

МОБІЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА КОНТРОЛЮ РАЦІОНУ ХАРЧУВАННЯ ЛЮДИНИ

Назар Олексів¹, Вікторія Висоцька²

Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра інформаційних систем та мереж,

¹ e-mail: nazar.oleksiv.mnsa.2020@lpnu.ua, ORCID: 0000-0001-7821-3522,

² e-mail: Victoria.A.Vysotska@lpnu.ua, ORCID: 0000-0001-6417-3689

© Олексів Н., Висоцька В., 2022

Життя кожної людини, групи людей і нації залежить від географічних, економічних, політичних, культурних і релігійних умов. Спосіб життя формується у результаті щоденного повторення і складається із таких факторів: харчування, фізичні навантаження, наявність шкідливих звичок, моральний і духовний розвиток тощо. В останні десятиліття спосіб життя вважають невід’ємною частиною добробуту, що сприяло збільшенню кількості досліджень. Медики стверджують, що більш ніж половина проблем зі здоров’ям пов’язані із дієтою. Мільйони людей харчуються неправильно, навіть не підозрюючи про це. Актуальність теми зумовлена численністю підходів до вирішення проблеми контролю дієти, проте різні аналоги пропонують можливості, які відрізняються і не завжди зрозумілі та зручні, оскільки існує кілька способів досягнення однієї мети. Дослідження стосовно здорового харчування в сучасних умовах є одним із пріоритетних завдань задля покращення фізичного стану різних вікових груп. Мета – створення системи, спрямованої на те, щоб допомогти кінцевому споживачеві дотримуватися здорового харчування, визначаючи склад та калорійність продукту, сформувавши рекомендації відповідно до ритму життя. Система призначена для вирішення конкретних завдань: розпізнавати продукти, співвідносити продукт і його калорійність, формувати харчовий щоденник, нагадувати користувачеві про пропущені прийоми їжі та вести статистику.

Ключові слова: машинне навчання; розпізнавання зображення; аналіз зображення; сегментація зображення; виділення ознак; харчування; калорії; моніторинг дієти; онтологія; IDEF.

Вступ

Правильне харчування – одна із умов довголіття і здорового життя. Адже більшість проблем зі здоров’ям пов’язані з їжею. Дотримуючись простих правил здорового харчування, ми будемо почуватись значно краще. Однак доволі складно щоденно стежити за своїм раціоном, оскільки день майже кожної людини зазвичай доволі насичений та завантажений, і бракує часу для підрахунку калорійності продуктів та відслідковування власного режиму харчування. І навіть більше, для того, аби отримати максимум від постійних фізичних навантажень, потрібно стабілізувати режим харчування та визначити раціон. Тому система, яка автоматизує ці процеси, необхідна в сучасних реаліях.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Команда дослідників із Масачусетського університету розробила нейронну мережу, яка вміє складати список інгредієнтів і формувати рецепт страви [1]. Вхідними даними для роботи системи є зображення заздалегідь визначеного формату. Щоб навчити систему, автори створили власну відкриту базу даних, яка налічує близько мільйона різних предметних зображень. Базу даних створювали, стягуючи інформацію із відкритих джерел. Основою для такого підходу є кулінарні сайти та доступ до баз даних закладів харчування. Автори повідомляють, що нейронна мережа працює за

принципом сумісного вкладення: розділяє зображення на вектори з продуктами або з інгредієнтами. Нейронна мережа порівнює відформатоване вхідне зображення із максимально подібним зображенням рецепту, яке відтак порівнює із вхідним елементом під впливом лінійного трансформування. Дослідники перевірили використання нейронної мережі в реальних умовах та порівняли отримані результати з тими, які люди самі надавали в ході випадкового опитування. За таких умов точність нейронної мережі дорівнює 83,6 %, тоді як опитування показали, що точність розпізнавання продуктів, які входять у продемонстровану страву, дорівнює 81,6 %. Усі наукові джерела можна класифікувати на окремі групи, які відповідають за конкретну сферу реалізації системи. Отже, конкретизуємо групи: архітектура нейронних мереж та методи їх навчання, класифікація зображення, раціональне харчування та розпізнавання образів.

Розпочнімо з архітектури нейронних мереж та методів їх навчання. Автор статті [2] стверджує, що машинне навчання широко застосовується в прикладних галузях і має величезний потенціал для розвитку. Штучний інтелект – це базис для усіх новітніх розробок. Висновком публікації є гіпотеза автора про те, що найважливішою умовою є постійна робота над вдосконаленням технологій у корисних цілях. Також висловлене побоювання щодо того, що штучний інтелект може замінити людину як робочу одиницю.

Різні методи реалізації нейронних мереж породжують різноманітні підходи до їх втілення. Відтак, у статті [3] запропоновано інший (адаптивний) підхід до навчання нейронної мережі. Автори подають вирішення завдань за допомогою методу найменших квадратів. Зазначимо, що головним недоліком простих нейромереж є доволі громіздка процедура визначення вагових коефіцієнтів, які, здебільшого, зводяться до задач нелінійного програмування. Ефективнішим з цього погляду є базис, спрямований на опорні вектори, що ґрунтуються на методі найменших квадратів та здійснюють процес навчання, використовуючи квадратичне програмування. Результатом цієї роботи є спрощення числової реалізації процедури опрацювання та підрахунків предметів, розташованих на значній відстані від вихідної початкової точки.

У публікації [4] головна ідея праці полягала в ретельному аналізі згорткової нейромережі з глибоким типом навчання для розпізнавання елементів на зображенні. Під час емпіричного дослідження було обґрунтовано сукупність оптимальних умов для подальшого впровадження розробленої моделі: загальна кількість шарів у мережі, кількість нейронів у прихованих шарах та швидкість навчання. Результатом дослідження є розроблення структури штучної згорткової нейромережі, а також упровадження засобів для застосування методики побудови моделі. Дослідники спираються на вхідні дані та поетапне розроблення прихованих шарів, алгоритмів їх навчання на основі заздалегідь визначеної вибірки. На основі методів та функцій спеціалізованої бібліотеки Keras описано модель згорткової мережі й точні результати під час активної фази розпізнавання.

Стаття [5] націлена на впровадження такої архітектури нейромережі, яка кардинально відрізняється від попередніх: не схильна до горизонтального масштабування й ефективно опрацьовує інформацію у режимі реального часу. Також запропоновано низку ефективних і простих алгоритмів навчання, що дають змогу стабілізувати час відповіді мережі в реальному часі. Такий підхід сприяє розв'язуванню задачі ідентифікації та прогнозування у таких системах, де вхідна інформація надходить послідовно й накопичується під час роботи.

Розглянемо джерела, які об'єднані спільною темою – класифікацією зображення. У джерелі [6] розглянуто всі аспекти опрацювання зображень, розпізнавання образів, геометричної оптики та штучного інтелекту, які важливі для вирішення проблем із комп'ютерним зором. Також пропонується ознайомлення з опрацюванням вхідного зображення, його подальшим відображенням, оптимізаційним апаратним забезпеченням та методами. Проаналізовано спеціальні комп'ютерні архітектури для комп'ютерного зору, нові нейронні мережеві програми, стратегії виявлення краю та сегментації.

У статті [4] розглянуто коефіцієнти, які використовуються для класифікації зображення та зарахування до певної групи. Також автори пропонують такі коефіцієнти, як сукупна точність класифікації, k -індекс та середня точність між класовими ознаками. Показано, що k -індекс має низку недоліків і тому ніяк не може використовуватись для точної оцінки класифікаційних ознак. У статті розглянуто ймовірнісний підхід на основі матриці помилок, аналіз матриці та формування плюсів та мінусів від

упровадження, нову методику оцінювання точності класифікації фотографії. Прогнозується, що впровадження коефіцієнтів класифікації повинно забезпечити значні переваги над іншими підходами. Як результат, ми отримаємо більше потрібної інформації про джерела помилок та їх природу.

У статті [7] розв'язується задача розпізнавання візуальних об'єктів на основі застосування класифікації дескрипторів зображень мережі Кохонена. В науковій роботі детально описано варіанти й результати опрацювання, які регулюються різною кількістю штучно налаштованих нейронів. Проаналізовано критерії оцінювання рівня правильної класифікації. Наведено результати програмного моделювання мережі із різними варіантами опрацювання і формування центрів класів. Результатом роботи є підтвердження висновку про універсальність і можливості успішної адаптації мережі Кохонена за довільним набором візуальних даних, особливо в разі успішного формування первинних центрів класів. Загалом це дає змогу навчити мережу і досягти необхідних показників класифікації для довільного початкового наповнення бази даних. Усі автори стверджують про позитивні результати дослідження аналізованих методів, однак початкові дані й підходи до експериментальних даних відрізнялись, що і робить кожний алгоритм унікальним у певному випадку застосування. Можемо зробити висновок, що нейромережа Кохонена є ідеальним рішенням за наявності початкового датасету та провідної математичної бази для впровадження. Інформаційно-екстремальний метод за правильного підходу приведе до практично беззаперечних результатів розпізнавання [8–12], тому є найкращим варіантом для систем, які упроваджують у галузях, де помилка може стати фатальною: медицині, військовій справі тощо. Найкращим варіантом для системи, що впроваджується в навчальних цілях, можуть стати байєсівські методи [13–17], які всебічно досліджені та гарантують стабільний результат у разі нормального розвитку подій щодо формування раціону людини [18–22].

Фотографії з їжею широко використовують у журналах, які стосуються продовольства, та в соціальних мережах для обміну гастрономічним досвідом [23–28]. Чимало цих зображень зроблено в ресторанах. Розпізнавання страв загалом дуже складне [29–39], оскільки існують різні національні страви, різновиди, стилі приготування та певні складності моделювання їжі за її візуальним виглядом. Спочатку потрібно адаптувати фоторамку на основі відкидання малоімовірних категорій [40–49], розташованих далеко від тестового зображення. Потім потрібно переформулювати проблему, використовуючи ймовірнісну модель адаптивного навчання [50–60], що поєднує страви, ресторани та місця. Ця модель застосовується для трьох різних завдань: розпізнавання страв, розпізнавання ресторану та вдосконалення місця. У травні популярний фотосервіс Pinterest додав розпізнавання страв до своєї програми пошуку зображень. Тепер, якщо ви сфотографуєте їжу за допомогою програми, вона розпізнає певні інгредієнти та запропонує рецепти, пов'язані з ними (рис. 1, а). Компанія планує використовувати цю технологію, щоб допомогти користувачам Pinterest рекламувати торгові марки.

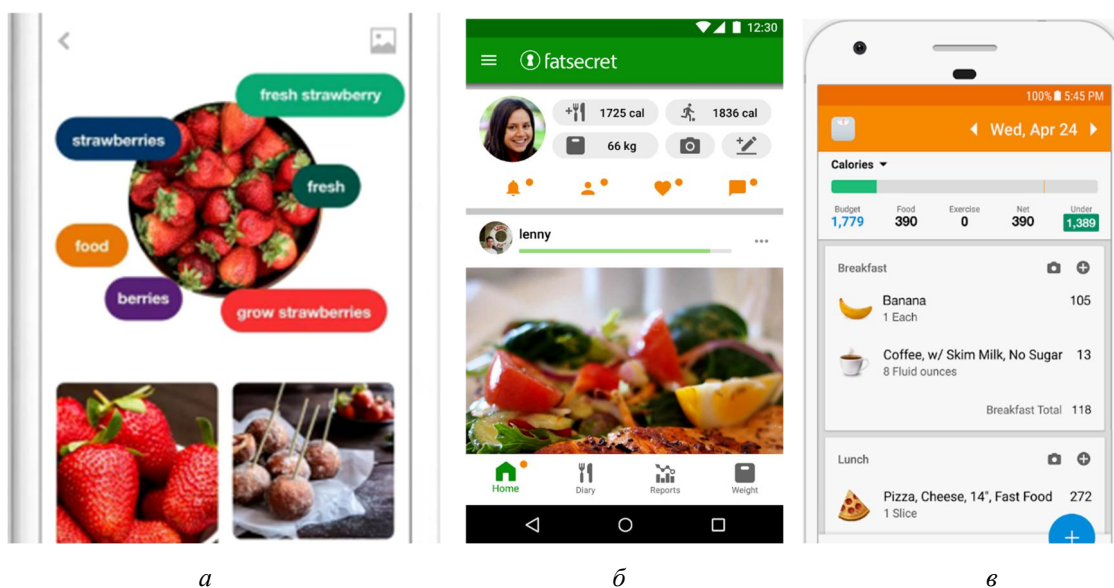


Рис. 1. Інтерфейс системи: а – Pinterest; б – Calorie Counter; в – Lose it!

Штучний інтелект може розпізнати за фотографією, які інгредієнти потрапили в їжу: із зображення тарілки печива, наприклад, система здатна дізнатись, що воно, ймовірно, містить борошно, яйця та вершкове масло. Але поки що AI не може вказати, як готували інгредієнти, наприклад, визначити, чи цибуля тушкована, чи смажена. І хоча система намагається розпізнати приховані інгредієнти суші, але особливо ефективна вона в пошуку рецептів печива та кексів, вважає її розробник Хайнес, оскільки вони доволі популярні в інтернеті.

Розглянемо і порівняємо рішення, які вже є на ринку. Почнемо з мобільного застосунку “Calorie Counter”, який зображено на рис. 1, б. Ця програма дає змогу знайти інформацію про поживну цінність харчових продуктів, спрощує формування харчового щоденника та переліку фізичних навантажень. Система націлена на досягнення балансу між спожитою їжею та фізичним навантаженням користувача впродовж дня, тому приготуйтеся записувати усі фізичні навантаження впродовж дня. Ця процедура може бути обтяжливою, якщо бракує часу для таких маніпуляцій.

Наступним конкурентом на ринку є система “Lose it!”. Це мобільний застосунок, який допомагає досягти мети, що пов'язана зі схудненням, працює у форматі встановлення цілі та стеження за поступовим прогресом. Розробники стверджують, що система використовує обґрунтовані принципи підрахунку калорій та відстеження споживчого балансу. Інтерфейс системи наведено на рис. 1, в.

“Lifesum” – мобільний застосунок, який виконує функції щоденника харчування, журналу здоров'я та лічильника калорій. Перелічені функції допомагають не тільки схуднути або набрати вагу, але й підтримувати фізичну форму. Інтерфейс системи зображено на рис. 2, а.

