

Рис. 2. Результат градулометрического анализа писчей бумаги

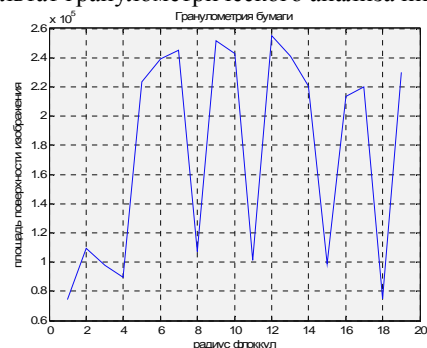


Рис. 3. Результат градулометрического анализа оберточной бумаги

Результатом градулометрического анализа изображений просвета трёх различных сортов бумаги являются графики, наглядно отображающие распределение элементов изображения в соответствии с их радиусом и интенсивностью. Полученные данные показывают, что наиболее однородным из всех образцов является образец бумаги для офисной техники, в то время как образец оберточной бумаги имеет ярко выраженную флокуляцию.

Метод градулометрии эффективен и наглядно отображает параметры качества бумажного полотна, а значит может успешно применяться для оценки однородности структуры бумажного полотна.

Литература

1. Бутенков С.А. Математические модели процессов на фрактальных структурах с заданными свойствами на основе методов градуляции // Известия вузов: ЮФУ. Технические науки. – Тематический выпуск. 2011, С.199-209.
2. Конкина Е.О., Семенов А.Д. Применение градулометрии в оценке неравномерности бумаги./ Проблемы автоматизации и управления в технических системах: Сборник статей Международной научно-технической конференции 19-21 мая 2015 г., Пенза – Изд-во ПГУ, 2015.



Д.А. Корячко

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЛАЧНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ПАНХРОМАТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПРОЦЕДУРЫ ОБУЧЕНИЯ

(Рязанский государственный радиотехнический университет)

Введение

В системах дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) облачности отводится двойная роль. Так, в гидрометеорологии облачные образования, наблюдаемые на спутниковых снимках являются объектом изучения при определении погоды и климата планеты. Что касается систем ДЗЗ, предназначенных для картографирования земной поверхности, то для них облака являются мешающим фактором, поскольку закрывают наблюдаемую территорию, а участки, попадающие в тень от облаков, отображаются на изображениях с пониженной яркостью. Всё это затрудняет выполнение тематической обработки и оперативного дешифрирования материалов съемки.

Задача выделения облачности возникает на этапе предварительной обработки спутниковых изображений с целью:

- оценки качества видеоматериалов по критерию отношения площади открытой облачностью к площади снимка;
- исключения участков снимка, содержащих облаками, при радиометрической коррекции, классификации объектов, построении ортопланов по множеству разновременных изображений и др.

В случае, если выполняется спектральная или гиперспектральная съемка, процедура распознавания и выделения облачности на многоканальных снимках упрощается за счет использования колориметрических или спектральных характеристик наблюдаемых объектов [1]. При панхроматической (одноканальной) съемке подобные методы неприменимы и распознавать облачные образования приходится на основе яркостных критериев. Поскольку известные алгоритмы пороговой сегментации не всегда позволяют получить хорошие результаты, то актуальными становятся исследования, направленные на достижение высокой скорости и надежности процедуры выделения облачности.

В настоящей работе предлагается комплексное решение задачи предварительной обработки панхроматических изображений, связанное не только с эффективной сегментацией облачных объектов, но и затенённых участков снимка.

