

УДК 004.932.2

## СЕЛЕКЦИЯ ОСОБЫХ ТОЧЕК, УСТОЙЧИВЫХ К РАЗМЫТИЮ И ГЕОМЕТРИЧЕСКИМ ИСКАЖЕНИЯМ ИЗОБРАЖЕНИЙ

© А. К. Шакенов

*Институт автоматизи и электрометрии СО РАН,  
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1  
E-mail: adil.shakenov@ngs.ru*

Предложен метод выбора устойчивых особых точек изображений, полученных с помощью алгоритмов BRISK и AKAZE. Метод основан на выделении точек, сохраняющихся на изображении после его значительного искажения. Приведены результаты численных экспериментов на базе 1000 изображений, подтверждающие эффективность предложенного метода. Установлено, что наборы точек, полученные с помощью предложенного метода, содержат в 3–5 раз больше устойчивых точек, чем случайные наборы такого же размера. Показано, что для выбора устойчивых точек более эффективным является использование значительных искажений изображений.

*Ключевые слова:* выбор особых точек, устойчивые особые точки, детекторы и дескрипторы особых точек, поиск и сопоставление изображений, соответствия на изображениях, BRISK, AKAZE.

DOI: 10.15372/AUT20210609

**Введение.** Особые точки изображения широко применяются в различных задачах компьютерного зрения. Например, в работах [1–5] они использованы для трёхмерной реконструкции объектов по серии фотографий. В [6] рассмотрено применение особых точек для обнаружения объектов неприродного происхождения, в [7] они использованы для сшивки панорамных аэрофотоснимков. Особые точки изображений применяются для распознавания объектов [8–11], поиска и распознавания людей [12, 13] и в других задачах. Наиболее надёжные и широко применяемые детекторы особых точек, такие как ORB [14], FAST [15], BRISK [16], AKAZE [17], распространяются в виде открытого исходного кода и доступны в библиотеке OpenCV. Сравнение детекторов особых точек можно найти в [18–22]. В [23, 24] проведено сравнение алгоритмов особых точек с использованием значительного набора данных.

Важной проблемой является выбор особых точек [25]. Такая задача возникает, например, при необходимости хранить наборы точек изображения для последующего поиска искажённых версий этого изображения или его фрагментов. Вследствие того, что методы выделения особых точек появились относительно недавно и продолжают разрабатываться в настоящее время, большинство работ по выбору особых точек посвящено частным случаям, характерным для тех или иных наблюдаемых сцен. Например, в [26] с помощью нейронных сетей определяются кластеры растительности и затем удаляются точки, относящиеся к таким кластерам. В [25] выбор особых точек осуществляется на основе выделения растительности и геометрических линий при трёхмерной реконструкции городских пейзажей. В работе [27] предложены методы для выбора особых угловых точек, полученных алгоритмами Harris и SUSAN, в целях улучшения трекинга. К более универсальным методам можно отнести предложенную в [28] идею выбора особых точек с использованием пирамиды разностей гауссовой фильтрации. В этом случае приоритет отдаётся точкам с более высоких октав пирамиды, поскольку они более устойчивы к размытию изображений. Предлагаемый в данной работе метод является более универсальным, поскольку

используемая модель искажений включает в себя также поворот и добавление случайных шумов.

Целью данной работы является создание метода, позволяющего для заданного изображения произвести выбор устойчивых к искажениям особых точек и оценить экспериментально его эффективность.

**Модель искажений изображений.** В работе использовалась модель искажений, включающая в себя поворот, изменение масштаба, размытие изображений и добавление случайного шума. Такая модель искажений может быть записана в следующем виде:

$$I_2(x, y) = B_k * I_1(F(x, y)) + \theta_{x,y}, \quad (1)$$

где  $I_1$  — исходное изображение,  $I_2$  — искажённое изображение,  $B_k$  — ядро размытия изображения,  $F$  — функция геометрического искажения,  $\theta_{x,y}$  — случайная величина, а символ «\*» — операция свёртки.

