

**122 КОМП'ЮТЕРНІ НАУКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ  
ТЕХНОЛОГІЇ**

УДК 004.414:004.8:613.2

DOI: 10.31498/2225-6733.53.1.2026.359758

**ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МОБІЛЬНОГО КЕРУВАННЯ ХАРЧОВИМИ  
РЕСУРСАМИ З ВИКОРИСТАННЯМ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ НА БАЗІ  
АРХІТЕКТУРИ SWIFTUI ТА МОДЕЛЕЙ LLM**

<b>Балалаєва О.Ю.</b>	канд. техн. наук, доцент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: <a href="https://orcid.org/0000-0003-1461-4399">https://orcid.org/0000-0003-1461-4399</a> , e-mail: <a href="mailto:balalaeva_e_u@pstu.edu">balalaeva_e_u@pstu.edu</a> ;
<b>Марченко І.Ф.</b>	канд. техн. наук, доцент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: <a href="https://orcid.org/0000-0002-4566-3866">https://orcid.org/0000-0002-4566-3866</a> , e-mail: <a href="mailto:marchenko_i_f@pstu.edu">marchenko_i_f@pstu.edu</a> ;
<b>Браткевич В.П.</b>	магістр, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, e-mail: <a href="mailto:bratkevych_v_p@students.pstu.edu">bratkevych_v_p@students.pstu.edu</a>

У роботі наведено результати розробки та апробації мобільної інтелектуальної системи «FridgeChief», призначеної для автоматизації управління харчовими ресурсами домогосподарств. Програмний продукт реалізовано в середовищі Xcode з використанням мови Swift та фреймворків SwiftUI і SwiftData, що забезпечує нативну продуктивність та ефективне керування локальними базами даних інгредієнтів. Ключовою технологічною особливістю додатка є інтеграція з OpenAI API, що дозволяє використовувати моделі GPT-4 Turbo для динамічної генерації рецептур та DALL-E 3 для їх візуалізації. В ході дослідження обґрунтовано архітектуру системи, яка реалізує безшовну взаємодію між локальним інвентарем та хмарними LLM-моделями. Функціонал застосунок забезпечує детальний аналіз наявних продуктів і врахування широкої матриці дієтичних обмежень: веганство, вегетаріанство, безглютену, безлактозу, палео-, кето- та низьковуглеводну дієти. Згенеровані рекомендації включають назву страви, час приготування, рівень складності, перелік компонентів та покрокові інструкції. Реалізовано механізм збереження рецептів на пристрої та алгоритм варіативності, що виключає дублювання страв при однаковому наборі інгредієнтів. Експериментальна верифікація протягом 30 днів підтвердила високу працездатність обраного технологічного стека. Впровадження системи дозволило скоротити обсяг харчових відходів на 64%, а загальний рівень утилізації продуктів знизився з 26,8% до 9,6%. Зафіксовано оптимізацію продуктивних витрат користувачів на 25,7%. Поведінковий аналіз показав зниження частоти непланових закупівель у 2,5 рази, тоді як суб'єктивна оцінка якості планування раціону зросла у 2,2 рази. Доведено, що використання генеративного ШІ в нативних мобільних інтерфейсах є ефективним інструментом впровадження концепції «zero-waste» через точну персоналізацію та мінімізацію часових витрат на планування.

**Ключові слова:** штучний інтелект; машинне навчання; мобільний додаток; генеративні моделі; планування раціону; управління харчовими ресурсами; мінімізація відходів; Swift; OpenAI API; zero-waste.

**Постановка проблеми**

У реаліях сьогодення проблема раціонального споживання ресурсів набуває глобального масштабу. За даними Продовольчої та сільськогосподарської організації ООН (FAO) щорічно втрачається або викидається близько однієї третини всіх харчових продуктів, вироблених для споживання людиною. Це не лише спричиняє значні економічні збитки для домогосподарств, а й створює колосальне навантаження на екологію через викиди парникових газів на сміттєзвалища та неефективне використання орних земель і води.

Однією з ключових причин виникнення харчових відходів на рівні кінцевого споживача є відсутність ефективних інструментів для моніторингу наявних запасів продуктів та складність оперативного планування раціону на їх основі. Користувачі часто купують

зайві товари або не встигають використати ті, що вже є в наявності, до закінчення терміну їх придатності. Традиційні методи контролю (паперові списки, замітки) є незручними, а стандартні мобільні додатки з рецептами зазвичай не враховують індивідуальні запаси конкретного користувача в режимі реального часу.

Актуальним завданням є створення інтелектуальної системи, яка б не просто автоматизувала облік продуктів, а й пропонувала персоналізовані рішення (рецепти, плани харчування), адаптовані під конкретний перелік наявних продуктів, а також дієтичні потреби або вподобання людини.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій**

Проблема управління харчовими ресурсами та автоматизації раціону за останні роки змістилася з

простого хмарного обліку в бік використання генеративного штучного інтелекту та комп'ютерного зору. Класифікація існуючих рішень дає змогу виділити три основні напрями досліджень.

По-перше, це використання комп'ютерного зору для ідентифікації продуктів. Важливою складовою є автоматизація введення даних, адже ручне введення переліку продуктів є головним бар'єром для користувачів. У роботі [1] представлено систему на основі глибокого навчання, яка розпізнає типи продуктів за зображеннями з камери смартфона з точністю понад 90%. Однак авторами зазначається складність розпізнавання напівфабрикатів та продуктів у закритих упаковках.

