

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
АЕРОКОСМІЧНИЙ ФАКУЛЬТЕТ
КАФЕДРА АВТОМАТИЗАЦІЇ ТА ЕНЕРГОМЕНЕДЖМЕНТУ

ДОПУСТИТИ ДО ЗАХИСТУ
Завідувач випускової кафедри
_____ В.П. Захарченко
« _____ » _____ 2021 р.

ДИПЛОМНИЙ ПРОЕКТ

(ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА)

ВИПУСКНИКА ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ БАКАЛАВР

ЗА СПЕЦІАЛЬНІСТЮ 141 «АВТОМАТИЗАЦІЯ ТА КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНІ ТЕХНОЛОГІЇ»

Тема: «Система тепловізійного діагностування з використанням інтелектуальної інформаційно-вимірювальної системи»

Виконавець _____ студента групи АТ-412Б Назаренка Дмитра Анатолійовича
(студент, група, прізвище, ім'я, по батькові)

Керівник _____ к.т.н., доцент Товкач Сергій Сергійович
(науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ім'я, по батькові)

Нормоконтролер:

_____ С.С. Товкач
(підпис) (ПІБ)

КИІВ 2021

НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет аерокосмічний

Кафедра автоматизації та енергоменеджменту

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

(шифр, найменування)

Освітньо-професійна програма «Автоматика та автоматизація на транспорті»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

В.П.Захарченко

«__» _____ 2021 р.

ЗАВДАННЯ

на виконання дипломної роботи (проекту)

Назаренка Дмитра Анатолійовича

(П.І.Б. випускника)

1. Тема роботи (проекту) «Система тепловізійного діагностування з використанням інтелектуальної інформаційно-вимірювальної системи» затверджена наказом ректора від «05» квітня 2021 р. № 558/ст.
2. Термін виконання роботи (проекту): з 18.05.2021 р. по 21.06.2021 р.
3. Вихідні дані до роботи (проекту): вплив методи дистанційного теплового контролю технічних об'єктів, модельні термограми технічних об'єктів при порівняльній інфрачервоній термографії, вимоги до побудови інформаційно вимірювальних систем (ІВС), нейромережеві технології в інтелектуалізації ІВС
4. Зміст пояснювальної записки: Інтелектуальні інформаційно-вимірювальні системи і методи теплового контролю технічного стану об'єктів. Розробка архітектури інтелектуальної інформаційно-вимірювальної системи тепловізійного діагностування. Проектування програмної реалізації нейронної мережі для інформаційно-вимірювальної системи тепловізійного діагностування.
5. Перелік обов'язкового ілюстративного матеріалу: Класифікація методів теплового контролю. Структура інформаційно-вимірювальної системи тепловізійного контролю фоточутливої матриці ФМ ПЗС. ІВС ТД з нейромережевим програмним аналізатором термограм і додатково вимірюваних величин об'єкта. Графова модель технічного стану об'єктів. Глибока нейронна мережа з двома гілками. UML діаграма класів, що реалізують програмну логіку шарів нейронів штучної нейронної мережі. Алгоритм проектування програмної логіки з використанням шаблону «Проектувальний ґрид». Загальна схема процесу навчання ШНМ. Структура нейронних мереж.

6. Календарний план-графік

№ пор.	Завдання	Термін Виконання	Підпис керівника
1.	Вивчення інформаційних джерел	18.05 – 23.05.21	
2.	Збір інформації, аналіз систем охолодження тягових електродвигунів	18.05 – 30.05.21	
3.	Робота над розділом №1. Інтелектуальні інформаційно-вимірювальні системи і методи теплового контролю технічного стану об'єктів	18.05 – 23.05.21	
4.	Робота над розділом №2. Розробка архітектури інтелектуальної інформаційно-вимірювальної системи тепловізійного діагностування.	24.05 – 30.05.21	
5.	Робота над розділом №3. Проектування програмної реалізації нейронної мережі для інформаційно-вимірювальної системи тепловізійного діагностування.	31.05 – 13.06.21	
5.	Розробка та оформлення обов'язкового ілюстрованого матеріалу	14.06 – 22.06.21	
6.	Перевірка роботи на доброчесність. Підготовка до захисту	Після передзахисту	

7. Дата видачі завдання: « 18 » травня 2021 р.

Керівник дипломної роботи (проекту)

_____ Товкач С.С.
(підпис керівника) (П.І.Б.)

Завдання прийняв до виконання

_____ Назаренко Д.А.
(підпис випускника) (П.І.Б.)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до дипломного проекту «Система тепловізійного діагностування з використанням інтелектуальної інформаційно-вимірювальної системи»: 104 с., 30 рис., 10 табл., 15 використаних джерел.

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ТЕПЛОВІЗІЙНЕ ДІАГНОСТУВАННЯ, ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЯ, ТЕРМОГРАФІЯ, ІНТЕРФЕЙС, ПРОЕКТУАННЯ, ГРАФІЧНИЙ ПРОЦЕСОР.

Об'єкт дослідження: процес тепловізійного діагностування технічних об'єктів з використанням штучних нейронних мереж.

Предмет дослідження: можливість підвищення точності та ефективності термографічного контролю станів технічних об'єктів, а також їх програмна реалізація.

Мета проекту: підвищення точності і скорочення часу контролю при тепловізійному діагностуванні технічних об'єктів на основі розробки інтелектуальної інформаційно-вимірювальної системи з використанням глибоких нейронних мереж.

Методи дослідження: Для вирішення поставлених завдань використовувалися методи математичного аналізу, теорії тепло- і масообміну, теорії штучного інтелекту, машинного навчання, теорії вимірювальних систем, об'єктно-орієнтованого проектування.

Матеріали дипломного проекту рекомендується використовувати у навчальному процесі та в практичній діяльності фахівців у сфері автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	8
РОЗДІЛ 1. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНІ СИСТЕМИ І МЕТОДИ ТЕПЛОВОГО КОНТРОЛЮ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ОБ'ЄКТІВ.....	11
1.1. Методи дистанційного теплового контролю технічних об'єктів.....	11
1.2. Використання модельних термограм технічних об'єктів при порівняльній інфрачервоній термографії.....	17
1.3. Аналіз існуючих ІВС технічної діагностики на основі інфрачервоній термографії.....	25
1.4. Нейромережеві технології в інтелектуалізації ІВС контролю і діагностування.....	31
1.5. Застосування ШНМ технічної діагностики на основі інфрачервоній термографії.....	31
1.6. Методика інтелектуалізації ІВС тепловізійного діагностування на основі нейронних мереж і модельних термограм.....	35
1.6.1 Проблеми технічного діагностування на основі порівняльній інфрачервоній термографії.....	35
1.6.2 Метод інтелектуалізації ІВС тепловізійного діагностування з використанням нейронної мережі.....	35
1.7. Висновки до розділу 1.....	40
РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА АРХІТЕКТУРИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ТЕПЛОВІЗІЙНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ.....	41
2.1. Загальна структура інтелектуальної ІВС ТД.....	41
2.2. Задача класифікації несправностей в контрольованому об'єкті за термограмами.....	42
2.2.1 Класи модельних термограм.....	42
2.2.2 Класифікуючий нейромережевий оператор.....	48
2.3. Нейромережевий програмний аналізатор.....	48
2.4. Процедура навчання ДНМ.....	53
2.4.1 Моделювання термограм матриці ПЗС.....	55
2.4.2 Моделювання термограм друкованих плат електронних пристроїв.....	57
2.5. Аналіз даних для навчання ДНМ.....	58
2.6. Висновки до розділу 2.....	67
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ПРОЕКТУВАННЯ ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ІНФОРМАЦІЙНО ВИМІРЮВАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ТЕПЛОВІЗІЙНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ.....	69
3.1. Об'єктно-орієнтована декомпозиція логіки штучних нейронних мереж.....	69

3.1.1. Структурна і функціональна декомпозиція логіки ШНМ.....	71
3.1.2 Технологія проектування програмного коду логіки ШНМ.....	74
3.2. Реалізація логіки ШНМ. Шаблон проектування домених класів штучних нейронних мереж.....	75
3.2.1 Шаблон «Проектувальний грід».....	75
3.2.2 Структура шаблону «Проектувальний грід».....	76
3.2.3 Застосування шаблону «Проектувальний грід» для класів нейронних мереж.....	79
3.2.4 Шаблон «Проектувальний грід» для нейронної мережі з композитними шарами.....	85
3.2.5 Процедура формування шаблону «Проектувальний грід».....	88
3.2.6 Практична реалізація шаблону.....	90
3.3 Функції активації і двостадійна нормалізація вихідних сигналів ШНМ.....	90
3.3.1 Двостадійна нормалізація.....	91
3.3.2 Нормалізація за діапазоном в штучних нейронних мережах...	94
3.3.3 Побудова нейронної мережі з двостадійною нормалізацією в якості функції активації.....	97
3.3.4. Результати експериментів з нейронними мережами з двостадійною нормалізацією.....	98
3.4. Висновки до розділу 3.....	100
ВИСНОВКИ.....	101
СПИСОК БІБЛІОГРАФІЧНИХ ПОСИЛАНЬ ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	102

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

- АЦП – аналого-цифровий перетворювач
ДНМ – двогілкова нейронна мережа
ІВС – інтелектуальна ІВС
ІВС – інформаційно-вимірювальна система
ІЧТ – інфрачервона термографія
ШНМ – штучна нейронна мережа
ПЗЗ – прилади із зарядовим зв'язком
ПЗ – програмне забезпечення
СПР – система прийняття рішень
ТД – тепловізійне діагностування
ТМНК – температурні методи неруйнівного контролю
ФМ ПЗС – фото чутлива матриця на ПЗС
ADC – абстрактні доменні класи
GPU – графічний процесор
MDS – метод багатомірного шкалювання
МІ – «підмішані» (mixin) інтерфейси
РСА – метод головних компонент
t-SNE – T-розподілене стохастичне вбудовування сусідів

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Сучасний розвиток техніки супроводжується зростаючими вимогами до надійності функціонування складних об'єктів і систем. Виконання цих вимог забезпечується за допомогою контролю і технічного діагностування. Важливим фактором ефективності процесів контролю та діагностування є використання інформаційно-вимірювальних систем (ІВС) для обробки даних і автоматизації процесів контролю. Одним з напрямків технічного діагностування є використання інфрачервоної термографії для безконтактного і дистанційного отримання інформації про стан об'єкта. При цьому необхідно аналізувати складні теплові образи технічних станів, забезпечувати високу точність вимірювання термограм і діагностичних параметрів, приймати рішення про технічне обслуговування контрольованого об'єкта.

При розробці ІВС використовуються уніфіковані системи теплофізичного проектування, такі як Ansys Icepak, FloTherm, Analog Workbench, Ком-пас-3D, Betasoft, COLDPLATE, COSMOS, Microwave Office, MSC Nastran, PRAC, АСОНІКА-ТМ, ANSYS та ін. Однак вони орієнтовані на проведення теплових розрахунків приладів на етапі проектування і експериментальних досліджень зразків систем і не можуть бути використані при штатній експлуатації приладів для їх технічного діагностування.

Незважаючи на значні досягнення в створенні систем технічного діагностування за тепловим станом об'єктів, існує необхідність в розвитку методів, моделей і алгоритмів використання нейронних мереж в інформаційно-вимірювальних системах для підвищення точності класифікації відмов, автоматизації процесу контролю, підтримки прийняття рішень про експлуатацію об'єктів.

Основною задачею дипломного проекту є необхідність оперативного і достовірного визначення технічного стану з використанням методів

тепловізійного діагностування при ускладненому доступі до контрольованого об'єкту для виявлення непрацездатних і аварійних станів, дефектів і відмов при випробуваннях і штатній експлуатації.

У зв'язку з цим розробка нових інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем тепловізійного діагностування (ІС ТД) є актуальною задачею.

Мета дипломного проекту - підвищення точності і скорочення часу контролю при тепловізійному діагностуванні технічних об'єктів на основі розробки інтелектуальної інформаційно-вимірювальної системи з використанням глибоких нейронних мереж.

Наукова новизна дипломного проекту

1. Розроблено інтелектуальний метод класифікації технічних станів об'єкта з використанням інформаційно-вимірювальних систем тепловізійного діагностування, що відрізняється застосуванням порівняльної інфрачервоної термографії, формуванням бази даних комплексних модельних термограм, а також нейромережевого програмного аналізатора, що навчається на комплексних модельних термограмах та дозволяє підвищити точність класифікації відмов і автоматизувати прийняття рішень з технічного обслуговування об'єкта контролю.

2. Запропоновано нейромережевий програмний аналізатор термограм і додаткових параметрів об'єкта, що відрізняється введенням двогілкової глибокої нейронної мережі, складається з багатошарової конволюційної мережі і повнозв'язної мережі та забезпечує підвищення достовірності класифікації відмов і зменшення часу аналізу термограм.

3. Запропоновано функцію активації вихідного шару нейромережевого програмного аналізатора термограм, що відрізняється послідовним застосуванням нормалізації за діапазоном і лінійною нормалізацією, що забезпечило підвищення точності та інформативності класифікації розпізнаваних станів контрольованого об'єкта.

4. Розроблено методику об'єктно-орієнтованого проектування програмної логіки штучних нейронних мереж для аналізу термограм, що відрізняється набором формальних правил декомпозиції програмної логіки мережі і використанням запропонованого шаблону, заснованого на решітчатій структурі взаємозв'язків абстрактних доменних класів і програмних інтерфейсів нейронної мережі, що скоротило час розробки інформаційно вимірювальної системи тепловізійного діагностування.

Теоретична і практична значущість роботи

Значимість теоретичних результатів роботи полягає в тому, що запропоновані метод інтелектуалізації системи і методика проектування нейронних мереж дозволяють формалізувати процес проектування інформаційно-вимірювальних систем для діагностування несправностей широкого класу об'єктів з використанням порівняльної інфрачервоної термографії.

Практична значимість роботи полягає в наступному:

1. Інтелектуальна ІВС тепловізійного діагностування може бути застосована при контролі, випробуваннях і моніторингу станів технічних об'єктів різного виду: електронних приладів, електромеханічних пристроїв, машин і механізмів. Оперативність визначення технічного стану дозволяє здійснювати контроль стану в реальному часі в складнодоступних місцях, в тому числі для рухомих об'єктів.

2. Реалізована програмна бібліотека на платформі CLR на мові C # для побудови і навчання штучних нейронних мереж, яка незалежна від інших програмних бібліотек і може застосовуватися для проектування інтелектуальних інформаційних і керуючих систем на обчислювальних потужностях з обмеженими ресурсами.

РОЗДІЛ 1

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНІ СИСТЕМИ ТЕПЛООВОГО КОНТРОЛЮ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ОБ'ЄКТІВ

1.1. Методи дистанційного теплового контролю технічних об'єктів.

Методи теплового контролю являють собою сукупність засобів, методик і алгоритмів, що дозволяють отримати інформацію про параметри виробу на ос-нові реєстрації температури в окремих точках, теплового поля поверхні або теплового контрасту об'єкта, що діагностується при його функціонуванні [1].

Аналіз отриманої інформації дозволяє зробити висновок про те, що характер зміни інтенсивності теплового поля свідчить про зміну режиму роботи об'єкта. Тепловий метод контролю для діагностики електронно-обчислювальних блоків вперше був застосований компанією ІВМ в 1983 році при розробці джерел живлення [1,2].

Інтенсивність теплового випромінювання радіоелектронних приладів залежить від параметрів конструкції і матеріалів, і від можливої наявності дефектів в них. Наявність дефектів є причиною інтегрального або локального спотворення температурного поля. Це виражається в появі температурних перепадів. Просторово-часовий опис цих перепадів визначається споживаною електричною потужністю, розподілом тепловиділяючих елементів в об'єкті, умовами його теплообміну з навколишнім середовищем, теплофізичними і геометричними характеристиками і особливостями дефектів, а також часом теплових перехідних процесів в нестационарному режимі. Зміна характеристик окремих ділянок об'єкта контролю призводить до зміни його загальних температурних характеристик.

Кафедра АЕМ

НАУ 21 04 14 000 ПЗ

Виконав	Назаренко Д.А.			ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНО- ВИМІРЮВАЛЬНІ СИСТЕМИ ТЕПЛООВОГО КОНТРОЛЮ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ОБ'ЄКТІВ	Літера	Аркуш	Аркушів
Керівник	Товкач С.С.					1	30
Консульт.							
Н-контр.	Товкач С.С.				АТ-412Б	151Б	
Зав. каф.	Захарченко В.П.						

Перевагами теплового методу неруйнівного контролю щодо інших методів діагностики є:

- оперативне отримання інформації про температурний стані поверхні мікросхеми;
- ефективність виявлення прихованих дефектів, що виникли на попередніх етапах технологічного процесу виготовлення і проявилися при впровадженні-ванні або в процесі експлуатації;
- мінімальний вплив системи теплового контролю на об'єкт, що діагностується.

Всі теплові методи неруйнівного контролю діляться на пасивні і активні. При використанні пасивних методів об'єкт контролю нагрівається за рахунок внутрішніх теплових процесів, тобто для отримання картини розподілу температури не потрібно додаткових джерел тепла. Активні методи теплового контролю передбачають використання додаткового джерела енергії і призначені для виявлення пасивних дефектів, тобто не виділяють тепла при протіканні через них електричного струму.

На рис. 1.1 представлена класифікація методів теплового контролю.

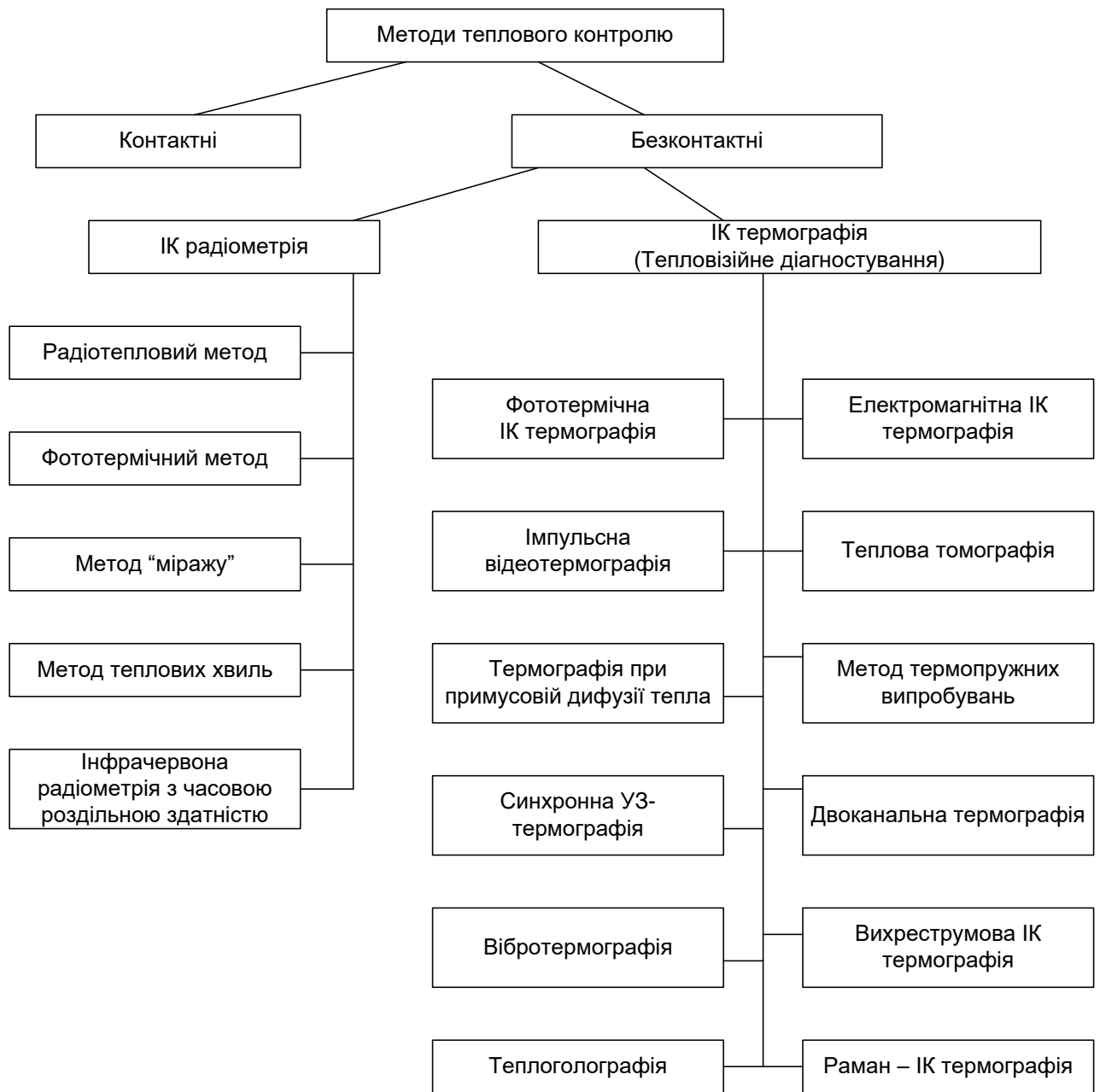
У багатьох публікаціях методи контролю за характером взаємодії з об'єктом діляться на [1]:

- контактні,
- неконтактні.

В даний час найбільш широке застосування отримали безконтактні теплові методи неруйнівного контролю по власному випромінюванню об'єкту з візуалізацією температурних полів.

Часто завдання безконтактної термометрії вирішується шляхом застосування ІК радіометрів, що вимірюють інтенсивність власного теплового випромінювання об'єктів в широкому діапазоні довжин хвиль. Іншим напрямком є отримання зображення температурного поля об'єкта в інфрачервоному діапазоні і його подальша обробка.

У дипломному проекті область досліджень пов'язана з методами тепловізійного діагностування, що відносяться до інфрачервоної (ІК) термографії.



с

Рис. 1.1. Класифікація методів теплового контролю

На рис. 1.1 показаний ряд методів ІК термографії, в яких реалізується загальна процедура, яка полягає у вимірі термограми об'єкта і подальшим порівнянням з деякою еталонною термограмою. На основі цього порівняння приймаються рішення про технічний стан досліджуваного об'єкта. Рис. 1.2 демонструє схему порівняльної інфрачервоної термографії.

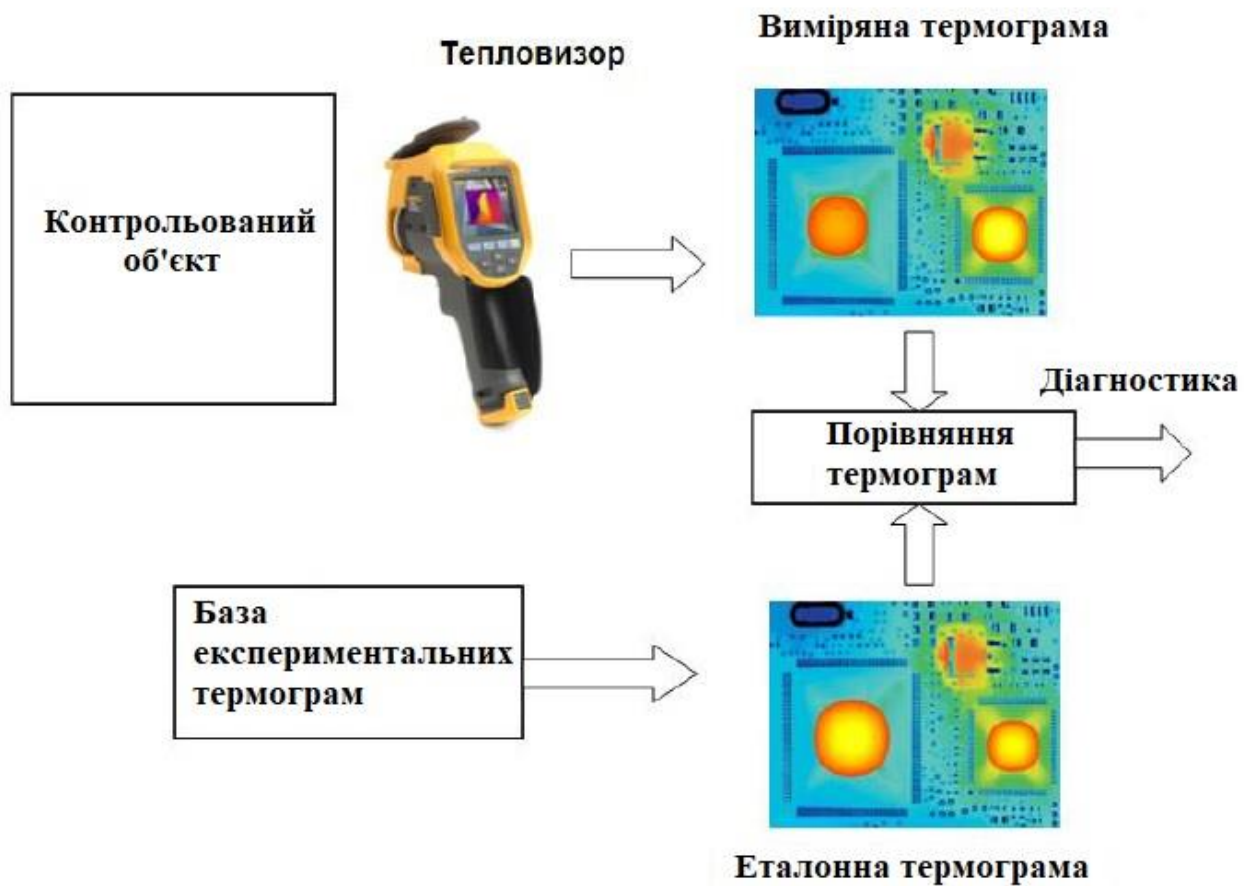


Рис. 1.2. Порівняльна інфрачервона термографія

Використання тепловізора, як основного інструменту виміру температури об'єкта, відносить ці методи до тепловізійного діагностування. Одне з головних переваг тепловізора - дистанційне вимірювання температурного поля і формування відповідного зображення. В даний час існують тепловізори в мініатюрному виконанні. Це дає можливість вбудовувати їх в конструктив контрольованого об'єкта.

Характеристика тепловізійних методів приведена в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1

Тепловізійні методи контролю

Назва методу	Зміст
ІК термографії (ІКТ)	
Фототермічна ІКТ	Нагрівання значної ділянки об'єкта контролю і використання тепловізора замість ІК радіометра

Імпульсна відеотермографія	Рівномірний імпульсний нагрів великих зон і вимірювання термограм тепловізором
Термографія при вимушеній дифузії тепла	Потік випромінювання від розподіленого нагрівача проектується на об'єкт контролю через щільну маску, при цьому об'єкт переміщують в поле зору тепловізора
Синхронна УЗ-термографія	Об'єкт піддається впливу ультразвуковими хвилями, що змінює температуру його ділянок
Вібротермографія	Застосовується вібраційна стимуляція контрольованого об'єкту
Теплоголографія	Спільна реєстрація термограмм і голографічних інтерферограм об'єкта при нагріванні
Електромагніна ІКТ	На фототепловій мішені, розташованій поблизу об'єкта контролю, відбувається накладення прямого і відбитого СВЧ випромінювання. Тепловізор реєструє температурне поле мішені.
Теплова томографія	Пошарове томографічне уявлення структури об'єкта шляхом аналізу температурних сигналів
Термопружні випробування	Виявлення прихованих дефектів шляхом порушення в об'єкті механічної напруги, що супроводжуються зміною температури тіла
Двоканальна термографія	Спільне застосування короткохвильового і довгохвильового каналу, в результаті можливий поділ інформації про температуру і коефіцієнт випромінювання
Вихреструмова ІКТ	Активний нагрів металевих об'єктів струмами високої частоти
Раман - ІКТ	Використання раманівського або комбінаційного розсіювання падаючого на тіло світла.

