МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

ІНЖЕНЕРНИЙ НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ім. Ю.М. ПОТЕБНІ

Електричної інженерії та кіберфізичних систем
(повна назва кафедри)

Кваліфікаційна робота

другий (магістерський) рівень
(рівень вищої освіти)

на тему: «Автоматизована система розпізнавання гранулометричного складу сипких матеріалів на конвеєрі в умовах металургійного виробництва»

Виконав: здобувач 2 курсу, групи 8.1744
спеціальності 174 «Автоматизація,
комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка
(код і назва спеціальності)
Освітньої програми «Автоматизація
та комп'ютерно-інтегровані технології»
(назва освітньої програми)
Горбач Олексій Ігорович
(ініціали та прізвище)
Керівник доцент., к.т.н.,Міняйло Н.О.
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)
Рецензент директор ТОВ «Електротехмаш»
І.А. Курілець
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)

Запоріжжя
2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Інженерний навчально-науковий інститут

Кафедра Електричної інженерії та кіберфізичних систем

Рівень вищої освіти другий (магістерський) рівень

Спеціальність 174 «Автоматизація, комп'ютерно -інтегровані технології та робототехніка

(код та назва)

Спеціалізація

(код та назва)

Освітня програма Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

д.т.н., доц. В.Л. Коваленко

«____» _____ 2025 року

З А В Д А Н Н Я

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТОВІ

Горбачу Олексію Ігоровичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи:«Автоматизована система розпізнавання гранулометричного складу сипких матеріалів на конвеєрі в умовах металургійного виробництва» керівник роботи Міняйло Н.О., к.т.н., доц.

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом ЗНУ від «19» вересня 2025 року № 1304-с

2. Строк подання студентом роботи 12 грудня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи: Номенклатура сипких матеріалів, що транспортуються конвеєрами із зазначенням їхніх фізико-механічних характеристик. Технологічна схема транспортування сипких матеріалів у металургійному виробництві. Нормативні вимоги та технологічні регламенти до гранулометричного складу матеріалів (гранично допустимий вміст дріб'язку, діапазони фракцій, цільові значення d_{10}, d_{50}, d_{90} для агломерату, окатишів тощо). Технічні характеристики засобів вимірювання та реєстрації: промислових камер, об'єктивів, освітлювачів, обчислювальної платформи (ПК/ПЛК/вбудований контролер), інтерфейсів зв'язку з АСУ ТП.

4 Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) 1)Аналітичний огляд сучасних методів та технологій оцінювання гранулометричного складу 2) Теоретичні основи побудови системи автоматизованого розпізнавання 3) Розробка автоматизованої системи розпізнавання гранулометричного складу

Перелік графічного матеріалу1) Тема, мета, завдання, наукова новизна, практичне значення дослідження 2) Задачі дослідження 3) Математичні моделі гранулометричного розподілу 4) Методи сегментації та класифікації часток (OpenCV, нейронні мережі, CNN, YOLO) 5) Код-приклад (Python + OpenCV) 6) результатів роботи моделі 7) Архітектура автоматизованої системирозпізнавання гранулометричного складу 8) Інтеграція системи з конвеєрним обладнанням9) Висновки.

4. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розділ 1	Міняйло Н.О., к.т.н., доц.		
Розділ 2	Міняйло Н.О., к.т.н., доц.		
Розділ 3	Міняйло Н.О., к.т.н., доц.		
Розділ 4	Міняйло Н.О., к.т.н., доц.		

5. Дата видачі завдання 01.09.2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналітичний огляд сучасних методів та технологій оцінювання гранулометричного складу	30.09.2025	
2	Теоретичні основи побудови системи автоматизованого розпізнавання	15.10.2025	
3	Розробка автоматизованої системи розпізнавання гранулометричного складу	30.11.2025	

Студент _____ О. І. Горбач
(підпис) (ініціали та прізвище)

Керівник роботи _____ Наталія МІНЯЙЛО
(підпис) (ініціали та прізвище)

Нормоконтроль пройдено

Нормоконтролер _____ Сергій БАШЛИЙ
(підпис) (ініціали та прізвище)

АНОТАЦІЯ

Горбач О. І. Автоматизована система розпізнавання гранулометричного складу сипких матеріалів на конвеєрі в умовах металургійного виробництва.

Кваліфікаційна випускна робота для здобуття ступеня вищої освіти магістра за спеціальністю 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка», науковий керівник Н.О. Міняйло Запорізький національний університет, Інженерний навчально-науковий інститут ім. Ю.М. Потебні, кафедра електричної інженерії та кіберфізичних систем. Запоріжжя, 2025.

Кваліфікаційна робота присвячена розробці автоматизованої системи розпізнавання гранулометричного складу сипких матеріалів, що транспортуються стрічковими конвеєрами у металургійному виробництві. У роботі підкреслюється важливість контролю розміру частинок агломерату, окатишів, руди та інших сипких компонентів шихти, оскільки їх гранулометричний склад суттєво впливає на газопроникність шару, стабільність доменного процесу, якість продукції та енергоефективність технологічних агрегатів.

У першій частині роботи проведено ґрунтовний аналітичний огляд сучасних методів оцінювання гранулометричного складу. Розглянуто традиційні лабораторні методики, зокрема ситовий аналіз, а також сучасні автоматизовані технології — лазерну дифракцію, динамічний імідж-аналіз та промислові оптико-візуальні системи. Показано їх сильні та слабкі сторони та доведено, що ручні методи не забезпечують необхідної оперативності, а також не можуть бути інтегровані у контури автоматичного керування виробництвом.

Другий розділ присвячено теоретичним основам побудови системи машинного зору. Розглянуто фізико-механічні властивості сипких матеріалів, математичні моделі гранулометричного розподілу (логнормальна, Розіна–Раммлера), принципи формування зображення, особливості оптики та освітлення. Детально описано алгоритми обробки зображень: фільтрацію шумів, корекцію

освітлення, порогову сегментацію, морфологічні операції та метод Watershed для розділення злиплих частинок. Окремо розглянуто можливості застосування нейронних мереж і сучасних моделей глибинного навчання (CNN, YOLO, U-Net) для підвищення точності розпізнавання.

У третьому розділі розроблено структуру автоматизованої системи. Запропоновано архітектуру комплексу, що включає промислову камеру, підсвітку, обчислювальний модуль та програмне забезпечення, яке працює в режимі реального часу. Наведено підхід до збору та розмітки зображень, побудовано алгоритмічні модулі для аналізу форми та розміру частинок, побудови розподілу гранулометрії, створення бази даних результатів та візуалізації для оператора. Розглянуто питання інтеграції системи у конвеєрне обладнання та можливість використання отриманих даних для автоматичного коригування режимів роботи технологічних агрегатів.

Результати роботи підтверджують доцільність переходу від дискретного лабораторного контролю до безперервного візуального моніторингу. Запропонована система забезпечує високу швидкість, стабільність та можливість обробки великих обсягів інформації, що є критично важливим для сучасної металургії. Реалізація такого рішення дозволить підвищити якість контролю гранулометричного складу, зменшити вплив людського фактора, мінімізувати витрати, підвищити енергоефективність та забезпечити більш стабільну роботу доменних та агломераційних процесів.

Ключові слова: гранулометричний склад, машинний зір, комп’ютерне розпізнавання, сегментація частинок, алгоритм Watershed, OpenCV, нейронні мережі, сипкі матеріали, конвеєр, металургія, автоматизована система контролю.

ABSTRACT

O. I. Gorbach «Automated System for Recognising the Granulometric Composition of Bulk Materials on a Conveyor in Metallurgical Production»

Master's thesis for the degree of Master in Specialty 174 "Automation, Computer-Integrated Technologies and Robotics", scientific supervisor N. O. Miniailo, Zaporizhzhia National University, Engineering Educational and Scientific Institute named after Y. M. Potebnia, Department of Electrical Engineering and Cyber-Physical Systems. Zaporizhzhia, 2025.

The qualification thesis is dedicated to the development of an automated system for recognising the granulometric composition of bulk materials transported by belt conveyors in metallurgical production. The study emphasises the importance of monitoring the particle size of sinter, pellets, ore and other bulk components of the burden, as their granulometric composition significantly affects burden permeability, blast furnace stability, product quality and the energy efficiency of technological units.

The first part of the work provides a comprehensive analytical review of modern methods for granulometric assessment. Traditional laboratory techniques such as sieve analysis, as well as advanced automated technologies — laser diffraction, dynamic image analysis, and industrial optical-visual systems — are considered. Their advantages and limitations are analysed, demonstrating that manual methods lack the required operational speed and cannot be integrated into automatic process control loops.

The second section focuses on the theoretical foundations of machine vision systems. It examines the physical and mechanical properties of bulk materials, mathematical models of granulometric distribution (log-normal, Rosin–Rammler), principles of image formation, optical characteristics and lighting conditions. Detailed descriptions are provided for image-processing algorithms: noise filtering, illumination correction, threshold segmentation, morphological operations and the Watershed method for separating agglomerated particles. The possibilities of using neural networks and

modern deep learning models (CNN, YOLO, U-Net) to increase recognition accuracy are also analysed.

The third section presents the structure of the automated system. The architecture of the complex is proposed, including an industrial camera, lighting module, computing unit and real-time software. A methodology for image acquisition and annotation is described, together with algorithmic modules for analysing particle shape and size, constructing granulometric distributions, forming a measurement database and visualising results for the operator. Issues of integrating the system into conveyor equipment and utilising the obtained data for automatic adjustment of technological unit parameters are discussed.

The results confirm the feasibility of transitioning from discrete laboratory control to continuous visual monitoring. The proposed system ensures high processing speed, stability and the ability to handle large data volumes, which is critically important for modern metallurgical production. Implementation of the system will improve the quality of granulometric control, reduce human influence, minimise losses, increase energy efficiency, and provide more stable operation of blast furnace and sintering processes.

Keywords: granulometriccomposition, machinevision, computerrecognition, particlesegmentation, Watershedalgorithm, OpenCV, neuralnetworks, bulkmaterials, conveyor, metallurgy, automatedcontrolsystem.

ЗМІСТ

ВСТУП……10
1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ТА ТЕХНОЛОГІЙ ОЦІНЮВАННЯ ГРАНУЛОМЕТРИЧНОГО СКЛАДУ……..14
1.1. Значення контролю гранулометричного складу в металургійному виробництві…….14
1.2. Огляд сипких матеріалів, що застосовуються в металургії (агломерат, окатиші, руда, шихта тощо)……..15
1.3. Методи вимірювання гранулометричного складу: традиційні та автоматизовані……17
1.4. Візуальні системи контролю та машинний зір у промисловості…….20
1.5. Аналіз існуючих технічних рішень та систем розпізнавання на конвеєрах…….22
1.6. Формулювання проблеми: недоліки ручних і напівавтоматичних вимірювань……..…….25
1.7 Постановка задачі дослідження…….28
2. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПОБУДОВИ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ…….31
2.1. Фізико-механічні властивості сипких матеріалів, важливі для аналізу гранулометрії…….31
2.2. Математичні моделі гранулометричного розподілу…….35
2.3. Принципи побудови систем машинного зору……38
2.4. Методи сегментації та класифікації часток (OpenCV, нейронні мережі, CNN, YOLO)……..……42
2.5. Опис моделей обробки зображень для визначення розмірів частинок…46
2.6. Алгоритми фільтрації шумів, корекції освітлення та руху конвеєра….49

2.7. Математичне формулювання задачі автоматичного розпізнавання гранулометричного складу……52
2.8 Опис роботи алгоритму додатка А……...55
2.8.1. Початок від світла до цифрового сигналу……55
2.8.2 Сегментація: межа між частинкою та фоном……56
2.8.3. Розділення злиплих частинок: топографія Watershed……56
2.8.4. Морфометрія: від форми до чисел……58
2.8.5. Статистичне узагальнення……60
2.9 Опрацювання результатів роботи моделі……60
3. РОЗРОБКА АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ГРАНУЛОМЕТРИЧНОГО СКЛАДУ……..64
3.1. Архітектура автоматизованої системи……64
3.2. Вибір та обґрунтування апаратних засобів ……71
3.3. Методика збору та розмітки зображень……74
3.4. Розробка програмного забезпечення……...77
3.4.1. Алгоритми попередньої обробки зображення……78
3.4.2. Алгоритми сегментації частинок……81
3.4.3. Алгоритми класифікації та визначення параметрів гранулометрії.86
3.5. Інтеграція системи з конвеєрним обладнанням……....91
3.6. Опис бази даних вимірювань та інформаційної системи……93
3.7. Інтерфейс оператора та візуалізація результатів……97
ВИСНОВКИ……100
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ……...104
ДОДАТОК А Код-приклад (Python + OpenCV) ……..111

ВСТУП

Сучасний розвиток металургійного виробництва відбувається в умовах постійного ускладнення технологічних процесів, підвищення вимог до якості продукції та необхідності забезпечення енергоефективності виробництва. Сипкі матеріали — агломерат, окатиші, руда, кокс та інші компоненти доменної і сталеплавильної шихти — формують основу більшості металургійних процесів. Вони визначають газодинаміку, тепловий режим, хімічні взаємодії та стабільність функціонування доменного агрегату, агломераційних машин, установок підготовки руди. Одним із ключових параметрів, що визначає поведінку цих матеріалів у технологічних потоках, є гранулометричний склад, або розподіл частинок за розміром.

Якість гранулометричного складу впливає майже на всі технологічні етапи металургійного виробництва. Незначна зміна крупності агломерату чи окатишів може спричинити суттєві відхилення температурних полів у доменній печі, погіршення газопроникності стовпа шихти, підвищення витрат коксу або навіть аварійні ситуації. Дрібні фракції руди можуть підвищити запиленість, збільшити втрати матеріалу та погіршити екологічні показники підприємства. Негабаритні шматки здатні пошкоджувати конвеєрне обладнання або призводити до блокування завантажувальних жолобів. Таким чином, гранулометричний склад — це не лише характеристика матеріалу, а важливий технологічний фактор, що визначає ефективність роботи всього комплексу.

Традиційні методи оцінювання гранулометричного складу, такі як ситовий аналіз або ручний вимір за допомогою контрольних шаблонів, протягом десятиліть залишалися основними інструментами лабораторного контролю. Їх застосування регламентовано міжнародними стандартами й забезпечує порівнянність результатів між різними виробництвами. Однак у реальних умовах сучасного металургійного підприємства ці методи мають суттєві обмеження: вони потребують значних

часових витрат, залучають ручну працю, не дають можливості оперативно реагувати на зміни якості матеріалу та не забезпечують безперервного контролю. В умовах, коли технологічні процеси працюють у режимі 24/7, а швидкість зміни параметрів потоків може становити лічені хвилини, дискретний лабораторний контроль втрачає ефективність.

Потреба у більш точних і швидких методах вимірювання гранулометричного складу привела до розвитку нових технологій — лазерної дифракції, динамічного імідж-аналізу, інструментальних сенсорів, а також систем комп'ютерного машинного зору. Останні посіли особливе місце, оскільки дають можливість оцінювати гранулометрію безпосередньо на конвеєрі, у реальному часі, без зупинки виробництва та без ручного втручання оператора. Машинний зір забезпечує високу швидкість, точність і репрезентативність вимірювання, оскільки аналізує не окрему вибірку, а весь потік матеріалу, що транспортується конвеєром. Завдяки цьому підприємство отримує об'єктивні та миттєві дані, здатні слугувати основою для автоматичного керування технологічними процесами.

Попри значний прогрес у галузі комп'ютерного зору, впровадження таких систем у металургійному виробництві залишається недостатньо поширеним. Це пояснюється низкою проблем: специфічними умовами роботи обладнання (пил, вібрації, висока температура), складністю сегментації частинок у потоці, перекриттям фрагментів, нерівномірним освітленням, великою різноманітністю форм частинок, необхідністю опрацювання великих обсягів даних. Багато з існуючих промислових рішень є дорогими, складними в обслуговуванні або недостатньо адаптованими для конкретних видів матеріалів. З огляду на це актуальним є створення доступної, адаптивної та точної автоматизованої системи розпізнавання гранулометричного складу, здатної працювати в умовах реального металургійного виробництва.

Актуальність теми роботи також визначається загальним напрямком розвитку виробничих технологій у рамках концепцій Industry 4.0 та цифрової

трансформації. Металургійні підприємства дедалі більше впроваджують автоматизацію, роботизацію, інтегровані системи управління та моніторингу. Дані, отримані з різних технологічних ділянок, повинні об'єднуватися у єдине інформаційне середовище, забезпечуючи аналітичну підтримку прийняття рішень. У таких умовах контроль гранулометричного складу стає важливою складовою цифрового двійника виробництва, дозволяючи прогнозувати поведінку матеріалу, оптимізувати режими роботи обладнання, зменшувати витрати та підвищувати стабільність процесів.

Зважаючи на наведені аргументи, розробка системи автоматизованого розпізнавання гранулометричного складу сипких матеріалів на конвеєрі є науково обґрунтованою, практично значущою та технологічно актуальною задачею. Її вирішення потребує комплексного підходу, що включає аналіз фізико-механічних властивостей сипких матеріалів, моделювання гранулометричних розподілів, використання сучасних методів машинного зору, математичної обробки зображень та алгоритмів сегментації, розробку апаратно-програмного комплексу та його інтеграцію у виробничу систему.

Особливої уваги потребують питання сегментації частинок — однієї з ключових проблем у візуальному аналізі сипких матеріалів. Частинки нерідко мають неправильну форму, частково перекривають одна одну, утворюють злиплі групи, що ускладнює точне виділення їх контурів. Методи порогової сегментації, морфологічних фільтрів, алгоритмів Watershed, контурного аналізу та нейронних мереж повинні бути адаптовані до конкретних умов. Не менш важливим є належне освітлення — один із визначальних факторів якості зображення. В умовах металургійного виробництва світловий потік може бути нестабільним, а поверхня матеріалу — відбивною або, навпаки, темною та матовою. Тому необхідно створити стійку систему освітлення та розробити алгоритми корекції яскравості й контрасту.

Проблемою є також велика різноманітність розмірів частинок: від кількох міліметрів до десятків міліметрів у потоці агломерату або руди. Це вимагає

застосування високої роздільної здатності камери, якісної оптики та оптимального вибору масштабу зйомки. Система повинна не лише визначати розмір кожної частинки, а й будувати повну гранулометричну криву, обчислювати статистичні параметри — d_{10}, d_{50}, d_{90}, медіанний розмір, дисперсію, коефіцієнти форми тощо. Таким чином, вона стає не просто засобом вимірювання, а інтелектуальним інструментом аналізу матеріалу.

Наукова новизна даної роботи полягає у комплексній розробці моделі автоматизованої системи, яка поєднує в собі одразу кілька підходів — класичні алгоритми комп'ютерного зору, методи глибинного навчання, математичне моделювання гранулометричних розподілів та інженерні рішення апаратної реалізації. Практична значущість полягає в можливості впровадження даної системи у реальні умови металургійного підприємства, забезпечуючи підвищення точності контролю, скорочення витрат на лабораторні аналізи, покращення технологічної дисципліни та зниження виробничих ризиків.

Організаційно дана кваліфікаційна робота відповідає структурі, наведеної у завданні на виконання проєкту, та включає аналітичний огляд сучасних методів, теоретичні основи побудови системи, практичну частину з розробки апаратно-програмного комплексу та підсумкові висновки щодо можливості впровадження системи у виробництво.

Таким чином, тема магістерської роботи є актуальною, має важливе наукове, технологічне та економічне значення, а її результати можуть стати фундаментом для створення сучасних автоматизованих систем контролю якості сировини в металургійній галузі.

1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ТА ТЕХНОЛОГІЙ ОЦІНЮВАННЯ ГРАНУЛОМЕТРИЧНОГО СКЛАДУ

1.1. Значення контролю гранулометричного складу в металургійному виробництві

Контроль гранулометричного (зернового) складу сировинних матеріалів є надзвичайно важливим для ефективності металургійних процесів. Відомо, що розподіл частинок за розмірами прямо впливає на швидкість хімічних реакцій, тепло- та масообмін, а також на поведінку шихти в агрегатах. Зокрема, у процесах збагачення й екстракції металів дрібні частинки забезпечують більшу питому поверхню для взаємодії з реагентами, що підвищує вихід цінних компонентів [1]. Дослідження показують, що різні фракції матеріалу можуть значно відрізнятися за ступенем вилучення металів, тому гранулометричний аналіз є обов’язковим етапом оптимізації технологій переробки сировини [1]. Наприклад, у збагаченні шлаків на кольорові метали максимальне вилучення міді досягається при оптимальній крупності ~40–60 мкм [2].

У доменному виробництві гранулометричний склад агломерату та окатишів визначає газопроникність шихти і стабільність ходу печі. Надмірна кількість крупних грудок погіршує газопрохідність, тоді як надлишок дріб’язку призводить до спрацювання коксу і зниження продуктивності. Так, зменшення вмісту грудок >80 мм до 1–2% покращує газопроникність доменної шихти, підвищує продуктивність печі та знижує витрати коксу [3]. Навпаки, надто дрібні фракції (<10 мм) можуть викликати нерівномірний розподіл газових потоків і локальні застої, впливаючи на тепловий режим доменної печі [4]. Правильний гранулометричний склад шихти дозволяє підтримувати оптимальну температуру та швидкість плавлення, що безпосередньо впливає на витрати палива і вихід чавуну

[5]. Отже, контроль зернового складу сировини – один з ключових чинників стабільного і економічного ведення металургійного виробництва.

Крім технологічних аспектів, гранулометрія впливає на екологічні та експлуатаційні показники. Дрібні фракції в відходах (наприклад, пил, шлами) легше вимиваються та мігрують, підвищуючи ризики забруднення довкілля. Доведено, що дрібний пил кварцової сировини інтенсивніше вилуговує важкі метали, тому контроль тонких фракцій важливий для екологічної безпеки [5]. Гранулометричний склад агломерату та окатишів також впливає на міцність та цілісність матеріалу при транспортуванні: надто крихкі й пористі великі грудки можуть дробитися, утворюючи надмірну кількість дріб'язку в процесі перевезення та завантаження в печі. Таким чином, моніторинг та регулювання гранулометричного складу на всіх стадіях – від підготовки сировини до виплавки – має вирішальне значення для досягнення високої якості продукції, енергоефективності та мінімізації втрат металу [6, 7].

1.2. Огляд сипких матеріалів, що застосовуються в металургії (агломерат, окатиші, руда, шихта тощо)

У доменному та сталеплавильному виробництві використовується кілька видів сипких залізорудних матеріалів, кожен з яких має свій характерний гранулометричний склад та властивості. Агломерат – це спечені пористі грудки неправильної форми, отримані шляхом агломерації дрібних залізорудних концентратів, руди та флюсів на агломашинах. Розмір агломерату, як правило, коливається від ~5 мм до 40 мм; дрібні шматки <5 мм (так званий огарок) відсіюються та повертаються в аглошихту [8]. Оптимальною вважається фракція агломерату 10–30 мм, яка забезпечує міцний шар в доменній печі і добру газопроникність. Надмірна частка дрібного огарка (<5 мм) погіршує

газопрохідність, тому агломерат після спікання просіюють, відбираючи придатний діапазон 5–40 мм [8].

Окатиші – це катовані (окатковані) залізорудні гранули правильної майже сферичної форми, вироблені з дрібнодисперсного концентрату. Діаметр окатишів зазвичай становить 8–16 мм [9]. Окатиші відрізняються високою однорідністю за розміром та механічною міцністю: при відновленні в домні вони менше руйнуються, утворюючи менше дрібних частинок порівняно з агломератом. Склад сучасної доменної шихти часто містить значну частку окатишів (наприклад, 50–70%), оскільки їх рівномірний розмір сприяє стабільному газорозподілу. Дослідження показують, що серед окатишів середнього розміру (порядку 10–12 мм) досягається найкраще поєднання високої відновлюваності заліза та міцності гранул [10]. Занадто великі окатиші (>16 мм) можуть гірше відновлюватися через меншу питому поверхню, а надто малі (<8 мм) – просипатися в порожнини шихти.

Залізна руда у вигляді грудкової руди (лому) в сучасних доменних шихтах застосовується обмежено, оскільки натуральні шматки руди мають різнорідний склад і недостатню міцність. Проте грудкова руда фракції ~10–60 мм може додаватися у шихту. Її гранулометрія залежить від способу дроблення – за стандартами, для домни відбирають руду з максимальним розміром 50–60 мм, дрібна частина відсіюється. Шихта – загальний термін для суміші всіх компонентів, що завантажуються у плавильний агрегат. Доменна шихта складається з агломерату, окатишів, коксу, іноді грудкової руди та вапняку як флюсу. Важливою характеристикою шихти є гранулометричний склад сумарної шихти, особливо співвідношення дрібних та великих шматків. Правильно підібраний гранулометричний склад шихти забезпечує щільне укладання матеріалу без заклинювання надто великих грудок і одночасно достатню пористість для проходження газів [3].

Під час транспортування і завантаження сировини гранулометричний склад може змінюватись – великі грудки агломерату можуть дробитися, утворюючи

додатковий дріб’язок. Кокс, що є також сипким матеріалом, має власну градацію – його розмір для домни звичайно 25–80 мм. Розмір коксу впливає на проникність колон шихти: великі шматки коксу формують канали для газу, але їх надлишок знижує реакційну поверхню, а надмірний дріб’язок коксу (<25 мм) може засмічувати пори і погіршувати газодинаміку. Таким чином, для кожного компонента шихти існують оптимальні межі крупності, визначені технологічними вимогами. Контроль і підтримання гранулометричного складу на цих оптимальних рівнях – необхідна умова отримання високих показників доменної плавки та інших металургійних процесів.

