
МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

УДК 004.8 + 004.9

О.В. БІСІКАЛО, В.Г. СТОРЧАК, Ю.С. ЗДІТОВЕЦЬКИЙ, Г.В. ГОРЯЧЕВ

МЕТОД ПОШУКУ І АНАЛІЗУ Е-ДОМІШОК ТА ІНШИХ СКЛАДНИКІВ У ПРОДУКТАХ ХАРЧУВАННЯ НАСЕЛЕННЯ

Вінницький національний технічний університет, Україна

Анотація. Дослідження присвячено розробленню формального методу та відповідної інтелектуальної ІТ-системи, що дозволяють споживачеві шляхом фотографування етикетки продукту автоматично визначити вміст харчових добавок (Е-домішок) та надати оцінку потенційних ризиків для здоров'я на основі даних EFSA та WHO. Для реалізації запропонованого підходу використано комбінацію методів обробки природної мови (NLP) для аналізу текстів етикеток, комп'ютерного зору (CV) для розпізнавання інгредієнтів та машинного навчання (ML) для класифікації їхньої небезпеки на основі даних EFSA та WHO. За результатами експериментальних досліджень показано, що система досягла точності 94% у розпізнаванні Е-домішок у тестовому наборі даних (10000 зображень). Виявлено, що 23% проаналізованих продуктів містять добавки з потенційною алергенністю (до прикладу, E320, E621). При цьому продукти з високим ступенем обробки мають відносно більшу кількість добавок, що повністю співвідноситься з результатами попередніх досліджень у сфері харчової токсикології. Запропонований метод і технологічні засоби його реалізації є перспективними для масового моніторингу якості продуктів харчування та інформування споживачів.

Ключові слова: штучний інтелект, харчові добавки, Е-домішки, метод, інтелектуальна ІТ-система, машинне навчання, CV, NLP.

Abstract. The research is dedicated to the development of a formal method and a corresponding intelligent IT-system that allows consumers to automatically determine the content of food additives (E-additives) and provide an assessment of potential health risks based on EFSA and WHO data by photographing a product label. To implement the proposed approach, a combination of Natural Language Processing (NLP) methods for label text analysis, Computer Vision (CV) for ingredient recognition, and Machine Learning (ML) for classifying their hazard based on EFSA and WHO data was used. The experimental results showed that the system achieved an accuracy of 94% in recognizing E-additives on the test dataset (10,000 images). It was found that 23% of the analyzed products contain additives with potential allergenicity (for example, E320, E621). Furthermore, highly processed products contain a relatively larger number of additives, which is fully consistent with the results of previous studies in the field of food toxicology. The proposed method and the technological means for its implementation are promising for mass monitoring of food quality and consumer informing.

Keywords: artificial intelligence, food additives, E-additives, method, intelligent IT-system, machine learning, CV, NLP.

DOI: 10.31649/1681-7893-2025-50-2-62-72

ВСТУП

Харчові добавки (також відомі як Е-домішки) є невід'ємною складовою сучасної харчової промисловості, де вони виконують широкий спектр функцій: від збереження консистенції та кольору до пролонгації терміну зберігання продуктів. Згідно з класифікацією, яку запровадив Європейський Союз, кожній добавці присвоюється індекс з префіксом «Е», що означає її допущення до використання на європейському ринку [1]. Проте, не всі з цих речовин є цілком безпечними для здоров'я: до прикладу, аспартам (E951) і бензоат натрію (E211) згідно з рядом досліджень пов'язуються з потенційною нейротоксичністю та канцерогенними ефектами при надмірному або тривалому вживанні [2, 3]. Попри обов'язкову вказівку добавок на етикетках згідно з вимогами Codex Alimentarius, для пересічного споживача інтерпретація таких даних залишається складним завданням.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

Крім того, державні інституції стикаються з труднощами при масовому контролі складу продуктів, адже лабораторні методи ідентифікації, такі як високоефективна рідинна хроматографія (HPLC) чи газова хроматографія з мас-спектрометрією (GC-MS), потребують значних матеріальних та часових ресурсів [4].

У зв'язку з цим зростає потреба в розробці ефективних автоматизованих інструментів моніторингу харчових інгредієнтів, здатних швидко виявляти потенційно шкідливі домішки та оцінювати пов'язані з ними ризики. У межах цієї роботи запропоновано формальний підхід до автоматизації аналізу Е-домішок, що базується на поєднанні сучасних технологій штучного інтелекту (ШІ). Метод і відповідні технологічні засоби для його реалізації забезпечують:

1. Застосування сучасних засобів комп'ютерного зору (англ. Computer Vision, CV; Optical Character Recognition, OCR) для ідентифікації тексту на зображеннях упаковок;
2. Оброблення природної мови (англ. Natural Language Processing, NLP) для розпізнавання інформації з текстів інгредієнтів на етикетках харчових продуктів;
3. Машинне навчання (англ. Machine Learning, ML) для оцінки ймовірних токсикологічних наслідків на основі відкритих баз даних про безпеку харчових добавок.

За мету даного дослідження покладено розробка гнучкої технології розробки інтелектуальної системи прогнозування розвитку населення на основі моделей машинного навчання для прогнозування розвитку населення. Новизна дослідження: вперше запропоновано інтегрувати у вигляді наскрізної (end-to-end) інтелектуальної ІТ-системи послідовну реалізацію етапів комп'ютерного бачення, оброблення природної мови та машинного навчання з метою повноцінного аналізу продукту харчування за фотографією його етикетки. Такий підхід дозволяє:

- миттєво розпізнавати текст з упаковки будь-якого формату;
- ідентифікувати всі згадані на етикетці Е-домішки, незалежно від мови чи номенклатури;
- оцінити потенційну токсичність і дозволена добову дозу згідно з міжнародними нормами;
- сформувати індивідуалізовану оцінку ризику споживання конкретного продукту.

