

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

Факультет Комп'ютерних наук

Кафедра Програмної інженерії

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**

**Пояснювальна записка**

другий (магістерський)

(рівень вищої освіти)

Дослідження методів оцінки різкості фотокарток людей

Виконав:

Студент. 2 курсу групи ПЗМ-20-2

Долганенко О.Д.

(прізвище, ініціали)

121 – Інженерія програмного  
Спеціальність забезпечення

Тип програми Освітньо-наукова

Керівник проф. Лесна Н.С.

(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. Кафедри

проф. Дудар З.В.

2022 р.

## Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет \_\_\_\_\_ Комп'ютерних наук \_\_\_\_\_  
Кафедра \_\_\_\_\_ Програмної інженерії \_\_\_\_\_  
Рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ другий (магістерський) \_\_\_\_\_  
Спеціальність \_\_\_\_\_ 121 – Інженерія програмного забезпечення \_\_\_\_\_  
Тип програми \_\_\_\_\_ Освітньо-наукова програма \_\_\_\_\_  
Освітня програма \_\_\_\_\_ Інженерія програмного забезпечення \_\_\_\_\_

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_  
(підпис)

«\_\_\_» \_\_\_\_\_ 202\_ р.

**ЗАВДАННЯ**  
**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Студента \_\_\_\_\_ Долганенка Олександра Денисовича \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: «Дослідження методів оцінки різкості фотокарток людей»  
затверджена наказом університету від «24» березня 2022 р. № 412Ст
2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії  
«\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2022 р.
3. Вихідні дані до роботи: Технічне завдання, календарний план, методичні вказівки
4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі: мета роботи, аналіз предметної галузі і постановка задачі, аналіз існуючих методів, альтернативний алгоритм, проектування системи фільтрації зображень та опис програмної реалізації системи.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз предметної галузі, існуючих методів і алгоритмів та постановка задачі	31.03.2022	<i>виконано</i>
2	Створення альтернативного алгоритму	07.04.2022	<i>виконано</i>
3	Проектування системи фільтрації зображень	14.04.2022	<i>виконано</i>
4	Реалізація системи фільтрації зображень	26.04.2022	
5	Підготовка пояснювальної записки, презентації та доповіді	02.05.2022	
6	Нормоконтроль, рецензування	10.05.2022	<i>виконано</i>
7	Занесення матеріалів в електронний архів	12.05.2022	<i>виконано</i>
8	Попередній захист	16.05.2022	<i>виконано</i>
9	Допуск до захисту у зав. кафедри	17.05.2022	<i>виконано</i>

Дата видачі завдання \_\_\_\_\_ 24 березня \_\_\_\_\_ 2022 р.

Студент \_\_\_\_\_

(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_ проф. Лесна Н.С. \_\_\_\_\_

(підпис)

(посада, прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ/ABSTRACT

Пояснювальна записка 95 с., 17 рис., 5 табл., 6 додатків, 20 джерел.

ГЛИБИНА РІЗКОСТІ, ДІАФРАГМА, ДИСПЕРСІЯ ЛАПЛАСА, ЕКСПОЗИЦІЯ, МЕТАДАНИ, ПЕРЕТВОРЕННЯ ФУР'Є, РІЗКІСТЬ, ФОКУС, ФОКУСНА ВІДСТАНЬ, ФОТОКАРТКА.

Об'єкт дослідження – оцінка чіткості зображення на фотокартках людей.

Мета роботи – проаналізувати існуючі методи оцінки чіткості зображення, знайти переваги та недоліки та запропонувати вдосконалення точності оцінки при класифікації чіткості фотокарток людей.

У роботі вирішено такі завдання: описано та апробовано методи оцінки чіткості зображення на наборі зображень. Описано та протестовано альтернативний метод оцінки різкості. Результати були отримані та проаналізовані.

Були використані такі методи – швидке перетворення Фур'є (ШПФ), дисперсія Лапласа, алгоритми визначення обличчя на основі зовнішнього вигляду, аналіз лінії тренду.

У результаті роботи були отримані наступні результати – методи ШПФ і дисперсія Лапласа не є надійними для оцінки різкості зображення для зображень, що містять велику та нестабільну кількість природно розмитого фону, а також при використанні різних налаштувань об'єктива та камери. Для більш стабільних результатів необхідно застосовувати методи оцінки різкості лише для зон вхідного зображення, на яких розташовуються об'єкти зйомки.

APERTURE, DEPTH OF FIELD, EXPOSURE, FOCUS, FOCUS DISTANCE, FOURIER TRANSFORM, IMAGE SHARPNESS, METADATA, PHOTO, VARIANCE OF THE LAPLACIAN

Subject of research – evaluation of image sharpness of photos of people

The goal – to analyze and compare the existing sharpness evaluation methods, determine their strengths and weaknesses and propose an improved solution for evaluating sharpness of photos of people.

The following tasks were completed: methods of sharpness evaluation were compared, an alternative algorithm was described and implemented for improved evaluation of photos of people.

The following methods were used: method of DFT and Variance of Laplacian for sharpness evaluation, algorithm of face detection, trend line analysis.

The following results were obtained – the method of DFT and Variance of Laplacian are not reliable for photos with large quantities of naturally blurred background. For more stable results only fragments of the photo which were supposed to be in focus need to be evaluated

Я, Долганенко Олександр Денисович, студент гр. ПЗм-20-2, здобувач вищої освіти на другому (магістерському) рівні кафедри «Програмна інженерія», заявляю: моя кваліфікаційна робота на тему «Дослідження методів оцінки різкості фотокарток людей», що буде представлена в екзаменаційну комісію для публічного захисту, виконана самостійно, в ній не містяться елементи плагіату і вона може бути опублікована в електронному архіві відкритого доступу EIAr KhNURE. Всі запозичення з друкованих та електронних джерел мають відповідні посилання.

Я ознайомлений з діючим положенням «Про протидію академічному плагіату в ХНУРЕ», згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування дисциплінарних заходів.

## СКОРОЧЕННЯ

ПЗ	– програмне забезпечення
ШПФ	– швидке перетворення Фур'є
ГЧЗП	– глибина чітко зображуваного простору
EV	– exposure value

## ЗМІСТ

Вступ .....	9
1 Аналіз предметної галузі.....	11
1.1 Поняття різкості зображення та фактори впливу на нього.....	11
1.2 Аналіз існуючих методів оцінки різкості зображення.....	13
1.2.1 Швидке перетворення Фур'є (ШПФ).....	13
1.2.2 Дисперсія Лапласа .....	14
1.2.3 Експеримент для виявлення залежностей результатів алгоритмів.....	16
1.3 Постановка задачі.....	20
2 Створення альтернативного алгоритму.....	22
2.1 Верхньорівневий опис алгоритму .....	22
2.2 Знаходження координат та обрамлень кожного обличчя в кадрі.....	23
2.3 Знаходження фокусної відстані з фотокартки .....	25
2.4 Розрахунок відстані до кожного обличчя в кадрі .....	27
2.5 Розрахунок ідеальної глибини різкості .....	30
2.6 Знаходження облич, які перебувають у межах передбачуваної фокусної відстані .....	31
2.7 Обчислення значень різкості лише для необхідних частин зображення...	33
2.8 Емуляція запропонованого алгоритму та аналіз результатів.....	34
3 Проектування системи фільтрації зображень.....	37
4 Опис програмної реалізації.....	39
4.1 Опис засобів розробки .....	39
4.2 Опис реалізації знаходження положення облич .....	40
4.3 Опис реалізації знаходження відстані до об'єктів .....	41
4.4 Опис реалізації обчислення параметрів фотокартки .....	41
4.5 Опис реалізації обчислення різкості фрагменту зображення.....	43
4.6 Опис роботи ПЗ .....	43
5 Дослідження та оцінка результатів роботи.....	46

5.1 Тестування точності роботи вдосконаленого алгоритму.....	46
5.2 Оцінка та порівняння швидкості роботи вдосконаленого алгоритму.....	49
Висновки.....	51
Перелік джерел посилання .....	53
Додаток А Перелік посилань відповідно до наукових досліджень кафедри.....	56
Додаток Б Код оцінки різкості через ШПФ за допомогою OpenCV .....	57
Додаток В Тези доповідей на двадцятій міжнародній науково-технічній конференції «Сучасні напрями розвитку інформаційно комунікаційних технологій та засобів управління».....	59
Додаток Г Тези доповідей на конференції SoftEngine 2022.....	61
Додаток Д Стаття з конференції IntelITSIS-2022.....	66
Додаток Е Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в мережі інтернет на базі ХНУРЕ.....	82
Додаток Ж Слайди презентації .....	83
Додаток И Експертний висновок нормоконтроль .....	96

## ВСТУП

Сприйняття фотокартки є суб'єктивним. Існує багато способів зробити фото, оскільки всі ми бачимо світ по-різному. Однак існують деякі основні принципи та правила, дотримуючись які можна зробити добре скомпоновану та збалансовану фотокартку. У будь-якому випадку, дотримуючись цих принципів чи ні – можна отримати чудову фотокартку, яка буде розповідати історію. Але за статистикою найкраще сприймаються ті фотокартки, на яких об'єкт у критичному фокусі. Це створює ефект професійності.

Досягнення правильного фокусу на фотокартки – дуже складний процес, який складається з багатьох факторів, що разом впливають на кінцевий результат. Звичайний користувач смартфона звик до простоти та надійності результатів своєї камери, оскільки телефон приймає всі рішення та обробляє фотокартки сам, в режимі реального часу. Алгоритми, які використовуються в смартфонах, є тонко налаштованими, орієнтованими на дослідження об'єкта та сцени і корегування параметрів. У більшості випадків наші телефони використовують саме алгоритми машинного навчання для виявлення сцени та зміни налаштувань камери для досягнення кращих результатів.

Навіть незважаючи на те, що наші телефони з кожним роком стають все кращими і кращими з точки зору фотокартки, будь-який досвідчений професійний фотограф знає, наскільки важливо мати можливість вручну налаштувати свою камеру, бути тим, хто приймає рішення та створює сцену, а не передавати цей обов'язок інструментові. Більш того, вони використовують професійне обладнання, яке може містити деякі «розумні» функції, але, як правило, відкриті для ручного налаштування, що надає оператору більшу гнучкість коли вона потрібна. Тим не менш, там де приймає рішення людина, будуть і помилки.

Після фотосесії події, скажімо, весілля, фотограф зазвичай годинами, а іноді й днями ретельно розглядає понад 2000 фотокарток, позначає ті, які потрібно видалити, і виділяє найкращі для подальшого редагування. Це дуже довгий і

складний процес порівняння, іноді, на перший погляд, однакових фотокарток (але насправді які дещо відрізняються). Найважливіше, на що дивиться фотограф, – це чіткість об'єктів та освітлення кадру. Існує правило фокусування при фотографуванні тварин та людей: очі повинні бути в критичній різкості. Всі інші, не менш важливі показники фотокартки можна змінити – збільшити чи зменшити ступінь освітлення, додати чи видалити деякі елементи, обрізати та змінити композицію, але додавання різкості розмитому об'єкту [1] – це дуже «руйнівний» процес, який може погано вплинути на якість результату.

Метою даної роботи є аналіз та порівняння різних алгоритмів і програмних рішень для автоматичного визначення різкості фотокартки (на якій об'єктами є люди), а також запропонування вдосконалення існуючих алгоритмів для вирішення проблем, які будуть описані далі.

## 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

### 1.1 Поняття різкості зображення та фактори впливу на нього

При вирішенні наукової задачі, необхідно оперувати об'єктивними термінами та розрахунками. Тому важливо визначити, що саме являє собою різке (або чітке) зображення. Поширеним способом вимірювання різкості є «відстань підйому» границь зображення. Таким чином, різкість визначається відстанню значення пікселя від 10% до 90%. Можна стверджувати, що різкість вимірюється шляхом аналізу інтенсивності граничних градієнтів [2]. Однак пороговий рівень цієї інтенсивності за яким буде встановлюватися показник різкості фотокартки – дуже умовний показник і не може бути стандартизованим.

Під час наступних експериментів буде використаний набір тестових фотокарток для визначення мінімального і максимального значень різкості і, таким чином, встановлення порогового значення. Альтернативою є відсутність порогового значення, при цьому різкість оцінюється відносно інших вхідних зображень, тим самим створюючи ланцюжок рейтингу від найменш чіткого до найбільш чіткого зображення.

