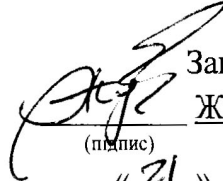


Український державний університет науки і технологій

Кафедра «Електронні обчислювальні машини»

«ДО ЗАХИСТУ»

 Завідувач кафедри
Жуковицький І.В.
(підпис) (ІПБ)
«21» грудня 2021 р.

ДИПЛОМНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня «магістр»

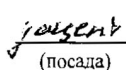
Галузь знань 12 Інформаційні технології
(шифр) (назва)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія
(код) (повна назва)

Тема Дослідження та розробка засобів управління технологічними процесами на сортувальній станції за допомогою методів штучного інтелекту

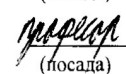
Theme Research and development of process control tools at the sorting station using artificial intelligence methods

Керівник дипломного проекту


(посада)

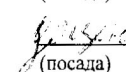
Устенко А. Б.
(ІПБ)

Консультант розділу з БЖД


(посада)

Саблін О. І.
(ІПБ)

Нормоконтролер


(посада)

Шаповалов В. О.
(ІПБ)

Студент групи

КС2021
(група)


(підпис)

Продан І. І.
(ІПБ)

Student

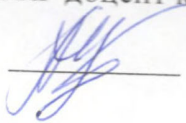
Prodan Ilya
(family name)

Дніпро
2021

Довідка
про відсутність плагіату у випускній кваліфікаційній роботі
Міністерство освіти і науки України
Український державний університет науки і технологій
Кафедра Електронних обчислювальних машин

ДОВІДКА

За результатами перевірки випускної кваліфікаційної роботи здобувача вищої освіти Продана Іллі Ігоровича на тему: “Дослідження та розробка засобів управління технологічними процесами на сортувальній станції за допомогою методів штучного інтелекту” в роботі не виявлено порушень академічної доброчесності.

Керівник ВКР доцент кафедри ЕОМ
 Устенко А.Б.

**Дніпровський національний університет залізничного транспорту
імені академіка В. Лазаряна**

Факультет Комп'ютерних технологій і систем кафедра ЕОМ

Спеціальність Комп'ютерна інженерія

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Завідувач кафедри

(підпис)

« » 20 р.

ЗАВДАННЯ

до дипломної роботи на здобуття освітнього ступеня магістр
(освітнього ступеня)

студента групи КС2021 Продана Іллі Ігоровича
(номер групи) (ПІБ)

1 Тема дипломної роботи Дослідження та розробка засобів управління технологічними процесами на сортувальній станції за допомогою методів штучного інтелекту

затверджена наказом по університету від «3» березня 2021 р. № 131.

2 Термін подання студентом закінченої роботи 16.12.2021 р.

3 Вихідні дані до дипломної роботи Повинні бути проаналізоване застосування засобів штучного інтелекту в сучасних рішеннях із автоматизованого управління парковою гальмувальною позицією на сортувальних гірках, розроблені та досліджені засоби прогнозування ходового опору відчепів на сортувальних коліях на базі використання штучних нейронних мереж

4 Зміст пояснювальної записки (перелік питань до розробки) _____

Вступ

1. Аналіз використання засобів штучного інтелекту на сортувальних станціях

2. Дослідження напрямків удосконалення управління парковою гальмівною позицією із використанням ШНМ

3. Дослідження оцінювання ходового опору відчепів на сортувальних коліях з використанням ШНМ

4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

Висновки

5 Перелік креслень (демонстраційного матеріалу) Комп'ютерна презентація за результатом виконання роботи.

6 Розділи та консультанти

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці в надзвичайних ситуаціях	Саблін О. І.		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Назва розділу	Термін виконання	Обсяг розділу, %
Аналіз використання засобів штучного інтелекту на сортувальних станціях	14.02.2020 р.	30
Дослідження напрямків удосконалення управління парковою гальмівною позицією із використанням ШНМ	23.03.2020 р.	25
Дослідження оцінювання ходового опору відчепів на сортувальних коліях з використанням ШНМ	12.10.2020 р.	25
Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях	16.11.2020 р.	8
Вступ, Висновки	30.11.2020 р.	5
Оформлення роботи, підготовка демонстраційних матеріалів та доповіді	14.12.2020 р.	7

Дата видачі завдання: «__» _____ 21__ р.

Керівник дипломної роботи

_____ Устенко А. Б.
(підпис) (ПІБ)

Завдання прийняв до виконання

_____ Продан І. І.
(підпис) (ПІБ)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до дипломного проекту: 107 сторінок, 51 малюнок, 6 таблиць, 57 літературних джерел та 2 додатки.

Об'єктом дослідження є застосування методів штучного інтелекту для управління на сортувальних гірках.

Предметом дослідження є використання методів штучного інтелекту для удосконалення управління парковою гальмівною позицією на автоматизованих сортувальних гірках.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка та дослідження засобів прогнозування ходового опору відчепів із застосування штучної нейронної мережі.

Задачі дослідження:

- проведення аналізу використання засобів штучного інтелекту на сортувальних станціях
- виконання дослідження напрямків удосконалення управління парковою гальмівною позицією із використанням ШНМ
- виконання дослідження оцінювання ходового опору відчепів на сортувальних коліях з використанням ШНМ
- розробка оптимальної моделі ШНМ та проведення тестувань з її використанням.

Галуззю застосування даної кваліфікаційної роботи є системи автоматизації розформування составу на сортувальних гірках.

МОДЕЛІ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, НЕЙРОПАКЕТИ, , GOOGLE COLAB, PYTHON, ХОДОВИЙ ОПІР, ГАЛЬМІВНА ПОЗИЦІЯ.

ABSTRACT

Explanatory note to the diploma project: 139 pages, 98 pictures, 5 tables, 13 formulas, 39 literature sources and 6 appendices.

The object of research is the application of artificial intelligence methods for control on sorting slides.

The subject of the research is the use of artificial intelligence methods to improve the control of the park braking position on automated sorting slides.

The purpose of the qualification work is to develop and study tools for predicting the running resistance of couplings using an artificial neural network.

Research objectives:

- analysis of the use of artificial intelligence at sorting stations
- performance of research of directions of improvement of management of park brake position with use of ANN
- performance of research of estimation of running resistance of couplings on sorting tracks with use of ANN
- development of the optimal model of ANN and testing with its use.

The field of application of this qualification work is the system of automation of the disbandment of the composition on the sorting slides.

MODELS, NEURAL NETWORKS, NEUROPACKS, GOOGLE COLAB, PYTHON, RUNNING RESISTANCE, BRAKE POSITION.

СПИСОК СКОРОЧЕНЬ

ІІ – штучний інтелект

ІІМН – штучна нейронна мережа

СС – сортувальна станція

СГ – сортувальна гірка

АСУ СС – автоматизована система управління сортувальною станцією

ІКС СС – інформаційно - керуюча система сортувальної станції

ГП – гальмувальна позиція

АРІ – автоматичне регулювання швидкості

ВХВ – вимірювання ходових властивостей (відчепів)

ЗМІСТ

РЕФЕРАТ.....	4
СПИСОК СКОРОЧЕНЬ.....	6
ЗМІСТ.....	7
ВСТУП.....	10
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ВИКОРИСТАННЯ ЗАСОБІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ НА СОРТУВАЛЬНИХ СТАНЦІЯХ	13
1.1 Огляд досліджень із застосування штучного інтелекту (ШІ) в системах управління сортувальними станціями	13
1.2 Використання ШІ в управлінні парковою гальмівною позицією	19
1.2.1 Функціональний склад та сучасні засоби управління парковою ГП	19
1.2.2 Проблеми якості прицільного гальмування відчепів	24
1.2.3 Огляд пропозицій щодо застосування ШІ для визначення потрібної швидкості виходу відчепів із паркової ГП	26
1.2.4 Удосконалення управління парковою ГП із застосуванням контролю швидкості руху відчепів сортувальними коліями	31
1.3 Аналіз підходів до підвищення точності прогнозування ходових властивостей відчепів на сортувальних коліях	34
1.3.1 Особливості ходового опору руху відчепів	34
1.3.2 Оцінювання ходового опору в системах автоматизації	36
1.3.3 Удосконалення оцінювання ходового опору із застосуванням ШНМ.....	42
1.4 Висновки	44
РОЗДІЛ 2 ДОСЛІДЖЕННЯ НАПРЯМКІВ УДОСКОНАЛЕННЯ УПРАВЛІННЯ ПАРКОВОЮ ГАЛЬМІВНОЮ ПОЗИЦІЄЮ ІЗ	

ВИКОРИСТАННЯМ ШНМ.....	45
2.1 Основні поняття штучних нейронних мереж (ШНМ)	45
2.1.1 Поняття нейронної мережі.....	45
2.1.2 Класифікація штучних нейронних мереж	45
2.1.3 Схема та концепція роботи ШНМ.....	47
2.1.4 Напрямки використання ШНМ	48
2.1.4 Швидкість навчання ШНМ.....	49
2.1.5 Нейро-нечіткі мережі.....	51
2.2 Основні способи створення ШНМ	54
2.2.1 Сервіс Google Colab	54
2.2.2 Спеціалізовані інструментальні засоби створення нейронних мереж	56
2.2.3 Використання мов програмування та спеціальних бібліотек для побудови нейронних мереж	59
2.3 Прототип ШНМ.....	63
2.4 Висновки	71
 РОЗДІЛ 3 ДОСЛІДЖЕННЯ ОЦІНЮВАННЯ ХОДОВОГО ОПОРУ	
ВІДЧЕПІВ НА СОРТУВАЛЬНИХ КОЛІЯХ З ВИКОРИСТАННЯМ ШНМ	
.....	72
3.1 Моделювання вимірювання ходових властивостей відчепів	72
3.1.1 Характеристика моделі.....	72
3.1.2 Втілення моделі для створення навчальних та тестових виборок	74
3.1.3 Попередні дослідження моделі.....	76
3.2 Дослідження та оптимізація параметрів ШНМ	78
3.2.1 Дослідження впливу параметрів на точність прогнозування.....	78

3.2.2 Рекомендації щодо використання ШНМ в системі автоматизації	83
3.3 Висновки	84
Розділ 4 Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях	85
4.1 Вимоги безпеки праці під час виконання робіт на залізничних коліях та на робочому місці	85
4.1.1 Загальні вимоги безпеки під час робіт на електрифікованих лініях залізниць.....	85
4.1.2 Вимоги безпеки до робочих місць працівників з екранними пристроями.....	86
4.2 Дії персоналу в надзвичайних ситуаціях.....	92
4.2.1 Правила пожежної безпеки на залізничному транспорті	92
4.2.2 Електробезпека.....	95
ВИСНОВКИ	97
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	99
Додаток В	105
Додаток Е	107

ВСТУП

Актуальність роботи полягає в тому, що точність ідентифікації ходового опору відчепів є важливою передумовою якості управління парковою гальмівною позицією, а отже й збереження вантажів та рухомого складу при зіткненнях на сортувальних коліях. Попередні дослідження показали, що для якісної (достатньо точної) ідентифікації ходового опору відчепів недостатньо вимірювання цього параметру на контрольних ділянках по маршруту скочування оскільки обмежена точність вимірювань та подальші зміни ходового опору, що залежать від багатьох факторів. Необхідно, перш за все, виконати оцінювання таких подальших змін. Таке оцінювання носить характер прогнозування, що зазвичай враховує відомі параметри відчепів та погодні умови, і, звісно спирається на попереднє вимірювання ходового опору. Перспективним напрямком удосконалення прогнозування таких змін є застосування штучних нейронних мереж (ШНМ).

Об'єктом дослідження є застосування методів штучного інтелекту для управління швидкістю скочування відчепів на сортувальних гірках.

Предметом дослідження є методи штучного інтелекту та засоби для побудови штучних нейронних мереж.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка штучної нейронної мережі для передбачення ходового опору відчепів, в залежності від виміряних ходових властивостей.

Задачі дослідження:

- проведення аналізу використання засобів штучного інтелекту на сортувальних станціях
- виконання дослідження напрямків удосконалення управління парковою гальмівною позицією із використанням ШНМ
- виконання дослідження оцінювання ходового опору відчепів на сортувальних коліях з використанням ШНМ
- розробка оптимальної моделі ШНМ та проведення тестувань з її

використанням.

Зміст роботи включає реферат, вступ, три розділи основної частини, висновки та перелік посилань.

У вступі надана загальна характеристика роботи.

В розділі 1 наведений огляд підходів до використання засобів ШІ на сортувальних станціях.

В розділі 2 виконано дослідження напрямків удосконалення управління парковою ГП із використанням ШНМ.

В розділі 3 наведено результати досліджень оцінювання ходового опору відчепів на сортувальних коліях із використанням ШНМ.

В розділі 4 розглянуті питання охорони праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях.

У висновках сформульовані основні результати роботи.

Наукова новизна ґрунтується на підставі аналізу існуючих рішень та рекомендацій по удосконаленню управління парковою ГП.

Запропонована методика дослідження ефективності застосування нейромережі для задачі прогнозування ходового опору, заснована на використанні для навчання імітаційної моделі вимірювання і прогнозування ходового опору.

Розроблена імітаційна модель, що відображує основні особливості вимірювання ходових властивостей в різних зонах сортувальної гірки, а також виміри ходового опору по мірі скочування відчепу.

Розроблена нейромережа, що забезпечує передбачення ходових властивостей за результатами вимірювання та виконано дослідження точності передбачення, в залежності від вхідних параметрів.

Практична цінність полягає у тому, що обґрунтовані рекомендації щодо застосування ШНМ для прогнозування ходового опору на сортувальних гірках.

Апробація та публікації: основні результати роботи представлені в докладах на науково-практичних конференціях. Зокрема на міжнародній науково-практичній конференції 2021 р. «Сучасні інформаційні та комунікаційні технології на транспорті, в промисловості та освіті» та на всеукраїнській конференції студентів та молодих вчених 2021 р. «Інформаційно-управляючі технології і системи на залізничному транспорті». Тези докладів опубліковані.

РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ВИКОРИСТАННЯ ЗАСОБІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ НА СОРТУВАЛЬНИХ СТАНЦІЯХ

1.1 Огляд досліджень із застосування штучного інтелекту (ШІ) в системах управління сортувальними станціями

Основними напрямками застосування штучного інтелекту в системах управління нині є зокрема застосування штучних нейронних мереж, нечіткої логіки, експертних систем, еволюційного моделювання та машинного навчання [1, 2]. Згідно загальній технології сортувальних станцій ці основні напрямки можуть втілюватись в наступних аспектах управління [3]:

- штучні нейронні мережі - адаптація до невизначених параметрів об'єкту;
- нечітка логіка (нечіткі множини та м'які обчислення) - врахування неточності оцінювання параметрів;
- експертні системи (засновані на знаннях) - використання досвіду людей в управлінні;
- еволюційне моделювання (генетичні алгоритми) - відбір найбільш вдалих управлінських рішень;
- машинне навчання - аналіз великих об'ємів даних із виявленням закономірностей.

Всі перелічені аспекти можуть застосовуватись на рівнях організаційно-диспетчерського управління та автоматичного управління технологічним процесом сортування вагонів, або охоплювати обидва ці напрямки. Зокрема за результатами огляду сучасних досліджень виявлені конкретні дослідження та особливості використання їх результатів.

Так в роботах О.М. Шабельнікова комплексно розглянуті аспекти застосування ШІ в управлінні сортувальними станціями з позицій створення інтегрованої інформаційно-керуючої системи сортувальної станції (ІКС СС) [4] - рис.1.1.

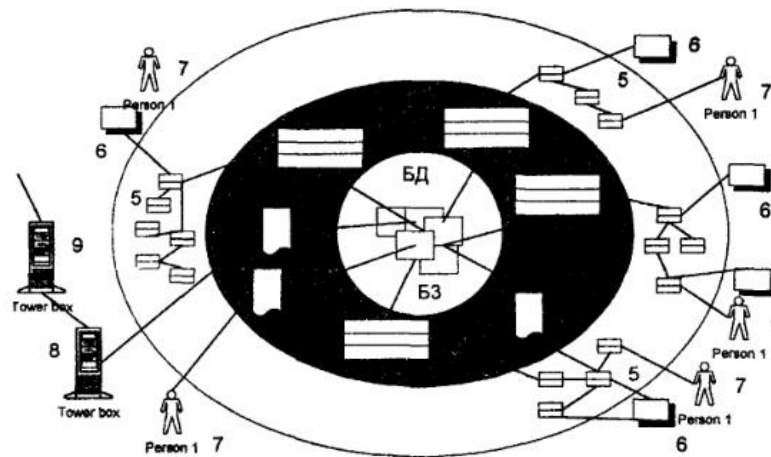


Рис. 3. Модель интегрированной ИУС СС:
 1 – ПУ СГ; 2 – ПИ ПП; 3 – ПИ ПФ; 4 – ПИ ПО; 5 – модули интерфейса;
 6 – релейно-контактная аппаратура ЭЦ; 7 – АРМы дежурных по ПП, ПФ,
 ПО, ДСПГ, ДСЦ и др.; 8 – АСУ СС; 9 – АСО УП

Рисунок 1.1 - Концептуальна модель інтегрованої ІКС сортувальної станції

Модель передбачає інтеграцію всіх горизонтальних потоків інформації про стан усіх технологічних зон та операцій у всіх парках СС та на СГ. Структура моделі передбачає передачу такої інформації і по вертикалі наступним трактом: пристрої СЦБ, ПІ та ПУ, АРМи, АСУ СС та АСО УП. Ядром системи є взаємодіючі БД та БЗ (рис. 1.1). Остання має бути описана мовою надвисокого рівня – мовою уявлення знань (МУЗ). БД має бути прозорою для будь-якого керівника будь-якого рівня управління.

Відповідно в роботах [4, 5] розглянуте застосування при створенні ІКС різних методів ШІ, зокрема теорії нечітких множин, баз знань, експертного оцінювання, генетичних алгоритмів та нейронних мереж.

Дослідження А.Д. Обухова [6,7] присвячені питанням використання нейромережових моделей для управління сортувальною роботою у виділених районах станції. Зокрема, тут виділені контури управління районами «прилегла ділянка – парк прийому, транзитний парк» та «парк відправлення – прилегла ділянка». Для них визначено два типи керуючих впливів: зовнішні - К, що виробляються на основі відомчої інформації С, що надходить від нейромережового модуля; внутрішні - А, що формуються на основі обробки інформації безпосередньо нейромережним модулем і спрямовані на керування станційними пристроями та технічними засобами, що знаходяться на станції.

Розроблено неймережеві моделі, що реалізують прогнозування пересування рухомого складу по станції та часів прийому/відправлення потягів, а також формування команд на операції із рухомих складом. При цьому основу комплексу складає розроблена неймережева модель прогнозування пересування рухомого складу по станції, що визначає черговість та час виконання дій з потягами та їх рухомих складом по районах управління. Показано, що робота запропонованих моделей повинна здійснюватися у тісній взаємодії з імітаційною моделлю сортувальної станції (рис. 1.2):



Рисунок 1.2 - Структура комплексу моделей управління сортувальною роботою

На думку автора робота доводить принципову можливість застосування неймережевих моделей у контурах оперативного управління сортувальною станцією, а також їх працездатність, у тому числі в умовах формування обмеженого масиву вихідних навчальних прикладів. Неймережеві моделі оперативного управління роботою сортувальної станції дозволяють моделювати технологічно правильну черговість технічних операцій як в штатних, так і в аварійних ситуаціях.

Застосування неймережевих моделей на рівні автоматизації технологічного процесу розформування складів на сортувальних гірках

розглянуто О.В. Пучковим [8, 9]. Зокрема, їм запропоновано модель архітектури інтегрованої системи гірничої автоматики (ІСГА) – рис.1.3

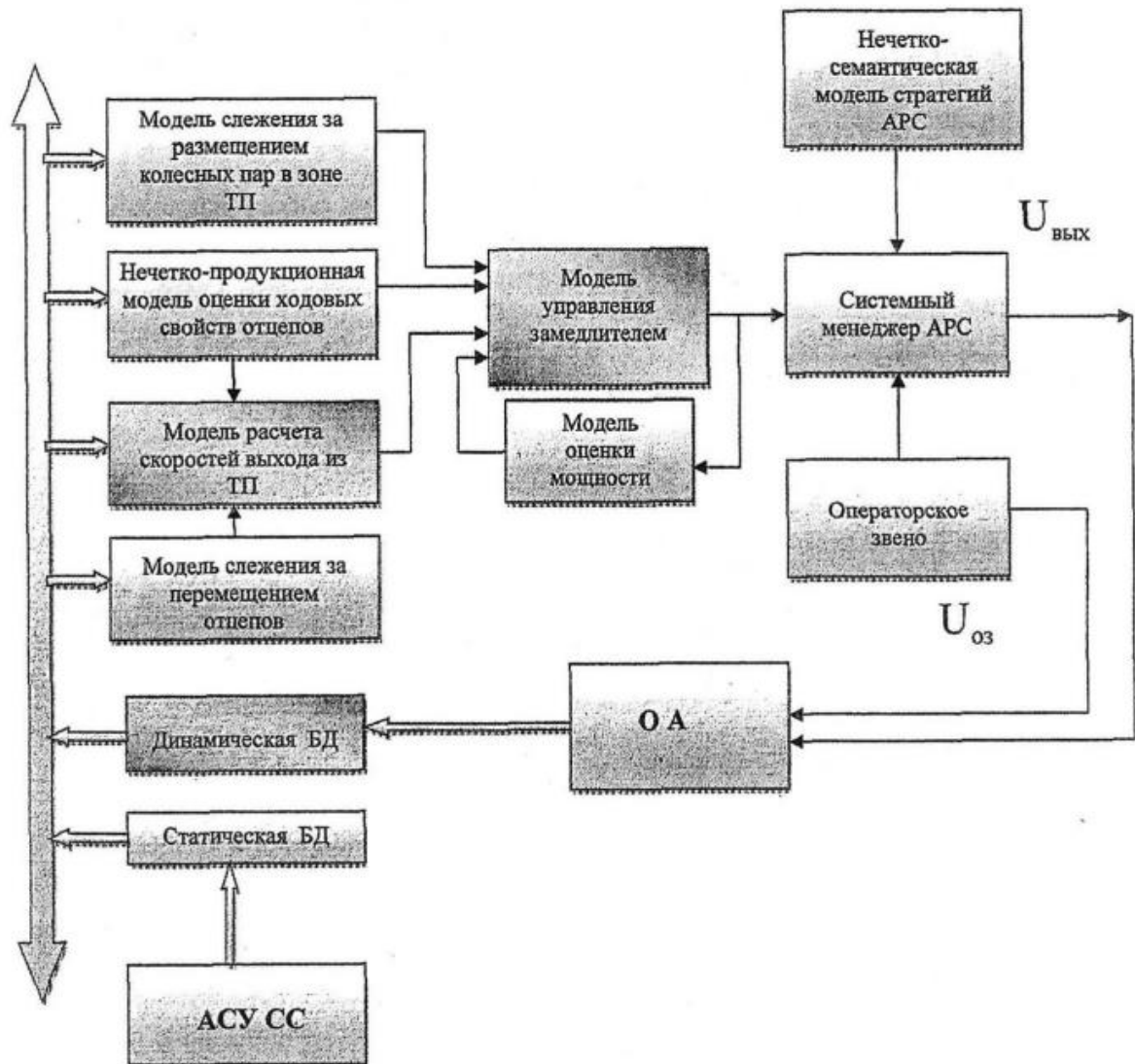


Рисунок 1.3 - Архітектура інтегрованої системи гірничої автоматики

Особливістю такої архітектури є спільне використання у ній кількох класів моделей прийняття рішень. У цьому важливий клас становлять нейромережеві моделі. У рамках цієї архітектури автор вирішує такі завдання:

- розрахунок швидкості виходу відчепа з ТП;
- визначення оптимальних стратегій регулювання вагонними сповільнювачами, що зводяться до вибору ступенів гальмування та часу їх активації;

- запам'ятовування та прогнозування розвитку технологічних ситуацій у ході розпуску складу з метою зниження інформаційного навантаження оператора.

Автором запропоновано методологію процесу проектування штучних нейронних мереж (ШНМ), що забезпечує, зокрема, ефективне вирішення завдань класифікації та прогнозування - рис.1.4.

