Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Автоматизації, комп'ютерно-інтегрованих технологій та систем
(повна назва)

Кафедра Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації, робототехніки та безпекової інженерії
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Розроблення автоматизованої системи оцінювання стану об'єктів з використанням інтелектуальних методів обробки даних
(тема)

Виконав:
здобувач 4 року навчання,
групи АКТАКІТ-22-1
Михайло ХРУПАЛО
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології
(код і повна назва спеціальності)
Тип програми освітньо-професійна
Освітня програма Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології
(повна назва освітньої програми)
Керівник доц. Софія ХРУСТАЛЬОВА
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри КІТАРБІ _____ Ігор НЕВЛЮДОВ
(підпис) (власне ім'я, прізвище)

2026 р.

Я, Хрупало Михайло Павлович, як здобувач вищої освіти ХНУРЕ, розумію і підтримую політику закладу із академічної доброчесності. Я не надавав і не одержував недозволену допомогу під час підготовки кваліфікаційної роботи. Я не використовував штучний інтелект для підготовки кваліфікаційної роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

15 червня 2026 р.  Михайло ХРУПАЛО

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет АКІТС

Кафедра КІТАРБІ

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології
(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри КІТАРБІ_____
(підпис)
«____»_____ 2026 р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Здобувачеві Хрупалу Михайлу Павловичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розроблення автоматизованої системи оцінювання стану об'єктів з використанням інтелектуальних методів обробки даних
затверджена наказом університету від 04 червня 2026 р. № 472 Ст
2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії 23 червня 2026
3. Вихідні дані до роботи
3.1 Вхідні дані: значення біохімічних параметрів продуктів в середині камери зберігання, температура, вологість, хімічний склад повітря камери зберігання.
3.2 Середовище реалізації: хмарна платформа Edge Impulse Studio, Python із використанням TensorFlow.
4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі
4.1 Аналіз стану досліджень в області оцінювання терміну зберігання та контролю якості харчових продуктів із використанням газових сенсорів;
4.2 Розгляд наявних підходів до лабораторного аналізу, сенсорного оцінювання та автоматизованого контролю якості харчових продуктів;
4.3 Дослідження способів опрацювання сигналів, що надходять від газових сенсорів, і визначення алгоритмічних рішень машинного навчання;
4.4 Розробка структурної та функціональної схем апаратно-програмного модуля автоматизованої системи оцінювання терміну зберігання продуктів;
4.5 Створення, адаптація та навчання моделі машинного навчання, орієнтованої на класифікацію стану продукції на підставі показників багатоканального газового сенсора, температури й вологості.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри)

Графічний матеріал у вигляді презентації – 18 арк. ф. А4

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Строк / терміни виконання	Примітка
1	Аналіз досліджень предметної області	01.04.2026	виконано
2	Огляд підходів до контролю якості продуктів	15.04.2026	виконано
3	Дослідження способів опрацювання сигналів з газових сенсорів	30.04.2026	виконано
4	Розроблення структурної схеми апаратно-програмного модуля	05.05.2026	виконано
5	Адаптація та навчання моделі МН	31.05.2026	виконано
6	Оформлення пояснювальної записки	15.06.2026	виконано
7	Подання роботи на нормоконтроль	15.06.2026	виконано
8	Подання роботи для перевірки роботи на академічну доброчесність	16.06.2026	виконано
9	Подання роботи на рецензію	18.06.2026	виконано
10	Подання роботи на підпис зав. кафедри	20.06.2026	виконано
11	Подання кваліфікаційної роботи в ЕК	23.06.2026	виконано

Дата видачі завдання 01 березня 2026 р.

Здобувач _____ Михайло ХРУПАЛО
(підпис)

Керівник роботи _____ доц. Софія ХРУСТАЛЬОВА
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 98 с., 6 табл., 16 рис., 2 дод., 16 джерел.

МОНІТОРИНГ, ХАРЧОВА ПРОДУКЦІЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ГАЗОВИЙ СЕНСОР, СВІЖІСТЬ, КОНТРОЛЬ, ТЕРМІН ПРИДАТНОСТІ.

Метою роботи є забезпечення безперервного моніторингу стану продуктів у камері зберігання та видачу оцінки їхньої свіжості і/або залишкового терміну зберігання на основі сигналів багатоканального газового сенсора та параметрів середовища.

Об’єкт розробки – процес визначення свіжості та терміну зберігання харчових продуктів за показниками газових сенсорів.

Предмет розробки – автоматизована система оцінки стану харчових продуктів, реалізовану у вигляді апаратно-програмного модулю.

Кваліфікаційна робота присвячена розробленню автоматизованої системи контролю терміну зберігання харчової продукції, функціонування якої базується на використанні багатоканальних газових сенсорів і алгоритмів машинного навчання.

У роботі обґрунтовано доцільність використання багатоканальних газових сенсорів як основного елемента системи оцінювання свіжості. У процесі дослідження запропоновано трирівневу архітектуру автоматизованої системи.

На основі експериментальних даних розроблено компактну нейронну мережу з двома прихованими шарами, призначену для класифікації стану продукції. Результати тестування показали точність класифікації на рівні близько 92 %.

Отримані результати демонструють перспективність використання багатоканальних газових сенсорів та методів машинного навчання для побудови автоматизованих систем оцінювання терміну зберігання продукції.

ABSTRACT

Explanatory note: 98 pages, 6 tables, 16 figures, 2 applications, 16 sources.

MONITORING, FOOD, MACHINE LEARNING, GAS SENSOR, FRESHNESS, CONTROL, SHELF LIFE.

The purpose of the work is to ensure continuous monitoring of product condition in the storage chamber and to issue an assessment of their freshness and/or residual shelf life based on signals from a multi-channel gas sensor and environmental parameters.

The objective of development is to determine the freshness and shelf life of food products using gas sensor indicators.

The subject of development is an automated system for assessing the condition of food products, implemented as a hardware and software module.

The qualification work focuses on developing an automated system for monitoring the shelf life of food products that uses multi-channel gas sensors and machine learning algorithms.

The work substantiates the feasibility of using multi-channel gas sensors as the main element of the freshness assessment system. During the research, a three-level architecture for the automated system is proposed. The mathematical formulation of the shelf-life assessment problem as a classification and regression problem was also formalised.

Based on experimental data, a compact neural network with two hidden layers was developed, designed for product condition classification. The testing results showed classification accuracy at about 92%.

The results obtained demonstrate the potential of multi-channel gas sensors and machine learning methods to build automated systems for assessing product shelf life.

ЗМІСТ

Перелік скорочень……..……...……...8
Вступ……..……...……9
1 Аналіз методів та засобів моніторингу стану та якості продуктів в середовищі їх зберігання……...11
1.1 Аналіз підходів до визначення строків зберігання……..……11
1.2 Газові сенсори…….....……16
1.3 Машинне навчання……..…….……21
1.4 Класифікація підходів до оцінювання свіжості та строку зберігання……..25
1.5 Прикладні системи оцінювання строку зберігання……..……...26
2 Розроблення архітектури програмно-апаратного модуля та його алгоритму функціонування……..……...28
2.1 Структура апаратно-програмного модуля…….....……..28
2.2 Програмно-алгоритмічна реалізація системи…….……..……...31
2.3 Вибір програмних засобів та середовищ розробки……..……35
2.4 Математична модель та алгоритми машинного навчання……..…37
2.5 Технологія розгортання……..……...42
3 Реалізація програмної частини……..……45
3.1 Опис експериментального стенду…….……...45
3.2 Процес збору даних……..……..48
3.3 Обробка даних……..……..51
3.4 Побудова моделі машинного навчання……..……..53
3.5 Результати розробки…….……57
4 Охорона праці……..……63
Висновки……..……...……65
Перелік джерел посилання……...68
Додаток А Апробація результатів……70
Додаток Б Демонстраційний матеріал……80

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

FAO – Food and Agriculture Organization (Продовольча та сільськогосподарська організація);

LDA – Linear Discriminant Analysis (лінійний дискримінантний аналіз);

MLP – Multilayer Perceptron (багатошаровий перцептрон);

PCA – Principal Component Analysis (метод головних компонент);

PLS – Partial Least Squares (метод частково найменших квадратів);

QCM – Quartz Crystal Microbalance (кварцові кристалічні мікроваги);

SAW – Surface Acoustic Wave (поверхнева акустична хвиля);

SVM – Support Vector Machine (метод опорних векторів);

TVB-N – Total Volatile Basic Nitrogen (загальний леткий основний азот).

ВСТУП

Термін придатності виступає одним із базових параметрів, що визначають рівень безпечності та якісні характеристики харчових продуктів. У глобальному вимірі щороку спостерігаються значні втрати продовольства, зумовлені процесами псування, що, своєю чергою, негативно позначається як на економічних показниках, так і на стані продовольчої безпеки. Згідно з оцінками FAO (Food and Agriculture Organization), орієнтовно третина всього обсягу вироблених продуктів харчування не використовується за призначенням і втрачається, причому істотна частка цих втрат припадає на етапи транспортування та зберігання в межах логістичного ланцюга. У цьому контексті особливої актуальності набуває розроблення методів оцінювання та прогнозування строків зберігання продукції, а також підходів до їх оптимізації. Забезпечення належного рівня свіжості продукції є важливим фактором для задоволення попиту споживачів, підвищення ефективності систем продовольчого забезпечення та зменшення обсягів харчових відходів.

Такий підхід відповідає цілям сталого розвитку ООН, зокрема Цілі 9 «Індустріалізація, інновації та інфраструктура» та Цілі 12 «Відповідальне споживання і виробництво», адже сприяє впровадженню інноваційних технологій, оптимізації використання ресурсів і зменшенню кількості викидів в атмосферу.

Мета роботи – забезпечення безперервного моніторингу стану продуктів у камері зберігання та видачу оцінки їхньої свіжості і/або залишкового терміну зберігання на основі сигналів багатоканального газового сенсора та параметрів середовища.

Об’єкт розробки – процес визначення свіжості та терміну зберігання харчових продуктів за показниками газових сенсорів.

Предмет розробки – автоматизована система оцінки стану харчових продуктів, реалізовану у вигляді апаратно-програмного модулю.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі задачі:

– проаналізувати стан досліджень в області оцінювання терміну зберігання та контролю якості харчових продуктів із використанням газових сенсорів, електронних носів та методів машинного навчання;

– розглянути наявні підходи до лабораторного аналізу, сенсорного оцінювання та автоматизованого контролю якості харчових продуктів, а також методи спостереження за параметрами середовища, у якому відбувається їх зберігання;

– дослідити способи опрацювання сигналів, що надходять від багатоканальних газових сенсорів, і визначити алгоритмічні рішення машинного навчання;

– порівняти існуючі підходи до оцінювання терміну зберігання за такими критеріями, як точність, швидкодія, вартість впровадження та придатність до роботи в режимі реального часу;

– розробити структурну та функціональну схеми апаратно-програмного модуля автоматизованої системи оцінювання терміну зберігання продуктів;

– створити, адаптувати та навчити модель машинного навчання, орієнтовану на класифікацію стану продукції на підставі показників багатоканального газового сенсора, температури й вологості;

– оформити кваліфікаційну роботу згідно ДСТУ 3008:2015, а також з методичними вказівками з підготовки й оформлення кваліфікаційної роботи здобувачами першого (бакалаврського) рівня вищої освіти спеціальності 151 Автоматизація та комп’ютерно-інтегровані технології освітньої програми «Автоматизація та комп’ютерно-інтегровані технології» [1–3].

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ МОНІТОРИНГУ СТАНУ ТА ЯКОСТІ ПРОДУКТІВ В СЕРЕДОВИЩІ ЇХ ЗБЕРІГАННЯ

1.1 Аналіз підходів до визначення строків зберігання

У процесі зберігання харчова продукція зазнає поступових змін, обумовлених комплексною дією біохімічних, фізіологічних і мікробіологічних механізмів, що призводить до деградації її якісних характеристик. У традиційній практиці виробники встановлюють строк придатності, орієнтуючись на нормативно визначені умови зберігання, і фіксують його у вигляді маркування типу «вжити до» або «краще спожити до». Водночас фактична тривалість зберігання може суттєво варіюватися під впливом зовнішніх і внутрішніх чинників, зокрема температурного режиму, рівня вологості, початкового мікробного навантаження, характеристик пакування та ступеня механічних пошкоджень продукції. За відсутності оперативного моніторингу це призводить до неефективного використання ресурсів: частина продукції псується до завершення номінального строку, тоді як інша може утилізуватися передчасно. У зв’язку з цим сучасні дослідження орієнтовані на впровадження динамічних систем оцінювання свіжості, що функціонують у режимі реального часу, замість статичних підходів до маркування.

Ключовим напрямом подовження строку придатності є цілеспрямоване регулювання параметрів середовища, у якому перебуває продукція, зокрема температури, вологості та газового складу. Зниження температури доведено як ефективний засіб гальмування швидкості біохімічних реакцій і процесів дихання, що безпосередньо впливає на уповільнення псування. Для продукції з високою швидкістю деградації, такої як фрукти та овочі, застосування температур, близьких до нуля, дозволяє істотно продовжити період збереження споживчих властивостей, хоча при цьому необхідно контролювати ризики холодового пошкодження. У сучасних сховищах активно використовується

технологія регульованого газового середовища, яка передбачає зменшення концентрації кисню та підвищення вмісту вуглекислого газу з метою пригнічення інтенсивності дихання продукції. Підтримання високих значень відносної вологості (у межах від 90% до 95%) сприяє зменшенню втрат маси та збереженню структурних властивостей плодів. Зокрема, для тропічних фруктів підвищена вологість дозволяє знизити рівень усихання та підтримати їх товарний вигляд. Загалом температурно-вологісний режим є визначальним фактором, що впливає на швидкість розвитку мікробіологічних і ферментативних процесів, а його оптимізація є основою підвищення ефективності зберігання харчових продуктів.

Сучасні холодильні складські комплекси інтегрують автоматизовані засоби контролю температурно-вологісного режиму, що базуються на використанні сенсорів, реєструвальних пристроїв та, у ряді випадків, технологій віддаленого доступу через мережі Інтернету речей. Низка розроблених IoT-рішень забезпечує можливість дистанційного спостереження за параметрами середовища із передачею даних у режимі реального часу. Зокрема, у дослідженні [4] представлено систему на основі мікроконтролерної платформи з датчиками типу, яка здійснює збір показників температури та вологості, передає їх на серверну частину та генерує повідомлення у випадку відхилення від нормативних значень. Подібний підхід реалізовано в [5], де описано платформу для контролю холодового ланцюга постачання, що охоплює всі етапи – від виробництва до реалізації, забезпечуючи виявлення потенційних ризиків псування внаслідок порушення температурного режиму. У роботі [6] додатково розглянуто питання математичного моделювання та оптимізації керування холодильними установками з урахуванням даних IoT-моніторингу. Загалом впровадження сучасних телеметричних систем та інтелектуального керування умовами зберігання сприяє підвищенню ефективності збереження продукції шляхом підтримання оптимальних параметрів середовища.

Поряд із контролем зовнішніх умов, суттєву роль відіграє безпосереднє визначення стану харчових продуктів з метою оцінювання їх свіжості. Класичні

підходи ґрунтуються на проведенні лабораторних аналізів, які включають мікробіологічні дослідження, визначення кислотно-лужних характеристик, показників окиснення жирів та інших фізико-хімічних параметрів. Зокрема, при оцінюванні якості м’ясної продукції широко застосовуються показники загальної мікробної забрудненості та концентрації летких азотистих сполук, таких як TVB-N. Разом із тим, подібні методи характеризуються значною тривалістю виконання, потребою у спеціалізованих реактивах і неможливістю організації безперервного контролю в процесі зберігання. У зв’язку з цим спостерігається зростаючий інтерес до швидких непрямих методів діагностики псування, які можуть бути інтегровані в автоматизовані системи моніторингу.