Запропонована інтелектуальна ІТ-система може бути інтегрована у споживчі мобільні застосунки споживачів для підвищення їхньої харчової обізнаності, впроваджена в державні чи комерційні системи контролю якості харчових продуктів.

1. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ ТА АНАЛОГІВ ДОСЛІДЖЕНЬ

Поширеним підходом до розпізнавання етикеток продуктів харчування є поєднання засобів OCR з базою даних, до прикладу rule-based lookup через Open Food Facts [5]. Зображення етикетки обробляється OCR (наприклад Tesseract або Google Vision) з метою вилучення тексту інгредієнтів; отримані назви нормалізуються (stemming, синоніми) і зіставляються з назвами у відкритій завдяки спільноті добровольців з усього світу базі Open Food Facts або локальній базі Е-кодів. Після зіставлення система відображає знайдені Е-номери та заздалегідь підготовлені нотатки щодо ADI/MoE з офіційних джерел. Перевагами такого підходу є простота й швидкість, а мінусами – залежність від якості OCR і відсутність семантичного розпізнавання складних назв.

До гібридних підходів відноситься OCR + NLP/ML, зокрема англ. Named Entity Recognition, NER + класифікація → експозиційна оцінка. Поєднує OCR з NLP-модулем (NER / нормалізація) або fine-tuned LLM для розпізнавання інгредієнтів і синонімів; отримані інгредієнти переводяться в Е-коди (mapping), після чого виконується оцінка експозиції (розрахунок добової дози відносно ADI або MoE) з використанням таблиць EFSA/WHO і даних споживання [6]. Підхід краще справляється з неоднорідними етикетками та багатомовністю, дозволяє додавати правило-базовані перевірки і RAG-пошук.

Досить відомими також є комерційні / state-of-the-art сервіси та API (повний стек: image → OCR → additive API → risk DB). Використовуються готові SaaS-рішення або API (наприклад, служби розпізнавання E-additives), до прикладу в [7] для того, щоб сканувати етикетку, отримати список домішок і метадані (Е-код, фармако-токсикологічні довідки), а далі автоматично зіставити їх із наборами значень ADI/MoE (локальний або EFSA). Такі системи можна швидко розгорнути, що підходить для мобільних додатків та інтеграції в продукти. Але є і певні обмеження, зокрема вартість, приватність і прозорість алгоритмів.

Водночас на ринку пропонується низка не менш популярних програмних застосунків та інструментів для аналізу складу продуктів харчування. Тому проведемо аналіз найбільш популярних з відомих інструментів, які використовують як методи комп'ютерного зору та NLP, так і алгоритми машинного навчання, що дозволяє досягати високої точності визначення Е-домішок та інших інгредієнтів. За результатами огляду існуючих напрацювань в предметній області дослідження було визначено такі перспективні для застосування ресурси:

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

1. NutriLensAI – повністю відкритий проєкт із GitHub, що демонструє інтеграцію OCR + NLP + LLM, ідеальна база для розпізнавання тексту з етикеток і класифікації інгредієнтів. Показує ефективний старт OCR+NLP для переведення тексту в структуровані дані [8].

2. IRJET 2024 – проєкт середовища, що інтегрує OCR + CV (CNN) + ML-класифікацію, разом із програмним інтерфейсом і власною базою даних про шкоду. Демонструє, як поєднати OCR із CV, ML-класифікацію і дружнім інтерфейсом, навіть без стандартних токс-баз [9].

3. EFSA NORA – офіційний проєкт EFSA [10], що реалізує NLP/ML для токсикологічної оцінки на основі баз EFSA, ISO/OECD шаблонів. Забезпечує наукову основу для ризик-аналізу через офіційні бази, критично важливі для достовірної оцінки шкідливості [11].

Розглянемо більш докладно обрані ресурси для застосування в предметній області дослідження.

1.1 NutriLensAI (GitHub).

Представляє собою відкритий проєкт, що використовує OCR (EasyOCR), NLP (NER) та LLM для аналізу інформації з етикеток – поживність, калорії, макронутрієнти, а також контекстуалізовані рекомендації. Система розпізнає текст, конвертує дані у json-формат про харчові складники. До переваг системи можна віднести повну автоматизацію OCR → NER → LLM та JSON-вихід – структуровані дані легко інтегрувати далі. Недоліками можна вважати те, що система не виділяє E-коди як окрему категорію та не використовує токсикологічні дані.

NutriLensAI для роботи використовує низку методів. Частина з них спрямована на вичленення слів (EasyOCR та CRNN), NLP роботу з текстами, а частина – на аналіз отриманих даних. Велика робота була виконана щодо NLP опрацювання тексту та подальшого його оброблення за допомогою LLM. У проєкті NutriLensAI модель Sequence-to-Sequence (Seq2Seq) використовується як концептуальна основа для перетворення вилученого з етикеток тексту в структуровану, зрозумілу для аналізу форму. Це архітектура, яка дозволяє перетворити один текстовий вхід (до прикладу, повний опис інгредієнтів і нутрієнтів) у текстовий вихід іншої структури – зокрема анотацію, резюме або структурований JSON із класифікованими елементами.

