

Нейрогоризонт
(шифр)

ОПТИМІЗАЦІЯ ЕНЕОГОЗБЕРЕЖЕННЯ ЗЕРНОВОГО ЕЛЕВАТОРА З
ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

2023 рік

ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
ОБґРУНТУВАННЯ ДОЦІЛЬНОСТІ СТВОРЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ ЗЕРНОВОГО ЕЛЕВАТОРА З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖ	5
1.1 Аналіз предметної області.....	5
1.2 Висновки	6
2 РОЗРОБЛЕННЯ МАТЕМАТИЧНОГО ТА АЛГОРИТМІЧНОГО АПАРАТУ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ ЗЕРНОВОГО АПАРАТУ	7
2.1 Огляд вхідних даних	7
2.2 Опис моделі розв’язання проблеми.....	9
2.3 Розроблення математичного та алгоритмічного апарату	10
2.4 Висновки	12
3 РОЗРОБЛЕННЯ ПРОГРАМНОГО ІНСТРУМЕНТАРІЮ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ ЗЕРНОВОГО ЕЛЕВАТОРА	14
3.1 Вибір мови програмування	14
3.2 Реалізація навчання нейронної мережі	15
3.3 Тестування	17
3.5 Висновки	18
ВИСНОВКИ.....	19
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	20

ВСТУП

Значна кількість технологічних процесів (ТП) – це багатостадійна складна система, в якій кожна стадія проектується під виконання певних функцій за певних обмежень і припасовується до інших стадій чи підсистем. Особливим класом є системи, де можливими є багато варіантів виконання таких функцій з використанням різної послідовності вузлів та підсистем із різною ефективністю оброблення, швидкістю, вартістю, енергоспоживанням і щоразу виникає задача вибору такої послідовності (їх називають «маршрут» (англ.: «route»)). У разі, коли вхідні параметри можуть коливатись у дуже широких межах, причому ряд параметрів не піддається точним вимірюванням, тоді має місце певна невизначеність і задача керування суттєво ускладнюється. Приклади таких систем: системи очищення води на водозаборі, підприємства з оброблення сільськогосподарської продукції, зернові елеватори тощо. Зерно може бути різного типу, вологості, зрілості, щільності, розміру тощо.

Енергозбереження є одним із ключових завдань для зернових елеваторів, як і для будь-якого промислового об'єкта. Потужні зернові елеватори мають багато варіацій маршрутів транспортування зерна, від вхідних бункерів, де розвантажуються вантажівки, до вихідних бункерів, з яких зерно відправляється на подальшу переробку або зберігання.

Елеватори зазвичай дозволяють одночасно перевантажувати багато партій різних зернових культур, змішування яких неприпустимо. Водночас необхідно не тільки організувати це перевезення, а й вибрати найбільш економічний (енергоефективний) маршрут з усіх доступних для даного виду зернової культури. Важливо знати те, що найкоротший можливий маршрут з мінімальною кількістю задіяного обладнання не обов'язково є найбільш енергоефективною для конкретного вид зернової культури [1].

Об'єктом даного дослідження є процес оптимізації роботи зернового елеватора з використанням нейромереж, спрямований на підвищення ефективності та автоматизацію управління зерновим елеватором.

Предметом дослідження є нейромереві моделі, розроблені для оптимізації функціонування зернового елеватора та автоматизації управління ним.

Метою дослідження є створення інформаційної технології для оптимізації енергозбереження зернового елеватора з використанням нейромерев, спираючись на аналіз та моделювання даних про процеси на зерновому елеваторі. Виконання цієї мети призведе до розробки інструменту, який підвищить продуктивність та надійність зернового елеватора.

Науковою новизною, отриманою в результаті цього дослідження, є метод оптимізації параметрів нейромеревих моделей вузлів технологічного процесу, який дозволить застосування нейромерев для оптимізації енергозбереження зернового елеватора. Використання цих моделей дозволяє забезпечити стабільну та надійну роботу елеватора навіть в умовах аномалій, які можуть виникати у процесі зберігання та обробки зерна. Технологія також враховує зміни в енергоспоживанні приладів для обробки зерна.

Практичне значення одержаних результатів полягає у наступному:

- розроблено математичний і алгоритмічний апарат інформаційної технології оптимізації енергозбереження елеватора;
- за допомогою бібліотек глибокого навчання реалізована декілька нейромерев для розрахування енергоспоживання елеватора;
- проведено успішне тестування на тестовій вибірці даних.

Отримані результати (програма на Python, її опис та приклади застосування на різних показниках за реальними даними)

Достовірність теоретичних положень роботи підтверджується строго поставленою задачею, детально проаналізованою областю застосування технології та її основних методів, використання математичних методів для доведення теоретичних методів роботи інформаційної технології та побудови математично-алгоритмічного апарату системи, аналізом використаних програмних інструментів та аналізом отриманих даних, які отримані в результаті реалізації інформаційної технології.

