

УДК 004.932.2

СРАВНИТЕЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ СТРУКТУРНЫХ И КОРРЕЛЯЦИОННЫХ МЕТОДОВ ПРИ СОПОСТАВЛЕНИИ РАЗНОРОДНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Л. В. Тананыкина

В статье рассмотрена задача сопоставления разнородных изображений корреляционными и структурными методами. Показано, что сопоставление структурными методами разнородных изображений осуществляется некорректно, так как особые точки на сравниваемых изображениях выделяются по-разному. Классический корреляционный метод дает положительный результат, но при условии, что отсутствуют произвольные искажения яркости изображений. Применение теоретико-информационного метода предварительной обработки изображений, основанного на энтропийном анализе, позволяет получить инвариантное представление изображений для корреляционного метода сопоставления.

Ключевые слова: техническое зрение, сопоставление изображений, корреляционные методы, структурные методы, характерные точки, инвариантное представление изображений.

Keywords: machine vision, image matching, correlation methods, structural methods, characteristic point, invariant image representation.

Введение

Сопоставление изображений является неотъемлемым компонентом любой системы компьютерного зрения, оно необходимо для решения таких задач, как распознавание, сопровождение, измерение параметров объектов (например, определение ориентации, положения, размера) в задачах мониторинга, картографирования, навигации и др.

Задача сопоставления изображения заключается в том, чтобы найти параметры пространственного преобразования, с помощью которого одно изображение отображается в другое (изображения совмещаются).

В настоящее время разработано множество методов совмещения изображений, которые характеризуются [1, 2]:

- типом сопоставляемых элементов изображения;
- типом допустимого пространственного преобразования;
- стратегией поиска оптимальных параметров преобразования, которая основывается на критерии качества и оптимизационном алгоритме.

На практике изображения одной и той же местности или объекта могут значительно различаться, если получены с помощью датчиков различных типов (например, при использовании оптического, радиотеплового, радиолокационного, магнитного и других полей [3]), при разном освещении, в разное время года. Поэтому одной из основных проблем при совмещении изображений на

сегодняшний день является получение инвариантного представления изображений.

Постановка задачи

В разрабатываемых в настоящее время системах технического зрения популярным подходом к сопоставлению изображений является использование структурных методов. Структурные методы принято считать одними из наиболее робастных [4]. Они реализованы в популярных открытых библиотеках OpenCV и VLFeat. Структурные методы позволяют сравнивать изображения при таких пространственных искажениях, как масштабирование, поворот, смена перспективы.

Корреляционные методы, в сравнении со структурными методами, более просты в реализации, но имеют ограничения по возможностям пространственным преобразованиям сравниваемых изображений.

Однако в ряде случаев привлекаемые структурные представления не полностью инвариантны по отношению к условиям формирования изображений. В связи с этим на разнородных изображениях, полученных в различных условиях, структурные элементы выделяются по-разному, что приводит к некорректному сопоставлению изображений.

Задача исследования — сравнение структурных и корреляционных методов при сопоставлении разнородных изображений, а именно изображений от датчиков, работающих в инфракрасном и видимом диапазонах.

Краткое описание сравниваемых методов сопоставления изображений

Корреляционные методы

Корреляционные методы применяются при оценивании параметров смещения. При наличии других преобразований необходимо использовать так называемые методы адаптации изображений перед применением корреляционного метода. Несмотря на существенные ограничения, накладываемые на возможные преобразования изображений, классический корреляционный метод широко используется для решения ряда частных задач [5].

В соответствии с классическим корреляционным алгоритмом для поиска параметров смещения необходимо вычислить взаимную нормированную корреляционную функцию сопоставляемых изображений. По положению максимума взаимной корреляционной функции определяется значение смещений сравниваемых изображений.

Существуют более сложные модификации корреляционного метода, к которым можно отнести локальную корреляцию [2, 6] и метод Фурье—Меллина [8, 9].

Структурные методы

При структурном сопоставлении изображений производится поиск соответствий между структурными элементами с учетом их взаимного расположения, типа, размеров, взаимной ориентации и т. д. Поиск может осуществляться перебором возможных комбинаций соответствий [10], методами эволюционных вычислений [11], нейронными сетями [12], методами итеративной оптимизации [13], с помощью преобразования Хафа [14] и т. д. В структурных методах вместо поиска в пространстве параметров пространственного преобразования производится поиск в пространстве вариантов соответствий структурных элементов [5].

Общую схему методов сопоставления изображений по особым точкам (в литературе также используются термины «характеристическая точка», «точка интереса», «точечная особенность», «контрольная точка») можно описать последовательностью действий [15]:

- обнаружение особых точек;
- формирование дескрипторов окрестностей особых точек;
- сопоставление дескрипторов на основе принятой метрики;
- фильтрация соответствий на основе априорной модели.

Примеры сопоставления разнородных изображений

Приведем примеры совмещения разнородных изображений различными методами, а именно структурными (метод Speeded Up Robust Features и метод Харриса

са), классическим корреляционным и корреляционным с предварительным кодированием [16].

В качестве тестовых разнородных объектов взято по две пары изображений:

- изображения, полученные от технических средств видеонаблюдения, работающих в инфракрасном (тепловизор) и видимом (видеокамера) диапазонах спектра электромагнитного излучения;
- фотографии и рисунки;
- фотографии при разном освещении.

Сопоставление изображений от тепловизора и видеокамеры

Ниже рассмотрены два примера сопоставления изображений от тепловизора и видеокамеры: в примере № 1 изображения зарегистрированы тепловизором и видеокамерой в помещении, в примере № 2 — на улице (в открытом пространстве).

Метод обнаружения особых точек Speeded Up Robust Features (SURF) осуществляет поиск особых точек и создает их дескрипторы, инвариантные к изменению масштаба и вращению. В методе ищутся особые точки с помощью матрицы Гессе. Гессиаан (детерминант матрицы Гессе) достигает экстремума в точках максимального изменения градиента яркости. Он хорошо детектирует пятна, углы и края линий. После нахождения особых точек SURF формирует их дескрипторы, представляющие собой наборы из 64 (либо 128) чисел для каждой ключевой точки. Эти числа отображают флуктуации градиента вокруг ключевой точки. Метод подробно описан в работе [17].

Метод Харриса (его также называют детектором углов Харриса) основан на том принципе, что в области с «углом» градиент изображения имеет два основных направления [18].

Для тестирования использовался пакет прикладных программ MatLab. Для нахождения особых точек использовались встроенные функции detectSURFFeatures и detectHarrisFeatures, для совмещения пар особых точек — функция matchFeatures.

Изображения были предварительно приведены к одному масштабу, совмещены по горизонтали и вертикали насколько это позволила разница в ракурсе съемки («база» между тепловизором и видеокамерой — около 20 см), «обрезана» информационная текстовая строка.

