

В.В. ГРИЦИК, В.І. ЗАДОРЖНИЙ
Національний університет «Львівська політехніка»

ДОСЛІДЖЕННЯ ТЕОРІЇ ЗОБРАЖЕНЬ: ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА – ВИДІЛЕННЯ КРАЇВ

Упродовж десятиліть розпізнавання образів та опрацювання зображень зокрема залишається актуальним завданням. Сьогодні ми маємо добре пророблений теоретичний фундамент базових понять, операцій і потребу зіставлення базових операцій передобробки вхідної (початкової) інформації, що допускає ефективне застосування теорії розпізнавання. У роботі автори подають частковий розв'язок, дослідивши можливості десяти операторів виділення країв (контурів), порівнюють поведінку операторів у різних умовах, зокрема умовами є різні значення діапазонів видимого спектру. Видимий спектр поділено на чотири діапазони, які ефективно сприймаються світлочутливою матрицею вебкамери. Ці діапазони відповідають денному освітленню. Досліджено такі оператори: покращення країв за допомогою дискретної різниці (Edge Enhancement by Discrete Differencing), логарифмічне виявлення краю Волліса (Wallis logarithmic edge detection), виявлення країв і ліній Frei-Chen (Frei-Chen edge and line detection), детектор краю Кірша (Kirsch Edge detector), спрямоване визначення краю (Directional edge detection), добуток різниці середніх (Product of the difference of averages), виявлення країв тріщин (Crack Edge detection), виявлення країв Марра-Хілдрета (Marr-Hildreth edge detection), виявлення локального краю в тривимірних зображеннях (Local Edge Detection in three-dimensional images), виявлення ієрархічного краю (Hierarchical edge detection). Для проведення досліджень розроблено систему адаптивного пошуку оптимального детектора краю зображення відповідно до рівня освітлення. Ця система призначена для роботи з веб-камерою персонального комп'ютера або смартфона, виділення на ній об'єктів і в подальшому накладення на них фільтрів. У кінцевому підсумку система буде підбирати для певного освітлення найкращий метод, який було визначено. Подано методи й результати. Робота охоплює розробку й застосування методів виділення країв для виявлення суттєвих ознак та особливостей на зображеннях, використовуючи адаптивний підхід, на відміну від усталеної послідовності попередньої обробки. Завдання, розв'язані під час проведення дослідження: реалізовано методи виділення ключових характеристик об'єкта; реалізовано частину аналітичного ядра з об'єктивною оцінкою, яка є кращою за MSE та PSNR і їх найближчих варіацій, зокрема використано індекс структурної схожості (SSIM). Реалізовано частину аналітичного ядра з прийняття рішення за результатами об'єктивного оцінювання, що дало змогу адаптивно визначати оптимальний алгоритм знаходження об'єктів у полі уваги, створена база векторів-еталонів людського сприйняття об'єктів, розроблено навчальний складник під час навчання комп'ютерного зору людських понять образів цифр.

Ключові слова: порівняння, виділення контурів на зображеннях, комп'ютерний зір.

V.V. HRYTSYK, V.I. ZADOROZHNI
Lviv Polytechnic National University

RESEARCH OF IMAGE THEORY: PREPROCECION – EDGE DETECTORS

For decades, pattern recognition and image processing, in particular, has remained an urgent task. Today we have a well-developed theoretical foundation of basic concepts, operations and the need to comparison of basic refining operations of the input (initial) information, which allows the effective application of the theory of recognition. In the paper, the authors present a partial solution, having investigated the possibilities of ten operators for selecting edges (contours). The work compares the behavior of operators in different conditions. In particular, the conditions are different values of the ranges of the visible spectrum. The visible spectrum is divided into four bands, which are effectively perceived by the light-sensitive matrix of the webcam. These ranges correspond to different spectrums of daylight. The following operators were investigated in the work: Edge Enhancement by Discrete Differentiating, Wallis logarithmic edge detection, Frei-Chen edge and line detection, edge detector Kirsch Edge detector, Directional edge detection, Product of the difference of averages, Crack Edge detection, Marr-Hildreth edge detection, local edge detection in three-dimensional images (Local Edge Detection in three-dimensional images), hierarchical edge detection (Hierarchical edge detection). To conduct research, a system of adaptive search for the optimal image edge detector according to the level of illumination has been developed. This system is designed to work with a web camera of a personal computer or smartphone, selecting objects on it and then applying filters to them. As a result, the system will select the best method that has been determined for certain lighting. Methods and results are presented in the paper. The work covers the development and application of edge extraction methods to detect significant features and features in images using an adaptive approach as opposed to a fixed sequence of pre-processing. The tasks were solved during the research: the methods of identifying the key characteristics of the object were implemented; implemented a part of the analytical

core with an objective estimate that is better than MSE and PSNR and their nearest variations. In particular, the structural similarity index (SSIM) was used. A part of the analytical core for making a decision based on the results of an objective evaluation was implemented, which allowed adaptively determining the optimal algorithm for finding objects in the field of attention, a database of reference vectors of human perception of objects was created, and an educational component was developed for training computer vision with human concepts images of numbers.

Key words: evaluation, edge detectors, computer vision.

Постановка проблеми

Метою роботи є дослідження можливості/ефективності застосування КЗ з адаптивним пошуком ключових характеристик – країв без попередньої скелетизації, зокрема, у порівнянні ефективності різних методів пошуку ключових характеристик порівняно з традиційним застосуванням уставленого механізму передобробки. Більш детально дослідження можна описати через визначення його складників. Отже, дослід, який ми очікуємо побачити, повинен володіти такими функціями:

- адаптивний пошук корисних ознак;
- обробка та виявлення країв зображення;
- опрацювання зображення 10 методами;
- виявлення найкращого методу для певного рівня освітлення;
- автоматизація процедури адаптації.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Упродовж десятиліть опрацювання образів [1] і зображень [2] зокрема залишається актуальним завданням [3].