По-друге, це генетичні та дієтологічні алгоритми персоналізації. Сучасні інтелектуальні системи мають на меті враховувати не лише наявність продуктів, а й біологічні потреби організму. У роботі [2] розглянуто інтеграцію нутригенетичних даних у мобільні додатки, при цьому авторами показано, що персоналізація на основі ШІ дозволяє ефективніше коригувати індекс маси тіла порівняно з універсальними дієтами.

По-третє, це генеративні мовні моделі (LLM) у плануванні харчування. Розвиток LLM, зокрема архітектур GPT, відкрив нові можливості для генерації контенту. У роботі [3] підкреслено, що використання ШІ-помічників дозволяє скоротити обсяг побутових відходів на 20-30% завдяки креативному використанню інгредієнтів, які зазвичай утилізуються. Дослідження [4-7] демонструють ефективність використання ШІ для створення текстових рекомендацій, проте інтеграція таких моделей у мобільні додатки для контролю харчових ресурсів все ще перебуває на етапі становлення. Зокрема, існують проблеми з точністю обробки структурованих даних (наприклад, переведення інгредієнтів у грами чи мілілітри) та візуалізацією кінцевого результату.

Сучасний ринок FoodTech-застосунків характеризується функціональною сегментацією, що перешкоджає створенню єдиного інтелектуального середовища для раціонального споживання. Проведений аналіз дозволяє виділити декілька ключових категорій програмних продуктів та притаманні їм обмеження.

Перша категорія охоплює системи цифрового обліку інвентарю, такі як NoWaste [8] та Kitcher [9]. Дані рішення зосереджені на моніторингу термінів придатності та кількісному аналізі залишків. Проте їх ефективність нівелюється високою трудомісткістю ручного введення даних та відсутністю інструментів для подальшої кулінарної обробки зафіксованої інформації.

Другу групу становлять бази даних рецептів із функцією пошуку за інгредієнтами, зокрема SuperCook [10] та Yummlly [11]. Експлуатація цих платформ виявила їх низьку адаптивність: алгоритми базуються на жорсткому зіставленні статичних списків, що унеможливає автоматичну заміну відсутніх продуктів або врахування динамічних дієтичних потреб користувача.

Окремий сегмент займають платформи прецизійного харчування (ZOE [12], NutriGenomix [13]), які пропонують глибоку персоналізацію на основі біометричних даних. Однак вони ігнорують побутовий контекст, не враховуючи наявність реальних харчових ресурсів у домогосподарстві. Соціальні сервіси перерозподілу надлишків, такі як Olio [14] та Too Good To Go [15], хоча і сприяють екологічній стійкості, спрямовані на зовнішню утилізацію продуктів, а не на предиктивне планування всередині системи.

Таким чином, проведений аналіз наукових джерел та існуючих програмних рішень свідчить, що попри значні успіхи у сферах комп'ютерного зору та дієтологічних алгоритмів, питання створення комплексного мобільного інструменту, який би поєднував точний облік інвентарю з креативною генерацією рецептів та їх якісною візуалізацією, залишається відкритим. Виявлений технологічний дефіцит між простими системами обліку та жорстко структурованими кулінарними базами, а також існуючий розрив між теоретичними можливостями LLM та їх практичною імплементацією в нативні мобільні застосунки, обґрунтовують необхідність розробки власної інтелектуальної системи, яка б забезпечувала безшовну інтеграцію інвентаризації та генеративного моделювання раціону на основі нових архітектурних підходів. Такий підхід дозволить вийти за межі обмежень статичних алгоритмів і забезпечити високу релевантність рекомендацій за мінімальних часових витрат користувача.

---

### Мета статті

---

Метою даної роботи є дослідження методів машинного навчання, зокрема генеративних моделей GPT-4 та DALL-E 3, та розробка на їх основі інтелектуальної мобільної системи для iOS, яка б забезпечувала персоналізоване планування раціону, автоматизований облік харчових запасів та сприяла зменшенню обсягів харчових відходів у домогосподарствах.

---

### Виклад основного матеріалу

---

Для вирішення поставленої проблеми було розроблено архітектуру інтелектуальної системи «FridgeChief», що базується на клієнт-серверній взаємодії. Основним інструментом реалізації обрано мову Swift та платформу iOS через її високу продуктивність у роботі з локальними базами даних та широкі можливості інтеграції з API.

Головним компонентом системи є інтелектуальний агент, побудований на базі моделі GPT-4 Turbo. Вибір моделі обґрунтовано результатами тестування на точність виконання інструкцій та здатність працювати з контекстом обсягом до 128 тис. токенів.

Алгоритм функціонування системи складається з наступних кроків:

Крок 1. Збір даних: користувач вносить продукти через інтерфейс, при цьому дані зберігаються локально за допомогою фреймворку SwiftData.

Крок 2. Обробка запиту: при виборі опції «Згенерувати рецепт» система формує складний промпт, що містить: перелік наявних інгредієнтів, терміни їх придатності, дієтичні вподобання та бажану складність приготування.

Крок 3. Генерація контенту: через REST API запит надсилається до серверів OpenAI, при цьому модель повертає структуровану відповідь у форматі JSON.

Крок 4. Візуалізація: паралельно з текстом рецепта модель DALL-E 3 генерує зображення готової страви, що підвищує залученість користувача.

Розглянемо архітектурне проектування системи. Для реалізації високорівневої логіки додатка «FridgeChief» було обрано архітектурний патерн MVVM (Model-View-ViewModel). Вибір обґрунтовано необхідністю чіткого розділення стану інтерфейсу та бізнес-логіки, що особливо важливо при роботі з асинхронними потоками даних від OpenAI API.

