

УДК 004.932.2

## КОРРЕЛЯЦИОННЫЙ МЕТОД СИММЕТРИЧНОГО УТОЧНЕНИЯ КООРДИНАТ КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК

**А. А. Денисов**, аспирант РГРТУ, Рязань, Россия;

orcid.org/0009-0006-6765-5054, e-mail: denal777@gmail.com

**А. И. Новиков**, д.т.н., доцент, профессор кафедры ВМ РГРТУ, Рязань, Россия;

orcid.org/0000-0002-8166-8234, e-mail: novikovanatoly@yandex.ru

*При использовании ключевых точек для совмещения изображений важное значение имеет не только правильность установления соответствия между парами точек на этапе сопоставления двух множеств ключевых точек, но, как выяснилось, и корректность определения координат ключевых точек. Анализ кросс-корреляций между найденными ключевыми точками показал, что известные детекторы ключевых точек могут находить их не совсем точно. Смещения истинных координат ключевых точек, относительно зафиксированных конкретным детектором, как правило, имеют небольшие значения – 1 – 2 пикселя по одной или по обеим координатам. Однако значения коэффициентов корреляции по фрагментам изображений в окрестности некорректно и правильно найденных точек отличаются в пределах от 0,6 до 0,9 соответственно. **Цель исследования** – показать, что известные детекторы ключевых точек могут находить их со смещением, и предложить метод уточнения координат ключевых точек. Предложенный корреляционный метод симметричного уточнения координат ключевых точек основан на оценке нормализованного коэффициента взаимной корреляции для всех пар точек в окрестностях исходной пары сопоставленных ключевых точек. В отличие от известных методов, которые уточняют только одну точку, предлагаемый метод одновременно корректирует обе ключевые точки в сопоставленной паре. Проведено экспериментальное исследование на реальных изображениях. Установлено, что метод значительно повышает качество сопоставления. Разработанный метод может быть применен в системах технического зрения, где важна высокая точность сопоставления изображений: в картографировании, аэрофотосъемке, медицинской визуализации, робототехнике, а также в задачах объединения изображений с различных ракурсов и сенсоров.*

**Ключевые слова:** ключевая точка, детектор, дескриптор ключевой точки, коэффициент корреляции, анализ окрестности ключевой точки, точность сопоставления.

**DOI:** 10.21667/1995-4565-2026-95-215-225

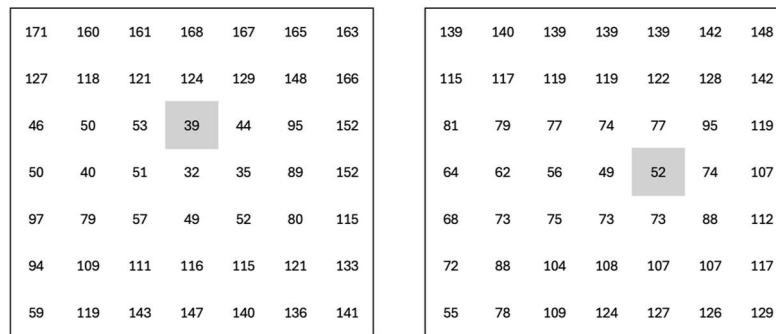
### Введение

Методы, основанные на ключевых точках, широко применяются в компьютерном зрении для решения задач, связанных с распознаванием, сопоставлением и отслеживанием объектов [1]. Ключевые точки – это информативные и устойчивые элементы изображения, например углы, пересечения линий или контрастные участки, которые легко идентифицировать при различных масштабах и ракурсах. Такие методы, как SIFT [2], SURF [3] и ORB [4], используются для извлечения и сопоставления ключевых точек между изображениями, что особенно важно в задачах 3D-реконструкции, построения панорам, трекинга движения и распознавания объектов [1]. Благодаря своей устойчивости к поворотам, масштабированию и частичным искажениям ключевые точки позволяют эффективно анализировать изображения в условиях реального мира.

Согласно принципам многих методов компьютерного зрения в качестве ключевых точек часто выступают локальные экстремумы – как максимумы, так и минимумы – некоторой функции, связанной с яркостью изображения (например, градиентного отклика, разности гауссиан и др.), в ограниченной области. Это делает их устойчивыми к трансформациям и полезными для задач сопоставления, отслеживания и распознавания. В частности, алгоритмы

FAST [5] и ORB [4], представляющие особый интерес, так как обладают высокой производительностью и используются в системах компьютерного зрения реального времени [6-8], исходят из предположения, что ключевая точка должна обладать признаками локального экстремума функции яркости. В алгоритме FAST ключевая точка определяется как пиксель, яркость которого резко контрастирует с соседними пикселями на окружности заданного радиуса, что отражает наличие резкой локальной неоднородности, аналогичной экстремуму яркостного градиента. В ORB, являющемся расширением FAST, дополнительно учитывается ориентация и используется эвристика для отбора наилучших ключевых точек, что усиливает требования к выраженности экстремума в пространственном контексте. Таким образом, в обоих алгоритмах ключевая точка рассматривается как локально выраженный экстремум функции яркости, позволяющий устойчиво идентифицировать ее при изменении условий съемки.

