

УДК 004.93

Т.О. Паромова¹, старший викладач
І.Я. Зеленьова¹, канд. техн. наук, доц.
Н.В. Луценко¹, старший викладач
Є.В. Білик¹, магістр¹Запорізький національний технічний університет, м. Запоріжжя, Україна
irina.zeleneva@gmail.com

Порівняльний аналіз методів визначення ключових точок при пошуку зображень за фрагментами

Представлений аналіз найбільш поширених методів пошуку подібних зображень з використанням ключових точок. Проаналізовано результати експериментальних досліджень обраних методів за швидкістю роботи і точністю пошуку зображення. Сформульовано практичні рекомендації щодо вибору оптимального методу.

Ключові слова: колекції зображень, ключові точки, дескриптори, відстань Хеммінга, SIFT, BRISK, AKAZE, ORB.

DOI: 10.31474/1996-1588-2018-1-26-63-70

Вступ

З розвитком інформаційних технологій, візуальна інформація поступово стала обіймати не меншу частку в загальній кількості доступної інформації, ніж текстова. З'явилися величезні бази даних зображень, як у окремого користувача, так і у різних організацій. Загальна ж кількість зображень в Інтернеті з кожним роком подвоюється. Пошук подібних зображень є актуальним у різних галузях: у медичних дослідженнях, у криміналістичних пошуках, для пошуку картин у колекціях різних музеїв.

У цих умовах досить актуальним стає питання про ступінь точності пошуку потрібних користувачеві даних. На сьогоднішній день існує два основних підходи до пошуку зображень: пошук на основі текстового запиту і пошук на основі візуального зразка. Головним чином, застосування пошуку за візуальним зразком відбувається в областях, де схожість важливіше, ніж семантика: пошук у медичних колекціях, наприклад, серед рентгенівських знімків; пошук в дизайнерських колекціях, коли дизайнер шукає деякий відповідний за колірною гамою і текстурою об'єкт зображення; пошуки в архівах правоохоронних органів, що цікавлять криміналістів за схожістю осіб або об'єктів. Для пошуку зображень нерідко необхідно знайти візуальну інформацію тільки за фрагментом зображення. Часто аналіз зображень сильно ускладнюють трансформації, зроблені на зображеннях, такі як обрізка, повороти, масштабування, додавання малюнків, і тексту, зміна контрасту і кольору. Ці зміни створюють бар'єр, який робить пошук зображень складним процесом.

У роботі розглядається актуальне завдання пошуку та ідентифікації зображень за відомими фрагментами з використанням ключових точок.

Це дозволить розширити можливості пошуку зображень у призначених для цього програмах та сервісах, покращити якість систем перевірки зображень на унікальність, а також виконувати кластеризацію зображень.

Задачею досліджень є вибір за кількісними характеристиками найкращого алгоритму пошуку подібних зображень за фрагментами, які було частково змінено різними видами трансформацій.

Аналіз способів порівняння зображень

Задача пошуку зображень за заданими фрагментами зводиться до пошуку певних об'єктів на зображенні. Основними методами розпізнавання об'єктів на зображенні є контурний аналіз, пошук шаблону і зіставлення ключових точок [1, 2].

Контурний аналіз має досить слабку стійкість до перешкод, і будь-яке порушення цілісності контуру або погана видимість об'єкта призводять або до неможливості детектування, або до помилкових спрацьовувань.

Пошук шаблону проводиться шляхом послідовного переміщення його на один піксель за один крок по зображенню, та оцінкою схожості кожної нової області з шаблоном. Однак, пошук шаблону не дозволяє з упевненістю сказати, чи був знайдений вихідний об'єкт, оскільки це є імовірнісна характеристика, що залежить від масштабу, кутів огляду, поворотів картини і наявності фізичних перешкод [3, 4].

Для порівняння зображень також широко використовуються методи знаходження особливих точок зображення [7, 8] та їх дескрипторів.