На рис. 1 и 2 приведены изображения и отмечены найденные особые точки (крестами и окружностями для метода SURF на рис. 1 и крестами для метода Харриса на рис. 2), при этом особые точки на разнородных изображениях не соответствуют друг другу, что подтверждается использованием функции нахождения пар особых точек: соответствия особых точек либо не найдены, либо найдены неверно (обозначены звездочками).

Теперь приведем пример сопоставления тестовых изображений корреляционным методом.

На рис. 3 приведены нормированные взаимные корреляционные функции (НВКФ) пар изображений из при-

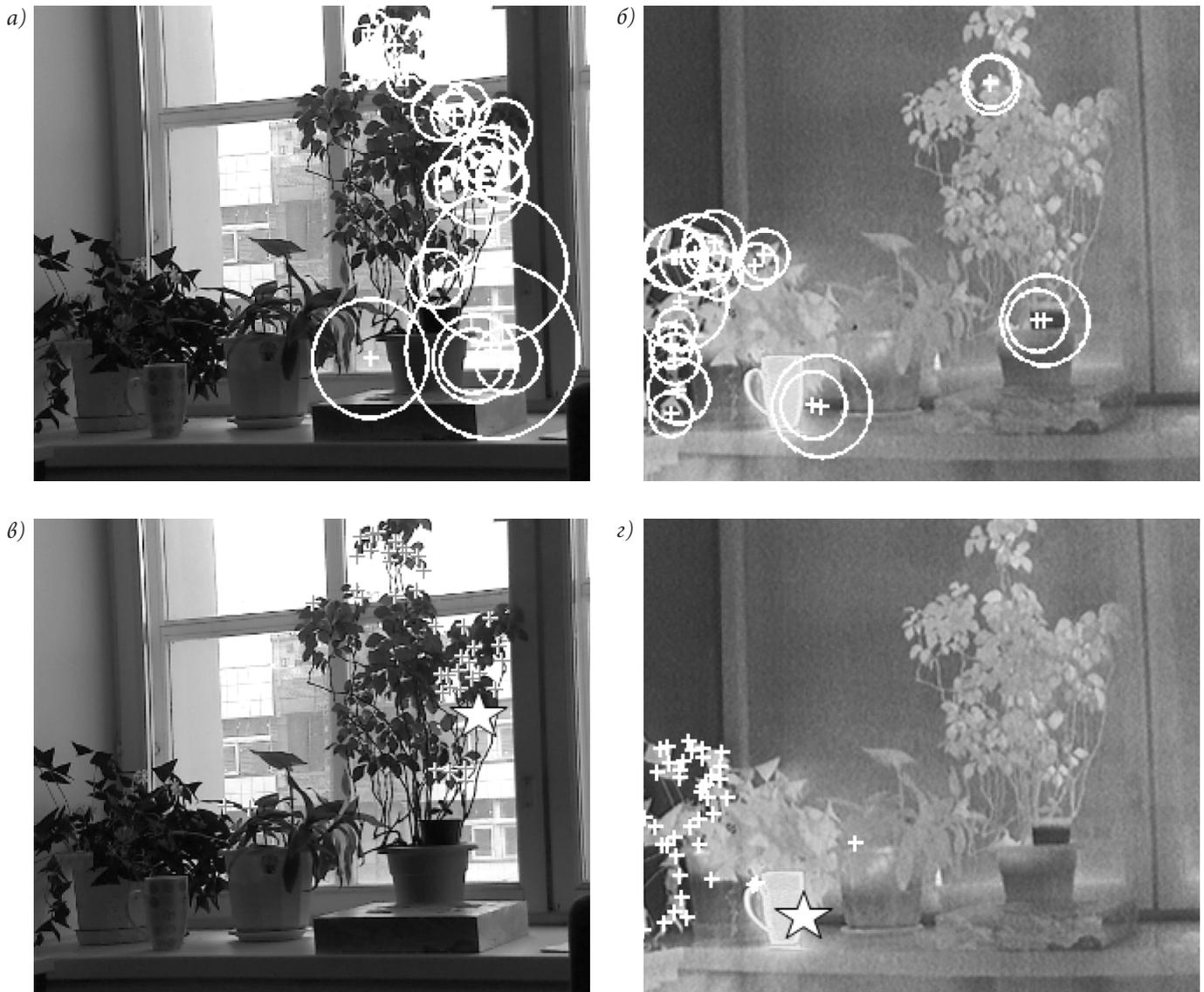


Рис. 1 Пример № 1. Нахождение особых точек: а — метод SURF, изображение от видеокамеры; б — метод SURF, изображение от тепловизора; в — метод Харриса, изображение от видеокамеры; г — метод Харриса, изображение от тепловизора

меров № 1 и № 2. Здесь и далее по осям X и Y отложены соответствующие сдвиги изображений, по оси Z — НВКФ.

Из рис. 3 видно, что обе НВКФ имеют экстремум, примерно соответствующий нулевому смещению. Экстремум является не максимумом, а минимумом рассматриваемых функций, поскольку большая часть изображения от тепловизора в примерах представляет собой инверсию соответствующей части на изображении от обычной видеокамеры. В общем случае коэффициент корреляции совмещенных разнородных изображений может принимать положительное, отрицательное или нулевое значение.

Для устранения этого эффекта рассмотрим корреляционный метод сопоставления изображений, в котором исходные изображения предварительно заменяются на карты их локальной энтропии. Для вычисления карт локальной энтропии использована функция `entropyfilt` пакета MatLab.

На рис. 4 представлены карты локальной энтропии рассматриваемых изображений, а на рис. 5 — их НВКФ.

НВКФ предварительно обработанных изображений имеют максимум вблизи точки $(0; 0)$.

Таким образом, в рассмотренных случаях сопоставления разнородных изображений от тепловизора и видеокамеры структурные методы оказались некорректными, так как структурные элементы на сравниваемых изображениях были найдены по-разному.

Классический корреляционный метод сравнения на приведенных тестовых примерах дал положительный результат, однако оказался зависим от инверсии яркости сравниваемых изображений.

Наилучший результат показал корреляционный метод с предварительной обработкой изображений теоретико-информационным методом, основанным на энтропийном анализе.



Рис. 2 Пример № 2. Нахождение особых точек: а — метод SURF, изображение от видеокамеры; б — метод SURF, изображение от тепловизора; в — метод Харриса, изображение от видеокамеры; г — метод Харриса, изображение от тепловизора

Сопоставление рисунков и фотографий

Рассмотрим следующую пару примеров — фотографии и рисунки. В примере № 3 сравним нарисованный портрет и фотопортрет, в примере № 4 — рисунок с денежной купюры номиналом 50 рублей с изображе-

нием здания бывшей биржи и Ростральной колонны и их фотографию.

Последовательность действий аналогична предыдущей паре примеров: изображения, насколько это возможно для рисунков, были предварительно приведены к одному масштабу и минимальному сдвигу.

