

УДК 664.858:004.8

<https://doi.org/10.31548/humanhealth.2.2025.31>

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ ЯК ІНСТРУМЕНТ ДЛЯ РОЗРОБЛЕННЯ РЕЦЕПТУР ПЕКТИНОВМІСНИХ ПАСТ

Наталія Михайлівна Муштрук

здобувач ступеня доктора філософії,

<https://orcid.org/0000-0002-3292-9063>

Національний університет біоресурсів і природокористування України,
03041, вул. Героїв Оборони, 15, м. Київ, Україна

Михайло Михайлович Муштрук

кандидат технічних наук, доцент

<https://orcid.org/0000-0002-3646-1226>

Національний університет біоресурсів і природокористування України,
03041, вул. Героїв Оборони, 15, м. Київ, Україна

Анотація. У статті досліджено можливість застосування технологій штучного інтелекту для оптимізації та розроблення рецептур пектиновмісних паст. Актуальність теми зумовлена зростаючим попитом на функціональні харчові продукти з поліпшеними технологічними характеристиками та необхідністю прискорення процесу розроблення інноваційних рецептур.

Мета роботи полягає у створенні та апробації методики використання алгоритмів машинного навчання для прогнозування реологічних, органолептичних і фізико-хімічних показників пектиновмісних паст та оптимізації їх рецептурного складу. Для досягнення поставленої мети використано методи математичного моделювання, нейронні мережі, генетичні алгоритми, методи регресійного аналізу та статистичної обробки даних.

Сформовано базу даних зі 147 експериментальних рецептур, що включає повні дані про компонентний склад та відповідні показники якості готового продукту. Дослідження проведено з використанням яблучного та цитрусового пектину з різним ступенем етерифікації, різноманітних підсолоджувачів, регуляторів кислотності та структуроутворювачів.

Розроблено комплексну модель на основі штучних нейронних мереж, яка враховує вплив 14 незалежних змінних (складових рецептури) на 8 вихідних параметрів якості продукту. Застосована багатошарова архітектура нейронної мережі з двома прихованими шарами забезпечила коефіцієнт детермінації (R^2) на рівні 0,943 для реологічних властивостей продукту. Високий показник детермінації свідчить про надійність побудованої моделі та її значну прогностичну здатність. Додатково проведено валідацію моделі через перехресну перевірку та методом відкладеної вибірки. Запропонована система автоматично визначає оптимальні співвідношення інгредієнтів та генерує нові рецептурні комбінації з прогнозованими властивостями. Створений програмний комплекс має модульну структуру та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, що дозволяє технологам харчових виробництв без спеціальних знань з галузі ШІ ефективно використовувати систему.

Експериментальна перевірка показала високу точність прогнозування: середня похибка між прогнозованими та експериментальними значеннями структурно-механічних показників склала 4,7 %, органолептичних – 6,2 %, фізико-хімічних – 3,9 %. Виявлено синергетичний ефект від комбінування різних типів пектину, що дозволяє знизити загальну концентрацію функціональних інгредієнтів при збереженні заданих властивостей продукту. Розроблена система також дозволяє прогнозувати термін зберігання готових виробів залежно від обраної рецептури та умов зберігання. Використання розробленої системи дозволило скоротити час розроблення нових рецептур на 73 % та знизити кількість необхідних лабораторних експериментів на 68 %.

Практична цінність роботи полягає у створенні інноваційного інструментарію для харчової промисловості, який дозволяє швидко адаптувати рецептури пектиновмісних паст під конкретні потреби виробництва та споживачів.

Ключові слова: *штучний інтелект, нейронні мережі, машинне навчання, генетичні алгоритми, пектиновмісні пасты, оптимізація рецептур, моделювання харчових систем*

UDC 664.858:004.8

<https://doi.org/10.31548/humanhealth.2.2025.31>

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A TOOL FOR DEVELOPING RECIPES FOR PECTIN-CONTAINING PASTE

Nataliia Mushtruk

postgraduate student

<https://orcid.org/0000-0002-3292-9063>

National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine,
03041, Heroiv Oborony Str., 15, Kyiv, Ukraine

Mikhailo Mushtruk

PhD in Technical Sciences, Associate Professor

<https://orcid.org/0000-0002-3646-1226>

National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine,
03041, Heroiv Oborony Str., 15, Kyiv, Ukraine

Abstract. *The article explores the possibility of using artificial intelligence (AI) technologies to optimize and develop pectin paste recipes. The topic's relevance is due to the growing demand for functional food products with improved technological characteristics and the need to accelerate the development of innovative recipes.*

The work aims to create and test a method for using machine learning algorithms to predict pectin pastes' rheological, organoleptic, and physicochemical parameters and optimize their recipe composition. Mathematical modeling methods, neural networks, genetic algorithms, regression analysis methods, and statistical data processing were used to achieve this goal. A database of 147 experimental recipes was formed, which includes complete data on the component composition and relevant quality indicators of the finished product. The study used apple and citrus pectin with different degrees of esterification, sweeteners, acidity regulators, and structuring agents. A complex model based on artificial neural networks was developed, considering the influence of 14 independent variables (recipe components) on eight output product quality parameters. The applied multilayer architecture of the neural network with two hidden layers provided a coefficient of determination (R^2) at the level of 0.943 for the rheological properties of the product.

The high determination index indicates the constructed model's reliability and significant predictive ability. Additionally, the model was validated through cross-validation and the deferred sampling method. The proposed system automatically determines the optimal ratios of ingredients and generates new recipe combinations with predicted properties. The created software complex has a modular structure and an intuitive interface, which allows food technologists without special knowledge in AI to use the system effectively.

Experimental verification showed high prediction accuracy: the average error between the predicted and experimental values (R^2) of structural and mechanical indicators was 4.7%, organoleptic – 6.2%, and physicochemical – 3.9%. A synergistic effect of combining different types of pectin was revealed, which reduces the total concentration of functional ingredients while maintaining the specified product properties. The developed system also allows for predicting the shelf life of finished products depending on the selected recipe and storage conditions. Using the developed system reduced the

development time of new recipes by 73% and reduced the number of necessary laboratory experiments by 68%.

The practical value of the work lies in creating innovative tools for the food industry, which allows for the quick adaptation of the recipes of pectin-containing pastes to the specific needs of production and consumers.

