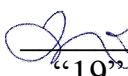


**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**  
Факультет аеронавігації, електроніки та телекомунікацій  
Кафедра авіаційних комп'ютерно-інтегрованих комплексів

**ДОПУСТИТИ ДО ЗАХИСТУ**  
Завідувач випускової кафедри

 **Віктор СИНЕГЛАЗОВ**  
"19" \_\_\_\_\_ 06 \_\_\_\_\_ 2023 р.

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
**(ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА)**  
ВИПУСКНИКА ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ  
“БАКАЛАВР”

Спеціальність 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»  
Освітньо-професійна програма «Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва»

**Тема: Технологія прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних мереж довгої короткострокової пам'яті**

Виконавець: студент групи КП-403 Єсипенко Віталій Володимирович

Керівник: старший викладач, канд. техн. наук Горбатюк В. С.

Нормоконтролер:  Філяшкін М. К

Київ – 2023

# НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет аеронавігації, електроніки та телекомунікацій

Кафедра авіаційних комп'ютерно-інтегрованих комплексів

Освітній ступінь: бакалавр

Спеціальність 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва»

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри

 Віктор СИНЕГЛАЗОВ  
“19” 06 2023 р.

## ЗАВДАННЯ

на виконання кваліфікаційної роботи студента

**Єсипенко Віталій Володимирович**

**1. Тема роботи:** “ Технологія прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних мереж довгої короткострокової пам'яті ”

**2. Термін виконання роботи:** з 25.03.2023 р. до 14.06.2023 р.

**3. Вихідні дані до роботи:** розробка системи прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж.

**4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, що підлягають розробці):** 1. Здійснити теоретичне обґрунтування необхідності розробки системи прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж. 2. Провести аналіз та вибір інструментів для розробки системи прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж. 3. Здійснити побудову системи прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж. 4. Провести обґрунтування середовища розробки програмного продукту.

**5. Перелік обов'язкового графічного матеріалу:** 1. Схема модуля мережі LSTM. 2. Схема «Стану клітини» LSTM. 3. Графік реальних даних. 4. Графік Похибки моделювання за допомогою математичної моделі. 5. Графік результатів прогнозування за допомогою нейронної мережі.

## 6. Календарний план-графік:

№ п/п	Завдання	Термін виконання	Відмітка про виконання
1.	Аналіз літературних джерел	25.03.2023	
2.	Збір інформації	26.03. 2023	
3.	Аналіз існуючих моделей прогнозування часових рядів	27.03.2023- 28.03.2023	
4.	Порівняння моделей за параметрами MAE, RMSE та DW та вибір схеми рекурентної нейронної LSTM мережі	29.03.2023 – 08.04.2023	
5.	Аналіз алгоритм прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж	09.04.2023 – 23.04.2023	
6.	Порівняння запропонованої моделі з існуючими	24.04.2023 – 05.05.2023	
7.	Вибір та обґрунтування мови програмування	06.05.2023 – 08.05.2023	
8.	Вибір та технічних засобів для реалізації проекту	09.05.2023 – 12.05.2023	
9.	Тестування та оцінка розробленого програмного продукту	13.05.2023- 31.05.2023	
10	Висновки по роботі	01.06.2023	
11	Створення презентації	02.06.2023	
12	Оформлення пояснювальної записки	03.06.2023	

7. Дата видачі завдання 25.03.2023

Керівник:  Горбатюк В. С.

Завдання прийняв до виконання  Єсипенко В. В.

### РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи «Технологія прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних мереж довгої короткострокової пам'яті» 80 с., 26 рис., 14 табл.

РЕКУРЕНТНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ПРОГНОЗУВАННЯ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ, ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ

РЯДІВ, МОДЕЛІ РЕГРЕСІЇ, МОДЕЛІ ARIMA, ПОРІВНЯННЯ МОДЕЛЕЙ, ТЕСТУВАННЯ ПРОДУКТУ.

Об'єкт дослідження – елементи нечіткої логіки та їх практичне застосування в авіації.

Предмет дослідження – системи прогнозування показників на основі рекурентних LSTM мереж.

Мета кваліфікаційної роботи – дослідження використання рекурентних моделей для прогнозування метеорологічних показників.

Метод дослідження – логічного, діалектичного, історичного та порівняльного.

Практичне значення одержаних результатів – створення інформаційної системи на базі правил нечіткої логіки, яка дозволить спростити та значно покращити процес прийняття рішення щодо здійснення польотів на основі прогнозу метеорологічних показників.

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА. АНАЛІЗ ТА ВИБІР ІНСТРУМЕНТІВ ДЛЯ РОЗРОБКИ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ З ВИКОРИСТАННЯМ РЕКУРЕНТНИХ LSTM МЕРЕЖ .....	8
1.1. Теоретичне обґрунтування необхідності розробки системи прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж....	8
1.2. Математична постановка задачі прогнозування метеорологічних показників.....	19
1.3. Огляд існуючих моделей прогнозування часових рядів .....	20
1.3.1. Моделі регресії та їх різновиди .....	20
1.3.2 Застосування моделей ARIMA, GARCH та їх похідних .....	22
1.3.3 Рекурентні нейронні моделі, їх види та застосування.....	26
1.4. Порівняння моделей за параметрами MAE, RMSE та DW та вибір схеми рекурентної нейронної LSTM мережі.....	30
РОЗДІЛ 2. ПОБУДОВА СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ З ВИКОРИСТАННЯМ РЕКУРЕНТНИХ LSTM МЕРЕЖ.....	33
2.1. Алгоритм прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж .....	33
2.2 Порівняння запропонованої моделі з існуючими .....	37
2.3 Оцінка ефективності розробленої моделі .....	42

РОЗДІЛ 3. ОБҐРУНТУВАННЯ СЕРЕДОВИЩА РОЗРОБКИ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ .....	47
3.1 Вибір та обґрунтування мови програмування .....	47
3.2 Вибір технічних засобів для реалізації проекту .....	48
3.3 Тестування та оцінка розробленого програмного продукту .....	50
РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ.....	57
4.1. Вступ .....	57
4.2. Аналіз умов праці в метеолабораторії.....	57
4.3. Розробка заходів з охорони праці.....	64
4.4. Пожежна безпека.....	66
РОЗДІЛ 5. ОХОРОНА НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА.....	69
5.1. Нормативно-правове регулювання охорони навколишнього середовища .....	69
5.2. Джерела забруднення навколишнього природного середовища з боку аеропортів .....	74
5.3. Заходи щодо зниження впливу роботи аеропорту на навколишнє середовище .....	79
ВИСНОВКИ .....	82
СПИСОК БІБЛІОГРАФІЧНИХ ПОСИЛАНЬ .....	83
ДОДАТКИ .....	87

## Вступ

**Актуальність теми.** Забезпечення безпеки польотів є критично важливим аспектом авіації через невід’ємні ризики, пов’язані з авіаперельотами. Тому важливо враховувати всі фактори, які можуть вплинути на безпеку, і вживати заходів для зменшення потенційної небезпеки як для пасажирів, так і для авіаційного персоналу. Незважаючи на зусилля з мінімізації ризиків, непередбачені обставини все ще можуть становити загрозу, вимагаючи від екіпажів готовності впоратися з екстремальними ситуаціями. Для зниження ризиків під час польотів впроваджуються різноманітні заходи, в тому числі автоматизація управління повітряним судном, працездатні системи життєзабезпечення та ефективні наземні системи керування польотом. Для того, щоб ефективно реагувати на проблеми, необхідно швидко аналізувати поточну метеоситуацію та приймати рішення щодо подальших дій. Тому потрібні програмні рішення, які не лише дозволяють швидко проаналізувати поточний стан, але й розробити прогноз метеопказників на майбутні періоди з урахуванням поточних умов. Тому потрібно використовувати нейромережеві технології, які є гнучкими і дозволяють швидко обробляти інформацію, а також оперативно змінювати локальні значення окремих параметрів для отримання оптимального прогнозу метеорологічних показників.

**Метою роботи** є дослідження використання рекурентних моделей для прогнозування метеорологічних показників.

Виходячи з мети, можемо сформулювати наступні **завдання дослідження**:

- здійснити теоретичне обґрунтування необхідності розробки системи прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж;

- провести аналіз та вибір інструментів для розробки системи прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж;

- здійснити побудову системи прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж;
- провести обґрунтування середовища розробки програмного продукту;
- розглянути заходи з охорони праці та навколишнього середовища.





# **РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА. АНАЛІЗ ТА ВИБІР ІНСТРУМЕНТІВ ДЛЯ РОЗРОБКИ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ З ВИКОРИСТАННЯМ РЕКУРЕНТНИХ LSTM МЕРЕЖ**

## **1.1. Теоретичне обґрунтування необхідності розробки системи прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж**

Управління польотами сучасних літальних апаратів вимагає врахування метеорологічних показників для вибору оптимального маршруту, забезпечення безпеки польоту, достатньої кількості палива для здійснення рейсу та інших чинників. Система відображення інформації показує радіонавігаційні засоби, які можна використовувати під час входу на запасний аеродром, із зазначенням їхніх характеристик орієнтування на маршруті, якщо такі є. Вона також відображає частоти радіозв'язку та позивні, необхідні для заходу на посадку за приладами.

Система повинна вказувати враховуючи відстань до аеродрому, округлену до найближчого кілометра або морської милі будь-якого радіонавігаційного засобу, що використовується під час останнього етапу заходження на посадку, якщо це необхідно для заходження на посадку за приладами. Якщо жоден із засобів навігації не вказує пеленг аеродрому, він також повідомляється з точністю до градуса.

Система відображення аеронавігаційної інформації також записує метеорологічні показники на шляху від літального апарату до запасного аеропорту. Система відповідає наступним вимогам:

1) Для аеродромів, обладнаних для точних заходжень на посадку та посадок Категорії I, метеорологічна інформація повинна надаватися на пристрої відображення (дисплеї), які можна зчитувати, відображати та друкувати. Дисплеї встановлюються на постах керівників польотів (на території чергової частини), на постах синоптиків і спостерігачів (дисплей метеоконтролю);

2) резервним засобом передачі метеорологічної інформації з пунктів спостережень до місця роботи диспетчера (приміщень чергової частини) має бути гучномовець і телефонний зв'язок;

3) у разі проведення автоматизованих радіометеорологічних спостережень на аеродромі дані метеорологічного локатора передаються на пристрої відображення (дисплеї) на робочих місцях диспетчерів;

(4) дисплеї при використанні автономних дистанційних вимірювачів повинні відображати результати регулярних або спеціальних метеорологічних спостережень, що відповідають оперативному веденню посадки. Ці дані повинні містити такі метеорологічні параметри:

- час спостереження;
- напрямок приземного вітру (з урахуванням магнітного схилення, яке на аеродромі становить 5 м і більше);
- середня приземна швидкість вітру;
- максимальна швидкість приземного вітру (пориви);
- мінімальна видимість (розташування вимірювань вздовж злітно-посадкової смуги, де це необхідно);
- розрахункові значення дальності видимості на ЗПС;
- погодні явища, їх інтенсивність та близькість;
- кількість хмар (загальний і нижні шари);
- висота нижньої межі хмарності (вертикальна видимість);
- тиск QNH і тиск QFE;
- температура повітря;
- температура точки роси;

5) усі засоби радіозв'язку з групою управління польотами (телефон, гучномовець), радіопередавачі повинні підлягати автоматизованому запису звуку наземними засобами об'єктивного контролю (наприклад, запису звуку на магнітофон). Метеорологічна інформація, що передається на засіб відображення, записується на засіб запису;

б) лінії зв'язку, призначені для передачі сигналів від первинних перетворювачів метеорологічних параметрів до індикаторів (реєстраторів), а також для передачі метеорологічної інформації на пристрої відображення, повинні відповідати вимогам, визначеним в експлуатаційній документації на тип метеорологічного обладнання, що має бути зазначено в акті огляду ліній зв'язку;

7) в інтегрованих автоматизованих системах метеорологічних вимірювань/автоматизованих аеропортових метеостанціях час передачі метеорологічних параметрів на пристрої відображення (дисплеї) не повинен перевищувати 15 с після завершення обробки вимірювань (спостережень).

Таким чином, при використанні екіпажем повітряного судна системи відображення аеронавігаційної інформації при виході в запасний аеропорт використовується метеорологічна, картографічна та геолокаційна інформація, а також координата систем радіотехнічного зв'язку з наземною підсистемою. Тому аналіз метеорологічних показників та їх прогноз на наступні періоди є важливим завданням управління польотами. Тому для цього можливе створення інформаційної моделі (далі – ІМ), яка зможе враховувати та прогнозувати метеорологічну ситуацію на основі гнучких рекурсивних нейронних мереж.

За цільовою функцією ІМ поділяються на моделі для безпосереднього керування системою в польоті, для індикації стану компонентів системи, а також для оцінки роботи системи.

Оператор повинен передусім видавати інформацію, яка буде використовуватися для безпосереднього керування польотом. Розглянемо деякі параметри, які відображаються на дисплеї, на прикладі пілотувальної системи.

Оператор будь-якого літального апарату повинен знати його розташування відносно центру маси, включаючи кут тангажу, крену, ризику та, у певних випадках, їх похідні і відносно напрямку відносно Землі. Ця інформація потрібна для наведення та контролю положення, а також для стабілізації літака.

Для визначення розташування центру мас ПС у просторі відносно наземного чи бортового місцезнаходження об'єкту і точка посадки відносно попередньо визначеної траєкторії у просторі, що охоплює земну поверхню, з урахуванням системи інерціальної міри повинна надати оператору будь-який час протягом польоту з необхідними даними: висота польоту, координати положення літака відносно вибраних координат системи, відстань до місця посадки, бокове відхилення від заданого маршруту, довжина пройденого (або залишився) шляху.

Рух ПС по траєкторії МІ повинен визначатися значенням і напрямком швидкості (абсолютна, дорожня, повітряна), напрямком вильоту до поворотної точки маршруту, поточним часом і часом, що залишився до досягнення мета польоту.

Модель повинна містити прилади, що контролюють параметри безпеки польоту: мінімальну та максимальну швидкість тяги, граничне значення числа М, максимально допустиме перевантаження, мінімальну висоту польоту, аварійний запас палива тощо.

Певна частина ЗВІ призначена для керування роботою елементів (блоків) технічної частини системи (індикація стану її елементів). Останнім часом, у зв'язку з впровадженням комплексних автоматизованих пристроїв для пілотування та посадки на літаках, у цьому напрямку розвиваються аеронавігаційні системи - використання вбудованих пристроїв, які контролюють стан елементів і відображають цей стан на сенсорному полі.

Велике значення має також та частина МІ, яка призначена для подальшої оцінки роботи системи та її компонентів. Це т. зв збережена інформація – сукупність задокументованої бортової інформації, за допомогою якої можна дізнатися: про характер змін параметрів системи під час її роботи, щодо режимів її функціонування в попередніх польотах, стосовно якості роботи системи. виконання цільової функції. Така інформація дозволяє визначити ресурс обладнання, допомагає пояснити помилки екіпажу, допомагає визначити причини інцидентів, аварій і катастроф.

Спосіб відображення інформації про пілотований політ повинен адекватно відображати характер роботи машини і стан об'єкта управління. Важливим завданням є побудова відповідного ЗВІ. Вони повинні містити лише ті властивості, зв'язки та асоціації керованих елементів, які необхідні для керування.

Залежно від ступеня узагальнення даних ІМ в пілотованому польоті розрізняють три типи: детальний (диференціальний), загальний (інтегральний) і комбінований.

Детальна модель містить детальну інформацію про окремі параметри пілотованого польоту. Використовуючи детальну модель, оператор отримує точну кількісну оцінку стану окремих систем, підсистем та їх компонентів. Однак, щоб отримати якісну оцінку ситуації з детальної моделі, оператор повинен витратити відносно багато часу, що не завжди можливо на сучасних літаках, тому, крім цього, застосовуються також загальні ІМ. використовується [3;с . 17].

Загальна (інтегральна) модель дозволяє оператору швидко якісно оцінити ситуацію і негайно прийняти принципові рішення щодо своїх дій. Однак загальна модель, як правило, не дає кількісної оцінки параметрів роботи системи, тому МІ має бути комбінованим, тобто містити елементи загальної та детальної моделей. За допомогою такої комбінованої моделі оператор може швидко отримати якісну оцінку ситуації, а при необхідності також використовувати елементи детальної моделі для кількісної оцінки режиму роботи машини.

Досвід показує, що введення занадто великої кількості елементів у детальну модель може значно погіршити її властивості, а занадто абстрактна загальна модель може ввести оператора в оману.

За часом, за який видаються дані, ІМ можна розділити на ті, що видають минулі, поточні та майбутні значення параметрів.

Інформаційна модель повинна орієнтуватися на задану машинну програму, при цьому модель повинна забезпечувати порівняння поточної

ситуації з заданою, а також давати команди переходу від однієї частини програми до іншої. У деяких випадках ІМ повинен надати оператору поточне значення параметрів, запам'ятати попередні значення деяких робочих параметрів, а також видавати попереджувальну інформацію щодо майбутнього стану ситуації.

Як правило, пристрої відображення інформації включають обчислювальні пристрої, які мають заздалегідь визначену робочу програму або працюють на основі поточних значень системних параметрів, які визначають прогнозований вихідний параметр.

Однією з головних вимог до пілотованої інформаційної моделі польоту є її адаптивність для забезпечення найшвидшого та безпомилкового переходу від змодельованого до візуального пілотування та навпаки. Це важливо, особливо під час посадки та зльоту.

Таким чином, ІМ надає оператору інформацію про поточний стан машини і якість виконуваних завдань, чи відповідає фактичний режим роботи заданому і як саме виконується робоча програма, чи працює технічна частина системи. правильно, що і як налаштувати роботу його компонентів. Крім того, він дозволяє своєчасно виявляти можливі аварійні ситуації на роботі та інформує оператора про наближення небезпечних або критичних режимів, тобто інформаційна модель необхідна оператору для орієнтування, спрямування та контролю під час руху.

У кінцевому підсумку проект ІМ повинен забезпечувати умови, за яких оператор, отримуючи інформацію, створював би конкретну динамічну картину роботи системи. Однак для того, щоб створити динамічну картину, на додаток до інформації, яка надходить з інформаційної моделі, оператор, звичайно, також повинен використовувати свій досвід і знання.

Динамічний образ системи ґрунтується на характерній для людського мислення асоціативності. Створений динамічний образ є основою для вироблення рішення щодо застосування конкретного методу дії, який передається у вигляді команди.

Під час польоту динамічне зображення безперервно змінюється і в залежності від поточної ситуації та прийнятої програми польоту коригується оператором. Узагальнення та асоціації, отримані в процесі управління польотом, зберігаються в пам'яті оператора і використовуються в подальших діях.

Інформаційна модель складається з багатьох технічних пристроїв, які дозволяють здійснювати різне кодування інформації, необхідної оператору для контролю за виконанням тієї чи іншої програми польоту, а також для управління літаком і його функціональними системами.

Створення інформаційної моделі відображення інформації та її розробка пов'язані зі значними труднощами. Вони зумовлені, зокрема, багатозадачністю (в інформаційному сенсі) модельованого пілотованого польоту та певними обмеженнями, які не дозволяють побудувати відповідну модель для конкретного літака, повністю відповідну зразку, тобто характеру пілотованого літака. сам політ або характер роботи системи [6; с. 184].

Традиційні методи математичного моделювання, такі як статистичні моделі, часто вимагають ручної роботи та досвіду в цій галузі. Вони часто вимагають суворої або слабкої стаціонарності даних, що практично неможливо отримати на практиці. Це означає, що перед застосуванням класичних статистичних моделей їх необхідно трансформувати та представити у відповідній формі, але самі методи перетворення даних являють собою власний клас проблем, які необхідно вирішити.

Нейронні мережі уникають таких проблем, оскільки вони за своєю суттю є нелінійними. Масовий збір даних у результаті призвів до відновлення інтересу до керованих даними алгоритмів, прикладом яких є нейронні мережі. Нейронні мережі вчать моделювати процеси на основі вхідних і вихідних значень, що використовуються, і продуктивність покращується, оскільки для навчання моделей використовується більше даних. Це зміщує необхідний досвід, необхідний для класичних статистичних моделей, від здатності підганяти дані до знання алгоритмів нейронної мережі. Тому метою роботи є



побудова моделі нейронної мережі з довготривалою довгостроковою пам'яттю для прогнозування часових рядів, а також оцінка ефективності моделі за допомогою статистичних показників.

Нейронні мережі є потужним інструментом моделювання, здатним відтворювати складні зв'язки. Зокрема, вони є нелінійними. Протягом тривалого часу лінійне моделювання використовувалося як основний підхід у багатьох галузях завдяки добре розробленим оптимізаційним процедурам. Проте, для задач, де лінійна апроксимація недостатня (і такі задачі зустрічаються часто), лінійні моделі проявляють низьку ефективність. Крім того, нейронні мережі стикаються з "проблемою розмірності", яка ускладнює моделювання лінійних залежностей при великій кількості змінних.

Навчання нейронних мереж базується на прикладах. Користувач обирає представницькі дані і запускає алгоритм навчання, який автоматично виявляє структуру даних. Однак, для успішного використання нейронних мереж, користувачеві необхідно мати деякі евристичні знання щодо вибору та підготовки даних, вибору відповідної архітектури мережі та інтерпретації результатів. Втім, рівень знань, необхідний для ефективного використання нейронних мереж, є значно вищим, ніж у випадку застосування традиційних статистичних методів.

Побудова моделі нейронної мережі є адаптивною без участі експертів у процесі навчання. Недоліком цієї методики є те, що вона вимагає спеціального програмного забезпечення. Складність інтерпретації та непередбачуваність нейронних мереж створюють виклик. Нейронні мережі відомі як "чорні скриньки", оскільки вони мають приховану логіку прийняття рішень, недоступну для експертів. Таким чином, ці моделі не можуть чітко та прозоро визначити внесок у результат окремих показників у покращення чи погіршення фінансового стану торговельного підприємства. Для цього існує алгоритм «вилучення знань з нейронних мереж». Він формалізує список логічних правил і створює мережеву експертну систему.

Проте, ці алгоритми не є вбудованими у набори інструментів для нейронних мереж, і вони породжують значний обсяг правил. Тому з метою вирішення проблеми аналітичного забезпечення прогнозування конкурентної стратегії торговельних підприємств нами входить до складу запропонованої системи методик оцінки та прогнозування діяльності торговельних підприємств. Рекомендується використовувати метод. Нейронні мережі, інтегровані в систему з певною архітектурою, ці типи мереж, які визначаються відповідно до поставлених завдань компанії, отримали назву нейронних мереж.