1.3. Методи вимірювання гранулометричного складу: традиційні та автоматизовані

Традиційно гранулометричний склад сипких матеріалів визначається методом ситового аналізу. Ситовий аналіз полягає у просіюванні висушеної проби через набір стандартних сит із поступово зменшуваним розміром отворів. Кількість матеріалу, що залишилася на кожному ситі, зважують, після чого обчислюють процентний вміст фракцій різного розміру. Метод є простим і загальноприйнятим: міжнародні стандарти (наприклад, ASTM E11 та ISO 3310-1:2016) регламентують параметри тестових сит – діаметри отворів, дріт сітки, матеріал рамки – для забезпечення відтворюваних результатів у різних лабораторіях [11,12]. Для різних матеріалів існують галузеві стандарти методик: так, для залізної руди застосовується ISO 4701:2019 (визначення гранулометричного складу залізних руд і окатишів просіюванням), для металевих порошків – ISO 4497 або ASTM B214 (просів порошків) [13]. Як правило, ситовий аналіз забезпечує достатньо точну оцінку крупності для частинок від сотень мікрон до декількох десятків міліметрів. Його недоліками є трудомісткість (необхідність вручну відбирати проби, струшувати їх на ситах), тривалість процедури (може займати кілька годин) і

переривання технологічного процесу для відбору проб. До того ж, отримані таким способом дані носять дискретний характер (наприклад, два виміри на добу), що може бути недостатньо для оперативного контролю виробництва [14].

Іншим традиційним підходом є седиментаційні методи для дрібних порошків (гідравлічний метод, метод піпетки), що базуються на законі Стокса – визначенні розподілу частинок за часом осадження в рідині. Такі методи використовують для дуже дрібних фракцій (<50 μм), але в металургії застосовуються рідко. Також застосовували оптичні методи – наприклад, проекційний аналіз (мікрофотографування зразка і вимірювання розмірів частинок на знімку вручну або за допомогою програм). Ці методи раніше потребували значних зусиль і не могли забезпечити обробку великих об’ємів матеріалу.

Сьогодні на зміну суто ручним методам приходять автоматизовані прилади для аналізу гранулометрії. Одним з найпоширеніших лабораторних методів є лазерна дифракція (лазерно-дифракційні аналізатори), що описана у стандарті ISO 13320:2020 [15]. Цей метод базується на вимірюванні кута дифракції лазерного променя на частинках різного розміру: дрібні частинки дають широкий кут розсіяння, великі – малий. Лазерні аналізатори здатні швидко визначати розподіл розмірів в діапазоні від кількох десятих мікрометра до приблизно 1–2 мм. Перевагами є швидкість (аналіз займає хвилини) і висока повторюваність, недоліком – потреба у диспергуванні проби (в рідині або повітрі) та припущення щодо сферичності частинок. Інший сучасний підхід – цифровий імідж-аналіз (DynamicImageAnalysis, ISO 13322), коли високошвидкісна камера фотографує рухомий потік частинок, а програмне забезпечення аналізує отримані зображення. Такі прилади (наприклад, комерційні системи Camsizer та ін.) можуть автоматично порахувати тисячі частинок, визначивши для кожної еквівалентний діаметр, форму тощо. Вимірювання проводяться швидко і охоплюють широкий діапазон розмірів, включаючи крупні частинки, які важко аналізувати лазером [16].

Окремо варто згадати онлайн-системи вимірювання крупності безпосередньо на конвеєрі. Ці системи базуються або на оптичних технологіях (фотозйомка, лазерне сканування), або на комбінації оптичних та рентгенівських методів. Наприклад, промислові рішення на основі машинного зору можуть безперервно відслідковувати гранулометричний склад агломерату чи руди на виході фабрики, надаючи дані кожні кілька секунд [12,17]. Це дозволяє оперативно реагувати на відхилення, регулюючи режими дроблення чи грохочення. Такі системи зараз впроваджуються на збагачувальних фабриках і аглофабриках, оскільки стандартні лабораторні методи мають значну затримку (для прикладу, результат ситового аналізу агломерату може бути отриманий лише кілька разів на добу, із запізненням у години). Автоматичні системи позбавлені цього недоліку: вони дають реальний час контролю і можуть інтегруватися в АСУТП для автоматичного регулювання процесу.

Отже, на сьогодні існують паралельно два підходи: традиційний, дискретний (ручний відбір проб і аналіз за стандартними методиками) та автоматизований, безперервний (використання приладів або систем комп'ютерного зору). Перший гарантує відповідність державним стандартам (ISO, ASTM) та перевірену методику, другий – забезпечує швидкість і можливість роботи безперервно у виробничих умовах. У сучасній практиці все ширше застосовуються автоматичні лазерні та оптичні аналізатори; при цьому для підтвердження їх точності часто проводять перехресну перевірку результатів зі стандартним ситовим аналізом. Важливо також, що у нормативних документах все частіше наводяться альтернативні методи контролю – наприклад, стандарти ASTM і ISO передбачають методики лазерного аналізу як доповнення до ситового для дрібних частинок. У металургії перехід до автоматизованих систем контролю гранулометрії є частиною загальної тенденції до цифровізації виробництва і впровадження технологій Industry 4.0.

1.4. Візуальні системи контролю та машинний зір у промисловості

Системи машинного зору (MachineVision) – це апаратно-програмні комплекси, що автоматично аналізують зображення з метою контролю якості, вимірювань або навігації роботів. У промисловості вони набули широкого застосування завдяки здатності виконувати рутинні задачі огляду продукції набагато швидше і точніше за людину. Машинний зір використовується для перевірки цілісності виробів, пошуку дефектів поверхні, зчитування маркування та вимірювання геометричних розмірів на конвеєрі – все це в режимі реального часу без участі оператора. На відміну від людини, яка може втомлюватися і припускатися похибок, візуальні системи працюють безперервно з незмінною якістю контролю [18]. Автоматизована камера здатна перевіряти кожен виріб чи кожну порцію матеріалу, забезпечуючи 100% охоплення контролем, чого практично неможливо досягти вручну.

Типова система машинного зору складається з декількох ключових компонентів [19]: промислова відеокамера, що отримує зображення високої роздільної здатності; об’єктив (оптика), який фокусує зображення і визначає масштаб; система підсвічування, яка забезпечує рівномірне освітлення об’єкта для підвищення контрастності та виявлення деталей; обчислювальний блок (контролер) – як правило, промисловий комп’ютер або вбудований процесор, що обробляє зображення; і, нарешті, програмне забезпечення для обробки зображень, яке аналізує візуальні дані, приймає рішення та передає сигнали в систему керування виробництвом. Всі ці компоненти працюють узгоджено: камера робить знімок об’єкта під правильним кутом і в потрібний момент (нерідко камери тригеряться датчиком положення об’єкта або таймером для синхронізації з конвеєром), підсвічування акцентує важливі деталі (наприклад, косе світло для виявлення рельєфу дефектів або фонова підсвітка для отримання силуету частинок), комп’ютер виконує алгоритми розпізнавання (порівнює зразки, шукає межі,

вимірює розміри), і за результатами видається команда – наприклад, відбракований виріб зіштовхнути з конвеєра, або видається статистика розмірів частинок за зміну.

У контексті гранулометричного складу, візуальні системи контролю здатні безперервно “спостерігати” потік матеріалу (руду, агломерат, вугілля тощо) на конвеєрі і проводити оцінку розміру частинок. В реальному часі така система може визначати, чи не з’явилося надто великого шматка (а це ризик заклинення дробарки або забивання жолоба) – у разі виявлення, система подає сигнал тривоги або автоматично відхиляє цей шматок з конвеєра. Також машина рахує частинки, вимірює їх площу чи діаметр на зображенні, групує за класами крупності і таким чином оцінює поточний гранулометричний розподіл. Наприклад, на аглофабриці така система може постійно вимірювати процент дрібних фракцій агломерату (<5 мм) у готовому продукті і негайно повідомляти, якщо цей показник перевищує норму, що дозволяє оперативно скоригувати режим спікання. Дослідження підтверджують, що розподіл розмірів агломерату можна успішно контролювати за допомогою оптичних сенсорів з точністю, сумірною з лабораторною, але з частотою оновлення даних в межах кількох секунд.

Візуальні системи мають низку переваг: по-перше, швидкодія – сучасні камери та процесори дозволяють обробляти десятки кадрів за секунду, тому навіть стрічка, що рухається, може контролюватися фактично без затримок. По-друге, об’єктивність і повторюваність – алгоритми оцінки не схильні до суб’єктивних помилок і завжди застосовують однакові критерії, тому результати стабільні. По-третє, безпека та гігієна – відпадає потреба в ручному відборі проб у гарячих, запилених зонах, що знижує ризик травм та контакт працівників із шкідливим пилом. Звичайно, впровадження таких систем потребує початкових капіталовкладень та налаштування, але вони швидко окуповуються за рахунок зменшення простоїв і браку. У сучасних умовах висуваються високі вимоги до якості та документування процесів: машинний зір полегшує дотримання стандартів

якості, дозволяючи автоматично вести журнал характеристик продукції (у нашому випадку – гранулометричного складу кожної партії).

Таким чином, індустріальні системи машинного зору стали невід'ємною частиною концепції «розумного виробництва». У металургії вони знаходять застосування не лише для аналізу крупності шихти, але й для контролю форми гранул, виявлення сторонніх об'єктів на стрічці (наприклад, деревини чи металу серед руди), контролю рівня засипки бункерів тощо. З точки зору даної роботи, важливо, що машинний зір надає технічну можливість автоматизувати оцінку гранулометричного складу безперервно, з високою точністю та швидкістю, усуваючи притаманні людині обмеження. Це створює передумови для розробки системи, здатної замінити ручні вимірювання крупності сипких матеріалів на конвеєрі.

1.5. Аналіз існуючих технічних рішень та систем розпізнавання на конвеєрах

У гірничо-металургійній галузі вже впроваджено низку комерційних і дослідницьких рішень для автоматичного визначення гранулометричного складу на конвеєрах. Розглянемо деякі з них. Одним з піонерів була канадська компанія WipWare, яка розробила візуальні аналізатори серії WipWareSolo для дробленої руди та вугілля. Система Solo встановлюється над стрічковим конвеєром і в реальному часі фотографує матеріал, після чого програмне забезпечення аналізує зображення: рахує кількість кусків, визначає їх розміри (довжину та площу проекції) та кольорові характеристики [20]. Таким чином одразу отримуються безперервні дані склад потоку – без зупинки конвеєра і без відбору проб. Система може виявляти негабаритні шматки (наприклад, валуни руди, що перевищують заданий розмір) і подавати сигнал тривоги чи керуючий сигнал на механізм видалення таких шматків. За допомогою програмно заданих порогів Solo здатна ініціювати автоматичні дії – скажімо, відхилити завеликий камінь боковим

стрічковим відводом або зупинити живлення дробарки щоб уникнути аварії. Система також визначає форму частинок (співвідношення довжини і ширини, округлість) і оцінює об’ємний вихід матеріалу. Приклад: Solo 6 Complete виконує повний аналіз – будує гранулометричну криву із розбиттям на до 25 класів розмірів, вимірює розподіл форми та оцінює об’єм частинок. Точність вимірювань сягає діапазону 3 мм і менше для більшості матеріалів. Для надійної роботи в промислових умовах система оснащена міцним кожухом, власним підсвічуванням і може працювати при температурах -40…+80 °C. Вона автономно функціонує 24/7 та може дистанційно моніторитися через мережу [20].

Іншим прикладом є шведсько-австралійська технологія 3DPM (Three-DimensionalParticleMeasurement) від компанії InnovativeMachineVision. Це 3D-візуальна система, що використовує стереоскопічні або лазерні сенсори для отримання тривимірного зображення потоку матеріалу на конвеєрі [21]. Завдяки 3D-скануванню 3DPM долає проблему перекриття частинок: система бачить рельєф поверхні потоку, тож може розрізнити окремі шматки навіть якщо вони частково закриті іншими згори. 3DPM забезпечує надійне та відтворюване вимірювання протягом років експлуатації, маючи автоматичну калібрацію і не потребуючи “ручного” коригування моделі розподілу. Вона застосовується для різних матеріалів – від крупних рудних фрагментів (до 0.5 м) до дрібних окатишів чи коксу (кілька мм). Система визначає повну криву гранулометричного розподілу у реальному часі, а також виявляє сторонні об’єкти (наприклад, забуті болти, шматки дерева чи металу) та надміру великі кускові включення. У випадку виявлення таких небажаних об’єктів або небезпечних грудок, система може автоматично сигналізувати для зупинки конвеєра чи дробарки, запобігаючи аваріям. 3DPM інтегрується в систему керування підприємством і вже використовується на ряді гірничо-збагачувальних комбінатів (Boliden, Rio Tinto та ін.), де доведено її ефективність у підвищенні стабільності роботи млинів та оптимізації вибухового

подрібнення руди. Точність прогнозу розподілу, як заявлено, перевищує 95%, а похибка оцінки не більша 3% [22].

Серед відомих рішень – система Metso RockSense, що використовує 2D- та 3D-камери для контролю розміру руди на конвеєрі після дробарки [23]; система Hexagon Split (колишня Split Engineering), яка встановлюється на перевантажувальних пунктах і аналізує гранулометрію потоку руди або вугілля; система Weir BeltMetrics – комбайн для аналізу як розміру частинок, так і об'єму потоку за допомогою штучного інтелекту [24].

Для коксохімічного виробництва було реалізовано проект з використанням нейромережевого детектора YOLOv3 для оцінки гранулометрії коксу на стрічці перед доменною піччю. Модель навчена розпізнавати окремі шматки коксу на зображенні і визначати їхній розмір; за статистичною обробкою множини таких детекцій будують криву розподілу розмірів. Похибка автоматичного визначення гранулометричного складу коксу у цьому дослідженні склала менше 5% порівняно з даними ситового аналізу [25], що демонструє високий потенціал технології глибинного навчання в задачах контролю крупності.

Аналіз ринку та літератури показує, що нині існує кілька підходів до реалізації систем гранулометричного контролю на конвеєрі: одні базуються на традиційних алгоритмах комп'ютерного зору (виділення контурів, сегментація, вимірювання площ), інші – на штучному інтелекті (нейронні мережі, які навчаються розпізнавати частки як об'єкти). Обидва підходи мають успішні реалізації. Традиційні алгоритми потребують ретельного налаштування параметрів під конкретний матеріал і умови освітлення, але їхнє виконання менш вимогливе до обчислювальних ресурсів. Натомість нейромережеві моделі (як-от згаданий YOLOv3, а також можливі сегментаційні мережі U-Net, Mask R-CNN тощо) вимагають великої кількості даних для навчання, зате потім працюють більш універсально і можуть краще справлятися зі складними випадками, наприклад, частково перекритими частинками, нерівномірним освітленням тощо. Вибір

конкретного технічного рішення залежить від умов задачі: освітленості, швидкості конвеєра, діапазону розмірів часток, вимог до точності та бюджету. Але очевидно, що тенденція розвитку йде у напрямку більшого використання методів машинного зору та штучного інтелекту, оскільки вони дають змогу автоматизувати контроль крупності на всіх стадіях – від кар'єру чи фабрики до цеху – забезпечуючи тим самим зворотний зв'язок для оптимізації технологічного процесу.

1.6. Формулювання проблеми: недоліки ручних і напівавтоматичних вимірювань

Хоча традиційні методи контролю крупності (ситова класифікація, відбір проб) є загальновизнаними і стандартизованими, вони мають суттєві недоліки, які спонукають до пошуку нових рішень. Перш за все, ручні процедури є повільними і переривчастими. В умовах виробництва зміна гранулометричного складу може відбутися за лічені хвилини (наприклад, при переході на нове джерело руди чи при зносі дробильних плит), але виявити це традиційним шляхом можливо лише через години. Як зазначалося, на аглофабриці проби агломерату для ситового аналізу можуть братися лише 1–2 рази за зміну, тобто інтервал між вимірами складає кілька годин [4]. За цей час процес може відхилитися від оптимального режиму, що призведе до зниження якості, тоді як персонал дізнається про проблему із запізненням. Таким чином, відсутність оперативності – серйозний недолік, особливо в сучасному виробництві, орієнтованому на автоматизацію.

Наступна проблема – значні трудові витрати і людський фактор. Ручний аналіз вимагає участі кваліфікованого персоналу: відібрати і правильно просіяти пробу, висушити, зважити залишки, розрахувати результати. Це монотонна праця, схильна до випадкових помилок та варіабельності між різними операторами. Навіть при дотриманні стандартів розбіжності в результатах між різними лабораторіями або змінами персоналу можуть досягати кількох відсотків. Напів автоматичні

методи (наприклад, використання стаціонарних ситових грохотів з автоматичним струшуванням) знижують вплив людського фактору на етапі просіювання, але не усувають його повністю – адже все одно потрібен відбір проб, їх доставка до лабораторії, технік для обслуговування обладнання, ручне введення даних тощо. До того ж, працювати доводиться часто у шкідливих умовах (пил, шум, високі температури), що впливає на здоров'я персоналу.

Ще один недолік традиційних методів – неможливість безперервного контролю та автоматичного регулювання процесу. Дані ситового аналізу, отримані з затримкою, не можуть бути безпосередньо використані для автоматичного керування технологічним обладнанням. Наприклад, якщо виявлено збільшення частки дрібної руди, оператор мусить сам скоригувати параметри (швидкість живлення дробарки, налаштування грохотів), і до наступного аналізу невідомо, чи було коригування достатнім. Таким чином, система керування працює "всліпу" більшу частину часу. Навпаки, автоматизовані візуальні або лазерні аналізатори надають безперервний потік даних, який може бути введений в контур керування – наприклад, сигнал збільшення надситової фракції може автоматично збільшити потужність дроблення або змінити кути коливання грохота. Відсутність такої можливості в ручних методах – суттєвий недолік з точки зору сучасної концепції керування виробництвом в реальному часі.

До технічних обмежень традиційних методів можна віднести також обмежений діапазон розмірів, що аналізуються одночасно. Наприклад, для дрібних порошків (менше ~0,05 мм) ситовий метод вже малопридатний – отвори сит недостатньо малі, а частинки агломеруються і забивають сітку. Потрібні інші методи (лазерний аналіз, седиментація), що означає додаткові етапи і устаткування. Аналіз же широкого фракційного складу (від мікрон до сантиметрів) вимагає комбінування методів, що ускладнює процедуру. Автоматичні системи комп'ютерного зору потенційно здатні охопити значно ширший діапазон – від

декількох мікрон (з використанням мікроскопічних камер) до метрів (в контексті великих валунів) одним комплексом, просто змінюючи масштаб зйомки.

Крім того, існує проблема нестабільності і похибок вимірювань внаслідок зношування обладнання та зміни властивостей матеріалу. Наприклад, сита з часом можуть деформуватися, отвори забиватися вологим матеріалом – це впливає на результати. Ручний метод залежить від правильності вибірки – якщо проба відібрана нерепрезентативно (скажімо, з краю стрічки, де більше дрібного матеріалу), то і результат буде зміщеним. У випадку автоматичного візуального контролю таких проблем менше, бо система може аналізувати весь потік на стрічці, фактично виключаючи похибку вибірки [19].

Отже, недоліки існуючих ручних і напівавтоматичних вимірювань можна підсумувати так: - Відсутність оперативності: великі інтервали між вимірюваннями і затримка отримання результатів [4]. - Високі трудозатрати, вплив людського фактору, потенційні помилки і розбіжності між операторами. - Неможливість прямої інтеграції в автоматизовані системи керування, а отже реакція на відхилення із запізненням. - Шкідливі умови праці для персоналу, залученого до відбору проб (пил, висока температура, фізичне навантаження). - Обмежений діапазон фракцій, які можна одним способом аналізувати, необхідність множинних методик для різних розмірів. - Затрати на обслуговування лабораторного обладнання (сита потребують очищення, калібрування ваг тощо) і витратні матеріали. - Неминучі перебої у контролі під час аварій або ремонту (лабораторія може не працювати цілодобово, на відміну від безперервної системи).

Всі ці недоліки вказують на актуальність задачі розробки автоматизованої системи розпізнавання гранулометричного складу, яка б усунула або мінімізувала означені проблеми. Сучасні досягнення комп’ютерного зору та обчислювальної техніки відкривають можливість створити таку систему, здатну працювати онлайн і надавати точні дані для керування процесом без участі людини.

1.7 Постановка задачі дослідження

На основі виконаного огляду можна сформулювати основну проблему та завдання дослідження. Проблема полягає в тому, що в існуючій практиці контролю гранулометричного складу сипких матеріалів (руди, агломерату, коксу тощо) є суттєві недоліки – методи занадто повільні, трудомісткі та не забезпечують безперервного автоматичного контролю. Це призводить до зниження ефективності металургійних процесів, оскільки оперативна інформація про зміну крупності сировини недоступна, а ручне втручання запізнюється. Наявні автоматизовані рішення ще не отримали достатньо широкого впровадження або потребують подальшого вдосконалення під специфічні умови (наприклад, для роботи в умовах запиленості, вібрації, нестабільного освітлення на виробництві).

Метою даного дослідження є розробка та теоретичне обґрунтування системи автоматизованого розпізнавання гранулометричного складу матеріалу на рухомому конвеєрі з використанням технологій комп’ютерного машинного зору. Іншими словами, потрібно створити модель та алгоритми, які зі звичайного відеозображення потоку сипкого матеріалу будуть визначати розміри частинок і в реальному часі обчислювати їх розподіл. Така система має працювати без втручання людини, з високою точністю, і видавати результати у форматі, придатному для автоматичного регулювання або сигналізації.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі задачі дослідження:

Проаналізувати фізико-механічні особливості сипких матеріалів (щільність, форма, оптичні властивості, контрастність на зображенні), які суттєво впливають на процес візуального розпізнавання часток. Врахувати ці особливості при виборі методів обробки зображень.

Розробити математичну модель гранулометричного розподілу, що найбільш адекватно описує реальні розміри частинок досліджуваного матеріалу. Вибрати або

модифікувати відому модель (напр. Розіна–Раммлера, логнормальну, тощо) для подальшого використання як цільової функції, яку система повинна визначати.

Дослідити та обрати оптимальні методи машинного зору для сегментації та класифікації частинок на зображенні. Порівняти класичні алгоритми (методи порогової обробки, морфологічної сегментації, Watershed) та сучасні нейронні мережі (CNN для класифікації, архітектури на кшталт YOLO для детекції об'єктів). Визначити, які з них забезпечують кращу точність і швидкість в умовах рухомого конвеєра.

Розробити алгоритми обробки зображень для визначення розмірів частинок. Це включає фільтрацію шумів (усунення перешкод і дрібного пилу на зображенні), корекцію нерівномірного освітлення або тіней, що падають, а також компенсацію руху конвеєра (щоб уникнути розмиття частинок на фотографії). Необхідно математично описати ці алгоритми (наприклад, використання згорткових фільтрів для шумозаглушення, вирівнювання гістограми яскравості, використання короткої витримки для "заморожування" руху тощо).

Сформулювати математично задачу автоматичного розпізнавання гранулометричного складу як екстремальну або оптимізаційну. Наприклад, визначити її як задачу оцінки параметрів розподілу, які мінімізують різницю між емпіричним розподілом (отриманим із аналізу зображення) та реальною гранулометричною кривою. Або як задачу класифікації: кожна частка має потрапити в правильний клас розмірів з максимальною ймовірністю. Математично це можна оформити через функцію втрат, яку система мінімізує.

Розробити критерії оцінки точності роботи системи (порівняння з еталонним ситовим аналізом, розрахунок середньоквадратичного відхилення для часток різних розмірів, оцінка відсотка правильно класифікованих частинок тощо). Відповідно до цих критеріїв, провести перевірку ефективності запропонованих методів на тестових даних.

Наукова новизна очікується в поєднанні сучасних методів глибинного навчання із класичними підходами вимірювань, у створенні узагальненої математичної моделі системи розпізнавання. Практична цінність – у можливості реалізувати результати у вигляді реальної діючої системи контролю гранулометричного складу на виробництві, що підвищить автоматизацію і ефективність металургійних процесів.

2. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПОБУДОВИ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ

2.1. Фізико-механічні властивості сипких матеріалів, важливі для аналізу гранулометрії

При розробці системи автоматичного розпізнавання гранулометричного складу необхідно враховувати фізичні та механічні властивості частинок матеріалу, оскільки вони впливають як на формування реального розподілу розмірів, так і на результати оптичного спостереження цих частинок. До найважливіших характеристик належать: щільність та маса частинок, твердість і міцність матеріалу, форма і шорсткість поверхні, а також оптичні властивості (колір, відбивна здатність) і властивості насипної маси (кут природного укосу, схильність до сегрегації тощо).

Розмір та форма частинок. Саме гранулометричний склад (розподіл розмірів) є основним параметром, який цікавить нас. Проте варто зазначити, що дві частинки однакового характерного розміру (наприклад, діаметра) можуть мати різну форму – одна близька до сферичної, інша пластинчаста або голчаста. Форма частинок впливає на їх поведінку: більш кутасті та витягнуті частинки гірше прокочуються і можуть “заклинюватись” між собою, формуючи міцні структури у шарі матеріалу. В свою чергу, це може відбиватися на зображенні – наприклад, пластинчасті частинки утворюють характерні форми проекцій (витягнуті контури), а округлі – близькі до кола. У системах візуального аналізу форми частинок використовуються додатково до розміру: визначаються метричні характеристики – аспектне відношення (співвідношення довжини та ширини проекції), округлість, коефіцієнт форми тощо. Ці параметри можуть бути використані для корекції виміряного еквівалентного діаметра. Наприклад, якщо частинка сильно витягнута, виміряна проекційна площа може недооцінювати її максимальний розмір. Тому в сучасних

підходах часто оцінюють не тільки гранулометричний розподіл за еквівалентним діаметром, а і розподіл форм частинок [26-28]. У нашій задачі наявність частинок неоднакової форми означає, що алгоритм сегментації повинен коректно знаходити межі навіть складних обрисів, а алгоритм визначення розміру – обирати адекватне визначення діаметра (наприклад, діаметр рівновеликого круга по площі, або довжина більшої сторони описаного прямокутника).

