

Сравнение бинарных дескрипторов особых точек изображений в условиях искажений

Е.А. Краснобаев¹, Д.В. Чистобаев², А.Л. Малышев¹

¹ Витебский государственный университет имени П.М. Машиерова, Витебск, Беларусь,

² ОАО «Конструкторское бюро «Дисплей», Витебск, Беларусь

Аннотация

Статья посвящена обзору и анализу бинарных дескрипторов особых точек объектов на цифровых изображениях в условиях искажений. Приводится обзор методов BRIEF, ORB, BRISK, FREAK, AKAZE, LATCH. Выполнена оценка свойств дескрипторов на типовых наборах изображений. В работе затрагиваются проблемы использования данных методов для обработки изображений в режиме реального времени.

Ключевые слова: обработка цифровых изображений, распознавание образов, анализ изображений, обнаружение особых точек, построение дескрипторов, сравнение дескрипторов.

Цитирование: Краснобаев, Е.А. Сравнение бинарных дескрипторов особых точек изображений в условиях искажений / Е.А. Краснобаев, Д.В. Чистобаев, А.Л. Малышев // Компьютерная оптика. – 2019. – Т. 43, № 3. – С. 434-445. – DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-3-434-445.

Введение

Выделение признаков объектов в цифровых изображениях является одной из основных задач компьютерного зрения и теории распознавания образов. Одним из видов первичных геометрических признаков объектов в цифровом изображении являются особые точки (*feature points*). В качестве таких особых точек выступают хорошо различимые локальные области изображения: края, углы, используемые в дальнейших этапах распознавания образов. Сопоставляя особые точки между собой, в ряде изображений можно решать задачи трекинга объектов, стабилизации видео, генерации панорам, трёхмерной реконструкции объектов, в системах дополненной реальности и прочее.

Особыми называются такие точки изображения, локальные окрестности которых обладают некоторыми отличительными особенностями в сравнении с окрестностями остальных точек изображения. Эти области являются отправной точкой для многих алгоритмов компьютерного зрения и подразделяются на края, углы, «блобы», рёбра. Изучение особых точек цифровых изображений восходит к концу 80-х годов XX века, когда были найдены способы их обнаружения: детекторы углов (С. Harris, М. Stephens [1], 1988; J. Shi, С. Tomasi [2], 1994; S.M. Smith и J.M. Brady (SUSAN) [3], 1997), детекторы блобов (Т. Lindeberg [4], 1998 – LoG, DoG, DoH), детектор ребра (R. Haralick [5], 1983).

Работа с особыми точками изображений основывается на следующей схеме:

1. Обнаружение особой точки (*feature detection*).
2. Описание особой точки через дескриптор (*feature description*).
3. Сопоставление особых точек пары изображений путём сравнения их дескрипторов (*feature matching*).

Задачи сопоставления особых точек в ряде изображений в основном замыкаются на проблему определения их уникальных характеристик (дескрипторов или идентификаторов). Для обеспечения надежного соот-

ветствия важно, чтобы особые точки, выделенные в изображении, обнаруживались даже при изменении масштаба и вращения изображения, при наличии шума и изменении освещения. То есть дескрипторы должны быть инвариантны к такого рода искажениям.

В Российской Федерации исследования в данном направлении проводятся в лаборатории математических методов обработки изображений Института систем обработки изображений РАН, г. Самара (В.В. Мясников [6, 7]), лаборатории компьютерной графики и мультимедиа ФВМК МГУ имени М.В. Ломоносова, г. Москва (А.С. Конушин). В Республике Беларусь исследования проводятся в ОИПИ НАН РБ в лаборатории обработки и распознавания изображений (В.В. Старовойтов) [8]. Также исследования проводятся в крупных научных центрах стран дальнего зарубежья – Швеция (Королевский технологический университет, г. Стокгольм, Т. Lindeberg), Англия (Оксфордский университет, г. Оксфорд, Mark S. Nixon), Япония (Осацкий университет, г. Осака, Н. Liu, Н. Motoda) и др.

Существуют известные дескрипторные методы сопоставления особых точек, инвариантные к различным преобразованиям, такие как SIFT: Scale-invariant feature transform (David Lowe, 1999) [9], SURF: Speeded up robust features (Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool, 2008) [10], HOG: Histogram of oriented gradients (William T. Freeman, Michal Roth, 1994) [11], запатентованные в США.

При поиске особых точек зачастую используются низкоуровневые алгоритмы попиксельной обработки изображений. При этом алгоритмы достаточно сложны: изображения предварительно сглаживаются, вычисляются масштабные и аффинные преобразования, используются аппроксимации дифференциальных операторов. В итоге методы и алгоритмы SURF, SIFT, HOG требуют больших вычислительных ресурсов и, как следствие, имеют ограничения по времени выполнения, или обрабатываются только части нужного изображения. Поэтому перспективным направлением

является получение быстрых алгоритмов обнаружения и сопоставления особенных точек изображений. Известны быстрые алгоритмы, являющиеся предметом анализа в данной статье: BRIEF, ORB, BRISK, FREAK, AKAZE, LATCH, использующие бинарные дескрипторы. Разработкой быстрых алгоритмов расчёта признаков изображений занимаются известные авторы [12, 13]: М. Calonder, G. Lowe, E. Rosten и др. Сравнительные исследования дескрипторов проводились авторами и ранее, например, в работах [14–18]. В отличие от приведённых сравнений, в нашей работе рассматривается большее количество дескрипторов, активно используемых сейчас при разработке программного обеспечения.

Основной современной тенденцией является переход от расчёта аффинно-инвариантных дескрипторов локальных особенностей и их сравнения между собой к методам быстрой классификации и распознавания особых точек с обучением. Эффективность данного подхода подтверждена многими работами, приведёнными далее.

1. Бинарные дескрипторы

В методах SIFT и SURF для расчёта дескрипторов строятся гистограммы градиентов областей вокруг особой точки. Даже несмотря на то, что метод SURF использует интегральные изображения, эти вычисления достаточно длительны.

Идея бинарных дескрипторов состоит в том, чтобы описать область вокруг особой точки двоичной строкой, полученной путём попарного сравнения яркости пикселей в заданной области. Результат сравнения будет равен «1», если яркость больше, и «0», если яркость больше либо равна. По сути, бинарный дескриптор – это способ описать, в каком направлении убывает яркость в области особой точки.

Сравнение дескрипторов между собой будет заключаться в сравнении бит в строках. В частности, для сравнения дескрипторов в ранних методах применялись такие меры, как сумма разностей по модулю $d_{SAD} = \sum |f_a - f_b|$ или сумма квадратов разностей $d_{SSD} = \sum (f_a - f_b)^2$. В случае бинарных дескрипторов возможно использование меры Хэмминга $d_{HAM} = \sum \text{XOR}(f_a, f_b)$, которая вычисляется быстро – одной командой.

К быстрым дескрипторам особых точек относят следующие: BRIEF (*Binary Robust Independent Elementary Features*) – М. Calonder, V. Lepetit, C. Strecha, P. Fua [19], ORB (*Oriented FAST and Rotated BRIEF*) – E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, G. Bradski [20],

BRISK (*Binary Robust Invariant Scalable Keypoints*) – S. Leutenegger, M. Chli, R.Y. Siegwart [21], FREAK (*Fast Retina Keypoint*) – A. Alahi, R. Ortiz, P. Vanderghenst [22], A-KAZE (*Accelerated-KAZE*) – P. Alcantarilla, A. Bartoli, A. Davison [23, 24], LATCH (*Learned Arrangements of Three Patch Codes*) – G. Levi, T. Hassner [25].

