

Набор данных и метод оценки алгоритмов сопоставления оптических и радиолокационных изображений на основе устойчивых точек*

В. В. Волков^{1,2}, Е. А. Швец²

¹Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет), г. Долгопрудный, Россия

²Институт проблем передачи информации им. А.А. Харкевича РАН, Москва, Россия

Аннотация. В ходе исследования работ, посвященных сопоставлению оптических и радиолокационных изображений, было обнаружено отсутствие открытых датасетов достаточного размера для отладки и тестирования алгоритмов. Во многих работах тестирование проводится на малом количестве пар изображений (единицы), которые к тому же часто не опубликованы, причем разные работы используют различные датасеты. В данной работе представлен датасет из 100 выровненных пар optical-SAR изображений. Дополнительно, рассмотрены методы оценки повторяемости устойчивых точек, точности их сопоставления и метод оценки точности сопоставления изображений для optical-SAR данных. С помощью этих методов проведено сравнение результатов этих методов для классических детекторов SIFT, YAPE и Харрис и дескрипторов SIFT, ORB и SURF на представленном датасете.

Ключевые слова: сопоставление изображений, повторяемость устойчивых точек.

DOI 10.14357/20718632210205

Введение

Сопоставление изображений – это выравнивание изображений одной сцены, полученных в разное время, под разным ракурсом и/или с помощью разных сенсоров. Задача сопоставления изображений, полученных от разных сенсоров, называется сопоставлением разнородных изображений (в англоязычной литературе - multi-modal image registration). Сопоставление оптических и радиолокационных SAR (Synthetic Aperture Radar) изображений – частный случай такого сопоставления. Оно широко используется в задачах дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ), таких как комплексирование изображений [1], детектирование объектов [2],

обнаружение изменений [3]. Оптические изображения хорошо интерпретируются человеком и не содержат спекл-помех, в то время как SAR изображения не подвержены влиянию атмосферы и освещенности [4]. Также на SAR изображениях легче различать застроенные области, благодаря характерной высокой интенсивности их пикселей, вызванной множественным переотражением [1-2].

Сложность сопоставления оптических и SAR изображений обусловлена тем, что:

- i) изображения подвергаются разным типам шума, причем;
- ii) значения интенсивности оптических и SAR изображений в некоторых участках изоб-

* Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект №20-61-47089).

ражений могут быть не скоррелированы даже в отсутствие шума;

iii) геометрическое положение (например, высота над землей) сенсора в пространстве может различаться в момент съемки, вследствие чего некоторые линии или формы объемных объектов могут не совпадать (особенно это заметно на снимках гористой местности).

Методы сопоставления optical-SAR изображений разделяют на две категории: плотные методы (intensity-based methods) и разреженные методы (feature-based methods). Плотные методы основаны на поиске двух соответствующих (т.е. «похожих» по той или иной метрике) подизображений. Для сопоставления используются, например, нормализованная кросс-корреляция (normalized cross-correlation) [5] и функция взаимной информации (mutual information) [6]. Такие модели могут обладать высокой (субпиксельной) точностью, однако имеют большую вычислительную сложность и зачастую требуют предварительного приближенного выравнивания изображений [7]; также они могут быть неэффективны для пар изображений с большими геометрическими различиями [6].

Разреженные методы (feature-based methods) основаны на:

i) нахождении некоторых «выделяющихся» точек или элементов изображений (англ. features), легко отличимых как на картинке оптического диапазона, так и радиолокационного;

ii) последующего построения геометрического преобразования, которое сопоставляет найденные элементы изображений.

Например, такие методы могут искать точки [7-10], углы [11-13], линии [14] и объекты (например, дороги) [15]. Разреженные методы вычислительно проще и зачастую эффективнее [7] плотных методов в случаях, когда присутствуют значительные геометрические искажения между изображениями. Однако они могут проигрывать плотным методам в максимальной точности сопоставления [7].

В данной статье мы уделяем основное внимание группе разреженных методов, использующих в качестве «выделяющихся элементов» устойчивые точки. В общем виде разреженные алгоритмы сопоставления на основе устойчивых точек состоят из следующих шагов:

1. Нахождение устойчивых точек.
2. Нахождение сопоставлений между устойчивыми точками изображений (например, путем вычисления дескрипторов для каждой точки и их сравнения).

3. Нахождение геометрического преобразования между изображениями (например, методом RANSAC [16]), которое сопоставляет наибольшую часть найденных точек.

Методы робастного оценивания, такие как RANSAC, позволяют восстановить правильное геометрическое преобразование даже в случаях, когда значительная часть сопоставлений между устойчивыми точками (найденная на 2-м шаге алгоритма) сформирована неправильно [17-19]. Тем не менее, высокая доля правильных сопоставлений *точек* позволяет повысить долю и точность правильных сопоставлений *изображений* [20-21]. Также, точность сопоставления изображений может быть выше, если точки распределены по изображению более равномерно [22].

Отметим, что формирование «правильного» сопоставления с участием устойчивой точки невозможно, если на другом изображении не была найдена устойчивая точка в месте, которое соответствует той же позиции в реальной сцене. Поэтому эффективный метод должен находить такие точки, которые с высокой вероятностью будут найдены и на другом изображении той же сцены. Для численной оценки этого качества в литературе используется метрика повторяемости (repeatability) [11]. Повторяемость – это доля (или среднее количество – определения разнятся) устойчивых точек, для которых точка, взятой на одном изображении сцены, существует достаточно близкая устойчивая точка на втором изображении сцены.

В ходе исследования работ, посвященных optical-to-SAR сопоставлению, было обнаружено отсутствие как открытых датасетов для отладки и тестирования алгоритмов сопоставления, так и бенчмарки для оценки их качества (подраздел 2.1). В данной работе мы представляем датасет, состоящий из 100 выровненных пар optical-SAR изображений и метод для измерения:

- i) эффективности детектирования устойчивых точек;
- ii) точности сопоставления устойчивых точек;

iii) точности сопоставления изображений для задачи optical-to-SAR сопоставления.

Имплементация данных методов опубликована нами в сети Интернет [23]. Кроме того, мы используем предложенные методы для оценки эффективности классических методов сопоставления изображений, использующих детекторы SIFT [24], YAPE [25] и Харрис и дескрипторы SIFT, ORB и SURF для задачи сопоставления оптических и SAR изображений.

1. Обзор методов поиска устойчивых точек

Различные методы поиска устойчивых точек предназначены для работы на различных типах изображений, и метрика повторяемости обычно измеряется для определенного сочетания «тип изображений – метод поиска устойчивых точек». Рассмотрим повторяемость распространенных методов нахождения устойчивых точек в задаче optical-to-SAR сопоставления.

1.1. SIFT и его модификации

Один из самых популярных детекторов – SIFT [24] – был разработан для оптических изображений. Он показывает низкую повторяемость в задаче optical-to-SAR сопоставления [8]. Однако в литературе предложено множество его модификаций непосредственно для задачи optical-to-SAR сопоставления – например, в работе [10] представлен способ применения UR-SIFT (uniform robust SIFT) детектора [26], обеспечивающего более однородное распределение точек на изображении.