До перспективних непрямих підходів оцінювання свіжості харчових продуктів належить низка технологічних рішень, що базуються на аналізі фізико-хімічних ознак деградації продукції:

– сенсорні газоаналітичні системи: ці системи ґрунтуються на реєстрації летких органічних сполук, які утворюються в процесі псування (зокрема аміаку, сірководню, амінів, альдегідів та інших метаболітів), із застосуванням мультисенсорних масивів хімічних датчиків. Такий підхід функціонально відтворює принципи біологічного нюху, забезпечуючи можливість ідентифікації характерних запахових профілів, що відповідають різним стадіям деградації продукту;

– спектроскопічні методи аналізу: в основі цих методів лежить вимірювання оптичних параметрів продукції, таких як інфрачервоні спектри, флуоресцентні характеристики та інші спектральні ознаки, що відображають перебіг хімічних перетворень під час зберігання. Зокрема, поєднання спектроскопії з алгоритмами машинного навчання дозволяє досягати високої точності прогнозування залишкового терміну придатності, наприклад, у випадку фруктів, що зберігаються в модифікованому газовому середовищі. Водночас обмеженням є необхідність використання спеціалізованих оптичних приладів;

– електрофізичні методи вимірювання: цей напрям передбачає оцінювання змін електричних властивостей харчових продуктів, зокрема їх провідності та

діелектричної проникності, які корелюють із процесами дозрівання та псування. На практиці такі параметри можуть використовуватися як вхідні дані для моделей штучних нейронних мереж, що забезпечують прогнозування показників якості (наприклад, вологості чи вмісту цукрів у плодах). Разом із тим, зазначений підхід часто потребує безпосереднього контакту з об’єктом дослідження, що ускладнює його масштабування;

– інтелектуальні пакувальні рішення: даний підхід передбачає вбудовування в упаковку спеціалізованих індикаторів, здатних змінювати свої фізичні характеристики (зокрема колір) у відповідь на накопичення продуктів метаболізму, таких як аміни або вуглекислий газ. До прикладів належать індикатори часу-температури, які відображають історію температурного впливу на продукт, а також колориметричні сенсори на основі хімічних барвників чи природних пігментів (антоціанів), що реагують на газові компоненти середовища. Це дозволяє здійснювати візуальну оцінку ступеня свіжості без застосування складних вимірювальних засобів.

1.1.1 Практичні реалізації систем оцінювання свіжості

У сучасних наукових дослідженнях представлено низку прикладних рішень, що об’єднують сенсорні технології та алгоритми обробки даних для визначення залишкового строку придатності харчових продуктів. Зокрема, у роботі [7] запропоновано систему на базі Інтернету речей для контролю стану лосося, яка інтегрує моніторинг температури та вологості з використанням електронного носа. Фіксація летких органічних сполук дала змогу ідентифікувати ознаки псування під час холодового зберігання, а застосування методів класифікації забезпечило своєчасне виявлення неякісних зразків.

Інший підхід реалізовано в [8], де розроблено газоаналітичну систему з передачею даних у хмарне середовище для оцінювання якості яловичини. Використання сенсорів, чутливих до CO_2, NH_3 та C_2H_4, дозволило встановити залежності між концентраціями цих газів і мікробіологічною активністю, що дало можливість формувати порогові критерії свіжості. У дослідженні [9]

описано інтелектуальну систему моніторингу на базі доступних за вартістю сенсорів (зокрема MQ-серії, температурних та вологісних датчиків), яка у поєднанні з хмарною обробкою даних виконує виявлення аномалій і прогнозування процесів псування. Додатково, у [10] представлено мобільний пристрій для контролю якості молока під час транспортування, який реалізує автоматизований відбір проб, їх аналіз і передачу результатів через GSM-канал зв’язку.

1.1.2 Методи активного впливу на процес зберігання

Окрім засобів діагностики, значну увагу приділено технологіям, спрямованим на подовження строку придатності шляхом цілеспрямованого впливу на продукт. Наприклад, встановлено, що обробка бананів мелатоніном сприяє уповільненню процесів дозрівання, тоді як застосування ультразвукових технологій може підвищувати ефективність зберігання та обробки харчових продуктів. Також запропоновано технічні рішення, зокрема ультразвукові зволожувачі з мікроконтролерним керуванням, які забезпечують підтримання оптимального рівня вологості для зберігання сухофруктів. Подібні засоби можуть інтегруватися із системами моніторингу, однак навіть за умов оптимізованого середовища процес деградації продуктів є неминучим, що зумовлює необхідність своєчасного виявлення початкових ознак втрати якості.

Таким чином на рисунку 1.1 наведена класифікація оцінювання терміну зберігання харчових продуктів.



Рисунок 1.1 – Класифікація оцінювання стану харчових продуктів під час зберігання

Таким чином, сучасний науково-технічний підхід до оцінювання та подовження строку зберігання харчової продукції охоплює широкий спектр рішень – від базового контролю параметрів середовища до застосування складних мультисенсорних систем. Найбільш ефективними вважаються інтегровані автоматизовані комплекси, які поєднують сенсорні пристрої з алгоритмами аналізу даних. Використання електронних носів у поєднанні з методами машинного навчання відкриває можливість оперативного оцінювання стану продукції та прогнозування її залишкового ресурсу зберігання в режимі реального часу.

1.2 Газові сенсори

Газочутливі сенсори є одним із базових інструментів для ідентифікації летких сполук, що утворюються під час деградації харчових продуктів. Принцип їх функціонування полягає у перетворенні результатів хімічної взаємодії з газовими компонентами середовища у вимірюваний сигнал електричної або оптичної природи, що забезпечує можливість визначення концентрації відповідних речовин. У практиці контролю свіжості продукції найбільш поширеними є сенсори на основі метал-оксидних матеріалів MOX (Metal Oxide), електрохімічні датчики, оптичні системи колориметричного типу, а також акустичні сенсори. Для підвищення інформативності та точності вимірювань ці елементи часто об’єднуються у багатоканальні сенсорні масиви. Класифікаційні ознаки зазначених типів сенсорів, що застосовуються для контролю якості харчових продуктів, наведено на рисунку 1.2.



Рисунок 1.2 – Класифікація газових сенсорів

1.2.1 Метал-оксидні газові сенсори (МОХ)

Сенсори на основі метал-оксидних напівпровідників є одними з найбільш широко застосовуваних елементів у складі систем типу «електронний ніс», що зумовлено їх доступністю та здатністю реєструвати низькі концентрації газових домішок. Їх функціонування базується на зміні електричних характеристик чутливого шару, сформованого з матеріалів на кшталт SnO_2, ZnO або Fe_2O_3, у результаті взаємодії з газовими компонентами середовища.

За умов підвищеної температури на поверхні сенсора формується шар адсорбованих кисневих іонів, який впливає на розподіл заряду в матеріалі. У разі контакту з відновними газами (такими як аміак, оксид вуглецю або леткі органічні сполуки) відбувається зворотне вивільнення електронів у напівпровідникову структуру, що призводить до зміни її електричного опору. Саме ця зміна використовується як інформативний параметр для визначення наявності та концентрації газів.

До основних переваг сенсорів даного типу належать висока чутливість у діапазоні від ppm до ppb, швидкодія та технологічна простота виготовлення.

Крім того, вони широко представлені у вигляді готових модульних рішень (наприклад, серія MQ), кожне з яких оптимізоване для детектування певних груп газів. Узагальнений принцип функціонування метал-оксидного газового сенсора наведено на рисунку 1.3.

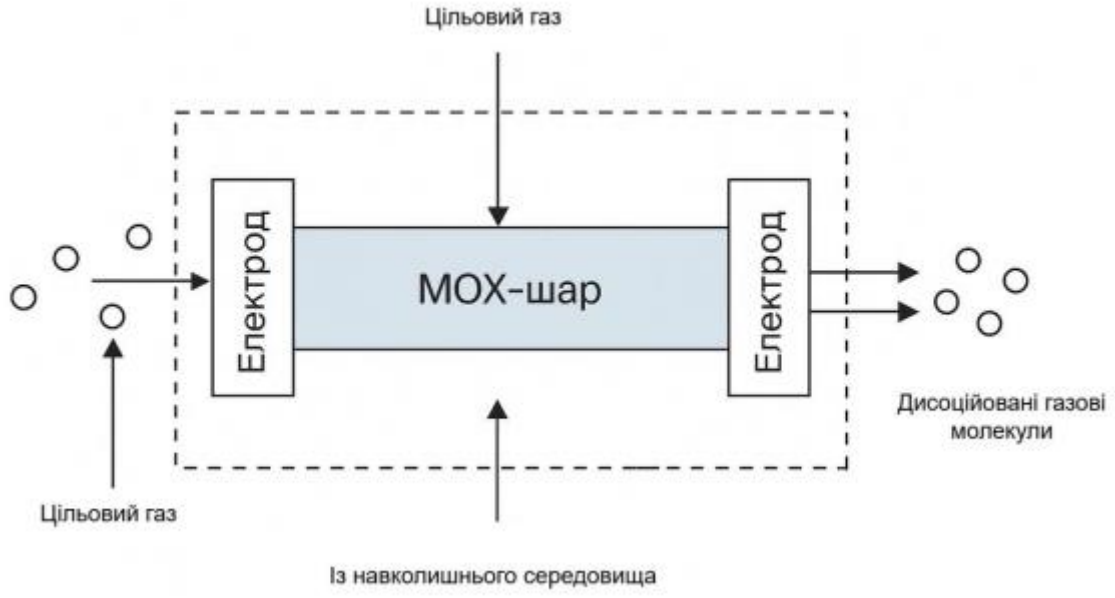


Рисунок 1.3 – Принцип дії метал-оксидного (МОХ) газового сенсора

Попри переваги, МОХ-сенсори мають такі недоліки, як обмежена селективність, дрейф характеристик та вплив вологості, що вимагає регулярної калібровки та алгоритмів компенсації.

1.2.2 Електрохімічні газові сенсори

Сенсори електрохімічного типу функціонують на основі протікання окисно-відновних процесів на електродних поверхнях у присутності контрольованих газових компонентів. Такі пристрої характеризуються високим рівнем вибірковості щодо окремих газів, а також близькою до лінійної залежністю між концентрацією речовини та величиною вихідного сигналу. Важливою перевагою є можливість їх експлуатації за нормальних температурних умов із мінімальним енергоспоживанням.

У задачах контролю якості харчової продукції електрохімічні сенсори

застосовуються для реєстрації як фізіологічно активних газів, наприклад етилену, що впливає на процеси дозрівання плодів, так і потенційно небезпечних сполук, зокрема сірководню та аміаку. Практичний приклад використання таких сенсорів наведено у роботі [10], де вони були інтегровані до складу портативної системи типу «електронний ніс» для аналізу стану яловичини. Отримані експериментальні результати продемонстрували наявність стабільного зв’язку між концентраційними рівнями газів і розвитком мікробіологічних процесів, що дозволило визначити граничні значення для індикації початку псування продукції.

Разом із тим, електрохімічні сенсори мають низку обмежень, серед яких варто відзначити обмежений ресурс роботи, пов’язаний із поступовим виснаженням електроліту, залежність характеристик від температурних умов та необхідність періодичного калібрування для забезпечення точності вимірювань.

1.2.3 Оптичні (колориметричні) сенсори

Сенсори колориметричного типу функціонують за рахунок зміни візуальних або спектральних характеристик чутливого елемента при контакті з цільовими газовими компонентами. Їх суттєвою перевагою є можливість безпосереднього візуального контролю стану індикатора, а також гнучкість у формуванні мультиіндикаторних систем, здатних реагувати на різні гази. Практичні реалізації включають, зокрема, використання pH-чутливих матеріалів, інтегрованих у пакування харчових продуктів. У таких системах зміна кольору пов’язана з накопиченням газів, що утворюються під час псування, а цифрова обробка зображення (наприклад, за допомогою мобільних застосунків) дозволяє кількісно оцінювати ступінь свіжості. Окрему увагу приділено застосуванню природних пігментів, зокрема антоціанів, які демонструють високу чутливість до летких амінів, характерних для процесів деградації білкових продуктів. Водночас до обмежень належать деградація барвників з часом, залежність результатів від умов освітлення та необхідність стандартизації процедури зчитування.

1.2.4 Акустичні сенсорні технології

Сенсори, що базуються на використанні поверхневих акустичних хвиль або кварцових мікроваг, визначають зміну частотних характеристик або швидкості поширення хвиль унаслідок адсорбції газових молекул на чутливому покритті. Такі системи забезпечують надвисоку чутливість і стабільність вимірювань, однак відзначаються підвищеною складністю реалізації та вищою вартістю порівняно з іншими типами сенсорів. Вони ефективно застосовуються для аналізу ароматичних характеристик продукції та визначення ступеня її стиглості.

1.2.5 Проблеми селективності та забезпечення стабільності

Окремі газові сенсори, як правило, не забезпечують достатньої вибірковості щодо конкретних компонентів газового середовища. З цієї причини поширення набули багатосенсорні системи типу «електронний ніс», у яких сукупність сигналів від різних сенсорів формує комплексний інформаційний вектор, що обробляється методами розпізнавання образів. Підвищення стабільності роботи досягається шляхом застосування хімічно стійких матеріалів, запобігання деградації поверхні сенсорів, регулярної калібровки та використання алгоритмів компенсації дрейфу параметрів.

Таким чином, різні типи газочутливих сенсорів формують технологічну основу сучасних систем контролю свіжості харчових продуктів. Метал-оксидні сенсори забезпечують доступність і високу чутливість, електрохімічні – точність і селективність, колориметричні – простоту інтерпретації результатів, а акустичні – максимальну чутливість. Інтеграція цих компонентів у багатоканальні сенсорні платформи з подальшою обробкою даних методами машинного навчання дозволяє реалізувати високоточні та надійні системи оцінювання якості продукції в реальному часі.

1.3 Машинне навчання

Дані, отримані від газових сенсорів, у первинному вигляді не є безпосередньо придатними для інтерпретації, тому потребують застосування інтелектуальних методів обробки для визначення стану харчового продукту. Така обробка може бути спрямована як на вирішення задач класифікації (наприклад, розподіл на свіжі та зіпсовані зразки), так і на оцінювання кількісних характеристик, зокрема прогнозування залишкового строку придатності або рівня деградації. У цьому контексті алгоритми машинного навчання виступають ключовим інструментом аналізу багатовимірних сенсорних сигналів.

1.3.1 Попередня обробка даних та класифікаційні алгоритми

Вихідні сигнали електронних носів, як правило, трансформуються у набір інформативних ознак для кожного сенсорного каналу, до яких належать пікові значення відгуку, усталені рівні сигналу, інтегральні характеристики (наприклад, площа під кривою), а також нормалізовані показники опору. На етапі підготовки даних застосовуються процедури очищення сигналів, нормалізації, виділення статистичних та часових характеристик. Для скорочення кількості ознак і підвищення ефективності подальшого аналізу використовуються методи зниження розмірності, такі як метод головних компонент та дискримінантний аналіз. Зокрема, PCA широко застосовується для візуалізації структури даних і дозволяє виявляти групування зразків відповідно до ступеня їх свіжості.

Для розв’язання задач ідентифікації стану продукту використовують широкий спектр алгоритмів машинного навчання. До них належать:

– лінійні методи (логістична регресія);

– метод k-ближчих сусідів;

– метод опорних векторів SVM (Support Vector Machines);

– дерева рішень та ансамблі (Random Forest, градієнтний бустинг);

– штучні нейронні мережі.

Результати експериментальних досліджень свідчать про високу

ефективність таких підходів. Зокрема, у роботах, присвячених оцінюванню якості м’ясної продукції за допомогою електронних носів, досягнуто точності класифікації на рівні від 90% до 98%, що залежить від типу продукту та використаних моделей [11]. Інші дослідження демонструють можливість прогнозування біохімічних показників, таких як індекс біогенних амінів у м’ясі птиці, із високою точністю та узгодженістю з результатами мікробіологічного аналізу. Крім того, застосування метал-оксидних сенсорних систем у поєднанні з нейромережевими моделями показало високий рівень кореляції між розрахованими та фактичними параметрами якості плодів, що підтверджує доцільність використання таких підходів у задачах прогнозування стану харчових продуктів [12].

