

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту

Кафедра прикладної математики

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 113 Прикладна математика

(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Прикладна математика

(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри ПМ _____

(підпис)

“ _____ ” _____ 2020 р.

ЗАВДАННЯ
НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Феньку Давиду Сергійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Математичні моделі та методи визначення стану
бетонних колекторів за цифровим зображенням

затверджена наказом по університету від 23 жовтня 2020 р. № 1422 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 10 грудня 2020 р.

3. Вихідні дані до роботи Фото поверхні бетонних колекторів

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1. Системний аналіз проблеми визначення стану бетонної поверхні за
цифровим зображенням

2. Вибір і обґрунтування методу розв'язання

3. Програмна реалізація

4. Результати обчислювального експерименту

5. Аналіз можливих застосувань

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій _____

1. Актуальність теми роботи _____

2. Постановка задачі _____

3. Системний аналіз проблеми _____

4. Метод чисельного аналізу _____

5. Результати обчислювального експерименту _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір та вивчення технічної літератури за темою роботи	вересень 2020 р.	виконано
2	Вибір та обґрунтування методу	жовтень – листопад 2020 р.	виконано
3	Розробка алгоритму і програми	листопад – грудень 2020 р.	виконано
4	Проведення аналітичних досліджень та розрахунків	листопад – грудень 2020 р.	виконано
5	Робота над текстом пояснювальної записки	грудень 2020 р.	виконано
6	Представлення роботи на рецензію в ЕК	грудень 2020 р.	виконано

Дата видачі завдання 1 вересня 2020 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ доц. Єсілевський В.С.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 106 с., 2 табл., 27 рис., 1 дод., 28 джерела.

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ЦИФРОВЕ ЗОБРАЖЕННЯ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ ТЕКСТУР, OPENCV.

Об'єкт дослідження – визначення стану поверхні бетонних колекторів за цифровим зображенням.

Мета роботи – розробити математичну модель та дослідити методи визначення поверхні бетонних колекторів за цифровим зображенням. Для цього потрібно розглянути та проаналізувати існуючі засоби та рішення в області аналізу стану поверхні за цифровим зображенням. Та створити власний програмний продукт.

Методи дослідження – метод розпізнавання текстур та застосування штучного інтелекту.

У даній роботі було вирішено задачу визначення стану поверхні бетонних колекторів за цифровим зображенням методом розпізнавання текстур та за допомогою нейронних мереж.

За допомогою мови програмування C++ та бібліотеки OpenCV був створений програмний продукт та проведений порівняльний аналіз алгоритмів та методів визначення стану поверхні за цифровим зображенням.

ABSTRACT

Introductory note: 106 pages, 2 tables, 27 figures, 1 appendix, 28 sources.

MATHEMATICAL MODEL, NEURAL NETWORK, MACHINE LEARNING, DIGITAL IMAGE, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, TEXTURE RECOGNITION METHOD, OPENCV.

The object of research – to determine the state of the surface of concrete collectors by digital image.

The purpose of the work – to develop a mathematical model and to investigate the methods of determining the surface of concrete collectors by digital image. To do this, you need to consider and analyze existing tools and solutions in the field of analysis of the state of the surface on a digital image. And create your own software product.

Research methods – a method of texture recognition and the use of artificial intelligence.

In this work, the problem of determining the state of the surface of concrete collectors on a digital image by the method of text tour recognition and using neural networks was solved. Using the C ++ programming language and the OpenCV library, a software product was created and a comparative analysis of algorithms and methods for determining the state of the surface from a digital image was performed.

ЗМІСТ

	С.
Вступ	7
1 Системний аналіз проблеми.....	9
1.1 Системний аналіз проблеми визначення стану бетонної поверхні за цифровим зображенням	9
1.1.1 Вербальна модель системи.....	9
1.1.2 Морфологічний опис системи	9
1.1.3 Функціональна модель системи	10
1.2 Аналіз сценаріїв вирішення проблеми визначення стану бетонної поверхні за цифровим зображенням	12
1.2.1 Модель аналізу проблеми	12
1.2.2 Модель вирішення проблеми	13
1.3 Змістовна та формальна постановка задачі	14
1.3.1 Змістовна постановка задачі	14
1.3.2 Формальна постановка задачі	15
2 Вибір та обґрунтування метода розв’язання	16
2.1 Основні відомості з теорії	16
2.2 Метод навчання штучної нейронної мережі	18
2.3 Застосування методу	28
3 Програмна реалізація	46
3.1 Засоби реалізації.....	46
3.2 Опис програми.....	46
4 Результати обчислювального експерименту	56
5 Аналіз можливих застосувань	63
Висновки	64
Перелік джерел посилання	66
Додаток А Код програми	70

ВСТУП

У водному середовищі систем і споруд питного і технічного водокористування відбувається ряд різноманітних мікробіологічних процесів. Мікроорганізми відіграють важливу роль у функціонуванні водного господарства промислових підприємств, оскільки здійснюють такі необхідні процеси як біологічна очистка стічних вод і переробка органічних опадів. Крім того, мікроорганізми зумовлюють і такі негативні явища в спорудах водопідготовки, водокористування та відведення стоків, як мікробіологічні обростання, мікробіологічна корозія устаткування і споруд, а також мікробіологічні пошкодження бетонних конструкцій.

Для контролю корозійного ураження бетонних трубопроводів водовідведення і прогнозування їх експлуатаційної довговічності використовуються різні методи і засоби діагностики, в основному, візуальні (телекамери) і засоби безпосереднього зондування. Обчислювальна техніка використовується тільки для ведення діагностики і зберігання результатів.

Метою даної роботи є розробка алгоритму дистанційної діагностики бетонних покриттів, підданих впливу біогенної сірчано – кислої корозії, на підставі їх фотографій з використанням програмних засобів. Автор виходить з припущення, що двовимірне зображення розглянутого матеріалу містить достатньо інформації для визначення деяких його фізико – хімічних властивостей, зокрема, показника рН.

Як досить потужний і універсальний механізм вирішення складних багатовимірних задач, як одного із засобів досягнення поставленої мети застосовані штучні нейронні мережі (ШНМ). Особливості проблеми (на вході – зображення, на виході – значення з безперервного безлічі) не дозволяють віднести її до одного з шести основних типів завдань, що вирішуються за допомогою ІНС [1]. Вона займає проміжне положення між завданнями розпізнавання образів і апроксимації функцій.

Метою роботи є проектування та програмна реалізація алгоритму обробки цифрових фотограметричних зображень мікроструктури бетону.

Об'єкт дослідження – цифрові фотограметричні зображення мікроструктури бетону.

1 СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ

1.1 Системний аналіз проблеми визначення стану бетонної поверхні з цифровим зображенням

1.1.1 Вербальна модель системи

Об'єкт аналізу – «Поверхня бетонних колекторів».

Предмет аналізу – «Фотографії зразків бетону, прокородірувавших в результаті біогенної сірчаної кислоти агресії, а також результати безпосередніх вимірів рівня кислотності зразків».

Точка зору: дослідник.

На виході системи ми повинні отримати визначення показника рН зразків бетону, які зазнали біогенної сірчаної кислоти корозії.

1.1.2 Морфологічний опис системи

Морфологічний опис задачі інтелектуального аналізу почнемо з розгляду поняття зовнішнього середовища.

Зовнішнє середовище – сукупність всіх об'єктів – бетонні споруди водовідведення.

Для опису функціонування моделі із зовнішнім середовищем на рисунку 1.1 представлена модель типу «чорний ящик».

Модель, що представлена як «чорний ящик», включає моделі границі, модель зовнішнього середовища, входи і виходи.

Вихід системи – це показник рН зразків бетону, які зазнали біогенної сірчаної кислоти корозії.

Входи системи – фотографії зразків бетону, прокородірувавших в результаті біогенної сірчаної кислоти агресії, а також результати безпосередніх ви-

мірів рівня кислотності зразків та алгоритми машинного навчання. «Чорний ящик» здійснює перетворення входів в виходи системи.

1.1.3 Функціональна модель системи

Існують розроблені моделі розрахунку таких характеристик експлуатаційної довговічності бетонних трубопроводів водовідведення:

- а) агресивність середовища, що впливає на бетон;
- б) глибина корозії бетону;
- в) швидкість корозії бетону;
- г) швидкість зменшення товщини труби (швидкість вилугування бетону);
- д) залишковий ресурс труби (прогнозний термін до граничного стану);
- е) середньорічна концентрація сірководню в атмосфері колектора.

Для обчислення зазначених параметрів необхідно визначення показника рН в плівковому шарі вологи на поверхні зразків. Існуючі методи (руйнівні і неруйнівні) неефективні, оскільки вимагають безпосереднього зондування, великої кількості вимірів, високої кваліфікації дослідника. Виникла незадоволеність викликала необхідність в пошуках альтернативних способів діагностики – дистанційного зондування і визначення характеристик досліджуваного матеріалу програмними засобами на підставі двовимірних зображень.

Співробітниками лабораторії надані фотографії зразків бетону, прокорродірованих в результаті біогенної сірчаної кислоти агресії, а також результати безпосередніх вимірів рівня кислотності зразків.

Необхідно побудувати метод визначення показника кислотності рН на підставі аналізу зображень програмними засобами.

Розглянемо аналіз і вирішення проблеми, пов'язаної з ефективним діагностуванням стану бетонних споруд водовідведення. Проблема сформульована лабораторією мікробіологічних проблем водогосподарських споруд і містить

наступні недоліки:

- для проведення діагностики необхідно витратити кошти на оплату послуг відповідних експертів;
- реалізація оцінки поточного стану бетонних конструкцій існуючими засобами є трудомісткою і витратною за часом. В даний час вимірювання кислотності поверхні бетону здійснюється за допомогою приладу для визначення стану корохії бетону (КБ-1 і КБ-2). При обстеженні стандартних зразків бетону (бруски 150x50x50 мм) вимірювання проводяться на чотирьох гранях. Визначення кислотності на кожній з граней вимагає проведення 14 замірів з подальшим визначенням середніх отриманих результатів. Кожен вимір займає до двох секунд;
- проведення візуальної діагностики за допомогою плаваючих зондів не дозволяє визначити кількісні характеристики спостерігається корозії;
- аналіз результатів, одержуваних існуючими методами проводиться недостатньо ефективно, оскільки вимагає ручного введення значної кількості значень в базу даних.

Ґрунтуючись на цих недоліках, можна сформулювати кілька логічно можливих результатів (контрастних сценаріїв) стану розглянутої ПС-системи.

Сценарій "Використання неруйнівних методів діагностики (статус-кво). У зв'язку з необхідністю оплати додаткових послуг експертів, а також закупівлі витратних матеріалів фінансові витрати підвищуються. Руйнування зразків не відбувається, оскільки при дослідженні зазначеними методами вимірювання проводяться в плівковому вологому шару на поверхні зондуемого матеріалу.

Сценарій "Використання руйнівних методів діагностики". Руйнівні методи діагностики вимагають сколювання зразка бетону з подальшим його повним руйнуванням і розчиненням у воді (строго кажучи, виходить не розчин, а суспензія). Кислота, яка містилася в бетоні, переходить в розчин, і потім рівень кислотності визначається класичними методами. Метод дозволяє підвищити точність вимірювань, однак інших невдоволень не ліквідує.

Сценарій "Віддалене зондування". На відміну від інших методів, визна-

чення фізико-хімічних властивостей бетону відбувається без безпосереднього контакту зі зразками, оскільки досліджуються самі зразки, а їхні фотографії. При деякому зменшенні точності діагностики інші її параметри поліпшуються. У значних фінансових вкладень немає необхідності: вказаний метод не вимагає створення спеціального обладнання, оскільки для аналізу досить зображення, отриманого в видимому діапазоні. Впровадження методу вимагає деяких одноразових фінансових і тимчасових витрат на розробку відповідного програмного забезпечення, однак в зв'язку з усуненням необхідності періодичної оплати послуг експертів і підвищенням швидкості діагностики загальні фінансові та часові витрати знизяться. Оскільки зображення обробляються безпосередньо на комп'ютері, то можлива автоматична передача результатів в базу даних, що значно прискорить їх аналіз.

1.2 Аналіз сценаріїв вирішення проблеми визначення стану бетонної поверхні за цифровим зображенням

1.2.1 Модель аналізу проблеми

Побудуємо ієрархічну модель прямого процесу аналізу проблеми (рисунок 1.1).

У цій моделі розглядаються наступні елементи за рівнями:

- нульовий рівень (фокус моделі) – ефективне діагностування;

- перший рівень (фактори):

а) властивості діагностики: точність, зручність, тимчасові витрати на проведення, необхідний рівень, кваліфікації;

б) фінансові витрати;

в) збереження цілісності досліджуваних зразків;

- другий рівень (актори): користувачі, розробники ПЗ, розробники приладів;

- третій рівень (цілі акторів): цілі, які переслідують актори ПС-системи в

процесі управління силами, що впливають на чинники;

- четвертий рівень (контрастні сценарії): використання неруйнівних методів, використання руйнівних методів, впровадження віддаленого зондування;

- п'ятий рівень – узагальнений сценарій.

Побудуємо ієрархічну модель прямого процесу аналізу проблеми (рисунок 1.1).

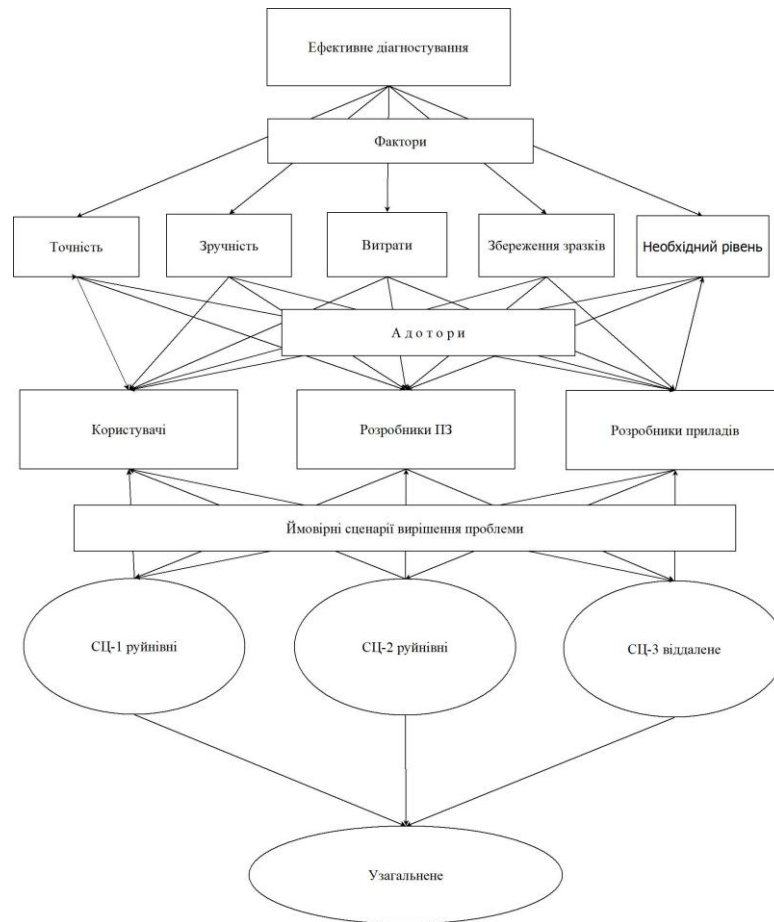


Рисунок 1.1 – Модель прямого процесу аналізу проблеми

1.2.2 Модель вирішення проблеми

В ході експериментів отримані такі результати:

Кількість епох –1400. Середньоквадратична помилка на навчальній множині – 0.0632. Середньоквадратична помилка на перевірючий безлічі – 0.1245.

Співвідношення бажаних і реальних відгуків мережі для навчального і

перевірочної множини показали ефективність запропонованої структури.

Параметри мережі, яка призначена для вирішення завдання, представлені в таблиці 1.1

Таблиця 1.1 – Параметри мережі

Кількість прихованих шарів		2
Кількість ВЕ	у вхідному шарі	256
	в першому прихованому шарі	64
	у другому прихованому шарі	32
	в вихідному шарі	1
Використовувана функція активації		Tanh (βx)
Параметр функції активації	в першому прихованому шарі	0.72
	у другому прихованому шарі	0.3
	в вихідному шарі	1.1
момент		0.3

1.3 Змістовна та формальна постановка задачі

1.3.1 Змістовна постановка задачі

Мета роботи дослідити та змоделювати на основі фотозображення дефекти бетону задля підбору методу їх усунення.

