DOI

УДК 004.93

Є. М. Федорченко, А. О. Олійник, К. С. Паничук, Т. А. Зайко, О. О. Степаненко, Ю. В. Федорченко, Т. В. Федорончак
Національний університет «Запорізька політехніка»
вул. Жуковського, 64, 69011, Запоріжжя, Україна

Застосування штучного інтелекту і обробка зображень у мобільній системі для керування комплектом критичних ресурсів (на прикладі особистої аптечки)

Розроблено мобільний застосунок для обліку лікарських засобів в універсальній аптечці, призначений для спрощення керування запасами медикаментів, контролю термінів придатності та нагадування про приймання препаратів. Основною метою дослідження є створення інтелектуальної системи, що забезпечує автоматичне розпізнавання лікарських засобів за зображенням паковання та зберігання даних про ліки та їхнього приймання. Для реалізації функції розпізнавання було розроблено модифіковану згорткову нейронну мережу MediPackNet, яка досягла точності 92 % та успішно класифікувала всі 5 тестових зображень ліків. Отримані результати продемонстрували ефективність моделі на рівні з 6 відомими архітектурами. Мобільний застосунок і серверну частину створено із використанням .NET MAUI та Python. У програмі реалізовано методи шифрування AES і RSA, та їхнє гібридне поєднання, яке продемонструвало найвищий рівень безпеки при передачі даних. Запропоноване програмне забезпечення дозволяє ефективно керувати запасами медикаментів, сприяє раціональному використанню ресурсів і підвищує дотримання лікарських рекомендацій. Крім того, застосування програми впливає на довкілля — допомагає зменшити кількість небезпечних відходів, що виникають через неналежне зберігання або утилізацію прострочених препаратів.

Ключові слова: *облік медикаментів, універсальна аптечка, розпізнавання паковань, мобільний застосунок, .NET MAUI, Python.*

Вступ

Лікарські засоби відіграють надзвичайно важливу роль у житті людини, сприяючи підтриманню здоров'я та підвищенню якості життя. Проте на практиці багато людей пропускають приймання призначених препаратів або купують ліки, які вже мають вдома, забувши про їхню наявність. Всесвітня організація охорони здоров'я класифікує недотримання режиму медикаментозного лікування як одну із глобаль-

© Є. М. Федорченко, А. О. Олійник, К. С. Паничук, Т. А. Зайко, О. О. Степаненко, Ю. В. Федорченко, Т. В. Федорончак

них проблем сучасності. За оцінками, від 20 % до 50 % пацієнтів приймають ліки неправильно [1]. Причини цього явища різноманітні, однак найчастіше воно зумовлене ненавмисними факторами, такими як плутанина або звичайна забудькуватість. Такі помилки можуть призводити до серйозних наслідків для здоров'я та збільшення вартості лікування [2]. У зв'язку з цим виникає потреба у створенні зручного та ефективного інструменту для управління прийманням медикаментів.

Актуальним рішенням цієї проблеми є програмне забезпечення для обліку лікарських засобів універсальної аптечки, яке дозволяє додавати, вилучати та редагувати інформацію про препарати, контролювати терміни їхньої придатності та налаштовувати нагадування про приймання ліків. Такий підхід особливо корисний для людей, які приймають багато медикаментів або страждають на хронічні захворювання [3].

Використання мобільного застосунку для обліку лікарських засобів є зручним і доступним рішенням, адже смартфон завжди поруч із користувачем. До того ж, застосування такого інструменту сприяє зменшенню негативного впливу на довкілля, оскільки допомагає знизити кількість небезпечних відходів, пов'язаних із неналежним зберіганням або утилізацією прострочених ліків.

Аналіз відомих методів і наявних програмних засобів

Для того щоб аптечка була ефективною та безпечною у використанні, необхідно вести системний облік лікарських засобів, які в ній зберігаються. Це має велике значення, адже життя та здоров'я людини безпосередньо залежать від правильного використання препаратів і дотримання умов їхнього зберігання.

Предметна область обліку лікарських засобів у аптечці належить до фармацевтичної галузі, що потребує знань про різновиди медикаментів, їхню дію, класифікацію, лікарські форми, терміни придатності, дозування та способи застосування.

Огляд існуючих методів

Проблема обліку медикаментів у аптечці не є новою, оскільки аптечки використовуються людьми вже тривалий час. Проте з розвитком технологій процес обліку став більш зручним, ефективним і доступним для широкого кола користувачів.

Існує кілька підходів до реалізації завдання ведення обліку лікарських засобів, зокрема: ручний облік, сканування штрихкодів, розпізнавання зображень паковань препаратів.

Ручний облік передбачає самостійне введення користувачем даних про кожен лікарський засіб: назву, термін придатності, кількість тощо. Метод є простим у реалізації, однак потребує значних часових витрат і є менш зручним при великій кількості записів.

Мобільні застосунки можуть використовувати камеру смартфона для сканування штрихкодів, розміщених на пакованнях ліків [4]. Після сканування програма автоматично знаходить препарат у базі даних і додає його до списку. Такий метод є швидким і зручним, оскільки дозволяє уникнути ручного введення інформації, проте він залежить від наявності штрихкодів і достовірності бази даних лікарських засобів.

Ще одним підходом є використання систем розпізнавання зображень для ідентифікації ліків [5]. У цьому випадку користувач фотографує паковання препарату, після чого застосунок автоматично визначає медикамент і додає його до переліку. Цей спосіб спрощує додавання нових позицій до обліку, хоча точність розпізнавання залежить від якості зображення, архітектури моделі та повноти бази даних зразків.

Для подальшої реалізації було обрано поєднання методів ручного обліку та розпізнавання зображень паковань, оскільки така комбінація підвищує зручність використання та розширює коло потенційних користувачів. Кожна людина може обрати спосіб, який найбільше відповідає її потребам — ввести дані вручну, здійснити розпізнавання паковання препарату або поєднати обидва варіанти.

Метод розпізнавання зображень є більш універсальним, ніж сканування штрихкодів, оскільки він не залежить від наявності або типу штрихкоду, а також враховує можливі пошкодження паковання, відмінності в дизайні чи маркуванні.

