНМ на різних вхідних даних та вагових коефіцієнтах.

Зважаючи на обраний підхід до реалізації нейронної мережі, загальний алгоритм може бути представлено за блок-схемою як показано у додатку К.

Архітектура нейронної мережі була спроектована відповідно до характеристик параметрів, зазначених Таблиця 3.2.

Таблиця 3.2 – Конфігурація мережі

Найменування параметра	Характеристика параметра
Кількість вузлів у вхідному шарі	4
Кількість вузлів у прихованому шарі	100
Кількість вузлів у вихідному шарі	1
Алгоритм навчання	Зворотне поширення помилки
Функція активації	Лінійна
Коефіцієнт помилки навчання	0,25

Навчання нейронної мережі з використанням методу зворотнього поширення помилки. В даній роботі на підставі проведеного аналізу було вирішено застосовувати метод зворотнього поширення помилки для проведення навчання мережі. АЗПП в процесі навчання використовує два поширення мережею – пряме та обернене, що показано на Рисунок 3.10.

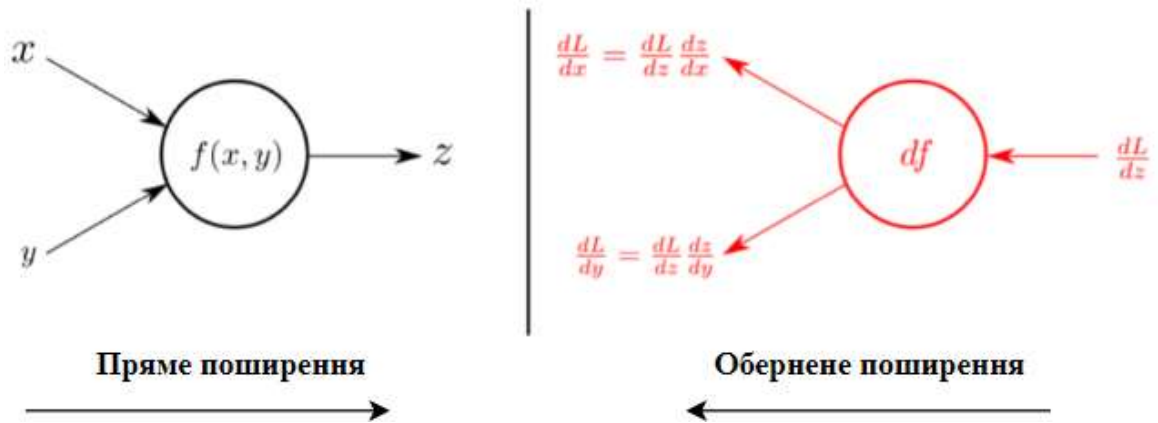


Рисунок 3.10 – Представлення функції активації прямого та оберненого проходів

Пряме поширення: Розрахунок виходів усіх нейронів у мережі.

- 1) алгоритм починається з першого прихованого рівня, використовуючи як вхідні значення незалежні змінні від навчального набору;
- 2) вихід нейронів розраховується для всіх нейронів у першому прихованому шарі, виконуючи відповідні оцінки кількості та функції активації;
- 3) ці виходи є входами нейронів другого прихованого шару. Знову ж таки, обчислення відповідної суми та функції активації обчислюються для обчислення виходу нейронів другого шару;

Зворотний розподіл: виправлення помилок та регулювання ваги.

- 1) ця фаза починається з обчислення похибки кожного нейрона у вихідному шарі (функцією помилок є квадратична різниця між виходом вузла та відповідним значенням з цільового вектору для цього вузла);

2) зворотне поширення синоптичного регулювання балансу триває до тих пір, поки вихідний сигнал мережі не буде максимально наближеним до очікуваного результату.

3) після отримання нового набору ваг та представлення результатів спостереження освітніх даних можлива наступна ітерація прямого розподілу.

Приклад найпростішої багатошарової нейронної мережі із одним прихованим шаром показано на Рисунку 3.11. Індeksi i , j і k тут відносяться до нейронів вхідного, прихованого та вихідного шарів відповідно. Вхідні сигнали, $x_1; x_2; \dots; x_n$, поширюються по мережі зліва направо та сигнали про помилки, $e_1; e_2; \dots; e_l$, справа наліво. Символ w_{ij} позначає вагу зв'язку між нейроном i у вхідному шарі і нейроном j у прихованому шарі, а символ w_{jk} – вагу між нейроном j у прихованому шарі і нейроном k у вихідному шарі.

