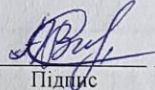
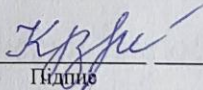
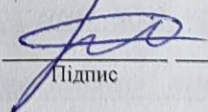
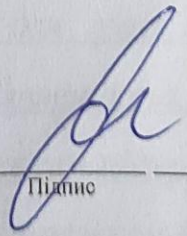


## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Нейромережевий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва

Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Шифр і назва галузі знань  
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки  
Шифр і назва спеціальності  
Освітня програма Комп'ютерні науки  
Назва освітньої програми

Виконав: студент групи КН-20-1  Андрій СУЛТАНОВ  
Курс, група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Керівник: викладач каф. КН  Валерія КЛІМЕНКО  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:  
зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК  
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

21 серпня 2024 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
Факультет інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерних наук  
Освітній ступінь бакалавр  
Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 16 » 02 2024 року

### ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Нейромережевий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва»

2. Завдання видано студенту Андрію СУЛТАНОВУ  
(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи викладач кафедри КН Валерія КЛІМЕНКО  
(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від « 15 » 02 2024 р. № 8

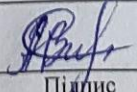
5. Дата видачі завдання студенту: « 16 » 02 2024 р.

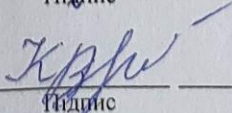
6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – підвищення ефективності виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва. Для досягнення мети необхідно виконати такі задачі: аналіз інформаційних моделей предметної області та огляд теоретичних підходів з аналізом публікацій, обрати підхід для розв'язку задачі виявлення зон кристалізації цукру; створити метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережевим підходом; обрати набір даних для навчання нейромережі; створити нейромережеву модель; створити відповідну програмну реалізацію та виконати її тестування; виконати дослідження ефективності запропонованого методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережевим підходом.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання роботи	січень 2024	Виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети та задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2024	Виконано
3	Проектування та розробка загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2024	Виконано
4	Створення та тестування програмного забезпечення	квітень 2024	Виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно вимог	травень 2024	Виконано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2024	Виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2024	Виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи бакалавра	червень 2024	Виконано

Виконавець: студент групи КН-20-1  Андрій СУЛТАНОВ  
Курс, група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: викладач каф. КН  Валерія КЛІМЕНКО  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Нейромережевий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-20-1 Андрій СУЛТАНОВ

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: викладач кафедри КН Валерія КЛІМЕНКО

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

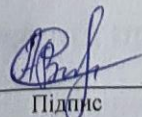
Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
66	34	15	27	5

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення ефективності виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва. Для розробки інформаційної системи було використано мову програмування C#, а також бібліотеку ML.NET для навчання та застосування нейромережі.

Практичне використання розробленої інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва дозволить підвищити ефективність виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру й економії часу технологів цукрового виробництва за рахунок автоматизації функції виявлення на зображенні зон кристалізації цукру за допомогою засобів штучного інтелекту.

Ключові слова: зони кристалізації цукру, нейромережа, інформаційна система, метрики.

Виконавець: студент групи КН-20-1  
Курс, група виконавця

  
Підпис

Андрій СУЛТАНОВ  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Зміст

Перелік скорочень .....	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Характеристика предметної області виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва.....	7
1.1 Аналіз інформаційних моделей виявлення зон кристалізації цукру .....	7
1.2 Огляд теоретичних підходів до розв’язку подібних задач .....	9
1.3 Аналіз сучасних публікацій .....	13
1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інформаційної системи .....	15
Розділ 2 Проектування інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру.....	17
2.1 Схема та кроки методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва.....	17
2.2 Пайплайн нейромережевого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва.....	18
2.3 Аналіз та автоматизація обробки потоків даних .....	19
2.4 Проектна архітектура системи та взаємозв’язок компонентів.....	21
2.5 Проектування бази даних програмної системи.....	23
2.6 Підготовка робочих вхідних даних для системи .....	31
2.7 Особливості використання спеціалізованих програмних компонентів .....	33
2.8 Висновки до розділу 2 .....	34
Розділ 3 Експериментальне дослідження методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва.....	36
3.1 Визначення шляхів дослідження та засобів створення програмного забезпечення .....	36
3.2 Вибір засобів розробки інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва.....	37
3.3 Структура та функціональне призначення програмних складових системи.....	39
3.4 Особливості реалізації програмних складових системи.....	42

	3
3.5 Тестування інформаційної системи та вимоги до розгортання .....	46
3.6 Аналіз функціональності системи.....	51
3.7 Результати досліджень .....	57
3.8 Висновки до розділу 3 .....	61
Висновки .....	62
Перелік посилань.....	64
Додатки	

**Перелік скорочень**

<b>Скорочення, термін, позначення</b>	<b>Пояснення</b>
CNN	Convolutional neural network
БД	База даних
ІС	Інформаційна система
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
НМ	Нейронна мережа
СКБД	Система керування базами даних

## Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена підвищенню ефективності виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва. Мета була досягнута шляхом розробки нейромережевого методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва, а також відповідної програмної реалізації у вигляді десктопного застосунку, що буде використовувати розроблений метод.

**Актуальність.** З урахуванням постійного підвищення вимог до якості продукції та необхідності оптимізації виробничих процесів, точне та швидке виявлення зон кристалізації стає критично важливим завданням для виробників цукрової продукції.

Однією з ключових переваг використання нейромережевих методів є їх здатність адаптуватися до різноманітних умов виробництва та змінних факторів. Це особливо важливо у сфері харчової промисловості, де умови виробництва можуть змінюватися від одного процесу до іншого, а також можуть впливати зовнішні фактори, такі як вологість повітря, температура та інші.

Додатково, нейромережеві моделі можуть навчатися на ходу, адаптуватися до нових умов та оптимізувати свою продуктивність з плином часу. Це забезпечує постійне покращення ефективності процесу виявлення зон кристалізації та дозволяє виробникам забезпечити стабільну якість своєї продукції.

Крім того, автоматизовані методи, засновані на нейромережах, можуть значно знизити час, необхідний для виявлення зон кристалізації, що в свою чергу підвищує загальну ефективність виробництва та дозволяє виробникам більш оперативно реагувати на будь-які невідповідності у процесі виробництва.

Практичне використання розробленої інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва дозволить підвищити ефективність виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру й економії часу технологів

цукрового виробництва за рахунок автоматизації функції виявлення на зображенні зон кристалізації цукру за допомогою засобів штучного інтелекту.

**Об'єкт дослідження** – процес нейромережевого виявлення на зображеннях зон кристалізації цукру в процесі виробництва.

**Предмет дослідження** – нейромережеві методи розпізнавання зображень.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** підвищення ефективності виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва.

**Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра** – виконати аналіз інформаційних моделей області виявлення зон кристалізації цукру; виконати огляд теоретичних підходів та обрати підхід для розв'язку задачі виявлення зон кристалізації цукру за зображенням; провести аналіз існуючих сучасних публікацій; створити метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережевим підходом; описати інформаційну структуру системи розпізнавання зон кристалізації цукру у виробництві за зображенням; обрати набір даних для навчання нейромережі; створити нейромережеву модель за обраною архітектурою нейромережі; створити відповідну програмну реалізацію на основі створеного методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережевим підходом; виконати тестування створеного ПЗ; виконати дослідження ефективності запропонованого методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережевим підходом.

## **Розділ 1 Характеристика предметної області виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва**

### **1.1 Аналіз інформаційних моделей виявлення зон кристалізації цукру**

Кристалізація цукру є фінальним етапом у виробництві цього продукту. Під час цього процесу сироп перетворюється у практично чисту сахарозу, вилучаючи її з багатокomпонентної суміші речовин, що характеризується як сироп. Раціональна технологічна схема продуктового відділення повинна мати достатню кількість ступенів кристалізації, щоб забезпечити досягнення певного рівня очищення сиропу та отримання високоякісного цукру. Втрати цукру в меясі є ключовим показником ефективності виробництва, а якість цукру прямо залежить від цих втрат. Завдання отримання цукру стандартної якості вирішується за допомогою комплексного процесу багатоступінчастої кристалізації [1].

Зони кристалізації в процесі виробництва цукру є ключовим етапом, що дозволяє ефективно відокремити цукор від інших компонентів. Промисловий процес кристалізації вимагає кількох стадій через ускладнення відділення кристалів від міжкристального розчину при високому вмісті кристалів у сиропі. Для подальшого вилучення цукру застосовують спеціальні процеси, наприклад, заміну лужних іонів на іони магнію у відтоку сиропу.

Оптимізація ефективності кристалізаційних відділень включає в себе встановлення високих вимог до якості сиропу, процедур кларифікації та відтоків. Аналіз причин утворення конгломератів кристалів під час уварювання сиропів допомагає вдосконалити процес. Крім того, рекомендації щодо покращення гранулометричних показників цукру-піску сприяють оптимальній роботі відділень [2].

Контроль температури сиропу на рівні 80°C після фільтрації є важливим, оскільки підвищення температури може призвести до небажаних змін у продукті. Висока чистота сиропу є вирішальним фактором, оскільки вона

впливає на ефективність кристалізації. Забезпечення високої чистоти сиропу важливе для збільшення виходу цукру у кінцевому продукті [3].

Зони кристалізації цукру включають неситний стан, метастабільну зону, інтермедійну зону та лабільну зону [4]. Графік розчинності чистої сахарози у воді в залежності від температури наведено на рисунку 1.1.

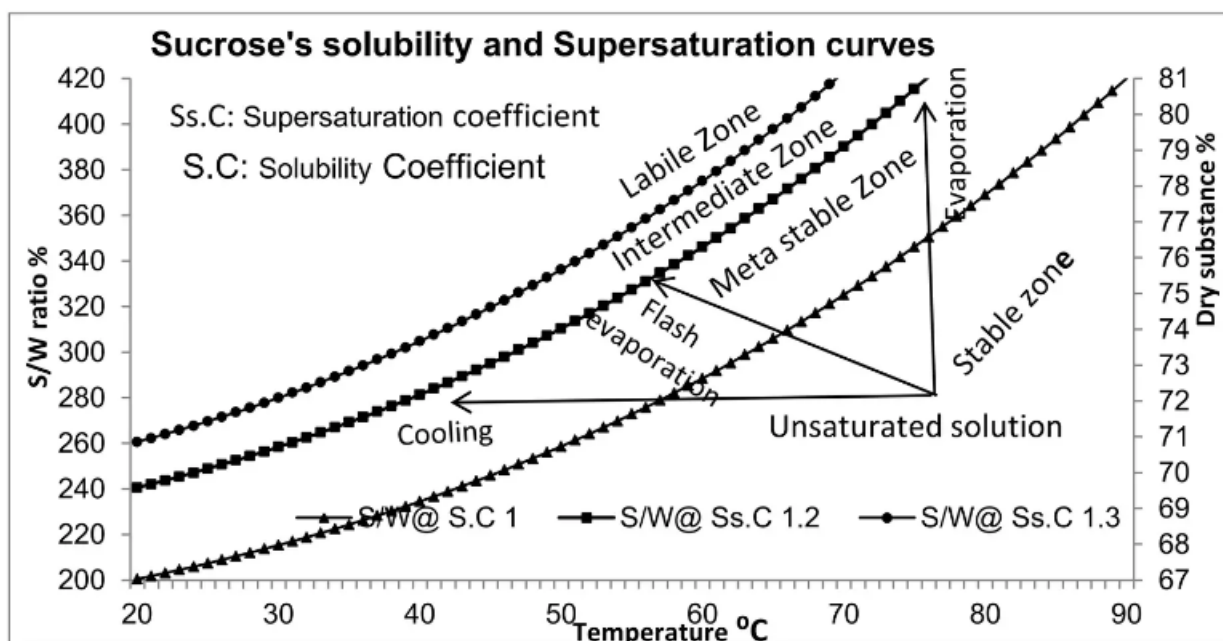


Рисунок 1.1 – Розчинність чистої сахарози у воді в залежності від температури [5]

Ненасичена зона (Unsaturated Zone). Ця зона розташована нижче точки насичення. Включає розчин, який ще не насичений цукром, якщо додати більше цукру до цього розчину, він розчиниться.

Метастабільна зона (Metastable Zone). Ця зона розташована вище точки насичення. Включає наднасичений розчин, який є нестійким, якщо додати кристалізаційний зародок до цього розчину, він почне кристалізуватися. Метастабільна зона – це область розчину, де концентрація цукру вища за точку насичення, але кристалізація не відбувається спонтанно.

Проміжна зона (Intermediate Zone). Ця зона розташована між ненасиченим і метастабільним станами. Включає наднасичений розчин, який є стійким. Якщо додати кристалізаційний зародок до цього розчину, він почне кристалізуватися.

Проміжна зона – це область розчину, де кристалізація відбувається повільно. Кристали цукру в цій зоні невеликі та нерівномірні.

Лабільна зона (Labile Zone). Ця зона розташована вище метастабільної зони. Включає наднасичений розчин, який є дуже нестійким, якщо додати кристалізаційний зародок до цього розчину, він негайно почне кристалізуватися. Лабільна зона – це область розчину, де кристалізація відбувається швидко. Кристали цукру в цій зоні великі та однорідні.

Отже, виявлення зон кристалізації цукру є важливою задачею виробництва, адже напряду впливає на отриманий результат. Тому автоматизація процесу виявлення зон кристалізації цукру є важливим завданням інформаційних технологій для контролю процесу кристалізації цукру та отримання високоякісного продукту.

## **1.2 Огляд теоретичних підходів до розв'язку подібних задач**

Виявлення зон кристалізації цукру за зображенням є задачею розпізнавання образів. Розпізнавання образів є складовою частиною теорії штучного інтелекту і вивчає методи класифікації різних об'єктів. У цьому контексті, термін «образ» використовується для позначення об'єкту, який піддається класифікації. Образом може бути будь-який тип даних, який потрібно класифікувати, наприклад, цифрове зображення (розпізнавання зображень), літера або цифра (розпізнавання символів), аудіозапис мовлення (розпізнавання мовлення) і так далі [6].

Суть полягає в тому, що алгоритм розпізнавання використовує моделі машинного та глибокого навчання для автоматичного аналізу структури зображення та ідентифікації на ньому об'єктів. Цей процес полягає у систематичному аналізі інформації, що міститься у кожному пікселі зображення, з метою розпізнавання особливостей об'єктів. Для досягнення оптимальних результатів, алгоритм отримує на вхід якомога більше зображень, які вже мають

відповідні мітки або класифікації, щоб навчити модель ефективно розпізнавати різноманітні об'єкти на зображеннях [7].

Розпізнавання зображень є складною галуззю штучного інтелекту, що дозволяє комп'ютерам аналізувати, розпізнавати та ідентифікувати візерунки, об'єкти та інші елементи на цифрових зображеннях. Цей процес дозволяє комп'ютерам не лише розпізнавати об'єкти, але і ідентифікувати конкретних людей, місця або навіть розпізнавати текст на зображеннях.

Розпізнавання зображень у машинному навчанні стосується процесу навчання комп'ютерної системи ідентифікації та класифікації об'єктів, візерунків або функцій у зображеннях. Це підмножина комп'ютерного зору та штучного інтелекту, яка дозволяє машинам інтерпретувати та розуміти візуальні дані.

Нижче наведено 5 найкращих алгоритмів, які використовуються для розпізнавання зображень [8].

Згорткові нейронні мережі є одними з найбільш використовуваних та ефективних алгоритмів у сфері розпізнавання зображень. Вони спеціально розроблені для автоматичного вивчення та виділення ієрархічних ознак із зображень. Ілюстрація процесу розпізнавання нейромережею CNN наведена на рисунку 1.2.

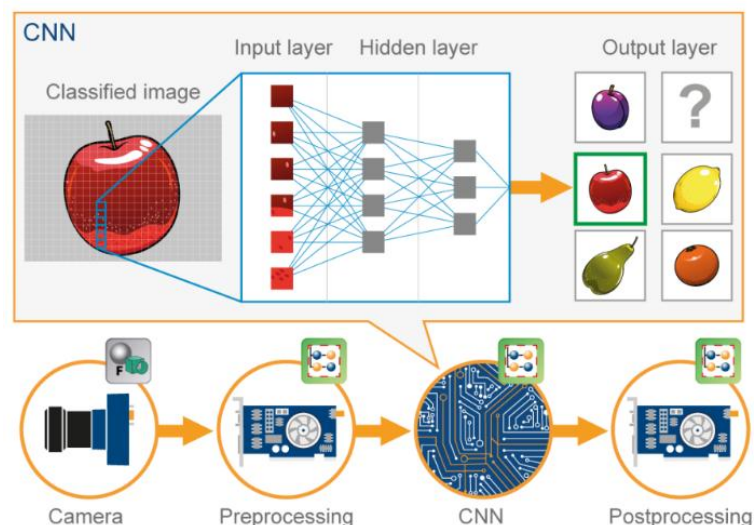


Рисунок 1.2 – Процес розпізнавання нейромережею CNN [9]

Ця архітектура дозволяє CNN успішно виконувати завдання, такі як виявлення об'єктів, класифікація та сегментація зображень. Використання CNN дозволяє автоматично розпізнавати складні шаблони та структури у зображеннях, що робить їх незамінними у багатьох сучасних застосуваннях, включаючи комп'ютерне зорове визначення, розпізнавання облич, медичне зображення та інші [10].

ResNet був відповіддю на виклики, з якими стикаються глибші мережі. Коли мережі розростаються глибше, вони, як правило, страждають від зникаючих градієнтів, коли градієнт стає настільки малим, що перестає справляти значущий вплив під час навчання. Його глибока архітектура (рисунок 1.3) дозволяє навчати дуже глибокі мережі, що робить його високоефективним для завдань розпізнавання зображень. Завдяки своїй інноваційній архітектурі ResNet безпосередньо вирішив цю проблему, дозволивши побудувати мережі, які є глибшими, але ефективнішими, ніж їхні попередники [11].

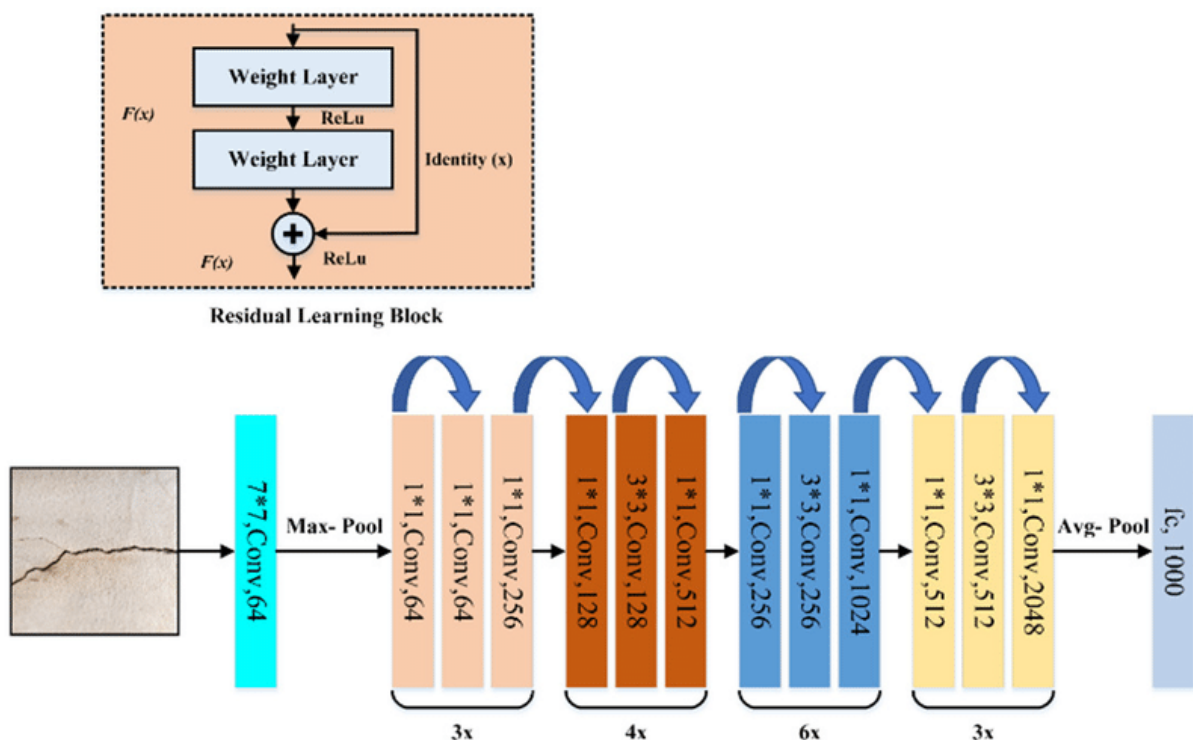


Рисунок 1.3 – Архітектура нейромережі ResNet [12]

Inception-v3 (GoogLeNet). Inception-v3 відомий своїм інноваційним використанням багаторівневого вилучення функцій, є однією з моделей

глибокого навчання, що використовуються для обробки зображень. У ньому паралельно використовуються кілька розмірів фільтрів для захоплення різних масштабів елементів, що робить його ефективним у розпізнаванні складних візерунків на зображеннях. Вона була розроблена у Google Research і представлена у 2015 році. Ця модель є покращеною версією попередніх Inception-моделей, яка здатна ефективно впоратися з обробкою великих зображень за менший час із врахуванням обмежень пам'яті та обчислювальних ресурсів.

VGG16 (група візуальної геометрії) є однією з моделей глибокого навчання, яка була розроблена в рамках досліджень Visual Geometry Group (VGG) при Університеті Оксфорда. Ця модель вперше була представлена у 2014 році і стала однією з перших глибоких нейронних мереж, що досягли вражаючих результатів у класифікації зображень. VGG16 хвалять за його простоту та ефективність. Він складається з кількох згорткових шарів із фільтрами малого розміру, що веде до глибокої мережевої архітектури, яка добре виконує різні завдання розпізнавання зображень.

Нейромережа MobileNet розроблено для середовищ з обмеженими ресурсами, таких як мобільні пристрої. Вона була розроблена у Google у 2017 році з метою створення легкої та ефективної архітектури для обробки зображень. Використовує згортки, що розділяються по глибині, щоб зменшити витрати на обчислення, зберігаючи при цьому точність, що робить його ідеальним для розпізнавання зображень у реальному часі на пристроях з обмеженими ресурсами.

Отже, враховуючи розглянуті теоретичні підходи до вирішення задачі розпізнавання образів, а сама виявлення зон кристалізації цукру за зображенням нейромережевими засобами, буде використано підхід на основі використання нейромережі ResNet, яка є удосконаленою версією CNN.