1.3.2 Нейромережеві підходи та глибинне навчання

Моделі штучних нейронних мереж ефективно застосовуються для опису складних нелінійних взаємозв’язків між параметрами сенсорних сигналів і характеристиками якості харчової продукції. Їх використання дозволяє враховувати багатовимірну природу даних, що формується сенсорними системами, та підвищувати точність прогнозування. Зокрема, у ряді досліджень нейронні мережі застосовано для оцінювання якісних показників сухофруктів на основі їх електрофізичних характеристик у процесі холодового зберігання.

Практичні результати демонструють, що навіть компактні нейромережеві моделі можуть забезпечувати високий рівень точності. Наприклад, використання невеликої нейронної мережі для аналізу сигналів багатоканального газового сенсора дозволило досягти точності класифікації на рівні приблизно 92 %, при цьому модель була реалізована на вбудованій мікроконтролерній платформі у форматі TinyML.

Узагальнюючі огляди свідчать про зростаючу роль нейромережевих підходів у поєднанні з електронними сенсорними системами, такими як електронні носи та язики. Це зумовлено їх здатністю ефективно узагальнювати складні закономірності у багатовимірних даних, що робить їх більш придатними

для задач контролю якості порівняно з традиційними алгоритмами аналізу [13].

1.3.3 Задачі регресії та оцінювання залишкового ресурсу зберігання

Для визначення кількісних характеристик стану харчових продуктів, таких як прогнозована тривалість зберігання або концентраційні показники окремих сполук, застосовуються методи регресійного аналізу. До найбільш поширених підходів належать багатовимірні лінійні моделі, частково найменші квадрати PLS (Partial Least Squares), регресійні модифікації методу опорних векторів, ансамблеві алгоритми (зокрема Random Forest і XGBoost), а також нейромережеві архітектури.

Практичні дослідження підтверджують ефективність таких методів у задачах прогнозування. Зокрема, використання спектроскопічних даних у поєднанні з алгоритмами машинного навчання дозволило отримати моделі, здатні оцінювати строк зберігання фруктів у контрольованому газовому середовищі. В іншому випадку застосування різних підходів машинного навчання для прогнозування тривалості зберігання картоплі за умов випарного охолодження показало, що найвищу точність забезпечують ансамблеві методи, зокрема XGBoost, для яких значення коефіцієнта детермінації наближається до одиниці [14].

Аналітичні огляди сучасних досліджень свідчать, що саме ансамблеві алгоритми та методи глибинного навчання на сьогодні демонструють найкращі результати у задачах прогнозування строку придатності, завдяки їх здатності ефективно враховувати складні залежності в багатовимірних даних [15].

1.3.4 Автоматизовані платформи машинного навчання (AutoML, TinyML)

У сучасних системах Інтернету речей дедалі ширше застосовується платформний підхід до обробки даних, за якого інформація, зібрана сенсорними модулями, передається до спеціалізованих хмарних середовищ для подальшого аналізу. У таких середовищах реалізуються автоматизовані процедури підготовки даних, відбору інформативних ознак, побудови моделей машинного

навчання та їх адаптації до обмежених ресурсів вбудованих пристроїв. До найбільш поширених інструментів цього класу належать платформи на кшталт Edge Impulse та TensorFlow Lite Micro.

Практична реалізація такого підходу передбачає обробку сигналів багатоканальних газових сенсорів у спеціалізованому програмному середовищі, де формується компактна нейромережева модель. Надалі ця модель оптимізується та переноситься на мікроконтролерну платформу, що дозволяє виконувати класифікацію стану продукту безпосередньо на пристрої, мінімізуючи залежність від постійного мережевого з’єднання.

Загальна логіка обробки даних, отриманих від систем типу «електронний ніс», із використанням методів машинного навчання представлена на рисунку 1.4.

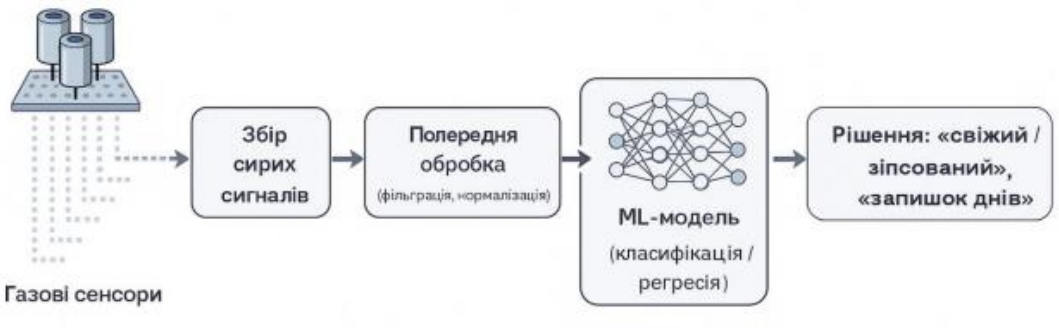


Рисунок 1.4 – Загальна логіка обробки даних в системах типу «електронний ніс»

Таким чином, алгоритми машинного навчання відіграють ключову роль у побудові сучасних систем визначення строку придатності харчових продуктів. Їх застосування забезпечує ефективне вилучення інформативних ознак із сенсорних даних і дозволяє формувати високоточні моделі як для класифікації стану продукції, так і для прогнозування кількісних параметрів її деградації. Інтеграція методів машинного навчання з технологіями Інтернету речей відкриває можливості для створення комплексних автоматизованих рішень, здатних забезпечувати безперервний моніторинг і контроль якості продукції на всіх стадіях продовольчого ланцюга.

1.4 Класифікація підходів до оцінювання свіжості та строку зберігання

Проведений аналіз дозволяє систематизувати існуючі методи визначення стану харчових продуктів у декілька узагальнених категорій:

– методи, що базуються на контролі параметрів середовища (температури, вологості, газового складу), які реалізують непряме оцінювання умов зберігання;

– лабораторні підходи, що включають мікробіологічні та фізико-хімічні аналізи і характеризуються високою точністю результатів;

– сенсорні технології, що використовують газочутливі системи, електронні носи та спектроскопічні методи для безпосереднього або опосередкованого визначення маркерів псування;

– пакувальні рішення з інтегрованими індикаторами, які змінюють свої властивості залежно від умов або стану продукту;

– комплексні IoT-рішення, що поєднують різнорідні джерела даних із алгоритмами машинного навчання.

Кожна з наведених груп характеризується специфічними перевагами та обмеженнями. Зокрема, моніторинг температурно-вологісного режиму є економічно доступним і широко впровадженим засобом попередження псування, однак не забезпечує прямого визначення фактичного стану продукції. Лабораторні методи, незважаючи на їх високу точність, мають обмеження щодо оперативності та можливості інтеграції в безперервні системи контролю. Сенсорні системи дозволяють виявляти ранні ознаки деградації за рахунок аналізу летких метаболітів, проте потребують складної процедури калібрування та подальшої обробки даних із застосуванням алгоритмів машинного навчання. Індикаторні пакувальні рішення характеризуються простотою використання, однак їх функціональність здебільшого орієнтована на кінцевого користувача і обмежена в контексті автоматизованого збору інформації.

Найбільш перспективним напрямом є створення інтегрованих систем на базі Інтернету речей, у яких поєднуються засоби контролю параметрів середовища, сенсорні модулі та інтелектуальні алгоритми аналізу. Такі системи

забезпечують можливість безперервного відстеження умов зберігання, оперативного виявлення ознак псування на основі газоаналітичних даних, а також прогнозування залишкового ресурсу зберігання із використанням моделей машинного навчання.

Порівняльний аналіз ефективності різних підходів за ключовими критеріями наведено на рисунку 1.5.

	Дата «вжити до»	Газові сенсори	Біомаркери
Надійність	–	+	+
Специфічність	–	±	+
Чутливість	–	+	+
Вартість	+	+++	+++

Рисунок 1.5 – Аналіз ефективності різних підходів за ключовими критеріями

Сучасні дослідження демонструють суттєве підвищення точності прогнозних моделей завдяки застосуванню підходів штучного інтелекту. Водночас залишаються відкритими питання адаптивності моделей до варіативності продукції, формування репрезентативних навчальних вибірок та інтеграції розроблених рішень у реальні практичі та логістичні процеси.

1.5 Прикладні системи оцінювання строку зберігання

Для демонстрації практичного впровадження розглянутих підходів доцільно виділити низку характерних технічних рішень:

– система контролю стану сухофруктів. У дослідженні запропоновано архітектуру на базі Інтернету речей, що включає багатоканальний газоаналізатор, мікроконтролерну платформу та компактну модель машинного

навчання класу TinyML. Рішення орієнтоване на встановлення безпосередньо в зоні зберігання, де здійснюється локальна обробка даних і класифікація стану продукції. Досягнутий рівень точності становить близько 92 %, що підтверджує ефективність використання вбудованих інтелектуальних моделей;

– система оцінювання якості рибної продукції. У роботі [7] представлено комплекс, що поєднує сенсори температури та вологості з газоаналітичною підсистемою типу «електронний ніс». Отримані дані обробляються алгоритмами машинного навчання, що забезпечує своєчасне виявлення ознак деградації продукції під час холодового зберігання;

– портативний електронний ніс для м’ясної продукції. Дослідження [8] описує мобільний пристрій, реалізований на базі мікроконтролера ESP32 та електрохімічних сенсорів, чутливих до ключових газових маркерів (CO_2, NH_3, C_2H_4). Система дозволяє відслідковувати динаміку псування яловичини та визначати граничні значення концентрацій газів, що відповідають допустимим санітарним нормам;

– інтелектуальне пакування з індикаторами свіжості. Це рішення в якому колориметричний сенсор інтегровано в конструкцію пакування. Його колірні характеристики змінюються залежно від концентрації газових продуктів метаболізму, а цифровий аналіз зображення за допомогою мобільного застосунку дозволяє автоматизувати процес оцінювання свіжості продукції;

– багаторівнева сенсорна IoT-система. У дослідженні [9] запропоновано комплексну архітектуру, що поєднує розподілені сенсорні модулі (газові, температурні, вологісні) з централізованою хмарною платформою. Передані дані підлягають обробці за допомогою алгоритмів машинного навчання, що дозволяє виявляти аномальні стани та прогнозувати процеси псування харчових продуктів.

Наведені приклади демонструють тенденцію до інтеграції сенсорних технологій, вбудованих обчислювальних засобів та інтелектуальних алгоритмів, що забезпечує підвищення точності та оперативності оцінювання строків зберігання харчової продукції.

2 РОЗРОБЛЕННЯ АРХІТЕКТУРИ ТА ПРОГРАМНО-АПАРАТНОГО МОДУЛЯ ТА ЙОГО АЛГОРИТМУ ФУНКЦІОНУВАННЯ

2.1 Структура апаратно-програмного модуля

Функціональна організація розробленого апаратно-програмного модуля може бути представлена у вигляді багаторівневої архітектури, що включає три взаємопов’язані рівні (рис. 2.1).

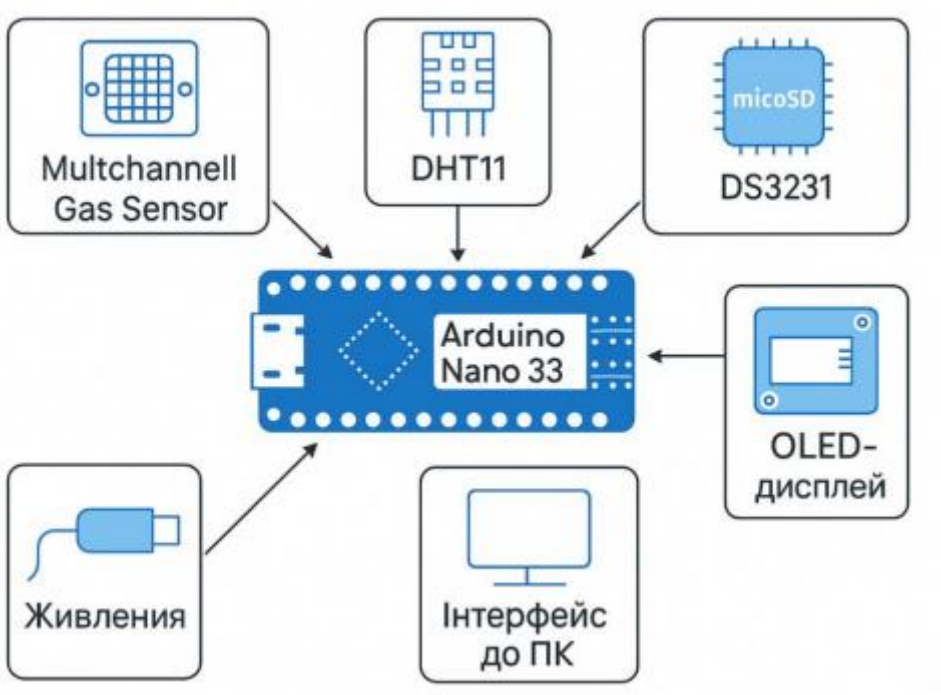


Рисунок 2.1 – Структура апаратної частини системи

Перший рівень (польовий) виконує функції збору первинної інформації та включає сенсорний модуль, розміщений безпосередньо в зоні зберігання продукції. До його складу входять багатоканальні газочутливі елементи, реалізовані у вигляді набору окремих сенсорів або інтегрованого модуля, а також датчики температури та відносної вологості. Усі вимірювальні компоненти підключаються до мікроконтролерної платформи, яка забезпечує отримання та передачу даних.

Другий рівень (рівень обробки) призначений для обробки та аналізу отриманої інформації. На цьому етапі використовуються мікроконтролери або одноплатні обчислювальні системи, такі як ESP32, STM32 чи Raspberry Pi. Їх функціональність охоплює попередню фільтрацію та нормалізацію сигналів, формування ознак, а також виконання моделей машинного навчання. Обробка може здійснюватися як безпосередньо на пристрої, так і з використанням хмарних сервісів.

Третій рівень (рівень управління) відповідає за взаємодію системи з користувачем та реалізацію функцій моніторингу й керування. Для цього можуть використовуватися локальні дисплейні модулі, операторські панелі, веб-інтерфейси або мобільні застосунки. Даний рівень забезпечує відображення поточного стану продукції, індикацію аварійних або критичних ситуацій, а також налаштування параметрів функціонування системи.

2.1.1 Сенсорний модуль

До складу сенсорного модуля (рис. 2.2) входить комплекс вимірювальних елементів, призначених для реєстрації параметрів газового середовища та умов зберігання продукції.

Основним компонентом є багатоканальна система газових сенсорів, орієнтована на виявлення летких сполук, що супроводжують процеси псування харчових продуктів. До таких сполук належать аміак, сірководень, біогенні аміни, вуглекислий газ та різні леткі органічні компоненти. Для реалізації такого контролю доцільним є застосування комбінованих сенсорних модулів, сформованих із декількох метал-оксидних сенсорів типу MQ або їх аналогів. У випадках, коли необхідна підвищена вибірковість щодо окремих газів, структура системи може доповнюватися електрохімічними датчиками.