Изначально UR-SIFT создавался для сопоставления мультиспектральных изображений, не включающих радиолокационный диапазон [26]. Fan и др. предложили метод optical-to-SAR сопоставления под названием I-SIFT (improved SIFT) [8], который борется с зернистым шумом на SAR изображениях. Такой шум приводит к тому, что SIFT детектор находит много устойчивых точек, отсутствующих на оптическом изображении. Большинство таких точек находятся на первой октаве, и авторы предложили искать устойчивые точки, начиная со второй октавы.

Gong и др. в своей работе [7] предлагают универсальный метод сопоставления optical-optical, SAR-SAR или optical-SAR изображений. Этот

метод объединяет плотный и разреженный подходы и состоит из двух этапов. На первом этапе производится грубое сопоставление изображений с применением разреженного подхода. На втором этапе производится более точное сопоставление изображений путем максимизации функции взаимной информации (mutual information). Эксперименты, однако, авторы проводят лишь на четырех парах изображений, причем только одна из них – разнородная.

1.2. Многомасштабный детектор Харриса и его модификации

Популярной альтернативой модификациям SIFT для задачи optical-to-SAR сопоставления является детектор Харриса, в том числе т.н. многомасштабный Харрис детектор – применяемый к пирамиде изображений [11-13]. Более того, ряд работ использует модификации многомасштабного Харрис детектора, в основном основанные на замене оператора, вычисляющего градиент.

Так, Xiang и др. в своей работе [11] показали, что устойчивые точки Харриса более стабильны и повторяемы, чем точки, найденные с помощью разности гауссиан (DoG). Авторы предложили использование различных дискретных аппроксимаций градиента для оптических и SAR изображений, т.к. те имеют существенно различные распределения интенсивности и шума.

Для SAR изображений авторы предложили оператор ROEWA (ratio of exponentially weighted averages), робастный к зернистому шуму, в то время как для оптических изображений – оператор Собеля для детекции границ. Авторы показали превосходство своего OS-SIFT метода по точности сопоставления над методами I-SIFT (в работе упомянут как SIFT-M) [8] и PSO-SIFT [9] при примерно той же вычислительной сложности.

Существуют методы отличные от замены оператора градиента. В работе [13] предлагается использовать т.н. биннинг – независимый поиск устойчивых точек на непересекающихся частях изображения (разбиение изображения на части происходит заранее) и последующее объединение множеств найденных точек. Биннинг обеспечивает более равномерное распределение устойчивых точек на изображении.

1.3. SURF и его модификации

Для сопоставления разнородных данных (в т.ч. оптических и SAR) в литературе также встречается использование SURF детектора и его модификаций. В [27] представлен MM-SURF (multimodal SURF), отличающийся от классического SURF изменением привязки ориентации и вычисления дескрипторов для устойчивых точек. Авторы показали работоспособность своего метода в условиях размытости изображения, поворотов, шума и различий интенсивности.

1.4. Поиск устойчивых точек с применением методов предобработки изображений

В некоторых работах перед применением детекторов осуществляется предобработка изображений. Например, бинаризация изображения методом Оцу и последующий выбор областей интереса [21], применение фильтров для подавления шума [10], вычисление фазовой конгруэнтности [28].

В работе Ху и др. [21] предобработка заключается в сужении области поиска устойчивых точек при помощи бинаризации; в качестве детектора используется SIFT. Начальный порог бинаризации определяется методом Оцу, и поиск точек осуществляется на изображении – результате попиксельного перемножения бинаризованного черно-белого (состоящего из 0 и 1) изображения (или инвертированного ему) и исходного.

2. Сценарии сравнения алгоритмов сопоставления

В данном разделе рассматриваются встречающиеся в литературе способы сравнения алгоритмов сопоставления изображений и критерии для определения успешности сопоставления (подраздел 2.2). Дополнительно уделено внимание наличию публично доступных датасетов и бенчмарков (подраздел 2.1).

2.1. Публично доступные наборы данных, бенчмарки и методы

Представленный выше обзор показывает, что достаточно тяжело объективно сравнить эффективность разработанного алгоритма optical-to-SAR сопоставления с уже существующими:

ми: в открытом доступе отсутствуют достаточно большие релевантные датасеты. Во многих работах тестирование проводилось не только на закрытых (недоступных или труднодоступных) данных, но и на небольшом количестве пар изображений (в лучшем случае на одном-двух десятках пар, а в основном – на единицах пар изображений). Такого объема тестовых данных недостаточно для определения точного качества тестируемого алгоритма. Как правило, авторы не публикуют сами изображения, а лишь указывают некоторые, но не все необходимые для воспроизведения параметры тестируемых изображений (название спутника, время снимка, приблизительное место, например, название города или реки) [7; 11; 21]. В некоторых работах к данной информации добавляется ссылка на ресурс со снимками [12]. Отдельно стоит упомянуть работу [27], в которой авторы выложили свой датасет в открытый доступ. В него входят разнородные изображения, полученные от разных сенсоров, но без optical-SAR пар изображений.

Вторая проблема воспроизводимости – отсутствие доступного кода, который позволил бы оценить непосредственно качество предлагаемого авторами метода. Было найдено только три статьи, в которых авторы дали ссылку на реализацию их алгоритма [9; 29-30].

Таким образом, можно сделать вывод, что проблема создания общедоступного датасета достаточного размера и вспомогательного программного кода для оценки эффективности алгоритмов optical-to-SAR сопоставлений является актуальной.

2.2. Сценарии сравнения алгоритмов сопоставления и критерии их успешности

В этом подразделе описаны проблемы, возникающие при сравнении алгоритмов сопоставления изображений, а также представлены используемые в литературе метрики оценки для каждого шага алгоритма в отдельности.

Помимо проблемы воспроизводимости данных, сравнение алгоритмов optical-to-SAR сопоставления осложнено различиями в требованиях к предварительному выравниванию пар изображений. Многие алгоритмы не зависят от предварительного выравнивания [7-12; 21], однако встречаются и алгоритмы, которые тре-

буют примерного выравнивания изображений (и поиск соответствующих устойчивых точек на втором изображении происходит в некоторой окрестности вокруг их ожидаемого положения) [13; 29-30]. Алгоритмы второго типа, естественно, будут обладать несколько более высоким качеством, т.к. предварительное выравнивание сужает количество допустимых сопоставлений, среди которых идет поиск.

Как упоминалось ранее, в алгоритмах сопоставления изображений на основе устойчивых точек можно выделить три шага:

1. Нахождение устойчивых точек.
2. Формирование сопоставлений между найденными точками.
3. Нахождение геометрического преобразования между изображениями.

