

Аббасов Ифтихар Балакишиевич – Южный федеральный университет; e-mail: iftikhar_abbasov@mail.ru; Таганрог, Россия; тел.: +79185115574; кафедра инженерной графики и компьютерного дизайна; профессор.

Gore Ranjana Waman – Dr. Babasaheb Ambedkar Technological University; e-mail: goreranjana123@gmail.com; Aurangabad, India; the department of computer science and information technology; postgraduate student.

Dr. Ratnadeep R. Deshmukh – e-mail: rrdeshmukh.csit@bamu.ac.in; Aurangabad, India; phone: 9423147466; the department of computer science and information technology; professor.

Priyanka U. Randive – e-mail: priyankarandive7@gmail.com; the department of computer science and information technology; master.

Dr. Abhilasha D. Mishra – Institute of Technology; e-mail: Abhilasha@gmail.com; Aurangabad, India; the department of electronics and telecommunication; associate professor.

Abbasov Iftikhar Balakishi – Southern Federal University; e-mail: iftikhar_abbasov@mail.ru; Таганрог, Russia; phone: +79185115574; the department of engineering graphics and computer design; head of department; professor.

УДК 004.932.72

DOI 10.18522/2311-3103-2020-3-192-201

К.И. Морев, А.В. Боженюк**СОПОСТАВЛЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПО ОСОБЫМ ТОЧКАМ
РАЗЛИЧНЫХ КАТЕГОРИЙ***

Работа посвящена экспериментам с различными методами выделения особых точек на изображениях с последующим их описанием бинарным дескриптором и сопоставлением методом полного перебора. В работе активно используется метод описания окрестностей особых точек, основанный на построении бинарной строки, характеризующей изменения яркостей пикселей в описываемой окрестности. Результирующая строка получается путем сравнения яркостей пикселей по определенному шаблону. Сегодня использование особых точек при работе с изображениями позволяет разрабатывать прикладные методы в различных сферах компьютерного зрения с повышенными требованиями ко времени работы и устойчивости к резким изменениям сцен. В работе приведены результаты экспериментов с особыми точками различных классов, классификация приводится в разделе 1. При проведении экспериментов использовались методы, реализованные в библиотеке OpenCV. В работе даны краткие описания используемых в экспериментах методов. В разделе 1 работы предлагается классификация современных типов особых точек изображений и дается краткое описание популярных методов детектирования описываемых типов особых точек. В разделе 2 авторы дают общее описание методов работы с особыми точками изображений. В разделе 3 приводится описание проводимых экспериментов с сопоставлением особых точек различных типов, описанных одним дескриптором, и раскрываются их результаты. Проведенные эксперименты позволяют выявить сильные и слабые стороны связок различных типов особых точек при их сопоставлении.

Особые точки изображения; сопоставление особых точек; дескрипторы особых точек; классификация особых точек изображений.

* Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научных проектов №18-01-00023, № 20-01-00197.

К.И. Morev, А.В. Bozhenyuk

IMAGE MATCHING USING DIFFERENT KEYPOINTS TYPES

The work is devoted to experiments with various methods of selecting special points on images, followed by their description with a binary descriptor and comparison by a full search method. This paper actively uses the method of describing the neighborhood of singular points, based on the construction of a binary string that characterizes changes in the brightness of pixels in the described neighborhood. The resulting string is obtained by comparing the brightness of pixels according to a specific template. Today, the use of special points when working with images allows you to develop applied methods in various areas of computer vision with increased requirements for working time and resistance to sudden changes in scenes. The paper presents the results of experiments with special points of various classes, the classification is given in section 1. During the experiments, methods implemented in the OpenCV library were used. The paper provides brief descriptions of the methods used in experiments. Section 1 of the paper offers a classification of modern types of singular points of images and provides a brief description of popular methods for detecting the described types of singular points. In section 2, the authors give a General description of methods for working with special image points. Section 3 describes the experiments that are being carried out with the comparison of special points of different types described by a single descriptor, and reveals their results. The experiments performed allow us to identify the strengths and weaknesses of bundles of different types of singular points when comparing them.

Keypoints of the image; keypoints matching; keypoints descriptors; classification of keypoints of images.