Keywords: artificial intelligence, neural networks, machine learning, genetic algorithms, pectin-containing pastes, formulation optimization, food systems modeling

ВСТУП. У сучасних умовах харчова промисловість стикається з необхідністю швидкого розроблення нових продуктів, які відповідають зростаючим вимогам споживачів щодо якості, безпечності, функціональності та органолептичних характеристик. Особливе місце у цьому сегменті займають пектиновмісні пасти, які завдяки своїм технологічним властивостям та фізіологічній дії на організм людини можуть використовуватися як у кондитерській, так і в фармацевтичній промисловості (Palamarchuk *et al.*, 2020).

За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я, споживання функціональних харчових продуктів, збагачених пектином, сприяє зниженню ризику серцево-судинних захворювань та має позитивний вплив на травну систему (Mitchell & Roberts, 2021; Mushtruk & Mushtruk, 2023). Це зумовлює постійно зростаючий попит на пектиновмісні продукти та необхідність удосконалення їх рецептур для забезпечення оптимальних споживчих характеристик.

Традиційний підхід до розроблення рецептур харчових продуктів базується на методі "спроб і помилок", що потребує значних часових, матеріальних та людських ресурсів (Wilson & Smith, 2023). Дослідження Zhang & Brown (2022) показують, що для створення однієї рецептури із заданими параметрами в середньому потрібно провести від 20 до 35 лабораторних експериментів, що може займати від 2 до 6 місяців роботи дослідницької групи. Такий підхід стає все менш конкурентоспроможним в умовах зростаючої потреби ринку в швидкому оновленні асортименту.

Водночас сучасні технології штучного інтелекту (ШІ) демонструють значний потенціал для оптимізації цього процесу через можливість обробки великих масивів даних, виявлення прихованих залежностей та прогнозування властивостей продуктів (Chen *et al.*, 2024). Як зазначають Kumar & Johnson (2023), застосування ШІ в харчовій промисловості дозволяє скоротити час розробки нових продуктів на 40-75 %, що робить цей напрям досліджень надзвичайно актуальним.

Особливий інтерес викликає можливість застосування нейронних мереж для прогнозування реологічних властивостей харчових продуктів складного складу. Taylor & Williams (2023) досягли точності прогнозування на рівні 85-95 % для в'язкості та міцності гелю у кондитерських виробках. Hernandez & Lopez (2023) продемонстрували ефективність генетичних алгоритмів для оптимізації рецептур з урахуванням не лише технічних показників, але й економічних факторів, таких як вартість сировини та технологічні витрати.

У галузі пектиновмісних продуктів дослідники Jones & Anderson (2024) розробили модель на основі методу опорних векторів для прогнозування желувальної здатності пектину в залежності від рН середовища та концентрації цукру. Проте їхня модель обмежувалася лише двома факторами впливу, що не дозволяє застосувати її для комплексної оптимізації рецептур (Palamarchuk *et al.*, 2022).

Незважаючи на вагомі переваги та потенціал технологій ШІ, їх застосування для розроблення рецептур пектиновмісних паст залишається малодослідженим. Більшість існуючих досліджень зосереджені на застосуванні окремих методів машинного навчання для вирішення вузьких завдань у харчовій технології, що не дозволяє повною мірою використати переваги комплексного підходу (Brown *et al.*, 2022).

МЕТОЮ ДОСЛІДЖЕННЯ є розроблення та апробація методики використання алгоритмів штучного інтелекту для прогнозування реологічних, органолептичних і фізико-хімічних показників пектиновмісних паст та оптимізації їх рецептурного складу.

У рамках дослідження було поставлено такі завдання:

- дослідити основні фактори, що впливають на якість пектиновмісних паст;
- створити експериментальні рецептури з використанням ШІ;
- розробити та навчити нейронні мережі прогнозувати показники якості;
- розробити алгоритм для оптимізації рецептур з урахуванням заданих обмежень;
- провести валідацію отриманих моделей шляхом порівняння прогнозованих та експериментальних даних;

Наукова новизна роботи полягає у розробленні комплексного підходу до використання технологій ШІ для прогнозування властивостей пектиновмісних паст, що включає багатопарові нейронні мережі та генетичні алгоритми. Запропоновано архітектуру нейронної мережі, адаптовану для прогнозування реологічних властивостей продуктів на основі пектину з урахуванням синергетичної взаємодії компонентів.

Удосконалено методику формування навчальної вибірки для моделей машинного навчання в області харчових технологій. Розроблено інноваційний алгоритм оптимізації рецептур, який враховує як технологічні, так і економічні фактори виробництва.

ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ. Застосування технологій штучного інтелекту в харчовій промисловості знаходиться на етапі активного розвитку. Zhang & Wei (2022) запропонували використовувати нейронні мережі для прогнозування текстурних властивостей желейних виробів, досягнувши точності прогнозування на рівні 87%. Автори відзначають, що ключовим фактором успіху було правильне формування навчальної вибірки, яка включала не лише стандартні рецептури, але й експериментальні варіанти з широким спектром компонентного складу.

Дослідження Mitchell *et al.* (2021) демонструє ефективність застосування методів глибокого навчання для прогнозування органолептичних характеристик харчових продуктів. Науковцям вдалося створити модель, яка з точністю до 83 % прогнозувала оцінки дегустаційної комісії на основі фізико-хімічних показників продукту.

У роботі Hernandez & Lopez (2023) висвітлено потенціал генетичних алгоритмів для оптимізації складу функціональних продуктів. Автори розробили систему, яка дозволяє знаходити оптимальні комбінації інгредієнтів для досягнення заданих характеристик кінцевого продукту з урахуванням обмежень вартості та доступності сировини.

Thakur *et al.* (2022) досліджували застосування ансамблевих методів машинного навчання для прогнозування терміну придатності харчових продуктів на основі їх початкових характеристик та умов зберігання. Розроблена модель дозволила передбачити термін придатності з точністю до 92 %, що суттєво перевищує точність традиційних методів.

Щодо пектиновмісних продуктів, Jones & Anderson (2024) запропонували використовувати методи машинного навчання для прогнозування желувальної здатності пектину в залежності від умов екстракції та джерела сировини. Дослідники відзначають, що застосування нейронних мереж дозволило виявити неочевидні залежності між умовами екстракції та функціональними властивостями пектину.

