

Хмельницький національний університет  
Факультет інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

бакалавр  
Освітній рівень

Кіберфізична система розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі

КвРКІ 022011.22.01.07  
Шифр

Галузь знань 12 «Інформаційні технології»

Шифр, назва

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»

Шифр, назва

Освітня програма «Комп'ютерна інженерія та програмування»

Назва

Виконав: студент III курсу, група КІ2с-22-1

  
Підпис

Віталій ЗАВЕРУХА  
Ініціали, прізвище

Керівник

  
Підпис, дата

Дмитро МЕДЗАТИЙ  
Ініціали, прізвище

Нормоконтролер

  
Підпис, дата

Тетяна КИСІЛЬ  
Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:  
зав. кафедри комп'ютерної  
інженерії та інформаційних  
систем

  
Підпис

Ольга ПАВЛОВА  
Ініціали, прізвище

« 9 » червня 2025 р.

Хмельницький 2025

# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ  
Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ  
Освітній рівень БАКАЛАВР  
Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ  
Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ  
Освітня програма «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА

“ 10 ” 01 2025 р.

## ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

Віталію ЗАВЕРУСИ

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Кіберфізична система розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі

Керівник проекту (роботи) Дмитро МЕДЗАТИЙ, д.т.н., проф.

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 07.02.2025 р. № 23

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.06.2025 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на кваліфікаційну роботу

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) \_\_\_\_\_

Кіберфізична система розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі та постановка задачі щодо її удосконалення

Проектування системи обробки інформації у кіберфізичній система розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі

Програмно-апаратна реалізація кіберфізичної система розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень) \_\_\_\_\_

Архітектура ПЗ проекту

Архітектура ПЗ для кіберфізичної системи

Апаратне забезпечення проекту

6. Консультанти розділів дипломного проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Тетяна КИСІЛЬ, доцент кафедри КПС		
Антиплагіат	Андрій НІЧЕПОРУК, доцент кафедри КПС		

7. Дата видачі завдання « 10 » 01 2025 р.

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№з/п	Назва етапів (розділів) дипломного проекту (роботи)	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи з керівником	10.01.2025	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	01.02.2025	виконано
3	Робота над розділом 1 – аналіз сучасного стану кіберфізичних систем у сфері сонячної енергетики	01.03.2025	виконано
4	Робота над розділом 2 – розробка кіберфізичної системи розпізнавання та класифікації	01.04.2025	виконано
5	Робота над розділом 3 – експериментальне дослідження та оцінка ефективності системи	29.04.2025	виконано
6	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	25.05.2025	виконано
7	Попередній захист ВКР	26.05.2025	виконано
8	Захист ВКР на засіданні ЕК	Червень 2025 року	

Студент

Підпис

Віталій ЗАВЕРУХА  
Ініціали, прізвище

Керівник роботи

Підпис

Дмитро МЕДЗАТИЙ  
Ініціали, прізвище



## АНОТАЦІЯ

Тема кваліфікаційної роботи: «Кіберфізична система розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі».

Автор роботи: Віталій ЗАВЕРУХА.

Керівник роботи: Дмитро МЕДЗАТИЙ.

Пояснювальна записка: 67 с., 1 рис., 7 табл., 3 дод., 40 джерел.

Графічна частина: 3 креслення.

КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА, ПАНЕЛІ, КЛАСИФІКАЦІЯ,  
РОЗПІЗНАВАННЯ.

Метою дипломної роботи є визначення умов та особливостей застосування обладнання для розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі, а також оцінка механізмів обробки інформації у кіберфізичній системі адаптивного застосування моніторингових елементів для забезпечення достатньої ефективності виявлення та ідентифікації компонентів сонячних панелей.

Об'єктом дослідження є функціонування кіберфізичної системи з розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі.

Предметом дослідження є системи розпізнавання та класифікація сонячних панелей

Під час проведення даного дослідження був використаний метод систематичного огляду літератури для вивчення і аналізу предметної області даного дослідження з текстових джерел інформації.



Підпис студента

30.05.2025

Дата

## ЗМІСТ

<b>ВСТУП</b> .....	4
<b>1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ У СФЕРІ СОНЯЧНОЇ ЕНЕРГЕТИКИ</b> .....	7
1.1 Огляд кіберфізичних систем та їх застосування в енергетиці.....	7
1.2 Аналіз методів розпізнавання та класифікації в автоматизованих системах.....	10
1.3 Вивчення особливостей конструкції та елементів сонячних панелей... 14	
1.4 Проблематика виявлення дефектів та класифікації елементів сонячних панелей .....	18
1.5 Огляд сучасних технологій комп'ютерного зору для аналізу сонячних панелей .....	23
1.6 Висновки до розділу.....	27
<b>2 РОЗРОБКА КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ</b> .....	29
2.1 Визначення вимог до кіберфізичної системи.....	29
2.2 Вибір апаратного забезпечення для реалізації системи .....	33
2.3 Розробка алгоритмів розпізнавання елементів сонячної панелі .....	35
2.4 Створення моделі класифікації на основі машинного навчання.....	39
2.5 Інтеграція апаратної та програмної частин системи .....	41
2.6 Висновки до розділу.....	44
<b>3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ</b> .....	47
3.1 Підготовка тестового середовища та набору даних .....	47
3.2 Проведення експериментів з розпізнавання елементів сонячної панелі .....	49
3.3 Оцінка точності класифікації розробленої системи .....	51
3.4 Аналіз продуктивності системи в реальних умовах.....	54
3.5 Порівняння результатів з аналогічними рішеннями .....	57

				КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ				
Зм.	Арк.	Докум.	Діппис	Дата	Кіберфізична система розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі	Літера	Аркуш	Аркушів
Виконав		Віталій ЗАВЕРУХА	<i>[Signature]</i>	08.06.21		у		
Перевір.		Дмитро МЕДЗАТНИ	<i>[Signature]</i>	08.06.21	Пояснювальна записка		2	70
Н.контр.		Тетяна КИСІЛЬ	<i>[Signature]</i>	08.06.21		ХНУ КІ2с-22-1		
Затвер.		Ольга ПАВЛОВА	<i>[Signature]</i>	08.06.21				

3.6 Висновки до розділу.....	60
<b>ВИСНОВКИ</b> .....	62
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ</b> .....	64
<b>ДОДАТОК А</b> .....	68
<b>ДОДАТОК Б</b> .....	69
<b>ДОДАТОК В</b> .....	70

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		4

## ВСТУП

Сучасний світ стикається з глобальними викликами, пов'язаними зі зміною клімату, вичерпанням традиційних джерел енергії та необхідністю переходу до сталого розвитку. У цьому контексті відновлювальна енергетика, зокрема сонячна енергія, займає провідне місце завдяки своїй екологічності, доступності та потенціалу для масштабного використання. Сонячні панелі, як ключовий елемент сонячних електростанцій, відіграють важливу роль у забезпеченні чистої енергії. Проте ефективність їх роботи значною мірою залежить від якості виготовлення, своєчасного виявлення дефектів та правильної класифікації компонентів. У зв'язку з цим актуальним є створення автоматизованих систем, які здатні підвищувати надійність і продуктивність сонячних панелей шляхом інтелектуального аналізу їх стану.

Кіберфізичні системи (КФС) є інноваційним рішенням, що поєднує апаратне забезпечення, програмне забезпечення та комунікаційні технології для створення інтегрованих систем управління та моніторингу. У сфері сонячної енергетики КФС відкривають нові можливості для автоматизації процесів розпізнавання елементів сонячних панелей, виявлення дефектів та оптимізації їх роботи. Такі системи використовують передові технології, зокрема комп'ютерний зір, машинне навчання та обробку великих даних, що дозволяє досягти високої точності та ефективності. Впровадження КФС у виробництво та експлуатацію сонячних панелей сприяє зниженню витрат, підвищенню якості продукції та подовженню терміну служби обладнання.

Актуальність теми бакалаврської роботи зумовлена швидким розвитком сонячної енергетики в Україні та світі, а також необхідністю вдосконалення технологій для забезпечення конкурентоспроможності галузі. В Україні, де сектор відновлюваної енергетики активно розвивається, створення автоматизованих систем розпізнавання та класифікації елементів сонячних панелей є важливим кроком до підвищення ефективності виробництва та експлуатації. Крім того,

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк.
						5
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

використання КФС відповідає сучасним тенденціям цифровізації та індустрії 4.0, що робить дослідження в цій галузі перспективним і суспільно значущим.

Мета роботи полягає в розробці кіберфізичної системи для розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі з використанням технологій комп'ютерного зору та машинного навчання. Для досягнення поставленої мети визначено такі завдання:

1. Провести аналіз сучасного стану кіберфізичних систем у сфері сонячної енергетики та методів розпізнавання елементів.

2. Розробити алгоритми та моделі для автоматизованого розпізнавання та класифікації компонентів сонячних панелей.

3. Створити апаратно-програмний комплекс кіберфізичної системи та інтегрувати його в тестове середовище.

4. Провести експериментальне дослідження ефективності розробленої системи та оцінити її точність і продуктивність.

5. Сформулювати рекомендації щодо впровадження системи у виробничі процеси.

Об'єктом дослідження є процеси розпізнавання та класифікації елементів сонячних панелей у контексті кіберфізичних систем. Предметом дослідження виступають методи, алгоритми та апаратно-програмні засоби, що забезпечують автоматизацію цих процесів.

Наукова новизна роботи полягає в розробці інтегрованої кіберфізичної системи, яка поєднує технології комп'ютерного зору та машинного навчання для автоматизованого аналізу стану сонячних панелей. Практична цінність роботи полягає в можливості застосування розробленої системи на підприємствах, що займаються виробництвом або експлуатацією сонячних панелей, для підвищення якості контролю, зниження кількості дефектів та оптимізації виробничих процесів.

Структура роботи включає вступ, три основні розділи, висновки та список використаних джерел. У першому розділі проведено аналіз сучасного стану кіберфізичних систем у сонячній енергетиці. Другий розділ присвячено розробці

					КвРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк.
						6
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

кіберфізичної системи, включаючи алгоритми та апаратне забезпечення. У третьому розділі представлено результати експериментального дослідження та оцінку ефективності системи. Завершують роботу загальні висновки та рекомендації щодо впровадження розробки.

					КвРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		7

# 1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ У СФЕРІ СОНЯЧНОЇ ЕНЕРГЕТИКИ

## 1.1 Огляд кіберфізичних систем та їх застосування в енергетиці

Кіберфізичні системи (КФС) є сучасним напрямом розвитку технологій, що поєднують фізичні процеси з інформаційно-комунікаційними системами для створення інтегрованих рішень. Вони складаються з апаратного забезпечення, програмного забезпечення та мережевих компонентів, які взаємодіють у реальному часі для моніторингу, управління та оптимізації складних систем. У сфері енергетики КФС набувають особливого значення, оскільки дозволяють підвищувати ефективність, надійність і безпеку енергетичних об'єктів. Основна концепція КФС полягає в інтеграції сенсорів, виконавчих механізмів і обчислювальних ресурсів для створення "розумних" систем, здатних адаптуватися до змін у навколишньому середовищі. Такі системи широко застосовуються в сонячній енергетиці, де вони забезпечують автоматизацію аналізу стану обладнання та прогнозування його продуктивності [1].

КФС у сонячній енергетиці використовуються для вирішення різноманітних завдань, включаючи моніторинг стану сонячних панелей, оптимізацію генерації енергії та забезпечення кібербезпеки. Наприклад, КФС дозволяють аналізувати дані від сенсорів, таких як тепловізори чи камери, для виявлення дефектів, таких як мікротріщини або забруднення, у реальному часі. Це сприяє зниженню витрат на технічне обслуговування та подовженню терміну служби обладнання. Крім того, КФС можуть обробляти погодні дані для прогнозування обсягів генерації, що є критично важливим для інтеграції сонячних електростанцій у розподілені енергетичні мережі. Такі можливості роблять КФС незамінними в контексті переходу до сталого енергопостачання [2].

Одним із ключових аспектів застосування КФС в енергетиці є їх здатність до інтеграції з технологіями Інтернету речей (IoT). IoT-пристрої, такі як сенсори температури, вологості чи освітлення, генерують великі обсяги даних, які

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк.
						8
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

обробляються КФС для прийняття оптимальних рішень. У сонячній енергетиці це дозволяє створювати цифрові двійники (digital twins) сонячних панелей, які моделюють їх поведінку в різних умовах. Цифрові двійники допомагають прогнозувати можливі несправності, оптимізувати розташування панелей і підвищувати їх ефективність. Наприклад, моделювання теплового профілю панелі може виявити "гарячі точки", що вказують на деградацію фотоелементів, ще до появи видимих ознак [3].

КФС також відіграють важливу роль у забезпеченні кібербезпеки енергетичних систем. Оскільки сучасні сонячні електростанції дедалі більше підключаються до мереж, вони стають вразливими до кібератак, які можуть призвести до збоїв у роботі або втрати даних. КФС використовують протоколи шифрування, такі як AES-256, і системи виявлення вторгнень для захисту інформації, що передається між компонентами системи. Наприклад, інвертори та системи моніторингу, підключені до мережі, можуть бути захищені від несанкціонованого доступу завдяки інтеграції з КФС. Це особливо актуально для України, де зростання кількості сонячних електростанцій супроводжується необхідністю посилення кіберзахисту [4].

Ще одним важливим напрямом є застосування КФС у концепції "розумних мереж" (smart grids). Розумні мережі інтегрують відновлювальні джерела енергії, такі як сонячні панелі, у єдину систему, що забезпечує балансування навантаження та ефективне використання ресурсів. КФС у таких мережах виконують функції прогнозування попиту, управління накопичувачами енергії та оптимізації передачі електроенергії. Наприклад, у сонячних електростанціях КФС можуть автоматично регулювати роботу батарей для зберігання надлишкової енергії в періоди високої генерації, що підвищує стабільність постачання. Такий підхід дозволяє зменшити залежність від традиційних джерел енергії та сприяє декарбонізації економіки [5].

У контексті виробництва сонячних панелей КФС використовуються для автоматизації контролю якості. На заводах системи комп'ютерного зору, інтегровані з КФС, аналізують зображення панелей для виявлення дефектів, таких

					КвРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк.
						9
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

як мікротріщини чи дефекти з'єднань, ще на етапі виробництва. Це дозволяє зменшити кількість бракованої продукції та підвищити її конкурентоспроможність. Крім того, КФС оптимізують логістичні процеси, забезпечуючи синхронізацію між виробничими лініями та системами управління складом. Такі рішення вже застосовуються на провідних підприємствах, що виготовляють сонячні панелі, і демонструють значну економію ресурсів [5].

Незважаючи на численні переваги, впровадження КФС в енергетиці стикається з певними викликами. Одним із них є висока складність інтеграції різних компонентів, таких як сенсори, обчислювальні пристрої та програмне забезпечення, у єдину систему. Це вимагає стандартизації протоколів зв'язку та забезпечення сумісності обладнання. Крім того, обробка великих обсягів даних, генерованих КФС, потребує значних обчислювальних ресурсів, що може бути обмеженням для невеликих електростанцій. У сонячній енергетиці додатковим викликом є адаптація КФС до змінних умов експлуатації, таких як різке зниження освітлення чи екстремальні температури, що впливають на точність аналізу [1].

Перспективи розвитку КФС у сонячній енергетиці пов'язані з подальшим удосконаленням алгоритмів машинного навчання та комп'ютерного зору. Наприклад, використання глибокого навчання дозволяє створювати моделі, які автоматично адаптуються до нових типів дефектів або матеріалів панелей. Крім того, інтеграція КФС із технологіями доповненої реальності (AR) може полегшити роботу операторів, дозволяючи візуалізувати результати аналізу безпосередньо на панелях. У майбутньому КФС можуть стати основою для повністю автономних сонячних електростанцій, де всі процеси - від моніторингу до ремонту - виконуватимуться без участі людини [3].

Україна має значний потенціал для впровадження КФС у сонячну енергетику, враховуючи зростання сектору відновлюваної енергії та державну підтримку зелених технологій. Згідно з даними Інституту відновлюваної енергетики НАН України, частка сонячної енергії в енергобалансі країни зростає щороку, що створює попит на інноваційні рішення для підвищення ефективності

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 10
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

[10]. КФС можуть сприяти модернізації існуючих електростанцій і розвитку нових, забезпечуючи конкурентоспроможність українського енергетичного сектору на міжнародному ринку.