Щоб здійснювати класифікацію різкості фотокарток, спочатку необхідно визначити, які параметри камери та об'єктива на це впливають. Камера в поєднанні з об'єктивом має 3 основні налаштування [3]: діафрагма, витримка та ISO. Діафрагма є основним параметром об'єктива. Це є отвір, розмір якого можна змінювати і таким чином пропускати різну кількість світла. Так як фотокартка фактично є фіксацією світла у момент часу, зазвичай більша кількість світла, що потрапляє на сенсор – краще. Більшу пропускну здатність об'єктивом можна досягти розкриваючи діафрагму, але це потенційно може і негативно вплинути на результат: різкість об'єктів може бути значно знижена. Чим більше відкрита діафрагма, тим менша глибина різкості. Глибина різкості – відстань між найближчим і найдальшим об'єктами, що перебувають у різкості.

Якщо глибина чітко зображуваного простору (ГЧЗП) нам відома, то можна розрахувати, яка фізична глибина зображення має бути у фокусі. Для кращого розуміння важливості цього принципу, надано приклад зображення, знятого з дуже малою ГЧЗП. Як видно з рисунку 1.1, оскільки фотокартка була знятою з дуже відкритою діафрагмою 2,8 (чим менше число, тим більш відкрита діафрагма), об'єкт, який знаходиться в межах малої глибини різкості, перебуває у критично різкому фокусі, однак другий об'єкт, який знаходяться за межею глибини різкості, не перебуває у фокусі.



Рисунок 1.1 – Приклад фотокартки з малою ГЧЗП

За допомогою традиційних алгоритмів визначення різкості фотокарток ця фотокартка буде класифікована як не різка (це буде експериментально перевірено далі), оскільки область різкості невелика в порівнянні з розмитим фоном. Однак, якщо визначити об'єкт правильно і перевірити на різкість виключно його, то результатом буде показник, що відповідає достатньо різкому зображенню.

Іншим параметром, який впливає на різкість фотокартки, є витримка. В основному для фотокартки діє правило «чим швидше – тим краще». оскільки кожен рух об'єктів під час зйомки призведе до зниження їх різкості, чим швидше впаде шторка перед сенсором, тим менше буде нерізких ділянок. Особливо при зйомці в умовах слабкого освітлення, коли швидкість витримки не може бути високою (інакше фото буде занадто темним), цей тип розмиття досить помітний.

## 1.2 Аналіз існуючих методів оцінки різкості зображення

### 1.2.1 Швидке перетворення Фур'є (ШПФ)

Швидке перетворення Фур'є – зручний математичний алгоритм для обчислення дискретного перетворення Фур'є [4]. Використовується для перетворення сигналу з одного представлення в інше [5].

ШПФ використовується в різних сферах, таких як математика, музика, інженерія тощо. Цей метод широко використовується, оскільки іноді обчислення набагато легше виконувати із вхідними сигналами у вигляді частот. Цей метод також можна використовувати для перетворення сигналу у зворотному напрямку (у вихідний формат). Важливо відзначити, що при використанні ШПФ в контексті обробки зображень і комп'ютерному зорі, вхідне зображення представлене одночасно в просторовому домені та домені Фур'є. Отже, зображення представлено як уявними, так і реальними значеннями.

Отримані значення можна проаналізувати, і завдяки отриманим значенням виконати штучне розмиття зображення, також можна виконати виявлення зон нечіткості, знайти краї об'єктів, проаналізувати текстури тощо.

Існує спрощене перетворення Фур'є, яке називається ДПФ (Дискретне перетворення Фур'є). При виконанні цього методу, зберігається лише набір зразків зображень, яких достатньо для повного представлення зображення у просторовому домені.

Для зображення розміром  $N \times N$  отриману матрицю ДПФ можна визначити як:

$$F(k, l) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j) e^{-i2\pi(\frac{ki}{N} + \frac{lj}{N})}, \quad (1)$$

де  $f(i, j)$  – зображення в просторовому домені;

експоненціальний член – базова функція, що відповідає кожній точці  $F(k, l)$  у просторі Фур'є.

Рівняння можна інтерпретувати так: значення кожної точки  $F(k,l)$  отримуються шляхом множення просторового зображення на відповідну базову функцію та підсумок результату. У функціях базового рівня операції представлені у вигляді синусоїди та косинуса, які мають зростаючі частоти. Наприклад,  $F(0,0)$  представляє ДП-компонент зображення (середня яскравість зображення), а  $F(N-1,N-1)$  є найвищою частотою зображення.

Звичайне одновимірне ДПФ має складність  $N^2$ . Якщо використовується швидке перетворення Фур'є (ШПФ), складність може бути зменшена до  $N \log_2 N$ . Для обчислення великих зображень це покращення має вирішальне значення. Однак деякі форми ШПФ можуть обмежувати максимальний розмір входу до  $N=2^n$ .

Результатом є вихідне зображення, представлене комплексними числами. Це зображення може відображатися в двох станах: або з реальною та уявною частиною, або з величиною та фазою. При вирішенні задач в області обробки зображень зазвичай відображається тільки величина перетворення Фур'є. Приклад зображення результату такого перетворення проілюстровано на рисунку 1.2.

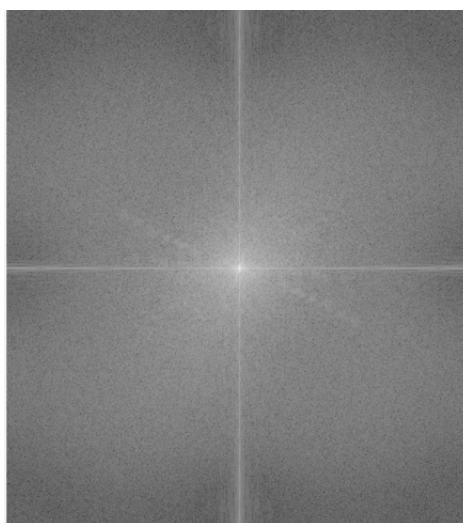


Рисунок 1.2 – Результат обчислення та відображення перетворення Фур'є

Обчислюючи середнє значення величини, буде отримано значення з плаваючою комою, яке вказує на відносну різкість всього зображення. Звичайно, оскільки ця величина відносна, без порівняння з перевірочним значенням висновки робити не можна.

### 1.2.2 Дисперсія Лапласа

Лаплас функції  $f$  у точці  $p$  – це швидкість, з якою середнє значення  $f$  для сфер, розташованих у точці  $p$ , відхиляється від  $f(p)$ , коли радіус зменшується до 0.

Оператор Лапласа визначається як розбіжність градієнта функції  $f$ , що наведено у формулі (2).

$$\Delta f(x, y) = \text{div}(\text{grad}(f)) \quad (2)$$

У цьому визначенні градієнт – це нахил найбільшого акценту контрасту, і він вказує на його точку та напрямок в локальних максимумах і, так само, локальних мінімумах.

При виявленні різкості зображення, розбіжність – це векторне поле, пов'язане з розмиттям від руху об'єкта або природного розмиття фону. Розрахована матриця Лапласа показана на рисунку 1.3.

0	1	0
1	- 4	1
0	1	0

Рисунок 1.3 – Ядро Лапласа для накладання на вхідне зображення

Використовуючи процес конвульсії з вихідним зображенням, виконується перетворення на основі ядра Лапласа. Такий процес використовується для пошуку областей швидких змін (але це працює надійно, тільки за умови відсутності на зображенні шумів [6]). Зображення з надмірною експозицією та шумами негативно іпливають на точність оцінки цим методом [7].

За допомогою бібліотеки OpenCV [8] цей метод буде перевірено на зразках зображень, які містять як розмиті ділянки, так і чіткі границі об'єктів. На цих фотокартках часткова розмитість була викликана ефектом відкритої діафрагми.

```
var imageMat =  
Highgui.imread(image.absolutePath, Highgui.CV_LOAD_IMAGE_GRAYSCALE)  
val destination = Mat()  
Imgproc.Laplacian(imageMat, destination, 3)  
val median = MatOfDouble()  
val std = MatOfDouble()  
Core.meanStdDev(destination, median, std)  
val variance = Math.pow(std.get(0, 0).get(0), 2.0)
```

Щоб отримати результуюче число, що відповідає показнику загальної різкості фотокартки, спочатку потрібно завантажити вихідне зображення у відтінках сірого, після чого викликати основну функцію Лапласа, передаючи всі необхідні параметри.

### 1.2.3 Експеримент для виявлення залежностей результатів алгоритмів

Метою експерименту є виявлення та демонстрація залежностей різних факторів фотокартки на результати алгоритмів оцінки різкості методом Лапласа та ШПФ [9]. Виявлення цих залежностей надасть основу для висновків про кроки, які необхідно зробити для підвищення ефективності алгоритмів.

У цьому експерименті буде використано наступний набір зображень:

- фотокартка, що є повністю не в фокусі;
- чітка фотокартка (без розмиття фону);
- 7 фотокарток, які містять як різкі так розмиті частини.

Перше та друге зображення використовуються для визначення відносного максимального та мінімального результатів різкості, які будуть використовуватись для аналізу результатів обох алгоритмів.

Усі інші 7 тестових фотокарток містять людей, мають однакову роздільну здатність та ідентичні умови освітлення для забезпечення оптимальних результатів оцінки. У таблиці 1.1 описані фотокартки, які були використані для експерименту.

Таблиця 1.1 – Опис тестових зображень для експерименту

Назва файлу	Опис
DSC05736.JPG	Різка фотокартка на якій об'єкт у фокусі займає 24.7% площини всього кадру
DSC05738.JPG	Різка фотокартка на якій об'єкт у фокусі займає 37.5% площини всього кадру
DSC05741.JPG	Різка фотокартка на якій два об'єкти в фокусі, що разом займають 38.38% площини кадру
DSC05742.JPG	Різка фотокартка на якій один об'єкт у фокусі, а інший – ні, що разом займають 36.09% площини кадру
DSC05746.JPG	Різка фотокартка на якій два об'єкти в фокусі, що разом займають 33.13% площини кадру
DSC05747.JPG	Різка фотокартка на якій один об'єкт у фокусі, а інший – ні (від руху), що разом займають 37.87% площини кадру
DSC05760.JPG	Різка фотокартка на якій один об'єкт у фокусі, а інший – ні, що разом займають 57.24% площини кадру
DSC05815.JPG	Дуже різка фотокартка, з великою кількістю деталей, знята з закритою діафрагмою (f22)
DSC05816.JPG	Повністю розфокусована фотокартка

У таблиці 1.2 наведено результати (стовпці Лаплас, ШПФ) для двох фотокарток (DSC05815.JPG та DSC05816.JPG), що є зображеннями для виявлення максимального та мінімального значення результатів обох алгоритмів.

Таблиця 1.2 – Результати та параметри експерименту фотокарток для перевірки крайових значень

Назва файлу	Лаплас	ШПФ	Площина фону (%)	Загальна площа об'єктів фото (%)	Значення f-stop
DSC05815.JPG	647,37	64,066	7,1	92,9	22
DSC05816.JPG	3,71	-6,80	100	0	2,8

Перша фотокартка була зроблена із закритою діафрагмою (f22) і має надзвичайно «перевантажений» передній план (багато деталей), що призводить до надзвичайного показника різкості за методом Лапласа. Друга фотокартка не в фокусі і призводить до дуже низьких значень обох алгоритмів. Із цих результатів поки не можна зробити корисних висновків, ці значення будуть використовуватися для аналізу інших тестових зображень.

У таблиці 1.3 представлені результати аналізу основних 7 фотокарток (надані в стовпцях Лапласа, ШПФ), а також додаткові обчислені параметри, які знадобляться для аналізу залежностей.

Таблиця 1.3 – Результати та параметри експерименту з основними фотокартками

Назва файлу	Лаплас	ШПФ	Площина фону (%)	Загальна площа об'єктів фото (%)	Значення діафрагми
DSC05736.JPG	33,84	20,89	75,22	24,78	4
DSC05738.JPG	77,03	13,39	62,475	37,525	4
DSC05741.JPG	60,63	40,95	61,62	38,38	20
DSC05742.JPG	23,97	25,53	63,91	36,09	4
DSC05746.JPG	36,76	35,02	66,87	33,13	4
DSC05747.JPG	44,06	32,12	62,129	37,871	4
DSC05760.JPG	39,57	21,24	42,76	57,24	2,8

Слід зазначити, що методи Лапласа і ШПФ дають значення в різних діапазонах і тому не повинні порівнюватися напряму.

«Площина фону» – це відсоткове значення того, скільки за площиною фотокартки займає саме фон. «Загальна площина об'єктів фото» є протилежним значенням, що описує скільки площини займають об'єкти.

За результатами експерименту можна побудувати графік співвідношення значення різкості до величини кількості фону (див. рис. 1.4).