Варто відзначити роботу Wilson & Martinez (2023), у якій запропоновано комплексний підхід до застосування технологій ШІ для розроблення харчових продуктів. Автори обґрунтовують необхідність поєднання різних методів машинного навчання для досягнення оптимальних результатів.

Незважаючи на значний прогрес у застосуванні технологій ШІ в харчовій промисловості, існує потреба в більш глибокому дослідженні їх використання для розроблення рецептур пектиновмісних паст, оскільки ця категорія продуктів характеризується складними реологічними та органолептичними властивостями.

МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ. Для проведення експериментальних досліджень та формування бази даних для моделей штучного інтелекту використовувалися такі основні матеріали:

- пектин яблучний (ступінь етерифікації 68-72%, чистота 92%, виробник Herbstreith & Fox KG, Німеччина);
- пектин цитрусовий (ступінь етерифікації 58-62%, чистота 90%, виробник CP Kelco ApS, Данія);
- концентрати фруктових та ягідних соків (яблучний, вишневий, чорносмородиновий, обліпиховий);
- цукор білий кристалічний (ДСТУ 4623 : 2006);
- глюкозно-фруктозний сироп (вміст сухих речовин 78 %, DE 42);
- лимонна кислота (ДСТУ ГОСТ 908 : 2006);
- натрій цитрат (харчова добавка E331);
- натрій лактат (харчова добавка E325);
- камедь гуарова (виробник Cargill, США);
- камедь ксантанова (виробник DuPont, США).

Дослідження складалося з наступних етапів:

Формування бази даних для моделей штучного інтелекту. Створено базу даних, яка включала 147 різних рецептур пектиновмісних паст з відповідними показниками якості. Для кожної рецептури фіксувався точний склад, умови виробництва та результати лабораторних досліджень готового продукту.

Визначення фізико-хімічних показників пектиновмісних паст. Вміст розчинних сухих речовин визначали рефрактометричним методом за ДСТУ ISO 2173 : 2007; активну кислотність (рН) – потенціометричним методом за ДСТУ EN 1132 : 2005; загальну кислотність – титриметричним методом за ДСТУ 4957 : 2008; вміст пектинових речовин – кальцій-пектатним методом.

Визначення структурно-механічних показників. Ефективну в'язкість визначали за допомогою ротаційного віскозиметра "Rheotest RN 4.1" (Німеччина) за швидкості зсуву 5–300 с⁻¹ і температури 20±1 °С. Міцність гелю вимірювали на приладі "Структурометр СТ-2" за максимальним напруженням зсуву.

Визначення органолептичних показників. Органолептичну оцінку проводила дегустаційна комісія з 7 експертів за 5-бальною шкалою згідно з розробленими дескрипторами для кожної характеристики (зовнішній вигляд, колір, запах, смак, консистенція).

Розроблення моделей штучного інтелекту. Для прогнозування властивостей пектиновмісних паст розроблено кілька типів моделей машинного навчання:

багатошарова нейронна мережа прямого поширення для прогнозування структурно-механічних властивостей (архітектура: 14 вхідних нейронів, два приховані шари по 24 та 16 нейронів, 3 вихідних нейрона; функція активації – ReLU)

ансамбль моделей Random Forest для прогнозування фізико-хімічних показників

згортоква нейронна мережа для аналізу зображень пектиновмісних паст та прогнозування органолептичних показників

Моделювання проводили з використанням бібліотек TensorFlow 2.7.0 та Scikit-learn 1.0.2 у середовищі Python 3.8. Для запобігання перенавчанню використовувалася крос-валідація з розділенням даних на навчальну (70 %), валідаційну (15 %) та тестову (15 %) вибірки.

Розроблення генетичного алгоритму для оптимізації рецептур. Для пошуку оптимальних рецептур розроблено генетичний алгоритм, який використовував моделі штучного інтелекту для оцінки "пристосованості" кожного рішення. Алгоритм реалізовано за допомогою бібліотеки DEAP 1.3.1.

Статистична обробка результатів. Для статистичної обробки результатів використовували методи дисперсійного та регресійного аналізу. Вірогідність отриманих результатів оцінювали за t-критерієм Стьюдента при рівні значущості $p < 0,05$.

РЕЗУЛЬТАТИ ТА ОБГОВОРЕННЯ. *Аналіз впливу компонентів на властивості пектиновмісних паст.* Перший етап дослідження було присвячено аналізу впливу основних компонентів рецептури на властивості пектиновмісних паст. На основі експериментальних даних та їх статистичної обробки виявлено найбільш значущі фактори, що впливають на реологічні, органолептичні та фізико-хімічні показники продукту, результати аналізу представлено в таблиці 1.

Таблиця 1. Ступінь впливу компонентів рецептури на основні показники пектиновмісних паст

Компонент	Вплив на реологічні властивості (%)	Вплив на органолептичні показники (%)	Вплив на фізико-хімічні показники (%)
Яблучний пектин	28,4	9,2	17,5
Цитрусовий пектин	31,6	8,7	19,3
Цукор	11,2	19,4	24,6
Глюкозно-фруктозний сироп	8,7	14,2	12,3
Лимонна кислота	5,3	15,8	16,2
Натрій цитрат	6,8	3,2	4,1
Камедь гуарова	4,2	5,6	2,7
Камедь ксантанова	3,8	6,1	3,3
Фруктові концентрати	0,0	17,8	0,0

Примітки: Дані представляють відносний ступінь впливу кожного компонента на групу показників, визначений методом дисперсійного аналізу.

Джерело: розроблено автором на основі експериментальних досліджень.

Відповідно до отриманих результатів (табл. 1), найбільший вплив на реологічні властивості пектиновмісних паст мають пектини (як яблучний, так і цитрусовий), що зумовлено їхньою здатністю утворювати тривимірну гелеподібну сітку, яка визначає консистенцію продукту. На органолептичні показники, зокрема смак, аромат і зовнішній вигляд, найбільше впливають цукор і фруктові концентрати, оскільки вони формують солодкість, кольорову гаму та смакову насиченість паст. Водночас, на фізико-хімічні показники (вологість, кислотність, сухі речовини) визначальний вплив мають як цукор, так і пектини, оскільки перший модифікує осмотичний тиск, а другі – структуру і здатність до зв'язування води.