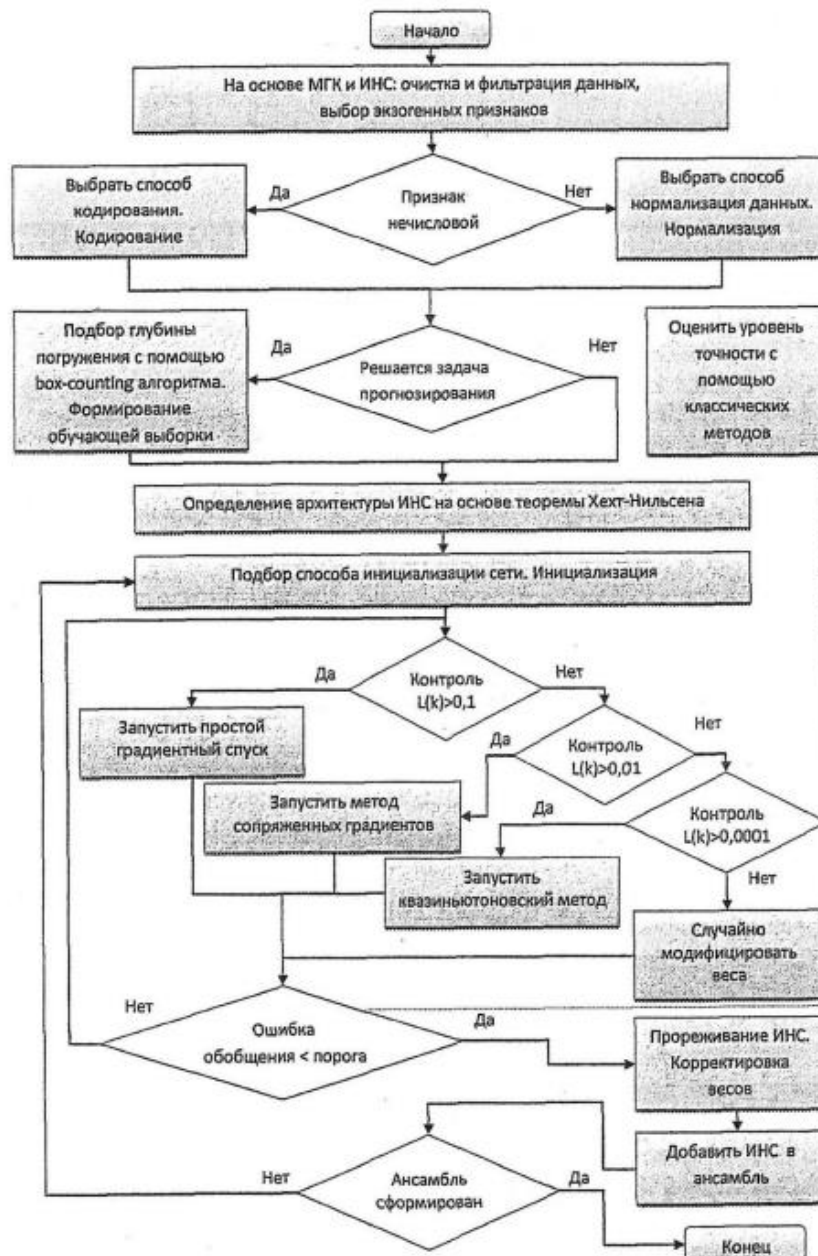


Рисунок 1.4 - Типова послідовність проектування ШНМ

На основі цієї методики автором створено нейромережевий програмний

комплекс «NeuroNADS», який позиціонується як універсальний засіб створення рішень щодо використання ШНМ в управлінні сортувальним процесом [9].

Ще один напрямок застосування ШІ і зокрема штучних нейронних мереж для автоматизації управління на сортувальних гірках досліджувався

Таким чином огляд виявив дослідження, які присвячені різним аспектам застосування ШІ на сортувальних станціях, зокрема:

- застосуванні при побудові комплексної інтегрованої системи керування сортувальними станціями;
- організаційно-диспетчерського управління переміщенням рухомого складу в парках станції;
- створення методики та програмних засобів для автоматизації процесів управління із застосуванням штучних нейромереж;

Надалі згідно завдання на дипломну роботу зосередимось на управлінні парковою гальмівною позицією (ГП) на сортувальних гірках.

1.2 Використання ШІ в управлінні парковою гальмівною позицією

1.2.1 Функціональний склад та сучасні засоби управління парковою ГП

Нині системи управління парковою ГП зазвичай входять до складу сучасних комплексних систем автоматизації сортувальних гірок. Такі системи є досить різноманітними, але на цей час найбільш популярними можна вважати зокрема MSR32, DDC-III та КСАУ СП, якими обладнані багато десятків сортувальних гірок в Європі, Америці, Азії та РФ. Зокрема тільки системами MSR32 від Siemens в Європі на 2017 рік були обладнані гірки на 27 станціях. Системою DDC-III обладнено більш як половина автоматизованих сортувальних гірок в США, а також гірки в Азії, зокрема в Китаї. Система КСАУ СП досить широко застосовується в РФ [10, 11].

При цьому в складі комплексних систем автоматизації на долю підсистеми паркової ГП припадає значна доля обладнання, оскільки число колій в сортувальних парках автоматизованих станцій зазвичай є великим, сягаючи іноді до 60. На рис.1.5 відображена типова панорама автоматизованої паркової ГП.



Рисунок 1.5 - Типова панорама паркової ГП на автоматизованій гірці

Задача управління швидкістю відчепів на парковій ГП є однією з найбільш складних. Узагальнена функціональна схема такого управління показана на рис.1.6. Далі коротко охарактеризуємо її основні елементи.

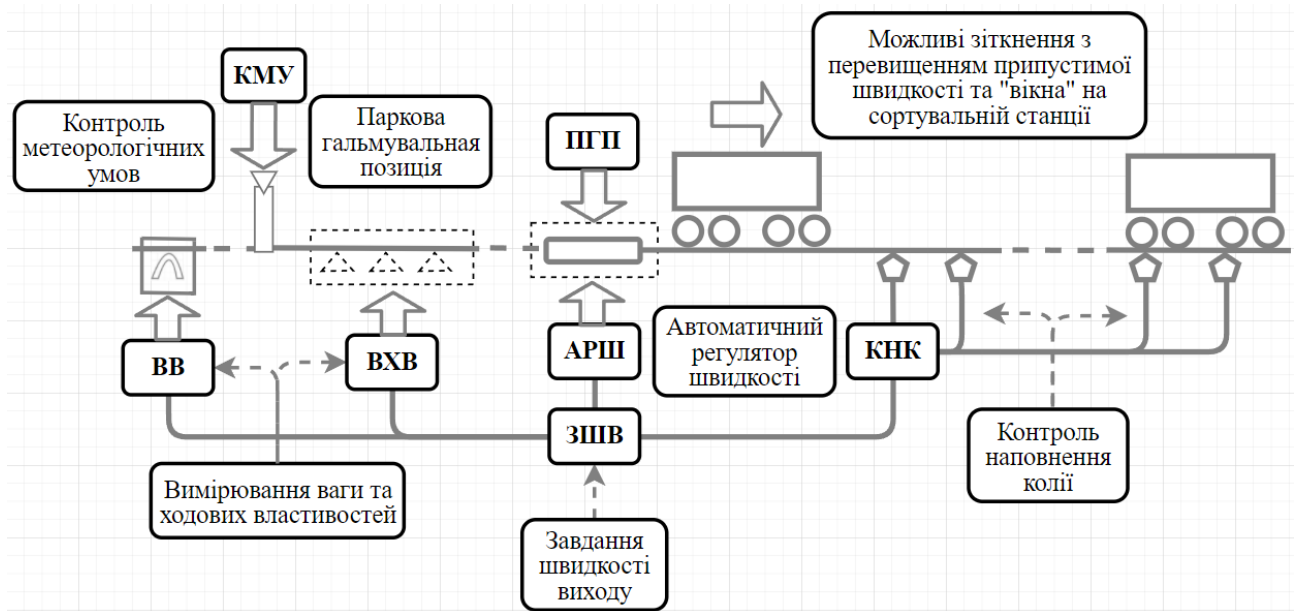


Рисунок 1.6 - Функціональна схема управління парковою ГП

Паркова гальмівна позиція (ПГП). ПГП оснащується уповільнювачами руху відчепів здебільшого натисканням гальмівної шини на колеса. Зазвичай на парковій ГП застосовуються уповільнювачі, для яких існує можливість обирати різні рівні натискання (ступені гальмування) зокрема в залежності від вагової категорії відчепів [12, 13]. На рис.1.7 показані деякі моделі сучасних паркових уповільнювачів.

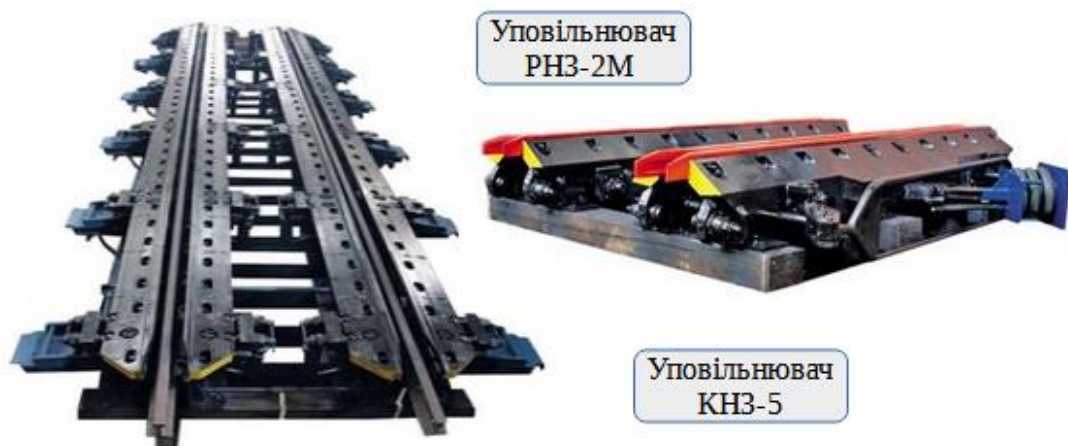


Рисунок 1.7 - Приклади сучасних паркових уповільнювачів

Вимірювання ваги (ВВ). Вимірювання ваги відчепів зазвичай виконується безпосередньо в процесі їх руху на спускній частині сортувальної гірки. Відповідні пристрої визначають так звану вагову категорію відчепу.

Згідно встановленим нормативам [12, 14] застосовується п'ять вагових категорій вагонів — легка (до 28 Т), легко-середня (28-44 Т), середня (44-60 Т), середньо-важка (60-72 Т) та важка (понад 72 Т). На рис. 1.8 відображений сучасний вагомір, який застосовується в системі MSR32.



Рисунок 1.8 - Сучасний вагомір в системі MSR32 від Siemens

Вимірювання ходових властивостей (ВХВ). Вимірювання ходового опору відчепів може виконуватись в різні способи, серед яких класичним є безпосереднє вимірювання на контрольних ділянках, оснащених датчиками прослідування коліс — рис.1.9. Надалі особливості такого вимірювання будуть розглянуті детальніше.



Рисунок 1.9 - Датчики прослідування коліс в системах MSR32 (вище) та КСАУ СП (модель ДЕ-96)

Контроль метеорологічних умов (КМУ). В сучасних системах це багатофункціональний комплекс обладнання, що може включати метеостанцію та прилади для контролю парусності відчепів — рис.1.10.



Рисунок 1.10 - Обладнання контролю метеорологічних умов в системі MSR32: метеостанція (зліва) та прилад контролю парусності відчепів

Автоматичний регулятор швидкості (АРШ). Автоматичний регулятор швидкості відчепа формує команди на заторможування та відторможування відчепів. При цьому поточна швидкість відчепа зазвичай вимірюється радаром — рис.1.11. В сучасних системах АРШ може використовувати досить складні алгоритми, щоб мінімізувати похибки реалізації заданої швидкості виходу відчепу на сортувальну колію [15].



Рисунок 1.11 - Радари на парковій ГП в системі MSR32 від Siemens

Завдання швидкості виходу (ЗШВ). Завдання швидкості виходу відчепів із паркової ГП зазвичай виконується програмно на базі відомих параметрів відчепу (вагова категорія, кількість та тип вагонів, оцінка ходового опору), а також ситуації на відповідній сортувальній колії (вільна довжина, профіль колії). В сучасних системах автоматизації розрахунок може спиратись на розвинені алгоритми із елементами оптимізації [16].

Контроль наповнення колії (КНК). Контроль наповнення колій виконується в обмеженій зоні (зазвичай біля 400 м) із застосуванням спеціальних пристроїв. Найбільше поширення одержали системи КНК, які за допомогою датчиків виділяють на коліях суміжні ділянки (зазвичай довжиною від 25 до 50 метрів) [12]. Таким чином контролюється виключна довжина вільної на момент частини колії. При цьому кількість комплектів напольного обладнання на досить типовій гірці із кількістю сортувальних колій 32 має становити біля 400. До цього необхідно додати відповідне постове обладнання КНК — рис.1.12. Отже підсистема КНК суттєво впливає на вартість та надійність системи автоматизації сортувальної гірки.



Рисунок 1.12 - Шафа постового обладнання системи КНК в КСАУ СП

Надалі, спираючись на цей огляд функціональної структури управління

парковою ГП, розглянемо його проблеми та напрямки удосконалення.

1.2.2 Проблеми якості прицільного гальмування відчепів

Управління швидкістю відчепів на парковій ГП зазвичай називають також прицільним гальмуванням, оскільки його завданням є «прицілювання» відчепів на певні ланки сортувальної колії. Дійсно, відчеп, для якого виконується гальмування, повинен підійти до хвоста попереднього відчепа на колії із такою швидкістю, яка забезпечить їх безпечне зіткнення.

При цьому управління на різних етапах звичайно виконується із обмеженою точністю. Випадкові похибки виникають зокрема:

- при оцінюванні ходових властивостей відчепів та відстані вільного пробігу. В результаті цих похибок завдання системі регулювання швидкості відчепів уповільнювачами ГП не буде оптимальним;
- при регулюванні швидкості уповільнювачами паркової ГП. В результаті фактична швидкість виходу відчепів на сортувальні колії ще більше відхиляється від оптимальної.

В підсумку на коліях виникають випадки перевищення припустимих швидкостей зіткнень вагонів та «вікон» між відчепами — рис.1.13. Перше порушення може приводити до пошкоджень вагонів та вантажів, а друге — до обмеження темпу сортувального процесу та збільшення обсягів додаткової маневрової роботи для усунення «вікон» [17].

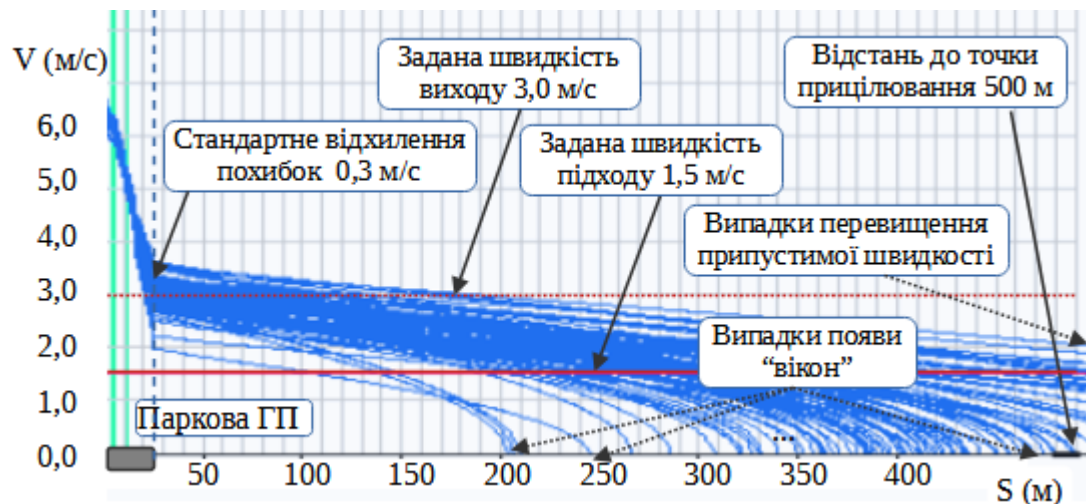


Рисунок 1.13 - Виникнення випадків перевищення припустимих швидкостей зіткнень відцепів на «вікон» на сортувальних коліях

Згідно існуючим нормативам імовірність припустимої швидкості зіткнень (5 км/годину) не повинна перевищувати 0,1 при середній довжині вікон в зоні автоматизованого контролю 3 м/вагон (відповідна щільність заповнення біля 80%) [18]. Аналогічні критерії зазвичай застосовуються і для зарубіжних систем.

Масштабні дослідження якості управління паковою ГП в системах автоматизації перших поколінь доводили, що її фактичні показники значно поступались нормативним [19]. При цьому однією із важливих причин були відхилення параметрів об'єкта автоматизації від проектних. Зокрема це стосується профілю сортувальних колій.

Розробники сучасних систем гіркової автоматизації зазвичай заявляють, що їх продукти відповідають встановленим вимогам до якості управління [11, 21].

Але публікації щодо фактичних показників такої якості в умовах реальної експлуатації свідчать, що проблема лишається актуальною. Так, за даними [20] відхилення профілів сортувальних колій від нормативів викликає суттєве зниження якості їх заповнення. За даними [22] на сортувальній гірці, де протягом кількох місяців виконувались дослідження, ймовірність досягнення нормативного результату прицілювання складала лише біля 50%.

Таким чином проблема якості управління парковою ГП на автоматизованих гірках лишається актуальною.

При аналізі підходів до підвищення якості управління парковою ГП вочевидь виділяються два основних напрямки:

- удосконалення визначення потрібної швидкості виходу відчепу на сортувальну колію, яка має забезпечити необхідний результат (підхід відчепу до точки прицілювання із припустимою швидкістю) або мінімізувати ризики, що з'являються при відсутності такого результату;
- підвищення точності реалізації заданої швидкості за допомогою її регулювання уповільнювачами паркової ГП.

Значущість цих напрямків зокрема оцінювалась зокрема в роботі [23] на підставі імітаційного статистичного моделювання процесу прицільного гальмування. Тут показано, що необхідною умовою досягнення нормативних показників якості управління є забезпечення досить високої точності гальмування відчепів (зокрема потрібно виконання для похибок умови ΔV реалізації заданої швидкості виходу із паркової ГП $\sigma_{\Delta V} \leq 0,1$ м/с). Щодо визначення потрібної швидкості виходу на сортувальну колію, то тут найбільш впливовим фактором є похибки оцінювання ходового опору відчепів ΔW . Висновок про найбільший вплив точності оцінювання ходового опору на показники якості прицільного гальмування пізніше підтверджені також в роботі [24].

Дослідження та розробки в напрямку підвищення якості управління парковою ГП також можна розглядати з позицій двох означених напрямків. При цьому надалі зосередимось саме на питаннях удосконалення вибору заданої швидкості виходу відчепів на сортувальні колії.

1.2.3 Огляд пропозицій щодо застосування ШП для визначення потрібної швидкості виходу відчепів із паркової ГП

Розглянемо дослідження присвячені удосконаленню управління

парковою ГП в аспекті вибору заданої швидкості виходу відчепів на сортувальні колії.

В роботі О. М. Шабельнікова розглянуте використання штучних нейронних мереж для узагальненого оцінювання ходових властивостей відчепів — рис.1.14

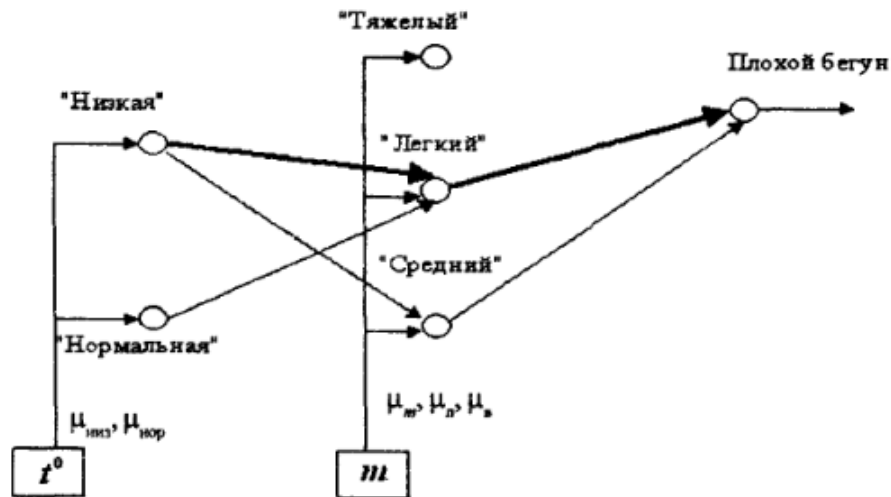


Рисунок 1.14 - Фрагмент ШНМ для узагальненого оцінювання ходових властивостей відчепів на базі досвіду експертів

Особливість такого підходу полягає в тому, що для навчання нейромережі використовується саме досвід експертів, тобто ШНС надалі відтворює підходи експерта до оцінювання ходових властивостей відчепів. Надалі таке рішення може використовуватись зокрема при управлінні процесом гальмування, яке забезпечується іншою нейронною мережею — рис.1.15. Тобто автор пропонує застосовувати для управління ГП ієрархію нейромереж.

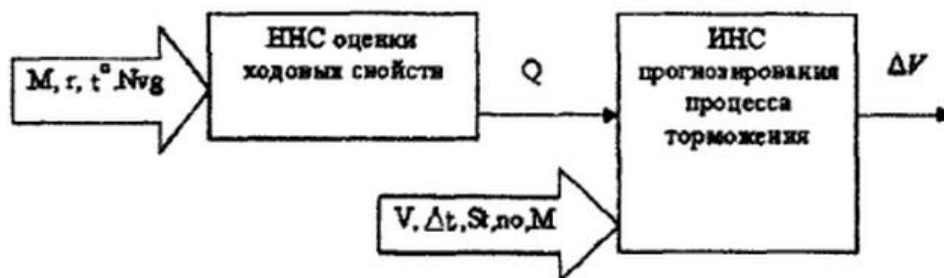


Рисунок 1.15 - Застосування ієрархії нейромереж для управління ПГП

В роботі [26] С.М. Ковальова та О. М. Лященко запропоновано використання апарату перцептивного аналізу та нечітких множин для оцінювання ходових властивостей відчепів. Зокрема розглянутий підхід, який дозволяє виконувати формальну класифікацію відчепів згідно особливостям їх ходових властивостей в залежності від результатів вимірювання їх прискорення на суміжних ділянках колій. Зокрема на рис.1.16 відображені криві зміни швидкості відчепів на сортувальних коліях. Тут 1 — випадок типового рівноприскореного руху відчепу, який автори асоціюють з поняттям «нормальний бігун». Відповідно 2 - випадок «поганого бігуна», коли уповільнення відчепу прискорюється, а 3 - випадок «хорошого бігуна», коли це уповільнення зменшується.

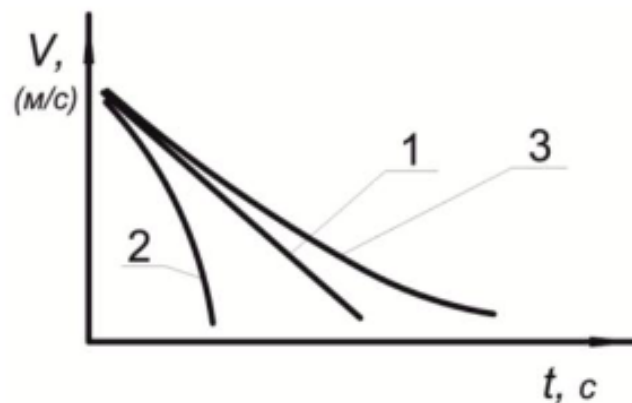


Рисунок 1.16 - До нечіткої інтерпретації категорій відчепів за їх ходовими властивостями

Оцінювання приналежності відчепу до певної категорії може виконуватись із використанням формули

$$Z = \frac{(V(t_1) - V(t_2))}{t_2 - t_1} : \frac{V(t_2) - V(t_3)}{t_3 - t_2}$$

де t_1, t_2, t_3 - час прослідування відчепом суміжних ділянок колії, а $V(t_1), V(t_2), V(t_3)$ — відповідні швидкості його руху.

Випадку $Z=1$ відповідає визначення «нормальний бігун» і пряма лінія на графіку. В цьому разі класичні формули для рівноприскореного руху будуть дійсними. А наприклад випадку $Z<1$ («поганий бігун») відповідає випукла

крива, причому її випуклість зростає із зменшенням Z . Врахування більшої кількості ділянок обліку збільшує надійність «діагнозу», а весь механізм в цілому дозволяє в міру необхідності адаптувати математичну модель руху відцепу до конкретних особливостей його ходових властивостей.

За думкою авторів перевагою такого підходу є зокрема можливість інтеграції експертних знань ходових властивостей відцепів із математичним описом їх руху.

Найбільш цікавою з позицій поставленої задачі виявляється уже згадана робота [22] О. М. Шабельнікова, І. О. Ольгейзер та О. В. Суханова, де виконано масштабне дослідження перспектив застосування сучасних методів машинного навчання для управління парковою ГП на етапі розрахунку потрібної швидкості виходу відцепів на сортувальні колії.

В роботі використані результати реєстрації параметрів управління ГП на однієї із найбільших сортувальних гірок непарної сортувальної системи станції Кінель (план гірки та профіль гірки показані на рис.1.17). Спостереження виконувались протягом 4 місяців із жовтня 2019 по січень 2020 (загалом біля 100000 реалізацій управління).