1.1. Дескриптор BRIEF

Метод BRIEF (*Binary Robust Independent Elementary Features*) [19] определяет преобразование (1), которое заключается в попарном сравнении пикселей (заранее сглаженной, например, фильтром Гаусса) области l размера $s \times s$:

$$\tau(p, x, y) = \begin{cases} 1, & p(x) < p(y), \\ 0, & p(x) \geq p(y), \end{cases} \quad (1)$$

где $p(x)$ – интенсивность пикселя в точке с координатами $x = (u, v)$ в области l . Набор таких пар пикселей (x, y) размера n_d называется множеством «бинарных тестов». Таким образом, дескриптор особой точки определяется как n_d -мерная битовая строка, определяемая по формуле:

$$f_{n_d}(p) = \sum_{1 \leq i \leq n_d} 2^{i-1} \tau(p, x_i, y_i). \quad (2)$$

Величина n_d выбирается равной 128, 256, 512. Важным является выбор пикселей в области для бинарного теста, в [19] авторы рассматривают пять методов определения векторов x и y :

- 1) x и y выбираются случайным образом равномерно распределёнными;
- 2) x и y выбираются случайно, согласно распределению Гаусса;
- 3) x и y выбираются случайно в два этапа. Сначала согласно распределению Гаусса выбирается x относительно центра координат, затем y – относительно x ;
- 4) x и y выбираются случайно на дискретной радиальной сетке;
- 5) для каждой пары x выбирается в центре координат, а y – на дискретной радиальной сетке.

По результатам сравнения в [19] точность распознавания в пяти перечисленных случаях примерно одинаковая. Для сравнения дескрипторов используется уже известная мера Хэмминга.

Основными проблемами метода BRIEF является неоптимальный выбор точек для расчёта дескриптора и невозможность учитывать ориентацию точки при распознавании.

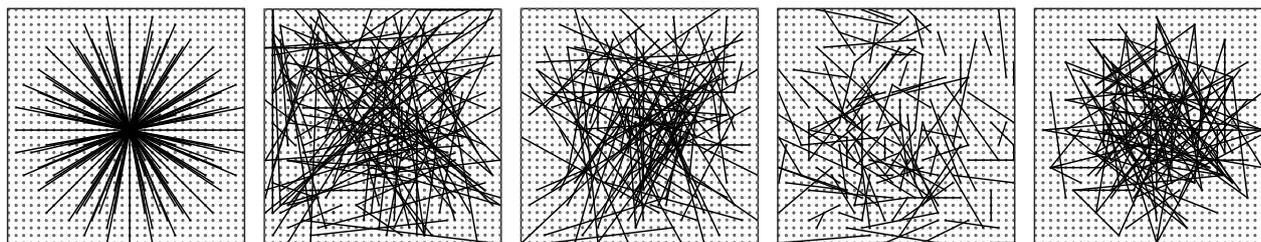


Рис. 1. Выбор точек для построения дескриптора

1.2. Дескриптор ORB

Метод ORB (*Oriented FAST and Rotated BRIEF*) [20] призван устранить указанные выше недостатки BRIEF.

В методе ORB для расчёта ориентации угла используются координаты центра тяжести C , вычисляемые через моменты изображения m_{pq} :

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x,y) \quad C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right),$$

тогда ориентация угла будет задаваться вектором, начало которого будет в центральной точке, а конец – в центре тяжести, а угол будет равен:

$$\theta = \arctg \left(\frac{m_{01}}{m_{10}} \right).$$

Эти идеи воплощаются в методе «steered» BRIEF. Для множества бинарных тестов размера n , с координатами (x_i, y_i) строится матрица S размерности $2 \times n$:

$$S = \begin{pmatrix} x_1 & \dots & x_n \\ y_1 & \dots & y_n \end{pmatrix}.$$

Используя рассчитанный угол θ , строится матрица вращения R_θ , и тогда можно получить матрицу S_θ с учётом поворота равную $S_\theta = R_\theta S$. Далее выполняется дискретизация угла с приращением $2\pi/30$, т.е. по 12° , и выполняется поиск и согласование дескриптора с S_θ .

Теперь дескриптор, в отличие от (2), будет иметь вид:

$$g_n(p, \theta) = f_{n_d}(p) \Big|_{(x,y) \in S_\theta}.$$

В [20] рассматривается проблема определения «качества» дескрипторов с точки зрения их последующего сопоставления. Ясно, что дескриптор некоторой однотонной области будет являться плохо различимым и коррелировать со многими другими. Поэтому предлагается оценивать качество дескрипторов через параметры среднего арифметического и дисперсии.

Метод BRIEF имеет важное свойство – каждый дескриптор имеет большую дисперсию и среднее значение около 0,5. Но как только дескриптор становится ориентированным по направлению ключевой точки, он теряет это свойство. Также важно, что бинарные тесты были некоррелированными, т.е. лучше распознавались. Чтобы разрешить эти проблемы, метод ORB использует поиск среди всех возможных бинарных тестов, чтобы найти те, которые имеют как высокую дисперсию, так и средние значения, близкие к 0,5, а также некоррелированные между собой. Результат называется *rBRIEF*. Для сопоставления дескриптора используется LSH (*Locality-sensitive hashing*) – метод понижения размерности многомерных данных.

1.3. Дескриптор BRISK

Для того, чтобы добиться инвариантности к вращению, в дескрипторе BRISK (*Binary Robust Invariant*

Scalable Keypoints) точки выбираются в соответствии с шаблоном на рис. 2.

Для вычисления ориентации ключевой точки вычисляется локальный градиент между парой точек (p_i, p_j) среди $N(N-1)/2$ точек области p .

$$g(p_i, p_j) = (p_i - p_j) \frac{I(p_j, \sigma_j) - I(p_i, \sigma_i)}{\|p_i - p_j\|^2},$$

где $I(p_i, \sigma_i)$ – сглаженные (по Гауссу) интенсивности точек со стандартным отклонением σ_i . На всем множестве пар точек A определяются «короткие пары» – S и «длинные пары» – L . У длинных – $\|p_i - p_j\| < \delta_{\max}$, а у коротких – $\|p_i - p_j\| > \delta_{\min}$, где δ_{\max} , δ_{\min} – пороговые значения.

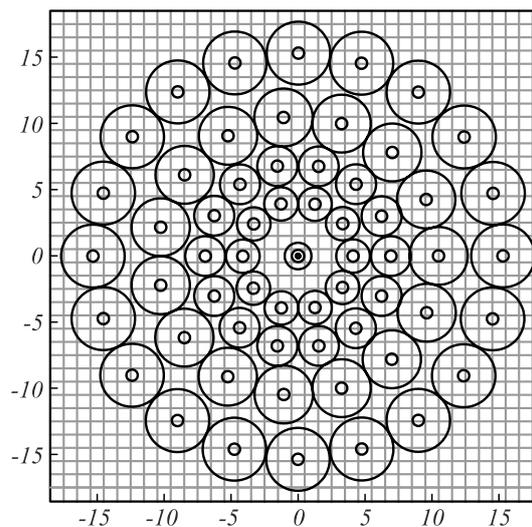


Рис. 2. Выбор точек в дескрипторе BRISK

Длинные пары L используются для расчёта направления особой точки. Для вычисления ориентации определяется сумма всех «длинных градиентов»:

$$g = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \end{pmatrix} = \frac{1}{L} \sum_{(p_i, p_j) \in L} g(p_i, p_j)$$

и вычисляется $\alpha = \arctg(g_y/g_x)$. Сам бинарный дескриптор вычисляется, как и в BRIEF, но только для «коротких» пар. Сопоставление дескрипторов происходит аналогично предыдущим методам.

1.4. Дескриптор FREAK

В дескрипторе FREAK (*Fast Retina Keypoint*) для расчёта дескриптора также используется круговая сетка, как и в BRISK. Отличие заключается в том, что плотность точек экспоненциально увеличивается к центру области, и они перекрываются между собой, см. рис. 3. Как в BRIEF и ORB, области особой точки предварительно сглаживаются.

Расчёт бинарного дескриптора происходит аналогично BRIEF. Предполагается, что не все пары будут полезны для эффективного описания дескриптора. Поэтому используется алгоритм выбора лучших пар, подобный ORB, путём максимизации дисперсии пар и минимизации корреляции.