### 1.3 Аналіз сучасних публікацій

Серед науковців виявлення зон кристалізації цукру в процесі виробництва є актуальною задачею, про що свідчать актуальні публікації. Для вирішення поставлених завдань широко використовуються нейромереві засоби.

Штучний інтелект і, зокрема, програми машинного навчання, сьогодні використовуються в різноманітних наукових програмах і передових технологіях, де вони мають трансформаційний вплив. Така сукупність статистичних методів і методів лінійної алгебри, що використовують великі набори даних, стає все більш і більш інтегрованою в робочі процеси дослідження хімії та кристалізації. Цей огляд має на меті представити, вперше, цілісний огляд програм машинного навчання та хімікоінформатики як нового, потужного засобу для прискорення відкриття нових кристалічних структур, прогнозування ключових властивостей органічних кристалічних матеріалів, моделювання, розуміння та контролю динаміки складних процесів кристалізації, а також сприяють високопродуктивній автоматизації розробки хімічних процесів із залученням кристалічних матеріалів. Критично розглядаються досягнення в цих нових областях досліджень, що швидко розвиваються, підвищуючи обізнаність у таких питаннях, як поєднання моделей машинного навчання з моделями механіки перших принципів, розмір, структура та якість набору даних, а також вибір відповідних дескрипторів. У той же час науковцями [13] пропонуються майбутні дослідження на стику прикладної математики, хімії та кристалографії. Загалом цей огляд має на меті посилити впровадження таких методів та інструментів хіміками та вченими в промисловості та академічних колах.

Ненормальні умови процесу кристалізації серйозно впливають на якість кристалів і безперебійну роботу процесу. Порівняно з безперервним стаціонарним процесом, реалізація виявлення та діагностики несправностей (FDD) у періодичному або напівперіодичному процесі кристалізації, який є нестационарним і нелінійним, є великою проблемою. У статті [14] пропонується сполучений метод, що поєднує згорткову нейронну мережу (CNN) з динамічним

викривленням часу (DTW) для FDD у напівперіодичному процесі кристалізації на основі контролю температури та перенасичення потоку (TF-SSC). DTW вирішує проблему нестабільності даних у напівсерійному процесі. Різні дані про несправності, створені введенням збурень, обчислюються через DTW, щоб отримати подібність, яка є постійною. Потім подібність різних робочих станів попередньо обробляється та класифікується CNN. У порівнянні з традиційними CNN, Resnet18 і Inception10, метод DTW-CNN має видатну продуктивність у FDD, особливо при невеликій кількості зразків.

Робота [15] розробляє основу для побудови моделей машинного навчання та схем прогнозного керування на основі машинного навчання для процесів періодичної кристалізації. Розглядається процес охолодження та розчинення фезотеродину фумарату з затравкою в реакторі періодичної дії, а також представлена методологія та реалізація моделювання, моделювання та розробки контролера.

Для вирішення проблеми дефіциту експериментальних даних спочатку розроблена одновимірна модель балансу популяції на основі опублікованих кінетичних параметрів, отриманих емпіричним шляхом для опису утворення кристалів через зародження, зростання та агломерацію.

Потім розроблені моделі рекурентної нейронної мережі (RNN) і автокодер-RNN (AERNN) з використанням даних обширного моделювання з відкритим циклом напівемпіричної моделі балансу популяції за різних робочих умов для фіксації динамічної поведінки процесу.

Для оптимізації процесу кристалізації щодо виходу продукту, розміру кристалів, кількості дрібних частинок у кінцевому продукті та споживання енергії розроблено дві моделі прогнозного керування (MPC) з використанням відповідних моделей RNN та AERNN, враховуючи обмеження на маніпулювання входами.

За допомогою симуляції відкритого та замкнутого циклу продемонстровано, що моделі RNN та AERNN добре фіксують динаміку

процесу, а MPC на основі RNN та AERNN досягли бажаного виходу продукту та розміру кристалів із значно покращеною обчислювальною ефективністю.

Підсумовуючи, було визначено, що виявлення зон кристалізації цукру є важливою задачею виробництва, адже напряму впливає на отриманий результат у вигляді готової продукції. Тому автоматизація процесу виявлення зон кристалізації цукру є важливим завданням інформаційних технологій для контролю процесу кристалізації цукру та отримання високоякісного продукту.

Враховуючи розглянуті теоретичні підходи до вирішення задачі розпізнавання образів, а сама виявлення зон кристалізації цукру за зображенням нейромережевими засобами, був обраний підхід на основі використання нейромережі ResNet, яка є удосконаленою версією CNN та дозволяє побудувати мережі, які є глибшими, але ефективнішими, ніж їхні попередники.

З проведеного огляду літературних джерел, можна зробити висновок, що напрямок виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережовим методом є актуальним, однак враховуючи відсутність некомерційних програмних продуктів, напрям потребує подальших досліджень та розробки відповідного програмного забезпечення.

#### **1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інформаційної системи**

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення ефективності виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва. Для цього необхідно розробити нейромережовий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва, а також відповідне програмне забезпечення у вигляді застосунку віконного типу.

Для досягнення поставленої мети слід вирішити такі завдання:

– виконати аналіз інформаційних моделей області виявлення зон кристалізації цукру;

- виконати огляд теоретичних підходів та обрати підхід для розв'язку задачі виявлення зон кристалізації цукру за зображенням;
- провести аналіз існуючих сучасних публікацій;
- створити метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережовим підходом;
- описати інформаційну структуру системи розпізнавання зон кристалізації цукру у виробництві за зображенням;
- обрати набір даних для навчання нейромережі;
- створити нейромережову модель за обраною архітектурою нейромережі;
- створити відповідну програмну реалізацію на основі створеного методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережовим підходом;
- виконати тестування створеного ПЗ;
- виконати дослідження ефективності запропонованого методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережовим підходом.

## Розділ 2 Проектування інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру

### 2.1 Схема та кроки методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва

Метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва призначений для оптимізації процесів виробництва цукру та автоматизованого виявлення потенційних проблем у процесі виробництва цукру. Схема та кроки методу наведені на рисунку 2.1.



Рисунок 2.1 – Схема та кроки методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва

Вхідними даними методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва є натренована нейромережева модель та зображення для виявлення зон кристалізації.

Першим кроком є завантаження натренованої моделі, яка є вхідними даними та підготовка її до роботи.

Наступним кроком є попередня обробка зображення, в яку входить масштабування та перетворення у байтів масив.

Третім кроком є подання зображення в нейромережеву модель для класифікації, на якому формуються передбачення щодо приналежності зразка зображення до однієї із чотирьох зон кристалізації цукру.

Останнім кроком є формування висновку щодо приналежності зображення до зон кристалізації.

Метод повертає вихідні дані у форматі висновку щодо приналежності зображення до зон кристалізації та пояснення щодо виявленої зони кристалізації.

Отже, було створено метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва призначений для оптимізації процесів виробництва цукру та автоматизованого виявлення потенційних проблем у процесі виробництва, що працює шляхом перетворення вхідних даних у вигляді натренованої нейромережевої моделі та зображення для виявлення зон кристалізації у вихідні дані у форматі висновку щодо приналежності зображення до зон кристалізації та пояснення щодо виявленої зони кристалізації

## **2.2 Пайплайн нейромережевого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва**

В основі методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва лежить різновид згорткової нейронної мережі, пайплайн якої наведено на рисунку 2.2.

Набір розмічених зображень зон кристалізації цукру поділяється на тренувальну та валідаційну вибірки. Тренувальна вибірка становить 80%, а валідаційна 20%.

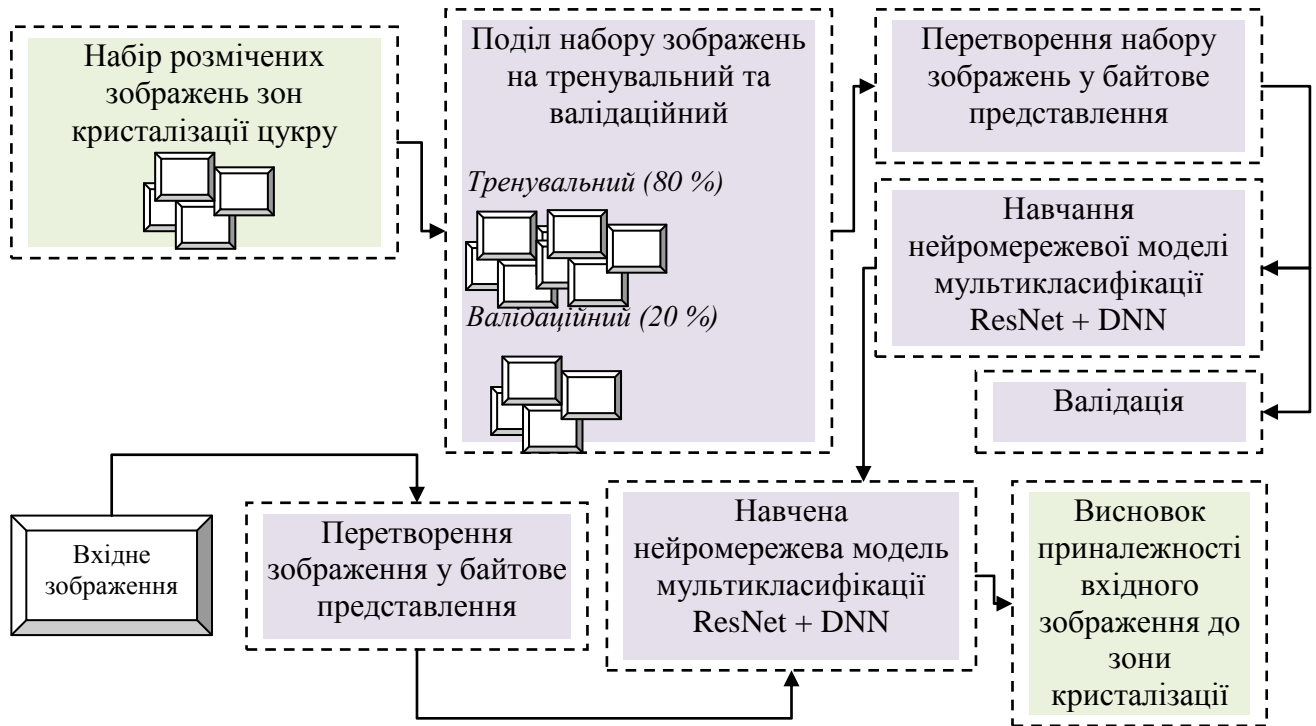


Рисунок 2.2 – Пайплайн нейромережевого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва

Навчається нейромережева модель на байтових представленнях зображень, тому необхідно всі розмічені зразки перетворити у масив байт. Після закінчення процесу навчання проводиться валідація і оцінювання ефективності, також здійснюється збереження навченої моделі.

Для здійснення процесу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва вхідне тестове зображення проходить попередню обробку, та подається навчній нейромережевій моделі, на основі відповіді якої формується висновок приналежності вхідного зображення до зони кристалізації.

Отже, таким чином наведено пайплайн нейромережевого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва, що демонструє наочно процес навчання та використання нейромережевого класифікатора.

### 2.3 Аналіз та автоматизація обробки потоків даних

Схема переходів між інтерфейсами користувача наведено на рисунку 2.3.

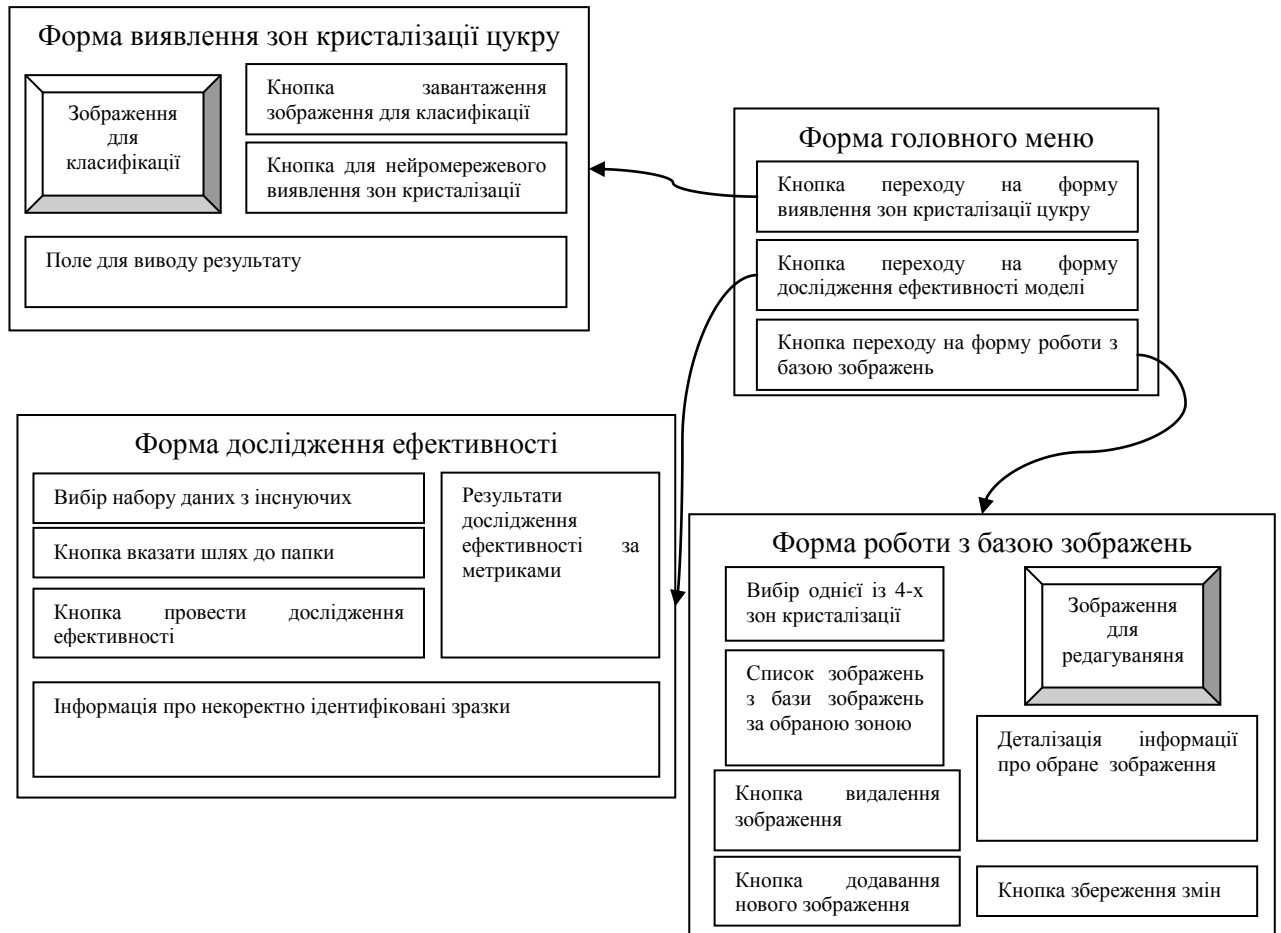


Рисунок 2.3 – Схема переходів між інтерфейсами користувача інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва

Планується в рамках інформаційної системи взаємодія між головним меню та трьома інтерфейсними формами.

З форми головного меню будуть відбуватись тригерні переходи на «Форму виявлення зон кристалізації цукру» по кнопці переходу на форму виявлення зон кристалізації цукру, на «Форму дослідження ефективності» по натисненню на кнопку переходу на форму дослідження ефективності моделі та «Форму роботи з базою зображень», по натисненню на кнопку переходу на форму роботи з базою зображень.

Отже, наведено схему переходів та взаємодії між інтерфейсними формами інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру, яка складатиметься із трьох основних інтерфейсних форм та форми головного меню.

## 2.4 Проектна архітектура системи та взаємозв'язок компонентів

Проектна архітектура системи є важливим етапом створення інформаційної системи. Схема взаємодії компонентів наведена на рисунку 2.4.

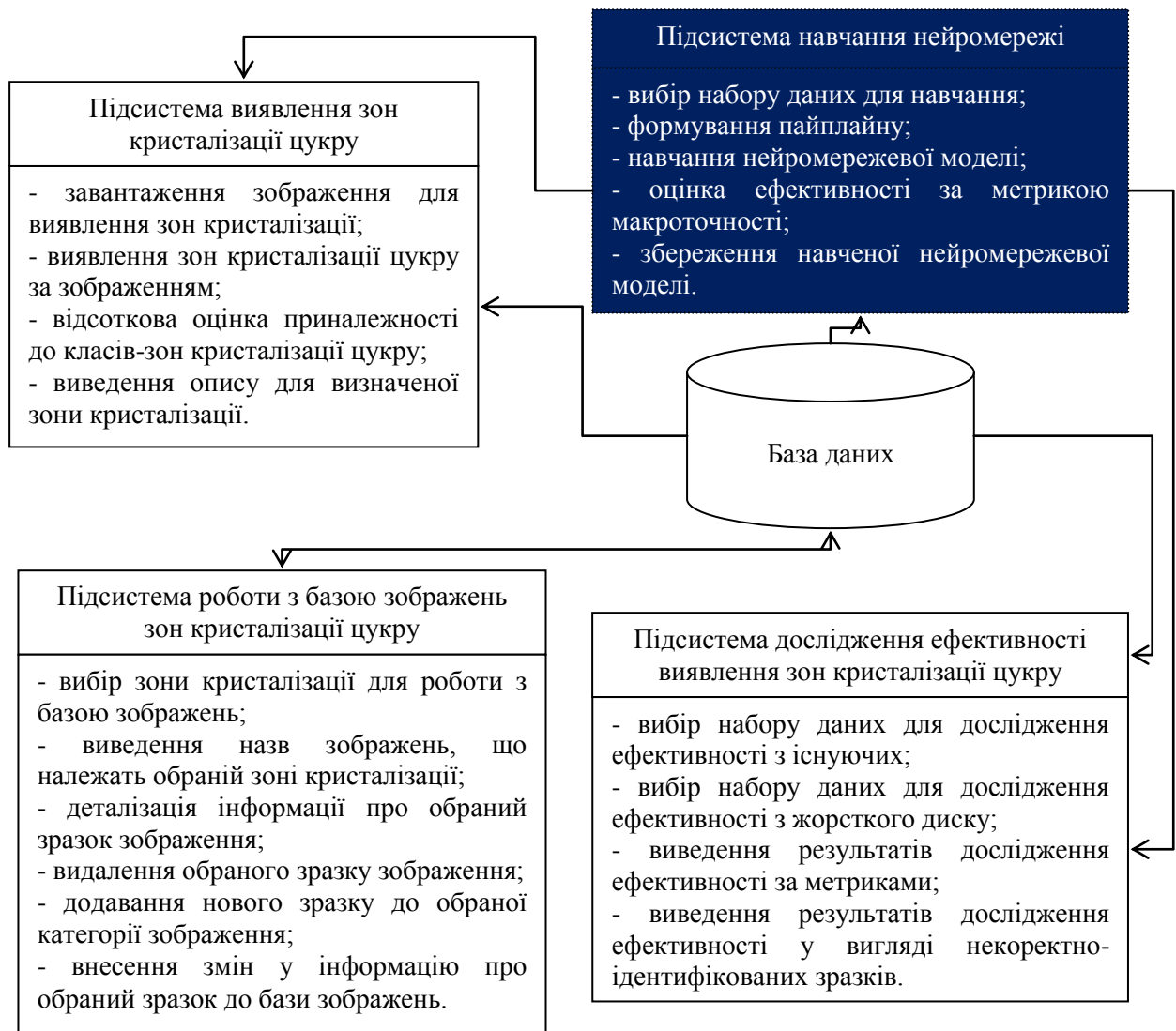


Рисунок 2.4 – Схема взаємодії компонентів інформаційної системи

Інформаційна система виявлення на зображенні зон кристалізації цукру складається із 4-х підсистем, а саме: «Підсистема виявлення зон кристалізації цукру», «Підсистема роботи з базою зображень зон кристалізації цукру», «Підсистема дослідження ефективності виявлення зон кристалізації цукру», та «Підсистема навчання нейромережі».

Підсистема навчання нейромережі призначена для навчання нейромережевого класифікатора, який зможе виконувати задачу мультикласифікації, та в результаті виконувати збереження навченої нейромережевої моделі. Також дана підсистема виконує такі функції, як вибір набору даних для навчання, формування пайплайну, навчання нейромережевої моделі, оцінка ефективності за метрикою макроточності, та збереження навченої нейромережевої моделі. Дана підсистема не передбачає графічного інтерфейсу користувача.

Підсистема роботи з базою зображень зон кристалізації цукру призначена для взаємодії із набором даних, та передбачає виконання таких основних функцій: вибір зони кристалізації для роботи з базою зображень, виведення назв зображень, що належать обраній зоні кристалізації, деталізація інформації про обраний зразок зображення, видалення обраного зразку зображення, додавання нового зразку до обраної категорії зображення, внесення змін у інформацію про обраний зразок до бази зображень.

Підсистема виявлення зон кристалізації цукру призначена для нейромережевого виявлення зон кристалізації цукру за зображенням, та виконує такі основні функції: завантаження зображення для виявлення зон кристалізації, виявлення зон кристалізації цукру за зображенням, відсоткова оцінка приналежності до класів-зон кристалізації цукру, виведення опису для визначеної зони кристалізації.

Підсистема дослідження ефективності виявлення зон кристалізації цукру призначена для оцінки ефективності нейромережевого класифікатора за метриками, а також може виконувати такі функції: вибір набору даних для дослідження ефективності з існуючих, вибір набору даних для дослідження ефективності з жорсткого диску, виведення результатів дослідження ефективності за метриками, виведення результатів дослідження ефективності у вигляді некоректно-ідентифікованих зразків.

Отже, наведено проектну архітектуру системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру, що складається із 4-х підсистем і бази даних та описано їх основне призначення і функції.

## 2.5 Проектування бази даних програмної системи

На рисунку 2.5 наведена даталогічна модель бази даних застосунку на базі нейромережевого методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва.