Твердість і міцність матеріалу впливає на утворення гранулометричного складу при подрібненні та пересипанні. Твердіші матеріали (наприклад, кварцит, коксовий залишок) при механічному дробленні дають більш широкий спектр розмірів, часто утворюючи значний відсоток дрібних уламків. М’якіші та пластичні матеріали (вугілля, вапняк) можуть дробитися на більш однорідні шматки. Крім того, міцність частинок визначає їх схильність до додаткового дроблення під час транспортування. Наприклад, агломерат – пористий і менш міцний, тому при падінні з конвеєра частина великих грудок може розбиватися, збільшуючи кількість дріб’язку. Це означає, що гранулометричний склад може змінюватися від точки до точки транспортування. Для системи візуального контролю важливо враховувати: додатковий дріб’язок (пил, крихти) може осідати на поверхні стрічки і заважати аналізу (виступаючи як “шум” на зображенні). Тому на етапі обробки зображення потрібні алгоритми придушення шуму та фільтрації дрібних об’єктів, що не є релевантними частками, а, скажімо, тінями чи пилом. Зазвичай застосовують морфологічні фільтри (розмикання, область фільтр за площею) для відсічення об’єктів менше певного порогу, які розцінюються як нерелевантні дрібні частинки або шум.

Щільність частинок (істинна густина матеріалу) та насипна щільність впливають на розподіл частинок у шарі на конвеєрі. Важчі частинки мають більшу інерцію і можуть опинятися переважно ближче до стрічки, легші – зверху. Це явище сегрегації може призвести до того, що камера бачить на поверхні конвеєра не повністю репрезентативний зріз потоку: наприклад, дрібні легкі частинки можуть

“спливати” нагору, і система вважатиме, що дріб’язку більше, ніж його є загалом у потоці. Для компенсації таких ефектів можна застосувати декілька камер (знімаючи шар з різних боків), або використовувати стереозображення, або ж залучити математичні моделі корекції. У рамках нашого дослідження важливо оцінити, чи можна нехтувати сегрегацією. Якщо матеріал змішується достатньо добре і насипна щільність приблизно однорідна, то поверхневий розподіл розмірів близький до об’ємного. Якщо ні – можливо, знадобиться вводити поправкові коефіцієнти. Такі поправки можуть враховувати, наприклад, співвідношення ширини конвеєра та висоти шару, коефіцієнт утворення “кожуха” дріб’язку на поверхні. Додатково, щільність і магнітні властивості матеріалу можуть бути використані іншими сенсорами (напр. рентгенівськими або радарними) для спільної оцінки – але в нашій роботі ми зосереджуємося на оптичному методі.

Оптичні властивості частинок – це те, як вони відображають або поглинають світло. Металургійні матеріали можуть бути темними (кокс, агломерат), світлими (вапняк, оксидні руди), блискучими (металеві гранули) чи матовими. Ці властивості впливають на контрастність зображення. Наприклад, шматки коксу чорні і матові, на чорній гумовій стрічці вони дають слабкий контраст, особливо при поганому освітленні. Натомість, вапняковий флюс світлий – його легше бачити на темному фоні. Для забезпечення надійної роботи системи машинного зору треба відповідно налаштувати освітлення: застосувати підсвітку потрібного спектру, який добре відбиватиметься від матеріалу (наприклад, інфрачервоне підсвічування для темних матеріалів, щоб уникнути засвічення видимим світлом). Також важливо усунути бліки: якщо матеріал блискучий (металеві уламки, гранули феросплавів), пряме світло може давати відблиски, що заважатимуть сегментації. Використовують дифузне освітлення або поляризаційні фільтри, щоб пом’якшити відблиски. В цілому при проектуванні системи враховується коефіцієнт відбивання матеріалу та колір: підбирається такий спектральний склад освітлення і чутливість камери, щоб максимізувати контраст між частинками і фоном. Наприклад, якщо агломерат

темно-коричневий, фон конвеєра теж темний, корисно застосувати бокове підсвічування – тоді края шматків агломерату дають тінь, і контури виділяються чіткіше [26-28].

Механічний рух та укладка частинок. Сипкий матеріал на конвеєрі утворює нерівний шар: частинки накладаються одна на одну, утворюють насип з кутом природного укосу. Для камери, встановленої зверху, будуть видимі переважно верхні шари частинок; ті, що нижче, можуть бути повністю закриті. Це означає, що в повністю насипаному шарі жоден оптичний метод не побачить 100% частинок. Завжди є приховані від огляду елементи. Проте для оцінки гранулометричного складу припускається, що матеріал змішується і пересипається, тож за деякий час всі фракції побувають на поверхні і будуть зафіксовані статистично. В теоретичних моделях вводять поняття коефіцієнта видимості частинок певного розміру: дрібні частинки з високою ймовірністю провалюються вглиб, тому видимі рідше, великі – завжди стирчать назовні і фіксуються майже завжди. Це може спотворювати миттєвий вимір – але при усередненні по багатьох кадрах вплив зменшується. Для надійності система може отримувати зображення не лише зверху, а й збоку, або використовувати 3D-сканер, який “загляне” в глибину шару за допомогою аналізу висоти. Такі удосконалення виходять за рамки базової моделі, але варто пам’ятати про обмеження одноканального зору.

Вібрації і рух стрічки також належать до механічних факторів, що впливають на зображення. Якщо стрічка рухається ривками або трясеться, зображення можуть бути розмитими. Для компенсації цього слід використовувати коротку витримку камери (високу швидкість затвору) та/або синхронізоване стробоскопічне освітлення, щоб “зупинити” рух частинок на кадрі. Також можна застосовувати програмну стабілізацію зображення чи відсікання кадрів, де розмиття перевищує певний поріг.

Отже, підсумовуючи: фізико-механічні властивості (густина, твердість, форма, оптика) визначають вимоги до алгоритмів обробки та технічного

забезпечення системи. При розробці нашої системи автоматизованого розпізнавання ми маємо:

Врахувати вплив форми частинок – можливо, впровадити аналіз форми для підвищення точності визначення розміру.

Забезпечити фільтрацію дрібного шуму (пилу) та стійкість до його наявності, оскільки тверді матеріали генерують багато дріб'язку.

Налаштувати освітлення і діапазон чутливості камери з урахуванням відбивної здатності матеріалу (для кращого контрасту).

Розуміти, що не всі частинки видно, тому статистика повинна накопичуватися по багатьох кадрах, щоб наблизитися до реального розподілу.

Компенсувати рух і вібрацію технічними та алгоритмічними засобами, аби уникнути розмиття і неточностей сегментації.

2.2. Математичні моделі гранулометричного розподілу

Для опису гранулометричного складу матеріалів широко використовуються статистичні моделі розподілу розмірів частинок. Реальні суміші частинок, особливо отримані в процесах дроблення чи подрібнення, як правило підпорядковуються певним закономірностям, які можна апроксимувати відомими розподілами. Одним з найпоширеніших є розподіл Розіна–Раммлера (Rosin–Rammler–Bennett) – емпірична залежність, яка добре описує розподіл крупних часток після дроблення у гірничій та цементній промисловості.

Кумулятивна функція розподілу Розіна–Раммлера має вигляд:

$$F(d) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{d}{d_0}\right)^n\right], \tag{2.1}$$

де $F(d)$ – частка (ймовірність) частинок розміром менше d;

параметр d_0 – масштабний параметр (характеристичний розмір, приблизно рівний тому, при якому проходить ~63.2% матеріалу, оскільки $F(d_0) = 1 - e^{-1} \approx 0.632$);

n – показник розподілу (крутизна кривої: більші n відповідають більш однорідній, вузькій фракції) [28].

Часто цю залежність записують у логарифмічному вигляді і перевіряють лінійністю на двовхідних логарифмічних координатах для експериментальних даних – лінійність свідчить про відповідність розподілу Розіну–Раммлеру. Даний закон зручний для опису крупного матеріалу; для дрібних порошків, зокрема після подрібнення в кульових млинах, більш характерним є логнормальний розподіл. Якщо взяти логарифм розмірів частинок $\ln d$ і вони розподілені за нормальним законом, то d має логнормальний розподіл. Його густина ймовірності виражається формулою:

$$f(d) = \frac{1}{d\,\sigma\sqrt{2\pi}}\ \exp\left[-\frac{(\ln d - \mu)^2}{2\sigma^2}\right], \qquad (2.2)$$

де μ та σ – параметри (середнє і стандартне відхилення логарифму розміру) [29].

Логнормальний розподіл часто зустрічається при утворенні частинок внаслідок багатофакторних випадкових процесів (наприклад, подрібнення, осадження аерозолів) і зручний тим, що визначається двома параметрами, які легко пов’язати з медіанним розміром та коефіцієнтом варіації. У дисперсійних аналізаторах часто припускають логнормальність для обчислення параметрів розподілу.

Нормальний (гаусів) розподіл для розмірів частинок застосовується рідше, оскільки розподіл розмірів, як правило, не симетричний: він зміщений в бік дрібних

часток (довгий “хвіст” дріб’язку). Проте нормальний розподіл може наближено описувати дуже вузько фракціоновані матеріали або відхилення розмірів у близько монофракційних гранулах. В такому випадку діаметр частинок d приблизно підпорядковується:

$$f(d) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(d-d_{\text{серед}})^2}{2\sigma^2}\right], \quad (2.3)$$

де $d_{\text{серед}}$ – середній діаметр, σ – середньоквадратичне відхилення.

Цей закон симетричний і характеризує розкид навколо середнього значення. В контексті гранулометрії частіше використовують логнормальну модель навіть для симетричних випадків, оскільки вона гарантує додатність і краще описує поведінку на кінцях. Окрім згаданих, застосовуються й інші математичні моделі: наприклад, закон Павла (вільна поверхня) – степеневий розподіл для дрібних часток, або бімодальні суміші розподілів, якщо в матеріалі присутні дві різні групи за розміром. Але базовими вважаються саме три: Розін–Раммлер, логнормальний і нормальний.

При обробці експериментальних даних гранулометрії корисно будувати розподіл у логарифмічному масштабі розмірів (наприклад, діаграми Розіна–Раммлера або cumulativeundersize на лог-нормальній сітці) – це дозволяє виявити, який закон найкраще підходить. Практично для характеристики розподілу часто наводять ключові фракційні точки: d_{10}, d_{50}, d_{90} – розміри, нижче яких знаходиться 10%, 50%, 90% (по масі або по кількості) всіх часток [30]. Зокрема, d_{50} (медіанний діаметр) широко використовують як узагальнений показник крупності матеріалу. Модель розподілу, підігнана під емпіричні d_{10}, d_{50}, d_{90}, дає можливість інтерполювати та екстраполювати дані, оцінювати полідисперсність (ширину розподілу) і порівнювати різні матеріали між собою. В нашому дослідженні математичні моделі гранулометричного розподілу будуть використані для того,

щоб інтерпретувати результати автоматичного вимірювання: наприклад, підігнавши розподіл Розіна–Раммлера до даних, отриманих з зображень, і порівнявши його параметри зі стандартними значеннями для якісного агломерату, можна зробити висновок про відхилення у процесі спікання.

2.3. Принципи побудови систем машинного зору

Система автоматичного розпізнавання гранулометричного складу на основі машинного зору складається з низки компонентів, які спільно виконують функцію “бачення” та аналізу. Основні принципи побудови такої системи подібні до загальних принципів машинного зору в промисловості, розглянутих у розділі 1.4, але тут їх потрібно адаптувати до специфіки спостереження сипкого матеріалу на конвеєрі.

Перший принцип – якісне захоплення зображення. Це включає вибір правильної камери і оптики. Для нашої задачі доцільно використовувати промислову цифрову камеру високої роздільної здатності, яка зможе фіксувати навіть дрібні частинки. Частота кадрів повинна бути достатньо високою, щоб уникнути пропуску матеріалу, що рухається – наприклад, при швидкості конвеєра 1 м/с і бажаній роздільній здатності 1 мм/пікс потрібно приблизно 1000 кадрів на сек, що нереально – тому застосовують або лінійні камери (сканери) синхронізовані з рухом стрічки, або роблять стоп-кадр за допомогою стробоскопічного підсвічування.

Другий принцип – правильне освітлення. Необхідно забезпечити рівномірну підсвітку матеріалу на стрічці, аби камера чітко бачила контури кожної частки. Часто використовують комбінацію освітлювачів: наприклад, дифузне зверху світло, щоб уникнути різких тіней, або підсвічування під невеликим кутом для акцентування контурів (темні фоні силуети). Освітлення має бути достатньо яскравим, щоб дозволити дуже коротку витримку камери і “заморозити” рух.

Третій принцип – калібрування та геометричні параметри. Камеру встановлюють над конвеєром на відомій відстані і з відомим кутом огляду. Перед початком вимірювань проводять калібрування масштабу: визначають, скільки міліметрів відповідає одному пікселю зображення (коефіцієнт калібрування) [31].

Для цього, наприклад, на стрічку кладуть лінійку або об’єкт із відомими розмірами і програмно розраховують масштаб. Також важливо відкалібрувати спотворення об’єктива (якщо використовуються ширококутні камери, виникають дисторсії – їх коригують, вимірявши параметри за зображенням сітки). Після фізичного налаштування й калібрування здійснюється обчислювальна частина: система включає комп’ютер або вбудований контролер, на якому працює програмне забезпечення аналізу зображень.

Архітектура ПО базується на послідовності етапів (конвеєр обробки зображень):

1. *Захоплення кадру:*

   Отримання зображення із камери, сканера або відеопотоку.

   Перевірка якості: різкість, освітлення, фокус.

2. *Попередня обробка:*

   Перетворення в градації сірого.

   Фільтрація шумів (Gaussian, Median, Bilateral).

   Нормалізація або вирівнювання освітлення.

   Бінаризація (Otsu, AdaptiveThreshold).

   Підвищення контрасту.

3. *Сегментація часток:*

   Виділення областей, що відповідають часткам.

   Методи:

   Порогова сегментація

   Watershed

   Морфологічні операції (erosion/dilation)

Відокремлення злиплих часток.

4. *Класифікація / вимірювання часток:*

Обчислення параметрів частинок:

діаметр еквівалентного кола

площа

периметр

форма (круглість, аспект-ретіо)

Класифікація за розміром або формою.

Формування розподілу (наприклад, Розін–Раммлер, логнормальний).

5. *Вивід результатів:*

Побудова гістограм, кривих розподілу тощо.

Експорт у таблиці (CSV, XLSX).

Візуалізація сегментації на зображенні.

Логування та збереження даних.

Ці етапи відповідають принципу розділення завдань: кожен компонент (модуль) системи виконує свою функцію.

Код-приклад (Python + OpenCV) наведено в додатку А.

В додатку А наведено код програми. Розроблена програма реалізує автоматизований підхід до аналізу морфометричних характеристик порошкових та рудних частинок на основі цифрових мікроскопічних зображень. На першому етапі виконується попередня обробка зображення, що включає перетворення в градації сірого, локальне вирівнювання контрасту методом CLAHE та фільтрацію шумів за допомогою гаусового згладжування. Це забезпечує підвищення якості сегментації при нерівномірному освітленні та наявності дрібних артефактів.

Подальша бінаризація здійснюється адаптивним пороговим методом, який ефективно виділяє об’єкти на неоднорідному фоні. Для корекції та очищення отриманої бінарної маски застосовуються морфологічні операції відкриття й закриття. Розділення агломерованих (злиплих) частинок виконується методом

watershed, який використовує відстаневе перетворення для формування маркерів переднього й заднього планів. Це дозволяє коректно ідентифікувати окремі частинки навіть у щільних агломератах.

Для кожного виділеного контуру програма обчислює площу, периметр і еквівалентний діаметр, який переводиться з пікселів у мікрометри на основі заданого калібрування. Додатково розраховується показник круглизни, що може використовуватись для базової морфологічної класифікації частинок. Після вимірювання формується статистичний опис вибірки: середнє значення, медіана, мінімальні та максимальні розміри.

Візуальна частина програми відображає ключові етапи обробки — вирівнювання контрасту, очищену бінарну маску, сегментацію та остаточну розмітку частинок із нанесеними контурами й числовими параметрами. Таким чином, система забезпечує комплексний інструмент для кількісного аналізу гранулометричного складу мікродисперсних матеріалів, що може бути використано при дослідженні властивостей порошків, контролі технологічних процесів та оцінці якості матеріалів у промислових застосуваннях.

При проєктуванні системи важливо забезпечити реальний час роботи, тобто щоб обробка одного кадру займала менше часу, ніж інтервал між кадрами (або менше, ніж час прибуття нового матеріалу в зону огляду). Тому принцип оптимізації та паралелізму: важкі обчислення намагаються перенести на GPU (графічні процесори) чи виділені прискорювачі нейронних мереж, або розпаралелювати на кілька потоків. Ще один принцип – надійність та захищеність: промислова система повинна бути захищена від пилу, вібрацій, перепадів температур. Камеру і освітлювач монтують у герметичних кожухах із продуванням повітрям або із захисним склом, що очищається, щоб пил та окалина не сідали на об’єктив. Алгоритми надійності включають моніторинг стану системи (якості зображення: якщо лінза забруднена, різкість падає – система має сигналізувати про необхідність обслуговування). Отже, принципи побудови машинного зору тут

зводяться до: правильна апаратна архітектура (камера+оптика+світло), точне калібрування масштабу, збалансоване програмне забезпечення (алгоритми, здатні працювати в реальному часі), і інтеграція системи в технологічний процес (синхронізація зі стрічкою, захист від середовища, зручний інтерфейс для персоналу). Дотримання цих принципів забезпечить основу для подальшої розробки алгоритмів сегментації та розпізнавання.

2.4. Методи сегментації та класифікації часток (OpenCV, нейронні мережі, CNN, YOLO)

Ключовим завданням програмної обробки зображень у нашій системі є сегментація – відокремлення пікселів, що належать часткам матеріалу, від фону та один від одного, ідентифікація кожного окремого фрагмента. Існують два підходи до сегментації: традиційний (на основі класичних алгоритмів обробки зображень, реалізованих, наприклад, у бібліотеці OpenCV) та сучасний (на основі машинного навчання, зокрема нейронних мереж глибокого навчання).

Традиційні методи сегментації. Перший етап – виділення фону. Якщо фон конвеєра контрастує з матеріалом (наприклад, стрічка пофарбована в світлий колір, а агломерат темний, або навпаки), можна застосувати простий пороговий метод: переводимо зображення в чорно-біле і вибираємо поріг яскравості. Класичний алгоритм – Otsuthresholding – автоматично знаходить такий поріг, мінімізуючи внутрішньокласову дисперсію пікселів. Після порогування отримуємо бінарне зображення: білі області – потенційні частки, чорний фон. Однак частки можуть торкатися одна одної і зливатися в маски великої неправильної форми. Щоб відокремити їх, використовують морфологічні операції та алгоритм watershed (вододіл). Маркерний алгоритм вододілу працює за аналогією з затопленням рельєфу: спочатку потрібно позначити окремо явно внутрішні області часток (так звані “markers” для кожного об’єкта) і явно область фону [32]. Це можна зробити

шляхом морфологічної ерозії та дилатації: наприклад, виконати erode над бінарними масками, щоб отримати “ядра” кожного об’єкту (точно всередині часток), а також виконати сильну dilate для отримання області, що запевне належить фону (заповнить проміжки між усіма частками) [33]. Непевна область (границі між частками) визначається як фон мінус ядра об’єктів [34]. Потім алгоритм watershed “затоплює” зображення з різних маркерів і проводить лінії розділу там, де зустрічаються різні сегменти, – ці лінії повинні пройти по межах між дотичними частками [35, 36]. На виході отримуємо розподіл кожної контактної групи на окремі об’єкти. Цей метод добре працює, якщо частки мають чіткі контури і не надто перекриваються. Він реалізований в OpenCV (функція cv.watershed) і часто застосовується для сегментації злиплого зерна, піщинок, таблеток тощо.

Альтернативою є метод відстаней (DistanceTransform): обчислюється відстань від кожного білого пікселя до найближчого чорного (фонового); локальні максимуми цього відстаневого поля відповідають центрам часток – їх можна знайти і використати як маркери для watershed або розділити за допомогою пошуку контурів на градієнтному зображенні. Крім watershed, OpenCV має інструменти пошуку контурів (cv.findContours) – цей метод знаходить замкнуті межі об’єктів на бінарному зображенні. Він прямо дає множину контурів, але знову ж, якщо об’єкти злиті, контур буде спільним. У такому випадку контур можна штучно розділити, якщо знайти “перетинки” – місця перетину фігур. Для цього інколи будують скелет фігури або аналізують опуклі оболонки (convexhull) та дефекти випуклості – останні вказують на вгнуті ділянки контуру, де можливо знаходиться межа між двома частками. Залежно від форми шматків агломерату, можна підібрати й такий підхід.

Після геометричної сегментації отримані області підлягають класифікації або фільтрації: наприклад, занадто маленькі області (менше кількох пікселів) можуть бути шумом – їх відкидають. Для кожного контуру розраховуються характеристики: площа, периметр, еквівалентний діаметр, форма (витягнутість,

округлість). На основі цих параметрів можна виконувати класифікацію – наприклад, відрізняти шматки агломерату від випадково потрапивших сторонніх предметів (металевий болт може мати іншу форму або колір). Традиційні алгоритми можуть включати й колірну сегментацію – якщо фон кольоровий, можна працювати у просторі HSV і вибрати діапазон відтінків, що відповідає матеріалу. Бібліотека OpenCV надає широкий набір таких інструментів, і вони ефективні на простих, добре контрастних зображеннях [32-36].

Методи на основі нейронних мереж. Сучасний підхід вирішує задачу сегментації як задачу розпізнавання образів, яку вирішує глибока нейронна мережа, навчена на прикладах зображень із розміченими частками. Найвідомішими архітектурами для сегментації є FullyConvolutionalNetworks (FCN), такі як U-Net, Mask R-CNN, DeepLab та їхні варіації. В нашій задачі можна застосувати підхід instancesegmentation – коли мережа не тільки піксельно відносить область до "частки", а й розрізняє окремі частки. Популярним і відносно легким рішенням є використання моделей сімейства YOLO (YouOnlyLookOnce). Первинно YOLO – це алгоритм для детекції об'єктів, який видає прямокутні рамки (boundingboxes) та класи об'єктів. Він привертає увагу високою швидкістю та достатньою точністю [37]. Для нашої цілі рамка навколо частки теж може бути прийнятною для оцінки її розміру – наприклад, можна брати діагональ рамки як оцінку діаметра. Проте точніше – доповнити YOLO компонентом сегментації. Існують розробки, як-от YOLO-Seg, що додають до основної архітектури вихід маски об'єкта. Так, в статті 2025 року запропоновано модель GS-YOLO-Seg для сортування руди, яка показала високу швидкодію та точність сегментації дрібних зерен графітової руди[33]. Загалом мережі такого класу можуть в реальному часі обробляти потокове відео: для прикладу, полегшена модель на основі YOLOv5 або YOLOv7 (nanosize) здатна обробляти 30–60 FPS на відеокарті. Нейронна мережа вимагає великого набору навчальних даних – зображень конвеєра зі шматками, де кожна частка окреслена. Отримати такі дані можна шляхом зйомки реального процесу і

подальшого розмічування вручну або напівавтоматично (наприклад, спершу застосувати watershed, потім виправити розмітку). Нейромережеві методи є стійкішими до завад (тіні, зміна освітлення) – вони зазвичай навчаються на різноманітних умовах і тому розпізнають частки навіть при варіаціях яскравості. Крім того, вони можуть класифікувати частки за типом матеріалу: якщо у нас, наприклад, суміш агломерату і окатишів, CNN може навчитися розрізняти їх за формою і давати окремі оцінки для кожного типу. З популярних архітектур, окрім YOLO, для сегментації часток можна згадати Mask R-CNN – двоетапний підхід (спершу RegionProposal, потім класифікація і маска), він дуже точний, але дещо повільніший. В промислових умовах частіше обирають одностадійні моделі (YOLO, SSD) через швидкість.

Також перспективним є недавній алгоритм SAM (SegmentAnythingModel) від Meta AI, який може сегментувати об’єкти без навчання під конкретний клас; його вже починають застосовувати для аналізу зображень часток (наприклад, існує проект pyDeepP2SA з використанням SAM для автоматичної сегментації частинок на зображеннях) [38-43]. У нашій задачі можна використати SAM як базовий сегментатор, а потім класифікувати виділені маски за розміром. Однак SAM потребує значних ресурсів, тому більш реальним є все ж спеціалізований натренований легковаговий детектор. Після сегментації нейронною мережею ми отримуємо набір масок або рамок з мітками. Далі простіше – залишається виміряти розмір кожної маски (площа в пікселях, екв. діаметр) і перевести в міліметри (через калібрування). На основі цього обчислюється гранулометричний розподіл [38].

У підсумку, гібридний підхід може поєднувати краще з двох: застосувати традиційну обробку (фільтрацію шуму, вирівнювання гістограми, видалення фону), а потім нейромережеву модель для сегментації та класифікації часток. Це підвищить надійність системи: якщо мережа помиляється на якихось артефактах, фільтри їх усунуть; з іншого боку, мережа виправить неточності простого

порогування. Вибір конкретного методу сегментації буде залежати від результатів експериментів на реальних зображеннях [42,43].

2.5. Опис моделей обробки зображень для визначення розмірів частинок

Після того як частки на зображенні виділені у вигляді окремих сегментів (областей пікселів, що відповідають кожній частці), необхідно виміряти їхні розміри. Геометричні розміри на зображенні (у пікселях) переводяться у фізичні одиниці (мм) на основі калібрувального коефіцієнта. Калібрування, як згадувалося, виконується один раз на етапі налаштування системи: знаючи реальну довжину еталону L і кількість пікселів n<sub>pixel на цю довжину в зображенні, обчислюють довжину сторони одного пікселя: $l_{pixel} = L/n<sub>pixel$. Наприклад, якщо 100 мм реальної стрічки відповідають 500 пкс, то 1 пкс = 0.2 мм. Цей масштаб використовується для перерахунку площ і довжин, знайдених на зображенні.