ОБҐРУНТУВАННЯ ДОЦІЛЬНОСТІ СТВОРЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ ЗЕРНОВОГО ЕЛЕВАТОРА З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖ

1.1 Аналіз предметної області

Збереження та раціональне використання всього вирощеного врожаю, отримання максимальної кількості виробів із сировини сьогодні є одним із найважливіших державних завдань.

Продукти харчування, що виробляються із зерна злакових рослин (печений хліб, крупа, макаронні та інші вироби з борошна), є складовою частиною їжі людини. Зерна і насіння злакових рослин безперечно мають вплив на життя кожної людини. Аналіз споживання продовольства у світі показує, що приблизно 55% білків, 70% вуглеводів і 15% жирів доводиться на частку зерна і насіння. Крім того, вони є важливим концентрованим кормовим засобом і, в певній мірі, технічною сировиною. Зберігання, що є фінальною фазою виробництва зерна, - це наука, яка вивчає особливості зерна і зернових мас в цілому як об'єктів зберігання, а також вплив фізичних, хімічних і біологічних факторів на стан зерна.

Зберігання зерна і зернових продуктів вимагає грандіозної матеріально-технічної бази і спеціалістів, які володіють достатніми знаннями та досвідом в цій області.

Автоматизація виробничих процесів – основний напрямок, по якому в даний час просувається виробництво в усьому світі. Все, що раніше виконувала сама людина, її функції, не тільки фізичні, але і інтелектуальні, поступово переходять до техніки, яка сама виконує технологічні цикли і здійснює контроль за ними.

Впровадження новітніх інформаційних технологій та останніх розробок в сфері промислової автоматизації підприємств зберігання і переробки зерна має значний вплив на підвищення ефективності керування, зростання конкурентоспроможності підприємств в цілому. Зберігання зерна – це складний, багатоступінчастий, енергоємний процес, який вимагає використання досконалих і надійних систем автоматизації зберігання і переробки зерна.

1.2 Висновки

У розділі було розглянуто важливість раціонального використання врожаю. Крім того, було описано сутність автоматизації виробничих процесів.

Оскільки робота зернового елеватора витрачає колосальну кількість електроенергії, що в свою чергу збільшує ціну на зернові культури, тому постає питання в модифікації та оптимізації роботи зернового елеватора. Одним із методів оптимізації роботи елеватора є використання інтелектуальних інформаційних систем. Враховуючи складність технічних процесів зернового елеватора, для оптимізації енергозбереження можна використовувати нейронні мережі.

2 РОЗРОБЛЕННЯ МАТЕМАТИЧНОГО ТА АЛГОРИТМІЧНОГО АПАРАТУ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ ЗЕРНОВОГО АПАРАТУ

2.1 Огляд вхідних даних

Вхідними даними для дослідження є історія показників приладів елеватора на кожному за маршрутів

	route_id	time	Wp	Wq	Ws	cosF	time_n	Wp_n	Wq_n	Ws_n	cosF_n
0	062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	2021-08-01 09:26:56	0.0	0.0	0.0	0.843505	2021-08-01 09:26:53	0	0	0	0.592063
1	062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	2021-08-01 09:26:58	6.0	5.0	6.0	0.844157	2021-08-01 09:26:54	12	9	15	0.590025
2	062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	2021-08-01 09:27:00	11.0	8.0	13.0	0.843274	2021-08-01 09:26:55	18	27	30	0.586542
3	062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	2021-08-01 09:27:03	20.0	14.0	24.0	0.843265	2021-08-01 09:26:56	27	36	48	0.589464
4	062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	2021-08-01 09:27:11	40.0	28.0	48.0	0.839972	2021-08-01 09:26:57	36	51	63	0.588792
...
314734	062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	2021-08-09 13:47:21	1196763	1948098	2307255	0.129147
314735	062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	2021-08-09 13:47:22	1196763	1948110	2307267	0.133765
314736	062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	2021-08-09 13:47:23	1196766	1948122	2307279	0.144505
314737	062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	2021-08-09 13:47:24	1196769	1948134	2307294	0.147215

Рисунок 2.1 – Отримані дані

Вони включають в себе інформацію про виміри елеватора

- «route_id» - унікальний ідентифікатор маршрута
- «time» - час виміру
- «Wp, Wq, Ws, cosF» - виміри на відповідних приладах
- «Wp_n, Wq_n, Ws_n, cosF_n» - відповідні потужності

Очищені данні на рисунку 2.2.

