

Тому можна дійти до висновку, що саме цей сервіс є невід'ємною складовою мікросервісної архітектури системи із послідовним виконанням функцій. Step Functions - це відносно новий продукт AWS, який, безсумнівно, змінить показники продуктивності, дозволивши розбити програми на основні компоненти служби з можливістю маніпулювати кожним із цих компонентів окремо.

Список літератури: 1. *Ньюмен С.* Создание микросервисов. СПб.: Питер, 2018. 304 с. 2. *AWS Step Functions: Developer Guide.* Режим доступу: <https://www.amazon.com/AWS-Step-Functions-Developer-Guide-ebook/dp/B078XBSLY53> 3. *Fowler M.* Microservices. Режим доступу: <https://martinfowler.com/articles/microservices.html> 4. *Witting A., Witting M.* Amazon Web Services in Action. Shelter Island, 2015. 200p. 5. *Офіційний сайт C++ Micro Services.* - Режим доступу: <http://cppmicroservices.org/> 6. *Boricha V, Rajani M., Atanna A.* Learn AWS Serverless Computing. Packt Publishing, 2019. 174 p. 7. *Richardson, C.* Pattern: Microservice Architecture // Kong. - Access mode: <http://microservices.io/patterns/microservices.html> 8. *AWS Step Functions.* Режим доступу: <https://aws.amazon.com/ru/step-functions/?step-functions.sort-by=item.additionalFields.postDateTime&step-functions.sort-order=desc> 9. *Офіційний сайт Google:* Compare AWS and Azure services to Google Cloud. Режим доступу: <https://cloud.google.com/free/docs/aws-azure-gcp-service-comparison>

Надійшла до редколегії 06.05.2021

Ситнікова Поліна Едуардівна, кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри системотехніки ХНУРЕ. Наукові інтереси: Data Mining and Knowledge Discovery, логічне моделювання даних, прийняття рішень в умовах невизначеності. Адреса: Україна, 61166, м. Харків, пр. Науки, 14, тел. (057) 702 10 06; e-mail: polina.sytnikova@nure.ua.

Говдерчак Олексій Павлович, студент групи СПРМ-19-2 ХНУРЕ, магістрант. Наукові інтереси: розробка програмного забезпечення, розробка архітектури систем. Адреса: Україна, м. Харків, 61166, пр. Науки, 14, тел. (057) 702 14 46; e-mail: oleksii.hovderchak@nure.ua.

УДК 004.048:004.89

DOI: 10.30837/0135-1710.2021.177.035

А.П. САФОНИК, І.М. ГРИЦЮК, М.М. МІЩАНЧУК, І.В. ІЛЬКІВ

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ВИЗНАЧЕННЯ ЗАЛІЗА В КОАГУЛЯНТІ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Розглядаються питання побудови інтелектуальної системи для визначення концентрації заліза в коагулянті за його кольором на базі нейронної мережі. На основі проведеного аналізу різних типів нейронних мереж обрано найбільш відповідну архітектуру нейронної мережі для вирішення задачі визначення концентрації заліза в коагулянті. Описано процес проектування архітектури, дослідження методів навчання, підготовки даних для проведення навчання нейронної мережі для визначення концентрації заліза в коагулянті за його кольором. Розроблено структурно-функціональну схему нейронної мережі, яка складається із вхідного, прихованих та вихідного шарів, описано активаційні функції. Проаналізовано точність навчання нейронної мережі шляхом порівняння даних, отриманих з використанням різних оптимізаторів, із використанням бібліотеки TensorFlow. Розроблений веб-додаток може бути використаний в якості складової інформаційно-аналітичної системи автоматизованого керування технологічним процесом електрокоагуляційної очистки.

1. Вступ

Очищення стічних вод - це одна з проблем сучасного людства. Останнім часом для очищення води набувають популярності невеликі очисні споруди. Оснащення водоочисних споруд такими системами особливо важливе для сільського господарства, легкої промисловості тощо. Але використання реагентів зумовлює створення служб забезпечення їх доставки та зберігання, що є накладним в порівнянні з електрохімічними методами, які, в свою чергу, дають змогу добувати реагенти на місці з наявної сировини. Одним із найбільш перспективних методів, які надають таку можливість, є метод електрокоагуляції. На даний час все більше уваги приділяється дослідженням цього процесу за допомогою математичних моделей, що допомагає поліпшити конструктивні особливості пристрою та зменшити витрати в експлуатації, а також прогнозувати ефективність процесу в широкому діапазоні операцій з

