

© 2022 г. А.А. ЗАХАРОВ, канд. техн. наук (aa-zaharov@ya.ru)
(Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВО
«Владимирский государственный университет
им. Александра Григорьевича и Николая Григорьевича
Столетовых», Муром)

МЕТОД СОПОСТАВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕПЛОВЫХ ЯДЕР НА ГРАФАХ¹

В работе представлен метод сопоставления изображений на основе тепловых ядер. Метод позволяет выделять на начальном этапе с помощью тепловых ядер на графах наиболее устойчивые особенности изображений для последующего сопоставления. Для этого могут использоваться популярные дескрипторы. При использовании метода значительно сокращается количество ложных соответствий по сравнению с традиционными подходами.

Ключевые слова: компьютерное зрение, сопоставление изображений, тепловые ядра на графах.

DOI: 10.31857/S0005231022100063, EDN: AKDWHB

1. Введение

Методы сопоставления изображений часто используются в системах технического зрения. На точность сопоставления изображений влияют ракурс съемки, особенности датчиков, освещенность сцены, взаимное перекрытие объектов, наличие однородных объектов и поверхностей. При сопоставлении изображений важны следующие показатели: скорость сопоставления; автоматизация процесса; робастность к помехам, перекрытиям, эффектам освещения; инвариантность к изменению ракурса и масштабированию сцены и т.д.

Дескрипторы описывают особенности изображений в некоторой области с использованием конкретных признаков. Было разработано большое количество дескрипторов изображений. Все дескрипторы изображений можно разделить на группы: локальные двоичные дескрипторы [1–5], спектральные дескрипторы [6–11], дескрипторы базового пространства [12, 13], дескрипторы формы полигона [14, 15]. Локальные двоичные дескрипторы основаны на бинарном сравнении пикселей. Спектральные дескрипторы используют широкий диапазон характеристик: интенсивность света, цвет, градиенты локальной области, статистические характеристики, моменты локальной области, нормали поверхности и т.д. Дескрипторы базового пространства кодируют вектор признаков в набор базовых функций. Дескрипторы формы полигона используют такие характеристики, как площадь, периметр, центр тяжести и т.д. Был разработан метод RANSAC, который позволяет уменьшать количество ошибок [16]. Также в последнее время стали применяться методы глубокого обучения [17, 18] для сопоставления изображений. Слабыми сторонами

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования РФ (Госзадание ВлГУ № ГБ-1187/20).

методов с использованием глубокого обучения являются высокие вычислительные затраты, необходимость обучения, высокие требования к качеству и объему обучающего набора.

Разработаны методы для сопоставления изображений на основе сравнения структур с применением графов [19–25]. Методы основаны на использовании спектральной теории графов [26]. Ограничением подобных методов является то, что часто не принимаются во внимание признаки локальных окрестностей изображений.

К одним из недостатков методов и алгоритмов нахождения соответствий можно отнести то, что сопоставления находятся между всеми наборами обнаруженных особенностей. При этом не учитывается то, что многие особенности могут пропадать при изменении ракурса, наличии взаимных перекрытий, бликов. Это обстоятельство увеличивает вероятность нахождения ложных соответствий.

В работе для сопоставления изображений предлагается использовать дескриптор SURF и тепловые ядра (heat kernel) на графах. Тепловые ядра описываются в рамках спектральной теории графов, которая часто используется при разработке методов компьютерного зрения: сегментации изображений, обнаружении объектов, распознавании сцен и т.д. [27–30].

В статье представлен новый метод сопоставления изображений, который позволяет выделять и сопоставлять наиболее устойчивые особенности, присутствующие на снимках. Это позволяет значительно снизить количество ложных соответствий при сопоставлении снимков.

2. Метод сопоставления изображений

При сопоставлении снимков угол поворота сцены относительно наблюдателя может существенно меняться. При этом в сопоставлении могут участвовать множества особенностей, которые значительно отличаются. Это приводит к увеличению количества неправильных соответствий. Для устранения проблемы предлагается выделять на изображениях только самые устойчивые особенности, которые с большей вероятностью будут присутствовать на снимках.

На основе детектора SURF на сопоставляемых изображениях находятся точечные особенности. Эти особенности используются для построения графа Делоне. Для выделения устойчивых особенностей изображений используются тепловые ядра на графах [31].

Тепловое ядро представляет собой изменение температуры в области вокруг вершины с начальной тепловой энергией в момент времени $t = 0$. Для графа $G(V, E)$ тепловое ядро показывает, как информация проходит через ребра с течением времени.

