

УДК 621.3

Измерение облачности на снимках, полученных со спутника SPOT-4

**Е.А.Мальцев, Э.Е. Сиротин,
Д.А. Перфильев*, Г.М. Цибульский**
*Институт Космических и информационных технологий
Сибирский федеральный университет
Россия 660074, Красноярск, ул. Ак. Киренского, 26, Г.4-01¹*

Received 10.04.2010, received in revised form 17.05.2011, accepted 10.05.2012

В статье предлагаются правила сегментации облачности для космоснимков, полученных со спутника SPOT-4, которые позволяют уменьшить значение ошибки сегментации до 10 %, и способ измерения облачности, основанный на методе квадрантов и триангуляции Делоне.

Ключевые слова: космоснимки, металлографические изображения, сегментация изображений, измерение облачности, метод квадрантов, триангуляция Делоне.

Введение

В ряде современных исследований в области анализа изображений все чаще ставится задача выделения и описания более сложных конструкций, чем описание свойств отдельного объекта изображения. В работах [1-3] приводятся результаты исследований в металлографии, в которых отмечается, что в большей мере свойства металлов и сплавов определяются разновидностью взаимного расположения различных металлографических объектов. Аналогичные задачи решают и при исследовании объектов, отображенных на космоснимках. Однако основной причиной, препятствующей исследованию объектов на космоснимках, является облачность, частично или полностью скрывающая интересующие объекты. Возможность предварительного ранжирования или отбора изображений относительно преобладания и расположения облачности на изображении должна позволить значительно сократить время поиска подходящих снимков для решения прикладных задач.

Задачи измерения скопления облачности на космоснимках и скопления металлографических объектов могут быть решены с применением одного математического аппарата. В [4, 5] предлагается вычислять значение геометрической концентрации объектов, расположенных на одной плоскости $c_i(t_i)$, используя соотношение:

$$c_i(t^i) = \Delta NS_i / NS_i, \quad (1)$$

* Corresponding author E-mail address: Perfiljev77775@rambler.ru

¹ © Siberian Federal University. All rights reserved

где t^i – цель анализа (класс объектов); ΔNS_i – площадь треугольной области, образованной тремя геометрическими центрами областей, представляющих целевые объекты, находящихся на минимальном евклидовом расстоянии друг от друга; NS_i – сумма площадей областей (объектов), представляющих вершины треугольной области.

Концепция выделения геометрической концентрации и плотности объектов основывается на использовании диаграммы Б.Н. Делоне [6].

Аналогично можно вычислять значение геометрической плотности объектов, расположенных в объеме $\rho_i(t_i)$, используя соотношение

$$\rho_i(t^i) = \Delta V_i / V_i, \quad (2)$$

где t^i – цель анализа (класс объектов); ΔV_i – объем тетраэдра, образованного четырьмя геометрическими центрами объектов изображения, находящихся на минимальном евклидовом расстоянии друг от друга; V_i – сумма объемов объектов, представляющих вершины тетраэдра.

На текущий момент в СФУ создано ядро региональной системы дистанционного зондирования Земли (СДЗЗ). Основным источником данных для системы – «изображения», получаемые со спутника SPOT-4. Целью системы является предоставление актуальной информации об объектах территории Красноярского края для решения задач различных групп пользователей, в том числе региональных органов власти. В составе СДЗЗ создан модуль «Обработка изображений», выполняющий расчёт процентного содержания объектов на сегментированном изображении и измерение геометрической концентрации скопления объектов с возможностью дальнейшей фильтрации изображений, хранящихся в базе данных спутниковых снимков по данным признакам.

Сегментация

Точность измерения объектов и их скопления на изображении существенно зависит от результатов сегментации [7, 8]. К настоящему времени разработаны алгоритмы, позволяющие сегментировать облачность и выполнить расчет покрытия космоснимка. Наиболее известными алгоритмами, ориентированными на исследование и анализ облачного покрова, являются:

- 1) алгоритм ATBD-MOD06, разработанный и свободно распространяемый NASA [9];
- 2) алгоритм распознавания облаков Р. Саундерса [10];
- 3) алгоритм идентификации облачности для сканера AVHRR (ИКИ РАН) [11];
- 4) алгоритм оценки параметров облачного покрова (НИЦ «Планета» [12];
- 5) алгоритм оценки процента облачного покрытия сцены в системе СДМЗ АПК (ИКИ РАН) [13].

Наибольшую точность распознавания облачного покрова имеет алгоритм ATBD-MOD06. Точность распознавания пикселей, представляющих элементы облаков в алгоритме ATBD-MOD06, составляет 98-99 [9]. Помимо распознавания пикселей, представляющих облака, данный алгоритм позволяет оценить тип облачности, плотность облачного покрова, распознать области покрытия снегом и льдом и выделить границы водных источников. При сегментации облачности в алгоритме ATBD-MOD06 задействуются данные 22 спектральных диапазонов совместно с метаданными, такими как азимутальный и вертикальный углы положения солнца,

величина солнечной радиации, калибровочные коэффициенты, коэффициенты усиления и отклонения спектрометрических каналов и т. п.