В ходе анализа результатов работы алгоритмов обнаружения ключевых точек [6] и разработки новых методов дескрипции [9] было обнаружено, что зачастую выбранные ключевые точки не являются локальным экстремумом функции яркости в своей окрестности. На рисунке 1 представлены области двух сопоставленных ключевых точек со значениями яркости в каждом из пикселей.



**Рисунок 1 – Значения яркости в областях пары сопоставленных ключевых точек**  
**Figure 1 – Brightness values in the areas of matched keypoints**

В данном случае алгоритмом обнаружения FAST в качестве ключевых точек выделены пиксель со значением 39 на первом изображении (слева) и пиксель со значением 52 на втором (справа). Анализ данного случая позволяет заключить, что целесообразно сместить ключевую точку на одну строку вниз на первом изображении и на один столбец влево на втором, так как такое смещение делает общую структуру области явно схожей, что иллюстрируется рисунком 1. Это наблюдение послужило основанием для выдвижения гипотезы о возможности уточнения координат ключевой точки путем более точного определения положения локального экстремума функции яркости в пределах ее окрестности. Такой подход потенциально позволяет повысить точность локализации ключевых точек, что, в свою очередь, может способствовать улучшению результатов сопоставления и последующих этапов обработки в задачах компьютерного зрения. Уточнение координат ключевых точек приобретает особую значимость в задачах, где критична высокая точность сопоставления изображений, таких как картографирование, аэрофотосъемка, медицинская визуализация, робототехника, а также при объединении изображений, полученных с различных ракурсов и сенсоров.

Существующие подходы к уточнению координат ключевых точек можно разделить на алгоритмические и нейросетевые. Среди алгоритмических стоит выделить метод аппроксимации экстремума, используемый в алгоритмах SIFT [2], SURF [3] и Harris [10], метод сопоставления по шаблону на основе нормализованной кросс-корреляции [11], а также методы с локальной гомографией [11-17]. Среди подходов, основанных на применении нейросетей, стоит выделить «бездетекторный» алгоритм LoFTR, в котором уточнение выполняется через корреляцию вокруг центра одного патча, с вычислением соответствия типа «точка-против-патча» [18], метод Efficient LoFTR [19], использующий многоступенчатый подход и также

полагающийся на одностороннюю корреляцию, а также метод AffineFormer [20]. Данные подходы сосредоточены на уточнении положения лишь одной из сопоставленных ключевых точек и осуществляют поиск наиболее подходящего соответствия в ограниченной окрестности второго изображения с использованием различных методов. Однако они не предусматривают одновременную коррекцию координат обеих точек пары, что ограничивает точность взаимного согласования. В связи с этим актуальной представляется разработка метода, обеспечивающего совместное уточнение координат для обеих точек сопоставления, что позволит учитывать погрешности локализации, возникающие как на первом, так и на втором изображении, обеспечивая более симметричное и устойчивое соответствие.

### Теоретическая часть

Для повышения качества работы алгоритмов компьютерного зрения, основанных на применении ключевых точек, особенно требующих высокую точность при сопоставлении изображений, необходима разработка метода уточнения координат ключевых точек в паре сопоставления. При этом для нивелирования неточной работы алгоритмов детекторов ключевых точек важно обеспечить симметричность уточнения, при которой обе точки сопоставленной пары могут изменять свое положение в пределах локальной области.

Актуальность проблемы обусловлена широким применением сопоставления изображений в задачах технического зрения, особенно в условиях отсутствия точной информации о внутренней и внешней ориентации камер. Метод должен сохранять устойчивость к искажениям, поворотам, масштабированию и вариациям освещенности.

#### Задачи исследования

1. Разработать алгоритм, реализующий уточнение координат обеих точек в паре.
2. Проверить эффективность метода на натуральных изображениях.
3. Произвести оценку результата в численном выражении на базе измерения значений корреляции и количества инлайнеров при расчете фундаментальной матрицы, а также значения эпиполярной ошибки до и после применения алгоритма уточнения.

Методика исследования базируется на экспериментальном подходе. В рамках настоящего исследования предложен, разработан и экспериментально апробирован метод уточнения координат пары сопоставленных ключевых точек. Предложенный метод использует нормализованный коэффициент кросс-корреляции (ZNCC) для поиска наиболее близкой пары точек в некоторой области обнаруженных детектором и сопоставленных ключевых точек. В процессе разработки в качестве ключевых критериев рассматривались простота архитектурных решений, надежность функционирования, эффективность реализации с точки зрения вычислительных затрат, а также алгоритмическая прозрачность, обеспечивающая воспроизводимость и интерпретируемость результатов.

