

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему Метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та надання рекомендацій з використанням нейронних мереж

Галузь знань _____ 12 – Інформаційні технології _____
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність _____ 122 – Комп'ютерні науки _____
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма _____ Комп'ютерні науки _____
Назва освітньої програми

Виконала: студентка групи КН-22-2 _____ Лесе _____ Софія ПРИСЯЖНИУК _____
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: _____ к.т.н., доц. каф. КН _____ [Підпис] _____ Руслан БАГРІЙ _____
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Нормоконтроль: _____ к.т.н., доц. каф. КН _____ [Підпис] _____ Руслан БАГРІЙ _____
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор _____ [Підпис] _____ Олександр БАРМАК _____
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

15 серпня 2026 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь бакалавр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 22 » січня 2026 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та надання рекомендацій з використанням нейронних мереж»

2. Завдання видано студентці Софії Присяжнюк
(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи доцент кафедри КН Руслан Багрії
(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від «20» січня 2026 р. № 4

5. Дата видачі завдання студенту: «22» січня 2026 р.

6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення точності оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та автоматизація надання рекомендацій шляхом розроблення відповідного методу з використанням нейронних мереж. Для досягнення поставленої мети в роботі необхідно провести комплексний аналіз предметної області оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та існуючих підходів до розв'язання цієї задачі, розробити метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу з використанням моделей глибокого навчання, здійснити програмну реалізацію прототипу запропонованого методу, а також виконати експериментальне дослідження ефективності розробленого методу.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2026	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2026	виконано
3	Проектування та розроблення методу вирішення завдання, загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2026	виконано
4	Створення та тестування програмного забезпечення, дослідження ефективності, висновки з виконаної роботи	квітень 2026	виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2026	виконано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2026	виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2026	виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2026	виконано

Виконавець: студентка групи КН-22-2

Група виконавця

Лесюк
Підпис

Софія ПРИСЯЖНЮК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник:

к.т.н., доц. каф. КН

Науковий ступінь, посада

Рослан
Підпис

Руслан БАГРІЙ

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та надання рекомендацій з використанням нейронних мереж»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студентка групи КН-22-2 Софія Присяжнюк

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: к.т.н., доцент кафедри КН Руслан Багрії

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
61	19	6	40	3

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення точності оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та автоматизація надання рекомендацій шляхом розроблення відповідного методу з використанням нейронних мереж. Для реалізації поставленої задачі використано сучасні засоби програмування та бібліотеки глибокого навчання для обробки зображень і побудови моделей комп'ютерного зору. Розроблений програмний прототип призначений для аналізу поєднань елементів гардеробу та визначення рівня їх візуальної сумісності, а також формування рекомендацій щодо створення гармонійних образів. Напрямами практичного використання запропонованого методу є застосування у сфері електронної комерції, мобільних застосунків для підбору гардеробу, а також у цифрових стилістичних сервісах, що орієнтовані на покращення користувацького досвіду при виборі одягу.

Ключові слова: сумісність одягу, глибокі нейронні мережі, комп'ютерний зір, згорткові нейронні мережі, векторні представлення ознак, рекомендаційні системи.

Виконавець: студентка групи КН-22-2

Група виконавця

Леев
Підпис

Софія ПРИСЯЖНЮК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій.....	7
1.1 Аналіз предметної області та критерії візуальної сумісності елементів одягу	7
1.2 Методи та моделі комп'ютерного зору для задачі візуальної сумісності	8
1.3 Аналіз сучасних наукових досліджень та спеціалізованих нейромережових архітектур.....	10
1.4 Огляд існуючих програмних аналогів та систем автоматизованого підбору гардероба.....	14
1.5 Мета та завдання кваліфікаційної роботи	16
Розділ 2 Проєктування методу оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та формування рекомендацій	17
2.1 Загальна концепція та структурна схема методу	17
2.2 Архітектура нейромережової моделі для екстракції ознак та навчання метрик	21
2.3 Математична формалізація розрахунку сумісності та ранжування образів	25
2.4 Формування наборів даних для навчання та валідації	28
2.5 Метрики оцінювання ефективності моделей	31
2.6 Висновки до розділу 2	34
Розділ 3 Програмна реалізація та експериментальне дослідження методу	36
3.1 Засоби програмної реалізації та архітектура застосунку.....	36
3.2 Підготовка даних та навчання моделей	40
3.2.1 Формування навчальної вибірки та балансування класів	41
3.2.2 Оцінка процесу навчання сіамської нейронної мережі	43
3.3 Тестування методу та оцінка результатів оцінювання сумісності	46
3.4 Практична апробація методу та генерація рекомендацій	49
3.5 Висновки до розділу 3	51
Загальні висновки.....	53

Перелік посилань..... 55

Додатки

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
AI	Artificial Intelligence
API	Application Programming Interface
AUC	Area Under Curve
BCE	Binary Cross-Entropy
CNN	Convolutional Neural Network
CSS	Cascading Style Sheets
F1-score	F1-міра якості класифікації
GPU	Graphics Processing Unit
HTML	HyperText Markup Language
JSON	JavaScript Object Notation
ML	Machine Learning
ReLU	Rectified Linear Unit
ResNet50	Residual Neural Network 50
ROC	Receiver Operating Characteristic
Siamese NN	Siamese Neural Network

Вступ

Актуальність. В умовах сучасної цифровізації та глобального поширення систем електронної комерції, візуальний контент став основним джерелом інформації для прийняття рішень користувачами [36]. Галузь fashion-індустрії сьогодні генерує величезні масиви даних, аналіз яких традиційними методами стає малоефективним [40]. Проблема вибору сумісних елементів одягу є актуальною не лише для кінцевих споживачів, що прагнуть гармонійно виглядати, а й для бізнесу, який зацікавлений у зниженні кількості повернень товарів через їхню невідповідність очікуванням [34].

Традиційні підходи до надання рекомендацій в одязі часто базуються на жорстких математичних моделях колористики або суб'єктивній ручній праці стилістів, що значно обмежує їх масштабованість, швидкість опрацювання запитів та можливості персоналізації [35]. Впровадження інтелектуальних систем дозволяє перейти від статичних правил до динамічного аналізу візуальних атрибутів. За останні роки методи глибокого навчання, зокрема архітектури згорткових нейронних мереж та візуальних трансформерів, продемонстрували значні успіхи у задачах комп'ютерного зору, таких як сегментація об'єктів та вилучення високорівневих ознак [37].

Проте, розробка методів, здатних виявляти неявні, складні зв'язки між текстурами матеріалів, фасонами та кольоровими нюансами для формування цілісного та стилістично витриманого образу, залишається відкритою науково-технічною задачею [39]. Особливої уваги потребує проблема моделювання «відчуття стилю», яке є багатофакторним і важко піддається прямій формалізації. Створення спеціалізованих нейромережових моделей, що здатні імітувати когнітивний процес прийняття рішень професійним стилістом, дозволить значно підвищити якість персоналізованого сервісу в онлайн-ритейлі, мобільних застосунках для управління гардеробом та інтелектуальних рекомендаційних системах нового покоління [38].

Об'єкт дослідження – процес оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та формування персоналізованих рекомендацій.

Предмет дослідження – методи глибокого навчання, нейромережеві архітектури для екстракції ознак зображень та математичні моделі визначення міри сумісності об'єктів.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та автоматизація надання рекомендацій шляхом розроблення відповідного методу з використанням нейронних мереж.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:

- провести аналіз методів обробки зображень, підходів глибокого навчання та існуючих програмних рішень для задачі оцінювання візуальної сумісності одягу;
- розробити метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу з використанням нейромережевих моделей;
- підготувати набір даних для навчання моделі та створити програмну реалізацію запропонованого методу у вигляді веб-застосунку;
- провести тестування точності роботи методу та валідацію розробленої системи за визначеними метриками ефективності.

Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій

1.1 Аналіз предметної області та критерії візуальної сумісності елементів одягу

Активний розвиток електронної комерції у сфері моди вимагає переходу від простих механізмів фільтрації за схожістю до складних архітектур, здатних оцінювати сумісність товарів. У цій ніші критично важливим є не просто знайти аналогічний продукт, а обґрунтувати взаємозв'язок між різними предметами одягу, що є нетиповим завданням для традиційних рекомендаційних алгоритмів.

Це означає здатність окремих предметів одягу формувати естетично привабливий та стилістично цілісний ансамбль [1]. Область оцінювання сумісності є мультимодальною та багатогранною, тут охоплюється не лише фізичні характеристики об'єктів, а й суб'єктивні естетичні норми [2]. Ключовими викликами при аналізі є:

- велика варіативність візуальних ознак, кожна одиниця одягу характеризується категорією, кольором, текстурою, кроєм та принтом [3];
- контекстуальність та суб'єктивність, сумісність часто залежить від нагоди, що потребує врахування контекстуальних метаданих [2];
- складність композиції, образ не є простою сукупністю речей, взаємодія між верхнім одягом, низом, взуттям та аксесуарами має нелінійний характер [5].

При аналізі сумісності одягу враховують колірні, структурні, категоріальні та семантичні характеристики виробів. Колірна гармонія та взаємодія текстур відіграють значну роль у сприйнятті образу, для оцінювання колірної сумісності використовують шаблони гармонії відтінків, запропоновані Мацудою, що визначають базові типи поєднань кольорів, рисунок 1.1 [22]. Ці шаблони описують допустимі зони розташування відтінків на колірному колі, проте вони розроблялися для загальних задач дизайну і не завжди відповідають реальним модним тенденціям. Тому сучасні моделі використовують згорткові нейронні

мережі для вилучення кольорових гістограм та текстурних особливостей, що дозволяє навчати колірну сумісність безпосередньо на даних реальних образів [6].

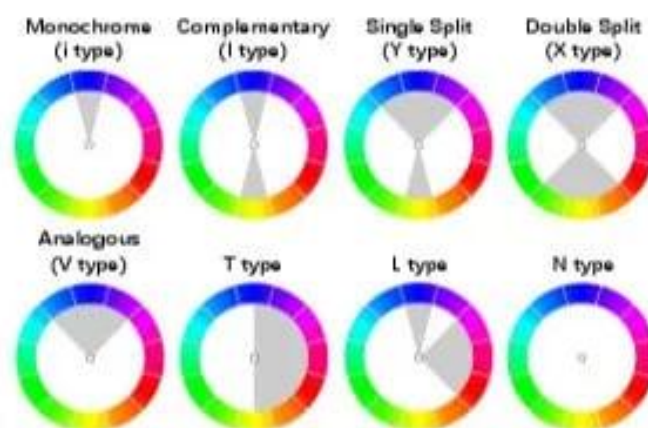


Рисунок 1.1 – Шаблони колірної гармонії відтінків за Мацудою [22]

Важливою є стилістична когерентність, відповідність усіх елементів образу єдиній стилістичній концепції. Дослідження показують, що навіть візуально різні речі можуть бути сумісними, якщо належать до одного стильового домену [2]. Геометрична та структурна сумісність враховує фасон та крій виробів. Наприклад, об'ємний верх потребує специфічних пропорцій нижньої частини одягу для збереження візуального балансу [1]. У сучасних системах категоріальні правила поєднання моделюються за допомогою гіперграфів, де вершинами є предмети одягу, а гіперребрами цілісні образи [4]. Суттєву роль відіграє також семантична відповідність, оскільки невідповідність матеріалів порушує візуальну цілісність образу [2]. Таким чином, аналіз предметної області свідчить про необхідність переходу від аналізу окремих атрибутів до комплексного моделювання образів як цілісних структур.

1.2 Методи та моделі комп'ютерного зору для задачі візуальної сумісності

Сучасна парадигма розв'язання цієї задачі базується на використанні глибокого навчання, яке дозволяє подолати «семантичний розрив» між цифровим представленням пікселів та складним людським сприйняттям моди. Аналіз існуючих підходів дозволяє виділити технологічний стек, що включає екстракцію

ознак за допомогою згорткових нейронних мереж, навчання спільних просторів метрик та використання мультимодальних моделей.

Початково для обробки візуальних даних використовувались класичні евристичні методи, що базувалися на ручному виділенні ознак для побудови колірних гістограм або обчислення геометричних дескрипторів контурів [7]. Проте практика продемонструвала їхню низьку ефективність, оскільки концепція стилістичної гармонії є високорівневою абстракцією, яку неможливо формалізувати лише за допомогою піксельних значень.

Логічним кроком став перехід до методів автоматичного навчання представленням, що зробило згорткові нейронні мережі галузевим стандартом у сфері аналізу моди [8]. CNN ефективно трансформують зображення одягу у високовимірні вектори ознак, які ієрархічно відображають візуальні патерни, від текстур тканини на нижніх шарах до складних фасонів на верхніх. Для екстракції ознак одягу найбільш адаптованими є архітектури ResNet, VGG та EfficientNet [9], а гібридні підходи з механізмами уваги дозволяють досягти найвищої точності [10].

Для визначення стилістичної відповідності застосовується метод навчання метрик, який фокусується на вимірюванні «стилістичної відстані» між об'єктами у латентному просторі [11]. Стандартом є використання сіамських мереж, що приймають на вхід пари зображень та навчаються розрізняти сумісні й несумісні елементи. Приклад такої архітектури наведено на рисунку 1.2 [12].

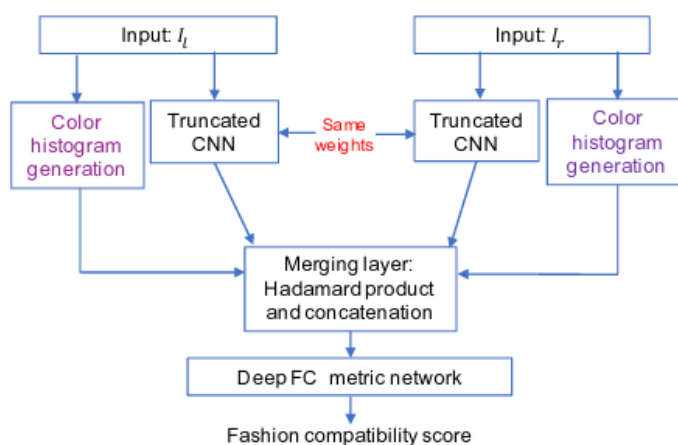


Рисунок 1.2 – Архітектура на основі CNN для оцінювання сумісності елементів одягу [12]

Сучасним етапом еволюції стала інтеграція рекомендаційних алгоритмів на основі змісту, які працюють безпосередньо з атрибутами товару. Найбільш прогресивні архітектури використовують графові нейронні мережі для моделювання нелінійних взаємозв'язків у гардеробі, де кожна річ є вузлом графа, а ребра відображають ступінь сумісності [13, 14].

На основі проведеного аналізу систематизовано ключові характеристики розглянутих підходів наведено в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1– Порівняльні характеристики

Підхід	Технологічна основа	Переваги	Обмеження
Евристичний	Алгоритми CV, ручне виділення ознак.	Мінімальні вимоги до ресурсів, повна прозорість.	Суб'єктивність, нездатність аналізувати стиль.
Deep Learning (CNN)	Згорткові шари, пулінг, класифікація.	Автоматичне розпізнавання фасонів та текстур.	Необхідність великих обсягів даних для навчання.
Metric Learning	Сіамські мережі, Triplet Loss.	Математичне обґрунтування «гармонії» як відстані.	Висока складність навчання та інтерпретації.
Графові моделі (GNN)	Рекомендаційні графи, Content-Based Filtering.	Моделювання цілісних образів та контексту.	Критичність до якості вхідних атрибутів вузлів.

Отже, з наведеного огляду слідує, що найбільш доцільним підходом для розв'язання задачі оцінювання візуальної сумісності елементів одягу є використання згорткових нейронних мереж для екстракції ознак з подальшим застосуванням методів аналізу та порівняння візуальних характеристик.

1.3 Аналіз сучасних наукових досліджень та спеціалізованих нейромережових архітектур

Підбір гармонійного поєднання елементів одягу є складною задачею, що залежить від узгодженості кольорів, текстур, фасонів та стилістичних особливостей. Для автоматизації цього процесу необхідні методи, здатні аналізувати візуальні характеристики одягу та оцінювати рівень їх сумісності.

Для вирішення проблеми автори статті [15] запропонували нову нейромережеву архітектуру PCE-Net, призначену для інтелектуального підбору персоналізованих образів у сфері моди. Акцентовано увагу на використанні механізму уваги для вилучення ключових візуальних ознак із зображень та семантичних значень із текстових описів товарів. Крім того, запропоновано метод мультимодального навчання для об'єднання візуальної та текстової інформації, що дозволяє системі не лише оцінювати естетичну відповідність речей, а й адаптувати рекомендації під конкретний стиль особи, рисунок 1.3.

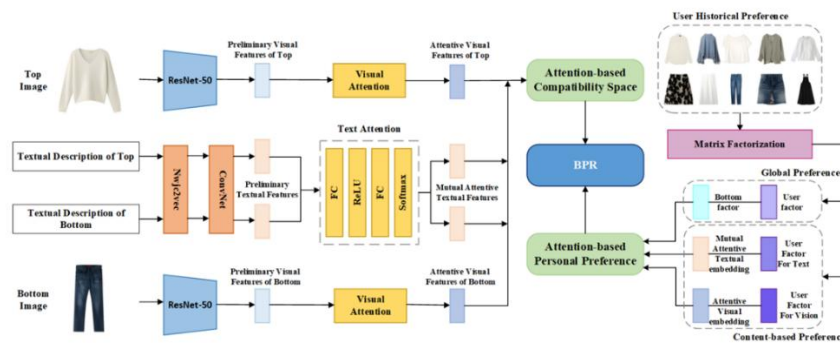


Рисунок 1.3 – Архітектура запропонованої нейронної мережі PCE-Net для персоналізованого підбору одягу [15]

Альтернативний підхід на базі трансформерів реалізовано в архітектурі Outfit Transformer [8], яка здійснює комплексне оцінювання всього образу замість аналізу окремих пар. Ключова інновація полягає у впровадженні механізму самоуваги, який дозволяє нейромережі одночасно обробляти всі елементи набору, враховуючи їхні взаємозв'язки. Практична значущість роботи підтверджується розробкою методу ранжування, який забезпечує високу точність пошуку комплементарних речей у великих базах даних, рисунок 1.4.