Алгоритмы [10-12] являются аналогами ATBD-MOD06. Однако они реализуют более простые физические модели отражения от поверхности и используют меньшее количество спектральных диапазонов (от пяти до двух). При этом точность измерений остается на уровне 90 .

Несмотря на высокую точность работы алгоритмов [9-12], применение их для сегментации облачности на снимках, полученных со SPOT-4, не представляется возможным, поскольку сканер SPOT-4 не позволяет получить необходимое количество спектральных диапазонов [14]. Из приведенного выше списка только алгоритм СДМЗ АПК (ИКИ РАН) был разработан для сегментации облачности на снимках, получаемых со SPOT-4.

Данные, поступающие на вход алгоритма СДМЗ АПК (ИКИ РАН), включают в себя следующее:

1. Изображения сцен, полученные со спутника в пределах зоны видимости станции приема спутниковой информации, в четырех спектральных диапазонах (зеленый 0,5 – 0,59 мкм, красный 0,61 – 0,68 мкм, ближний инфракрасный 0,78 – 0,89 мкм и средний инфракрасный 1,58 – 1,75 мкм). Изображения сцен хранятся в файлах формата GeoTIFF.

Ниже в качестве примера на рис. 1 представлены изображения одной сцены, полученной в четырех диапазонах с SPOT-4.

2. Помимо изображений алгоритм обрабатывает метаданные в формате xml, связанные с каждой сценой, в которых содержится дополнительная информация о сцене, параметрах съемки времени, месте и т.п.

В процессе анализа для каждого пикселя изображения в каждом спектральном диапазоне вычисляется коэффициент отражения от поверхности по формуле

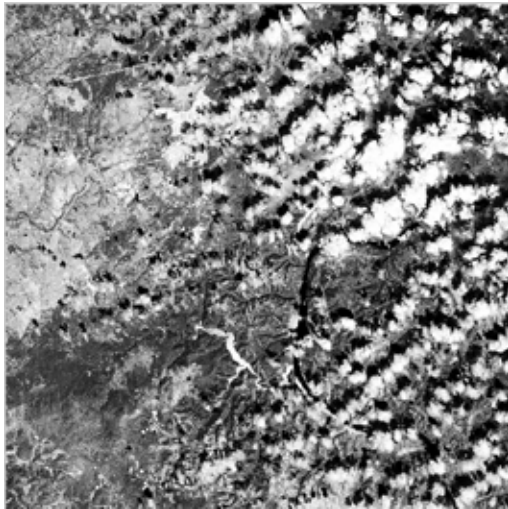
$$R = \frac{(I / gain - bias) * \pi}{irradiance * \sin(\alpha)}, \quad (3)$$

где значения *gain*, *bias*, *irradiance* и α берут из соответствующих полей файла метаданных сцены.

По рассчитанным значениям *R* производят построение маски облачного покрытия сцены пороговым методом. Для этого выделяют пиксели, у которых значение *R* превышает пороговое значение 0,4 в любом из четырех спектральных каналов. Эти пиксели помечают как облачность, так как предполагается, что облачные пиксели имеют высокое значение коэффициента отражения от поверхности в четырех спектральных диапазонах.

Однако в результатах сегментации облачного покрова, проводимой с помощью алгоритма ИКИ РАН, обычно присутствуют ошибки. На рис. 2 отмечены области, ошибочно показанные как облачность в результате сегментации сцены, представленной на рис. 1.

К сожалению, точность сегментации облачного покрова для алгоритма ИКИ РАН не превышает 80 – 85 . Анализ десятков сегментированных снимков, проведенных сотрудниками лаборатории ИКИТ СФУ, показал, что основной причиной ошибки при сегментации является наличие на изображении объектов с высокой отражающей способностью. Например, такие объекты, как ледники, водоемы, также имеют близкую отражающую способность в применяемых



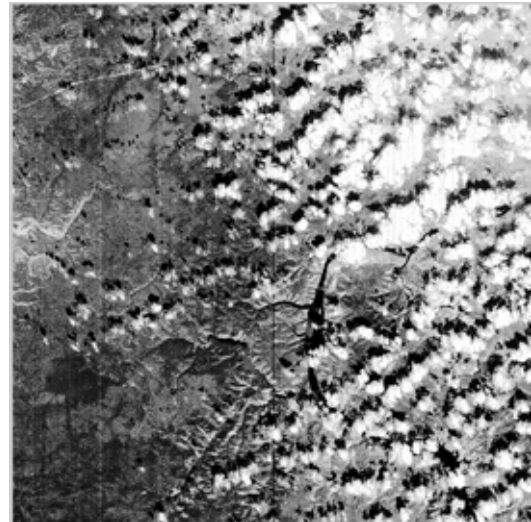
а) зеленый диапазон, канал 1



б) красный диапазон, канал 2



в) ближний ИК диапазон, канал 3



г) средний ИК диапазон, канал 4

Рис. 1. Пример мультиспектрального изображения сцены, полученной со SPOT-4

спектральных каналах SPOT-4. Кроме этого, облачные пиксели имеют высокую отражающую способность одновременно в каналах 1, 2 и 4, но значения этой отражающей способности в этих каналах различны. В каналах 1, 2 нижняя граница отражающей способности начинается со значения 0,4, а в канале 4 – со значения 0,6.