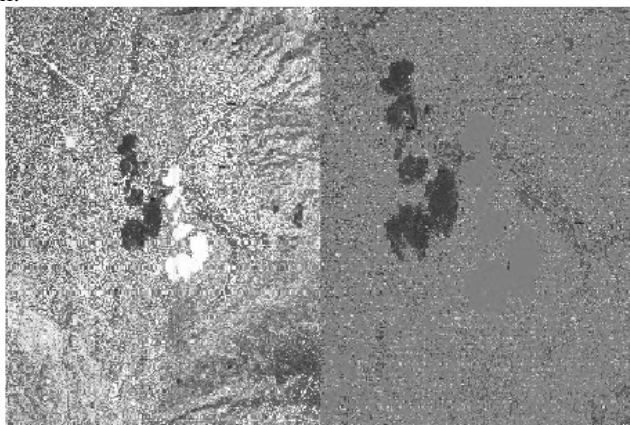
Алгоритмы сегментации облачности

Алгоритм выделения облачных объектов на изображении $B = \{i_{mn}\}$, $m = \overline{1, M}$, $n = \overline{1, N}$, где i_{mn} – яркость пикселя с координатами (m, n) , $i_{mn} \in [0, i_{max}]$, сводится к разделению его на два класса объектов B_1 и B_2 , так, что



$$V = V_1 \cup V_2, \quad V_1 \cap V_2 = \emptyset.$$

Класс V_1 состоит всего из одного объекта, включающего пиксели i_{mn} , которые не принадлежат облачности. К классу V_2 относятся фрагменты снимка $V_{2i}, V_2 = \{V_{2i}\}, i=1,2,\dots$, с изображениями облачных образований. Поскольку облачные образования на снимке выглядят более ярко (рис. 1), то выполним их сегментацию с использованием порогового критерия: пиксель i_{mn} принадлежит облачному объекту, если $i_{mn} \geq i_0$, иначе $i_{mn} \in V_1$, где i_0 – пороговое значение яркости пикселей.



а б

Рис. 1. Изображение земной поверхности с облачными образованиями. (а) – до обработки, (б) – после обработки пороговым алгоритмом (облачность подсвечена синим цветом)

Пороговое значение i_0 определим с использованием метода максимизации межклассовой дисперсии [2], в соответствии с которым

$$i_0 = \max_{i_0} \sigma_B^2(i), \quad i_0 = 0, i_{\max}.$$

Значение межклассовой дисперсии $\sigma_B^2(i)$ для кода яркости i определяется выражением

$$\sigma_B^2(i) = \frac{[\bar{i}p(i) - \bar{i}_1]^2}{p(i)[1 - p(i)]},$$

где $\bar{i} = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N i_{mn}$; \bar{i}_1 – средняя яркость пикселей, для которых $i_{mn} > i$; $p(i)$ – вероятность того, что для случайного пикселя изображения $i_{mn} < i$,



$p(i) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{b-1} h(i)$, где $h(i)$ – количество пикселей изображения, для которых $i_{mn} = i$.

Для исследования порогового алгоритма сегментации облачности были использованы 4-е снимка земной поверхности от КА «Ресурс-ДК». Первый сюжет, приведенный на рис. 1, характеризуется наличием яркой и темной подстилающей поверхности и небольшим количеством облачных объектов V_{2i} , значительно отличающихся по яркости от яркой подстилающей поверхности. На остальных изображениях присутствует подстилающая поверхность широкого яркостного диапазона и облачные образования различной яркости.

Поскольку на снимке человек без труда распознаёт облачные объекты, то качество работы алгоритмов сегментации будем сравнивать с ручным вариантом выделения облачности.

Обозначим через $V_2^* = \{V_{2i}^*\}, i=1, I^*$ множество выделенных вручную фрагментов снимка, содержащих изображения облачных объектов. Множеством $V_2^{\Pi} = \{V_{2i}^{\Pi}\}, i=1, I^{\Pi}$ опишем облачные объекты, выделенные с помощью порогового алгоритма сегментации. Количество объектов, ложно отнесённых к облачности, обозначим переменной $I_0^{\Pi}, I_0^{\Pi} < I^{\Pi}$, а переменной I_{Π}^{Π} – обозначим число нераспознанных облачных образований, $I_{\Pi}^{\Pi} < I^*$. Общую площадь снимка, занимаемую объектами множества V_2^* обозначим через S^* , а площадь, занимаемую объектами множества V_2^{Π} обозначим через S^{Π} .