Структура системи включає:

- Model – визначає структури даних (інгредієнти, рецепти, користувацькі профілі);
- View – реалізована на фреймворку SwiftUI, що дозволяє будувати декларативний та адаптивний інтерфейс;
- ViewModel – виконує роль посередника, обробляючи запити до сервісів III та керуючи станом локального сховища.

Центральним елементом системи є алгоритм формування персоналізованих рекомендацій. Процес генерації рецепта базується на методі Chain-of-Thought, що дозволяє моделі послідовно аналізувати вхідні дані:

- а) аналіз інвентарю – система передає масив об'єктів `FoodItem` з бази даних `SwiftData`;
- б) фільтрація за терміном придатності – алгоритм пріоритетизує продукти, що потребують негайного використання;
- в) врахування обмежень – інтеграція параметрів користувача (алергії, дієтичні типи).

Для отримання структурованої відповіді використано механізм `JSON Mode`, що дозволяє автоматично трансформувати текстову відповідь III у Swift-об'єкти без помилок парсингу.

Локальне збереження даних реалізовано за допомогою `SwiftData`. Це дозволило відмовитися від складних мапінгів `CoreData` на користь нативних Swift-декларативних. Основні сутності бази даних включають `Recipe`, `Ingredient` та `UserPreferences`.

Ключовим технічним рішенням є багатопотокова обробка запитів:

- основний потік (`Main Thread`) відповідає за плавність інтерфейсу;
- фонові потоки (`Background Threads`) виконують мережеві запити до ендпоінтів `/v1/chat/completions` (для тексту) та `/v1/images/generations` (для візуалізації страви через DALL-E 3).

Для підвищення естетичної привабливості та залученості користувача, додаток автоматично формує

запит до DALL-E 3. Промпт для генерації зображення будується динамічно на основі назви та ключових інгредієнтів згенерованого рецепта.

Програмний комплекс використовує захищене зберігання API-ключів через `Keychain`, що запобігає витоку конфіденційних даних доступу до сервісів OpenAI. Архітектура спроектована таким чином, що заміна моделі (наприклад, перехід з GPT-4 на майбутні ітерації) потребує лише оновлення константи в конфігураційному файлі, не змінюючи логіку роботи всього додатка.

Розглянемо приклад роботи інтелектуальної системи «FridgeChief» (рис. 1).

На першому етапі формується простір інгредієнтів. Після запуску додатку на мобільному пристрої під управлінням iOS відкривається головний екран. Інтерфейс спроектовано таким чином, щоб мінімізувати час на введення даних. Користувач формує вхідний набір продуктів («віртуальний холодильник») шляхом введення їх назв у текстове поле та додавання до динамічного списку. Реалізовано можливість редагування списку «на льоту»: помилково введені або непотрібні позиції видаляються стандартним жестом (`swipe-to-delete`), що дозволяє швидко змінювати умови експерименту без перезавантаження програми.

На другому етапі задається конфігурація параметрів генерації. Для перевірки гнучкості алгоритму штучного інтелекту програмне забезпечення дозволяє задавати додаткові обмежувальні фактори. Перед ініціацією запиту користувач має можливість налаштувати:

- дієтичні переваги – вибір таких специфічних режимів харчування, як, наприклад, веганське, кето-дієта, безглютенове тощо;
- енергетичну цінність – встановлення ліміту калорій на порцію, що є важливим метричним показником для оцінки адекватності роботи нейромережі.
- бюджетні обмеження – визначення цінового діапазону (`Low`, `Medium`, `High`), що дозволяє перевірити здатність системи адаптувати рецепти під економічні вимоги.

На третьому етапі здійснюється генерація та обробка запиту. Ініціація процесу створення рецепту відбувається натисканням керуючого елемента «Generate Recipe». У цей момент програмне забезпечення блокує інтерфейс індикатором завантаження та виконує асинхронний запит до хмарного середовища OpenAI. Система агрегує введені інгредієнти та налаштування у структурований промпт, передає його моделі GPT-4 для генерації тексту та моделі DALL-E 3 для створення візуалізації.

На четвертому етапі здійснюється візуалізація та валідація результатів. Результат роботи алгоритму відображається на окремому екрані детального перегляду. Експериментальне програмне забезпечення надає вихідні дані у структурованому вигляді (див. рис. 1):

- відображається згенерована назва, розрахунковий час приготування та складність;

- завантажується фотореалістичне зображення готової страви, що дозволяє оцінити її візуальну привабливість;
- список необхідних компонентів з їх кількісними характеристиками;
- алгоритм приготування, тобто покрокова інструкція, яка є основним об'єктом аналізу на предмет логічної зв'язності та здійсненності.

Для забезпечення можливості ретроспективного аналізу серій експериментів, програма автоматично зберігає всі згенеровані результати у локальну базу даних. Доступ до збережених рецептів здійснюється через вкладку історії. Це дозволяє порівнювати результати генерації для однакових наборів продуктів при різних параметрах налаштувань (наприклад, як змінюється рецепт для одного набору продуктів при зміні дієти з «Standard» на «Keto»).