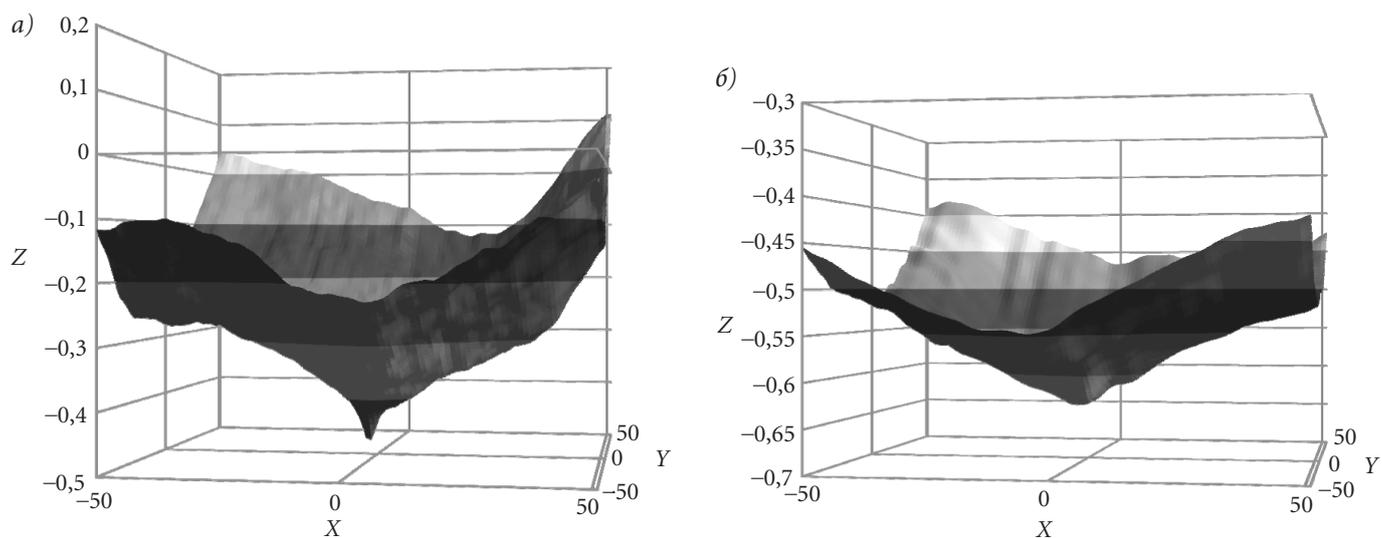


Рис. 3 НВКФ: а — изображений из примера № 1; б — изображений из примера № 2

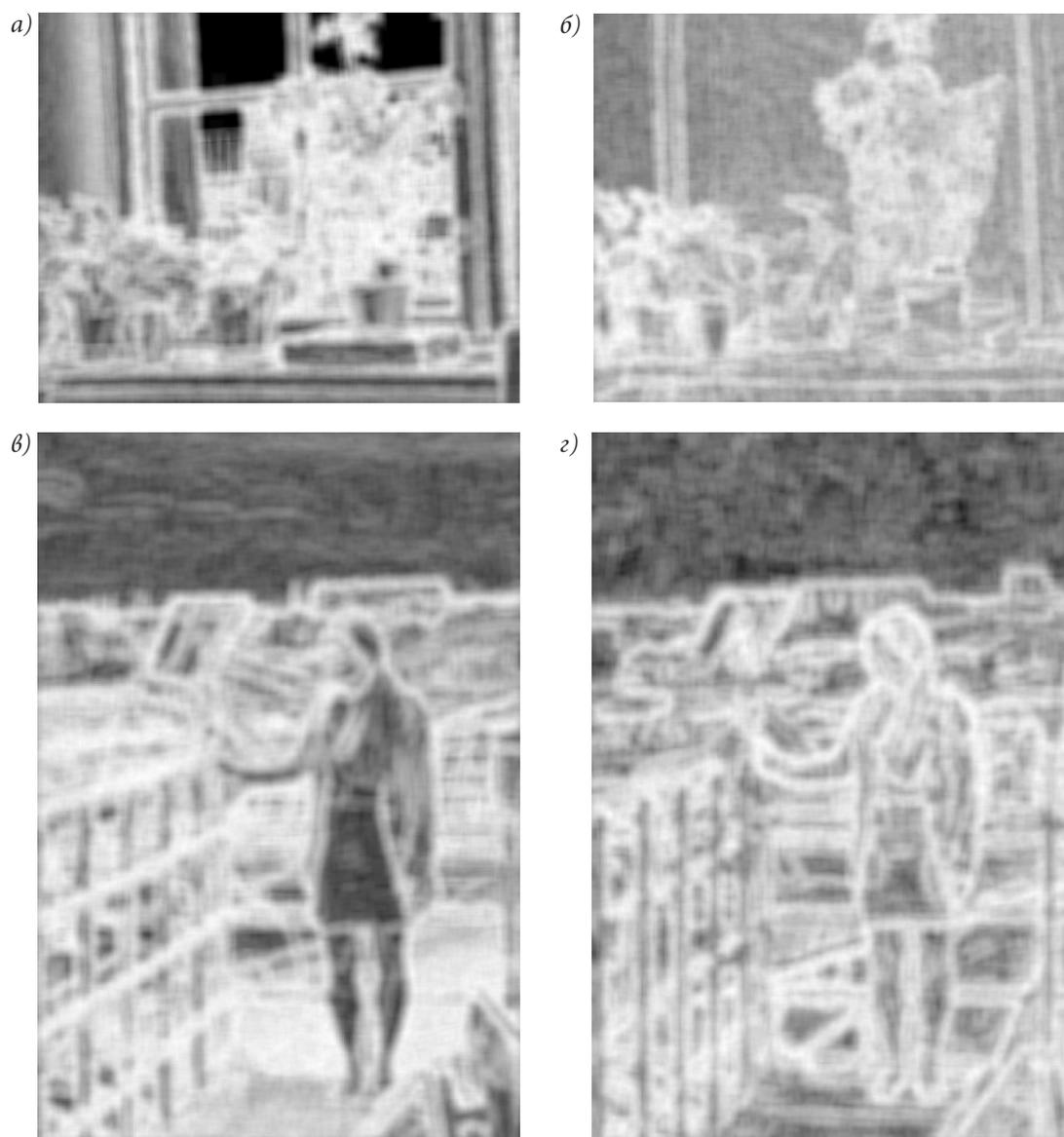


Рис. 4 Карты локальной энтропии: а — изображения от видеокамеры, пример № 1; б — изображения от тепловизора, пример № 1; в — изображения от видеокамеры, пример № 2; г — изображения от тепловизора, пример № 2