Огляд підходів і методів класифікації зображень

Традиційна класифікація є одним із базових підходів у сфері аналізу даних. Її суть полягає у розподілі об'єктів за заздалегідь визначеними класами на основі певних правил або набору ознак.

До появи глибинного навчання для таких завдань найчастіше застосовувалися класичні методи машинного навчання, серед яких — дерева рішень (Decision Trees), метод опорних векторів (Support Vector Machines, SVM), наївний байєсівський класифікатор (Naive Bayes) і метод k найближчих сусідів (k-Nearest Neighbors, k-NN) [6]. Їхня ефективність і особливості детально розглядалися в багатьох дослідженнях [6–12].

Дерева рішень (Decision Trees, DT) є ієрархічними методами, що ґрунтуються на правилах і реалізують непараметричний підхід [7]. Вони визначають належність об'єкта до певного класу шляхом рекурсивного поділу набору даних на більш однорідні підмножини. Класифікація здійснюється у три основні етапи: розбиття вузлів, визначення кінцевих (листових) вузлів, присвоєння цим вузлам певних класів.

Перевагою цього підходу є інтерпретованість, однак зі зростанням кількості ознак модель може перенавчатися або втрачати узагальнювальні властивості.

Метод опорних векторів (SVM) використовує ядрові функції, наприклад гаусове ядро, для перетворення вхідних даних у простір вищої розмірності [8]. У цьому просторі будується оптимальна роздільна гіперплощина, яка забезпечує максимальний відступ (margin) між двома класами. Чим більший цей відступ, тим нижча ймовірність помилки узагальнення. SVM базується на принципі мінімізації структурного ризику, на відміну від методів, що мінімізують лише помилку на тренувальних даних. Завдяки використанню опорних векторів, які визначають межі між класами, SVM демонструє високу точність навіть при невеликому обсязі навчальної вибірки.

Наївний байєсівський класифікатор (Naive Bayes) працює на ймовірнісній основі, призначаючи клас з найвищою оціненою апостеріорною ймовірністю вектору ознак, отриманому з області інтересу (ROI) [9]. Цей класифікатор будується на основі припущення про незалежність змінних. Його простота забезпечує високу про-

дуктивність з невеликими наборами даних, а завдяки побудові ймовірнісних моделей він залишається стійким до викидів. Крім того, він створює м'які межі прийняття рішень, допомагаючи запобігти перенавчанню. Однак довільний вибір моделі розподілу для оцінки ймовірностей та обмежена гнучкість її меж прийняття рішень можуть знизити його ефективність у складніших багатокласових задачах [9].

Метод k найближчих сусідів (k-NN) класифікує об'єкти, орієнтуючись на найближчі зразки у багатовимірному просторі ознак [10]. Для цього обчислюється відстань між об'єктом і кожним елементом навчальної вибірки, після чого об'єкт отримує клас, який переважає серед k найближчих сусідів. Хоча цей метод є асимптотично оптимальним і забезпечує швидку перевірку, він чутливий до збільшення розмірності простору [11], що призводить до розсіювання даних і втрати локальних структур. Крім того, вибір метрики відстані та значення параметра k суттєво впливають на точність класифікації.

Незважаючи на ефективність зазначених методів у багатьох випадках, вони потребують ручного конструювання ознак (feature engineering), що може бути трудомістким процесом і не завжди дозволяє виявити складні закономірності у даних [12]. Саме ці обмеження стали поштовхом до розвитку глибинного навчання.

З появою згорткових нейронних мереж (Convolutional Neural Networks, CNN) відбувся якісний стрибок у розв'язанні задач комп'ютерного зору, зокрема класифікації зображень і відео [6, 13, 14]. CNN є регуляризованою формою багатошарових перцептронів, у яких зв'язки між шарами реалізуються не повністю, а через операцію згортки (convolution) [13]. Це дозволяє ефективно обробляти дані з ґратчастою структурою, зокрема зображення. У CNN кожен нейрон має власні ваги та зсуви, виконує добуток вхідних даних і ваг, а потім застосовує нелінійну функцію активації [14]. Завдяки своїй архітектурі, натхненній роботою зорової кори мозку, CNN стали ключовим інструментом у завданнях розпізнавання образів, сегментації, аналізу відеопотоків тощо. На відміну від традиційних методів, CNN автоматично навчаються витягувати інформативні ознаки з даних, що суттєво підвищує точність у задачах візуального розпізнавання та виявлення закономірностей у складних структурах.

Огляд наявних програмних засобів

Аптечки є невід'ємною частиною повсякденного життя людини. Це компактні контейнери, що містять різноманітні медичні засоби та препарати, необхідні для надання невідкладної допомоги або виконання незначних медичних маніпуляцій. Вони можуть знаходитись удома, на роботі, в навчальних закладах, автомобілях тощо. Правильне ведення аптечок і систематичний облік наявних ліків є важливими умовами для забезпечення безпеки та ефективного використання медикаментів у разі виникнення надзвичайних ситуацій. Також необхідно мати актуальний перелік медичних засобів і своєчасно його оновлювати, щоб у потрібний момент володіти повною інформацією про доступні ресурси.

На сьогодні вже існує низка програмних рішень [15–17], що забезпечують автоматизований облік лікарських засобів. Такі системи дають змогу відстежувати наявність і кількість медикаментів, контролювати терміни їхньої придатності тощо.

Більшість із цих програм дозволяють створювати списки препаратів, вводити детальну інформацію про кожен засіб, зазначати кількість одиниць, а також скану-

вати штрихкоди паковань для автоматичного заповнення даних. Деякі з них мають функцію сповіщення про наближення дати закінчення терміну придатності або про дефіцит певних ліків, що допомагає користувачеві своєчасно поповнювати запаси.

Водночас, попри наявні переваги, у більшості аналогів спостерігаються певні недоліки. Зокрема, у багатьох із них відсутня можливість відстеження курсу лікування, нагадування про приймання ліків або імпорт власних аптечок.

Розроблений мобільний застосунок усуває ці обмеження, пропонуючи додаткові функції — ведення курсу лікування, нагадування про приймання препаратів і розпізнавання лікарських засобів за їхніми пакованнями.

