

М. А. Проценко¹, Е. А. Павельева²

СОПОСТАВЛЕНИЕ КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК ИЗОБРАЖЕНИЙ МЕТОДОМ ФАЗОВОЙ КОНГРУЭНТНОСТИ

Введение

Задача сопоставления изображений является актуальной [1, 2] и встречается при обработке медицинских изображений [3], в задачах совмещения изображений [4], интеллектуального слияния изображений [5], построения составных [6] и панорамных изображений [7], в задаче слежения за движением объектов [8], а также в различных задачах обработки биометрических данных [9].

Одним из подходов к решению задачи сопоставления изображений является подход, основанный на сопоставлении ключевых точек изображений [10-19]. В каждой ключевой точке вычисляется дескриптор ключевой точки – вектор признаков, характеризующий данную ключевую точку. Далее происходит сопоставление дескрипторов ключевых точек. Классическими алгоритмами построения дескрипторов ключевых точек являются алгоритм масштабно-инвариантного преобразования (SIFT) [10], его модификации [11, 12], метод SURF [13]. В настоящее время также актуальны методы поиска и сопоставления ключевых точек на основе сверточных нейронных сетей [14, 15].

Во многих задачах обработки и анализа изображений, в частности, в задачах сопоставления изображений, используются методы, основанные на использовании фазовой информации [20, 21]. Фаза несет в себе больше информации о структуре изображения, чем его амплитуда [22]. Существует множество алгоритмов, использующих фазовую информацию, такие как метод фазовой корреляции [23], метод фазовой конгруэнтности [24], метод локальной фазовой когерентности [25], метод фазового квантования [26]. Также фазу используют для определения меры близости изображений [27]. В работах [16–18] для сопоставления изображений выделяются угловые точки контуров изображений с помощью метода фазовой конгруэнтности, а в работе [19] на основе локальных гистограмм ориентаций фазовой конгруэнтности вычисляются дескрипторы ключевых точек.

В настоящей работе предложен метод анализа и сопоставления изображений на основе фазовой информации в окрестности ключевых точек. Поиск ключевых точек осуществляется методом масштабно-

¹ МГУ имени М. В. Ломоносова, факультет ВМК, ma.protsenko@mail.ru

² МГУ имени М. В. Ломоносова, факультет ВМК, pavelyeva@cs.msu.ru

инвариантного преобразования SIFT [10] или методом на основе свертки с функцией преобразования Эрмита [28]; построение дескрипторов ключевых точек осуществляется на основе метода фазовой конгруэнтности с использованием вейвлет-преобразования с логарифмической функцией Габора. В качестве дескриптора ключевой точки используется вектор значений меры фазовой конгруэнтности в окрестности ключевой точки.

Метод фазовой конгруэнтности

Рассмотрим вейвлет-преобразование сигнала $f(x)$:

$$F_s(p) = F(s, p) = \left[f(x) * \frac{1}{\sqrt{s}} G\left(\frac{x}{s}\right) \right] \Big|_{x=p},$$

где $G(x)$ – вейвлет-функция, $s \in R^+$ – параметр масштаба, $p \in R$ – параметр сдвига. В качестве материнского вейвлета часто используют функцию Габора $G(x) = e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} e^{\frac{i2\pi x}{\lambda}}$, где σ – среднееквадратическое отклонение функции Гаусса, λ – длина волны.

Пусть $A_s(p)$ и $\varphi_s(p)$ – амплитуда и фаза вейвлет-преобразования $F_s(p) = A_s(p) \cdot e^{i\varphi_s(p)}$. В работах [24, 25] показано, что если сигнал имеет особенность, то в точке ее расположения фаза вейвлет-преобразования $\varphi_s(p)$ сохраняет свое значение при изменении параметра масштаба s . Типы особенностей приведены в работе [29]. На рис. 1а приведен пример сигнала и скейлограмма фазы его вейвлет-преобразований в зависимости от параметра масштаба s (одинаковыми цветами обозначены одинаковые значения фазы). Мерой фазовой конгруэнтности называется величина

$$PC(p) = \frac{|\sum_s F_s(p)|}{\sum_s A_s(p)}.$$

Ее геометрическая интерпретация представлена на рис. 1б. Для фиксированной точки p каждая свертка $F_s(p)$ представляется в виде вектора, длина которого равна $A_s(p)$, а угол наклона относительно положительного направления оси OX равен значению фазы $\varphi_s(p)$. $PC(p) \in [0,1]$, $PC(p) = 1$ тогда и только тогда, когда векторы $F_s(p)$ при всех значениях s имеют одинаковую фазу. Чем больше $PC(p)$, тем более вероятно, что в данной точке сигнал имеет особенность. Метод фазовой конгруэнтности обобщается на случай двумерных изображений и применяется в задачах поиска контуров и угловых точек контуров на изображениях [29, 16–18], сегментации изображений [31], сопоставления изображений [32], слияния изображений [33], в задачах биометрии [34] и др.