Геометрическое искажение, задаваемое поворотом и изменением масштаба, представляется следующим образом:

$$F(x, y) = \begin{pmatrix} \gamma & \delta \\ -\delta & \gamma \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix},$$

где  $\gamma = scale \cdot \cos(angle)$ ;  $\delta = scale \cdot \sin(angle)$ ;  $scale$  — множитель изменения масштаба изображения;  $angle$  — угол, на который поворачивается изображение.

При размытии изображений использовалось ядро свёртки вида

$$B_k = \frac{1}{k^2} J,$$

где  $k$  — размер ядра размытия, а  $J$  — матрица единиц размера  $k \times k$ . Для моделирования шума применялись гауссовы случайные величины с нулевым средним значением.

**Алгоритм выделения устойчивых точек.** При оценке качества установления соответствий между особыми точками искажённых изображений было отмечено, что с увеличением степени искажения изображений уменьшается число правильно установленных соответствий. Поэтому возникла идея для выбора наиболее устойчивых точек подвергать изображение значительному искажению и использовать только те особые точки, для которых удалось установить правильное соответствие. Графически предложенная схема представлена на рис. 1.

Пусть  $F(x, y)$  — используемое геометрическое преобразование изображения;  $K_1$  — множество особых точек исходного изображения;  $K_2$  — множество особых точек искажённого изображения. Особые точки  $a \in K_1$  и  $b \in K_2$  с дескрипторами  $d_a$  и  $d_b$  соответствуют друг другу, если близки их дескрипторы и при этом с допустимой погрешностью совпадает их положение на исходном и искажённом изображениях, т. е. выполняются неравенства

$$\|d_a, d_b\| < T_d; \quad \|F(a), b\|_2 < T_g, \quad (2)$$

где  $T_d$  и  $T_g$  — пороги, определяющие точность. Перебирая все пары точек из множеств  $K_1$  и  $K_2$  и проверяя для них неравенства (2), можно построить множество точек  $S$  исходного изображения, для которых нашлись правильные соответствия:  $S = \{a \in K_1 \mid \exists b \in K_2: \|d_a, d_b\| < T_d, \|F(a), b\|_2 < T_g\}$ . Таким образом, при заданном входном изображении  $I_1$  алгоритм состоит из следующих шагов.

1. Сформировать множество  $K_1$ , найдя особые точки исходного изображения  $I_1$ .

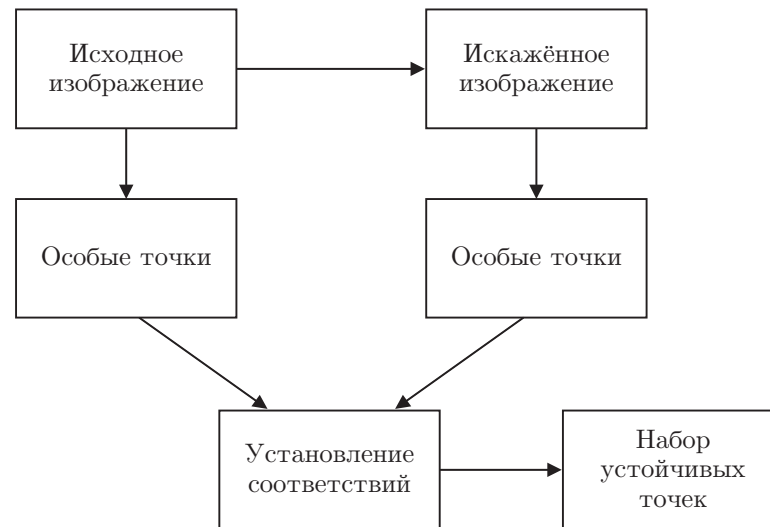


Рис. 1. Формирование набора устойчивых особых точек

2. По входному изображению  $I_1$  с использованием формулы (1) построить искажённое изображение  $I_2$ .

3. Сформировать множество  $K_2$ , найдя особые точки исходного изображения  $I_2$ .

