

ЗАСТОСУВАННЯ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ДІЄТОЛОГІЧНОГО КОНТРОЛЮ ПРОДУКТІВ ХАРЧУВАННЯ

Ковальов М. І.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Мінухін С.В.

e-mail: mykhailo.kovalov1@nure.ua, serhii.minukhin@nure.ua

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. КМІТ,
Харків, Україна

This paper presents an intelligent dietary monitoring system using deep learning for automated food classification and calorie estimation. By leveraging a DenseNet121 and ResNet-50 ensemble, the study ensures high feature extraction efficiency and robust recognition on the Food-101 dataset. The research proposes a methodology for nutritional assessment based on reference-object volume estimation. The approach aims to automate dietary tracking, reducing manual logging errors in mobile health applications.

Сучасні виклики глобального здоров'я, зокрема поширення ожиріння та діабету 2-го типу, серцевих захворювань тощо потребують впровадження ефективних методів дієтологічного контролю над процесами харчування людини. Ручне ведення щоденників харчування має високу похибку та є трудомістким для користувача. Автоматизація цього процесу за допомогою комп'ютерного зору дозволяє забезпечити об'єктивність збору даних про нутрієнтний склад раціону, знижуючи бар'єр для регулярного моніторингу [1].

Метою даної роботи є розробка інтелектуальної системи для автоматизованої ідентифікації страв та точної оцінки їх енергетичної цінності на основі одного 2D-зображення з використанням ансамблів нейромереж та механізмів нечіткого масштабування.

Загальна архітектура системи (рис. 1) базується на багаторівневій обробці зображень. Процес аналізу включає такі стадії:

1. Детекція еталона (YOLOv8-nano) для визначення масштабу.
2. Класифікація (DenseNet-121 [2] та ResNet-50 [3]) за базою Food-101 [4].
3. Сегментація для формування бінарної маски об'єкта.
4. Розрахунок метричних параметрів та об'єму.
5. Формування рекомендацій за допомогою LLM.

Вибір моделі YOLOv8-nano для детекції еталонних об'єктів обумовлений її високою ефективністю в задачах реального часу та здатністю забезпечувати точне прогнозування обмежувальних рамок при мінімальних обчислювальних витратах. Версія «nano» є оптимальною для інтеграції в мобільні системи моніторингу харчування, оскільки вона поєднує архітектуру без якорів, що покращує детекцію тонких та довгих об'єктів (як-от столові прибори), та механізми C2f для ефективної

екстракції ознак на різних масштабах. Це дозволяє системі стабільно визначати метричний масштаб сцени навіть за умов складного фону.

Для ідентифікації страв застосовано ансамбль ResNet-50 та DenseNet-121, що забезпечує синергію глобального та локального аналізу. ResNet-50 через механізм залишкового навчання фокусується на структурних ознаках форми, тоді як DenseNet-121 завдяки щільним зв'язкам реалізує повторне використання ознак для екстракції дрібних текстурних патернів їжі.

Така комбінація архітектур підвищує стійкість класифікації на датасеті Food-101, компенсуючи недоліки одиночних моделей. Інтегрований алгоритм сегментації забезпечує формування прецизійної бінарної маски, яка ізолює об'єкт від фону. Це стає критичним підґрунтям для обчислення площі та геометричної апроксимації об'єму в піксельному еквіваленті, що важливо для страв із нечіткими межами.

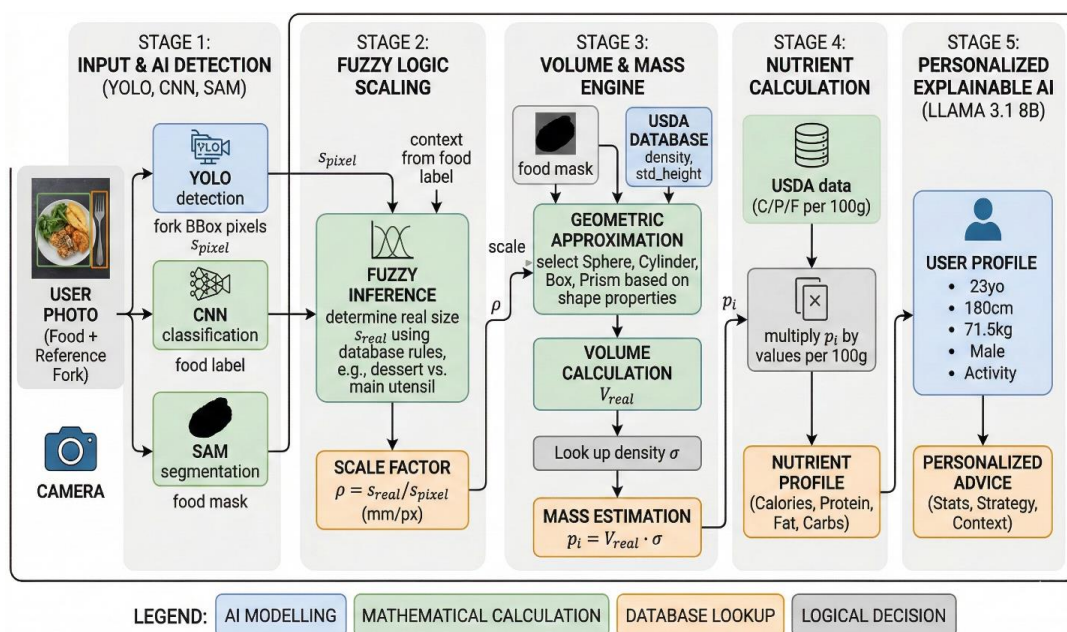


Рисунок 1 – Загальна структурна схема процесу інтелектуального аналізу раціону та формування рекомендацій

Для усунення метричної невизначеності щодо розмірів приборів впроваджено модуль нечіткої логіки. Контролер зіставляє категорію страви з апіорними даними приборів, встановлюючи реальний розмір еталона S_{real} . Значення S_{pixel} визначається як максимальний лінійний розмір обмежувальної рамки, сформованої нейромережею YOLOv8 при детекції прибору.

