

УДК 004.9

Проблеми сучасних методів тривимірної фотограметрії

Артем Миколайович Тарновський

аспірант кафедри обчислювальної техніки
Вінницький національний технічний університет
ORCID: 0009-0006-0811-8611

Сергій Михайлович Захарченко

к.т.н, професор
професор кафедри обчислювальної техніки
Вінницький національний технічний університет
ORCID: 000-0003-3977-2908

Микола Геннадійович Тарновський

к.т.н, доцент
доцент кафедри обчислювальної техніки
Вінницький національний технічний університет
ORCID: 0009-0002-0064-1310

Анотація. Технології тривимірної фотограметрії, що є одним зі способів отримання комп'ютерних 3D-моделей об'єктів, має широкий спектр наукових та практичних застосувань у виробництві, будівництві, архітектурі, геодезії та медицині. Основні проблеми застосування фотограметричних методів пов'язані з їх високою трудомісткістю. У роботі розглянуто основи фотограметричного способу отримання тривимірних моделей об'єктів, проаналізовані його основні недоліки та обмеження, що пов'язані з необхідністю пошуку ключових елементів на багатьох зображеннях об'єкта, отриманих з різних ракурсів, та подальшого їх співставлення. Одним з найефективніших методів порівняння зображень, що може бути використаний при фотограметричній обробці для визначення ключових елементів на зображеннях об'єкта, є алгоритм масштабно-інваріантного перетворення ознак SIFT. Проаналізовано основні етапи реалізації даного алгоритму та проведено огляд кількох його модифікацій, що забезпечують підвищення продуктивності за рахунок вилучення надлишкових ключових точок та зменшення розмірності дескрипторів, що використовуються для виділення кожної ключової точки серед інших. Подальше збільшення продуктивності та зменшення похибок при створенні 3-D моделі може бути досягнене за рахунок вилучення на попередньому етапі кадрів або знімків із зображеннями, які не містять спільних ознак через різку зміну кута зйомки або особливості самого об'єкта. Для реалізації цього завдання запропоновано використати нейромережу, яка аналізуватиме схожість між кожними двома послідовними знімками, попередньо перетвореними у бінарне зображення. Вилучення згаданих знімків не лише дозволить не витратити час на пошук ключових точок на зображенні об'єкта, а й зменшить імовірність отримання помилкових співпадінь між ключовими точками різних його зображень.

Ключові слова: фотограметрія, 3-D модель, масштабно-інваріантне перетворення ознак, SIFT алгоритм, ключові точки зображення, нейромережа.

DOI: <https://doi.org/10.31649/1999-9941-2024-60-2-31-41>

Problems of modern methods of three-dimensional photogrammetry

Artem M. Tarnovskyi

graduate student of the Department of Computer Engineering
Vinnytsia National Technical University
ORCID: 0009-0006-0811-8611

Serhiy M. Zakharchenko

Ph.D., professor
Professor of the Computer Engineering Department
Vinnytsia National Technical University
ORCID: 000-0003-3977-2908

Mykola H. Tarnovskyi

Ph.D., associate professor
Associate Professor of the Computer Engineering Department
Vinnytsia National Technical University
ORCID: 0009-0002-0064-1310

Abstract. Technologies of three-dimensional photogrammetry, which is one of the methods for creating computer-generated 3D models of objects, have a wide range of scientific and practical applications in fields such as manufacturing, construction, architecture, geodesy, and medicine. However, the primary challenges of photogrammetric methods are related to their high labor intensity. This work explores the fundamentals of the photogrammetric method for obtaining three-dimensional models of objects, analyzing its key drawbacks and limitations associated with the need to identify key elements across numerous images of an object taken from different angles and then align them accordingly. One of the most effective image comparison methods that can be used in photogrammetric processing to identify key elements in object images is the scale-invariant feature transformation (SIFT) algorithm. This paper analyzes the main stages of implementing this algorithm and provides an overview of several modifications that enhance its performance by eliminating redundant key points and reducing the dimensionality of descriptors used to distinguish each key point from others. Further improvements in performance and reduction of errors in 3D model creation can be achieved by removing frames or images that do not contain common features due to sharp changes in shooting angle or specific object characteristics in the preliminary stage. To accomplish this, the use of a neural network is proposed to analyze the similarity between each pair of sequentially taken images, which are preprocessed into binary form. Removing such images not only saves time by avoiding unnecessary searches for key points on an object's image but also reduces the likelihood of obtaining erroneous matches between key points on different images of the object.

