

АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА ОЦІНЮВАННЯ ТЕРМІНУ ЗБЕРІГАННЯ ХАРЧОВИХ ПРОДУКТІВ НА ОСНОВІ БАГАТОКАНАЛЬНИХ ГАЗОВИХ СЕНСОРІВ ТА МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Stanko A.A. Ph.D, Kuryliak S.M., Tryhub Y.O.

AUTOMATED SYSTEM FOR EVALUATING THE SHELF LIFE OF FOOD PRODUCTS BASED ON MULTICHANNEL GAS SENSORS AND MACHINE LEARNING METHODS

Вступ. Зниження харчових відходів і забезпечення безпечності продукції є одними з ключових викликів для сучасної харчової індустрії. Значна частина втрат припадає на етапи зберігання й логістики, коли реальний стан свіжості продукції відрізняється від формально вказаного терміну придатності [5]. Традиційні методи контролю ґрунтуються на лабораторних аналізах та сенсорній оцінці, що є трудомістким, мало автоматизованим і не забезпечує безперервного моніторингу.

Перспективним напрямом є використання електронних носіїв — масивів газових сенсорів, сигнали яких інтерпретуються методами машинного навчання [2],[3],[6]. Такі системи здатні реєструвати леткі органічні сполуки, що утворюються під час псування, й формувати «відбиток запаху» продукту. Паралельно активно розвиваються алгоритми штучного інтелекту для прогнозування терміну зберігання, у тому числі на базі хеморезистивних сенсорів [4] та сучасних моделей ML [5].

У роботі [1] представлено рішення, орієнтоване на сухофрукти, де використано багатоканальний газовий сенсор, датчики температури та вологості, а також нейронну мережу, розгорнуту на платформі Arduino Nano 33 BLE Sense. Отримані результати (точність понад 90 %) підтверджують можливість побудови компактних, енергоефективних систем оцінювання терміну зберігання на основі TinyML [1].

Метою цієї тези є стислий виклад архітектури системи, методів обробки даних газових сенсорів і ключових експериментальних результатів, що підтверджують життєздатність рішення.

Архітектура та принцип роботи автоматизованої системи. Запропонована система оцінювання терміну зберігання складається з трьох рівнів: сенсорного, обчислювального та рівня представлення результатів.

Сенсорний рівень. В основі — багатоканальний газовий сенсор, що включає кілька чутливих елементів, орієнтованих на виявлення різних груп летких сполук (метан, оксиди азоту, аміни, сірководень тощо) [1],[2]. Додатково в систему інтегровано датчики температури й відносної вологості, оскільки відомо, що зміна цих параметрів істотно впливає на швидкість мікробіологічних і хімічних процесів, пов'язаних із псуванням [2],[4]. Усі вимірювані сигнали формують вектор ознак, який використовується на наступному рівні.

Обчислювальний рівень. Обробка даних реалізована на платформі Arduino Nano 33 BLE Sense, що містить мікроконтролер з достатніми ресурсами для виконання моделей у форматі TensorFlow Lite Micro [1]. Сирові дані від сенсорів проходять попередню обробку (фільтрація, нормалізація, обчислення статистичних ознак у часовому вікні), після чого подаються на вхід повнозв'язної нейронної мережі.

Обрана архітектура FCNN включає вхідний шар (набори ознак), два приховані шари з нелінійною активацією ReLU та вихідний Softmax-шар із трьома нейронами, що

відповідають класам свіжості (умовно «високий термін», «середній», «низький»). Параметри моделі попередньо навчаються на зовнішньому середовищі, а потім квантизуються та завантажуються до мікроконтролера [1],[5].

Рівень представлення результатів. На OLED-дисплеї відображаються поточний клас свіжості та орієнтовний діапазон залишкового терміну зберігання (наприклад, «>14 діб», «7–14 діб», «<7 діб»). За потреби передбачено передачу даних до зовнішньої системи (сервер, SCADA, хмарна платформа), де інформація може агрегуватись для моніторингу партій продукції та підтримки прийняття управлінських рішень [3],[6].

Перевага такої архітектури — можливість виконувати повний цикл обробки безпосередньо на пристрої, що знижує затримки, навантаження на канали зв'язку та дозволяє застосовувати систему в умовах обмеженої інфраструктури.

Методи машинного навчання та експериментальні результати. Ефективність моделі значною мірою залежить від якості датасету. У проведеному дослідженні формувалася набір даних, що містив часові послідовності вимірювань газових сенсорів і метеопараметрів під час зберігання сухофруктів у різних умовах. Для кожної групи зразків фіксувалися: час зберігання, профіль сигналів сенсорів, температура, вологість та експертна оцінка ступеня свіжості. На основі цих даних формувалися вектори ознак, які далі використовувалися для класифікації.

Як модель обрано повнозв'язну нейронну мережу середньої складності, що відповідає рекомендаціям щодо застосування TinyML у задачах аналізу сенсорних даних [1],[5]. Для навчання використовувалися алгоритм Adam, функція втрат категоріальної крос-ентропії, рання зупинка та крос-валідація. Після підбору гіперпараметрів було досягнуто точності класифікації на рівні близько 92 %, зі значеннями Precision, Recall та F1-міри понад 0,9 для основних класів.