Існує чимало різних алгоритмів пошуку зображень, як за повним зображенням так і за фрагментами із різними видами трансформацій, однак більшість методів порівняння зображень заснована на описі зображення у вигляді векторів ознак,

або дескрипторів [7]. Вектором ознак (дескриптором) називається набір чисельних параметрів, що описують характеристики зображення, наприклад, такі як колір, текстуру і т.д. Вектори ознак приймають значення в просторі ознак. Якщо на такому просторі задати міру, то можна порівнювати зображення одне з одним, обчислюючи відстань між відповідними векторами ознак.

Можна виділити два основні підходи до пошуку зображень за змістом:

- пошук за глобальними дескрипторами;
- пошук за локальними дескрипторами.

Під глобальними дескрипторами розуміють вектори ознак, які отримані при аналізі всього зображення в цілому. Пошук за глобальним дескриптором застосовується при вирішенні завдання пошуку за загальною подобою, яку можна сформулювати як знаходження за запитом-зразком візуально і семантично схожих зображень з точки зору людини. Наприклад, пошук по зображенню сцен якогось заходу інших зображень з цього ж заходу. В даному випадку важлива схожість зображень в цілому, а не їх фрагментів. На сьогоднішній день подібні алгоритми характеризуються невисоким рівнем якості пошуку.

Локальні дескриптори – це вектори ознак, які описують не все зображення в цілому, а тільки його значущі частини. Методи пошуку по локальних дескрипторах застосовуються в основному для вирішення завдань пошуку нечітких дублікатів [2] та пошуку заданого фрагменту на зображеннях колекції. Дублікатами вважаються зображення об'єкта, які зроблені в різних умовах або різної якості. Зокрема, дублікатами вважаються зображення одного об'єкта в різному масштабі або знятому з різних точок, з різницею в освітленні або з незначними змінами фону. При вирішенні такого завдання важливо виявити схожість окремих частин зображень, тому для даних цілей зазвичай застосовуються локальні дескриптори, що описують особливості областей зображень.

Отже, більш ефективними представляються методи пошуку зображень не по самим вихідним зображенням, а за даними, які отримані в результаті попередньої обробки цих зображень. Наприклад, порівняння зображень за допомогою перцептивних хешів – це швидкий і якісний спосіб порівняння зображень [5, 6]. Але даний метод розрахований на пошук повних або часткових дублікатів зображення. При значній зміні формату зображення (таких як обрізання, повороти) таке втручання в контент призводить до неможливості перевірки на збіг, оскільки результати хешування будуть помітно відрізнятися. Можливостей перцептивних хешів недостатньо для пошуку повернутих зображень, нечітких або тих, які модифіковані, наприклад, додаванням якогось об'єкта на зображенні. Але цей метод може з успіхом використовуватись у процесі порівняння зображень за дескрипторами ключових точок.

Методи пошуку зображень за ключовими точками

Ключові (або особливі) точки – це точки, за якими можна класифікувати зображення, розпізнати його, якась особливість зображення, унікальність [7]. Для різних методів це різні особливості – кутові точки, точки різкої зміни кольору, яскравості, тощо.

Ключовою вважається така точка зображення об'єкта, яка з великою часткою ймовірності буде знайдена на іншому зображенні цього ж об'єкта. Для визначення ключових точок зображення використовується метод детектору [2, 7]. Детектор повинен забезпечувати інваріантність знаходження одних і тих же особливих точок щодо перетворень зображення.

Ключова точка має задовольняти певним умовам:

- визначеність (distinctness): точка має виділятися на фоні сусідніх точок;
- стійкість (repeatability): зміна яскравості, контрастності або кольорової гами не повинна впливати на розміщення ключової точки на зображенні;
- стабільність (stability): наявність шумів на зображенні не повинна впливати на роботу детектору;
- інваріантність (invariance): особливі точки мають бути стійкими до трансформацій зображення (масштабування, обертання, зміни ракурсу то що);
- інтерпретованість (interpretability): ключові точки мають бути представлені у зручному для подальшої роботи форматі.

При пошуку зображень значний вплив на результати пошуку мають наступні фактори:

- масштаб: зображення мають різний масштаб, в результаті чого предмети, які людина сприймає як однакові, займають різну площу на різних зображеннях;
- розміщення на зображенні: об'єкт може знаходитися в різних місцях зображення;
- фон: предмет на зображенні може бути ніяк не виділено, і перебувати на фоні інших предметів;
- перешкоди: зображення може бути піддано різного роду деформаціям;
- трансформації: проекція, обертання і кут огляду.