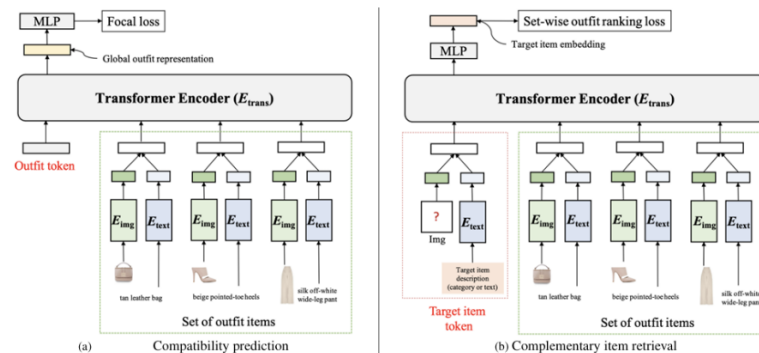


Рисунок 1.4 – Процес формування цілісного представлення образу та генерації рекомендацій за допомогою моделі Outfit Transformer [8]

Важливим напрямком розвитку є врахування кореляцій між різними модальностями даних. У статті [16] представлена мультимодальна мережа з урахуванням кореляцій для моделювання сумісності елементів одягу. Автори акцентують увагу на важливості глибокого аналізу взаємозв'язків між візуальними ознаками та текстовими описами товарів. Завдяки механізму подвійної взаємодії модель здатна виявляти зв'язки на різних рівнях деталізації, що дозволяє прогнозувати ступінь гармонійності набору одягу, рисунок 1.5.

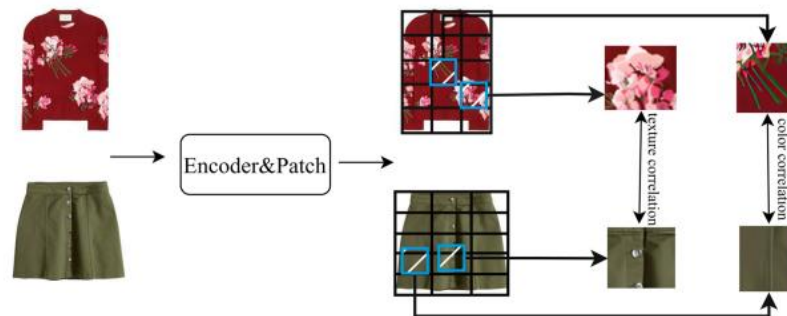


Рисунок 1.5 – Архітектура нейронної мережі для оцінювання візуальної сумісності на основі кореляцій мультимодальних ознак [16].

Ефективність будь-якої моделі глибокого навчання значною мірою залежить від якості та обсягу навчальних даних. У дослідженні [17] представлено DeepFashion2, масштабний набір даних для задач комп'ютерного зору в індустрії моди, що включає понад 800 тисяч зображень із детальною анотацією від категорій і стилів до щільної розмітки орієнтирів та попиксельних масок. Запропонована архітектура Match R-CNN інтегрує детекцію, оцінку пози, сегментацію та ідентифікацію одягу в єдину систему, що дозволяє зіставляти споживчі фотографії з комерційними товарами, рисунок 1.6.

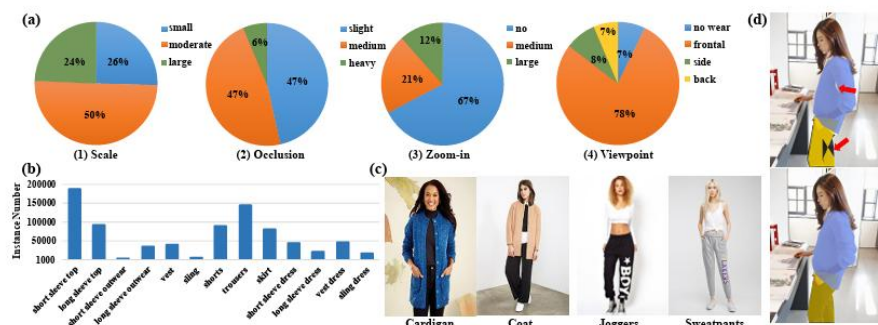


Рисунок 1.6 – Архітектура нейронної мережі Match R-CNN для комплексної обробки fashion-зображень та пошуку відповідностей [17].

Окремий напрямок досліджень присвячено підвищенню точності класифікації за допомогою ансамблевих методів. У статті [18] запропоновано систему рекомендацій на основі ансамблю з п'яти попередньо навчених моделей CNN (MobileNet, DenseNet, Xception, VGG16 та VGG19). Кожна модель окремо вилучає ознаки із зображень одягу, після чого отримані ймовірності передаються до глибокого ансамблевого класифікатора для остаточного прогнозування категорії виробу. Для формування рекомендацій застосовується метрика косинусної подібності. Перевагою підходу є те, що ансамбль компенсує слабкі сторони окремих архітектур та забезпечує більш стабільні результати класифікації, рисунок 1.7.

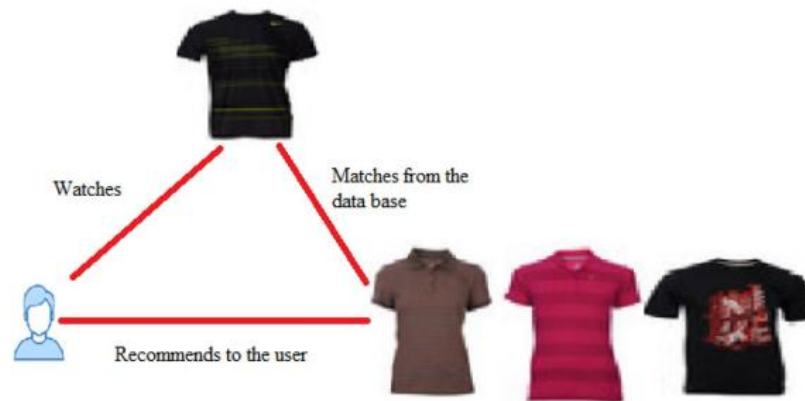


Рисунок 1.7 – Загальна архітектура системи рекомендації одягу на основі ансамблю CNN [18]

Отже, аналіз сучасних наукових публікацій свідчить про те, що індустрія моди переживає етап глибокої технологічної трансформації, де основний фокус досліджень змістився з простої класифікації виробів на складні інтелектуальні завдання з оцінювання візуальної гармонії. Сучасні підходи базуються на використанні трансформерів з механізмами самоуваги для моделювання цілісних образів та мультимодальних мереж, що аналізують багатомасштабні кореляції між візуальними ознаками й текстовими описами товарів. Водночас, залишається відкритою проблема побудови компактних та ефективних моделей, здатних оцінювати стилістичну сумісність у реальному часі на основі лише візуальних даних без залучення текстових описів.

1.4 Огляд існуючих програмних аналогів та систем автоматизованого підбору гардероба

Сучасні програмні рішення для управління гардеробом можна умовно поділити на дві основні групи:

1. Ручні органайзери. Це системи, у яких користувач самостійно додає фотографії одягу, визначає категорії та формує образи, виконуючи роль цифрової шафи. Прикладом є Smart Closet [19] та Whering [21].
2. Інтелектуальні стилісти. Ця група використовує елементи машинного навчання для аналізу вмісту гардеробу та генерації рекомендацій щодо поєднань (наприклад, Combyne [20]). Більшість існуючих рішень на ринку належать саме до першої категорії, що підтверджує актуальність розробки систем із розширеною інтелектуальною функціональністю.

Застосунок «Smart Closet» дозволяє створити цифровий гардероб, додавати фотографії речей за категоріями та формувати комплекти для різних подій [19], рисунок 1.8. Проте система не застосовує алгоритми комп'ютерного зору, не виконує автоматичну класифікацію та не обчислює показник візуальної сумісності, тобто, уся логіка формування образів базується на діях користувача.

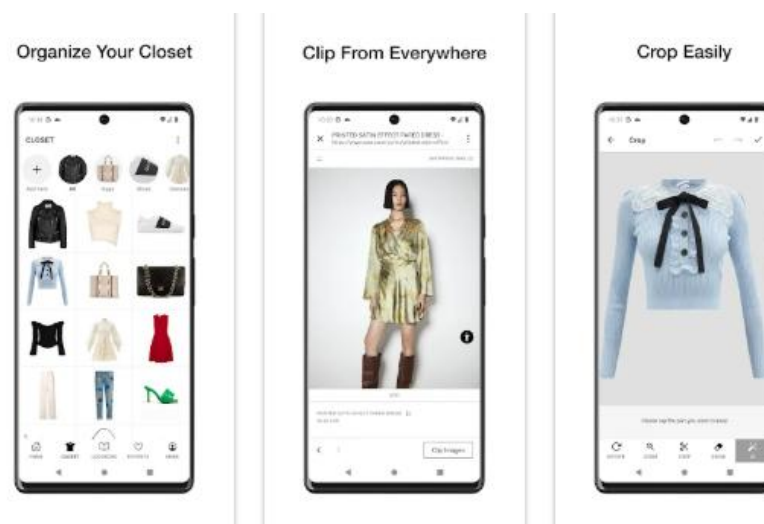


Рисунок 1.8 – Вигляд екрану «Smart Closet» [19]

Застосунок «Combyne» дозволяє формувати аутфіти шляхом комбінування елементів з внутрішньої бібліотеки, зберігати образи та публікувати їх у стрічці [20], рисунок 1.9. Платформа не здійснює глибокої AI-

класифікації завантажених речей і не виконує математичного розрахунку сумісності, рекомендації формуються за шаблонними або поведінковими алгоритмами.

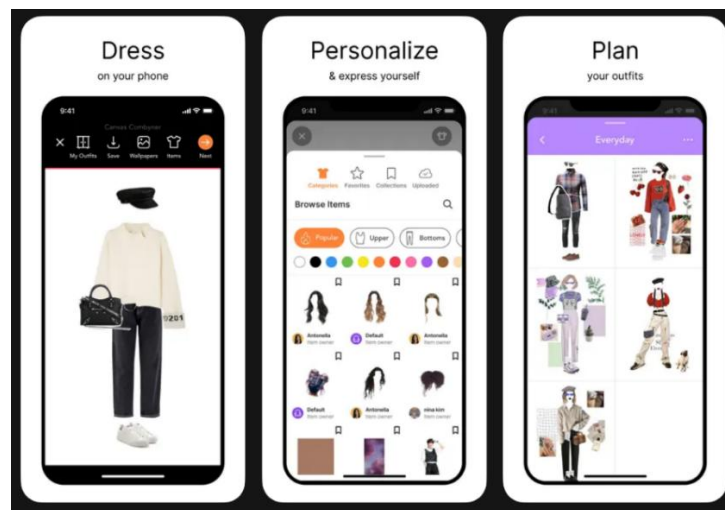


Рисунок 1.9 – Вигляд екрану «Combyne» [20]

Застосунок «Whering» переносить особистий гардероб користувача в електронний формат, дозволяючи структурувати речі за категоріями [21]. Він підтримує базове автоматичне відокремлення об'єкта від фону, однак повноцінна AI-класифікація відсутня, а визначення категорій здійснюється користувачем. Система не обчислює коефіцієнт сумісності та не використовує нейромережвий аналіз зображень.

З метою узагальнення результатів проведеного аналізу доцільно подати порівняльну характеристику розглянутих програмних рішень, таблиця 1.2.

Таблиця 1.2 – Порівняльна характеристика програмних аналогів

Назва системи	Тип платформи	AI-класифікація одягу	Оцінка візуальної сумісності
Smart Closet	Mobile (iOS/Android)	Відсутня	Відсутня
Whering	Mobile	Відсутня (категоризація вручну)	Відсутня
Combyne	Mobile	Відсутня повноцінна	Часткова (евристичні алгоритми)

Підсумовуючи аналіз існуючих рішень, можна стверджувати, що сучасний ринок представлений переважно сервісами для пасивного зберігання фотографій, де формування образів залишається ручним процесом. Основним недоліком таких

систем є відсутність аналітичного інструментарію для об'єктивної оцінки естетичної гармонії елементів. Це визначає технологічну нішу для розробки веб-системи з нейромережовим модулем автоматичного оцінювання візуальної сумісності, що аналізує відповідність текстур, фасонів та кольорів, замінюючи суб'єктивну оцінку математично обґрунтованим алгоритмом.

1.5 Мета та завдання кваліфікаційної роботи

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення точності оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та автоматизація надання рекомендацій шляхом розроблення відповідного методу з використанням нейронних мереж.

Для досягнення поставленої мети потрібно виконати такі завдання:

- провести аналіз методів обробки зображень, підходів глибокого навчання та існуючих програмних рішень для задачі оцінювання візуальної сумісності одягу;
- розробити метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу з використанням нейромережових моделей;
- підготувати набір даних для навчання моделі та створити програмну реалізацію запропонованого методу у вигляді веб-застосунку;
- провести тестування точності роботи методу та валідацію розробленої системи за визначеними метриками ефективності.

Розділ 2 Проектування методу оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та формування рекомендацій

2.1 Загальна концепція та структурна схема методу

Метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу базується на автоматизованому виділенні та математичному порівнянні візуальних ознак речей (кольору, текстури, фасону). З точки зору машинного навчання цей процес реалізує концепцію навчання метрик, яка перетворює вхідні зображення одягу у компактні багатовимірні числові вектори. Головна ідея полягає в тому, що у такому сформованому векторному просторі математична відстань між сумісними елементами гардероба штучно мінімізується, а між несумісними – максимізується.

Нехай множина вхідних зображень елементів одягу задається у вигляді:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (2.1)$$

де x_i – тензор окремого зображення елемента одягу розмірності $\mathbb{R}^{W \times H \times C}$ (W, H – ширина та висота зображення в пікселях, C – кількість колірних каналів), а n – загальна кількість зображень у вибірці.

Кожне зображення x_i використовується як вхідний об'єкт для подальшої екстракції візуальних ознак та оцінювання сумісності. Для оцінювання візуальної сумісності із множини X формується пара елементів одягу:

$$P = (x_i, x_j) \quad (2.2)$$

де x_i та x_j – зображення елементів гардероба, між якими виконується оцінювання рівня візуальної сумісності.

Компактний вектор ознак для кожного елемента одягу визначається як:

$$z_i = f(x_i) \quad (2.3)$$

де z_i – вектор ознак i -го елемента одягу в просторі \mathbb{R}^d , який безпосередньо використовується для подальшого обчислення математичних відстаней між

елементами гардероба, а x_i – відповідне вхідне зображення i -го елемента. На основі введеної математичної формалізації сформовано структурну схему методу оцінювання візуальної сумісності елементів одягу (рис. 2.1):



Рисунок 2.1 – Структурна схема методу оцінювання візуальної сумісності елементів одягу

Вхідними даними системи є цифрові зображення окремих елементів одягу у форматі RGB.

Крок 1. Попередня обробка та нормалізація зображень. На цьому етапі виконується стандартизація вхідних даних для забезпечення коректної роботи нейронної мережі. Вхідні зображення можуть мати довільний розмір та пропорції, тому першим кроком є приведення їх до єдиного розміру 224×224 пікселі, що відповідає стандартному вхідному формату архітектури ResNet50. Зміна розміру виконується методом білінійної інтерполяції, що забезпечує збереження візуальних деталей зображення. Далі піксельні значення кожного каналу RGB нормалізуються з використанням статистик датасету ImageNet. Аугментація застосовується лише під час навчання, тоді як під час тестування та інференсу використовуються лише нормалізовані зображення без додаткових перетворень.

Крок 2. Екстракція візуальних ознак за допомогою згорткової нейронної мережі. ResNet50 виконує ієрархічну екстракцію ознак від елементарних до складних, на перших шарах виділяються краї, градієнти та базові текстури тканини, на середніх повторювані візуальні патерни, принти та фактури матеріалу, на верхніх складні семантичні ознаки, що відповідають фасону, крою, стилю та загальному візуальному характеру виробу. На виході базової мережі формується 2048-вимірний вектор ознак, який агрегує просторову інформацію через операцію глобального усереднюючого пулінгу. Цей вектор далі проходить через проєкційний модуль, що складається з двох послідовних повнозв'язних шарів з пакетною нормалізацією, нелінійною функцією активації ReLU та регуляризацією Dropout з коефіцієнтом 0.4. На виході проєкційного модуля формується компактний 512-вимірний вектор ознак, який використовується для подальшого порівняння елементів гардероба.

Крок 3. Оцінювання сумісності у латентному просторі за допомогою сіамської нейронної мережі. Цей етап є ключовим у запропонованому методі. Сіамська мережа складається з двох паралельних гілок, кожна з яких містить ідентичну копію базової мережі ResNet50 та проєкційного модуля зі спільними вагами. Це гарантує, що однакові зображення завжди відображаються в один і той

самий вектор у латентному просторі, незалежно від того, через яку гілку вони проходять. На вхід кожної гілки подається зображення одного елемента одягу, а на виході формується 512-вимірний вектор ознак. Для оцінювання сумісності між двома елементами обчислюється поелементна абсолютна різниця їхніх, яка формує новий 512-вимірний вектор, що кодує відмінності між візуальними характеристиками двох елементів гардероба. Отриманий вектор різниці подається на вхід класифікаційного модуля, який складається з двох повнозв'язних шарів з нелінійною функцією активації ReLU та регуляризацією Dropout. Класифікатор навчається разом із усією мережею визначати складну нелінійну межу між сумісними та несумісними парами, що дозволяє вловлювати тонкі стилістичні залежності між елементами одягу. На виході класифікатор генерує скалярний логіт, який перетворюється сигмоїдною функцією активації у ймовірність сумісності $p \in [0; 1]$. Вище значення ймовірності свідчить про вищу стилістичну сумісність елементів, модель «вважає», що ці речі візуально та стилістично гармонують. Нижче значення, відповідно, вказує на низьку сумісність. Отримана ймовірність масштабується у відсоткову оцінку сумісності у діапазоні від 0% до 100%.