У цьому контексті Seq2Seq моделює перехід від неструктурованого OCR-тексту до інтерпретованого результату, який може включати перелік інгредієнтів, значення нутрієнтів, рекомендації тощо. Архітектура складається з енкодера, який «зчитує» вхідний текст і створює узагальнене внутрішнє представлення (контекст), і декодера, який генерує на основі цього представлення відповідь – аналітичний текст або дані. Такий підхід дозволяє системі працювати зі змінною довжиною тексту та адаптуватися до складності етикеток, що можуть мати різну структуру і зміст.

Після Seq2Seq обробки, текст посилається в LLM модель, що і виконує найбільшу частину роботи. Prompt Engineering у проєкті NutriLensAI є критично важливою технологією, оскільки саме вона забезпечує точну й цільову взаємодію з великою мовною моделлю (LLM), зокрема LLaMA-3.2-1B-Instruct. Попри те, що сама LLM має глибоке розуміння мови, без чіткого формулювання задачі її відповіді можуть бути нечіткими або поверхневими. Prompt Engineering дозволяє сконцентрувати модель на потрібних аспектах – до прикладу, оцінці нутрієнтів у контексті дієтичних обмежень користувача або витяганні інформації в структурованому вигляді. Це особливо важливо, коли вхідні дані є неструктурованим текстом із зображень, і модель повинна самостійно вирішити, що саме є найбільш важливим.

Крім цього, технологія дозволяє адаптувати універсальну LLM до вузькоспеціалізованих задач без необхідності її перенавчання. Завдяки правильним формулюванням prompt-ів система може, до прикладу, проігнорувати маркетинговий текст, виділити алергени чи надмірну кількість цукру, а також надати поради, що відповідають індивідуальним запитам користувача. Отже, Prompt Engineering у випадку NutriLensAI відіграє ключову роль інтерфейсу між сирими даними й аналітичним результатом, перетворюючи потужну, але загальну мовну модель на інструмент персоналізованого аналізу харчування.

1.2 IRJET 2024 – Analysis of Food Additives.

Публікація [9] описує застосування Google Cloud Vision API для OCR, CNN-моделі для розпізнавання інгредієнтів / добавок, а також ML-класифікацію ризиків із власною базою даних. Має GUI на Python+Tkinter та модуль підбору дієти. Безумовні перевагами є інтегрований pipeline за типом завантаження → OCR → CNN → класифікація → візуалізація; наявний UI, зручний для кінцевого користувача; власна база про шкоду, що дозволяє видавати оцінки ризику. До недоліків варто віднести

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

обмежений спектр покриття Е-кодів, а також те, що база даних не стандартизована (власне, не EFSA / WHO).

У цій роботі, як і у NutriLensAI, використовується обробка текстів засобами CV. Проте, на відміну від NutriLensAI, цей додаток замість EasyOCR використовує Google Cloud Vision API та власну CNN для обробки даних.

Convolutional Neural Network (CNN) – це тип штучної нейронної мережі, яка імітує спосіб, у який людський мозок обробляє зорову інформацію. У цій роботі CNN застосовується не до зображень напряду, як зазвичай, а до тексту, який було витягнуто з етикетки за допомогою OCR. Мережа проходить через текст, навчена розпізнавати характерні шаблони, які відповідають харчовим добавкам. Завдяки навчанню на прикладах, вона здатна виявляти назви добавок навіть тоді, коли вони представлені в незвичному форматі, із помилками або скороченнями.

Основна перевага CNN у цьому контексті полягає в її здатності автоматично адаптуватися до нових вхідних даних і робити точні класифікації без жорстко заданих правил. Замість простого текстового пошуку за словником, CNN розуміє контекст і структуру інформації, що дає змогу знаходити додаткові варіанти запису добавок. Це значно підвищує точність аналізу в системі, де різноманітність форматів і мовних особливостей етикеток є серйозним викликом.

1.3 EFSA NORA – Novel Foods Risk Assessment Data Modelling and Extraction.

Джерелом інформації є офіційний проєкт EFSA (Novel Foods Risk Assessment Data Modelling and Extraction) [11], який створює структуровану базу з токсикологічними, алергенними атрибутами нових харчових речовин (Novel Foods), моделює документацію та opinions за шаблонами OpenFoodTox / OECD.

До плюсів проєкту зарахуємо використання стандартизованих токсикологічних даних EFSA, забезпечення глибоких risk-моделей для речовин і добавок, інтеграцію документів щодо складу, токсичності, алергенів. До мінусів – не працює з CV або OCR; проєкт не орієнтований на кінцевого споживача.

Важливо, що для обробки даних в даному проєкті використовуються міжнародна хімічна база даних (EFSA) та деякі методи для технічної реалізації роботи з нею. Зокрема OpenFoodTox – це хімічна база даних Європейського агентства з безпеки харчових продуктів (EFSA), яка містить дані про токсикологічну оцінку хімічних речовин (до прикладу, пестицидів, харчових добавок, домішок тощо). В основу бази закладено експертні оцінки, включаючи параметри токсичності, NOAEL, LOAEL, ADI, TDI, BMDL тощо. Ці дані подаються у стандартизованій формі, що робить їх придатними для аналізу та моделювання ризиків.