ZNCC (Zero-mean Normalized Cross-Correlation) – это статистическая мера сходства между двумя изображениями или областями изображений (патчами), основанная на корреляции значений их яркости, предварительно нормализованных на среднее и стандартное отклонения [21]. Формула ZNCC применительно к задаче поиска корреляции между двумя локальными патчами изображения имеет следующий вид:

$$ZNCC(I_1, I_2) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (I_1(i, j) - \bar{I}_1) \cdot (I_2(i, j) - \bar{I}_2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (I_1(i, j) - \bar{I}_1)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (I_2(i, j) - \bar{I}_2)^2}}, \quad (1)$$

где  $I_1$ ,  $I_2$  – значения яркости в пикселях патчей;  $\bar{I}_1$ ,  $\bar{I}_2$  – средние яркости патчей  $I_1$  и  $I_2$ ;  $N$  – размер оцениваемой области; знаменатель – произведение стандартных отклонений яркости обеих патчей.

Значение коэффициента ZNCC лежит в диапазоне от  $-1$  до  $1$ , где значения, приближенные к  $1$ , свидетельствуют о высокой степени структурного сходства текстур в окрестностях

сопоставляемых ключевых точек, несмотря на возможные отличия в уровне яркости и контрастности между изображениями.

Использование ZNCC при уточнении координат ключевых точек целесообразно по нескольким причинам.

1. **Устойчивость к освещению.** ZNCC компенсирует глобальные различия в яркости и контрасте между изображениями, что особенно важно при работе с естественными и аэрофотоснимками, где условия съемки могут существенно различаться.

2. **Инвариантность к линейной яркостной трансформации.** Метод корректно обрабатывает случаи, когда структура патча сохраняется, но интенсивности смещены или масштабированы (например, разная экспозиция).

3. **Простота вычисления.** В отличие от методов, основанных на извлечении дескрипторов или построении моделей трансформации, ZNCC легко реализуется с использованием скользящего окна и не требует обучения или сложной оптимизации.

4. **Хорошее качество при небольших смещениях.** ZNCC максимально информативен в условиях малых деформаций, что соответствует задаче уточнения в узкой окрестности уже сопоставленных точек.

5. **Симметричность.** ZNCC применим одинаково с обеих сторон: результат не зависит от того, какой патч считается «эталонным», что делает его особенно подходящим для предлагаемого метода, где уточняются обе точки пары.

На рисунке 2 показана блок-схема функции уточнения координат сопоставленных ключевых точек. Здесь  $P_1$  и  $P_2$  – массивы их координат, полученные на предыдущем этапе, а  $I_1$  и  $I_2$  – массивы изображений в градациях серого, для которых производится расчет.

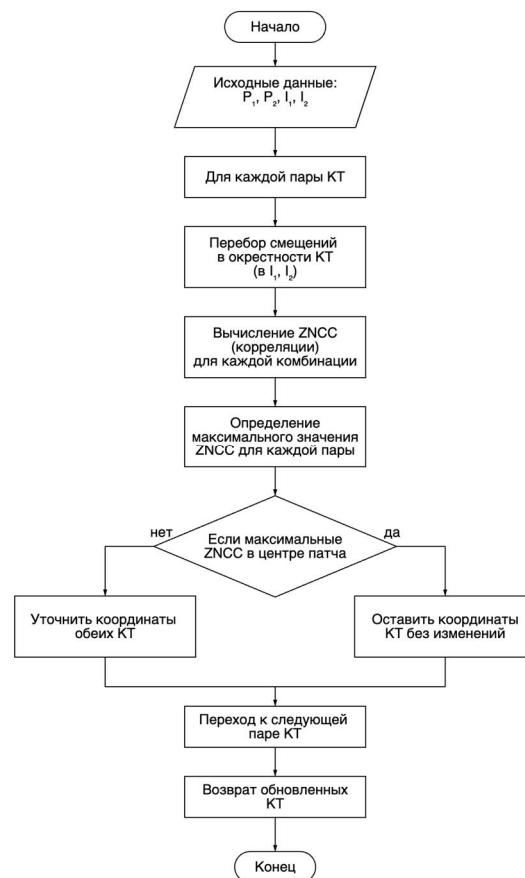


Рисунок 2 – Блок-схема функции уточнения координат ключевых точек корреляционным методом симметричного уточнения

Figure 2 – Block diagram of keypoint coordinates refining function using the correlation method of symmetric refinement

Для выполнения уточнения координат обеих сопоставленных ключевых точек коэффициент нормализованной кросс-корреляции вычисляется во всех возможных комбинациях пар пикселей в пределах заданных областей уточнения, сформированных вокруг исходных ключевых точек. При размере окна уточнения  $3 \times 3$  для каждой пары точек выполняется полное переборное сопоставление, что приводит к 91 вычислению коэффициента корреляции на одну пару ключевых точек. Такой исчерпывающий подход обеспечивает максимально точное выявление взаимно согласованного смещения. После вычисления значений корреляции для всех возможных комбинаций в качестве уточненных координат выбирается та пара точек, для которой наблюдается максимальное значение нормализованного коэффициента корреляции, что соответствует наибольшему структурному сходству между сравниваемыми областями.

Таким образом, в рамках данного исследования разработан алгоритм уточнения координат сопоставленных ключевых точек, основанный на вычислении нормализованного коэффициента кросс-корреляции в локальной окрестности. Применение ZNCC обеспечивает устойчивость метода к вариациям освещенности и контраста, а переборный поиск в пределах окна уточнения позволяет надежно определять наиболее согласованные смещения.