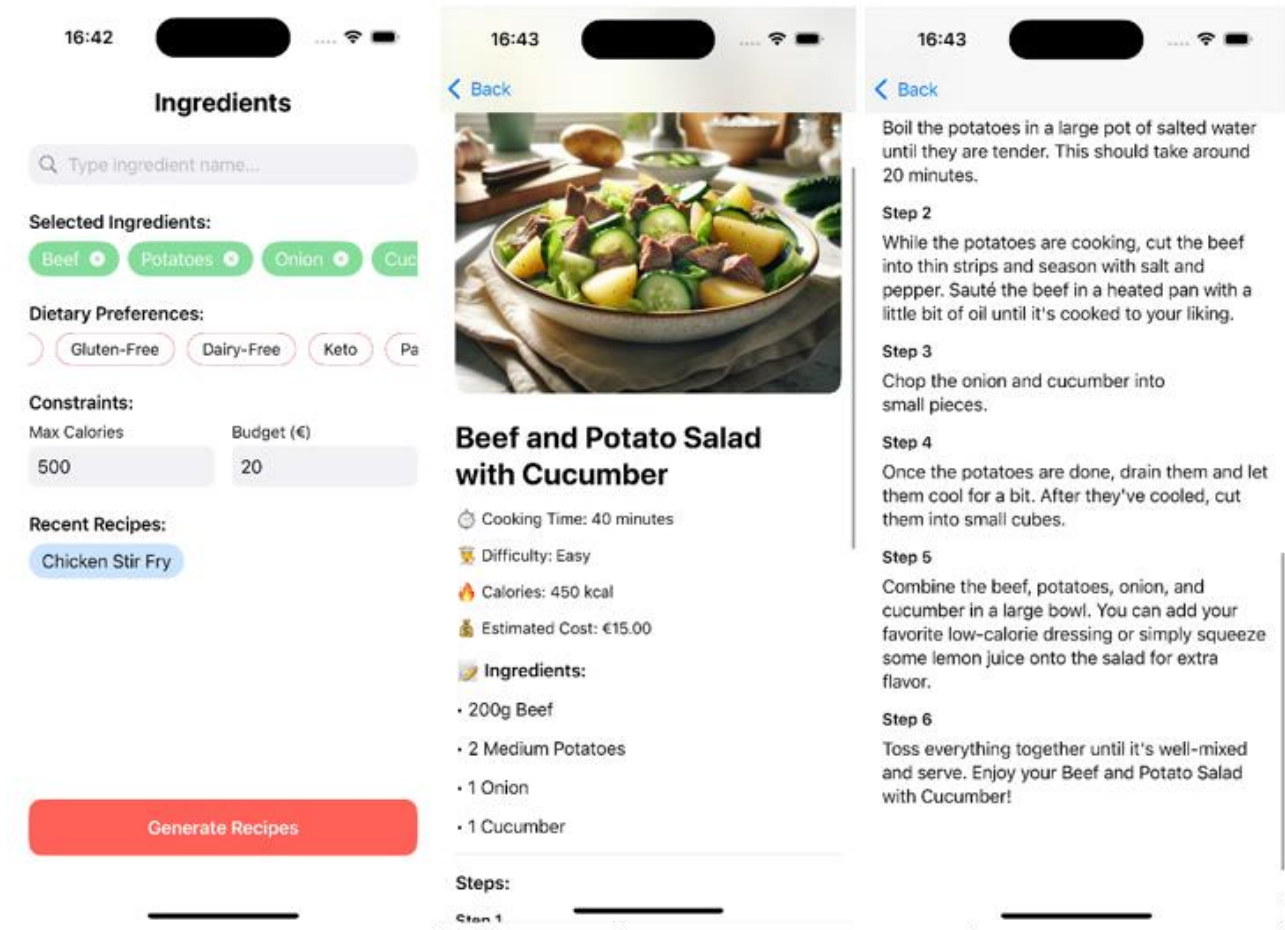


Рис. 1 – Інтерфейс додатка із згенерованим персоналізованим рецептом

Результат роботи моделі GPT-4 Turbo свідчить про високу точність контекстуальної обробки. Згенерований рецепт (рис. 1) не є статичним шаблоном, а виступає результатом динамічного синтезу на основі наявних у базі даних SwiftData інгредієнтів. Текст інструкцій характеризується логічною послідовністю та кулінарною валідністю.

Інтеграція з DALL-E 3 дозволила реалізувати функцію превізуалізації готової страви. Аналіз зображення підтверджує повну семантичну відповідність згенерованому тексту: склад страви на фото ідентичний переліку інгредієнтів. Використання фотореалістичної візуалізації високої роздільної здатності є критичним фактором для підвищення споживчої залученості та

психологічного стимулювання раціонального використання продуктів.

Застосування механізму JSON Mode при взаємодії з API OpenAI забезпечило коректну типізацію даних. Система успішно трансформувала неструктуровану відповідь неймережі у конкретні цифрові показники (час приготування, метричні одиниці інгредієнтів), що дозволяє автоматизувати подальше списання продуктів з віртуального інвентарю домогосподарства.

Для комплексної оцінки ефективності розробленої інтелектуальної системи було проведено серію експериментів, що охоплювали технічні метрики та продуктові показники якості.

Важливим етапом дослідження стало визначення оптимального технологічного базису для генерації текстового та графічного контенту. Для цього було проведено багатокритеріальне тестування 7 провідних великих мовних моделей (LLM) та 7 дифузійних моделей візуалізації. Оцінювання здійснювалося за 5-бальною шкалою на основі релевантної вибірки зі 100 тестових запитів за параметрами «ціна–якість–швидкість».

Результати порівняльного аналізу (рис. 2) свідчать про домінування моделі GPT-4 Turbo від OpenAI. Вона отримала найвищий інтегральний показник (4,5 бала), продемонструвавши виняткову точність у дотриманні складних кулінарних інструкцій та глибоке розумінню контексту (якість генерації 9,5/10).