Для исправления ошибки сегментации облачного покрова в алгоритм ИКИ РАН были внесены изменения. На изображении выделялись пиксели, которые имеют отражающую способность выше 0,4 в каналах 1 и 2 одновременно и превышают значение 0,6 в канале 4. На основе помеченных пикселей формировалась маска облачности в виде бинарного изображения размером с исходное, где 1 означает, что данный пиксель на изображении представляет облачность, а 0 – что данный пиксель свободен от облачности (рис. 3).



Рис. 2. Маска облачности, сегментированная с помощью алгоритма ИКИ РАН. Выделены области, ошибочно представляющие облачность на рис. 1

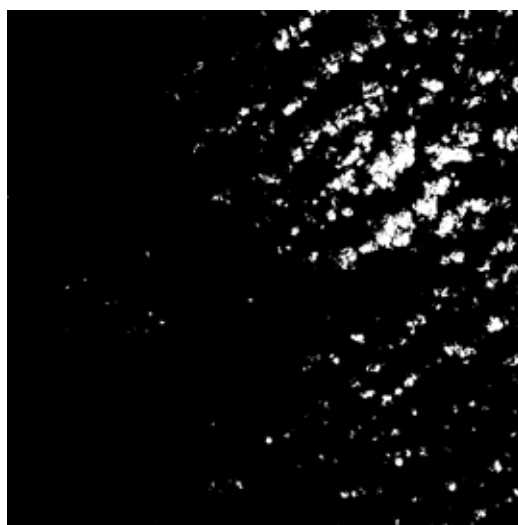


Рис. 3. Маска облачности изображения на рис. 1, полученная модернизированным алгоритмом

Измерение облачности

Обычно для оценки облачности применяют следующее соотношение:

$$P = \frac{S_1}{S} 100\%,$$

где P – процент покрытия снимка облаками; S_1 – количество пикселей бинарного изображения со значением 1; S – общее количество пикселей бинарного изображения.

Аналогично оценивается присутствие металлографических объектов (эвтектики) на сегментированных микроструктурных изображениях (рис. 4 поз. а) и б).

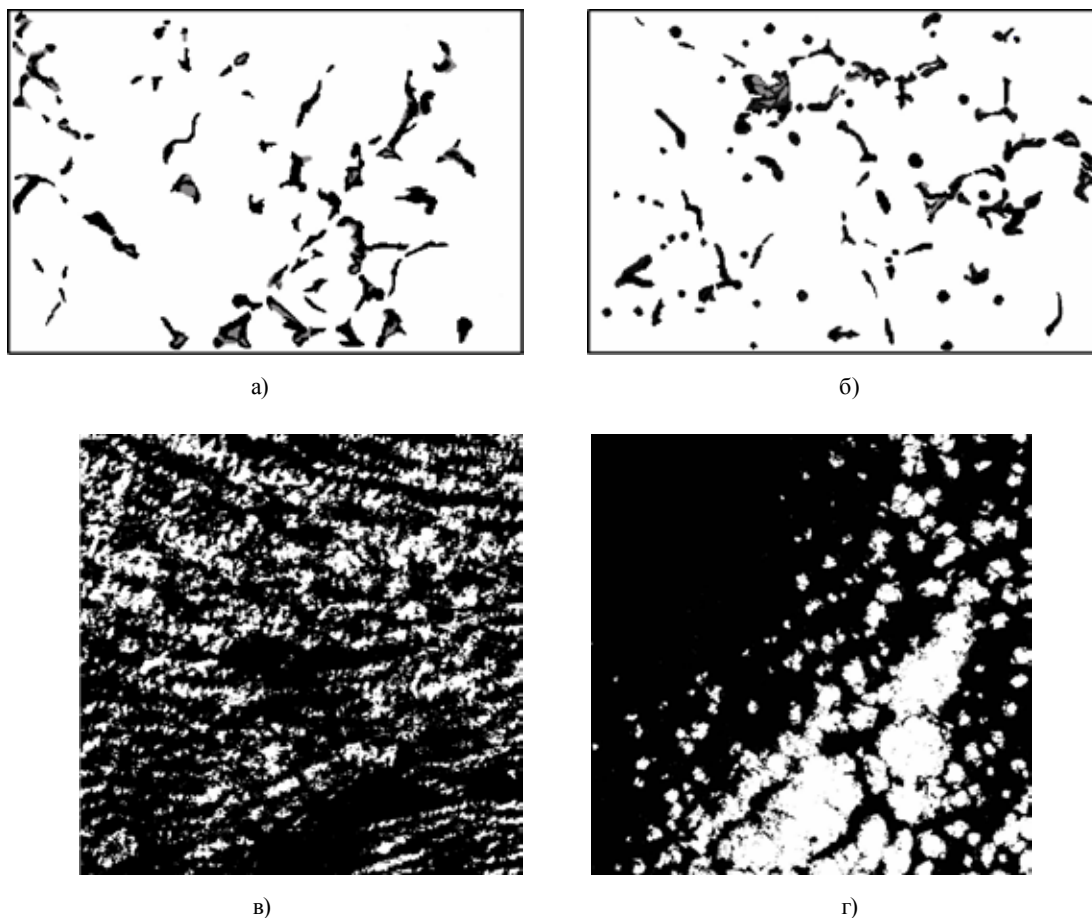


Рис. 4. Сегментированные изображения: 1) поз. а) и б) эвтектика (CuAl_2); 2) поз. в) и г) облачность