Крок 4. Ранжування та формування рекомендацій. Цей етап забезпечує практичне застосування навченої моделі для надання користувачам персоналізованих рекомендацій. Для реалізації рекомендаційного механізму попередньо обчислюються вектори ознак для всіх елементів бази даних гардероба та зберігаються в індексованій структурі даних. Кожен вектор асоціюється з відповідним зображенням, назвою категорії та іншими метаданими елемента.

Вихідними результатами є числовий показник сумісності у відсотках від 0 до 100 та масив рекомендованих речей із зазначенням категорії та оцінки відповідності для кожного елемента.

Таким чином, запропонований метод забезпечує повний цикл оцінювання візуальної сумісності, від прийому вхідних зображень до формування кількісної оцінки та надання обґрунтованих рекомендацій на основі навченого латентного простору ознак.

2.2 Архітектура нейромережевої моделі для екстракції ознак та навчання метрик

Архітектура запропонованої системи складається з двох основних компонентів: базової згорткової мережі для екстракції високорівневих візуальних ознак та сіамської нейронної мережі для навчання метрик сумісності. Як показано на рисунку 2.2, архітектура ResNet50 складається з декількох послідовних блоків згорткових шарів та залишкових з'єднань.

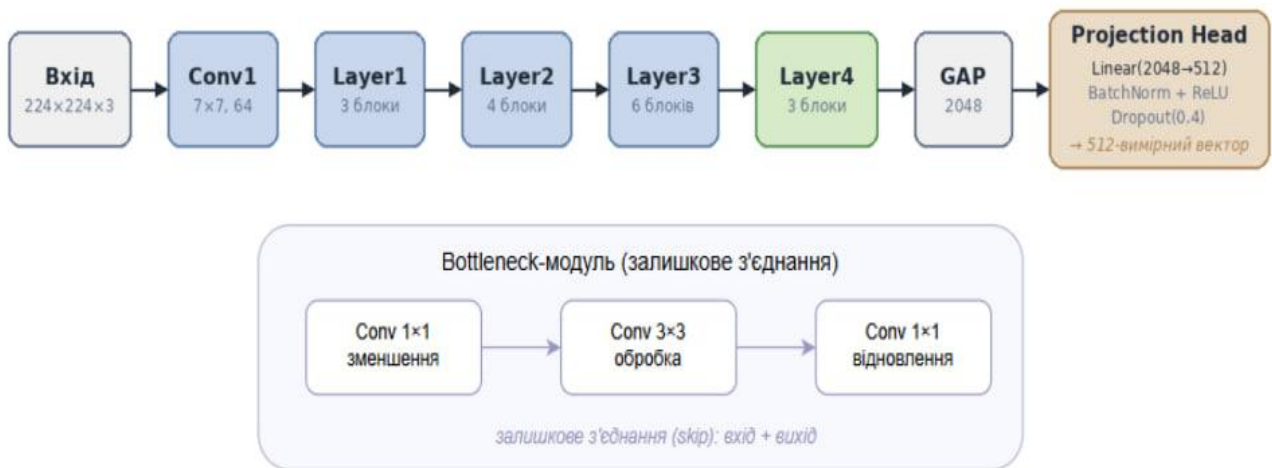


Рисунок 2.2 – Схема архітектури згорткової нейронної мережі ResNet50

Базова згорткова мережа. Як мережу екстракції ознак обрано архітектуру ResNet50 [24], яка складається з 50 шарів та використовує механізм залишкових з'єднань. ResNet50 попередньо навчена на датасеті ImageNet. Це забезпечує мережу потужними початковими візуальними ознаками, які далі адаптуються до задачі оцінювання сумісності одягу [32].

Архітектура ResNet50 складається з початкового згорткового шару та чотирьох послідовних блоків, які містять відповідно 3, 4, 6 та 3 Bottleneck-модулі. Кожен модуль складається з трьох згорткових шарів: 1×1 для зменшення розмірності, 3×3 для просторової обробки та 1×1 для відновлення розмірності. Залишкове з'єднання додає вхід модуля до його виходу, що дозволяє ефективно навчати глибокі мережі без деградації градієнтів. Завдяки цьому механізму мережа здатна ефективно передавати градієнти через десятки шарів, що було б неможливим у класичних глибоких архітектурах без залишкових з'єднань.

Після проходження всіх згорткових блоків до отриманої карти ознак застосовується операція пулінгу, яка перетворює її у 2048-вимірний вектор ознак.

Для адаптації до задачі оцінювання сумісності перші шари мережі заморожено, оскільки вони відповідають за виділення загальних низькорівневих ознак (краї, текстури), які є універсальними для різних задач комп'ютерного зору.

Останні шари залишаються навчальними, що дозволяє мережі адаптувати високорівневі ознаки під специфіку задачі модної сумісності.

Після завершення згорткових шарів виконується операція глобальне середнє об'єднання, яка дозволяє перетворити просторову карту ознак у компактний вектор ознак:

$$v_i = GAP(F_i) \quad (2.4)$$

де F_i є тензором ознак, сформованим мережею екстракції ознак, а v_i 2048-вимірним вектором ознак після операції глобального усереднення.

Вектор ознак, визначений у формулі (2.4), використовується як вхід до проєкційного модуля. Після мережі екстракції ознак, 2048-вимірний вектор ознак подається на проєкційний модуль, який стискає його до компактного 512-вимірного простору ознак. Модуль складається з послідовності шарів. BatchNorm забезпечує стабільність навчання шляхом нормалізації активацій, Dropout запобігає перенавчанню шляхом випадкового вимкнення 40% нейронів під час тренування.

Для внесення нелінійності у модель використовується функція активації ReLU:

$$ReLU(x) = \max(0, x) \quad (2.5)$$

усі від'ємні значення замінюються на нуль, що дозволяє пришвидшити навчання нейронної мережі та зменшити проблему зникнення градієнтів. На виході проєкційного модуля формується 512-вимірний вектор ознак, який використовується для подальшого порівняння елементів гардероба. Зменшення розмірності простору ознак із 2048 до 512 компонентів дозволяє знизити

обчислювальну складність подальших операцій порівняння без суттєвої втрати інформативності. Отриманий вектор містить узагальнену інформацію про візуальні характеристики елемента одягу та використовується як компактне представлення зображення у латентному просторі ознак. Надалі саме ці представлення застосовуються для оцінювання рівня подібності та сумісності між елементами гардероба у складі сіамської нейронної мережі.

Сіамська нейронна мережа. Архітектура сіамської мережі складається з двох гілок, які паралельно обробляють пару вхідних зображень. Кожна гілка використовує однакові вагові коефіцієнти, що забезпечує формування ознак у спільному латентному просторі та дозволяє коректно оцінювати ступінь візуальної подібності між елементами одягу, загальну архітектуру сіамської мережі наведено на рисунку 2.3.

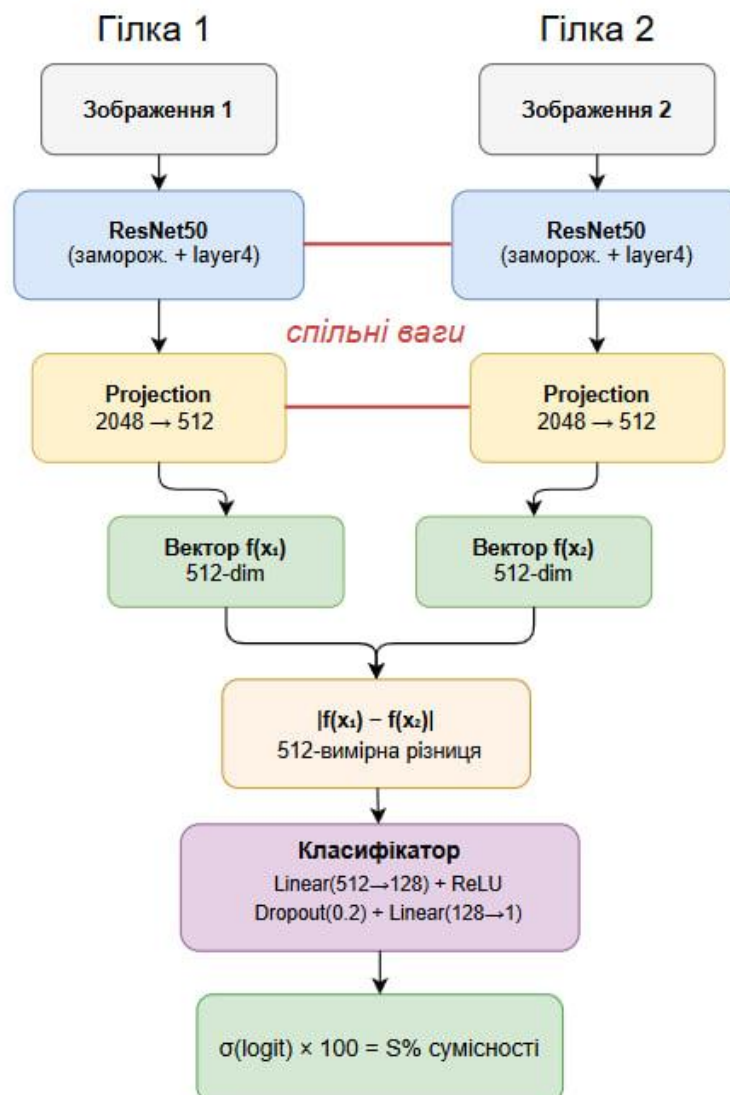


Рисунок 2.3 – Схема архітектури сіамської нейронної мережі

Запропонована сіамська мережа складається з двох паралельних гілок, кожна з яких містить ідентичну копію мережі екстракції ознак та проєкційного модуля зі спільними вагами [25]. Це означає, що обидві гілки використовують один і той самий набір параметрів, а процес навчання забезпечує формування єдиного простору представлень для всіх елементів гардероба. На вхід кожної гілки подається зображення одного елемента одягу, а на виході формується 512-вимірний вектор ознак. Архітектура зі спільними вагами гарантує, що однакові або візуально схожі зображення відображаються у близькі точки латентного простору незалежно від того, через яку гілку вони проходять [33].

Після формування векторів ознак виконується обчислення поелементної абсолютної різниці між ними. Отриманий 512-вимірний вектор відмінностей містить інформацію про розбіжності між візуальними характеристиками двох елементів гардероба та використовується як основа для подальшого прийняття рішення щодо їхньої сумісності. Такий підхід дозволяє враховувати не лише загальний рівень подібності, а й особливості окремих ознак, які можуть впливати на сприйняття стилістичного поєднання.

Сформований вектор різниці подається до класифікаційного модуля, який складається з двох повнозв'язних шарів та функції активації ReLU. Класифікатор виконує аналіз усіх компонентів вектора відмінностей і визначає рівень сумісності між елементами одягу. На відміну від підходів, що використовують лише порогове значення відстані між векторами, запропонована архітектура здатна моделювати складні нелінійні залежності між ознаками, що підвищує точність оцінювання.

На виході класифікаційного модуля формується логіт, який перетворюється сигмоїдною функцією активації у ймовірність сумісності. Для підвищення зручності інтерпретації результатів отримане значення масштабується у відсоткову оцінку сумісності елементів гардероба. Таким чином, система формує зрозумілий для користувача показник, який може використовуватися як для безпосереднього оцінювання окремих пар одягу, так і для подальшого формування рекомендацій.

Отже, використання архітектури ResNet50 у поєднанні із сіамською нейронною мережею дозволяє формувати інформативні векторні представлення елементів гардероба та виконувати оцінювання їхньої стилістичної сумісності у латентному просторі ознак. Завдяки екстракції високорівневих візуальних характеристик та проєктуванню їх у спільний простір представлень модель забезпечує ефективне розрізнення сумісних і несумісних поєднань одягу, що створює основу для подальшого формування рекомендацій.

2.3 Математична формалізація розрахунку сумісності та ранжування образів

На основі сформованих відповідно до формули (2.3) векторів ознак виконується оцінювання ступеня візуальної сумісності елементів одягу. Розрахунок базується на методології навчання метриків, яка забезпечує мінімізацію відстані між сумісними об'єктами у латентному просторі ознак та її збільшення для несумісних пар.

Вектори ознак формуються згортковою нейронною мережею відповідно до функції відображення, визначеної у формулі (2.2). Отримані вектори містять узагальнену інформацію про колір, текстуру, форму, стиль та інші візуальні характеристики елементів гардероба. Завдяки цьому кожен елемент одягу представлений у вигляді компактного векторного опису, який може бути використаний для подальшого математичного порівняння. У латентному просторі ознак схожі за стилем елементи гардероба повинні мати близькі вектори ознак, тоді як несумісні елементи повинні розташовуватись на більшій відстані один від одного. Такий підхід дозволяє виконувати оцінювання візуальної сумісності не на рівні пікселів зображення, а на рівні високорівневих абстрактних ознак, сформованих нейронною мережею.

Для оцінювання сумісності між двома елементами обчислюється поелементна абсолютна різниця їхніх векторів ознак:

$$d(x_i, x_j) = |f(x_i) - f(x_j)| \quad (2.6)$$

де $f(x_i)$ та $f(x_j)$ є векторами елементів одягу, сформованими відповідно до формули (2.3), а $d(x_i, x_j) \in R^{512}$ – вектор різниці, кожен елемент якого відображає ступінь відмінності відповідної візуальної ознаки між двома елементами гардероба. Поелементна різниця зберігає інформацію про те, які саме ознаки відрізняються, що дозволяє навченому класифікатору приймати більш обґрунтоване рішення про сумісність.

Отриманий вектор різниці подається на вхід класифікаційного модуля, який генерує скалярний логіт:

$$\text{logit} = W_2 \cdot \text{ReLU}(W_1 \cdot d(x_i, x_j) + b_1) + b_2 \quad (2.7)$$

де $W_1 \in \mathbb{R}^{128 \times 512}$, $W_2 \in \mathbb{R}^{1 \times 128}$ – навчальні вагові матриці класифікатора; b_1, b_2 – це зміщення.

Класифікатор навчається визначати складну нелінійну межу між сумісними та несумісними парами, що дозволяє вловлювати тонкі стилістичні залежності, недосяжні для простого порогоування відстані.

Для навчання сіамської нейронної мережі з класифікатором використовується функція втрат Binary Cross-Entropy, яка забезпечує оптимізацію ймовірнісного виходу моделі:

$$L = -[y \cdot \log(\sigma(\text{logit})) + (1 - y) \cdot \log(1 - \sigma(\text{logit}))] \quad (2.8)$$

де y є міткою сумісності пари елементів гардероба;

$y = 1$ – сумісна пара, $y = 0$ – несумісна;

$\sigma(\text{logit})$ – логістична сигмоїдна функція, яка виконує перетворення вихідного значення класифікатора у ймовірність $p \in [0; 1]$;

logit – вихідне значення класифікаційного модуля, визначене у формулі (2.7).

У випадку сумісної пари елементів гардероба ($y = 1$) функція втрат максимізує вихідну ймовірність $\sigma(\text{logit})$, наближуючи її до 1. Для несумісних пар ($y = 0$) функція мінімізує ймовірність, наближуючи її до 0. Перевагою Binary

Cross-Entropy у поєднанні з навченим класифікатором є здатність моделювати складні нелінійні залежності між візуальними ознаками, оскільки рішення про сумісність приймається не на основі єдиного скалярного порогу відстані, а на основі аналізу всього вектора відмінностей класифікатором із тисячами навчальних параметрів.

Для зручності інтерпретації результатів користувачем вихідна ймовірність моделі масштабується у відсоткову оцінку сумісності:

$$S = \sigma(\text{logit}) \cdot 100 \quad (2.9)$$

де S – відсотковий показник сумісності елементів гардероба у діапазоні $[0; 100]$; $\sigma(\text{logit})$ – ймовірність сумісності, визначена навченим класифікатором.

Вище значення S відповідає більшому рівню візуальної сумісності між елементами гардероба. Отримана оцінка використовується для подальшого ранжування елементів гардероба та відображення результатів користувачу.

Після обчислення показника сумісності всі елементи гардероба ранжуються за спаданням оцінки S . Елементи з найвищим значенням S вважаються найбільш стилістично сумісними та використовуються для формування рекомендацій. Для формування рекомендацій застосовується підхід Тор- K ранжування, у межах якого користувачу відображаються K елементів гардероба з найвищим рівнем сумісності. Такий підхід дозволяє не лише оцінювати сумісність окремих пар елементів одягу, а й автоматично формувати рекомендації щодо створення гармонійних образів.

Таким чином, запропонований математичний підхід дозволяє виконувати оцінювання рівня візуальної сумісності елементів гардероба на основі навченого класифікатора та формувати рекомендації щодо найбільш гармонійних поєднань одягу.

2.4 Формування наборів даних для навчання та валідації

Для навчання та оцінювання запропонованого методу обрано датасет Polyvore [23], який є одним із найпоширеніших бенчмарків у задачах оцінювання візуальної сумісності одягу та використовується у більшості сучасних наукових досліджень. Датасет доступний на платформі Kaggle та містить велику кількість стилістично сформованих образів. Кожен сформований образ містить набір речей, які вважаються візуально та стилістично сумісними. Таким чином, інформація про сумісність елементів гардероба базується на реальних стилістичних рішеннях людей, що забезпечує високу достовірність навчальних даних.

Датасет містить понад 261 тисячу зображень предметів одягу та більше 251 тисячі унікальних елементів з метаданими. У процесі побудови мапінгу між ідентифікаторами елементів та файлами зображень було оброблено 365054 елементів датасету. Кожен елемент має зображення у форматі JPEG, а також асоційовані метадані, що включають ідентифікатор елемента, семантичну категорію, текстовий опис товару та перелік пов'язаних елементів гардероба.