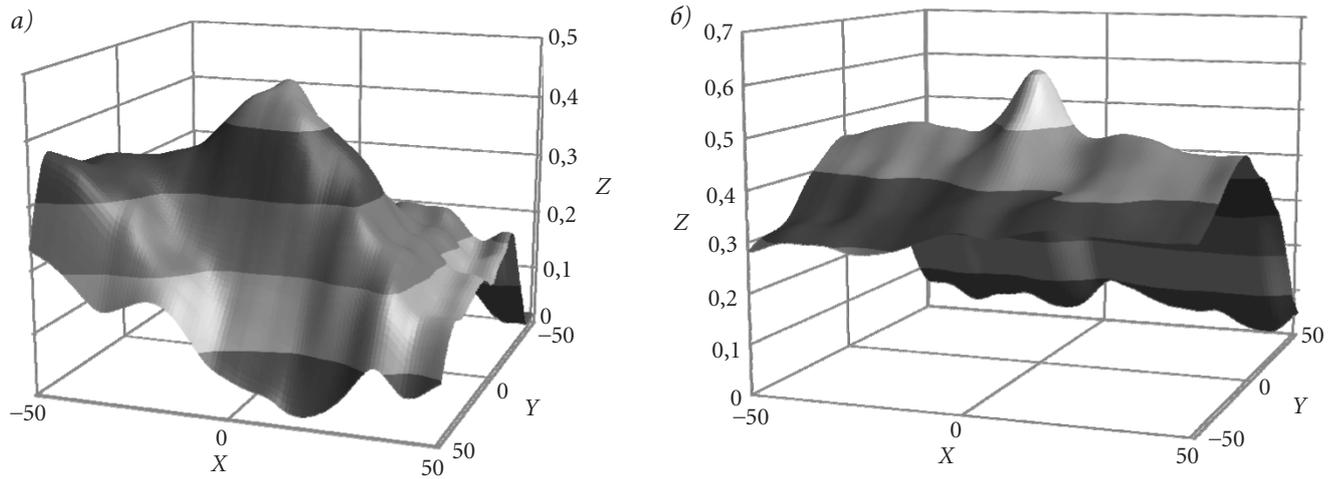


Рис. 5 НВКФ: а — карт локальной энтропии изображений из примера № 1; б — карт локальной энтропии изображений из примера № 2

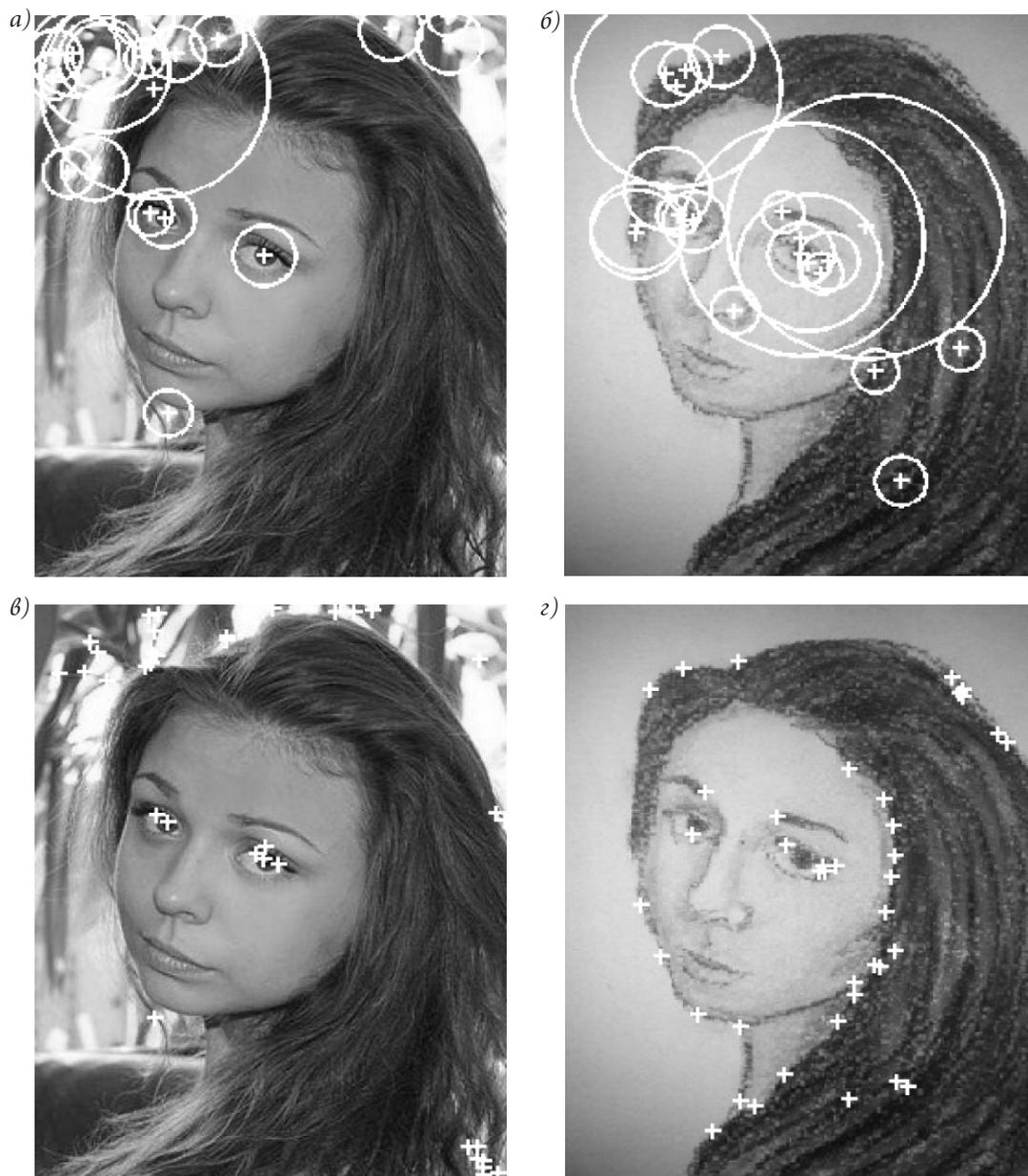


Рис. 6 Пример № 3. Нахождение особых точек: а — метод SURF, фотография; б — метод SURF, рисунок; в — метод Харриса, фотография; г — метод Харриса, рисунок

На рис. 6 и 7 приведены результаты поиска особых точек на изображениях. Из рисунков видно, что особые точки в парах изображений не соответствуют друг другу.

Сопоставим изображения корреляционным методом. НВКФ изображений примеров № 3 и № 4 приведены на рис. 8.

Для примера № 3 НВКФ имеет максимум вблизи точки $(0; 0)$, для примера № 4 НВКФ имеет изрезанную форму — сопоставление некорректно.

НВКФ карт локальной энтропии изображений (НВКФ КЛЭ) из примеров № 3 и № 4 приведены на рис. 9.