### Экспериментальные исследования

Предложенный метод уточнения координат ключевых точек был реализован в виде алгоритма на языке программирования MATLAB и протестирован в платформе MATLAB [версия 23.2.0.2485118 (R2023b) Update 6]. Вычисления проводились на компьютере Apple MacBook Pro с процессором Apple M1 Max с общей оперативной и видеопамью 32 ГБ и операционной системой macOS Sequoia версии 15.6.1 (24G90). Разработанный алгоритм имеет несколько настроек, позволяющих менять размер области уточнения и размер анализируемой области при расчете коэффициента корреляции, что позволяет адаптировать его для конкретной задачи. Поскольку изначальное наблюдение погрешности определения координат ключевой точки соответствует смещению на 1 пиксель, при проведении эксперимента область уточнения координат ключевых точек выбрана размером  $3 \times 3$ . Размер патча  $9 \times 9$  для расчета корреляции выбран как компромисс между устойчивостью оценки и ограниченностью области сравнения: увеличение окна корреляции, как правило, снижает неоднозначность сопоставления и чувствительность к шуму, однако чрезмерно большие окна ухудшают локальную согласованность. В исследованиях [22-24] по сопоставлению на основе корреляции размер патча  $9 \times 9$  используется как типичное практическое значение для расчета корреляции. Предварительные эксперименты также показали, что окна меньшего размера ( $5 \times 5$  и  $7 \times 7$ ) дают менее устойчивые максимумы корреляции на изображениях высокой детализации. Выбранные размеры окна уточнения и патча являются параметрами метода и могут быть адаптированы под конкретную задачу. Их систематический подбор и/или автоматический выбор может быть предметом дальнейших исследований. Экспериментальное исследование проводилось на различных типах изображений, включая аэрофотоснимки, изображения с параплана и сцены естественного характера, содержащие изображения различных типов искажений, использованные в работе [25] и находящиеся в открытом доступе [26]. Для каждой пары изображений применялся метод детектирования и сопоставления ключевых точек ORB, который продемонстрировал высокую точность сопоставления ключевых точек [6-8]. Данный алгоритм доступен в расширении Computer Vision Toolbox для MATLAB. После этого выполнялось уточнение координат предложенным методом.

Было зафиксировано, что в среднем 97 % пар координат ключевых точек подвергались уточнению. Это подтверждает высокую чувствительность метода к положению локальных максимумов корреляции и его способность выявлять оптимальное совпадение текстур.

Для оценки эффективности предложенного метода использовались три основных критерия, рассчитанных до и после применения алгоритма уточнения.

1. Среднее значение ZNCC между парами ключевых точек.

2. Количество инлайнеров, найденных с помощью метода RANSAC при расчете фундаментальной матрицы.

3. Средняя эпиполярная ошибка.

В таблице 1 представлены средние значения корреляции до и после применения алгоритма уточнения, разделенные на разные типы тестируемых изображений.

**Таблица 1 – Значения корреляции с разбивкой на группы изображений**

**Table 1 – Correlation values by image groups**

Группа изображений	Значение ZNCC до уточнения	Значение ZNCC после уточнения	Прирост, %
Сжатие (наличие шумов)	0,95545	0,97609	2,2
Размытие	0,83792	0,97232	16
Изменение угла съемки	0,91757	0,96599	5,3
Изменение освещения	0,79618	0,93338	17,2
Изображения с парашюта	0,82275	0,947245	15,1
Аэрофотосъемка	0,87373	0,96275	10,2

Повышение среднего значения ZNCC между патчами сопоставленных точек после уточнения подтверждает, что уточненные координаты обеспечивают более точное совпадение локальной структуры изображений.

Таблица 2 содержит обобщенные значения прироста показателей ZNCC и количества инлайнеров, определенных методом RANSAC, а также уменьшение средней эпиполярной ошибки, выраженное в проценте по отношению к значению ошибки до применения алгоритма уточнения.

**Таблица 2 – Общие результаты тестирования**

**Table 2 – Overall test results**

Прирост значения ZNCC, %	Прирост количества инлайнеров (RANSAC), %	Уменьшение эпиполярной ошибки, %
11	5,81	8,55

Уточнение координат положительно влияет на геометрическую согласованность. При расчете фундаментальной матрицы методом RANSAC увеличивается количество инлайнеров, удовлетворяющих эпиполярному ограничению, что является объективным показателем повышения качества сопоставления.

Эксперименты показали, что предложенный метод снижает эпиполярную ошибку в среднем на 8,55 %. Эта метрика отражает степень согласованности сопоставленных точек с эпиполярной геометрией и напрямую характеризует качество найденных соответствий.

Полученное уменьшение ошибки означает, что пары ключевых точек стали более точными и устойчивыми, что обеспечивает надежную основу для последующих задач компьютерного зрения, таких как восстановление трехмерной структуры, построение карт глубины или визуальная одометрия. Таким образом, снижение эпиполярной ошибки является объективным подтверждением повышения качества сопоставления и эффективности разработанного метода.

