

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук  
(повна назва)

Кафедра Штучного інтелекту  
(повна назва)

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
**Пояснювальна записка**

рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Розробка вебзастосунку для організації знайомств із підтримкою  
пошуку партнерів за допомогою гібридних алгоритмів пошуку  
(тема)

Виконав:  
здобувач четвертого року навчання,  
групи ІТШ-21-1

В'ячеслав Свідло  
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки  
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна  
Освітня програма Штучний інтелект  
(повна назва освітньої програми)

Керівник ст. викл. Ігор Бібічков  
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ШІ \_\_\_\_\_  
(підпис)

Олег ЗОЛОТУХІН  
(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет \_\_\_\_\_ Комп'ютерних наук \_\_\_\_\_

Кафедра \_\_\_\_\_ Штучного інтелекту \_\_\_\_\_

Рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ перший (бакалаврський) \_\_\_\_\_

Спеціальність \_\_\_\_\_ 122 Комп'ютерні науки \_\_\_\_\_  
(код і повна назва)

Тип програми \_\_\_\_\_ освітньо-професійна \_\_\_\_\_

Освітня програма \_\_\_\_\_ Штучний інтелект \_\_\_\_\_  
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_

(підпис)

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20 \_\_\_\_ р.

**ЗАВДАННЯ**  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві \_\_\_\_\_ Свідло В'ячеславу Олександровичу \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи \_\_\_\_\_ Розробка вебзастосунку для організації знайомств із підтримкою пошуку партнерів за допомогою гібридних алгоритмів пошуку \_\_\_\_\_

затверджена наказом університету від 19 травня 2025 р. № 378Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 20 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи \_\_\_\_\_ Науково-технічні публікації, дані Інтернет-джерел та відомих наукових проєктів, Angular документація, Firebase документація, NgXS документація \_\_\_\_\_

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі \_\_\_\_\_

1) Аналіз предметної галузі \_\_\_\_\_

2) Опис архітектури вебзастосунку \_\_\_\_\_


3) Розробка вебзастосунку \_\_\_\_\_

4) Розробка користувацького інтерфейсу \_\_\_\_\_

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Строк / терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	19.05.2025	виконано
2	Аналіз предметної галузі	23.05.2025	виконано
3	Дослідження цифрової обробки звуку	25.05.2025	виконано
4	Огляд існуючих аналогів	29.05.2025	виконано
5	Визначення основних вимог та обмежень до веборієнтованої системи	30.05.2025	виконано
6	Порівняння методів реалізації відокремлення вокалу	03.06.2025	виконано
7	Опис архітектури веборієнтованої системи	04.06.2025	виконано
8	Практична реалізація застосунку	07.06.2025	виконано
9	Написання пояснювальної записки	10.06.2025	виконано
10	Перевірка на академічний плагіат	12.06.2025	виконано
11	Нормоконтроль	13.06.2025	виконано
12	Підготовка презентації та доповіді	15.06.2025	виконано
13	Попередній захист	17.06.2025	виконано
14	Рецензування	18.06.2025	виконано
15	Захист перед ЕК	20.06.2025	

Дата видачі завдання 19 травня 2025 р.

Здобувач   
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_ ст. викл. Ігор Бібічков  
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 73 с., 18 рис., 1 табл., 1 дод., 21 джерело.

АЛГОРИТМИ ГІБРИДНОГО ПОШУКУ, АЛГОРИТМИ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ, ЗАСТОСУНОК ДЛЯ ЗНАЙОМСТВ, МІРИ СХОЖОСТІ, РЕКОМЕНДАЦІЙНІ СИСТЕМИ, ANGULAR, FIREBASE, FLASK, MOBILENETV2.

Об'єкт дослідження – вебзастосунок для пошуку партнерів із застосуванням гібридних алгоритмів пошуку.

Предмет дослідження – дослідження глибоких нейронних мереж для порівняння зображень.

Мета роботи – розробка вебзастосунку для знайомств, який застосовує гібридні алгоритми пошуку партнерів, що складаються із оцінки схожості на основі параметрів користувача та глибоких нейронних мереж для кодування зображень профілю і порівняння візуальної схожості користувачів.

Методи дослідження – теоретичний (збір та структуризація теоретичного матеріалу), експериментальний (програмна реалізація вебдодатку). Методи розробки базуються на мовах програмування TypeScript, Python та технологіях Angular, Firebase, Flask.

У ході виконання кваліфікаційної роботи розроблено вебзастосунок для пошуку партнерів за обраними користувачем параметрами та схожістю зображень профілю до зображень інших користувачів, отриманих за допомогою згорткової нейронної мережі MobileNetV2. На основі макетів дизайну сторінок сайту розроблено вебзастосунок, який поєднано із сервером та базою даних для зберігання інформації.

## **ABSTRACT**

Bachelor's thesis contains: 73 pp., 18 fig., 1 tabl., 1 ann., 21 references.

ANGULAR, DATING APP, FIREBASE, FLASK, HYBRID SEARCH ALGORITHMS, IMAGE PROCESSING ALGORITHMS, MOBILENETV2, RECOMMENDER SYSTEMS, SIMILARITY MEASURES.

The object of research is a web application for finding partners using hybrid search algorithms.

The subject of the research is the study of deep neural networks for image comparison, architecture of recommender systems, web application development technologies and data management.

The goal is to develop a web-based dating application that uses hybrid partner search algorithms consisting of similarity assessment based on user parameters and deep neural networks for encoding profile images and comparing visual similarities of users.

The research methods are theoretical (collection and structuring of theoretical material), experimental (software implementation of a web application). Development methods are based on TypeScript, Python programming languages and Angular, Firebase, and Flask technologies.

In the course of the qualification work, a web application was developed to search for partners based on user-selected parameters and the similarity of profile images to images of other users obtained using the convolutional neural network MobileNetV2. Based on the design layouts of the site pages, a web application was developed that is combined with a server and a database for storing information.

## ЗМІСТ

Вступ.....	7
1 Аналіз та постановка задачі .....	10
1.1 Аналіз предметної галузі.....	10
1.2 Постановка задачі.....	22
2 Опис архітектури вебзастосунку .....	26
2.1 Рекомендаційні системи у додатках для знайомств .....	26
2.2 Методи обробки та порівняння зображень користувачів .....	36
3 Розробка вебзастосунку .....	43
3.1 Розробки вебсистеми .....	43
3.2 Розробка системи порівняння зображень .....	53
4 Розробка користувацького інтерфейсу .....	60
Висновки .....	68
Перелік джерел посилання .....	70
Додаток А Відомість кваліфікаційної роботи .....	73

## ВСТУП

У сфері цифрової соціальної взаємодії додатки для знайомств стали домінуючим засобом для романтичних стосунків. Ці платформи докорінно змінили те, як люди зустрічаються з потенційними партнерами, перемістивши формування стосунків з традиційного фізичного простору у віртуальне середовище. Цю цифрову трансформацію прискорив технологічний прогрес, зміна соціальних норм та все більша інтеграція технологій у повсякденне життя. Станом на 2025 рік індустрія онлайн-знайомств продовжує зростати в геометричній прогресії, налічуючи понад 323 мільйони користувачів у всьому світі, а її ринкова вартість, за прогнозами, перевищить 4,5 мільярда доларів, що підкреслює її значний суспільний та економічний вплив.

Сучасні додатки для знайомств використовують різні алгоритми рекомендацій для з'єднання користувачів, зазвичай покладаючись на явні параметри уподобань, такі як віковий діапазон, географічна близькість, стать, а іноді й на більш тонкі фактори, такі як рівень освіти, вибір способу життя або особисті інтереси. Хоча ці підходи довели свою комерційну успішність, вони переважно оперують явними, визначеними користувачем параметрами, а не неявними сигналами, які могли б краще вловити тонкі, часто несвідомі фактори, що впливають на романтичний потяг.

Дослідження в галузі еволюційної психології та соціальних наук послідовно вказують на те, що візуальна привабливість відіграє фундаментальну роль у початкових процесах вибору партнера. Дослідження Хітча та ін. (2010) і Фіоре та ін. (2008) демонструють, що зовнішній вигляд сильно впливає на поведінку користувачів на платформах знайомств, часто витісняючи інші заявлені уподобання. Крім того, «ефект подібності-привабливості», задокументований такими дослідниками, як Монтойя та Хортон (2013), свідчить про те, що людей часто приваблюють ті, хто має

схожі фізичні характеристики, які можуть відображати більш глибокі генетичні або соціальні маркери сумісності.

Незважаючи на ці дослідження, популярні додатки для знайомств не інтегрували візуальну схожість як параметр підбору. Це створює помітний розрив між науковим розумінням механіки атракції та технологічною реалізацією на платформах знайомств. Сучасні системи переважно зосереджені на демографічній відповідності та явному вирівнюванню вподобань, потенційно ігноруючи цінну інформацію, закодовану у візуальних вподобаннях та патернах схожості.

Повсюдне поширення смартфонів з високоякісними камерами та розвиток технологій комп'ютерного зору дають можливість подолати цю прогалину. Моделі глибокого навчання, особливо ефективні архітектури, такі як MobileNetV2, тепер дозволяють аналізувати візуальну інформацію в масштабі, зберігаючи при цьому розумні обчислювальні вимоги для мобільних додатків. Ці технологічні розробки створюють можливість для нового підходу до систем рекомендацій додатків для знайомств, які включають візуальну схожість поряд з традиційними критеріями відповідності.

Сучасні системи рекомендацій для додатків для знайомств стикаються з кількома взаємопов'язаними проблемами. Однією з них є розрив між вподобаннями та реальністю, бо явно виражені вподобання користувачів часто розходяться з їхньою фактичною поведінкою при виборі, створюючи розбіжність між запланованими та реальними шаблонами відповідності.

Також слід відмітити, що зі збільшенням кількості користувачів платформи знайомств зростає кількість потенційних збігів, що робить ефективну фільтрацію все більш важливою, але водночас і більш складною.

Незважаючи на первинність візуальної інформації в процесах залучення, існуючі алгоритми зазвичай розглядають зображення профілю лише як елементи відображення, а не як багаті джерела даних для аналізу сумісності.

У таких системах також присутня проблема холодного старту, коли нові користувачі з обмеженою історією взаємодії створюють значні проблеми для систем рекомендацій на основі вподобань, що призводить до потенційно невідповідних початкових збігів і відтоку користувачів.

Наостанок, більшість додатків для знайомств використовують схожі методології рекомендацій, що створює однорідність ринку і обмежує інновації в методах підбору.

Ця кваліфікаційна робота вирішує ці проблеми шляхом розробки додатку для знайомств, який реалізує гібридну систему рекомендацій. Ця система поєднує традиційний підбір на основі вподобань з аналізом візуальної схожості за допомогою методів глибокого навчання, зокрема, використовуючи архітектуру MobileNetV2 для генерації вкладених зображень та косинусної схожості для порівняння зображень профілю користувача.

## 1 АНАЛІЗ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

### 1.1 Аналіз предметної галузі

Розвиток додатків для знайомств є цікавим перетином технологічних інновацій, зміни соціальних норм та еволюції моделей людських стосунків. У цьому розділі розглядається історична траєкторія розвитку додатків для знайомств від їхнього скромного початку до сучасних складних втілень, висвітлюються ключові технологічні віхи та зміни в моделях залучення користувачів.

Хоча сучасні додатки для знайомств з'явилися нещодавно, концепція посередницького сватання має глибоке історичне коріння. Шлюбні агентства з'явилися в Англії ще в 1700-х роках, а газетні приватні оголошення стали популярними в середині 19-го століття [1]. Ці ранні форми опосередкованого підбору партнерів заклали важливі прецеденти – створили стандартизовані профілі, підкреслили бажані якості та розширили коло потенційних партнерів за межі найближчих соціальних кіл.

Наприкінці 20-го століття з'явилися сервіси відео-знайомств, де люди записували особисте знайомство в спеціалізованих агентствах. Ці відеозаписи потім переглядали потенційні партнери в приватних кабінах, що дозволило додати візуальний елемент у процес відбору, який передвіщав іміджево-орієнтовану природу сучасних платформ знайомств [2]. Ці сервіси, хоча й обмежені технологічними та географічними обмеженнями, започаткували концепцію використання медіа-технологій для полегшення романтичних стосунків.

Паралельно з відеознайомствами в США у середині 1960-х років з'явилися перші комп'ютеризовані сервіси сватання. Найвідоміший із них – «Operation Match», який у 1965 році в Гарварді використовував перфоровані картки для збору відповідей учасників на психологічні

опитувальники, після чого видавав їм список «найбільш сумісних» партнерів. Хоча це був радше експеримент, він продемонстрував потенціал алгоритмічного підбору, а в 1980-х роках за ним пішли комерційні проекти: користувачі заповнювали анкети на паперових бланках або телефоном, а потім отримували каталоги потенційних кандидатів поштою чи факсом.

Справжні попередники сучасних додатків для знайомств з'явилися з появою Інтернету. Match.com, запущений у 1995 році, широко визнаний як перший великий онлайн-сервіс знайомств. Ця платформа та її перші конкуренти (в тому числі eHarmony у 2000 році) створили фундаментальну модель, яка вплинула на сервіси знайомств на десятиліття: розгорнуті профілі користувачів, вподобання, про які вони самі повідомляли, та підбір на основі алгоритмів [3]. Історія цього сервісу представлена на рисунку 1.1.

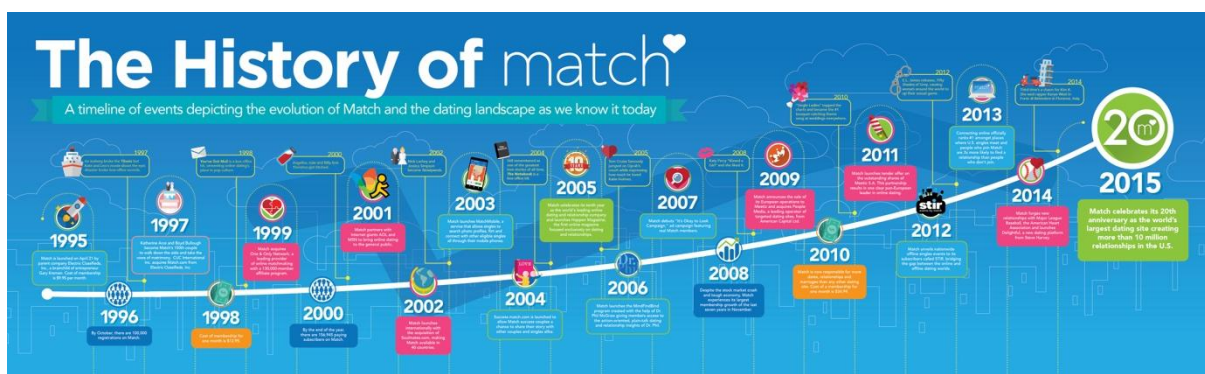


Рисунок 1.1 – Історія онлайн-сервісу для знайомств Match.com

Це перше покоління наголошувало на вичерпних профілях і детальних критеріях підбору пари. Підхід eHarmony був особливо впливовим, ввівши наукову складову в цифрове знайомство завдяки своїм «29 вимірам сумісності» і позиціонуючи себе як серйозну платформу для людей, які шукають стосунків. Ці сервіси, як правило, стягували щомісячну абонентську плату, створюючи бізнес-модель, яка домінувала в перші роки розвитку галузі. Переваги такої монетизації представлені на рисунку 1.2.