4. Перебирая все пары точек из множеств  $K_1$  и  $K_2$  и проверяя для них неравенства (2), построить итоговое множество устойчивых точек  $S$ .

Рис. 2 иллюстрирует работу алгоритма. Кружками обозначены особые точки, линиями соединены точки, для которых были установлены соответствия. Видно, что из множества различных особых точек, найденных на обрабатываемых фрагментах, только для четырёх точек удалось правильно установить соответствия. Эти точки предлагается выбрать и использовать при дальнейшей работе с обрабатываемым изображением.

**Проверка устойчивости выбранных точек.** Для подтверждения устойчивости особых точек, выбранных предложенным методом, необходимо убедиться, что эти точки чаще других находятся при обработке изображений тех же сцен, зарегистрированных при произвольных случайно заданных искажениях. С этой целью был поставлен эксперимент, схематично представленный на рис. 3.

В ходе эксперимента для каждого обрабатываемого изображения вышеописанным способом строился набор устойчивых особых точек. Кроме того, из всех найденных на изображении особых точек случайным образом формировался набор такого же размера. Чтобы сравнить устойчивость точек в сформированном наборе, исходное изображение с использованием выражения (1) подвергалось ряду других, менее выраженных, промежуточных искажений и строилось множество точек, которые были обнаружены на этих искажённых изображениях как минимум в 80 процентах случаев. После этого подсчитывалось количество таких точек в случайном множестве и в множестве, полученном предложенным методом.

**Результаты экспериментов.** Эксперименты были проведены с использованием доступной в интернете базы свободно распространяемых изображений MirFlickr [29]. Для оценки эффективности предложенного метода в экспериментах была использована 1000 изображений из этой базы. Для проверки устойчивости выбранных точек в каждом обрабатываемом изображении строилось 10 искажённых изображений ( $K = 10$ ), при этом использовались следующие параметры искажений: размытие с размером ядра, равным 5 пикселям, увеличение изображений от 1,5 до 8 раз с равномерным шагом, поворот на угол от 5 до 32 градусов с шагом 3. Также к искажённым изображениям добавлялся гауссов