Зображення є лише двовимірною проекцією тривимірного світу, тому поворот об'єкта і зміна кута огляду кардинальним чином впливають на його двовимірну проекцію – зображення. Один і той же об'єкт може давати абсолютно різні зображення, в залежності від кута зору або відстані до об'єкта. Саме тому кожен метод виявлення

ключових точок повинен гарантувати інваріантність щодо будь-яких перетворень зображення.

Для визначення відповідності ключових точок подібних зображень кожній особливій точці присвоюється опис, який буде однаковим на різних зображеннях. Для цього формується дескриптор – ідентифікатор ключової точки, який робить її унікальною щодо інших особливих точок [8]. Тобто дескриптор – це опис точки, який визначає особливості її щодо оточення. Дескриптор визначається як числовий або бінарний вектор і дозволяє виділити особливу точку з множини точок на зображенні, що при порівнянні зображень необхідно для складання пар особливостей, які належать одному об'єкту.

Далі детальніше розглянемо популярні методи пошуку ключових точок і отримання їх дескрипторів.

Метод SIFT

Метод SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [9] визначає локальні особливості зображення. Одержані за допомогою цього методу ознаки інваріантні щодо масштабу і повороту, стійкі до ряду афінних перетворень, шуму, зміни в освітленні. Даний алгоритм можна розділити на дві частини: визначення ключових точок і побудова дескрипторів оточення даних точок. Алгоритм, запропонований в рамках SIFT, один з найвідоміших. Він полягає у використанні піраміди Гаусса [10], яка будується для зображення. Далі зображення приводяться до одного розміру і обчислюється їх різниця (DoG, difference-of-Gaussian images), як показано на рисунку 2. Можливими ключовими точками обираються лише ті пікселі, які сильно відрізняються від інших, це може бути зроблено шляхом порівняння кожного пікселя зображення із декількома сусідніми точками даного масштабу, або із кількома відповідними сусідами в більшому і меншому масштабі.

Піксель вибирається як ключова точка тільки в тому випадку, якщо його яскравість є екстремумом.

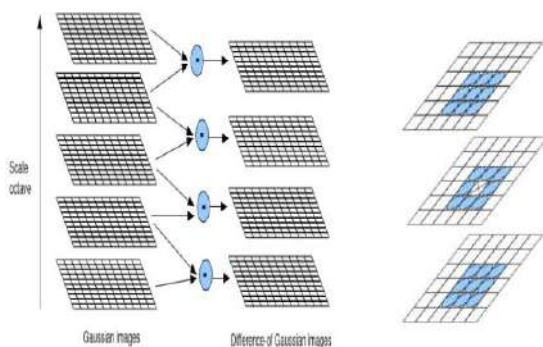


Рисунок 2 – Процес визначення ключових точок

Далі для кожної такої точки обчислюється локальний дескриптор, що характеризує напрямком градієнтів в пікселях визначеного оточення. Головним недоліком SIFT дескрипторів є їхня висока розмірність і велика кількість на зображенні.

Метод BRISK

У даному методі [11] детектування особливих точок здійснюється за допомогою детектору FAST (Features from Accelerated Segment Test), а дескриптор визначається за методом BRIEF. Для досягнення інваріантності до масштабу пропонується вибирати найкращу ключову точку з максимальним значенням інтенсивності в піраміді, яка складається з 4 октав s_i і 4 внутрішніх октав d_i , $i = 0..3$. Октави формуються як стиснення оригінального зображення s_0 в 2^i рази. Пошук ключових точок в октавах здійснюється детектором FAST.