Підґрунтям до цього є, по-перше, те, що візуальний спектр – це основне джерело інформації; по-друге, те, що технології постійно покращуються (спочатку бінарні зображення, потім градації сірості, потім кольорові, потім кольорові з поглибленою палітрою, а в разі переходу на одноатомні процесори ситуація знову кардинально зміниться). Проблема синхронізації роботи розподілених по всьому світу команд є лише додатковим аргументом необхідності уніфікації представлення множин та операцій над ними. Концепція адаптивного пошуку ключових характеристик використовує методи виділення ключових характеристик – виділення ліній, які дають змогу знаходити суттєві ознаки й особливості без необхідності в явній обробці структури об'єкта [4]. Зберігаючи еталони, система навчається визначати характеристики, які найкраще описують об'єкти на зображеннях, шляхом аналізу великого обсягу даних.

Цей підхід має великий потенціал у багатьох сферах, включаючи медицину [5], робототехніку, безпеку тощо. Застосовуючи систему адаптивного пошуку ключових характеристик, ми можемо досягти нових рівнів точності й ефективності в розпізнаванні об'єктів та аналізі зображень.

У роботі автори досліджують можливості цієї системи та її потенційні переваги порівняно з традиційними методами комп'ютерного зору. Використовуючи новітні алгоритми й технології, автори прагнуть зробити крок уперед у розвитку комп'ютерного зору, щоб створити більш ефективні та надійні системи для аналізу зображень у різних сферах життя.

Праця пропонує захопливі можливості дослідження й інновацій у галузі комп'ютерного зору. Реалізація цієї системи розкриває нові перспективи цього підходу та його потенціал для вирішення складних завдань у сучасному цифровому світі.

Актуальність дослідження надзвичайно висока в сучасному світі, де зображення та відео є одними з основних джерел інформації та великої кількості даних [6].

Уведемо визначення кількох завдань, які розв'язані в процесі основного дослідження.

Комп'ютерний зір – це галузь штучного інтелекту й обробки зображень, яка займається обробкою, аналізом і розумінням візуальної інформації з використанням комп'ютерних алгоритмів і методів. Вона включає розробку алгоритмів і систем, які дають змогу комп'ютерам «бачити» й розуміти зображення та відео так само, як це роблять люди [7].

Розпізнавання об'єктів – це завдання комп'ютерного зору, яке полягає в ідентифікації та класифікації об'єктів на зображеннях або відео [8].

Існує кілька способів вирішення завдання, що розглядається [9]:

– класифікація на основі ознак, таких як локальні шаблони (LBP), орієнтовані градієнти густини (HOG), регресія, кластеризація, зменшення вимірності [10] тощо. Для простого оцінювання якості можна використати PSNR або MSE, а для складніших завдань застосовують нейронні мережі з передачею ваг: використання попередньо навчених нейронних мереж, таких як Convolutional Neural Networks (CNN), із передачею ваг, які попередньо навчені на великих наборах даних, таких як ImageNet. Цей підхід, відомий як передача навчання, дає змогу використовувати ваги, набуті на великому наборі даних [11], для ефективного розпізнавання об'єктів на нових зображеннях [12];

– для виявлення й класифікації також використовують спеціалізовані детектори об'єктів, такі як Single Shot MultiBox Detector (SSD), You Only Look Once (YOLO) або Region-based Convolutional Neural Networks (R-CNN);

– комбінація методів: часто ефективним є комбінація декількох методів розпізнавання об'єктів. Наприклад, можна поєднати детектор об'єктів для локалізації ділянки інтересу на зображенні з класифікатором на основі ознак для ідентифікації конкретних об'єктів.

Звичайно, це не вичерпний перелік, але вони представляють деякі з популярних та ефективних методів для розпізнавання об'єктів. Вибір конкретного підходу залежить від конкретного завдання, доступності даних і ресурсів, а також від вашої експертизи в цій галузі.

Мета дослідження

Метою дослідження є вивчення можливості/ефективності застосування КЗ з адаптивним пошуком ключових характеристик – країв без попередньої скелетизації.

Виклад основного матеріалу дослідження

Для розв'язання поставленого завдання першим кроком проведемо огляд підходу розпізнавання об'єктів, що базується на оцінюванні виділення корисних ознак (ліній) у конкретних діапазонах виділеного спектру, може бути реалізована з використанням методів обробки сигналів. Загальний опис:

1. Виділення спектру: спочатку виконується процес виділення спектральної інформації з об'єктів, яку зазвичай здійснюють з допомогою спектральних сенсорів або спектрографічних методів. Це може бути виконано, наприклад, за допомогою спектральної фотографії, гіперспектрального зображення або спектрального аналізу сигналів [13].

2. Сегментація та виділення діапазонів: після отримання спектральних даних застосовується процес сегментації, який розділяє спектральну інформацію на окремі діапазони або канали відповідно до визначених параметрів. Наприклад, це можуть бути конкретні діапазони довжини хвилі чи фільтри для виділення певних спектральних характеристик [9].

3. Виділення корисних ознак: на цьому етапі застосовуються алгоритми й методи для оцінювання виділення корисних ознак (ліній) у кожному діапазоні. Це може включати методи обробки сигналів, аналізу характеристик і визначення структури. Наприклад, можуть застосовуватися фільтри Габора [14], перетворення Фур'є, вейвлет-аналіз або інші методи для виділення конкретних ознак [15].

4. Використання класифікатора: отримані корисні ознаки можуть бути використані для навчання та використання класифікатора, який здатний розпізнавати й класифікувати об'єкти відповідно до заданих класів або категорій. Для цього можуть використовуватися методи машинного навчання, такі як нейронні мережі, метод опорних векторів (SVM), рішучі дерева тощо.

5. Оптимізація та налаштування: в процесі розпізнавання й класифікації об'єктів для конкретних діапазонів спектру може бути потрібна оптимізація та налаштування параметрів, щоб

досягти кращої точності й надійності. Це може включати оптимізацію параметрів класифікатора, підбір оптимальних методів виділення ознак і попередню обробку спектральних даних.

У роботі досліджено поведінку 10 методів пошуку країв:

Edge Enhancement by Discrete Differencing. Цей метод використовує дискретне диференціювання для підсилення країв на зображенні. Він обчислює різницю значень сусідніх пікселів у зображенні, що вказує на зміну яскравості. Це може бути здійснено, наприклад, шляхом використання оператора Собеля або оператора Робертса.

