

УДК 528.852

## КОМПЛЕКС ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ PLANETAMONITORING В ПРИКЛАДНЫХ ЗАДАЧАХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ\*

В. В. Асмус<sup>1</sup>, А. А. Бучнев<sup>2</sup>, В. А. Кровотынцев<sup>1</sup>,  
В. П. Пяткин<sup>2</sup>, Г. И. Салов<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Научно-исследовательский центр «Планета»,  
123242, Москва, Большой Предтеченский пер., 7

<sup>2</sup>Институт вычислительной математики и математической геофизики СО РАН,  
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Лаврентьева, 6  
E-mail: pvp@ooi.ssc.ru

Представлен программный комплекс Planetamonitoring, разработанный совместно Научно-исследовательским центром «Планета» и Институтом вычислительной математики и математической геофизики СО РАН, который реализует программные технологии предварительной и тематической обработки многозональных спутниковых изображений оптического, инфракрасного и микроволнового диапазонов. Рассмотрено использование некоторых технологий предварительной обработки спутниковых данных, в частности яркостные и геометрические преобразования, геокодирование и составление обзорных монтажей. Описана тематическая обработка многозональных спутниковых изображений программными технологиями распознавания объектов (без обучения и с обучением), выделения и картирования линеаментов и кольцевых структур, а также определения пространственного перемещения природных объектов (ледяных полей, водных масс, облачных образований в атмосфере) по разновременным спутниковым изображениям. Эти программные технологии были использованы при решении ряда прикладных задач дистанционного зондирования Земли.

*Ключевые слова:* дистанционное зондирование, многозональные спутниковые изображения, программные технологии, предварительная обработка, классификация с обучением, кластерный анализ, статистическое выделение линейных и кольцевых структур, пространственные перемещения природных объектов.

DOI: 10.15372/AUT20180302

**Введение.** Программный комплекс Planetamonitoring, в течение длительного времени разрабатываемый совместными усилиями Научно-исследовательского центра «Планета» и Института вычислительной математики и математической геофизики (ИВМиМГ СО РАН), является представительным набором программных технологий, позволяющих решать различные задачи обработки данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) [1–5]. Перечислим некоторые из этих технологий: фильтрация спутниковых изображений, радиометрическая и геометрическая коррекция, географическая привязка, трансформирование в картографические проекции и монтаж изображений, выделение линеаментов и кольцевых структур, распознавание и классификация объектов окружающей среды (кластерный анализ и распознавание с обучением), определение пространственных перемещений объектов по разновременным спутниковым изображениям. Заметим, что программный комплекс Planetamonitoring внедрён в практику научной и оперативной работы одного из

\*Работа выполнена при частичной финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 16-07-00066).

крупнейших центров приёма и обработки спутниковой информации в России — НИЦ «Планета». Интересна продукция, получаемая с помощью данного комплекса и предоставляемая пользователям в виде тематических карт. Это карты облачности; комплексные карты состояния окружающей среды (почвенный, растительный, снежный и ледяной покровы, землепользование, линеаменты и кольцевые структуры); карты территорий, подверженных опасным природным и техногенным воздействиям (очаги лесных пожаров, районы аварий на нефтепроводах, площади наводнений, зоны деградации почвенно-растительного покрова и т. п.); карты состояния сельскохозяйственных культур; карты прогноза изменения параметров окружающей среды (растительный, снежный и ледяной покровы); карты дрейфа облачных, водных и ледяных объектов. Практически все программные технологии комплекса PlanetMonitoring запатентованы, получены соответствующие свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ (всего 14 свидетельств). Что касается реализованных алгоритмов, то большинство их известно и опубликовано в открытой печати, особенно это касается программных технологий предварительной обработки. Все алгоритмы реализованы в рамках оконного пользовательского интерфейса в системе Microsoft Visual C++, что позволило обеспечить комфортную для пользователя среду программирования для создания новых модулей обработки изображений и новых программных технологий для прикладных дистанционных исследований.

Комплекс PlanetMonitoring реализует программные технологии предварительной и тематической обработки многозональных спутниковых изображений оптического, инфракрасного и микроволнового диапазонов. Цель предлагаемого исследования — рассмотреть использование некоторых технологий предварительной обработки спутниковых данных, в частности яркостные и геометрические преобразования, геокодирование и составление обзорных монтажей.