Модель визначення розмірів частинок може ґрунтуватися на різних метричних підходах. Найбільш універсальний параметр – площа проекції частки (A). Її можна отримати просто підрахувавши кількість пікселів у масці об’єкта та помноживши на площу одного пікселя (lpixel²). Далі, щоб охарактеризувати “розмір” нерегулярної частки одним числом, часто вводять поняття еквівалентного діаметра кола: це діаметр кола, площа якого дорівнює A. Вираховується за формулою:

$$d_A = \sqrt{\frac{4A}{\pi}}. \tag{2.4}$$

Цей показник широко використовується в імідж-аналізі частинок і називається ще circularequivalentdiameter. Він має той зміст, що дрібні частинки і великі частинки розрізняються за площею проекції, і якщо частка має складну

форму, їй ставиться у відповідність “середній” діаметр кола тієї ж площі. Іншим можливим розміром є феретів діаметр – відстань між двома паралельними дотичними до проекції частки в заданому напрямку (по суті, товщина частки в цьому напрямку). Максимальний феретів діаметр – це максимальна відстань між двома точками на контурі частки (іноді називають найбільший розмір по довжині), мінімальний феретів – відповідно мінімальна відстань (найменша товщина). Для приблизно круглих часток вони близькі, але для видовжених можуть сильно різнитися. У нашому випадку агломерат і руда мають більш-менш ізотропну форму, тому еквівалентний діаметр є доцільним вибором.

Після визначення d<sub>i для кожної частки i (i=1..N на кадрі), ми отримуємо вибірку розмірів. Якщо система аналізує потік безперервно, ці розміри накопичуються за певний інтервал (скажімо, 1 хвилина) для усереднення. На цій вибірці застосовується побудова гранулометричного розподілу. Найпростіше – це розрахувати гістограму розподілу: розбити діапазон розмірів на інтервали (наприклад, 0–5 мм, 5–10 мм, ... 40–50 мм) і порахувати, скільки часток в кожному. Потім нормувати на загальну кількість і отримати відсотковий склад за числом часток. Проте в металургії прийнято оперувати масовим (ваговим) розподілом. Тут можна зробити припущення, що всі частки мають однакову густину ρ (скажімо, ρ~5 г/см³ для агломерату). Тоді маса частки пропорційна її об’єму. Об’єм нерегулярної частки за формою не визначиш точно з однієї проекції, але якщо припустити приблизно кулеподібну або кубічну форму, об’єм ~ d<sub>об’єм. Часто поступають так: використовують еквівалентний діаметр d<sub>A (який відповідає колу тієї ж площі), і вважають, що сфера з таким діаметром мала б приблизно схожу проекцію. Тоді оцінюють об’єм як $V_i \approx \frac{\pi}{6} d_{A,i}^3$. На практиці для гранульованих матеріалів така оцінка працює непогано, хоча дає похибку для плоских частинок. Отже, масовий розподіл можна отримати зважуванням кожної частки на її “масу” m<sub>i=C·d (C – постійний коефіцієнт). Відсоток дрібних часток по масі буде меншим, ніж по кількості, оскільки дрібні майже не додають маси. Саме масовий

розподіл відповідає результатам ситового аналізу, бо на ситах фактично вимірюють масу фракцій. Тому наш софт після визначення d_i для кожної частки буде обчислювати масову частку: $\mathrm{MassFrac}(< D) = \frac{\sum_{i:d_i<D} d_i^3}{\sum_i d_i^3}$ (без констант) – ця функція і є кумулятивною кривою гранулометричного складу. Її можна порівнювати з еталонною кривою, заданою технічними вимогами або даними лабораторії.

В моделі обробки зображень слід також врахувати похибки перспективи. Якщо частинки товсті і лежать у кілька шарів, задні можуть бути частково закриті передніми. У нас на конвеєрі матеріал, як правило, розподіляється в один шар (особливо після грохочення), але у випадку великого потоку це не гарантовано. Проте система бачення бачить лише видиму проекцію; приховані частки не враховані, що призводить до недооцінки дрібних фракцій (їх можуть прикрити більші зверху). Це систематична похибка оптичного методу, і її потрібно мінімізувати налаштуванням подачі тонким шаром. Інша похибка – граничні ефекти: частки на краю кадру можуть бути обрізані. Зазвичай програмно відкидають об’єкти, що торкаються краю зображення, оскільки їх розмір невідомий повністю. Це трохи занижує загальну масу, але можна компенсувати, замірявши втрати або зробивши кадрування з запасом (фото з перекриттям областей).

Таким чином, модель визначення розмірів включає: вибір показника розміру (ми обрали еквівалентний діаметр кола), розрахунок його для кожної сегментованої частки, переведення в реальні одиниці за допомогою калібрування, і статистичну обробку сукупності цих розмірів для отримання гранулометричного розподілу. Остаточними числовими результатами, які надаватиме система, можуть бути саме d_{10}, d_{50}, d_{90} і інші квантилі, а також відсотки крупності в заданих межах (наприклад, “-5 мм = X %”, “+40 мм = Y %” тощо). Ці параметри легко інтерпретуються технологами і відповідають стандартним показникам, наведеним у нормативних документах.

2.6. Алгоритми фільтрації шумів, корекції освітлення та руху конвеєра

У промисловому середовищі зображення, отримані камерою, будуть містити різноманітні спотворення і шуми, які потрібно усунути або компенсувати, аби алгоритм сегментації та вимірювання працював стабільно. Розглянемо три основні проблеми: електронний шум, нерівномірне освітлення та розмиття через рух.

Фільтрація шумів. Електронний шум матриці камери проявляється як випадкові яскраві або темні точки, “зерно” на зображенні, особливо при низькому освітленні або високій чутливості ISO. Цей шум може призводити до хибних дрібних сегментів при порогуванні. Для його придушення застосовують згладжувальні фільтри. Простейший – усереднюючий (бокове вікно), але він розмиває контури. Краще використовувати Гаусів фільтр (розмиття по Гаусу) з невеликим радіусом, який згладить дрібні коливання, зберігши загальні контури. Наприклад, згортка з 3×3 або 5×5 гаусівським ядром з σ=0.8 пікселя ефективно зменшить високо-частотний шум. Альтернативно, медіанний фільтр 3×3 – він особливо гарний для видалення одиночних яскравих/темних піків, бо заміняє піксель на медіану вікна. Медіанний добре прибирає імпульсний шум і зберігає краще краєві точки (хоча може трохи “округлити” кути). У OpenCV це cv.medianBlur. Такий фільтр часто використовують перед пошуком контурів або перед watershed, щоб зображення було “чистим”. Ще один підхід – білateralfilter, який згладжує внутрішні області, але зберігає різкі краї – проте він повільніший. В реальному часі більше підходять гаусівське або медіанне згладжування.

Корекція освітлення. Через нерівномірність підсвічування або тіні від бортів конвеєра яскравість зображення може змінюватися від центру до країв. Це погано для глобального порогування: частки в тіні можуть злитися з фоном. Тому треба вирівняти поле яскравості. Один з методів – фонове віднімання: за відсутності матеріалу камера може зафіксувати фон (стрічку) – отримане зображення фону потім віднімається від робочих кадрів, даючи різницеве зображення, де залишається

в основному матеріал. Якщо фон не змінюється (колір стрічки, освітлення постійні), це дуже ефективно. Якщо фон змінний, використовують адаптивне порогування – коли поріг яскравості рахується окремо для кожної місцевої області зображення. В OpenCV це cv.adaptiveThreshold: він проходить по зображенню блоками і для кожного блоку визначає локальний поріг (напр., середнє або медіана мінус константа). Це дозволяє виділити частки навіть при градієнті освітлення. Ще один підхід – топ-хет морфологічна операція (top-hat): вона виділяє локальні яскраві об'єкти на більш темному фоні. По суті, виконується морфологічне відкриття (розширення + звуження) з великим структурним елементом, що дає фоновий тренд зображення, а потім різниця між оригіналом і цим відкриттям дає "рельєф" – частки. Для нашої задачі, якщо колір часток суттєво відрізняється від фону, можна працювати не тільки з яскравістю, а й з кольором: перетворити зображення в простір HSV і нормалізувати компоненту V (brightness), або використовувати простір Lab, де L – освітлення, а a та b – колірні координати, на них менше впливає тінь. Іноді застосовують фільтрацію гомоморфну: розділяють зображення на частотній площині, прибирають низькочастотну складову (градієнт освітлення) і назад трансформують – але це складно для реалтайму. Простішим є вирівнювання гістограми* (histogramequalization) – воно підтягує темні області, робить контраст рівномірнішим. В OpenCVcv.equalizeHist працює для 8-біт зображень; для кольорових застосовують вирівнювання яскравості в HSV. Звісно, найкраще – забезпечити рівномірне освітлення апаратно, але програмні засоби допомагають компенсувати залишкові неоднорідності.

Компенсація руху та розмиття. Матеріал на конвеєрі рухається, і якщо камера робить кадр з довгою витримкою, зображення часток буде розмитим по напрямку руху. Щоб уникнути цього, обирають якомога коротшу витримку – на практиці ≤1/1000 с, що можливо лише при дуже інтенсивному освітленні (звідси потреба в стробуванні, див. нижче). Якщо ж деяке розмиття все-таки присутнє, його можна спробувати поправити фільтрами різкості або алгоритмами деблюрінгу.

Просте покращення – нечітке підсилення контурів (UnsharpMask): додається до зображення його ж високочастотна складова, посилюючи края. Це може трохи компенсувати легке розмиття. Для більш суттєвого рухового розмиття використовують методи зворотньої фільтрації або Wienerfilter, але вони потребують знання довжини і напрямку шлейфу розмиття. Якщо ми знаємо швидкість стрічки та витримку – можна оцінити, що рухоме розмиття являє собою згортку з прямокутним ядром певної довжини (довжина = швидкість * витримка). Тоді можна застосувати моушен-деблur: в частотній області поділити на sinc-відповідь цього ядра. Але це може підсилити шум та артефакти. Реальніше – просто мінімізувати розмиття апаратно. Для цього у системах машинного зору використовують стробоскопічне освітлення: світлодіодні лампи дають дуже яскравий короткий спалах синхронно з моментом зйомки кадру, ефективна витримка стає, наприклад, 50 мкс, при цьому навіть дуже швидкі об’єкти виглядають різко. Наша система запланована з таким режимом: камера працюватиме в режимі зовнішньої синхронізації – тригер від енкодера конвеєра або таймера, який одночасно запускає імпульс підсвічування і зйомку кадру. Таким чином рух “заморожується” і необхідність програмного деблюру зникає.

Окремо слід згадати компенсацію вібрацій. Якщо камера фізично тремтить через вібрацію устаткування, це також може давати розмиття або зміщення кадру. Стробоскоп тут не допоможе, бо проблема в русі камери. Тому камеру жорстко кріплять із віброізоляцією, або використовують багатокадрові методи: наприклад, усереднення кількох кадрів чи вибір найрізкішого з них. Є також алгоритми стабілізації зображення (відстежують зміщення фону і зміщують кадр компенсуючи), але в рамках нашої задачі вони надлишкові при правильному монтажі.

Пил і забруднення оптики – ще одна реальність. Якщо на захисному склі накопичується пил, зображення починає втрачати контраст, з’являються розмиті плями. Це можна частково виявити за допомогою аналізу зображення фону: якщо

фон раптом став темніший і нерівномірний – можливо, скло брудне. Система може сигналізувати про це. Автоматична очистка (повітряне продування скла) – апаратне рішення. Програмно з цим мало що зробиш, тому планується профілактичне обслуговування.

Таким чином, у програмному забезпеченні нашої системи будуть реалізовані алгоритми:

1) попереднього шумозаглушення (ймовірно медіанний фільтр для видалення поодиноких сплесків);

2) нормалізації яскравості (можливо адаптивне порогування або віднімання фону для компенсації нерівномірного освітлення);

3) видалення дрібних артефактів після сегментації (морфологічне очищення: операції відкриття/закриття, що прибирають дрібні плями і згладжують краї сегментів).

Щодо руху – основний наголос на апаратному рішенні (стробуванні). Результатом застосування цих алгоритмів стане стабільне, чітке зображення, придатне для точної сегментації. Без них система могла б давати збої: наприклад, шум може призвести до “подвійного підрахунку” (фальшивих малих сегментів, що трактуються як дрібні частки), а нерівномірність освітлення – до пропуску часток в тіні.

2.7. Математичне формулювання задачі автоматичного розпізнавання гранулометричного складу

Задачу, яку вирішує розроблена система, можна сформулювати в термінах математичного моделювання і розпізнавання образів. Маємо вхідні дані: безперервний потік зображень $I_t(x, y)$, що є функцією яскравості (а для кольору – трьох каналів $I_{t,c}(x, y)$) на площині кадру в момент часу t. Ця функція містить інформацію про розташування M частинок на конвеєрі в даний момент. Ми

прагнемо побудувати оператор F, який перетворює послідовність зображень за певний інтервал часу на оцінку гранулометричного розподілу.

Формально:

$$F: \{I_t(x,y)\}_{t=1}^{T} \;\mapsto\; \Phi(D), \tag{2.5}$$

де $\Phi(D)$ – функція розподілу (наприклад, кумулятивна функція розподілу за розміром D) або набір параметрів, що її визначають (наприклад, вектор $[d_{10}, d_{50}, d_{90}]$).

Щоб отримати $\Phi(D)$, нам необхідно розв'язати проміжну задачу детекції та вимірювання об'єктів. Нехай на образі в момент t задано безліч областей $\{O_{t,i}\}_{i=1}^{N_t}$, що відповідають знайденим часткам, і для кожної визначено її розмір (діаметр) $d_{t,i}$. Алгоритмічно:

Побудувати відображення $g: I_t \mapsto \{O_{t,i}\}$ (алгоритм сегментації), яке максимізує метрику подібності з ідеальною сегментацією. В ідеалі g має забезпечити взаємно-однозначну відповідність між знайденими областями і реальними частками. В термінах розпізнавання це задача кластеризації пікселів зображення на класи "фон" і "окремі частки" з урахуванням топології (зв'язаності областей). Критерій якості – наприклад, середній коефіцієнт перекриття (IoU) між знайденими масками і масками, визначеними вручну експертом для тестових кадрів, повинен бути максимальним.

Визначити відображення $h: O_{t,i} \mapsto d_{t,i}$ (обчислення розміру). Наприклад, $d_{t,i} = \sqrt{\frac{4\,Area(O_{t,i})}{\pi}}$ – еквівалентний діаметр за площею. Тут похибка залежить від форми частки; але ми вважаємо, що є деяка функція форми f_{shape}, що коригує цей діаметр. В простішому варіанті приймаємо сферичний еквівалент.

Агрегувати множину значень $\{d_{t,i}\}$ для всіх t=1..T. Якщо протягом часу T кожна частка проходить поле зору і рахується один раз, то агрегована вибірка $\{d_j\}_{j=1}^{N}$ (N – загальна кількість виміряних часток) є вибіркою з генеральної сукупності розмірів. З цієї вибірки будується оцінка розподілу $\widehat{\Phi}(D)$. Можна використати метод непараметричної оцінки (накопичена емпірична функція розподілу) або підігнати параметричну модель (наприклад, знайти такі $\widehat{d_0}$ і $\hat{n}$ для Розіна–Раммлера, при яких відхилення $\sum_j \left[F(d_j) - \hat{F}(d_j)\right]^2$ мінімальне).

Фактично, задача розпізнавання зводиться до оцінки параметрів розподілу. Її можна розглядати і як оптимізаційну: нам потрібно мінімізувати різницю між розподілом, отриманим автоматично, і розподілом, отриманим еталонним методом (ситовим аналізом) для тієї ж партії матеріалу. Введемо функціонал похибки:

$$E = \int_0^{D_{max}} |F_{\text{auto}}(D) - F_{\text{lab}}(D)|\ w(D)\, dD, \tag{2.6}$$

де $F_{\text{auto}}(D)$ – кумулятивний розподіл (масова частка < D), виміряний системою, $F_{\text{lab}}(D)$ – еталонний (лабораторний), $w(D)$ – вагова функція (можливо рівномірна або надає більшу вагу певному діапазону розмірів).

Задача – настроїти параметри системи (алгоритмів сегментації, калібрування, поправки форми тощо) так, щоб E → мінімум. При ідеальній роботі $F_{\text{auto}}(D)$ збігається з $F_{\text{lab}}(D)$ і E = 0. В реальних умовах будемо прагнути, щоб, наприклад, максимальне відхилення по будь-якій фракції не перевищувало заданого допуску (скажімо, ±5%).

Математично, сегментація на основі нейронної мережі YOLO або Mask R-CNN виконує апроксимацію функції $g(I) \approx \{O_i\}$ шляхом оптимізації власної функції втрат L_{segm} = L_{class} + L_{bbox} + L_{mask} (сума, з ваговими коефіцієнтами). Навчання мережі

відбувається на розмічених даних, де похибка вимірюється в тому числі IoU для масок. Таким чином, у процесі тренування ми розв'язуємо задачу мінімізації:

$$\min_{\theta} \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} L_{\text{segm}}\left(g_\theta\left(I^{(k)}\right), O_{\text{true}}^{(k)}\right), \tag{2.7}$$

де θ – параметри моделі (ваги нейронної мережі), $I^{(k)}$ – k-те зображення з навчальної вибірки, $O_{\text{true}}^{(k)}$ – істинний набір об'єктів (масок) на ньому, $g_\theta(I)$ – сегментація, отримана моделлю з параметрами θ.

Мінімізуючи цю функцію, мережа навчається коректно сегментувати частки.

Після навчання і калібрування ми отримуємо повністю визначений алгоритм, який у реальному часі перетворює відео потік на оцінку розподілу. Таким чином, математично задача автоматичного розпізнавання гранскладу зводиться до комбінації задач комп'ютерного зору та статистичної оцінки розподілу: розпізнати об'єкти на зображенні (класична задача детекції), виміряти їх (задача метрології на зображенні) і оцінити функцію розподілу (задача математичної статистики). Усі ці підзадачі вирішуються у нашій системі комплексно, а кінцевим результатом є отримання чисельних показників, які відповідають встановленим стандартам контролю гранулометричного складу (ISO, ASTM) – тобто ми переходимо від образу безпосередньо до метрологічно значущих даних. Це і є суттю автоматизації вимірювань гранулометричного складу.

2.8 Опис роботи алгоритму

У цьому розділі подано опис як цифрове зображення порошкового матеріалу перетворюється на структурований набір числових параметрів. Кожен етап алгоритму описаний як логічний крок від вихідного зображення до повного морфометричного аналізу.

2.8.1. Початок від світла до цифрового сигналу

Кожне зображення, отримане з мікроскопа, представляє складну структуру з міріадами деталей. Перше завдання алгоритму — спростити дані так, щоб зберегти важливу інформацію. Саме тому система переводить кольорове зображення у градації сірого:

$$I_{gray} = 0.299R + 0.587G + 0.114B. \quad (2.8)$$

Проте навіть після цього фотографія містить нерівномірне освітлення, тіні та засвітлення. Тому виконується локальне вирівнювання контрасту. Уявімо, що зображення розбивається на дрібні блоки, всередині яких коригується гістограма:

$$H'(i) = \min\big(H(i), H_{clip}\big), \quad (2.9)$$

$$I' = CDF(H')(L-1). \quad (2.10)$$

Далі алгоритм пом’якшує шумові коливання, застосовуючи гаусів фільтр:

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \quad (2.11)$$

$$I_{blur} = I_{gray} * G. \quad (2.12)$$

2.8.2 Сегментація: межа між частинкою та фоном

Щойно зображення стає чистішим, система приступає до найважливішого етапу — сегментації. Тут алгоритм намагається відокремити частинки від фону, «усвідомлюючи», де об’єкт, а де — нічого немає.

Порогове значення обчислюється локально:

$$T(x,y) = \mu_{xy} - C, \tag{2.13}$$

після чого формується бінарна маска:

$$I_{bin}(x,y) = \begin{cases} 1, & I(x,y) > T(x,y), \\ 0, & I(x,y) \le T(x,y). \end{cases} \tag{2.14}$$

Однак на цьому шлях не завершується. Щоб маска була чистою, застосовуються морфологічні операції:

$$I_{open} = (I \ominus B) \oplus B, \tag{2.15}$$

$$I_{close} = (I \oplus B) \ominus B. \tag{2.16}$$

2.8.3. Розділення злиплих частинок: топографія Watershed

Досить часто частинки злипаються між собою. Щоб їх розділити, система створює карту відстаней:

$$D(x,y) = \min_{(i,j)\in\neg I_{bin}} \sqrt{(x-i)^2 + (y-j)^2}. \tag{2.17}$$

Для нормалізації:

$$D_{norm} = \frac{D - D_{min}}{D_{max} - D_{min}}. \tag{2.18}$$

Далі формується передній план:

$$FG(x,y) = \begin{cases} 1, & D_{norm}(x,y) > t, \\ 0, & \text{інакше.} \end{cases} \quad (2.19)$$

Фон:

$$BG = I_{bin} \oplus B. \quad (2.20)$$

Невизначена зона:

$$U = BG - FG. \quad (2.21)$$

Після чого обчислюється градієнт:

$$\nabla I = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2}, \quad (2.22)$$

а алгоритм Watershed виконує поділ:

$$W = Watershed(I, markers). \quad (2.23)$$

2.8.4. Морфометрія: від форми до чисел

Кожна виділена частинка — це набір координат, що утворюють контур. Система починає перетворювати форму на числа.

Площа та периметр:

$$A = \sum_{(x,y)\in contour} 1, \quad (2.24)$$

$$P = \sum_i \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}. \quad (2.25)$$

Еквівалентний діаметр:

$$d_{eq} = \sqrt{\frac{4A}{\pi}}. \tag{2.26}$$

Перехід у мікрони:

$$d_{\mu m} = d_{pix} \cdot k. \tag{2.27}$$

Круглість:

$$C = \frac{4\pi A}{P^2}. \tag{2.28}$$

Еліптичні параметри:

$$E = \frac{a}{b}, \tag{2.29}$$

$$M = \sum(x^2 + y^2), \tag{2.30}$$

$$\lambda_{1,2} = \frac{(M_{xx}+M_{yy}) \pm \sqrt{(M_{xx}-M_{yy})^2+4M_{xy}^2}}{2}, \tag{2.31}$$

$$\theta = \frac{1}{2}\arctan\left(\frac{2M_{xy}}{M_{xx}-M_{yy}}\right). \tag{2.32}$$

Компактність і видовженість:

$$K = \frac{A}{P^2}, \tag{2.33}$$

$$S = 1 - \frac{b}{a}. \tag{2.34}$$

Додаткові морфометричні величини:

$$\rho = \frac{A}{N_{pixels}}, \tag{2.35}$$

$$r_{avg} = \frac{1}{P}\sum r_i, \tag{2.36}$$

$$Q = \frac{A}{P}. \tag{2.37}$$

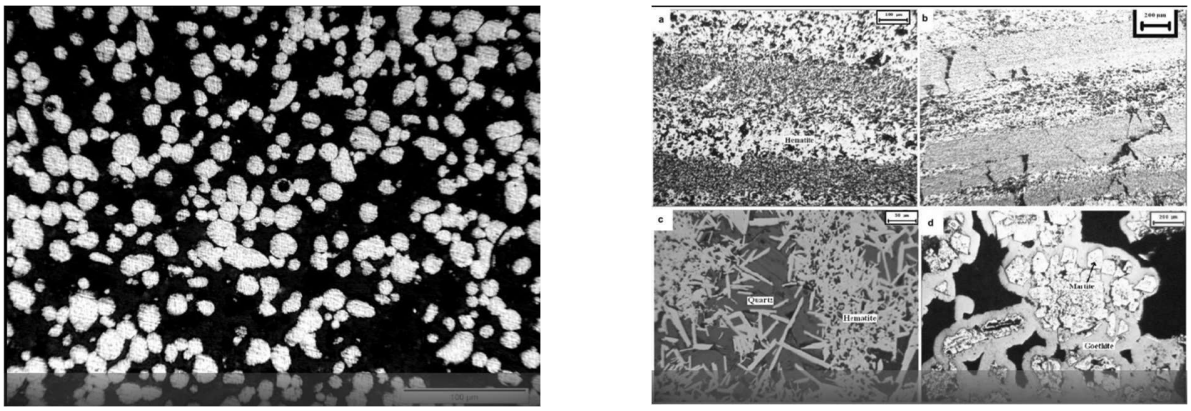
2.8.5. Статистичне узагальнення

Після того як сотні або тисячі частинок пройшли всі етапи обробки, система формує узагальнену статистичну картину. Обчислюються середні значення, медіани, діапазони, дисперсії і, таким чином, формується гранулометричний портрет матеріалу.

Подорож цифрового зображення від сирого піксельного масиву до точних вимірювань складається з низки взаємопов'язаних математичних і алгоритмічних кроків. Кожний із них — від фільтрації та порогування до watershed-сегментації та морфометрії — робить внесок у формування повного й достовірного опису мікроструктури порошкових матеріалів.