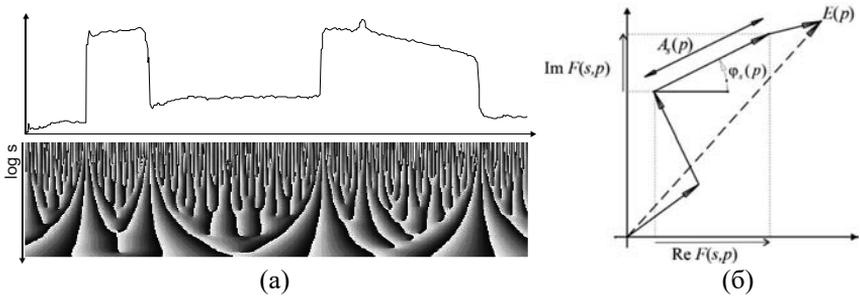


Рис.1. (а) Пример одномерного зашумленного ступенчатого сигнала и скейлограмма фазы его вейвлет-преобразований [29] (б) геометрическая интерпретация меры фазовой конгруэнтности

В работе используется вейвлет-преобразование с логарифмической функцией Габора, поскольку она лучше, чем функция Габора, выделяет высокочастотные особенности изображения. Двумерная логарифмическая функция Габора определяется в частотной области в полярной системе координат (ω, θ) и является функцией Гаусса в логарифмических полярных координатах:

$$G_{s,k}(\omega, \theta) = \exp\left(-\frac{(\ln(\frac{\omega}{\omega_s}))^2}{2(\ln \sigma_\omega)^2}\right) \exp\left(\frac{-(\theta - \theta_k)^2}{2\sigma_\theta^2}\right).$$

Значения параметров масштаба ω_s и ориентации θ_k для логарифмической функции Габора $G_{s,k}(\omega, \theta)$ будем выбирать по формулам, предложенным в [35]. При этом $\sigma_\omega = 0.65$, $\omega_s^{-1} = 1.5 * 1.7^s$, $s = 0, 1, \dots, 5$, $\theta_k = \frac{\pi}{6}k$, $k = 0, 1, \dots, 5$. Вычисление вейвлет-преобразования $F_{s,k}(\omega, \theta)$ изображения с логарифмической функцией Габора $G_{s,k}(\omega, \theta)$ происходит в частотной области. Мера фазовой конгруэнтности для двумерных изображений [36] (рис. 2) вычисляется по формуле:

$$PC(\omega, \theta) = \frac{\sum_k |\sum_s F_{s,k}(\omega, \theta)|}{\sum_k \sum_s |F_{s,k}(\omega, \theta)|}.$$



Рис. 2. (а) Изображение Lena; (б) визуализация меры фазовой конгруэнтности для изображения Lena

Построение и сопоставление дескрипторов ключевых точек

Для нахождения ключевых точек изображений будем использовать алгоритм масштабно-инвариантного преобразования SIFT [10]. Этот алгоритм находит ключевые точки и для каждой из них вычисляет значения следующих параметров: координаты (x, y) , масштаб ключевой точки σ и ее направление θ . На рис. 3а приведен пример изображения Lena, на котором обозначены окружности, центрами которых являются некоторые найденные ключевые точки, а радиус каждой окружности равен масштабу соответствующей ключевой точки.

