

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Центр \_\_\_\_\_ Післядипломної освіти  
(повна назва)

Кафедра \_\_\_\_\_ Штучного інтелекту  
(повна назва)

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ другий (магістерський)

Розробка алгоритму аналізу стилістичних особливостей графічного контенту на  
предмет порушення авторських прав з використанням алгоритму  
Media Pipe KNIFT  
(тема)

Виконав:  
здобувач \_\_\_\_\_ другого \_\_\_\_\_ року навчання,  
групи \_\_\_\_\_ СШМзд-23-1

\_\_\_\_\_ Марія Матюшенко  
(власне ім'я, прізвище)

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

Тип програми \_\_\_\_\_ освітньо-наукова  
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системи штучного інтелекту  
(повна назва освітньої програми)

Керівник \_\_\_\_\_ доц. Каріна Селіванова  
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

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

\_\_\_\_\_ Олег ЗОЛОТУХІН  
(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Центр \_\_\_\_\_ Післядипломної освіти \_\_\_\_\_

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

Рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ другий (магістерський) \_\_\_\_\_

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

Тип програми \_\_\_\_\_ освітньо-наукова \_\_\_\_\_  
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма \_\_\_\_\_ Системи штучного інтелекту \_\_\_\_\_  
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:  
Зав. кафедри \_\_\_\_\_  
(підпис)  
«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20 \_\_\_\_ р.

**ЗАВДАННЯ**  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві \_\_\_\_\_ Матюшенко Марії Віталіївни \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розробка алгоритму аналізу стилістичних особливостей графічного контенту на предмет порушення авторських прав з використанням алгоритму Media Pipe KNIFT

затверджена наказом університету від 21 квітня 2025 р. № 62Стз

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 10 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові публікації, стандарти та законодавчі акти з питань інтелектуальної власності та захисту авторських прав у цифровому середовищі. Методологічні джерела з комп'ютерного зору, обробки зображень та алгоритмів виявлення подібності. Алгоритм MediaPipe KNIFT як основа для детектування стилістичних ознак графічного контенту. Репрезентативна вибірка цифрових графічних зображень із різними стилістичними характеристиками для тестування розробленого алгоритму. Програмне середовище реалізації: Python з використанням бібліотек OpenCV, MediaPipe, NumPy. Критерії оцінки точності, чутливості та специфічності алгоритмів виявлення стилістичної подібності

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

1) Правове регулювання інтелектуальної власності та авторських прав у сфері графічного контенту в Україні: сучасний стан, оформлення прав та аналіз порушень

2) Методологічні підходи до технічного аналізу стилістичної оригінальності графічних творів

3) Розробка та апробація алгоритму аналізу графічного контенту на предмет стилістичних запозичень

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

| №  | Назва етапів роботи  | Строк / терміни виконання етапів роботи | Примітка |
|----|--|---|----------|
| 1  | Отримання завдання на кваліфікаційну роботу  | 21.04.2025                              | виконано |
| 2  | Аналітичний огляд наукових досліджень та методів виявлення стилістичної подібності графічного контенту | 28.04.2025                              | виконано |
| 3  | Формалізація стилістичних ознак графічного контенту, що підлягають аналізу                             | 10.05.2025                              | виконано |
| 4  | Вибір та обґрунтування методів комп'ютерного зору  | 14.05.2025                              | виконано |
| 5  | Розробка архітектури алгоритму виявлення стилістичної подібності                                       | 18.05.2025                              | виконано |
| 6  | Програмна реалізація алгоритму аналізу графічного контенту   | 22.05.2025                              | виконано |
| 7  | Аналіз результатів експериментів, інтерпретація та оцінка точності                                     | 24.05.2025                              | виконано |
| 8  | Оформлення пояснювальної записки   | 26.05.2025                              | виконано |
| 9  | Оформлення презентації   | 06.06.2025                              | виконано |
| 10 | Попередній захист  | 08.06.2025                              | виконано |
| 11 | Захист перед ЕК  | 10.06.2025                              |          |
|    |  |   |          |
|    |  |   |          |

Дата видачі завдання 21 квітня 2025 р.

Здобувач \_\_\_\_\_

(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_

(підпис)

доц. Каріна Селіванова

(посада, власне ім'я, прізвище)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 78 с., 15 рис., 4 табл., 2 дод., 25 джерел.

АВТОРСЬКЕ ПРАВО, АНАЛІЗ ГРАФІЧНОГО КОНТЕНТУ,  
КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, MEDIAPIPE KNIFT.

Об'єкт дослідження – процес аналізу стилістичних особливостей графічного контенту в цифровому середовищі.

Предмет дослідження – методи і алгоритми виявлення стилістичної подібності графічних зображень з метою фіксації можливих порушень авторських прав.

Мета роботи – розробка алгоритму аналізу стилістичної подібності графічного контенту з використанням MediaPipe KNIFT для виявлення можливих порушень авторських прав.

Методи дослідження – методи комп'ютерного зору, аналіз ключових ознак зображень, алгоритми виявлення подібності (KNIFT, SIFT, ORB, AKAZE), аналіз кольорових, текстурних і композиційних характеристик.

У кваліфікаційній роботі розглянуто актуальні аспекти захисту авторських прав на графічний контент, що публікується у цифровому середовищі. Основну увагу приділено питанням виявлення стилістичних схожостей між зображеннями, які можуть свідчити про можливе порушення авторських прав. На основі теоретичного аналізу існуючих алгоритмів комп'ютерного зору розроблено власний підхід до виявлення стилістичних запозичень із застосуванням MediaPipe KNIFT. Проведено апробацію розробленого алгоритму та проаналізовано результати його роботи на практичних прикладах. При цьому дослідження має практичну цінність для сфери захисту авторських прав у цифровому середовищі.

## ABSTRACT

Master's thesis contains: 78 pp., 15 fig., 4 tabl., 2 ann., 25 references.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE, COMPUTER VISION, COPYRIGHT, GRAPHIC CONTENT ANALYSIS, MEDIAPIPE KNIFT.

Object of the study – the process of analyzing stylistic features of graphic content within a digital environment.

Subject of the study – methods and algorithms for detecting stylistic similarity in graphic images aimed at identifying potential copyright infringements.

Objective – to develop an algorithm for analyzing stylistic similarity of graphic content utilizing MediaPipe KNIFT to detect possible copyright violations.

Research methods – computer vision techniques, key feature analysis of images, similarity detection algorithms (KNIFT, SIFT, ORB, AKAZE), and analysis of color, texture, and compositional characteristics.

Master's thesis examines contemporary issues related to copyright protection of graphic content published in digital environments. Particular emphasis is placed on the identification of stylistic similarities between images that may indicate potential copyright infringement. Based on a comprehensive theoretical analysis of existing computer vision algorithms, a novel approach for detecting stylistic borrowing employing MediaPipe KNIFT has been developed. The proposed algorithm was empirically tested, and its performance was analyzed using practical examples. The findings of this study have significant practical implications for copyright protection in digital media.

## ЗМІСТ

|  |    |
|--|----|
| Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів .....   | 8  |
| Вступ.....   | 9  |
| 1 Правове регулювання інтелектуальної власності та авторських прав у сфері графічного контенту в Україні: сучасний стан, оформлення прав та аналіз порушень..... | 11 |
| 1.1 Стан законодавства в Україні на інтелектуальну власність і авторські права на твір.....  | 11 |
| 1.2 Створення графічного контенту та оформлення авторських прав ....   | 14 |
| 1.3 Аналіз стану порушення авторських прав в Україні.....  | 16 |
| 1.4. Висновки до розділу 1 .....   | 20 |
| 2 Методологічні підходи до технічного аналізу стилістичної оригінальності графічних творів.....  | 23 |
| 2.1 Дослідження алгоритмів комп'ютерного зору для ідентифікації візуальної схожості графічних зображень.....   | 23 |
| 2.1.1 Теоретичні основи і принципи виявлення візуальної подібності .....   | 23 |
| 2.1.2 Алгоритмічні методи виявлення ключових ознак зображень... ..   | 25 |
| 2.1.3 Методи порівняння ознак і геометрична верифікація .....  | 27 |
| 2.2 Формалізація технічних характеристик стилю графічного контенту з метою виявлення прихованих запозичень.....  | 31 |
| 2.2.1 Основні стилістичні ознаки графічного контенту та їх формалізація .....  | 31 |
| 2.2.2 Визначення алгоритмічного підходу до виявлення стилістичних запозичень.....  | 33 |
| 2.3 Розробка методики кількісної оцінки стилістичної подібності на основі ознак KNIFT як індикатора потенційного порушення.....                                  | 36 |
| 2.3.1 Теоретичне обґрунтування вибору алгоритму KNIFT.....   | 36 |
| 2.4. Висновки до розділу 2 .....   | 39 |

|  |    |
|--|----|
| 3 Розробка та апробація алгоритму аналізу графічного контенту на предмет стилістичних запозичень .....                         | 41 |
| 3.1 Архітектура алгоритму автоматизованого виявлення стилістичної подібності графічних творів.....                             | 41 |
| 3.1.1 Загальна структура алгоритму.....  | 41 |
| 3.1.2 Етапи обробки зображень .....  | 43 |
| 3.1.3 Механізм оцінки подібності .....   | 45 |
| 3.2 Програмна реалізація алгоритму MediaPipe KNIFT (імітаційний підхід).....   | 46 |
| 3.2.1 Обґрунтування застосування імітаційного підходу .....  | 46 |
| 3.2.2 Структура програмного модуля та середовище реалізації.....   | 48 |
| 3.2.3 Реалізація алгоритму обробки зображень .....   | 50 |
| 3.3 Організація та проведення експериментального дослідження ефективності алгоритму на репрезентативних даних .....            | 52 |
| 3.3.1 Вибір репрезентативного набору зображень .....   | 52 |
| 3.3.2 Методика проведення експерименту .....   | 53 |
| 3.3.3 Аналіз результатів порівняння .....  | 55 |
| 3.4 Аналіз результатів виявленої стилістичної подібності та оцінка потенціалу алгоритму для задач охорони авторських прав..... | 61 |
| 3.4.1 Інтерпретація результатів зіставлення зображень.....   | 61 |
| 3.4.2 Переваги та обмеження застосованого підходу .....  | 62 |
| 3.4.3 Перспективи використання в сфері захисту авторських прав ..  | 64 |
| 3.5 Висновки до розділу 3 .....  | 65 |
| Висновки .....   | 67 |
| Перелік джерел посилання .....   | 69 |
| Додаток А Програмний код, що реалізує алгоритм аналізу стилістичної подібності зображень з використанням MediaPipe KNIFT.....  | 73 |
| Додаток Б Відомість кваліфікаційної роботи.....  | 78 |

## **ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ**

AI – Artificial Intelligence – штучний інтелект;

AKAZE – Accelerated-KAZE – прискорене перетворення KAZE  
ознак (ключових точок);

MediaPipe KNIFT – Keypoint Neural Invariant Feature Transform –  
нейронна трансформація інваріантних ознак;

ORB – Oriented FAST And Rotated BRIEF – орієнтований детектор  
FAST і обернений дескриптор BRIEF;

RANSAC – Random Sample Consensus – метод випадкового  
вибіркового узгодження.;

SIFT – Scale-Invariant Feature Transform – масштабно-інваріантне  
перетворення ознак.

## ВСТУП

У сучасному цифровому світі, де кількість візуального контенту стрімко зростає, питання захисту авторських прав на графічні твори набуває особливої актуальності. З одного боку, цифрові технології відкривають нові можливості для творчості, самореалізації та поширення мистецького продукту. З іншого – створюють значні ризики неправомірного використання, копіювання та стилістичного запозичення контенту без згоди правовласника. У цих умовах традиційні правові інструменти захисту інтелектуальної власності виявляються недостатньо ефективними, що актуалізує потребу в розробці інноваційних технічних рішень, які здатні автоматично виявляти порушення авторських прав, зокрема у сфері графіки.

Одним із напрямів, що продемонстрував значний потенціал у цьому контексті, є застосування алгоритмів комп'ютерного зору та штучного інтелекту, здатних аналізувати візуальні характеристики зображень та визначати їх подібність. Особливо важливим стає виявлення не прямого копіювання, а стилістичних схожостей – елементів, які можуть свідчити про приховані або масковані запозичення, що складно фіксуються традиційними методами. У зв'язку з цим, в рамках кваліфікаційної роботи обґрунтовано, розроблено та апробовано алгоритм виявлення стилістичної подібності графічних творів з використанням MediaPipe KNIFT.

Об'єктом дослідження виступає процес аналізу стилістичних особливостей графічного контенту в цифровому середовищі.

Предметом – методи і алгоритми виявлення стилістичної подібності графічних зображень з метою фіксації можливих порушень авторських прав.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка алгоритму аналізу стилістичної подібності графічного контенту на основі MediaPipe KNIFT, що дозволить ефективно виявляти запозичення художнього стилю, не обмежуючись виключно геометричними чи фактичними збігами.

Для досягнення поставленої мети було сформульовано наступні задачі: дослідити правові аспекти захисту авторських прав у сфері цифрового графічного контенту; провести порівняльний аналіз сучасних алгоритмів комп'ютерного зору для виявлення схожих зображень; формалізувати стилістичні характеристики графічних творів (композиційні, колористичні, текстурні, морфологічні); обґрунтувати доцільність використання MediaPipe KNIFT для задач виявлення стилістичної подібності; розробити алгоритм аналізу графічного контенту з урахуванням стилістичних ознак; реалізувати програмну модель і провести експериментальне дослідження ефективності запропонованого підходу.

Наукова новизна кваліфікаційної роботи полягає в комплексному підході до автоматизованого виявлення стилістичних запозичень, що ґрунтується на поєднанні формалізованих характеристик стилю з можливостями гібридного алгоритму MediaPipe KNIFT. Це дозволяє не лише фіксувати очевидні збіги, а й виявляти приховані випадки стилістичного копіювання, які складно зафіксувати традиційними методами.

Практична цінність дослідження полягає в тому, що розроблений алгоритм може бути використаний як складова інструментарію щодо захисту авторських прав. Він може інтегруватися у платформи моніторингу графічного контенту або застосовуватися експертами як допоміжний технічний засіб при аналізі спорів щодо авторства.

Таким чином, дана кваліфікаційна робота спрямована на вирішення актуального завдання, що знаходиться на перетині правознавства, комп'ютерних наук і цифрового мистецтва. При цьому результати мають міждисциплінарну значущість і можуть стати основою для подальших досліджень у сфері технічного захисту авторських прав в умовах цифрової трансформації.

# 1 ПРАВОВЕ РЕГУЛЮВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ВЛАСНОСТІ ТА АВТОРСЬКИХ ПРАВ У СФЕРІ ГРАФІЧНОГО КОНТЕНТУ В УКРАЇНІ: СУЧАСНИЙ СТАН, ОФОРМЛЕННЯ ПРАВ ТА АНАЛІЗ ПОРУШЕНЬ

1.1 Стан законодавства в Україні на інтелектуальну власність і авторські права на твір

На сьогоднішній день законодавча база України у сфері інтелектуальної власності демонструє значний розвиток та адаптацію до сучасних вимог цифрової епохи. Основоположним нормативно-правовим актом є Закон України «Про авторське право і суміжні права» від 1 грудня 2022 р. № 2811-ІХ, який закладає принципи захисту як майнових, так і немайнових прав авторів, визначаючи ексклюзивне право на використання творів та встановлюючи відповідальність за їх порушення [9].

Законодавство України щодо інтелектуальної власності включає низку важливих інструментів та механізмів, спрямованих на забезпечення обліку та захисту прав авторів.

По-перше, державна реєстрація авторських прав є ключовим етапом, який дозволяє формально закріпити права творця на його твір. Така реєстрація не тільки фіксує дату створення твору та його унікальні ознаки, але й служить надійним доказом у разі виникнення спорів щодо порушення авторських прав. Завдяки цьому процесу творці отримують можливість оперативно реагувати на будь-які незаконні дії щодо їхніх творів, а також забезпечують юридичну базу для подальшого захисту своїх інтересів [10].