Введение. Компьютерное зрение сегодня – активно развивающаяся область научного знания. В связи с бурным развитием, исследователям предоставляются широкие возможности в плане реализации их идей и проверки предположений. Развитие современных комплексов технического зрения определяется развитием новых методов компьютерного зрения и повышением качества работы существующих. Одним из способов развития существующих методов – их агрегирование с целью получения нового, нетривиального результата. В данной работе демонстрируются результаты экспериментов с сопоставлением особых точек (далее – ОТ) различных классов двух изображений.

Сопоставление особых точек есть ключевая прикладная задача из области компьютерного зрения и качество ее решения напрямую определяет развитие многих прикладных областей робототехники, искусственного интеллекта и т.д. Через агрегирование различных классов ОТ в одном алгоритме сопоставления предполагается выделение новых связей между исследуемыми классами, выявление сильных и слабых сторон исследуемых комбинаций.

1. Особые точки изображений и работа с ними. Особая точка изображения – уникальная, точно локализованная часть изображения, обладающая высокой информативностью [1].

Можно провести классификацию особых точек изображения по принципу их выделения на изображении. Первыми и наиболее популярными сегодня являются ОТ, относящиеся к классу уголков (от английского corner – угол). Уголки – локальные окрестности изображения, характеризующиеся резким изменением яркости изображения в двух ортогональных направлениях плоскости изображения из центра этой окрестности. Одним из самых популярных методом выделения ОТ типа уголок считается детектор уголков, предложенный Харрисом [2].

Данный метод заключается в поиске таких точек на изображении, в которых автокорреляционная матрица малого окна-окрестности точки будет иметь два больших собственных числа. Используемая автокорреляционная матрица представлена ниже:

$$M(x, y) = \begin{bmatrix} \sum_{-K \leq i, j \leq K} w_{i,j} I_x^2(x+i, y+j) & \sum_{-K \leq i, j \leq K} w_{i,j} I_x(x+i, y+j) I_y(x+i, y+j) \\ \sum_{-K \leq i, j \leq K} w_{i,j} I_x(x+i, y+j) I_y(x+i, y+j) & \sum_{-K \leq i, j \leq K} w_{i,j} I_y^2(x+i, y+j) \end{bmatrix},$$

где i и j – индексы пикселей в окрестности особой точки, индексу $(0,0)$ соответствует центр окрестности, K – размер окрестности, представляющий размер ОТ, $w_{i,j}$ – весовой коэффициент, I_x и I_y – производные в точке по соответствующему направлению.

Следующим обширным классом особых точек следует выделить блобы (от английского blob – капля). Подобные точки характеризуются эллипсоподобной формой и не резким изменением яркости в некоторых направлениях, а скорее равномерным и плавным изменением яркости во всех направлениях от центра. Блобы представляют как бы пятна, более темные или более светлые, чем окрестность этих пятен.

Наиболее ярким и популярным методом выделения блобов можно считать предложенный Лове метод, основанный на разнице гауссианов (от английского difference of Gaussians – разница гауссианов) [3]. Особенность метода заключается в работе с пирамидой масштабов изображения, которая получается в ходе фильтрации изображения фильтрами Гаусса различных размеров. Чем больше размер фильтра, тем больше его значение среднеквадратичного отклонения и тем более низкие частоты, составляющие спектр изображения, остаются после фильтрации. После построения пирамиды масштабов, считается разница между соседними слоями пирамиды, и если текущая анализируемая точка является локальным экстремумом среди своих 8-ми соседей на изображении и среди 18 соседей верхнего и нижнего слоя пирамиды (по 9 соседей на один слой), точка считается особенной. А ее размер определяется исходя из текущего слоя пирамиды. На рис. 1 схематично отображен пример, иллюстрирующий поиск локального экстремума в пирамиде масштабов.