Для изображений, представленных на рис. 4, процент (балл – для микроструктурных изображений) содержания сегментированных объектов практически одинаковый. Однако очевидно, что в правой нижней части снимка шлифа поз. а) при дальнейших испытаниях вероятно возникновение дефекта, так как эвтектика расположена в этой части изображения неравномерно. Аналогично, для представленных на рис. 4 в поз. в) и г) космоснимков расположение облачного покрова имеет существенное отличие, хотя процент пикселей, представляющих облачность, примерно одинаковый (для изображения рис. 4, поз. в) составляет 26, а для изображения в поз. г) – 25).

Следует отметить, что, например, для мониторинга сельскохозяйственных территорий используют изображения с процентом покрытия снимка облачностью не более 5-10. Однако, как видно из рис. 4. поз. г), изображения даже с повышенным процентом облачности могут быть пригодны для дальнейшей обработки из-за локального расположения на снимке.

Для описания расположения объектов применяют широко известный метод квадрантов [16-17]. В этом случае процентное содержание пикселей, представляющих облачность, на изображении, определяется по четвертям дерева квадрантов, как это показано в качестве примера на рис. 5.

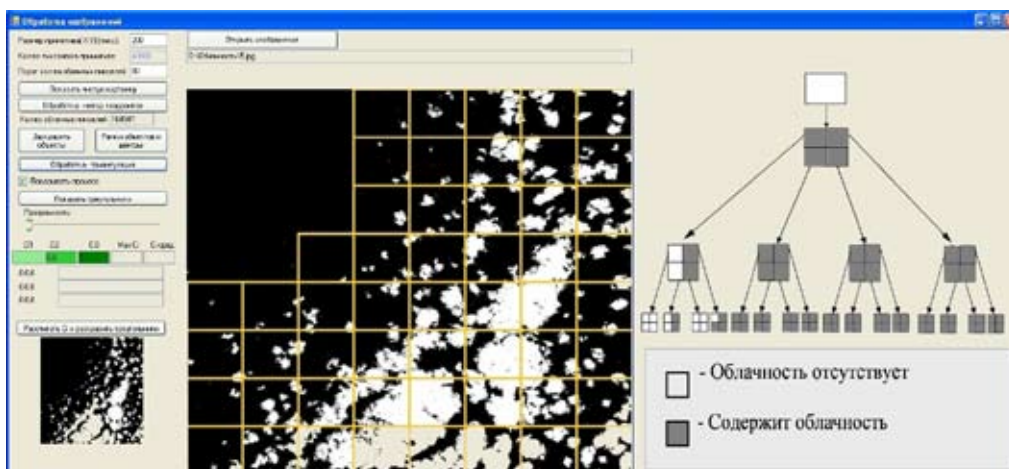


Рис. 5. Применение метода квадрантов для определения месторасположения процентного содержания облачности на изображении

Анализ результирующего дерева позволяет выделить части изображения (массива), где процент облачности относительно высокий или облачность вовсе отсутствует. Детализация изображения обычно ограничивается задачей исследования объектов и требуемой пользователем точностью к результатам решения. В нашем случае уровень детализации дерева квадрантов достаточно ограничить областью, обладающей признаками односвязности. На рис. 5 выделен контур результирующей области, заполненной целевыми объектами.

Далее для оценки геометрической концентрации интересующих объектов предварительно выполняется построение триангуляции Делоне. Измерение элементов триангуляции с помощью (1) позволяет выделить области изображения, где наблюдается высокая, средняя или низкая геометрическая концентрация объектов [4, 5].

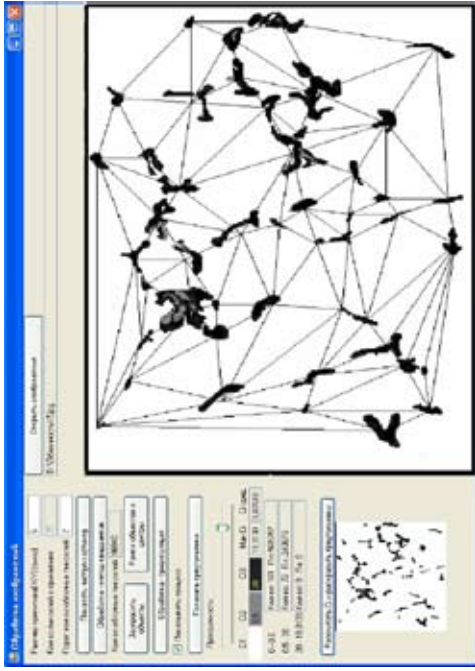
В качестве примера на рис. 6 показана плоская триангуляция (слева) и области, представляющие рассчитанную по формуле (1) геометрическую концентрацию эвтектики на микроструктурном изображении деформируемого алюминиевого сплава (см. рис. 4 поз. б)) и облачности на снимке, изображенном на рис. 5.

Области относительно высокой геометрической концентрации выделены на рис. 6 более темным тоном. Средним тоном изображена фоновая концентрация.