мінімальними виробничими витратами. Дані дослідження також є основою для розробки автоматизованих систем керування процесами електрокоагуляції. Процес отримання коагулянту шляхом електрокоагуляції включає складні та дорогі натурні експерименти, що дозволяють визначати вміст корисного елементу (заліза) в коагулянті. Одним з лабораторних методів знаходження заліза в коагулянті є фотоколориметричний метод, який полягає у кількісному визначенні концентрації речовини за допомогою поглинання світла у видимій і ближній ультрафіолетовій області спектра. Даний метод дозволяє точніше і швидше оцінювати якість багатокомпонентних сполук. Крім того, даний метод включають до стандартизованих методів визначення вмісту заліза у воді, оскільки інтенсивність забарвлення води та оптична щільність середовища змінюються зі зміною концентрації заліза. На даний момент практично не існує датчиків для визначення концентрації заліза в коагулянті в режимі реального часу, тому, актуальною є задача розробки автоматизованої інформаційної системи для електрохімічного виробництва коагулянту на основі фотоколориметричного аналізу.

Аналіз публікацій за даною тематикою показав, що ряд досліджень проводилися з використанням фотоколориметрії та фотоколориметричного аналізу. В роботі [1] розроблено цифровий колориметр із мобільним додатком на базі iOS з використанням теорії Евкліда для визначення вмісту. Цей додаток виявляє кольорові компоненти, запам'ятовуючи дані щодо червоного, зеленого та синього кольорів, а також розраховуючи значення відтінку, насиченості, яскравості за допомогою стандартної теорії кольорів. Простий і досить ефективний метод визначення концентрації заліза у зразках води згідно з правилами United States Environmental Protection Agency висвітлюється в роботі [2]. В дослідженні [3] вміст заліза у воді визначали за допомогою цифрової колориметрії зображення з використанням веб-камери. Для отримання рівняння, що описує залежність вмісту заліза від кольору, на основі відтінків червоного, зеленого та синього, а також їх насиченості та прозорості був використаний метод найменших квадратів. Два методи визначення концентрації хрому (Cr) та заліза (Fe) описані в [4]. Всі ці дослідження базуються на випробуваннях, спрямованих на визначення концентрації в лабораторії, які є дуже дорогими і трудомісткими. У роботі [5] було розроблено портативний пристрій, який дозволяє проводити колориметричний аналіз на місці та пропонує широку доступність з обмеженими ресурсами. У роботі [6] описується розробка мобільного інструменту колориметричного аналізу - PhotoMetrix, який використовує прості методи лінійної регресії для одновимірного аналізу та аналізу основних компонентів для багатовимірного аналізу досліджень. Ці зображення фіксуються основною камерою пристрою та перетворюються на червоні, зелені та сині гістограми.

2. Постановка задачі

З огляду на те, що при зміні концентрації заліза у воді змінюється колір та інтенсивність забарвлення розчину, розроблену нами експериментальну установку для лабораторних досліджень було вирішено доповнити автоматизованою інформаційною системою, що забезпечить визначення концентрації заліза у воді за зміною кольору та інтенсивності світлового потоку в реальному часі. З цією метою було вирішено розробити штучну нейронну мережу для визначення концентрації заліза в коагулянті. Для розробки такої мережі необхідно вирішити ряд задач, а саме: провести аналіз різних типів нейронних мереж та обрати найбільш відповідну архітектуру нейронної мережі для вирішення задачі визначення концентрації заліза в коагулянті; описати процес проектування архітектури, дослідження методів навчання, підготовки даних для проведення навчання нейронної мережі; розробити структурно-функціональну схему нейронної мережі; проаналізувати точність навчання нейронної мережі шляхом порівняння даних отриманих з використанням різних оптимізаторів; розробити веб-додаток, який надасть можливість використання розробленої нейронної мережі як складової системи автоматизованого керування технологічним процесом електрокоагуляційної очистки.

3. Вирішення поставленої задачі

Для вирішення поставленої задачі було розроблено програмне забезпечення для мікрокомп'ютера Raspberry Pi 4 та під'єданого датчика кольору TCS230.

На сьогодні існує велика кількість різних типів нейронних мереж, а також варіантів реалізації мереж одного і того ж типу. Серед різних видів нейронних мереж найрозповсюдженішими є: багат шаровий перцептрон; згортоква нейронна мережа; рекурентна нейронна мережа.

Для вибору типу мережі, що буде використана для вирішення задачі визначення заліза в коагулянті, розглянемо детальніше наведені типи мереж.

Багатошаровий перцептрон (MLP) - це клас штучної мережі, який має мінімум три шари. Перший - вхідний шар з нейронами від I_1 до I_n , другий - прихований шар з нейронами від H_1 до H_m та третій - вихідний шар з нейронами від O_1 до O_k . Ці шари з'єднані таким чином, що кожен нейрон попереднього шару з'єднаний з кожним нейроном наступного [7] (див рис. 1).