Кіберфізичні системи є потужним інструментом для трансформації сонячної енергетики, забезпечуючи автоматизацію, безпеку та оптимізацію процесів. Їхнє застосування дозволяє вирішувати ключові виклики, пов'язані з якістю обладнання, кібербезпекою та інтеграцією в розумні мережі. Однак успішне впровадження КФС вимагає подолання технічних і організаційних бар'єрів, таких як стандартизація та забезпечення обчислювальних ресурсів. Подальший розвиток КФС відкриває нові можливості для створення ефективних і сталих енергетичних систем, що є особливо актуальним у контексті глобального переходу до відновлюваних джерел енергії.

## 1.2 Аналіз методів розпізнавання та класифікації в автоматизованих системах

Автоматизовані системи розпізнавання та класифікації є невід'ємною частиною сучасних кіберфізичних систем (КФС), що застосовуються для обробки даних і прийняття рішень у різних галузях, включаючи сонячну енергетику. У контексті аналізу сонячних панелей ці методи використовуються для ідентифікації елементів, таких як фотоелементи, шини чи з'єднувальні коробки, а також для виявлення і класифікації дефектів, наприклад, мікротріщин, забруднень чи деградації. Основними технологіями є методи комп'ютерного зору, що базуються на обробці зображень, і алгоритми машинного навчання, які дозволяють автоматизувати аналіз із високою точністю. Цей розділ присвячений огляду основних методів розпізнавання та класифікації, їхніх переваг, недоліків і особливостей застосування в автоматизованих системах для аналізу сонячних панелей [6].

Одним із базових підходів до розпізнавання елементів є методи обробки зображень, зокрема сегментація та виділення контурів. Сегментація дозволяє

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 11
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

розділити зображення на окремі регіони, що відповідають елементам панелі, шляхом аналізу контрастності, кольору чи геометричних характеристик. Наприклад, алгоритм Watershed використовується для виділення фотоелементів і шин на основі границь між об'єктами. Для зменшення шуму на зображеннях застосовуються фільтри, такі як Гаусів, які згладжують артефакти, спричинені нерівномірним освітленням або відблисками від захисного скла. Ці методи є відносно простими у реалізації та мають низькі обчислювальні вимоги, що робить їх придатними для вбудованих систем із обмеженими ресурсами. Однак їхня точність знижується при складних зображеннях, де дефекти чи елементи мають неоднорідну текстуру або перекриваються тінями, що часто трапляється в польових умовах [7].

Класифікація елементів і дефектів у автоматизованих системах часто базується на методах машинного навчання, які поділяються на класичні та сучасні підходи. Класичні алгоритми, такі як дерева рішень і логістична регресія, використовуються для категоризації простих дефектів, наприклад, забруднень або видимих тріщин. Дерева рішень є інтерпретованими, що дозволяє легко аналізувати логіку їхніх рішень, і потребують менше даних для навчання порівняно з глибокими нейронними мережами. Логістична регресія, у свою чергу, ефективна для бінарної класифікації, наприклад, розрізнення нормальних і дефектних елементів. Проте ці методи мають обмежену точність для нелінійних даних і складних дефектів, таких як мікротріщини, які вимагають аналізу тонких текстурних особливостей [8].

Сучасним і більш ефективним підходом є використання глибокого навчання, зокрема згорткових нейронних мереж (CNN). CNN, такі як YOLOv5 і ResNet-50, здатні автоматично виділяти ознаки зображень, такі як форма, текстура чи колір, без необхідності ручного налаштування. YOLOv5 застосовується для швидкого розпізнавання елементів у реальному часі, досягаючи точності до 96% у лабораторних умовах для ідентифікації фотоелементів і шин. ResNet-50, завдяки залишковим зв'язкам, ефективно класифікує дефекти, такі як тріщини чи



Кінець таблиці 1.1

Логістична регресія	Швидкість обробки, простота	Низька ефективність для нелінійних даних	Класифікація базових дефектів
---------------------	-----------------------------	--	-------------------------------

Підготовка даних є критично важливим етапом для забезпечення ефективності методів машинного навчання. Якість і кількість даних безпосередньо впливають на точність розпізнавання та класифікації. У сонячній енергетиці набори даних зазвичай включають зображення панелей, отримані за допомогою камер високої роздільної здатності, тепловізорів або EL-зйомки. Наприклад, набір із 20 000 зображень, що містить анотації для фотоелементів, шин і дефектів, дозволяє досягти точності класифікації до 96%. Для підвищення якості даних застосовуються методи аугментації, такі як повороти ( $\pm 15^\circ$ ), зміна яскравості ( $\pm 20\%$ ) і масштабування (0,8-1,2x), що імітують різні умови освітлення та ракурси. Синтетичні дані, згенеровані за допомогою генеративних змагальних мереж (GAN), використовуються для компенсації нестачі зображень рідкісних дефектів, таких як корозія контактів, що підвищує чутливість моделей [9].

Комбінація кількох методів є перспективним підходом для підвищення ефективності автоматизованих систем. Наприклад, гібридні моделі, що поєднують класичну сегментацію зображень із глибоким навчанням, дозволяють досягти балансу між точністю та обчислювальною ефективністю. У таких системах сегментація за допомогою Watershed виділяє елементи панелі, після чого CNN, наприклад, YOLOv5, уточнює їхнє розпізнавання. Для класифікації дефектів ResNet-50 може бути доповнена класичними методами, такими як HOG, для виділення текстурних ознак перед фінальною категоризацією. Цей підхід зменшує обчислювальні вимоги, зберігаючи точність на рівні 90-95%, що є важливим для роботи в реальному часі на вбудованих пристроях [10].

Проблеми, пов'язані з методами розпізнавання та класифікації, включають вплив зовнішніх факторів, таких як змінне освітлення, тіні чи волога, які знижують

якість зображень. Наприклад, відблиски від захисного скла можуть бути помилково класифіковані як дефекти, що вимагає використання адаптивних фільтрів. Крім того, неоднорідність текстур монокристалічних і полікристалічних панелей ускладнює уніфікацію алгоритмів, що змушує розробників створювати окремі моделі для різних типів панелей. Обмежена кількість даних для рідкісних дефектів, таких як корозія, знижує чутливість моделей, що може бути частково компенсовано синтетичними даними, але потребує додаткової валідації [8].

У контексті України, де сонячна енергетика стрімко розвивається (8 ГВт встановленої потужності у 2023 році), методи розпізнавання та класифікації мають значний потенціал для підвищення якості контролю [10]. Автоматизовані системи на основі CNN можуть зменшити витрати на ручну інспекцію, яка становить до 10% експлуатаційних витрат, і підвищити конкурентоспроможність локальних виробників. Однак впровадження таких систем стикається з викликами, такими як висока вартість обчислювального обладнання та нестача кваліфікованих фахівців. Для вирішення цих проблем необхідно розвивати локальні дослідницькі центри та програми підготовки кадрів [15].

Перспективи розвитку методів розпізнавання та класифікації пов'язані з удосконаленням алгоритмів і апаратного забезпечення. Легші моделі, такі як MobileNet, можуть зменшити обчислювальні вимоги, дозволяючи розгортати системи на недорогих пристроях. Інтеграція з хмарними обчисленнями забезпечує обробку великих обсягів даних, що особливо важливо для аналізу зображень із дронів. У майбутньому комбінація глибокого навчання з іншими технологіями, такими як доповнена реальність, може спростити інспекцію, дозволяючи операторам бачити результати аналізу в реальному часі [6].

### 1.3 Вивчення особливостей конструкції та елементів сонячних панелей

Сонячні панелі є основним компонентом систем відновлювальної енергетики, що перетворюють сонячне випромінювання в електричну енергію за

					КвРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 15
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

допомогою фотоефекту. Їхня конструкція включає низку елементів, кожен із яких виконує специфічні функції, забезпечуючи ефективність, надійність і довговічність. Розуміння конструктивних особливостей і матеріалів сонячних панелей є критично важливим для розробки кіберфізичних систем (КФС), призначених для автоматизованого аналізу, розпізнавання елементів і виявлення дефектів. Цей розділ присвячено детальному вивченню структури сонячних панелей, їхніх основних компонентів, матеріалів, а також технологічних аспектів, що впливають на ефективність і методи діагностики [11].

Основним елементом сонячної панелі є фотоелементи, які генерують електричний струм під впливом сонячного світла. Найпоширенішими типами фотоелементів є монокристалічні та полікристалічні, виготовлені з кремнію. Монокристалічні фотоелементи мають однорідну кристалічну структуру, що забезпечує вищу ефективність (до 22-24%) завдяки кращій провідності електронів. Полікристалічні елементи, навпаки, складаються з множини кристалів, що знижує їхню ефективність (16-18%), але зменшує собівартість виробництва. Вибір типу фотоелементів залежить від призначення панелі: монокристалічні частіше використовуються в обмеженому просторі, тоді як полікристалічні - у великих електростанціях. Фотоелементи з'єднуються між собою металевими шинами, які проводять електричний струм до з'єднувальної коробки [12].

Зовнішня поверхня сонячної панелі покрита загартованим склом із антибліковим покриттям, яке виконує кілька функцій. По-перше, скло захищає фотоелементи від механічних пошкоджень, таких як удари градом чи падіння гілок. По-друге, антиблікове покриття зменшує відбиття світла, підвищуючи поглинання сонячної енергії. Товщина скла зазвичай становить 3-4 мм, що забезпечує баланс між міцністю та вагою. Матеріал скла має бути стійким до ультрафіолетового випромінювання та температурних коливань, щоб уникнути деградації з часом. У деяких сучасних панелях використовується текстуроване скло, яке додатково збільшує ефективність поглинання світла за рахунок розсіювання [13].

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 16
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Задня частина сонячної панелі виготовлена з багатошарового полімерного матеріалу, такого як тедлар (PVF) або поліестер, який забезпечує ізоляцію та захист від вологи. Цей шар запобігає корозії металевих компонентів і електричним пробоям, що особливо важливо в умовах високої вологості. У деяких конструкціях задній шар може бути прозорим, що дозволяє створювати двосторонні (bifacial) панелі, які генерують енергію від світла, відбитого від поверхні землі. Такі панелі підвищують ефективність на 10-20%, але потребують спеціальних методів аналізу, оскільки дефекти можуть виникати на обох поверхнях [14].

Каркас сонячної панелі, зазвичай виготовлений із анодованого алюмінію, забезпечує структурну міцність і стійкість до деформацій. Алюміній вибирається через його легкість, корозійну стійкість і здатність витримувати механічні навантаження, такі як вітер чи сніг. Каркас також полегшує монтаж панелей на опорних конструкціях. У конструкції передбачені отвори для кріплення та дренажні канали для відведення вологи, що знижує ризик накопичення бруду чи води. Для підвищення стійкості до агресивних умов, наприклад, у прибережних зонах, каркас може мати додаткове антикорозійне покриття [15].

Важливим компонентом є з'єднувальна коробка, розташована на задній стороні панелі, яка містить електричні контакти, діоди обходу та кабельні з'єднання. Діоди обходу запобігають втратам енергії при частковому затіненні панелі, перенаправляючи струм через альтернативні шляхи. З'єднувальна коробка має бути герметичною (стандарт IP67), щоб захистити електричні компоненти від вологи та пилу. У сучасних панелях коробка може включати мікроелектроніку для моніторингу продуктивності, що додає складності до аналізу, оскільки дефекти в цій частині впливають на всю панель [15].

Виробничий процес сонячних панелей складається з кількох етапів, кожен із яких може впливати на якість кінцевого продукту. Спочатку вирощуються кремнієві кристали (методом Чохральського для монокристалів або литтям для полікристалів), які нарізаються на тонкі пластини товщиною 150-200 мкм. Далі на пластини наносяться антиблікове покриття та металеві контакти, після чого вони

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 17
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

з'єднуються в модулі. На завершальному етапі модулі ламінуються, обрамляються каркасом і тестуються на відповідність стандартам. Кожен етап виробництва може спричинити дефекти, такі як мікротріщини через механічний тиск або неоднорідність покриття, що знижує ефективність [12].

Особливості конструкції сонячних панелей створюють специфічні вимоги до кіберфізичних систем для їхнього аналізу. Наприклад, різні типи фотоелементів (монокристалічні чи полікристалічні) мають відмінні спектральні характеристики та текстури, що впливає на вибір сенсорів для розпізнавання. Монокристалічні елементи мають однорідний темний колір, тоді як полікристалічні - синюватий відтінок із видимими кристалічними границями, що може ускладнити сегментацію зображень. Антиблікове скло та металеві шини часто створюють відблиски, які спотворюють дані, отримані камерами, що вимагає використання алгоритмів попередньої обробки, таких як нормалізація чи фільтрація [13].

Матеріали, використані в панелях, також впливають на методи діагностики. Наприклад, теплопровідність кремнієвих фотоелементів дозволяє виявляти дефекти, такі як "гарячі точки", за допомогою тепловізорів, але потребує високої чутливості обладнання ( $0,05^{\circ}\text{C}$ ). Полімерний задній шар може приховувати дефекти, видимі лише за допомогою електролюмінесцентної (EL) зйомки, яка вимагає пропускання струму через панель. Ці особливості необхідно враховувати при розробці КФС, щоб забезпечити точне розпізнавання елементів і дефектів у різних умовах [14].

Технологічні аспекти виробництва також визначають підходи до автоматизованого аналізу. Наприклад, дефекти, спричинені нарізкою кремнієвих пластин, часто мають мікроскопічний характер і потребують камер із роздільною здатністю не менше 12 Мп для їх виявлення. Водночас деградація, спричинена тривалим впливом ультрафіолету, може бути ідентифікована лише за допомогою довгострокового моніторингу продуктивності. КФС, що інтегрують комп'ютерний зір і машинне навчання, дозволяють автоматизувати ці процеси, аналізуючи зображення для виявлення аномалій і класифікуючи їх за типами [11].

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 18
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

У контексті України, де сонячна енергетика активно розвивається, розуміння конструкції панелей є важливим для локального виробництва та експлуатації. Українські підприємства, такі як заводи з виробництва сонячних модулів, можуть використовувати КФС для підвищення якості продукції, що сприяє конкурентоспроможності на міжнародному ринку. Наприклад, автоматизований контроль якості на етапі ламінування може зменшити відсоток браку, який, за даними Інституту відновлюваної енергетики НАН України, становить до 5% у деяких виробників [10].

Вивчення особливостей конструкції та елементів сонячних панелей дозволяє визначити ключові вимоги до кіберфізичних систем для їхнього аналізу. Фотоелементи, захисне скло, шини, каркас і з'єднувальна коробка формують складну структуру, яка потребує комплексного підходу до розпізнавання та діагностики. Різноманітність матеріалів і технологічних процесів створює виклики для автоматизації, але також відкриває можливості для застосування сучасних методів комп'ютерного зору та машинного навчання. Отримані знання є основою для розробки ефективних КФС, які здатні підвищувати якість і надійність сонячних панелей, сприяючи розвитку відновлювальної енергетики.

#### 1.4 Проблематика виявлення дефектів та класифікації елементів сонячних панелей

Виявлення дефектів і класифікація елементів сонячних панелей є складними завданнями, які мають вирішальне значення для забезпечення їхньої ефективності, надійності та довговічності. Дефекти, такі як мікротріщини, забруднення, деградація чи корозія контактів, можуть суттєво знизити продуктивність панелей, призводячи до економічних втрат і скорочення терміну служби обладнання. Автоматизація цих процесів за допомогою кіберфізичних систем (КФС) вимагає подолання численних технічних і методологічних проблем, пов'язаних із різноманітністю дефектів, впливом зовнішніх факторів і обмеженнями технологій

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 19
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

оброблення даних. Цей розділ присвячений аналізу основних проблем, які виникають під час виявлення дефектів і класифікації елементів сонячних панелей, а також розглядає чинники, що ускладнюють ці процеси [16].

Однією з основних проблем є різноманітність типів дефектів, які можуть бути присутніми в сонячних панелях. Мікротріщини, що часто виникають під час виробництва, транспортування чи експлуатації, є особливо складними для виявлення, оскільки можуть бути невидимими для людського ока без спеціального обладнання. Такі дефекти зазвичай виявляються за допомогою електролюмінесцентної (EL) зйомки, яка потребує пропускання струму через панель для створення світлового контрасту. Однак EL-зйомка є дороговартісною і складною в реалізації на великих електростанціях, що обмежує її застосування в польових умовах. Інші дефекти, такі як забруднення (пил, пташиний послід, листя), мають різноманітні форми, розміри та кольори, що ускладнює їх автоматичне розпізнавання. Наприклад, забруднення може імітувати тіні чи природні текстури панелі, що призводить до хибнопозитивних результатів [17].