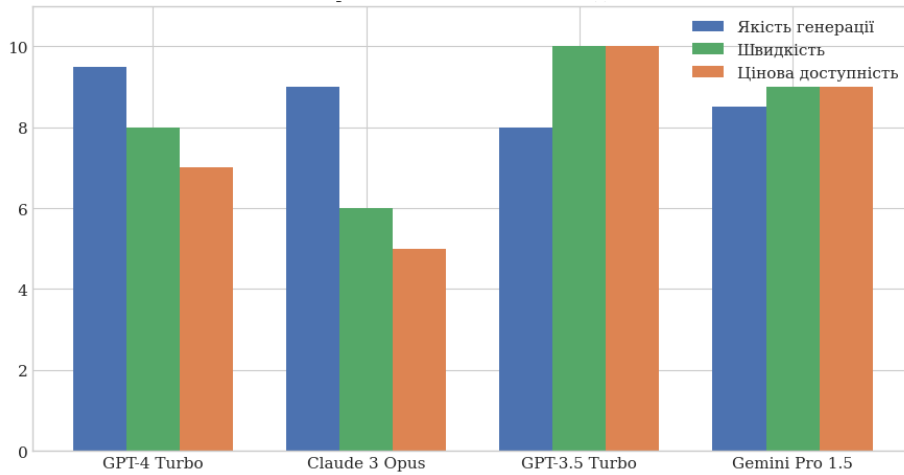


Рис. 2 – Ефективність текстових моделей

Хоча модель GPT-3.5 Turbo показала кращі результати за швидкістю відгуку (2–4 с проти 5–8 с у GPT-4) та нижчу питому вартість токенів, вона суттєво поступається у здатності формувати складні страви із обмеженого набору інгредієнтів. Моделі сімейства Claude 3 (Opus), попри високу якість, були відхилені через низьку швидкість генерації (до 10 с) та вищу вартість експлуатації, що є критичним для мобільного додатка з високою інтенсивністю запитів.

У сегменті візуалізації результатів (рис. 3) лідируючу позицію посіла модель DALL-E 3 з інтегральною

оцінкою 4,0. Головною перевагою даної моделі є висока семантична відповідність сформованому промпту – здатність «розуміти» специфічні поєднання інгредієнтів та відтворювати їх із високим ступенем фотореалістичності. Конкурентні рішення, зокрема Midjourney v6, хоча й забезпечують високу художню якість зображень, виявилися менш придатними для автоматизації через складність інтеграції через API та схильність до надмірної стилізації, що іноді спотворює реалістичне представлення страви.

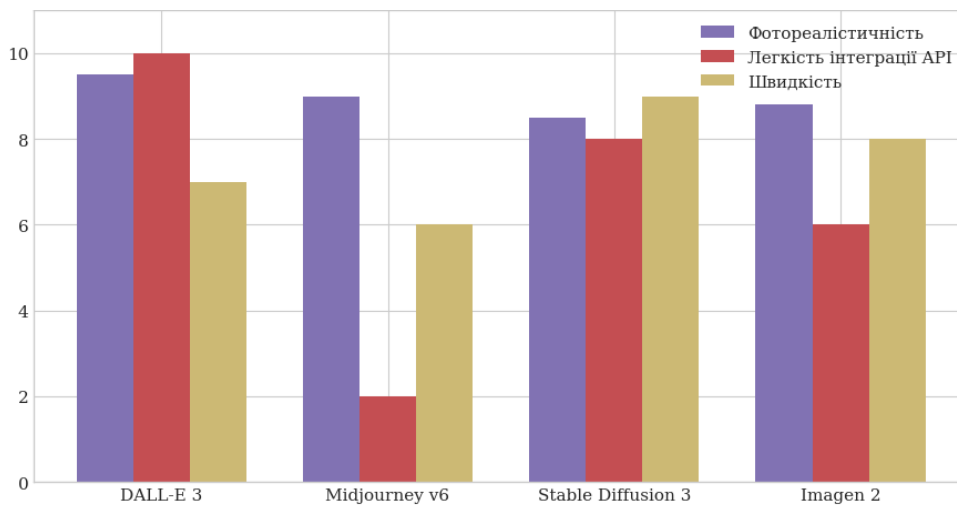


Рис. 3 – Порівняння моделей генерації зображень

На основі матриці «Вартість-Якість» було обрано комбінацію GPT-4 Turbo + DALL-E 3.

Одним із ключових завдань дослідження було визначення впливу інтелектуального планування на бюджет домогосподарств. Апробація проводилася за участі 20 респондентів віку 25–52 роки та різної статі протягом 30-денного періоду.

Встановлено, що використання функції генерації рецептів на основі наявних залишків продуктів дозволяє суттєво оптимізувати витрати. Згідно з отриманими даними, середньомісячні витрати на продукти харчування

до впровадження системи склали 21 976 грн. Після місяця експлуатації додатка «FridgeChief» цей показник знизився до 16 318 грн. Середній відсоток економії склав 25,7%, при цьому 95% учасників експерименту зафіксували позитивну динаміку скорочення витрат.

Аналіз діаграми розмаху (рис. 4) свідчить про суттєве зміщення медіанного значення витрат вниз та зменшення варіативності даних, що підтверджує стабілізацію фінансової поведінки користувачів завдяки предиктивному плануванню покупок.