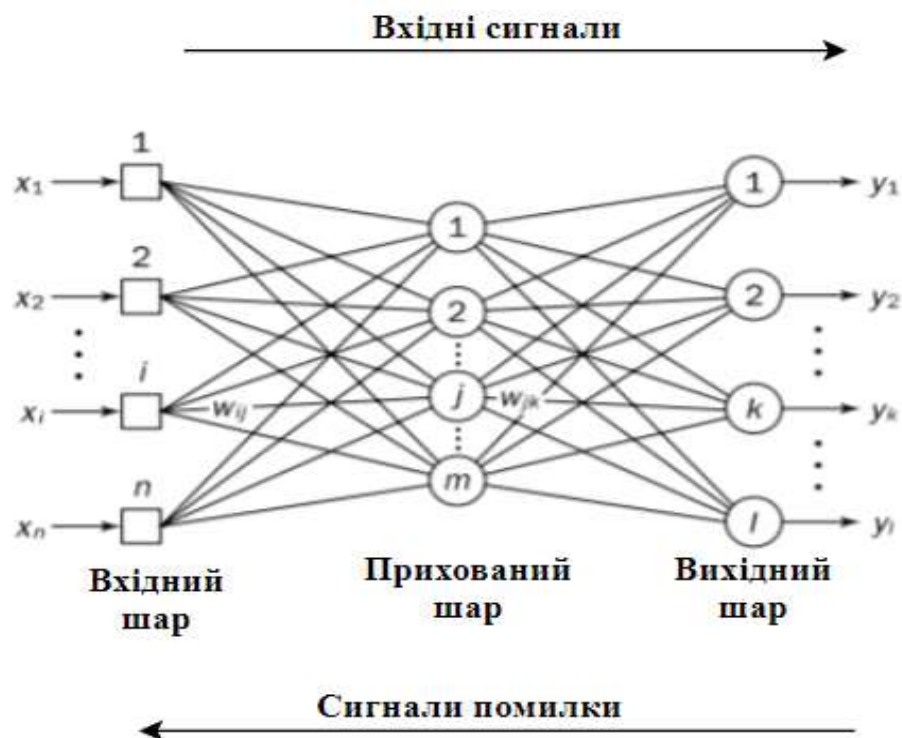


Рисунок 3.11 – Тришарова нейронна мережа зворотного поширення

Розповсюдження сигналів про помилки починається з вихідного шару і продовжується до прихованого шару. Сигнал помилки на виході нейрона k при ітерації p визначається за формулою (3.3):

$$e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p), \quad (3.3)$$

де $y_{d,k}(p)$ – бажана відповідь нейрона k на ітерації p .

Метод зворотного розповсюдження помилок - це, по суті, метод градієнтного спуску, що використовується для мінімізації похибки між початковим і цільовим значеннями шляхом регулювання ваги нейронів і регулювання їх при кожному проході.

Метод стохастичного градієнтного спуску є найпопулярнішим методом оптимізації в тренуванні нейронних мереж. Термін "градієнт" відноситься до зміни кількості виходу, отриманого від нейронної мережі, коли входи незначно змінюються. З технічної точки зору, градієнт вимірює оновлені ваги щодо зміни значення помилки. Крім того, градієнт також можна визначити як нахил функції: чим більший кут, тим крутіший нахил і модель може вчитися набагато швидше [22]. Все це дає міцну основу для його використання в цій роботі.

На етапі програмного кодування (програмного забезпечення) використовувались основні формули математичного апарату алгоритму АЗПП, описані нижче.

Математичні етапи алгоритму зворотного розповсюдження помилок, що використовується в програмному забезпеченні [23]:

Крок 1: Ініціалізувати ваги та порогові значення ШНМ випадковими величинами, розподіленими всередині невеликого діапазону.

Крок 2: Перевірити умову зупинки навчання. Якщо умова не задовільняється – виконати кроки 3-10.

Крок 3: Активація виконується для кожної пари даних із навчальної множини.

Крок 4: Вхідний нейрон приймає вхідний сигнал і поширює його як вхід до всіх нейронів прихованого шару (3.4).

$$y_j^q(I) = f \left[\sum_{i=1}^p x_i(I) \cdot w_{ij}(I) + \theta_j \right], \quad (3.4)$$

де y_j^q – фактичні виходи нейронів прихованого шару для кожної ітерації;

x_i – значення вхідного параметра i для кожної ітерації;

f – функція активації нейрона;

w_{ij} – вага i входу;

p - число нейронів прихованого шару;

θ_j - порогове значення, застосоване до нейрона (тобто функція зміщення прихованого шару);

I – номер ітерації.

Крок 5: Далі кожен нейрон прихованого шару формує вихідний сигнал, підсумовуючи зважений вхідний сигнал із застосуванням до цієї суми визначеної функції активації, що надсилається до всіх нейронів вихідного шару (3.5):

$$y_k^r(I) = f \left[\sum_{i=1}^q x_{jk}(I) \cdot w_{jk}(I) + \theta_k \right], \quad (3.5)$$

де y_k^r – фактичні виходи нейронів вихідного шару для кожної ітерації;

x_{jk} – значення вихідного параметра в прихованому шарі для кожної ітерації;

f – функція активації нейрона;

w_{jk} – вага j входу до вихідного шару;

q - число нейронів k у вихідному шарі;

θ_k - порогове значення, застосоване до нейрона (тобто функція зміщення прихованого шару);

I – номер ітерації.

Крок 6: Вихідний нейрон генерує вихідний сигнал мережі, підсумовуючи зважений вихідний сигнал за допомогою функції активації. На цьому кроці прямий прохід закінчується, а починається зворотний.

Крок 7: Градієнт помилки для нейронів вихідного шару обчислюється згідно з формулами (3.6-3.8).

$$e_k(I) = y_{d,k}^r(I) - y_{a,k}^r(I), \quad (3.6)$$

$$\delta_k(I) = [e_k(I)] \cdot y_k^r(I) \cdot [1 - y_k^r(I)], \quad (3.7)$$

$$\delta_j(I) = \left[\sum_{k=1}^r \delta_k(I) \cdot w_{jk}(I) \right] \cdot \left[y_j^q(I) \cdot [1 - y_j^q(I)] \right], \quad (3.8)$$

де y_k^r – фактичні виходи нейронів вихідного шару для кожної ітерації;

x_{jk} – значення вихідного параметра в прихованому шарі для кожної ітерації;

δ_k - порогове значення, застосоване до нейрона (тобто функція зміщення прихованого шару);

w_{jk} – вага j входу до вихідного шару;

q - число нейронів k у вихідному шарі.