Область навколо ключової точки розбивається на 60 ділянок p (рис. 3):

$$A = \{(p_i, p_j) \in R^2 * R^2 \mid i < N \wedge j < i \wedge i, j \in N\} \quad (1)$$

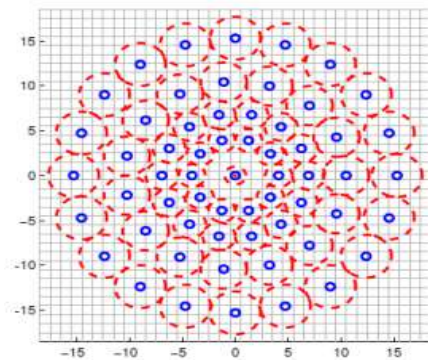


Рисунок 3 – Область обчислення дескриптора

Множина A розбивається на дві підмножини:

$$S = \{(p_i, p_j) \in A \mid \|p_j - p_i\| < \delta_{\max}\} \subseteq A \quad (2)$$

$$L = \{(p_i, p_j) \in A \mid \|p_j - p_i\| > \delta_{\min}\} \subseteq A \quad (3)$$

де $\delta_{\min} = 13.67t$, $\delta_{\max} = 9.75t$, t - розмір ключової точки.

Далі обчислюється середнє значення градієнта множини A [10]. Дескриптор складається з бінарного рядку довжиною 512, заповненого результатами проведених тестів в підмножині S .

Метод AKAZE

При розробці даного методу [12] фахівці намагалися домогтися високої швидкості роботи як детектора, так і дескриптора. При цьому ключові точки та їх дескриптори повинні були задовольняти високим показникам точності при порівнянні зображень. Застосування алгоритму FED (Fast Explicit Diffusion) [13] на пірамідальній схемі дозволяє побудувати нелінійну великомасштабну піраміду. Застосування нелінійного коефіцієнта масштабування дозволяє збільшити швидкість

знаходження потрібної ключової точки в порівнянні з гауссовою пірамідою, обчислення даного коефіцієнта базується на зміні яскравості зображення при масштабуванні.

Детектор будується таким чином: для кожної октави в піраміді обчислюється визначник гессіан. Похідні другого порядку обчислюються за допомогою фільтра Шарра [14]. Даний фільтр дозволяє враховувати орієнтацію ключових точок. За допомогою даного підходу визначаються такі точки в октаві, значення фільтра яких вище заданого порогу і є найбільшим з оточенням точки 3×3 пікселів.

Далі, для кожної точки з потенційних максимумів порівнюється її значення щодо результатів в сусідніх октавах $i + 1$ і $i - 1$ в заданому вікні. Отже, розташування ключової точки оцінюється з субпіксельною точністю, відповідаючи квадратичній функції до визначнику гессіан в 3×3 сусідніх пікселів для пошуку максимуму.

Початковий дескриптор LDB [14] визначається на тих самих принципах, що і розглянутий вище BRIEF, але до порівнянь яскравості показників областей додали порівняння значень градієнтів яскравості по осі x і y , при цьому результат одного тесту складається з трьох бітів замість одного. Проведення тестів проводилося в вікні розміром 20×20 пікселів, ділення на 4, 9 та 16 областей.

Але LDB має недоліки, такі як не інваріантність до обертання і масштабування. Для рішення цих проблем в AKAZE використовується його поліпшена версія – M-LDB, в якій:

- 1) вікно дескриптора орієнтується по локалізації ключової точки;
- 2) інваріантність до масштабу отримана за допомогою вибору розміру вікна дескриптора в залежності від розміру октави σ_i , в якій знайдена його ключова точка.

На відміну від LDB, в M-LDB тести проводяться не між середнім значенням всіх пікселів в області, а між заданою їхньою кількістю в залежності від розміру σ_i . Це дозволяє прискорити обчислення дескриптора. При цьому підсумковий бінарний дескриптор має довжину 486 по три складові.

Метод ORB

В основі ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) лежить комбінація таких алгоритмів як детектор FAST (Features from Accelerated Segment Test) і дескриптор BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features) з деякими покращеннями [16].

Детектор FAST. Для пошуку кутових точок по черзі розглядаються околиці по 16 пікселів навколо кожного пікселя P . Точка P вважається підозрілою на ключову, якщо існує N пікселів в її оточності довжиною 16 пікселів, якщо все N

яскравіше $I_p + t$ або темніше $I_p - t$, де I_p – яскравість точки P , t – порогова величина.