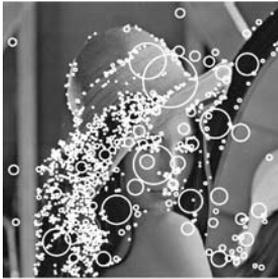
Из найденных методом SIFT точек оставим только те точки, для которых $\sigma < 5$. В каждой ключевой точке с помощью метода фазовой конгруэнтности вычислим дескриптор ключевой точки – вектор признаков, характеризующий эту ключевую точку. Для каждой ключевой точки вычислим значения фазовой конгруэнтности в данной точке и точках, расположенных на расстоянии 2σ , 4σ и 8σ от данной ключевой точки (рис. 3б). Пусть (x, y) – координаты ключевой точки, θ – ее направление. На первой окружности возьмем 8 точек, а на второй – 16, на третьей – 64. Получаем 89 точек с координатами (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, 89$:

$$x_1 = x; y_1 = y;$$

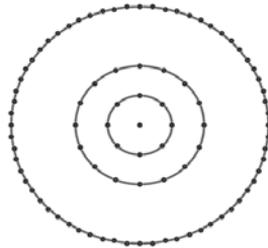
$$x_i = x + 2\sigma \cos\left(\theta + \frac{j\pi}{4}\right); y_i = y + 2\sigma \sin\left(\theta + \frac{j\pi}{4}\right), j = 0, 1, \dots, 7, i = j + 2;$$

$$x_i = x + 4\sigma \cos\left(\theta + \frac{j\pi}{8}\right); y_i = y + 4\sigma \sin\left(\theta + \frac{j\pi}{8}\right), j = 0, 1, \dots, 15, i = j + 10;$$

$$x_i = x + 8\sigma \cos\left(\theta + \frac{j\pi}{32}\right); y_i = y + 8\sigma \sin\left(\theta + \frac{j\pi}{32}\right), j = 0, 1, \dots, 63, i = j + 26.$$



(а)



(б)

Рис. 3. (а) Результат работы алгоритма SIFT; (б) расположение точек в окрестности ключевой точки при $\theta = 0$

Составим вектор из значений меры фазовой конгруэнтности в точках (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, 89$. Если точка (x_i, y_i) попала за пределы изображения, то положим значение фазовой конгруэнтности в этой точке равным нулю. Полученный таким образом вектор из значений меры фазовой

конгруэнтности в точках (x_i, y_i) назовем дескриптором ключевой точки с координатами (x, y) .

Пусть $a = (a_1, \dots, a_{89})$ и $b = (b_1, \dots, b_{89})$ – значения дескрипторов двух ключевых точек A и B . Назовем расстоянием между ключевыми точками величину

$$d(A, B) = \frac{\sqrt{\sum_{i \in I} (a_i - b_i)^2}}{|I|},$$

где $I = \{i \in \{1, 2, \dots, 89\}: a_i \cdot b_i \neq 0\}$, $|I|$ – мощность множества I .

Сопоставление ключевых точек изображений

Для каждой ключевой точки (x_1, y_1) первого изображения вычислим расстояние между ней и всеми ключевыми точками второго изображения. Найдём точку на втором изображении (x_2, y_2) , для которой это расстояние минимально. Далее, наоборот, для точки (x_2, y_2) второго изображения вычислим расстояние между ней и всеми ключевыми точками первого изображения и найдем ближайшую ключевую точку (x_3, y_3) на первом изображении. Если точки (x_1, y_1) и (x_3, y_3) совпали, то считаем, что точки (x_1, y_1) первого изображения и (x_2, y_2) второго изображения сопоставились. Если точки (x_1, y_1) и (x_3, y_3) не совпали, то найдем для (x_1, y_1) вторую по близости точку (x'_2, y'_2) на втором изображении, а затем для (x'_2, y'_2) найдем ближайшую точку (x'_3, y'_3) на первом изображении. Если (x_1, y_1) и (x'_3, y'_3) совпали, то считаем, что точке (x_1, y_1) соответствует точка (x'_2, y'_2) , а если (x_1, y_1) и (x'_3, y'_3) не совпали, то считаем, что у точки (x_1, y_1) нет соответствующей ей ключевой точки на втором изображении. В результате для каждой ключевой точки первого изображения найдена соответствующая ей ключевая точка второго изображения либо принято решение, что на втором изображении нет соответствующей ключевой точки.

Выберем $N=15$ пар соответствующих друг другу ключевых точек изображений с наименьшими расстояниями между ключевыми точками. Для сопоставления двух изображений будем использовать идею алгоритма RANSAC [37]. Будем перебирать все возможные тройки из этих N соответствий. Для каждой тройки можно вычислить матрицу аффинного преобразования H , переводящего точки первого изображения в точки второго изображения так, что взятые три ключевые точки первого изображения перейдут в соответствующие им ключевые точки второго изображения [38]. Применим преобразование H ко всем ключевым точкам первого изображения. Пусть A – ключевая точка первого изображения. Если $H(A)$ расположена не далее, чем k пикселей от ключевой точки B второго изображения и $d(A, B)$ меньше заданного порогового значения, то будем считать, что точка A отображается в точку B . Вычислим количество

ключевых точек первого изображения, которые отобразятся в ключевые точки второго изображения. Из всех рассмотренных преобразований выберем такое преобразование H_{max} , при применении которого наибольшее число ключевых точек первого изображения отображаются в ключевые точки второго изображения. В результате работы алгоритма найдены пары сопоставимых ключевых точек двух изображений.

