

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-81-3>

УДК 681.3.06

БОГУШ Богдан

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0009-0006-6470-5343>

e-mail: bohdan.o.bohush@lpnu.ua

РОМАНЧУКЕВИЧ Олег

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0009-0006-9097-3536>

e-mail: oleh.i.romanchukevych@lpnu.ua

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ДАНИХ ПРО СВІЖІСТЬ М'ЯСА

Споживачі все частіше сумніваються в якості харчових продуктів, зокрема м'яса, і вимагають достовірної інформації про їх свіжість і безпечність. Традиційні методи оцінки свіжості м'яса, такі як органолептичний і лабораторний аналізи, часто є суб'єктивними, трудомісткими та тривалими. Це підкреслило необхідність розробки ефективних і швидких методів визначення свіжості м'яса. У цьому контексті сучасні технології, в тому числі нейронні мережі, стали дуже актуальними для визначення свіжості м'яса. Нейронні мережі, відомі своїми потужними можливостями обробки та аналізу даних, пропонують точні та автоматизовані методи оцінки якості їжі. Це дослідження досліджує застосування методів машинного навчання, зокрема використання TensorFlow, для аналізу даних про свіжість м'яса. Ми пропонуємо інтелектуальну систему контролю якості м'яса, яка поєднує в собі сенсорну мережу та нейронну мережу. Система об'єднує датчики газу та датчик кольору з програмним забезпеченням, що використовує нейронну мережу для аналізу та прийняття рішень. Досконально деталізовано структуру розумної системи, принципи її роботи, особливості архітектури та процес навчання нейронної мережі за допомогою TensorFlow. Наш проект передбачає об'єднання датчиків, мікроконтролера Arduino та одноплатного комп'ютера Raspberry Pi для розробки системи, здатної точно й надійно визначити свіжість м'яса. Результати демонструють, що запропонована система може значно покращити контроль якості м'яса, забезпечуючи своєчасну та точну оцінку свіжості. Це має серйозні наслідки для зменшення харчових відходів, захисту споживачів від потенційних ризиків для здоров'я, забезпечення справедливого ціноутворення та покращення загального контролю якості в м'ясній промисловості. Пропонуються подальші дослідження та розробки, спрямовані на оптимізацію моделі, збільшення навчальних даних та інтеграцію аналізу в реальному часі, щоб підвищити ефективність системи та практичне застосування.

Ключові слова: Система управління, Нейронна мережа, Харчова безпека, TensorFlow, Контроль якості, Машинне навчання.

BOHDAN Bohdan, ROMANCHUKEVYCH Oleh

Lviv Polytechnic National University

APPLICATION OF MACHINE LEARNING METHODS FOR ANALYZING MEAT FRESHNESS DATA

Consumers are increasingly questioning the quality of food products, particularly meat, and demanding reliable information about its freshness and safety. Traditional methods of assessing meat freshness, such as organoleptic and laboratory analyses, are often subjective, labor-intensive, and time-consuming. This has underscored the need for developing effective and rapid methods for determining meat freshness. In this context, modern technologies, including neural networks, have become highly relevant for identifying meat freshness. Neural networks, recognized for their powerful data processing and analysis capabilities, offer precise and automated methods for assessing food quality. This study investigates the application of machine learning methods, particularly using TensorFlow, to analyze meat freshness data. We propose a smart meat quality control system that combines a sensory network and a neural network. The system integrates gas sensors and a color sensor, with software employing a neural network for analysis and decision-making. The structure of the smart system, its operational principles, architectural features, and the training process of the neural network using TensorFlow are thoroughly detailed. Our project involves integrating sensors, an Arduino microcontroller, and a Raspberry Pi single-board computer to develop a system capable of accurately and reliably determining meat freshness. The results demonstrate that the proposed system can significantly enhance meat quality control by providing timely and accurate freshness assessments. This has profound implications for reducing food waste, protecting consumers from potential health risks, ensuring fair pricing, and improving overall quality control in the meat industry. Further research and development aimed at optimizing the model, increasing training data, and integrating real-time analysis are suggested to enhance the system's efficiency and practical application.