**1. Предварительная обработка спутниковых данных.** Технология предварительной обработки данных ДЗЗ включает в себя набор общепринятых операций по яркостным и контрастным преобразованиям изображений. В группу геометрических преобразований включено масштабирование изображений и отображение космических снимков на растровые карты (геокодирование). Трансформирование спутниковых изображений в картографическую основу является геометрическим преобразованием, отображающим весь снимок либо его часть на заранее подготовленную растровую географическую карту соответствующей территории. Карта строится в выбранной географической проекции с использованием различных баз данных (в том числе шейп-файлов геоинформационной системы ArcView) для нанесения на лист карты контурных элементов пространственных объектов. Отображение снимка на карту основано на применении идентичных опорных точек снимка и карты. Возможно использование одного из двух типов отображений: на основе применения семейства кусочно-аффинных преобразований, которые строятся на множестве треугольников снимка и карты, получаемых в результате триангуляции Делоне (либо «жадной триангуляции») выпуклой оболочки множества опорных точек снимка, или на основе отображающего полинома заданной степени (первой, второй или третьей). Редактор опорных точек позволяет в интерактивном режиме позиционировать их на снимке и карте таким образом, чтобы точность отображения увеличивалась. Разработана система, дающая возможность объединить изображения с результатами отображения различных снимков на одну и ту же карту. Всего можно совместить до 256 таких изображений. Мозаики спутниковых изображений формируются путём объединения трансформированных на единую картографическую основу изображений. Пример использования этой технологии приведён на рис. 1. Построена радиолокационная карта Антарктиды на основе откалиброванных радиолокационных изображений, полученных с искусственного спутника Земли «Метеор-М» № 1 (бортовой радиолокационный комплекс «Северянин») [3].

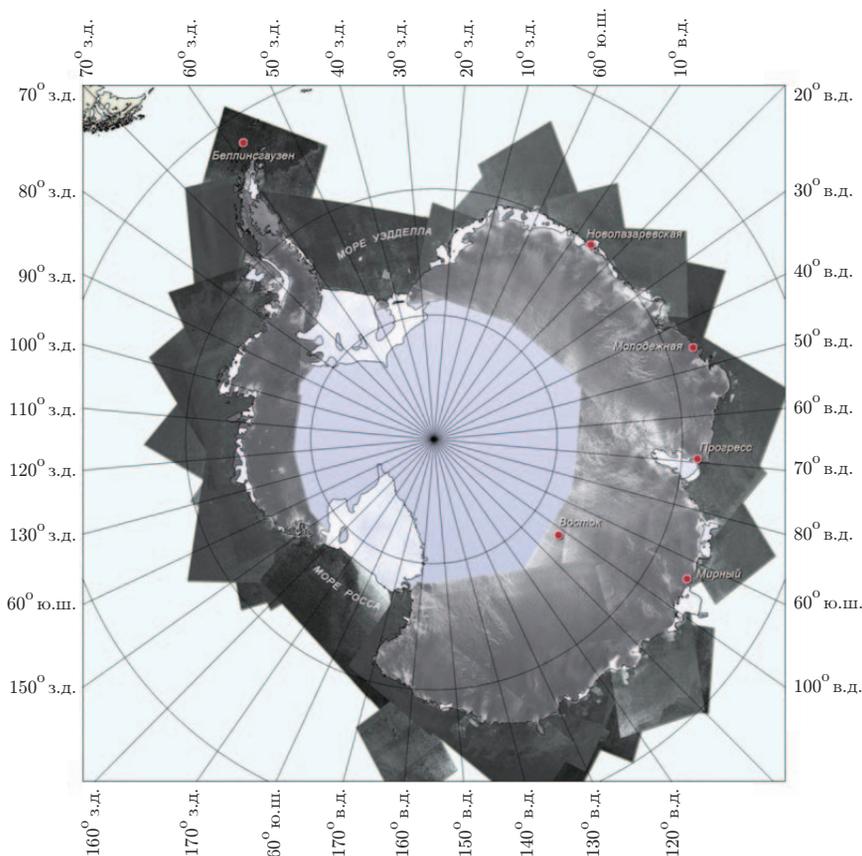


Рис. 1. Цифровая радиолокационная карта Антарктиды

Программная технология предварительной обработки многозональных спутниковых изображений включает ряд основанных на видоизменении гистограмм контрастных преобразований. В частности, реализован механизм референтного выравнивания [1], при котором яркостные и контрастные характеристики изображений приводятся либо к характеристикам некоторого изображения, выбранного в качестве референтного (базового), либо к характеристикам гауссового распределения с заданными параметрами. Этот этап является необходимым в тех случаях, когда интересующий исследователя участок земной территории покрывается несколькими разновременными космическими снимками, полученными при разных условиях съёмки. Такая ситуация, например, имеет место в задаче обнаружения кольцевых структур на космических снимках, представляющих импактные кратеры на поверхности Земли. На рис. 2 представлен результат выделения импактного кратера Курай (район Горного Алтая, диаметр кратера 20 км, выделенная позиция — центр кратера с географическими координатами  $50,2^\circ$  с.ш. и  $87,9^\circ$  в.д.), иллюстрирующий выполнение операций программных технологий предварительной обработки данных ДЗЗ и выделения кольцевых структур на космических изображениях с помощью непараметрического статистического подхода. При этом использованы разновременные космические снимки кратера Курай со спутника SPOT-4 (разрешение 20 м). Каждый из снимков лишь частично охватывает область исследования. Была синтезирована мозаика выровненных по яркости изображений (снимок на рис. 2, *b* принят за базовый) и осуществлена привязка полученного изображения к картографической основе (рис. 2, *c*).