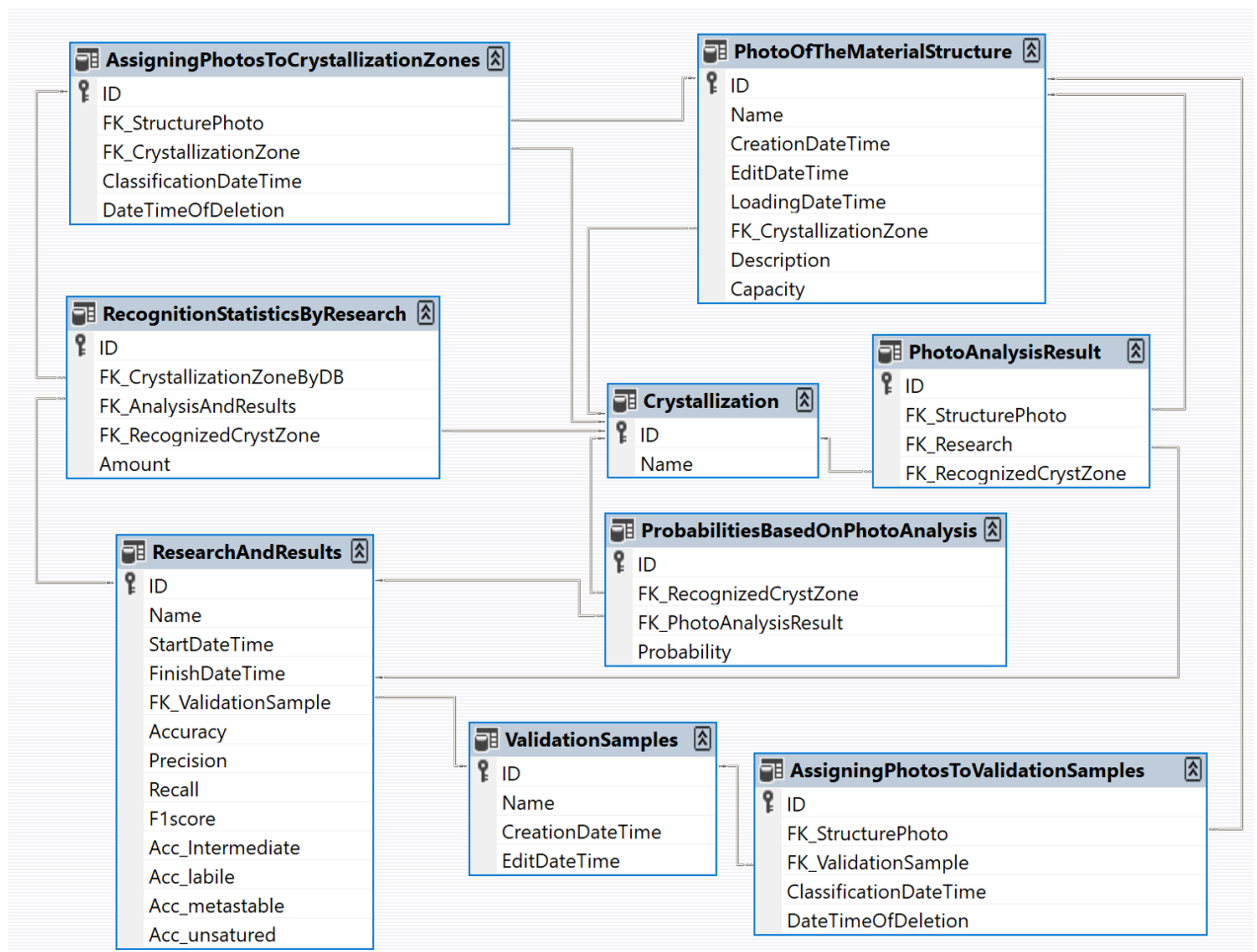


Рисунок 2.5 – Даталогічна модель бази даних застосунку на базі нейромережевого методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру

Таблиця «AssigningPhotosToCrystallizationZones» (таблиця 2.1) призначена для збереження інформації про віднесення фото до зон кристалізації,

що міститиме наступні поля: фото структури матеріалу, назву зони кристалізації, дата у час віднесення та видалення.

Таблиця 2.1 – Атрибути таблиці «AssigningPhotosToCrystallizationZones»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор віднесення до зон кристалізації
2.	FK_StructurePhoto	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «PhotoOfTheMaterialStructure» для співставленням із фото структури зони
3.	FK_CrystallizationZone	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Crystallization» для співставленням із відповідної зоною кристалізації
4.	ClassificationDateTime	datetime	Дата й час класифікації
5.	DateTimeOfDeletion	datetime	Дата й час видалення запису

Таблиця «AssigningPhotosToValidationSamples» (таблиця 2.2) призначена збереження даних щодо віднесення фото до валідаційних вибірок, що міститиме наступні поля: фото структури матеріалу, назву валідаційної вибірки, дата у час віднесення та видалення.

Таблиця «ValidationSamples» (таблиця 2.3) створена для збереження інформації про валідаційні вибірки датасету. Містить поля для збереження інформації про назву, дату й час створення та останньої зміни.

Таблиця 2.2 – Атрибути таблиці «AssigningPhotosToValidationSamples»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор віднесення до зон кристалізації
2.	FK_StructurePhoto	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «PhotoOfTheMaterialStructure» для співставленням із фото структури зони
3.	FK_ValidationSample	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «ValidationSamples» для співставленням із назвою валідаційної вибірки
4.	ClassificationDateTime	datetime	Дата й час останнього віднесення фото до валідаційної вибірки
5	DateTimeOfDeletion	datetime	Дата й час видалення фото із валідаційної вибірки

Таблиця 2.3 – Атрибути таблиці «ValidationSamples»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор валідаційної вибірки
2.	name	varchar(255)	Назва валідаційної вибірки
3.	CreationDateTime	datetime	Дата й час створення валідаційної вибірки
4.	EditDateTime	datetime	Дата й час останнього редагування валідаційної вибірки

Таблиця «ResearchAndResults» (таблиця 2.4) зберігатиме інформацію про дослідження на зображенні зон кристалізації цукру та отримані результати. Також в таблиці міститиметься інформація про значення метрик нейромережевої моделі.

Таблиця 2.4 – Атрибути таблиці «ResearchAndResults»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1	2	3	4
1.	ID	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор назви типу кристалізації
2.	Name	varchar(255)	Назва проведеного дослідження
3.	StartDateTime	datetime	Дата й час початку проведення дослідження
4.	FinishDateTime	datetime	Дата й час завершення проведення дослідження
5.	FK_Validation Sample	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «ValidationSamples» для співставленням із назвою валідаційної вибірки
6	Accuracy	double	Значення міри точності моделі, яка визначає відсоток правильних класифікацій серед усіх зроблених класифікацій.
7.	Precision	double	Значення міри точності, яка визначає відсоток правильної класифікації для конкретного класу з-поміж усіх випадків, коли модель класифікувала даний клас.

Продовження Таблиця 2.4 – Атрибути таблиці «ResearchAndResults»

1	2	3	4
8.	Recall	double	Значення міри чутливості, яка визначає відсоток правильної класифікації для конкретного класу з-поміж усіх випадків, де цей клас насправді присутній.
13.	Acc_unsaturated	double	Значення точності для класу Unsaturated
9.	F1score	double	Значення гармонійного середнього між Precision і Recall, і використовується для оцінки балансу між точністю та чутливістю в класифікації.
10.	Acc_intermediate	double	Значення точності для класу Intermediate
11.	Acc_labile	double	Значення точності для класу Labile
12.	Acc_metastable	double	Значення точності для класу Metastable
13.	Acc_unsaturated	double	Значення точності для класу Unsaturated

Таблиця «Crystallization» (таблиця 2.5) призначена для збереження інформації щодо назв типів кристалізації.

Таблиця 2.5 – Атрибути таблиці «Crystallization»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор назви типу кристалізації
2.	name	varchar(255)	Назва типу кристалізації

Таблиця «PhotoOfTheMaterialStructure» (таблиця 2.6) створена для збереження інформації щодо видів структури матеріалів та відповідних фото. Таблиця містить поля назви, дати й часу створення, завантаження в базу даних та

останньої зміни, посилання на запис про зону кристалізації, опис та обсяг пам'яті, Кб.

Таблиця 2.6 – Атрибути таблиці «PhotoOfTheMaterialStructure»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор назви типу кристалізації
2.	Name	varchar(255)	Назва проведеного дослідження
3.	CreationDateTime	datetime	Дата й час створення запису
4.	EditDateTime	datetime	Дата й час редагування запису
5.	LoadingDateTime	datetime	Дата й час завантаження запису в базу даних
6	FK_CrystallizationZone	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Crystallization» для співставлення із зоною кристалізації
7.	Description	text	Опис структури матеріалу та фото
8.	Capacity	int	Обсяг пам'яті, використаний для завантаження фото

Таблиця «PhotoAnalysisResult» (таблиця 2.7) створена для збереження інформації щодо результатів аналізу фото. Таблиця містить поля для відображення структури фото, посилання на відповідне дослідження та класифіковану зону кристалізації.

Таблиця 2.7 – Атрибути таблиці «PhotoAnalysisResult»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор назви типу кристалізації
2.	FK_StructurePhoto	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «PhotoOfTheMaterialStructure» для співставленням із фото структури матеріалу
3.	FK_Research	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «ResearchAndResults» для співставленням із записом про дослідження
4.	FK_RecognizedCrystZone	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Crystallization» для співставленням із записом про кристалізацію

Таблиця 2.8 – Атрибути таблиці «ProbabilitiesBasedOnPhotoAnalysis»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор назви типу кристалізації
2.	FK_StructurePhoto	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «PhotoOfTheMaterialStructure» для співставленням із фото структури
3.	FK_PhotoAnalysis-Result	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «ResearchAndResults» для співставленням із записом про дослідження
4.	Probability	double	Значення імовірності, що повертає модель

Таблиця «ProbabilitiesBasedOnPhotoAnalysis» (таблиця 2.8) створена для збереження інформації про імовірності за аналізом фото. Таблиця містить поля для посилання на фото структури кристалізації, посилання на результат дослідження та значення ймовірності.

Таблиця «RecognitionStatisticsByResearch» (таблиця 2.9) створена для збереження статистичних даних щодо розпізнавань за дослідженням.

Таблиця 2.9 – Атрибути таблиці «RecognitionStatisticsByResearch»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	ID	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор назви типу кристалізації
2.	FK_CrystallizationZoneByDB	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «AssigningPhotosToCrystallizationZones» для співставленням із фото структури
3.	FK_AnalysisAndResults	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «ResearchAndResults» для співставленням із записом про дослідження
4.	FK_RecognizedCrystZone	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Crystallization» для співставленням із відповідної зоною кристалізації
5.	Amount	int	Кількість пройдених досліджень

Таким чином, було створено базу даних для застосунку на базі нейромережевого методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва. БД містить таблиці та зв'язки, що забезпечують надійну й точну передачу даних в застосунку та збереження результатів дослідження.

## **2.6 Підготовка робочих вхідних даних для системи**

У якості навчальних даних буде використано набір даних «dataset\_of\_sugar\_crystal\_thailand» [16].

Загальна кількість зображень кристалів цукру становить 1000 зображень, розділених на 800 навчальних та 200 тестових зразків даних шляхом фотографування кристалів. Зображення кристалів потім були розділені досвідченими фахівцями на 4 класи фахівцем із варіння цукру. Класифікація за умовами кристалізації (коефіцієнт перенасичення) – нестатутна зона, метастабільна зона, проміжна зона, нестабільна зона, яка містить кількість кристалів, які можна зберігати в кожній зоні, слід зберігати принаймні близько 250 зображень на зону.

Приклад навчальних даних наведено на рисунку 2.6.

Підтвердження достовірності записаних кристалічних зображень було виконано шляхом укладання висновків 5 техніків-експертів і процесу верифікації фотографій кристалів шляхом виготовлення тестової форми для 32 зображень на одного співробітника з такою ж кількістю протестованих випадкових зображень кристалів.

dataset\_of\_sugar\_crystal\_thailand

9

New Notebook

Download (609 MB)

Data Card Code (2) Discussion (0) Suggestions (0)

About this directory

This file does not have a description yet.

Add Suggestion

- sugar\_dataset\_kaggle\_v2
  - test
  - train
    - intermediate
    - labile
    - metastable
    - unsaturated

File Name	File Size
1.jpg	753.03 kB
10.jpg	758.1 kB
100.jpg	803.15 kB
101.jpg	701.22 kB
102.jpg	824.65 kB
103.jpg	805.62 kB
104.jpg	813.27 kB
105.jpg	739.08 kB
106.jpg	828.91 kB
107.jpg	823.8 kB

Рисунок 2.6 – Приклад навчальних даних

На рисунку 2.7 наведено розподіл навчальних та тестових даних обраного набору зображень.

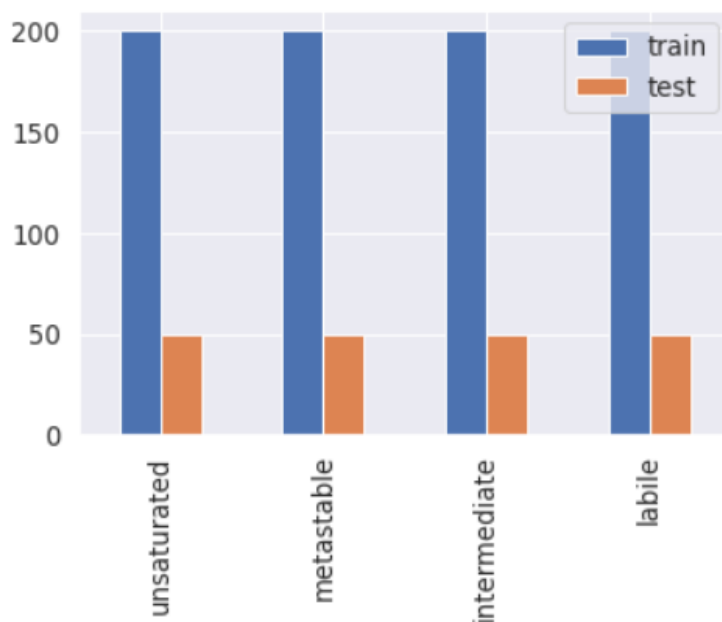


Рисунок 2.7 – Розподіл навчальних та тестових даних

Отже, обрано та описано набір даних, що буде використано для навчання неймережевої моделі виявлення зон кристалізації цукру за зображенням. Набір

даних складається із 1000 екземплярів, який буде поділено у пропорції 800 зображень для навчання та 200 для тестування.

## **2.7 Особливості використання спеціалізованих програмних компонентів**

Для спрощення процесу створення інформаційної системи виявлення зон кристалізації цукру планується використати бібліотеку ML.NET.

ML.NET надає розробникам .NET можливості для аналітики та прогнозування машинного навчання на основі моделі. Побудовано бібліотеку на основі .NET Core і .NET Standard, успадкувавши можливість кросплатформного запуску в Linux, Windows і macOS. Хоча бібліотека ML.NET є новою, її походження почалося в 2002 році як дослідницький проект Microsoft під назвою TMSN (текстовий пошук та навігація) для внутрішнього використання в продуктах Microsoft. Пізніше він був перейменований на TLC (код навчання) приблизно в 2011 році [17].

Розробники мають можливість навчати модель машинного навчання або повторно використовувати існуючу модель третьої сторони та запускати її в будь-якому середовищі офлайн, що в свою чергу означає, що розробникам не потрібно мати досвід роботи з Data Science, щоб користуватись структурою. Підтримка формату моделі глибокого навчання Open Neural Network Exchange (ONNX) із відкритим вихідним кодом була введена з версії 0.3 у ML.NET. Реліз містив і решту помітних вдосконалень, таких як Factorization Machines, LightGBM, Ensembles, LightLDA transform і OVA. Інтеграція ML.NET TensorFlow присутня з випуску 0.5. Підтримка застосувань із архітектурою x86 і x64 була додана до збірки 0.7, включаючи також розширені можливості рекомендацій із матричною факторизацією.

Перший стабільний випуск бібліотеки 1.0 було анонсовано на конференції Build у 2019. Було включено додавання інструменту Model Builder і можливостей AutoML. Збірка 1.3.1 представила попередній перегляд навчання

Deep Neural Network із використанням прив'язок мови C# для Tensorflow і завантажувача бази даних, яка дає змогу навчати моделі в базах даних. У попередній версії 1.4.0 додано оцінку ML.NET для процесорів ARM і навчання Deep Neural Network з GPU для Windows і Linux.

Документ Microsoft про машинне навчання за допомогою ML.NET продемонстрував, що є можливість тренувати моделі аналізу настроїв за допомогою великих наборів даних, досягаючи при цьому високої точності. Його результати показали 95% точність оглядового набору даних Amazon обсягом 9 ГБ.

Отже, для навчання та використання нейромережевої моделі класифікації буде використано бібліотеку «ML.Net», що є відкритою бібліотекою машинного навчання, розроблена компанією Microsoft. Бібліотека надає зручний інтерфейс для роботи з алгоритмами навчання, що дозволяє швидко створювати та навчати моделі на основі даних.

## **2.8 Висновки до розділу 2**

В процесі написання другого розділу було створено метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва, що призначений для оптимізації процесів виробництва цукру та автоматизованого виявлення потенційних проблем у процесі виробництва. Метод працює шляхом перетворення вхідних даних у вигляді натренованої нейромережевої моделі та зображення для виявлення зон кристалізації у вихідні дані у форматі висновку щодо приналежності зображення до зон кристалізації та пояснення щодо виявленої зони кристалізації.

Створено пайплайн нейромережевого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва, що демонструє наочно процес навчання та використання нейромережевого класифікатора.

Проілюстровано та описано схему переходів та взаємодії між інтерфейсними формами інформаційної системи виявлення на зображенні зон

кристалізації цукру, яка складатиметься із трьох основних інтерфейсних форм та форми головного меню.

Наведено проектну архітектуру системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру, що складається із 4-х підсистем і бази даних та описано їх основне призначення і функції.

Обрано та описано набір даних, що буде використано для навчання нейромережевої моделі виявлення зон кристалізації цукру за зображенням. Запропонований набір даних складається із 1000 екземплярів, який буде поділено у пропорції 800 зображень для навчання та 200 для тестування.

Для навчання та використання нейромережевої моделі класифікації буде використано бібліотеку «ML.Net», що є відкритою бібліотекою машинного навчання, розроблена компанією Microsoft.

## **Розділ 3 Експериментальне дослідження методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва**

### **3.1 Визначення шляхів дослідження та засобів створення програмного забезпечення**

Для дослідження ефективності методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва буде створено відповідний програмний застосунок, що буде виконувати такі основні функції:

- виявлення зон кристалізації цукру за завантаженим зображенням;
- перегляд набору зображень для класифікації та навчання нейромережі;
- редагування даних про зображення із можливістю зміни зони кристалізації;
- видалення обраного зображення;
- додавання до набору зображень зображення з локального диска;
- дослідження ефективності нейромережі на обраному наборі даних.

Основні функції застосунку планується перевірити засобами тест-кейсів.

Щодо дослідження ефективності навченої нейромережевої моделі, то будуть використані метрики Accuracy, Precision, Recall, F<sub>1</sub> Score та Confusion Matrix. З урахуванням що дана задача є задачею мультикласифікації, метрика Accuracy буде досліджуватись як для окремих класів, так і для класифікатора в загальному.

Accuracy – цей показник вимірює частку правильних прогнозів, зроблених моделлю, у всьому наборі даних. Він розраховується як співвідношення істинно позитивних (TP) і істинно негативних (TN) до загальної кількості зразків [18]. Однак, зважаючи на мультикласифікацію, дана метрика буде також розрахована для кожного класу окремо.

Precision. Влучність вимірює частку справжніх позитивних прогнозів серед усіх позитивних прогнозів, зроблених моделлю. Він розраховується як відношення TP до суми TP і помилкових спрацьовувань (FP) [19].

Recall – пригадування, також відоме як чутливість або справжній позитивний показник, вимірює частку справді позитивних прогнозів серед усіх фактичних позитивних випадків. Він розраховується як відношення TP до суми TP і помилкових негативів (FN) [20].

Оцінка  $F_1$  – це показник, який врівноважує точність і запам'ятовування. Він розраховується як середнє гармонічне точності та відкликання. Оцінка  $F_1$  корисна при пошуку балансу між високою точністю та високим рівнем запам'ятовування, оскільки вона штрафує крайні від'ємні значення обох компонентів [21].

Матриця невідповідності (confusion matrix) – це таблиця, що використовується в задачах класифікації для візуалізації результатів прогнозування моделі. Вона дозволяє оцінити відповідність між фактичними та передбаченими класами [22].

Вона має форму квадратної таблиці, де рядки відповідають фактичним класам, а стовпці – передбаченим класам. Кожна комірка матриці показує кількість випадків, коли елементи з фактичним класом, представленим рядком, були помічені моделлю як клас, представлений стовпчиком.

Отже, для дослідження ефективності запропонованого методу буде виконано програмну реалізацію. Описано основні функції розроблюваної програмної реалізації, функціонал яких буде перевірено засобами тест-кейсів. Щодо дослідження ефективності нейронної мережі, то вона буде досліджена з використанням метрик Accuracy, Precision, Recall,  $F_1$  Score та Confusion Matrix.

### **3.2 Вибір засобів розробки інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва**

Для розробки програмного забезпечення реалізації методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва буде використано платформу Microsoft .NET Core, середовище програмування Microsoft Visual Studio, мову програмування C#.

Microsoft .NET Core є відкритою, крос-платформеною платформою для розробки програмного забезпечення, розробленою компанією Microsoft [23]. Вона була анонсована у 2014 році та перший реліз вийшов у 2016 році. .NET Core відрізняється від традиційної платформи .NET Framework тим, що вона є легшою, більш гнучкою та крос-платформенною. Вона підтримує розробку на Windows, macOS та Linux, що дає розробникам більшу свободу вибору операційної системи для розробки та розгортання своїх додатків [24].

Microsoft Visual Studio є інтегрованим середовищем розробки (IDE), що використовується для створення програмного забезпечення на платформі Windows. Воно надає розширені засоби для написання, налагодження і тестування коду на різних мовах програмування, включаючи C#, C++, Visual Basic і інші. Visual Studio також має вбудовані інструменти для керування версіями, створення і відлагодження хмарних рішень, що робить його потужним інструментом для розробників будь-якого рівня [25].

C# є об'єктно-орієнтованою мовою програмування, розроблена компанією Microsoft. Вона є частиною .NET-фреймворку і використовується для створення різноманітних програм, від десктопних до вебзастосунків та мобільних застосунків [26]. C# має сучасний синтаксис, вбудовану підтримку для керування пам'яттю, обробку винятків, асинхронного програмування та багато інших функцій, що роблять її потужним інструментом для розробки програмного забезпечення.

Отже, для розробки програмного забезпечення реалізації методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва буде використано платформу Microsoft .NET Core, яка має багато спрощень для розробок задач машинного навчання, середовище програмування Microsoft Visual Studio та мову програмування C#.

### 3.3 Структура та функціональне призначення програмних складових системи

Програмна структура інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва наведена на рисунку 3.1.