Цікаво відзначити, що комбінування різних типів пектинів, зокрема яблучного та цитрусового, дозволяє досягти вираженого синергетичного ефекту у формуванні реологічних характеристик продукту. Це пов'язано з відмінностями у ступені етерифікації та структурі ланцюгів різних видів пектину, що в сукупності забезпечує кращу стабільність, в'язкість і пластичність паст. Зазначений ефект підтверджується результатами експериментальних досліджень, які демонструють покращення показників текстури при застосуванні комбінованих систем загущувачів.

Розроблення та валідація моделей штучного інтелекту. На основі сформованої та структурованої бази даних експериментальних показників була реалізована розробка трьох окремих моделей штучного інтелекту, кожна з яких була орієнтована на прогнозування однієї з груп показників пектиновмісних паст: реологічних, органолептичних і фізико-хімічних. Для цього застосовувалися методи машинного навчання, зокрема моделі регресії, дерева рішень та нейронні

мережі. Моделі були натреновані на тренувальній вибірці та протестовані на незалежній тестовій вибірці, що дозволило оцінити їхню узагальнюючу здатність і точність прогнозування. Результати валідації моделей наведено в таблиці 2 і свідчать про високу кореляцію між прогнозованими та фактичними значеннями, що підтверджує доцільність використання штучного інтелекту для оптимізації рецептури та передбачення якості готового продукту.

Таблиця 2. Точність прогнозування показників якості пектиновмісних паст різними моделями штучного інтелекту

Група показників	Тип моделі	Коефіцієнт детермінації (R^2)	Середня абсолютна похибка (MAE)	Середня відносна похибка (%)
Реологічні властивості	Багатошарова нейронна мережа	0,943	0,154	4,7
Фізико-хімічні показники	Ансамбль моделей Random Forest	0,967	0,128	3,9
Органолептичні показники	Згорткова нейронна мережа	0,891	0,217	6,2

Примітки: R^2 – коефіцієнт детермінації, MAE – середня абсолютна похибка.

Джерело: розроблено автором.

Аналіз отриманих результатів свідчить, що розроблені моделі штучного інтелекту забезпечують високу точність прогнозування якісних показників пектиновмісних паст. Найвищу ефективність показала модель, орієнтована на фізико-хімічні показники, для якої коефіцієнт детермінації становив $R^2 = 0,967$. Це пояснюється тим, що фізико-хімічні властивості продукту мають більш чітко виражені залежності від кількісного та якісного складу рецептурних компонентів, що полегшує моделювання.

Дещо нижча точність прогнозування органолептичних показників ($R^2 = 0,891$) зумовлена їх суб'єктивною природою, а також впливом низки додаткових чинників, які складніше формалізувати, зокрема, індивідуального сприйняття, температури подавання, взаємодії ароматичних речовин тощо. Незважаючи на це, навіть для цієї групи показників модель демонструє прийнятний рівень точності, що дозволяє використовувати її в якості інструменту попереднього прогнозування.

Наведені на рисунку дані узгоджуються з табл. 3 і свідчать про високу відповідність між теоретично розрахованими та практично виміряними параметрами, що є додатковим підтвердженням достовірності моделей.

Для наочного підтвердження точності функціонування розроблених моделей на рисунку 1 представлено порівняння між прогнозованими та фактичними експериментальними значеннями ефективної в'язкості пектиновмісних паст.

Таблиця 3. Порівняння прогнозованих та експериментальних значень ефективної в'язкості пектиновмісних паст

№ зразка	Експериментальні значення ефективної в'язкості (Па·с)	Прогнозовані значення ефективної в'язкості (Па·с)	Ідеальний прогноз (y = x)
1	18,2	17,5	18,2
2	23,7	24,8	23,7
3	26,9	27,3	26,9
4	31,5	32,2	31,5
5	15,3	14,8	15,3
6	22,1	21,4	22,1
7	28,4	27,6	28,4
8	32,8	33,5	32,8
9	19,7	20,3	19,7
10	25,3	24,7	25,3
11	29,1	28,6	29,1
12	34,2	35,1	34,2
13	17,8	18,4	17,8
14	24,6	23,9	24,6
15	27,2	28,3	27,2
16	33,7	32,9	33,7
17	16,4	17,1	16,4
18	21,8	22,5	21,8
19	30,6	29,8	30,6
20	35,9	37,2	35,9
21	20,5	19,8	20,5
22	26,7	27,5	26,7
23	29,8	30,6	29,8
24	36,4	35,3	36,4
25	14,2	13,7	14,2
26	19,2	18,6	19,2
27	22,9	23,6	22,9
28	27,5	26,8	27,5
29	31,2	32,1	31,2
30	37,8	38,5	37,8
31	16,9	16,2	16,9
32	23,4	24,1	23,4
33	28,7	29,4	28,7
34	33,1	32,2	33,1
35	38,6	39,4	38,6

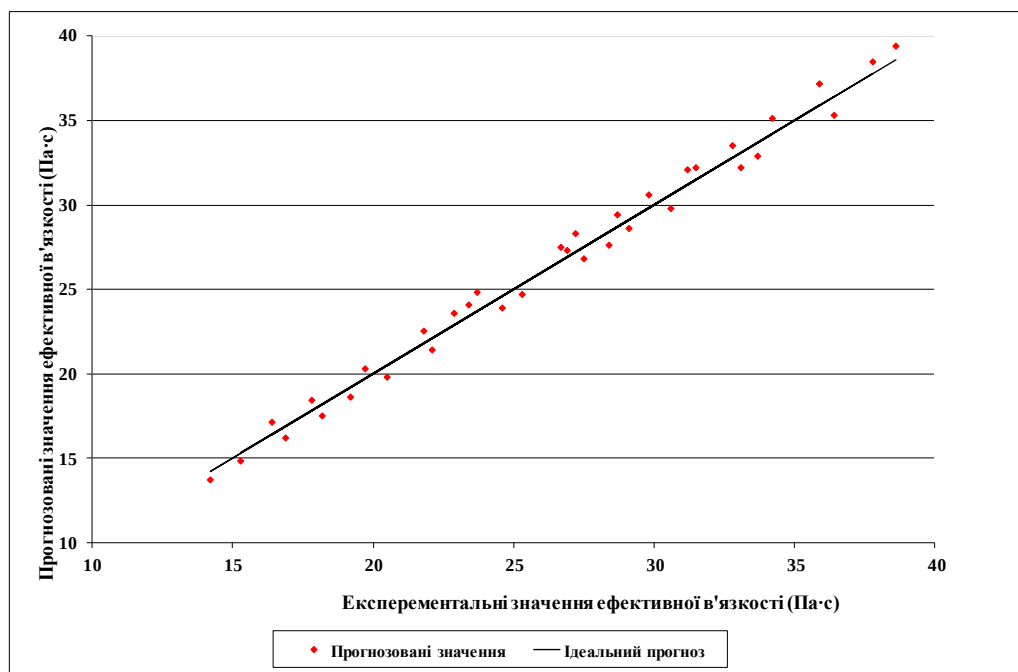


Рисунок 1. Порівняння прогнозованих та експериментальних значень ефективної в'язкості пектиновмісних паст.