Після цього визначається скориговане значення ваг між прихованим та вихідним шарами для кожної ітерації за формулами (3.9-3.10):

$$\Delta w_{jk}(I) = \alpha \cdot y_j(I) \cdot \delta_k(I), \quad (3.9)$$

$$w_{jk}(I+1) = w_{jk}(I) - \Delta w_{jk}(I), \quad (3.10)$$

Аналогічним чином здійснюється коригування ваг між вхідним та прихованим шарами відповідно до формул (3.11-3.12), а значення градієнта помилки надсилається до нейронів прихованого шару. Градієнт помилки визначається різницею між значенням виходу нейрона та належною йому цільовою функцією.

$$\Delta w_{ij}(I) = \alpha \cdot x_j(I) \cdot \delta_j(I), \quad (3.11)$$

$$w_{ij}(I+1) = w_{ij}(I) - \Delta w_{ij}(I), \quad (3.12)$$

де x_{jk} – значення вихідного параметра в прихованому шарі для кожної ітерації.

Ітерація збільшується на одиницю і повертається до кроку 2. Процес триває доти, доки не буде дотримано заданий критерій зупинки або значення помилки залишаться мінімальними без суттєвих змін [24].

В результаті роботи було проаналізовані архітектури нейронної мережі. Отримані плюси й мінуси кожної з них. Отриманні данні [25] буди обґрунтовані, та описані. Створений алгоритм описує процес роботи програми. Описані такі пункти як: підготовка даних, їх отримання, аналіз. Підготовка мережи, вибір архітектури, кількість шарів, функцію активації. Навчання, тестування отриманих даних. Вирахування похибки та аналіз результатів.

4 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ

4.1 Графічне представлення дизайну системи.

Згідно з вимогами до технологічного стеку додатку, дизайн додатка було запроєктовано базуватися на бібліотеці JavaFX. Візуалізація головної сторінки додатково показана на рисунку 4.1.

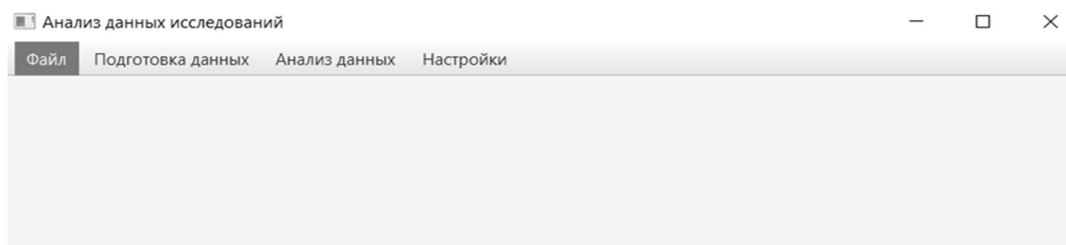


Рисунок 4.1 – Графічний інтерфейс головної сторінки ПЗ

Наведені вище ілюстрації демонструють простоту дизайну інтерфейсу, який не підпадав під особливі вимоги, а тому його зовнішній вигляд імітує та відображає дизайн настільних додатків за замовчуванням. Як допоміжний матеріал для користувача, додаток містить сторінку довідки з відповідними інструкціями з експлуатації та поширеними запитаннями. Для відображення компонентів у випадаючих списках / меню використовуються стилі, які надають їм тіні та виділення відповідним кольором при виборі одного з елементів. Усі сторінки в меню Файл підтримують використання гарячих клавіш для їх вибору, як показано на Рисунок 4.2.

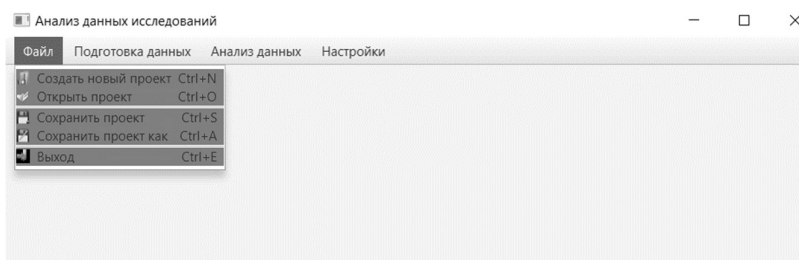


Рисунок 4.2 – Ілюстрація стилів та гарячих клавіш додатку

Ініціалізація вхідних параметрів системи є одним з найважливіших завдань цього програмного забезпечення. Тому для встановлення взаємодії ділянок трубопроводу системи між собою було встановлено, що вони відповідають заданим параметрам трубопроводу, що продемонстровано на Рисунок 4.3.

```
private void initTransportSystem () {  
    ksis = Arrays.asList(1.0,0.5,0.7,0.8  
                        ,1.5,1.0,1.5,0.6);  
}
```

Рисунок 4.3 – Ініціалізація вхідних параметрів системи

У цій роботі пропонується до розгляду конвеєрна лінія, що складається з 8 конвеєрів. Послідовність включення конвеєрів у систему визначає ланцюгові ланки між цими конвеєрами, що визначається в програмному коді наступним чином (див. Рисунок 4.3., 4.4). Кожний з цих ланцюгів має початок та кінець, та коефіцієнт впливу на результат. Всі секції зв'язані між собою, моделюючи ланцюг з конвеєрів, який в свою чергу є конвеєрною системою.

```
getSectionByName(1.0).setParents(Arrays.asList(getSectionByName(3.0)));  
getSectionByName(2.0).setParents(Arrays.asList(getSectionByName(3.0)));  
getSectionByName(3.0).setParents(Arrays.asList(getSectionByName(6.0)));  
getSectionByName(4.0).setParents(Arrays.asList(getSectionByName(6.0)));  
getSectionByName(5.0).setParents(Arrays.asList(getSectionByName(6.0)));  
getSectionByName(6.0).setParents(Arrays.asList(getSectionByName(7.0),getSectionByName(8.0)));
```

Рисунок 4.4 – Налаштування послідовності включення конвеєрів в транспортну систему

Як видно з представлених рисунків, у роботі використані кольори матеріального дизайну, які мають багато спільного з кольорами плоского дизайну та простими шрифтами без засічок.