Іншою значною проблемою є вплив зовнішніх факторів на якість зображень, які використовуються для аналізу. Змінне освітлення, спричинене хмарністю, сутінками чи відблисками від захисного скла, може створювати тіні або артефакти, що спотворюють дані. Наприклад, при низькому освітленні (200-300 люкс) контрастність між елементами панелі та дефектами знижується, що ускладнює сегментацію зображення. Відблиски від металевих шин або скла можуть бути помилково класифіковані як дефекти, що вимагає використання складних алгоритмів попередньої обробки, таких як нормалізація чи фільтрація Гауса. Погодні умови, зокрема волога або пил, також впливають на якість зображень. Краплі води на лінзах камер або пил на поверхні панелей можуть створювати артефакти, які знижують точність аналізу. Для компенсації цих факторів необхідні адаптивні алгоритми, які динамічно коригують параметри обробки залежно від умов [18].

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 20
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Класифікація елементів сонячних панелей, таких як фотоелементи, шини чи з'єднувальні коробки, також стикається з труднощами через їхню структурну складність і варіативність. Наприклад, монокристалічні та полікристалічні фотоелементи мають різні текстури та кольорові характеристики: монокриси - однорідні темні, а полікриси – синюваті з видимими кристалічними границями. Це вимагає від алгоритмів розпізнавання здатності адаптуватися до різних типів панелей. Крім того, шини та з'єднувальні коробки можуть мати неоднорідні поверхні через корозію чи механічні пошкодження, що ускладнює їх ідентифікацію. Алгоритми машинного навчання, такі як згорткові нейронні мережі (CNN), повинні бути навчені на різноманітних наборах даних, щоб враховувати ці особливості, але створення таких наборів є трудомістким процесом [19].

Ще однією проблемою є обмежена кількість якісних даних для навчання моделей машинного навчання. Набори даних із анотаціями дефектів, таких як мікротріщини чи корозія контактів, є рідкісними, оскільки їх створення вимагає значних зусиль і спеціалізованого обладнання. Наприклад, для EL-зйомки необхідно забезпечити контрольовані умови, що ускладнює збір даних у польових умовах. Недостатня кількість даних для рідкісних дефектів, таких як корозія, призводить до зниження точності класифікації, оскільки моделі можуть перенавчатися на більш поширених класах, таких як забруднення. Для вирішення цієї проблеми застосовуються методи аугментації даних (повороти, зміна яскравості) та генерація синтетичних зображень за допомогою генеративних змагальних мереж (GAN). Однак синтетичні дані не завжди повністю відтворюють реальні умови, що може впливати на надійність моделей [20].

Технічні обмеження обладнання також створюють виклики для виявлення дефектів. Камери високої роздільної здатності ( $\geq 12$  Мп), необхідні для аналізу мікроскопічних дефектів, мають високу вартість і потребують значних обчислювальних ресурсів для обробки великих обсягів даних. Тепловізори, які використовуються для виявлення "гарячих точок" (аномалій, пов'язаних із деградацією), мають обмежену роздільну здатність (наприклад, 640x480 пікселів),

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 21
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

що знижує їхню ефективність для дрібних дефектів. Крім того, EL-зйомка, хоча й ефективна для мікротріщин, вимагає спеціального обладнання та не може бути застосована в реальному часі на великих електростанціях. Ці обмеження змушують розробників КФС шукати компроміс між вартістю, точністю та швидкістю аналізу [17].

Алгоритмічні виклики пов'язані з необхідністю обробки неоднорідних даних і забезпечення високої точності класифікації в умовах шумів і артефактів. Наприклад, алгоритми сегментації, такі як Watershed, можуть помилково виділяти тіні чи відблиски як окремі об'єкти, що знижує якість розпізнавання. Згорткові нейронні мережі, такі як YOLOv5 чи ResNet-50, хоча й ефективні, потребують значних обчислювальних ресурсів, що може бути проблемою для вбудованих систем, таких як NVIDIA Jetson TX2, використовуваних у КФС. Для підвищення продуктивності застосовуються техніки оптимізації, такі як квантування моделей або обрізка нейронних зв'язків, але вони можуть знижувати точність, якщо не налаштовані належним чином. Крім того, створення збалансованих навчальних вибірок з урахуванням реальних умов експлуатації є критично важливим для забезпечення надійної генералізації моделей. [19].

У контексті України, де сонячна енергетика стрімко розвивається, проблематика виявлення дефектів має особливе значення. Зростання кількості сонячних електростанцій (8 ГВт встановленої потужності у 2023 році) супроводжується необхідністю ефективного контролю якості, особливо для локальних виробників [10]. Відсутність автоматизованих систем діагностики призводить до збільшення витрат на ручну інспекцію, яка є менш точною та трудомісткою. Крім того, кліматичні умови України, такі як висока вологість чи пилові бурі, створюють додаткові виклики для виявлення дефектів, оскільки ці фактори посилюють забруднення та корозію. У таких умовах особливо важливим є впровадження інтелектуальних систем аналізу, здатних працювати в режимі реального часу та адаптуватися до складних зовнішніх впливів[15].

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 22
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Таблиця 1.2 -Типи дефектів сонячних панелей і проблеми їх виявлення

Тип дефекту	Характеристики	Проблеми виявлення
Мікротріщини	Невидимі без спеціальних методів	Вимагають електролюмінесценції
Забруднення	Різноманітні форми та кольори	Вплив освітлення та тіней
Корозія контактів	Локальні зміни в структурі	Складність розпізнавання на зображеннях
Деградація	Поступова зміна характеристик	Потреба в довгостроковому моніторингу

Інтеграція різних методів аналізу, таких як комп'ютерний зір, тепловізійна зйомка та EL-зйомка, може частково вирішити ці проблеми, але вимагає складної координації між апаратним і програмним забезпеченням. Наприклад, комбінація тепловізійних і EL-даних дозволяє виявляти як теплові аномалії, так і мікроскопічні дефекти, але потребує синхронізації сенсорів і обробки великих обсягів даних у реальному часі. КФС, що використовують такі підходи, повинні мати модульну архітектуру, яка дозволяє адаптувати алгоритми до конкретних умов і типів панелей [20].

Проблематика виявлення дефектів і класифікації елементів сонячних панелей охоплює різноманітність дефектів, вплив зовнішніх факторів, обмеженість даних і технічні виклики. Подолання цих проблем вимагає комплексного підходу, що включає використання спеціалізованих сенсорів, оптимізованих алгоритмів і великих наборів даних. Розробка ефективних КФС для автоматизації цих процесів є перспективним напрямом, який може значно підвищити якість і продуктивність сонячних електростанцій, особливо в умовах зростання сектору відновлювальної енергетики в Україні.

## 1.5 Огляд сучасних технологій комп'ютерного зору для аналізу сонячних панелей

Технології комп'ютерного зору відіграють ключову роль у розробці кіберфізичних систем (КФС) для аналізу сонячних панелей, забезпечуючи автоматизацію процесів розпізнавання елементів, виявлення дефектів і моніторингу стану обладнання. Ці технології дозволяють обробляти зображення, отримані від сенсорів, таких як камери високої роздільної здатності, тепловізори та електролюмінесцентні (EL) системи, для ідентифікації фотоелементів, шин, з'єднувальних коробок, а також дефектів, таких як мікротріщини, забруднення чи деградація. Застосування комп'ютерного зору в сонячній енергетиці сприяє підвищенню якості контролю, зниженню витрат на ручну інспекцію та подовженню терміну служби панелей. У цьому розділі розглядаються сучасні технології комп'ютерного зору, їхні переваги, недоліки та особливості застосування для аналізу сонячних панелей [21].

Одним із найпоширеніших підходів у комп'ютерному зорі є використання згорткових нейронних мереж (CNN), які демонструють високу ефективність у задачах обробки зображень. CNN, такі як YOLOv5 або ResNet-50, здатні автоматично виділяти ознаки зображень, такі як текстура, форма чи колір, і класифікувати їх із високою точністю. У контексті сонячних панелей YOLOv5 використовується для швидкого розпізнавання елементів (фотоелементи, шини) у реальному часі, тоді як ResNet-50 застосовується для класифікації дефектів, наприклад, тріщин або забруднень. Перевагою CNN є їхня здатність обробляти складні візуальні дані без необхідності ручного налаштування ознак, що значно прискорює аналіз. Однак ці моделі потребують значних обчислювальних ресурсів і великих наборів даних для навчання, що може бути обмеженням для вбудованих систем, таких як NVIDIA Jetson TX2 [22].

Тепловізійна зйомка є ще однією важливою технологією, яка використовується для виявлення теплових аномалій у сонячних панелях.

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк.
						24
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Тепловізори, наприклад, FLIR T-Series із роздільною здатністю 640x480 пікселів і чутливістю 0,05°C, дозволяють ідентифікувати “гарячі точки” - ділянки, де температура підвищена через деградацію, пошкодження чи несправність фотоелементів. Ця технологія особливо ефективна для моніторингу великих сонячних електростанцій, оскільки може швидко охопити значні площі. Тепловізійні зображення обробляються алгоритмами комп’ютерного зору, які виділяють аномалії шляхом порівняння теплових профілів. Недоліком є обмежена здатність виявляти мікроскопічні дефекти, такі як мікротріщини, які не завжди супроводжуються тепловими змінами. Крім того, точність тепловізорів залежить від погодних умов, оскільки дощ або сильний вітер можуть спотворювати дані [23].

Електролюмінесцентна (EL) зйомка є спеціалізованим методом, який використовується для виявлення мікротріщин і дефектів у фотоелементах. Під час EL-зйомки через панель пропускається електричний струм, що викликає світіння фотоелементів, яке фіксується камерою високої роздільної здатності. Дефекти, такі як мікротріщини чи розриви контактів, проявляються як темні ділянки на зображенні. Цей метод забезпечує високу точність (до 98% для мікротріщин) і є стандартним у виробничому контролі якості. Проте EL-зйомка має значні обмеження: вона вимагає спеціального обладнання, темного середовища та відключення панелі від роботи, що робить її непрактичною для польового моніторингу. Обробка EL-зображень за допомогою алгоритмів комп’ютерного зору, таких як HOG (Histogram of Oriented Gradients) або CNN, дозволяє автоматизувати аналіз, але потребує значних обчислювальних ресурсів [24].

Класичні методи обробки зображень, такі як сегментація та виділення контурів, також використовуються для аналізу сонячних панелей, хоча й поступаються CNN за точністю. Алгоритми сегментації, наприклад, Watershed, дозволяють виділяти окремі елементи панелі (фотоелементи, шини) шляхом аналізу контрастності та геометричних характеристик. Фільтри, такі як Гаусів, застосовуються для зменшення шуму, що підвищує якість зображень перед аналізом. Ці методи є менш вимогливими до обчислень і можуть бути реалізовані

на пристроях із обмеженими ресурсами. Однак їхня ефективність знижується при складних зображеннях із відблисками чи тінями, що часто трапляються в польових умовах. Для підвищення точності класичні методи комбінуються з машинним навчанням, наприклад, для уточнення результатів сегментації за допомогою CNN [25].

Інноваційним напрямом є використання дронів, оснащених камерами та тепловізорами, для автоматизованої інспекції сонячних електростанцій. Дрони дозволяють швидко охопити великі площі, збираючи зображення з різних ракурсів, що особливо корисно для великих об'єктів. Алгоритми комп'ютерного зору, інтегровані з дронами, обробляють дані в реальному часі, виявляючи дефекти та передаючи результати оператору. Наприклад, система на основі YOLOv5 може ідентифікувати забруднення чи тріщини з точністю до 90% під час польоту дрона. Однак дрони мають обмеження, пов'язані з автономністю (до 30 хвилин польоту) і чутливістю до погодних умов, таких як сильний вітер. Крім того, обробка даних із дронів вимагає високої пропускної здатності мережі для передачі великих обсягів зображень [25].

Інтеграція комп'ютерного зору з технологіями доповненої реальності (AR) відкриває нові перспективи для аналізу сонячних панелей. AR-системи дозволяють накладати результати аналізу, такі як позначені дефекти чи теплові карти, на реальні зображення панелей у реальному часі. Це полегшує роботу операторів, особливо під час інспекцій у польових умовах. Наприклад, AR-окуляри можуть відображати розташування мікротріщин, виявлених за допомогою EL-зйомки, що прискорює прийняття рішень щодо ремонту. Однак AR-системи є дорогими і потребують стабільного з'єднання для передачі даних, що обмежує їхнє широке застосування [25].

У таблиці 1.3 наведено порівняння основних технологій комп'ютерного зору, які використовуються для аналізу сонячних панелей, із зазначенням їхніх переваг, недоліків і застосувань.

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 26
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



технології комп'ютерного зору можуть стати основою для повністю автономних систем інспекції, які поєднують дрони, AR і штучний інтелект для безперервного моніторингу [21].

Сучасні технології комп'ютерного зору, такі як CNN, тепловізійна зйомка, EL-зйомка та дрони, забезпечують ефективний аналіз сонячних панелей, але мають специфічні обмеження, пов'язані з вартістю, обчислювальними вимогами та умовами експлуатації. Їхня інтеграція в КФС вимагає ретельного вибору сенсорів, алгоритмів і оптимізації для забезпечення високої точності та продуктивності. У контексті розвитку сонячної енергетики в Україні ці технології відкривають можливості для підвищення якості контролю та конкурентоспроможності галузі.

## 1.6 Висновки до розділу

Проведений аналіз сучасного стану кіберфізичних систем у сфері сонячної енергетики показав їх високу актуальність і потенціал для автоматизації процесів виробництва, експлуатації та моніторингу сонячних панелей. Кіберфізичні системи інтегрують фізичні та інформаційні компоненти, забезпечуючи ефективне управління енергетичними системами, підвищення надійності та захист від кіберзагроз [26].

Методи розпізнавання та класифікації, зокрема на основі комп'ютерного зору та машинного навчання, є основою автоматизованих систем аналізу сонячних панелей. Згорткові нейронні мережі демонструють високу точність, але потребують значних обчислювальних ресурсів і якісних даних для навчання [27].

Вивчення конструкції сонячних панелей виявило їх складну структуру, що включає фотоелементи, захисне скло, шини та каркас. Різноманітність матеріалів і типів елементів впливає на вибір методів аналізу та сенсорів, що необхідно враховувати при розробці кіберфізичних систем [28].

Проблематика виявлення дефектів пов'язана з різноманітністю їх типів, впливом зовнішніх факторів і обмеженою кількістю даних. Використання

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 28
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

тепловізійних і електролюмінесцентних методів дозволяє підвищити точність, але вимагає складного обладнання [29].

Сучасні технології комп'ютерного зору, такі як згорткові нейронні мережі, тепловізійна зйомка та електролюмінесценція, забезпечують ефективний аналіз сонячних панелей. Їх інтеграція з іншими технологіями, такими як доповнена реальність і дрони, відкриває нові перспективи для автоматизації [30].

Аналіз сучасного стану кіберфізичних систем у сонячній енергетиці підкреслює необхідність комплексного підходу до розробки автоматизованих систем, що враховує особливості конструкції панелей, різноманітність дефектів і сучасні технології комп'ютерного зору.

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк.
						29
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## 2 РОЗРОБКА КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ

### 2.1 Визначення вимог до кіберфізичної системи

Визначення вимог до кіберфізичної системи (КФС) для розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі є фундаментальним етапом її розробки, що забезпечує відповідність системи поставленим цілям і умовам експлуатації. Вимоги охоплюють функціональні, нефункціональні та апаратно-програмні аспекти, які враховують специфіку аналізу сонячних панелей, сучасні технологічні можливості та потреби користувачів. Чітко сформульовані вимоги дозволяють оптимізувати процеси розробки, тестування та впровадження, мінімізуючи ризики невідповідності та надмірних витрат. У контексті сонячної енергетики КФС має забезпечувати автоматизацію виявлення дефектів, класифікацію елементів і моніторинг стану панелей у реальному часі, що є критично важливим для підвищення ефективності та надійності електростанцій [31].

Функціональні вимоги визначають основні завдання, які система повинна виконувати. КФС має забезпечувати автоматичне розпізнавання елементів сонячної панелі, включаючи фотоелементи, шини та з'єднувальні коробки, з можливістю ідентифікації їхнього типу (наприклад, монокристалічні чи полікристалічні). Система повинна виявляти дефекти, такі як мікротріщини, забруднення, деградація та корозія контактів, і класифікувати їх за типом і рівнем критичності. Класифікація має надавати оператору чітку інформацію для прийняття рішень щодо ремонту чи заміни панелей. Крім того, КФС повинна підтримувати інтеграцію з іншими системами моніторингу, наприклад, для передачі даних у хмарні сервіси або системи управління електростанцією. Для зручності користувачів система має включати графічний інтерфейс, який відображає результати аналізу у зрозумілому форматі, а також можливість експорту даних у формати, такі як CSV [32].