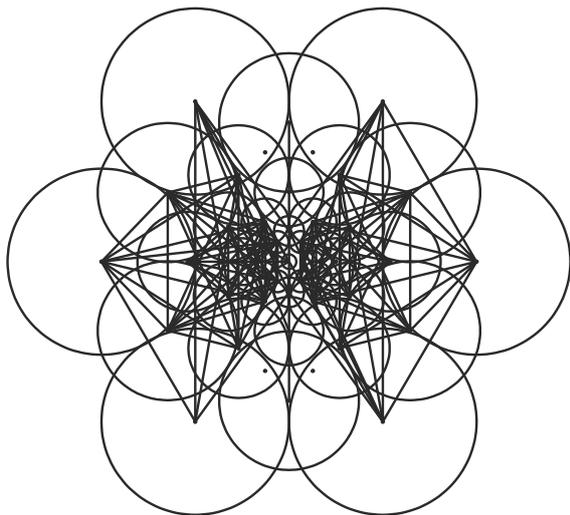


Рис. 3. Выбор точек в дескрипторе FREAK

Интересно, что в полученных парах есть зависимость, соответствующая нашему пониманию модели сетчатки глаза человека. Человек для первоначальной оценки местоположения объекта использует периферические рецепторы, а затем, для уточнения, рецепторы из области фовеа. Аналогично, первые полученные пары найдены на внешнем радиусе области, а последние – во внутреннем [22].

В методе FREAK для сравнения дескрипторов используется каскадный поиск по каждому 16 байтам дескриптора. Причём более 90% кандидатов отбрасываются при сравнении по первым 16 байтам, что существенно ускоряет поиск. Для оценки поворота особой точки суммируются локальные градиенты по выбранным парам, как и в BRISK.

1.5. Дескриптор AKAZE

В этом методе [23, 24] описывается обнаружение и описание особых точек в нелинейных масштабных пространствах. Идея, лежащая в основе такого подхода, заключается в создании серии промежуточных изображений в разных масштабах (многомасштабное пространство) с помощью применения различного рода фильтрации исходного изображения.

Для построения нелинейного многомасштабного пространства на основе уравнений нелинейной диффузии было предложено использование схемы быстрой явной диффузии (*Fast Explicit Diffusion*, FED).

Детектирование особых точек производится расчётом определителя матрицы Гессе для каждого отфильтрованного компонента нелинейных масштабных представлений L_i исходного изображения.

$$L_H = \sigma^2 (L_{xx}L_{yy} - L_{xy}^2),$$

где (L_{xx}, L_{yy}) – вторая производная по горизонтали и вертикали.

Для получения инвариантных дескрипторов вращения необходимо оценить доминирующую ориентацию в локальной окрестности особой точки. Как и в SURF, находится доминирующая ориентация в круговой области радиуса $6\sigma_i$ с шагом дискретизации σ_i .

Для расчёта дескриптора используется модифицированная для нелинейного многомасштабного пространства версия дескриптора M-SURF. Для обнаруженной особой точки в масштабе σ_i вычисляются первая производная L_x и L_y в прямоугольной области $24\sigma_i \times 24\sigma_i$. На основе полученного генерального направления окрестности особой точки каждая область из рассматриваемой прямоугольной области поворачивается согласно полученному генеральному направлению. Дополнительно вычисляются производные в соответствии с этим направлением. В завершение полученный дескриптор нормализуется в 64-битный вектор относительных единиц для достижения инвариантности к контрасту изображения [25].

1.6. Дескриптор LATCH

Дескриптор LATCH разработан Г. Леви и Т. Хасснер [26]. Отличие метода LATCH от остальных состоит в том, что он использует триплеты точек, а не пары для расчёта дескриптора. В области особой точки вводится понятие мини-патча – это подмножество пикселей для расчёта бинарного дескриптора.

Чтобы создать дескриптор для 512 бит, в методе LATCH используется 512 триплетов, где каждый триплет определяет расположение трёх мини-патчей размера $K \times K$, обычно 7×7 . В каждом триплете один из мини-патчей обозначается как «якорь» $P_{t,a}$, а два других мини-патча обозначаются как «компаньоны» $P_{t,1}$ и $P_{t,2}$.

Для каждого из 512 триплетов s_t авторы проверяют, является ли компаньон $P_{t,1}$ более похожим на якорь $P_{t,a}$, чем второй компаньон $P_{t,2}$. Для измерения сходства между патчами используется сумма квадратов разностей.

$$g(W, s_t) = \begin{cases} 1, & \|P_{t,a} - P_{t,1}\|_F^2 > \|P_{t,a} - P_{t,2}\|_F^2, \\ 0, & \text{в остальных случаях.} \end{cases}$$

Сопоставление дескрипторов выполняется через расчёт расстояния Хэмминга, как и в других методах.

Для выбора оптимального набора триплетов используется обучение по набору данных, из [27] (М. Браун). Набор данных содержит патчи, соответствующие одной и той же 3D-точке реального мира. Алгоритм был протестирован по тесту Миколайчика (Mikolajczyk).

2. Выбор критериев и сравнение дескрипторов

Тест Миколайчика был представлен в [28, 29] и с тех пор стал популярным, он используется для оценки детекторов и дескрипторов особых точек изображения. Тест содержит изображения со следующими видами искажений: изменение точки обзора (Graf, Wall), изменение масштаба и поворот (Bark, Boat), JPEG-сжатие (Ubc), изменение освещения (Leuven), размытие (Bikes), (Trees) (см. рис. 4). Во всех изображениях есть малые смещения.

В тесте по изменению точки обзора положение камеры варьируется от фронтального положения до

поворота на 60° . Поворот вокруг своей оси выполняется во всем диапазоне углов. Изменение масштаба и размытие достигаются изменением увеличения камеры и фокусировкой камеры соответственно. Масштаб изменяется примерно с коэффициентом 4. Изменение освещения выполняется путём изменения апертуры камеры. Последовательность JPEG генерируется с использованием параметров качества изображения от 40% до 2%. Каждая из тестовых последовательностей содержит 6 изображений с постепенным геометрическим или фотометрическим преобразованием. Все изображения имеют среднее разрешение около 800×640 пикселей.

Остановимся на выборе критерия сравнения. Основными свойствами особых точек являются: повторяемость, точность, информативность, локальность, количество, эффективность [30, 31].

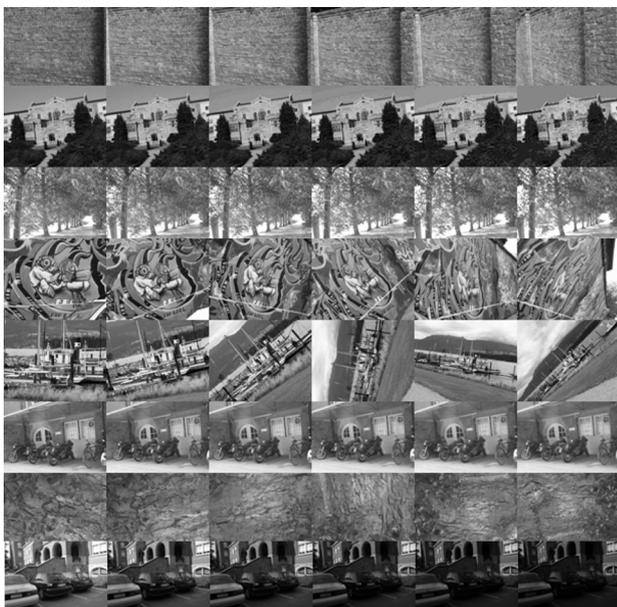


Рис. 4. Тестовые изображения (сверху вниз: wall, ubc, trees, graf, boat, bikes, bark, leuven)

Для оценки качества дескрипторов используются следующие характеристики из [29]:

- «корректные совпадения» (*correct matches*), CM – совпадения двух дескрипторов особых точек, отражающих одну точку реальной сцены;
- «некорректные совпадения» (*false matches*), FM – совпадения двух дескрипторов особых точек, отражающих различные точки реальной сцены;
- «общее количество совпадений» (*total number of matches*), TNM – все совпадения между дескрипторами, равно сумме корректных и некорректных совпадений;
- «соответствия» (*correspondences*), C – все действительные соответствия между особыми точками двух изображений, дескрипторы которых сравниваются.