На рис. 4 приведены примеры сопоставлений ключевых точек различных изображений тестовой базы данных [39]. Для наглядности линиями соединены некоторые сопоставимые ключевые точки, имеющие наименьшее расстояние. Предложенный алгоритм сопоставления ключевых точек изображений является достаточно устойчивым к изображениям разного размера, изображениям с различными углами поворота и различными условиями освещенности.

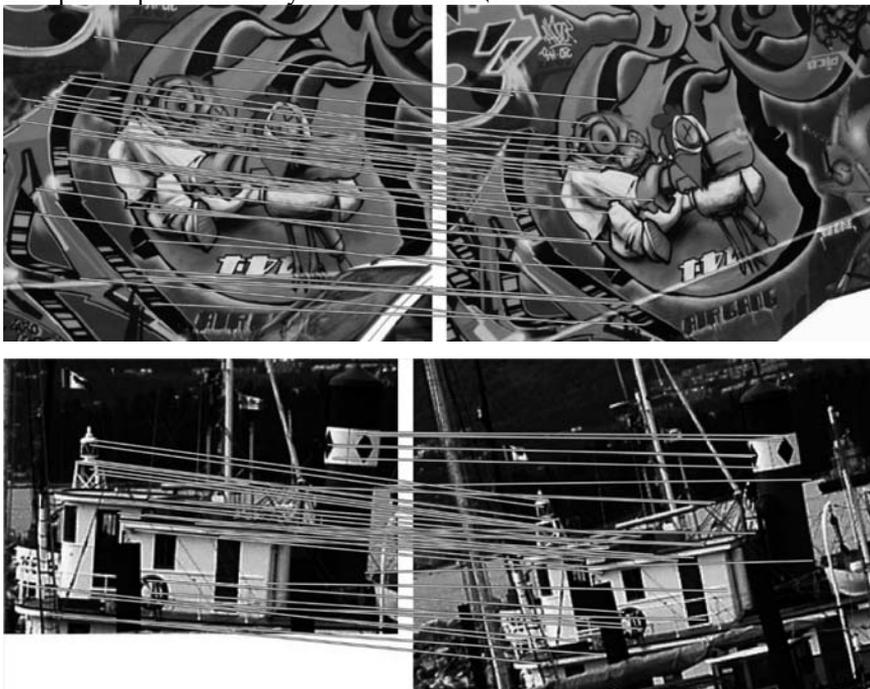


Рис.4. Сопоставление ключевых точек изображений

Применение алгоритма к изображениям радужной оболочки глаза

Результаты применения разработанного метода для сопоставления ключевых точек изображений радужной оболочки глаза показали также возможность его использования в биометрии. Для тестирования в работе используются изображения глаз базы данных CASIA-IrisV4-Interval [40].

На рис. 5 приведены этапы предобработки изображений радужной оболочки глаза [41]. На изображении выделяются границы радужной оболочки, ресницы, веки, затем происходит нормализация изображения (радужная оболочка переводится в прямоугольник фиксированного размера), выравнивание освещенности и повышение контрастности изображения. Ключевые точки на изображениях радужной оболочки будем выделять с помощью свертки функции интенсивности нормализованного изображения с функцией преобразования Эрмита [28]. Далее происходит сопоставление дескрипторов ключевых точек для поиска одинаковых особенностей биометрических изображений радужных оболочек глаз [42] (рис. 6). Количество сопоставимых ключевых точек определяет меру близости изображений.