Wallis logarithmic edge detection. Основна ідея методу полягає у використанні логарифмічного перетворення для покращення візуальної якості зображення й виділення границь об'єктів. Логарифмічне перетворення зображення зменшує контраст і згладжує яскравість, даючи змогу краще виділяти різницю між пікселями на границі об'єктів.

Алгоритм Wallis логарифмічного виявлення граней складається з таких кроків:

1. Конвертація зображення в градації сірого (grayscale).
2. Застосування логарифмічного перетворення до градацій сірого зображення.
3. Використання фільтра вишукування (enhancement filter), такого як фільтр Гаусса, для подальшого покращення контрасту.
4. Застосування оператора виявлення граней, наприклад, оператора Собеля або оператора Робертса, для виділення контурів об'єктів.
5. Порогова обробка для відокремлення границь від решти зображення.
6. Опрацювання й інтерпретація результатів виявлення граней залежно від конкретних потреб застосування.

Метод Wallis логарифмічного виявлення граней дає змогу підкреслити границі об'єктів на зображенні, сприяючи поліпшенню їх візуальної якості й подальшому аналізу або обробці. Він може бути використаний у різних галузях, включаючи комп'ютерне зорове сприйняття, обробку зображень, розпізнавання образів та інші завдання, де важливо виділити контури об'єктів.

Frei-Chen edge and line detection. Цей метод базується на використанні операцій згортки й масок, що використовуються для оцінювання градієнта яскравості пікселів і визначення наявності границь. Алгоритм Frei-Chen може бути застосований до зображень у градаціях сірого або кольору.

Основні кроки методу Frei-Chen включають таке:

1. Конвертацію зображення в градації сірого (або розбиття на окремі канали RGB для кольорових зображень).
2. Застосування масок Frei-Chen до градацій сірого зображення для обчислення градієнта яскравості пікселів. Ці маски використовуються для оцінювання градієнта восьми напрямків.
3. Обчислення магнітуди градієнта, що вказує на силу границь на зображенні.
4. Застосування порогової обробки для відокремлення границь від решти зображення. Це допомагає виділити значущі границі та лінії.
5. Подальша обробка результатів, така як підсилення контурів або відкидання шуму, може бути застосована для поліпшення якості виявлення границь.

Метод Frei-Chen виявлення граней і ліній є популярним у багатьох галузях, де важливо виділити границі й лінії на зображеннях. Його застосовують у комп'ютерному зорі, обробці зображень, розпізнаванні образів, візуальній навігації, а також у багатьох інших галузях, де важливо аналізувати й використовувати границі та лінії в зображеннях.

Kirsch Edge detector. Алгоритм Кірша базується на використанні масок або ядер, що мають вагові коефіцієнти, для оцінювання градієнта яскравості пікселів. Ці маски розроблені для визначення напрямку та сили границь на зображенні.

Основні кроки алгоритму Кірша включають таке:

1. Конвертацію зображення в градації сірого (або окремі канали RGB для кольорових зображень).

2. Використання восьми масок Кірша, кожна з яких відповідає певному напрямку границі (0° , 45° , 90° , 135° і їх обернені напрямки). Кожна маска має вагові коефіцієнти, які використовуються для згортки зображення.

3. Згортка кожної маски з градаціями сірого зображення для отримання вагованих значень градієнта на кожному пікселі.

4. Обчислення магнітуди градієнту шляхом узяття максимального значення серед вагованих градієнтів для кожного напрямку.

5. Застосування порогової обробки для відокремлення границь від решти зображення.

6. Подальша обробка результатів, така як підсилення контурів або відкидання шуму, може бути застосована для поліпшення якості виявлення границь.

Алгоритм Кірша виявлення граней є ефективним і широко використовується в галузі комп'ютерного зору, обробки зображень, розпізнавання образів і багатьох інших галузях, де важливо виділити границі на зображеннях. Він дає змогу точно виявляти границі в різних напрямках і сприяє поліпшенню якості аналізу й обробки зображень.

Directional edge detection є технікою обробки зображень, яка спрямована на виявлення границь об'єктів залежно від їх напрямку або орієнтації. Цей підхід дає змогу виділити грані зображення в певних заданих напрямках або визначити орієнтацію границі.

Основні кроки в методі виявлення граней за напрямком можуть включати таке:

1. Конвертацію зображення в градації сірого (або окремі канали RGB для кольорових зображень).

2. Визначення напрямку або орієнтації грані, яку необхідно виявити. Це може бути вказано як конкретний кут (наприклад, 0° , 45° , 90° , 135°) або як діапазон кутів.

3. Застосування фільтра або маски, що відповідає заданому напрямку грані. Цей фільтр зазвичай має вагові коефіцієнти, які використовуються для згортки зображення.

4. Згортка вхідного зображення зі спеціальною маскою для виділення границь у заданому напрямку. Цей крок зазвичай включає згортку з використанням оператора, такого як оператор Собеля або оператор Прюїтта.

5. Використання порогової обробки для відокремлення границь від решти зображення.

6. Подальша обробка результатів, така як підсилення контурів або відкидання шуму, для поліпшення якості виявлення границь за заданим напрямком.

Застосування виявлення граней за напрямком може бути корисним для різних завдань обробки зображень, таких як розпізнавання об'єктів, сегментація зображень, аналіз текстур, реконструкція 3D моделей тощо. Цей метод дає змогу вибірково виявляти грані в заданих напрямках, що розширює можливості аналізу зображень та обробки інформації про форму й орієнтацію об'єктів.

Product of the difference of averages є методом обробки зображень, який використовується для виявлення граней і контурів на зображеннях. Цей метод базується на обчисленні різниці середніх значень пікселів у двох різних регіонах зображення та їх подальшого множення.

Основні кроки методу PODA включають таке:

1. Розділення зображення на два різні регіони або вікна. Ці регіони можуть бути вибрані випадково або заздалегідь визначені залежно від конкретного застосування.

2. Обчислення середнього значення пікселів у кожному з регіонів.

3. Обчислення різниці між середніми значеннями пікселів у двох регіонах.