Для реєстрації теплової картини на практиці найбільш часто застосовується тепловізори з матрицями в фокальній площині. Сигнал пропорційний інтенсивності теплового випромінювання.

Перевагами тепловізійного методу є:

- висока інформативність (отримання теплової картини зі всієї поверхні об'єкта, що діагностується);
- оперативність отримання інформації;
- дистанційність (дозволяє використовувати метод для вимірювання температури з поверхні елемента, для якого фізичний контакт з контрольним датчиком неприпустимий);
- дозволяє отримувати інформацію про елемент різних розмірів і потужності під час його роботи в умовах, близьких до реальних.

В даний час тепловізори є оптимальним інструментом неруйнівного теплового контролю в різних галузях промисловості. Основні сфери застосування промислових тепловізорів - це тепловий аудит об'єктів будівництва, пошук несправності електромереж, моніторинг виробничих процесів та інші випадки, коли за неоднорідністю теплового поля можна судити про технічний стан контрольованих об'єктів.

У будівництві одним з основних напрямків теплового контролю є загальний енергоаудит будівель і споруд з метою оптимізації витрат на енергію. Проведення інспекції будівлі з подальшим аналізом його особливостей і даних про витрату енергії дозволяє визначати оптимальні способи зниження енерговитрат.

У промисловому виробництві основною метою теплового неруйнівного контролю є виявлення дефектів обладнання на їх ранній стадії. Аномальний нагрів механічних компонентів, часто може вказувати на надмірне навантаження і ризик виходу системи з ладу. Серед найбільш поширених напрямків теплового контролю можна виділити превентивну діагностику промислового обладнання, контроль заповнення резервуарів. До типових об'єктів тепловізійного контролю в промисловому виробництві можна

віднести верстати, конвеєри, турбіни, компресори, насоси, генератори, ДВС, системи нагріву і охолодження, різне гідравлічне обладнання.

В роботі підприємств енергетичного сектора, основними напрямками теплового контролю є пошук перегрітих ділянок електромереж, димових труб, парових та водогрійних котлів. Тепловізори також часто застосовуються для пошуку несправностей в теплоізоляції трубопроводів і турбін, визначення місць підсмоктування холодного повітря, для перевірки ефективності роботи систем охолодження трансформаторів, двигунів, ліній електропередач та іншого обладнання.

У нафтогазовому комплексі тепловізори знайшли своє застосування при контролі наповнюваності резервуарів, дозволяючи дистанційно визначати температуру і рівень рідини, роблячи цей процес максимально швидким і безпечним (при відмові систем автоматичного оповіщення).

У сфері електроніки та електротехніки тепловізори дозволяють оцінити рівень нагріву в системах низької, середньої і високої напруги. Отримані термограми дають можливість своєчасно виявити несправні компоненти і вжити заходів по їх ремонту.

1.2. Використання модельних термограмм технічних об'єктів при порівняльній інфрачервоній термографії

Контроль електронних приладів за термограмою їх поверхні - перспективна область розвитку безконтактної діагностики. Типова процедура контролю електронних елементів наведена на рис. 1.3.

В процесі випробувань і експлуатації за допомогою тепловізора неперервно вимірюється температурне поле на поверхні приладу, яке показує місця і ступінь ненормативного розігріву приладу.

Важливим аспектом обробки одержуваних термограм є їх інтерпретація. У процесі інтерпретації вимірянних термограм виконується їх зіставлення з набором модельних термограм. Кожна модельна термограма є

найбільш характерною картиною розподілу температури, яка відповідає тому чи іншому стану контрольованого приладу. Порівняння термограми, отриманої з контрольованого приладу, і найбільш близькою до неї модельної термограми, дозволяє здійснити діагностування технічного стану контрольованого приладу.

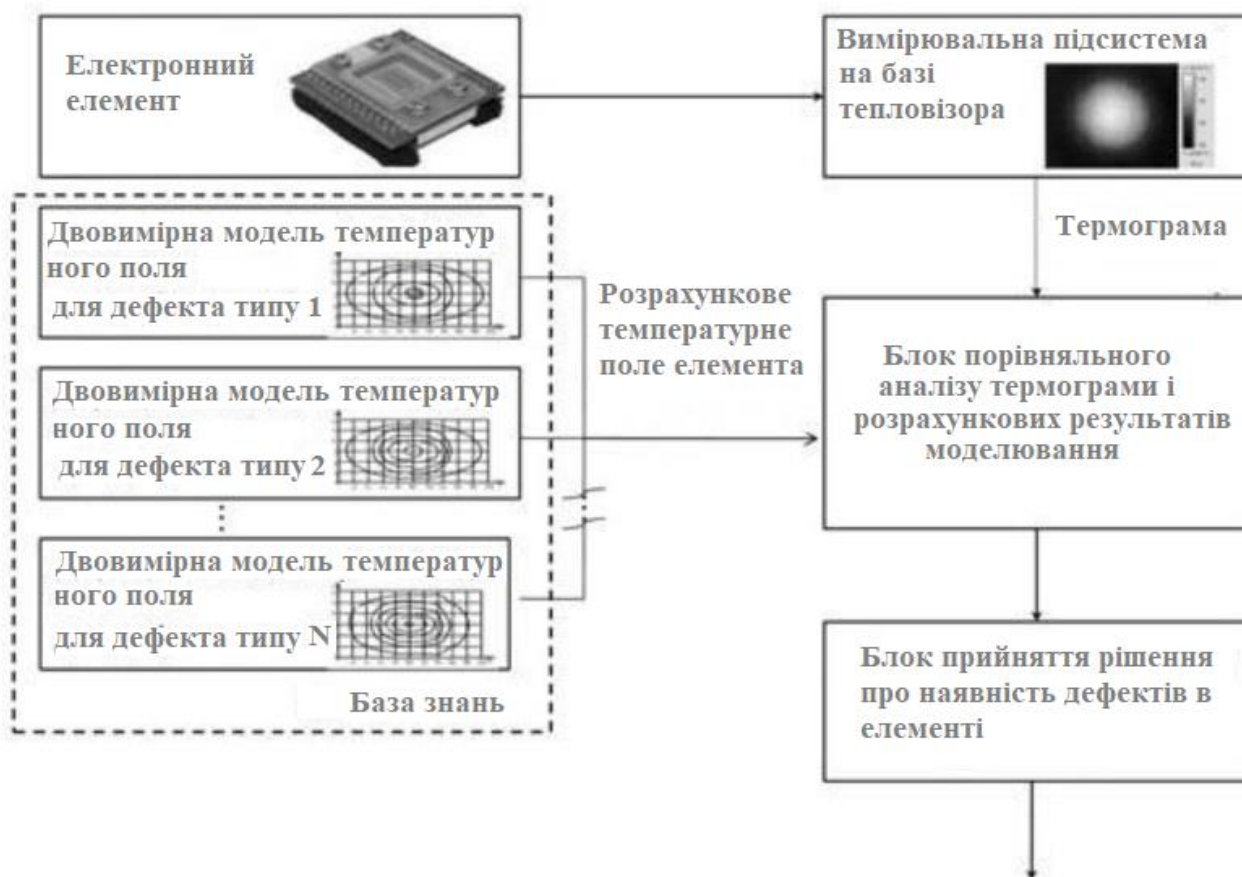


Рис. 1.3. Контроль технічного стану електронних приладів за тепловим полем

Отже, для точності діагностування процес побудови модельних термограм важливий не менше, ніж точність вимірювання реальної термограми контрольованого приладу.

Найбільшого поширення набули два підходи до побудови математичних моделей теплових режимів.

1. Подання елементів і касет приладів, друкованих плат у вигляді тіл з ізотермічної поверхні (рисунок 1.4, а). Метод ізотермічних поверхонь заснований на виявленні в конструкції поверхонь елементів з однаковими або умовно однаковими температурами в кожній точці поверхні (рис. 1.4, б і 1.4,

в). Це дозволяє оперативно визначити відмову елемента або значне порушення номінального режиму роботи за збільшенням або зменшенням середньої температури елемента.

У той же час усереднення температури знижує здатність системи виявляти початкові відхилення від штатного режиму функціонування, які в подальшому можуть вести до втрати працездатності елемента. Також ускладнено визначення конкретного ланцюга в елементі, що працює не в номінальному режимі.

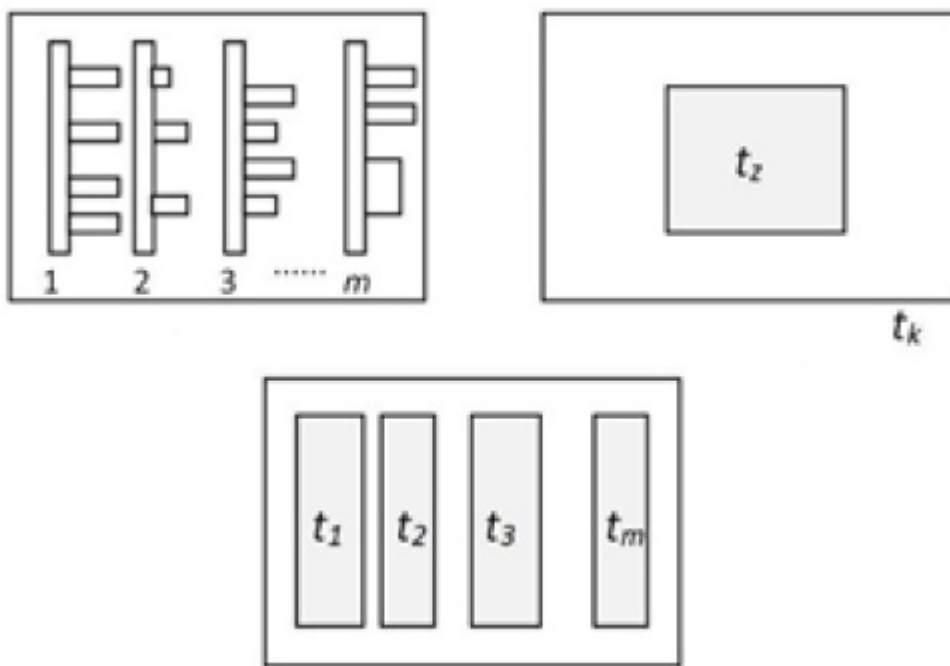


Рис. 1.4. Моделі з ізотермічними поверхнями електронних приладів

Розрахунок таких моделей може бути виконаний в системах АСОНІКА-ТМ і ANSYS, до складу яких входять програмні модулі, що дозволяють синтезувати моделі теплових процесів по геометричній моделі конструкції. На рис. 1.5 показаний приклад розрахованих кольорних карт величини і градієнта температури в описаній системі [2].

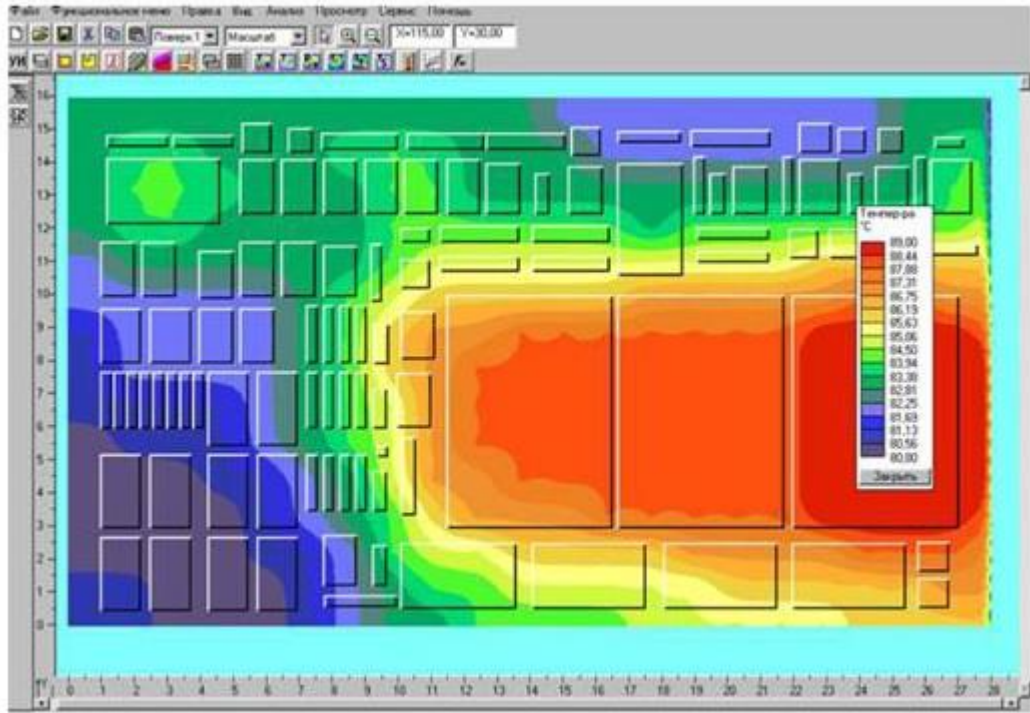
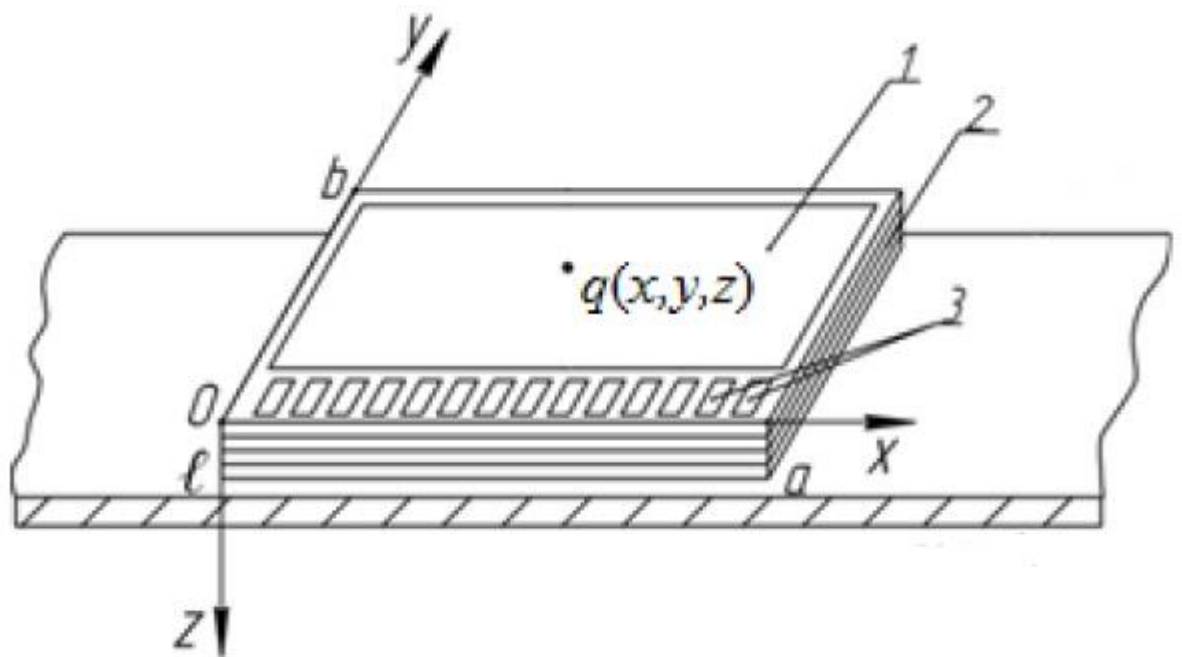


Рис. 1.5. Температурне поле на поверхні приладу, розраховане в програмному середовищі

2. Другий підхід полягає в побудові математичної моделі температурного режиму елемента на основі рішення нестационарного рівняння теплопровідності. Розглянемо застосування такої моделі до опису теплового поля великої інтегральної мікросхеми, що розглядається як однорідне тіло. Теплофізична модель елемента системи керування являє собою тверде тіло у вигляді паралелепіпеда (рисунок 1.6).



1 - кристал мікросхеми, 2 - керамічна підкладка, 3 - золоті контактні площадки

Рис. 1.6. Модель напівпровідникового приладу

Тривимірне нестационарне рівняння теплопровідності враховує ряд обмежень, характерних для множини конструкцій і, в тому числі, електронних елементів [3]:

$$\rho c \frac{\partial \Theta(x, y, z, t)}{\partial t} = \lambda \left(\frac{\partial^2 \Theta(x, y, z, t)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \Theta(x, y, z, t)}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 \Theta(x, y, z, t)}{\partial z^2} \right) + q(x, y, z, t),$$

де λ - теплопровідність матеріалу, [Вт/м·К];

Θ - температура в точці з координатами (x, y, z) , [К];

$q(x, y, z, t)$ - питома потужність джерела тепла в точці (x, y, z) і момент часу t , [Вт/м³];

ρ - щільність матеріалу, [кг/м³];

c - питома теплоємність, [Дж/кг·К];

x, y, z - декартові координати, [м];

t - час, [с].

Однак рішення цього рівняння пов'язано з рядом труднощів. Аналіз експериментів, проведених з різними радіоелектронними елементами,

дозволив зробити ряд припущень, в результаті чого був виконаний перехід до двовимірного рівняння температурного поля:

$$\rho c \frac{\partial \Theta(x, y, t)}{\partial t} = \lambda \left(\frac{\partial^2 \Theta(x, y, t)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \Theta(x, y, t)}{\partial y^2} \right) + q(x, y, t), \quad (1.1)$$

де λ - теплопровідність матеріалу, [Вт/м·К];

Θ - температура в точці з координатами (x, y, z) , [К];

$q(x, y, t)$ - питома потужність джерела тепла в точці (x, y) і момент часу t , [Вт/м³];

ρ - щільність матеріалу, [кг/м³];

c - питома теплоємність, [Дж/кг·К];

x, y - декартові координати, [м];

t - час, [с].

Повний опис теплового процесу виходить при доповненні рівняння (1.1) початковими і граничними умовами.

Часові і геометричні умови, в яких лежить область рішення рівняння:

$$t \in [0; t_{\max}], \quad x \in [0; a], \quad y \in [0; b].$$

Часові (початкові) умови містять розподіл температури в тілі в початковий момент часу. У загальному вигляді умова має вигляд:

$$t = 0; \quad \Theta_{\omega} = f(x, y). \quad (1.2)$$

При рівномірному розподілі температури по поверхні ω приладу початкова умова спрощується і має вигляд:

$$t = 0; \quad \Theta_{\omega} = \text{const}. \quad (1.3)$$

Граничні умови визначають особливості протікання процесу на поверхні тіла і можуть бути задані декількома способами.

При описі граничних умов першого роду задається розподіл температури на поверхні приладу для кожного моменту часу:

$$\Theta = \Theta_{\omega}(x, y, t), \quad (1.4)$$

де Θ_{ω} - температура на поверхні тіла.

При заданні граничних умов другого роду задається значення теплового потоку для кожної точки поверхні приладу в будь-який момент часу (закон Фур'є):

$$-\lambda \left(\frac{\partial \Theta}{\partial n} \right)_{\omega} = q_{\omega}(x, y, t), \quad (1.5)$$

де n - нормаль до поверхні ω тіла;

q_{ω} - тепловий потік, [Вт/м³];

У нашому випадку експериментальні дані підтверджують, що можливо зробити допущення про те, це значення постійно.

При заданні граничних умов третього роду задається взаємозв'язок між потоком тепла за рахунок теплопровідності від твердої стінки і тепловим потоком з навколишнього середовища за рахунок температурного напору і тепловим потоком у вигляді випромінювання з поверхні ω :

$$-\lambda \left(\frac{\partial \Theta}{\partial n} \right)_{\omega} = \alpha(\Theta_{\omega} - \Theta_{nc}) + \varepsilon_r \sigma (\Theta^4 - \Theta_{nc}^4), \quad (1.6)$$

де α - коефіцієнт конвективного теплообміну, [Вт/(м³К)];

Θ_{nc} - температура навколишнього середовища;

ε_r - коефіцієнт теплового випромінювання поверхні ω ;

σ - постійна Стефана-Больцмана, рівна $5,67 \cdot 10^{-8}$ [Вт/м² К⁴].

При заданні граничних умов для визначення теплового потоку взаємодії між елементами, що мають різні теплофізичні характеристики, задають умови рівності температур і теплових потоків по обидва боки від границі розділу:

$$\begin{cases} -\lambda_1 \left(\frac{\partial \Theta_1}{\partial n} \right)_{\Gamma-0} = -\lambda_2 \left(\frac{\partial \Theta_2}{\partial n} \right)_{\Gamma+0} ; \\ \Theta_1(x_{\Gamma-0}, y_{\Gamma-0}, t) = \Theta_2(x_{\Gamma+0}, y_{\Gamma+0}, t), \end{cases} \quad (1.7)$$

де x_{Γ}, y_{Γ} - координати границі розділу середовищ;

Θ_1, Θ_2 - температури дотичних середовищ.

Ця умова застосовується, наприклад, при вирішенні задач теплопровідності для багат шарових тіл. Однак в разі врахування процесу

тепловипромінювання контрольованим приладом ця умова застосовуватися не буде, і можливо зробити припущення, що прилад не має всередині подібних границь розділу.

Рівняння теплопровідності (1.1) в сукупності з перерахованими вище умовами (1.2)-(1.7) дає повне математичне формулювання задачі теплопровідності.

Для розрахунку температурного поля, що формується під дією електричного струму, прийняті наступні допущення:

а) теплофізичні властивості матеріалів залишаються постійними, що обумовлюються слабкою залежністю цих параметрів від температури і малою зміною температурного діапазону при штатній роботі мікросхеми;

б) теплопровідність для всіх матеріалів, що входять до складу мікросхеми, ізотропна;

в) теплообмін у всьому внутрішньому обсязі конструкції приладу проводиться тільки за рахунок теплопровідності.

У зв'язку з тим, що в постановці завдання (1.1)-(1.7) присутнє нелінійне обмеження (1.6) рішення рівняння здійснюється методом кінцевих різниць з застосуванням схеми розщеплення за координатами. Потім отримані одномірні різниці рівняння вирішуються за допомогою побудови ітераційного циклу, при цьому на кожному кроці ітерації лінійна система рівнянь вирішується методом прогонки з використанням неявної різницевої схеми апроксимації.

Рішення рівняння з відповідними обмеженнями дозволяє побудувати розрахункове двовимірне температурне поле поверхні елемента. Будемо називати такий розподіл модельною термограмою.

При заданні умов, що відповідають різним видам дефектів, з'являється можливість отримати множину двовимірних температурних полів, які потім використовуються в процедурі контролю та виявлення несправностей. Така множина модельних термограм в даному дипломному проекті надалі

використовується для навчання нейромережових компонентів інтелектуальної ІВС.

1.3. Аналіз існуючих ІВС технічної діагностики на основі інфрачервоної термографії

В даний час існує ряд інформаційно-вимірювальних і керуючих систем, призначених для випробувань і вхідного контролю радіоелектронних компонентів і приладів [4].

Новим напрямком є використання інфрачервоної термографії для теплового контролю технічних станів таких виробів.

ІВС тепловізійного діагностування в загальному випадку включає вимірювальний канал для отримання температурного поля об'єкта. Він містить тепловізор, блок обробки термограм і блок аналізу даних, в якому виконується прийняття рішення про те, чи є контрольований блок в справному стані або в ньому присутні несправності.

Відома інформаційно-вимірювальна система для дистанційного тепловізійного контролю мікросхеми фоточутливої матриці на приладах із зарядним зв'язком (ФМ ПЗЗ). На рис. 1.7 приведена структура цієї ІВС, вимірю-вальний канал якої складається з наступних компонентів:

- Визначення параметрів навколишнього середовища виконується за допомогою Termohigrometer Poly MI 6401;
- Вимірювання температурного поля поверхні засновано на застосуванні тепловізора NEC R500;
- Вимірювання електричних параметрів контрольованого приладу здійснюється за допомогою цифрового осцилоскопа GDS-2104.

Контроль над режимами пристроїв виконується за допомогою комп'ютера і SPS-3610 і FPGA XC3S500E.

Головна ідея заснована на математичній моделі, яка описує множину станів і можливих картин розподілу температури в пристрої, яким

відповідають дефекти і відмови. Класи різних дефектів розмежують ці множини. Рішення про технічний стан контрольованого електронного пристрою приймається оператором-термографом на основі зіставлення фактично реєстрованої термограми з розрахунковою термограмою, отриманою з використанням математичної моделей.

Однак залишилася не пророблена конкретна реалізація компонента ІВС, що виконує зіставлення фактично реєстрованої термограми з модельною термограмою для прийняття рішення про технічний стан контрольованого об'єкта. Процес класифікації технічних станів виконувався оператором-термографістом. Навіть маючи високу кваліфікацію, він допускав помилки при прийнятті рішень. Крім того, процес діагностування не був автоматизований, що зумовило застосування даної ІВС тільки в заводських випробуваннях. Проте, ця система є найбільш близькою і обрана в якості прототипу для розробки інтелектуальної ІВС.