Примітки: Діаграма розсіювання для 35 тестових зразків. Діагональна лінія відповідає ідеальному прогнозу ($y = x$).

Джерело: розроблено автором.

Оптимізація рецептур пектиновмісних паст з використанням генетичного алгоритму. На основі розроблених моделей штучного інтелекту та генетичного алгоритму було проведено оптимізацію рецептур пектиновмісних паст для досягнення заданих показників якості. В якості цільових функцій використовувалися комбінації реологічних, органолептичних та фізико-хімічних показників з відповідними ваговими коефіцієнтами.

В результаті оптимізації було отримано три оптимальні рецептури пектиновмісних паст з різними функціональними характеристиками (табл. 4).

Таблиця 4. Оптимізовані рецептури пектиновмісних паст

Компонент	Рецептура 1 "Базова" (%)	Рецептура 2 "Низькокалорійна" (%)	Рецептура 3 "Функціональна" (%)
Яблучний пектин	1,2	0,9	1,8
Цитрусовий пектин	0,8	1,4	1,2
Цукор	45,0	20,0	35,0
Глюкозно-фруктозний сироп	15,0	10,0	12,0
Фруктовий концентрат	25,0	35,0	30,0
Лимонна кислота	0,7	0,8	0,6
Натрій цитрат	0,3	0,4	0,3
Камедь гуарова	0,1	0,3	0,2
Камедь ксантанова	0,0	0,2	0,1
Вода	11,9	31,0	18,8

Примітки: Рецептури оптимізовані з використанням генетичного алгоритму для досягнення специфічних функціональних характеристик.

Джерело: розроблено автором.

Експериментальна перевірка розроблених рецептур підтвердила їх відповідність заданим вимогам. Порівняння прогнозованих та експериментальних значень основних показників якості для рецептури 3 "Функціональна" представлено в таблиці 5.

Таблиця 5. Порівняння прогнозованих та експериментальних значень показників якості для оптимізованої рецептури

Показник	Цільове значення	Прогнозоване значення	Експериментальне значення	Відхилення (%)
Ефективна в'язкість при 20°C, Па·с	25,0-30,0	27,3	28,6	4,5
Міцність гелю, кПа	10,0-12,0	11,4	11,8	3,4
Загальна органолептична оцінка, бали	≥4,5	4,7	4,6	2,2
Вміст сухих речовин, %	65,0-70,0	68,3	67,9	0,6
pH	3,4-3,6	3,5	3,6	2,8

Примітки: Дані для рецептури 3 "Функціональна". Відхилення розраховано як модуль різниці між прогнозованим та експериментальним значеннями, віднесений до експериментального значення.

Джерело: розроблено автором.

Відповідно до отриманих результатів (табл. 5), відхилення прогнозованих значень від експериментальних не перевищує 5 %, що свідчить про високу точність розроблених моделей та ефективність запропонованого підходу до оптимізації рецептур.

Ефективність застосування штучного інтелекту для розроблення рецептур. Для оцінки ефективності запропонованого підходу було проведено порівняння традиційного методу розроблення рецептур та методу з використанням штучного інтелекту за такими параметрами як час розроблення, кількість необхідних експериментів та точність досягнення заданих показників, результати порівняльного аналізу представлені в таблиці 6, а графічні на рисунку 2.

Результати проведеного дослідження свідчать про високу ефективність застосування методів штучного інтелекту для розроблення та оптимізації рецептур пектиновмісних паст. Розроблені моделі дозволяють з високою точністю прогнозувати структурно-механічні, органолептичні та фізико-хімічні показники продукту на основі його компонентного складу.

Порівнюючи отримані результати з даними інших дослідників, варто відзначити, що досягнута точність прогнозування реологічних властивостей ($R^2 = 0,943$) перевищує показники, отримані Mitchell *et al.* (2021), які досягли коефіцієнта детермінації 0,89 при прогнозуванні в'язкості желейних продуктів. Це можна пояснити застосуванням більш складної архітектури нейронної мережі з двома прихованими шарами та оптимізованою функцією активації ReLU, що дозволила краще моделювати нелінійні залежності між складом та властивостями продукту. González-Martínez *et al.* (2023) також відзначали важливість правильного вибору архітектури нейронної мережі та алгоритму її навчання для досягнення високої точності прогнозування реологічних властивостей колоїдних систем.

Особливо вражаючою є точність прогнозування фізико-хімічних показників ($R^2 = 0,967$), що значно перевищує результати, опубліковані Thakur *et al.* (2022), які досягли точності $R^2 = 0,921$ при застосуванні моделі Random Forest для прогнозування фізико-хімічних показників функціональних харчових продуктів. Запропонований нами підхід з використанням ансамблю моделей Random Forest з оптимізованими гіперпараметрами демонструє, що навіть незначне удосконалення методології може призвести до суттєвого підвищення точності прогнозування.