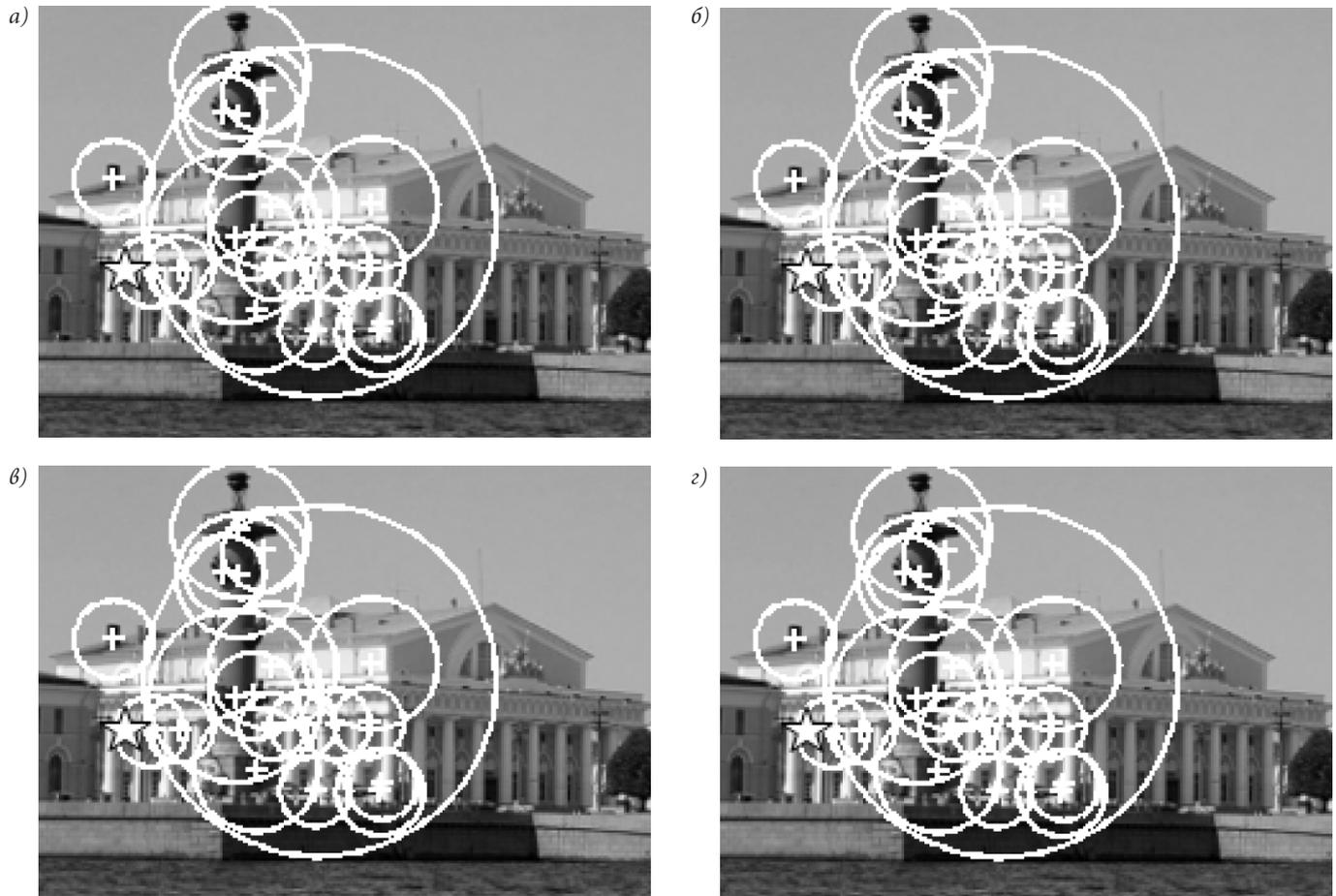


Рис. 7 Пример № 4. Нахождение особых точек: а — метод SURF, фотография [19]; б — метод SURF, рисунок; в — метод Харриса, фотография; г — метод Харриса, рисунок