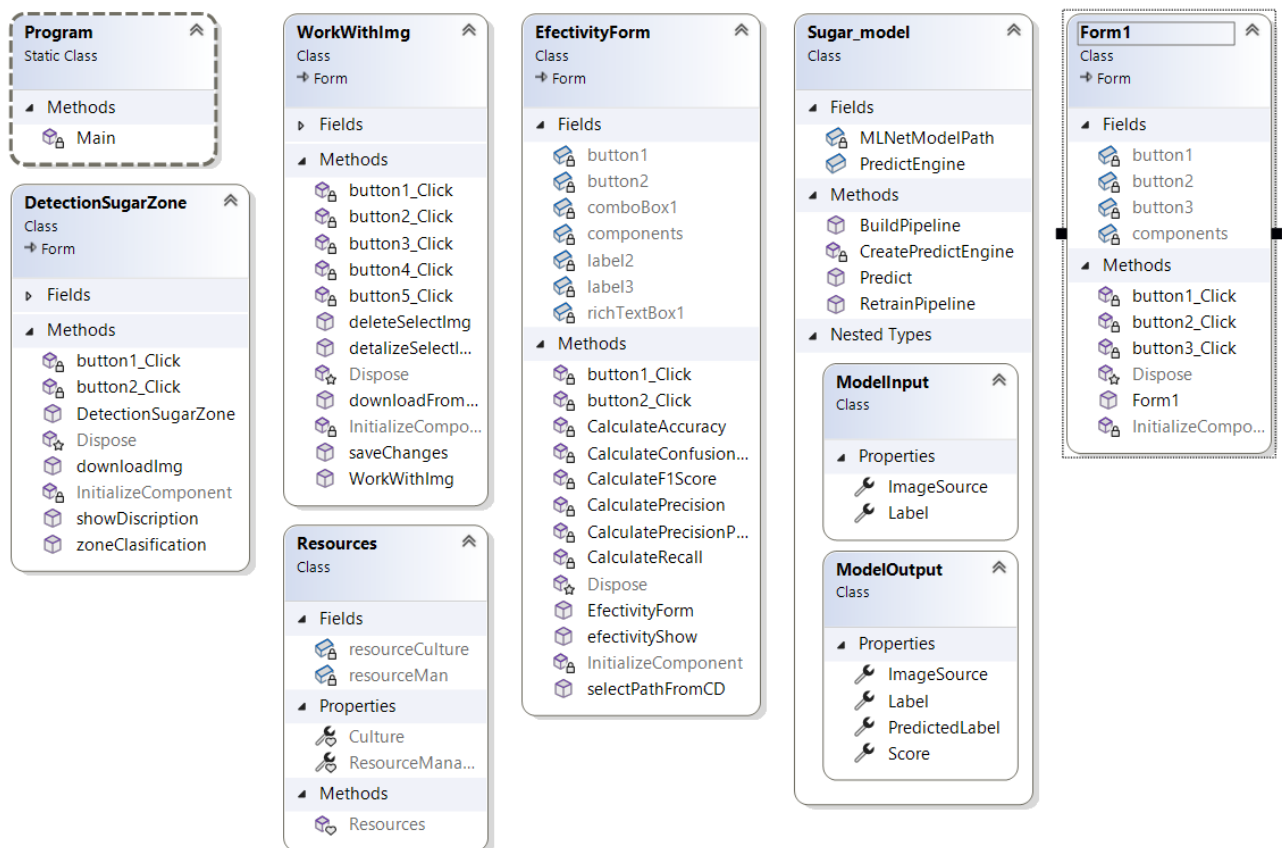


Рисунок 3.1 – Діаграма класів інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва

Клас «Sugar\_model» призначений для тренування нейромережі для виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва.

Метод BuildPipeline() використовується для побудови пайплайну, а також для обробки даних та навчання моделі. У ньому визначається послідовність операцій, які застосовуються до даних перед навчанням моделі.

Метод RetrainPipeline(), з свого боку, використовує цей побудований пайплайн для навчання моделі на нових даних.

Клас «Form1» призначений для реалізації головного меню, та виконує допоміжну роль.

Клас «WorkWithImg» своїм призначенням має роботу з зображеннями. Метод `button2_Click()` приймає текст, обраний користувачем в випадаючому списку класів, і виводить перелік зображень, що йому відповідають.

Метод `detalizeSelectImg()` відповідає за деталізацію обраного зображення з переліку. В `pictureBox1` виводиться графічне зображення, а у текстові поля виводяться дані про нього.

Метод `deleteSelectImg()` призначений для видалення обраного зображення з переліку, а метод `downloadFromLocalDisk()` призначений для додавання зображення з локального диску в базу зображень за обраною категорією. Метод `saveChanges()` призначений для збереження змін при редагуванні інформації по зображенню.

Клас «DetectionSugarZone» призначений безпосередньо для виявлення на зображенні зон кристалізації цукру. Він використовує попередньо натреновану нейромережеву модель з класу «Sugar\_model». Метод `downloadImg()` призначений для завантаження файлу зображення для класифікації з локального диска. Метод `zoneClasification()` призначений для ідентифікації зони кристалізації.

Метод `showDiscription()` своїм призначенням має виведення результатів та опису ідентифікованої зони кристалізації.

Клас «EfectivityForm» призначений для дослідження ефективності натренованих нейромережевих моделей. Він містить набір методів для обрахунку метрик, а також для відображення результатів на екран.

Метод `CalculateAccurasy()` призначений для обчислення загальної точності класифікації на основі фактичних міток та передбачених міток.

Метод `CalculatePrecisionPerClass()` призначений для обчислення точності класифікації по кожному класу на основі фактичних міток та передбачених міток.

Метод `CalculatePrecision()` призначений для обчислення середньої влучності (`precision`) класифікації на основі фактичних та передбачених міток класів. Отримує на вхід два списки рядків: `actualLabels`, який містить фактичні мітки класів, та `predictedLabels`, який містить передбачені моделлю мітки класів для тих самих даних.

Метод `CalculateRecall()` призначений для обчислення середньої повноти (`recall`) класифікації на основі фактичних та передбачених міток класів.

Метод спочатку визначає унікальні класи, що зустрічаються у фактичних та передбачених мітках, і створює словник для зберігання кількості правильних передбачень для кожного класу. Потім обчислюється кількість правильних передбачень для кожного класу шляхом порівняння фактичних та передбачених міток. Після цього обчислюється повнота для кожного класу, яка визначається як відношення кількості правильних передбачень для цього класу до загальної кількості даних, що належать до цього класу. Нарешті, обчислюється середнє значення повноти по всім класам. Це дозволяє отримати оцінку ефективності моделі в термінах того, наскільки добре вона впоралася з розпізнаванням кожного конкретного класу відносно всіх класів.

Метод `CalculateF1Score()` призначений для обчислення значення  $F_1$ -оцінки, яка є гармонічним середнім між точністю (`precision`) та повнотою (`recall`) класифікації. Значення  $F_1$ -оцінки враховує як точність, так і повноту, що дозволяє збалансувати ці два показники в одному числі.

Метод `CalculateConfusionMatrix()` призначений для обчислення матриці плутанини (`confusion matrix`) на основі фактичних та передбачених міток класів.

Отже, наведено структуру інформаційної системи, що складається із 9-и класів та описано функціональне призначення програмних складових системи виявлення зон кристалізації цукру за зображенням на основі нейромережевої мультикласифікації.

### 3.4 Особливості реалізації програмних складових системи

За наведеною структурою інформаційної системи розроблено програмний застосунок, що використовує нейромережу для мультикласифікації зон кристалізації цукру за зображенням.

З критично-важливих складових є реалізація навчання нейромережевої моделі класу «Sugar\_model». Метод BuildPipeline() виконує такі кроки, як перетворення значення міток (labels) на числові індекси (MapValueToKey). Це потрібно для того, щоб можна було використовувати ці значення в моделі. Крок навчання моделі для класифікації зображень (ImageClassification). Використовується алгоритм багатокласової класифікації (MulticlassClassification), який призначений для роботи з багатьма категоріями. Наступним кроком є перетворення передбачених числових індексів назад у відповідні мітки (MapKeyToValue).

Метод RetrainPipeline() використовує побудований пайплайн з методу BuildPipeline() для навчання моделі на нових даних. Він приймає на вхід об'єкт MLContext, який представляє середовище машинного навчання, та IDataView trainData, який містить дані для навчання моделі. Викликаючи метод fit(trainData) на побудованому пайплайні, метод навчає модель та повертає вже навчену модель (ITransformer), яка використовується для прогнозування на нових даних. Результат навчання нейромережевої моделі наведено на рисунку 3.2.

```

Best accuracy:          0.9296
Best model:             DNN + ResNet50
Training time:         401.95 seconds
Models explored (total): 1
Generated code-behind: sugar_model.consumption.cs, sugar_model.training.cs

```

Рисунок 3.2 – Статистика навчання нейромережевої моделі

Метод zoneClasification() класу «DetectionSugarZone», що призначений для ідентифікації зони кристалізації здійснює такі кроки, як зчитування

зображення з файлу у вигляді байтового масиву за допомогою методу `File.ReadAllBytes(@filePath)`, підготовка даних для прогнозування шляхом створення об'єкту `Sugar_model.ModelInput`, який містить дані для прогнозування. У цьому випадку, об'єкт містить зображення, представлене у вигляді байтового масиву, у властивості `ImageSource`. Наступним кроком є виконання прогнозу. Метод `Sugar_model.Predict(sampleData)` використовує попередньо навчену модель, щоб здійснити прогноз на вхідних даних `sampleData`, після чого здійснюється обробка результатів прогнозу. Результат прогнозу міститься у змінній `predictionResult`. Знаходиться індекс з найбільшою ймовірністю класу за допомогою методу `Array.IndexOf(predictionResult.Score, predictionResult.Score.Max())`. Після цього формується рядок `maxLabelInfo`, який містить інформацію про клас з найбільшою ймовірністю, а також саму ймовірність. Приклад виконання даного методу наведено на рисунку 3.3.

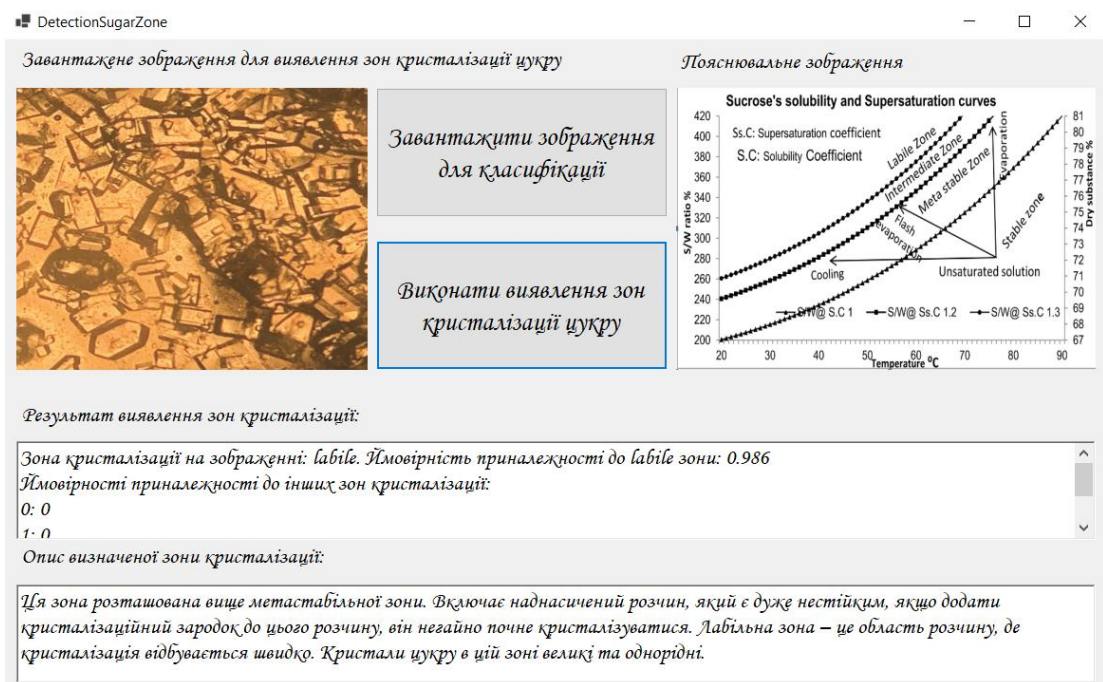


Рисунок 3.3 – Приклад виявлення зон кристалізації цукру

У рамках реалізації «Підсистеми дослідження ефективності виявлення зон кристалізації цукру» реалізована обробка класифікаційних результатів для тестувального набору зображень за допомогою побудованої моделі.

Реалізація підсистеми відбувається у класі «EfectivityForm». Спершу відбувається отримання шляху до папки з тестовими зображеннями та створення списків для зберігання реальних та передбачених класів. Ініціалізуються два списки, які будуть використовуватися для зберігання фактичних та передбачених міток класів для кожного зображення.

Далі відбувається отримання списку класів у тестовому наборі та обробка зображень. Для кожного класу в тестовому наборі обробляються всі зображення. Цикл `foreach` проймається по кожній папці (класу) у тестовому наборі, а потім по кожному зображенню у кожній папці. Зчитується зображення у байтовий масив, створюється екземпляр класу `ModelInput` з цим зображенням, і застосовується передбачення моделі для отримання передбаченої мітки класу.

На етапі зберігання передбачених та реальних міток класів для кожного зображення додається передбачена мітка класу до списку передбачених міток, а також додається фактична мітка класу до списку реальних міток. Якщо передбачена мітка не співпадає з фактичною, виводиться повідомлення про неправильне передбачення.

Після обробки всіх зображень обчислюються метрики ефективності: точність, влучність, повнота, F1-оцінка та матриця плутанини.

Отримані значення метрик ефективності виводяться на екран, а також виводиться матриця плутанини та точність для кожного класу. Приклад виконання функціоналу описаного класу наведено на рисунку 3.4.

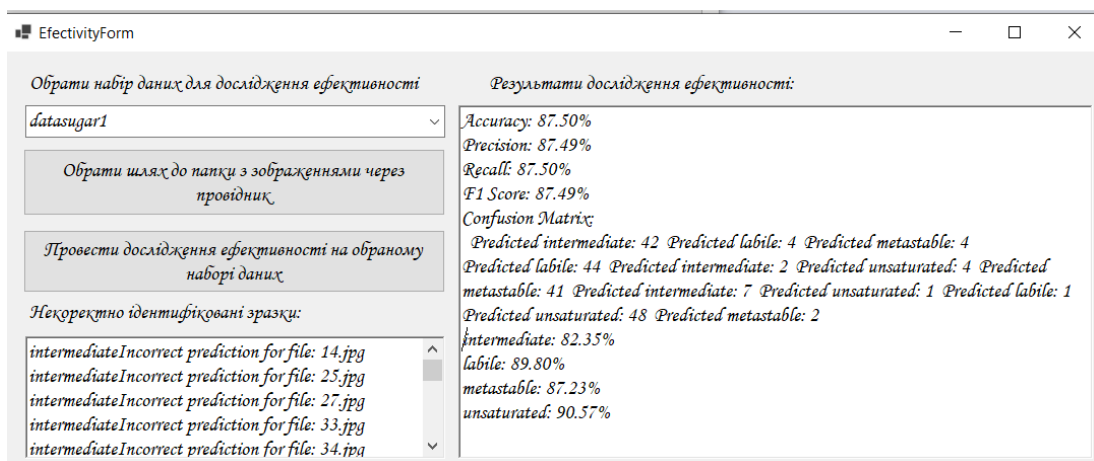


Рисунок 3.4 – Приклад виконання дослідження ефективності

Створення бази даних для програмного застосунку на базі нейромережевого методу виявлення зон кристалізації цукру в процесі виробництва має важливе значення для забезпечення точності та ефективності роботи. У Visual Studio представлено елемент DataSets (рисунок 3.5) – це частина інструментарію, що дозволяє створювати, керувати та взаємодіяти з базами даних. DataSets часто використовуються у Windows Forms, WPF, і ASP.NET-проектах для роботи з даними з баз даних, таких як SQL Server, SQLite та інші.

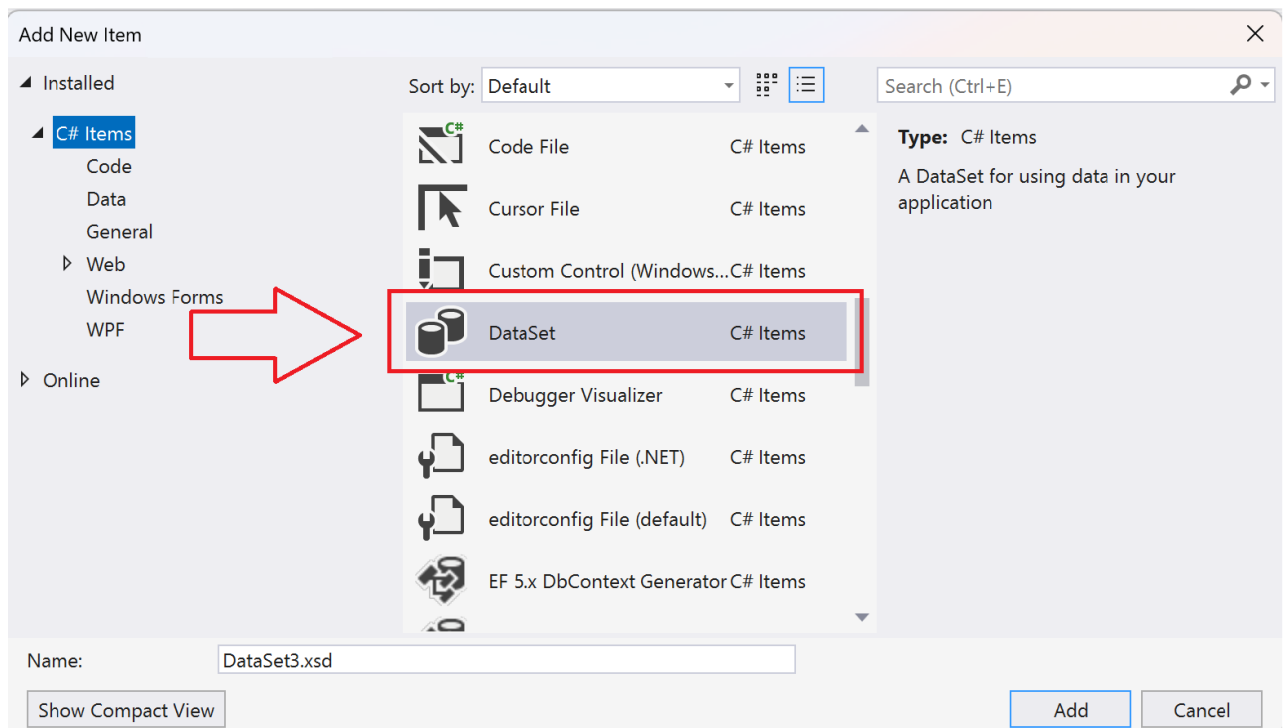


Рисунок 3.5 – Елемент DataSets у MS Visual Studio

Елемент DataSets дозволяє представляти структуровані дані у пам'яті, що можуть містити одну або кілька DataTable, які є логічними таблицями даних.

Отже, описано особливості реалізації програмних складових системи виявлення зон кристалізації цукру, що використовує нейромережу для мультикласифікації за зображенням. Також наведено особливості створення бази даних, що використовується у застосунку.

### 3.5 Тестування інформаційної системи та вимоги до розгортання

Після створення інформаційної системи необхідно протестувати роботу її основних функцій. Для тестування буде використано засоби юніт-тестів та тест-кейсів.

Юніт-тести будуть застосовані для перевірки коректності форми дослідження ефективності. Перший юніт-тест буде перевіряти метод `CalculateF1Score()`, використавши відповідний тестовий метод `CalculateF1ScoreTest()`.

Встановлюються вхідні дані для тесту, після чого викликається метод `CalculateF1Score()` з вхідними даними точності та повноти. За допомогою `Assert()` перевіряється, чи повертається значення F1-оцінки, що очікується. Якщо значення, яке повернулося з методу, співпадає з очікуваним значенням, тест пройшов успішно; в іншому випадку тест визнається невдалим. Тест пройдено вдало.

Наступним юніт-тестом буде перевірка методу `CalculateConfusionMatrix()`. Для цього створено відповідний тестовий метод `CalculateConfusionMatrixTest()`. Встановлюються вхідні дані для тесту (списки фактичних та передбачених міток класів), викликається метод `CalculateConfusionMatrix()` з цими вхідними даними. Далі перевіряється, чи повертається матриця плутанини, яка відповідає очікуваній. Ця перевірка включає порівняння ключів та значень у вкладених словниках. Якщо отримана матриця плутанини співпадає з очікуваною, тест вважається успішним; в іншому випадку тест визнається невдалим. Тест пройдено вдало.

Ще одним юніт-тестом є тестовий випадок для перевірки методу `CalculateAccuracy()`. Для цього було створено тестовий метод `CalculateAccuracyTest()`. Встановлюються вхідні дані для тесту (списки фактичних та передбачених міток класів) та викликається метод `CalculateAccuracy()` з цими вхідними даними.

Далі відбувається перевірка, чи повертається точність, яка відповідає очікуваній. Якщо отримана точність співпадає з очікуваною, тест вважається успішним; в іншому випадку тест визнається невдалим. Всі тести були пройдені успішно, результат успішного проходження наведено на рисунку 3.6.

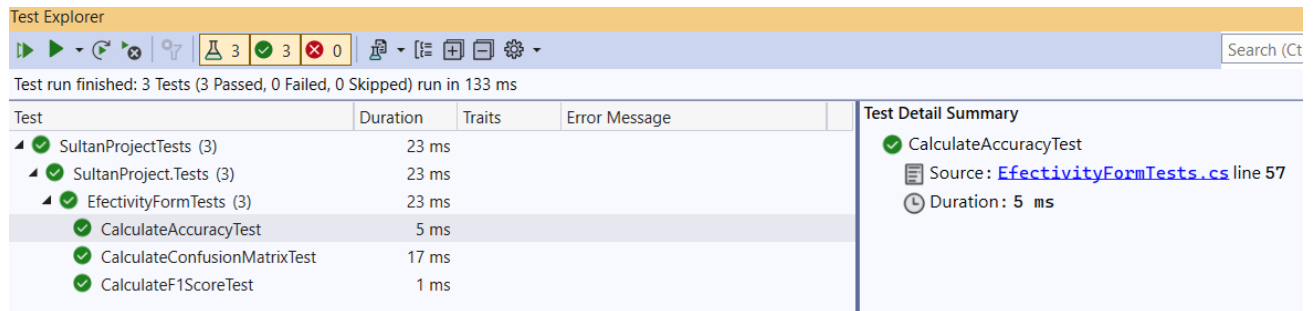


Рисунок 3.6 – Успішне виконання юніт-тестів

Також на рисунку 3.7 наведено результат успішного використання наведених методів для дослідження ефективності роботи нейромережі.