Дану задачу необхідно вирішувати за допомогою методів розпізнавання зображень. Найбільш ефективним інструментом розпізнавання зображень є використання штучних нейронних мереж.

Розпізнавання зображення для машини являє собою складну проблему. Раніше воно було можливо тільки завдяки дуже нагромадженню функцій і моделям. Але зараз, внаслідок розвитку сфери інформаційних технологій, стає можливим спростити, а то і поліпшити якість розпізнавання.

1.3.2 Формальна постановка задачі

Припустимо, що між двовимірним зображенням зразка бетону (тобто, вектором n мірного простору), і показником рН на його поверхні існує залежність, яку в загальному вигляді можна представити у вигляді:

$$Y = F\{P[H(X)], B\},$$

де $Y \in (0,14)$ – значення показника рН - залежною (вихідний) змінної;

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ – матриця незалежних (вхідних) змінних розмірністю $m \times n$, причому $x_i \in \Omega^n, i = 1, 2, \dots, m$, де $\Omega = \{x \mid x \in [0, 255] \cap \mathbb{Z}\}$;

H – вейвлет-перетворення Хаара з $\Omega^n \rightarrow \Omega^n$, що ставить у відповідність кожному вхідному вектору з Ω^n вектор коефіцієнтів його перетворення Хаара;

P – відношення $\Omega^n \rightarrow \mathbb{Z}^{256}$, що ставить у відповідність кожному вхідному вектору з Ω^n вектор частот;

B – вектор невідомих параметрів розмірністю $p * 1$;

n – розмірність зображення в пікселях;

m – кількість експериментальних даних;

p – кількість незалежних змінних (параметрів ІНС);

F – шукана функціональна залежність.

Невідомі параметри визначаються з задачі оптимізації:

$$\sum_{i=1}^m (y_i - F\{P[H(x_i)], B(m)\})^2 \rightarrow \min_{B(m)} .$$

Функціональну залежність F будемо шукати у вигляді нейронної мережі прямого поширення типу багатошаровий перцептрон.

2 ВИБІР ТА ОБҐРУНТУВАННЯ МЕТОДУ РОЗВ'ЯЗАННЯ

2.1 Основні відомості з теорії

Штучні нейронні мережі (ШНМ) – один з напрямків штучного інтелекту, основним завданням якої є моделювання роботи людського мозку. ІНС складається з взаємозв'язаних між собою нейронів, які, в свою чергу, є простими процесорами, що працюють паралельно. Місце з'єднання двох нейронів називають синапсом. Кожен нейрон має внутрішній стан, яке називається сигналом активації. Вихідні сигнали можуть бути відправлені іншим пристроям. Але, на відміну від природної нейронної мережі, ІНС спрощена в тисячі і мільйони разів. Біологічні нейрони мають тривимірну структуру, коли як ІНС всього лише двомірну. Це зроблено тому, що комп'ютери просто не в силах обробити такий потік інформації з огляду на брак ресурсів. Варто відзначити, що ІНС мають функцію самонавчання. Нейронна мережа має два цикли: навчання та функціонування. Етап навчання нейронних мереж, в свою чергу, можна розділити на 2 види: навчання з учителем і навчання без учителя.

В основі навчання нейронної мережі учителем лежить надання їй навчальної вибірки, яка буде містити вхідні правильні дані. Нейронна мережа буде порівнювати отриманий результат з правильним і, виходячи з цього, змінювати ваги нейронів так, щоб відповідь мінімально відрізнявся від необхідного. Іншими словами, відбувається навчання нейронної мережі виконувати певну функцію, при цьому регулюючи значення (коефіцієнти ваг) між елементами. Мережа коригується на основі порівняння, необхідного і отриманого результатів.

Навчання без вчителя, на відміну від попереднього, полягає в тому, що нейронна мережа отримує лише вхідні дані. Далі мережу спостерігає і поступово починає класифікувати подаються дані. Усередині створюються власні групи, завдяки яким нейронна мережа починає дізнаватися і відносити дані до тієї чи іншої власної вибірки.

Саме завдяки самонавчанню нейронної мережі стає можливим розпізнавати тексти різних складнощів. У разі розпізнавання тексту застосовуються свёрточніе нейронні мережі (СНС). На даний момент нейронні мережі використовуються для розпізнавання рукописного введення, візуальних об'єктів, символів і так далі. На самому базовому рівні нейронна мережа являє собою просто багаторівневу ієрархічну нейронну мережу.

Нейронні мережі користуються тим, що вхідні дані складаються з зображень, і вони обмежують побудова мережі більш розумним шляхом. Шари згорточних нейронних мереж складаються з нейронів, розташованих в 3-х вимірах (ширина, висота, глибина). На відміну від простих нейронних мереж, граничні ваги в мережі розподіляються між різними нейронами в прихованих шарах. Для того щоб почати розпізнавання тексту, попередньо необхідно обробити зображення, скориставшись відповідним модулем.

Попередня обробка пов'язана з підготовкою зображення для подальшого аналізу і використання. У деяких випадках може знадобитися поліпшення якості, усунення різних шумів. Для цього зображення спрощуються, поліпшуються, змінюються. Перший крок в попередній обробці полягає в тому, щоб перетворити кольорове зображення в чорно-біле. На наступному етапі застосовується фільтрація. В кінцевому рахунку, попередня обробка зображення зводиться до виконання наступних операцій: зображення в чорно-білому форматі; фільтрація; виявлення даних; вилучення даних.

Як і було сказано раніше, розпізнавання тексту - це проблема машинного навчання кількох десятиліть. У загальному плані вона складається з двох основних компонентів: пошук тексту і розпізнавання слів. Для початку необхідно виявити сам текст (окремі слова або рядки). Завдання полягає в тому, щоб виділити необхідну ділянку прямокутником, при цьому поєднуючи символи в слова. Таким чином, кінцевий результат сегментації і розпізнавання являє собою набір анотованих обмежують прямокутників і безліч методів сегментації і розпізнавання. Ці методи включають в себе різні варіанти імовірнісних графічних моделей для спільної сегментації і розпізнавання. Наприклад, до них відносять-

ся геометричні моделі, які розуміють, що висота деяких символів більше, ніж висота інших (буква «А» в порівнянні з буквою «о») або той факт, що певні символи однакові за змістом і одночасно різні (наприклад, в верхньому і нижньому регістрах). Аналогічним чином, мовні моделі надають інформацію про те, як символи зазвичай розташовуються усередині слів.

Наступний модуль розпізнавання символів – екстракція (витяг). Це особлива форма, при якій алгоритму даються на вхід дуже великі дані, а на виході витягується маленький обсяг, що містить проаналізовані дані. В результаті роботи даного модуля виходить готовий розпізнаний текст. До використання нейронних мереж дана система являла собою нагромаджені обчислення, які спиралися на складні графічні моделі. Викладений вище метод використовується для розпізнавання самих різних символів на основі нейронної мережі. Його точність становить 85%. Проблема розпізнавання тексту залишається актуальною досі.

2.2 Метод навчання штучної нейронної мережі

Нейронна мережа складається з нейронів, які в свою чергу мають певний обмежений кількість входів і до кожного з входів відповідає деякий вага (рис. 2.3). Завданням нейрона є визначити виважену суммацію своїх входів. В даному випадку на вході будуть пікселі зображення з тим чи іншим символом. Для того, щоб нейрон обробив і адекватно сформував вихідний сигнал застосовується цільова функція – $out = \varphi(net)$. Значення цієї функції і є виходом нейрона [3, с. 3].

У свою чергу нейронні мережі можна класифікувати за способом навчання на ІНС з учителем і ІНС без вчителя. У першому випадку навчання присутній учитель, який подає на вхід нейронної мережі образи, виробляє порівняння результуючих виходів з необхідними, а потім налаштовує ваги ІНС мережі таким чином, щоб зменшити відмінності. Важко уявити такий навчальний меха-

нізм в біологічних системах; отже, хоча даний підхід привів до великих успіхів при вирішенні прикладних задач, він відкидається тими дослідниками, хто вважає, що штучні нейронні мережі обов'язково повинні використовувати ті ж механізми, що і людський мозок.

У другому випадку навчання відбувається без учителя. В результаті обробки вхідних образів мережу самоорганізується, в результаті чого відбувається настройка ваг згідно з визначеним алгоритмом. Необхідний вихід в процесі навчання не вказано, тому результати визначення збуджуючих образів для конкретних нейронів непередбачувані. При цьому, однак, мережа організовується у формі, що відображає істотні характеристики навчального набору. Наприклад, вхідні образи можуть бути класифіковані відповідно до ступеня їх подібності так, що образи одного класу активізують один і той же вихідний нейрон.

Схематично біологічна модель штучної нейронної мережі зображена на рисунку 2.1. Штучні нейрони зображені у вигляді кіл, а напрями руху сигналу (зв'язки між нейронами) позначені стрілками [9].

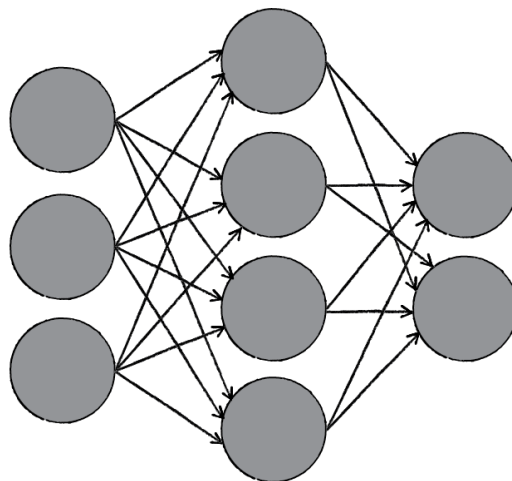


Рисунок 2.1 – Біологічна модель ШНМ

Кожен зв'язок характеризується певним числом, який називається вагою цих зв'язків. Сигнал, який пройшов через даний зв'язок, множиться на його вагу. Зв'язки (синапси) можуть посилювати чи послаблювати сигнал.

Кожному i -му зв'язку відповідає деяке число ω_i , що є вагою даного

зв'язку. На рисунку 2.2 зображено ваги деяких зв'язків.

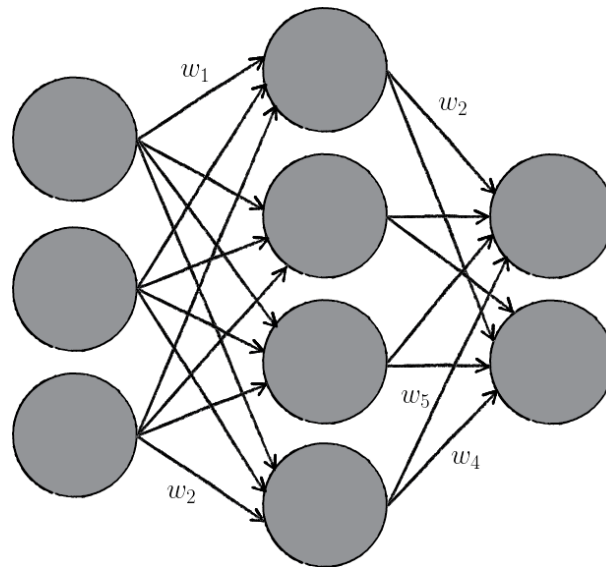


Рисунок 2.2 – Біологічна модель ШНМ з вагами коефіцієнтами зв'язків

Особливості нейронної мережі, що є перевагами в її використанні для розв'язання поставленої задачі:

- а) паралельна обробка інформації усіма ланками;
- б) при великій кількості міжнейронних зв'язків, процес оброблення інформації значно прискорюється, мережа набуває стійкість до помилок;
- в) здатність до навчання та узагальнення накопичених знань;
- г) можливість реалізації мережі зі застосуванням технології надвеликого ступеня інтеграції. Різниця елементів невелика, а їх повторюваність величезна. Це відкриває перспективу створення універсального процесора з однорідною структурою, здатного переробляти різноманітну інформацію [7].

Використання перерахованих властивостей на тлі розвитку пристроїв з надвеликим ступенем інтеграції і повсякчасного застосування обчислювальної техніки викликало в останні роки величезне зростання інтересу до нейронних мереж і істотний прогрес в їх дослідженні.

Існують нейронні мережі:

- а) мережі, які навчає вчитель.

Крім вхідних сигналів, відомі також і очікувані вихідні сигнали нейрона –

цілі. У даній мережі підбір вагових коефіцієнтів повинен бути організований так, щоб фактичні вихідні сигнали нейрона приймали б значення, максимально близькі до цілей, які ми самі задаємо. Ключовим елементом процесу навчання з учителем є самі очікувані значення вихідного сигналу нейрона.

б) з самоорганізацією.

Підбір вагових коефіцієнтів в такому випадку проводиться на основі конкуренції нейронів між собою (стратегія “Winner Takes All” – “Переможець отримує все” або “Winner Takes Most” – “Переможець отримує більше”), або з урахуванням кореляції навчальних і вихідних сигналів (навчання по Хеббу). При цьому навчання ми не можемо прогнозувати вихідний сигнал нейрона на етапі його адаптації. У той час як при навчання з учителем результат навчання визначений заздалегідь завдяки апіорно заданим навчальним вибіркам [7].

За кількістю шарів в структурі штучної нейронної мережі вони поділяються на:

а) одношарові

б) багатошарові.

Одношарові НМ. Найпростіша мережа складається з групи нейронів, що утворюють шар, як показано на рисунку 2.3. Вершини – кола зліва, виконують функцію розподілу вхідних сигналів. Вони не виконують конкретних обчислень, і тому не являють собою окремий шар. З цієї ж причини вони позначені колами, щоб відрізнити їх від обчислювальних нейронів, позначених квадратами. Кожен елемент з множини входів X з урахуванням окремої ваги сполучений з кожним нейроном. А кожен нейрон видає зважену суму входів. Для узагальнення показані всі з'єднання. У конкретної мережі деякі сполуки можуть бути відсутні. Можуть мати місце також з'єднання між виходами і входами нейронів в шарі. Ваги будемо вважати елементами матриці W розміру $[m \times n]$, де m – номер входу, n – номер нейрону. Наприклад, w_{22} це вага зв'язку, що з'єднує другий вхід з другим нейроном. Таким чином, обчислення вихідного вектору N , компонентами якого є виходи нейронів, зводиться до матричному множенню, де

N і X – вектори-рядки [10].

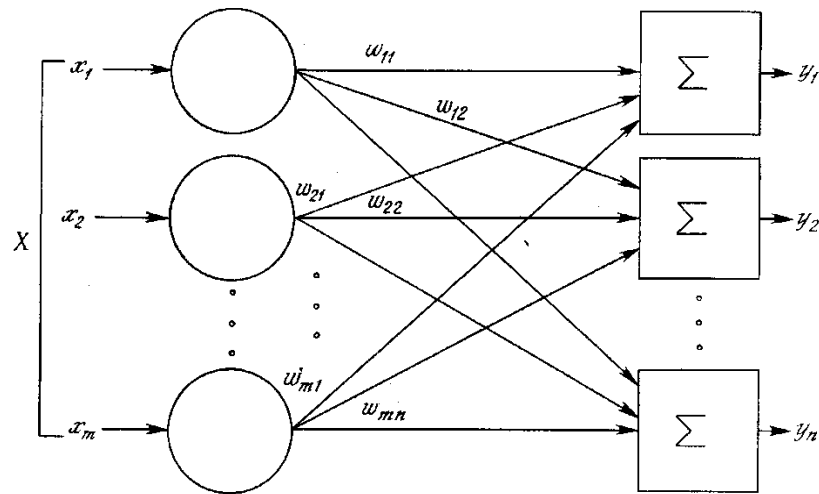


Рисунок 2.3 – Одношарова ШНМ

Опишемо багатошарові НМ. Більш великі та складні штучні нейронні мережі володіють, як правило, і великими обчислювальними можливостями. Хоча створені мережі всіх конфігурацій, які тільки можна собі уявити, пошарова організація нейронів копіює шаруваті структури певних відділів мозку. Виявилося, що такі багатошарові мережі мають більші можливості, ніж одношарові, і в останні роки були розроблені алгоритми для їх навчання. Багатошарові мережі можуть утворюватися каскадами прошарків. Вихід одного шару є входом для наступного шару [10].