Следовательно, возникает необходимость оценки качества алгоритмов на каждом шаге. Для оценки точности детектора (1-го шага алгоритма) используют метрику повторяемости [11]. Для оценки точности 2-го шага алгоритма в литературе применяют метрику RMSE (root-mean-square error), вычисляемую на N наилучших сопоставлениях точек. Выбор N сопоставлений точек различается, например, берутся все сопоставления точек, совпадающих с определенной точностью с ручным сопоставлением [13] или все сопоставления точек, отмеченные алгоритмом сопоставления как правильные [8]. Еще одна метрика – доля правильных сопоставлений точек [7-8; 11-13]. Дополнительно, в качестве критерия робастности алгоритма во многих работах используется количество найденных сопоставлений [7-9; 12]. Для оценки точности геометрического преобразования (3-й шаг алгоритма) также применяют метрику RMSE. В этом случае на каждой паре изображений вручную находится N равномерно распределенных точек и сопоставления между ними [12; 21]. RMSE вычисляется для точек на оптическом изображении и геометрически преобразованных (преобразование вычисляется на 3-м шаге алгоритма) точек на SAR изображении.

В качестве численного критерия успешного сопоставления изображений встречается применение метрики RMSE (RMSE меньше некоторого порога) [9].

Дополнительно отметим, что изображения с разным пространственным разрешением существенно отличаются.

3. Описание данных

Собранный и используемый в данной работе датасет состоит из 100 пар optical-SAR изображений размера 1024x1024. Используемые в датасете изображения собраны в открытых источниках, а лицензии к ним позволяют их распространять и изменять [31]. В качестве источника оптических и SAR данных использовался сайт Copernicus Open Access Hub [32]. В качестве SAR изображений использовались изображения со спутника Sentinel-1A со следующими параметрами: тип продукта Level-1 Ground Range Detected (GRD), режим сенсора Interferometric Wave (IW) swath mode, поляризация VH. В качестве оптических изображений использовались трехканальные RGB спутниковые снимки со спутника Sentinel-2A (тип продукта: S2MSI1C). Изображения обоих типов были приведены к пространственному разрешению 10 метров/пиксель. Каждая пара optical-SAR изображений выровнена друг относительно друга с использованием геопривязки. Для увеличения точности выравнивания было проведено ручное сопоставление изображений с использованием проективного преобразования. Полученные изображения выровнены преимущественно с субпиксельной точностью, но иногда встречаются небольшие области, где точность ниже (погрешность до двух пикселей). В датасете преимущественно присутствуют изображения сцен городов и полей. Примеры пар изображений представлены на Рис. 1. Готовый к использованию датасет и сопровождающие его метаданные доступны для скачивания [23]. Также данные могут быть скачаны в ручном режиме с ресурсов, указанных выше.

4. Описание алгоритмов оценки

В данном разделе описывается разработанный нами инструментарий, который предназначен для анализа алгоритмов сопоставления изображений с использованием устойчивых точек (общий вид такого алгоритма приведен

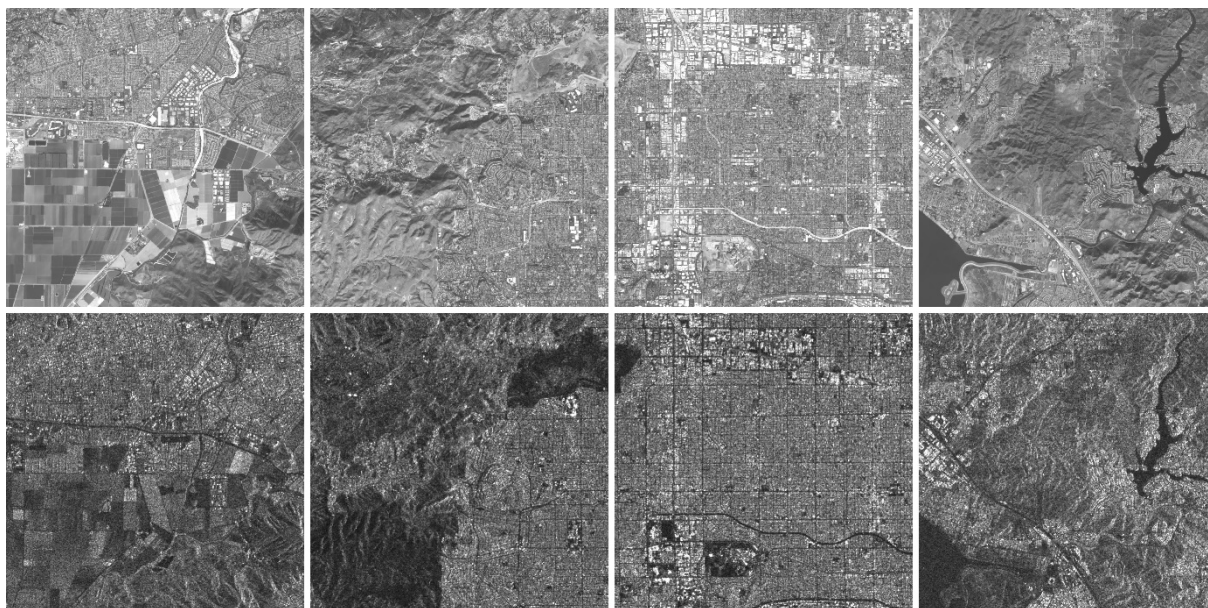


Рис. 1. Примеры пар изображений из датасета

Верхний ряд – оптические изображения, нижний – соответствующие им SAR изображения

в подразделе 2.2). Инструментарий позволяет оценить эффективность каждого из шагов (нахождение точек, сопоставление, геометрическая модель) и состоит из трех выложенных в сеть Интернет [23] программ, которые измеряют:

- i) повторяемость найденных устойчивых точек;
- ii) точность найденных сопоставлений *точек*;
- iii) точность найденных сопоставлений *изображений*.

Обратим внимание, что последняя программа может быть использована и для оценки алгоритмов сопоставления, не основанных на устойчивых точках.

Для использования представленного инструментария необходимо применить оцениваемый алгоритм на предложенных парах изображений; сохранить списки обнаруженных устойчивых точек, списки найденных сопоставлений точек и вычисленные матрицы проективного преобразования для каждой пары изображений. Подробная информация о формате сохраняемых данных приведена по ссылке [23].

4.1. Описание алгоритма оценки повторяемости

В этом подразделе мы представляем две вариации алгоритма оценки повторяемости устойчивых точек.

Входные данные алгоритма: списки координат устойчивых точек для первого и второго изображений; значение порога θ (расстояние между двумя точками в пикселях, при котором точки считаются повторяемыми).

Будем считать устойчивую точку повторяемой, если на другом изображении существует хотя бы одна устойчивая точка - такая, что расстояние по L2 между ними (после приведения первой точки к системе координат второго изображения) не больше порога θ [11].

Алгоритм:

1) Для каждой пары изображений вычисляем два значения:

- количество повторяемых точек на обоих изображениях,
- доля повторяемых точек – отношение количества повторяемых точек к общему количеству устойчивых точек на двух изображениях;

2) Для этих двух значений вычисляем среднее значение по всем изображениям.