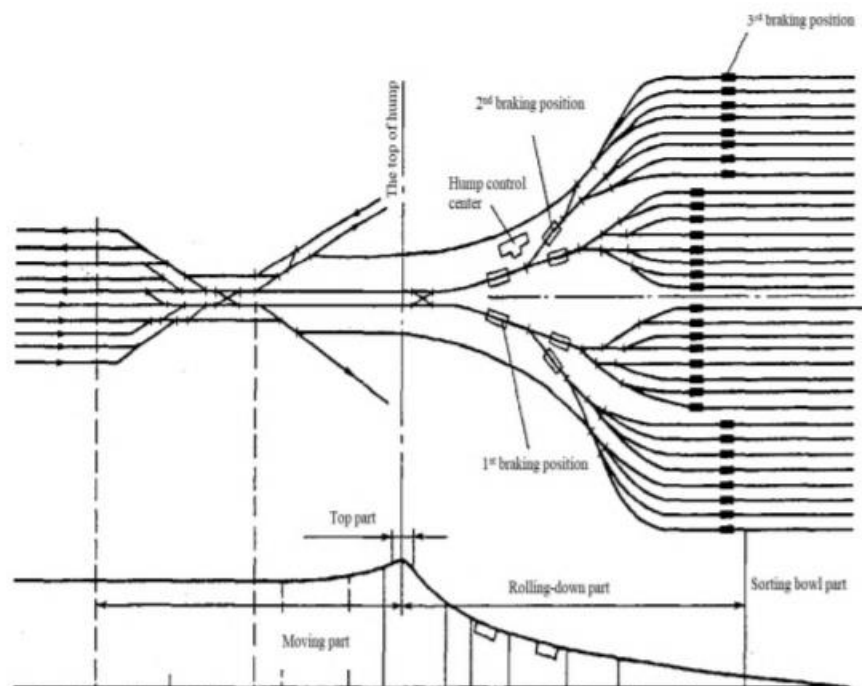


Рисунок 1.17 - Схема плану та профілю непарної гірки станції Кінель

В роботі функція визначення потрібної швидкості виходу відчепів на сортувальні колії розглядається з позицій методів машинного навчання як задача класифікації. Згідно такого підходу за відомими параметрами управління (такими як вагова категорія відчепа та кількість вагонів, довжина вільної частини колії та її профіль, а також погодні умови) необхідно обрати саме значення швидкості виходу із ГП, яке, зважаючи на результати попередньої статистики, забезпечує в подібних умовах найбільшу ймовірність потрібної швидкості зіткнення відчепів на сортувальній колії.

Виходячи з цього, в [22] виконане порівняння сучасних методів машинного навчання, зокрема розглянуті методи: багатомірної лінійної регресії; опорних векторів; К найближчих сусідів; алгоритми на базі ансамблевих моделей; «випадковий ліс»; підвищення градієнту; багатошарової нейронної мережі. Підсумкові результати дослідження, які також включають співставлення із стнующим алгоритмом управління ГП, наведені в таблиці на рис.1.18.

Algorithm	Accuracy, p
Existing algorithm	0.38
Linear regression (4.1)	0.30
Support Vectors Method (4.2)	0.35
Method of k-nearest neighbors (4.3)	0.40
Random forest (4.4.1)	0.45
Gradient Boosting (4.4.2)	0.49
Multilayer neural network (4.5)	0.50

Рисунок 1.18 - Досліджена точність алгоритмів вибору потрібної швидкості виходу відчепів із паркової ГП

За результатами дослідження автори виділяють як найбільш перспективні саме методи підвищення градієнту та застосування багатошарової нейронної мережі. Як важливий практичний результат виділяється зокрема можливість автоматизації корекції таблиць налаштування параметрів управління із врахуванням маршрутів відчепів.

Таким чином, огляд досліджень із застосування методів ШІ для удосконалення вибору необхідної швидкості виходу відцепів із паркової ГП свідчить, що популярним напрямком тут є застосування ШНС. Надалі зосередимось саме на такому напрямку.

1.2.4 Удосконалення управління парковою ГП із застосуванням контролю швидкості руху відцепів сортувальними коліями

Відзначимо, що підхід до оптимізації управління, реалізований зокрема в роботі [22], передбачає довготривале накопичення статистичних даних про результати управління із наступною їх статистичною обробкою та використанням для корекції параметрів системи (зокрема довідкових таблиць). Таким чином досягається адаптація управління до реальних особливостей об'єкту, які в силу різних причин не могли бути враховані при проектуванні та первинному налаштуванні системи (як наприклад недосконалість моделей із врахування впливу метеорологічних умов або поступова зміна профілів сортувальних колій). Цей підхід безумовно створює певні можливості удосконалення управління, але його очевидним недоліком є значна затримка в реалізації. На прикладі [22] видно зокрема, що така затримка може сягати років.

Альтернативним підходом може бути оперативне використання контролю результатів управління для його адаптації. Вимогою до такого рішення є можливість досить точно контролювати параметри руху відцепів сортувальними коліями. Це зокрема дозволить вирішувати конкретні завдання з оцінювання якості управління парковою ГП:

- точності визначення ходового опору відцепів;
- точності реалізації заданої швидкості на парковій гальмівній позиції;
- імовірностей перевищення припустимих швидкостей зіткнень відцепів та довжини «вікон» на сортувальних коліях.

Також одержані результати можуть бути використані для оперативної адаптації системи управління.

Рішення із оперативного контролю якості управління парковою ГП принципово можливе зокрема на базі сучасних засобів КНК, що передбачають контроль зайнятості дискретних ділянок колій. Але більш ефективним в цьому плані може бути рішення із застосуванням для контролю руху відчепів сортувальними коліями датчиків прослідування коліс [24], яке відображено на рис.1.19.

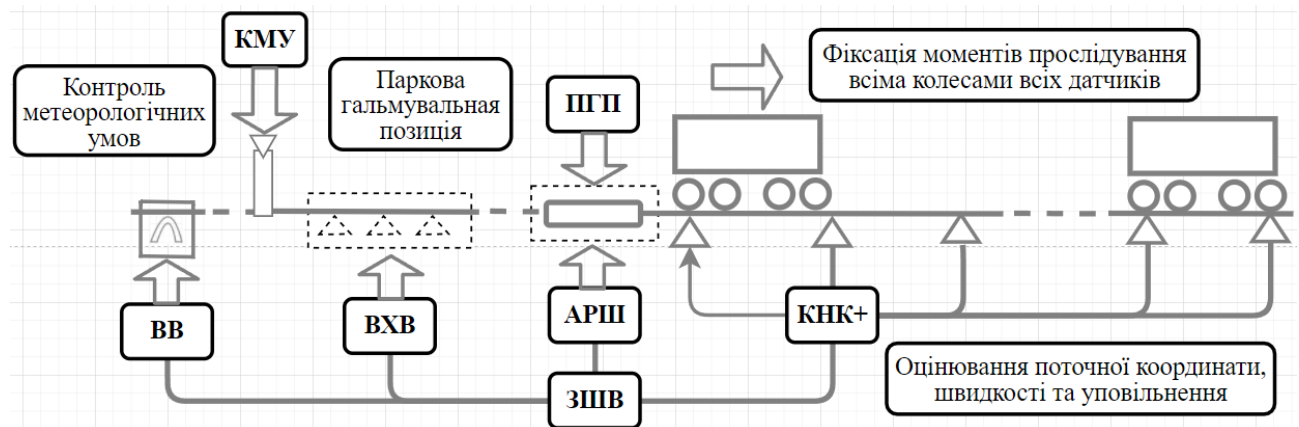


Рисунок 1.19 - Рішення із управління ГП з контролем швидкості наступного руху відчепів сортувальними коліями

Тут принцип контролю полягає в тому, що облік одержання сигналів від датчиків дозволяє фіксувати моменти прослідування коліс, а їх наступна обробка — розраховувати зміни поточних координат, швидкості, а отже й уповільнення відчепів. На цій базі можуть вирішуватись перелічені рані задачі оцінювання якості управління парковою ГП.

Переваги такого варіанту контролю порівняно із традиційною системою КНК із контролем зайнятості дискретних ділянок колії полягають зокрема в наступному:

- висока точність фіксації моментів прослідування коліс дозволяє виконувати зокрема вимірювання ходового опору відчепів на сортувальних коліях, а отже створює базу для адаптації алгоритмів оцінювання ходового опору;
- значна збитковість інформації про траєкторію руху відчепів забезпечує можливість збільшувати точність визначення швидкостей

та оцінювання ходового опору, а також створює передумови для автоматизації діагностики дієздатності датчиків;

- можливість прогнозувати параметри руху відчепів на ділянках колії, де датчики відсутні, створює передумови для суттєвого скорочення їх кількості, а отже і зниження вартості системи автоматизації.

Надалі будемо виходити із можливості використання такого рішення із автоматизації паркової ГП. Враховуючи пріоритетність удосконалення визначення ходового опору відчепів на сортувальних коліях, зосередимось саме на цьому напрямку.

1.3 Аналіз підходів до підвищення точності прогнозування ходових властивостей відчепів на сортувальних коліях

1.3.1 Особливості ходового опору руху відчепів

Особливості ходового опору відчепів при скочування із сортувальної гірки досить ретельно вивчалися насамперед для ефективного проектування гірок, отже найбільш повна та систематична їх характеристика міститься насамперед в нормативах [14]. Зокрема в [14] виділяються такі основні складові повного питомого ходового опору W як основний опір W_0 , аеродинамічний опір $W_{св}$ (традиційно “опір середовища та вітру”), а також додатковий опір від кривих $W_{кр}$ та стрілок $W_{ст}$.

Основний ходовий опір W_0 згідно [14] вважається незмінним в ході руху, хоча його значення для різних відчепів може мати значний діапазон. При цьому параметри статистичних розподілів W_0 суттєво залежать насамперед від вагової категорії відчепів. Так, нормативні значення параметрів статистичних розподілів основного опору в залежності по ваговим категоріям наведені в табл.1.1.

Таблиця 1.1 - Параметри статистичних розподілів основного ходового опору відчепів

Диапазон веса вагонов, тс	Весовая категория вагонов		Числовые характеристики распределения ω_0 , кгс/тс	
	Наименование	Обозначение	Среднее значение ω_0	Среднее квадратичное отклонение σ_{ω}
До 28	Легкая	Л	1,75	0,67
28-44	Легко-средняя	ЛС	1,54	0,59
44-60	Средняя	С	1,40	0,50
60-72	Средне-тяжелая	СТ	1,25	0,38
Свыше 72	Тяжелая	Т	1,23	0,35

Також в [14] рекомендовано при моделюванні користуватись значеннями W_0 , які задаються згідно гамма-розподілу

$$\omega_0^* = -\frac{1}{b} \ln \left(\prod_{j=1}^a R_j \right)$$

Тут a та b – параметри розподілу, які задаються у відповідності до вагової категорії відчепу, а R_i – випадкове число, що має рівномірний розподіл в інтервалі $\{0, 1\}$.

Аеродинамічна складова $W_{св}$ згідно [...] визначається швидкістю руху відчепу відносно повітряного середовища ($V_{от}$), а також аеродинамічними характеристиками відчепу (узагальнений параметр c):

$$\omega_{св} = c V_{от}^2$$

Наступна формула відображає основні фактори впливу на аеродинаміку вічепів

$$c = \frac{17,8 c_x S}{(273 + t) q}$$

Тут S – площа поперечного перерізу вагонів (m^2); c_x – коефіцієнт, який залежить від кута обдуву вітром та типу вагона, q – вага відчепу (t) і t – температура повітря за Цельсієм. Отже, значення аеродинамічної складової можуть суттєво різнитись в залежності від характеристик вічепів і значно змінюватись по мірі його руху в залежності від швидкості. Зокрема при більших швидкостях, які характерні для ділянок вимірювання перед парковою ГП, ця складова опору може бути значно вагомішою, ніж на сортувальних коліях, де відчепи рухаються повільно.

Для визначення впливу кривих [14] рекомендує розраховувати середню питому роботу відповідних сил опору (втрату енергетичної висоти H_k), яка задається з урахуванням швидкості руху V та кута повороту кривої α (в градусах) за формулою

$$\bar{h}_k = 0,23 v^2 \alpha_k^0 \times 10^{-3}$$

Привести значення вплив кривої на рух вагона до параметра питомого опору руху можна із врахуванням довжини кривої L_k за формулою $W_k = H_k / L_k$.

Аналіз складових повного ходового опору дозволяє прояснити природу

складності його оцінювання при русі відчепів сортувальними коліями

Середня питома робота від проходження відчепа стрілкою згідно [14] може визначатись за формулою

$$\bar{h}_c = 0,56v^2 \times 10^{-3}$$

При цьому фактичне значення додаткової роботи від стрілок та кривих згідно [14] буде випадковою величиною із коефіцієнтом варіації 0,34.

Наведений огляд пояснює зокрема той факт, що внаслідок зміни окремих складових повного ходового опору на маршруті скочування відчепів результати його попереднього вимірювання можуть суттєво відрізнятись від фактичного ходового опору на сортувальних коліях. Відповідно це стає важливою причиною додаткових похибок в прогнозуванні динаміки руху відчепів в сортувальному парку. Надалі будемо враховувати ці обставини при аналізі підходів до оцінювання ходового опору при управлінні парковою ГП.

1.3.2 Оцінювання ходового опору в системах автоматизації

Традиційний підхід до оцінювання ходового опору відчепів спирається на його вимірювання на контрольних ділянках, що оснащені трійками датчиків прослідування коліс (рис.1.20).

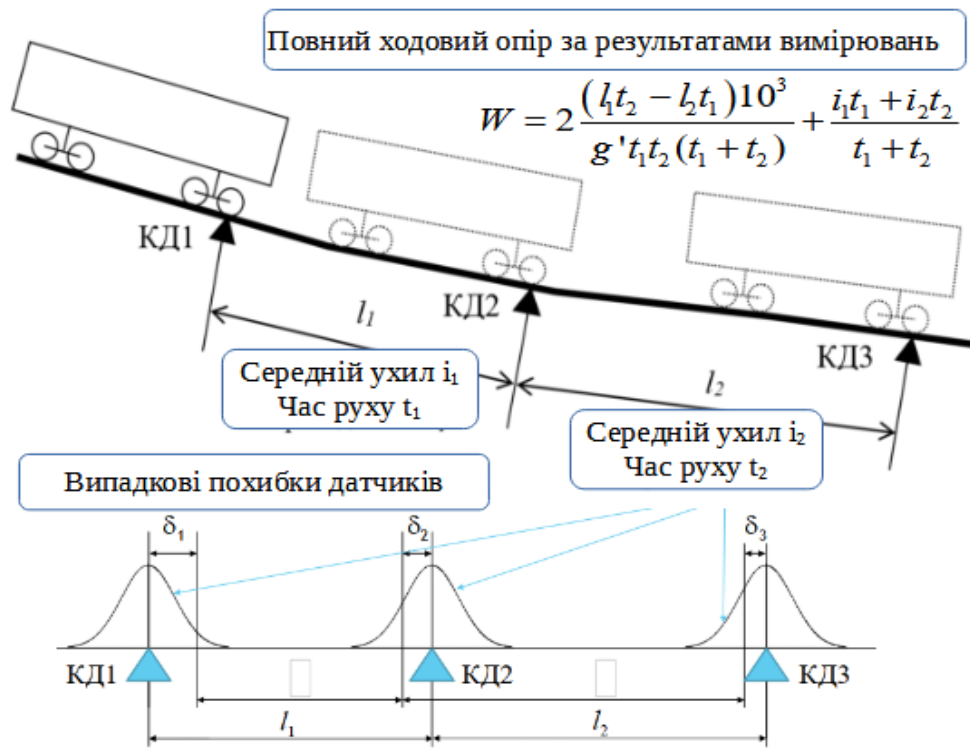


Рисунок 1.20 - До оцінювання точності вимірювання ходового опору відчепів

Датчики КД1-КД2 та КД2-КД3 розташовані на відповідно на відстанях l_1 та l_2 . Фіксація тривалості руху колеса між датчиками (відповідно t_1 та t_2) дозволяє оцінити відповідні швидкості руху та прискорення відчепу. В роботі [27] показано, що повний ходовий опір W може бути визначений за формулою на рис.... при будь-яких значеннях середнього ухилу i_1 та i_2 , тобто контрольні ділянки для вимірювання можна розташовувати в різних зонах маршруту скочування відчепів.

Принципово, що завдяки випадковим похибкам фіксації моментів прослідування коліс датчиками КД1-КД3 зафіксовані інтервали часу t_1 та t_2 прослідування будуть дещо відмінними від фактичних тривалостей руху колеса ділянками із довжиною l_1 та l_2 . Відповідно розрахункова величина ходового опору визначається із похибками вимірювання $\Delta W_{\text{вим}}$, характеристики яких залежать від параметрів вимірювань: точності датчиків, довжини та уклону контрольних ділянок, швидкості руху відчепу. Такі залежності вивчені зокрема в роботі [28]. Зокрема тут показано, що зростанню точності вимірювань сприяє збільшення довжини контрольних ділянок та

зменшення швидкості руху відчепів, отже така точність на сортувальних коліях може бути значно вищою, ніж на контрольних ділянках по маршруту відчепу від горба гірки до паркової ГП — рис.1.21.

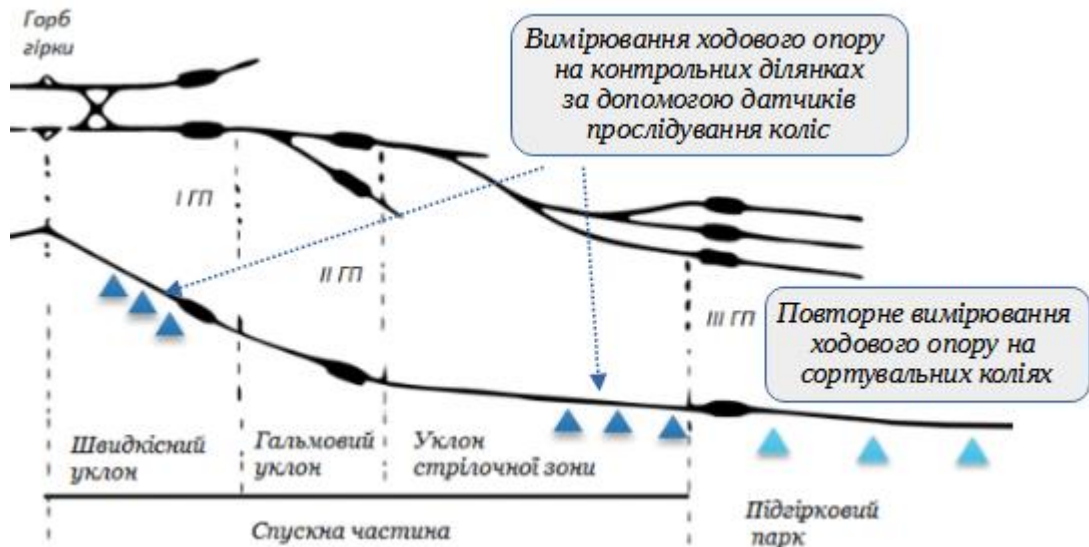


Рисунок 1.21 - Можливе розташування ділянок вимірювання ходового опору за допомогою датчиків прослідування коліс

В практиці відомі рішення із розміщення ділянок вимірювання ходового опору на спускній частині сортувальної гірки [29] та безпосередньо перед парковою ГП [11]. Обидва варіанти мають суттєві недоліки: в першому згідно дослідженням [30] рух відчепів на прискорюючому ухилі характеризується коливаннями, що може суттєво знижує точність вимірювань; в другому для розміщування контрольних ділянок потрібно жертвувати корисною довжиною сортувальних колій, або виконувати вимірювання в кривих, що знов-таки суттєво зменшує їх точність.

Альтернативним підходом може бути визначення повного ходового опору відчепу за даними оцінювання його підсумкового прискорення на ділянці маршруту скочування між другою та третьою ГП (рис. 1.22).

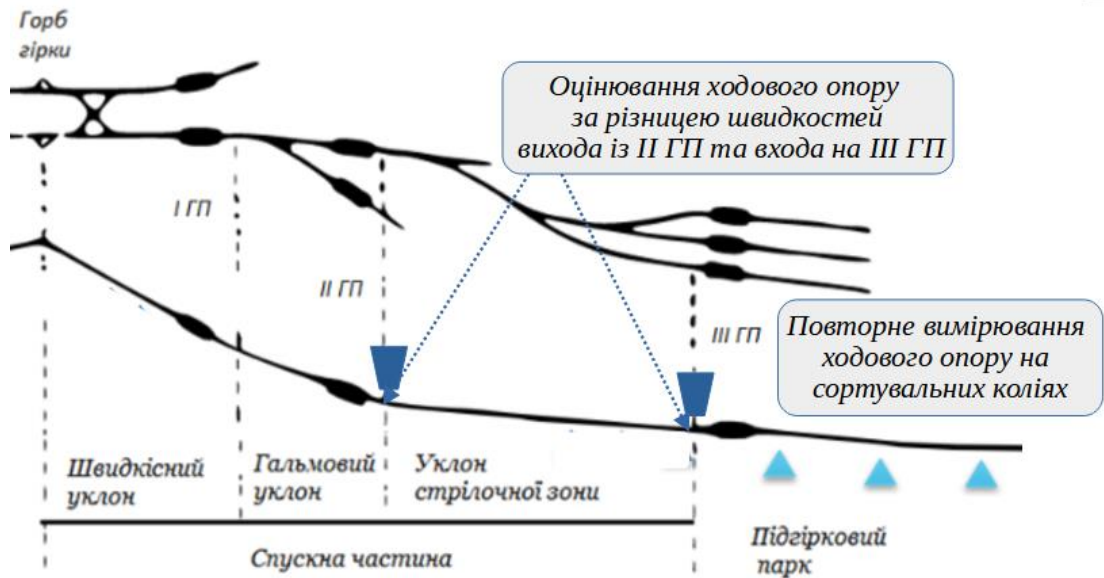


Рисунок 1.22 - Альтернативний підхід до оцінювання ходового опору по зміні швидкості відчепів в зоні між II та III ГП

Ця ділянка містить криві та стрілки, які створюють додатковий опір руху. Між тим врахування особливостей маршрутів скочування (зокрема значень кутів повороту кривих) дозволяє виділити відповідну складову ходового опору. При цьому статистична обробка результатів вимірювань за всіма маршрутами дозволить компенсувати відповідні систематичні помилки. Технічне рішення із фіксації швидкостей відчепів на виході із другої та на вході до третьої ГП може спиратись зокрема на використання результатів вимірювання доплерівськими швидкомірами, які використовуються для управління уповільнювачами гальмових позицій. Підхід із оцінюванням динаміки скочування відчепів в зоні між другою та третьою ГП розглянутий зокрема в [24].

При будь-якому способі вимірювання повного ходового опору до паркової ГП та наступного прогнозування його зміни внаслідок відмінностей умов руху сортувальними коліями підсумкова точність є досить обмеженою і за багатьма дослідженнями порівняння із точністю оцінювання згідно вагової категорії (табл.1.1). В зв'язку з цим ефективним для підсумкового оцінювання може бути використання методів теорії статистичних рішень, зокрема

оцінювання параметрів із урахуванням як результатів вимірів, так і апіорної статистичної інформації [31]. Цей підхід був запропонований в [28] і надалі розвинутий в [32].

Так, згідно [32], якщо за результатами вимірювань та наступного прогнозування ходового опору одержана його оцінка W_n і в той же час відомо, що для даної категорії відчепів середнє значення ходового опору становить m_W , то статистично оптимальною за критерієм мінімуму ймовірності помилок буде оцінка за наступною формулою

$$W^* = \gamma_W m_W + (1 - \gamma_W) W_n$$

Тут коефіцієнт γ_W визначається співвідношенням точності оцінювання за вимірюваннями ($\sigma_{\Delta W}$) та за апіорними даними (σ_W) зокрема згідно формулі

$$\gamma_W = \frac{\sigma_{\Delta W}^2}{\sigma_W^2 + \sigma_{\Delta W}^2}$$

При цьому точність підсумкового оцінювання визначається середньоквадратичним відхиленням

Дослідження [32] підтвердили, що відповідний ефект може бути досить значним (рис.1.23).

$$\sigma_{W/W_n} = \frac{\sigma_W \sigma_{\Delta W}}{\sqrt{\sigma_W^2 + \sigma_{\Delta W}^2}} < \sigma_W$$

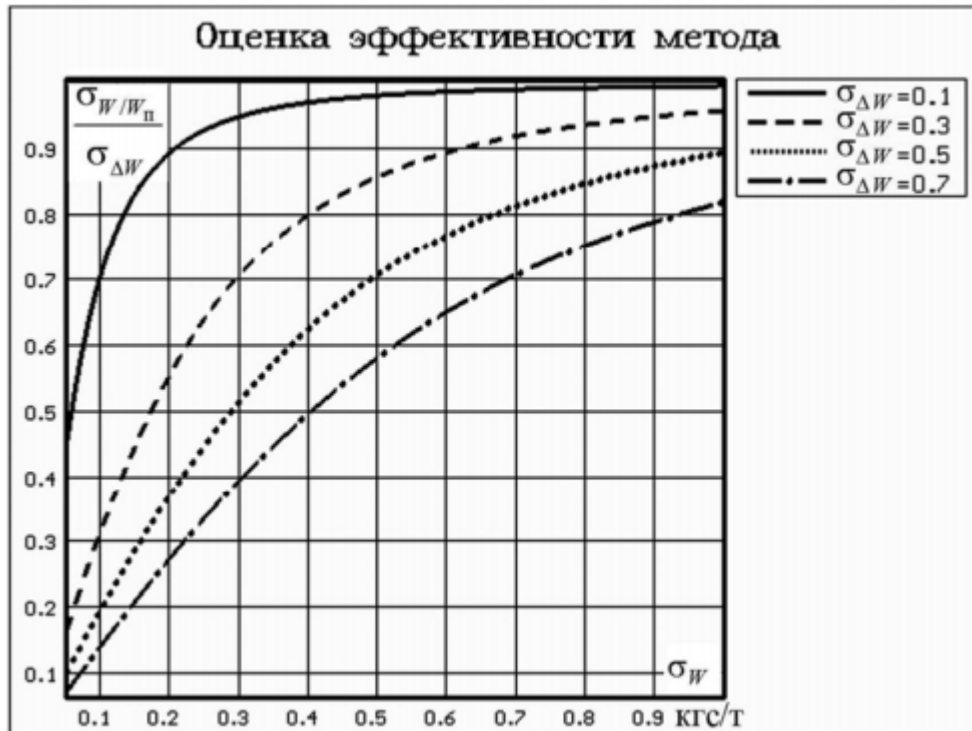


Рисунок 1.23 - Ефективність статистичної оптимізації оцінювання W

Таким чином, відомі підходи до визначення ходового опору відчепів на підставі його попереднього вимірювання на маршруті скочування мають суттєві обмеження щодо їх точності. Важливу роль тут відіграють відмінності в параметрах руху відчепу в зоні вимірювання та на сортувальних коліях. Зокрема це стосується швидкості скочування при вимірюваннях, а також наявності та параметрів джерел додаткового опору - кривих та стрілок (останнє визначається маршрутом скочування відчепів). Статистична оптимізація дозволяє збільшити достовірність оцінювання W , але для її використання потрібні відомості про точність оцінювання ходового опору за результатами вимірювань ($\sigma_{\Delta W}$).