Key words: photogrammetry, 3-D model, scale-invariant feature transformation, SIFT algorithm, image key points, neural network.

Вступ. У теперішній час 3D-модельовання та 3D-візуалізація знаходять широке використання у різних галузях: від промисловості і науки до телебачення та ігрової індустрії. Одними з методів створення цифрових тривимірних моделей є фотограмметричні методи, які дозволяють будувати 3D- моделі об'єктів за їх двовимірними знімками, отриманими з різних ракурсів. За останнє десятиліття завдяки розвитку комп'ютерних технологій та комп'ютерної обробки зображень фотограмметрія досягла величезного прогресу і широко використовуються у науці, промисловості, будівництві, геодезії, археології та медицині (Nebel S. et al., 2020; Pavlov S. et al., 2018; Romaniuk S. et al., 2022).

Сучасна фотограмметрія забезпечує високу точність візуалізації та опису об'єктів, надає можливість здійснювати аналіз розташування об'єктів у просторі (Scholtens A., 2023). Поряд із цим існує ряд проблем, що ускладнюють застосування фотограмметричних методів. Так наприклад, фотограмметрична обробка знімків поверхонь зі слабим контрастом чи монотонних поверхонь може надати недостатні або суперечливі дані. Те саме стосується знімків рухомих об'єктів. Нарешті фотограмметричні методи потребують доволі значних обчислювальних ресурсів та часових витрат. Завданнями даної роботи є аналіз сучасних методів, що використовуються для виявлення ключових елементів на зображеннях об'єктів, визначення можливих варіантів зменшення трудомісткості цього процесу.

Методи фотограмметрії. Побудова цифрової фотограмметричної 3D-моделі здійснюється шляхом визначення положення кожної точки на поверхні цільового об'єкта та її характеристик, таких як, наприклад, колір, прозорість, відбивна здатність. Для збирання просторової інформації порівнюються різні сегменти багатьох зображень (зазвичай від десятків до кількох сотень), що отримані під різними кутами, та зсув цих сегментів один відносно одного від зображення до зображення (Nebel S. et al., 2020; Kotlyk S., 2022; Caolan P., 2023).

Існує два основні фотограмметричні методи отримання зображень. Найбільш популярною є монокамерна фотограмметрія, яка використовує зображення отримані за допомогою однієї фотокамери. Частковим випадком монокамерної фотограмметрії є відеофотограмметрія. Оскільки будь-який відеоряд являє собою набір кадрів, що змінюються з певною частотою, то основою задачею для створення вхідного датасету є розбиття відеоряду на окремі кадри, які потім, так само, як і звичайні фотографії обробляються програмним забезпеченням.

Більш сучасним та точним методом є мультикамерна фотограмметрія, при якій знімки робляться кількома камерами з синхронізованими затворами. Камери роблять знімок у один і той самий момент часу з різних ракурсів (Caolan P., 2023; Olagoke et al., 2020). У результаті досягається більша швидкість та точність, оскільки, на відміну від монокамерної фотограмметрії, камера не витрачає час на переміщення.

Співставлення отриманих зображень дозволяє отримати інформацію про просторове розташування точок на поверхні об'єкта, тобто визначити тривимірні координати точок. Це надає можливість відобразити об'єкт у вигляді хмари точок. Далі з вихідних зображень генеруються структури поверхні об'єкта, які потім накладаються на цю хмару.

Проте при слабкому освітленні, що вимагає використовувати при зйомці велику діафрагму, деякі сегменти зображення можуть бути розмитими. Таким чином дані про конкретні пікселі не можуть бути використані як такі, що відповідають конкретним точками на фізичному об'єкті. Слабке освітлення також ускладнюють процес створення текстур, оскільки штучне посилення яскравості отриманого зображення може привести до появи артефактів, які не відповідають дійсності.