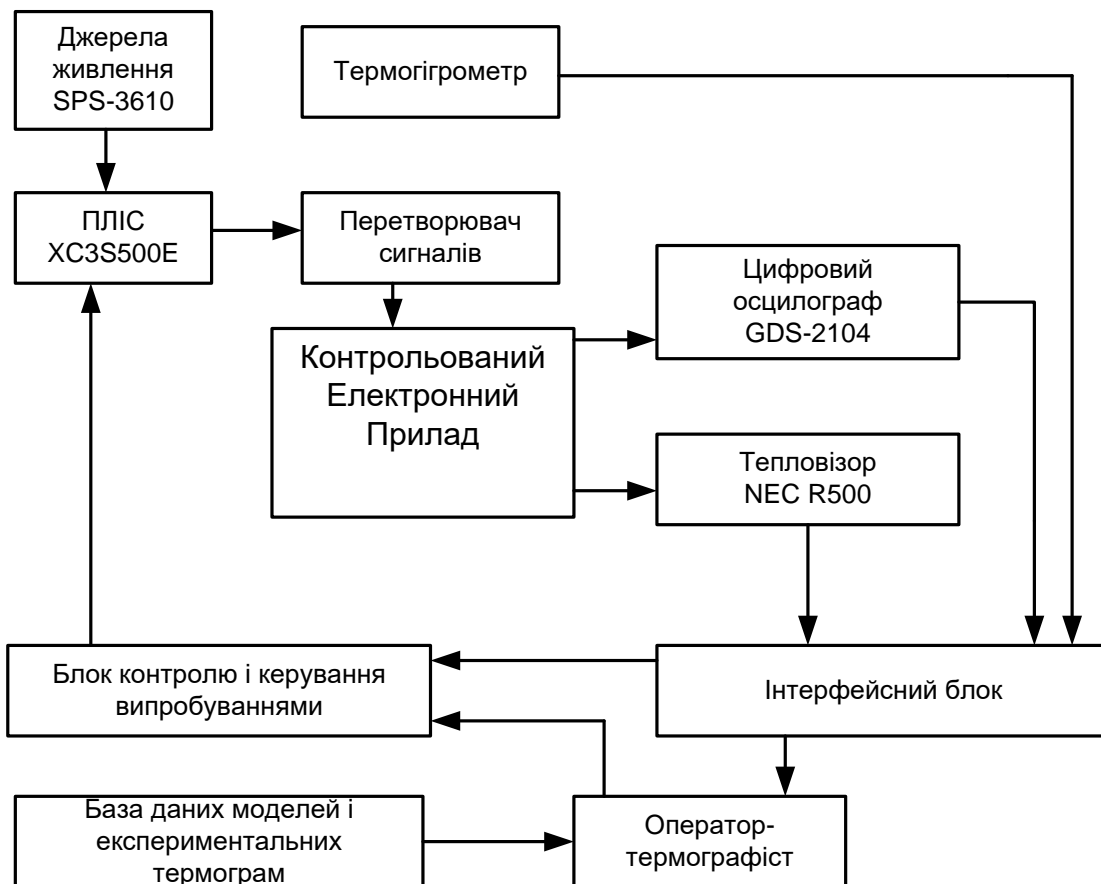


Рис. 1.7. Структура інформаційно-виміральної системи тепловізійного контролю фоточутливої матриці ФМ ПЗЗ

Для усунення вищезазначених недоліків в розроблюваній ІВС тепловізійного діагностування необхідно провести інтелектуалізацію системи, так як цей підхід є в даний час найбільш перспективним при підвищенні якості діагностування та автоматизації процесу контролю.

1.4. Нейромеревеві технології в інтелектуалізації ІВС контролю і діагностування

Інтелектуалізація інформаційно-вимірювальних систем - активно розвиваючий напрямок вдосконалення подібних систем. В даний час існує велика кількість різних способів інтелектуалізації систем, тому важливим аспектом є систематизація подібних підходів. Одним з перспективних напрямків в інтелектуалізації при контролі погано формалізованих об'єктів і в умовах невизначеності є розробка ІВС з використанням баз знань і апарату нечітких множин. Інший напрям, який знаходить все більше застосування - використання інтелектуальних класифікаторів, зокрема, нейронних мереж [9].

У західній літературі популярна класифікація інтелектуальних систем за використовуваних в їх основі евристики. Згідно такої класифікації виокремлюють велике число різних систем, прикладами яких є інтелектуальні системи на основі мереж Байєса, на основі методу опорних векторів, пропозиціональної логіки, на основі штучних нейронних мереж і багато інших.

Крім цього, широко застосовується класифікація систем за способом їх навчання. Використовують поняття «система, що навчається з учителем» (supervised learning) і «навчання без учителя» (unsupervised learning). При навчанні з учителем інтелектуальна система навчається з використанням бази знань, що містить навчальну вибірку. Кожен елемент навчальної вибірки

заздалегідь класифікований експертом предметної області. При навчанні без учителя подібну класифікацію повинна виконати сама нейронна мережа.

Незалежно від застосовуваної термінології, переважна більшість літературних джерел наголошує на важливості класифікації інтелектуальних систем за принципом їх автономності в ухваленні рішення, як при навчанні, так і в процесі роботи.

В іншій роботі проводиться зіставлення підходів інтелектуалізації вимірювальних систем контролю якості, заснованих на різних евристичних методиках. Зокрема, виконано порівняння систем з інтелектуальною підтримкою із застосуванням методу опорних векторів, методу k -найближчих сусідів, штучних нейронних мереж. Зроблено висновок, що застосування ІНС дає найбільшу точність при прийнятті рішень в інтелектуальній ІВС.

Інтелектуальні ІВС з використанням ІНС знаходять застосування в різних областях. Список деяких з них, разом з описом області застосування ІНС, наведено в таблиці 1.2.

Таблиця 1.2. Існуючі ІНС з нейронними мережами

Назва ІВС	Область застосування	Тип застосовуваної ІНС	Джерело
Інформаційно-вимірювальна система для гранулометричного аналізу рідких дисперсних середовищ на основі відеотехнічних засобів і нейромережевих технологій	Оцінка розподілу часток за розмірами або гранулометричного складу рідких дисперсних середовищ.	Повнозв'язна ІНС, багат шаровий перцептрон. Містить 180 нейронів у вхідному шарі (вхідні змінні), 25 - в проміжному і 3 - в вихідному (вихідні змінні). Мода M_0 , дисперсія D_0 і коефіцієнт асиметрії K_a були вихідними змінними, які, в свою чергу,	[1]

		характеризували картину розсіювання частинок.	
Нейромережева система керування процесом термохімічного зневоднення нафтових емульсій	Керування процесом поділу водо-нафтової емульсії.	Повнозв'язна ІНС, що складається з двох шарів нейронів: прихованого і вихідного. Також є вхідні нейрони, число яких відповідає числу вхідних значень - 3. Кількість нейронів у вихідному шарі відповідає числу виходів - 1. Вихідна значення містить значення відокремленої частки.	[2]
Система контролю якості (визначення ключових характеристик продукту, що виробляється) у виробництві напівпровідників	Застосовується в системі «Віртуальна метрологія (Virtual Metrology)» для контролю якості у виробництві напівпровідників.	Повнозв'язна ІНС. Число входів - 4, один прихований шар з 5 нейронів, вихідний шар з одного нейрона, що виконує роль індикатора сигналізує в разі порушення якості продукції.	[4,5]
Інтелектуальна інформаційна система технічної діагностики стану рухомих міксерів	Застосовується в металургійному виробництві при діагностиці систем футерування	Багато сегментна архітектура багатошарової нейронної мережі і модуль нейромережевого прогнозування для визначення зон прогару за термограмами рухомих міксерів	[9]

Система контролю і діагностики підсистем космічних апаратів	Збір і аналіз телеметричної інформації, яка обробляється інтелектуальними засобами наземної командно-вимірювальної системи, встановленими на високопродуктивному GPU-кластері	Багатошарова повнозв'язна мережа	[11]
Інформаційно-вимірювальна система контролю функціонування комплексу багатопараметричного обліку розподіленого енергоспоживання	Алгоритм контролю функціонування комплексу багатопараметричного обліку розподіленого енергоспоживання на основі штучної нейронної мережі	Багатошаровий персептрон зі структурою МЛП N-P-M	[15]

Перспективним є застосування ІНС в ІВС, що обробляють візуальні та графічні образи. Очевидно, що реєстрована в процесі контролю будь-якого технічного об'єкта термограма, може інтерпретуватися і оброблятися як растрове зображення. Як відзначається в багатьох дослідженнях конволюційні ІНС різних модифікацій - ефективний інструмент для класифікації растрових зображень за змістом в них різних ознак. У зв'язку з цим застосування конволюційних ІНС може автоматизувати працю експертів предметної області та операторів - термографістів, що виконують інтерпретацію термограмм для визначення їх технічного стану.

Подібна автоматизація має ряд переваг:

- можливість виконувати контроль технічного стану об'єктів в реальному часі;
- виявлення технічних неполадок в об'єкті на ранніх стадіях;
- виключення людського фактору при класифікації технічного стану контрольованого об'єкта за термограмою;

- виконання контролю технічного стану за термограмою на автономному об'єкті, до якого виключений доступ людини;
- зниження трудовитрат на виконання розшифровки термограми.

1.5. Застосування ІНС для розпізнавання графічних образів

В основі штучних нейронних мереж лежить концепція, запропонована в 1956 році Френком Розенблатом (Frank Rosenblatt). Концепція перцептронну була розвитком математичної моделі когнітивного процесу, що протікає в мозку, запропонованою МакКаллохом (Warren McCulloch) і Піттсом (Walter Pitts) в 1943. На підставі цих концепцій в 1986 році Девідом Румельхартом (David Rumelhart) була виконана перша програмна реалізація штучного нейрона, що стала концептуальною основою для всіх сучасних реалізацій штучних нейронів [10].

Один окремо взятий нейрон має обмежену здатність до навчання. У цьому контексті часто наводиться приклад того, що один нейрон не здатний виконати апроксимацію навіть такій простій функції, як «виключаюче І» (exclusive OR, XOR). Здатність до складного когнітивного процесу штучні нейронні мережі придбали саме завдяки об'єднанню декількох нейронів в систему або, як їх ще називають, мережа. Існує дуже велика кількість нейронних мереж, що розрізняються за способом об'єднання декількох нейронів в одну загальну систему.

Сучасні ІНС представляють собою сукупність штучних нейронів, об'єднаних в шари, які, в свою чергу, послідовно виконують обробку сигналу. Важливим проривом для побудови мереж є технологія зворотного проходження сигналу, запропонована Джефрі Хінтон (Geoffrey Hinton) і Девідом Румельхартом (David Rumelhart) в 1986 році. Саме завдяки цьому запропонованому підходу з'явилася можливість навчати багат шарові штучні нейронні мережі.

В контексті розгляду ІНС, ефективно оброблюючих графічні зображення, найбільш часто виділяють наступні дві модифікації: повнозв'язні нейронні мережі і конволюційні.

Повнозв'язними (fully connected) ІНС є мережі, в яких кожен окремо взятий нейрон на окремо взятому шарі з'єднаний (отримує на вхід сигнал) з кожним нейроном попереднього шару. Окремо взятий зв'язок між нейронами, за яким передається сигнал між ними, прийнято називати синаптичним зв'язком (за аналогією з біологічними нейронними мережами). Незважаючи на простоту в реалізації ІНС подібного роду, в контексті обробки зображень вони отримали невелике поширення у вигляді ряду обмежень їх можливостей. Найбільш істотне обмеження - неможливість розпізнавати образи на зображеннях, підданих незначним афінним перетворенням. Однак, в деяких випадках на практиці подібні мережі застосовуються, оскільки вони мають відносну простоту.

Конволюційні або «надточні» (convolutional) ІНС вперше були запропоновані в роботі Яна ЛеКуна (Yann LeCunn) в 1998 році [3]. Основна ідея конволюційних ІНС була запозичена у біологічних нейронних мереж. Архітектура конволюційної мережі побудована таким чином, що обробка сигналу в них здійснюється аналогічно обробці сигналу в корі головного мозку ссавців в зоні, відповідальній за сприйняття зорових образів. Нейрони, розташовані на окремо взятому конволюційному шарі, мають однакові синаптичні зв'язки, і кожен нейрон отримує на вхід сигнали, що знаходяться в межах його поля сприйняття (receptive field). Подібна побудова мережі дозволяє розпізнавати характерні риси для того чи іншого об'єкта, незалежно від його розташування та розміру. Як показали дослідження Метью Зейлера (Matthew Zeiler), завдяки тому, що кілька конволюційних шарів збудовані послідовно від одного до другого шару, підвищується рівень абстракції сприймаючих мережею образів [4,5].

З моменту появи першого варіанта реалізації конволюційних ІНС вони зазнали множину змін. Незважаючи на те, що принцип їх роботи залишився

незмінним, було знайдено велику кількість різних евристик, що поліпшують процес їх навчання і функціонування. Значна увага в сучасних дослідженнях приділено функції активації, яка застосовується в штучному нейроні.

У ранніх роботах, в якості функції активації застосовувалася функція, часто іменована як логістична регресія наступного виду (рис 1.8, а):

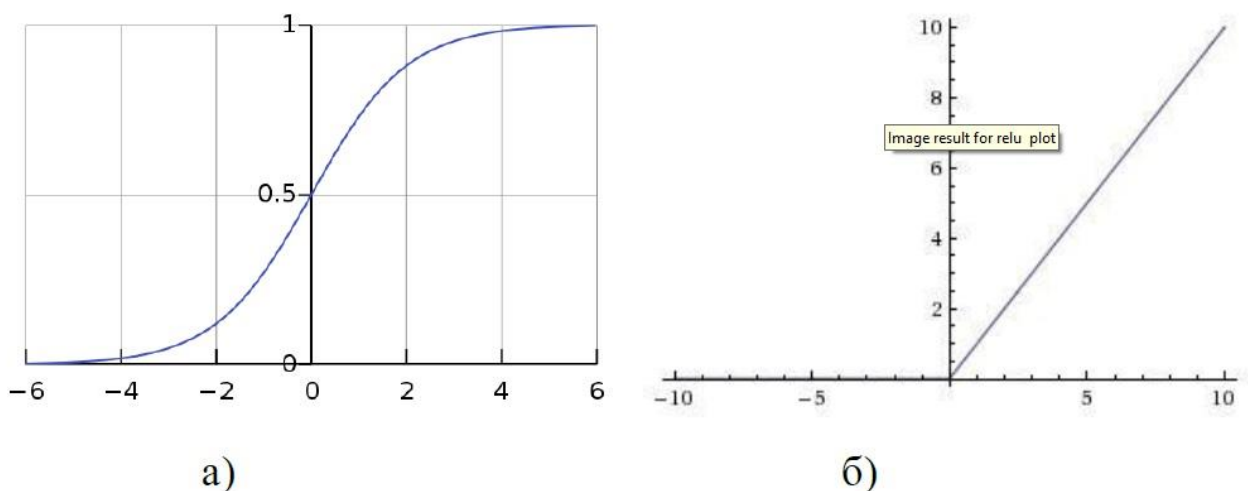
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1.9)$$

У більш пізніх роботах стала застосовуватися функція активації виду:

$$f(x) = \max(0, x). \quad (1.10)$$

Подібна функція активації вперше була запропонована в публікації Алекса Крижевський (Alex Krizhevsky) і в цій же роботі було запропоновано назву цієї функції - ReLU (rectified linear unit). Її відмінність від логістичної регресії (1.9) полягає в тому, що, як видно з її графіка (рисунок 1.8, б), вихідне значення знаходиться в діапазоні від 0 до $+\infty$, при тому, вихідне значення функції логістичної регресії завжди знаходиться в діапазоні від 0 до 1.

За описаним у відомих публікаціях причин це унеможлиблює навчання ІНС з великим числом шарів в силу загасання сигналу помилки. Особливість функції ReLU в тому, що сигнал помилки, відповідний вихідному сигналу шару ІНС з цією функцією активації, не схильний до загасання при навчанні.



а) логістична регресія; б) ReLU
Рис. 1.8. Графіки функцій активації

Як було показано в роботі Алекса Крижевський (Alex Krizhevsky), застосування функції активації ReLU (поряд з деякими іншими евристичними) дало новий імпульс для розвитку конволюційних ІНС.

Розвиток конволюційних ІНС активно триває і в даний час. Яскравими прикладами сучасних конволюційних ІНС є мережі, описані в [8].

Точність класифікації зображень у подібних ІНС набагато перевищує точність класифікації систем, побудованих на будь-яких інших евристичних. До таких евристик відносяться Байєсовські мережі, системи обробки градієнтів кольорів на растрі, методи на основі опорних векторів. На сьогоднішній день конволюційні ІНС для класифікації зображень стали використовуватися настільки широко, що повністю витіснили альтернативні підходи в промисловому застосуванні.

Важливо відзначити, що, разом зі зростаючою складністю конволюційних ІНС, зростає і потреба в більш потужних обчислювальних засобах для виконання програмної логіки ІНС. Вибір конкретної архітектури ІНС для вирішення поставленого завдання повинне містити оцінювання доступності подібних обчислювальних потужностей. Це, в свою чергу, накладає відповідальність при виборі архітектури ІНС, найбільш підходящої для вирішення окремо взятої практичної задачі. Подібний вибір повинен враховувати множину факторів, наприклад, загальну складність обчислень, вироблених ІНС, і, відповідно, навантаження, створюване її програмною реалізацією на апаратне забезпечення, точність класифікації ІНС, час, необхідний на навчання мережі, і інші подібні фактори.

Багатий набір розробок в області конволюційних нейронних мереж відкриває перспективи для застосування їх в різних областях. Однак, застосування конволюційних ІНС для виділення характерних рис, розпізнавання і класифікації термограм до сих пір є недостатньо вивченою областю. Разом з тим, застосування конволюційних ІНС в тепловізійному діагностуванні дозволило б в значній мірі автоматизувати процес обробки

термограм і інтелектуалізувати інформаційно-вимірювальні системи, призначені для теплового контролю технічних станів об'єктів.

1.6. Методика інтелектуалізації ІВС тепловізійного діагностування (ІВС ТД) на основі нейронних мереж і модельних термограм

1.6.1 Проблеми технічного діагностування на основі порівняльної інфрачервоної термографії

Проблеми технічного діагностування на основі порівняльної інфрачервоної термографії наступні:

- У більшості випадків відсутня достатня кількість реальних термограм, необхідних для порівняльного аналізу. Тому не вдається ефективно використовувати способи інтелектуалізації прийняття рішень за допомогою нейронних мереж.

- Множина отриманих термограм і множина несправних станів об'єкта не мають взаємно-однозначної відповідності. Кілька несправностей можуть відповідати одному і тому ж розподілу температури на поверхні об'єкта. Необхідно вирішувати зворотну задачу класифікації декількох несправностей за термограмою одного і того ж виду. Рішення зворотної задачі може бути некоректним.

- Великий набір термограм об'єкта неминуче вимагає застосування складних алгоритмів аналізу даних, що практично неможливо виконати вручну оператору-термографісту. У цьому випадку прийняття рішень про подальшу експлуатацію контрольованого об'єкта в реальному часі утруднено, що може привести до аварійного виходу об'єкта з ладу, аж до руйнування.

1.6.2 Метод інтелектуалізації ІВС тепловізійного діагностування з використанням нейронної мережі

У дипломному проєкті інтелектуалізація ІВС проводиться на базі пропонованого нижче методу.



Інтелектуальний метод підвищення точності класифікації реалізується за допомогою трьох основних процедур [9]:

1. Побудова комплексних модельних термограм, отриманих в результаті рішення рівнянь теплопровідності та доповнених набором додатково вимірюваних величин параметрів об'єкта для отримання точної відповідності несправності, а також формування на їх основі бази даних для діагностування.

2. Використання в складі ІВС нейромережевого програмного аналізатора у вигляді глибокої двогілкової нейронної мережі (ДНС), що складається з багатошарової конволюційної мережі для обробки термограм і повнозв'язної нейронної мережі для обробки додаткових параметрів об'єкта контролю.

3. Навчання двогілкової нейронної мережі на множині комплексних термограм і подальше виконання класифікації технічного стану контрольованого об'єкта в процесі тепловізійного діагностування для прийняття рішень про технічне обслуговування.

Більш докладно дії, що виконуються при реалізації запропонованого методу, показані нижче:

1. Для певного класу контрольованих об'єктів на базі математичних моделей нестационарного рівняння теплопровідності виконується побудова двовірних розрахункових термограм, що відповідають різним технічним станам об'єкта. Спільно з вибраним обмеженим набором вимірюваних величин параметрів об'єкта, вони утворюють множину комплексних модельних термограм.

2. На отриманій множині будуються підмножини варіативних розрахункових термограм і додаткових параметрів, які охоплюють можливі відхилення теплових станів контрольованого об'єкта від номінальних і характеризують несправності.

3. В ІВС формується база знань для тепловізійного діагностування, що містить множину комплексних модельних термограм.

4. У структуру ІВС тепловізійного діагностування вводиться нейромережвий програмний аналізатор термограм, що представляє собою двогілкову багат шарову нейронну мережу для обробки термограм і вектора додатково вимірюваних параметрів. ДНС складається з двох гілок - глибокої конволюційної нейронної мережі і повнозв'язної мережі.

5. Проводиться навчання двогілкової ІНС на множині комплексних модельних термограм з бази знань. Для верифікації якості навчання і ефективності обраної структури ІНС виконується багатовимірний аналіз класифікації станів об'єкта на навчальній вибірці.

6. У процесі діагностування ІВС виконує вимір реальних термограм поверхні і додаткових параметрів контрольованого об'єкта.

7. Виміряна реальна термограма об'єкта надходить на вхід конволюційної мережі (основна гілка ДНС), а додатково виміряні параметри об'єкта - на входи повнозв'язної мережі (допоміжна гілка ДНС).

8. У результаті роботи двогілкової ІНС проводиться класифікація технічних станів контрольованого об'єкта і визначення виду відмови. Потім система прийняття рішень виносить висновок про працездатність або непрацездатності об'єкта і можливості його подальшої експлуатації.

9. За результатами серії вимірювань термограм може виконуватися коригування комплексних модельних термограм в базі знань, або доповнення реальними термограмами для підвищення точності і достовірності класифікації технічних станів.

У таблиці 1.3 показано порівняння розробленого методу з методикою діагностування, використаної в ІВС контролю мікросхем ФМ ПЗЗ за тепловою картиною.

Таблиця 1.3. Порівняння методик тепловізійного діагностування

ІВС контролю ФМ ПЗЗ (прототип [5])			Розроблювана інтелектуальна ІВС тепловізійного діагностування (ІВС ТД)	
№ етапу	Зміст етапів контролю	Відмінності	№ етапу	Зміст етапів діагностування в

				ІІВС
1	Побудова 2D теплової моделі (ТМ) об'єкта контролю	Етап аналогічний в обох методиках	1	Побудова 2D теплових моделей для різних типів об'єктів контролю
2	Оцінка адекватності ТМ в результаті фізичних експериментів	Етап аналогічний в обох методиках	2	Оцінка адекватності ТМ в результаті фізичних експериментів
3	Проведення випробувань об'єкта з виміром термограм за допомогою тепловізора	У прототипі: відсутня база знань з комплексними модельними термограмами; існує похибка ідентифікації дефектів через неоднозначність рішення	3	Формування варіативних комплексних моделей термограм і наборів додатково вимірюваних величин параметрів об'єкта контролю
4	Експрес-аналіз термограм на предмет попадання температур характерних точок поверхні в задані межі	У прототипі: виконується оператором. У ІІВС: аналіз термограм автоматизований	4	Формування бази знань модельних термограм
5	Порівняння реальних термограм з розрахунковими температурними полями математичних моделей	У прототипі: виконується оператором шляхом послідовного порівняння; неможливість оперативного контролю стану об'єкта; висока ймовірність похибки порівняння	5	Навчання двогілкової ІНС на модельних термограмах

6	Визначення типу дефектів по найбільшому співпадінню термограми і розрахункового теплового поля	У прототипі: виконується оператором, неможливість оперативного контролю стану об'єкта; висока ймовірність помилки класифікації	6	Багатовимірний аналіз якості навчання двогілкової ІНС (метод головних компонентів, багатовимірне шкалювання і т.п.)
7	Ухвалення рішення про наявність дефектів і подальшої експлуатації об'єкта контролю	У прототипі: прийняття рішення може бути виконано занадто пізно, що призведе до критичних станів об'єкта. У ІВС: аналіз і прийняття рішень проводиться в реальному часі із допомогою ІНС	7	Проведення випробувань об'єкта з вимірюванням термограм і вектора додаткових параметрів
			8	Аналіз технічного стану об'єкта з використанням двогілкової ІНС
			9	Визначення причин непрацездатності об'єкта контролю за результатами роботи ІНС
			10	СПР приймає рішення про подальшу експлуатацію об'єкта і необхідності коригування моделей

Висновки до розділу 1

1. Проведено аналіз існуючих інформаційно-вимірювальних систем тепловізійного контролю та діагностування, що використовують порівняльну термографію. Виявлено, що найбільший час при діагностиці займає процедура порівняння вимірних термограм з еталонними зразками. Показано, що точність класифікації відмов в об'єкті контролю, що виконується оператором-термографістом, недостатньо висока.

2. Підвищення якості діагностування за термограмою пов'язано з наявністю досить представницького набору еталонних термограм. Показано, що в більшості випадків відсутнє необхідне число реальних термограм, відповідних відмовам об'єкта. Запропоновано використовувати модельні термограми, одержувані при вирішенні рівнянь теплообміну.

3. Для діагностування електронних приладів і елементів систем керування побудовані моделі теплового стану двох видів: а) на основі розрахункових моделей приладів, виконаних в програмному середовищі б) на основі рівняння теплопровідності, в якій за допомогою варіативних параметрів імітуються несправності різного роду для подальшого навчання нейронної мережі.

4. На основі проведеного аналізу зроблено висновок про доцільність інтелектуалізації процесу класифікації технічних станів контрольованого об'єкта і використанням конволюційних нейронних мереж і глибокого навчання.

5. Для підвищення достовірності і оперативності контролю об'єктів в процесі їх експлуатації запропонований метод інтелектуалізації інформаційно-вимірювальної системи діагностування на основі глибоких нейронних мереж.

РОЗДІЛ 2

РОЗРОБКА АРХІТЕКТУРИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЙНО- ВИМІРЮВАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ТЕПЛОВІЗІЙНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ

2.1. Загальна структура інтелектуальної ІВС ТД.

Відомо, що штучні нейронні мережі (ШНМ) ефективно розпізнають складні образи [8].

Існує велика кількість додатків ШНМ, де виконується аналіз інформації в умовах невизначеності.

У даній роботі пропонується підхід, заснований на застосуванні спеціальної архітектури нейронної мережі для регуляризації некоректної оберненої задачі розпізнавання термограм при діагностиці. Пропонована ШНМ представляє собою дві гілки (дві нейронні мережі), об'єднані в одну комплексну нейронну мережу.

Ілюстрація розроблюваного методу інтелектуалізації проводиться на прикладі діагностування несправностей в радіоелектронному приладі типу фоточутливої матриці ФМ ПЗЗ оптико-електронного перетворювача системи дистанційного зондування Землі.

Як показано на рис. 2.1, ІВС ТД входить до складу інформаційно-керуючої системи, що забезпечує аналіз результатів діагностування і управління контрольованим об'єктом.

На рис. 2.1 можуть використовуватися такі символи:

ВС - вимірювальна система, що включає канали для вимірювання термограм і додаткового набору електричних параметрів приладу;

Кафедра АЕМ				НАУ 21 04 14 000 ПЗ			
Виконав	Назаренко Д.А.			РОЗРОБКА АРХІТЕКТУРИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЙНО- ВИМІРЮВАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ТЕПЛОВІЗІЙНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ	Літера	Аркуш	Аркушів
Керівник	Товкач С.С.					1	28
Консульт.					АТ-412Б 151Б		
Н-контр.	Товкач С.С.						
Зав. каф.	Захарченко В.П.						