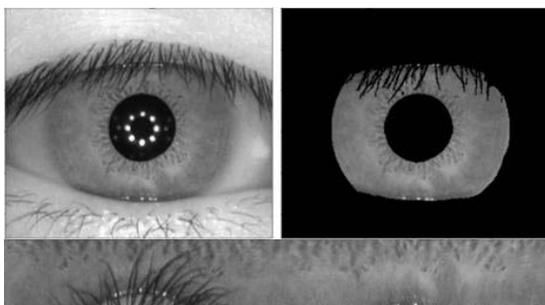


Рис 5. Предобработка изображения радужной оболочки глаза

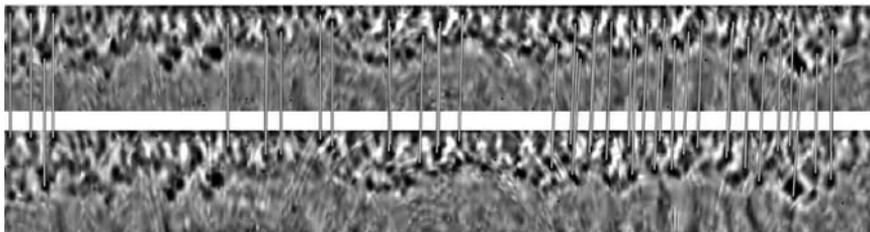


Рис. 6. Пример сопоставления ключевых точек изображений одного глаза. Линиями показаны сопоставимые точки

Заключение

В работе разработан метод анализа и сопоставления изображений на основе фазовой информации в окрестности ключевых точек. Предложен алгоритм построения дескрипторов ключевых точек, использующий фазу вейвлет-преобразования. Приведены результаты применения предложенного метода для сопоставления ключевых точек изображений разного размера, изображений с различными углами поворота, а также биометрических изображений радужной оболочки глаза.

Литература

1. *Jiang X., Ma J., Xiao G., Shao Z., Guo X.* A review of multimodal image matching: Methods and applications //Information Fusion, 2021, T. 73, C. 22-71.
2. *Leng C., Zhang H., Li B., Cai G., Pei Z., He L.* Local feature descriptor for image matching: A survey //IEEE Access, 2018, T. 7, C. 6424-6434.
3. *Van den Elsen P. A., Pol E. J. D., Viergever M. A.* Medical image matching-a review with classification //IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 1993, T. 12, No. 1, C. 26-39.
4. *Zitova B., Flusser J.* Image registration methods: a survey //Image and vision computing, 2003, T. 21, №. 11, C. 977-1000.
5. *Li H., Manjunath B. S.* Multisensor image fusion using the wavelet transform //Graphical models and image processing, 1995, T. 57, №. 3, C. 235-245.
6. *Jing X., Hong Y.X., Xin S.X., Ying M.X.* Medical image mosaic technology based on image phase correlation. //IEEE International Conference on Digital Home (ICDH), 2012, C. 274-277.
7. *Kekre H. B., Thepade S. D.* Scaling Invariant Fusion of Image Pieces in Panorama Making and Novel Image Blending Technique //International Journal of Imaging and Robotics, 2009, T. 1, №. A08, C. 31-46.
8. *Ravet G.* System and method for tracking the movement and location of an object in a predefined area, U.S. Patent No. 7091863, 2006.
9. *Ito K., Morita A., Aoki T., Higuchi T., Nakajima H., Kobayashi K.* A fingerprint recognition algorithm using phase-based image matching for low-quality fingerprints //IEEE International Conference on Image Processing, 2005, T. 2, C. II-33.
10. *Lindeberg T.* Scale invariant feature transform //Scholarpedia, 2012, T. 7, №.5, C. 10491.
11. *Ke Y., Sukthankar R.* PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors //Computer Vision and Pattern Recognition, 2004, T. 2, C. 2-9.
12. *Mikolajczyk K., Schmid C.* A performance evaluation of local descriptors //IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2005, T. 27, №. 10, C. 1615-1630.
13. *Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L.* Surf: Speeded up robust features //European conference on computer vision. – 2006. – C. 404-417.
14. *Barroso-Laguna A., Riba E., Ponsa D., Mikolajczyk K.* Key.Net: Keypoint detection by handcrafted and learned CNN filters //Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019, C. 5836-5844.
15. *Georgakis G., Karanam S., Wu Z., Ernst J., Košecká J.* End-to-end learning of keypoint detector and descriptor for pose invariant 3D matching