По-друге, законодавство передбачає впровадження сучасних правових механізмів, спрямованих на ефективну протидію порушенням авторських прав. Серед таких механізмів – використання цифрових технологій для автоматизованого моніторингу та виявлення нелегального використання контенту, а також застосування інноваційних засобів, таких

як електронні підписи, водяні знаки та інші цифрові маркування, що допомагають ідентифікувати оригінальність твору, що значно розширює можливості традиційної системи захисту, дозволяючи оперативно реагувати на зміни в цифровому просторі [10].

Система охорони прав творців поєднує традиційні методи – як-от юридичну реєстрацію, укладання ліцензійних договорів та застосування санкцій за порушення – з інноваційними підходами, що враховують специфіку цифрової епохи [10].

Сучасні технологічні рішення дозволяють не лише виявляти порушення, але й запобігати їм, шляхом створення інтегрованих систем моніторингу цифрового контенту. Інформаційні ресурси та офіційні портали, зокрема портал «Дія», відіграють важливу роль у цьому процесі, забезпечуючи доступ до актуальної інформації щодо процедур реєстрації, правового супроводу та методів захисту авторських прав [2]. Завдяки цьому, як творці, так і користувачі мають змогу отримувати своєчасну консультаційну підтримку, що сприяє підвищенню рівня правової обізнаності та зменшенню кількості випадків порушень.

Окрім цього, законодавство постійно адаптується до нових викликів, що виникають у зв'язку зі стрімким розвитком інформаційних технологій та поширенням контенту в Інтернеті. Сучасні цифрові платформи значно змінили традиційні механізми створення, розповсюдження та використання творів, що змушує переглядати існуючі правові норми та впроваджувати нові підходи до захисту авторських прав. Зокрема, адаптація законодавства спрямована на врахування особливостей онлайн-середовища, де порушення можуть відбуватися дуже швидко та масово.

У наукових дослідженнях постійно підкреслюється необхідність модернізації правових норм для більш ефективного захисту авторських прав у цифровій сфері. Дослідники Кочина О.С. та Шевченко В.С. вказують на те, що оновлення законодавчої бази не лише підвищує рівень правового захисту творців, але й сприяє створенню більш прозорих і справедливих

умов для функціонування ринку цифрового контенту [6, с.193]. Вони пропонують впровадження новітніх технологічних рішень, таких як системи автоматизованого моніторингу порушень, що дозволяють оперативно виявляти та усувати випадки нелегального використання творів [6, с.195].

Сучасні виклики цифрової економіки, зокрема, впровадження штучного інтелекту у творчі процеси, створюють нові юридичні питання щодо визначення авторства, ліцензування та відповідальності за використання створеного контенту. Штучний інтелект може як допомагати творцям у генерації нових ідей, так і створювати твори, що викликають сумніви щодо їх правового статусу. Останні наукові публікації групи авторів Бисага Ю.М., Белов Д.М., Заборовський В.В. аналізують ці аспекти, наголошуючи на потребі розробки спеціальних норм, які враховуватимуть як економічні, так і етичні наслідки використання ШІ у творчості [3, с.301]. А також говорять про те, що правова система повинна еволюціонувати, щоб ефективно реагувати на нові виклики, забезпечуючи належний захист авторських прав у мінливих умовах цифрової епохи [3, с.303].

В умовах воєнного стану особлива увага приділяється питанням захисту інтелектуальної власності, адже сучасна ситуація вимагає оперативного реагування на випадки незаконного використання творів та порушення авторських прав. Законодавчі ініціативи спрямовані на посилення правового захисту творців і підприємств у кризових умовах [7, с.108].

Попри успішну законодавчу базу, практика застосування норм авторського права свідчить про ряд проблем, які потребують подальшого вдосконалення правових механізмів. Зокрема, існують труднощі з тлумаченням окремих положень законодавства, що створює простір для неоднозначних інтерпретацій і, як наслідок, для прийняття непослідовних судових рішень, що, в свою чергу, негативно впливає на оперативність та ефективність захисту прав творців, адже відсутність єдиної правової позиції

створює передумови для продовження судових спорів.

Крім того, автори Кронда О.Ю., Зосименко О.М. зазначають, що на практиці часто спостерігаються затримки у вирішенні судових справ, що пов'язані з перевантаженням судової системи та недостатнім рівнем спеціалізації суддів у питаннях авторського права, а це вимагає не тільки перегляду та уточнення окремих правових норм, а й впровадження нових підходів до розгляду спорів, зокрема, створення експертних комісій або спеціалізованих судових інстанцій, здатних оперативно розглядати спори в галузі інтелектуальної власності [7, с.307].

Таким чином, сучасний стан законодавства в Україні щодо інтелектуальної власності демонструє прагнення держави до впровадження інноваційних рішень, спрямованих на ефективний захист авторських прав і стимулювання розвитку креативної індустрії, що забезпечує як підтримку творчості, так і правову безпеку у сфері використання творів у цифровому просторі.

## 1.2 Створення графічного контенту та оформлення авторських прав

Створення графічного контенту – це комплексний творчий процес, який включає розробку концепції, реалізацію дизайну, подальше доопрацювання та фіналізацію візуального образу. На всіх етапах важливо дотримуватись принципів оригінальності, адже саме унікальність твору є запорукою його правового захисту [11].

На початковому етапі дизайнер визначає концептуальну ідею, формує ескізи та вибирає відповідні засоби для її візуального вираження [12, с.225]. При цьому необхідно враховувати можливу інтеграцію з іншими елементами (наприклад, використання сторонніх зображень або шрифтів), що потребує попередньої перевірки їх правового статусу та ліцензійних умов. Такий підхід дозволяє уникнути випадкових порушень авторських прав під час створення кінцевого продукту [10].

Для забезпечення юридичного захисту графічного твору необхідно не лише задокументувати процес його створення, але й приділити особливу увагу формалізації прав, що дозволяє автору ефективно відстояти свої інтереси. Ретельне документування включає збереження всіх етапів розробки: від початкових ескізів та попередніх проектів до остаточних версій, а також збереження комунікацій з клієнтами чи колегами, що може стати важливим доказом у разі виникнення спорів [15].

Одним із ключових кроків є державна реєстрація авторського права, яка не лише офіційно підтверджує факт авторства, але й забезпечує надійну доказову базу під час розгляду судових справ про порушення прав [4]. Реєстрація дає змогу зафіксувати дату створення твору та його унікальні характеристики, що значно ускладнює спроби незаконного використання чи копіювання [2].

Сучасні рекомендації також підкреслюють важливість використання цифрових засобів захисту. Серед них – водяні знаки, які візуально ідентифікують оригінальний твір та допомагають розпізнати його навіть у разі модифікацій, а також системи цифрової реєстрації, що автоматично фіксують метадані твору, зокрема, дату створення, автора та умови використання [5].

Інструменти цифрових засобів захисту сприяють зміцненню доказової бази, що дозволяє оперативно виявляти порушення та підтверджувати права творця навіть у складних юридичних спорах. Основні кроки, які рекомендують не лише експерти з авторського права, а й провідні фірми щодо надання послуг захисту прав інтелектуальної власності [10], [15], наведено на рисунку 1.1.

Документування творчого процесу: ведення ескізів, збереження версійних файлів та комунікацій із клієнтами чи партнерами допомагають встановити первинність створення твору.

Юридична перевірка використаних елементів: перед включенням до кінцевого дизайну необхідно впевнитися, що всі використовувані матеріали

мають легітимне джерело та належним чином ліцензовані.

Реєстрація твору: офіційна реєстрація авторських прав забезпечує надійний захист у випадках порушення і значно спрощує вирішення судових спорів.



Рисунок 1.1 – Основні кроки оформлення авторських прав

Отже, правильне створення графічного контенту та своєчасне оформлення авторських прав є необхідними умовами для забезпечення правової безпеки творців. Сучасний стан законодавства України надає широкий спектр інструментів для захисту інтелектуальної власності, що дозволяє дизайнерам не лише ефективно реалізовувати свої творчі задуми, але й захищати їх від неправомірного використання.

### 1.3 Аналіз стану порушення авторських прав в Україні

В умовах стрімкого розвитку цифрових технологій та інтернет-середовища порушення авторських прав набувають особливої актуальності. Зокрема, спрощений доступ до інформації та можливість миттєвого розповсюдження контенту через соціальні мережі, хмарні сервіси та файлообмінні платформи сприяють збільшенню випадків незаконного використання авторських творів. Сучасна практика свідчить про зростання кількості правопорушень, що зачіпають як традиційні галузі (літературу,

музику, графіку), так і цифровий контент, зокрема аудіовізуальну продукцію та програмне забезпечення [8], [11].

Особливої уваги заслуговує сфера ІТ, де порушення авторських прав часто стосуються нелегального копіювання, модифікації та поширення програмних кодів без згоди правовласників. Наприклад, випадки плагіату та неправомірного використання програмного забезпечення нерідко призводять до фінансових втрат компаній, а також стають предметом судових розглядів [8]. Окрім цього, проблема загострюється внаслідок поширення технологій штучного інтелекту, які можуть створювати контент, що іноді порушує права оригінальних авторів, викликаючи нові юридичні дискусії щодо меж авторського захисту та необхідності адаптації законодавства [3, с.301].

Серед основних форм порушень можна виділити такі як (рисунок 1.2) незаконне копіювання та розповсюдження творів, паразитичний маркетинг, а також порушення у цифровому середовищі.

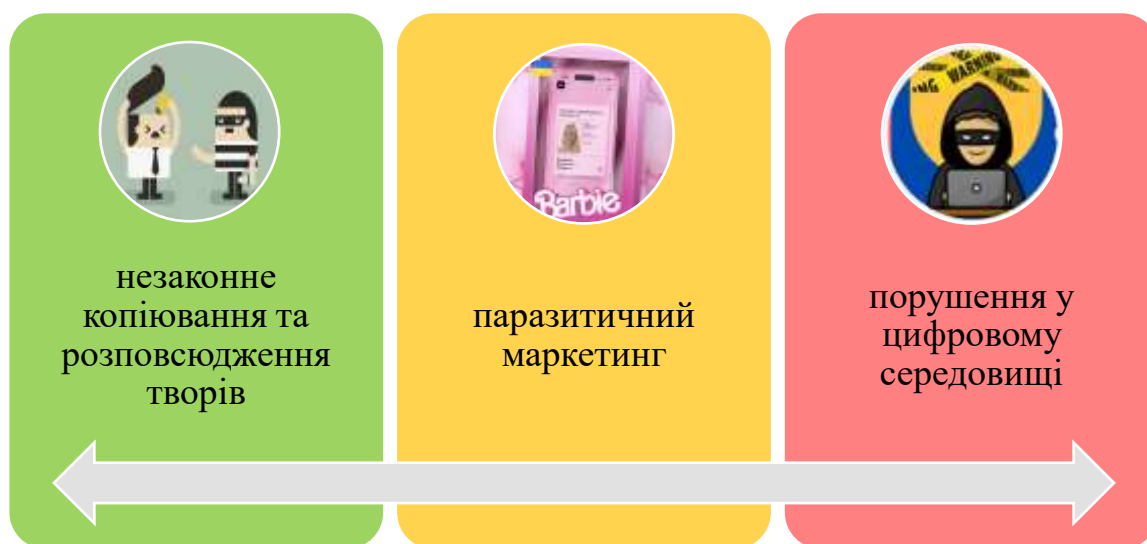


Рисунок 1.2 – Основні форми порушень авторських прав в Україні

Незаконне копіювання та розповсюдження творів – форма порушення охоплює як повне копіювання, так і часткове використання творів без згоди

авторів. Наприклад, за даними Monolith law office, існує кейс, у якому нелегальне копіювання програмного забезпечення призвело до тривалих судових суперечок. У цьому випадку порушення стосувалося продукту однієї з провідних українських ІТ-компаній, що негативно позначилося на її економічних інтересах. Хоча публічних назв компанії не було зазначено, кейс ілюструє, як незаконне розповсюдження творів загрожує як економічним, так і моральним правам творців [8].

Паразитичний маркетинг. За даними Forbes Ukraine [4], існує відомий кейс, пов'язаний із використанням популярного образу «Барбіманія» (рисунок 1.3). У цьому прикладі українські компанії застосовували елементи цього образу в рекламних кампаніях без належного узгодження з правовласниками. Хоча конкретні назви брендів у статті не розкриваються, акцент робиться на тому, що така стратегія була типовою для ряду відомих українських брендів, які діяли у сферах роздрівної торгівлі та розваг. Використання оголосу навколо «Барбіманії» дозволяло цим компаніям привертати увагу споживачів, але водночас ставило під сумнів законність їхніх рекламних практик [4].



Рисунок 1.3 – Паразитичний маркетинг на прикладі «Барбіманії»

Порушення у цифровому середовищі. Масове розповсюдження контенту через соціальні мережі та онлайн-платформи створює додаткові труднощі для контролю за його законним використанням. Одним із конкретних прикладів є кейс бренду KHUSTYNA (рисунок 1.4), описаний у Юридичній Газеті on-line [14]. У цьому випадку незаконне використання захищеного контенту через цифрові канали завдало шкоди репутації компанії і поставило під сумнів ефективність сучасних методів захисту авторських прав у цифрову епоху. Цей приклад демонструє, як швидке поширення інформації мережі Інтернет може ускладнювати виявлення та припинення порушень, що вимагає розробки новітніх технологічних та правових рішень.

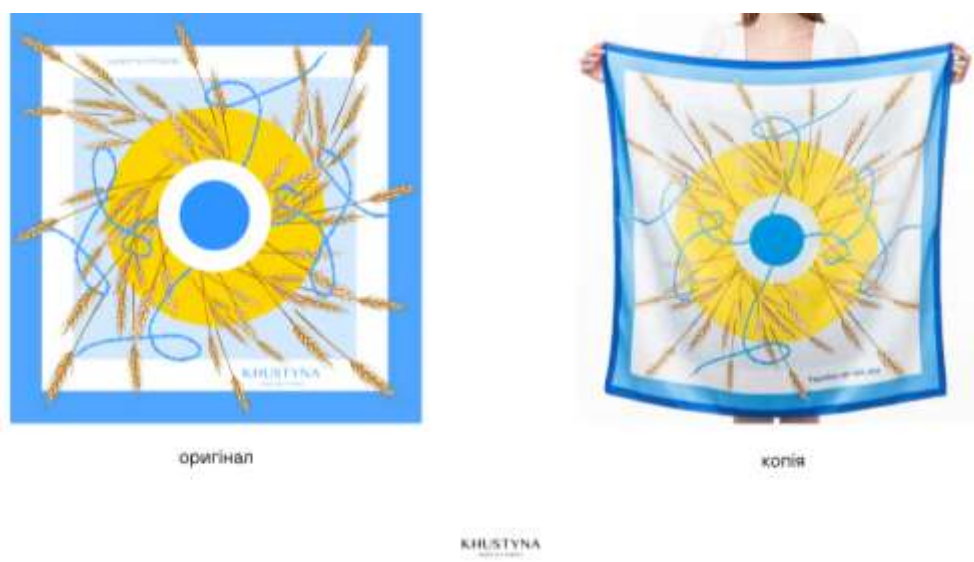


Рисунок 1.4 – Порушення у цифровому середовищі на прикладі бренду KHUSTYNA

Причинами та наслідками таких правопорушень можна виділити такі як:

– незадовільна правозастосовна практика. Незважаючи на сучасне законодавство [9], недостатній контроль та розмитість деяких правових норм сприяють численним випадкам порушень [1];

– економічний фактор. Прагнення отримати швидкий комерційний прибуток інколи спонукає компанії та окремих осіб використовувати захищені твори без відповідної ліцензії, що позначається на розвитку креативних індустрій [14];

– технологічні виклики. Поширення цифрових технологій створює нові можливості для незаконного розповсюдження контенту, що вимагає розробки нових методів моніторингу та захисту авторських прав [11].