Тогда эффективность алгоритма сегментации можно оценить по следующим показателям:

- проценту ложно пропущенных облачных образований, $\rho_{\Pi} = \frac{I_{\Pi}^{\Pi}}{I^*} \cdot 100\%$
- проценту ложно обнаруженных облачных объектов, $\rho_{\Pi} = \frac{I_0^{\Pi}}{I^*} \cdot 100\%$;
- проценту общей площади выделенных облаков по отношению к истинному значению, $S = \frac{S^{\Pi}}{S^*} \cdot 100\%$.

В таблицах 1 и 2 приведены значения критериев качества сегментации для 4-х тестовых изображений. Как следует из таблиц, для порогового алгоритма доля ложно обнаруженных облачных объектов составляет значительную величину на каждом из снимков. К основным причинам такого явления относятся:

- неточное определение порога из-за размытости пика функции межклассовой дисперсии $\sigma_B^2(i)$;
- присутствия различных типов облачности, т.е. наличия нескольких классов облачных объектов;
- отнесения к облачности небольших объектов земной поверхности, например, крыш домов и других инженерных сооружений.



Таблица. 1. Показатели эффективности алгоритмов сегментации по количеству выделенных областей

Номер снимка	Пороговый алгоритм		Алгоритм k-средних		Алгоритм k-средних с обучением	
	$\rho_{п}, \%$	$\rho_{л}, \%$	$\rho_{п}, \%$	$\rho_{л}, \%$	$\rho_{п}, \%$	$\rho_{л}, \%$
1	80.0	1400.0	60.0	720.0	40.0	40.0
2	8.4	16.7	8.3	8.3	4.2	8.4
3	100.0	2900.0	33.3	700.0	33.3	66.7
4	50.0	650.0	50.0	500.0	0.0	0.0

Таблица. 2. Показатели эффективности алгоритмов сегментации по критерию общей площади выделенной облачности

Номер снимка	Пороговый алгоритм	Алгоритм k-средних	Алгоритм k-средних с обучением
	S, %	S, %	S, %
1	529.38	399.57	110.26
2	42.95	53.56	84.05
3	110.68	80.20	91.08
4	84.77	69.08	119.17

Для устранения перечисленных недостатков будем:

- во-первых, использовать метод k-средних для выделения нескольких классов облачности;
- во-вторых, выполним фильтрацию полученных результатов сегментации по геометрическим размерам для исключения мелких объектов, не характерных для облачности.

В соответствии с методом k-средних, выделим на изображении три класса объектов: O_1 – не облачность, O_2 – вероятно, не облачность и O_3 – облачность. Каждый из классов включает в себя I_k объектов соответствующего типа, $O_k = \{O_{ki}\}, i = \overline{1, I_k}, k = \overline{1, 3}$. Для отнесения пикселя i_{mn} к объекту k-го класса будем использовать функционал,

$$k = \arg \min_k |i_{mn} - \bar{i}_k|, k = \overline{1, 3}, (1)$$

где \bar{i}_k – средняя яркость пикселей k-го класса объектов.

Зададим начальные значения $\bar{i}_k, \bar{i}_1 = 0, \bar{i}_2 = 0.5i_{\max}, \bar{i}_3 = i_{\max}$ и выполним кластеризацию изображения В с использованием функционала (1). Затем определим новые значения средних яркостей \bar{i}_k^* ,



$$\bar{i}_k^* = \frac{1}{Q_k} \sum_{i_{mn} \in B_{ki}} i_{mn},$$

где Q_k – количество пикселей, отнесенных к k-му классу объектов, и найдём максимальное изменение параметров кластеров $\Delta, \Delta = \max_k |\bar{i}_k^* - \bar{i}_k|$. Если $\Delta \geq \Delta_0$,

где Δ_0 – пороговое значение, то обновим параметры $\bar{i}_k = \bar{i}_k^*, k = \overline{1, 3}$ и вновь выполним кластеризацию изображения В.

После окончания итерационного процесса облачные объекты представим классом $O_3, B_2 = O_3$, а остальные объекты отнесём к классу $B_1, B_1 = O_1 \cup O_2$. Для завершения процедуры сегментации отбросим все облачные объекты площадью меньше порогового значения S_0 , а остальные объекты векторизуем.