]:

route_id	time	Wp	Wq	Ws	cosF	time_n	Wp_n	Wq_n	Ws_n	cosF_n
062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	2021-08-01 09:26:56	0.0	0.0	0.0	0.843505	2021-08-01 09:26:53	0	0	0	0.592063
062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	2021-08-01 09:26:58	6.0	5.0	6.0	0.844157	2021-08-01 09:26:54	12	9	15	0.590025
062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	2021-08-01 09:27:00	11.0	8.0	13.0	0.843274	2021-08-01 09:26:55	18	27	30	0.586542
062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	2021-08-01 09:27:03	20.0	14.0	24.0	0.843265	2021-08-01 09:26:56	27	36	48	0.589464
062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	2021-08-01 09:27:11	40.0	28.0	48.0	0.839972	2021-08-01 09:26:57	36	51	63	0.588792
...
062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	2021-08-09 13:47:06	318622.0	229956.0	390983.0	0.505762	2021-08-30 21:24:29	1625727	3217050	3653340	0.307616
062cd530-523d-7442-d15e-357299b575ff	2021-08-09 13:47:08	318624.0	229957.0	390985.0	0.508840	2021-08-30 21:24:30	1625733	3217059	3653352	0.310641

Рисунок 2.2 – Дані після обробки

Коефіцієнт лінійної кореляції оцінюється між двома випадковими величинами. Через це його ще часто називають коефіцієнтом парної кореляції. Події і явища реального світу переважно є складними і супроводжуються цілою гамою випадкових подій. Практично завжди, при спостереганні або дослідженні таких явищ виникає питання -- які з цих подій взаємопов'язані між собою, а які ні? Сукупність яких знаходиться в причинно-наслідкових зв'язках, а сумісний прояв яких є лише випадковий збіг? Звичайно, кореляційний аналіз не вкаже на природу причинно-наслідкових зв'язків, навіть на їх наявність. Але якщо між величинами є стохастичний зв'язок, тоді можна шукати причинно-наслідкові зв'язки за участю цих величин. Якщо ж випадкова величина не знаходиться в стохастичному зв'язку з жодною із іншою величин, що спостерігаються, тоді, немає жодних підстав шукати причинно-наслідкові зв'язки за її участю.

Розглянемо кореляційну матрицю між даними для більш точного розуміння залежності даних.

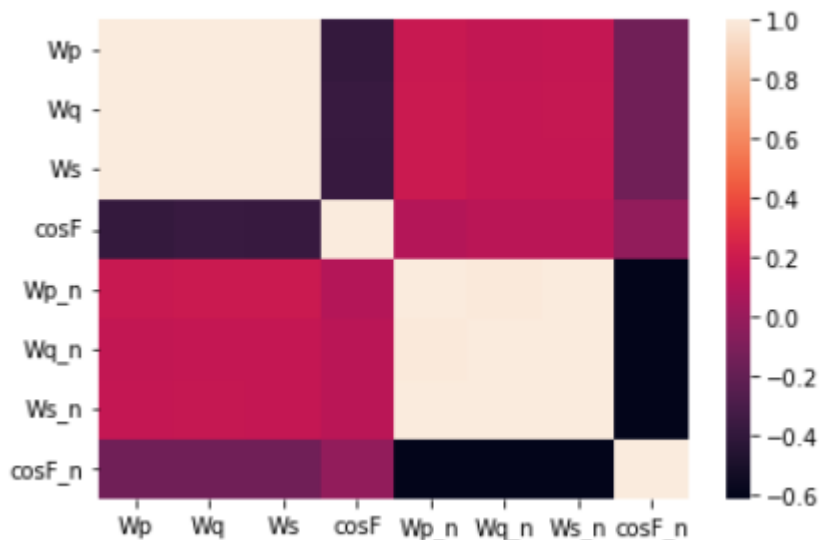


Рисунок 2.3 – Кореляційна матриця даних

2.2 Опис моделі розв’язання проблеми

Проведений аналіз даних в підрозділі 2.1 показує, що часткова відсутність даних, що значно ускладнює процес визначення кінцевої потужності по показникам приладів. Пропонується застосувати можливості машинного навчання для аналізу та підрахування кінцевих потужностей для «Wq_n, Wp_n, Ws_n». Машинне навчання – це підрозділ штучного інтелекту, що дає інформаційній системі можливості для навчання та автоматичного самонавчання на основі досвіду, тобто з кожним наступним набором даних модель стає розумнішою і більш точною для виконання поставленої задачі. При цьому, людина не приймає прямої участі у процесі навчання.

Одним із видів машинного навчання є навчання за допомогою нейронних мереж.