Для зменшення порушень необхідно [13]:

– посилити контроль за цифровим простором за допомогою автоматизованих систем виявлення порушень;

– розширити правозастосовну практику через активну співпрацю державних органів, правовласників та інтернет-компаній;

– вдосконалити законодавчу базу з урахуванням нових технологічних викликів та специфіки цифрового контенту, що підтверджується як науковими дослідженнями, так і практичними кейсами.

Отже, аналіз стану порушення авторських прав в Україні свідчить про необхідність комплексного підходу, що поєднує вдосконалення законодавчих норм, ефективний контроль за цифровим середовищем та підвищення правової культури серед користувачів. Такий підхід дозволить створити більш сприятливі умови для захисту інтелектуальної власності та стимулюватиме розвиток креативних галузей.

#### 1.4. Висновки до розділу 1

Таким чином, законодавство України у сфері інтелектуальної власності демонструє прогресивний розвиток, що відображає прагнення держави створити ефективну систему захисту авторських прав. Оновлення нормативної бази, зокрема ухвалення Закону України «Про авторське право і суміжні права» у 2022 році, закладає фундамент для більш ефективного правозастосування та захисту прав авторів у цифрову епоху. Важливими

аспектами цього законодавства є чітке визначення прав творців, їх економічних та моральних інтересів, а також запровадження механізмів протидії порушенням.

Розвиток інформаційних технологій спонукав до створення цифрових інструментів моніторингу авторських прав, таких як водяні знаки, електронні підписи та автоматизовані системи відстеження нелегального контенту, що дозволяє значно підвищити рівень захисту творів та забезпечити ефективну боротьбу з порушеннями. Державна реєстрація авторських прав є важливим кроком у цьому процесі, адже вона не лише формально закріплює авторство, але й надає юридичну базу для судового захисту у разі спорів.

Створення графічного контенту є складним процесом, що вимагає уваги до питань авторського права на кожному етапі. Важливо не лише забезпечити унікальність твору, а й документально підтвердити його походження. Використання сторонніх елементів у дизайні потребує перевірки їх ліцензійного статусу, щоб уникнути потенційних юридичних проблем. А отже, реєстрація авторських прав, застосування цифрових засобів ідентифікації та ведення докладної документації щодо процесу створення твору стають ключовими заходами для захисту прав автора.

Сучасний стан порушення авторських прав в Україні вказує на значне поширення нелегального копіювання, піратства та неправомірного використання контенту, особливо в цифровій сфері. Масове розповсюдження інформації через Інтернет створює додаткові виклики для правозастосування, оскільки порушення можуть відбуватися миттєво та мати широкий масштаб, що вимагає вдосконалення механізмів судового розгляду таких справ та посилення відповідальності за порушення.

Адаптація законодавства до умов цифрової економіки передбачає запровадження інноваційних технологічних рішень та спрощення процедур захисту прав інтелектуальної власності. Штучний інтелект, що стає все більш вагомим інструментом у творчих процесах, створює нові юридичні

виклики, пов'язані з визначенням авторства та ліцензуванням створених ним творів. Така трансформація потребує розробки чітких правових норм, які врегулюють використання штучного інтелекту та забезпечать баланс між інтересами авторів та користувачів.

Зокрема, розвиток законодавства у сфері інтелектуальної власності має супроводжуватися активним впровадженням цифрових рішень, оновленням нормативної бази та підвищенням рівня правової обізнаності творців контенту, що сприятиме формуванню прозорого та справедливого правового середовища, що стимулюватиме розвиток креативних індустрій та забезпечить ефективний захист прав інтелектуальної власності в Україні.

## **2 МЕТОДОЛОГІЧНІ ПІДХОДИ ДО ТЕХНІЧНОГО АНАЛІЗУ СТИЛІСТИЧНОЇ ОРИГІНАЛЬНОСТІ ГРАФІЧНИХ ТВОРІВ**

Як було встановлено – розвиток цифрових технологій та зростання обсягів графічного контенту, що створюється та розповсюджується в Інтернеті, суттєво ускладнили процеси захисту авторських прав. Як зазначалося у попередньому розділі, наявні законодавчі механізми, хоч і демонструють позитивну динаміку оновлення, потребують підтримки з боку сучасних технічних рішень, які здатні забезпечити ефективну ідентифікацію та фіксацію порушень у цифровому середовищі.

При цьому особливу увагу привертає сфера створення графічних творів, де візуальна подібність між зображеннями може бути як результатом свідомого копіювання, так і випадковим збігом стилістичних рішень. У таких випадках виникає необхідність об'єктивного аналізу оригінальності твору, що неможливо забезпечити лише правовими методами. Саме тому технічний підхід – зокрема використання алгоритмів комп'ютерного зору для автоматизованого виявлення візуальної схожості – стає важливим інструментом у сфері захисту прав інтелектуальної власності.

### **2.1 Дослідження алгоритмів комп'ютерного зору для ідентифікації візуальної схожості графічних зображень**

#### **2.1.1 Теоретичні основи і принципи виявлення візуальної подібності**

Сучасний розвиток цифрових технологій та масове поширення графічного контенту в мережі Інтернет створюють нові виклики у сфері захисту інтелектуальної власності. Автоматизоване виявлення подібності графічних зображень стає критично важливим завданням для детекції плагіату, порушень авторських прав та несанкціонованого використання творчих робіт. Зокрема, особливу складність становлять випадки

стилістичного запозичення, що були представлені в розділі 1 кваліфікаційної роботи, де відбувається не пряме копіювання зображення, а часткове відтворення композиційних рішень, художніх прийомів або елементів оформлення.

Таким чином, вбачається, що теоретичні основи виявлення візуальної подібності слід розглядати виходячи із підходів застосування комп'ютерного зору та обробки цифрових зображень. Зокрема, автоматизоване виявлення подібності можливо реалізувати у вигляді послідовної моделі обробки, що включає кілька логічнопов'язаних етапів від попередньої обробки до формування підсумкового висновку, де розпізнавання зображень засноване на аналізі ключових ознак, які є локально інваріантними до змін трансформації, шуму та інших викривлень, що робить можливим ефективне порівняння навіть частково модифікованих зображень. При цьому, можливе схематичне відображення цієї моделі наведено на рисунку 2.1.

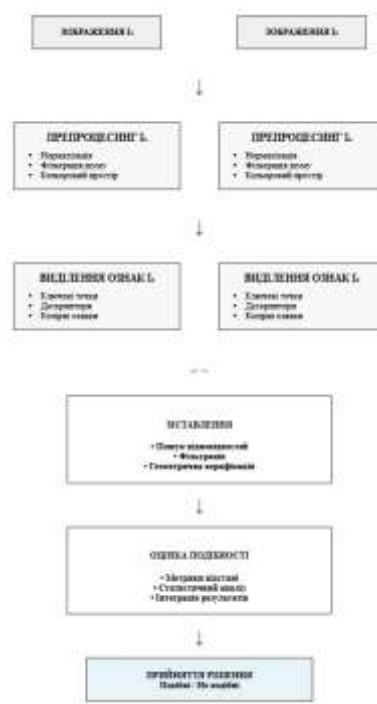


Рисунок 2.1 – Схема етапів автоматизованого виявлення подібності зображень

Як можливо відзначити – на кожному з етапів автоматизованої обробки зображення, зокрема під час аналізу та порівняння графічних об'єктів, вирішальну роль відіграє якість і стабільність виявлених ознак. Тому особливу увагу слід приділити алгоритмічним методам виявлення ключових точок – структурних елементів зображення, що є інформативними, відтворюваними та стійкими до змін трансформацій.

### 2.1.2 Алгоритмічні методи виявлення ключових ознак зображень

З-поміж численних методів, які використовуються для аналізу візуальної схожості зображень, найбільш ефективними вважаються алгоритми, здатні виявляти локальні ознаки та формувати дескриптори, стійкі до змін масштабу, повороту, освітлення і навіть часткових викривлень. Нижче представлено найбільш поширені алгоритми, де кожен із яких має власні переваги, обмеження та сфери застосування.

Алгоритм SIFT – являє собою один із найпоширеніших та найбільш досліджених методів для виділення інваріантних до масштабу ключових точок. Розроблений Девідом Лоувом у 2004 році, цей алгоритм базується на пошуку екстремумів у просторі масштабів через обчислення різниці гаусіанів. Процес виділення ключових точок у SIFT включає побудову піраміди зображень з різними рівнями розмиття, виявлення локальних екстремумів у просторі масштабів, точну локалізацію ключових точок через інтерполяцію та відбраковування нестабільних точок на краях об'єктів або з низьким контрастом. Дескриптор SIFT формується на основі розподілу градієнтів у околі ключової точки, що забезпечує високу дискримінативність та стійкість до змін освітлення. Основними характеристиками SIFT є інваріантність до масштабу та повороту, часткова стійкість до афінних трансформацій, високий рівень дискримінативності дескрипторів при відносно високій обчислювальній складності  $O(n^3)$ , що обмежує його застосування у системах реального часу [16].

Алгоритм ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) створений як високопродуктивна заміна алгоритму SIFT для задач, що вимагають швидкої обробки зображень у режимі реального часу. Архітектура ORB базується на інтеграції швидкого детектора кутових точок FAST з удосконаленим бінарним дескриптором BRIEF, доповненим механізмом визначення орієнтації для досягнення стійкості до обертальних трансформацій [16].

Принцип роботи детектора FAST полягає у швидкому виявленні кутових особливостей через порівняння яскравості центрального пікселя з інтенсивністю точок, розташованих по колу навколо нього, що забезпечує ефективну ідентифікацію характерних структурних елементів зображення. Дескриптор BRIEF формує стислий бінарний опис локальної області через серію бінарних порівнянь яскравості між парами пікселів, створюючи компактне векторне представлення, що суттєво підвищує швидкість операцій зіставлення.

Ключові переваги ORB охоплюють надвисоку швидкодію з лінійною обчислювальною складністю  $O(n)$ , вільну доступність завдяки відкритій ліцензії, стабільність до поворотів зображення та мінімальне споживання пам'яті через використання бінарного кодування дескрипторів. Алгоритм BRISK розроблений як компроміс між швидкістю та якістю виявлення ознак, використовуючи бінарні дескриптори для забезпечення швидкого порівняння через операції XOR. Детектор BRISK базується на аналізі кутових точок у множинному масштабі, використовуючи концентричні кола різних радіусів для оцінки локальних градієнтів. Дескриптор формується через порівняння яскравості пар точок, вибраних згідно з певним шаблоном, що забезпечує стійкість до шуму та інваріантність до повороту. Особливості BRISK включають використання бінарних дескрипторів для швидкого зіставлення, інваріантність до масштабу та повороту, стійкість до шуму та ефективну реалізацію для мобільних пристроїв з обмеженими обчислювальними ресурсами.

І нарешті – алгоритм AKAZE, що є прискореною версією методу KAZE, що використовує нелінійну дифузію для виділення ознак зображення. На відміну від лінійного простору масштабів, використовуваного в SIFT, AKAZE застосовує нелінійний простір, побудований через розв'язання рівняння нелінійної дифузії. Це дозволяє краще зберігати границі об'єктів та важливі деталі зображення під час згладжування. Детектор AKAZE виявляє ключові точки як екстремуми детермінанта матриці Гессе у нелінійному просторі масштабів, що забезпечує високу повторюваність виявлення навіть за наявності шуму. Детектор може бути представлений як у вигляді дійсних чисел, так і у бінарному форматі, що дозволяє балансувати між точністю та швидкістю залежно від вимог конкретного застосування. Характеристики AKAZE включають використання нелінійного простору масштабів, кращу локалізацію границь об'єктів, збалансоване співвідношення точності та швидкодії, стійкість до шуму та артефактів стиснення зображень [17].

### 2.1.3 Методи порівняння ознак і геометрична верифікація

Слід відзначити, що в першу чергу саме процес зіставлення ознак між зображеннями є критично важливим етапом, що визначає якість кінцевого результату порівняння. Для цього використовуються різні алгоритми пошуку найближчих сусідів, серед яких найпоширенішими є Brute Force Matcher та FLANN-based Matcher. Brute Force Matcher – здійснює пошук найкращих відповідностей через порівняння кожного дескриптора з першого зображення з усіма дескрипторами другого зображення, що гарантує знаходження оптимального результату, але потребує значних обчислювальних ресурсів. FLANN використовує апроксимативні алгоритми пошуку, що значно прискорює процес за рахунок незначного зниження точності. Для фільтрації помилкових відповідностей застосовується тест Лоува, який порівнює відстані до першого та другого найближчих сусідів,

відбираючи лише ті відповідності, де відношення цих відстаней менше встановленого порогу [18].

Кількісна оцінка подібності між зображеннями здійснюється через різні метрики відстані, кожна з яких має свої особливості та області застосування. Евклідова відстань обчислюється як квадратний корінь суми квадратів різниць координат векторів ознак і забезпечує найбільш природне сприйняття близькості у багатовимірному просторі. Манхеттенська відстань визначається як сума абсолютних різниць координат і характеризується меншою чутливістю до викидів у даних. Косинусна подібність оцінює кут між векторами ознак незалежно від їх величини, що робить її особливо корисною для порівняння нормалізованих дескрипторів. Вибір відповідної метрики залежить від типу дескрипторів та специфіки завдання, при цьому для бінарних дескрипторів часто використовується відстань Хеммінга.

Геометрична верифікація відповідностей є заключним етапом, який дозволяє відфільтрувати випадкові збіги та підтвердити наявність справжньої подібності між зображеннями. Найпоширенішим підходом є використання алгоритму RANSAC (Random Sample Consensus) для обчислення гомографії між зображеннями. Гомографія описує проєктивне перетворення, яке зв'язує відповідні точки двох зображень одного і того ж об'єкта, знятого з різних ракурсів. RANSAC ітеративно вибирає мінімальні набори точок для обчислення моделі гомографії, оцінює кількість інших точок (рисунок 2.2), що узгоджуються з цією моделлю, та вибирає модель з максимальною кількістю підтверджень. Відношення кількості інлаєрів до загальної кількості відповідностей служить надійним показником геометричної консистентності та якості знайденої подібності [19].

При цьому алгоритми виділення ключових точок дозволяють зберегти стійкість до основних типів геометричних та фотометричних змін, що робить їх незамінними у задачах розпізнавання, порівняння та відстеження об'єктів. Сучасні дослідження показують, що ефективність різних алгоритмів значно залежить від типу зображень та умов їх отримання, тому

часто застосовуються гібридні підходи, що поєднують переваги кількох методів для досягнення оптимального співвідношення точності та швидкодії обробки (рисунок 2.3).