При использовании данного алгоритма одна и та же точка может быть рассмотрена в качестве «ближайшей» для нескольких точек другого изображения. Если для точки на одном изображении имеется две сопоставленные точки на другом изображении, то они обе считаются в пользу метрики повторяемости. Однако только одна из этих двух устойчивых точек может

быть эффективно использована в дальнейшем сопоставлении. По этой причине мы используем еще один способ вычисления повторяемости, в котором среди найденных повторяемых точек отбираем только те, которые являются взаимно ближайшими друг для друга (точка на оптическом изображении является ближайшей для точки на SAR изображении среди всех точек на оптическом изображении, и наоборот).

4.2. Описание алгоритма оценки точности сопоставления устойчивых точек

Входные данные: списки сопоставлений устойчивых точек для каждой пары изображений $((x_i, y_i), (x'_i, y'_i))$ – координаты точки на оптическом и SAR изображении соответственно для i -го сопоставления).

Алгоритм для каждой пары изображений вычисляет метрику RMSE [12] по формуле (1) (изображения в нашем датасете выровнены, поэтому матрица преобразования равна единичной матрице):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ((x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2)} \quad (1)$$

После этого вычисляется среднее значение RMSE по всем парам изображений.

4.3. Описание алгоритма оценки точности сопоставления изображений

Входные данные: матрицы проективного преобразования для каждой пары изображений (из системы координат оптического изображения к радиолокационному), порог t , размер изображений (для определения координат углов изображений).

Алгоритм вычисляет долю успешно сопоставленных изображений. Изображения считаются успешно сопоставленными, если положение каждого угла оптического изображения после преобразования отличается от положения соответствующего угла SAR изображения не более чем на t пикселей.

5. Результаты

В данном разделе представляются результаты алгоритмов сопоставления optical-SAR изображений, полученные с помощью методов оценки повторяемости устойчивых точек, точ-

ности сопоставления устойчивых точек и точности сопоставления изображений. В качестве детекторов устойчивых точек рассматривались такие детекторы как SIFT [24], YAPE [25] и Харрис (с биннингом и без). Количество устойчивых точек, найденных любым детектором, было ограничено сверху двумя тысячами. Найденные устойчивые точки фильтровались NMS (non-max-suppression) алгоритмом так, что среди любых двух точек на одном изображении с расстоянием между ними менее 5 пикселей оставалась одна с наибольшей важностью (наибольший score). В качестве дескрипторов рассматривались SIFT, ORB и SURF.

5.1. Оптимальные параметры детекторов

Каждый из рассматриваемых детекторов обладает настраиваемыми параметрами. Значения параметров каждого детектора исследовались нами независимо следующим образом:

1) фиксировались значения по умолчанию, предложенные авторами детекторов, для всех параметров детектора, кроме одного;

2) настраивалось значение незафиксированного параметра на основе анализа результатов алгоритма повторяемости, описанного в подразделе 4.1 для нескольких значений порогов сопоставления θ ;

3) фиксировался полученный параметр и настраивался другой параметр (при фиксированных остальных). Данная процедура повторялась для каждого из параметров.

Предложенный метод зависит как от начальной инициализации параметров, так и от порядка их настройки. Поскольку конечные параметры оказались достаточно близки к параметрам по умолчанию, первоначальное приближение можно считать приемлемым. Далее указаны начальные и оптимальные параметры для детекторов YAPE, SIFT и Харрис. Порядок параметров в списке соответствует порядку, в котором они настраивались.

Оптимальные параметры для детектора YAPE:

- radius = 3 – радиус окружности (начальное значение radius = 5),
- tau = 10 – порог интенсивности, при превышении которого точка становится кандидатом в устойчивые (начальное значение tau = 20).

Оптимальные параметры для детектора SIFT (использовалась функция из библиотеки OpenCV [33]):

- `contrastThreshold = 0.04` (начальное значение `contrastThreshold = 0.04`),
- `edgeThreshold = 10` (начальное значение `edgeThreshold = 10`),
- `sigma = 2.5` (начальное значение `sigma = 1.6`),
- `nOctaveLayers = 3` (начальное значение `nOctaveLayers = 3`).

Оптимальные параметры для детектора Харрис (использовалась функция из библиотеки OpenCV [33]):

- `blockSize = 2` (начальное значение `blockSize = 2`),
- `ksize = 3` (начальное значение `ksize = 3`),
- `k = 0.2` (начальное значение `k = 0.04`).

5.2. Оценка повторяемости устойчивых точек для Харрис детектора

Для Харрис детектора исследовались два случая: с биннингом и без. В случае с биннингом изображение делилось на 16 непересекающихся блоков размера 256x256, на каждом из которых детектором Харрис находилось до 125 устойчивых точек (в сумме до 2000 точек на всем изображении). В обоих случаях использовались одинаковые параметры детектора Харриса (указаны в подразделе 5.1), которые определялись для случая без биннинга.

5.3. Применение алгоритма оценки повторяемости устойчивых точек

В этом подразделе демонстрируется применение двух вариаций алгоритма оценки повторяемости устойчивых точек, описанного в подразделе 4.1 для оценки алгоритмов сопоставления, основанных на нахождении устойчивых точек детекторами YAPE, SIFT и Харрис (с биннингом и без).

В качестве результатов мы представляем среднее количество повторяемых устойчивых точек, приходящееся на одну пару изображений, и долю повторяемых точек от величины порога θ . В Табл. 1 и 2 показаны результаты для вариации алгоритма с подсчетом всех повторяемых точек, а в Табл. 3 и 4 – с подсчетом взаимно ближайших повторяемых точек. В исследовании рассматривались пороги θ до 9 пикселей включительно, так как большие расстояния между соответствующими точками сопоставления менее интересны (для более точного сопоставления *изображений* необходимо найти более точные сопоставления *точек*).

Из приведенных результатов можно сделать вывод, что SIFT детектор находит наибольшее количество и долю устойчивых точек в обоих вариациях: с учетом всех повторяемых точек и с учетом только взаимно ближайших повторяемых точек. YAPE и Харрис детекторы показывают приблизительно похожие результаты и значительно уступают SIFT детектору.