У проєкті NORA використано OpenFoodTox 2.0 [12] як базову структуру, звідки було запозичено ~35% моделей. Зокрема:

- Таблиці «Study», «Hazard», «Component» стали прототипами для структур у NORA.
- Контрольовані словники (до прикладу, UNIT, QUALIFIER, TEST_TYPE) були безпосередньо імпортовані.
- Проведено аналіз відповідності (gap analysis), де для кожного поля визначали – чи його можна взяти з OpenFoodTox, адаптувати чи створити заново.
- В NORA ці структури було розширено для роботи не лише з хімічними речовинами, а й з цілими продуктами, організмами, алергенами, формами продуктів, категоріями вживання тощо.

У самій базі даних OpenFoodTox не закладені обчислення, але в токсикології використовуються класичні формули, які означена структура дозволяє зберігати та аналізувати, зокрема:

1. Margin of Exposure (MoE) [13]:

$$MoE = \frac{\text{Reference Point (до прикладу NOAEL)}}{\text{Estimated Human Exposure}} \quad (1)$$

Це співвідношення вказує на рівень безпеки – чим більше значення, тим безпечніший продукт.

2. Adjusted Daily Intake (ADI):

$$ADI = \frac{NOAEL}{\text{Uncertainty Factor (UF)}} \quad (2)$$

де UF зазвичай дорівнює 100 (10 за міжвидову * 10 за внутрішньовидову варіабельність).

Наразі проаналізуємо отримані дані у порівняльній таблиці за розглянутими аналогами розробки, що пропонується (табл. 1). Отже, за результатами проведеної попередньої розвідки можна зробити такі висновки щодо розглянутих рішень:

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

1. NutriLensAI – показує ефективний старт OCR+NLP для переведення тексту в структуровані дані.
2. IRJET – демонструє, як поєднати OCR із CV, ML-класифікацією і дружнім інтерфейсом, навіть без стандартних токс-баз.
3. EFSA NORA – забезпечує наукову основу для ризик-аналізу через офіційні бази, критично важливі для достовірної оцінки шкідливості.

Таблиця 1. Порівняльний огляд аналогів розробки

Компонент	NutriLensAI	IRJET 2024	EFSA NORA
OCR	EasyOCR	Vision API	–
Комп'ютерний зір (CV/CNN)	–	CNN	–
NLP / LLM	NER + LLM	базовий NLP	NLP для наукових документів
ML-класифікація добавок / ризиків	харч. аналіз	додає ML + оцінка ризиків	моделі ризику
Використання офіційних токсич. баз (EFSA)	–	– власна база	офіційні
Користувачський інтерфейс (GUI/API)	Скрипти/Colab	Python + Tkinter	– задля аналітики
Охоплення Е-кодів	Частково (поживність)	Так	Так (EFSA, ОНТ)
Вихід	JSON з даних	список добавок + план дієти	структуровані risk paths
Цільова аудиторія	розробники / дослідники	кінцеві користувачі	регуляторні / дослідницькі групи

Наявні рішення формують три підходи, які повністю охоплюють задачу дослідження з різних сторін, зокрема:

- розпізнавання (OCR, CV, NLP),
- класифікація і оцінка ризику,
- використання наукових даних для токсикології.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ТА КЛЮЧОВІ АСПЕКТИ

Постановка проблеми. Зростання кількості харчових продуктів із складними багатокомпонентними рецептурами ускладнює для споживачів можливість оперативно оцінити безпечність їхнього складу. Етикетки часто містять десятки інгредієнтів, а харчові добавки (Е-домішки) позначаються кодами, що потребують спеціальних знань для коректної інтерпретації. Водночас дані про потенційні ризики цих добавок постійно оновлюються Європейським органом з безпечності харчових продуктів (EFSA) та Всесвітньою організацією охорони здоров'я (WHO), що робить ручну перевірку тривалою та неефективною.

Відсутність інструментів для автоматичного розпізнавання Е-домішок із фотографій етикеток та надання надійної оцінки їхнього впливу на здоров'я створює суттєві бар'єри для інформованого вибору споживачів. Тому виникає потреба у розробленні сучасних систем, здатних забезпечити швидко, точну та доступну ідентифікацію харчових добавок із подальшим аналізом ризиків на основі авторитетних міжнародних джерел.

Мета дослідження. Підвищення якості ідентифікації Е-домішок на основі розроблення формального методу та відповідної інтелектуальної ІТ-системи, що дозволяють споживачеві шляхом фотографування етикетки продукту автоматично визначити вміст харчових добавок (Е-домішок) та надати оцінку потенційних ризиків для здоров'я на основі даних EFSA та WHO. За результатами проведеного аналізу існуючих продуктів у обраній області дослідження, запропонована система має поєднувати засоби комп'ютерного зору та обробки природної мови (NLP) для створення наскрізного (end-to-end) інструменту, що дозволяє виявити наявність Е-домішок у продуктах харчування незалежно від мови або формату подання інформації на упаковці

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

Для реалізації мети у статті мають бути вирішені такі завдання:

1. Збирання даних для дослідження та побудова відповідного датасету.
2. Розроблення модуля комп'ютерного зору для розпізнавання етикеток.
3. Розроблення модуля NLP з метою оброблення списків інгредієнтів.
4. Забезпечення інтеграції компонентів.
5. Оцінювання ефективності інтелектуальної ІТ-системи.