Далее к этому изображению была применена одна из модификаций адаптированного к обнаружению кольцевых структур непараметрического статистического алгоритма выделения объектов заданной формы на космических изображениях. Упомянутая модифика-

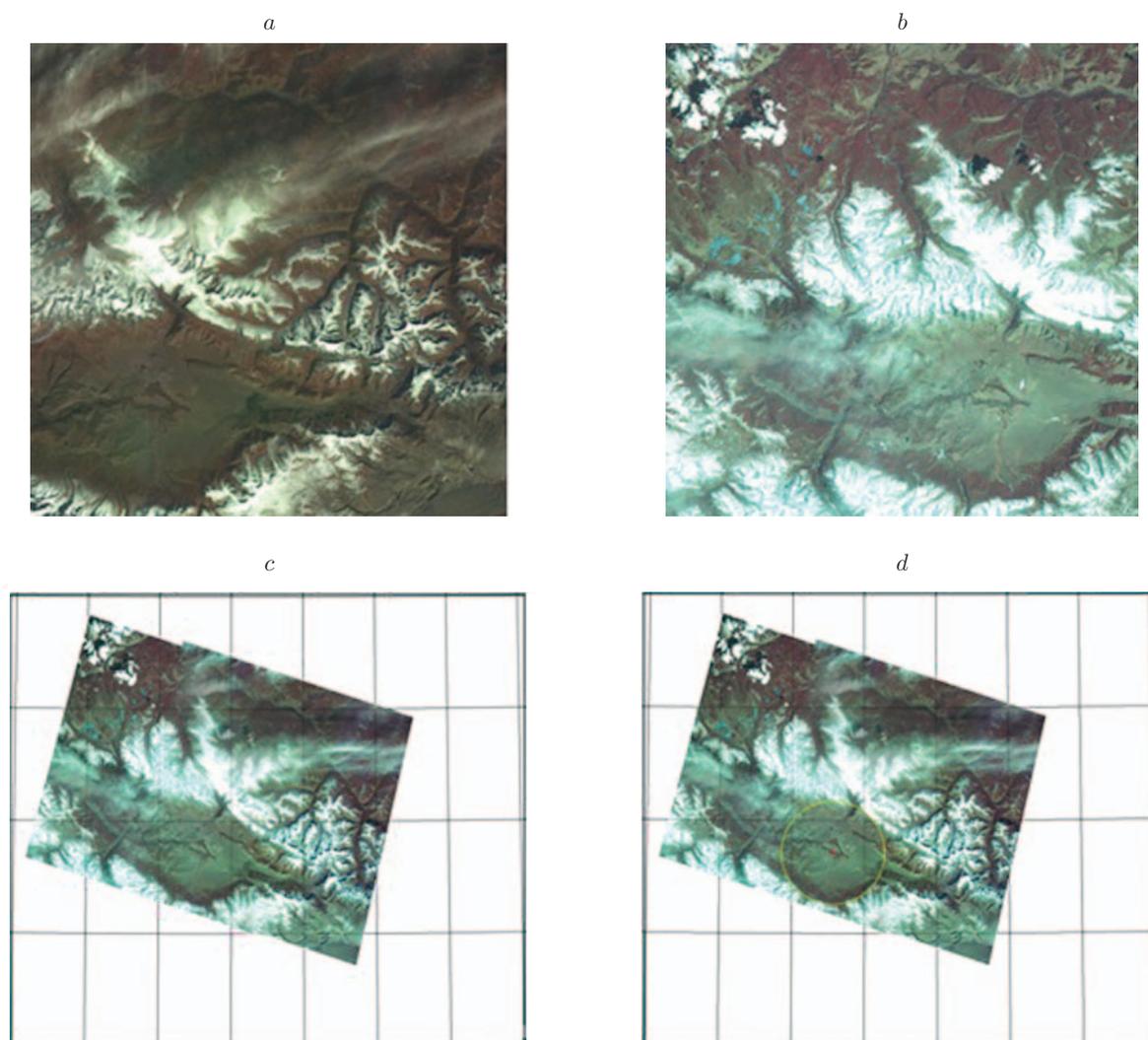


Рис. 2. Разновременные космические снимки кратера Курай: *a* — от 08.10.2007 г.; *b* — от 14.05.2012 г.; *c* — мозаика выровненных по яркости изображений; *d* — результат выделения импактного кратера

ция связана с использованием непараметрического статистического критерия  $\nu^+ > h_0(\nu_0)$  (разд. 2, формула (1)). Результат работы алгоритма (рис. 2, *d*) — кольцевая структура, представляющая импактный кратер Курай.