2.9 Опрацювання результатів роботи моделі

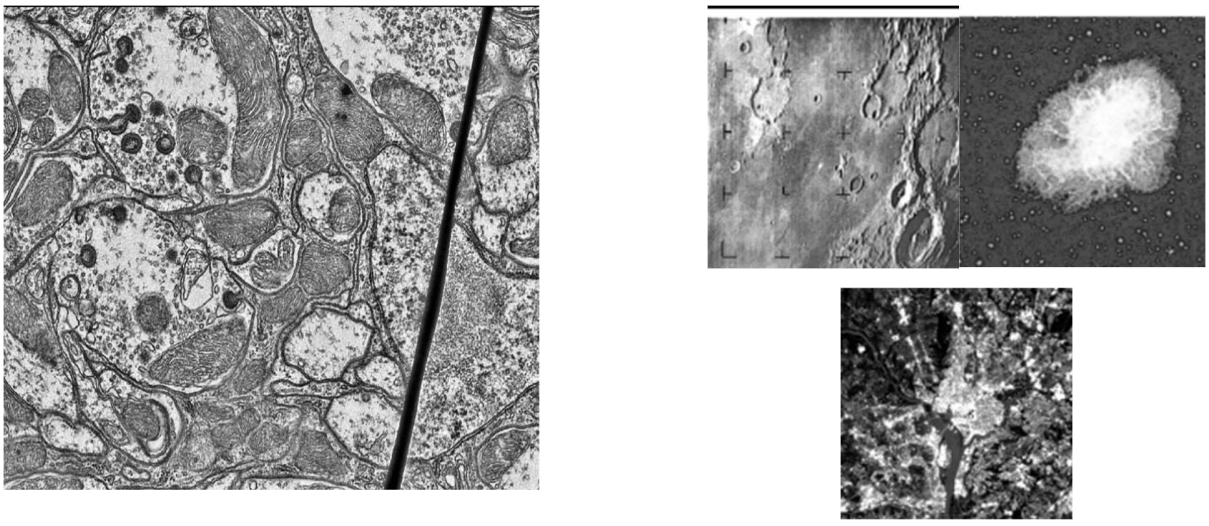
Результати роботи програми з аналізу порошкових частинок. Вихідне мікроскопічне зображення порошкових частинок, що використовується як вхідні дані для алгоритму сегментації та морфометричного аналізу наведено на рисунку 2.1.



а) б)

Рисунок 2.1 – Вихідне мікроскопічне зображення порошкових частинок, що використовується як вхідні дані для алгоритму сегментації та морфометричного аналізу

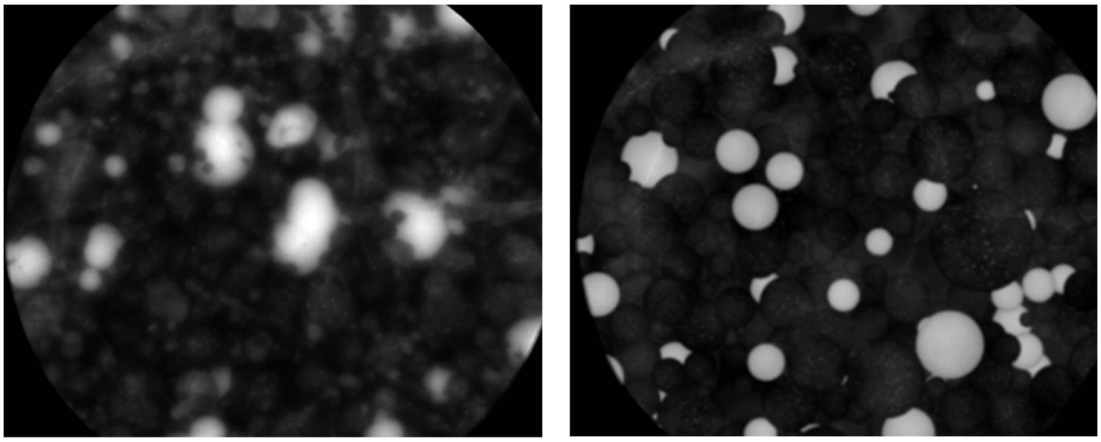
Результати попередньої обробки зображення методом CLAHE, що дозволяє компенсувати нерівномірне освітлення та підвищити деталізацію меж частинок наведено на рисунку 2.2



а) б)

Рисунок 2.2 – Результат попередньої обробки зображення методом CLAHE, що дозволяє компенсувати нерівномірне освітлення та підвищити деталізацію меж частинок

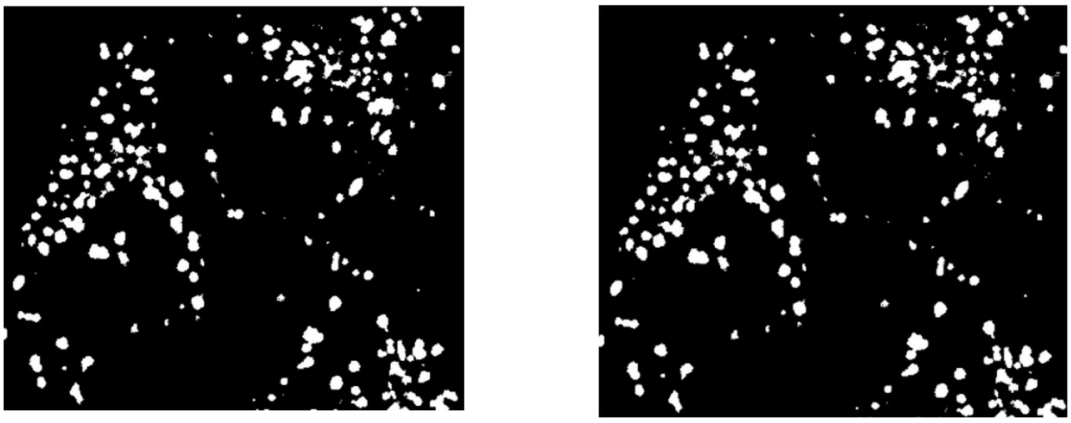
Бінарна маска, отримана адаптивним порогуванням, що забезпечує виділення частинок на неоднорідному фоні наведено на рисунку 2.3.



а) б)

Рисунок 2.3 – Бінарна маска, отримана адаптивним порогуванням, що забезпечує виділення частинок на неоднорідному фоні.

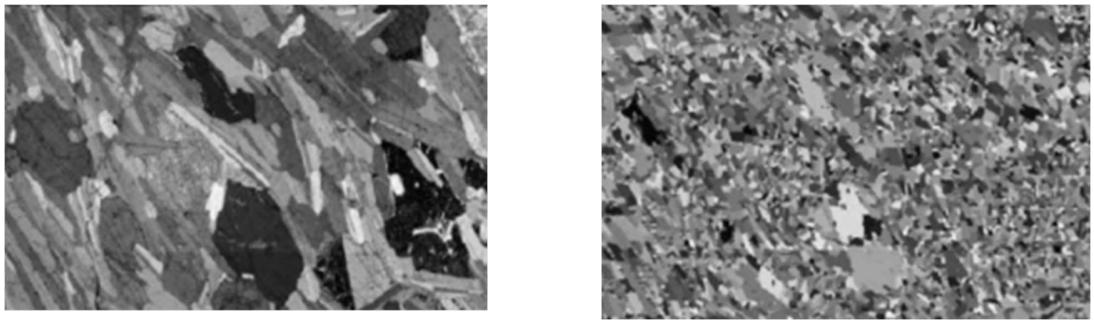
Результат морфологічної фільтрації (операції «відкриття» та «закриття»), що зменшує кількість шумів і коригує форму сегментованих частинок наведено на рисунку 2.4.



а) б)

Рисунок 2.4 – Результат морфологічної фільтрації (операції «відкриття» та «закриття»), що зменшує кількість шумів і коригує форму сегментованих частинок.

Сегментовані частинки після застосування алгоритму Watershed, що дозволяє розділити агломеровані об’єкти та коректно ідентифікувати їх межі наведено на рисунку 2.5.



а) б)

Рисунок 2.5 – Сегментовані частинки після застосування алгоритму Watershed, що дозволяє розділити агломеровані об’єкти та коректно ідентифікувати їх межі

Фінальна розмітка частинок з відображенням контурів та обчислених еквівалентних діаметрів у мікрометрах наведена на рисунку 2.6.

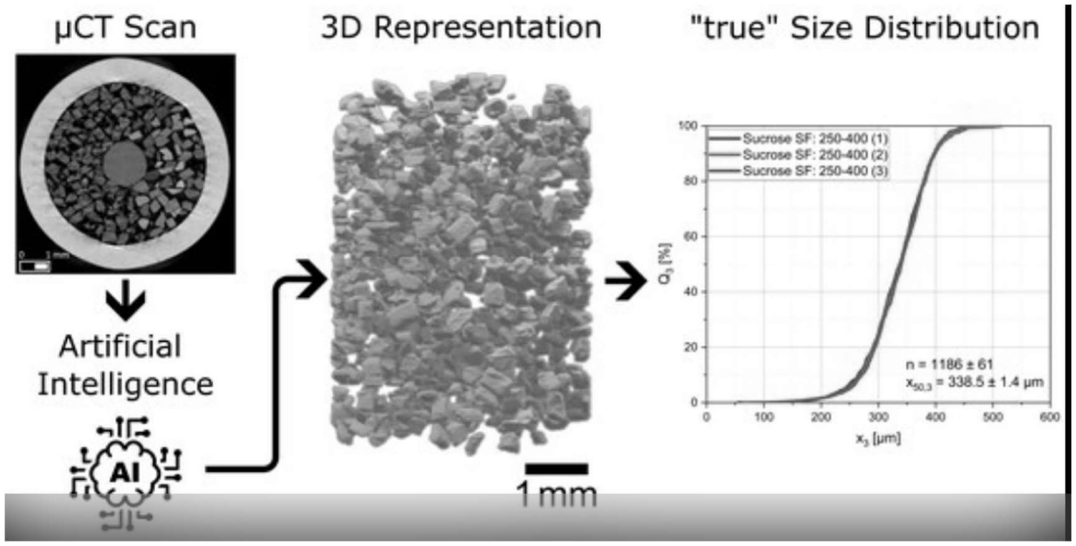


Рисунок 2. 6 – Фінальна розмітка частинок з відображенням контурів та обчислених еквівалентних діаметрів у мікрометрах

3. РОЗРОБКА АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ГРАНУЛОМЕТРИЧНОГО СКЛАДУ

3.1. Архітектура автоматизованої системи

Автоматизована система розпізнавання гранулометричного складу матеріалу призначена для безперервного контролю розміру частинок на конвеєрі у режимі реального часу. Загалом така система складається з декількох взаємопов'язаних компонентів: пристрою захоплення зображень (камера), системи освітлення, обчислювального модуля для обробки зображень, а також засобів збереження даних і відображення результатів [44]. Камера (або інша відеосистема) встановлюється над стрічкою конвеєра та безперервно або періодично фіксує зображення потоку матеріалу, тоді як система освітлення забезпечує стабільні умови для отримання чіткого зображення частинок (рис.3.1). Отримані зображення передаються на обчислювальний модуль, де виконуються алгоритми обробки – від попередньої фільтрації до сегментації та аналізу частинок (рис. 3.2). Результати аналізу (розподіл розмірів частинок, статистичні показники тощо) зберігаються в базі даних і відображаються оператору через інтерфейс користувача в реальному часі. Така архітектура дозволяє інтегрувати систему в існуючі технологічні процеси: камера та датчики встановлюються безпосередньо на конвеєрі, а програмне забезпечення працює на локальному обчислювачі або в мережі підприємства, забезпечуючи онлайн-моніторинг гранулометричного складу матеріалу без необхідності зупинки виробництва [45].



Рисунок 3.1 Система візуального контролю над конвеєрною стрічкою

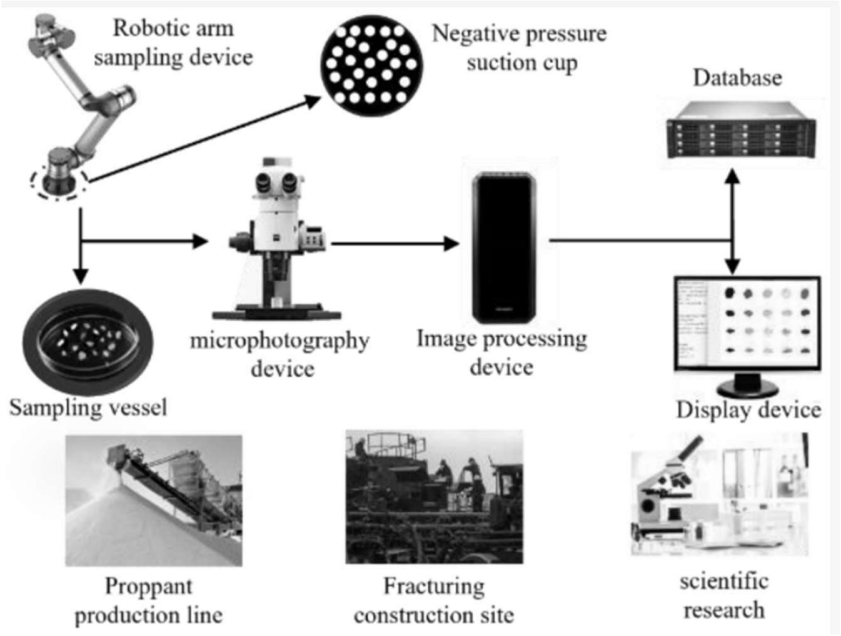


Рисунок 3.2. Принципова схема системи вимірювання розміру та форми частинок.

Основні компоненти системи**:**

Камера та оптика – використовується промислова камера високої роздільної здатності, розташована над стрічкою конвеєра, з налаштуванням фокусної відстані так, щоб охопити всю ширину стрічки. Камера кріпиться таким чином, щоб її оптична вісь була перпендикулярна до поверхні конвеєра для мінімізації перспективних спотворень[mdpi.com](mdpi.com). Частота захоплення кадрів вибирається з урахуванням швидкості руху стрічки, щоб гарантувати повне покриття потоку матеріалу. Для уникнення змазування зображення рухомими частинками використовуються короткі витримки затвора (розраховані виходячи з швидкості стрічки); зокрема, дослідники зазначають, що при типовій швидкості конвеєра налаштування витримки, наприклад 1/2000 с, дозволяє отримати різке зображення частинок з мінімальним шлейфом руху[mdpi.com](mdpi.com)[mdpi.com](mdpi.com). В деяких реалізаціях використовуються мережеві IP-камери або високошвидкісні камери, здатні

обробляти високі потоки даних, що важливо для отримання детальних зображень дрібних фрагментів на конвеєрі в режимі реального часу (рисунок 3.3.) [46].



Рисунок 3.3 – SvsVistek Eco814mtlgec IndustrialCamera 3360×2712 — камера з високою роздільною здатністю (~9 МП і вище)

Камера SVS-Vistek ECO814MTLGEC створена спеціально для тих завдань, де необхідна максимальна точність, висока деталізація та стабільність у промислових умовах. Її конструкція продумана так, щоб працювати над конвеєрами, у виробничих лініях або в системах інспекції, де від якості зображення залежить успіх усього процесу контролю. Усередині компактного металевого корпусу розміщено високочутливий сенсор Sony, який забезпечує чіткість кожної деталі, дозволяючи камері «бачити» дрібні частинки, навіть якщо вони рухаються потоком зі стабільною швидкістю. Вона однаково ефективно працює в режимах коротких експозицій, витримуючи інтенсивне освітлення, і здатна фіксувати зображення без розмиття завдяки глобальному затвору. Саме тому цю камеру часто використовують у машинному зорі, сортуванні матеріалів і високоточної технічній інспекції.

Її інтерфейс GigEVision дозволяє передавати потокові зображення на значні відстані без втрати якості, що робить інтеграцію в промислові мережі простою і

надійною. Завдяки підтримці тригерного керування камера може синхронізуватися з датчиками на лінії, «знімаючи» лише у потрібний момент. Можливість налаштування ROI та binning дає змогу оптимізувати швидкість, адаптуватися до ширини стрічки чи до конкретних зон аналізу. А вбудований контролер підсвітки робить використання додаткового освітлення значно зручнішим, що дуже важливо там, де стабільність кадру — ключ до точного вимірювання.

Технічні характеристики: Роздільна здатність: 3360 × 2712 пікселів (~9 МП); Сенсор: Sony ICX814ALG, CCD; Тип затвора: globalshutter;Розмір сенсора: 12.4 × 10.01 мм (формат 1"); Розмір пікселя: 3.69 µm;Максимальна частота кадрів: ~7 fps при повному кадрі; Інтерфейс: GigEVision / GenICam;Входи/виходи: 2×IN, 2×OUT (3.5–24 V); Підтримка LED-контролера: є (вбудований); Функції: ROI, binning, LUT, AOI, flip, tapbalance; Мінімальна експозиція: від 42 µs; Максимальна експозиція: до 60 секунд; Максимальний gain: до 18 dB; Корпус: C-mount, 38×38×45 мм; Вага: близько 110 г;Робоча температура: −10 … +45 °C; Живлення: 10–25 V DC; Споживання: ~4.5 W [46].

Освітлення – для стабільної роботи системи необхідне штучне освітлення, оскільки умови навколишнього середовища (наприклад, цехові лампи, денне світло, тіні) можуть бути несталими. Зазвичай застосовують потужні світлодіодні лампи із розсіювачами, які розташовані поблизу камери і направлені на стрічку, щоб рівномірно підсвітити матеріал. Наприклад, в одному дослідженні система включала LED-освітлювач потужністю ~80 Вт (рисунок 3.4), встановлений поруч з камерою, що забезпечило отримання яскравих, контрастних зображень частинок коксу на конвеєрі. Правильно спроектоване освітлення мінімізує утворення різких тіней і відблисків на поверхні руди або коксу. У промислових умовах також враховується запиленість: світильники можуть бути оснащені кожухами або фільтрами, щоб запобігти налипанню пилу, а спектр освітлення підбирається так, щоб максимізувати контраст між частинками і стрічкою. Стабільне освітлення є критично важливим, оскільки коливання яскравості або мерехтіння можуть

призводити до хибних результатів сегментації. Дослідники відзначають, що в реальних умовах доменних печей спостерігаються запилене середовище та нестабільне освітлення, що ускладнює виявлення частинок. Тому система освітлення проєктується з запасом по яскравості і може працювати в імпульсному режимі (стобоскопічне підсвічування синхронно зі зніманням кадру), щоб «заморозити» рух частинок і поліпшити чіткість країв [48].

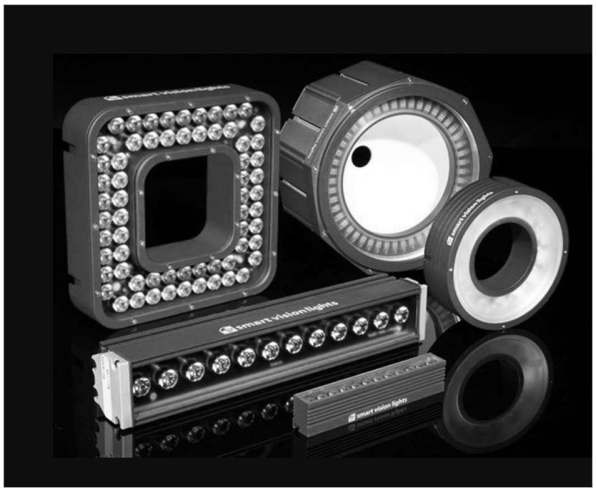


Рисунок 3.4 *SmartVisionLights LCHP Series* (LineHigh-PowerLights)

SmartVisionLights LCHP Series – це високопотужне світлодіодне освітлення, яке широко використовується в машинному зорі, для конвеєрів і потокового аналізу. Воно забезпечує дуже яскраве, рівномірне поле світла і здатне працювати у стробоскопічному режимі — ідеально для «заморожування» руху частинок.

Технічні характеристики: Потужність: 60–140 Вт (залежить від моделі); Тип світла: лінійне спрямоване або дифузне; Світловий потік: до 25 000 лм; Режими роботи: постійний / стробоскопічний; Ступінь захисту: IP50–IP65; Температура роботи: −10…+60 °C; Колірна температура: 5000–6500 K; Матеріал корпусу: анодований алюміній; Розсіювачі: прозорий / матовий / опал; Сумісність з тригером: так (до 5000 імпульсів/с) [49].

Обчислювальний модуль – комп'ютер або вбудована обчислювальна платформа, на якій виконуються алгоритми комп'ютерного зору та аналізу зображень (Рисунок 3.5).



Рисунок 3.5 Високопродуктивний сервер для лабораторних досліджень (*IntelXeon + NvidiaQuadro / RTX*)

IntelXeon + NvidiaQuadro / RTX має високу продуктивність для навчання та інференсунейромереж. Підтримка великих датасетів, складних моделей та високої частоти кадрів. Може обробляти 3–10 кадрів/с навіть для важких моделей (наприклад, YOLOv3–YOLOv8).

Конфігурація: CPU: IntelXeonSilver/Gold; GPU: NvidiaQuadro RTX 4000 / RTX 5000; RAM: 32–128 GB; Storage: NVMe SSD 1–2 TB; OS: LinuxUbuntu / Windows Server

У лабораторних прототипах для обробки можуть застосовуватися звичайні ПК або сервери: наприклад, для навчання глибоких нейромереж для аналізу частинок використовувався сервер на базі процесора IntelXeon та GPU NvidiaQuad. У промисловій експлуатації часто використовують вбудовані системи (напр. NVIDIA Jetson, промислові ПК) або спеціалізовані модулі реального часу, здатні обробляти кілька кадрів за секунду. Швидкодія обчислювального модуля визначає

максимальну пропускну здатність системи (кадрів/с). Звітовано, що сучасні моделі глибокого навчання (наприклад, YOLOv3) можуть досягати ~3 кадрів за секунду при достатній точності (~80-88% виявлення) на наборі зображень частинок. Отже, для конвеєрів з високою швидкістю або великим потоком даних може знадобитися більш продуктивний модуль або спрощення алгоритмів. Обчислювальний блок також забезпечує зв'язок з зовнішніми системами – наприклад, передає результати до бази даних чи системи диспетчеризації.

Програмне забезпечення – алгоритмічна частина, реалізована у вигляді програмного забезпечення комп'ютерного зору. Саме ПЗ виконує всі етапи: від захоплення кадру з камери, його попередньої обробки, виявлення (сегментації) окремих частинок, обчислення їхніх розмірів, до агрегування статистики гранулометричного складу. Архітектура програмного забезпечення детальніше розглядається у підрозділі 3.4. Воно може бути реалізоване з використанням бібліотек комп'ютерного зору (таких як OpenCV) для традиційних алгоритмів або фреймворків глибокого навчання (TensorFlow, PyTorch) для нейромережевих моделей, залежно від обраного підходу.

База даних та інтерфейс – результати вимірювань (наприклад, середній розмір, повний гранулометричний склад, кількість частинок тощо) автоматично заносяться в базу даних. Інформаційна підсистема зберігає ці дані для подальшого аналізу, формування звітів та відстеження динаміки зміни характеристик матеріалу [50]. Оперативний інтерфейс оператора відображає поточні результати у зручному вигляді – графіки розподілу, середні значення, попередження про відхилення поза допустимі границі і т.ін. (див. детальніше розділ 3.7). Взаємодія з оператором здійснюється через екран на місці або через віддалений термінал, підключений до мережі підприємства.

3.2. Вибір та обґрунтування апаратних засобів

Камера. Вибір камери визначається вимогами до роздільної здатності зображення, швидкості зйомки та умов експлуатації. Для завдань гранулометричного аналізу важливо забезпечити достатню роздільну здатність, щоб найдрібніші фракції на конвеєрі були розпізнані на знімку. Наприклад, в системі контролю крупності руди використовували камери з роздільною здатністю ~2304×1728 пікселів, що дає змогу розрізняти деталі порядку декількох міліметрів на частинках породи. Камера повинна мати можливість налаштування короткої витримки (shutterspeed) – для «завмирання» руху конвеєра. Практичний приклад: при швидкості стрічки близько 1 м/с і розмірі пікселя ~0.1 мм, витримка порядку 1/1000–1/2000 с забезпечує розмиття не більше ~5–10 пікселів, що прийнятно для точного вимірювання розмірів частинок. У дослідницькому прототипі для зйомки коксу на магістральному конвеєрі доменної печі застосовано цифрову дзеркальну камеру Nikon D810 з високою роздільною здатністю, причому камера жорстко закріплена над стрічкою і зорієнтована перпендикулярно до неї. Положення камери над конвеєром вибирається так, щоб у поле зору потрапляла достатня довжина і ширина стрічки. Якщо ширина велика, може використовуватись декілька камер або об’єктив із широким кутом огляду, але останній може вносити спотворення, що потребують калібрування. У промислових системах часто віддають перевагу промисловим відеокамерам з інтерфейсами GigE або USB3, що забезпечують надійну передачу відео на обчислювальний модуль. Такі камери розраховані на жорсткі умови (пил, вібрація, температура) і мають герметичні корпуси. Для задач з використанням нейромереж також важлива висока якість зображення в плані динамічного діапазону і відсутності стиснення – тому можуть обиратись матриці зі світлочутливістю, достатньою для роботи при штучному освітленні без шумів.

Освітлення. Правильно організоване освітлення визначає успіх сегментації зображення. В умовах виробництва природне або штатне освітлення може бути

неоднорідним і недостатнім: можливі тіні від обладнання, коливання інтенсивності світла протягом дня, мерехтіння люмінесцентних ламп тощо. Тому в автоматизованій системі застосовується спеціалізоване підсвічування області зйомки. Зазвичай використовуються потужні LED-прожектори або LED-панелі, що дають яскраве розсіяне світло в напрямку конвеєрної стрічки. Світильники розміщують під кутом, щоб висвітлити матеріал, але мінімізувати відблиски, які можуть засліплювати камеру. Важливо, щоб освітлення покривало всю ширину стрічки і створювало високий контраст між частинками і фоном стрічки. В дослідженні з вимірювання розміру коксу було використано яскравий LED-ліхтар, встановлений поряд з камерою, що дозволило отримати чіткі зображення навіть в запиленому середовищі доменної печі. Стабільність освітлення – ключовий фактор: система повинна працювати в умовах пилу і можливої зміни фону (наприклад, забруднення або знос стрічки). У сучасних реалізаціях можуть застосовуватися адаптивні системи освітлення: датчики освітленості, що регулюють яскравість LED у реальному часі, або імпульсні лампи, що синхронізуються з камерою і дають дуже короткі яскраві спалахи для виключення ефекту руху. З огляду на те, що навколо конвеєрів часто багато пилу, світильники і сама камера поміщуються в захисні кожухи з обдувом очищеним повітрям або з прозорим вікном, що має самоочищення (наприклад, обертова скляна пластина чи повітряна завіса). В роботі також зазначено, що при впровадженні системи на конвеєрі необхідно врахувати низьку освітленість, запиленість та вібрації, оскільки ці фактори можуть заважати надійному розпізнаванню частинок. Тому компоненти підбираються з урахуванням таких умов: наприклад, оптика камери може містити фільтри (поляризаційні чи інфрачервоні) для поліпшення контрасту в запиленому повітрі, а також використовуються спеціальні кріплення з амортизацією для гасіння вібрацій.