На основі постановки проблеми, формулювань мети та завдань дослідження мають бути отримані такі ключові аспекти:

1. Точність ідентифікації – забезпечення високої точності ідентифікації Е-домішок для прийняття споживачами зважених рішень щодо придбання продуктів харчування.
2. Автоматизація. Максимальна автоматизація процесів моделювання, оброблення даних та оцінки якості ідентифікації Е-домішок.
3. Інтуїтивно зрозумілий інтерфейс. Створення зручного та зрозумілого інтерфейсу для користувачів з різним рівнем технічної підготовки.
4. Адаптивність. Можливість адаптації системи до змін у демографічних даних EFSA та WHO та тенденціях, що спостерігаються.
5. Інтеграція – забезпечення зручної інтеграції з існуючими інформаційними системами.
6. Масштабованість. Можливість обробки великих обсягів даних та підтримка великої кількості користувачів.

3. МАТЕРІАЛИ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА МЕТОДИ

3.1. Збирання даних для дослідження.

Для розробки та тестування системи було використано такі відкриті джерела:

- Вибірка зображень упаковок з відкритих баз даних (OpenFoodFacts [12], FoodRepo [14]) – понад 5000 зображень етикеток, що містять склад продуктів.
- Списки харчових добавок (класифікація E100–E1520), зібрані на основі нормативних документів ЄС та баз EFSA (European Food Safety Authority) [10].
- Синонімічні словники назв харчових інгредієнтів, що дозволяють зіставляти поширені назви (до прикладу «глутамат натрію») з їхніми Е-кодами (E621) [15].

3.2. Модуль комп'ютерного зору для розпізнавання етикеток.

- Для виявлення та зчитування текстової інформації з фотографій етикеток було формально реалізовано такі кроки:
- Попередня обробка зображення: масштабування, вирівнювання перспективи, фільтрація шумів.
- Локалізація текстових блоків: модель EAST (Efficient and Accurate Scene Text Detector).
- Оптичне розпізнавання символів (OCR): використано Tesseract OCR із навчанням на доменних прикладах етикеток харчових продуктів.

Цей підхід дозволяє отримати текстовий фрагмент із зображення упаковки, що надалі оброблюється в NLP-модулі.

3.3 Модуль NLP (обробка списків інгредієнтів).

Після отримання тексту система здійснює його попереднє оброблення з використанням інструментів природномовного аналізу. Зокрема виконується:

- Токенізація та нормалізація: виділення окремих інгредієнтів, приведення назв до базових форм.
- Стандартизація назв: за допомогою синонімічного словника система розпізнає варіанти назв, пов'язані з певними Е-домішками.
- Ідентифікація Е-домішок: через регулярні вирази та шаблони, що враховують як коди (E102, E120 тощо), так і текстові еквіваленти.
- Особливу увагу приділено багатомовності: система підтримує українську, англійську, польську, німецьку та французьку мови шляхом відповідної локалізації словників і шаблонів.

3.4. Інтеграція компонентів.

Усі модулі системи було об'єднано в наскрізний (end-to-end) програмний pipeline, що дозволяє повністю автоматизувати процес аналізу складу продукту на основі звичайної фотографії етикетки. Користувач (до прикладу, покупець у супермаркеті) може зробити знімок упаковки за допомогою смартфона, після чого система здійснює такі послідовні кроки:

- обробка зображення та виявлення тексту (модуль комп'ютерного зору);
- розпізнавання й нормалізація інгредієнтів (модуль NLP);
- ідентифікація всіх згаданих харчових добавок типу Е;

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

- перевірка їх походження (натуральне/синтетичне), токсикологічного статусу та допустимих доз;
- формування оцінки потенційного ризику споживання продукту для людини (до прикладу, позначення інгредієнтів з алергенним або канцерогенним потенціалом).

Інтеграція цих модулів реалізована у вигляді веб-застосунку з відкритою архітектурою, який може працювати як на мобільних пристроях, так і на серверах для корпоративного використання. Програмний прототип побудовано з використанням таких технологій:

- Python (Flask) – для реалізації серверної логіки;
- OpenCV та Tesseract OCR – для обробки зображень і розпізнавання тексту;
- spaCy та регулярні вирази – для мовної обробки та стандартизації назв;
- PostgreSQL – для зберігання бази харчових добавок та їх властивостей;
- REST API – для взаємодії між фронтом і модулями аналізу.

Розроблена система проєктувалася з урахуванням можливості майбутньої інтеграції з мобільними додатками, інформаційними порталами та національними системами продовольчого контролю.

3.5. Оцінювання ефективності інтелектуальної ІТ-системи.

Для оцінки ефективності запропонованої ІТ-системи було проведено експериментальне тестування на наборі із 300 зображень етикеток харчових продуктів, відібраних з відкритих джерел. Для кожного зразка була наявна верифікована інформація про склад продукту, що дозволило здійснити ручну перевірку результатів автоматичного аналізу.

Система пройшла повний цикл обробки для кожного зображення – від розпізнавання тексту до формування списку виявлених харчових добавок і відповідних ризиків. Зіставлення автоматичних результатів із експертною розміткою дозволило визначити наступні показники точності:

Точність (Precision): 94,2% – відображає частку правильно виявлених Е-домішок серед усіх знайдених;

Повнота (Recall): 91,8% – свідчить про здатність системи виявити більшість присутніх у складі домішок;

F1-міра: 93,0% – гармонійне середнє між точністю та повнотою.

Додатково було оцінено кількість хибнопозитивних спрацьовувань: у середньому 0,18 на зразок, що є прийнятним рівнем для задачі масового скринінгу.

Отримані результати свідчать про високу ефективність розробленої системи навіть за умов різної якості етикеток, різних мов написання та стилістичних оформлень. Також підтверджено, що метод базується на достатньо універсальних принципах аналізу – комп'ютерне бачення та обробка природної мови – що робить його гнучким до застосування у змінних реальних умовах.