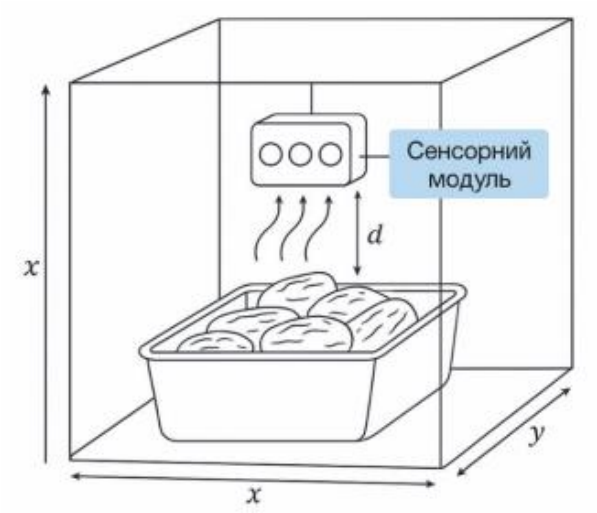


Рисунок 2.2 – Схема розміщення сенсорного модуля в камері зберігання

Додатково сенсорний модуль містить засоби контролю параметрів мікроклімату, зокрема температури та відносної вологості. Для цього можуть використовуватися датчики типу DHT22, SHT3x та інші аналогічні рішення, точність яких є достатньою для подальшої компенсації впливу зовнішніх умов на характеристики газових сенсорів.

Конструктивне виконання сенсорного вузла повинно забезпечувати захист чутливих елементів від механічних пошкоджень і впливу конденсату, одночасно зберігаючи можливість ефективного контакту сенсорів із газами, що виділяються продукцією. Окрім цього, необхідно мінімізувати вплив локальних температурних градієнтів і повітряних потоків, які можуть спотворювати результати вимірювань.

Під час розроблення сенсорного модуля важливо враховувати специфіку роботи метал-оксидних сенсорів, для яких необхідне підтримання підвищеної робочої температури в межах приблизно від 200 °C до 400 °C. Це безпосередньо впливає на рівень енергоспоживання системи та тепловий режим у камері зберігання. З метою зниження енергетичних витрат доцільно застосовувати циклічний режим функціонування із програмним керуванням нагрівальними елементами та режимами сну, а також комбінувати метал-оксидні й електрохімічні сенсори в межах єдиного вимірювального комплексу.

2.1.2 Мікроконтролерний модуль

Мікроконтролерний модуль виконує функції збору, попередньої обробки та передачі інформації, отриманої від сенсорної підсистеми. До його основних задач належить організація взаємодії з вимірювальними елементами через стандартні апаратні інтерфейси, зокрема АЦП (аналогово-цифровий перетворювач), I²C, SPI (Serial Peripheral Interface) або UART (Universal Asynchronous Receiver/Transmitter).

Мікроконтролерний модуль виконує:

– опитування сенсорів (через АЦП, I²C, SPI або UART);

– визначає первинні ознаки (нормований опір, середній/максимальний відгук, часові відхилення);

– фільтрацію шуму (ковзне середнє, медіанний фільтр);

– нормалізацію даних і компенсацію впливу температури та вологості на характеристики сенсорів;

– передачу інформації на рівень ML-моделі.

Для реалізації зазначених функцій доцільно використовувати мікроконтролерні платформи, що мають достатній обсяг оперативної та постійної пам’яті для збереження параметрів моделей машинного навчання, необхідний набір периферійних інтерфейсів та підтримку бездротових каналів зв’язку. Залежно від умов експлуатації можуть застосовуватися технології Wi-Fi, Bluetooth Low Energy, LoRa або стільникові модулі зв’язку. На практиці найбільш поширеними є рішення на базі ESP32 із вбудованими засобами бездротової комунікації, STM32 у поєднанні з окремими модулями передачі даних, а також Arduino-сумісні контролери, інтегровані з MQTT- або HTTP-шлюзами.

2.1.3 Комунікаційний рівень та серверна складова

Комунікаційний рівень системи призначений для організації обміну даними між вбудованими пристроями, серверною інфраструктурою та користувацькими інтерфейсами. Однією з його основних функцій є передача

вимірювальної інформації від мікроконтролерного модуля до віддаленого сервера або хмарної платформи у випадку виконання обробки даних поза межами локального пристрою. Для реалізації такого обміну можуть використовуватися спеціалізовані IoT-протоколи та інші мережеві механізми передачі даних.

Окрім транспортування інформації, комунікаційна підсистема забезпечує можливість дистанційного керування параметрами функціонування модуля. Це включає зміну періодичності вимірювань, налаштування граничних значень для сигналізації, оновлення параметрів моделей машинного навчання та інші сервісні функції. Також передбачено механізм приймання команд із серверного рівня, які можуть використовуватися для активації режимів попередження, зміни інтенсивності опитування сенсорів або оновлення програмного забезпечення вбудованих пристроїв.

Серверна складова системи виконує функції централізованого зберігання, аналізу та візуалізації інформації. До її структури можуть входити база даних для накопичення історичних вимірювань, аналітичний модуль із реалізацією алгоритмів машинного навчання, а також програмні засоби відображення результатів у вигляді веб-інтерфейсу для операторів, технологів або інших користувачів системи.

У разі використання концепції TinyML можливе впровадження гібридної архітектури, за якої базові операції класифікації та оцінювання стану продукції виконуються безпосередньо на мікроконтролері, тоді як серверна інфраструктура використовується для довгострокового зберігання даних, аналітичної обробки, перевірки якості моделей та централізованого оновлення параметрів системи.

2.2 Програмно-алгоритмічна реалізація системи

Для реалізації функцій автоматизованого оцінювання стану харчових продуктів доцільно застосовувати багатоступеневу архітектуру обробки даних, у

якій кожен етап виконує окрему функцію підготовки та аналізу інформації. Узагальнену послідовність функціонування системи наведено на рисунку 2.3.

Робота системи починається з отримання вимірювальних даних від газочутливих сенсорів, а також датчиків температури та відносної вологості. Після цього виконується попередня обробка сигналів, що включає фільтрацію шумових складових, нормалізацію значень та компенсацію впливу зовнішніх факторів на результати вимірювань.

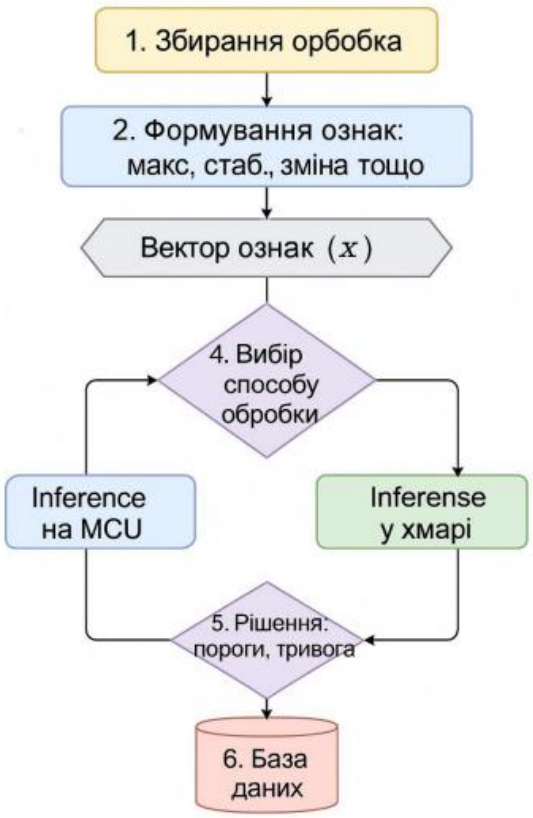


Рисунок 2.3 – Алгоритм роботи системи

Наступним етапом є формування вектора ознак, який використовується як вхідна інформація для моделі машинного навчання. Інференс моделі може здійснюватися як безпосередньо на вбудованому пристрої із застосуванням підходу TinyML, так і на віддаленій серверній або хмарній платформі.

На основі результатів роботи ML-моделі формується висновок щодо поточного стану продукції, наприклад визначення рівня свіжості або прогнозування залишкового строку зберігання. Отримані результати

зберігаються в журналі подій та надалі можуть використовуватися для аналітичної обробки, оцінювання ефективності роботи системи й подальшого вдосконалення алгоритмів функціонування.

Розглянемо основні етапи функціонування системи більш детально:

– отримання вимірювальної інформації: на початковому етапі мікроконтролерна платформа виконує періодичне опитування газочутливих елементів і датчиків температури та вологості. Отримані значення тимчасово накопичуються у буфері та проходять процедуру усереднення, що дозволяє зменшити вплив випадкових шумових складових і короткочасних коливань сигналів;

– підготовка та очищення даних: після збору інформації здійснюється її попередня обробка, яка включає цифрову фільтрацію сигналів, корекцію відносно базового рівня відгуку та компенсацію впливу температурно-вологісних факторів. Як еталонний стан можуть використовуватися дані, отримані за відсутності продукції або при аналізі свіжого продукту;

– побудова інформаційного вектора ознак: на цьому етапі з вихідних сенсорних сигналів формуються інформативні характеристики, зокрема пікові значення, усталені рівні сигналу, швидкість зміни параметрів та відносні відхилення. Отримані показники інтегруються в єдиний вектор ознак, який надалі використовується моделлю машинного навчання;

– виконання інференсу моделі машинного навчання: подальший аналіз може реалізовуватися двома способами. У випадку локальної обробки інференс моделі виконується безпосередньо на мікроконтролері із використанням підходу TinyML. Альтернативним варіантом є передача сформованого вектора ознак на сервер або хмарну платформу, де працює повноцінна ML-модель із більшими обчислювальними можливостями;

– формування результату та реакції системи: після отримання результатів роботи моделі здійснюється їх порівняння із заданими критеріями та пороговими значеннями. У разі виявлення ознак погіршення якості система може генерувати попередження або аварійний сигнал. Одночасно оновлюється інформація у

користувацькому інтерфейсі, де можуть відображатися поточні стани партій продукції та графіки зміни показників свіжості у часі;

– архівування та подальша аналітика: завершальним етапом є збереження історичних даних, включаючи сформовані вектори ознак, результати класифікації та, за наявності, еталонні показники якості продукції. Накопичені дані можуть використовуватися для подальшої перевірки точності моделей, їх перенавчання та вдосконалення алгоритмів функціонування системи.

Для спрощення процесу розроблення програмного забезпечення доцільно застосовувати сучасні інструментальні засоби та програмні платформи. На етапі підготовки та навчання моделей ефективним є використання високорівневих бібліотек машинного навчання, таких як TensorFlow/Keras або scikit-learn. Для адаптації моделей до вбудованих пристроїв із обмеженими ресурсами можуть використовуватися спеціалізовані платформи AutoML і TinyML, зокрема Edge Impulse Studio чи TensorFlow Lite Micro, які автоматизують процес оптимізації моделей. Обмін інформацією між сенсорними вузлами та серверною інфраструктурою доцільно реалізовувати за допомогою стандартизованих IoT-протоколів, наприклад MQTT (Message Queuing Telemetry Transport).

2.3 Вибір програмних засобів та середовищ розробки

Побудова запропонованої системи передбачає використання двох взаємодоповнювальних програмно-технологічних рівнів:

– середовище підготовки даних, навчання та оптимізації моделей машинного навчання на персональному комп’ютері;

– середовище виконання моделі на вбудованій платформі, де здійснюється робота вже підготовленого та оптимізованого алгоритму.

Подібне розмежування пояснюється обмеженими апаратними ресурсами мікроконтролерних систем, зокрема обсягом пам’яті, продуктивністю процесора та відсутністю спеціалізованих засобів апаратного прискорення обчислень. Окрім цього, окреме середовище навчання дозволяє забезпечити більш якісне

налаштування та перевірку моделей машинного навчання.

Для реалізації етапів підготовки даних і навчання ML-моделей доцільно використовувати такий набір програмних засобів:

– мову Python як основний інструмент розроблення алгоритмів машинного навчання та аналізу даних;

– бібліотеки NumPy і Pandas для структурованого опрацювання вимірювальної інформації, підготовки ознак, нормалізації та статистичного аналізу;

– засоби візуалізації, зокрема Matplotlib, для побудови графіків сенсорних сигналів, оцінювання процесу навчання моделей та аналізу результатів класифікації;

– платформу TensorFlow разом із модулем TensorFlow Lite для створення, навчання та подальшої адаптації нейромережевих моделей до виконання на вбудованих пристроях;

– інтерактивні середовища Jupyter Notebook або Python-сумісні IDE (Integrated Development Environment) для проведення експериментів із архітектурами моделей і підбору гіперпараметрів.

Застосування саме такого програмного стеку обумовлено його широким використанням у сфері досліджень машинного навчання, значною кількістю доступної документації та зручністю швидкого тестування різних конфігурацій моделей.

Для реалізації вбудованої частини системи на платформі Arduino Nano 33 BLE Sense використовуються такі програмні засоби:

– мова C/C++, що підтримується стандартним програмним середовищем Arduino;

– середовище Arduino IDE або платформа PlatformIO у складі Visual Studio Code для створення, компіляції та завантаження прошивки;

– бібліотека Arduino_TensorFlowLite або TensorFlow Lite Micro для виконання оптимізованих моделей машинного навчання на мікроконтролері;

– програмні модулі для роботи з периферійними пристроями, зокрема

драйвери газових сенсорів, датчиків температури та вологості, модуля реального часу, microSD-накопичувача та OLED-дисплея.

Вибір Arduino Nano 33 BLE Sense як базової апаратної платформи пояснюється наявністю інтегрованих сенсорів, достатнім обсягом пам’яті для розміщення компактної моделі машинного навчання, підтримкою Bluetooth Low Energy та активною підтримкою з боку спільноти TinyML. Це значно спрощує інтеграцію TensorFlow Lite Micro та полегшує подальше впровадження системи.

Процес створення вбудованого програмного забезпечення включає послідовне написання й тестування програмного коду, перевірку функціонування сенсорних модулів у режимі реального часу, а також реалізацію механізмів збереження або передавання даних для подальшого аналізу. Особливе значення має поєднання експериментів із великими наборами даних у офлайн-середовищі та практичної перевірки інтегрованого рішення безпосередньо на апаратній платформі, оскільки це дозволяє своєчасно виявляти обмеження, які не проявляються в межах програмного моделювання.

Отже, обрані програмні інструменти та середовища забезпечують повний цикл розроблення системи – від підготовки й аналізу даних до навчання, оптимізації та розгортання моделей машинного навчання на вбудованій платформі з подальшою інтеграцією в реальні умови зберігання продукції.

2.4 Математична модель та алгоритми машинного навчання

Алгоритми машинного навчання використовуються для перетворення первинних сенсорних даних у зрозумілі оцінки стану продукції та прогнозованого залишкового строку зберігання. У даному підрозділі розглядаються архітектури застосованих моделей, а також особливості їх побудови, налаштування та процесу навчання.

Схема FCNN-моделі (Fully Connected Neural Network) для визначення терміну зберігання продуктів зображена на рисунку 2.4.

