**Міністерство освіти і науки України**

**Національний технічний університет України «КПІ» імені Ігоря Сікорського**

**Кафедра обчислювальної техніки ФІОТ**

**ЗВІТ**

**з модульної контрольної роботи**

**з навчальної дисципліни «Технології Computer Vision»**

**Виконав:**

Студент 3 курсу кафедри ІПІ ФІОТ,

Навчальної групи ІП-11

Лошак В.І.

**Перевірив:**

Професор кафедри ОТ ФІОТ

Писарчук О.О.

**Київ 2024**

**І. Білет No 4**

**ІІ. Завдання:**

1. Методи покращення якості зображень.

2. Методи відновлення 3D об’єктів з поєднання інформації з декількох відеокамер.

3. Розробити програмний скрипт, шо реалізує кластеризацію зображень.

**ІІІ. Результати виконання модульної контрольної роботи.**

***3.1. Відповідь на теоретичне питання No1.: Методи покращення якості зображень***

**Відповісти на це питання можна по різному в залежності від того що ми розуміємо під покращенням якості, але оскільки це питання в контексті computer vision, то буду вважати що під покращенням мається на увазі застосування перетворень що підвищують ефективність алгоритмів що в подальшому застосовуються до зображення.**

***Інтерполяція —*** використовується для збільшення роздільної здатності зображення. Основа методу полягає в тому щоб підібрати такі значення додаткових пікселів в зображенні, щоб вони добре «вписувались» в пікселі що їх оточують. Існує багато видів інтерполяції. Наприклад інтерполяція за допомогою Методу найменших квадратів. В МНК інтерполяції ми намагаємось підібрати такий поліном який найкраще апроксимує послідовність пікселів на малюнку, вздовж яких ми збираємось додати нові пікселі. Після знаходження такого поліному, ми знаходимо значення поліному в точці де хочемо додати новий піксель.

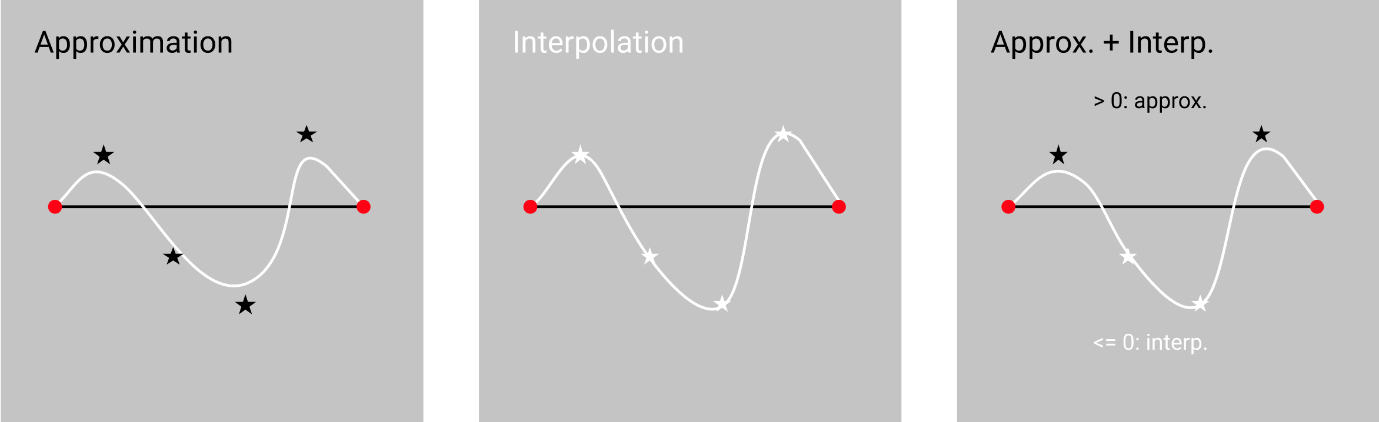


Рис 1. — порівняння концепцій інтерполяції та апроксимації.

Існують і інші способи інтерполяції, як от наприклад за допомогою поліномів Ла гранжа, Найближчий сусід, та інші, але всі вони дотримуються цього принципу семплінгу точок з поліному що апроксимує послідовність пікселів на малюнку.

*Нормалізація гістограми —*  основний ефект цього методу полягає в збільшенні контрасту малюнку. Нормалізація це лише один з видів маніпуляції над гістограмою яскравості який може призвести до кращих результатів при подальшій обробці зображення. Нормалізація призводить до того що гістограма яскравості стає більш широкою, таким чином включаючи більше різних рівнів яскравості, що приводить до збільшення контрасту. Цей ефект можна побачити по тому як змінюється гістограма після нормалізації. До нормалізації гістограма зазвичай має велике накопичення пікселів що мають схожий або однаковий рівень яскравості, Але після застосування методу, ці пікселі «роз’їжджаються» по горизонтальній осі, збільшуючи діапазон яскравості.