Коефіцієнт масштабування ρ , що відображає фізичний розмір одного пікселя на зображенні, розраховується за формулою:

$$\rho = \frac{S_{real}}{S_{pixel}}. \quad (1)$$

Це дозволяє перетворити будь-який піксельний вимір d_{pixel} у реальну фізичну величину d_{real} за лінійною залежністю:

$$d_{real} = d_{pixel} * \rho. \quad (2)$$

Далі здійснюється перехід до об'ємних показників шляхом семантичного зіставлення категорії страви з 3D-примітивами: сферою, циліндром, паралелепіпедом або призмою. Для аморфних об'єктів застосовується метод розрахунку за площею поверхні. Оскільки 2D-зображення не містить даних про глибину, значення висоти страви h автоматично витягується з бази USDA [5].

На основі теоретичного об'єму V_{real} розраховується маса порції p_i за моделлю:

$$p_i = V_{real} * \sigma, \quad (3)$$

де, σ – показник густини з бази USDA FoodData Central. Розрахована маса є фундаментом для ітераційного обчислення білків, жирів та вуглеводів згідно з нутрієнтним профілем продукту на 100 г.

Заключний етап базується на концепції Explainable AI із використанням моделі Llama 3.1 8B. Система інтегрує антропометричні дані користувача та формулу Міффіна-Сан Жеора [6] для визначення добової енергетичної потреби.

Модель генерує пояснювальну відповідь, аргументуючи вибір масштабу та геометричної моделі, що підвищує рівень довіри користувача. Результатом є персоналізована контекстуальна порада, яка враховує специфіку способу життя людини та його фізичну активність, перетворюючи систему на інтелектуальний

У ході дослідження для класифікації страв було використано ансамбль архітектур ResNet-50 та DenseNet-121, що продемонстрували найвищу стабільність серед протестованих базових моделей. Оптимізація включала застосування агментації даних (масштабування, повороти, зміна яскравості), що підвищило стійкість системи до варіацій ракурсів та освітлення. У результаті комбінована модель досягла високої точності в ідентифікації складних текстур харчових об'єктів порівняно з поодинокими архітектурами.

Без впровадження модуля нечіткої логіки точність оцінки маси була обмежена через високу метричну похибку визначення масштабу. Це свідчить про значне покращення результатів після інтеграції Fuzzy Logic контролера з результатами детекції YOLOv8. Зокрема, базовий підхід без еталона мав високу дисперсію помилок, тоді як інтеграція інтелектуального масштабування дозволила системі ефективніше виявляти геометричні особливості страв. Поєднання методу 3D-апроксимації з персоналізованою інтерпретацією через модель Llama 3.1 8B забезпечило формування прозорих та точних дієтологічних рекомендацій, адаптованих до індивідуальних потреб користувача.

Список використаних джерел:

1. An overview of recommender systems in the healthy food domain / T. N. T. Tran, M. Atas, A. Felfernig, M. Stettinger. *Journal of Intelligent Information Systems*. 2018. Vol. 50. P. 501–526. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10844-017-0469-0>. URL: <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s10844-017-0469-0.pdf> (дата звернення: 21.02.2026).
2. Мінухін С. В., Шапошник М. В. Використання CNN для багатокласової класифікації та класифікації з багатьма мітками зображень їжі. Інформаційно-комунікаційні технології та кібербезпека (ІКТК-2025) : матеріали Міжнародної науково-технічної конференції, 04–05 грудня 2025 р. Харків : ХНУРЕ, 2025. С. 96–100. URL: <https://repository.hneu.edu.ua/handle/123456789/38398> (дата звернення: 04.03.2026).
3. Review of the deep learning for food image processing / C. R. Niu, X. Ying, G. Pei et al. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*. 2024. Vol. 17, № 5. P. 15–30. DOI: <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20241705.8975>. URL: <https://www.ijabe.org> (дата звернення: 22.02.2026).
4. Deep learning-based food calorie estimation method in dietary assessment: an advanced approach using convolutional neural networks / B. Kalivaraprasad, M. V. D. Prasad, N. K. Gattim. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2024. Vol. 15, № 3. URL: https://thesai.org/Downloads/Volume15No3/Paper_104-Deep_Learning_based_Food_Calorie_Estimation_Method.pdf (дата звернення: 24.02.2026).
5. Calorie Estimation From Pictures of Food: Crowdsourcing Study / J. Zhou, D. Bell, S. Nusrat et al. *Interactive Journal of Medical Research*. 2018. Vol. 7, № 2. Art. e17. DOI: <https://doi.org/10.2196/ijmr.9359> URL: <https://www.ijmr.org/2018/2/e17/> (дата звернення: 06.03.2026).
6. Mifflin M. D., St Jeor S. T., Hill L. A. et al. A new predictive equation for resting energy expenditure in healthy individuals. *The American Journal of Clinical Nutrition*. 1990. Vol. 51, № 2. P. 241–247. DOI: <https://doi.org/10.1093/ajcn/51.2.241>