Нормализованная матрица Лапласа записывается в следующем виде [26]:

$$L_n = \begin{cases} 1, & \text{если } x = 0, \\ -\frac{w_{uv}}{\sqrt{d_u, d_v}}, & \text{если } u \neq v \text{ и } (u, v) \in E, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

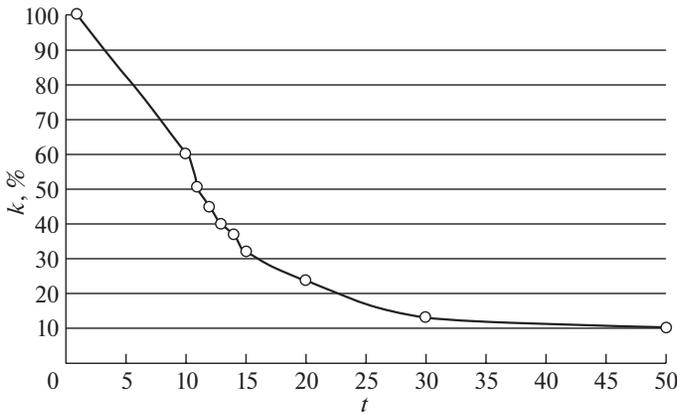


Рис. 1. Изменение количества устойчивых вершин от времени.

L_n можно разложить на $\Phi\Lambda\Phi^T$, где $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{|V|})$ — диагональная матрица, содержащая упорядоченные собственные значения, и $\Phi = (\Phi_1|\Phi_2|\dots|\Phi_{|V|})$ — квадратная матрица с упорядоченными собственными векторами в столбцах.

Уравнение теплопроводности, связанное с L_n , имеет вид [31, 32]:

$$\frac{dH_t}{dt} = -L_n H_t,$$

где t — время, а тепловое ядро H_t — решение уравнения теплопроводности.

Выражение теплового ядра имеет вид

$$H_t = e^{-tL_n}.$$

Тепловое ядро можно также представить следующим образом:

$$H_t = \Phi e^{-t\Lambda} \Phi^T.$$

Тепловое ядро для вершин u и v графа G описывается выражением

$$H_t(u, v) = \sum_{i=1}^{|V|} e^{-\lambda_i t} \Phi_i(u) \Phi_i(v).$$

На основе предыдущего выражения определяются устойчивые вершины графа. Вершина считается устойчивой, если $H_t(u, v) > \sigma$, где σ — минимальное значение из p наибольших элементов матрицы H_t . Между особенностями снимков, которые определены устойчивыми вершинами, будут находиться соответствия.

При увеличении времени t количество устойчивых вершин k уменьшается (рис. 1). При проведении исследований выбиралось значение $t = 10$.

Таким образом, алгоритм сопоставления изображений состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Выделяются особенности на сопоставляемых изображениях на основе детектора SURF.

Шаг 2. По выделенным особенностям строится граф Делоне.

Шаг 3. На основе тепловых ядер определяются устойчивые вершины.

Шаг 4. На основе дескриптора SURF находятся соответствия между устойчивыми особенностями сопоставляемых изображений.

3. Исследование разработанного метода

Эксперименты проводились с наборами снимков CMU, COIL-100, MIT-SVCL. Разработанный метод сравнивался с методом SURF, который часто используется при сопоставлении изображений и включен в различные библиотеки компьютерного зрения. При проведении исследований вычислялось количество «выбросов» (неправильных соответствий) при изменении ракурса одного из изображений. При использовании метода SURF сопоставляется большее количество особенностей изображения, чем при применении предложенного в работе метода. Это объясняется тем, что в разработанном методе в сопоставлении участвуют только самые устойчивые особенности изображения. Подобные особенности практически всегда выделяются при изменении ракурса изображения. На рис. 2 и 3 представлены результаты сопоставления изображений с использованием метода SURF и разработанного метода. Неправильные соответствия представлены красными линиями.

При проведении исследований выявлено, что при увеличении угла поворота объекта α количество верных соответствий q сокращается. Это происходит как при использовании разработанного метода, так и при использовании метода SURF. Однако при сопоставлении изображений с помощью SURF количество «выбросов» значительно больше. При использовании ме-