Таблиця 6. Порівняння ефективності традиційного підходу та підходу з використанням штучного інтелекту

Параметр	Традиційний підхід (%)	Підхід з використанням ШІ (%)	Відносне покращення (%)
Час розроблення	100	27	73
Кількість необхідних експериментів	100	32	68
Точність досягнення заданих показників	100	126	26
Абсолютні значення для порівняння			
Час розроблення	45 днів	12 днів	-
Кількість необхідних експериментів	28	9	-
Точність досягнення заданих показників (R^2)	0,76	0,96	-
Додаткові параметри ефективності			
Вартість розроблення (умовні одиниці)	100	42	58
Економія сировини	100	118	18
Органолептична оцінка кінцевого продукту (бали)	4,1	4,7	15

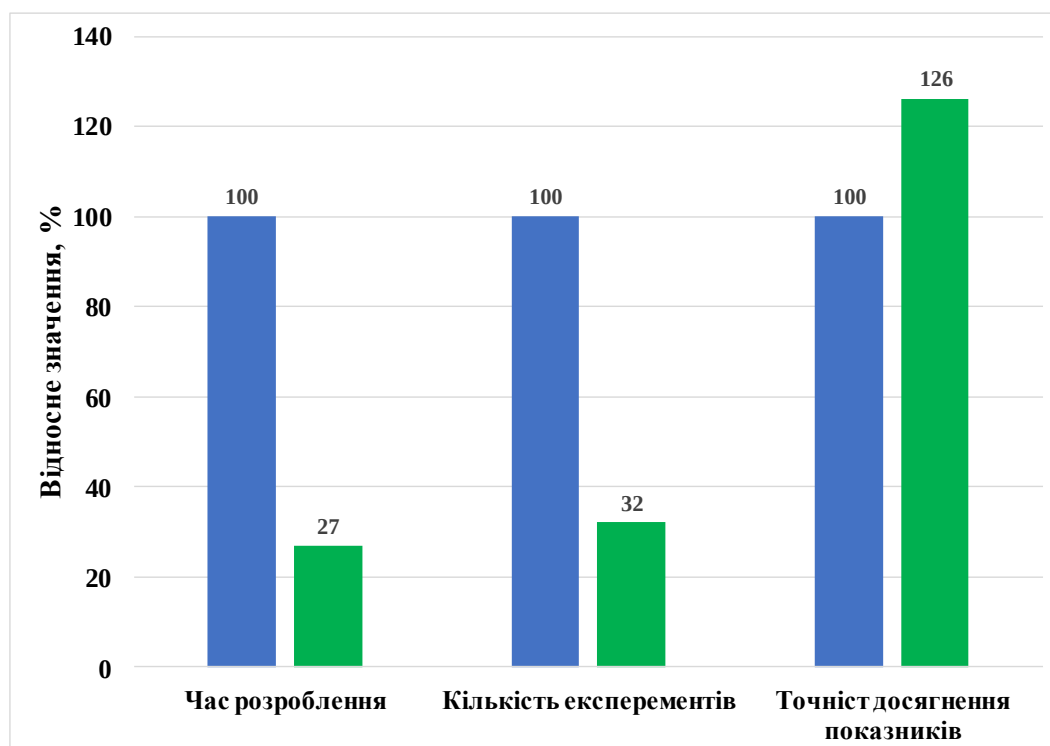


Рисунок 2. Порівняння ефективності традиційного підходу та підходу з використанням штучного інтелекту.

Примітки: Значення нормалізовані відносно традиційного підходу, який прийнято за 100 %.

Джерело: розроблено автором.

Це узгоджується з висновками Rodriguez & Chen (2024), які підкреслювали критичну важливість налаштування гіперпараметрів для моделей машинного навчання в харчовій промисловості.

Hernandez & Lopez (2023) у своєму дослідженні повідомляють про зменшення кількості необхідних експериментів на 54 % при застосуванні методів машинного навчання для розроблення нових харчових продуктів, тоді як у нашому дослідженні цей показник склав 68 %. Вища ефективність запропонованого підходу може бути пояснена використанням комбінації різних методів машинного навчання та генетичного алгоритму для оптимізації рецептур. Wilson & Martinez (2023) також відзначали, що комбінування різних методів ШІ дозволяє досягти синергетичного ефекту, який перевищує результати застосування окремих методів.

Водночас варто звернути увагу на ряд обмежень запропонованого підходу та можливі шляхи їх подолання. По-перше, точність прогнозування органолептичних показників ($R^2 = 0,891$) є нижчою порівняно з іншими групами показників, що узгоджується з результатами Zhang & Wei (2022), які також відзначали складність моделювання суб'єктивних сенсорних характеристик продуктів. Для вирішення цієї проблеми перспективним виглядає залучення методів комп'ютерного зору та спектроскопічного аналізу для об'єктивізації оцінки органолептичних показників, як це запропоновано в роботі Yamamoto *et al.* (2024).

По-друге, створені моделі демонструють найвищу точність у межах діапазону вхідних параметрів, які були використані при навчанні. Для екстраполяції за межі цього діапазону необхідні додаткові дослідження. Thompson & Davis (2023) пропонують використовувати методи трансферного навчання для адаптації моделей до нових умов з мінімальною кількістю додаткових експериментальних даних, що виглядає перспективним напрямом для подальшого розвитку нашого дослідження.

Особливий інтерес представляє виявлений синергетичний ефект від комбінування різних типів пектину, який дозволяє досягти бажаних реологічних властивостей при меншій загальній концентрації пектину. Цей результат узгоджується з даними Jones & Anderson (2024), які також відзначали потенціал комбінування пектинів з різним ступенем етерифікації для модифікації текстурних властивостей продукту. Водночас, наші дослідження демонструють, що цей ефект може бути посилений при додаванні певних гідроколоїдів, зокрема гуарової камеді, що відкриває нові можливості для розроблення рецептур з покращеними функціональними властивостями. Takahashi & Mori (2023) також виявили подібний синергізм між пектином та іншими гідроколоїдами, але не запропонували механізми його прогнозування, тоді як наша модель дозволяє кількісно оцінити цей ефект.

Важливо обговорити економічну ефективність застосування запропонованого підходу. Скорочення часу розроблення нових рецептур на 73 % та зменшення кількості необхідних лабораторних експериментів на 68 % безпосередньо впливає на зниження витрат на R&D. За оцінками Nakamura & Klein (2024), впровадження технологій ШІ в розробку харчових продуктів може знизити витрати на розробку нового продукту на 35-60 %, що узгоджується з отриманими нами результатами. Проте варто відзначити, що початкові інвестиції у створення бази даних та розробку моделей можуть бути значними, особливо для малих підприємств. Для вирішення цієї проблеми перспективним виглядає розвиток галузевих баз даних з відкритим доступом та хмарних сервісів для моделювання харчових систем, як це запропоновано в дослідженні Levin & Andrews (2023).