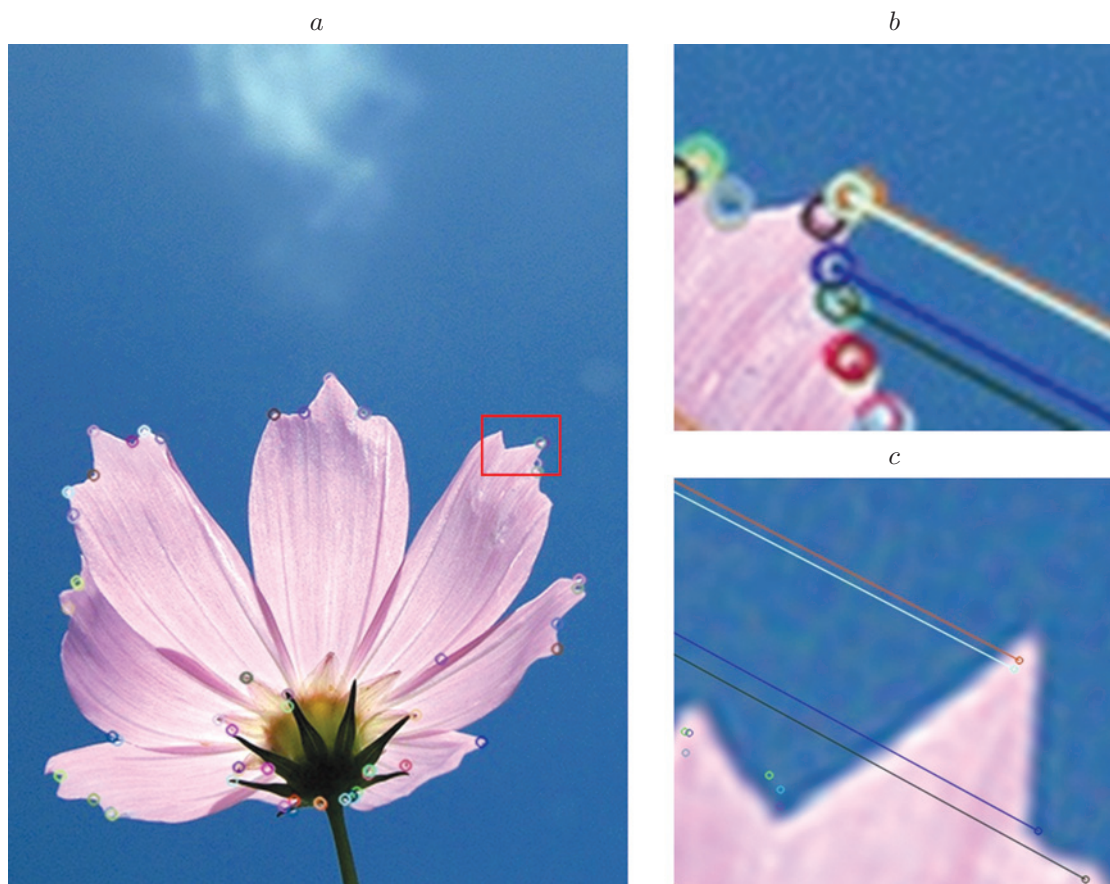


Рис. 2. Выбор устойчивых особых точек: *a* — исходное изображение с выбранными точками; *b* — увеличенный фрагмент исходного изображения; *c* — фрагмент искажённого изображения

шум с нулевым средним и стандартным отклонением, равным 5. Для выбора устойчивых особых точек использовалось искажение, реализующее поворот на 25 градусов, добавление гауссова шума с нулевым средним значением и среднеквадратичным отклонением, равным 9, а также увеличение и размытие с параметрами, представленными в табл. 1, 2, в столбцах, обозначенных *S* и *B*. Были выбраны искажения с равными значениями размытия и увеличения изображения, чтобы продемонстрировать зависимость эффективности метода от степени используемого искажения. В работе представлены эксперименты с фиксированным значением угла поворота изображения, отличного от вырожденного случая отсутствия поворота, или поворота на угол, кратный 90 градусам. Параметр поворота имеет ограниченный диапазон изменений, и его влияние на результаты значительно меньше, чем влияние изменения масштаба и размытия. В экспериментах использовалось значение порога  $T_d = 70$ , поскольку при этом значении сохраняется достаточное количество соответствий особых точек и можно эффективно отличить пары искажённых изображений одной и той же сцены от двух случайно выбранных изображений. Ранее такое значение порога было применено в [24] при оценке качества работы детекторов особых точек. С учётом максимального увеличения изображений в 16 раз было использовано значение порога  $T_g = 20$ .

В колонке, обозначенной  $N$ , указано среднее значение количества точек в формируемом наборе, в колонке  $N_1$  — среднее значение числа устойчивых точек в формируемом наборе, в колонке  $N_2$  — среднее значение числа устойчивых точек в случайном наборе