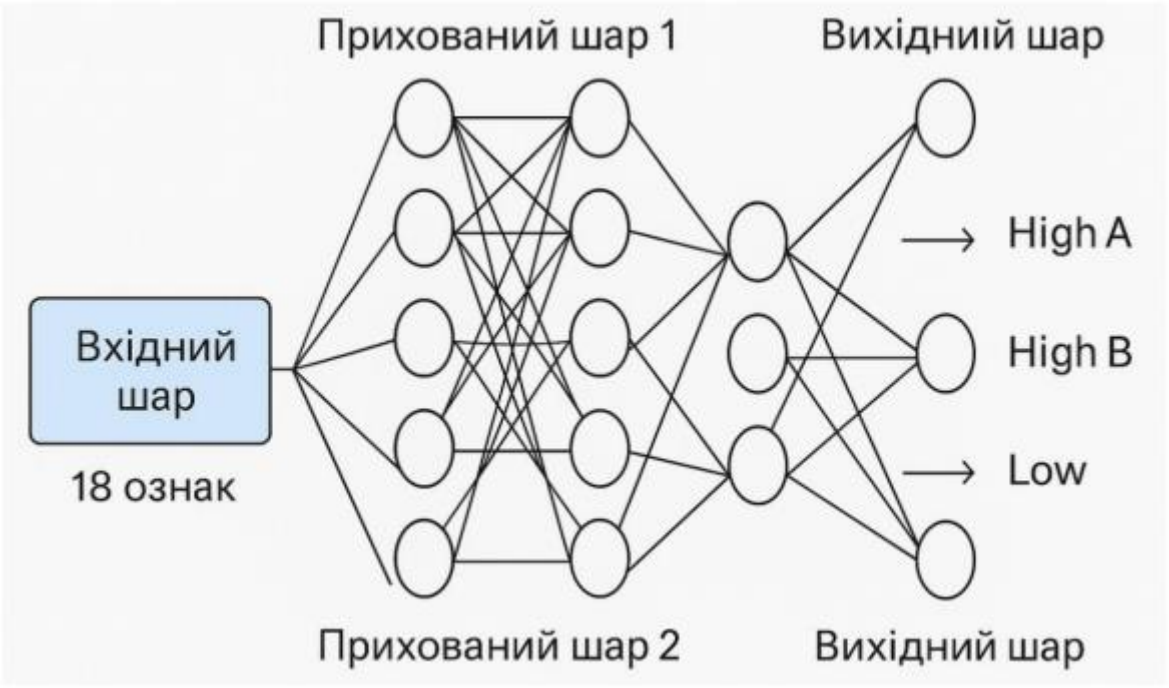


Рисунок 2.4 – Схема FCNN-моделі для визначення терміну зберігання

2.4.1 Формування вектора ознак

Для кожного циклу опитування сенсорної системи формується набір параметрів, що характеризують поточний стан продукції та середовища зберігання. До цього набору входять:

– миттєві значення сигналів газових сенсорів у вигляді опору або напруги відгуку $s_i(k), i = 1, \dots, m$;

– температура $T(k)$ та відносна вологість $RH(k)$.

Також до набору належать додаткові інформативні характеристики, які можуть обчислюватися на основі динаміки сигналів, а саме:

– приріст сигналу між сусідніми вимірюваннями $\Delta s_i = s_i(k) - s_i(k-1)$;

– відносна зміна $\frac{s_i(k)}{s_{i,0}}$ відносно еталонного стану;

– площа під кривою відгуку на заданому часовому інтервалі.

Після виконання процедур масштабування та нормалізації даних формується вектор ознак:

$$x_k = \left[\tilde{s}_1, \dots, \tilde{s}_m, \widetilde{T}, \widetilde{RH}, \tilde{t}\right]^T \in R^n, \quad (2.1)$$

де n – загальна кількість ознак.

Для спрощення аналізу багатовимірних даних і підвищення наочності структури вибірки можуть застосовуватися методи зниження розмірності, зокрема PCA (Principal Component Analysis) та LDA (Linear Discriminant Analysis). Використання цих підходів дозволяє оцінити ступінь розділення класів свіжості та виявити приховані закономірності у сформованому просторі ознак.

2.4.2 Класифікаційна модель

Для реалізації задачі класифікації можуть бути використані різні алгоритми машинного навчання, кожен з яких має власні переваги залежно від структури даних та обсягу вибірки:

– метод опорних векторів: даний підхід може застосовуватися із різними типами ядерних функцій, зокрема лінійним або радіально-базисним ядром. Алгоритм характеризується ефективною роботою на відносно невеликих наборах даних та широко використовується у задачах аналізу сигналів електронних носів завдяки здатності формувати чіткі межі між класами;

– ансамблеві алгоритми: до цієї групи належать методи Random Forest і Gradient Boosting, які базуються на комбінуванні результатів роботи декількох моделей. Такі підходи демонструють високу стійкість до шумових спотворень та ефективно працюють із наборами ознак різної природи й масштабів;

– багатошарові перцептронні мережі: нейронні мережі з одним або двома прихованими шарами дозволяють моделювати складні нелінійні залежності між сенсорними сигналами та відповідними класами свіжості продукції. Використання MLP (Multilayer Perceptron) є доцільним у випадках, коли між параметрами сенсорних відгуків і станом продукту існують складні взаємозв’язки, які важко описати лінійними моделями.

Задачу класифікації стану продукції можна подати у вигляді відображення, за якого вектор ознак перетворюється у прогнозований клас свіжості:

$$\hat{y}_{class} = g(x; \theta), \tag{2.2}$$

де $g(\cdot)$ – нелінійна функція (SVM-класифікатор, ансамбль дерев або нейромережева модель);

θ – множина параметрів, що визначаються у процесі навчання моделі.

Побудова моделі здійснюється на основі навчальної вибірки, яка містить набір векторів ознак та відповідні їм еталонні класи свіжості:

$$D = \{(x_k, y_{k,class})\}_{k=1}^{N}, \tag{2.3}$$

де $y_{k,class}$ – категорія свіжості, що формується за результатами лабораторного контролю, експертної сенсорної оцінки або експериментів із фіксованими умовами та тривалістю зберігання продукції.

Для оцінювання ефективності класифікаційної моделі використовуються стандартні метрики якості, зокрема accuracy, precision, recall та F1-score. Додатково аналізується матриця помилок, яка дозволяє визначити, між якими категоріями свіжості система найчастіше допускає неправильну класифікацію.

2.4.3 Регресійна модель залишкового терміну зберігання

У задачах прогнозування кількісних характеристик стану продукції використовується регресійна модель, яка встановлює залежність між вектором ознак і прогнозованим показником якості:

$$\hat{y}_{reg} = f(x; \varphi), \tag{2.4}$$

де $\hat{y}_{reg}$ – оцінене значення показника стану продукту, наприклад прогнозованою кількістю днів до втрати придатності або індексом псування;

φ – визначає параметри побудованої регресійної моделі.

Для реалізації регресійного аналізу можуть застосовуватися різні алгоритми машинного навчання:

– PLS-регресія, яка ефективно працює у випадку великої кількості

взаємопов’язаних ознак та наявності мультиколінеарності;

– регресія на основі методу опорних векторів, що забезпечує побудову стійких нелінійних моделей;

– ансамблеві регресійні алгоритми, зокрема Random Forest Regressor та XGBoost, які демонструють високу точність у задачах оцінювання залишкового строку зберігання;

– нейромережеві регресори типу MLP, здатні апроксимувати складні нелінійні залежності між сенсорними параметрами та прогнозованими характеристиками продукції.

Оцінювання якості прогнозування виконується із використанням стандартних статистичних метрик, серед яких середня абсолютна похибка MAE (Mean Absolute Error), середньоквадратична похибка RMSE (Root Mean Square Error) та коефіцієнт детермінації R^2, що характеризує ступінь відповідності прогнозованих значень реальним експериментальним даним.

2.4.4 Навчання, перевірка та адаптація моделей машинного навчання

Процес побудови моделі машинного навчання передбачає декілька послідовних етапів:

– формування вибірок для навчання та тестування: набір експериментальних даних поділяється на навчальну, валідаційну та тестову частини. Типовим є співвідношення 60/20/20, хоча для підвищення достовірності оцінювання також може використовуватися метод k-fold перехресної перевірки;

– підбір гіперпараметрів моделі: на цьому етапі виконується оптимізація параметрів алгоритму, зокрема кількості дерев та їх глибини для ансамблевих моделей, характеристик ядра для SVM або структури прихованих шарів нейронної мережі. Для пошуку оптимальної конфігурації зазвичай застосовуються методи grid search або random search;

– перевірка здатності моделі до узагальнення: після завершення навчання проводиться оцінювання ефективності моделі на незалежній тестовій вибірці, що дозволяє визначити її здатність коректно працювати з новими даними, які не

використовувалися під час навчання;

– оновлення та адаптація моделі: у процесі експлуатації системи можливе накопичення нових вимірювальних даних, що потребує адаптації ML-моделі. Для цього можуть використовуватися механізми онлайн-навчання або періодичного офлайн-перенавчання з подальшим оновленням параметрів на вбудованому пристрої.

У випадку реалізації підходу TinyML після завершення навчання модель проходить процедури оптимізації та квантизації, наприклад із переходом до 8-бітного цілочисельного представлення параметрів. Після цього вона експортується у формат, сумісний із мікроконтролерними платформами та середовищами виконання, такими як TensorFlow Lite Micro або CMSIS-NN (Cortex Microcontroller Software Interface Standard – Neural Network).

2.5 Технологія розгортання

Процес перенесення моделі машинного навчання на мікроконтролерну платформу суттєво відрізняється від класичного використання нейронних мереж у серверних або хмарних середовищах. У межах даної роботи реалізовано підхід TinyML, за якого всі операції обробки та інференсу виконуються безпосередньо на пристрої з обмеженими обчислювальними ресурсами.

Початковим етапом є підготовка набору даних для навчання моделі. На основі показників багатоканальних газових сенсорів, параметрів температури та вологості, а також часових міток формується структурований датасет. Кожен запис відповідає окремому часовому інтервалу спостереження, а набір ознак містить як безпосередні значення сенсорних сигналів, так і похідні параметри після нормалізації та попередньої обробки. Після цього дані розподіляються на навчальну й тестову вибірки, виконується масштабування ознак та перевірка збалансованості класів.

Наступним кроком є створення та навчання нейромережевої моделі у середовищі Python із використанням TensorFlow. Архітектура моделі базується

на повнозв’язній нейронній мережі, що містить вхідний шар, один або декілька прихованих шарів із нелінійними функціями активації та вихідний Softmax-шар для визначення класу свіжості продукції. На цьому етапі здійснюється підбір основних гіперпараметрів, зокрема кількості епох навчання, розміру батчу, швидкості оптимізації та параметрів регуляризації.

Після отримання прийнятних результатів на валідаційній вибірці модель переводиться у формат TensorFlow Lite. Така конвертація передбачає оптимізацію структури моделі та зменшення її розміру для роботи на вбудованих пристроях. Для скорочення споживання пам’яті застосовується процедура квантизації, у межах якої вагові коефіцієнти та окремі активації переводяться з формату з плаваючою комою у цілочисельне представлення. Це дозволяє знизити вимоги до пам’яті та прискорити виконання обчислень на мікроконтролері.

Далі виконується інтеграція моделі TensorFlow Lite у прошивку Arduino. Файл моделі перетворюється у масив байтів мовою C/C++, який додається до проєкту як статичний ресурс. У програмному коді ініціалізується інтерпретатор TensorFlow Lite Micro, якому передаються параметри моделі та область пам’яті, призначена для розміщення тензорів під час виконання обчислень.

Окрему увагу необхідно приділити визначенню обсягу пам’яті для тензорної арени. Через обмежений обсяг оперативної пам’яті Arduino Nano 33 BLE Sense необхідно підібрати мінімальний, але достатній розмір області пам’яті, який забезпечує стабільне функціонування моделі. Недостатній обсяг призводитиме до помилок виконання, тоді як надмірне резервування пам’яті обмежуватиме можливість реалізації інших функцій системи.

Після завершення інтеграції модель використовується у циклічному режимі роботи мікроконтролера, що включає такі етапи:

– отримання поточних значень від газових сенсорів, а також датчиків температури й вологості;

– побудову вектора ознак із використанням тих самих процедур нормалізації та стандартизації, які застосовувалися під час навчання моделі;

– запис сформованих значень до вхідного тензора нейромережі;

– запуск інференсу за допомогою TensorFlow Lite Micro;

– аналіз вихідного тензора та визначення найбільш ймовірного класу свіжості;

– відображення результатів на дисплеї або збереження їх у журналі даних на microSD-накопичувачі.

Критично важливим аспектом є забезпечення ідентичності процедур обробки даних у середовищі навчання та на вбудованому пристрої. У випадку використання стандартизації або мін-макс нормалізації параметри масштабування повинні бути інтегровані у прошивку та застосовуватися до кожного нового набору вимірювань перед подачею даних у модель. Недотримання цієї вимоги може суттєво погіршити якість класифікації.

Завершальним етапом є перевірка коректності роботи моделі безпосередньо на пристрої. Для цього використовуються тестові набори вимірювань, результати обробки яких порівнюються з еталонними прогнозами, отриманими в середовищі Python. Такий підхід дозволяє виявити можливі відхилення, пов’язані з квантизацією, похибками реалізації алгоритмів нормалізації або специфікою представлення даних на мікроконтролері.

Таким чином, використання технології TinyML забезпечує можливість автономного виконання моделей машинного навчання безпосередньо на платформі Arduino Nano 33 BLE Sense без постійної залежності від хмарної інфраструктури. Це дозволяє підвищити автономність системи, зменшити вимоги до каналів передачі даних та забезпечити стійкість роботи навіть за відсутності зовнішніх серверних ресурсів.

3 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОЇ ЧАСТИНИ

3.1 Опис експериментального стенду

У межах проведеного дослідження було розроблено експериментальний апаратно-програмний модуль, призначений для автоматизованого визначення строку зберігання плодів на прикладі сухофруктів із використанням багатоканальних газових сенсорів та алгоритмів машинного навчання. Узагальнену структуру системи наведено на рисунку 3.1.

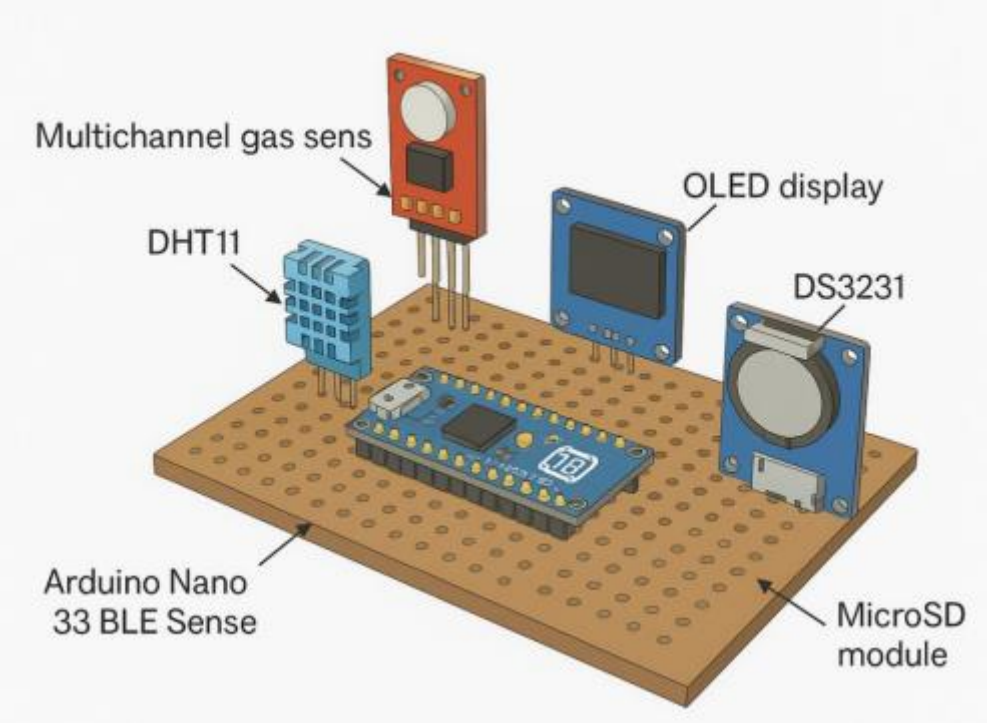


Рисунок 3.1 – 3D-ескіз експериментального стенду

До складу модуля входять сенсорні модулі для контролю параметрів середовища, мікроконтролерний блок збору та попередньої обробки вимірювальної інформації, а також підсистеми збереження та передавання даних. Дослідний стенд було розгорнуто у холодильній камері дослідницької лабораторії, умови якої наближені до реальних режимів зберігання продукції.

Для проведення порівняльного аналізу паралельно організовано додаткову експериментальну зону з кімнатною температурою. У холодильному середовищі були розміщені зразки сухофруктів на стадії повної стиглості (Tamr), які зберігалися у контейнерах на стелажах відповідно до типових умов післязбирального зберігання. Аналогічна кількість зразків одночасно зберігалася за звичайних кімнатних умов.