СПР - система прийняття рішень про технічне обслуговування за результатами роботи нейронної мережі;

U - керуючі впливи з технічного обслуговування об'єкта за результатами тепловізійного діагностування технічних станів;

W – електрична потужність, що надходить на входи контрольованого приладу;

V – значення параметрів, додатково змінені в контрольованому приладі;

$\Theta(x, y)$ – встановлений розподіл температури на плоскій грані приладу;

Γ – множина теплофізичних та конструктивних параметрів приладу, враховуваних при побудові математичних моделей у вигляді рівняння теплопровідності;

$\Theta^M(x, y)$ – модельний розподіл температури на грані приладу;

$\{\Theta_{kj}^M(x, y)\}$ – множина модельних термограм k -го класу в базі знань, використовуваних при навчанні ІНМ, $j = \overline{1, J_k}$, J_k – об'єм навчальної вибірки для k -го класу несправностей;

$V_{kj}^M, j = \overline{1, J_k}$ – модельні значення додаткових параметрів приладу для k -го класу несправностей;

$\Theta_P^{BIM}(x, y)$ – виміряна термограма усталеного розподілу температур, отримана за допомогою вимірювального каналу, що включає в себе тепловізор;

V_P^{BIM} – вектор реально вимірених величин додаткових параметрів;

d_0, d_1, \dots, d_K – виходи ІНМ, відповідні класам технічних станів приладу, при цьому d_0 – працездатний стан, а інші виходи – відповідають класам несправностей.

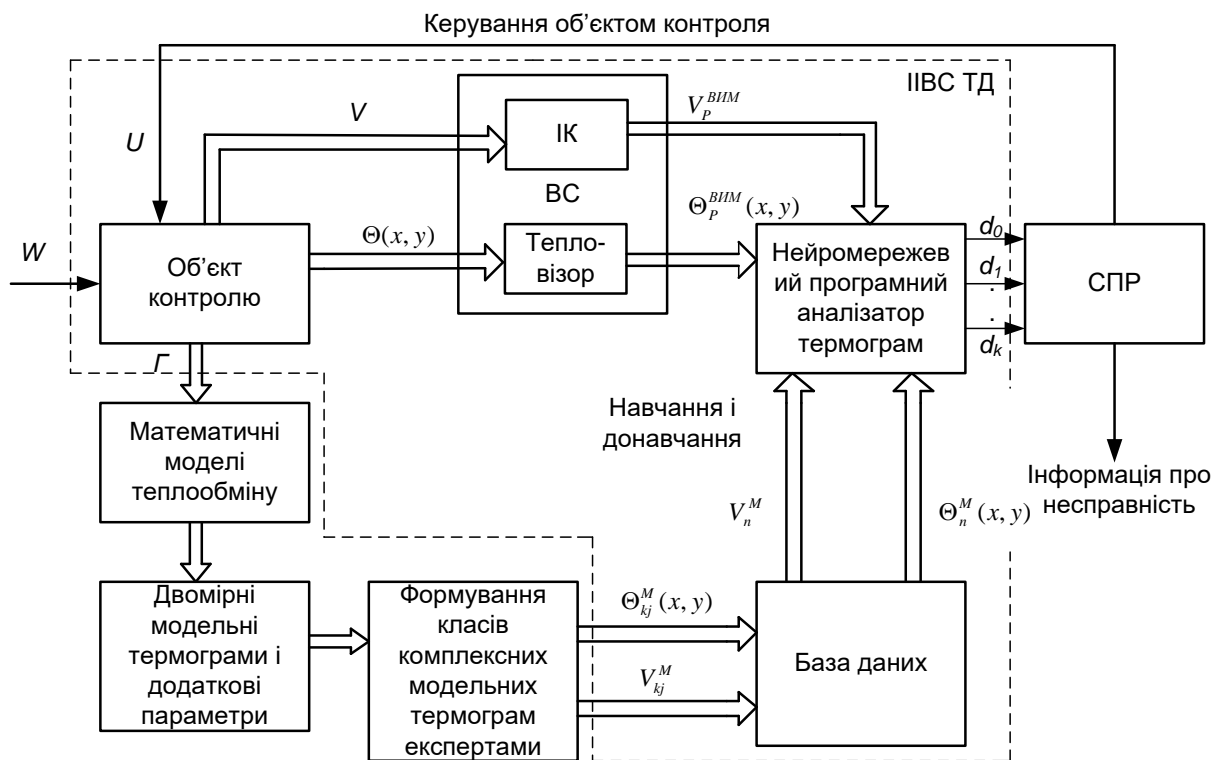


Рис. 2.1. ІВС ТД з нейромережевим програмним аналізатором термограм і додатково вимірюваних величин об'єкта.

Під час випробувань і поточного контролю приладів результати роботи ІНМ фіксуються в базі знань і надалі використовуються для корекції параметрів математичних моделей теплообміну приладу. Це дозволяє уточнити модельні термограми і підвищити достовірність діагностики об'єктів шляхом донавчання нейронної мережі.

2.2. Завдання класифікації несправностей в контрольованому об'єкті за термограмами

2.2.1. Класи модельних термограм

Основою нейромережевого програмного аналізатора є нова структура в вигляді двогілкової нейронної мережі (ДНС). Така структура була запропонована в силу таких міркувань.

Отримання модельних термограм – це вирішення низки прямих задач теплопровідності виду (1.1) - (1.7), які відрізняються розташуванням внутрішніх джерел тепла і їх потужністю. Крім того, при вирішенні

проводиться зміна геометричних параметрів об'єкта і деяких параметрів: теплопровідності, щільності і питомої теплоємності матеріалу.

В результаті для обраної поверхні об'єкта виходить множина $\{\Theta_i^M(x, y)\}$ у всіх модельних термограм:

$$\Theta_i^M(x, y) = F_i(x, y, q_n^i(x, y, z)), i = \overline{1, I}, n = \overline{1, N},$$

де x, y – координати спостережуваної поверхні,

$q_n^i(x, y, z)$ – потужність n -го внутрішнього джерела тепла,

I – кількість сформованих модельних термограм.

Тепер постає задача зіставлення кожної модельної термограми $\Theta_i^M(x, y)$ відповідному технічному стану об'єкта. Цю задачу виконують експерти - фахівці в даній галузі. Вони використовують апіорну інформацію про процеси, що протікають в об'єкті, в першу чергу, про теплові процеси.

Всі термограми працездатних станів об'єднуються в один клас D_0 . Інші термограми поділяються експертами на K модельних класів D_1, D_2, \dots, D_K , кожен з яких відповідає одному і тільки одному типу непрацездатного стану об'єкта. На цьому етапі виникає проблема неоднозначності класифікації. По суті, маємо некоректну зворотну задачу класифікації двовимірного сигналу. Це викликано тим, що при різних режимах внутрішніх джерел тепла в об'єкті, температурне поле на спостережуваній поверхні може бути практично однаковим. Але при цьому, в кожному окремому випадку в об'єкті можуть бути різні несправності.

Слід розрізняти зворотну задачу теплопровідності і зворотну задачу класифікації двовимірного сигналу. У першому випадку, невідомий оператор оберненої задачі представляється у вигляді універсального апроксиматора, яким є нейронна мережа з невизначеними коефіцієнтами. Ці коефіцієнти обчислюються в процесі навчання нейронної мережі на еталонних прикладах, отриманих внаслідок рішення прямих задач теплопровідності. Результатом є інтерполяційне рішення оберненої задачі [8,9].

У другому випадку виконується віднесення термограми $\Theta_p^{BIM}(x, y)$, вимірної на поверхні об'єкту, до деякого класу моделей. При цьому пряме рішення такої моделі генерує температурні розподіли (модельні термограми), до яких у визначеному сенсі буде близька вимірjana термограма $\Theta_p^{BIM}(x, y)$. На рис. 2.2 показана графова модель різних технічних станів.

З рис. 2.2 видно, що в загальному випадку одна і та ж картина розподілу тепла на поверхні контролюваного приладу може мати місце при його різних технічних станах. У цьому випадку немає взаємно-однозначної відповідності між типовими видами термограм і станом контролюваного приладу.

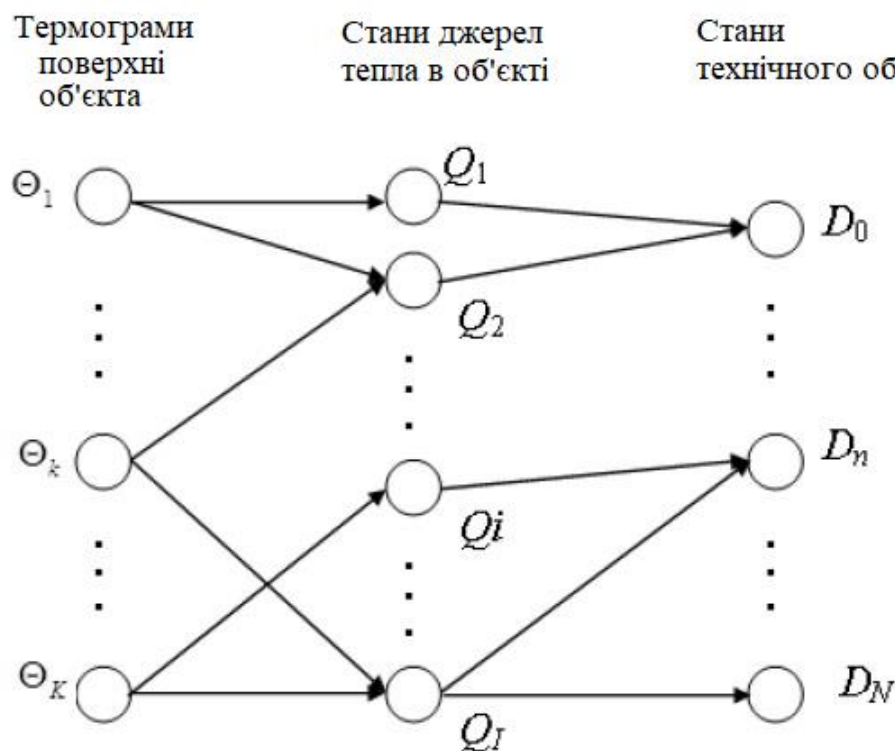


Рис. 2.2. Графова модель технічного стану об'єктів.

У роботі пропонується аналізувати одночасно з термограмами вектор $V_r = (v_1, \dots, v_l)$ додаткових параметрів, що описують роботу контролюваного пристрою, L – число параметрів, що входять в даний вектор. Головна умова – можливість вимірювання цих параметрів.

Клас D_k визначається сукупністю Q_k джерел тепла і значеннями їх питомої потужності, яким відповідає певний тип непрацездатного стану об'єкта:

$$Q_k(r) = \{q_1^k(r), \dots, q_N^k(r)\}, r = (x, y, z), r \in \Omega,$$

де N – число джерел тепла в математичній моделі теплового режиму об'єкта контролю,

Ω – область визначення рішення задачі теплопровідності.

Визначимо функцію параметризації

$$Q(r) = f(\Theta, V),$$

де $\Theta = \Theta(x, y)$ термограма поверхні об'єкта,

$V = (v_1, \dots, v_L)$ – вектор додаткових параметрів.

Тоді можна визначити клас D_k наступним чином:

$$D_k : \{Q(r) \in D_k, \text{ якщо } Q(r) = f(\Theta, v_l) \wedge (E_k = 1), l \in L_k, r \in \Omega\},$$

де L_k – індексна множина додаткових параметрів для k -го типу несправності,

$E_k \in \{0;1\}$ – експертний висновок щодо відповідності заданої термограми

$\Theta(x, y)$ і додаткових параметрів k -го типу несправності.

Вимагатимемо виконання наступної умови: для будь-якої пари класів термограм Θ^l і Θ^n , $l, n \in \{0,1, \dots, K\}, l \neq n$, є як мінімум одна пара елементів $\Theta_j^l \neq \Theta_i^n, j \in J_l, i \in J_n$ або $V_r^l \neq V_s^n, r \in R_l, s \in R_n$.

Отже, поділ термограм за допомогою вектора V на підмножини $T^k(x, y, V) \rightarrow D_k$ призводить до взаємно-однозначної відповідності між можливими станами контрольованого об'єкта і видом характерної термограми, доповненої даними про величини додатково вимірюваних параметрів.

Визначення. Будемо називати комплексною модельною термограмою пару $\{\Theta_{kj}^M, V_{kr}^M\}$, утворену модельною термограмою і значеннями додатково контрольованих параметрів.

Таким чином, маємо множину всіх класів комплексних модельних термограм:

$$T_C = \prod_k \{\Theta_{kj}^M\}, \{V_{kr}^M\}, j \in J_k; r \in R_k, k \in \{0, 1, \dots, K\},$$

де J_k і R_k – індексні множини розрахункових термограм і векторів додаткових параметрів, що включаються в k -й клас (рисунок 2.3).

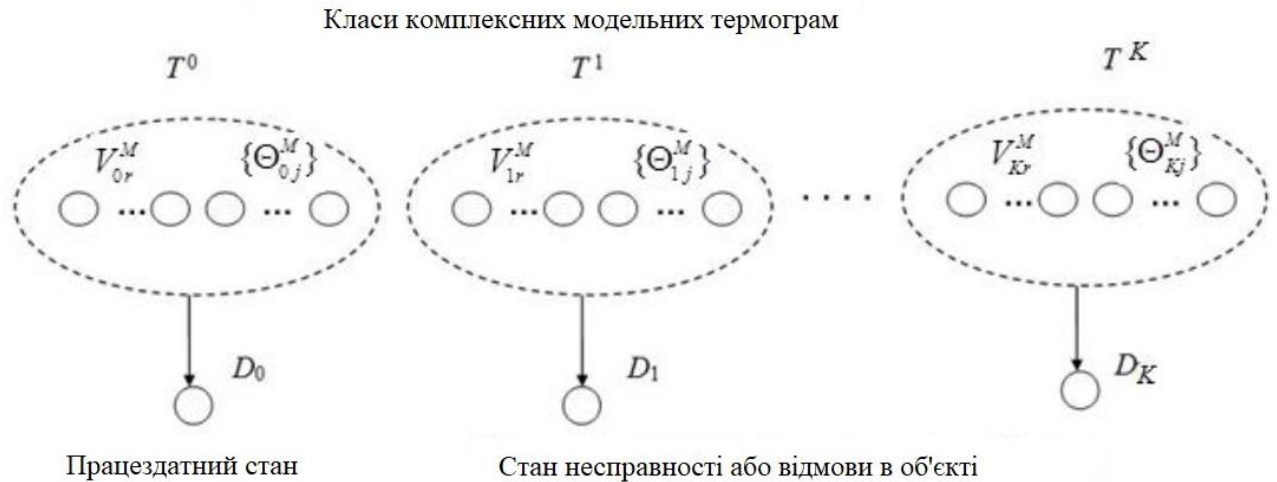


Рис. 2.3. Поділ комплексних модельних термограм за класами, що відповідають різним технічним станам.

Додатково вимірювані величини параметрів об'єкта є регуляризуючим фактором для зворотної задачі класифікації. Це робить зворотну задачу коректною шляхом звуження нескінченної кількості рішень до кінцевих компактів, що відповідають обраним несправностям.

Пропонується використовувати такі параметри, величини яких вимірюються вбудованими засобами контролю в об'єкті. Стосовно до електронних приладів можна виділити:

- напруги живлення приладу;
- амплітуду напруги вхідних, керуючих і вихідних сигналів;
- частоту і фазу сигналів;
- сигнали, що характеризують встановлений режим функціонування приладу.

Для електромеханічних систем це можуть бути:

- вібрація;
- геометричне зміщення елементів конструкції;
- величина електромагнітного поля;

- зображення з ультрафіолетової відеокамери, що показує витік струму, коронний розряд і т.д.

Зіставлення значень додаткових параметрів і термограм, а також формування комплексних модельних термограм має виконуватися експертами з проектування і експлуатації контрольованого об'єкту.

2.2.2. Класифікуючий нейромережевий оператор

Для класу несправності D_k визначимо вектор макропараметрів

$$T^{BIM} = (\Theta_P^{BIM}(x, y), v_1^{BIM}, \dots, v_L^{BIM}),$$

виміряних за допомогою ІВМ.

Потрібно знайти нейромережевий оператор S_k , що встановлює зв'язок між векторами T^k і T^{BIM} :

$$S_k : T^{BIM} \xrightarrow{S_k} d_k.$$

Шуканий класифікуючий оператор S_k реалізований у вигляді двогілкової нейронної мережі. При навчанні нейромережевий оператор S_k ставить у відповідність кожному з векторів T_i^M з бази даних еталонних комплексних модельних термограм класифікуючий вектор $d_{кл} = (d_0, d_1, \dots, d_K)$. В результаті навчання обчислюються вагові коефіцієнти нейронів мережі, які забезпечують мінімум критерію помилки вихідного сигналу. Навчання проводиться протягом достатнього числа епох. Значення вихідного вектора $d_{кл}$ інтерпретуються як ймовірності приналежності технічного стану до класу D_k .

Робота навченого нейромережевого оператора S_k перевіряється на незалежній тестовій вибірці, що не бере участь в процесі навчання.

2.3. Нейромережевий програмний аналізатор

Для реалізації запропонованого підходу розроблено нейромережевий програмний аналізатор модельних термограм і додаткових параметрів. До

його складу включена двогілкова нейронна мережа. Перша гілка - багатошарова конволюційна нейронна мережа, яка навчається на множині побудованих модельних термограм. Друга гілка - це повнозв'язна нейронна мережа, яка обробляє вектор додаткових параметрів. На рис. 2.4 показана структура пропонованої двогілкової нейронної мережі.

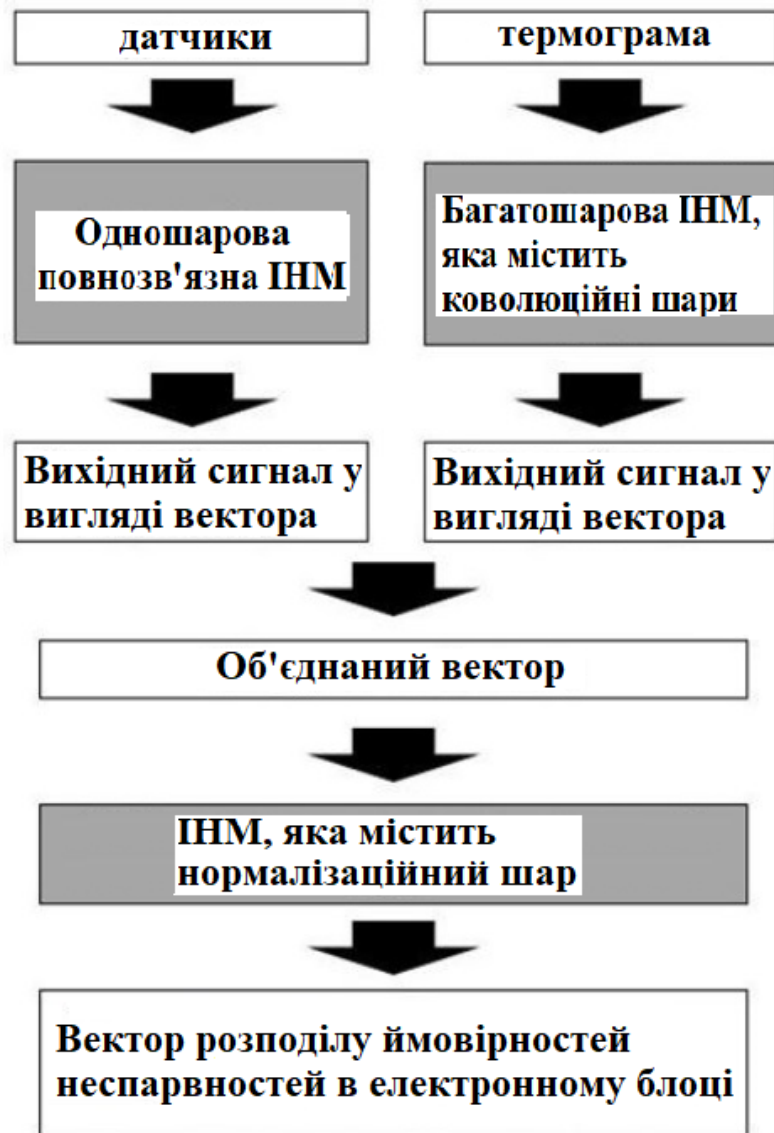


Рис. 2.4. Схема двогілкової нейронної мережі.

Функціональне перетворення вхідних сигналів нейронної мережі з активаційними функціями для нейронів прихованого шару має вигляд:

$$y_k(x) = w_{0,k} + \sum_{j=1}^v w_{j,k} \varphi(w_{0,j} + \sum_{i=1}^p w_{i,j} x_i),$$

де $y = \{y_1, \dots, y_q\}$ – вектор виходів мережі;

q = розмір вихідного шару;

$x = \{x_1, \dots, x_p\}$ – вектор входів мережі;

p - розмір вхідного шару;

v - розмір прихованого шару;

$w_{j,k}$ - ваги k -го нейрона вихідного шару;

$w_{i,j}$ - ваги j -го нейрона прихованого шару,

φ - функція активації.

Тепловізор і глибока конволюційна нейронна мережа утворюють основний вимірювальний канал. Архітектура конволюційної нейронної мережі побудована за принципами, запропонованими Яном ЛеКуном, а також включає в себе деякі риси, описані в наступних роботах [1-14].

Пропонована нейронна мережа зображена на рис. 2.5. Мережа також використовує концепцію нормалізації підвбірок (batch normalization), вперше представлену в [9].

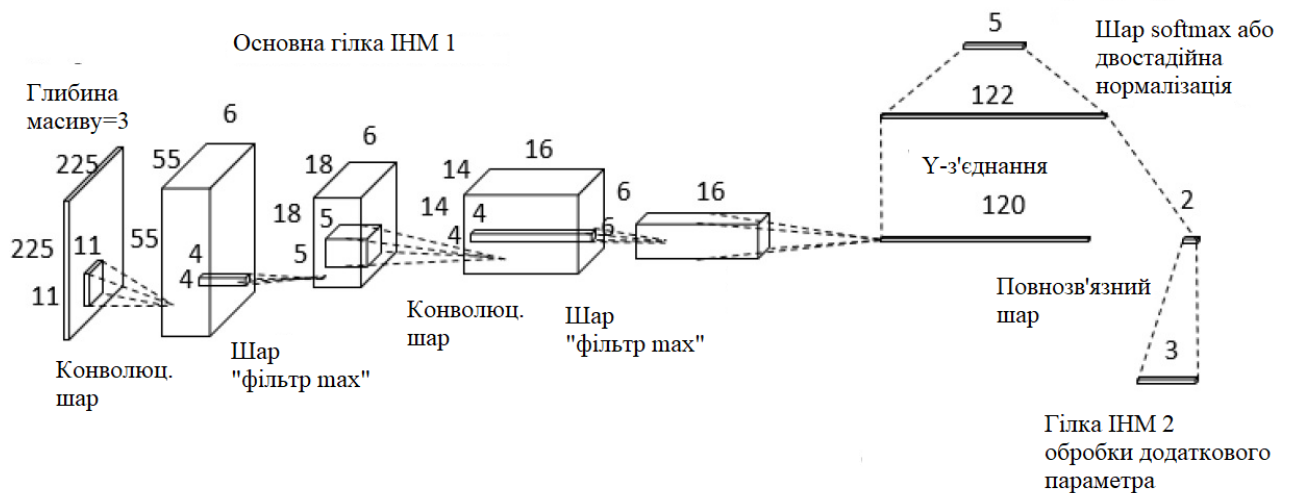


Рис. 2.4. Глибока нейронна мережа з двома гілками

Головна гілка - це конволюційна нейронна мережа. Вона складається з деяких конволюційних шарів, об'єднаних в мережу прямого проходження сигналу. Термограми використовуються в якості вхідного сигналу для цієї гілки.

Термограми, як і будь-яке інше зображення, можуть бути представлені, як 3-х мірний масив, в якому кожне значення представляє колір відповідного пікселя. Ширина і висота масиву збігається з шириною і висотою зображення

(у пікселях), а глибина масиву дорівнює 3, по одному на кожен з 3-х каналів (синій, зелений, червоний). Розмір термограм, використовуваних в ПВС ТД, дорівнює 225x225 пікселів.

Поле сприйняття (receptive field) першого конволюційного шару має 11x11 пікселів, відступ (padding) 1 і крок (stride) 4 пікселів. Число карт «чорт» (feature maps), що створюються першим шаром, дорівнює 6. Вихідний сигнал першого конволюційного шару передається шару, що виконує вибірку максимального значення в межах заданого поля сприйняття (max pooling layer). Розмір поля сприйняття цього шару - 4x4 пікселя і крок - 3 пікселя. Вихідний сигнал цього шару передається на вхід іншого конволюційного шару, розмір поля сприйняття якого дорівнює 5x5 пікселів і крок - 1 піксель. Число формуючих карт рис цим шаром дорівнює 16. Після цього шару застосований ще один шар, що виконує вибірку максимального значення в межах заданого поля сприйняття. Розмір поля сприйняття цього шару 4x4 пікселя і крок - 2 пікселя. Вихідний сигнал цього шару передається далі третьому конволюційному шару з розміром поля сприйняття 6x6. Оскільки розмір карт рис, які використовуються як вхідний сигнал для цього шару, також розміром 6x6 пікселів, то цей шар може розглядатися як повнозв'язний. Вихідний сигнал цього шару - це вектор довжиною 120 елементів. Вихідний сигнал даного конволюційного шару - це вихідний сигнал всій головній гілці нашої мережі.

Параметри конволюційних шарів (такі як поле сприйняття, крок, відступ) були обрані таким чином, щоб при заданому розмірі термограм вихідний сигнал був вектором.

Для обліку додаткових параметрів, що надходять від вбудованих датчиків контрольованого приладу, була введена допоміжна галузь. Це гілка складається з повнозв'язного шару. Вхідними сигналами для цієї гілки (3 елементи) служать нормалізовані значення додаткових параметрів, що вимірюються вбудованими датчиками контрольованого приладу. Вихідний сигнал цього шару - це вектор довжини 2. Цей вектор об'єднується з

вектором, отриманим на виході головної гілки, і результуючий вектор передається наступному повнозв'язному шару, який має в якості функції активації нелінійну нормалізацію (softmax) або двостадійну лінійну нормалізацію.

Вихідні сигнали d_0, d_1, \dots, d_K двогілкової нейронної мережі інтерпретуються як розподіл ймовірностей знаходження об'єкта контролю в різних станах.

Додаткові відомості про структуру використаної мережі зведені в таблицю 2.1.

ІНМ була використана для класифікації 4-х основних найбільш важливих несправностей мікросхеми ФМПЗС, тому вихідний шар використовуваної мережі містить 5 нейронів (по одному на кожен несправність і один, відповідний справного стану).

Недавні публікації розглядають в деталях застосування деяких архітектур, які дозволяють моделювати розрідженість в синаптичних зв'язках ІНМ.

Таблиця 2.1. Характеристики нейромережевого програмного аналізатора

Тип	Кількість вхідних сигналів шарів	Поле сприйняття (Receptive field)	Крок	Відступ	Кількість вихідних сигналів шарів	Кількість нейронів	Кількість карт рис на шар	Кількість карт рис	Кількість синаптичних зв'язків	Кількість змінюваних
Головна гілка										
Конв. шар	225	11	4	1	55	18150	1	6	363x6	2184
Шар «Фільтр max»	55	4	3	0	18		1	6		
Конв. шар	18	5	1	0	14	3136	6	16	100x16	1616

Шар «Фільтрах»	14	4	2	0	6		1	16		
Конв. шар	6	6	6	0	1	120	16	120	576x120	69240
Додаткова гілка. Повнозв'язний шар						2			3x2	8
Загальна гілка. Повнозв'язний шар						5			122x5	615
Всього: кількість нейронів - 21413							Всього кількість змінюваних параметрів - 73663			

Беручи до уваги той факт, що головна гілка побудованої мережі - це широко використовувана конволюційна нейронна мережа, її ваги можуть бути ініційовані значеннями, взятими з мережі порівнянної конфігурації, навченої на вибірці зображень. Хоча цей підхід в даній роботі при експериментах не застосовувався, він може бути використаний у випадках, коли критично важливо скоротити час навчання мережі або в наявності немає достатнього числа термограм для навчання повної мережі. У проведених експериментах виконувалося повне навчання мережі, і перед навчанням виконувалася ініціалізація ваг мережі випадковими значеннями з діапазону (-2, 2).