Після завершення налаштування архітектури нейронної мережі виконується її навчання на основі векторів вхідних навчальних даних, які подаються на вхід системи у форматі JSON, що показано на (для 1 та 8 конвеєрної секції) Рисунок 4.5

```

{
  "inputFactors": [
    "1.input",
    "1.speed"
  ],
  "outputFactors": [
    "1.output",
    "1.density",
    "1.delay"
  ],
  "modelParameters": {
    "max-number": "100"
  },
  "hiddenLevels": {
    "nodesCount": "100",
    "activationFunction": "sigmoid",
    "errorDistribution": "1"
  }
}

{
  "inputFactors": [
    "8.input",
    "8.speed"
  ],
  "outputFactors": [
    "8.output",
    "8.density",
    "8.delay"
  ],
  "modelParameters": {
    "max-number": "100"
  },
  "hiddenLevels": {
    "nodesCount": "100",
    "activationFunction": "sigmoid",
    "errorDistribution": "1"
  }
}

```

Рисунок 4.5 – Вектор вхідних даних для 1 та 8 конвеєрів

Після тренування на екрані з'являється спливаюче вікно для завершення етапу навчання із пропозицією переглянути прогнозовані результати. Файл зберігається у форматі CSV, який записаний, як показано нижче на Рисунок 4.6.

```

public void writeToTable(List<List<String>> table) {
    BufferedWriter writer = null;

    try {
        writer = Files.newBufferedWriter(Paths.get(getFullPathToFile()));
    } catch (IOException e) {
        e.printStackTrace();
    }

    try (CSVWriter csvWriter = new CSVWriter(writer, getDelimiter(), CSVWriter.NO_QUOTE_CHARACTER,
        CSVWriter.RFC4180_LINE_END)) {
        List<String[]> data = toStringArray(table);
        csvWriter.writeAll(data);
    } catch (IOException e) {
        e.printStackTrace();
    }
}

```

Рисунок 4.6 – Запис тестових даних та прогнозованих результатів навчання у файл формату CSV

Завершальним етапом розробки програмного забезпечення є перевірка відповідності вимогам та доведення його доцільності та надійності для виконання завдань, що відоме як етап тестування.

Тестування та аналіз результатів розробленого програмного забезпечення

Тестування програмного забезпечення можна описати як процес перевірки та перевірки програмного продукту, щоб з'ясувати, наскільки точно він відповідає всім встановленим вимогам, кінцевою метою яких є забезпечення належної якості продукту.

Тестування було задіяне з самого початку проекту (тестування вимог та специфікацій у формі технічного завдання) до етапу випуску з метою підвищення ефективності виконання завдання. Так, було проведено функціональне тестування, тестування встановлення, юзабіліті додатків, тестування навантаження.

Як відомо, однією з найважливіших концепцій тестування є тестувальна піраміда, яка розподіляє тести за рівнями додатків. Внизу цієї піраміди знаходяться модульні тести, одиничні тести, які оцінюють правильність атомних компонентів, таких як класи, методи, функції тощо.

Таким чином, після розробки програмної системи було використано модульне тестування, яке дозволяє швидко перевірити, чи не призвела наступна зміна коду до регресії, тобто помилок у вже перевірених місцях програми, та полегшує виявлення та усунення таких помилок. Модульне тестування проводиться без використання сторонніх класів або функцій, від яких залежить код, що перевіряється. Бібліотеку Junit було обрано для написання модульних тестів (як уже зазначалося в описі вибору технологій).

При програмуванні формул та різних математичних операцій з даними нейронної мережі надзвичайно важлива коректність усіх перетворень даних. Зокрема, формат вхідних даних системи відрізняється від формату вихідних даних, і це вже досить вразливе місце, яке повинно бути предметом додаткових етапів перевірки.

На рисунку 4.7 показаний приклад перетворення даних з масиву з масиву в колекцію і навпаки.

```
@Test
public void convertListToArray2Test() {
    double[][] arrayOriginal = new double [][] {{1.0,2.0,3.0,4.0}
                                                ,{1.1,2.1,3.1,4.1}
                                                ,{1.2,2.2,3.2,4.2}};

    List<List<Double>> list = SolvingLinearSystems.convertArrayToList2(arrayOriginal);
    double[][] array = SolvingLinearSystems.convertListToArray2(list);

    assertEquals(array , arrayOriginal);
}
```

Рисунок 4.7 – Модульний тест для перевірки конвертації даних

Також було проведено тестування сумісності додатку та можливості запуску на різних версіях операційних систем, перед чим було налаштовано відповідні параметри машин(наявність Java 8 та змінних середовища).

4.2 Опис аналізу та тестування результату системи

Основним елементом системного тестування є перевірка правильності навчання нейронних мереж.

Для коректного порівняння спочатку було створено та збережено набори з 8 нейронних мереж. Під час тренувань початкові ваги кожної з нейронних мереж були однаковими. Вибір найкращої нейронної мережі під час навчання проводився за таким принципом: початкові результати кожної мережі тестували на валідаційній вибірці. Нарешті, була обрана нейронна мережа, яка показала найкращий результат протягом усього періоду навчання та тестування.