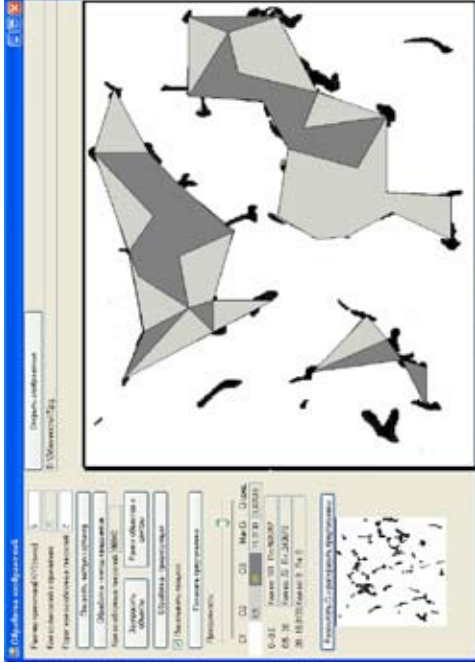
В качестве фоновой концентрации для конкретной марки сплава используется значение концентрации, удовлетворяющее требованиям качественного сплава. Фоновое значение для оценки концентрации облачности устанавливается с учетом процентного содержания облачности сцены.

Описание свойств областей, в виде картины геометрической концентрации объектов, выполняется аналогично описанию отдельной области изображения [5, 18]. Так, эти области можно интерпретировать моделями:

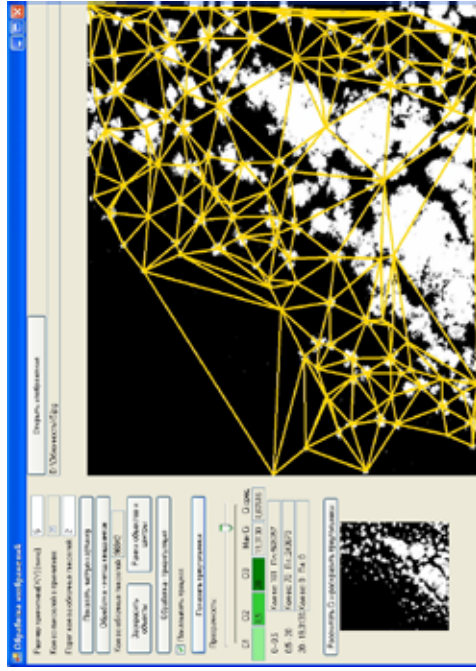
1. Модель k_{01} – вырожденная область концентрации объектов, представляет собой область, состоящую из единственного треугольника триангуляционной диаграммы изображения. В этом случае все объекты области являются граничными.



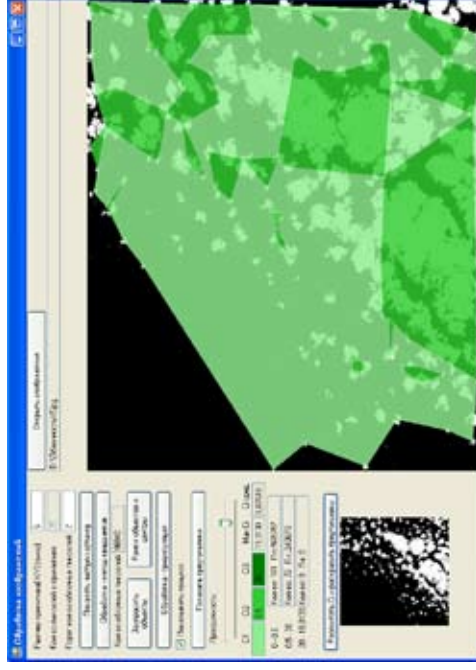
а)



б)



в)



г)

Рис. 6. Триангуляция поз. а) и в) и области концентрации эвгеттики и облачности поз. б) и г)

Модель k_{01} описывается выражением

$$k_{01} = \langle g_i, \{c_i\}^1 \cup \{c_4, c_5\}^2 \rangle, \quad (4)$$

где $\{c_i\}^1$ характеризует свойство треугольной области g_i относительно значения $\Delta c_i(t^i)$. Например, быть низкой или высокой концентрации объектов относительно фона. Отношения c_4^2 и c_5^2 характеризуют соседство треугольной области g_i и указывают, что все объекты области g_i имеют отношения смежности с объектами, относящимися к областям с более высоким c_4^2 или более низким c_5^2 значением концентрации.

2. Модель k_{10} – область концентрации объектов, состоящую из множества треугольников диаграммы Делоне, причем $|G^{ci}| > 1$. Граничные объекты, области имеют отношения соседства с областью иной концентрации и/или фоном.

Модель k_{10} представлена выражением

$$k_{10} = \langle G^{ci}, \{c_i\}^1 \cup \{c_1 - c_3\}^2 \rangle, \quad (5)$$

где G^{ci} – множество треугольников, составляющих область некоторой концентрации объектов, $\{c_i\}^1$ характеризует свойства области G^{ci} , а отношения $c_1^2 - c_3^2$ – варианты отношения соседства [5,18].