Ключовими факторами у створенні нейронних мереж є оптимізаційні алгоритми та їх здатність до навчання. Оптимізаційні алгоритми відіграють важливу роль у процесі створення нейронних мереж, оскільки вони можуть зменшити помилки під час формування навчального набору та прискорити процес навчання. В результаті алгоритм може бути вимкнений, а некорисні дані виключені (видалені), які погіршують загальну оцінку. Поведінка нейронних мереж оцінюється на основі реакції на прості елементи одного типу. Кожен нейрон має синапси (однонапрямлені входи  $x_1, \dots, x_n$ , з'єднані з іншими нейронами в прихованому шарі) і аксони (вихідні значення  $1, \dots, u_m, s_v$ , які стосуються як прихованих, так і вхідних нейронів). При підготовці до прогнозування весь набір даних розділяється на три підвибірки. Перша - навчальна - використовується для ефективного тренування мережі. Кожен приклад містить пару даних - вхідні дані  $x_i$  та вихідні дані  $u_j$ . Дані з послідовних спостережень  $x_i$  використовуються для навчання нейронної мережі. У цьому випадку кожен нейрон у прихованому шарі отримує сигнал від нейрона вхідного шару.

Після виконання операції сигналу ваги нейронів змінюються, а його вихід надсилається до всіх нейронів наступного шару, забезпечуючи одну пряму подачу на виходи  $u_j$  і центрифугу. При цьому гендерні зв'язки зберігаються. Друга підвибірка вважається перевіркою, оскільки вона призначена для того, щоб забезпечити можливість оцінки прогнозу та визначення оптимальної

складності моделі. Кінцева підвибірка використовується для оцінки валідності та реалістичності запропонованої моделі. Після тренування перевіряється мережевий статус нейромережі.

Таким чином, прогнозування часових рядів є реальною науковою проблемою, яка має багато застосувань в теорії управління, економіці, медицині, фізиці та інших галузях. Якщо говорити про методи нейронних мереж, то вони зарекомендували себе як спосіб моделювання динамічних систем за допомогою апріорі невідомої математичної моделі динамічної системи. Нейронну мережу можна навчити на відомих прикладах реалізації динамічного процесу, а потім використовувати для прогнозування нових даних.

Екстраполяцією у класичній статистичній обробці даних часових рядів ми маємо на увазі прогнозування майбутніх значень. Сьогодні сучасні індустрії приділяють все більше уваги цій темі (темі прогнозування часових рядів). Важливість прогнозування полягає в створенні та розробці моделей, які відповідатимуть спостережуваним даним, а потім використовувати ці моделі для отримання майбутніх значень. Специфіка прогнозування метеорологічних показників полягає в прийнятті того факту, що дані не можуть бути доступними в майбутньому і їх можна оцінити лише завдяки даним, які вже є, тобто зібраним з подій, які вже відбулися. сталося.

Тому розробка системи прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж є актуальною для вирішення проблематики управління безпеки польотами цивільної авіації і потребує детального аналізу можливостей сучасних програмних засобів та математичних апаратів для створення найбільш оптимального рішення.



## **1.2. Математична постановка задачі прогнозування метеорологічних показників**

Прогнозування метеорологічних показників полягає в тому, що а основі даних за попередні періоди про гідрометеорологічні заміри, такі Описуються такі метеорологічні параметри: мінімальна, середня та максимальна температура повітря, кількість опадів, вологість, швидкість вітру, хмарність, а також кількість сонячної радіації та середня кількість снігу за день, а також інші специфічні параметри, можна було побудувати прогноз на певну дату майбутнього періоду.

На метеодовідці аеродрому зазначаються такі дані: видимість, дальність видимості на злітно-посадковій смузі, погодні умови та стан хмарності, температура повітря, точка роси, атмосферний тиск. Ці дані оновлюються щогодини або кожні півгодини.

Однією з ключових складових безпеки повітряних суден, забезпечення стабільності роботи і дотримання розкладу польотів є аналіз кліматичних характеристик аеродрому. Характеристики погоди на аеродромі мають малу змінливість протягом тривалого часу. Тому періодична переоцінка кліматичних даних може проводитись з великими інтервалами, і отримані результати багаторічних спостережень можна використовувати для отримання високоточних оцінок кліматичних умов протягом тривалого періоду.

Розроблена методика оцінки та прогнозування може бути використана для створення апаратного, програмного забезпечення і комп'ютерних систем для вимірювання метеорологічної безпеки.

### 1.3. Огляд існуючих моделей прогнозування часових рядів

#### 1.3.1. Моделі регресії та їх різновиди

Аналіз залежностей і прогнозування, як і випадок дискримінантного аналізу, факторного аналізу, кластерного аналізу та інших, відноситься до методів математичного статистичного моделювання. У цьому випадку моделлю є регресійне рівняння, а його параметри (коефіцієнти) обчислюються під час проведення регресійного аналізу.

Мета аналізу кореляції та регресії полягає у виявленні оптимальних комбінацій незалежних змінних, які найкращим чином передбачають значення залежної змінної з точки зору статистичних мір, таких як коефіцієнт детермінації  $R^2$  та мінімальна дисперсія помилок.

Для перевірки відповідності отриманої функції відгуку експериментальним даним проводяться наступні аналізи:

- Визначення значущості коефіцієнтів рівняння регресії за допомогою критерія Стюдента.
- Оцінка адекватності математичної моделі за допомогою критерія Фішера.
- Визначення працездатності отриманої функції за коефіцієнтом детермінації, що базується на розрахунку коефіцієнта лінійної кореляції Пірсона.
- Оцінка відповідності нулевій різниці (залишків) між фактичними і прогнозованими значеннями залежної змінної.
- Аналіз відповідності розподілу залишків нормальному розподілу.
- Визначення автокореляції залишків.

Д

Для проведення початкового дослідження взаємозв'язку між показником і факторами, що впливають на нього, використовується коефіцієнт парної кореляції.

Парні регресійні моделі дозволяють встановити залежність між двома змінними, такими як витрати на рекламу і обсяг збуту продукції, витрати на споживання і валовий національний продукт та інші.

В такому випадку одна зі змінних вважається залежною і розглядається як функція незалежної змінної.

Лінійна парна регресійна модель представляється наступним чином:

$$y = a + bx \quad (2.1)$$

де  $y$  - спостереження за залежною змінною,  $x$  - спостереження за незалежною змінною,  $a$  та  $b$  - невідомі параметри регресійної моделі.

Регресійна модель називається лінійною, якщо вона лінійна відносно своїх параметрів.

Залежна змінна  $y$  вважається показником, а незалежна змінна  $x$  - фактором. Невідомі параметри  $a$  і  $b$  визначаються за критерієм найменших квадратів, тобто шляхом мінімізації суми квадратів різниць між спостережуваними значеннями та значеннями, що відповідають моделі

$$\sum_{i=1}^n (y_i - y_i^p)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - a - bx_i)^2 \rightarrow \min \quad (2.2)$$

де  $B_1$  і  $X_1$  - фактичні спостереження показника  $Y$  и фактора  $X$ ;

-  $Y_i^p$  - значення показника, розраховане по рівнянню регресії.

Якщо ми побудували лінійну модель і знайшли її параметри по методу найменших квадратів, то можемо визначити крапкове прогнозне значення залежної перемінної, - для відповідного прогнозного значення :

$$y_{n+1}^{np} = a + b x_{n+1} \quad (2.3)$$

Імовірність реалізації крапкового прогнозу мала, тому необхідно розраховувати довірчий інтервал.

Найбільш поширені дві форми рівнянь парної регресії:

а) пряма

$$y = a + bx \quad (2.4)$$

б) гіпербола

$$y = a + \frac{b}{x} \quad (2.5)$$

Обмеженням прогнозування на основі парного регресійного рівняння служить умова стабільності або малої мінливості інших факторів і умов досліджуваного процесу. Якщо різко зміниться «зовнішнє середовище», рівняння регресії утратить своє значення.

Багатофакторний регресійний аналіз допомагає знайти явний вид такої залежності і кількісно оцінити вплив різних факторів на процес.

Багатофакторна лінійна регресійна модель може бути записана в такому виді:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n + E \quad (2.6)$$

де  $y$  - залежна перемінна (або показник);

$x_1, x_2, \dots, x_n$  - незалежні змінні (або фактори);

$a_0, a_1, a_2, \dots, a_n$  - невідомі параметри, які необхідно оцінити;

$E$  - випадкова величина.

Лінійною регресійною моделлю називається модель, лінійна за своїми параметрами.

Багатофакторна лінійна регресійна модель є узагальненням парної регресійної моделі.

Процес побудови багатофакторної регресійної моделі більш складний, ніж парної. Він складається з багатьох дуже трудомістких етапів:

- 1) вибір і аналіз усіх можливих факторів, що впливають на показник;
- 2) вибір форми і побудова регресійної багатофакторної моделі;
- 3) аналіз отриманих результатів;
- 4) визначення прогнозних значень показника.

Отже, ми визначили основні методи кореляційно-регресійного аналізу та прогнозування діяльності і можемо застосувати їх на практиці.

### ***1.3.2 Застосування моделей ARIMA, GARCH та їх похідних***



Модель ARCH (autoregressive conditional heteroskedasticity) була запропонована Р. Енгл для моделювання кластеризації волатильності.

Процес ARCH порядку  $q$ ,  $\{\varepsilon_t\}_{t=-\infty}^{+\infty}$  задається наступними співвідношеннями [Ошибка! Источник ссылки не найден., с. 286]:

$$\varepsilon_t | \Omega_{t-1} \in N(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \gamma_q \varepsilon_{t-q}^2$$

де  $\Omega_{t-1} = (\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots)$  - передісторія процесу  $\varepsilon_t$ , а  $\sigma_t^2$  - умовна за передісторією дисперсія  $\varepsilon_t$ , тобто  $\sigma_t^2 = V(\varepsilon_t | \Omega_{t-1}) = E(\varepsilon_t^2 | \Omega_{t-1})$ . Для того, щоб умовна дисперсія залишалася позитивною, слід дотримуватися співвідношень  $\omega > 0$ , і  $\gamma_1 \dots \gamma_q \geq 0$ .

Прибутковість в даному випадку також визначається за наведеною вище формулою.

Розглянемо  $\varepsilon_t = r_t - E(r_t | \Omega_{t-1})$ , тоді умовні дисперсії  $\varepsilon_t$  і  $r_t$  збігаються, тобто  $\sigma_t^2$  є в цьому випадку волатильністю.

Розглянемо тепер наступний нормований процес:

$$\xi_t \cup NID(0,1)$$

$$\varepsilon_t = \xi_t \sigma_t$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \gamma_q \varepsilon_{t-q}^2$$

Величини  $\xi_t$  нормально розподілені і незалежні. Такий запис зручний тим, що цей нормований випадковий процес  $\xi_t$  не залежить від передісторії.

Сенс моделі ARCH в тому, що він характеризується кластеризацією волатильності. Якщо абсолютна величина  $\varepsilon_t$  виявляється великою, то це призводить до підвищення умовної дисперсії в наступні періоди, а за високої умовної дисперсії більш вірогідна поява великих за абсолютною величиною значень  $\varepsilon_t$ . І навпаки, якщо значення  $\varepsilon_t$  протягом декількох періодів близьке до нуля, то це призводить до зниження умовної дисперсії в наступні періоди практично до рівня  $\omega$ . У свою чергу при низькій умовній дисперсії більш вірогідна поява малих за абсолютною величиною значень  $\varepsilon_t$ .

Ще одна властивість ARCH-процесів полягає в тому, що безумовний розподіл  $\varepsilon_t$  має більш високий куртозис (тобто більш важкі хвости і гостру вершину), що добре відповідає фінансовим часовим рядам.

Таким чином, ARCH-модель має деякі переваги перед моделями, описаними раніше, так як враховує кластерність і важкі хвости волатильності.

Можна показати, що процес ARCH не автокорельовано:

$$E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-j}) = E\left(E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-j} | \Omega_{t-1})\right) = E\left(\varepsilon_{t-j} E(\varepsilon_t | \Omega_{t-1})\right) = 0$$

Оскільки цей процес має постійне (нульове) математичне очікування і не автокорельовано, то він є слабо стаціонарним в разі, якщо у нього є дисперсія.

Розглянемо  $\eta_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$ . Тоді можна переписати ARCH-процес як:

$$\varepsilon_t^2 = \omega + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \gamma_q \varepsilon_{t-q}^2 + \eta_t$$

Так як умовне математичне очікування  $\eta_t$  дорівнює нулю, то і безумовне математичне очікування також дорівнює нулю, крім того,  $\eta_t$  не автокорельовано. Таким чином, квадрати процесу ARCH(q) слідує авторегресійному процесу q-го порядку, що дозволяє отримати спроможні оцінки коефіцієнтів, використовуючи це представлення.

Розглянемо корні характеристичного рівняння:

$$1 - (\gamma_1 x + \dots + \gamma_q x^q) = 0$$

Якщо вони лежать за межами одиничного кола, що, в силу невід'ємності  $\gamma_j$  еквівалентно умові  $\sum_{j=1}^q \gamma_j < 1$ , то у процесу ARCH (q) існує безумовна дисперсія і він є слабо стаціонарним. Якщо ця умова не виконується, то безумовної дисперсії не існує і процес не буде слабо стаціонарним. Для обчислення безумовної дисперсії береться математичне очікування від обох частин рівняння умовної дисперсії:

$$E(\sigma_t^2) = \omega + \gamma_1 E(\varepsilon_{t-1}^2) + \dots + \gamma_q E(\varepsilon_{t-q}^2)$$

Зазначимо, що  $E(\sigma_t^2) = E(E(\varepsilon_t^2 | \Omega_{t-1}))$ , отримуємо:

$$\sigma^2 = \frac{\omega}{1 - \gamma_1 - \dots - \gamma_q}$$

Таким чином, всі  $\varepsilon_t$  мають однакову безумовну дисперсію, тобто має місце гомокседаксічність. Однак умовна дисперсія змінюється, тому одночасно має місце умовна гетерокседаксічність.

Недоліком же ARCH моделі можна вважати те, що Для адекватного опису даних необхідно мати достатньо велику довжину вікна  $q$ , що ускладнює процес оцінки (наприклад, ARCH (1), не дає достатньо довгих кластерів волатильності, а лише породжує велику кількість викидів), зокрема нерідко порушується умова невід'ємності оцінок  $\gamma_j$ . З цим допомагає впоратися обмеження, накладене Енглем на коефіцієнти лага, що складається в тому, що вони лінійно зменшуються до нуля.

При використанні моделі ARCH ( $q$ ) часто потрібний довгий лаг  $q$  і велика кількість параметрів. Узагальнений ARCH процес (Generalized ARCH, GARCH), запропонований Т. Боллерслом [Ошибка! Источник ссылки не найден., с. 308], має нескінченну пам'ять і допускає більш економну параметризацію, модель GARCH ( $p, q$ ) виглядає наступним чином:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^p \delta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^q \gamma_j \varepsilon_{t-j}^2$$

При цьому передбачається, що  $\omega > 0$ ,  $\delta_1, \dots, \delta_p \geq 0$  і  $\gamma_1 \dots \gamma_q \geq 0$ .

Як і у моделі ARCH  $\sigma_t^2$  - умовна дисперсія процесу:

$$\varepsilon_t | \Omega_{t-1} \cup N(0, \sigma_t^2)$$

За аналогією з процесом ARCH розрахуємо безумовну дисперсію GARCH:

$$\sigma^2 = \frac{\omega}{1 - \sum_{j=1}^p \delta_j - \sum_{j=1}^q \gamma_j}$$

Таким чином, з точки зору безумовної дисперсії GARCH-процес гомокседаксічнен. Щоб дисперсія була кінцевою, потрібно:

$$\sum_{j=1}^p \delta_j + \sum_{j=1}^q \gamma_j < 1$$

За аналогією з ARCH процес GARCH можна записати в еквівалентній формі:

$$\varepsilon_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^m (\delta_j + \gamma_j) \varepsilon_{t-j}^2 + \eta_t - \sum_{j=1}^p \delta_j \eta_{t-j}$$

де  $\eta_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$ ,  $m = \max(p, q)$

Така форма запису дозволяє побачити, що квадрати GARCH-процесу підкоряються моделі ARMA(m, p), що дозволяє отримати автокореляційну функцію квадратів GARCH-процесу.

GARCH-процес, як і його окремих випадок ARCH-процес має більш високий куртозис, ніж нормальний розподіл, причому безумовний розподіл окремого спостереження GARCH-процесу є симетричним, тому всі непарні моменти, починаючи з третього, дорівнюють нулю.

Таким чином, для подальших розрахунків будемо розглядати GARCH-модель волатильності, так як вона найбільш повно відображає зазначені вище властивості волатильності та допускає більш економну параметризацію, ніж ARCH-модель. З точки зору прогнозування перспективною є модель, що поєднує GARCH з деякою моделлю, яка описує поведінку умовного або безумовного середнього спостережуваного ряду.

### ***1.3.3 Рекурентні нейронні моделі, їх види та застосування***

Звичайні нейронні мережі не можуть аналізувати минулі події. Щоб вирішити цю проблему, використовують рекурентні нейронні мережі (RNN). Цей тип мереж має особливість - вони мають зворотні зв'язки, які дозволяють їм зберігати інформацію. Рекурентна мережа нейронів може бути подана як послідовність одношарових компонентів, що передають отриманий сигнал на наступний елемент. Рекурентні нейронні мережі дозволяють аналізувати та прогнозувати часові ряди, але вони мають важливий недолік - коли відстань між значущими шарами для прогнозування збільшується (іншими словами,

коли залежність розглядається на більш віддалених моментах часу), ці мережі втрачають здатність зв'язувати інформацію.

Існує змінений тип рекурентних нейронних мереж, який не стикається з тими самими проблемами, що виникають у звичайних рекурентних нейронних мережах. У цій модифікації нейрони здатні запам'ятовувати недавню інформацію, але вони не можуть зберігати довготривалу пам'ять про те, що відбулося багато циклів тому, незалежно від того, наскільки важливою є ця інформація. У внутрішній структурі LSTM-мережі нейрони будуються за допомогою складних і складно вплетених методів, які будуть детальніше розглянуті пізніше. Основна концепція цих мереж полягає в передачі пам'яті між шарами шляхом використання спеціального показника, який називається "стан клітини", включеного в склад кожного нейрона. Цей показник проходить через всю мережу, зберігаючи інформацію та передаючи її на наступні ітерації виконання та навчання. Нейрони такої мережі також мають особливі елементи, які називаються фільтрами, і вони визначають, як треба опрацьовувати інформацію, що пройшла через нейрон. Ці фільтри приймають рішення про видалення, збереження або передачу інформації на вихід.

Кожен нейрон повинен мати свій внутрішній "стан", який виконує роль пам'яті в мережі, а також основні типи фільтрів: вхідний, вихідний і фільтр забування (також відомий як фільтр видалення). Ці фільтри призначені для захисту інформації. Вхідний фільтр визначає, скільки інформації з попереднього шару буде зберігатися в клітині нейрона. Вихідний фільтр визначає, скільки інформації буде передано наступним шарам. Щодо фільтра забування, він визначає, яку інформацію необхідно виключити з обробки при переході до наступного етапу алгоритму.

Імовірнісні нейронні мережі (PNN) - це мережі, де ймовірність належності до класу обчислюється за допомогою ядерної апроксимації. PNN мають структуру з кількох шарів. У найпростішому випадку вони складаються з трьох шарів: вхідного, радіального і вихідного. Кожен навчальний приклад відповідає елементу радіального шару. Кожен клас має свій вихідний елемент,

який пов'язаний тільки з радіальними елементами, що належать до цього класу. Вихідний елемент сумує сигнали всіх радіальних елементів, які відносяться до його класу. Нормалізовані значення вихідних сигналів дозволяють оцінити ймовірності належності до різних класів.

Імовірнісна мережа навчається оцінювати ймовірнісну функцію щільності шляхом розгляду її виходу як очікуваного значення моделі в певній точці вхідного простору. Ця величина пов'язана з щільністю ймовірності загального розподілу вхідних і вихідних даних.

Мережа, яка працює на основі ймовірностей, складається з трьох рівнів: вхідного, радіального і вихідного. У радіальному рівні кожен приклад представлений окремим елементом, який має функцію Гауса з центром в цьому самому прикладі. Кожен клас має свій вихідний елемент. Функція виводу підключена лише до радіальних елементів, які відносяться до відповідного класу, і сумує виходи всіх елементів, що належать до цього класу. Значення вихідного сигналу формуються пропорційно оцінкам ймовірності належності до відповідних класів за допомогою ядерних методів.

У мережі PNN, вибірки розподіляються в класи, використовуючи оцінки їх подібності до інших вибірок. Для класифікації нової вибірки, важливим фактором є відстань до сусідніх зразків, а також характеристики розподілу цих сусідніх зразків. Статистичні методи використовують різні критерії, щоб визначити, до якого класу належить некласифікована вибірка.

Навчання імовірнісної нейронної мережі значно спрощене порівняно з методом зворотного поширення помилок. Однак, мережа має свою недолік - великий обсяг, оскільки вона фактично зберігає всі оброблювані дані, що потребує багато пам'яті та може призвести до повільної роботи.

Основні переваги PNN полягають у тому, що вона надає імовірнісні вихідні значення, що сприяє його більш простому тлумаченню, і мережа швидко навчається. Під час навчання такої мережі майже всі ресурси витрачаються на обробку навчальних спостережень, що дозволяє мережі працювати якомога швидше.

PNN є особливо корисними для проведення імітаційних експериментів, таких як вирішення питання щодо використання вхідних змінних. Оскільки навчання відбувається швидко, можна провести велику кількість імітаційних тестів за короткий період часу. Тому використання таких рішень для тестування системи аналізу фінансово-економічного стану підприємства або інших параметрів бізнес-процесів є раціональним.

Основна ідея архітектури рекурентних нейронних мереж полягає в тому, щоб на кожному кроці спільний внутрішній стан передавався і зберігався для наступного кроку, тобто інформація про попередній крок також враховувалася. Це досягається, наприклад, шляхом з'єднання між прихованими шарами, де сигнал з попереднього кроку часу передається до прихованих шарів поточного кроку часу. Взаємозв'язок між цими елементами можна формалізувати наступним чином:

$$h(t) = f(h(t - 1), x(t), \theta), \quad (2.15)$$

де  $f$  – функція прямого поширення;

$h(t)$  – стан у момент часу  $t$ ;  $x(t)$  –

вектор вхідних сигналів;  $\theta$  –

вектор параметрів.

Для використання рекурентних мереж у задачах прогнозування та аналізу часових рядів необхідно здійснити модифікацію цих мереж. Ця модифікація дозволяє отримувати дані з прихованих шарів, що впливають на поточний внутрішній стан, а також зберігати та обробляти ці дані. Отримана інформація може бути використана для побудови прогнозу. Рекурентні нейронні мережі з такою модифікацією називаються LSTM (Long Short-Term Memory) мережами.