При детальном анализе результатов значительно меньший прирост коэффициента корреляции наблюдается для изображений, подверженных сжатию. Его значение повысилось в среднем лишь на 2,16 %, что обусловлено высокой точностью изначального сопоставления, поскольку данные изображения являются одними и теми же кадрами с различным уровнем зашумленности. При этом с помощью алгоритма уточнения удалось снизить и без того низкую эпиполярную ошибку на 20 – 60 % в зависимости от сцены.

Также в рамках эксперимента проводилось тестирование алгоритма с большими размерами областей уточнения, что позволило визуально оценить работу алгоритма. При

настройке области уточнения  $9 \times 9$  и размере оцениваемой области  $11 \times 11$  удалось добиться визуального уточнения координат некоторых ключевых точек, изначально определенных некорректно. В качестве примера на рисунках 3 и 4 представлено сопоставление двух фотографий стены с рисунками [26], имеющими четкие линии и контрастные цвета, позволяющие оценить исходное положение ключевых точек и их смещение после применения алгоритма уточнения. На рисунке 3 в верхней части отображено сопоставление двух исходных изображений и ниже выделена пара сопоставленных ключевых точек до применения алгоритма уточнения, где при близком рассмотрении заметно, что ключевая точка на первом изображении находится выше сопоставленной точки на втором изображении в рамках объекта с учетом трансформации. При этом после уточнения ключевых точек произошло их взаимное смещение ближе к нижнему углу фигуры (рисунок 4), таким образом, сопоставление ключевых точек стало более корректным.

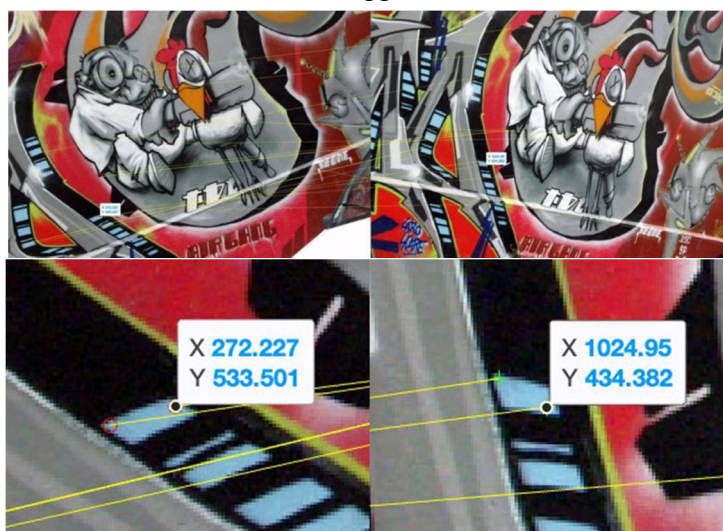


Рисунок 3 – Пример сопоставления изображений с выделением пары некорректно сопоставленных точек

Figure 3 – An example of image matching with the selection of a pair of incorrectly matched points

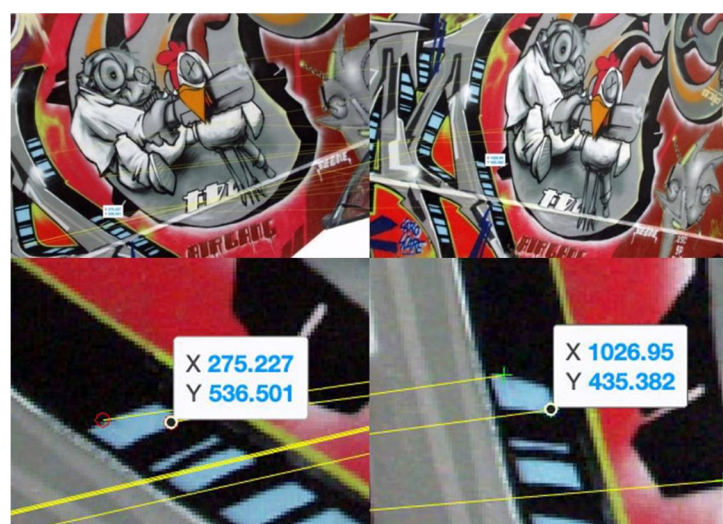


Рисунок 4 – Пример сопоставления изображений после применения алгоритма уточнения

Figure 4 – An example of image matching after applying a refinement algorithm

Результаты эксперимента подтверждают, что уточнение координат обеих точек пары является эффективной стратегией повышения качества сопоставления при неизменном наборе исходных ключевых точек.

Следует отметить, что предложенный этап симметричного уточнения выполняется после первичного сопоставления и требует дополнительных вычислительных затрат, что замедляет

общий процесс сопоставления изображений. В рамках настоящего исследования приоритетом являлась оценка влияния уточнения на показатели качества соответствий. Временные характеристики не приводятся, поскольку текущая реализация носит исследовательский характер и не оптимизировалась по производительности.