Введём производные характеристики для последующей оценки:

- точность отклика (*precision*),

$$P = \frac{CM}{TNM}, \quad 1 - P = \frac{FM}{TNM};$$

– полнота отклика (*recall*),

$$R = \frac{CM}{C}.$$

Для оценки быстродействия (*эффективности*) предлагается использовать удельное время расчёта одного дескриптора T , полученное усреднением по всем точкам.

Нами выполнено измерение характеристик перечисленных дескрипторов. Схема эксперимента следующая: для ряда изображений (из теста Миколайчика [28, 29]) выполняется обнаружение особых точек на двух изображениях с помощью детектора AKAZE, расчёт дескрипторов различными способами и их сопоставление методом полного перебора («Brute Force»), а также расчёт проективного преобразования между изображениями с помощью функции *findHomography*, для оценки количества действительных соответствий между точками. Для тестирования использовалась библиотека OpenCV 3.4.1 со стандартными параметрами функций. С практическими примерами и возможностями использования дескрипторов можно ознакомиться также в [32].

Эксперимент проводился на компьютере со следующими техническими характеристиками: процессор Intel Core i3-370M 2,4 ГГц, ОЗУ – 3 Гб, 64-разрядная операционная система, среда разработки Microsoft Visual C++ 2017.

Результаты оценки быстродействия дескрипторов приведены на рис. 5.

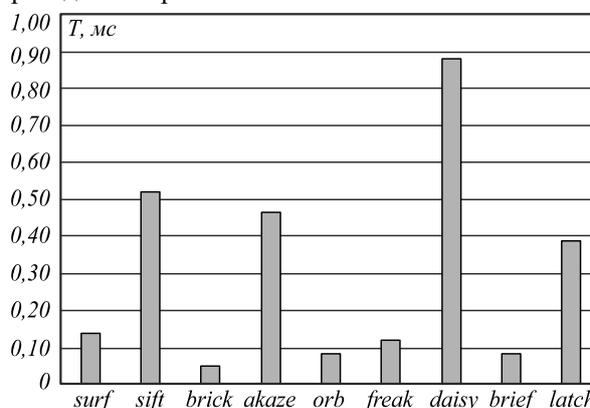


Рис. 5. Удельное время расчёта одного дескриптора

Оценка быстродействия выполнялась усреднённой по 48 изображениям. Из диаграммы видно, что для расчёта бинарных дескрипторов требуется меньшее время. Длительное время расчёта дескрипторов SURF, SIFT, AKAZE, DAISY объясняется более сложными расчётами. В данных методах вычисляется ориентация особой точки с использованием производных, что является вычислительно затратным, а также длительные способы сравнения дескрипторов.

В представленном наборе изображений насчитывается 6 изображений 8 сцен, снятых с различными искажениями. Первое изображение считается эталон-

ным. На графиках на рис. 6 приведены результаты измерений. Дескрипторы первого изображения последовательно сравниваются с дескрипторами изобра-

ражений со второго по шестое (это отражает ось абсцисс). Пример сопоставления дескрипторов можно увидеть на рис. 8.

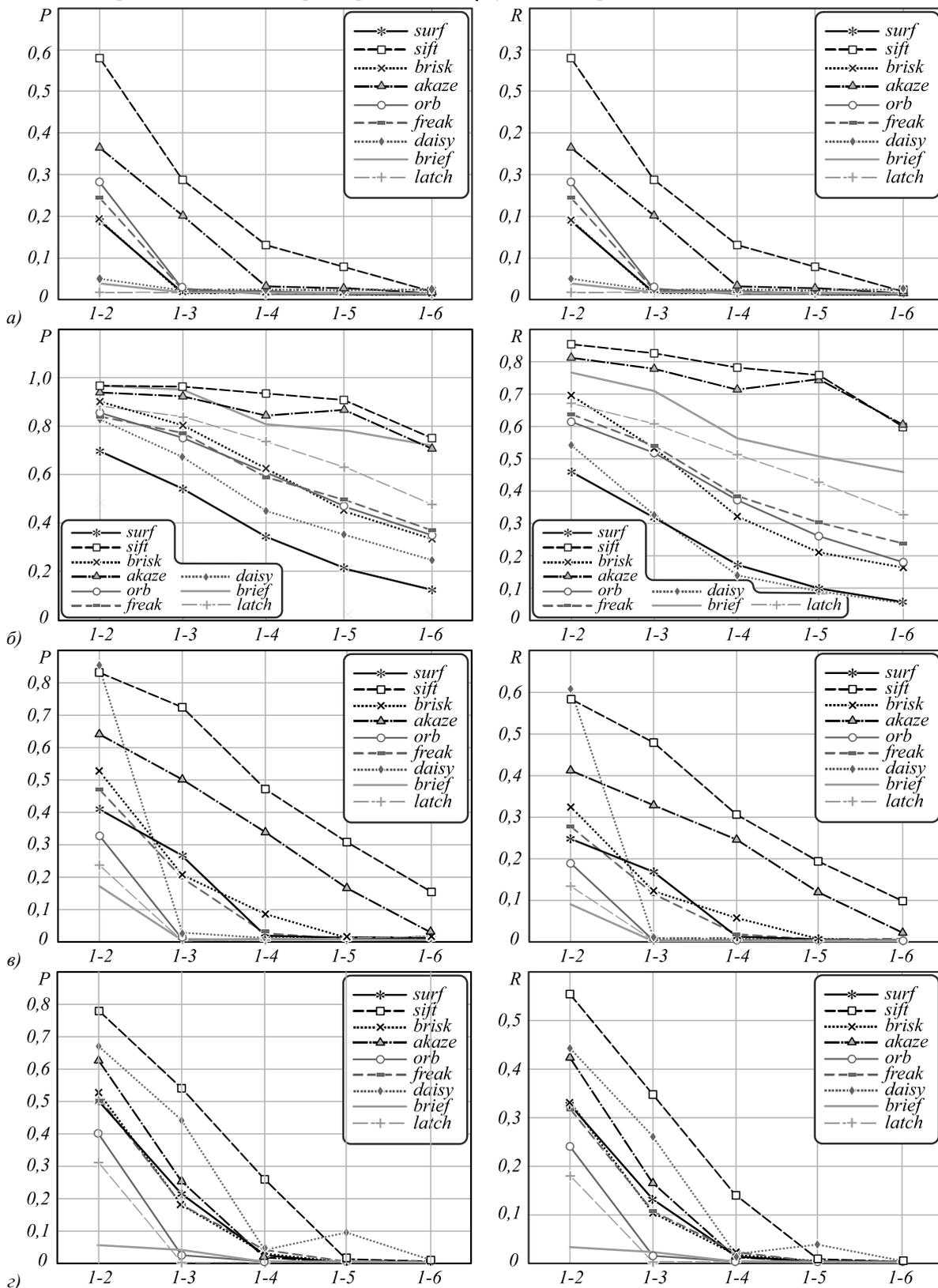
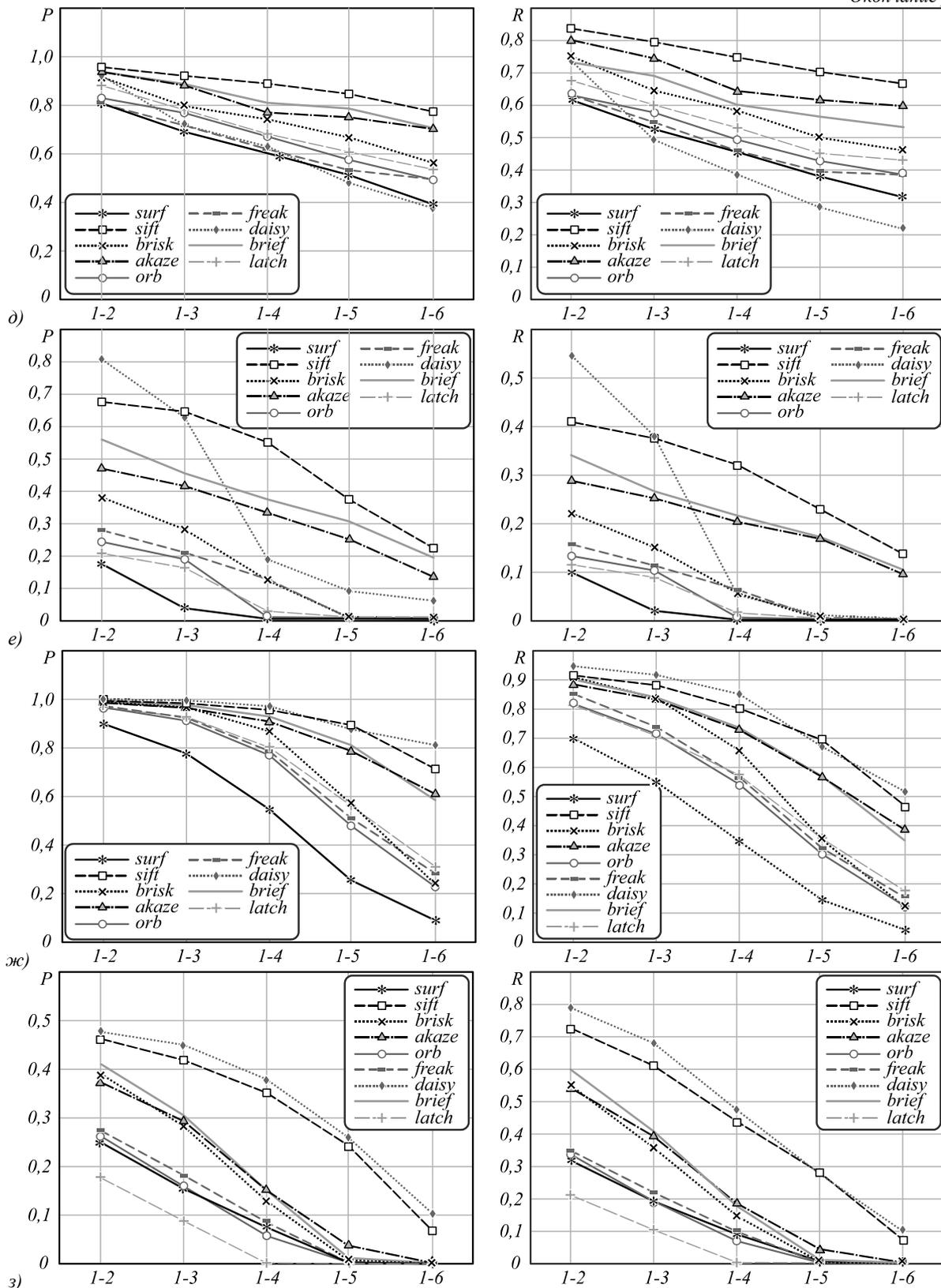