Відповідно до цього важливим етапом фотограмметричної обробки є виявлення локальних ознак на зображеннях об'єкта та їх точна локалізація на окремих зображеннях, що у подальшому дозволить визначити їх 3D-координати. Саме від якості виконання цього етапу залежить успішність отримання кінцевого результату, відповідність отриманої моделі реальному об'єкту.

Для виявлення локальних ознак на зображеннях можна використати алгоритм масштабно-інваріантного перетворення ознак (SIFT), що був запропонований Девідом Лоу (Lowe D.G., 1999). Алгоритм SIFT є одним з найефективніших методів порівняння зображень і включає чотири основні етапи: знаходження ключових точок, уточнення локацій ключових точок, знаходження так званої орієнтації ключових точок та визначення дескрипторів ключових точок.

Під ключовою точкою розуміється точка на зображенні об'єкта, яка присутня на інших

зображеннях цього об'єкта. Дескриптором ключової точки є її ідентифікатор, що дозволяє виділити цю ключову точку серед інших. Саме за співпадінням дескрипторів виділяються ключові точки на різних зображеннях, що відповідають одна одній.

Для пошуку ключових точок знаходяться Гауссиани (Gaussian) та різниці Гауссианів (Difference of Gaussian, DoG). Гауссианом $L(x, y, \sigma)$ є зображення, розмите фільтром Гаусса. Математично це є згортокою функцій Гаусса

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2};$$

та вихідного зображення $I(x, y)$ (Lowe D.G., 2004):

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y), \quad (1)$$

де σ – радіус розмиття.

Початкове зображення неодноразово згортається за допомогою функції Гаусса з одночасним збільшенням радіусу розмиття у k раз. У результаті отримується набір Гауссианів.

Різницею Гауссианів є зображення, що отримується шляхом попіксельного віднімання Гауссианів зображення з різними радіусами розмиття (рис. 1) (Lowe D.G., 2004):

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma), \quad (2)$$

де D – значення DoG у точці з координатами (x, y) ;

k – коефіцієнт, з яким змінюється радіус розмиття.

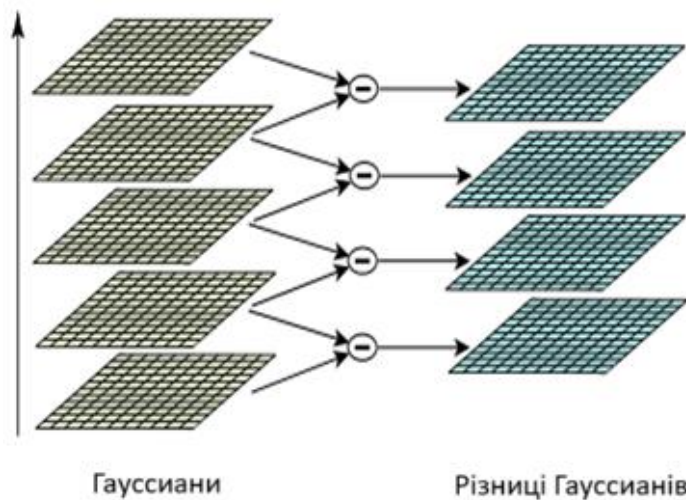


Рисунок 1. Схематичне зображення процесу отримання набору різниць Гауссианів

Ключові точки виявляються шляхом порівняння зображень двох суміжних шарів простору DoG. Точка вважається ключовою, якщо вона є локальним екстремумом різниці Гауссианів. Точки локального екстремуму знаходяться шляхом порівняння кожної точки поточного зображення DoG з її вісьмома сусідами та з дев'ятьма сусідами в DoG, що знаходяться на рівень вище та нижче. Якщо ця точка більша (менша) за всіх сусідів, то вона приймається за точку локального екстремуму. Процес пошуку точки локального екстремуму схематично зображений на рисунку 2. Якщо значення різниці Гауссианів у точці, позначеній хрестиком, більше (менше) всіх значень у точках, помічених зеленим, то ця точка вважається точкою екстремуму.