Багатошарова ШНМ включає в себе:

а) вхідний шар – служить для розподілу даних по мережі і не робить ніяких обчислень. Виходи цього шару передають сигнали на входи наступного шару (прихованого або вихідного);

б) вихідний шар – зазвичай містить один нейрон, який видає результат розрахунків всієї нейронної мережі;

в) приховані шари – шари звичайних нейронів, які передають сигнали від входу до виходу. Їх входом служить вихід попереднього шару, а вихід - входом наступного шару [10].

На рисунку 2.4 показаний схематичний приклад такої мережі показаний.

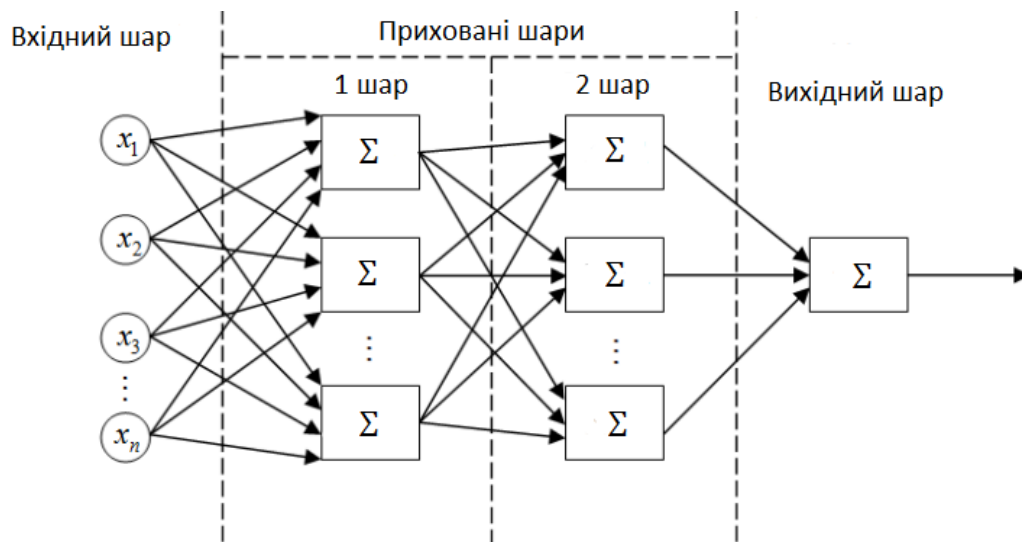


Рисунок 2.4 – Багатошарова ШНМ

Опишемо функцію активації (ФА). Метод навчання штучної нейронної мережі, її швидкість та правильність роботи залежать від функції активації, яка є дуже важливим елементом мережі. Залежність методу навчання нейронної мережі пов'язана з тим, що відомі алгоритми навчання накладають певні обмеження на функцію активації [11].

Функція активації (активаційна функція, функція збудження) – спосіб нормалізації вхідних даних. Тобто, якщо на вході у нас буде велике число, то пропустивши його через функцію активації, ми отримаємо на виході число в потрібному нам діапазоні.

Найчастіше використовуються такі функції активації:

- а) лінійна функція;
- б) сигмоїдальна функція.

Сигнал на виході нейрона лінійно пов'язаний з ваговою сумою сигналів на його вході. Математично функція виражається формулою:

$$f(x) = t \cdot x,$$

де t – параметр функції;

x – від нейрона.

Опишемо лінійну функцію активації з насиченням. Дана функція має проміжні значення в діапазоні від 0 до 1. Це дає можливість ширше використувати дану функцію в системах класифікації сигналів та зображень. Графік функції зображений на рисунку 2.5.

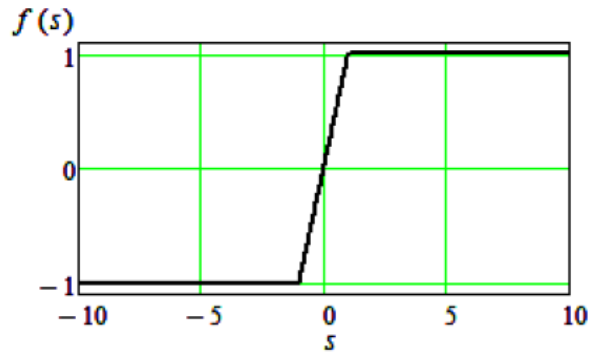


Рисунок 2.5 – Графік лінійної функції з насиченням

Математично функція описується за допомогою системи рівнянь:

$$f(s) = \begin{cases} -1, & s < -T, \\ 1, & s > T, \\ s, & -T < s < T. \end{cases}$$

Опишемо сигмоїдальну функцію активації. Для побудови багатошарових штучних нейронних мереж, що здатні апроксимувати складні функції застосовують сигмоїдальні функції активації, що є стискаючими нелінійними функціями.

Сигмоїдальні функції визначені на всій осі часу та властивість гарного підсилення слабких сигналів, що дозволяє запобігати насиченню нейронної мережі великими вхідними сигналами. Також застосування сигмоїдальних функцій дозволяє перейти від дискретних сигналів до неперервних.

До сигмоїдальних функцій відноситься логістична функція рисунок 2.6а. В даній функції параметр a визначає кут нахилу даної функції. При зміні даного параметру можна регулювати підсилення слабких сигналів та змінювати час

навчання мережі:

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}},$$

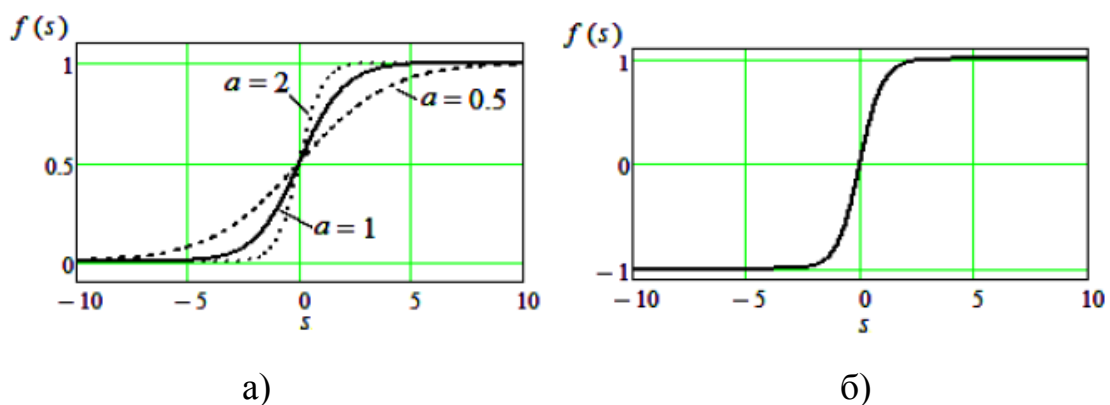
де a – коефіцієнт крутизни логістичної функції.

Дана функція використовується широко в ШНМ зі зворотним розповсюдженням помилки під час навчання, оскільки однією з її властивостей є зручне вираження першої похідної через значення функції: $f'(s) = af(s)(1 - f(s))$.

До сигмоїдальних функцій відноситься як логістична функція, так і функція гіперболічного тангенсу, що зображено на рисунку 2.6 б). Вихідні значення даної функції лежать в інтервалі $(-1;1)$, що дозволяє розширити діапазон робочих значень до від'ємної області.

Знаючи все це ми перейшли до пошуку методів вирішення питання: розпізнавання дорожніх знаків за допомогою штучної нейронної мережі.

Торкнемося коротко тему функцій, використовуваних для «стиснення» інтервалу значень активацій. Функція сигмоид є прикладом, наслідують біологічним нейронам і вона використовувалася в ранніх роботах про нейронних мережах, однак зараз частіше використовується більш проста ReLU функція, яка полегшує навчання нейромережі.



а) логістична; б) гіперболічний тангенс

Рисунок 2.6 – Сигмоїдальна функція активації

Почнемо зі зв'язку між двома останніми нейронами. Позначимо останній шар L , передостанній $L-1$, а активації лежать в них розглядаються нейронів $a(L)$, $a(L-1)$.

Уявімо, що бажане значення активації останнього нейрона, дане навчальним прикладів це y , рівне, наприклад, 0 або 1. Таким чином, функція вартості визначається для цього прикладу як

$$C_0 = (a(L) - y)^2.$$

Нагадаємо, що активація цього останнього нейрона задається зваженою сумою, а вірніше масштабується функцією від зваженої суми:

$$a(L) = \sigma(w(L) a(L-1) + b(L)).$$

Для стислості зважену суму можна позначити буквою з відповідним індексом, наприклад $z(L)$:

$$a(L) = \sigma(z(L)).$$

Розглянемо як в значенні функції вартості позначаються малі зміни ваги $w(L)$. Або математичною мовою, яка похідна функції вартості за вагою $\partial C_0 / \partial w(L)$?

Можна бачити, що зміна C_0 залежить від зміни $a(L)$, що в свою чергу залежить від зміни $z(L)$, яке і залежить від $w(L)$. Відповідно правилом взяття похідних похідних, шукане значення визначається твором наступних приватних похідних:

$$\partial C_0 / \partial w(L) = \partial z(L) / \partial w(L) \cdot \partial a(L) / \partial z(L) \cdot \partial C_0 / \partial a(L).$$

Розрахуємо відповідні похідні:

$$\partial C_0 / \partial a(L) = 2(a(L) - y).$$

Тобто похідна пропорційна різниці між поточним значенням активації і бажаним.

Середня похідна в ланцюжку є просто похідною від масштабується функції:

$$\partial a(L) / \partial z(L) = \sigma'(z(L)).$$

І нарешті, останній множник це похідна від зваженої суми:

$$\partial z(L) / \partial w(L) = a(L-1).$$

Таким чином, відповідну зміну визначається тим, наскільки активований попередній нейрон. Це співвідноситься з згадуваної вище ідеєю, що між спалахують разом нейронами утворюється більш «міцна» зв'язок.

Кінцевий вираз:

$$\partial C_0 / \partial w(L) = 2(a(L) - y) \sigma'(z(L)) a(L-1)$$

Нагадаємо, що певна похідна лише для вартості окремого прикладу навчальної вибірки C_0 . Для функції вартості C , як ми пам'ятаємо, потрібно виробляти усереднення по всіх прикладів навчальної вибірки:

$$\partial C / \partial w(L) = 1/n \sum \partial C_k / \partial w(L)$$

Отримане середнє значення для конкретного $w(L)$ є одним з компонентів градієнта функції вартості. Розгляд для зрушень ідентично наведеним розгляду для ваг.

Отримавши відповідні похідні, можна продовжити розгляд для поперед-

ніх шарів.

Однак як здійснити перехід від шарів, що містять по одному нейрону до початково розглядається нейромережі. Все буде виглядати аналогічно, просто додасться додатковий нижній індекс, що відображає номер нейрона всередині шару, а у ваг з'являться подвійні нижні індекси, наприклад, j_k , що відображають зв'язок нейрона j з одного шару L з іншим нейроном k в шарі $L-1$.

Кінцеві похідні дають необхідні компоненти для визначення компонентів градієнта ∇C .

2.3 Застосування метода

В даній роботі метою є розробка нейромережевої системи розпізнавання зображення мікроструктури бетону. Для цього спочатку потрібно вивчити методи використання нейронних мереж для розпізнавання зображення. Це потребує визначення перспективних та актуальних нейромережевих архітектур. Після вибору архітектури нейронної мережі потрібно детально вивчити особливості використання мереж даної архітектури.

Після цього потрібно сформулювати алгоритм визначення вхідних даних нейронної мережі, тобто розмірність, метод чисельного подання вхідних даних та ін.

Розробка алгоритму навчання та використання нейронної мережі також є важливим кроком у розробці системи.

Проведений аналіз сучасного стану нейромережевих технологій дозволяє сформулювати висновок про те, що доцільність застосування конкретного типу НМ слід визначати на основі співставлення характеристик мережі з умовами прикладної задачі. До вказаних характеристик та умов відносяться:

- а) параметри навчальних даних;
- б) загальні обмеження процесу навчання;
- в) вимоги до обчислювальних потужностей;

- д) вимоги до вихідної інформації;
- е) обмеження технічної реалізації НМ;
- ж) сфера застосування.

Образи можуть виступати різні по своїй природі об'єкти: символи тексту, зображення, зразки звуків і т.д. При навчанні мережі пропонуються різні зразки образів із указівкою того, до якого класу вони відносяться. Зразок, як правило, представляється як вектор із його ознак. При цьому сукупність всіх ознак повинна однозначно визначати клас, до якого відноситься зразок. У випадку, якщо ознак недостатньо, мережа може співвіднести той самий зразок з декількома класами, що невірно. По закінченні навчання мережі можна пред'являти невідомі їй раніше образи й одержувати від неї відповідь про приналежність до визначеного класу. Топологія такої мережі характеризується тим, що кількість нейронів у вихідному шарі, як правило, дорівнює кількості обумовлених класів.

При цьому установлюється відповідність між виходом нейронної мережі і класом, що він представляє. Коли мережі пред'являється якийсь образ, на одному з її виходів повинна з'явитися ознака того, що образ належить цьому класові. У той же час на інших виходах повинна бути ознака того, що образ даному класові не належить. Якщо на двох або більш виходах є ознака приналежності до класу, вважається що мережа «не упевнена» у своїй відповіді. Відзначимо, що задачі класифікації (типу розпізнавання букв) дуже погано алгоритмизуються. Якщо у випадку розпізнавання букв вірна відповідь очевидна для нас заздалегідь, то в більш складних практичних задачах навчена нейромережа виступає як експерт, що володіє великим досвідом і здатний дати відповідь на важке запитання. Прикладом такої задачі служить медична діагностика, де мережа може враховувати велику кількість числових параметрів (енцефалограма, тиск, вага і т.д.). Звичайно, "думку" мережі в цьому випадку не можна вважати остаточним.

Нейромережний підхід особливо ефективний у задачах експертної оцінки з тієї причини, що він сполучає у собі здатність комп'ютера до обробки чисел і здатність мозку до узагальнення і розпізнавання. Говорять, що в гарного лікаря здатність до розпізнавання у своїй області настільки велика, що він може про-

вести приблизну діагностику вже по зовнішньому вигляді пацієнта. Можна погодитися також, що досвідчений трейдер почуває напрямок руху ринку по виду графіка. Однак у першому випадку усі фактори наочні, тобто характеристики пацієнта миттєво сприймаються мозком як "бліда особа", "блиск в очах" і т.д. У другому ж випадку враховується тільки один фактор, показаний на графіку - курс за визначений період часу. Нейромережа дозволяє обробляти величезну кількість факторів (до декількох тисяч), незалежно від їхньої наочності - це універсальний "гарний лікар", що може поставити свій діагноз у будь-якій області [2].

Ідея алгоритму виражається наступним рівнянням:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + NET_i \cdot NET_j,$$

де $w_{ij}(t)$ – сила синапсу від нейрона i до нейрону j в момент часу t ;

NET_i – рівень збудження предсинаптичного нейрона;

NET_j – рівень збудження постсинаптичного нейрона.

Концепція Хеба відповідає на складне питання, яким чином навчання може проводитись без вчителя. У методі Хеба навчання є виключно локальним, що охоплює тільки два нейрони і з'єднуючий їх синапс; не потрібно глобальної системи зворотного зв'язку для розвитку нейронних мереж.

Подальше використання методу Хеба для навчання нейронних мереж привело до великих успіхів, але нарівні з цим показало обмеженість методу; деякі образи просто не можуть використовуватися для навчання цим методом. У результаті з'явилася велика кількість розширень і нововведень, більшість з яких значною мірою заснована на роботі Хеба.

Метод сигнального навчання Хеба.

Як ми бачили, вихід NET простого штучного нейрона є зваженою сумою його входів. Це може бути виражене таким чином:

$$NET_j = \sum_i OUT_i w_{ij}$$

де NET_j – вихід NET нейрона j ;

OUT_i – вихід нейрона i ;

w_{ij} – вага зв'язку нейрона i з нейроном j .