4. Множення різниці середніх значень пікселів на зображенні. Це дає карту, де великі значення вказують на наявність границь або контурів.

5. Застосування порогової обробки до отриманої карти для виділення значущих границь або контурів і позбавлення від шуму.

6. Подальша обробка результатів, така як підсилення контурів або з'єднання розривів, може бути застосована для поліпшення якості виявлення границь і контурів.

Метод PODA є простим, але ефективним способом виявлення граней і контурів на зображеннях. Його застосовують у багатьох галузях, включаючи комп'ютерний зір, обробку зображень, розпізнавання образів, сегментацію та аналіз зображень, а також візуальну навігацію тощо.

Crack Edge detection є методом обробки зображень, спрямованим на виявлення й виділення границь або контурів тріщин на поверхнях або структурах. Цей метод використовується в різних галузях, таких як інженерія, геологія, контроль якості матеріалів, візуальний інспекційний аналіз тощо.

Основні кроки виявлення крайок тріщин можуть включати таке:

1. Підготовку зображення: зображення, на якому необхідно виявити крайки тріщин, піддається попередній обробці, такій як фільтрація шуму або видалення несуттєвої інформації. Це може бути досягнуто за допомогою фільтрів, таких як фільтр Гауса або медіанний фільтр.

2. Вибір методу виявлення крайок: існує багато різних методів, які можуть бути використані для виявлення крайок тріщин. Це може включати методи, такі як оператори Собеля, оператори Канні, методи, засновані на морфологічних операціях, або алгоритми, що використовують нейронні мережі.

3. Застосування методу виявлення крайок: обробка зображення з використанням обраного методу виявлення крайок тріщин. Це включає використання операцій градієнту, порогової обробки й інших операцій для виділення границь або контурів, які вказують на наявність тріщин.

4. Постобробка результатів: отримані границі або контури тріщин можуть бути піддані подальшій обробці для підсилення, з'єднання, фільтрації шуму або видалення непотрібних деталей.

Метод виявлення крайок тріщин залежить від специфіки застосування й може варіюватися залежно від вхідних даних і вимог до точності й ефективності. Використання такого методу дає змогу автоматизувати процес виявлення тріщин, поліпшити ефективність і точність оцінювання, допомагає уникнути можливих негативних наслідків, пов'язаних із тріщинами в різних доменах.

Marr-Hildreth edge detection. Цей метод використовує лапласіан фільтрацію та оператор гаусіанського згладжування для виявлення країв на зображенні. Спочатку зображення згладжується за допомогою гаусіанського фільтра, а потім застосовується оператор лапласіана для виділення країв.

Local Edge Detection in three-dimensional images. Цей метод застосовують для виявлення країв у тривимірних зображеннях. Він може використовувати комбінацію тривимірного фільтрування, градієнтних методів і порогової обробки, щоб виділити краї об'єктів у третьому розмірі.

Hierarchical edge detection. Цей метод використовує ієрархічний підхід до виявлення країв на зображенні. Він розглядає зображення на різних масштабах і різній роздільній здатності, що дає змогу виявляти краї різних розмірів і деталей на зображенні.

Як порівняльну процедуру використано метод SSIM (метод структурної подібності). За частину графічного інтерфейсу відповідає бібліотека CV2, вона дає можливість аналізувати зображення, розпізнавати об'єкти та взаємодіяти з веб-камерою.

Для кращої візуалізації експериментів подамо діаграму потоків даних. Діаграма потоків даних – це така діаграма, що використовується для моделювання й опису потоків даних у системі. Вона допомагає візуалізувати, як дані рухаються через систему, як вони обробляються та як взаємодіють компоненти системи між собою та із зовнішніми сутностями (рис. 1).

На цій діаграмі зображено, що все починається із запиту користувача на вхід у систему. Після цього йому потрібно вибрати, що далі він хоче зробити: створити еталони чи відфільтровані зображення. Після створення відфільтрованих зображень відбудеться формування результатів порівнянь, які в подальшому обрахуються, визначиться найкращий із них, усі дані перевіряються з таблицею результатів, потім можна переглянути результати найкращих методів.