Рис. 6. Параметры P и R, вычисленные для пар изображений из разных наборов различными методами: Набор Bark (а), Набор Vikes (б), Набор Boat (в), Набор Graf (г), Набор Leuven (д), Набор Trees (е), Набор Ubc (ж), Набор Wall (з)

Окончание рис. 6



Общей тенденцией для всех сцен и дескрипторов является уменьшение значения точности отклика и полноты отклика при увеличении искажений. Также заметно подобие графиков P и R . Это объясняется зависимостью между параметрами C и TNM – обычно

сопоставляется около 40–60% от общего числа обнаруженных особых точек.

Анализируя графики, можно заметить, что при вращении и изменении масштаба (рис. 6а, в) наибольшую инвариантность проявил бинарный де-

скриптор AKAZE, в меньшей степени FREAK, BRISK. При повороте свыше 30° точность и полнота отклика всех бинарных дескрипторов (кроме AKAZE) стала минимальной и достигла нуля.

Изменение точки обзора (рис. 6з, з) в меньшей степени повлияло на точность методов AKAZE, BRISK, BRIEF, при этом, так как в случае 6з имел место ещё и небольшой поворот изображения вокруг своей оси, дескриптор BRIEF оказался к нему не устойчив.

К искажениям типа размытия (рис. 6б, е) наиболее инвариантными являются методы AKAZE, BRIEF, BRISK. В случае 6б – даже при сильном размытии параметры равнялись $P=0,15 \div 0,7$, $R=0,05 \div 0,6$.

Искажения, вносимые в процессе JPEG-сжатия (рис. 6ж), несущественно повлияли на дескрипторы AKAZE, BRIEF – для них минимальная точность отклика $P=0,6$, а полнота отклика $R=0,4$.

Для типа искажения «изменение освещения» (рис. 6д) все методы проявили наиболее высокую стойкость, наилучшие результаты показали методы AKAZE, BRIEF – для них минимальная точность отклика $P=0,7$, а полнота отклика $R=0,5$.

Можно заметить, что лучшие показатели точности и полноты отклика проявили для всех типов искажений именно небинарные дескрипторы – SIFT и DAISY. Это объясняется более сложными алгоритмами расчёта: дескрипторы вычисляются на основе градиентов в области особой точки, строятся в различных масштабах. Эти вычисления более длительны, что подтверждается рис. 5, но дескрипторы оказываются более точным.

3. Оценка дескрипторов на конкретной задаче

Предлагаем рассмотреть вполне конкретную задачу машинного зрения, например, задачу отыскания

корректного отображения одного изображения в другое с использованием исследуемых дескрипторов при заданном классе преобразований (масштаб-поворот, освещение, JPEG-сжатие, изменение угла обзора).

Для данной задачи сформирована база изображений, состоящая из 4 наборов. В каждый набор входит эталонное изображение, искажённое изображение (которое требуется найти), а также изображения - «дубликаты» (похожие изображения, но не идентичные), выбранные с помощью известной поисковой системы. Каждый набор насчитывает 10 изображений (рис. 7).

В качестве критерия соответствия изображений выберем максимизацию параметра P (точность отклика). Алгоритм расчёта аналогичен алгоритму в параграфе 2. Рассчитаем параметр P для каждой пары изображений в наборе. Результаты приведены в табл. 1–4. В каждом наборе изображение 1 соответствует только изображению 2. Видно, что в подавляющем большинстве случаев параметр P для изображений 1–2 является максимальным. Там, где это не так, происходит ошибка распознавания – эти столбцы выделены цветом. Ошибки распознавания обусловлены также тем, что дубликаты подобраны достаточно близко к оригиналу.

Больше всего ошибок распознавания произошло при поиске изображений с преобразованием масштаб-поворот: ORB, DAISY, BRIEF, LATCH и изменение угла обзора: SURF, FREAK. Тем не менее, при изменении угла обзора максимальное значение параметра P показал дескриптор DAISY. С учётом абсолютного времени выполнения программы наилучший результат для решения задачи в целом показал дескриптор AKAZE, SIFT. Это отчасти подтверждает полученный результат в пункте 2.