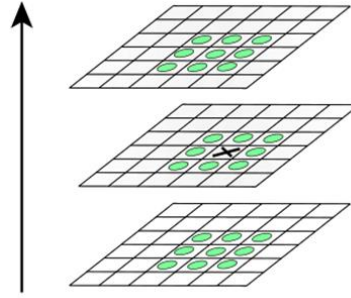


Рисунок 2. Схематичне зображення методу пошуку локального екстремуму

Далі здійснюється перевірка чи є знайдені таким чином точки локального екстремуму дійсно ключовими (точка екстремуму в дискретному просторі не є дійсною точкою екстремуму). У результаті такої перевірки не лише уточнюється положення ключової точки, а й відкидаються точки з малим контрастом та точки, локалізовані вздовж країв (Misra S. et al., 2019).

Визначення дійсної точки екстремуму у безперервному просторі здійснюється методом субпіксельної інтерполяції, що полягає в апроксимації функції DoG многочленом Тейлора другого порядку взятого в точці, що розглядається (Lowe D.G., 2004):

$$D(X) = D + \frac{\partial D^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D^T}{\partial X^2} X, \quad (3)$$

де D – функція DoG;

$X(x, y, \sigma)$ – вектор зсуву відносно точки розкладання.

Розташування екстремуму знаходиться шляхом обчислення похідної функції (3) та прирівнювання її до нуля. У результаті отримується зміщення точки знайденого екстремуму, щодо дійсного:

$$\hat{X} = - \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial X^2} \frac{\partial D}{\partial X}. \quad (4)$$

Якщо будь-яка з компонент вектору (4) більша за 0,5, це означає, що екстремум лежить ближче до іншої, сусідньої точки. У цьому випадку розглянуті дії знову повторюються вже для цієї точки. Якщо таким чином було здійснено вихід за межі множини DoG, дана точка відкидається.

На наступному кроці обчислюється так званий напрям ключової точки. Напрямок ключової точки обчислюється виходячи з напрямів градієнтів точок, сусідніх з нею. Спочатку визначається область навколо ключової точки, що буде використовуватися для обчислення градієнтів. Оскільки для функції Гаусса діє правило «трьох сигм», яке полягає у тому що, що значення функції прямує до нуля на відстані більшій за 3σ , це буде кругла область радіусу 3σ , де σ – радіус розмиття, що використовувався при обчисленні Гауссиану. Градієнти обчислюються для кожного зразка Гауссиану $L(x, y)$ і характеризуються значенням $m(x, y)$ та напрямом $\theta(x, y)$, що розраховуються виходячи з відмінностей пікселів (Lowe D.G., 2004):

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2}, \quad (5)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right). \quad (6)$$

Дані градієнтів кожної точки згадуваної вище області використовуються для формування гістограми напрямків, розділених на рівні інтервали, що покривають всю область у 360 градусів навколо точки. Кожна точка області робить свій внесок у відповідну компоненту гістограми, пропорційний значенню градієнта.

Напрямок градієнту ключової точки визначається як напрямок, що відповідає максимальній компоненті гістограми. За наявності додаткових компонент, що перевищують певний поріг, вони також враховуються, дозволяючи точці мати кілька можливих напрямків. Це забезпечує стійкість до варіацій освітлення та змін у зображенні.

Фінальним кроком SIFT алгоритму є побудова дескрипторів ключових точок, які дозволяють відрізнити кожну з них серед усіх інших. На рисунку 3 показана частина зображення (зліва) з напрямками та значеннями градієнтів, та дескрипторів (справа), що отримані на основі даних про градієнти (Lowe D.G., 2004).

Алгоритм SIFT використовує векторні дескриптори для точного представлення ключових особливостей зображення. Ці дескриптори обчислюються на деякій області навколо ключової точки на Гауссиані. Процес обчислення дескриптора починається з повороту цієї області на кут, що відповідає напрямку цієї ключової точки. Потім область поділяється на кілька регіонів, і для кожного пікселя регіону обчислюються градієнти. Градієнти представлені у формі гістограм, де напрями градієнтів поділені на певну кількість інтервалів (зазвичай 8) і задаються відповідними цим інтервалам значеннями. Гістограми в регіонах будуються з використанням вагових коефіцієнтів, що враховують відстань від пікселів до центру області та вклад градієнтів у кожну гістограму.