Нейромережа (Штучна нейронна мережа або NN) — це математична модель, яка імітує структуру та функціонування біологічних нейронних мереж з метою вирішення різноманітних задач, таких як класифікація, регресія, прогнозування та генерація. В основі нейромереж лежать штучні нейрони, які об’єднуються в графові структури і передають сигнали один одному через ваги зв’язків. Завдяки процесу

навчання, під час якого ваги та зміщення між нейронами оптимізуються, нейромережі стають здатними до виявлення закономірностей та залежностей у вхідних даних. Нейромережі активно використовуються в таких галузях, як комп'ютерний зір, машинний переклад, розпізнавання мови та інше.

2.3 Розроблення математичного та алгоритмічного апарату

Нейронні мережі є ключовими компонентами глибокого навчання та штучного інтелекту. Існує кілька основних архітектур нейронних мереж, кожна з яких призначена для вирішення конкретних завдань.

Перцептрон: Це – найпростіша архітектура нейронної мережі, яка складається з одного або більше шарів нейронів, які пов'язані між собою. Вона використовується для бінарної класифікації та лінійної регресії. Приклад багат шарового перцептрона на рисунку 2.4

Рекурентні нейронні мережі (RNN): Ця архітектура використовується для обробки послідовних даних, таких як текст чи часові ряди. Вона має зв'язки назад у часі, що дозволяє враховувати попередні дані в поточних обчисленнях.

Згорткові нейронні мережі (CNN): Вони розроблені для обробки зображень та матричних даних, де важливі просторові залежності. CNN мають фільтри, які переміщуються по вхідних даних для виділення функціональних ознак. Приклад CNN на рисунку 2.5.