Водночас реальні параметри точності визначення ходового опору відчепів на сортувальних коліях лишаються невідомими. Ця проблема принципово може бути вирішена лише за умовою повторного вимірювання ходового опору відчепів в сортувальному парку. Технічна структура системи управління паркової ГП із використанням датчиків прослідкування коліс на сортувальних коліях дозволяє це зробити. А згадані результати досліджень

точності таких вимірювань свідчать, що саме в сортувальному парку вона може бути достатньо високою.

1.3.3 Удосконалення оцінювання ходового опору із застосуванням ШНМ

Кінцевим завданням дослідження є оцінювання перспективності застосування ШНМ для прогнозування ходового опору відчепів на сортувальних коліях. При цьому необхідно вирішити наступні задачі:

- дослідити точність прогнозування, зокрема із урахуванням параметрів попереднього вимірювання ходового опору для різних категорій відчепів (таких як розташування контрольної ділянки та точність вимірювання, вагова категорія відчепа, швидкість його руху та параметри вітру);
- дослідити вплив параметрів штучної нейромережі, зокрема типу ШНМ, кількості та спеціалізації її входів на точність прогнозування;
- дослідити вимоги до навчання ШНМ (потрібний об'єм навчальної виборки і відповідно необхідна тривалість періоду навчання безпосередньо на сортувальній гірці для різних варіантів структури ШНМ).

Для рішення цих завдань необхідний інструмент створення виборок даних для навчання ШНМ та контролю ефективності її застосування. Таким інструментом може бути імітаційна модель прогнозування ходового опору, що адаптована саме для поставленої задачі. Вона зокрема повинна реалізовувати наступні функції:

- завдання випадкових параметрів ходового опору відчепів із урахуванням його складових (основний та аеродинамічний опір, додатковий опір від кривих). Частина цих складових лишається незмінною для певного відчепа на різних контрольних ділянках (зокрема це основний опір), а частина змінюється протягом руху (як зокрема аеродинамічний опір та додатковий опір від кривих);

- імітація вимірювання ходового опору відчепу на різних контрольних ділянках із випадковими похибками (зокрема для ділянок, які передують парковій ГП на маршруті відчепу, або розташовуються після паркової ГП на сортувальних коліях).

Узагальнена схема дослідження застосування ШНМ для удосконалення прогнозування ходового опору відчепів на сортувальних коліях відображена на рис.1.24.

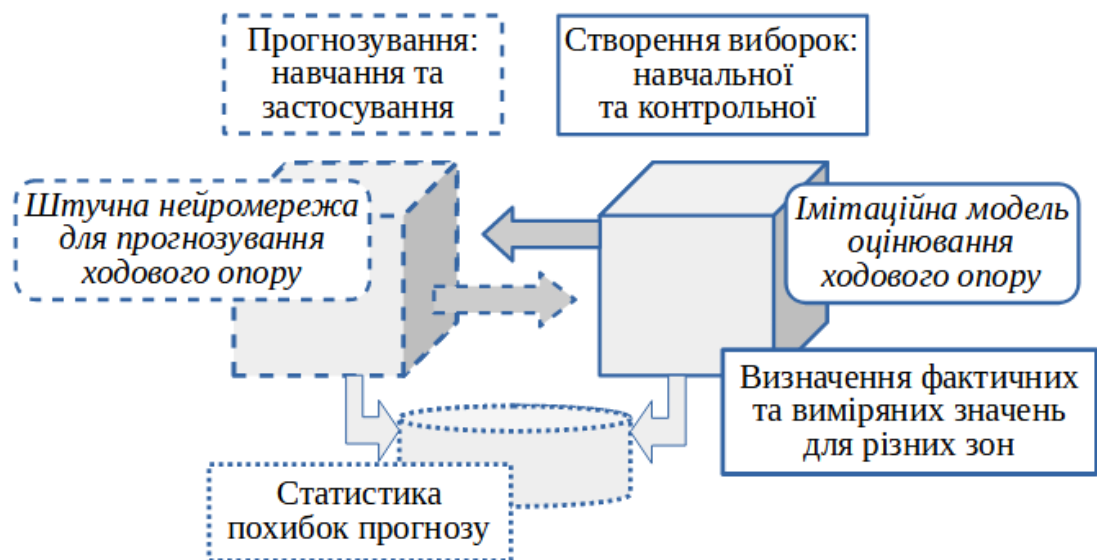


Рисунок 1.24 - Інструменти дослідження та їх взаємодія

В схемі на рис.1.24:

- адаптована імітаційна модель застосовується для створення навчальної та контрольної виборок фактичних та вимірних значень ходового опору;
- для обраної штучної нейромережі виконується навчання, а потім імітація її застосування на матеріалі контрольної виборки із накопиченням статистики похибок.

В наступних розділах розглянемо:

- побудову та вибір параметрів ШНМ;
- адаптацію та дослідження моделі оцінювання ходового опору;
- дослідження навчання ШНМ та оцінювання ефективності її застосування.

1.4 Висновки

1. Виконаний огляд основних напрямів та методів застосування штучного інтелекту (ШІ) в системах управління сортувальними станціями. Зокрема виявлені дослідження із перспективних напрямків використання ШІ в диспетчерському управлінні та управлінні автоматизованим процесом розформування составів на гірках. Згідно завдання на дипломну роботу надалі детально розглядається напрямок застосування ШІ для удосконалення управління парковою гальмівною позицією (ГП) на автоматизованих сортувальних гірках.

2. Виконаний аналіз управління парковою ГП в сучасних системах автоматизації, актуальних проблем якості управління та пропозицій із застосування методів ШІ для його удосконалення. Обґрунтована актуальність розробки та дослідження засобів підвищення точності оцінювання ходового опору відчепів, яка нині в значній мірі обмежує якість прицільного гальмування відчепів. Виділене технічне рішення із контролем швидкостей руху відчепів сортувальними коліями, яке дозволяє повторне вимірювання ходового опору відчепів і створює базу для механізмів машинного навчання при управлінні парковою ГП.

3. Виконаний аналіз проблеми оцінювання ходового опору відчепів на сортувальних коліях, зокрема особливостей складових ходового опору та підходів до його вимірювання. Обґрунтована актуальність розробки та досліджень засобів прогнозування ходового опору відчепів на сортувальних коліях із використанням ШНМ. Запропонований підхід до навчання та дослідження ШНМ із використанням імітаційної моделі оцінювання ходового опору відчепів.

РОЗДІЛ 2 ДОСЛІДЖЕННЯ НАПРЯМКІВ УДОСКОНАЛЕННЯ УПРАВЛІННЯ ПАРКОВОЮ ГАЛЬМІВНОЮ ПОЗИЦІЄЮ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ШНМ

2.1 Основні поняття штучних нейронних мереж (ШНМ)

2.1.1 Поняття нейронної мережі

Нейронною мережею називають певну послідовність нейронів, що з'єднані між собою синапсами. Саме тому, якщо програма має таку структуру, з'являється можливість на машинному рівні проаналізувати вхідні дані із запам'ятовуванням результату.

Іншими словами, штучна нейронна мережа є спрощеним аналогом біологічної моделі, тобто її можна назвати програмою, яка базується на принципах роботи головного мозку.

Нейромережа - це зв'язування нейронів. Кожен із цих нейронів отримує дані, обробляє їх, та був передає іншому нейрону. І кожен нейрон обробляє сигнали однаково. Але як же тоді ми отримуємо різний результат? За це відповідають синапси, що з'єднують нейрони один з одним. Кожен нейрон здатний мати багато синапсів, які послаблюють або посилюють сигнал. Нейрони здатні змінювати свої характеристики протягом певного часу. До речі, правильно вибравши параметри синапсів, ми зможемо отримувати на виході правильні результати вхідної інформації [33].

2.1.2 Класифікація штучних нейронних мереж

Будь-яка штучна нейронна мережа, не зважаючи на її тип, має вхідний шар нейронів. Він використовується виключно для прийняття та передачі вхідних сигналів по іншим нейронам. Подальша же структура ШНМ вже буде критеріями для її класифікації, що наведена на рис. 2.1. Детальний опис кожного типу наведено в [34].

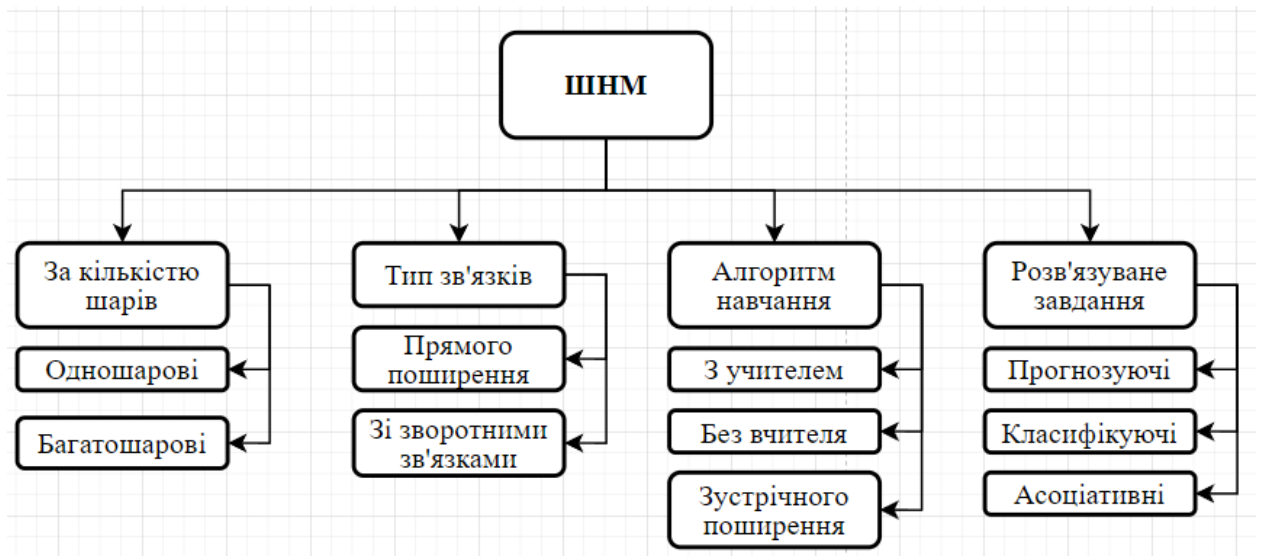


Рисунок 2.1 – Класифікація ІНМ

За кількістю шарів ІНМ поділяють на одношарові та багатошарові.

Іншим класифікаційним ознакою ІНМ є у їх структурі зворотних зв'язків, тобто. з'єднань, що йдуть від виходів деякого шару до входів цього ж шару або попередніх шарів. У разі відсутності таких зв'язків ІНМ називають мережами без зворотних зв'язків, або мережами прямого поширення, інакше - мережами зі зворотними зв'язками.

Не менш важливою класифікаційною ознакою є принцип її навчання (налаштування). Можливість навчання, одна з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. Мережа навчається, щоб для деякого вхідного вектора X сформувати бажаний (або, принаймні, відповідний ним) вихідний вектор Y . Технічно навчання полягає у визначенні значень вагових коефіцієнтів та порогових рівнів нейронів. За цією класифікаційною ознакою ІНМ діляться на мережі, що навчаються з вчителем, мережі, які навчаються без вчителя, та зустрічного поширення, частина верств яких навчається без вчителя, а частина – з вчителем.

Навчання з учителем передбачає, що в режимі налаштування існує навчальна множина, що складається з пар вхідних та відповідних їм вихідних (цільових) векторів. У режимі навчання на вхід ІНМ пред'являється вектор X , обчислюється вихід мережі і визначається різниця між ним і цільовим

вектором, яка визначає величину коригування значень вагових коефіцієнтів і порогового рівня нейронів ШНМ. Вектори навчальної множини пред'являються послідовно, при цьому обчислюються помилки, і коригуються ваги до тих пір, поки помилка по всьому навчальному масиву не досягне прийнятно низького рівня. ШНМ, яка використовує метод навчання з учителем, називають персептроном.

При навчанні без вчителя навчальна множина складається лише з вхідних векторів. Навчальний алгоритм підлаштовує ваги мережі так, щоб виходили узгоджені вихідні вектори, тобто пред'явлення досить близьких вхідних векторів давало однакові виходи. У процесі навчання виділяються статистичні властивості навчальної множини, і відбувається групування подібних вхідних векторів.

Ще однією класифікаційною ознакою є призначення ШНМ. Відповідно до цієї ознаки всі мережі ділять на прогнозуючі (розрахункові), класифікуючі та асоціативні. Останні використовуються під час вирішення завдань розпізнавання образів.

2.1.3 Схема та концепція роботи ШНМ

Навіть не маючи конкретних навичок, можна уявити принцип роботи нейромережі. Загальна схема буде виглядати наступним чином:

- на вхідний шар нейронів відбувається надходження певних даних;
- інформація передається за допомогою синапсів наступному шару, причому кожен синапс має власний коефіцієнт ваги, а будь-який наступний нейрон здатний мати кілька синапсів;
- дані, отримані наступним нейроном, - це сума всіх даних для нейронних мереж, які перемножені на коефіцієнти ваг (кожен на свій);
- отримане в результаті значення підставляється у функцію активації, внаслідок чого відбувається формування вихідної інформації;
- інформація передається далі, поки не дійде до кінцевого виходу.

Оскільки при першому запуску нейромережа ще не натренована, то вона не дасть вірних результатів. Якщо мова йде про поняття функції активації, то вона використовується для нормалізації вхідних даних. Існує велика кількість таких функцій, але хотілося б виділити найбільш поширені. Головною відмінністю функцій активації є діапазон значень, в якому вони функціонують:

- лінійна функція $f(x) = x$ є найпростішою з усіх, зазвичай вона застосовується лише для тестування створеної нейромережі чи передачі даних у вихідній формі;
- сигмоїд — найпоширеніша функція активації. Діапазон значень – від нуля до одиниці. Також її називаю логістичною функцією;
- гіперболічний тангенс – метод, який потрібен для охоплення також і негативних значень. Якщо ж їх застосування не передбачено, гіперболічний тангенс не потрібен [34].

2.1.4 Напрямки використання ШНМ

Нейронні мережі застосовуються для вирішення безлічі різних завдань. Якщо ми говоримо про прості проекти, то з ними справляється звичайна комп'ютерна програма, якщо говорити про ускладнені завдання, що потребують вирішення рівнянь та прогнозування, застосовується комп'ютерна програма, що підтримує статичні методи обробки. Є й дуже складні завдання, те саме розпізнавання образів. Тут потрібен інший підхід, адже в голові людини всі ці процеси проходять не усвідомлено (при розпізнаванні та запам'ятовуванні образів людина робить це, якщо можна так сказати, сама по собі, тобто вона не керує відповідними процесами в мозку).

Власне, нейронні мережі якраз для цього і створені, щоб допомагати людям вирішувати завдання зі складними та не до кінця дослідженими алгоритмами. Має значення та якість нейронних мереж.

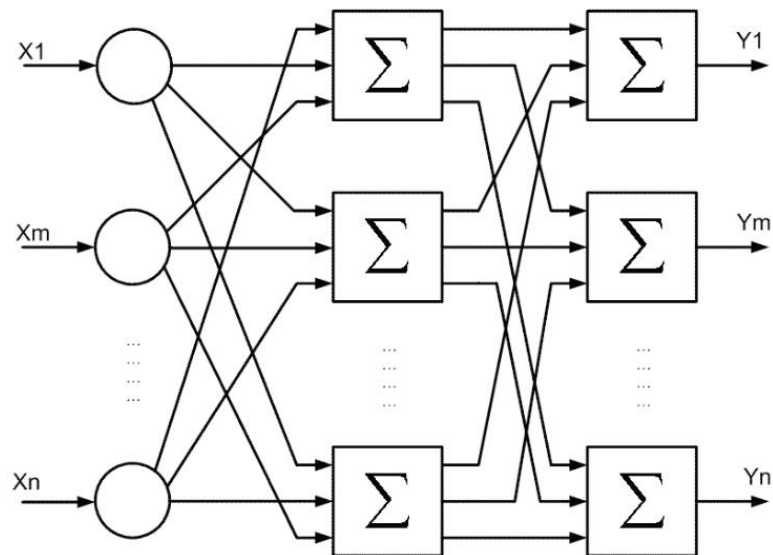


Рисунок 2.2 – Схема нейронної мережі

Сьогодні нейронні мережі застосовуються у таких сферах:

- розпізнавання образів (за цим напрямком працюють найбільш широко);
- пророцтво наступного кроку (підвищує ефективність і якість торгівлі на тих же фондових ринках);
- класифікація вхідної інформації за параметрами (з цією роботою легко справляються кредитні роботи, здатні швидко прийняти рішення про схвалення або відмову щодо кредиту, використовуючи для цього вхідні набори різноманітних параметрів).

Оскільки сучасні нейронні мережі мають дуже великі можливості та різні варіанти використання, їх популярність зростає, а розвиток галузі теж йде семимильними кроками. Їх вчать грати в комп'ютерні ігри, дізнаватися голоси і т. д. По суті, штучні мережі створюються за принципом біологічних, а значить, ми можемо навчити їх виконанню тих процесів, які людина виконує не цілком свідомо [33].

2.1.4 Швидкість навчання ШНМ

Коефіцієнт швидкості навчання – це гіперпараметр, що визначає порядок того, як ми коригуватимемо наші ваги з урахуванням функції втрат у градієнтному спуску. Чим нижче величина, тим повільніше ми рухаємось

похилою. Хоча при використанні низького коефіцієнта швидкості навчання ми можемо отримати позитивний ефект у тому сенсі, щоб не пропустити жодного локального мінімуму, це також може означати, що нам доведеться витратити багато часу на східність, особливо якщо ми потрапили в область плато. Дане відношення ілюструється на рис. 2.3 [35].

$$\text{new_weight} = \text{existing_weight} - \text{learning_rate} * \text{gradient}$$

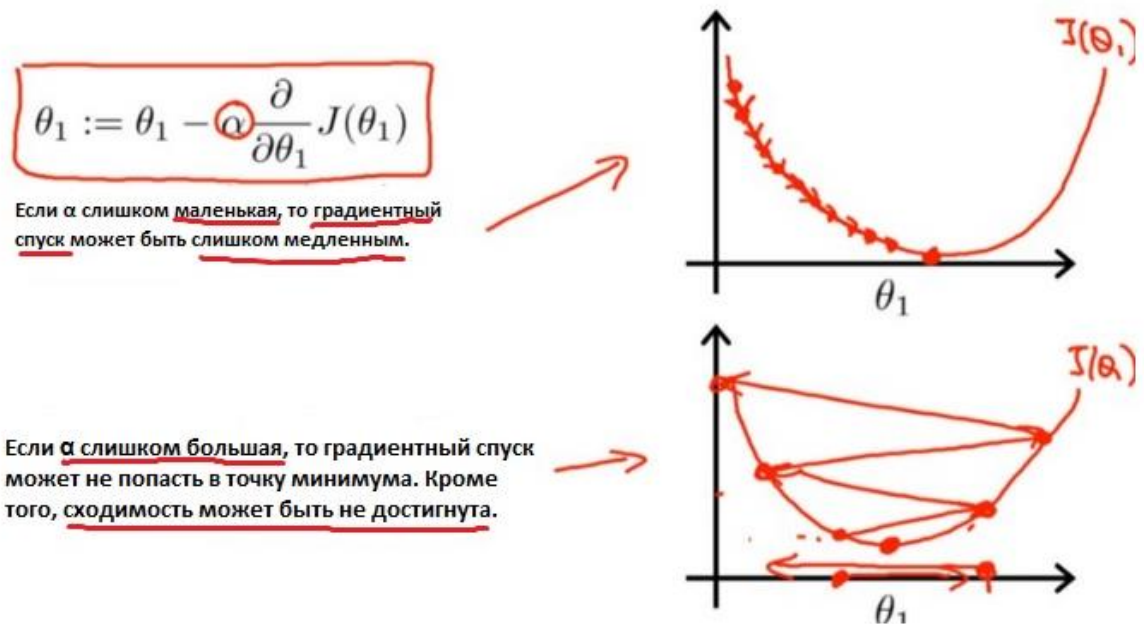


Рисунок 2.3 – Градієнтний спуск з маленьким(зверху) та великим (знизу) коефіцієнтами швидкості

Найчастіше коефіцієнт швидкості навчання встановлюється користувачем довільно. У кращому разі для інтуїтивного розуміння того, яке значення найбільше підходить для встановлення коефіцієнта швидкості навчання, може спиратися на проведені раніше експерименти (або інший вид навчального матеріалу).

По суті, досить важко вибрати правильне значення. Наведена нижче діаграма (рис. 2.4) показує різні сценарії, які можуть виникнути при самостійному налаштуванні коефіцієнта швидкості навчання користувачем [35].

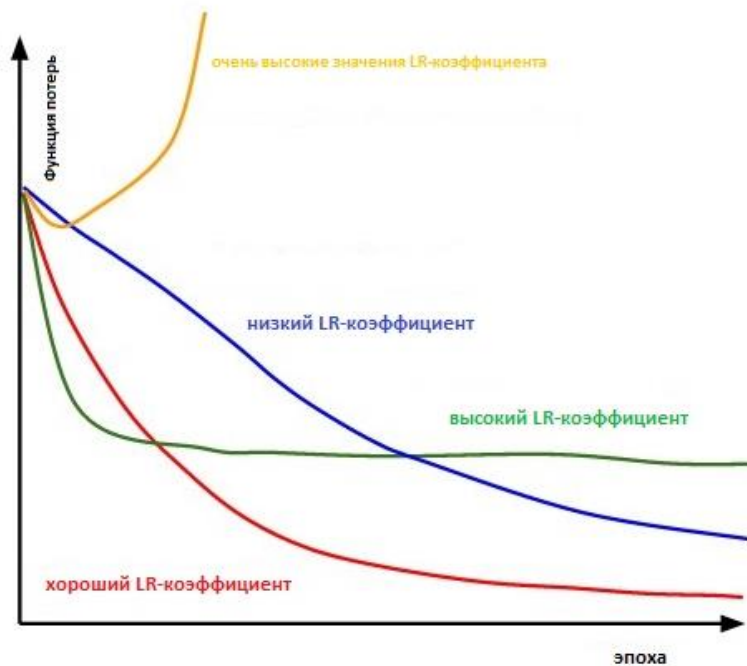


Рисунок 2.4 – Вплив різних коефіцієнтів швидкості навчання на сходимость

Далі коефіцієнт швидкості навчання впливає на те, як швидко наша модель досягне локального мінімуму (досягне найкращої точності). Тим самим правильний вибір на самому початку гарантує меншу витрату часу на тренування моделі. Чим менше тренувального часу, тим вочевидь менше коштів витрачається на обчислювальні потужності.

2.1.5 Нейро-нечіткі мережі

Нейро-нечітка мережа є багат шаровою нейронною мережею спеціальної структури без зворотних зв'язків, в якій використовуються звичайні (не нечіткі) сигнали, ваги та функції активації, а виконання операції підсумовування засноване на використанні фіксованої Т-норми, Т-конорми або деякої іншої безперервної операції. При цьому значення входів, виходів та ваг гібридної нейронної мережі є речовими числами з відрізка $[0,1]$.

Призначення нейронечітких мереж - вилучення знань. Вони призначені для реалізації нечітких правил на основі нейронних мереж. Такий підхід дозволяє компенсувати один із головних недоліків нейронних мереж, який полягає в тому, що відповідь нейронних мереж є не «прозорою». Сама нейронна мережа – це «чорна скринька», тобто. пояснити відповідь

неможливо. Цей підхід дозволяє реалізувати функції, пояснення для нейронних мереж [36].

Існує ряд класичних методів прогнозування економічних показників, що базуються на апараті математичної статистики, серед яких виділяються методи аналізу та моделювання часових рядів, методи багатовимірної регресійного аналізу. Особливістю зазначених методів є необхідність чіткої специфікації моделей, що конструюються, крім того, додаткові труднощі для використання даних методів створює не стаціонарність досліджуваних економічних процесів.

Перспективним напрямом у сфері вирішення завдань прогнозування є застосування апарату штучних нейронечітких мереж.