При виконанні цієї умови далі досліджується значення яскравості на оточності під номерами 1, 5, 9, 13 (рисунок 4). Якщо для трьох дескрипторів з чотирьох виконується умова $I_i < I_p - t$ або $I_i > I_p + t$, $i = 1 \dots 4$, тоді P вважається ключовою точкою.

Вибір тільки чотирьох пікселів на оточності дозволяє швидко відібрати точки, які не відповідають визначеним умовам, але в деяких випадках можливе визначення різних особливостей в одному колі. В алгоритмі ORB передбачається максимальну кількість особливих точок за замовчуванням не більше 500, якщо їх більше, то до них застосовується детектор кутів Харріса для виключення найменш значущих.

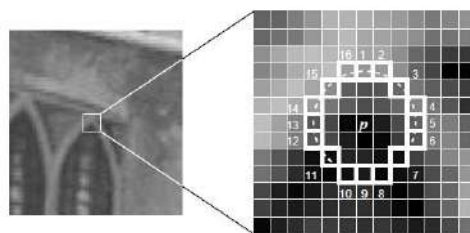


Рисунок 4 – Оточення точки p FAST детектора.

Для інваріантності до масштабування застосовується вищезгаданий алгоритм на основі піраміди Гауса, октавами σ_i якої є початкове зображення σ_0 , стисле з лінійним кроком. Введення параметра кутової орієнтації дозволяє домогтися стійкості детектування при обертанні об'єкта. Алгоритм заснований на напрямках градієнта яскравості щодо центру точки, напрямком з найбільшою інтенсивністю призначається орієнтацією особливої точки p .

Дескриптор спрямований BRIEF. Даний дескриптор представляється у вигляді вектора довжиною 256, що складається з результатів бінарних тестів навколо особливої точки. В околиці 31×31 пікселів порівнюються середні значення яскравості між областями x та y , де x , y – певні області розміром 5×5 пікселів.

Дослідження схожості зображень за методом ключових точок

Для визначення якості роботи і можливостей кожного з розглянутих методів був проведений їх порівняльний аналіз, в якому порівнювалися швидкість роботи і точність пошуку.

Для порівняння пари зображень в основному використовують метод порівняння, заснований на обчисленні відстаней всіх можливий пар дескрипторів.

При визначенні відстаней для дескрипторів, описуваних кількісними змінними, використовується евклідова метрика. Для методів, в яких опис ключової точки представляється у вигляді

бінарного рядку, застосовується відстань Хеммінга. Далі для кожного дескриптора d_i вибираються два йому найближчих $d_{j,i}$. І навпаки, якщо у вибраного d_i вже є відповідні йому два дескриптори, то він пропускається, а пошук триває. У підсумку кожному дескриптору d_i будуть відповідати не більше двох взаємно найближчих з d_i .

Вводиться параметр відносини довжин $v = \frac{p_{i1}}{p_{i2}}$ ($p_{i1} < p_{i2}$), за яким відсіваються дескриптори, що не відповідають необхідному рівню визначеності. Якщо v більше заданого порогу v_{max} , то d_i далі не розглядається, інакше для d_i ставиться у відповідність дескриптор d_j з відстанню p_{i1} .

Такий підхід дає багато помилкових спрацьовувань, або навпаки, може не врахувати збіг точок. Для того, щоб отримати число достовірних збігів, можна використовувати метод RANSAC – стабільний метод оцінки параметрів моделі на основі випадкових вибірок.

Всі вихідні дані можна розділити на два типи: точки, що задовольняють моделі, або помилкові точки, шуми, тобто випадкові включення у вихідні дані.

Суть роботи алгоритму RANSAC полягає в циклічному пошуку матриці трансформації між випадково визначеними чотирма ключовими точками на одному зображенні і відповідними їм чотирма точками на другому. Кращою матрицею вважається та, в якій може бути досягнутий мінімум суми відхилень будь-яких ключових точок зображень при перетворенні матриці.