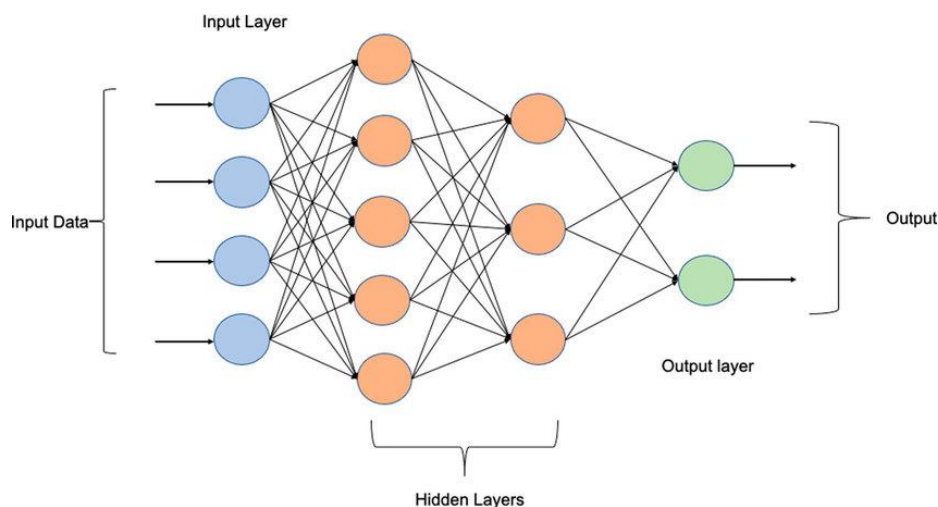


Рисунок 2.4 – Архітектура багат шарового перцептрона

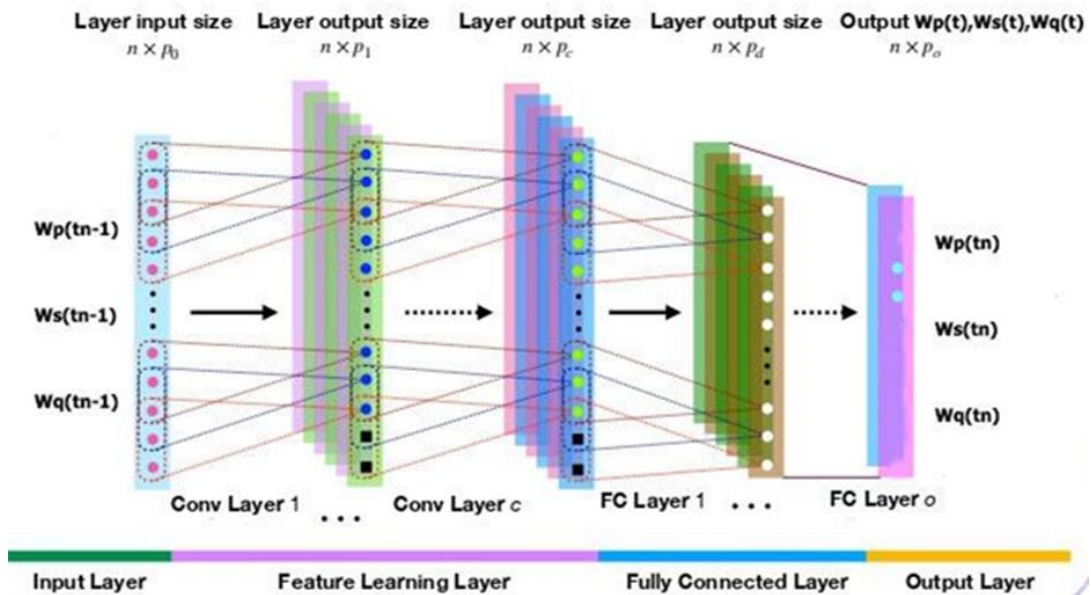


Рисунок 2.5 – Архітектура мережі CNN

Для вирішення поставленої задачі спроектували 2 нейронні мережі CNN і multi-layer perceptron. Обидві мережі дають різні результати на даному наборі даних. На рисунках 2.6 і 2.7 зображені обрані архітектури.

```

Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
dense (Dense)                (None, 512)                 2560
-----
dense_1 (Dense)              (None, 256)                 131328
-----
dense_2 (Dense)              (None, 128)                 32896
-----
dense_3 (Dense)              (None, 64)                  8256
-----
dense_4 (Dense)              (None, 32)                  2080
-----
dense_5 (Dense)              (None, 4)                   132
=====
Total params: 177,252
Trainable params: 177,252
Non-trainable params: 0
-----

```

Рисунок 2.6. – Архітектура multi-layer perceptron

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv1d (Conv1D)	(None, 4, 48)	144
flatten (Flatten)	(None, 192)	0
dropout (Dropout)	(None, 192)	0
dense_6 (Dense)	(None, 1024)	197632
dense_7 (Dense)	(None, 512)	524800
dense_8 (Dense)	(None, 256)	131328
dense_9 (Dense)	(None, 128)	32896
dense_10 (Dense)	(None, 64)	8256
dense_11 (Dense)	(None, 4)	260
Total params: 895,316		
Trainable params: 895,316		
Non-trainable params: 0		

Рисунок 2.7. – Архітектура CNN

Отже, пропонується розв'язувати задачу за таким алгоритмом:

1. Нормалізація вхідних даних, видалення пропусків.
2. Розділення даних на тестову і навчальну вибірки.
3. Навчання 2-х різних моделей для прогнозування потужності кожного вузла технологічного процесу зернового елеватора.
4. Підведення результатів шляхом підрахування точності моделі на тестових даних.

2.4 Висновки

В даному розділі проведено розвідувальний аналіз даних моніторингу роботи елеватора системою SAKURA-APM.

Розроблено математичний та алгоритмічний апарат інформаційної технології для передбачення енергоспоживання кожного маршруту зернового елеватора.

Проаналізовано архітектури нейронних мереж, які можна використовувати для оптимізації енергоспоживання зернового елеватора. Запропоновано алгоритм оптимізації енергоспоживання зернового елеватора.

3 РОЗРОБЛЕННЯ ПРОГРАМНОГО ІНСТРУМЕНТАРІЮ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ ЗЕРНОВОГО ЕЛЕВАТОРА

3.1 Вибір мови програмування

В галузі Data Science та Machine Learning вже давно популярні мови програмування Python та R. Обидві ці мови ідеально підходять для обробки статистичних даних, і вибір між ними може бути непростим завданням. Ми проведемо аналіз і порівняння цих двох мов, щоб визначити, яка з них краще підходить для розробки інформаційної технології для оптимізації роботи зернового елеватора.

Python – це високорівнева і загальнопризначена інтерпретована мова програмування. Її синтаксис та об'єктно-орієнтований підхід спрямовані на полегшення написання логічного коду для як малих, так і великих проектів. Вона має простий та лаконічний синтаксис, але одночасно має велику стандартну бібліотеку з корисними функціями. Основні переваги Python включають:

- Простий, але виразний синтаксис, що полегшує написання програм.
- Велика кількість бібліотек, включаючи бібліотеки для машинного навчання.
- Детальна та доступна документація.

Серед недоліків Python можна виділити те, що вона не є дуже швидкою мовою програмування, але ця проблема може бути вирішена оптимізацією алгоритмів.

Основні бібліотеки для машинного навчання в Python включають Pandas для обробки та аналізу даних, NumPy для роботи з багатовимірними масивами та матрицями, Matplotlib для візуалізації даних і Scikit-Learn для машинного навчання з учителем та без нього.

R – це мова програмування та середовище для статистичних обчислень та графіки. Вона широко використовується серед статистиків для аналізу даних та

розробки статистичного програмного забезпечення. R пропонує розширені статистичні та графічні можливості і має потужну екосистему машинного навчання.

Основні переваги R включають:

- Велику кількість бібліотек для статистичних обчислень.
- Особливий синтаксис, спрямований на потреби статистики.
- Вбудовану підтримку векторних обчислень.

Однак, мова Python в наш час є більш розвиненою, ніж R, і краще підходить для інтегрування програмних рішень з системами для керування технологічним процесом, у т.ч. на базі Інтернету речей та хмарних технологій.