Табл. 1. Среднее количество повторяемых устойчивых точек на одну пару изображений от величины порога θ

	$\theta=1$	$\theta=2$	$\theta=3$	$\theta=4$	$\theta=5$	$\theta=6$	$\theta=7$	$\theta=8$	$\theta=9$
YAPE	28.8	73.9	159.9	256.4	385.4	494.9	600.4	720.1	835.3
SIFT	26.5	102.6	220.6	371.4	530.4	694.6	852.4	1005.1	1151.5
Харрис	30.2	77.3	165.2	265.3	408.5	535.1	662.3	808.7	959.8
Харрис + биннинг	29.3	74.1	159.6	257.5	394.7	516.8	640.4	785.6	935.4

Табл. 2. Доля (%) повторяемых устойчивых точек от величины порога θ

	$\theta=1$	$\theta=2$	$\theta=3$	$\theta=4$	$\theta=5$	$\theta=6$	$\theta=7$	$\theta=8$	$\theta=9$
YAPE	1.1%	2.9%	6.4%	10.2%	15.3%	19.6%	23.8%	28.5%	33.0%
SIFT	1.0%	3.7%	8.0%	13.5%	19.2%	25.2%	30.9%	36.4%	41.7%
Харрис	1.2%	3.0%	6.3%	10.2%	15.6%	20.4%	25.3%	30.8%	36.6%
Харрис + биннинг	1.1%	2.8%	6.0%	9.7%	14.9%	19.5%	24.1%	29.6%	35.2%

Табл. 3. Среднее количество взаимно ближайших повторяемых устойчивых точек на одну пару изображений от величины порога θ

	$\theta=1$	$\theta=2$	$\theta=3$	$\theta=4$	$\theta=5$	$\theta=6$	$\theta=7$	$\theta=8$	$\theta=9$
YAPE	28.8	73.9	159.3	250.1	358.7	439.0	508.9	576.8	633.1
SIFT	26.5	102.6	219.9	360.2	490.8	608.3	705.7	786.7	855.6
Харрис	30.2	77.3	164.6	259.6	384.5	485.0	575.6	669.6	756.4
Харрис + биннинг	29.3	74.1	159.1	252.2	372.7	471.2	561.6	659.3	748.9

Табл. 4. Доля взаимно ближайших повторяемых устойчивых точек от величины порога θ .

	$\theta=1$	$\theta=2$	$\theta=3$	$\theta=4$	$\theta=5$	$\theta=6$	$\theta=7$	$\theta=8$	$\theta=9$
YAPE	1.1%	2.9%	6.3%	9.9%	14.2%	17.4%	20.1%	22.7%	24.9%
SIFT	1.0%	3.7%	8.0%	13.1%	17.8%	22.1%	25.6%	28.5%	31.0%
Харрис	1.2%	3.0%	6.3%	9.9%	14.7%	18.5%	21.9%	25.5%	28.8%
Харрис + биннинг	1.1%	2.8%	6.0%	9.5%	14.1%	17.8%	21.1%	24.8%	28.1%

5.4. Применение алгоритма оценки точности сопоставления устойчивых точек

В этом подразделе представлено применение нашего алгоритма, описанного в подразделе 4.2. Для нахождения используемых сопоставлений между устойчивыми точками (YAPE, SIFT, Харрис) использовался метод вычисления дескрипторов (SIFT, ORB, SURF) и метод для их сопоставления (метод ближайшего соседа). Метод ближайшего соседа сопоставляет пару точек на оптическом и радиолокационном изображении, если расстояние между их дескрипторами является наименьшим (т.е. не существует точки-кандидата на другом изображении, при сопоставлении с которым дескрипторное расстояние станет меньше) и меньше порога t_{des} . Вычисление дескрипторов (SIFT, ORB, SURF) производилось с помощью библиотеки OpenCV [33]. В качестве изменяемых параметров в нашем методе сопоставления точек использовались диаметр устойчивой точки ($size$) и порог t_{des} . Остальные параметры использовались по умолчанию, так как при их изменении не наблюдалось существенного изменения результата.

Мы провели эксперименты для двух сценариев: без использования информации о предварительном выравнивании изображений и с использованием такой информации. Во втором случае при формировании сопоставлений поиск точек происходил только в окне 21×21 пиксель

вокруг ожидаемого положения. Для каждой пары «дескриптор-детектор» для каждого сценария были подобраны оптимальные значения параметров $size$ и t_{des} . Оптимальные параметры подбирались по наименьшему значению RMSE, при условии, что среднее количество сопоставлений точек на одном изображении более 90 и нет ни одной пары изображений, на которой не было найдено ни одного сопоставления. Параметр $size$ выбирался среди значений {16, 32, 64}. Было замечено, что в сценарии с предварительным выравниванием изображений наименьшее значение RMSE на SIFT и SURF дескрипторах, как правило, достигалось при меньшем диаметре устойчивой точки, в то время как в сценарии без предварительного выравнивания, наоборот. Причем у SIFT дескриптора эффект проявлялся сильнее, вплоть до улучшения в несколько раз. Значения используемых оптимальных параметров приведены в Табл. 5.

Результаты для обоих сценариев представлены в Табл. 6 и 7. В обоих случаях SIFT дескриптор показал наилучшие результаты. Отдельно стоит отметить, что устойчивые точки, найденные SIFT детектором, как правило, сопоставлялись с большей точностью по сравнению с детекторами YAPE и Харрис (с биннингом и без).

5.5. Применение алгоритма оценки качества сопоставления изображений

В этом подразделе описывается применение нашего алгоритма оценки, описанного в 4.3. Для

вычисления геометрического преобразования использовался алгоритм RANSAC из библиотеки OpenCV [33]. В качестве сопоставлений между точками RANSAC использовались те же сопоставления, что и в подразделе 5.4. Порог для RANSAC брался равным 5 пикселям, порог успешного сопоставления $t = 10$ пикселям.

Результаты представлены для двух сценариев: с предварительным выравниванием (Табл. 8) и без (Табл. 9). Из результатов можно сделать выводы:

i) классические детекторы (SIFT, YAPE, Харрис) и дескрипторы (SIFT, ORB, SURF) по-

казали крайне низкую точность сопоставления изображений и не подходят для сопоставления optical-SAR изображений;

ii) использование предварительного выравнивания привело к существенному улучшению точности сопоставления изображений;

iii) SIFT детектор показал наилучшие результаты по сравнению с YAPE и Харрис детекторами независимо от выбора дескриптора (SIFT, ORB, SURF);

iv) SURF дескриптор продемонстрировал наилучшую точность сопоставлений изображений в паре с SIFT детектором, в то время как

Табл.5. Значения оптимальных параметров, используемые в нашем алгоритме оценки точности сопоставления точек в случаях с и без предварительного выравнивания изображений

	SIFT с вып.	SIFT	ORB с вып.	ORB	SURF с вып.	SURF
YAPE	$size = 32,$ $t_{des} = 230$	$size = 64,$ $t_{des} = 115$	$size = 16,$ $t_{des} = 825$	$size = 16,$ $t_{des} = 825$	$size = 16,$ $t_{des} = 0.55$	$size = 64,$ $t_{des} = 0.24$
SIFT	$size = 16,$ $t_{des} = 180$	$size = 64,$ $t_{des} = 100$	$size = 16,$ $t_{des} = 750$	$size = 16,$ $t_{des} = 750$	$size = 16,$ $t_{des} = 0.40$	$size = 64,$ $t_{des} = 0.23$
Харрис	$size = 16,$ $t_{des} = 180$	$size = 64,$ $t_{des} = 100$	$size = 16,$ $t_{des} = 750$	$size = 16,$ $t_{des} = 750$	$size = 32,$ $t_{des} = 0.40$	$size = 64,$ $t_{des} = 0.23$
Харрис + биннинг	$size = 16,$ $t_{des} = 180$	$size = 64,$ $t_{des} = 115$	$size = 16,$ $t_{des} = 750$	$size = 16,$ $t_{des} = 750$	$size = 16,$ $t_{des} = 0.45$	$size = 64,$ $t_{des} = 0.23$