Реалізований стенд забезпечує можливість одночасного моніторингу параметрів мікроклімату та газових виділень у різних умовах зберігання, що дозволяє виконувати порівняльне дослідження впливу температурного режиму на процеси псування та тривалість зберігання плодів. Основні компоненти системи наведені у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Основні елементи апаратно-програмного модуля

Модуль	Модель	Виробник	Функція	Характеристики
Мікроконтролер	Arduino Nano 33 BLE Sense	Arduino	Центральне керування, обробка даних	Підтримка BLE, кілька вбудованих сенсорів, TinyML-ready
Газовий сенсор	Multichannel Gas Sensor V2	Seeed Studio	Детектування CH_4, NO_2, CO, NH_3, H_2, H_2S	Чотири елементи: GM102, GM302, GM502, GM702
Датчик вологості та температури	DHT11	Aosong Electronics	Вимірювання температури та вологості	Цифровий вихід, низька вартість
Модуль реального часу	DS3231	Adafruit	Формування часових міток у логах	Інтерфейс I^2C, резервне живлення від батареї
Модуль карти пам’яті	MicroSD Card Adapter	Generic	Локальне збереження даних	Інтерфейс SPI
OLED-дисплей	SSD1306, 0,96″	Adafruit / Generic	Відображення стану та індикаторів	OLED 0,96″, типова роздільна здатність 128×64 пікселів

Ключовим елементом комплексу є мікроконтролерна плата Arduino Nano 33 BLE Sense, яка виконує функції збору вимірювальних даних, попередньої обробки сигналів та локального виконання моделей машинного навчання за концепцією TinyML. Платформа оснащена модулем Bluetooth Low Energy та має достатні обчислювальні ресурси для реалізації ML-інференсу безпосередньо на пристрої.

Для реєстрації летких сполук використовується багатоканальний модуль Multichannel Gas Sensor V2 виробництва Seeed Studio. Даний сенсорний блок містить чотири окремі чутливі елементи (GM102, GM302, GM502, GM702), кожен із яких орієнтований на виявлення певних груп газів. Зокрема, модуль забезпечує детекцію водню, оксиду вуглецю, діоксиду азоту, аміаку, сірководню та метану. Це дозволяє одночасно контролювати декілька газових компонентів, характерних для процесів псування харчових продуктів.

Для моніторингу параметрів мікроклімату до системи інтегровано цифровий датчик DHT11, який забезпечує вимірювання температури та відносної вологості повітря в зоні зберігання. Отримані значення використовуються як для оцінювання умов експлуатації, так і для компенсації впливу зовнішніх факторів на сигнали газових сенсорів.

З метою забезпечення автономної роботи стенду застосовано додаткові функціональні модулі. Для синхронізації вимірювань та формування часових міток використовується RTC-модуль (Real-Time Clock) типу DS3231. Відображення поточної інформації здійснюється на OLED-дисплеї SSD1306 діагоналлю 0,96″, який підключається через шину I²C і може використовуватися для виведення службових повідомлень або оцінок стану продукції.

Газовий сенсор взаємодіє з мікроконтролером через SPI-інтерфейс при живленні 5 В, тоді як DHT11 підключений до цифрового входу та працює від напруги 3,3 В. RTC-модуль і OLED-дисплей використовують спільну шину I²C. Запропонована конфігурація забезпечує синхронізований збір даних у режимі реального часу, їх локальне архівування та можливість оперативного відображення результатів моніторингу.

Отже, розроблений модуль характеризується компактністю, помірним енергоспоживанням та невисокою вартістю реалізації, що робить його придатним для використання у складі IoT-систем моніторингу продовольчої логістики. Інтеграція всіх апаратних компонентів виконана таким чином, щоб забезпечити автономне функціонування комплексу в режимі реального часу з можливістю безперервного контролю стану продукції протягом усього періоду зберігання.

3.2 Процес збору даних

Накопичення даних виконувалося поетапно протягом кількох місяців. На початковій стадії було організовано тривалий моніторинг у двох режимах зберігання: у холодильній камері та за кімнатної температури. Система функціонувала безперервно, виконуючи вимірювання кожні 3 хвилини. Такий інтервал було обрано з урахуванням необхідності достатньо детально відстежувати зміну газового складу середовища, водночас не створюючи надмірного навантаження на пам’ять пристрою та обсяг збережених даних. Перед кожним наступним циклом вимірювання передбачалася коротка пауза для стабілізації сенсорних показників, що дозволяло зменшити вплив випадкових коливань і підвищити якість сформованого датасету.

У процесі моніторингу реєструвалися сигнали чотирьох каналів багатоканального газового сенсора GM102, GM302, GM502 і GM702, а також температура повітря та відносна вологість у зоні зберігання. Кожен запис супроводжувався часовою міткою, сформованою модулем реального часу, і зберігався на microSD-карті. У результаті для кожного сценарію зберігання було сформовано окремий часовий ряд вимірювань: для контрольованого холодового середовища та для умов кімнатної температури. Сукупний обсяг даних становив сотні тисяч вимірювальних записів, що забезпечило достатню інформаційну базу для подальшого навчання, тестування та оцінювання моделей машинного навчання. В таблиці 3.2 наведено фрагмент набору даних газових сенсорів,

температури та вологості.

Таблиця 3.2 – Фрагмент набору даних газових сенсорів, температури та вологості

№ зразка	GM102	GM302	GM502	GM702	Температура, °C	Відносна вологість, %
1	429	198	153	228	22,6	33
2	424	194	150	227	22,6	33
3	421	191	147	227	22,2	33
4	418	188	145	226	22,2	33
5	420	188	145	227	22,2	33
6	422	189	147	228	23,0	33
7	424	192	149	230	23,4	33
8	426	193	151	230	23,8	33
9	428	194	152	229	24,1	33
10	428	196	154	230	24,5	33
11	423	194	152	227	23,8	33
12	419	191	148	225	23,0	33
13	417	188	146	225	22,2	33
…	…	…	…	…	…	…
42	414	184	144	223	23,8	33
43	411	184	144	221	23,8	33
44	407	181	142	218	23,0	33
45	404	179	139	217	22,2	33

Паралельна реєстрація даних у двох температурних режимах дала змогу порівняти характер газових виділень за різної інтенсивності процесів псування. У холодильній камері, де деградаційні процеси відбуваються повільніше, показники окремих газових каналів протягом тривалого часу залишалися

відносно стабільними.

Натомість у середовищі з кімнатною температурою спостерігалися більш виражені коливання та тенденція до зростання концентрацій окремих летких компонентів.

Зокрема, як показано на рисунку 3.2, для холодового зберігання значення каналів GM102B, GM302B, GM502B і GM702B зберігалися поблизу сталого рівня, тоді як за температури 25 °C фіксувалися помітні флуктуації, особливо для каналів GM302B та GM502B. Це може пояснюватися активізацією мікробіологічних і хімічних процесів за підвищеної температури, а також менш стабільними умовами навколишнього середовища. Отримані відмінності підтверджують доцільність підтримання оптимального режиму зберігання, оскільки стабільніший газовий фон у контрольованому середовищі сприяє повільнішій втраті якості продукції.

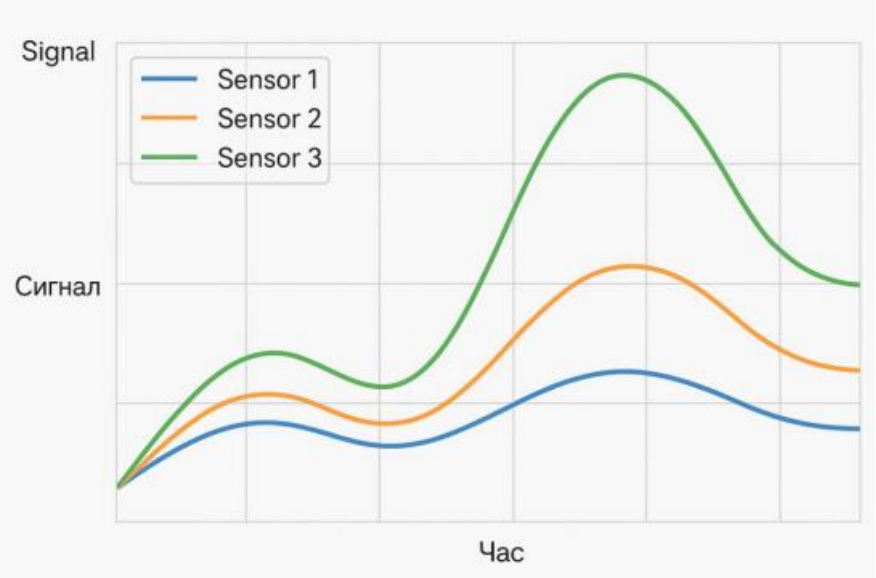


Рисунок 3.2 – Приклад часових залежностей сигналів газових сенсорів

Дані, зібрані в обох сценаріях, були використані для навчання моделі, здатної розпізнавати стан продуктів за газовими ознаками як в оптимальних, так і в несприятливих умовах зберігання.

3.3 Обробка даних

Первинні дані, отримані від сенсорних модулів, не могли бути безпосередньо використані для побудови моделей машинного навчання без попередньої підготовки. Значний обсяг часових рядів, сформованих у результаті безперервних вимірювань із трьохвилинним інтервалом протягом декількох місяців, потребував виконання процедур очищення, фільтрації та виділення інформативних характеристик. Для реалізації цих задач застосовувалася хмарна платформа Edge Impulse, орієнтована на створення TinyML-рішень для вбудованих систем.

Після експорту даних до середовища Edge Impulse Studio було проведено попередню обробку масиву вимірювань. На цьому етапі усувалися пропущені або некоректні записи, перевірялася синхронізація часових міток і узгодженість даних між окремими сенсорними каналами. Для підвищення стійкості моделі до випадкових варіацій використовувалися методи аугментації даних, зокрема додавання невеликих шумових збурень, які імітували можливі зміни умов експлуатації системи.

Далі часові ряди розподілялися на окремі часові вікна фіксованої тривалості. Для кожного такого сегмента обчислювався набір статистичних характеристик, що використовувалися як ознаки моделі. Зокрема, для кожного каналу визначалися середнє значення сигналу, стандартне відхилення або дисперсія як показник варіативності, а також амплітудний розмах між мінімальним і максимальним значеннями. Завдяки цьому багатовимірний часовий ряд було перетворено у компактний вектор статистичних ознак, який описував характер зміни концентрацій газів та параметрів середовища на певному часовому інтервалі.

Сформований набір ознак використовувався для побудови векторів вхідних даних моделі. Оскільки в системі аналізувалися шість каналів (чотири газові сенсори, температура та вологість) і для кожного з них обчислювалися три статистичні параметри, базова розмірність вектора ознак становила 18

параметрів на один приклад. За необхідності цей набір міг бути розширений додатковими характеристиками або похідними залежностями між каналами.

Після завершення формування ознак було виконано розмітку даних відповідно до категорій свіжості продукції. У межах дослідження використовувалися три класи: Shelf Life High (Type A), Shelf Life High (Type B) та Shelf Life Low. Перші два класи відповідали високому рівню збереженості продукції для двох різних сортів сухофруктів, тоді як клас Low характеризував стан, наближений до псування. Використання окремих категорій High Type A і High Type B було пов’язане з відмінностями між сортами фініків, які проявлялися у початкових характеристиках та особливостях зміни властивостей під час зберігання.

Присвоєння класів здійснювалося з урахуванням як об’єктивних факторів, зокрема тривалості та умов зберігання, так і результатів експертної оцінки. Фахівці агротехнологічного центру періодично перевіряли стан зразків за зовнішнім виглядом, текстурою та запахом, після чого підтверджували їх належність до відповідної категорії свіжості. Такий підхід забезпечив формування достовірних еталонних міток (ground truth), необхідних для коректного навчання ML-моделі. Розподіл зразків по класах свіжості показано на рисунку 3.3.

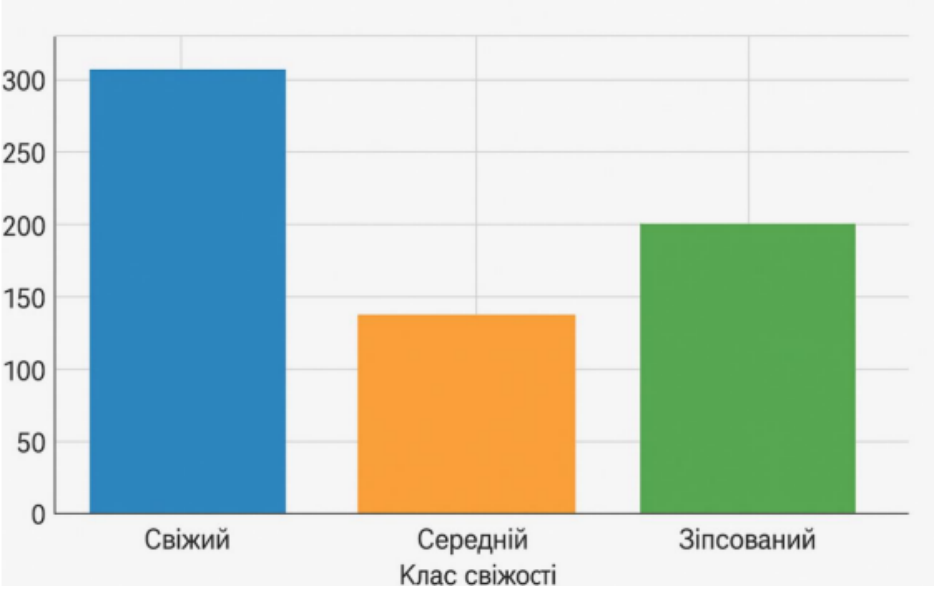


Рисунок 3.3 – Діаграма розподілу зразків по класах свіжості

На завершальному етапі підготовлений датасет був поділений на навчальну та тестову частини. Для навчання моделей використовувалося 80 % вибірки, тоді як решта 20 % застосовувалася для незалежного оцінювання точності роботи системи. Додатково у процесі побудови моделей використовувалися методи крос-валідації та окрема валідаційна підвибірка для оптимізації гіперпараметрів.

3.4 Побудова моделі машинного навчання

Для реалізації задачі автоматизованого визначення стану продукції було обрано підхід на основі штучних нейронних мереж. У межах дослідження розроблено компактну повнозв’язну нейромережеву модель типу FCNN, адаптовану для виконання на мікроконтролерній платформі відповідно до концепції TinyML.

Структура мережі включає вхідний шар, два приховані шари та вихідний класифікаційний блок. Кількість вхідних нейронів відповідає розмірності сформованого вектора ознак і в даному випадку становить 18 параметрів, отриманих із статистичної обробки сенсорних даних. Архітектура прихованих шарів містить відповідно 20 та 10 нейронів із використанням функції активації ReLU. Вихідний шар реалізовано у вигляді softmax-класифікатора з трьома вихідними нейронами, що відповідають категоріям свіжості продукції. Запропонована конфігурація дозволяє моделі виявляти складні нелінійні залежності між параметрами сенсорних сигналів і класом стану продукту.

Розподіл прикладів між навчальною та тестовою вибірками для кожного класу свіжості подано у таблиці 3.3.

Побудова та навчання моделі виконувалися у середовищі Edge Impulse із використанням підготовленого набору даних. Як функцію втрат застосовано категорійну крос-ентропію, а оптимізація параметрів мережі здійснювалася методом стохастичного градієнтного спуску з адаптивним коригуванням швидкості навчання.