Рис. 7. Тестовые изображения

Табл. 1. Параметр P для набора изображений с преобразованием «масштаб-поворот»

	SURF	SIFT	BRISK	AKAZE	ORB	FREAK	DAISY	BRIEF	LATCH
1-2	0,244	0,719	0,158	0,498	0,015	0,194	0,026	0,005	0,004
1-3	0,006	0,009	0,006	0,006	0,006	0,006	0,012	0,007	0,006
1-4	0,004	0,005	0,005	0,004	0,005	0,004	0,009	0,004	0,005
1-5	0,005	0,006	0,005	0,005	0,004	0,004	0,009	0,005	0,004
1-6	0,003	0,004	0,003	0,003	0,003	0,003	0,006	0,003	0,003
1-7	0,025	0,026	0,021	0,021	0,022	0,024	0,036	0,028	0,023
1-8	0,02	0,024	0,022	0,02	0,022	0,022	0,034	0,021	0,02
1-9	0,023	0,021	0,015	0,016	0,017	0,017	0,027	0,017	0,014
1-10	0,005	0,005	0,005	0,004	0,004	0,005	0,008	0,004	0,005
Время,с	39,62	71,25	68,41	46,19	27,8	37,98	83,87	29,99	48,75

Табл. 2. Параметр P для набора изображений с преобразованием «изменение угла обзора»

	SURF	SIFT	BRISK	AKAZE	ORB	FREAK	DAISY	BRIEF	LATCH
1-2	0,261	0,83	0,545	0,575	0,31	0,361	0,895	0,609	0,169
1-3	0,003	0,004	0,003	0,003	0,003	0,003	0,005	0,004	0,002
1-4	0,029	0,041	0,029	0,03	0,028	0,028	0,046	0,03	0,03
1-5	0,08	0,08	0,084	0,076	0,076	0,075	0,095	0,076	0,076
1-6	0,226	0,2	0,207	0,207	0,207	0,207	0,217	0,207	0,194
1-7	0,455	0,455	0,455	0,455	0,455	0,455	0,5	0,5	0,545
1-8	0,143	0,143	0,146	0,163	0,158	0,163	0,25	0,146	0,143
1-9	0,052	0,071	0,057	0,06	0,067	0,056	0,125	0,067	0,05
1-10	0,01	0,018	0,011	0,008	0,009	0,01	0,018	0,011	0,008
Время,с	27,32	47,81	58,29	36,03	21,06	26,54	58,8	22,48	37,75

Табл. 3. Параметр P для набора изображений с преобразованием «освещение»

	SURF	SIFT	BRISK	AKAZE	ORB	FREAK	DAISY	BRIEF	LATCH
1-2	0,643	0,92	0,803	0,861	0,709	0,714	0,744	0,878	0,771
1-3	0,015	0,016	0,014	0,013	0,013	0,013	0,024	0,016	0,018
1-4	0,008	0,01	0,008	0,008	0,009	0,008	0,021	0,009	0,007
1-5	0,007	0,007	0,006	0,008	0,006	0,006	0,013	0,008	0,007
1-6	0,037	0,051	0,038	0,042	0,043	0,038	0,06	0,043	0,038
1-7	0,007	0,008	0,008	0,007	0,007	0,007	0,012	0,007	0,007
1-8	0,01	0,014	0,01	0,012	0,011	0,013	0,018	0,012	0,011
1-9	0,027	0,031	0,023	0,024	0,023	0,028	0,042	0,033	0,024
1-10	0,007	0,01	0,008	0,007	0,007	0,007	0,011	0,007	0,007
Время,с	23,1	35,39	53,38	31,35	19,09	23,28	48,89	19,31	27,86

Табл. 4. Параметр P для набора изображений с преобразованием «JPEG-сжатие»

	SURF	SIFT	BRISK	AKAZE	ORB	FREAK	DAISY	BRIEF	LATCH
1-2	0,769	0,984	0,975	0,968	0,918	0,93	0,993	0,979	0,925
1-3	0,007	0,008	0,007	0,007	0,008	0,007	0,016	0,007	0,006
1-4	0,005	0,005	0,005	0,005	0,005	0,005	0,009	0,005	0,004
1-5	0,01	0,013	0,009	0,009	0,009	0,008	0,017	0,014	0,009
1-6	0,004	0,005	0,004	0,004	0,004	0,004	0,006	0,004	0,004
1-7	0,012	0,014	0,01	0,009	0,009	0,011	0,018	0,01	0,009
1-8	0,036	0,041	0,04	0,035	0,041	0,037	0,069	0,038	0,045
1-9	0,146	0,15	0,17	0,174	0,178	0,149	0,175	0,152	0,156
1-10	0,069	0,07	0,052	0,058	0,071	0,058	0,113	0,081	0,058
Время,с	26,44	41,69	55,8	31,68	19,7	23,89	51,12	20,18	31,36

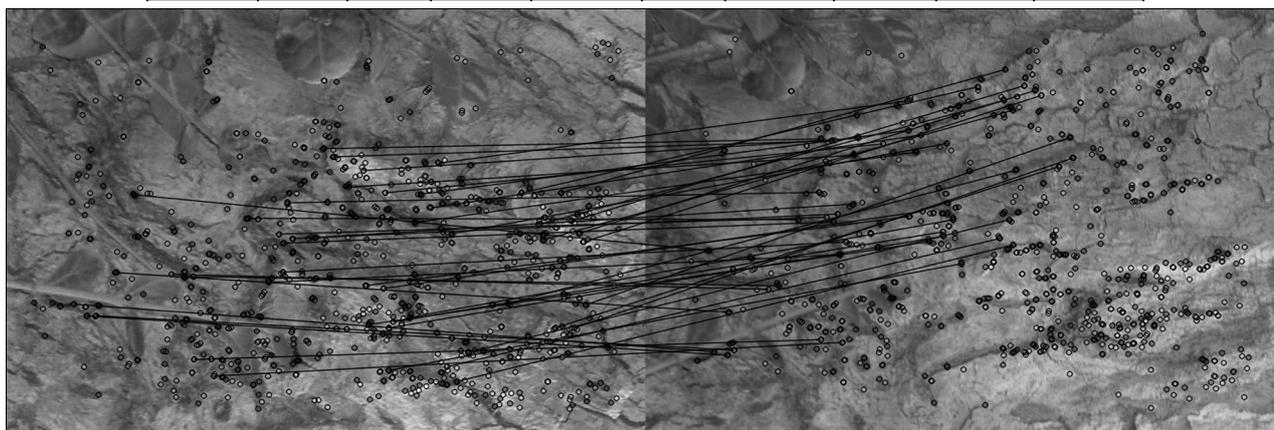


Рис. 8. Сопоставление точек методом AKAZE

Заключение

Анализируя полученные результаты, можно сделать следующие выводы. Искажения, вызванные поворотом изображения, изменением масштаба и точки

обзора, вызывают наибольшее снижение показателей качества дескрипторов. Наилучшее качество по всем видам искажений показывают бинарные дескрипторы AKAZE, BRISK, BRIEF (рис. 6). Очевидно, что бинарные дескрипторы существенно выигрывают по

быстродействию в сравнении с классическими дескрипторами (рис. 6), но при этом их точность ниже. Поэтому прослеживается некая обратная зависимость между качеством и быстродействием дескрипторов.

Поэтому основные усилия по повышению эффективности дескрипторов сконцентрированы по двум направлениям: повышение качества бинарных (BRIEF, ORB, BRISK, FREAK, LATCH, AKAZE) и вычислительная оптимизация методов SIFT, SURF (M-SURF, PCA-SIFT, GLOH, DAISY).

Быстродействие перечисленных алгоритмов уже позволяет использовать их в режиме реального времени. Однако для решения задач на аппаратной базе низкой производительности (мобильная робототехника, мобильные телефоны, одноплатные компьютеры) перечисленные методы требуют дальнейшего совершенствования.