Обчислювальний модуль. На вибір обчислювального пристрою впливає складність алгоритмів обробки та необхідна швидкодія. У простіших випадках (коли застосовуються класичні алгоритми обробки зображень) достатньо

промислового комп'ютера з середньою продуктивністю CPU. Наприклад, у ранніх реалізаціях систем оцінки розміру руди використовували ПК на базі Pentium з частотою ~2.2 ГГц та 2 ГБ ОЗП для роботи алгоритмів сегментації в MATLAB. Проте сучасні підходи дедалі частіше включають глибоке навчання (нейронні мережі), які потребують більшої обчислювальної потужності – наявності продуктивних GPU або нейронних прискорювачів. Тому типовий вибір – або високопродуктивний сервер/робоча станція (для офлайнового тренування моделей), або вбудований модуль типу NVIDIA Jetson, GoogleCoral, IntelMovidius тощо для виконання моделей в реальному часі безпосередньо на об'єкті. У одному з досліджень навчання нейронної мережі проводилось на сервері Dell (CPU IntelXeon E5, 32 ГБ RAM, GPU Nvidia P2000), тоді як для розгортання вже натренованої моделі можна використати компактніший пристрій з достатньою відеопам'яттю. Обчислювальний модуль повинен забезпечити обробку кадрів з потрібною частотою. Якщо конвеєр рухається повільно або аналіз може проводитися на окремих вибіркових кадрах раз в декілька секунд, вимоги до продуктивності нижчі. Якщо ж потрібен потоковий аналіз кожного кадру відеопотоку (наприклад, 10–30 кадрів/с), то залучаються спеціалізовані апаратні рішення. Важливо зазначити, що продуктивність алгоритму часто вимірюють в FPS (framespersecond). Наприклад, для моделі YOLOv3, яка виявляє частинки методом глибокого навчання, на відеопотоці було досягнуто швидкості ~2.7–2.9 FPS при використанні високопродуктивного обладнання, що підтверджує можливість застосування в реальному часі. Обчислювальний модуль також виконує функції мережевої взаємодії – передача даних до бази, прийом команд від оператора (наприклад, старт/стоп аналізу), і часто працює під керуванням надійної ОС реального часу або спеціально налаштованої Linux-системи для мінімізації затримок.

Сумісність і інтеграція. Усі апаратні компоненти підбираються з врахуванням інтеграції в єдиний комплекс. Камера повинна мати інтерфейси,

сумісні з обчислювальним модулем (GigabitEthernet, USB3, CSI для модулів типу Raspberry/Jetson), освітлення – синхронізуватися з камерою при необхідності (деякі камери підтримують апаратну синхронізацію спалаху). Обчислювач потребує достатньої кількості портів для підключення камер (багато систем мають 2 і більше камер) та систем зберігання даних. Також важливо врахувати надійність: промислові компоненти обираються з розрахунком на цілодобову роботу, захист від пилу (ступінь IP65/IP67) та температурних коливань. Таким чином, апаратна конфігурація системи є збалансованою комбінацією камери високої чіткості, стабільного джерела світла та продуктивного обчислювального пристрою, що спільно забезпечують виконання вимог до швидкості і точності визначення гранулометричного складу.

3.3. Методика збору та розмітки зображень

Для розробки та навчання алгоритмів системи необхідний репрезентативний набір зображень матеріалу на конвеєрі з відомими характеристиками (гранулометрією). Методика збору даних зазвичай включає етапи отримання сирих зображень в різних умовах, їх анотування (розмітки) для подальшого використання як навчальної вибірки, а також валідацію результатів шляхом порівняння з еталонними вимірюваннями (наприклад, ситовим аналізом).

Збір зображень. Для побудови датасету проводиться фотозйомка матеріалу безпосередньо на робочому конвеєрі або на спеціально підготовленому стенді. Важливо охопити різноманітність ситуацій: різні розміри частинок, різну заповненість стрічки, наявність перекриття і скупчення фрагментів, змінне освітлення, різний стан поверхні конвеєрної стрічки тощо. Наприклад, у дослідженні з рудним конвеєром було автоматично зібрано 2880 зображень із системи технологічного контролю з восьми камер на різних стрічках, з частотою 8

фотографій на хвилину для кожної камери. Знімки зберігалися протягом визначеного періоду (кожні 15 с новий кадр, циклічно оновлюючи базу зображень) і потім вибиралися для аналізу. В отриманому масиві кадри були класифіковані на декілька типів ситуацій: порожня стрічка, стрічка з сумішшю дрібних і крупних фракцій, стрічка з переважно крупним матеріалом тощо – це дозволило збалансувати датасет і забезпечити представлення усіх типових випадків для навчання алгоритмів. В іншому випадку (для коксу на конвеєрі доменної печі) зйомка проводилася при реальних операціях завантаження: було визначено оптимальну точку для встановлення камери після бункера і грохота, звідки кокс рівномірно рухається стрічкою. З кожної вибірки коксу (партії завантаження) робили декілька знімків на конвеєрі, що пізніше використовувалися як вхідні дані системи, а паралельно відбирали проби для лабораторного аналізу ситом (це дає «правильну» гранулометрію для перевірки).

Розмітка (анотація) даних. Зібрані зображення потребують розмітки, якщо планується застосовувати алгоритми машинного навчання з учителем (наприклад, нейронні мережі для сегментації або детекції). Розмітка виконується вручну або напівавтоматично: експерт відзначає на зображеннях кожну окрему частку (або кілька прикладових часток) та її границі чи ключові точки. У випадку використання підходу об’єктного детектування (як-от YOLO) кожна частинка позначається рамкою обмеження (boundingbox), яка приблизно окреслює її габарити. Якщо ж застосовується сегментація, то може знадобитися піксельна маска для кожної частинки. В дослідженні з глибоким навчанням для коксу автори зазначають, що всі частинки на навчальних зображеннях були відмічені вручну – це критично, оскільки неправильна розмітка навіть однієї частинки (невірний розмір або положення рамки) може внести невиправні помилки у навчання моделі. Загалом було розмічено 128 зображень, що містили близько 23 тисяч частинок коксу (мітки створювалися у вигляді рамок для кожної частки). Такий ретельний підхід

забезпечує високу якість навчальної вибірки, хоча і вимагає значних трудовитрат на етапі підготовки даних.

Аугментація та розподіл даних. Для підвищення стійкості алгоритмів до різних умов зображення під час навчання часто застосовують штучне розширення датасету (аугментацію): випадкове зміщення, повороти, зміна яскравості, додавання шуму тощо до вихідних зображень. Це допомагає моделі «побачити» варіації, з якими вона може зіткнутися на практиці (наприклад, різна освітленість або позиція частинок). Зазвичай набір даних ділять на навчальну, валідаційну та тестову підмножини. Наприклад, у випадку з рудою ~60% зображень використали для тренування мережі, ~20% – для валідації, ~20% – для тестування, при цьому ретельно перетасувавши дані, щоб всі підмножини були репрезентативними. Розподіл даних запобігає перенавчанню і дозволяє об’єктивно оцінити точність алгоритму на нових зображеннях, яких він не «бачив» під час навчання.

Отримання еталонних значень. Критичною частиною методики є наявність точних еталонних даних про гранулометричний склад для контрольних зображень. Зазвичай це досягається шляхом традиційного ситового аналізу відібраних проб матеріалу. Приміром, у експерименті з коксовим конвеєром для десяти партій коксу виконано просівання проб масою 50 кг через ситовий набір (фракції <25 мм, 25–40 мм, 40–60 мм, 60–80 мм, >80 мм), отримано справжні криві гранулометричного складу, які потім порівнювали з оцінками, отриманими системою комп’ютерного зору. Аналогічно, для рудних матеріалів лабораторні виміри або дані автоматичних аналізаторів використовуються для валідації: система вважається успішною, якщо розрахований за зображеннями розподіл розмірів частинок добре узгоджується з фізичними вимірами (як правило, оцінюється різниця в межах кількох відсотків). Такий підхід дозволяє *калібрувати* алгоритм: наприклад, коригувати коефіцієнти перерахунку 2D-даних у еквівалентні розміри сита.

Отже, методика збору і розмітки зображень передбачає тісний зв’язок з практичними випробуваннями. Спочатку акумулюються великі масиви реальних

знімків матеріалу, вони систематизуються і анотуються експертами, після чого на цьому матеріалі навчаються та налаштовуються алгоритми розпізнавання. Фінальним кроком є верифікація: результати роботи системи порівнюються з традиційними методами контролю (сита, проби), аби переконатися, що автоматизована система досягає необхідної точності та надійності перед впровадженням у постійну експлуатацію.

3.4. Розробка програмного забезпечення

Розробка програмного забезпечення для системи розпізнавання гранулометричного складу охоплює реалізацію всіх алгоритмічних етапів – від початкової обробки зображень до визначення розмірів частинок та формування підсумкових статистичних показників. Загалом програмну реалізацію можна розбити на такі ключові модулі:

Алгоритми попередньої обробки зображення (підрозділ 3.4.1) – підвищення якості вихідного зображення, фільтрація шумів, покращення контрасту, підготовка до сегментації.

Алгоритми сегментації частинок (підрозділ 3.4.2) – виявлення та відокремлення окремих частинок на зображенні, розрізнення їх меж навіть за накладання або контакту.

Алгоритми класифікації частинок та визначення їх гранулометричних параметрів (підрозділ 3.4.3) – вимірювання розмірів виявлених частинок, віднесення їх до певних класів розміру, розрахунок статистичних характеристик усього розподілу.

Нижче детально розглянуто кожен з цих компонентів програмного забезпечення.

3.4.1. Алгоритми попередньої обробки зображення

Мета попередньої обробки – покращити якість зображення та виділити на ньому інформацію, корисну для подальшої сегментації частинок. Сирові зображення з промислових камер можуть містити шуми (через погане освітлення або електронні перешкоди), нерівномірність яскравості, відблиски, тіні тощо. Без їх усунення алгоритми сегментації можуть давати велику кількість хибних контурів чи пропускати справжні частинки. Тому застосовується ряд фільтраційних та нормалізаційних процедур:

Фільтрація шуму. Для зменшення випадкових шумів (наприклад, теплового шуму матриці або дрібних деталей фону) зображення пропускають через згладжувальні фільтри. Вибір фільтра є важливим: потрібно знизити шум, але *зберегти краї частинок.* Дослідження показують, що медіанний фільтр часто є оптимальним вибором для таких задач – він добре прибирає імпульсний шум, водночас майже не розмиваючи краї об’єктів. У порівнянні, гаусівський фільтр чи усереднювальний фільтр можуть більше розмивати кордони частинок, що небажано. Наприклад, у прототипі системи для руди застосовано медіанний фільтр, оскільки він перевершив за якістю згладжування інші методи і зберіг істотні деталі контурів частинок. Також використовують *білатеральні фільтри*, які згладжують однорідні області, але зберігають різкі переходи – це корисно, коли поверхня частинок має текстуру або плями, що можуть бути помилково сприйняті як окремі дрібні частинки. Білатеральна фільтрація була успішно застосована для згладжування великих грудок руди, покритих дрібними фрагментами, перед сегментацією: після неї великі об’єкти ставали однорідніші, а дрібні деталі усувалися.

Нормалізація яскравості та контрасту. Часто необхідно вирівняти гістограму зображення або застосувати корекцію яскравості, щоб різні області кадру мали схожі характеристики освітлення. Це особливо актуально, якщо

освітлення неоднорідне чи є тіні. Методами нормалізації можуть бути вирівнювання гістограми або корекція гамма. Наприклад, інколи виконують лінійне розтягнення яскравостей по всьому зображенню, щоб фонові області (стрічка) стали ближчими до чорного, а частинки – до білого (підвищення контрасту меж).

Перетворення в градації сірого. Кольорові зображення зазвичай переводяться в відтінки сірого, оскільки для задачі визначення розміру частинок *колірна інформація не є суттєвою* (виняток – випадки, де треба відрізняти матеріали за кольором). Перетворення в грайскейл спрощує подальшу обробку і зменшує обсяг даних. В деяких випадках можуть використовувати вибірково один з кольорових каналів, який дає кращий контраст між частинками та фоном.

Бінаризація (порогова обробка). Один з ключових кроків – виділення пікселів, що належать частинкам, від фону стрічки. З цією метою застосовують алгоритми порогового перетворення зображення. Якщо фон і частинки відрізняються за рівнем сірого, можна використовувати глобальний поріг. Часто застосовується алгоритм Отсу, який автоматично знаходить оптимальний поріг, розділяючи гістограму яскравості на два класи. На виході отримуємо бінарне зображення, де «1» (білий) відповідає потенційним частинкам, а «0» (чорний) – фону (стрічці, проміжкам між шматками). У випадках неоднорідного освітлення може бути ефективнішою адаптивна бінаризація, де поріг обчислюється окремо для невеликих областей зображення. Так, при обробці зображень руди після білатерального згладжування було виконано *адаптивне порогування* і слідом медіанну фільтрацію, що дало чітке бінарне представлення: фон затемнено, а області частинок – світлі, з мінімумом шумових точок. Бінаризація значно спрощує подальшу сегментацію, звужуючи задачу до пошуку контурів на двокласовому зображенні.

Морфологічні операції. Після початкової бінаризації зображення часто містить дрібні дефекти: поодинокі «шумові» пікселі, розриви в контурах частинок, нерівності по краях. Щоб покращити якість маски частинок, застосовують класичні морфологічні операції: ерозію, дилатацію, відкриття, замикання та заповнення

областей. Наприклад, після виділення контурів методом Кані, автори одного з алгоритмів виконували *дилатацію, заповнення внутрішніх отворів та наступну ерозію*, щоб отримати суцільні області частинок без розривів. Операція *відкриття* (erosion+dilation) дозволяє прибрати поодинокі дрібні об'єкти (шум) і згладити межі, а *закриття* (dilation+erosion) – закрити невеликі розриви на кордонах. На практиці послідовність таких операцій підбирається експериментально. У згаданому дослідженні з рудою спочатку застосували *морфологічне згладжування*контурів (відкриття і закриття), що дало більш рівні межі частинок. Потім виконали *ерозію* бінарного зображення та *залатали* дрібні порожнини (заливання отворів), після чого знову *розширили (дилатували) контури* і відняли від розширених областей вихідні контури, щоб отримати точні області гіпотетичних частинок. В результаті таких операцій фон очистився від шуму, дрібні деталі, що не відповідають реальним частинкам, зникли, а великі області стали чітко відокремленими. Морфологічна обробка суттєво підвищує якість подальшої сегментації, особливо в випадках, коли частинки злегка доторкаються одна до одної або мають нерівні краї.

Інші перетворення. Іноді проводиться попереднє геометричне перетворення – наприклад, кадрування області інтересу (вилучення зображення самої стрічки, без зайвих елементів обладнання по краях). Можуть застосовуватися і більш специфічні методи: згладжування по осі конвеєра, щоб компенсувати рух; корекція перспективи, якщо камера встановлена під кутом; фільтрація частоти (для прибирання періодичних шумів, викликаних вібрацією чи рухом фону).

На виході етапу попередньої обробки ми отримуємо очищене, контрастне зображення або бінарну маску, де області, що відповідають частинкам, максимально підготовлені для точного виділення їх меж. Ця попередня стадія закладає основу для надійної роботи алгоритмів сегментації, зменшуючи їх навантаження по «розумінню» сирих даних. Як зазначено в літературі, якість сегментації значною мірою залежить від успішності попередньої обробки, адже

неправильне або недостатнє фільтрування може призвести до множинних хибних контурів і, як наслідок, помилкового визначення розмірів.

3.4.2. Алгоритми сегментації частинок

Після попередньої обробки основним завданням є сегментація, тобто виділення кожної окремої частинки на зображенні. Це один з найскладніших етапів, оскільки частинки можуть перекривати одна одну, мати неправильну форму, зливатися на знімку, або навпаки – фон може містити артефакти, що імітують частки. У науковому стилі сегментацію визначають як процес знаходження контурів (або масок) об’єктів інтересу на зображенні [51]. У нашому випадку об’єкти – це шматки матеріалу (руди, коксу тощо). Існують два підходи до сегментації: традиційні алгоритми обробки зображень та методи глибокого навчання. Розглянемо обидва підходи.

Класичні методи сегментації. Традиційні методи базуються на аналізі яскравості пікселів та геометричних трансформаціях зображення без «навчання» на великих даних. Одним з найпростіших способів виділити частинки є пошук контурів на бінаризованому зображенні. Використовуючи маску після порогування і морфологічної обробки (отриману в 3.4.1), можна застосувати алгоритм пошуку зв’язаних компонент або обвідних контурів (функція findContours у OpenCV та аналоги). Це виділить кожну суцільну білу область як потенційну частинку. Проте, коли частинки дотикаються або накладаються, така область міститиме кілька реальних шматків, тобто потрібно додатково розділити злиплі об’єкти.

Для розділення злиплих частинок широко застосовується алгоритм Watershed (вододіл). Вододіл розглядає зображення як топографічну поверхню (інтерпретується градація сірого: яскравість – висота) і знаходить лінії розділу між «басейнами» мінімумів [52]. Практично спочатку необхідно побудувати так звану карту відстаней або карту градієнтів: часто використовують дистанційне

перетворення від фону – кожному білому пікселю (частинці) присвоюється відстань до найближчого чорного пікселя (фону). Внутрішні точки великих областей мають більшу відстань, а сідлові точки між двома злиплими частинками – меншу. Потім в цій карті визначають маркери можливих об’єктів – наприклад, шляхом пошуку локальних максимумів або шляхом ерозії до ядра об’єкта. Вододільний алгоритм «затоплює» поверхню з різних маркерів і будує межі там, де «води» з різних джерел зустрічаються. У застосуванні до зображень руди спочатку використовували комбінацію операцій: знаходили краї методом Собела чи Кані, потім отриману бінарну маску обробляли морфологічно і шукали мінімальні області для початкових маркерів вододілу [53]. Далі виконували сам вододіл, який дійово поділяв злиплі області на окремі сегменти (хоча може виникати проблема надмірної сегментації, коли шуми породжують зайві поділи). У літературі зазначається, що покращення вододільної сегментації досягається попереднім усуненням дрібних локальних мінімумів – наприклад, згладжуванням сірого зображення і застосуванням маркованого вододілу (маркерного контролю). Так, алгоритм Вінсента та Соілє (1991) є класичним реалізацією ефективного вододілу, що використовується і в MATLAB ImageProcessingToolbox [54].

Альтернативним підходом є використання алгоритмів виявлення контурів і граней (edgedetection). Популярні оператори – Собел, Прюітт, Робертс, Лапласіан, Кані – застосовуються для виділення границь об’єктів на зображенні [55]. Оператор Собела, наприклад, обчислює градієнт яскравості і знаходить області з його високим значенням – потенційні краї частинок. Проте просте застосування Собела може дати багато помилкових контурів через шум та текстури на поверхні частинок. Метод Кані є складнішим: він передбачає гауссове згладжування, знаходження інтенсивності градієнту і напрямку, застосування подвійного порогу і гістерезису для отримання «чистих» країв. Кані вважається одним з найкращих детекторів країв за рахунок оптимізації співвідношення сигнал/шум [56]. Проте для наших цілей використання лише країв недостатньо – після детектування країв їх

треба замкнути в контури і визначити, які з них утворюють цілісні межі частинок. У практичній реалізації системи для руди було протестовано два підходи: (1) сегментація, що базувалась на методі Кані для пошуку контурів з наступним групуванням їх у області, та (2) сегментація, що базувалась на вододілі з використанням морфологічних перетворень для генерації маркерів [57]. Перший підхід (з Кані) вимагав додаткового згущення та замикання країв шляхом морфологічних операцій (розширення, замикання), оскільки Кані дає тонкі лінії, які іноді розірвані [58]. Другий підхід (вододіл) вимагав ретельного придушення шумових мінімумів, щоб запобігти надлишковим поділам – це зробили через попереднє усунення несправжніх крайових деталей і використання геодезичних перетворень [59]. Обидва методи дали можливість виявити великі частки (20–250 мм розміром) досить успішно, при цьому вододіл, як відзначалося, дозволив сегментувати злиплі фрагменти, які інші алгоритми залишали як одну область [60].

Крім класичних, існують і більш спеціалізовані алгоритми сегментації для сипучих матеріалів. Наприклад, методи на основі кластеризації пікселів (k-середніх, Gaussianmixturemodels) можуть розділити зображення на зони за інтенсивністю/текстурою, після чого сегменти, що відповідають часткам, виділяються по площі чи формі. В одному з досліджень MDPI запропоновано оптимізований алгоритм k-середніх для сегментації зображень руди; якість сегментації напряму впливає на точність вимірювання розміру, і тому алгоритм оптимізували з урахуванням особливостей текстури рудної поверхні [61]. Інший підхід – контурне відстеження із залученням моделі форми: якщо відомо, що частинки приблизно округлі, можна застосувати фільтри Габора або Хафа для знаходження еліпсоподібних контурів.

Методи глибокого навчання для сегментації/детекції. Сучасний тренд у комп’ютерному зорі – використовувати нейронні мережі для виявлення об’єктів на зображенні. У контексті нашої задачі це можуть бути два напрямки: semanticsegmentation (піксельна сегментація, яка класифікує кожен піксель як

«належить певній частинці чи фону») та objectdetection (локалізація кожної частинки через прямокутну рамку або маску). Для сегментації сипучих матеріалів успішно залучають архітектури на кшталт U-Net або Mask R-CNN. Наприклад, Shrivastavaetal. застосували Mask R-CNN для сегментації породи на конвеєрі і отримали дуже точні маски частинок, а також змогли прогнозувати криві гранулометричного складу з високою точністю. Інша робота використала полегшену U-Net мережу для автоматичного виокремлення окатків на зображенні, що показала хорошу стійкість до шумів і перекриттів. Перевага глибоких мереж – вони можуть навчитися складних ознак частинок (форма, текстура, тіні) і розрізняти частинки навіть в умовах, де класичні алгоритми плутаються. Наприклад, мережа може «здогадатися», де проходить межа між двома шматками коксу, навіть якщо по яскравості ця межа ледь помітна людині, використовуючи контекст сусідніх областей і типові форми часток.

Особливо популярним підходом став YOLO (YouOnlyLookOnce) – алгоритм детекції об’єктів, що прямо надає координати рамок і класи об’єктів за одне проходження мережі. Для нашої задачі кожна частка може вважатися окремим об’єктом одного класу («частинка»), і модель YOLO буде видавати рамки, що охоплюють ці частинки. У дослідженні аналізу коксу був розроблений детектор на базі YOLOv3, який навчали на реальних зображеннях конвеєра з коксом [55-60]. Цей підхід показав високу швидкість (в середньому ~3 зображення/с) і точність виявлення; різниця між розподілом розмірів, отриманим через YOLO+статистичну оцінку, та реальними даними просівання не перевищила 5%. Перевага YOLO – в його здатності працювати в реальному часі навіть на вбудованих GPU, а також в тому, що модель сама оптимально виокремлює ознаки, релевантні для розпізнавання частинок, без необхідності вручну налаштовувати пороги чи фільтри. У згаданій роботі проводилося порівняння YOLO з іншими детекторами (SSD, Faster R-CNN, а також модифікацією YOLO з деформівними згортками) і з’ясовано,

що для даної задачі YOLOv3 дав найбільш збалансований результат по швидкості й точності [61].

Варто зазначити, що нейронні мережі потребують великої кількості розмічених даних (про що йшлося в розділі 3.3) та обчислювальних ресурсів, але вони можуть вирішувати такі тонкі проблеми, як перекриття частинок або складний фон, краще за алгоритми з фіксованими правилами. У межах нашої системи вибір підходу залежить від вимог: якщо потрібна висока точність при складних умовах – доцільно застосувати глибоке навчання. Якщо система має працювати на менш потужному обладнанні в режимі близькому до реального часу і матеріал відносно однорідний – можна реалізувати оптимізовану класичну сегментацію (або комбінувати обидва підходи).

У практичному вирішенні задач гранулометрії часто комбінують методи: спочатку зображення класифікують (наприклад, визначають, чи є на ньому матеріал чи порожня стрічка) за допомогою простої нейронної мережі або порогового правила, потім обирають алгоритм сегментації залежно від типу зображення (різні параметри для крупного чи дрібного матеріалу) [60]. Така гібридна стратегія дозволяє підвищити надійність: наприклад, якщо мережа розпізнала, що кадр показує суміш дрібних і крупних частинок, то можна застосувати більш чутливий алгоритм для дрібних деталей.

Підсумовуючи, сегментація забезпечує виділення кожної гранули/шматка матеріалу на зображенні як окремої області або об’єкта. Наукові дослідження підтверджують, що саме якість сегментації є визначальною для точності всієї системи, оскільки подальші розрахунки розміру напряму залежать від того, наскільки правильно відокремлено частинки одна від одної [51]. В наступному підрозділі розглянемо, як із сегментованих зображень отримати числові характеристики – розміри частинок та їх статистичний розподіл.

3.4.3. Алгоритми класифікації та визначення параметрів гранулометрії

На етапі класифікації та параметризації виконується кількісна оцінка кожної виявленої частинки і всього їх набору. Під «класифікацією» в даному контексті розуміється не стільки розпізнавання типу об’єкта, скільки віднесення частинки до певного *інтервалу розмірів* або категорії (дрібна, середня, велика фракція тощо) та обчислення сумарних показників розподілу. Основні завдання цього підетапу такі: (1) обрати метрику розміру частинки і обчислити її для кожного сегменту; (2) калібрувати ці розміри, щоб вони відповідали стандартним гранулометричним показникам (наприклад, еквівалентний розмір сита); (3) згрупувати результати по класах розмірів і побудувати розподіл (графік або функцію розподілу); (4) обчислити зведені статистики – середній розмір, медіану, моду, коефіцієнт неоднорідності тощо, залежно від потреб контролю.