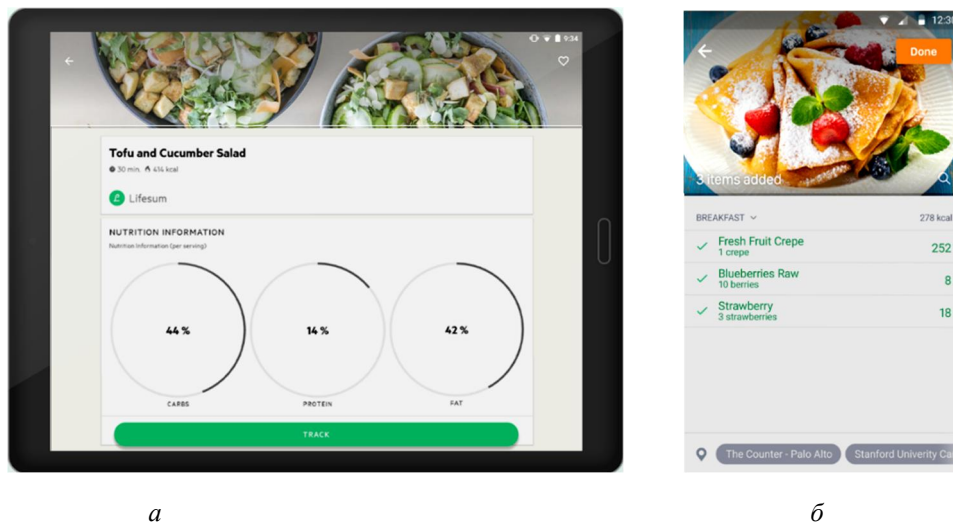


Рис. 2. Інтерфейс системи: а – Lifesum та б – Calorie Mama AI

Розглянемо систему, яка максимально наближена до розроблюваної – “Calorie Mama AI” (рис. 2, б). Застосунок дає змогу підрахувати енергетичну цінність продуктів, які будуть розпізнані після аналізу зображення. Розробники стверджують, що система здатна розпізнати більш ніж тисячу категорій продуктів – фрукти, овочі, м'ясо, злаки, напої тощо. Як альтернативу система здатна аналізувати упаковані продукти харчування та штрих-коди.

Для аналізу характеристики перерахованих систем створимо порівняльну табл. 1.

Система “Calorie Mama AI” здатна задовольнити більшість користувацьких потреб, однак потрібно заплатити значно вищу ціну, ніж у конкурентів. Така цінова політика зумовлена найбільшою базою даних для опрацювання та аналізу. Також гарантовано якість завдяки використанню алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту. Швидкість розпізнавання штрих-кодів зумовлена застосуванням комп'ютерного зору. Система “Calorie Counter” найдешевша і готова забезпечувати базові потреби: підрахунок калорій, формування фізичних навантажень відповідно до активності та ведення журналу історії. Головним недоліком є відсутність можливості аналізувати зображення страв, тому щодо практичності вона поступається аналогам. Оптимальним рішенням за співвідношенням ціна – якість може слугувати система “Lose it!”, здатна розпізнавати

зображення та штрих-коди, аналізувати, синхронізуватись з іншими пристроями тощо. Перевагою над аналогами є гнучкість у виборі мови інтерфейсу та обсяг програм. Однак щодо якості розпізнання зображень ця система поступається “Calorie Mama AI”. Отже, наявність великої кількості підходів та засобів вирішення однієї проблеми дає змогу створювати різні рішення та порівнювати їх ефективність. Однак існує ймовірність, що використання одних засобів не здатне вирішити усі поставлені завдання, тому доводиться вдаватись до реалізації різних рішень, які в сукупності забезпечать бажаний результат. Після дослідження характеристики аналогів стало зрозуміло, що на ринку немає ідеальної системи за характеристикою ціна – якість. Усі претенденти мають певні характеристики, однак позбавлені інших.

Таблиця 1

Порівняльна таблиця проаналізованих систем

Назва	“Calorie Counter”	“Lose it!”	“Lifesum”	“Calorie Mama AI”
Тривалість пробної версії	немає	немає	немає	7 днів
Вартість підписки, грн	99	135	169	250
Мова інтерфейсу	англійська	5 мов з можливістю зміни	на вибір 20 мов	англійська
Обсяг системи (Мб)	41	29,8	61,5	110
Аутентифікація за допомогою сторонніх сервісів	google, facebook	немає	немає	google, facebook
Розпізнавання зображень	наявне	наявне	відсутнє	на основі штучного інтелекту
Сканування штрих-кодів	немає	наявний	немає	використовує cv
Середній час розпізнавання, с	відсутній	до 10	відсутній	6
Аналіз профілю	немає	контроль сну	для преміум-підписки	за наявності підписки
Формування порад	фізичні вправи	працює на основі заданих норм	на основі макро-калькулятора	за наявності підписки
Сповіщення	віджет на головному екрані	немає	наявні	наявні
Синхронізація з іншими пристроями	немає	garmin tracker, withings scale, google fit, healthkit	google fit, health	argus, fitness buddy, instant heart rate, argus
Відстеження прогресу	журнал історії	наявна історія	наявне	щоденник споживання
Центр допомоги	недоступний	наявний чат	недоступний	лише на окремому сайті

Формулювання мети та постановка завдання

Проаналізуємо цілі системи та побудуємо дерево цілей. Виділимо головну ціль, яка буде слугувати вершиною дерева, та підпорядковані цілі першого та другого рівнів. Головна мета розробленої системи – створення інформаційної системи динамічного та адаптивного контролю раціону людини на основі машинного навчання. Щоб досягти цієї мети, потрібно проаналізувати предметну область, здійснити проектування системи та зайнятись реалізацією. Дерево цілей, зображене на рис. 3, дає змогу створити ефективну та повну ієрархічну структуру в результаті декомпозиції головної мети.

Мета аналізу предметної області – проаналізувати поточну ситуацію на ринку, дослідити методи, що дають змогу вирішувати конкретні завдання тощо. На етапі проектування здійснюється аналіз пріоритетності необхідних функцій системи та формування структурних підходів. На етапі реалізації відбувається втілення вже дослідженого і спроектованого рішення в реальну інформаційну систему. Відомо, що за рівнем автоматизації інформаційні системи поділяють на: інформаційно-пошукові, інформаційно-довідкові, інформаційно-управляючі та інтелектуальні інформаційні системи й системи підтримки прийняття рішень. Для того, щоб вибрати відповідний тип інформаційної системи, застосовуємо метод аналізу ієрархій. Як альтернативу вибираємо чотири типи

інформаційних систем: інформаційно-пошукову (А1), інформаційно-довідкову (А2), систему підтримки прийняття рішень (А3) та інтелектуальну інформаційно-пошукову систему (А4). Визначення типу інформаційної системи буде оцінюватися стосовно шести характеристик новизни розроблюваного продукту (К1), якості розпізнавання (К2), гнучкості впровадження (К3), продуктивності (К4), швидкодії (К5) та зручності у використанні (К6). Для розрахунку експертної оцінки використовуємо шкалу відносної важливості пріоритетів, подану в табл. 2.

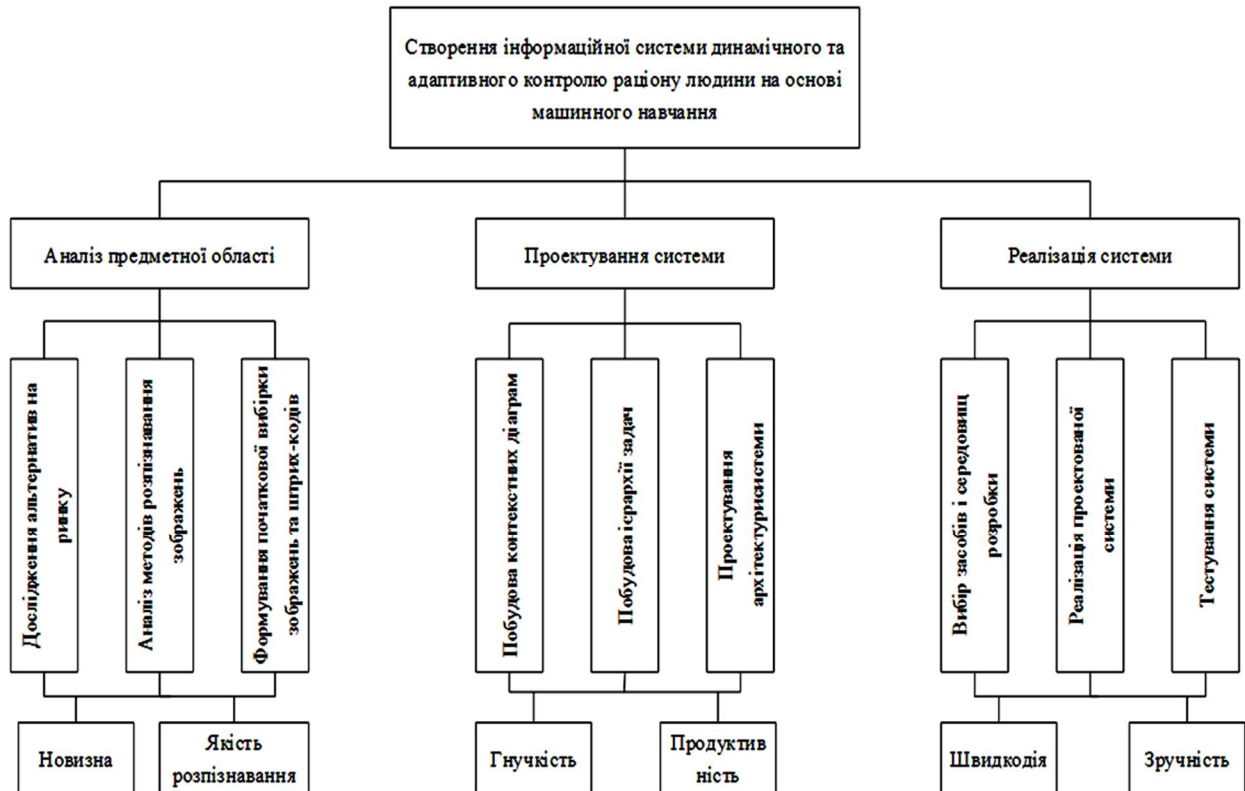


Рис. 3. Дерево цілей

Щоб заповнити матрицю критеріїв оцінками важливості, ми залучили до оцінювання критеріїв експертів із досвідом проектування та впровадження різних інформаційних систем. Експерти оцінили переваги одних критеріїв стосовно інших із урахуванням важливості запровадження. Відтак оцінка 1 бал означає, що критерії є рівнозначними та рівноцінними, а оцінка 9 балів – безумовну перевагу одного критерію стосовно іншого.

Таблиця 2

Шкала відносної важливості пріоритетів

Значення	Якісна характеристика
1	Рівноцінні елементи
2	Несуттєвий пріоритет
3	Слабкий пріоритет
4	Помірний пріоритет
5	Значний пріоритет
6	Істотний пріоритет
7	Сильний пріоритет
8	Дуже сильний пріоритет
9	Безумовний пріоритет

Відносні важливості одного критерію порівняно з іншими подано в матриці порівнянь характеристик (табл. 3).

Таблиця 3

Матриця порівнянь характеристик

	K1	K2	K3	K4	K5	K6	ВЧ	ВВ
K1	1	1,5	1,17	1,2	1,33	1,25	1,33	0,1
K2	3	1	1,2	1,25	1,5	1,33	1,5	0,11
K3	7	6	1	3	5	4	3,99	0,29
K4	6	5	1,5	1	4	3	2,98	0,22
K5	4	3	1,25	1,33	1	1,5	1,79	0,13
K6	5	4,03	1,33	1,5	3	1	2,26	0,16

За формулою (1) розраховуємо власні числа:

$$BЧ = \sqrt[n]{\prod_{j=1}^n a_{ij}} \quad (1)$$

За формулою (2) розраховуємо власні вектори:

$$ВВ = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (2)$$

де w_i – власне число, $\sum_{i=1}^n w_i$ – сума власних чисел для певного критерію.

Складаємо матриці парних порівнянь створених альтернатив А1, А2, А3, А4 для кожного з критеріїв та відповідної цілі (рис. 4–7).

	A1	A2	A3	A4	ВЧ	ВВ
A1	1	1,5	3	5	2,41	0,27
A2	3	1	5	6	3,51	0,39
A3	1,5	1,25	1	3	1,71	0,19
A4	1,25	1,2	1,5	1	1,4	0,16

а

б

Рис. 4. Матриця попарних порівнянь для критерію: а – “новизна”; б – “якість”

	A1	A2	A3	A4	ВЧ	ВВ
A1	1	1,5	1,25	3	1,71	0,19
A2	3	1	1,5	5	2,41	0,27
A3	5	3	1	6	3,51	0,39
A4	1,5	1,25	1,2	1	1,4	0,16

а

б

Рис. 5. Матриця попарних порівнянь для критерію: а – “гнучкість”; б – “продуктивність”

	A1	A2	A3	A4	ВЧ	ВВ
A1	1	3	1,2	5	2,12	0,23
A2	1,5	1	1,25	2	1,71	0,18
A3	6	5	1	6	4,16	0,44
A4	1,25	1,5	1,2	1	1,4	0,15

а

б

Рис. 6. Матриця попарних порівнянь для критерію: а – “швидкодія”; б – “зручність”

	A1	A2	A3	A4	ВЧ	ВВ
A1	1	1,5	1,25	1,2	1,4	0,16
A2	3	1	1,5	5	2,41	0,27
A3	5	3	1	6	3,51	0,39
A4	6	1,25	1,2	1	1,71	0,19

а

б

Рис. 7. Матриця: а – попарних порівнянь відносно головної цілі; б – порівняння альтернатив

Створюємо матрицю порівнянь альтернатив та ідентифікуємо тип інформаційної системи. Матрицю порівняння альтернатив зображено на рис. 8, б. Отже, результатом методу аналізу ієрархій є вибрана інформаційна система підтримки прийняття рішень.

Виклад основного матеріалу

Для розроблення та підтримки онтології, що описує рекомендаційну систему моніторингу енергетичної цінності харчових продуктів користувача на основі технології машинного навчання, використовуємо стандарт, який є частиною сім’ї IDEF у сфері розроблення програмного забезпечення – IDEF5. У методі IDEF5 онтологію створено на основі зібраних певних тверджень

про реальні об'єкти, їх властивості, взаємозв'язки та подання цього вмісту в інтуїтивно зрозумілій та природній формі, яка відображає людське сприйняття конкретної області.

Для побудови онтологій IDEF5 існують спеціальні онтологічні мови:

1. Схематична мова – графічна мова, спеціально призначена для викладення основних даних у формі онтологічної інформації. Ця мова дає змогу природно подавати основну інформацію про початковий розвиток онтології та доповнювати наявні онтології новими даними. Ця мова дає змогу побудувати різноманітні діаграми та схеми в IDEF5. Мета діаграм – за допомогою візуалізації подати основну онтологічну інформацію.

2. Доопрацювання та уточнень – структурована текстова мова, яка дає змогу детально охарактеризувати елементи онтології.

Отож, перейдемо до побудови діаграми класифікації, використовуючи схематичну мову. На рис. 8, а подано діаграму класифікації поживних елементів. Як бачимо, органічні поживні елементи складаються із білків, жирів та вуглеводів. Вважаємо, що така класифікація у межах системи необхідна, оскільки без них живий організм не може існувати й гине.