Можна показати, що в цьому випадку лінійна багатошарова мережа не є потужнішою, ніж одношарова мережа; можливості розглянутої мережі можуть бути поліпшені тільки введенням нелінійності в передатну функцію нейрона. Кажуть, що мережа, що використовує сигмоїдальну функцію активації і метод навчання Хеба, навчається по сигнальному методу Хеба. У цьому випадку рівняння Хеба модифікується таким чином:

$$OUT_i = \frac{1}{1 + \exp(-NET_i)} = F(NET_i),$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + OUT_i OUT_j,$$

де $w_{ij}(t)$ – сила синапсу від нейрона i до нейрона j в момент часу t ;

OUT_i – вихідний рівень пресинаптичного нейрона рівний $F(NET_i)$;

OUT_j – вихідний рівень постсинаптичного нейрона рівний $F(NET)$.

Опишемо Метод диференційного навчання Хеба. Метод сигнального навчання Хеба передбачає обчислення згортки попередніх змін виходів для визначення зміни ваги. Справжній метод, званий методом диференційного навчання Хеба, використовує наступну рівність:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + [OUT_i(t) - OUT_i(t-1)][OUT_j(t) - OUT_j(t-1)],$$

де $w_{ij}(t)$ – сила синапсу від нейрона i до нейрона j в момент часу t ;

$OUT_i(t)$ – вихідний рівень пресинаптичного нейрона в момент часу t ;

$OUT_j(t)$ – вихідний рівень постсинаптичного нейрона в момент часу t .

Навчання здійснюється таким чином:

- а) рандомізуються всі ваги мережі в малі величини;
 б) на вхід мережі подається вхідний навчальний вектор X і обчислюється сигнал NET від кожного нейрона, використовуючи стандартний вираз:

$$NET_j = \sum_i x_i w_{ij};$$

- в) обчислюється значення порогової функції активації для сигналу NET від кожного нейрона таким чином:

$$OUT_j = 1, \text{ якщо } NET_j \text{ більше ніж поріг } \theta_j,$$

$$OUT_j = 0 \text{ в іншому випадку,}$$

де θ_j – поріг, що відповідає нейрону j (в найпростішому випадку, всі нейрони мають один і той же поріг).

- г) обчислюється похибка для кожного нейрона за допомогою віднімання отриманого виходу з необхідного виходу:

$$\text{error}_j = \text{target}_j - OUT_j;$$

- д) кожна вага модифікується таким чином:

$$W_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + a x_i \text{error}_j.$$

- е) повторюються кроки з другого по п'ятий доти, поки похибка не стане досить малою.

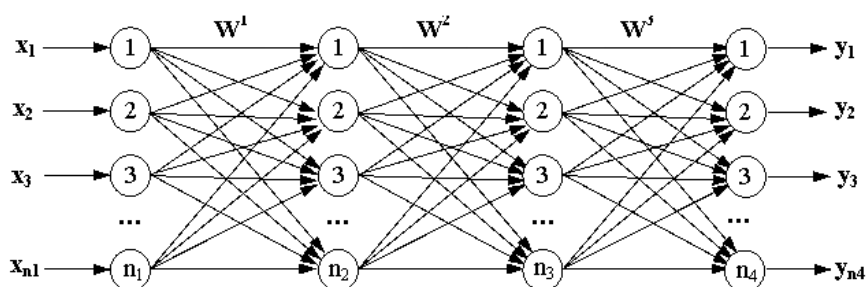


Рисунок 2.7 – Структура мережі кодування

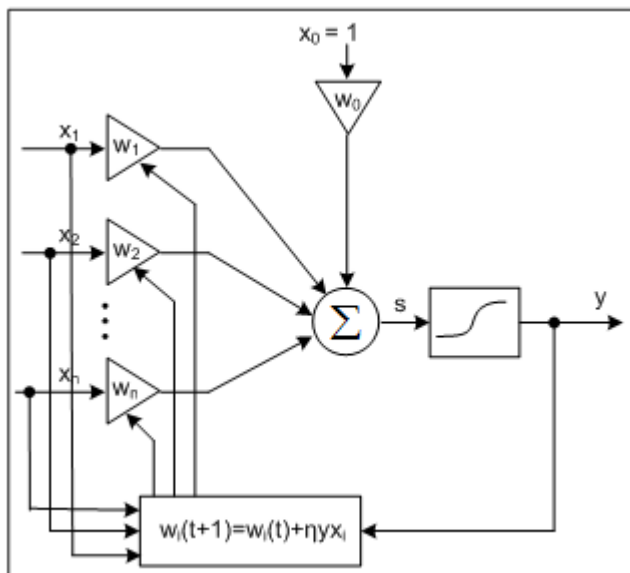


Рисунок 2.8 – Структура нейрона Хебба (простий метод)

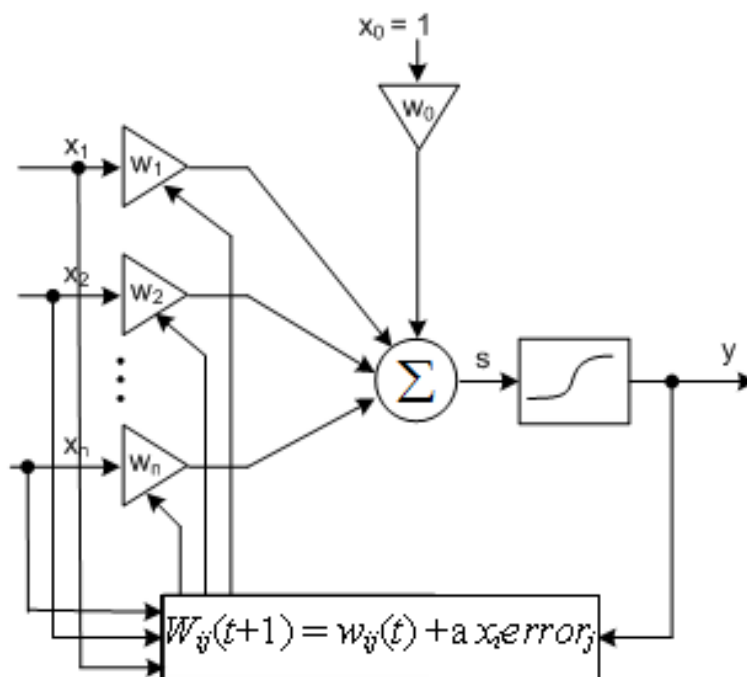


Рисунок 2.9 – Структура нейрона Хебба (модифікований метод)

Рішення про приналежність вхідного зображення класу зображень зображень приймається на основі порівняння величини подібності зображення з зображеннями і порога на результат такого зіставлення. Використовується функція подібності у вигляді косинуса кута між нормованими векторами, такими, що їх середні дорівнюють нулю:

$$\begin{cases} S_0(\vec{I}_1, \vec{I}_2) = \frac{(\vec{I}_1, \vec{I}_2)}{|\vec{I}_1| |\vec{I}_2|}, \\ \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} I_1^i = 0, \\ \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} I_2^i = 0, \end{cases} \quad (2.1)$$

де $S_0(\vec{I}_1, \vec{I}_2)$ – функція подібності;

\vec{I}_1 та \vec{I}_2 – порівнювані зображення, представлені у векторній формі;

N – розмірність векторів.

Функція подібності зображень (2.1) інваріантна до рівномірних змін як-равості і контрасту зображень, які обумовлені відмінностями в умовах одержання зображень і апаратурі вводу. Для виявлення зображень різних масштабів будується піраміда зображень по масштабах, і здійснюється пошук по всіх рівнях піраміди. Завдяки цьому, метод дозволяє не тільки знаходити положення зображень на зображенні, але і визначати їх масштаб, який пов'язаний з рівнем піраміди, що дав найкращу відповідність. Для підвищення швидкості роботи і інваріантності порівняння до індивідуальних особливостей, метод застосовується до зменшених зображень з горизонтальним розміром шаблону – 12 точок.

Для представлення властивостей зображень при рішенні задачі ідентифікації використовуються коефіцієнти згорток вихідного зображення з функціями Габора різних масштабів і кутів повороту. Функції Габора локалізовані в просторовій і частотній області і мають вигляд плоскої хвилі з хвильовим вектором \vec{k} , на яку накладена гаусовська огинаюча функція шириною σ/k , де $\sigma = 2\pi$:

$$\psi_j(\vec{x}) = \frac{k_j^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_j^2 x^2}{2\sigma^2}\right) \left[\exp(i\vec{k}_j \vec{x}) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right],$$

де $\vec{x} = (x, y)$,

$$\vec{k}_j = (k_{jx}, k_{jy}), \quad k_j^2 = |\vec{k}_j|^2, \quad x^2 = |\vec{x}|^2, \quad \vec{k}_j \vec{x} = k_{jx}x + k_{jy}y.$$

Нормувальний коефіцієнт, друга експонента в квадратних дужках, отриманий з умови рівності нулю інтеграла від функцій Габора по всій області визначення, що дає інваріантність згортки довільного зображення з функціями Габора щодо постійного зсуву зображення по шкалі яскравості. У даній роботі використовувалися функції Габора п'яти різних масштабів, $v = \{0, \dots, 4\}$, і восьми кутів повороту, $\mu = \{0, \dots, 7\}$. Кожна функція визначалася характеристичним хвильовим вектором:

$$\vec{k}_j = \begin{pmatrix} k_v \cos \phi_\mu \\ k_v \sin \phi_\mu \end{pmatrix}, \quad k_v = 2^{\frac{v+2}{2}} \pi, \quad \phi_\mu = \mu \frac{\pi}{8}, \quad (2.2)$$

де індекс $j = \mu + 8v$. Вибір саме такого набору функцій Габора обумовлений найкращою апроксимацією габоровськими вейвлетами вихідної області зображення. Повне хвильове перетворення

$$J_j(x, y) = \iint I(x', y') \psi_j(x - x', y - y') dx' dy' \quad (2.3)$$

дає 40 комплексних коефіцієнтів $J_j(x, y)$ у кожній точці зображення $I(x, y)$ (5 масштабів і 8 кутів). Операція обчислення згортки (2.2) має значну складність, тому для прискорення розрахунків використовувалося ШПФ. Для порівняння векторів ознак, отриманих на основі (2.3), як і при виявленні зображень, використовується функція у вигляді косинуса кута між ними (2.1).

Така функція порівняння інваріантна до рівномірних змін яскравості і контрастності зображень, на основі яких вектора ознак були отримані.

Згідно методу еластичного зіставлення графів, зображення зображення

трансформується в граф зображення, що містить його властивості. Конфігурація графа визначає геометричні особливості зображення, вектори ознак у вузлах – локальні властивості зображення.

Для визначення близькості зображень зображень, порівнюються відповідні їм графи зображень за допомогою функції порівняння:

$$S_G(G^1, G^2) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} S_0(G_n^1, G_n^2),$$

де S_G – результат порівняння графів;

N – число вузлів у графі;

n – індекс, що визначає номер вузла;

G_n^1, G_n^2 – вектори ознак, що відповідають n -му вузлу графу;

$S_0(G_n^1, G_n^2)$ – функція порівняння векторів ознак (2.3).

Рішення про належність зображення класу зображень здійснюється за допомогою порогу на результат порівняння графу зображення, що тестується, і графу відомого зображення, що міститься в базі даних. При аналізі зображення зображення, конфігурація графу підстроюється під його пропорції для того, щоб домогтися відповідності між порівнюваними точками зображень.

Для об'єднання етапів пошуку зображення та розпізнавання в єдиний комплекс запропоновано підхід, який враховує вплив відхилень у визначенні масштабів, що знаходяться під час пошуку, на результат ідентифікації. Для зменшення цього впливу запропоновано визначати шаг дискретизації по масштабах при побудові піраміди зображень в методі пошуку на базі заданого обмеження на помилку розпізнавання.

Способи оцінки якості методу розпізнавання залежать від задачі, для вирішення якої його передбачається використовувати. Як правило, алгоритми і методи автоматичної ідентифікації людини за зображенням зображення розробляються для вирішення задач контролю доступу і пошуку в базі даних. Для оцінки якості методу при вирішенні задачі контролю доступу використовують-

ся щільності розподілу для результатів порівняння зображень різних людей і однієї людини. При цьому поріг розпізнавання визначається на підставі важливості для конкретних умов помилок, пов'язаних з неправильною ідентифікацією і відмовленням від розпізнавання. При оцінці якості методу для рішення задачі пошуку в базі даних використовується відсоток знаходження правильної відповідності. При цьому використовуються еквівалентні бази даних, тобто зображення людини, введеного в тестову базу даних, повинне міститися й у базі даних, у якій здійснюється пошук. При цьому ці зображення не повинні бути ідентичними.

Методика тестування полягає в розрахунку залежності відсотка перебування правильної відповідності у визначеному числі знайдених відповідностей з найбільшими вагами від цього числа. У даній роботі така методика використовується для порівняння розроблених методів ідентифікації з аналогами. Необхідно зазначити, що об'єктивна оцінка методів автоматичної ідентифікації по зображенню надзвичайно ускладнена, тому що результат тестування сильно залежить від використовуваної бази даних. Для вирішення цієї задачі необхідно або реалізувати велику кількість вже розроблених підходів, або використовувати для тестування велику розмаїтість баз даних зображень зображень, які використовували окремі автори для дослідження роботи своїх алгоритмів. У цих умовах зручно використовувати відносні показники роботи методів, отримані для використовуваних раніше підходів і розроблених модифікацій на одній базі даних зображень зображень.

Перша модифікація, полягає в розбивці зображень на окремі ділянки і порівняння їх вроздріб, що дає інваріантність результату порівняння до локальних змін яскравості і контрастності зображень у зазначених областях. У цьому випадку результат порівняння двох зображень обчислюється за формулою:

$$S_1 = \sum_{i=1}^N S_0^i,$$

де S_0^i – результат кореляції, розрахований по області з індексом $\{i\}$ на основі формули (2.1);

N – кількість областей.

Такий спосіб порівняння дозволяє більш гнучко оцінювати подібність зображень, одержуваних в умовах з різним напрямком освітлення.

Друга модифікація кореляційного методу пошуку області зображення базується на використанні декількох шаблонів розрахованих методом власних зображень. Власні зображення було обчислено як власні вектори коваріаційної матриці, отриманої на основі навчальної бази даних, що складалася з 376 зображень зображень:

$$S_x = \sum_{k=1}^N (x_k - \mu)(x_k - \mu)^T, \quad W_{opt} = \arg \max_W (|W^T S_x W|),$$

де S_x – матриця коваріації;

N – кількість зображень у базі даних;

μ – середній по базі даних вектор (середнє зображення) ;

x_k – k -й вектор з бази даних;

W_{opt} – матриця власних векторів (власних зображень) .

Характер зменшення власних значень матриці показав можливість використання перших 3 власних векторів, що відбивають найбільш істотні зміни в просторі зображень зображень. Поділяюча класи зображень зображень і фону поверхня побудована на основі мінімізації функції сумарної помилки класифікації градієнтним методом. Передбачається, що поділяюча поверхня є поверхнею другого порядку.

Порівняльна характеристика кореляційного методу пошуку, що був описаний в другому розділі, та запропонованих модифікацій, отримана на одному тестовому наборі зображень зображень і фону (використовувалося 517 зображень зображень і 10000 зображень фону), наведена в таблиці 2.1. При тестуван-

ні здійснювався пошук зображень 8 масштабів, горизонтальний розмір яких змінювався від 34 до 91 точок.

Таким чином, запропоновані модифікації кореляційного методу виявлення зображення дозволили зменшити сумарну помилку класифікації більш ніж у 2 рази. Швидкість і якість роботи розроблених методів дозволяє використовувати їх у різноманітних системах, що здійснюють автоматичний аналіз зображень зображень, як методів попередньої обробки.

Таблиця 2.1 – Порівняльна характеристика розроблених методів виявлення області зображення на зображенні

Характеристики	Звичайний метод	Метод з поділом шаблону на ділянки	Метод з трьома шаблонами
Сумарна помилка класифікації, %	17.7	8.6	6.3
Помилки пропуску зображень, %	10.9	4.9	4.8
Помилкове виявлення, %	6.8	3.7	1.5
Час обробки зображення розміром 320*240 точок на комп'ютері Celeron-350, сек.	0.20-0.25	0.20-0.25	0.4-0.5

Тепер розглянемо повний алгоритм навчання нейронної мережі:

а) подати на вхід ШНМ один з потрібних зразків і визначити значення виходів нейронів ШНМ;

б) розрахувати $\delta_j^{(N)}$ для вихідного шару ШНМ за формулою (2.2) і визначити зміни ваг $\Delta w_{ij}^{(N)}$ вихідного шару N за формулою (2.3);

в) розрахувати за формулами (2.1) і (2.3) відповідно $\delta_j^{(N)}$ і $\Delta w_{ij}^{(N)}$ для інших шарів ШНМ, $N=N-1..1$;

г) скоректувати всі ваги ШНМ

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t); \quad (2.4)$$

д) якщо помилка значна, то перейти на крок 1.