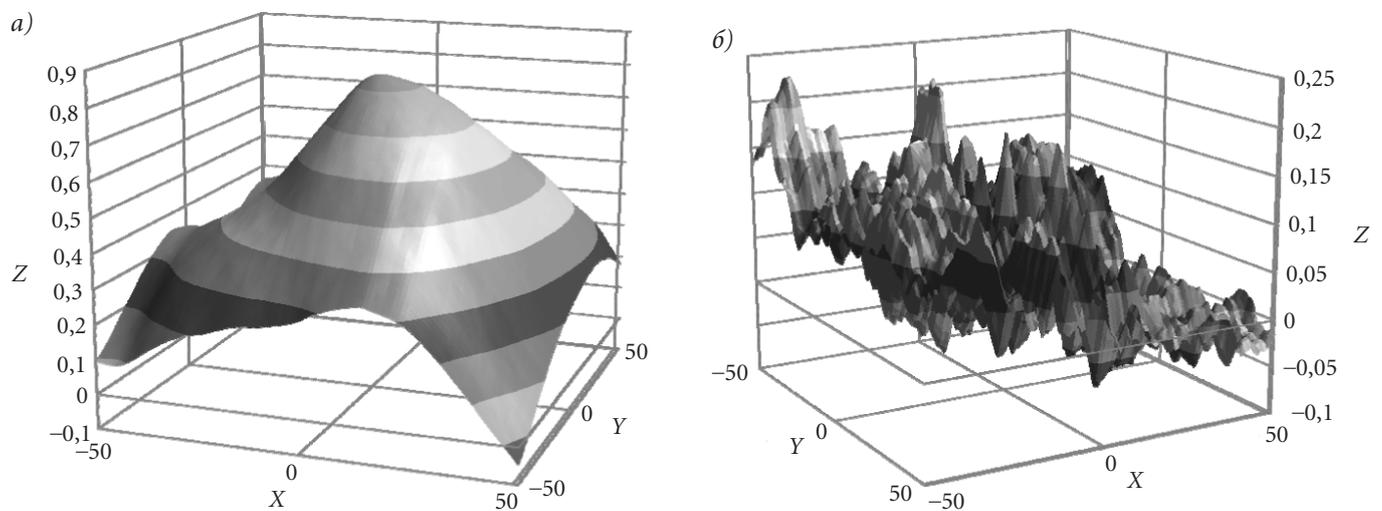


Рис. 8 НВКФ: а — изображений из примера № 3; б — изображений из примера № 4

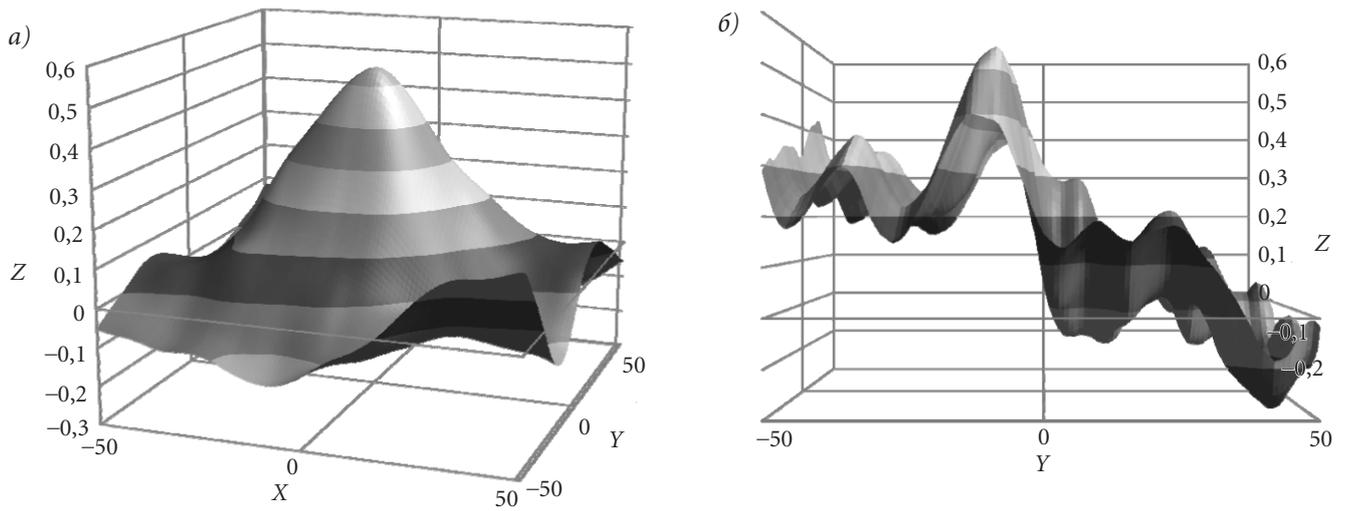


Рис. 9 НВКФ КЛЭ: а — изображений из примера № 3; б — изображений из примера № 4

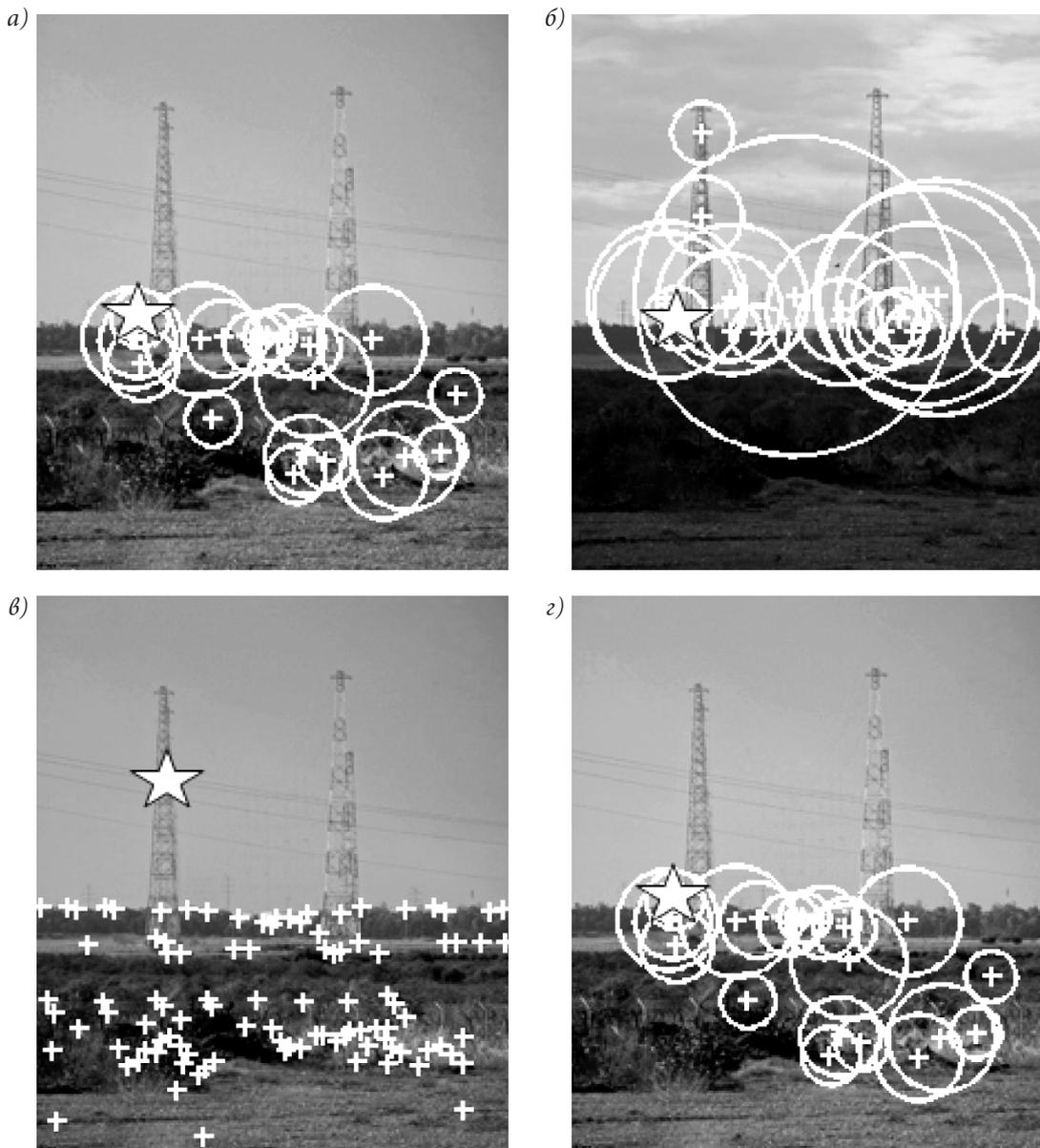


Рис. 10 Пример № 5. Нахождение особых точек: а — метод SURF, фотосъемка в 12 часов; б — метод SURF, фотосъемка в 15 часов; в — метод Харриса, фотосъемка в 12 часов; г — метод Харриса, фотосъемка в 15 часов

Для примера № 3 НВКФ КЛЭ изображений имеет максимум, соответствующий нулевому сдвигу. Для примера № 4 НВКФ КЛЭ имеет явный максимум в отличие от НВКФ изображений без предварительной обработки. «Ненулевой» сдвиг обусловлен небольшими различиями в ракурсе и масштабах частей изображений.

Сопоставление фотографий, полученных при разном освещении

В качестве примеров изображений, снятых при разном освещении, выбраны фотографии местности, снятые в один день в 12 и 15 часов [20] (пример № 5), и фотографии предмета, снятые при включенной и выключенной лампе (пример № 6).

На рис. 10 и 11 приведены результаты поиска особых точек на изображениях.

Для изображений в примере № 5 особые точки не соответствуют друг другу — найдено лишь по одному верному соответствию (звездочки на рис. 10), но по одной паре точек нельзя вычислить матрицу преобразования. Для изображений из примера № 6 верных соответствий также не найдено.