Порівняльні результати досліджень прогнозування параметрів трубопроводу на основі нейронної мережі та вхідних даних з моделі PDE представлені нижче на рисунках 4.8-4.13.



Рисунок 4.8 – Реакція системи на зміну швидкості за змінного вантажопотоку

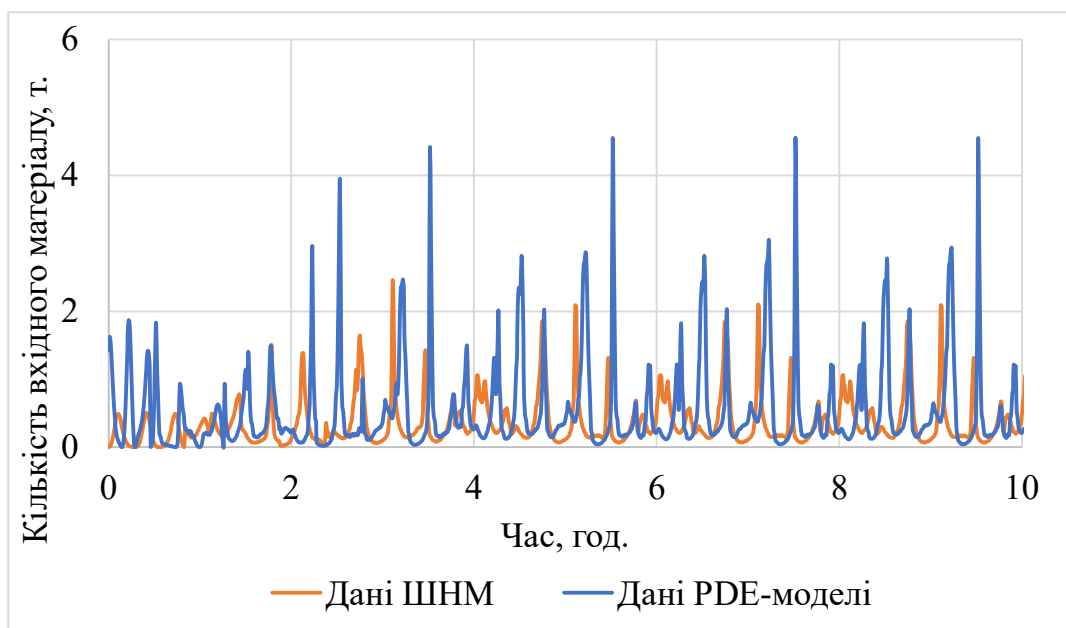


Рисунок 4.9 – Реакція системи на зміну часу доставки вантажу за сталої подачі вантажу на конвеєр

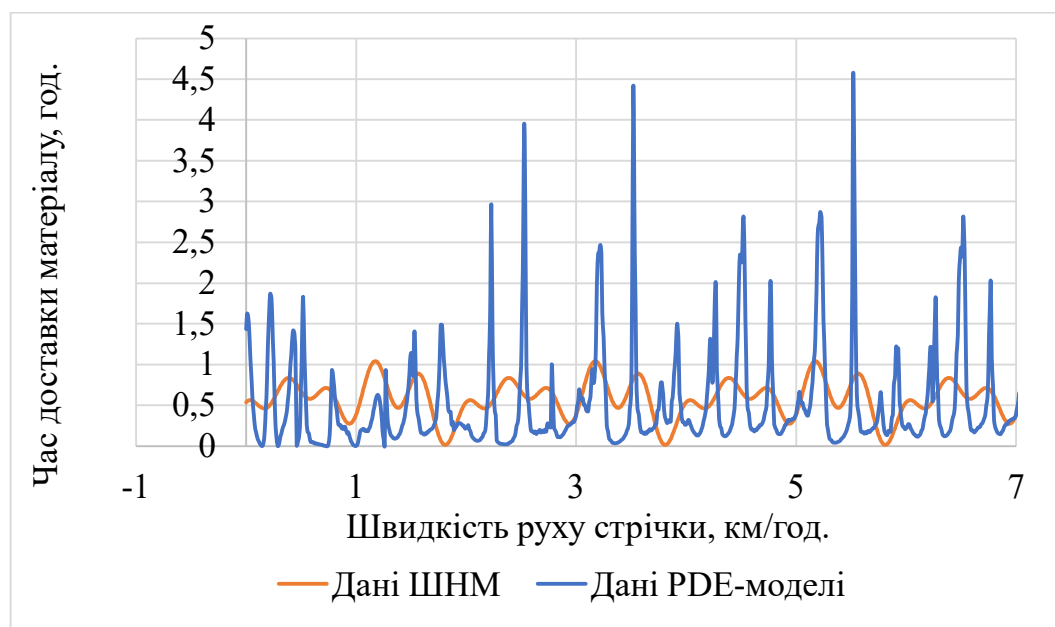


Рисунок 4.10 – Порівняльна характеристика часу доставки вантажу за змінної швидкості руху конвеєра