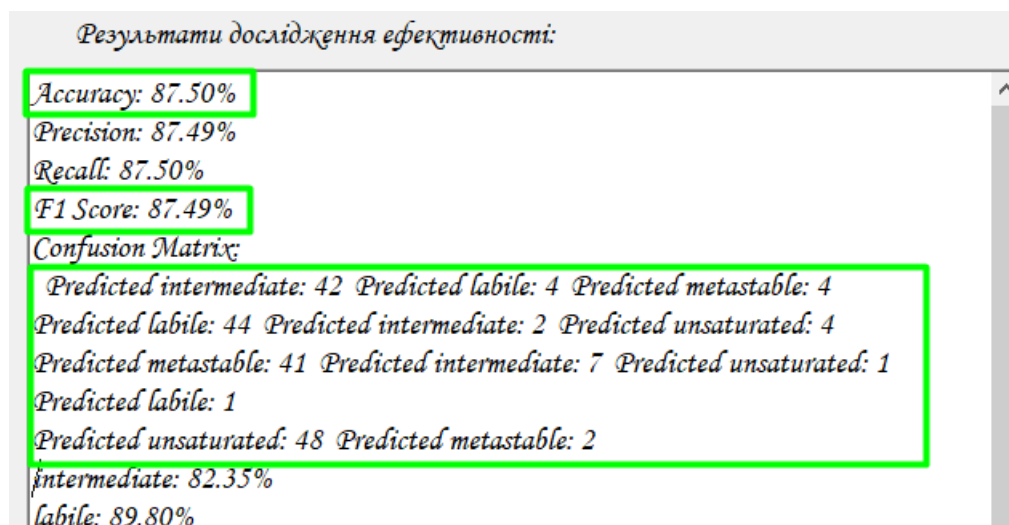


Рисунок 3.7 – Результат виконання дослідження ефективності

Далі робота інформаційної системи була досліджена з використанням тест-кейсів. Першим тестовим випадком є перевірка виявлення зон кристалізації цукру за зображенням. Кроки тест-кейсу наведені в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Тест-кейс 0001

<b>Тест-кейс ID:</b> 0001	<b>Приоритет:</b> 1	<b>Створено:</b> 4.05.2024, СУЛТАНОВ	Андрій
<b>Назва:</b> Перевірка виявлення зон кристалізації цукру за зображенням			
<b>Кроки</b>		<b>Очікуваний результат</b>	
1. Відкрити головне меню програмного застосунку		Відкрито головне меню	
2. Перейти на підсистему «Виявлення зон кристалізації цукру», наиснувши відповідну кнопку.		Виконано перехід на підсистему «Виявлення зон кристалізації цукру»	
3. Завантажити зображення марковане як з лабільної зони кристалізації через натиснення на кнопку «Завантажити зображення для класифікації»		Зображення показано на екрані	
4. Натиснути кнопку «Виконати виявлення зон кристалізації цукру»		Є відповідь про приналежність зображення вказаній зоні кристалізації	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> перевірку пройдено успішно.			

Після запуску застосунку та виконання кроків, що описані у таблиці 3.1, можна переконатись, що зображення класифіковано коректно у вказану зону. Результат виконання тест-кейсу 0001 наведено на рисунку 3.8.

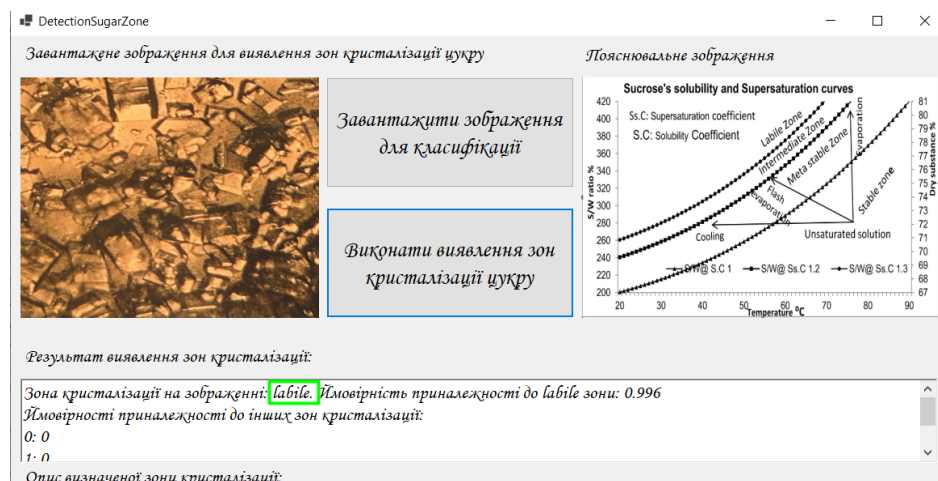


Рисунок 3.8 – Результат тест-кейсу 0001

Наступним тестовим випадком буде перегляд переліку зображень обраної зони кристалізації цукру підсистеми «Роботи з базою зображень зон кристалізації цукру». Кроки тест-кейсу наведені в таблиці 3.2

Таблиця 3.2 – Тест-кейс 0002

<b>Тест-кейс ID:</b> 0002	<b>Приоритет:</b> 1	<b>Створено:</b> 5.05.2024, СУЛТАНОВ Андрій
<b>Назва:</b> Перегляд переліку зображень обраної зони кристалізації цукру		
<b>Кроки</b>		<b>Очікуваний результат</b>
1. Відкрити головне меню програмного застосунку		Відкрито головне меню
2. Перейти на підсистему «Роботи з базою зображень зон кристалізації цукру», натиснувши однойменну кнопку.		Виконано перехід на підсистему «Роботи з базою зображень зон кристалізації цукру»
3. Обрати з випадаючого переліку зону intermediate.		
4. Натиснути кнопку «Показати набір даних обраної зони кристалізації».		Виведено перелік наявних зображень
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> перевірку пройдено успішно.		

Після запуску застосунку та виконання кроків, що описані у таблиці 3.2, можна переконатись, що перелік зображень обраної зони кристалізації цукру виведено у відповідне текстове поле. Результат виконання тест-кейсу 0002 наведено на рисунку 3.9. Тест пройдено успішно, відхилень від передбаченої поведінки методу не виявлено.

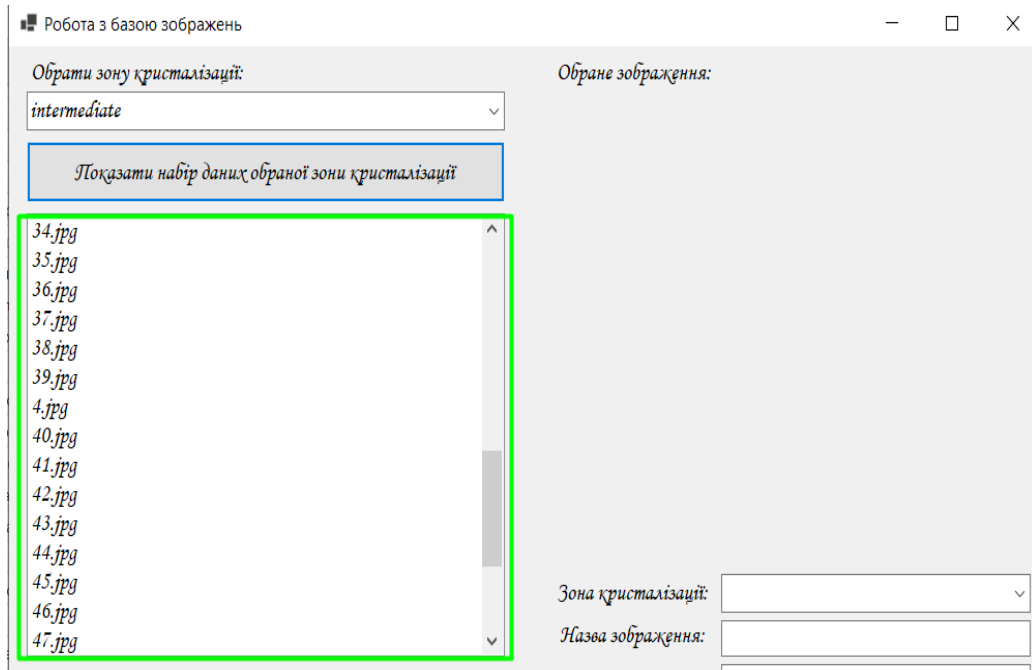


Рисунок 3.9 – Результат виконання тест-кейсу 0002

Наступним тестовим випадком буде перегляд інформації по обраному з переліку зображень підсистеми «Роботи з базою зображень зон кристалізації цукру». Кроки тест-кейсу наведені в таблиці 3.3

Після виконання кроків тестового випадку 0003, що описані в таблиці 3.3, було здійснено висновок, що заявлений функціонал працює коректно. Результат виконання наведено на рисунку 3.10.

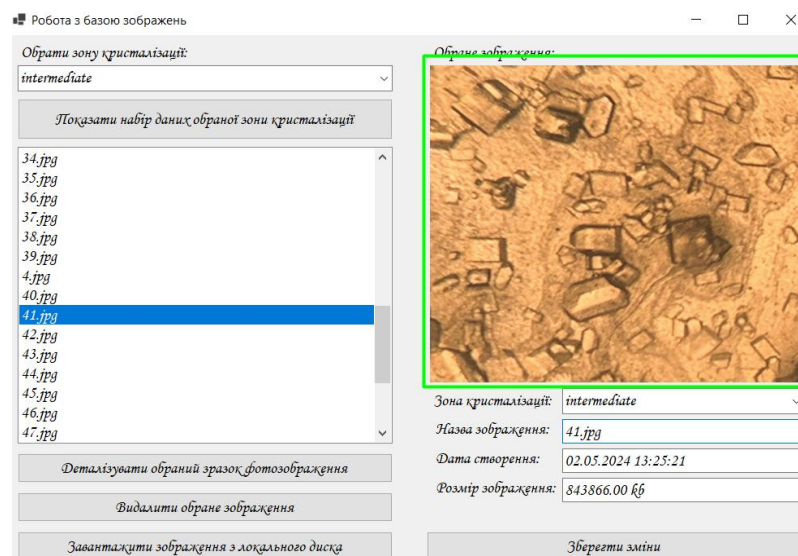


Рисунок 3.10 – Деталізація інформації про обраний зразок

Таблиця 3.3 – Тест-кейс 0003

<b>Тест-кейс ID:</b> 0003	<b>Приоритет:</b> 1	<b>Створено:</b> 5.05.2024, СУЛТАНОВ Андрій
<b>Назва:</b> Перегляд інформації по обраному з переліку зображень		
<b>Кроки</b>		<b>Очікуваний результат</b>
1. Відкрити головне меню програмного застосунку		Відкрито головне меню
2. Перейти на підсистему «Роботи з базою зображень зон кристалізації цукру», натиснувши однойменну кнопку.		Виконано перехід на підсистему «Роботи з базою зображень зон кристалізації цукру»
3. Обрати з випадаючого переліку зону intermediate.		
4. Натиснути кнопку «Показати набір даних обраної зони кристалізації».		Виведено перелік наявних зображень
5. Обрати зображення з переліку та натиснути кнопку «Деталізувати обраний зразок фотозображення»		Інформація по обраному зразку деталізована
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> перевірку пройдено успішно.		

Отже, було протестовано функціонал розробленої інформаційної системи. Під час тестування системи було задіяно засоби юніт-тестування та тест-кейси. Всі протестовані функції працюють коректно, непрацюючих функцій не виявлено.

### 3.6 Аналіз функціональності системи

Для ефективного використання розробленої інформаційної системи необхідно провести аналіз функціональності. Після запуску інформаційної системи користувач потрапить на головне меню, з якого можна перейти на одну з 3-х підсистем: «Підсистема виявлення зон кристалізації цукру», «Підсистема

роботи з базою зображень зон кристалізації цукру», «Підсистема дослідження ефективності виявлення зон кристалізації цукру». Вигляд головного меню наведено на рисунку 3.11.

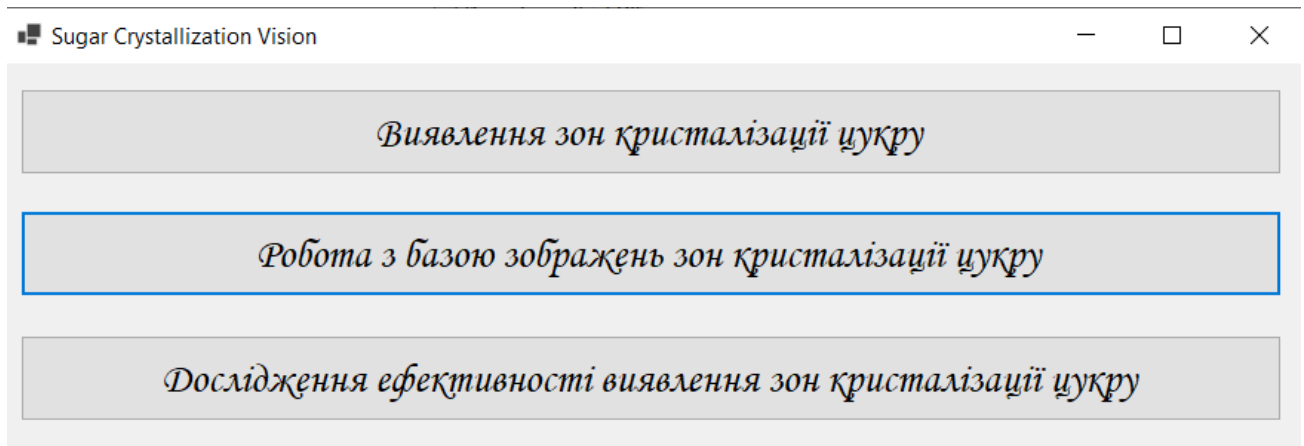


Рисунок 3.11 – Головне меню застосунку

Для переходу на підсистему «Виявлення зон кристалізації цукру» необхідно натиснути однойменну кнопку. Після переходу користувач побачить вікно підсистеми виявлення зон кристалізації цукру, наведено на рисунку 3.12.

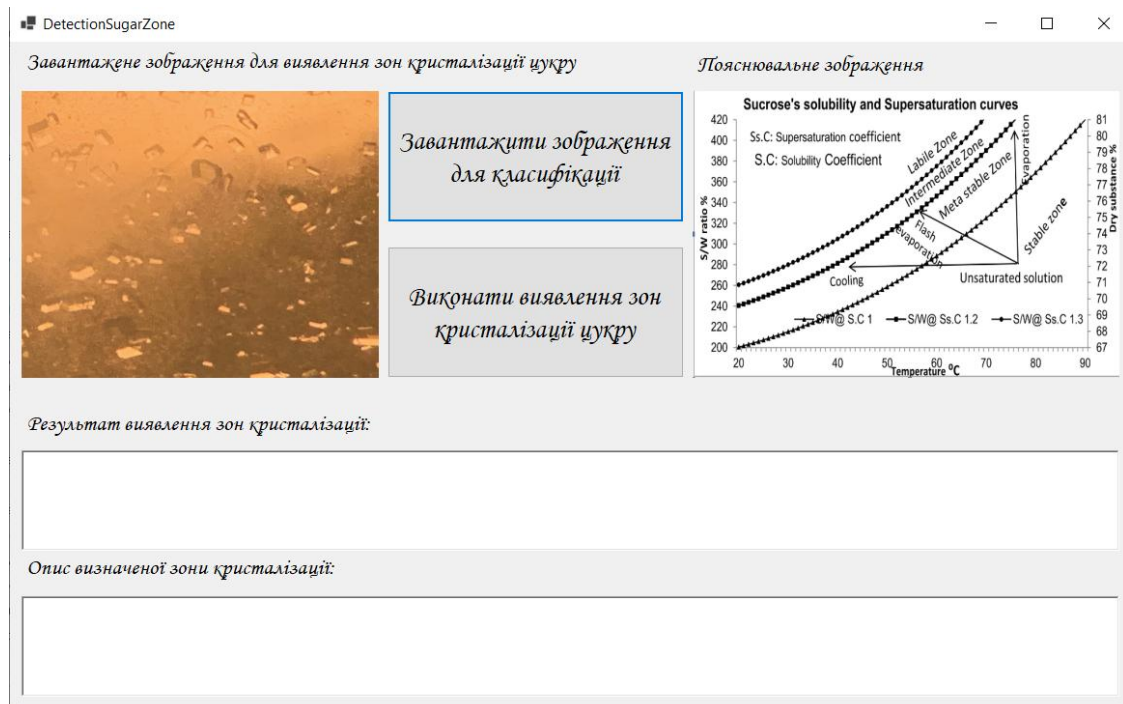


Рисунок 3.12 – Підсистема виявлення зон кристалізації цукру

Для виявлення зон кристалізації цукру необхідно спершу натиснути на кнопку «Завантажити зображення для класифікації», та через провідник обрати зображення для тесту (рисунок 3.13).

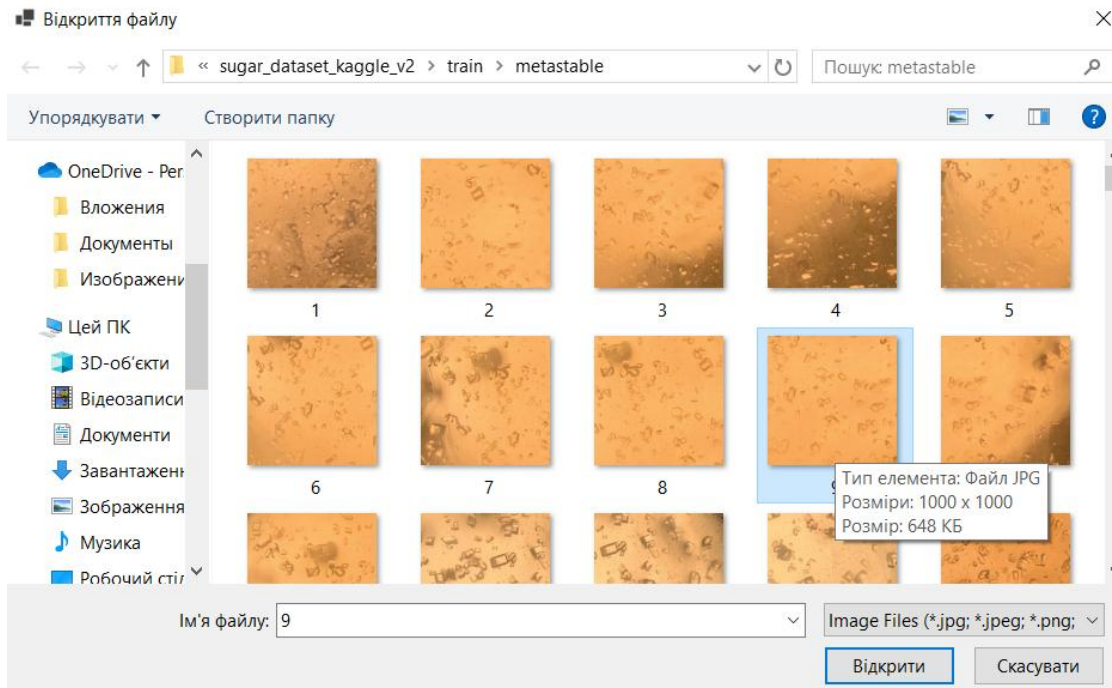


Рисунок 3.13 – Вибір тестового зображення

Після вибору тестового зображення необхідно натиснути на кнопку «Виконати виявлення зон кристалізації цукру». Результат виконання наведено на рисунку 3.14.

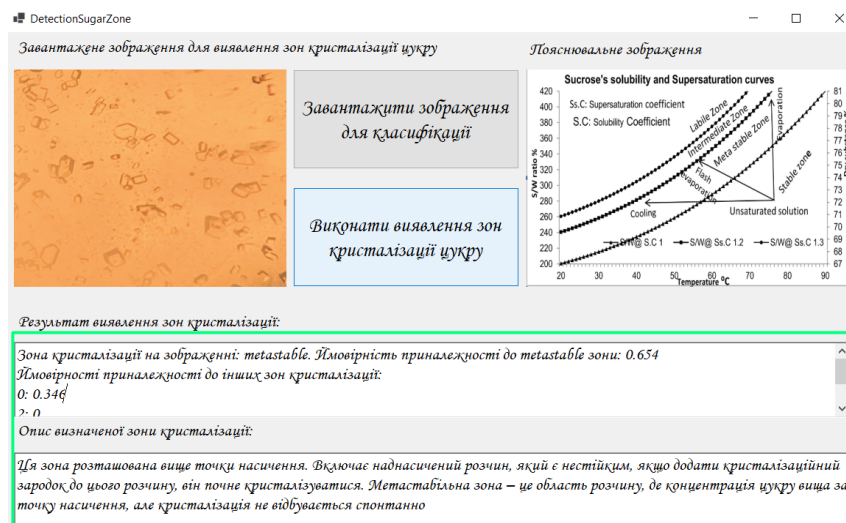


Рисунок 3.14 – Виявлення зони кристалізації цукру

Окрім виявлення самої зони кристалізації також доступна оцінка приналежності до інших зон кристалізації, та опис найімовірнішої зони.

Якщо натиснути на кнопку «Робота з базою зображень зон кристалізації цукру» головного меню, виконається перехід на вказану підсистему. Вигляд вікна підсистеми «Робота з базою зображень зон кристалізації цукру» наведено на рисунку 3.15.

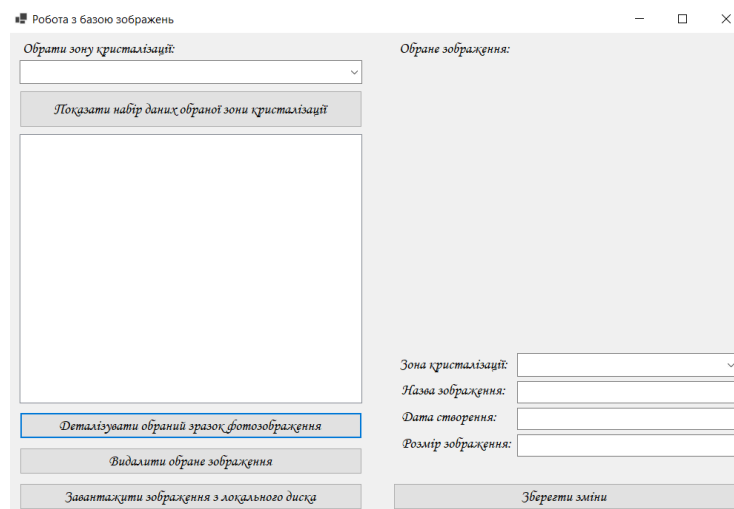


Рисунок 3.15 – Головне вікно підсистеми

Для перегляду бази зображень необхідно обрати з випадаючого переліку відповідну зону кристалізації (рисунок 3.16).