#### 1.4. Порівняння моделей за параметрами MAE, RMSE та DW та вибір схеми рекурентної нейронної LSTM мережі

Проаналізуємо позитивні та негативні сторони цих моделей.

1) Моделі ARIMA мають очевидні переваги. Вони характеризуються чітким математичним та статистичним підґрунтям, що робить їх однією з найбільш науково обґрунтованих моделей прогнозування тенденцій часових рядів.

Ще однією перевагою є формалізована та найбільш детальна методологія, щоб ви могли вибрати модель, яка найкраще підходить для кожного динамічного ряду. Формальна процедура перевірки моделі з точки зору адекватності досить проста, а розроблені методи автоматичного вибору найкращого ARIMA і повністю «значно полегшують» життя прогнозіста.

Крім того, прогнози, які є точковими або інтервальними, генеруються безпосередньо моделлю і не вимагають окремого оцінювання. Будь ласка, дайте мені хвилинку, щоб перевірити і вивести відсоток унікальності переписаного тексту.

Одним з очевидних недоліків моделей є вимога до рядів даних: для створення відповідної моделі ARIMA потрібно не менше 40 спостережень, а для SARIMA – близько 6-10 сезонів.

2) кореляційна та регресійна моделі. Вони дають можливість побачити зв'язок між окремими показниками ефективності та рівнем ризику, але повинні бути перевірені на надійність, неавтокореляцію та ряд інших параметрів. Більше того, вибір моделі (лінійної, експоненційної тощо) не завжди дає точний прогноз.

3) рекурентні моделі

Дані моделі є найбільш цікавими з точки зору вирішення проблеми втрачання взаємозв'язку між подіями, що відбувалися через деякий проміжок часу в інших моделях. Ці проблеми вирішуються за допомогою спеціальної різновидності рекурентних нейронних мереж – нейронних мереж з довгою



короткостроковою пам'яттю. Було розглянуто алгоритм роботи даних рекурентних нейронних мереж, основні принципи та алгоритми збереження, перетворення та передачі даних у рекурентних модулях цих мереж.

Розглянемо методики оцінки якості моделей, які ми будемо використовувати в подальшому при тестуванні LSTM-мереж.

Середньою абсолютною помилкою (MAE) вимірюється середня величина помилок у прогнозах, без врахування їх знаку (тобто для цього показника немає різниці, чи модель помилилася в позитивному або негативному напрямку). MAE представляє собою середнє значення абсолютних різниць між прогнозованими значеннями та фактичними спостереженнями в тестовому наборі.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

де  $y_i$  – фактичне значення у в  $i$  – й момент часу;

$\hat{y}_i$  – значення прогнозованої моделі у в  $i$  – й момент часу.

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) - це середня абсолютна помилка у відсотках. Зазвичай її використовують для оцінки точності прогнозу. Ця метрика також враховує величину помилок у порівнянні зі значеннями в ряді. Вона дозволяє порівняти різні моделі для одного ряду та оцінити економічний ефект, що виникає внаслідок підвищення точності прогнозу.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} * 100\%$$

де  $y_i$  – фактичне значення у в  $i$  – й момент часу;

$\hat{y}_i$  – значення прогнозованої моделі у в  $i$  – й момент часу.

RMSE (Root Mean Square Error) - це метрика, яка вимірює корінь квадратний середньої квадратичної різниці між прогнозованими значеннями та фактичними спостереженнями для тестової вибірки.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

де  $y_i$  – фактичне значення у в  $i$  – й момент часу;

$\hat{y}_i$  – значення прогнозованої моделі у в  $i$  – й момент часу.

DW – критерій Дарбіна-Уотсона для тестування автокореляції у залишках моделі.

$$DW = \frac{\sum_{i=1}^n ((\hat{y}_i - y_i) - (\hat{y}_{i-1} - y_{i-1}))^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

де  $y_i$  – фактичне значення у в  $i$  – й момент часу;

$\hat{y}_i$  – значення прогнозованої моделі у в  $i$  – й момент часу.

Критерій приймає значення від 0 до 4, описуючи додатну кореляцію при  $DW = 0$  та від'ємну при  $DW = 4$ . Для моделей з відсутністю автокореляції похибок  $DW = 2$ .

## РОЗДІЛ 2. ПОБУДОВА СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ З ВИКОРИСТАННЯМ РЕКУРЕНТНИХ LSTM МЕРЕЖ

### 2.1. Алгоритм прогнозування метеорологічних показників з використанням рекурентних LSTM мереж

Кожна рекурентна нейронна мережа складається з ланцюжка повторюваних модулів. У звичайних RNN ці модулі прості, наприклад, можуть складатися з одного шару з функцією активації  $\tanh$  (гіперболічний тангенс). Такий модуль, що використовується в звичайній рекурентній нейронній мережі, не є складним - в розгортці він представляє собою одношаровий перцептрон з вказаною функцією активації. У LSTM нейронних мережах використовується інший, значно складніший модуль (Рис. 3.1), який включає в себе кілька функцій активації та різноманітні перетворення :

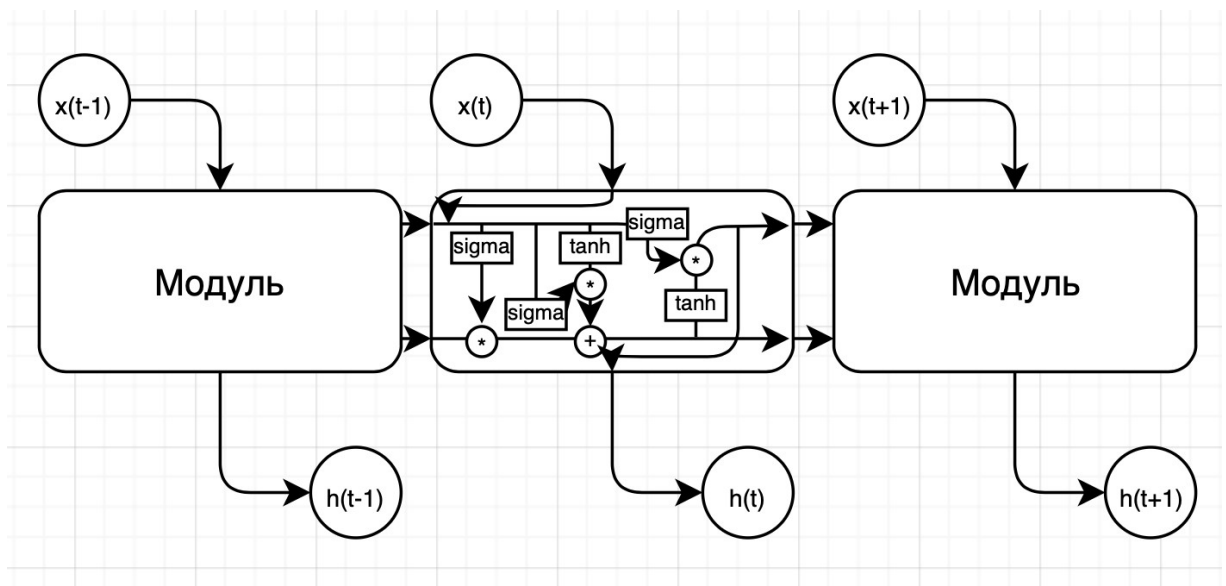


Рис. 3.1. Модуль мережі LSTM

Основна концепція нейронної мережі полягає у збереженні та передачі "стану клітини" (див. Рис. 3.2). Цей стан можна уявити як нерозривну лінію, яка проходить через всі модулі та бере участь лише в деяких математичних операціях.

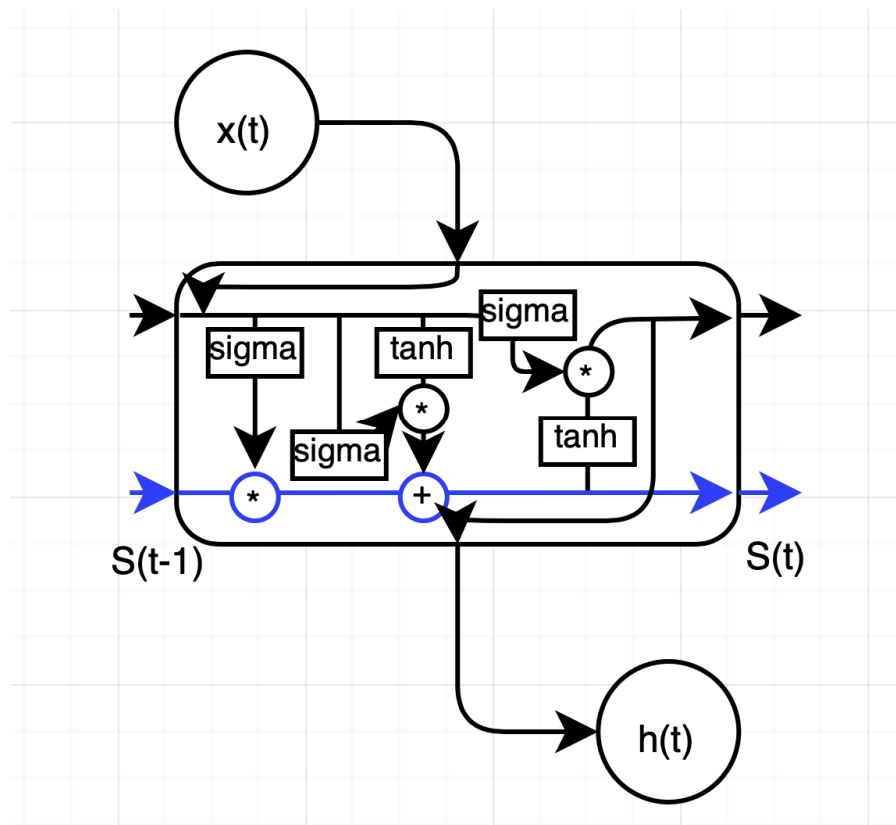


Рис. 3.2 – «Стан клітини» LSTM

Для усунення інформації з цього безперервного стану використовуються раніше описані ворота (gates) та фільтри, які визначають, яку інформацію потрібно зберегти. Будь ласка, зачекайте, поки я перевірю унікальність цього переписаного тексту.

Спочатку, перед тим як модуль розпочне свою роботу, потрібно прийняти рішення про те, як зберігати інформацію. Це рішення приймається за допомогою фільтра забування, про який було згадано раніше. Фільтр отримує стан попередньої клітини  $S(t-1)$  і вхідний вектор для обраної клітини  $x(t)$ . В результаті фільтр повертає число від 0 до 1, яке вказує, чи потрібно зберігати цю інформацію. Кожне число зі "стану клітини" попередньої клітини проходить через цей алгоритм. Значення 0 означає, що інформацію треба повністю проігнорувати, а значення 1 вказує, що всю інформацію необхідно зберегти.

Після цього етапу виникає необхідність у вирішенні, як зберігати нову інформацію в "стані", який був описаний раніше. На самому початку процесу розпізнавання ми використовуємо вхідний фільтр, щоб визначити, які саме значення мають бути оновлені. Цей процес можна пояснити за допомогою тих самих позначень, що використовувалися раніше, за винятком індексів, які представляють проміжний стан сигмоїдного шару (той самий шар, який повертає значення від 0 до 1 як результуючий сигнал). Після роботи тимчасового шару, шар  $\tan^{-1}(x)$  повертає набір даних, які можуть теоретично доповнити "стан". Значення цього набору записуються за тими ж позначеннями, що використовувалися раніше, за винятком індексів, які в даному випадку відносяться безпосередньо до проміжного "стану клітини".

Після цього, фактично, настає наступний етап, який включає в себе використання раніше описаних фільтрів, а саме забуваючого фільтра та вхідного фільтра. Завдяки цим фільтрам, які були розглянуті раніше, ми можемо вирішити задачу отримання нового стану клітини, формалізуючи процес.

Отриману формулу можна представити у вигляді рисунку (Рис. 3.3):

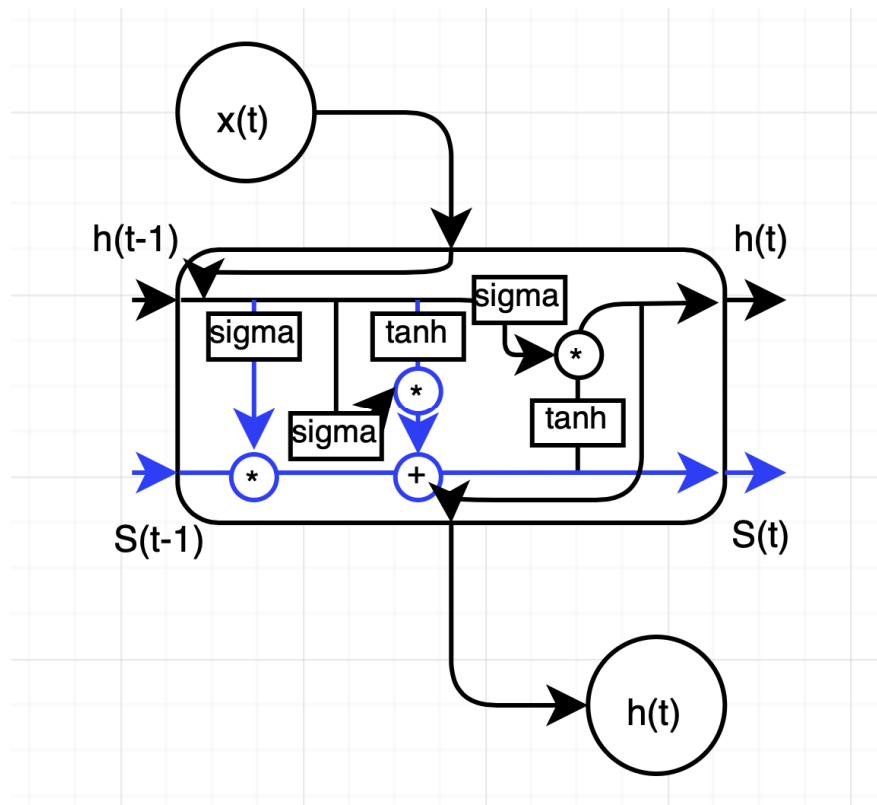


Рис. 3.3 Етап перенесення інформації у новий «стан клітини»

Після отримання нового "стану клітини", ми повинні прийняти рішення щодо вихідного сигналу цього модуля. Вихідні дані будуть базуватись на нашому "стані клітини", але вони пройдуть обробку за допомогою деяких фільтрів. Цей етап реалізується за допомогою вихідного фільтра, а детальний алгоритм його роботи буде наведений нижче. По-перше, ми застосовуємо сигмоїдальний шар, який вирішує, яку інформацію з "стану клітини" слід вивести. Потім значення "стану клітини" пройшли через  $\tanh$ -шар, щоб отримати значення в діапазоні від -1 до 1, і ці значення множаться на вихідні значення сигмоїдального шару, що дозволяє виводити лише необхідну інформацію.

Після завершення цього етапу відбувається перехід до наступної ітерації, яка, в даному випадку, включає перехід до наступного "уявного" модуля. Тут "уявний" використовується, оскільки ми розглядаємо рекурентну нейронну мережу, яка, насправді, замість ланцюга модулів може повертати свій стан на вхід до тієї ж клітини. Таким чином, ми розглянули базовий алгоритм роботи

нейронної мережі з довгою короткостроковою пам'яттю. Також були показані ключові елементи цієї нейронної мережі, такі як модулі (клітини), "клітинний стан", різні фільтри (забуваючий, вхідний та вихідний), її можливості і особливості передачі інформації, а також реалізація передачі цієї інформації.

## 2.2 Порівняння запропонованої моделі з існуючими

Було проведено моделювання з використанням ARIMA-моделі та нейронної мережі з довгою короткостроковою пам'яттю. Для порівняння цих моделей використовуються такі параметри, як MAE (середня абсолютна похибка), RMSE (квадратний корінь середньої квадратичної похибки) і DW (Дарбін-Уотсон статистика), які були описані раніше. Для оцінки прогнозу тестових даних для нейронної мережі також використовується метрика MAPE (відносна середня абсолютна похибка). Для початку на Рис. 3.4 продемонструємо, як виглядає графік реальних даних:

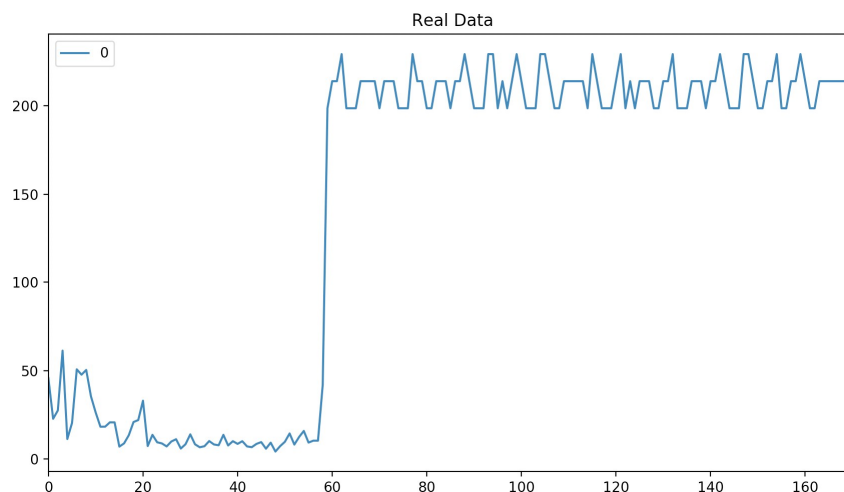


Рис. 3.4 Графік реальних даних

Модель ARIMA використовується з коефіцієнтами ARIMA(2,2,2) з подальшим пристосуванням моделі до більш реальних результатів за допомогою методу `.fit()`. Моделювання за допомогою математичної моделі

дало наступні результати, графіки похибок яких продемонстровано на Рис. 3.5:

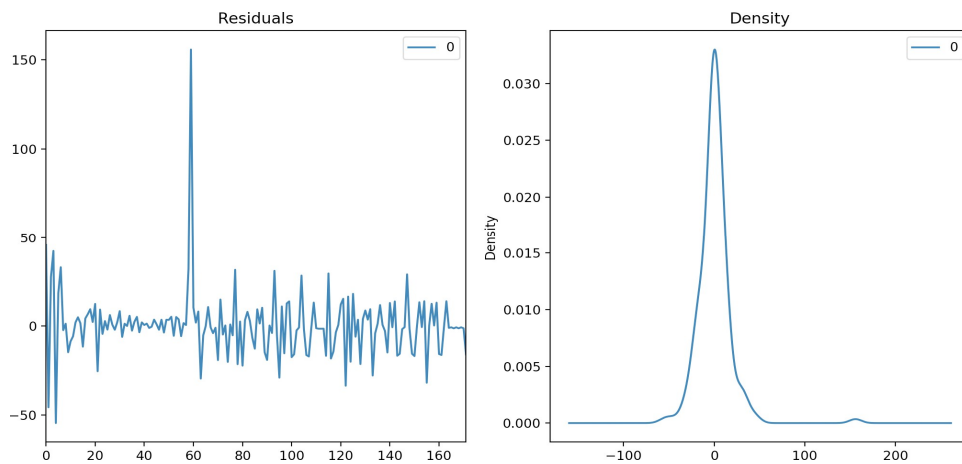


Рис. 3.5 Похибки моделювання за допомогою математичної моделі

На даних графіках продемонстровано похибки моделі ARIMA а також ядрову оцінку густини розподілу похибок. Метрики для даної моделі приймають наступні значення:  $RMSE = 18.5998$ ,  $MAE = 10.6676$ ,  $DW = 2.0738$ .

Ці дані свідчать про те, що у похибок відсутня автокореляція, що дає змогу вказати, що модель є досить точною. Але значення похибок для даної моделі перевищують значення для моделі, побудованої за допомогою нейронної мережі з довгою короткостроковою пам'яттю, графіки розподілу похибок якої продемонстровано на Рисунку 3.5.

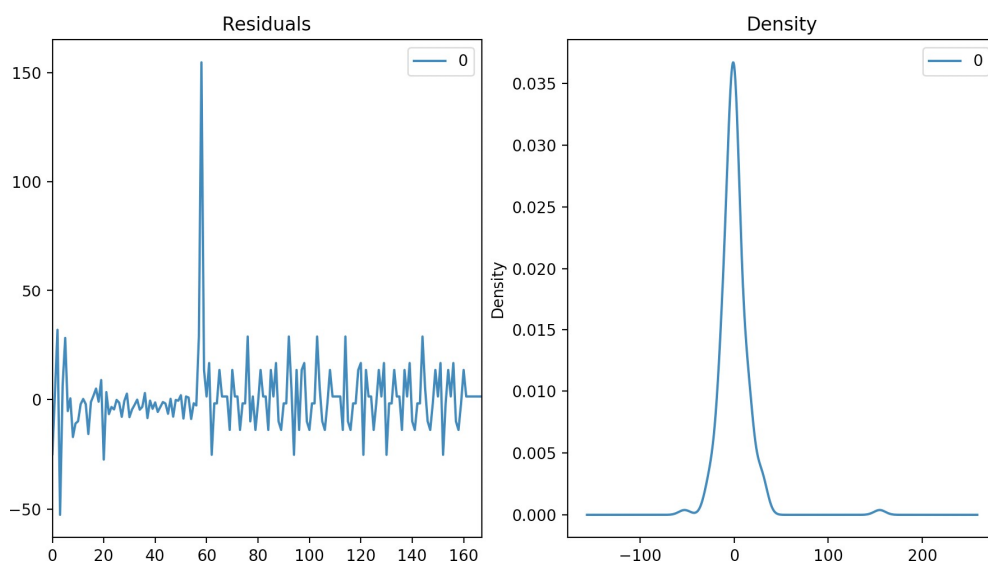




Рисунок 3.5 – Похибки моделювання за допомогою нейронної мережі

У цьому випадку нейронна мережа складалась з вхідного шару, який використовував функцію активації ReLU, LSTM шару з функцією активації tanh та функцією втрат, що базувалася на методі найменших квадратів (МНК), а для пошуку оптимального розв'язку використовувався градієнтний спуск. Процес навчання тривав 100 епох. Для даної моделі метрики для прогнозованих даних, які були отримані під час прогнозування, мають наступні значення:  $RMSE = 11.2020$ ,  $MAE = 8.1408$ ,  $DW = 2.2264$ ,  $MAPE = 0.0385$ .