Прихованих шарів може бути більше ніж один, а мережі, що містять декілька прихованих шарів, називають «глибокими» нейронними мережами. Нейронні мережі MLP часто використовуються для вирішення проблем класифікації та прогнозування [8].

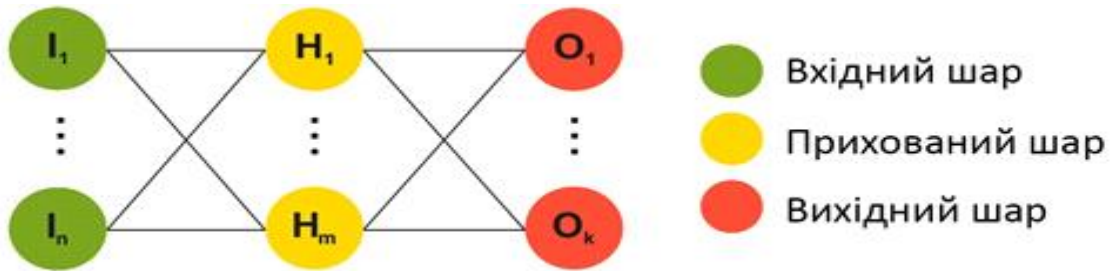


Рис. 1. Багатошаровий перцептрон

Згорткові нейронні мережі - це клас глибоких нейронних мереж, які широко використовуються для аналізу візуальних зображень. Такі нейронні мережі використовують математичні операції згортки. Дані нейронні мережі мають таку ж структуру, як і MLP мережі.

Рекурентні нейронні мережі - це клас мереж, у яких з'єднання між вузлами утворюють орієнтований у часі граф. До таких мереж можна віднести мережі довгострокової/короткочасної пам'яті [9] (LSTM). Структура такої мережі зображена на рис. 2, де нейрони від I_1 до I_n - це вхідні нейрони, від H_1 до H_m - це нейрони прихованого шару із пам'яттю та можливістю повторення, від O_1 до O_k - вихідні. Такі нейронні мережі часто використовують для аналізу послідовності слів, розпізнавання мови або рукописного вводу. Дані нейронні мережі погано працюють із даними, які представлені у вигляді таблиць.

Задачу визначення концентрації заліза в коагулянті за його кольором можна віднести до класу задач розпізнавання образів на основі класифікації вхідних даних. Найпоширенішим типом нейронних мереж для такого класу задач є багатошарові перцептрони.



Рис. 2. Нейронна мережа LSTM

Розроблена нейронна мережа має вхідний та вихідний шар, між якими розміщено два прихованих шари (див. рис. 3). Вхідний шар має п'ять нейронів, в якості функції активації використано гіперболічний тангенс. В двох прихованих шарах - по 10 нейронів з функціями активації SeLU та ReLU відповідно. У вихідному шарі 1 нейрон, як функцію активації використано експоненційну функцію.

4. Запропонована методологія

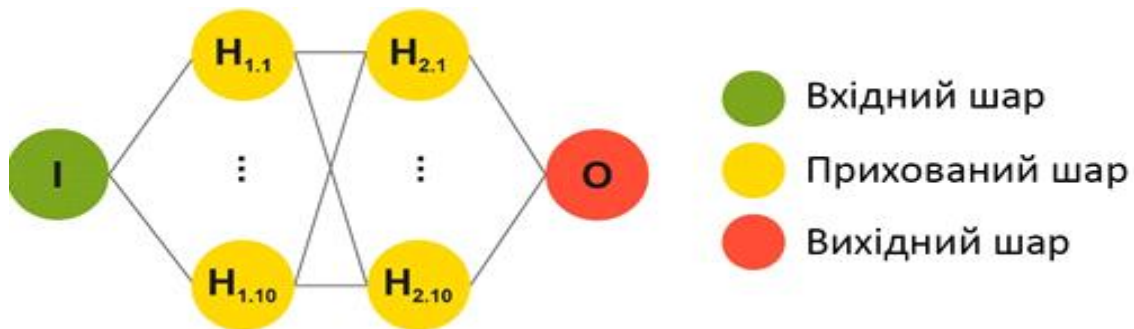


Рис. 3. Схема розробленої нейронної мережі

Для вибору типу мережі, яка буде використана для вирішення проблеми визначення заліза в коагулянті, розглянемо типи мереж більш детально.