Сопоставим изображения корреляционным методом. НВКФ изображений примеров № 5 и № 6 приведены на рис. 12.

НВКФ КЛЭ изображений примеров № 5 и № 6 приведены на рис. 13.

В рассмотренных примерах сопоставление корреляционным методом было корректным и без применения энтропийного метода предобработки, но, как видно из рисунков, максимумы НВКФ после предобработки более явные (в случае поиска максимума функции методом итерационного приближения это даст преимущество по количеству вычислений).

Анализ результатов

Главный недостаток корреляционных методов сопоставления по сравнению со структурными очевиден — корреляционные методы имеют ограничения по возможным пространственным преобразованиям сравниваемых изображений (масштаб, поворот, перспективные искажения). Ограничения эти могут быть сняты лишь при вычислениях с перебором по параметрам.

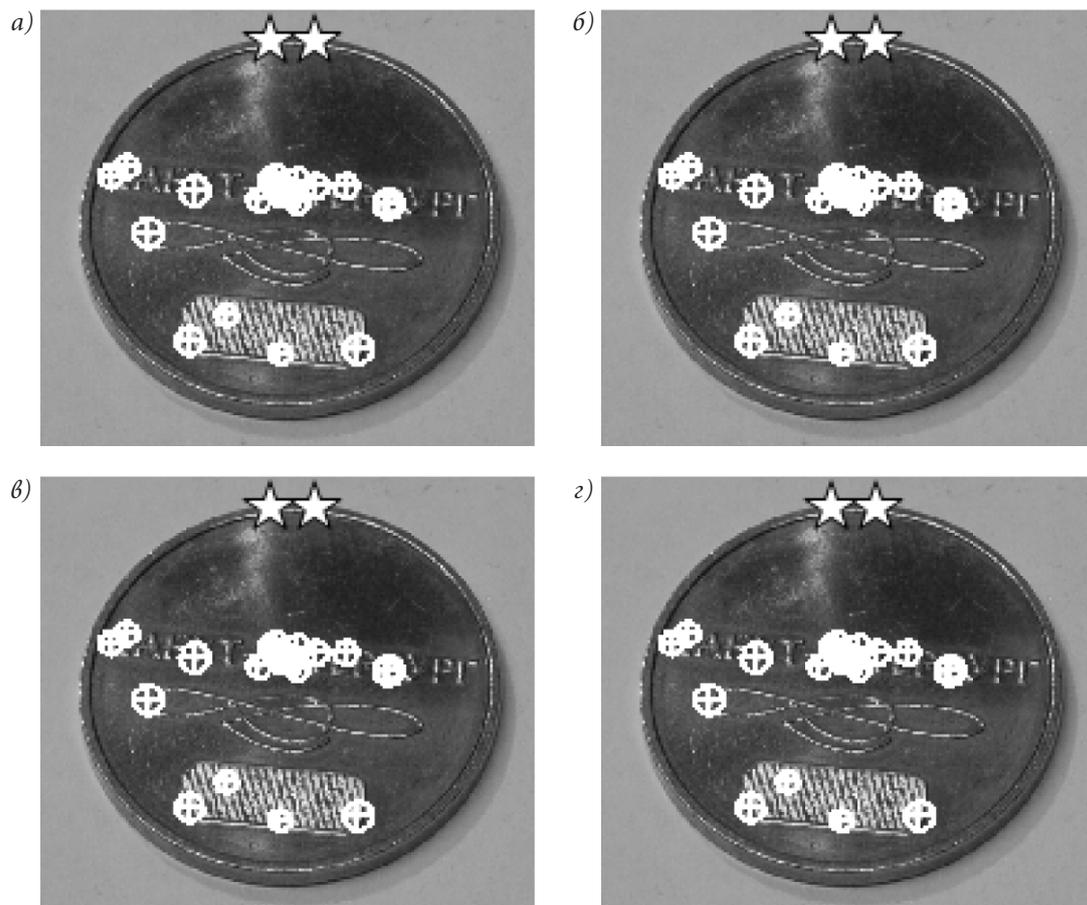


Рис. 11 Пример № 6. Нахождение особых точек: а — метод SURF, фотосъемка при включенной лампе; б — метод SURF, фотосъемка при выключенной лампе; в — метод Харриса, фотосъемка при включенной лампе; г — метод Харриса, фотосъемка при выключенной лампе