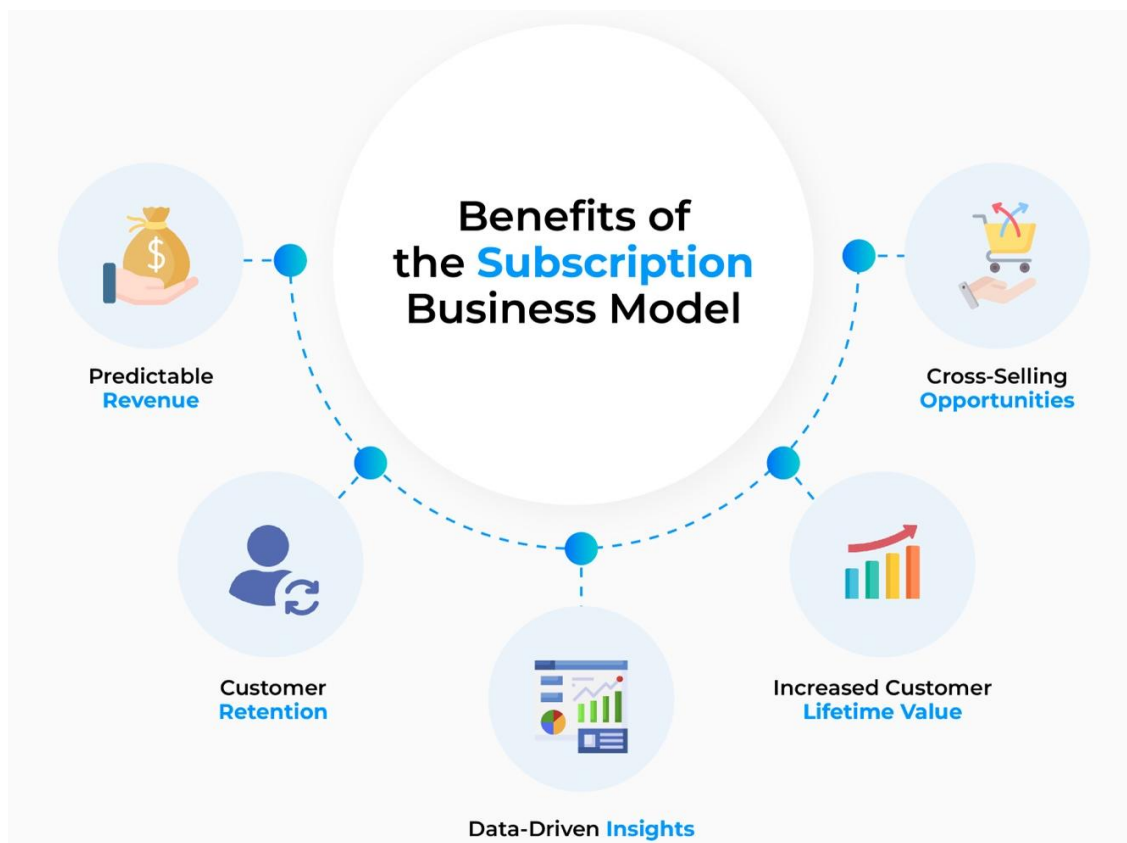


Рисунок 1.2 – Переваги бізнес-моделі підписки

Значною інновацією в цей період став сервіс PlentyOfFish, запущений у 2003 році, який започаткував модель freemium в онлайн-знайомствах. Пропонуючи базовий функціонал безкоштовно, але стягуючи плату за преміум-функції, PlentyOfFish значно розширив ринок, знизивши бар'єри для входу на нього [4]. У цей період також з'явилися нішеві сайти знайомств, орієнтовані на певні демографічні групи, релігії чи інтереси, що демонструє ранні стратегії сегментації ринку.

Технологічні обмеження тієї епохи означали, що ці сервіси були переважно десктопними, вимагаючи від користувачів заповнення великих анкет і активного пошуку збігів. Алгоритми рекомендацій цього періоду були відносно рудиментарними, зазвичай використовуючи булеву відповідність заявленим уподобанням, а не поведінкові дані чи складні методи машинного навчання.

Загальна хронологія застосунків для знайомств представлена на рисунку 1.3.

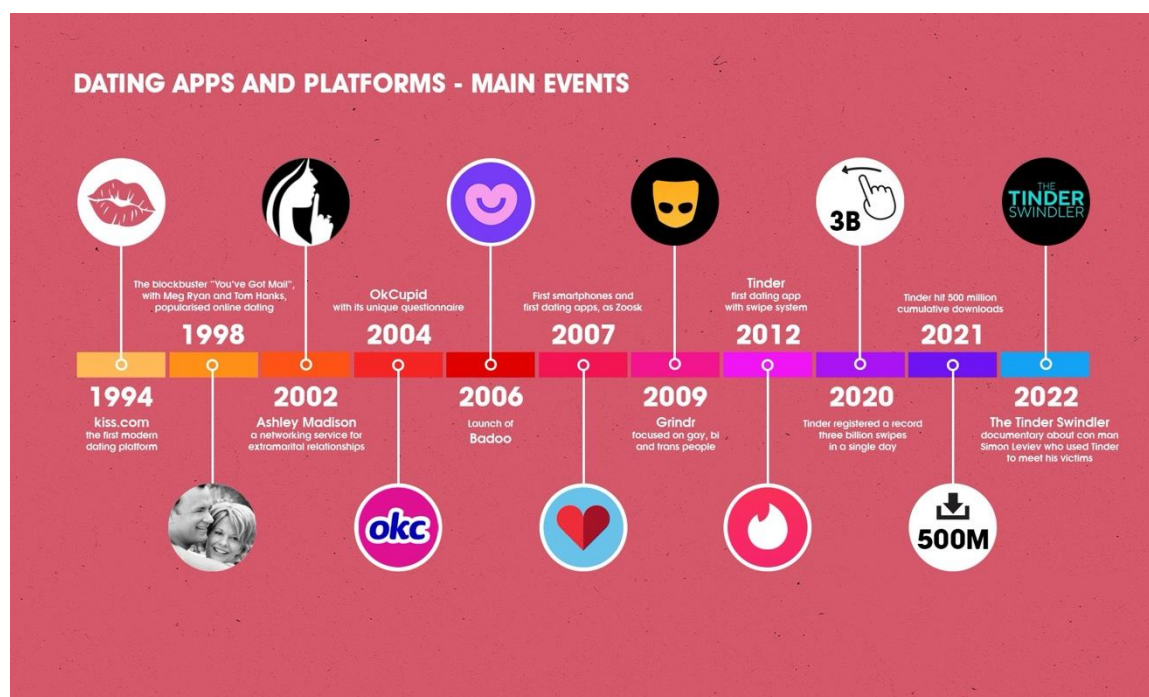


Рисунок 1.3 – Хронологія популярних застосунків для знайомств

Запуск iPhone у 2007 році та подальше поширення технологій смартфонів створили умови для фундаментальних змін у сервісах знайомств. Grindr, запущений у 2009 році, став переломним моментом у цій еволюції. Як перший великий додаток для знайомств на основі визначення місця розташування, Grindr використовував можливості GPS смартфонів для з'єднання користувачів на основі географічної близькості [4]. Ця інновація докорінно змінила темпоральність і географію онлайн-знайомств, перетворивши їх на миттєву локальну активність, а не на цілеспрямований процес, що охоплює відстань.

Успіх моделі Grindr надихнув на створення численних подібних додатків, зокрема Skout і Badoo, які адаптували підхід, заснований на місцезнаходженні, для ширшої аудиторії. Ці додатки ініціювали перехід від складних анкет до більш спрощених, орієнтованих на зображення

презентацій користувачів. Цей перехід відображав як технологічні обмеження мобільних інтерфейсів, так і зростаючий акцент на безпосередній візуальній привабливості [5].

Це покоління стало свідком важливих змін у поведінці користувачів та моделях взаємодії. Мобільний формат перетворив онлайн-знайомства з дискретного заняття, яке проводилося вдома, на інтегровану частину повсякденного життя, доступну в будь-який час і в будь-якому місці. Графік кількості користувачів мобільних застосунків для знайомств за останні декілька років представлений на рисунку 1.4.

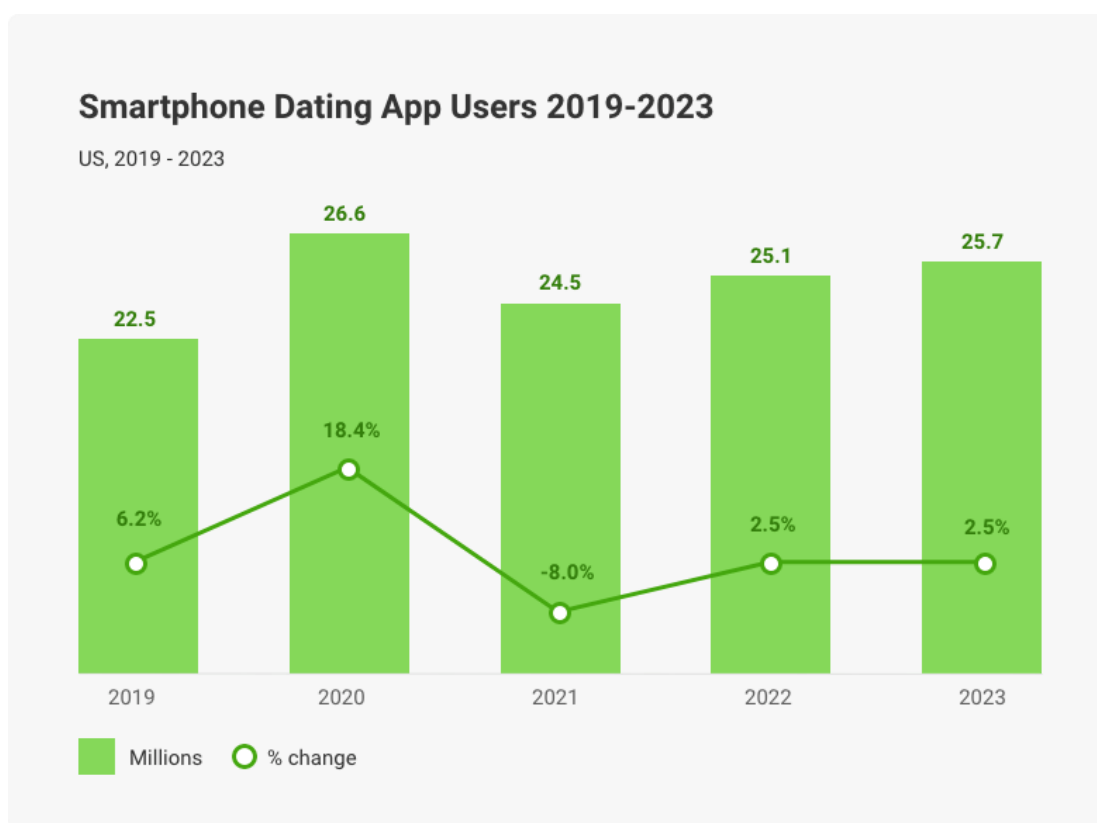


Рисунок 1.4 – Графік користувачів мобільних застосунків для знайомств

Це зростання доступності співпало з нормалізацією онлайн-знайомств, оскільки ці платформи поступово втрачали свою стигматизацію і отримували ширше соціальне визнання.

Запуск Tinder у 2012 році поклав початок тому, що можна вважати третім поколінням додатків для знайомств. Його інноваційний інтерфейс «свайп», що дозволяє користувачам швидко схвалювати або відхиляти потенційні збіги простим жестом, докорінно змінив користувацький досвід платформ знайомств. Ця механіка додала гейміфікований елемент у процес пошуку, створивши те, що поведінкові психологи описують як змінну модель винагороди, яка заохочує до подальшої взаємодії [6].

Така побудова логіки додатку дозволила легко отримувати інсайди з дій користувача, як наприклад наступні, представлені на рисунку 1.5.

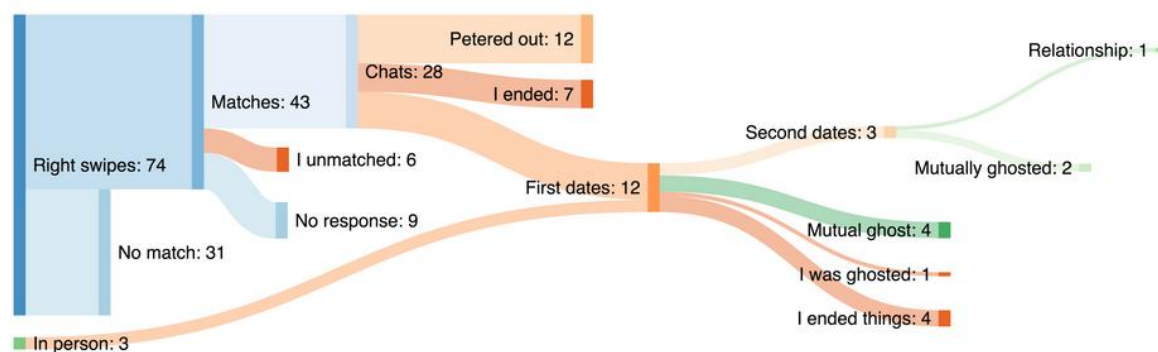


Рисунок 1.5 – Приклад інсайдів дій користувача на основі свайпів

Підхід Tinder суттєво відрізнявся від попередніх поколінь у кількох ключових аспектах.

По-перше, додаток запровадив спрощення процесу прийняття рішень. Механіка бінарних свайпів звела складний процес вибору партнера до швидкого прийняття рішення «так/ні» на основі фотографій профілю. Це дозволило користувачам швидко переглядати потенційних партнерів, не витрачаючи багато часу на аналіз детальної інформації.

Іншою інновацією стала вимога взаємної відповідності. Дозволяючи спілкуватися лише тим користувачам, які висловили зацікавленість одне в одному, Tinder зменшив кількість небажаних повідомлень і створив

відчуття взаємної перевірки. Цей підхід значно покращив досвід користувачів, особливо жінок, які часто стикалися з небажаною увагою на інших платформах.

Tinder також виділявся своєю інтеграцією з соціальними мережами. Додаток використовував існуючі соціальні мережі для створення довіри та підтвердження особи. Це не лише спростило процес реєстрації, але й додало рівень безпеки, підвищуючи впевненість користувачів у автентичності профілів, з якими вони взаємодіють.

Додатково застосунок запропонував гейміфікований досвід. Інтерфейс включав елементи ігор, зокрема барвисту анімацію та миттєвий зворотній зв'язок, що зробило досвід більш цікавим та захоплюючим. Ця ігрова якість перетворила знайомства з потенційно стресової діяльності на розважальний процес, заохочуючи користувачів проводити більше часу в додатку.

Успіх Tinder спричинив хвилю подібних додатків, а Bumble (запущений у 2014 році) запровадив важливу інновацію, вимагаючи від жінок ініціювати розмову в гетеросексуальних парах. Ця функція вирішила проблему домагань на платформах знайомств і виділила Bumble на все більш переповненому ринку [2].

Це покоління також побачило розвиток більш складних алгоритмів підбору. Замість того, щоб покладатися виключно на заявлені вподобання, ці платформи почали враховувати поведінкові дані – профілі, які користувачі переглядали, затримувалися на них або переходили на них, – щоб уточнити свої рекомендації. Цей зсув став важливим кроком до моделювання неявних вподобань.

Четверте покоління додатків для знайомств, що з'явилося приблизно у 2016 році, характеризувалося впровадженням передових технологій штучного інтелекту та машинного навчання в рекомендаційні системи. Такі додатки, як Hinge, що позиціонує себе зі слоганом «створений для

видалення», почали використовувати алгоритми спільної фільтрації та навчання, які вдосконалювалися разом із взаємодією з користувачем.

У цей період відбулися значні зміни в технологіях підбору контенту. Насамперед, з'явився поглиблений поведінковий аналіз. Додатки почали аналізувати не тільки явні свайпи, але й більш тонкі моделі поведінки, такі як шаблони обміну повідомленнями, час відгуку та метрики залучення, щоб покращити відповідність.

Також значного розвитку набули рекомендації на основі контенту, бо платформи почали аналізувати вміст профілів, включаючи текстові описи та характеристики фотографій, щоб виявити закономірності у вподобаннях користувачів. Такий підхід дозволив розширити розуміння вподобань користувачів за межі простих бінарних рішень, враховуючи нюанси особистих інтересів та стилю спілкування.

Багато додатків впровадили системи зворотного зв'язку після підбору, запитуючи користувачів про якість їхньої взаємодії для постійного вдосконалення алгоритмів. Цей механізм створив динамічну систему, яка постійно навчалася та адаптувалася до зміни уподобань та поведінки користувачів, що значно підвищило якість запропонованих збігів.

Четверте покоління також стало свідком посилення спеціалізації, бо додатки стали орієнтуватися на все більш конкретні демографічні групи та цілі стосунків. Такі застосунки, як The League, підкреслювали ексклюзивність і професійний статус, тоді як інші зосереджувалися на конкретних релігіях, етнічних групах чи формах стосунків. Coffee Meets Bagel вирізнявся тим, що обмежував кількість потенційних пар, представлених щодня, протидіючи перевантаженню вибором, поширеному на інших платформах [7].

Цей період збігся зі зростаючим занепокоєнням громадськості щодо конфіденційності даних і соціальних наслідків додатків для знайомств. У відповідь на це деякі платформи почали приділяти більше уваги функціям безпеки, процесам верифікації та більш прозорим практикам використання

даних. Запуск Facebook Dating у 2019 році став значною подією на ринку, оскільки гігант соціальних мереж використав свою величезну базу користувачів і ресурси даних, щоб увійти у сферу знайомств.

Станом на 2025 рік світовий ринок онлайн-знайомств демонструє кілька помітних характеристик. Насамперед, галузь пережила значну консолідацію ринку. Match Group (власник Tinder, Hinge, Match.com, OkCupid та інших) і Bumble Inc. стали домінуючими гравцями, які контролюють більшу частину західного ринку. Ця концентрація влади призвела до стандартизації певних функцій та бізнес-моделей у багатьох популярних додатках.

Попри глобальну консолідацію, спостерігаються суттєві регіональні відмінності. Різні ринки демонструють відмінні вподобання та моделі впровадження. Такі додатки, як Badoo, домінують у Латинській Америці та деяких частинах Європи, тоді як Tantan лідирує в Китаї, а культурно-специфічні додатки, такі як Shaadi.com, залишаються популярними в південноазійських спільнотах. Ці регіональні варіації відображають культурні відмінності в підходах до знайомств та стосунків.