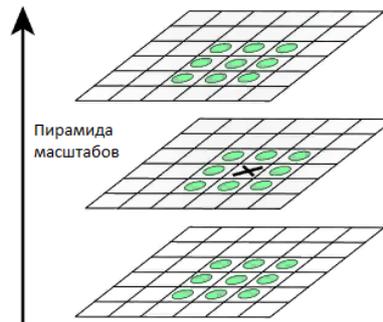


Рис. 1. Поиск экстремума

В отдельный класс особых точек также можно выделить регионы или области (от английского – regions). В целом, они похожи на блобы своей равномерностью по яркости, однако отличаются формой. Регионы характеризуются равномерной яркостью внутри их границ, но обладают сложной геометрической формой, не аппроксимирующей эллипсом достаточно точно, в отличие от блобов. Один из методов детектирования ОТ типа регион на изображении является MSER метод или maximal stability extremal regions [4]. MSER метод выделения состоит в последовательной бинаризации изображения с постепенно возрастающим порогом. Таким образом строится последовательность бинаризованных изображений. Области изображения, относящиеся к одному классу после бинаризации на нескольких подряд элементах последовательности, считаются MSER особыми точками. Пример MSER регионов представлен на рис. 2.



Рис. 2. Слева, оригинальное изображение. Справа, MSER регионы зеленым – ярче окрестности, желтым – темнее

В настоящее время для исследования алгоритмов работы с особыми точками изображений исследователям предлагается множество реализаций различных алгоритмов их выделения, описания и сопоставления [5]. Однако, наиболее полный, удобный и готовый к использованию, инструментарий для экспериментов в области компьютерного зрения и работе с особыми точками в частности, предлагает программная библиотека OpenCV. При проведении экспериментов, в рамках данной работы, использовались методы, реализованные в библиотеке OpenCV версии 4.0.0.

2. Сопоставление изображений с использованием особых точек. Задача сопоставления изображений по особым точкам заключается в назначении истинных взаимных соответствий между ними [6, 7]. Соответствие определяется путем сравнения описаний точек. Пример сопоставления изображений приведен на рис. 3.

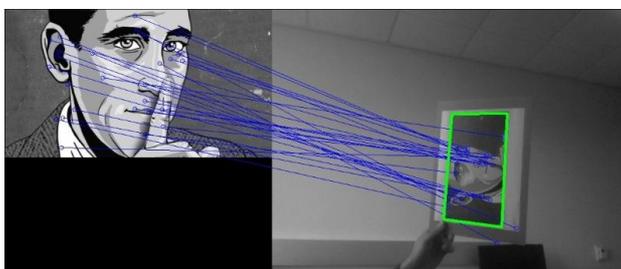


Рис. 3. Пример сопоставления особых точек двух изображений

Согласно классической концепции, сопоставление особых точек двух изображений разделяется на три основных этапа:

- 1) Выделение ОТ на изображениях;
- 2) Вычисление описаний обнаруженных ОТ;
- 3) Поиск соответствий между описаниями ОТ.

Причем при сопоставлении, как правило, используются особые точки, детектируемые одним методом и относящиеся к одному классу.

В рамках данной работы, проводится выделение на изображении особых точек различных классов, представленных в разделе 1. Далее они описываются одним дескриптором и анализируются результаты сопоставления.

Выделение особых точек. Ранее, в целях определения наиболее оптимальных методов выделения и описания особых точек были изучены алгоритмы работы доступных в библиотеке OpenCV 4.0.0 методов, а также проанализирована ско-

рость их обнаружения, их количество и устойчивость путем оптического сравнения двух обработанных изображений одного объекта с разных точек наблюдения. Результаты исследования были представлены в [8].

В качестве представителей различных классов были выбраны точки, полученные при использовании методов GFTT (от английского *good features to track* – хорошие особые точки для сопровождения), BRISK (от английского *binary robust invariant scalable keypoints* – бинарные устойчивые инвариантные масштабируемые особые точки) и описанный ранее MSER метод. GFTT – уголки, BRISK – блобы, MSER – регионы.

Метод GFTT использует подход, описанный для детектирования уголков на изображении, описанный в разделе 1. Аналогично и MSER. Метод BRISK детектирует ОТ, относящиеся к классу блобов по принципу анализа кольца пикселей вокруг центрального. Диаметр кольца определяется параметрами алгоритма, но в среднем равен 5 пикселям, и кольцо содержит 16 пикселей. В случае, когда непрерывная дуга из 9 пикселей ярче или темнее центра более чем на пороговое значение, пиксель считается центром ОТ. Также BRISK локализует особые точки в пирамиде масштабов, что наделяет их устойчивостью к изменению масштаба [9, 10].