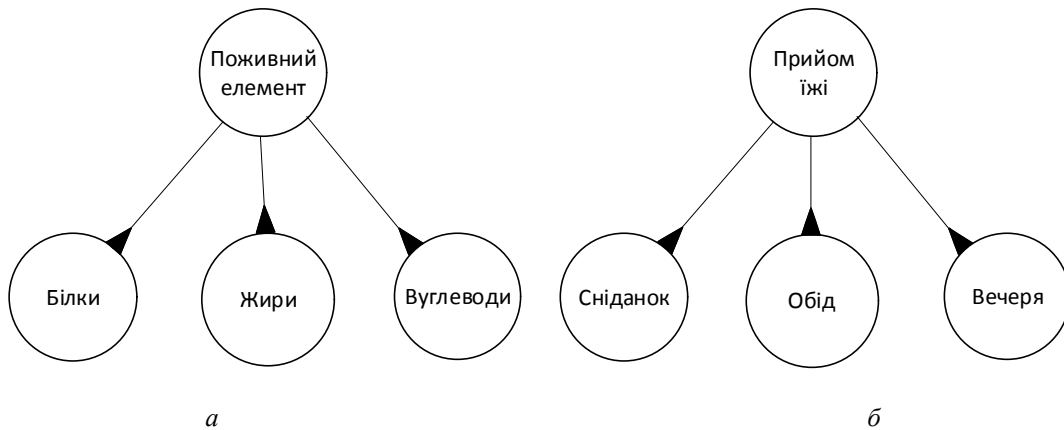


Рис. 8. Діаграма класифікації: а – поживних елементів; б – приймання їжі

На рис. 8, б подано діаграму класифікації приймання їжі. Кожен прийом їжі відбувається в різних часових діапазонах, тому використовуємо такі категорії: сніданок – ранній прийом їжі, обід – прийом їжі в середині дня, вечеря – прийом їжі в завершальній фазі дня.

Класифікувати можна будь-яку страву. Виникає потреба визначити, до якої категорії належить об'єкт, який користувач сфотографував за допомогою об'єктива свого смартфона. Відтак, виділяємо такі категорії страв: основна, солодке, салат, закуска та напій. Класифікацію наведено на рис. 9, а. Вхідний ресурс – об'єкт зовнішнього світу, з яким працює система. Виділяємо зображення, за допомогою якого система може працювати зі стравою, розділяти на інгредієнти та підраховувати калорії кожного декомпонованого елемента. Також до вхідного ресурсу належить штрих-код, який дає змогу системі, не працюючи з продуктом безпосередньо, отримати інформацію про харчовий склад. На рис. 9, б подано діаграму класифікації вхідних ресурсів.

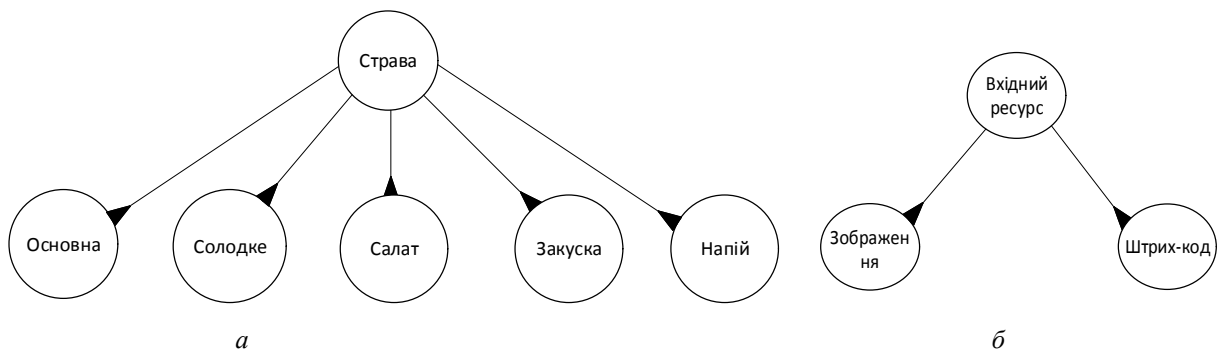


Рис. 9. Діаграма класифікації: а – страв; та б – вхідних ресурсів

Наступним кроком побудуємо композиційну схему, продемонстровану на рис. 10, а.

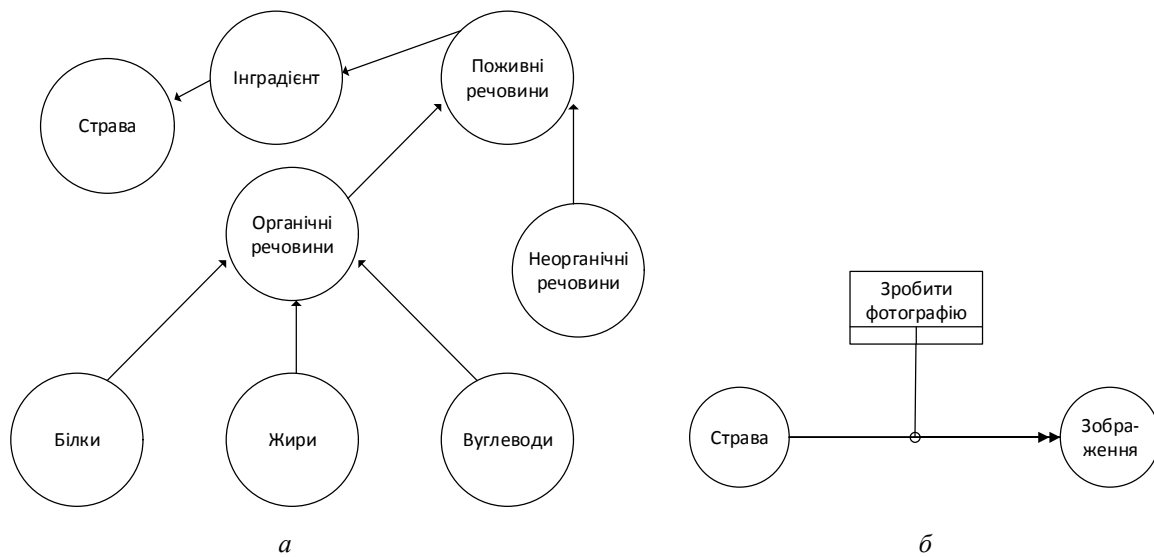


Рис. 10. Композиційна схема (а) та діаграма стану з процесом “Зробити фотографію” (б)

Наведемо декілька діаграм переходу станів, щоб продемонструвати перехід одних об’єктів у інші (рис. 11).



Рис. 11. Діаграма стану з процесом:
а – “Здійснити декомпозицію”; б – “Проходить часовий проміжок”

Концепція процесів. Після успішної авторизації та автентифікації користувач бачить головну сторінку, де наведено інформацію за поточний день: скільки калорій спожито і скільки ще потрібно отримати для дотримання норми, які страви спожито тощо. Для розпізнавання страви користувачу необхідно навести камеру, зробити фото, яке буде надіслано на сервер, де відбувається розпізнавання із використанням наявного датасету. У випадку невдалого розпізнавання на екран буде виведено схожі варіанти; якщо вони не збігаються, для покращення роботи системи користувач має змогу власноруч ввести необхідні дані та спростити використання застосунку під час наступних спроб розпізнавання. Страва розділяється на інгредієнти та обчислюється приблизна загальна калорійність. Результат відображається на головній сторінці користувача. Також користувач має змогу спостерігати за щоденним прогресом, який відображається у вигляді графіків, основаних на щоденній зібраній статистиці. Під час першого запуску ІС користувач вводить необхідну інформацію, на її основі моделюється його нормальний розпорядок дня, який і становитиме основу для того, щоб у разі відхилення надсилати певні повідомлення та нагадувати про пропущений етап (наприклад, нагадати користувачеві, що він пропустив сніданок). Стабільність і точність роботи ІС пропорційна до частоти її використання. Якщо користуватись системою на щоденній основі, то її рекомендації та поради будуть актуальнішими. Комбіновану схему подано на рис. 12.

Для деталізації структури інформаційної системи вибрано реалізацію IDEF0 діаграм.

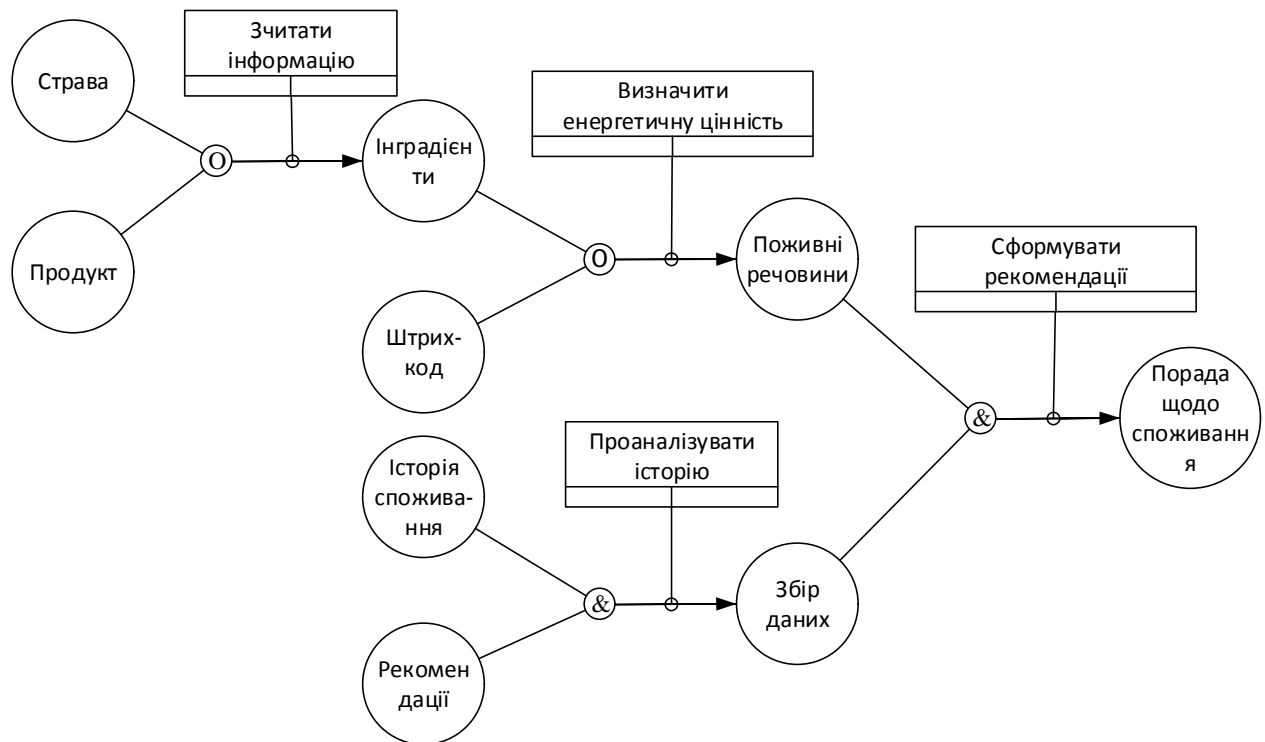


Рис. 12. Комбінована схема

Концептуальну модель процесу “Розпізнавання продуктів та контролювання за раціоном” зображено на рис. 13. Вхідними параметрами для повноцінного функціонування системи є дані про калорійність продуктів, дані про страви, датасет із зображеннями, особливості користувача (встановлюються у налаштуваннях) та авторизований профіль для доступу до API зі штрих-кодами. Одним із ключових параметрів, які впливають на формування порад та встановлення плану споживання, є норми раціону. Вихідним результатом роботи усієї системи може слугувати кінцевий розрахунок калорійності та встановлення рекомендаційних тез щодо харчування та дотримання режиму.

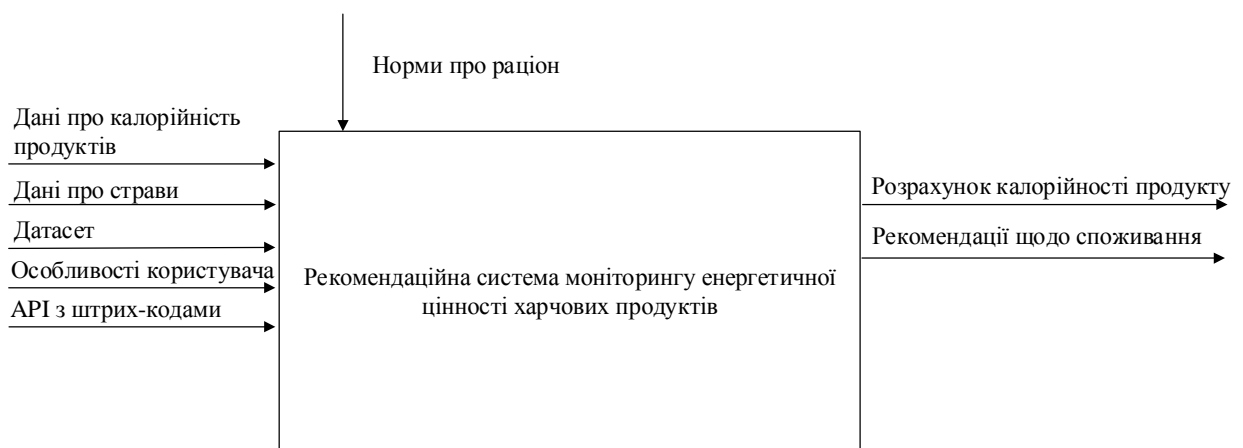


Рис. 13. Концептуальна модель процесу “Розпізнавання продуктів та контролювання за раціоном”

Наступні кроки – побудова ієрархії процесів нижніх рівнів. На рис. 14 подано діаграму декомпозиції першого рівня процесу “Розпізнавання продуктів та контролювання раціону”.

На рис. 15 подано діаграму декомпозиції другого рівня процесу “Розпізнавання продуктів”.

На рис. 16 подано діаграму декомпозиції другого рівня процесу “Визначення енергетичної цінності продуктів”.