**2. Непараметрический статистический подход к выделению линейных и кольцевых структур.** В анализе космических изображений при решении прикладных задач ДЗЗ в мониторинге природной среды возникает проблема обнаружения протяжённых объектов заданной формы, например линейных и кольцевых структур на случайном фоне. При обработке космических снимков в целях выявления на них представляющих интерес объектов в силу целого ряда причин предпочтение отдаётся статистическому подходу [6–8]. Основная причина состоит в том, что вследствие случайного характера природных процессов данные дистанционных измерений (спектросовмещённые изображения) содержат много случайных вариаций, маскирующих различия значений яркости изображения в точках области объекта и в точках области фона. Задачу определения протяжённых объектов на зашумлённом изображении для большей ясности рассмотрим на примере обнаружения полосы в одном из проверяемых положений её на изображении. Полоса мо-

жет быть замкнутой, например образующей кольцо. В любом случае измерения значений сигнала (наблюдения) удобно выполнять в точках, расположенных на последовательности перпендикуляров к средней линии возможного (проверяемого) положения полосы. Рассмотрим простейший случай. Пусть  $X_i$  — величина сигнала, наблюдаемая в точке пересечения  $i$ -го перпендикуляра и средней линии проверяемой области полосы, а  $Y_i$  и  $Z_i$  — величины, наблюдаемые также на  $i$ -м перпендикуляре, но в точках области сложного (случайного) фона, расположенных симметрично по разные стороны относительно средней линии проверяемой области полосы,  $i = 1, 2, \dots, N$ . Если в течение всего периода наблюдений важный объект отсутствовал на проверяемом положении, то при выполнении известных условий, в частности достаточной удалённости точек наблюдений друг от друга,  $X_i, Y_i, Z_i$  можно рассматривать как стохастически независимые случайные величины с одним и тем же непрерывным вероятностным законом распределения значений, к примеру  $F_i = F_{iX} = F_{iY} = F_{iZ}$ , как правило, неизвестным наблюдателю и, быть может, зависящим от  $i$ , т. е. возможна неоднородность по длине полосы. Напротив, если в течение всего периода наблюдений объект находился в поле зрения, то величина  $X_i$  будет стохастически больше или меньше величин  $Y_i$  и  $Z_i$ . Без потери общности будем считать, что именно стохастически больше. Таким образом, задача состоит в том, чтобы по наблюдениям  $X_i, Y_i, Z_i, i = 1, 2, \dots, N$ , распознать (обнаружить) тот случай, когда в проверяемом положении важный объект присутствует. Требуется указать правило (тест), приводящее к верному решению с максимально возможной (или близкой к ней) вероятностью. С точки зрения математической статистики, чтобы свести к минимуму риск принять неверное решение, следует проверить статистическую гипотезу  $H_0$  об однородности величин  $X_i, Y_i, Z_i$  при каждом  $i = 1, 2, \dots, N$ , означающую отсутствие объекта, против альтернативной гипотезы  $H_1$  о том, что величины  $X_i$  стохастически больше величин  $Y_i$  и  $Z_i$ . Учитывая возможную неоднородность вдоль полосы, введём следующие статистики:

$$\nu^+ = \sum_{i=1}^N I\{X_i > \max(Y_i, Z_i)\}, \quad \nu^- = \sum_{i=1}^N I\{X_i < \min(Y_i, Z_i)\}, \quad \nu^0 = N - \nu^+ - \nu^-.$$

Здесь и далее  $I\{A\}$  — функция-индикатор события  $A$  равна 1, если событие  $A$  произошло, и 0 в противном случае. Среди всех критериев, основанных на этих статистиках, существует равномерно наиболее мощный, отклоняющий гипотезу  $H_0$  с наибольшей вероятностью, когда верна гипотеза  $H_1$ , и имеющий вид

$$\nu^+ > h_0(\nu_0), \quad (1)$$

где критическое значение  $h_0 = h_0(z)$  — наименьшее число  $h$  такое, что

$$\sum_{i=h+1}^{N-z} \binom{N-z}{i} 2^{-(N-z)} \leq \alpha$$

( $\alpha$  — заранее заданный уровень значимости критерия).