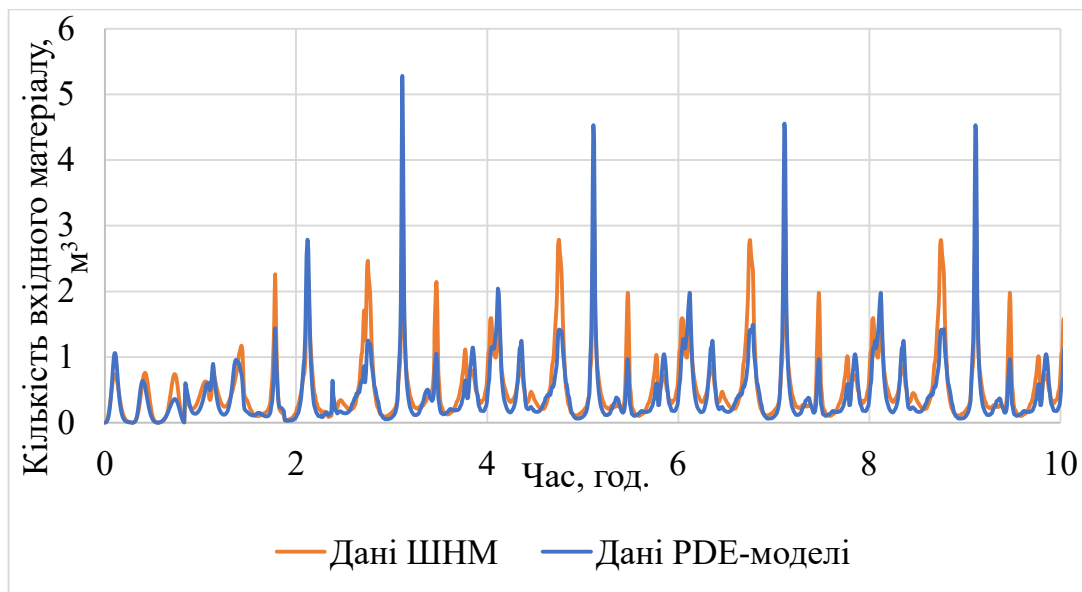


Рисунок 4.11 – Оптимальна кількість вантажу за сталої швидкості руху

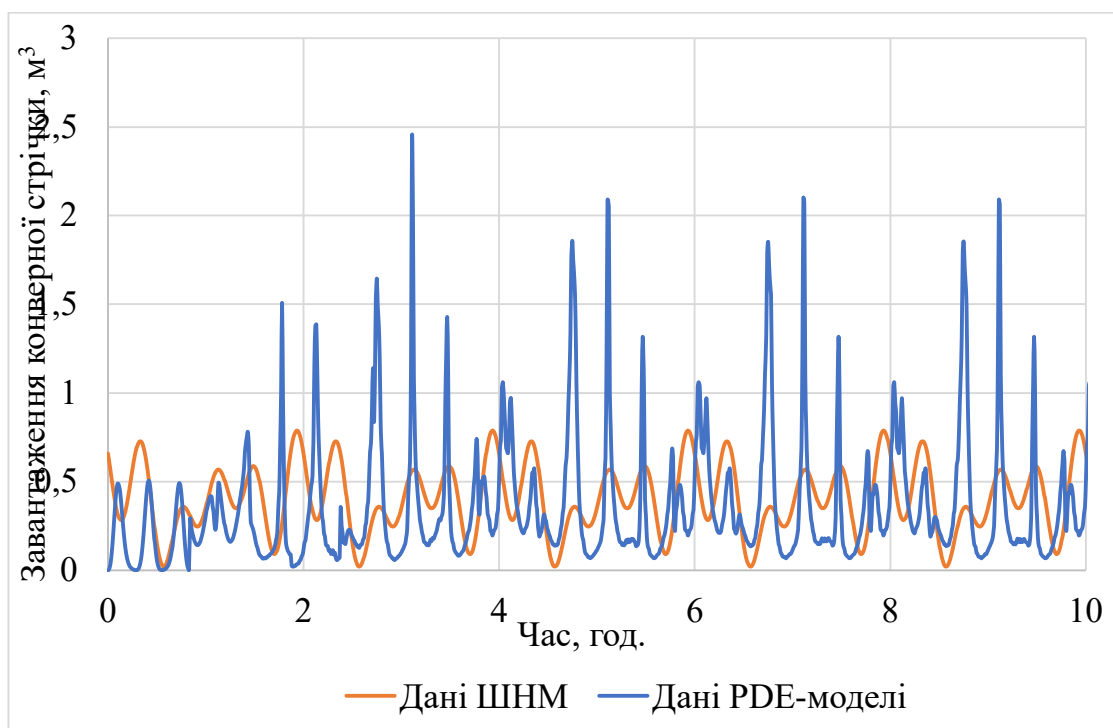


Рисунок 4.12 – Щільність завантаження конвеєра

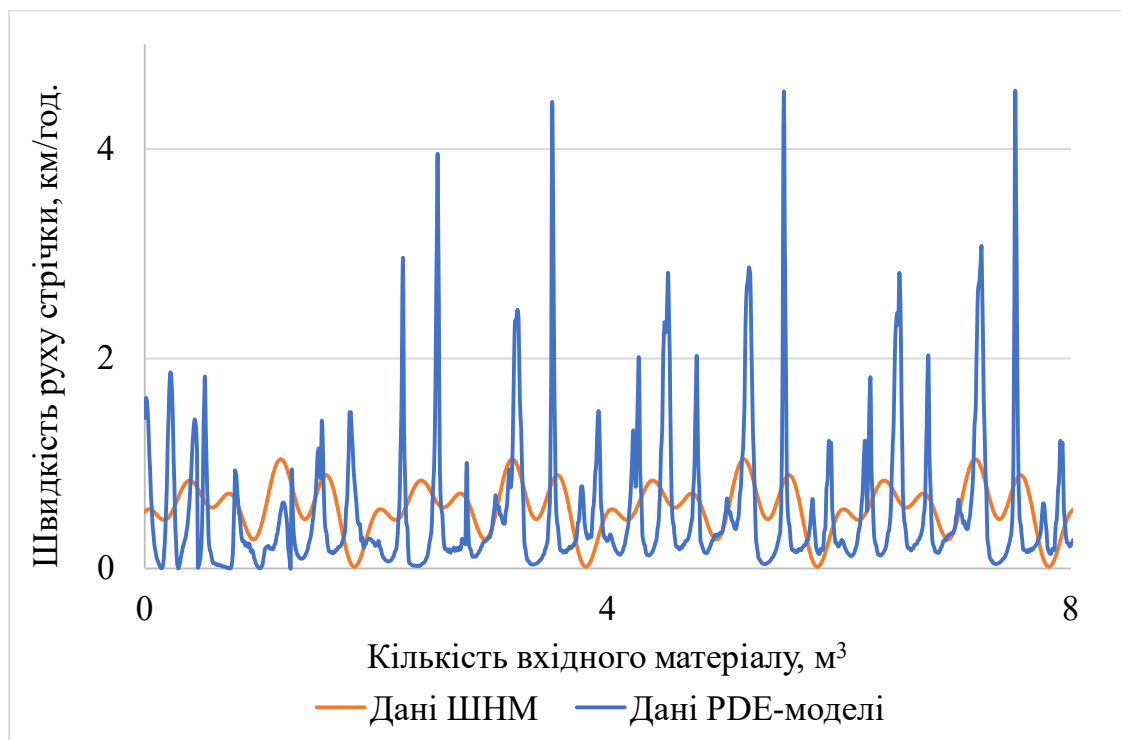


Рисунок 4.13 – Оптимальна швидкість руху за змінного вантажопотоку

Представлені цифри показують, що значення, отримані з ШНМ, який був підготовлений за даними моделі PDE, яка точно описує поведінку трубопровідних ліній, наближають значення вхідного вектору даних PDE модель ТКС.

Під час випробувань набір вхідних параметрів змінювався в діапазоні даних моделі PDE, і тому криві, отримані в результаті проходження фази випробувань, можна вважати задовільними, а прийняту модель контролю параметрів трубопроводу - правильною. Наближене значення не перевищує допустимі граничні значення системи, які встановлюються вхідними параметрами в заявці, і тому, щоб уникнути збоїв та простоїв системи транспортування матеріалу, доцільно використовувати його.

Крім того, також був проведений аналіз [26] відповідності нейронної мережі коефіцієнту помилки навчання, який був встановлений на етапі вибору топології ШНМ.

Результати експериментальних досліджень виявили помилки в навчанні наборів даних тестів та тренувань, представлених у Таблиця 4.1.

Таблиця 4.1 – Коефіцієнт відхилення вихідних результатів ШНМ

Характеристика даних	Коефіцієнт помилки	Допустима межа помилки
Навчальні дані	0,2	0,25
Тестові дані	0,18	

Таким чином, точність передбачених даних ШНМ задовольняє заздалегідь обраному критерію, який вказує на правильний вибір архітектури ШНМ, яка підходить для подальшого використання.

Аналіз результатів зміни швидкості руху стрічки конвеєра та її довжини, отриманих в результаті серії експериментальних випробувань, показує, що стратегія встановлення швидкості була сформульована правильно.

Слід підкреслити, що можливі помилки в оцінці щільності завантаження конвеєра, часу доставки матеріалу можуть бути незначними і через приблизне відображення промислового конвеєра.