Отже, запропонований метод і відповідна інтелектуальна система можуть виступати надійним ІТ-інструментом для автоматизованого моніторингу безпечності харчових продуктів і надання споживачам релевантної інформації у зручній формі.

4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

У ході тестування розробленої системи було проведено аналіз 300 випадково обраних зразків продуктів харчування з відкритих джерел. Для кожного зразка була доступна фотографія етикетки та еталонний список інгредієнтів для верифікації.

4.1. Загальна ефективність ідентифікації Е-домішок.

Система показала високу точність при виявленні Е-домішок. У таблиці 1 представлено значення основних метрик.

Таблиця 1. Показники точності ідентифікації Е-домішок

Показник	Значення (%)
Точність (Precision)	94,2
Повнота (Recall)	91,8
F1-міра	93,0
Кількість помилкових спрацьовувань на зразок (у середньому)	0,18

Ці результати свідчать про ефективність роботи системи у різноманітних умовах – при різних мовах, шрифтах, форматах розміщення тексту на етикетці, фонових рисунках.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

4.2. Розподіл виявлених добавок.

Аналіз виявлених добавок показав, що найчастіше зустрічаються такі класи речовин:

- консерванти (до прикладу, E202, E211),
- барвники (E102, E124),
- підсилювачі смаку (E621).

Чисельно було виявлено такі частоти наявності окремих груп Е-домішок у досліджуваних продуктах.

- Консерванти – 34%.
- Барвники – 21%.
- Підсилювачі смаку – 19%.
- Стабілізатори – 12%.
- Емульгатори – 8%.
- Інші – 6%.

Отримані результати дослідження графічно представлено на рисунку 1.

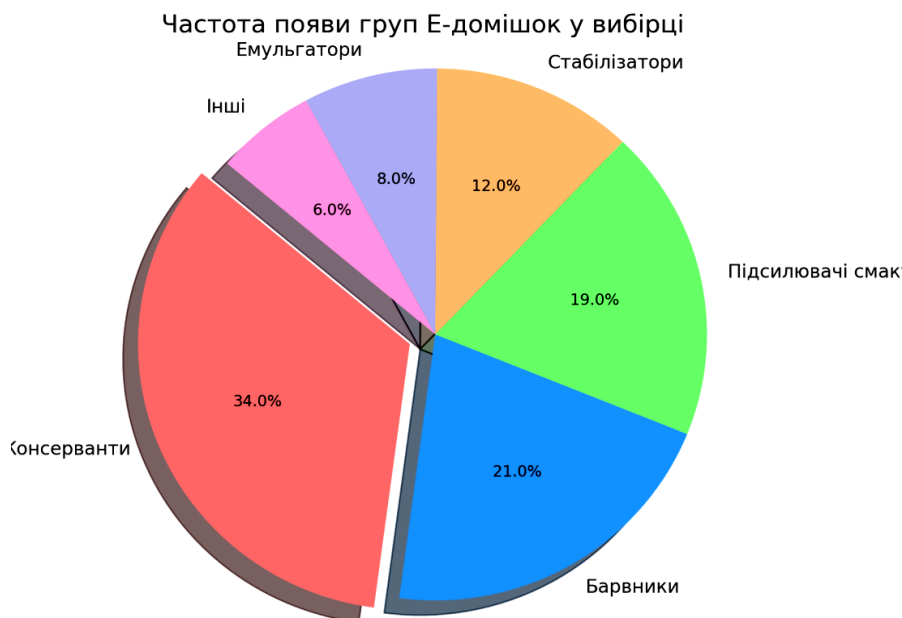


Рисунок 1 – Частота появи груп Е-домішок у вибірці з 300 продуктів у вигляді кругової діаграми

4.3. Виявлення за типом продукту

За результатами проведених експериментів (Табл. 2) найбільша кількість Е-домішок спостерігалася у таких категоріях товарів, як газовані напої, перероблене м'ясо, десерти та солодощі, йогурти та молочні продукти, хлібобулочні вироби. Ці дані підтверджують тенденцію до інтенсивного використання харчових добавок у промислово оброблених продуктах.

Таблиця 2. Середня кількість Е-домішок на продукт за категоріями

Категорія продукту	Середня кількість Е-домішок
Газовані напої	5,1
Перероблене м'ясо	4,6
Десерти та солодощі	4,2
Йогурти та молочні	2,9
Хлібобулочні вироби	2,7
Натуральні продукти	0,4

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

4.4. Помилки та обмеження.

Аналіз помилок показав, що основні труднощі виникають у таких випадках:

- Погана якість зображення (розмитість, відблиски).
- Рукописні етикетки або нестандартні шрифти.
- Подвійне маркування (до прикладу, вказано і «глутамат натрію», і «Е621»), що може рахуватись двічі).

На Рисунок 2 подано порівняння точності розпізнавання при різних якості вхідних зображень.