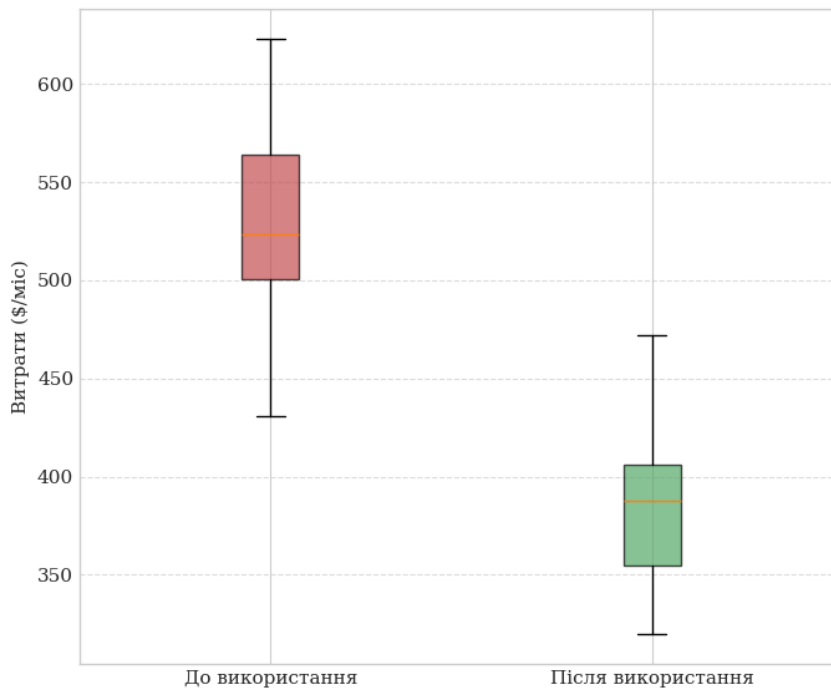


Рис. 4 – Діаграма розмаху щомісячних витрат на продукти

Комплексний аналіз поведінкових метрик респондентів, візуалізований за допомогою пелюсткової діаграми (рис. 5), демонструє суттєву позитивну динаміку в оптимізації споживчих процесів. Найбільш вагомим результатом впровадження системи стало радикальне скорочення обсягу харчових відходів. Середній показник утилізованих продуктів знизився з 26,8% до 9,6% від загального обсягу закупівлі. Відносне скорочення відходів на рівні 64% повністю підтверджує гіпотезу про те, що алгоритмічна генерація кулінарних рішень із наявних інгредієнтів ефективно запобігає їх передчасному псуванню. Інтеграція інтелектуального помічника безпосередньо вплинула на логістику закупівель. Середня частота відвідування продуктових магазинів знизилася з 6,1 до 2,4 рази на тиждень. Користувачі перейшли від стратегії спонтанних щоденних покупок до планового поповнення запасів.

Суб'єктивна оцінка навичок планування меню за 10-бальною шкалою зросла з 3,8 до 8,2 балів. Респонденти відзначили високу релевантність та логічну зв'язність згенерованих рецептів, а також вагомий роль візуального супроводу, реалізованого через модель DALL-E 3, що сприяло підвищенню довіри до рекомендацій системи.

Розроблена інтелектуальна система «FridgeChief» демонструє високий рівень адаптивності. Завдяки використанню архітектури REST API, додаток може бути легко масштабований:

- для індивідуальних користувачів – як персональний асистент зі здорового харчування;
- для екологічних ініціатив – як інструмент у межах концепції «Zero Waste»;
- для бізнесу – потенційна інтеграція з сервісами доставки продуктів (автоматичне формування кошика на основі відсутніх інгредієнтів для обраних рецептів).

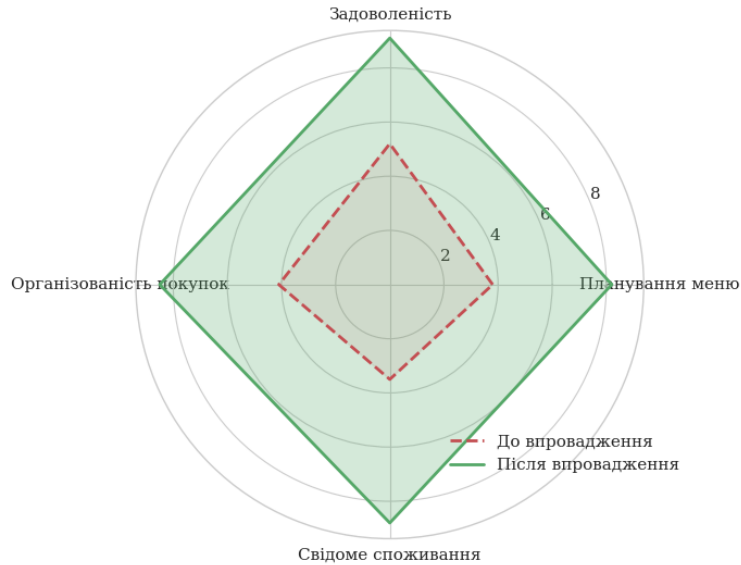


Рис. 5 – Пелюсткова діаграма зміни споживчої поведінки

### Висновки

Розроблено багаторівневу архітектуру мобільного додатка «FridgeChief» на базі мови Swift, що забезпечує безшовну взаємодію між локальним рівнем керування даними та хмарними сервісами генеративного штучного інтелекту. Використання сучасних декларативних інструментів SwiftUI дозволило створити адаптивний інтерфейс для динамічного відображення результатів роботи нейромереж.