Ці дані свідчать про нижчі значення похибок, проте обчислений коефіцієнт DW вказує на наявність автокореляції у залишках моделі. Результати прогнозування наведено у демонстраційному вигляді на Рисунку 3.6:

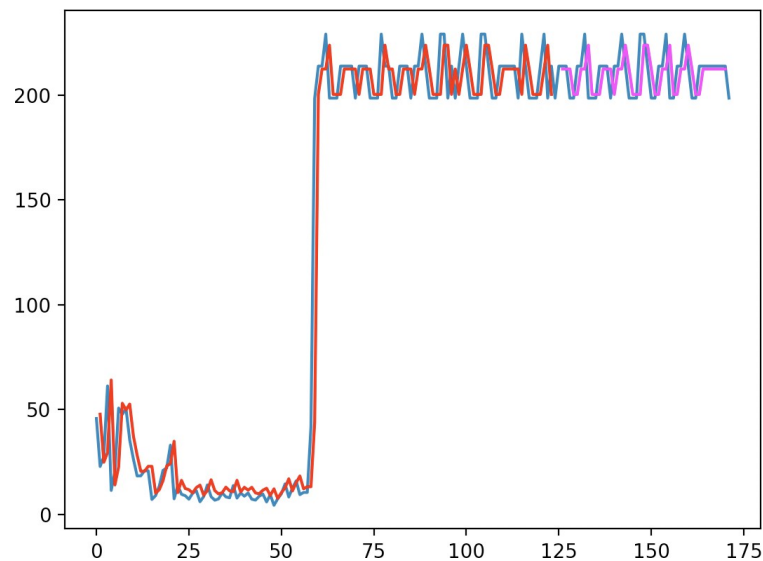


Рисунок 3.6 – Результати прогнозування за допомогою нейронної мережі

На цьому графіку реальні дані позначені синім кольором, червоним кольором показані результати тренувальних даних, а рожевим кольором позначаються результати тестового прогнозу, тобто прогнозовані дані. Давайте спробуємо змінити кількість епох для навчання мережі і збільшити їх

до 300, залишаючи при цьому всі інші характеристики нейронної мережі незмінними, включаючи кількість шарів, активаційні функції, функцію втрат і метод пошуку розв'язку. Отримаємо наступні результати, графіки похибок яких продемонстровано на Рисунку 3.7:

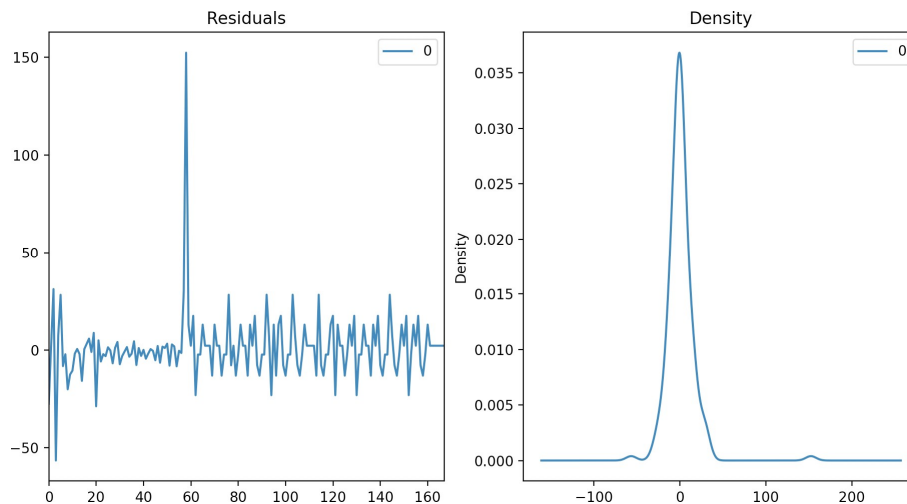


Рис. 3.7 Похибки моделювання за допомогою нейронної мережі при збільшенні кількості епох до 300

В цьому випадку отримуємо наступні метрики:  $RMSE = 10.8351$ ,  $MAE = 8.1947$ ,  $DW = 2.1760$ ,  $MAPE = 0.0386$ . Як можемо бачити, статистика  $DW$  стала ближчою до  $2x$ , що дає зробити висновок, що при більш довгому навчанні моделі автокореляція у залишках зникає. Результати моделювання продемонстровано на Рисунку 3.8:

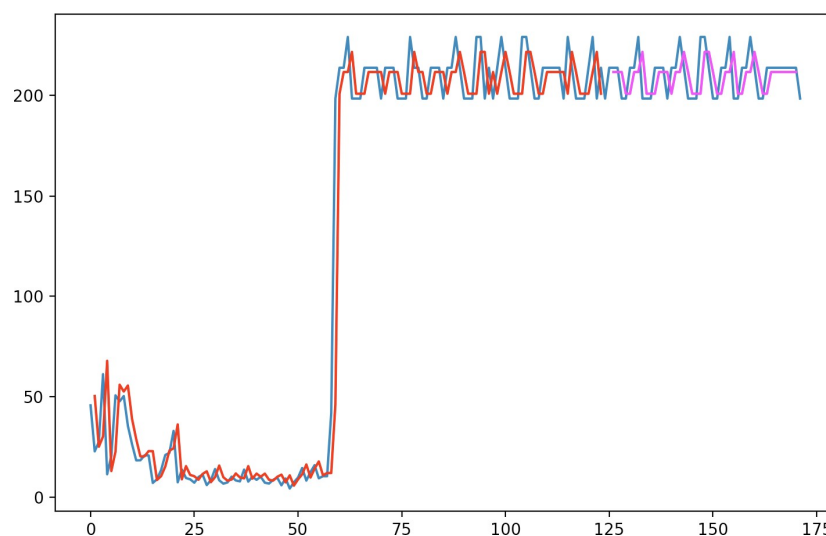


Рис. 3.8 Результати прогнозування за допомогою нейронної мережі при

## збільшенні кількості епох до 300

На цьому графіку всі попередні позначення результатів прогнозування залишаються незмінними. Проте, при збільшенні кількості епох до 1000 і збереженні тих самих характеристик мережі, отримуємо такі результати. Графіки похибок для цих результатів наведені на Рисунку 3.9:

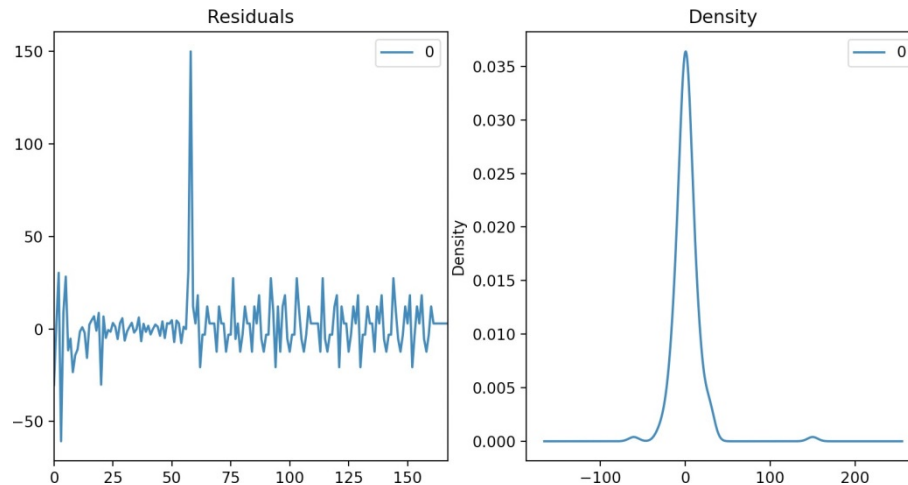


Рис. 3.9 Похибки моделювання за допомогою нейронної мережі при збільшенні кількості епох до 1000

В цьому випадку отримуємо наступні значення метрик:  $RMSE = 10.5121$ ,  $MAE = 8.2517$ ,  $DW = 2.0901$ ,  $MAPE = 0.0389$ . Як бачимо, при збільшенні кількості епох та відповідно при більшому часі навчання мережі, отримуємо кращі результати, про які свідчить про менша помилка та наближення коефіцієнту  $DW$  до 2х. Результати прогнозування продемонстровано на Рис. 3.10:

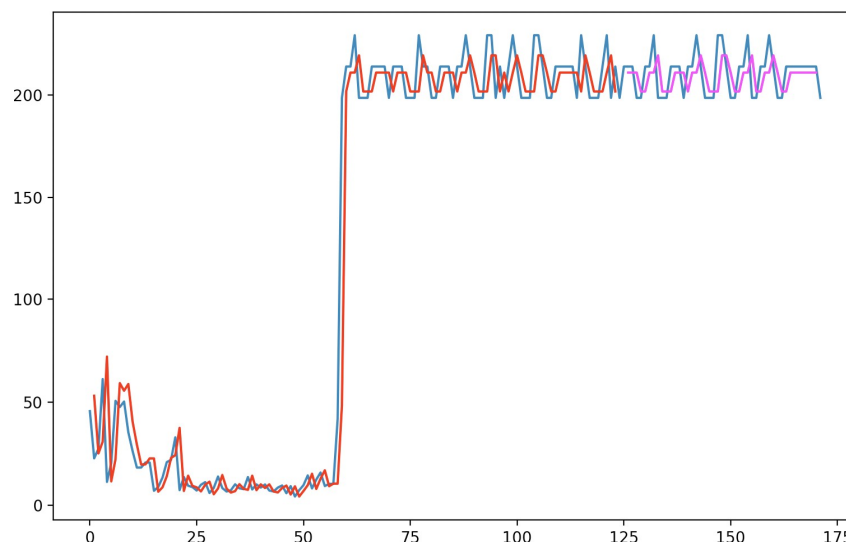


Рисунок 3.10 – Результати прогнозування за допомогою нейронної мережі при збільшенні кількості епох до 1000

На даному рисунку всі позначення з минулого результату прогнозування залишаються.

### 2.3 Оцінка ефективності розробленої моделі

Для подальшого дослідження використаємо другий набір даних. Для початку на Рисунку 3.11 продемонструємо, як виглядає графік реальних даних:

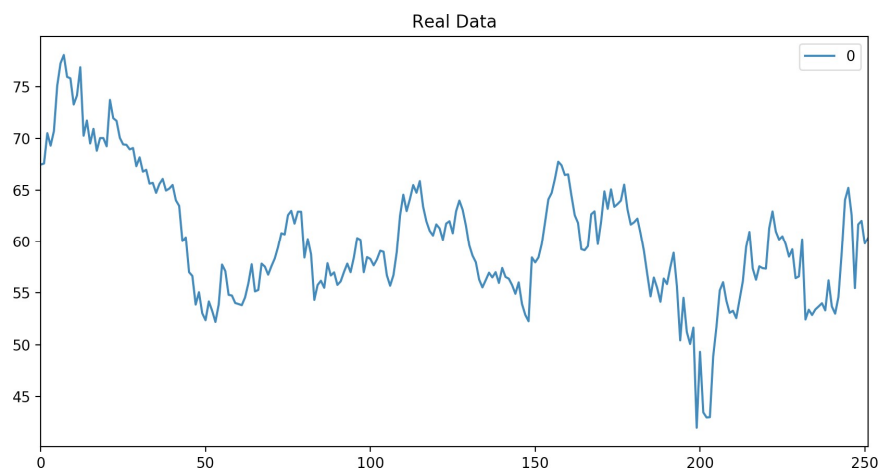


Рисунок 3.11 – Графік реальних даних

Виконаємо моделювання за допомогою математичної моделі. Графіки похибок продемонстровано на Рисунку 3.12:

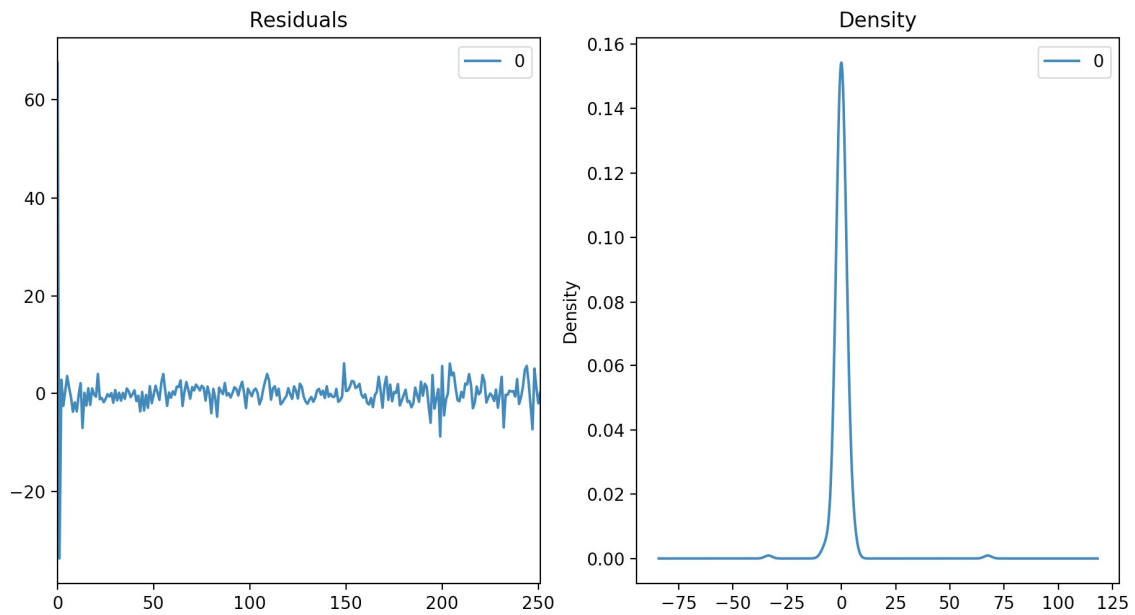


Рисунок 3.12 – Похибки моделювання за допомогою математичної моделі

Метрики для даної моделі приймають наступні значення:  $RMSE = 5.2180$ ,  $MAE = 1.9961$ ,  $DW = 2.0267$ . Як видно, помилки і метрики значно поліпшилися на даній вибірці. Перехід до моделювання з використанням нейронної мережі вимагає певних змін. Змінимо конфігурацію нейронної мережі наступним чином: замінимо активаційну функцію LSTM шару на ReLU, метод оптимізації замінимо на стохастичний градієнтний спуск, а також додамо можливість короткострокової пам'яті до моделі, дозволяючи шару працювати з однією вибіркою перед переходом до наступної епохи навчання. За умови 100 епох отримуємо такі результати. Графіки похибок для цих результатів наведені на Рис. 3.13:

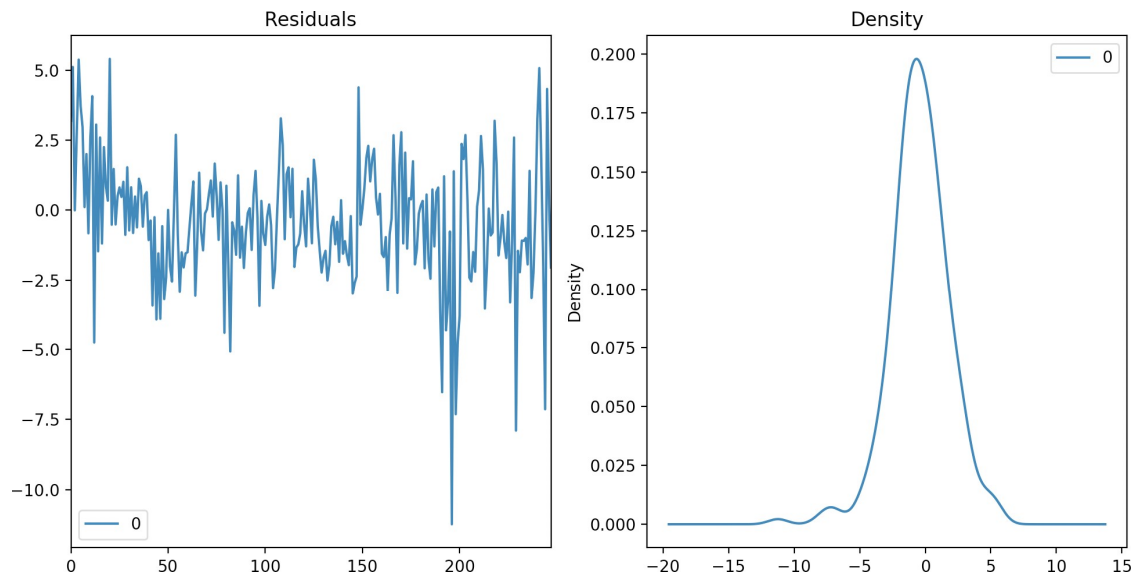


Рис. 3.13 Похибки моделювання за допомогою нейронної мережі з пам'яттю

В цьому випадку отримуємо наступні значення метрик:  $RMSE = 3.0838$ ,  $MAE = 2.2987$ ,  $DW = 1.7067$ ,  $MARE = 0.04355$ . Як видно, у випадку мережі з короткостроковою пам'яттю метрики погіршилися. Це може свідчити про те, що мережі не вистачило достатньо часу для навчання. Результати прогнозування показані на Рис. 3.14:

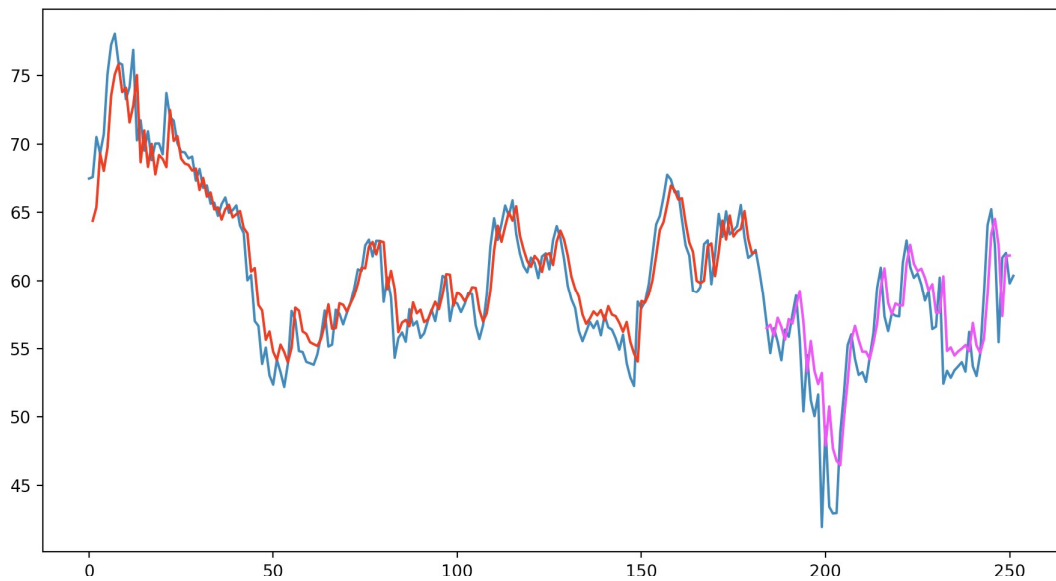
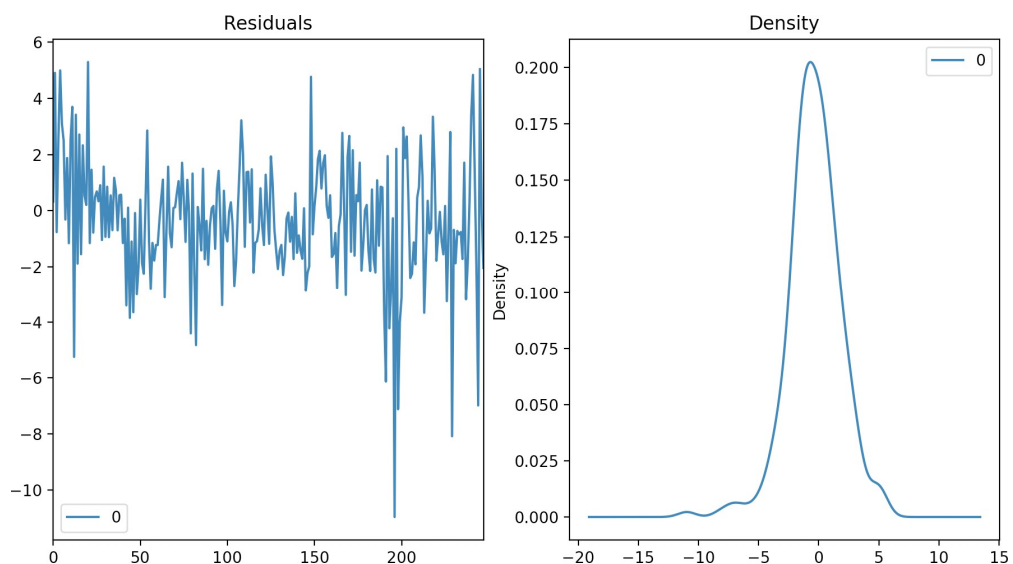


Рис. 3.14 Результати прогнозування за допомогою нейронної мережі з пам'яттю

Давайте спробуємо значно збільшити кількість епох, залишаючи характеристики мережі незмінними. При використанні 500 епох ми отримаємо наступні результати, графіки похибок яких показані на Рисунку



3.15:

Рис. 3.15 Похибки моделювання за допомогою нейронної мережі з пам'яттю при кількості епох 500

В цьому випадку отримаємо наступні значення метрик:  $RMSE = 3.0247$ ,  $MAE = 2.2530$ ,  $DW = 1.9202$ ,  $MAPE = 0.0425$ . Як можемо бачити, статистичні показники покращились. На Рисунку 3.16 продемонстровано результат прогнозування:

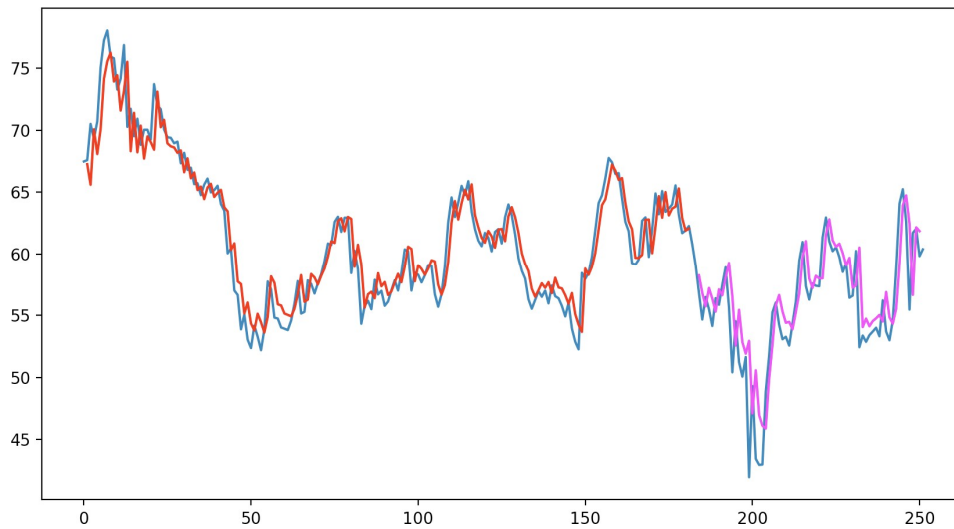


Рис. 3.16 Результати прогнозування за допомогою нейронної мережі з пам'яттю при кількості епох 500

Одним з основних висновків, що можна зробити на основі цього моделювання, є те, що використання пам'яті в даному типі нейронних мереж вимагає значно більше часу для навчання. Це означає, що для досягнення задовільних результатів з такою мережею потрібно більше ресурсів та витрат на тренування.