Рассмотрим теперь случай однородности по длине полосы. В этом случае более эффективным будет критерий, опирающийся на другие статистики:

$$S^+ = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N I\{X_i > \max(Y_j, Z_j)\},$$

$$S^- = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N I\{X_i < \min(Y_j, Z_j)\}, \quad S^0 = N^2 - S^+ - S^-.$$

Односторонний непараметрический статистический критерий, базирующийся на этих статистиках, выражается как

$$S^+ > h_1(S^0) \quad \text{или} \quad S^+ - S^- > 2h_1(S^0) + S^0 - N^2. \quad (2)$$

Если положить  $h_1(S^0) = (C - S^0)/2$ , где  $C$  — число, входящее в определение непараметрического статистического критерия Манна — Уитни с двумя выборками объёмов  $m = N$  и  $n = 2N$ , основанного на считающей статике  $U$  и имеющего в рассматриваемом случае вид

$$U = \sum_{i=1}^N I\{X_i > Y_i\} + \sum_{i=1}^N I\{X_i > Z_i\} > C, \quad (3)$$

где  $C$  вычисляется по заданному уровню значимости  $\alpha$  (но существуют и таблицы), то критерий (2) будет эквивалентен критерию Манна — Уитни. Это следует из равенства (эквивалентности) событий

$$\{S^+ > (C - S^0)/2\} = \{2S^+ + S^0 > C\} = \{U > C\}.$$

Часто может быть получена такая функция  $h_1$ , что критерий (2) будет значимо более мощным, чем критерий Манна — Уитни.

Для дальнейшего увеличения вероятности обнаружения протяжённого объекта необходимо увеличивать число наблюдений на каждом перпендикуляре. Достаточно рассмотреть случай, когда имеет место неоднородность по длине объекта. Пусть  $X_{i1}, X_{i2}, X_{i3}$  — величины, наблюдаемые на  $i$ -м перпендикуляре в точках проверяемой области объекта, а  $Y_{i1}, Y_{i2}, Y_{i3}$  и  $Z_{i1}, Z_{i2}, Z_{i3}$  — наблюдаемые на  $i$ -м перпендикуляре в точках проверяемой области фона по разные стороны относительно проверяемой области объекта (полосы). Введём статистики для каждого перпендикуляра

$$S_i^+ = \sum_{u=1}^3 \sum_{v=1}^3 I\{X_{iu} > \max(Y_{iv}, Z_{iv})\},$$

$$S_i^- = \sum_{u=1}^3 \sum_{v=1}^3 I\{X_{iu} < \min(Y_{iv}, Z_{iv})\}, \quad S_i^0 = 9 - S_i^+ - S_i^-$$

и суммарную статистику

$$\nu = \sum_{i=1}^N I\{S_i^+ > h(S_i^0)\},$$

где  $h(0) = h(1) = 6$ ,  $h(2) = 5$ ,  $h(3) = h(4) = 4$ ,  $h(5) = 3$ ,  $h(6) = h(7) = 2$ ,  $h(8) = 1$ ,  $h(9) = 0$ . Для вероятности при гипотезе  $H_0$  имеет место равенство  $p_0 = P\{S_i^+ > h(S_i^0) | H_0\} = 0,190476$  — бесконечная периодическая десятичная дробь. Отсюда гипотезу  $H_0$  следует отклонить, если  $\nu$  превышает достаточно большое число  $C$ , которое следует выбирать так, чтобы

$$\sum_{i=C+1}^N \binom{N}{i} p_0^i (1-p_0)^{N-i} \leq \alpha.$$

**3. Распознавание и классификация объектов окружающей среды.** Важные вопросы тематической обработки (интерпретации) данных ДЗЗ — вопросы повышения качества дешифрирования — непосредственно связаны с проблемой выбора адекватных алгоритмов распознавания [2, 9, 10]. Современный опыт автоматизированного распознавания данных ДЗЗ показывает, что заранее практически невозможно установить, какой алгоритм будет лучше с точки зрения точности классификации. Поэтому в распознающую систему целесообразно закладывать несколько алгоритмов и выбор оптимального алгоритма проводить эмпирически. В классификации данных ДЗЗ чаще других используются методы, которые можно разбить на две группы: контролируемая классификация (классификация с обучением) и кластеризация (классификация без обучения).