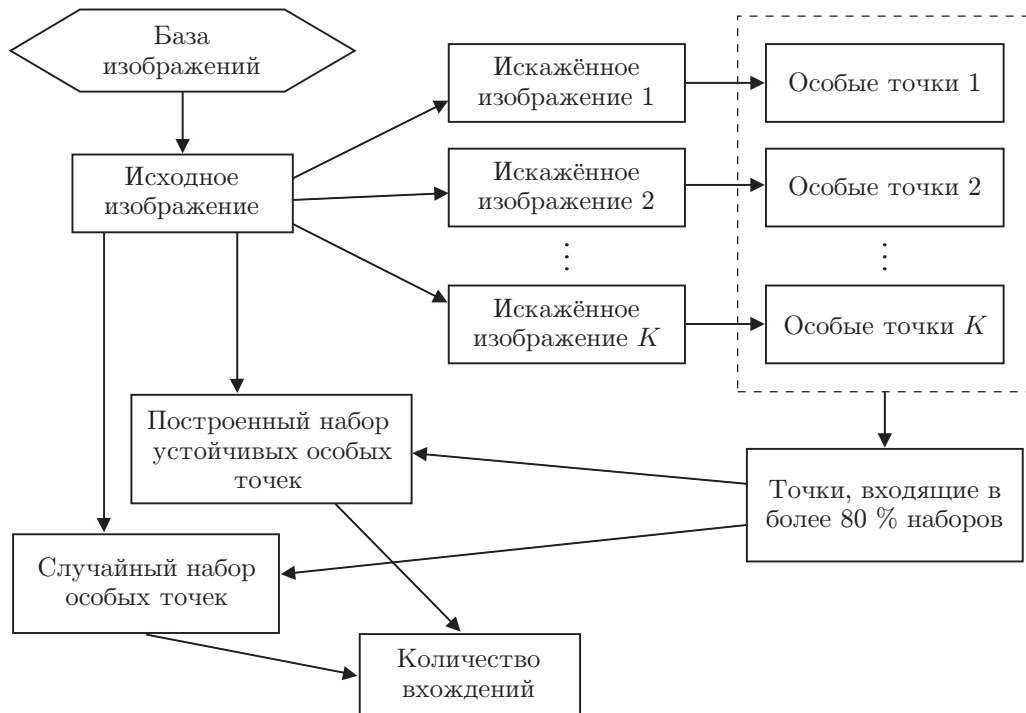


Рис. 3. Схема эксперимента

Таблица 1

Результаты экспериментов для детектора BRISK

S	B	N	$N_1$	$N_2$	$N_1/N$	Улучшение
2	2	317,408	55,321	20,876	0,174	2,649
4	4	298,978	55,837	19,811	0,186	2,818
8	8	270,703	55,743	17,456	0,205	3,193
12	12	227,567	44,411	14,261	0,195	3,114
16	16	200,821	35,766	12,338	0,178	2,899

такого же размера. Приведённое в таблицах отношение  $N_1/N$  позволяет сравнить между собой эффективность предложенного метода при разных искажениях, используемых в процессе формирования наборов. В столбце «улучшение» приведены отношения  $N_1/N_2$ , которые демонстрируют выигрыш от применения предложенного метода.

Результаты экспериментов показывают, что наборы особых точек, построенные с помощью предложенного метода, содержат в 3–5 раз больше устойчивых соответствий, чем случайный набор такого же размера. Из таблиц видно, что использование незначительных искажений для построения наборов менее эффективно, чем применение более сильных искажений. При чрезмерно сильных искажениях (увеличение изображения более чем в 10 раз) начинает возникать вырожденная ситуация, при которой детекторы особых точек не находят правильных соответствий либо их число недостаточно. Также видно, что среднее количество точек в построенных наборах значительно падает при увеличении искажений. В случае детектора BRISK это приводит к ухудшению результатов выбора устойчивых точек. Таким образом, можно сделать вывод, что предложенный метод позволяет эффективно формировать наборы, содержащие устойчивые особые точки, при этом целесообразно использовать значительные искажения изображений, при которых сохраняется работоспособность детекторов. Необходимо отметить, что количество исходно детектиру-

Таблица 2

## Результаты экспериментов для детектора АКАZE

S	B	N	$N_1$	$N_2$	$N_1/N$	Улучшение
2	2	328,271	46,387	29,474	0,141	1,573
4	4	198,906	45,26	18,611	0,227	2,43
8	8	86,719	40,018	8,431	0,461	4,746
12	12	30,654	13,996	3,074	0,456	4,553
16	16	11,347	5,027	1,025	0,443	4,904

емых особых точек значительно меняется в зависимости от наблюдаемой сцены и при изначально малом количестве таких точек предложенная процедура может сформировать на выходе пустое множество. Поэтому для практического использования рассмотренного подхода целесообразно подбирать отдельное искажение для каждого обрабатываемого изображения.