Состав моделей (4,5) позволяет классифицировать области геометрической концентрации объектов и тем самым существенно сократить время поиска подходящих изображений. Дополнительно измерение скопления объектов дает возможность решить ряд задач, продиктованных современными требованиями заказчиков. Это, прежде всего, следующие задачи:

1. Определение ориентации скопления класса объектов. Во множестве практических задач анализа изображения выделение ориентации объекта является относительно приоритетным. В частности, определение ориентации зерна на металлографических изображениях позволяет оценивать прочностные свойства материалов [1-3]. Еще одним ярким примером является анализ развития трещины или анализ динамики русла рек, распространения лесов, пожаров, эрозии почвы, спальных и промышленных районов населенных пунктов и т.д. В ряде современных систем анализа изображений для этой цели применяются метрические признаки (измерение максимальной и минимальной хорды области скопления), топологические (компактность и равноосность), функционально параметрические признаки [16, 17].

2. Определение взаимной ориентации или «разориентировки» различных классов объектов [19]. Эта задача продиктована теми же проблемами, что и задача определения ориентации скопления некоторого класса объектов на изображении. Ее особенность заключается в более широком подходе и требованиях к результатам анализа разориентировки классов объектов изображения. Для решения данной задачи используются программные средства, позволяющие определить относительный угол и коэффициент разориентации области скопления.

3. Описание формы и формы границы скопления объектов изображения [1-3, 18]. Эта задача также продиктована практическими исследованиями в области определения прочностных свойств различных материалов, формы геометрической концентрации и плотности объектов. В последнее время в работах, посвященных металлографическому анализу, отмечается, что свойства материалов определяются в большей степени не свойствами отдельного объекта, а свойствами, возникающими при их взаимодействии [1-3]. Поэтому задача компьютерного мо-

делирования изменения формы и формы границы скопления целевых объектов при испытаниях на сегодняшний день становится все актуальней.

Описание эксперимента

Эксперимент проводился в Институте космических и информационных технологий при ФГАОУ ВПО СФУ г. Красноярска. В эксперименте были задействованы:

- спутниковая станция УНИСКАН-36;
- канал передачи спутниковых данных с пропускной способностью более 1 Гбит;
- файловое хранилище ИКИТ объемом 70 Тб;
- суперкомпьютер (кластер-BladeCenter HS21 компании IBM с производительностью 16,8 TFlops).

Цель эксперимента состояла в сегментации и измерении облачности на изображениях, полученных со SPOT-4.

Первая часть эксперимента заключалась в проверке работоспособности модернизированного алгоритма СДМЗ АПК (ИКИ РАН) сегментации облачности на изображениях. Входными данными для эксперимента послужили космоснимки территории Красноярского края, полученные со SPOT-4. Алгоритм сегментации был реализован в среде MATLAB.

Работа модуля начиналась с сегментации. Данная операция позволяет перейти от иконического представления объектов изображения к описанию объектов в виде списка, каждый из которых предположительно характеризуется собственной моделью. Сегментация осуществляется на основе измененных порогов по признаку яркости элементов изображения. Хотя рабочее окно модуля предоставляло возможность осуществить корректировку порогов, изменений правила сегментации не потребовалось.

По окончании сегментации были отобраны сто снимков с облачным покрытием от 10 до 30. Из сцены изображений исключали области, площадь которых была меньше 5 пикселей. Также удаляли области, значительно выходящие за край сцены изображения.

В дальнейшем осуществляли построение дерева квадрантов и расчет процентного содержания сегментированных объектов по квадрантам и уровням детализации. На основе полученных результатов, оценивающих месторасположения скопления объектов, принимали решение о дальнейшей пригодности изображений для решения тех или иных задач оценки объектов подстилающей поверхности.

Вторая часть эксперимента заключалась в проверке работоспособности алгоритма построения триангуляции Делоне и алгоритма выделения областей различной геометрической концентрации облачности на сегментированных космоснимках.

Для визуальной оценки работы алгоритма был разработан несложный интерфейс модуля «Обработка изображений», состав которого можно увидеть на рис. 7.

Для инициализации построения диаграммы для пользователя в интерфейсе предусмотрена кнопка «Обработка – триангуляция Делоне», после этого системой выполнялось построение триангуляционной диаграммы изображения. Для построения триангуляции Делоне был применен пошаговый алгоритм с k - D -деревом поиска. Для проверки условия Делоне использовался способ «с заранее вычисленной окружностью». Программа была реализована на языке C# в среде Microsoft Visual Studio 10.