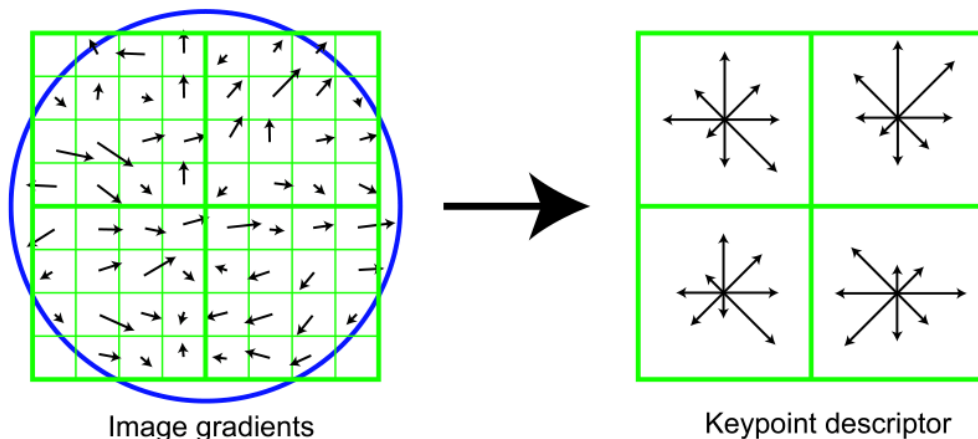


Рисунок 3. Схематичне зображення градієнтів зображення (зліва) та їх дескриптори (справа)

Дескриптор ключової точки є сукупністю всіх гістограм у регіонах. Представлений на рис. 3 дескриптор визначається масивом гістограм розмірністю 2×2 з 8 значеннями напрямків градієнтів в кожному елементі масиву. На практиці зазвичай використовуються дескриптори розмірністю $4 \times 4 \times 8 = 128$ елементів (рисунком 4) (Lowe D.G., 2004).

Для зменшення впливу відмінностей в освітленні об'єкту на зображеннях дескриптори нормалізуються за значенням градієнта, обмежуються зверху і знову нормалізуються. Завдяки цьому підвищується значимість напрямків градієнтів. Слід відзначити, що не усі точки та їх дескриптори можуть бути використані при порівнянні зображень. У деяких випадках може бути неможливо знайти рішення, навіть якщо воно існує.

Незважаючи на останню обставину, алгоритм SIFT гарно працює у багатьох практичних випадках, а тому привертає до себе увагу з боку фахівців. У результаті на сьогодні існує ряд його модифікацій: GLOH (Gradient Location and Orientation Histogram), запропонований Крістіаном Миколайчиком (Mikolajczyk K. et al., 2005); CSIFT (Colored SIFT), що розробив Абдель Хакім (Abdel-Hakim A. E. et al., 2006); ASIFT (Affine-SIFT),

запропонований Жан-Мишель Морелем (Morel, Jean-Michel, et al., 2009); опис локальних особливостей за Лапласом, запропонований Тан Юнхе (Tan X. et al., 2010).

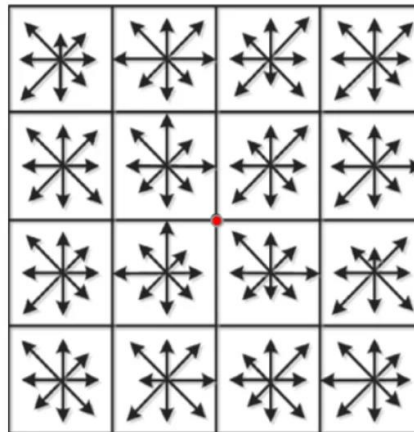


Рисунок 4. Зображення 128-мірного дескриптора ключової точки

Аналіз можливих підходів до вдосконалення процесу виявлення ключових ознак.

Першим і самим очевидним недоліком фотограмметрії є висока трудомісткість, що вимагає використання високопродуктивного комп'ютерного обладнання. Типова апаратна платформа для фотограмметрії складається не менше ніж з 8-ми ядерного процесора, графічної плати Nvidia серій Quadro RTX- або RTX A- з об'ємом відео пам'яті від 6 Гбайт, оперативної пам'яті об'ємом від 32 Гбайт, жорсткого SSD диску об'ємом не менше 1 Тбайт (Zmejevskis L., 2022; Gosling Th., 2023). При цьому час побудови тривимірної моделі в залежності від кількості оброблюваних знімків та їх розрізнення може складати від кількох хвилин до кількох годин, і навіть десятків годин.