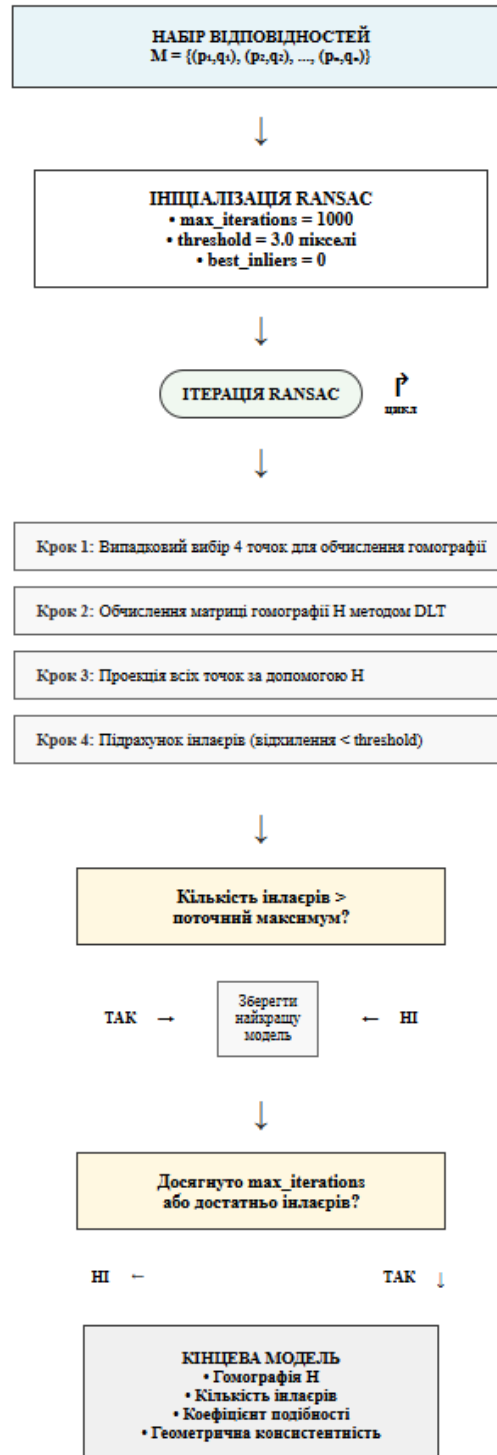


Рисунок 2.2 – Схема процесу геометричної верифікації RANSAC

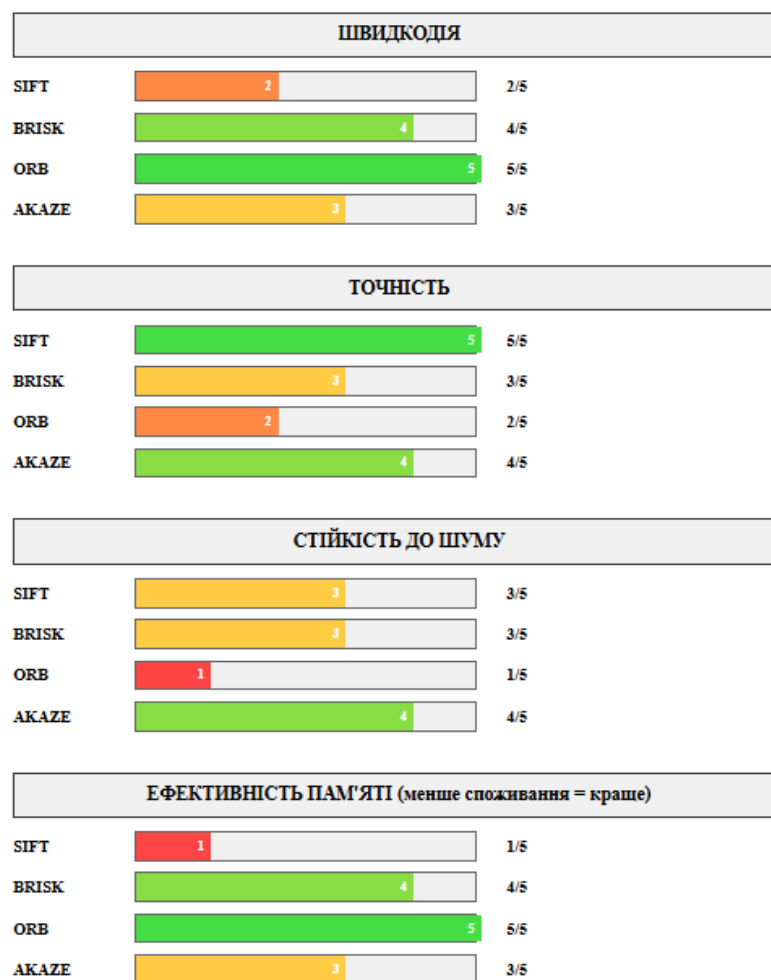


Рисунок 2.3 – Порівняльна характеристика алгоритмів виділення ключових точок

Зокрема, слід відзначити, що розглянуті класичні алгоритми виділення ключових точок, незважаючи на свою ефективність, мають певні обмеження при роботі з складними графічними зображеннями, що характеризуються значними стилістичними варіаціями. Зокрема в рамках аналізу слід виділити наступні основні недоліки традиційних підходів:

- залежність від рукописно розроблених дескрипторів, які можуть не враховувати всі аспекти стилістичної подібності;
- обмежену адаптивність до різних типів графічного контенту (живопис, графіка, цифрове мистецтво);

- чутливість до художніх трансформацій, що не є геометричними (зміна стилю, техніки виконання);

- недостатню робастність при роботі з низькоякісними або частково пошкодженими зображеннями.

У зв'язку з цим, було встановлено, що сучасні дослідження у галузі комп'ютерного зору все більше зосереджуються на гібридних підходах, що поєднують переваги класичних методів з можливостями глибокого навчання. Одним із найперспективніших напрямків є розробка нейронних детекторів ключових точок, які здатні автоматично навчатися оптимальним ознакам для конкретних завдань.

## 2.2 Формалізація технічних характеристик стилю графічного контенту з метою виявлення прихованих запозичень

### 2.2.1 Основні стилістичні ознаки графічного контенту та їх формалізація

Сучасні методи аналізу графічного контенту потребують точної формалізації стилістичних характеристик для ефективного виявлення прихованих запозичень та порушень авторських прав. Стилiстичні ознаки графічних творів представляють собою складний комплекс візуальних параметрів, що включають не лише очевидні елементи композиції та кольорової гами, але й більш тонкі характеристики, такі як ритм, баланс, пропорції та художні прийоми. Як було встановлено – формалізація цих характеристик дозволяє перевести суб'єктивне сприйняття стилю у об'єктивні кількісні показники, придатні для автоматизованого аналізу засобами комп'ютерного зору.

Зокрема, фундаментальний кластер ознак гіпотетичної основи стилістичного аналізу графічних зображень може становити:

– композиційні ознаки, що включають розташування основних елементів у просторі кадру, що визначає візуальну ієрархію та спрямовує увагу глядача. Пропорції та співвідношення елементів відображають естетичні принципи, закладені автором, і можуть бути кількісно описані через відношення розмірів об'єктів, їх взаємне розташування та заповнення простору. Ритм композиції проявляється у повторенні візуальних елементів, створенні візуальних акцентів та формуванні динаміки сприйняття, що може бути вимірний через аналіз частотних характеристик розподілу об'єктів у зображенні. Баланс композиції визначається розподілом візуальної ваги елементів відносно центру зображення або осей симетрії і може бути оцінений через обчислення моментів розподілу мас візуальних об'єктів. Напрямні лінії та осі симетрії створюють структурну основу композиції, направляють погляд глядача та формують загальне сприйняття гармонії зображення, що може бути виявлено через аналіз домінуючих контурів та геометричних трансформацій;

– колористичні характеристики графічного контенту, які представляють один із найбільш виразних аспектів авторського стилю та включають широкий спектр параметрів від базових кольорових компонентів до складних взаємодій між відтінками. Домінуючі кольори та їх розподіл у зображенні можуть бути кількісно описані через аналіз гістограм кольорів у різних колірних просторах, включаючи RGB, HSV, LAB та інші представлення, що дозволяють виявити характерні кольорові схеми автора. Контрастність зображення визначає динамічний діапазон яскравості та впливає на загальне сприйняття глибини і об'ємності, що може бути виміряна через статистичні показники розподілу яскравості пікселів. Гармонійність колірних поєднань, що відображає естетичну узгодженість кольорової палітри і може бути оцінена через аналіз кольорових гармоній, базованих на теорії кольору та психологічному сприйнятті колірних комбінацій;

– текстурні властивості графічних зображень, що описують мікроструктуру поверхонь та матеріалів, представлених у творі, і служать важливими індикаторами технічних прийомів та художнього стилю автора. Шорсткість поверхні може бути кількісно оцінена через аналіз локальних варіацій яскравості та застосування текстурних дескрипторів, таких як локальні бінарні патерни або матриці спільної появи. Регулярність та хаотичність текстурних елементів характеризують ступінь організованості візуальних структур і можуть бути виміряні через ентропійні характеристики розподілу текстурних ознак. Направленість текстури відображає домінуючі орієнтації структурних елементів і визначається через аналіз градієнтних характеристик зображення в різних напрямках. Масштаб текстурних елементів впливає на сприйняття деталізації та техніки виконання твору, що може бути оцінений через мультимасштабний аналіз із застосуванням вейвлет-перетворень або інших частотних методів аналізу;

– морфологічні характеристики графічних об'єктів, що описують геометричні властивості форм та їх взаємодії у просторі зображення, відображаючи особливості художнього бачення та технічної майстерності автора, в також деталізація зображення, яка характеризує рівень проробки дрібних елементів і може бути оцінена через аналіз частотного спектру зображення та розподілу енергії у високочастотних компонентах.

## 2.2.2 Визначення алгоритмічного підходу до виявлення стилістичних запозичень

Зокрема, слід відзначити, що математична модель стилістичної подібності між двома зображеннями може бути представлена як багатовимірна функція, що інтегрує всі описані категорії ознак через систему вагових коефіцієнтів.

Гіпотетично така модель дозволить гнучко налаштовувати систему аналізу відповідно до специфіки конкретного типу графічного контенту,

художнього напрямку або технічних вимог точності виявлення запозичень. Визначення оптимальних значень вагових коефіцієнтів може здійснюватися через машинне навчання на наборах еталонних зображень або експертне оцінювання важливості різних стилістичних аспектів.

Алгоритм виявлення прихованих запозичень реалізується як послідовність взаємопов'язаних етапів обробки, кожен з яких виконує специфічні функції у процесі аналізу стилістичної подібності. Етап препроцесингу зображень забезпечуватиме приведення вхідних даних до стандартизованого формату через нормалізацію розміру зображень для забезпечення масштабної інваріантності, корекцію освітлення для компенсації умов зйомки або сканування, фільтрацію шуму для покращення якості подальшого аналізу та приведення до єдиного колірному простору для забезпечення коректного порівняння колористичних характеристик. Фільтрація шуму особливо важлива для архівних або низькоякісних зображень, де артефакти стиснення або дефекти носія можуть спотворювати справжні стилістичні характеристики.

Виділення стилістичних ознак являє собою ключовий етап, що визначає якість подальшого аналізу подібності. Екстракція ключових точок здійснюється через застосування робастних детекторів, здатних виявляти стабільні характерні елементи зображення незалежно від незначних змін умов відображення. Обчислення дескрипторів передбачає формування компактних векторних представлень локальних областей зображення, що зберігають найбільш важливу інформацію про локальну структуру та текстуру. Аналіз кольорових характеристик включає обчислення статистичних моментів колірних розподілів, виділення домінуючих кольорів та оцінку колірної гармонії через спеціалізовані колірні дескриптори.

Деякі дослідження демонструють, що етап порівняння та зіставлення ознак реалізує безпосереднє порівняння екстрагованих характеристик між аналізованими зображеннями. Наприклад, алгоритми *matcher* забезпечують

ефективний пошук відповідностей між дескрипторами різних зображень, використовуючи оптимізовані методи пошуку найближчих сусідів у багатовимірному просторі ознак. Обчислення метрик подібності передбачає застосування відповідних математичних норм та мір відстані, адаптованих до специфіки конкретних типів дескрипторів. Фільтрація помилкових відповідностей здійснюється через статистичні тести та геометричну верифікацію для виключення випадкових збігів та підвищення надійності результатів аналізу.

Прийняття рішення про наявність стилістичного запозичення базується на комплексній оцінці всіх отриманих характеристик подібності через систему порогових значень та статистичних критеріїв. Порогова обробка результатів передбачає порівняння обчислених метрик подібності з емпірично встановленими або теоретично обґрунтованими граничними значеннями. Статистичний аналіз включає оцінку значущості виявлених подібностей через перевірку статистичних гіпотез та розрахунок довірчих інтервалів [20]. Таким чином гіпотетичне формування підсумкового висновку про подібність інтегрує всі отримані дані у комплексну оцінку ймовірності стилістичного запозичення з урахуванням специфіки аналізованих творів та вимог до точності детекції порушень авторських прав.

Зокрема, формалізація технічних характеристик стилю, розглянута у підрозділі 2.1.3, створює теоретичну основу для побудови практичної системи виявлення стилістичних запозичень. Однак реалізація такої системи потребує вибору конкретного алгоритму, який забезпечить оптимальне співвідношення точності виявлення, швидкодії обробки та стійкості до різноманітних типів графічного контенту.

Таким чином, виходячи із вищевказаного прослідковується необхідність використання більш сучасного підходу, який поєднав би переваги класичних методів з можливостями машинного навчання для автоматичної адаптації до специфіки графічного контенту.

## 2.3 Розробка методики кількісної оцінки стилістичної подібності на основі ознак KNIFT як індикатора потенційного порушення

### 2.3.1 Теоретичне обґрунтування вибору алгоритму KNIFT

Теоретичне обґрунтування переходу до KNIFT базується на необхідності подолання обмежень традиційних алгоритмів при аналізі стилістичної подібності графічних творів. Класичні методи показують високу ефективність при виявленні геометричних трансформацій, однак мають обмежені можливості при аналізі більш тонких стилістичних характеристик, таких як художня манера, техніка виконання або емоційне забарвлення твору.

MediaPipe KNIFT був обраний як основа для практичної реалізації методики на підставі наступних теоретичних та практичних переваг [21]:

- гібридна архітектура: KNIFT поєднує переваги класичних детекторів ключових точок з дескрипторами, навченими за допомогою глибоких нейронних мереж, що забезпечує як швидкодію обробки, так і високу точність розпізнавання;

- адаптивність до стилістичних варіацій демонструє відміну від класичних алгоритмів з фіксованими дескрипторами, KNIFT здатний автоматично виявляти та враховувати специфічні особливості різних художніх стилів через процес навчання;

- стійкість до художніх трансформацій виявляє високу робастність не лише до геометричних змін (масштаб, поворот), але й до художніх модифікацій (зміна техніки, стилізація, колірна корекція);

- оптимізація для мобільних платформ: MediaPipe Framework забезпечує ефективну реалізацію алгоритму для різноманітних обчислювальних платформ, включаючи мобільні пристрої.

Крім того, було визначено, що алгоритм KNIFT спеціально адаптований для завдань, що потребують виявлення не лише точних

геометричних відповідностей, але й більш складних семантичних подібностей. Це досягається через:

- використання згорткових нейронних мереж для детекції ключових точок, що дозволяє виявляти характерні елементи, специфічні для графічного контенту;
- застосування навчених дескрипторів, які автоматично адаптуються до особливостей художніх стилів;
- інтеграцію механізмів уваги (attention mechanisms) для фокусування на найбільш значущих для стилістичного аналізу областях зображення.

Зокрема, слід відзначити, що проведений аналіз демонструє, що саме алгоритм KNIFT являє собою сучасний гібридний підхід, що поєднує класичні методи локального опису зображень з можливостями нейронних мереж для забезпечення інваріантності до спотворень і шумів. Архітектура KNIFT включає детектор ключових точок на основі згорткових нейронних мереж, дескриптор що використовує глибоке навчання, модуль нормалізації для забезпечення інваріантності та систему порівняння дескрипторів. Така побудова дозволяє досягти високої точності розпізнавання при збереженні обчислювальної ефективності (рисунок 2.4).

При цьому, алгоритм аналізу стилістичної схожості графічних зображень реалізується через послідовність логічно пов'язаних етапів. Процес починається з завантаження досліджуваних зображень, після чого здійснюється їх препроцесинг для нормалізації розміру та освітлення. Наступним кроком є виділення ключових точок за допомогою алгоритму KNIFT з подальшим обчисленням відповідних дескрипторів. Система здійснює зіставлення ключових точок між зображеннями та обчислює метрики подібності. Паралельно проводиться аналіз композиційних ознак та колористичних характеристик. Результати всіх аналізів інтегруються в загальну оцінку, яка піддається пороговій обробці. При перевищенні

встановленого порогу система формує звіт про виявлену подібність, в іншому випадку робиться висновок про відсутність стилістичної схожості.