Key words: Control System, Neural Network, Food Safety, TensorFlow, Quality control, Machine learning.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Свіжість м'яса - це не просто питання смаку, а й ключовий фактор, що впливає на його якість та безпеку для споживача. Традиційні методи оцінки свіжості, такі як органолептичний та лабораторний аналізи, мають свої обмеження: вони суб'єктивні, трудомісткі та потребують багато часу. Традиційні методи оцінки свіжості м'ясних продуктів, такі як органолептичний і лабораторний аналіз, мають свої обмеження, і сучасний підхід до цієї проблеми включає використання смарт-сенсорів та нейронних мереж. Збір даних [1] про якість харчових продуктів та їх інтерпретація є ключовими етапами. Запропонована система контролю

може бути ефективним засобом вирішення кількох питань одночасно. По-перше, вона має потенціал для зменшення харчових відходів, точно визначаючи свіжість м'яса та дозволяючи уникнути його псування та викидання. По-друге, така система дозволяє запобігати харчовим отруєнням, виявляючи несвіже або зіпсоване м'ясо. По-третє, об'єктивна оцінка свіжості м'яса унеможливує штучне завищення цін продавцями, забезпечуючи справедливе ціноутворення. Автоматизована система моніторингу дозволяє постійно контролювати стан м'ясної продукції, що підвищує ефективність боротьби з харчовими отруєннями. Методологія електронного носа забезпечує комплексну оцінку зразка, дозволяючи проводити швидкий та ефективний моніторинг багатопараметричних об'єктів. Це особливо важливо для харчових продуктів, які є складними об'єктами для аналізу через можливі відхилення у складі сировини та постійні фізико-хімічні, мікробіологічні та біохімічні зміни, що відбуваються в них під час виробництва та зберігання. Незважаючи на зростаючу кількість досліджень у галузі мультисенсорних систем, потреба в інтегрованих підходах та методологіях для аналізу харчових продуктів залишається нерозв'язаною. Існуючі мультисенсорні системи потребують оптимізації для надійного аналізу різних груп харчових продуктів та точного інтерпретування отриманих результатів із використанням можливостей штучного інтелекту. Наприклад, сучасні системи з використанням електронних носів можуть вирішувати конкретні завдання, пов'язані з контролем м'ясних продуктів, включаючи ідентифікацію типів м'яса [2], розрізнення м'ясних напівфабрикатів з неприємними запахами [3], визначення терміну зберігання м'яса [4], класифікацію маркерів псування м'яса [5], оцінку мікробіологічного псування певних видів м'яса [6], визначення мікробного забруднення [7, 8, 9], класифікацію яловичини за мікробіологічними показниками [10], оцінку свіжості певних видів м'яса [11] та виявлення ознак фальсифікації м'яса [12]. Проте, ці методології не дозволяють одночасно аналізувати набір стандартизованих показників та ефективно оцінювати якість і безпеку під час моніторингу харчових об'єктів.

Застосування методів машинного навчання для аналізу даних про запах відкриває нові можливості для більш точного, оперативного та ефективного контролю свіжості м'яса. Це може зменшити харчові відходи, захистити споживачів, забезпечити справедливе ціноутворення та покращити контроль якості м'ясної продукції.

Метою даної роботи є охарактеризувати застосування методів машинного навчання для аналізу свіжості м'яса.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Методи машинного навчання

Машинне навчання належить до методів штучного інтелекту і включає набір алгоритмів, які дозволяють створювати системи, здатні навчатися з власного досвіду. В процесі навчання такі системи аналізують великі обсяги вхідних даних та виявляють в них певні закономірності. Слово «алгоритм» містить в собі складну процедуру налаштування та оптимізації. Алгоритми постійно вдосконалюються і підвищують свою точність у міру зростання обсягу даних, які використовуються для навчання. Тобто, що більше даних, то точнішою стає наша модель і ефективнішим процес навчання.



Рис. 1. Складові штучного інтелекту

Мета машинного навчання полягає в автоматизації вирішення складних аналітичних задач, частково або навіть повністю. Основне завдання машинного навчання - надавати максимально точні прогнози на основі вхідних даних, щоб допомогти людині приймати обґрунтовані рішення у своїй діяльності. Після навчання система здатна прогнозувати результати, запам'ятовувати їх, відтворювати за потреби та обирати найкращі з кількох варіантів.

Машинне навчання має три основні складові:

- а) дані – базова інформація, в яку входять будь-які вибірки даних, роботи з якими потрібно навчити систему;
- б) ознаки – які саме характеристики і властивості повинна відстежувати система в результаті навчання;
- в) алгоритм – вибір методу для вирішення поставленого завдання.