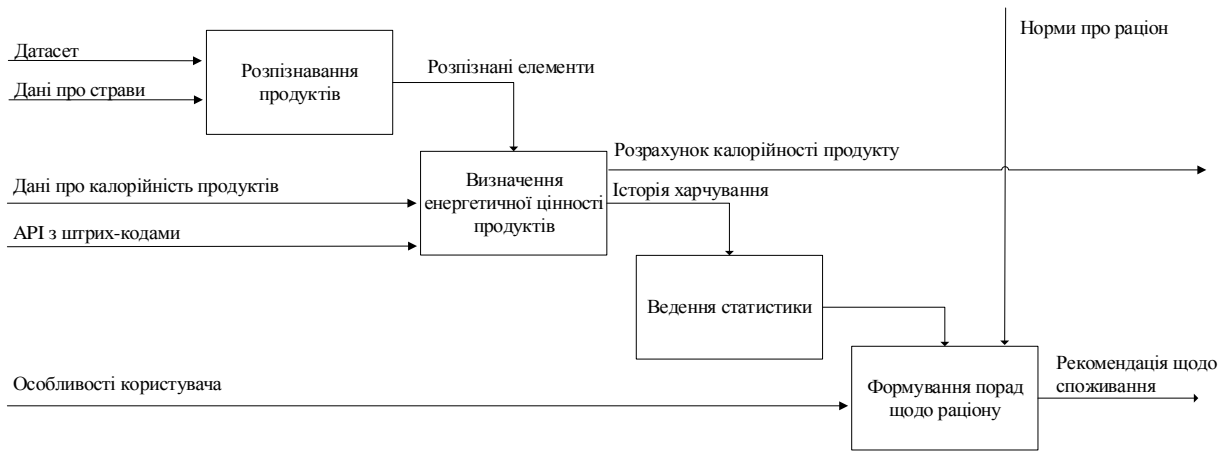


Рис. 14. Декомпозиція першого рівня процесу “Розпізнавання продуктів та контролювання раціону”



Рис. 15. Декомпозиція другого рівня процесу “Розпізнавання продуктів”

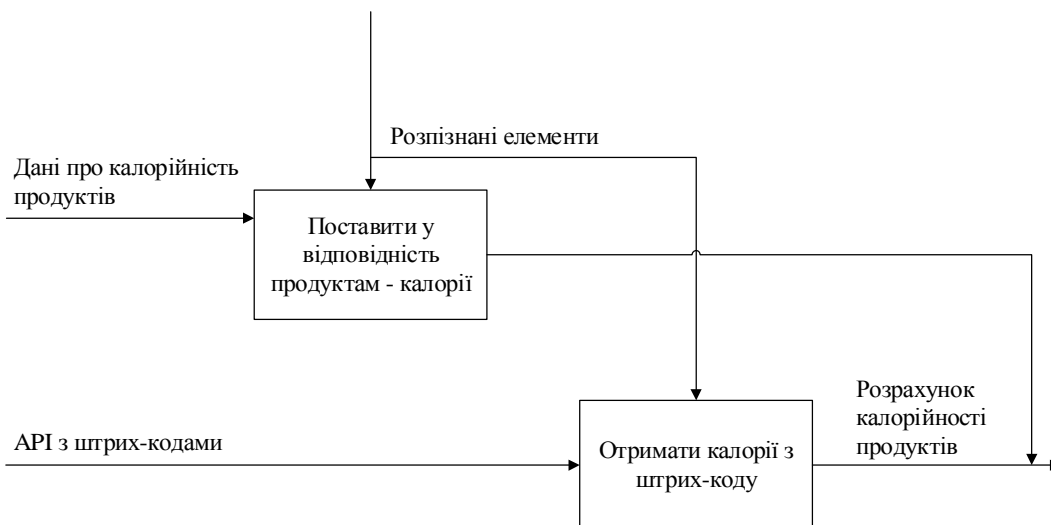


Рис. 16. Декомпозиція другого рівня процесу “Визначення енергетичної цінності продуктів”

На рис. 17 подано діаграму декомпозиції другого рівня процесу “Ведення статистики”.

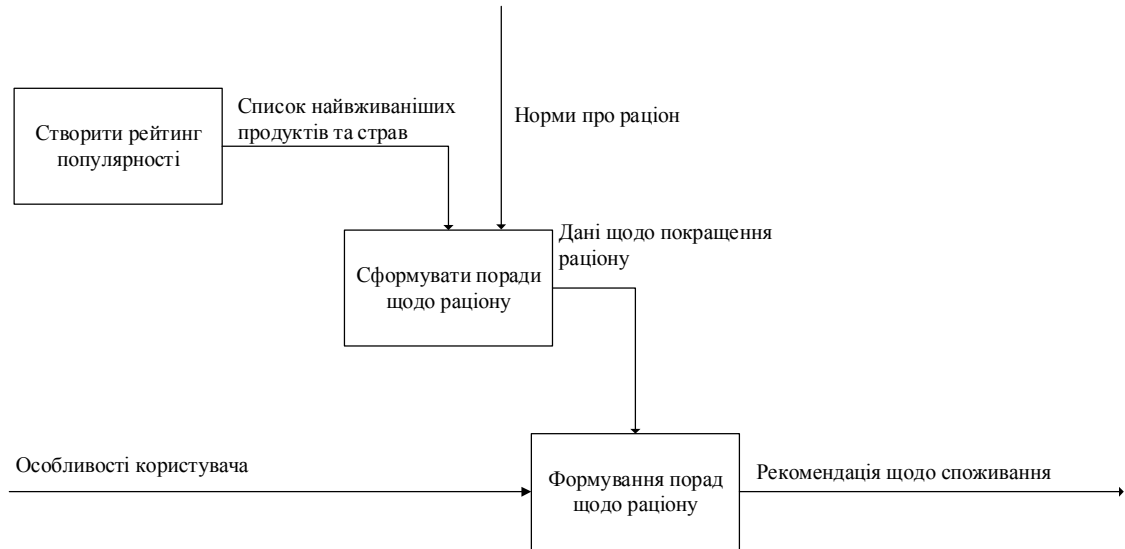


Рис. 17. Декомпозиція другого рівня процесу “Формування порад щодо раціону”

На рис. 18 подано діаграму декомпозиції третього рівня процесу “Розпізнати об’єкт”.



Рис. 18. Декомпозиція третього рівня процесу “Розпізнати об’єкт”

На рис. 19 подано діаграму декомпозиції третього рівня процесу “Розділити страву на інгредієнти”.

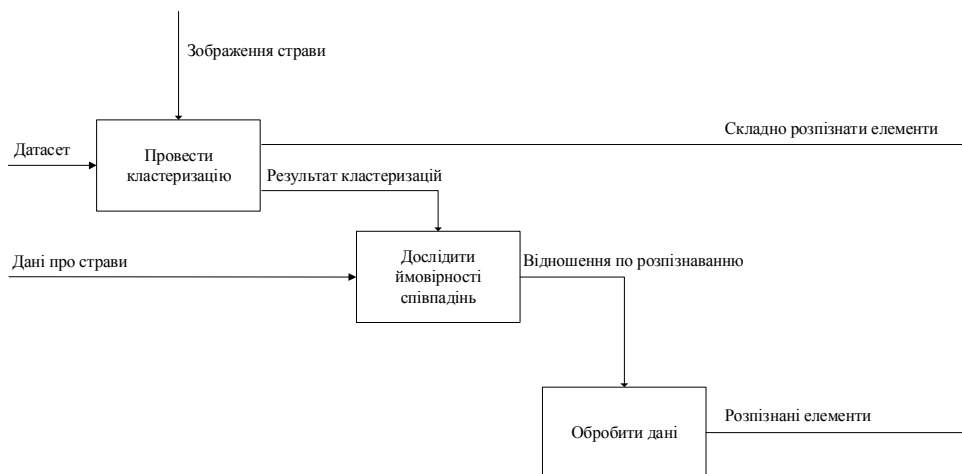


Рис. 19. Декомпозиція третього рівня процесу “Розділити страву на інгредієнти”

На рис. 20 подано діаграму декомпозиції третього рівня процесу “Отримати дані за штрих-кодом”.

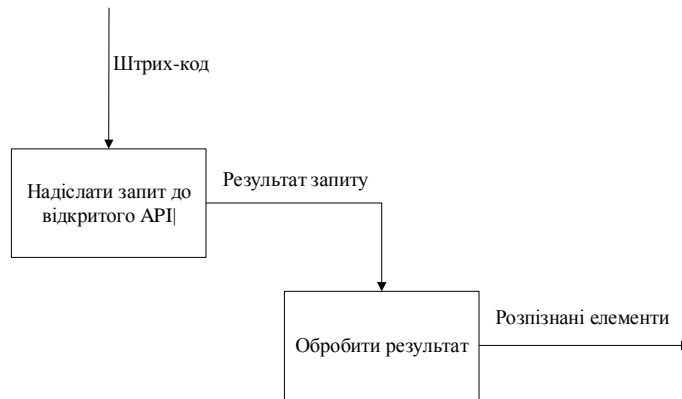


Рис. 20. Декомпозиція третього рівня процесу “Отримати дані за штрих-кодом”

На рис. 21 подано діаграму декомпозиції третього рівня процесу “Залучити користувача до розпізнавання”.

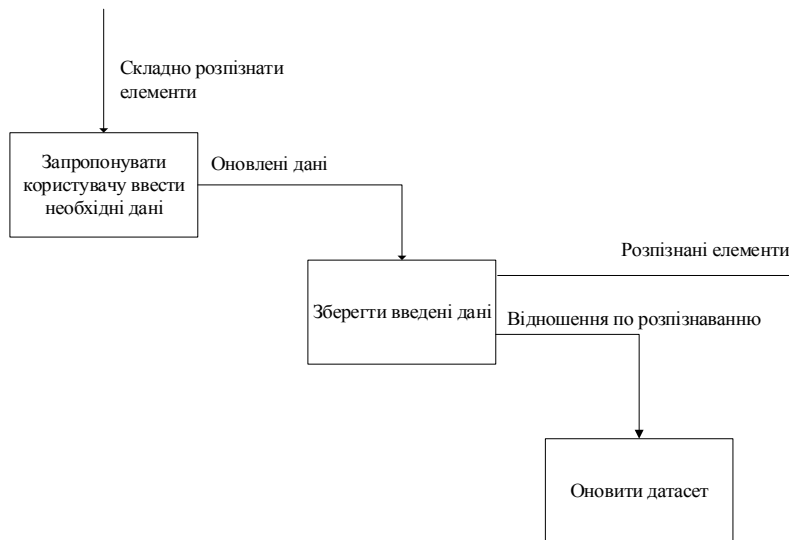


Рис. 21. Декомпозиція третього рівня процесу “Залучити користувача до розпізнавання”

На рис. 22 подано діаграму декомпозиції третього рівня процесу “Поставити у відповідність продуктам калорії”.

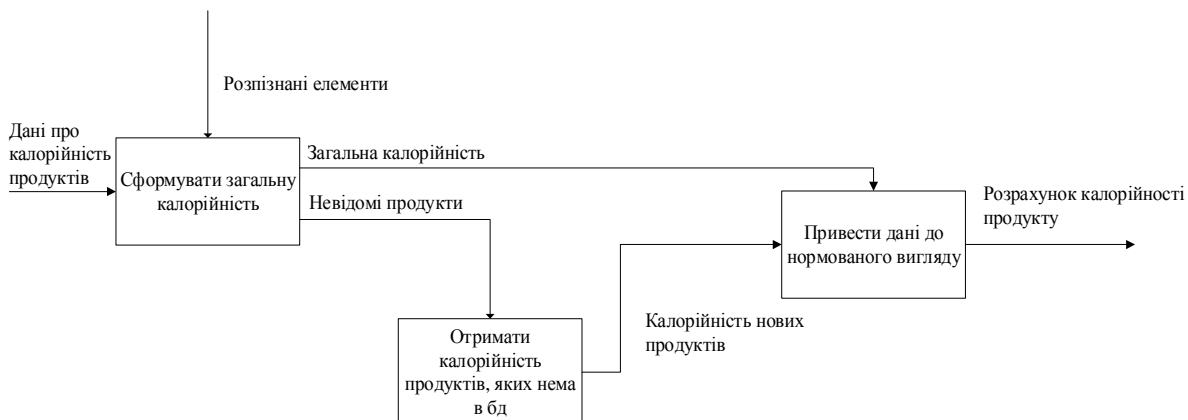


Рис. 22. Декомпозиція третього рівня процесу “Поставити у відповідність продуктам калорії”

На рис. 23 подано діаграму декомпозиції третього рівня процесу “Отримати калорії зі штрих-коду”. На рис. 24 подано діаграму декомпозиції третього рівня процесу “Оновити історію”. На рис. 25 подано діаграму декомпозиції третього рівня процесу “Оновити датасет нейромережі”.



Рис. 23. Декомпозиція третього рівня процесу “Отримати калорії зі штрих-коду”



Рис. 24. Декомпозиція третього рівня процесу “Оновити історію”

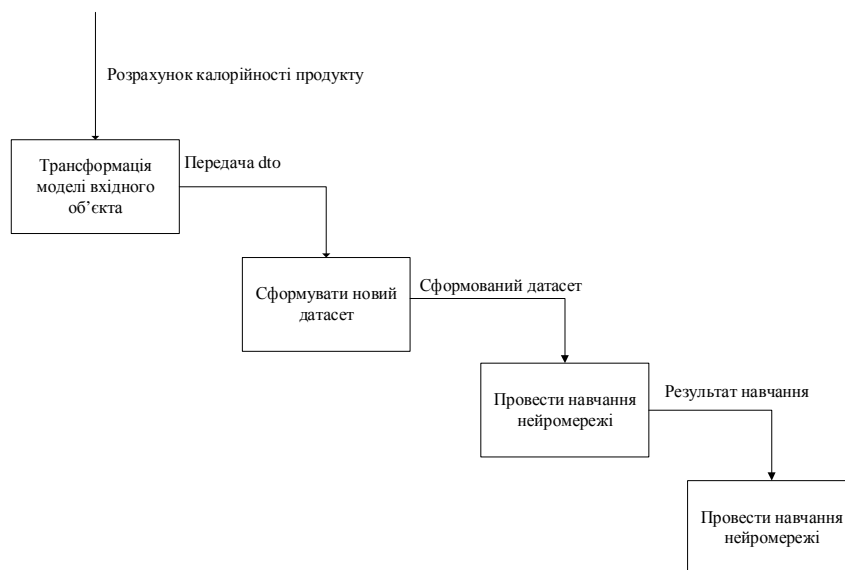


Рис. 25. Декомпозиція третього рівня процесу “Оновити датасет нейромережі”

На рис. 26 подано діаграму декомпозиції третього рівня процесу “Створити рейтинг популярності”.

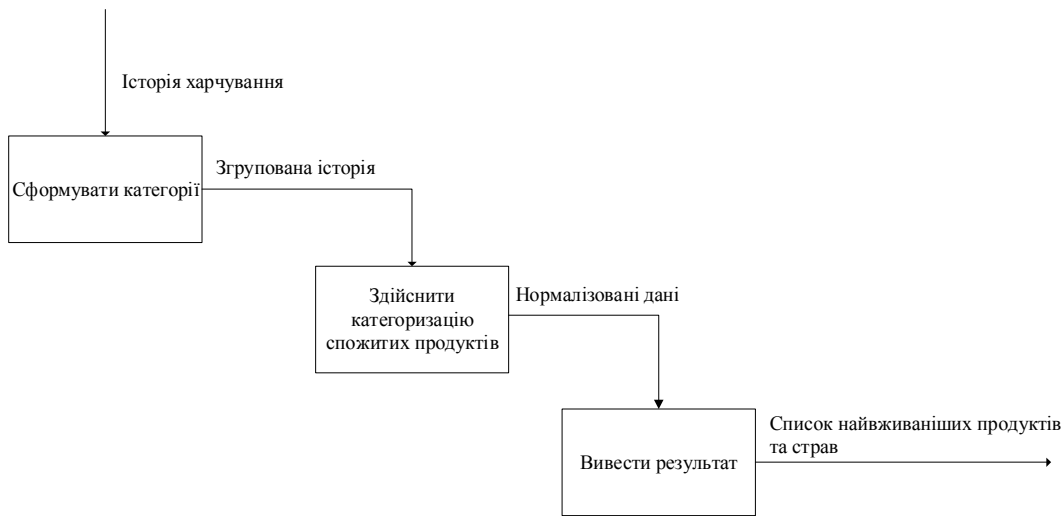


Рис. 26. Декомпозиція третього рівня процесу “Створити рейтинг популярності”

На рис. 27 подано діаграму декомпозиції третього рівня процесу “Сформувати поради щодо змін”.