Після аналізу обох мов було вирішено використовувати Python для розробки інформаційної технології оптимізації зернового елеватора, оскільки вона має більше переваг для розгортання та застосування на реальному підприємстві.

3.2 Реалізація навчання нейронної мережі

В розділі 2.3 було розглянуто архітектури нейронних мереж для навчання. Запустимо навчання нейронної мережі з використанням мови Python, і порівняємо результати для різних типів.

```
[32]: %%time
      # Model tuning
      nn_model.fit(xtrain, ytrain, epochs=100, batch_size=batch_size, verbose=0,
                  validation_data=(xtest, ytest), callbacks=[tensorboard_callback])

CPU times: user 7min 21s, sys: 29.3 s, total: 7min 50s
Wall time: 3min 22s
```

Рисунок 3.1 – навчання multi layer perceptron

```
# Drawing metrics plot
plt.plot(cnn_model.history.history['mse'])
plt.title('Metrics of CNN model')
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Metrics "Mean Square Error"')
plt.show()
```

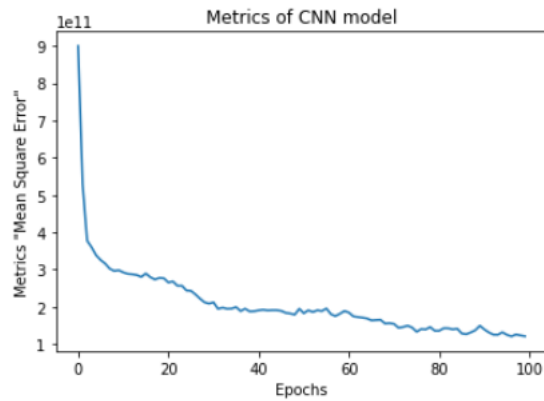


Рисунок 3.2 – Значення мінімальної квадратичної помилки для multi layer perceptron

[36]:

```
%%time
# Model tuning
cnn_model.fit(xtrain_cnn, ytrain_cnn, epochs=100, batch_size=batch_size, verbose=0)
```

CPU times: user 27min 45s, sys: 41.5 s, total: 28min 26s
Wall time: 8min 51s

Рисунок 3.3 – навчання CNN

```
# Drawing metrics plot
plt.plot(cnn_model.history.history['mse'])
plt.title('Metrics of CNN model')
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Metrics "Mean Square Error"')
plt.show()
```

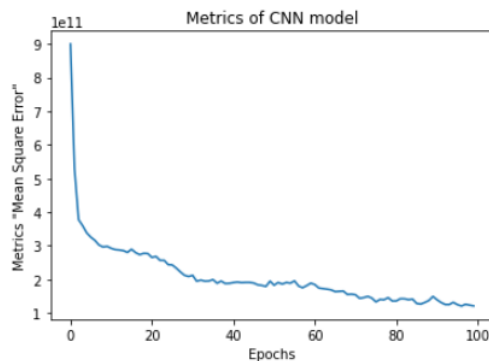


Рисунок 3.4 – Значення мінімальної квадратичної помилки для CNN

3.3 Тестування

Протестуємо роботу розробленої технології. Для перевірки запустимо нейронні мережі на тестових даних.

```
# NN Regressor predicting
nn_ypred = nn_model.predict(xtest)
print('NN Regressor predicting')
for i in range(out_dim):
    print(f"\nRoute {i} prediction")
    #print(f"{colY[i]} MSE:%.3f" % mean_squared_error(ytest[:,i], nn_ypred[:,i]))
    #print(f"{colY[i]} RMSE:%.3f" % mean_squared_error(ytest[:,i], nn_ypred[:,i])**0.5)
    print(f"{colY[i]} Relative error: {acc_rel(ytest[:,i], nn_ypred[:,i])}%")
    print(f"{colY[i]} r2score : {r2_score(ytest[:,i],nn_ypred[:,i])}")
```

```
NN Regressor predicting

Route 0 prediction
Wp_n Relative error: 9.581%
Wp_n r2score : 0.8261319455913887

Route 1 prediction
Wq_n Relative error: 9.273%
Wq_n r2score : 0.8564885822930276

Route 2 prediction
Ws_n Relative error: 9.313%
Ws_n r2score : 0.8512937875532716

Route 3 prediction
cosF_n Relative error: 438436.96%
cosF_n r2score : -109165513.70115997
```