Категорії машинного навчання

Машинне навчання поділяється на два основних типи: індуктивне навчання, також відоме як навчання за прецедентами, та дедуктивне навчання. Дедуктивне навчання зазвичай асоціюється з експертними системами, тому терміни "машинне навчання" та "навчання за прецедентами" часто використовуються як синоніми. В експертних системах використання баз даних ускладнюється через їхні відмінності від реляційних моделей, що робить їх менш придатними для промислових систем управління базами даних (СУБД).

Навчання за прецедентами має три основні підтипи: контрольоване навчання (навчання з учителем), неконтрольоване навчання (навчання без учителя) і навчання з підкріпленням.

Крім індуктивного та дедуктивного навчання, розробляються й інші методи, такі як активне навчання, багатозадачне навчання, різноманітне навчання, трансферне навчання тощо. Останніми роками особливого успіху досягло глибоке навчання, яке ефективно поєднує алгоритми навчання з учителем та без учителя.

Порівняння та альтернативи в структурах машинного навчання

Окрім TensorFlow, для створення моделі машинного навчання для прогнозування свіжості м'яса на основі даних датчиків можна використовувати й інші бібліотеки та фреймворки. Деякі з популярних альтернатив TensorFlow включають:

- PyTorch - це гнучкий та потужний фреймворк машинного навчання з простим синтаксисом та динамічною графовою системою, що робить його зручним для досліджень та прототипування.
- Scikit-learn - це популярна бібліотека Python для машинного навчання, яка пропонує широкий спектр алгоритмів та інструментів для класифікації, регресії та кластеризації.
- MXNet - це масштабований фреймворк машинного навчання з відкритим кодом, який підтримує широкий спектр апаратних платформ, включаючи CPU, GPU та мобільні пристрої.
- Keras - це високорівнева бібліотека для машинного навчання, яка використовує інтерфейс API на основі нейронних мереж, роблячи його зручним для створення та навчання моделей. Keras може працювати поверх TensorFlow, CNTK або Theano.

Переваги та недоліки наведені у таблиці 1, у таблиці 2 наведено порівняння вищевказаних бібліотек.

Таблиця 1.

Переваги/Недоліки

	<i>Переваги</i>	<i>Недоліки</i>
<i>PyTorch</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>PyTorch має більш інтуїтивний і дружній для користувача інтерфейс порівняно з TensorFlow.</i> 	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Може бути менш масштабованим для дуже великих наборів даних.</i> • <i>Не така зріла екосистема, як у TensorFlow.</i> • <i>Менш поширений у промислових застосуваннях.</i>
<i>scikit-learn</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Простий та зрозумілий інтерфейс</i> • <i>Широкий спектр алгоритмів та інструментів</i> • <i>Добре документований та підтримується</i> • <i>Підходить для початківців</i> 	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Може бути менш ефективним для складних задач глибокого навчання</i> • <i>Не такий гнучкий, як TensorFlow або PyTorch</i> • <i>Обмежені можливості візуалізації та аналізу даних</i>
<i>MXNet</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Висока масштабованість та ефективність</i> • <i>Підтримка декількох апаратних платформ</i> • <i>Гнучкість та модульність</i> • <i>Швидко зростаюча спільнота користувачів</i> 	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Порівняно з деякими іншими фреймворками глибокого навчання, MXNet має меншу спільноту з відкритим кодом, що іноді може призвести до повільніших покращень і виправлень помилок.</i> • <i>Незважаючи на те, що MXNet широко використовується в індустрії технологій, він не такий популярний, як деякі інші фреймворки глибокого навчання, такі як TensorFlow.</i> • <i>MXNet не має можливостей візуального налагодження, які доступні в деяких інших структурах глибокого навчання, таких як TensorFlow.</i>
<i>Keras</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Простота використання та читання коду</i> • <i>Підтримка різних моделей нейронних мереж</i> • <i>Швидке прототипування моделей</i> • <i>Інтеграція з TensorFlow</i> 	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Може бути менш гнучким, ніж TensorFlow або PyTorch</i> • <i>Не такий ефективний для складних задач глибокого навчання</i> • <i>Обмежені можливості візуалізації та аналізу даних</i>

Таблиця 2.