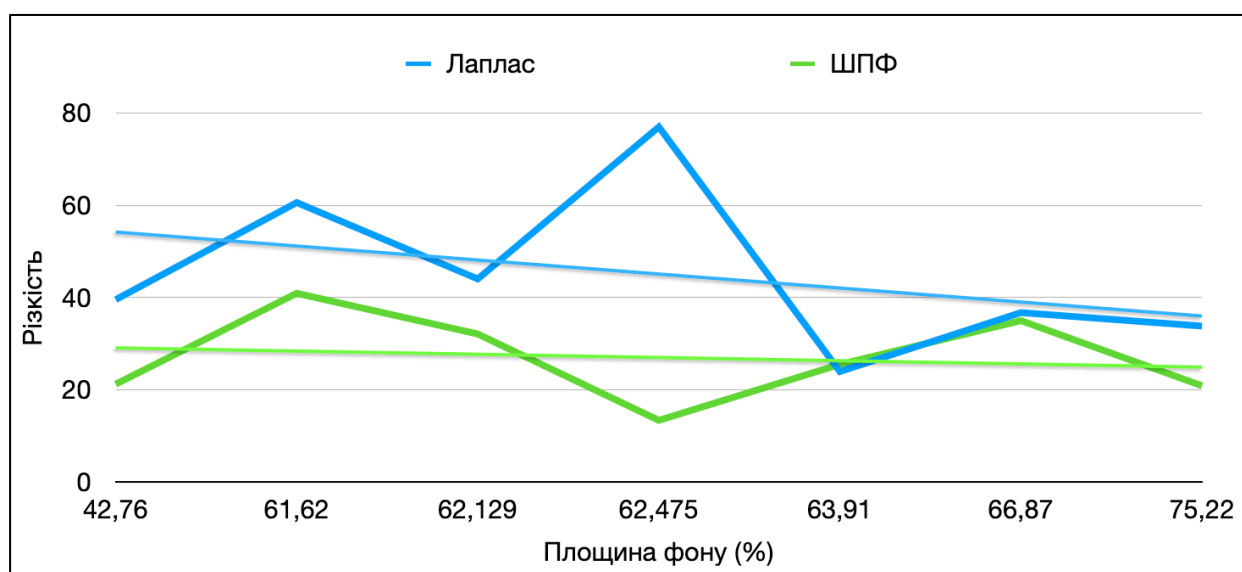


Рисунок 1.4 – Співвідношення значень різкості до величини кількості фону

Із графіку можна побачити лінію тренду, яка описує лінійну залежність кількості фону до результуючого показника різкості (як у методі Лапласа, так і в методі ШПФ). Це означає, що чим більше загального фону на фотокартки (навіть якщо об'єкт знаходиться у критичній різкості), тим менша ймовірність, що фотокартка буде класифікована як різка.

Також було побудовано графік (див. рис. 1.5) співвідношення значення різкості до значень налаштування діафрагми.

Залежність на цьому графіку не така очевидна як на попередньому, оскільки набір тестових даних досить малий, але навіть тут помітна видима лінія тренду в обох алгоритмах. Ця тенденція також означає, що чим вище значення діафрагми, тим більша ймовірність, що фотокартка буде класифікована як різка.

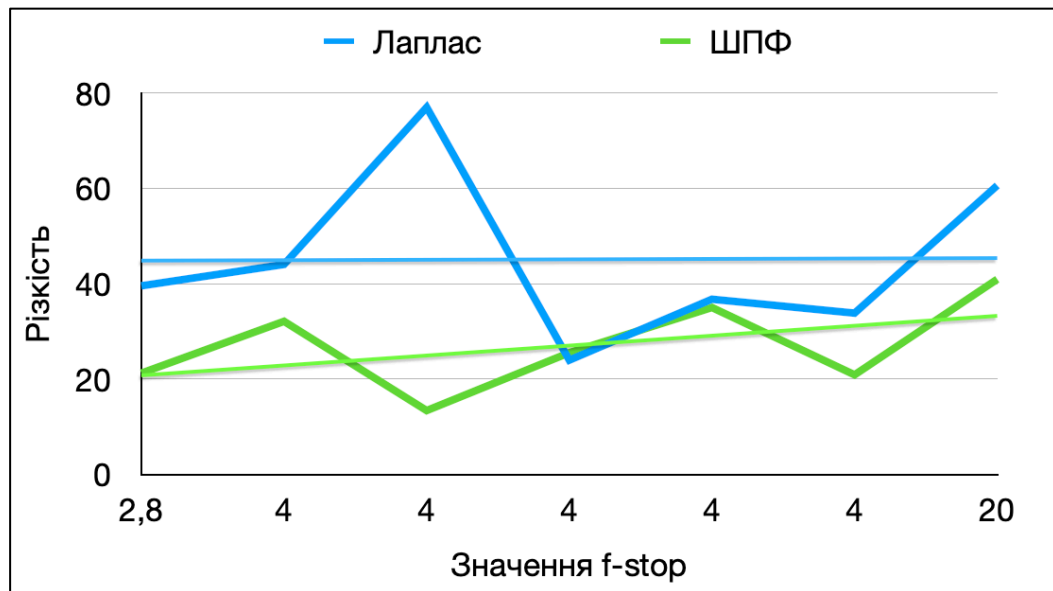


Рисунок 1.5 – Співвідношення значення різкості до значень діафрагми

Проаналізувавши обидві залежності, можна стверджувати, що результати методів ШПФ і Лапласа залежать від композиції та налаштувань камери. Це означає, що вони не є надійними для автоматичної фільтрації фотокарток за критерієм різкості. Крім того, якщо порівняти середнє значення різкості фотокарток за Лапласом (45.12) із середнім значенням різкості для 2 тестових зображень (325.54), можна побачити значну різницю. Ця різниця вказує на можливе джерело помилок, які можуть виникати саме через неправильно обраний показник порівняння.

### 1.3 Постановка задачі

Проаналізувавши результати дослідження предметної галузі можна зробити наступний висновок: оцінка різкості зображень є актуальною проблемою професійних фотографів та потребує програмного рішення для пришвидшення процесу фільтрації великої кількості зображень за критерієм різкості об'єктів у фокусі.

Проаналізувавши відомі рішення оцінки різкості зображень можна зробити наступний висновок: основними методами оцінки різкості є метод дисперсії Лапласа та метод швидкого перетворення Фур'є (ШПФ). Обидва методи оцінюють різкість повного зображення. Фотокартки, що зроблені з використанням професійного обладнання (камери та об'єктиву з малим значенням мінімальної діафрагми) отримують сильно розмитий фон, тобто все, що за рамками глибини різкості буде нечітким, тим самим виділяючи об'єкт фокусування. Методи оцінки різкості, що наведені вище, оцінюють різкість всього зображення, а це означає сильний негативний вплив кількості природньо розмитого фону на результуючий показник чіткості. Необхідно застосовувати методи оцінки чіткості тільки для регіонів зображення, що мали бути в фокусі.

На основі висновків, що наведені вище можна сформулювати наступну задачу: спроектувати, реалізувати та оцінити вдосконалений алгоритм оцінки різкості фотокарток людей. Для цього необхідно:

- дослідити методи знаходження координат облич на зображенні та виділити найкращі для вирішення проблеми роботи;
- дослідити методи оцінки відстані до об'єктів на зображенні  $d = f(M)$ ;
- визначати границі ГЧЗП та множину облич  $O$ , що задовольняють умову  $d_o \in (R_1, R_2)$ , де  $R_1$  та  $R_2$  – границі ГЧЗП;
- оцінити різкість регіонів зображення, а саме регіонів, що належать до об'єктів, які мали бути в фокусі;
- реалізувати алгоритм, створивши програму для візуальної оцінки та фільтрації зображень;
- порівняти точність роботи  $a = f(i)$  алгоритмів прямого ШПФ, прямого Лапласа та запропонованого вдосконаленого алгоритму;
- порівняти швидкість роботи  $S = f(n)$  алгоритмів прямого ШПФ, прямого Лапласа та запропонованого вдосконаленого алгоритму;
- зробити висновки на підставі проведених досліджень.

## 2 СТВОРЕННЯ АЛЬТЕРНАТИВНОГО АЛГОРИТМУ

### 2.1 Верхньорівневий опис алгоритму

Виходячи із результатів аналізу двох алгоритмів оцінки чіткості зображення, можна стверджувати, що, застосовуючи їх напряду, обидва недостатньо оптимізовані для задачі надійної автоматичної фільтрації фотокарток за параметром чіткості. Більшість портретних фотокарток робляться з відкритою діафрагмою, що сильно розмиває фон і в результаті зображення буде переважно складатися із низьких частот [10] (при розгляданні зображення в відповідному домені). Якщо площа з низькими частотами більша за площину з високими частотами – зображення буде позначено як «не різке». Але такий результат не обов'язково відповідає дійсності. Виникає питання – як оцінювати різкість головних об'єктів фото, якщо аналіз всього зображення не є оптимальним?

Верхньорівневим рішенням є модифікація алгоритму таким чином, щоб чіткість оцінювалася лише для ділянок, які мають бути у фокусі, а фон/передній план ігнорувалися. Цей підхід є загальним принципом оцінки видимих помилок на конкретних ділянках фотокартки [11]. Приклад такого підходу можна знайти у фреймворку для вимірювання різкості природних зображень [12]. Також є дослідження щодо оцінки якості зображення на основі так званих регіонів інтересу, які визначаються як частини зображення, що не є стаціонарними в просторі [13].

У рамках рішення, що наведено нижче, буде діяти обмеження, що оцінювати необхідно саме фотокартки людей, тобто об'єктами, які повинні бути у фокусі, є людські обличчя. Це обмеження у майбутньому можна прибрати, якщо модифікувати алгоритм і забезпечивши підтримку більшої кількості типів об'єктів.

Опишемо кроки алгоритму:

- знаходження координат та обрамлень кожного обличчя в кадрі;
- знаходження фокусної відстані на фотокартці;
- обчислення відстані до кожного обличчя в кадрі;
- розрахунок «ідеальної» глибини різкості;

- знаходження облич, які перебувають у межах передбачуваної фокусної відстані (фокусна відстань + «ідеальна» глибина різкості);
- обчислення значень різкості лише для частин зображення на яких знаходяться обличчя з попереднього кроку;
- розрахунок середнього значення різкості усіх облич з попереднього кроку.

Наступні розділи описуватимуть більш детально кроки алгоритму з пропозиціями та варіантами реалізації.

## 2.2 Знаходження координат та обрамлень кожного обличчя в кадрі

Існує досить багато методів знаходження позиції та розмірів обличчя на зображенні. Мета цих методів полягає в тому, щоб визначити, чи є обличчя на зображенні, і, якщо є, повернути координати та розмір кожного з них.

Деякі розповсюджені методи визначення обличч включають:

- методи, що базуються на знаннях, за принципом зверху-вниз;
- метод інваріантних ознак;
- методи відповідності шаблону;
- методи на основі зовнішнього вигляду.

Основним джерелом даних для методів, що базуються на знаннях є наукові знання про людські обличчя. Проблема такого підходу полягає в складності визначення людських знань у чітких правилах. У цих правилах дуже важко знайти ідеальний баланс точності. Якщо правила визначені занадто точно – метод може ігнорувати обличчя, які не відповідають ідеально усім правилам одночасно. З іншого боку, якщо правила занадто загальні – може призвести до помилкових результатів.

Методи інваріантних ознаках засновані на тому факті, що люди мають природну здатність розпізнавати обличчя в різних умовах освітлення, під різними

кутами та обставинами, тобто вміють розпізнавати певні ознаки [14]. Однією з проблем таких алгоритмів є те, що елементи зображення можуть бути серйозно пошкоджені через освітлення та шум, що негативно впливає на результат.

У методах відповідності шаблону, схема порівняння обличчя визначається вручну. При аналізі вхідного зображення для окремих частин імовірного обличчя: контуру, носа, очей, рота обчислюється кореляція. Результат є позитивним, якщо середнє значення кореляції цих компонентів вище певного порогу. Однак цей метод не є ідеальним через відсутність гнучкості, адже сильно впливають фактори різних форм обличчя, поз і масштабу.

Методи на основі зовнішнього вигляду більш гнучкі та наближені до життя, ніж попередні. Шаблони створюються не експертами вручну, а генеруються шляхом аналізу існуючих баз даних зображень. Цей метод значною мірою ґрунтується на статистичному аналізі і машинному навчанні. Методи на основі зовнішнього вигляду мають багато різних реалізацій: метод опорних векторів, прихована модель Маркова, каскадні класифікатори [15], тощо.