Датасет охоплює широкий спектр семантичних категорій одягу. Наявність великої кількості різноманітних комбінацій кольорів, текстур, типів одягу та стилів забезпечує високу репрезентативність навчальної вибірки. Завдяки цьому модель отримує можливість узагальнювати стилістичні закономірності та коректно оцінювати сумісність елементів гардероба навіть для раніше не бачених комбінацій одягу.

Важливою перевагою датасету Polyvore є те, що інформація про сумісність формується не штучно, а на основі реальних комплектів одягу, створених користувачами платформи. Завдяки цьому модель навчається виявляти закономірності поєднання елементів гардероба, які відповідають реальним стилістичним вподобанням людей. Крім того, наявність великої кількості прикладів різних стилів одягу дозволяє зменшити ризик перенавчання на вузькому наборі образів та підвищує узагальнювальну здатність моделі. Використання такого набору даних є доцільним для задачі оцінювання візуальної

сумісності, оскільки він містить достатню кількість як типових, так і менш поширених комбінацій елементів гардероба.

Розподіл елементів гардероба за основними семантичними категоріями представлено на рисунку 2.4.



Рисунок 2.4 – Розподіл елементів датасету за семантичними категоріями

Найбільш представленими категоріями є верх, низ, взуття та сумки. Менш представленими є головні убори, шарфи та окуляри. Нерівномірність розподілу є характерною особливістю реальних модних датасетів та відображає популярність окремих категорій одягу у повсякденних образах. Крім категоріального розподілу елементів гардероба, важливою особливістю датасету є спосіб організації навчальних та тестових підмножин. Коректний розподіл даних має суттєвий вплив на об'єктивність оцінювання моделі та її здатність узагальнювати стилістичні закономірності для нових комбінацій одягу.

Датасет має дві версії розподілу на підмножини: *disjoint* та *nondisjoint*. У версії *disjoint* елементи навчальної, валідаційної та тестової вибірок не перетинаються, що створює складнішу задачу, оскільки модель тестується на раніше не бачених елементах. У версії *nondisjoint* окремі елементи гардероба можуть зустрічатися у різних підмножинах, проте самі образи не повторюються.

У роботі використано версію `pondisjoint`, оскільки саме на ній, дозволяється здійснювати коректне порівняння отриманих результатів.

Для навчання сіамської нейронної мережі виконувалось формування пар елементів гардероба. Розподіл сформованих навчальних пар між підмножинами наведено у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Розподіл навчальних пар між підмножинами

Підмножина	Загальна кількість пар
Навчальна	35000
Валідаційна	6000
Тестова	6000

Кількість сумісних та несумісних пар у кожній підмножині є збалансованою. Такий обсяг даних є достатнім для навчання сіамської нейронної мережі та проведення коректного оцінювання ефективності моделі. Повне використання всіх можливих комбінацій елементів датасету призводило б, до надмірного дисбалансу між кількістю можливих пар.

Сумісні образи ($y = 1$) складаються з елементів, що були підібрані реальними користувачами як стилістично гармонійне поєднання. Несумісні образи ($y = 0$) сформовані шляхом випадкової заміни одного або кількох елементів у сумісному образі на елементи з інших наборів, що порушує стилістичну цілісність образу.

Для навчання сіамської нейронної мережі необхідно перетворити набори у навчальні пари зображень:

$$P = \{(x_i, x_j, y)\} \quad (2.10)$$

де x_i та x_j – зображення елементів гардероба, а y сумісності пари. Алгоритм генерації навчальних пар складається з декількох етапів. Спочатку виконується побудова мапінгу між ідентифікаторами елементів та відповідними файлами зображень. Після цього для кожного сумісного набору генеруються всі можливі комбінації елементів, кожна з яких отримує сумісності $y = 1$. Аналогічно для несумісних наборів генеруються пари з $y = 0$.

Додатково застосовується фільтрація пар за семантичними категоріями. Для навчання відбираються лише ті пари, що мають практичний сенс для оцінювання стилістичної сумісності. Для забезпечення збалансованості класів виконується випадкове підсемплювання більшого класу. У результаті сформовано збалансований навчальний набір.

Аугментація застосовується виключно до навчальної вибірки, тоді як валідаційна та тестова підмножини використовуються без додаткових перетворень для забезпечення об'єктивності оцінювання якості моделі.

Таким чином, сформований набір даних забезпечує достатню та збалансованість для навчання сіамської нейронної мережі та дозволяє ефективно виконувати оцінювання візуальної сумісності елементів гардероба.

2.5 Метрики оцінювання ефективності моделей

Для оцінювання ефективності запропонованої моделі використовуються метрики бінарної класифікації, оскільки кожна пара елементів гардероба після обчислення показника сумісності належить до одного з двох класів: сумісна або несумісна. У межах розробленого застосунку модель отримує на вхід два зображення елементів одягу, формує для них вектори ознак, обчислює різницю між ними та подає до класифікатора, який на основі порогового значення ймовірності визначає, чи є пара сумісною.

Для такої задачі використання лише загальної точності є недостатнім, оскільки модель може правильно класифікувати частину прикладів, але водночас погано знаходити саме сумісні пари або, навпаки, часто помилково відносити несумісні речі до сумісних. Тому для комплексного оцінювання застосовуються метрики Accuracy, Precision, Recall, F1-score та AUC.

Для математичного опису метрик використовуються такі позначення:

TP – кількість сумісних пар, які модель правильно визначила як сумісні;

TN – кількість несумісних пар, які модель правильно визначила як несумісні;

FP – кількість несумісних пар, які модель помилково визначила як сумісні;

FN – кількість сумісних пар, які модель помилково визначила як несумісні.

Метрика Accuracy характеризує загальну частку правильно класифікованих прикладів серед усіх тестових пар. У розробленому застосунку ця метрика показує, наскільки часто модель правильно визначає результат для пари елементів гардероба незалежно від того, чи є пара сумісною або несумісною.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.11)$$

Accuracy є зручною базовою метрикою для загального оцінювання роботи моделі. Якщо значення Accuracy є високим, це означає, що модель у більшості випадків правильно відносить пари одягу до відповідного класу. Однак у задачі оцінювання візуальної сумісності ця метрика не дає повної картини, оскільки однаково враховує правильне визначення сумісних і несумісних пар. Наприклад, для рекомендаційної системи важливо не лише загалом правильно класифікувати пари, а й не рекомендувати користувачу речі, які насправді погано поєднуються. Тому Accuracy використовується як загальний показник, але доповнюється іншими метриками.

Метрика Precision оцінює точність позитивних прогнозів моделі. У межах даної задачі позитивним класом вважається сумісна пара елементів одягу.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.12)$$

Precision показує, яка частка пар, визначених моделлю як сумісні, дійсно є сумісними. Для розробленої програми ця метрика є важливою, оскільки вона безпосередньо пов'язана з якістю рекомендацій. Якщо Precision є низьким, система може часто пропонувати користувачу речі, які модель помилково вважає сумісними. Високе значення Precision означає, що запропоновані моделлю сумісні пари мають більшу ймовірність бути стилістично правильними. Тобто ця метрика відповідає за “чистоту” рекомендацій і зменшення кількості хибних поєднань.

Метрика Recall характеризує здатність моделі знаходити всі реально сумісні пари елементів гардероба.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.13)$$

У програмній реалізації Recall показує, яку частку всіх сумісних пар модель змогла правильно виявити. Якщо Recall є високим, це означає, що модель рідко пропускає хороші поєднання одягу. Якщо ж Recall низький, система може не рекомендувати частину речей, які насправді добре поєднуються між собою. Для задачі формування рекомендацій Recall є важливим показником, оскільки він впливає на повноту списку потенційно сумісних варіантів. Високий Recall дозволяє системі знаходити більше можливих комбінацій, що є корисним для користувача.

Оскільки Precision та Recall оцінюють різні сторони роботи моделі, для їх узагальнення використовується метрика F1-score.

$$F1 = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (2.14)$$

F1-score є гармонічним середнім між Precision та Recall. У контексті розробленої програми ця метрика показує, наскільки збалансовано модель одночасно формує точні рекомендації та знаходить більшість сумісних пар. Якщо Precision високий, але Recall низький, модель пропонує мало помилкових рекомендацій, але водночас пропускає багато хороших поєднань. Якщо Recall високий, але Precision низький, модель знаходить багато сумісних пар, але разом із ними може пропонувати значну кількість неправильних комбінацій. Саме тому F1-score є важливою метрикою для узагальненого оцінювання якості роботи моделі.

Для оцінювання здатності моделі відокремлювати сумісні пари від несумісних незалежно від конкретного порогу класифікації використовується ROC-крива та метрика AUC. ROC-крива показує, як змінюється співвідношення між правильно визначеними сумісними парами та хибнопозитивними

спрацюваннями при різних значеннях порогу. Метрика AUC характеризує площу під ROC-кривою. Значення AUC, близьке до 1, свідчить про високу здатність моделі розрізняти сумісні та несумісні пари. Значення $AUC = 0,5$ відповідає випадковому вгадуванню. У задачі оцінювання візуальної сумісності AUC є особливо важливою, оскільки вона показує, наскільки добре модель розділяє два класи у просторі оцінок сумісності.

Таким чином, використання метрик Accuracy, Precision, Recall, F1-score та AUC дозволяє комплексно оцінити ефективність запропонованої моделі. Accuracy відображає загальну якість класифікації, Precision характеризує точність рекомендацій, Recall здатність знаходити сумісні поєднання, F1-score показує баланс між точністю та повнотою, а AUC дозволяє оцінити здатність моделі розділяти сумісні та несумісні пари незалежно від вибраного порогу класифікації.

2.6 Висновки до розділу 2

Отже, у розділі було виконано проєктування методу оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та формування рекомендацій на основі нейронних мереж. Проведено формалізацію задачі, визначено структуру вхідних та вихідних даних системи, а також сформовано загальну послідовність етапів обробки інформації.

У межах проєктування методу розроблено структурну схему обробки даних, яка включає попередню обробку зображень, екстракцію візуальних ознак, формування векторів ознак, оцінювання сумісності у латентному просторі та ранжування рекомендацій. Визначено основні етапи функціонування системи та логіку взаємодії між окремими компонентами моделі.

Також обґрунтовано вибір архітектури ResNet50 як базової згорткової нейронної мережі для екстракції високорівневих візуальних ознак. Також спроектовано архітектуру сіамської нейронної мережі зі спільними вагами, яка дозволяє формувати вектори елементів гардероба та виконувати оцінювання їх

стилістичної сумісності на основі навченого класифікатора у латентному просторі ознак.

Додатково було формалізовано математичний підхід оцінювання сумісності, визначено спосіб обчислення поелементної різниці між векторами ознак та описано використання Binary Cross-Entropy Loss для навчання моделі. Обґрунтовано механізм класифікації пар елементів гардероба на сумісні та несумісні за допомогою навченого класифікаційного модуля.

У процесі підготовки даних проаналізовано структуру датасету, виконано формування навчальних, валідаційних та тестових підмножин, а також реалізовано генерацію позитивних і негативних пар для навчання сіамської нейронної мережі. Окремо описано процедури попередньої обробки зображень та аугментації даних для підвищення узагальнюючої здатності моделі.

Крім цього, визначено систему метрик для подальшого оцінювання ефективності моделі, зокрема Accuracy, Precision, Recall, F1-score та AUC. Розглянуті метрики дозволяють комплексно оцінювати якість класифікації сумісних і несумісних пар, а також ефективність рекомендаційної підсистеми.

Розділ 3 Програмна реалізація та експериментальне дослідження методу

3.1 Засоби програмної реалізації та архітектура застосунку

Для практичного підтвердження працездатності розробленого методу оцінювання візуальної сумісності елементів одягу створено програмний прототип у вигляді веб-застосунку. Прототип слугує експериментальним інструментом для проведення досліджень та демонстрації результатів роботи методу в умовах реального використання.

Обґрунтування технологічного стеку. Вибір засобів реалізації здійснювався з урахуванням специфіки задачі глибокого навчання та необхідності побудови інтерактивного веб-інтерфейсу. Як основну мову програмування обрано Python 3.10 завдяки розвиненій екосистемі бібліотек комп'ютерного зору, машинного навчання та обробки даних [26]. Для побудови, навчання та виконання нейромережевої моделі використано бібліотеку глибокого навчання PyTorch [27], яка забезпечує ефективне керування тензорними обчисленнями, підтримку GPU-прискорення та зручний інтерфейс для визначення архітектур нейронних мереж. Серверну частину реалізовано на мікрофреймворку Flask, обраному за його легковагість, мінімальну кількість залежностей та достатню функціональність для організації REST API [28]. Клієнтську частину побудовано засобами HTML5, CSS3 та JavaScript без залучення зовнішніх фреймворків, що зменшує складність розгортання [29]. Навчання моделі виконувалось на платформі Google Colaboratory [30] з використанням графічного прискорювача NVIDIA Tesla T4 [31].

Розроблений веб-застосунок забезпечує завантаження користувачем двох зображень елементів гардероба, їх автоматичну обробку та передавання до нейромережевої моделі для аналізу. Результатом роботи системи є кількісна оцінка візуальної сумісності у відсотках, а також текстова інтерпретація отриманого результату. Такий підхід дозволяє наочно продемонструвати

можливості розробленого методу та забезпечує зручний інтерфейс взаємодії користувача з системою рекомендацій.

Структуру програмних модулів розробленого прототипу наведено у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Структура програмних модулів

Модуль, файл	Призначення	Технології
app.py	Серверна логіка, REST API, ініціалізація моделі	Python, Flask
SiameseClassifier	Клас архітектури сіамської нейронної мережі	PyTorch
build_index.py	Побудова індексу бази гардероба для Top-K рекомендацій	Python, PyTorch
templates/index.html	Інтерфейс режиму оцінювання сумісності пари	HTML5, CSS3, JS
templates/recommend.html	Інтерфейс режиму Top-K рекомендацій	HTML5, CSS3, JS
static/css/style.css	Стилізація інтерфейсу користувача	CSS3
models.pth	Збережені ваги навченої моделі	PyTorch

Інженерний опис архітектури бекенду та конвеєра інференсу. Серверна частина застосунку містить два основні режими роботи. Перший режим приймає два зображення елементів одягу та повертає оцінку їхньої сумісності. Другий режим приймає одне зображення-запит та повертає Top-K найбільш сумісних елементів із попередньо проіндексованої бази даних гардероба. Обидва режими використовують спільну модель SiameseClassifier. Послідовність етапів обробки даних у структурі інференсу наведено на рисунку 3.1.

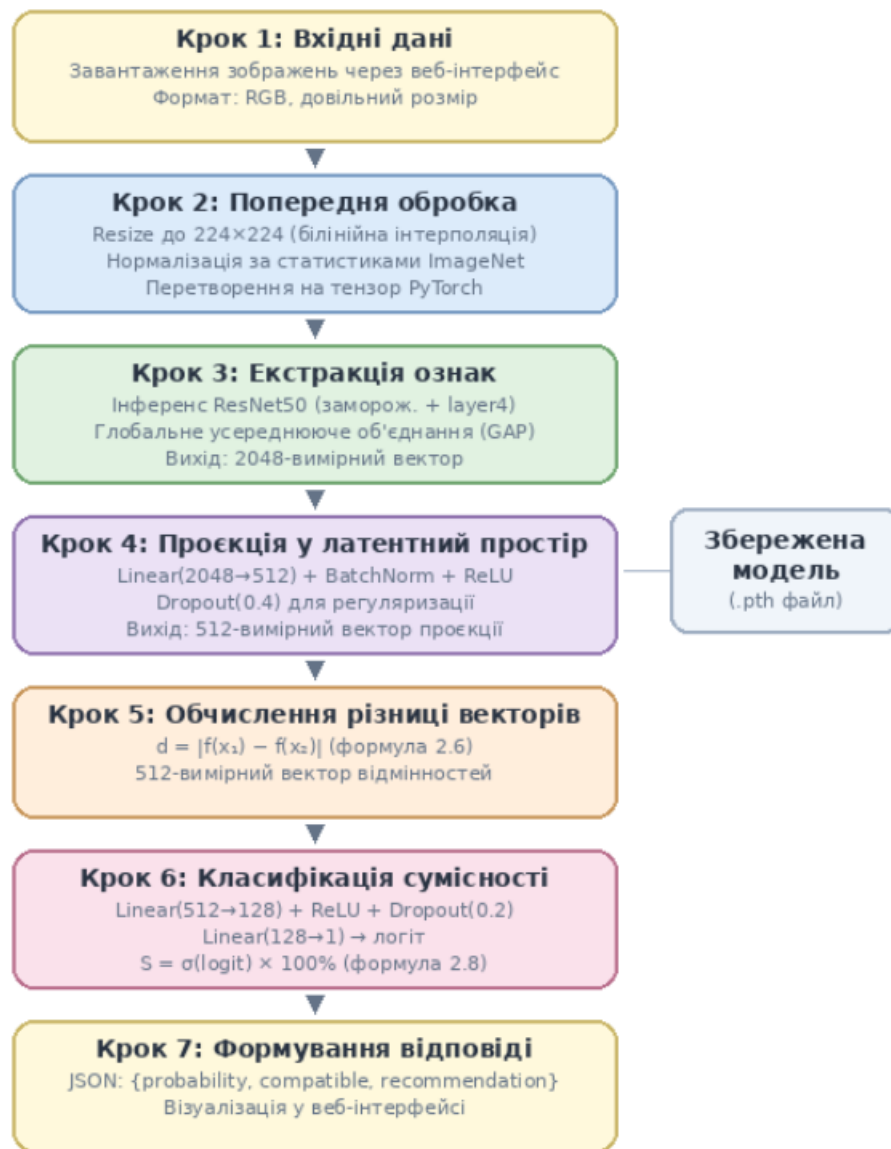


Рисунок 3.1 – Структура інференсу вебзастосунку

Структура інференсу розробленого вебзастосунку складається з семи послідовних кроків, що забезпечують повний цикл обробки зображень від їх завантаження до формування підсумкової оцінки сумісності.

Процес розпочинається з отримання вхідних даних від користувача через вебінтерфейс застосунку. Клієнтська частина формує асинхронний POST-запит, у якому зображення передаються на сервер. Серверна частина виконує валідацію отриманих файлів, перевіряючи їх наявність та коректність формату, що забезпечує стійкість системи до некоректних запитів.