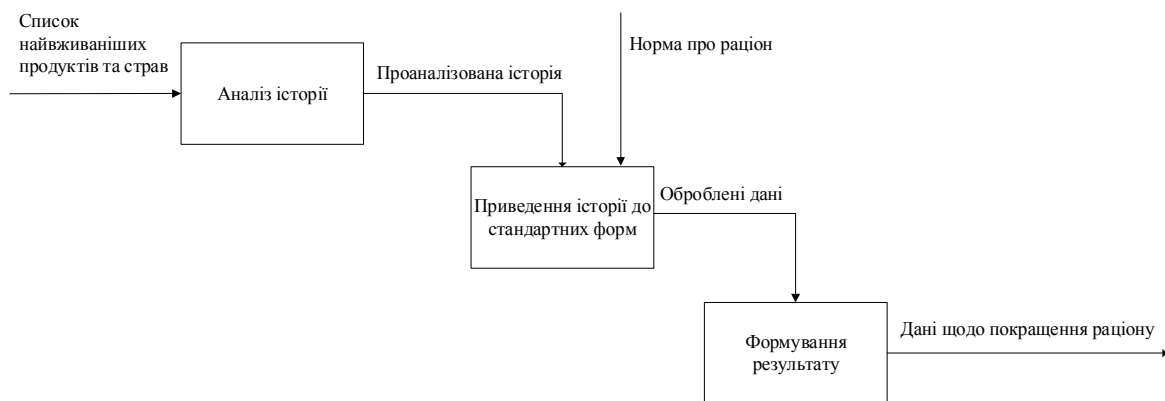


Рис. 27. Декомпозиція третього рівня процесу “Сформувати поради щодо змін”

На рис. 28 подано діаграму декомпозиції третього рівня процесу “Фільтрація відповідно до вподобань”.

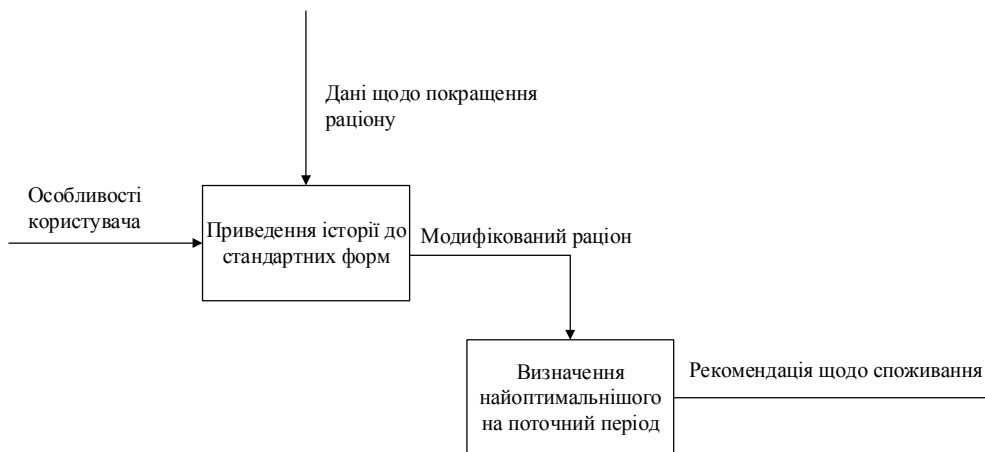


Рис. 28. Декомпозиція третього рівня процесу “Фільтрація відповідно до вподобань”

На основі IDEF0 побудуємо ієрархію процесів, які впливають на результат роботи системи. Для цього в середовищі All Fusion Process Modeller згенеруємо прототип вже створеної ієрархії. Результат зображено на рис. 29.



Рис. 29. Ієрархія процесів (функцій, задач)

Щоб зрозуміти, як зовнішні сили впливають на нашу систему, виконаємо PEST-аналіз: Результати оформлено у вигляді матриці та подано в табл. 4.

Таблиця 4

PEST-аналіз

(P) Політичні	(E) Економічні
Податкова політика Курс на диджиталізацію процесів Урегулювання військових дій	Курс валют Рівень безробіття Рівень доходів населення
(S) Соціальні	(T) Технічні
Тривалість культу здорового способу життя Розвиток звички контролю за раціоном Темпи зростання населення “Стандарти” краси, прийняті соціумом	Розвиток інновацій та технологій Упровадження нового покоління мобільного зв'язку

Опишемо ІС як впорядковану послідовність подій із одночасним розміщенням об'єктів, які безпосередньо залучені до процесу моделювання. Діаграму декомпозиції подано на рис. 30.

Отже, актуальність тематики підтверджується величезним попитом на схожі системи таких масштабів на ринку мобільних застосунків. Це підтверджується кількістю скачувань на різних платформах. Ретельно досліджено предметну область, створено онтології згідно зі стандартом онтологічного дослідження IDEF5 (Ontology Description Capture). Встановлено головну мету системи та здійснено її декомпозицію на різних ієрархічних рівнях. Конкретизовано систему на основі ієрархії IDEF0. У межах цієї структурної методології фігурує контекстна діаграма та її декомпозиція до трьох рівнів ієрархії. На основі ієрархії показано структурне наповнення процесів системи. В ході PEST-аналізу виявили аспекти зовнішнього середовища, які впливають на розроблену систему.

На рис. 31 подано блок-схему методології, застосованої в цьому дослідженні. По-перше, процес розпізнавання зображень їжі побудований на моделі, для навчання якої використано датасет Food-500, що налічує 500 категорій страв та 399 726 зображень. Зображення страви опрацьовується методом для визначення страви. Для розпізнавання страви необхідно виконати декомпозицію зображення, що потребує виявлення дескрипторів розпізнаних продуктів харчування. Як тільки назви

продуктів та дескриптори ідентифіковані, розпізнані продукти готові для наступних кроків алгоритму системи. Кінцевим результатом є зображення продуктів, стандартизоване за допомогою унікальних дескрипторів, що дасть змогу підрахувати калорії та вивести енергетичний вміст страви для користувача.

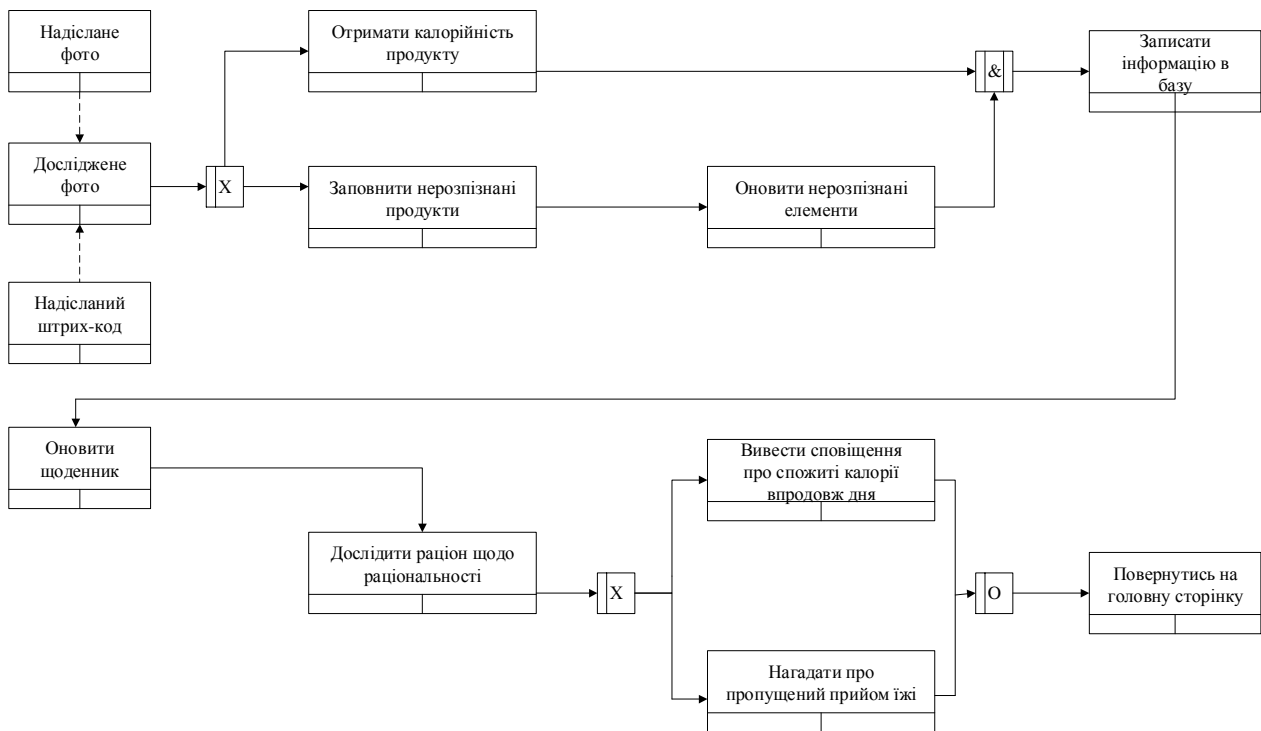


Рис. 30. Діаграма декомпозиції системи в нотації IDEF

Щоб навчити модель глибокого навчання розпізнавати продукти, нам спочатку потрібно попередньо опрацювати зображення вручну. Основна мета етапу попереднього опрацювання полягає у тому, щоб створити зображення продукту із відповідним підписом. Результат цього кроку знадобиться для контрольованого навчання моделі глибокого навчання. Зазвичай найпростіший підхід до створення таких зображень – це позначення кожного зображення одним класом страви (назва страви) і навчання моделі глибокого навчання відбувається так, що вона визначає назву продукту та надає зображення інгредієнта як вхідного параметра.

Оскільки продукти часто перекриваються на тарілках, а напої можуть заважати перегляду інших предметів, ми позначаємо кожен продукт на рівні пікселів. Це означає, що результатом цього кроку є нове зображення з такою самою шириною та висотою, що й вхідне зображення, тільки з одним каналом, а не з трьома каналами, які використовують у зображеннях RGB. Це зображення мітки містить передбачення класу для кожного окремого пікселя. Оскільки створення таких зображень без істотних помилок є клопітким, нетривіальним завданням, це одна із головних перешкод під час спроби розробити рішення для піксельної класифікації.

Ми здійснили навчання моделі для того, аби розпізнавати страви, використовуючи глибокі згорткові нейронні мережі, які працюють подібно до людського зору. Зокрема, ми використовували повністю згорткові мережі (FCN) для адаптивного навчання системи на основі досліджень [29–61], що є сучасним рівнем семантичної сегментації. Цей процес сегментує вхідне зображення на окремі частини, а потім класифікує кожну частину у вихідний клас; мережа робить це, виконуючи класифікацію на рівні пікселів. Тому FCN виводить піксельну карту замість текстової мітки класу, і ця піксельна карта містить передбачення моделі для кожного окремого пікселя вхідного зображення, а не лише одне передбачення для всього зображення. Це важливо, оскільки це найточніший спосіб

описати всі продукти харчування, наявні на одному зображенні. Навчання моделі глибокого навчання тривало приблизно 35 год. Однак класифікація одного зображення займає значно менше часу та обчислювальної потужності, що уможливило використання моделей глибокого навчання навіть у мобільних додатках. Після того, як навчання завершилось, модель було запущено один раз на підмножині тестування. Суть розробленої моделі полягає у визначенні та розпізнаванні конкретних характеристик у зображеннях, щоб застосувати їх до певної області. Розпізнавання продуктів системи відображено на рис. 33, де наочно і чітко видно, як модель виділяє досліджуваний об'єкт на зображенні з-поміж сторонніх шумів.

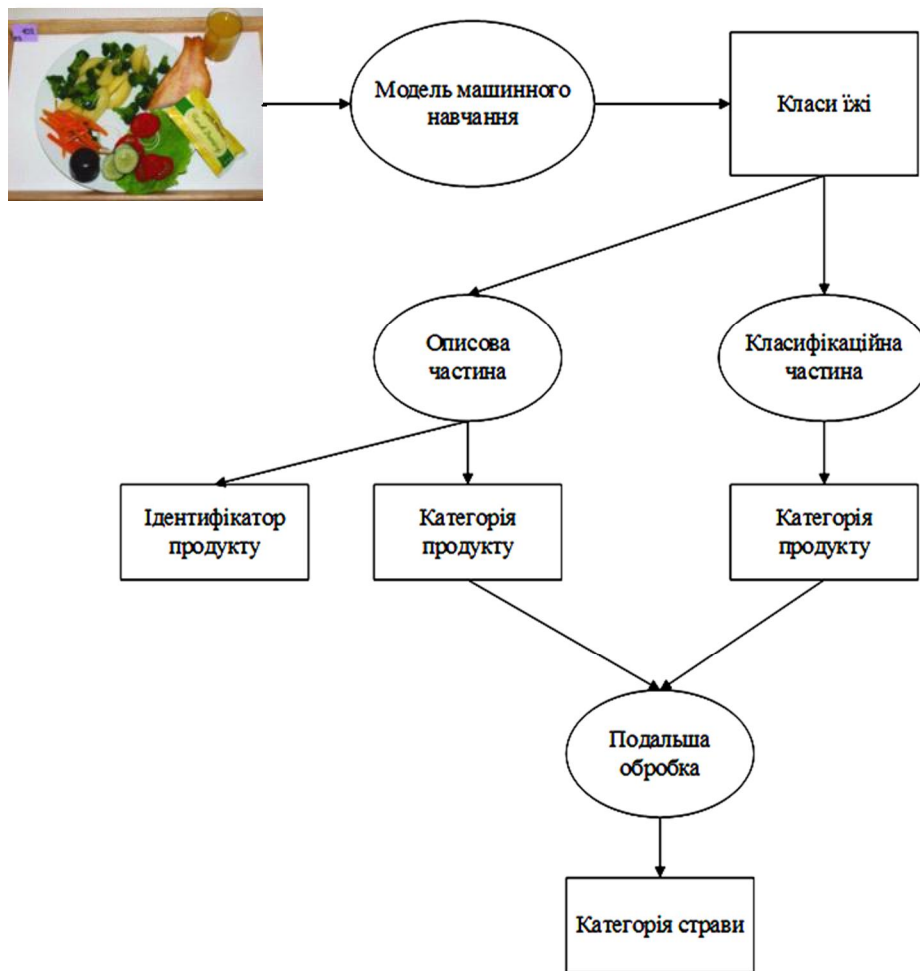


Рис. 31. Блок-схема сегментації та розпізнавання зображення

Щоб виміряти ефективність навченої моделі глибокого навчання, ми використовували формули, які часто слугують орієнтиром якості для повністю згорткових мереж семантичної сегментації. Вимірювання ґрунтуються на стандартній точності пікселів і розрахунках перетину над об'єднанням (IU), урахуваючи такі показники:

$$\text{Точність розпізнавання} = \frac{\sum_i n_{ii}}{\sum_i t_i} \quad (1)$$

$$\text{Середня точність} = \frac{1}{n_{cl}} \sum_i \frac{n_{ii}}{t_i} \quad (2)$$

$$\text{Перетин через об'єднання} = \frac{1}{n_{cl}} \sum_i \frac{n_{ii}}{(t_i + \sum_j n_{ji} - n_{ii})} \quad (3)$$

$$\text{Зважена частота розпізнавання} = \left(\sum_k t_k \right)^{-1} \sum_i \frac{t_i n_{ii}}{(t_i + \sum_j n_{ji} - n_{ii})} \quad (4)$$

де n_{cl} – кількість різних класів натренованої моделі; n_{ij} – кількість пікселів класу i , для яких передбачено можливість належності до класу j ; t_i – загальна кількість пікселів класу i .