Вимірювання індивідуальних розмірів частинок. Кожна сегментована область, що відповідає частинці, аналізується для визначення її характерного розміру. Оскільки частинки можуть бути неправильної форми (не кулясті), поняття «розмір» треба чітко визначити. В літературі використовуються такі підходи^

Еквівалентний діаметр кола – діаметр кола, площа якого дорівнює площі проєкції частинки.. Далі, знаючи масштаб зображення (переведення пікселів у мм, отримане шляхом калібрування за еталонним відрізком або розміром стрічки), отримуємо розмір частинки в фізичних одиницях. Цей метод надає одну числову оцінку розміру навіть для дуже неправильної форми, але може недооцінювати довгасті частки (наприклад, тонкі палички матимуть малий еквівалентний діаметр, хоча їх довжина велика).

Максимальний розмір / Феретів діаметр. Часто використовують максимальний лінійний розмір частинки – наприклад, довжину найбільшого відрізка, що вписується в контур (приблизно відповідає максимальному розміру частки по одній з осей). Феретів діаметр – це відстань між двома паралельними

лініями, дотичними до проєкції, виміряна під заданим кутом; максимальний Феретів діаметр – найбільша відстань між двома паралельними дотичними в будь-якому напрямку [62]. Він характеризує найбільший лінійний розмір шматка. Іноді також визначають мінімальний Феретів діаметр (найменшу ширину).

Подовжність та сплощеність. Через проєкцію 2D можна оцінити форму частинки. Наприклад, за допомогою методу главних компонент знаходять довгу (majoraxis) та коротку (minoraxis) осі еліпсу, що приблизно описує форму області. Довжина majoraxis може слугувати оцінкою «довжини» частинки, а співвідношення minor/major – оцінкою форми (чим ближче до 1, тим ближче форма до круга). У прототипі системи для великої руди автори обчислювали саме головні осі частинки і на їх основі визначали *3D еквівалентний діаметр*, моделюючи частинку як облатоїд (сплюснутий сфероїд) [63]. Вони використали довжину major та minor осей для оцінки об’єму частки, припускаючи певну товщину, і з нього отримали еквівалентний діаметр кулі – такий підхід спрямований на краще врахування тривимірної природи шматків, ніж простий 2D аналіз.

Максимальний вписаний диск. Цікавий підхід запропонували Hamzelooetal.: знайти у проєкції частинки найбільший можливий круг, що може бути вписаний всередину контура, і брати його діаметр як характеристику розміру. Цей «інсайдний» діаметр добре корелює з проходженням частки через сито, адже визначає найменший отвір, крізь який частинка може проскочити.

У практиці можуть обчислюватися відразу декілька параметрів для кожної частинки (площа, екв. діаметр, довжина, ширина, периметр, коефіцієнти форми – округлість, витягнутість). Наприклад, в дослідженні по коксу аналізували п’ять показників – довжину рамки, ширину, середнє арифметичне довжини і ширини, діагональ рамки та діаметр еквівалентного кола – і порівняли, який з них краще корелює з результатами ситового аналізу. З’ясувалося, що *ширина рамки* (по суті, максимальна ширина частинки) дає найбільш стабільну кореляцію з розміром сита,

і тому її вибрали як представницький розмір для подальшого оцінювання гранулометричного складу.

Калібрування розмірів і перерахунок до стандартних фракцій. Після визначення обраного параметру розміру для кожної частинки, необхідно зіставити цей параметр із каліброваними значеннями, прийнятими в технологічному контролі. Оскільки автоматична система бачить лише 2D проєкцію, а реальний контроль здійснюється 3D методами (сита з квадратними отворами, об'ємний розподіл тощо), виникають систематичні відхилення. Наприклад, діаметр еквівалентного кола чи довжина проєкції не завжди прямо відповідає «номінальному розміру» частинки за стандартом (квадратний отвір сита). Для виправлення цього вводяться корекційні коефіцієнти. Так, було запропоновано методику перерахунку ширини boundingbox частинки в еквівалентний розмір квадратного отвору сита за допомогою лінійних коефіцієнтів. Бернхардт і Мора у своїх роботах розробили формули для переходу від круглого отвору до квадратного, і від 2D виміряного розміру до 3D ситової фракції, показавши їх ефективність [63]. В досліді з коксом автори використали цю ідею: підібрали коефіцієнти alphадля кожного діапазону розмірів, щоб мінімізувати різницю між розподілом, отриманим від зображень, і розподілом за просіюванням (підгонка за критерієм мінімізації середньоквадратичної помилки). Після такого коригування збіг покращився – зменшились систематичні помилки для великих шматків, які раніше недооцінювалися або переоцінювалися.

Формування гранулометричного розподілу. Маючи список розмірів усіх виявлених частинок на кадрі (або серії кадрів), будується гранулометричний склад. Зазвичай це робиться аналогічно до ситового аналізу: визначаються відсоткові вмісти (або частки за кількістю) частинок у певних діапазонах розмірів. Якщо за еталон прийнято просіювання, то діапазони відповідають розмірам отворів сит (наприклад, <25 мм, 25–40 мм, 40–60 мм, 60–80 мм, >80 мм, як у наведеному прикладі). Система підраховує, скільки частинок (або сумарна маса частинок – про

це нижче) припадає на кожен діапазон. Для оцінки масової частки часто роблять припущення про пропорційність площі проєкції масі частинки (або об'єму). Простіше – можна вважати, що кількість частинок певного розміру прямо пропорційна їх масовій долі, якщо щільність матеріалу постійна. Тоді частку за масою заміняють часткою за кількістю, або з певною поправкою на крупні фрагменти. Деякі роботи пропонують більш витончені методи: наприклад, перетворення площинного розподілу в масовий через введення функції ваги, що компенсує недооблік прихованих під поверхнею шматків. Мора та співавт. запропонували простий спосіб перевести градацію за площею в градацію за масою, ввівши коефіцієнт корекції розміру, який враховує тривимірність та перекриття частинок. У випадку системи для коксу спостерігалось, що модель часом хибно класифікує дрібні частинки поруч із великими як частину великих, що призводило до завищення середнього розміру. Для виправлення цього додатково ввели алгоритм пост-корекції розподілу: на основі аналізу похибок для контрольних груп було виконано рекласифікацію деяких частинок між сусідніми класами, що покращило збіг кривих.

Гранулометричний склад може подаватися у вигляді диференційного (графік частки на інтервал) або кумулятивного (наростаючий підсумок, наприклад, % частинок менше певного розміру) розподілу. У промислових умовах часто використовують кумулятивні криві і аппроксимують їх відомими функціями – наприклад, функцією Розіна-Раммлера (РР). В дослідженні системи на конвеєрі руди отримані розподіли крупності успішно апроксимували функцією Розіна–Раммлера по великій осі частинок, похибка моделі склала лише ~5%. Це свідчить, що автоматично виміряний розподіл досить гладкий і узгоджений, аби відповідати теоретичній моделі дроблення. Криві розподілу, отримані системою, можна порівнювати з еталонними (лабораторними) на графіку для оцінки точності – наприклад, червона крива за даними зображень проти чорної за даними сит, як це наведено для коксу. Зазвичай розбіжності найсильніші на великих фракціях, адже

частково великі частки можуть бути відсутні або недораховані на знімку (вони можуть лежати під поверхнею, або їх кількість недостатня для статистики на невеликому відрізку стрічки).

Якщо говорити про автоматизацію контролю якості, то результати системи можуть бути використані, наприклад, для регулювання роботи дробарок чи грохотів. У разі виявлення наднормових шматків система формує сигнал тривоги. З наукової точки зору, таке використання підтверджене в експерименті: онлайн-сенсор для руди, встановлений на конвеєрі після дробарки, успішно виявляв появу надто великих кусків (20–250 мм) і таким чином дозволяв оперативно коригувати режим дроблення та проводити превентивне обслуговування грохотів.

Отже, програмне забезпечення на стадії класифікації переводить візуальну інформацію у кількісні показники, зрозумілі інженерам технологам. Підкріплюючись літературними джерелами: автоматичні методи аналізу зображень можуть досягати дуже високої точності – похибка визначення гранулометричного складу в межах 3–5% від результатів традиційного аналізу. Це відкриває можливості для повної автоматизації контролю крупності на конвеєрних лініях без втручання людини.

3.5. Інтеграція системи з конвеєрним обладнанням

Інтеграція розробленої системи в промислову конвеєрну лінію – відповідальний етап, що забезпечує роботу алгоритмів в реальних умовах виробництва. Під інтеграцією розуміють як фізичне встановлення компонентів (камер, освітлення, обчислювача) на існуючому обладнанні, так і зв’язок системи з автоматизованими системами керування (АСУ) підприємства для обміну даними та командного впливу.

Механічна та оптична інтеграція. Камера та освітлювачі встановлюються над конвеєрною стрічкою на спеціальних кронштейнах або рамах. Важливо вибрати

місце, де шар матеріалу на стрічці відносно стабільний (після точок пересипки матеріал може розподілятися нерівномірно), та де є достатньо простору для монтажу. Наприклад, успішно застосовують встановлення камери після віброгрохота або живильника, де матеріал розпластаний тонким шаром. Камера типово кріпиться на жорсткій балці над стрічкою; відстань до стрічки вибирається з урахуванням поля зору камери і бажаної роздільної здатності (чим вище – тим більшу площу захоплює, але менша деталізація). В конкретному випадку з коксовим конвеєром камеру розмістили так, що її об'єктив був *перпендикулярно* до стрічки, а дві бічні межі стрічки потрапляли в кадр (для подальшої калібровки ширини). Освітлювачі кріпляться поруч: часто під кутом ~45° до площини стрічки з двох боків, щоб мінімізувати тіні. Установка освітлення враховує рух: якщо стрічка похила або є рухомі частини, конструкція не повинна заважати. Обладнання бажано помістити в пилозахисні кожухи: існують промислові кожухи для камер зі склом, що самоочищається. В місцях з екстремальними умовами (висока температура, вологість) можуть знадобитися охолоджувальні кожухи або термостійкі компоненти.

Синхронізація з конвеєром. Система може працювати *асинхронно*, без прив'язки до конкретного стану конвеєра (просто роблячи знімки через певний інтервал часу), або *синхронно* – при отриманні сигналу, що на стрічці з'явився матеріал чи з певним кроком від початку чергової партії. У деяких випадках встановлюють датчик (фотодатчик, ваговий або датчик присутності матеріалу), який повідомляє системі, коли під камерою проходить матеріал. Ця логіка важлива, наприклад, щоб не генерувати зайві дані на порожній стрічці. В літературі навіть наголошено, що розпізнавання порожньої стрічки – окреме завдання, необхідне для автоматичного керування: якщо система виявила, що на стрічці немає руди, можна вимкнути або перемкнути конвеєр для економії енергії [63]. Тому інтеграція може передбачати, що наша система передає сигнал до ПЛК конвеєра «стрічка порожня, можна зупинити подачу». В зворотньому напрямку, від конвеєра до системи,

можуть надходити сигнали швидкості стрічки, щоб адаптивно регулювати частоту зйомки або витримку камери.

Передача даних та мережа. Обчислювальний модуль системи, як правило, підключається до мережі підприємства (Ethernet). Це дозволяє надсилати результати аналізу до центральної бази даних або диспетчерського пункту. Наприклад, розподіл гранулометрії може відображатися в операторській на екрані SCADA-системи. Інтеграція даних полягає в тому, щоб погодити *протоколи та формати*: часто застосовують OPC UA сервер на боці системи комп'ютерного зору, щоб АСУТП могла зчитувати параметри (середній розмір, % понаднормових фракцій тощо) як теги. Також система може зберігати сирі дані та зображення у локальній базі для глибшого аналізу, а до АСУТП передавати тільки зведену інформацію або сигнали тривоги.

Витривалість до середовища. Конвеєрні лінії – агресивне середовище для електроніки: пил, удари, вібрації, можливі бризки води (наприклад, при зрошенні руди). Тому при інтеграції передбачають захист та регулярне обслуговування. Кожухи камер оснащують системами очищення – автоматичними склоочисниками або повітряною завісою, щоб на лінзі не осідав пил. Вібрації компенсують установкою демпферів або кріпленням до масивних основ. В одному з оглядів зазначено, що пил, тьмяне освітлення і вібрації – це ключові виклики, з якими треба боротися при розгортанні автоматизованих систем контролю на виробництві [63]. Наша система закладає це в конструкцію: наприклад, всі з'єднання – вібростійкі, кабелі укладені в захисні гофротруби, а блок обчислення розташований подалі від джерел тепла і пилу (можливо, в окремій шафі керування).

Інтеграція у виробничий процес. Крім технічних аспектів монтажу, важливо вписати систему у технологічну схему. Якщо підприємство має систему контролю якості, результати гранулометричного аналізу можуть автоматично співставлятись з нормативами. Наприклад, якщо протягом певного часу спостерігається збільшення частки крупних кусків понад встановлений ліміт, система може

згенерувати команду на зменшення подачі в дробарку або повідомлення персоналу про необхідність перевірки грохота. У випадку конвеєрів, що живлять критичні вузли (як доменна піч), своєчасне виявлення аномалій у розмірах коксу дозволяє уникнути проблем з газопроникністю шару. Звіт про впровадження автоматичного аналізатора на конвеєрі з рудою вказує, що його застосування підвищило оперативність реагування на *«oversize»* частки, що, в свою чергу, зменшило простої через забивання і підвищило доступність обладнання [63].

Безпека та регламенти. Система інтегрується так, щоб не створювати небезпеки для персоналу: проводка відповідає стандартам, лазерні або ІЧ-освітлювачі (якщо застосовуються) – класу, безпечного для очей, і т.д. Інтеграція також враховує сертифікацію: використовуються компоненти із потрібними допусками (наприклад, вибухозахищене виконання – якщо аналізуються пилеутворюючі матеріали типу вугільного пилу).

Таким чином, інтеграція охоплює комплекс мір – від оптимального розміщення камери на конвеєрі до налагодження зв’язку з системами керування. Грамотно інтегрована система стає частиною конвеєрного комплексу і працює безперервно разом з ним, надаючи інформацію в режимі реального часу і, за необхідності, впливаючи на процес (через сигнали чи автоматизовані дії). Практичні дослідження підтверджують, що при врахуванні чинників середовища (пил, вібрація, освітлення) та забезпеченні достатньої швидкодії, такі системи успішно функціонують на конвеєрах гірничодобувної, металургійної та інших галузей.

3.6. Опис бази даних вимірювань та інформаційної системи

Для збереження та подальшого використання результатів роботи автоматизованої системи розпізнавання гранулометричного складу створюється спеціалізована база даних (БД) вимірювань. Вона є частиною інформаційної

системи підприємства, інтегруючись з існуючими сховищами даних і програмними інтерфейсами.

Структура бази даних. База даних проектується таким чином, щоб зберігати як *поточні операційні дані* (результати останніх вимірювань), так і *історичну інформацію* для аналізу трендів. Кожен запис у БД зазвичай відповідає певному інтервалу часу або події на конвеєрі – наприклад, результат аналізу за 1 хвилину, або за один кадр/замір. Основні поля запису можуть включати: дату й час вимірювання, ідентифікатор конвеєра або ділянки, кількість частинок, виявлених на зображенні, числові характеристики розподілу (значення процентилів – d_10, d_50, d_90; частку надрешітного матеріалу; середній розмір; дисперсію тощо). Також можуть зберігатися криві розподілу – найпростіше у вигляді пари масивів (набір розмірів і відповідні процентні вмісти) або параметрів апроксимуючої функції (наприклад, коефіцієнти функції Росіна-Раммлера, якщо вона застосовується). До запису може прикріплятися посилання на зображення, за яким був отриманий результат, – у БД зберігається шлях до файлу з оригінальним фото чи зображенням з нанесеними контурами. Це корисно для верифікації: оператор або інженер може переглянути, як система сегментувала матеріал в конкретний момент.

Реалізація БД. Оскільки обсяг даних, що генеруються системою, відносно невеликий (навіть щохвилинні записи протягом року – це декілька сотень тисяч рядків), для реалізації підходять як стандартні реляційні СУБД (наприклад, Microsoft SQL Server, PostgreSQL), так і спеціалізовані *time-series* сховища, оптимізовані під часові ряди (наприклад, InfluxDB). Вибір визначається політиками підприємства: якщо вже існує центральна база даних якості, то дані можна додати туди. В іншому разі створюється окрема БД з відповідним інтерфейсом доступу.

Інтеграція з інформаційною системою. База даних є частиною більш широкої інформаційної системи, яка може включати:

Модуль збору даних – програма, що отримує результати від обчислювального модуля (через файли, через API або по мережі) і вставляє їх у базу. Часто такий

модуль працює у реальному часі, забезпечуючи запис без значних затримок. Можливий сценарій: після обробки кадру програмне забезпечення генерує запис у форматі JSON/XML і надсилає на веб-сервіс, який вже здійснює транзакцію до БД.

Модуль візуалізації та звітності – компоненти, що звертаються до БД для формування графіків, таблиць, дашбордів. Наприклад, веб-додаток для операторів може показувати тренд середнього розміру за зміну або порівнювати поточний розподіл з нормативним.

Аналітичний модуль – для глибшого аналізу історичних даних (пошук кореляцій між гранулометрією і продуктивністю млина, наприклад). Такий модуль може періодично вибирати дані з БД і виконувати розрахунки, зберігати агреговані результати (наприклад, середньозмінні значення, максимуми за добу тощо).

Безперервність і надійність зберігання. БД налаштована на резервування: критичні системи якості зазвичай дублюються, тому може бути налаштовано реплікацію записів на резервний сервер чи збереження бекапів. Якщо на певний момент зв’язок із БД втрачено, система повинна мати буфер (наприклад, тимчасово зберігати дані локально і синхронізувати при відновленні зв’язку).

Доступ до даних. Інформаційна система передбачає ролі доступу. Оператор в цеху може бачити лише поточні значення і попередження, інженер-технолог – детальні графіки і історію за тривалий період, менеджмент – лише ключові індикатори у спрощеному вигляді. База даних може взаємодіяти з іншими підсистемами: наприклад, модуль планування виробництва може запитувати середню гранулометрію сировини при розрахунку режимів млинів.

Приклад запису в базі даних:

Timestamp	LineID	d50 (мм)	dmax (мм)	<25мм (%)	25-40мм (%)	40-60мм (%)	60-80мм (%)	>80мм (%)	ImageID
2025-12-02 21:14:00	Line3	38.2	82	5.0	20.3	50.1	22.0	2.6	image_12345

Така таблиця зберігає, що на лінії 3 о 21:14 середній (медіанний) розмір d_50=38.2 мм, максимальний ~82 мм, дрібної фракції <25 мм – 5% тощо, посилання на зображення image_12345 (яке може зберігатись окремо на диску або в файловій БД).

Використання даних. Збережені в БД дані гранулометричного складу мають багато застосувань:

Оперативний контроль: відстеження, чи не виходить гранулометрія за допустимі межі в реальному часі. Якщо так – видача тривожного сигналу або автоматична корекція (як згадано раніше, зворотній зв'язок на установку дроблення чи грохочення).

Пост-аналіз: інженери можуть аналізувати, як зміни режимів роботи обладнання впливають на крупність, будувати тренди за місяці, шукати закономірності (наприклад, зношення дробарки – поступове збільшення d_{max} з часом).

Звітність: генерація звітів за зміну/добу про якість матеріалу. Часто на підприємствах вимагається вести журнал якості продукції – автоматична система полегшує це, оскільки БД виступає електронним журналом, звідки беруться необхідні показники.

Навчання моделей: накопичені великі масиви даних можуть бути використані для побудови прогностичних моделей, наприклад, для прогнозу необхідності техобслуговування (predictivemaintenance) – якщо гранулометрія раптово погіршилась, це може вказувати на поломку сита.

Таким чином, інформаційна система на основі бази даних вимірювань забезпечує прозорість та доступність результатів роботи автоматичної системи для всіх рівнів підприємства. Як зазначають дослідники, повна інтеграція таких систем у цифрову інфраструктуру дозволяє реалізувати концепцію Industry 4.0 – отримувати дані від сенсорів у реальному часі і негайно їх використовувати для оптимізації процесів. Наша база даних є невід'ємною складовою такої інтеграції,

забезпечуючи надійне зберігання та обмін інформацією про гранулометричний склад матеріалу.

3.7. Інтерфейс оператора та візуалізація результатів

Інтерфейс оператора відіграє важливу роль в практичній експлуатації автоматизованої системи – через нього користувачі (оператори, інженери) взаємодіють із системою, отримують результати аналізу та можуть задавати необхідні параметри. Інтерфейс має бути інтуїтивно зрозумілим, наочним та відповідати вимогам промислового середовища (простота, чіткість, мінімум зайвих деталей, висока надійність відображення).

Способи реалізації інтерфейсу. Залежно від конфігурації системи, інтерфейс може бути реалізований як:

Локальний HMI (Human-MachineInterface) – екран або панель оператора, встановлена поруч з конвеєром або в операторській, підключена безпосередньо до обчислювального модуля. Наприклад, це може бути сенсорний промисловий панельний комп'ютер, що показує графіки і показники в реальному часі.

Віддалений інтерфейс – комп'ютер або клієнтське місце, яке підключається до системи через мережу (локальну або інтернет/VPN). Такий підхід часто реалізується як *веб-додаток*: сервер інтерфейсу працює на модулі системи або на корпоративному сервері, а оператор відкриває веб-сторінку у браузері, де в інтерактивному режимі відображаються дані. Перевага – доступ з будь-якого авторизованого пристрою і легкість оновлення інтерфейсу.

Інтеграція в SCADA – якщо на підприємстві вже існує SCADA-система для моніторингу, інтерфейс може бути частково інтегрований туди. Тобто показники гранулометрії виводяться на екрани SCADA поряд з іншими параметрами (продуктивність, витрати тощо). Оператор працює в єдиному середовищі, а наша

система по суті виступає як ще один сенсор. Однак для глибшого аналізу (перегляду зображень, деталей розподілу) може існувати окремий додаток.

Елементи інтерфейсу. Головні компоненти, що відображаються оператору:

Поточні числові показники. Це можуть бути *цифрові індикатори* або табло, які показують, наприклад: середній розмір d_50, максимум d_max, вміст надлишково великої фракції (>% певного порогу), вміст дрібної фракції (<% порогу), кількість частинок на стрічці зараз, швидкість оновлення тощо. Важливі показники виділяються кольором або великим шрифтом. Якщо якесь значення виходить за межі норми, воно підсвічується (наприклад, червоним). Оператор одразу бачить, чи все в порядку: зелений індикатор – в нормі, жовтий – наближається до граничного, червоний – перевищено ліміт.

Графік розподілу гранулометричного складу. Найнаочніше представлення – графік, де по осі X відкладено розмір частинок, а по осі Y – або процентний вміст, або кумулятивний % passing. Може бути показана поточна крива розподілу, оновлена для останніх даних. Також можна відображати *цільову* криву або допуски для наочності. Наприклад, тонка лінія – еталонний розподіл, а поверх нього товста лінія – поточний, щоб побачити різницю. У випадку сегментації зображення і оцінки розподілу за одним кадром, кожен кадр дає досить «шумний» розподіл; тому зазвичай відображають усереднені за кілька хвилин дані для гладкості.

Тренди та історія. Оператор може перемикнутися на режим перегляду історії: графік зміни ключових параметрів з часом (наприклад, графік середнього розміру по хвилинах за останню годину). Це допомагає відстежити динаміку – чи стабільний процес, чи йде дрейф. Наприклад, повільне зростання d_max може сигналізувати про знос грохота. Такі тренди можуть автоматично будуватися з БД (підрозділ 3.6), забезпечуючи гнучкий інструмент для аналізу.

Візуалізація зображень. Дуже корисною функцією є показ останнього обробленого зображення або його фрагменту з накладеними результатами сегментації. Наприклад, інтерфейс може показувати кадр конвеєра, на якому

контури кожної виявленої частинки обведені зеленим, а над ними зазначений розмір або ідентифікатор. Це підтверджує оператору правильність роботи системи наочно (якщо система помилилась і об’єднала дві частки в одну, оператор це побачить). Особливо корисно при налагодженні: інженер може вибірково проглянути архівні зображення з аномальними результатами.

Сигнальні повідомлення. Інтерфейс відображає аварійні чи попереджувальні повідомлення. Наприклад: «Збільшення крупності понад норму! dmax = 120 мм (норма 100)» або «Низька якість зображення – можливо, забруднено камеру». Такі повідомлення можуть дублюватися звуковою або світловою сигналізацією, якщо критично. Оператор повинен мати змогу швидко побачити, *яка* проблема і *де*.

Елементи керування. В інтерфейсі можуть бути елементи для конфігурації: вибір конвеєра (якщо система багатолінійна), зміна режиму відображення (наприклад, переключення між поточними даними і архівом), кнопки для оновлення калібрувальних коефіцієнтів чи порогів тривог. З міркувань безпеки, критичні налаштування захищені паролем або доступні тільки інженерам. Для оператора, можливо, доступна лише кнопка «Пауза/Продовжити» аналіз (якщо потрібно тимчасово зупинити, наприклад, на час техобслуговування камери).

*Приклад роботи інтерфейсу***.** При нормальній роботі на екрані оператор бачить, скажімо, текст: *«Середній розмір: 35 мм; d_max: 80 мм; Частка >50 мм: 5%»*, графік, на якому крива розподілу плавно йде вгору до 100% на ~80 мм, і зображення конвеєра з зеленими контурами. Все підсвічено зеленим, отже оператор не втручається. Якщо раптом з’являється кілька великих валунів, d_max підскакує, скажімо, до 130 мм, і частка >100 мм стає 2% (вище нуля), індикатор d_max стане червоним, на графіку буде видно відхилення, вискочить повідомлення *«Перевищення крупності! Великі шматки: 2%»*. Оператор побачить по зображенню, де ці шматки, і може прийняти рішення (наприклад, зменшити подачу чи перевірити сито).