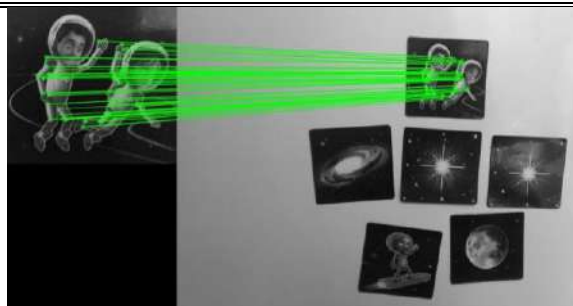


Рисунок 5 – Пошук об'єкта з використанням алгоритму RANSAC

Порівняння зображень за допомогою звичайного методу, заснованого на обчисленні відстаней між дескрипторами, знаходить безліч помилкових спрацьовувань. На відміну від цього, на рисунку 5 показано порівняння зображень з використанням методу RANSAC. Помилкових спрацьовують не виявлено.

Результати досліджень

Кожен тест проводився на вибірці зі 100 зображень. Результати експериментів представлені у таблицях 1, 2, 3. Під точністю розуміється відношення кількості збігів (з RANSAC) до знайдених точок на першому зображенні. Якщо шукати однакові точки на двох однакових зображеннях, точність буде дорівнювати 1. Такий критерій дозволяє порівняти між собою ефективність роботи методів. За даними таблиці 1 можна зробити висновок, що найбільшу кількість ключових точок знайдено методом BRISK, хоча точність залишає бажати кращого в порівнянні з іншими методами. ORB обчислює ключові точки швидше за все.

Таблиця 1 - Поворот зображення на 45 градусів

Метод	Швидкість (мс)	Знайдено точок на першому зображенні	Знайдено точок на другому зображенні	Знайдено збігів	Збіги з RANSAC	Точність
SIFT	23340	16940	17900	16240	14500	0,85
AKAZE	10800	11520	20480	10540	9780	0,84
BRISK	3200	43100	44660	25860	20180	0,46
ORB	1600	43460	48840	39940	34220	0,78

Таблиця 2 - Порівняння зображення з його розмитою копією

Метод	Швидкість (мс)	Знайдено точок на першому зображенні	Знайдено точок на другому зображенні	Знайдено збігів	Збіги з RANSAC	Точність
SIFT	56740	47350	35780	31450	26560	0,56
AKAZE	24590	58140	43630	36230	32050	0,55
BRISK	6540	159270	33220	28170	23990	0,15
ORB	2800	46730	36730	26540	25180	0,53

Таблиця 3 - Пошук об'єкта

Метод	Швидкість (мс)	Знайдено точок на першому зображенні	Знайдено точок на другому зображенні	Знайдено збігів	Збіги з RANSAC	Точність
SIFT	63450	46450	67340	35680	18340	0,39
AKAZE	41380	61050	111500	43040	19810	0,32
BRISK	14030	129600	292460	83590	26660	0,20
ORB	4580	47430	48370	29300	14500	0,31