Важливою тенденцією стала демографічна експансія. Додатки для знайомств, які колись використовувалися переважно молодими людьми, сьогодні охоплюють дедалі ширший віковий діапазон, зі значним зростанням серед користувачів старше 50 років. Це розширення демонструє, як технології знайомств стали універсальним інструментом для пошуку партнерів у різних життєвих етапах.

З точки зору бізнес-моделей відбулася помітна диверсифікація доходів. Хоча преміум-підписки залишаються важливими, потоки доходів диверсифікувалися, включно з мікротранзакціями, функціями підвищеної видимості та рекламою. Ця еволюція монетизації відображає зрілість ринку та пошук компаніями нових способів максимізації прибутку від своєї користувацької бази.

Також спостерігається значне зростання сприйняття. Додатки для знайомств досягли загальноприйнятого культурного визнання, приблизно 30% дорослого населення США повідомили, що користувалися сайтом або додатком для знайомств. Ця нормалізація онлайн-знайомств представляє фундаментальний зсув у суспільному ставленні до технологічно опосередкованих романтичних зв'язків.

Частка світового ринку застосунків для знайомств представлена на рисунку 1.6.

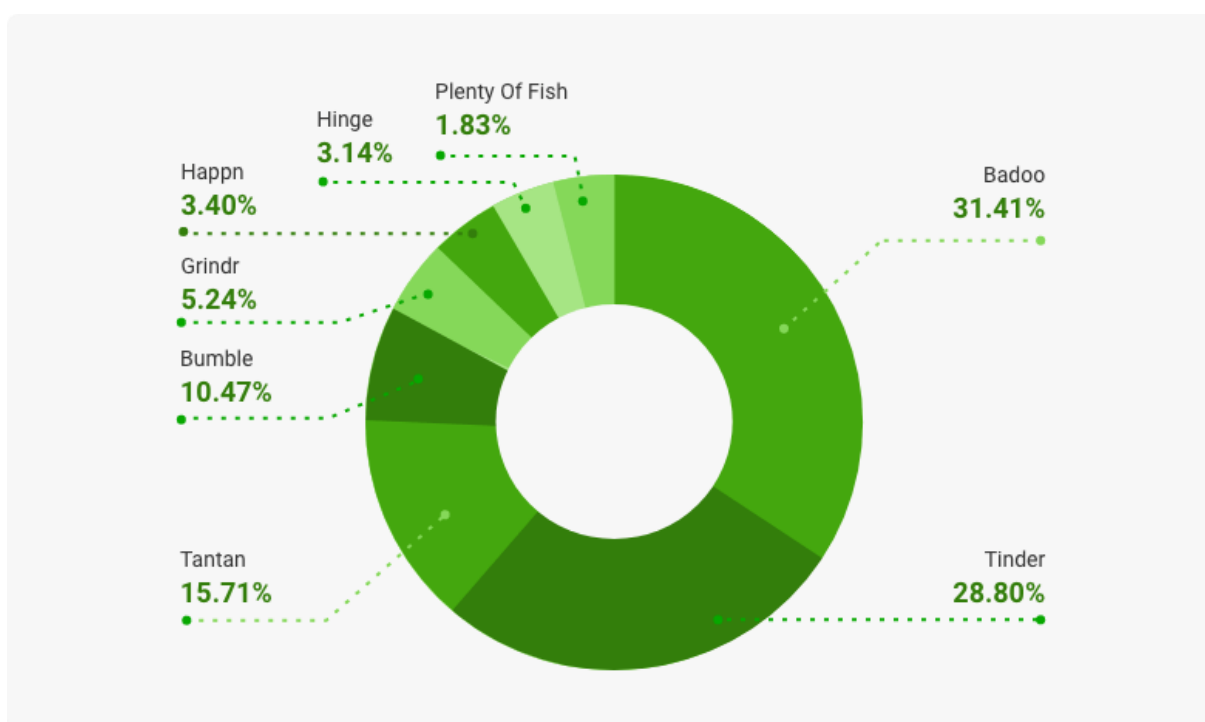


Рисунок 1.6 – Частка світового ринку застосунків для знайомств

Сучасний технічний ландшафт характеризується зростаючою складністю рекомендаційних систем. Сучасні додатки для знайомств зазвичай використовують гібридні підходи, які комбінують наступні методи:

– спільна фільтрація: виявлення шаблонів серед користувачів зі схожими вподобаннями та поведінкою;

- фільтрація на основі контенту: аналіз характеристик профілю та контенту;
- контекстні рекомендації: врахування часу, місця розташування та ситуативних факторів;
- поведінковий аналіз: навчання на основі взаємодії користувачів і моделей їхньої активності.

Оцінка функціоналу провідних застосунків для знайомств представлена у вигляді радіальної діаграми на рисунку 1.7.

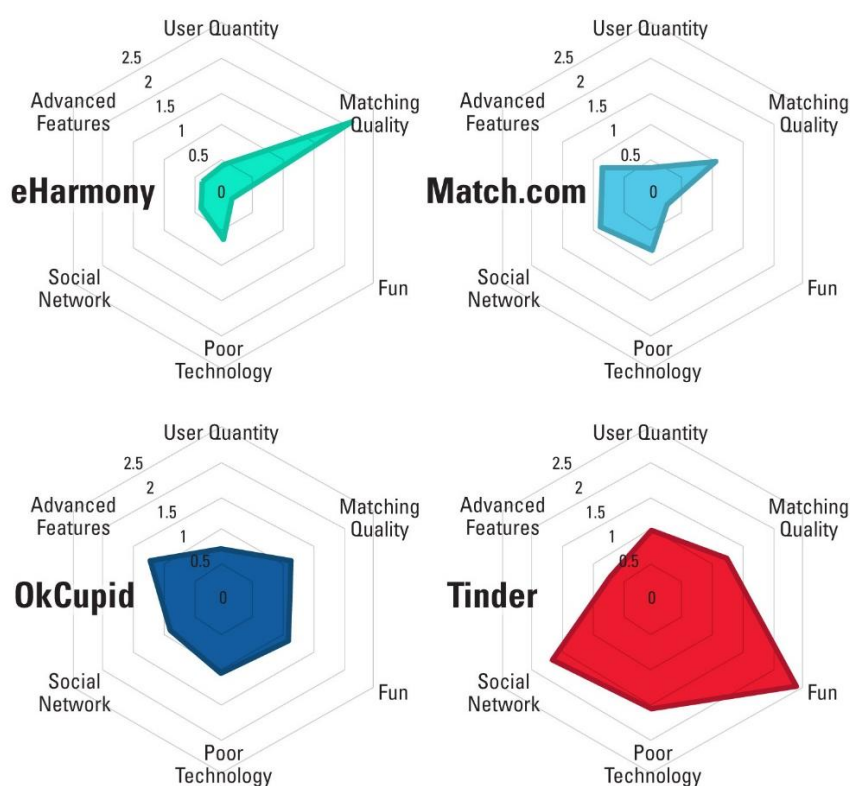


Рисунок 1.7 – Радіальна діаграма оцінки функціоналу застосунків для знайомств

Незважаючи на ці досягнення, залишаються значні проблеми. Зіставлення на основі зображень, хоча і є центральним для прийняття рішень користувачами, залишається відносно нескладним у більшості додатків. Сучасні платформи, як правило, покладаються на те, що користувачі вручну проводять пальцем по екрану, спираючись на візуальну

привабливість, а не на алгоритмічний аналіз характеристик чи схожості зображень. Це створює помітний розрив між поведінкою користувачів, на яку значною мірою впливають фотографії профілю, та алгоритмічною досконалістю в області аналізу зображень.

Кілька нових тенденцій вказують на можливу майбутню еволюцію додатків для знайомств. Насамперед, очікується розвиток оцінки сумісності на основі штучного інтелекту. Удосконалена обробка природної мови та аналіз зображень для глибшого розуміння особистості та вподобань користувачів.

Значну увагу привертає концепція візуальної схожості. Системи, які можуть аналізувати та підбирати пари на основі візуальних уподобань та схожості між користувачами, подібно до підходу, запропонованого в цій кваліфікаційній роботі. Такі алгоритми використовують комп'ютерний зір для виявлення та аналізу візуальних переваг користувачів.

Інновації також стосуються інтегрованого реального досвіду. Платформи, які безперешкодно поєднують цифровий пошук з організованими подіями та заходами.

У сфері конфіденційності та безпеки даних з'являються децентралізовані платформи знайомств – застосунки на основі блокчейну, які ставлять у пріоритет право власності користувача на дані та конфіденційність.

Захоплюючу перспективу представляє інтеграція з доповненою реальністю. Функції доповненої реальності, які покращують досвід особистих знайомств або створюють захоплююче віртуальне середовище для знайомств. Ці інструменти можуть забезпечити нові форми взаємодії та значно розширити можливості для віртуальних перших побачень.

Також набирають популярність методи емоційного розпізнавання – аналіз моделей спілкування, тембру голосу і навіть виразу обличчя для оцінки емоційної сумісності.

Інтеграція технологій комп'ютерного зору, особливо для аналізу візуальних уподобань і схожості, являє собою значний прорив у розробці додатків для знайомств. Хоча користувачі роблять швидкі оцінки на основі зображень профілю, більшості сучасних платформ бракує складних можливостей аналізу зображень, окрім базових інструментів модерації. Цей розрив між первинністю візуальної інформації при прийнятті рішень користувачами і відносно обмеженим алгоритмічним використанням цієї інформації створює переконливу можливість для інновацій - саме на це спрямована дана кваліфікаційна робота, яка реалізує зіставлення схожості зображень на основі MobileNetV2.

Еволюція додатків для знайомств від простих вебсервісів до складних платформ зі штучним інтелектом відображає ширший технологічний розвиток і зміну суспільного ставлення до відносин, опосередкованих цифровими технологіями. Оскільки ці платформи продовжують розвиватися, інтеграція передового комп'ютерного зору і систем навчання на основі вподобань обіцяє створити більш ефективний і приємний досвід пошуку, який краще відповідатиме складній, часто візуально обумовленій природі людської привабливості.

## 1.2 Постановка задачі

Мета цього дослідження – розробити, впровадити та оцінити додаток для знайомств, який використовує схожість зображень як важливий фактор у своєму алгоритмі рекомендацій. Для досягнення мети необхідно виконати наступні завдання:

- а) розробити комплексне розуміння існуючих рекомендаційних систем додатків для знайомств та їхніх обмежень;
- б) дослідити теоретичні засади візуальної схожості у залученні та формуванні стосунків;
- в) розробити гібридну систему рекомендацій:

- традиційні параметри вподобань користувачів;
  - схожість зображень на основі вбудовування глибокого навчання;
- г) реалізувати цю систему з використанням сучасних вебтехнологій (Angular, PrimeNG, TailwindCSS) та хмарних сервісів (Firebase) з ефективним управлінням станом (NGXS);
- д) оцінити ефективність реалізованої системи:
- технічна продуктивність та масштабованість;
  - задоволення та залучення користувачів;
  - якість збігів у порівнянні з традиційними підходами.

Для однакової стилізації елементів на сторінках вебдодатку слід використовувати графічну бібліотеку PrimeNG, яка надає реалізовані елементи інтерфейсу та засоби їх розміщення на сторінці.

Ця робота має на меті відповісти на кілька ключових дослідницьких питань. Перше питання стосується того, як можна ефективно кількісно оцінити візуальну схожість між зображеннями профілів користувачів та включити її в алгоритми рекомендацій додатків для знайомств. Це фундаментальна технічна проблема, яка вимагає розробки надійних методів порівняння зображень.

Друге дослідницьке питання зосереджується на пошуку оптимального балансу між підбором на основі вподобань, фільтрацією за місцезнаходженням та схожістю зображень у створенні якісних рекомендацій для знайомств. Ця проблема вимагає експериментального підходу для визначення відносної ваги різних факторів у рекомендаційному алгоритмі.

Третє питання має на меті з'ясувати, чи призводить врахування схожості зображень у процесі рекомендацій до підвищення рівня задоволеності та залученості користувачів порівняно з традиційними підходами. Відповідь на це питання потребуватиме проведення контрольованих експериментів та збору даних про поведінку користувачів.

Четверте дослідницьке питання стосується технічних проблем, які виникають при впровадженні систем схожості на основі зображень у виробничому середовищі, і шляхів їх вирішення. Це практичне питання, яке вимагає розгляду таких факторів, як масштабованість, надійність та ефективність обчислень.

Останнє питання присвячене етичним наслідкам та міркуванням щодо конфіденційності використання аналізу зображень у рекомендаціях для знайомств і способам керування ними. Це критично важливе питання, оскільки використання біометричних даних та візуальних уподобань підіймає значні етичні міркування та проблеми захисту даних.

Незважаючи на амбіційну інтеграцію комп'ютерного зору з рекомендаціями щодо знайомств, це дослідження має певні обмеження.

В межах дослідження заплановано розробку функціонального додатку для знайомств зі стандартними функціями, такими як створення профілю та перегляд потенційних партнерів. Дослідження включає впровадження гібридної системи рекомендацій, що поєднує відповідність уподобань, фільтрацію місцезнаходження та схожість зображень для створення більш персоналізованого досвіду знайомств. Технічно проєкт використовуватиме архітектуру MobileNetV2 для генерації зображень, що вбудовуються в профілі користувачів, забезпечуючи ефективний аналіз візуальної схожості.

З точки зору технічної реалізації, дослідження передбачає розробку фронтенду з використанням Angular, PrimeNG та TailwindCSS, забезпечуючи сучасний і зручний інтерфейс для користувачів. Бекенд буде реалізовано з використанням сервісів Firebase, що забезпечить масштабованість та надійність платформи. Для ефективного управління станом додатку буде використано NGXS. Дослідження також включатиме базову оцінку продуктивності системи та задоволеності користувачів для визначення ефективності запропонованого підходу.

За межами сфери застосування цього дослідження залишається розширений пошук на основі розпізнавання обличчя або специфічних рис

обличчя, що створює додаткові проблеми з конфіденційністю. Проєкт також не включає широку психологічну перевірку взаємозв'язку між візуальною схожістю і успішністю відносин, що могло б дати глибше розуміння впливу візуальних переваг на довгострокову сумісність.

Дослідження не охоплює широкомасштабне розгортання на ринку та оцінку комерційної життєздатності розробленого додатку. Також поза межами проєкту знаходиться інтеграція із зовнішніми соціальними мережами або сервісами перевірки особи, які могли б підвищити достовірність профілів. Розширені функції безпеки, що виходять за рамки стандартної автентифікації та шифрування, не будуть реалізовані в рамках цього дослідження. Проєкт також не включає всебічний аналіз етичних наслідків використання візуальної схожості у різних культурних контекстах, що є важливою, але окремою сферою дослідження.

Важливо визнати, що хоча схожість зображень може слугувати цінним сигналом для потенційної привабливості, вона являє собою лише один вимір сумісності і не може передбачити успіх стосунків. Ця робота не претендує на покращення фундаментальних процесів людських стосунків, а радше має на меті вдосконалити цифрові інструменти, які сприяють встановленню початкових зв'язків.

Ця кваліфікаційна робота робить внесок у галузь, долаючи розрив між теоретичним розумінням механізмів атракції та практичною реалізацією в технологіях знайомств. Вводячи візуальну схожість як параметр зіставлення, вона досліджує новий підхід до рекомендацій додатків для знайомств, який тісніше пов'язаний з природними процесами людської привабливості, використовуючи при цьому передові методи машинного навчання.

## 2 ОПИС АРХІТЕКТУРИ ВЕБЗАСТОСУНКУ

### 2.1 Рекомендаційні системи у додатках для знайомств

Рекомендаційні системи формують основний функціонал сучасних додатків для знайомств, які з'єднують потенційних партнерів. Ці системи еволюціонували від простого співставлення уподобань до складних алгоритмів машинного навчання, які аналізують складні моделі поведінки та вподобань користувачів. У цьому розділі розглядаються теоретичні засади, підходи до реалізації та метрики оцінки рекомендаційних систем у додатках для знайомств, приділяючи особливу увагу їхнім сильним сторонам, обмеженням та можливостям для інновацій.

Рекомендаційні системи – це системи фільтрації інформації, які передбачають вподобання користувачів або їхній інтерес до об'єктів, які вони ще не розглядали. У контексті додатків для знайомств такими об'єктами є інші користувачі, що створює унікальний двосторонній ринок, де обидві сторони мають бути задоволені рекомендацією [8]. Ця взаємна природа відрізняє системи рекомендацій для знайомств від традиційних систем рекомендацій продуктів або контенту, вносячи додаткову складність і обмеження.