По показателям качества, представленным в таблицах 1 и 2, видно, что метод k-средних более эффективен по сравнению с пороговым алгоритмом выделения облачности. Однако он обладает крайне низким быстродействием и при обработке изображений высокого пространственного разрешения временные затраты становятся недопустимо велики. Кроме того, как показали эксперименты, качество сегментации во многом зависит от успешного задания начальных параметров \bar{i}_k . Поэтому предлагается:

- во-первых, для сокращения временных затрат и более точных настроек алгоритма использовать процедуру обучения;
- во-вторых, учитывать статистические характеристики облачных объектов для их более надёжного распознавания.

Под набором обучающих изображений будем понимать одномерные массивы $D_v = \{d_{vj}\}, j = \overline{1, J_v}$, где v – номер обучающего изображения, состоящего из пикселей изображения В; J_v – число элементов массива с яркостями d_{vj} . Формирование обучающих изображений происходит интерактивно путём задания отрезка, начало которого принадлежит облачному объекту, а конец – не закрытой облаками части снимка. При этом обучающие изображения будут содержать 4 класса объектов: O_1 – достоверно не облачность, O_2 и O_3 – объекты с пикселями, не принадлежащих к облачности с меньшей достоверностью, O_4 – облачность. Так как облачные объекты обладают существенно меньшей энтропией, чем подстилающая поверхность, то учтём это свойство в функционале, используемом при кластеризации,

$$k = \arg \min_k \left[|i_{mn} - \bar{i}_k| + c |e_{mn} - \bar{e}_k| \right], k = \overline{1, 4}, (2)$$

где \bar{i}_{mn} – средняя яркость, определяемая в пределах окна размером 3×3 с координатами центра (m, n) ; e_{mn} – энтропия для квадратного окна со стороной $p, p = 21$, и центром в точке (m, n) , рассчитываемая по формуле



$$e_{mn} = \frac{1}{p^2} \sum_{i=0}^{\max} h_i (\log_2(h_i) - \log_2(p^2)),$$
 где h_i – количество пикселей с кодом яркости i ; \bar{e}_k – средняя энтропия пикселей k -го класса объектов; c – масштабный коэффициент. Использование в выражении (2) \bar{i}_{mn} вместо i_{mn} снижает чувствительность алгоритма к ярким одиночным пикселям.

Зададим начальные параметры для работы алгоритма сегментации следующим образом:

$$\begin{aligned} \bar{i}_1 &= d_{v_j}, \\ \bar{i}_2 &= 0.7\bar{i}_1 + 0.3\bar{i}_4, \bar{i}_3 = 0.5\bar{i}_1 + 0.5\bar{i}_4, \bar{i}_4 = d_{v_i}, \\ \bar{e}_1 &= e_{v_j}, \\ \bar{e}_2 &= 0.7\bar{e}_1 + 0.3\bar{e}_4, \bar{e}_3 = 0.3\bar{e}_1 + 0.7\bar{e}_4, \bar{e}_4 = e_{v_i}, \\ c &= \frac{b_{\max}}{10} \end{aligned}$$

где e_{v_j} – энтропия, рассчитанная по окружению j -го пикселя объектов изображения D_v . Затем, используя метод k -средних, определим \bar{i}_{kv} и \bar{e}_{kv} для всех обучающих изображений, и общие \bar{i}_k и \bar{e}_k :

$$\bar{i}_k = \frac{1}{V} \sum_{v=1, V} \bar{i}_{kv}, \bar{e}_k = \frac{1}{V} \sum_{v=1, V} \bar{e}_{kv}.$$

Рассчитав \bar{i}_k и \bar{e}_k , с использованием функционала (2) разделим изображение B на 4 класса объектов. Облачные объекты будут представлены классом $O_4, B_2 = O_4$, а остальные объекты отнесём к классу $B_1, B_1 = O_1 \cup O_2 \cup O_3$. Отфильтруем по критерию площади объекты класса B_2 и выполним их векторизацию для получения контурного описания облачных объектов снимка.