Кроме того, прямое сравнение по критерию «скорость/качество» с альтернативными подходами уточнения (в том числе реализациями субпиксельного уточнения и нейросетевыми методами) затруднено из-за различий в постановке задачи. Большинство таких решений уточняют соответствие асимметрично, фиксируя координаты одной точки и корректируя положение только на втором изображении, тогда как разработанный метод является симметричным и выполняет согласованное уточнение координат обеих точек пары на обоих изображениях. Это позволяет повысить согласованность сопоставления и одновременно обновить координаты ключевых точек на обоих изображениях для последующих этапов обработки.

Предложенный метод может быть использован для повышения согласованности и точности сопоставления ключевых точек. В отличие от большинства существующих методов, ориентированных на корректировку положения одной ключевой точки относительно фиксированной, предложенный метод предусматривает одновременное уточнение координат обеих точек сопоставления. Это фундаментальное отличие позволяет учитывать погрешности локализации, возникающие как на первом, так и на втором изображении, обеспечивая более симметричное и устойчивое соответствие.

Такой подход особенно актуален в условиях:

- неоднородной текстуры, где детекторы могут выбирать нестабильные позиции ключевых точек;
- изменения ракурса или масштаба, при которых искажения затрагивают оба изображения;
- разнородных источников данных (например, RGB и ИК), где ни одна из точек не может быть априори признана более надежной.

Применение уточнения обеих точек целесообразно:

- в задачах панорамирования и мозаики изображений, где ошибки накапливаются по мере объединения изображений;
- в системах визуальной одометрии и SLAM, где требуется высокая надежность без использования нейросетевых моделей;
- при совмещении изображений с разных сенсоров, где смещения могут быть с обеих сторон из-за различий в характере данных;
- в аэрофотосъемке, где точки наблюдаются под разными углами и детектируются с погрешностями, обусловленными особенностями рельефа и перспективы.

Таким образом, уточнение обеих точек пары не только увеличивает точность выравнивания, но и делает сопоставление более устойчивым к асимметриям и ошибкам детекции, что критически важно для широкого класса прикладных задач в техническом зрении.

Результаты эксперимента подтверждают, что предложенный метод обеспечивает более точное и согласованное определение соответствий. Полученное снижение эпиполярной ошибки и рост доли инлайнеров служат объективными показателями эффективности и практической ценности разработанного алгоритма.

### Заключение

В работе предложен и реализован метод симметричного уточнения координат ключевых точек, основанный на двусторонней оценке ZNCC. В отличие от традиционных подходов, производящих уточнение координат только одной точки пары, разработанный алгоритм выполняет смещение обеих точек в локальных окрестностях, что позволяет повысить точность сопоставления.

Проведенный эксперимент подтвердил высокую эффективность предложенного подхода. Было показано, что уточнение происходит в подавляющем большинстве пар, а результат со-

поставления становится более согласованным как по метрике ZNCC, так и по эпиполярной геометрии.

Дальнейшие исследования могут быть направлены на оптимизацию производительности алгоритма и его применение в задачах многокамерного сопоставления, 3D-реконструкции и визуальной одометрии.

#### Библиографический список

1. **Ивашечкин А.П.** Методы нахождения особых точек изображения и их дескрипторов / Ивашечкин А.П., Василенко А.Ю., Гончаров Б.Д. Текст: непосредственный // Молодой ученый. 2016. № 15 (119). С. 138-140.
2. **Lowe D.G.** Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints / Lowe D.G. // International Journal of Computer Vision 60. 2004. Pp. 91-110.
3. **Bay H.** SURF: speeded up robust features / Bay H., Tinne T., Luc V.G. // Computer Vision and Image Understanding. 2008. Vol. 110. № 3. Pp. 346-359.
4. **Rublee E.** ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF / Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. // Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision. 2011. Pp. 2564-2571.
5. **Rosten E.** Machine Learning for High-speed Corner Detection / Rosten E., Drummond T. // Computer Vision – ECCV. 2006. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 3951. Pp. 430-443.
6. **Денисов А.А., Новиков А.И.** Анализ методов детектирования, описания и сопоставления ключевых точек изображений // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2024. № 89 (3). С. 104-116.
7. **Бондаренко В.А.** Многоагентный алгоритм автоматического обнаружения и сопровождения недетерминированных объектов / Бондаренко В.А., Ельцова Д.К., Лизин А.И., Павлова В.А., Созинова М.В, Тупиков В.А. // Известия ЮФУ. Технические науки. 2020. № 1 (211). С. 218-232.
8. **Пьявченко А.О.** Метод пространственной локализации статических объектов по данным датчика глубины и RGB-камеры / Пьявченко А.О., Ильченко А.В. // Известия ЮФУ. Технические науки. 2018. № 1 (195). С. 271-284.
9. **Денисов А.А.** Методы построения дескрипторов ключевых точек изображений / А.А. Денисов, А.И. Новиков // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. 2025. Т. 14. № 2 (70). С. 52-60. EDN: VSDGHG.
10. **Harris C.** A combined corner and edge detector / Harris C., Stephens M. // Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. 1988. Pp. 147-151.
11. **Gruen A.** Adaptive Least Squares Correlation: A powerful image matching technique // South African Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Cartography. 1985. Vol. 14. Pp. 175-187.
12. **More J.-M.** ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison / More, J.-M., Yu G. // SIAM Journal on Imaging Sciences. 2009. Vol. 2 (2). Pp. 438-469.
13. **Matas J.** Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions / Matas J., Chum O., Urban M., Pajdla T. // Image and Vision Computing. 2004. Vol. 22 (10). Pp. 761-767.
14. **Tuytelaars T.** Matching widely separated views based on affine invariant regions / Tuytelaars T., Van Gool L. // International Journal of Computer Vision. 2004. Vol. 59 (1). Pp. 61-85.
15. **Lin W.-Y.** Smoothly varying affine stitching / Lin W.-Y., Liu S., Matsushita Y., Ng T.-T., Cheong L.-F. // The 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR. 2011. Pp. 345-352.
16. **Chum O.** Locally optimized RANSAC / Chum O., Matas J., Kittler J. // Pattern Recognition. 2003. Vol. 36 (2). Pp. 236-243.
17. **Jun Kyungkoo.** Feature Coverage Indexes for Dual Homography Estimation in Constructing Panorama Image / Jun Kyungkoo, Kim Sijung // Journal of Sensors. 2016.
18. **Sun J.** LoFTR: Detector-free local feature matching with transformers / Sun, J., Shen Z., Wang Y., Bao H., Zhou X. // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2021. Pp. 8922-8931.
19. **Wang Y.** Efficient LoFTR: Semi-dense local feature matching with sparse-like speed / Wang Y., He X., Peng S., Tan D., Zhou X. // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2024. Pp. 21666-21675.
20. **Chen H.** Affine-based Deformable Attention and Selective Fusion for Semi-dense Matching / Hongkai Chen, Zixin Luo, Yurun Tian, Xuyang Bai, Ziyu Wang, Lei Zhou // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). 2024. Pp. 4254-4263.