Для використання методу необхідно виконати наступні кроки: Спочатку потрібно розрахувати саму гістограму яскравостей, де кожен коефіцієнт гістограми показує, скільки разів кожен можливий рівень інтенсивності зустрічається на зображенні.

A graph with red lines

Description automatically generatedA graph with red and blue lines

Description automatically generatedПотім **Розрахунок кумулятивної гістограми, що буде необхідна пізніше. І врешті решт**  **Нормалізація значень**: На основі кумулятивної гістограми розраховується новий рівень інтенсивності для кожного пікселя так, щоб гістограма вирівнювалася. Це виконується за формулою, яка враховує мінімальне та максимальне значення в кумулятивній гістограмі та нормалізує існуючі рівні інтенсивності.

Рис 2. — Гістограма до та після нормалізації

*Застосування фільтрів* — Використовується щоб позбавитись або додати якісь риси до зображення. Існує багато типів фільтрів. Назву лише ті що я застосовував в лабораторних протягом дисципліни:

* Фільтр Canny для виявлення контурів на зображеннях, використовує градієнти інтенсивності.
* Медіанний фільтр використовував для видалення шумів. Особливо ефективний при видаленні шуму типу «сіль і перець»
* Гаусівський фільтр для згладжування зображень, зменшення шуму на зображенні, ефективний щоб зменшити кількість дрібних деталей.
* Фільтр Собеля також призначений для виділення країв. Використовує дві перпендикулярні маски (одна для горизонтальних, інша для вертикальних країв).

Існує ще багато інших фільтрів які я тут не назвав, але це основні з тих що я згадав

Це були основні методи покращення зображень що я використовував в цьому курсі.

***3.2. Відповідь на теоретичне питання No2: Методи відновлення 3D об’єктів з поєднання інформації з декількох відеокамер.***

Є багато методів, але основні з них:

*3D реконструкція за допомогою 3D моделювання* — цей метод реконструкції не стосується computer vision оскільки не використовує алгоритм для автоматизації задачі реконструкції, тим не менше це один із способів.

*Методи відновлення 3D об’єктів з поєднання інформації з декількох відеокамер* — або так званий Structure from Motion, використовується коли об’єкт фотографується або однією або більше ніж однією камерою з різних боків. Для успішної реконструкції необхідно щоб overlap між зображеннями був хоча б 50 відсотків.

*3D-реконструкція за допомогою стереопари —* Цей метод використовується для створення 3D зображень з двох камер, розташованих на невеликій відстані одна від одної. Він заснований на пошуку відповідностей між двома зображеннями для кожної точки, щоб визначити її глибину з використанням розбіжності між зображеннями.

Цей метод використовує алгоритм комп’ютерного стереобачення. Цей алгоритм використовує концепцію триангуляції для визначення глибини зображення, таким чином формуючи карту глибини. Приблизна схема алгоритму викладена внизу:

A diagram of a diagram of a light source

Description automatically generated with medium confidence

Рис 4. — Алгоритм комп’ютерного стереобачення

***3.3. Відповідь на практичне питання No3: Розробити програмний скрипт, шо реалізує кластеризацію зображень.***

**Завдання:** *Реалізувати кластеризацію за кольоровою ознакою об’єктів на самостійно обраному цифровому зображенні. За необхідності провести покращення якості зображення: зміна кольору; підвищення контрасту; фільтрація, тощо. Етапи покращення якості та кластерізації повинні забезпечувати виділення геометричних або кольорових ознак обраного на цифровому зображенні об’єкту для його подальшої ідентифікації.*

1. ***Реалізувати кластеризацію вхідних даних***

В лабораторній здійснюється обробка даних з електричного мікроскопу наведених за посиланням: <https://www.kaggle.com/competitions/data-science-bowl-2018/data>

A screen shot of a computer program

Description automatically generatedA screen shot of a computer program

Description automatically generatedФункції для зчитування Id та власне самих зображень.

Рис. 1 – Функції для читання вхідних даних в заданому форматі(rgb, hsv)

Для успішного виконання поставленого завдання необхідно кластеризувати дані за найактивнішим кольором що присутній у зображенні. Для кластеризації обрано алгоритм K-means що є простим і добре пристосований до задач такого типу. Щоб знайти оптимальні параметри цього алгоритму використовуємо метод Ліктя.