Розглянувши переваги та недоліки вищенаведених методів розпізнавання облич, було прийнято рішення, що методи на основі зовнішнього вигляду задовольняють потреби поставленої задачі. При реалізації вдосконаленого алгоритму визначення різкості можна використовувати каскадні класифікатори. OpenCV містить відкриті класифікатори, які можна безкоштовно завантажити. Щоб отримати координати обличчя за допомогою бібліотеки OpenCV, можна використовувати функцію `CascadeClassifier.detectMultiScale`. Аргументами для цієї функції є: вхідне зображення (у градації сірого), `scaleFactor` і `minNeighbours`. Функція `scaleFactor` визначає, наскільки зменшується розмір зображення з кожним масштабом, а `minNeighbours` вказує, скільки сусідів матиме кожен прямокутник-кандидат, для подальшого збереження. Ці параметри будуть точно налаштовані в процесі розробки.

Все, що пов'язано з обробкою зображень і розпізнаванням об'єкта, завжди займає цінний час, тому є інший спосіб вилучення облич у кадрі. Інший метод значною мірою залежить від можливості камери знаходити обличчя в режимі

реального часу та записувати цю інформацію в метадані. Звичайно, алгоритм не повинен покладатися на використання ненадійних метаданих, але, безумовно, слід використовувати їх, якщо вони доступні – це значно прискорить роботу алгоритму.

В результаті сканування зображення за допомогою класифікаторів або вилучення інформації з метаданих, координати та межі всіх облич у кадрі будуть отримані для подальшого аналізу.

### 2.3 Знаходження фокусної відстані з фотокартки

Для подальшої роботи необхідно навести декілька термінів. Площина фокусування – це сенсор камери. Відстань фокусування – це відстань від площини фокусування до об'єкта.

При використанні автоматичних об'єктивів (що мають змогу фокусуватися автоматично) діють складні алгоритми для отримання оптимальних результатів точного фокусування. Камера постійно відстежує зображення, розуміє відстань до об'єкта в режимі реального часу і відповідно налаштовує двигун фокусування. Під час автофокусування, об'єктив камери переміщується в положення, при якому отримується найбільш чітке зображення. Максимальна чіткість вимірюється за гістограмами зображень. Знаючи фокусну відстань об'єктива, відстані можна знайти з рівняння об'єктива [16]. Отже, отримання відстані до об'єкта є цілком можливим, і камери проводять ці розрахунки постійно. Крім того, камери можуть використовувати різні алгоритми фокусування [17] для досягнення точності. Відстань, яку пройшов двигун фокусування в об'єктиві до того, як було зроблено фотокартку, відповідає відстані фокусування, значення якої і потрібне для покращеного алгоритму визначення різкості.

Розраховану відстань фокусування можна отримати, якщо відкрити метадані фотокартки. EXIF (Exchangeable Image File Format) – це стандарт, який дозволяє додавати інформацію (метадані) до фотокарток і відео [18]. Цей формат досить

гнучкий, тобто всі користувачі можуть змінювати його, додаючи нові записи даних з новими іменами. Це означає, що камери різних виробників створюють дещо різні метадані. Незважаючи на це, більшість камер містять універсальну цінну інформацію, яка може бути корисною для цього дослідження. Переглядаючи метадані за допомогою зчитувача EXIF, ми можемо знайти наступну інформацію (див. табл. 2.1).

Таблиця 2.1 – Найбільш релевантна інформація, отримана з метаданих тестової фотокартки

Lens Spec	FE 70-200mm F4 G OSS
Min Focal Length	70.0 mm
Max Focal Length	200.0 mm
Focal Length	159.0 mm (35 mm equivalent: 159.0 mm)
Focus Location	6000 4000 2709 1291
Lens Zoom Position	76%
Aperture	4.0
Focus Distance 2	3.46 m
Circle Of Confusion	0.030 mm
Field Of View	12.9 deg
Hyperfocal Distance	210.35 m
Faces Detected	3
Face 1 Position	789 2344 1256 1256
Face 2 Position	1521 3506 1575 1575
Face 3 Position	413 1688 844 844
Circle Of Confusion	0.030 mm

Параметр «Focus Distance 2» це розрахована відстань (у метрах) до сфокусованого об'єкта. Цей розрахунок був виконаний камерою шляхом аналізу кута повороту двигуна фокусування, коли границі об'єкта зображення були у фокусі. Цей параметр дуже корисний для подальших розрахунків. Немає іншого надійного способу отримання/розрахунку фокусної відстані фотокартки, особливо

якщо не гарантовано, що фотокартка знаходиться у фокусі. Саме тому метод досить сильно залежить від наявності та істинності цього мета-параметра.

Серед інших корисних параметрів метаданих знаходиться кількість виявлених облич і їх координати. Отримати таку інформацію в метаданих – розкіш. Лише сучасні камери записують її в метадані. Сильно покладатися на наявність цих параметрів не можна, адже це обмежить роботу методу лише для сучасних високотехнологічних камер. Таким чином, метод буде використовувати ці значення в метаданих за їх присутності, але все ще буде можливість виявляти межі облич, застосовуючи алгоритми розпізнавання.

#### 2.4 Розрахунок відстані до кожного обличчя в кадрі

Для подальшої роботи необхідно знайти відстані до всіх облич у кадрі, оскільки метод повинен визначити котрі з них мають бути у фокусі. Критерії необхідності перебуття у фокусі описані в наступному пункті.

На цьому кроці вже відомі фокусна відстань, а також усі координати та розміри облич. Щоб знайти відстань до людського обличчя на фотокартки, необхідно спочатку оцінити розмір обличчя у реальному житті.

Щоб знайти фізичну висоту кожного обличчя в кадрі, можна використовувати два методи:

- метод пропорційного співвідношення середньо статистичної висоти обличчя (21,8 см -23,9 см) до висоти на матриці;
- розрахунок за формулою пропорційності на основі відстані між очима.

Другий варіант більш складний та менш надійний, включає додаткові операції (знаходження очей на зображенні використовуючи додаткові класифікатори), залежить від пози (не буде працювати для портретів збоку) і не гарантує більшої точності, ніж перший варіант. Саме тому надалі буде використано

припущення, що середньостатистична висота обличчя становить від 21,8 см до 23,9 см. та застосовано перший варіант.

Якщо відома реальна висота всіх облич у кадрі, то відстань до облич можна визначити методом подібних трикутників.

Наведемо діаграму застосування правила подібних трикутників для знаходження відстані до об'єкту, що фокусується через об'єктив на матрицю камери (див. рис. 2.1).

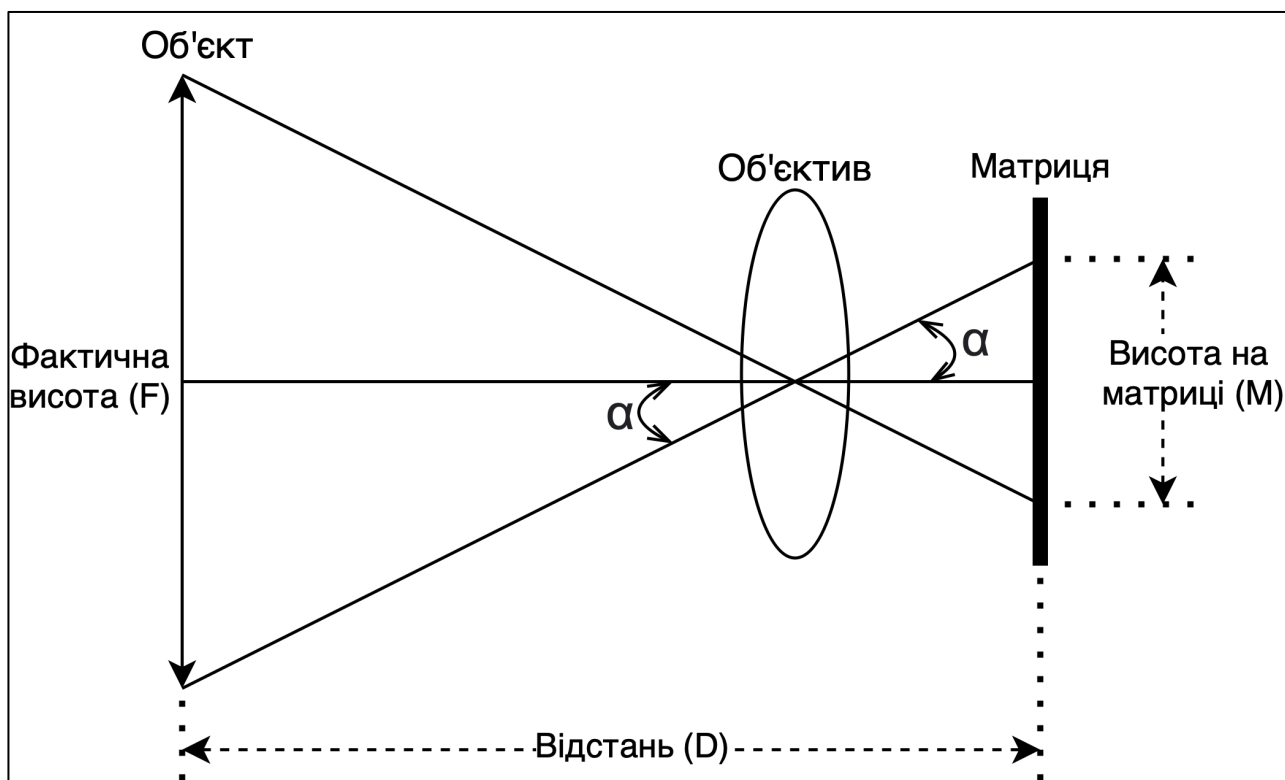


Рисунок 2.1 – Діаграма застосування правила подібних трикутників для знаходження відстані до об'єкту фокусування

Припустимо, заданий фактичний розмір об'єкта. Цей об'єкт фокусується на матрицю камери, що має встановлені розміри. Необхідно порахувати відстань від площини матриці до об'єкту.

Наведемо базове правило оптики:

$$\frac{S}{f} = \frac{F}{D}, \quad (3)$$

де  $S$  – розмір матриці в мм. (довжина, ширина або діагональ),

$f$  – фокусна відстань об'єктива,

$F$  – фактична висота об'єкта (в метрах),

$D$  – відстань до об'єкта (в метрах).

Таким чином, можна навести формули для знаходження відстані до об'єкта:

$$M = \frac{S * P}{T}, \quad (4)$$

де  $M$  – розмір об'єкта на матриці (в мм),

$S$  – розмір матриці (довжина, ширина або діагональ в мм),

$P$  – розмір об'єкта (в пікселях),

$T$  – розмір матриці (в пікселях).

Формула, що наведена вище допоможе знайти розмір об'єкта в міліметрах на матриці. Цей показник необхідний для вирішення наступних пропорцій для знаходження відстані до об'єкта в метрах, що наведено в формулі (5) та (6).

$$\frac{M}{f} = \frac{F}{D}, \quad (5)$$

$$D = \frac{F * f}{M}, \quad (6)$$

де  $M$  – розмір об'єкта на матриці (в мм);

$f$  – фокусна відстань об'єктива;

$F$  – фактична висота об'єкта (в метрах);

$D$  – відстань до об'єкта (в метрах).

Таким чином було наведено формули для знаходження відстані до об'єкту фокусування. Для цього необхідно знати фактичний розмір об'єкту. Окрім цього,

необхідно знати показники розміру матриці камери та фокусна відстань об'єктиву під час фотографування. Ці показники доступні в метаданих. Для подальшої реалізації та дослідження було обрано середній показник висоти обличчя від 21,8 см. до 23,9 см.

## 2.5 Розрахунок ідеальної глибини різкості

Глибина різкості, або глибина чітко зображуваного простору (ГЧЗП) – це відстань між найближчим і найдальшим об'єктами, які на зображенні знаходяться в різкості.

Щоб зрозуміти, чи повинен якийсь об'єкт на певній відстані бути різким на фотокартки (на основі налаштувань камери та об'єктива), необхідно розрахувати глибину різкості. Для того, щоб знайти відстань до передньої та задньої границі площини фокусування можна скористатися наступною формулою (7):

$$R_1 = \frac{R * f^2}{f^2 - K * f * z + K * R * z};$$

$$R_2 = \frac{R * f^2}{f^2 + K * f * z - K * R * z};$$
(7)

де  $R_1, R_2$  – відстань до передньої / задньої границі фокусної площини;

$R$  – відстань фокусування (можна отримати з метаданих);

$f$  – фокусна відстань об'єктива в метрах (можна отримати з метаданих);

$K$  – діафрагма об'єктива (можна отримати з метаданих);

$Z$  – це круг розсіювання (можна отримати з метаданих).

