

В.А. НЕНАШЕВ, И.Г. ХАНЫКОВ  
**ФОРМИРОВАНИЕ КОМПЛЕКСНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ  
ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ НА ОСНОВЕ КЛАСТЕРИЗАЦИИ  
ПИКСЕЛЕЙ ЛОКАЦИОННЫХ СНИМКОВ В  
МНОГОПОЗИЦИОННОЙ БОРТОВОЙ СИСТЕМЕ**

*Ненашев В.А., Ханыков И.Г.* **Формирование комплексного изображения земной поверхности на основе кластеризации пикселей локационных снимков в многопозиционной бортовой системе.**

**Аннотация.** Предлагается способ комплексирования разноразмерных изображений с применением алгоритма квазиоптимальной кластеризации пикселей к исходным снимкам земной поверхности. Исходные разноразмерные изображения, сформированные бортовой аппаратурой многопозиционных локационных систем, состыкуются в единый составной снимок и при помощи высокоскоростного алгоритма квазиоптимальной кластеризации пикселей редуцируются до нескольких цветов с сохранением характерных границ. Особенность алгоритма квазиоптимальной кластеризации заключается в генерации серии разбиений с постепенно увеличивающейся детализацией за счет переменного числа кластеров. Эта особенность позволяет выбрать подходящие разбиения пар состыкованных изображений из серии сгенерированных.

На паре изображений из выбранного разбиения состыкованного снимка осуществляется поиск опорных точек выделенных контуров. Для этих точек определяется функциональное преобразование и после его применения к исходным снимкам осуществляется оценка степени корреляции комплексированного изображения. Как положение опорных точек контура, так и само искомое функциональное преобразование уточняется до тех пор, пока оценка качества комплексирования не будет приемлемой. Вид функционального преобразования подбирается по редуцированным по цвету изображениям, а затем применяется к исходным снимкам. Этот процесс повторяется для кластеризованных изображений с большей детализацией в том случае, если оценка качества комплексирования не является приемлемой. Целью настоящего исследования является разработка способа, позволяющего сформировать комплексное изображение земной поверхности из разноформатных и разноразмерных снимков.

В работе представлены следующие особенности способа комплексирования. Первая особенность заключается в обработке единого составного изображения из пары состыкованных исходных снимков алгоритмом кластеризации пикселей, что позволяет подобным образом выделить одинаковые области на его различных частях. Вторая особенность заключается в определении функционального преобразования по выделенным точкам контура на обработанной паре кластеризованных снимков, которое и применяется к исходным изображениям для их комплексирования.

В работе представлены результаты формирования комплексного изображения как по однородным (оптическим) снимкам, так и по разнородным (радиолокационным и оптическим) снимкам. Отличительной чертой предлагаемого способа является улучшение качества формирования, повышение точности и информативности итогового комплексного изображения земной поверхности.

**Ключевые слова:** кластеризация пикселей, разноразмерные изображения, формирование комплексного изображения, локационные бортовые системы, полноразмерные изображения земной поверхности, опорные точки контура, комплексирование информации, беспилотный летательный аппарат, многопозиционная система.

**1. Введение.** При экологической разведке труднодоступных мест, например зон, представляющих экологическую опасность, а также при

оперативном предупреждении чрезвычайных ситуаций природного и техногенного характера на современном этапе развития науки и техники все чаще применяют многопозиционные бортовые локационные малогабаритные системы. Эти системы, как правило, базируются на малых беспилотных летательных аппаратах (БПЛА) как самолетного, так и вертолетного типа. Это обусловлено рядом причин. Во-первых, тактико-технические характеристики БПЛА позволяют использовать все большую по массе и габаритам полезную нагрузку. Во-вторых, сами бортовые локационные системы уменьшаются в своих массогабаритных характеристиках. Эти причины способствуют увеличению времени полета БПЛА для осуществления продолжительного мониторинга земной поверхности. Однако в целях оперативного оповещения о чрезвычайных ситуациях и других экологических катастрофах целесообразно использовать многопозиционную систему, состоящую из нескольких пространственно-распределенных БПЛА. В этом случае за счет использования группы БПЛА сокращается излишнее время поиска места чрезвычайной ситуации или бедствия. По этим причинам развитие многопозиционных бортовых систем и реализуемых на их базе способов оперативного мониторинга на сегодняшний день является актуальной задачей.

На рисунке 1 изображен вариант расположения бортовой локационной аппаратуры элементов многопозиционной системы с частичным перекрытием совместной зоны обзора земной поверхности под разными ракурсами.

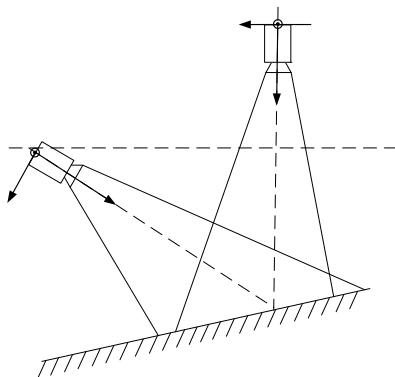


Рис. 1. Вариант расположения бортовой локационной аппаратуры элементов многопозиционной системы с частичным перекрытием совместной зоны обзора земной поверхности под разными ракурсами

Для решения задач оперативного поиска зон чрезвычайных ситуаций, мониторинга труднодоступных территорий и объектов интереса в различных сферах применяется многопозиционная система, расположенная на БПЛА-ах [1, 2]. Их главным критерием является оперативность исполнения поставленной задачи, что накладывает требование сокращения времени поиска при осуществлении мониторинга земной поверхности.

Требование быстродействия алгоритмов порой влечет за собой необходимость использования высокоскоростных вычислительных ресурсов и разработку быстрых алгоритмов обработки получаемой информации от элементов многопозиционной системы. В подобных системах требуется обеспечить надежный помехоустойчивый беспроводной канал обмена информацией между бортовыми локаторами многопозиционной системы БПЛА в условиях сложных деструктивных воздействий [3, 4].

Для реализации подобных многопозиционных пространственно-распределенных систем (рис. 2) сбора и комплексной обработки данных требуется в первую очередь определить вид собираемой информации от локационных устройств с бортов БПЛА.

Собираемой локационной информацией о земной поверхности, как правило, являются полноразмерные изображения, получаемые как от оптических локационных бортовых систем, так и от радиолокационных, например, сформированных методом синтеза апертуры антенны [5-8] и т.д.

На рисунке 2 структурно изображены источники локационной информации, базирующиеся на каждом БПЛА, входящем в многопозиционную систему. Таким образом, суть функционирования многопозиционной системы БПЛА-ов заключается в следующем. Центр обработки и управления БПЛА получает по беспроводному каналу связи от каждой локационной станции разноразмерные изображения различной природы наблюдаемых зон. Далее в центре обработки осуществляется формирование комплексного изображения в целях выполнения различных задач, например: картографирования обширных площадей, выделения объектов интереса, локации, распознавания и классификации обнаруженных объектов и т.д. [9-11]. В подобных многопозиционных системах задача комплексирования информации решается довольно нетривиально.

Комплексирование изображений – способ существенного повышения информативности о земной поверхности и объектов на ней за счет наложения изображений, полученных от источников локационной информации различных спектральных диапазонов и/или изображений, снятых распределённой системой под различными ракурсами [12, 13].

В качестве таких источников могут выступать как видеокамеры видимого, так и инфракрасного диапазонов, а также изображения, сформированные методом синтезирования апертуры антенны [5-8]. В этом случае основной задачей является объединение изображений разных спектральных диапазонов и их комплексирование в одно. Такое комплексирование (объединение) предназначено, прежде всего, для улучшения информативности комплексного изображения и предоставления более целостной и актуальной информации о земной поверхности.

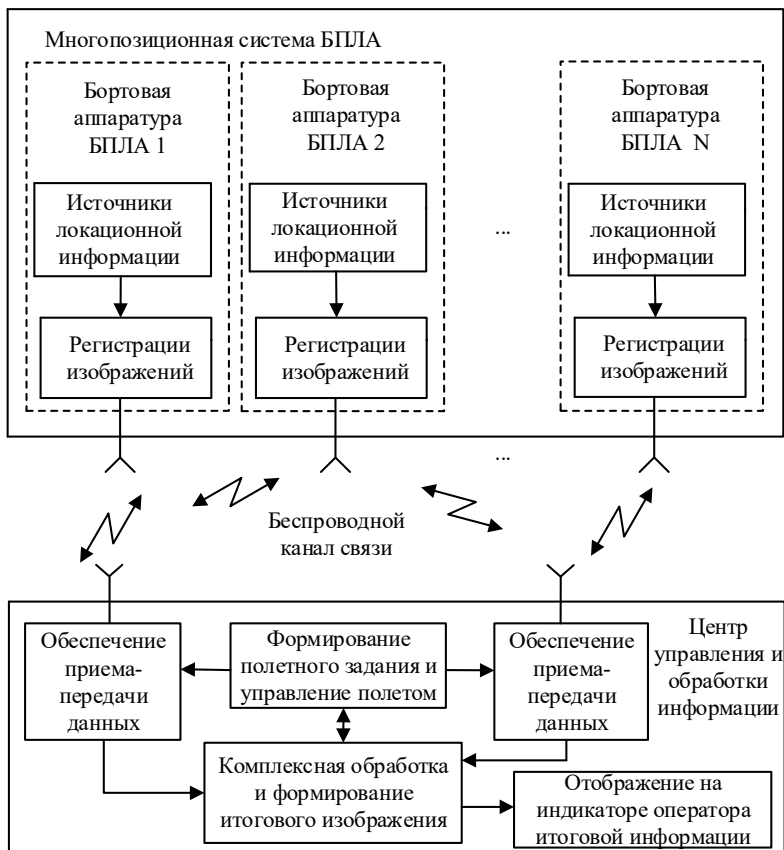


Рис. 2. Схема многопозиционной системы БПЛА

Комплексирование изображений на основе разнородной информации имеет ряд достоинств:

- выявление визуально-понятного изображения в разное время суток, независимо от погодных условий;

– возможность геометрических преобразований изображения, таких как масштабирование, поворот и др., полученных от разных источников локационной информации различной природы;

– формирование общей зоны наблюдаемой поверхности с различных ракурсов от разных источников локационной информации и др.

Преимущества объединения двух или более разноракурсных и разнородных изображений – повышение информативности результирующего комплексного изображения в одно, также при совмещении с картографической информацией.

Однако даже известные способы объединения имеют ряд недостатков и не всегда позволяют осуществить высокоточное комплексирование. Это может быть связано с тем, что зачастую на изображениях, получаемых с бортов БПЛА, присутствуют участки с малым количеством информации, например, однородные поля, гладкие рельефы и т.д.

При мониторинге земной поверхности в целях повышения информативности и выделения полезной информации применяется способ комплексирования изображений различных спектральных диапазонов. Для достижения этой цели в настоящей работе применяются алгоритм кластеризации пикселей изображений [14], корреляционно экстремальный способ совмещения изображений [12, 13], способ многопозиционного комплексирования разнородной информации [15, 16], способы специализированного представления и обработки изображений высокого разрешения [4, 17].

В разделе 2 проведен обзор способов формирования комплексного изображения земной поверхности. Выделены общие механизмы при реализации рассматриваемых способов. Определены основные ограничения этих способов и поставлена задача разработки нового способа формирования комплексного изображения, применимого для целей оперативного мониторинга и свободного от ограничений рассмотренных аналогов в данном разделе. В разделе три приведена функциональная схема и описана суть предлагаемого способа формирования комплексного изображения. В разделе четыре описывается модель высокоскоростной кластеризации пикселей изображения. Приводится блок-схема трехэтапного алгоритма. Описываются операции над кластерами пикселей изображения. Приводятся промежуточные результаты кластеризации пикселей исходных изображений. В разделе пять приведены эксперименты по формированию комплексного изображения на основе разноракурсных изображений как однородной, так и разнородной природы следующими способами: способом опорных точек [18, 19] и предлагаемым в настоящей работе способом совмещения по точкам контура. В разделе шесть приведены основные выводы по результатам проведенных исследований.