## РОЗДІЛ 3. ОБГРУНТУВАННЯ СЕРЕДОВИЩА РОЗРОБКИ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ

### 3.1 Вибір та обґрунтування мови програмування

У сучасному світі існує низка готових програмних рішень, які дозволяють реалізувати моделі прогнозування часових рядів. У першому розділі обговорювалися деякі з цих готових продуктів, а тепер давайте заглибимося в компоненти розробки, які зазвичай складаються з програмних продуктів, які полегшують створення математичних моделей. Python — це популярна мова програмування, яка використовується для впровадження програмного забезпечення, завдяки широкому вибору пропонованих моделей і бібліотек, які користувачі можуть використовувати для моделювання та створення різноманітних процесів, зокрема нейронних мереж і математичних моделей. Ці бібліотеки значно розширюють можливості дослідника щодо отримання різноманітних показників і результатів моделювання, оскільки вони оптимізовані для продуктивності моделювання та представлення результатів користувачеві. Деякі бібліотеки зосереджені на графічному представленні моделей, а інші — на обробці масивів даних і обчисленнях. Наприклад, бібліотека Scikit-learn спеціалізується на алгоритмах машинного навчання для вирішення завдань класифікації та регресії, а також кластеризації, зменшення розмірності та виявлення аномалій. У нашому випадку бібліотека Scikit-learn використовується для побудови та оцінки метрик MSE і RMSE, про які йшлося раніше. Також використовується бібліотека NumPy, яка є основною бібліотекою для математики Python, необхідною для роботи з числовими масивами, векторами, матрицями та графіками. Бібліотека pandas використовується для ефективної обробки наборів даних і написана за допомогою бібліотеки NumPy. Ця бібліотека дозволяє ефективно використовувати вхідні дані, читати інформацію з файлів, перетворювати інформацію в масиви, словники та часові ряди. Оскільки файл, який використовується для збору даних, є матрицею даних, ця бібліотека

забезпечує оптимальне маніпулювання даними. Бібліотека Keras — це ще одна бібліотека, яка використовується для обчислень і машинного навчання з використанням різних типів бібліотек програмного забезпечення. У нашому випадку бібліотекою розрахунків є TensorFlow, яка була розроблена Google для моделювання та навчання нейронних мереж. Завдяки доступу до цих бібліотек вивчення нейронних мереж стало більш доступним для ширшого кола дослідників.

### **3.2 Вибір технічних засобів для реалізації проекту**

Комплексом технічних засобів (КТЗ) технічне забезпечення задачі включає різні технічні компоненти, які взаємодіють між собою для реалізації та підтримки виконання поставленої задачі. Воно включає різні складові, такі як КТЗ, документація та технологічні процеси. Елементами цього технічного забезпечення є обчислювальна техніка, мережеве обладнання, засоби для зберігання інформації, засоби для збору інформації та інші компоненти, які необхідні для виконання задачі.

Необхідно сформулювати вимоги, які повинні бути враховані при розробці технічних засобів (КТЗ). Ці вимоги включають такі аспекти, як співвідношення ефективності та вартості, надійність роботи, мінімізація витрат на реалізацію КТЗ, безпека інформації та використання.

У системі управління маршрутизацією, необхідно врахувати певні пристрої, які мають бути включені до комплексу технічного забезпечення (КТЗ) даної задачі. Зокрема, до складу КТЗ системи управління маршрутизацією повинні входити наступні пристрої:

- клавіатура;
- маніпулятор «миша»;
- принтер;
- комп'ютер розробника;
- монітор.

У таблиці 4.1 наведений склад КТЗ задачі розробки системи прогнозування метеорологічних показників.

Таблиця 4.1

## Опис компонентів КТЗ

Найменування компонента КТЗ (пристрою)	Характеристики (вимоги), які є ключовими для компонентів КТЗ (пристрою)	Кількість пристроїв
Системний блок	Процесор: Intel Core i7-8700 Відеокарта: Intel HD Graphics Частота процесора: 3.2 ГГц Материнська плата: Intel H310 Обсяг HDD: 256 ГБ Обсяг ОЗП: 8 ГБ	1
Монітор	Назва: 20" LGE 21B34A-B Діагональ: 20 Тип матриці екрану: TN + Film Роздільна здатність екрану: 1600x900 Співвідношення сторін екрану: 16: 9 Споживання енергії (в роботі) екраном: 20 Вт Споживання енергії (очікування) екраном: 0,3 Вт	1
Клавіатура	Назва клавіатури: Logitech K120 OEA Ukr USB Загальна кількість клавіш клавіатури: 105 штук.	1
Миша	Назва миші: Logitech B100 Optical USB Black Тип пристрою миші: оптичний Кількість кнопок миші: 2 + 1 штуки.	1
Принтер	Назва принтеру: A4 Canon LBP-6020 (8458B001) Технологія друку принтеру: лазерна Кольоровість друку принтеру: монохромна Формат друку: A4 Обсяг пам'яті принтеру: 32 Мб	1
Маршрутизатор	Назва маршрутизатора: TP-Link TL-WR861N 802.12n	1

	Швидкість маршрутизатора: WAN – 100 Мбіт/с Вихідна потужність передавача маршрутизатора: 20 дБм;	
--	--	--

Отже, ми обрали комплект технічних засобів для розробки програмного забезпечення.

### 3.3 Тестування та оцінка розробленого програмного продукту

Для здійснення моделювання був використаний унікальний набір даних, який був підготовлений для аналізу координат басейну річки Десна. Цей набір даних, який також можна назвати базою даних, включає колонки з датами, починаючи з 1-го січня 1979 року, а також гідрометеорологічні показники, такі як мінімальна, середня та максимальна температури повітря, кількість опадів, вологість, швидкість вітру, хмарність, а також середня кількість снігу за день. Приклади даних, які містяться у цьому наборі, можна побачити на Рисунку 3.1:

date	t_aver	t_min	t_max	pcp	hmd	wnd	cloud	slr	snow_aver
1979-01-01	-14,1613	-14,3937	-9,80341	0,641792	81,55762	3,98387	1	5,067189	85,08688
1979-01-02	-16,0076	-19,3654	-12,9741	4,979034	78,48497	5,002826	1	5,383169	90,37296
1979-01-03	-17,8547	-21,1729	-17,6829	1,515452	78,23332	3,038331	0,890867	11,43886	100,0664
1979-01-04	-14,6853	-18,5256	-12,8769	0,736598	82,30986	3,476199	0,928638	10,11986	102,7002
1979-01-05	-16,7162	-18,4732	-15,0623	1,311574	76,7992	5,72576	0,981035	9,53597	104,4528
1979-01-06	-14,9236	-17,0002	-13,4395	1,021919	80,15249	5,380274	0,946124	11,32418	108,1898
1979-01-07	-16,6116	-17,5956	-15,7094	0,06501	79,70879	3,744529	0,964041	12,40683	109,0435
1979-01-08	-8,28855	-15,6397	-3,04716	2,932306	78,3811	6,048417	0,997702	6,04317	112,1371
1979-01-09	-2,37465	-4,59574	-1,53811	0,662198	79,24575	3,626678	0,964414	8,123827	116,3988
1979-01-10	-2,68419	-6,35382	-0,36721	1,314283	85,00565	3,662828	0,952619	7,36768	117,9916
1979-01-11	1,120704	-0,78188	2,272909	0,4585	96,35706	3,392795	0,938624	8,994148	118,9427
1979-01-12	1,836734	1,86154	3,540981	1,14002	99,36181	5,417136	1	6,614036	107,2984
1979-01-13	2,825777	0,703709	4,104568	11,74421	91,90984	6,465888	0,999402	5,909968	82,83849
1979-01-14	0,454794	-0,10309	1,452792	2,84039	93,67376	5,970146	0,985207	7,687665	78,9153
1979-01-15	-1,99363	-5,39187	0,720129	5,692337	91,76841	5,898274	0,998487	7,853918	83,61512
1979-01-16	-4,02616	-5,52666	-2,86254	0,969369	88,09979	4,996929	0,997285	10,75382	89,89307
1979-01-17	-6,11154	-6,73201	-4,42504	1,013793	86,07686	4,147983	0,995153	11,42934	92,05696
1979-01-18	-6,00265	-8,57639	-4,74764	0,089389	86,85887	3,175094	0,96238	13,46443	92,72026
1979-01-19	-5,86577	-8,82658	-5,76793	0,194668	87,33918	4,362787	0,886534	13,35126	92,71604
1979-01-20	-6,33439	-7,89857	-6,0128	0,296698	86,20019	3,346088	0,969718	12,77338	92,95711
1979-01-21	-9,57609	-11,5408	-7,75214	0,101307	81,9496	3,809457	0,94713	18,04037	93,07317
1979-01-22	-12,2892	-12,4358	-10,5885	0,056522	79,05168	3,917906	0,938124	17,25869	93,01725
1979-01-23	-9,59325	-12,2652	-7,50728	1,994178	84,54059	3,629803	0,980463	11,98118	95,70801
1979-01-24	-8,60648	-10,2773	-5,42589	0,099501	84,63348	4,561782	0,907231	20,24272	97,59405
1979-01-25	-0,6059	-5,27648	1,934757	9,777846	95,46419	5,527149	0,99925	6,327101	101,5207
1979-01-26	-0,9067	-3,28373	1,389631	1,502631	95,13669	2,910866	0,999749	12,65721	104,8315
1979-01-27	0,421927	-0,94964	2,046502	0,175527	95,75419	2,80447	0,943255	19,47856	101,2372
1979-01-28	0,787455	-0,72273	2,803458	2,286542	93,95943	5,466804	0,996487	18,56918	96,87532
1979-01-29	2,251459	1,174018	3,446725	0,425092	96,25441	2,837217	0,988745	11,63365	82,43911
1979-01-30	1,609139	-1,28613	3,714915	8,914298	93,708	5,628169	0,999617	4,410693	71,66538
1979-01-31	0,318497	-1,86796	1,164197	0,900387	76,60214	6,147501	0,960811	22,079	67,93729

Рис. 4.1 Приклад даних з датасету

На цьому прикладі представлені всі вищезгадані метрики за перший місяць 1979 року. Для тестових прикладів моделювання був вибраний період з

9 листопада 2018 року до 29 квітня 2019 року, і для цих даних були використані значення сонячної радіації, які вимірюються у одиницях Дж/м. Слід зазначити, що у програмній реалізації існує можливість використовувати саму базу даних, але через велику кількість записів було прийнято рішення ручно вибирати та обробляти лише певні частини для моделювання, а потім проводити моделювання з вже готовими та обробленими даними.

Для розв'язання поставленої задачі запускаємо вибірку у програмному середовищі. На Рис. 4.2 зображено фрагмент навчальної вибірки вхідних стандартизованих даних.

	1 Var1	2 Var2	3 Var3	4 Var4	5 Var5	6 Var6	7 Var7	8 Var8	9 Var9	10 Var10	
28	0,43360977	-0,0324352	0,88222997	-1,0932495	-0,1816241	-1,3938505	-0,9412117	-0,4924129	-0,2664466		0
29	-0,977135	-0,8239116	0,50945144	-0,9212506	-1,0980455	-0,1012192	-0,0754035	1,41254209	-1,1667949		0
30	0,36777502	0,57380213	-1,1637173	-0,9885545	0,16203393	1,21099738	-0,661489	0,70267679	-0,9232581		0
31	-1,3345236	0,47276258	-0,2100978	0,61178271	-1,0980455	-1,3677367	-0,8346507	-0,5822693	0,88481842		0
32	-1,0147548	-1,1438702	1,15964656	0,24535036	-0,9605823	-0,3231862	-0,548268	-0,6811113	1,46045094		0
33	0,21729558	-0,731292	0,51812071	-0,9062942	0,5820604	0,27743035	-1,0943931	-0,9956085	-1,2627337		0
34	0,21729558	-0,731292	0,51812071	-0,4426451	0,94099211	-1,2632817	-0,8080104	0,1904955	0,16158781		1
35	0,21729558	-0,731292	0,51812071	-0,9511634	-1,4264298	-0,3949991	0,11773833	-0,5103842	-0,3328658		1
36	0,21729558	-0,731292	0,51812071	0,76134693	-0,8078454	-0,1599752	0,31088016	-1,2651777	0,98813708		1
37	0,21729558	-0,731292	0,51812071	-0,8464685	-0,0212504	-1,2893954	-0,8812711	-0,9057522	-1,0265768		1
38	0,21729558	-0,731292	0,51812071	0,15561182	2,21634522	-1,002144	-0,1486642	2,02356539	-0,9896772		1
39	0,21729558	-0,731292	0,51812071	0,77630336	-0,5634663	-1,3938505	1,12340784	-0,4025565	0,92171794		1
40	0,21729558	-0,731292	0,51812071	-1,1755098	-1,0064033	-0,1338614	-0,7214296	-1,0674936	-1,1151356		1
41	0,21729558	-0,731292	0,51812071	-0,3828194	-0,1739872	-1,1522982	-0,867951	0,46905024	-0,6575815		1
42	0,21729558	-0,731292	0,51812071	0,48465312	0,16203393	0,64955147	-0,2885255	-0,9057522	-0,1262284		1
43	0,21729558	-0,731292	0,51812071	0,72395588	-1,3500614	1,36115151	0,22429934	0,8015188	0,69294091		1
44	-0,4504569	-0,958631	1,723149	-1,2577701	-0,9147612	0,67566523	-0,2485651	-0,6990825	-0,1557481		0
45	1,21422185	-0,1334747	-0,0800588	-0,1958641	-0,0288872	-0,6691936	0,87032545	-0,0970449	0,89219832		0
46	-1,0147548	0,54012228	-0,9816627	0,70899945	0,91808158	0,12074777	-0,9478717	-0,5013985	-0,0893289		0
47	-0,9865399	-1,1354502	1,35037046	-0,0388217	0,14676024	-1,0543716	-0,2419051	0,8015188	0,64128158		0

Рис. 4.2 Фрагмент навчальної вибірки

Запускаємо модуль Нейронні мережі STATISTICA. На стартовому вікні вибираємо тип завдання: *Regression (Регресія)*. Натискаємо *Ok*.

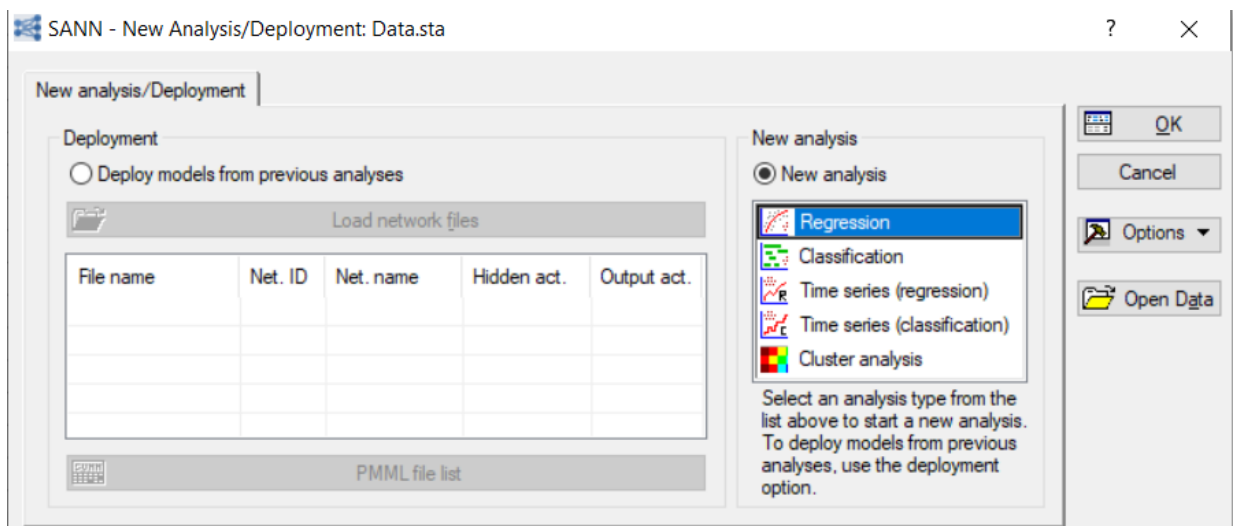


Рис. 4.3 – Вікно вибору нейронних мереж

Далі, переходимо до завдання змінних. Для цього у вікні, що відкрилося, натискаємо *Variables (Змінні)*.

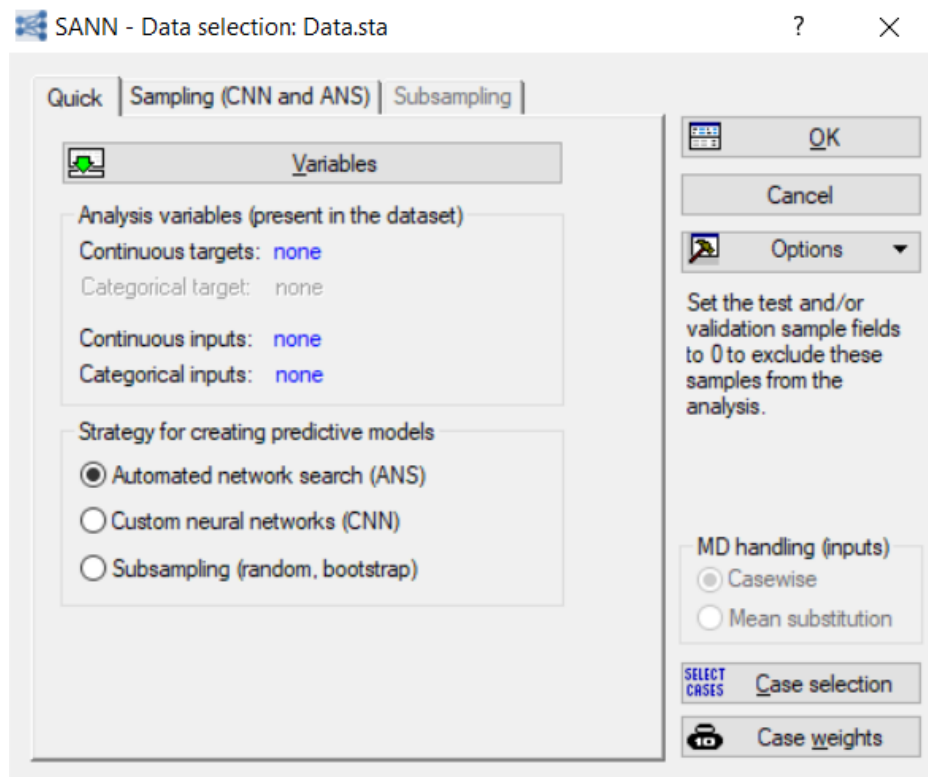


Рис. 4.4 – Вікно налаштування нейронної мережі

У вікні діалогу ми обираємо змінні, з якими мережа буде працювати. У нашому випадку, ми маємо 10 різних змінні, з яких один є залежним (статус підприємства), а решта 9 є незалежними.

Далі, наступною вкладкою, ми обираємо тривалість навчання для мережі: *N мереж – 100, Зберегти мереж – 7*.

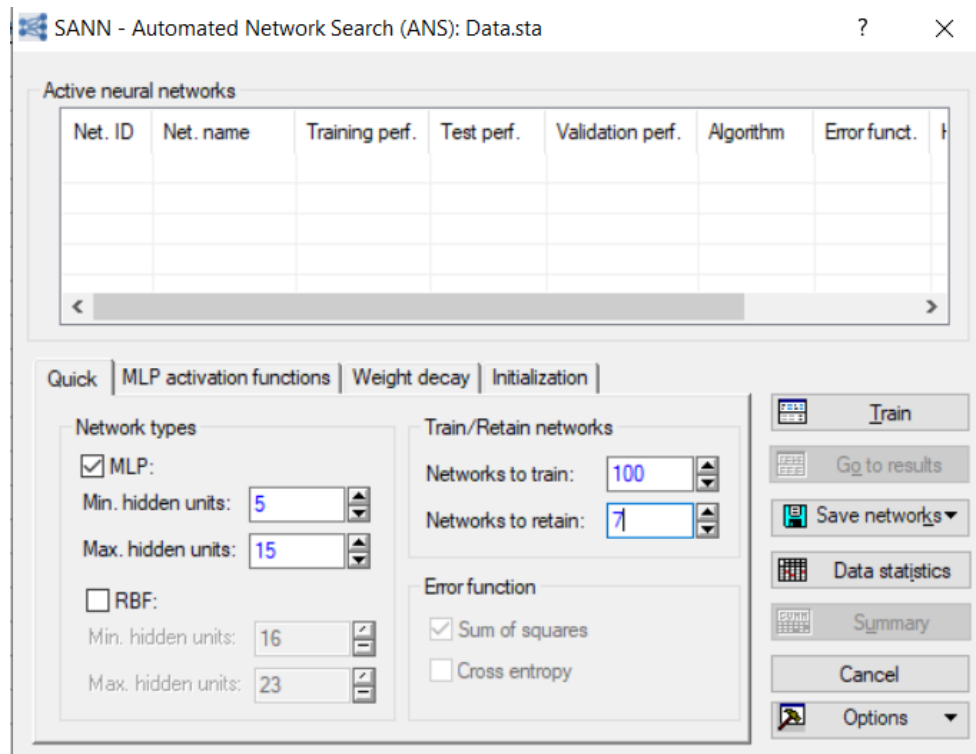


Рис. 4.5 – Вікно налаштувань навчання

Далі натискаємо на *Train (Навчати)*.