Віднімаючи  $R_1$  від  $R_2$ , можна знайти глибину різкості. Однак буде легше використовувати вихідні значення  $R_1$  і  $R_2$  окремо для подальших розрахунків.

## 2.6 Знаходження облич, які перебувають у межах передбачуваної фокусної відстані

Для того, щоб оцінювати різкість не всіх облич у кадрі, а тільки необхідних, треба ввести параметр очікуваної глибини фотокартки (глибини кадрування). Це такий параметр, який можливо тільки задати вручну. При фотографуванні кількох рядів людей одночасно, він описує максимальну передбачувану відстань між ними. Наприклад, фотограф робить групове портретне фото з 10 людьми, які розміщені в два ряди. У цьому випадку очікувана глибина кадрування знаходиться в межах 0,8 метрів, оскільки є два ряди, і кожен з них має глибину приблизно 0,3 метра, не враховуючи погрішність. Для такої композиції фотографу потрібно встановити певну діафрагму (f-stop), щоб глибина різкості була рівна або більше глибини кадрування.

Таким чином, цей параметр є суб'єктивним рішенням фотографа і не може бути розрахований у зворотному напрямку, шляхом аналізу фотокартки. Комп'ютеру надто важко визначити, чи планувалося знімати фотографію групи людей із відкритою діафрагмою (щоб у фокусі були лише передній ряд), чи планувалося, що обидва ряди були б у фокусі. Саме тому цей параметр необхідно вказати до початку виконання алгоритму.

Нижче наведена серія формул щоб дізнатися які с облич повинні бути в фокусі, якщо було встановлено, що знімалися декілька рядів людей одночасно.

EV – умовне ціле число, що однозначно характеризує експозицію при фото- та кінозйомці. Враховуючи значення експозиції з метаданих, необхідно розрахувати максимально можливе значення діафрагми, при якому значення EV було б таким самим. Чим більше значення діафрагми, тим більша глибина різкості, а це означає, що більше облич має бути у критичній різкості. Фотограф може зробити помилку, встановивши низьке значення діафрагми, що призведе до того, що у фокусі буде лише один ряд людей. Ось чому потрібно визначити максимальне

значення діафрагми та проаналізувати фотокартку так, ніби були встановлені саме ці «ідеальні» налаштування.

$$EV = \log_2 \left( \frac{100 * K^2}{I * S} \right), \quad (8)$$

де EV – значення експозиції;

K – значення діафрагми;

I – ISO.

Якщо відоме максимальне значення ISO (чим більше ISO, тим більше шуму на фотокартки, тому цей показник також встановлюється користувачем до виконання алгоритму), максимальне значення діафрагми для досягнення того ж значення експозиції можна визначити наступним чином :

$$K_{max} = \sqrt{\frac{2^{EV} * I_{max} * S_{max}}{100}}, \quad (9)$$

де  $K_{max}$  – максимальне значення діафрагми для попередньо визначених EV та ISO;

$I_{max}$  – максимальне значення ISO;

$S_{max}$  – максимальна тривалість витримки.

Можна побачити, що у формулі тривалість витримки береться не з метаданих, а також розраховується. Справа в тому, що немає гарантії, що фотограф використовував автоматичний режим налаштування камери, а це означає, що тривалість витримки може бути помилковою. Максимально допустиму витримку можна розрахувати так:

$$S_{max} = \frac{1}{Fl}, \quad (10)$$

де Fl – фокусна відстань, яка була використана для фотокартки.

Однак існує неформальне правило, що при зйомці портретів не можна використовувати витримку повільніше за 1/125 секунди, тому альтернативно тривалість витримки можна задати константою.

Далі необхідно розрахувати максимальну глибину різкості. Для цього можна використовувати формулу (7), вставляючи максимальне значення діафрагми ( $K_{\max}$ ). У результаті можна знайти  $R1$  (відстань до передньої границі площини фокусування) і  $R2$  (відстань до задньої границі площини фокусування) при «ідеальних» налаштуваннях камери.

Наведемо формальну умову перевірки різкості обличчя: обличчя об'єкта необхідно перевіряти на критичну різкість, якщо відстань  $D$  задовольняє умові:

$$R1 \leq D \leq R2 \quad (11)$$

Усі обличчя, що задовольняють цій умові необхідно перевірити на чіткість, а всі інші – не має необхідності.

## 2.7 Обчислення значень різкості лише для необхідних частин зображення

На цьому етапі алгоритму вже доступна цінна інформація – координати облич в кадрі які мали бути у фокусі. Обраний алгоритм визначення різкості можна застосовуватися виключно в цих областях. Це призведе до відносно точних результатів, оскільки фон та інші об'єкти будуть ігноруватися.

Варто зазначити, що завдяки інформації, отриманої з попередніх кроків, відкривається ціле вікно можливостей для розумної фільтрації фотокарток. Можна оцінювати не тільки різкість, а й стан очей (відкриті/напіввідкриті/закриті), вирази обличчя об'єктів, пози – усе, що можна використовувати для подальшої фільтрації.

## 2.8 Емуляція запропонованого алгоритму та аналіз результатів

У попередньому розділі було описано вдосконалений алгоритм. Однією з основних частин описаного алгоритму є знаходження облич. У результаті на чіткість перевіряються тільки деякі фрагменти фотокартки на яких є обличчя. Необхідно провести експеримент для підтвердження того, що емуляція розробленого алгоритму задовольняє потреби поставленої задачі до початку програмної реалізації алгоритму. Тест буде проведено на наборі зображень, кожне з яких обрізане вручну таким чином, щоб містити лише зону обличчя. Фотокартки, які містять дві людини, представлені двома окремими вирізаними зображеннями.

Метою наступного експерименту є визначення:

- чи відповідає вдосконалений метод очікуванню;
- який алгоритм (ШПФ чи Лаплас) є більш стабільним;
- який алгоритм (ШПФ чи Лаплас) є більш швидким.

У таблиці 2.2 наведено умови та результати експерименту.

Таблиця 2.2 – Умови та результати проведення експерименту

Назва зображення	Очікування	Лаплас	Лаплас середнє	Лаплас нормалізов.	Лаплас час (мс)	ШПФ	ШПФ середнє	ШПФ нормалізов.	ШПФ час (мс)
DSC05743-2.JPG DSC05743.JPG	0	7,1056	23,2832	0,0898	7	-4,2154	7,1930	0,2517	132
		39,4608			10	18,6013			155
DSC05742-2.JPG DSC05742.JPG	0.2	7,0557	78,0437	0,3010	12	2,1674	12,1821	0,4263	233
		149,0316			10	22,1968			96
DSC05741-2.JPG DSC05741.JPG	0.3	45,4098	92,2698	0,3559	5	13,8346	18,2867	0,6400	75
		139,1298			13	22,7388			201
DSC05760(-2).JPG	0.4	6,5819	72,2417	0,2786	18	9,8695	18,1252	0,6343	353
		137,9015			40	26,3808			589

## Продовження таблиці 2.2

DSC05747- 2.JPG	0.4	373,5180	203,0986	0,7834	11	26,3782	19,9107	0,6968	104
DSC05747.JPG		32,6791			7	13,4432			102
DSC05746- 2.JPG	0.7	80,4655	213,9522	0,8252	6	17,0262	21,8001	0,7630	50
DSC05746.JPG		347,4389			8	26,5740			133
DSC05736.JPG	0.8	221,8970	221,8970	0,8559	52	26,2262	26,2262	0,9179	277
DSC05738.JPG	1	259,2589	259,2589	1,0000	49	28,5732	28,5732	1,0000	879

Розглянемо назви стовпців. «Назва зображення» – це ім'я аналізованого фото. Якщо фотокартка містила кілька об'єктів, її було розділено на окремі зображення та візуально згруповано в таблиці. Тестовими зображеннями є вирізанні з вхідної фотокартки обличчя (див. рис. 2.2).



Рисунок 2.2 – Декілька прикладів тестових зображень для експерименту

«Очікування» – це суб'єктивна оцінка якості та чіткості зображення самим фотографом, де 0 означає, що фотокартка непридатна (розмита, або не в фокусі), а 1 – придатна для використання (різка). Стовпці «Лаплас», «ШПФ» є фактичними результатами оцінки різкості. «Лаплас нормалізов.» та «ШПФ нормалізов.» є перетвореннями фактичних результатів у шкалу 0-1, де 1 – максимальне значення, отримане з виходу алгоритму. Таким чином, нормовані значення різних алгоритмів співвідносяться зі значеннями «Очікування». Стовпці «час» представляють час, необхідний для обробки зображення в мілісекундах.

Після того, як дані були зібрані, було проаналізовано стовпці нормалізованих даних на предмет візуальних трендів. Якщо тенденція відсортованих вхідних значень (очікування) відповідає тренду відсортованих нормалізованих вихідних значень, то алгоритм задовольняє потреби задачі. Переглядаючи наведені результати (див. рис. 2.3), можна стверджувати, що обидва алгоритми загалом відповідають тренду очікувань.

Друга мета експерименту – визначити, який алгоритм є більш стабільним і має бути використаний у подальшій реалізації. Порівнюючи дві діаграми (див. рис. 2.3), більш лінійна лінія тренду утворюється результатами алгоритму ШПФ, а не Лапласа. Більш того, перший метод дає дуже нестабільні результати.

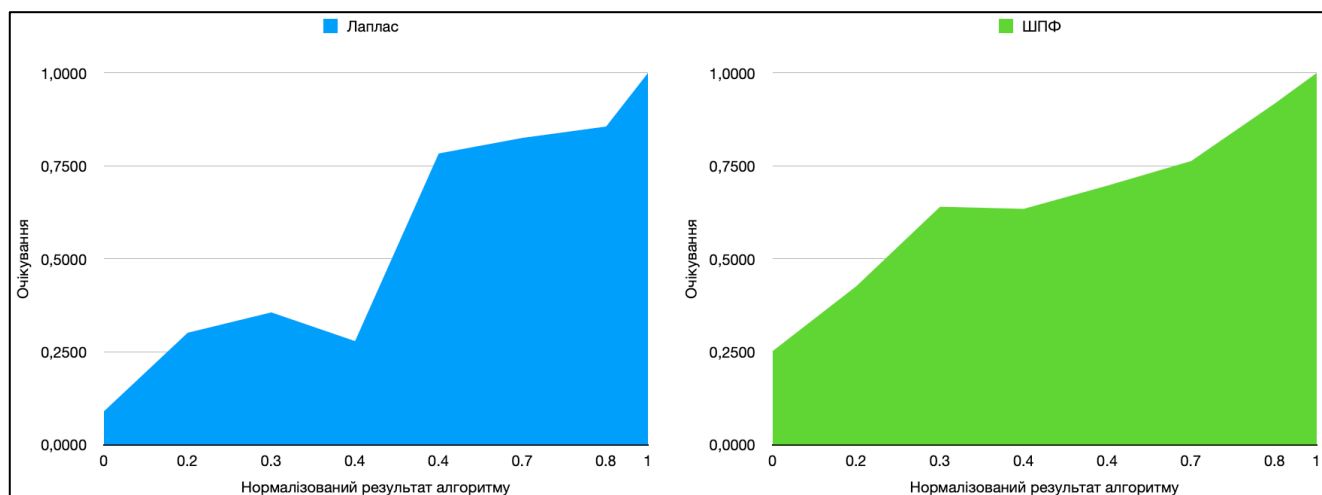


Рисунок 2.3 – Результати другого експерименту

Третя мета експерименту – визначити, який алгоритм працює швидше. Порівнюючи середню швидкість обох алгоритмів – 17,7 мс для Лапласа і 241,25 мс для ШПФ, можна зробити висновок, що метод ШПФ у 14 разів повільніший. Таким чином, вдосконалений алгоритм буде працювати більш стабільно та швидко, якщо буде реалізований на основі ШПФ. Ці два методи були виконані на платформі JVM, реалізовано мовою програмування Kotlin.

### 3 ПРОЕКТУВАННЯ СИСТЕМИ ФІЛЬТРАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Для надійної оцінки чіткості зображення, можливості налаштувати алгоритм та замінювати частини реалізації, система повинна мати модульний дизайн [19]. Це означає максимальне розділення обов'язків між компонентами, що разом реалізують «вдосконалений алгоритм», який описано вище.