## 2. Обзор способов формирования комплексного изображения.

Формирование комплексного изображения на основе разнородных и разноразмерных изображений – непростая задача [20-30].

Методы комплексирования изображений можно широко разделить на две группы, а именно: комплексирование по опорным точкам на двух изображениях и комплексирование по контурам характерных областей.

Основным этапом формирования (объединения) комплексного изображения является выделение соответствующих точек или контуров на изображениях. Иными словами, требуется найти такое преобразование одного изображения относительно другого, которое обеспечит совпадение пар точек или его контуров, где каждая такая пара будет представлением иной такой же пары в исследуемой области. Одни из эффективных и широко применяемых механизмов поиска пар опорных точек представлены в алгоритмах объединения изображений SIFT и SURF [18, 19], а также KAZE, AKAZE, ORB и BRISK [31, 32].

Находимые с помощью алгоритма SIFT точки устойчивы к операциям поворота, растяжения изображения, а также частично к изменению точки наблюдения, что является его весомым преимуществом. Анализ результатов экспериментов показал, что обработка с использованием алгоритма SIFT является вычислительно сложной задачей, а скорость обнаружения и совмещения признаков изображений низкая, что является его существенными недостатками.

Алгоритм SURF позволяет определять опорные точки на основе применения матрицы Гессе. Сначала, используя значения гессиана, находятся опорные точки на изображениях. Это осуществляется работой с яркостью изображения и наложением специальной маски [19].

Основная задача объединения изображений на основе алгоритма SURF заключается в том, чтобы определить механизм обнаружения опорных точек. В процессе комплексирования двух изображений и формирования единого выходного изображения возникает проблема в определении характерных опорных точек, перспективы и регулировки цветопередачи. Существенными недостатками алгоритма SURF являются неспособность воспринимать размытые изображения, сложность совмещения разномасштабных изображений или изображений, снятых под разными углами. Алгоритм SURF является улучшением SIFT, что в основном отражается в скорости и более высокой эффективности его применения на практике.

Алгоритм ORB является совокупностью двух модифицированных способов поиска опорных точек с применением алгоритма FAST [32] и последующим определением их особенностей по модифицированному методу BRIEF [31, 32]. Установлено, что алгоритм ORB

реализует выигрыш по скорости при сопоставимой и лучшей точности, чем SIFT [18] и SURF [19] соответственно.

Алгоритм ORB имеет лучшую скорость в вычислении опорных точек и расчете их функционального преобразования, что позволяет использовать его в задачах, где требуется объединение изображений в реальном масштабе времени. Однако выигрыш по скорости негативно отражается на точности сопоставления изображений. Наличие размытых изображений и цифрового шума также ухудшает итоговый результат.

Алгоритм BRISK отличается от остальных алгоритмов тем, что он осуществляет поиск наибольшего числа опорных точек. Однако в это число зачастую попадают точки, образованные в результате действия цифрового шума. Хотя итоговая точность объединения достаточно высока, при этом на селекцию и фильтрацию образовавшихся ложных пар точек затрачивается значительное количество времени.

Алгоритм AKAZE зарекомендовал себя, хотя он уступает по скорости объединения алгоритму ORB и не осуществляет поиска такого числа опорных точек как алгоритм BRISK. Но при этом из-за особенностей его структуры, таких как поиск опорных точек на нелинейной многомасштабной пирамиде и описание функционального преобразования по трем параметрам, вместо одного, как у ORB и BRISK, получаем высокую точность при объединении изображений и дальнейшем их распределении по группам.

В результате сравнительного анализа этих алгоритмов было установлено, что по быстродействию нахождения опорных точек наилучшим является алгоритм ORB, по количеству найденных опорных точек, алгоритм BRISK [32]. По скорости полного объединения изображений наилучшим является также ORB, а по качеству формирования комплексного изображения – алгоритмы SIFT и AKAZE.

Из приведенных выше результатов сопоставления алгоритмов следует, что нет единого алгоритма, удовлетворяющего всем показателям одновременно. И каждый из них применяется в зависимости от постановки конкретной решаемой задачи. Нахождение фиксированного числа опорных точек является общим признаком всех рассмотренных алгоритмов. Эта алгоритмическая особенность не позволяет увеличивать качество формирования комплексного изображения при неудовлетворительных результатах объединения изображений.

В связи с этим в работе предлагается способ формирования комплексного изображения по разноракурстным снимкам различной природы, сформированных бортовой аппаратурой многопозиционной системы радиолокационных и оптических станций и примененного для реализации бортового оперативного мониторинга, свободного от ограничений рассмотренных выше алгоритмов. Отличительной особенностью

предлагаемого в настоящей работе способа формирования комплексного изображения является его итерационность. Предлагаемый в настоящей работе способ осуществляет поиск новых пар точек контура, количество которых увеличивается от итерации к итерации, что влечет увеличение точности и качества комплексирования.

Решаемая научная задача – разработка способа для комплексной обработки изображений земной поверхности от 2 и более элементов многопозиционной системы бортовых локационных систем, а также для выделения объектов и классификации зон с целью формирования целостной достоверной информативной картины о земной поверхности. Задача предлагаемого способа состоит в том, чтобы экспериментально показать возможность эффективного увеличения точности и качества формирования комплексного изображения в многопозиционной системе бортовых разнородных локационных систем, а также показать возможность слияния двух разнородных снимков и преимущества такого симбиоза.

**3. Способ формирования комплексного изображения.** Для получения комплексного изображения используется процедура пространственного преобразования. Она применяется в случае объединения изображений одной сцены, полученных из различных источников локационной информации или последовательно сформированных одним источником, например, видеокамерой высокого разрешения или радиолокационной бортовой станцией [5-7]. В этом случае задача формирования комплексного изображения ставится как задача нахождения некоторого функционального преобразования, при котором достигается наибольшее совпадение характерных областей снимков земной поверхности.

Предлагаемый способ формирования комплексного изображения основан на итерационном алгоритме поиска пар точек контура на исходных снимках. Схема реализации данного способа представлена на рисунке 3. Функциональная схема состоит из источников локационной информации, включающих оптическую и радиолокационную системы; процессов регистрации изображений; процессов создания комплексного изображения и его отображения.

Первый выход блока принятия решения о приемлемости качества объединенного комплексного изображения соединен со входом дисплея, а второй выход – со вторым входом блока кластеризации состыкованного изображения. Входы блока применения функционального преобразования к исходным зарегистрированным изображениям соединены с блоком регистрации изображений 2. Их количество равно количеству элементов многопозиционной системы  $(1+M)$ , которые обмениваются между собой зарегистрированными разноразмерными и разнородными изображениями, сформированными бортовой локационной аппаратурой, базирующейся на пространственно-распределенных БПЛА.





Рис. 3. Функциональная схема способа формирования комплексного изображения земной поверхности

Предлагаемый способ комплексирования разноразмерных изображений основан на совместном использовании алгоритмов сегментации (кластеризации пикселей и выделения границ) и алгоритма выделения пар опорных точек контура. Методы сегментации обеспечивают выделение областей и их границ, а метод опорных точек позволяет определить вид функционального преобразования для формирования комплексного изображения по исходным снимкам.

Предлагаемый способ состоит из следующих шагов. На первом шаге исходные разноразмерные изображения состыковываются в одно составное, к которому применяется кластеризация пикселей изображений.

На втором шаге из серии разбиений выбирается разбиение с малым числом кластеров, например  $N=2$ . Выбранное разбиение состыкованного снимка разделяется на отдельные кластеризованные изображения, на которых фильтром обнаружения границ выделяются контуры характерных областей. На контурах разделенных изображений осуществляется поиск пар опорных точек контуров [33].

На третьем шаге по найденным парам точек контуров определяется вид функционального преобразования. При определении вида функционального преобразования происходит вычисление величины, измеряющей корреляцию между двумя кластеризованными изображениями. При этом значение функции корреляции должно достигать максимального значения. Найденное таким способом функциональное преобразование применяется к исходным изображениям, вследствие чего и формируется комплексное изображение.

На четвертом шаге оценивается качество комплексирования итогового изображения. Если результат формирования неудовлетворительный, то переходим либо к шагу два, где увеличиваем параметр числа кластеров  $N$  для поиска и уточнения положения большего числа пар опорных точек, либо к шагу один, где задаем параметр с большей детализацией числа суперпикселей  $N_{сп}$ .

Отличительной особенностью предлагаемого способа комплексирования по опорным точкам контура, в отличие от аналогичных, является его итерационность. На каждой итерации положение найденных пар точек контура уточняется, что в свою очередь позволяет более точно определить вид искомого функционального преобразования, применяемого к исходным снимкам.

**4. Применение сегментации для редуцирования цветов изображения.** Сегментация – это процесс разделения изображения на составные части или объекты. Под объектом понимается группа пикселей, объединенная по схожести яркости или цвета. Сегментация от-

носится к предварительной стадии обработки изображений, от результатов которой зависят последующие задачи распознавания и анализа изображений.

В работах [34-36] рассматриваются классификации алгоритмов сегментации. По типу выполняемых операций все алгоритмы сегментации разделяются на алгоритмы выделения областей и алгоритмы выделения границ. Категорию методов выделения областей образуют методы кластеризации (clustering) [37], методы нормализованных разрезов (normalized cuts) [38, 39], методы выращивания области (region growing) [40], методы пороговой обработки (thresholding) [41], методы водоразделов [42].

Методы выделения границ преобразуют исходное изображение в изображение краев, используя изменения оттенков серого. Край – это место локального изменения интенсивности изображения, возникающее на границе между двумя областями, где плавный переход яркости прерывается. К простейшим методам выделения границ относят операторы Приветта (Prewett), Робертса (Roberts), Собеля (Sobel), Кэнни (Canny) [43, 44]. Среди мягких подходов обнаружения границ выделяют подходы на основе нечеткой логики (fuzzy logic based approach) [45], подходы на основе генетических алгоритмов (genetic algorithm approach) [46], подходы на основе нейронных сетей (neural network approach) [47].

Одна из часто возникающих проблем при сегментации изображений – это выбор числа цветов для генерации итогового разбиения. При их малом количестве происходит объединение пикселей в крупные области. Итоговое разбиение получается грубым. Мелкие детали утрачиваются, сливаясь с крупными областями. Такое изображение называется неполно сегментированным (under-segmented image). Напротив, при большом числе цветов итоговое разбиение содержит множество деталей и может слабо отличаться от исходного изображения. Такое разбиение называется сверхсегментированным (over-segmented image). В связи с этим по числу разбиений на выходе алгоритма сегментации алгоритмы разделяют на категорию, возвращающую единственное разбиение, и категорию, возвращающую множество разбиений на выходе алгоритма. Преимущество второй категории методов в том, что из сгенерированной серии разбиений можно выбрать одно или несколько подходящих для дальнейшей обработки.

К категории методов, возвращающих множество разбиений, относятся, например, иерархические методы построения квадродерева [48] по пикселям изображения, или метод построения дендрограммы по гистограмме яркостей [49].

Единого общепринятого метода сегментации изображений не существует. Метод выбирают в зависимости от выполняемой задачи. В настоящей работе используются два алгоритма сегментации изображений, каждый из которых обеспечивает достижение определенного результата. При помощи квазиоптимальной кластеризации [14] получаем серию разбиений разной степени детализации на характерные области. При помощи алгоритма пороговой обработки выделяем границы на выбранном разбиении. Применение такой связки алгоритмов помогает избежать эффектов как чрезмерной сегментации (*over-segmentation*), так и недостаточной сегментации (*under-segmentation*) при выделении границ характерных областей для нахождения опорных точек контуров.

**4.1. Модель высокоскоростной кластеризации пикселей изображения.** Среди методов кластерного анализа, которые можно применить для цифровых изображений, классический метод Уорда [50, 51] выделяется на фоне остальных. Метод Уорда применим для обработки как полутоновых, так и цветных изображений. Метод использует суммарную квадратичную ошибку (СКО) для оценки качества кластеризации. Чем ниже значение СКО, тем лучше качество разбиения пикселей изображения на отдельные кластеры (цвета). Метод Уорда возвращает адекватные результаты как по субъективному визуальному восприятию, так и объективно численно по значению СКО.