Мета системи рекомендацій для знайомств – визначити і представити потенційні збіги, які максимізують ймовірність взаємного інтересу, при цьому ефективно фільтруючи величезний пул користувачів до керованого набору високоякісних кандидатів. Ефективні системи рекомендацій для знайомств повинні балансувати між кількома конкуруючими цілями.

Перш за все, такі системи мають забезпечувати релевантність. Вони повинні представляти користувачів, які відповідають заявленим уподобанням і можуть сподобатися іншим кандидатам. Це вимагає точного розуміння явних і неявних переваг користувача та ефективних алгоритмів для пошуку відповідних кандидатів.

Водночас важливо підтримувати різноманітність. Система повинна забезпечувати різноманітний вибір потенційних збігів, щоб врахувати обмеження заявлених уподобань.

Ключовим аспектом є також свіжість рекомендацій. Системи повинні регулярно представляти нових кандидатів для підтримки залученості користувачів. Без постійного оновлення пулу потенційних збігів користувачі можуть швидко втратити інтерес до платформи.

Не менш важливою метою є взаємність. Ефективна система повинна забезпечувати достатню ймовірність взаємної зацікавленості рекомендацій. Представлення користувачам лише тих кандидатів, які з малою ймовірністю відповідатимуть взаємністю, призводить до розчарування та зниження довіри до платформи.

Нарешті, система має бути ефективною. Вона повинна обробляти великі бази користувачів з розумними обчислювальними ресурсами. Оскільки бази даних додатків для знайомств можуть містити мільйони користувачів, алгоритми рекомендацій повинні бути оптимізовані для швидкого виконання, не жертвуючи якістю результатів.

Теоретичні основи рекомендаційних систем у додатках для знайомств базуються на знаннях з різних дисциплін, зокрема, пошуку інформації, машинного навчання, психології привабливості та теорії ринкового дизайну. Застосування цих концепцій у сфері знайомств створює унікальні виклики і можливості, які стимулюють постійні інновації в алгоритмах підбору.

Додатки для знайомств використовують кілька різних підходів до рекомендацій, кожен з яких має свої сильні та слабкі сторони. Ці підходи можна розділити на кілька основних типів, які часто використовуються в сучасних додатках у поєднанні:

- фільтрація на основі переваг;
- спільна фільтрація;
- фільтрація на основі вмісту;

– гібридні методи.

Найпростіший і найстаріший підхід до рекомендацій щодо знайомств – це фільтрація на основі вподобань, яка використовує явно вказані користувачем уподобання для фільтрації потенційних збігів. До типових параметрів уподобань відносяться:

- віковий діапазон;
- стать;
- радіус розташування;
- зріст;
- рівень освіти;
- цілі стосунків.

Цей підхід реалізує форму фільтрації на основі правил, де потенційні збіги повинні задовольняти встановленим критеріям, щоб бути розглянутими. Математично це можна представити як булеву функцію, де кожен параметр переваги створює бінарне рішення про включення/виключення.

Для набору параметрів переваги  $P = p_1, p_2, \dots, p_n$  та відповідних порогових значень  $T = t_1, t_2, \dots, t_n$ , кандидат  $c$  з атрибутами  $A = a_1, a_2, \dots, a_n$  включається, якщо виконується умова наступної формули:

$$\prod_{i=1}^n f(a_i, p_i, t_i) = 1, \quad (2.1)$$

де  $f(a_i, p_i, t_i)$  – функція, що повертає 1, якщо атрибут задовольняє обмеження на перевагу, і 0 в іншому випадку.

Незважаючи на те, що фільтрація на основі вподобань проста у застосуванні та розумінні, вона має ряд обмежень. Однією з ключових проблем є розрив між вподобаннями та поведінкою. Дослідження постійно демонструють розбіжності між заявленими вподобаннями та фактичною поведінкою під час знайомств. Користувачі часто взаємодіють і виявляють інтерес до профілів, які не відповідають заявленим параметрам вподобань.

Це ставить під сумнів ефективність систем, які занадто сильно покладаються на явно заявлені критерії.

Іншою суттєвою проблемою є інфляція вподобань. Користувачі, як правило, вказують ідеалізовані, а не реалістичні вподобання, створюючи невиправдано обмежувальну фільтрацію, яка може виключити сумісні збіги. Ця тенденція до встановлення надто високих або специфічних критеріїв може значно зменшити пул потенційних кандидатів, часто виключаючи людей, з якими користувач міг би мати успішну взаємодію.

Третє важливе обмеження пов'язане з невідомими вподобаннями. Користувачі можуть не знати про певні вподобання або бути нездатними чітко їх сформулювати, особливо щодо візуальних чи інтерактивних факторів привабливості. Деякі аспекти привабливості та сумісності важко виразити через стандартні фільтри, що призводить до неповної картини того, що користувач дійсно шукає в потенційному партнері.

Ці обмеження мотивують розробку більш складних підходів до рекомендацій, які включають поведінкові дані та методи машинного навчання.

Підходи спільної фільтрації використовують колективні моделі поведінки користувачів для створення рекомендацій. Основне припущення полягає в тому, що користувачі, які демонстрували схожі вподобання в минулому, швидше за все, поділятимуть їх і в майбутньому. У додатках для знайомств цей підхід аналізує такі патерни, як:

- які профілі користувачі переглядають, лайкають або надсилають повідомлення;
- частота відповідей на повідомлення;
- показники участі в розмовах;
- час, витрачений на перегляд певних профілів.

Спільна фільтрація в додатках для знайомств зазвичай має дві форми:

- спільна фільтрація на основі користувачів;
- спільна фільтрація на основі елементів.

Перший тип фільтрації визначає користувачів зі схожими моделями поведінки і рекомендує профілі, до яких виявили інтерес подібні користувачі. Якщо користувачі А і В в минулому виявляли інтерес до схожих профілів, а користувач А зацікавився новим профілем С, то користувачеві В може бути рекомендований профіль С.

Другий тип фільтрації виявляє закономірності серед профілів, які отримують схожі відповіді від користувачів. Якщо профілі Х і Y часто подобаються одним і тим же користувачам, і новий користувач проявляє інтерес до профілю Х, то можна рекомендувати Y.

З математичної точки зору, спільна фільтрація на основі користувачів передбачає обчислення метрик схожості між користувачами і використання їх для прогнозування потенційного інтересу. Для користувачів  $u$  і  $v$  з векторами поведінки  $|u|$  і  $|v|$ , що представляють їхню взаємодію з іншими профілями, косинусну подібність можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$\text{similarity}(u, v) = \frac{u \cdot v}{|u||v|}. \quad (2.2)$$

Прогнозований інтерес користувача  $u$  до профілю  $i$  можна обчислити як середньозважене значення інтересів, показаних схожими користувачами:

$$\text{prediction}(u, i) = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v \in N} \text{similarity}(u, v) \times (r_{v,i} - \bar{r}_v)}{\sum_{v \in N} \text{similarity}(u, v)}, \quad (2.3)$$

де  $N$  – множина схожих користувачів;

$r_{v,i}$  – інтерес користувача  $v$  до профілю  $i$ ;

$\bar{r}_u$  та  $\bar{r}_v$  – середній рівень інтересу для користувачів  $u$  та  $v$  відповідно.

Спільна фільтрація має кілька переваг у контексті знайомств. Перш за все, вона забезпечує неявне вивчення вподобань, тобто може фіксувати вподобання, які користувачі можуть не вказувати явно або навіть не

усвідомлювати. Ця здатність виявляти приховані схеми у вподобаннях користувачів надає глибше розуміння того, що дійсно приваблює людей один до одного за межами заявлених критеріїв.

Іншою сильною стороною є адаптивність. Система постійно оновлюється на основі змін у поведінці та вподобаннях, що дозволяє алгоритмам швидко адаптуватися до змін у перевагах користувачів або нових патернів взаємодії. Така гнучкість забезпечує актуальність рекомендацій з часом.

Цінною перевагою також є випадковість. Спільна фільтрація може виявляти неочевидні збіги, які не з'являться в результаті явної фільтрації за уподобаннями. Ця здатність пропонувати неочікувані, але потенційно сумісні збіги розширює можливості користувачів зустріти партнерів, яких вони могли б не розглядати на основі своїх усвідомлених критеріїв.

Однак спільна фільтрація в додатках для знайомств також стикається зі значними проблемами. Серйозною перешкодою є проблема холодного старту. Нові користувачі з обмеженою історією взаємодії надають недостатньо даних для ефективної спільної фільтрації, що створює проблему перезавантаження. Без достатньої кількості даних про взаємодію алгоритми не можуть генерувати точні рекомендації для нових користувачів.

Додатково ускладнює ситуацію розрідженість даних. Користувачі зазвичай взаємодіють лише з невеликою частиною доступних профілів, що призводить до розрідженості матриць даних. Ця обмежена вибірка взаємодій може ускладнити виявлення значущих закономірностей та створення надійних рекомендацій.

Системи спільної фільтрації також страждають від упередженості щодо популярності. Часто рекомендуються вже популярні профілі, що потенційно створює ефект «багаті стають багатшими». Ця динаміка може призвести до нерівномірного розподілу уваги та можливостей, де певні користувачі отримують непропорційно високу видимість.

Наостанок, існують значні занепокоєння щодо конфіденційності. Спільна фільтрація вимагає великого збору та аналізу даних про поведінку користувачів, що викликає питання щодо конфіденційності та безпеки даних. Користувачі можуть почуватися некомфортно через те, що їхні дії та взаємодії детально аналізуються для створення рекомендацій.

Незважаючи на ці проблеми, колаборативна фільтрація є важливим компонентом сучасних рекомендаційних систем для знайомств, особливо в поєднанні з іншими підходами в гібридних системах.

Фільтрація на основі вмісту генерує рекомендації, аналізуючи особливості або вміст профілів, до яких користувач раніше виявляв інтерес. На відміну від спільної фільтрації, яка спирається на шаблони користувачів, контент-орієнтовані підходи зосереджуються на індивідуальних уподобаннях користувачів щодо певних атрибутів профілю. Цей підхід передбачає:

а) створення векторів ознак для кожного профілю;

- біографічна інформація;
- інтереси та хобі;
- семантика тексту профілю;
- характеристики зображення;
- освіта та професійний досвід;

б) побудова моделі вподобань для кожного користувача на основі особливостей профілів, з якими він позитивно взаємодівав;

в) рекомендація нових профілів, вектори характеристик яких збігаються з моделлю вподобань користувача.

Математично, простий контент-орієнтований підхід може представити кожен профіль як вектор характеристик  $p$  і побудувати вектор вподобань користувача  $u$  на основі раніше вподобаних профілів. Оцінка релевантності для нового профілю може бути обчислена за допомогою метрик подібності векторів:

$$\text{relevance}(u, p) = \text{similarity}(u, p). \quad (2.4)$$

Більш складні реалізації використовують методи машинного навчання, такі як дерева рішень, нейронні мережі або машини опорних векторів, щоб вивчити складні шаблони переваг з поведінки користувачів.

Фільтрація на основі вмісту пропонує явні переваги для додатків для знайомств. Основною перевагою є персоналізація. Рекомендації пристосовані до індивідуальних вподобань, а не покладаються на схожих користувачів. Це дозволяє системі фокусуватися на унікальних перевагах конкретного користувача, створюючи більш релевантні рекомендації.

Важливою якістю таких систем є прозорість. Рекомендації можна пояснити на основі конкретних атрибутів профілю, що підвищує довіру користувачів до системи. Така можливість пояснити, чому конкретний профіль було рекомендовано, робить процес підбору пар більш зрозумілим для користувачів.

Важливою особливістю є незалежність. Нові або непопулярні профілі можуть бути рекомендовані виключно на основі їхніх атрибутів, без необхідності мати широку історію взаємодій. Це забезпечує більш справедливий розподіл видимості серед усіх користувачів платформи.

Також важливим є пом'якшення наслідків холодного старту. Фільтрація на основі вмісту може генерувати рекомендації для нових користувачів на основі їхніх заявлених вподобань, поки не буде накопичено достатньої кількості даних про поведінку.

Однак підходи на основі контенту також мають суттєві обмеження. Серйозним викликом є труднощі з інженерією характеристик. Перетворення інформації з профілю в значущі вектори характеристик вимагає складної обробки, особливо для неструктурованих даних, таких як текстові описи та зображення. Ця технічна складність може обмежувати ефективність впровадження.

Проблематичним аспектом є надмірна спеціалізація. Такі системи мають схильність рекомендувати профілі, дуже схожі на раніше вподобані, що потенційно створює «бульбашку фільтрів», якій бракує різноманітності. Користувачі можуть опинитися в циклі схожих рекомендацій, що обмежує їхні можливості для відкриття нових типів потенційних партнерів.

Фільтрація на основі вмісту також страждає від неглибокого розуміння. Вона може пропустити нюанси, які не відображені в явних атрибутах профілю. Багато аспектів привабливості та сумісності важко визначити кількісно або виразити через стандартні характеристики профілю.

Таким системам властива обмежена новизна. Вони, як правило, не сприяють раптовому відкриттю за межами встановлених шаблонів вподобань. Це може обмежувати потенціал користувачів знаходити неочікувані, але потенційно дуже сумісні збіги, які виходять за рамки їхніх типових переваг.

У додатках для знайомств фільтрація на основі контенту особливо цінна тим, що підкреслює сумісність на основі спільних інтересів, цінностей і стилю життя. Однак часто вона не може вловити невимовні аспекти привабливості, які нелегко зашифрувати в атрибутах профілю.

Сучасні додатки для знайомств зазвичай використовують гібридні системи рекомендацій, які поєднують кілька підходів до фільтрації, щоб використовувати їхні сильні сторони та пом'якшити їхні індивідуальні недоліки. До найпоширеніших гібридних архітектур належать:

- *weighted hybrid*: поєднує рекомендації з декількох систем, призначаючи вагу кожній з них на основі їхньої історичної ефективності або контекстної релевантності;

- *switching hybrid*: вибирає найбільш вдалий підхід до рекомендацій на основі контекстуальних факторів, таких як тривалість історії користувача або час доби;

- cascade hybrid: послідовно застосовує підходи до фільтрації, на кожному етапі уточнюючи рекомендації, надані на попередньому етапі;
- feature combination hybrid: об'єднує ознаки з різних підходів до рекомендацій в єдину модель.

Алгоритм зіставлення Hinge є повчальним прикладом складного гібридного підходу, що поєднує в собі елементи фільтрації на основі переваг, спільної фільтрації та оптимізації на основі машинного навчання. Як повідомляється, їхня функція «Найбільш сумісний» використовує варіант алгоритму Гейла-Шеплі для стабільного зіставлення, оптимізований за допомогою шару машинного навчання, який включає поведінковий зворотний зв'язок.

Ефективність гібридних систем зробила їх домінуючим підходом у сучасних додатках для знайомств. Усуваючи обмеження індивідуальних рекомендаційних підходів, гібридні системи можуть надавати більш релевантні збіги, особливо в міру накопичення даних про поведінку користувачів з часом.

Першість візуальної інформації в поведінці користувачів додатків для знайомств добре відома. Численні дослідження показують, що фотографії профілю є домінуючим фактором у прийнятті початкового рішення про зацікавленість, причому користувачі витрачають значно більше часу на оцінку зображень, ніж на текстовий контент [10]. Незважаючи на такий акцент на візуальній інформації при прийнятті рішень користувачами, більшість рекомендаційних систем недостатньо використовують багаті дані, що містяться в зображеннях профілю.

Сучасні підходи зазвичай розглядають зображення як пасивний контент для оцінки користувача, а не як активні сигнали для алгоритмічного підбору. Це створює помітний розрив між тим, як користувачі приймають рішення (значною мірою на основі зображень), і тим, як алгоритми генерують рекомендації (переважно на основі явних уподобань і поведінкових моделей).

Інтеграція метрик візуальної схожості в системи рекомендацій для знайомств є багатообіцяючим підходом до усунення цього розриву. Аналізуючи візуальні характеристики профілів, до яких користувачі виявляють інтерес, системи можуть виявити закономірності у візуальних уподобаннях, які самі користувачі, можливо, не можуть чітко сформулювати. Крім того, дослідження в галузі соціальної психології показують, що схожість зовнішності може корелювати з сумісністю за багатьма параметрами, включаючи цінності, спосіб життя та соціально-економічне походження [11].

Підхід, запропонований у цій кваліфікаційній роботі – використання MobileNetV2 для кодування зображень і порівняння їх за допомогою косинусної подібності – являє собою важливу інновацію в цій галузі. Кількісно оцінюючи візуальну схожість між зображеннями профілів користувачів, цей підхід усуває значну прогалину в існуючих системах рекомендацій і потенційно підвищує якість підбору, більш точно узгоджуючи алгоритмічні рекомендації з візуально-орієнтованим характером прийняття рішень користувачами.