Після успішної валідації виконується попередня обробка зображень, метою якої є приведення вхідних даних до формату, який очікує нейронна мережа. Зображення довільного розміру масштабуються до фіксованого розміру 224×224

пікселі методом білінійної інтерполяції, що зберігає візуальні деталі. Піксельні значення кожного колірної каналу нормалізуються з використанням статистичних параметрів датасету ImageNet (середнє $[0.485, 0.456, 0.406]$, стандартне відхилення $[0.229, 0.224, 0.225]$). Така нормалізація забезпечує узгодженість вхідних даних із розподілом, на якому була попередньо навчена мережа ResNet50, що є необхідною умовою для коректної роботи моделі.

На етапі екстракції ознак підготовлені тензори подаються на вхід згорткової мережі ResNet50, яка виконує ієрархічне виділення візуальних характеристик. Перші шари мережі розпізнають базові елементи зображення, зокрема краї та градієнти, тоді як глибші шари формують високорівневі абстрактні ознаки, що відповідають фасону, текстурі та стилю елемента одягу. На виході мережі операція глобального усереднюючого об'єднання перетворює просторову карту ознак у компактний 2048-вимірний вектор.

Далі отриманий вектор надходить до проєкційного модуля, який стискає 2048-вимірне представлення до компактного 512-вимірного латентного простору. Стиснення здійснюється за допомогою повнозв'язного шару з пакетною нормалізацією, нелінійною функцією активації ReLU та регуляризацією Dropout з коефіцієнтом 0.4. Таке перетворення дозволяє усунути надлишкову інформацію та сконцентрувати найбільш релевантні для задачі оцінювання сумісності ознаки.

Після формування 512-вимірних проєкцій для обох елементів одягу виконується обчислення поелементної абсолютної різниці між отриманими векторами відповідно до формули (2.6). Результатом є 512-вимірний вектор відмінностей, який кодує інформацію про ступінь розбіжності візуальних характеристик двох елементів гардероба.

На етапі класифікації вектор відмінностей подається до навченого класифікатора, що складається з двох повнозв'язних шарів із проміжною нелінійністю. Класифікатор формує скалярний логіт, який сигмоїдна функція активації перетворює у ймовірність сумісності. Отримане значення масштабується до відсоткової оцінки S відповідно до формули (2.8), де значення,

близькі до 100%, відповідають високому рівню візуальної сумісності, а значення, близькі до 0%, свідчать про стилістичну невідповідність елементів.

На завершальному етапі сформована оцінка разом із текстовою рекомендацією повертається клієнтській частині у вигляді JSON-відповіді. Інтерфейс візуалізує результат за допомогою числового показника, графічного індикатора та текстової інтерпретації одного з рівнів сумісності: високий, середній або низький.

Для режиму рекомендацій попередньо виконується індексація бази гардероба, тобто для кожного елемента обчислюється та зберігається 512-вимірний вектор проєкції. При надходженні запиту система обчислює проєкцію для зображення-запиту, після чого для кожного елемента бази через класифікаційний модуль визначається оцінка сумісності. Результати ранжуються за спаданням і Top-K найкращих повертаються користувачу. Модель завантажується одноразово під час запуску сервера та зберігається у пам'яті у режимі оцінювання, що вимикає шари Dropout та забезпечує детерміновані результати інференсу.

3.2 Підготовка даних та навчання моделей

Для проведення експериментальних досліджень використано датасет Polyvore, на основі якого сформовано навчальну, валідаційну та тестову вибірки. Після виконання попередньої обробки даних та генерації позитивних і негативних пар елементів гардероба було сформовано 35 000 пар для навчання моделі, 6 000 пар для валідації та 6 000 пар для фінального тестування. Такий розподіл забезпечує можливість навчання моделі, контролю процесу узагальнення та об'єктивного оцінювання якості отриманих результатів. Сформовані вибірки містять збалансовану кількість сумісних та несумісних пар, що забезпечує коректне навчання моделі. У підрозділі розглянуто практичну реалізацію етапів підготовки даних, формування навчальних пар та навчання сіамської нейронної мережі на базі архітектури ResNet50.

3.2.1 Формування навчальної вибірки та балансування класів

Для навчання сіамської мережі із елементів датасету Polyvore програмно сформовано позитивні та негативні пари зображень. На першому етапі виконувалось зчитування метаданих усіх елементів та нормалізація їхніх семантичних категорій до п'яти базових класів: tops (верхній одяг), bottoms (штани, спідниці), shoes (взуття), all-body (сукні, комбінезони) та outerwear (куртки, пальто).

Для навчання відбирались лише пари, що відповідають логічно допустимим категоріальним комбінаціям:

- tops + bottoms;
- all-body + shoes;
- outerwear + bottoms.

Зазначене обмеження категоріальних комбінацій застосовувалось виключно на етапі формування навчальної вибірки для забезпечення семантичної коректності навчальних прикладів. На етапі інференсу застосунок не обмежує вибір користувача та приймає для аналізу довільні пари зображень елементів одягу.

Позитивні пари ($y = 1$) формувались із елементів одного реального образу, тобто, для кожного образу генерувались усі можливі комбінації елементів дозволених категорій. Оскільки ці елементи були підібрані реальними користувачами як стилістично гармонійне поєднання, вони вважаються сумісними.

Негативні пари ($y = 0$) генерувались методом згладженого семплювання. Основна ідея полягає у тому, що 85% негативних пар формуються із елементів різних образів несумісних категорій, тоді як 15% із допустимих категоріальних комбінацій різних образів. Останні створюють «складні» негативні приклади, які змушують модель навчатися саме стилістичним відмінностям, а не лише категоріальним відмінностям між елементами.

Приклади згенерованих пар трьох типів наведено на рисунку 3.2.

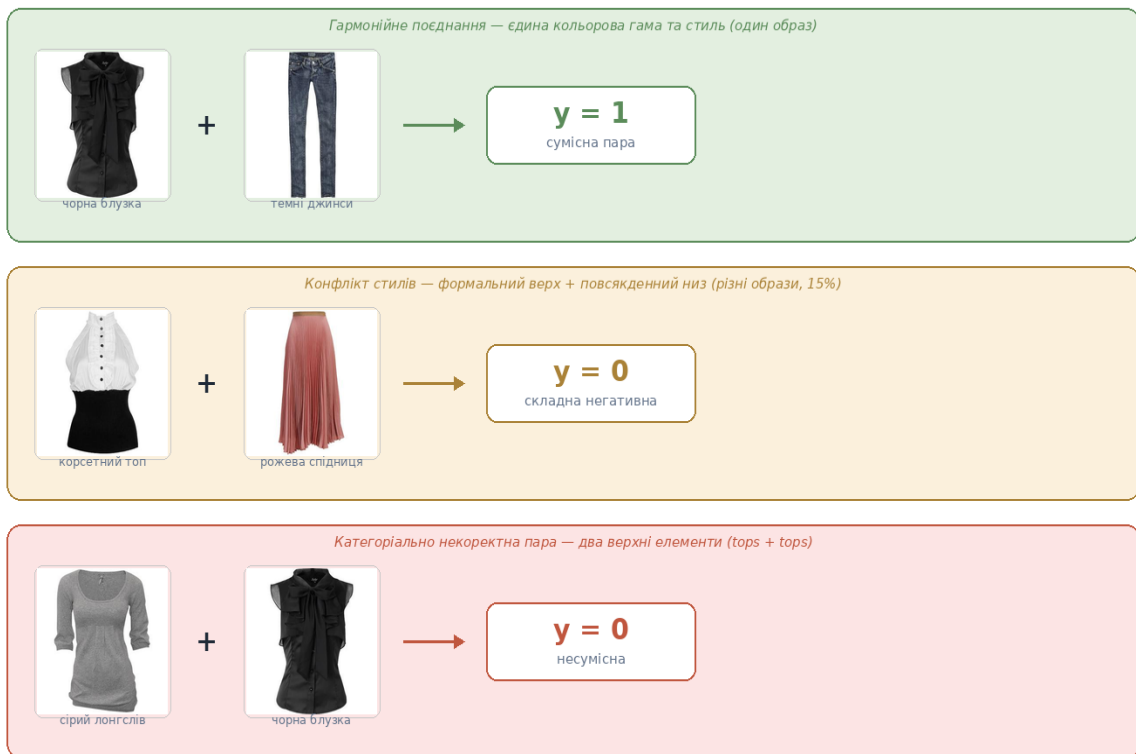


Рисунок 3.2 – Приклад згенерованих навчальних пар

Гармонійна пара з єдиною кольоровою гамою $y = 1$, складна негативна пара з конфліктом стилів при допустимих категоріях $y = 0$ та категоріально некоректна пара з двох елементів однієї категорії $y = 0$. Складні негативні пари (15%) є найважливішими для навчання, оскільки саме вони змушують модель вловлювати тонкі стилістичні відмінності між елементами, а не лише розрізняти категорії. Якщо їхні категорії утворюють допустиму пару, з ймовірністю 85% пара відхиляється, таким чином лише 15% негативних пар є стилістично несумісні, але категоріально допустимі.

Для забезпечення збалансованості класів виконувалось рівномірне підсемплювання, кількість позитивних та негативних пар вирівнювалась у кожній підмножині.

Аугментація застосовувалась виключно до навчальної підмножини та включала, випадкове горизонтальне відображення (ймовірність 0.5), поворот до $\pm 15^\circ$ та незначні зміни яскравості і контрасту (коефіцієнт 0.15). Валідаційна та тестова підмножини оброблялись лише стандартизацією без додаткових перетворень.

3.2.2 Оцінка процесу навчання сіамської нейронної мережі

Навчання зв'язків ResNet50, проєкційного модуля та класифікатора з використанням функції втрат Binary Cross-Entropy (формула 2.7) проводилось протягом 5 епох на платформі Google Colaboratory з використанням графічного прискорювача NVIDIA Tesla T4. Застосовано оптимізатор AdamW із параметром регуляризації ваг 0.01 та диференційованими швидкостями навчання: 3×10^{-6} для параметрів мережі екстракції ознак та 1×10^{-4} для параметрів проєкційного модуля і класифікатора. Такий підхід дозволяє зберегти попередньо навчені загальні візуальні ознаки ResNet50, ефективно адаптуючи лише класифікаційні шари до специфічної задачі оцінювання сумісності одягу. Для поступового зниження швидкості навчання застосовано планувальник CosineAnnealingLR, який забезпечує плавне зменшення кроку оптимізації протягом усіх епох навчання. Розмір навчального пакету становив 32 пари зображень.

Для запобігання перенавчанню використано регуляризацію Dropout з коефіцієнтом 0.4 у проєкційному модулі та 0.2 у класифікаторі. Під час тренування Dropout випадково вимикає відповідну частку нейронів, що ускладнює задачу для мережі та стимулює формування більш стійких ознакових представлень. Додатково виконувалось обрізання норми градієнтів зі значенням 1.0 для стабілізації процесу навчання та запобігання вибуху градієнтів. Перші шари мережі екстракції ознак залишались замороженими протягом усього навчання, оскільки вони відповідають за виділення загальних низькорівневих візуальних ознак (краї, градієнти, текстури), які є універсальними для різних задач комп'ютерного зору. Навчальним залишався лише четвертий блок згорткових шарів, що дозволяє адаптувати високорівневі ознаки під специфіку задачі оцінювання сумісності одягу. Кількість епох навчання обумовлена використанням стратегії перенесення навчання, мережа ResNet50 попередньо навчена на 1.2 мільйона зображень датасету ImageNet і вже містить потужні візуальні ознаки, що потребують лише адаптації до цільового домену. За таких умов для досягнення збіжності достатньо невеликої кількості епох. Крім того,

реалізовано механізм раннього зупинення зі збереженням контрольної точки моделі з найменшим значенням валідаційної функції втрат, що забезпечує автоматичний вибір оптимального стану мережі. Під час навчання здійснювався моніторинг значень функції втрат на навчальній та валідаційній вибірках. Аналіз динаміки функції втрат дозволяє оцінити швидкість збіжності моделі, стабільність процесу навчання та наявність ознак перенавчання. Зменшення значень втрат на обох вибірках свідчить про успішне формування моделлю узагальнених закономірностей візуальної сумісності елементів одягу. Динаміку зміни функції втрат на навчальній та валідаційній підмножинах протягом 5 епох навчання наведено на рисунку 3.3.

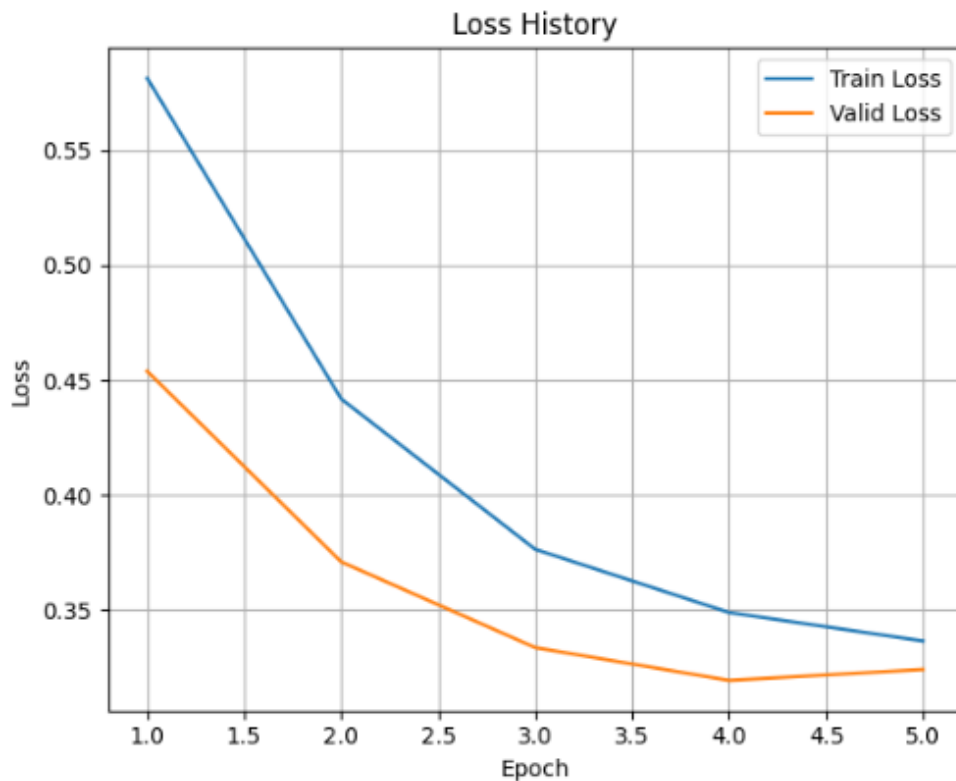


Рисунок 3.3 – Графік функції втрат по епохах

Протягом перших епох спостерігається суттєве зменшення значень функції втрат як на навчальній, так і на валідаційній вибірках. Значення Train Loss демонструє монотонне зниження з 0.5814 до 0.3365, що підтверджує успішну оптимізацію параметрів моделі. Найнижче значення валідаційної функції втрат (0.3193) досягнуто на 4-й епісі, після чого на 5-й епісі відбулось незначне зростання до 0.3241. Це зростання є першою ознакою перенавчання та

підтверджує доцільність механізму раннього зупинення зі збереженням найкращої моделі саме з 4-ї епохи.

Характерною особливістю є те, що Valid Loss протягом усіх епох залишається нижчим за Train Loss. Це пояснюється наявністю шарів Dropout (0.4 та 0.2), які активні лише під час навчання і випадково вимикають частину нейронів. Під час валідації Dropout відключений, тому мережа використовує усі нейрони, що призводить до нижчого значення функції втрат. Дана поведінка є очікуваною і не свідчить про помилку у процесі навчання.

Кількість епох навчання обумовлена використанням стратегії перенесення навчання. Базова згортова нейронна мережа ResNet50 попередньо навчена на зображеннях датасету ImageNet і вже містить інформативні візуальні ознаки, що потребують лише адаптації до задачі оцінювання сумісності одягу. За таких умов для досягнення збіжності моделі достатньо невеликої кількості епох, що підтверджується динамікою функції втрат. Оскільки мінімальне значення Valid Loss було досягнуто на 4-й епосі (0.3193), саме модель, збережена після четвертої епохи навчання, була обрана як найкраща та використана для подальшого тестування на незалежній тестовій вибірці. Для наочності динаміку функції втрат наведено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Динаміка функції втрат у процесі навчання

Епоха	Train Loss	Valid Loss
1	0.5814	0.4539
2	0.4419	0.3709
3	0.3764	0.3336
4	0.3489	0.3193
5	0.3365	0.3241

Таким чином, проведене навчання підтвердило ефективність обраної архітектури та параметрів оптимізації для задачі оцінювання візуальної сумісності одягу. Мінімальне значення функції втрат на валідаційній вибірці було досягнуто на четвертій епосі, що свідчить про найкращу узагальнювальну здатність моделі

саме на цьому етапі навчання. Відповідно, модель четвертої епохи була використана для подальшого тестування на незалежній тестовій вибірці та визначення підсумкових показників якості.

3.3 Тестування методу та оцінка результатів оцінювання сумісності

Тестування розробленого методу проводилось на відкладеній тестовій вибірці з 6 000 пар елементів одягу, що містить 3 000 сумісних та 3 000 несумісних пар. Жодна з цих пар не використовувалась у процесі навчання та валідації, що забезпечує об'єктивність оцінювання узагальнюючої здатності моделі. Для проведення інференсу завантажувались ваги моделі, збережені на четвертій епосі навчання як контрольна точка з мінімальним значенням валідаційної функції втрат (0.3193). Модель переводилась у режим оцінювання, у якому шари Dropout вимикаються та забезпечуються детерміновані результати обчислень.