У ході дослідження встановлено, що застосування моделі GPT-4 Turbo через OpenAI API гарантує найвищий показник логічної зв'язності та кулінарної валідності рецептів, а впровадження моделі DALL-E 3 забезпечує високу семантичну відповідність візуалізації текстовому опису. Це визначено як критичний чинник підвищення довіри користувача до автоматизованих рекомендацій та покращення UX-метрик системи.

Апробація системи протягом 30 днів за участі контрольної групи підтвердила її високу практичну ефективність: зафіксовано перехід користувачів до планової стратегії споживання, що зумовило зниження частоти відвідування магазинів з 6,1 до 2,4 раза на тиждень. Суб'єктивна оцінка якості планування раціону при цьому зросла з 3,8 до 8,2 бала за 10-бальною шкалою.

Експериментально доведено здатність інтелектуального помічника радикально мінімізувати обсяг харчових відходів – середній показник утилізації продуктів знизився з 26,8% до 9,6%. Економічна доцільність рішення підтверджується скороченням середньомісячних витрат на продукти з 21 976 грн до 16 318 грн (економія понад 25%), що свідчить про значну соціальну значущість проекту.

Подальший розвиток системи вбачається в автоматизації інвентаризації через інтеграцію модулів комп'ютерного зору для потокового розпізнавання об'єктів та сканування фіскальних чеків. Це дозволить

суттєво знизити поріг входу для користувача та підвищити точність прогнозних моделей завдяки мінімізації ручного введення даних.

### Перелік використаних джерел

- [1] Food recognition using deep learning: A review / B. Liu et al. 2022 4th International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICAC3N), Greater Noida, India, 16–17 December 2022. Pp. 1221-1225. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICAC3N56670.2022.10074297>.
- [2] Martínez-Pérez B., de la Torre-Díez I., López-Coronado M. Mobile Health Applications for the Most Prevalent Conditions by the World Health Organization: Review and Analysis. *Journal of Medical Internet Research*. 2013. Vol. 15, no. 6. Article e120. DOI: <https://doi.org/10.2196/jmir.2600>.
- [3] Liu J. Q., Boulom T. An AI-Powered Mobile Application for Reducing Food Waste through Cost Estimation and user Awareness. *Proceedings of 6th International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD)*, Chengdu, China, 23-26 May 2025. Pp. 37-45. DOI: <https://doi.org/10.5121/csit.2024.150104>.
- [4] Toh S. H. Y., Lee S. C., Sündermann O. Mobile Behavioral Health Coaching as a Preventive Intervention for Occupational Public Health: Retrospective Longitudinal Study. *JMIR Formative Research*. 2023. Vol. 7. Article e45678. DOI: <https://doi.org/10.2196/45678>.
- [5] Ataguba G., Orji R. Exploring Large Language Models for Personalized Recipe Generation and Weight-Loss Management. *ACM Transactions on Computing for Healthcare*. 2025. Vol. 6, iss. 2. Article 22. Pp. 1-57. DOI: <https://doi.org/10.1145/3712709>.

- [6] Sherin J., Prasath V. S., Rayen S. J. AI-Driven Recipe Recommendation System and Seamless Ingredient Delivery. *International Journal for Multidisciplinary Research (IJFMR)*. 2025. Vol. 7, iss. 1. Article 37792. DOI: <https://doi.org/10.36948/ijfmr.2025.v07i01.37792>.
- [7] Krupitzer C., Stein A. Food Informatics – Review of the Current State-of-the-Art, Revised Definition, and Classification into the Research Landscape. *Foods*. 2021. Vol. 10, iss. 11. Article 2889. DOI: <https://doi.org/10.3390/foods10112889>.
- [8] NoWaste official website. URL: <https://www.nowasteapp.com> (дата звернення 15.01.2026).
- [9] Kitche official website. URL: <https://www.kitche.co> (дата звернення 15.01.2026).
- [10] SuperCook official website. URL: <https://www.supercook.com> (дата звернення 15.01.2026).
- [11] Yummly official website. URL: <https://www.yummly.com> (дата звернення 15.01.2026).
- [12] ZOE official website. URL: <https://www.zoe.com> (дата звернення 15.01.2026).
- [13] Nutrigenomix official website. URL: <https://www.nutrigenomix.com> (дата звернення 15.01.2026).
- [14] Olio official website. URL: <https://www.olioapp.com> (дата звернення 15.01.2026).
- [15] Too Good To Go official website. URL: <https://www.toogoodtogo.com/> (дата звернення 15.01.2026).

### RESEARCH ON THE EFFECTIVENESS OF MOBILE FOOD RESOURCE MANAGEMENT USING AN INTELLIGENT SYSTEM BASED ON SWIFTUI ARCHITECTURE AND LLM MODELS

- Balalaieva O. Yu.** PhD (Engineering), associate professor, SHEI «Priazovskyi state technical university», Dnipro, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1461-4399>, e-mail: [balalaieva\\_e\\_u@pstu.edu](mailto:balalaieva_e_u@pstu.edu);
- Marchenko I. F.** PhD (Engineering), associate professor, SHEI «Priazovskyi state technical university», Dnipro, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4566-3866>, e-mail: [marchenko\\_i\\_f@pstu.edu](mailto:marchenko_i_f@pstu.edu);
- Bratkevych V. P.** M.Sc., SHEI «Priazovskyi state technical university», e-mail: [bratkevych\\_v\\_p@students.pstu.edu](mailto:bratkevych_v_p@students.pstu.edu)