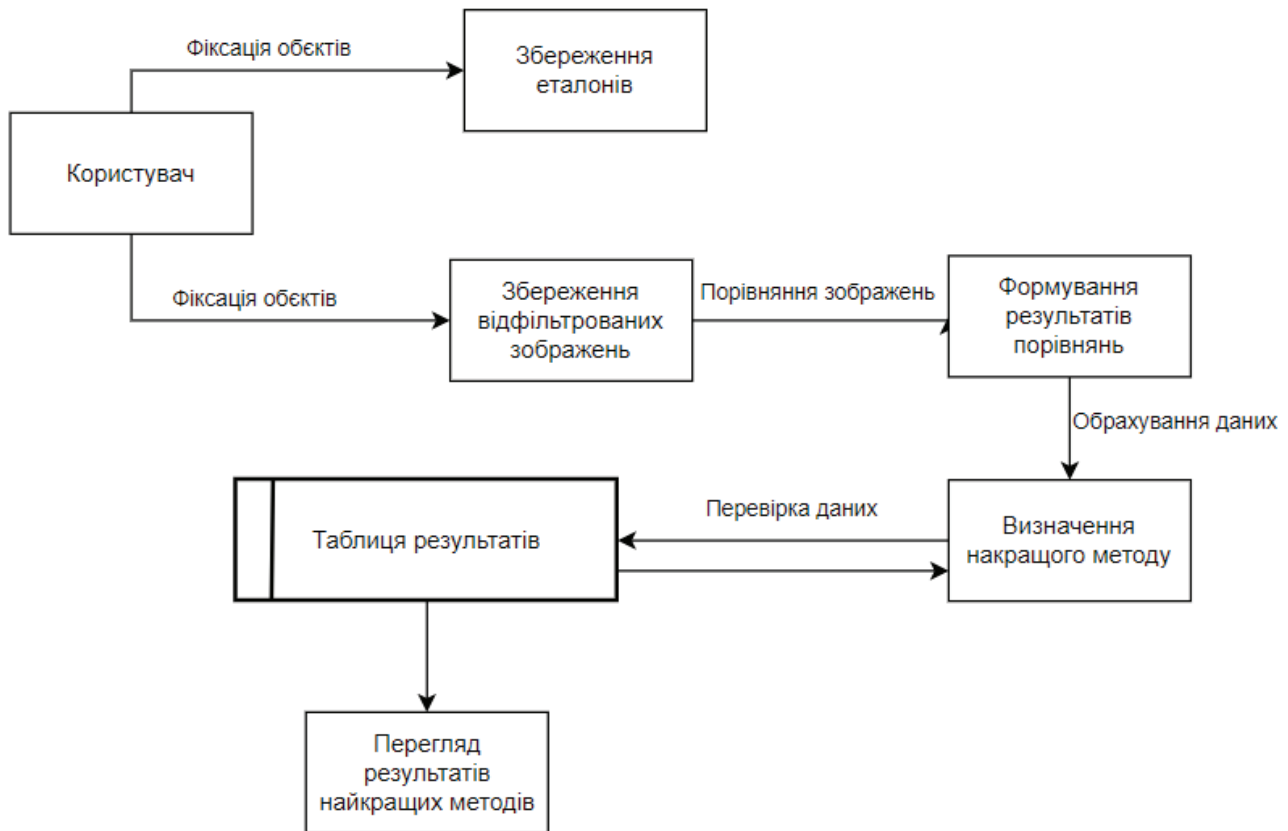


Рис. 1. Діаграма потоків даних

Результати можна побачити на рисунку 2, де в першій стовпець «Brightness» записується тип освітлення, у другий стовпець «Brightness value» записується значення освітлення, в третьому – «Etalon» записується назва еталону, з яким порівнювали. У стовпцях, які залишилися, записують результати порівнянь.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	
1	Brightness	Brightness	Etalon	filter/0/crc	filter/0/dir	filter/0/fre	filter/0/hic	filter/0/kir	filter/0/loc	filter/0/ms	filter/0/pd	filter/0/wc	filter/1/crc	filter/1/dir	filter/1/ved	filter/1/vre	filter/1/hic	filter/1/kir	filter/1/loc	filter/1/ms	filter/1/pd	filter/1/wc	
2	Bright	129,6967	test/0.jpg	0,049732	0,110566	0,116115	0,122229	0,029928	0,031096	0,126802	0,075115	0,013493	0,122404	0,034309	0,039833	0,040035	0,040467	0,076058	0,016009	0,073615	0,096722	-0,00133	0,087681
3	Bright	129,6967	test/1.jpg	0,009975	0,016804	0,019425	0,104424	0,058575	0,005249	0,085523	0,081771	-0,00116	0,074488	0,059591	0,09869	0,095624	0,11833	0,051762	0,016767	0,11318	0,087619	0,005358	0,134856
4	Bright	129,6967	test/2.jpg	0,026268	0,030181	0,032005	0,057315	0,059521	0,015393	0,082883	0,08037	0,008721	0,070838	0,041919	0,048463	0,048044	0,079702	0,084924	0,013446	0,095156	0,101241	0,001672	0,090761
5	Bright	129,6967	test/3.jpg	-0,009958	-0,00417	-0,00135	0,062	0,042808	-0,00692	0,060655	0,070495	-0,01672	0,048947	0,004588	0,010189	0,013071	0,05739	0,061038	-0,01211	0,076456	0,08905	-0,0126	0,067342
6	Bright	129,6967	test/4.jpg	0,014528	0,007297	0,008692	0,049861	0,038069	0,010615	0,056928	0,063406	-0,0011	0,032035	0,064874	0,062375	0,063098	0,063502	0,064533	0,044192	0,091656	0,080539	-0,00119	0,076924
7	Bright	129,6967	test/5.jpg	-0,02038	-0,01407	-0,01279	0,01477	0,020075	-0,01818	0,019856	0,036984	-0,00302	0,020627	0,02339	0,024897	0,026073	0,035429	0,036489	0,016642	0,038559	0,047125	-0,00423	0,045006
8	Bright	129,6967	test/6.jpg	0,142203	0,131556	0,135499	0,15302	0,160604	0,0701	0,179794	0,185658	0,02169	0,180301	0,135561	0,13274	0,131775	0,161083	0,164715	0,071383	0,167479	0,19663	0,01402	0,186366
9	Bright	129,6967	test/7.jpg	0,010422	0,006491	0,008854	0,007877	0,037724	0,012001	0,02567	0,063635	-0,01243	0,037427	0,028556	0,029194	0,030086	0,04579	0,055576	0,013733	0,054441	0,076299	0,010279	0,057897
10	Bright	129,6967	test/8.jpg	0,034504	0,041371	0,042043	0,036878	0,053302	0,031521	0,07223	0,076459	0,00549	0,073698	0,061118	0,056653	0,057851	0,096304	0,075094	0,035013	0,097497	0,093126	0,015862	0,077532

Рис. 2. Результати порівнянь записані в Excel файл

На рисунку 3 зображена таблиця, у яку записані дані порівнянь зображення за типу освітлення «Світло», значення якого дорівнює 129.