- //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2018, C. 1965-1973.
16. *Cui S., Zhong Y., Ma A., Zhang L.* A Novel Robust Feature Descriptor for Multi-Source Remote Sensing Image Registration // IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2019, C. 919-922.
 17. *Liu X., Ai Y., Zhang J., Wang Z.* A novel affine and contrast invariant descriptor for infrared and visible image registration //Remote Sensing, 2018, T. 10, №. 4, C. 658.
 18. *Liu X., Li J. B., Pan J. S.* Feature point matching based on distinct wavelength phase congruency and log-gabor filters in infrared and visible images //Sensors, 2019, T. 19, №. 19, C. 4244.
 19. *Ye Y., Shen L.* HOPC: A novel similarity metric based on geometric structural properties for multi-modal remote sensing image matching //ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, T. 3, C. 9-16.
 20. *Xie X., Zhang Y., Ling X., Wang X.* A novel extended phase correlation algorithm based on Log-Gabor filtering for multimodal remote sensing image registration //International Journal of Remote Sensing, 2019, T. 40, №. 14, C. 5429-5453.
 21. *Xiang Y., Tao R., Wan L., Wang F.* OS-PC: Combining feature representation and 3-D phase correlation for subpixel optical and SAR image registration //IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, T. 58, №. 9, C. 6451-6466.
 22. *Павельева Е. А.* Обработка и анализ изображений на основе использования информации о фазе // Компьютерная оптика, 2018, Т. 42, № 6, С. 1022-1034.
 23. *Reddy B. S., Chatterji B. N.* An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration //IEEE Trans. on Image Processing, 1996, T. 5, №. 8, C. 1266-1271.
 24. *Kovesi P.* Phase congruency detects corners and edges // The Australian pattern recognition society conference: DICTA, 2003, T. 2003. C. 309-318.
 25. *Wang Z., Simoncelli E. P.* Local phase coherence and the perception of blur //Proceedings of the 16th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2003, C. 1435-1442.
 26. *Rahtu E., Heikkilä J., Ojansivu V., Ahonen, T.* Local phase quantization for blur-insensitive image analysis //Image and Vision Computing, 2012, T. 30, №. 8, C. 501-512.
 27. *Wang Z., Simoncelli E. P.* Translation insensitive image similarity in complex wavelet domain //Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005, T. 2, C. 573-576.
 28. *Павельева Е. А.* Поиск соответствий между ключевыми точками изображений радужных оболочек глаз с помощью метода проекционной

- фазовой корреляции // Системы и средства информатики, 2013, Т. 23, №2, С. 74-88.
29. *Kovesi P.* Edges are not just steps // Proceedings of the Fifth Asian Conference on Computer Vision, 2002, Т. 8, С. 22-30.
 30. *Hassen R. K. M.* Local Phase Coherence Measurement For Image Analysis and Processing, Ph. D. thesis, Waterloo, Ontario, Canada, 2013, 99 p.
 31. *Tagore M. R. N., Kande G. B., Rao E. K., Rao B. P.* Segmentation of retinal vasculature using phase congruency and hierarchical clustering // International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), 2013, С. 361-366.
 32. *Fan J., Wu Y., Wang F., Zhang Q., Liao G., Li M.* SAR image registration using phase congruency and nonlinear diffusion-based SIFT // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, Т. 12, №. 3, С. 562-566.
 33. *Liu Z., Feng Y., Chen H, Jiao L.* A fusion algorithm for infrared and visible based on guided filtering and phase congruency in NSST domain // Optics and Lasers in Engineering, 2017, Т. 97, С. 71-77.
 34. *Punsawad Y., Wongsawat Y.* Palmprint image enhancement using phase congruency // IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2009, С. 1643-1646.
 35. *Kovesi P.* MATLAB and Octave functions for computer vision and image processing, <https://www.peterkovesi.com/matlabfn/>
 36. *Kovesi P.* Image features from phase congruency // Videre: Journal of computer vision research, 1999, Т. 1, №. 3, С. 1-26.
 37. *Fischler M. A., Bolles R. C.* Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography // Communications of the ACM, 1981, Т. 24, №. 6, С. 381-395.
 38. *Stearns C. C., Kannappan K.* Method for 2-D affine transformation of images, U.S. Patent No. 5475803, 1995.
 39. Image Database with affine invariant features, <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/affine/>
 40. CASIA Iris Image Database Version 4.0, <http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=4>
 41. *Tikhonova V. A., Pavelyeva E. A.* Hybrid Iris Segmentation Method Based on CNN and Principal Curvatures // CEUR Workshop Proceedings, 2020, Vol. 2744, Paper 31, P. 1–10.
 42. *Protsenko M. A., Pavelyeva E. A.* Iris Image Key Points Descriptors Based on Phase Congruency // International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2019, Т. 42, №. 2/W12. С. 167-171.