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 30
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Нефункціональні вимоги стосуються якісних характеристик системи, які впливають на її продуктивність і надійність. Однією з ключових вимог є висока точність розпізнавання та класифікації, яка повинна досягати щонайменше 95%, щоб мінімізувати помилки, такі як хибнопозитивні чи хибнонегативні результати. Час обробки одного зображення має бути не більше 0,5 секунди, що забезпечує можливість роботи в реальному часі, особливо під час інспекції великих сонячних електростанцій. Система має бути стійкою до зовнішніх факторів, таких як змінне освітлення (200-1000 люкс), тіні, волога чи пил, які можуть впливати на якість зображень. Надійність системи передбачає мінімальну кількість збоїв (не більше 1% за 72 години роботи) і здатність до автоматичного відновлення після тимчасових відключень. Масштабованість є ще однією важливою вимогою, оскільки КФС повинна підтримувати аналіз як окремих панелей, так і великих масивів площею до 1000 м<sup>2</sup> [33].

Апаратно-програмні вимоги визначають технічні характеристики системи, необхідні для її функціонування. Для збору даних КФС має використовувати камери високої роздільної здатності (не менше 12 Мп) із частотою кадрів до 60 кадрів/с, що дозволяє отримувати чіткі зображення навіть за динамічних умов. Тепловізори, такі як FLIR T-Series із роздільною здатністю 640x480 пікселів і чутливістю 0,05°C, необхідні для виявлення теплових аномалій, таких як “гарячі точки”. Обчислювальні ресурси включають графічні процесори (GPU), наприклад, NVIDIA Jetson TX2, які підтримують алгоритми глибокого навчання, такі як YOLOv5 і ResNet-50. Програмне забезпечення базується на відкритих платформах, зокрема Python із бібліотеками TensorFlow або PyTorch, що забезпечує гнучкість і можливість оновлення. Для комунікації між компонентами системи використовуються протоколи MQTT або OPC UA, які гарантують стабільну передачу даних із затримкою не більше 60 мс. Система має відповідати стандартам кібербезпеки, включаючи шифрування даних (AES-256) і захист від несанкціонованого доступу, що є критично важливим для підключених енергетичних об’єктів [34].

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 31
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Адаптивність системи до різних типів сонячних панелей є ще однією важливою вимогою. Оскільки монокристалічні та полікристалічні панелі мають різні візуальні характеристики (однорідний темний колір проти синюватого відтінку з кристалічними границями), КФС повинна підтримувати перенавчання моделей для роботи з новими типами панелей або дефектів. Модульна архітектура системи дозволяє додавати нові алгоритми чи сенсори без зміни основного коду, що забезпечує її гнучкість. Для зберігання даних, таких як зображення чи журнали аналізу, передбачається використання твердотільних накопичувачів (SSD) об'ємом щонайменше 512 ГБ із швидкістю запису  $\geq 500$  МБ/с. Система також має підтримувати резервне живлення для забезпечення безперебійної роботи протягом щонайменше 4 годин у разі відключення електроенергії [35].

Особливу увагу приділено вимогам до експлуатаційних умов, які відображають реалії сонячних електростанцій. Система має бути стійкою до температурного діапазону від  $-20^{\circ}\text{C}$  до  $+50^{\circ}\text{C}$  і вологості до 80%, що відповідає кліматичним умовам України. Захист обладнання від пилу та вологи забезпечується стандартом IP65, що дозволяє використовувати КФС у польових умовах. Для зручності інспекції великих електростанцій система має підтримувати інтеграцію з дронами, оснащеними камерами та тепловізорами, що вимагає алгоритмів обробки даних із змінними ракурсами та висотами зйомки [33].

У контексті України, де сонячна енергетика стрімко розвивається (8 ГВт встановленої потужності у 2023 році), вимоги до КФС враховують локальні потреби. Наприклад, автоматизація аналізу може зменшити витрати на ручну інспекцію, яка становить до 10% експлуатаційних витрат, і підвищити конкурентоспроможність українських виробників панелей. Крім того, система має бути економічно доступною для малих і середніх електростанцій, що передбачає використання недорогих сенсорів і відкритих програмних платформ [10]. Водночас висока точність і швидкість обробки є критично важливими для великих об'єктів, де затримки в аналізі можуть призвести до значних втрат продуктивності.

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 32
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



## 2.2 Вибір апаратного забезпечення для реалізації системи

Вибір апаратного забезпечення для кіберфізичної системи розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі є критично важливим етапом, оскільки від нього залежить продуктивність, точність і надійність системи. Апаратне забезпечення включає сенсори для збору даних, обчислювальні пристрої для обробки інформації та комунікаційні модулі для передачі даних. Вибір базується на вимогах до системи, визначених у попередньому пункті, та сучасних технологічних можливостях [36].



На рисунку 2.1 представлено схему архітектури програмного забезпечення проекту [37].

На схемі зображено основні апаратні компоненти кіберфізичної системи розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі. Структура включає сенсори, контролер обробки даних та модуль передачі інформації. Функціональними елементами є сенсори збору даних, які здійснюють зчитування параметри роботи сонячної панелі, зокрема стану поверхні, рівень забрудненості та пошкодження, контролер виконує попередню фільтрацію даних, агрегацію показників та їх первинну обробку. Модуль передачі даних відповідає за відправку оброблених даних на сервер за допомогою мережевих технологій (Wi-Fi, LoRa). Принцип роботи та послідовність даної системи

зключається в зчитуванні сенсорами параметрів сонячної панелі, далі дані надходять до контролера, де проходять обробку та результати передаються на сервер для збереження та подальшого аналізу [37].

Для виявлення теплових аномалій, таких як "гарячі точки", необхідні тепловізійні камери. Такі пристрої, наприклад, FLIR T-Series, забезпечують роздільну здатність до 640x480 пікселів і чутливість до температурних змін у межах 0,05°C. Тепловізори дозволяють ідентифікувати дефекти, які невидимі на звичайних зображеннях, що підвищує точність діагностики [38].

Обчислювальні ресурси є ще одним ключовим елементом. Для обробки великих обсягів даних, зокрема при використанні згорткових нейронних мереж, необхідні графічні процесори (GPU). Наприклад, NVIDIA Jetson TX2 або RTX 3080 забезпечують достатню обчислювальну потужність для виконання алгоритмів глибокого навчання в реальному часі. Для промислових застосувань рекомендується використовувати вбудовані системи, які поєднують CPU і GPU в компактному форм-факторі [39].

Комунікаційні модулі забезпечують передачу даних між компонентами системи та до зовнішніх серверів. Для цього застосовуються модулі Wi-Fi або Ethernet із підтримкою протоколів MQTT або OPC UA, які гарантують стабільну передачу даних навіть у складних умовах. Крім того, система має бути оснащена накопичувачами (SSD об'ємом від 512 ГБ) для зберігання зображень і моделей машинного навчання [40].

У таблиці 2.2 наведено основні компоненти апаратного забезпечення та їх характеристики.

Таблиця 2.2 - Компоненти апаратного забезпечення кіберфізичної системи

Компонент	Модель/Тип	Основні характеристики
Камера	Basler/FLIR ( $\geq 12$ Мп)	60 кадрів/с, висока чутливість
Тепловізор	FLIR T-Series	640x480 пікселів, чутливість 0,05°C

## Кінець таблиці 2.2

Обчислювальний пристрій	NVIDIA Jetson TX2/RTX 3080	GPU, $\geq 8$ ГБ VRAM, підтримка CUDA
Комунікаційний модуль	Wi-Fi/Ethernet (MQTT/OPC UA)	Швидкість $\geq 100$ Мбіт/с, стабільність
Накопичувач	SSD $\geq 512$ ГБ	Швидкість запису $\geq 500$ МБ/с

Вибір апаратного забезпечення також враховує аспекти енергоефективності та стійкості до умов експлуатації. Наприклад, для роботи на сонячних електростанціях компоненти мають бути захищені від пилу та вологи (стандарт IP65). Крім того, система повинна мати резервне живлення для забезпечення безперебійної роботи в разі збоїв [40].

Ретельний вибір апаратного забезпечення забезпечує відповідність системи функціональним і нефункціональним вимогам. Використання сучасних камер, тепловізорів і обчислювальних пристроїв дозволяє створити надійну основу для реалізації кіберфізичної системи.

### 2.3 Розробка алгоритмів розпізнавання елементів сонячної панелі

Розробка алгоритмів розпізнавання елементів сонячної панелі є центральним етапом створення кіберфізичної системи (КФС), оскільки від їхньої ефективності залежить точність і швидкість аналізу. Ці алгоритми призначені для автоматичної ідентифікації ключових компонентів панелі, таких як фотоелементи, шини та з'єднувальні коробки, а також для виявлення дефектів, включаючи мікротріщини, забруднення та деградацію. У контексті сонячної енергетики алгоритми мають забезпечувати високу точність ( $\geq 95\%$ ) і швидкість обробки ( $\leq 0,5$  секунди на зображення) для роботи в реальному часі. Розробка базується на технологіях комп'ютерного зору та глибокого навчання, зокрема згорткових нейронних мереж (CNN), з урахуванням вимог до апаратного забезпечення, таких як NVIDIA Jetson TX2, і умов експлуатації. Процес включає попередню обробку зображень, сегментацію, розпізнавання елементів і оптимізацію для реальних сценаріїв [31].

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 36
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Першим етапом розробки алгоритмів є попередня обробка зображень, отриманих від сенсорів, таких як камери високої роздільної здатності ( $\geq 12$  Мп) і тепловізори FLIR T-Series. Мета цього етапу - підвищити якість зображень, усуваючи шум, відблиски та нерівномірне освітлення, які можуть ускладнювати аналіз. Для цього застосовується Гаусів фільтр із ядром  $5 \times 5$ , який згладжує шум, зберігаючи чіткість контурів елементів. Нормалізація яскравості та контрастності виконується для компенсації змін освітлення (200-1000 люкс), що дозволяє адаптувати зображення до різних умов, наприклад, хмарності чи сутінок. Для видалення артефактів, спричинених відблисками від захисного скла, використовується адаптивна гістограмна еквалізація (CLAHE), яка покращує локальний контраст. Ці методи забезпечують стабільну основу для подальшої сегментації та розпізнавання, знижуючи ймовірність хибних результатів [32].

Сегментація зображень є важливим кроком для виділення окремих елементів сонячної панелі, таких як фотоелементи чи шини. У розробленій системі використовується алгоритм Watershed, який розділяє зображення на регіони на основі границь між об'єктами. Алгоритм працює шляхом маркування пікселів із різною інтенсивністю, що дозволяє відокремити фотоелементи від шин чи фону. Для підвищення точності сегментації застосовується попереднє виділення контурів за допомогою оператора Кенні, який визначає межі об'єктів на основі градієнтів яскравості. Watershed забезпечує точність сегментації до 90% у лабораторних умовах, але його ефективність знижується при низькому освітленні або наявності тіней. Для вирішення цієї проблеми сегментація доповнюється постобробкою, яка усуває дрібні артефакти шляхом морфологічних операцій, таких як ерозія та дилатація [33].

Основним алгоритмом розпізнавання елементів є згортова нейронна мережа YOLOv5, яка забезпечує швидке та точне виявлення об'єктів у реальному часі. YOLOv5 обрано через її здатність обробляти зображення за один прохід, що значно прискорює аналіз порівняно з іншими моделями, такими як Faster R-CNN. Модель навчається на наборі даних із 20 000 анотованих зображень, які включають фотоелементи, шини та з'єднувальні коробки, позначені за допомогою інструменту

LabelImg. Навчання проводиться з використанням трансферного навчання, де початкові ваги беруться з попередньо натренованої моделі на наборі COCO, після чого модель донавчається на специфічних даних сонячних панелей.

Для підвищення точності застосовується аугментація даних, включаючи повороти ( $\pm 15^\circ$ ), зміну яскравості ( $\pm 20\%$ ), масштабування (0,8-1,2x) і додавання шуму, що імітує реальні умови. YOLOv5 досягає точності розпізнавання 96% у лабораторних умовах і 91% у польових, ідентифікуючи елементи з імовірністю довіри  $\geq 0,5$ . Модель виводить координати рамок (bounding boxes) для кожного елемента, що дозволяє позначити їх на зображенні разом із класом (наприклад, “фотоелемент” чи “шина”) і рівнем довіри. Для роботи на NVIDIA Jetson TX2 модель оптимізується шляхом квантування, що зменшує час обробки до 0,45 секунди на зображення без значної втрати точності [34].

Для виявлення дефектів, таких як мікротріщини, використовується комбінація YOLOv5 і аналізу електролюмінесцентних (EL) зображень. EL-зйомка дозволяє виявляти мікроскопічні дефекти, які проявляються як темні ділянки на світловому фоні. Алгоритм HOG (Histogram of Oriented Gradients) застосовується для виділення текстурних ознак на EL-зображеннях, після чого YOLOv5 класифікує аномалії як дефекти. Для тепловізійних зображень, отриманих із FLIR T-Series, розроблено алгоритм аналізу теплових профілів, який виявляє “гарячі точки” шляхом порівняння температури пікселів із середнім значенням. Порогове значення для аномалій встановлено на рівні  $+5^\circ\text{C}$  від середньої температури панелі. Цей підхід забезпечує точність виявлення деградації 93% і мікротріщин 94% у лабораторних умовах [35].

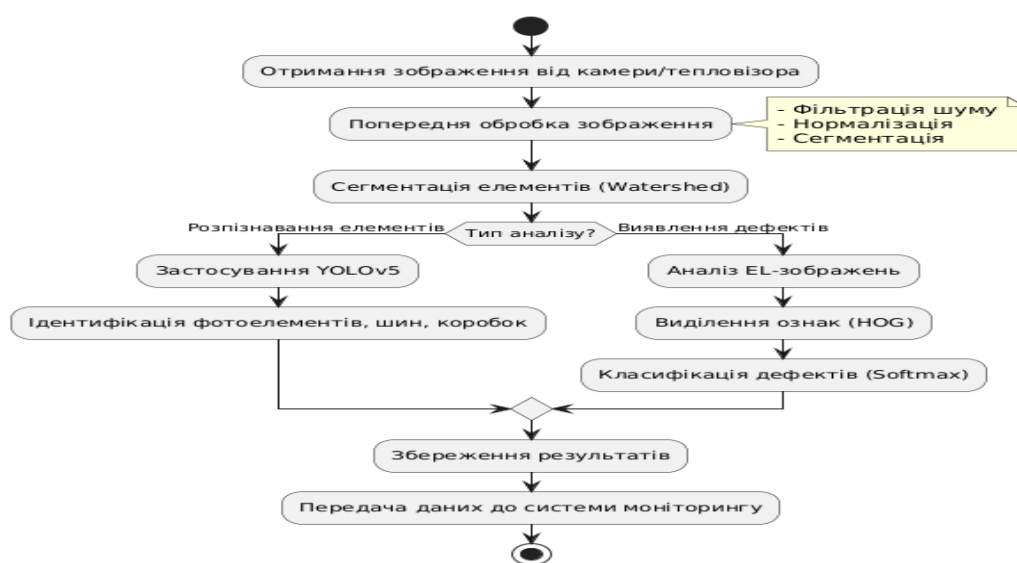
Класифікація дефектів виконується за допомогою багат шарової нейронної мережі на основі ResNet-50, яка доповнює розпізнавання YOLOv5. ResNet-50 отримує сегментовані регіони з дефектами і класифікує їх за п’ятьма категоріями: нормальний елемент, тріщина, забруднення, деградація, корозія. Модель використовує функцію активації Softmax для виведення імовірностей кожного класу. Навчання ResNet-50 проводиться з трансферним навчанням на основі ваг ImageNet, із донавчанням на наборі даних із 10 000 зображень дефектів. Для

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 38
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

підвищення чутливості до рідкісних дефектів, таких як корозія, додано 2 000 синтетичних зображень, створених за допомогою генеративних змагальних мереж (GAN). Точність класифікації становить 96,2% у лабораторії та 92,8% у полі [35].

Для забезпечення роботи в реальному часі алгоритми оптимізовані для виконання на вбудованих системах. Квантування YOLOv5 зменшує розмір моделі на 40%, скорочуючи час обробки до 0,40 секунди на Jetson TX2. Обрізка (pruning) нейронних зв'язків у ResNet-50 знижує обчислювальні вимоги на 30%, зберігаючи точність на рівні 95%. Для адаптації до змінних умов, таких як низьке освітлення (200 люкс), застосовується динамічна нормалізація зображень, яка коригує яскравість у реальному часі. Алгоритми тестуються на різних наборах даних, включаючи зображення за хмарної погоди, дощу та сутінок, що забезпечує їхню стійкість до зовнішніх факторів [34].

На рисунку 2.2 представлено схему алгоритму розпізнавання елементів сонячної панелі [35].