Наведена нижче діаграма послідовності (див. рисунок 3.1) [20] демонструє кроки системи, необхідні для обробки зображення та виведення результату чіткості зображення

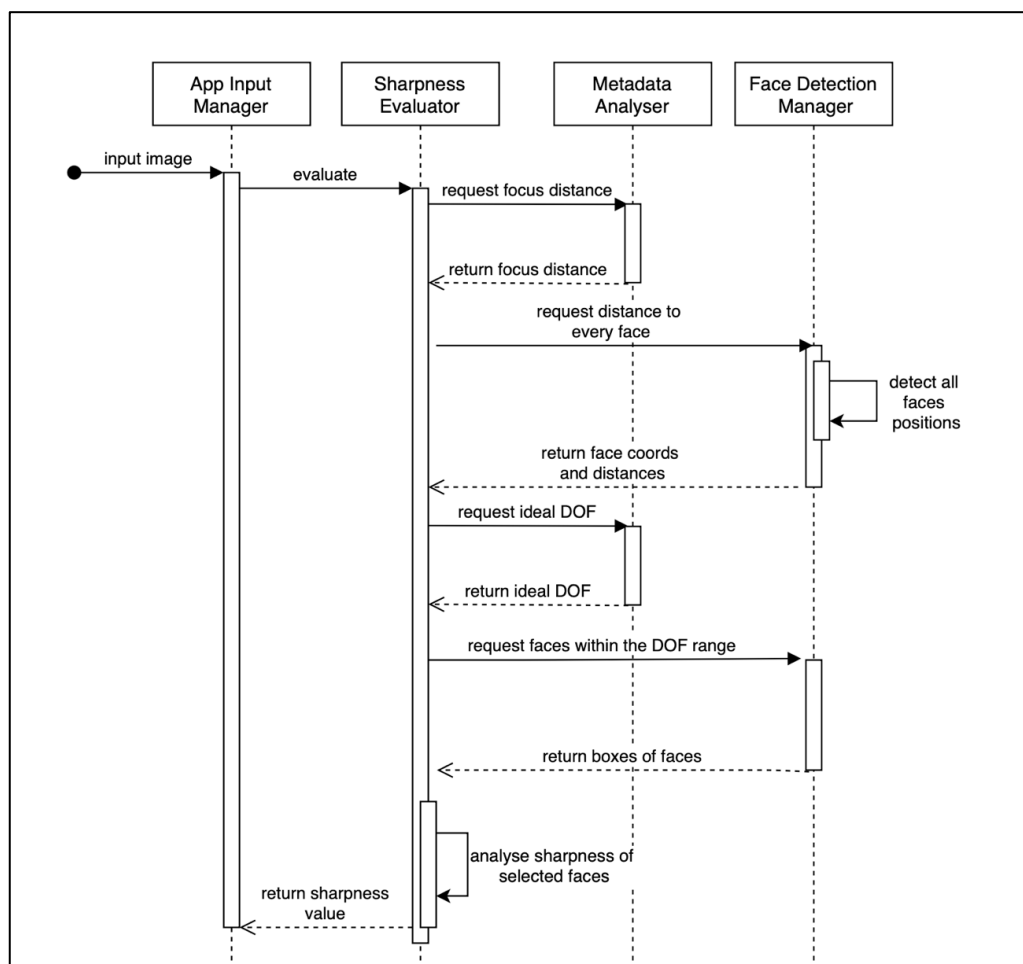


Рисунок 3.1 – Діаграма послідовності роботи системи

Із діаграми видно основні модулі системи, між якими реалізується комунікація.

Модуль «App Input Manager» відповідає за завантаження та першопочаткову обробку вхідних зображень. Таким чином, користувач передає адресу зображення та налаштування алгоритму саме в інтерфейс цього модуля.

Модуль «Sharpness Evaluator» відповідає за отримання запиту на аналіз зображення та повернення єдиного значення з плаваючою комою. Саме в ньому виконується основна комунікація з двома модулями аналізу інформації фотокартки.

Модуль «Metadata Analyser» повинен бути заданий шляхом реалізації відкритого інтерфейсу, адже в майбутньому можливе розширення можливостей аналізу метаданих різних виробників і для цього необхідно додавати нові модулі, що реалізують той самий інтерфейс. Попередній модуль «Sharpness Evaluator» повинен мати змогу працювати з декількома різними реалізаціями модуля «Metadata Analyser» одночасно, що означає відношення «один до багатьох».

Схожим за архітектурою є модуль для розпізнавання позицій та розмірів облич «Face Detection Manager». При реалізації слід звернути увагу на можливість додавання та опціонального обирання різних алгоритмів розпізнавання облич, що можуть включати алгоритми з використанням нейронних мереж та навіть звернення до модуля «Metadata Analyser» за доступними координатами облич, що були записані самою камерою.

Таким чином модульний дизайн системи надасть можливість швидко замінювати частини таким чином, щоб оптимізувати результат для обраного сценарію фільтрації фотокарток. Таку систему можна легше масштабувати та вдосконалювати, а також вона стає відкритою для персоналізації та інших користувацьких налаштувань. Система повинна бути доступна виключно з локального клієнту, аби не витратити ресурси на завантаження зображень на сервер. Окрім цього, якщо архітектура системи буде базуватися на принципах відкритих інтерфейсів, то можливим буде додавання додаткових способів фільтрації, наприклад, за станом відкритості очей, статті об'єктів, кольором волосся, зачіскою та іншими параметрами.

## 4 ОПИС ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ

### 4.1 Опис засобів розробки

Під час проектування системи було встановлено, що для реалізації сформованого алгоритму аналізу зображень, варіант клієнт-серверної архітектури неможливий. Це обумовлено тим, що завантаження опрацьовуваних фотокарток (кожна з яких може займати біля 10 МБ) є непотрібним ускладненням, адже займатиме багато часу та ресурсів при завантаженні через мережу Інтернет, і таке ускладнення можна уникнути, якщо персональний пристрій буде здатним. Тому було обрано використання архітектури чистого клієнту у формі утилітного застосунку командного рядка.

Для написання основної частини застосунку було обрано мову програмування Kotlin. Вона є сумісною з платформою JVM, яка, в свою чергу, може бути запущена на будь-якій операційній системі що підтримує Java. Однак, розроблена програмна система в першу чергу орієнтована на операційну систему Mac OS, яка надає інструменти візуального представлення категорій файлів за допомогою різнокольорових тегів (звичайно, програма буде реалізована за модульною архітектурою і підтримуватиме розширення під відображення результатів на інших операційних системах). Окрім Kotlin, було використано мову програмування Bash, яка надає можливість легко взаємодіяти з файловою системою та з іншими застосунками командного рядка. Середовище розробки було обрано IntelliJ IDEA, адже воно надає зручні інструменти для роботи з обома мовами програмування та має зручний інтерфейс, підтримку Git та інших корисних модулів.

До сторонніх програмних засобів та бібліотек відноситься OpenCV для JVM, що надає інструменти для роботи з зображеннями та класифікаторами, а також застосунок ExifTool, що був розроблений для зручного зчитування метаданих із файлів, підтримує більшу кількість протоколів метаданих від найпопулярніших виробників фотокамер та об'єктивів.

## 4.2 Опис реалізації знаходження положення облич

Одним із перших кроків алгоритму є знаходження облич на зображенні. Сучасні виробники камер підтримують знаходження та запис координат знайдених облич до метаданих. Це зменшує кількість часу необхідне для опрацювання фотокартки. Наведемо фрагмент Bash скрипту, що відповідає за знаходження координат облич у метаданих зображення.

```

META=$(exiftool "$FILE_NAME")
META_FACE=$(echo "$META" | grep "Face [0-9] Position" | grep -o ':.*' | sed -e "s/^: //" )

```

Для цього використовується утиліта ExifTool та команда пошуку регулярним виразом «grep».

Іншим способом пошуку координат облич є застосування каскадного класифікатора за допомогою інструментів OpenCV. Наведемо фрагмент коду, що відповідає за проведення класифікації та повернення списку знайдених облич:

```

fun detect(mat: Mat): List<Face> {
  Imgproc.equalizeHist(mat, mat)
  var absoluteFaceSize = 0.0
  val height: Int = mat.rows()
  if (Math.round(height * MAX_HEIGHT) > 0) {
    absoluteFaceSize = Math.round(height * 0.1f).toDouble()
  }
  val faces = MatOfRect()
  faceCascade.detectMultiScale(
    mat, faces, 1.1, 2, 0 or Objdetect.CASCADE_SCALE_IMAGE,
    Size(absoluteFaceSize, absoluteFaceSize), Size()
  )
  return faces.toArray().map { Face(it.tl(), it.br()) }
}

```

На вхід подається представлення зображення об'єктом OpenCV, а на виході – список об'єктів, що описують положення обличчя на зображенні. Параметр MAX\_HEIGHT задає мінімальне відсоткове співвідношення обличчя до розміру зображення та становить 20% за замовчуванням.

### 4.3 Опис реалізації знаходження відстані до об'єктів

Модуль знаходження відстані до об'єктів залежить від метаданих, а саме – розміру матриці камери та фокусної відстані об'єктиву. Ці параметри є стандартними та включаються в метадані будь-якої моделі професійних камер. Цей модуль функціонує на основі формули (6). Наведемо функцію, що обчислює відстань до обличчя:

```
private fun calculateDistance(
    specs: CameraModel,
    faceHeight: Int,
    imageHeight: Int
): Double {
    if (specs.focalLength == null)
        error("Focal length is required")
    val sensorDimens = cropToDimen[specs.cropFactor] ?:
error("Unkonwn")
    val heightOnSensor = sensorDimens.second.toDouble() *
faceHeight.toDouble() / imageHeight.toDouble()
    return FACE_HEIGHT_M.toDouble()
* specs.focalLength
/ heightOnSensor.toDouble()
}
```

На вхід передаються необхідні метадані, а також висота обличчя в пікселях та висота зображення. При цьому підтримується лише конфігурація горизонтальної орієнтації. Підтримка вертикальних зображень планується в майбутньому.

Слід звернути увагу, що з метаданих розмір матриці передається не в міліметрах, а в відносних одиницях, так званий кроп-фактор. Ця розмірність характеризує відношення розміру матриці до розміру повнокадрової матриці 35мм.

### 4.4 Опис реалізації обчислення параметрів фотокартки

Після того, як було знайдено координати облич у кадрі та знайдено відстані до кожного з них, необхідно обчислити які саме обличчя необхідно перевіряти на

чіткість. Для початку необхідно знайти максимальне значення діафрагми, що можна було б встановити в умовах освітлення під час створення фотокартки. Наведемо функцію, що повертає це максимальне значення, виходячи з встановлених налаштувань камери:

```
fun calculateCorrectAperture(focalLengthMm: Double,
    fStop: Double,
    iso: Int,
    exposureTime: Double): Int {
    val EV = log((100 * fStop.pow(2)) / (iso * exposureTime),
2.0).toFloat()
    val maxShutter = 1 / focalLengthMm
    return sqrt((2f.pow(EV) * MAX_ISO * maxShutter) /
100).roundToInt()
}
```

Таким чином, спочатку знаходиться фактор освітлення, який в свою чергу впливає на результуюче максимальне значення діафрагми, що було б сприятливим для встановленого максимального значення ISO.

Після цього необхідно обчислити глибину різкості, використовуючи максимально можливе значення діафрагми, що було знайдено в попередніх обчисленнях.

```
fun calculateActualDepthOfField(
    focusDistance: Double,
    focalLengthMm: Double,
    fStop: Double,
    circleConfusion: Double
): Pair<Double, Double> {
    val distanceNorm = focusDistance * 1000
    val dofMm = (2 * distanceNorm.pow(2)
* fStop * circleConfusion)
/ focalLengthMm.pow(2)
    val dofMeter = dofMm / 1000
    return focusDistance - dofMeter / 2 to
        focusDistance + dofMeter / 2
}
```

Таким чином, було знайдено мінімальну та максимальну границі, в межах яких необхідно обчислювати чіткість фрагментів. Використовуючи ці показники, було відфільтровано ті обличчя, відстань до яких лежить в межах глибини різкості.

#### 4.5 Опис реалізації обчислення різкості фрагменту зображення

Для оцінки різкості було реалізовано обидва алгоритми – ШПФ та дисперсія Лапласа. Наведемо функцію для знаходження дисперсії Лапласа, що використовує інструменти OpenCV:

```
fun Mat.calculateLaplacian(): Double {
    val destination = Mat()
    Imgproc.Laplacian(this, destination, CvType.CV_64F)
    val median = MatOfDouble()
    val std = MatOfDouble()
    Core.meanStdDev(destination, median, std)
    val variance = Math.pow(std.get(0, 0).get(0), 2.0)
    return variance
}
```

Функція повертає значення, яке вказує на відносну чіткість зображення. Слід звернути увагу, що це значення сильно залежить від освітлення та розміру об'єктів на зображенні і тому не може бути надійним. Для більш надійних розрахунків використовується реалізований алгоритм ШПФ, повний код якого можна переглянути в додатку Б. Обидві реалізації повертають відносні значення, які мають фізичне значення тільки при порівнянні їх до показників інших зображень в колекції.