Таблиця 3.3 – Розподіл прикладів між навчальною та тестовою вибірками для кожного класу свіжості

Клас свіжості	Позначення в моделі	N_train	N_test	Разом N	Частка у наборі, %	Короткий опис стану
Висока свіжість, тип A	Shelf Life High Type A	320	80	400	40	Свіжі плоди високої якості, тип A.
Висока свіжість, тип B	Shelf Life High Type B	320	80	400	40	Свіжі плоди високої якості, тип B.
Низька свіжість	Shelf Life Low	160	40	200	20	Плоди з ознаками псування / кінця терміну.
Усього	–	800	200	1000	100	–

Підбір гіперпараметрів, зокрема кількості нейронів, розміру часових вікон та швидкості навчання, проводився експериментальним шляхом на основі результатів валідаційної вибірки. Для цього модель навчалася на тренувальному наборі даних, після чого її ефективність оцінювалася на окремій підмножині, що складала 20 % вибірки.

Для зменшення ризику перенавчання використовувався механізм early stopping. Процес оптимізації автоматично припинявся у випадку, якщо протягом декількох послідовних епох не спостерігалося покращення точності на валідаційних даних або зниження функції втрат. Це дозволило забезпечити компроміс між складністю моделі та її здатністю до узагальнення на нових даних. Зміна функції втрат і точності на епохах навчання зображена на рисунку 3.4.

Після завершення етапу навчання обрана модель була протестована на незалежній тестовій вибірці, яка не використовувалася під час оптимізації параметрів. Додатково проведено процедуру крос-валідації для перевірки стабільності роботи моделі на різних підмножинах даних.

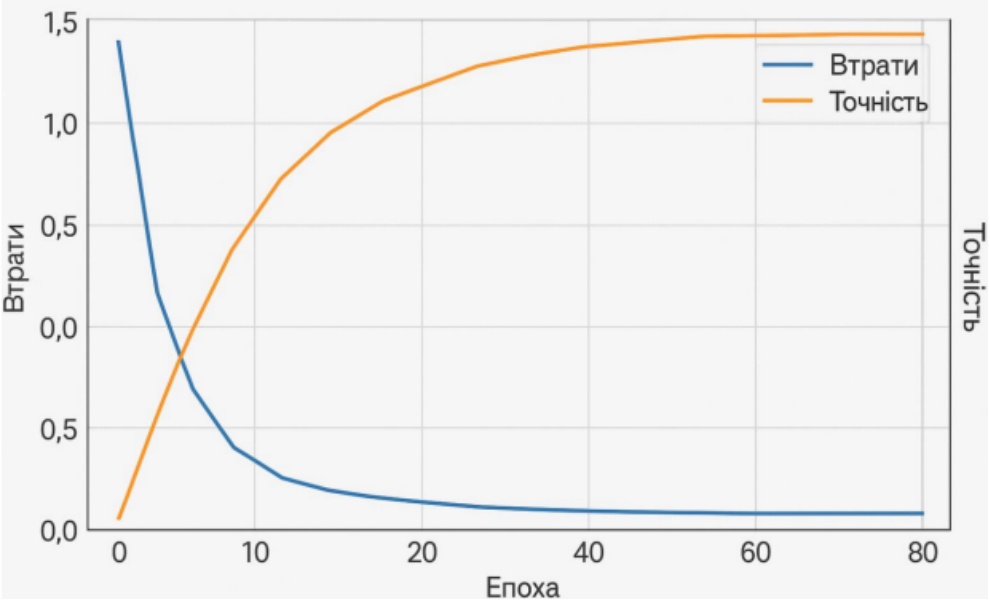


Рисунок 3.4 – Зміна функції втрат і точності на епохах навчання

На основі отриманих результатів визначалися основні показники якості класифікації, зокрема accuracy, recall, F1-score та площа під ROC-кривою (Receiver Operating Characteristic).

З урахуванням необхідності виконання моделі безпосередньо на мікроконтролерній платформі було проведено її додаткову оптимізацію для роботи у середовищі Arduino Nano. Для цього навчена нейронна мережа була перетворена у формат TensorFlow Lite із застосуванням 8-бітної квантизації параметрів (int8). Використання квантизованого представлення дозволило суттєво зменшити обсяг пам’яті, необхідний для зберігання моделі, а також скоротити час виконання обчислень при мінімальному впливі на точність класифікації, що є важливим для мікроконтролерів з обмеженими ресурсами.

Після завершення етапу конвертації модель була інтегрована у прошивку Arduino та переведена у режим роботи в реальному часі. Під час кожного циклу вимірювання, який виконується з інтервалом у 3 хвилини, мікроконтролер зчитує нові сенсорні дані, формує вектор ознак та виконує ML-інференс для визначення поточного класу стану продукції – High A, High B або Low.

Зведені значення ключових гіперпараметрів нейронної мережі наведено у таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Зведені значення ключових гіперпараметрів нейронної мережі

Параметр	Значення	Пояснення
Тип моделі	FCNN	Повнозв’язна нейронна мережа для задачі багатокласової класифікації.
Вектор ознак	18 ознак	Статистичні характеристики з 4 газових каналів + T, RH тощо
Вихідні класи	3 класи	Shelf Life High Type A, High Type B, Low
Прихований шар 1	20 нейронів, ReLU	Перший прихований шар з активацією ReLU.
Прихований шар 2	10 нейронів, ReLU	Другий прихований шар з активацією ReLU.
Вихідний шар	3 нейрони, Softmax	Ймовірнісний розподіл по трьох класах свіжості.
Функція витрат	Categorical crossentropy	Стандартна функція втрат для багатокласової класифікації.
Оптимізатор	Adam	Адаптивний метод оптимізації параметрів мережі.
Початкова швидкість навчання	0,001	Базове значення, обране для стабільного збіження.
Розмір batch	32	Кількість зразків у одному кроці оновлення ваг.
Максимальна кількість епох	100	Навчання з використанням early stopping.
Стратегія зупинки (early stopping)	Так, за валідаційною втратою	Запобігання перенавчанню моделі.
Співвідношення train/test	80% / 20%	Розподіл вибірки на навчальну та тестову.
Валідація	Крос-валідація, моніторинг loss/accuracy	Оцінювання узагальнювальної здатності моделі.
Квантизація	int8 (TensorFlow Lite)	Оптимізація моделі для виконання на мікроконтролері.

Отриманий результат може виводитися на OLED-дисплей, архівуватися у

пам’яті пристрою або передаватися засобами бездротового зв’язку для подальшого аналізу та моніторингу.

3.5 Результати розробки

Результати експериментального оцінювання свідчать про високу ефективність розробленої моделі при класифікації стану сухофруктів за показниками сенсорних даних. Під час тестування система забезпечила загальну точність на рівні 91,9 %, що означає коректне визначення категорії свіжості більш ніж для дев’яти з десяти проаналізованих зразків. Додатково високе значення показника AUC (Area Under Curve) = 0,98 демонструє значну здатність моделі до розділення класів, тобто ефективне розпізнавання різних станів продукції на основі газових характеристик. Детальні результати класифікації для окремих категорій наведені на рисунку 3.5.

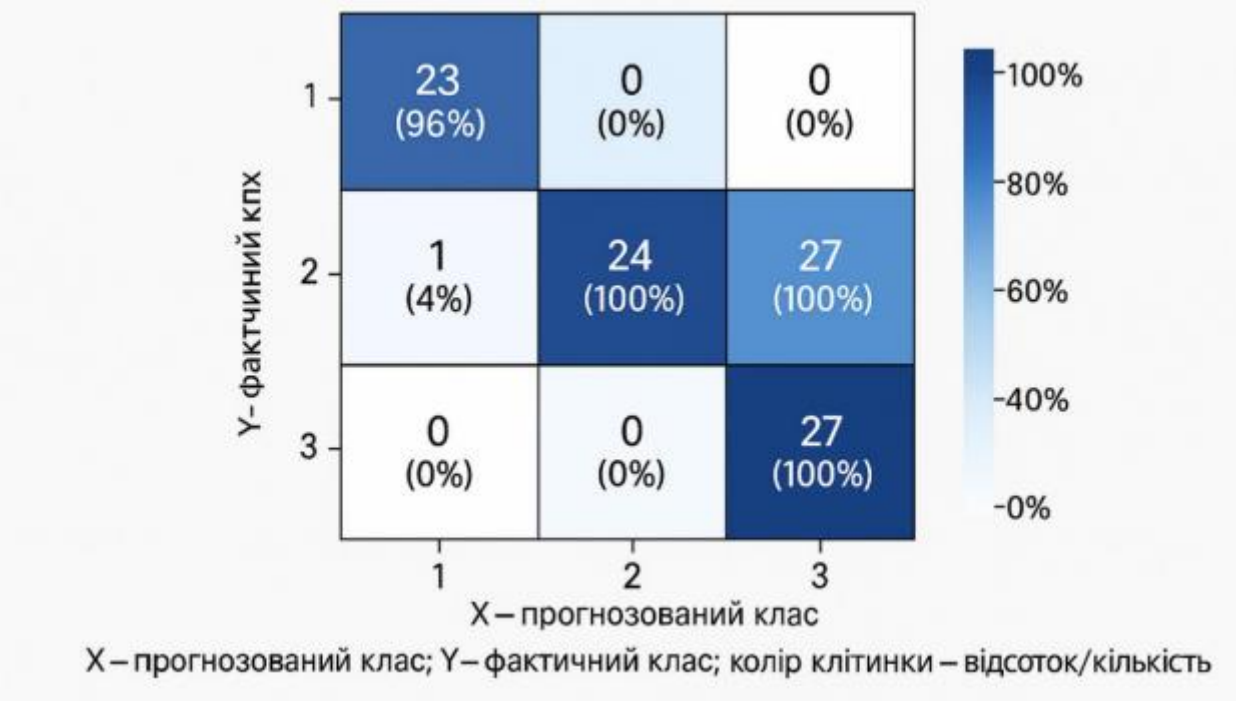


Рисунок 3.5 – Графічне представлення матриці невідповідностей

Для класу High A частка правильно класифікованих зразків становила 89,5 %. При цьому приблизно 10,5 % прикладів були віднесені до інших категорій:

частина з них класифікувалася як High B, а решта – як Low. Найкращі результати модель продемонструвала для класу High B, де точність досягла 93,9 %. Лише незначна кількість зразків цього класу була помилково віднесена до категорії Low, тоді як випадків плутання з High A не зафіксовано. Для категорії Low, що відповідає продукції зі значним погіршенням якості, рівень правильного розпізнавання склав 87,7 %. Основна частина помилок для цього класу полягала у віднесенні окремих зразків до категорії High B.

Матриця невідповідностей, наведена у таблиці 3.5, дозволяє детально проаналізувати характер помилок класифікації та оцінити ефективність роботи моделі для кожної категорії свіжості.

Таблиця 3.5 – Матриця невідповідностей моделі класифікації терміну зберігання

Фактичний \ Прогнозований клас	Shelf Life High Type A	Shelf Life High Type B	Shelf Life Low
Shelf Life High Type A	89,5% (correct)	5,3% (misclassified)	5,3% (misclassified)
Shelf Life High Type B	0% (misclassified)	93,9% (correct)	6,1% (misclassified)
Shelf Life Low	0% (misclassified)	12,3% (misclassified)	87,7% (correct)

Аналіз матриці невідповідностей показав, що найбільша кількість помилок виникає між класами High B та Low. Подібна ситуація характерна для перехідних етапів втрати свіжості, коли характеристики газових виділень ще не мають чітко виражених відмінностей між доброякісним станом і початковими стадіями псування. Імовірною причиною цього є схожість газових патернів, пов’язаних із перебігом біохімічних процесів, зокрема виділенням етилену, CO_2 та інших летких сполук.

Загалом отримані результати підтверджують, що модель забезпечує достатньо високу достовірність класифікації для практичного використання. Більшість помилок спостерігається лише між суміжними станами свіжості, що є очікуваним для задач моніторингу процесів поступового псування харчової продукції.

Узагальнені показники якості класифікатора підтверджують його високу надійність (табл. 3.6). Значення precision, recall та F_1-score становили 0,92 для зваженого середнього по всіх класах. Отримані результати свідчать про збалансовану роботу моделі як щодо виявлення випадків псування, так і щодо зменшення кількості помилкових спрацьовувань. Високий показник recall означає, що система ефективно виявляє продукцію з ознаками погіршення якості та мінімізує кількість випадків, коли зіпсований продукт помилково класифікується як свіжий. Водночас значення precision на рівні 0,92 свідчить про невелику кількість хибних попереджень щодо псування.

Таблиця 3.6 – Інтегральні метрики якості моделі

Метрика	Значення
Площа під ROC-кривою (AUC)	0,98
Зважена середня прецизійність (Precision)	0,92
Зважене середнє повноти (Recall)	0,92
Зважена середня F1-міра	0,92

Аналіз матриці помилок показав, що найкраще модель розпізнає класи High A та High B, які відповідають продукції без виражених ознак деградації. Для класу Low, що характеризує пізні стадії псування, точність дещо нижча, оскільки окремі приклади класифікувалися як High B. Подібні помилки можна пояснити поступовим характером переходу між стадіями свіжості, коли газові сигнатури ще залишаються близькими між суміжними класами.

З практичної точки зору отримані результати є прийнятними, оскільки модель демонструє низьку ймовірність критичних помилок другого роду –

ситуацій, коли явно зіпсований продукт визначається як повністю свіжий. Основна частина похибок припадає на перехідні стани, коли продукція з початковими ознаками псування ще класифікується як придатна до споживання. Такий тип помилок є менш небезпечним у практичних умовах експлуатації системи, оскільки продукт у більшості випадків залишається в межах допустимого рівня якості.

Результати проведених експериментів підтвердили працездатність та високу ефективність запропонованого підходу до автоматизованого оцінювання свіжості продукції. Розроблена модель продемонструвала здатність коректно виявляти взаємозв'язки між змінами газового складу середовища та фактичним станом плодів у процесі зберігання.

На рисунку 3.6 наведено ROC-криві для задачі трьохкласової класифікації. Значення показника AUC, яке наближається до одиниці, свідчить про високу роздільну здатність моделі та ефективне відокремлення класів свіжості за сенсорними даними.

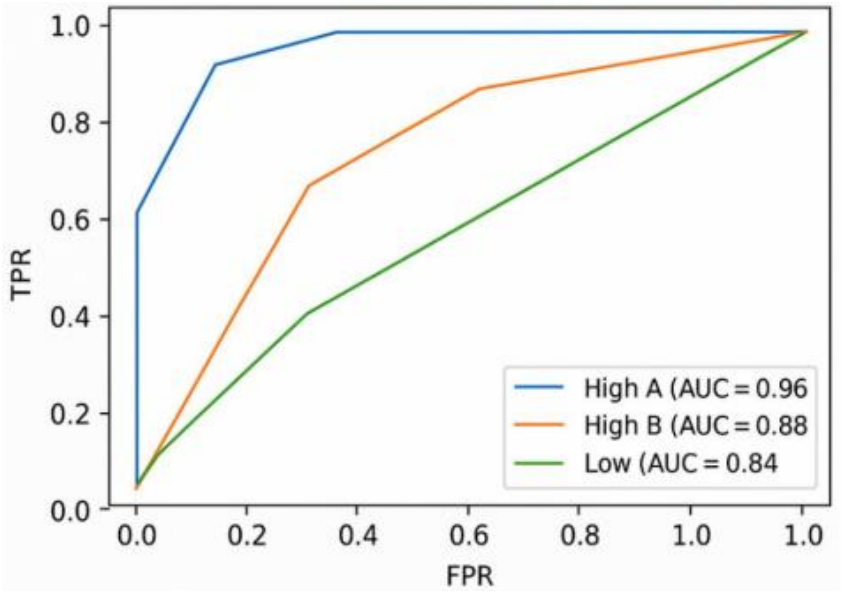


Рисунок 3.6 – ROC-криві для класів свіжості

Порівняння метрик якості класифікації по класах наведено на рисунку 3.7.