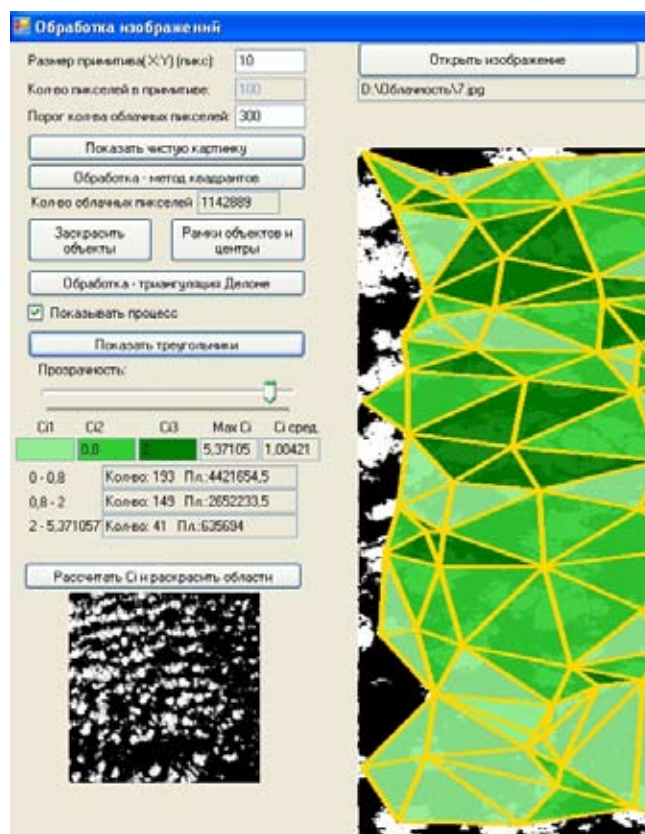


Рис. 7. Интерфейс модуля «Обработка изображений»

Описание расположения скопления объектов изображения начинается с выделения областей, представляющих концентрацию объектов. Данная операция позволяет перейти от триангуляционной диаграммы к изображению в виде множества треугольных областей, составляющих геометрическую концентрацию объектов, каждая из которых, возможно, характеризуется собственным значением признака концентрации и соседством.

Предварительно сто отобранных изображений были разделены на группы относительно процента присутствия облачности. Были сформированы три группы, где процент облачности составил от 10 до 15, от 16 до 20 и от 21 до 30. В каждую группу попало примерно одинаковое количество отобранных для эксперимента сегментированных изображений. Для каждой группы был определен собственный фоновый интервал значений. Для первой группы снимков с покрытием облачностью от 10 до 15 фоновый интервал ограничивался значениями от 0 до 0,5, для второй группы – 0 до 0,8, для третьей группы снимков с покрытием облачностью от 21 до 30 – от 0 до 0,85.

Для инициализации процесса «выделения скопления объектов» пользователю необходимо было нажать кнопку «рассчитать c_i и раскрасить области». При этом программой выполнялось вычисление значений признака концентрации сегментированных объектов диаграммы и их окрашивание. Далее в автоматическом режиме выполнялось выделение трех равных интервалов (для каждой группы изображений), в которые попадали области, представляющие концен-

трацию объектов. В ситуации, когда определенный фоновый интервал значений концентрации объектов оказывался недостаточно достоверным, с точки зрения пользователя, ему предлагалось самостоятельно изменить интервал значений фона.

Если изменение решающего правила в дальнейшем не позволяло добиться удовлетворительных результатов, то пользователю давали возможность задать дополнительные интервалы или изменить значения существующих интервалов. Обычно выполнялось сужение одного из интересующих их интервалов при сохранении их количества. Корректировка интервалов и их количества имела целью выявление возможных изменений формы и взаимного расположения областей концентрации объектов изображений. Результаты экспериментов по изменению значения решающего правила выделения областей концентрации объектов позволяют исследовать дальнейшие изменения свойств объектов в целом.

При выполнении любого из действий пользователей происходило оперативное изменение окраски диаграммы по новым значениям в режиме реального времени.

Обсуждение результатов

Изменения, внесенные в работу алгоритма ИКИ РАН для исправления ошибки сегментации облачного покрова с изображений, получаемых со SPOT-4, касающиеся установки новых порогов по каналам, позволили получить бинарную маску размером с исходное изображение. При этом полученные результаты показали, что ошибочное сегментирование ста случайно подобранных космоснимков Красноярского края для выделения облачности не превысило 10 в сравнении с показателем алгоритма ИКИ РАН, где ошибка при сегментировании составляла около 20.

Полученная 10-я ошибка обуславливается не только проблемой подбора правила сегментации, но и проблемой устранения аддитивных и импульсных шумов в тракте приема спутникового сигнала. И все же достигнутый на сегодня уровень ошибки 10 позволяет получать приемлемые результаты решения задач зондирования территорий Красноярского края.

Применение метода квадрантов позволило определить расположение облачности на космоснимках. Кроме этого, точно выделить распределение процентного соотношения облачности (или зашумленности) изображения по уровням дерева квадрантов. В конечном счете, это дало возможность значительно сократить количество изображений, ранее рассматриваемых как слишком зашумленные облачностью, для решения тех или иных задач пользователей. Так, из ста отобранных космоснимков с содержанием облачности от 10 до 30 непригодными были признаны 61. Причем было отмечено, что в пригодных снимках с повышением присутствия облачности относительно высокое процентное содержание облачности локализовалось в смежных квадрантах. Аналогично, но с другой целью, применение в анализе металлографических изображений метода квадрантов позволило акцентировать внимание на зонах относительно низкого или высокого балльного (процентного) содержания объектов или дефектов на изображениях.

Дальнейшее применение триангуляции Делоне и моделей (4,5) для описания скопления объектов на изображении помогло выделить области и описать форму областей относительно низкого, среднего и высокого содержания объектов. Такая информация полезна для при-

нения экспертных решений о состоянии целевых объектов и прогнозирования их динамики. Например, области геометрической концентрации металлографических объектов, имеющие вытянутые формы с изрезанными границами, характеризуются металловедами как зоны с избыточным энергетическим полем, обычно ведущим к образованию дефектов в микроструктуре сплавов.