У проведених експериментах навчання мережі виконувалося з використанням зворотного проходження сигналу помилки (back-propagation)

2.4. Процедури навчання ДНМ

Незважаючи на те, що зазвичай штучні нейронні мережі навчаються на вибірці, складеної із зразків даних, які передбачається обробляти мережею при її безпосередній експлуатації, в описуваній роботі мережа навчалася на модельних термограмах, а не на термограмах, отриманих з будь-яких реальних приладів. Це пов'язано тим, що, розглядаючи розв'язувану задачу з метрологічної точки зору, вимірювальний інструмент перед використанням проходить калібрування на еталонних даних. Як аналог еталона в розглянутій

задачі виступили модельні термограми, отримані з використанням математичної моделі, описаній в розділі 1. Подібний підхід зумовлений тим, що навіть при реєстрації термограм з двох різних приладів однієї моделі вони мають деякі незначні відмінності. За допомогою застосування модельних термограм вплив окремого взятого приладу було виключено.

Доповнення навчальної вибірки широко застосовується для підвищення точності тренуваних ІНМ. Особливо цей аспект важливий, коли спочатку навчальна вибірка невелика.

У той же час, для навчання описуваної діагностичної ІНМ не застосовувалося доповнення датасету термограмами, отриманими за допомогою афінних перетворень вихідних термограм. Це пов'язано з тим, що зображення на виході термографа завжди статично, і для даної предметної області не властиво аналізувати і розпізнавати зображення, що змінюють свою орієнтацію в просторі.

Однак описана вище методика моделювання, що дозволяє отримувати теоретичні термографічні зображення, допускає варіювання деякими параметрами. На основі цих математичних моделей були отримані необхідні зображення термограм для різних значень параметрів джерела тепла. Завдяки цьому були сформовані кілька варіацій зображень, що відповідають різним категоріям діагностованих несправностей. Отримані зображення були верифіковані шляхом їх зіставлення з реально отриманими термограмами, характерними для кожної з несправностей. Так була сформована репрезентативна вибірка зображень для навчання ІНМ.

Перелік використовувалися додаткових параметрів мікросхеми ФМПЗС включає наступні:

- частота синхронізуючих сигналів;
- частота вихідних сигналів;
- рівень напруги вхідних сигналів.

База знань ІВС ТД містить продукційні правила виду «Якщо - ТО», що визначають підмножини термограм в залежності від типу контролюваного

приладу і набору додатково Реальні показники можуть відрізнятися. Продукційні правила, що формують підмножини модельних термограм для навчання двогілкової нейронної мережі для приладу типу A_m мають вигляд:

Якщо (Прилад A_m)

І Якщо (Умова γ_r)

І ЯКЩО (Параметр v_k)

І ЯКЩО (Несправність F_j)

ТО (Термограма T_j^M несправності j).

Тут умови $\gamma_1, \dots, \gamma_r$ тепловізійного діагностування задаються експертом і визначають обмеження, викликані зовнішнім середовищем, режимами роботи приладу та ін.

2.4.1 Моделювання термограм матриці ПЗС

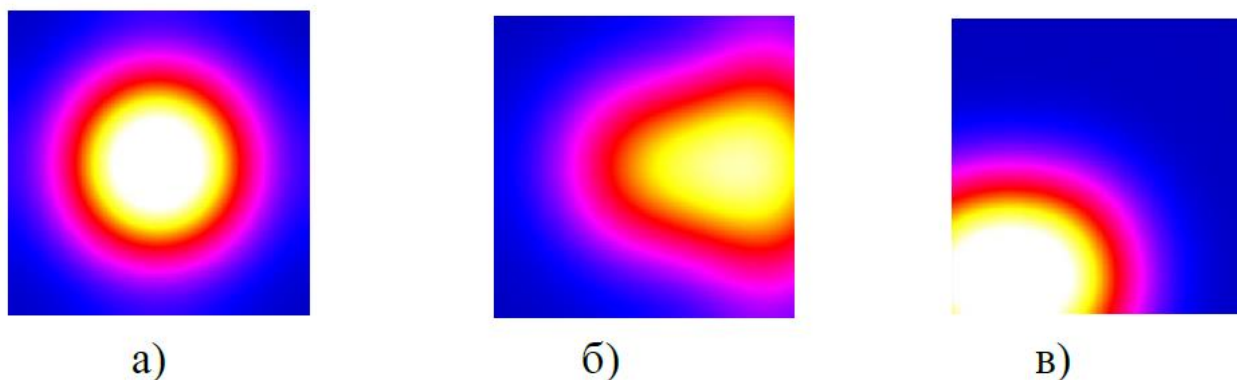
Розглядаючи застосування розроблюваного методу інтелектуалізації ІВС, при діагностуванні технічного стану матриці ПЗС були зроблені наступні припущення. Контрольований прилад має форму паралелепіпеда. Отже, треба розглядати температурні поля на його шести гранях.

1. При кріпленні приладу в конструктиві системи як мінімум одна грань буде стикатися зі стінками конструкції. Максимальне число граней приладу, що стикаються з конструкцією, дорівнюватиме 5. Тоді кількість видимих поверхонь приладу, які можна досліджувати тепловізором, знаходиться в діапазоні від 1 до 5 граней.

2. Деякі межі приладу, зокрема, маючи хороший тепловідвід, можуть бути ізотермічними. В цьому випадку, говорити про теплову картину поверхні немає сенсу. По суті, досить виміряти інтегральну температуру в будь-якій точці межі і зробити певні висновки про технічний стан об'єкта. Але це не дозволяє провести більш детальне дослідження причин відмови приладу і не вимагає використання інтелектуальної виміральної системи.

3. Таким чином, в подальшому будемо розглядати одну грань поверхні контрольованого приладу, температурне поле якої має помітний градієнт, візуально помітний на термограмі.

Наведені на рис. 2.6 модельні термограми моделюють мікросхеми, які перебувають в технічних станах, які можуть бути розділені на три групи.



а) зразок, що входить в 1-ю групу, з температурою поверхні 38,4 °С; б) зразок, який входить до 2-ї групи, з температурою поверхні 23,5 °С; в) зразок, що входить в 3-ю групу, з температурою поверхні 39,1 °С

Рис. 2.6.Модельні термограми ФМ ПЗС

1. Для першої групи мікросхем на входи подавалася послідовність керуючих сигналів, значно розширена в часовій області (тобто зі зниженою частотою проходження імпульсів). Дане відхилення може виникнути при порушенні роботи ПЛІС (наприклад, при збої конфігураційного регістра і, як наслідок, зміни схеми, реалізованої на ПЛІС) або при зміні параметрів часозадаючих елементів схеми.

2. Для другої групи було імітовано порушення в ланцюгах вхідних сигналів, що виявляється у відсутності (зниження амплітуди за допустимі межі) сигналів, керуючих вихідним регістром. Дане порушення може бути викликано порушенням роботи схеми формування опорних напруг, наприклад, відмовою в прямому каналі відповідного імпульсного стабілізатора або обривом верхнього резистора-подільника напруги прямого каналу стабілізатора.

3. Для третьої групи імітовано підвищення за допустимі межі напруги в ланцюгах вхідних сигналів, керуючих вихідним регістром, яке також викликається порушенням роботи схеми формування опорних напруг, на цей раз відмовою ланцюга зворотного зв'язку імпульсного стабілізатора або обривом нижнього резистора-подільника напруги прямого каналу стабілізатора.

2.4.2 Моделювання термограм друкованих плат електронних приладів

При виконанні технічної діагностики друкованої плати приладу загальний підхід для формування модельної термограми залишається незмінним. Однак є деякі особливості.

У загальному випадку, рішення рівняння теплопровідності для формування репрезентативного кількості термограм для друкованої плати з великим числом конструктивних елементів на ній стає порівняно витратною операцією в плані споживання обчислювальних ресурсів. Одночасно з цим, при виникненні в друкованій платі класифікованих відмов теплове поле змінюється, як правило, тільки на окремих її ділянках, а характер зміни температур на деяких ділянках плати залишається незмінним. Подібні області легко локалізуються експертом предметної області.

Виходячи з цього, формування модельних термограм можна значно спростити розрахунком розподілу температур тільки для найбільш варіативних областей плати і повторним використанням фрагментів термограми для областей плати, де зміни розподілу температур незмінно. Таким чином, рішення рівняння теплопровідності необхідно виконати тільки для деяких ділянок поверхні плати, що значно прискорює процес формування модельної термограми.

Приклади модельних термограм для друкованих плат наведені на рис. 2.7.

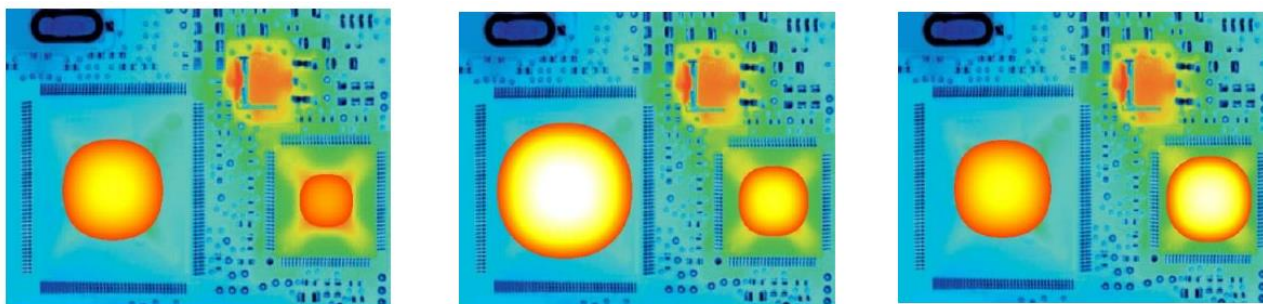


Рис. 2.7. Модельні термограми для друкованої плати електронного приладу

Процес формування наведених вище модельних термограм полягає в наступному. Експериментальним шляхом експертом предметної області виділяються фрагменти друкованої плати, на яких розподіл температур змінюється значно при зміні технічного стану плати. Ці області найбільш інформативні для проведення діагностування.

Наприклад, такими галузями є корпуси мікросіпів. Для даних областей виконується розрахунок розподілу температур з використанням рівняння теплопровідності. Отримані розподіли температур для виділених варіативних областей потім поєднуються з даними про розподіл температур в областях з незмінним розподілом температур. Потім, ці області можуть бути одноразово розраховані для всієї навчальної вибірки модельних термограм або навіть взяті з реально зареєстрованої термограми.

Важливо відзначити, що крім економії обчислювальних ресурсів, пропонована методика формування модельних термограм має велике практичне застосування в предметних областях, де зразки друкованих плат досить дорогі. В цьому випадку умисне провокування несправності в них, для реєстрації відповідної термограми неприйнятно.

2.5 Аналіз даних для навчання ДНМ

Відомо, що перед навчанням ІНМ на будь-якому масиві даних важливо виконати аналіз самих даних. У проведених експериментах застосовувалися модельні термограми, побудовані для п'яти різних технічних станів контрольованого приладу. Як вже було зазначено, характерною особливістю

досліджуваного завдання є відсутність взаємно-однозначної відповідності між видом термограми і технічним станом приладу. Така відповідність досягається тільки за допомогою включення в розгляд додаткових параметрів, що реєструються в процесі роботи контрольованого приладу.

В ході аналізу даних було виявлено три основні види модельних термограм. При цьому два з них відповідали двом парам різних технічних станів контрольованого приладу кожна. Однак відмінність між технічними станами при обробці кожної з цих термограм здійснено при обліку додаткових параметрів, що реєструються в процесі експлуатації контрольованого приладу.

Аналізуючи виділені три класи модельних термограм важливо розглянути їх розподіл в просторі всієї вибірки даних. Термограма, в загальному випадку, знаходиться в певній точці багатовимірного простору, розташування якої характеризується значенням інтенсивності теплового випромінювання в кожній точці на цій термограмі. Кількість вимірів простору, в якому знаходяться всі термограми, дорівнює числу точок на термограмі. У проведених експериментах використовувалися термограми розміром 225x225 пікселів, відповідно розмірність простору, в якому знаходилися всі термограми рівна 50625.

Для проведення аналізу термограм вихідну розмірність простору, в якій знаходиться вибірка необхідно скоротити до зручно сприйманого виду. Для цього були застосовані три техніки зниження розмірності: метод головних компонент (Principal component analysis, PCA), багатовимірне шкалювання (Multidimensional scaling, MDS), T-розподілене стохастическое вбудовування сусідів (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding, tSNE).

У загальному вигляді задача зниження розмірності може бути записана в z наступному вигляді:

$$X = (x^{(1)}, \dots, x^{(p)}) \quad \Longrightarrow \quad Z(X) = (z^{(1)}, z^{(2)}, \dots, z^{(p')}), \quad p' \ll p$$

де $x^{(1)}, \dots, x^{(p)}$ - координати, що визначають положення елемента вибірки в вихідному багатовимірному просторі,

$z^{(1)}, \dots, z^{(p)}$ - координати, що визначають положення елемента вибірки в просторі скороченою розмірності,

p - число вимірювань вихідного простору,

p' - число вимірювань скороченого простору.

У наведених далі формулах надрядкові індекси у позначень $x^{(1)}, \dots, x^{(p)}$ і $z^{(1)}, \dots, z^{(p')}$ опускаються для стислості, а підрядкові індекси відповідають індексу примірника у вибірці.

Метод PCA:

$$\sum_{jk} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{ik} - \bar{x}_k),$$

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n},$$

$$L = U^T \sum U,$$

$$W = UL^{\frac{1}{2}},$$

$$Z(X) = XW,$$

де \sum - матриця коваріації,

L - діагональна матриця з власними числами матриці \sum ;

U - матриця з власними векторами матриці \sum .

Метод MDS:

$$d = \begin{bmatrix} d_{11} & \Lambda & d_{1n} \\ M & O & M \\ d_{n1} & \Lambda & d_{nn} \end{bmatrix}, d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_i^{(k)} - x_j^{(k)})^2},$$

$$d^* = \begin{bmatrix} d_{11}^* & \Lambda & d_{1n}^* \\ M & O & M \\ d_{n1}^* & \Lambda & d_{nn}^* \end{bmatrix}, d_{ij}^* = \sqrt{\sum_{k=1}^p (z_i^{(k)} - z_j^{(k)})^2},$$

$$C(d^*) = \sum_{i \neq j} (d_{ij}^* - d_{ij})^2,$$

$$d_{t+1}^* = d_t^* - \alpha \nabla C(d_t^*),$$

$$C(d_0^*) \geq C(d_1^*) \geq C(d_2^*) \dots$$

де d - матриця дистанцій між об'єктами в вихідному просторі,

d^* - матриця дистанцій між об'єктами в просторі меншої розмірності,

$C(d^*)$ - цільова функція, що підлягає мінімізації градієнтним спуском.

Метод tSNE:

$$p_{ji} = \frac{\exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma_i^2)}{\sum_{k \neq i} \exp(-\|x_i - x_k\|^2 / 2\sigma_i^2)},$$

$$p_{ij} = \frac{p_{ji} + p_{ij}}{2n},$$

$$\sum_j p_{ji} > \frac{1}{2n}$$

$$q_{ij} = \frac{\exp(-\|z_i - z_j\|^2)}{\sum_{k \neq l} \exp(-\|z_k - z_l\|^2)},$$

$$C = KL(P \| Q) = \sum_i \sum_j p_{ij} \log \frac{p_{ij}}{q_{ij}},$$

$$p_{ij} = p_{ji}, q_{ij} = q_{ji}, p_{ii} = 0, q_{ii} = 0, \forall i, j,$$

де σ - стандартне відхилення нормального розподілу,

p_{ij} - імовірність розташування в одному кластері i -ого та j -ого елементів у вихідному багатовимірному просторі.

q_{ij} - ймовірність розташування в одному кластері i -ого та j -ого елементів в просторі зниженої розмірності.

KL - різниця між ентропією і крос-ентропією (KL-розбіжність, Kullback Leibler divergence)

C - цільова функція, що підлягає мінімізації градієнтним спуском.

З навчальної вибірки було вибрано по 50 прикладів модельних термограм для кожного з трьох аналізованих класів термограм. Діаграми поділу на компоненти були побудовані за допомогою програмного засобу Scikit-learn.

Отримані PCA, MDS і tSNE діаграми представлені на малюнках 2.8 - 2.10 відповідно.

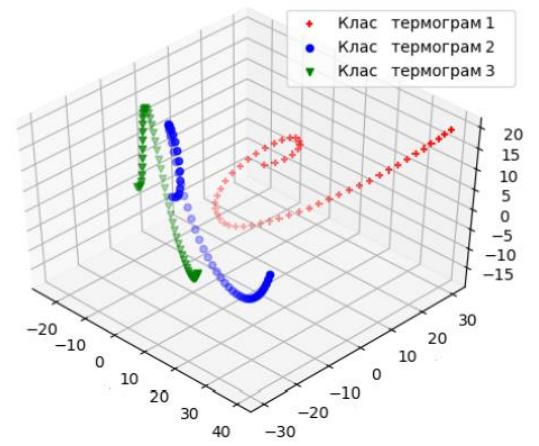
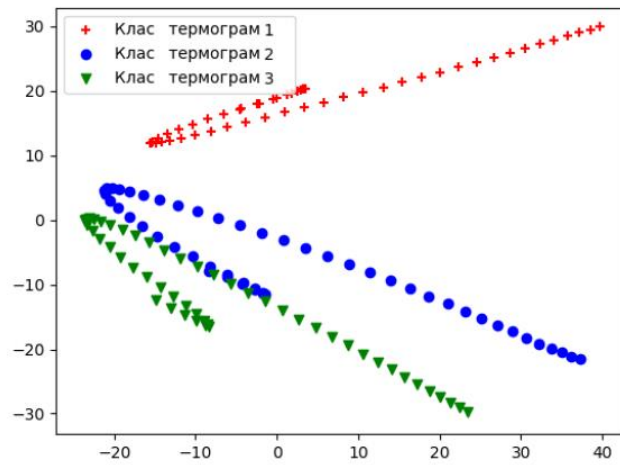


Рис. 2.8. PCA діаграма для трьох класів термограм

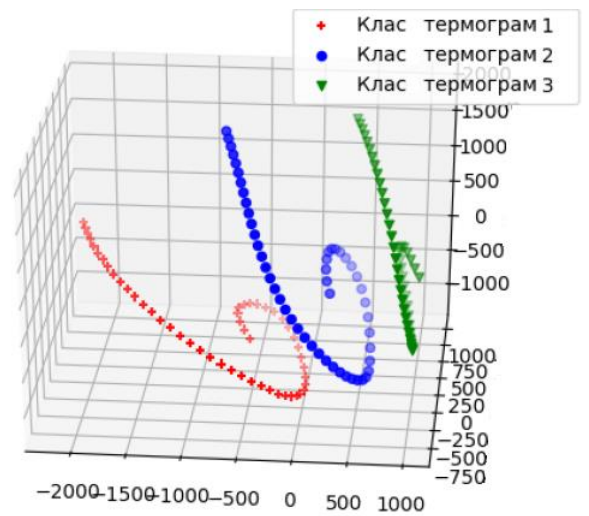
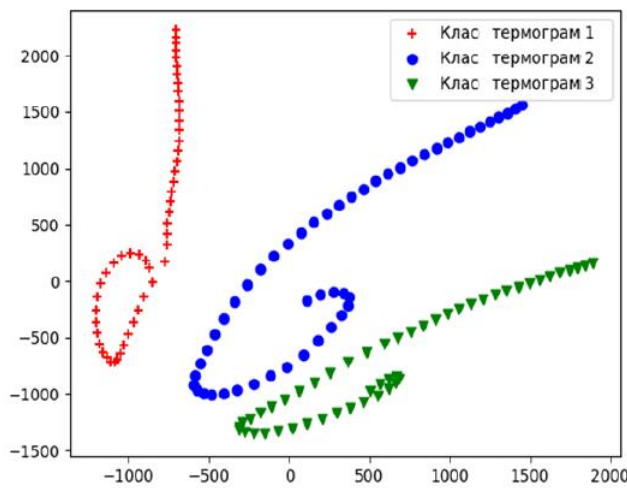


Рис. 2.9. MDS діаграма для трьох класів типових термограм

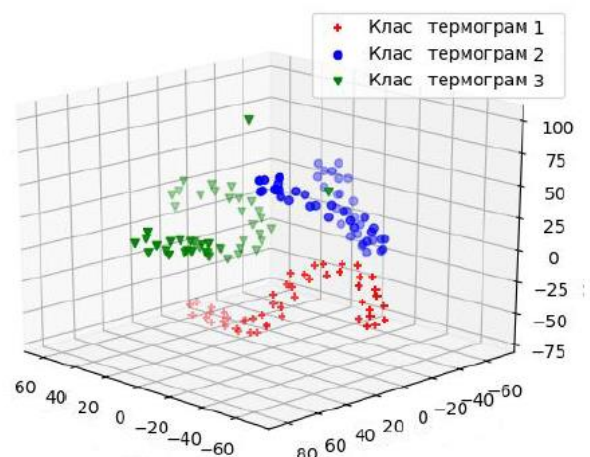
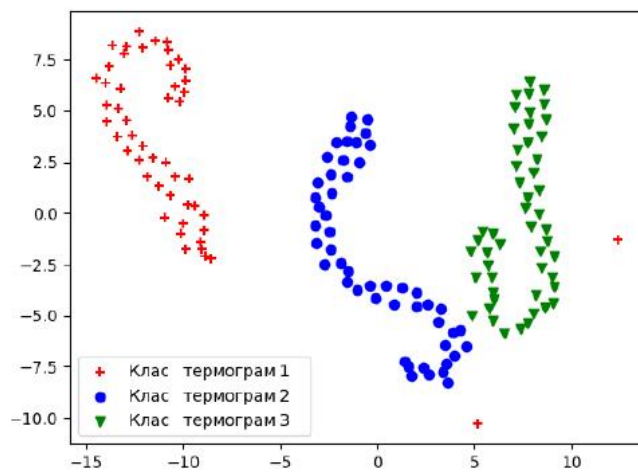


Рис. 2.10. tSNE діаграма для трьох класів типових термограм

Як видно з представлених діаграм кожен з класів термограм виділимо в окремий кластер. Подібна обставина дозволяє стверджувати, що дана вибірка придатна для навчання ІНМ на ній.

Простір термограм не містить областей, де присутні зразки, що належать різним класам. Іншими словами, простір навчальної вибірки не містить зашумлених областей.

Однак розв'язувана в даній роботі прикладна задача зводиться до класифікації п'яти різних типових станів контрольованого приладу, двом парам з яких зіставляються два відповідних класи термограм. Як уже було відзначено вище, для розпізнавання цих станів крім термограм прийняті до розгляду додаткові сигнали, реєстровані в процесі експлуатації контрольованого приладу.

Діаграми PCA, MDS і tSNE розподілу термограм в сукупності з додатковими параметрами для п'яти класів технічного станів контрольованого приладу представлені на малюнках 2.11 - 2.13 відповідно.