Литература

- Harris, C. A combined corner and edge detector / C. Harris, M. Stephens // 4th Alvey Vision Conference. – 1988. – Vol. 15, Issue 50. – P. 147-151. – DOI: 10.5244/c.2.23.
- Shi, J. Good features to track / J. Shi, C. Tomasi // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 1994. – P. 593-600. – DOI: 10.1109/CVPR.1994.323794.
- Smith, S. SUSAN – a new approach to low level image processing / S. Smith, J. Brady // International Journal of Computer Vision. – 1997. – Vol. 23, Issue 1. – P. 45-78. – DOI: 10.1023/A:1007963824710.
- Lindeberg, T. Feature detection with automatic scale selection / T. Lindeberg // International Journal of Computer Vision. – 1998. – Vol. 30, Issue 2. – P. 77-116. – DOI: 10.1023/A:1008045108935.
- Haralick, R. Ridges and valleys on digital images / R. Haralick // Computer Vision, Graphics, and Image Processing. – 1983. – Vol. 22, Issue 1. – P. 28-38. – DOI: 10.1016/0734-189X(83)90094-4.
- Мясников, В.В. Модельно-ориентированный дескриптор поля градиента как удобный аппарат распознавания и анализа цифровых изображений / В.В. Мясников // Компьютерная оптика. – 2012. – Т. 36, № 4. – С. 596-604.
- Мясников, В.В. Описание изображений с использованием модельно-ориентированных дескрипторов / В.В. Мясников // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41, № 6. – С. 888-896. – DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-6-888-896.
- Макаров, А.О. Быстрые алгоритмы вычисления признаков на цифровых изображениях / А.О. Макаров, В.В. Старовойтов. – Минск: ОИПИ, 2005. – 39 с.
- Lowe, D.G. Object recognition from local scale-invariant features / D.G. Lowe // Proceedings of the International Conference on Computer Vision. – 1999. – Vol. 2. – P. 1150-1157. – DOI: 10.1109/ICCV.1999.790410.
- Bay, H. SURF: speeded up robust features / B. Herbert, A. Ess, T. Tuytelaars, L. Van Gool // Computer Vision and Image Understanding (CVIU). – 2008. – Vol. 110. – P. 346-359. – DOI: 10.1007/11744023_32.
- Freeman, W.T. Orientation histograms for hand gesture recognition / W.T. Freeman, M. Roth // International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition. – 1994. – P. 296-301.
- Rosten, E. Machine learning for high speed corner detection / E. Rosten, T. Drummond // 9th European Conference on Computer Vision. – 2006. – Vol. 1. – P. 430-443. – DOI: 10.1007/11744023_34.
- Matas, J. Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions / J. Matas, O. Chum, M. Urban, T. Pajdla // British Machine Vision Conference. – 2002. – Vol. 22, Issue 10. – P. 384-396. – DOI: 10.1016/j.imavis.2004.02.006.
- Heinly, J. Comparative evaluation of binary features / J. Heinly, E. Dunn, J.-M. Frahm // Computer Vision – ECCV 2012. – 2012. – Vol. 7573. – P. 759-773. – DOI: 10.1007/978-3-642-33709-3_54.
- Bekele, D. Evaluation of binary keypoint descriptors / D. Bekele, M. Teutsch, T. Schuchert // 2013 IEEE International Conference on Image Processing. – 2013. – P. 3652-3656. – DOI: 10.1109/ICIP.2013.6738753.
- Miksik, O. Evaluation of local detectors and descriptors for fast feature matching / O. Miksik, K. Mikolajczyk // Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012). – 2012. – P. 2681-2684.
- Canclini, A. Evaluation of low-complexity visual feature detectors and descriptors / A. Canclini, M. Cesana, A. Redondi, M. Tagliasacchi, J. Ascenso, R. Cilla // 18th International Conference on Digital Signal Processing (DSP). – 2013. – P. 1-7. – DOI: 10.1109/ICDSP.2013.6622757.
- Figat, J.W. Performance evaluation of binary descriptors of local features / J. Figat, T. Kornuta, W. Kasprzak // ICCVG 2014: Computer Vision and Graphics. – 2014. – Vol. 8671. – P. 187-194. – DOI: 10.1007/978-3-319-11331-9_23.
- Calonder, M. BRIEF: binary robust independent elementary features / M. Calonder, V. Lepetit, C. Strecha, P. Fua // European Conference on Computer Vision. – 2010. – Vol. 6314. – P. 778-792. – DOI: 10.1007/978-3-642-15561-1_56.
- Rublee, E. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF / E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, G. Bradski // IEEE International Conference on Computer Vision. – 2011. – Vol. 58, Issue 11. – P. 2564-2571. – DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126544.
- Leutenegger, S. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints / S. Leutenegger, M. Chli, R.Y. Siegwart // Computer Vision (ICCV) IEEE International Conference. – 2011. – P. 2548-2555. – DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126542.
- Alahi, A. Freak: Fast retina keypoint / A. Alahi, R. Ortiz, P. Vanderghyest // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2012. – P. 510-517. – DOI: 10.1109/CVPR.2012.6247715.
- Alcantarilla, P. KAZE Features / P. Alcantarilla, A. Bartoli, A. Davison // European Conference on Computer Vision. – 2012. – Vol. 4. – P. 214-227. – DOI: 10.1007/978-3-642-33783-3_16.
- Alcantarilla, P. Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces / P. Alcantarilla, J. Nuevo, A. Bartoli // British Machine Vision Conference. – 2013. – P. 13.1-13.11. – DOI: 10.5244/C.27.13.
- Демчев, Д.М. Восстановление полей дрейфа морского льда по последовательным спутниковым радиолокационным изображениям методом прослеживания особых точек / Д.М. Демчев, В.А. Волков, В.С. Хмелева, Э.Э. Казаков // Проблемы Арктики и Антарктики. – 2016. – № 3(109). – С. 5-19.
- Levi, G. LATCH: Learned arrangements of three patch codes / G. Levi, T. Hassner // Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). – 2016. – P. 1-9. – DOI: 10.1109/WACV.2016.7477723.
- Brown, M. Discriminative learning of local image descriptors / M. Brown, G. Hua, S. Winder // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2011. – Vol. 33, Issue 1. – P. 43-57. – DOI: 10.1109/TPAMI.2010.54.
- Mikolajczyk, K. A comparison of affine region detectors / K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid, A. Zisserman,

- J. Matas, F. Schaffalitzky, T. Kadir, L. Van Gool // International Journal of Computer Vision. – 2005. – Vol. 65. – P. 43-72. – DOI: 10.1007/s11263-005-3848-x.
29. **Mikolajczyk, K.** A performance evaluation of local descriptors / K. Mikolajczyk, C. Schmid // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2005. – Vol. 27(10). – P.1615-1630. – DOI: 10.1109/TPAMI.2005.188.
30. **Tuytelaars, T.** Local invariant feature detectors: A survey / T. Tuytelaars, R. Mikolajczyk // Foundations and Trends in Computer Graphics and vision. – 2008. – Vol. 3, Issue 3. – P. 177-280. – DOI: 10.1561/06000000017.
31. **Веричев, А.В.** Обучаемый детектор особых точек изображения / А.В. Веричев // Сборник трудов III международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии». – 2017. – С. 670-675.
32. **Kaehler, A.** Learning OpenCV 3: Computer vision in C++ with the OpenCV Library / A. Kaehler, G. Bradski. – Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2016. – 1255 p.

Сведения об авторах

Краснобаев Евгений Алексеевич, 1983 года рождения, в 2006 году окончил Витебский государственный университет имени П.М. Машерова по специальности «Физика», к.т.н., доцент, заведующий кафедрой инженерной физики Витебского государственного университета имени П.М. Машерова. Область научных интересов: обработка изображений, распознавание образов, компьютерное зрение. E-mail: krasnobaev@tut.by.

Чистобаев Дмитрий Викторович, 1986 года рождения, в 2012 году окончил Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники по специальности «Медицинская электроника», инженер-конструктор ОАО «Конструкторское бюро «Дисплей», г. Витебск, аспирант кафедры инженерной физики Витебского государственного университета имени П.М. Машерова. Область научных интересов: радиоэлектроника, ПЛИС, проекционные оптические системы индикации. E-mail: chistobaevdm@mail.ru.

Малышев Алексей Леонидович, 1971 года рождения, в 1993 году окончил Витебский государственный педагогический институт имени С.М. Кирова по специальности «Физика. Математика», инженер кафедры инженерной физики Витебского государственного университета имени П.М. Машерова. E-mail: malyshev_l@list.ru.

ГРНТИ: 28.23.15

Поступила в редакцию 19 января 2018 г. Окончательный вариант – 10 апреля 2019 г.