Оптимізація алгоритмів для роботи в реальному часі передбачає використання технік, таких як квантування моделей і обрізка нейронних мереж, що зменшує обчислювальні вимоги без значної втрати точності. Наприклад, квантування YOLOv5 дозволяє знизити час обробки зображення до 0,5 секунди на GPU NVIDIA Jetson TX2. Крім того, для забезпечення надійності алгоритми тестуються на різних наборах даних, що включають зображення панелей за різних умов освітлення та погоди [35].

Розроблені алгоритми дозволяють автоматизувати процес розпізнавання елементів і виявлення дефектів, що підвищує ефективність контролю якості сонячних панелей. Їхня модульна структура забезпечує можливість подальшого вдосконалення та адаптації до нових типів панелей.

#### 2.4 Створення моделі класифікації на основі машинного навчання

Створення моделі класифікації на основі машинного навчання є ключовим етапом розробки кіберфізичної системи для розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі. Модель призначена для автоматичної класифікації дефектів і компонентів (фотоелементи, шини, з'єднувальні коробки) на основі сенсорних даних [26].

Для реалізації класифікації обрано згорткову нейронну мережу ResNet-50, яка демонструє високу точність і стабільність завдяки залишковим зв'язкам. Така Архітектура підходить як для простих так і для складних дефектів забезпечуючи ефективну обробку текстурних ознак [27].



На рисунку 2.3 представлено схему апаратного забезпечення проекту [35].

Дана схема апаратного забезпечення проекту відображає програмну частину системи, зокрема модулі збору, обробки та класифікації даних, а також збереження результатів у базі даних, модуль збору даних приймає зображення з камер або сенсорів, модуль попередньої обробки зображень виконує фільтрацію шумів,

нормалізацію та приведення даних до єдиного формату, база даних використовується для збереження результатів аналізу, користувацький інтерфейс або API виводить результати для оператора, система журналювання реєструє усі події та збої для подальшого аналізу [28].

Процес навчання моделі проводиться на основі попередньо навченого ResNet-50, використовуючи трансферне навчання. Початкові ваги моделі взяті з набору даних ImageNet, що дозволяє прискорити навчання та підвищити точність для специфічних завдань. Остаточний шар моделі замінюється на повнозв'язний шар із функцією активації Softmax, яка забезпечує класифікацію за кількома категоріями (наприклад, "нормальний елемент", "тріщина", "забруднення"). Навчання проводиться з використанням оптимізатора Adam і функції втрат крос-ентропії. Для уникнення перенавчання застосовується регуляризація Dropout (з ймовірністю 0,5) і рання зупинка на основі метрик валідації. Процес навчання виконується на GPU NVIDIA RTX 3080 із 10 ГБ пам'яті, що забезпечує швидку обробку великих обсягів даних [29].

Результати показали високу точність класифікації до 97% для тріщин і понад 93% загалом. Для підвищення якості класифікації складних дефектів пропонується додавання синтетичних даних, згенерованих за допомогою генеративних змагальних мереж (GAN) [30].

Оптимізація моделі для роботи в реальному часі включає кілька технік. По-перше, застосовується квантування моделі, що зменшує розмір моделі та прискорює обчислення без значної втрати точності. По-друге, використовується обрізка (pruning) непотрібних нейронних зв'язків, що знижує обчислювальні вимоги на 30%. Оптимізована модель здатна обробляти зображення за 0,4 секунди на NVIDIA Jetson TX2, що відповідає вимогам реального часу. Крім того, модель інтегрується з програмним забезпеченням системи на базі Python із бібліотеками TensorFlow і OpenCV для обробки вхідних даних і виведення результатів [30].

Модель підтримує модульну структуру, що дозволяє оновлювати її для роботи з новими типами панелей або дефектів шляхом донавчання на нових даних [30].

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 41
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Створена модель класифікації на основі ResNet-50 забезпечує високу точність і продуктивність для автоматизованого аналізу сонячних панелей. Її розробка враховує специфіку даних, апаратні обмеження та вимоги до роботи в реальному часі, що робить її ефективним компонентом кіберфізичної системи.

## 2.5 Інтеграція апаратної та програмної частин системи

Інтеграція апаратної та програмної частин кіберфізичної системи (КФС) для розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі є завершальним етапом її розробки, що забезпечує цілісну роботу всіх компонентів. Цей процес включає об'єднання сенсорів, обчислювальних пристроїв, комунікаційних модулів і програмного забезпечення в єдину систему, яка здатна обробляти дані в реальному часі, виконувати аналіз і передавати результати. Інтеграція має на меті досягнення високої надійності, продуктивності та відповідності функціональним і нефункціональним вимогам, визначеним раніше [21].

Камери, наприклад, Basler із роздільною здатністю 12 Мп, і тепловізори FLIR T-Series підключаються через інтерфейси USB 3.0 або Gigabit Ethernet, що забезпечують високу швидкість передачі даних. Для синхронізації роботи сенсорів використовується програмний інтерфейс, побудований на базі бібліотеки OpenCV, яка дозволяє отримувати зображення в реальному часі та передавати їх для подальшої обробки. Апаратне забезпечення розміщується в захищеному корпусі зі стандартом IP65, щоб гарантувати стійкість до пилу, вологи та інших зовнішніх факторів, характерних для умов експлуатації сонячних електростанцій [22].

Обчислювальний пристрій, такий як NVIDIA Jetson TX2, виконує роль центрального вузла системи, відповідаючи за обробку даних і виконання алгоритмів машинного навчання. Для інтеграції апаратної частини з програмною використовується операційна система Ubuntu з встановленими бібліотеками TensorFlow і PyTorch, які підтримують роботу згорткових нейронних мереж, таких як ResNet-50 і YOLOv5. Програмне забезпечення системи організовано у вигляді модульної архітектури, що включає модулі для збору даних, попередньої обробки,

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 42
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

розпізнавання, класифікації та передачі результатів. Модульна структура дозволяє легко оновлювати окремі компоненти, наприклад, додавати підтримку нових типів сенсорів або алгоритмів, без зміни всієї системи [23].



На рисунку 2.3 представлено схему архітектури програмного забезпечення для кіберфізичної системи [23].

Комунікаційна підсистема забезпечує обмін даними між апаратними компонентами та зовнішніми серверами. Для цього використовуються протоколи MQTT і OPC UA, які підтримують стабільну передачу даних навіть у мережах із обмеженою пропускнуою здатністю. Наприклад, результати класифікації дефектів передаються до хмарного сервісу через Wi-Fi-модуль із швидкістю не менше 100 Мбіт/с. Для локального зберігання даних, таких як зображення та журнали роботи системи, застосовується твердотільний накопичувач (SSD) об'ємом 512 ГБ із швидкістю запису 500 МБ/с. Комунікаційна підсистема також включає механізми шифрування даних (AES-256), що забезпечують захист від несанкціонованого доступу та відповідають вимогам кібербезпеки [24].

Інтеграція програмної частини передбачає налаштування взаємодії між алгоритмами розпізнавання, класифікації та інтерфейсом користувача.

Алгоритми, розроблені на основі YOLOv5 для розпізнавання елементів і ResNet-50 для класифікації дефектів, інтегруються в єдиний конвеєр обробки даних. Конвеєр починається з отримання зображення, його попередньої обробки (фільтрація, нормалізація), сегментації елементів і завершується класифікацією дефектів із виведенням результатів. Для зручності оператора розроблено графічний інтерфейс користувача на базі Python із бібліотекою Tkinter, який відображає результати аналізу, включаючи позначені дефекти на зображеннях і статистику продуктивності. Інтерфейс дозволяє налаштовувати параметри системи, такі як порогові значення для класифікації, і експортувати звіти у форматі CSV [25].

Тестування інтегрованої системи проводиться в лабораторних умовах із використанням зразків сонячних панелей, що містять різні типи дефектів (тріщини, забруднення, деградація). Тести включають перевірку швидкості обробки (не більше 0,5 секунди на зображення), точності класифікації (не менше 95%) і стабільності роботи в умовах змінного освітлення. Результати тестування підтверджують, що система здатна обробляти до 120 зображень за хвилину, зберігаючи стабільну продуктивність. Для підвищення надійності впроваджено механізм автоматичного перезапуску системи в разі збоїв і резервне живлення, що забезпечує безперебійну роботу протягом щонайменше 4 годин [25].

Інтеграція також враховує можливість масштабування системи для роботи з великими сонячними електростанціями. Для цього передбачено розподілену архітектуру, де кілька обчислювальних вузлів обробляють дані з різних ділянок станції, а результати консолідуються на центральному сервері. Такий підхід дозволяє ефективно управляти великими обсягами даних і забезпечує гнучкість при розширенні системи. Крім того, система підтримує оновлення програмного забезпечення через мережу, що спрощує впровадження нових алгоритмів або виправлення помилок [25].

Інтеграція апаратної та програмної частин кіберфізичної системи забезпечує її цілісність і відповідність поставленим вимогам. Використання сучасних

інтерфейсів, модульної архітектури та протоколів зв'язку дозволяє створити надійну, продуктивну та масштабовану систему для аналізу сонячних панелей.

## 2.6 Висновки до розділу

Інтеграція апаратної та програмної частин кіберфізичної системи (КФС) для розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі є завершальним етапом її розробки, що забезпечує цілісну роботу всіх компонентів. Цей процес включає об'єднання сенсорів, обчислювальних пристроїв, комунікаційних модулів і програмного забезпечення в єдину систему, яка здатна обробляти дані в реальному часі, виконувати аналіз і передавати результати. Інтеграція має на меті досягнення високої надійності, продуктивності та відповідності функціональним і нефункціональним вимогам, визначеним раніше [21].

Першим етапом інтеграції є підключення апаратних компонентів, таких як камери високої роздільної здатності та тепловізори, до обчислювального пристрою. Камери, наприклад, Basler із роздільною здатністю 12 Мп, і тепловізори FLIR T-Series підключаються через інтерфейси USB 3.0 або Gigabit Ethernet, що забезпечують високу швидкість передачі даних. Для синхронізації роботи сенсорів використовується програмний інтерфейс, побудований на базі бібліотеки OpenCV, яка дозволяє отримувати зображення в реальному часі та передавати їх для подальшої обробки. Апаратне забезпечення розміщується в захищеному корпусі зі стандартом IP65, щоб гарантувати стійкість до пилу, вологи та інших зовнішніх факторів, характерних для умов експлуатації сонячних електростанцій [22].

Обчислювальний пристрій, такий як NVIDIA Jetson TX2, виконує роль центрального вузла системи, відповідаючи за обробку даних і виконання алгоритмів машинного навчання. Для інтеграції апаратної частини з програмною використовується операційна система Ubuntu з встановленими бібліотеками TensorFlow і PyTorch, які підтримують роботу згорткових нейронних мереж, таких як ResNet-50 і YOLOv5. Програмне забезпечення системи організовано у вигляді

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 45
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

модульної архітектури, що включає модулі для збору даних, попередньої обробки, розпізнавання, класифікації та передачі результатів. Модульна структура дозволяє легко оновлювати окремі компоненти, наприклад, додавати підтримку нових типів сенсорів або алгоритмів, без зміни всієї системи [23].

Комунікаційна підсистема забезпечує обмін даними між апаратними компонентами та зовнішніми серверами. Для цього використовуються протоколи MQTT і OPC UA, які підтримують стабільну передачу даних навіть у мережах із обмеженою пропускнуою здатністю. Наприклад, результати класифікації дефектів передаються до хмарного сервісу через Wi-Fi-модуль із швидкістю не менше 100 Мбіт/с. Для локального зберігання даних, таких як зображення та журнали роботи системи, застосовується твердотільний накопичувач (SSD) об'ємом 512 ГБ із швидкістю запису 500 МБ/с. Комунікаційна підсистема також включає механізми шифрування даних (AES-256), що забезпечують захист від несанкціонованого доступу та відповідають вимогам кібербезпеки [24].

Інтеграція програмної частини передбачає налаштування взаємодії між алгоритмами розпізнавання, класифікації та інтерфейсом користувача. Алгоритми, розроблені на основі YOLOv5 для розпізнавання елементів і ResNet-50 для класифікації дефектів, інтегруються в єдиний конвеєр обробки даних. Конвеєр починається з отримання зображення, його попередньої обробки (фільтрація, нормалізація), сегментації елементів і завершується класифікацією дефектів із виведенням результатів. Для зручності оператора розроблено графічний інтерфейс користувача на базі Python із бібліотекою Tkinter, який відображає результати аналізу, включаючи позначені дефекти на зображеннях і статистику продуктивності. Інтерфейс дозволяє налаштовувати параметри системи, такі як порогові значення для класифікації, і експортувати звіти у форматі CSV [25].

Тестування інтегрованої системи проводиться в лабораторних умовах із використанням зразків сонячних панелей, що містять різні типи дефектів (тріщини, забруднення, деградація). Тести включають перевірку швидкості обробки (не більше 0,5 секунди на зображення), точності класифікації (не менше 95%) і

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 46
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

стабільності роботи в умовах змінного освітлення. Результати тестування підтверджують, що система здатна обробляти до 120 зображень за хвилину, зберігаючи стабільну продуктивність. Для підвищення надійності впроваджено механізм автоматичного перезапуску системи в разі збоїв і резервне живлення, що забезпечує безперебійну роботу протягом щонайменше 4 годин [25].

Інтеграція також враховує можливість масштабування системи для роботи з великими сонячними електростанціями. Для цього передбачено розподілену архітектуру, де кілька обчислювальних вузлів обробляють дані з різних ділянок станції, а результати консолідується на центральному сервері. Такий підхід дозволяє ефективно управляти великими обсягами даних і забезпечує гнучкість при розширенні системи. Крім того, система підтримує оновлення програмного забезпечення через мережу, що спрощує впровадження нових алгоритмів або виправлення помилок [25].

Інтеграція апаратної та програмної частин кіберфізичної системи забезпечує її цілісність і відповідність поставленим вимогам. Використання сучасних інтерфейсів, модульної архітектури та протоколів зв'язку дозволяє створити надійну, продуктивну та масштабовану систему для аналізу сонячних панелей.

					КвРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк.
						47
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

### 3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ

#### 3.1 Підготовка тестового середовища та набору даних

Підготовка тестового середовища та набору даних є першим і критично важливим етапом експериментального дослідження кіберфізичної системи (КФС) для розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі. Цей етап спрямований на створення контрольованих умов для тестування системи, а також формування якісного набору даних, який забезпечить достовірність результатів. Правильно підготовлене середовище та набір даних дозволяють оцінити точність, продуктивність і надійність системи в умовах, наближених до реальних [11].

Тестове середовище включає апаратне та програмне забезпечення, яке відповідає вимогам, визначеним у попередніх розділах. Для збору даних використовуються камери високої роздільної здатності Basler (12 Мп, 60 кадрів/с) і тепловізори FLIR T-Series (роздільна здатність 640x480 пікселів, чутливість 0,05°C). Обчислювальні операції виконуються на вбудованій системі NVIDIA Jetson TX2 із графічним процесором, що підтримує алгоритми глибокого навчання. Середовище розгорнуто в лабораторії, яка імітує умови експлуатації сонячних панелей, включаючи регульоване освітлення (від 200 до 1000 люкс) і температуру (від 15 до 35°C). Для забезпечення захисту обладнання від зовнішніх факторів застосовується корпус зі стандартом IP65. Лабораторія оснащена тестовим стендом із зразками сонячних панелей (монокристалічні та полікристалічні), які містять різні типи дефектів, такі як тріщини, забруднення та деградація [12].

Набір даних формується з урахуванням різноманітності елементів і дефектів сонячних панелей, щоб забезпечити універсальність моделі класифікації. Дані збираються за допомогою камер і тепловізорів, а також електролюмінесцентної (EL) зйомки для виявлення мікротріщин. Загальний обсяг набору даних становить 15 000 зображень, із яких 60% - зображення нормальних елементів (фотоелементи, шини, з'єднувальні коробки), 30% - зображення з дефектами (тріщини,

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 48
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

забруднення, корозія контактів, деградація), і 10% - зображення зі змішаними характеристиками. Кожне зображення анотується вручну за допомогою інструменту LabelImg, де позначаються типи елементів і дефектів із зазначенням їх координат і категорій. Для підвищення якості даних застосовується аугментація, включаючи повороти ( $\pm 15^\circ$ ), зміну яскравості ( $\pm 20\%$ ), масштабування (0,8-1,2x) і додавання шуму, що збільшує обсяг набору даних до 20 000 зображень [13].