Розроблення модифікованої згорткової нейронної мережі MediPackNet

Для реалізації функції розпізнавання лікарських засобів за зображеннями їхніх паковань у розробленому програмному забезпеченні було створено модифіковану модель згорткової нейронної мережі MediPackNet, а також ще шість моделей, побудованих на основі відомих архітектур — InceptionV3, Xception, ResNet50V2, MobileNetV2, NASNetMobile та DenseNet169 [18, 19]. Отримані результати навчання зазначених моделей було використано для порівняльного аналізу та вдосконалення розробленої моделі.

Для навчання моделей було відібрано п’ять типів лікарських препаратів: Флюколд-N, Гофен 200, Но-шпа, Ортофен-здоров’я форте, Фосфалюгель.

Структура створеної мережі включає згорткові шари (convolutional layers), шари максимізаційного агрегування (max pooling), шари згладжування (flatten), dropout-шари та повнозв’язні (fully connected) шари. Для підвищення варіативності даних усі зображення було нормалізовано та піддано випадковим трансформаціям — обертанню, масштабуванню та горизонтальному віддзеркаленню (застосовано для всіх моделей) [20, 21].

У ролі функції активації обрано ELU (Exponential Linear Unit), оскільки вона забезпечила найкращі результати серед протестованих варіантів. Вихідний шар використовує Softmax-функцію активації, що відповідає кількості класів (5). У повнозв’язних шарах застосовано L2-регуляризацію, яка сприяє формуванню менших і більш рівномірно розподілених вагових коефіцієнтів, що позитивно вплинуло на точність і стабільність моделі. Структурну схему моделі MediPackNet наведено на рис. 1.

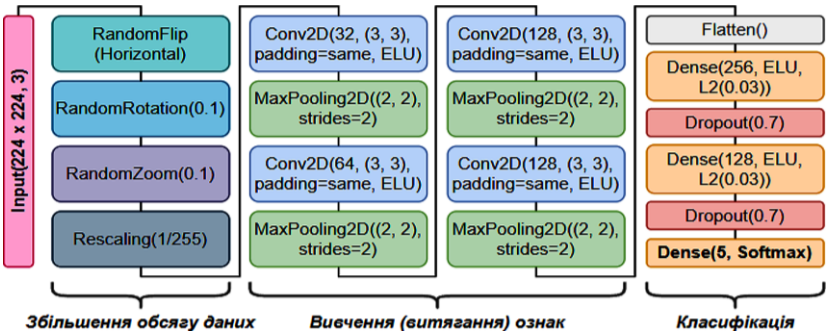

Рис. 1. Структура моделі MediPackNet

Шість інших моделей — InceptionV3, Xception, ResNet50V2, MobileNetV2, NASNetMobile та DenseNet169 — містять шар глобального усереднювального агрегування (Global Average Pooling) та повнозв'язні шари. Приклад структури моделі на основі архітектури InceptionV3 подано на рис. 2.

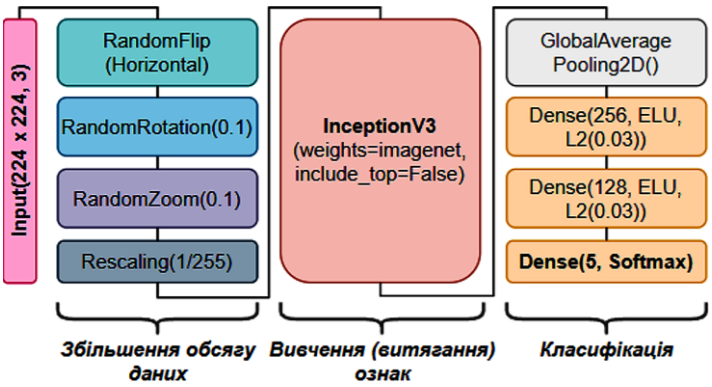

Рис. 2. Структура моделі на основі InceptionV3

Реалізація програмного забезпечення

Архітектура програмного забезпечення

Для проєктування архітектури мобільного застосунку було застосовано шаблон проєктування Model–View–ViewModel (MVVM) [22]. Дані програми зберігаються у локальній базі даних, реалізованій за допомогою SQLite.

Структура мобільного застосунку складається з 27 класів і 6 файлів XAML (eXtensible Application Markup Language), з якими пов'язані 6 класів. Класи моделей представлень і представлень у своїх назвах мають ViewModel та View відповідно. Усі файли програми структуровано за теками згідно з їхнім призначенням. Класи теки General призначені для підтримки взаємодії представлень з моделями представлень.

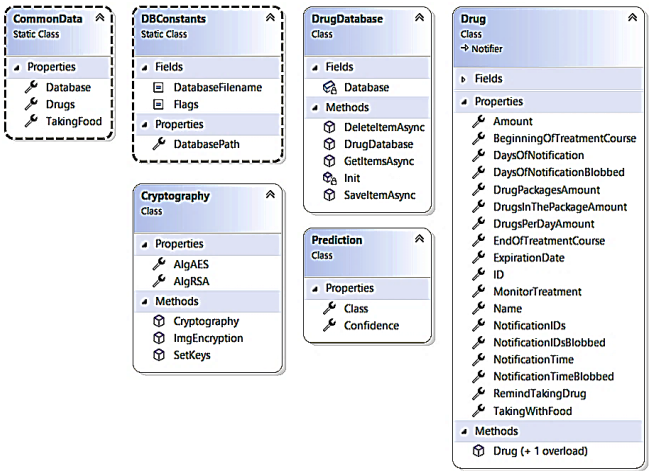

Рис. 3. Діаграма класів, які належать до моделей

Серверна частина програми представлен а п'ятьма файлами: три з них відповідають за побудову моделі для розпізнавання лікарських засобів, решта — за обробку HTTP-запитів, операцій шифрування/дешифрування та безпосереднє розпізнавання зображень.

Архітектура мобільного застосунку має три функціональні частини: модель, представлення, модель представлення. Діаграми класів, що ілюструють модулі відповідних частин, наведено на рис. 3–5.