Порівняння бібліотек машинного навчання

	<i>Keras</i>	<i>PyTorch</i>	<i>TensorFlow</i>	<i>MXNet</i>	<i>scikit-learn</i>
Рівень API	Високий	Низький	Високий та Низький	Середній	Високий
Архітектура	Проста, лаконічна, зрозуміла	Складна, мені зрозуміла	Непроста для початківців	Гнучка, модульна	Проста та зручна для користувачів
Набори даних	Менші набори даних	Великі набори даних, висока продуктивність	Великі набори даних, висока продуктивність	Великі набори даних	Менші та середні набори даних
Налагодження	Проста мережа, тому налагодження часто не потрібне	Хороші можливості налагодження	Складне проведення налагодження	Помірна складність налагодження	Просте налагодження
Попередньо навчені моделі	Так	Так	Так	Так	Обмежені
Популярність	Найпопулярніша	Третя за популярністю	Друга за популярністю	Зростаюча популярність	Дуже популярна
Швидкість	Повільна, низька продуктивність	Швидка, висока продуктивність	Швидка, висока продуктивність	Дуже швидка, висока продуктивність	Швидка для традиційних завдань машинного навчання
Мова програмування	<i>Python</i>	<i>Python</i> (C++ для ядра <i>PyTorch</i>)	<i>Python</i> (C++, <i>CUDA</i>)	<i>Python</i>	<i>Python</i>

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

TensorFlow

TensorFlow - це відкрита бібліотека для машинного навчання і глибокого навчання, розроблена компанією Google. Вона стала однією з найпопулярніших бібліотек у світі для розробки моделей штучного інтелекту та обробки даних.

Основні переваги TensorFlow:

- **Гнучкість і масштабованість:** TensorFlow дозволяє створювати моделі машинного навчання на будь-якому рівні складності, від простих моделей до складних глибоких нейронних мереж. Він підтримує різні рівні абстракції, що дозволяє розробникам працювати на високому рівні або маніпулювати низькорівневими операціями.
- **Автоматичне диференціювання:** TensorFlow має вбудовану підтримку для обчислення градієнтів автоматично. Це робить його ідеальним для тренування нейронних мереж, де градієнти обчислюються за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки (backpropagation).
- **Розподілене навчання:** TensorFlow надає засоби для розподіленого навчання моделей на кількох пристроях або серверах. Це особливо корисно для великих даних та обробки моделей на багатьох GPU або великих обчислювальних кластерах.
- **Велика спільнота та підтримка:** TensorFlow має велику та активну спільноту розробників, що створюють різноманітні бібліотеки, інструменти та розширення для розвитку моделей машинного навчання. Це сприяє швидкому розвитку та вирішенню проблем.
- **Візуалізація та інструменти:** TensorFlow надає інструменти для візуалізації графів обчислень, моніторингу процесу тренування, налагодження моделей та інші корисні функції для зручного розробки моделей.

Я обрав TensorFlow для своїх досліджень через його потужність, широкий функціонал і гнучкість. Він дозволяє ефективно створювати, навчати та впроваджувати різні типи моделей машинного навчання, від класичних до глибоких нейронних мереж. Також важливою перевагою є те, що TensorFlow активно оновлюється та розвивається, що забезпечує тримання під найновішими досягненнями у сфері машинного навчання.

Вибір TensorFlow для аналізу свіжості м'яса

У моїй системі моніторингу свіжості м'яса TensorFlow використовується для створення та тренування моделі машинного навчання, яка може прогнозувати свіжість м'яса на основі даних, зібраних з сенсорів. TensorFlow добре підходить для цієї задачі з кількох причин:

- **Складні нелінійні залежності:** Свіжість м'яса залежить від ряду факторів, включаючи рН, температуру, газовий склад та колір. Ці залежності можуть бути складними та нелінійними, що робить глибокі нейронні мережі, реалізовані в TensorFlow, ідеальним вибором для моделювання цієї задачі.
- **Обробка великих обсягів даних:** Система моніторингу свіжості м'яса генерує великі обсяги даних з різних сенсорів. TensorFlow може ефективно обробляти ці дані, що робить його придатним для цієї задачі.
- **Вбудовані системи:** TensorFlow може працювати на мікроконтролерах та одноплатних комп'ютерах, що робить його придатним для вбудованих систем моніторингу свіжості м'яса.

Архітектура системи та реалізація TensorFlow

Наша система моніторингу свіжості м'яса використовує TensorFlow для створення моделі машинного навчання, яка прогнозує свіжість м'яса на основі даних датчиків. Архітектуру системи можна узагальнити так:

1. **Збір даних:** Дані датчиків збираються з різних датчиків, включаючи газові датчики (MQ135, TGS2602AC, MQ138, MQ137) та датчик кольору.
2. **Попередня обробка даних:** Дані датчиків попередньо обробляються для нормалізації значень, обробки пропущених даних та підготовки їх для моделі машинного навчання.
3. **Модель машинного навчання:** Реалізується модель глибокої нейронної мережі з використанням TensorFlow. Модель складається з вхідного, прихованих та вихідного шарів. Вхідний шар отримує попередньо оброблені дані датчиків, приховані шари обробляють дані з нелінійними перетвореннями, а вихідний шар прогнозує категорію свіжості м'яса ("Свіже", "Частково зіпсоване", "Зіпсоване").
4. **Навчання моделі:** Модель навчається на наборі даних датчиків та відповідних міток свіжості м'яса. Процес навчання включає коригування параметрів моделі для мінімізації помилки прогнозування.
5. **Прогнозування свіжості:** Після навчання модель можна використовувати для прогнозування свіжості нових зразків м'яса на основі їх даних датчиків. Вихід моделі дає уявлення про рівень свіжості м'яса.

Навчання з TensorFlow для контролю якості м'яса

Ми використовуємо TensorFlow для створення, тренування та аналізу нейронної мережі, призначеної для прогнозування стану м'яса на основі сенсорних даних. Після створення моделі за допомогою Sequential API та Dense шарів, ми компілюємо її з використанням функції втрати categorical_crossentropy і оптимізатора Adam.

Навчання моделі:

- Дані з файлу training_data.json використовуються для навчання моделі. (Рис 2.)
- Ці дані містять приклади даних датчиків та відповідні мітки про ступінь зіпсованості м'яса.
- TensorFlow використовується для створення, тренування та оцінки моделі.
- Результати тренування зберігаються у моделі (meat_spoilage_model_weights.h5).

```
1 | {
2 |   {
3 |     "sensor_data": {
4 |       "MQ135": {
5 |         "s0": 293,
6 |         "s1": 240,
7 |         "s2": 228
8 |       },
9 |       "TGS2602AC": 241,
10 |      "MQ138": 207,
11 |      "MQ137": 275,
12 |      "color": {
13 |        "R": 0,
14 |        "G": 0,
15 |        "B": 0
16 |      }
17 |    },
18 |    "label": "Fresh"
19 |  },
20 |  {
21 |    "sensor_data": {
22 |      "MQ135": {
23 |        "s0": 200,
24 |        "s1": 180,
25 |        "s2": 190
26 |      },
27 |      "TGS2602AC": 180,
28 |      "MQ138": 170,
29 |      "MQ137": 160,
30 |      "color": {
31 |        "R": 50,
32 |        "G": 100,
33 |        "B": 150
34 |      }
35 |    },
36 |    "label": "Partly Spoiled"
37 |  },
38 |  {
39 |    "sensor_data": {
40 |      "MQ135": {
41 |        "s0": 150,
42 |        "s1": 130,
43 |        "s2": 120
44 |      },
45 |      "TGS2602AC": 120,
46 |      "MQ138": 110,
47 |      "MQ137": 90,
48 |      "color": {
49 |        "R": 100,
50 |        "G": 200,
51 |        "B": 255
52 |      }
53 |    },
54 |    "label": "Spoiled"
55 |  }
56 | }
57 |
```

Рис 2. training_data

Аналіз даних:

- Дані з файлу sensor_data.json використовуються для аналізу свіжості м'яса. (Рис 3)
- Ці дані містять дані датчиків свіжого зразка м'яса.
- Навчена модель завантажується з файлу meat_spoilage_model_weights.h5.
- Дані датчиків нового зразка обробляються та подаються на модель.
- Модель прогнозує ступінь зіпсованості нового зразка м'яса.
- Результат прогнозування виводиться у консоль.

```
{
  "MQ135": {
    "s0": 293,
    "s1": 240,
    "s2": 228
  },
  "TGS2602AC": 241,
  "MQ138": 207,
  "MQ137": 275,
  "color": {
    "R": 0,
    "G": 0,
    "B": 0
  }
}
```

Рис 3. sensor_data

Отримані результати демонструють ефективність використання TensorFlow для прогнозування свіжості м'яса на основі сенсорних даних. Порівняння з іншими дослідженнями показує, що запропонована система забезпечує високу точність і швидкість аналізу. Наприклад, в роботі [2] використання електронного носа дозволило ідентифікувати типи м'яса, а в роботі [3] було продемонстровано можливість визначення неприємних запахів у м'ясних продуктах. Проте наш підхід, що використовує TensorFlow, перевершує ці методи за рахунок інтеграції багатьох типів сенсорних даних та застосування глибоких нейронних мереж для їх обробки. Це дозволяє не тільки ідентифікувати тип м'яса, але й оцінювати його свіжість, ступінь зіпсованості та інші якісні характеристики.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Розроблена система моніторингу свіжості м'яса на основі нейронних мереж з використанням TensorFlow показала високу точність у прогнозуванні ступеня зіпсованості м'яса. Завдяки гнучкості та масштабованості TensorFlow, система може ефективно обробляти великі обсяги даних і робити точні висновки.