Однако методу Уорда характерен существенный недостаток в виде вычислительной сложности, препятствующий непосредственному применению этого метода в обработке цифровых изображений. Вычислительная сложность этого метода зависит от числа рассматриваемых кластеров и растет квадратично. По этой причине классический метод Уорда затруднительно применять при обработке изображений непрерывную.

Работа [52] посвящена модификации классического метода Уорда. В предложенной модификации преодолевается проблема квадратично возрастающей вычислительной сложности. Модифицированный процесс обработки отличается от оригинального классического наличием вспомогательных блоков операций, в совокупности образующих три последовательных этапа.

Трехэтапная блок-схема алгоритма квазиоптимальной кластеризации представлена на рисунке 4. Последовательно друг за другом в этой схеме соединены следующие блоки: блок «а» построения иерархии связанных сегментов, блок «б» формирования заданного числа суперпикселей и блок «в» кластеризации, а также два блока ввода-вывода. Первый блок ввода считывает исходное изображение и задаваемое

число суперпикселей. Второй заключительный блок вывода возвращает иерархическое множество разбиений.

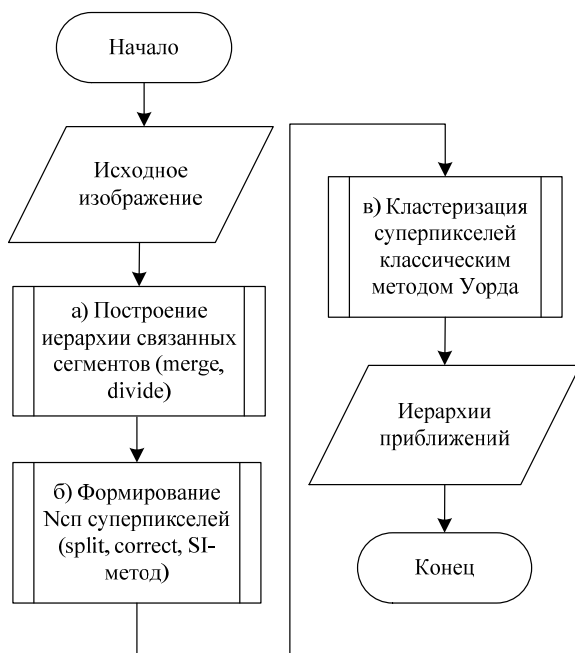


Рис. 4. Трехэтапная блок-схема преодоления вычислительной сложности классического метода Уорда

Сегмент и кластер отличаются друг от друга внутренней структурой. Сегмент образуется только из смежных пикселей, а для кластера правило смежности послабляется, то есть кластер может быть образован из нескольких разобщенных пикселей или сегментов.

Построение быстрой иерархии сегментов на этапе «а» имеет несколько вариантов реализации: применение модели Мамфорда-Шаха [53, 54] и применение классического метода Уорда [50] по частям изображения.

При применении модели Мамфорда-Шаха на каждом шаге выполняются объединение пары смежных множеств пикселей. На первом шаге построения иерархии сегментов каждый пиксель является сегментом. На каждом последующем шаге сегменты укрупняются путем объединения пары смежных сегментов. На конечном шаге все пиксели объединены в один сегмент.

При применении классического метода Уорда по частям изображения исходное изображение разделяется на «клетки» регулярной сеткой. Каждая «клетка» рассматривается как самостоятельное изображение. Внутри каждого такого самостоятельного изображения пиксели кластеризуются классическим методом Уорда [50]. На последних шагах выполняется объединение иерархий кластеров пикселей соответствующих «клеток».

Первый этап «а» (см. рис. 4) передает второму этапу «б» иерархию связанных сегментов, задаваемую двумя таблицами. В первой таблице хранятся указатели объединяемых вершин, значения суммарных квадратичных ошибок объединений, суммы площадей, средние значения яркостей сегментов. Во второй таблице – последовательность объединяемых пар сегментов.

Второй этап «б» алгоритма квазиоптимальной кластеризации формирует заданное число  $N_{сп}$  суперпикселей. Фактически выполняется процедура улучшения качества построенной иерархии разбиений. Диапазон значений задаваемого параметра  $N_{сп}$  – от 1 до  $N$ , где  $N$  – общее количество пикселей в изображении. Большому значению параметра  $N_{сп}$  соответствует большее число кластеров, для которых преформатируется иерархическая структура. При задании большего значения параметра  $N_{сп}$  выполняется более детальное улучшение качества выбранного разбиения изображения. Для реализации этого этапа разработаны два алгоритма:

1) *Segmentation Improvement (SI-метод)* [14], суть которого реализуется разделением одного текущего сегмента на два его образующих сегмента и объединении двух других смежных сегментов в один.

2) Метод *K-средних-без-средних (K-meanless метод)* [54] извлекает часть пикселей из одного множества и относит в другое.

Оба метода используют значение СКО для оценки качества получаемого разбиения. Итерационный процесс промежуточного улучшения качества завершается, когда заканчиваются сегменты, реструктуризация которых дает уменьшение значения СКО, соответствует улучшению качества разбиения.

Третий этап «в» кластеризует ранее сформированные суперпиксели классическим методом Уорда.

Таким образом, для осуществления возможности применения классического метода Уорда, требуется проделать предпроцессинг, который заключается в следующем: подготовить структуру данных изображения (этап «а») и промежуточно улучшить качество данной структуры (этап «б»). Эти предпроцедуры и позволяют преодолеть недостаток метода Уорда, связанный с квадратичной вычислительной сложностью.

#### 4.2. Программно-алгоритмический инструментарий модели.

Основу программно-алгоритмического инструментария схемы высокоскоростной кластеризации пикселей [14] образуют четыре операции над множествами пикселей (кластерами, сегментами): операции «merge», «divide», «correct», «split». Эти перечисленные операции используют минимум СКО  $E$  или среднеквадратичной ошибки  $\sigma$  как критерий качества при кластеризации. СКО и среднеквадратичная ошибка связаны равенством  $E=3N\sigma^2$ , в котором коэффициент 3 указывает на число цветовых компонент, а параметр  $N$  задает общее число пикселей в изображении.

Операция «merge» объединяет кластеры 1 и 2 (смежные сегменты 1 и 2) с числом пикселей  $n_1$  и  $n_2$ , и средними яркостями  $I_1, I_2$ :

$$\Delta E_{merge} = \frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2} \|I_1 - I_2\|^2.$$

Объединение пары множеств 1 и 2 из набора доступных выполняется исходя из критерия минимума приращения СКО:  $(1, 2) = \operatorname{argmin}\{\Delta E_{merge}(1,2)\}$ .

Операция «divide» разделяет множество пикселей 1 на два его составляющих множества  $1'$  и  $1''$ :  $\Delta E_{divide}(1) \equiv -\Delta E_{merge}(1',1'')$ .

Операция «split» выделяет из множества 1 (с числом пикселей  $n_1$ ) подмножество  $k$  пикселей ( $k < n_1$ ):

$$\Delta E_{split} = -\frac{kn_1}{n_1 - k} \|I - I_1\|^2, \Delta E_{split} \leq 0,$$

где  $I$  и  $I_1$  – трехкомпонентные средние значения яркости  $n_1$  и  $k$  пикселей.

Операция «correct» реклассифицирует  $k$  пикселей исключением из множества 1 (с числом пикселей  $n_1$ ) с последующим отнесением к множеству 2 (с числом пикселей  $n_2$ ):

$$\Delta E_{correct} = \frac{kn_2}{n_2 + k} \|I - I_2\|^2 - \frac{kn_1}{n_1 - k} \|I - I_1\|^2,$$

где  $I_1, I_2$  – средние значения пикселей кластеров 1 и 2,  $I$  – среднее значение реклассифицируемых  $k$  пикселей.

Критерием исполнения операции «correct» служит максимальное понижение значения приращения СКО:  $(1, 2, k) = \operatorname{argmin} \Delta E_{correct}(1, 2, k)$ ,  $\Delta E_{correct} \leq 0$ .

Пара операций «merge&divide» образуют SI-метод, который улучшает качество заданного разбиения. Метод разделяет сегмент 1 на два

сегмента его составляющих и объединяет в один сегмент два других 2 и 3 несовпадающих с сегментом 1. Метод *SI* выполняется итеративно по критерию максимального падения значения приращения СКО:

$$\Delta E(1, 2, 3) = \Delta E_{divide}(1) + \Delta E_{merge}(2, 3); (1, 2, 3) = \operatorname{argmin}(\Delta E(1, 2, 3)); \\ \Delta E(1, 2, 3) < 0.$$

Итеративный процесс «слияния-и-разделения» повторяется до тех пор, пока существует такая тройка сегментов 1, 2, 3, исполнение операции над которыми приводит к падению общего значения СКО в заданном разбиении. В ходе исполнения *SI*-метода суммарное число сегментов остается постоянным.

Операция «*correct*» формирует *K-meanless* метод [55]. Операции «*merge*» и «*divide*» используются для быстрого построения грубой иерархии. Операции «*split*» и «*correct*» преобразуют уже построенную грубую иерархию в более точную. Иерархия множеств пикселей считается сформированной, если соблюдается следующее правило: 1) множество должно состоять из не менее чем одного пикселя; 2) должна существовать пара множеств, объединение которых образует укрупненное множество.

**4.3. Результаты кластеризации пикселей изображения.** На рисунке 4 показана конечная часть примера последовательности разбиений исходного изображения на серию кусочно-постоянных приближений. Разбиения получены кластеризацией пикселей согласно алгоритму трехэтапной схемы рисунка 4. При этом значение вспомогательного параметра  $N_{сп}$  числа суперпикселей, задающего точность вычислений, равно 1000. Параметр точности может принимать значения от 1 до  $N$ . При значении  $N_{сп} = 1$  схема (рисунок 4) работает в режиме чистой сегментации, как в модели Мамфорда-Шаха [53, 54]. При  $N_{сп} = 1000$  – в режиме квазиоптимальной кластеризации. При  $N_{сп} = N$  – в режиме чистой кластеризации пикселей, которая доступна для изображений малых размеров, в связи с большой вычислительной сложностью исходного метода Уорда (для изображений 512x512 время вычислений превышает 20000 секунд).

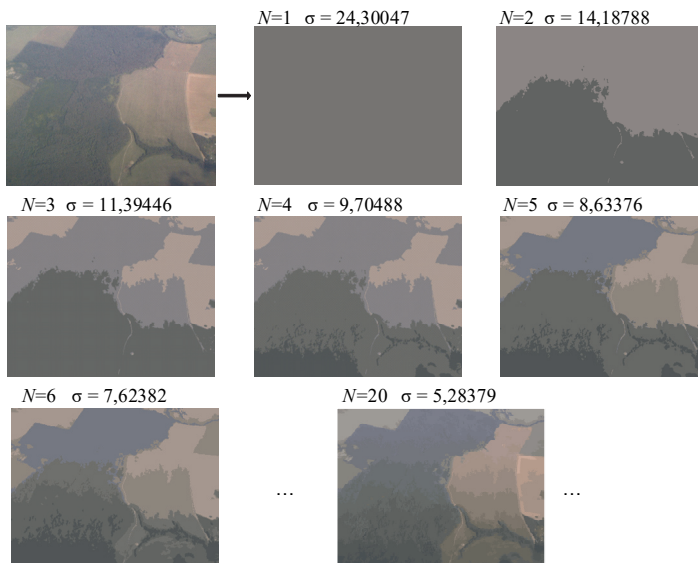
В качестве исходного изображения для обработки взят левый снимок из пары аэроснимков ландшафта земной поверхности, предназначенных для дальнейшего комплексирования в одно изображение. На рисунке 5 в верхнем левом углу представлено отмасштабированное исходное изображение. Для данного исходного изображения размером 1728x1350 пикселей доступно всего 2332800 разбиений. Справа от него – часть последовательности кластеризованных разбиений согласно схеме, показанной на рисунке 4. Представлены 20, 6, 5, 4, 3, 2 и 1 разбиения на кластеры.