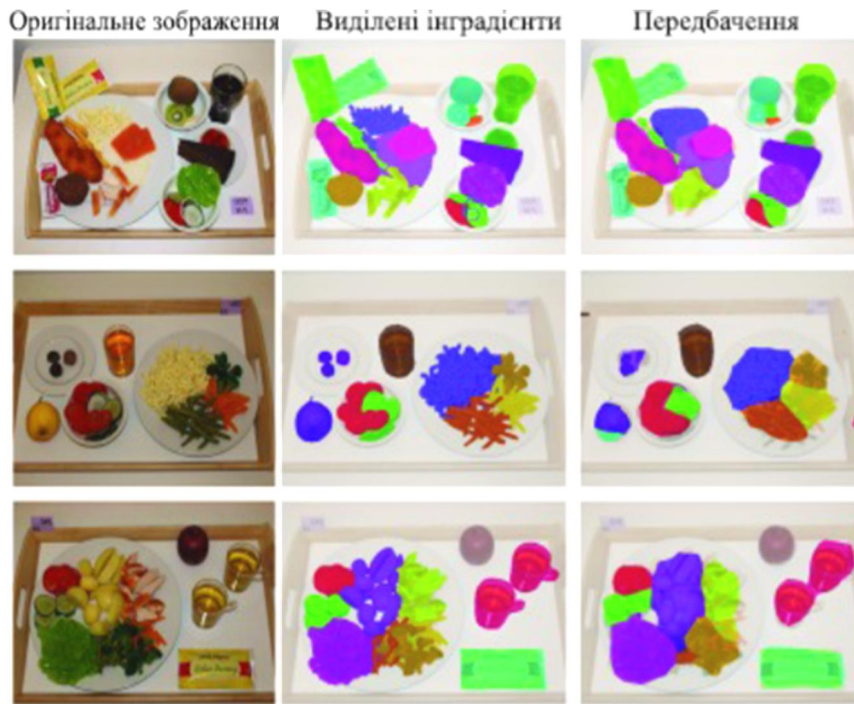


Рис. 32. Класифікація інградієнтів

Результати навчання моделі наведено в табл. 5.

Таблиця 5

Результати навчання

	Точність розпізнавання, %	Середня точність, %	Перетин через об'єднання, %	Зважена частота розпізнавання, %
Тренування	93	81	72	89
Валідація	90	65	55	84
Тестування	92	70	61	87

Як і очікувалося, продуктивність моделі вища на навчальній підмножині, ніж на двох інших підмножинах. Однак відмінність не є істотною, а це означає, що модель засвоїла особливості, які добре узагальнюються. Важливо зазначити, що ця продуктивність виміряна для всіх класів – у різні періоди доби (день та ніч) та для різного фону, на якому зображена страва. Оскільки підмножина тестування містить зображення, нові для моделі глибокого навчання, вважаємо результати цієї підмножини найрепрезентативнішими для реальної продуктивності. З цих результатів ми вибрали точність у пікселях як кінцевий показник якості, оскільки ця міра аналогічна до точності класифікації в традиційних згорткових нейронних мережах, які класифікують ціле зображення в один клас. Відмінність полягає у тому, що замість обчислення точності на рівні зображення її обчислюють на рівні пікселя. Як видно з табл. 4, точність моделі глибокого навчання на високому рівні, що свідчить про готовність впроваджувати цю модель в реальні умови. Існують відповідні технології для їх упровадження. Програмний продукт спроектовано на засадах тривірневої архітектури, яка складається із таких рівнів – подання, бізнес-логіки та доступу до бази даних. Візуалізацію архітектури системи та взаємозв'язки між шарами наведено на рис. 33.



Рис. 33. Архітектура системи

Варто відзначити, що послідовність шарів відповідна та стала, тобто рівень подання “знає” лише про існування бізнес-логіки. А бізнес-логіка взаємодіє з рівнем подання та рівнем доступу до бази. Рівень доступу до бази за допомогою мови сценаріїв та заданого зв’язку приводить отримані результати до конкретних об’єктів та надсилає результат на рівень вище. Переваги цього архітектурного рішення такі:

- Обслуговування та підтримка коду – кожен рівень є незалежним, тому зміни в одному рівні не призводять до змін іншого.
- Гнучкість – кожним рівнем можна окремо керувати і масштабувати його.
- Повторне використання – незалежність дає змогу використовувати рівні в межах різних систем.
- Швидший процес розроблення – різні спеціалісти можуть займатись окремими областями: front-end спеціалісти – рівнем представлення, back-end інженери – упровадженням бізнес-логіки; database адміністратори – розробленням моделі бази даних.

Розглянемо, як працює архітектура. Користувач виконує певний набір операцій, які приводять до надсилання запиту на сервер. У межах рівня представлення проекти обмінюються за допомогою інтерфейсу REST. З мобільного пристрою надходить запит і потрапляє до відповідного контролера. Відповідний метод контролера викликає об’єкт з рівня бізнес-логіки і доручає йому виконати завдання. А рівень бізнес-логіки викликає об’єкт з рівня доступу до бази, щоб з’єднатись з базою для отримання даних. Останній рівень формує мову сценаріїв, які виконуються для заданої бази даних. Після опрацювання даних на кожному рівні (зверху вниз) відповідь повертається до контролера. Результат опрацювання надсилається за допомогою протоколу HTTP з відповідним статус-кодом про результат виконання операції. Інформація надається користувачу в результаті опрацювання тіла відповіді, яку пристрій отримав із серверної частини.

Головну сторінку зображено на рис. 34, а. Її умовно поділено на дві частини. В першій міститься інформація про спожиті калорії, а в іншій – страви, які користувач спожив. У верхній частині екрана вказана поточна дата та навігаційні кнопки вліво та вправо. Вони відповідають за переміщення за датою і відповідно завантажують потрібну інформацію на головний екран. Стартова точка, від якої можна переглянути історію споживання, є датою реєстрації користувача.

Кільце калорій наочно показує, скільки калорій залишилось спожити для підтримання енергетичного балансу організму.

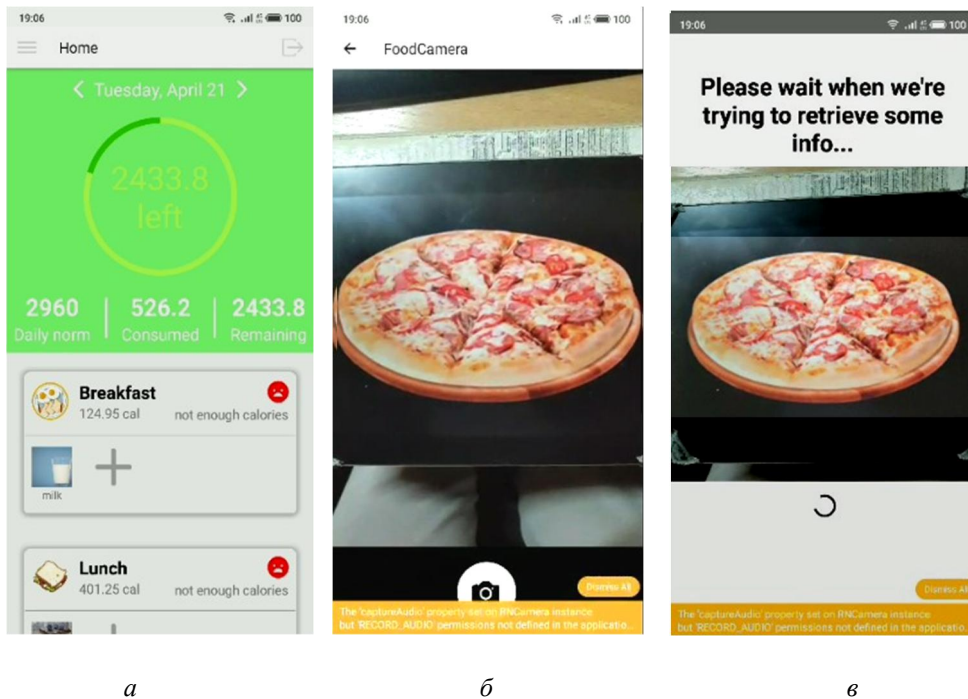


Рис. 34. Головна сторінка (а), процес фотографування об'єкта (б) та вікно відображення (в)

Детальнішу інформацію подано під кільцем. Там містяться дані про те, скільки калорій має спожити користувач, скільки він спожив протягом дня та скільки ще залишилось. Параметр щоденної норми визначається на підставі віку, ваги та зросту користувача. Також на головній сторінці відображаються продукти, які споживав користувач упродовж дня. Внести страву чи продукт можливо завдяки наявності спеціальної кнопки. Знак “плюс” переводить користувача до режиму використання камери, в якому можна навести на продукт та сфотографувати його. Доступ до камери продемонстровано на рис. 34, б. Після цього система відображає зроблену фотографію та просить зачекати кілька секунд для опрацювання інформації. Вікно зображене на рис. 34, в. Протягом цього часу система здійснює розпізнавання елементів на фотографії, визначає калорійний вміст та записує отримані дані до бази даних.

У разі успішного розпізнавання оновлюється головне меню та змінюється інформація про спожиті калорії. Отримані результати додаються та виводиться результат: чи ви спожили недостатню кількість, чи, навпаки, перевищили норму. Зроблена фотографія прикріплюється до конкретного часового діапазону, протягом якого ви спожили їжу, із назвою страви. Результат розпізнавання зображено на рис. 35, а. Підказки також інтегровані в систему і ґрунтуються на попередньому досвіді використання. Для прикладу, на рис. 35, б наведено повідомлення, яке вказує на те, що користувач сьогодні ще не споживав їжу. Тому система закликає його зробити це, оскільки у такий час користувач зазвичай снідає. Ще одна сторінка – профіль користувача, який зображено на рис. 35, в. Початково інформація в профілі заповнена даними, введеними під час реєстрації. Їх можна змінити, натиснувши відповідну опцію у правому верхньому куті. На сторінці користувача подано головні параметри, які з ним пов'язані: ім'я, вік, країна, вага та зріст. Окрім цього, в профілі відображається активність користувача за допомогою графіка діяльності, який показує кількість дій протягом певного дня. Графік – масив, який складається з об'єкта, що містить дату та кількість контрибуцій упродовж певного дня. Відповідно, чим насиченіший квадрат, тим більше активності користувач виявив протягом певної дати. Особливу увагу звернено на аналіз спожитих речовин та

страв, тому інформація у вигляді діаграм подається в розділі користувацького щоденника. На рис. 36, *a* наведено лінійний графік, який відображає кількість калорій, спожитих протягом останніх семи днів. На осі абсцис вказано дні тижня, а на осі ординат – кількість калорій. Це дає змогу відстежувати певну тенденцію та робити висновки щодо покращення раціону.

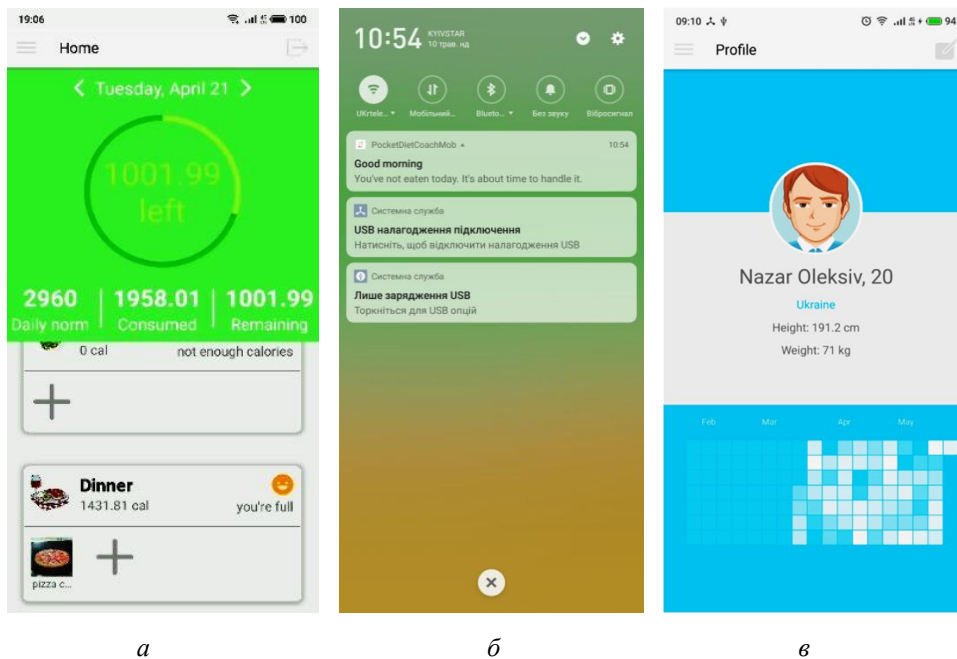


Рис. 35. Результат розпізнавання (*a*), сповіщення про прийом їжі (*б*) та профіль користувача (*в*)



Рис. 36. Графік спожитих калорій та відсоткове відношення між кількістю спожитої їжі та часом (*a*); стовпчикова діаграма середньої кількості спожитих калорій; кругова діаграма найпопулярніших страв (*б*)

На рис. 36, а подано кругову діаграму, яка відображає залежність між кількістю спожитої їжі та часом. У системі виділено чотири часові діапазони приймання їжі, тому кіл теж чотири відповідно. Для прикладу, за ідеальних умов найбільшим має бути відсоток сніданку, а вечері перед сном – найменшим. Діаграма дає змогу визначити прийом їжі, який охоплює найбільшу кількість калорій та зробити висновки. На підставі даних двох вищенаведених діаграм можна визначити тенденцію споживання калорій не лише протягом дня, а й упродовж часового діапазону.

На рис. 36, б зображено стовпчикову діаграму, яка відображає середню кількість спожитих калорій протягом дня за останні чотири місяці. Стовпчикова діаграма дає змогу стежити за прогресом і зрозуміти, чи користувач рухається в бік зменшення ваги чи, навпаки, її збільшення. На рис. 36, б наведено кругову діаграму, яка відображає найпопулярніші страви або продукти упродовж останнього тижня та їхню частку в щоденному раціоні користувача.