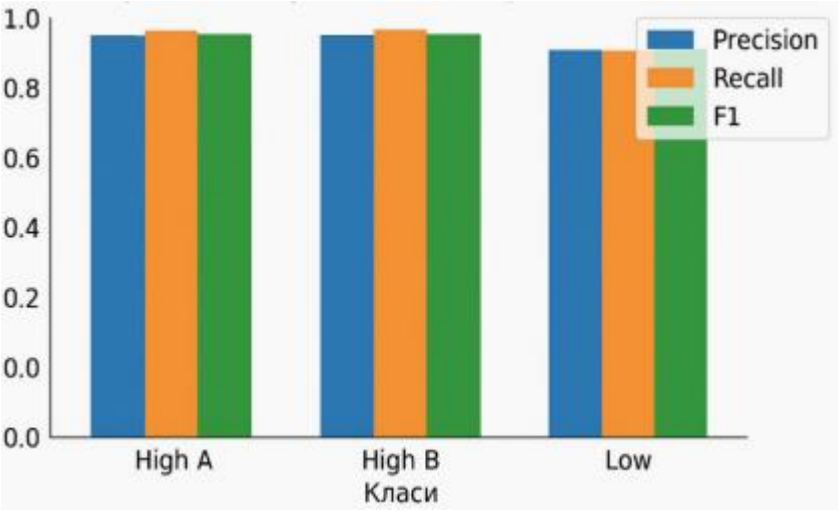


Рисунок 3.7 – Порівняння метрик якості класифікації по класах

Отримані результати експериментально доводять, що аналіз концентрацій летких сполук, зокрема метану, оксиду вуглецю, діоксиду азоту та інших газів, у поєднанні з контролем температури й вологості дозволяє достовірно визначати ступінь свіжості плодів під час зберігання.

Порівняно з традиційними підходами, такими як візуальний контроль або моніторинг лише температурного режиму, запропонована система забезпечує автоматизоване виявлення ознак наближення псування в режимі реального часу. Додатковою перевагою є відсутність необхідності у відборі проб чи порушенні цілісності упаковки, а також можливість масштабування рішення для використання у складських комплексах, логістичних центрах та системах продовольчого постачання.

Незважаючи на те, що експериментальні дослідження були проведені на прикладі сухофруктів, запропонований підхід має універсальний характер і може бути адаптований для широкого спектра харчової продукції. Під час псування різні продукти виділяють характерні леткі сполуки, які можуть використовуватися як індикатори зміни їхнього стану та втрати свіжості.

Для плодово-овочевої продукції типовими маркерами є етилен, вуглекислий газ, спирти та інші газоподібні продукти метаболізму, що утворюються у процесі дозрівання та перезрівання. Для м’ясної й рибної продукції більш характерними є аміак, сірководень, біогенні аміни та інші

сполуки, пов’язані з мікробіологічними процесами розкладу. Завдяки використанню багатоканальних газових сенсорів із різною селективністю система може бути адаптована під різні категорії продуктів шляхом заміни або доповнення сенсорних елементів відповідно до специфіки газових маркерів конкретного виду продукції.

Для впровадження системи у нових умовах достатньо виконати переналаштування сенсорного набору та сформувати новий навчальний датасет для побудови ML-моделі. При цьому базова структура комплексу, що включає сенсорний модуль, мікроконтролерну платформу та TinyML-модель, практично не змінюється. Це свідчить про масштабованість і гнучкість запропонованого рішення для застосування у системах контролю швидкопсувних товарів у режимі реального часу.

Сучасні дослідження у сфері електронних носів та інтелектуальних систем моніторингу також підтверджують перспективність такого підходу. Методи аналізу газових виділень уже використовуються для оцінювання стану риби, м’яса, молочних продуктів та інших харчових товарів, що демонструє можливість інтеграції подібних технологій у різні сегменти харчової промисловості.

Запропонована система може бути використана як складова інтелектуальної інфраструктури складів, холодильних камер або логістичних центрів. Сенсорні вузли можуть інтегруватися у транспортні контейнери, складські зони чи торговельне обладнання для автоматичного відстеження стану продукції та своєчасного формування попереджень про наближення псування. Завдяки компактності, автономності та відносно невисокій вартості реалізації такі системи здатні підвищити ефективність продовольчої логістики, знизити обсяги харчових втрат і покращити контроль якості продукції, особливо в умовах довгих ланцюгів постачання.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ

У межах дослідження розглядається професійна діяльність інженера-дослідника, який займається створенням і модернізацією підсистем інтелектуального керування для альтернативних електрогенерувальних установок. Основу його роботи становить аналіз результатів експериментальних випробувань та розрахункових моделей з метою підвищення ефективності функціонування й удосконалення технічних параметрів розроблюваних систем.

Виконання таких завдань передбачає постійне використання комп’ютерної техніки, що супроводжується впливом низки шкідливих і потенційно небезпечних факторів виробничого середовища. Тривале перебування працівника в умовах дії цих факторів може негативно впливати на його фізичний стан, викликати психоемоційне перенапруження та знижувати рівень працездатності.

З огляду на це особливої актуальності набуває забезпечення належних умов праці шляхом впровадження організаційних і технічних заходів з охорони праці. Недостатня увага до вимог безпеки праці здатна спричинити швидку втому, погіршення концентрації уваги та зниження результативності науково-дослідної діяльності.

Умови лабораторного середовища характеризуються наявністю кількох груп небезпечних чинників, які впливають на інженера-дослідника під час роботи. До них належать порушення норм освітленості робочої зони, накопичення зарядів статичної електрики, невідповідність параметрів мікроклімату нормативним значенням, вплив електромагнітних полів радіочастотного діапазону, а також шум і вібрації, що виникають у процесі експлуатації обладнання.

Робота за комп’ютером створює значне навантаження на органи зору, тому правильна організація освітлення робочого місця є одним із ключових факторів забезпечення безпечних умов праці. Відповідно до чинних нормативів з охорони

праці для приміщень, у яких експлуатуються електронно-обчислювальні машини, повинно застосовуватися комбіноване освітлення із використанням природних та штучних джерел світла [16].

Природне освітлення рекомендовано організовувати через бокові віконні прорізи з орієнтацією переважно на північ або північний схід. Додатково доцільним є використання регульованих систем затінення та сонцезахисних елементів. Водночас у досліджуваній лабораторії спостерігається недостатній рівень природного освітлення, що пояснюється значною віддаленістю робочих місць від вікон.

Для компенсації дефіциту денного світла використовується система штучного освітлення, яка забезпечує необхідні умови роботи у вечірній та нічний час. Згідно з положеннями ДБН В.2.5-28-2006 «Природне і штучне освітлення», рекомендований рівень освітленості для робочого місця інженера-дослідника повинен знаходитися у межах від 300 лк до 750 лк, тоді як для робіт середньої точності нормативне значення становить близько 400 лк. Проведені вимірювання показали, що фактична освітленість у лабораторії перебуває в межах від 220 лк до 270 лк, тобто не відповідає встановленим вимогам. Основною причиною цього є зношеність наявної системи освітлення. Для підвищення рівня освітленості та енергоефективності доцільно застосовувати сучасні світлодіодні джерела світла, які характеризуються високою світловою віддачею та тривалим терміном експлуатації.

ВИСНОВКИ

У межах кваліфікаційної роботи розроблено та досліджено автоматизовану систему контролю терміну зберігання харчової продукції, що базується на використанні багатоканальних газових сенсорів і алгоритмів машинного навчання. Поставлені у роботі завдання реалізовано у повному обсязі, що підтверджує досягнення визначеної мети дослідження.

Було проведено детальний аналіз сучасних технологій оцінювання свіжості та терміну придатності харчових продуктів. Розглянуто підходи, пов’язані з моніторингом параметрів середовища зберігання, лабораторними методами контролю, використанням електронних носів, спектроскопічних систем, сенсорних платформ, індикаторного пакування та IoT-орієнтованих рішень. У результаті встановлено, що класичні методи аналізу, незважаючи на високу точність, недостатньо придатні для реалізації безперервного автоматизованого моніторингу. Найбільш перспективними визначено системи, у яких сенсорні технології поєднуються з ML-аналітикою та засобами Інтернету речей.

У роботі обґрунтовано доцільність використання багатоканальних газових сенсорів як основного елемента системи оцінювання свіжості. Показано, що метал-оксидні та електрохімічні сенсори забезпечують реєстрацію летких сполук, які супроводжують процеси псування харчової продукції, зокрема аміаку, сірководню, CO_2, біогенних амінів та летких органічних сполук. Формування масиву сенсорів за принципом «електронного носа» дає можливість створювати комплексний газовий профіль продукту та визначати його стан за допомогою методів машинного навчання. У порівнянні з контролем лише температури або вологості такий підхід забезпечує вищу інформативність і чутливість системи.

У процесі дослідження запропоновано трирівневу архітектуру автоматизованої системи. Перший рівень представлений сенсорним модулем, що

містить багатоканальний газовий сенсор та датчики температури і вологості. Другий рівень реалізовано на базі мікроконтролерної платформи, яка виконує збирання, попередню обробку даних та запуск TinyML-моделі. Третій рівень призначений для зберігання інформації, візуалізації результатів і взаємодії з оператором через IoT-інфраструктуру. Для побудови системи обрано доступні апаратні компоненти, зокрема Arduino Nano, Multichannel Gas Sensor V2, DHT11, DS3231, OLED-дисплей і модуль microSD, що забезпечило компактність, енергоефективність та можливість автономної роботи комплексу.

Також формалізовано математичну постановку задачі оцінювання терміну зберігання у вигляді задач класифікації та регресії. Побудовано вектор ознак на основі статистичних характеристик сенсорних сигналів і параметрів середовища. Для обробки даних розглянуто використання SVM, ансамблевих алгоритмів та штучних нейронних мереж. Основний акцент зроблено на компактних нейромережевих моделях, придатних для функціонування на ресурсно-обмежених мікроконтролерах відповідно до концепції TinyML.

Під час довготривалого моніторингу із трьоххвилинним інтервалом накопичено великий обсяг сенсорних даних, що характеризують зміни газового середовища та параметрів зберігання сухофруктів. Зібрані дані імпортовано до платформи Edge Impulse, де виконувалися очищення, формування ознак та розмітка класів свіжості.

На основі експериментальних даних розроблено компактну нейронну мережу з двома прихованими шарами, призначену для класифікації стану продукції. Після навчання модель було оптимізовано та конвертовано у формат TensorFlow Lite із квантизацією до int8 для подальшого виконання на Arduino. Результати тестування показали точність класифікації на рівні близько 92 %, а також високі значення precision, recall і F1-score (~0,92). Значення AUC, близьке до 0,98, підтвердило високу здатність моделі до розділення класів свіжості. Основні похибки спостерігалися між суміжними станами продукту, що відповідає поступовому характеру процесів псування.

Проведені дослідження підтвердили можливість використання системи в

режимі реального часу. Завдяки інтеграції TinyML-моделі безпосередньо у мікроконтролер забезпечується локальне виконання інференсу без необхідності постійного з’єднання з хмарними сервісами. Це дозволяє зменшити затримки передачі даних, підвищити автономність системи та забезпечити її працездатність у віддалених умовах. Розроблений модуль здатний автоматично формувати попередження про наближення завершення терміну придатності та підтримувати прийняття рішень щодо оптимізації логістичних процесів і зменшення харчових втрат.

Також доведено можливість адаптації запропонованого підходу до інших категорій харчових продуктів. За рахунок заміни або доповнення сенсорного масиву відповідно до специфічних газових маркерів система може бути використана для моніторингу м’яса, риби, молочних виробів, овочів та фруктів. При цьому базова архітектура модуля не потребує суттєвих змін, що дозволяє розглядати розроблену систему як універсальну платформу для створення інтелектуальних рішень контролю якості у продовольчих ланцюгах.

Таким чином, завдання кваліфікаційної роботи вирішено. Отримані результати демонструють перспективність використання багатоканальних газових сенсорів та методів машинного навчання для побудови автоматизованих систем оцінювання терміну зберігання продукції та створюють основу для подальшого впровадження таких технологій у сфері продовольчої логістики, «розумних» складів і систем контролю якості харчових продуктів.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. ДСТУ 3008-15. Документація. Звіти у сфері науки та техніки. Структура та правила оформлення. Введ. 2015-06-22. К. Держстандарт України, 2017. - 29 с.

2. Навчальний посібник з підготовки кваліфікаційної роботи бакалавра для здобувачів вищої освіти денної і заочної форм навчання спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» освітньої програми «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» : Навчальний посібник / І. Ш. Невлюдов, В.А. Андрусевич, О. В. Токарєва, С. П. Новоселов, О. В. Сичова. – Харків : Видавництво Іванченка І. С., 2022. 151 с.

3. Методичні вказівки з підготовки кваліфікаційної роботи бакалавра для здобувачів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти спеціальності 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології 32 освітньої програми «Системна інженерія» / Упоряд.: І.Ш. Невлюдов, О.М. Цимбал, О.В. Токарєва, А.І. Бронніков. Харків: ХНУРЕ, 2022. - 66 с.

4. Yadav, R. K. (2020). Remote monitoring system for cold storage warehouse using IoT. International Journal of Research in Applied Science & Engineering Technology, 8(8), 2810–2814.

5. Sarkar, S., Akshatha, K. S., Saurabh, A., et al. (2022, October). IoT-enabled cold supply chain monitoring system. In 2022 IEEE 3rd Global Conference for Advancement in Technology (GCAT) (pp. 1–6).

6. Appasani, B., Jha, A. V., Ghazali, A. N., & Gupta, D. K. (2021). Analytical modeling and optimal control of cold storage system with large-scale implementation using IoT. In Advances in Smart Grid Automation and Industry 4.0 (Vol. 693, pp. 51–59). Singapore: Springer.

7. Feng, H., Zhang, M., Liu, P., et al. (2020). Evaluation of IoT-enabled monitoring and electronic nose spoilage detection for salmon freshness during cold storage. Foods, 9(11), 1579.

8. Damdam, A. N., Ozay, L. O., Ozcan, C. K., et al. (2023). IoT-enabled electronic nose system for beef quality monitoring and spoilage detection. Foods, 12(11), 2227.

9. Popa, A., Hnatiuc, M., Paun, M., et al. (2019). An intelligent IoT-based food quality monitoring approach using low-cost sensors. Symmetry, 11(3), 374. https://doi.org/10.3390/sym11030374

10. Reni, A. (2021). Automatic data acquisition and monitoring device to indicate the freshness of milk during transportation. International Journal of Research in Applied Science & Engineering Technology, 9(3), 2641–2647.

11. Wojnowski, W., Kalinowska, K., Majchrzak, T., Plotka-Wasylka, J., & Namieśnik, J. (2019). Prediction of the biogenic amines index of poultry meat using an electronic nose. Sensors, 19(7), 1580.

12. Sanaeifar, A., Mohtasebi, S. S., Ghasemi-Varnamkhasti, M., & Ahmadi, H. (2016). Application of MOS-based electronic nose for the prediction of banana quality properties. Measurement, 82, 105–114.

13. Ul Haq, M. Z., Singh, B., Fuku, X., et al. (2025). A systematic review of the use of electronic nose and tongue technologies for detecting food contaminants. Chemosensors, 13(7), 262.

14. Jubayer, M. F., Niloy, S., Sarker, M. A. R., et al. (2025). Leveraging machine learning to predict potato shelf life: A comprehensive analysis in an evaporative cooling structure. Potato Research.

15. Rashvand, M., Ren, Y., Sun, D. W., et al. (2025). Artificial intelligence for prediction of shelf-life of various food products: Recent advances and ongoing challenges. Trends in Food Science & Technology, 159, 104989.

16. Комплекс навчально-методичного забезпечення навчальної дисципліни «Безпека праці в індустрії ІТ-технологій» підготовки освітнього рівня бакалавр усіх спеціальностей та усіх напрямів університету [http://catalogue.nure.ua/knmz] / ХНУРЕ; розроб.: Т. Є. Стиценко, Г. В. Пронюк, Н. М. Сердюк. – Харків, 2017. – 122 с.