По результатам анализа экспериментальных данных было отмечено следующее:

1. Области с относительно высокой геометрической концентрацией входят в состав относительно больших по площади областей с меньшим значением признака геометрической концентрации.

2. Области с повышенной геометрической концентрацией объектов имеют относительно более вытянутую форму с изрезанными границами, с меньшим значением признака геометрической концентрации – относительно более округлую с плавными границами.

В заключение важно отметить, что в настоящее время результаты анализа отдельного объекта становятся менее весомыми относительно результатов оценки относительной ориентации и разориентировки геометрической концентрации и геометрической плотности объектов изображения. По этой причине современное развитие программных средств анализа изображений ориентируется на исследования в области выделенных выше задач.

Измерение скопления объектов позволит автоматизировать решение аналогичного комплекса задач, решаемых сегодня в области метеорологии в части исследования динамики формы, направления движения облачности, изменения климатических условий территорий и в иных областях исследования, где форма скопления объектов играет существенную роль.

При поддержке гранта «Развитие регионального центра получения, архивации обработки и интерпретации данных дистанционного зондирования Земли» ФЦП от 15.06.2009г. ГКБ 02.740.11.0004.

Список литературы

- [1] *Конева, Н. А., Тришкина Л. И., Козлов Э. В.* // Современные вопросы физики и механики материалов. СПб.: СибГУ, 1997. С. 322–332.
- [2] *Эллиот, Р.* Управление эвтектическим затвердеванием: пер. с англ. М.: Metallurgia, 1987. 352 с.
- [3] *Чернявский, К. С.* // Заводская лаборатория. 1987. № 4. С. 43–49.
- [4] *Перфильев, Д. А., Цибульский Г. М.* // Вестник Сибирской аэрокосмической академии имени академика М. Ф. Решетнева. Красноярск, 2007. Вып. 6 (13). С. 30–32.
- [5] *Perfil'ev D. A. Maglinets Yu. A., Tsibul'skii G. M.* // International Journal "Pattern Recognition and Image Analysis. Advances in Mathematical Theory and Applications" Vol. 19 No. 2 2009, 334-341 pp.
- [6] *Препарата, Ф., Шеймос М.* Вычислительная геометрия: Введение: пер. с англ. М.: Мир, 1989. 478 с.
- [7] *Бакут, П. А., Колмогоров Г. С., Варновицкий И. Э.* // Зарубежная радиоэлектроника. 1987. № 10. С. 54–61.
- [8] *Борисенко, В. И., Златопольский А. А., Мучник И. Б.* // Автоматика и телемеханика. 1987. №7. С. 3–56.

- [9] *Steve Ackerman, Kathleen Strabala, Paul Menzel et.c.*, Discriminating clear-sky from cloud with modis. Algorithm theoretical basis document (Mod 35) /NASA/LaRC,Hampton,VAhttp://modistmos.gsfc.nasa.gov/_docs/atbd_mod06.pdf 2002.
- [10] *Saunders R. W., Kriebel K. T.* // International Journal of Remote Sensing. 1988. Vol. 9. PP. 123-150.
- [11] Алгоритм идентификации облачности для сканера AVHRR (ИКИ РАН).
- [12] Алгоритм оценки параметров облачного покрова (НИЦ «Планета).
- [13] Алгоритм оценки процента облачного покрытия сцены в системе СДМЗ АПК (ИКИ РАН).
- [14] Основные технические характеристики спутника SPOT-4 <http://www.spot5.ru/spot4.html>
- [15] *Павлидис, Т.* // ТИИЭР. 1979. № 5. С. 39–49.
- [16] *Денисов, Д. А.* Компьютерные методы анализа видеоинформации: монография. Красноярск: Краснояр. гос. техн. ун-т. 1993. 192 с.
- [17] *Прэтт, У.* Цифровая обработка изображений: в 2 т. М.: Мир, 1982. 790 с.
- [18] *Перфильев, Д. А.* // Вестник Сибирской аэрокосмической академии имени академика М. Ф. Решетнева. Красноярск, 2006. Вып. 10. С. 76–78.
- [19] *Перфильев, Д. А., Дурнев П. В., Токмин А. М.* // Заводская лаборатория. Диагностика материалов. 2010. Т. 76. № 1. С. 37-40.

The Cloud Cover Measurement of the SPOT-4 Satellite Images

**Eugene A. Maltsev, Edward E. Sirotnin
Dmitrii A. Perfil'ev and Gennadii M. Tsibul'skii**
*Institute of Space and Information Technology (ISIT),
Siberian Federal University, Krasnoyarsk
26 Kirenskogo st., Krasnoyarsk, 660074 Russia*

Rules of segmentation of cloud cover for SPOT-4 satellite images and method of a cloud coverage measurement based on Quadrants Method and Delone Triangulation are described in this article. This rules and method allow reducing an error of segmentation to 10%.

Keywords: satellite images, metallographic images, segmentation of image, cloud cover, Quadrants Method, Delone Triangulation.