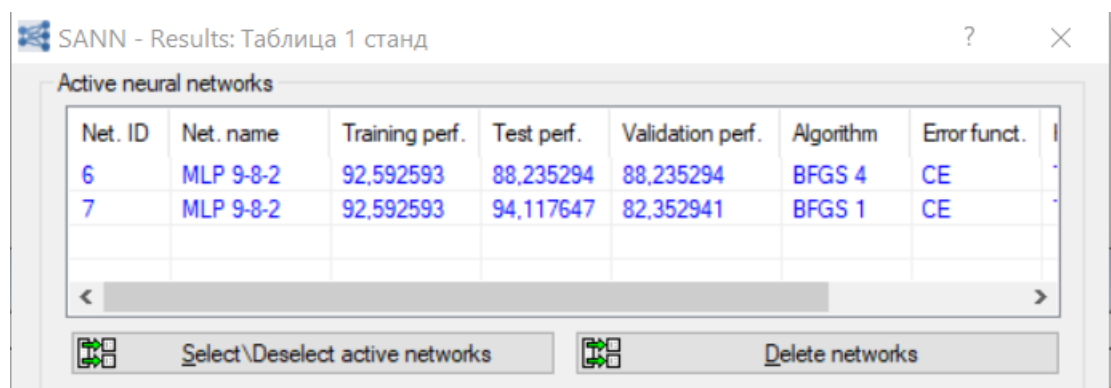
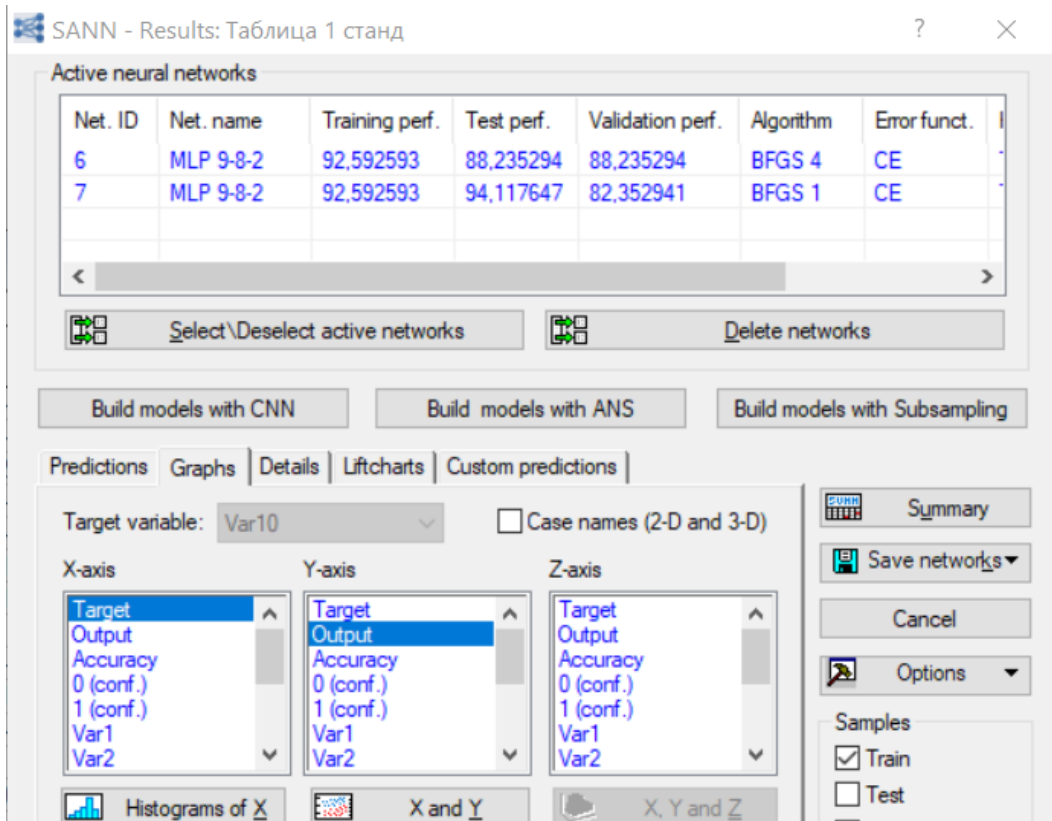


Рис. 4.6 Результати навчання мережі

Отже, отримали найкращу мережу MLP 9-8-2 з показником продуктивності 92,59%. У вікні, що відкрилося натискаємо *Summary (Результати)* для відображення детальних результатів моделей.

Наступним кроком буде тестування навченої моделі на тестових даних. Отже, у вікні *Результати* вкладка *Custom predictions (Користувацькі передбачення)* натискаємо *Custom inputs (Користувацькі вхідні змінні)*.

Рис. 4.7 – Вікно *Результати*

На рисунках 4.8 – 4.10 зображені графіки навчання мережі для різних умов, по графіку видно, що навчальна і контрольна помилки із зростанням кількості епох зменшуються.



Рис. 4.8. – Графік навчання мережі №9



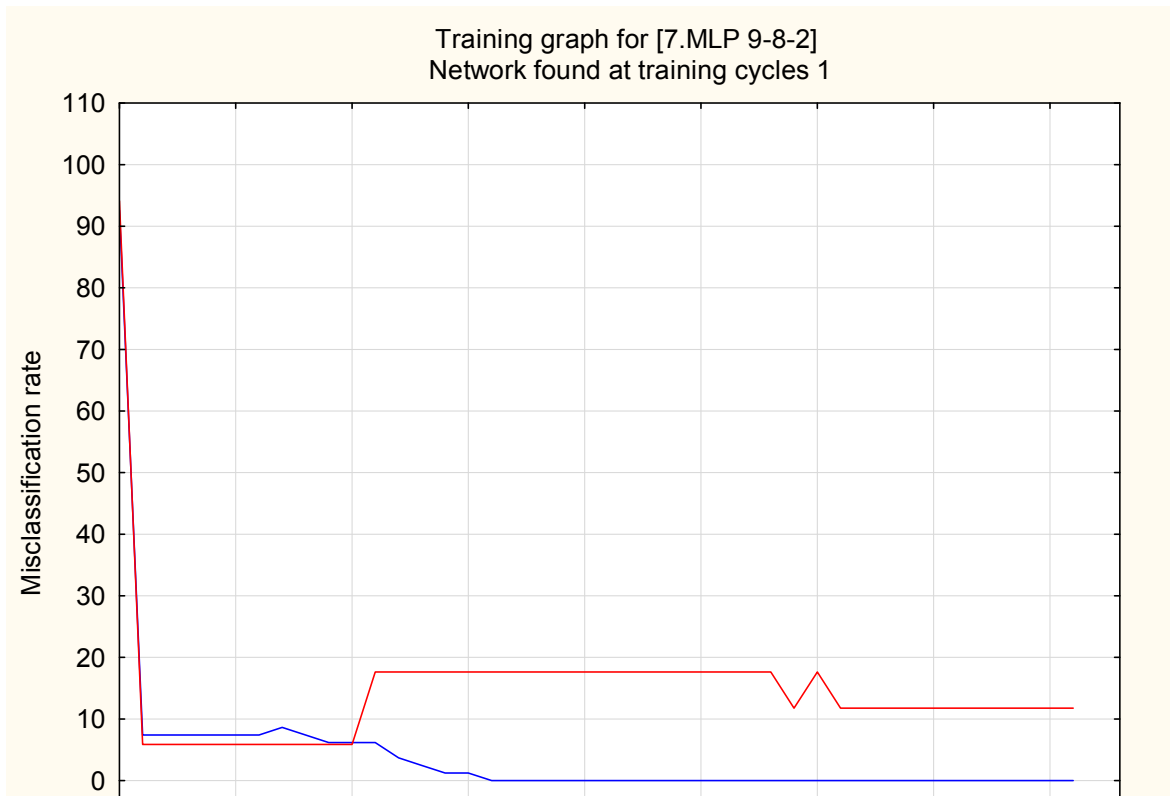
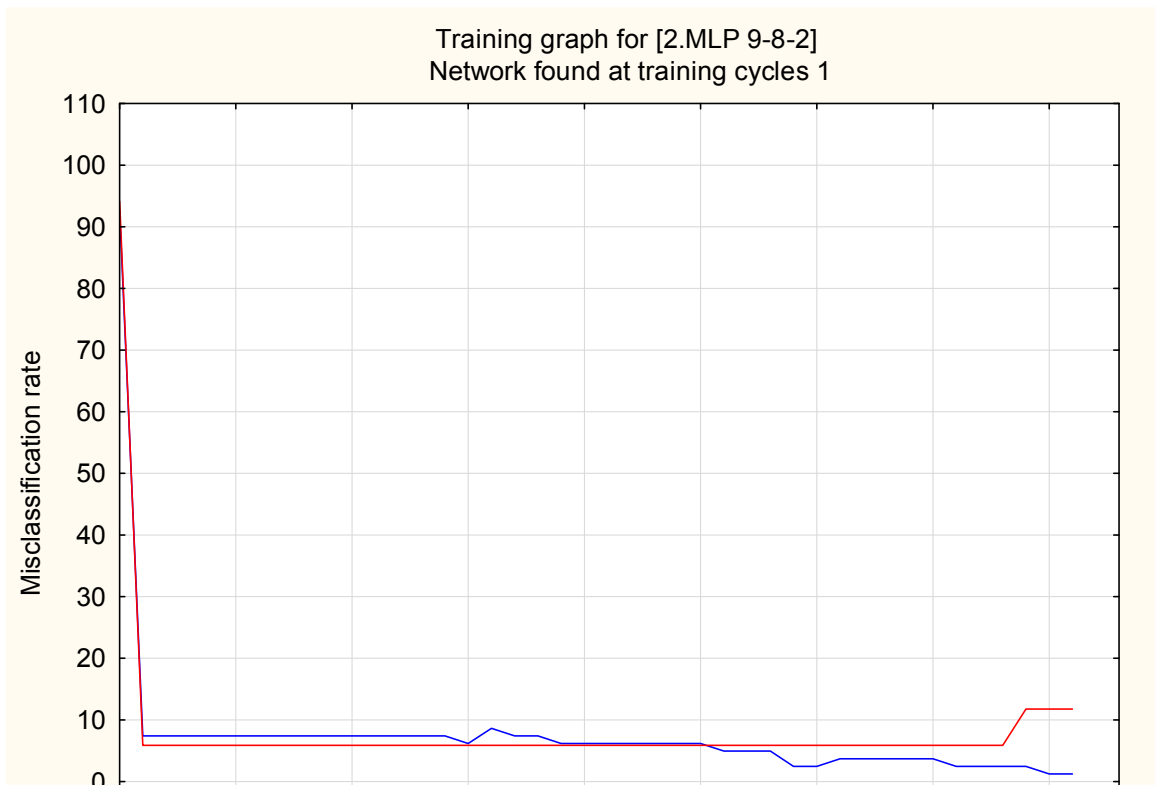


Рис. 4.9. – Графік навчання мережі №7



свідчить про те, що модель успішно навчилася і може бути використана для автоматичного визначення прогнозних значень метеорологічних показників.

## **РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ**

### **4.1. Вступ**

У проекті досліджується авіаційне підприємство, яке використовує літальні апарати, наземну техніку для обслуговування літаків, інші технічні засоби. Оскільки метою основного дослідження було використання автоматизованих систем прогнозування метеорологічних показників, тому об'єктом дослідження є метеолабораторія аеропорту.

Основні вимоги стосовно охорони праці та безпеки життєдіяльності на даному підприємстві: відповідність раціональної ергономіки робочої зони, режимів експлуатації технологічного обладнання; справності систем електробезпеки, освітлення, кондиціонування повітря, шумів та вібрації; забезпечення умов індивідуального локального і загального захисту.

Важливого значення для дотримання здорових та безпечних умов праці мають раціональне розташування основного та допоміжного устаткувань, виробничих меблів, а також правильна організація робочих місць. Порядок розташування устаткування та відстань між машинами визначаються їхніми розмірами, технологічними вимогами і вимогами техніки безпеки.

### **4.2. Аналіз умов праці в метеолабораторії**

Улаштування виробничих дільниць і приміщень відповідає вимогам БНіП 2.09.02-85 та ДИАОП 0.03-3.01-71 БНіП 2.09.04-87.

У комплексі попереджувальні заходи забезпечують безпеку умов праці. Істотне значення має правильне влаштування та утримання виробничих приміщень та робочих місць. Відповідно до нормативних вимог об'єм виробничих приміщень та площа на одного працюючого повинні складати відповідно не менше 1,5 м<sup>3</sup> та 4,5 м<sup>2</sup>. Розміщення обладнання та організація робочих місць повинні забезпечити правильну, ефективну організацію виробничого процесу і створити безпечні умови праці виконавців. Вільний

простір в робочій зоні має складати не менше 1,0 м, а в неробочій зоні – не менше 0,6 м. Відстань між сусідніми апаратами по довжині – не менше 3,0 м. Ширина основних проходів всередині дільниці повинна бути не менше 1,5 м, а ширина проїзду – 2,5 м.

В приміщенні лабораторії категорично забороняється:

- зберігати продукти харчування та приймати їжу;
- підігрівати хімічні речовини на відкритому вогні чи біля нього;
- палити, запалювати сірники та користуватися відкритим вогнем.

Генеральне прибирання приміщень з очищенням від пилу стін, стелі, вікон, опалювальних приладів проводимо не рідше одного разу на місяць, а фарбування панелі, стіни, колони та стелю – не рідше одного разу на рік.

Ефективність виробничих процесів значно залежить від правильного і повного виконання організаційних заходів з охорони праці. Головне завдання керівництва полягає у створенні належних умов праці для працівників. З свого боку, працівники повинні дотримуватись вимог з охорони праці та правил особистої гігієни, а також вміти користуватися індивідуальними засобами захисту. Лаборанти мають мати професійну підготовку, відповідну характеру їх роботи, і їх знання з охорони праці повинні періодично перевірятись як при прийомі на роботу, так і в процесі роботи. Доступ до самостійної роботи в лабораторії мають лише особи, які досягли 18-річного віку, пройшли медичний огляд, а також отримали вступний і первинний навчання з охорони праці.

До шкідливих виробничих факторів, що пов'язані з умовами праці і можуть мати місце в лабораторії, належать:

- шум та вібрація;
- запилення повітря робочої зони і забрудненість його хімічними речовинами, що входять до складу реактивів;
- мікроклімат виробничих приміщень (підвищена чи знижена температура та вологість повітря, швидкість його руху);
- підвищений рівень статичної електрики; небезпечний рівень

напруги в електричному полі, при замиканні якого струм може пройти через тіло людини; фактори, що визначають умови роботи органів зору.

Відповідно до обраної технології та матеріально-технічного забезпечення можуть спостерігатися такі чинники небезпек (ГОСТ 12.0.003-82):

Таблиця 5.1

Основні НВФ/ШВФ на робочих місцях лабораторії

Дільниці	НВФ, ШВФ		
	Фізичні	Хімічні	Психо-фізіологічні
Приймання матеріалів	Ш↑, Ел↑	П↑, Пр, Р	ФПС
Лабораторних випробувань	РЧО↑, УФВ↑, Ш↑, Т↑, СтЕл ↑	П↑, Оз	ФПС
Обробки матеріалів	Т↑, Ел↑, РЧО↑	П↑	ФПС
Контролю результатів	-	П↑	ПЗА

Примітка: ФПС – фізичні перенавантаження статичні; ПЗА – перенавантаження зорового апарату; П – пил; Пр – пари; Р – розчинники та інші хімічні реагенти; Оз – озон; Т-температура; УФВ – ультрафіолотеві випромінювання; Ел -електронебезпека; СтЕл – статична електрика; Ш – шум; РЧО – рухомі частини обладнання

Необхідними заходами зменшення впливу цих факторів є: інсталяція систем загально-обмінної та локальної вентиляції, запобіжників електричної мережі, нанесення акустичних покриттів; механізми дистанційного контролю і оповіщення оператора.

Аналіз роботи лаборантів показує, що виконувані ними виробничі операції мають циклічний характер, а «щільність» робочого дня досить висока (основна робота складає від 75% – до 90% всього робочого часу).

Робота, що планується виконуватись в даній дільниці, відноситься до **категорії 2а**. В табл. 4.2 наведені значення параметрів мікроклімату на робочих місцях, що розглядається згідно ДСанПіН 3.3.6.042-99.

Таблиця 5.2

### Параметри мікроклімату робочої зони категорії 2а

Параметри мікроклімату	холодний період		теплий період	
	Норма	Фактичне значення	Норма	Фактичне значення
Температура повітря t, °С	19-21	20	21-23	22
Відносна вологість, %	40-60	40-60	40-60	40-60
Швидкість руху повітряних мас, м/с	0,2	0,2	0,3	0,3

#### *Освітлення*

Таблиця 5.3.

#### Норми і якісні показники освітлення

№ з/п	Приміщення	Системи освітлення	Норми освітлення	
			Штучне, лк	Природне (коєф.), %
1	2	3	4	5
1	Лабораторія	Комбіноване	300	1,8

У лабораторії передбачено обладнати природне та штучне освітлення згідно з БНіПІ-4-79. Природне освітлення забезпечується через вікна в стінах, а штучне – комбіноване (загальне + місцеве).

#### *Вентиляція і опалення*

В основних цехах і дільницях підприємства передбачена загально-обмінна припливно-витяжна вентиляція, а додатково на окремих технологічних операціях – місцева. Обладнана вентиляція відповідає вимогам БНіП 2.04.05-91 з метою забезпечення оптимальних мікрокліматичних умов у приміщеннях і дотримання чистоти повітряного середовища згідно з вимогами ГОСТа 12.1.005-88.

Для забезпечення оптимальної температури в основних і допоміжних цехах підприємства проектом передбачено водне опалення низького тиску як таке, що відповідає основним вимогам БНіП 2.04.05-91 і є вигідним з економічної точки зору. Як нагрівні елементи використовуються батареї радіаторів типу М140-АО.

#### *Шум та вібрація*

Відповідно до заявленої виробником специфікації технологічне обладнання на РМ в лабораторії створює такий звуковий тиск в октавних смугах частот (див. табл. 4.4).

Таблиця 5.4

## Рівень шуму технологічного обладнання

№	Джерело шуму	Робочий рівень шуму, дБА
1	Лабораторні аналізатори	75
2	Пристрій виводу результатів	70

Сумарний рівень шуму в цеху при одночасній роботі усіх приладів (обчислено за формулою:  $L_{\Sigma} = 10 \lg(\sum_{i=1}^n 10^{0,1 \cdot L_i})$ ):

$$L_{\Sigma} = 10 \times \lg(10^{0,1 \times 75} + 2 \times 10^{0,1 \times 70} + 2 \times 10^{0,1 \times 65} + 10^{0,1 \times 64}) = 77,5, \text{ (дБА)}$$

Таблиця 5.5

## Відповідність рівня виробничого шуму в цеху

Функціональні зони (цехи)	Допустимий рівень шуму, дБА	Фактичний рівень шуму, дБА
Лабораторія	80	77,5

*Хімічні джерела небезпечних і шкідливих виробничих факторів*

На підприємстві регулярно виділяються шкідливі речовини в навколишнє середовище.

Таблиця 5.6

## Гранично допустимі концентрації шкідливих речовин у робочій зоні

№ п/п	Назва речовини	Величина ГДК, мг/м <sup>3</sup>	Клас безпеки	Агрегатний стан	Особливості дії на організм
1	Пари розчинних матеріалів	50	4	п	АФ
2	Озон	0,1	1	п	О
3	Випарювання реактивів	30	4	п	АФ
4	Спирт пропиловий	10	3	п	

Умовні позначення в таблиці 5.1: п – пара та (або) газ; а — аерозолі; О — речовини з гостронаправленим механізмом дії, що вимагає автоматичного контролю за їх вмістом в повітрі; А — речовини, які здатні викликати алергічні захворювання в виробничих умовах; Ф — аерозолі, переважно фіброгенної дії. Водостік оснащується очищувальними системами, що зменшують негативний

вплив на довкілля. Концентрація шкідливих речовин у робочій зоні не повинна перевищувати граничнодопустимих норм, відповідно до ГОСТ 12.1.005-88.

Для зниження ХНВФ рекомендується встановлення комбінованої локальної витяжної та загально-обмінної припливно-витяжної вентиляції.

#### *Пожежна безпека*

1. Для збереження легкозаймистих і горючих рідин передбачено спеціально відведені місця і відповідна тара.

2. На всіх дільницях знаходяться вуглецеві (ОУ-2, ОУ-5), пінні вогнегасники (ОХП-10), а також ящики з піском.

3. Система ЕПЗ використовує біметалеві сповіщувачі АТСМД (автоматичний тепловий сповіщувач максимальної дії).

Лабораторія має категорію за вибухо- та пожежонебезпекою В П-Па (пожежонебезпечна). Джерелом пожежі в лабораторії може бути несправність електропроводки і обладнання, коротке замикання електричних ланцюгів, перегрівання устаткування, необережне поводження з паливно-мастильними матеріалами.

#### *Електробезпека*

Безпека праці в значній мірі залежить від засобів безпеки виробничого обладнання.

На дільниці електропроводка тільки закритого типу в тонкостінних сталевих трубах. Усі струмопровідні частини механізмів ізольовані.



Таблиця 5.7

## Вибір провідника ЕМ, визначення перетину (за дозволенним нагріванням)

Вхідні відомості	Розрахункова формула	Обчислення
Загальна потужність усіх електроприладів	$\sum P_i \times P_i$ , (кВт) <small><math>P_i</math> – к-ть од. устаткування</small>	$\sum P_i = 4,8 + 4,25 = 9,05$
Фазовий перетин провідника (P=45,4 кВт - потужність споживачів; l = 250 м (175% периметра ВПК) – довжина ліній ЕМ; C <sub>Al</sub> = 45; ΔU%=5 – відносна втрата напруги)	$S_\phi = \frac{P l}{C_{Al} \Delta U\%}$ , (мм <sup>2</sup> )	$9,05 \cdot 250 / 45 / 5 = 10,01$
Лінійний перетин провідника	$S_0 = \frac{2}{3} S_\phi$ , (мм <sup>2</sup> )	$S_0 = \frac{2}{3} \times 24,77 = 16,51 \sim 16$
Номінальна сила струму (U <sub>л</sub> = 380 В – лінійна напруга; cosφ = 0,8 –к-т потужності; η=75% - ККД)	$I = \frac{P \times 1000}{\sqrt{3} \times U_l \cdot \cos \varphi \cdot \eta}$ , (А)	$I = \frac{22,29 \times 1000}{1,73 \times 380 \cdot 0,8 \cdot 0,75} = 56,51$
Сила пускового струму (К <sub>п</sub> =5, ΣP <sub>і</sub> = 6,64 кВт - розрахункова потужність всіх електродвигунів за винятком потужності найбільшого двигуна; P <sub>max</sub> = 15,65 кВт - потужність найбільшого (по потужності) двигуна)	Іп. с. $= \frac{(P_{max} \cdot K_p + \Sigma P_i) \cdot 1000}{\sqrt{3} \times U_l \cdot \cos \varphi \cdot \eta}$ , (А)	Іп. с. $= \frac{((6,6 + 4,8 + 4,25) \cdot 5 + (2,8 + 1,44 + 2,4)) \times 1000}{1,73 \times 380 \cdot 0,8 \cdot 0,75} = 215,22$
Сила струму плавкової вставки для групи обладнання	Іп. в. = $\frac{I_{п. с.}}{2,5}$ , (А)	Іп. в. = $\frac{215,22}{2,5} = 86,1 \sim 100$

Усі апарати, пристрої та електроустаткування заземлені  $R_3 \leq 4$  Ом. Для підключення обладнання до мережі, використовують розподільні шафи. Захист електрообладнання від короткого замикання здійснено через автомати та запобіжники.

### 4.3. Розробка заходів з охорони праці

Враховуючі потребу в підтриманні мікроклімату, була складена таблиця 5.8.