Висновки

Проаналізовано поточну ситуацію на ринку та виявлено потребу в створенні системи, яка допоможе автоматизувати підрахунок калорій на основі розпізнавання інгредієнтів, які містяться в зображенні страви. Актуальність тематики підтверджується величезним попитом на схожі системи таких масштабів на ринку мобільних застосунків, кількістю скачувань на різних платформах. Переваги та недоліки альтернативних рішень зведено в таблицю та підсумовано результат. Для проєктування системи проаналізовано різноманітні архітектурні рішення, алгоритми на методи навчання нейронної мережі. Здійснено порівняння ефективності від їх упровадження в різних сферах. Вибрано доцільний метод та встановлено оптимальний початковий набір даних. Результатом виконання системного аналізу є створення дерева цілей на основі комплексного підходу. Встановлено головну мету системи та здійснено її декомпозицію на різних ієрархічних рівнях. Конкретизовано систему на основі ієрархії IDEF0. У межах цієї структурної методології використовується контекстна діаграма та її декомпозиція до трьох рівнів ієрархії. На основі ієрархії показано структурне наповнення процесів системи. Результатом успішного виконання роботи є створення системи, яка забезпечує виконання усіх поставлених завдань: розпізнавання продуктів, автоматизація процесу підрахунку калорій, формування порад та надсилання сповіщень. Усі результати підкріплені в описі програмного продукту та інструкції користувача. Користувацька інструкція описує доцільне використання системи, враховуючи необхідні умови для запуску. Функціональність системи підкріплена зображеннями, які покроково подають послідовність користування системою.

Список літератури

1. Kryvoruchko, O., Khorolska, K., Chubaievskiy, V. (2019). Usage of neural networks in image recognition. *Зовнішня торгівля: економіка, фінанси, право*, № 3, С. 83–92.
2. Vapnik, V. N. The nature of statistical learning theory. Springer, 1999, P. 314.
3. Бодяньський, С. В., Дейнеко, А. О., Дейнеко, Ж. В., Шаламов, М. О. *Адаптивне навчання нейронної мережі опорних векторів найменших квадратів. Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті*. 2015. № 2. С. 71–74. DOI: <http://doi.org/10.18664/iksz.v0i2.52045>.
4. Альперт, С. І. Сучасні критерії оцінки точності класифікації зображень. *Математичні машини і системи*. 2013. № 4. С. 187–197.
5. Бодяньський, С. В., Тесленко, Н. О., Дейнеко, А. О. Еволюційна нейронна мережа з ядреними функціями активації й адаптивний алгоритм її навчання. *Наукові праці [Чорноморського державного університету ім. Петра Могили]*. Сер.: Комп'ютерні технології. 2011. Т. 160, Вип. 148. С. 53–58.
6. Shalkoff, R. J. Digital image processing and computer vision. New York; Chichester; Brisbane; Toronto; Singapore: John Wiley & Sons, 1989. 489 p.
7. Гороховатский, В. А., Пупченко Д. В. Классификация изображений визуальных объектов по множеству дескрипторов особенных точек на основе нейронной сети Кохонена. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2018. Вип. 2. С. 68–72.
8. Білашенко С. В., Шаповалова Н. Н., Рибальченко О. Г. Розпізнавання зображень за допомогою згорткових нейронних мереж з використанням бібліотеки Keras. *Гірничий вісник*. 2018. Вип. 10. С. 148–154. DOI: <http://doi.org/10.31721/2306-5435-2018-1-103-148-154>.
9. Бортник К. Я., Ольшевський О. В., Кирилюк А. Л. Машинне навчання, як основа для розвитку технологій майбутнього. *Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*. 2017. № 27. С. 85–88.

10. Бродкевич В. М., Ремесло В. Я. Алгоритми машинного навчання та глибокого навчання (ГН) і їх використання в прикладних додатках. *Інтернаука*. 2018. № 11(1). С. 56–60.
11. Бутирська І. В., Мангул А. В. Технологія QR-коду як інструмент підвищення ефективності функціонування сервісних систем. *Вісник Чернівецького торговельно-економічного інституту. Економічні науки*. 2015. Вип. 1. С. 165–171.
12. Вітлінський В. В. Штучний інтелект у системі прийняття рішень. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2012. № 1. С. 97–118.
13. Волошин Г. Я. Методы распознавания образов. Владивосток : ВГУЭС, 2000. 74 с.
14. Гадецька С., Гороховатський В. Методи структурної класифікації зображень на засадах байєсовської теорії прийняття рішень. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*. 2018. № 2. С. 90–97. DOI: <http://doi.org/10.15588/1607-3274-2018-2-10>.
15. Гаманюк І. Варіант застосування байєсівських методів для машинного навчання штучного інтелекту системи підтримки прийняття рішень у боротьбі зі спамом. *Зв'язок*. 2018. № 6. С. 14–18.
16. Глухова Н. В., Пісоцька Л. А. Розробка методу аналізу кольорових зображень газорозрядного випромінювання. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2018. Вип. 2. С. 59–62. DOI: <http://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.2.059>.
17. Глухова Н. В., Пісоцька Л. А., Кучук Н. Г. Розробка системи експрес-класифікації води на основі бази даних зображень. *Збірник наукових праць Харківського університету Повітряних Сил*. 2015. Вип. 3. С. 112–118.
18. Береговий В. К. Основи наукової організації здорового харчування. *Ефективна економіка*, 2011, № 11. Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/efek_2011_11_19.
19. Глущенко Л. Перспективи використання штучного інтелекту для розробки функціональному харчуванні. *Вісник Львівського університету. Серія біологічна*. 2016. Вип. 73. С. 437.
20. Клименко Д. О., Руденко О. А. Веб-додаток для сервісу складання раціону здорового харчування та доставки продуктів. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2019, Вип. 2, С. 103–109. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2019.2.103>.
21. Лещенко О. Б., Хлюпіна А. С., Богдан Д. О. Веб-додаток для ведення щоденника харчування та тренування: вимоги, розроблення і впровадження. *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*. 2018. № 3. С. 49–62. DOI: <https://doi.org/10.32620/reks.2018.3.06>.
22. Макарова Г. В. Створення мобільного додатку для оптимізації ваги та харчування людини. *Системи обробки інформації*, 2017. Вип. 2, С. 187–191.
23. Мостенська Т. Л., Кундєєва Г. О. Харчування як складова продовольчої безпеки. *Наукові праці Національного університету харчових технологій*, 2016, Т. 22, № 3, С. 113–122.
24. Мотузка Ю. Харчова та енергетична цінність продуктів для спеціальних медичних цілей. *Товари і ринки*, 2017, № 2(1), С. 59–66.
25. Сластин В. В., Самусева Е. С., Москальчук Л. В. Сбалансированный рацион питания. *Проблеми харчування*, 2014, № 1, С. 33–39.
26. Трачук Т. В., Радіщук Т. П. Метод математичного моделювання як засіб реалізації щоденного раціону. *Педагогічний пошук*, 2014, № 1, С. 34–36.
27. Янінович Й. Є., Качай Г. В., Швець Т. М. Енергетична цінність продуктів. *Рибогосподарська наука України*, 2011, № 2, С. 122–126.
28. Григоренко О. Наукові підходи до формування раціонів харчування. *Прогресивні техніка та технології харчових виробництв ресторанного господарства і торгівлі*, 2009, Вип. 2, С. 210–218.
29. Гриньов Д. В. Метод розпізнавання зображень об'єктів засобами видової розвідки. *Системи озброєння і військова техніка*, 2007, Вип. 4, С. 72–75.
30. Грицик В. В. Метод обробки складних зображень та їх розпізнавання. *Доповіді Національної академії наук України*, 2011, № 1, С. 28–32.
31. Грицик В. В. Обробка складних зображень та їх розпізнавання в інформаційно-аналітичних системах комп'ютерного зору. *Доповіді Національної академії наук України*, 2009, № 7, С. 36–41.
32. Довбиш А. С., Шелехов І. В. Основи теорії розпізнавання образів: навч. посіб.: у 2 ч. Суми: Сумський державний університет, 2015. Ч. 1. 109 с.
33. Доманецька І. М., Федусенко О. В., Хроленко В. М. Нейромережеві технології опрацювання зображень в адаптивних системах навчання. *Штучний інтелект*, 2017, № 3–4, С. 24–31.
34. Дрофа В. О., Єфіменко Т. М. Інформаційно-екстремальний алгоритм розпізнавання нестационарних за яскравістю зображень. *Бионика интеллекта*, 2015, № 2, С. 100–104.
35. Местецкий Л. М. Математические методы распознавания образов: курс лекций. Москва: МГУ, 2004. 85 с.
36. Мокрінцев О. А. Попередня обробка зображень для автоматичного розпізнавання одновимірних штрих-кодів. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2017. Вип. 1. С. 111–113.
37. Симаков В. С., Луценко Е. В. Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов. Краснодар : КГТУ, 1999. 318 с.

38. Терейковський І. Нейромережева методологія розпізнавання Інтернет-орієнтованого шкідливого програмного забезпечення. *Безпека інформації*, 2013, Т. 19, № 1, С. 24–28. DOI: <https://doi.org/10.18372/2225-5036.19.4688>.
39. Bolohova N., Ruban I. Image processing models and methods research and ways of improving marker recognition technologies in added reality systems. *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості*, 2019, № 1, С. 25–33. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2019.7.025>.
40. Довбиш А. С., Стадник Г. А. Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи підтримки прийняття рішень з гіперциліндроїдним класифікатором. *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*, 2015, № 3, С. 11–18.
41. Красиленко В. Г., Яцковська Р. О., Яцковський В. І. Моделювання методів розпізнавання та класифікації фрагментів кольорових зображень земель сільськогосподарського призначення при їх дистанційному моніторингу. *Системи обробки інформації*, 2017, Вип. 5, С. 55–61.
42. Мороз О. Я. Штучний інтелект versus природний інтелект? (майбутнє людини в контексті викликів інтелектуальних супертехнологій). *Політологічний вісник*, 2014, Вип. 72, С. 18–35.
43. Олдендерфер М., Блэшфилд Р. К. Кластерный анализ. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ: пер. с англ.; под. ред. И. С. Енюкова. Москва: *Финансы и статистика*, 1989. 215 с.
44. Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. Pattern Classification, second ed.. John Wiley & Sons, New York, 2001. 738 p.
45. Han J., Kamber M., Pei J. Morgan Kaufmann Data mining: concepts and techniques. 3rd ed. Elsevier, 2012. 744 p.
46. Melnychuk S., Gubarev V., Salnikov N. Using Information Features in Computer Vision for 3d Pose Estimation in Space. *Кибернетика и вычислительная техника*, 2017, No. 190, 33–55. DOI: <https://doi.org/10.15407/kvt190.04.033>.
47. Motuzka I., Antiushko D. Classification of products for enteral nutrition. *Товари і ринки*, 2015, № 2, С. 17–24.
48. Pantelyat M. G. Application of the finite element method to computer simulation of electromagnetic and thermal processes in induction cookers and heated dishes. *Вісник Черкаського університету. Серія: Фізико-математичні науки*, 2017, No. 1, С. 79–85.
49. Ziglio E. The WHO cross-national study of health behavior in school aged children from 35 countries. New York; Chichester; Brisbane; Toronto; Singapore: J. School Health, 2001. 206 p. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1746-1561.2004.tb07933.x>.
50. Данилюк І. Г. Актуальні проблеми методу глибинного навчання. *Лінгвістичні студії*, 2018, Вип. 35, С. 155–158.
51. Лендюк Т. В. Моделювання комп'ютерного адаптивного навчання і тестування. *Праці Одеського політехнічного університету*, 2013, № 1, С. 110–115.
52. Малярець Л. М., Рижих І. Ю. Застосування QR-розкладу прямокутних матриць Хаусхолдеровими відображеннями в регресійному аналізі. *Економіка розвитку*, 2009, № 1, С. 16–20.
53. Матвеева Н. О. Дослідження засобів машинного навчання із залученням сучасних мов програмування. *Системні технології*, 2018, Вип. 1, С. 85–91.
54. Мінцер О. П. Обрії розвитку адаптивного навчання. *Медицина інформатика та інженерія*, 2017, № 1, С. 5–11. DOI: <https://doi.org/10.11603/mie.1996-1960.2017.1.7665>.
55. Пішванова В. О. Принципи адаптивного навчання. *Вісник Запорізького національного університету. Педагогічні науки*, 2015, № 1, С. 178–183.
56. Тупало Я. О. Використання методів машинного навчання на практиці. *Комп'ютерні засоби, мережі та системи*, 2018, № 17, С. 101–110.
57. Федусенко О. В., Федусенко А. О., Доманецька І. М. Концептуальна модель адаптивної інформаційної системи навчання. *Управління розвитком складних систем*, 2017, Вип. 32, С. 86–90.
58. Muller K. R., Mika S., Ratsch G., et al. An introduction to kernelbased learning algorithms. *IEEE 108 Transactions on Neural Networks*. 2001, No. 12(2), 181–202. DOI: <https://doi.org/10.1109/72.914517>.
59. Al-Janabi Aqeel Bahr Tarkhan Computer vision system for froth flotation based on centroid. *Системи обробки інформації*, 2014, Вип. 9, С. 3–5.
60. Dovbysh A. S., Velykodnyi D. V., Protsenko O. B., Zimovets V. I. Optimization of parameters of machine learning of the system of functional diagnostics of the electric drive of a shaft lifting machine. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, 2018, № 2, С. 44–50. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2018-2-5>.
61. Long, J., Shelhamer, E. and Darrell, T. Fully convolutional networks for semantic segmentation, 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015, 3431–3440. DOI: <http://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298965>.

References

1. Kryvoruchko O., Khorolska K., Chubaievskiy V. (2019). Usage of neural networks in image recognition *Zovnishnya torgivlya: ekonomika, finansu, pravo* Vol. 3, 83–92.
2. Vapnik V. N. (1999). The nature of statistical learning theory. Springer, 314 p.