21. **Lewis J.P.** Fast Normalized Cross-Correlation. // Proceedings of Vision Interface. 1995. P. 120-123.
22. **Hirschmuller H.** Evaluation of Stereo Matching Costs on Images with Radiometric Differences / Hirschmuller H., Scharstein D. // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2009. Vol. 31 (9). Pp. 1582-1599.
23. **Chambon S.** Dense matching using correlation: new measures that are robust near occlusions. / Chambon S., Crouzil A. // British Machine Vision Conference. 2003. Vol. 1. Pp. 143-152.
24. **Jospin L.V.** Generalized Closed-Form Formulae for Feature-Based Subpixel Alignment in Patch-Based Matching / Jospin L.V., Laga H., Boussaid F. // International Journal of Computer Vision. 2025. Vol. 133. Pp. 5958-5975.
25. **Mikolajczyk K.** A performance evaluation of local descriptors / Mikolajczyk K., Schmid C. // PAMI. 2005. Vol. 27 (10). Pp. 1615-1630.
26. Библиотека изображений Oxford. URL: <https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/affine/> (дата обращения: 01.06.2025).

UDC 004.932.2

## CORRELATION-BASED METHOD FOR SYMMETRIC REFINEMENT OF KEYPOINT COORDINATES

**A. A. Denisov**, post-graduate student, RSREU, Ryazan, Russia;  
orcid.org/0009-0006-6765-5054, e-mail: denal777@gmail.com

**A. I. Novikov**, Dr. in technical sciences, full professor, RSREU, Ryazan, Russia;  
orcid.org/0000-0002-8166-8234, e-mail: novikovanatoly@yandex.ru

*In keypoint-based image alignment, not only is the correctness of point matching critical during the correspondence stage, but also the accuracy of keypoint coordinate localization itself. The analysis of cross-correlation values between matched keypoints has shown that conventional detectors often localize keypoints with slight deviations. These localization errors are typically small – around 1 – 2 pixels along one or both image axes; but the resulting differences in patch-wise correlation coefficients between incorrectly and correctly located points can range from 0.6 to 0.9. The aim of this study is to demonstrate that popular keypoint detectors may introduce such shifts and to present a method for refining keypoint positions. The proposed approach, a correlation-based symmetric refinement method, evaluates zero-mean normalized cross-correlation (ZNCC) across all possible pairs of points within neighborhoods surrounding initially matched keypoints. Unlike conventional methods that refine only one point, the proposed technique simultaneously adjusts both keypoints in a matched pair. The experiments conducted on real-world imagery show that the method yields a substantial improvement in overall matching quality. The proposed method can be applied in computer vision systems where high-precision image matching is critical—such as mapping, aerial imaging, medical visualization, robotics, and in tasks involving the fusion of images captured from different viewpoints and sensors.*

**Keywords:** *keypoint, detector, keypoint descriptor, correlation coefficient, keypoint neighborhood analysis, matching accuracy.*

**DOI:** 10.21667/1995-4565-2026-95-215-225

### References

1. **Ivashechkin A.P.** Metody nakhozhdeniya osobykh toчек izobrazheniya i ikh deskriptorov. Ivashechkin A.P., Vasilenko A.Yu., Goncharov B.D. Tekst: neposredstvennyj. *Molodoj uchenyj.* 2016, no. 15 (119), pp. 138-140.
2. **Lowe D.G.** Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. Lowe D.G. *International Journal of Computer Vision* 60. 2004, pp. 91-110.
3. **Bay H.** SURF: speeded up robust features. Bay H., Tinne T., Luc V.G. *Computer Vision and Image Understanding.* 2008, vol. 110, no. 3, pp. 346-359.
4. **Rublee E.** ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. *Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision.* 2011, pp. 2564-2571.