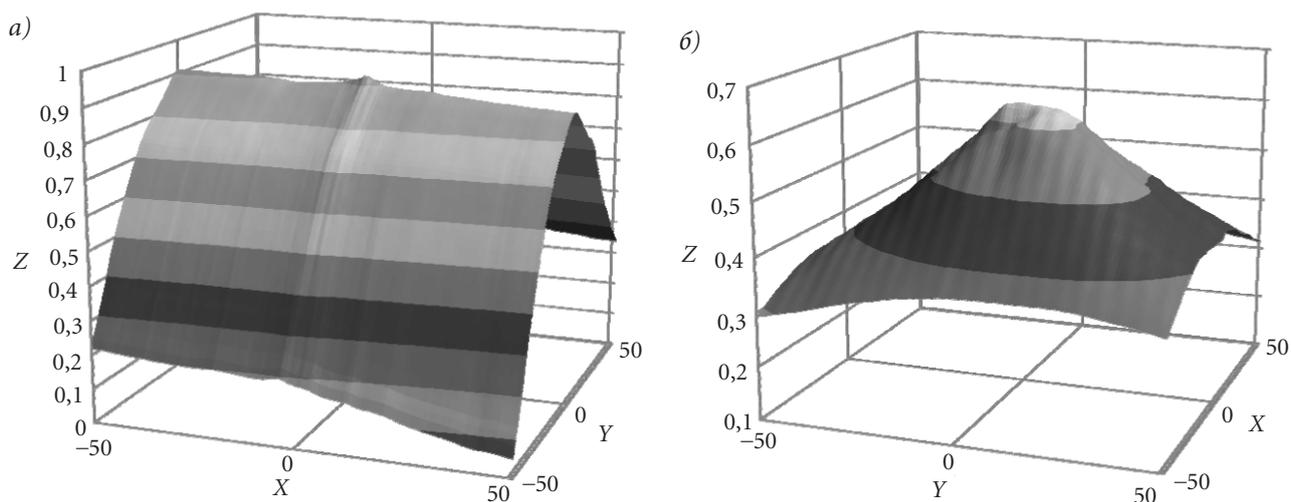


Рис. 12 НВКФ: а — изображений из примера № 5; б — изображений из примера № 6

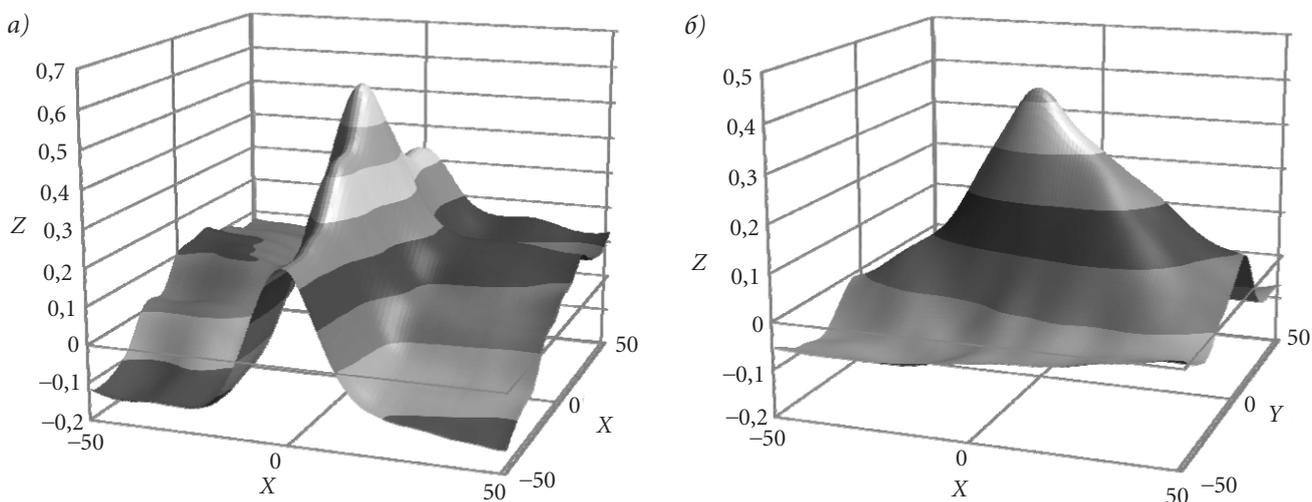


Рис. 13 НВКФ КЛЭ: а — изображений из примера № 5; б — изображений из примера № 6

К достоинствам корреляционных методов — простота реализации и вычислительная эффективность (за счет применения параллельных вычислений, аппаратных корреляторов) — можно добавить еще одно — применение корреляционных методов (с предварительной обработкой изображений энтропийным методом) для сопоставления разнородных изображений.

Исследования показали, что при сопоставлении разнородных изображений в случаях, когда структурные методы не дают решения, корреляционный метод может успешно применяться. В ряде случаев можно использовать классический корреляционный метод без предварительной обработки изображений и во всех случаях — корреляционный метод с предварительной обработкой методом энтропийного анализа.

Разнородные изображения имеют схожую макроструктуру (мы видим одинаковые образы), но микро-

структура у разнородных изображений различна (текстуры, детали разные). Это объясняет то, что локальные особенности при применении структурных методов сопоставления определяются по-разному.

При корреляционном анализе рассматриваются изображения в целом, корреляционные методы нечувствительны к мелким шумам. Однако корреляционные методы пригодны только для выявления линейных зависимостей и чувствительны к фрагментарным искажениям яркости изображений.

Энтропийный анализ позволяет выявить изменение внутренних связей и получить представление изображений, инвариантное к произвольным изменениям их яркости. Поэтому предварительная обработка разнородных изображений методом энтропийного анализа позволяет применять для их сравнения корреляционный метод.

Литература

1. **Потапов А. С.** Автоматический анализ изображений и распознавание образов: подход на основе принципа репрезентационной минимальной длины описания. М.: LAP Labmert Academic Publishing, 2011.
2. **Casasent D., Psaltis D.** Deformation-invariant, space-variant optical pattern recognition // *Progress in Optics*. 1978. Vol. 16. P. 291–365.
3. **Цифровая** обработка изображений в информационных системах: учеб. пособие / И. С. Грузман, В. С. Киричук, В. П. Косых [и др.] // Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2000. 168 с.
4. **Brown L. G.** A survey of Image Registration Techniques // *ACM Computing surveys*. 1992. Vol. 24. P. 325–376.
5. **Потапов А. С., Гуров И. П., Васильев В. Н.** Математические методы и алгоритмическое обеспечение анализа и распознавания изображений в информационно-телекоммуникационных системах // Всероссийский конкурсный отбор обзорно-аналитических статей по приоритетному направлению «Информационно-телекоммуникационные системы», 2008. 46 с.
6. **Потапов А. С., Мальшев И. А., Луцив В. Р.** Совмещение аэрокосмических изображений с субпиксельной точностью методом локальной корреляции // *Оптический журнал*. 2004. Т. 71, № 5. С. 31–36.
7. **Методы** автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление / Б. А. Алпатов, П. В. Бабаян, О. Е. Балашов, А. И. Степашкин // М.: Радиотехника, 2008. 176 с.
8. **Lan Z-D., Mohr R., Remagnino P.** Robust matching by partial correlation // *Proc. 6th British Machine Vision Conference*. 1995. P. 651–660.
9. **Visual** vehicle egomotion estimation using the Fourier-Mellin transform / R. Goecke, A. Asthana, N. Pettersson, L. Petersson // *IEEE Trans. Intelligent Vehicles Symposium*. 2007. P. 450–455.
10. **Lutsiv V., Malyshev I., Potapov A.** Hierarchical structural matching algorithms for registration of aerospace images // *Proc. SPIE*. 2003. Vol. 5238. P. 164–175.
11. **Thomas P., Vernon D.** Image registration by differential evolution // *Proc. Irish Machine Vision and Image Processing Conference*. 1997. P. 221–225.
12. **Neural** net based image matching / A. Jerebko, N. Barabonov, V. Luciv, N. Allinson // *Proc. SPIE*. 2000. Vol. 3962. P. 128–137.
13. **A pyramid** approach to subpixel registration based on intensity / P. Thevenaz [et al.] // *IEEE Trans. Image Processing*. 1998. Vol. 7, N. 1. P. 27–41.
14. **Olson C. F.** Improving the generalized Hough transform through imperfect grouping // *Image and Vision Computing*. 1998. Vol. 16. P. 627–634.
15. **Szeliski R.** *Computer Vision: Algorithms and Applications*. New York: Springer, 2010.
16. **Tananykina L. V.** Information-theoretic preprocessing method for computer vision systems. *Proceedings of Information Technology and Nanotechnology (ITNT-2015), CEUR Workshop Proceedings*, 2015. Vol. 1490. P. 298–303.
17. **SURF: Speeded Up Robust Features** / H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, L. V. Gool // *Computer Vision and Image Understanding (CVIU)*. 2008. Vol. 110, N. 3. P. 346–359.
18. **Harris C., Stephens M. A.** Combined Corner and Edge Detector // *Alvey Vision Conference Proceedings*. 1988. P. 147–151.
19. **Российский** научно-практический журнал «Российские регионы: взгляд в будущее» URL: <http://www.futureruss.ru> (дата обращения: 16.10.2015)
20. **Живой** журнал URL: <http://www.photo-masa.livejournal.com> (дата обращения: 12.11.2015)