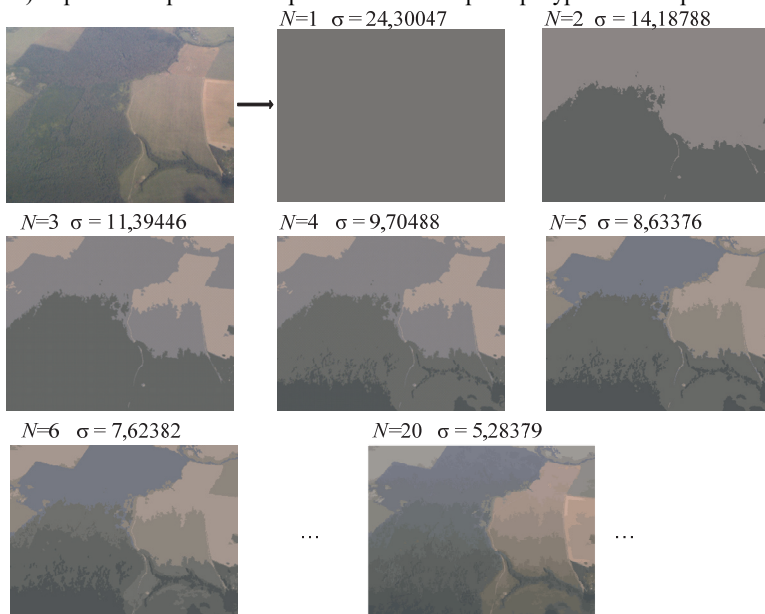
Над каждым таким разбиением указано число цветов (кластеров), из которых оно состоит. Под разбиением указано значение СКО, соответствующее данному разбиению.

Для отдельно левого (рис. 5а и 5г), правого (рис. 5б и 5д) и составного (рис. 5в и 5е) из двух снимков исходных изображений получены серии разбиений от 1 до 20 цветов в двух различных режимах: в режиме чистой сегментации и в режиме квазиоптимальной кластеризации пикселей. На рисунке 6 сплошными линиями обозначены последовательности сегментированных разбиений ( $N_{сп}=1$ ). Пунктирными линиями представлены результаты кластеризации пикселей предложенной трехэтапной схемой ( $N_{сп}=1000$ ). Цветом (зеленым, красным, синим) отмечены различные снимки, для которых выполнялось два вида обработки. Зеленым цветом отмечены линии, соответствующие результатам обработки состыкованных снимков в одно изображение. Красным цветом отмечены линии, соответствующие результатам обработки отдельно взятого левого изображения. Синим цветом – отдельно правого снимка. На оси абсцисс графика рисунке 6 отложены количество цветов (число кластеров) в разбиении. На оси ординат отмечено значение СКО.

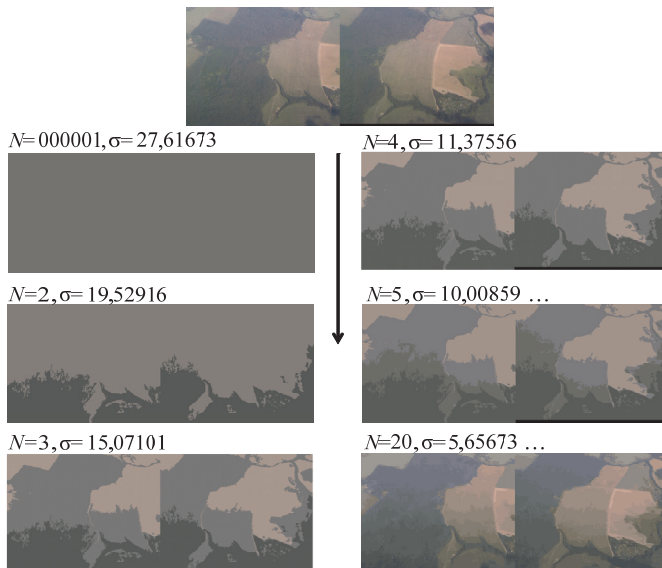
Согласно графику, представленному на рисунке 6, видно, что предлагаемая трехэтапная схема дает лучшие результаты по значению СКО. Ошибка меньше, чем при чистой сегментации. В связи с этим целесообразно использование схемы квазиоптимальной высокоскоростной кластеризации пикселей изображения для последующей процедуры совмещения редуцированных по цвету разнокурсных снимков, снятых бортовыми локационными системами. Вопросы быстрогодействия алгоритма квазиоптимальной кластеризации рассмотрены в работе [52], где было показано, что за счет небольшой потери качества кластеризации пикселей можно добиться приемлемых результатов по значению СКО за малое время по сравнению с классическим методом Уорда.



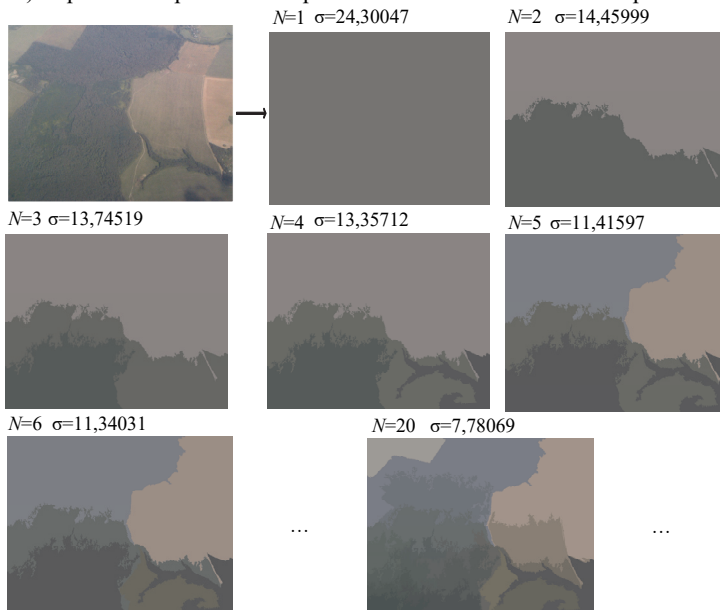
а) Серия кластеризованных разбиений левого разноракурсного изображения



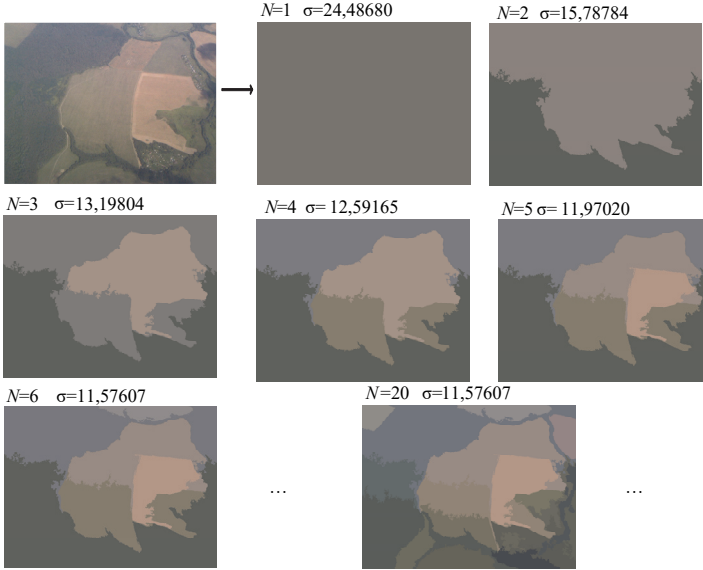
б) Серия кластеризованных разбиений правого разноракурсного изображения



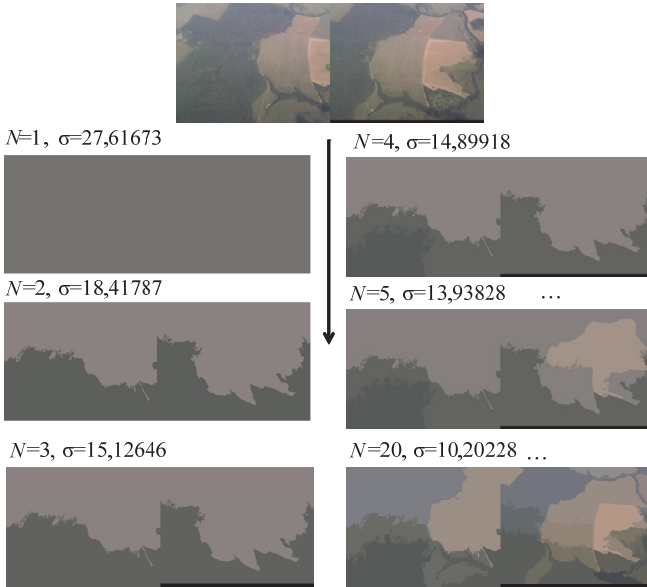
в) Серия кластеризованных разбиений состыкованного изображения



г) Серия сегментированных разбиений левого разноразмерного изображения



д) Серия сегментированных разбиений правого разноразмерного изображения



е. Серия сегментированных разбиений состыкованного изображения

Рис. 5. Примеры сегментированных разбиений изображения

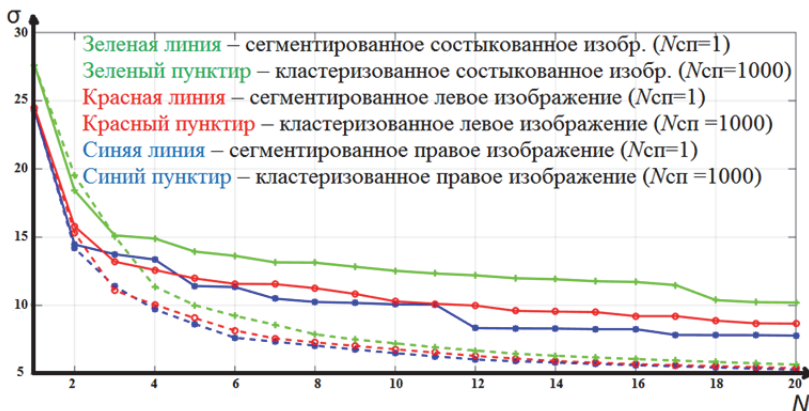
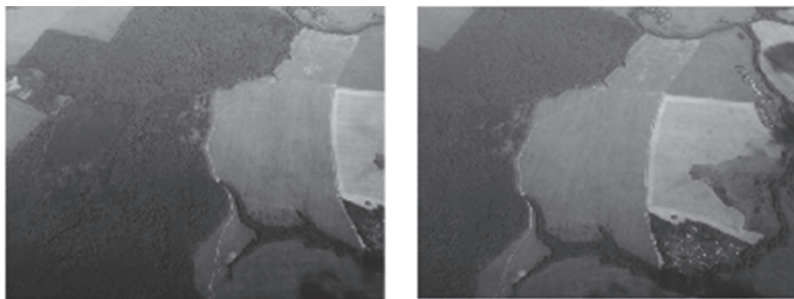


Рис. 6. Графики зависимостей значений среднеквадратичной ошибки  $\sigma$  различных типов разбиений от числа цветов (кластеров или сегментов)  $N$  в разбиении

**5. Экспериментальные результаты способов формирования комплексных изображений.** В данном разделе иллюстрируются экспериментальные результаты применения способов комплексирования как разнородной, так и однородной информации, позволяющих объединить разноракурсные локационные изображения в одно информационное поле.

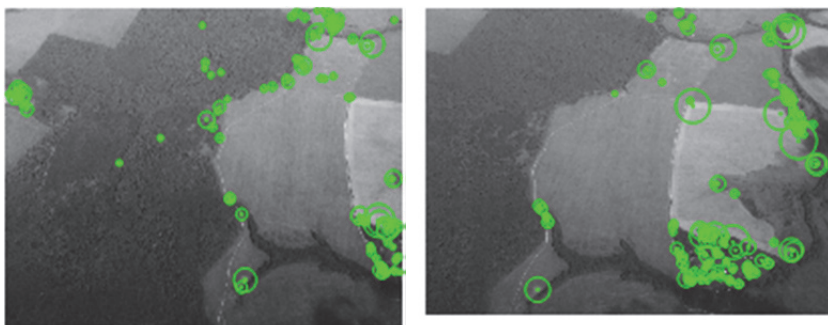
**5.1. Эксперимент по формированию комплексного изображения на основе способа опорных точек.** На рисунках 7а и 7б представлены два конвертированных в градации серого изображения различного размера, полученные в результате натурных полетов двух БПЛА. Эти изображения сформированы с разных ракурсов аппаратурой оптико-локационных устройств. Далее эти изображения (см. схему рисунок 2) поступают по беспроводному высокоскоростному помехозащищенному каналу [4] в центр обработки и комплексирования информации от БПЛА<sub>1</sub> и БПЛА<sub>2</sub>.