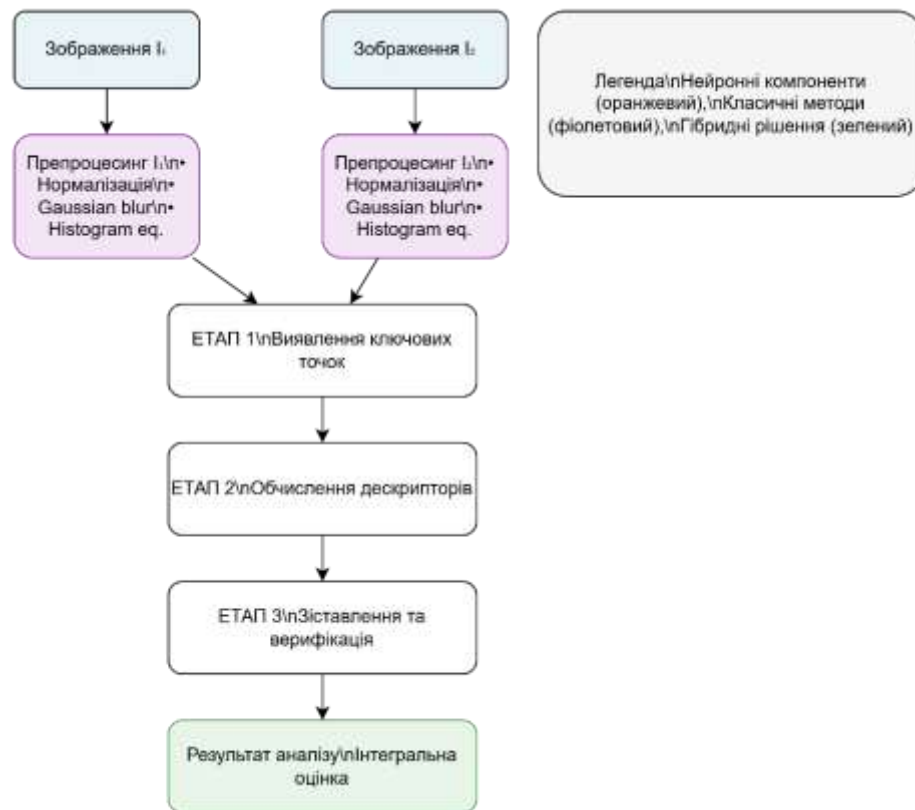


Рисунок 2.4 – Логічно-структурна схема алгоритму KNIFT

Порівняльний аналіз основних алгоритмів виявлення стилістичної подібності показує, що KNIFT демонструє оптимальне співвідношення точності та швидкодії. За швидкодією KNIFT поступається алгоритмам ORB та BRISK, однак значно перевершує їх за точністю розпізнавання. Алгоритм SIFT показує порівнянну з KNIFT точність, але характеризується нижчою швидкодією та більшим споживанням пам'яті. AKAZE демонструє високу точність та стійкість до шуму, проте має обмежені можливості для оптимізації через GPU (таблиця 2.1). KNIFT характеризується високою інваріантністю до масштабу та повороту, що робить його особливо ефективним для виявлення стилістичних запозичень у різноманітних умовах трансформації зображень.

Таблиця 2.1 – Порівняльний аналіз методів виявлення стилістичної подібності

| Характеристика                 | KNIFT     | SIFT       | ORB      | BRISK         | AKAZE      |
|--------------------------------|-----------|------------|----------|---------------|------------|
| Швидкодія                      | Середня   | Низька     | Висока   | Висока        | Середня    |
| Точність                       | Висока    | Висока     | Середня  | Середня       | Висока     |
| Інваріантність до масштабу     | Висока    | Висока     | Середня  | Висока        | Висока     |
| Інваріантність до повороту     | Висока    | Висока     | Висока   | Висока        | Висока     |
| Стійкість до шуму              | Висока    | Середня    | Низька   | Середня       | Висока     |
| Використання пам'яті           | Середнє   | Високе     | Низьке   | Низьке        | Середнє    |
| Підтримка GPU                  | Так       | Обмежена   | Так      | Обмежена      | Обмежена   |
| Обчислювальна складність       | $O(n^2)$  | $O(n^3)$   | $O(n)$   | $O(n \log n)$ | $O(n^2)$   |
| Тип дескриптора                | Нейронний | Гістограма | Бінарний | Бінарний      | Гістограма |
| Розмір дескриптора (біт)       | 256       | 1024       | 256      | 512           | 486        |
| Стійкість до освітлення        | Висока    | Висока     | Середня  | Середня       | Висока     |
| Придатність для реального часу | Так       | Ні         | Так      | Так           | Частково   |

#### 2.4. Висновки до розділу 2

В рамках теоретичного аналізу було проаналізовано існуючі алгоритми комп'ютерного зору для ідентифікації візуальної схожості графічних зображень, встановлено, що найбільш ефективними для

виявлення стилістичної подібності є алгоритми, кожен з яких має свої переваги у різних сценаріях використання. Також формалізовано технічні характеристики стилю графічного контенту через комплекс композиційних, колористичних, текстурних та морфологічних ознак з розробкою математичної моделі стилістичної подібності. Крім того, було визначено методику кількісного аналізу стилістичної схожості на основі принципів роботи MediaPipe KNIFT з створенням логічно-структурної схеми алгоритму.

### **3 РОЗРОБКА ТА АПРОБАЦІЯ АЛГОРИТМУ АНАЛІЗУ ГРАФІЧНОГО КОНТЕНТУ НА ПРЕДМЕТ СТИЛІСТИЧНИХ ЗАПОЗИЧЕНЬ**

3.1 Архітектура алгоритму автоматизованого виявлення стилістичної подібності графічних творів

#### 3.1.1 Загальна структура алгоритму

Як було визначено під час теоретичних розвідок розділу 2 даної кваліфікаційної роботи виявлення стилістичної подібності між графічними творами базується на підходах комп'ютерного зору, які дозволяють формалізувати візуальне сприйняття та порівняти дві графічні структури за певними ознаками. Алгоритм автоматизованого виявлення подібності реалізовано у вигляді послідовної моделі обробки зображень, що включає кілька логічнопов'язаних етапів – від попередньої обробки до формування підсумкового висновку із застосуванням подальшого імітаційного підходу щодо практичної реалізації та подано у вигляді логічно-структурної схеми на рисунку 2.4. При цьому, в рамках практичної розробки та апробації пропонується представлення блок-схеми архітектури алгоритму виявлення стилістичної подібності на рисунку 3.1.

Робота алгоритму розпочинається з етапу введення зображень – користувач завантажує два графічні файли, які необхідно порівняти. Наступним етапом є попередня обробка, яка включає приведення зображень до спільного формату, зокрема масштабування, перетворення в градації сірого, а також фільтрацію шумів або підвищення контрастності.

Після нормалізації виконується виявлення ключових точок. Це точки, які мають високий рівень варіативності в локальному контексті та залишаються стабільними при зміні масштабу, освітлення чи кута огляду. Для цього застосовуються різноманітні алгоритми детектування, зокрема

ORB, SIFT, BRISK та інші. Вибір алгоритму залежить від вимог до точності та швидкодії.

Наступним кроком є обчислення дескрипторів – числових векторів, які описують локальні властивості зображення навколо кожної з ключових точок. Ці дескриптори можуть мати різну природу: двійкову (як у ORB чи BRISK) або числову з високою розрядністю (як у SIFT). Саме ці вектори виступають основою для зіставлення ознак між двома зображеннями.



Рисунок 3.1 – Блок-схема архітектури алгоритму виявлення стилістичної подібності

Після отримання дескрипторів виконується порівняння – для кожної точки з першого зображення визначається найбільш схожа точка на другому, згідно з обраною метрикою (гаммінгова або евклідова відстань). Результатом є набір відповідних пар точок, що потенційно вказують на стилістичну схожість між об'єктами.

Далі виконується оцінка метрик подібності. Найчастіше це кількість збігів, середня відстань між точками, співвідношення правильних і

помилкових відповідностей, а також структурні характеристики, такі як просторовий розподіл збігів.

Візуалізація результатів є важливою складовою – зображення виводиться у вигляді пари, де відповідні ключові точки з'єднані лініями. Це дає змогу аналітику або користувачу візуально оцінити ступінь збігу та інтерпретувати дані не лише за числовими показниками, а й з точки зору просторової структури.

Останнім етапом є формування висновку – текстове повідомлення, яке містить основні метрики порівняння та загальну оцінку подібності: високу, середню або низьку. Цей висновок може бути використаний у юридичних, дослідницьких або творчих контекстах, де необхідно підтвердити або спростувати ймовірність стилістичного запозичення.

### 3.1.2 Етапи обробки зображень

Алгоритм виявлення стилістичної подібності між зображеннями передбачає комплексну обробку кожного зображення для забезпечення максимальної точності при їх порівнянні. На початковому етапі виконується попередня обробка, під час якої зображення перетворюються у відтінки сірого для зниження обчислювального навантаження та виділення структурної інформації без впливу кольору. Одночасно з цим відбувається масштабування до єдиного розміру, що забезпечує узгодженість під час обробки та дозволяє виключити помилки, пов'язані з різницею в роздільній здатності. Крім того, нормалізація яскравості та контрастності забезпечує інваріантність до умов освітлення.

Після попередньої підготовки розпочинається процес виділення ключових точок. Для цього використовуються визначені під час теоретичного аналізу, проведеного в розділі 2, алгоритми детектування, такі як ORB, SIFT або AKAZE, які мають здатність виявляти області з високим рівнем локальної неоднорідності. Ключові точки зазвичай відповідають

кутам, краям або характерним текстурованим ділянкам, що не змінюються при масштабуванні, повороті або зміні освітлення. Ці точки є базовими одиницями аналізу для подальших розрахунків.

Після визначення координат ключових точок на кожному зображенні для кожної з них обчислюється вектор ознак, відомий як дескриптор. Цей вектор описує структуру локального оточення точки, наприклад, напрямки градієнтів, їхню інтенсивність або розподіл пікселів у визначеній області. Вибраний алгоритм впливає на тип дескриптора: деякі використовують числові ознаки, як SIFT, інші – двійкові коди, як ORB. У будь-якому випадку дескриптори повинні зберігати характерні властивості точки у стислій, але інформативній формі.

На основі отриманих дескрипторів виконується пошук схожих ознак між зображеннями. Застосовується метод найближчого сусіда або інші алгоритми пошуку збігів, що дозволяють зіставити точки на першому зображенні з найбільш подібними точками на другому. Для оцінки подібності векторів використовуються відповідні метрики: гаммінгова відстань для бінарних дескрипторів та евклідова – для числових.

Отримані результати співставлення є основою для розрахунку метрик подібності. Серед них – кількість відповідних пар точок, середня відстань між ними, рівень відповідності та структурна щільність збігів. Ці показники дозволяють формалізовано визначити ступінь стилістичної подібності між зображеннями. Чим більша кількість стабільних збігів та нижча середня відстань між дескрипторами, тим вищою вважається подібність між творами.

На завершальному етапі обробки створюється візуалізація, яка демонструє з'єднання відповідних ключових точок на обох зображеннях. Таке візуальне представлення полегшує інтерпретацію результатів, дозволяючи швидко визначити наявність стилістичних елементів, що повторюються. Завдяки графічному інтерфейсу користувач може візуально

оцінити, наскільки структурно схожі зображення, і дійти обґрунтованого висновку.

Згідно з дослідженнями у галузі цифрової обробки зображень, «алгоритми виділення ключових точок дозволяють зберегти стійкість до основних типів геометричних та фотометричних змін, що робить їх незамінними в задачах розпізнавання, порівняння та відстеження об'єктів» [22].

### 3.1.3 Механізм оцінки подібності

Оцінка стилістичної подібності між зображеннями є ключовим етапом у процесі автоматизованого аналізу візуального контенту. Цей процес базується на порівнянні дескрипторів ключових точок, які представляють локальні особливості зображення. Для визначення ступеня подібності між двома зображеннями використовуються різні метрики, які обчислюють відстань або схожість між відповідними дескрипторами.

Однією з поширених метрик є відстань Хаусдорфа, яка вимірює максимальну відстань від точки одного множини до найближчої точки іншого множини. Ця метрика дозволяє оцінити, наскільки добре одна множина дескрипторів покриває іншу. Іншою популярною метрикою є коефіцієнт Танімото, який обчислює схожість між двома множинами, враховуючи кількість спільних та унікальних елементів. Ці метрики забезпечують кількісну оцінку подібності, що дозволяє формалізувати процес порівняння зображень.

У процесі оцінки подібності також важливо враховувати інваріантність до геометричних та фотометричних змін. Це означає, що метрики повинні бути стійкими до змін масштабу, повороту, освітлення та інших факторів, які можуть впливати на вигляд зображення. Для досягнення цієї мети використовуються дескриптори, які мають властивість інваріантності, такі як SIFT, SURF або ORB.

Крім того, ефективність оцінки подібності залежить від якості та кількості виявлених ключових точок. Надмірна кількість точок може призвести до збільшення обчислювальної складності, тоді як недостатня кількість може знизити точність порівняння. Тому важливо забезпечити баланс між кількістю та якістю ключових точок, що вимагає налаштування параметрів детекторів та дескрипторів.

Згідно з дослідженнями, «алгоритми виділення ключових точок дозволяють зберегти стійкість до основних типів геометричних та фотометричних змін, що робить їх незамінними в задачах розпізнавання, порівняння та відстеження об'єктів» [23].

### 3.2 Програмна реалізація алгоритму MediaPipe KNIFT (імітаційний підхід)

#### 3.2.1 Обґрунтування застосування імітаційного підходу

Під час теоретичного дослідження в рамках розділу 2 кваліфікаційної роботи алгоритм MediaPipe KNIFT був запропонований як легковагове рішення для задач розпізнавання та зіставлення шаблонів. Зокрема, він поєднує в собі класичні підходи до виявлення ключових точок (наприклад, SIFT/ORB) із можливістю використання попередньо згенерованих дескрипторів на базі тензорних моделей. Ключовою перевагою KNIFT є здатність працювати в реальному часі з фреймами, одночасно зберігаючи інваріантність до зміни масштабу, повороту та освітлення.

Проте під час практичної реалізації було визначено, що повноцінна інтеграція KNIFT на базі TensorFlow Lite потребує доступу до оригінальної моделі `knift_float.tflite` та внутрішнього API MediaPipe, які на момент реалізації дослідження не були доступні через публічні інструменти. З огляду на це, для демонстрації логіки роботи системи було вирішено реалізувати імітаційний підхід із використанням загальнодоступних

детекторів ключових точок – ORB, SIFT, BRISK, AKAZE, що дозволяють імітувати основну логіку поведінки KNIFT.

У процесі тренування оригінального KNIFT використовується функція втрат на основі трійкових прикладів. Вона дозволяє навчити модель розрізняти подібні (anchor–positive) та різні (anchor–negative) фрагменти зображень, мінімізуючи відстань між релевантними та максимізуючи відстань між нерелевантними ознаками. Ця функція має вигляд:

$$L = \max(d(a, p) - d(a, n) + margin, 0), \quad (3.1)$$

де  $a$  – anchor;

$p$  – позитивний приклад (схожий фрагмент);

$n$  – негативний приклад (відмінний фрагмент);

$d(\cdot)$  – функція відстані;

$margin$  – додатковий параметр, що змушує модель відштовхувати негативні приклади на певну відстань. KNIFT оптимізує векторні представлення ключових точок таким чином, щоб схожі пари мали ближчі дескриптори.

В імітаційній реалізації така логіка частково відтворюється через ручне порівняння дескрипторів з використанням евклідової або гаммінгової метрики. Це дозволяє зберегти основну ідею алгоритму: формувати кількісну міру подібності на основі геометричних і дескрипторних ознак, незважаючи на відсутність оригінальної нейронної архітектури.