A group of graphs showing the size of a line

Description automatically generated with medium confidenceВибрано декілька зразків даних і знайдено оптимальний параметр K для них використовуючи вище наведений алгоритм.

Рис. 2— Оптимальні значення параметра кластеризації.

A computer screen shot of text

Description automatically generated

Рис. 3— Функція що використовує оптимальний параметр кластеризаці за замовчуванням. Використовується для екстракції домінантного кольору зображення. Повертає гістограму топ кольорів у зображенні .

Для отримання залишкових даних про всі зображення у вигляді зображення таких як ширина та висота використовуємо:

A screen shot of a computer code

Description automatically generated

Рис. 4— Функція для завантаження даних в програму(все крім самого зображення)

A screen shot of a computer code

Description automatically generated

Рис. 5— Функція для побудови графіку «ліктя».

Щоб визначити який параметр кластеризації використовувати для безпосередньо кластеризації зображень в датасеті по групах побудовано графік.

A graph with a blue line

Description automatically generated

Рис. 6— Доцільно використовувати параметр 3 щоб отримати три групи зображень

A screenshot of a computer

Description automatically generated

Рис. 7— Датафрейм з інформацією про зображення

Для кожного кластеру виведено нну кількість зображень що належать цьому кластеру на екран.

A collage of images of dots

Description automatically generated

Рис. 8—Кластер 1.

A collage of cells with numbers and images

Description automatically generated

Рис. 9—Кластер 2.

A collage of images of different shapes

Description automatically generated

Рис. 10—Кластер 3

Отже як видно з результату кластеризація пройшла успішно. Присутній дизбаланс в класах але загалом зображення розподілені за домінуючим кольором зображення.

1. ***Реалізувати кластеризацію за кольоровою ознакою об’єктів на самостійно обраному цифровому зображенні.***

Для аналізу використано перше зображення з другого кластеру в датасеті.

A screenshot of a computer screen

Description automatically generated

Рис. 11— Зображення для кластеризації кольорів.

Щоб краще розуміти що саме відбувається зображено всі пікселі присутні в зображенні на 3D графіку шкалами якого є відповідно R G та B показники зображення

A computer screen shot of a program code

Description automatically generated

Рис. 12— Функція для побудови графіку пікселів за кольорами.

A graph with a purple line

Description automatically generated with medium confidence

Рис. 13— перед застосуванням кластеризації пікселі зображення мають вигляд.

Для того щоб обрати оптимальний параметр кластеризації знову використано лікоть.

A graph with a line

Description automatically generated

Рис. 14— оптимальний параметр для кластеризації 3

A screenshot of a graph

Description automatically generated

Рис. 15 —Пікселі зображення забарвлені кольором свого кластера.

A screenshot of a computer screen

Description automatically generated

Рис. 16 — Реконструйоване зображення в зжатому просторі кольорів.

Залежно від кількості кластерів зображення буде використовувати різну кількість базових кольорів. В ході цієї лабораторної роботи використано алгоритмом підбору параметрів K-means для зменшення втрат під час стиснення зображення.

1. ***Підрахувати кількість об’єктів на обраному цифровому зображенні. Об’єкти, що підлягають обрахунку обрати самостійно.***

Об’єктом підрахунку є клітини що відображені на індивідуальному зображення. Для обробки використано те саме зображення що і в попередньому завданні. Для підрахунку обрано використовувати алгоритм K-means наступним чином. До dataframe використаного в попередньому завданні для кластеризації за кольорами додано також координати кожного пікселя в зображенні. Після цього локалізовано всі пікселі зображення що не належать до заднього плану в окремий датафрейм. На цьому датафреймі що містить лише пікселі клітин проведено пошук за відстанню. Таким чином знайдено кластери для пікселів клітин базуючись на їх близькості. Після підбору оптимального параметра кластеризації цей параметр за значенням дорівнює кількості клітин що видно на фото.

A purple square with white text

Description automatically generated

Рис. 17 — три базові кольори кластеризованого зображення.

A screenshot of a computer program

Description automatically generated

Рис. 18 — dataframe з доданою інформацією про положення пікселя.

A screenshot of a computer

Description automatically generated

Рис. 19 — Пікселі що є частиною клітини.

A graph of a number of clusters

Description automatically generated

Рис. 20 — Пошук оптимального параметра кластеризації з використанням ліктя. Оптимальним є значення параметра 30

A screenshot of a computer program

Description automatically generated

Рис. 20 — Комбінація dataframe без та з кластеризацією за відстанню в один. Присвоєння пікселям фона окремого кластеру.

A screenshot of a computer screen

Description automatically generated

Рис. 21 — Візуалізація кластерів за відстанню у вигляді зображення з рандомних кольорів для кожного окремо взятого кластера