Для кожної пари тестової вибірки модель обчислювала 512-вимірні вектори проєкцій обох елементів одягу, визначала їхню поелементну різницю відповідно до формули (2.6) та передавала отриманий вектор відмінностей до класифікатора. На виході сигмоїдна функція перетворювала логіт класифікатора у ймовірність сумісності відповідно до формули (2.8). Таким чином, для кожної пари формувалось числове значення у діапазоні від 0 до 1, де значення, близькі до 1, відповідають високій сумісності, а близькі до 0 це низькій.

Оптимальний поріг класифікації визначався перебором значень ймовірності у діапазоні [0.30; 0.70] з кроком 0.01. Критерієм вибору порогу було максимальне значення метрики F1-score за умови збереження Precision > 0.79 та Accuracy > 0.79, що гарантує збалансованість між точністю рекомендацій та повнотою виявлення сумісних пар. В результаті оптимальним визначено поріг 0.48, що відрізняється від стандартного значення 0.50 та свідчить про незначне зміщення розподілу ймовірностей у бік позитивного класу.

Здатність моделі розрізняти сумісні та несумісні пари незалежно від обраного порогу класифікації ілюструє ROC-крива, наведена на рисунку 3.4.

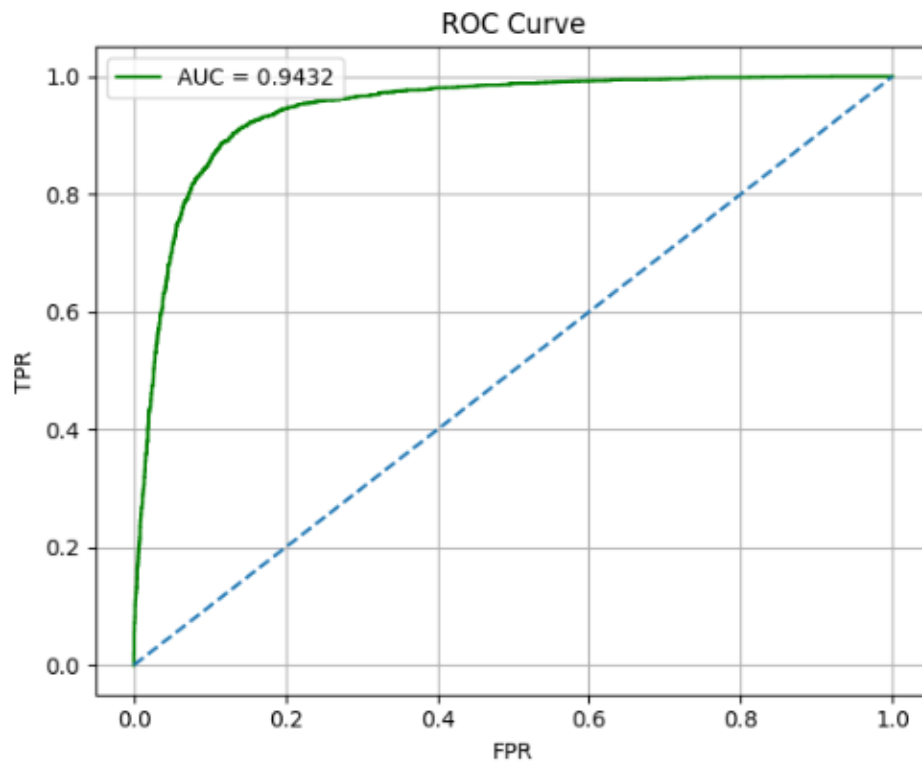


Рисунок 3.4 – ROC-крива моделі на тестовій вибірці

ROC-крива демонструє відмінну розрізняльну здатність моделі, площа під кривою $AUC = 0.9432$. Крива різко наближається до верхнього лівого кута вже за малих значень частки хибнопозитивних спрацювань, що свідчить про високу чутливість моделі при низькому рівні помилкових рекомендацій. Це означає, що модель здатна правильно виявляти переважну більшість сумісних пар, при цьому лише незначна частина несумісних поєднань помилково класифікується як сумісні. Значення AUC , що суттєво перевищує 0.5 (рівень випадкового вгадування) та наближається до 1.0, підтверджує здатність навченого класифікатора ефективно розділяти два класи. Для задачі оцінювання візуальної сумісності одягу, де межа між гармонійним та негармонійним поєднанням є суб'єктивною, досягнуте значення AUC свідчить про те, що модель успішно засвоїла стилістичні закономірності з навчальних даних.

Детальні результати класифікації на тестовій вибірці за оптимальним порогом 0.48 узагальнено у матриці помилок на рисунку 3.5. Матриця помилок дозволяє оцінити розподіл правильних та хибних прогнозів моделі окремо для кожного класу, що є важливим доповненням до агрегованих метрик, оскільки надає детальну інформацію про характер помилок класифікатора.

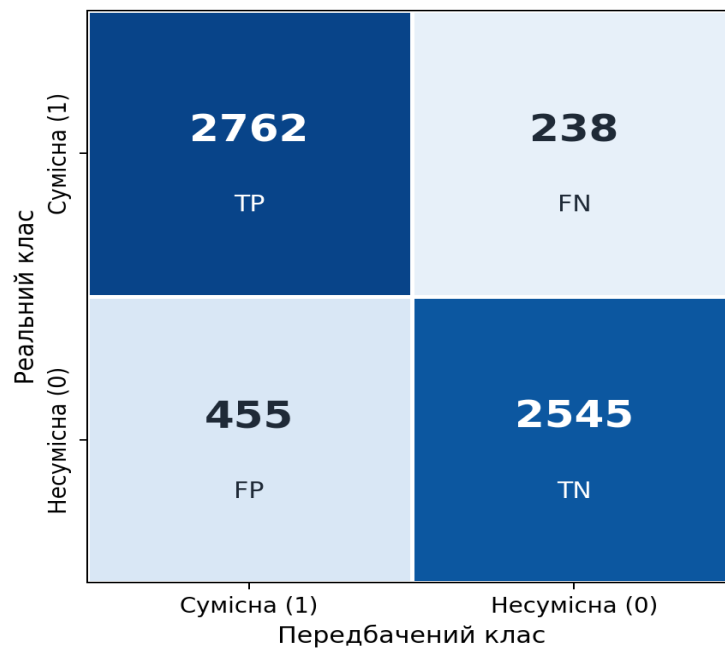


Рисунок 3.5 – Матриця помилок на тестовій вибірці

З матриці помилок видно, що з 3 000 реально сумісних пар модель правильно розпізнала 2 762 та помилково відхилила лише 238. З 3 000 несумісних пар правильно відхилено 2 545 при 455 хибнопозитивних спрацюваннях. Модель демонструє вищу чутливість саме до сумісних пар ($Recall = 0.9207$), що є прийнятною характеристикою для рекомендаційної системи, пропуск справді гармонійного поєднання є більш критичною помилкою для користувача, ніж зайва рекомендація, яку він може самостійно відхилити.

Підсумкові метрики ефективності розробленого методу на тестовій вибірці наведено у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Підсумкові метрики ефективності методу на тестовій вибірці

Метрика	Значення	Інтерпретація
Accuracy	0.8845	88.45% пар класифіковано правильно
Precision	0.8586	85.86% рекомендацій є коректними
Recall	0.9207	92.07% сумісних пар виявлено моделлю
F1-score	0.8885	Баланс між точністю та повнотою
AUC (ROC)	0.9432	Відмінна розрізняльна здатність моделі

Отримані результати підтверджують ефективність запропонованого методу. Значення $AUC = 0.9432$ свідчить про відмінну здатність навченого класифікатора розділяти сумісні та несумісні пари елементів одягу. Показники $Accuracy = 88.45\%$ та $F1-score = 88.85\%$ демонструють високу загальну якість класифікації та збалансованість між точністю рекомендацій і повнотою виявлення сумісних пар.

3.4 Практична апробація методу та генерація рекомендацій

Для підтвердження практичної застосовності розробленого методу проведено апробацію веб-застосунку на реальних зображеннях елементів одягу, що не входили до навчальної вибірки. На рисунку 3.6 представлено комбінований рисунок, що демонструє повний шлях обробки запиту системою від завантаження зображень до формування результату.

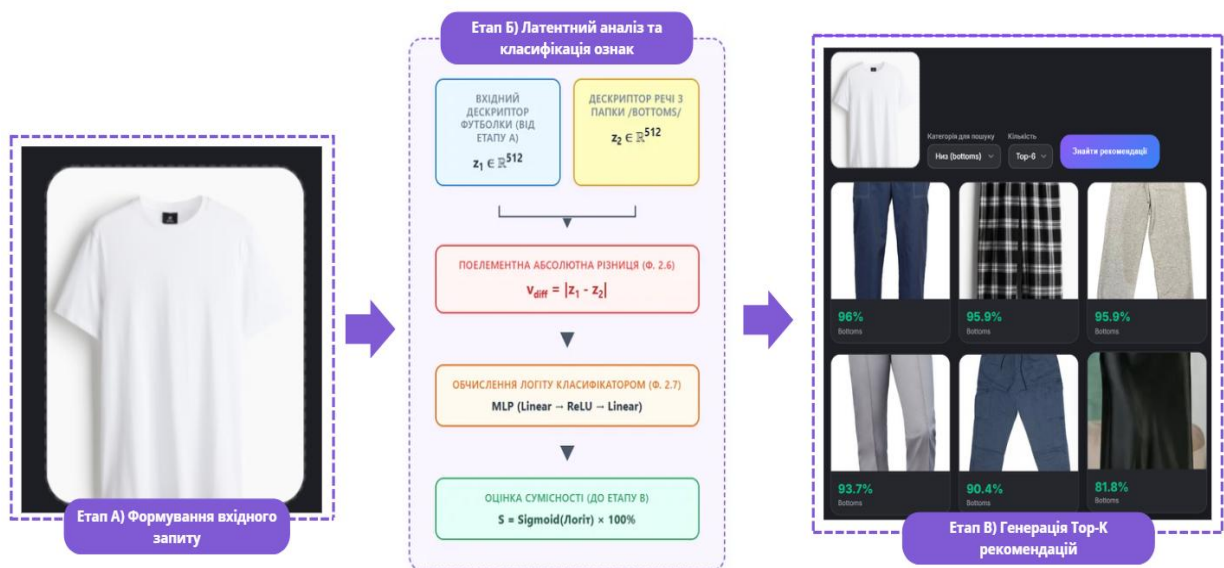


Рисунок 3.6 – Етапи обробки запиту та генерації оцінки сумісності

Етап А. Формування вхідного запиту. Користувач взаємодіє з вебзастосунком та обирає один із доступних режимів роботи системи. У режимі попарного аналізу завантажуються два зображення елементів гардероба для безпосереднього оцінювання їхньої сумісності. У режимі генерації рекомендацій користувач завантажує одне зображення та обирає категорію одягу, серед якої необхідно виконати пошук найбільш сумісних елементів.

Етап Б. Латентний аналіз та оцінювання сумісності. Після отримання вхідних зображень серверна частина виконує їх попередню обробку, що включає зміну розміру до 224×224 пікселів та нормалізацію відповідно до статистичних параметрів набору даних ImageNet. Далі зображення проходять через мережу ResNet50 зі спільними вагами, у результаті чого формуються вектори ознак. Отримані представлення додатково обробляються проєкційним модулем та відображаються у 512-вимірний латентний простір. Для оцінювання рівня сумісності між елементами гардероба обчислюється поелементна абсолютна різниця між векторами ознак відповідно до формули (2.6). Сформований вектор надходить до класифікаційного блоку, який визначає ступінь сумісності між елементами одягу. Отримане значення логіту перетворюється сигмоїдною функцією активації у ймовірність сумісності p , після чого масштабується до відсоткової оцінки S відповідно до формули (2.8).

Етап В. Формування результату та рекомендацій. У режимі попарного аналізу система повертає користувачеві відсоткову оцінку сумісності двох завантажених елементів гардероба, відображає її за допомогою графічного індикатора та формує текстову рекомендацію щодо доцільності такого поєднання. У режимі Тор-К рекомендацій завантажений елемент одягу порівнюється з набором речей обраної категорії з внутрішньої бази даних. Для кожної пари обчислюється оцінка сумісності, після чого результати сортуються за спаданням отриманого значення. Користувачеві відображається перелік найбільш сумісних елементів одягу, які можуть бути використані для формування образу.

Окрім режиму генерації Тор-К рекомендацій, розроблений вебзастосунок підтримує режим прямого оцінювання візуальної сумісності елементів гардероба. У цьому режимі користувач завантажує два зображення речей, після чого система визначає рівень їхньої сумісності та відображає результат у відсотковому вигляді разом із текстовою рекомендацією.

Приклад роботи інтерфейсу в режимі попарного аналізу сумісності наведено на рисунку 3.7.

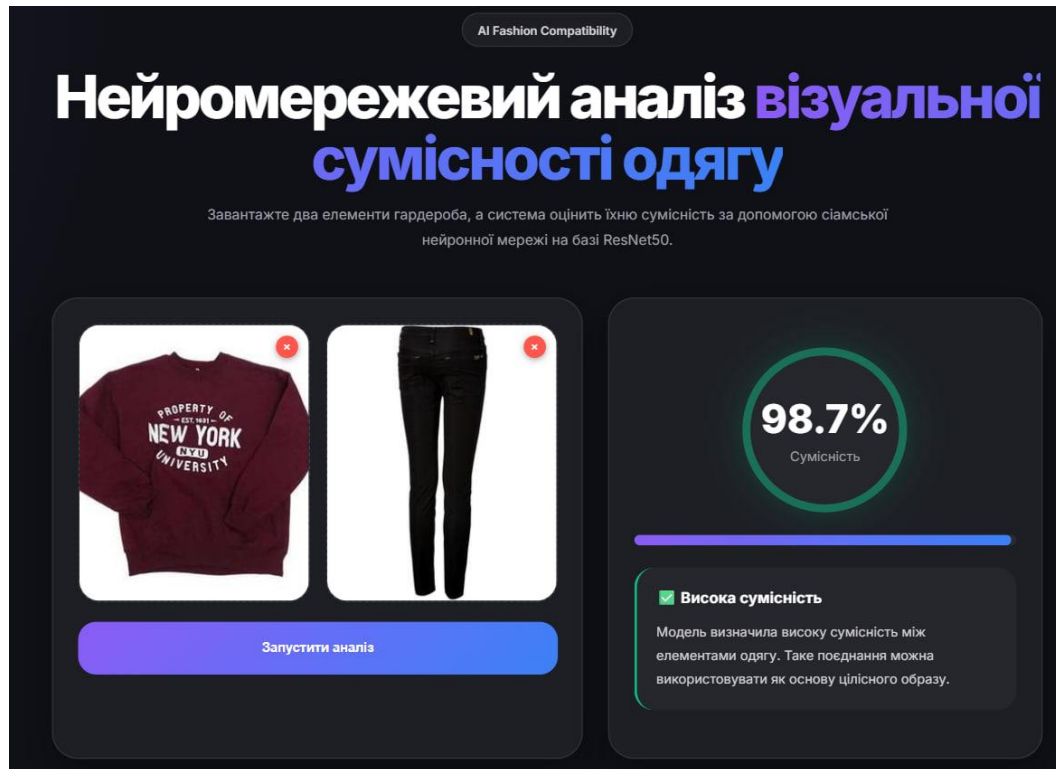


Рисунок 3.7 – Інтерфейс користувача у режимі нейромережевого аналізу попарної сумісності елементів одягу

Таким чином, розроблений програмний прототип забезпечує два сценарії використання: безпосереднє оцінювання сумісності пари елементів одягу та формування Топ-К рекомендацій на основі завантаженого користувачем елемента гардероба. Це підтверджує практичну працездатність запропонованого методу та можливість його використання для підтримки прийняття рішень під час формування гармонійних комплектів одягу.

3.5 Висновки до розділу 3

У третьому розділі виконано програмну реалізацію та проведено експериментальне дослідження розробленого методу оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та формування рекомендацій.

Програмно реалізовано експериментальний вебзастосунок, що складається з серверної частини на основі фреймворку Flask з двома режимами роботи (оцінювання пари та Топ-К рекомендації), нейромережевого модуля SiameseClassifier на базі PyTorch та клієнтського інтерфейсу.

Застосунок забезпечує повний цикл обробки запиту, від завантаження зображень через препроцесинг та інференс моделі до формування JSON-відповіді з числовою оцінкою та текстовою рекомендацією одного з трьох рівнів сумісності.

У процесі підготовки навчальних даних програмно сформовано збалансовану вибірку з 47 000 пар елементів одягу (35 000 навчальних, 6 000 валідаційних, 6 000 тестових) із рівним співвідношенням позитивних та негативних прикладів. Реалізовано алгоритм згладженого семплювання, що генерує 15% «складних» негативних прикладів із допустимих категоріальних комбінацій різних образів для підвищення узагальнюючої здатності моделі.

Проведено навчання сіамської нейронної мережі на базі архітектури ResNet50 з використанням функції втрат Binary Cross-Entropy. Аналіз графіку функції втрат підтвердив відсутність перенавчання, що зумовило збереження найкращої моделі.

На тестовій вибірці з 6 000 пар досягнуто такі фінальні метрики ефективності, це Accuracy – 88.45%, Precision – 85.86%, Recall – 92.07%, F1-score – 88.85%, AUC – 0.9432. Матриця помилок продемонструвала, що модель правильно класифікувала 2 762 з 3 000 сумісних пар та 2 545 з 3 000 несумісних, що підтверджує ефективність запропонованого методу.

Практичну працездатність методу підтверджено під час апробації на реальних зображеннях поза межами навчальної вибірки, що відповідає загальноприйнятим стилістичним нормам та підтверджує практичну застосовність розробленого методу.

Загальні висновки

У результаті виконання кваліфікаційної роботи бакалавра досягнуто поставлену мету – підвищення точності оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та автоматизацію надання рекомендацій шляхом розроблення відповідного методу з використанням нейронних мереж. Усі поставлені завдання дослідження успішно виконано.