Як зазначено у офіційному блозі Google, «KNIFT – це рішення для локального зіставлення функцій на основі шаблонів для додатків у режимі реального часу на мобільних пристроях. Він використовує вивчені дескриптори ключових точок на основі триплетних втрат для досягнення інваріантності щодо масштабу, орієнтації та освітлення, водночас достатньо ефективний для роботи на пристрої» [21].

### 3.2.2 Структура програмного модуля та середовище реалізації

У рамках реалізації алгоритму виявлення стилістичної подібності між графічними творами було створено програмний застосунок на мові Python з графічним інтерфейсом на базі бібліотеки tkinter з використанням стилізації через ttkbootstrap. Архітектура програмного модуля побудована за модульним принципом, що дозволяє ізольовано обробляти кожен функціональний етап – завантаження зображень, виділення ключових точок, обчислення дескрипторів, їх порівняння, а також візуалізацію результатів.

Користувачеві надається можливість завантажити два зображення, після чого система автоматично проводить перетворення зображень у відтінки сірого, масштабування до заданих розмірів та нормалізацію. Далі користувач може обрати один з чотирьох методів детектування ознак (ORB, SIFT, BRISK, AKAZE), які забезпечують виявлення ключових точок та побудову дескрипторів. Після цього здійснюється порівняння векторів ознак за відповідною метрикою (гаммінгова або евклідова відстань), а результати виводяться як графічно (у вигляді поєднаних точок на зображеннях), так і текстово – у вигляді числових метрик та загального висновку.

Ще одним важливим компонентом системи є обробка локальних фрагментів (патчів) зображення. Для кожної ключової точки система вирізає фрагмент зображення з урахуванням кута повороту та масштабу. Ці патчі демонструються у вигляді додаткового блока в інтерфейсі користувача, що дозволяє побачити, які саме ділянки зображень вважаються найбільш значущими з точки зору алгоритму.

В якості мови програмування було обрано Python, що є загально-визнаним стандартом у сфері наукових обчислень, комп'ютерного зору та машинного навчання. Серед основних бібліотек, використаних у проєкті, варто виділити:

- OpenCV – для обробки зображень, реалізації алгоритмів виділення ключових точок, порівняння дескрипторів та побудови візуалізацій;
- NumPy – для математичних обчислень, роботи з масивами дескрипторів та координат точок;
- PIL (Pillow) – для роботи з форматом зображень і перетворень до форматів, сумісних із Tkinter;
- ttkbootstrap – бібліотека для покращення візуального оформлення графічного інтерфейсу, з підтримкою тем, адаптивних шрифтів, кольорів та кнопок;
- Tkinter – стандартний модуль для побудови GUI в Python, який виконує роль основного контейнера елементів інтерфейсу.

На рисунку 3.2 наведено фрагмент програмного коду, що демонструє ініціалізацію основних бібліотек, необхідних для функціонування системи.

Як видно з прикладу, всі компоненти імпортуються в окремих рядках, включаючи `math`, що використовується для обчислень при формуванні патчів. Така структура дозволяє легко масштабувати додаток, змінювати методи аналізу, інтегрувати нові алгоритми або реалізувати моделі, що працюють на базі TensorFlow Lite, зокрема – KNIFT.

```
import ttkbootstrap as tb
from ttkbootstrap.constants import *
from tkinter import filedialog, messagebox
from PIL import Image, ImageTk
import cv2
import numpy as np
import math
```

Рисунок 3.2 – Ініціалізація бібліотек Python для реалізації програми

Середовище розробки не вимагає складної інфраструктури: проект може бути розгорнутий як у стандартній середовищі інтерпретатора Python 3.10+, так і у віртуальному середовищі `venv`, яке дозволяє ізолювати залежності. Усі бібліотеки можуть бути встановлені через пакетний менеджер `pip`. Інтерфейс програми працює локально, не потребує підключення до мережі Інтернет, і може бути запущений на персональному комп'ютері або ноутбучі з базовими ресурсами.

Реалізація імітаційного підходу дозволила точно відтворити логіку порівняння зображень, подібну до алгоритму `MediaPipe KNIFT`, при цьому не використовуючи повноцінні тензорні моделі. Завдяки модульності реалізації система залишається відкритою для подальшої модернізації та розширення шляхом інтеграції нових моделей, наприклад через `TensorFlow Lite API` [21].

### 3.2.3 Реалізація алгоритму обробки зображень

Алгоритм обробки зображень у межах програмної реалізації імітаційного підходу `KNIFT` базується на класичному циклі комп'ютерного зору, який включає: завантаження зображень, попередню обробку, виявлення ключових точок, побудову дескрипторів, їх порівняння, а також виведення результатів у зручному для користувача форматі.

Завантаження зображень реалізовано через стандартний файловий діалог, що дозволяє користувачеві вибрати файли з локальної системи. Далі зображення автоматично конвертуються у відтінки сірого, що є необхідною умовою для стабільної роботи більшості класичних алгоритмів детектування ознак, які не враховують кольорову інформацію.

Після попередньої обробки користувачеві пропонується обрати метод виявлення ключових точок та побудови дескрипторів. У програмі реалізовано підтримку чотирьох алгоритмів: `ORB`, `SIFT`, `BRISK` та `AKAZE`. Кожен з цих методів має свої переваги, зокрема – різні типи

дескрипторів (двійкові або числові), ступінь точності та придатність до мобільного використання. Детальні характеристики наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Характеристики методів детектування

| Метод | Тип дескриптора    | Стійкість до масштабування | Стійкість до повороту | Використання в мобільних пристроях |
|-------|--------------------|----------------------------|-----------------------|------------------------------------|
| ORB   | Двійковий          | Так                        | Так                   | Висока                             |
| SIFT  | Числовий (float32) | Так                        | Так                   | Низька                             |
| BRISK | Двійковий          | Так                        | Так                   | Середня                            |
| AKAZE | Двійковий          | Так                        | Так                   | Висока                             |

Після вибору методу, за допомогою функції `detectAndCompute` відповідного детектора, програма виявляє ключові точки на обох зображеннях та обчислює дескриптори. Далі ці дескриптори порівнюються за обраною метрикою (гаммінгова для ORB, BRISK, AKAZE або евклідова для SIFT), і система формує список найкращих збігів між ключовими точками першого та другого зображення [24].

Важливою особливістю є реалізація обмеження на кількість візуалізованих збігів – за замовчуванням показуються лише 30 найкращих, що дозволяє уникнути перевантаження інтерфейсу. Для кожного збігу програма також зберігає дані про координати, що надалі можуть бути використані для побудови афінного перетворення, масштабного або геометричного аналізу.

Результати виводяться як у вигляді об'єднаного зображення зі сполучними лініями між відповідними ключовими точками, так і у вигляді текстової інформації: кількість збігів, середня відстань між дескрипторами, загальний висновок про ймовірну стилістичну подібність. Такий підхід дозволяє поєднати кількісну й візуальну оцінку результату, що особливо цінно для прикладного використання алгоритму.

### 3.3 Організація та проведення експериментального дослідження ефективності алгоритму на репрезентативних даних

#### 3.3.1 Вибір репрезентативного набору зображень

Ефективність алгоритмів автоматизованого виявлення стилістичної подібності значною мірою залежить від якості й різноманітності тестового набору зображень. Для проведення експериментального дослідження було сформовано репрезентативну вибірку, яка включає пари графічних об'єктів із різними рівнями схожості. Основна мета – оцінити здатність алгоритму виявляти як очевидну, так і неочевидну стилістичну подібність між візуальними елементами. Набір умовно поділено на три категорії та представлено на рисунку 3.3.

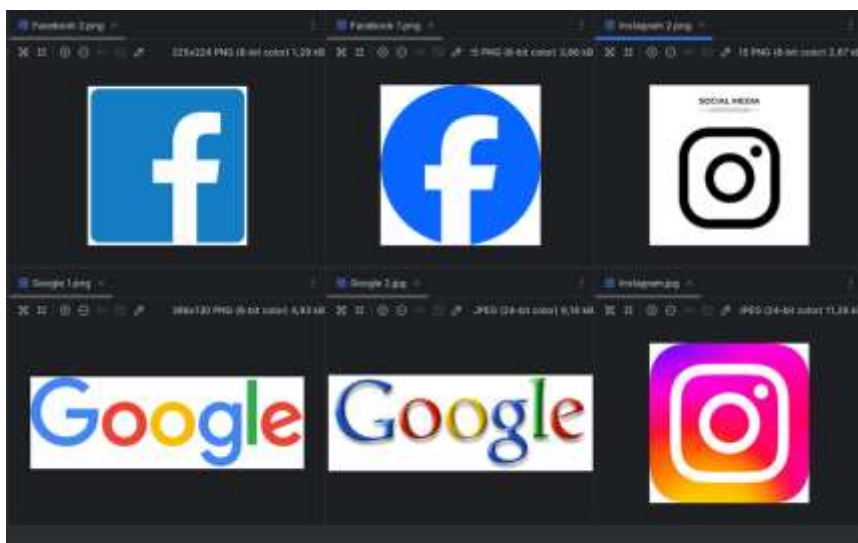


Рисунок 3.3 – Репрезентативний набір зображень для дослідження стилістичної подібності

Перша група містить пари з високою стилістичною відповідністю. Прикладом є два логотипи Facebook, які мають однакову букву-символ, але відрізняються кольором, композицією та геометрією. Алгоритм має

розпізнати, що обидва зображення подають один і той самий графічний зміст із незначними стилістичними варіаціями.

Друга категорія – це пари з частковим накладанням стилю. Наприклад, два варіанти логотипа Google: один – сучасний flat-дизайн, інший – об’ємний 3D-рендеринг. Обидва зображення мають ідентичну структуру літер та колірну гаму, проте різняться графічним стилем. Для алгоритму це є складнішим завданням, оскільки подібність визначається не за формою, а за концепцією виконання.

Остання категорія – стилістично різні об’єкти. В цьому випадку подано два логотипи Instagram: сучасний градієнтний значок і спрощена монохромна версія. Попри однакову композицію (квадрат із закругленими кутами, коло та крапка), стильове виконання значно відрізняється. Це дозволяє перевірити, чи буде алгоритм переоцінювати схожість через збіг форм при ігноруванні візуального стилю.

Для збереження точності порівнянь усі зображення були попередньо приведені до однакового розміру, конвертовані у відтінки сірого та нормалізовані. Це дозволяє уникнути впливу роздільної здатності та кольору на результат. Джерелами зображень стали відкриті публічні логотипи, які були збережені у форматах PNG або JPEG без додаткового редагування.

Усі зображення мають чітку структуру, що дозволяє оцінити, як детектори ознак працюють із висококонтрастними та геометрично спрощеними формами. Такий підхід дає змогу об’єктивно оцінити поведінку алгоритму на різних рівнях стилістичного збігу, забезпечивши збалансоване тестування в межах дослідження.

### 3.3.2 Методика проведення експерименту

Методологія дослідження ефективності алгоритму виявлення стилістичної подібності графічних зображень базується на класичних

принципах валідації алгоритмів комп'ютерного зору. Основною метою є оцінка здатності системи точно і стабільно виявляти відповідність між графічними об'єктами за умов різних стилістичних варіацій.

Для забезпечення об'єктивності дослідження було побудовано репрезентативний набір зображень, який охоплює різні рівні стилістичної подібності: від майже ідентичних до повністю різних за візуальним оформленням. Така вибірка дозволяє протестувати роботу алгоритму в умовах змін форми, кольору, текстури, освітлення та інших параметрів, що впливають на результат аналізу.

Кожна пара зображень піддається однаковій послідовності обробки: попереднє перетворення (конвертація у відтінки сірого, масштабування), виділення ключових точок, обчислення дескрипторів, порівняння ознак та формування висновку. Такий структурований підхід дозволяє мінімізувати вплив зовнішніх факторів і забезпечити стандартизовані умови тестування.

Особливістю даного дослідження є використання декількох альтернативних методів детектування ознак – ORB, SIFT, BRISK та AKAZE. Це дозволяє не лише оцінити загальну працездатність системи, але й порівняти ефективність кожного алгоритму у контексті поставленої задачі. Кожен метод виконується незалежно, з однаковими вхідними параметрами, що унеможливує взаємний вплив на результати [25].

З метою покращення інтерпретованості експеримент супроводжується візуалізацією збігів між зображеннями та відображенням локальних патчів для кожної з ключових точок. Це дозволяє не лише побачити кількісну мет-рику подібності, але й проаналізувати, які саме ділянки зображення вважаються релевантними з точки зору алгоритму.

Усі результати фіксуються та систематизуються для подальшого аналізу, який буде детально розглянуто в наступному розділі. Такий підхід дає змогу сформулювати цілісне уявлення про практичну застосовність розробленого алгоритму в умовах реальних задач виявлення стилістичних запозичень.

### 3.3.3 Аналіз результатів порівняння

Для кожної пари зображень було виконано незалежне порівняння за допомогою одного з реалізованих методів виявлення ознак. На рисунку 3.4 наведено приклад порівняння логотипів Facebook із використанням методу ORB. Цей алгоритм базується на поєднанні швидкого детектора FAST і компактного дескриптора BRIEF, адаптованого до обертання, що забезпечує хорошу продуктивність для простих геометричних форм.



Рисунок 3.4 – Результати порівняння методом ORB для логотипів Facebook

Під час результату обробки обох зображень було виділено 60 ключових точок на першому зображенні та 57 – на другому. Після зіставлення дескрипторів алгоритм зафіксував 15 відповідних збігів, тобто

таких пар точок, які ORB вважає подібними за локальною структурою. Середнє значення відстані між відповідними дескрипторами становило 5.73, що є типовим значенням для бінарних векторів середньої довжини.

На візуалізації чітко видно лінії, що з'єднують відповідні зони зображень. Ці зони припадають переважно на краї літери "f" і її внутрішню частину. Виявлені патчі ключових точок підтверджують, що ORB акцентує увагу на геометричних переходах і контрастних кутах, які залишаються стабільними при зміні стилізації логотипа.

Загальний висновок, який сформував алгоритм на основі отриманих метрик, – можлива часткова стилістична подібність. Це відповідає візуальним очікуванням: обидва зображення мають однакову форму символу, однак відрізняються кольоровою палітрою та товщиною елементів. Таким чином, ORB показав середній рівень чутливості до стилістичних варіацій при збереженні геометричної схожості.

На рисунку 3.5 представлено результати порівняння двох стилістично різних логотипів Instagram, виконаного з використанням методу SIFT, що відомий своєю стійкістю до змін масштабу, повороту та часткової деформації зображення, а також здатністю ефективно виявляти унікальні ознаки в різних ділянках графічного контенту.

У ході аналізу було виявлено 32 ключові точки на першому зображенні та 35 на другому. Однак кількість встановлених збігів між ними склала лише 11, що є досить низьким показником. Більш того, середнє значення відстані між відповідними дескрипторами сягнуло 422.12, що вказує на велику різницю в локальних характеристиках зображень.

Візуальна інтерпретація результатів підтверджує ці спостереження: хоча деякі ключові точки були зіставлені, більшість із них не знаходяться на семантично подібних ділянках. Це пояснюється суттєвими стилістичними відмінностями між зображеннями. Перше зображення – це кольоровий градієнтний логотип із м'якими переходами та бликами, тоді як друге -

монохромне графічне зображення з чіткими межами й відсутністю текстурної складності.