3. Bodyans'kyy Ye. V., Deyneko A. O., Deyneko Zh. V., Shalamov M. O. (2015). Adaptivne navchannya neyronnoyi merezhi opornykh vektoriv naymenshykh kvadrativ. *Informatsiyno-keruyuchi systemy na zaliznychnomu transporti*, Vol. 2, 71–74. DOI: <http://doi.org/10.18664/iksz.v0i2.52045>.
4. Al'pert S. I. (2013). Suchasni kryteriyi otsinky tochnosti klasyfikatsiyi zobrazhen'. *Matematychni mashyny i systemy*, Vol. 4, 187–197.
5. Bodyans'kyy Ye. V., Teslenko N. O., Deyneko A. O. (2011) Evolyutsiyna neyronna merezha z yadernymy funktsiyamy aktyvatsiyi y adaptivnyy alhorytm yiyi navchannya. *Naukovi pratsi* [Chornomors'koho derzhavnogo universytetu imeni Petra Mohyly]. Ser.: Komp'yuterni tekhnolohiyi, Vol. 160(148), 53–58.
6. Shalkoff R. J. (1989) Digital image processing and computer vision. New York; Chichester; Brisbane; Toronto; Singapore: John Wiley & Sons, 489 p.
7. Gorokhovatskiy V. A., Pupchenko D. V. (2018). Klassifikatsiya izobrazheniy vizual'nykh ob'yektov po mnozhestvu deskriptorov osobennykh tochek na osnove neyronnoy seti Kokhonena. *Sistemi upravlinnya, navigatsii ta zv'yazku*, Vol. 2, 68–72.
8. Bilashenko S. V., Shapovalova N. N., Rybal'chenko O. H. (2018). Rozpiznavannya zobrazhen' za dopomohoyu z-hortkovykh neyronnykh merezh z vykorystanniam biblioteky Keras. *Hirnychyy visnyk*, Vol. 10, 148–154. DOI: <http://doi.org/10.31721/2306-5435-2018-1-103-148-154>.
9. Bortnyk K. Ya., Ol'shevs'kyy O. V., Kyrlyuk A. L. (2017). Mashynne navchannya, yak osnova dlya rozvytku tekhnolohiy maybutn'oho. *Komp'yuterno-intehrovani tekhnolohiyi: osvita, nauka, vyrobnytstvo*, Vol. 27, 85–88.
10. Brodkevych V. M., Remeslo V. Ya. (2018). Alhorytmny mashynnoho navchannya ta hlybokoho navchannya (HN) i yikh vykorystannya v prykladnykh dodatках. *Internauka: Mizhnarodnyy nauk. zhurnal*, Vol. 11(1), 56–60.
11. Butyrs'ka I. V., Manhul A. V. (2015). Tekhnolohiya QR-kodu yak instrument pidvyshchennya efektyvnosti funktsionuvannya servisnykh system. *Visnyk Chernivets'koho torhovel'no-ekonomichnogo instytutu. Ekonomichni nauky*, Vol. 1, 165–171.
12. Vitlins'kyy V. V. (2012). Shtuchnyy intelekt u systemi pryynyattya rishen'. *Neyro-nechitki tekhnolohiyi modelyuvannya v ekonomitsi*, Vol. 1, 97–118.
13. Voloshin G. Ya. (2000). Metody raspoznavaniya obrazov. Vladivostok: VGUES, 74 p.
14. Hadets'ka S., Horokhovat-s'kyy V. (2018) Metody strukturnoyi klasyfikatsiyi zobrazhen' na zasadakh bayesovs'koyi teorii pryynyattya rishen'. *Radioelektronika, informatyka, upravlinnya*, Vol. 2, 90–97. DOI: <http://doi.org/10.15588/1607-3274-2018-2-10>.
15. Hamanyuk I. (2018). Variant zastosuvannya bayesivs'kykh metodiv dlya mashynnoho navchannya shtuchnoho intelektu systemy pidtrymky pryynyattya rishen' u borot'bi zi spamom. *Zv'yazok*, Vol. 6, 14–18.
16. Hlukhova N. V., Pisots'ka L. A. (2018). Rozrobka metodu analizu kol'orovykh zobrazhen' hazorozryadnoho vyprominyuvannya. *Systemy upravlinnya, navihatsiyi ta zv'yazku*, Vol. 2, 59–62. DOI: <http://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.2.059>.
17. Hlukhova N. V., Pisots'ka L. A., Kuchuk N. H. (2015). Rozrobka systemy ekspres-klasyfikatsiyi vody na osnovi bazy danykh zobrazhen'. *Zbirnyk naukovykh prats' Kharkivs'koho universytetu Povitryanykh Syl*, Vol. 3, 112–118.
18. Berehovyy V. K. (2011). Osnovy naukovoyi orhanizatsiyi zdorovoho kharchuvannya. *Efektyvna ekonomika*, Vol. 11. Access mode: http://nbuv.gov.ua/UJRN/efek_2011_11_19.
19. Klymenko D. O., Rudenko O. A. (2019). Veb-dodatok dlya servisu skladannya ratsionu zdorovoho kharchuvannya ta dostavky produktiv. *Systemy upravlinnya, navihatsiyi ta zv'yazku*, Vol. 2, 103–109.
20. Hlushchenko L. (2016). Perspektyvy vykorystannya shtuchnoho intelektu dlya rozrobky funktsional'nomu kharchuvanni. *Visnyk L'vivs'koho universytetu. Seriya biolohichna*, Vol. 73, 437. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2019.2.103>.
21. Leshchenko O. B., Khlyupina A. S., Bohdan D. O. (2018). Veb-dodatok dlya vedennya shchodennykh kharchuvannya ta trenuvannya: vymohy, rozroblennya i vprovadzheniya. *Radioelektronni i komp'yuterni systemy*, Vol. 3, 49–62. DOI: <https://doi.org/10.32620/reks.2018.3.06>.
22. Makarova H. V. (2017). Stvorennya mobil'noho dodatku dlya optymizatsiyi vahy ta kharchuvannya lyudyny. *Systemy obrobky informatsiyi*, Vol. 2, 187–191.
23. Mostens'ka T. L., Kundeyeva H. O. (2016). Kharchuvannya yak skladova prodovol'choyi bezpeky. *Naukovi pratsi Natsional'noho universytetu kharchovykh tekhnolohiy*, Vol. 22(3), 113–122.
24. Motuzka Yu. (2017). Kharchova ta enerhetychna tsinnist' produktiv dlya spetsial'nykh medychnykh tsiley. *Tovary i rynky*, Vol. 2(1), 59–66.
25. Slastin V. V., Samuseva Ye. S., Moskal'chuk L. V. (2014). Sbalansirovanny ratsion pitaniya. *Problemi kharchuvannya*, Vol. 1, 33–39.
26. Trachuk T. V., Radishchuk T. P. (2014). Metod matematychnoho modelyuvannya yak zasib realizatsiyi shchodennoho ratsionu. *Pedahohichnyy poshuk*, Vol. 1, 34–36.
27. Yaninovych Y. Ye., Kachay H. V., Shvets' T. M. (2011). Enerhetychna tsinnist' produktiv. *Rybohospodars'ka nauka Ukrayiny*, Vol. 2, 122–126.
28. Hryhorenko O. (2009). Naukovi pidkhody do formuvannya ratsioniv kharchuvannya. *Prohresyvni tekhnika ta tekhnolohiyi kharchovykh vyrobnystv restorannoho hospodarstva i torhivli*, Vol. 2, 210–218.

29. Hryn'ov D. V. (2007). Metod rozpoznavannya zobrazen' ob'ektiv zasobamy vydovoyi rozvidky. *Systemy ozbroynyya i viys'kova tekhnika*, Vol. 4, 72–75.
30. Hrytsyk V. V. (2011) Metod obrobky skladnykh zobrazen' ta yikh rozpoznavannya. *Dopovidi Natsional'noyi akademiyi nauk Ukrainy*, Vol. 1, 28–32.
31. Hrytsyk V. V. (2009). Obrobka skladnykh zobrazen' ta yikh rozpoznavannya v informatsiyno-analitychnykh systemakh komp'yuternoho zoru. *Dopovidi Natsional'noyi akademiyi nauk Ukrainy*, Vol. 7, 36–41.
32. Dovbysh A. S., Shelekhov I. V. (2015). Osnovy teorii rozpoznavannya obraziv : navch. posib.: u 2 ch. Sumy: Sums'kyi derzhavnyi universytet, Vol. 1, 109 p.
33. Domanets'ka I. M., Fedusenko O. V., Khrolenko V. M. (2017). Neyromerezhevi tekhnolohiyi opratsyuvannya zobrazen' v adaptyvnykh systemakh navchannya. *Shtuchnyy intelekt*, Vol. 3–4, 24–31.
34. Drofa V. O., Yefimenko T. M. 2015 Informatsiyno-ekstremal'nyy alhorytm rozpoznavannya nestatsionarnykh za yaskravystyu zobrazen'. *Byonyka yntellekta*, Vol. 2, 100–104.
35. Mestetskiy L. (2004). Matematicheskiye metody raspoznavaniya obrazov. M.: MGU, 85 p.
36. Mokrintsev O. A. (2017). Poperednya obrobka zobrazen' dlya avtomatychnoho rozpoznavannya odnovymirnykh shtrykh-kodiv. *Systemy upravlinnya, navihatsiyi ta zv'yazku*, Vol. 1, 111–113.
37. Simakov V. S., Lutsenko Ye. V. (1999) Adaptivnoye upravleniye slozhnyimi sistemami na osnove teorii raspoznavaniya obrazov. Krasnodar : KGTU, 318 p.
38. Tereykovs'kyi I. (2013). Neyromerezheva metodolohiya rozpoznavannya Internet-oriyentovanoho shkidlyvoho prohrannoho zabezpechennya. *Bezpeka informatsiyi*, Vol. 19(1), 24–28. DOI: <https://doi.org/10.18372/2225-5036.19.4688>.
39. Bolohova N. I. (2019). Ruban Image processing models and methods research and ways of improving marker recognition technologies in added reality systems. *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості*, Vol. 1, 25–33. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2019.7.025>.
40. Dovbysh A. S., Stadnyk H. A. (2015). Informatsiyno-ekstremal'nyy alhorytm navchannya systemy pidtrymky pryunyattya rishen' z hipertsylindroyidnym klasyfikatorom. *Radioelektronni i komp'yuterni systemy*, Vol. 3, 11–18.
41. Krasylenko V. H., Yatskovs'ka R. O., Yatskovs'kyi V. I. (2017). Modelyuvannya metodiv rozpoznavannya ta klasyfikatsiyi frahmentiv kol'orovykh zobrazen' zemel' sil's'kohospodars'koho pryznachennya pry yikh dystantsiynomu monitorynhu. *Systemy obrobky informatsiyi*, Vol. 5, 55–61.
42. Moroz O. Ya. (2014). Shtuchnyy intelekt versus pryrodnyy intelekt? (maybutnye lyudyny v konteksti vyklykiv intelektual'nykh supertekhnolohiy). *Politolohichnyy visnyk*, Vol. 72, 18–35.
43. Oldenderfer M., Bleshfield R. K. Klasternyy analiz. Faktornyy, diskriminantnyy i klasternyy analiz: per. s angl.; pod. red. I. S. Yenyukova. Moskva: Finansy i statistika, 1989, 215 p.
44. Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. (2001). Pattern Classification, second ed., John Wiley & Sons, New York, 738 p.
45. Han J., Kamber M., Pei J., Kaufmann M. (2012). Data mining: concepts and techniques, 3rd ed. Elsevier, 744 p.
46. Melnychuk S, Gubarev V., Salnikov N. (2017). Using Information Features in Computer Vision for 3d Pose Estimation in Space. *Кибернетика и вычислительная техника*, Vol. 190, 33–55. DOI: <https://doi.org/10.15407/kvt190.04.033>.
47. Motuzka I., Antiushko D. (2015). Classification of products for enteral nutrition. *Товари і ринки*, Vol. 2, 17–24.
48. Pantelyat M. G. (2017). Application of the finite element method to computer simulation of electromagnetic and thermal processes in induction cookers and heated dishes. *Вісник Черкаського університету. Серія: Фізико-математичні науки*, Vol. 1, 79–85.
49. Ziglio E. (2001). The WHO cross-national study of health behavior in school aged children from 35 countries: New York; Chichester; Brisbane; Toronto; Singapore: J. School Health, 206 p. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1746-1561.2004.tb07933.x>.
50. Danylyuk I. H. (2018). Aktual'ni problemy metodu hlybynnoho navchannya. *Linhvistychni studiyi*. Vol. 35, 155–158.
51. Lendyuk T. V. (2013). Modelyuvannya komp'yuternoho adaptyvnoho navchannya i testuvannya. *Pratsi Odes'koho politekhnichnoho universytetu*, Vol. 1, 110–115.
52. Malyarets' L. M., Ryzhykh I. Yu. (2009). Zastosuvannya QR-rozkladu pryamokutnykh matryts' Khauskholderovymy vidobrazhennyamy v rehresynomu analizi. *Ekonomika rozvytku*, Vol. 1, 16–20.
53. Matvuyeva N. O. (2018). Doslidzhennya zasobiv mashynnoho navchannya iz zaluchennyam suchasnykh mov prohramuvannya. *Systemni tekhnolohiyi*, Vol. 1, 85–91.
54. Mintser O. P. (2017). Obriyi rozvytku adaptyvnoho navchannya. *Medychna informatyka ta inzheneriya*, Vol. 1, 5–11. DOI: <https://doi.org/10.11603/mie.1996-1960.2017.1.7665>.
55. Pishvanova V. O. (2015). Pryntsyipy adaptyvnoho navchannya. *Visnyk Zaporiz'koho natsional'noho universytetu. Pedagogichni nauky*, Vol. 1, 178–183.
56. Tupalo Ya. O. (2018). Vykorystannya metodiv mashynnoho navchannya na praktytsi. *Komp'yuterni zasoby, merezhi ta systemy*, Vol. 17, 101–110.

57. Fedusenko O. V., Fedusenko A. O., Domanets'ka I. M. (2017). Kontseptual'na model' adaptyvnoyi informatsiyanoi systemy navchannya. *Upravlinnya rozvytkom skladnykh system*, Vol. 32, 86–90.
58. Muller K. R., Mika S., Ratsch G. et al. (2001). An introduction to kernelbased learning algorithms. *IEEE 108 Transactions on Neural Networks*, Vol. 12(2), 181–202. DOI: <https://doi.org/10.1109/72.914517>.
59. Al-Janabi Aqeel Bahp Tarkhan (2014). Computer vision system for froth flotation based on centroid. *Системи обробки інформації*, Vol. 9, 3–5.
60. Dovbysh A. S., Velykodnyi D. V., Protsenko O. B., Zimovets V. I. (2018). Optimization of parameters of machine learning of the system of functional diagnostics of the electric drive of a shaft lifting machine. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, Vol. 2, 44–50. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2018-2-5>.
61. Long, J., Shelham, E. and Darrell, T. (2015). Fully convolutional networks for semantic segmentation, 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 3431–3440. DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298965. DOI: <http://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298965>.

MOBILE INFORMATION SYSTEM FOR HUMAN NUTRITION CONTROL

Nazar Oleksiv¹, Victoria Vysotska²

Lviv Polytechnic National University, Information Systems and Networks Department,

¹E-mail: nazar.oleksiv.mnsa.2020@lpnu.ua, ORCID: 0000-0001-7821-3522,

²E-mail: Victoria.A.Vysotska@lpnu.ua, ORCID: 0000-0001-6417-3689

© Oleksiv N., Vysotska V., 2022

It is acknowledged that each person's life, group of people and nation is formed depending on geographical, economic, political, cultural and religious conditions. Lifestyle is formed as a result of daily repetition and consists of the following factors: nutrition, exercise, the presence of bad habits, moral and spiritual development, and so on. In recent decades, lifestyle has been considered an integral part of well-being, leading to increased research. According to the scientist's study, more than half of health problems are related to diet. Millions of people eat incorrectly and are not even aware of it. The actuality of the theme: there are many approaches to solving the problem of diet control, but it should be understood that different analogues offer different opportunities that are not always clear and convenient. It is because there are several ways to achieve the same goal. The need for research on healthy eating in modern conditions is one of the priority tasks to improve the physical condition of different age groups. The aim is to create a system that will be aimed at helping the end-user to follow a healthy diet by determining the composition and caloric content of the product and the formation of recommendations based on the appropriate rhythm of life. The system is designed to solve specific tasks: to recognize products, correlate the product and its caloric content, form a food diary, remind the user about missed meals and keep statistics.

Key words: machine learning; image recognition; image analysis; image segmentation; feature extraction; nutrition; calories; diet monitoring; ontology; IDEF.