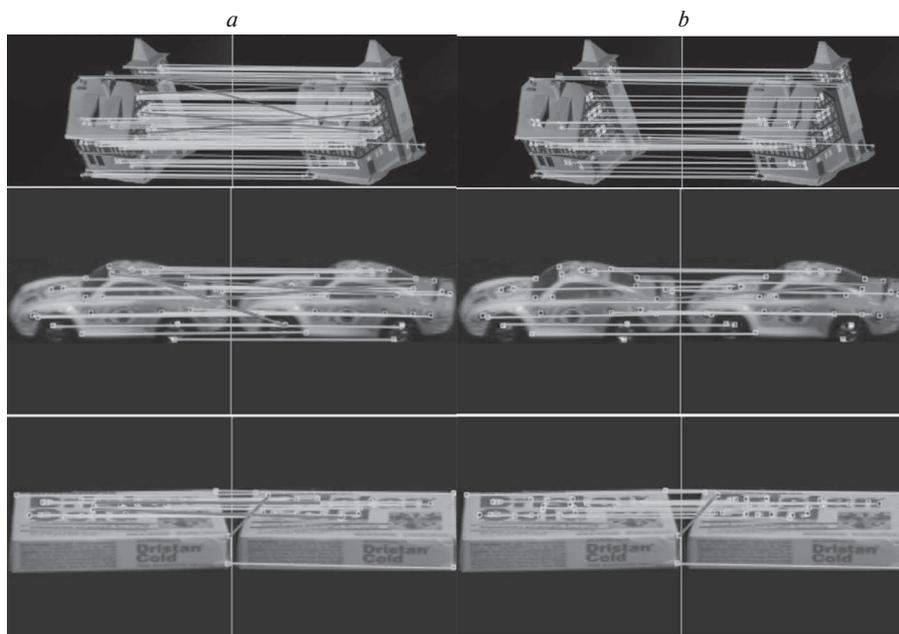


Рис. 2. Сопоставление изображений (CMU, COIL-100): *a* — метод SURF, *b* — разработанный метод.



Рис. 3. Сопоставление изображений (MIT-CBCL): *a* — метод SURF, *b* — разработанный метод.

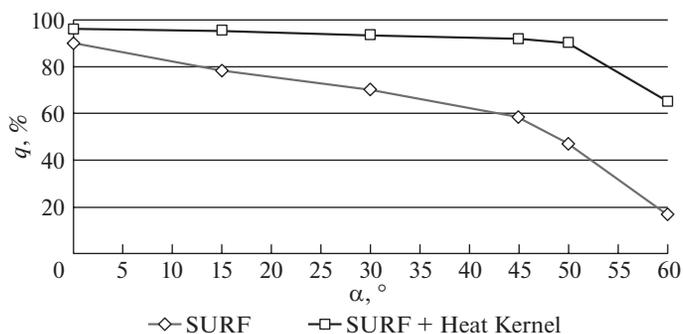


Рис. 4. Зависимость количества верных сопоставлений от ракурса изображений.

тогда SURF количество неправильных соответствий может превосходить 40% (рис. 4). При использовании предложенного в работе метода с изменением ракурса на угол 45° количество «выбросов» не превышает 10%.

4. Заключение

Таким образом, в работе предложен метод сопоставления изображений с использованием тепловых ядер на графах. Метод позволяет значительно снизить количество ложных соответствий при изменении ракурса изображения. Также метод не требует этапа предварительного обучения. Метод можно использовать при решении различных задач компьютерного зрения: поиска и отслеживания объектов, реконструкции трехмерных сцен, создания мозаик и т.д.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Krig S.* Computer vision metrics. Survey, taxonomy, and analysis. Berkeley: Apress, 2014.
2. *Ojala T., Pietikainen M., Harwood D.* A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions // *Patt. Recognit.* 1996. V. 29 (1). P. 51–59. [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(95\)00067-4](https://doi.org/10.1016/0031-3203(95)00067-4).
3. *Calonder M., Lepetit V., Strecha C., Fua P.* BRIEF-Binary Robust Independent Elementary Features // *ECCV.* 2010. P. IV. P. 778–792. https://doi.org/10.1007/978-3-642-15561-1_56
4. *Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF // *ICCV.* 2011. P. 2564–2571. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126544>.
5. *Leutenegger S., Chli M., Siegwart R.* BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints // *International Conference on Computer Vision (ICCV'11).* 2011. P. 2548–2555. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126542>.
6. *Lowe D.G.* Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints // *Int. J. Comput. Vision.* 2004. V. 60(2). P. 91–110. <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94>.
7. *Bay H., Ess A., Tuytelaars T., Van Gool L.* SURF: Speeded Up Robust Features // *Comput. Vision Image Understand.* 2008. V. 110(3). P. 346–359. https://doi.org/10.1007/11744023_32.
8. *Tola E., Lepetit V., Fua P.* DAISY: An Efficient Dense Descriptor Applied to Wide-Baseline Stereo // *IEEE Transact. Patt. Anal. Machine Intelligence.* 2010. V. 32(5). P. 815–830. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2009.77>.
9. *Dalal N., Triggs B.* Histograms of Oriented Gradients for Human Detection // *Comput. Vision Patt. Recognit.* 2005. V. 1. P. 886–893. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2005.177>.
10. *Scharstein D., Szeliski R.* A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms // *Int. J. Comput. Vision.* 2002. No. 47. P. 7–42. <https://doi.org/10.1023/A:1014573219977>.
11. *Jun B., Kim D.* Robust Face Detection Using Local Gradient Patterns and Evidence Accumulation // *Patt. Recognit.* 2012. V. 45(9). P. 3304–3316. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2012.02.031>.
12. *Bracewell R.* The Fourier Transform and Its Applications. McGraw-Hill Science/Engineering/Math; 3 edition, 1999.
13. *Ren X., Ramanan D.* Histograms of Sparse Codes for Object Detection // *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.* 2013. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2013.417>.
14. *Matas J., Chum O., Urba M., Pajdla T.* Robust Wide Baseline Stereo from Maximally Stable Extremal Regions // *Proceedings of British Machine Vision Conference.* 2002. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2004.02.006>.
15. *Yang M., Kpalma K., Ronsin J.* A Survey of Shape Feature Extraction Techniques // *Patt. Recognit.* 2008. P. 43–90. <https://doi.org/10.5772/6237>.
16. *Szeliski R.* Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer, 2010.
17. *Ufer N., Ommer B.* Deep Semantic Feature Matching // *CVPR 2017,* 2017. P. 6914–6923. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.628>.
18. *Gao Q., Wang F., Xue N., Yu J.G., Xia G.S.* Deep Graph Matching under Quadratic Constraint // *CVPR 2021,* 2021. P. 5069–5078. <https://doi.org/10.1109/CVPR46437.2021.00503>.