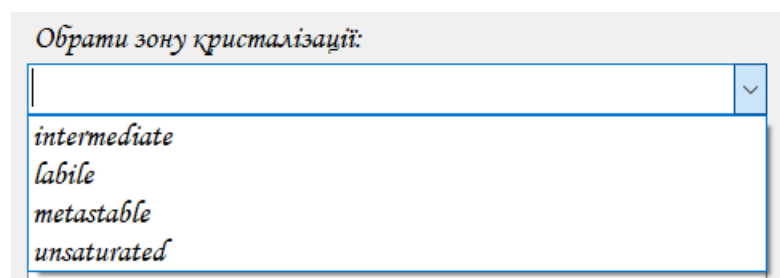


Рисунок 3.16 – Вибір зони кристалізації

Після вибору зони кристалізації необхідно натиснути кнопку «Показати набір зображень обраної зони кристалізації», після чого перелік з назвами зображень буде наведено у відповідному полі (рисунок 3.17).

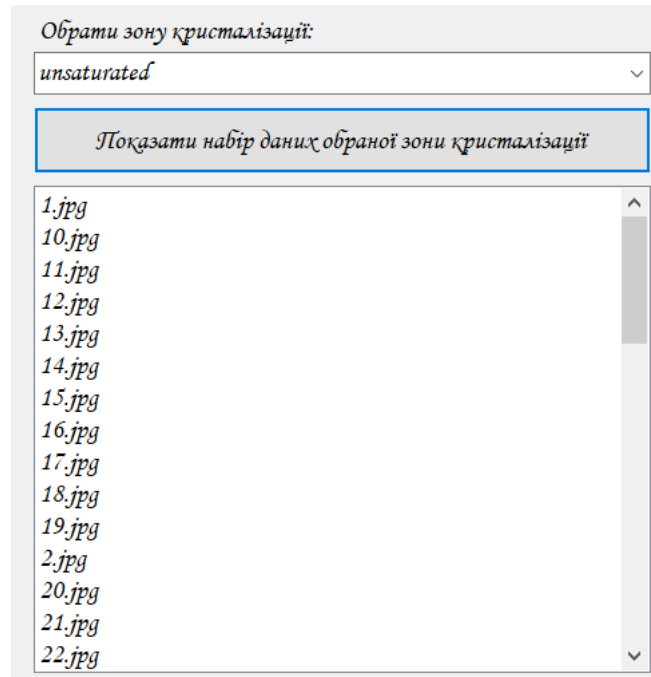


Рисунок 3.17 – Перелік доступних зображень до обраної зони кристалізації

Для деталізації даних для обраного зображення, необхідно на нього натиснути мишею, та натиснути кнопку «Деталізувати обраний зразок фотозображення». Вигляд деталізації зображення наведено на рисунку 3.18.

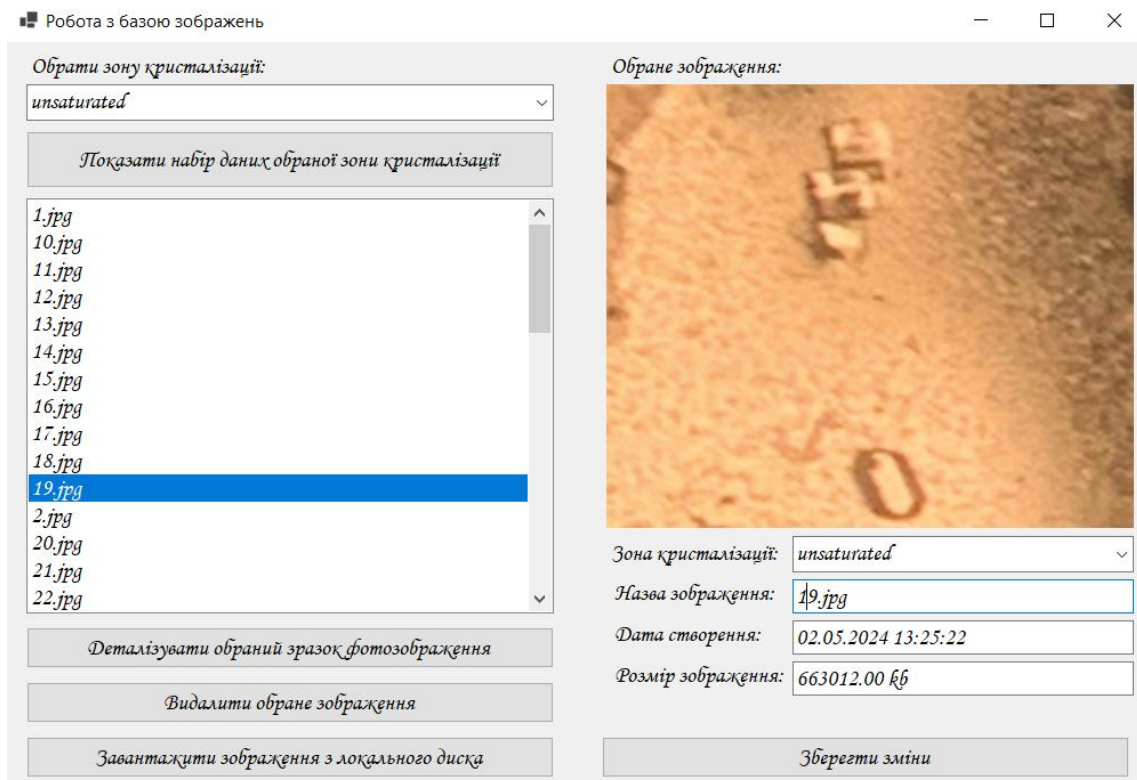


Рисунок 3.18 – Деталізація обраного зображення

Для деталізованого зображення можна змінити назву та зону кристалізації. Для зміни зони кристалізації необхідно з випадуючого переліку обрати потрібну, і для збереження змін натиснути кнопку «Зберегти зміни».

Для видалення зображення необхідно натиснути кнопку «Видалити обране зображення», для завантаження до обраної зони кристалізації нового зразку необхідно натиснути кнопку «Завантажити зображення з локального диска», після чого за потреби відредагувати ім'я та натиснути кнопку «Зберегти зміни».

Для переходу на підсистему «Дослідження ефективності виявлення зон кристалізації цукру» необхідно натиснути однойменну кнопку. Відкриється головна форма підсистеми (рисунок 3.19).

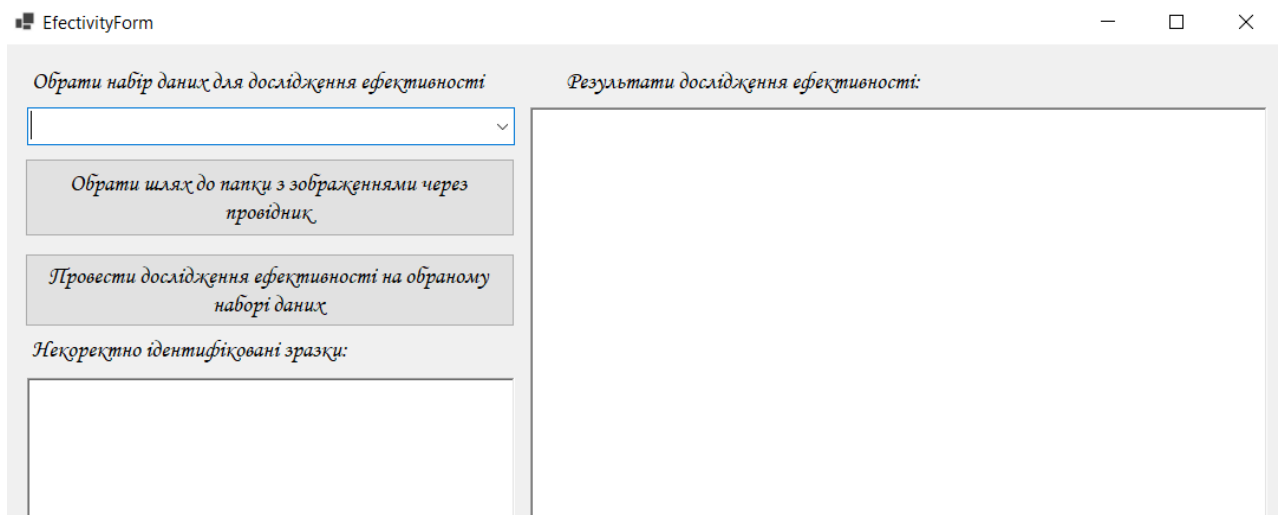


Рисунок 3.19 – Головне вікно підсистеми дослідження ефективності

Першим етапом необхідно обрати набір даних для дослідження ефективності. Це можна зробити скориставшись випадуючим списком, тоді дані будуть взяті з бази даних, або використати розмічений набір, завантаживши його по натисненні на кнопку «Обрати шлях до папки з зображеннями через провідник». Після вибору набору зображень для тестування, необхідно натиснути на кнопку «Провести дослідження ефективності на обраному наборі даних». Результат наведено на рисунку 3.20.

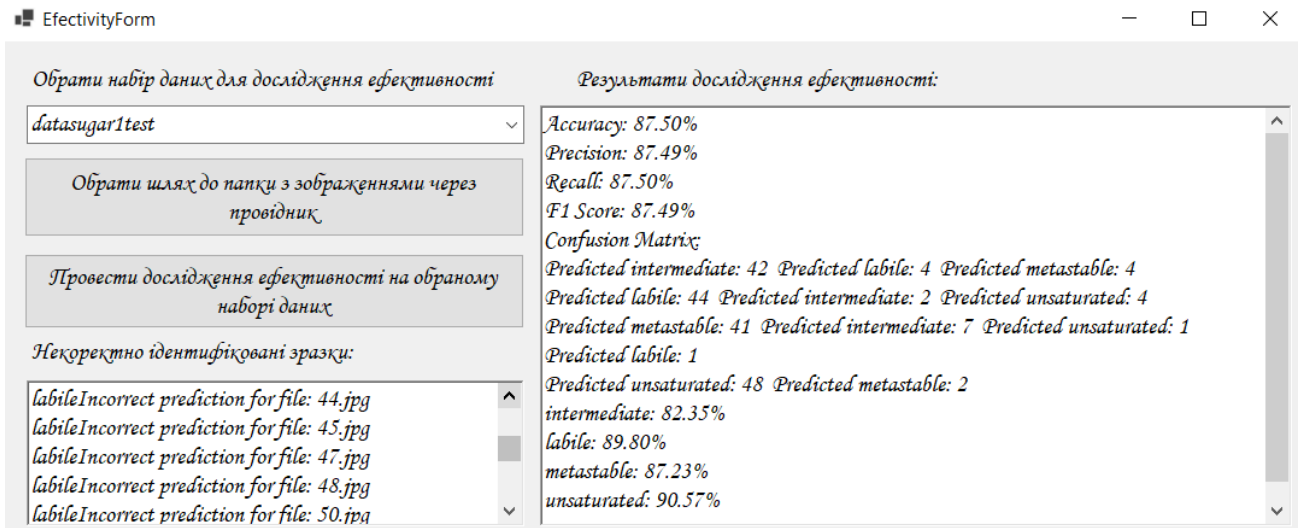


Рисунок 3.20 – Дослідження ефективності

Після чого буде виведено в полі «Результат дослідження ефективності» значення метрик, а також в полі «Некоректно ідентифіковані зразки» набір імен зразків, на яких нейромережа помилилася.

Отже, було здійснено аналіз функціональності розробленої інформаційної системи, та описано основні її можливості, що дозволить в повній мірі використовувати її потенціал.

### 3.7 Результати досліджень

Створена програмна реалізація є засобом для дослідження ефективності розробленого методу нейромережевого виявлення зон кристалізації цукру за зображенням.

Спершу буде досліджено ефективність нейромережі з використанням метрик Accuracy, Precision, Recall, F<sub>1</sub> Score та Confusion Matrix. З урахуванням що дана задача є задачею мультикласифікації, метрика Accuracy буде досліджуватись як для окремих класів, так і для класифікатора в загальному.

Для проведення експерименту було використано 2 вибірки по 200 зображень, по 50 для кожного з 4-х класів. Було отримано показники, наведені в таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Значення метрик для альтернативних наборів даних

	<b>Accuracy</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F<sub>1</sub> Score</b>
<b>Набір 1</b>	87.50	87.49	87.50	87.49
<b>Набір 2</b>	98.50	98.53	98.50	98.51

Отримані показники та їх середнє значення наведені на рисунку 3.20. Як видно з таблиці 3.4 та рисунка 3.21 – значення метрик приблизно однакові. В першому наборі даних дані є більш суперечливими, і схожими між собою, що пояснює такий рівень помилок.

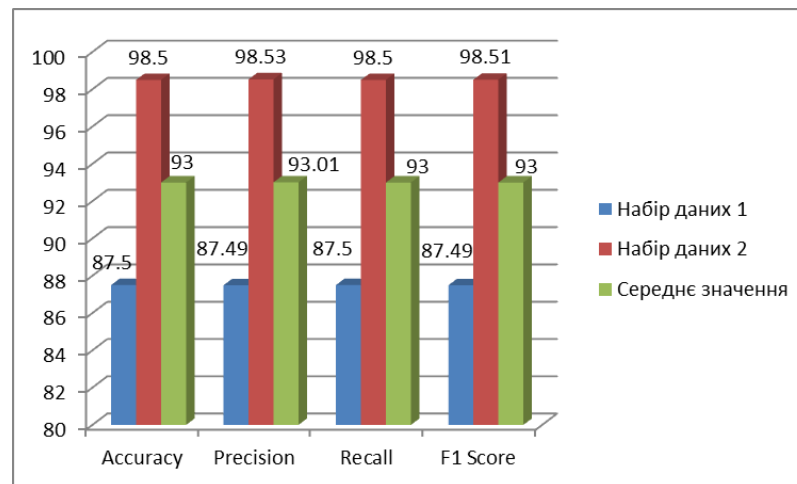
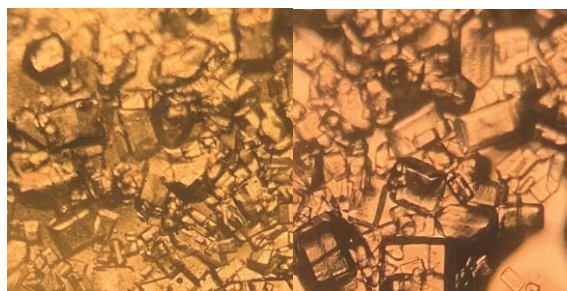


Рисунок 3.21 – Ілюстрація значень макрометрик

До прикладу, на рисунку 3.22 наведено зразки з *intermediate*-зони кристалізації, які були некоректно ідентифіковані. А на рисунку 3.23 – зразки з *Labile*.

Рисунок 3.22 – Некоректно ідентифіковані зразки *Intermediate*-зони

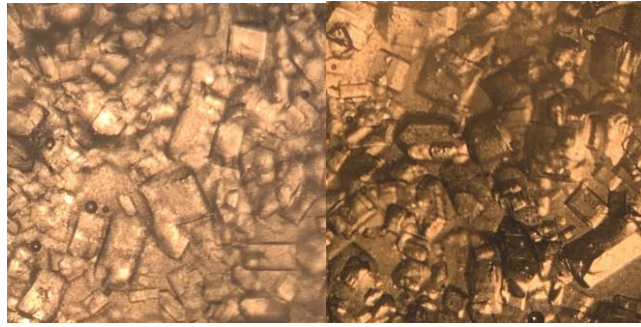


Рисунок 3.23 – Некоректно ідентифіковані зразки Labile-зони

Зважаючи на особливості датасету та процесу варіння цукру, цукор переходить із зони в зону, тому при граничних станах зони між собою дуже схожі, про що свідчать рисунки 3.22 та 3.23.

Друга вибірка має менше таких приграничних рисунків, тому результати ідентифікації зон кристалізації для другого набору даних вищі.

Для набору даних 1 в таблиці 3.5 наведено матрицю сплутувань.

Таблиця 3.5 – Матриця сплутувань

	<b>Intermediate</b>	<b>Labile</b>	<b>Metastable</b>	<b>Unsaturated</b>
<b>Intermediate</b>	42	4	4	0
<b>Labile</b>	2	44	0	4
<b>Metastable</b>	7	1	41	1
<b>Unsaturated</b>	0	0	2	48

Як видно з матриці сплутувань, найбільше плутається метастабільна зона з зоною Intermediate, а найвищу точність має зона Unsaturated. В таблиці 3.6 наведено значення за метрикою Micro Accuracy.

Таблиця 3.6 – Значення за метрикою Micro Accuracy

	<b>Intermediate</b>	<b>Labile</b>	<b>Metastable</b>	<b>Unsaturated</b>
<b>Набір 1</b>	84 %	88 %	82 %	96 %
<b>Набір 2</b>	98 %	100 %	96 %	100 %

Отримані показники Micro Accuracy та їх середнє значення наведені на рисунку 3.24. Як видно з проведеного експерименту, Labile зона та Unsaturated мають вищу точність.

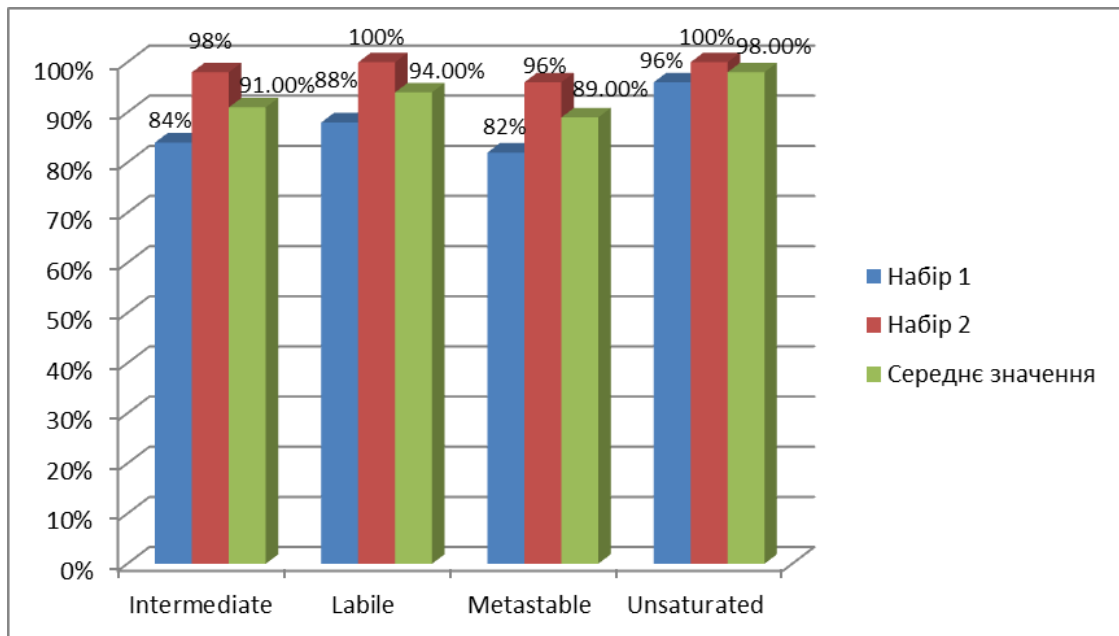


Рисунок 3.24 – Показники Micro Accuracy та їх середнє значення

З проведених експериментальних досліджень можна зробити висновок, що розроблений метод спроможний ефективно визначати зону кристалізації цукру за зображенням. Найгірший показник точності 87.5 %, що зважаючи на мультикласову класифікацію та схожість зображень у пограничних станах при переході між зонами є високим показником. Решта використаних метрик також доводять високу ефективність запропонованого підходу.

Щодо шляхів підвищення ефективності – необхідно розширити базу зображень для навчання нейромережі, оскільки мова йде про мультикласифікацію.

Отже, було проведено дослідження ефективності з використанням набору метрик, таких як мікро та макро Accuracy, Precision, Recall, F<sub>1</sub> Score та Confusion Matrix. Отримані значення доводять ефективність створеного методу, а щодо шляхів її підвищення, є потреба розширити базу зображень для навчання нейромережі.

### 3.8 Висновки до розділу 3

Було визначено шляхи дослідження ефективності запропонованого методу. Описано основні функції розроблюваної програмної реалізації, функціонал яких буде перевірено засобами тест-кейсів. Щодо дослідження ефективності нейронної мережі, то вона буде досліджена з використанням метрик Accuracy, Precision, Recall, F<sub>1</sub> Score та Confusion Matrix.

Виконано вибір засобів розробки інформаційної системи. Для розробки програмного забезпечення реалізації методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва обрано платформу Microsoft .NET Core, яка має багато спрощень для розробок задач машинного навчання, середовище програмування Microsoft Visual Studio та мову програмування C#.

Наведено структуру інформаційної системи, що складається із 9-и класів та описано функціональне призначення програмних складових системи виявлення зон кристалізації цукру за зображенням на основі нейромережевої мультикласифікації. Описано особливості реалізації програмних складових системи, що використовує нейромережу для мультикласифікації за зображенням.

Протестовано функціонал розробленої інформаційної системи. Під час тестування системи було задіяно засоби юніт-тестування та тест-кейси. Всі протестовані функції працюють коректно, непрацюючих функцій не виявлено.

Здійснено аналіз функціональності розробленої інформаційної системи, та описано основні її можливості, що дозволить в повній мірі використовувати її потенціал.

Проведено дослідження ефективності з використанням набору метрик, таких як мікро та макро Accuracy, Precision, Recall, F<sub>1</sub> Score та Confusion Matrix. Отримані значення доводять ефективність створеного методу, а щодо шляхів її підвищення, є потреба розширити базу зображень для навчання нейромережі.

## Висновки

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було підвищення ефективності виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва. Для цього було розроблено нейромережевий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва, а також відповідне програмне забезпечення у вигляді застосунку віконного типу з базою даних.

Для досягнення поставленої мети було вирішено такі завдання:

- виконано аналіз інформаційних моделей області виявлення зон кристалізації цукру;
- виконано огляд теоретичних підходів та обрати підхід для розв'язку задачі виявлення зон кристалізації цукру за зображенням;
- проведено аналіз існуючих сучасних публікацій;
- створено метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережевим підходом;
- описано інформаційну структуру системи розпізнавання зон кристалізації цукру у виробництві за зображенням;
- обрано набір даних для навчання нейромережі;
- створено нейромережеву модель за обраною архітектурою нейромережі;
- створено відповідну програмну реалізацію на основі створеного методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережевим підходом;
- виконано тестування створеного ПЗ;
- виконано дослідження ефективності запропонованого методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережевим підходом.