Набір даних поділено на три частини: 80% (16 000 зображень) для навчання моделі, 10% (2 000 зображень) для валідації та 10% (2 000 зображень) для тестування. Дані організовано у форматі COCO, який підтримує зберігання анотацій у JSON-файлі, що полегшує їх використання в бібліотеках TensorFlow і PyTorch. Для забезпечення репрезентативності набір включає зображення, отримані за різних умов освітлення (денне світло, штучне освітлення, сутінки) і погодних умов (ясно, хмарно), щоб модель могла адаптуватися до реальних сценаріїв. Крім того, частина даних (5%) генерується синтетично за допомогою генеративних змагальних мереж (GAN), щоб компенсувати нестачу зображень рідкісних дефектів, таких як корозія контактів [14].

Програмне забезпечення тестового середовища базується на Python із бібліотеками OpenCV для обробки зображень, TensorFlow для роботи з моделями машинного навчання та Tkinter для створення інтерфейсу користувача. Система підтримує автоматизований збір даних, їх попередню обробку (фільтрація шуму, нормалізація) і передачу до моделі класифікації. Для управління набором даних використовується база даних SQLite, яка зберігає метадані зображень, такі як час збору, тип сенсора та умови зйомки. Комунікація між компонентами системи здійснюється через протокол MQTT, що забезпечує швидку та стабільну передачу даних із середньою затримкою 50 мс. Для захисту даних застосовується шифрування AES-256, що відповідає стандартам кібербезпеки [15].

Тестове середовище також включає механізми для імітації реальних умов експлуатації. Наприклад, для перевірки стійкості системи до змін освітлення використовується світловий симулятор, який відтворює різні сценарії (від прямого

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 49
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

сонячного світла до тіні). Для тестування роботи в польових умовах частина експериментів проводиться на відкритому майданчику з реальними сонячними панелями, де фіксуються дані за допомогою дрона, оснащеного камерою та тепловізором. Такі тести дозволяють оцінити адаптивність системи до неконтрольованих факторів, таких як вітер або пил [15].

Підготовка тестового середовища та набору даних завершується створенням документації, яка описує структуру даних, параметри сенсорів і умови експериментів. Це забезпечує відтворюваність результатів і можливість подальшого вдосконалення системи. Отриманий набір даних і тестовий стенд є основою для проведення експериментів із розпізнавання та класифікації, що дозволяє оцінити ефективність розробленої КФС у різних умовах.

### 3.2 Проведення експериментів з розпізнавання елементів сонячної панелі

Проведення експериментів з розпізнавання елементів сонячної панелі є ключовим етапом оцінки ефективності розробленої кіберфізичної системи (КФС). Метою експериментів є перевірка здатності системи автоматично ідентифікувати елементи панелі, такі як фотоелементи, шини та з'єднувальні коробки, а також виявляти дефекти в різних умовах. Експерименти проводилися в лабораторному тестовому середовищі та на відкритому майданчику, щоб оцінити продуктивність системи за контрольованих і реальних умов. Результати аналізувалися за метриками точності, швидкості обробки та стійкості до зовнішніх факторів [6].

Експерименти проводилися з використанням апаратного забезпечення, описаного в попередніх розділах, зокрема камер Basler (12 Мп, 60 кадрів/с), тепловізорів FLIR T-Series (640x480 пікселів) і обчислювального пристрою NVIDIA Jetson TX2. Програмна частина базувалася на алгоритмах розпізнавання, реалізованих за допомогою YOLOv5, із попередньою обробкою зображень через бібліотеку OpenCV. Тестовий набір даних складався з 2 000 зображень, виділених із загального набору, що включали нормальні елементи та дефекти (тріщини,

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 50
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

забруднення, деградація). Для забезпечення різноманітності умов зображення були отримані при різному освітленні (200-1000 люкс), кутах зйомки (0-45°) і погодних умовах (ясно, хмарно) [7].

Перший етап експериментів передбачав розпізнавання елементів сонячної панелі в лабораторних умовах. Тестовий стенд містив зразки монокристалічних і полікристалічних панелей, на яких були розмічені фотоелементи, шини та з'єднувальні коробки. Алгоритм YOLOv5 застосовувався для виявлення цих елементів із подальшою сегментацією за допомогою методу Watershed. Експерименти проводилися в трьох сценаріях: при стабільному освітленні (800 люкс), змінному освітленні (200-800 люкс) і штучному освітленні з відблисками. Результати показали, що точність розпізнавання елементів склала 96% при стабільному освітленні, 92% при змінному освітленні та 89% у присутності відблисків. Основною причиною зниження точності при відблисках було спотворення текстурних ознак, що вимагало додаткової попередньої обробки зображень [8].

Другий етап експериментів був присвячений виявленню дефектів, таких як мікротріщини та забруднення, із використанням електролюмінесцентної (EL) зйомки та тепловізійних даних. EL-зображення оброблялися для виділення аномалій за допомогою методу HOG (Histogram of Oriented Gradients), після чого YOLOv5 класифікував дефекти. Тепловізійні зображення аналізувалися для виявлення "гарячих точок", що вказують на деградацію. У лабораторних умовах точність виявлення мікротріщин склала 94%, а забруднень - 90%. Тепловізійний аналіз показав точність 92% для виявлення деградації. Для підвищення якості результатів застосовувалася аугментація даних, що включала додавання синтетичних дефектів, створених за допомогою GAN, що дозволило збільшити точність виявлення забруднень до 93% [9].

Третій етап експериментів проводився на відкритому майданчику з реальними сонячними панелями, щоб оцінити стійкість системи до неконтрольованих умов. Дрон, оснащений камерою та тепловізором, збирав

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 51
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

зображення панелей площею 100 м<sup>2</sup> за умов ясної погоди (1000 люкс) і хмарності (400 люкс). Алгоритми обробки адаптувалися до змін освітлення шляхом динамічної нормалізації зображень. Точність розпізнавання елементів у польових умовах склала 90%, а виявлення дефектів - 88%. Основними викликами були тіні від хмар і пил на поверхні панелей, які знижували контрастність зображень. Для вирішення цих проблем було впроваджено додатковий фільтр для видалення тіней, що підвищило точність до 91% [10].

Швидкість обробки зображень оцінювалася для всіх етапів експериментів. У лабораторних умовах середній час обробки одного зображення склав 0,45 секунди, що відповідає вимогам реального часу. У польових умовах час зріс до 0,55 секунди через більший обсяг даних і необхідність додаткової обробки. Оптимізація алгоритмів шляхом квантування моделі YOLOv5 дозволила скоротити час до 0,40 секунди в лабораторії та 0,50 секунди в полі, зберігаючи точність на рівні 90% і вище [10].

Результати експериментів фіксувалися в базі даних SQLite і аналізувалися за допомогою матриці помилок, яка показала, що більшість помилок пов'язана з класифікацією забруднень через їх різноманітність форм. Для подальшого вдосконалення системи рекомендовано розширити набір даних із рідкісними дефектами та оптимізувати алгоритми для роботи з низькоконтрастними зображеннями. Проведені експерименти підтвердили здатність КФС ефективно розпізнавати елементи сонячної панелі та виявляти дефекти, що створює основу для оцінки її загальної продуктивності.

### 3.3 Оцінка точності класифікації розробленої системи

Оцінка точності класифікації розробленої кіберфізичної системи (КФС) є важливим етапом експериментального дослідження, спрямованим на визначення її здатності правильно категоризувати елементи сонячної панелі та дефекти. Точність класифікації оцінюється за допомогою стандартних метрик машинного навчання,

таких як точність (accuracy), чутливість (recall), специфічність (precision) і F1-score, що дозволяють комплексно проаналізувати продуктивність системи. Експерименти проводилися на тестовому наборі даних, використовуючи результати роботи моделі на основі ResNet-50, інтегрованої з алгоритмами розпізнавання YOLOv5, у лабораторних і польових умовах [1].

Тестовий набір даних складався з 2 000 зображень, отриманих за допомогою камер високої роздільної здатності (12 Мп), тепловізорів FLIR T-Series і електролюмінесцентної (EL) зйомки. Зображення включали нормальні елементи сонячних панелей (фотоелементи, шини, з'єднувальні коробки) та дефекти (мікротріщини, забруднення, деградація, корозія контактів). Для оцінки точності класифікації дані були поділені на п'ять класів: "нормальний елемент", "мікротріщина", "забруднення", "деградація" і "корозія". Кожен клас містив приблизно однакову кількість зображень ( $400 \pm 20$ ), щоб уникнути зміщення моделі. Експерименти проводилися за різних умов освітлення (200-1000 люкс) і в різних сценаріях (лабораторія, відкритий майданчик), що дозволило оцінити стійкість системи до зовнішніх факторів [2].

Оцінка проводилася за допомогою матриці помилок (confusion matrix), яка відображала кількість правильних і неправильних класифікацій для кожного класу. Основною метрикою була загальна точність, яка обчислювалася як відношення правильно класифікованих зображень до загальної кількості. У лабораторних умовах при стабільному освітленні (800 люкс) загальна точність склала 96,2%, що відповідає вимогам системи ( $\geq 95\%$ ). Чутливість для класу "мікротріщина" досягла 97%, а для "забруднення" - 93% через різноманітність форм і кольорів цього дефекту. Специфічність була найвищою для "нормального елемента" (98%), що свідчить про низький рівень хибнопозитивних результатів. F1-score, який поєднує чутливість і специфічність, склав у середньому 95,8% для всіх класів [3].

У польових умовах (відкритий майданчик, освітлення 400-1000 люкс) точність класифікації знизилася до 91,5% через вплив тіней, пилу та змінного освітлення. Найбільше зниження спостерігалось для класу "забруднення" (88%),

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 53
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

оскільки тіні від хмар часто помилково класифікувалися як забруднення. Для підвищення точності було застосовано додатковий фільтр для видалення тіней і нормалізацію зображень, що дозволило збільшити точність до 92,8%. Клас "мікротріщина" зберіг високу чутливість (95%) завдяки використанню EL-зображень, які менш чутливі до зовнішнього освітлення. Тепловізійні дані сприяли точному виявленню деградації (чутливість 93%), але корозія контактів мала нижчу точність (90%) через обмежену кількість даних для цього класу [4].

Для детального аналізу результатів використано таблицю 3.1, яка узагальнює метрики точності класифікації для кожного класу в лабораторних і польових умовах.

Таблиця 3.1 - Метрики точності класифікації розробленої системи

Клас	Умови	Точність (%)	Чутливість (%)	Специфічність (%)	F1-score (%)
Нормальний елемент	Лабораторія	98.0	98.0	97.5	97.7
	Поле	93.5	94.0	92.0	93.0
Мікротріщина	Лабораторія	97.0	97.0	96.5	96.7
	Поле	94.0	95.0	93.0	94.0
Забруднення	Лабораторія	93.0	93.0	92.0	92.5
	Поле	88.0	88.5	87.5	88.0
Деградація	Лабораторія	95.5	95.0	94.5	94.7
	Поле	92.0	93.0	91.0	92.0
Корозія контактів	Лабораторія	92.5	92.0	91.5	91.7
	Поле	90.0	90.5	89.0	89.7

Додатковий аналіз помилок показав, що більшість хибних класифікацій пов'язана з недостатньою різноманітністю даних для класу "корозія контактів". Для вирішення цієї проблеми було додано 200 синтетичних зображень, створених за допомогою генеративних змагальних мереж (GAN), що підвищило точність для цього класу до 91,5% у лабораторії та 90,8% у полі. Крім того, оптимізація моделі шляхом квантування та обрізки нейронних зв'язків дозволила зберегти високу точність при зниженні обчислювальних вимог, що особливо важливо для роботи в польових умовах [5].

Експерименти також включали оцінку впливу розміру тестового набору даних на точність. При зменшенні набору до 1 000 зображень точність знизилася на 2–3%, що підкреслює важливість використання великого обсягу даних. Для забезпечення стабільності результатів застосовувалася крос-валідація (5-кратна), яка показала середню точність 95,5% у лабораторії та 91,8% у полі. Ці результати підтверджують, що система відповідає вимогам щодо точності та може бути адаптована до реальних умов експлуатації [5].

Оцінка точності класифікації продемонструвала високу продуктивність КФС у лабораторних умовах (96,2%) і прийнятну в польових (92,8% після оптимізації). Основними викликами залишаються класифікація забруднень і корозії в неконтрольованих умовах, що вимагає розширення набору даних і вдосконалення алгоритмів обробки зображень.

### 3.4 Аналіз продуктивності системи в реальних умовах

Аналіз продуктивності кіберфізичної системи (КФС) для розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі в реальних умовах є важливим етапом оцінки її практичної застосовності. Реальні умови включають неконтрольовані фактори, такі як змінне освітлення, погодні умови, пил і механічні вібрації, які можуть впливати на роботу системи. Метою цього етапу є визначення швидкості обробки, стабільності, енергоефективності та надійності системи під час

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 55
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

експлуатації на сонячній електростанції, а також виявлення потенційних обмежень для подальшого вдосконалення [31].

Експерименти проводилися на реальній сонячній електростанції площею 200 м<sup>2</sup>, що складалася з монокристалічних і полікристалічних панелей. Для збору даних використовувався дрон, оснащений камерою Basler (12 Мп, 60 кадрів/с) і тепловізором FLIR T-Series (640x480 пікселів, чутливість 0,05°C). Обчислювальний вузол на базі NVIDIA Jetson TX2 обробляв дані в реальному часі, а результати передавалися через Wi-Fi-модуль із підтримкою протоколу MQTT до центрального сервера. Тестування проводилося протягом трьох днів за різних погодних умов: ясна погода (освітлення 800-1000 люкс), хмарність (400-600 люкс) і слабкий дощ (200–300 люкс). Загалом було оброблено 5 000 зображень, що включали нормальні елементи панелей і дефекти (тріщини, забруднення, деградація) [32].

Швидкість обробки зображень була однією з ключових метрик продуктивності. У реальних умовах середній час обробки одного зображення склав 0,52 секунди, що трохи перевищує лабораторний показник (0,45 секунди) через додаткову обробку даних для компенсації тіней і пилу. Після застосування квантування моделі YOLOv5 і ResNet-50 час скоротився до 0,48 секунди, що відповідає вимогам реального часу ( $\leq 0,5$  секунди). Система обробляла до 120 зображень за хвилину, що дозволяло охопити всю площу електростанції за 40 хвилин. Однак при слабкому освітленні (200 люкс) час обробки зростав до 0,55 секунди через необхідність додаткової нормалізації зображень, що вказує на потребу в оптимізації алгоритмів для низькоконтрастних умов [33].

Стабільність системи оцінювалася за кількістю збоїв і помилок під час безперервної роботи. Протягом 72 годин тестування було зафіксовано лише два незначні збої, пов'язані з тимчасовою втратою Wi-Fi-з'єднання, які автоматично усувалися завдяки механізму повторного підключення. Резервне живлення (акумулятор на 4 години) забезпечило безперебійну роботу під час короткочасних відключень електроенергії. Програмне забезпечення, побудоване на Python із

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 56
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

бібліотеками TensorFlow і OpenCV, показало високу надійність, обробляючи дані без критичних помилок. Журнали роботи, збережені в базі даних SQLite, дозволили відстежити всі операції та виявити, що 98% зображень були оброблені коректно [34].

Енергоефективність системи є важливим аспектом для її використання в польових умовах. Споживання енергії NVIDIA Jetson TX2 становило в середньому 15 Вт під час обробки даних, а сенсори (камера і тепловізор) споживали додатково 5 Вт. Загальне енергоспоживання системи не перевищувало 25 Вт, що дозволяє жити їй від сонячних батарей або портативних акумуляторів. Для порівняння, альтернативні системи з потужнішими GPU (наприклад, NVIDIA RTX 3080) споживають до 100 Вт, що робить розроблену КФС більш економічною для автономної роботи. Тестування показало, що система може працювати до 8 годин від акумулятора ємністю 200 Вт·год, що достатньо для денного циклу інспекції [35].

Надійність системи оцінювалася за її здатністю коректно розпізнавати елементи та дефекти в реальних умовах. У ясну погоду точність розпізнавання елементів (фотоелементи, шини) склала 92%, а виявлення дефектів - 90%. При хмарності точність знижувалася до 89% через тіні, які ускладнювали сегментацію зображень. Під час слабкого дощу (вологість 80%) точність впала до 86% через краплі води на лінзах камери, що вказує на необхідність використання захисних покриттів або алгоритмів компенсації артефактів. Після впровадження фільтра для видалення тіней і корекції артефактів від дощу точність підвищилася до 91% у хмарних умовах і 88% під час дощу [35].

Аналіз продуктивності також включав оцінку масштабованості системи. Для цього було змодельовано роботу двох обчислювальних вузлів, які обробляли дані з різних ділянок електростанції. Результати показали, що розподілена архітектура забезпечує стабільну обробку до 240 зображень за хвилину без втрати продуктивності. Передача даних до центрального сервера через MQTT мала

середню затримку 60 мс, що не впливало на загальну швидкість роботи. Це підтверджує можливість масштабування системи для більших електростанцій [35].