На основі результатів, отриманих та продемонстрованих на зразках даних, представлених на малюнках у цьому розділі, можна стверджувати, що ця модель нейронної мережі, побудована на оригінальній концепції разом із відповідними процедурами обробки даних, підходить для промислових застосувань. Отримані результати дають уявлення про роботу систем конвеєрного типу, а також демонструють динаміку перехідних умов її роботи, підтверджують доцільність використання навченої ШНМ для важко передбачуваних динамічних за часом показників.

ВИСНОВОК

В процесі виконання даної роботи було проаналізовано основні положення та проблеми, що повинні бути вирішені створенням інформаційної системи управління транспортними системами конвеєрного типу на основі нейромережевої технології.

Було наведено загальні відомості щодо функціонування стрічкових конвеєрних систем як ключових сегментів транспортних систем, проаналізовано застосування нейронних мереж в системах управління і визначено спосіб вирішення поставленої проблеми.

Було описано головні положення про нейронні мережі, їх архітектуру, та визначено ключові властивості, що стало підґрунтям для формування ШНМ, вибору її архітектури та методів навчання тощо. Було проаналізовано ряд найрозповсюдженіших моделей та методів нейроуправління, виконано порівняльний опис систем управління стрічковими конвеєрами.

Було запропоновано алгоритм функціонування СУ ТКС, розроблено нейронну мережу відповідно до поставлених вимог у завданні та наведено результати імітаційного моделювання результатів проведеного дослідження.

Враховуючи отримані результати доведено можливість використання нейронних мереж для прогнозування та контролю процесів налаштування параметрів ТКС.

Таким чином, успішна реалізація поставленого завдання виконана, головним результатом є створена нейронна мережа, комерціалізація якої є у вигляді нейрорегулятора, який дозволяє оптимізувати транспортні процеси на виробництвах.

Отже, для вирішення задачі управління змінними у часі характеристиками ТКС можливим є застосування результатів даної роботи.

Мету роботи досягнуто – нейронна мережа для застосування в контролерах інформаційної системи управління транспортними системами конвеєрного типу

створена, інформацію від неї можна інтегрувати та в узагальненому вигляді використовувати для прийняття рішення щодо впровадження тих чи інших заходів по управлінню процесами.