Описание особых точек. Создание описания особой точки заключается в вычислении уникального описания окрестности точки, которое позволит найти эту точку на другом изображении исследуемой 3Д обстановки при изменениях ракурса, угла поворота или масштаба. Наиболее быстрыми к вычислению и последующему сравнению являются бинарные дескрипторы, состоящие из набора тестов, сравнивающих яркость пары пикселей в окрестности центра особой точки. Результат сравнения может принимать два значения: 0 или 1, в зависимости от яркостей сравниваемых точек. Таким образом, бинарный дескриптор – строка нулей и единиц конечной размерности (за правило взята размерность 512 бит). Сравнение двух дескрипторов сводится к вычислению операции XOR для двух строк-дескрипторов [8–10]. Современные процессоры способны выполнить эту операцию в один такт, что значительно ускоряет процесс сравнения бинарных дескрипторов.

Метод BRISK предполагает работу с бинарным дескриптором – что значительно ускоряет его работу, а специальная детерминированная структура шаблона для проведения тестов наделяет его высокими показателями устойчивости к изменениям угла поворота и масштаба наблюдаемой сцены. На рис. 4 представлен использующийся для построения бинарного дескриптора методом BRISK шаблон. Отмеченные синим точки пиксели, значения яркостей которых сравниваются для построения дескриптора. Красные окружности вокруг центральных пикселей – радиусы, определяющие размер фильтра Гаусса для усреднения яркости в окрестности пикселя.

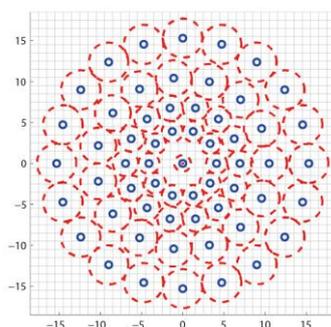


Рис. 4. Шаблон BRISK-дескриптора, использующийся для сравнения яркостей окрестных пикселей

Сопоставление особых точек. Вычисленные при помощи метода BRISK описания особых точек сопоставляются методом полного перебора. То есть, определяются пары соответствий, наиболее близкие по описанию.

Так, пользуясь методом полного перебора, сравниваются описания окрестностей всех точек. Результатом сравнения является количественная оценка разницы окрестностей для всех особых точек двух изображений [11, 12]. Полученное множество пар соответствий может быть фильтровано по относительному порогу:

$$f(dif) = 1 - \frac{dif}{desc_len'}$$

$$\begin{cases} match = true, & \text{когда } f(dif) \geq threshold \\ match = false, & \text{когда } f(dif) < threshold \end{cases}$$

где dif – величина разницы описаний, $desc_len$ – длина дескриптора, $threshold$ – порог истинности соответствий, а $match$ – проверяемое соответствие. Таким образом из всего множества соответствий при фильтрации выбираются пары, различающиеся не более чем пороговое значение своими описаниями [13, 14].

3. Проведение экспериментов. Три различных типа особых точек были детектированы на двух кадрах – кадр-эталон и этот же кадр, только повернутый на 15° против часовой стрелки. Найденные особые точки были объединены в один общий вектор для каждого кадра [14]. Результаты поиска приведены в табл. 1 и 2.

Таблица 1

Обнаружение в первом кадре

Тип детектора	Время выполнения, с	Количество найденных точек, шт
GFTT	0,041	500
MSER	0,456	461
BRISK	0,329	500

Таблица 2

Обнаружение во втором кадре

Тип детектора	Время выполнения, с	Количество найденных точек, шт
GFTT	0,032	500
MSER	0,426	508
BRISK	0,297	500

Далее, для обобщенных векторов вычислялись дескрипторы методом BRISK. На выходе алгоритма детектирования BRISK некоторые точки на краях изображений отбрасывались дескриптором, как невозможные к вычислению [15]. Для ОТ первого кадра было отброшено 120, для второго – 90. Время вычисления дескрипторов и их сопоставления указано в табл. 3.

Таблица 3

Время вычисления дескрипторов их сопоставления

Операция	Время выполнения, с
Вычисление дескрипторов 1-го кадра	0,0256
Вычисление дескрипторов 2-го кадра	0,0259
Сопоставление полученных векторов	0,0000119

Два полученных обобщенных вектора сопоставлялись методом полного перебора.