Практичне використання розробленої інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва дозволить

підвищити ефективність виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру й економії часу технологів цукрового виробництва за рахунок автоматизації функції виявлення на зображенні зон кристалізації цукру за допомогою засобів штучного інтелекту.

Результат роботи відповідає поставленому завданню в повній мірі. Розроблений нейромережевий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва виявив середню ефективність при ідентифікації зразків Intermediate-зони 91%, Labile-зони 94%, Metastable-зони 89%, а Unsaturated-зони – 98%.

Основні наукові й практичні результати доповідалися у доповіді «Object-Oriented Intelligent System for Neural Network Detection of Sugar Crystallization Zones» на X Міжнародній науково-практичній конференції «Global Science: Prospects and Innovations» (Liverpool, United Kingdom), за темою кваліфікаційної роботи бакалавра автором виконано наукову публікацію [27].

## Перелік посилань

1. Кристалізаційна установка у виробництві цукру-піску. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/339163114.pdf>
2. Особливості процесу кристалізації у виробництві цукру. URL: [https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/28379/2/SNT\\_2019\\_Svynchak\\_U-Features\\_of\\_the\\_crystalization\\_19.pdf](https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/28379/2/SNT_2019_Svynchak_U-Features_of_the_crystalization_19.pdf)
3. Деякі аспекти роботи кристалізаційних відділень. URL: <https://dspace.nuft.edu.ua/server/api/core/bitstreams/d4910143-594d-42b1-a870-2b059e00fa22/content>
4. Sugar crystallization in low temperatures: The theory and practice by advanced sugar crystallization control program. URL: [https://www.erppublication.org/published\\_paper/IJETR021952.pdf](https://www.erppublication.org/published_paper/IJETR021952.pdf)
5. Sugar crystallization under low temperatures benefits. URL: <https://www.slideshare.net/ossamaelabdein/sugar-crystallization-under-low-temperatures-benefits>
6. Основні поняття розпізнавання образів. URL: [http://om.univ.kiev.ua/users\\_upload/15/upload/file/pr\\_lecture\\_01.pdf](http://om.univ.kiev.ua/users_upload/15/upload/file/pr_lecture_01.pdf)
7. Розпізнавання зображень. URL: <https://www.unite.ai/uk/розпізнавання-зображень-проти-комп%27ютерного-зору/>
8. 5 Best Machine Learning Algorithms 4 Image Recognition. URL: <https://medium.com/@mansi89mah/5-best-machine-learning-algorithms-4-image-recognition-ab0eee5e2931>
9. Mastering Image Classification Techniques. URL: <https://www.linkedin.com/pulse/mastering-image-classification-techniques-boosting-accuracy-kanjee/>
10. Programming Image Classification with Machine Learning. URL: <https://kili-technology.com/data-labeling/computer-vision/image-annotation/programming-image-classification-with-machine-learning>

11. Understanding ResNet. URL: <https://www.ikomia.ai/blog/mastering-resnet-deep-learning-image-recognition>
12. Performance Evaluation of Deep CNN-Based Crack Detection and Localization Techniques for Concrete Structures. URL: [https://www.researchgate.net/figure/The-architecture-of-ResNet-50-model\\_fig4\\_349717475](https://www.researchgate.net/figure/The-architecture-of-ResNet-50-model_fig4_349717475)
13. Applications of Artificial Intelligence and Machine Learning Algorithms to Crystallization. URL: <https://pubs.acs.org/doi/abs/10.1021/acs.chemrev.2c00141>
14. Fault diagnosis of a semi-batch crystallization process through deep learning method. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0098135422001454>
15. Machine learning modeling and predictive control of the batch crystallization process. URL: <https://pubs.acs.org/doi/abs/10.1021/acs.iecr.2c00026>
16. dataset\_of\_sugar\_crystal\_thailand. URL: [https://www.kaggle.com/datasets/suriyachayatummagoon/sugar-crystal-v2?select=sugar\\_dataset\\_kaggle\\_v2](https://www.kaggle.com/datasets/suriyachayatummagoon/sugar-crystal-v2?select=sugar_dataset_kaggle_v2)
17. Wikipedia. ML.NET. URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/ML.NET>
18. F-Score: What are Accuracy, Precision, Recall, and F1 Score. URL: <https://klu.ai/glossary/accuracy-precision-recall-f1>
19. Wiki. Precision and recall. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Precision\\_and\\_recall](https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall)
20. Класифікаційні метрики. URL: [http://www.andriystav.cc.ua/Downloads/MITER/Lecture\\_04.pdf](http://www.andriystav.cc.ua/Downloads/MITER/Lecture_04.pdf)
21. Показник F1 у машинному навчанні. URL: <https://thetransmitted.com/adlucem/pokaznyk-f1-u-mashynnomu-navchanni/>
22. Вікіпедія. Матриця невідповідностей. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Матриця\\_невідповідностей](https://uk.wikipedia.org/wiki/Матриця_невідповідностей)
23. .NET Core the one platform for efficient cross-OS software development. URL: <https://marsner.com/blog/net-core-the-one-platform-for-efficient-cross-os-software-development/>

24. Unleashing the Power of .NET Core: A Journey through Cross-Platform Marvels, Performance Prowess, and Future Frontiers. URL: <https://medium.com/cloudncloud/unleashing-the-power-of-net-aa8d288946c9>
25. Microsoft Visual Studio. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Microsoft\\_Visual\\_Studio](https://uk.wikipedia.org/wiki/Microsoft_Visual_Studio)
26. C Sharp. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/C\\_Sharp](https://uk.wikipedia.org/wiki/C_Sharp)
27. Mazurets O. V., Klimenko V. I., Molchanova M. O., Sultanov A. V. Object-Oriented Intelligent System for Neural Network Detection of Sugar Crystallization Zones. Global Science: Prospects and Innovations. Proceedings of the 10th International scientific and practical conference. Cognum Publishing House. Liverpool, United Kingdom. 2024. Pp. 198-207.

# ДОДАТКИ

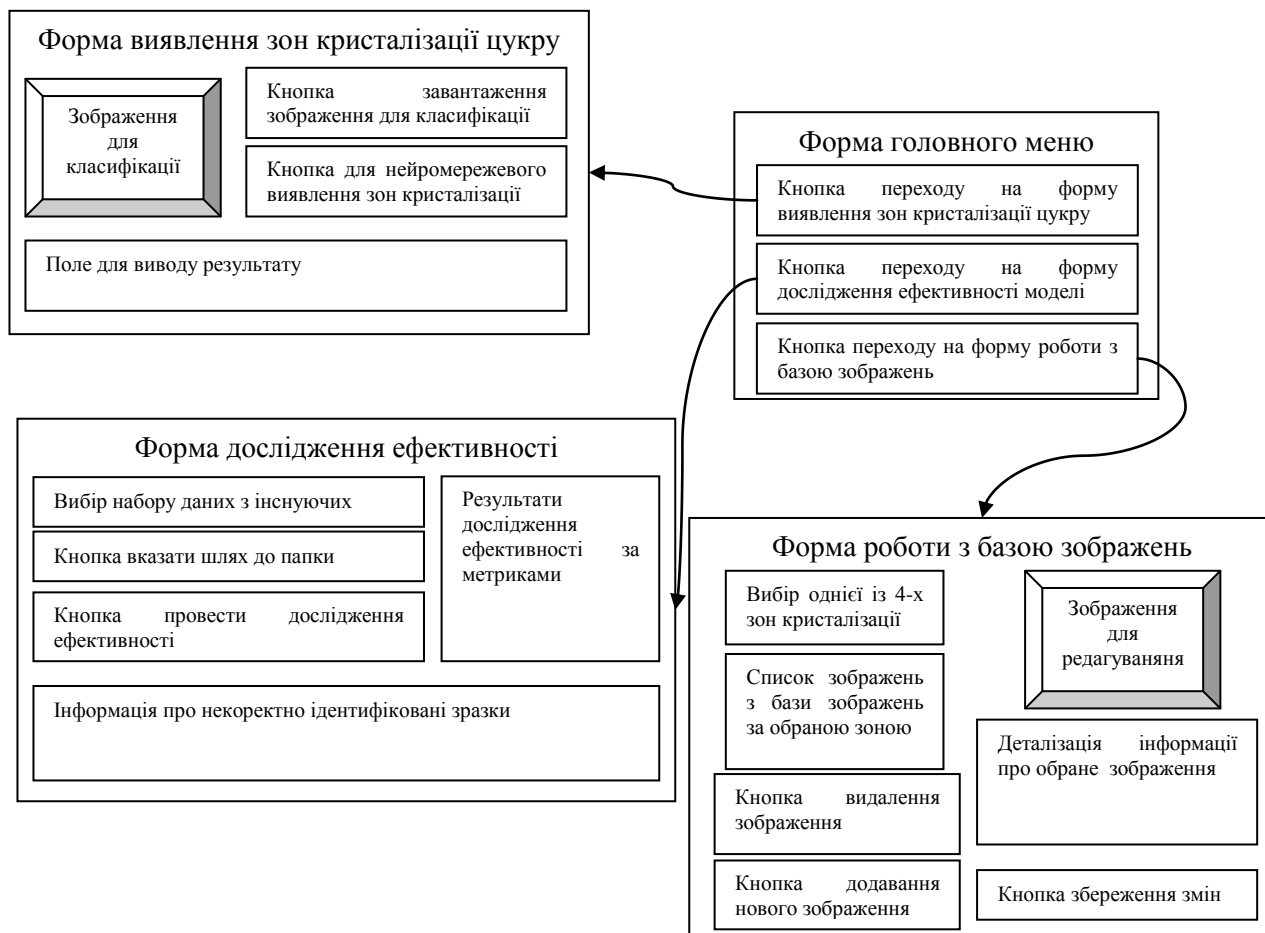
## Додаток А

## Схема та кроки методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва



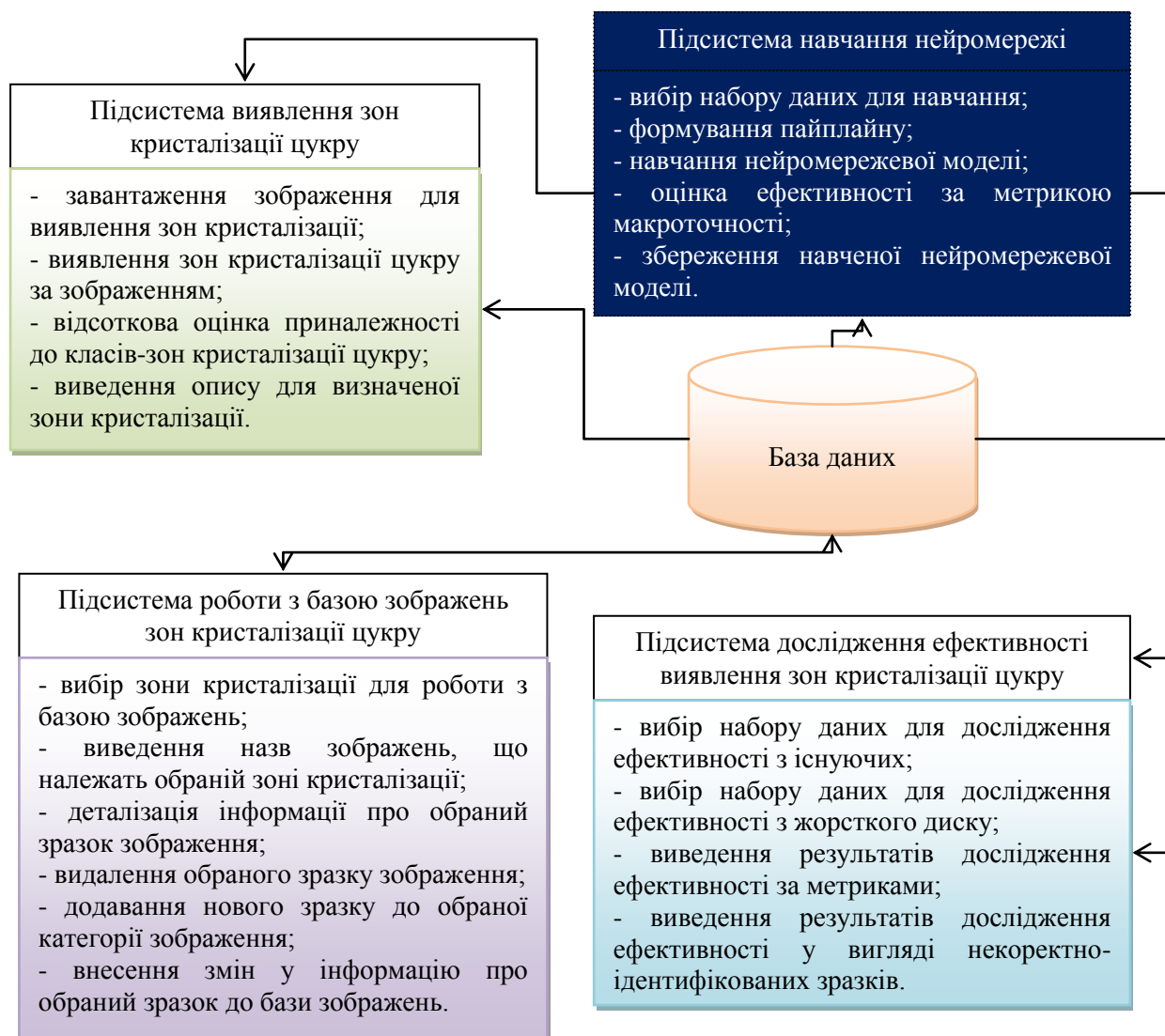
## Додаток Б

### Схема переходів між інтерфейсами користувача інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва



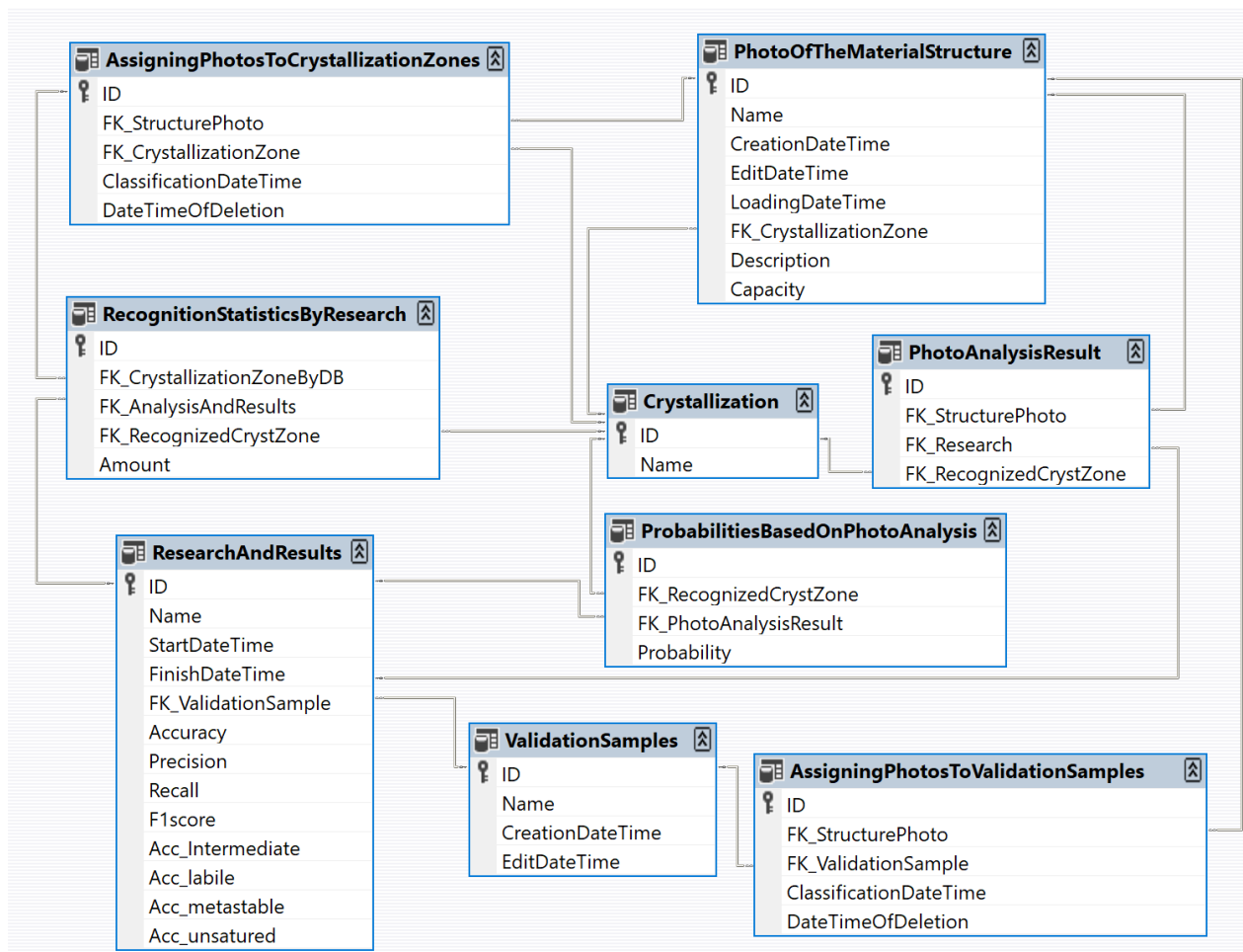
## Додаток В

### Схема взаємодії компонентів інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва



## Додаток Г

**Даталогічна модель бази даних для застосунку на базі нейромережевого методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру**



## Додаток Д

### Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

# НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ НА ЗОБРАЖЕНІ ЗОН КРИСТАЛІЗАЦІЇ ЦУКРУ В ПРОЦЕСІ ВИРОБНИЦТВА



**Виконав:**  
*студент групи КН-20-1*  
**Андрій СУЛТАНОВ**



**Керівник:**  
*викладач кафедри КН*  
**Валерія КЛІМЕНКО**

## Актуальність

З урахуванням постійного підвищення вимог до якості продукції та необхідності оптимізації виробничих процесів, точне та швидке виявлення зон кристалізації стає критично важливим завданням для виробників цукрової продукції.

Однією з ключових переваг використання нейромережових методів є їх здатність адаптуватися до різноманітних умов виробництва та змінних факторів. Це особливо важливо у сфері харчової промисловості, де умови виробництва можуть змінюватися від одного процесу до іншого, а також можуть впливати зовнішні фактори, такі як вологість повітря, температура та інші.

Практичне використання розробленої інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва дозволить **підвищити ефективність виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру й економії часу технологів цукрового виробництва** за рахунок автоматизації функції виявлення на зображенні зон кристалізації цукру за допомогою засобів штучного інтелекту.

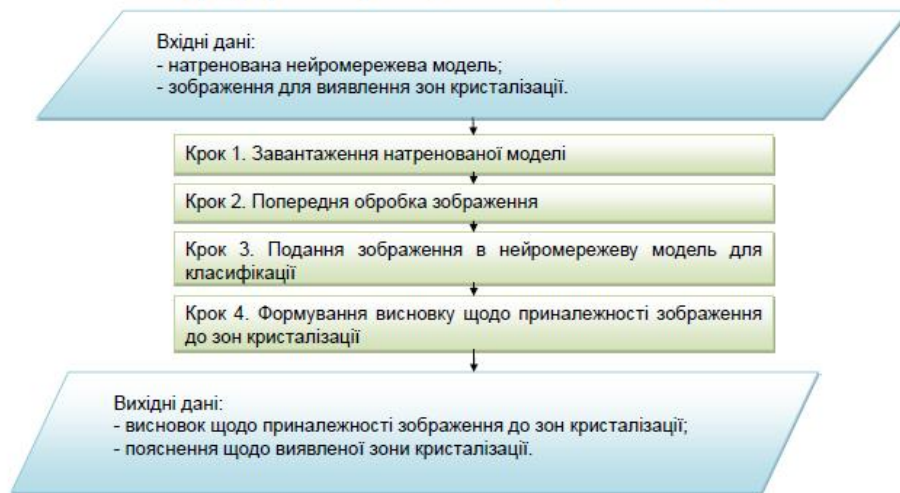
## Мета і задачі роботи

**Метою кваліфікаційної роботи бакалавра** є підвищення ефективності виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва. Для цього необхідно розробити нейронмеревий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва, а також відповідне програмне забезпечення у вигляді застосунку віконного типу.

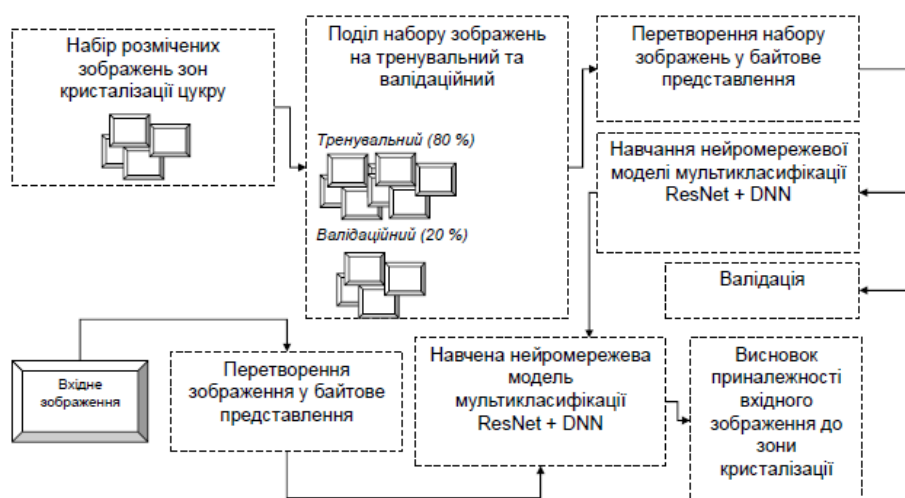
Для досягнення поставленої мети слід вирішити такі **завдання**:

- виконати аналіз інформаційних моделей області виявлення зон кристалізації цукру;
- виконати огляд теоретичних підходів та обрати підхід для розв'язку задачі виявлення зон кристалізації цукру за зображенням;
- провести аналіз існуючих сучасних публікацій;
- створити метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейронмеревим підходом;
- описати інформаційну структуру системи розпізнавання зон кристалізації цукру у виробництві за зображенням;
- обрати набір даних для навчання нейронмереві;
- створити нейронмереву модель за обраною архітектурою нейронмереві;
- створити відповідну програмну реалізацію на основі створеного методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейронмеревим підходом;
- виконати тестування створеного ПЗ;
- виконати дослідження ефективності запропонованого методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейронмеревим підходом.