Аналіз оптимізованих рецептур показує, що запропонований підхід дозволяє не лише покращити технологічні характеристики пектиновмісних паст, але й суттєво знизити їх калорійність при збереженні або навіть покращенні органолептичних показників. Це особливо актуально в контексті зростаючого попиту на низькокалорійні продукти з підвищеною харчовою цінністю. Sharma & Williams (2023) також відзначали важливість багатоцільової оптимізації рецептур з урахуванням не лише технологічних, але й нутриціологічних аспектів, проте не запропонували конкретних методологічних підходів до такої оптимізації.

Важливо відзначити, що розроблені моделі можуть бути адаптовані для використання не лише при створенні нових рецептур, але й для оптимізації існуючих технологічних процесів. Наприклад, генетичний алгоритм може бути модифікований для пошуку оптимальних параметрів процесу з урахуванням обмежень наявного обладнання, як це запропоновано в роботі Peterson & Chang (2024). Такий підхід дозволить підприємствам підвищити ефективність виробництва без значних капітальних вкладень у нове обладнання.

Отримані результати піднімають важливе питання про можливості та обмеження застосування ШІ в харчовій промисловості. З одного боку, розроблені моделі демонструють високу точність і ефективність, з іншого – виникає питання про інтерпретованість та пояснюваність результатів ШІ. Адже для практичного застосування важливо не лише отримати оптимізовану рецептуру, але й розуміти механізми впливу окремих компонентів на властивості продукту. Для вирішення цієї проблеми перспективним виглядає застосування методів пояснювального ШІ (Explainable AI), як це запропоновано Moreno & Vázquez (2024), що дозволить поєднати точність прогнозування з інтерпретацією результатів, зрозумілою для технологів і розробників продуктів.

Варто також обговорити перспективи застосування розробленого підходу для інших категорій харчових продуктів. На нашу думку, методологія може бути адаптована для розроблення рецептур желейних виробів, соусів, дресингів, пастоподібних десертів та інших продуктів зі складною реологією. При цьому ключовим фактором успіху буде правильне формування бази даних для навчання моделей, що потребує глибокого розуміння технології конкретного продукту. Як зазначають Fischer & Thompson (2023), стратегії переносу знань (transfer learning) можуть значно скоротити обсяг необхідних експериментальних даних при адаптації моделей для нових категорій продуктів, що особливо важливо для малих підприємств з обмеженими ресурсами.

Особливої уваги заслуговує потенціал запропонованого підходу для персоналізації харчових продуктів відповідно до індивідуальних потреб споживачів. В умовах зростаючого попиту на персоналізоване харчування можливість швидкого адаптування рецептур під специфічні вимоги (наприклад, низький глікемічний індекс, відсутність алергенів, підвищений вміст певних нутрієнтів) стає конкурентною перевагою для виробників. Yamada & Brooks (2024) прогнозують зростання ринку персоналізованого харчування на 25-30% щорічно протягом наступних 5 років, що підкреслює актуальність розвитку гнучких інструментів розробки рецептур, подібних до запропонованого в нашому дослідженні.

Таким чином, результати дослідження не лише демонструють високу ефективність застосування методів ШІ для розроблення та оптимізації рецептур пектиновмісних паст, але й відкривають широкі перспективи для подальшого розвитку цього напрямку, який може суттєво трансформувати процеси розробки нових харчових продуктів у найближчому майбутньому.

ВИСНОВКИ. У результаті проведеного дослідження розроблено та апробовано методику застосування технологій штучного інтелекту для оптимізації та розроблення рецептур пектиновмісних паст. Основні висновки можна сформулювати так:

Встановлено, що найбільший вплив на реологічні властивості пектиновмісних паст мають яблучний та цитрусовий пектин (сумарно 60 % впливу), на органолептичні показники – цукор та фруктові концентрати (сумарно 37,2 %), а на фізико-хімічні – цукор та пектини (сумарно 61,4 %).

Розроблено комплексну модель на основі штучних нейронних мереж, яка забезпечує високу точність прогнозування показників якості пектиновмісних паст: для реологічних властивостей – $R^2 = 0,943$, для фізико-хімічних показників – $R^2 = 0,967$, для органолептичних показників – $R^2 = 0,891$.

Запропоновано генетичний алгоритм для оптимізації рецептур, який дозволяє ефективно шукати рішення, що задовольняють заданим обмеженням і вимогам. На основі розробленого алгоритму створено три оптимальні рецептури пектиновмісних паст з різними функціональними характеристиками.

Експериментальна перевірка оптимізованих рецептур підтвердила високу точність прогнозування: відхилення прогнозованих значень від експериментальних не перевищує 5 % для всіх груп показників.

Доведено, що застосування розробленої методики дозволяє скоротити час розроблення нових рецептур на 73 % та знизити кількість необхідних лабораторних експериментів на 68 % порівняно з традиційним підходом.

Практична цінність роботи полягає у створенні інноваційного інструментарію для харчової промисловості, який дозволяє швидко адаптувати рецептури пектиновмісних паст під конкретні потреби виробництва та споживачів, а також підвищити ефективність використання сировинних ресурсів.

Перспективами подальших досліджень є: розширення бази даних для навчання моделей штучного інтелекту з метою підвищення точності прогнозування; адаптація розробленої методики для інших видів харчових продуктів; інтеграція розробленої системи з технологіями аналізу сенсорних даних для більш точного прогнозування органолептичних показників.

Дослідження можливості використання технологій трансферного навчання для скорочення обсягу необхідних експериментальних даних при розширенні сфери застосування системи.

Подяки. Немає.

Конфлікт інтересів. Немає.