11	Very bright	120,0142	test/0.jpg	0,071051	0,128383	0,134053	0,139571	0,044114	0,050568	0,113896	0,083111	0,016159	0,123241	0,044804	0,048121	0,048446	0,051206	0,083442	0,020837	0,081103	0,104282	0,010277	0,088722
12	Very bright	120,0142	test/1.jpg	0,016505	0,020124	0,024193	0,107257	0,064868	0,008251	0,088815	0,088731	0,003415	0,065488	0,065784	0,096237	0,096524	0,115959	0,06239	0,018209	0,09521	0,09738	0,007723	0,131243
13	Very bright	120,0142	test/2.jpg	0,024753	0,029442	0,032173	0,059003	0,063702	0,012284	0,084127	0,083344	-0,00437	0,06925	0,04505	0,049342	0,048365	0,083928	0,084512	0,013335	0,099257	0,101564	-0,00575	0,088645
14	Very bright	120,0142	test/3.jpg	-0,00861	-0,00038	0,00365	0,067405	0,04849	-0,00493	0,06769	0,077415	-0,01313	0,041648	0,01699	0,019318	0,023059	0,06244	0,066726	-0,00108	0,086646	0,093415	-0,01792	0,066031
15	Very bright	120,0142	test/4.jpg	0,013157	0,007143	0,00938	0,053048	0,043286	0,010734	0,060201	0,069033	-0,0014	0,023697	0,073864	0,07047	0,071089	0,070811	0,067263	0,050769	0,095367	0,083917	0,002903	0,075473
16	Very bright	120,0142	test/5.jpg	-0,0146	-0,00904	-0,0075	0,019002	0,024688	-0,01082	0,024486	0,042976	-0,00478	0,018168	0,0309	0,03209	0,033205	0,044811	0,045361	0,019122	0,047869	0,057478	-0,00345	0,048732
17	Very bright	120,0142	test/6.jpg	0,143158	0,137271	0,141953	0,158349	0,167737	0,074774	0,185762	0,192228	0,023078	0,178919	0,140352	0,137298	0,136824	0,165763	0,16951	0,078003	0,171932	0,200189	0,006866	0,184746
18	Very bright	120,0142	test/7.jpg	0,005951	0,008143	0,010508	0,010718	0,039528	0,012563	0,030636	0,067237	0,003826	0,021054	0,032578	0,03441	0,034955	0,05462	0,059896	0,019364	0,06306	0,081243	-0,0009	0,062385
19	Very bright	120,0142	test/8.jpg	0,040316	0,04261	0,044166	0,04112	0,063646	0,036177	0,074244	0,086674	0,012444	0,065624	0,067956	0,063962	0,064475	0,10485	0,082669	0,042282	0,104983	0,100234	0,026197	0,084436

Рис. 3. Результати порівнянь записані в Excel файл за певного типу освітлення

На рисунку 4 записані дані під час експерименту для типу освітлення «Дуже світло», усі дані записані у відповідні для них стовпці.

20	Dark	113,0655 test/0.jpg	0,005791	0,032018	0,033893	0,033535	0,050579	-0,00816	0,037895	0,078515	-0,00658	0,077272	0,011363	0,008947	0,010711	0,004844	0,063114	-0,00824	0,04595	0,08483	0,009021	0,072818
21	Dark	113,0655 test/1.jpg	0,008398	0,020112	0,021346	0,092941	0,050431	0,002094	0,072565	0,073422	0,004432	0,063072	0,024816	0,05404	0,053834	0,063312	0,059452	-0,01213	0,052841	0,085104	0,004496	0,091189
22	Dark	113,0655 test/2.jpg	0,035494	0,032266	0,033829	0,044822	0,053725	0,019071	0,067178	0,076834	-0,00308	0,054451	0,052663	0,046382	0,047216	0,063139	0,071916	0,026003	0,083235	0,085156	0,006137	0,077437
23	Dark	113,0655 test/3.jpg	-0,01493	-0,00998	-0,00872	0,05483	0,043032	-0,01641	0,054329	0,069206	0,000823	0,039185	0,012758	0,022112	0,025624	0,054418	0,058298	0,002043	0,06271	0,082502	-0,00558	0,057054
24	Dark	113,0655 test/4.jpg	-0,01459	-0,00906	-0,0095	0,04386	0,036046	-0,01859	0,038578	0,060774	-0,00399	0,040846	0,046938	0,046174	0,046684	0,045965	0,057967	0,024616	0,070585	0,071616	-0,00176	0,069762
25	Dark	113,0655 test/5.jpg	-0,00067	0,003882	0,00693	0,005854	0,017691	-0,00059	0,011678	0,032859	-0,02404	0,019514	0,015374	0,015612	0,016756	0,022024	0,030075	0,009428	0,026332	0,039213	-0,00722	0,032323
26	Dark	113,0655 test/6.jpg	0,112105	0,100613	0,102302	0,115462	0,151724	0,038937	0,153719	0,180888	0,00414	0,159231	0,131331	0,113478	0,11489	0,133261	0,166202	0,046624	0,144388	0,19572	0,011446	0,169365
27	Dark	113,0655 test/7.jpg	-0,02695	-0,02224	-0,02198	-0,00921	0,034526	-0,0332	-0,00443	0,061186	-0,02205	0,024397	0,028945	0,023995	0,025317	0,030857	0,050674	0,014073	0,039694	0,068993	-0,00722	0,051486
28	Dark	113,0655 test/8.jpg	0,014196	0,021128	0,022611	0,024339	0,051457	-6,5E-05	0,039391	0,073701	0,003645	0,065595	0,055829	0,045266	0,046874	0,069114	0,066748	0,027869	0,074616	0,082545	0,028145	0,077709

Рис. 4. Результати порівнянь записані в Excel файл за певного типу освітлення

На рисунку 5 зображена табличка з даними для рівня освітлення «Темно», рівень освітлення якого дорівнює 113, дані записані на основі порівнянь 10 методів та еталонних зображень.