**Заключение.** В данной работе предложен метод выбора устойчивых особых точек изображений, полученных с помощью алгоритмов BRISK и АКАZE. Метод основан на выделении точек, которые сохраняются на изображении после его значительного искажения. Проведённые эксперименты показали эффективность предложенного метода. В результате обработки 1000 изображений установлено, что наборы точек, полученные с помощью такого метода, содержат в 3–5 раз больше устойчивых точек, чем случайные наборы такого же размера. Подтверждено, что для выбора устойчивых точек более эффективным является применение значительных искажений. Дальнейшее развитие темы может заключаться в разработке процедуры выбора особых точек, использующей для каждого изображения искажение, зависящее от исходного числа обнаруженных особых точек.

**Финансирование.** Работа выполнена при поддержке Министерства высшего образования и науки РФ (государственная регистрация № 121022000116-0).

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Nagara K., Roth H. R., Nakamura Sh. et al.** Micro-CT guided 3D reconstruction of histological images // Proc. of the 3rd Intern. Workshop on Patch-based Techniques in Medical Imaging. Quebec City, Canada, 14 Sept., 2017. P. 93–101.
2. **Yamada K., Kimura A.** A performance evaluation of keypoints detection methods SIFT and АКАZE for 3D reconstruction // Proc. of the Intern. Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT 2018). Chiang Mai, Thailand, 7–9 Jan., 2018. P. 1–4.
3. **Hlubik J., Kamencay P., Hudec R. et al.** Advanced point cloud estimation based on multiple view geometry // Proc. of the 28th Intern. Conference Radioelektronika. Prague, Czech Republic, 19–20 April, 2018. P. 1–5.
4. **Lou L., Liu Y., Sheng M. et al.** A cost-effective automatic 3D reconstruction pipeline for plants using multi-view images // Advances in Autonomous Robotics Systems. Eds. M. Mistry, A. Leonardis, M. Witkowski, Ch. Melhuish. Cham—Heidelberg—New York—Dordrecht—London: Springer, 2014. P. 221–230.
5. **Milosavljevic S., Freysinger W.** Quantitative measurements of surface reconstructions obtained with images a surgical stereo microscope // Proc. of the Jahrestagung der Deutschen Gesellschaft für Computer- und Roboterassistierte Chirurgie (CURAC 2016). Bern, Switzerland, 29 Sept. – 1 Oct., 2016. P. 47–52.