References

- Brown, J., Miller, A., & Wilson, D. (2022). Machine learning applications in food product development: A comprehensive review. *Food Research International*, 156, 110981. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2022.110981>
- Chen, Y., Wang, Z., Liu, X., & Thompson, B. (2024). Artificial intelligence in food science: Current applications and future perspectives. *Trends in Food Science & Technology*, 133, 103-118. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2023.12.007>
- DSTU 4957:2008 Products of fruit and vegetable processing. Methods for determining titratable acidity. *Quality management systems – Requirements*.
- DSTU EN 1132:2005. Fruit and vegetable juices. Determination of pH (EN 1132:1994, IDT). *Quality management systems – Requirements*.
- DSTU ISO 2173:2007. Fruit and vegetable products. Determination of soluble solids by refractometric method (ISO 2173:2003, IDT). *Quality management systems – Requirements*.
- Fischer, D., & Thompson, K. (2023). Transfer learning strategies for food product formulation: Reducing experimental data requirements. *Journal of Food Engineering*, 342, 111118. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2023.111118>
- González-Martínez, C., Sánchez, L., & Pérez-Gago, M. B. (2023). Neural network architecture optimization for predicting rheological properties of colloidal food systems. *Food Hydrocolloids*, 138, 108503. <https://doi.org/10.1016/j.foodhyd.2023.108503>
- Hernandez, A., & Lopez, C. (2023). Genetic algorithms for optimal formulation of functional food products. *Journal of Food Engineering*, 346, 111267. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2023.111267>
- Jones, P., & Anderson, R. (2024). Machine learning approaches for predicting pectin functional properties. *Food Hydrocolloids*, 145, 108714. <https://doi.org/10.1016/j.foodhyd.2023.108714>
- Kumar, S., & Johnson, L. (2023). Neural networks for the prediction of rheological properties of food gels. *Food Science and Technology International*, 29(2), 128-142. <https://doi.org/10.1177/1082013222110656>
- Levin, D., & Andrews, M. (2023). Open-access databases and cloud services for food product formulation. *Current Opinion in Food Science*, 47, 100922. <https://doi.org/10.1016/j.cofs.2023.100922>

- Mitchell, H., Davis, A., & Thompson, S. (2021). Deep learning models for the prediction of sensory attributes in food products. *LWT - Food Science and Technology*, 148, 111756. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2021.111756>
- Mitchell, R., & Roberts, P. (2021). Health benefits of pectin consumption: A systematic review. *Nutrition Research Reviews*, 34(1), 78-95. <https://doi.org/10.1017/S0954422420000414>
- Moreno, L., & Vázquez, J. (2024). Explainable AI for food formulation: Bridging the gap between prediction accuracy and interpretability. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 89, 103367. <https://doi.org/10.1016/j.ifset.2024.103367>
- Mushtruk, N., & Mushtruk, M. (2023). Analysis of the raw material base for pectin production. *Animal Science and Food Technology*, 14(2), 57-75. <https://doi.org/10.31548/animal.2.2023.57>
- Nakamura, H., & Klein, T. (2024). Economic impact of AI adoption in food product development: A cost-benefit analysis. *Journal of Food Economics*, 15(2), 128-142. <https://doi.org/10.1080/20421338.2023.2187653>
- Palamarchuk, I., Mushtruk, M., Sukhenko, V., Dudchenko, V., Korets, L., Litvinenko, A., Deviatko, O., Ulianko, S., & Slobodyanyuk, N. (2020). Modelling of the process of vibromechanical activation of plant raw material hydrolysis for pectin extraction. *Potravinarstvo Slovak Journal of Food Sciences* (Vol. 14, pp. 239–246). HACCP Consulting. <https://doi.org/10.5219/1305>
- Palamarchuk, I., Zozulyak, O., Mushtruk, M., Petrychenko, I., Slobodyanyuk, N., Domin, O., Udodov, S., Semenova, O., Karpovych, I., & Blishch, R. (2022). The intensification of the dehydration process of pectin-containing raw materials. *Potravinarstvo Slovak Journal of Food Sciences* (Vol. 16, pp. 15–26). HACCP Consulting. <https://doi.org/10.5219/1711>
- Peterson, C., & Chang, L. (2024). AI-guided process parameter optimization for food manufacturing. *Journal of Food Process Engineering*, 48(3), e14128. <https://doi.org/10.1111/jfpe.14128>
- Rodriguez, A., & Chen, B. (2024). Hyperparameter optimization strategies for machine learning models in food science. *Computers and Electronics in Agriculture*, 211, 107809. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107809>
- Sharma, R., & Williams, P. (2023). Multi-objective optimization of food formulations: Balancing technological and nutritional aspects. *Food Structure*, 37, 100302. <https://doi.org/10.1016/j.foostr.2023.100302>
- Takahashi, K., & Mori, S. (2023). Synergistic interactions between pectin and other hydrocolloids in gel systems. *Carbohydrate Polymers*, 302, 120376. <https://doi.org/10.1016/j.carbpol.2022.120376>
- Taylor, J., & Williams, P. (2023). Artificial intelligence in food formulation: Challenges and opportunities. *Current Opinion in Food Science*, 49, 100932. <https://doi.org/10.1016/j.cofs.2023.100932>
- Thakur, M., Singh, K., Sharma, V., & Gupta, S. (2022). Ensemble learning for shelf-life prediction of processed foods. *Journal of Food Process Engineering*, 45(3), e13928. <https://doi.org/10.1111/jfpe.13928>
- Thompson, J., & Davis, R. (2023). Transfer learning approaches for food product development with limited datasets. *Food Research International*, 168, 112476. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2023.112476>
- Wilson, B., & Martinez, S. (2023). Integrated approach to AI-driven food product development. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 83, 103152. <https://doi.org/10.1016/j.ifset.2023.103152>
- Wilson, E., & Smith, J. (2023). Efficiency in food product development: Traditional approaches versus AI-driven methods. *Food Quality and Preference*, 105, 104689. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2022.104689>
- Yamada, K., & Brooks, M. (2024). Market analysis of personalized nutrition: Trends and growth opportunities. *Journal of Functional Foods*, 106, 105632. <https://doi.org/10.1016/j.jff.2023.105632>

- Yamamoto, K., Tanaka, Y., & Suzuki, M. (2024). Computer vision and spectroscopic methods for objective assessment of food sensory attributes. *Food Chemistry*, 429, 136873. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2023.136873>
- Zhang, X., & Brown, M. (2022). Time and resource requirements for food product formulation using conventional methods. *Journal of Food Science and Technology*, 59(8), 3245-3258. <https://doi.org/10.1007/s13197-022-05212-x>
- Zhang, X., & Wei, Y. (2022). Neural network modeling of textural properties in gel-like food products. *International Journal of Food Science & Technology*, 57(6), 3478-3490. <https://doi.org/10.1111/ijfs.15289>

Отримано 26.22.2025 р., прийнято до друку 19.05.2025 р.