5. **Rosten E.** Machine Learning for High-speed Corner Detection. Rosten E., Drummond T. *Computer Vision – ECCV*. 2006. Lecture Notes in Computer Science, vol. 3951, pp. 430-443.
6. **Denisov A.A.** Analiz metodov detektirovaniya, opisaniya i sopostavleniya klyuchevykh toчек izobrazhenij. *Vestnik Ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 2024, no. 89 (3), pp. 104-116. (in Russian).
7. **Bondarenko V.A.** Mnogoagentnyj algoritm avtomaticheskogo obnaruzheniya i soprovozhdeniya nedeterminirovannykh ob"ektov. Bondarenko V.A., El'cova D.K., Lizin A.I., Pavlova V.A., Sozinova M.V., Tupikov V.A. *Izvestiya YUFU. Tekhnicheskie nauki*. 2020, no. 1 (211), pp. 218-232.
8. **P'yavchenko A.O.** Metod prostranstvennoj lokalizacii staticheskikh ob"ektov po dannym datchika glubiny i RGB-kamery. P'yavchenko A.O., Il'chenko A.V. *Izvestiya YUFU. Tekhnicheskie nauki*. 2018, no. 1 (195), pp. 271-284.
9. **Denisov A.A.** Metody postroeniya deskriptorov klyuchevykh toчек izobrazhenij. A.A. Denisov, A.I. Novikov. *XXI vek: itogi proshlogo i problemy nastoyashchego plyus*. 2025, vol. 14, no. 2(70), pp. 52-60. EDN: VSDGHG.
10. **Harris C.** A combined corner and edge detector. Harris C., Stephens M. *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*. 1988, pp. 147-151.
11. **Gruen A.** Adaptive Least Squares Correlation: A powerful image matching technique. *South African Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Cartography*. 1985, vol. 14, pp. 175-187.
12. **More J.-M.** ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison. More, J.-M., Yu G. *SIAM Journal on Imaging Sciences*. 2009, vol. 2 (2), pp. 438-469.
13. **Matas J.** Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions. Matas J., Chum O., Urban M., Pajdla T. *Image and Vision Computing*. 2004, vol. 22(10), pp. 761-767.
14. **Tuytelaars T.** Matching widely separated views based on affine invariant regions. Tuytelaars T., Van Gool L. *International Journal of Computer Vision*. 2004, vol. 59(1), pp. 61-85.
15. **Lin W.-Y.** Smoothly varying affine stitching. Lin W.-Y., Liu S., Matsushita Y., Ng T.-T., Cheong L.-F. *The 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*. 2011, pp. 345-352.
16. **Chum O.** Locally optimized RANSAC. Chum O., Matas J., Kittler J. *Pattern Recognition*. 2003. vol. 36 (2), pp. 236-243.
17. **Jun Kyungkoo.** Feature Coverage Indexes for Dual Homography Estimation in Constructing Panorama Image. Jun Kyungkoo, Kim Sijung. *Journal of Sensors*. 2016.
18. **Sun J.** LoFTR: Detector-free local feature matching with transformers. Sun J., Shen Z., Wang Y., Bao H., Zhou X. *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2021, pp. 8922-8931.
19. **Wang Y.** Efficient LoFTR: Semi-dense local feature matching with sparse-like speed. Wang Y., He X., Peng S., Tan D., Zhou X. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2024, pp. 21666-21675.
20. **Chen H.** Affine-based Deformable Attention and Selective Fusion for Semi-dense Matching. Hongkai Chen, Zixin Luo, Yurun Tian, Xuyang Bai, Ziyu Wang, Lei Zhou. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. 2024, pp. 4254-4263.
21. **Lewis J.P.** Fast Normalized Cross-Correlation. *Proceedings of Vision Interface*. 1995, pp. 120-123.
22. **Hirschmuller H.** Evaluation of Stereo Matching Costs on Images with Radiometric Differences. Hirschmuller H., Scharstein D. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2009, vol. 31 (9), pp. 1582-1599.
23. **Chambon S.** Dense matching using correlation: new measures that are robust near occlusions. Chambon S., Cruzil A. *British Machine Vision Conference*. 2003, vol. 1, pp. 143-152.
24. **Jospin L.V.** Generalized Closed-Form Formulae for Feature-Based Subpixel Alignment in Patch-Based Matching. Jospin L.V., Laga H., Boussaid F. *International Journal of Computer Vision*. 2025, vol. 133, pp. 5958-5975.
25. **Mikolajczyk K., Schmid C.** A performance evaluation of local descriptors. *PAMI*. 2005, vol. 27 (10), pp. 1615-1630.
26. *Biblioteka izobrazhenij Oxford*. URL: <https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/affine/> (data obrashcheniya: 01.06.2025).