Основна причина високої трудомісткості пов'язана з одним з основних етапів побудови тривимірної моделі: знаходження ключових точок на зображеннях об'єкта та їх подальше співставлення. Близькість і навіть накладення ряду ключових точок може спричинити схожість багатьох дескрипторів. Це не лише збільшить час виконання алгоритму SIFT, а й суттєво ускладнить реалізацію наступних етапів.

Хоссейн-Нежад (Hosseini-Nejad Z., 2021) запропонував метод зменшення надлишкових ключових точок в алгоритмі SIFT за рахунок вилучення «зайвих». Для цього після визначення ключових точок обчислюються Манхеттенська та Евклідова відстані між кожною ключовою точкою та всіма іншими:

$$d_m(P_m, P_n) = \sum_{i=1}^l |P_m(i) - P_n(i)|, \quad (7)$$

$$d_e(P_m, P_n) = \sqrt{\sum_{i=1}^l (P_m(i) - P_n(i))^2}. \quad (8)$$

Менша сума значень відстаней належить до більш надлишкової ключової точки, оскільки вона знаходиться поблизу більшості інших. Тому відстані, розраховані за виразами (7) та (8), порівнюються з деяким пороговим значенням. Ключові точки, для яких розраховані суми відстаней менші за порогове значення, видаляються і в подальшому не використовуються. Збільшення порогового значення призводить до збільшення швидкості алгоритму. Проте занадто велике порогове значення може негативно вплинути на точність визначення відповідності.

Інший спосіб збільшення продуктивності алгоритму SIFT полягає у підвищенні стабільності розташування Гауссианів $L(x, y, \sigma)$ у просторі (за координатою σ) та спрощення дескриптора (Tang L. et al., 2022). В базовому алгоритмі SIFT масштаб зміни просторової

координати кожного Гауссиана визначається як:

$$\delta(S) = \sqrt{(k^S * \delta_0)^2 - (k^{S-1} * \delta_0)^2}, \quad (9)$$

де $k = 2^{1/S}$.

Результати та Обговорення. Для зменшення похибки авторами було запропоновано використовувати так званий стабілізатор P:

$$P = \frac{w}{k} = 0.4^S + 0.9 \quad (10)$$

При використанні такого стабілізатора формула (9) набуде вигляду:

$$\delta(S) = \sqrt{(w^S * \delta_0)^2 - (w^{S-1} * \delta_0)^2}. \quad (11)$$

Авторами було доведено, що використовуючи саме таке значення стабілізатора P можна зменшити кількість хибних точок в середньому на 15%, що збільшило швидкодію алгоритму на 26%, а похибку зменшило на 20%.

Для отримання ще більшої продуктивності запропоновано зменшити розмірність дескриптора. У базовому алгоритмі SIFT обчислювальна складність дескрипторів становить

$$O(\text{кількістьключовихточок} \times d_1 \times d_2 \times (n^2 + \text{scale}^2)) \quad (12)$$

де d_1 та d_2 — розмірність дескриптора (4 та 4 у базовому алгоритмі відповідно);
 n — кількість ітерацій алгоритму;
 scale — розмір шкали напрямів градієнтів (8 у базовому алгоритмі).

З виразу (12) видно, що чим більші розміри дескриптора, тим вища складність обчислень. Авторами було запропоновано ігнорувати в обчисленнях кутові сектори матриці дескрипторів. Ідея ґрунтується на тому, що чим далі піксель знаходиться від ключової точки, тим меншим є його вплив на взаємозв'язок між ключовими точками. Таким чином можна зменшити розмір дескриптора до 96 (рис. 5), що дозволяє скоротити час обчислень.