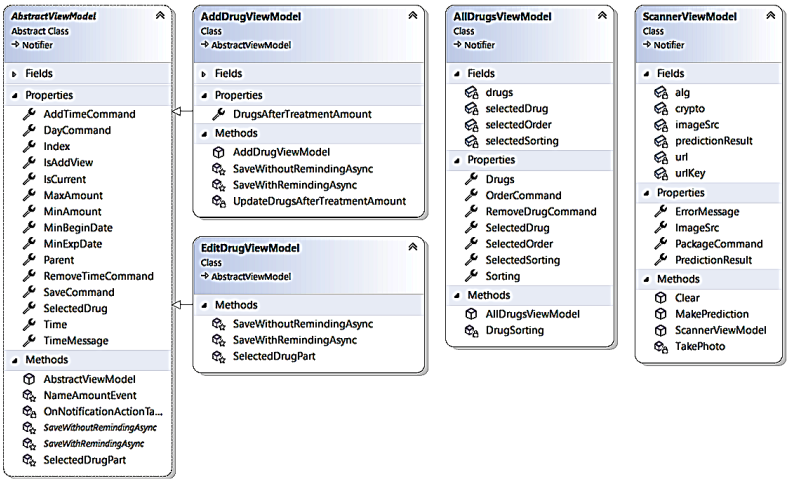

Рис. 4. Діаграма класів, які належать до моделей представлень

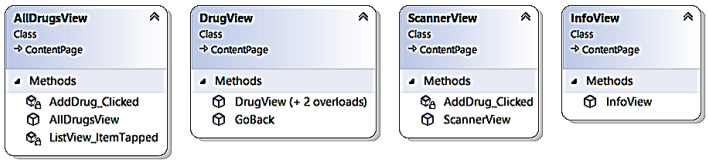

Рис. 5. Діаграма класів, які належать до представлень

Серверна логіка згрупована в три модулі: криптографія, розпізнавання та створення моделі розпізнавання.

Шифрування зображень

Для реалізації функції шифрування зображень у програмному забезпеченні були створені модулі, які забезпечують шифрування та розшифрування даних з використанням симетричного алгоритму AES у режимі CFB, асиметричного алгоритму RSA та гібридного поєднання цих методів [23]. Результати застосування цих підходів були використані для порівняння, аналізу та вибору найкращого методу захисту візуальної інформації.

Шифрування є критично важливим у застосунку, оскільки зображення паковань ліків можуть містити чутливі дані, такі як особисті позначки, рецептурні мітки, QR-коди чи штрихкоди, що можуть бути пов’язані з конкретним користувачем. Передача таких зображень у відкритому вигляді потенційно дозволяє їхнє перехоплення, що може призвести до порушення конфіденційності, розкриття медичної інформації або несанкціонованих змін даних про приймання ліків.

За допомогою бібліотеки System.Security.Cryptography було створено клас Cryptography, який реалізує шифрування зображень паковань ліків за алгоритмами AES і RSA та розшифрування спільного ключа (шифрованого RSA у гібридному підході). Після шифрування зображення передаються на сервер.

На серверній стороні модуль Cryptography, реалізований за допомогою PyCryptodome, розшифровує отримані зображення та шифрує спільні ключі за допомогою RSA для забезпечення безпечного обміну даними. Передача ключів від-

бувається через HTTP-запити, що робить асиметричне та гібридне шифрування більш ефективним для роботи через небезпечні канали зв'язку.

Для оцінки ефективності реалізованих методів шифрування проведено тестові сеанси із використанням типових зображень паковань ліків, переданих мережею. Гібридний підхід (AES для зображень + RSA для обміну ключами) продемонстрував найліпший баланс між швидкістю та безпекою, забезпечуючи час виконання 1,44 с, що є прийнятним для застосування в режимі реального часу.

Характеристики використаних методів шифрування наведено в табл. 1.

Таблиця 1. Порівняння впроваджених методів шифрування

Критерії порівняння	AES	RSA	AES та RSA
Ключі	Один спільний ключ	Приватний і публічний ключі	Комбінація ключів
Розмір ключа	256 біт	2048 біт	256 та 2048 біт
Швидкодія	1,09 с.	51,47 с.	1,44 с.
Складність управління ключами	Висока	Низька	Низька
Передача ключів	Складна	Легка	Легка
Обчислювальні витрати	Менші	Більші	Середні

Табл. 1 демонструє, що кожен метод має свої переваги та недоліки. Симетричний алгоритм AES відомий своєю швидкістю та ефективністю при шифруванні великих обсягів даних, тоді як асиметричний RSA забезпечує надійний обмін ключами та високий рівень безпеки, але менш продуктивний при обробці великих обсягів інформації. Гібридний підхід поєднує сильні сторони обох методів: AES використовується для шифрування даних, а RSA — для обміну ключами, що дозволяє досягти високого рівня захисту без втрати продуктивності. Таким чином, гібридне шифрування є найкращим рішенням для захисту візуальної медичної інформації у клієнт-серверному застосунку.

Навчання моделей розпізнавання

Окрім забезпечення безпеки даних, важливою складовою проєкту є розпізнавання ліків за їхніми пакованнями. Для цього створені моделі розпізнавання було навчено, а результати виведено у вигляді графіків, наведених на рис. 6–12.