Такі результати досягнуті завдяки використанню передових алгоритмів машинного навчання та можливості TensorFlow обробляти складні багатовимірні дані з різних сенсорів. Нейронна мережа була оптимізована для виявлення характерних ознак свіжості та зіпсованості м'яса, що дозволило значно підвищити точність прогнозів.

Ці результати мають як теоретичну, так і практичну значимість. Теоретично, вони демонструють потенціал використання нейронних мереж для складних завдань аналізу даних у харчовій промисловості. Практично, розроблена система може бути впроваджена у м'ясній промисловості для покращення контролю якості та безпечності харчових продуктів, що може зменшити кількість випадків харчових отруєнь і знизити обсяги харчових відходів.

У порівнянні з традиційними методами контролю якості, такими як органолептичні та лабораторні аналізи, наша система дозволяє значно швидше та точніше визначати стан свіжості продуктів. Завдяки використанню TensorFlow, система здатна зменшити час оцінки свіжості м'яса.

Перспективи подальших досліджень

- **Збільшення даних для навчання:** розширення набору даних training_data.json різноманітними зразками м'яса та даними датчиків може покращити здатність моделі до узагальнення та стійкість до варіацій у даних.
- **Інтеграція з реальним часом:** інтеграція системи моніторингу з потоковою передачею даних датчиків у реальному часі дозволить здійснювати безперервний моніторинг свіжості м'яса на виробничих лініях.
- **Додаткові датчики:** додавання інших типів датчиків, таких як датчики температури або вологості, може забезпечити моделі більш комплексну інформацію для прогнозування свіжості.
- **Інтерфейс користувача:** розробка зручного інтерфейсу користувача дозволить операторам легко отримувати дані про свіжість м'яса та вживати необхідних заходів.

References

1. Yatsuk, V., Bubela, T., Pokhodylo, Ye., Yatsuk, Yu., Kochan, R: Improvement of data acquisition system of objects physic-chemical properties, in Proc. of the 9th IEEE International conference on intelligent data acquisition and advanced computing systems: technology and applications 2017, IDAACS '2017, pp. 41-46. Bucharest, Romania (2017).
2. Haddi Z.: Instrumental assessment of red meat origins and their storage time using electronic sensing systems. Analytical Methods, 7(12), 5193-5203 (2015).
3. Kirsching A.: Classification of meat with boar taint using an electronic nose. Acta Agriculturae Slovenica, 3, 99-103 (2012).
4. Amari A.: Potential application of the electronic nose for shelf-life determination of raw milk and red meat. AIP Conference Proceedings, 1137, 457-460 (2009).
5. Långkvist M.: Fast classification of meat spoilage markers using nanostructured ZnO thin films and unsupervised feature learning. Sensors, 13(2), 1578-1592 (2013).
6. El Barbri N.: Electronic nose based on metal oxide semiconductor sensors as an alternative technique for the spoilage classification of red meat. Sensors, 8(1), 142-156 (2008).
7. Panigrahi S.: Neural-network-integrated electronic nose system for identification of spoiled beef. Food Science and Technology, 39(2), 135-145 (2006).
8. Balasubramanian S.: Independent component analysis-processed electronic nose data for predicting Salmonella typhimurium populations in contaminated beef. Food Control, 19(3), 236-246 (2008).
9. Wang D.: Prediction of total viable counts on chilled pork using an electronic nose combined with support vector machine. Meat Science, 90(2), 373-377 (2012).
10. Panigrahi, S.: Design and development of a metal oxide based electronic nose for spoilage classification of beef. Sensors and Actuators. B: Chemical, 119, 2-14 (2006).
11. Xiao, Y.: Determination of the freshness of beef strip loins (M. longissimus lumborum) using electronic nose. Food Analytical Methods, 1-7 (2014).
12. Tian, X.: Analysis of pork adulteration in minced mutton using electronic nose of metal oxide sensors. Journal of Food Engineering, 119(4), 744-749 (2013).
13. Trishch, R., Nechuiviter, O., Hrinchenko, H., ...Riabchykov, M., Pandova, I.: Assessment of safety risks using qualimetric methods. MM Science Journal, 10, 6668-6674 (2023).