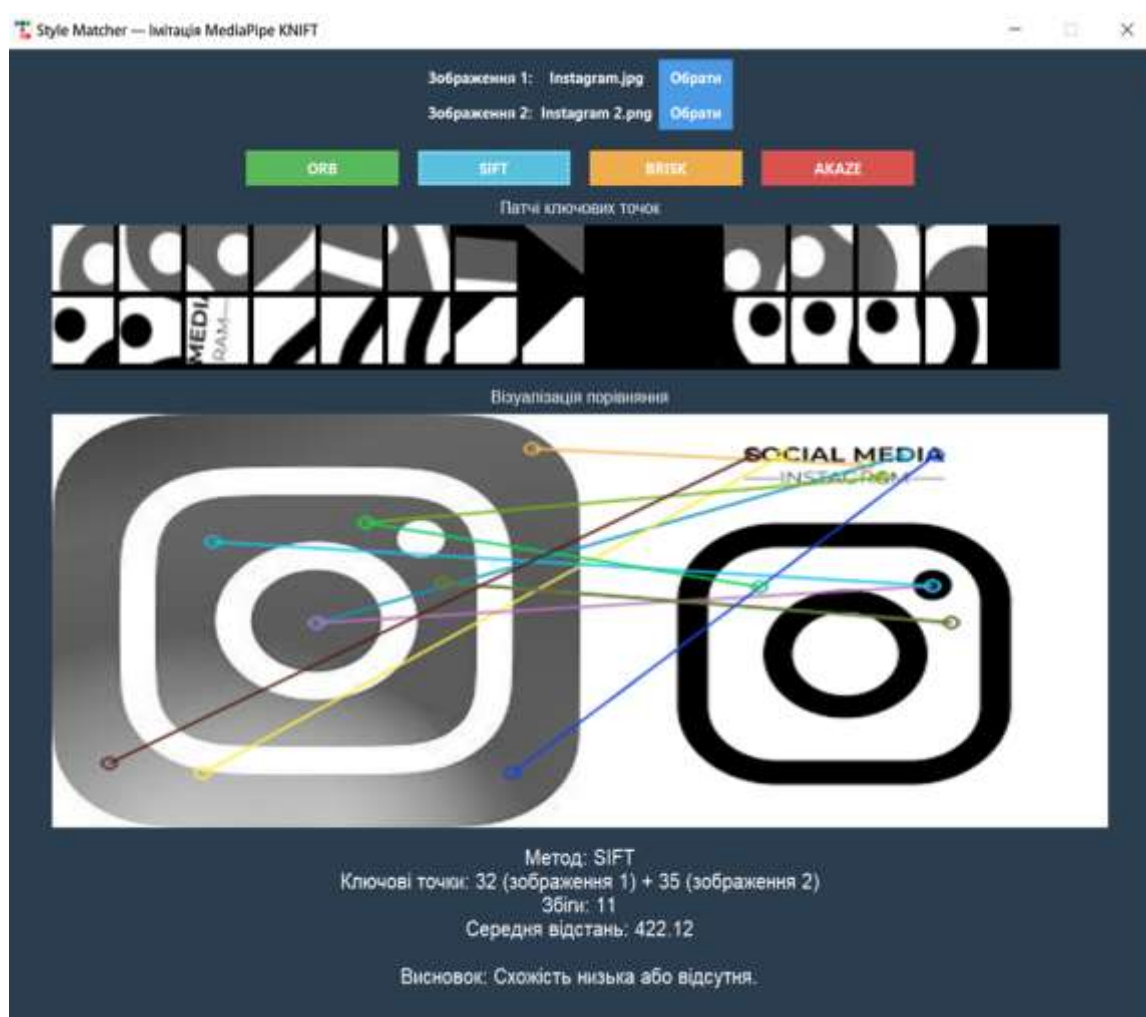


Рисунок 3.5 – Результати порівняння методом SIFT для логотипів Instagram

Патчі, що відповідають ключовим точкам, також демонструють відсутність спільних локальних патернів, що ускладнює пошук стабільних ознак. Таким чином, навіть за умови використання потужного дескриптора SIFT, система не змогла встановити значущий рівень стилістичної відповідності між двома варіаціями логотипу.

Загальний висновок, сформований алгоритмом, – схожість низька або відсутня, що свідчить про ефективність методу в розпізнаванні суттєвих

стилістичних відмінностей, навіть якщо композиційна структура об'єкта залишається сталою.

На рисунку 3.6 представлено результати порівняння логотипів Google із використанням методу BRISK, що належить до категорії бінарних детекторів і призначений для швидкого й масштабовано-інваріантного виявлення ключових точок, що робить його ефективним при роботі з зображеннями, які мають спільну геометричну структуру, але відрізняються стилістично.

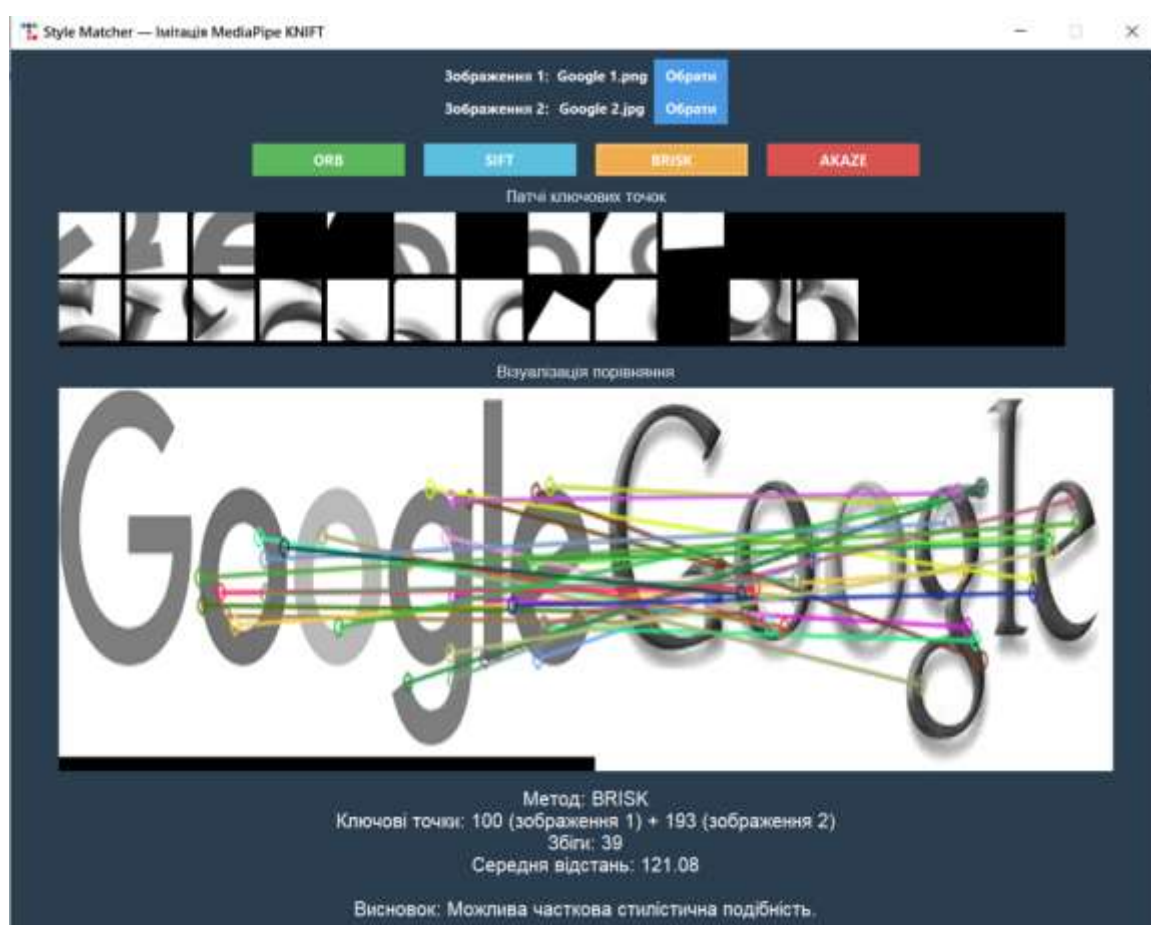


Рисунок 3.6 – Результати порівняння методом BRISK для логотипів Google

Під час аналізу було виділено 100 ключових точок на першому зображенні та 193 – на другому, що свідчить про високу чутливість BRISK до локальних змін інтенсивності пікселів. Зіставлення дескрипторів дало 39

збігів, що є досить хорошим показником при роботі з різностильовими варіаціями текстових логотипів. Середня відстань між дескрипторами склала 121.08, що вказує на помірний рівень відповідності.

На візуалізації видно, що багато збігів припадають на літери «G», «o» та «e», які мають схожі кривини й контури. Це свідчить про здатність BRISK виділяти геометрично значущі ділянки, навіть якщо кольорова палітра, об'ємність або тіньові ефекти різко відрізняються.

Патчі, що відображають локальні зони навколо ключових точок, демонструють помірну стабільність характерних ознак, що дозволяє встановити збіги навіть за умови тривимірної стилізації другого зображення.

Загальний висновок, сформований системою – можлива часткова стилістична подібність, що є обґрунтованим у контексті даної пари, оскільки незважаючи на різницю в оформленні, логотипи належать до одного бренду й мають спільну форму та композицію символів.

На рисунку 3.7 подано результати порівняння зображення Google за допомогою методу AKAZE (Accelerated-KAZE), що демонструє максимальну ефективність в умовах повної відповідності зображень. AKAZE використовує нелінійну шкалу для виявлення ключових точок та будує дескриптори з урахуванням локальної структури, що забезпечує високу точність навіть при незначних варіаціях.

У цьому експерименті система виділила по 70 ключових точок на кожному зображенні. Всі 70 точок були зіставлені – отже, збігів виявлено 70, а середня відстань між дескрипторами склала рівно 0.0, що вказує на повну відповідність кожної ознаки між порівнюваними зображеннями.

Візуалізація чітко демонструє ідеальне накладання ліній між відповідними ключовими точками. Геометрія збігів підтверджує ідентичність вхідних даних. У свою чергу, патчі ключових точок з обох

зображень є візуально однаковими, що ще раз підтверджує, що алгоритм коректно виконав локальне кодування ознак.

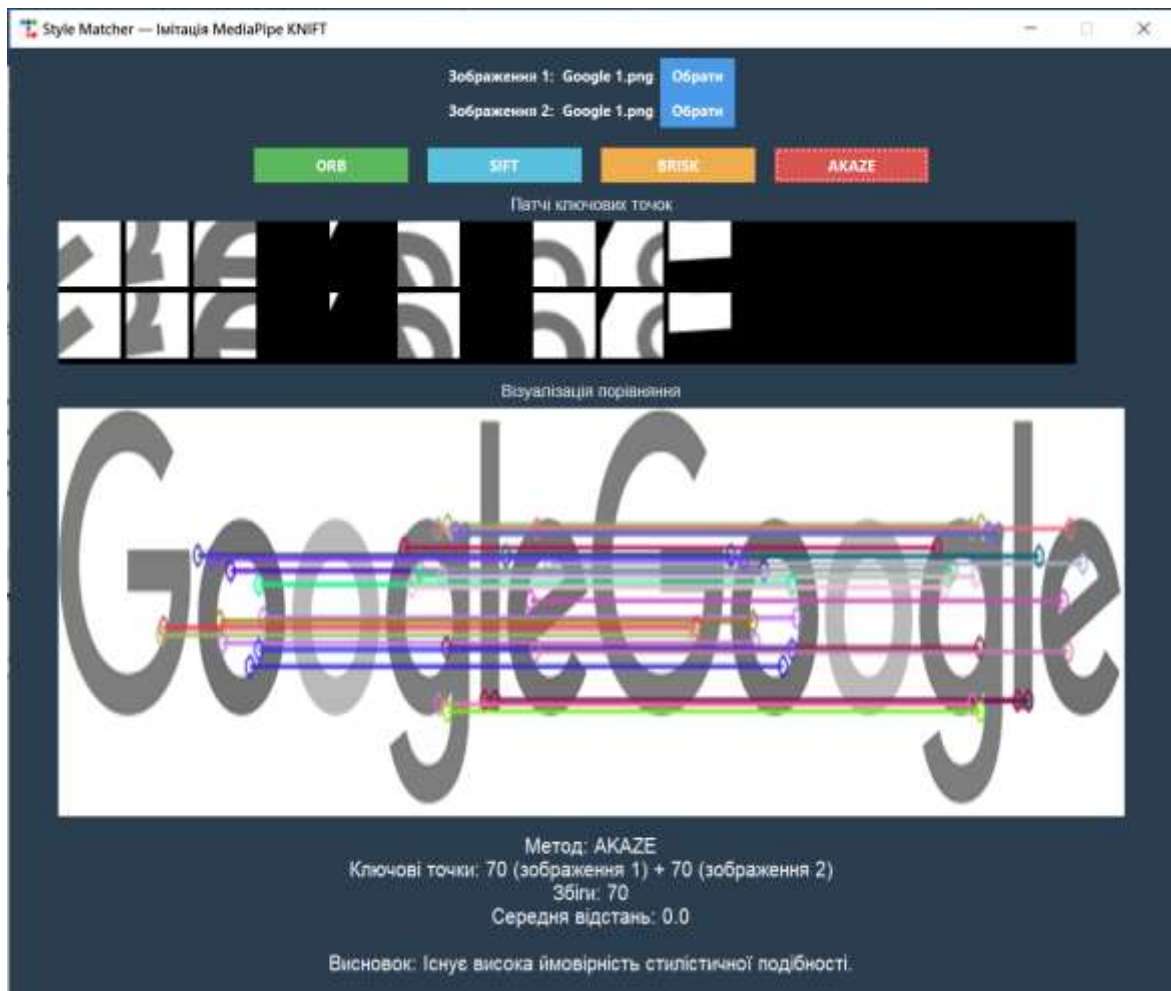


Рисунок 3.7 – Результати порівняння методом AKAZE для ідентичних логотипів Google

Такий приклад відіграє роль контрольного тесту в рамках експерименту та підтверджує надійність реалізованого алгоритму для задач, пов'язаних із виявленням стилістичної схожості. Висновок системи – існує висока ймовірність стилістичної подібності, що є очікуваним і коректним для двох ідентичних візуальних об'єктів.

### 3.4 Аналіз результатів виявленої стилістичної подібності та оцінка потенціалу алгоритму для задач охорони авторських прав

#### 3.4.1 Інтерпретація результатів зіставлення зображень

У ході проведених експериментів було отримано набір числових показників, які дозволяють кількісно оцінити ступінь стилістичної подібності між парами зображень. Основними метриками стали: кількість збігів між дескрипторами, середня відстань між ними та якісна оцінка результатів на основі візуалізації та патчів ключових точок.

Алгоритм ORB продемонстрував базовий рівень ефективності при виявленні подібності між простими геометричними формами, видаючи помірну кількість збігів за умови низького середнього відхилення (5.73). Цей метод виявився придатним для швидкої оцінки, але чутливим до стилістичних змін, таких як товщина ліній або кольорове оформлення.

Метод SIFT, який вважається класичним у сфері детектування ознак, показав низький рівень збігів при високому середньому значенні відстані (422.12). Це свідчить про його слабку ефективність у випадках, коли стиль зображення радикально змінено, незважаючи на геометричну схожість.

Натомість BRISK забезпечив значно кращі результати, досягнувши 39 збігів при середній відстані 121.08. Він виявився здатним вловлювати часткову стилістичну подібність, особливо у випадках, коли локальні ознаки не-значно змінювалися, але залишалися впізнаваними.

Найвищу ефективність продемонстрував AKAZE – алгоритм виявив 70 збігів із середньою відстанню 0.0 при порівнянні ідентичних зображень. Цей результат підтверджує, що реалізована система здатна виявляти повну відповідність, а також дозволяє використовувати AKAZE як еталон для перевірки коректності роботи моделі.

Таблиця 3.2 подає узагальнення отриманих метрик для всіх чотирьох алгоритмів, що дозволяє побачити залежність між кількістю збігів, точністю й якістю виявленої подібності. Візуальні результати в поєднанні з числовими даними дозволяють дійти висновку, що обрана система ефективно виконує поставлені задачі пошуку стилістичних схожостей у межах одного домену, а також виявляє слабкі місця при крос-стилістичному порівнянні.