На другому етапі навчання мережі почергово в довільному порядку вибираються вектори з навчальної послідовності [6].

Дослідження складових та етапів побудови нейромережі.

Незалежно від розташування та функціонального призначення, всі штучні нейронні елементи мають спільні компоненти. Розглянемо сім основних компонент штучного нейрона.

Компонента 1. Вагові коефіцієнти.

При функціонуванні нейрон одночасно отримує багато вхідних сигналів. Кожен вхід має свою власну синаптичну вагу, яка надає входу вплив, необхідний для функції суматора елемента обробки.

Компонента 2. Функція суматора.

Першим кроком дії нейрону є обчислення зваженої суми всіх входів. Математично, вхідні сигнали та відповідні їм ваги представлені векторами $(x_{10}, x_{20}, \dots, x_{n0})$ та $(w_{10}, w_{20}, \dots, w_{n0})$. Добуток цих векторів є загальним вхідним сигналом.

Компонента 3. Передатна функція.

Результат функції суматора є зваженою сумою вхідних сигналів, що перетворюється у вихідний сигнал через алгоритмічний процес відомий як передатна функція.

Компонента 4. Масштабування.

Після передатної функції вихідний сигнал проходить додаткову обробку масштабування, тобто результат передатної функції множиться на масштабуючий коефіцієнт і додається зміщення.

Компонента 5. Вихідна функція (змагання).

По аналогії з біологічним нейроном, кожний штучний нейрон має один вихідний сигнал, який передається до сотень інших нейронів.

Компонента 6. Функція похибки та поширюване назад значення.

У більшості мереж, що застосовують контрольоване навчання обчислю-

ється різниця між спродукованим та бажаним виходом. Похибка відхилення (біжуча похибка) перетворюється функцією похибки відповідно до заданої мережної архітектури. В базових архітектурах похибка відхилення використовується безпосередньо, в деяких парадигмах використовується квадрат або куб похибки зі збереженням знаку.

Компонента 7. Функція навчання.

Метою функції навчання є налаштування змінних ваг з'єднань на входах кожного елемента обробки відповідно до певного алгоритму навчання для досягнення бажаного результату. Існує два типи навчання: контрольоване та неконтрольоване [5].

Алгоритм системи розпізнавання наступний (рис. 2.10).

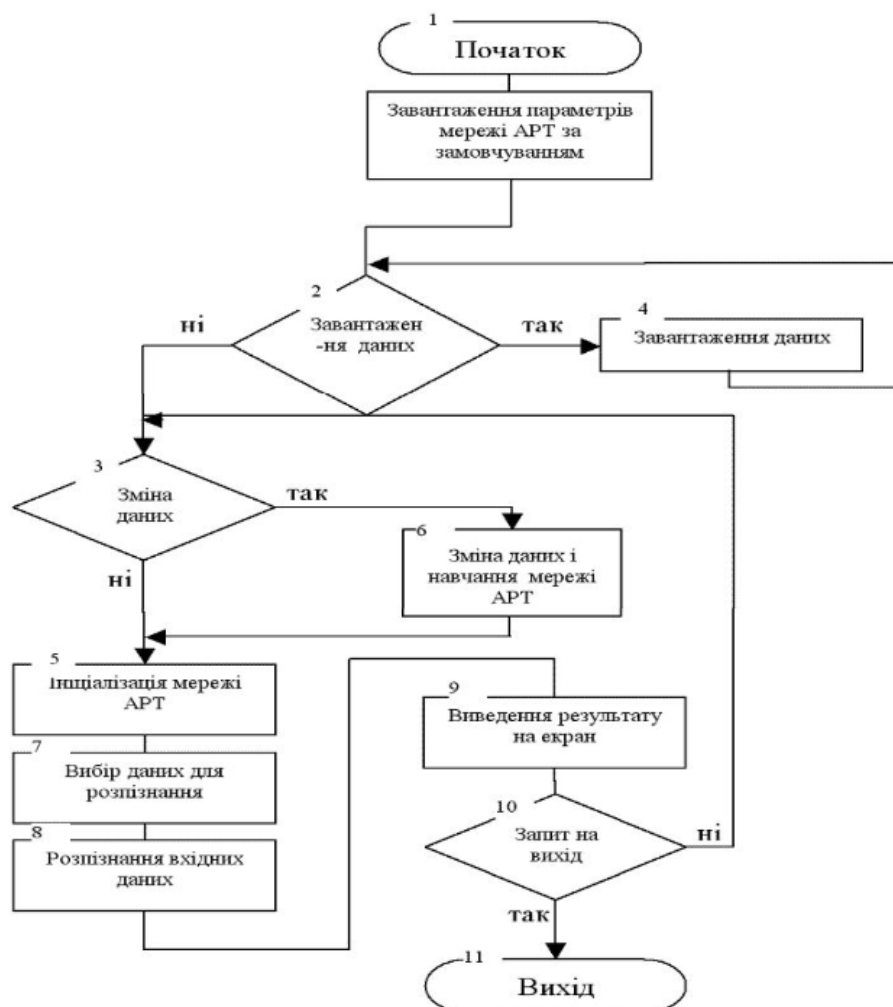


Рисунок 2.10 – Алгоритм системи розпізнавання за допомогою мережі АРТ (адаптивно резонансна теорія)

Обробка – це процес, що складається з 3-х частин:

- а) вилучення всіх вершинних даних;
- б) витяг індексів;
- в) витяг відповідних даних про матеріал.

Оброблені дані зберігаються в 3-х векторах, з яких, згодом, створюється об'єкт типу Mesh, і повертається об'єкту функції.

Витяг вершинних даних – справа досить просте: ми визначаємо структуру Vertex, яку додаємо в масив vertices після кожної ітерації циклу. Кількість ітерацій циклу залежить від кількості вершин, що містяться в меші (цю інформацію можна отримати через mesh -> mNumVertices). В рамках ітерації ми заповнюємо структуру усіма відповідними даними. Для вершинних координат це робиться в такий спосіб, як показано на рисунку 2.11:

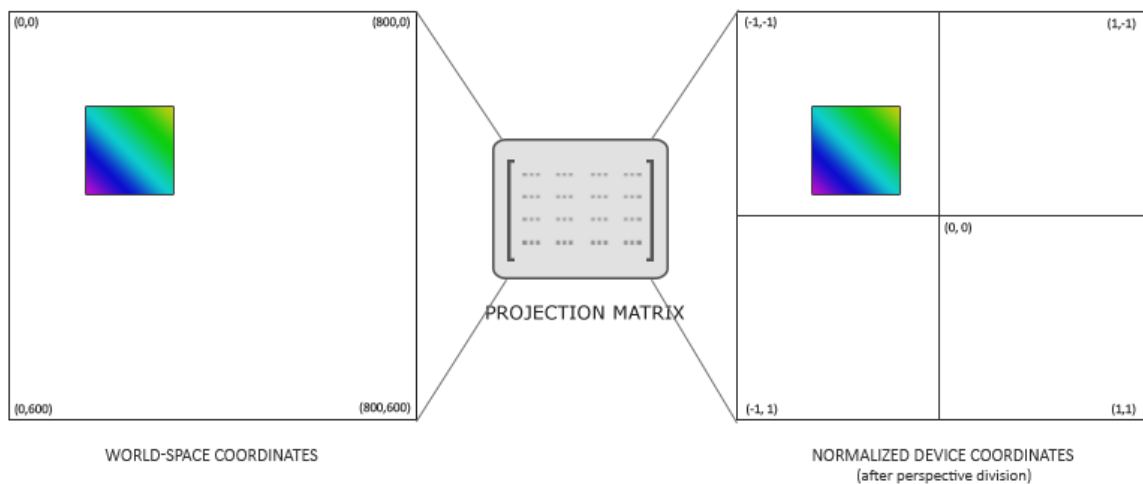


Рисунок 2.11 – Модель функції Vertex

З текстурними координатами відбувається приблизно те ж саме, але при цьому варто зауважити, що це дозволяє моделі мати до 8 різних координат текстури на вершину. Ми не збираємося використовувати всі 8, нас хвилює тільки перший набір текстурних координат. Також необхідно перевірити, чи дійсно меш містить текстурні координати (їх може і не бути зовсім):

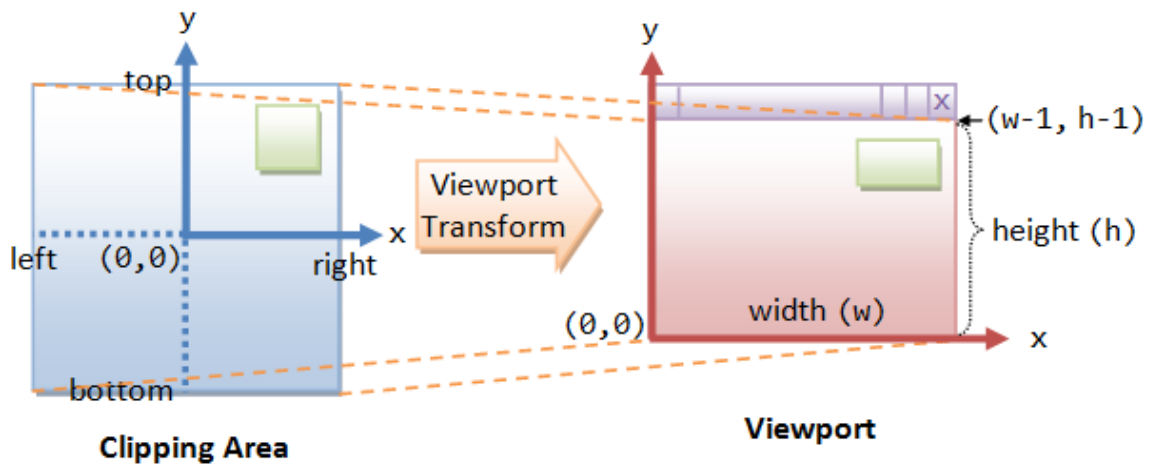


Рисунок 2.12 – Модель функції Vertex

Тепер структура vertex повністю заповнена необхідними атрибутами вершин, і на заключному етапі ітерації ми можемо додати її в кінець вектора vertices. Даний процес буде повторюватися для кожної вершини.

Інтерфейс визначає кожен меш як об'єкт, що містить масив граней, при цьому кожна грань являє собою окремий примітив, який, в нашому випадку (через опції aiProcess_Triangulate), завжди є трикутником. Грань містить індекси вершин примітиву в тому порядку, в якому ми повинні їх малювати. Так що, якщо ми переберемо всі грані і збережемо індекси в векторі indices, то у нас все буде готово (рис. 2.13).

glViewport(x, y, width, height);

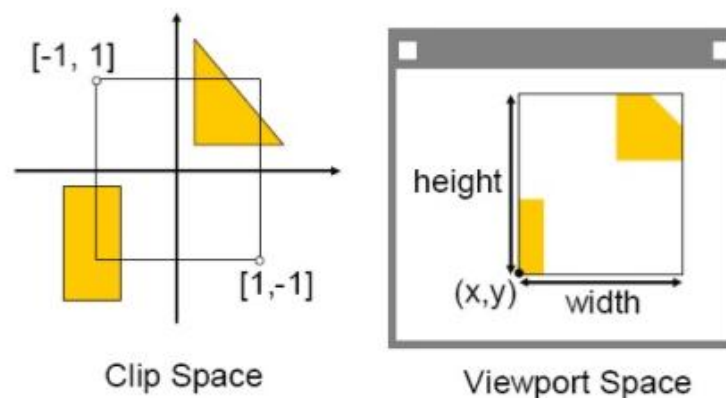


Рисунок 2.13 – Інтерфейс Assimp

Тепер, після завершення зовнішнього циклу `for`, ми будемо мати повний набір вершин і індексів, необхідний для відтворення за допомогою функції `glDrawElements ()`.

Подібно вузлів, меш містить тільки індекс об'єкта матеріалу. Щоб отримати сам матеріал, нам потрібно проіндексувати масив `mMaterials` сцени.

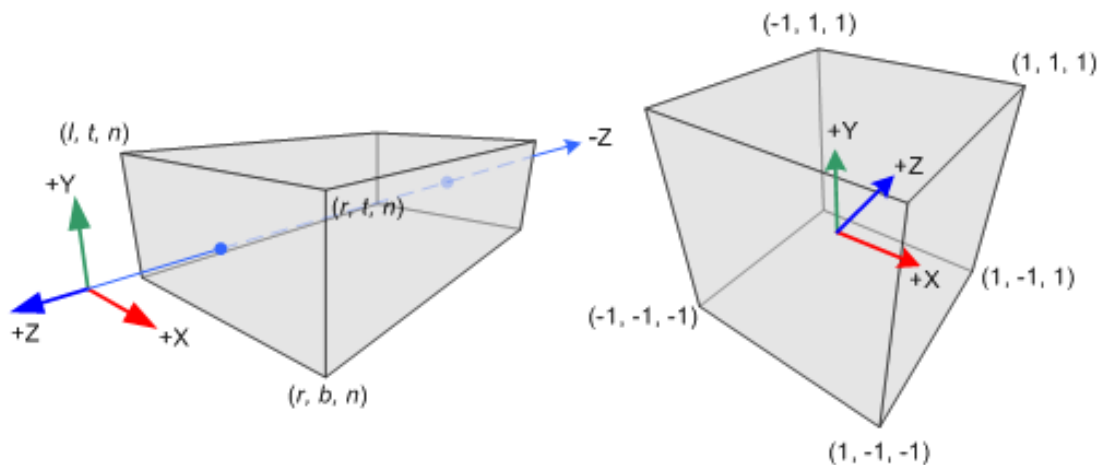


Рисунок 2.14 – `mMaterials` сцени

Спочатку ми витягуємо об'єкт `aiMaterial` з масиву `mMaterials` сцени. Потім завантажуюмо дифузні і дзеркальні текстури. Об'єкт матеріалу зберігає в собі масив розташування текстури для кожного типу текстури. Всі різні типи текстур мають префікс `aiTextureType_`. Для вилучення, завантаження і ініціалізації текстури з матеріалу ми використовуємо допоміжну функцію `loadMaterialTextures ()`. Вона повертає вектор, що містить елементи у вигляді структур `Textures`, які будуть збережені в кінці вектора моделі `textures`.

Функція `loadMaterialTextures ()` виконує ітерацію по всіх локаціях текстур заданого типу, витягує розташування файлу текстури, а потім завантажує і генерує текстуру і зберігає інформацію в структурі `Vertex`. Це виглядає так, як зображено на рисунку 2.14.

Спочатку перевіряємо кількість текстур, що зберігаються в матеріалі, за допомогою функції `GetTextureCount ()`, яка очікує отримати в якості параметра один з переданих нами типів текстур. Далі витягуємо кожне розташування фай-

лу текстури за допомогою функції `GetTexture ()`, яка зберігає результат у змінній типу `aiString`. Потім ми використовуємо іншу допоміжну функцію `TextureFromFile ()`, яка завантажує текстуру (за допомогою заголовки `stb_image.h`) і повертає її ідентифікатор.

Потім нам необхідно зберегти всі завантажені текстури в векторі, оголошеному у верхній частині файлу класу моделі в якості `private`-змінної:

```
vector<Texture> textures_loaded;
```

```
vector<Texture> textures_loaded;
```

У функції `loadMaterialTextures ()` ми порівнюємо шлях завантажується текстури з усіма текстурами з вектора `textures_loaded`. Якщо є збіг, то ми пропускаємо частину коду завантаження або генерації текстури і просто використовуємо знайдену текстурну структуру в якості текстури.