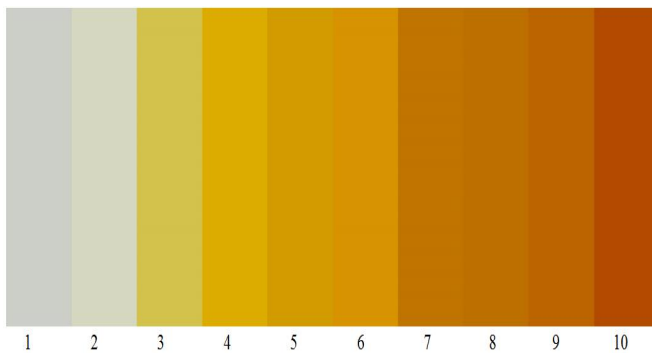


Рис. 4. Зміна кольору речовини з часом при зміні напруги

Для формування навчального та випробувального набору даних було проведено лабораторне дослідження різних зразків коагулянта, де визначали концентрацію заліза в коагулянті та параметри RGB для кожного з цих зразків (див. рис. 4).

В якості вхідних даних для нейронної мережі використовується параметр hue (одна з трьох основних характеристик кольору разом з насиченістю і яскравістю) з колірної моделі HSL. Вихідним результатом роботи нейронної мережі є кон-

центрація заліза в коагулянті.

В таблиці 1 наведені результати експериментального дослідження процесу, а саме: визначення концентрації загального та трьохвалентного заліза, сили струму та колірності речовини в різні моменти часу та зі зміною напруги.

Таблиця 1 -

Експериментальні дані

№	Час (хв)	Концентрація (мг / дц ³)	Червоний	Зелений	Синій
1	6	0.8	204	207	200
2	12	1.1	214	215	193
3	18	3.7	211	194	75
4	24	4.5	220	173	54
5	30	6.3	210	155	49
6	36	6.9	215	147	41
7	42	9.1	193	116	38
8	48	9.6	189	111	33
9	54	11.8	188	100	27
10	60	12.6	178	74	11

Параметри RGB було конвертовано в параметри HSL, для визначення концентрації було вибрано параметр Hue.

RGB колірний простір переводиться в HSL з використанням наступних співвідношень:

$$H = \begin{cases} \text{undefined,} & \text{if } MAX = MIN \\ 60^\circ \times \frac{G - B}{MAX - MIN} + 0^\circ, & \text{if } MAX = R \text{ and } G \geq B \\ 60^\circ \times \frac{G - B}{MAX - MIN} + 360^\circ, & \text{if } MAX = R \text{ and } G < B \\ 60^\circ \times \frac{G - B}{MAX - MIN} + 120^\circ, & \text{if } MAX = G \\ 60^\circ \times \frac{G - B}{MAX - MIN} + 240^\circ, & \text{if } MAX = B \end{cases}, \quad (1)$$

$$S = \frac{MAX - MIN}{1 - |1 - (MAX + MIN)|}, \quad (2)$$

$$L = \frac{1}{2}(MAX + MIN), \quad (3)$$

де R, G, B - позначення кольору в колірній моделі RGB; MAX та MIN - максимальне та мінімальне значення параметрів R, G, B ; H - тон; S - насиченість; L - яскравість.

Далі було виконано апроксимацію експериментальних даних для визначення залежності значень Hue від часу та концентрації заліза в коагулянті від часу. На основі отриманих виразів було згенеровано 3600 точок Hue та концентрації заліза (див рис. 5. а, б).

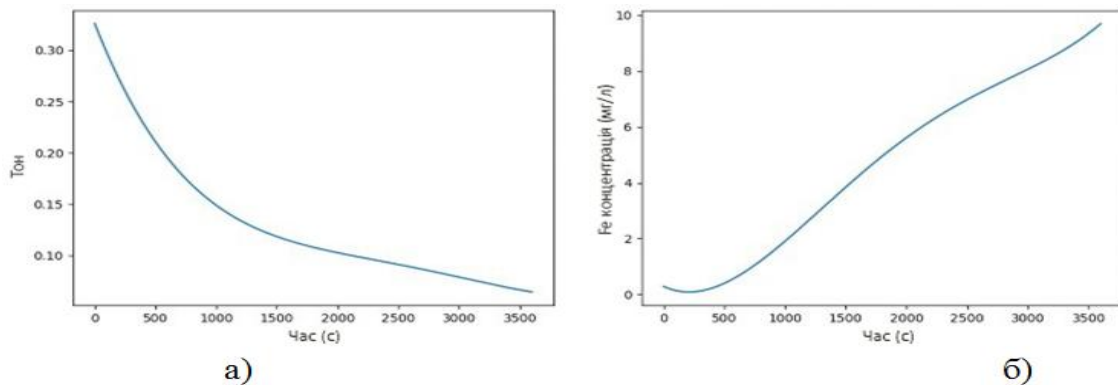


Рис. 5. Зміна а) значень Hue з часом; б) концентрації заліза з часом

З отриманих точок вибрано 3240 точок для навчання та 360 точок для тестування нейронної мережі. В таблиці 2 наведено вхідні та вихідні значення параметрів нейронної мережі.