Проведено комплексний аналіз предметної області, у результаті якого визначено ключові критерії візуальної сумісності елементів гардероба це колірну гармонію, структурну та геометричну відповідність, категоріальну логіку та семантичну узгодженість. Здійснено огляд сучасних методів комп'ютерного зору, що застосовуються для розв'язання подібних задач, зокрема евристичних підходів, згорткових нейронних мереж, методів навчання метрик та графових моделей. Проаналізовано актуальні наукові публікації та існуючі програмні аналоги, що підтвердило відсутність на ринку рішень із повноцінним нейромережевим модулем автоматичного оцінювання візуальної сумісності.

Спроектовано та формалізовано метод оцінювання візуальної сумісності, що складається з чотирьох послідовних етапів: попередня обробка та нормалізація вхідних зображень, екстракція високорівневих візуальних ознак за допомогою згорткової мережі ResNet50, обчислення поелементної різниці 512-вимірних векторних представлень елементів та класифікація отриманого вектора відмінностей навченим класифікатором із сигмоїдною функцією активації. Обґрунтовано вибір архітектури сіамської нейронної мережі зі спільними вагами для забезпечення симетричності оцінювання та функції втрат Binary Cross-Entropy для навчання бінарного класифікатора.

Підготовлено набори даних на основі датасету Polyvore та реалізовано програмний прототип запропонованого методу. Сформовано збалансовану вибірку обсягом 47 000 пар елементів одягу із застосуванням алгоритму згладженого семплювання, що забезпечує наявність 15% стилістично складних негативних прикладів для підвищення узагальнюючої здатності моделі.

Програмну реалізацію виконано у вигляді веб-застосунку на основі мови Python, бібліотеки PyTorch та фреймворку Flask, який підтримує два режими роботи: оцінювання сумісності заданої пари елементів та формування ранжованих Top-K рекомендацій із бази гардероба.

Проведено експериментальне дослідження ефективності розробленого методу. Навчання моделі здійснювалось протягом п'яти епох із використанням стратегії перенесення навчання; найкращий стан моделі збережено на четвертій епосі за критерієм мінімального значення валідаційної функції втрат. Тестування на відкладеній вибірці з 6 000 пар підтвердило високу ефективність методу: Accuracy становить 88,45%, Precision – 85,86%, Recall – 92,07%, F1-score – 88,85%, а значення AUC досягає 94,32%. Практична апробація на реальних зображеннях продемонструвала здатність системи коректно диференціювати рівні сумісності: 98,7% для стилістично гармонійного поєднання та 68,3% для елементів із конфліктуючими візуальними патернами.

Таким чином, розроблений метод забезпечує повний цикл оцінювання візуальної сумісності елементів одягу від прийому вхідних зображень до формування кількісної оцінки та надання обґрунтованих текстових рекомендацій. Перспективними напрямками подальшого розвитку є впровадження методів метричного навчання для покращення якості ранжування, а також розширення системи мультимодальними даними.

Перелік посилань

1. Zhuo Li, Jian Li, Tongtong Wang, Xiaolin Gong, Yinwei Wei, Peng Luo. OCPHN: Outfit Compatibility Prediction with Hypergraph Networks. *Mathematics*. 2022. Vol. 10(20). Article 3913. DOI: <https://doi.org/10.3390/math10203913>.
2. Shirkhani S., Mokayed H., Saini R. та ін. Study of AI-Driven Fashion Recommender Systems. *SN Computer Science*. 2023. Vol. 4, № 514. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42979-023-01932-9>.
3. Moosaei M., Lin Y., Yang H. Fashion Recommendation and Compatibility Prediction Using Relational Network. *arXiv*. 2020. arXiv:2005.06584. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.06584>.
4. Sun G.-L., He J.-Y., Wu X., Zhao B., Peng Q. Learning fashion compatibility across categories with deep multimodal neural networks. *Neurocomputing*. 2020. Vol. 395. P. 237–246. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.06.098>.
5. Balim C., Özkan K. Diagnosing fashion outfit compatibility with deep learning techniques. *Expert Systems with Applications*. 2023. Vol. 215. Article 119305. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119305>.
6. Sohn W., Kim S., Lim D., Park H., Lee W., Kim J., Yu H., Lee J. Multi-modal deep learning-based fashion recommendation with styles. *Knowledge-Based Systems*. 2026. Vol. 340. Article 115701. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2026.115701>.
7. Qian Sun, Zhaoran Wang, Si Liu, Liang Wang, Shu Wu. Learning Fashion Compatibility across Categories with Deep Representation Learning. *Neurocomputing*. 2020. P. 138–148. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.12.102>.
8. Sarkar R., Bodla N., Vasileva M. I., Lin Y.-L., Beniwal A., Lu A., Medioni G. OutfitTransformer: Learning Outfit Representations for Fashion Recommendation. *arXiv*. 2022. arXiv:2204.04812. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.04812>.
9. He T., Hu Y. FashionNet: Personalized Outfit Recommendation with Deep Neural Network. *arXiv*. 2018. arXiv:1810.02443. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.02443>.

10. Kalashi K., Teimourpour B. A Hybrid Multimodal Deep Learning Framework for Intelligent Fashion Recommendation. *arXiv*. 2025. arXiv:2511.07573. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2511.07573>.
11. Li Y., Luo Y., Huang Z. Fashion Recommendation with Multi-relational Representation Learning. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. 2020. P. 3–15. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-47426-3_1.
12. Polania L. F., Gupte S. Learning fashion compatibility across apparel categories for outfit recommendation. *arXiv*. 2019. arXiv:1905.03703. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.03703>.
13. Gulati S. Fashion Recommendation: Outfit Compatibility using GNN. *arXiv*. 2024. arXiv:2404.18040. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.18040>.
14. Zhen Ding, Jian Yang, Qiang Liu. Computational Technologies for Fashion Recommendation. *ACM Computing Surveys*. 2023. DOI: <https://doi.org/10.1145/3627100>.
15. Nie X., Xu Z., Zhang J., Tian Y. Attention-Based Personalized Compatibility Learning for Fashion Matching. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13. Article 9638. DOI: <https://doi.org/10.3390/app13179638>.
16. Fang Y., Ge J., Xiao R., Zhang Y. Correlation-Aware Multimodal Fusion Network for Fashion Compatibility Modeling. *Electronics*. 2024. Vol. 13. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics13010123>.
17. Ge Y., Zhang R., Wu L., Wang X., Tang X., Luo P. DeepFashion2: A Versatile Benchmark for Detection, Pose Estimation, Segmentation and Re-Identification of Clothing Images. *arXiv*. 2019. arXiv:1901.07973. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1901.07973>.
18. Suvarna B., Balakrishna S. Enhanced content-based fashion recommendation system through deep ensemble classifier with transfer learning. *Fashion and Textiles*. 2024. Vol. 11. Article 24. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40691-024-00382-y>.
19. Smart Closet. *App Store*. URL: <https://apps.apple.com/ua/app/smart-closet-your-stylist/id1198057728>.
20. Combyne. *Combyne*. URL: <https://www.combyne.com/>.

21. Whering. *Whering*. URL: <https://whering.co.uk/>.
22. Sathish Kumar S. та ін. Deep Learning-Based Visual Style Matching: A CNN-Driven Approach for Fashion Recommendations. *International Journal of Engineering Technology Research & Management*. 2025. Vol. 9. Issue 03. P. 600–606. DOI: <https://doi.org/10.1109/IJETRM.2025.03.600>.
23. Polyvore. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/yiitcandeime/polyvore>.
24. Danyo A., Dontoh A., Aboah A. An Improved ResNet50 Model for Predicting Pavement Condition Index (PCI) Directly from Pavement Images. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2504.18490>.
25. Kumari T., Sharma R., Bedi P. A contextual-bandit approach for multifaceted reciprocal recommendations in online dating. *Journal of Intelligent Information Systems*. 2022. Vol. 59, № 3. P. 1–27. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10844-022-00708-6>.
26. Python 3.10 Documentation. *Python Software Foundation*. URL: <https://docs.python.org/3.10/>.
27. Paszke A., Gross S., Massa F. та ін. PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. 2019. Vol. 32. P. 8024–8035. URL: <https://arxiv.org/abs/1912.01703>.
28. Flask Documentation (3.0.x). *Pallets Projects*. URL: <https://flask.palletsprojects.com/en/stable/>.
29. MDN Web Docs: HTML, CSS and JavaScript references. *Mozilla Foundation*. URL: <https://developer.mozilla.org/>.
30. Bisong E. *Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform: A Comprehensive Guide for Beginners*. Berkeley, CA : Apress, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4470-8>.
31. NVIDIA Tesla T4 GPU Datasheet. *NVIDIA Corporation*. URL: <https://www.nvidia.com/en-us/data-center/tesla-t4/>.
32. Demmese F. A., Shajarian S., Khorsandroo S. Transfer Learning with ResNet50 for Malicious Domains Classification Using Image Visualization. *Discover Artificial*

- Intelligence*. 2024. Vol. 4. Article 52. DOI: <https://doi.org/10.1007/s44163-024-00154-z>.
33. Li Y., He S., Li J. A Survey on Siamese Network: Methodologies, Applications and Opportunities. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2022.3215840>.
34. Gry S., Niederlaender M., Lodi A. N., Mutz M., Werth D. A conceptual approach for an AI-based recommendation system for handling returns in fashion e-commerce. *Smart Business Technologies. ICSBT 2023. Communications in Computer and Information Science*. 2024. Vol. 2132. P. 1–18. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-67904-9_1.
35. Sharma S., Koehl L., Bruniaux P., Zeng X., Wang Z. Development of an intelligent data-driven system to recommend personalized fashion design solutions. *Sensors*. 2021. Vol. 21, № 12. Article 4239. DOI: <https://doi.org/10.3390/s21124239>.
36. El-Demerdash D., Abo-Taleb H., Rashed L. Fashion recommendation system and its impact on consumers' purchase decision making. *International Design Journal*. 2023. Vol. 13, № 1. P. 195–206. DOI: <https://doi.org/10.21608/idj.2022.270461>.
37. Dosovitskiy A., Beyer L., Kolesnikov A. та ін. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. *arXiv*. 2020. arXiv:2010.11929. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11929>.
38. Chen H., Shuai H., Cheng W. A survey of artificial intelligence in fashion. *IEEE Signal Processing Magazine*. 2023. Vol. 40, № 3. P. 64–73. DOI: <https://doi.org/10.1109/MSP.2022.3233449>.
39. Guan W., Wen H., Song X., Yeh C.-H., Chang X., Nie L. Toward intelligent fashion design: A texture and shape disentangled generative adversarial network. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*. 2023. Vol. 19, № 2. Article 47. DOI: <https://doi.org/10.1145/3567596>.
40. Zhao L. Understanding the paradigm shift to fashion big data analytics. *Textile Research Journal*. 2023. Vol. 93, № 3–4. P. 735–749. DOI: <https://doi.org/10.1177/00405175221125148>.

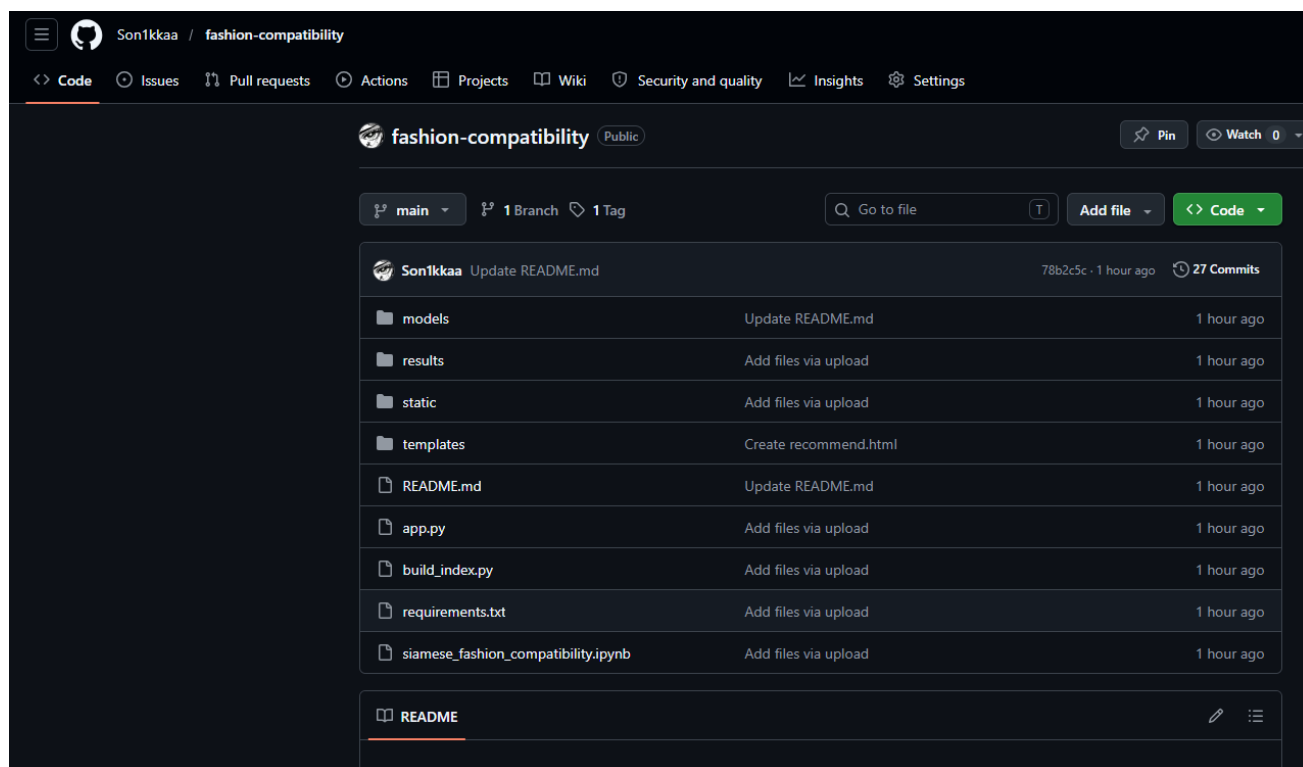
ДОДАТКИ

Додаток А

Програмний код

Посилання на репозиторій на GitHub:

<https://github.com/Son1kkaa/fashion-compatibility>



app.py – серверна логіка веб-застосунку, REST API для оцінювання сумісності та формування Тор-К рекомендацій;

build_index.py – скрипт побудови індексу бази гардероба для режиму рекомендацій;

siamese_fashion_compatibility.ipynb – записник Google Colab з повним циклом навчання сіамської нейронної мережі;

requirements.txt – перелік залежностей Python для встановлення;

README.md – загальна інформація про проєкт, інструкція запуску та опис архітектури;

models/ – збережені ваги навченої моделі best_smoothed_model.pth;

templates/index.html – інтерфейс режиму попарного аналізу сумісності;

templates/recommend.html – інтерфейс режиму Тор-К рекомендацій;

static/css/style.css – стилізація веб-інтерфейсу користувача;

static/wardrobe/ – база зображень гардероба для формування рекомендацій (підпапки tops, bottoms, shoes);

results/ – графіки результатів навчання та тестування моделі.

Додаток Б

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

На тему «Метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та надання рекомендацій з використанням нейронних мереж»

Керівник КРБ:
доцент кафедри КН
Багрій Руслан Олександрович

Виконала:
студентка групи КН-22-2
Присяжнюк Софія Олександрівна

Актуальність

У сучасних умовах розвитку електронної комерції та цифрових сервісів у сфері моди зростає потреба в автоматизованих засобах підбору одягу та формування гармонійних образів. Оцінювання візуальної сумісності елементів гардероба є складною задачею, оскільки залежить від багатьох факторів, зокрема кольору, текстури, фасону та стилістичних особливостей одягу. Традиційні підходи не завжди здатні враховувати такі складні взаємозв'язки, тому актуальним є використання методів глибокого навчання, які дозволяють автоматично аналізувати візуальні характеристики зображень і формувати рекомендації щодо поєднання елементів гардероба.



Мета та завдання дослідження

Підвищення точності оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та автоматизація надання рекомендацій шляхом розроблення відповідного методу з використанням нейронних мереж.

Для досягнення поставленої мети в роботі необхідно провести комплексний аналіз предметної області оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та існуючих підходів до розв'язання цієї задачі, розробити метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу з використанням моделей глибокого навчання, здійснити програмну реалізацію прототипу запропонованого методу, а також виконати експериментальне дослідження ефективності розробленого методу.

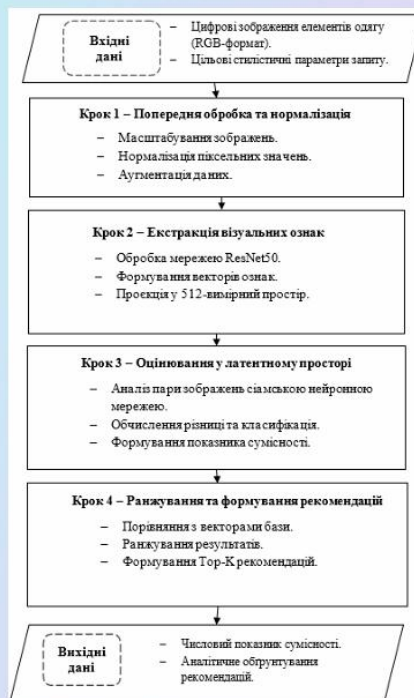


Основні завдання:

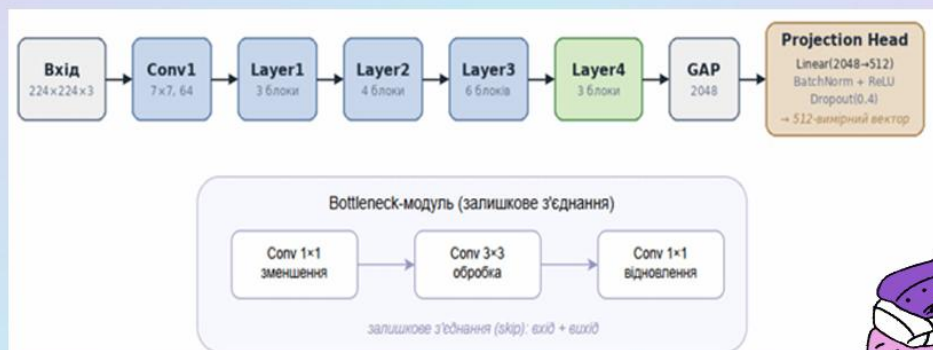
- проаналізувати існуючі методи оцінювання візуальної сумісності одягу;
- розробити метод оцінювання сумісності на основі нейромережових моделей;
- підготувати дані та реалізувати вебзастосунок для тестування методу;
- провести експериментальне дослідження та оцінити ефективність розробленої системи.