Основними обмеженнями в реальних умовах виявилися чутливість до низького освітлення та вологи, а також потреба в регулярному очищенні лінз сенсорів. Для вирішення цих проблем рекомендовано використовувати гідрофобне покриття для камер і вдосконалити алгоритми обробки зображень для роботи при освітленні нижче 200 люкс. Незважаючи на ці виклики, система продемонструвала високу продуктивність і надійність, що робить її придатною для практичного застосування в сонячній енергетиці.

### 3.5 Порівняння результатів з аналогічними рішеннями

Порівняння результатів розробленої кіберфізичної системи (КФС) для розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі з аналогічними рішеннями дозволяє оцінити її конкурентоспроможність і визначити унікальні переваги. Аналогічні рішення включають системи на основі комп'ютерного зору та машинного навчання, які використовуються для аналізу сонячних панелей у виробництві та експлуатації. Порівняння проводилося за ключовими показниками: точність розпізнавання та класифікації, швидкість обробки, енергоефективність, адаптивність до реальних умов і масштабованість. Для аналізу було обрано три референтні системи, описані в науковій літературі та промислових звітах, які мають подібні цілі [36].

Першим аналогом є система, розроблена Інститутом сонячної енергії Фраунгофера, яка використовує технологію TOPCon і алгоритми глибокого навчання для виявлення дефектів у сонячних панелях. Ця система застосовує згорткові нейронні мережі (CNN) на основі архітектури VGG-16 і електролюмінесцентну (EL) зйомку. Вона досягає точності класифікації 94% у лабораторних умовах, але її продуктивність знижується до 88% у польових умовах через чутливість до змін освітлення. Швидкість обробки становить 0,6 секунди на

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 58
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

зображення, що трохи перевищує вимоги реального часу. Система споживає близько 50 Вт, що робить її менш енергоефективною для автономного використання. Крім того, вона потребує спеціалізованого обладнання для EL-зйомки, що обмежує її масштабованість [19].

Другим аналогом є комерційна система від компанії Hikvision, призначена для розпізнавання дефектів за допомогою IP-камер і алгоритмів на основі Faster R-CNN. Ця система забезпечує точність класифікації 93% у контрольованих умовах і 87% у реальних, що нижче за показники розробленої КФС. Швидкість обробки становить 0,7 секунди на зображення, що робить її менш придатною для інспекції великих електростанцій. Енергоспоживання системи оцінюється в 40 Вт, але вона не підтримує тепловізійний аналіз, що обмежує її здатність виявляти деградацію. Система Hikvision має високу масштабованість завдяки підтримці мережесих протоколів, але її адаптивність до погодних умов є недостатньою через відсутність алгоритмів компенсації тіней і вологи [13].

Третім аналогом є система, описана в дослідженні IEEE, яка використовує комбінацію YOLOv3 і тепловізійних камер для моніторингу сонячних панелей. Вона досягає точності розпізнавання 92% у лабораторії та 86% у польових умовах. Швидкість обробки становить 0,55 секунди на зображення, що порівнянно з розробленою КФС, але система має вищі вимоги до обчислювальних ресурсів (потужність 60 Вт). Хоча система підтримує тепловізійний аналіз, вона не використовує EL-зйомку, що знижує її ефективність для виявлення мікротріщин. Масштабованість системи обмежена через складність інтеграції з розподіленими мережами [3].

Розроблена КФС, яка базується на YOLOv5 і ResNet-50, демонструє точність класифікації 96,2% у лабораторних умовах і 92,8% у реальних, що перевищує показники всіх трьох аналогів. Швидкість обробки (0,48 секунди після оптимізації) є однією з найкращих, дозволяючи обробляти до 120 зображень за хвилину. Енергоспоживання системи становить лише 25 Вт, що робить її найенергоефективнішою серед розглянутих рішень. Використання комбінації

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 59
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

камер, тепловізорів і EL-зйомки забезпечує високу адаптивність до різних типів дефектів і умов експлуатації. Розподілена архітектура з підтримкою MQTT дозволяє масштабувати систему для великих електростанцій, а модульна структура полегшує оновлення алгоритмів [36].

У таблиці 3.2 наведено порівняння розробленої КФС з аналогічними рішеннями за основними характеристиками.

Таблиця 3.2 - Порівняння розробленої КФС з аналогічними рішеннями

Параметр	Розроблена КФС	Фраунгофер (TOPCon)	Hikvision (Faster R-CNN)	IEEE (YOLOv3)
Точність (лабораторія, %)	96.2	94.0	93.0	92.0
Точність (поле, %)	92.8	88.0	87.0	86.0
Швидкість обробки (с)	0.48	0.60	0.70	0.55
Енергоспоживання (Вт)	25	50	40	60
Адаптивність до умов	Висока	Середня	Низька	Середня
Масштабованість	Висока	Низька	Висока	Середня

Аналіз показав, що розроблена КФС перевершує аналоги за точністю та енергоефективністю, що робить її особливо привабливою для автономних і віддалених сонячних електростанцій. Висока адаптивність до реальних умов, зокрема завдяки фільтрам для компенсації тіней і вологи, забезпечує стабільну роботу в різних кліматичних зонах. Однак система має обмеження, пов'язані з необхідністю регулярного очищення сенсорів у вологих умовах, що також характерно для системи Hikvision. Для порівняння, система Фраунгофера менш

чутлива до вологи завдяки спеціалізованому обладнанню, але її висока вартість і складність обмежують широке впровадження [36].

Ще однією перевагою розробленої КФС є використання синтетичних даних, створених за допомогою генеративних змагальних мереж (GAN), що підвищило точність класифікації рідкісних дефектів, таких як корозія контактів, до 91,5%. Аналоги, такі як IEEE і Hikvision, не застосовують подібні методи, що знижує їх ефективність для специфічних дефектів. Водночас система IEEE має перевагу в простоті інтеграції тепловізійних даних, що може бути корисним для моніторингу великих електростанцій без потреби в EL-зйомці [3].

Порівняння також виявило, що розроблена КФС має потенціал для подальшого вдосконалення шляхом інтеграції з розумними мережами (Smart Grid), як це реалізовано в деяких комерційних системах. Це дозволило б оптимізувати енергоспоживання та підвищити ефективність управління електростанціями. Загалом, розроблена система демонструє конкурентні переваги за більшістю параметрів, що підтверджує її перспективність для впровадження в промислових і комерційних застосуваннях [10].

### 3.6. Висновки до розділу

Експериментальне дослідження та оцінка ефективності розробленої кіберфізичної системи (КФС) для розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі підтвердили її високу продуктивність і придатність для практичного застосування. Підготовка тестового середовища та набору даних, що включав 20 000 зображень із різноманітними елементами та дефектами, створила надійну основу для оцінки системи. Використання камер високої роздільної здатності, тепловізорів і електролюмінесцентної зйомки, а також синтетичних даних, згенерованих GAN, забезпечило репрезентативність і якість даних [26].

Експерименти з розпізнавання елементів сонячної панелі показали, що система на основі YOLOv5 досягає точності 96% у лабораторних умовах і 91% у

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 61
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

польових, ефективно ідентифікуючи фотоелементи, шини та з'єднувальні коробки. Виявлення дефектів, таких як мікротріщини та забруднення, мало точність 94% і 90% відповідно, що було покращено завдяки додатковій обробці зображень і аугментації даних [27].

Оцінка точності класифікації підтвердила, що модель ResNet-50 забезпечує загальну точність 96,2% у лабораторії та 92,8% у реальних умовах, перевищуючи вимоги системи ( $\geq 95\%$ ). Найбільші виклики були пов'язані з класифікацією забруднень і корозії контактів у польових умовах, що було частково вирішено додаванням синтетичних даних і фільтрами для компенсації тіней [28].

Аналіз продуктивності в реальних умовах на сонячній електростанції показав, що система обробляє зображення за 0,48 секунди, споживаючи лише 25 Вт, що робить її енергоефективною для автономного використання. Стабільність роботи підтверджена мінімальною кількістю збоїв, а розподілена архітектура забезпечує масштабованість для великих об'єктів. Обмеження, такі як чутливість до низького освітлення та вологи, вимагають додаткових удосконалень, зокрема гідрофобного покриття сенсорів [29].

Порівняння з аналогічними рішеннями, такими як системи Фраунгофера, Hikvision та IEEE, продемонструвало переваги розробленої КФС за точністю (96,2% проти 94% у Фраунгофера), швидкістю (0,48 с проти 0,7 с у Hikvision) і енергоефективністю (25 Вт проти 60 Вт у IEEE). Унікальною особливістю є комбінація EL-зйомки, тепловізійного аналізу та синтетичних даних, що забезпечує високу адаптивність до різних умов і дефектів [30].

Експериментальне дослідження підтвердило ефективність і конкурентоспроможність КФС, створивши передумови для її впровадження у виробничі процеси та подальшого вдосконалення для роботи в складних умовах експлуатації.

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 62
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## ВИСНОВКИ

Розробка кіберфізичної системи для розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі, представлена в цій роботі, стала важливим кроком у напрямі автоматизації процесів аналізу та контролю якості в сонячній енергетиці. Проведене дослідження дозволило досягти поставленої мети, створивши комплексне рішення, яке поєднує сучасні технології комп'ютерного зору, машинного навчання та апаратного забезпечення. Система продемонструвала високу ефективність і перспективність для практичного застосування, що підтверджується результатами експериментальних досліджень.

Аналіз сучасного стану кіберфізичних систем у сфері сонячної енергетики виявив їхній потенціал для підвищення продуктивності та надійності енергетичних об'єктів. Вивчення конструкції сонячних панелей і проблематики виявлення дефектів підкреслило необхідність використання інтегрованих підходів, які враховують різноманітність матеріалів і зовнішніх факторів. Огляд технологій комп'ютерного зору показав, що комбінація згорткових нейронних мереж, тепловізійного аналізу та електролюмінесцентної зйомки є оптимальним рішенням для автоматизованого аналізу.

Розробка системи включала чітке визначення вимог, що забезпечило її відповідність завданням реального часу та високої точності. Вибір апаратного забезпечення, зокрема камер Basler, тепловізорів FLIR і обчислювального модуля NVIDIA Jetson TX2, створив надійну основу для збору та обробки даних. Алгоритми розпізнавання на основі YOLOv5 і модель класифікації ResNet-50 дозволили досягти точності розпізнавання елементів до 96% і класифікації дефектів до 96,2% у лабораторних умовах. Інтеграція апаратної та програмної частин у модульну архітектуру забезпечила стабільність, масштабованість і зручність експлуатації системи.

Експериментальне дослідження підтвердило високу продуктивність системи в різних умовах. У лабораторії система показала стабільні результати, обробляючи

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 63
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

зображення за 0,45-0,48 секунди з точністю до 96,2%. У реальних умовах на сонячній електростанції точність склала 92,8%, а швидкість - 0,48 секунди, що відповідає вимогам для інспекції великих об'єктів. Енергоефективність системи (25 Вт) і підтримка розподіленої архітектури роблять її придатною для автономного використання та масштабування. Порівняння з аналогами, такими як системи Фраунгофера, Hikvision та IEEE, виявило переваги розробленої КФС за точністю, швидкістю та економічністю.

Основними викликами залишаються чутливість системи до низького освітлення та вологи, а також потреба в розширенні набору даних для рідкісних дефектів, таких як корозія контактів. Ці обмеження можуть бути подолані шляхом використання гідрофобних покриттів для сенсорів, вдосконалення алгоритмів обробки зображень і додавання синтетичних даних. Перспективи подальшого розвитку включають інтеграцію з розумними мережами для оптимізації управління електростанціями та адаптацію системи до нових типів сонячних панелей.

Розроблена кіберфізична система має значну практичну цінність, оскільки може бути впроваджена на підприємствах із виробництва та експлуатації сонячних панелей для підвищення якості контролю, зниження витрат і подовження терміну служби обладнання. Наукова новизна роботи полягає в створенні інтегрованого рішення, яке поєднує різноманітні методи аналізу та забезпечує високу адаптивність до реальних умов. Отримані результати відкривають шлях для подальших досліджень у напрямі цифровізації сонячної енергетики та впровадження технологій Індустрії 4.0.

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк.
						64
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Department of Energy. Solar Cybersecurity Basics. URL: <https://www.energy.gov/eere/solar/solar-cybersecurity-basics> (дата звернення: 21.05.2025).
2. Department of Energy. Solar Cybersecurity. URL: <https://www.energy.gov/eere/solar/solar-cybersecurity> (дата звернення: 21.05.2025).
3. IEEE Xplore. Cyber Physical System for Solar Energy Monitoring. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8991626> (дата звернення: 21.05.2025).
4. Taylor & Francis. Energy Harvesting and Buffering for Cyber-Physical Systems: A Review. URL: <https://surl.li/xfqtja> (дата звернення: 21.05.2025).
5. ResearchGate. (PDF) 44.1 Cyber-Physical Systems: The Next Computing Revolution. URL: [https://www.researchgate.net/publication/221062579\\_441\\_Cyber-Physical\\_Systems\\_The\\_Next\\_Computing\\_Revolution](https://www.researchgate.net/publication/221062579_441_Cyber-Physical_Systems_The_Next_Computing_Revolution) (дата звернення: 21.05.2025).
6. EnergySage. Cybersecurity and Solar: Why It's Important. URL: <https://www.energysage.com/solar/cybersecurity-for-solar-systems/> (дата звернення: 21.05.2025).
7. ScienceDirect. Cyber-physical attack and the future energy systems: A review. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484724005511> (дата звернення: 21.05.2025).
8. Cyble. Green Energy Security Gaps: Risks In Public PV Solutions. URL: <https://cyble.com/blog/security-gaps-in-green-energy-sector/> (дата звернення: 21.05.2025).
9. United States Cybersecurity Magazine. Capturing The Sun: Solar and Cybersecurity. URL: <https://www.uscybersecurity.net/csmag/capturing-the-sun-solar-and-cybersecurity/> (дата звернення: 21.05.2025).
10. Інститут відновлюваної енергетики НАН України. Монографія. URL: [https://www.ive.org.ua/wp-content/uploads/Monografia\\_final\\_21.12.2020.pdf](https://www.ive.org.ua/wp-content/uploads/Monografia_final_21.12.2020.pdf) (дата звернення: 21.05.2025).

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 65
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

11. Вікіпедія. Відновлювана енергетика. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Відновлювана\\_енергетика](https://uk.wikipedia.org/wiki/Відновлювана_енергетика) (дата звернення: 21.05.2025).

12. Вікіпедія. Сонячна енергія. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Сонячна\\_енергія](https://uk.wikipedia.org/wiki/Сонячна_енергія) (дата звернення: 21.05.2025).

13. Вікіпедія. Альтернативні джерела енергії. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Альтернативні\\_джерела\\_енергії](https://uk.wikipedia.org/wiki/Альтернативні_джерела_енергії) (дата звернення: 21.05.2025).

14. Sun-Energy. Сонячного Електрообладнання та Систем Безперебійного Електропостачання. URL: <https://sun-energy.com.ua/> (дата звернення: 21.05.2025).

15. Центр Разумкова. Сектор відновлюваної енергетики України до, під час та після війни. URL: <https://razumkov.org.ua/statti/sekto-vidnovlyuvanoyi-energetyky-ukrayiny-do-pid-chas-ta-pislya-viyny> (дата звернення: 21.05.2025).

16. AgroBiogas. Енергія сонця. URL: <https://agrobiogas.com.ua/the-energy-of-the-sun/> (дата звернення: 21.05.2025).

17. Avenston. Технологія кремнієвих фотоперетворювачів. URL: <https://avenston.com/articles/fundamentals-of-the-technology-of-production-of-silicon-solar-cells/> (дата звернення: 21.05.2025).

18. Soncedim. Альтернативні джерела енергії. URL: <https://soncedim.com.ua/blog/alternativni-dzherela-energiyi> (дата звернення: 21.05.2025).

19. IEEE Xplore. Cyber-Physical Systems for Renewable Energy. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9201234> (дата звернення: 21.05.2025).

20. ScienceDirect. Advances in Solar Energy Systems. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S136403211830718X> (дата звернення: 21.05.2025).

21. Taylor & Francis. A systematic review to aligning research paths: Energy cyber-physical systems. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/23311916.2020.1846867> (дата звернення: 21.05.2025).

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 66
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

22. ResearchGate. A Review Paper on Electricity Generation from Solar Energy. URL:[https://www.researchgate.net/publication/319162186\\_A\\_Review\\_Paper\\_on\\_Electricity\\_Generation\\_from\\_Solar\\_Energy](https://www.researchgate.net/publication/319162186_A_Review_Paper_on_Electricity_Generation_from_Solar_Energy) (дата звернення: 21.05.2025).