## 2.2 Методи обробки та порівняння зображень користувачів

Вибір відповідної архітектури машинного навчання для обробки зображень є критично важливим рішенням, яке суттєво впливає як на продуктивність, так і на практичну життєздатність додатків комп'ютерного зору. Хоча MobileNetV2 слугує основою для компонента схожості зображень у цій кваліфікаційній роботі, він існує в багатій екосистемі альтернативних підходів, кожен з яких має свої особливості, переваги та обмеження. У цьому розділі розглядається перелік сучасних моделей машинного навчання для обробки зображень, аналізуються їхні відносні сильні та слабкі сторони, а також надається всебічне обґрунтування вибору

MobileNetV2 в конкретному контексті додатку для знайомств, що вимагає оцінки візуальної схожості.

Виділяють наступні категорії методів обробки зображень:

a) CNN:

- VGG;
- Inception;
- ResNet;
- DenseNet;
- EfficientNet;

б) Mobile-optimized:

- MobileNet;
- ShuffleNet;
- SqueezeNet;
- MnasNet;

в) Vision Transformers and Hybrid models:

- ViT;
- MobileViT;
- ConvNeXt.

Згорткові нейронні мережі (CNN) домінують у комп'ютерному зорі після проривної роботи AlexNet у 2012 році. З'явилося кілька архітектурних сімейств, кожне з яких зробило свій внесок у цю галузь.

Мережі Visual Geometry Group (VGG), створені Сімоняном та Зіссерманом (2014), започаткували просту, але впливову філософію дизайну. Мережі VGG залишаються цінними в якості екстракторів ознак, але, як правило, непрактичні для мобільного розгортання через їхні значні обчислювальні вимоги та обсяг пам'яті, який вони займають.

Архітектура Inception, вперше представлена як GoogLeNet і вдосконалена шляхом численних ітерацій, започаткувала концепцію багатомасштабної обробки. Початкові моделі є важливим досягненням в ефективному проектуванні CNN, але їхні обчислювальні вимоги

залишаються занадто високими для більшості мобільних додатків без значних модифікацій.

Залишкові мережі (ResNet) зробили революцію в глибокому навчанні, дозволивши практичне навчання надзвичайно глибоких мереж. ResNet і його варіанти встановили фундаментальну важливість пропускових з'єднань, які стали повсюдно використовуватися в сучасних архітектурах, включаючи варіанти MobileNet.

Щільні згорткові мережі (DenseNet) розширюють концепцію пропускових з'єднань для створення щільно пов'язаних мереж. Механізм повторного використання функцій DenseNet забезпечує чудову ефективність параметрів, але пов'язаний з проблемами пам'яті, що робить його менш придатним для середовищ з обмеженими ресурсами.

EfficientNet представляє системний підхід до масштабування моделей, досягаючи найсучаснішої продуктивності зі значно меншими обчислювальними витратами. EfficientNet втілює багато принципів ефективності, започаткованих в MobileNet, розширюючи їх додатковими інноваціями, хоча найменший варіант (B0) все ще вимагає приблизно в 2 рази більше обчислень, ніж MobileNetV2.

Специфічні вимоги мобільного та периферійного розгортання зумовили розробку архітектур, спеціально розроблених для підвищення обчислювальної ефективності. Сімейство MobileNet представляє прогресивне вдосконалення дизайну архітектури, орієнтованої на мобільні пристрої, з кожною ітерацією покращуючи компроміс між точністю та ефективністю.

Архітектура ShuffleNet, представлена Zhang та ін. (2018) і вдосконалена в ShuffleNetV2 (Ma та ін., 2018), оптимізує обчислювальну ефективність за рахунок операцій перемішування каналів. ShuffleNet представляє альтернативний підхід до оптимізації MobileNet, з особливим акцентом на схемах доступу до пам'яті та специфічних для платформи міркуваннях.

SqueezeNet (Iandola et al., 2016) започаткував розробку надзвичайно ефективних за параметрами архітектур CNN. Хоча SqueezeNet продемонстрував вражаючу ефективність параметрів, його точність і обчислювальні характеристики були витіснені більш сучасними архітектурами.

Neural Architecture Search (NAS) створив кілька ефективних архітектур, автоматично досліджуючи дизайнерські простори. Хоча архітектури на основі NAS продемонстрували вражаючі результати, вони, як правило, базуються на принципах, встановлених в архітектурах на кшталт MobileNet, і поступово вдосконалюють їх, а не представляють собою принципово нові підходи.

Нещодавнє впровадження трансформаторних архітектур у комп'ютерний зір створило нові можливості та виклики. Vision Transformer (Dosovitskiy et al., 2021) адаптує архітектуру трансформатора від обробки природної мови до класифікації зображень. Трансформатори бачення продемонстрували вражаючу продуктивність, але, як правило, непрактичні для мобільного розгортання через значні вимоги до обчислювальних ресурсів та пам'яті.

MobileViT (Mehta & Rastegari, 2021) намагається адаптувати концепції трансформаторів до дружніх до мобільних пристроїв архітектур. MobileViT представляє цікавий напрямок для ефективних трансформаторів зору, але залишається більш вимогливим до обчислень, ніж MobileNetV2, з менш усталеними шляхами оптимізації для мобільного розгортання.

ConvNeXt (Liu et al., 2022) адаптує принципи дизайну від Vision Transformers назад до згорткових архітектур. Хоча ConvNeXt демонструє, як архітектури CNN можуть виграти від трансформаторних принципів проектування, отримані моделі залишаються занадто обчислювально інтенсивними для більшості мобільних додатків та вебзастосунків.

Для забезпечення чіткої порівняльної бази, таблиця 2.1 підсумовує ключові метрики для репрезентативних моделей з обговорених архітектур.

Таблиця 2.1 – Ключові метрики моделей для обробки зображень

Model	Parameters (M)	Compute (MFLOPs)	Top-1 Accuracy (%)	Memory (MB)	Latency (ms) on Mobile
VGG-16	138	15,500	71.3	553	> 1000
Inception-v3	24	5,700	77.9	96	267
ResNet-50	25.6	4,100	76	103	164
DenseNet-121	8	2,900	74.4	33	122
EfficientNet-B0	5.3	400	77.1	21	30
MobileNetV1 1.0	4.2	570	70.6	17	26
MobileNetV2 1.0	3.5	300	71.8	14	22
MobileNetV3-Large	5.4	220	75.2	22	19
ShuffleNetV2 1.0x	2.3	150	69.4	9	15
SqueezeNet 1.1	1.2	350	60.4	5	35
MobileViT-S	5.6	2,000	78.4	22	42
Vision Transformer-B/16	86	17,600	84.0*	344	> 1000

Це кількісне порівняння висвітлює спектр компромісів між точністю моделі, розміром та обчислювальними вимогами. Оптимізовані для мобільних пристроїв архітектури, такі як MobileNetV2, займають золоту середину, яка балансує між розумною точністю та практичними обмеженнями розгортання.

MobileNetV2 пропонує відмінний баланс між обчислювальною ефективністю та якістю вилучення ознак:

- обчислювальна ефективність;
- ефективність використання пам'яті;

- поріг точності;
- якість вбудовування;
- продуктивність затримки.

Маючи приблизно 300 MFLOP в стандартній конфігурації, MobileNetV2 вимагає значно менше обчислень, ніж більші архітектури, зберігаючи при цьому конкурентоспроможну точність. Параметри моделі 3.5M та ефективна інвертована залишкова структура мінімізують вимоги до пам'яті під час виведення, що є важливим фактором для мобільного розгортання. Точність MobileNetV2 у 71,8% при класифікації ImageNet перевищує поріг, необхідний для ефективного вилучення ознак при оцінці схожості профілів для знайомств. Незважаючи на свою ефективність, MobileNetV2 створює високоякісні 1280-вимірні вектори ознак, які фіксують значущі візуальні характеристики, що виходять за рамки простого розпізнавання об'єктів. З типовим часом виведення 20-25 мс на сучасних мобільних процесорах, MobileNetV2 дозволяє генерувати вбудовування в реальному часі без помітної затримки.

Кілька специфічних архітектурних особливостей роблять MobileNetV2 особливо добре придатним для цієї програми. Перш за все, важливу роль відіграють інвертовані залишки. Інвертовані залишкові блоки з лінійними вузькими місцями зберігають важливі низьковимірні характеристики, які можуть бути втрачені в архітектурах, що використовують активацію ReLU у вузьких місцях. Ця структурна особливість дозволяє моделі більш ефективно зберігати інформативні ознаки на різних рівнях абстракції.

Ключовим елементом архітектури є згортки, що розділяються за глибиною. Цей підхід до факторизованої згортки значно зменшує обчислення, зберігаючи при цьому виразність, що дозволяє ефективно обробляти зображення з високою роздільною здатністю. Завдяки цьому мережа може функціонувати в режимі реального часу навіть на пристроях з

обмеженими обчислювальними можливостями, не жертвуючи якістю розпізнавання.

Архітектура також використовує пропуск з'єднань. Залишкові зв'язки покращують потік градієнта під час навчання та поширення ознак під час виведення, підвищуючи стабільність навчання та виразність моделі.

Важливою перевагою MobileNetV2 є множники ширини та роздільної здатності. Ці гіперпараметри надають гнучкі можливості масштабування для точного налаштування компромісу між ефективністю та продуктивністю для конкретних сценаріїв розгортання.

Модель має збалансовану глибину. Завдяки 17 шарам (53 з урахуванням глибинних шарів), MobileNetV2 досягає достатньої глибини для ієрархічного вилучення функцій без надмірного зростання обчислень.

Ці архітектурні особливості створюють збалансовану модель, яка ефективно фіксує візуальні характеристики, що мають відношення до оцінки схожості профілів знайомств, без надмірних обчислювальних вимог.

Хоча новіші архітектури можуть запропонувати поступове покращення певних показників, MobileNetV2 забезпечує оптимальне поєднання ефективності, точності, зрілості розгортання та підтримки екосистеми для цього конкретного контексту застосування.

Перевірений досвід розгортання в мобільних пристроях, ефективне співвідношення обчислень до точності та потужні можливості вилучення функцій роблять цю архітектуру ідеально придатною для створення високоякісних зображень профілів знайомств в умовах обмежених обчислювальних можливостей мобільних пристроїв користувачів. Цей вибір дозволяє практично реалізувати візуальну схожість як додатковий критерій підбору поряд із традиційними підходами на основі вподобань, що потенційно підвищує якість рекомендацій і задоволеність користувачів.

## 3 РОЗРОБКА ВЕБЗАСТОСУНКУ

### 3.1 Розробки вебсистеми

Успішна реалізація застосунку для знайомств з розширеним функціоналом схожості зображень вимагає ретельного поєднання декількох технологій, кожна з яких додає певні можливості до загальної системи.

Вибір технологічного стеку для такого застосунку вимагав ретельного врахування багатьох факторів, включаючи ефективність розробки, масштабованість, продуктивність, мобільну оптимізацію та довготривалу експлуатаційну придатність. Процес прийняття рішень керувався специфічними вимогами додатків для знайомств, які вимагають можливостей комунікації в режимі реального часу, ефективної обробки зображень, чуйного користувачького інтерфейсу та надійного управління станом для обробки складних користувачьких взаємодій та потоків даних.

Angular став оптимальним фреймворком для фронтенду завдяки своїй комплексній екосистемі та архітектурі корпоративного рівня, яка ідеально відповідає вимогам складності сучасної платформи для знайомств. На відміну від легших фреймворків, таких як React або Vue.js, Angular надає повноцінну платформу для розробки з вбудованими рішеннями для маршрутизації, обробки HTTP, управління формами та ін'єкції залежностей, що зменшує потребу в інтеграції декількох сторонніх бібліотек, які можуть спричинити проблеми сумісності або вразливості безпеки.

Фундамент фреймворку TypeScript забезпечує типізацію у всьому додатку, що особливо цінно при роботі зі складними структурами даних, такими як профілі користувачів, алгоритми пошуку та метадані зображень. Чіткі погляди Angular на архітектуру додатків сприяють узгодженості та легкості підтримки, що є вирішальними факторами при розробці таких складних функцій, як пошук схожості зображень на основі машинного навчання. Розвинена екосистема фреймворку включає в себе широкі

можливості тестування, інструменти розробки та функції оптимізації, які підтримують як швидке створення прототипів, так і розгортання у виробництві.

Реалізація Angular використовує модульну архітектуру, яка сприяє організації коду, повторному використанню та підтримці. Структура проекту використовує рекомендовані патерни Angular, але з урахуванням специфічних для домену принципів організації, та представлена на рисунку 3.1.

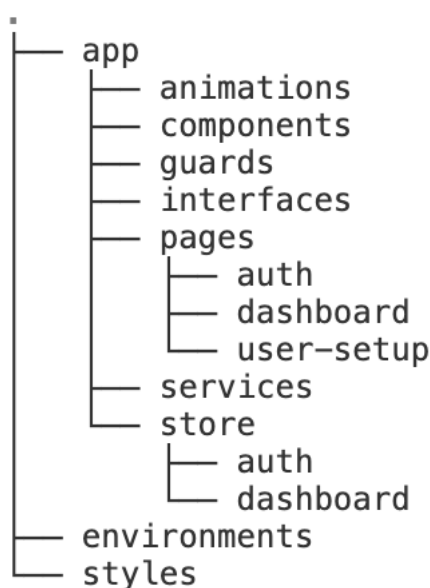


Рисунок 3.1 – Структура Angular проекту

Такий модульний підхід полегшує паралельну розробку, ізоляцію тестування та стратегії розгортання, що базуються на функціональних можливостях. Кожен функціональний модуль інкапсулює власні компоненти, сервіси та конфігурацію маршрутизації, створюючи чіткі межі між різними доменами додатків, зберігаючи при цьому узгодженість завдяки спільним компонентам і сервісам.

Основний модуль `app` містить окремі сервіси, які забезпечують функціональність для всіх додатків, включаючи управління автентифікацією, HTTP-перехоплювачі для зв'язку з API та охоронці

маршрутів для управління доступом. Така централізація забезпечує узгоджену поведінку у всьому додатку, запобігаючи дублюванню сервісів, яке може призвести до неузгодженості станів.

Компонентна архітектура охоплює філософію дизайну Angular на основі компонентів, створюючи ієрархію багаторазових, сфокусованих компонентів, які об'єднуються для формування складних користувацьких інтерфейсів.

Компоненти поділяються на інтелектуальні контейнери, які керують станом і потоком даних, та презентаційні компоненти, які зосереджені виключно на рендерингу і взаємодії з користувачем. Такий поділ покращує можливість тестування та повторного використання, одночасно створюючи чіткі патерни потоку даних.

Для оптимізації продуктивності, що особливо важливо для мобільного розгортання, компоненти використовують стратегію виявлення змін OnPush від Angular, де це можливо. Це зменшує частоту циклів виявлення змін, обмежуючи перевірки конкретними змінами вхідних даних або видимими викидами.

Для обробки користувацького вводу використовується підхід реактивних форм Angular, що забезпечує кращий контроль валідації, можливості тестування та інтеграцію з реактивною архітектурою додатку. Елементи управління форми конфігуруються з валідаторами, які забезпечують зворотній зв'язок у реальному часі та гарантують цілісність даних. Наприклад, реалізація форми реєстрації із використанням реактивного підходу наведена у лістингу 3.1.

### Лістинг 3.1 – Програмний код форми реєстрації

```
this.registerForm = new FormGroup({
  email: new FormControl('', {
    nonNullable: true,
    validators: [Validators.required,
Validators.email],
```

## Продовження лістингу 3.1

```
    }),  
    password: new FormControl('', {  
      nonNullable: true,  
      validators: [Validators.required,  
Validators.minLength(6)],  
    }),  
    confirmPassword: new FormControl('', {  
      nonNullable: true,  
      validators: [Validators.required,  
Validators.minLength(6)],  
    }),  
  });
```

Компоненти реалізують відповідні хуки життєвого циклу для управління розподілом ресурсів і очищенням, де управління пам'яттю безпосередньо впливає на продуктивність застосунку. До основних хуків життєвого циклу компонента в Angular належать:

- `ngOnInit`;
- `ngDoCheck`;
- `ngAfterContentInit`;
- `ngAfterViewInit`;
- `ngAfterViewChecked`;
- `ngOnDestroy`.

Під час реалізації застосунку широкого використання набули два хуки: `ngOnInit`, `ngOnDestroy`.

Перший використовувався для ініціалізації початкових даних компоненту перед рендерингом, як наприклад у компоненті `DashboardLayoutComponent`, який відповідає за відображення елементів навігації для користувач. Реалізація такого життєвого циклу у компоненті наведено у лістингу 3.2.

### Лістинг 3.2 – Програмний код життєвого циклу ngOnInit у компоненті DashboardLayoutComponent

```
ngOnInit(): void {  
    // Track active route  
    this.router.events  
        .pipe(filter((event) => event instanceof  
NavigationEnd))  
        .subscribe((event) => {  
            if (event instanceof NavigationEnd) {  
                this.activeRoute =  
event.urlAfterRedirects.split('?')[0];  
            }  
        });  
  
    // Set initial active route  
    this.activeRoute = this.router.url.split('?')[0];  
  
    // Load user data  
    this.loadUserData();  
}
```

Реалізація маршрутизації надає вдалий досвід навігації завдяки використанню динамічних шляхів та різних типів контролерів маршрутів. Конфігурація маршрутизації відображає шлях користувача у застосунку та наведена у лістингу 3.3.