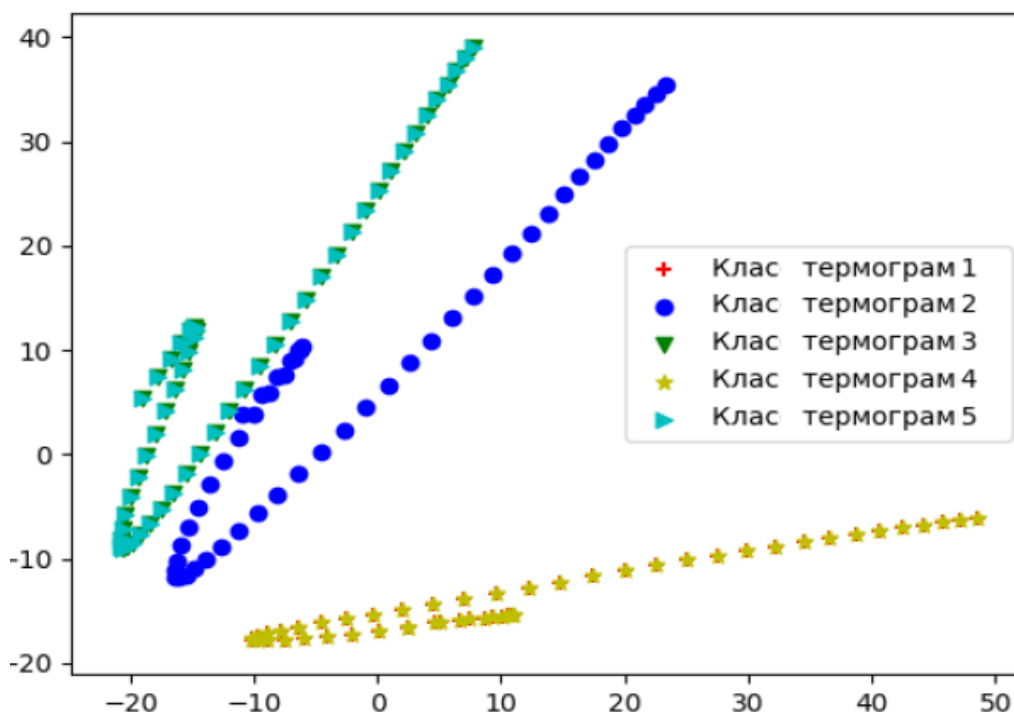


Рис. 2.11. PCA діаграма для п'яти класів технічного стану контрольованого приладу визначаються за термограмою і додатковими параметрами, що реєструються в процесі експлуатації контрольованого приладу

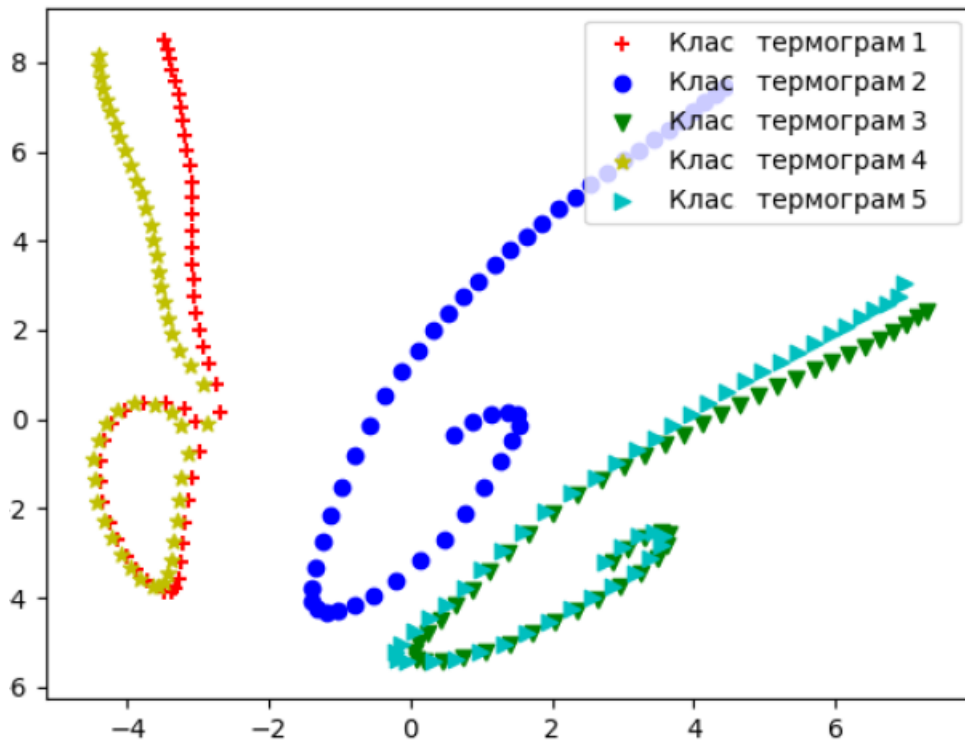


Рис. 2.12. MDS діаграма для п'яти класів технічного стану контрольованого приладу

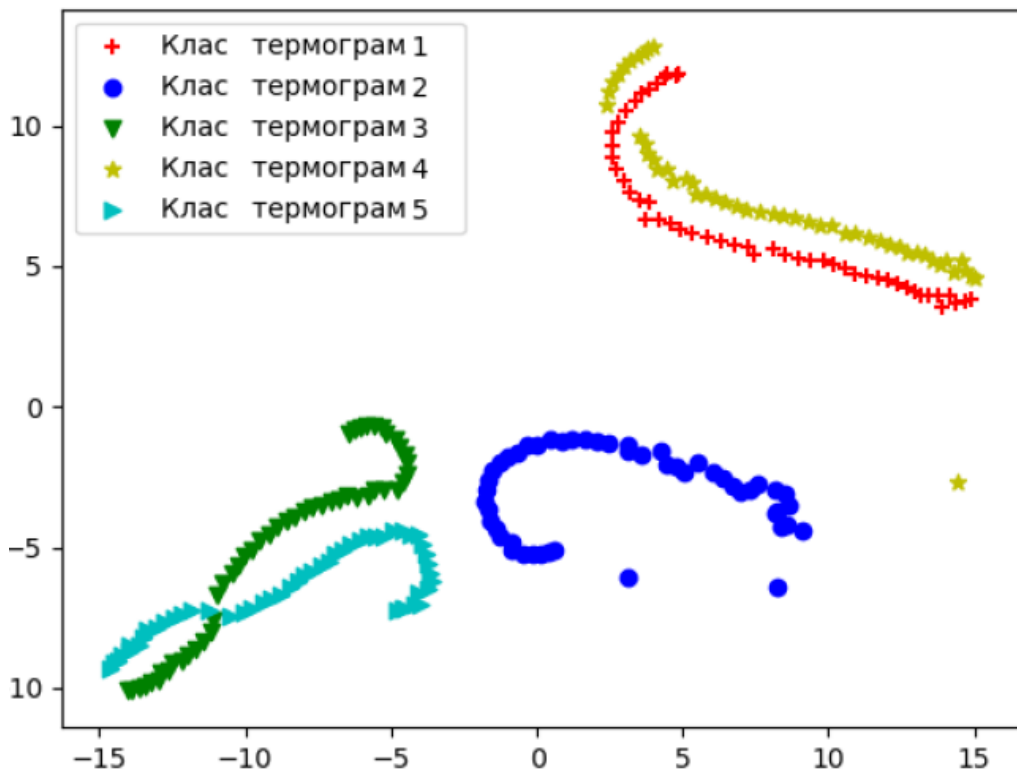


Рис. 2.13. tSNE діаграма для п'яти класів технічного стану контрольованого приладу.

З діаграм слідує, що дві пари технічних станів контрольованого приладу, кожній з яких відповідає одна з типових термограм, важко розділювані. Фактично вони ледь розділювані навіть візуально на представлених діаграмах.

Висновок: наївна реалізація ІНМ, де термограми разом зі значеннями дод. параметрів подаються на один вхід - це не найкраща архітектура ІНМ для даного завдання технічного діагностування.

Ця обставина служить обґрунтуванням того, що друга гілка ДНМ, що приймає на вхід додаткові сигнали, що вимірюються в контрольованому приладі, об'єднується з головною гілкою в тому місці, де головна гілка вже виділила з термограми набір рис у вигляді вектора. Об'єднання додаткових сигналів, що вимірюються в процесі експлуатації, з вектором рис, витягнутих з термограми конволюційною гілкою, дають в результаті сукупність даних, легко розділених в просторі навчальної вибірки. Для підтвердження цього був виконаний наступний експеримент.

Аналогічно тому, як початкова вибірка термограм може бути використана для побудови діаграм зниження розмірності, сукупність значень вектора рис, виділених з термограми конволюційною гілкою, може бути використана для побудови аналогічних діаграм. На вхід навченої конволюційної гілки були подані термограми, а на вхід допоміжної гілки подані додаткові сигнали (як і в основних експериментах з ДНМ) і збережені сформовані вихідні сигнали з'єднувального шару (Y-з'єднання).

Описуючи цей же експеримент іншими словами, у вихідній ДНМ тимчасово був прибраний останній шар, що виконує класифікацію, і при подачі термограм і додаткових сигналів на ДНМ були збережені всі вихідні сигнали, одержувані на виході з з'єднувального шару (Y-з'єднання).

Отримана сукупність зареєстрованих сигналів була проаналізована тими ж методиками зниження розмірності: MDS, PCA, tSNE. Отримані діаграми представлені на малюнках 2.14 - 2.16.

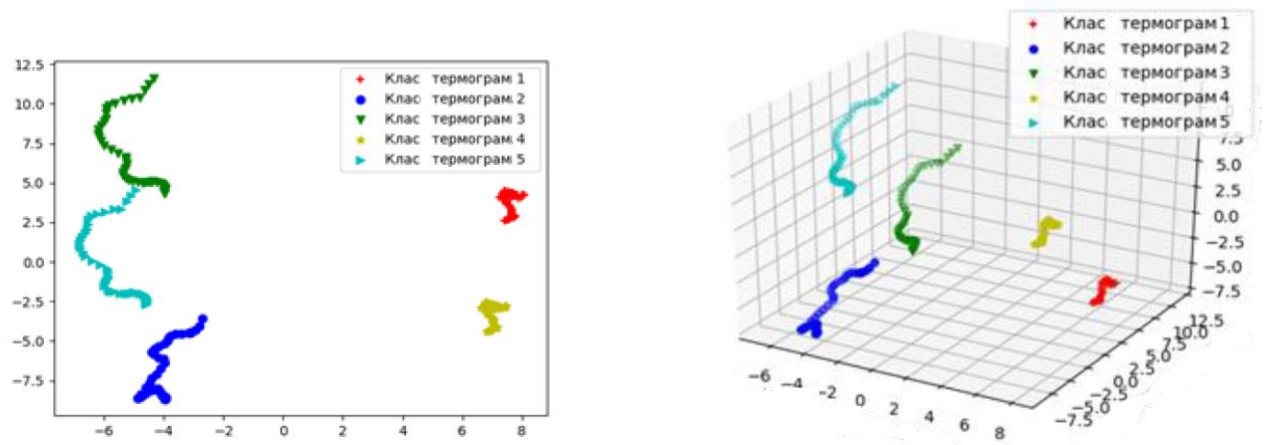


Рис. 2.14. Двох і трьох компонентні PCA діаграми для п'яти класів технічного стану приладу

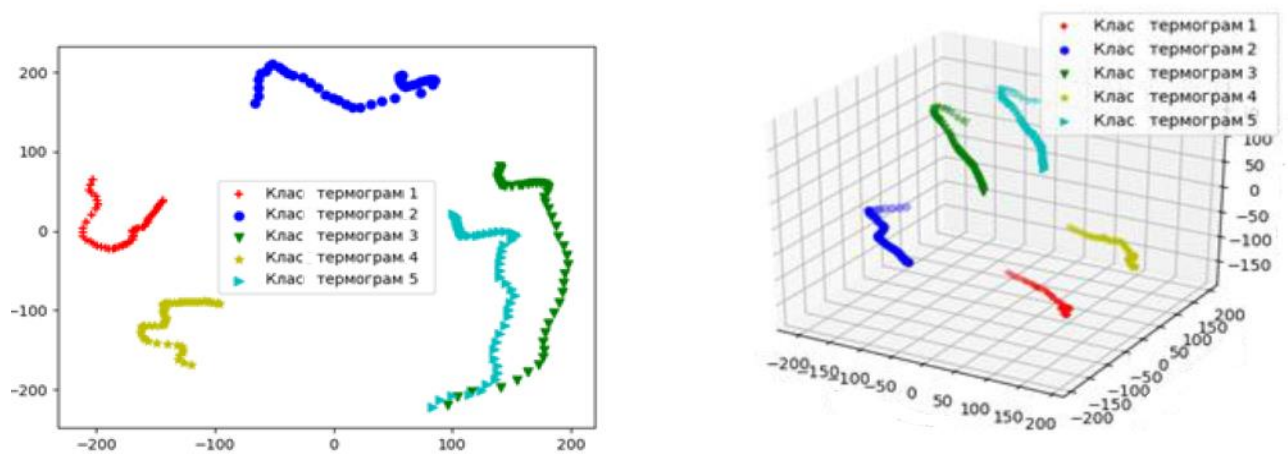


Рис. 2.15. Двох і трьох компонентні MDS діаграма для п'яти класів технічного стану приладу

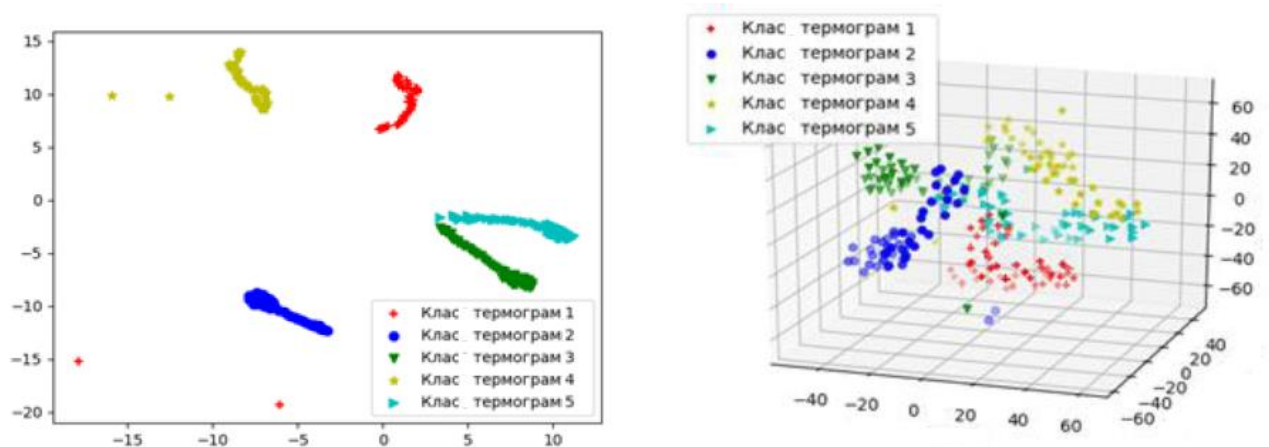


Рис. 2.16. Двох і трьох компонентні tSNE діаграма для п'яти класів стану контрольованого приладу

Як видно з діаграм, наведених на рис. 2.14 - 2.16, вектор з 122 рис, витягнутих з зображень термограми засобами конволюційної гілки ДНМ, і об'єднаний з додатковими параметрами, що реєструються в процесі експлуатації контрольованого приладу, які оброблені допоміжною гілкою, досить добре розділімі.

Можна зробити наступний висновок:

- досліджувана задача класифікації станів вирішувана за допомогою запропонованої архітектури ДНМ,
- об'єднання сигналів двох гілок ДНМ повинна розташовуватися у такий спосіб, як пропонується в даній роботі.

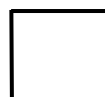
2.6 Висновки до розділу 2

1. Розроблено структуру ПВС тепловізійного діагностування електронних приладів, заснована на запропонованому методі інтелектуалізації. Ключовим елементом в цій структурі є новий нейромережевий програмний аналізатор, який представляє собою глибоку двогілкову нейронну мережу у вигляді комбінації конволюційної і повнозв'язної мереж.

2. Показано, що використання модельних термограм призводить до некоректної зворотної задачі класифікацій технічних станів об'єкта. Для переходу до умовно-коректної задачі запропоновано використовувати в нейромережевому програмному аналізаторі обмежений набір додатково вимірюваних параметрів об'єкта.

3. На основі аналізу існуючих різновидів нейронних мереж зроблений висновок: для задачі класифікації термограм електронних приладів найбільш підходить глибока конволюційна мережа. Показано, що для аналізу додатково вимірюваних параметрів об'єкта контролю доцільно використовувати повнозв'язну нейронну мережу.

4.. Для аналізу достовірності сформованої навчальної вибірки термограм запропоновано використовувати методики зниження розмірності: метод головних компонент, багатовимірне шкалювання і T-розподілене стохастичне вбудовування сусідів.



РОЗДІЛ 3
ПРОЕКТУВАННЯ ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ
ДЛЯ ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНОЇ ТЕПЛОВІЗІЙНОГО
ДІАГНОСТУВАННЯ

3.1. Об'єктно-орієнтована декомпозиція логіки штучних нейронних мереж.

Використання штучних нейронних мереж (ШНМ) стало проривом в багатьох областях машинного навчання і штучного інтелекту.

У зв'язку з цим актуальна розробка різних підходів до проектування ШНМ. У багатьох проектах необхідна наявність програмної бібліотеки, що надає ШНМ таким чином, щоб можна було гнучко варіювати і розширювати її функціональність. Це, в свою чергу, можна досягти тільки в разі раціонального проектування логіки ШНМ. В цьому плані задачі реалізації ШНМ не відрізняються від будь-якого іншого проекту, пов'язаного з розробкою програмного забезпечення [11,12].

В даний час розроблено велику кількість програмних реалізацій нейронних мереж. При цьому в багатьох реалізаціях отримані ефективні рішення, які доцільно використовувати в подальших розробках. У той же час відсутній методологічний підхід, який би спирався на ефективні прийоми об'єктно-орієнтованого проектування та використовував накопичені знання в області штучних нейронних мереж.

В дипломному проекті використовується об'єктно-орієнтований підхід до аналізу логіки штучних нейронних мереж. Задачею дослідження є побудова онтологічного патерну на основі структурної та функціональної декомпозиції логіки обробки інформації в ШНМ [12].

Кафедра АЕМ				НАУ 21 04 14 000 ПЗ			
Виконав	Назаренко Д.А.			ПРОЕКТУВАННЯ ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ІНФОРМАЦІЙНО- ВИМІРЮВАЛЬНОГО ТЕПЛОВІЗІЙНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ	Літера	Аркуш	Аркушів
Керівник	Товкач С.С.					1	32
Консульт.							
Н-контр.	Товкач С.С.						
Зав. каф.	Захарченко В.П.						
					АТ-412Б	151Б	

Сукупність реалізацій ШНМ, доступних в початкових кодах, можна умовно розділити на дві великі групи. До першої відносяться реалізації спеціалізованої платформи для алгоритмів машинного навчання, в числі і ШНМ.

До другої групи входять бібліотеки, які не використовують будь-яких сторонніх платформ, і саме вони розглядаються в даній публікації. Виконана авторам імплементація ШНМ, також не використовує сторонніх платформ для алгоритмів машинного навчання, і виконання коду здійснюється безпосередньо на CLR.

В силу актуальності тем, пов'язаних з використанням ШНМ, в даний час існує велика кількість прикладів їх вихідних кодів. Багато з програмних бібліотек, доступних в початкових кодах, виділяють клас нейронної мережі, на який покладено зберігання переліку шарів. Цей клас інкапсулює логіку взаємодії даних шарів для забезпечення прямого і зворотного проходження сигналу. Деякі варіанти реалізації також додають в логіку нейронної мережі функціональність, що забезпечує збір і обробку основної статистики, що накопичується при навчанні нейронної мережі. Цікаво відзначити, що з певної точки зору, таке сумісництво може суперечити принципу єдиності відповідальності.

Реалізація ШНМ в програмній бібліотеці Caffe, доступна у вихідному коді на мові C ++, містить багату палітру різних імплементацій шарів нейронів ШНМ. Ці шари зручно взаємно замінювати, отримуючи нову функціональність ШНМ, забезпечену набором шарів з заданими характеристиками, такими як функція активації, принцип, за яким сигнал коригується на вагу синоптичної зв'язку, і ін..

Добре відомо, що нейронні мережі широко варіюються за своєю структурою, принципом передачі сигналу між шарами, що застосовуються функціям активації та іншим характеристикам. Програмна бібліотека, описана

в роботі І. Васильєва, забезпечує реалізацію ШНМ на мові Java при єдиному технологічному підході до мереж різної структури.

При всьому різноманітті різних підходів до імплементації ШНМ можливо консолідувати основні ідеї, закладені в них і, в цілому, сформулювати загальний підхід до декомпозиції логіки ШНМ.

3.1.1 Структурна і функціональна декомпозиція логіки ШНМ

Розглядаючи всю сукупність логіки ШНМ, можна виділити наступні основні структурні компоненти [9,10]:

- *Функція активації.* Вона може бути представлена у вигляді сутності, інкапсулює логіку, пов'язану з функцією активації. Ця сутність містить дані про параметри функції активації і логіку обчислення її значень і її похідної.

- *Функція помилки.* Ця сутність застосовується при навчанні ШНМ. Для тренування ШНМ застосовує підхід, який в області машинного навчання іменується «Навчання з учителем». В ході цього процесу разом з вхідним сигналом доступні відомості про бажаний вихідний сигнал, який можливо порівняти з фактично отриманим сигналом. Оцінку величини розбіжності еталонного результату і фактичного оцінюють з використанням функції помилки для визначення величини, на яку необхідно скоригувати ваги синаптичних зв'язків.

- *Шар нейронів ШНМ.* Він може бути представлений у вигляді сутності, інкапсулюючи логіку роботи сукупності штучних нейронів, що знаходяться на одному шарі ШНМ. Він забезпечує зберігання значень ваг синаптичних зв'язків і містить логіку обчислення поля індукції (переданого функції активації) на підставі вхідного сигналу. Оскільки дана логіка використовує функцію активації, кожен шар містить хоча б один об'єкт функції активації.

- *Нейронна мережа.* Може бути представлена у вигляді сукупності одного або декількох шарів штучних нейронів разом з логікою їх взаємодії

(передача сигналу в процесі його прямого і зворотного проходження, зберігання значень попередніх сигналів при необхідності і інша подібна логіка). Нейронна мережа для свого функціонування повинна містити хоча б один шар нейронів.

У той же час, розглядаючи функціональну організацію логіки ШНМ, можна виділити такі рівні:

- *Логіка прямого проходження сигналу.* Вона являє собою основний режим роботи нейронної мережі, коли сигнал, поданий на вхід ШНМ, передається вхід функції активації по синаптичним зв'язкам з коригуванням на їх ваги. При цьому функція активації, в свою чергу, формує вихідний сигнал окремо взятого шару нейронів або ШНМ в цілому. У конволюційних мережах всі нейрони, розташовані на одному шарі, використовують однакові синаптичні зв'язки. Це повинно враховуватися і в логіці прямого проходження сигналу, і в логіці коригування ваг при навчанні.

- *Логіка зворотного проходження сигналу помилки.* Ця функціональність застосовується для навчання ШНМ. При зворотному проходженні сигналу вихідні значення ШНМ порівнюються з еталонним сигналом (який доступний при навчанні з учителем) і їх розбіжність оцінюється з використанням функції помилки. Отримана помилка на вихідному шарі передається на попередній шар і далі до вхідного шару.

- *Логіка коригування ваг і зсувів нейронної мережі.* Подібне корегування необхідне для навчання нейронної мережі. Зручно, коли ця логіка гнучка і взаємозамінна. При цьому частинна похідна функції помилки використовується для визначення безпосередньо величини, на яку коригується вага зв'язку або зсув. При необхідності імплементація логіки ШНМ повинна виконувати заміну використовуваної функції помилки.

- *Допоміжна логіка.* До даної функціональної частини можна віднести логіку, що виконує матричні операції, до яких зводиться більшість чисельних перетворень, які виконуються всередині нейронної мережі. Наприклад, при використанні концепції глибокого навчання необхідно здійснити

переднавчання кожного окремого шару заданої нейронної мережі на базі «Навчання без учителя», з подальшим навчанням всієї ШНМ на основі «Навчання з учителем». На стадії переднавчання потрібно логіка, яка виконує аналіз структури заданої нейронної мережі, генерацію автоенкодерів для переднавчання кожного шару і саме переднавчання зі збором статистики. З метою дотримання принципу єдиності відповідальності ця логіка інкапсульована в окремому класі.

У деяких технічних рішеннях вимоги такі, що необхідно використовувати вже навчену нейронну мережу, без подальшої її коригування та донавчання. Для забезпечення експлуатації нейронної мережі в таких умовах важливо виконати угруповання функціоналу, що становить ШНМ, в двох варіантах: функціонал, необхідний для експлуатації та функціонал, необхідний для навчання.

Розглядаючи виконану вище структурну декомпозицію, легко помітити, що для проектування і експлуатації ШНМ досить мати в розпорядженні функцію активації, один або кілька шарів нейронної мережі і сутність, відповідну самої нейронної мережі. Сутність, відповідну функції помилки, потрібно тільки в процесі навчання ШНМ.

Функціональна декомпозиція показує, що для роботи ШНМ досить мати логіку, що забезпечує пряме проходження сигналу, в сукупності з деякою часткою допоміжної логіки (наприклад, логіки, яка виконує матричні операції). Логіка зворотного проходження сигналу і логіка коригування ваг синаптичних зв'язків потрібні тільки в процесі навчання ШНМ.

Використовуючи описаний підхід при об'єктно-орієнтованому проектуванні, будемо розділяти логіку ШНМ на дві групи класів:

- класи, інкапсулюючі логіку навчених ШНМ і їх компонентів;
- класи, інкапсулюючі логіку ненавчених ШНМ і їх компонентів.

Важливо зауважити, що навчені ШНМ в собі містять логіку ненавчених, тому ці класи пов'язані спадкуванням.

У проведеної декомпозиції виділяється логіка нейронів, що знаходяться на окремо взятому шарі ШНМ. Подальша декомпозиція на рівні логіки окремо взятих нейрона не виконується в силу таких міркувань. На практиці в структурі нейронних мереж на окремо взятому шарі використовуються нейрони схожій конфігурації. З огляду на це, арифметичні операції, що виконуються на окремо взятому шарі ШНМ, можна виразити і реалізувати в кодї у вигляді матричних операцій. Деякі матричні операції, такі як множення, досить ресурсоемні і володіють великою асимптотичною складністю, проте при цьому вони мають алгоритмічний паралелізм. Крім того, такі обчислення можна виконувати на графічних процесорах GPU в рамках концепції GPGPU.

3.1.2 Технологія проектування програмного коду логіки ШНМ

Основні принципи, які використовувалися при проектуванні описуваної реалізації ШНМ:

- Функціональність окремо взятої виділеної сутності повинна являти собою логічну цілісність для зручності читання і розуміння коду.
- Сукупність виділених сутностей повинна мати достатній ступінь слабкої зв'язності для забезпечення можливості незалежно розвивати, тестувати і використовувати різні сутності.
- Кожен окремо взятий клас, інкапсулює якусь логіку, має відповідати принципу єдиної відповідальності, тобто бути відповідальним за рішення якої-небудь окремо взятої задачі і тільки її.

Вцілому, дотримання цих принципів націлене на проектування коду так, щоб закладені концепції дозволяли зручно компонувати різні ШНМ і розширювати функціонал простим чином (додавання нових функцій активації, функцій оцінки помилки, підтримка різних конфігурацій ШНМ і т.д.).

На основі проведеного вище аналізу і декомпозиції логіки ШНМ була виконана її імплементація з використанням мови C #.

3.2 Реалізація логіки ШНМ. Шаблон проектування доменних класів штучних нейронних мереж

Як відомо помилки, допущені при проектуванні програмного забезпечення, обходяться дуже дорого. Невдалі рішення на початкових етапах архітектурного проектування можуть мати дуже серйозні наслідки, оскільки це поставить під сумнів здатність реалізованого програмного продукту вирішувати поставлену задачу. виправлення помилок проектування - істотна багатостадійна переробка всього програмного продукту. Ця обставина обумовлює актуальність розробки різних засобів, що полегшують процес прийняття важливих проектувальних рішень.

Сукупність класів, що моделюють сутності предметної області програмного проекту, часто називають системою доменних класів. Будемо дотримуватися цієї термінології в даній публікації.

Кожен проект індивідуальний, і сформулювати рекомендації, загальні для всіх програмних продуктів, було б утопічним підходом. Однак в сучасній літературі використовують поняття «шаблон проектування». Під ним розуміється сукупність рекомендацій, які допомагають ефективно вирішити задачу проектування структури коду або архітектури програмного продукту. Описувані в статті ідеї оформлені у вигляді шаблону проектування і проілюстровані на прикладі створення класів, що входять в програмну реалізацію штучних нейронних мереж (ШНМ) [11,12].

3.2.1 Шаблон «Проектувальний ґрід»

Відомі публікації, в яких даються рекомендації, як визначити, коли необхідно використовувати абстрактний клас, а в яких випадках - інтерфейс.

У цих рекомендаціях відзначається, що потрібно вирішити, до якого виду взаємовідносин відноситься модельована програмним кодом функціональність: Is-A («Є») або Can-Do («Може робити»). На основі цього пропонується в подальшому відношення Is-A реалізувати у вигляді базового класу (в тому числі, абстрактного класу) і його спадкоємця, а відношення Can-Do - у вигляді програмного інтерфейсу і його реалізації в необхідному класі. Однак в згаданих вище роботах не наводяться рекомендації, як системно побудувати взаємозв'язки між усіма абстрактними класами і інтерфейсами [13].

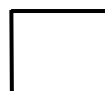
У дипломній роботі розроблено підхід до проектування нейронних мереж для ІВС, що використовує їх опис за допомогою проектувального шаблону для доменних класів ШНМ.

При проектуванні доменних класів перелік членів базових класів і інтерфейсів, а також зв'язку між ними формують концепцію, яка визначає створення програмної бібліотеки. Ця концепція важлива для гнучкого і простого розвитку даної бібліотеки, що виражається в додаванні різних дочірніх класів, які є більш спеціалізованими практичними реалізаціями базових сутностей. Проектування і розробка сукупності базових класів, які перебувають на початку ланцюжка успадкування всіх наступних класів програмної бібліотеки - це важливий етап проектування програмної бібліотеки.