Процедура комплексирования снимков в одно изображение единой сцены по способу опорных точек осуществляет поиск и выделение характерных точек на изображениях (рис. 7а и 7б). На основе найденных на обоих изображениях характерных пар точек (рисунок 8) осуществляется сопоставление точек, а затем производится объединение снимков в один (рис. 9, 10) [18].



а)

б)

Рис. 7. Изображения, снятые аппаратурой БПЛА: а) БПЛА<sub>1</sub>; б) БПЛА<sub>2</sub>

а)

б)

Рис. 8. Отображение опорных точек на разноракурсных изображениях

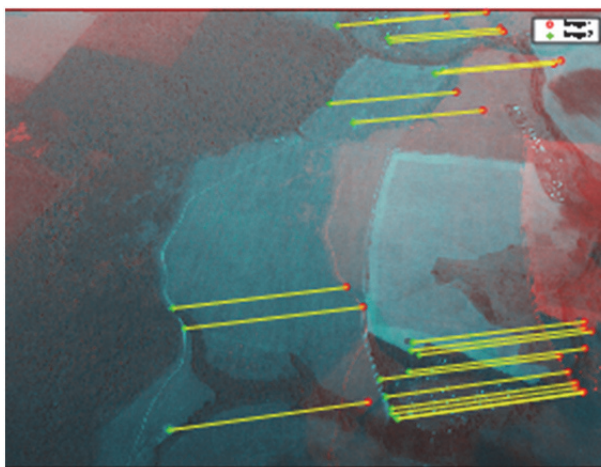


Рис. 9. Наложение двух изображений в одно и сопоставление точек

На рисунке 10 приведено объединенное изображение, пригодное для дальнейшей обработки. Способ опорных точек прост в использовании и реализации. Он применим как для цветных, так и для полутоновых снимков. Однако рассмотренный способ имеет ряд ограничений. В частности, он не применим, если найденное количество опорных точек меньше четырех. Способ имеет довольно высокую вычислительную сложность. И у него отсутствует гарантия, что найденная опорная точка совпадет с контуром. Ему также свойственна неоднозначность результатов при фрактальной или подобной структуре исходных изображений. А также отсутствует возможность повышения точности и качества формирования комплексного изображения.

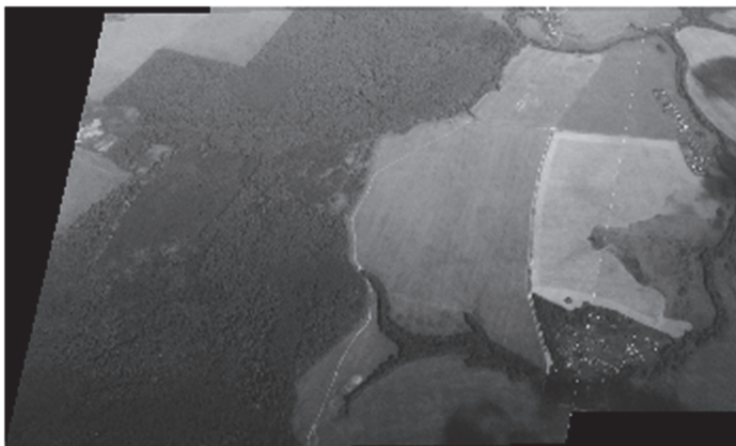


Рис. 10. Объединенное изображение одной сцены

В связи с вышеуказанными ограничениями и был предложен способ комплексирования по точкам контура, которому не свойственны ограничения способа опорных точек. В следующем разделе приводятся экспериментальные результаты применения алгоритма поиска пар точек контура, которые и иллюстрируют преимущества предлагаемого способа перед аналогичными.

**5.2 Эксперименты на основе способа поиска пары точек контура.** На первом шаге оба изображения переводятся в кластеризованный вид по описанному в разделе 4 алгоритму. В целях удобства выделения контуров, поступающие разноразмерные изображения от источников локационной информации, как и при реализации способа опорных точек, конвертируются в градации серого. Далее выделяются внутренние контуры кластеризованных изображений.

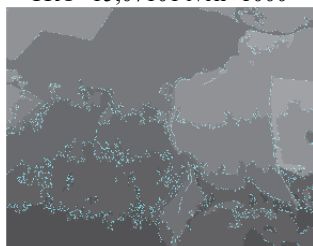
На рисунках 11а-11е представлены пары кластеризованных изображений с выделенными контурами. При этом каждая из пар имеет различную степень детализации (число кластеров).



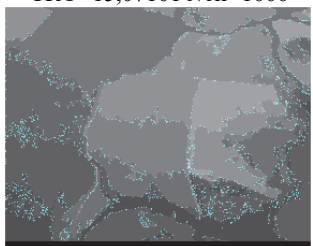
а)  $N=3$  кластера,  
СКО=15,07101  $N_{сп}=1000$



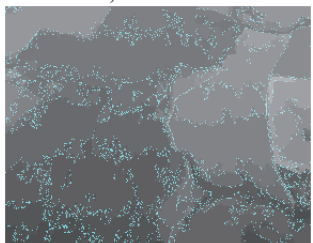
б)  $N=3$  кластера,  
СКО=15,07101  $N_{сп}=1000$



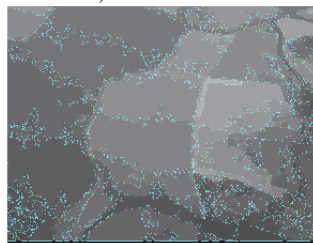
в)  $N=9$  кластеров,  
СКО=7,49204  $N_{сп}=1000$



г)  $N=9$  кластеров,  
СКО=7,49204  $N_{сп}=1000$



д)  $N=18$  кластеров,  
СКО=5,84563  $N_{сп}=1000$



е)  $N=18$  кластеров,  
СКО=5,84563  $N_{сп}=1000$

Рис. 11. Кластеризованные изображения с выделенными контурами

Процесс их обработки осуществляется следующим образом. Левое и правое изображения были состыкованы в одно. Далее к этому состыкованному изображению была применена квазиоптимальная кластеризация пикселей, описанная в разделе 4. Затем обработанное состыкованное изображение вновь разделено на левое и правое. И затем на левом и правом изображении были выделены контуры.



ры характерных областей. Такой прием обработки позволяет на разноразмерных изображениях выделять схожие по структуре области пикселей.

На рисунке 12 выделены фрагменты общей наблюдаемой зоны двух разноразмерных изображений в увеличенном масштабе. На увеличенных фрагментах выделены контуры и определены характерные пары точек схожих по структуре областей. Количество определенных пар точек контура составляет порядка 30 штук.



а) фрагмент изображения с БПЛА<sub>1</sub>

б) фрагмент изображения с БПЛА<sub>2</sub>

Рис. 12. Определение опорных точек контура на фрагментах

Далее на третьем шаге по этим точкам контура определяется функциональное преобразование, при котором значение функции корреляции принимает максимальное значение. Это функциональное преобразование и является начальным для последующих возможных итераций. При текущих начальных параметрах кластеризации (рис. 11а, 11б) и при найденном функциональном преобразовании было сформировано комплексное изображение (рис. 13а). Переход к последующим итерациям целесообразно проводить в случае неудовлетворительной оценки качества сформированного изображения.

Аналогичные действия (шаги 1-3) выполняются для разбиений с большим числом кластеров  $N$ , то есть с большей детализацией. При этом диапазон поиска как самих опорных точек контура, так и функционального преобразования будет сужен и уточнен, а количество опорных точек контура возрастет. Увеличивается и точность определения их положения. По этим причинам и происходит уточнение функционального преобразования. После того, как на новых итерациях положение опорных точек контура уточняется и подбирается более точное функциональное преобразование исходных разноразмерных изображений, производится операция формирования одного общего изображения (рис. 13б).

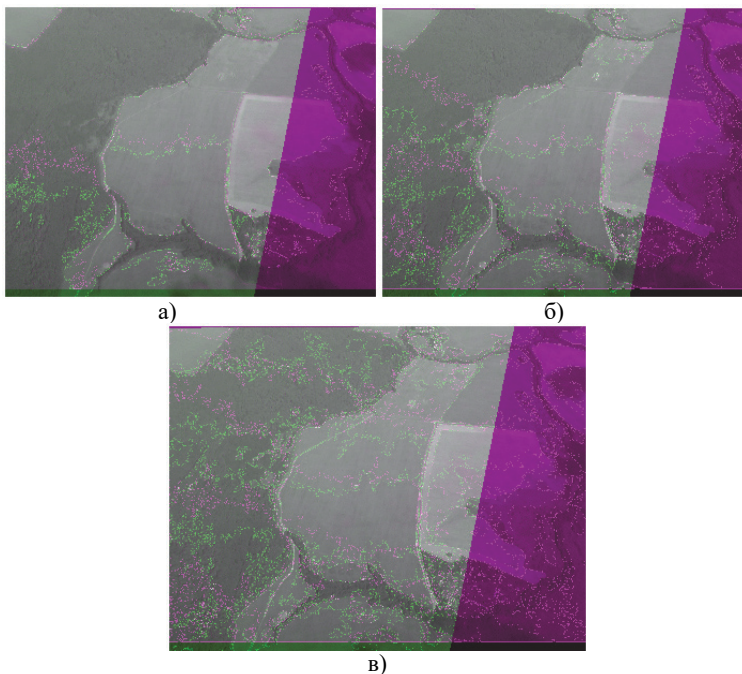
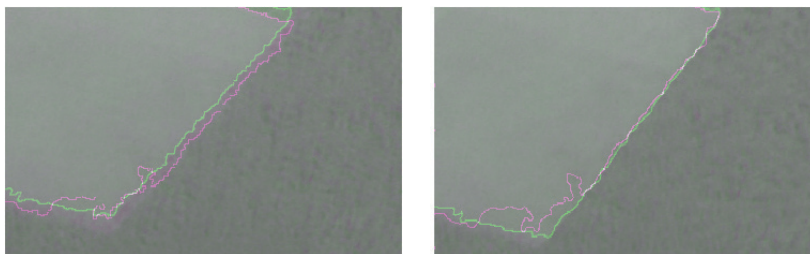


Рис. 13. Комплексное изображение

Затем вновь производится оценка качества комплексного изображения. Так, например, на рисунках 14а и 14б представлены увеличенные фрагменты объединенных изображений по точкам контура (см. рис. 13) со следующими параметрами: левое -  $N_{сп}=1000$ ;  $N=3$  кластера;  $\sigma=15,07101$ ; 30 опорных точек и правое -  $N_{сп}=1000$ ;  $N=9$  кластеров;  $\sigma=7,49204$ ; 50 опорных точек.



а)  $N_{сп}=1000$ ;  $N=3$  кластера;  
 $\sigma=15,07101$ ; 30 опорных точек

б)  $N_{сп}=1000$ ;  $N=9$  кластеров;  
 $\sigma=7,49204$ ; 50 опорных точек

Рис. 14. Оценки качества объединенного сформированного изображения

На левом фрагменте наблюдается, как два контура разноракурсных изображений совмещаются с некоторым несовпадением. Контурные линии идут на удалении друг от друга. На правом фрагменте с большим числом опорных точек видим, что линии практически совпадают. Переход на новые итерации с большей детализацией разбиений для уточнения функционального преобразования повторяется до приемлемого качества комплексированного изображения.

Аналогичный эксперимент (рис. 15-17) был проведен для комплексирования оптического и радиолокационного изображения, сформированного методом синтезирования апертуры антенны одного и того же участка местности под разным ракурсом.