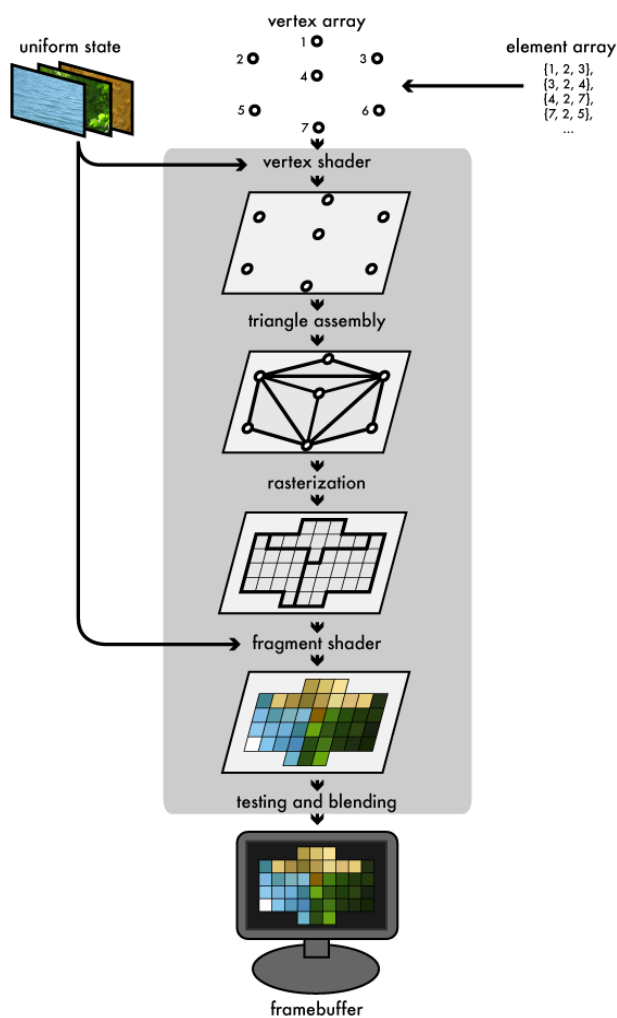


Рисунок 2.15 – Функція `loadMaterialTextures ()`

3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ

3.1 Засоби реалізації

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) являє собою бібліотеку програмного забезпечення з відкритим вихідним кодом. Ця бібліотека була створена для таких напрямків як - машинне навчання, алгоритми, математичні операції, обробка зображень . Протягом багатьох років вона стала дуже популярною серед дослідників і розробників як для підтримки на різних платформах (Windows , Linux, android, ios). Бібліотека містить більше 2500 оптимізованих алгоритмів, які мають відмінну точність в продуктивності і швидкості. Ці алгоритми можуть використовуватися для ідентифікації об'єктів, обробка зображень, зшивання зображень разом для отримання високого дозволу зображення всієї сцени, знайти схожі зображення з бази даних зображень, .

В даний час активно розвиваються повнофункціональні інтерфейси CUDA і OpenCL. Існує більше 500 алгоритмів і та багато функцій, які становлять або підтримують ці алгоритми. OpenCV написаний на мові C ++ і має шаблонний інтерфейс, який працює без проблем з контейнерами STL

3.2 Опис програми

Практична реалізація даної інформаційної технології при управлінні за каналом фотозображень потребує інструментальних засобів візуалізації, які враховують як особливості формування видових сцен в області технологічної дії, так і способи їх фіксації засобами КЗ, номенклатуру актуальних інформаційних ознак, динамічні характеристики керованого виробничого процесу, а також відповідної системи керування.

Зазначено, що у концепції ідентифікаційного підходу у поданні Р. Беллмана та його послідовників процес керування з адаптацією розглядається з ура-

хуванням таких припущень:

а) динамічні процеси розглядаються як багатокрокові процеси зміни стану, тобто у дискретні моменти часу $k=1, 2, \dots$ відображається послідовна еволюція стану динамічної системи;

б) стан системи спостерігається на кожному кроці;

в) на кожному кроці обчислюється апріорна оцінка як істинна функція опису системи;

г) існує систематична процедура для модифікації апріорної функції, якою описується система при розгортанні процесу;

д) на кожному кроці $k=1, 2, \dots$ обчислюється оптимальне управління.

Однак розробники концепції зауважують, що, при відносно нескладному математичному описі, досить складно отримати аналітичний або чисельний результат розв'язку даної задачі.

З позиції Дж. Траксела, існують три різні форми реалізації принципів адаптації (приспосовування) [19]:

а) оптимізація статичних умов роботи об'єкта;

б) системи з автоматичною корекцією динаміки системи за рахунок зміни характеристик керуючого пристрою;

в) системи керування кінцевим значенням, метою яких є вироблення такого сигналу керування, при якому оптимальні характеристики системи досягаються б у певні моменти часу.

Недоліки загальноприйнятих підходів щодо вирішення проблеми адаптивного керування стимулюють пошук нових рішень, адекватних рівню складності задачі. Великою мірою цей процес зумовлений обмеженою пристосованістю існуючих теоретичних результатів до практичного впровадження. Свідченням цього є той факт, що останнім часом лише деякі провідні світові виробники заявляють у складі програмно-технічних комплексів адаптивні контролери, а випадки впевненого використання адаптивних регуляторів у промисловій практиці зустрічаються ще рідше [19].

Впровадження запропонованої інформаційної технології потребує ство-

рення системи інтелектуального управління виробничими процесами, яка реалізує зазначені принципи та особливості [11]. Узагальнена структура такої системи управління представлена на рис. 3.2. Дана структура забезпечує формування за вхідним впливом $g(t)$ з класу можливих входів $G_v, \{g(t)\}$ такого керуючого впливу $u(t)$, який переводить виробничу систему S у стан з показником ефективності (якості) функціонування $Q(v)$, який входить до множини допустимих для даної системи показників якості, при наявності діагностованих за множиною візуальних ознак $\{O\}$, виділених шляхом обробки просторових даних відеоспостереження V розмірності m , показників стану виробничої системи v на поточному кроці керування k . Це свідчить про адаптивність системи S з параметрами стану v відносно класів N , оскільки для будь-якого з приналежних сімейству $\{G_v\}$ входів забезпечується відображення множини N у.

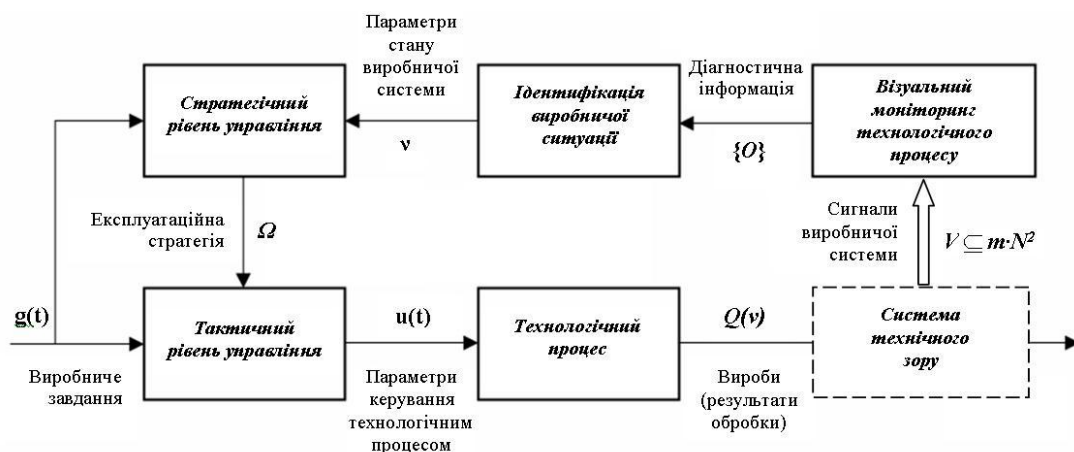


Рисунок 3.1 – Структура інтелектуальної системи управління технологічним процесом для фотограмметричних зображень поверхні бетонних конструкцій

Зазначимо, що поточну стратегію інтелектуального модуля у середовищі доцільно формувати на основі економічних показників оцінки ефективності його експлуатації, застосовуючи методи прогнозування та оптимізації. Для прогнозування стану виробничої системи запропоновано проводити узагальнення моніторингових даних з використанням понятійного апарату теорії надійності

[3]. Формування оцінок надійності та поточні оцінки відповідності стану системи прогнозним показникам виконується за даними моніторингу технологічно значимих параметрів технологічного процесу, які характеризують інструментальні засоби, об'єкт обробки, технологічне середовище та їхню взаємодію. Прийняття рішення про зміну стратегії приймається на основі системи критеріальних оцінок. Наслідком зміни експлуатаційної стратегії може бути вибір одного з можливих режимів функціонування виробничої системи або зупинка процесу обробки, якщо буде отримана негативна оцінка можливих наслідків проведення технологічної операції.

Тактичний рівень управління має використовувати конкретну модель керованого процесу відповідно до обраної стратегії, в основу мають бути покладені фізичні та інші функціональні залежності, які відображають сутність структурних перетворень за актуальною технологією високотемпературної обробки.

У контексті завдань дослідження вирішувалося питання розробки модельного представлення виробничого середовища та технологічного обладнання з прийнятними показниками адекватності та конструктивності. Оскільки дослідження орієнтоване на впровадження у виробничих системах, то при формуванні алгоритмів прийняття рішень враховувався притаманний даній проблемній області понятійний апарат та критеріальні оцінки, нормалізовані в економічному базисі. Для дослідження ефективності розроблених методів та алгоритмів управління створювалися моделі виробничих систем з варіацією властивостей, які відображають динамічні характеристики руху системи та параметри її навантаженості.

Прийняті у роботі узагальнення дозволили розглядати конкретні екземпляри пристроїв високотемпературної обробки як інтелектуальні модулі, алгоритми функціонування яких дозволяють проводити адаптацію їхньої поведінки до умов поточної виробничої ситуації. Функціональним середовищем таких інтелектуальних модулів вважалася система зі змінними у часі показниками якості [3, 18].

При розробці методів управління системами враховувалася притаманна

багатьом зразкам сучасного технологічного обладнання високотемпературної обробки загальнотехнічна гнучкість, яка проявляється (за Л. Ф. Компанцем, [6]) у властивостях універсальності, мобільності, стійкості та безлюдності. Дана обставина дозволяє забезпечувати потенційну можливість їхнього автоматичного переналаштування у прийнятні терміни при зміні або модифікації мети функціонування у межах достатньо широкого набору цілей. Так, сучасні лазерні технологічні комплекси можуть перебувати у справному стані декілька експлуатаційних режимів, у яких з прийнятними техніко-економічними показниками ефективності може виконуватися достатньо широка номенклатура операцій з розмірної та поверхневої обробки (рис. 3.3). При зміні поточного значення ресурсного показника або виробничої програми переналаштування параметрів керування технологічним комплексом може відбуватися без зупинки роботи обладнання та без втручання людини.

Прийнята у дослідженні модель ситуації відображала довільний інтервал виробничого циклу інтелектуального модуля, протягом якого він мав забезпечити виготовлення максимальної кількості виробів певного виду. Припускалося, що виріб може бути виготовлений у одному з можливих технологічних режимів модуля i , кожен з яких характеризується тривалістю виробничих операцій i та інтенсивністю зниження його ресурсних параметрів p_i . Для кожного з режимів встановлювалася нижня межа необхідних ресурсних можливостей модуля $P_i \in \{A, B, C, \dots\}$. Виробничий цикл, крім продуктивних періодів, передбачав періоди відновлення, призначені для технічного обслуговування та профілактики з метою підвищення параметрів ресурсу P . Інтелектуальний модуль мав діяти на основі деякої стратегії, яка б забезпечувала максимізацію його економічної ефективності при наявності прогнозу зміни ресурсного забезпечення. У процесі функціонування модуля мала відбуватися корекція виробленої стратегії відповідно до результатів моніторингу реального стану виробничої системи та оцінки відхилення від прогнозу.

Прогноз стану інтелектуального модуля може бути сформовано за допомогою статистичних та експертних даних, які отримані шляхом аналізу тенден-

ції зміни надійності обладнання за результатами моніторингу виробничої системи, експрес-діагностики технологічного процесу, а також з нормативної та експлуатаційної документації. Існуючі наукові та інженерні рішення надають можливість організувати спостереження за необхідною номенклатурою параметрів та забезпечити інтерпретацію моніторингових даних відповідно до потреб конкретного процесу управління [12, 18].

Як класична проблема розпізнавання зразків класифікація текстур складається насамперед із двох критичних підзадач: представлення текстури та класифікації. Загально визнано, що вилучення потужних особливостей текстури відіграє відносно більш важливу роль, оскільки при використанні поганих характеристик навіть найкращий класифікатор не зможе досягти хороших результатів. Хоча це опитування явно не стосується синтезу текстур, вивчення синтезу може бути корисним, наприклад, класифікація текстур за допомогою аналізу шляхом синтезу, в якому модель спочатку побудована для синтезу текстур, а потім інвертована для цілей класифікації. Як результат, ми включимо в наше обговорення репрезентативні методи моделювання текстур.

Метою представлення текстури або вилучення текстурних функцій є перетворення вхідного текстурного зображення у вектор об'єкта, що описує властивості текстури, полегшуючи наступні завдання, такі як класифікація текстур, як показано на рис. 3.3. Оскільки текстура є просторовим явищем, представлення текстури не може базуватися на одному пікселі, і, як правило, вимагається аналіз закономірностей за локальними піксельними околицями. Отже, текстурне зображення спочатку перетворюється на пул локальних особливостей, які потім агрегуються у загальне представлення для цілого зображення або регіону. Оскільки властивості текстури, як правило, поступально інваріантні, більшість подань текстури засновані на невпорядкованому агрегуванні локальних особливостей текстури, таких як сумарна або максимальна операція.

Метою представлення текстури є перетворення вхідного текстурного зображення у вектор функції, що описує властивості текстури, полегшуючи наступні завдання, такі як розпізнавання текстури.

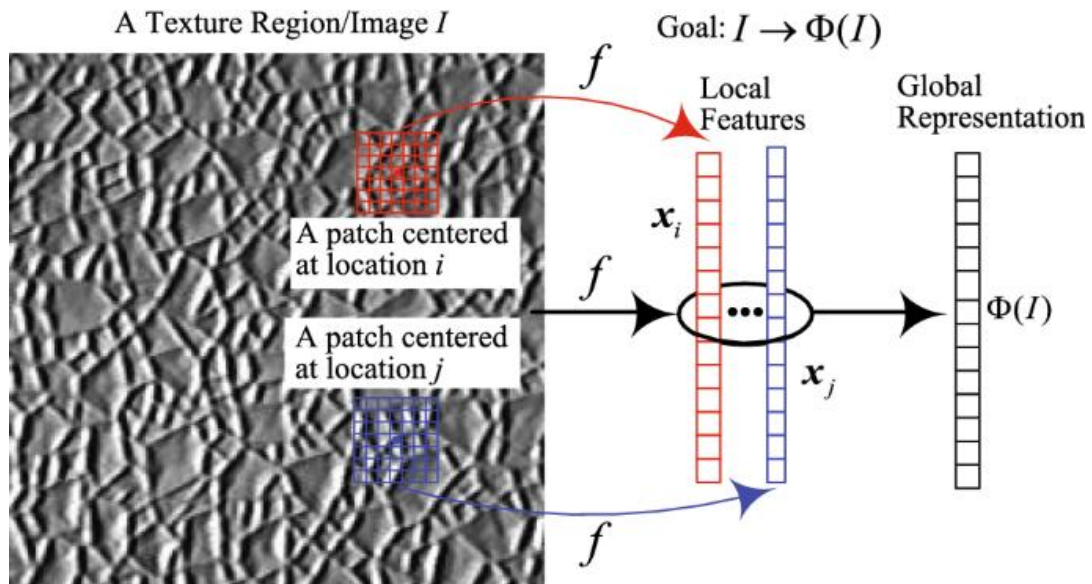


Рисунок 3.2 – Текстура поверхні бетону

Системою розпізнавання в загальному випадку називають Інтерактивний програмно-технічний комплекс, який здійснює процес розпізнавання образів.

Системи розпізнавання можуть бути простими і складними, в залежності від особливостей виділяються класів об'єктів і використовуваних для цього ознак. Прості системи виконують розпізнавання одним алгоритмом на основі набору ознак одного типу. Найчастіше такі системи зустрічаються в технічних додатках. У геоінформаційних технологіях до таких систем можна віднести деякі процедури створення легенд до тематичних карт і виділення певних типів об'єктів на зображеннях. Однак в цілому тут найчастіше доводиться мати справу зі складними системами розпізнавання, з використанням ознак різних типів і фізичної природи. Системи автоматизованого дешифрування для складання тематичних карт – це завжди складні інтерактивні системи розпізнавання, зазвичай багаторівневі, коли результати, отримані одним алгоритмом розпізнавання, є вхідними даними для іншого алгоритму.