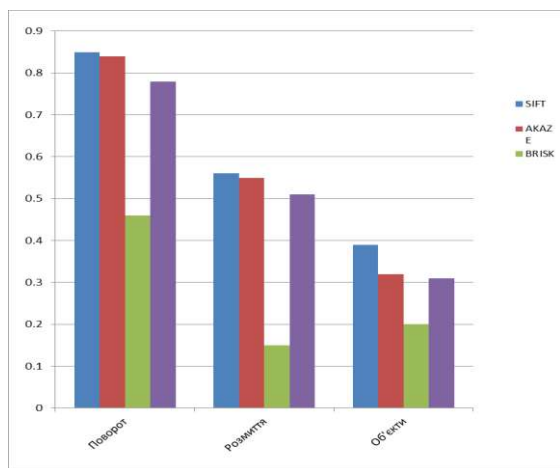


Рисунок 6 – Результати порівняння методів за точністю пошуку

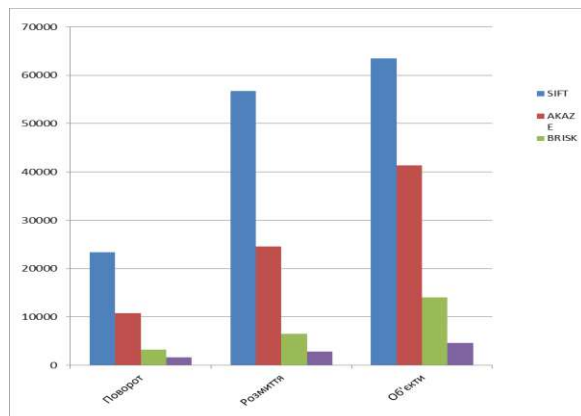


Рисунок 7 – Результати порівняння методів за швидкістю отримання ключових точок

Виходячи з отриманих результатів, найбільшу точність показав метод SIFT, а гірше за всіх метод BRISK. Методи AKAZE та ORB мають приблизно схожу точність. Найшвидшим виявився ORB, а найповільнішим – SIFT.

Не зважаючи на те, що SIFT має найкращі результати в порівнянні, він також має три значних недоліки, по-перше він запатентований і для його використання необхідно отримати дозвіл, по-друге, він має найбільший з усіх розмір дескриптору ключової точки, і по-третє, він значно повільніший за інші методи.

Для розробки системи пошуку за фрагментами обрано метод пошуку ключових точок ORB, так як він має найменший дескриптор ключової точки (256 біт), найбільшу швидкість роботи та має задовільну точність в порівнянні з іншими методами.

Практичне використання досліджень

Дослідження проводилися на зразках із різними видами трансформацій. Це значно спрощує вибір методу подальших досліджень для визначення діапазону зміни хеш-функцій зображення при його ідентифікації зі зразком, а також дозволяє розширити можливості пошуку у системах пошуку зображень. Також експериментально встановлено, що метод ORB може використовуватися для більш якісної перевірки зображення на унікальність та для кластеризації зображень.

Як показали експерименти, кількісне порівняння методів визначення ключових точок надає можливість зробити висновок, що метод пошуку ORB забезпечує найбільшу швидкість, задовільну точність та найменший дескриптор зображення. При цьому пошук здійснювався не тільки по цілому зображенню, а також за його фрагментами та за різними видами трансформацій зразків.

В цілому можна зробити висновок, що метод ORB може бути рекомендованим для використання у подальших дослідженнях та системах пошуку зображень з метою визначення оптимальних значень хеш-функцій, які гарантують достовірні результати пошуку з використанням ключових точок.

Список літератури

1. Social Media Image Retrieval for Improved Law Enforcement [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://csaw.engineering.nyu.edu/application/files/8315/0835/6715/CSAW17_paper_13

2. Методы поиска изображений по визуальному подобию и детекции нечетких дубликатов изображений А. Мельниченко, А. Гончаров [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://gomip.ru/gomip2009/10_lisa.pdf
3. Исследование схожести изображений с помощью перцептивных хэш-алгоритмов и расстояний Хэмминга / Т.А. Паромова, И.Я. Зеленева, Н.В. Луценко, С.А. Кленачов // Наукові праці ДонНТУ. Серія «Інформатика, кібернетика та обчислювальна техніка» (ІКОТ) – Покровськ: ДВНЗ «ДонНТУ», 2016. – №2(23). – с. 61-67.
4. Исследование перцептивных хеш-функций изображений Рудаков И. В., Васютович И. М. Электрон. журн. 2015. № 08. с. 269–280.
5. Hamming distance: The number of digit positions in which the corresponding digits of two binary words of the same length are different [Электронный ресурс]. – Режим доступа: www.its.bldrdoc.gov/fs-1037/fs-1037c.htm
6. Перцептуальные хэши для сравнения изображений [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://malexit.ru/?p=93>
7. Ивашечкин А. П., Василенко А. Ю., Гончаров Б. Д. Методы нахождения особых точек изображения и их дескрипторов // Молодой ученый. — 2016. — №15. — С. 138-140. — URL <https://moluch.ru/archive/119/33106/>
8. L. David, Object recognition from local scale-invariant features // Proceedings of the International Conference on Computer Vision
9. Финогеев А.Г., Финогеев А.Г., Четвергова М.В. Методика распознавания изображений на основе случайных деревьев в системах автоматизированного проектирования расширенной реальности // современные проблемы науки и образования. – 2012. – № 5 - [электронный ресурс]. – режим доступа <http://www.science-education.ru/ru/article/view?id=7110>
10. Pyramid (image processing) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://en.wikipedia.org/wiki/Pyramid_\(image_processing\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Pyramid_(image_processing))
11. Stefan Leutenegger, Margarita Chli, Roland Siegwart: "BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints". Computer Vision (ICCV), pp. 2548 – 2555, 2011.
12. X. Yang, K. T. Cheng: "LDB: An ultra-fast feature for scalable augmented reality". In IEEE and ACM Intl. Sym. on Mixed and Augmented Reality (ISMAR), pp. 49 – 57, 2012.
14. S. Grewenig, J. Weickert, C. Schroers, A. Bruhn: "Cyclic Schemes for PDEBased Image Analysis", In International Journal of Computer Vision 2013.
15. Herbert Bay, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features". Proceedings of the ninth European Conference on Computer Vision, pp. 404 – 417, 2006.
16. Ethan Rublee, Vincent Rabaud, Kurt Konolige, Gary Bradski: "ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF", Computer Vision (ICCV), IEEE International Conference on. IEEE, pp. 2564 – 2571, 2011.