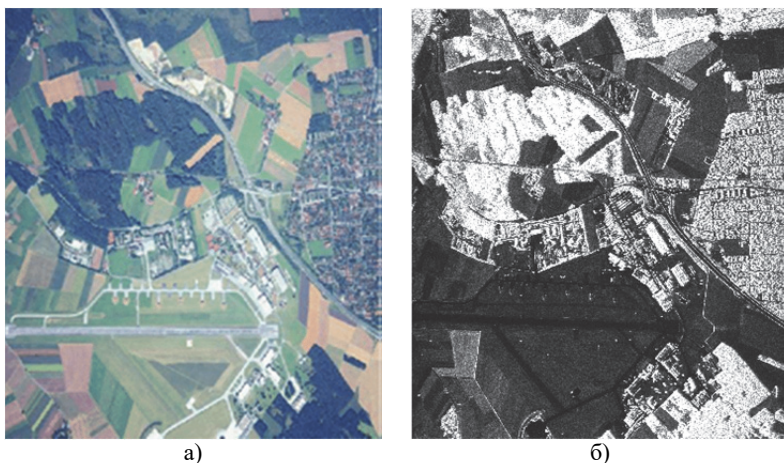


Рис. 15. Изображение одного и того же участка местности: а) оптическое; б) радиолокационное

Бортовые системы мониторинга с радиолокационным синтезированием (РСА) апертуры антенны позволяют формировать изображения земной поверхности с высоким разрешением. Кроме того, этот метод формирования изображений применим как ночью, так и в сложных метеоусловиях, а также эти изображения имеют ряд преимуществ по сравнению с оптическими системами мониторинга. Однако подобные изображения зачастую сложно интерпретировать, главным образом, по следующим двум причинам. Первая – они засорены мультипликативным шумом, известным как спекл-шум. Вторая – сформированные изображения методом РСА не содержат информации о цвете, а являются изображениями, состоящими из пикселей оттенков серого. Эти две сложности часто затрудняют обработку и интерпретацию ландшафтов и их

объектов на радиолокационных изображениях. Следовательно, целесообразно комплексирование оптического и радиолокационного изображений, например представленных на рисунке 15. Основной характеристикой комплексирования двух изображений в одно является повышение информативности в зоне наблюдения и объектов на ней с сохранением всех важных качеств исходных снимков.



а) кластеризованное оптическое изображение,  $N=5$ ,  $\sigma=16,22515$



б) кластеризованное радиолокационное изображение,  $N=5$ ,  $\sigma= 21,54134$

Рис. 16. Кластеризованные локационные изображения одного участка

Так на рисунке 17 представлен результат формирования комплексного изображения земной поверхности с предварительным применением алгоритма кластеризации пикселей локационных разнородных изображений, снятых аппаратурой БПЛА в многопозиционной системе. На рисунке 17 исходные разнородные снимки объединены в единое комплексное изображение с помощью выбора важнейших различных компонентов из исходных снимков. Бирюзовым цветом выделены контуры характерных областей. Комплексное изображение содержит два слоя: оптический и радиолокационный. Подобное изображение является комплексным вследствие того, что эти две разнородные составляющие взаимно дополняют друг друга. В зависимости от решаемой задачи, каждый из слоев при необходимости можно усилить.



Рис. 17. Комплексование оптического и радиолокационного изображения

Таким образом, исследуемый способ формирования комплексного изображения на основе поиска пар точек контуров заключается в предварительном редуцировании количества кластеров исходных изображений при помощи трехэтапного алгоритма квазиоптимальной кластеризации, который генерирует множество разбиений на кластеры пикселей. После применения этого алгоритма осуществляется поиск пар опорных точек выделенных контуров и определение функционального преобразования с оценкой степени корреляции объединенных изображений. При неудовлетворительной оценке качества итогового изображения необходимо вернуться к первому шагу предлагаемого способа комплексования, тем самым перейдя на новую итерацию, где исходными данными будут служить кластеризованные изображения с большей детализацией. Большому числу кластеров соответствует большая протяженность границ контуров, на которых может быть найдено большее число пар опорных точек. На новой паре из серии кластеризованных изображений положение опорных точек контура и само искомое по ним функциональное преобразование уточняется до тех пор, пока оценка качества комплексования не будет приемлемой.

**6. Особенности и сферы применения способа.** На основании вышеизложенного следует, что предлагаемый способ на основе поиска пар точек контура по сравнению с аналогичными позволяет формировать комплексное изображение на основе разноразмерных изображений различной природы. Применение итерационного подхода при реализации способа позволяет улучшить качество формирования,

увеличить точность комплексирования, а также информативность итогового комплексного изображения.

Кроме того, способ применим для классификации зон и объектов на радиолокационных снимках, выступающих в качестве опорных изображений, вследствие того, что как было упомянуто выше, они являются всепогодными и их формирование возможно в любое время суток. Однако оптические цветные снимки после формирования единого комплексного снимка могут служить в качестве дополнительной информации о наблюдаемых зонах обзора.

Поскольку оптическое изображение имеет дополнительно информацию о цвете, в отличие от черно-белого радиолокационного, то формирование по ним единого комплексного изображения позволяет получить цветосинтезированный снимок с большей информативностью. Такой подход позволяет в дальнейшем осуществлять качественный анализ подобных снимков в целях повышения достоверности дешифрирования опорных радиолокационных изображений.

Кроме того, рассматриваемый способ применим при экологическом мониторинге, когда требуется определить временные изменения ландшафтов наблюдаемых зон в динамике. В этом случае формирование комплексного изображения осуществляется по снимкам, снятым в текущий момент времени с архивными снимками, на которых изменений еще не было. Формирование комплексного разновременного изображения позволяет довольно четко выделить сезонные изменения, например, такие как определение зон пожаров, размера береговой кромки рек, озер и прочих водоемов, масштабы формирования болотистой местности, таяния льдов, снежных покровов и другие временные изменения.

Такое применение предлагаемого способа для формирования комплексных изображений разнесенных по времени исходных снимков в целях экологического мониторинга, в частности выявления структурных изменений запечатленных объектов различной тематики, является довольно значимой задачей, в особенности для различных структур, осуществляющих поисково-спасательные операции, в том числе в условиях Арктики.

**6. Заключение.** В ходе проделанной работы было предложено применение алгоритма квазиоптимальной кластеризации пикселей для формирования стартовых наборов разбиений и последующей процедуры формирования комплексного изображения. Проанализированы результаты редуцирования разноракурсных изображений по цвету. На примере сопоставления результатов применения трехэтапной схемы в

различных режимах: чистой сегментации и квазиоптимальной кластеризации, – установлено преимущество второго режима. Результаты квазиоптимальной кластеризации пикселей изображения приемлемы как субъективно визуально, так и объективно по значению суммарного квадратичного отклонения.

В работе предложен прием обработки разноракурсных изображений, заключающийся в состыковке серии снимков в одно изображение с последующей кластеризацией пикселей этого единого снимка. Такой способ обработки позволяет выделить схожие области пикселей на различных снимках. Результаты проведенных экспериментов подтвердили возможность комплексирования исходных как разнородных, так и однородных снимков, полученных с разных ракурсов, по кластеризованным изображениям.

Предложен способ комплексирования снимков, включающий алгоритм кластеризации пикселей и способ выделения опорных точек контура. Данный способ применим для бортовых локационных станций многопозиционной системы БПЛА как самолетного типа, так и вертолетного, в целях комплексирования и актуализации информации о земной поверхности.

В работе рассмотрено два способа комплексирования: способ опорных точек и способ совмещения по точкам контура. Стоит отметить, что в отличие от первого способа, у второго способа количество точек контура возрастает с повышением числа кластеров изображения. На каждой последующей итерации повышается степень детализации снимка, увеличивается количество точек контура, и как следствие уточняется вид искомого функционального преобразования. Следует также отметить, что данный алгоритм уточнения функционального преобразования с повышением степени детализации изображения следует повторять до тех пор, пока степень оценки качества совмещенного изображения не будет приемлемой. Сопоставление рассмотренных способов комплексирования изображений показало преимущество применения способа на основе выделения точек контуров.

Суть методики формирования комплексного изображения из разнородных и разноракурсных исходных снимков заключается в предварительном применении двух методов сегментации. Первый иерархический метод квазиоптимальной кластеризации пикселей, генерирующий серию разбиений, позволяет обойти проблемы неточной и сверх сегментации (*under-segmentation*, *over-segmentation*). Из серии разбиений всегда можно выбрать одно или несколько подходящих для дальнейшей их обработки. Если первый метод возвра-



щает характерные области на исходные снимки, то второй метод сегментации позволяет на выбранном редуцированном по цвету разбиении выделить границы характерных областей. Без первого метода кластеризации пикселей второй метод возвращает неадекватные, чрезмерно сегментированные результаты, по которым уже невозможно определить пары точек контуров для слияния двух исходных изображений в одно.

В работе предложены две идеи: 1) обрабатывать единое состыкованное в одно изображение алгоритмом кластеризации пикселей, чтобы выделять одинаковые области подобным образом на различных частях состыкованной пары снимков; 2) подбирать функциональное преобразование по точкам контура выделенных на обработанной паре кластеризованных снимков, которое и применяется к исходным изображениям для их комплексирования.

Предложенная в настоящей работе методика формирования комплексного изображения может быть адаптирована для обработки алгоритмов кластеризации пикселей и комплексирования сформированных изображений потока кадров, записанных в ходе натуральных испытаний разнородными устройствами формирования локационной информации.

Приведенные в работе результаты комплексирования как однородных (оптических) изображений, так и разнородных (радиолокационных и оптических) изображений являются основой для обеспечения дальнейших исследований по комплексированию разнородной и разноформатной информации, применяемой для современных систем мониторинга земной поверхности. Эти результаты также являются существенными для структур, осуществляющих оперативные поисково-спасательные операции в зонах чрезвычайных ситуаций и катастроф природного и техногенного характера, а также в целях экологического мониторинга труднодоступных мест, в том числе в условиях Арктики.

### Литература

1. *Kim H.G., Park J.-S., Lee D.-H.* Potential of Unmanned Aerial Sampling for Monitoring Insect Populations in Rice Fields // *Florida Entomol.* 2018. vol. 101. pp. 330–334.
2. *Toro G.F., Tsourdos A.* UAV sensors for environmental monitoring // *Belgrade: MDPI.* 2018. 661 p.
3. *Sergeev A.M. et al.* Discovering and Analyzing Binary Codes Based on Monocyclic Quasi-Orthogonal. Matrices // *Smart Innovation, Systems and Technologies.* 2019. vol 143. pp. 113–123.
4. *Kapranova E.A. et al.* Distributed matrix methods of compression, masking and noise-resistant image encoding in a high-speed network of information exchange, information processing and aggregation // *SPIE Future Sensing Technologies.* 2019. pp. 111970T-1-111970T-7.