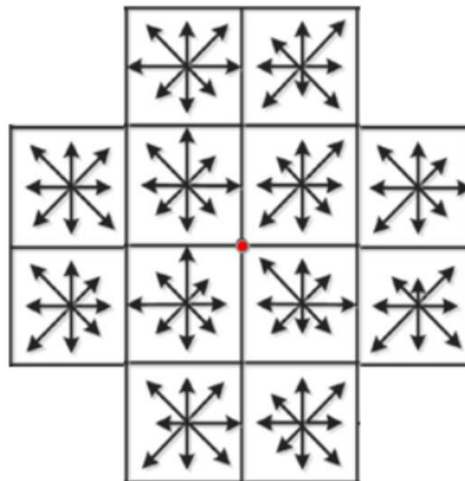
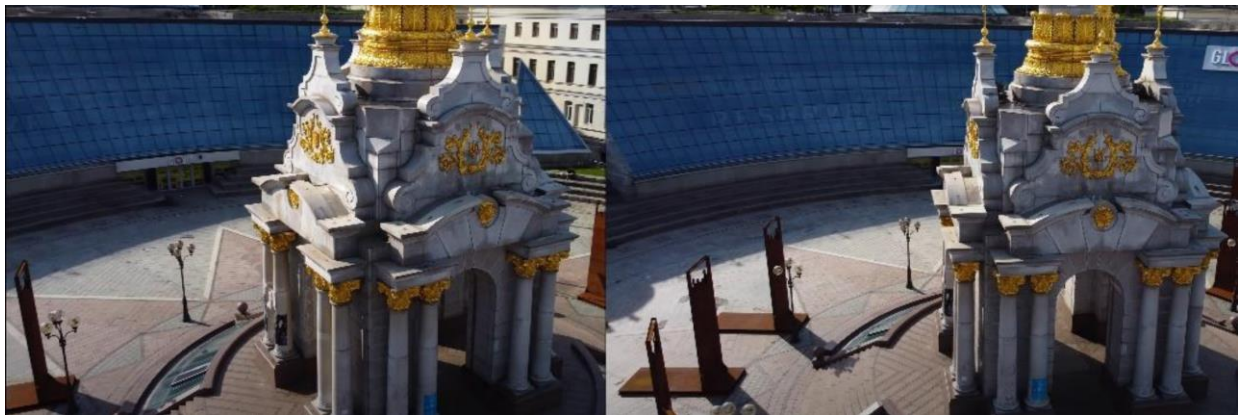


Рисунок 5. Зображення 96-мірного дескриптора

Іншим підходом до підвищення продуктивності та покращення відповідності моделі реальному об'єкту може стати вилученням кадрів або знімків із зображеннями, які апріорі не можуть мати спільних точок. Наприклад, знімки об'єкту, виконані з протилежних ракурсів не можуть мати спільних точок, хоча і відносяться до того самого об'єкта. При пошуку

відповідності між такими знімками витрати часу та обчислювальних ресурсів будуть недоцільними, оскільки не дадуть очікуваного результату. Вилученню можуть підлягати і знімки з однотипними зображеннями, що може пов'язане з невірно підібраними ракурсами при зйомці об'єктів, які мають симетрію відносно деякої осі.

Вилучення зазначених зображень може бути здійснено за допомогою нейромережі, що навчена на визначення схожості кадрів. Перетворюючи кожен вхідний кадр (рис. 6а) у чорно-білий формат та виділяючи пікселі з максимальним та мінімальним значеннями яскравості можна отримати контрастне чорно-біле зображення (рис. 6б). Аналізуючи розташування світлих та темних фрагментів зображення неймережа зможе передбачити наявність спільних деталей на двох послідовних зображеннях ще до того, як вони будуть оброблені SIFT алгоритмом.



a)



b)

Рисунок 6. а) Вхідні зображення
б) Вхідні зображення у контрастному чорно-білому форматі

Якщо неймережа не виявить на зображеннях спільних елементів, програмі не треба буде витрачати час на пошук спільних точок між цими зображеннями. Завдяки цьому не лише підвищується швидкість отримання вихідної 3D моделі, а й збільшиться її точність, оскільки SIFT алгоритм не генеруватиме помилкових спільних точок.