19. *Scott G., Longuet-Higgins H.* An algorithm for associating the features of two images // Proc. of Royal Soc. 1991. V. 244. P. 21–26.
<https://doi.org/10.1098/rspb.1991.0045>.
20. *Zakharov A.A., Zhiznyakov A.L., Titov V.S.* A method for feature matching in images using descriptor structures // Comput. Opt. 2019. V. 43(5). P. 811–818.
<https://doi.org/10.18287/2412-6179-2019-43-5-811-818>.
21. *Shapiro L.S., Brady J.M.* Feature-based correspondence – an eigenvector approach // Image Vision Comput. 1992. V. 10(5). P. 283–288.
[https://doi.org/10.1016/0262-8856\(92\)90043-3](https://doi.org/10.1016/0262-8856(92)90043-3).
22. *Carcassoni M., Hancock E.* Spectral correspondence for point pattern matching // Patt. Recognit. 2003. V. 36(1). P. 193–204.
[https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(02\)00054-7](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(02)00054-7).
23. *Leordeanu M., Hebert M.* A spectral technique for correspondence problems using pairwise constraints // Tenth IEEE International Conference on Computer Vision. 2005. V. 1. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2005.20>.
24. *Cour T., Srinivasan P., Shi J.* Balanced Graph Matching // Proceedings Conference Neural Information Processing Systems. 2006.
<https://doi.org/10.7551/mitpress/7503.003.0044>.
25. *Delponte E., Isgro F., Odone F., Verri A.* SVD-matching using SIFT features // Graphical Models. 2006. V. 68 (5-6). P. 415–431.
<https://doi.org/10.1016/j.gmod.2006.07.002>.
26. *Chung F.R.K.* Spectral graph theory. AMS, 1997.
27. *Zakharov A.A., Titov D.V., Zhiznyakov A.L., Titov V.S.* Visual attention method based on vertex ranking of graphs by heterogeneous image attributes // Comput. Opt. 2020. V. 44(3). P. 427–435. <https://doi.org/10.18287/2412-6179-CO-658>.
28. *Zakharov A.A., Barinov A.E., Zhiznyakov A.L., Titov V.S.* Object detection in images with a structural descriptor based on graphs // Comput. Opt. 2018. V. 42(2). P. 283–290. <https://doi.org/10.18287/2412-6179-2018-42-2-283-290>.
29. *Zakharov A., Barinov A., Zhiznyakov A.* Faces selection in images using the spectral graph theory and constraints // 2017 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing. 2017.
<https://doi.org/10.1109/ICIEAM.2017.8076407>.
30. *Zakharov A., Tuzhilkin A., Zhiznyakov A.* Automatic building detection from satellite images using spectral graph theory // International Conference on Mechanical Engineering, Automation and Control Systems (MEACS 2015). 2015.
<https://doi.org/10.1109/MEACS.2015.7414937>.
31. *Bai X., Wilson R.C., Hancock E.R.* Characterising graphs using the heat kernel // British machine vision conference. 2005. P. 315–324.
<https://doi.org/10.5244/C.19.92>.
32. *Ghawalby H., Hancock E.R.* Heat kernel embeddings, differential geometry and graph structure // Axioms. 2015. V. 4. P. 275–293.
<https://doi.org/10.3390/axioms4030275>.

Статъя представена к публикации членом редколлегии А.А. Лазаревым.

Поступила в редакцию 01.02.2022

После доработки 20.06.2022

Принята к публикации 29.06.2022