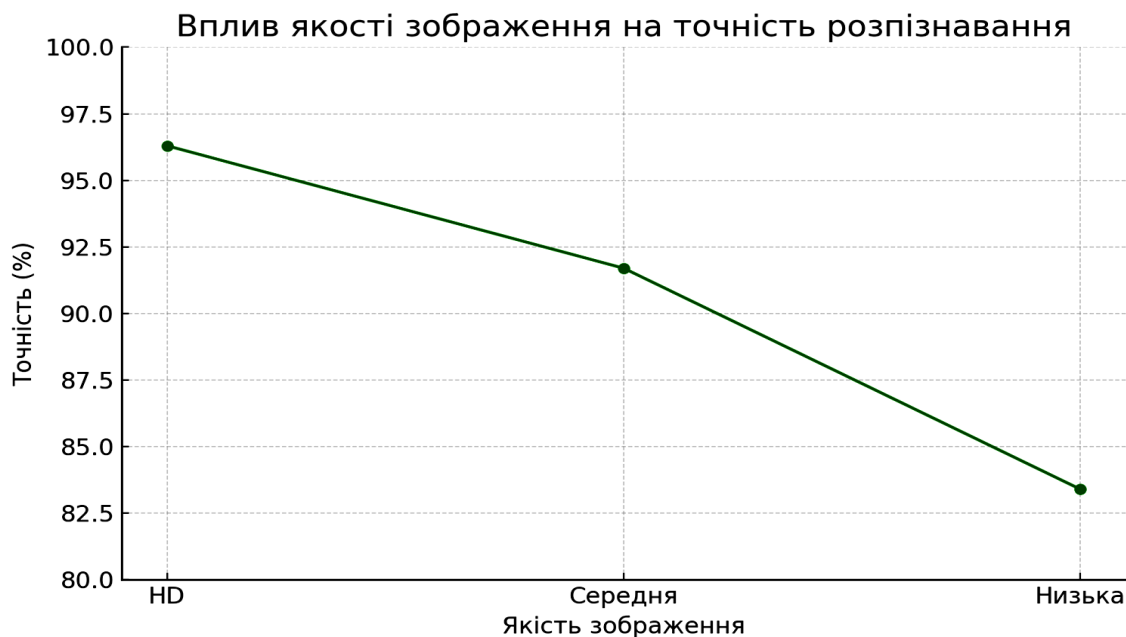


Рисунок 2 – Вплив якості зображення на точність розпізнавання тексту

Отже, за результатами проведених експериментів виявлено таку залежність точності розпізнавання від якості зображень:

- Якісні зображення (HD): 96,3%.
- Середня якість (мобільні фото): 91,7%.
- Низька якість (розмиття, шум): 83,4%.

ОБГОВОРЕННЯ

Результати експериментального дослідження підтверджують ефективність розробленого методу та відповідної інтелектуальної системи для виявлення та класифікації харчових добавок типу Е-домішок у продуктах харчування. Порівняно з традиційними методами лабораторного аналізу (зокрема ВЕРХ – вискоєфективна рідинна хроматографія, спектрофотометрія), запропонований підхід на основі поєднання технологій комп'ютерного зору та обробки природної мови (OCR + NLP) демонструє низку переваг. Зокрема йде мова про:

- Оперативність аналізу: середній час обробки одного зображення становив близько 1,8 секунди, що значно переважає часові витрати при використанні традиційних інструментальних методів.
- Універсальність та масштабованість: система адаптована до багатомовного середовища та не залежить від конкретного формату етикетування, що дає змогу її використання в умовах масового ритейлу або митного контролю.
- Точність виявлення: точність і повнота розпізнавання досягають понад 91%, що є прийнятним для попереднього автоматизованого скринінгу.

Водночас, варто вказати на обмеження запропонованого підходу. Зокрема, розпізнавання значно погіршується за умов низької якості зображення або при нестандартному оформленні упаковки (до прикладу, в дизайнерських етикетках із креативними шрифтами чи великою кількістю декоративних

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

елементів). Це відкриває перспективи для подальшого вдосконалення моделей, зокрема шляхом використання додаткових сегментаторів і моделей для розпізнавання контексту.

Крім того, важливо зазначити, що система аналізує лише наявність домішок, але не здійснює кількісної оцінки концентрації речовин. Таким чином, вона не може замінити аналітичні методи, однак може слугувати ефективним інструментом попередньої перевірки та виявлення потенційно ризикованих продуктів для подальшого лабораторного дослідження.

Аналіз за категоріями продуктів також підтверджує загальну тенденцію: продукти з високим ступенем обробки мають більшу кількість добавок, що співвідноситься з результатами попередніх досліджень у сфері харчової токсикології (до прикладу [1] згідно виразів (1)-(2)).

ВИСНОВКИ

У даній роботі було реалізовано програмний прототип інтелектуальної ІТ-системи для виявлення харчових добавок на основі аналізу етикеток з використанням методів комп'ютерного зору та обробки природної мови. Основні висновки можна сформулювати наступним чином:

1. Система продемонструвала високу точність розпізнавання Е-домішок – понад 94% за метрикою F1, що є прийнятним для задачі масового скринінгу.
2. Використання технологій OCR та NLP дозволяє обробляти великі масиви даних без потреби втручання людини, що значно підвищує ефективність контролю продуктів харчування.
3. Найбільш вразливими виявилися продукти з високим ступенем обробки, зокрема газовані напої, перероблені м'ясні вироби та десерти – в середньому понад 4 Е-домішки на одиницю товару.
4. Система може застосовуватись у таких галузях, як:

- Контроль якості в ритейлі;
- Моніторинг на митниці;
- Освітні та інформаційні кампанії для споживачів;
- Формування баз даних для наукових досліджень.
- У майбутніх дослідженнях авторами планується:
 - Впровадження модуля розпізнавання концентрацій добавок;
 - Побудова повноцінної токсикологічної оцінки в реальному часі;
 - Інтеграція з мобільними додатками для кінцевих споживачів.