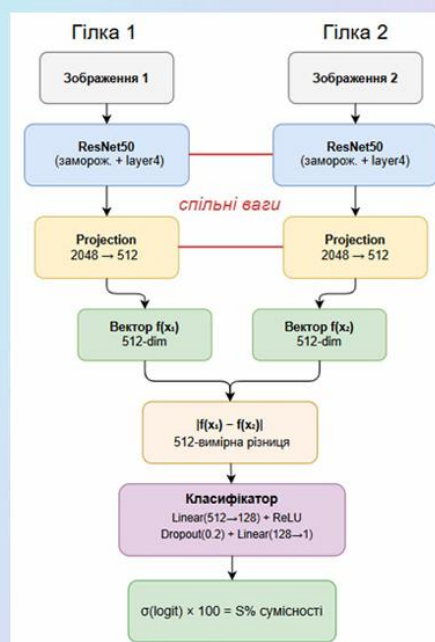
Структурна схема методу оцінювання візуальної сумісності елементів одягу



Архітектура ResNet50 для екстракції ознак



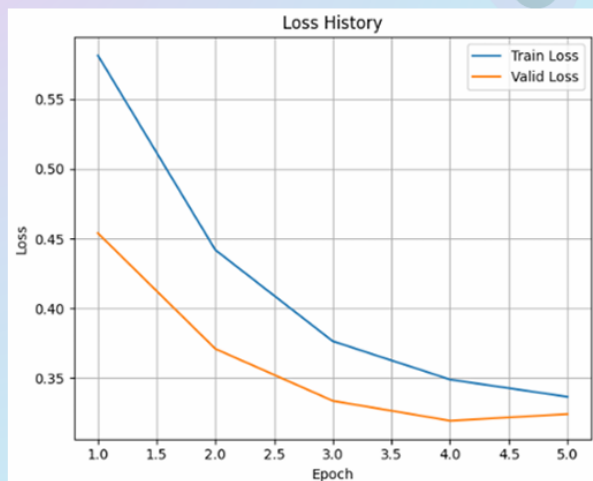
Архітектура сіамської нейронної мережі для оцінювання та сумісності одягу



Підготовка навчальних даних

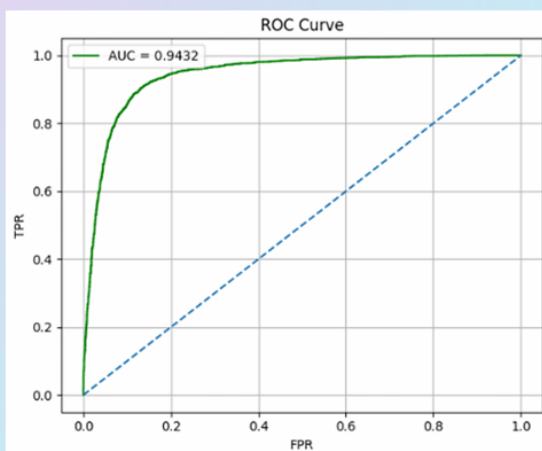


Процес навчання



Epoch	Train Loss	Valid Loss
1	0.5814	0.4539
2	0.4419	0.3709
3	0.3764	0.3336
4	0.3489	0.3193
5	0.3365	0.3241

Тестування методу

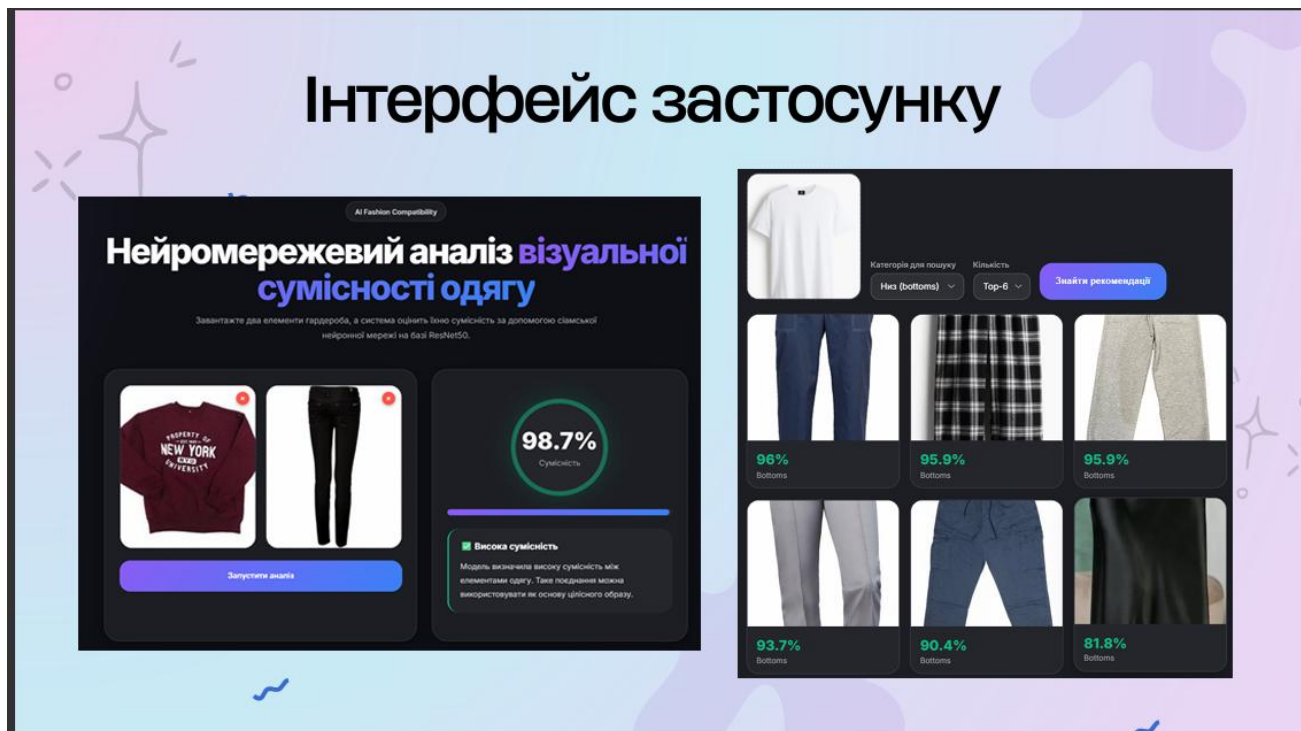


Реальний клас	Сумісна (1)	2762 TP	238 FN
	Несумісна (0)	455 FP	2545 TN
		Сумісна (1) Передбачений клас	Несумісна (0)

Метрики навчання

Метрика	Значення	Інтерпретація
Accuracy	0.8845	88.45% пар класифіковано правильно
Precision	0.8586	85.86% рекомендацій є коректними
Recall	0.9207	92.07% сумісних пар виявлено моделлю
F1-score	0.8885	Баланс між точністю та повнотою
AUC (ROC)	0.9432	Відмінна розрізняльна здатність моделі

Інтерфейс застосунку



Висновки

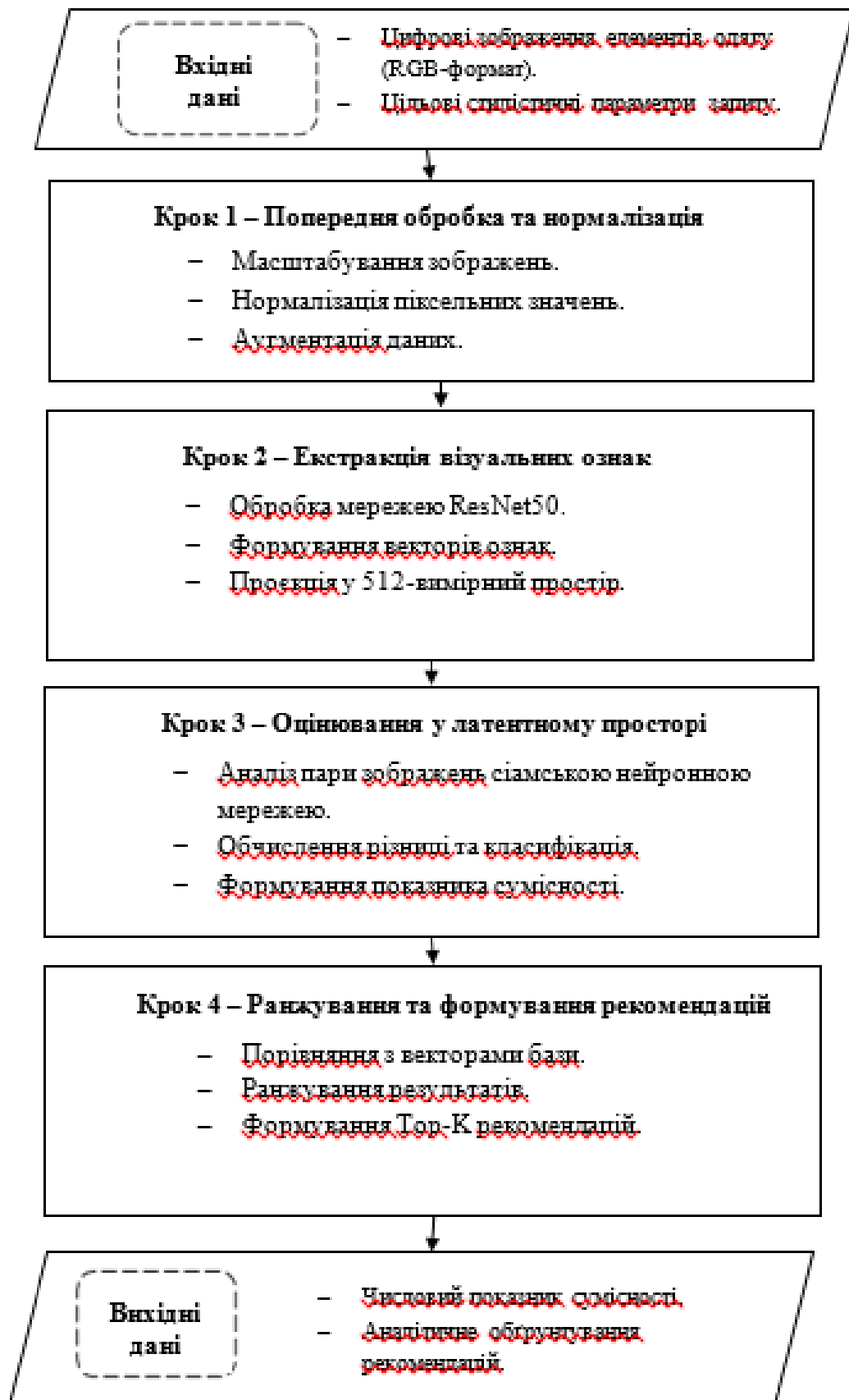
У результаті виконання роботи розроблено метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу з використанням нейронних мереж. Спроектовано сіамську нейронну мережу на основі архітектури ResNet50, реалізовано програмний прототип у вигляді вебзастосунку, проведено експериментальне дослідження ефективності методу. Перспективними напрямками подальшого розвитку є застосування методів метричного навчання для покращення якості ранжування у режимі Top-K рекомендацій, а також інтеграція мультимодальних даних, таких як текстові описи матеріалів, інформація про сезонність та контекст використання одягу.



Дякую за увагу!

Додаток В

Структурна схема методу оцінювання візуальної сумісності елементів одягу



Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Софія ПРИСЯЖНІОК

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА на тему Метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та надання рекомендацій з використанням нейронних мереж

Науковий керівник: Руслан БАГРІЙ, к.т.н., доцент

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1:4.65%

Коефіцієнт подібності 2:2.38%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 0

Інтервали: 0

Білі знаки: 190

Дата створення звіту: 2026-06-12 13:39:41.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2026-06-12

Дата

експерт

Петровський Р.Р. [підпис]



Fri Jun 12 18:10:47 EEST 2026, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

Anti-Plagiarism (http://ap.km.ua) v-16.718

Максимальне співпадіння з одним документом 3.0%

Словники перевірки: UA, US, RU. Помилки в документах: 13%

<p>ID: 275029 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА на тему Метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та надання рекомендацій з використанням нейронних мереж Додано в БД: 2026-06-12 Автора: Софія ПРИСЯЖНЮК Керівники: Руслан БАГРІЙ Консультанти: Опоненти:</p>	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	83960	703	5410 (6%)	65 (9%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та надання рекомендацій з використанням нейронних мереж

Автор студентка групи КН-22-2 Софія Присяжнюк

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти першої (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: к.т.н., доц. каф. комп'ютерних наук Руслан Багрій

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відеутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмними засобами комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	<i>відсутні</i>

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Софії Присяжнюк, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 3%


- за системою StrikePlagiarism КПІ: 4.65%

12.06.2026

Завідувач кафедри

 Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми

 Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи

 Руслан БАГРІЙ



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студентки гр. КН-22-2 Присяжнюк Софії Олександрівни

за темою Метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та надання рекомендацій з використанням нейронних мереж

1. Актуальність теми

Актуальність теми обумовлена стрімким розвитком електронної комерції у сфері моди та зростанням потреби в автоматизованих засобах аналізу візуальних характеристик одягу. Сучасний ринок представлений переважно сервісами для пасивного зберігання фотографій гардероба, які не здатні об'єктивно оцінити стилістичну гармонію елементів. Особливістю теми є застосування сіамської нейронної мережі на базі архітектури ResNet50 для автоматичного оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та формування персоналізованих рекомендацій.

2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

Тема кваліфікаційної роботи «Метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та надання рекомендацій з використанням нейронних мереж» відповідає предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та вимогам до кваліфікаційної роботи бакалавра. Результатом роботи є розробка методу, що базується на інтеграції згорткової нейронної мережі ResNet50 та сіамської архітектури зі спільними вагами. При вирішенні поставлених завдань використано методи комп'ютерного зору, навчання метрик, екстракції високорівневих візуальних ознак, а також аналіз метрик якості бінарної класифікації для оцінки ефективності.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Присяжнюк С. О. під час роботи над кваліфікаційною роботою продемонструвала глибоке розуміння теоретичних і практичних аспектів використання нейромережових технологій для обробки зображень та задач комп'ютерного зору. Студентка проявила відповідальний підхід до виконання поставлених завдань та здатність до самостійного вирішення складних технічних завдань.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Робота виконана самостійно, академічного плагіату не виявлено, усі записи оформлено з відповідними посиланнями на джерела. Студентка самостійно обрала та обгрунтувала архітектуру моделі, виконала підготовку навчальних даних та провела експериментальне дослідження.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

Студентка проявила високий рівень компетентності та володіння сучасними інструментами комп'ютерних наук, зокрема згортковими та сіамськими нейронними мережами, методами перенесення навчання та оцінки ефективності моделей за допомогою комплексу метрик якості.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи повністю розкрита; проведено аналіз предметної області, здійснено огляд сучасних методів та існуючих програмних аналогів, виконано всі поставлені завдання. Метод підтверджено програмною реалізацією у вигляді вебзастосунку та експериментальним дослідженням на датасеті, що забезпечує його практичну цінність.

7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу

Викладення матеріалу логічне, послідовне та аргументоване. Структура роботи відповідає вимогам кваліфікаційних робіт, забезпечуючи чіткість і доступність сприйняття.

8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Запропонований метод може бути застосований у системах електронної комерції, мобільних застосунках для управління гардеробом та інтелектуальних рекомендаційних сервісах. Його компоненти можуть бути адаптовані для інших систем, що потребують автоматизованого аналізу візуальних характеристик об'єктів.

9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Враховуючи високий рівень виконання, повноту розкриття теми та дотримання всіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка – «відмінно».

Керівник _____ к.т.н., доц. Руслан Багрії





Кафедра комп'ютерних наук

РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студентки гр. КН-22-2 Привєжшок Софії Олександрівни

за темою: Метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу та надання рекомендацій з використанням нейронних мереж

1. Актуальність обраної теми

В умовах стрімкого розвитку електронної комерції у сфері моди обсяги візуального контенту постійно зростають. Це створює потребу в автоматизованих засобах аналізу елементів гардероба, оскільки існуючі рішення на ринку не забезпечують повноцінного оцінювання стилістичної гармонії одягу. Використання методу оцінювання візуальної сумісності елементів одягу з використанням нейронних мереж дозволяє суттєво підвищити якість персоналізованих рекомендацій при підборі гардероба.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Під час виконання роботи розроблено метод оцінювання візуальної сумісності елементів одягу на основі сіамської нейронної мережі, що відповідає меті та завданням і розкриває їх повною мірою.

3. Зміст кожного розділу роботи

Записка складається з трьох розділів. Перший присвячено аналізу предметної області та огляду існуючих методів і програмних аналогів. Другий містить проєктування методу та архітектуру нейромережевої моделі. Третій розглядає програмну реалізацію та результати тестування.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод, що використовує нейромережеві засоби, здатен ефективно виконувати свою основну функцію — оцінювати візуальну сумісність елементів одягу та формувати рекомендації щодо створення гармонійних образів. Це дозволяє автоматизувати процес підбору гардероба та замінити суб'єктивну оцінку користувача математично обґрунтованим алгоритмом.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Записка оформлена відповідно до встановлених вимог, зі структурованою побудовою розділів та логічною послідовністю викладення матеріалу.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Рекомендовано розглянути можливість розширення систем мультимодальними даними, зокрема текстовими описами матеріалів, для підвищення точності оцінювання.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка "відмінно".

Рецензент

Калустян М. В.

[Підпис]