#### 4.6 Опис роботи ПЗ

Розроблений застосунок постачається у вигляді jar файлу та запускається напряму з командного рядка.

Встановлено два варіанти запуску застосунка – режим демонстрації та звичайний режим. У звичайному режимі програма приймає на вхід шлях до папки з фотокартками та через декілька секунд позначає фотокартки чотирма кольорами

– від зеленого до червоного на основі відносної чіткості до інших зображень. На рисунку 4.1 наведено результат роботи програми з вікна пошукової системи.










 DSC05740.JPG	● 28 November 2021, 13:13
 DSC05741.JPG	● 28 November 2021, 13:14
 DSC05742.JPG	● 28 November 2021, 13:14
 DSC05743.JPG	● 28 November 2021, 13:14
 DSC05744.JPG	● 28 November 2021, 13:14
 DSC05745.JPG	● 28 November 2021, 13:14
 DSC05746.JPG	● 28 November 2021, 13:15
 DSC05747.JPG	● 28 November 2021, 13:15
 DSC05748.JPG	● 28 November 2021, 13:15

Рисунок 4.1 – Результат роботи програми з вікна пошукової системи

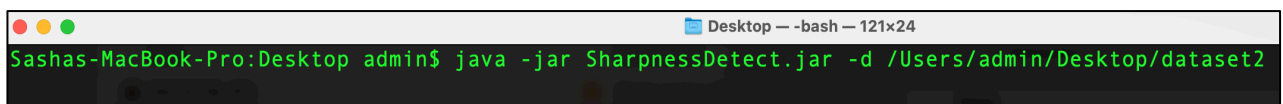
Окрім цього, програма в кінці виводить повну статистику роботи, включаючи витрачений час та значення різкості кожного зображення починаючи від найчіткіших (див. рис. 4.2).

```
The results arrived. Processing took:5892ms
Ranked by DFT (sharpest first):

/Users/admin/Desktop/dataset/DSC05737.JPG : 109.05292862986634,
/Users/admin/Desktop/dataset/DSC05738.JPG : 106.11267161722266,
/Users/admin/Desktop/dataset/DSC05740.JPG : 104.13476823248199,
/Users/admin/Desktop/dataset/DSC05743.JPG : 102.62237987471754,
/Users/admin/Desktop/dataset/DSC05741.JPG : 101.18909463781522,
/Users/admin/Desktop/dataset/DSC05753.JPG : 100.32076743698187,
/Users/admin/Desktop/dataset/DSC05744.JPG : 99.80322066915193,
/Users/admin/Desktop/dataset/DSC05739.JPG : 99.71710017767181,
/Users/admin/Desktop/dataset/DSC05736.JPG : 98.39262522824644
```

Рисунок 4.2 – Статистика роботи програми з вікна командного рядка

Якщо запустити програму з параметром «-d», то при кожній ітерації будуть виводитися на екран кроки та проміжні обчислення. На рисунку 4.3 зображено фрагмент вікна терміналу, у якому введено команду на запуск застосунку.



```
Desktop -- -bash -- 121x24
Sashas-MacBook-Pro:Desktop admin$ java -jar SharpnessDetect.jar -d /Users/admin/Desktop/dataset2
```

Рисунок 4.3 – Запуск у режимі демонстрації

При цьому буде виведено на екрані, у вигляді слайд-шоу усі кроки алгоритму, один за одним. На рисунку 4.4 наведено приклад одного з слайдів виконання програми.

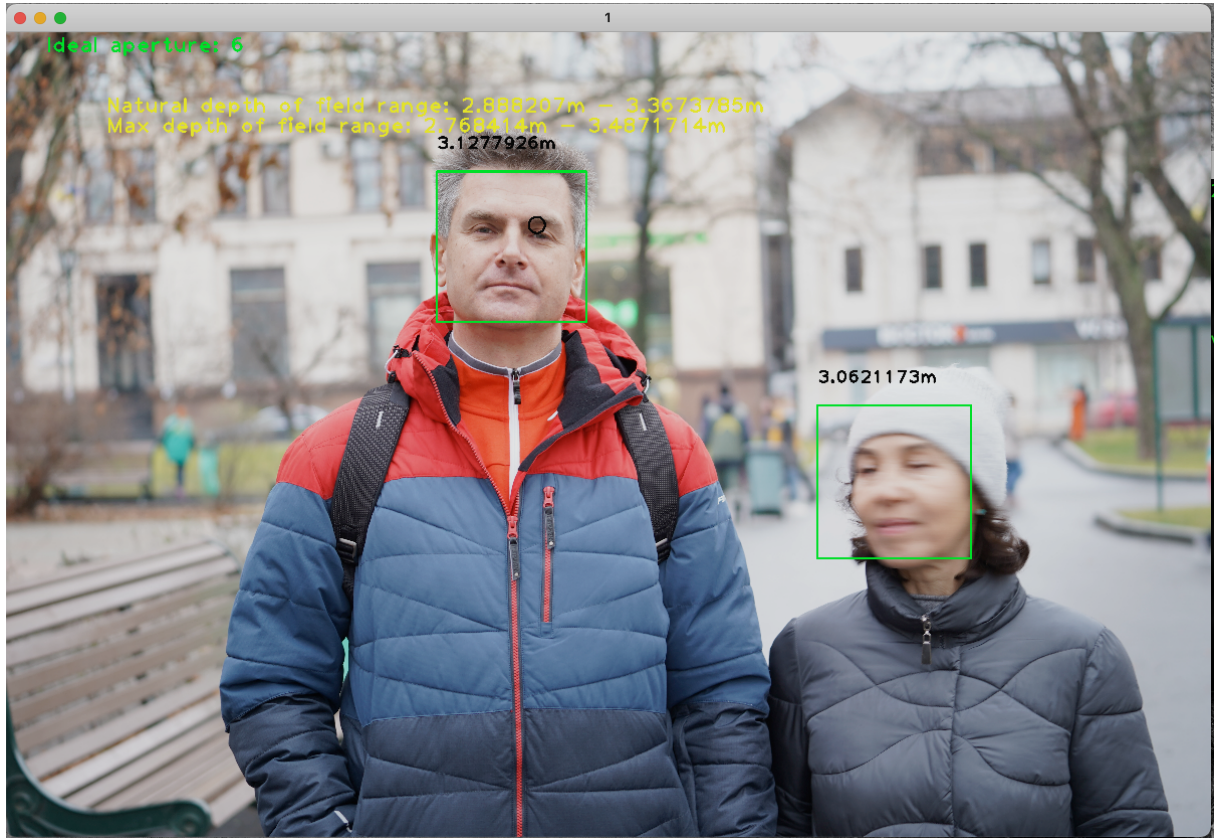


Рисунок 4.4 – Приклад зображення ітерації програми

На цьому слайді було виконано всі розрахунки (знайдено координати облич, обчислено глибину різкості, відстань, показники найбільшої глибини різкості) та виявлено, що обидва обличчя необхідно перевіряти на чіткість.

## 5 ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОЦІНКА РЕЗУЛЬТАТІВ РОБОТИ

Упродовж роботи було проаналізовано методи аналізу чіткості зображення, а саме метод ШПФ та Лапласа. На основі метода ШПФ було створено вдосконалений алгоритм, що вирішує проблему нестабільних результатів алгоритмів при аналізі зображень з великою кількістю розмитого фону через ефект ГЧЗП. Необхідно порівняти результати фільтрації фотокарток трьома варіантами алгоритмів, порівняти їх швидкість роботи.

### 5.1 Тестування точності роботи вдосконаленого алгоритму

Для порівняння правильності роботи алгоритмів необхідно провести експериментальне дослідження. Послідовність дій експерименту включає:

- вибір 8 випадкових зображень з тестового набору;
- ручне сортування обраних зображень фотографом, за мірою чіткості (придатності) до подальшого редагування. Сортування відбувається шляхом зміни назви файлів від «1.JPG» до «8.JPG», де «1.JPG» – зображення з найбільшою чіткістю;
- запуск ПЗ у режимі вдосконаленого алгоритму та фіксація результатів;
- запуск ПЗ у режимі прямого ШПФ алгоритму та фіксація результатів;
- запуск ПЗ у режимі прямого алгоритму Лапласа та фіксація результатів.

При перегляду результатів буде оцінюватися співвідношення правильно класифікованих фотокарток до неправильно класифікованих. Таким чином буде визначено правильність роботи алгоритмів. Звичайно, результати сильно залежать від початкової оцінки фотографом, але, повертаючись до аналізу предметної області, поняття ідеальної чіткості зображення не може бути стандартизованим. Експеримент буде проведено за умови об'єктивності оцінки фотографа.

Так як тестових зображень 8, а кольорів класифікації 4, в ідеальному результаті очікується, що перші 2 фотокартки буде позначено зеленим, наступні 2 жовтим, наступні 2 – помаранчевим та останні 2 – червоним. Результат буде представлений у відсоткових значеннях та буде отриманий за допомогою формули 12.

$$a = \left( \sum_{i=0}^n 100 - \frac{d_i * 100}{n - c} \right) * \frac{1}{n} \quad (12)$$

де  $i$  – порядковий номер рядка в списку;

$d_i$  – відстань рядка за індексом  $i$  до найближчої позиції очікуваної оцінки;

$n$  – кількість рядків;

$c$  – кількість груп оцінок.

На рисунку 5.1 зображено результат роботи прямого алгоритму Лапласа. Алгоритм названий прямим, адже застосовується до всього зображення без додаткових маніпуляцій (окрім переведення до чорно-білого формату).

 1.JPG	● 28 November 2021, 13:13
 2.JPG	● 28 November 2021, 13:13
 3.JPG	● 28 November 2021, 13:15
 4.JPG	● 28 November 2021, 13:19
 5.JPG	● 28 November 2021, 13:16
 6.JPG	● 28 November 2021, 13:19
 7.JPG	● 28 November 2021, 13:19
 8.JPG	● 28 November 2021, 13:16

Рисунок 5.1 – Результат роботи прямого алгоритму Лапласа

З результатів видно, що кольорові позначки розташовуються хаотично, а не в очікуваному порядку. Використовуючи формулу 12 було обчислено відсоткове значення точності оцінки та отримано значення 65%. Такий результат не є задовільним для автоматизації роботи фотографа.

На рисунку 5.2 зображено результат роботи прямого алгоритму ШПФ. Як і в попередньому випадку, алгоритм застосовувався в «сирому» вигляді, без додаткових обчислень, оптимізації та перетворень зображення.

 1.JPG	●	28 November 2021, 13:13
 2.JPG	●	28 November 2021, 13:13
 3.JPG	●	28 November 2021, 13:15
 4.JPG	●	28 November 2021, 13:19
 5.JPG	●	28 November 2021, 13:16
 6.JPG	●	28 November 2021, 13:19
 7.JPG	●	28 November 2021, 13:19
 8.JPG	●	28 November 2021, 13:16

Рисунок 5.2 – Результат роботи прямого алгоритму ШПФ

Результати менш хаотичні, ніж у попередньому алгоритмі, але також не є задовільними. Точність оцінки становить 78%.

На рисунку 5.3 зображено результат роботи вдосконаленого алгоритму на основі ШПФ, з оптимізацією оцінки тільки частин зображення, що мали бути в фокусі.









 1.JPG	●	28 November 2021, 13:13
 2.JPG	●	28 November 2021, 13:13
 3.JPG	●	28 November 2021, 13:15
 4.JPG	●	28 November 2021, 13:19
 5.JPG	●	28 November 2021, 13:16
 6.JPG	●	28 November 2021, 13:19
 7.JPG	●	28 November 2021, 13:19
 8.JPG	●	28 November 2021, 13:16

Рисунок 5.3 – Результат роботи вдосконаленого алгоритму

Скориставшись формулою обчислення точності оцінки було отримано показник 93.12%. Такий показник є задовільним для автоматизації роботи фотографа. Спостерігається дещо помилкова оцінка усередині списку, що є менш важливим ніж оцінки граничних фотокарток (найчіткіші та навпаки).

## 5.2 Оцінка та порівняння швидкості роботи вдосконаленого алгоритму

Було протестовано розроблений вдосконалений алгоритм та програмне забезпечення на швидкість роботи при різних наборах даних та у різних режимах. Метою експерименту було виявити очікування швидкості роботи при практичному застосуванні, порівняти результати до застосування прямих алгоритмів Лапласа та ШПФ, що застосовуються до зображення без додаткової оптимізації..