Нечіткі нейронні мережі або гібридні мережі покликані поєднати в собі переваги нейронних мереж та систем нечіткого виведення. З одного боку, вони дозволяють розробляти і представляти моделі систем у формі правил нечітких продукцій, які мають наочність і простоту змістовної інтерпретації. З іншого боку, для побудови правил нечітких продукцій використовуються методи нейронних мереж, що є більш зручним та менш трудомістким процесом для системних аналітиків.

Основна ідея, покладена в основу моделі гібридних мереж, полягає в тому, щоб використовувати існуючу вибірку даних для визначення параметрів приналежності, які найкраще відповідають деякій системі нечіткого виведення. При цьому для проходження параметрів функції приналежності використовуються відомі процедури нейронних мереж [36].

Основні види моделей нечіткого висновку: Мамдані та TSK (Такагі-Сугено-Канга) мають модульну структуру, що ідеально підходить для системного представлення у вигляді рівномірної багат шарової структури, що нагадує структуру класичних нейронних мереж. У пакеті Fuzzy Logic Toolbox системи MATLAB нейро-нечіткі мережі реалізовані у формі, так званої

адаптивної системи нейро-нечіткого виведення ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System).

З одного боку, гібридна мережа ANFIS є нейронною мережею з єдиним виходом і кількома входами, які являють собою нечіткі лінгвістичні змінні. При цьому терми входних лінгвістичних змінних описуються стандартними для системи MATLAB функціями приналежності, а терми вихідної змінної є лінійною або постійною функцією приналежності [36].

З іншого боку, гібридна мережа ANFIS є системою нечіткого виведення ITS типу Сугено нульового або першого порядку, в якій кожне з правил нечітких продукцій має постійну вагу.

Редактор ANFIS дозволяє створювати або завантажувати конкретну модель адаптивної системи нейро-нечіткого виведення, виконувати її навчання, візуалізувати її структуру, змінювати та налаштовувати її параметри, а також використовувати налаштовану мережу для отримання результатів нечіткого виходу.

При цьому розробка та дослідження гібридних мереж виявляється можливою:

- в інтерактивному режимі за допомогою спеціального графічного редактора адаптивних мереж, який отримав назву редактора ANFIS;
- у режимі командного рядка за допомогою введення імен відповідних функцій із необхідними аргументами безпосередньо у вікно команд системи MATLAB.

2.2 Основні способи створення ШНМ

Нині існує досить багатий інструментарій для створення та дослідження ШНМ, із якого маємо вибрати найбільш доречні для нашої задачі засоби. Тут наведемо огляд наступних основних напрямків:

- популярний сервіс Google Colab;
- спеціалізовані «нейропакети»;
- системи (мови) програмування загального призначення із відповідними бібліотеками.

2.2.1 Сервіс Google Colab

Сервіс Colab - це безкоштовне інтерактивне хмарне середовище для роботи з кодом від Google. Принцип у нього такий самий, як у решти онлайн-офісів компанії: вона дозволяє одночасно з колегами працювати з даними. Розповідаємо, у чому переваги Colab та у яких сферах він може бути корисним.

Кому потрібний Google Colab:

- взагалі всім, хто працює з Big Data;
- аналітикам даних (сортувати дані за тривалий період, робити візуалізацію чи вибудовувати закономірності);
- дослідникам даних (розробляти та тестувати нові моделі машинного навчання, складати прогнози);
- інженерам даних (розробляти ПЗ, системи для зберігання великих даних).

В основі «Колабораторії» є блокнот Jupyter для роботи на Python, тільки з базою на Google диску, а не на комп'ютері. Тут ті ж осередки (cells), що підтримують текст, формули, зображення, розмітку HTML і не тільки. Тобто можна програмувати на Python і не качати купу бібліотек, не перевантажувати машину і не переживати, що місце на харді закінчиться. Єдина умова – потрібно мати Google-аккаунт.

Головна особливість «Колабораторії» — безкоштовні потужні графічні процесори GPU та TPU, завдяки яким можна займатися не лише базовою

аналітикою даних, а й складнішими дослідженнями у галузі машинного навчання. З тим, що CPU обчислює годинами, GPU або TPU справляються за хвилини або секунди.

Навіщо використовується Google Colab[35]:

- знайомство з TensorFlow – відкритою бібліотекою для машинного навчання;
- розробка нейронних мереж;
- експерименти з TPU;
- поширення досліджень у галузі штучного інтелекту;
- створення посібників.

Декілька таких прикладів є у відкритому доступі прямо в Colab.

Важливі причини використовувати Google Colab[35]:

- як і Документи Google, він дає можливість працювати з Python-бібліотеками для аналізу даних онлайн.
- Colab надає потужні процесори для хмарних обчислень. У нього інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, який дозволяє не перевантажувати комп'ютер і робити обчислення швидко.
- усі блокноти під рукою. Google Colab зберігає доступ до облікового запису з будь-яких пристроїв. Правда, якщо ви з обережністю ставитеся до своєї конфіденційності, Jupyter залишиться кращим варіантом.
- серце Colab – це спільне використання. При роботі над проектом у команді Colab дає можливість вільно правити, коментувати та редагувати код з різних облікових записів, навіть якщо ви сидите на жорсткому локальному комп'ютері.

Ще одна перевага Colab - інтеграція з GitHub. Він відкриває доступ до будь-якого сховища, якщо йому надати профіль на сервісі. Крім того, для певних завдань можна вибрати підходящий за потужністю процесор.

Google Colab максимально спростив усі процеси: у ньому є і базові бібліотеки (NumPy, scikit-learn, Pandas), і складніші (на кшталт Keras, TensorFlow або PyTorch), не потрібно ставити програми та середовища самотійно, можна просто одразу писати код [35].

2.2.2 Спеціалізовані інструментальні засоби створення нейронних мереж

MATLAB – це середовище та мова технічних розрахунків, призначена для вирішення широкого спектру інженерних та наукових завдань будь-якої складності в будь-яких галузях[40].

Більше сотні прикладних програм (toolboxes) - професійних розширень системи та її адаптації під вирішення певних класів математичних та науково-технічних завдань. Deep Learning Toolbox (раніше Neural Network Toolbox) забезпечує основу для проектування та реалізації глибоких нейронних мереж, використовуючи як попередньо навчені моделі, так і програми та інструменти для проектування розробки архітектур нейронних мереж. Ви можете використовувати згорткові нейронні мережі (ConvNets, CNN) та мережі з довгостроковою короткочасною пам'яттю (LSTM) для класифікації та регресії для зображень, часових рядів та текстових даних. Програми MATLAB Apps та різні графіки допомагають візуалізувати характеристики активації шарів мережі, редагувати архітектуру мережі та відстежувати хід навчання[41].

Нейропакет SNNS (Stuttgart Neural Network Simulator) [38, 39] розроблений в ІНМ-титуті паралельних та розподілених високопродуктивних систем (IPVR) Університету Штутгарта (University of Stuttgart) та підтримується університетом Тюбінгена (University of Tübingen). Він спочатку був програмним імітатором для нейронних мереж на робочих станціях Unix. Наразі доступні версії під MS Windows. Метою проекту SNNS є створення ефективного та гнучкого середовища моделювання для дослідження та застосування нейронних мереж. SNNS включає два основних компоненти: емулятор ядра, написаний на C, та графічний інтерфейс користувача. Емулятор ядра працює з внутрішніми мережами структур даних

нейронних мереж та виконує операції навчання та перенавчання. Він може бути використаний як програма на С, вбудована в користувацькі програми. SNNS може розширюватися за допомогою певних користувачем функцій активації, вихідних функцій, функцій сайту та процедур навчання, які записуються у вигляді простих програм на С та зв'язуються з емулятором ядра.

Нейропакет JavaNNS: Java Neural Network Simulator [37], розроблений університеті Тюбінгена (University of Tübingen), є наступником SNNS. Він заснований на власному обчислювальному ядрі, має знову розроблений графічний інтерфейс користувача на Java, який сумісний з нейропакетом SNNS і дозволяє збільшити платформну незалежність.

Версії нейропакета Emergent (раніше PDP++) [38, 39] розроблялися з 1995 року в Університеті Карнегі-Меллона (Carnegie Mellon University), а з 2010 року – в університеті Колорадо в Боулдері (University of Colorado at Boulder). Emergent застосовується для моделювання та призначений в першу чергу для створення складних моделей мозку та імітації когнітивних процесів, але також може бути використаний для вирішення будь-якого завдання, що застосовується до теорії нейронних мереж. Emergent має модульну конструкцію, що базується на принципах об'єктно-орієнтованого програмування. Він функціонує на платформах Microsoft Windows, Darwin/Mac OS X та Linux. Emergent використовує C++-подібну мову, що інтерпретується сценаріїв C-Super-Script, який дозволяє отримати доступ практично до всіх об'єктів моделювання.

Нейропакет Neural Lab, реалізований Серджіо Ладесма (Sergio Ledesma) з University of Guanajuato [38, 39], надає візуальне середовище для розробки та тестування штучних нейронних мереж, інтегрується з Microsoft Visual Studio, з C++, включає штучні нейронні мережі (ШНМ) в програмі користувача, науково-дослідне моделювання, інтерфейси кінцевих користувачів. Neural Lab перевіряє наявність помилок набори даних, перш ніж використовувати їх для навчання, зберігаючи значну кількість часу. Інтерфейс активації дозволяє

тестувати ШНМ у режимі реального часу, що уможливлює порівняти візуально фактичний вихід нейронної мережі з бажаним.

Нейропакет NEURON, розроблений в Єльському університеті та університеті Дьюка (США) [38, 40], є середовищем моделювання окремих нейронів і мереж нейронів. NEURON дозволяє моделювати окремі нейрони через використання секцій, які автоматично підрозділяються на програму замість їх ручного створення користувачем. Основна мова сценаріїв, яка використовується для взаємодії зовнішнього світу з NEURON свій власний, але інтерфейс Python також доступний за необхідності. Дані в програму записуються в режимі онлайн або завантажуються з файлу. NEURON підтримує розпаралелювання протоколом MPI, можливе з версії 7.0, через внутрішні багатопотокові процедури для використання на комп'ютерах з кількома ядрами. Властивості мембрани каналів нейрона моделюються з використанням зібраних механізмів, написаних з використанням мови NMODL або скомпільованих процедур, що працюють з внутрішніми структурами даних, створених інструментом GUI (Channel Builder).

Нейропакет Neural Planner від Steve Wolstenholme [34] - оболонка моделювання НР різної конфігурації в середовищі MS Windows використовує 2 алгоритми навчання НР з учителем: On-Line Back Propagation, і Batch Back Propagation. Нейропакет підтримується і сайт знаходиться в актуальному стані. Neural Planner дозволяє вирішувати завдання класифікації, обробки даних, деякі математичні завдання, створювати експертні системи. Основними компонентами ПЗ є: графічний та табличний редактори [35].

Нейропакети THINKS та ThinksPro, створені в компанії Logical Designs Consulting Inc. [37] є комплексом інструментальних засобів для розробки нейромережових систем. Компонент THINKS – нейромережеве середовище розробки додатків, заточена як інструмент навчання, за рахунок наявності опцій вибору нейромережевої архітектури та визначення блоку обробки оператор може працювати з новими мережевими конфігураціями. ThinksPro –

нейромережева середовище розробки для динамічної візуалізації у різних форматах значень входів, станів, ваг, виходів.

Таким чином, нині доступна велика кількість спеціалізованих програмних продуктів для розробки та дослідження ШНМ. Всі вони мають певні переваги, однак в той же час на відміну від Google Colab вочевидь потребують ресурсів власних комп'ютерів і програють в доступності.

2.2.3 Використання мов програмування та спеціальних бібліотек для побудови нейронних мереж

Для створення ШНМ нині використовуються різні мови програмування, зокрема такі як C, C++, Java, Python, PHP, SQL та інші. Певним чином динаміку їх застосування відображає рис.2.1, де за даними [36] відображені дані про популярність мов програмування в сфері data mining.

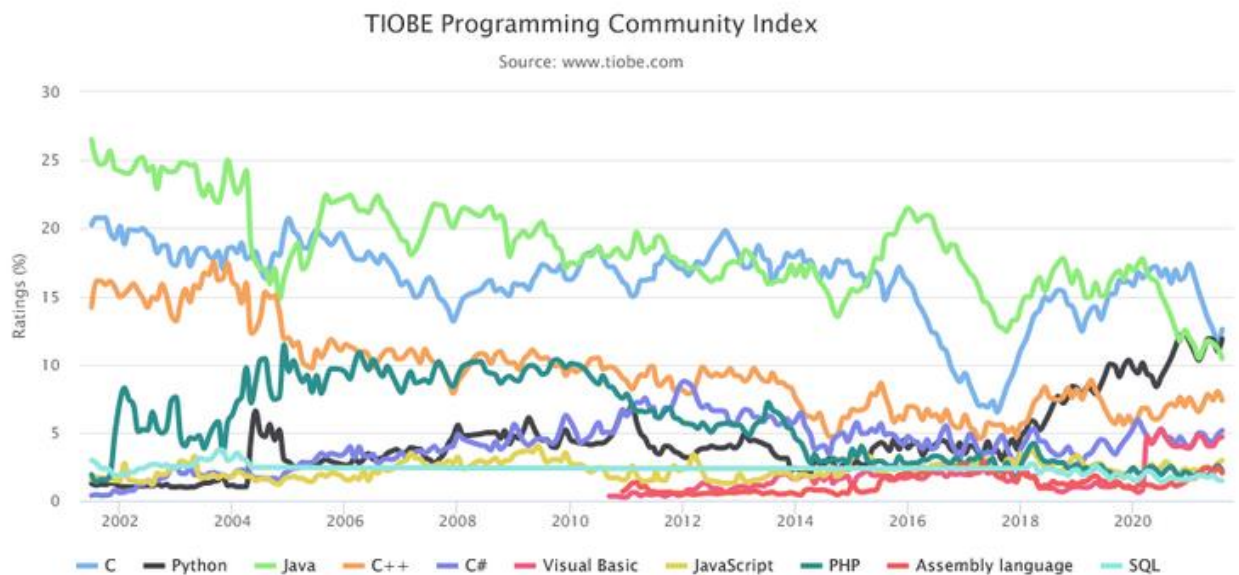


Рисунок 2.5 - Динаміка популярності мов програмування

Як тут можна бачити, останніми роками в цій сфері швидко набирає популярність мова Python. До того ж саме Python широко використовується в Google Colab. Отже надалі більш детально розглянемо засоби саме цієї системи програмування.

Основними бібліотеками Python для підтримки роботи з ШНМ є:

1. Pandas - в першу чергу застосовується для аналізу даних, це одна з найпопулярніших бібліотек. Вона надає безліч корисних інструментів для збору, очищення та моделювання даних. З Pandas ви можете завантажувати, готувати, аналізувати та маніпулювати будь-якими індексованими даними. Бібліотеки для машинного навчання також використовують датафрейми з Pandas як вхідні дані.
2. NumPy – головною перевагою є підтримка n-розмірних масивів. Ці багатовимірні масиви в 50 разів надійніші за списки в Python. Завдяки ним, NumPy часто використовують інші бібліотеки типу TensorFlow для внутрішніх обчислень з тензорами. Бібліотека пропонує швидкі універсальні функції для рутинних обчислень, які складно виконувати вручну. NumPy використовує оптимізовані функції для роботи з багатовимірними масивами, швидкість роботи яких порівнянна з MATLAB.
3. Scikit-learn - це, можливо, найважливіша бібліотека для машинного навчання на Python. Після очищення та маніпуляцій з даними Pandas або NumPy, Scikit-learn використовується для створення моделей машинного навчання. Бібліотека надає безліч інструментів для передиктивного моделювання та аналізу. Є багато причин для використання Scikit-learn. Наприклад, для створення декількох типів моделей машинного навчання, з підкріпленням та без підкріплення, перехресної перевірки точності моделей та відбору важливих ознак.
4. Gradio - дозволяє створювати та розгортати веб-програми для машинного навчання використовуючи лише кілька рядків коду. Він служить тим же цілям, що і Streamlit, або Flask, але швидше і простіше дозволяє розгортати моделі.

Основні плюси Gradio:

- надає можливість подальшої валідації моделі. Він дозволяє проводити інтерактивні тести різних вхідних даних моделі;

- це хороший спосіб проведення демонстрацій;
- легко запускати і розповсюджувати, тому що веб-програми доступні кожному за посиланням.

5. TensorFlow - це одна з найпопулярніших бібліотек Python для створення нейронних мереж. Вона використовує багатовимірні масиви, також відомі як тензори, які дозволяють робити кілька операцій на одних вхідних даних. Завдяки своїй багатопоточній природі, він може одночасно тренувати кілька нейронних мереж та створювати високоефективні та масштабовані моделі.
6. Keras - в основному застосовують для створення моделей глибокого навчання та нейронних мереж. Він використовує TensorFlow та Theano і дозволяє легко створювати нейронні мережі. Через те, що Keras генерує обчислювальний граф на сервері, він трохи повільніший за інші бібліотеки.
7. SciPy - відмінною рисою цієї бібліотеки є функції, які корисні у математиці та інших науках. Наприклад: статистичні функції, оптимізації, обробки сигналів. Для вирішення диференціальних рівнянь та оптимізації він включає функції для знаходження чисельного рішення інтегралів.

Важливі сфери його застосування:

- багатовимірна обробка зображень;
 - вирішення перетворень Фур'є та дифф. рівнянь;
 - завдяки оптимізованим алгоритмам, він може виконувати обчислення лінійної алгебри дуже ефективно та з високою надійністю.
8. Statsmodels - це чудова бібліотека для хардкорної статистики. Вона увібрала в себе графічні можливості та функції з Matplotlib, для обробки даних використовує Pandas, для R подібних формул він використовує Pasty, також вона використовує Numpy та SciPy.

Бібліотека використовується для створення статистичних моделей типу лінійної регресії та проведення статистичних тестів.

9. Plotly - це потужний, легкий у використанні інструмент створення візуалізацій, який дозволяє з ними взаємодіяти.
10. Dash - дозволяє створювати динамічні дашборди, використовуючи візуалізацію Plotly. Dash це веб-інтерфейс для Python, який позбавляє необхідності використовувати Js в аналітичних веб-додатках, і дозволяє запускати їх онлайн і офлайн.
11. Seaborn - це ефективна бібліотека Python для створення різних візуалізацій в Data Science, що використовує Matplotlib.
12. Однією з основних її особливостей є візуалізація даних, яка дозволяє побачити кореляцію там, де вона була не очевидна. Це дозволяє краще розуміти дані. Завдяки темам, що кастомізуються, і високорівневим інтерфейсам ви можете отримувати настільки якісні та репрезентативні візуалізації, що їх надалі можна показувати клієнтам.

Таким чином система програмування Python надає програмісту широкий набір інструментів для створення ШНМ. Нагадаємо, що саме цей інструментарій застосовується зокрема в Google Colab. Вочевидь створення програм безпосередньо в середовищі системи програмування забезпечує найбільшу гнучкість на ефективність. Зворотньою стороною тут є трудомісткість налаштування програм, що в нашому випадку є досить критичним.

Отже, підводячи підсумки аналізу підходів до створення ШНМ, можемо зробити висновок, що в даній роботі найбільш доцільним є використання засобів Google Colab.

2.3 Прототип ШНМ

Для побудови нейромережі використовується Google Colab з відповідними бібліотеками/модулями. Саме топу в першу чергу необхідно виконати їх підключення (Рис. 2.6).

```
[ ] #@title Run this Colab on TensorFlow 2.x
    %tensorflow_version 2.x
    # Use seaborn for pairplot.
    !pip install -q seaborn

[ ] import matplotlib.pyplot as plt
    import numpy as np
    import pandas as pd
    import seaborn as sns

    # Make NumPy printouts easier to read.
    np.set_printoptions(precision=3, suppress=True)

[ ] import tensorflow as tf

    from tensorflow import keras
    from tensorflow.keras import layers

    print(tf.__version__)

2.7.0

[ ] from google.colab import files
    from keras.models import Sequential
    from keras.layers import Dense
```

Рисунок 2.6 – Підключення бібліотек/модулів

Наступним кроком йде завантаження файлу, що включає в себе навчальну та тестову вибірки (Рис 2.7).

```
column_names = ['Швидкість вітру', 'Вагова категорія вагону', 'Швидкість "зверху" ', 'Розрахунковий ходовий опір', 'Результуючий ходовий опір']

raw_dataset = pd.read_csv('/content/Test_data_3.csv', names=column_names)
```

Рисунок 2.7 – Завантаження вибірки

Далі необхідно переконатися у вірності завантажених даних, а також перевірити їх загальну кількість (Рис 2.8).


```
print('Кількість даних', raw_dataset.shape)
raw_dataset.head()
```

Кількість даних (1000, 5)

	Швидкість вітру	Вагова категорія вагону	Швидкість "зверху"	Розрахунковий ходовий опір	Результуючий ходовий опір
0	4.8	3	5.30	3.33	2.20
1	4.5	2	5.43	4.40	3.18
2	4.8	2	5.51	4.47	2.72
3	5.8	5	4.90	2.19	1.62
4	5.2	4	5.19	2.49	1.81

Рисунок 2.8 – Перевірка вхідних даних

Щоб уникнути можливих похибок при роботі з даними, використовується функція, що видаляє всі невідомі/некоректні дані (зазвичай таких нема). Після чого дані розподіляються на тестову та навчальну вибірки, у співвідношенні 8 : 2 (Рис 2.9)

```
dataset = raw_dataset.copy()
dataset = dataset.dropna()
```

```
train_dataset = dataset.sample(frac=0.8, random_state=0)
test_dataset = dataset.drop(train_dataset.index)
```

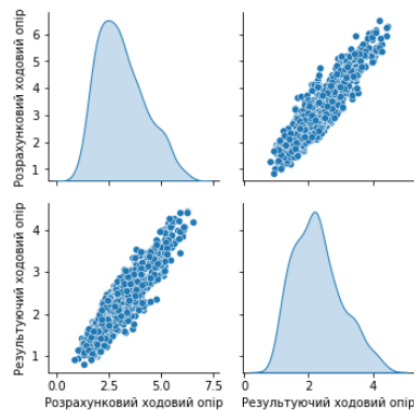
Рисунок 2.9 – Створення навчальної та тестової вибірок

Для наочності, будується графік спільного розподілу основних параметрів, а також загальна статистика по кожному параметру (Рис 2.10), де:

- 1) count – загальна кількість прикладів (строк);
- 2) mean – середнє арифметичне значення;
- 3) std – середнє квадратичне значення;
- 4) min/25%/50%/75%/max – розкид значень, від мінімального до максимального.

```
sns.pairplot(train_dataset[['Розрахунковий ходовий опір', 'Результуючий ходовий опір']], diag_kind='kde')
```

```
<seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x7f70a626dfd0>
```



```
train_dataset.describe().transpose()
```

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
Швидкість вітру	800.0	4.976125	0.569010	4.00	4.50	5.000	5.40	5.90
Вагова категорія вагону	800.0	3.025000	1.404222	1.00	2.00	3.000	4.00	5.00
Швидкість "зверху"	800.0	5.242388	0.371352	4.51	4.95	5.240	5.52	6.00
Розрахунковий ходовий опір	800.0	3.111263	1.132828	0.85	2.22	2.945	3.82	6.53
Результуючий ходовий опір	800.0	2.271187	0.753698	0.79	1.68	2.190	2.73	4.45

Рисунок 2.10 – Графік розподілу та загальна статистика

Так як «Результуючий ходовий опір» є значенням, яке нейромережа повинна навчитися передбачати, його необхідно відділити (Рис 2.11).

```
train_features = train_dataset.copy()
test_features = test_dataset.copy()

train_labels = train_features.pop('Результуючий ходовий опір')
test_labels = test_features.pop('Результуючий ходовий опір')
```

Рисунок 2.11 – Відділення результуючого параметру

Далі виконується нормалізація даних, одна із причин, чому це важливо, полягає в тому, що характеристики множаться на ваги моделі. Таким чином, масштаб вихідних даних та масштаб градієнтів залежать від масштабу вхідних даних. Хоча модель може сходитися без ознак нормалізації, нормалізації робить навчання набагато стабільнішою (Рис 2.12).

```
normalizer = tf.keras.layers.Normalization(axis=-1)
```

```
normalizer.adapt(np.array(train_features))
```

```
print(normalizer.mean.numpy())
```

```
[[4.976 3.025 5.242 3.111]]
```

```
first = np.array(train_features[:1])
```

```
with np.printoptions(precision=2, suppress=True):
    print('First example:', first)
    print()
    print('Normalized:', normalizer(first).numpy())
```

```
First example: [[4.3  1.   5.64 3.66]]
```

```
Normalized: [[-1.19 -1.44  1.07  0.48]]
```

Рисунок 2.12 – Нормалізація даних

Тепер вже безпосередньо починається побудова нейронної мережі. Визначаємо функцію побудови моделі DNN (Deep neural network/Глибока нейронна мережа). Після чого будується нейромережа з відповідними параметрами (Рис.2.13).

```
def build_and_compile_model(norm):
    model = keras.Sequential([
        norm,
        layers.Dense(128, activation='relu'),
        layers.Dense(64, activation='relu'),
        layers.Dense(1)
    ])

    model.compile(loss='mean_absolute_error',
                  optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(0.001))
    return model
```

```
dnn_model = build_and_compile_model(normalizer)
dnn_model.summary()
```

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
normalization (Normalization)	(None, 4)	9
dense (Dense)	(None, 128)	640
dense_1 (Dense)	(None, 64)	8256
dense_2 (Dense)	(None, 1)	65
Total params: 8,970		
Trainable params: 8,961		
Non-trainable params: 9		

Рисунок 2.13 – Побудова нейромережі

Можна виділити основні параметри:

- 1) кількість прихованих шарів – 2;
- 2) кількість нейронів в 1-му шарі - 128;
- 3) кількість нейронів в 2-му шарі - 64;
- 4) функція активації прихованих шарів - relu;
- 5) функція активації вихідного шару - лінійна.