Рисунок 3.4 – Результат тестування multi-layer perceptron

Проаналізувавши рисунок, видно, що в нас достатньо велика точність для передбачення відповідних значень Wp_n , Wq_n , Ws_n , але маємо велику похибку для $cosF_n$ – даний результат отримано через специфіку даних.

```

40]: # CNN Regressor predicting
      cnn_ypred = cnn_model.predict(xtest_cnn)
      print('CNN Regressor predicting')
      for i in range(out_dim):
          print(f"\nRoute {i} prediction")
          #print(f"{colY[i]} MSE:%.3f" % mean_square)
          #print(f"{colY[i]} RMSE:%.3f" % mean_squar)
          print(f"{colY[i]} Relative error: {acc_rel}")
          print(f"{colY[i]} r2score : {r2_score(ytes

CNN Regressor predicting

Route 0 prediction
Wp_n Relative error: [37.797]%
Wp_n r2score : -0.1154898760454226

Route 1 prediction
Wq_n Relative error: [38.857]%
Wq_n r2score : 0.03632746777333318

Route 2 prediction
Ws_n Relative error: [38.605]%
Ws_n r2score : 0.007836032547643756

Route 3 prediction
cosF_n Relative error: [673321.653]%
cosF_n r2score : -299017729.3336168

```

Рисунок 3.5 – Результат тестування CNN

Порівнюючи результати похибки для multi-layer perceptron і CNN, приходимо до висновку, що multi-layer perceptron краще впорався із задачею передбачення потужності вузла елеватора.

3.5 Висновки

В розділі виконано порівняльний аналіз та обрано мову програмування Python для реалізації розробленого раніше алгоритму інформаційної технології оптимізації енергоспоживання зернового елеватора.

Було реалізовано інформаційну технологію аналізу та прогнозування енергоспоживання елеватора на основі нейронних мереж. Проведено експеримент з даними моніторингу системи SAKURA-APM. Після тестування двох різних архітектур: multi layer perceptron і CNN, точність моделі perceptron виявилась кращою для розв'язання поставленої задачі.

ВИСНОВКИ

У першому розділі було розглянуто важливість раціонального використання врожаю. Крім того, було описано сутність автоматизації виробничих процесів. Враховуючи важливість продуктів харчування можна підкреслити доцільність створення алгоритму для оптимізації енергозбереження зернового елеватора.

У другому розділі проведено аналітичний огляд даних спостережень енергозатрати елеватора. Розроблено математичний та алгоритмічний апарат інформаційної технології для передбачення енергозатрати елеватора. Наведено архітектури нейронних мереж для розв'язання задачі.

У третьому розділі виконано порівняльний аналіз та обрано мову програмування Python для реалізації розробленого раніше алгоритму інформаційної технології оптимізації енергозбереження зернового елеватора.

Було реалізовано інформаційну технологію підрахування енергозатрати елеватора на основі нейронних мереж. Після тестування двох різних архітектур: multi layer perceptron і CNN, точність моделі perceptron виявилась кращою, а саме похибка у розмірі 9,5%, для розв'язання поставленої задачі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Mokin V. B., Нейрогоризонт, Lukhverchyk A. Development of Intelligent Technologies for Energy-Saving Optimization of Grain Elevator Operation Using Neural Network Models and Reinforcement Learning Methods // Scientific progress: innovations, achievements and prospects. Proceedings of the 5th International scientific and practical conference. MDPC Publishing. Munich, Germany. 2023. Pp. 138-144. URL: <https://sci-conf.com.ua/v-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-scientificprogress-innovations-achievements-and-prospects-6-8-02-2023-myunhen-nimechchinaarhiv/>.
2. Нейрогоризонт, Мокін В.Б., Яцолт А.Р., Охріменко А.В. Проектування дашборда для підтримки прийняття рішень щодо вибору оптимальних варіантів керування багатоваріантними багатостадійними технологічними процесами за умов невизначеності Інформаційно-комунікаційні технології та сталий розвиток: колективна монографія за матеріалами XXI Міжнародної науково-практичної конференції (14-16 листопада 2022 р.). Київ, 2022. С. 38-40.
3. Прогнозування хвиль коронавірусу на основі відновленої когнітивної карти міжрегіонального впливу / В. Б. Мокін, Нейрогоризонт, А. В. Лосенко [та ін.] // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2021. – № 3. – С. 86 – 94.
4. Інтелектуальна технологія аналізу та передбачення цін на вживані автомобілі / В. Б. Мокін, А. В. Лосенко, Нейрогоризонт [та ін.] // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2019. – № 6. – С. 62 – 72.
5. Automatically Debugging Auto ML Pipelines Using Maro : ML Automated Remediation Oracle (Extended Version). [Електронний ресурс] / J. Dolby, J. Tsay, M. Hirzel. – 2022. – Режим доступу : <https://arxiv.org/pdf/2205.01311.pdf>.
6. Automated Data Preprocessing for Machine Learning Based Analyses [Електронний ресурс] А. Paranjape, P. Katta, M. Ohlenforst // COLLA 2022 : The Twelfth International Conference on Advanced Collaborative Networks, Systems and Applications. – 2022. – Режим доступу : https://www.researchgate.net/profile/AkshayParanjape/publication/361026018_Automa

ted_Data_Preprocessing_for_Machine_Learning_Based_Analyses/links/6298a13c6886635d5cb84dee/Automated-Data-Preprocessing-for-Machine-Learning-Based-Analyses.pdf.