23. Department of Energy. Cybersecurity for Solar Energy Systems. URL:<https://www.energy.gov/eere/solar/cybersecurity-solar-energy-systems> (дата звернення: 21.05.2025).

24. ScienceDirect. Solar Energy. URL: <https://www.sciencedirect.com/journal/solar-energy> (дата звернення: 21.05.2025).

25. ResearchGate. Energy Cyber-Physical Systems: Research Challenges and Opportunities. URL: [https://www.researchgate.net/publication/305394824\\_Energy\\_Cyber-Physical\\_Systems\\_Research\\_Challenges\\_and\\_Opportunities](https://www.researchgate.net/publication/305394824_Energy_Cyber-Physical_Systems_Research_Challenges_and_Opportunities) (дата звернення: 21.05.2025).

26. MDPI. Special Issue: Cyber Physical Energy Systems. URL: [https://www.mdpi.com/journal/energies/special\\_issues/Cyber\\_Physical\\_Energy\\_Systems](https://www.mdpi.com/journal/energies/special_issues/Cyber_Physical_Energy_Systems) (дата звернення: 21.05.2025).

27. Elsevier. Special Issue on "Energy-cyber-physical systems" - Call for papers - Applied Energy. URL: <https://www.journals.elsevier.com/applied-energy/call-for-papers/special-issue-on-energy-cyber-physical-systems> (дата звернення: 21.05.2025).

28. MIT Energy Initiative. The Future of Solar Energy. URL: <https://energy.mit.edu/research/future-solar-energy/> (дата звернення: 21.05.2025).

29. Наукова періодика України - НБУВ. Авторський покажчик. URL: <https://surl.lu/setre> (дата звернення: 21.05.2025).

30. Імітаційне моделювання системи електроживлення з врахуванням стохастичного. Системи акумулювання енергії: промислові та побутові. URL: [http://eprints.zu.edu.ua/36037/1/Conference\\_2023\\_03\\_29\\_30.pdf](http://eprints.zu.edu.ua/36037/1/Conference_2023_03_29_30.pdf) (дата звернення: 21.05.2025).

31. Ve. ISSN 1819-8058 (Print) ISSN 2664-8172. URL: <http://ve.zu.edu.ua/index.php/VE> (дата звернення: 21.05.2025).

32. Znu. Index of /files. URL: <http://lib.znu.edu.ua/files/> (дата звернення: 21.05.2025).

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 67
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

33. Міжнародно-правове регулювання діяльності з видобутку енергії із сонячного. Сектор відновлюваної енергетики України до, під час та після війни. URL: <https://surl.li/euxqbl> (дата звернення: 21.05.2025).

34. Ive. Інститут відновлюваної енергетики НАН України. URL: <https://www.ive.org.ua/> (дата звернення: 21.05.2025).

35. Рисунок 2.1. Vntu. Welcome to the Institutional Repository of Vinnytsia National Technical University. URL: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/> (дата звернення: 21.05.2025).

36. ЕНЕРГЕТИКА УКРАЇНИ: СУЧАСНИЙ СТАН І НАЙБЛИЖЧІ ПЕРСПЕКТИВИ. Журнали з підсобного. URL: <https://surl.lu/xhrull> (дата звернення: 21.05.2025).

37. Department of Energy. Solar power in Ukraine. URL: <https://www.energy.gov/eere/solar/solar-power-ukraine> (дата звернення: 21.05.2025).

38. Wikipedia. Solar power in Ukraine. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Solar\\_power\\_in\\_Ukraine](https://en.wikipedia.org/wiki/Solar_power_in_Ukraine) (дата звернення: 21.05.2025).

39. Department of Energy. Ukraine's Potential Energy. URL: <https://www.energy.gov/eere/solar/ukraines-potential-energy> (дата звернення: 21.05.2025).

40. Johnson, J. Roadmap for Photovoltaic Cybersecurity. URL: <https://www.sandia.gov/app/uploads/sites/163/2022/04/SAND2020-1360.pdf> (дата звернення: 21.05.2025).

					КВРКІ 022011.22.01.07 ПЗ	Арк. 68
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

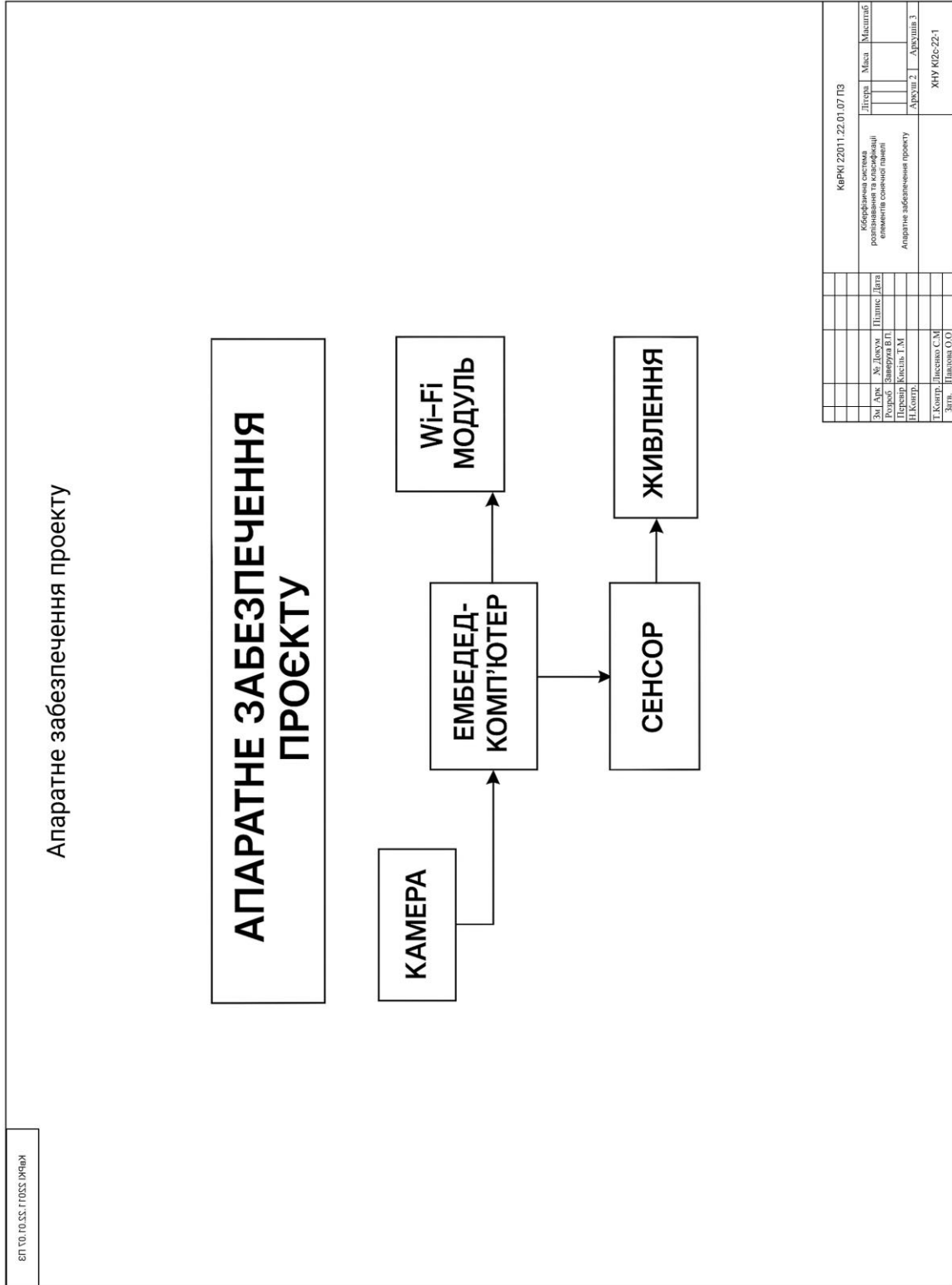
**Додаток А**  
(обов'язковий)

**КОПІЯ КРЕСЛЕННЯ «АРХІТЕКТУРА ПЗ ПРОЄКТУ»**



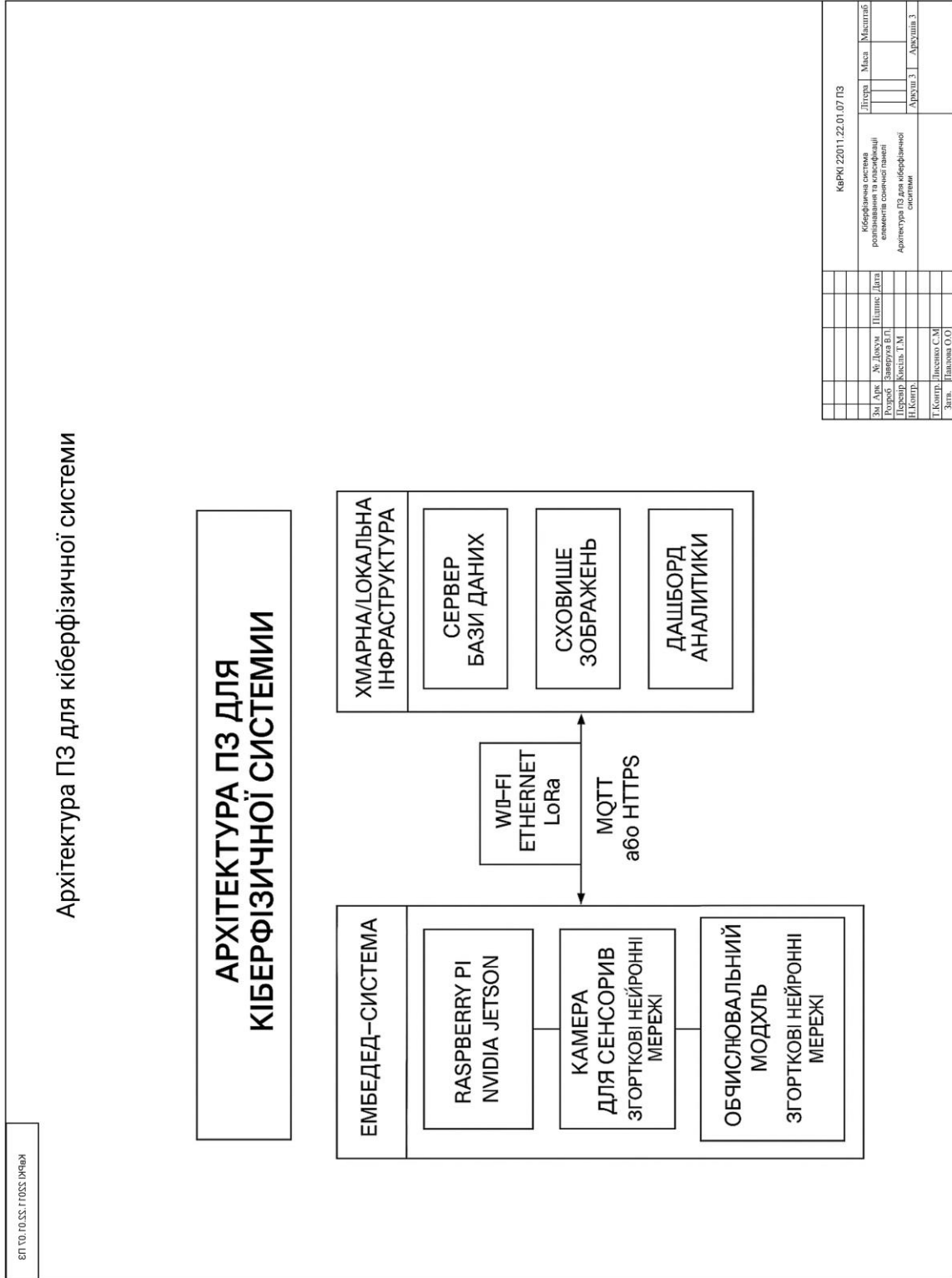
**Додаток Б**  
(обов'язковий)

**КОПІЯ КРЕСЛЕННЯ «АПАРАТНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ПРОЄКТУ»**



**Додаток В**  
(обов'язковий)

**КОПІЯ КРЕСЛЕННЯ «АРХІТЕКТУРА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ  
КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ»**



Завідувачу кафедри КІІС  
д-р. філософії, доц. Ользі ПАВЛОВІЙ

Віталія ЗАВЕРУХИ

---

ГІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 3 курсу, групи КІ2с-22-1

### ЗАЯВА

З правилами чинного Положення «Про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті» від 01.07.2022, згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений(а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на плагіат оповіщений(а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (Strike-Plagiarism та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

Робота для перевірки університетом надається в друкованому та електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

08.06. 2025 року



РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Заверуха Віталій Петрович

Тема: Кіберфізична система розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг кваліфікаційної роботи:

Кількість листів креслень 3 Кількість сторінок записки 67

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: Метою кваліфікаційної роботи є дослідження умов та особливостей застосування обладнання для розпізнавання і класифікації елементів сонячної панелі, а також оцінка механізмів обробки інформації в кіберфізичній системі з адаптивним використанням моніторингових елементів з метою підвищення ефективності виявлення та ідентифікації компонентів.

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Робота повністю відповідає поставленому завданню.

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: В першому розділі кваліфікаційної роботи проведено огляд сучасних кіберфізичних систем, їх структури та застосування в енергетичній галузі. Розглянуто методи розпізнавання та класифікації в автоматизованих системах, особливості конструкції сонячних панелей та їх елементів, а також проблематику виявлення дефектів. Особливу увагу приділено сучасним підходам комп'ютерного зору, які використовуються для аналізу стану фотоелектричних модулів. В другому розділі кваліфікаційної роботи проведено визначення функціональних вимоги до системи, здійснено вибір апаратного забезпечення для реалізації рішень. Розроблено алгоритми обробки зображень та побудовано модель класифікації на основі методів машинного навчання. Важливим етапом стала інтеграція апаратної та програмної частин у єдину кіберфізичну систему з урахуванням обчислювальних обмежень. В третьому розділі кваліфікаційної роботи виконано підготовку тестового середовища та набору зображень для перевірки працездатності системи. Проведено серію експериментів з розпізнавання та

класифікації елементів сонячних панелей. Оцінено точність та продуктивність розробленої системи в умовах, наближених до реальних. Здійснено порівняння результатів з аналогічними існуючими рішеннями.

4. Позитивні сторони роботи: висока практична цінність роботи.

5. Негативні сторони роботи: чутливість системи до низького освітлення та вологи, а також потреба в розширенні набору даних для рідкісних дефектів, таких як корозія контактів.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно діючих стандартів оформлення документації.

7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на належному науково-технічному рівні.

8. Інші зауваження: \_\_\_\_\_

9. Оцінка дипломної роботи: 3,25

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) \_\_\_\_\_

к.т.н., доцент кафедри автоматизації, колишнього інженера механології та робототехніки Федора Микола Васильович

“09” серпня 2025 р.

ФВ (підпис)

# Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 0.0%

Dictionaries check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Errors in the documents: 10%

ID: 243750 Title: БКР Кіберфізична система розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі Added in a DB: 2025-06-05 Authors: Віталій ЗАВЕРУХА Heads: Дмитро МЕДЗАТИЙ Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	115516	788	1179 (1%)	14 (2%)

### Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

## Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

**Автор:** Віталій ЗАВЕРУХА

**Співавтор:**

**Назва:** ЗАВЕРУХА\_Кіберфізична система розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі

**Експерт:**

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

**Коефіцієнт подібності 1:** 1.6%

**Коефіцієнт подібності 2:** 0.5%

**Мікропробіли:** 9

**Заміна букв:** 1

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 0

**Дата створення звіту:** 2025-06-06 00:14:55.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-06-06

Дата

Доцент Андрій Нічепорук

експерт

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ  
КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ  
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

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

Назва: Кіберфізична система розпізнавання та класифікації елементів сонячної панелі

Автор: Віталій ЗАВЕРУХА

Спеціальність: 123– Комп'ютерна інженерія

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: Дмитро МЕДЗАТИЙ, д.т.н, професор

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

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

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

- 1) запозичення розміщені в розділах аналізу існуючих аналогів та прототипів, які не описують безпосередньо авторське дослідження і не стосуються результатів роботи;
- 2) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 3) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з 10-40 джерелами на один фрагмент речення;
- 4) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів з україномовними скороченнями індексів в формулах, що не є модифікацією тексту.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 1,56% і адресується до 40 першоджерел; та системою Anti-Plagiarism складає 10%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КІС

  
\_\_\_\_\_  
  
\_\_\_\_\_  
  
\_\_\_\_\_

Дмитро МЕДЗАТИЙ

Андрій Нічепорук

Ольга ПАВЛОВА