29	Very dark	96,8 test/0.jpg	0,023406	0,064816	0,069553	0,100334	0,035043	-0,01406	0,088888	0,06461	0,028696	0,104823	0,002431	-0,00288	-0,0046	0,009201	0,069775	-0,0113	0,045964	0,083063	0,015168	0,045082
30	Very dark	96,8 test/1.jpg	-0,00459	0,006949	0,011144	0,079705	0,05802	-0,00068	0,063898	0,071545	-0,00545	0,053384	0,025926	0,041686	0,037164	0,08601	0,070676	-0,02361	0,084038	0,088903	0,004681	0,110223
31	Very dark	96,8 test/2.jpg	0,011591	0,012162	0,015625	0,032485	0,057443	0,002633	0,053406	0,068518	-0,01821	0,036849	0,040283	0,021409	0,019906	0,045648	0,078653	0,007461	0,070418	0,086397	-0,02688	0,067147
32	Very dark	96,8 test/3.jpg	-0,03478	-0,03399	-0,02843	0,04348	0,049642	-0,04784	0,039596	0,063759	-0,023	0,009444	-0,00184	-0,00375	-0,003	0,047069	0,066564	-0,02021	0,057904	0,08044	-0,0039	0,039894
33	Very dark	96,8 test/4.jpg	-0,00773	-0,00939	-0,00778	0,036353	0,040633	-0,01928	0,048444	0,055872	0,002417	0,0107	0,024258	0,020341	0,017281	0,02697	0,062185	0,002122	0,054885	0,07042	0,002176	0,048232
34	Very dark	96,8 test/5.jpg	-0,03184	-0,03102	-0,02687	0,003263	0,020063	-0,03924	0,012608	0,031017	-0,01107	0,000699	0,011124	0,006697	0,007438	0,016179	0,030889	8,93E-05	0,021482	0,037217	0,002336	0,018606
35	Very dark	96,8 test/6.jpg	0,133361	0,094941	0,101518	0,105124	0,165954	0,048079	0,139464	0,187376	0,012868	0,162098	0,125936	0,069814	0,063614	0,108971	0,182394	0,031587	0,134392	0,202777	0,003513	0,144702
36	Very dark	96,8 test/7.jpg	0,001889	-0,00304	-0,00018	-0,01387	0,041413	-0,00478	0,00658	0,058565	-0,02477	0,014927	0,022169	0,009726	0,00977	0,018902	0,058076	0,003205	0,029973	0,069383	0,007929	0,027574
37	Very dark	96,8 test/8.jpg	0,013968	0,017525	0,020387	0,0183	0,055038	0,007596	0,059696	0,068593	-0,00177	0,059284	0,056447	0,030284	0,031155	0,062906	0,07829	0,028966	0,074984	0,086006	0,00154	0,06098

Рис. 5. Результати порівнянь записані в Excel файл за певного типу освітлення

На цьому рисунку зображені дані для рівня освітлення «Дуже темно». Таким чином, світловий день поділено на 4 частини, кожна з яких відповідає певному діапазону видимого спектру. Для кожного діапазону (за постановкою завдання) передбачався «свій» оптимальний метод. Для контролю використовували «ручне» виділення ліній. Іншими словами, еталоном слугує людське сприйняття сцени. Це має створити адаптивність системи до зовнішніх умов як елемент адаптивності системи на рівні передоброби.

У роботі проведемо порівняльне дослідження методів виділення границь.

Графічно об'єднані результати за всіма дослідими подано на рисунку 6.

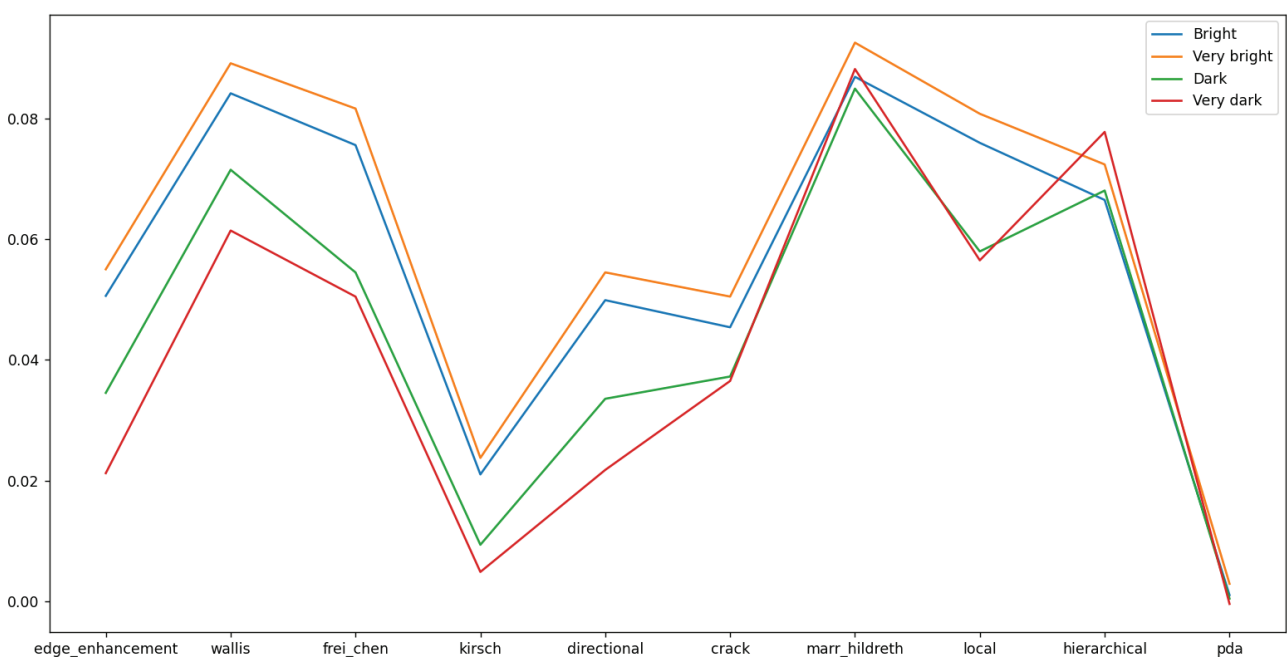


Рис. 6. Графік результатів методів

Отриманий результат є доволі неочікуваним, оскільки передбачали, що для кожного діапазону освітлення буде свій оптимальний метод або один метод на два діапазони. Однак, як виявили тести, у всіх «номінаціях» переміг метод Маара-Хільдеберга. Цей метод не є найновішим, однак в українській літературі він зустрічається значно рідше за інші методи, що досліджувалися за цих самих умов.

Висновки

Робота виявляє потребу продовжити дослідження й порівняти основні методи, що зустрічаються в українській літературі, оскільки існує висока вірогідність, що деякі з популярних в Україні методів є гіршими за інші в усіх комбінаціях (як і є найкращі в усіх комбінаціях). Тому особливо важливо уникнути використання методів із поганими характеристиками в дуже актуальному сьогодні завданні комп'ютерного зору.