Висновки. Фотограмметричні методи отримання тривимірних моделей об'єктів сьогодні широко використовуються у різних сферах. При цьому вони є єдино можливими для застосування у значній кількості випадків. Основними недоліками фотограмметрії є неможливість отримання тривимірних моделей об'єктів зі слабконтрастною структурою поверхні або рухомих об'єктів, а також висока трудомісткість, яка вимагає використання

високопродуктивного комп'ютерного обладнання. Останній недолік обумовлений необхідністю пошуку спільних елементів на багатьох зображеннях та їх співставлення між собою. Гарні результати з виявлення ключових елементів зображення дає алгоритм масштабно-інваріантного перетворення ознак SIFT, який має хороші перспективи для подальшого вдосконалення щодо зменшення часу роботи, про що свідчить значна кількість його покращених модифікацій. Ще одним підходом до зменшення часу побудови моделі може стати використання нейромережевих технологій для попередньої обробки зображень з метою вилучення тих, що не мають спільних елементів або повторюються.

Подяки «Немає».

Конфлікт інтересів «Немає».

References

- Abdel-Hakim A. E. and Farag, A. A. (2006) CSIFT: A SIFT Descriptor with Color Invariant Characteristics, *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06)* (pp. 1978-1983), New York, NY, USA, doi: 10.1109/CVPR.2006.95.
- Caolan P., Farzad R., Diptangshu P., Hannah Th., Nigel Cl. A (2023) Framework for Realistic Virtual Representation for Immersive Training Environments. In *Proceedings Of The 23rd International Conference On Construction Applications Of Virtual Reality* (pp. 274-287). Florence, Italy: University of Florence.
- Gosling Th. Recommended Computer Workstation For Agisoft Metashape (2023). Retrieved from <https://www.workstationspecialist.com/recommended-computer-workstation-for-agisoft-metashape/>.
- Hossein-Nejad Z., Agahi H. and Mahmoodzadeh A. (2021) Image matching based on the adaptive redundant keypoint elimination method in the SIFT algorithm. *Theoretical Advances*, vol.24, 669–683.
- Kotlyk S., Romanyuk O., Sokolova O., Kotlyk D. (2022) Development of affordable technology for creating 3D computer models based on photogrammetry. Part I. *Automation of technological and business processes*, 14 (2), 37-50.
- Lowe D.G. (1999) Object recognition from local scale-invariant features. In *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision* (pp. 1150 - 1157). Kerkyra, Greece.
- Lowe D.G. (2004) Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision* 60, 91–110.
- Mikolajczyk K. and Schmid, C. (2005) A performance evaluation of local descriptors, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27 (10), 1615-1630, doi: 10.1109/TPAMI.2005.188.
- Misra S., Li H., He J. (2019). *Machine Learning for Subsurface Characterization*. Gulf Professional Publishing.
- Morel Jean-Michel and Yu Guoshen. (2009). ASIFT: a new framework for fully affine invariant image comparison. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2 (2), 438-469.
- Nebel S, Beege M, Schneider S and Rey GD (2020) A Review of Photogrammetry and Photorealistic 3D Models in Education From a Psychological Perspective. *Front. Educ.* vol.5, 1–15.
- Olagoke A.S., Ibrahiman H., Teoh S.S. (2020) Literature survey on multi-camera system and its application. *IEEE Access*, 8, 172892-172922.

- Pavlov S. V., Romanyuk S. O., Nechiporuk M. L. (2018) Adaptive determination of diffuse and specular components of color for the rendering of face images when planning plastic surgery. *Scientific Journal "ScienceRise"*, 49 (8), 2018, 24-28.
- Romaniuk S. O., Pavlov S. V., Titova N. V. and Koval L. G. (2022) Using graphic 3D images of faces for express diagnosis and construction of biomedical devices. *Optoelectronic Information-Power Technologies*, 42 (2), 12–20.
- Scholtens A. (2023) *Capturing Reality in the Fascinating World of Photogrammetry*. Sas155
- Tan X. and Triggs B. (2010) Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions. *IEEE Trans Image Process*, 19 (6), 1635-1650.
- Tang L., Ma S., Ma X., You H. (2022) Research on Image Matching of Improved SIFT Algorithm Based on Stability Factor and Feature Descriptor Simplification. *Applied Sciences*, 12 (17), 8448 - 8466.
- Zmejevskis L. PC For Photogrammetry – What Hardware Do You Need? (2022) Retrieved from <https://www.pix-pro.com/blog/photogrammetry-pc>.