Побудова складної системи розпізнавання вимагає попереднього аналізу всієї доступної інформації про досліджувані об'єкти. На цьому попередньому етапі необхідно:

- зібрати всі характеристики досліджуваних об'єктів, які можна отримати з доступних даних, що мають відношення до розв'язуваної задачі; проаналізува-

ти можливості формалізованого опису семантичної і непрямих ознак об'єктів, для кількісних характеристик оцінити точності їх вимірювання або розрахунку; сформуванню повний набір формалізованих ознак об'єктів дослідження;

- визначити, за якими параметрами розрізняються об'єкти необхідні для виділення тематичних категорій, і за якими характеристиками подібні об'єкти кожної категорії;

- вивчити поведінку отриманих ознак на кожній з підлягають виділенню тематичної категорії (класі) об'єктів і визначити набір найбільш інформативних ознак, тобто дозволяють надійно розділяти необхідні класи;

- проаналізувати можливість застосування до обраними ознаками описаних вище принципів розпізнавання та розробити загальну схему рішення задачі.

Якщо наявний набір ознак і перелік класів не дозволяє вирішити задачу одним алгоритмом, необхідно розбити задачу на процедури і для кожної визначити принцип розпізнавання, тобто виконати декомпозицію системи розпізнавання. Можливо, для кожної процедури потрібно визначити свій перелік класів, які на наступних етапах будуть використовуватися в якості вхідних даних. Наприклад, коли шукані класи відрізняються між собою по якихось ознаках, але всередині класів є групи, які по ним також відрізняються, можна спочатку виділити більш дрібні класи, а потім згрупувати їх з використанням додаткових ознак. Навпаки, якщо не вистачає ознак для надійного поділу заданою ним класів, можна виділити більші, а потім аналізувати кожен з них з використанням іншої групи ознак. Іноді, навіть якщо розпізнавання може бути виконано на основі одного і того ж принципу, декомпозиція рішення необхідна для того, щоб аналітик даних мав можливість оцінити якість розпізнавання на окремих його етапах.

Як вже було сказано вище, система розпізнавання на кожному етапі включає дві основні функції: процес синтезу образів і процес аналізу образів. До процесу синтезу образів відноситься:

- формування набору ознак; визначення переліку класів;
- опис класів в обраній системі ознак;

- оптимізація набору ознак щодо обраного переліку класів.

Остання процедура потрібна при надмірності вихідних даних, зокрема, мультиспектральних і особливо гіперспектральних зображень. Ці дані призначені для вирішення широкого кола тематичних завдань, тому при вирішенні конкретної задачі зазвичай потрібно лише частина з тих тематичних класів, які можуть бути виділені на таких даних навіть одним алгоритмом розпізнавання. Оптимізація набору ознак, яку іноді називають виділенням ознак, дозволяє значно підвищити ефективність системи рас пізнавання. При цьому в поняття ефективності системи включається [1]:

- якість результату розпізнавання;
- часові витрати на його отримання;
- витрати на розробку системи;
- витрати на навчання операторів - аналітиків даних.

Якість результату розпізнавання має оцінюватися окремо для кожного агоритму. Для завдань тематичного дешифрування зображень воно включає два взаємопов'язані поняття: точність і достовірність. Точність визначається як частка правильно класифітовки пікселів, достовірність – як відповідність виділених класів їх тематичним змістом. якщо точність в основному залежить від можливості поділу класів в заданій системі ознак і правила прийняття рішення, то достовірність залежить більшою мірою від повноти системи ознак для виділення вибраних класів і репрезентативності вибірки образів при описі класу.

Завжди необхідно переконатися, що на аналізованому безлічі образів немає інших тематичних категорій з аналогічним набором ознак. В іншому випадку це неминуче відіб'ється і на точності класифікації. Проте, точність класифікації може залежати і від інших, в основному випадкових, факторів: наприклад, коли суміш двох тематичних класів або наявність стороннього об'єкта в межах пікселя зображення дає ознаку, характерну для якихось інших класів. Тому на практиці підсумкова точність класифікації ніколи не досягає 100%. Допустима зазвичай вважається точність класифікації від 70% і вище. У цих випадках можливе підвищення підсумкової точності за рахунок застосування додаткових

процедур посткласифікаційної обробки.

Аналіз образів це, власне, сама процедура розпізнавання, тобто сукупність правил прийняття рішення про віднесення образу до класу. Як вже говорилося, ці правила пов'язані тільки зі способом опису образів і класів і не залежать від їх тематичного навантаження. Одні і ті ж методи розпізнавання можна застосовувати в самих різних прикладних сферах, якщо способи опису ознак і класів в них ідентичні. Відмінності в організації процедури аналізу образів можуть бути обумовлені тільки початковою надмірністю безлічі образів для виділення необхідних класів. За цією умовою виділяють два типи процедур класифікації: без навчання (неконтрольована класифікація) і з навчанням (контрольована класифікація).

Класифікація без навчання застосовується в тих випадках, коли заздалегідь передбачається, що на будь-якому пред'являються процедурі рас пізнавання безлічі образів за ознаками заданого типу можна виділити тільки певну кількість класів. Типовими прикладами є розпізнавання друкованих шрифтів або створення легенд до тематичних карт по інтервалах значень чисельних характеристик.

4 РЕЗУЛЬТАТИ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ЕКСПЕРИМЕНТУ

Проведені експерименти також підтвердили передбачення щодо необхідності компенсації спотворень спектру та яскравості видової сцени, пов'язаних з геометричними, текстурними і відбивними особливостями поверхні деталі та околу зони спостереження.

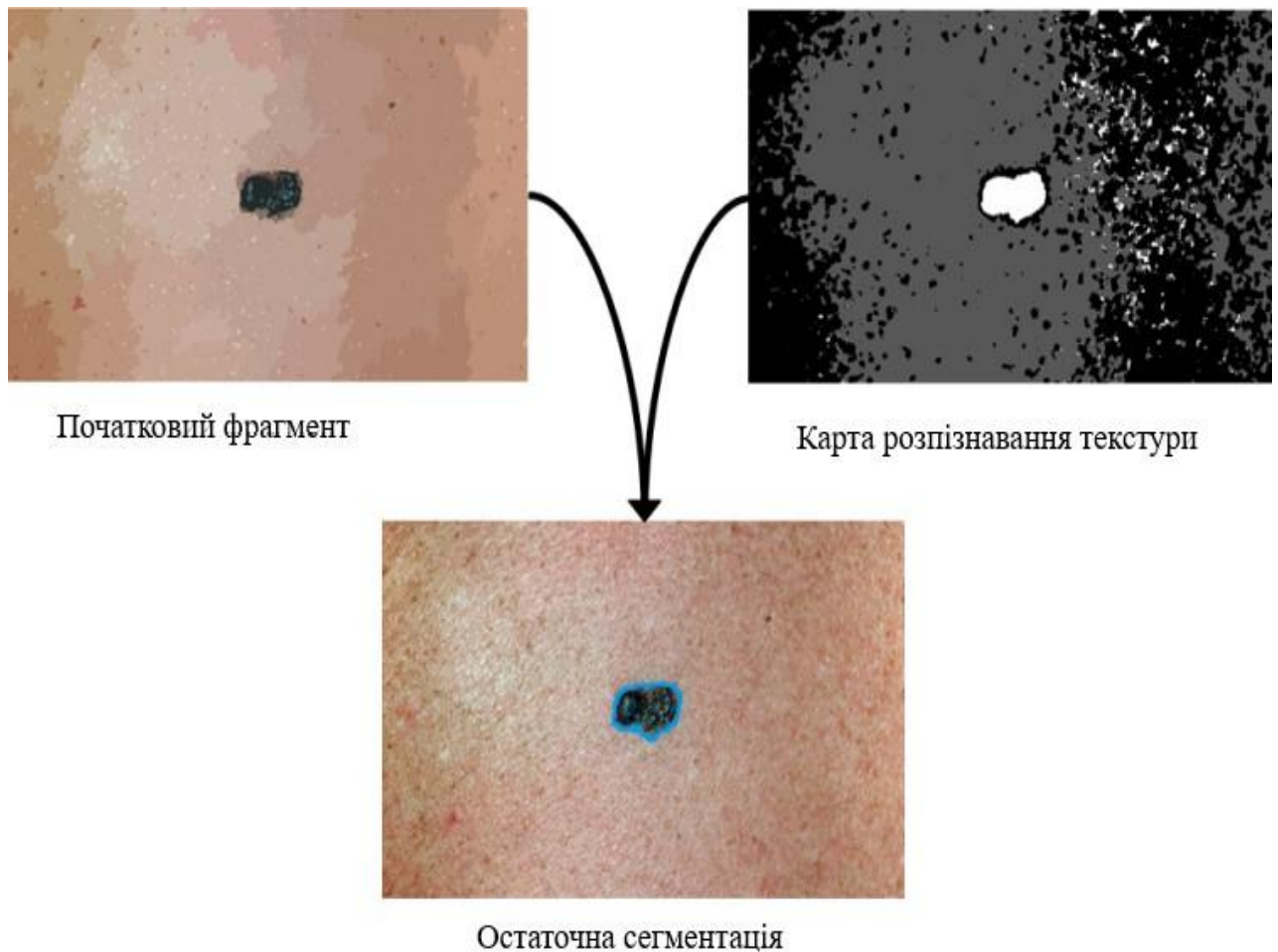


Рисунок 4.1 – Визначення дефектних фотограмметричних зображень поверхні бетону

При формуванні зображень варіювалися також адитивні шуми, масштаб, ступінь асиметрії та кут повороту повздовжної осі вихідного образу.

Виділення контуру, визначення метричних характеристик та орієнтації об'єкта за синтезованим зображенням

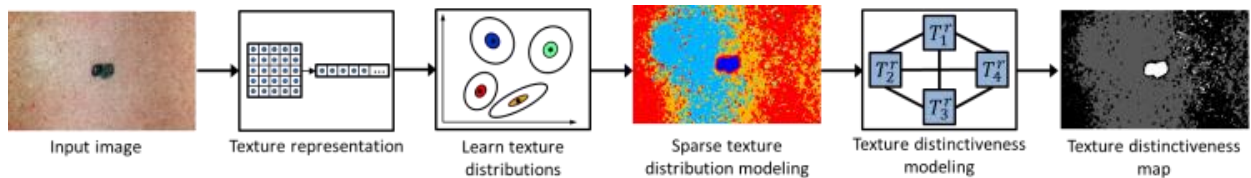


Рисунок 4.2 – Схема процесу визначення дефектних фотограмметричних зображень поверхні бетону

Отримані моделі плями фіксованих розмірів (50-120 пікселів у повздовжньому та поперечному вимірах) дозволили оцінити точність виявлення технологічно значимих показників при розпізнаванні зображень за методом на основі лінійних бінарних шаблонів (рис. 3.7). Зокрема, при виявленні плями без асиметрії похибка складає не більше 1%, а при наявності у зображення плями асиметрії – помилка не перевищує 10% як за лінійними розмірами, так і за орієнтацією. Варіація точності визначення параметрів для різних кутів повороту осі плями незначна. У цілому, досліджені алгоритми дозволяють отримати прогнозовані результати, якість яких прийнятна для достовірного визначення інформаційних ознак характеру технологічного процесу, що спостерігається [4, 16].

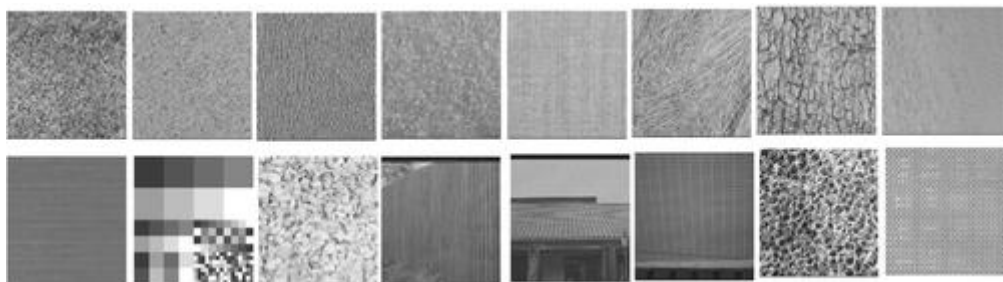


Рисунок 4.3 – Фотограмметричне зображення поверхні бетону

Фрагмент коду кластеризації дефекту поверхні бетону:

```
function TPropertiesOfPropeller.CreateNewSect: Integer;
```

```
var
```

```
  IntRow: Integer;
```

```
  Sect: TBladeSection;
```

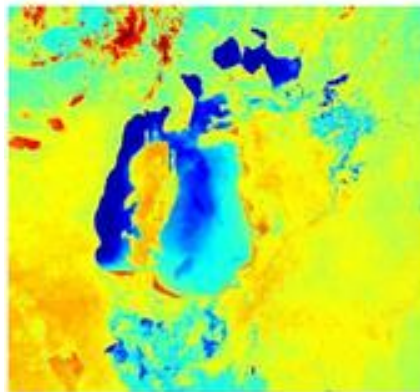
```
  AFR: Double;
```

```

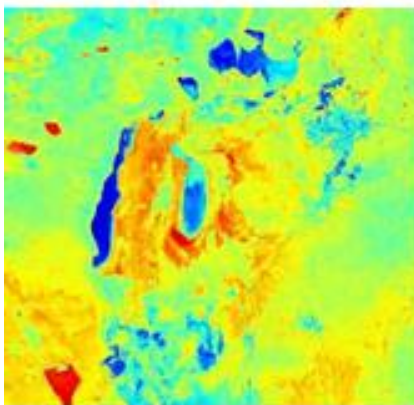
const
  Cnt = 0.5;
begin
  AFrR := Cnt;
  IntRow := DataTable.Controller.FocusedRecordIndex;
  Sect := TBladeSection.Create;
  try
    if FObjectPropeller.BladeSectionTable.Count = 0 then
      begin
        Sect.rR := 1;
        FObjectPropeller.BladeSectionTable.Add(Sect);
        Result := IntRow + 1;
        Exit;
      end;
    if IntRow >= FObjectPropeller.BladeSectionTable.Count then
      IntRow := -1;
    if IntRow < 0 then
      IntRow := FObjectPropeller.BladeSectionTable.Count - 1;
    if (IntRow >= 0) then
      if IntRow = FObjectPropeller.BladeSectionTable.Count - 1 then
        AFrR := FObjectPropeller.BladeSectionTable[IntRow].rR
      else
        AFrR := (FObjectPropeller.BladeSectionTable[IntRow].rR
FObjectPropeller.BladeSectionTable
  [IntRow + 1].rR) * Cnt;
        FObjectPropeller.BladeSectionTable.InterpSectByrR(Sect, AFrR);
        Result := IntRow + 1;
        FObjectPropeller.BladeSectionTable.Insert(IntRow + 1, Sect);
        Sect.SegmentCount
FObjectPropeller.BladeSectionTable[IntRow].SegmentCount;

```

```
Sect.CalcNodes;  
Sect.CalcXYforChart(FObjectPropeller.Rotation);  
Sect.SetSectionOutlineOffset;  
Sect.CalcPitchAngle(FObjectPropeller.PropDi, FObjectPropeller.Rotation);  
Sect.CalculatePitchAnd3D(FObjectPropeller.PropDi,  
FObjectPropeller.RakAng);  
UpdateSectionTable(-1);  
except  
Sect.Free;  
Raise;  
end;  
end;
```



(C)



(E)

Рисунок 4.4 – Фотограмметричне зображення поверхні бетону
в імпульсному режимі

Surface grid

Visualization delta r/R

Section side points

Absolute Epsilon

Propeller immersion, %

Build Hub

Build Blades

Single thread blades copy init

Single thread blades rotation

Рисунок 4.5 – Характеристики дефекту

Immersion geometry characteristics

Not Submerged part		Submerged part	
Volume	<input type="text" value="0.0000"/>	Volume	<input type="text" value="0.0000"/>
Centroid X	<input type="text" value="0.000"/>	Centroid X	<input type="text" value="0.000"/>
Centroid Y	<input type="text" value="0.000"/>	Centroid Y	<input type="text" value="0.000"/>
Centroid Z	<input type="text" value="0.000"/>	Centroid Z	<input type="text" value="0.000"/>

Submerged body is close

Not submerged body is close

Рисунок 4.6 – Характеристики відображення

Розглянемо безпосереднє обчислення характеристик дефекту бетону, його розміри, степінь ураження.