Після побудови можна переходити до навчання нейромережі (Рис 2.14). Оскільки результати буде необхідно оцінити, використовується функція «history», завдяки якій можна буде побудувати графік результатів навчання (Рис 2.15).

```
%%time
history = dnn_model.fit(
    train_features,
    train_labels,
    validation_split=0.2,
    verbose=0, epochs=40)
```

```
CPU times: user 3.73 s, sys: 238 ms, total: 3.97 s
Wall time: 5.73 s
```

Рисунок 2.14 – Навчання нейронної мережі

Далі будується графік, на якому чітко можна побачити залежність середньої абсолютної похибки від кількості пройдених епох (Рис. 2.15).

```
def plot_loss(history):
    plt.plot(history.history['loss'], label='loss')
    plt.plot(history.history['val_loss'], label='val_loss')
    plt.ylim([0, 10])
    plt.xlabel('Epoch')
    plt.ylabel('Error [MPG]')
    plt.legend()
    plt.grid(True)
```

```
plot_loss(history)
```

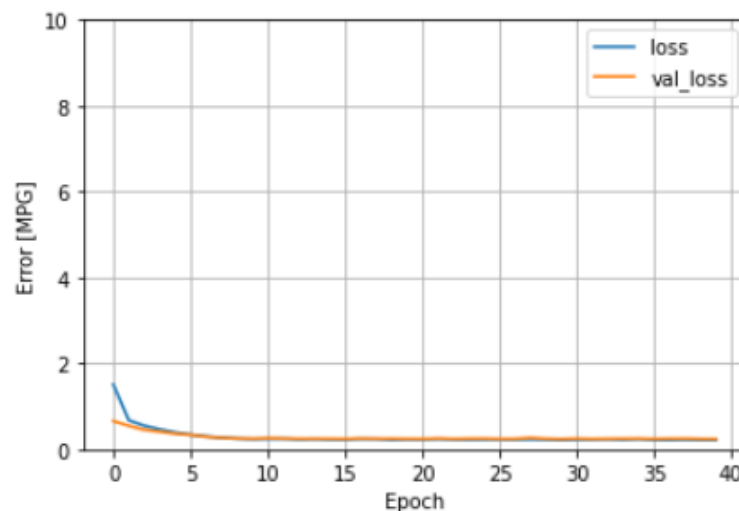


Рисунок 2.15 – Графік результатів навчання нейромережі

Результати зберігаються у «dnn_model», також відображається середня абсолютна похибка (Рис 2.16).

```
test_results = {}
```

```
test_results['dnn_model'] = dnn_model.evaluate(test_features, test_labels, verbose=0)
```

```
pd.DataFrame(test_results, index=['Mean absolute error [MPG]']).T
```

Mean absolute error [MPG]	
dnn_model	0.247434

Рисунок 2.16 – Збереження результатів та відображення похибки

Тепер необхідно провести тестування моделі та побудувати графік відношення реальних значень та передбачених нейромережею (Рис 2.17).

```
test_predictions = dnn_model.predict(test_features).flatten()

a = plt.axes(aspect='equal')
plt.scatter(test_labels, test_predictions)
plt.xlabel('True Values [MPG]')
plt.ylabel('Predictions [MPG]')
lims = [0, 5]
plt.xlim(lims)
plt.ylim(lims)
_ = plt.plot(lims, lims)
```

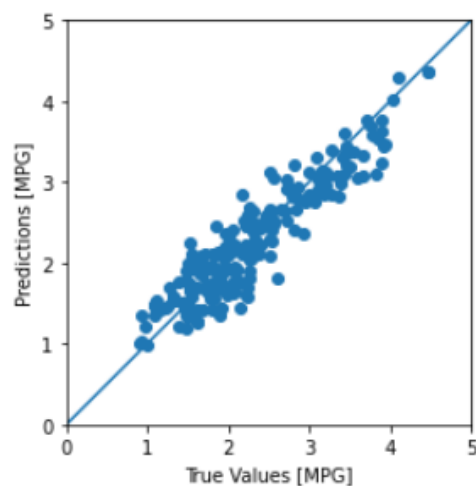


Рисунок 2.17 – Результати тестування

Базуючись на попередніх результат, можна побудувати графік розподілу похибки передбачення (Рис 2.18).

```
error = test_predictions - test_labels  
plt.hist(error, bins=25)  
plt.xlabel('Prediction Error [MPG]')  
_ = plt.ylabel('Count')
```

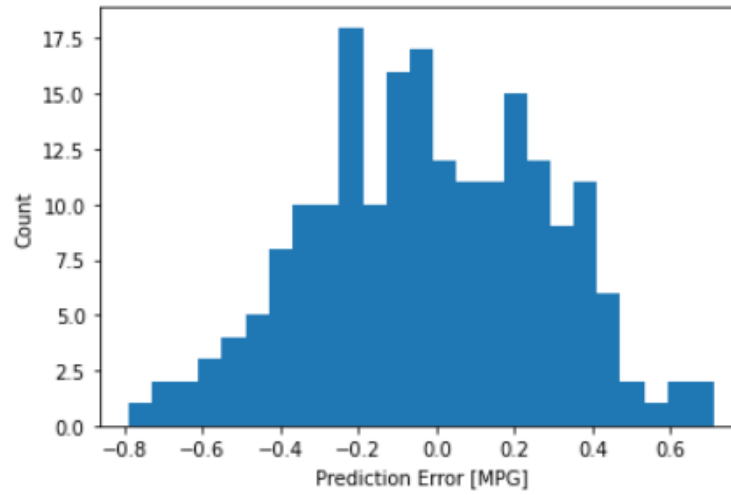


Рисунок 2.18 – Похибка передбачення

2.4 Висновки

1. Виконаний огляд принципів побудування та сучасних напрямків застосування ШНМ підтверджує перспективність їх використання в задачі прогнозування ходового опору відчепів на сортувальних коліях автоматизованих гірок. Використання апарату нейронечітких мереж також виглядає перспективним, але цей напрямок суттєво відрізняється за підходами та інструментами, отже він може стати предметом окремого дослідження.
2. Виконаний огляд та аналіз засобів створення ШНМ, зокрема сервісу Google Colab, спеціалізованих інструментальних програмних засобів «нейропакетів», а також популярних систем програмування, в яких створення нейромереж підтримується спеціалізованими бібліотеками. При наявності широкого спектру інструментів обґрунтовано використання Google Colab як найбільш зручного та надійного рішення, чий можливості є цілком достатніми для поставлених задач.
3. На базі Google Colab створений прототип ШНМ для прогнозування ходового опору відчепів на сортувальних гірках, який характеризується наступними параметрами[35]:
 - багат шарова
 - зі зворотніми зв'язками
 - з вчителем
 - прогноуюча
 - вирішується завдання регресії
 - 4 вхідних нейрони
 - 2 прихованих шари (128 та 64 нейрони)
 - функція активації: relu
 - 80% виборки використовується для навчання та 20% для тестування
 - кількість епох навчання: 40

РОЗДІЛ 3 ДОСЛІДЖЕННЯ ОЦІНЮВАННЯ ХОДОВОГО ОПОРУ ВІДЧЕПІВ НА СОРТУВАЛЬНИХ КОЛІЯХ З ВИКОРИСТАННЯМ ШНМ

3.1 Моделювання вимірювання ходових властивостей відчепів

3.1.1 Характеристика моделі

В межах цієї роботи завданнями моделі є створення виборок для навчання та тестування роботи ШНМ прогнозування ходового опору відчепів на сортувальних коліях за результатами попереднього вимірювання цього параметру перед парковою ГП.

Згідно попередньому аналізу, що наведений в п.1.3.1, зміни повного ходового опору відчепу W між ділянкою їх вимірювань до паркової ГП та при русі сортувальними коліями обумовлені наступними основними факторами:

- зміна аеродинамічної складової $W_{св}$ завдяки зміні швидкості руху відносно середовища. Вона суттєво залежить від ваги відчепу q та його парусності, швидкості руху відчепу при вимірюванні, а також від погодних умов (насамперед швидкості вітру V_v та куту обдуву);
- зміна характеру руху відчепу завдяки суттєво різним умовам. Зокрема, якщо на сортувальних коліях рух відчепу є по суті стаціонарним і визначається здебільшого основним ходовим опором W_0 , то в зоні вимірювання до паркової ГП виникають суттєві додаткові складові. Зокрема для зони між пучковою та парковою ГП це додатковий опір від кривих та стрілок - $W_{кр}$, $W_{ст}$, а на спускній частині гірки — додатковий опір W_t в зв'язку з коливаннями вагону, які призводять до втрат енергії на тертя в його вузлах. В обох випадках на ці складові суттєво впливає швидкість руху відчепу ділянкою вимірювання.

Отже, завдання прогнозування зміни повного ходового опору δW від ділянки вимірювання до паркової ГП до сортувальної колії включає саме прогнозування перелічених складових.

При цьому вимірювання на ділянці до паркової ГП і на сортувальних

коліях виконується із випадковими похибками відповідно ΔW_1 та ΔW_2 .

Виходячи з цих міркувань, модель для дослідження точності оцінювання ходового опору за результатами попередніх вимірювань перед парковою ГП має передбачати наступне (рис.3.1).

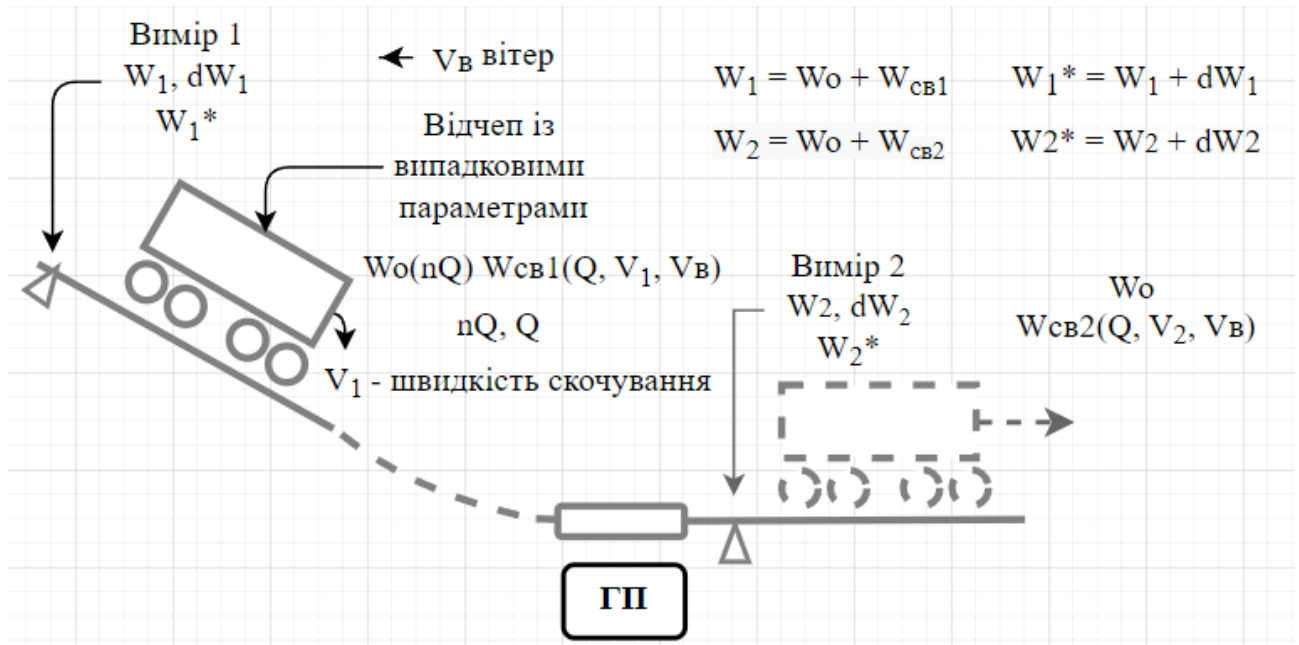


Рисунок 3.1 - Характеристика моделі оцінювання ходового опору відчепів

Відчепи, для яких виконується вимірювання, характеризуються набором параметрів, які зазвичай задаються випадковими числами із заданими розподілами імовірностей:

вага відчепу q , визначається його ваговою категорією згідно табл. 1.1. При цьому щільність розподілу ваги в діапазоні відповідної вагової категорії вважається рівномірним. В даній роботі розглядається тільки випадок найбільш поширених одновагонних відчепів. При необхідності модель може бути розширена для врахування відчепів різної довжини;

- основний опір руху відчепу W_0 визначається як випадкова величина із розподілом Гауса, чий параметри m_W та σ_W залежать від вагової категорії (табл.1.1). При цьому із урахуванням кількості вагонів у відчепі $\sigma_W(nv) = \sigma_W \sqrt{nv}$. Основний опір вважається незмінним в

ході руху;

- аеродинамічний опір задається за відповідними формулами в п.1.3.1. При цьому в цій роботі для спрощення розглядається лише випадок напрямку вітру, що співпадає із напрямку руху відчепів, а типи відчепів обмежуються найбільш поширеними нині напіввагонами. При необхідності модель може бути розширена для врахування вагонів різних видів та впливу вітру різних напрямків;
- додатковий опір руху відчепів на ділянці вимірювання в зоні між пучковою та парковою ГП, а також на спускній частині гірки моделюється як випадкова величина, чії параметри задаються безпосередньо, тобто без їх привязки до конкретного плану та профіля гірки. При цьому розрахунок відповідних середніх значень та стандартних відхилень може спиратись зокрема на відповідні формули в п.1.3.1.

Похибки вимірювання задаються як випадкові числа із гаусовим розподілом. Параметри таких похибок, зокрема значення $\sigma(\Delta W_1)$ та $\sigma(\Delta W_2)$ задаються при моделюванні безпосередньо. При цьому їх величини визначаються результатами попередніх досліджень із використанням деталізованої моделі вимірювання ходового опору за допомогою датчиків прослідування коліс.

3.1.2 Втілення моделі для створення навчальних та тестових виборок

Для створення виборок даних для навчання та тестування ШНС описана рані модель втілена зокрема у вигляді електронної таблиці Excel (рис. 3.2).

Скорость ветра	Основное сопротивление	Скорость "наверху"	Скорость на пути	Вес вагона	Аэродинам. сопр.		Полное сопр.		Погрешн. измер.		Результат измер.		Погрешн. прогноза	
					"наверху"	"внизу"	"наверху"	"внизу"	"наверху"	"внизу"	"наверху"	"внизу"	по измер.	по факту
Vв	Wо	V	Vп	Q	Wv1	Wv2	W1	W2	dW1	dW2	W1*	W2*	DW	DW*
0,20	2,00	5,00	2,50	28,00	0,66	0,18	2,66	2,18	0,30	0,10	2,96	2,28	0,78	0,68
0,10	2,50	5,50	2,20	40,00	0,54	0,09	3,04	2,59	-0,10	0,15	2,94	2,74	0,35	0,20
0,30	1,50	4,50	2,00	60,00	0,26	0,06	1,76	1,56	0,20	-0,05	1,96	1,51	0,40	0,45
0,00	2,30	5,70	2,20	28,00	0,80	0,12	3,10	2,42	-0,15	0,05	2,95	2,47	0,53	0,48
0,50	2,10	5,20	1,80	70,00	0,32	0,05	2,42	2,15	0,40	0,20	2,82	2,35	0,67	0,47
0,00	1,90	4,80	2,10	50,00	0,32	0,06	2,22	1,96	-0,20	-0,10	2,02	1,86	0,06	0,16
0,10	2,60	5,40	1,90	80,00	0,26	0,03	2,86	2,63	0,30	0,10	3,16	2,73	0,53	0,43
0,20	1,80	4,90	2,00	28,00	0,64	0,12	2,44	1,92	-0,10	-0,15	2,34	1,77	0,42	0,57
0,00	1,60	5,10	1,70	40,00	0,45	0,05	2,05	1,65	0,20	0,05	2,25	1,70	0,60	0,55
5,50	2,00	5,00	2,50	28,00	2,70	1,57	4,70	3,57	0,30	0,10	5,00	3,67	1,43	1,33
5,30	2,50	5,50	2,20	40,00	2,00	0,96	4,50	3,46	-0,10	0,15	4,40	3,61	0,94	0,79
5,20	1,50	4,50	2,00	60,00	1,08	0,59	2,58	2,09	0,20	-0,05	2,78	2,04	0,68	0,73
5,00	2,30	5,70	2,20	28,00	2,80	1,27	5,10	3,57	-0,15	0,05	4,95	3,62	1,38	1,33
5,10	2,10	5,20	1,80	70,00	1,04	0,47	3,14	2,57	0,40	0,20	3,54	2,77	0,97	0,77
5,00	1,90	4,80	2,10	50,00	1,32	0,69	3,22	2,59	-0,20	-0,10	3,02	2,49	0,43	0,53
5,80	2,60	5,40	1,90	80,00	1,08	0,51	3,68	3,11	0,30	0,10	3,98	3,21	0,87	0,77
5,40	1,80	4,90	2,00	28,00	2,60	1,34	4,40	3,14	-0,10	-0,15	4,30	2,99	1,16	1,31
5,10	1,60	5,10	1,70	40,00	1,78	0,79	3,38	2,39	0,20	0,05	3,58	2,44	1,19	1,14

Рисунок 3.2 - Вид электронної таблиці для моделі оцінювання ходового опору

Тут окремій реалізації моделювання відповідає рядок, який містить випадкові значення параметрів відчепів та похибок вимірювання, формули для розрахунків та підсумкові результати — оцінки точності визначення ходового опору на сортувальних коліях.

Значення окремих стовпчиків (зокрема вагової категорії, швидкості відчепу на ділянці вимірювання, швидкості вітру, а також результатів вимірювання ходового опору на ділянках до паркової ГП та на сортувальній колії) можуть бути використані для навчання нейронної мережі.

Додаткові рядки із оцінками статистичних характеристик параметрів відчепів та оцінювання ходового опору призначені для контролю в ході попередніх досліджень моделі.

Далі охарактеризуємо окремі стовпці таблиці:

- швидкість вітру: задається нормальним розподілом, виходячи із заданих параметрів, при цьому вважаємо що вітер завжди зустрічний, а попутний вітер задається з від'ємним знаком;
- основний опір: задається нормальним розподілом, виходячи із заданих параметрів, залежить від вагової категорії;

- швидкість «зверху»: задається нормальним розподілом, залежить від вагової категорії, чим нижче її значення, тим вище значення швидкості;
- швидкість на шляху: задається нормальним розподілом в діапазоні від 1.5 до 3.
- аеродинамічний опір «зверху»/«знизу»: задається відповідною математичною формулою, яка базується на значеннях швидкості вітру, ваги вагону та швидкості «зверху»/швидкості на шляху відповідно;
- повний опір «зверху»/«знизу»: є сумою значень основного опору та аеродинамічного опору «зверху»/«знизу» відповідно;
- похибка виміру «зверху»/«знизу»: задається рівномірним розподілом в діапазоні від -0,5 до 0,5 та від -0,15 до 0,15 відповідно;
- результат виміру «зверху»/«знизу»: є сумою значень повного опору «зверху»/«знизу» та похибки виміру «зверху»/«знизу» відповідно;
- похибка передбачення по виміру: є різницею повного опору «знизу» та результату виміру «зверху»;
- похибка передбачення по факту: є різницею між результатом виміру «зверху» та «знизу».

3.1.3 Попередні дослідження моделі

Використаємо цю модель для оцінювання впливу окремих факторів зміну ходового опору відчепів, що повинна прогнозуватись. Це необхідно для обґрунтування складу параметрів, які слід використовувати для навчання нейронної мережі. Узагальнені результати моделювання відображені в табл.3.1. Детальні результати наведені в Додатку А.

Для аналізу впливу вагової категорії виконані порівняльні експерименти для відчепів виключно легкою та виключно важкою категорій. Як можна бачити, вплив цього параметру є значним: зокрема для легких напіввагонів середнє зменшення DW повного опору від ділянки вимірювання до сортувальної колії є майже втричі вищим, ніж для важких. Такий вплив

обумовлений тим, що аеродинамічна складова ходового опору відчепу є зворотною пропорційною до його ваги. Додамо, що цей вплив має бути ще більш вираженим при зустрічному вітрі, бо аеродинамічний опір є пропорційним до квадрату швидкості відчепу відносно повітряного середовища. Отже вагову категорію відчепів необхідно обов'язково враховувати при навчанні нейронної мережі.

3.2 Дослідження та оптимізація параметрів ШНМ

3.2.1 Дослідження впливу параметрів на точність прогнозування

При побудові та компілюванні моделі нейромережі є параметр, що відповідає швидкості навчання на вибірці за певним алгоритмом (в нашому випадку це «Adam»), що використовує метод стохастичного градієнтного спуску, тобто параметр швидкості навчання є коефіцієнтом для цього методу. З чого можна зробити висновок, що даний параметр напряму впливає на навчання нейромережевої моделі, а тому і на точність прогнозування.

Іншим параметром, що також прямо впливає на точність прогнозування є кількість епох. Данна величина є одним з найважливіших параметрів, так як в залежності від нього можуть виникнути такі проблеми як перенавчання або недостатнє навчання, що характеризуються занадто великою/ малою кількістю епох відповідно.

Було вирішено почати з дослідження саме цих двох параметрів. На Рис. 3.3 – 3.9 наведені результати, які представлені у вигляді графіків відношення абсолютної похибки до кількості епох під час навчання нейронної моделі, а також середнє значення абсолютної похибки.