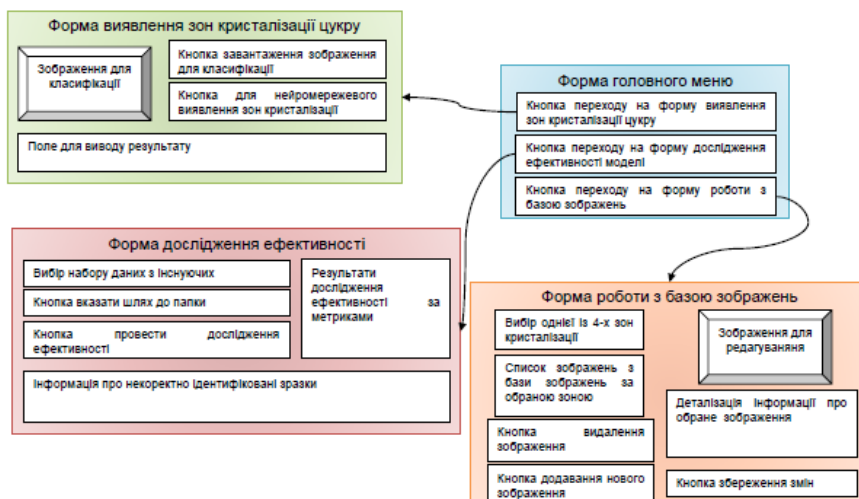
## Метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва



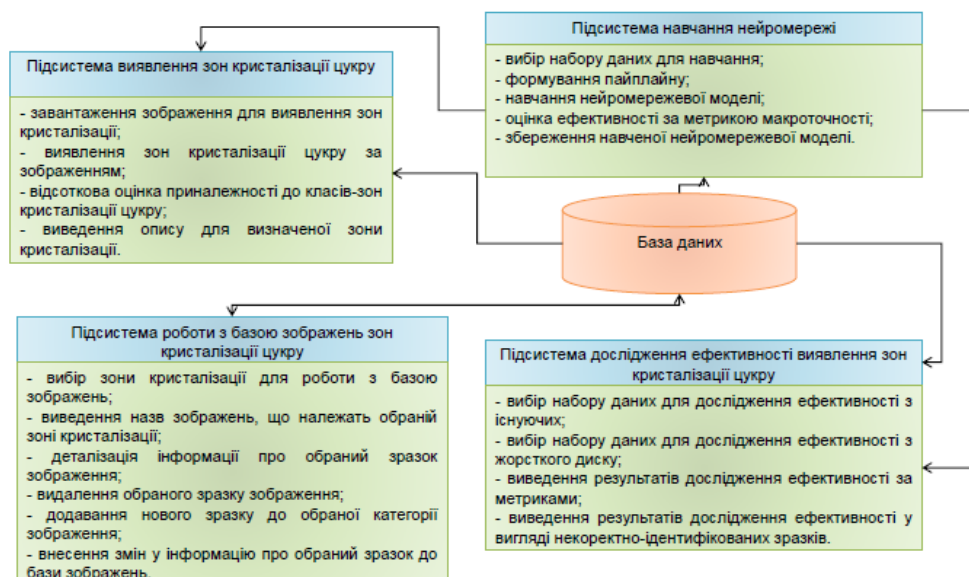
## Пайплайн (життєвий цикл моделі) нейромережевого виявлення зон кристалізації цукру



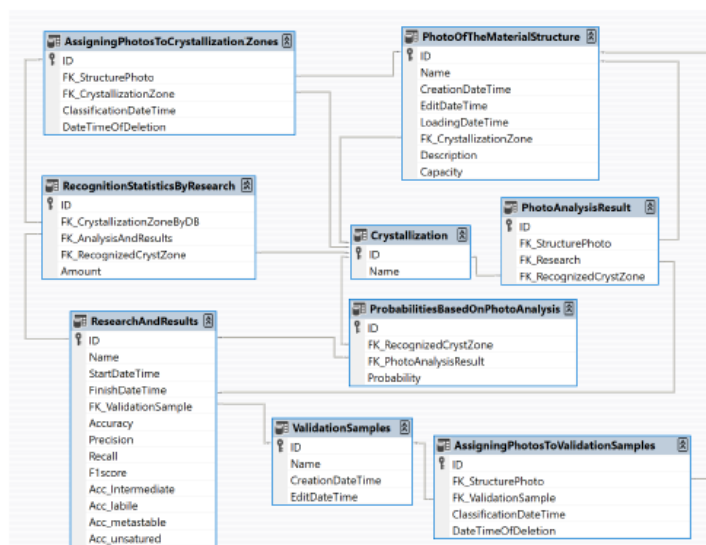
## Схема переходів між інтерфейсами користувача інформаційної системи



## Схема взаємодії компонентів інформаційної системи



## Даталогічна модель бази даних інформаційної системи



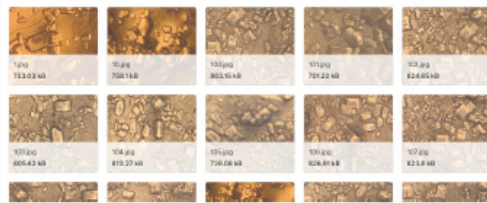
# Датасет

dataset\_of\_sugar\_crystal\_thailand

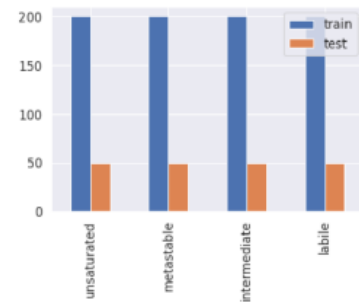
Data Card Code (2) Discussion (0) Suggestions (0)

About this directory

This file does not have a description yet.

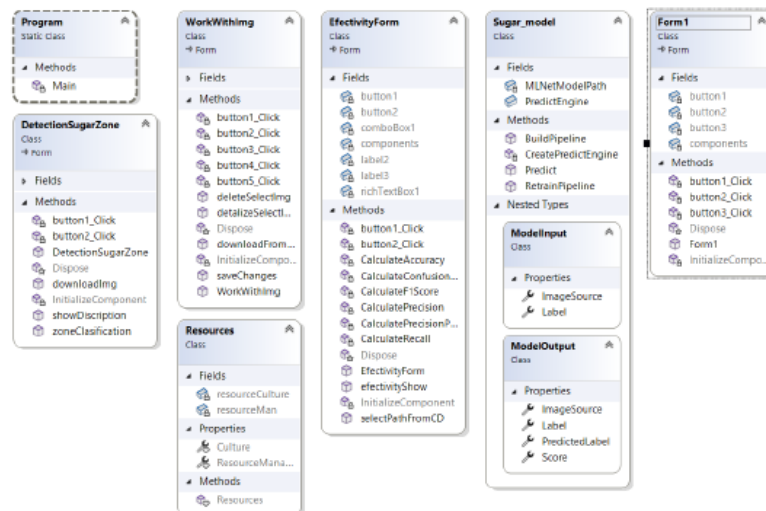


- sugar\_dataset\_kaggle.v2
  - test
  - train
  - intermediate
  - labile
  - metastable
  - unsaturated

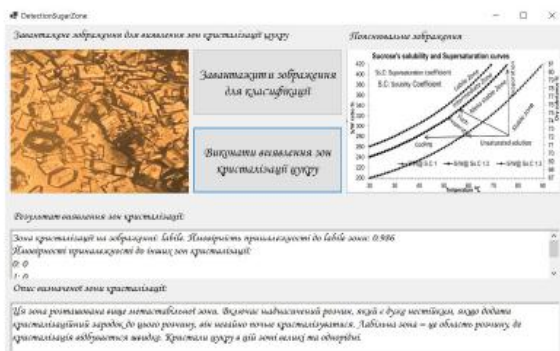


Загальна кількість зображень кристалів цукру становить 1000 зображень, розділених на 800 навчальних та 200 тестових зразків даних шляхом фотографування кристалів. Зображення кристалів потім були розділені досвідченими фахівцями на 4 класи фахівцем із варіння цукру. Класифікація за умовами кристалізації (коефіцієнт перенасичення) – нестатутна зона, метастабільна зона, проміжна зона, нестабільна зона, яка містить кількість кристалів, які можна зберігати в кожній зоні, слід зберігати принаймні близько 250 зображень на зону.

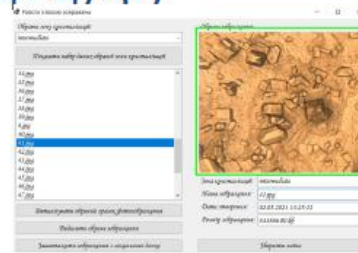
## Діаграма класів інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру



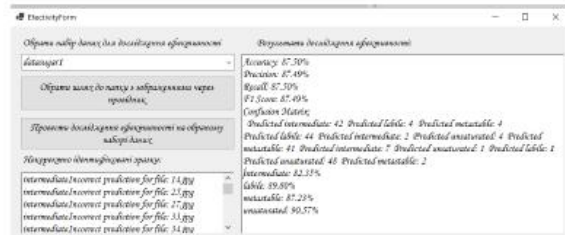
# Інформаційна система виявлення на зображенні зон кристалізації цукру



Приклад виявлення зон кристалізації цукру



Деталізація інформації про обраний зразок

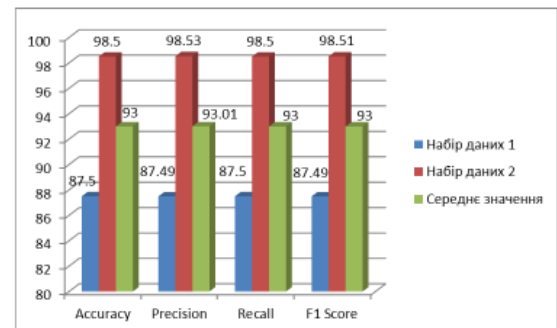


Приклад виконання дослідження ефективності

## Результати досліджень

Було досліджено ефективність нейромережі з використанням метрик Accuracy, Precision, Recall, F<sub>1</sub> Score та Confusion Matrix. З урахуванням що дана задача є задачею мультикласифікації, метрика Accuracy буде досліджуватись як для окремих класів, так і для класифікатора в загальному.

Для проведення експерименту було використано 2 вибірки по 200 зображень, по 50 для кожного з 4-х класів.

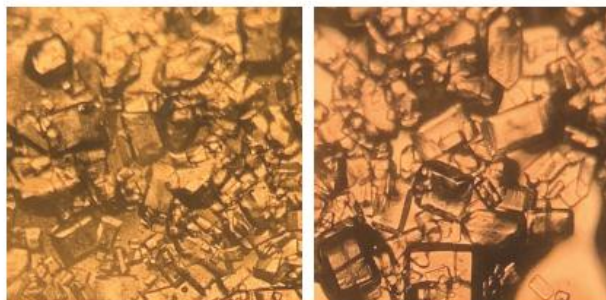


Ілюстрація значень макрометрик

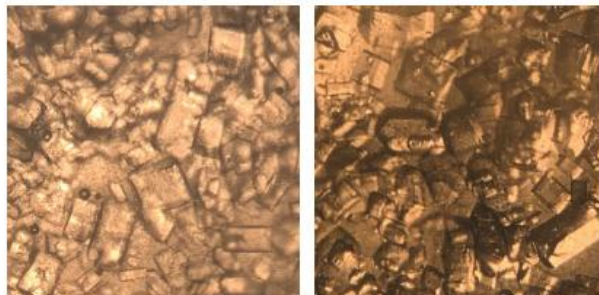
Значення метрик для альтернативних наборів даних:

	Accuracy	Precision	Recall	F <sub>1</sub> Score
Набір 1	87.50	87.49	87.50	87.49
Набір 2	98.50	98.53	98.50	98.51

## Результати досліджень



Некоректно ідентифіковані зразки Intermediate-зони

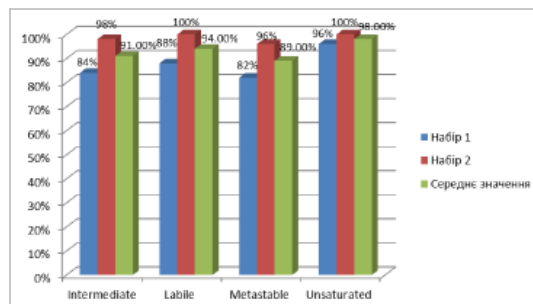


Некоректно ідентифіковані зразки Labile-зони

## Результати досліджень

Матриця сплутувань

	Intermediate	Labile	Metastable	Unsaturated
Intermediate	42	4	4	0
Labile	2	44	0	4
Metastable	7	1	41	1
Unsaturated	0	0	2	48



Показники Micro Accuracy та їх середнє значення

Загалом, розроблений неймережовий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва виявив середню ефективність при ідентифікації зразків:

- Intermediate-зони 91%,
- Labile-зони 94%,
- Metastable-зони 89%,
- Unsaturated-зони – 98%.

## Висновки

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було підвищення ефективності виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва. Для цього було розроблено нейромережвий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва, а також відповідне програмне забезпечення у вигляді застосунку віконного типу з базою даних.

Для досягнення поставленої мети було вирішено такі завдання:

- виконано аналіз інформаційних моделей області виявлення зон кристалізації цукру;
- виконано огляд теоретичних підходів та обрати підхід для розв'язку задачі виявлення зон кристалізації цукру за зображенням;
- проведено аналіз існуючих сучасних публікацій;
- створено метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережвим підходом;
- описано інформаційну структуру системи розпізнавання зон кристалізації цукру у виробництві за зображенням;
- обрано набір даних для навчання нейромережі;
- створено нейромережву модель за обраною архітектурою нейромережі;
- створено відповідну програмну реалізацію на основі створеного методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережвим підходом;
- виконано тестування створеного ПЗ;
- виконано дослідження ефективності запропонованого методу виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва нейромережвим підходом.

Практичне використання розробленої інформаційної системи виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва дозволить підвищити ефективність виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру й економії часу технологів цукрового виробництва за рахунок автоматизації функції виявлення на зображенні зон кристалізації цукру за допомогою засобів штучного інтелекту.

Результат роботи відповідає поставленому завданню в повній мірі. Розроблений нейромережвий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва виявив середню ефективність при ідентифікації зразків Intermediate-зони 91%, Labile-зони 94%, Metastable-зони 89%, а Unsaturated-зони – 98%.

## Висновки



Автор виконує дослідження на виробництві



Основні наукові й практичні результати доповідалися у доповіді «Object-Oriented Intelligent System for Neural Network Detection of Sugar Crystallization Zones» на X Міжнародній науково-практичній конференції «Global Science: Prospects and Innovations» (Liverpool, United Kingdom), за темою кваліфікаційної роботи бакалавра автором виконано наукову публікацію:

Mazurets O. V., Klimenko V. I., Molchanova M. O., Sultanov A. V. *Object-Oriented Intelligent System for Neural Network Detection of Sugar Crystallization Zones. Global Science: Prospects and Innovations. Proceedings of the 10th International scientific and practical conference. Cognum Publishing House. Liverpool, United Kingdom. 2024. Pp. 198-207*

Ім'я користувача:  
Кафедра КН

ID перевірки:  
1016370659

Дата перевірки:  
18.06.2024 08:11:50 EEST

Тип перевірки:  
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:  
18.06.2024 11:13:40 EEST

ID користувача:  
100005671

Назва документа: КН-20-1 Султанов\_ЗАПИСКА

Кількість сторінок: 68 Кількість слів: 10959 Кількість символів: 89984 Розмір файлу: 2.95 MB ID файлу: 1016177778

Виявлено модифікації тексту (можуть впливати на відсоток схожості)

## 12.3% Схожість

Найбільша схожість: 5.33% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1016172604)

8.14% Джерела з Інтернету

468

Сторінка 70

9% Джерела з Бібліотеки

174

Сторінка 74

## 0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

## 0% Вилучень

Немає вилучених джерел

## Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи

2

Підозріле форматування

18  
сторінок

## Anti-Plagiarism v-15.257

**Максимальне співпадіння з одним документом 4.0%**

Словники перевірки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. **Помилко в документах: 10%**

ID: 131255 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Нейромережевий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва Додано в БД: 2024-06-18 Автора: Андрій СУЛТАНОВ Керівники: Валерія КЛІМЕНКО Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	71100	1003	5168 (7%)	75 (7%)

### Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК  
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Нейромережєвий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва

Автор: студент групи КН-20-1 Андрій Султанов

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: викладач каф. КН Валерія Кліменко

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	<b>відповідає</b>
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

*Підтвердження:*

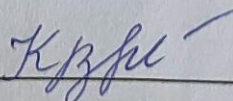
*Запозичення, виявлені в роботі Андрія Султанова, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти програмного коду, що не мають авторства і містять поширені конструкції; серед запозичень знаходяться загальновідомі терміни.*

*Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає:*

*- за системою Anti-Plagiarism: 4%;*

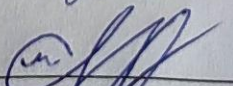
*- за системою Unichек: 12.3 %.*

Керівник роботи



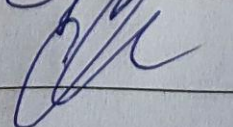
Валерія КЛІМЕНКО

Гарант ОП



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Завідувач кафедри КН



Олександр БАРМАК



## ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-20-1 Султанова Андрія Валерійовича

за темою Нейромережевий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва

### 1. Актуальність теми

На сьогоднішній день актуальним є використання автоматизованого аналізу зображень для виявлення зон кристалізації цукру, що дозволяє значно економити час технологів цукрового виробництва. Запропонований в кваліфікаційній роботі бакалавра метод, базований на засобах та методах штучного інтелекту, сприяє автоматизації процесу контролю якості і підвищує точність виявлення кристалізаційних зон, що є критично важливим для забезпечення стабільної якості цукру на виробництві.

### 2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

Згідно зі стандартом спеціальності, об'єктом дослідження є процес нейромережевого виявлення на зображеннях зон кристалізації цукру в процесі виробництва. Основною метою цієї роботи є підвищення ефективності виробництва цукру за рахунок автоматизованого виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва. Для вирішення поставленої задачі використано нейромережеві методи для розв'язання поставлених теоретичних і практичних завдань роботи. Отже, результати цієї бакалаврської роботи відповідають стандартам спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

### 3. Професійні та особистісні якості бакалавра

У процесі виконання кваліфікаційної роботи бакалавра, Султанов Андрій Валерійович продемонстрував високу кваліфікацію, виконуючи всі етапи дослідження вчасно. Проявив себе як дисциплінований студент під час написання пояснювальної записки, а також в процесі розробки прикладного програмного забезпечення, що дозволило досягти високих результатів. Султанов Андрій Валерійович успішно оволодів професійними навичками в галузі комп'ютерних наук, а також проявив значний рівень знань як розробник.

#### **4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи**

Отримані результати під час виконання кваліфікаційної роботи є результатом особистої роботи студента, який самостійно виконав всі поставлені завдання.

#### **5. Ступінь оволодіння методами дослідження**

При виконанні кваліфікаційної роботи студент показав хороший рівень компетентностей та володіння необхідними засобами розробки, методами предметної області комп'ютерних наук.

#### **6. Повнота та якість розкриття теми роботи**

В роботі повною мірою проведено аналіз інформаційних моделей області виявлення зон кристалізації цукру, виконано огляд теоретичних підходів, створено нейромережеву модель та відповідну програмну реалізацію та досліджено ефективність запропонованого методу, що означає, що тема роботи розкрита повністю.

#### **7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу**

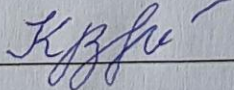
Структура кваліфікаційної роботи бакалавра та послідовність викладу дослідження є логічними і відповідають поставленій меті. Матеріал роботи наведено послідовно та з повним обґрунтуванням.

#### **8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин**

Застосування розробленої інформаційної системи для виявлення зон кристалізації цукру під час виробництва має потенціал підвищити ефективність процесу за рахунок автоматизованого аналізу зображень та збереження часу технологів.

#### **9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота**

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «задовільно».

Керівник  викладач, каф. КН Валерія КЛІМЕНКО



## РЕЦЕНЗІЯ

### на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-20-1 Султанова Андрія Валерійовича

за темою: Нейромережевий метод виявлення на зображенні зон кристалізації цукру в процесі виробництва

#### 1. Актуальність обраної теми

Для виробників цукрової продукції важливо швидко і точно виявляти зони кристалізації, оскільки це підвищує якість продукції та оптимізує виробничі процеси. В свою чергу використання нейромережевих методів для цього завдання дозволяє адаптуватися до змінних умов виробництва та зовнішніх факторів, автоматизуючи і прискорюючи процес виявлення зон кристалізації, що підвищує загальну ефективність виробництва.

#### 2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

У даній кваліфікаційній роботі бакалавра мета та завдання були повністю розкриті, враховуючи актуальність завдання точного та швидкого виявлення зон кристалізації у виробництві цукрової продукції. Автор детально описав процес розробки та програмної реалізації нейромережевого методу для визначення зон кристалізації, що дозволяє адаптуватися до змінних умов виробництва та зовнішніх факторів, таких як вологість і температура.

#### 3. Зміст кожного розділу роботи

Усі розділи цієї бакалаврської роботи містять актуальну інформацію, що стосується теми, від теоретичних основ виявлення зон кристалізації до практичної реалізації методу і опису розробленої інформаційної системи. Чітка структура роботи та логічний зв'язок між усіма розділами дозволяють зрозуміти суть та кроки дослідження і реалізації методу, забезпечуючи повне охоплення теми та її значущості для виробництва цукрової продукції.

#### 4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Розроблена інформаційна система для визначення зон кристалізації у виробництві цукру має високий потенціал застосування та високу практичну цінність. Вона демонструє високу точність і швидкість виявлення зон кристалізації, що суттєво полегшує роботу технологів та сприяє оптимізації виробничих процесів, що у свою чергу,

дозволяє покращити якість продукції та підвищити ефективність виробництва, позитивно впливаючи на задоволеність споживачів кінцевим продуктом.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра виконано на високому рівні. Вона складається з необхідних розділів, містить таблиці, графіки для зрозумілішого подання інформації та посилання на використану літературу. Також робота має чітку структуру, матеріал викладено послідовно та повно, тому робота легко сприймається.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Хоча кваліфікаційна робота бакалавра демонструє достатньо високий рівень виконання, проте варто відзначити деякі недоліки. Не наведено причини некоректної класифікації зразків нейронною мережею. Деякі скорочення вводяться у тексті, хоча для цього є спеціально призначений розділ в пояснювальній записці. Є несуттєві граматичні та синтаксичні помилки у тексті пояснювальної записки.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «добре».

Рецензент \_\_\_\_\_

Г.Т.М., проф.

Лисенко С.М.