Для навчання нейронної мережі в бібліотеці TensorFlow використовують функції-оптимізатори, які покращують навчання шляхом оновлення знань у мережі. Для того, щоб обрати найкращий оптимізатор для нейронної мережі, було розроблено та проаналізовано декілька нейронних мереж з різними оптимізаторами. Далі кожну нейронну мережу було натреновано за допомогою згенерованого датасету.

Було досліджено 8 оптимізаторів, доступних в бібліотеці TensorFlow. Як видно з таблиці 3, такі оптимізатори, як Ftrl та Adadelata, не впливають на навчання нейронної мережі. Інші ж

Таблиця 2 - Приклад вхідних та вихідних значень параметрів нейронної мережі

№	Hue	Концентрація
1	0.2110	0.4009
2	0.1969	0.7229
3	0.1073	4.8701
4	0.0649	9.5388

Дослідження оптимізаторів

Оптимізатор	SGD	RMSprop	Adam	Adadelata	Adagrad	Adamax	Nadam	Ftrl
Похибка	6.91	8.28	9.33	373.22	183.92	9.05	10.84	370.43

Таблиця 3 -

оптимізатори, наприклад, SGD та RMSprop, навпаки, навчають розроблену нейронну мережу. Найкраще себе показав оптимізатор SGD з похибкою 6.91 % на тестовому датасеті. Ця похибка обчислюється як середньоквадратичне відхилення результату роботи нейронної мережі від апроксимованих даних.

Як видно з рис. 6, оптимізатор SGD досягнув такого результату за 20 епох (ітерацій) навчання.

Проаналізувавши швидкість навчання нейронної мережі, для використання у програмному забезпеченні для визначення концентрації заліза в коагулянті було обрано нейронну мережу, навчену з допомогою оптимізатора SGD.