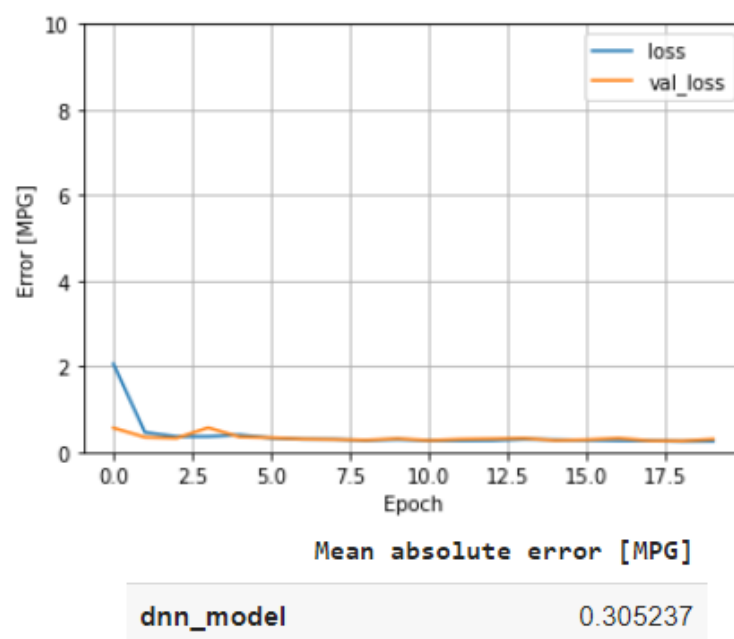


Рисунок 3.3 – Результати при 20 епохах і коефіцієнтом 0.1

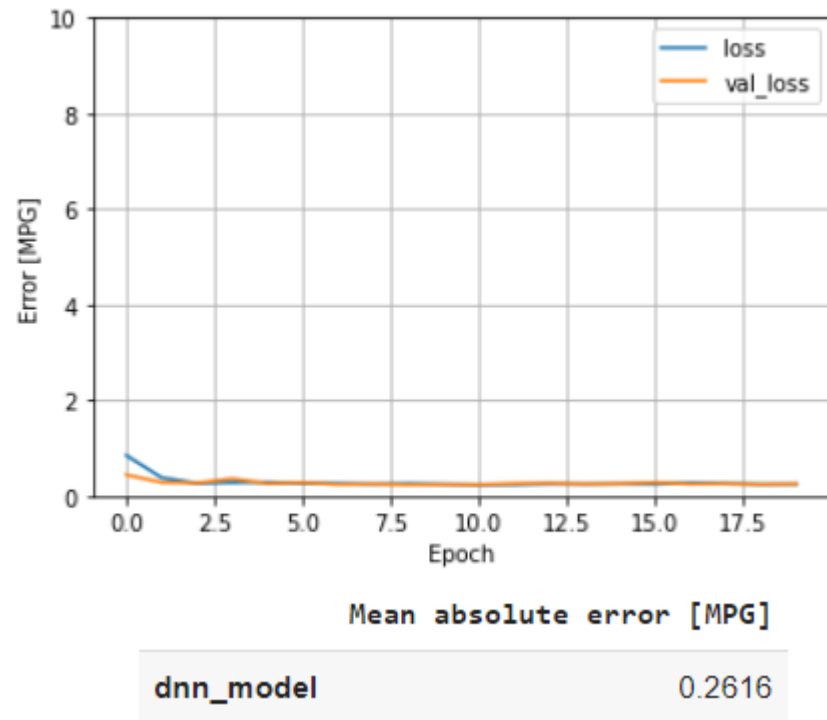


Рисунок 3.4 – Результати при 20 епохах і коефіцієнтом 0.01

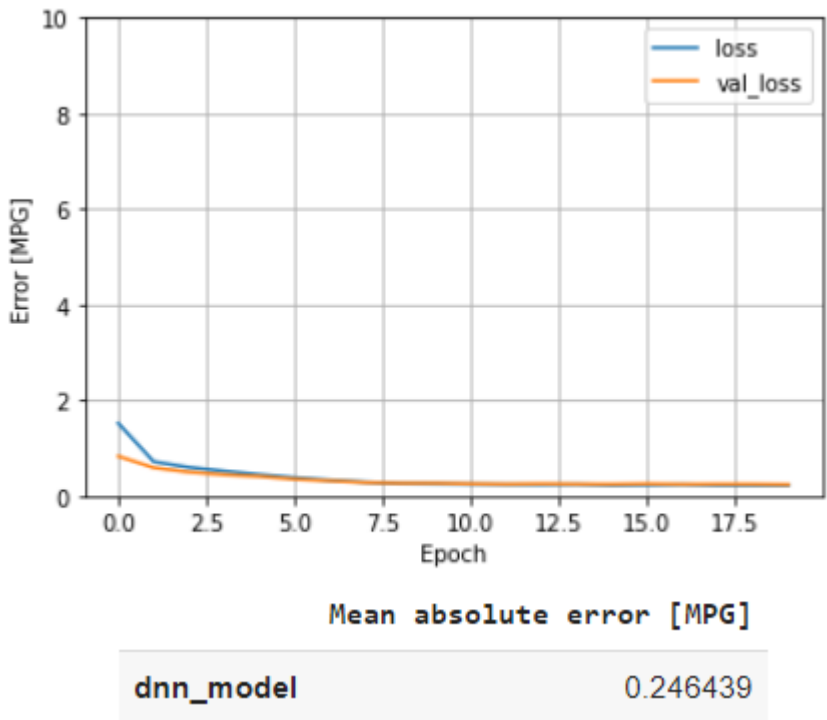


Рисунок 3.5 – Результати при 20 епохах і коефіцієнтом 0.001

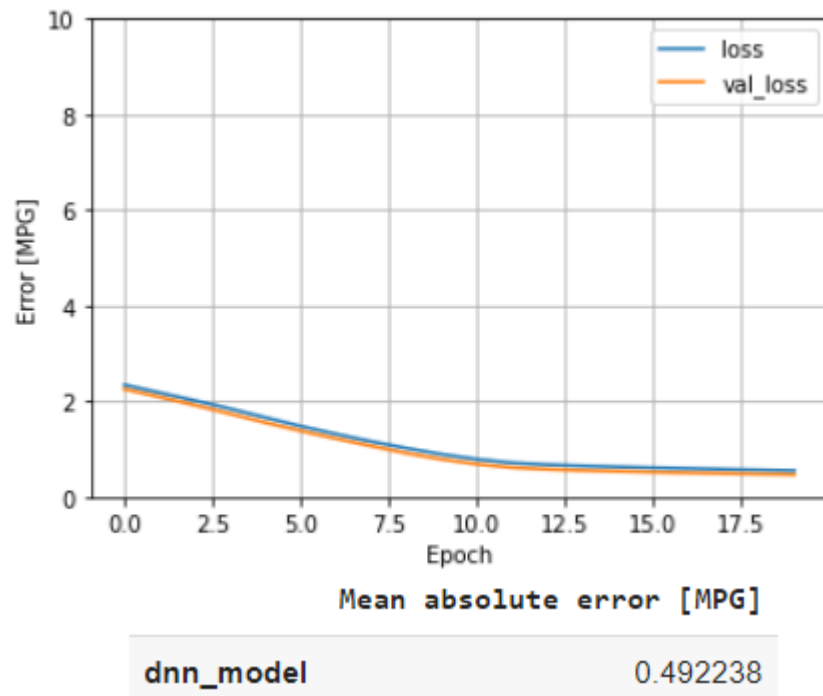


Рисунок 3.6 – Результати при 20 епохах і коефіцієнтом 0.0001

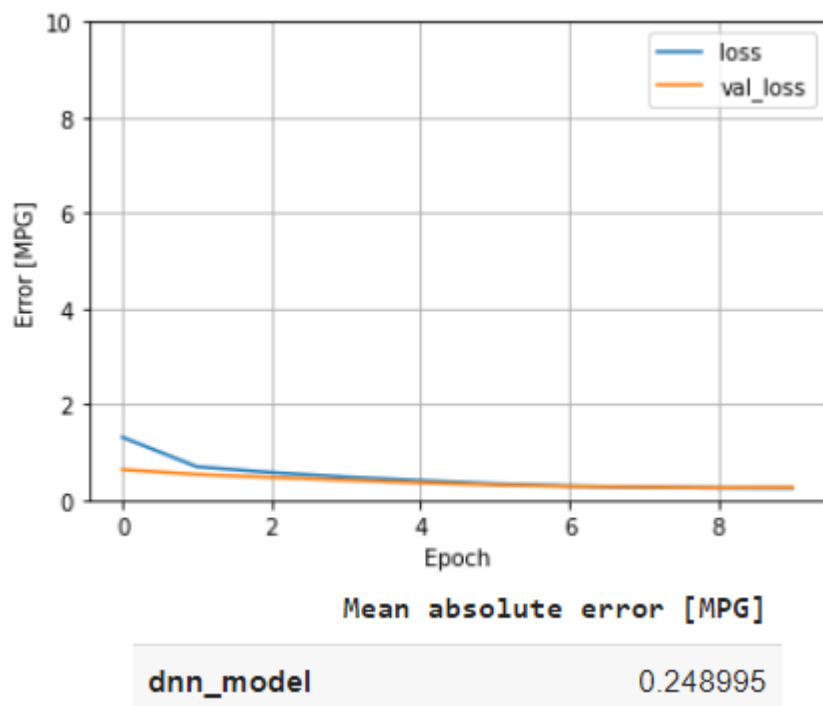


Рисунок 3.7 – Результати при 10 епохах і коефіцієнтом 0.001

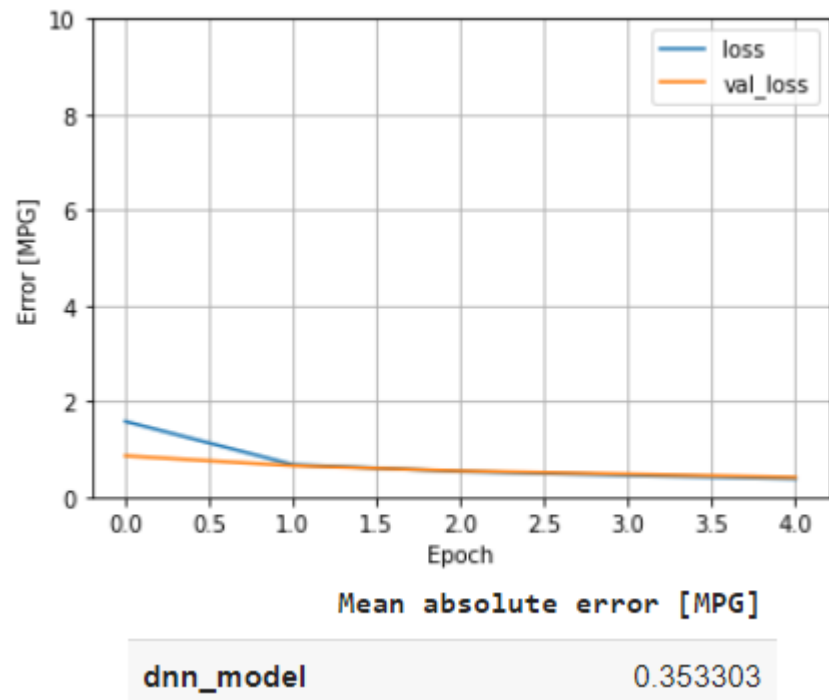


Рисунок 3.8 – Результати при 5 епохах і коефіцієнтом 0.001

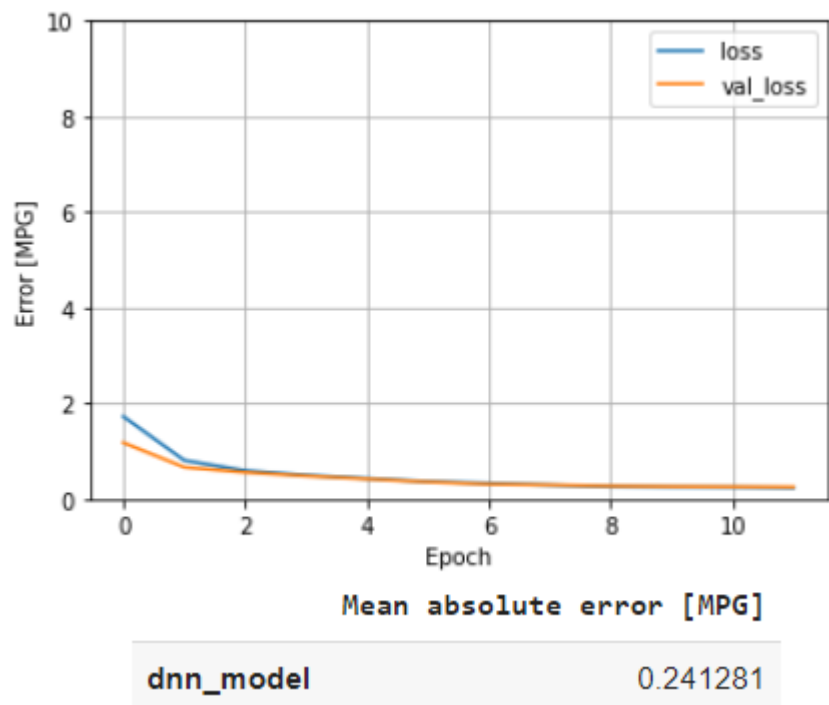


Рисунок 3.9 – Результати при 12 епохах і коефіцієнтом 0.001

Згідно з отриманими результатами було визначено, що оптимальними параметрами для нашої нейронної моделі є:

- кількість епох = 12

- коефіцієнт швидкості навчання = 0,001

Наступними параметрами для проведення досліджень було обрано кількість прихованих шарів та кількість нейронів в них. В залежності від складності задачі та її типу, (наприклад лінійна або нелінійна) малої кількості прихованих шарів може бути недостатньо для її вирішення, або при достатній кількості шарів недостатньою може бути і кількість нейронів в них. Саме тому було вирішено досліджувати ці параметри в парі.

Нижче наведені результати досліджень (Табл. 3.1), які представлені значеннями середньої абсолютної похибки, в залежності від обраних параметрів.

Таблиця 3.1 - Результати досліджень впливу кількості шарів і нейронів

Кількість шарів	Кількість нейронів на 1-му шарі	Кількість нейронів на 2-му шарі	Кількість нейронів на 3-му шарі	Середня абсолютна похибка
1	64	-	-	0,425
1	128	-	-	0,287
1	256	-	-	0,241
2	64	32	-	0,234
2	32	32	-	0,282
2	32	16	-	0,279
2	16	16	-	0,354
3	64	32	16	0,258
3	64	32	32	0,240
3	64	32	64	0,241

Відповідно до результатів, що наведені в таблиці, можна зробити висновок, що оптимальними значеннями є:

- кількість прихованих шарів: 2;
- кількість нейронів в 1-му шарі: 64;

- кількість нейронів в 2-му шарі: 32.

3.2.2 Рекомендації щодо використання ШНМ в системі автоматизації

Оскільки для навчання побудованої моделі ШНМ необхідна відносно велика вибірка (не менше 1000 значень), а для її формування в реальних умовах необхідно витратити від декількох днів до декількох неділей (в середньому, через парк розпуску проходить від кількох десятків вагонів, до сотні), рекомендується використання математичних методів розширення виборки, які ґрунтуються на правилах розподілу по зібраним даним. Таким чином, після збору приблизно сотні прикладів, можна створити вибірку в 1000 прикладів, на які вже провести навчання нейромережі.

Враховуючи те, що навчання та тестування моделі під час виконання дипломного проекту, були ґрунтовані на значеннях, отриманих завдяки нормальному розподілу та відповідним математичним формулам, а не на реальних даних, можна зробити висновок, що при реальних умовах значення будуть відрізнятися достатньо помітно. Тому, для урахування всіх можливих варіантів, рекомендується адаптувати нейронну мережу в залежності від реальних умов у парку розпуску. Також слід враховувати помітні зміни в параметрах, що будуть супроводжуватися змінами в кліматичних умовах при змінах пори року.

Так як після першого навчання моделі ШНМ вона продовжить навчатися вже під час її експлуатації, то рано чи пізно виникне проблема з нагромадженням виборки, а саме перенавчання. На фоні великої кількості «старих» значень, отримані нові будуть незначно впливати на функціонування нейронної моделі, що викликати погіршення прогнозування. Тому пропонується використання певних підходів для уникнення цієї проблеми, наприклад застосування ваги значень (нові значення мають велику вагу, що постійно зменшується при оновленні даних), таким чином вибірка завжди буде актуальною.

3.3 Висновки

1. За допомогою створеної імітаційної моделі виконане дослідження впливу параметрів відчепів та середовища на зміни ходового опору, що мають прогнозуватись ШНМ. Виділені найбільш важливі фактори, що мають враховуватись при навіганні ШНМ.

2. Виконане дослідження впливу параметрів ШНМ (зокрема таких як кількість шарів та нейронів, обсяг виборки, параметри режимів навчання) на точність прогнозування та швидкість навчання (потрібну кількість епох). Обґрунтований вибір фінальних параметрів ШНМ.

3. На підставі результатів виконаних досліджень обґрунтований висновок щодо можливості та доцільності застосування ШНМ для удосконалення оцінювання ходового опору відчепів на сортувальних коліях та сформульовані рекомендації щодо використання ШНМ в системах автоматизації управління парковим ГП.

РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Вимоги безпеки праці під час виконання робіт на залізничних коліях та на робочому місці

4.1.1 Загальні вимоги безпеки під час робіт на електрифікованих лініях залізниць

Згідно з НПАОП 60.1-1.48-00 було встановлено такі загальні вимоги [46]:

- Забороняється наближатися до неогороджених проводів чи частин КМ, що перебувають під напругою, на відстань менше 2 м, а також торкатися до електро-устаткування електрорухомого складу як безпосередньо, так і через будь-які предмети.
- За потреби наближення за умовами виконання робіт (ремонт колії, фарбування та огляд штучних споруд та рухомого складу, перевірка габариту наближення будівель, огляд дахів будинків тощо) до неогороджених частин КМ і ПЛ, що перебувають під напругою, на відстань менше 2 м, з КМ, ПЛ і підключеного до них обладнання має бути знята напруга і поставлене заземлення на весь термін виконання робіт.
- Відключені для виконання робіт ділянки КМ (за винятком робіт при суцільній заміні рейок) і ПЛ, розташованих на опорах КМ, мають бути заземлені на тягову рейку, у разі постійного струму – двома заземлювальними штангами, які мають розташовуватися в межах видимості, але не більше 300 м з обох боків від місця виконання робіт.
- Після встановлення заземлення відповідальний ЕЧК дає керівникові робіт письмовий дозвіл на роботу за формою, наведеною у додатку 1, про можливість приступити до роботи з відміткою номера наказу енергодиспетчера, а також часу початку та закінчення робіт. Копія дозволу залишається у відповідального.

4.1.2 Вимоги безпеки до робочих місць працівників з екранними пристроями

Основні шкідливі та небезпечні фактори, що можуть впливати на організм людини під час роботи з персональним комп'ютером (ПК), такі:

- підвищений рівень електромагнітних випромінювань;
- підвищений рівень іонізуючих випромінювань;
- підвищений рівень статичної електрики;
- підвищена напруженість електростатичного поля;
- підвищена чи знижена іонізація повітря;
- підвищена яскравість світла;
- пряма і відбита блискітливість;
- підвищене значення напруги в електромережі, замикання якої може статися крізь тіло людини;
- статичні перевантаження кістково-м'язового апарату та динамічні локальні перевантаження м'язів кистей рук;
- перенапруження зорового аналізатора;
- розумове перенапруження;
- емоційні перевантаження;
- монотонність праці.

У приміщеннях з комп'ютерами має бути забезпечений 3-кратний обмін повітря за годину. Адже під час розумової праці мозок людини споживає в 9-10 разів більше кисню, а ПК його забирає, виникає кисневе голодування.

Для забезпечення нормованого мікроклімату та рівня іонізації повітря на робочих місцях користувачів рекомендується застосовувати припливно-витяжну вентиляцію чи систему кондиціонування повітря, прилади зволоження та/або установки генерації негативних іонів (аероіонізатори).

При виконанні робіт на робочому місці програміста-розробника потрібно дотримуватись встановлених вимог безпеки праці, а саме – НПАОП 0.00-7.15-18 «Вимог щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час

роботи з екранними пристроями» [48].

На підставі НПАОП 0.00-7.15-18 [48] встановлено такі вимоги безпеки до робочих місць працівників з екранними пристроями:

1. Робочі місця повинні бути спроектовані так, щоб працівники мали простір для руху та зміни робочого положення.
2. Усе випромінювання має бути зведено до граничного допустимого рівня.
3. Організація робочого місця працівника з екранними пристроями має забезпечувати відповідність усіх психофізіологічних вимог, антропологічних та ергономічних вимог з урахуванням виконуваних робіт.
4. Освітлення робочого місця працівника з екранними пристроями має відповідати вимогам Державних санітарних правил і нормам роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин ДСанПІН 3.3.2.007-98 [49] та створювати відповідний контраст між екраном і навколишнім середовищем.
5. Мікроклімат виробничих приміщень з робочими місцями працівників з екранними пристроями має підтримуватись на постійному рівні та відповідати вимогам Санітарних норм мікроклімату виробничих приміщень ДСН 3.3.6.042-99 [50].
6. Робоча поверхня повинна мати достатній розмір для гнучкого розміщення екрана, клавіатури, документів і відповідного устаткування та мати поверхню з низькою відбивною здатністю.
7. Робоче крісло повинно бути стійким та дозволяти працівнику легко рухатись і займати зручне положення. Сидіння повинне мати регулювання по висоті та нахилу, також за потреби передбачити наявність підніжки.

Згідно з НПАОП 0.00-7.15-18 [48] встановлені такі мінімальні вимоги безпеки під час роботи з екранними пристроями:

- 1) Потрібно щодня проводити прибирання та очищення робочого місця та самого екранного пристрою.

2) Після завершення роботи екранні пристрої необхідно відключати від електричної мережі.

3) У разі виникнення аварійної ситуації необхідно негайно відключити усі екранні пристрої та усі електронні прилади від електричної мережі.

4) Не допускається:

- Виконання технічних робіт (ремонт, обслуговування, налагодження) з екранними пристроями під час роботи та на робочому місці працівника;
- Відключати захисні пристрої, самотужки проводити технічні роботи та зміни у конструкції екранних пристроїв;
- Працювати з несправними екранними пристроями та пристроями, які мають нестабільне зображення та сигналізують про несправність.

5) Під час виконання робіт у приміщеннях повинні дотримуватись оптимальні умови мікроклімату відповідно до вимог Санітарних норм мікроклімату виробничих приміщень ДСН 3.3.6.042-99 [50].

Мікроклімат виробничих приміщень - умови внутрішнього середовища цих приміщень, що впливають на тепловий обмін працюючих з оточенням шляхом конвекції, кондукції, теплового випромінювання та випаровування вологи. Ці умови визначаються поєднанням температури, відносної вологості та швидкості руху повітря, температури оточуючих людину поверхонь та інтенсивністю теплового (інфрачервоного) опромінення [50].

У ДСН 3.3.6.042-99 наведена таблиця оптимальних величин температури, відносної вологості та швидкості руху повітря в робочій зоні виробничих приміщень.

Таблиця 4.1 – Оптимальні величини

Період року	Категорія робіт	Температура повітря	Відносна вологість	Швидкість руху, м/сек.
Холодний період року	Легка Іа	22 - 24	60 - 40	0,1
	Легка Іб	21 - 23	60 - 40	0,1
	Середньої вологості Іа	19 - 21	60 - 40	0,2
	Середньої вологості Іб	17 - 19	60 - 40	0,2
	Важка ІІІ	16 - 18	60 - 40	0,3
Теплий період року	Легка Іа	23 - 25	60 - 40	0,1
	Легка Іб	22 - 24	60 - 40	0,2
	Середньої вологості Іа	21 - 23	60 - 40	0,3
	Середньої вологості Іб	20 - 22	60 - 40	0,3
	Важка ІІІ	18 - 20	60 - 40	0,4

Відповідно до ДСН 3.3.6.037-99, при розробці відомих нормативів допустимі рівні шуму для окремих видів трудової діяльності повинні встановлюватися з урахуванням важкості та напруженості праці згідно з таблицею 4.2.

Таблиця 4.2 – Важкість та напруженість праці

Класи, умови та характер праці	Допустима важкість	Шкідлива та небезпечна важкість праці		
		1 ступінь	2 ступінь	3 ступінь
	Рівень шуму, дБА			
Допустима напруженість	80	до 80	75	до 75
1 ступінь	70	до 70	65	до 65
2 ступінь	60	до 70	-	-
3 ступінь	50	до 50	-	-

Державні санітарні норми і правила при роботі з джерелами електромагнітних полів (далі - санітарні норми і правила) встановлюють вимоги до умов праці працівників, що займаються виготовленням, експлуатацією, обслуговуванням та ремонтом обладнання, при роботі якого виникають постійні магнітні поля (далі - ЕМП) та електромагнітні випромінювання (далі - ЕМВ) у діапазоні частот від 50,0 Гц до 300,0 ГГц [55].

Відповідно до ДСНіП 3.3.6.096-2002 гранично допустимі рівні випромінювання наведені в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – ГДР випромінювання

Параметри та одиниці вимірювання	Граничні значення в діапазонах частот				
	1-10 кГц	10-60 кГц	0,06-3 МГц	3-30 МГц	30-300 МГц
Е, В/м	1000	700	500	300	80
ЕН, (В/м) ² год	120000	40000	20000	7000	800
Н, А/м	75	57	50	-	3,0*
ЕН, (А/м) ² год	675	390	200	-	0,72*

Кількість світлової енергії, яку отримує певна територія, залежить від географічної широти, тому за санітарними нормами виділено 5 світлових

поясів і норми КПО встановлені для 3-го світлового поясу [56], що наведено в таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Значення КПО для 3-го світлового поясу

Характер роботи	Найменший розмір об'єкта, який розглядають, мм	Розряд зорової роботи	Значення КПО(%) при природному освітленні	
			верхнє і комбіноване	бокове
Високої точності	від 0,3 до 0,5	3	5	2
Середньої точності	від 0,5 до 1	4	4	1,5
Малої точності	від 1 до 5	5	3	1
Грубої точності	понад 5	6	1,8	0,5

4.2 Дії персоналу в надзвичайних ситуаціях

4.2.1 Правила пожежної безпеки на залізничному транспорті

Керівник підприємства повинен визначити обов'язки посадових осіб щодо забезпечення пожежної безпеки, призначити відповідальних за пожежну безпеку окремих будівель, споруд, приміщень, діляниць, рухомого складу, технологічного та інженерного устаткування, а також за стан і експлуатацію технічних систем протипожежного захисту.

Обов'язки щодо забезпечення пожежної безпеки, утримання і експлуатації засобів протипожежного захисту повинні бути відображені у відповідних посадових документах (функціональних обов'язках, інструкціях, положеннях тощо).

На кожному підприємстві з урахуванням його пожежної небезпеки наказом (інструкцією) повинен бути встановлений відповідний протипожежний режим, а саме мають бути визначені[51]:

- місце застосування відкритого вогню, використання побутових нагрівальних приладів;
- порядок проведення тимчасових пожежонебезпечних робіт (також і зварювальних);
- правила проїзду і стоянки транспортних засобів;
- місце зберігання та кількість сировини, напівфабрикатів і готової продукції, що можуть одночасно знаходитися у приміщеннях та на території;
- порядок прибирання пилу та відходів виробництва, зберігання промасленого спецодягу і ганчір'я, очищення повітроводів вентиляційних систем від горючих відкладень;
- порядок відключення електрообладнання;
- порядок огляду й зачинення приміщень після закінчення роботи;

- порядок проходження посадовими особами навчання і перевірки знань з питань пожежної безпеки, а також проведення з працівниками протипожежних інструктажів та занять з пожежно-технічного мінімуму з призначенням осіб, відповідальних за їх проведення;
- порядок організації експлуатації та обслуговування наявних засобів протипожежного захисту (протипожежного водопостачання, насосних станцій, установок пожежогасіння, сигналізації, димовидалення, вогнегасників тощо);
- порядок проведення планово-попереджувальних ремонтів, оглядів електроустановок, вентиляційного, технологічного та іншого інженерного обладнання;
- дії працівників у разі виникнення пожежі;
- порядок збирання членів ДПД і відповідальних посадових осіб у разі виникнення пожежі, виклику вночі, у святкові та вихідні дні.

Працівники підприємства повинні бути ознайомлені з цими вимогами на інструктажах, під час проходження пожежно-технічного мінімуму. Витяги з правил (наказів, інструкцій) з основними вимогами і положеннями необхідно вивішувати на видних місцях.