3.1. *Контролируемая классификация (классификация с обучением).* В классификации с обучением для распределения векторов признаков по представляющим интерес классам используется процесс обучения классификатора способности различать эти классы на основе репрезентативных выборок представителей классов. Такие выборки называются обучающими. Процесс обучения фактически является процессом построения функций правдоподобия (или решающих функций) для классов. Данные функции будут затем использоваться для классификации каждого вектора признаков как принадлежащего только одному классу (жёсткая классификация) либо нескольким классам (нечёткая классификация). Обучение классификатора может быть проконтролировано путём определения вероятности правильной классификации (для этого часть из обучающих выборок переводится в разряд контрольных). Контролируемая классификация в программном комплексе PlanetMonitoring основана на использовании байесовской стратегии максимального правдоподобия для нормально распределённых векторов признаков. Пусть  $x$  —  $N$ -мерный вектор признаков:  $x = (x_1, \dots, x_N)^T$ , где  $N$  — число спектральных диапазонов. Предполагается, что векторы  $x$  имеют в классе  $\omega_i$  нормальное распределение  $N(m_i, B_i)$  со средним  $m_i$  и ковариационной матрицей  $B_i$ . В этом случае байесовская стратегия максимального правдоподобия для поэлементного классификатора формулируется следующим образом [2].

Пусть  $\Omega = (\omega_1, \dots, \omega_m)$  — конечное множество классов,  $p(\omega_i)$  — априорная вероятность класса  $\omega_i$ . Тогда решающая функция класса  $\omega_i$  запишется как

$$g_i(x) = \ln(p(\omega_i)) - 0,5 \ln(|B_i|) - 0,5(x - m_i)^T B_i^{-1}(x - m_i).$$

Классическое решающее правило для жёсткой классификации принимает следующий вид: вектор  $x$  заносится в класс  $\omega_i$ , если  $g_i(x) > g_j(x)$  для всех  $j \neq i$ .

Поскольку физические размеры реально сканируемых пространственных объектов, как правило, больше разрешения съёмочных систем, между векторами признаков существуют взаимосвязи [2]. Использование информации подобного рода даёт возможность повысить точность классификации, если пытаться распознавать одновременно блок смежных векторов квадратной или крестообразной формы. Будем называть такой блок векторов объектом. Решение об отнесении центрального элемента объекта к тому или иному классу принимается на основании результата классификации всего объекта. Данный подход порождает целое семейство решающих правил. Во-первых, это использование принципа голосования, т. е. независимая классификация элементов объекта и отнесение центрального элемента к классу, к которому было отнесено большинство элементов объекта. Во-вторых, это применение текстурных операторов (простейший пример — описание объекта  $X$  через вектор средних составляющих его элементов) с последующим отнесением центрального элемента к классу, к которому был отнесён параметр, характеризующий  $X$ . В-третьих, описание объекта  $X$  случайным марковским полем. В состав системы контролируемой классификации включена также реализация алгоритма спектрально-углового картирования [11].

3.2. *Неконтролируемая классификация (кластерный анализ)*. В состав программного комплекса PlanetMonitoring входит реализация классического алгоритма жёсткой кластеризации — алгоритма  $K$ -средних, широко используемого для разбиения на кластеры больших объёмов многомерных данных [12]. Алгоритм  $K$ -средних может быть отнесён к классу параметрических, так как он неявным образом предполагает природу плотности вероятности: кластеры стремятся иметь конкретную геометрическую форму, зависящую от выбранной метрики. Используются метрики Евклида, Махаланобиса, Чебышева, city-block расстояние. Известно также, что результат кластеризации методом  $K$ -средних зависит от задания начальных центров кластеров. Предоставляется выбор одного из трёх вариантов, два из которых определяются на основе статистических характеристик набора данных и один — на основе случайной выборки. Альтернативой жёсткой разделяющей кластеризации является мягкая или нечёткая кластеризация, разрешающая векторам принадлежать всем кластерам с коэффициентом членства  $u_{ij} \in [0, 1]$ , устанавливающим степень принадлежности  $j$ -го вектора к  $i$ -му кластеру. В состав системы кластеризации программного комплекса нами была включена реализация алгоритма нечёткой кластеризации методом  $C$ -средних [13].

Методы кластеризации многозональных спутниковых изображений активно применяются для распознавания характеристик морского льда (подвижности, возраста, частной сплочённости, форм), особенно в сложных ледовых условиях, когда в результате продолжительного воздействия ветра на сравнительно небольшую ледовую акваторию происходят подвижки льда, способствующие интенсивному перемешиванию ледяных образований различного возрастного состава и форм, что вызывает определённые трудности для проведения визуального дешифрирования. Для таких случаев целесообразно сначала выполнить автоматизированную классификацию многозональных спутниковых изображений и распознать характеристики льда, сконцентрированные на небольшой ледовой акватории, а затем по результатам распознавания строить карту ледовой обстановки. Пример использования описанной технологии представлен на рис. 3.