6. **Борзов С. М., Нежевенко Е. С., Потатуркин О. И.** Поиск объектов неприродного происхождения с использованием их структурных особенностей // *Автометрия*. 2010. **46**, № 5. С. 36–42.
7. **Фаворская М. Н., Пахирка А. И., Зотин А. Г., Буряченко В. В.** Создание панорамных аэрофотоснимков на основе многополосного смешивания // *Автометрия*. 2018. **54**, № 3. С. 24–31. DOI: 10.15372/AUT20180303.
8. **Nabiyev V. V., Yilmaz S., Günay A. et al.** Shredded banknotes reconstruction using AKAZE points // *Forensic Sci. Int.* 2017. **278**. P. 280–295.
9. **Kajiwara Y., Nakamura M., Kimura H.** Classification of single-food images by combining local HSV-AKAZE features and global features // *Intern. Research Journ. Comput. Sci.* 2015. **2**, Iss. 1. P. 12–17.
10. **Taran O.** PharmaPack: Mobile fine-grained recognition of pharma packages // *Proc. of the 25th Europ. Signal Processing Conference (EUSIPCO)*. Kos, Greece, 28 Aug. – 2 Sept., 2017. P. 5.
11. **Свитов Д. В., Куликов В. А., Косых В. П.** Обнаружение подозрительных предметов на основе анализа рентгенографических изображений человека // *Автометрия*. 2017. **53**, № 2. С. 72–78. DOI: 10.15372/AUT20170208.
12. **Ishikoori Y., Madokoro H., Sato K.** Semantic position recognition and visual landmark detection with invariant for human effect // *Proc. of the IEEE Intern. Symposium on System Integration (SII)*. Taipei, Taiwan, 11 Dec. – 14 Dec., 2017. P. 657–662.
13. **Lu X., Li D.** Research on target detection and tracking system of rescue robot // *Proc. of the Chinese Automation Congress (CAC)*. Jinan, China, 20–22 Oct., 2017. P. 6623–6627.
14. **Ruble E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G.** ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF // *Proc. of the IEEE Intern. Conference on Computer Vision (ICCV)*. Barcelona, Spain, 6–13 Nov., 2011. P. 2564–2571.
15. **Rosten E., Drummond T.** Machine learning for high-speed corner detection // *Computer Vision — ECCV 2006*. Berlin — Heidelberg: Springer, 2006. P. 430–443.
16. **Leutenegger S., Chli M., Siegwart R. Y.** BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints // *Proc. of the IEEE Intern. Conference on Computer Vision (ICCV)*. Barcelona, Spain, 6–13 Nov., 2011. P. 2548–2555.
17. **Alcantarilla P. F., Solutions T.** Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces // *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.* 2011. **34**, N 7. P. 1281–1298.
18. **Veres B. R., Rusyn B., Sachenko A., Rishnyak I.** Choosing the method of finding similar images in the reverse search system // *CEUR Workshop Proceedings*. 2018. **2136**. P. 99–107.
19. **Bureš L., Müller L.** Selecting keypoint detector and descriptor combination for augmented reality application // *Proc. of the Intern. Conference on Speech and Computer*. Cham, 19 Aug., 2016. P. 604–612.
20. **Noble F. K.** Comparison of OpenCV’s feature detectors and feature matchers // *Proc. of the 23rd Intern. Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP)*. Nanjing, China, 28–30 Nov., 2016. P. 1–6.
21. **Satnik A., Hudec R., Kamencay P. et al.** A comparison of key-point descriptors for the stereo matching algorithm // *Proc. of the 26th Intern. Conference Radioelektronika (RADIOELEKTRONIKA)*. Kosice, Slovakia, 31 Jan. – 1 March, 2016. P. 292–295.
22. **Tareen S. A. K., Saleem Z.** A comparative analysis of SIFT, SURF, KAZE, AKAZE, ORB, and BRISK // *Proc. of the Intern. Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET)*. Sukkur, Pakistan, 3–4 March, 2018. P. 1–10.
23. **Lenc K., Vedaldi A.** Large scale evaluation of local image feature detectors on homography datasets // *Proc. of the British Machine Vision Conference (BMVC)*. Newcastle, UK, 2–6 Sept., 2018. P. 1–13.

- 
24. **Шакенов А. К.** Сравнение детекторов особых точек изображений и оценка их статистических характеристик // Автометрия. 2021. **57**, № 1. С. 11–20. DOI: 10.15372/AUT20210102.
  25. **Wang F., Liu Zh., Zhu H., Wu P.** An improved method for stable feature points selection in structure-from-motion considering image semantic and structural characteristics // Sensors. 2021. **21**, Iss. 7. 2416.
  26. **Pinto M. F., Melo A., Honorio L. M., Marcato A.** Deep learning applied to vegetation identification and removal using multidimensional aerial data // Sensors. 2020. **20**, Iss. 21. 6187.
  27. **Zivkovic Z., Heijden F.** Improving the selection of feature points for tracking // Pattern Anal. Appl. 2004. **7**, N 2. P. 144–150.
  28. **Wu C.** Towards linear-time incremental structure from motion // Proc. of the Intern. Conference on 3D Vision (3DV). Seattle, USA, 29 June – 1 July, 2013. P. 1–8.
  29. **The MIRFLICKR.** Retrieval Evaluation. База изображений MIRFLICKR. URL: <http://press.liacs.nl/mirflickr/> (дата обращения: 10.02.2016).

*Поступила в редакцию 06.07.2021*

*После доработки 20.09.2021*

*Принята к публикации 27.09.2021*

---