Табл. 6. Среднее значение RMSE в случае без использования предварительного выравнивания изображений

	SIFT	ORB	SURF
YAPE	126.72	539.67	536.91
SIFT	86.54	538.69	535.75
Харрис	88.67	541.63	534.56
Харрис + биннинг	94.13	553.61	548.37

Табл. 7. Среднее значение RMSE в случае с использованием предварительного выравнивания изображений

	SIFT	ORB	SURF
YAPE	7.89	8.32	8.26
SIFT	7.16	7.81	7.49
Харрис	7.75	8.37	8.31
Харрис + биннинг	7.81	8.34	8.33

Табл. 8. Точность алгоритмов сопоставления изображений в случае с предварительным выравниванием изображений

	SIFT	ORB	SURF
YAPE	10%	2%	7%
SIFT	17%	6%	20%
Харрис	9%	2%	4%
Харрис + биннинг	13%	1%	9%

Табл. 9. Точность алгоритмов сопоставления изображений в случае без предварительного выравнивания изображений

	SIFT	ORB	SURF
YAPE	0%	0%	0%
SIFT	4%	0%	0%
Харрис	2%	0%	0%
Харрис + биннинг	2%	0%	0%

SIFT дескриптор – наилучшую точность сопоставлений в паре с детекторами YAPE и Харрис;

v) Харрис детектор с биннингом показал более высокие результаты, чем без биннинга.

Заключение

В данной работе было показано отсутствие крупных публичных датасетов (десятки изображений) и общепринятой методологии для оценки алгоритмов optical-to-SAR сопоставления. Для решения данной проблемы в работе представлен датасет, состоящий из 100 выравненных пар optical-SAR снимков с прикрепленной метаданной (имя optical/SAR тайла, из которого вырезался фрагмент; дата снимка; геокоординаты углов фрагмента в системе проекции EPSG:3395), а также предложены алгоритмы и их имплементации для оценки:

i) повторяемости алгоритмов поиска устойчивых точек;

ii) точности сопоставления устойчивых точек;

iii) точности сопоставления изображений.

Датасет и алгоритмы опубликованы в сети Интернет [23].

С помощью предложенного инструментария была проведена оценка классических методов сопоставления изображений с помощью оценки:

i) повторяемости устойчивых точек;

ii) точности сопоставления устойчивых точек;

iii) точности сопоставления изображений.

В исследовании участвовали классические детекторы YAPE, SIFT и Харрис (с биннингом и без) и дескрипторы SIFT, ORB и SURF. Было показано, что классические методы сопоставления изображений показали крайне низкие результаты и не подходят для сопоставления optical-SAR изображений. Среди исследуемых детекторов SIFT показал наилучшие результаты на всех трех этапах оценки. Наибольшая точность сопоставления изображений наблюдалась у SIFT детектора и SURF дескриптора.

Литература

1. Сидорчук Д.С., Волков В.В. Комплексирование радиолокационных изображений и оптических снимков в видимом и тепловом диапазонах с учетом различий в восприятии яркости и цветности // Сенсорные системы. 2018. Т. 32. № 1. С. 14–18. DOI: 10.7868/S0235009218010031.
2. Errico A., Angelino C. V., Cicala L., Persechino G., Ferrara C., Lega M., Vallario A., Parente C., Masi G., Gaetano R., Scarpa G. Detection of environmental hazards through the feature-based fusion of optical and SAR data: A case study in southern Italy. // International Journal of Remote Sensing. 2015. V. 36. № 13. P. 3345–3367. DOI: 10.1080/01431161.2015.1054960.
3. Plank S., Twele A., Martinis S. Landslide mapping in vegetated areas using change detection based on optical and polarimetric SAR data. // Remote Sensing. 2016. V. 8. № 4. P. 307. DOI: 10.3390/rs8040307.
4. Ye S. P., Chen C. X., Nedzved A., Jiang J. Building detection by local region features in SAR images. // Computer Optics. 2020. V. 44. № 6. P. 944–950. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-703.
5. Shi W., Su F., Wang R., Fan J. A visual circle based image registration algorithm for optical and SAR imagery. // In 2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 2012. P. 2109–2112.
6. Suri S., Reinartz P. Mutual-information-based registration of TerraSAR-X and Ikonos imagery in urban areas. // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2009. V. 48. № 2. P. 939–949. DOI: 10.1109/TGRS.2009.2034842.
7. Gong M., Zhao S., Jiao L., Tian D., Wang S. A novel coarse-to-fine scheme for automatic image registration based on SIFT and mutual information. // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2013. V. 52. № 7. P. 4328–4338. DOI: 10.1109/TGRS.2013.2281391.
8. Fan B., Huo C., Pan C., Kong Q. Registration of optical and SAR satellite images by exploring the spatial relationship of the improved SIFT. // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2012. V. 10. № 4. P. 657–661. DOI: 10.1109/LGRS.2012.2216500.
9. Ma W., Wen Z., Wu Y., Jiao L., Gong M., Zheng Y., Liu L. Remote sensing image registration with modified SIFT and enhanced feature matching. // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2016. V. 14. № 1. P. 3–7. DOI: 10.1109/LGRS.2016.2600858.
10. Paul S., Pati U. C. Optical-to-SAR image registration using modified distinctive order based self-similarity operator. // In 2018 IEEE International Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science (SCEECS). 2018. P. 1–5.
11. Xiang Y., Wang F., You H. OS-SIFT: A robust SIFT-like algorithm for high-resolution optical-to-SAR image registration in suburban areas. // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2018. V. 56. № 6. P. 3078–3090. DOI: 10.1109/TGRS.2018.2790483.
12. Paul S., Pati U. C. Automatic optical-to-SAR image registration using a structural descriptor. // IET Image Processing. 2019. V. 14. № 1. P. 62–73. DOI: 10.1049/iet-ipr.2019.0389.
13. Xiong X., Xu Q., Jin G., Zhang H., Gao X. Rank-Based Local Self-Similarity Descriptor for Optical-to-SAR Image Matching. // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2019. V. 17. № 10. P. 1742–1746. DOI: 10.1109/LGRS.2019.2955153.
14. Wang H., Wang C., Li P., Chen Z., Cheng M., Luo L., Liu Y. Optical-to-SAR Image Registration Based On Gaussian Mixture Model. // ISPRS-International Archives of the

- Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2012. V. 39. P. 179–183.
15. Kunina I., Panfilova E., Gladkov A. Matching of SAR and optical images by independent referencing to vector map. // In Eleventh International Conference on Machine Vision (ICMV 2018). 2019. V. 11041. DOI: [10.1117/12.2523132](https://doi.org/10.1117/12.2523132).
 16. 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. V. 24. № 6. P. 381–395.
 17. Чеканов М. О., Шипитько О. С., Ершов Е. И. Одноточечный RANSAC для оценки величины осевого вращения объекта по томографическим проекциям. // Сенсорные системы. 2020. Т. 34. № 1. С. 72–86. DOI: [10.31857/S0235009220010060](https://doi.org/10.31857/S0235009220010060).
 18. Tropin D. V., Nikolaev D. P., Slugin D. G. The method of image alignment based on sharpness maximization. // In Eleventh International Conference on Machine Vision (ICMV 2018). 2019. V. 11041. DOI: [10.1117/12.2522903](https://doi.org/10.1117/12.2522903).
 19. Шемякина Ю. А. Использование точек и прямых для вычисления проективного преобразования по двум изображениям плоского объекта. // Информационные технологии и вычислительные системы. 2017. Т. 3. С. 79–91.
 20. Skoryukina N., Faradjev I., Bulatov K., Arlazarov V.V. Impact of geometrical restrictions in RANSAC sampling on the ID document classification. // In Twelfth International Conference on Machine Vision (ICMV 2019). 2020. V. 11433. DOI: [10.1117/12.2559306](https://doi.org/10.1117/12.2559306).
 21. Xu C., Sui H., Li H., Liu J. An automatic optical and SAR image registration method with iterative level set segmentation and SIFT. // International Journal of Remote Sensing. 2015. V. 36. № 15. P. 3997–4017. DOI: [10.1080/01431161.2015.1070321](https://doi.org/10.1080/01431161.2015.1070321).
 22. Тропин Д.В., Шемякина Ю.А., Коноваленко И.А., Фараджев И.А. О локализации плоских объектов на изображениях со сложной структурой проективных искажений. // Информационные процессы. 2019. Т. 19. № 2. С. 208–229.
 23. Optical-SAR dataset and method for evaluating image registration algorithms. Available at: <https://github.com/VolkovVI/Optical-SAR-dataset> (accessed April 9, 2021).
 24. Lowe D.G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. // Int. J. Comput. Vis. 2004. V. 60. № 2. P. 91–110.
 25. Lepetit V., Fua P. Towards Recognizing Feature Points using Classification Trees. // Technical report, Swiss Federal Institute of Technology (EPFL). 2004.
 26. Sedaghat A., Mokhtarzade M., Ebadi H. Uniform robust scale-invariant feature matching for optical remote sensing images. // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2011. V. 49. № 11. P. 4516–4527.
 27. Zhao D., Yang Y., Ji Z., Hu X. Rapid multimodality registration based on MM-SURF. // Neurocomputing. 2014. V. 131. P. 87–97. DOI: [10.1016/j.neucom.2013.10.037](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2013.10.037).
 28. Xiang Y., Tao R., Wang F., You H. Automatic Registration of Optical and SAR Images VIA Improved Phase Congruency. // In IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 2019. P. 931–934.
 29. Ye Y., Shen L., Hao M., Wang J., Xu Z. Robust optical-to-SAR image matching based on shape properties. // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2017. V. 14. № 4. P. 564–568. DOI: [10.1109/LGRS.2017.2660067](https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2660067).
 30. Ye Y., Shan J., Bruzzone L., Shen L. Robust registration of multimodal remote sensing images based on structural similarity. // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2017. V. 55. № 5. P. 2941–2958. DOI: [10.1109/TGRS.2017.2656380](https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2656380).
 31. Copernicus Open Access Hub, Terms and Conditions. Available at: <https://scihub.copernicus.eu/twiki/do/view/SciHubWebPortal/TermsConditions> (accessed January 22, 2021).
 32. Copernicus Open Access Hub. Available at: <https://scihub.copernicus.eu/> (accessed December 29, 2020).
 33. OpenCV: Main page. Available at: <https://docs.opencv.org/master/index.html> (accessed April 06, 2021).

Волков Владислав Владимирович. Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет), г. Долгопрудный, Россия. Институт проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН, Москва, Россия. И. о. младшего научного сотрудника. Количество печатных работ: 4. Область научных интересов: мультиспектральная визуализация, обработка изображений. E-mail: volkov-vl-v@yandex.ru

Швец Евгений Александрович. Институт проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН, Москва, Россия. Старший научный сотрудник, кандидат технических наук. Количество печатных работ: 22. Область научных интересов: обработка изображений, глубокое обучение и сопоставление изображений. E-mail: shvets@visillect.com

Dataset and Method for Evaluating Optical-to-Sar Image Registration Algorithms Based on Keypoints

V. V. Volkov^{1,||}, E. A. Shvets^{||}

¹ Moscow Institute of Physics and Technology, Dolgoprudny, Russia

^{||} Institute for Information Transmission Problems (Kharkevich Institute) RAS, Moscow, Russia

Abstract. Image registration is the alignment (i.e. finding a general coordinate system) of two or more images of the same scene. Complex case of this task is the multimodal image registration, for example, optical-to-SAR. The need for such registration appeared in image fusion and object detection. The research on optical-to-SAR image registration shows that there are no publicly available datasets with the enough size for debugging and testing algorithms. In many works, testing is carried out on a several pairs of images that are not always publicly available. Moreover, different works use different datasets. In this paper we present a dataset of 100 aligned optical-SAR pairs of images. Additionally, we consider methods for evaluating keypoints repeatability, the accuracy of their matching, and a method for calculating the accuracy of image registration for optical-SAR data. Using these methods, we compare the results of these methods for the classical SIFT, YAPE and Harris detectors and SIFT, ORB and SURF descriptors on the presented dataset.

Keywords: image registration, repeatability of keypoints.