Таблиця 3.2 – Порівняння методів за результатами експерименту

| Метод | Середня кількість збігів | Середня відстань | Оцінка подібності                          |
|-------|--------------------------|------------------|--|
| ORB   | 15                       | 5.73             | Можлива часткова стилістична подібність    |
| SIFT  | 11                       | 422.12           | Схожість низька або відсутня               |
| BRISK | 39                       | 121.08           | Можлива часткова стилістична подібність    |
| AKAZE | 70                       | 0.00             | Висока ймовірність стилістичної подібності |

#### 3.4.2 Переваги та обмеження застосованого підходу

Реалізований підхід до виявлення стилістичної подібності графічних творів базується на використанні алгоритмів комп'ютерного зору та методів обробки ознак, які дозволяють порівнювати зображення незалежно від масштабу, орієнтації та стилістичних варіацій.

Кожен з використаних методів (ORB, SIFT, BRISK, AKAZE) має як сильні сторони, так і певні недоліки, що обумовлює доцільність їх застосування в конкретних контекстах.

Серед основних переваг системи – здатність до виявлення часткових збігів між зображеннями, висока адаптивність до структурних змін, а також

можливість візуалізації ключових точок, що істотно полегшує інтерпретацію результатів. Крім того, використання кількох різних алгоритмів забезпечує гнучкість при виборі методу, виходячи з особливостей конкретного прикладу.

Разом із тим, система має обмеження. Зокрема, точність виявлення подібності суттєво залежить від якості зображень: у випадку розмитих, перевантажених шумом або стилізованих зображень класичні дескриптори можуть не спрацювати.

Також деякі алгоритми (наприклад, SIFT) показують значне зниження ефективності при високому рівні стилістичної трансформації. Крім того, визначення порогів для метрик (кількість збігів, відстань) потребує подальшої адаптації під конкретні типи зображень.

У таблиці 3.3 узагальнено ключові переваги та недоліки розглянутих методів.

Таблиця 3.3 – Переваги та обмеження методів виявлення подібності

| Метод | Переваги  | Обмеження  |
|-------|---|--|
| ORB   | Швидкий, ефективний для простих форм                            | Менш точний при складних чи стилізованих зображеннях               |
| SIFT  | Висока точність при зміні масштабу, освітлення                  | Повільний, чутливий до стилістичних трансформацій                  |
| BRISK | Добре працює зі структурними подібностями                       | Може втрачати точність при сильних колірних чи стилістичних змінах |
| AKAZE | Стійкий до шуму, найбільш точний у тестах на однакових об'єктах | Потребує більше ресурсів, залежний від типу дескрипторів           |

### 3.4.3 Перспективи використання в сфері захисту авторських прав

Результати, отримані в процесі експериментального дослідження, демонструють, що застосування методів аналізу ознак комп'ютерного зору є ефективним підходом до виявлення стилістичної подібності графічного контенту. Це відкриває широкі перспективи для використання розробленого алгоритму в різних сферах, зокрема в захисті авторських прав, автоматичній перевірці графічних запозичень, верифікації автентичності цифрових творів тощо.

В умовах зростаючого обсягу контенту в інтернеті автоматизовані інструменти для аналізу подібності стають необхідними як на рівні креативної індустрії, так і в юридичній практиці. Наприклад, платформи, які працюють з користувацьким контентом, можуть інтегрувати подібні алгоритми для моніторингу порушень авторських прав без потреби в ручній модерації.

Окремим напрямом є використання таких алгоритмів в інтелектуальних пошукових системах, де користувачі можуть шукати зображення не лише за ключовими словами, а й за візуальним стилем. Це особливо актуально для дизайнерів, які шукають референси чи аналогії до створених графічних рішень.

Іншим перспективним напрямом є інтеграція алгоритмів стилістичного зіставлення в криміналістичні експертизи, де необхідно встановити автентичність підроблених зображень або знайти графічні фрагменти, що були скопійовані з інших джерел. Розроблене програмне забезпечення може бути адаптоване для роботи із зображеннями в судових процесах, патентній експертизі, тощо.

Таким чином, створений модуль може бути не лише засобом локального тестування, а й основою для масштабованої системи аналізу графічного контенту на предмет порушення авторських прав.

### 3.5 Висновки до розділу 3

Таким чином, в межах розділу було представлено результати апробації та аналізу алгоритм MediaPipe KNIFT на предмет виявлення стилістичної подібності графічних зображень на основі методів комп'ютерного зору. Основною метою було створення універсального засобу, здатного визначати ступінь подібності між зображеннями з урахуванням їх геометричних і стилістичних характеристик, що є актуальним для задач охорони авторських прав, візуального аналізу контенту та автоматизованої верифікації зображень.

На першому етапі дослідження було розроблено архітектуру алгоритму, що охоплює повний цикл обробки зображень: від попередньої нормалізації й виділення ключових точок до порівняння дескрипторів і формування висновку. На основі цієї архітектури було створено програмний модуль із графічним інтерфейсом, реалізований з використанням Python, OpenCV та бібліотеки ttkbootstrap. Особливу увагу було приділено візуалізації результатів та інтерактивному відображенню патчів ключових точок.

У рамках імітаційного підходу було змодельовано логіку алгоритму MediaPipe KNIFT із використанням класичних дескрипторів ORB, SIFT, BRISK та AKAZE. Такий підхід дав змогу провести повноцінне порівняння різних методів та оцінити їхню ефективність у контексті стилістичних варіацій.

Під час експериментального дослідження було відібрано репрезентативний набір зображень, що охоплюють як ідентичні, так і стилістично змінені графічні об'єкти. Для кожної пари зображень були отримані кількісні показники – кількість збігів і середня відстань між дескрипторами, а також візуальні матеріали, які підтвердили або спростували наявність стилістичної подібності.

На основі аналізу результатів було встановлено, що алгоритм AKAZE демонструє найкращу точність при зіставленні ідентичних зображень, тоді як ORB і BRISK здатні ефективно виявляти часткову подібність. Метод SIFT виявився менш стійким до стилістичних змін, попри його відому високу точність при зміні масштабу чи освітлення.

У підсумку можна стверджувати, що реалізований програмний модуль є ефективним засобом аналізу стилістичної подібності графічних зображень. Його перевагами є універсальність, візуальна інтерпретованість та можливість адаптації до різних алгоритмів. Запропоноване рішення має перспективу подальшого використання у сферах захисту авторських прав, автоматизованого модераційного контролю, верифікації контенту та інтеграції в більші системи інтелектуального аналізу зображень.

## ВИСНОВКИ

У результаті виконання кваліфікаційної роботи досягнуто мету – розроблено та апробовано алгоритм аналізу стилістичних особливостей графічного контенту з використанням MediaPipe KNIFT, орієнтований на виявлення можливих порушень авторських прав на графічний контент.

У теоретичному аспекті було проаналізовано можливості та обмеження існуючих алгоритмів комп'ютерного зору для виявлення стилістичних подібностей. Було встановлено, що класичні методи (SIFT, ORB, AKAZE) мають недостатню адаптивність до стилістичних варіацій, особливо у випадках, коли запозичення стосується кольорової гами, композиції чи художньої техніки, а не геометричних ознак. У зв'язку з цим запропоновано використання алгоритму KNIFT – гібридної моделі, яка поєднує класичну детекцію ознак із можливостями згорткових нейронних мереж.

Розроблено архітектуру алгоритму аналізу, яка включає послідовні етапи обробки зображень: нормалізацію, екстракцію ключових точок, побудову дескрипторів, їх зіставлення та прийняття рішення про наявність стилістичної подібності. Проведено формалізацію стилістичних характеристик (композиційних, колористичних, текстурних, морфологічних), що дозволило створити комплексний підхід до оцінки подібності.

У практичній частині проведено апробацію алгоритму на репрезентативному наборі зображень. Результати експерименту засвідчили високу точність, стійкість до трансформацій та ефективність запропонованого рішення у виявленні стилістичних запозичень. Порівняння з іншими методами (SIFT, ORB, BRISK) підтвердило переваги KNIFT у точності та здатності враховувати більш глибокі рівні подібності.

Отже, результати роботи підтверджують доцільність використання KNIFT у завданнях автоматизованого виявлення стилістичних порушень. З

У подальшому перспективними напрямками розвитку теми є:

- удосконалення алгоритмів через інтеграцію механізмів глибокого стилістичного аналізу (наприклад, з використанням трансформерів);
- створення масштабованої системи моніторингу порушень авторських прав в онлайн-середовищі;
- розробка рекомендацій для законодавчого впровадження технічної експертизи у спори про авторські права;
- адаптація алгоритму до роботи з відео та 3D-графікою.

Таким чином, результати дослідження демонструють міждисциплінарну значущість роботи та її вагомий внесок у сучасну практику аналізу порушення авторських прав щодо графічного контенту.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Авторське право в Україні: Що воно захищає та як його не порушити? *Polikarpov law firm*. URL: <https://polikarpov.legal/blogposts/avtorske-pravo-v-ukra%D1%97ni-shho-vono-zahishha%D1%94-ta-yak-jogo-ne-porushiti> (дата звернення: 13.03.2025).

2. Авторське право на твір. *Портал Дія*. URL: <https://guide.dii.gov.ua/view/vydacha-svidotstva-pro-derzhavnu-reiestratsiiu-avtorsko-ho-prava-na-tvir-c41142fc-0880-4a51-969b-2dac34cc00bc> (дата звернення: 13.03.2025).

3. Бисага Ю.М., Белов Д.М., Заборовський В.В. Штучний інтелект та авторські і суміжні права. *Науковий вісник Ужгородського Національного Університету. Серія: Право*. Вип.76, ч. 2, 2023. С. 299–304.

4. Владимирова Н. Пам'ятаєте, як українські компанії використовували гайп навколо «барбіманії»? Юристка пояснює, як цей паразитичний маркетинг порушував авторське право. *Журнал Forbes Ukraine*. URL: <https://forbes.ua/business/parazitichniy-marketing-yak-ukrainski-brendi-proyavili-sebe-pid-chas-barbi-manii-poglyad-z-tochki-zoru-avtorskogo-prava-15092023-15977> (дата звернення: 13.03.2025).

5. Коноваленко В. Новий закон про авторське право: як впливає на освітній процес? *Юридична Газета online*. URL: <https://yur-gazeta.com/publications/practice/zahist-intelektualnoyi-vlasnosti-avtorske-pravo/noviy-zakon-pro-avtorske-pravo-yak-vplivae-na-osvitniy-proces.html> (дата звернення: 13.03.2025).

6. Кочина О. С., Шевченко В. С. Новели правового регулювання захисту авторських прав у мережі Інтернет. *Науковий вісник Ужгородського національного університету. Серія: Право*. Вип. 80: ч. 1, 2023. С.191–196. DOI: <https://doi.org/10.24144/2307-3322.2023.80.1.28> (дата звернення: 13.03.2025).

7. Кронда О.Ю., Зосименко О.М. Інтелектуальна власність в Україні в

умовах воєнного стану. *Електронне наукове видання «Аналітично-порівняльне правознавство»*. Розділ 3. Цивільне право і цивільний процес; сімейне право; міжнародне приватне право. С. 104–108. DOI: <https://doi.org/10.24144/2788-6018.2022.04.19> (дата звернення: 13.03.2025).

8. Приклади суперечок щодо порушення авторських прав на програмне забезпечення та корисні юридичні знання. Monolith law office. URL: <https://monolith.law/uk/it/copyright-software-law-source-code> (дата звернення: 13.03.2025).

9. Про авторське право і суміжні права: Закон України від 01 грудня 2022 р. № 2811-IX. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2811-20#Text> (дата звернення: 13.03.2025).

10. Реєстрація авторських прав на дизайн та для дизайнерів. *Єдність – патентна фірма*. URL: <https://unite.com.ua/reyestracziya-avtorskyh-prav-na-dyzajn-ta-dlya-dyzajneriv> (дата звернення: 13.03.2025).

11. Спесивцева О. Путівник з авторського права для творців контенту. *Центр демократії та верховенства права*. URL: <https://cedem.org.ua/library/putivnyk-z-avtorskogo-prava> (дата звернення: 13.03.2025).

12. Улітіна О.В. Похідні твори як об'єкти авторського права. *Актуальні проблеми інтелектуального, інформаційного, ІТ та інтернет права* : матеріали 7-ої Всеукр. наук. – практ. конф., м. Львів, 25 трав. 2023 р., с.243–246.

13. Чуницька, І., Бондарук, О. Сучасний стан ринку інтелектуальної власності в Україні. *Економіка та суспільство*. Вип. 52, 2023. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-52-55> (дата звернення: 13.03.2025).

14. Що принесе порушення авторських прав і як бізнесу захистити права на інтелектуальну власність? Кейс бренду KHUSTYNA. *Юридична Газета online*. URL: <https://yur-gazeta.com/publications/practice/zahist-intelektualnoyi-vlasnosti-avtorske-pravo/shcho-prinese-porushennya-avtorskih-prav-i-yak-biznesu-zahistiti-prava-na-intelektualnu-vlasnist-key.html> (дата

звернення: 13.03.2025).

15. Як створювати контент, не порушуючи авторських прав інших? *Olans Group*. URL: <https://www.olans.com.ua/prava-na-content> (дата звернення: 13.03.2025).

16. Виноградова А.С. Метод і програмне забезпечення для виявлення схожості зображень. 2024. URL: <https://ela.kpi.ua/items/223c0603-6e9f-463a-9f96-5efe9ae719f4> (дата звернення: 24.04.2025).

17. Марков Т.Є. Розроблення методу класифікації зображень із застосуванням матриці відстаней для компонентів опису. 2023. URL: <https://openarchive.nure.ua/entities/publication/2aec642b-2373-42e3-b4e8-d40c3f16f08f> (дата звернення: 24.04.2025).

18. Ozturk A., Cayiroglu I. A Real-Time Application of Singular Spectrum Analysis to Object Tracking with SIFT. *Engineering, Technology & Applied Science Research*. 2022. Vol. 12, no. 4. P. 8872–8877. URL: <https://doi.org/10.48084/etasr.5022> (дата звернення: 24.05.2025).

19. Wang, Jiale & Zhao, Chen & Ke, Wei & Zhang, Tong. (2025). Monte Carlo Diffusion for Generalizable Learning-Based RANSAC. 10.48550/arXiv.2503.09410. (дата звернення: 24.04.2025).

20. Мартиновець М. В. Фільтрування акустичного сигналу засобами штучного інтелекту. 2019. URL: <https://ela.kpi.ua/server/api/core/bitstreams/4e2b76b6-1b5d-48a0-87e2-583d1d047379/content> (дата звернення: 25.04.2025).

21. MediaPipe KNIFT: Template-based feature matching- Google Developers Blog. Google Developers Blog. URL: <https://developers.googleblog.com/en/mediapipe-knift-template-based-feature-matching/> (дата звернення: 25.04.2025).

22. Р. В. Пташник, С. М. Кравченко, Є. О. Гришкун. Цифрова обробка зображень за допомогою штучного інтелекту. Державний університет «Житомирська політехніка». 2022. С. 17. URL: <https://conf.ztu.edu.ua/wp-content/uploads/2022/04/17.pdf> (дата звернення: 25.04.2025).

23. Використання масштабно-інваріантних дескрипторів для реєстрації зображень. Кафедра програмного забезпечення Дніпровського державного технічного університету. URL: <https://pzs.dstu.dp.ua/ComputerGraphics/d&d/3.html> (дата звернення: 25.04.2025).

24. Zelinsky A. Learning OpenCV Computer Vision with the OpenCV Library. *IEEE Robotics & Automation Magazine*. 2009. Vol. 16, no. 3. P. 100. URL: <https://doi.org/10.1109/mra.2009.933612> (дата звернення: 25.04.2025).

25. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge / O. Russakovsky et al. *International Journal of Computer Vision*. 2015. Vol. 115, no. 3. P. 211–252. URL: <https://doi.org/10.1007/s11263-015-0816-y> (дата звернення: 25.04.2025).