7. Scenario-based automated data preprocessing to predict severity of construction accidents [Електронний ресурс] / К. Кос, А. Р. Gurgun // Automation in Construction. – 2022. – Volume 140. – P. 104351. – Режим доступу : <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0926580522002242?via%3Dihub>.

8. Мокін Б. І. Математичні методи ідентифікації динамічних систем : навчальний посібник / Б. І. Мокін, В. Б. Мокін, О. Б. Мокін. – Вінниця : Нейрогоризонт, 2010. – 260 с.

9. Benchmark study of reinforcement learning in controlling and optimizing batch processes [Електронний ресурс] / W. Zhu, I. Castillo, Z. Wang [et al.] // Journal of Advanced Manufacturing and Processing. – 2022. – № 4 (2). – Режим доступу : <https://doi.org/10.1002/amp2.10113>.

10. Reinforcement learning for data preparation with active reward learning [Електронний ресурс] / L. Berti-Equille // In Internet Science : 6th International Conference, INSCI 2019, Perpignan, France, December 2 – 5, 2019. – Proceedings 6. – P. 121 – 132. – Springer International Publishing. – Режим доступу : https://doi.org/10.1007/978-3-030-34770-3_10.

11. Papoulis A. Brownian Movement and Markoff Processes / A. Papoulis // Ch. 15 in Probability, Random Variables, and Stochastic Processes, 2nd ed. – New York: McGraw-Hill, – 1984. – P. 515 – 553.

12. Competitive reinforcement learning in Atari games / M. McKenzie, P. Loxley, W. Billingsley [et al.] // Australasian Joint Conference on Artificial Intelligence. – 2017. – P. 14 – 26.

13. Learning from learners : Adapting reinforcement learning agents to be competitive in a card game / P. Barros, A. Tanevska, A. Sciutti // In 2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). – 2021. – P. 2716 – 2723.

14. Мокін В. Б. Аналіз експериментальних даних, необхідних для синтезу математичної моделі прогнозування розповсюдження алергенних спор грибів *Alternaria* / В. Б. Мокін, В. В. Родінкова, Нейрогоризонт // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2019. – № 3. – С. 50 – 58.

15. Environmental Factors Which Increase *Alternaria* spores in Central Ukraine / V. Rodinkova, V. Mokin, O. Bilous, [et al.] // Journal of Allergy and Clinical Immunology. – 2018. – № 141 (2). – P. AB30.

16. Athapol Noomhorm, Imran Ahmad, Porntip Sirisoontaralak, Grain Process Engineering, Editor(s): Myer Kutz, Handbook of Farm, Dairy, and Food Machinery, William Andrew Publishing, 2007, <https://doi.org/10.1016/B978-081551538-8.50011-X>.

17. 3 Ways that Accounting Dashboards Can Benefit You". Top Business Software Resources for Buyers - 2022 | Software Advice. 17 January 2020. Retrieved 21 April 2022.

18. L. Berti-Equille, Reinforcement learning for data cleaning and data preparation, Proc. ACM SIGMOD Int. Conf. Manag. Data, 2019.

19. Zhu, W., Castillo, I., Wang, Z., Rendall, R., etc. Benchmark study of reinforcement learning in controlling and optimizing batch processes. Journal of Advanced Manufacturing and Processing. 2022, 4(2), e10113. <https://doi.org/10.1002/amp2.10113>

20. Berti-Equille, L. (2019). Reinforcement Learning for Data Preparation with Active Reward Learning. In: El Yacoubi, S., Bagnoli, F., Pacini, G. (eds) Internet Science. INSCI 2019. Lecture Notes in Computer Science, vol 11938. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-34770-3_10

21. Papoulis, A. "Brownian Movement and Markoff Processes." Ch. 15 in Probability, Random Variables, and Stochastic Processes, 2nd ed. New York: McGraw-Hill, pp. 515-553, 1984.

22. M. McKenzie, P. Loxley, W. Billingsley and S. Wong, "Competitive reinforcement learning in Atari games", Australasian Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 14-26, 2017.

23. Розробка інформаційних технологій для оптимізації роботи зернового

елеватора з використанням нейромережових моделей та методів навчання з підкріпленням: звіт про НДР (заключн.) / ВНТУ; кер В.Б. Мокін; викон.: Нейрогоризонт [та ін.]. Шифр теми 1/06. № 2860. Вінниця, 2023. 29с.