DOI 10.14357/20718632210205

References

1. Sidorchuk D. S., Volkov V. V. Kompleksirovanie radiolokacionnyh izobrazhenij i opticheskikh snimkov v vidimom i teplovom diapazonah s uchetom razlichij v vospriyatii yarkosti i cvetnosti [Fusion of radar, visible and thermal imagery with account for differences in brightness and chromaticity perception]. // *Sensornye sistemy* [Sensory systems]. 2018. V. 32. № 1. P. 14–18. DOI: 10.7868/S0235009218010031.
2. Errico A., Angelino C. V., Cicala L., Persechino G., Ferrara C., Lega M., Vallario A., Parente C., Masi G., Gaetano R., Scarpa G. Detection of environmental hazards through the feature-based fusion of optical and SAR data: A case study in southern Italy. // *International Journal of Remote Sensing*. 2015. V. 36. № 13. P. 3345–3367. DOI: 10.1080/01431161.2015.1054960.
3. Plank S., Twele A., Martinis S. Landslide mapping in vegetated areas using change detection based on optical and polarimetric SAR data. // *Remote Sensing*. 2016. V. 8. № 4. P. 307. DOI: 10.3390/rs8040307.
4. Ye S. P., Chen C. X., Nedzved A., Jiang J. Building detection by local region features in SAR images. // *Computer Optics*. 2020. V. 44. № 6. P. 944–950. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-703.
5. Shi W., Su F., Wang R., Fan J. A visual circle based image registration algorithm for optical and SAR imagery. // *In 2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 2012. P. 2109–2112.
6. Suri S., Reinartz P. Mutual-information-based registration of TerraSAR-X and Ikonos imagery in urban areas. // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2009. V. 48. № 2. P. 939–949. DOI 10.1109/TGRS.2009.2034842.
7. Gong M., Zhao S., Jiao L., Tian D., Wang S. A novel coarse-to-fine scheme for automatic image registration based on SIFT and mutual information. // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2013. V. 52. № 7. P. 4328–4338. DOI: 10.1109/TGRS.2013.2281391.
8. Fan B., Huo C., Pan C., Kong Q. Registration of optical and SAR satellite images by exploring the spatial relationship of the improved SIFT. // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2012. V. 10. № 4. P. 657–661. DOI: 10.1109/LGRS.2012.2216500.
9. Ma W., Wen Z., Wu Y., Jiao L., Gong M., Zheng Y., Liu L. Remote sensing image registration with modified SIFT and enhanced feature matching. // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2016. V. 14. № 1. P. 3–7. DOI: 10.1109/LGRS.2016.2600858.
10. Paul S., Pati U. C. Optical-to-SAR image registration using modified distinctive order based self-similarity operator. // *In 2018 IEEE International Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science (SCEECS)*. 2018. P. 1–5.
11. Xiang Y., Wang F., You H. OS-SIFT: A robust SIFT-like algorithm for high-resolution optical-to-SAR image registration in suburban areas. // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2018. V. 56. № 6. P. 3078–3090. DOI: 10.1109/TGRS.2018.2790483.
12. Paul S., Pati U. C. Automatic optical-to-SAR image registration using a structural descriptor. // *IET Image Processing*. 2019. V. 14. № 1. P. 62–73. DOI: 10.1049/iet-ipr.2019.0389.

13. Xiong X., Xu Q., Jin G., Zhang H., Gao X. Rank-Based Local Self-Similarity Descriptor for Optical-to-SAR Image Matching. // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2019. V. 17. № 10. P. 1742–1746. DOI: 10.1109/LGRS.2019.2955153.
14. Wang H., Wang C., Li P., Chen Z., Cheng M., Luo L., Liu Y. Optical-to-SAR Image Registration Based On Gaussian Mixture Model. // *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2012. V. 39. P. 179–183.
15. Kunina I., Panfilova E., Gladkov A. Matching of SAR and optical images by independent referencing to vector map. // *In Eleventh International Conference on Machine Vision (ICMV 2018)*. 2019. V. 11041. DOI: 10.1117/12.2523132.
16. 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. V. 24. № 6. P. 381–395.
17. Chekanov M.O., Shipitko O.S., Ershov E.I. Odnotochechnyj RANSAC dlya ocenki velichiny oseвого vrashcheniya ob"ekta po tomograficheskim proekciyam [1-point RANSAC for axial rotation angle estimation by tomographic projections]. // *Sensornye sistemy [Sensory systems]*. 2020. V. 34. № 1. P. 72–86. DOI: 10.31857/S0235009220010060.
18. Tropin D. V., Nikolaev D. P., Slugin D. G. The method of image alignment based on sharpness maximization. // *In Eleventh International Conference on Machine Vision (ICMV 2018)*. 2019. V. 11041. DOI: 10.1117/12.2522903.
19. Shemiakina J.A. Ispol'zovanie toчек i pryamyh dlya vychisleniya proektivnogo preobrazovaniya po dvum izobrazheniyam ploskogo ob"ekta [Using points and straight lines to calculate a projective transformation from two images of a flat object]. // *Informacionnye tekhnologii i vychislitel'nye sistemy [Journal of Information Technologies and Computing Systems]*. 2017. V. 3. P. 79–91.
20. Skoryukina N., Faradjev I., Bulatov K., Arlazarov V.V. Impact of geometrical restrictions in RANSAC sampling on the ID document classification. // *In Twelfth International Conference on Machine Vision (ICMV 2019)*. 2020. V. 11433. DOI: 10.1117/12.2559306.
21. Xu C., Sui H., Li H., Liu J. An automatic optical and SAR image registration method with iterative level set segmentation and SIFT. // *International Journal of Remote Sensing*. 2015. V. 36. № 15. P. 3997–4017. DOI: 10.1080/01431161.2015.1070321.
22. Tropin D.V., Shemiakina J.A., Konovalenko I.A., Faradjev I.A. O lokalizacii ploskih ob"ektov na izobrazheniyah so slozhnoj strukturoj proektivnyh iskazhenij [Localization of planar objects on the images with complex structure of projective distortion]. // *Informacionnye processy [Information processes]*. 2019. V. 19. № 2. P. 208–229.
23. Optical-SAR dataset and method for evaluating image registration algorithms. Available at: <https://github.com/VolkovVI/Optical-SAR-dataset> (accessed April 9, 2021).
24. Lowe D.G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. // *Int. J. Comput. Vis.* 2004. V. 60. № 2. P. 91–110.
25. Lepetit V., Fua P. Towards Recognizing Feature Points using Classification Trees. // *Technical report, Swiss Federal Institute of Technology (EPFL)*. 2004.
26. Sedaghat A., Mokhtarzade M., Ebadi H. Uniform robust scale-invariant feature matching for optical remote sensing images. // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2011. V. 49. № 11. P. 4516–4527.
27. Zhao D., Yang Y., Ji Z., Hu X. Rapid multimodality registration based on MM-SURF. // *Neurocomputing*. 2014. V. 131. P. 87–97. DOI: 10.1016/j.neucom.2013.10.037.
28. Xiang Y., Tao R., Wang F., You H. Automatic Registration of Optical and SAR Images VIA Improved Phase Congruency. // *In IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 2019. P. 931–934.
29. Ye Y., Shen L., Hao M., Wang J., Xu Z. Robust optical-to-SAR image matching based on shape properties. // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2017. V. 14. № 4. P. 564–568. DOI: 10.1109/LGRS.2017.2660067.
30. Ye Y., Shan J., Bruzzone L., Shen L. Robust registration of multimodal remote sensing images based on structural similarity. // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2017. V. 55. № 5. P. 2941–2958. DOI: 10.1109/TGRS.2017.2656380.
31. Copernicus Open Access Hub, Terms and Conditions. Available at: <https://scihub.copernicus.eu/twiki/do/view/SciHubWebPortal/TermsConditions> (accessed January 22, 2021).
32. Copernicus Open Access Hub. Available at: <https://scihub.copernicus.eu/> (accessed December 29, 2020).
33. OpenCV: Main page. Available at: <https://docs.opencv.org/master/index.html> (accessed April 06, 2021).

Volkov V. V. Moscow Institute of Physics and Technology, Dolgoprudny, Russia; Institute for Information Transmission Problems (Kharkevich Institute) RAS, Moscow, Russia. Number of publications: 4. Scientific interests: multispectral image visualization, image processing. E-mail: volkov-vl-v@yandex.ru

Evgeny A. S. PhD. Institute for Information Transmission Problems (Kharkevich Institute) RAS, Moscow, Russia. Number of publications: 22. Scientific interests: image processing, deep learning and image registration. E-mail: shvets@visillect.com