Надійшла до редакції 01.05.2018

T.A.PAROMOVA, I.J. ZELENEVA, N.V. LUTSENKO, E. V. BILYK

Zaporozhye National Technical University (Ukraine)

COMPARATIVE ANALYSIS OF METHODS FOR SEARCHING THE SIMILAR IMAGES USING KEYPOINTS

With the development of information technology the visual information has taken a great part of total available information. There are large image data bases both for individual users and for different organizations. This quantity is doubled each year.

In this situation the problem of searching accuracy of data for users is really actual.

Search of similar image is relevant for different fields, such as medicine research, criminalistics search and search of the artist collections in different museums. The main application of search of visual patterns is the area where image analogy is more important than their semantics, for example rendition collections, design collections, search at the archive of person who are interested for criminalistics organization.

Quite often, such a search must be done not only using the full image, but also using its fragment. It is more difficult task, especially when the image has different transformations such as scaling, rotating, blurring contrast and light variation both on the image and on the its transforms fragment.

The article deals with actual problem of searching and identification of images and their fragments with the help of key points with further processing of the received image descriptors.

This expands search capabilities with the help of the special software and services, improves the quality of inspection system for uniqueness image, and executes the image clusterization.

In this work methods of image searching and identification are analyzed, such as a perceptive hash-function method and four basic methods for finding of key points.

In these studies modern methods for finding of key points are considered -. SIFT, BRISK, AKAZE and ORB. They were compared on the simplicity of implementation, performance and reliability of the image searching. The analysis results of this searching methods and comparison of their possibilities were confirmed in experiments.

The research results showed that quantitative comparison of the methods of determining key points gives an opportunity to conclude that ORB search method provides the highest speed, satisfactory accuracy and the smallest descriptor of the image. At the same time, the search was carried out not only for this image, but also for its fragments according to different types of transformations of samples.

Therefore, this method may be recommended for use in further research and image search systems to determine the optimal values of hash functions that ensure reliable search results using key points.

The searching results permitted to improve image search systems, used for different fields and to create more effective software system.

Key words: *collection of images, perceptual hash algorithm, image binarization, Hamming distance SIFT, BRISK, AKAZE, ORB.*

Т.А. ПАРОМОВА, И.Я. ЗЕЛЕНЕВА, Н.В. ЛУЦЕНКО, Е.А. БИЛЫК

Запорожский национальный технический университет (Украина)

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ ОПРЕДЕЛЕНИЯ КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК ПРИ ПОИСКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПО ФРАГМЕНТАМ

Представлен анализ наиболее распространенных методов поиска подобных изображений с использованием ключевых точек. Проанализированы результаты экспериментальных исследований выбранных методов по скорости работы и точности поиска изображения. Сформулированы практические рекомендации по выбору оптимального метода.

Ключевые слова: *коллекции изображений, ключевые точки, дескрипторы, расстояние Хемминга, SIFT, BRISK, AKAZE, ORB.*