С целью исследования сопоставленные пары были разбиты на 4 класса:

- ◆ класс 1 – пары уголок-уголок;
- ◆ класс 2 – пара блоб-блоб;
- ◆ класс 3 – пара BRISK-BRISK;
- ◆ класс 4 – пара, в которой присутствуют два различных типа ОТ.

В результате сопоставления объединенных векторов особых точек получили следующие результаты:

- ◆ Количество пар класса 1 – 405.
- ◆ Количество пар класса 2 – 269.
- ◆ Количество пар класса 3 – 386.
- ◆ Количество пар класса 4 – 281.

Следовательно, уголки совмещаются с уголками с наибольшей вероятностью, а блобы напротив менее стабильны при многоклассовом сопоставлении. Результаты сопоставления можно оценить на рис. 5. Четыре класса пар соединены отрезками четырех различных цветов, а размеры ОТ показаны окружностями. Класс 1 – красный, 2 – зеленый 3 – синий и 4-й класс белыми отрезками.

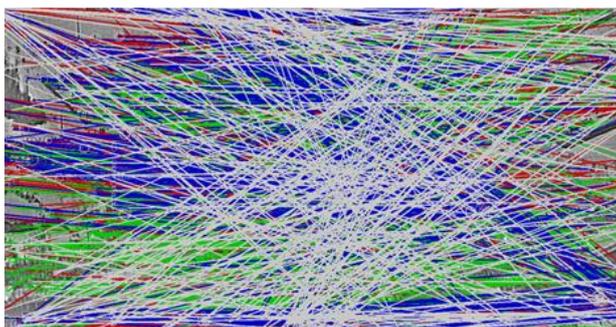


Рис. 5. Общие результаты сопоставления особых точек различных классов

Для приближения к реальным условиям работы, эксперимент был повторно проведен с проведением фильтрации сопоставлений с большим значением разницы описаний [16–18]. Фильтрация проводилась после вычисления дескрипторов.

При фильтрации удалялись все сопоставленные пары, дескрипторы которых отличаются более чем 50-ю результатами бинарных тестов дескриптора.

В итоге повторного эксперимента получили меньше сопоставлений, однако все они абсолютно точны. Были получены следующие результаты:

- ◆ Количество пар класса 1 – 110.
- ◆ Количество пар класса 2 – 30.
- ◆ Количество пар класса 3 – 68.
- ◆ Количество пар класса 4 – 0.

Результаты второго эксперимента схожи с первым: наибольшее количество пар точек одного типа дали уголки, вслед за ними BRISK-точки и последние – блобы. На рис. 6 отображен результат сопоставления второго эксперимента.

Прямыми отрезками соединены пары сопоставлений, окружностями — размеры особых точек. Цвет соответствует классу пары, как и в предыдущем эксперименте. Класс 1 – красный, 2 – зеленый 3 – синий. 4-й класс не имеет экземпляров в этом эксперименте – белых отрезков нет.

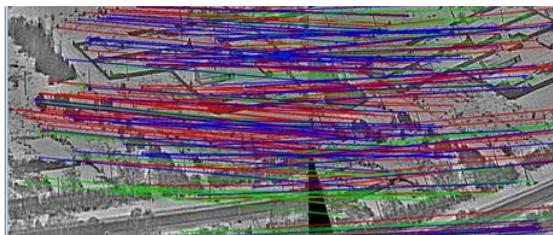


Рис. 6. Фильтрованные результаты сопоставления особых точек различных классов

В качестве выводов к результатам экспериментов необходимо отметить следующее:

- ◆ Объединенные вектора из нескольких типов особых точек могут быть описаны одним BRISK-дескриптором.

- ◆ При сопоставлении объединенных векторов повышается точность – за счет добавления новой информации.

- ◆ В случае сопоставления без фильтрации по значению метрики, велика вероятность ложного сопоставления, а так же сопоставления точек разных типов. При добавлении фильтрации качество сопоставления значительно повышается.

- ◆ Наибольшей устойчивостью при сопоставлении обобщенных векторов обладают точки типа уголок, наименьшей – блобы.