### Лістинг 3.3 – Програмний код маршрутизації у застосунку

```
export const routes: Routes = [  
    {  
        path: 'login',  
        component: LoginComponent,  
        canActivate: [loginGuard],  
    },  
    {
```

## Продовження лістингу 3.3

```

    path: 'register',
    component: RegisterComponent,
    canActivate: [loginGuard],
  },
  {
    path: 'setup',
    component: SetupComponent,
    canActivate: [setupGuard],
  },
  {
    path: '',
    component: DashboardLayoutComponent,
    canActivate: [authGuard],
    children: [
      // Protected routes go here
      { path: 'feed', component: FeedComponent },
      { path: 'matches', component: MatchesComponent },
      { path: 'profile', component: ProfileComponent },
      { path: 'settings', component: SettingsComponent },
      { path: '', redirectTo: 'feed', pathMatch: 'full' },
    ],
  },
  { path: '**', redirectTo: '' },
];

```

Автентифікація та авторизація здійснюються за допомогою контролерів маршрутів, які перевіряють статус користувача та його права перед тим, як дозволити навігацію. Це надає як безпеку, так і зручність користування, запобігаючи спробам несанкціонованого доступу та перенаправляючи користувачів до відповідних потоків автентифікації.

Власне контролер маршрутів `authGuard` представляє з себе булевий метод та має функціонал, що представлений у лістингу 3.4.

## Лістинг 3.4 – Програмний код контролеру маршрутів authGuard

```

export const authGuard: CanActivateFn = () => {
  const auth = inject(Auth);
  const router = inject(Router);
  const userService = inject(UserService);
  return new Observable<boolean>((observer) => {
    onAuthStateChanged(auth, async (user) => {
      if (user) { if (router.url !== '/setup') {
        const isNewUser = await
userService.checkAndRedirectNewUser();
        if (isNewUser) {
          observer.next(false);
          observer.complete();
          return;
        }
      }
      observer.next(true);
      observer.complete();
    } else {router.navigate(['/login']);
      observer.next(false);
      observer.complete();
    }
  });});});

```

PrimeNG було обрано як основну бібліотеку компонентів інтерфейсу користувача, щоб пришвидшити розробку та забезпечити послідовний, доступний та багатфункціональний інтерфейс користувача для всього додатку. Домен додатку для знайомств вимагає складних елементів управління формами для налаштувань користувача, складної візуалізації даних для пошуку збігів та інтерактивних компонентів для управління профілем – все це надається комплексним набором компонентів PrimeNG. На відміну від створення кастомних компонентів з нуля, PrimeNG пропонує перевірені реалізації, які включають функції доступності, клавіатурну навігацію та адаптивні шаблони дизайну з коробки. Приклад компонентів бібліотеки наведений на рисунку 3.1.

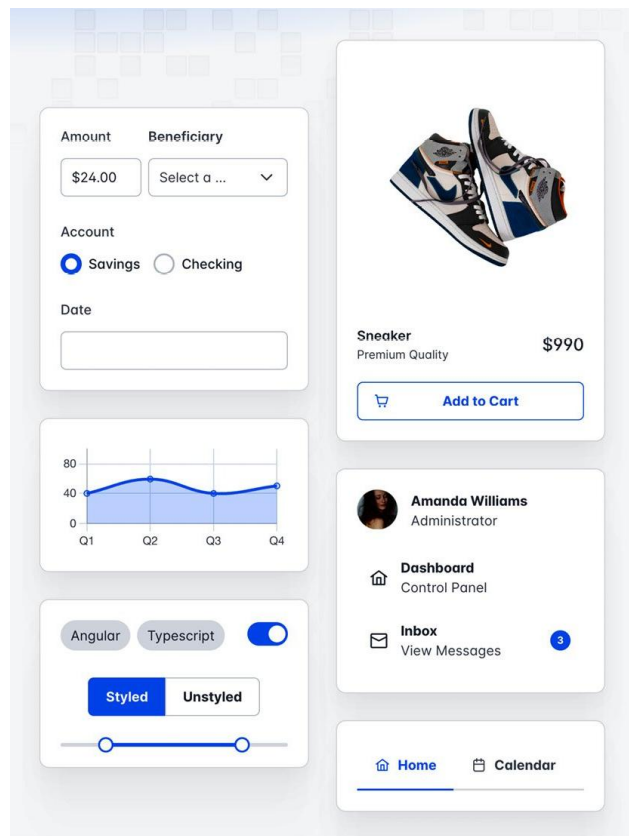


Рисунок 3.1 – Приклад компонентів PrimeNG

Послідовна мова проектування бібліотеки скорочує час розробки, забезпечуючи при цьому професійний зовнішній вигляд і поведінку. Компоненти PrimeNG розроблені для безперервної роботи з реактивними формами та механізмами виявлення змін Angular, забезпечуючи оптимальну продуктивність для операцій з великим обсягом даних, таких як відображення великих списків потенційних збігів. Можливості бібліотеки тем дозволяють кастомізувати бренд, зберігаючи при цьому базову функціональність і стандарти доступності. Крім того, активний розвиток PrimeNG та потужна підтримка спільноти забезпечують довгострокову життєздатність та постійне вдосконалення компонентів.

Firebase було обрано в якості серверного рішення, щоб усунути складність і накладні витрати традиційної серверної інфраструктури, забезпечуючи при цьому масштабованість та безпеку. Рішення прийняти підхід Backend-as-a-Service було зумовлене специфічними потребами

додатків для знайомств, які вимагають обміну повідомленнями в режимі реального часу, автентифікації користувачів у різних провайдерів, файлового сховища для зображень профілю та можливості швидкого масштабування по мірі зростання кількості користувачів. База даних Firebase Firestore пропонує можливості синхронізації в режимі реального часу, необхідні для обміну миттєвими повідомленнями та сповіщень про матчі в реальному часі, в той час як її структура, що базується на документах, природно відповідає ієрархічним зв'язкам даних, поширеним у соціальних додатках. Хмарні функції платформи надають можливості безсерверних обчислень, які ідеально підходять для реалізації обчислювально інтенсивних робочих процесів обробки зображень, необхідних для створення вбудовувань MobileNetV2 та обчислення оцінок схожості. Інтегрована система автентифікації Firebase підтримує кілька методів входу, зберігаючи при цьому найкращі практики безпеки, а її надійний механізм правил безпеки забезпечує тонкий контроль доступу, який захищає конфіденційність користувачів. Можливості автоматичного масштабування сервісів Firebase гарантують, що додаток зможе впоратися з різним навантаженням без ручного управління інфраструктурою, а цінова модель «плати за використання» робить його економічно вигідним як на етапі розробки, так і на початковому етапі розгортання.

Провайдери Firebase, які були використанні для реєстрації та авторизації користувачів, представлені на рисунку 3.2.

Provider	Status
 Email/Password	 Enabled
 Google	 Enabled

Рисунок 3.2 – Провайдери Firebase для реєстрації та авторизації користувачів

Серед доступних інструментів Firebase Authentication використовується для керування реєстрацією користувачів, входом та перевіркою особи. Functions запускає код на стороні сервера у відповідь на події (наприклад, зміни в базі даних, HTTP-запити або дії користувача) без керування серверами. Це, по суті, безсерверні функції, які автоматично масштабуються на основі попиту. Firestore представляє з себе базу даних документів NoSQL, яка зберігає та синхронізує дані в режимі реального часу. А Storage керує завантаженням і вивантаженням файлів, забезпечує зберігання файлів за допомогою вбудованих правил безпеки та добре інтегрується з іншими службами Firebase.

Повний перелік інструментів Firebase, які використовуються у застосунку, представлені на рисунку 3.3.

Emulator	Host:Port	View in Emulator UI
Authentication	127.0.0.1:9099	<a href="http://127.0.0.1:4000/auth">http://127.0.0.1:4000/auth</a>
Functions	127.0.0.1:5001	<a href="http://127.0.0.1:4000/functions">http://127.0.0.1:4000/functions</a>
Firestore	127.0.0.1:8080	<a href="http://127.0.0.1:4000/firestore">http://127.0.0.1:4000/firestore</a>
Hosting	127.0.0.1:5000	n/a
Storage	127.0.0.1:9199	<a href="http://127.0.0.1:4000/storage">http://127.0.0.1:4000/storage</a>
Extensions	127.0.0.1:5001	<a href="http://127.0.0.1:4000/extensions">http://127.0.0.1:4000/extensions</a>

Рисунок 3.3 – Перелік розгорнутих локально інструментів Firebase, які використовуються у застосунку

NGXS було обрано для управління даними застосунку, щоб впоратися зі складними потоками даних і вимогами до синхронізації станів. Традиційне управління станами на основі компонентів стає громіздким, коли має справу з профілями користувачів, рекомендаціями щодо збігів, обміном повідомленнями в режимі реального часу та координацією між декількома функціями, такими як результати обробки зображень та оновлення рекомендацій. NGXS надає патерн, натхненний Redux, який створює передбачувані зміни стану за допомогою дій та редукторів, що

полегшує налагодження складних взаємодій та підтримує узгодженість даних у всьому додатку.

### 3.2 Розробка системи порівняння зображень

Реалізація завдання зіставлення схожості зображень у застосунку для знайомств вимагала розробки спеціалізованого сервісу обробки зображень, здатного перетворювати фотографії профілю користувача у змістовні векторні зображення.

Сервіс обробки зображень використовує мікросервісну архітектуру, яка відокремлює обчислювально інтенсивний аналіз зображень від основної частини програми. Таке проектне рішення відображає як практичні міркування – наприклад, вимоги до спеціалізованого апаратного забезпечення для ефективного нейромережевого висновку, так і архітектурні принципи, що сприяють масштабованості та зручності обслуговування. Сервіс реалізовано як окремий додаток Flask, який використовує RESTful API, що дозволяє розгортати його незалежно і масштабувати відповідно до вимог обробки.

Архітектурне розділення дає кілька ключових переваг. По-перше, воно ізолює компоненти машинного навчання від основної логіки програми, що дозволяє проводити незалежну оптимізацію та оновлення, не впливаючи на основний функціонал знайомств. По-друге, це дозволяє використовувати спеціалізовану інфраструктуру, оптимізовану для робочих навантажень машинного навчання, включаючи прискорення графічного процесора, де це вигідно. По-третє, таке рішення створює чітку межу інтерфейсу, що полегшує тестування, моніторинг та налагодження конвеєра обробки зображень. Нарешті, мікросервісний підхід дозволяє горизонтально масштабувати потужність обробки зображень незалежно від інших компонентів програми, гарантуючи, що система може обробляти різні

навантаження від завантаження зображень користувачами без впливу на загальну продуктивність програми.

Реалізація демонструє прагматичний підхід до розгортання машинного навчання, балансує між теоретичною складністю та практичними обмеженнями. Замість того, щоб прагнути до максимальної точності моделі або передових технологій, проект ставить на перше місце надійність та ефективне використання ресурсів. Ця філософія визнає, що в контексті застосування для знайомств сервіс обробки зображень повинен працювати безперервно з мінімальним обслуговуванням, забезпечуючи при цьому стабільну, прийнятну якість вбудованих даних, які підтримують алгоритм зіставлення, не вимагаючи значних обчислювальних ресурсів.

В основі сервісу обробки зображень лежить інтеграція MobileNetV2 як механізму вилучення ознак. Реалізація використовує попередньо навчену модель MobileNetV2 від TensorFlow, яка спочатку була навчена на наборі даних ImageNet, що містить понад 1,2 мільйона зображень у 1,000 категоріях об'єктів. Це попереднє навчання забезпечує багату базу візуальних зображень об'єктів, які можуть бути ефективно перенесені в область зображень профілю знайомств, незважаючи на відмінності між загальним розпізнаванням об'єктів і аналізом фотографій для знайомств.

Конфігурація моделі робить кілька стратегічних виборів, які оптимізують її під конкретні вимоги програми для знайомств. Параметр `include_top=False` видаляє остаточні класифікаційні шари MobileNetV2, запобігаючи спробам моделі класифікувати зображення за категоріями ImageNet, а натомість розкриває багаті проміжні представлення, які фіксують загальні візуальні ознаки. Параметр `pooling=avg` додає шар глобального усереднення, який зводить карти просторових ознак до одного 1280-мірного вектора на зображення, створюючи компактне представлення, придатне для порівняння схожості, зберігаючи при цьому основні візуальні характеристики, отримані за допомогою згортки шарів.

Ініціалізація моделі з описаними параметрами наведена у лістингу 3.5.

### Лістинг 3.5 – Програмний код ініціалізації моделі MobileNetV2

```
IMG_SIZE = (224, 224)
base_model = MobileNetV2(weights='imagenet',
include_top=False, pooling='avg', input_shape=(IMG_SIZE[0],
IMG_SIZE[1], 3))
model = Model(inputs=base_model.input,
outputs=base_model.output)
```

Ця конфігурація забезпечує оптимальний баланс між обчислювальною ефективністю та репрезентативністю. Вектори, які мають 1280 параметрів, є достатньо великими, щоб охопити нюанси візуальних характеристик, які можуть вплинути на привабливість і сумісність, і водночас достатньо компактними, щоб забезпечити ефективне зберігання та обчислення схожості в реальному часі у великих базах даних користувачів. Підхід глобального усередненого об'єднання гарантує, що вбудовування фіксують особливості всього зображення, а не домінують у певних просторових регіонах, що особливо важливо для фотографій профілю для знайомств, які можуть суттєво відрізнитися за композицією та кадрюванням.

Рішення використовувати попередньо навчені ваги без точного налаштування відображає прагматичну оцінку компромісів, пов'язаних з кастомізацією моделі. Хоча точне налаштування на конкретних зображеннях для датування може потенційно покращити релевантність вилучених ознак, воно потребуватиме значного набору даних з позначеними датованими фотографіями та значних обчислювальних ресурсів для навчання. Попередньо навчені функції ImageNet забезпечують надійну основу, яка фіксує фундаментальні візуальні характеристики, такі як риси обличчя, пози тіла, стиль одягу і контекст навколишнього середовища, які є важливими для аналізу профілю знайомств. Такий підхід також дозволяє уникнути ризиків надмірної адаптації до обмеженого набору навчальних даних і гарантує послідовну поведінку серед різних груп користувачів.

Процес попередньої обробки зображень є критично важливим компонентом, який перетворює різноманітний користувацький контент у стандартизований формат, необхідний для MobileNetV2. Зображення профілів знайомств представляють унікальні виклики в порівнянні з кураторськими наборами даних, які зазвичай використовуються в дослідженнях комп'ютерного зору. Користувачі завантажують фотографії з різною роздільною здатністю, співвідношенням сторін, рівнем стиснення, умовами освітлення і форматами файлів, які необхідно нормалізувати, не погіршуючи при цьому візуальну інформацію, необхідну для оцінки схожості.

Реалізація попередньої обробки вирішує ці проблеми за допомогою ретельно розробленої послідовності операцій, пріоритетами якої є надійність і збереження якості. Алгоритм починається з безпечного отримання зображень з віддалених URL-адрес, що відповідає архітектурі Firebase Storage, де завантажені зображення обслуговуються через мережі доставки контенту. Реалізація включає комплексну обробку помилок для управління поширеними режимами збоїв, такими як мережеві тайм-аути, недійсні URL-адреси або пошкоджені файли зображень.

Метод попередньої обробки зображень наведений у лістингу 3.6.

Лістинг 3.6 – Програмний код попередньої обробки зображень

```
def preprocess_image_from_url(img_url):
    """Downloads image from URL, preprocesses it for
    MobileNetV2."""
    try:
        response = requests.get(img_url, timeout=10) # Add
        timeout
        response.raise_for_status() # Raise an exception
        for bad status codes
        img_bytes = BytesIO(response.content)
        img = Image.open(img_bytes).convert('RGB') #
        Ensure image is RGB
```

### Продовження лістингу 3.6

```

img = img.resize(IMG_SIZE, Image.Resampling.LANCZOS) #
Resize using LANCZOS

img_array = keras_image.img_to_array(img)
img_array_expanded = np.expand_dims(img_array,
axis=0)

return preprocess_input(img_array_expanded) #
MobileNetV2 specific preprocessing
except requests.exceptions.RequestException as e:
    print(f"Error downloading image {img_url}: {e}")
    return None
except Exception as e:
    print(f"Error processing image {img_url}: {e}")
    return None

```

Перетворення колірному простору в RGB забезпечує узгодженість вхідного формату незалежно від кодування оригінального зображення, а алгоритм ресемплінгу LANCZOS забезпечує високоякісну зміну розміру, яка зберігає деталі зображення краще, ніж простіші методи інтерполяції. Це особливо важливо для зображень профілів знайомств, де риси обличчя та інші дрібні деталі суттєво впливають на якість вилучених вкраплень. Попередня обробка також застосовує специфічну для MobileNetV2 нормалізацію, яка масштабує значення пікселів до діапазону, очікуваного попередньо навченою моделлю, забезпечуючи оптимальну продуктивність вилучення об'єктів.