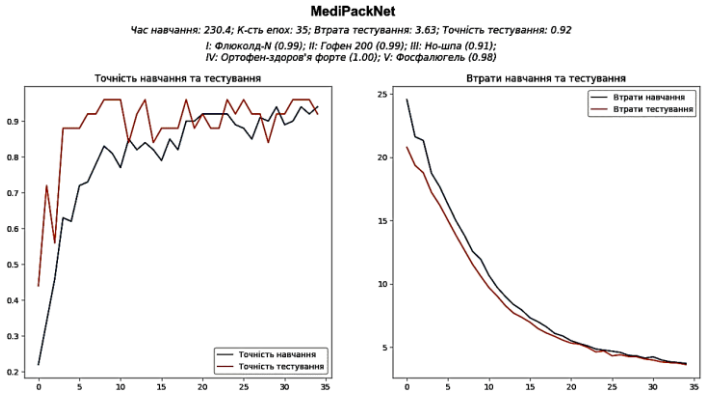

Рис. 6. Результат навчання моделі MediPackNet

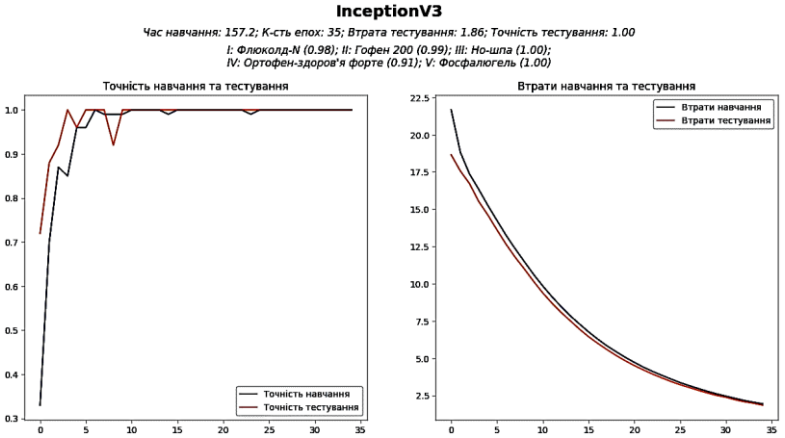

Рис. 7. Результат навчання моделі з Inception V3

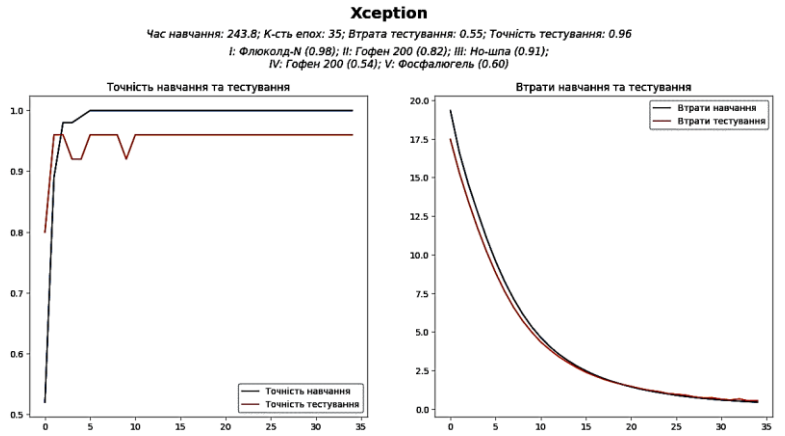

Рис.8. Результат навчання моделі з Xception

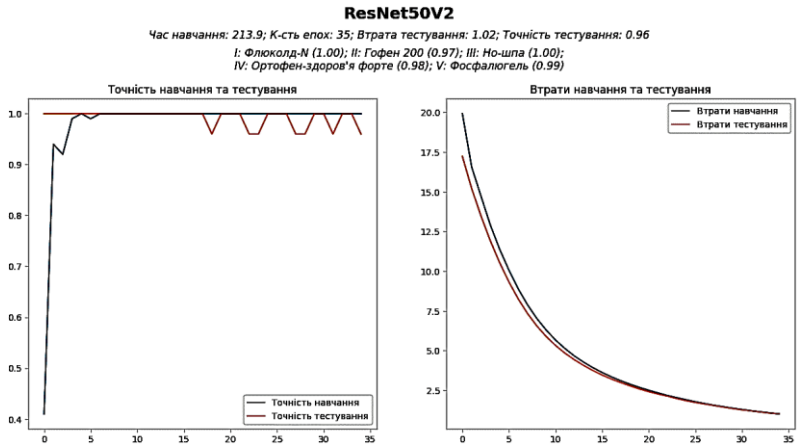

Рис. 9. Результат навчання моделі з ResNet50V2

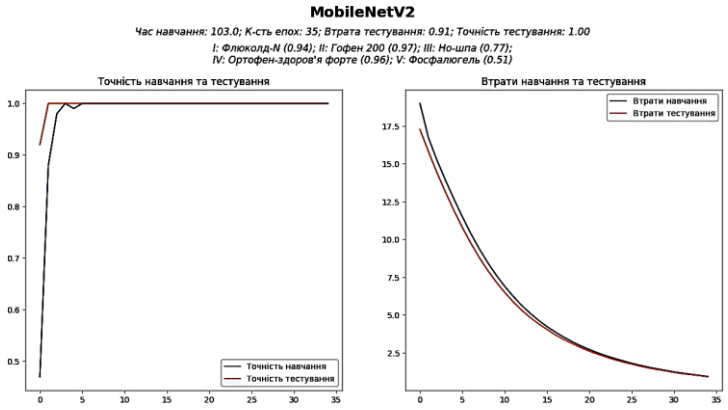

Рис. 10. Результат навчання моделі з MobileNetV2

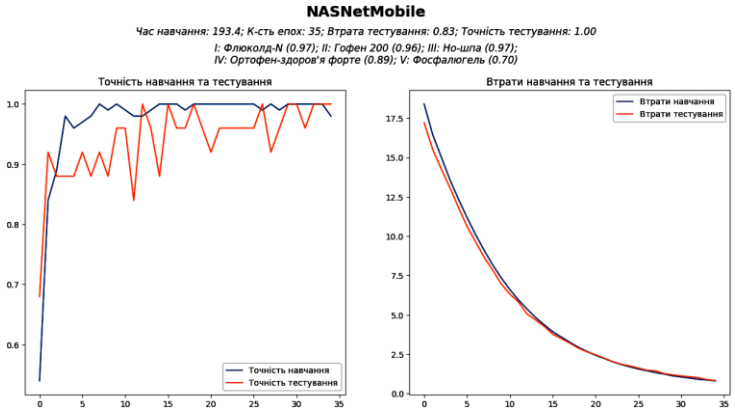

Рис. 1. Результат навчання моделі з NasNetMobile

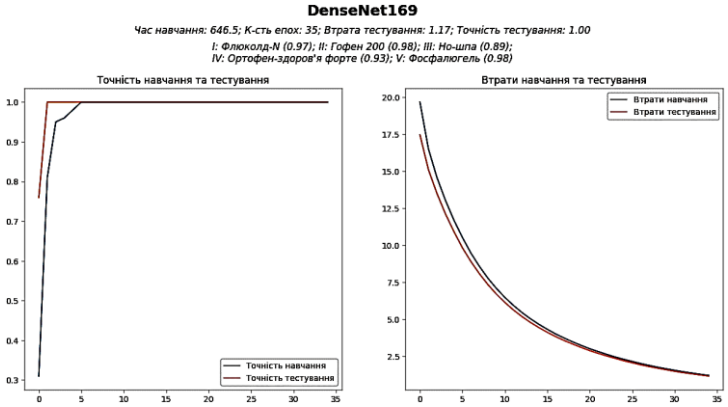

Рис. 12. Результат навчання моделі з DenseNet169

Графічний інтерфейс користувача

Під час розробки мобільного застосунку було реалізовано зручний графічний інтерфейс, що забезпечує інтуїтивну взаємодію користувача з основним функціоналом системи:

— вкладка «Мої ліки»: головний екран, на якому користувачі можуть переглядати та керувати списком своїх медикаментів. Препарати відображаються у відсортованому списку. Кнопка «Додати ліки» дозволяє швидко перейти до сторінки введення нових даних;

— сторінка «Додати ліки»: дозволяє користувачам вводити детальну інформацію про новий препарат та налаштовувати нагадування для кожного медикаменту. Після заповнення форми запис можна зберегти кнопкою «Зберегти»;

— сторінка «Переглянути ліки»: відображає вже додані препарати та дозволяє їх редагувати. Всі раніше введені поля доступні для перегляду та зміни, включно з параметрами лікування та налаштуваннями сповіщень;

— вкладка «Розпізнавання»: надає можливість ідентифікації ліків за допомогою розпізнавання зображень. Користувач може зробити фотографію паковання через кнопку «Паковання», після чого на екрані відображається розпізнана назва препарату. Далі можна перейти на сторінку «Додати ліки», де поля вже заповнені на основі результатів розпізнавання;

— вкладка «Інфо»: містить відомості про застосунок та розробника.

Рис. 13 ілюструє приклади ключових екранів інтерфейсу.

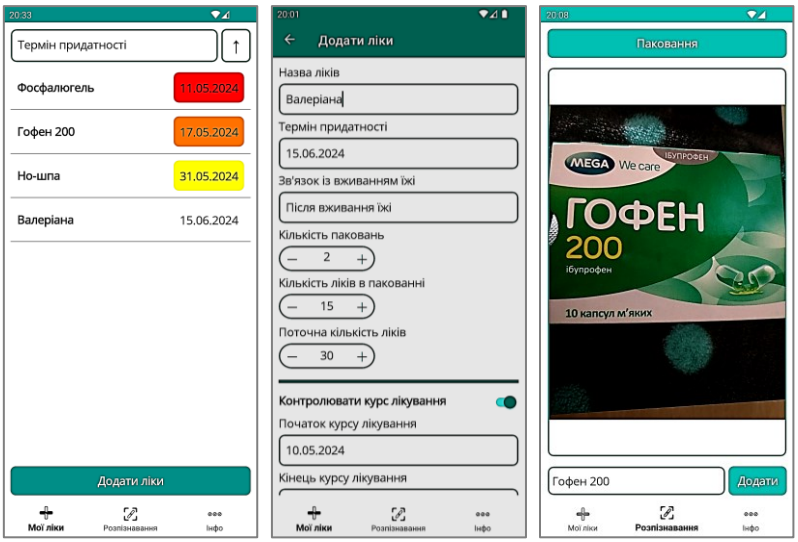

Рис. 13. Приклади інтерфейсу користувача

Тестування розробленого програмного забезпечення та дослідження ефективності розроблених моделей для розпізнавання

Для навчальної вибірки було використано 100 зображень п'яти різних паковань ліків (20 зображень на кожен препарат), а для тестової — 25 зображень (5 на кожен препарат). Щоби забезпечити варіативність даних і стійкість моделі, зображення були отримані в різних реальних умовах: при хорошому та поганому освітленні, з різних кутів і відстаней, а також із різним станом паковання (наприклад, у картонних коробках або без них). Набір даних містить також варіації фону та орієнтації, що імітує типові сценарії використання мобільного застосунку.

Табл. 2 демонструє результати навчання моделі протягом 35 епох. Для додаткової перевірки продуктивності було використано 5 зображень, які не входили до тренувальної або тестової вибірки. Кількість правильно класифікованих зразків наведено в табл. 2, а ймовірності належності до класів — у табл. 3.

Таблиця 2. Порівняння результатів навчання моделей

Модель	Час навчання (с)	Втрата тестування	Точність тестування (%)	Розмір (Мб)	Кількість правильних класів прикладів
MediPackNet	230,4	3,63	92	78,3	5 з 5
InceptionV3	157,2	1,86	100	97,5	5 з 5
Xception	243,8	0,55	96	90,8	4 з 5
ResNet50V2	213,9	1,02	96	101	5 з 5
MobileNetV2	103,0	0,91	100	18,0	5 з 5
NASNetMobile	193,4	0,83	100	39,9	5 з 5
DenseNet169	646,5	1,17	100	67,7	5 з 5

Для комплексної оцінки роботи моделі були розраховані стандартні метрики класифікації — точність (accuracy), влучність (precision), повнота (recall) та F1-міра для кожної моделі на тестовій вибірці. Порівняння цих показників наведено в табл. 4. Модель MediPackNet досягла точності 92 %, влучності 93 % та F1-міри 91 %.

Аналіз матриці помилок показав, що модель неправильно класифікувала два зразки третього класу (Но-шпа), що призвело до хибно негативних результатів.