Заключение. Проведенные в работе эксперименты показали возможность использования различных типов особых точек при сопоставлении изображений. Причем использование различных типов особых точек повышает качество сопоставления и универсальность алгоритма в целом. В таблице 4 приведена статистика, полученная на изображениях с подавляющим количеством высоких частот в спектре (высоко детализированных) и напротив, с преобладанием низких частот в спектре. Изображения и данные для оценки истинности сопоставлений брались из наборов данных *homogr* (16 пар) и *EVD* (15 пар), центра машинного восприятия в Праге (ориг. англ. – Center for Machine Perception) [19, 20].

Таблица 4

Доля истинных сопоставлений ключевых точек различных классов на высоко и низко детализированных изображениях.

	Высоко детализированные изображения	Низко детализированные изображения
Класс 1	40%	25%
Класс 2	43%	56%
Класс 3	30%	35%
Класс 4	11%	8%

Так, изображения с подавляющей низкочастотной составляющей, несущие в себе больше особых точек типа блок или регион, или изображения с низким значением отношения сигнал-шум, будут сопоставляться с меньшей точностью при использовании только точек типа уголки. При использовании нескольких типов особых точек следует уделять внимание совместимости используемых типов и объединять типы с учетом их особенностей. Так, особые точки типа регион могут использоваться для получения информации о глобальном, резком изменении сцены в то время как точки типа уголок позволяют проводить точную субпиксельную локализацию самих особых точек и, следовательно, вести более точное сопоставление изображений.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Tassov K.L., Bekasov D.E.* Обработка перекрытий в задачах отслеживания объектов в видеопотоке // Инженерный журнал: наука и инновации. – 2013. – № 6 (18). – С. 1-18.
2. *Harris C., Stephens M.* A combined corner and edge detector // Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. – 1988. – С. 147-151.
3. *Lowe D.G.* Distinctive image features from scale-invariant keypoints // International Journal of Computer Vision 60. – 2004. – С. 91-110.
4. *Matas J., Chum O., Urban M., and Pajdla T.* Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions // Proceedings of the British Machine Vision Conference. – 2002. – С. 384-396.
5. *Kaehler A., Bradski G.* Learning OpenCV 3: Computer Vision in C++ with the OpenCV Library // O'Reilly Media. – 2017. – 1024 с.
6. *Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF // IEEE International Conference. – 2011. – С. 2564-2571.
7. *Riba E., Mishkin D., Ponsa D., Rublee E., Bradski G.* Kornia: An open source differentiable computer vision library for PyTorch // IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, WACV 2020. – 2020. – P. 3663-3672.
8. *Морев К.И.* Метод сопоставления особых точек изображений для задач трекинга, основанный на интуиционистской нечеткой логике // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2019. – № 1 (203). – С. 282-295.
9. *Leutenegger S., Chli M., Siegwart R.* BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints // Computer Vision (ICCV). – 2011. – P. 2548-2555.
10. *Calonder M., Lepetit V., Strecha C., Fua P.* BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features // 11th European Conference on Computer Vision (ECCV). – 2010. – P. 778-792.
11. *David L.*, Object recognition from local scale-invariant features // Proceedings of the International Conference on Computer Vision, – 1999. – P. 1150-1157.
12. *Salahat E., Qasaimeh M.*, Recent advances in feature extraction and description algorithms: Hardware designs and algorithmic derivatives // Computer Vision: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications. – 2018. – 33 p.
13. *Bay H., Tuytelaars T., Gool L.* SURF: Speeded up robust features // European Conference on Computer Vision. – 2006. – P. 404-417.
14. *Bian Lin, Matsushita Yeung, Nguyen Cheng.* GMS: Grid-based Motion Statistics for Fast, Ultra-Robust Feature Correspondence // CVPR. – 2017. – 10 p.
15. *Stauffer C., Grimson W.* Learning patterns of activity using real-time tracking // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2000. – P. 747-757.
16. *Raja Y., Gong S.* Scaling up multi-camera tracking for real-world deployment // Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering. – 2012. – No. 8546.
17. *Zheng W.-S., Gong S., Xiang T.* Person re-identification by probabilistic relative distance comparison // Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2011. – P. 649-656.
18. *Yang M., Wu Y., Hua G.* Context-aware visual tracking // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2006. – No. 31. – P. 1195-1209.
19. *Sundaresan A., Chellappa R.* Multi-camera tracking of articulated human motion using shape and motion cues // IEEE Transactions on Image Processing. – 2009. – P. 2114-2126.
20. *Вражнов Д.А., Шаповалов А.В., Николаев В.В.* О качестве работы алгоритмов слежения за объектами на видео // Компьютерные исследования и моделирование. – 2012. – № 2 (4). – С. 303-313.