Було проведено експеримент на різних розмірах набору даних: 4, 10, 40, 100, 200, 500 фотокарток розміром в середньому 5 мб. Експеримент було проведено на системі, що має наступні показники:

- процесор: Intel Core i9 із частотою 2.3 НHz, який має 8 ядер. Архітектура цього процесору – x86-64;
- оперативна пам'ять: 16 GB 2667 MHz DDR4.

На рисунку 5.4 наведено числові результати дослідження.

Кількість фотокарток	Вдосконалений Алгоритм (с)	Прямий ШПФ (с)	Прямий Лаплас (с)
4	1	10	1
10	2	28	1
20	3	61	2
40	8	127	4
100	27	332	39
200	56	651	89
500	126	1 633	243

Рисунок 5.4 – Числові результати дослідження швидкості роботи ПЗ

З результатів видно, що прямий алгоритм ШПФ витрачає найбільше часу для завершення оцінки, прямий алгоритм Лапласа найшвидший при невеликих обсягах фотокарток (до 40), а при обсязі більше 40 – програє у швидкості вдосконаленому алгоритму.

На рисунку 5.5 зображено графічно результати експерименту.

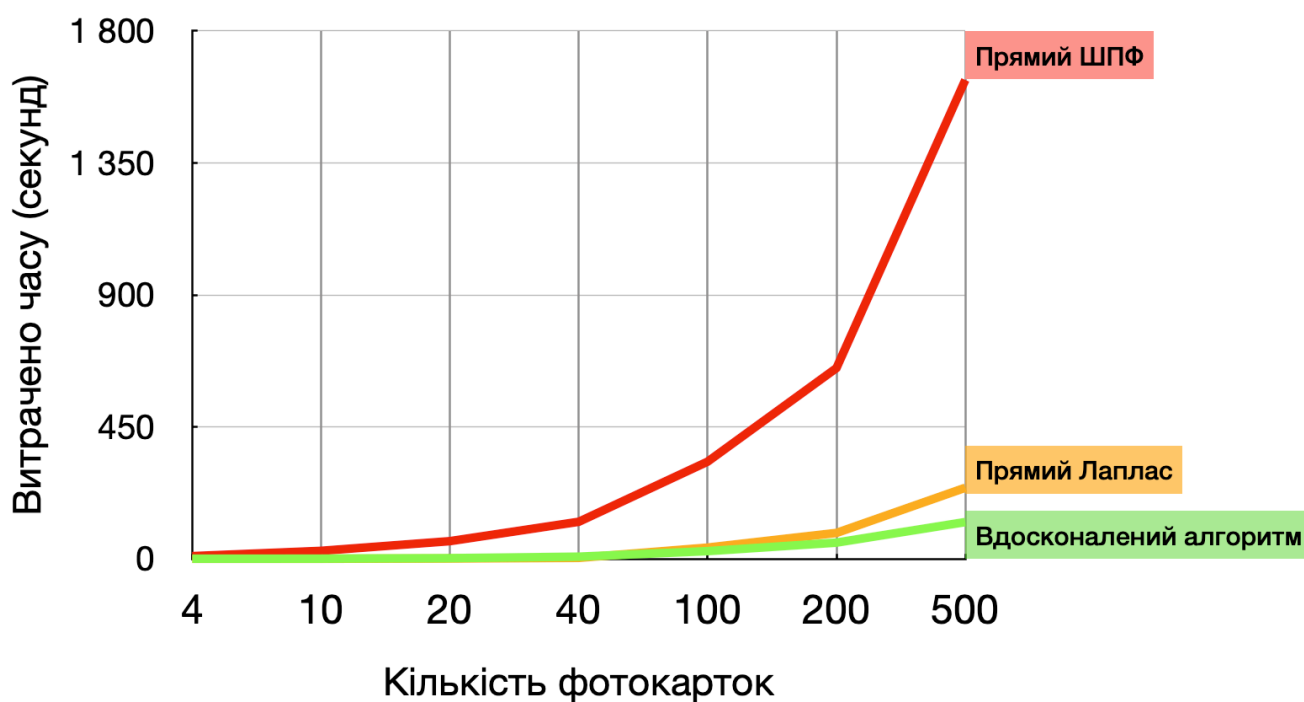


Рисунок 5.5 – Графічні результати дослідження швидкості роботи ПЗ

З рисунку видно, що час, необхідний для обробки зображень збільшується майже експоненціально, але навіть при кількості фотокарток 500, буде витрачено всього декілька хвилин, що є дуже незначним часом порівняно з мануальним відбором та переглядом такої кількості фотокарток.

Загалом, вдосконалений алгоритм є найшвидшим серед них (починаючи з обсягів фотокарток більше 40) та видає найточніші результати. При невеликому наборі даних можна використовувати вдосконалений алгоритм в режимі Лапласа, що значно пришвидшить отримання результатів, але за ціною точності оцінки.

## ВИСНОВКИ

Метою цього дослідження було проаналізувати існуючі методи оцінки різкості зображення та запропонувати вдосконалення для оцінки різкості фотокарток людей. Кінцевим результатом є алгоритм для автоматизованого сортування фотокарток, яке класифікує зображення за ступенем різкості об'єктів.

Було проаналізовано та порівняно два методи оцінки різкості – ШПФ (швидке перетворення Фур'є) та дисперсія Лапласа. Під час першого експерименту було визначено, що обидва алгоритми видають результати, які сильно залежать від композиції та налаштувань камери: фотокартки з великою кількістю фону (створені з низьким значенням діафрагми) були переважно класифіковані як розмиті.

Запропоновано вдосконалений алгоритм, який базується на оцінці чіткості виключно частин зображення, на яких знаходяться виявлені об'єкти фокусування. Таким чином були усунені всі залежності та отримані більш точні результати.

Удосконалений алгоритм використовує метадані фотокартки для спрощення обчислень, якщо вони доступні. У деяких випадках метадані можуть містити координати виявлених облич, що значно оптимізує роботу алгоритму. Метод побудований на принципі аналізу доступних даних і загалом не вимагає втручання користувача. Єдиний параметр, який неможливо визначити автоматично – це глибина кадрування. Це є представлення наміру фотографа знімати або декілька рядів людей одночасно (щоб усі були в фокусі) або ізолювати ряди так, щоб був різким тільки один. Інший параметр, який може ввести користувач це максимально допустиме значення ISO для розрахунків.

Для дослідження ефективності алгоритму було проведено експеримент. Експеримент полягав у визначенні відповідності результатів алгоритму до очікуваних, та дізнатися який із методів оцінки чіткості найкраще підходить для задачі. В результаті було виявлено, що вдосконалений алгоритм відповідає очікуванням і найкраще працює з методом оцінки різкості ШПФ, який дає стабільні

результати. Метод Лапласа, однак, у 14 разів швидше і може бути кращим для великих наборів фотокарток, де точність не настільки важлива, як час виконання.

Було описано основні модулі системи для фільтрації зображень. Було обрано застосування модульної архітектури для забезпечення гнучкого конфігурування та вдосконалення системи у майбутньому. Такий підхід дозволяє розширення функціоналу фільтрації, щоб не зупинятися на фільтрації за чіткістю, а впроваджувати ще фільтрацію за іншими показниками фотокартки.

Архітектура взаємодії та послідовність комунікацій кроків алгоритму було зображено у вигляді діаграми послідовності, детально описано основне призначення кожного з модулів, що приймають участь у процесі.

Було проведено аналіз результатів розробленого алгоритму та порівняно з двома базовими алгоритмами оцінки чіткості зображення (ШПФ та дисперсія Лапласа). Було експериментально доведено, що запропонований вдосконалений алгоритм має точність 93% (на відміну від прямої реалізації ШПФ – 78% та прямої реалізації Лапласа – 65%). Також, вдосконалений алгоритм працює значно швидше обох базових алгоритмів. Аналіз 500 фотокарток займе всього 2 хвилини, тоді як прямим методом ШПФ – 27 хвилин, а прямим методом Лапласа – 4 хвилини. Прискорення досягається завдяки оптимізації аналізу – розглядається не зображення повністю, а тільки фрагменти, що мали бути в фокусі. При невеликих обсягах даних можливо застосувати вдосконаленого алгоритму з методом Лапласа (однак за ціною точності результатів), при збільшенні даних – з методом ШПФ.

За темою роботи було представлено матеріали на двадцятій міжнародній науково-технічній конференції «Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління» (див. додаток В). Подано матеріали на конференцію SoftEngine 2022 (див. додаток Г), а також на конференцію IntelITSIS-2022 (див. додаток Д).

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ**

1. Рекомендації з додавання різкості. URL: <https://helpx.adobe.com/ua/photoshop/using/adjusting-image-sharpness-blur.html> (дата звернення 01.12.2021).
2. Sharpness: What is it and How it is Measured. URL: <https://www.imatest.com/docs/sharpness/> (дата звернення 02.12.2021).
3. П'ять найважливіших параметрів камери та як їх використовувати. URL: <https://l-house.in.ua/blogs/tpost/ns3kbayujk-pyat-naivazhlivshih-parametrv-kameri-ta> (дата звернення 02.12.2021).
4. Гаврилів О. С. До методу розділення змінних Фур'є. – Львів: Вид. Тараса Сороки, 2009. – 32 с.
5. Sieberth, Till & Wackrow, Rene & Chandler, Jim. (2016). Automatic detection of blurred images in UAV image sets. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. V.122, 2016. P.1-16. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2016.09.010.
6. O. van Zwanenberg, S. Triantaphillidou, R. Jenkin and A. Psarrou. Edge Detection Techniques for Quantifying Spatial Imaging System Performance and Image Quality. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2019, pp. 1871-1879, doi: 10.1109/CVPRW.2019.00238.
7. Smelyakov, K., Hvozdiev, M., Chupryna, A., Sandrkin, D., Martovytsky. Comparative efficiency analysis of gradational correction models of highly lighted image, V. 2019 IEEE International Scientific-Practical Conference: Problems of Infocommunications Science and Technology, PIC S and T 2019 - Proceedings, 2019, стр. 703–708, 9061356 DOI 10.1109/PICST47496.2019.9061356
8. Келер А. М. Вивчаємо OpenCV 3 – Москва: ДМК-Прес, 2017. – 826 с.
9. Dolhanenko O., Shirokopetleva M., Lesna N. Research of Methods for Image Sharpness Evaluation in Photos of People//IntelITSIS-2022

10. Marziliano P., Dufaux F., Winkler S., Ebrahimi T. (2004). «Perceptual blur and ringing metrics: application to JPEG2000», *Signal Processing: Image Communication*, 19(2), P. 164, doi: <https://doi.org/doi:10.1016/j.image.2003.08.003>
11. Wang, Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli E. P. (2004). «Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity», *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4), P. 601, doi: <https://doi.org/doi:10.1109/tip.2003.819861>
12. Nuutinen M., Orenius O., Säämänen T., Oittinen P. (2012). «A framework for measuring sharpness in natural images captured by digital cameras based on reference image and local areas», *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, P. 4, doi: <https://doi.org/doi:10.1186/1687-5281-2012-8>
13. Wan Yang, Lehua Wu, Ye Fan, Zhaolian Wang. (2008). «A method of image quality assessment based on region of interest.», *2008 7th World Congress on Intelligent Control and Automation*, P. 6841, doi: <https://doi.org/doi:10.1109/wcica.2008.4593971>
14. Smelyakov K., Chupryna A., Kolisnyk M., Ponomarenko O. Search by Image Engine Using Local Feature Detectors // 2020 IEEE Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream), 30 April 2020, Vilnius, Lithuania. – P. 1-4. DOI: 10.1109/eStream50540.2020.9108884
15. Qi R., Jia R.-S., Mao Q.-C., Sun H.-M., Zuo L.-Q. (2019). «Face Detection Method Based on Cascaded Convolutional Networks», *IEEE Access*, 1–1. P. 3, doi: <https://doi.org/10.1109/access.2019.2934563>
16. Eugen H., Donciu C. Video distance measurement based on focus. //International Conference and Exposition on Electrical And Power Engineering (EPE). 2020, pp. 582-588, doi: 10.1109/EPE50722.2020.9305593.
17. Pertuz, S., Puig, D., García, M.Á. Analysis of focus measure operators for shape-from-focus. // *Pattern Recognition*, V.46, 2012. P.1415-1432.. doi: 10.1016/j.patcog.2012.11.011.
18. What is EXIF Metadata. URL: <https://www.slrphotographyguide.com/what-is-exif-metadata/> (дата звернення 05.02.2022).

19. Dolhanenko O., Shirokopetleva M., Lesna N. System for sharpness evaluation of photos of people//Дванадцята міжнародна науково-технічна конференція «Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління»

20. Dolhanenko O., Shirokopetleva M., Lesna N. Photo sharpness evaluation system design/ SoftEngine 2022