The paper presents the results of the development and approbation of the "FridgeChief" mobile intelligent system, designed to automate food resource management in households. The software product is implemented in the Xcode environment using the Swift programming language and SwiftUI and SwiftData frameworks, ensuring native performance and efficient management of local ingredient databases. A key technological feature of the application is its integration with the OpenAI API, which enables the use of GPT-4 Turbo models for dynamic recipe generation and DALL-E 3 for their visualization. The study substantiates the system architecture, which implements seamless interaction between local inventory and cloud-based LLM models. The application's functionality provides a detailed analysis of available products while considering a wide matrix of dietary restrictions: vegan, vegetarian, gluten-free, lactose-free, paleo, keto, and low-carb diets. Generated recommendations include the dish name, cooking time, difficulty level, a list of components, and step-by-step instructions. A mechanism for saving recipes on the device and a variability algorithm have been implemented to exclude dish duplication when using identical sets of ingredients. Experimental verification over a 30-day period confirmed the high efficiency of the chosen technological stack. The implementation of the system allowed for a reduction in food waste by 64 %, while the overall rate of food disposal decreased from 26.8 % to 9.6 %. An optimization of users' food expenses by 25.7 % was recorded. Behavioral analysis showed a 2.5-fold decrease in the frequency of unplanned grocery purchases, while the subjective assessment of meal planning quality increased by 2.2 times. It has been proven that the use of generative AI in native mobile interfaces is an effective tool for implementing the "zero-waste" concept through precise personalization and minimization of time spent on meal planning.

**Keywords:** artificial intelligence, machine learning, mobile application, generative models, meal planning, food resource management, waste minimization, Swift, OpenAI API, zero-waste.

#### References

- [1] B. Liu, J. Gu, L. Fu, J. Zhou, X. Cheng, and L. Chen, "Food recognition using deep learning: A review," in *2022 4th Int. Conf. on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICAC3N)*, Greater Noida, India, December 16–17, 2022, pp. 1221-1225. doi: [10.1109/ICAC3N56670.2022.10074297](https://doi.org/10.1109/ICAC3N56670.2022.10074297).
- [2] B. Martínez-Pérez, I. de la Torre-Díez, and M. López-Coronado, "Mobile Health Applications for the Most Prevalent Conditions by the World Health

- Organization: Review and Analysis,” *Journal of Medical Internet Research*, vol. 15, no. 6, article e120, 2013. doi: **10.2196/jmir.2600**.
- [3] J. Q. Liu, and T. Boulom, “An AI-Powered Mobile Application for Reducing Food Waste through Cost Estimation and user Awareness,” in *Proc. of 6th Int. Conf. on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD)*, Chengdu, China, May 23-26, 2025, pp. 37-45. doi: **10.5121/csit.2024.150104**.
- [4] S. H. Y. Toh, S. C. Lee, and O. Sündermann, “Mobile Behavioral Health Coaching as a Preventive Intervention for Occupational Public Health: Retrospective Longitudinal Study,” *JMIR Formative Research*, vol. 7, article e45678, 2023. doi: **https://doi.org/10.2196/45678**.
- [5] G. Ataguba, and R. Orji, “Exploring Large Language Models for Personalized Recipe Generation and Weight-Loss Management,” *ACM Transactions on Computing for Healthcare*, vol. 6, iss. 2, article 22, pp. 1-57, 2025. doi: **10.1145/3712709**.
- [6] J. Sherin, V. S. Prasath, and S. J. Rayen, “AI-Driven Recipe Recommendation System and Seamless Ingredient Delivery,” *International Journal for Multidisciplinary Research (IJFMR)*, vol. 7, iss. 1, article 37792, 2025. doi: **10.36948/ijfmr.2025.v07i01.37792**.
- [7] C. Krupitzer, and A. Stein, “Food Informatics – Review of the Current State-of-the-Art, Revised Definition, and Classification into the Research Landscape,” *Foods*, vol. 10, iss. 11, article 2889, 2021. doi: **10.3390/foods10112889**.
- [8] NoWaste official website. [Online]. Available: <https://www.nowasteapp.com>. Accessed on: January 15, 2026.
- [9] Kitche official website. [Online]. Available: <https://www.kitche.co>. Accessed on: January 15, 2026.
- [10] SuperCook official website. [Online]. Available: <https://www.supercook.com>. Accessed on: January 15, 2026.
- [11] Yummly official website. [Online]. Available: <https://www.yummly.com>. Accessed on: January 15, 2026.
- [12] ZOE official website. [Online]. Available: <https://www.zoe.com>. Accessed on: January 15, 2026.
- [13] Nutrigenomix official website. [Online]. Available: <https://www.nutrigenomix.com>. Accessed on: January 15, 2026.
- [14] Olio official website. [Online]. Available: <https://www.olioapp.com>. Accessed on: January 15, 2026.
- [15] Too Good To Go official website. [Online]. Available: <https://www.toogoodtogo.com/>. Accessed on: January 15, 2026.

Стаття надійшла 19.01.2026  
Стаття прийнята 21.02.2026  
Стаття опублікована 26.03.2026

**Цитуйте цю статтю як:** Балалаєва О. Ю., Марченко І. Ф., Браткевич В. П. Дослідження ефективності мобільного керування харчовими ресурсами з використанням інтелектуальної системи на базі архітектури SWIFTUI та моделей LLM. *Вісник Приазовського державного технічного університету. Серія: Технічні науки*. 2026. Вип. 53, том 1. С. 7–15. DOI: <https://doi.org/10.31498/2225-6733.53.1.2026.359758>.