Працівники підприємств залізничного транспорту зобов'язані:

- чітко знати і виконувати встановлені правила пожежної безпеки, не допускати дій, що можуть призвести до пожежі;
- суворо виконувати вимоги технологічних регламентів (інструкцій) щодо забезпечення пожежної безпеки в технологічних процесах і при експлуатації рухомого складу;
- не допускати використання несправних інструментів, приладів, устаткування, дотримуватися правил безпеки під час їх

експлуатації, а також виконувати вказівки керівників та осіб, відповідальних за пожежну безпеку;

- проводити прибирання робочих місць та відключати електрообладнання після закінчення роботи;
- вміти застосовувати наявні засоби пожежогасіння;
- у разі виникнення пожежі або виявлення її ознак негайно повідомити пожежну охорону, а в рухомому складі під час руху - начальника (механіка, бригадира) поїзда або машиніста локомотива та вжити заходів щодо ліквідації пожежі й евакуації пасажирів, діючи у відповідності з вимогами розділу 8 цих Правил, а також чинних інструкцій щодо забезпечення пожежної безпеки в рухомому складі.

Не допускається [51]:

- влаштовувати на шляхах евакуації пороги, виступи, турнікети, розсувні і підйомні двері, двері, що повертаються, та інші пристрої, які перешкоджають вільній евакуації людей;
- забивати, заварювати, замикати на навісні замки, болтові з'єднання та інші засуви, що важко відчиняються зсередини, зовнішні евакуаційні виходи;
- розташовувати у тамбурах виходів гардероби, вішалки для одягу, сушарні, пристосовувати їх для торгівлі, а також зберігання будь-якого інвентаря та матеріалів;
- влаштовувати на сходових клітках приміщення будь-якого призначення, у т.ч. кіоски, ларки, а також виходи з вантажних ліфтів (підйомників), прокладати промислові газопроводи, трубопроводи з ЛЗР та ГР, повітроводи;
- розташовувати в ліфтових холах комори, кіоски, ларки і т.ін.;
- робити засклення або закладати жалюзі й отвори повітряних

зон у незадимлюваних сходових клітках.

4.2.2 Електробезпека

Електробезпека – це система організаційних та технічних заходів і засобів, що забезпечують захист людей (живої природи) від шкідливого та небезпечного впливу електричного струму, електричної дуги, електромагнітного поля і статичної електрики [57].

Електротравма - це травма, яка спричинена дією електричного струму чи електричної дуги. За наслідками електротравми умовно поділяють на два види: місцеві електротравми, коли виникає локальне ушкодження організму, та загальні електротравми (електричні удари), коли уражається весь організм унаслідок порушення нормальної діяльності життєво важливих органів і систем. Приблизний розподіл електротравм за їх видами має такий вигляд: місцеві електротравми - 20 %; електричні удари - 25 %; змішані травми (сукупність місцевих електротравм та електричних ударів) - 55 % [57].

Характерними місцевими електричними травмами є електричні опіки, електричні знаки, металізація шкіри, механічні ушкодження та електрофтальмія

Основними причинами електротравматизму на виробництві є [57]:

- випадкове доторкання до неізольованих струмопровідних частин електроустаткування;
- використання несправних ручних електроінструментів;
- застосування нестандартних або несправних переносних світильників напругою 220 чи 127 В;
- робота без надійних захисних засобів та запобіжних пристосувань;
- доторкання до незаземлених корпусів електроустановок, що опинилися під напругою внаслідок пошкодження чи пробією ізоляції;
- недотримання правил будови, улаштування, безпечної експлуатації електроустановок та правил експлуатації електрозахисних засобів тощо

Згідно Порядку надання домедичної допомоги постраждалим при ураженні електричним струмом та блискавкою зареєстрованого в Міністерстві юстиції України 7 липня 2014 р. за № 775/25552 [54] послідовність дій надання домедичної допомоги постраждалим при ураженні струмом чи блискавкою:

- 1) Переконатися у відсутності небезпеки;
- 2) Якщо постраждалий перебуває під дією електричного струму, за можливістю вимкнути джерело струму, відкинути електричний провід або відштовхнути постраждалого за допомогою любого підручного діелектрика;
- 3) Оглянути постраждалого та з'ясувати чи знаходиться він у свідомості та має змогу дихати;
- 4) Викликати медичну допомогу;
- 5) Якщо постраждалий не дихає почати надавати першу медичну допомогу, а саме серцево-легеневу реанімацію;
- 6) Якщо постраждалий дихає, проте без свідомості, то потрібно обережно привести його до стабільного положення;
- 7) Накласти стерильні пов'язки на місця опіків;
- 8) Забезпечити постійний нагляд за постраждалим до приїзду швидкої допомоги;

В разі нещасних випадків з людьми зняття напруги для звільнення потерпілого від дії електричного струму має бути виконано негайно, без попереднього дозволу [56].

ВИСНОВКИ

В дипломній роботі виконувалось дослідження та розробка засобів ШІ, зокрема ШНМ для удосконалення систем управління парковою ГП на автоматизованих сортувальних гірках, зокрема прогнозування ходового опору відчепів на сортувальних коліях.

1) Виконаний огляд існуючих систем автоматизації управління парковою ГП та пропозицій щодо використання тут засобів ШІ:

- Показано, що важливим елементом автоматизованого управління парковими ГП є оцінювання ходового опору відчепів на сортувальних гірках, зокрема із використанням його попереднього вимірювання.
- Недоліком існуючих пропозицій щодо застосування засобів ШІ для управління ГП є відсутність врахування фактичних результатів управління. Такий недолік принципово може бути усунений за рахунок автоматизації контролю швидкості та уповільнення відчепів на сортувальних коліях, зокрема за допомогою датчиків прослідування коліс.
- Запропоноване рішення щодо удосконалення оцінювання ходового опору відчепів з використанням ШНМ. Для попереднього дослідження ефективності такого рішення запропоноване навчання ШНМ із застосуванням імітаційної моделі вимірювання ходового опору, яка має створювати відповідні навчальні та контрольні виборки.

2) Виконана розробка та імітаційної моделі вимірювання ходового опору відчепів та прототипу ШНМ для прогнозування ходового опору на сортувальних коліях:

- Розроблена імітаційна модель із створення виборок для навчання ШНМ, яка відображує випадкові похибки вимірювання ходового опору на контрольних ділянках до та після ГП, а також зміну ходового опору між цими ділянками. Модель втілена у вигляді електронної таблиці, що використовує генератори випадкових чисел.

- Розроблений прототип ШНМ для оцінювання ходового опору відчепів на сортувальних коліях за результатами їх вимірювання до паркової ГП. Це ШНМ прогнозуючого типу із двома скритими шарамми нейронів та навчанням «із учителем». Вона втілена засобами Google Colab.

3) Виконане дослідження використання ШНМ для прогнозування ходового опору відчепів на сортувальних коліях:

- За допомогою створеної імітаційної моделі виконане дослідження впливу параметрів відчепів та середовища на зміни ходового опору, що мають прогнозуватись ШНМ. Виділені найбільш важливі фактори, що мають враховуватись при навшанні ШНМ.
- Виконане дослідження впливу параметрів ШНМ (зокрема таких як кількість шарів та нейронів, обсяг виборки, параметри режимів навчання) на точність прогнозування та швидкість навчання (потрібну кількість епох). Обгрунтований вибір фінальних параметрів ШНМ.
- На підставі результатів виконаних досліджень обгрунтований висновок щодо можливості та доцільності застосування ШНМ для удосконалення оцінювання ходового опору відчепів на сортувальних коліях та сформульовані рекомендації щодо використання ШНМ в системах автоматизації управління парковим ГП.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Стюарт Рассел, Питер Норвиг. Искусственный интеллект: современный подход (АИМА-2). 2-е издание. Издательский дом "Вильямс". - 2015, 1408 с.
2. Клаус Шваб, Николас Дэвис. Технологии Четвертой промышленной революции. Эксмо. - 2018.
3. Берестов І. В., Шаповал Г. В., Куценко М. Ю. та ін. Залізничні станції та вузли. Навчальний посібник для студентів вищих навчальних закладів з грифом Міністерства освіти та науки України (лист №1/11 – 5781 від 26.04.2012 р.) Харків: Видавничий Дім «Райдер», 2012, 462 с.
4. Ш а б е л ь н и к о в А . Н . Интеллектуальные системы управления на железнодорожном транспорте: Монография//Ростов н/Д: В Н И И А С М П С Р Ф , Р Г У П С , Ю Р Н Ц Р А Н , 2004. - 214 с.
5. И в а н ч е н к о В . Н . , Ш а б е л ь н и к о в А . Н . Методологические основы исследования и построения интегрированной информационно-управляющей системы сортировочной станции // Изв. Вузов. Сев.-Кавк. регион. Техн. науки, 2004. No 2. С. 7—10.
6. Обухов А.Д. Инновации в области оперативного управления работой сортировочной станции / А Д. Обухов // Бюллетень транспортной информации. - 2016. - No 9. - О. 3-7.
7. О б у х о в А.Д. Нейросетевое управление сортировочными станциями / А.Д. Обухов. // Мир транспорта. - 2 0 1 6 . - Том 14, No 1 . - О . 138-147.
8. Пучков Е.В. Разработка среды моделирования искусственных нейронных сетей. Решение задачи прогнозирования временного ряда // Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения, 2009. - No2, С. 23-28.
9. Пучков Е.В. Применение нейроэмулятора «NeuroNADS» для определе-

ния ступени и времени торможения при управлении горочными замедлителями. И Инженерный вестник Дона, 2010. — №4, Режим доступа: <http://ivdon.ru> (дата обращения 19.05.2011).

10. Шабельников А.Н. Технические средства механизации и автоматизации роспуска составов на сортировочных горках [Текст] / А. Н. Шабельников, В. А. Кобзев // Автоматика, связь, информатика. - 2016. - № 6. - С. 17-19.

11. Шабельников А.Н. Зарубежные системы автоматизации сортировочных горок [Текст] / А. Н. Шабельников, В. Н. Иванченко // Автоматика, связь, информатика. - 2014. - № 3. - С. 45-48.

12. Шабельников А.Н. Технические средства механизации и автоматизации роспуска составов на сортировочных горках [Текст] / А. Н. Шабельников, В. А. Кобзев // Автоматика, связь, информатика. - 2016. - № 6. - С. 17-19.

13. Бобровский В.И. Оптимизация режимов торможения отцепов на сортировочной горке / В.И.Бобровский, Д.Н.Козаченко, Н.П.Божко, Н.В.Рогов, Н.И. Березовой, А.В. Кудрявцев // ДИИТ, Днепропетровск, 2010, 260 с

14. Правила и нормы проектирования сортировочных станций. М., Техинформ, 2003, 169 с.

15. Шабельников А.Н. Развитие КСАУ СП [Текст] / А. Н. Шабельников, В. Р. Одикадзе, Е. А. Пушкарев // Автоматика, связь, информатика. - 2018. - № 7. - С. 10-14.

16. Шабельников А.Н. Теория разработки и техническая реализация многофункциональной системы автоматизации процессов расформирования поездов [Электронный ресурс] : монография / А. Н. Шабельников, В. Н. Иванченко, 2012. - 209 с.

17. Муха Ю.А., Бобровский В.И. Исследование точности прицельного регулирования на сортировочных горках, оборудованных системами АРС. //

Вопросы механизации и автоматизации сортировочного процесса на станциях: Труды ДИИТа, вып. 168/9. Днепропетровск, 1975. –с. 55-64

18. Муха Ю.А. Автоматизация и механизация переработки вагонов на станциях. / Ю.А.Муха, И.В.Харланович, В.П.Шейкин и др. - М.: Транспорт, 1986, с.248

19. Муха Ю.А., Бобровский В.И. Исследование точности прицельного регулирования на сортировочных горках, оборудованных системами АРС. // Вопросы механизации и автоматизации сортировочного процесса на станциях:Труды ДИИТа, вып. 168/9. Днепропетровск, 1975. –с. 55-64

20. Корниенко, К. И. Исследование влияния изменения профиля путисортировочного парка на качество его заполнения при расформировании составов / К. И. Корниенко // Вестник УрГУПС. – 2018. – № 3 (39). – С. 33–42.

21. Шабельников А.Н. Комплексная система автоматизированного управления сортировочным процессом: задачи, функции, основные показатели [Текст] / А. Н. Шабельников // Железнодорожный транспорт. - 2015. - № 10. - С. 34-37.

22. Англомова стаття Шабельникова і Ко

23. Устенко А.Б. Оценка надежности и эффективности систем прицельного регулирования скорости движения вагонов на сортировочных горках / А.Б.Устенко, В.М.Рудановский, Н.М.Фонарев // Повышение надежности технических средств на станциях. Сб. Научн. тр. ВНИИЖТа. - М. Транспорт, 1984, с.21-35.

24. Козаченко Д.М. Исследование прицельного регулирования скорости скатывания отцепов в условиях неопределенности информации об их ходовых свойствах / Козаченко Д.М., Коробьева Р.Г., Таранец О.И. //Восточно-европейский журнал передовых технологий – 2009.- №6/3(42), С. 45-50.

25. Шабельников А.Н. Интеллектуальная модель управления процессами скатывания отцепов на основе нечеткой динамической системы.

Труды международной научно-технической конференции «IEEE AIS'02 CAD-2002», Москва, Физматлит, 2002.

26. Ковалев С.М. Нечетко-продукционная модель оценки ходовых свойств отцепов на основе перцептивного анализа временных рядов / С.М. Ковалев, А.М. Лященко // Сб. науч. трудов. «Актуальные вопросы современной науки». Вып. 30. Ч. 2. - Новосибирск: Изд. ЦРНС, 2013. - С. 17-26.

27. Жуковицкий И.В. Методы идентификация ходового сопротивления отцепов на участках с переменным уклоном // Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті. - 1999. - № 3.

28. Жуковицкий И.В. О повышении точности определения сопротивления движению отцепов в условиях АСУ РСГ. / И.В.Жуковицкий, А.Б.Устенко // Межвуз. сб. Науч. тр. - Днепропетровск: ДИИТ, 1983, с.41-46.

29. Фонарев, Н. М. Автоматизация процесса расформирования составов на сортировочных горках [Текст] / Н. М. Фонарев. – М.: Транспорт, 1971. – 272 с.

30. Павловский А.И. О погрешностях оценки ходовых свойств отцепов на измерительном участке. // Механизация и автоматизация сортировочного процесса на станциях. Сб. научн. тр. ДИИТа - Вып. 216/14. - Днепропетровск. – 1981

31. Фельбаум А.А. Основы теории оптимальных автоматических систем. - М. Наука, 1966, 624 с.

32. ЖУКОВИЦКИЙ И.В. ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МЕТОДА СТАТИСТИЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПАРАМЕТРА ОБЪЕКТА УПРАВЛЕНИЯ / И.В. ЖУКОВИЦКИЙ, А.Б.УСТЕНКО //Транспортні системи та технології перевезень. Збірник наукових праць Дніпровського національного університету залізничного транспорту імені академіка В.Лазаряна. Вип. 19, 2020. С.55-59.

33. Позин Н.В. Моделирование нейронных структур. - М.: Наука, 1970.
34. Новотарський М.А. Штучні нейронні мережі / М.А.Новотарський, Б.Б. Нестеренко // Інститут математики НАН України, Київ, 2004
35. Андрей Павленко <https://otus.ru/nest/post/1263/>
36. Леоненков А. В. Нечеткое моделирование в среде Matlab и fuzzyTECH. — СПб.: БХВ-Петербург, 2005. — 736 с.: ил.
37. Електронний ресурс: <https://blog.skillfactory.ru/chto-takoe-google-colaboratory-i-komu-on-nuzhen/>
38. Електронний ресурс: <http://www.easynn.com/>
39. Електронний ресурс: <http://www.logicaldesigns.com/ThinksPro.htm>
40. Електронний ресурс: <http://www.ra.cs.uni-tuebingen.de/SNNS/>
41. Електронний ресурс: http://en.wikipedia.org/wiki/Neural_network_software
42. Електронний ресурс: <http://www.dicis.ugto.mx/profesores/sledesma/documentos/index.htm>
43. Електронний ресурс: <http://www.neuron.yale.edu/neuron/>
44. Електронний ресурс: <https://exponenta.ru/matlab>
45. Електронний ресурс: <https://exponenta.ru/neural-network-toolbox>
46. НПАОП 60.1-1.48-00 Правила безпеки для працівників залізничного транспорту на електрифікованих лініях.
47. Електронний ресурс: <https://bazanpa.ru/oao-rzhd-rasporiazhenie-n2724r-ot27122016-h2930659/instruktsiia/2/>
48. НПАОП 0.00-7.15-18 «Про затвердження Вимог щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями»
49. ДСанПІН 3.3.2.007-98 «Гігієнічні вимоги до організації роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин»
50. ДСН 3.3.6.042-99 «Державні санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень»

51. НАПБ. В. 01.010-97/510 Правила пожежної безпеки на залізничному транспорті
52. Електронний ресурс: <https://ukrbukva.net/106721-Elektrobezopasnost-na-zheleznodorozhnoiy-stancii.html>
53. Наказ Міністерства охорони здоров'я України № 398 від 16.06.2014 про «Порядок надання до медичної допомоги постраждалим при ураженні електричним струмом та блискавкою»
54. ДСН 3.3.6.037-99 «Санітарні норми виробничого шуму, ультразвуку та інфразвуку»
55. ДСНіП 3.3.6.096-2002 «Про затвердження Державних санітарних норм та правил при роботі з джерелами електромагнітних полів »
56. Електронний ресурс: https://www.lnu.edu.ua/life-safety/wp-content/uploads/2017/06/BZhD_Part_5.pdf
57. НПАОП 40.1–1.21–98 «Правила безпечної експлуатації електроустановокспоживачів»

ДОДАТОК В

Додаток В – Опубліковані тези

ДО ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ УПРАВЛІННЯ ШВИДКІСТЮ СКОЧУВАННЯ ВІДЧЕПІВ НА СОРТУВАЛЬНИХ ГІРКАХ

Автор Продан І.І. - магістрант групи КС-2021

Науковий керівник Устенко А.Б. - к.т.н., доцент, доцент кафедри ЕОМ

*Дніпровський національний університет залізничного транспорту імені
академіка В. Лазаряна*

Аналіз використання засобів штучного інтелекту на сортувальних станціях свідчить, що нині активно досліджуються можливості їх застосування в управлінні технологічними процесами. Одним із важливих напрямків тут є застосування технологій штучних нейронних мереж (ШНМ) в системах автоматичного регулювання швидкості (АРШ) скочування вагонів із гірки. Зокрема ШНМ здатні забезпечувати адаптацію до фактичних умов скочування, які можуть суттєво відрізнятися від нормативних, а також поступово змінюватись із часом. При цьому важливою особливістю управління в системах АРШ є наявність випадкових факторів, які суттєво впливають на його результати.

Умовою ефективного використання ШНМ для адаптивного управління є контроль його результатів. Аналіз систем АРШ свідчить, що нині можливості такого контролю досить обмежені. Так, зазвичай не передбачається оцінювання динаміки скочування відцепів сортувальними коліями. Це принципово обмежує використання адаптивного управління парковими ГП, яке має забезпечити зокрема збереження вагонів та вантажів. Усунути таке обмеження можливо застосуванням способу контролю руху відцепів в сортувальних парках за допомогою датчиків прослідкування коліс [1].

Розгляд напрямків удосконалення управління парковою ГП із використанням ШНМ показав, що повне рішення такої задачі виглядає досить складним. При цьому важливим і досить самостійним елементом тут є прогнозування ходового опору відцепів (ХОВ) на сортувальних коліях. Аналіз відповідних досліджень підтверджує, що точність визначення ХОВ є одним із найбільш значущих чинників якості управління парковою ГП, а проблема забезпечення точності ХОВ лишається актуальною. Отже вирішено зосередитись саме на вивченні використання ШНМ для удосконалення оцінювання ходових властивостей відцепів на сортувальних коліях.

Аналіз характеристик ХОВ, як випадкових величин, доводить, що вони значно змінюються на різних ділянках скочування зокрема в залежності від вагових категорій вагонів, швидкості руху і параметрів вітру, наявності кривих та стрілок. Отже параметри ХОВ на сортувальних коліях можуть суттєво відрізнятися від тих, які є доступними для вимірювань на різних контрольних ділянках до паркових ГП. За цих умов завданням ШНМ є адекватне прогнозування ХОВ на сортувальних коліях, спираючись на результати їх вимірювання на ділянках до паркової ГП і безпосередньо на сортувальних коліях.

Практичній розробці рішення із застосування ШНМ має передувати дослідження, яке дозволить зокрема: обрати найбільш адекватний тип ШНМ; визначити вимоги до об'єму навчальної виборки і технології навчання на об'єкті; оцінити очікувану точність прогнозування ХОВ. При цьому інструментом дослідження буде імітаційна статистична модель, яка має забезпечити підготовку навчальних та контрольних виборок значень ХОВ на контрольних ділянках, а також дослідження точності прогнозування.

Відповідно до наведеного аналізу в магістерській дипломній роботі автора планується виконати дослідження використання ШНМ для удосконалення прогнозування ходового опору відцепів на сортувальних коліях із застосуванням імітаційного моделювання ХОВ. Таке удосконалення має зокрема стати чинником додаткового збереження вагонів та вантажів в системах АРШ відцепів при їх зіткненнях на сортувальних коліях.

Використання нейронної мережі для підвищення точності ідентифікації ходового опору відчепів на автоматизованих гірках сортувальних станцій

Жуковицький І. В., Устенко А. Б., Дзюба В. В., Продан І.І.,
Український державний університет науки і технологій, Україна

Точність ідентифікації ходового опору відчепів є важливою передумовою якості управління парковою гальмівною позицією, а отже й збереження вантажів та рухомого складу при зіткненнях на сортувальних коліях. Попередні дослідження показали, що для якісної (достатньо точної) ідентифікації ходового опору відчепів недостатньо вимірювання цього параметру на контрольних ділянках по маршруту скочування оскільки обмежена точність вимірювань та подальші зміни ходового опору, що залежать від багатьох факторів. Необхідно, перш за все, виконати оцінювання таких подальших змін. Таке оцінювання носить характер прогнозування, що зазвичай враховує відомі параметри відчепів та погодні умови, і, звісно спирається на попереднє вимірювання ходового опору. Ускладнюють задачу прогнозування неповна визначеність факторів, що впливають на зміни ходового опору відчепів. Перспективним напрямком удосконалення прогнозування таких змін може бути застосування штучних нейронних мереж (ШНМ).

Передумовою ефективного застосування ШНМ є їх адекватне навчання. Зокрема це означає необхідність вимірювання прогнозованого ходового опору відчепів на сортувальних коліях, що є відсутнім в сучасних системах автоматизації. Таке вимірювання можна забезпечити зокрема із застосуванням датчиків прослідкування коліс, які використовуються для контролю наповнення сортувальних колій. Попередні дослідження підтвердили, що точність вимірювання ходового опору відчепів на сортувальних коліях за таких умов може бути достатньо високою.

Для дослідження навчання ШНМ прогнозуванню ходового опору запропоновано використовувати імітаційну модель, яка здатна генерувати відповідні навчальні та тестові виборки. Зокрема запропонована та реалізована модель, яка враховує основні чинники зміни ходового опору протягом руху, а також випадкові похибки вимірювань на контрольних ділянках перед парковою гальмівною позицією та на сортувальних коліях. Для оцінювання параметрів таких похибок використовувались деталізовані моделі вимірювань ходового опору «тріохточковим» методом із попередніх досліджень.

На базі Google Colab створений прототип ШНМ для прогнозування ходового опору відчепів на сортувальних гірках. Це багатошарова мережа зі зворотними зв'язками, прогнозуючого типу, що вирішує завдання регресії та навчається в режимі «із вчителем». Поточна версія ШНМ має 5 входів, що відповідають значенням виміряного до паркової ГП ходового опору, ваговим категоріям відчепів, їх середній швидкості на ділянці вимірювання та швидкості вітру. Для навчання використовуються змодельовані результати вимірювання ходового опору відчепів на сортувальній колії.

Для обґрунтування вибору вхідних параметрів ШНС виконане дослідження на моделі впливу факторів зміни аеродинамічної складової ходового опору при скочуванні відчепу на контрольній ділянці та на сортувальній колії. Визначено, що найбільш вплив на такі зміни мають вагова категорія відчепу, швидкість його руху ділянкою вимірювання, швидкість та напрямок вітру, тип вагонів, який визначає їх аеродинамічні якості.

Попередні результати досліджень підтвердили перспективність застосування ШНМ для удосконалення оцінювання ходового опору відчепів на сортувальних гірках.

ДОДАТОК Е

Додаток Е – Заява о перевірці на плагіат

ЗАЯВА

Я, Продан Ілля Ігорович

(ПІБ повністю)

Студент групи КС2021

(шифр групи)

Спеціальності 123 Комп'ютерні системи та мережі

(код та назва спеціальності)

освітньої програми Інформаційні технології

(назва освітньої програми)

освітнього ступеня підготовки магістр

(бакалавр, магістр)

Заявляю, що моя випускна кваліфікаційна робота на тему:

Дослідження раціональних способів організації контенту на сторінках проблемно-орієнтованих веб-сайтів

виконана самостійно і в ній не міститься елементів плагіату. Всі запозичення з друкованих та електронних джерел мають відповідні посилання. Прошу перевірити її на наявність академічного плагіату.

Я ознайомлений(а) з чинним «Порядком перевірки кваліфікаційних випускних робіт здобувачів вищої освіти на виявлення текстових та графічних запозичень засобами перевірки на плагіат», згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску випускної кваліфікаційної роботи до захисту.

Дата

Підпис

Керівник: Устенко А. Б.

Підпис

(ПІБ)