Процес попередньої обробки демонструє ретельну увагу до граничних ситуацій, поширених у реальних застосунках. Механізм таймауту запобігає зависанню сервісу на повільних серверах зображень, а обробка винятків гарантує, що збої в обробці окремих зображень не призведуть до краху всього сервісу. Перетворення у формат RGB обробляє зображення, які можуть бути завантажені в СМЯК, відтінках сірого або інших колірних

просторах, а операція зміни розміру керує екстремальними варіаціями розмірів зображень, типовими для створеного користувачем контенту.

Дизайн REST API відображає найкращі практики для сервісів машинного навчання, водночас враховуючи специфічні вимоги робочого процесу обробки зображень у застосунку для знайомств. Єдина кінцева точка `process-images` приймає POST-запити, що містять списки URL-адрес зображень, забезпечуючи пакетну обробку, яка підвищує ефективність, коли користувачі завантажують кілька фотографій профілю одночасно. Такий вибір дизайну визнає, що профілі знайомств зазвичай містять кілька зображень, і їх спільна обробка дозволяє застосовувати більш складні стратегії агрегації, ніж обробка кожного з них окремо.

Структура запити API навмисно проста і гнучка, вимагаючи лише JSON-дані з масивом `urls`, що містить URL-адреси зображень, які потрібно обробити. Ця простота зменшує складність інтеграції, водночас надаючи необхідну інформацію для всебічного аналізу зображень. Сервіс обробляє всі надані URL-адреси і повертає агреговане вбудовування, яке представляє комбіновані візуальні характеристики зображень профілю користувача.

Реалізація кінцевої точки `process-images` наведена у лістингу 3.7.

### Лістинг 3.7 – Програмний код кінцевої точки `process-images`

```
@app.route('/process-images', methods=['POST'])
def process_images():
    # Authentication validation
    auth_header = request.headers.get('Authorization')
    token = auth_header.split(' ')[1] if auth_header and
auth_header.startswith('Bearer ') else None
    if not token or token != AUTH_TOKEN:
return jsonify({"error": "Unauthorized"}), 401

    # Input validation
    if not request.json or 'urls' not in request.json:
```

### Продовження лістингу 3.7

```
    return jsonify({"error": "Missing 'urls' in request  
body"}), 400  
  
    image_urls = request.json['urls']  
    if not isinstance(image_urls, list) or not image_urls:  
        return jsonify({"error": "'urls' must be a non-  
empty list"}), 400
```

Дизайн API підкреслює надійність завдяки комплексній перевірці вхідних даних, яка обробляє наявність обов'язкових полів, правильність типів даних і розумні обмеження на введення. Ця перевірка запобігає поширеним помилкам інтеграції та надає чіткі повідомлення про помилки, що полегшує налагодження під час розробки та розгортання. Формат відповіді послідовно повертає JSON-об'єкти з успішними результатами або детальною інформацією про помилки, що дозволяє програмі, яка викликає додаток, належним чином обробляти як успішні, так і невдалі випадки.

Дизайн API без стану гарантує, що кілька запитів можуть оброблятися одночасно без перешкод, підтримуючи вимоги масштабованості багатокористувацького застосунку. Кожен запит обробляється незалежно, без спільного стану між викликами за межами завантажених ваг моделі. Такий дизайн полегшує горизонтальне масштабування, дозволяючи декільком екземплярам сервісу працювати одночасно без витрат на координацію.

## 4 РОЗРОБКА КОРИСТУВАЦЬКОГО ІНТЕРФЕЙСУ

Дизайн інтерфейсу застосунку для знайомств демонструє ретельний баланс між естетичною привабливістю та функціональною зручністю, використовуючи сучасні принципи дизайну для створення інтуїтивно зрозумілого та привабливого користувацького досвіду. Реалізація використовує компонентну архітектуру Angular у поєднанні з комплексною бібліотекою UI від PrimeNG та підходом TailwindCSS, орієнтованим на утилітарність, для створення цілісного інтерфейсу, який легко адаптується до різних розмірів пристроїв та користувацького контексту.

Сторінка входу встановлює візуальну ідентичність додатку завдяки чистому, мінімалістичному дизайну, який ставить на перше місце доступність для користувача. Інтерфейс використовує центрований макет картки, розміщений на ніжному сірому тлі, що створює візуальний фокус і водночас зменшує когнітивне навантаження. Компонент картки забезпечує оптимальну читабельність як на мобільних, так і на настільних пристроях, зберігаючи при цьому відповідні пропорції білого простору. Вигляд сторінки входу представлений на рисунку 4.1.

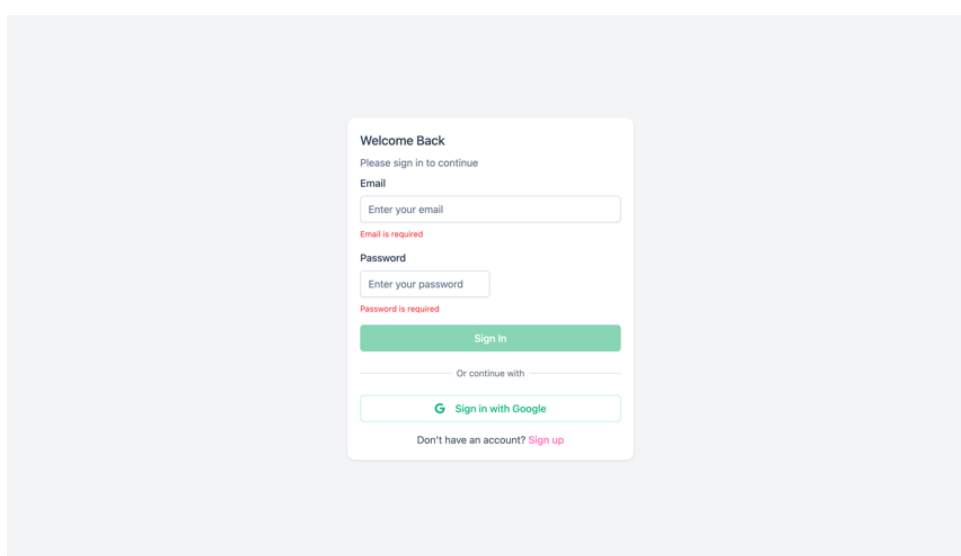


Рисунок 4.1 – Сторінка входу

Сторінка реєстрації розширює інтерфейс входу в систему, водночас вносячи додаткову складність, необхідну для створення облікового запису. Макет підтримує візуальну узгодженість зі сторінкою входу завдяки ідентичним розмірам і розташуванню карток, що забезпечує користувачам знайомі навігаційні патерни, які зменшують когнітивне навантаження під час процесу реєстрації.

Інтерфейс налаштування профілю являє собою найскладніший потік взаємодії з користувачем у додатку, використовуючи багатокроковий дизайн майстра, який розбиває потенційно непосильний процес створення профілю на керовані, сфокусовані сегменти. Інтерфейс використовує компонент кроків PrimeNG для забезпечення чіткої індикації прогресу і навігаційного контексту, відображаючи три окремі етапи: зображення профілю, базовий профіль і налаштування.

Інтерфейс першого кроку представлений на рисунку 4.2.

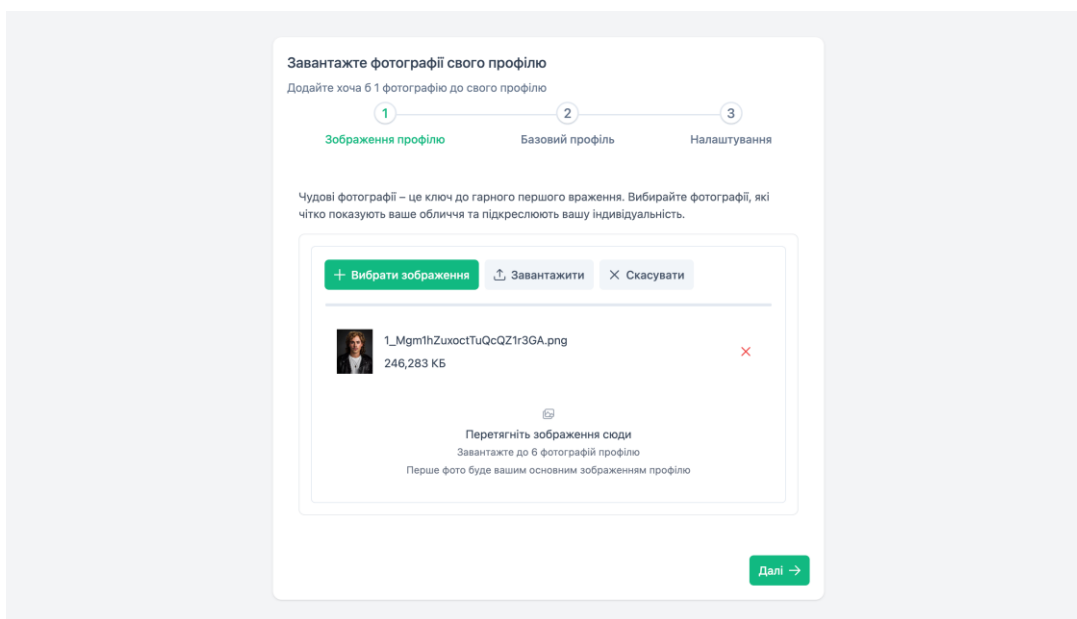


Рисунок 4.2 – Перший крок налаштування профілю

Перший крок фокусується виключно на колекції зображень профілю, визнаючи центральну важливість візуальної презентації в додатках для

знайомств. Інтерфейс використовує компонент PrimeNG FileUpload з широкими можливостями налаштування для створення інтуїтивно зрозумілого процесу перетягування, який відповідає різним уподобанням користувача. Область завантаження має помітний візуальний індикатор у вигляді піктограми в поєднанні з чітким текстом, який пояснює як метод взаємодії, так і вимоги до контенту.

Інтерфейс другого кроку представлений на рисунку 4.3.

Основна інформація профілю  
Розкажіть нам про себе

1 2 3  
Зображення профілю Базовий профіль Налаштування

Розкажіть нам трохи про себе, щоб ми могли допомогти вам знайти ідеальні пари. Ці дані важливі для нашого алгоритму підбору.

Ваші дані

Повне ім'я  
Billy Hargrove

Вік  
24

Біографія  
William "Billy" Hargrove is a major antagonist in the Stranger Things franchise.  
He was the abusive and arrogant stepbrother of Max Mayfield, who was morphed into becoming a violent sadist and eventual xenophobe by his father, Neil Hargrove. He eventually became the  
334/500 символів

Налаштування відповідності

Мене цікавить  
Чоловік Жінка

Максимальна відстань: 15 миль

Віковий діапазон: 33 - 45 років

Шукаю  
Побачення, довгострокові

← Назад Далі →

Рисунок 4.3 – Другий крок налаштування профілю

На другому етапі збирається основна демографічна інформація та інформація про вподобання за допомогою ретельно розробленої форми, яка балансує між повнотою та зручністю використання. Організація форми передбачає чітке групування за розділами з заголовками «Ваші дані» та «Вподобання», які створюють логічні інформаційні кластери. Таке

групування зменшує когнітивне навантаження, організовуючи пов'язані поля разом, забезпечуючи при цьому чіткий контекст для інформації, що збирається.

Інтерфейс третього кроку представлений на рисунку 4.4.

The screenshot shows a web form titled "Основна інформація профілю" (Main profile information). At the top, there is a progress indicator with three steps: 1. "Зображення профілю" (Profile picture), 2. "Базовий профіль" (Basic profile), and 3. "Налаштування" (Settings), which is currently active. Below the progress bar, a message states: "Ці налаштування допомагають нам знаходити для вас кращі варіанти. Ви можете пропустити ті, що не є для вас важливими." (These settings help us find the best options for you. You can skip the ones that are not important to you). The form is divided into several sections:

- Ваші інтереси** (Your interests): A section with the heading "Додайте свої інтереси" (Add your interests) and a search bar containing "плавання" (swimming), "читання" (reading), and "спорт" (sports).
- Стиль життя** (Lifestyle): A section with the heading "Додайте хобі та заняття, які вам подобаються" (Add hobbies and activities you like). It includes three sub-sections: "Куріння" (Smoking) with options "Ніколи" (Never), "Іноді" (Sometimes), and "Регулярно" (Regularly); "Пиття" (Drinking) with options "Ніколи" (Never), "Іноді" (Sometimes), and "Регулярно" (Regularly); and "Вправа" (Exercise) with options "Ніколи" (Never), "Щотижнево" (Weekly), and "Щоденно" (Daily).
- Особисті цінності** (Personal values): A section with the heading "Релігія" (Religion) and "Політичні погляди" (Political views), each with a dropdown menu labeled "Виберіть релігію (необов'язково)" (Select religion (optional)) and "Виберіть політичні погляди (необов'язково)" (Select political views (optional)).
- Інші налаштування** (Other settings): A section with the heading "Рівень освіти" (Education level) and a dropdown menu labeled "Виберіть освіту (необов'язково)" (Select education level (optional)). It also includes a "Діапазон зросту (см)" (Height range (cm)) slider set to 140 cm - 220 cm, and two "Має дітей" (Has children) and "Хоче дітей" (Wants children) sections, each with radio buttons for "Так" (Yes), "Ні" (No), and "Можливо" (Maybe).
- Уподобання домашніх тварин** (Pet preferences): A section with the heading "Уподобання домашніх тварин" (Pet preferences) and a dropdown menu labeled "Виберіть уподобання щодо домашніх тварин" (Select pet preferences).

At the bottom of the form, there are two buttons: "← Назад" (Back) and "Далі →" (Next).

Рисунок 4.4 – Третій крок налаштування профілю

На останньому етапі збирається додаткова інформація про вподобання за допомогою великої форми, яка демонструє складну інформаційну архітектуру. На цьому етапі використовується декілька підрозділів, включаючи «Ваші інтереси», «Спосіб життя», «Особисті цінності» та «Інші

вподобання», кожен з яких містить відповідні елементи керування формою, які підтримують логічне групування, уникаючи при цьому надмірної щільності інтерфейсу.

Інтерфейс управління профілем являє собою всеосяжну персональну інформаційну панель, яка вміщує як перегляд, так і редагування робочих процесів завдяки складній парадигмі дизайну з двома станами. Інтерфейс використовує режим редагування на основі перемикачів, який перетворює статичне відображення профілю на інтерактивну систему форм, дозволяючи користувачам зберігати свою особисту інформацію, забезпечуючи при цьому чіткий візуальний зворотній зв'язок про поточний контекст взаємодії.

Інтерфейс сторінки профілю представлений на рисунку 4.5.

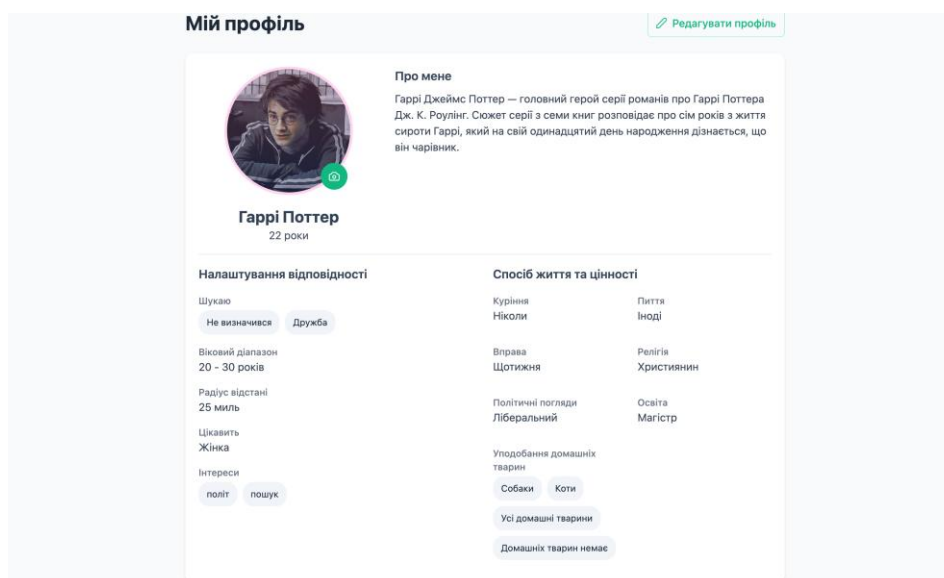


Рисунок 4.5 – Інтерфейс сторінки профілю

Інтерфейс пошуку збігів демонструє складні шаблони дизайну на основі списків, які вміщують як функцію пошуку, так і детальне вивчення профілю за допомогою модальних інтерфейсів. Реалізація ставить на перше місце ефективність роботи користувача завдяки спрощеним моделям взаємодії, забезпечуючи при цьому всебічний доступ до інформації за допомогою прогресивних методів динамічних елементів.