Список використаної літератури

1. Hrytsyk V., Grondzal A., Bilenkyj A. Augmented reality for people with disabilities. *CSIT'2015*. Lviv : LPNU, 2015. P. 188–191.
2. Hrytsyk V., Nazarkevych M. Real-Time Sensing, Reasoning and Adaptation for Computer Vision Systems. *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*. 2022. Vol. 77. P. 573–585.
3. Cutting-edge facial recognition goes mainstream. *Reasearch*eu results magazine*. December 2017 – January 2018. Vol. 68. P. 39.
4. Hrytsyk V., Medykovskyy M., Nazarkevych M. Estimation of Symmetry in the Recognition System with Adaptive Application of Filters. *Symmetry*. 2022. Vol. 14. № 5.
5. Competitive Diffusion of Gases in a Zeolite Bed: NMR and Slice Selection Procedure, Modeling, and Parameter Identification / M. Petryk et al. *Journal of Physical Chemistry C*. 2015. Vol. 119. № 47. P. 519–525.
6. Krak I., Barmak O., Manziuk E. Using visual analytics to develop human and machine-centric models: A review of approaches and proposed information technology. *Computitional Intelligence*. 2020. № 26. P. 20–26.
7. Szeliski R. *Computer Vision*. London : Springer, 2011. P. XX.
8. Katsaggelos A.K. *Fundamentals of Digital Image and Video Processing*. Coursera. 2020. URL: <https://www.coursera.org/learn/digital>
9. Pitsun O. OpenCV image segmentation. 2016. URL: <https://github.com/olehpitsun/CVforStudents/tree/master/src/task2>
10. Scikit-learn. *Machine learning in Python*. 2023. URL: <https://scikit-learn.org/stable/>
11. Jeffrey A. Klark (Alex) and contributors. Pillow (Python Imaging Library) 9.5.0 documentation. *Pillow*. 2023. URL: <https://pillow.readthedocs.io/en/stable/>
12. Tensor Flow. *Machine learning models. Convolutional neural network*. URL: <https://www.tensorflow.org/>
13. Forsyth D., J. Ponce. *Computer Vision: A Modern Approach*. 1 August 2002.
14. Method of detecting special points on biometric images based on new filtering methods / M. Nazarkevych et al. *Workshop on Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems, CPITS 2021*. Kyiv, 2021.
15. Evaluation of the effectiveness of different image skeletonization methods in biometric security systems / M. Nazarkevych et al. *International Journal of Sensors, Wireless Communications and Control*. 2021. Vol. 11. № 5. P. 542–552.

References

1. Hrytsyk, V., Grondzal., A. & Bilenkyj, A. (2015). Augmented reality for people with disabilities. *CSIT'2015*. Lviv : LPNU. P. 188–191.

2. Hrytsyk, V. & Nazarkevych, M. (2022). Real-Time Sensing, Reasoning and Adaptation for Computer Vision Systems. *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*. Vol. 77. P. 573–585. doi:10.1007/978-3-030-82014-5_39
3. Cutting-edge facial recognition goes mainstream. (December 2017 – January 2018). *Research*eu results magazine*. Vol. 68. P. 39.
4. Hrytsyk, V., Medykovsky, M. & Nazarkevych, M. (2022, May). Estimation of Symmetry in the Recognition System with Adaptive Application of Filters. *Symmetry*. Vol. 14. № 5. Article number 903. doi:10.3390/sym14050903
5. Petryk, M., Leclerc, S. & Canet, D. et al. (2015). Competitive Diffusion of Gases in a Zeolite Bed: NMR and Slice Selection Procedure, Modeling, and Parameter Identification. *Journal of Physical Chemistry C*. Vol. 119. Is. 47. P. 519–525. doi: 10.1021/ACS.JPCC.5B07974
6. Krak, I., Barmak, O. & Manziuk, E. (2020). Using visual analytics to develop human and machine-centric models: A review of approaches and proposed information technology. *Computational Intelligence*. Vol. 26. P. 20–26. doi:https://doi.org/10.1111/coin.12289
7. Szeliski, R. (2011). *Computer Vision*. London : Springer. doi:/10.1007/978-1-84882-935-0
8. Katsaggelos, A.K. (2020). *Fundamentals of Digital Image and Video Processing*. Coursera. URL: <https://www.coursera.org/learn/digital>
9. Pitsun, O. (2016). *OpenCV image segmentation*. URL: <https://github.com/olehpitsun/CVforStudents/tree/master/src/task2>
10. Scikit-learn. *Machine learning in Python*. (2023). URL: <https://scikit-learn.org/stable>
11. Jeffrey A.Klark (Alex) and contributors. (2023, Jun 28). *Pillow (Python Imaging Library) 9.5.0 documentation*. *Pillow*. 2023. URL: <https://pillow.readthedocs.io/en/stable/>
12. Tensor Flow. *Machine learning models. Convolutional neural network*. URL: <https://www.tensorflow.org/>
13. D. Forsyth, J. Ponce. (2002, August 1). *Computer Vision: A Modern Approach*.
14. Nazarkevych, M., Hrytsyk, V., Voznyi, Y. and other. (2021). Method of detecting special points on biometric images based on new filtering methods. *Workshop on Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems, CPITS 2021*. Kyiv. P. 243–251.
15. Nazarkevych Mariya, Dmytruk Serhii, Hrytsyk Volodymyr and other. (2021). Evaluation of the effectiveness of different image skeletonization methods in biometric security systems. *International Journal of Sensors, Wireless Communications and Control*. Vol. 11(5). P. 542–552. doi: 10.2174/2210327910666201210151809

Грицик Володимир Володимирович – д.т.н., професор Національного університету «Львівська політехніка», e-mail: volodymyrhrytsyk@gmail.com, ORCID: 0000-0002-7681-2211.

Задорожній Владислав Ігорович – студент Національного університету «Львівська політехніка», e-mail: volodymyrhrytsyk@gmail.com, ORCID: 0009-0003-3034-6643.

Volodymyr Hrytsyk – Doctor of Technical Sciences, Professor, Lviv Polytechnic National University, e-mail: volodymyrhrytsyk@gmail.com, ORCID: 0000-0002-7681-2211.

Vladyslav Zadorozhnyi – Student at the Lviv Polytechnic National University, e-mail: volodymyrhrytsyk@gmail.com, ORCID: 0009-0003-3034-6643.