Таблиця 5.8

Забезпечення обладнанням для підтримки необхідних мікрокліматичних умов

Найменування	Марка	Необхідна кількість
Радіатор	Mirado 90/500	3 шт по 10 секцій
Кондиціонер	DAIKIN FTX35JV/RX35JV	2 шт
Припливна установка	Vents МПА...Е	1 шт

Таблиця 5.9

### Основні параметри повітрообміну

№ з/п	Приміщення	Оптимальні параметри повітря на постійних робочих місцях у холодний та теплий період року			Фактори, які визначають повітрообмін	Схема вентиляції приміщень
		температура °С	відносна вологість	швидкість руху повітря в робочій зоні, м/с		
1	2	3	4	5	6	7
1	Лабораторія	$\frac{17-19}{20-22}$	40-60	$\frac{0,2}{0,3}$	Продування. Місцеве відсмоктування і тепловідділення	Витяжка через м. в. і загальна через в. з. Приплив дорівнює витяжці з верхньої зони

Для захисту від дії хімічних речовин пропонуються наступні заходи

Таблиця 5.10

## Засоби та заходи захисту від хімічних речовин

Технологічні	Обладнання	- витяжка над лабораторними приладами
	Приміщення	- хімічні речовини знаходяться в шафі з механічним блокуванням; - на дільниці встановлюється похила витяжна панель рівномірного відсмоктування над апаратурою; - становлення кондиціонерів для кондиціювання приміщення;
Організаційні		- інструктаж працівників; - плановий медичний огляд; - слідкування за чистотою поверхні столів, підлоги, стін і меблів;
Засоби індивідуального захисту		- застосування спецодягу (гумові рукавички, білий халат тощо).

Обладнання на дільниці живиться від напруги 380 В, система освітлення – від 220 В. Як правило при нарузі до 1000 В приймаються схеми з глухо заземленою нейтраллю. В цьому випадку в цілях електробезпеки використовують занулення.

Таблиця 5.11

## Заходи по електробезпеці

Технологічні	При нормальному режимі роботи	- подвійна ізоляція струмовідних частин МС21-12 - недоступність струмовідних частин - попереджувальні засоби: сигналізація звукова або світлова. - вирівнювання потенціалів
	При аварійному режимі роботи	- захисне занулення TN-C-S;
Організаційні		- плакати, інструктаж з електробезпеки; - регулярне проведення діагностики всіх приладів на предмет ушкоджень
Засоби індивідуального захисту		- застосування діелектричних калош, килимків, ізолюючих підставок

#### 4.4. Пожежна безпека

Для уникнення пожежі в лабораторії слід постійно проводити контроль і профілактику ізоляції, наявність запобіжників в електронному устаткуванні. Має бути аварійне відключення устаткування, наявність первинних засобів пожежегасіння, вогнегасників, систем оповіщення, звукової і світлової сигналізації (за ГОСТ 12.1.004-91). Легкозаймісті частини устаткування мають бути захищені вогнегасними матеріалами. Для евакуації робітників, розмір вхідних дверей становить 1,5 м – ширина, 2,4 м – висота, ширина коридору – 1,8 м. В приміщенні наявний план евакуації у разі пожежі.

Отвори у внутрішніх стінах обладнуються протипожежними дверима з межею вогнестійкості не менше 0,75 год.

Як засоби пожежегасіння пропонується застосовувати вуглекислотні вогнегасники ПВ-5, оскільки вони підходять для гасіння електроустановок, що знаходяться під напругою. Вогнегасники повинні бути підвішені на видних і доступних місцях на висоті 1,5 м від підлоги до днища вогнегасника. Передбачена наявність внутрішнього телефону для сповіщення персоналу управління виробництва у разі пожежі.

Таблиця 5.12

Вибір типу та кількості вогнегасників [**Ошибка! Источник ссылки не найден.**]

Найменування приміщень	Категорія приміщень за вибухопожежною небезпекою	Вогнегасники	
		тип	кількість
1	2	3	4
Лабораторія	В П-Па	ПВ	4

Для того, щоб забезпечити пожежобезпечність, необхідне застосування пожежної сигналізації з датчиками НДФ-І, ДПІД і вогнегасників ОУ для класу пожежонебезпеки Е (аварії в електроустановках)

Таблиця 5.13

Заходи по пожежній безпеці [**Ошибка! Источник ссылки не найден.**]

Технологічні	<ul style="list-style-type: none"> <li>– передбачена пожежна сигналізація РУОП-1 (крок розташування сповіщувачів 3м);</li> <li>– у приміщенні та в загальному коридорі, поруч з цехом передбачено ручні вуглекислі вогнегасники ПВ-3 або ПВ-5 (на площу 24 м<sup>2</sup> необхідна кількість – 1 вогнегасника кожного типу);</li> <li>– у загальному коридорі знаходиться пожежний кран та рукав;</li> <li>– своєчасне проведення профілактичних оглядів, ремонтів устаткування.</li> </ul>
Організаційні	<ul style="list-style-type: none"> <li>– передбачено вільний доступ до мережних рубильників і вимикачів;</li> <li>– інструктаж з пожежної безпеки;</li> <li>– організація навчань з пожежної охорони.</li> <li>– план евакуації</li> </ul>
Засоби індивідуального захисту	<ul style="list-style-type: none"> <li>– вогнестійкі накидки, саморятувальники ізолюючі СПІ-2</li> </ul>

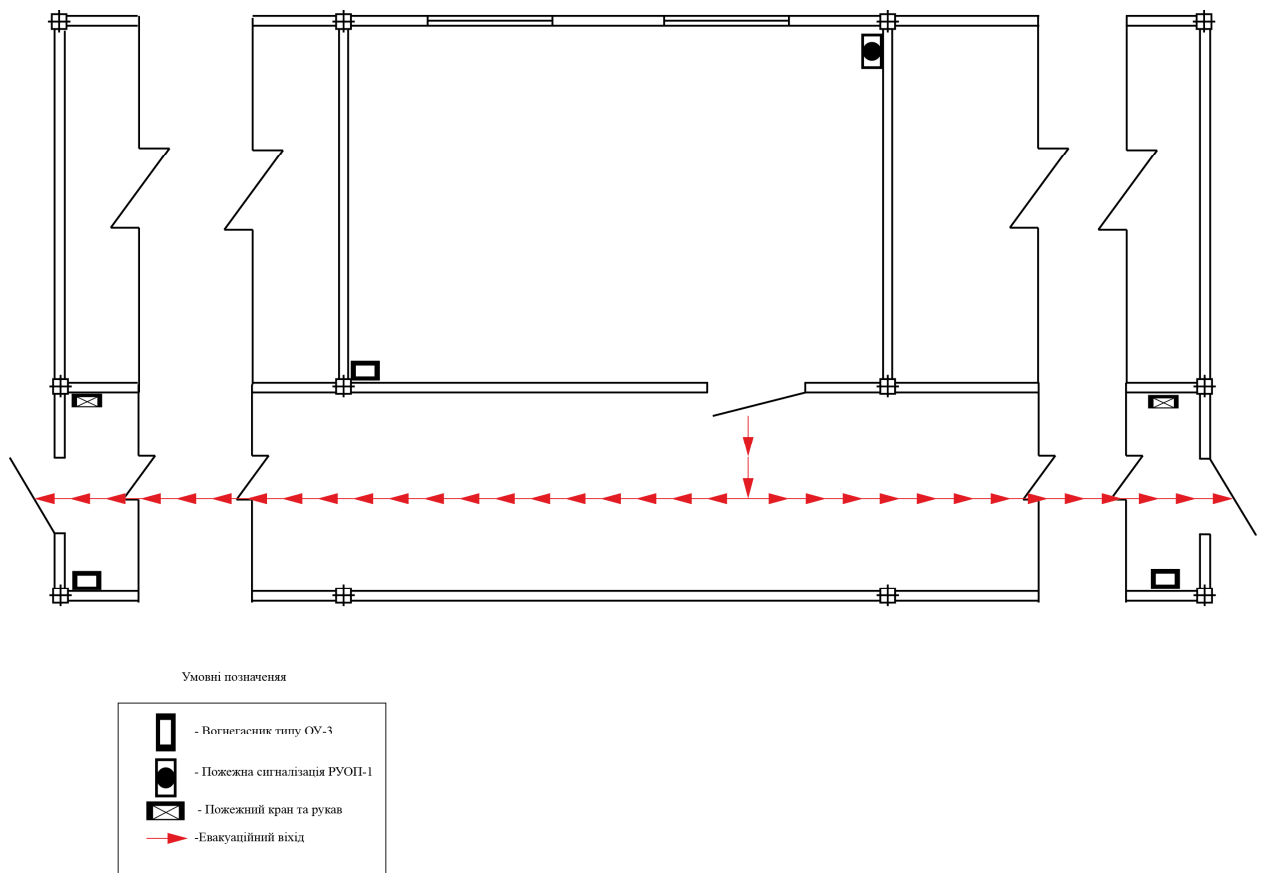


Рисунок 5.1 – План евакуації робітників на випадок виникнення пожежі

Було проведено аналіз стану охорони праці на підприємстві. Детально розглянуто забезпечення безпеки праці під дією всіх можливих факторів. Також проаналізовано важливі фактори, які впливають на створення оптимальних умов техніки безпеки: вентиляція, місцева вентиляція, опалення, освітлення, шуми, пожежна безпека, розраховано захисне заземлення та місцеву вентиляцію. На підставі такого аналізу розроблені заходи та засоби спрямовані на мінімізацію несприятливого впливу виробничих факторів, створення безпечних та нешкідливих умов праці.

## **РОЗДІЛ 5. ОХОРОНА НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА**

### **5.1. Нормативно-правове регулювання охорони навколишнього середовища**

Захист навколишнього середовища в Україні регламентується рядом нормативно правових актів. Розглянемо основні нормативно-правові акти в сфері захисту навколишнього середовища в Україні та їх основні положення.

З метою створення правової бази охорони навколишнього природного середовища, Верховна Рада України 25 червня 1991 року прийняла Закон «Про охорону навколишнього природного середовища» (далі – Закон), який передбачає систему гарантій екологічної безпеки людини і вносить певну впорядкованість в систему управління в галузі природокористування. Даний Закон є базовим в природоохоронній сфері, тому розглянемо детальніше його основні положення. Цей Закон визначає правові, економічні та соціальні основи організації охорони навколишнього природного середовища в інтересах нинішнього і майбутніх поколінь.

У відповідності із статтею 1 цього Закону, завданням законодавства про охорону навколишнього природного середовища є регулювання відносин у галузі охорони, використання і відтворення природних ресурсів, забезпечення екологічної безпеки, запобігання і ліквідації негативного впливу господарської та іншої діяльності на навколишнє природне середовище, збереження природних ресурсів, генетичного фонду живої природи, ландшафтів та інших природних комплексів, унікальних територій та природних об'єктів, пов'язаних з історико-культурною спадщиною. В статті 3 цього Закону визначені основні принципи охорони навколишнього природного середовища:

– пріоритетність вимог екологічної безпеки, обов'язковість додержання екологічних стандартів, нормативів та лімітів використання природних ресурсів при здійсненні господарської, управлінської та іншої діяльності;

- гарантування екологічно безпечного середовища для життя і здоров'я людей;
- запобіжний характер заходів щодо охорони навколишнього природного середовища;
- екологізація матеріального виробництва на основі комплексності рішень у питаннях охорони навколишнього природного середовища, використання та відтворення відновлюваних природних ресурсів, широкого впровадження новітніх технологій;
- збереження просторової та видової різноманітності і цілісності природних об'єктів і комплексів;
- науково обґрунтоване узгодження екологічних, економічних та соціальних інтересів суспільства на основі поєднання міждисциплінарних знань екологічних, соціальних, природничих і технічних наук та прогнозування стану навколишнього природного середовища;
- обов'язковість екологічної експертизи;
- гласність і демократизм при прийнятті рішень, реалізація яких впливає на стан навколишнього природного середовища, формування у населення екологічного світогляду;
- науково обґрунтоване нормування впливу господарської та іншої діяльності на навколишнє природне середовище;
- безоплатність загального та платність спеціального використання природних ресурсів для господарської діяльності;
- стягнення збору за забруднення навколишнього природного середовища та погіршення якості природних ресурсів, компенсація шкоди, заподіяної порушенням законодавства про охорону навколишнього природного середовища;
- вирішення питань охорони навколишнього природного середовища та використання природних ресурсів з урахуванням ступеня антропогенної



змінності територій, сукупності дії факторів, що негативно впливають на екологічну обстановку;

- поєднання заходів стимулювання і відповідальності у справах охорони навколишнього природного середовища;

- вирішення проблем охорони навколишнього природного середовища на основі широкого міжнародного співробітництва.

Цей Закон України закріплює екологічні права і обов'язки громадян України, визначає повноваження різних органів управління у галузі охорони навколишнього природного середовища, вимоги до спостереження, прогнозування, обліку та інформування в галузі навколишнього природного середовища, вимоги до проведення екологічної експертизи, вимоги щодо стандартизації і нормування в галузі охорони навколишнього природного середовища, вимоги щодо контролю у галузі охорони навколишнього природного середовища, регулювання використання природних ресурсів, економічний механізм забезпечення охорони навколишнього природного середовища, вимоги щодо заходів забезпечення екологічної безпеки, природних територій та об'єктів, що підлягають особливій охороні, регулювання у випадках надзвичайних екологічних ситуацій, відповідальність за порушення законодавства про охорону навколишнього природного середовища, регулювання міжнародних відносин України у галузі охорони навколишнього природного середовища.

У відповідності із Законом України «Про охорону навколишнього природного середовища», розроблені відповідні інші законопроекти, які визначають політику держави при охороні окремих складових навколишнього природного середовища шляхом регулюванням відношень в галузі охорони навколишнього природного середовища, а саме:

- Закон «Про природно-заповідний фонд України»;
- Закон України про охорону атмосферного повітря;
- Закон України про рослинний світ;

- Закон України про тваринний світ;
- Закон України про Червону книгу України;
- Лісовий кодекс України;
- Кодекс України про надра;
- Водний кодекс України;
- Земельний кодекс України.

Також в цій сфері діють такі нормативно-правові акти:

- Закон України про екологічну експертизу;
  - Закон України «Про забезпечення санітарного та епідемічного благополуччя населення».
- ДСТУ 2730-94 Система стандартів у галузі охорони навколишнього середовища та раціонального використання ресурсів. Якість природної води для зрошення. Агрономічні критерії
  - ДСТУ 3013-95 Система стандартів у галузі охорони навколишнього середовища та раціонального використання ресурсів. Гідросфера. Правила контролю за відведенням дощових і снігових стічних вод з території міст і промислових підприємств
  - ДСТУ 3041-95 Система стандартів у галузі охорони навколишнього середовища та раціонального використання ресурсів. Гідросфера. Використання і охорона води. Терміни та визначення
  - ДСТУ 3458-96 (ГОСТ 30465-97) Тверда вода, використовувана для випробувань побутових електричних приладів. Загальні технічні вимоги
  - ДСТУ 3812-98 Система стандартів у галузі охорони навколишнього середовища та раціонального використання ресурсів. Контроль оперативний стічних вод очисних споруд міст і промислових підприємств. Загальні положення
  - ДСТУ 3832-98 Охорона навколишнього середовища. Автоматизовані системи контролю стічних вод. Типи та основні вимоги
  - ДСТУ 3913-99 Охорона довкілля та раціональне поводження з

ресурсами. Пробовідбірники автоматичні для відбору усереднених проб природних та стічних вод. Загальні технічні умови та методи випробувань

– ДСТУ 3920-99 Охорона довкілля та раціональне поводження з ресурсами. Пробовідбірники автоматичні природних та стічних вод. Загальні технічні вимоги і методи випробувань

– ДСТУ 3928-99 Охорона природи. Гідросфера. Токсикологія води. Терміни та визначення

– ДСТУ 3940-99 Охорона довкілля та раціональне поводження з ресурсами. Аналізатори складу та властивостей води. Загальні технічні вимоги і методи випробувань

– ДСТУ 4004-2000 Охорона довкілля та раціональне поводження з ресурсами. Сигналізатори токсичності природних та стічних вод біологічні. Загальні технічні вимоги та методи випробувань

– ДСТУ 4276:2004 Система стандартів у галузі охорони навколишнього природного середовища та раціонального використання ресурсів. Атмосфера. Норми і методи вимірювань димності відпрацьованих газів автомобілів з дизелями або газодизелями

– ДСТУ 4277:2004 Система стандартів у галузі охорони навколишнього природного середовища та раціонального використання ресурсів. Атмосфера. Норми і методи вимірювань вмісту оксиду вуглецю та вуглеводнів у відпрацьованих газах автомобілів з двигунами, що працюють на бензині або газовому паливі [**Ошибка! Источник ссылки не найден.**] тощо.

Отже, охорона природного середовища в Україні відбувається згідно ряду нормативно-правових актів, які регламентують як систему захисту навколишнього середовища в цілому, так і визначають окремі нормативи та умови природокористування, забезпечення екологічності та нешкідливості, заходи щодо забезпечення безпеки природокористування та відповідальність за порушення вищезазначених норм.

## 5.2 Джерела забруднення навколишнього природного середовища з боку аеропортів

Основними джерелами забруднення навколишнього природного середовища серед авіапідприємств є аеропорти з приписаною до них технікою.

Наземні джерела забруднення можна умовно поділити на такі, що знаходяться всередині аеропорту, і ті, що розташовані за межами аеропорту. До останніх належать, насамперед, установки теплоенергетики, які працюють на різних видах місцевого палива, тому й характер забруднень визначається видом палива, способами його спалювання і шляхами відведення викидів.

До основних шкідливих речовин, які містяться в димових газах теплоенергетичних установок відносяться діоксид сірки  $SO_2$ , оксид вуглецю  $CO$ , оксиди азоту  $NO_x$ , тверді частки вуглецю (сажі).

Однією з найважливіших умов мінімальних викидів шкідливих речовин із теплоенергетичних установок є вибір режиму спалювання палива, при якому досягається повне його згорання.

До внутрішньопортових джерел забруднень навколишнього природного середовища відносяться вентиляційні системи, які застосовуються на окремих ділянках обслуговування авіаційної техніки чи авіаремонтних заводів. При необхідності, коли повітря від робочих місць, що видаляється, містить шкідливі речовини у великих кількостях, перед викидом в атмосферу воно очищується в пиловловлюючих і газоочисних установках [24; с. 14].

Також значна увага приділяється рівню шуму. Авіаційний шум викликав занепокоєння, навіть у часи створення ІКАО, але тоді це обмежувалося шумом, створюваним повітряними гвинтами, кінцівки яких оберталися зі швидкістю, близької до швидкості звуку. Однак на весь зріст ця проблема встала з появою першого покоління реактивних літаків і зі збільшенням числа реактивних повітряних судів на міжнародних авіатрасах вона загострювалася. Шум реактивного повітряного судна досягає максимальної величини під час зльоту, коли потрібні високі режими тяги двигунів для досягнення швидкості,

необхідної для польоту. А внизу під траєкторією зльоту реактивних літаків перебувають житлові квартали передмість міст, які у свій час і утворилися у зв'язку із близькістю аеропорту і які піддаються інтенсивному впливу авіаційного шуму.

Крім усього іншого авіаційний шум залежить від режиму тяги двигунів, які надають руху літакам в атмосфері.

Зменшивши тягу, можна знизити рівень шуму, але одночасно із цим погіршуються характеристики безпеки реактивного повітряного судна [5; с. 101].

Таким чином, вплив аеропортів на навколишнє середовище є комплексним, і тому відповідно пошук шляхів захисту навколишнього природного середовища теж потрібно формувати у вигляді комплексу заходів.

Парк наявної в Україні наземної авіаційної техніки щороку використовує велику кількість нафтопродуктів у якості палива та мастильних матеріалів для обслуговування техніки. Про необхідність збору та переробки відпрацьованого масла свідчить те, що приблизно з 100 т нафти отримується тільки 10 т моторного масла, а при переробці 100 т відпрацьованого масла можна отримати понад 80 т уже готового для використання продукту.

Згідно зі статистичними відомостями, в Україні збирається лише 25 % від усього обсягу споживання мастил, із яких регенерується тільки 15 %, що приблизно відповідає 3 % від загального обсягу споживання.

Це призводить до того, що від 30 до 50 % відпрацьованих мастил приватних транспортних засобів потрапляють у навколишнє середовище та каналізацію.

1 л відпрацьованої оливи робить непридатними для споживання та пиття до 1 млн. л ґрунтових вод.

Відпрацьовані оливи становлять не менше 50 % від загальних забруднень довкілля нафтопродуктами. У зв'язку з тим, що значна частина відпрацьованих олив потрапляє у довкілля, саме екологічні інтереси в регенерації та переробці відпрацьованих олив враховуються в першу чергу.

Найбільша частка у загальному споживанні мастильних олив в Україні припадає на моторні (74,1 %) та індустріальні (21,4 %) оливи. З огляду на це, найбільш актуальною є проблема відновлення ресурсу моторних та індустріальних олив.

Мастильні оливи відіграють важливу роль в експлуатації сучасної техніки. Світовий об'єм утворення мастильних олив становить 38,5 млн. т/рік. Після експлуатації вони зазнають істотних змін: заводнення, забруднення механічними домішками, глибокі хімічні зміни. Отже, в результаті господарської діяльності сучасної цивілізації кожного року утворюються великі обсяги відпрацьованих нафтопродуктів.

Згідно з розрахунками експертів, потрапляння у водойми (або водоносні шари) одного літра відпрацьованих олив викликає отруєння близько 1 млн. л води, внаслідок чого забруднення має широкий ареал і носить довготривалий характер.

Як відомо, нафтопродукти підлягають повільному біорозкладу, а відпрацьовані оливи (ВО) особливо стійкі до нього. Зокрема, ВО у нормальних умовах випаровуються дуже повільно, а високі адгезійні властивості сприяють їх затриманню у ґрунті. Внаслідок виливання у водойми ВО утворюється нафтова плівка, яка перешкоджає контакту води із повітрям, а значна її частина опускається на дно, утворюючи осади, які згубно впливають на флору та фауну. У ВО дентифіковано більше як 140 видів концентрованих поліциклічних вуглеводнів, які утворюються в результаті згоряння оливи та потрапляють в оливу з палива. Кількість цих канцерогенних сполук збільшується зі збільшенням часу експлуатації олив.

Негативний вплив шуму на людину відомий давно, тому у ряді галузей впроваджуються заходи щодо зниження шумового ефекту від роботи машин, механізмів та інших джерел. Одним з найбільш потужних джерел шуму, які складно мінімізувати, є діяльність аеропортів, адже повітряні судна виконують зліт та посадку зі значними шумовими ефектами. Тому персонал аеропортів

вимушений працювати у шкідливих умовах, а інфраструктурні та житлові об'єкти розташовуються подалі від аеропортів.