Calculated Geometry Characteristics	
Volume, m ³	<input type="text" value="0.0000"/>
Centroid X, m	<input type="text" value="0.000"/>
Centroid Y, m	<input type="text" value="0.000"/>
Centroid Z, m	<input type="text" value="0.000"/>
Moment Inert X, m ⁴	<input type="text" value="0.0000"/>
Moment Inert Y, m ⁴	<input type="text" value="0.0000"/>
Moment Inert Z, m ⁴	<input type="text" value="0.0000"/>

Statistics	
Nodes	<input type="text"/>
Faces	<input type="text"/>
Building propeller, ms	<input type="text" value="0"/>
Faces list, ms	<input type="text" value="0"/>
Calculations, ms	<input type="text" value="0"/>
Preparations, ms	<input type="text" value="0"/>
OpenGL, ms	<input type="text" value="0"/>
Total, ms	<input type="text" value="0"/>

Building Blades Statistics	
Create Blade, ms	<input type="text" value="0"/>
Make Blades Copies, ms	<input type="text" value="0"/>
Rotate Copies, ms	<input type="text" value="0"/>
Combine All Blades, ms	<input type="text" value="0"/>

Other	
FOR Space.Nodes, ms	<input type="text" value="0"/>
ParallelFor Space.Nodes, ms	<input type="text" value="0"/>

Рисунок 4.7 – Обчислені характеристики дефекту бетону

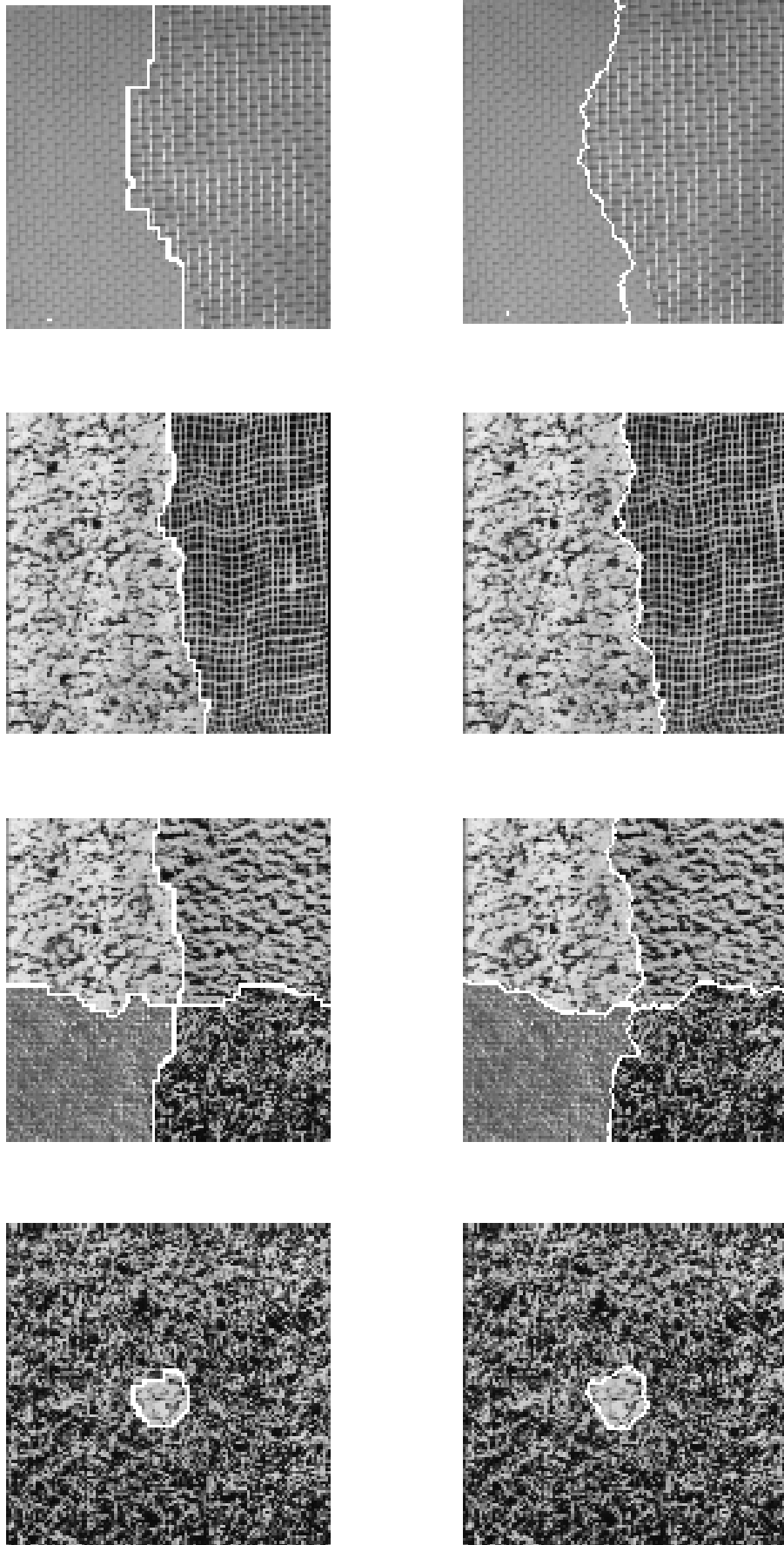


Рисунок 4.8 – Визначення меж фотограмметричних зображень поверхні бетону бінарних шаблонів

5 АНАЛІЗ МОЖЛИВИХ ЗАСТОСУВАНЬ

Аналіз стану бетонних колекторів за цифровим зображенням є технологією, яка розвивається. Актуальність цієї тематики має велике практичне значення для водогосподарських споруд.

Дана технологія допоможе запобігти аварійним та позаштатним ситуаціям, які можуть привести до руйнування колекторів та створення небезпеки для навколишнього середовища

На мою думку, цей напрямок має ще багато перспективних реалізацій вже на цей час, та має великий потенціал до ще більшого розширення можливостей.

ВИСНОВКИ

У атестаційній роботі сформульовано та вирішено задачу розробки інформаційної технології для підвищення ефективності управління виробничими процесами аналізу фотограмметричних зображень поверхні бетону.

Для контролю корозійного ураження бетонних трубопроводів водовідведення і прогностичної оцінки їх експлуатаційної довговічності в лабораторних умовах зазвичай проводиться моніторинг стану бетонних споруд водовідведення з використанням зразків бетону, механічно витягнутих з колекторів для дослідження. Дослідження дозволяє визначити їх різні характеристики експлуатаційної довговічності, які, відповідно до сучасними мікробіологічними та біохімічними теоріями корозійного руйнування є похідними від основного показника - кислотності рН в плівковому шарі вологи на поверхні зразків. Для дослідження використовуються різні методи і засоби діагностики, в основному, візуальні і засоби безпосереднього зондування (прилад для вимірювання корозії).

Методи (руйнівні і неруйнівні) є низькоефективними, оскільки вимагають безпосереднього зондування, великої кількості вимірів, високої кваліфікації дослідника. Недоліки, які виникли, викликали необхідність в пошуках альтернативних способів діагностики дистанційного зондування і визначення характеристик досліджуваного матеріалу програмними засобами на підставі двовимірних зображень.

У даній роботі пропонується метод дистанційної діагностики бетонних покриттів, підданих впливу біогенної сірчаної корозії, на підставі їх цифрових фотографій. Запропоновано методику обробки зображень, реалізована у вигляді комп'ютерної програми, що дозволяє класифікувати зразки сфотографованих бетонних поверхонь для визначення деяких його фізико-хімічних властивостей, зокрема, показника кислотності рН.

Рішення проблеми ґрунтується на припущенні, що двовимірне зображення розглянутого матеріалу містить достатньо інформації для людини-експерта, але не може бути формалізована в термінах будь-якої математичної моделі. В

якості одного із засобів досягнення поставленої мети застосовані (як досить потужний і універсальний механізм до вирішення складних неформалізованих задач) штучні нейронні мережі (ШНМ). Особливості проблеми (на вході - зображення, на виході - значення з безперервного безлічі) не дозволяють віднести її до одного з шести основних типів завдань, що вирішуються за допомогою ІНС [1]. Вона займає проміжне положення між завданнями розпізнавання образів і апроксимації функцій. Головним результатом є розроблена інформаційна технологія управління аналізом фотограмметричних зображень поверхні бетону і технологій візуалізації та адаптивного керування з використанням економічного критерію ефективності експлуатації бетонної конструкції.

У процесі дослідження були отримані теоретичні та практичні результати, які дозволяють зробити такі висновки:

1. Встановлено, що використання каналу зворотного зв'язку на основі системи технічного зору дозволяє організувати інтелектуальне управління та вирішити всі основні задачі управління високотемпературними технологічними процесами, а також отримати додаткові можливості контролю якості виробів та моніторингу технічного стану обладнання. Це дозволяє розширити номенклатуру параметрів керування високотемпературними виробничими процесами та запропонувати нові методи післяопераційного контролю і супроводу виробів за даними відеоспостереження.

2. Запропоновано моделі візуальних ознак контурного, сегментаційного, статистичного, точкового і основного типів на основі проведеного дослідження інформативності натурних та імітаційних моделей візуальних сигналів високотемпературних процесів. Такі моделі забезпечують узгодження можливостей технологій візуалізації з параметрами динаміки та точності фізико-технічних методів обробки.

У представленій роботі описано рішення задачі визначення показника рН зразків бетону, які зазнали біогенного сірчаноокислої корозії, на підставі двовимірного зображення їх поверхні. Ефективність запропонованої методики доведена експериментально.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Intelligent Manufacturing Systems URL : <http://www.ims.org/> (дата завершення 01.10.2020).
2. Gamboa-Revilla J. Intelligent Manufacturing Systems: a methodology for technological migration URL : www.iaeng.org/publication/WCE2008/WCE2008_pp1257-1262.pdf (дата звернення 01.10.2020).
3. Ярмілко А. В. Формування стратегії керування технологічним модулем за даними поточного моніторингу та експрес-діагностики // Математичні машини і системи. 2013. №1. С. 102 – 110.
4. Інтелектуалізація процесу електронно-променевої обробки оптичних матеріалів / А. В. Ярмілко, В. В. Грабовський, О. Г. Бабак, А. М. Плешкань // Вісник Черкаського державного технологічного університету. 2015. №1. С. 122 – 129.
5. Небилиця Ю. М. Програмна експрес-діагностика фізико-технічних методів обробки // Інформаційні та моделюючі технології. ІМТ-2008: Перша міжнар. наук.-техн. конф., Черкаси, 11-12 червня 2008 р. : тези доп. Черкаси: Вид. від. ЧНУ імені Богдана Хмельницького, 2008. С. 18.
- 6 Приходько Д. С. Обґрунтування способу реалізації обрахування рівноваги Неша у задачах формування поведінкової стратегії для систем реального часу // Математичне та імітаційне моделювання систем. МОДС 2014: Дев'ята міжнар. наук.-практ. конф., Київ-Жукин, 23-27 червня 2014 р. : тези доп. Чернігів: ЧДІЕУ, 2014. С. 355-357.
7. Осипова Г. И., Миронова Г. В.. Экономика и организация производства: учеб. пос. Москва : МГУП, 2003. 322 с.
8. Гриньова В. М. Організація виробництва: навчальний посібник. Харків : ВД «ІНЖЕК», 2005. 550 с.
9. Меткин Н. П., Лапин М. С., Клейменов С. А., Критський В. М. Гибкие производственные системы : Издательство стандартов, 1989. 309 с.
10. Гавриш А. П. Гибкие робототехнические системы. Москва : Высшая

школа, 1989. 408 с.

11. В. В. Трофимова Информационные системы и технологии в экономике и управлении: учебник для бакалавров. 3-е изд. Москва : Юрайт, 2012. 521 с.

12. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений. Москва : Техносфера, 2005. 1072с.

13. Computer vision – Rijeka, Croatia: In-teh, 2008. URL: www.intechweb.org. (дата звернення 02.10.2020)

14. А. Пью Техническое зрение роботов. Москва : Машиностроение, 1987. 320 с.

15. Шаповалов Е. В., Коляда В. А., Луценко Н. Ф. Телевизионная сенсорная система для оценки геометрических параметров профиля железнодорожных рельсов // Сб. научных статей по результатам, полученным в 2004-2006 гг. Целевая комплексная программа НАН Украины «Проблеми ресурсу і безпеки експлуатації конструкцій, споруд та машин». К.: ИЭС им. Е.О.Патона НАН Украины, 2006. С. 396 – 399.

16. Ваганова Н. А. Обнаружение трубопровода малого диаметра по температурному полю на поверхности земли / Наталия Анатольевна Ваганова // Дифференциальные и интегральные уравнения : Труды XXXVIII Региональной молодежной школы-конференции [«Проблемы теоретической и прикладной математики»], (Екатеринбург, 29 января – 2 февраля 2007 г.) Екатеринбург, 2007 С 135-139.

17. Назаренко О. К., Нестеренков В. М., Галушка В. В. Розробка новітніх електронно-променевих зварювальних установок на основі модельно-орієнтованого управління / Опис роботи. Т. 2 / Київ : ПІММС НАНУ, 2006. 191 с.

18. Шаповалов Є. В. Засоби технічного зору як елемент зворотного зв'язку в системах стеження дугового зварювання: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня канд. техн. наук: спец. 05.13.07 «Автоматизація технологічних процесів». Київ, 2006. 22с.

19. Kleszczynski S., Jacobsmühlen J. zur, Sehrt J. T., Witt G. Error detection in

laser beam melting systems by high resolution imaging / Proceedings of the Twenty Third Annual International Solid Freeform Fabrication Symposium. Institute of Imaging and Computer Vision, RWTH Aachen University. Aachen, Germany, 2012. P. 975 –987.

20. United States Patent, PatentNo.: US 8,461,474B2. Raster methodology, apparatus and system for electron beam layer manufacturing using closed loop control / Inventors: Phillip E. Wollenhaupt, Scott Stecker. Date of Patent: Jun. 11, 2013.

21. Jamrozik W., Fidali M. Evaluation of the suitability of IR and TV image aggregation algorithms for the purposes of welding process assessment // 11th International Conference on Quantitative InfraRed Thermography, 11-14 June 2012, Naples, Italy. URL : <http://www.ndt.net/article/qirt2012/papers/QIRT-2012-251.pdf> (дата звернення 05.10.2020).

22. Approaches for high-speed melt pool detection in laser welding applications / Nicolaj Stache, Henrik Zimmer, Jens Gedicke [and ets.] // Vision, Modeling, and Visualization (VMV) 2006. Institute of Imaging and Computer Vision, RWTH Aachen University. Aachen, Germany, 2006. URL: <http://www.lfb.rwth-aachen.de/bibtexupload/pdf/STA06b.pdf>. URL : (дата звернення 02.10.2020).

23. Zhao D. B., Chen S. B., Wu L. Extraction of three-dimensional parameters for weld pool surface in pulsed GTAW with wire filler // Journal of Manufacturing Science and Engineering. 2003. 12, 5(3). P. 493 – 503.

24. Yao A. A CMOS visual sensing system for welding control and information acquirement in SMAW process // 25 International Conference on Solid State Devices and Materials Science Physics Procedia. 2012. P.22 – 29.

25. Patent, NASA Case No. MFS-29291-I. Optically controlled welding system / Inventor: Stephen S. Gordon. Employer: Rockwell International. Serial Number: 250,196. Date Filed: September 28, 1988.

26. Cobo A., Bardin F., Hand D. P. Real-time focus controller for laser welding with fibre-optic non-invasive capture of light // Second European workshop on fibre

sensors Proceedings of SPIE. 2004. Vol. 5502. P. 548. – 551.

27. Li X. R., Shao Z., Zhang Y. M., Kvidahl L. Monitoring and control of penetration in GTAW and pipe welding // Welding Journal. June 2013. Vol. 92. P. 190.

28. Shen H. Y., Ma H. B., Lin T., Chen S. B. Research on weld pool control of welding robot with computer vision // Industrial Robot: An International Journal. 2007. Vol. 34. No 6. P. 467 – 475.