Розроблений шаблон можна назвати проектувальним ґридом (решіткою). Це назва обумовлена топологією шаблону у вигляді решітки, в якій для наочності розташовуються доменні класи і інтерфейси.

Система доменних класів ШНМ володіє достатньою складністю, що робить актуальним розробку засобів, що спрощують їх проектування, і підкреслює ефективність використання шаблону

3.2.2 Структура шаблону «Проектувальний ґрид»



В основі шаблону лежить принцип впорядкованості об'єктів за складністю. В об'єктно-орієнтованому проектуванні для оцінки складності класів використовуються різні метрики, наприклад, можна розглядати метрику LOC [13].

Нехай деякий абстрактний клас C має метрику складності M . Відношення часткового порядку на множині класів визначимо, як

$$C_i \leq C_j \Leftrightarrow M_i \leq M_j \wedge i \leq j,$$

де в лівій частині позначення " \leq " - знак відношення впорядкованості класів, а в правій частині " \leq " - знак «більше або дорівнює».

Відзначимо, що при проектуванні доменних класів можна враховувати і інші метрики, наприклад, метрику LCOM нестачі зв'язності методів в класах, метрику секціонування класів, зв'язності за методами або MOOD метрики Ф. Абреу [10-14].

Шаблон має решіткову структуру, в якій проєктовані класи розташовуються в міру їх впорядкованості. При цьому розрізняються горизонтальна і вертикальна орієнтації. На рис. 3.1 представлений приклад структури шаблону «Проектувальний ґрид».

Уздовж горизонтальної осі розташовані абстрактні доменні класи ADC і інтерфейси I. За вертикальною віссю шикуються підмішані інтерфейси (mixin) MI.

Правила розташування проєктованих об'єктів в ґриді наступні.

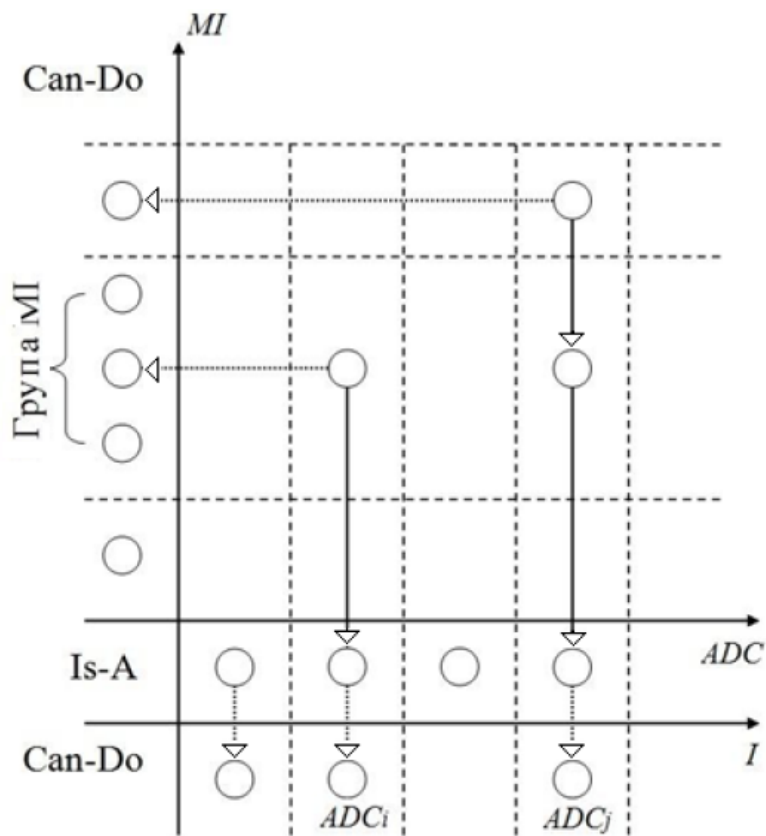
1. На основі аналізу ознак спільності і відмінності виділяються базові сутності, які розташовані вздовж горизонтальної осі. Ці абстрактні класи ADC розташовані зліва направо в порядку збільшення складності відповідно до обраної метрики M^{ADC} :

$$ADC_i \leq ADC_j \Leftrightarrow M_i^{ADC} \leq M_j^{ADC} \wedge i \leq j.$$

2. Інтерфейси розташовуються в ряд під класами, які є безпосередньою їх реалізацією. Інтерфейс, що описує найбільш загальні властивості і методи, розташований зліва. Клас, який його реалізує, знаходиться над ним. Далі розташовується інтерфейс, що описує набір методів і властивостей, що

реалізують таку виділену при аналізі функціональність. Над ним розташовується клас, який реалізує цей інтерфейс, одночасно з цим цей клас є спадкоємцем одного з класів, розташованих зліва від нього. Таким чином, можна розвивати цю ієрархію класів і перелік інтерфейсів.

3. Уздовж вертикальної осі розташовані підмішані інтерфейси *MI*. Ці інтерфейси описують перелік властивостей і методів, характерних для функціональності, яка може бути у будь-якого класу, незалежно від того, який клас, розташований уздовж горизонтальної осі, є його спадкоємцем. Розташовані уздовж вертикальної осі підмішані інтерфейси незалежні один від одного. Їх можна розташовувати в будь-якому порядку.



ADC - абстрактні доменні класи, *I* - інтерфейси, *MI* - підмішані (mixin) інтерфейси.

Рис. 3.1. Структура шаблону «Проектувальний ґрид»

4. Деякі з цих інтерфейсів можуть бути пов'язані між собою спадкуванням. У цьому випадку такі інтерфейси утворюють підгрупу. У середині даної підгрупи можна побудувати інтерфейси в порядку

ускладнення, проходячи від спадкоємця до нащадка. У середині таких підгруп уздовж вертикальної осі існує впорядкованість і її можна орієнтувати від низу до верху відповідно до обраної метрики M^{MI} :

$$MI_i < MI_j \Leftrightarrow M_i^{MI} < M_j^{MI} \wedge i \leq j.$$

.5. Після упорядкування базових класів і інтерфейсів всередині решітки шаблону розташовуються класи, які є спадкоємцями обраних базових класів і реалізують заданий підмішаний інтерфейс. При цьому лінія, яка ілюструє зв'язок успадкування йде від горизонтальної осі вертикально, а лінія, що ілюструє реалізацію обраного підмішаного інтерфейсу, розташовується горизонтально. Таким чином, всі лінії на діаграмі класів ортогональні, утворюючи сітку або ґрид. Місце їх перетину утворює осередок на ґриді, в якій розташовується деякий клас, що відповідає окремій реалізації будь-якої сутності предметної області.

3.2.3 Застосування шаблону «Проектувальний ґрид» для класів нейронних шарів ШНМ

Система доменних класів штучної нейронної мережі - це сукупність досить великого числа класів з великою кількістю взаємозв'язків між ними. Як відомо, сукупність нейронів в ШНМ групується в шар. Виділяють різну кількість шарів, які можуть входити до складу нейронної мережі. Важливо мати можливість додавання нових класів шарів нейронів без переробки існуючого коду. Цей принцип часто називають «відкритий - закритий» (open-closed), що полягає у відкритості коду до подальшого розвитку і його закритості для модифікації і перероблення. У нашому випадку це досягається введенням сукупності базових класів і інтерфейсів, специфічних для кожного виду шарів нейронів. Потім з використанням саме цих класів описується вся програмна логіка нейронної мережі.

Всі окремі випадки шарів (їх специфічні види) реалізовані у вигляді класів спадкоємців одного з базових класів. Вони легко додаються в програмну бібліотеку без переробки існуючого коду, оскільки програмна

логіка ШНМ оперує базовими класами (і всіма його спадкоємцями) і інтерфейсами (і всіма їх реалізаціями) одноманітно. Таким чином, легко моделюється спільність в системі доменних класів. При цьому різність поведінки специфічних шарів нейронів моделюється різними реалізаціями, в разі програмних інтерфейсів, і поліморфізмом, в разі ієрархії класів.

Розглянемо концепцію шаблону «Проектувальний ґрид» на прикладі реалізації різних типів шарів нейронів. Спочатку виділимо набір найбільш важливих груп функціональностей для кожного з шарів, відповідно до принципу Can-Do. В нашому випадку були виділені наступні інтерфейси: **ILayer**, **INeuronLayer**, **IReceptiveLayer**.

Інтерфейс **ILayer** описує базову поведінку, властиве будь-якого шару, що входить в ШНМ. Наприклад, кожен шар має відомості про кількість вхідних і вихідних сигналів. Відповідно, в інтерфейсі оголошуються властивості, які надають доступ до цих значень і інші подібні властивості. В інтерфейсі **INeuronLayer** оголошуються властивості і методи, необхідні для роботи з нейронами, що знаходяться на даному шарі. Шари нейронів, що застосовуються для оптичного розпізнавання образів, мають специфічну сукупність загальних для них особливостей. Це знаходить відображення в необхідних членах класів, що містять логіку подібних шарів. Сукупність цих членів оголошена в інтерфейсі **IReceptiveLayer**. Цей опис показує, як на основі аналізу ознак спільності і різної поведінки можна виділити різні групи функціональностей і відобразити їх в переліку програмних інтерфейсів.

Сукупність таких програмних інтерфейсів утворює набір функціональностей, виділених за ознакою Can-Do. На основі цієї сукупності продовжимо опис взаємозв'язків між доменними класами, додавши взаємозв'язку виду Is-A. У прикладі були виділені наступні абстрактні класи: **Layer**, **NeuronsLayer**, **ReceptiveLayer**, **ReceptiveNeuronsLayer**.

При введенні абстрактного класу **Layer** моделювання починається з шару, який не містить жодного нейрону. При уявній на перший погляд бескорисності такого шару (і моделюючого його доменного класу) він

служить базою для реалізації різних допоміжних шарів. Одним із прикладів такого перетворення є локальна нормалізація.

Взаємодія з шаром нейронів і подібним допоміжним шаром, що не містить нейронів, різниться. Наприклад, в шарі нейронів доступ до даних про нейрони надається через перелік необхідних членів класу (властивостей). Тоді як в шарі, який виконує визначену нормалізацію, в таких членах класу немає потреби. Подібні обставини є мотивацією для відмінностей між абстрактними класами **Layer** і **NeuronLayer**, при цьому другий клас є нащадком першого. Крім того, клас **Layer** слугує базовим класом для всіх інших шарів ШНМ. Це дозволить, при необхідності, одноманітно оперувати з будь-яким шаром, що входять в програмну бібліотеку. Так як клас **Layer** реалізує інтерфейс **ILayer**, а клас **NeuronLayer** - інтерфейс **INeuronLayer**, сукупність даних абстрактних класів доповнює виділені нами до цього зв'язку **Can-Do** відображенням взаємозв'язку **Is-A** для модельованих доменних сутностей. Аналогічним чином збудовані взаємозв'язки успадкування та реалізації і для класів **ReceptiveLayer**, **ReceptiveNeuronsLayer**.

Для наочності описувана система доменних класів і інтерфейсів приведена на рис. 3.2. На ньому розглянуті абстрактні класи і інтерфейси представлені на UML діаграмі класів. При цьому є відмінність від традиційного зображення UML діаграми: відповідно до рис. 3.1 додані дві осі по горизонталі і вертикалі, уздовж яких збудовані базові інтерфейси і класи, що реалізують окремі випадки шарів нейронних мереж.

У таблиці 3.1 показано відповідність умовних позначень базових класів і інтерфейсів на рис. 3.2.

Проведемо подальше ускладнення системи доменних класів, що моделюють шари нейронів ШНМ, і розглянемо функціональність, яка може бути властива різним їх типам. Для нейронних мереж такою функціональністю є програмна логіка, необхідна шару нейронів для того, щоб брати участь в навчанні і передачі сигналу в зворотному напрямку.

Таблиця 3.1. Позначення базових класів і інтерфейсів на UML діаграмі

Базові абстрактні класи шарів нейронів ШНМ	
ADC1	Layer
ADC2	NeuronsLayer
ADC3	ReceptiveLayer
ADC4	ReceptiveNeuronsLayer
Інтерфейси	
I1	ILayer
I2	INeuronsLayer
I3	IReceptiveLayer
Підмішані інтерфейси	
MI1	ILearnableLayer
MI2	IBackwardProclayer

Складні мережі утворюють собою сукупність великого числа різних шарів. Наприклад, ШНМ, використовувани при оптичному розпізнаванні об'єктів, містять конволюційні шари, пулінгові шари, повнозв'язні шари, а також, можливо, кілька допоміжних шарів. В процесі навчання нейронної мережі кожен шар повинен забезпечити проходження сигналу в зворотному напрямку і, при необхідності, коригування назв навчаючих параметрів незалежно від того, до якого типу він належить. Подібна функціональність - хороший кандидат для реалізації в вигляді «підмішаного» інтерфейсу.

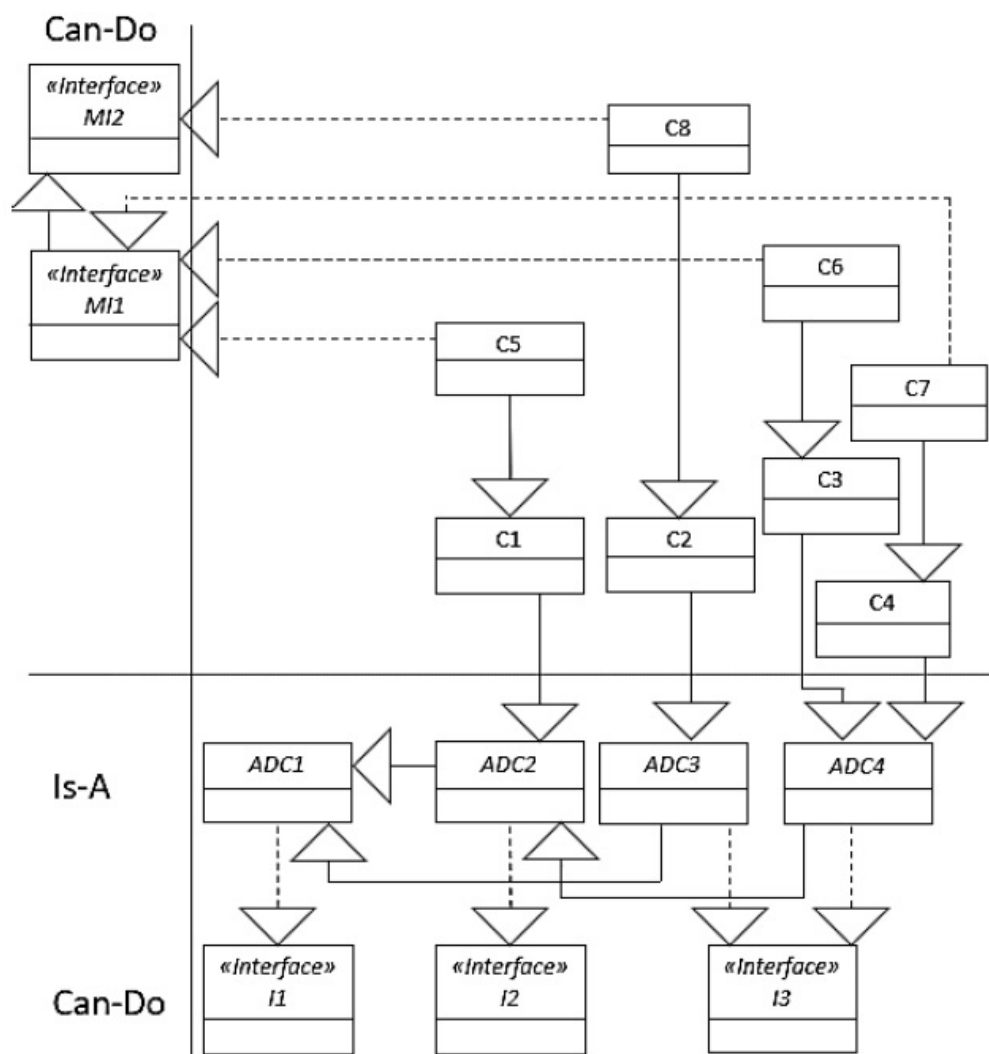


Рис. 3.3. UML діаграма класів, що реалізують програмну логіку шарів нейронів штучної нейронної мережі

У нашому випадку були виділені два «підмішаних» інтерфейси: **IBackwardProcLayer** і **ILearnableLayer**. Інтерфейс **IBackwardProcLayer** оголошує члени, які повинен мати шар для забезпечення зворотного проходження сигналу. Інтерфейс **ILearnableLayer** оголошує перелік членів, які повинні реалізовувати клас шару нейронів для навчання. Будь-який навчаючий шар апріорі є шаром, здатним брати участь в зворотному пропуску сигналу. Ця обставина відбивається в тому, що для забезпечення успадкування членів, описуваних **IBackwardProcLayer**, інтерфейс **ILearnableLayer** є його спадкоємцем.

Підмішані інтерфейси, розташовані уздовж вертикальної осі, не перебувають у будь-якій залежності від взаємозв'язку Is-A, що відображається на рівні класів, що знаходяться в самому початку ланцюжка успадкування. Цей інтерфейс може реалізовувати будь-який клас, який додається до програмної бібліотеки. Наприклад, в разі доменних класів ШНМ підмішаний інтерфейс **ILearnableLayer** може реалізувати будь-який клас шару нейронів, який може брати участь в навчанні, незалежно від типу шару.

Після того, як в проектувальному ґріді задані базові класи і інтерфейси, можна легко додавати різні реалізації - окремі випадки різних нейронних шарів. На діаграмі класів на рис 3.2 це класи, розташовані всередині осей в центрі діаграми. Їх умовні позначення розкриті в таблиці 3.2. Легко бачити, що класи, що знаходяться в центрі діаграми, пов'язані залежностями успадкування, що йдуть вертикально від горизонтальної осі і залежністю реалізація інтерфейсу, які йдуть горизонтально від вертикальної осі.

Таблиця 3.2. Позначення класів шарів нейронів ШНМ на рис. 3.2

Класи шарів нейронів ШНМ	
C1	FullyConnectedLayer
C2	MaxPollLayer
C3	DeconvolutionLayer
C4	ConvolutionLayer
C5	LearnableFullyConnectedLayer
C6	LearnableDeconvLayer
C7	LearnableConvLayer
C8	BackProcessMaxPoolLayer

Такий підхід дозволяє при впровадженні системи доменних класів легко контролювати всі залежності між класами. Усі лінії, ілюструючі зв'язки

між сутностями, ортогональні. На подібній діаграмі зразка помітні збиткові та некоректні залежності.

При використанні проектувального ґріда досить складна система доменних класів стає наочною на діаграмі, дозволяючи системному аналітику і програмісту сформуванню розуміння всієї системи доменних класів. При додаванні нових класів в програмну бібліотеку легко визначити, який базовий клас слід вибрати для наслідування.

3.2.4 Шаблон «Проектувальний ґрид» для нейронної мережі з композитними шарами

Як було відзначено, базові класи розташовуються в ґриді уздовж горизонтальної осі. Їхні спадкоємці - практичні реалізації класів, знаходяться в центрі діаграми. Однак проміжні базові класи для підгруп інших класів можуть виділятися і серед класів, розташованих на діаграмі всередині осей діаграми. Такі класи зручно додавати для уникнення дублювання коду, і це аж ніяк не суперечить обговорюваній концепції проектувального ґріда.

У нашому випадку прикладом такого класу є базовий клас для всіх композитних конволюційних і деконволюційних шарів **CompositeReceptiveNeuronsLayer**, який зображений на UML діаграмі на рис. 3.3.

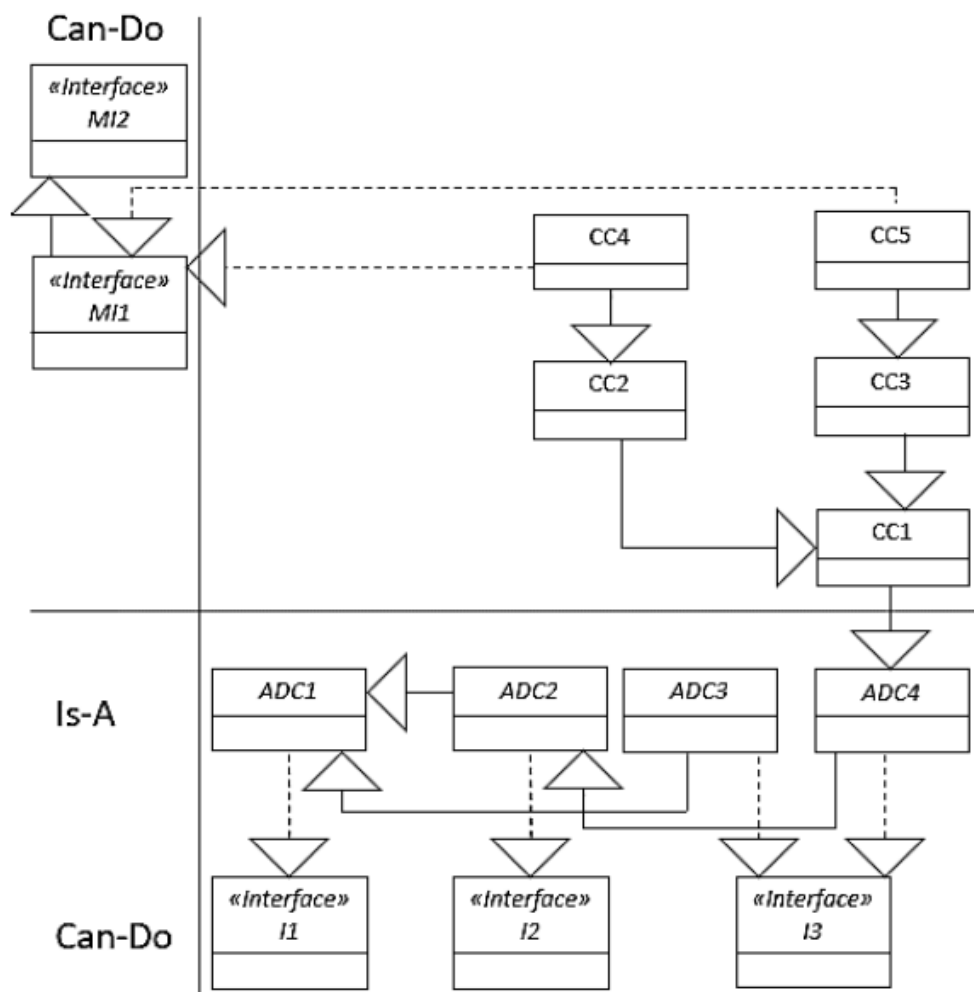


Рис. 3.3. UML діаграма класів, що реалізують програмну логіку композитних шарів нейронів ШНМ

У таблиці 3.3 наведені позначення композитних класів на UML діаграмі на рис. 3.3.

Таблиця 3.3. Композитні класи шарів нейронів ШНМ

CC1	CompositeReceptiveNeuronsLayer
CC2	CompositeDeconvolutionLayer
CC3	CompositeConvolutionLayer
CC4	LearnableCompositeDeconvLayer
CC5	LearnableCompositeConvLayer

Композитні шари використовуються для агрегування декількох шарів всередині одного шару нейронів. Це є окремим випадком застосування

шаблону проектування «Компонувальник» (Composite pattern). Зручно реалізувати композитний конволюційний і деконволюційний шар, виділяючи загальну функціональність для даних шарів в базовий клас **CompositeReceptiveNeuronsLayer**. Цей клас розташовується у внутрішній частині проектувального ґрида.

3.2.5 Процедура формування шаблону «Проектувальний ґрид»

Побудова шаблону «Проектувальний ґрид» полягає в наступних етапах.

1. Вибрати для розгляду окремо взяту категорію сутностей, які необхідно змоделювати в програмному кодї. Наприклад, шар нейронів ШНМ.

2. Виділити найбільш важливі групи функціональностей на основі структурного та поведінкового аналізу. Оголосити програмний інтерфейс, відповідний кожній з виділених груп. Зробити кожен з цих оголошених інтерфейсів незалежним від інших.

3. На основі функціональностей Can-Do, отриманих на попередньому кроці, виділити набори базових класів (в тому числі і абстрактних), які формують взаємини Is-A між класами в предметної області.

4. Розташувати інтерфейси і класи, отримані на попередніх двох кроках, уздовж горизонтальної осі проектувального ґрида.

5. На основі подальшого аналізу виділити набори функціональностей, які є взаємозв'язками Can-Do без прив'язки до Is-A. Розташувати виділені програмні інтерфейси уздовж вертикальної осі.

6. Провести перевірку отриманої структури шаблону, при цьому найбільш важливі для проекту ознаки спільності і ознаки різних доменних класів повинні бути розташовані вздовж горизонтальній осі.

7. В отриманому шаблоні додавати класи, які є окремо взятими практичними реалізаціями. Побудований ґрид дозволить усвідомлено вибудовувати тільки необхідні зв'язки між доменними класами. Доброю

ознакою служить наявність лише ортогональних ліній, що відображають зв'язки між сутностями на діаграмі.

8. У ході проектування проводити періодичну верифікацію шаблону «Проектувальний ґрид». Прибирати паразитні (НЕ ортогональні) зв'язки в ньому. Уточнювати своє бачення і розуміння системи доменних класів. Відображати ці зміни коригуванням коду, реалізованого на основі проектувальних рішень, застосовуючи технологію рефакторінга.

На рис. 3.4 приведена схема алгоритму проектування програмної логіки нейронної мережі з використанням шаблону «Проектувальний ґрид».

3.2.6 Практична реалізація шаблону

Шаблон «Проектувальний ґрид» використовувався при проектуванні нейромережевого програмного аналізатора в складі інтелектуальної інформаційно-вимірювальної системи діагностики радіоелектронних приладів [14].

Основна гілка нейромережевого аналізатора - це широко застосовувана конволюційна нейронна мережа. Вона являє собою кілька конволюційних шарів, об'єднаних в мережу прямого проходження сигналу.