Таблиця 3. Імовірності класифікації зображень у відсотках

Модель	Флюколд-N	Гофен 200	Но-шпа	Ортофен-здоров'я форте	Фосфалюгель
MediPackNet	99	99	91	100	98
InceptionV3	98	99	100	91	100
Xception	98	82	91	–	60
ResNet50V2	100	97	100	98	99
MobileNetV2	94	97	77	96	51
NASNetMobile	97	96	97	89	70
DenseNet169	97	98	89	93	98

Таблиця 4.Порівняльна оцінка моделей за основними метриками класифікації (%)

Модель	Точність	Влучність	Повнота	F1-міра
MediPackNet	92	93	92	91
InceptionV3	100	100	100	100
Xception	96	97	96	96
ResNet50V2	96	97	96	96
MobileNetV2	100	100	100	100
NASNetMobile	100	100	100	100
DenseNet169	100	100	100	100

Дані свідчать, що розроблена модель MediPackNet змогла ефективно навчитися розпізнавати ознаки навіть на відносно невеликому, але різноманітному наборі даних. Хоча деякі попередньо натреновані моделі досягли ідеальної точності, MediPackNet продемонструвала стабільну роботу з мінімальною кількістю помил-

кових класифікацій і має переваги у гнучкості та можливості розгортання. Її надійна поведінка в умовах, наближених до реальних, а також інтерпретованість результатів роблять цю модель придатною для інтеграції у серверний застосунок, причому очікується подальше покращення з розширенням набору даних і вдосконаленням архітектури.

Тестування програмного забезпечення було проведено на емуляторі мобільного пристрою з ОС Android з наступними характеристиками: модель: Google Pixel 5; версія ОС: Android 14.0 (API 34); розмір екрану: 6.0 дюймів; роздільна здатність екрану: 1080×2340 пікселів, 440 dpi; процесор: x86_64; пам'ять: 1 Гб; доступ до мережі; доступ до фронтальної і задньої камер; підтримка сенсорів [24, 25].

Під час тестування мобільного застосунку було виконано різні сценарії, включаючи перевірку функціональності, стабільності, взаємодії з серверною частиною, коректного зберігання і обробки даних.

Обговорення результатів дослідження

Створено програмне забезпечення, для якого було розроблено модифіковану модель згорткової нейронної мережі MediPackNet, точність якої складає 92 %, та яка правильно розпізнала усі 5 тестових зображень паковань лікарських засобів. Вона показала гарні результати на рівні 6 моделей, які засновані на вже відомих, а саме: InceptionV3, Xception, ResNet50V2, MobileNetV2, NASNetMobile та DenseNet169. Крім того, було впроваджено методи шифрування даних AES, RSA та комбінацію цих алгоритмів. За результатами аналізу було зроблено висновок, що гібридне шифрування є найкращим для розробленого програмного забезпечення. В створеному програмному забезпечені було реалізовано усі заплановані функції. Тестування програми довело, що весь розроблений функціонал працює коректно.

Результати порівняльного аналізу свідчать про те, що запропонована модель MediPackNet демонструє високі показники точності та ефективності. Важливо зазначити, що для досягнення такого рівня точності було покращено архітектуру моделі. Успішне розпізнавання усіх тестових зображень підтверджує надійність і стабільність розробленого програмного забезпечення. Впровадження методів шифрування даних забезпечує високий рівень безпеки передачі інформації, що є критично важливим для медичної сфери. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на поліпшення обчислювальних витрат і зменшення часу обробки даних, а також на розширення функціональних можливостей програмного забезпечення. Результати дослідження мають велике практичне значення і можуть бути використані в різних галузях, де необхідна можливість ведення обліку лікарських засобів і висока точність розпізнавання зображень паковань.

Недоліком використання розпізнавання паковань є необхідність постійного оновлення навчальної вибірки та додаткове навчання створеної моделі через періодичне змінення паковань лікарських засобів.

Розроблений застосунок має потенціал суттєво полегшити процес керування лікарськими запасами та сприяє більш ефективному використанню медичних ресурсів, раціоналізації закупівель. Крім того, можливість відстеження курсу лікування сприяє більш точному виконанню лікарських рекомендацій і забезпечує більш ефективний контроль за станом здоров'я. Використання мобільного застосунку також

має значний вплив на екологію, бо дозволяє зменшити кількість небезпечних відходів, пов'язаних з неправильним зберіганням і викиданням прострочених ліків.

У подальшому можливо покращити створене програмне забезпечення за допомогою додавання сповіщень про необхідність придбання лікарського засобу через те, що воно скоро закінчиться, реалізації сканування штрихкодів або серійних номерів, покращення моделі розпізнавання за пакованнями, механізмів забезпечення безпеки та розширення переліку розпізнавання, надання можливості перегляду інструкцій для застосування лікарських засобів тощо.

Висновки

Проведено аналіз предметної області, наведено актуальність і доцільність розробки програмного забезпечення, розглянуто відомі методи виконання завдання обліку лікарських засобів універсальної аптечки. У ході аналізу аналогів було виявлено їхні переваги та недоліки і визначено функціонал для реалізації.

Описано обраний шаблон проєктування, архітектуру розробленого програмного забезпечення. Розроблено модель MediPackNet для розпізнавання ліків за їхніми пакованнями, що містить згорткові шари, шари максимізаційного агрегування, згладжування, виключення та повнозв'язні шари. Зображення нормалізуються та випадково обертаються, масштабуються, горизонтально перевертаються для збільшення різноманітності даних (у всіх створених моделях). Функцією активації було обрано ELU, а вихідний шар використовував функцію активації Softmax. У повнозв'язних шарах було використано L2-регуляризацію. Створено ще 6 моделей, які містять Inception V3, Xception, ResNet50V2, MobileNetV2, NASNetMobile та DenseNet169, шар глобального усереднювального агрегування та повнозв'язні шари. За результатами навчання та тестування було вирішено використовувати модель MediPackNet, точність якої складає 92 %, та яка правильно розпізнала усі 5 тестових зображень паковань лікарських засобів. Було розроблено концептуальну модель бази даних із сутністю «Лікарський засіб» і описано впроваджені методи шифрування даних AES, RSA та комбінацію цих алгоритмів. За результатами аналізу було зроблено висновок, що гібридне шифрування є найкращим для розробленого програмного забезпечення. Також було наведено основні рішення щодо розробки графічного інтерфейсу користувача.

1. Mobile Apps for Increasing Treatment Adherence: Systematic Review / V. Pérez-Jover et al. Journal of Medical Internet Research. 2019. Vol. 21, no. 6. P. e12505. URL: https://doi.org/10.2196/12505 (date of access: 13.10.2025).

2. Why Medication Dosage Monitoring Is Critical for Your Health. Texas Star Pharmacy. URL: https://www.texasstarpharmacy.com/why-medication-dosage-monitoring-is-critical-for-your-health/ (date of access: 13.10.2025).