**4. Определение пространственных перемещений объектов по разновременным спутниковым изображениям.** Одним из способов определения пространственных перемещений природных объектов по разновременным спутниковым изображениям является метод, основанный на нахождении максимумов коэффициента взаимной корреляции [14]. В работе [15] аналогичный подход рассматривается в качестве метода распознавания образов, известного как корреляционное сопоставление. В обоих случаях корреляция используется как средство поиска эквивалентов объекта-эталона, представленного в виде изображения  $w(x, y)$  размером  $J \times K$ , на изображении  $f(x, y)$  размером  $M \times N$ ; предполагается, что  $J \leq M$  и  $K \leq N$ . Коэффициент взаимной корреляции имеет вид

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_s \sum_t [f(x + s, y + t) - f_m(x, y)][w(s, t) - w_m]}{\sigma_w \sigma_f}. \quad (4)$$

Здесь  $w_m$  — среднее значение пикселей в эталоне  $w$ ;  $f_m$  — среднее значение элементов изображения  $f$  в области, покрываемой эталоном. Знаменатель в (4) является произведением стандартного отклонения  $\sigma_w$  пикселей эталона  $w$  на стандартное отклонение  $\sigma_f$  пикселей изображения  $f$  в области, покрываемой эталоном. Поиск позиций найденных эталонов (определение смещений) на следующем изображении серии может быть реализован одним из трёх методов: определением максимума коэффициента взаимной корреляции в пространственной области, определением максимума коэффициента взаимной корреляции в частотной области на основе быстрого преобразования Фурье и нахождением минимума суммы квадратов расстояний. При этом не предполагается при поиске смещений каких-либо преобразований эталона за исключением преобразования переноса. В представленной

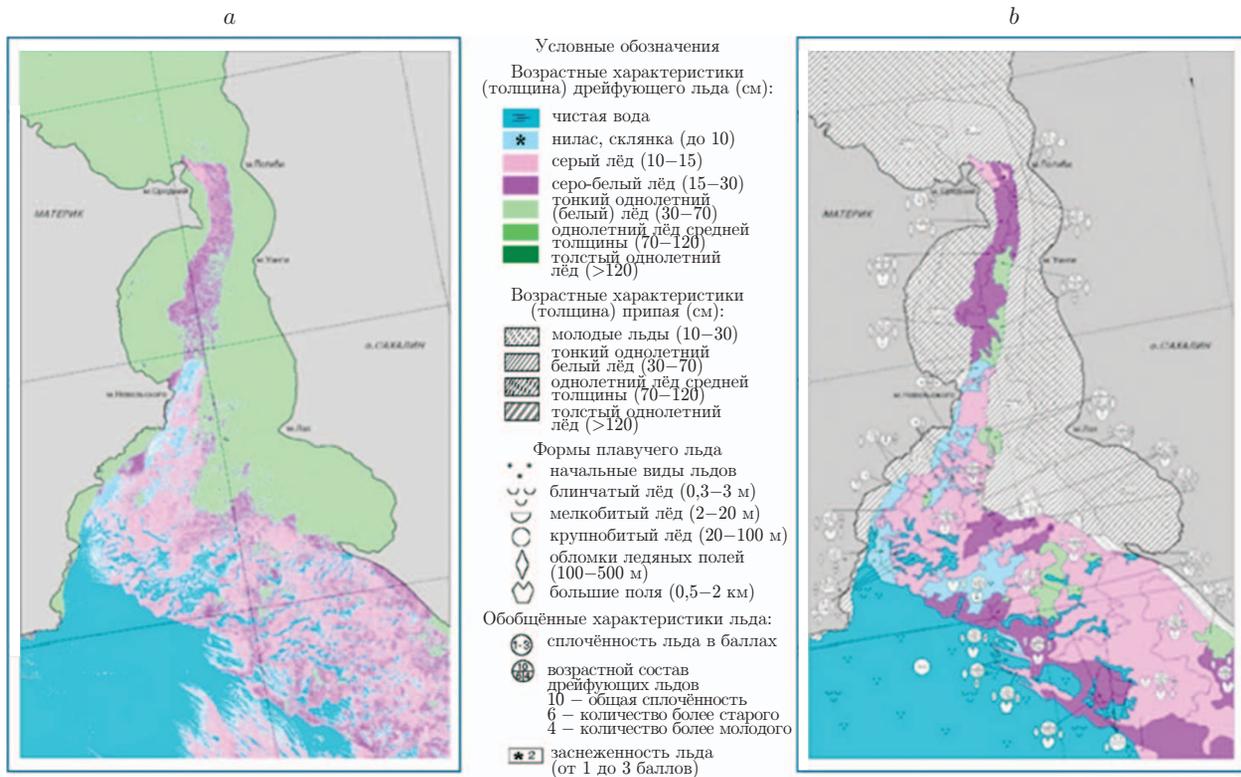


Рис. 3. Классификация морского льда в Татарском проливе: *a* — результат автоматизированного распознавания льда, *b* — карта ледовой обстановки