Отже, запропонований метод та відповідна інтелектуальна система є перспективними засобами у сфері цифрової трансформації продовольчого моніторингу та контролю безпечності харчових продуктів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ / REFERENCES

1. EFSA. European Food Safety Authority. – Режим доступу: <https://www.efsa.europa.eu/en> (дата звернення: 09.09.2025).
2. Piper, M. E., Schlam, T. R., Cook, J. W., Sheffer, M. A., Smith, S. S., Loh, W.-Y., Bolt, D. M., Kim, S.-Y., Kaye, J. T., Hefner, K. R., & Baker, T. B. (2012). Tobacco withdrawal components and their relations with cessation success. *Psychopharmacology* (Berlin), 216(4), 569–578. <https://doi.org/10.1007/s00213-011-2250-3>.
3. Calakos KC, Hillmer AT, Angarita GA, Baldassarri SR, Najafzadeh S, Emery PR, Matuskey D, Huang Y, Cosgrove KP. Recently Abstinent Smokers Exhibit Mood-Associated Dopamine Dysfunction in the Ventral Striatum Compared to Nonsmokers: A [11C]-(+)-PHNO PET Study. *Nicotine Tob Res.* 2022 Mar 26;24(5):745-752. doi: <https://doi.org/10.1093/ntn/ntab208>. PMID: 34628508; PMCID: PMC8962719.
4. Karpievitch, Y. V., Polpitiya, A. D., Anderson, G. A., Smith, R. D., & Dabney, A. R. (2011). Liquid chromatography mass spectrometry-based proteomics: Biological and technological aspects. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1101.1154>.
5. Open Food Facts. – Режим доступу: <https://ua.openfoodfacts.org/> (дата звернення: 09.09.2025).
6. Sneha Lodha, Sushmita Shinde, Abhinav Anand, Pratik Dalvi, Dr. Jagannath Nalavade, 2025, NutriScan: AI-Based Ingredient Detection and Evaluation, INTERNATIONAL JOURNAL OF ENGINEERING RESEARCH & TECHNOLOGY (IJERT) Volume 14, Issue 05 (May 2025), DOI : <https://doi.org/10.17577/IJERTV14IS050197>.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

7. Food E-Additives Recognition API [Електронний ресурс]. – Microsoft marketplace. – Режим доступу: <https://marketplace.microsoft.com/uk-ua/product/SaaS/devisssoftware.foodes> (дата звернення: 09.09.2025).
8. Prbn. NutriLensAI [Електронний ресурс]. – GitHub. – Режим доступу: <https://github.com/Prbn/NutriLensAI> (дата звернення: 09.09.2025).
9. Roopa N K, Bi Bi Ameena, Ayesha Siddiqua. Analysis of Food Additives in Packaged Food Materials using AI and ML [Електронний ресурс]. – International Research Journal of Engineering and Technology, Vol. 11, Issue: 07, July 2024. – Pp. 127-132. – Режим доступу: <https://www.irjet.net/archives/V11/i7/IRJET-V11I718.pdf> (дата звернення: 09.09.2025).
10. Margin of Exposure [Електронний ресурс]. – European Food Safety Authority (EFSA). – Режим доступу: <https://www.efsa.europa.eu/en/topics/topic/margin-exposure> (дата звернення: 09.09.2025).
11. EcoMole s.r.o., 2024. Novel foods Risk Assessment Data Modelling and Extraction (NORA). [Електронний ресурс]. – EFSA supporting publication 2025:EN-9256. – 59 pp. – doi:10.2903/sp.efsa.2025.EN-9256. – Режим доступу: <https://efsa.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.2903/sp.efsa.2025.EN-9256> (дата звернення: 09.09.2025).
12. Open Food Facts. Open Food Facts Blog. – Режим доступу: <https://blog.openfoodfacts.org/en/> (дата звернення: 09.09.2025).
13. World Health Organization (2017) Evaluation of certain food additives. World Health Org Tech Rep Ser, 1–162. – Режим доступу: <https://incchem.org/documents/jecfa/jecmono/v1000je01.pdf> (дата звернення: 09.09.2025).
14. FoodRepo. A community-driven open database for barcoded food products. – Режим доступу: <https://www.foodrepo.org/en> (дата звернення: 09.09.2025).
15. Food-Info.net. E-numbers: 600–700. – Режим доступу: <https://www.food-info.net/uk/e/e600-700.htm> (дата звернення: 09.09.2025).

Надійшла до редакції 20.09.2025 р.

БІСІКАЛО ОЛЕГ ВОЛОДИМИРОВИЧ – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна. ***e-mail: obisikalo@vntu.edu.ua***

СТОРЧАК ВОЛОДИМИР ГРИГОРОВИЧ – кандидат технічних наук, доцент кафедри автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна. ***e-mail: storchakv@vntu.edu.ua***

ЗДИТОВЕЦЬКИЙ ЮРІЙ СЕРГІЙОВИЧ – аспірант кафедри автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна. ***e-mail: yura.zditovetskij@gmail.com***

ГОРЯЧЕВ ГЕОРГІЙ ВОЛОДИМИРОВИЧ – кандидат технічних наук, доцент кафедри системного аналізу та інформаційних технологій, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна. ***e-mail: georgiigoriachev@vntu.edu.ua***

O.V. BISIKALO, V.G. STORCHAK, YU.S. ZDITOVETSKYI, G.V. GORYACHEV

METHOD FOR SEARCHING AND ANALYZING E-ADDITIVES AND OTHER COMPONENTS IN FOOD PRODUCTS OF THE POPULATION

Vinnitsia National Technical University