REFERENCES

1. *Tassov K.L., Bekasov D.E.* Obrabotka perekrytiy v zadachakh otslezhvaniya ob"ektov v videopotoke [Overlapping solving in tracking tasks]. *Inzhenernyy zhurnal: nauka i innovatsii* [Engineer magazine: science and innovations], 2013, No. 6 (18), pp. 1-18.
2. *Harris C., Stephens M.* A combined corner and edge detector, *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*, 1988, pp. 147-151.
3. *Lowe D.G.* Distinctive image features from scale-invariant keypoints, *International Journal of Computer Vision* 60, 2004, pp. 91-110.

4. Matas J., Chum O., Urban M., and Pajdla T. Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions, *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, 2002, pp. 384-396.
5. Kaehler A., Bradski G. Learning OpenCV 3: Computer Vision in C++ with the OpenCV Library, *O'Reilly Media*, 2017, 1024 p.
6. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF, *IEEE International Conference*, 2011, pp. 2564-2571.
7. Riba E., Mishkin D., Ponsa D., Rublee E., Bradski G. Kornia: An open source differentiable computer vision library for PyTorch, *IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, WACV 2020*, 2020, pp. 3663-3672.
8. Morev K.I. Metod sopostavleniya osobykh tochek izobrazheniy dlya zadach trekinga, osnovanny na intuitsionistskoy nechetkoy logike [The method of feature matching for tracking tasks based on intuitionistic fuzzy sets], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences]*, 2019, No. 1 (203), pp. 282-295.
9. Leutenegger S., Chli M., Siegwart R. BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints, *Computer Vision (ICCV)*, 2011, pp. 2548-2555.
10. Calonder M., Lepetit V., Strecha C., Fua P. BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features, *11th European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2010, pp. 778-792.
11. David L., Object recognition from local scale-invariant features, *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*, 1999, pp. 1150-1157.
12. Salahat E., Qasaimeh M., Recent advances in feature extraction and description algorithms: Hardware designs and algorithmic derivatives, *Computer Vision: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications*, 2018, 33 p.
13. Bay H., Tuytelaars T., Gool L. SURF: Speeded up robust features, *European Conference on Computer Vision*, 2006, pp. 404-417.
14. Bian Lin, Matsushita Yeung, Nguyen Cheng. GMS: Grid-based Motion Statistics for Fast, Ultra-Robust Feature Correspondence, *CVPR*, 2017, 10 p.
15. Stauffer C., Grimson W. Learning patterns of activity using real-time tracking, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, pp. 747-757.
16. Raja Y., Gong S. Scaling up multi-camera tracking for real-world deployment, *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 2012, No. 8546.
17. Zheng W.-S., Gong S., Xiang T. Person re-identification by probabilistic relative distance comparison, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011, pp. 649-656.
18. Yang M., Wu Y., Hua G. Context-aware visual tracking, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2006, No. 31, pp. 1195-1209.
19. Sundaresan A., Chellappa R. Multi-camera tracking of articulated human motion using shape and motion cues, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, pp. 2114-2126.
20. Vrazhnov D.A., Shapovalov A.V., Nikolaev V.V. O kachestve raboty algoritmov slezheniya za ob'ektami na video [About quality of tracking algorithms in video], *Komp'yuternye issledovaniya i modelirovanie [Computer investigation and modeling]*, 2012, No. 2 (4), pp. 303-313.

Статью рекомендовал к опубликованию профессор С.Л. Беляков.

Морев Кирилл Иванович – Южный федеральный университет; e-mail: morev-ki@ya.ru; 347922, г. Таганрог, ул. Энгельса, 1; кафедра информационно-аналитических систем безопасности; аспирант.

Боженюк Александр Витальевич – кафедра информационно-аналитических систем безопасности; д.т.н.; профессор.

Morev Kirill Ivanovich – Southern Federal University; e-mail:morev-ki@ya.ru; 1, Engels street, Taganrog, 347922, Russia; the department of information security systems; graduate student.

Bozhenyuk Alexander Vitalievich – the department of information security systems; dr. of eng. sc.; professor.