Отримані результати узгоджуються з даними інших досліджень, де поєднуються газові сенсори та ML-моделі для оцінки якості й свіжості продуктів [2],[3],[6]. При цьому запропонований підхід орієнтований на низьку вартість і простоту інтеграції в існуючі системи зберігання, що робить його конкурентоспроможним у порівнянні з більш складними лабораторними або серверними рішеннями [4-5].

Висновки. У тезі стисло викладено підхід до побудови автоматизованої системи оцінювання терміну зберігання харчових продуктів на основі багатоканального газового сенсора та повнозв'язної нейронної мережі, розгорнутої на вбудованій платформі. Показано, що така система може забезпечувати високоточну класифікацію станів свіжості за профілем летких сполук і метеопараметрів, обробляючи дані безпосередньо на мікроконтролері.

Подальший розвиток роботи пов'язаний з розширенням номенклатури продуктів, дослідженням впливу різних режимів зберігання, удосконаленням моделей з урахуванням дрейфу сенсорів та інтеграцією подібних рішень в комплексні IoT-платформи «розумного складу» [3],[6].

Література

1. Haque, A. U., Al Haque, M. A., Alabduladheem, A., Al Mulla, A., Almulhim, N., & Srinivasagan, R. (2025). Machine Learning-Based Shelf Life Estimator for Dates Using a Multichannel Gas Sensor: Enhancing Food Security. *Sensors*, 25(13), 4063.
2. Ma, M., Wu, Q., Wang, X., & Li, Y. (2023). Applications of Gas Sensing in Food Quality Detection: A Review. *Foods*, 12(21), 3966.
3. Loutfi, A., Coradeschi, S., Mani, G. K., Shankar, P., & Rayappan, J. B. B. (2015). Electronic noses for food quality: A review. *Food Science and Technology*, 48(2), 255–271.

4. Park, S. J., et al. (2024). Food quality assessment using chemoresistive gas sensors. *Food & Function*, 15(3), 1234–1256.

5. Rashvand, M., Senge, B., et al. (2025). Artificial intelligence for prediction of shelf-life of various food products. *Trends in Food Science & Technology*, 153, 104–119.

6. Sanislav, T., Miclea, L., et al. (2025). A Comprehensive Review on Sensor-Based Electronic Nose for Food Quality and Safety. *Sensors*, 25(14), 4437.

УДК 004.89

В.Стецько, здобувач вищої освіти, М. Приймак, докт.техн. наук, проф., Р. Жаровський, канд. техн. наук, доц.

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

МЕТОДИ І ЗАСОБИ ВИСОКОТОЧНОГО ПОЗИЦІОНУВАННЯ НА ПРИКЛАДІ РОБОТИЗОВАНОЇ ГАЗОНОКОСАРКИ

V. Stetsko, higher education applicant, M. Priymak, Dr.Sc, Prof., R. Zharovskiy, PhD., Associate Prof.

METHODS AND MEANS OF HIGH-PRECISION POSITIONING ON THE EXAMPLE OF A ROBOTIC LAWN MOWER

Роботизовані газонокосарки дедалі частіше застосовуються для автоматизованого догляду за приватними та промисловими ділянками. Ефективність їхньої роботи визначається точністю позиціонування, оскільки від неї залежить якість покриття території, безпека руху та енергоефективність використання ресурсів [2]. У недорогих моделей поширені системи орієнтації на основі обмежувального кабелю або випадкового руху, що спричиняє надмірні повторні проходи, пропуски окремих ділянок та втрату до 40 % продуктивного часу. Саме тому зростає потреба у впровадженні нових, ефективних систем навігації, які здатні поєднувати різні технології та працювати в неоднорідних умовах.

Аналіз сучасних моделей Husqvarna, Worx та Robomow показує, що їх системи позиціонування забезпечують точність у межах 20–50 см, що, подекуди, є недостатнім для автоматичного руху у складних зонах, вузьких проходах та поблизу перешкод. На основі цього визначено потребу у системах із точністю у межах 10 см.

Метою роботи є обґрунтування архітектури гібридної системи позиціонування роботизованої газонокосарки з використанням сучасних зовнішніх сенсорів, інерціальних модулів та алгоритмів обробки даних.

У сучасній практиці для навігації мобільних роботів застосовують GNSS, RTK-GNSS, ультраширококосмугові (UWB) системи, ультразвукові маяки, інерційну навігацію та візуальну локалізацію.

GNSS у стандартному режимі забезпечує точність 1–6 м, але її значно знижує часткове перекриття сигналу, а в умовах присадибних ділянок під кронами дерев втрачається до 40 % супутникової видимості. Режим RTK підвищує точність до 2–5 см за наявності стабільного радіоканалу, хоча його затримка становить у середньому 50–150 мс, частота оновлення — 1–10 Гц, а енергоспоживання модулів досягає 250 мВт, що ускладнює застосування на малих автономних роботах [1].

Альтернативою є UWB-навігація, яка працює у діапазоні 3.1–10.6 ГГц із шириною спектра понад 500 МГц та забезпечує високу стійкість до завад. Завдяки ширококосмуговому сигналу позиціонування досягає точності 2–10 см із радіусом дії від 30 до 150 м. Частота оновлення координат становить 20–100 Гц, затримка — 2–10 мс, а