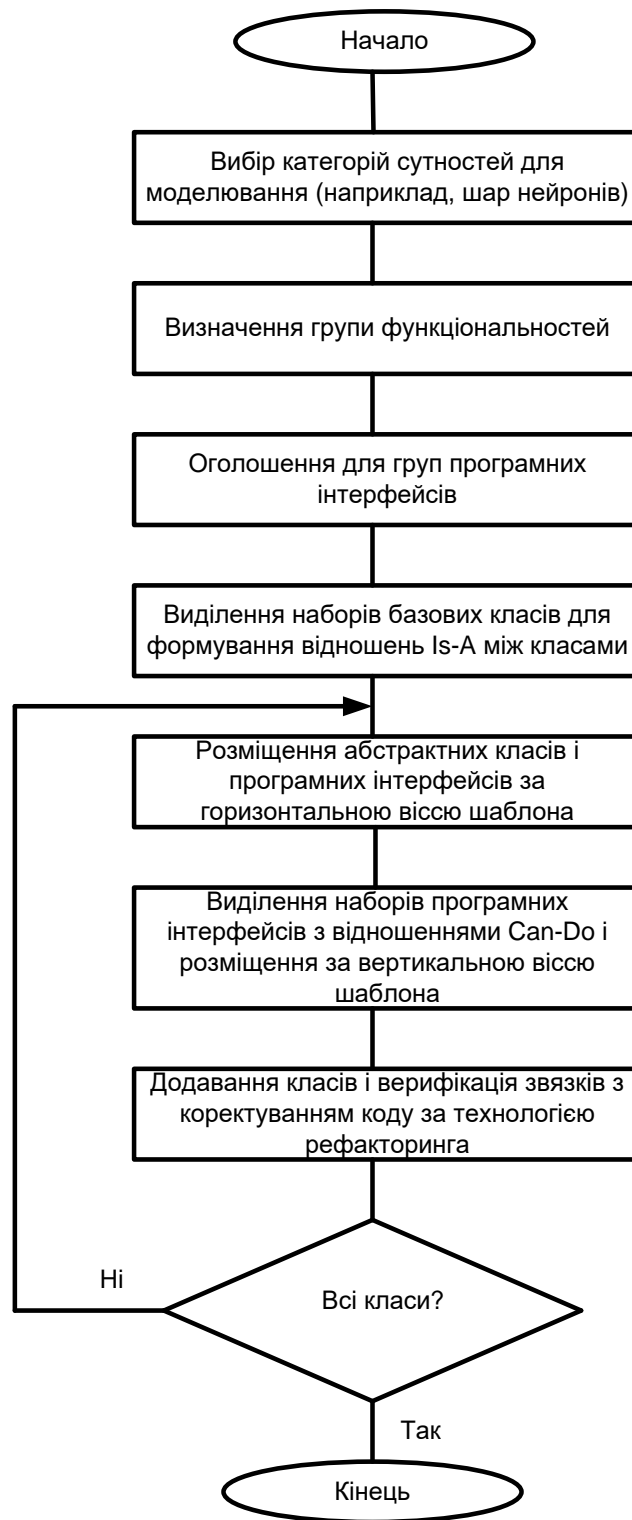


Рис. 3.4. Алгоритм проектування програмної логіки з використанням шаблону «Проектувальний ґрид»

На вхід даної гілки ШНМ подається растрове зображення термограми приладу. Вихідний сигнал цієї гілки формується останнім конволюційним

шаром. Після конволюційних шарів слідує повнозв'язний шар з багатозгортковою функцією активації.

Для обліку сигналу додаткових датчиків в структуру нейромережевого аналізатора була додана допоміжна гілка. Вона представлена у вигляді повнозв'язного шару нейронів. На її вхід подається вектор даних, отриманих від допоміжних вбудованих датчиків електронного приладу. Вектор вихідного сигналу цього шару об'єднується з вектором вихідного сигналу останнього конволюційного шару головної гілки, і отриманий об'єднаний вектор передається на вхід шару, що виконує нелінійну або двостадійну лінійну нормалізацію. Цей шар, який є вихідним шаром для всієї ШНМ, служить для категоризації несправності контрольованого блоку.

Проведені експерименти при діагностиці фоточутливих матриць на ПЗС показали, що розроблена ШНМ виявляє дефекти в контрольованих приладах з ймовірністю 97%.

Запропоновані ідеї побудови проектувального ґрида є логічним розвитком ідей, сформульованих іншими авторами. Однак саме уявлення проектувальних рішень у вигляді описаного шаблону дало найбільшу формалізацію і чіткість при роботі зі складними системами доменних класів.

Ефективність застосування пропонованого шаблону розглянута на прикладі системи доменних класів, що реалізують програмну логіку ШНМ. Однак слід зазначити, що порушений перелік розглянутих типів різних типів мереж і вхідних до них шарів нейронів, зрозуміло, не претендує на те, щоб бути повним.

Запропонований концептуальний підхід, пов'язаний із зображенням складної системи доменних класів у вигляді решітчастої структури з метою формалізації залежностей між вхідними сутностями, може використовуватися і в інших програмних проектах.

3.3 Функції активації і двостадійна нормалізація вихідних сигналів ШНМ

Застосування нейронної мережі для категорювання тісно пов'язане з формуванням розподілу ймовірностей приналежності сутності до заданого переліку категорій. При вирішенні цього завдання важливу роль відіграє алгоритм нормалізації вихідних значень.

3.3.1 Двостадійна нормалізація

У загальному випадку під нормалізацією значень розуміють приведення сукупності деяких значень до заданого діапазону. Найбільш відомі підходи нормалізації - це лінійна нормалізація, нелінійна нормалізація, а також нормалізація за діапазоном.

Нехай є сукупність будь-яких значень, далі іменована вибіркою, яку нам треба нормалізувати. Лінійна нормалізація задається формулою (3.1), а нелінійна нормалізація - формулою (3.2):

$$L(a) = a_i / \sum_{j=1}^n a_j, \quad (3.1)$$

$$L_{sm}(a) = e^{a_i - D} / \sum_{j=1}^n e^{a_j - D}, \quad (3.2)$$

де a - значення змінної з вихідної вибірки;

i - індекс змінної a в вибірці;

n - число значень у вибірці,

$$D = \max\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$$

У випадку лінійної нормалізації після її застосування всі нормалізовані значення знаходяться в діапазоні від 0 до 1, і сума цих значень дорівнює 1. Подібна властивість дозволяє трактувати отримані значення як ймовірності, а всю вибірку - як ймовірності повної групи подій. Однак, слід зазначити, що лінійна нормалізація у випадку застосування до вибірок, що містить негативні значення, втрачає дану властивість.

Після застосування нелінійної нормалізації всі значення знаходяться в діапазоні від 0 до 1 і сума всіх значень, що входять у вибірку, дорівнює 1. Це справедливо і у випадку присутності в вибірці негативних чисел.

Володіючи описаними вище властивостями, цей вид нормалізації в деяких випадках чудово підходить. Однак у нелінійної нормалізації є одна важлива особливість, через яку часто нормалізована вибірка представлена єдиним значенням 1 (що відповідає максимальному значенню змінної до нормалізації) або 0. Подібний тип векторів називають *1-hot* вектор або унітарним кодом.

Це відбувається в силу наступних причин. Якщо не використовувати коригувальну константу D , то із-за експоненціального зростання при обчисленні можуть бути отримані дуже великі значення функції. При цьому їх буде неможливо зберегти в використовуваному в програмі типі даних, навіть при досить помірних значеннях a . Однак, при використанні D легко помітити, що обчислення зводиться до маніпуляції значенням $e^0 = 1e0 = 1$ і значеннями експоненти від негативних аргументів. Як відомо, функція експоненти в області негативних аргументів асимптотично прямує до 0. Отриманий таким чином вектор унітарного коду буде проблематично інтерпретувати як розподіл ймовірностей.

Нормалізація за діапазоном задається формулою наступного виду:

$$R_a(a) = a_i - \min_j \{a_j\} / (\max_j \{a_j\} - \min_j \{a_j\}), \quad (3.3)$$

де a - значення змінної з заданої вибірки;

i - індекс змінної у вибірці;

j - індекс вибірки;

\min_j і \max_j - мінімальне і максимальне значення в j -ій вибірці.

Подібний підхід до нормалізації призводить всі значення в діапазон між 0 і 1, навіть якщо в вихідну вибірку входили негативні числа. Однак недолік в тому, що подібна нормалізована вибірка не підсумовується в одиницю, що не дозволяє інтерпретувати її як розподіл ймовірностей повної групи подій.

Тому пропонується двостадійна нормалізація, застосовна в випадках, коли потрібно отримати вибірку, що представляє собою множину значень в діапазоні від 0 до 1, сума яких дорівнює 1, і які не мають схильності набувати

вигляду вектора унітарного коду. Для цього пропонується послідовно застосовувати нормалізацію за діапазоном і лінійну нормалізацію.

Говорячи про задачі класифікації, що вирішуються нейронними мережами, важливо відзначити, що виходи мережі можна інтерпретувати як оцінки ймовірності того, що елемент належить деякому класу. В цьому випадку методи нормалізації вихідних значень нейронної мережі відіграють ключову роль.

Для навчання нейронної мережі застосовується підхід, при якому вихідні значення мережі зіставляються з відомими значеннями очікуваних вихідних сигналів. Ці значення нам відомі, тому що навчальна вибірка супроводжується екземплярами наборів вхідних сигналів, анотованих з очікуваним вихідним сигналом. Задача функції помилки, що виражає відмінність очікуваного і фактичного вихідних сигналів, служать індикатором того, наскільки точно працює ІНС.

Процес навчання нейронної мережі можна сформулювати як знаходження похідної заданої цільової функції втрат і рух проти градієнта росту даної функції із метою підвищення точності мережі. У свою чергу, при знаходженні градієнта знаходяться частинні похідні цільової функції втрат і, за правилом ланцюга, похідні відповідних функцій, що входять в неї. Процес навчання нейронної мережі представлений на рис. 1.

Розглянемо похідну функції втрат мережі, що використовує двостадійну нормалізацію. При отриманні сигналу активації в нейронній мережі він передається функції активації, яка представляє собою послідовність нормалізації за діапазоном, а потім до отриманих результатів застосовується лінійна нормалізація. Це дозволяє отримати вибірку з сумою значень, що дорівнює 1, яку можна трактувати як розподіл ймовірностей повної групи подій.

Функція двостадійної нормалізації - це функція, що приймає вектор з n елементів і повертає вектор з n нормалізованих елементів як результат:

$$L(R_d(a)) : \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \dots \\ a_n \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} L(R_d(a))_1 \\ L(R_d(a))_2 \\ \dots \\ L(R_d(a))_n \end{bmatrix}, \quad (3.4)$$

де $L(R_d(a))_1, L(R_d(a))_2, \dots, L(R_d(a))_n$ обчислюються за формулами (3.1) і (3.4).



Рис. 3.5. Загальна схема процесу навчання ШНМ

3.3.2 Нормалізація за діапазоном в штучних нейронних мережах

Розглянемо процес знаходження похідної в разі застосування нормалізації за діапазоном. У випадку знаходження похідної функції, що приймає вектор значень і повертає вектор в якості результату, необхідно специфікувати: а) з якого вихідного компонента знаходиться похідна; б) за якою вхідною змінною знаходиться частинна похідна.

Двостадійна нормалізація полягає в послідовному застосуванні двох функцій, і тоді похідна визначається за правилом ланцюга. Визначимо вираз для похідної i -ого вихідного компонента за j -ою вхідною змінною для нормалізації за діапазоном:

$$\frac{\partial R_{d_i}}{\partial a_j} = \partial \left(\frac{a_i - \min_k \{a_i\}}{\max_k \{a_i\} - \min_k \{a_i\}} \right) / \partial a_j, \quad (3.5)$$

де a - значення змінної з заданої вибірки;

i - індекс змінної у вихідній вибірці;

j - індекс компоненти вихідного вектора, що повертається функцією;

\min_k і \max_k - мінімальне і максимальне значення в k -ій вибірці.

Отримуємо:

$$\frac{\partial R_{d_i}}{\partial a_j} = 1 / (\max_k \{a_i\} - \min_k \{a_i\}), \quad \forall i: i = j, \quad (3.6)$$

$$\frac{\partial R_{d_i}}{\partial a_j} = 0, \quad \forall i: i \neq j,$$

де використані ті ж змінні, що й у виразі (3.5).

Для похідної i -ого вихідного компонента по j -ій вхідній змінній при лінійній нормалізації маємо:

$$\frac{\partial L_i}{\partial a_j} = \frac{-a_i + \sum_{k=1}^n a_k}{\left(\sum_{k=1}^n a_k \right)^2}, \quad \forall i: i = j, \quad (3.7)$$

$$\frac{\partial L_i}{\partial a_j} = \frac{-a_i}{\left(\sum_{k=1}^n a_k \right)^2}, \quad \forall i: i \neq j. \quad (3.8)$$

Важливо зауважити, що в штучної нейронної мережі функції активації передають значення вхідних сигналів, скориговані в залежності від ваги, що можна виразити таким чином:

$$g_i(W_{ij}) = W_{i1}x_1 + W_{i2}x_2 + \dots + W_{it}x_t, \quad (3.9)$$

де W_{ij} - вага зв'язку j -ого входу ШНМ і i -ого нейрона;

x - вхідний сигнал, який надійшов в ШНМ;

t - кількість вхідних сигналів.

Весь ланцюжок перетворень виконується в штучної нейронної мережі (позначимо її як функцію $P(W)$) може бути виражений таким чином

$$P(W) = L(R_d(g(W))),$$

де функції $L(a)$, $Rd(a)$ і $g(W)$ визначені в (3.1), (3.3) і (3.9), відповідно.

Оскільки оцінка точності результатів, що видаються нейронною мережею, по порівнянню з відомою правильною відповіддю в ході навчання виконується з використанням крос-ентропії, отримуємо такі формули для визначення значень її частинних похідних:

$$\frac{\partial E(W)}{\partial W_{ij}} = -\frac{\sum_{k=1}^n a_k \cdot \left(\sum_{k=1}^n a_k \right) - a_y}{a_y} \cdot \frac{x_j}{\left(\sum_{k=1}^n a_k \right)^2 \cdot \max_s \{b_s\} - \min_s \{b_s\}}, \quad \forall i: i = j, \quad (3.10)$$

$$\frac{\partial E(W)}{\partial W_{ij}} = -\frac{x_j}{(\max_s \{b_s\} - \min_s \{b_s\}) \sum_{k=1}^n a_k}, \quad \forall i: i \neq j, \quad (3.11)$$

де j - індекс, який нумерує стовпець матриці ваг (збігається з індексом, який нумерує елемент вхідного сигналу);

i - індекс, який нумерує рядок матриці ваг;

n - число компонент у векторі повертаючим функціями $L(a)$, $Rd(a)$ і $g(W)$;

y - індекс елемента у векторі, який відповідає відомому нам результату, який в навчальному нейронну мережу прикладі відзначений як вірний (очікуваний) результат;

a - аргумент функції лінійної нормалізації;

b - аргумент функції нормалізації за діапазоном,

\min_s та \max_s - мінімальне і максимальне значення в s -ної вибірки.

Аналізуючи (3.10) і (3.11) легко помітити, що значення, які коригують ваги нейронної мережі, відмінні від 0 не тільки для нейрона, відповідного відомому нам результату, зазначеного в навчальному прикладі як вірний (очікуваний) результат. Таким чином, виконується коректування всіх ваг в

процесі навчання, а не окремо взятих, як це має місце в разі застосування тільки нормалізації за діапазоном.

3.3.3 Побудова нейронної мережі з двостадійною нормалізацією як функції активації

Для порівняння різних підходів нормалізації були проведені експерименти з ШНМ, в яких в якості функцій активації застосовувалася в одному випадку нелінійна нормалізація, а в іншому випадку - двостадійна нормалізація. Подібна нормалізація часто застосовується як завершальний шар нейронних мереж, які виконують категорювання.

Структура штучних нейронних мереж, які застосовувались в експериментах, зображена на малюнку 3.6.

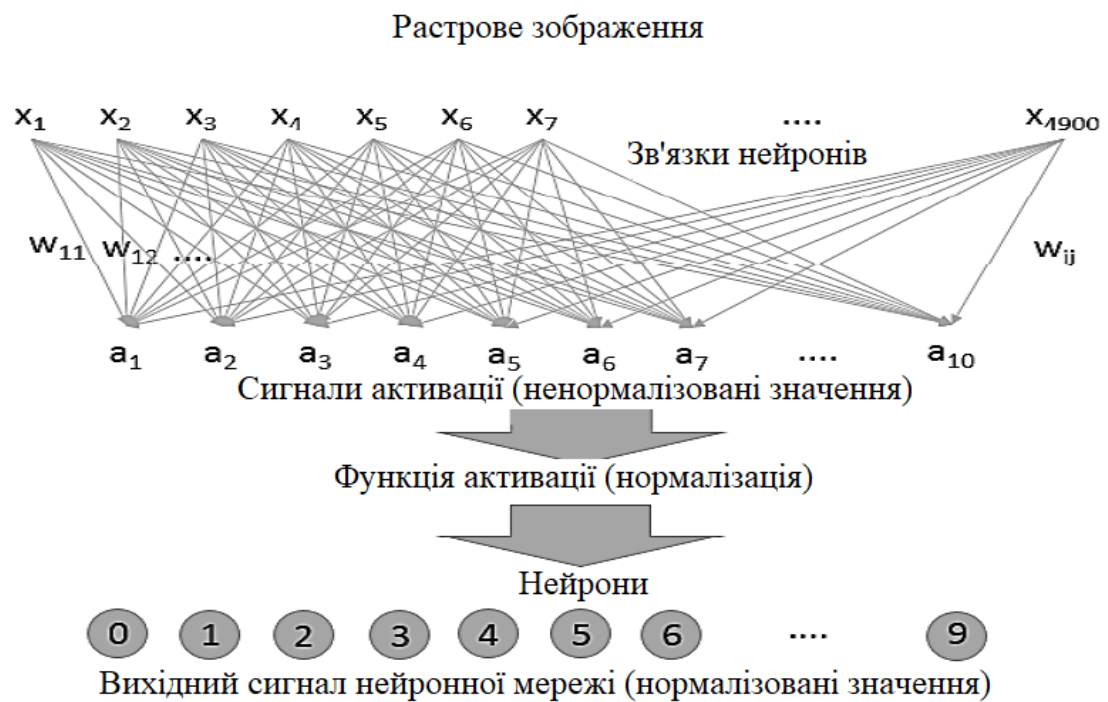


Рис. 3.6. Структура нейронних мереж

Параметри мереж, що використовувались в експериментах, наведені в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5. Параметри ШНМ

Назва параметру	Значення
Кількість шарів	1
Кількість нейронів	10
Кількість входів	4900
Кількість зв'язків	49000

Для експериментів обраний тестовий набір (датасет). Зміст бази датасета є 814 255 сегментованих рукописних цифр і букв з спеціально заповнених форм. Ці символи представлені у вигляді растрових зображень розміром 128x128 пікселів і забезпечені маркером, що показує, який саме символ зображений у вигляді 62 ASCII кодів, відповідних цифрам і символам: "0" - "9", "A" - "Z" і "a" - "z".

Відповідно, структура ШНМ, яка оброблює даний датасет, має 4900 вхідних сигналів. Таке число входів необхідно для передачі в мережу зображення розміром 70x70. На кожен з входів подавалося значення, що відповідає значенню пікселя. Перед початком навчання ваги мереж ініціалізувались випадковими значеннями, що знаходяться в діапазоні від -2.0 до 2.0.

Мережі навчалися на частини бази, яка містить цифри. Підходи, викладені в даній роботі можна застосувати й для мереж, що виконують категорювання (розпізнавання) не тільки цифр, але і всіх інших символів, представлених в базі датасетів.

3.3.4 Результати експериментів з нейронними мережами з двостадійною нормалізацією

Були побудовані нейронні мережі, в одній з яких як функцій активації застосовувалася нелінійна нормалізація, а в іншій - двостадійна нормалізація. Після навчання мережі були протестовані на вибірці, представленою в директорії hsf_4 в базі датасетів.

Розглянемо приклад обробки зображення з цифрами. Виконаємо порівняння двох методів: нелінійної нормалізації і двостадійної нормалізації. Розподіл значень, отриманих на виході штучної нейронної мережі, в якості опції активації, в якій застосована двостадійна нормалізація, приведено в таблиці 3.6. У цій же таблиці для порівняння наведені вихідні сигнали ШНМ, в якій застосовувалася нелінійна нормалізація.

Обидва розподілу характерні для кожної з використаних в експерименті ШНМ. Як видно при зіставленні цих розподілів у разі застосування нелінійної нормалізації на виході є вектор сигналів у вигляді унітарного коду. У той же час, при застосуванні двостадійної нормалізації вихідні значення є значення в діапазоні від 0 до 1, які є часткою одиниці.

Подібні значення можна інтерпретувати як ймовірність приналежності розпізнаваного символу до тієї чи іншої категорії. Категорія може бути оцінена за найбільшим значенням, при цьому його абсолютна величина може служити оцінкою ступеня точності результату.

Крім перевірки роботи навчених нейронних мереж на тестовій вибірці доцільно отримати візуалізацію ваг зв'язків мережі. Подібна візуалізація може бути отримана наступним чином. Якщо взяти матрицю ваг і вибрати з неї всі ваги зв'язків від всіх входів мережі до першого нейрона (нейрона, відповідального за категоризацію зображення, на якому цифра «0»), то виходять ваги зв'язків мережі, які ШНМ «вивчила» для того, щоб розпізнавати 0.

Аналогічно можна вибрати всі ваги, відповідні іншим категоріям, (в нашому випадку - іншим цифрам, представленим на растрових зображеннях). При застосуванні подібного групування буде отримано 10 груп (за кількістю категорій) ваг, при цьому в кожній групі буде 4900 зв'язків. Якщо отримані 4900 зв'язків зобразити на растровому зображенні 70x70 пікселів, привласнюючи кожному пікселю значення кольору тим темніше, ніж більшій ваги ми маємо, то буде отримана наочна візуалізація ваг мережі. При цьому чорному кольору відповідає велике значення ваги, а білому - мале.

ВИСНОВОК

Основні висновки і результати, отримані в роботі:

1. Проведено аналіз існуючих інформаційно-вимірювальних систем тепловізійного контролю та діагностування. Виявлено, що найбільший час при діагностиці займає процедура порівняння вимірних термограм з еталонними зразками. Показано, що точність класифікації відмов в об'єкті контролю, що виконується оператором-термографістом, недостатньо висока. Для підвищення достовірності і оперативності контролю об'єктів в процесі їх експлуатації запропоновано проводити інтелектуалізацію інформаційно-вимірювальної системи діагностування з використанням штучних нейронних мереж.

2. Для діагностування електронних приладів і елементів систем керування побудовані моделі теплового стану двох видів: а) на основі розрахункових моделей приладів, виконаних в програмному середовищі б) моделі на основі рівняння теплопровідності, в якій за допомогою варіативних параметрів імітуються несправності різного роду для подальшого навчання нейронної мережі.

3. На основі аналізу існуючих різновидів нейронних мереж зроблено висновок про те, що найбільш придатною для завдання класифікації термограм електронних приладів є глибока конволюційна гілка з полем 225x225 пікселів. Показано, що для аналізу додатково вимірюваних параметрів об'єкта контролю доцільно використовувати повнозв'язну нейронну мережу.

4. Розроблено метод інтелектуалізації інформаційно-вимірювальних систем тепловізійного діагностування і реалізований нейромережевий програмний аналізатор термограм, що представляє собою двогілкову нейронну мережу у вигляді комбінації конволюційної і повнозв'язної мереж.

5. З метою підвищення точності класифікації запропонована функція активації в двухветвенной нейронної мережі, реалізована у вигляді послідовного виконання нормалізації за діапазоном і лінійної нормалізації.

6. На основі запропонованого методу інтелектуалізації розроблена архітектура і загальна структура ІВС ТД для діагностики різних технічних об'єктів.

7. Розроблено структурні моделі вимірювальних каналів інтелектуальної ІВС. Виконано аналіз інструментальних похибок, при цьому показано, що основний канал вимірювання термограм за допомогою тепловізора забезпечує основну наведену похибка не більше 0,5%. Досліджено фактори, які визначають методичну похибку, внесену нейронною мережею в процес класифікації термограм. Зроблено висновок, що основним фактором є зашумленість вихідних термограм, використовуваних при навчанні. На множині з 250 термограм отримана точність класифікації не менше 98% при навчанні в 300 епохах з темпом навчання 0,00005.

8. Розроблено методику декомпозиції програмної логіки нейронної мережі в складі нейромережевого програмного аналізатора. Запропоновано шаблон «проектувальний ґрид», який використовує впорядкованість абстрактних класів і програмних інтерфейсів за складністю обраної метрики ПЗ. Скорочення часу проектування програмного коду ІНМ склало не менше 25%.

СПИСОК БІБЛІОГРАФІЧНИХ ПОСИЛАНЬ ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Thermal Imaging systems. Access mode:
<https://www.eastimagesecurity.com/Thermal-imaging-systems-pl3595634.html>.
2. *Mary Diakides*. Medical infrared imaging: principles and practices / Diakides Mary, D. Bronzino Joseph. – CRC Press; 1st edition, 2012. – 638 p. ISBN-13: 978-1439872499.
3. *Michael Vollmer*. Infrared Thermal Imaging: Fundamentals, Research and Applications / Vollmer Michael. – Wiley-VCH; 1st edition, 2011. – 764 p.
4. *Davide Lanzoni*. Infrared Thermography: electrical and industrial applications / Lanzoni Davide. – CreateSpace Independent Publishing Platform, 2015. – 228 p. ISBN-13: 978-1511836678.
5. *Jeff Hawkins*. On Intelligence: How a new understanding of the brain will lead to the creation of truly intelligent machines / Hawkins Jeff, Blakeslee Sandra. – St. Martin's Griffin; Reprint edition, 2005. – 272 p. ISBN-13: 978-08050078534.
6. *Josef Korbicz*. Intelligent Systems in Technical and Medical Diagnostics (Advances in Intelligent Systems and Computing, 230) / Korbicz Josef, Kowal Marek. – Springer; 2014th edition, 2013. – 550 p. ISBN-13: 978-3642398803.
7. *Bing-Yuan Cao*. Fuzzy information and engineering (Advances in Intelligent and Soft Computing) / Cao Bing-Yaun, Wang Guojun. – Springer; 2010th edition, 2010. – 1200 p. ISBN-13: 978-3642148798.
8. *Anna Timofiejczuk*. Advances in Technical Diagnostics: Proceedings of the 6th International Congress on Technical Diagnostic / Timofiejczuk Anna. – Springer; 1st edition 2018, 2017. – 531 p. ISBN-13: 978-3319620411.
9. *Черняк О.І.*. Інтелектуальний аналіз даних: підручник / О.І. Черняк, П.В. Захарченко. – К.: МОН України, 2010. – 837 с.

10. *Ланде Д.В.* Основи теорії і практики інтелектуального аналізу даних у сфері кібербезпеки / Д.В. Ланде, І.Ю. Субач, Ю.Є. Биков: навчальний посібник. – К.: ІСЗЗ КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2018. – 297с. ISBN 978-966-2577-5.
11. *Бурдаков С. Ф.* Робастное управление нелинейными механическими системами с помощью линейных обратных связей / С.Ф. Бурдаков, А.А. Первозванский, Л.Б. Фрейдович// Автоматика и телемеханика. – № 11. – 1999. – с. 69-80.
12. *Прокопенко Т.О.* Теорія систем і системний аналіз: навчальний посібник / Т.О. Прокопенко. – Черкаси: ЧДТУ, 2019. – 139 с.
13. Інтелектуальний аналіз даних. Режим доступа: https://thedigital.gov.ua/lms_ai/intelektualnij-analiz-danih
14. *Барсегян А.А.* Анализ данных и процессов: учеб. пособие / А.А. Барсегян, М.С. Куприянов, И.И. Холод. – СПб.: БХВ-Петербург, 2009. – 512 с. ISBN 978-5-9775-0368-6.
15. *Афанасьева Т.В.* Применене методов интеллектуального анализа данных и процессов: практикум / Т.В. Афанасьева. – Ульяновск: УлГТУ, 2018. – 51 с.