работе определение смещений эталонов производится на основе вычисления максимума коэффициента взаимной корреляции в пространственной области в соответствии с формулой (4). При этом эталон может подвергаться преобразованию, состоящему из масштабирования, поворота и переноса. Реализован соответствующий алгоритм и приведены результаты вычислительных экспериментов на изображениях, полученных с космического аппарата METEOSAT-8 [16]. Эти результаты свидетельствуют как о необходимости учёта масштабирования и поворота эталона, так и о приемлемом времени вычислений. Решение задачи состоит из следующих основных шагов: 1) поиск на текущем изображении квадратных объектов-эталонов, основанный на достижении максимума контраста либо максимума энтропии; 2) поиск позиций найденных эталонов на последующем изображении, основанный на достижении максимального значения коэффициента взаимной корреляции; 3) построение векторных полей пространственных перемещений объектов в соответствии с найденными позициями.

**Заключение.** Многолетний успешный опыт использования описанного выше программного комплекса обработки спутниковых данных в различных прикладных задачах ДЗЗ подтверждает высокую эффективность реализованных в комплексе алгоритмов обработки данных ДЗЗ. Новизну исследований подчёркивает тот факт, что ряд алгоритмов и программных модулей уникальны, их нет ни в одном из существующих коммерческих пакетов программ обработки изображений (типа ERDAS). Например, был предложен оригинальный метод и соответствующий алгоритм выделения аномальных (в частности, линейных и кольцевых) структур на космических изображениях с использованием непараметрического статистического подхода, а также новые, более эффективные, непараметрические статистические тесты для решения задачи выделения аномальных структур на космических изображениях.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Шовенгердт Р. А.** Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. М.: Техносфера, 2010. Ч. 1. 560 с.
2. **Асмус В. В.** Программно-аппаратный комплекс обработки спутниковых данных и его применение для задач гидрометеорологии и мониторинга природной среды: Дисс. в виде науч. докл. ... д-ра физ.-мат. наук. М., 2002. 75 с.
3. **Кровотынцев В. А., Тренина И. С., Волгутов Р. В. и др.** Информационная продукция спутникового мониторинга полярных акваторий Земли и замерзающих морей России // Метеоспектр. 2014. № 2. С. 89–98.
4. **Борзов С. М., Потатуркин А. О., Потатуркин О. И., Федотов А. М.** Исследование эффективности классификации гиперспектральных спутниковых изображений природных и антропогенных территорий // Автометрия. 2016. **52**, № 1. С. 3–14.
5. **Борзов С. М., Потатуркин О. И.** Исследование эффективности спектрально-пространственной классификации данных гиперспектральных наблюдений // Автометрия. 2017. **53**, № 1. С. 32–42.
6. **Салов Г. И.** О мощностях непараметрических критериев для обнаружения протяженных объектов на случайном фоне // Автометрия. 1997. № 3. С. 60–75.
7. **Салов Г. И.** Новый статистический критерий для задач с двумя и тремя выборками, более мощный, чем критерии Вилкоксона и Уитни // Автометрия. 2011. **47**, № 4. С. 58–70.
8. **Asmus V. V., Buchnev A. A., Pyatkin V. P., Salov G. I.** Software system for satellite Data Processing of applied tasks in remote sensing of the Earth // Pattern Recogn. and Image Analys. 2009. **19**, N 3. P. 69–74.
9. **Асмус В. В., Бучнев А. А., Пяткин В. П.** Контролируемая классификация данных дистанционного зондирования Земли // Автометрия. 2008. **44**, № 4. С. 60–67.
10. **Асмус В. В., Бучнев А. А., Пяткин В. П.** Кластерный анализ данных дистанционного зондирования Земли // Автометрия. 2010. **46**, № 2. С. 58–66.
11. **Kruse F. A., Lefkoff A. B., Boardman J. W. et al.** The spectral image processing system (SIPS) — interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data // Remote Sensing of Environment. 1993. **44**, Is. 2–3. P. 145–163.
12. **Jain A. K.** Data clustering: 50 years beyond K-means // Pattern Recogn. Lett. 2010. **31**. P. 651–666.
13. **Bezdek J. C., Ehrlich R., Full W.** FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm // Comput. & Geosci. 1984. **10**, N 2. P. 191–203.
14. **Bernd J.** Digital Image Processing. Berlin — Heidelberg: Springer-Verlag, 2005. 607 p.
15. **Гонсалес Р., Вудс Р.** Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2005. 1072 с.
16. **Бучнев А. А., Пяткин В. П.** Мониторинг облачных образований по данным геостационарных спутников Земли // Автометрия. 2009. **45**, № 5. С. 40–47.

*Поступила в редакцию 30 ноября 2017 г.*