5. *Shepeta A.P., Nenashev V.A.* Modeling Algorithm for SAR Image Based on Fluctuations of Echo Signal of the Earth's Surface // Proc. of SPIE Remote Sensing. 2015. vol. 9642. pp. 96420X-1-96420X-8.
6. *Klemm R.* Novel Radar Techniques and Applications. Real Aperture Array Radar, Imaging Radar, and Passive and Multistatic Radar // Scitech Publishing. 2017. 951 p.
7. *Chen K.-S.* Principles of Synthetic Aperture Radar Imaging. A System Simulation Approach // CRC Press, 2016. 217 p.
8. *Kondratenkov G.S., Frolov A.Yu.* Radio vision in the front viewing area of an airborne radar with a synthesized aperture of the antenna // Radio Engineering. 2004. vol. 1 pp. 47–49.
9. *Shepeta A.P., Makhlin A.M., Nenashev V.A., Kryachko A.F.* Performance of UWB Signal Detecting Circuits // 2018 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF). 2018. pp. 1–4.
10. *Lombacher J., Hahn M., Dickmann J., Wöhler C.* Object classification in radar using ensemble methods // 2017 IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM). 2017. pp. 87–90.
11. *Svinarsky M.V., Yarmolik S.N., Khramenkov A.S.* Influence of the target observation angle on the efficiency of radar object classification // Reports of the Belarusian state University of Informatics and Radioelectronics. 2017. vol. 104. no. 2. pp. 31–38.
12. *Klemm R.* Novel Radar Techniques and Applications. Waveform Diversity and Cognitive Radar, and Target Tracking and Data Fusion // Scitech Publishing. 2017. vol. 2. 553 p.
13. *Fourati H.* Multisensor Data Fusion: From Algorithms and Architectural Design to Applications // CRC Press. 2016. 639 p.
14. *Khanykov I.G., Kharinov M.V., Patel C.* Image Segmentation Improvement by Reversible Segment Merging // Int. Conf. on Soft Computing and its Engineering Applications, icSoftComp-2017, IEEE Gujarat Section Proceedings, at CHARUSAT. 2017.
15. *Nenashev V.A., Sentsov A.A., Shepeta A.P.* The Problem of Determination of Coordinates of Unmanned Aerial Vehicles Using a Two-Position System Ground Radar // 2018 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF). IEEE. 2018. pp. 256–280.
16. *Nenashev V.A., Sentsov A.A., Shepeta A.P.* Formation of Radar Image the Earth's Surface in the Front Zone Review Two-Position Systems Airborne Radar // 2019 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF). 2019. pp. 1–5.
17. *Kapranova E.A., Nenashev V.A., Sergeev M.B.* Compression and coding of images for satellite systems of Earth remote sensing based on quasi-orthogonal matrices // Proc. of SPIE, Image and Signal Processing for Remote Sensing XXIV. 2018. vol. 10789. pp. 1078923-1–1078923-6.
18. *Wang J., Wang Y.* Modified SURF applied in Remote Sensing Image Stitching. School of Information Science and Engineering, Hebei University of Science and Technology // Shijiazhuang. 2015. 256 p.
19. *Sledevič T., Serackis A.* SURF Algorithm Implementation on FPGA Department of Electronic Systems // Vilnius Gediminas Technical University. 2015. 76 p.
20. *D'Addabbo A., Refice A., Francesco P.* Lovergine, Guido Pasquariello «DAFNE: A Matlab toolbox for Bayesian multi-source remote sensing and ancillary data fusion, with application to flood mapping» // Computers & Geosciences. 2018. vol. 112. pp. 64–75.
21. *Dabbiru L. et al.* Runway assessment via remote sensing. 1-4. 10.1109/AIPR.2015.7444545. 2015.
22. *Seo D.K. et al.* Fusion of SAR and Multispectral Images Using Random Forest Regression for Change Detection // ISPRS Int. J. Geo-Inf. 2018. vol. 7. 401 p.
23. *Bigdeli B., Pahlavani P.* High resolution multisensor fusion of SAR, optical and LiDAR data based on crisp vs. fuzzy and feature vs. decision ensemble systems // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. 2016. vol. 52. pp. 126–136

24. *Verdoliva L. et al.* Optical-Driven Nonlocal SAR Despeckling // *Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2015. pp. 314–318.
25. *Kaplan G., Avdan U.* Sentinel-1 and Sentinel-2 Data Fusion for Mapping and Monitoring Wetlands. Preprints 2018. 2018070244.
26. *Dalla Mura M. et al.* Challenges and Opportunities of Multimodality and Data Fusion in Remote Sensing // *Proceedings of the IEEE, Institute of Electrical and Electronics Engineers*. 2015. vol. 103(9). pp. 1585–1601.
27. *Rajah P., Odindi J., Mutanga O.* Feature level image fusion of optical imagery and Synthetic Aperture Radar (SAR) for invasive alien plant species detection and mapping» // *Remote Sensing Applications: Society and Environment*. 2018. vol. 10. pp. 198–208.
28. *Shao Z., Fu H., Fu P., Yin L.* Mapping Urban Impervious Surface by Fusing Optical and SAR Data at the Decision Level // *Remote Sens*. 2016. vol. 8(11). pp. 1–21.
29. *Nsaibi M., Chaabane F.* Image fusion of radar and optical remote sensing data for land cover classification // *3rd International Conference on Information and Communication Technologies: From Theory to Applications*. 2008. pp. 1–4.
30. *Kedar M., Rege P.P.* Wavelet Transform-Based Fusion of SAR and Multispectral Images // *Nanoelectronics, Circuits and Communication Systems. NCCS 2018. Lecture Notes in Electrical Engineering*. 2018. vol 642. pp. 256.
31. *Tareen S.A.K., Saleem Z.* A comparative analysis of SIFT, SURF, KAZE, AKAZE, ORB, and BRISK // *2018 International conference on computing, mathematics and engineering technologies (iCoMET)*. 2018. pp. 1–10.
32. *Макаров А.С., Болсуновская М.В.* Сравнительный анализ методов обнаружения особых точек на изображениях при различных уровнях освещения // *Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Информатика, телекоммуникации и управление*. 2018. Т. 11. №. 2. С. 7–18.
33. *Ефимов А.И.* Алгоритм поэтапного уточнения проективного преобразования для совмещения изображений // *Компьютерная оптика*. 2016. Т. 40. № 2. С. 258–265.
34. *Zaitoun N.M., Aqel M.J.* Survey on Image Segmentation Techniques // *Procedia Computer Science*. 2015. vol. 65. pp. 797–806.
35. *Jain S., Laxmi V.* Color Image Segmentation Techniques: A Survey // *Lecture Notes in Electrical Engineering*. 2017. pp. 189–197.
36. *Vantaram S.R., Saber E.* Survey of contemporary trends in color image segmentation // *Journal of Electronic Imaging*. 2012. vol. 21(4). pp. 248.
37. *Dhanachandra N., Chanu Y.J.* A survey on image segmentation methods using clustering techniques // *European Journal of Engineering Research and Science*. 2017. vol. 2. no. 1. pp. 15–20.
38. *Fu K., Gong C., Gu I.Y.-H., Gu J.* Normalized cut-based saliency detection by adaptive multi-level region merging // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2015. vol. 24(12). pp. 5671–5683.
39. *Yi F., Moon I.* Image segmentation: A survey of graph-cut methods // *2012 International Conference on Systems and Informatics (ICSAI2012)*. 2012.
40. *Hore S.* An Integrated Interactive Technique for Image Segmentation using Stack based Seeded Region Growing and Thresholding // *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*. 2016. vol.6. no.6. pp. 2773–2780.
41. *Kumar N.* Thresholding in salient object detection: a survey // *Multimedia Tools and Applications*. 2017. vol. 77(15). pp. 19139–19170.
42. *Najman L., Schmitt M.* Watershed of a continuous function,” *Signal Processing*. 1994. vol. 38. no. 1. pp. 99–112.
43. *Zhu Y.P., Li P.* Survey on the Image Segmentation Algorithms // *Proceedings of the International Field Exploration and Development Conference*. 2017. pp. 475–488.
44. *Amer G.M.H., Abushaala A.M.* Edge detection methods // *2015 2nd World Symposium on Web Applications and Networking (WSWAN)*. 2015. pp. 1–7.

45. *Li C. et al.* Image segmentation based on fuzzy clustering with cellular automata and features weighting // EURASIP Journal on Image and Video Processing. 2019(1).
46. *Abdel-Khalek S., Ben I.A., Omer O.A., Obada, A.-S.F.* A two-dimensional image segmentation method based on genetic algorithm and entropy // Optik. 2017. vol. 131. pp. 414–422.
47. *Guo Y., Liu Y., Georgiou T., Lew M.S.* A review of semantic segmentation using deep neural networks // International Journal of Multimedia Information Retrieval. 2017. vol. 7. no. 2. pp. 87–93.
48. *Tian Y. et al.* A fast incremental map segmentation algorithm based on spectral clustering and quadtree // Advances in Mechanical Engineering. 2018. vol. 10. no. 2. pp. 1687814018761296.
49. *Agus Z.A., Asosno A.* Image segmentation by histogram thresholding using hierarchical cluster analysis // Pattern Recognition Letters. 2006. vol. 27. pp. 1515–1521.
50. *Ward J.H.* Hierarchical grouping to optimize an objective function // J. Am. Stat. Assoc. 1963. vol. 58. no. 301. pp. 236–244.
51. *Khanykov I.G., Kharinov M.V.* Ward's pixel clustering for color image // GraphiCon-2017 – 27th International Conference on Computer Graphics and Vision. 2017. pp. 232–235.
52. *Khanykov I.G.* Technique for Acceleration of Classical Ward's Method for Clustering of Image Pixels // 2019 International Russian Automation Conference (RusAutoCon). 2019. pp. 1–6.
53. *Mumford D., Shah J.* Boundary detection by minimizing functionals // Proceedings of IEEE Computer. 1985. pp. 22–26.
54. *Mumford D., Shah J.* Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems // Communications on pure and applied mathematics. 1989. vol. 42. no. 5. pp. 577–685.
55. *Харинов М.В., Ханьков И.Г.* Комбинированный метод улучшения сегментации изображения // Вестник Бурятского государственного университета. Математика, информатика. 2015. № 9. С. 118–124.

**Ненашев Вадим Александрович** – канд. техн. наук, доцент, руководитель, лаборатория интеллектуальных технологий и моделирования сложных систем, кафедра вычислительных систем и сетей, Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения» (ГУАП). Область научных интересов: компьютерное моделирование, системы навигации и радиолокации, статистический анализ, комплексирование информации. Число научных публикаций – 50. [nenashev@guar.ru](mailto:nenashev@guar.ru); ул. Большая Морская, 67, 190000, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +78123947044.

**Ханьков Игорь Георгиевич** – младший научный сотрудник, лаборатория технологий больших данных социкиберфизических системах, Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук». Область научных интересов: компьютерное зрение, разработка алгоритмов сегментации цифровых изображений. Число научных публикаций – 40. [igk@iias.spb.su](mailto:igk@iias.spb.su); 14 линия В.О., 39, 199178, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +7812328191; факс: +78123284450.

**Поддержка исследований.** Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 19-79-00303).

V. NENASHEV, I. KHANYKOV

## FORMATION OF A FUSED IMAGE OF THE LAND SURFACE BASED ON PIXEL CLUSTERING OF LOCATION IMAGES IN A MULTI-POSITION ONBOARD SYSTEM

*Nenashev V., Khanykov I. Formation of a Fused Image of the Land Surface based on Pixel Clustering of Location Images in a Multi-position Onboard System.*

**Abstract.** The paper proposes a method for fusing multi-angle images implementing the algorithm for quasi-optimal clustering of pixels to the original images of the land surface. The original multi-angle images formed by the onboard equipment of multi-positional location systems are docked into a single composite image and, using a high-speed algorithm for quasi-optimal pixel clustering, are reduced to several colors while maintaining characteristic boundaries. A feature of the algorithm of quasi-optimal pixel clustering is the generation of a series of partitions with gradually increasing detail due to a variable number of clusters. This feature allows you to choose an appropriate partition of a pair of docked images from the generated series.

The search for reference points of the isolated contours is performed on a pair of images from the selected partition of the docked image. A functional transformation is determined for these points. And after it has been applied to the original images, the degree of correlation of the fused image is estimated. Both the position of the reference points of the contour and the desired functional transformation itself are refined until the evaluation of the fusion quality is acceptable. The type of functional transformation is selected according to the images reduced in color, which later is applied to the original images. This process is repeated for clustered images with greater detail in the event that the assessment of the fusion quality is not acceptable. The purpose of present study is to develop a method that allows synthesizing fused image of the land surface from heteromorphic and heterogeneous images.

The paper presents the following features of the fusing method. The first feature is the processing of a single composite image from a pair of docked source images by the pixel clustering algorithm, what makes it possible to isolate the same areas in its different parts in a similar way. The second feature consists in determining the functional transformation by the isolated reference points of the contour on the processed pair of clustered images, which is later applied to the original images to combine them.

The paper presents the results on the synthesis of a fused image both from homogeneous (optical) images and from heterogeneous (radar and optical) images. A distinctive feature of the developed method is to improve the quality of synthesis, increase the accuracy and information content of the final fused image of the land surface.