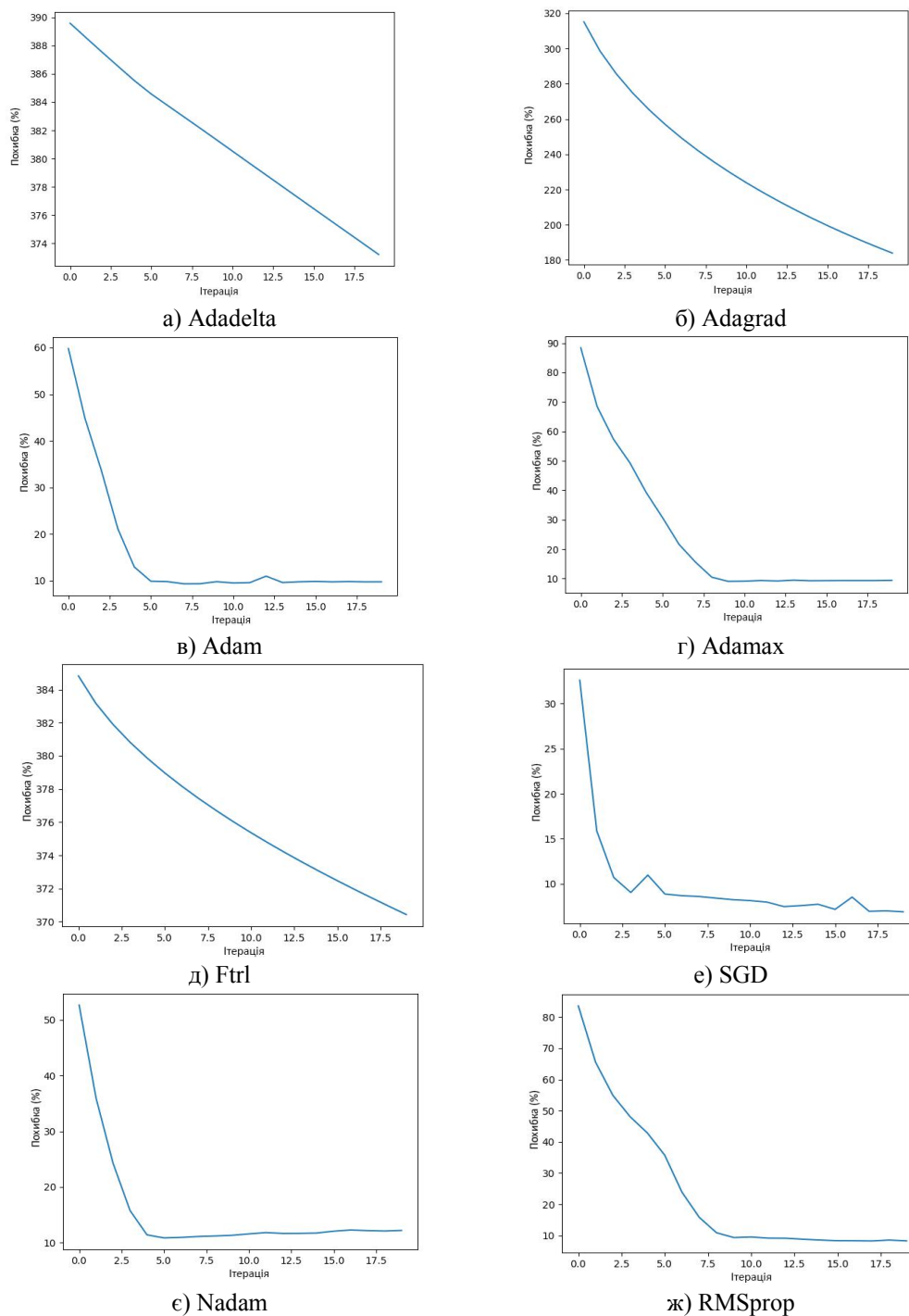


Рис. 6. Швидкість навчання нейронної мережі при різних оптимізаторах

5. Алгоритм роботи програми

Для зручного доступу до результатів вимірювання датчика та значень концентрації, визначених з допомогою нейронної мережі, було розроблено веб-додаток, в якості сервера для якого використано мікрокомп'ютер Raspberry Pi 4. Під'єднавши даний комп'ютер до мережі, за мережевою адресою даного пристрою можна потрапити на веб-панель даного пристрою (див. рис. 7).

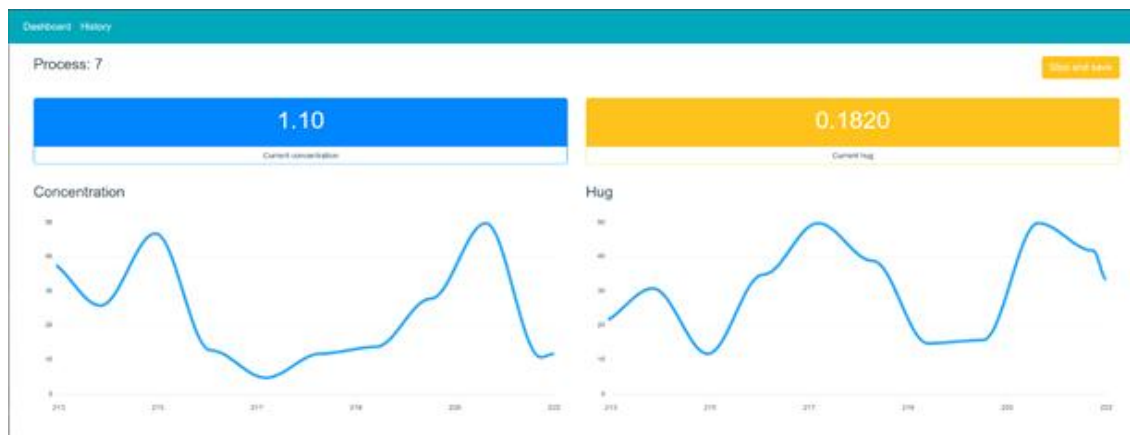


Рис. 7. Інтерфейс програми

З допомогою веб-інтерфейсу можна запустити процес вимірювання та побачити історію, а також поточні значення вимірювання.

Для розробки веб-інтерфейсу було використано JavaScript фреймворк Vue.js [10]. Основними критерієм вибору стали простота у використанні та значно менший розмір порівняно з аналогічними React.js та Angular. Для відображення даних користувачеві Vue.js використовує менеджер станів.

В ролі такого менеджера було використано Vuex. Стани в такому менеджері змінюються за допомогою мутацій, які, в свою чергу, викликаються з подій. Такий механізм дає можливість розділити код, який змінює дані та отримує їх із сервера.

Для реалізації комунікації із сервером (див. рис. 8.) використовуються дві бібліотеки: бібліотека axios для виконання асинхронних HTTP запитів та бібліотека socket.io для роботи із WebSocket. Серверна частина опитує датчик кольору за допомогою інтерфейсу введення-виведення General-purpose input/output. Потім дані з датчика обробляються нейронною мережею, за допомогою WebSockets відправляються на веб-панель та зберігаються в базі даних. В свою чергу, за допомогою HTTP протоколу отримуються дані з історії вимірювань та здійснюється керування процесами вимірювання.