3. Complete Overview of Medication Tracking Software. Intellectsoft Blog. URL: https://www.intellectsoft.net/blog/medication-tracking-software/ (date of access: 13.10.2025).

4. Abdulhamid M., Matongo A. Mobile Phone and Barcode Scanner. The Scientific Bulletin of Electrical Engineering Faculty. 2020. Vol. 20, no. 1. P. 25–28. URL: https://doi.org/10.2478/sbeef-2020-0105 (date of access: 13.10.2025).

5. Medicinal Boxes Recognition on a Deep Transfer Learning Augmented Reality Mobile Application / D. Avola et al. Image Analysis and Processing – ICIAP 2022. Cham, 2022. P. 489–499. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-06427-2_41 (date of access: 13.10.2025).

6. Archana R., Jeevaraj P. S. E. Deep learning models for digital image processing: a review. Artificial Intelligence Review. 2024. Vol. 57, no. 1. URL: https://doi.org/10.1007/s10462-023-10631-z (date of access: 13.10.2025).

7. Lu L., Di L., Ye Y. A Decision-Tree Classifier for Extracting Transparent Plastic-Mulched Landcover from Landsat-5 TM Images. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2014. Vol. 7, no. 11. P. 4548–4558. URL: https://doi.org/10.1109/jstars.2014.2327226 (date of access: 13.10.2025).

8. Wu J. Efficient HIK SVM Learning for Image Classification. IEEE Transactions on Image Processing. 2012. Vol. 21, no. 10. P. 4442–4453. URL: https://doi.org/10.1109/tip.2012.2207392 (date of access: 13.10.2025).

9. Taherkhani A. Recognizing Sorting Algorithms with the C4.5 Decision Tree Classifier. 2010 IEEE 18th International Conference on Program Comprehension (ICPC), Braga, Portugal, 30 June – 2 July 2010. 2010. URL: https://doi.org/10.1109/icpc.2010.11 (date of access: 13.10.2025).

10. MDCT-based 3-D texture classification of emphysema and early smoking related lung pathologies / Y. Xu et al. IEEE Transactions on Medical Imaging. 2006. Vol. 25, no. 4. P. 464–475. URL: https://doi.org/10.1109/tmi.2006.870889 (date of access: 13.10.2025).

11. Srensen L., Shaker S. B., de Bruijne M. Quantitative Analysis of Pulmonary Emphysema Using Local Binary Patterns. IEEE Transactions on Medical Imaging. 2010. Vol. 29, no. 2. P. 559–569. URL: https://doi.org/10.1109/tmi.2009.2038575 (date of access: 13.10.2025).

12. Ponnusamy R., Sathyamoorthy S., Manikandan K. A Review of Image Classification Approaches and Techniques. International Journal of Recent Trends in Engineering and Research. 2017. Vol. 3, no. 3. P. 1–5. URL: https://doi.org/10.23883/ijrter.2017.3033.xts7z (date of access: 13.10.2025).

13. Pineda-Jaramillo J. D. A review of Machine Learning (ML) algorithms used for modeling travel mode choice. DYNA. 2019. Vol. 86, no. 211. P. 32–41. URL: https://doi.org/10.15446/dyna.v86n211.79743 (date of access: 13.10.2025).

14. Alnuaimi A. F. A. H., Albaldawi T. H. K. An overview of machine learning classification techniques. BIO Web of Conferences. 2024. Vol. 97. P. 00133. URL: https://doi.org/10.1051/bioconf/20249700133 (date of access: 13.10.2025).

15. Medical Directory of Diseases and Medicines. Android Apps on Google Play. URL: https://play.google.com/store/apps/details?id=ru.medical.spravochnik (date of access: 13.10.2025).

16. First aid kit. Accounting for medicines. Android Apps on Google Play. URL: https://play.google.com/store/apps/details?id=ru.decsoft.myaidkit (date of access: 13.10.2025).

17. Medication Control. Android Apps on Google Play. URL: https://play.google.com/store/apps/details?id=ua.com.hitmax.liki (date of access: 13.10.2025).

18. Saha S. A Guide to Convolutional Neural Networks – the ELI5 way. Saturn Cloud. URL: https://saturncloud.io/blog/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way/ (date of access: 13.10.2025).

19. AgroAId: A Mobile App System for Visual Classification of Plant Species and Diseases Using Deep Learning and TensorFlow Lite / M. Reda et al. Informatics. 2022. Vol. 9, No. 3. P. 55. URL: https://doi.org/10.3390/informatics9030055 (date of access: 13.10.2025).

20. Particle swarm optimization algorithm to enhance the roughness of thin film in tin coatings / O. Alshannaq et al. ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences. 2022. Vol. 17, no. 2. P. 186–193.

21. Implementation of Evolutionary Methods of Solving the Travelling Salesman Problem in a Robotic Warehouse / A. Oliinyk et al. Data-Centric Business and Applications. Cham, 2020. P. 263–292. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-43070-2_13 (date of access: 13.10.2025).

22. Syromiatnikov A., Weyns D. A Journey through the Land of Model-View-Design Patterns. 2014 IEEE/IFIP Conference on Software Architecture (WICSA), Sydney, Australia, 7–11 April 2014. 2014. URL: https://doi.org/10.1109/wicsa.2014.13 (date of access: 13.10.2025).

23. How do you use AES and RSA together for hybrid encryption schemes? LinkedIn. URL: https://www.linkedin.com/advice/0/how-do-you-use-aes-rsa-together-hybrid-encryption-schemes (date of access: 13.10.2025).

24. Rudkovskyi O. R., Kirichek G. G. Interaction support system of network applications. 3rd Workshop for Young Scientists in Computer Science & Software Engineering, Kryvyi Rih, 27 November 2020. 2020. P. 11–23.

25. Development of an evolutionary optimization method for financial indicators of pharmacies / A. Oliinyk et al. *International Journal of Computing*. 2020. Vol. 19, no. 3. P. 449–463. URL: https://doi.org/10.47839/ijc.19.3.1894 (date of access: 13.10.2025).

Надійшла до редакції 20.08.2025