Comparison of binary feature points descriptors of images under distortion conditions

E.A. Krasnabayeu¹, D.V. Chistabayeu², A.L. Malyshev¹

¹ Vitebsk State University named after P.M. Masherov, Vitebsk, Belarus,

² Design Bureau "Display", Vitebsk, Belarus

Abstract

The article is devoted to the review and analysis of binary descriptors of feature points of objects in digital images under distortion conditions. An overview of the BRIEF, ORB, BRISK, FREAK, AKAZE, LATCH methods is given. The evaluation of properties of the descriptors on sample images is performed. The paper addresses problems of using these methods for real time image processing.

Keywords: digital image processing, pattern recognition, image analysis, feature detection, feature description, feature matching.

Citation: Krasnabayeu YA, Chistabayeu DV, Malyshev AL. Comparison of binary feature points descriptors of images under distortion conditions. Computer Optics 2019; 43(3): 434-445. DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-3-434-445.

References

- [1] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector. 4th Alvey Vision Conference 1988; 15(50): 147-151. DOI: 10.5244/c.2.23.
- [2] Shi J, Tomasi C. Good features to track. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 1994; 593-600. DOI: 10.1109/CVPR.1994.323794.
- [3] Smith S, Brady J. SUSAN – a new approach to low level image processing. International Journal of Computer Vision 1997; 23(1): 45-78. DOI: 10.1023/A:1007963824710.
- [4] Lindeberg T. Feature detection with automatic scale selection. International Journal of Computer Vision 1998; 30(2): 77-116. DOI: 10.1023/A:1008045108935.
- [5] Haralick R. Ridges and valleys on digital images. Computer Vision, Graphics, and Image Processing 1983; 22(1): 28-38. DOI: 10.1016/0734-189X(83)90094-4.
- [6] Myasnikov VV. Model-based gradient field descriptor as a convenient tool for image recognition and analysis [In Russian]. Computer Optics 2012; 36(4): 596-604.
- [7] Myasnikov VV. Description of images using model-oriented descriptors. Computer Optics 2017; 41(6): 888-896. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-6-888-896.
- [8] Makarov AO, Starovoitov VV. Fast algorithms for calculating traits on digital images [In Russian]. Minsk: "UIPI" Publisher; 2005.
- [9] Lowe DG. Object recognition from local scale-invariant features. Proceedings of the International Conference on

- Computer Vision 1999; 2: 1150-1157. DOI: 10.1109/ICCV.1999.790410.
- [10] Herbert B, Ess A, Tuytelaars T, Van Gool L. SURF: speeded up robust features. *Computer Vision and Image Understanding (CVIU)* 2008; 110: 346-359. DOI: 10.1007/11744023_32.
- [11] Freeman W, Roth M. Orientation histograms for hand gesture recognition. *International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition* 1994; 296-301.
- [12] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high speed corner detection. *9th European Conference on Computer Vision* 2006; 1: 430-443. DOI: 10.1007/11744023_34.
- [13] Matas J, Chum O, Urban M, Pajdla T. Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions. *British Machine Vision Conference* 2002; 22(10): 384-396. DOI: 10.1016/j.imavis.2004.02.006.
- [14] Heinly J, Dunn E, Frahm JM. Comparative Evaluation of Binary Features. *Computer Vision (ECCV 2012)* 2012; 7573: 759-773. DOI: 10.1007/978-3-642-33709-3_54.
- [15] Bekele D, Teutsch M, Schuchert T. Evaluation of binary keypoint descriptors. *IEEE ICIP* 2013; 3652-3656. DOI: 10.1109/ICIP.2013.6738753.
- [16] Miksik O, Mikolajczyk K. Evaluation of local detectors and descriptors for fast feature matching. *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)* 2012; 2681-2684.
- [17] Canclini A, Cesana M, Redondi A, Tagliasacchi M, Ascenso J, Cilla R. Evaluation of low-complexity visual feature detectors and descriptors. *18th International Conference on Digital Signal Processing (DSP)* 2013; 1-7. DOI: 10.1109/ICDSP.2013.6622757.
- [18] Figat J, Kornuta T, Kasprzak W. Performance evaluation of binary descriptors of local features. *ICCVG 2014: Computer Vision and Graphics* 2014; 8671: 187-194. DOI: 10.1007/978-3-319-11331-9_23.
- [19] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, Fua P. BRIEF: binary robust independent elementary features. *European Conference on Computer Vision* 2010; 6314: 778-792. DOI: 10.1007/978-3-642-15561-1_56.
- [20] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, Bradski G. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. *IEEE International Conference on Computer Vision* 2011; 58(11): 2564-2571. DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126544.
- [21] Leutenegger S, Chli M, Siegwart RY. BRISK: Binary Robust invariant scalable keypoints. *Computer Vision (ICCV) IEEE International Conference* 2011; 2548-2555. DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126542.
- [22] Alahi A, Ortiz R, Vandergheynst P. Freak: Fast retina keypoint. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* 2012; 510-517. DOI: 10.1109/CVPR.2012.6247715.
- [23] Alcantarilla P, Bartoli A, Davison A. KAZE Features. *European Conference on Computer Vision* 2012; 4: 214-227. DOI: 10.1007/978-3-642-33783-3_16.
- [24] Alcantarilla P, Nuevo J, Bartoli A. Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces. *British Machine Vision Conference* 2013; 13.1-13.11. DOI: 10.5244/C.27.13.
- [25] Demchev DM, Volkov VA, Khmeleva VS, Kazakov EE. Sea ice drift retrieval from sar using feature tracking [In Russian]. *Problems of the Arctic and Antarctic* 2016; 3(109): 5-19.
- [26] Levi G, Hassner T. LATCH: Learned arrangements of three patch codes. *Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)* 2016; 1-9. DOI: 10.1109/WACV.2016.7477723.
- [27] Brown M, Hua G, Winder S. Discriminative learning of local image descriptors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 2011; 33(1): 43-57. DOI: 10.1109/TPAMI.2010.54
- [28] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, Zisserman A, Matas J, Schaffalitzky F, Kadir T, Van Gool L. A comparison of affine region detectors. *International Journal of Computer Vision* 2005; 65: 43-72. DOI: 10.1007/s11263-005-3848-x.
- [29] Mikolajczyk K, Schmid C. A Performance Evaluation of Local Descriptors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 2005; 27(10): 1615-1630. DOI: 10.1109/TPAMI.2005.188.
- [30] Tuytelaars, T, Mikolajczyk R. Local invariant feature detectors: A survey. *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision* 2008; 3(3): 177-280. DOI: 10.1561/06000000017.
- [31] Verichev AV. Traceable detector of feature points of the image [In Russian]. *Collected works of III international conference and youth school "Information technologies and nanotechnology"* 2017; 670-675.
- [32] Kaehler A, Bradski G. *Learning OpenCV 3: Computer vision in C++ with the OpenCV Library*. Sebastopol, CA: O'Reilly Media; 2016.

Author's information

Eugene Alexeevich Krasnabayeu (b. 1983) graduated from Vitebsk State University named after P.M. Masherov in 2006, PhD associated professor and head of the Engineering Physics department Vitebsk State University named after P.M. Masherov. His research interest are image processing, object recognition, computer vision. E-mail: krasnobaev@tut.by.

Dmitriy Victorovich Chistobayeu (b. 1986) graduated from Belarusian State University of Informatics and Radio Electronics in 2012, design engineer of "Display" Design office", Vitebsk, postgraduate of the Engineering Physics department Vitebsk State University named after P.M. Masherov. His research interest are radio electronics, FPGA, projection optical indication systems. E-mail: chistobaevdm@mail.ru.

Alexey Leonidovich Malyshev (b. 1971) graduated from Vitebsk State Pedagogical Institute named after S.M. Kirov in 1971, engineer of Physics department Vitebsk State University named after P.M. Masherov. E-mail: malyshev_l@list.ru.

Received January 19, 2018. The final version – April 10, 2019.