Серверна частина програми відповідає за опитування датчика кольору, визначення концентрації заліза на основі отриманого кольору, обробку команд користувача, запис отриманих та розрахованих даних в базу даних.

Для розробки серверної частини було обрано Python-фреймворк Django [11].

З допомогою даного фреймворку було розроблено сервіс для визначення та збереження даних.

На його основі було також створено WebSocket-сервер, який дає можливість оновлювати дані на веб-панелі в реальному часі.

Розглянемо детальніше роботу серверної частини програми. Після натискання користувачем кнопки «Run» на веб-панелі на веб-сервер відправляється запит, який обробляється Django.

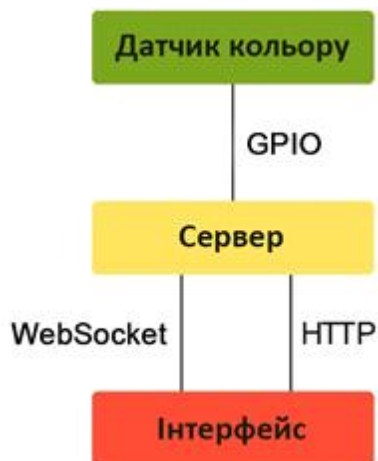


Рис. 8. Схема комунікації в системі

Під час цього відбувається валідація даних, які прийшли в запиті, перевірка наявності вже виконуваного процесу даного типу. Далі за умови відсутності помилок у даних та відсутності вже виконуваних процесів даного типу створюється запис в базі про новий запущений процес та відбувається запуск фоновому процесу, який опитує датчик та обробляє отримані дані.

Після запуску фоновому процесу відбувається його ініціалізація. Під час цього процес під'єднується до каналу WebSocket-сервера для передачі даних на веб-панель. Цей самий канал буде використаний для зупинки даного процесу після натиснення користувачем кнопки «Stop» на веб-панелі.



Рис. 9. Схема процесу

Після ініціалізації (див. рис. 9) запускається безкінечний цикл, за одну ітерацію якого з інтервалами в 1 секунду відбуваються такі дії: опитування датчика кольору; перетворення отриманих з датчика RGB параметрів кольору в параметри HSL; передача параметра hue на вхід нейронної мережі, де на його основі отримується значення концентрації заліза в коагулянті; збереження в базі даних та відправка на веб-панель з допомогою WebSocket-сервера значення параметрів з датчика кольору, конвертованих параметрів кольору та визначеної концентрації.

Цикл завершується після зупинки його користувачем, обробки сервером відповідного запиту, відправки повідомлення про завершення роботи у фоновий процес за допомогою WebSocket і оновлення запису в історії процесів після завершення його роботи.

6. Висновок

Розглянуто питання створення та застосування нейронних мереж для визначення концентрації заліза в коагулянті за його кольором. Було розроблено програмне забезпечення для визначення концентрації заліза в коагулянті у вигляді веб-додатку для відображення даних вимірювання в реальному часі та збереження історії вимірювань. Було розглянуто різні типи нейронних мереж, серед них було обрано нейронну мережу, яка найкраще підходить для вирішення задачі визначення концентрації заліза за кольором коагулянта. На основі аналізу оптимізаторів бібліотеки tenthoflow обрано оптимізатор SGD з похибкою 6.91 % на тестовому датасеті. Розроблено автоматизовану інформаційну систему визначення залізовмісного коагулянту на основі фотоколориметричного аналізу. Система містить комірку, через яку зі сталюю вит-

ратою пропускається досліджувана рідина, а також блок оброблення та збереження інформації, що дозволяє знизити участь людини в процесі вимірювань і забезпечити безперервність процесу вимірювань через відсутність потреби у відборі проби досліджуваного матеріалу, а також зменшити затратність процесу вимірювань.

Список літератури: 1. Masawat P., Harfield A., Srihirun N., Namwong A. Green Determination of Total Iron in Water by Digital Image Colorimetry // Analytical Letters. Volume 50, Issue 1. 2017. P. 173-185. 2. Sreenivasareddy Annem. Determination of Iron Content in Water // OPUS Open Portal to University Scholarship, Governors State University. Summer. 2017. P. 1-19. 3. Juan A. V. A. Barros, Fagner Moreira de Oliveira, Guilherme de O. Santos, Celio