ВИСНОВКИ

Підсумовуючи результати проведеного дослідження, можна стверджувати, що поставлена в магістерській роботі мета — розробка автоматизованої системи розпізнавання гранулометричного складу сипких матеріалів на конвеєрі в умовах металургійного виробництва — була повністю досягнута. Виконана робота дозволила не лише систематизувати та глибоко проаналізувати сучасні підходи до оцінювання гранулометрії, але й створити технічно та методологічно обґрунтовану модель системи машинного зору, здатної працювати в реальних виробничих умовах.

Перш за все, проведений аналіз літературних джерел і технічних матеріалів засвідчив, що традиційні лабораторні методи контролю гранулометричного складу залишаються важливою складовою технологічного контролю, однак їхні можливості істотно обмежені. Ручний ситовий аналіз, незважаючи на свою точність, не забезпечує оперативності й безперервності контролю, що є критично важливим у металургійному виробництві. Технологічні процеси тут відбуваються безперервно, і для їх ефективної роботи потрібна миттєва інформація про будь-які зміни у характеристиках матеріалів. Саме тому було обґрунтовано об’єктивну потребу у створенні системи, яка могла б виконувати гранулометричний аналіз на конвеєрі в реальному часі.

Розглянуті сучасні підходи — лазерна дифракція, імідж-аналіз, оптичні та лазерні сенсори — хоча й забезпечують високий рівень точності, проте мають певні обмеження, особливо коли йдеться про застосування у реальних умовах гірничо-металургійних комбінатів. Пил, вібрації, нестабільне освітлення, нерівномірність потоку матеріалу, широкий діапазон розмірів частинок — усе це потребує адаптивної системи, здатної працювати в складних умовах. Аналіз показав, що саме системи комп’ютерного машинного зору мають найкращі перспективи практичного використання в таких умовах, оскільки дозволяють отримувати детальну

інформацію про форму, розмір і структуру частинок у потоці матеріалу, не втручаючись у технологічний процес.

Дослідження особливостей фізико-механічних властивостей сипких матеріалів дало можливість сформувати вимоги до потенційної системи: вона має враховувати різні форми та структури частинок, їхній колір, відбивну здатність, а також можливість часткового злипання або перекриття. Було встановлено, що формування високоякісного зображення — один із ключових чинників успішної сегментації та аналізу. Саме тому значна частина дослідження була присвячена вибору оптимальних параметрів освітлення, визначенню необхідної роздільної здатності камер, оцінюванню впливу тіні, відблисків і зміни контрасту.

Одним із ключових етапів роботи стало дослідження алгоритмів обробки зображень. Було доведено, що прості методи порогової сегментації, які часто застосовуються в задачах двовимірного аналізу, не забезпечують достатньої точності при аналізі складних потоків сипких матеріалів. Значно ефективнішими виявилися комбінації морфологічних операцій із адаптивними методами сегментації, зокрема алгоритм Watershed, який дозволяє коректно розділяти злиплі частинки. Також досліджено можливості використання методів глибинного навчання, які демонструють високу точність на задачах розпізнавання об’єктів складної форми. Хоча нейронні мережі потребують значної кількості розмічених даних, вони створюють перспективу для подальшого вдосконалення розробленої системи та розширення її функціональності.

У ході роботи була побудована структурна модель автоматизованої системи. Вона включає декілька рівнів: апаратний (камера, підсвічування, монтажні вузли), програмний (алгоритми попередньої обробки зображень, сегментації, класифікації, аналізу форми частинок), базу даних для зберігання результатів і користувацький інтерфейс. Кожен із цих рівнів має важливе значення для забезпечення стабільної, швидкої та точної роботи системи. Було створено програмні модулі для виділення

контурів частинок, визначення їх геометричних характеристик, перетворення результатів у гранулометричні криві та їх порівняння з нормативними значеннями.

Практична частина роботи підтвердила можливість застосування машинного зору для контролю сипких матеріалів у реальних умовах. Під час тестування були отримані зображення різних матеріальних потоків, на яких алгоритми успішно виділяли частинки, визнавали їх форму і розмір, будували гранулометричні криві та визначали відсотковий вміст окремих фракцій. Важливою перевагою стало те, що система працює безперервно, обробляючи кадри в режимі реального часу та надаючи інформацію, придатну для подальшої автоматизації виробничого управління.

У результаті дослідження було отримано низку важливих висновків. По-перше, доведено можливість створення надійної автоматизованої системи контролю гранулометричного складу, яка здатна працювати на металургійних конвеєрах у складних умовах. По-друге, підтверджено, що збір та аналіз даних машинним зором дає суттєво точнішу картину, ніж дискретні лабораторні вимірювання. По-третє, результати показали, що така система може бути інтегрована у загальний контур автоматизації виробництва, виконує роль джерела зворотного зв’язку для управління технологічними агрегатами, такими як доменні печі, агломераційні машини або лінії підготовки рудної сировини.

У ході роботи також було акцентовано увагу на перспективності подальшого вдосконалення системи. Одним із важливих напрямів розвитку є впровадження глибинних нейронних мереж, здатних самостійно знаходити оптимальні ознаки, що описують частинки. Іншим перспективним шляхом є під’єднання системи до цифрових двійників технологічних процесів, де дані про гранулометрію могли б використовуватися для динамічної оптимізації параметрів виробництва в реальному часі. Також можливим є розширення функціональності системи для визначення не лише розміру, але й форми частинок, виявлення дефектів, розпізнавання сторонніх включень або відхилень у складі матеріалу.

Важливим результатом дослідження стала демонстрація того, що впровадження системи на практиці здатне принести підприємству суттєві економічні переваги. Оперативний контроль гранулометричного складу дозволяє зменшити витрати на лабораторний аналіз, оптимізувати витрати енергії, підвищити якість продукції та стабільність доменного процесу. У довгостроковій перспективі підприємство отримує можливість точного прогнозування та управління процесами, що, у свою чергу, сприяє підвищенню конкурентоспроможності.

Таким чином, підсумкові результати магістерської роботи свідчать, що створена система здатна виконувати поставлені завдання з високим рівнем ефективності, точності та стійкості до виробничих впливів. Сформульовані в роботі підходи можуть слугувати основою для подальших інженерних розробок, експериментальних досліджень, модернізації існуючого обладнання та впровадження концепції "розумного" контролю матеріальних потоків. Отримані напрацювання можуть бути використані також у суміжних галузях, де необхідний аналіз сипких матеріалів — у гірничій, хімічній, харчовій, будівельній промисловості.

Отже, магістерська робота виконана в повному обсязі, а її результати мають як наукове, так і практичне значення. Вона демонструє можливості сучасних технологій машинного зору та їхню здатність забезпечувати гнучкий, точний і ефективний контроль характеристик матеріалів у режимі реального часу. Упровадження подібних систем є важливим кроком до цифрової трансформації металургійної галузі та створення інтелектуальних виробничих комплексів нового покоління.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Sabitova, A.; Mukhamediyarov, N.; Mussabayeva, B.; Rakhadilov, B.; Aitkazin, N.; Bayakhmetova, B.; Sharipkhan, Z.; Gaisina, B. The Effect of the Granulometric Composition of Slags on the Efficiency of Non-Ferrous Metal Extraction. *Processes* 2025, 13, 2113. URL:https://doi.org/10.3390/pr13072113

2. Maslak, O.I.; Hryshko, N.Y.; Hlazunova, O.O.; Maslak, M.V.; Yakovenko, Y.Y.; Savielova, A.D. Prospects of the recycling of metallurgical waste. *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.* 2024, 1415, 012128.

3. Marwa, A. Effect of Particle Size on Leachate Formation Characteristics from Gold Mine Waste Rocks: At Source Acid Mine Drainage Management in Tanzania. *J. Appl. Sci. Environ. Manag.* 2023, 27, 2387–2392.

4. Michael Holliday, Yufeng Lai, Matthew Hobbs, Nick Boone, Tariq Al-Haji, Iain Scott & Jon Willmott (2023): Continuous measurement of ferrous sinter size distributions using an optical sensor system, *Ironmaking & Steelmaking*, DOI: 10.1080/03019233.2023.2208979

5. Govender N, Wilke DN, Wu CY, et al. A numerical investigation into the effect of angular particle shape on blast furnace burden topography and percolation using a GPU-solved discrete element model. *ChemEngSci.* 2019; 204:9–26. DOI:10.1016/j.ces.2019.03.077

6. Agrawal A. Blast furnace performance under varying pellet proportion. *Trans Indian Inst Met.* 2019;72(3):777–787. DOI:10.1007/s12666-018-1530-6

7. Hutny WP, Lee GK, Price JT. Fundamentals of coal combustion during injection into a blast furnace. *Prog Energy Combust Sci.* 1991;17. DOI:10.1016/0360-1285(91)90008-B

8. Guha M. Revealing cohesive zone shape and location inside blast furnace. *Ironmak Steelmak.* 2018;45(9):787–792. DOI:10.1080/03019233.2017.1338385

9. Iljana, M.; Paananen, T.; Mattila, O.; Kondrakov, M.; Fabritius, T. Effect of Iron Ore Pellet Size on Metallurgical Properties. *Metals* 2022, 12, 302. URL:https://doi.org/10.3390/met12020302

10. Pfandl, K.; Küppers, B.; Scheiber, S.; Stockinger, G.; Holzer, J.; Pomberger, R.; Antrekowitsch, H.; Vollprecht, D. X-ray fluorescence sorting of non-ferrous metal fractions from municipal solid waste incineration bottom ash processing depending on particle surface properties. *Waste Manag. Res.* 2019, 38, 111–121

11. ASTM International. Standard Specification for Woven Wire Test Sieve Cloth and Test Sieves. ASTM E11-24. West Conshohocken, PA: ASTM International, 2024.

12. International Organization for Standardization. Testsieves — Technical requirements and testing — Part 1: Test sieves of metal wire cloth. ISO 3310-1:2016. Geneva: ISO, 2016.

13. International Organization for Standardization. Iron ores and direct reduced iron — Determination of size distribution by sieving. ISO 4701:2019 (5th ed.). Geneva: ISO, 2019.

14. ASTM International. Standard International Organization for Standardization. Iron ores and direct reduced iron — Determination of size distribution by sieving. ASTM B214-22. West Conshohocken, PA: ASTM International, 2022.

15. International Organization for Standardization. Particle Size Analysis — Laser Diffraction Methods. ISO 13320:2020. Geneva: ISO, 2020.

16. International Organization for Standardization. Particle size analysis — Image analysis methods — Part 2: Dynamic image analysis methods. ISO 13322-2:2021. Geneva: ISO, 2021.

17. Heydari M., Amirfattahi R., Nazari B., et al. Iron ore green pellet diameter measurement by using image processing techniques. 21st Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE). 2013, p. 1–6. doi:10.1109/IranianCEE.2013.6599563

18. Eddie Mancera. The Complete Guide to Machine Vision Triggering for High-Speed Image Acquisition. URL:https://www.elementaryml.com/blog/the-complete-guide-to-machine-vision-triggering-for-high-speed-image-acquisition

19. A system for the granulometric composition assessment of bulk materials. URL: https://mallenom.com/products/mv-and-ml/viscontgranules

20. Instantly measure material on conveyors. URL: https://wipware.com/products/solo-conveyor-analysis-system

21. Particle Size Distribution Measurement on Conveyor Belt using 3D Imaging. URL: https://www.innovativemachinevision.com/particle-size-distribution

22. Coello-Velázquez, A.L.; Quijano Arteaga, V.; Menéndez-Aguado, J.M.; Pole, F.M.; Llorente, L. Use of the Swebrec Function to Model Particle Size Distribution in an Industrial-Scale Ni-Co Ore Grinding Circuit. *Metals* 2019, 9, 882. URL:https://doi.org/10.3390/met9080882.

23. RockSense 3D. URL:https://www.metso.com/portfolio/rocksense

24. MOTION METRICS. URL:https://www.global.weir/product-catalogue/motion-metrics-beltmetrics

25. Li, M., Wang, X., Yao, H., Saxén, H., & Yu, Y. Analysis of Particle Size Distribution of Coke on Blast Furnace Belt Using Object Detection. *Processes* 2022, 10(10), Article 1902. URL:https://doi.org/10.3390/pr10101902

26. Ulusoy, U. A Review of Particle Shape Effects on Material Properties for Various Engineering Applications: From Macro to Nanoscale. *Minerals* 2023, 13, 91. URL:https://doi.org/10.3390/min13010091

27. Coello-Velázquez, A.L.; Quijano Arteaga, V.; Menéndez-Aguado, J.M.; Pole, F.M.; Llorente, L. Use of the Swebrec Function to Model Particle Size Distribution in an Industrial-Scale Ni-Co Ore Grinding Circuit. *Metals* 2019, 9, 882. URL:https://doi.org/10.3390/met9080882

28. Zhou, Y.C., Wright, B.D., Yang, R.Y., Xu, B.H., Yu, A.B. Physica A 269 (1999) 536–553

29. Log-normal distribution. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Log-normal_distribution.

30. Automated Particle Size Analysis in Heavy Industry. URL:https://www.ripik.ai/particle-size-analysis-in-heavy-industry

31. A GUIDE TO PARTICLE SIZE AND SHAPE PARAMETERS BY IMAGE ANALYSIS. URL: https://www.bettersizeinstruments.com

32. Howse J. *Python Image Processing Cookbook*. Birmingham: Packt Publishing, 2020.

33. Brahma R. Hands-On Image Processing with Python. Birmingham: Packt Publishing, 2021. 420 p.

34. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing Handbook. BocaRaton: CRC Press, 2018. 1280 p.

35. Jähne B. Digital Image Processing: Principles and Applications. Berlin: Springer, 2005. 601 p.

36. Jähne B., Haußecker H. Image Processing: The Fundamentals. Berlin: Springer, 2000. 575 p.

37. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // Proceedingsofthe IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2016. P. 779–788.

38. Jason Baldridge, Jakob Bauer, Mukul Bhutani, Nicole Brichtova, Andrew Bunner, Lluis Castrejon, Kelvin Chan, Yichang Chen, Sander Dieleman, Yuqing Du, etal. Imagen 3. arXivpreprint arXiv:2408.07009, 2024.

39. James Betker, Gabriel Goh, Li Jing, Tim Brooks, Jianfeng Wang, Linjie Li, Long Ouyang, Juntang Zhuang, JoyceLee, YufeiGuo, etal. Improving image generation with better captions. Computer Science. URL:https://cdn. openai. com/papers/dall-e-3. pdf, 2(3):8, 2023.

40. AliBorji. Prosandcons of gane valuation measures. Computer vision and image understanding, 179:41–65, 2019.

41. Chaofeng Chen, Jiadi Mo, Jingwen Hou, Haoning Wu, Liang Liao, Wenxiu Sun, Qiong Yan, and Weisi Lin. Topiq: A top- down approach from semantics to distortions for image quality assessment. IEEE Transactionson Image Processing, 2024.

42. Junsong Chen, Jincheng Yu, Chongjian Ge, Lewei Yao, Enze Xie, Yue Wu, Zhongdao Wang, James Kwok, Ping Luo, Huchuan Lu, etal. Pixart-alpha: Fast training of diffusion transformer for photorealistic text-to-image synthesis. arXivpreprint arXiv:2310.00426, 2023.

43. Xiaoliang Dai, Ji Hou, Chih-Yao Ma, Sam Tsai, Jialiang Wang, Rui Wang, Peizhao Zhang, Simon Vandenhende, Xiaofang Wang, Abhimanyu Dubey, etal. Emu: Enhancing image generation models using photogenic needles in a haystack. arXivpreprint arXiv:2309.15807, 2023

44. Li, M.; Wang, X.; Yao, H.; Saxén, H.; Yu, Y. Analysis of Particle Size Distribution of Coke on Blast Furnace Belt Using Object Detection. *Processes* 2022, *10*, 1902. URL: https://doi.org/10.3390/pr10101902

45. Xu, D.; Wang, J.; Li, Z.; Li, C.; Guo, Y.; Qiao, X.; Wang, Y. Automated Particle Size and Shape Determination Methods: Applicationto Proppant Optimization. *Processes* 2025, *13*, 21. URL: https://doi.org/10.3390/pr13010021

46. Area Scan Camers. URL: https://www.svs-vistek.com/en/industrial-cameras/svs-cameras.php

47. Li, M.; Wang, X.; Yao, H.; Saxén, H.; Yu, Y. Analysis of Particle Size Distribution of Cokeon Blast Furnace Belt Using Object Detection. *Processes* 2022, *10*, 1902. URL: https://doi.org/10.3390/pr10101902

48. Ma, X.; Zhang, P.; Man, X.; Ou, L. A New Belt Ore Image Segmentation Method Basedon the Convolutional Neural Network and the Image-Processing Technology. *Minerals* 2020, *10*, 1115. URL: https://doi.org/10.3390/min10121115

49. https://www.qlight-system.com/products/led-industrial-lights?tags=182,184,478&t=1725515340949&page=1&utm_source=google&utm_network=g&utm_term=led%20machine%20light&utm_medium&utm_id=711223041008&g

ad_source=1&gad_campaignid=21642627262&gbraid=0AAAAA-HYTaVx5U5-lZTkbfq_s0XTGbXnX&gclid=Cj0KCQiAubrJBhCbARIsAHIdxD8m0BMpE8YmrPp3gLqf9f4jO_jBQZfbfe9vm1lfgb4PUXtHlDuWCQ4aAp3NEALw_wcB

50. Xu, D.; Wang, J.; Li, Z.; Li, C.; Guo, Y.; Qiao, X.; Wang, Y. Automated Particle Size and Shape Determination Methods: Application to Proppant Optimization. *Processes* 2025, *13*, 21. URL: https://doi.org/10.3390/pr13010021

51. Leiva, C.; Acuña, C.; Castillo, D. Development and Validation of an Online Analyzer for Particle Size Distributionin Conveyor Belts. *Minerals* 2021, *11*, 581. URL: https://doi.org/10.3390/min11060581

52. Beucher, S.; Lantuéjoul, C. Use of Watersheds in Contour Detection. In Proceedings of the International Workshop Image Processing, Trieste, Italy, 4–8 June 1979; pp. 17–21.

53. Beucher, S. The Wathershed Transformation applied to Image Segmentation. In Proceeding sof the 10th Pfefferkorn Conferenceon Signal and Image Processing in Microscopy and Microanalysis, Cambridge, UK, 16–19 September 1991.

54. Vincent, L. Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis: Applications and Efficient Algorithms. IEEE Trans. ImageProcess. 1993, 2, 176–201. [GoogleScholar] [CrossRef] [PubMed]

55. Meijster, A.; Roerdink, J.B.T.M. The Implementation of a Parallel Watershed Algorithm; University of Groningen: Utrecht, TheNetherlands, 1995; pp. 134–142.

56. Meijster, A.; Roerdink, J.B.T.M. A Disjoint–set Algorithm for the Watershed Transform. In Proceedings of the 9th European Signal Processing Conference, Rhodes, Greece, 8–11 September 1998; Volume 3, pp. 1665–1668.

57. Sang, P.H.; Beom, R.J. Homogeneous Region Merging Approach for Image Segmentation Preserving Semantic Object Contours. In Proceedings of the International Workshopon Very Low Bitrate Video Coding, Urbana, IL, USA, 8–9 October 1998.

58. Roerdink, J.B.T.M.; Meijster, A. The Watershed Transform: Definitions, Algorithms and Parallelization Strategies. Fundam. Inform. 2001, 41, 187–228.

59. Meyer, F.; Vachier, C. Image Segmentation BasedonViscousFloodinf Simulation. In Mathematical Morphology: Proceedings of the V IthInternational Symposium, Bordeaux, France, 28–30 August 2013; Hugues, T., Richard, B., Eds.; CSIRO Publishing: ClaytonSouth, Australia, 2002; pp. 69–77.

60. Horowitz, S.L.; Pavlidis, T. Picture Segmentationby a treetraversalalgorithm. J. ACM 1976, 23, 368–388.

61. Lawson, S.W.; Parker, G.A. Intelligent segmentation ofi ndustrial radiographic images using neural networks. In Machine Vision Applications, Architectures, and Systems Integration III; International Society for Opticsand Photonics: Bellingham, WA, USA, 1994; Volume 2347, pp. 245–255.

62. Ma, X.; Zhang, P.; Man, X.; Ou, L. A New Belt Ore Image Segmentation Method Based on the Convolutional Neural Network and the Image-ProcessingTechnology. *Minerals* 2020, *10*, 1115. URL: https://doi.org/10.3390/min10121115

ДОДАТОК А

Код-приклад (Python + OpenCV)

```
import cv2
importnumpyasnp

# ---------------------------
# НАЛАШТУВАННЯ
# ---------------------------

IMG_PATH = "ore_powder.png"   # твоє зображення
PIXEL_SIZE_UM = 2.0             # розмір пікселя, мкм/пікс
(підстав свій калібр)

MIN_AREA_PIX = 20             # мінімальна площа частинки (у
пікселях)
MAX_AREA_PIX = 1e6               # максимум, щоб відкидати
артефакти

# ---------------------------
# 1. ЗАВАНТАЖЕННЯ / ЗАХОПЛЕННЯ КАДРУ
# ---------------------------

img = cv2.imread(IMG_PATH)
ifimgisNone:
raiseRuntimeError("Не вдалося завантажити зображення")

gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

# ---------------------------
# 2. ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА (для порошків/руд)
# ---------------------------

# Вирівнювання контрасту (CLAHE) - добре працює при нерівному
освітленні
clahe = cv2.createCLAHE(clipLimit=2.0, tileGridSize=(8, 8))
gray_eq = clahe.apply(gray)

# Легке згладжування шуму
blur = cv2.GaussianBlur(gray_eq, (5, 5), 0)
```

```
# Якщо частинки ТЕМНІ на СВІТЛОМУ фоні - інвертуємо
# Якщо навпаки - закоментуй наступний рядок
blur_inv = cv2.bitwise_not(blur)

# Адаптивний поріг - краще тримає нерівний фон
th = cv2.adaptiveThreshold(
blur_inv,
    255,
    cv2.ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C,
    cv2.THRESH_BINARY,
    35,  # розмір вікна
    5    # зсув
)

# Морфологія для прибирання шумів і закриття дрібних дірок
kernel = np.ones((3, 3), np.uint8)
th_clean = cv2.morphologyEx(th, cv2.MORPH_OPEN, kernel,
iterations=1)
th_clean = cv2.morphologyEx(th_clean, cv2.MORPH_CLOSE,
kernel, iterations=1)

# ---------------------------
# 3. СЕГМЕНТАЦІЯ (розлипання частинок, що зчепилися)
# ---------------------------

# Відстаневе перетворення для watershed
dist = cv2.distanceTransform(th_clean, cv2.DIST_L2, 5)
# Нормуємо та виділяємо "ядра" частинок
dist_norm = cv2.normalize(dist, None, 0, 1.0,
cv2.NORM_MINMAX)
_, sure_fg = cv2.threshold(dist_norm, 0.3, 1.0,
cv2.THRESH_BINARY)
sure_fg = (sure_fg * 255).astype("uint8")

# Фон
sure_bg = cv2.dilate(th_clean, kernel, iterations=3)

# Невизначена зона
unknown = cv2.subtract(sure_bg, sure_fg)

# Маркування
_, markers = cv2.connectedComponents(sure_fg)
```

```
markers = markers + 1
markers[unknown == 255] = 0

# Алгоритм watershed – розділяє злиплі частинки
markers = cv2.watershed(img, markers)

# Бінарна маска частинок після watershed
particles_mask = np.zeros_like(gray, dtype=np.uint8)
particles_mask[markers> 1] = 255

# ---------------------------
# 4. ВИМІРЮВАННЯ ТА ПРОСТА КЛАСИФІКАЦІЯ
# ---------------------------

contours, _ = cv2.findContours(
particles_mask, cv2.RETR_EXTERNAL, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE
)

vis = img.copy()

diam_um_list = []

forcntincontours:
area = cv2.contourArea(cnt)
ifarea< MIN_AREA_PIX orarea> MAX_AREA_PIX:
continue

perimeter = cv2.arcLength(cnt, True)
ifperimeter == 0:
continue

    # Еквівалентний діаметр у пікселях
equiv_diam_pix = np.sqrt(4 * area / np.pi)

    # Переводимо в мікрони
equiv_diam_um = equiv_diam_pix * PIXEL_SIZE_UM
diam_um_list.append(equiv_diam_um)

    # Круглість – для руд/порошків інколи теж цікаво
circularity = 4 * np.pi * area / (perimeter ** 2)

    # Умовна класифікація за розміром (пороги – приклад!)
```

```
ifequiv_diam_um< 50:
color = (255, 0, 0)    # дрібна фракція
label = "fine"
elifequiv_diam_um< 150:
color = (0, 255, 0)    # середня фракція
label = "medium"
else:
color = (0, 0, 255)    # груба фракція
label = "coarse"

    cv2.drawContours(vis, [cnt], -1, color, 1)

    x, y, w, h = cv2.boundingRect(cnt)
text = f"{equiv_diam_um:.0f} um"
    cv2.putText(vis, text, (x, y - 3),
                cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX,  0.4,  color,  1,
cv2.LINE_AA)

print(f"Кількість частинок: {len(diam_um_list)}")
ifdiam_um_list:
diam_um_arr = np.array(diam_um_list)
print(f"Середній діаметр: {diam_um_arr.mean():.1f} мкм")
print(f"Медіанний   діаметр:   {np.median(diam_um_arr):.1f}
мкм")
print(f"Мін/Макс:          {diam_um_arr.min():.1f}          -
{diam_um_arr.max():.1f} мкм")

# ---------------------------
# 5. ВІЗУАЛІЗАЦІЯ
# ---------------------------

cv2.imshow("Grayequalized", gray_eq)
cv2.imshow("Thresholdcleaned", th_clean)
cv2.imshow("Particlesmask", particles_mask)
cv2.imshow("Measuredparticles", vis)
cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()
```