В ході виконання роботи були отримані результати на підставі яких були зроблені публікації та доповіді на конференції (див. додаток Г, Д, Е).

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

- 1 Морозова О. М. Система управления моделью ленточного конвейера: выпускная квалификац. работа магистра / О. М. Морозова «ЛЭТИ», 2016 – 80с. / Режим доступа: (дата звернення 12/04/2021)
- 2 A. Rutkas, Vlasenko, L.A. Optimal control of undamped Sobolev-type retarded systems *Mathematical Notes*, vol. 102 (3-4), P. 297-309
- 3 Горбань А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А.Н. Горбань, Д.А. Россиев. – Новосибирск: Наука, 2006. – 230 с.
- 4 Material Handling in Flexible Manufacturing System / Tauseef Aized, *Future Manufacturing Systems*, 2010. DOI: <https://doi.org/10.5772/10241>
- 5 MHI Association, *The Industry That Makes Supply Chains Work*. – Available at: <http://www.mhi.org>.
- 6 HOLOWAY HOUSTON, Inc. Material handling equipment: a comprehensive guide. – Available at: <https://www.hhilifting.com/2019/07/11/material-handling-equipment-guide>.
- 7 FLEXQUBE, A guide to the basics of successful material handling. – Available at: <https://www.flexqube.com/news/guide-basics-successful-material-handling>.
- 8 Hybrid drive of a conveyor loader and its impact on mining environment and decreased energy demands / Boroska J., Kucera M., Kucera S., Lukac S., *Energija-ekonomija-ekologij*, 2007, vol. 9, no. 1-2, pp. 207-209.
- 9 Analysis of the operational risks of a belt conveyor using the method of determining the object limits / Tomaskova M., Marasova D., Perner's contacts, 2012, vol. 7, no. 4, pp. 157-164.
- 10 Review of dynamic modeling and simulation of large scale belt conveyor system / He Q., Li H., *Intelligent computing and information science*, 2011, vol. 134, pp. 167-172. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-642-18129-0_27

11 Model of conveyer with the regulable speed / Pihnastyi O. M., Khodusov V. D., Вестн. ЮУрГУ. Сер. Матем. моделирование и программирование, 2017, vol. 10, no. 4, pp. 64-77. DOI: <https://doi.org/10.14529/mmp170407>.

12 Калініна І. О. Дослідження алгоритмів навчання нейронних мереж в задачах прогнозування / І. О. Калініна // Наукові праці [Чорноморського державного університету імені Петра Могили]. Сер. : Комп'ютерні технології. - 2009. - Т. 117, Вип. 104. - С. 160-171. - Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Npchduct_2009_117_104_18.

13 Новотарський М.А. Штучні нейронні мережі: обчислення / М.А. Новотарський, Б.Б. Нестеренко // Праці Інституту математики НАН України. – К.: Ін-т математики НАН України, 2004. – 408 с.

14 Improving energy efficiency in material transport systems by fuzzy speed control / Pang Y., Lodewijks G., IEEE, 2011, pp. 159-164. DOI: <https://doi.org/10.1109/LINDI.2011.6031139>

15 The application of flywheels on belt conveyors / Lodewijks G., Pang Y., Beltcon 17, 2013, pp. 1–10.

16 Larry R. Medsker. Hybrid Neural Network and Expert Systems / Larry R. Medsker. - Department of Computer Science and Information Systems, The American University, 1994. - 240 pp. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-1-4615-2726-8>.

17 Introduction to the Artificial Neural Networks / Krenker, A., Bešter, J. and Kos A., Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications, IntechOpen, 2011. DOI: <http://dx.doi.org/10.5772/15751>.

18 Energy Recovering System for Moving Bulk Materials / Michael Prenner, Earth Sciences, 2019, vol. 8, no. 1, pp. 20-44. DOI: <https://doi.org/10.11648/j.earth.20190801.13>

19 Model of conveyer with the regulable speed / Pihnastyi O. M., Khodusov V. D., Вестн. ЮУрГУ. Сер. Матем. моделирование и программирование, 2017, vol. 10, no. 4, pp. 64-77. DOI: <https://doi.org/10.14529/mmp170407>.

20 Новотарський М.А. Штучні нейронні мережі: обчислення / М.А. Новотарський, Б.Б. Нестеренко // Праці Інституту математики НАН України. – К.: Ін-т математики НАН України, 2004. – 408 с.

21 Козлова Л. Е. Разработка нейросетевого наблюдателя угловой скорости ротора в электроприводе по схеме трн - ад: дис. ... канд. техн. наук. – Томск, 2015. – 144 с.

22 Інтелектуальні системи керування : конспект лекцій / В. О. Апостолюк, О. С. Апостолюк; Нац. техн. ун-т України "Київ. політехн. ін-т". - К., 2008. - 88 с.

23 Rutkowski, L. Methods and Techniques of Artificial Intelligence (in Polish). PWN, 2009. ISBN: 9783540762874.

24 Michael Negnevitsky. Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems, 2nd edition / Michael Negnevitsky - School of Electrical Engineering and Computer Science, University of Tasmania, 2005. – 435 pp.

25 Maksym Bekuzarov, Oleksandr Samantsov, Oksana Mazurova, Mariia Shirokopetleva. Neural Network Architecture Editor With Code Generation. Problem of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T'2020), Kharkiv, Ukraine.- 6-9 October 2020.

26 Natalia Kravets, Khrystova A. Using lambda architecture for big data analysis // Abstracts of VI International Scientific and Practical Conference. Milan, Italy 2020. pp. 491-494 pp. Available at : DOI: 10.46299/ISG.2020.II.VI URL: <https://isg-konf.com>. //