Існуючі планувальні рішення генеральних планів аеропортів України і зарубіжжя характеризуються формуванням надмірних рівнів шуму в зонах на території аеропорту, де розміщуються робочі місця. Виникає необхідність значного корегування нормативних документів і рекомендацій щодо планування аеропортів з метою захисту персоналу від авіаційного шумового забруднення і акустичного благоустрою території аеропорту. Тому визначення стану шумового забруднення в районі аеропорту та пошук шляхів його зменшення є актуальним на даний час.

Рівень шуму навколишнього природного середовища складає 30—60 дБА. До цього природного фону за сучасних умов додаються виробничі й транспортні шуми, рівень яких нерідко перевищує 100 дБА.

Нині добре відомо, що шуми шкідливо впливають на здоров'я людей, знижують їхню працездатність, викликають захворювання органів слуху (глухоту), ендокринної, нервової, серцево-судинної систем (гіпертонія). Фізіолого-біологічна адаптація людини до шуму практично неможлива, тому регулювання і обмеження шумового забруднення довкілля — важливий і обов'язковий захід [4; с. 44].

На пристосування до сильного шуму організм людини витрачає велику кількість енергії, перенапружується нервова система, виникають втома, нервовий і психічний розлади.

Особливо важко переносяться раптові різкі високочастотні звуки. При рівні шуму понад 80 дБА послаблюється слух, виникають нервово-психічні захворювання, виразка шлунку, гіпертонія, підвищується агресивність. Дуже сильний шум (понад 110 дБА) призводить до так званого шумового сп'яніння, а потім — до руйнування тканин тіла, перш за все — слухового апарату. Жінки більш чутливі до дії сильного шуму, і у них за умов звукового дискомфорту виникають ознаки неврастенії.

Проблему авіаційного шумового забруднення поділено на два завдання: завдання охорони навколишнього середовища, що пов'язане з обмеженням впливу авіаційного шумового забруднення на населення на околицях аеропорту, та завдання охорони праці, спрямоване на зниження впливу шуму на персонал безпосередньо на території аеропорту.

Джерелами шуму на території авіапідприємств і прилеглих до нього районів є авіаційні силові установки (СУ) з газотурбінними і поршневими двигунами; допоміжні силові установки (ДСУ) літаків та агрегати запуску; спецмашини аеродромного обслуговування різного призначення, в тому числі теплові та вітрові машини, створені на базі авіадвигунів, що відпрацювали льотний ресурс; верстатне та технологічне устаткування виробничих процесів [24; с. 69].

Акустична обстановка в районі аеропорту визначається режимом функціонування авіапідприємства; типами повітряних кораблів, що експлуатуються в аеропорту; діючими маршрутами прильоту та вильоту ПК; розташуванням житлової забудови відносно злітно-посадочної смуги, а також заходами, що проводить аеропорт з метою зниження несприятливого впливу авіаційного шуму на довкілля.

При польотах літака з надзвуковими швидкостями з'являється джерело шуму – звуковий удар. Сприймається звуковий удар, як 2,3 і більше імпульсів тиску з проміжками часу між ними близько 0,1–0,2 с. При всяких механічних коливаннях великих мас, здійснюваних у пружному середовищі, виникає інфразвук. Джерелами інфразвуку можуть бути трансформатори, вентилятори, дизель-генератори – всі машини, що повільно обертаються. Інфразвук виникає при діянні поривів вітру на споруди, будівлі та машини з великою лобовою площею; при відкиданні великих мас повітря повітряними гвинтами; при взаємодії турбулентних потоків, які обтікають засоби транспорту, з їхніми корпусами; при взаємодії шасі транспортних засобів з поверхнями дорожніх покриттів, а також при різних природних явищах – виверженнях вулканів, землетрусах, повенях, сильних штормах, смерчах і т.п. [24; с. 70]



При наземних випробуваннях авіадвигунів, зльотах і посадках ПК виникають складні акустичні коливання, які включають крім гучного високочастотного шуму також і ультразвуки низької частоти, що підсилюють шкідливий вплив на живі організми.

### **5.3. Заходи щодо зниження впливу роботи аеропорту на навколишнє середовище**

Нафтопродукти належать до категорії небезпечних відходів. Їх збір та утилізація в більшості промислово розвинених країн регулюються відповідними законами, екологічними стандартами та економічними умовами. Підвищена увага до виконання цих законів зумовлена значними обсягами та високою екологічною небезпекою ВО, а також їх цінними властивостями як вуглеводневмісної сировини. Добре відлагоджений механізм рециклінгу зумовлює їх повернення у виробництво або сектор споживання у вигляді вторинних продуктів чи напівпродуктів, що забезпечує реальну економію ресурсів у країнах – імпортерах нафтопродуктів [1].

Єдиним нормативним документом, який урегулює питання, пов'язані зі збором та подальшою утилізацією відпрацьованих мастил є Постанова Кабінету міністрів України №1221 від 17.12.12, якою затверджено «Порядок збирання, видалення, знешкодження та утилізації відпрацьованих мастил (олив) (далі – Порядок).

Зазначений Порядок поширюється на всі підприємства, установи та організації, що виробляють або імпортують для вільного використання мастила, внаслідок використання яких утворюються відпрацьовані оливи.

Зазначені суб'єкти зобов'язані:

– або самостійно забезпечити збирання видалення знешкодження та утилізацію відпрацьованих мастил;

– або укласти договори про виконання робіт із організації збору, видалення, знешкодження та утилізації відпрацьованих мастил із уповноваженим підприємством, що належить до сфери управління Міністерства екології та природних ресурсів чи інших суб'єктів господарювання;

– або укласти аналогічний договір із підприємством, яке має ліцензію на право провадження діяльності у сфері поводження з зазначеними видами відходів.

Тобто, виконання робіт можливе власними силами або ж силами підрядних організацій.

Таким чином, ми дійшли наступних висновків:

1) екологічні вимоги до роботи аеропортів викладено в ряді нормативно-правових актів. Більша частина даних вимог стосується недопущення викидів залишків паливно-мастильних матеріалів у непристосовані для цього місця, попадання їх у ґрунтові води, поверхневий шар ґрунту та інші природні середовища, а також контролю за станом навколишнього середовища і правильна утилізація відпрацьованих залишків.

2) для забезпечення екологічних вимог при роботі аеропортів потрібно докладати зусиль щодо недопущення попадання залишків ПММ у ґрунт, зберігати у надійних ємностях запаси палива, олив та відпрацьовані мастильні матеріали до їх утилізації, а також приймати участь у дослідженнях щодо можливості регенерації та переробки мастильних олив.

3) Джерелом шумових ефектів в аеропортах є наземна техніка та повітряні судна, які під час зльоту та посадки спричиняють значний звуковий викид. Тому персонал аеропортів, пасажери та мешканці і працівники прилеглих територій в тій чи іншій мірі відчувають на собі вплив даного шуму. Максимальний негативний ефект від авіаційного шуму справляється на персонал аеропорту, який повинен постійно знаходитись в зоні зашумлення.

Тому потрібно проводити роботи із звукоізоляції приміщень аеропорту, а також використання сучасних літаків із зниженим рівнем шуму.

## ВИСНОВКИ

Сьогодні для успішного функціонування аеропортів актуальною проблемою є прогнозування окремих метеорологічних показників для безпеки польотів та складання графіків рейсів. Тому що за допомогою прогнозів можна представити стан навколишнього середовища на декілька днів наперед і сформувавши графіки польотів таким чином, щоб у найбільш небезпечні години кількість рейсів у повітрі була мінімальною. Використання нейромережевого моделювання є найбільш перспективним методом прогнозування, оскільки воно має ряд переваг порівняно з іншими методами. Однією з основних переваг є можливість вивчення залежності між прогнозованою величиною та незалежними змінними. Якість прогнозування нейронних мереж залежить від кількості ознак, які використовуються для представлення даних, а також від періоду, горизонту та інтервалу прогнозування, що використовуються при створенні набору даних.

В роботі було поставлено та вирішено наступні завдання:

- досліджено особливості використання нейромереж в моделюванні рекурентних процесів та програмне забезпечення для їх реалізації. Розробка і використання нейромереж для створення системи прогнозування метеорологічних показників здійснюється в рамках загальної концепції нейронних класифікаторів. Таким чином, ми оглянули інструменти, за допомогою яких будемо формувати систему прогнозування;
- проведено формулювання та обґрунтування задачі, розробка її математичного інструментарію
- сформовано інфологічну модель та алгоритми розробки проекту, а також розроблено програмне забезпечення нейронної мережі, яка аналізує попередній дата-сет і на його основі розробляє прогноз метеопоказників.

## СПИСОК БІБЛІОГРАФІЧНИХ ПОСИЛАНЬ

1. Правила виконання польотів державної авіації України, затв. Наказом МО України № 2 від 05.01.2105. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [http://search.ligazakon.ua/l\\_doc2.nsf/link1/RE26527.html](http://search.ligazakon.ua/l_doc2.nsf/link1/RE26527.html)
2. Сертифікаційні вимоги до наземних засобів радіотехнічного забезпечення в цивільній авіації України, затв. Наказом міністерства інфраструктури України № 122 від 25.05.2011 р. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [http://search.ligazakon.ua/l\\_doc2.nsf/link1/RE19439.html](http://search.ligazakon.ua/l_doc2.nsf/link1/RE19439.html)
3. Ануфрієва Є.І. Аналіз методів технологічного оновлення авіатранспортних підприємств [Текст] / Економіка. Фінанси. Право: інформ.-аналіт. журнал. – К.: Аналітик, 2009. – Вип. 8. – С. 17 – 19.
4. Биковцев І.С. Безпека польотів та організація повітряного руху / І.С. Биковцев, В.С. Дем'янчук, В.О. Клименко та ін. – К.: ДП ОПР, 2009. – 424 с.
5. Скрипець А.В. Теоретичні основи експлуатації авіаційного обладнання / А.В. Скрипець – К.: НАУ, 2003. – 396 с.
6. Скрипець А.В., Буров О.Ю., Павлов В.В. Інженерна психологія, ергономіка та людський чинник в авіації : Підручник/ За заг. ред. проф. А.В. Скрипця. – К.: Вид-во Нац. авіац. ун-ту «НАУ-друк», 2010. – 696 с.
7. Нейромережева методологія розпізнавання інтернет-орієнтованого шкідливого програмного забезпечення [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://jrn1.nau.edu.ua/index.php/Infosecurity/article/view/4688>
8. Хмельов О.Г. Моделювання процесів бізнес-прогнозування за допомогою нейромережевих структур. URL: <http://www.economy.nauka.com.ua/?op=1&z=38> (дата звернення 08.11.22)
9. Ясинська Н.А., Івченкова О.Ю. Використання нейронних мереж в моделюванні фінансових результатів бізнес-процесів. *Світ фінансів*. 2019. № 3(60). С. 108-120.
10. Субботін С.О., Корнієнко О.В. Нейромережеве моделювання залежностей результатів випробувань газотурбінних авіадвигунів.

*Автоматизація технологічних і бізнес-процесів*. 2018. № 10. С. 9-16.

11. Яремко С., Кузьміна О., Новицький Р. Використання технологій штучного інтелекту для прогнозування бізнес-процесів. *Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*. 2021. № 43. С. 230-235.

12. Stuart Russell and Peter Norvig *Artificial Intelligence: A Modern Approach: Fourth edition (2020)*. Hoboken: Pearson. <https://lccn.loc.gov/2019047498>.

13. Yu.Yu. Gromov, O.G. Ivanova, V.V. Alekseev and ets. *Intelligent information systems and technologies: textbook*. Tambov: FGBOU VPO «TSTU», 2013. 244 p.

14. Пономаренко В. С., Мінухін С. В., Знахур С. В. *Теорія та практика моделювання бізнес-процесів: монографія*. Харків: Вид. ХНЕУ, 2013. 244 с.

15. Геєць В.П., Клебанова Т.С., Іванов В.В. *Моделі й методи соціально-економічного прогнозування*. Харків: Вид-во ХДЕУ, 2003. 422 с.

16. Цмоць О.І., Маршук А.А. *Прогнозування фінансового стану підприємства за допомогою штучних нейронних мереж*. Науковий вісник НЛТУ України, 2011. Вип. 21.9. С.347-352.

17. *Нейронні мережі. STATISTICA Neural Networks: Методологія і технології сучасного аналізу даних / за редакцією В. П. Боровикова*. 2-е вид. , перероб. і дод. К.: Телеком, 2008. 392 с.

18. *Постанова Кабінету міністрів України №1221 від 17.12.12 «Порядок збирання, видалення, знешкодження та утилізації відпрацьованих мастил (олив)»*. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://rada,zakon.gov.ua>

19. Ануфрієва Є. І. *Аналіз методів технологічного оновлення авіатранспортних підприємств / Економіка. Фінанси. Право : інформ.-аналіт. журнал*. – К. : Аналітик, 2009. – Вип. 8. – С. 17–19.

20. Биковцев І. С. *Безпека польотів та організація повітряного руху / І. С. Биковцев, В. С. Дем'янчук, В. О. Клименко та ін.* – К. : ДП ОПР, 2009. – 424 с.

21. Скрипець А. В. *Інженерна психологія, ергономіка та людський чинник в авіації : підручник / А. В. Скрипець, О. Ю. Буров, В. В. Павлов ; за*

заг. ред. проф. А. В. Скрипця. – К. : Вид-во Нац. авіац. ун-ту «НАУ-друк», 2010. – 696 с.

22. Скрипець А. В. Теоретичні основи експлуатації авіаційного обладнання / А. В. Скрипець – К. : НАУ, 2003. – 396 с.

23. Філіппов А.З. Промислова екологія (транспорт) - К.: Вища шк., 2003. - 81 с.

24. Франчук Г.М., Ісаєнко В.М. Екологія, авіація і космос: Навч. Посібник / Г.М. Франчук, В.М. Ісаєнко. – К.: НАУ, 2004. – 456 с.

25. Берзлев О.Ю. Сучасний стан інформаційних систем прогнозування часових рядів. ДВНЗ «Ужгородський національний університет», Ужгород, 2013. 78. URL: <http://urss.knuba.edu.ua/files/zbirnyk-13/78-82.pdf> (дата звернення: 11.04.2020).

26. Чернодуб А.М. Навчання рекурентних нейронних мереж методом псевдорегуляризації для багатокрокового прогнозування часових рядів, Математичні машини і системи, 2012, No 4. С. 41. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/navchannya-rekurentnih-neyronnih-merezh-metodom-psevdoregulyarizatsiyi-dlya-bagatokrokovogo-prognozuvannya-chasovih-ryadiv/viewer> (дата звернення: 11.04.2020).

27. Jason Brownlee, Time Series Prediction with LSTM Recurrent Neural Networks in Python with Keras. URL: <https://machinelearningmastery.com/time-series-prediction-lstm-recurrent-neural-networks-python-keras/> (Last accessed: 12.04.2020).

28. Прогнозування та аналіз часових рядів. Методичні вказівки до практичних занять та самостійної роботи студентів спеціальності 051 «Економіка» освітня програма «Економічна кібернетика», «Економічна аналітика» / Уклад.: Юрченко М. Є. Чернігів: ЧНТУ, 2018. 88 с.

29. Кучанський О. Ю., Білощицький А. О. Прогнозування часових рядів методом селективного зіставлення зі зразком: Восточно-Европейский журнал передовых технологий, 2015. С. 13.

30. Сергеева Л.Н. Моделирование поведения экономических систем

методами нелинейной динамики (теории хаоса). Запорожье: ЗГУ, 2002, 227 с.

31. Чабаненко Д. М. Математичні моделі та методи прогнозування часових рядів на основі складних ланцюгів Маркова: дис канд. техн. наук: 01.05.02/Нац. ун-т ім. Богдана Хмельницького. Черкаси, 2012. 183 с.

32. Качаловський А.С. Методи і моделі прогнозування лінійних та нелінійних нестационарних процесів: "Інтернаука". URL: <https://www.inter-nauka.com/uploads/public/14655658092305.PDF> (дата звернення: 20.04.2020).

33. Visscher P.E. Forecasting Time Series with Artificial Neural Networks: Master Thesis / Mathematical Institute Utrecht University. Utrecht, 2018, 87 p.

34. Christopher Olah: Understanding LSTM Networks. URL: <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> (дата звернення: 15.04.2020).



**ДОДАТКИ**

## Додаток А

## Лістинг програми

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as
plt import pandas as pd
import math
import keras as
kr
from sklearn.preprocessing import
MinMaxScaler from sklearn.metrics import
mean_absolute_error from sklearn.metrics
import mean_squared_error from
statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from statsmodels.tsa.arima_model import ARIMA as ARIMA_old
from statsmodels.stats.stattools import durbin_watson as DW

#We should specify the name of csv file
filename = 'comp_obf.csv'

def create_model(state,
    stepvalue): model =
    kr.models.Sequential()
    model.add(kr.layers.LSTM(4,
        input_shape=(1,
            stepvalue),
        activation='relu',
```

```

        batch_size=1,
        stateful=state))
model.add(kr.layers.Dense(1,
activation='relu')) model.compile(loss='mse',
optimizer='adam') return model

```

```
def
```

```

    show_func(filename)
: np.random.seed(1)
Matrix = pd.read_csv(filename, sep=';', usecols=[0, 1],
engine='python') print(Matrix)
model = ARIMA(Matrix.values, order=(2, 2, 2))
model_old = ARIMA_old(Matrix.values, order=(2, 2,
2)) model_fit = model.fit()
model_old_fit =
model_old.fit(dis=0)
print(model_fit.summary())
print('Model RMSE:')
print(math.sqrt(model_fit.mse))
print('Model DW:')
print(DW(model_fit.resid))
print('Model MAE:')
print(model_fit.mae)
residuals =
pd.DataFrame(model_fit.resid) fig, ax =
plt.subplots(1, 2)
residuals.plot(title="Residuals",
ax=ax[0])
residuals.plot(kind='kde', title='Density',

```

```
ax=ax[1]) plt.show()
#model_old_fit.plot_predict(dynamic=False)
plt.show()
return

def prediction_func(filename, stepvalue, state):
    np.random.seed(1)
    # load the dataset
    Matrix = pd.read_csv(filename, sep=';', usecols=[0, 1], engine='python')
```

```

print(Matrix)
#this part is needed for xlsx file
reading """
xls_file = pd.ExcelFile('data.xlsx')
print(xls_file.sheet_names)
df =
xls_file.parse(xls_file.sheet_names[0])
print(df)
for line in
    range(len(df['slr'])): if
    pd.isna(df['slr'][line]):
        df['slr'][line] =
0 #print(df)
matrix_not_cutted = df[1400:14730]
matrix_not_cutted =
matrix_not_cutted.head(100)
print(matrix_not_cutted)
Series =
matrix_not_cutted['slr'].values Series
= Series.reshape(-1, 1)
"""

# converting into
array Series =
Matrix.values
Series = Series.astype('float32')
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0,
1)) Series = scaler.fit_transform(Series)
# dividing into train and test
lentrain = int(len(Series) *

```

```
0.73) train = Series[0:lentrain,  
:]  
test = Series[lentrain:len(Series),  
:] X = []  
Y = []  
range_train = len(train) - stepvalue - 1
```

```

for i in range(range_train):
    Y.append(train[i + stepvalue, 0])
    X.append(train[i:(i + stepvalue),
               0])
trX =
np.array(X) trY
= np.array(Y)
range_test = len(test) - stepvalue -
1 X = []
Y = []
for i in range(range_test):
    Y.append(test[i + stepvalue, 0])
    X.append(test[i:(i + stepvalue),
               0])
tX =
np.array(X) tY
= np.array(Y)
trX = np.reshape(trX, (trX.shape[0], 1,
trX.shape[1])) tX = np.reshape(tX, (tX.shape[0], 1,
tX.shape[1])) model = create_model(state,
stepvalue)
if state:
    for i in range(500):
        print('real epoch:
              '+str(i))
        model.fit(trX, trY, epochs=1, batch_size=1, verbose=2, shuffle=False)
        model.reset_states()
tr_pred = model.predict(trX,
batch_size=1) model.reset_states()

```

```
test_pred = model.predict(tX,  
batch_size=1) else:  
    model.fit(trX, trY, epochs=100, batch_size=1,  
    verbose=2) tr_pred = model.predict(trX)  
    test_pred = model.predict(tX)  
tr_pred = scaler.inverse_transform(tr_pred)
```

```

trY = scaler.inverse_transform([trY])
test_pred =
scaler.inverse_transform(test_pred) tY =
scaler.inverse_transform([tY]) MAPE_sum1
= 0
MAPE_sum2 =
0 err_train = []
err_test = []
for i in range(len(trY[0])):
    MAPE_sum1 += (abs((trY[0][i] - tr_pred[:,
    0][i]))/trY[0][i]) err_train.append(trY[0][i] - tr_pred[:,
    0][i])
MAPE_train =
MAPE_sum1/len(trY[0]) for i in
range(len(tY[0])):
    MAPE_sum2 += (abs((tY[0][i] - test_pred[:,
    0][i]))/tY[0][i]) err_test.append(tY[0][i] - test_pred[:,
    0][i])
MAPE_test = MAPE_sum2/len(tY[0])
RMSE_train = math.sqrt(mean_squared_error(trY[0], tr_pred[:,
0])) print('Train Score RMSE:')
print(RMSE_train)
print('Train Score
DW:')
print(DW(err_train))
MAE_train = mean_absolute_error(trY[0], tr_pred[:,
0]) print('Train Score MAE:')
print(MAE_train)
print('Train Score

```



```
MAPE:')  
print(MAPE_train)  
RMSE_test = math.sqrt(mean_squared_error(tY[0], test_pred[:,  
0])) print('Test Score RMSE:')  
print(RMSE_test)  
print('Test Score  
DW:')
```

```

print(DW(err_test))
MAE_test = mean_absolute_error(tY[0], test_pred[:,
0]) print('Test Score MAE:')
print(MAE_test)
print('Test Score
MAPE:')
print(MAPE_test)
res = pd.DataFrame(err_train + err_test)
real_plot =
pd.DataFrame(scaler.inverse_transform(Series))
real_plot.plot(title="Real Data")
#res.plot(title="Residuals")
fig, ax = plt.subplots(1, 2)
res.plot(title="Residuals", ax=ax[0])
res.plot(kind='kde', title='Density',
ax=ax[1]) plt.show()
Plot1 =
np.empty_like(Series)
Plot1[:, :] = np.nan
Plot1[stepvalue:len(tr_pred) + stepvalue, :] =
tr_pred Plot2 = np.empty_like(Series)
Plot2[:, :] = np.nan
Plot2[len(tr_pred) + (stepvalue * 2) + 1:len(Series) - 1, :] =
test_pred plt.plot(scaler.inverse_transform(Series))
plt.plot(Plot1, color='red')
plt.plot(Plot2, color='magenta')
plt.show()
return

```

```
show_func(filename)
```

```
prediction_func(filename, 1, True)
```