Інтерфейс сторінки пошуку збігів представлений на рисунку 4.6.

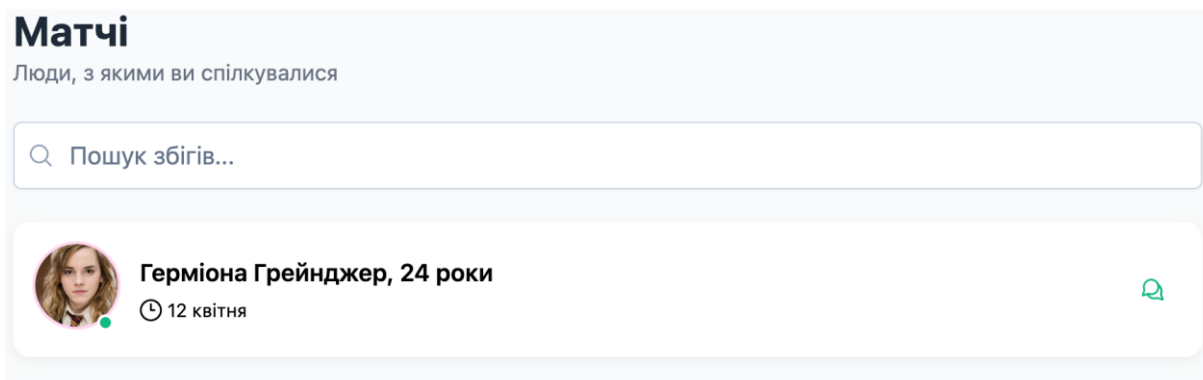


Рисунок 4.6 – Інтерфейс сторінки пошуку збігів

Інтерфейс включає в себе комплексний дизайн порожнього стану, який підтримує взаємодію з користувачем, коли немає збігів. Порожній стан використовує центрований макет з помітною іконографією, пояснювальними повідомленнями та чіткими шляхами дій, які спрямовують користувачів до продуктивного використання програми. У дизайні використано велику піктограму серця у приглушених сірих тонах, що підтримує тематичну узгодженість, уникаючи при цьому надмірної візуальної присутності.

Інтерфейс порожнього стану представлений на рисунку 4.7

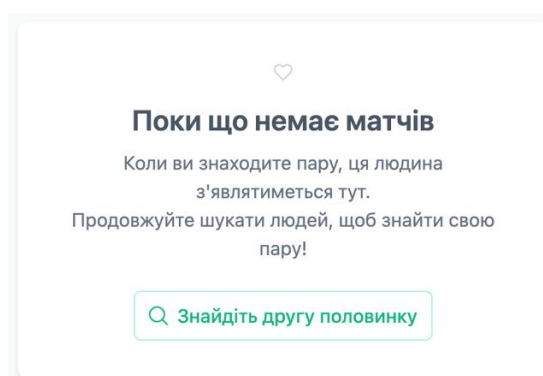


Рисунок 4.7 – Інтерфейс порожнього стану

Інтерфейс стрічки – це основна система взаємодії з користувачем через складну систему перегляду на основі карток, яка вміщує складну інформацію про профіль, зберігаючи при цьому інтуїтивно зрозумілі шаблони взаємодії. Дизайн інтерфейсу ставить на перше місце візуальну привабливість та ефективність взаємодії завдяки ретельно продуманій подачі інформації та системам управління, що базуються на жестах.

Інтерфейс стрічки представлений на рисунку 4.8.

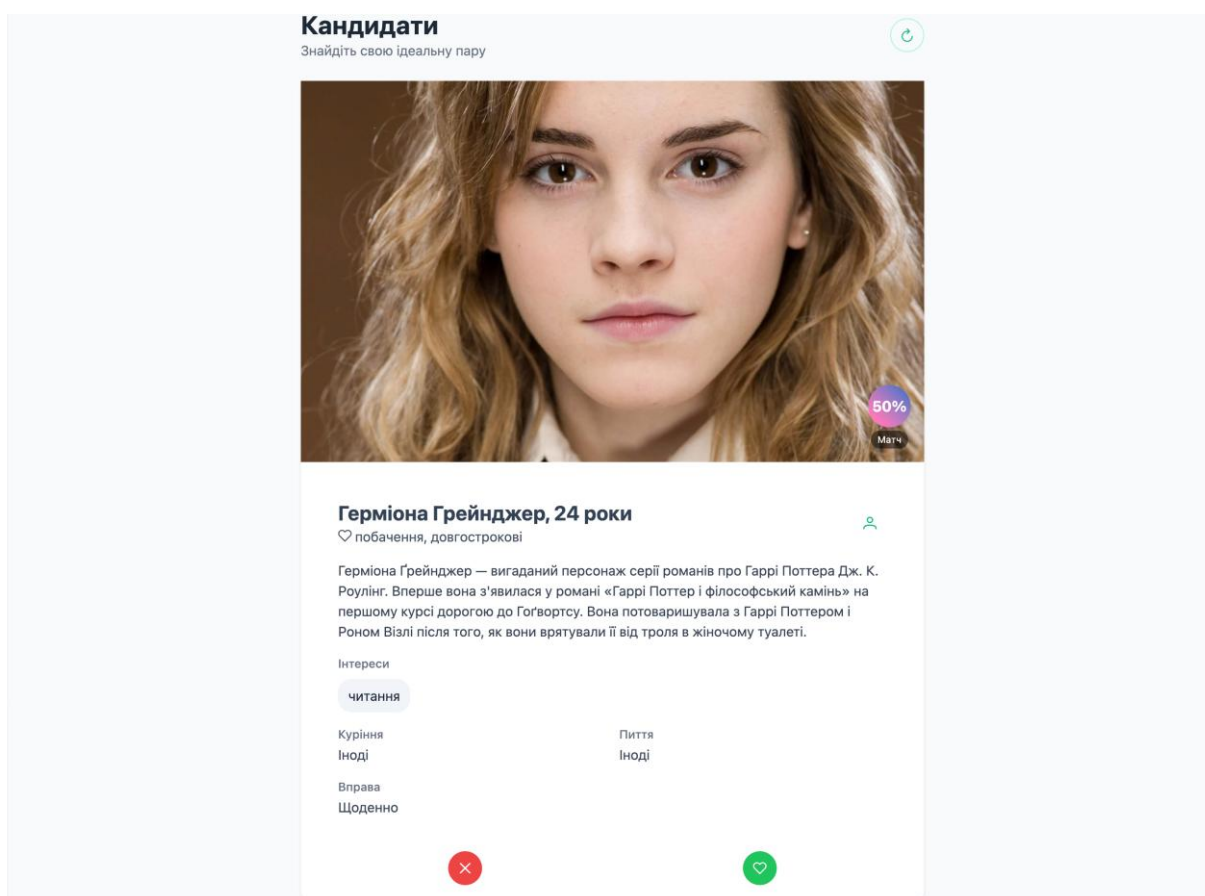


Рисунок 4.8 – Інтерфейс стрічки

Система профільних карток використовує багаторівневий дизайн, який максимізує щільність інформації, зберігаючи візуальну ієрархію та чіткість взаємодії. Контейнер картки використовує компонент Card від PrimeNG з широкими можливостями кастомізації для створення

переконливої візуальної презентації, яка фокусує увагу на зображеннях профілю, забезпечуючи при цьому необхідний інформаційний контекст.

Вміст профілю демонструє організацію інформації завдяки ієрархічній типографіці та стратегічному використанню білого простору. Основний заголовок профілю поєднує в собі ім'я та інформацію про вік у помітній типографіці, за якою слідує індикатори цілей стосунків, що надають безпосередній контекст про наміри користувача. Використання іконографії серця створює тематичну узгодженість, водночас посилюючи романтичну спрямованість застосування.

Біографічний розділ надає значний простір для особистого самовираження, зберігаючи при цьому розумні обмеження на кількість символів, що заохочує до продуманого створення контенту.

Система відображення інтересів використовує презентацію на основі мікросхем, яка забезпечує чітке візуальне групування, одночасно пристосовуючись до різних списків інтересів. Реалізація включає інтелектуальне усічення, яке відображає перші п'ять інтересів з індикаторами переповнення, запобігаючи порушенню інтерфейсу, забезпечуючи при цьому доступ до вичерпної інформації через детальний перегляд профілю.

## ВИСНОВКИ

Ця кваліфікаційна робота успішно продемонструвала комплексну розробку інтерфейсу сучасного застосунку для знайомств, представивши рішення, яке відповідає складним вимогам сучасних платформ соціальних мереж, зберігаючи при цьому орієнтовані на користувача принципи дизайну. Результатом роботи став повнофункціональний застосунок, який ілюструє сучасні найкращі практики розробки вебзастосунків, методологію адаптивного дизайну та оптимізацію користувацького досвіду.

Технологічний фундамент у вигляді технологій Angular та PrimeNG виявився надзвичайно ефективним у забезпеченні оптимізації продуктивності та ефективності розробки. Він дозволив створювати складні інтерактивні функції, зберігаючи при цьому розширюваність коду. Компонентна архітектура, реалізована в застосунку, демонструє чіткий розподіл завдань, коли кожен інтерфейсний модуль функціонує як незалежні, але згуртовані одиниці в рамках ширшої екосистеми додатку.

Інтеграція сервісів Firebase для автентифікації, зберігання даних і роботи в режимі реального часу створила основу для масштабованого управління користувачами та динамічного надання контенту. Така інтеграція бекенду демонструє успішне впровадження сучасних моделей хмарної архітектури, які підтримують як поточні вимоги до функціональності, так і можливості розширення в майбутньому. Функції реального часу, вбудовані в системи пошуку та обміну повідомленнями, демонструють здатність додатку забезпечувати негайний зворотній зв'язок з користувачами та динамічне оновлення контенту, що є важливими характеристиками для підтримання залученості користувачів на конкурентних ринках соціальних платформ.

Впровадження MobileNetV2 є значним технічним досягненням, яке успішно реалізує можливості комп'ютерного зору в екосистемі платформи знайомств. Ця легка архітектура згорткової нейронної мережі забезпечує

ефективний аналіз зображень для перевірки фотографій профілю, модерації контенту та потенційно розширених функцій пошуку партнерів завдяки оцінці візуальної сумісності. Вибір MobileNetV2 демонструє обдумане врахування вимог до обчислювальної ефективності при збереженні достатньої точності для практичних додатків соціальних платформ.

Інтеграція між бекендом Flask і конвеєром обробки MobileNetV2 демонструє ефективні стратегії розгортання машинного навчання, що дозволяє аналізувати зображення в реальному часі без шкоди для швидкості реагування користувачів. Ця реалізація забезпечує автоматизовану перевірку якості контенту, зберігаючи при цьому конфіденційність користувачів завдяки підходам до обробки на стороні сервера.

Робота робить значний внесок у розуміння сучасної повностекової розробки застосунків, зокрема, інтеграції можливостей машинного навчання в платформи соціальних мереж. Успішне поєднання розробки фронтенду Angular, бекенд-сервісів Flask та обробки зображень MobileNetV2 демонструє ефективне прийняття архітектурних рішень для сучасних вебзастосунків, що вимагають як складних користувацьких інтерфейсів, так і інтелектуальної обробки контенту.

Ця кваліфікаційна робота успішно реалізувала комплексний застосунок для знайомств, який відповідає всім технічним завданням, демонструючи при цьому інновації як в дизайні інтерфейсу, так і в інтеграції машинного навчання, створюючи цінний фундамент для розробки сучасних платформ соціальних мереж.

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ**

1. Cocks H. G. *Classified: The Secret History of the Personal Column*. Random House UK, 2009. 230 с.
2. Bivens R., Hoque A. S. Programming Sex, Gender, and Sexuality: Infrastructural Failures in ‘Feminist’ Dating App Bumble. *Canadian Journal of Communication*. 2018. Т. 43, № 3. URL: <https://doi.org/10.22230/cjc.2019v44n3a3375> (дата звернення: 03.05.2025).
3. Online Dating / E. J. Finkel та ін. *Psychological Science in the Public Interest*. 2012. Т. 13, № 1. С. 3–66. URL: <https://doi.org/10.1177/1529100612436522> (дата звернення: 03.05.2025).
4. Associations of unprotected anal intercourse with Grindr-met partners among Grindr-using young men who have sex with men in Los Angeles / H. Winetrobe та ін. *AIDS Care*. 2014. Т. 26, № 10. С. 1303–1308. URL: <https://doi.org/10.1080/09540121.2014.911811> (дата звернення: 03.05.2025).
5. Blackwell C., Birnholtz J., Abbott C. Seeing and being seen: Co-situation and impression formation using Grindr, a location-aware gay dating app. *New Media & Society*. 2014. Т. 17, № 7. С. 1117–1136. URL: <https://doi.org/10.1177/1461444814521595> (дата звернення: 03.05.2025).
6. David G., Cambre C. Screened Intimacies: Tinder and the Swipe Logic. *Social Media + Society*. 2016. Т. 2, № 2. С. 205630511664197. URL: <https://doi.org/10.1177/2056305116641976> (дата звернення: 03.05.2025).
7. Pronk T. M., Denissen J. J. A. A Rejection Mind-Set: Choice Overload in Online Dating. *Social Psychological and Personality Science*. 2019. Т. 11, № 3. С. 388–396. URL: <https://doi.org/10.1177/1948550619866189> (дата звернення: 03.05.2025).
8. *Reciprocal recommender system for online dating* / L. Pizzato та ін. the fourth ACM conference, м. Barcelona, Spain, 26–30 верес. 2010 р. New York, New York, USA, 2010. URL: <https://doi.org/10.1145/1864708.1864787> (дата звернення: 03.05.2025).

9. Bruch E., Newman M. Structure of Online Dating Markets in U.S. Cities. *Sociological Science*. 2019. Т. 6. С. 219–234. URL: <https://doi.org/10.15195/v6.a9> (дата звернення: 03.05.2025).
10. *A first look at user activity on tinder* / G. Tyson та ін. 2016 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), м. San Francisco, CA, USA, 18–21 серп. 2016 р. 2016. URL: <https://doi.org/10.1109/asonam.2016.7752275> (дата звернення: 03.05.2025).
11. Hinsz V. B. Facial Resemblance in Engaged and Married Couples. *Journal of Social and Personal Relationships*. 1989. Т. 6, № 2. С. 223–229. URL: <https://doi.org/10.1177/026540758900600205> (дата звернення: 03.05.2025).
12. Love In The Time Of Algorithms What Technology Does To Meeting And Mating. Current Hardcover, 2013.
13. Koch E. 5 Steps to Online Dating Success. Lulu Press, Inc., 2016.
14. 40 Days With Jesus: Services And Video Clips (Igniting Worship). Abingdon Press, 2006. 112 с.
15. Olsson I. U. Radiocarbon Dating History: Early Days, Questions, and Problems *Met. Radiocarbon*. 2009. Т. 51, № 1. С. 1–43. URL: <https://doi.org/10.1017/s0033822200033695> (дата звернення: 03.05.2025).
16. What is beautiful is not always good: influence of machine learning-derived photo attractiveness on intention to initiate social interactions in mobile dating applications / P. Gao та ін. *Connection Science*. 2020. С. 1–20. URL: <https://doi.org/10.1080/09540091.2020.1814204> (дата звернення: 03.05.2025).
17. Bruch E. E., Newman M. E. J. Aspirational pursuit of mates in online dating markets. *Science Advances*. 2018. Т. 4, № 8. С. eaap9815. URL: <https://doi.org/10.1126/sciadv.aap9815> (дата звернення: 03.05.2025).
18. Azevedo E. M., Weyl E. G. Matching markets in the digital age. *Science*. 2016. Т. 352, № 6289. С. 1056–1057. URL: <https://doi.org/10.1126/science.aaf7781> (дата звернення: 03.05.2025).

19. Han S. P., Park S., Oh W. Mobile App Analytics: A Multiple Discrete-Continuous Choice Framework. *MIS Quarterly*. 2016. Т. 40, № 4. С. 983–1008. URL: <https://doi.org/10.25300/misq/2016/40.4.09> (дата звернення: 03.05.2025).

20. Portolan L., McAlister J. Jagged Love: Narratives of Romance on Dating Apps during COVID-19. *Sexuality & Culture*. 2021. URL: <https://doi.org/10.1007/s12119-021-09896-9> (дата звернення: 03.05.2025).

21. BlindDate recommender: A context-aware ontology-based dating recommendation platform / M. Á. Rodríguez-García та ін. *Journal of Information Science*. 2018. Т. 45, № 5. С. 573–591. URL: <https://doi.org/10.1177/0165551518806114> (дата звернення: 03.05.2025).