Wisniewski, Pedro Orival Luccas. Digital Image Analysis for the Colorimetric Determination of Aluminum, Total Iron, Nitrite and Soluble Phosphorus in Waters // Analytical Letters. Volume 50. Issue 2. 2017. P. 414-430. 4. Firdaus M. L., Trinoveldi W. Abwi, F., Rahayu I., Rahmidar L., Warsito K. Determination of Chromium and Iron Using Digital Image-based Colorimetry // Procedia Environmental Sciences. Volume 20. 2014. P. 298 - 304. 5. Luka G. S., Nowak E., Kawchuk J., Hoorfar M., Najjaran H. Portable device for the detection of colorimetric assays // Royal Society Open Science. Volume 4. Issue 11. 2017. 171025. 6. Helfer G. A., Magnus V. S., Bock F. C., Teichmann A., Ferrao M. F., A. B. da Costa. PhotoMetrix: An Application for Univariate Calibration and Principal Components Analysis Using Colorimetry on Mobile Devices // Journal of the Brazilian Chemical Society. Volume 28. Issue 2. 2017. P. 328-335. 7. Multilayer perceptron: Theory and Applications / ed.: R. Vang-Mata. New York. Nova Science Publishers, 2020. 153 p. 8. Brownlee J. When to Use MLP, CNN, and RNN Neural Networks. 2019. URL: <https://machinelearningmastery.com/when-to-use-mlp-cnn-and-rnn-neural-networks>. 9. Bernico M. Deep Learning Quick Reference: Useful hacks for training and optimization deep neural networks with TensorFlow and Keras. Birmingham, UK: Packt Publishing, 2018. 10. Hanchett E., Listwon B. Vue.js in Action. Manning Publications, 2018. 304 c. 11. Holovaty A., Kaplan-Moss J. The Definitive Guide to Django. Web Development Done Right. NY, Apress, 2009. 536 p.

Надійшла до редколегії 21.05.2021

Сафоник Андрій Петрович, доктор технічних наук, професор, професор кафедри автоматизації, електротехнічних та комп'ютерно-інтегрованих технологій Національного університету водного господарства та природокористування. Наукові інтереси: математичне та комп'ютерне моделювання природних, технологічних, техногенних процесів і систем та їх автоматизація. Адреса: Україна, 33018, м. Рівне, вул. Соборна 11, тел. +38 (050) 378 86 21.

Грицюк Іванна Михайлівна, асистент, асистент кафедри комп'ютерних наук та прикладної математики Національного університету водного господарства та природокористування. Наукові інтереси: математичне та комп'ютерне моделювання природних, технологічних, техногенних процесів і систем та їх автоматизація. Адреса: Україна, 33018, м. Рівне, вул. Соборна 11, тел. +38 (063) 345 46 11.

Мищанчук Максим Миколайович, студент. Наукові інтереси: математичне та комп'ютерне моделювання природних, технологічних, техногенних процесів і систем та їх автоматизація. Адреса: Україна, 33018, м. Рівне, вул. Соборна 11, тел. +38 (098) 083 90 80.

Ільків Ігор Васильович, аспірант кафедри вищої математики Рівненського державного гуманітарного університету. Наукові інтереси: математичне та комп'ютерне моделювання природних, технологічних, техногенних процесів і систем. Адреса: Україна, 33017, м. Рівне, вул. Степана Бандери 12, тел. +38 (093) 487 26 89.

УДК 004.942

DOI: 10.30837/0135-1710.2021.177.043

Д.Е.СИТНИКОВ, Ю.О.АНДРУСЕНКО

РОЗРОБКА МЕТОДУ ФОРМУВАННЯ ЕФЕКТИВНОГО ПЛАНУ ПІДВИЩЕННЯ КВАЛІФІКАЦІЇ

Досліджено застосування моделі на основі згорткових нейронних мереж для задачі прогнозування поширення захворюваності COVID-19 в Україні. Серед сучасних моделей нейронних мереж для даної задачі обрана InceptionTime на основі архітектури Inception-v4. Дослідження реалізовано за допомогою високорівневої мови програмування Python. Проведено 30 експериментів з навчання моделі на вхідній вибірці даних з використанням різних ознак. Модель продемонструвала високу точність і швидкодію.

1. Вступ

Пандемія раніше невідомого коронавірусу SARS-CoV-2, що викликає атипову пневмонію COVID-19, впливає на життя людей по всьому світу. У багатьох країнах введені карантинні обмеження, які істотно позначаються на всіх соціально-економічних сферах і світовій економіці в цілому.

Наслідком COVID-19 в Україні стало падіння ВВП і майже повна зупинка діяльності у сфері роздрібною торгівлі, готельного та ресторанного бізнесу, авіаперевезень. В регіонах, де існує пом'якшення карантинних обмежень, спостерігаються піки захворюваності. Через те, що вакцинація від COVID-19 в Україні розпочата нещодавно та довіра населення до вакцинації дуже низька, перспективи завершення карантину, а, відповідно, і нормалізації життя населення віддалені.