**Keywords:** Pixel Clustering, Multi-angle Images, Synthesis of Fused Images, Location Onboard Systems, Full-dimension Images of the Land Surface, Reference Points on Contour, Information Integration, Unmanned Aerial Vehicle, Multi-position System

**Nenashev Vadim** – Ph.D., Professor, Head of Laboratory, Laboratory for Intelligent Technologies and Modeling of Complex Systems, Computer Systems and Networks Department, Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation. Research interests: computer modeling, navigation and radar systems, statistical analysis, data fusion. The number of publications – 50. [nenashev@guap.ru](mailto:nenashev@guap.ru); 67, Bolshaya Morskaya str., 190000, St. Petersburg, Russia; office phone: +78123947044.

**Khanykov Igor** – Junior Researcher, Laboratory of Big Data Technologies for Sociocyber-Physical Systems, St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences. Research interests: computer vision, development of image segmentation algorithms. The number of publications – 40. igk@iias.spb.su; 39, 14 liniya V.O., 199178, St. Petersburg, Russia; office phone: +7812328191; fax: +78123284450.

**Acknowledgements.** The reported study was funded by a grant of Russian Science Foundation (project № 19-79-00303).

## References

1. Kim H.G., Park J.-S., Lee D.-H. Potential of Unmanned Aerial Sampling for Monitoring Insect Populations in Rice Fields. *Florida Entomol.* 2018. vol. 101. pp. 330–334.
2. Toro G.F., Tsourdos A. UAV sensors for environmental monitoring. Belgrade: MDPI. 2018. 661 p.
3. Sergeev A.M. et al. Discovering and Analyzing Binary Codes Based on Monocyclic Quasi-Orthogonal Matrices. *Smart Innovation, Systems and Technologies.* 2019. vol 143. pp. 113–123.
4. Kapranova E.A. et al. Distributed matrix methods of compression, masking and noise-resistant image encoding in a high-speed network of information exchange, information processing and aggregation. *SPIE Future Sensing Technologies.* 2019. pp. 111970T-1-111970T-7.
5. Shepeta A.P., Nenashev V.A. Modeling Algorithm for SAR Image Based on Fluctuations of Echo Signal of the Earth's Surface. *Proc. of SPIE Remote Sensing.* 2015. vol. 9642. pp. 96420X-1-96420X-8.
6. Klemm R. Novel Radar Techniques and Applications. Real Aperture Array Radar, Imaging Radar, and Passive and Multistatic Radar. Scitech Publishing. 2017. 951 p.
7. Chen K.-S. Principles of Synthetic Aperture Radar Imaging. A System Simulation Approach. CRC Press. 2016. 217 p.
8. Kondratenkov G.S., Frolov A.Yu. Radio vision in the front viewing area of an airborne radar with a synthesized aperture of the antenna. *Radio Engineering.* 2004. vol. 1 pp. 47–49.
9. Shepeta A.P., Makhlin A.M., Nenashev V.A., Kryachko A.F. Performance of UWB Signal Detecting Circuits. 2018 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF). 2018. pp. 1–4.
10. Lombacher J., Hahn M., Dickmann J., Wöhler C. Object classification in radar using ensemble methods. 2017 IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM). 2017. pp. 87–90.
11. Svinarsky M.V., Yarmolik S.N., Khramenkov A.S. Influence of the target observation angle on the efficiency of radar object classification. *Reports of the Belarusian state University of Informatics and Radioelectronics.* 2017. vol. 104. no. 2. pp. 31–38.
12. Klemm R. Novel Radar Techniques and Applications. Waveform Diversity and Cognitive Radar, and Target Tracking and Data Fusion. Scitech Publishing. 2017. vol. 2. 553 p.
13. Fourati H. Multisensor Data Fusion: From Algorithms and Architectural Design to Applications. CRC Press. 2016. 639 p.
14. Khanykov I.G., Kharinov M.V., Patel C. Image Segmentation Improvement by Reversible Segment Merging. Int. Conf. on Soft Computing and its Engineering Applications, icSoftComp-2017, IEEE Gujarat Section Proceedings, at CHARUSAT. 2017.
15. Nenashev V.A., Sentsov A.A., Shepeta A.P. The Problem of Determination of Coordinates of Unmanned Aerial Vehicles Using a Two-Position System Ground Radar. 2018 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF). IEEE. 2018. pp. 256–280.

16. Nenashev V.A., Sentsov A.A., Shepeta A.P. Formation of Radar Image the Earth's Surface in the Front Zone Review Two-Position Systems Airborne Radar. 2019 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF). 2019. pp. 1–5.
17. Kapranova E.A., Nenashev V.A., Sergeev M.B. Compression and coding of images for satellite systems of Earth remote sensing based on quasi-orthogonal matrices. Proc. of SPIE, Image and Signal Processing for Remote Sensing XXIV. 2018. vol. 10789. pp. 1078923-1–1078923-6.
18. Wang J., Wang Y. Modified SURF applied in Remote Sensing Image Stitching. School of Information Science and Engineering, Hebei University of Science and Technology. Shijiazhuang. 2015. 256 p.
19. Sledevič T., Serackis A. SURF Algorithm Implementation on FPGA Department of Electronic Systems. Vilnius Gediminas Technical University. 2015. 76 p.
20. D'Addabbo A., Refice A., Francesco P. Lovergine, Guido Pasquariello «DAFNE: A Matlab toolbox for Bayesian multi-source remote sensing and ancillary data fusion, with application to flood mapping». *Computers & Geosciences*. 2018. vol. 112. pp. 64–75.
21. *Dabbiru L. et al.* Runway assessment via remote sensing. 1-4. 10.1109/AIPR.2015.7444545. 2015.
22. Seo D.K. et al. Fusion of SAR and Multispectral Images Using Random Forest Regression for Change Detection. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 2018. vol. 7. 401 p.
23. Bigdeli B., Pahlavani P. High resolution multisensor fusion of SAR, optical and LiDAR data based on crisp vs. fuzzy and feature vs. decision ensemble systems. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2016. vol. 52. pp. 126–136
24. Verdoliva L. et al. Optical-Driven Nonlocal SAR Despeckling. *Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2015. pp. 314–318.
25. Kaplan G., Avdan U. Sentinel-1 and Sentinel-2 Data Fusion for Mapping and Monitoring Wetlands. Preprints 2018. 2018070244.
26. Dalla Mura M. et al. Challenges and Opportunities of Multimodality and Data Fusion in Remote Sensing. Proceedings of the IEEE, Institute of Electrical and Electronics Engineers. 2015. vol. 103(9). pp. 1585–1601.
27. Rajah P., Odindi J., Mutanga O. Feature level image fusion of optical imagery and Synthetic Aperture Radar (SAR) for invasive alien plant species detection and mapping». *Remote Sensing Applications: Society and Environment*. 2018. vol. 10. pp. 198–208.
28. Shao Z., Fu H., Fu P., Yin L. Mapping Urban Impervious Surface by Fusing Optical and SAR Data at the Decision Level. *Remote Sens.* 2016. vol. 8(11). pp. 1–21.
29. Nsaibi M., Chaabane F. Image fusion of radar and optical remote sensing data for land cover classification. 3rd International Conference on Information and Communication Technologies: From Theory to Applications. 2008. pp. 1–4.
30. Kedar M., Rege P.P. Wavelet Transform-Based Fusion of SAR and Multispectral Images. Nanoelectronics, Circuits and Communication Systems. NCCS 2018. Lecture Notes in Electrical Engineering. 2018. vol. 642. pp. 256.
31. Tareen S.A.K., Saleem Z. A comparative analysis of SIFT, SURF, KAZE, AKAZE, ORB, and BRISK. 2018 International conference on computing, mathematics and engineering technologies (iCoMET). 2018. pp. 1–10.
32. Makarov A.S., Bolsunovskaya M.V. [Comparative analysis of methods for detecting special points in images at different lighting levels]. *Nauchno-tekhnickieskie vedomosti Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo politekhnicheskogo universiteta. Informatika, telekommunikatsii i upravlenie – St. Petersburg Polytechnical University Journal. Computer Science. Telecommunication and Control Systems*. 2018. Issue 11. vol. 2. pp. 7–18. (in Russ.)
33. Efimov A.I. [Algorithm for step-by-step refinement of projective transformation for image alignment]. *Kompyuternaya optika – Computer optics*. 2016. Issue 40. vol. 2. pp. 258–265. (In Russ.).

34. Zaitoun N.M., Aqel M.J. Survey on Image Segmentation Techniques. *Procedia Computer Science*. 2015. vol. 65. pp. 797–806.
35. Jain S., Laxmi V. Color Image Segmentation Techniques: A Survey. *Lecture Notes in Electrical Engineering*. 2017. pp. 189–197.
36. Vantaram S.R., Saber E. Survey of contemporary trends in color image segmentation. *Journal of Electronic Imaging*. 2012. vol. 21(4). pp. 248.
37. Dhanachandra N., Chanu Y.J. A survey on image segmentation methods using clustering techniques. *European Journal of Engineering Research and Science*. 2017. vol. 2. no. 1. pp. 15–20.
38. Fu K., Gong C., Gu I.Y.-H., Gu J. Normalized cut-based saliency detection by adaptive multi-level region merging. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2015. vol. 24(12). pp. 5671–5683.
39. Yi F., Moon I. Image segmentation: A survey of graph-cut methods. 2012 International Conference on Systems and Informatics (ICSAI2012). 2012.
40. Hore S. An Integrated Interactive Technique for Image Segmentation using Stack based Seeded Region Growing and Thresholding. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*. 2016. vol.6. no.6. pp. 2773–2780.
41. Kumar N. Thresholding in salient object detection: a survey. *Multimedia Tools and Applications*. 2017. vol. 77(15). pp. 19139–19170.
42. Najman L., Schmitt M. Watershed of a continuous function. *Signal Processing*. 1994. vol. 38. no. 1. pp. 99–112.
43. Zhu Y.P., Li P. Survey on the Image Segmentation Algorithms // Proceedings of the International Field Exploration and Development Conference. 2017. pp. 475–488.
44. Amer G.M.H., Abushaala A.M. Edge detection methods. 2015 2nd World Symposium on Web Applications and Networking (WSWAN). 2015. pp. 1–7.
45. Li C. et al. Image segmentation based on fuzzy clustering with cellular automata and features weighting. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*. 2019(1).
46. Abdel-Khalek S., Ben I.A., Omer O.A., Obada, A.-S.F. A two-dimensional image segmentation method based on genetic algorithm and entropy. *Optik*. 2017. vol. 131. pp. 414–422.
47. Guo Y., Liu Y., Georgiou T., Lew M.S. A review of semantic segmentation using deep neural networks. *International Journal of Multimedia Information Retrieval*. 2017. vol. 7. no. 2. pp. 87–93.
48. Tian Y. et al. A fast incremental map segmentation algorithm based on spectral clustering and quadtree. *Advances in Mechanical Engineering*. 2018. vol. 10. no. 2. pp. 1687814018761296.
49. Agus Z.A., Asosno A. Image segmentation by histogram thresholding using hierarchical cluster analysis. *Pattern Recognition Letters*. 2006. vol. 27. pp. 1515–1521.
50. Ward J.H. Hierarchical grouping to optimize an objective function. *J. Am. Stat. Assoc.* 1963. vol. 58. no. 301. pp. 236–244.
51. Khanykov I.G., Kharinov M.V. Ward's pixel clustering for color image. *GraphiCon-2017 – 27th International Conference on Computer Graphics and Vision*. 2017. pp. 232–235.
52. Khanykov I.G. Technique for Acceleration of Classical Ward's Method for Clustering of Image Pixels. 2019 International Russian Automation Conference (RusAutoCon). 2019. pp. 1–6.
53. Mumford D., Shah J. Boundary detection by minimizing functionals. *Proceedings of IEEE Computer*. 1985. pp. 22–26.
54. Mumford D., Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on pure and applied mathematics*. 1989. vol. 42. no. 5. pp. 577–685.
55. Kharinov M.V., Khanykov I.G. [The Combined Method of Improving Image Segmentation]. *Vestnik Buryatskogo gosudarstvennogo universiteta. Matematika, informatika – BSU bulletin. Mathematics, Informatics*. 2015. vol. 9. pp. 118–124. (In Russ.).