По показателям качества, представленным в таблицах 1 и 2, видно, что алгоритм k -средних с обучением значительно более эффективен, чем классический алгоритм. Высокие значения ρ_{Π} и ρ_{Δ} при S , близкой к 100%, на изображениях 1 и 3 объясняются особенностями сюжета. На этих снимках присутствует малое количество крупных и небольших облачных образований, вследствие чего ложное обнаружение небольшого количества облачных образований малой площади резко увеличивает значения ρ_{Π} и ρ_{Δ} , фактически не сказываясь общей площади выделенной облачности S (см. рис. 2,б).

Сегментация затенённых участков снимка

Как было отмечено во введении, затенённые облачностью участки снижают не только визуальное качество спутникового изображения, но и оказывают мешающее действие при выполнении последующих обработок видеоданных. Непосредственное обнаружение таких участков весьма затруднительно, поскольку они не обладают уникальными фотометрическими характеристиками. Однако, после распознавания облачности для известных значений высоты и азимута Солнца, появляется возможность решения поставленной задачи.

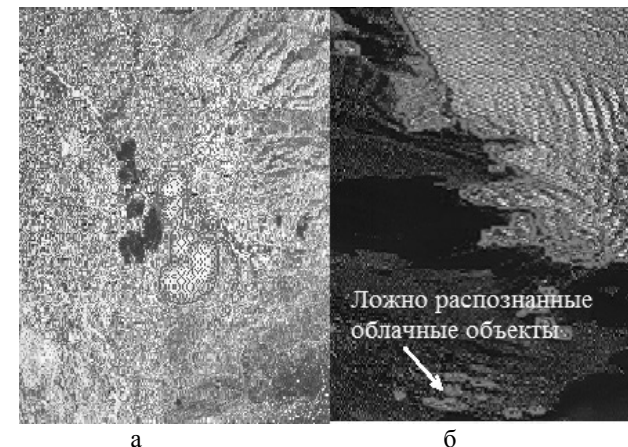


Рис. 2. Первое (а) и третье (б) контрольные изображения, отсегментированные методом k -средних с обучением

Будем считать, что изображение B геокодировано, т.е. для каждого пикселя с координатами (m,n) известны его геодезические координаты $\varphi(m,n)$, $\lambda(m,n)$ и время $t(m,n)$. На основе этих значений, при помощи методических указаний, приведенных в [3], вычислим азимутальный угол $\alpha_{аз}$ и высоту Солнца – α . Азимутальный угол $\alpha_{аз}$ позволяет определить относительно планарных координат снимка (m,n) направление, задающее положение отбрасываемой облаком тени. Параметры направляющего вектора зададим координатными смещениями Δm и Δn , а максимальное смещение тени относительно облачности рассчитаем как $r = \frac{\mu H}{\text{tg} \alpha}$, где μ – масштаб снимка, H – максимальное значение высоты облачности ($H \leq 15000\text{м}$).

Тогда смещение центра облачного объекта B_{2i} относительно его тени $(\Delta m^*, \Delta n^*)$ определим как

$$\begin{aligned} \Delta m^* &= j \Delta m, \Delta n^* = j \Delta n \\ j &= \underset{j}{\text{argmin}} \frac{\frac{1}{Q_k} \sum_{(m,n) \in B_{2i}} i(m,n) - \bar{i}(m,n) \bar{i}(m+j\Delta m, n+j\Delta n)}{\sigma(m,n) \sigma(m+j\Delta m, n+j\Delta n)} \end{aligned}$$

$$j = 1, 2, \dots, J, J = \frac{r}{\sqrt{\Delta m^2 + \Delta n^2}},$$



где $\bar{i}(m, n)$, $\sigma(m, n)$ – средняя яркость и СКО пикселей облачного региона B_{21} ; $\bar{i}(m + j\Delta m, n + j\Delta n)$, $\sigma(m + j\Delta m, n + j\Delta n)$ – средняя яркость и СКО пикселей, попадающих в тень от облачного объекта.

Переместив контур облачного объекта B_{21} вдоль направляющего вектора на величину Δm^* , Δn^* , определим затемнённую область изображения B , автоматически выполнив таким образом процедуру сегментации тёмного участка.

Используя результаты сегментации улучшим визуальные характеристики изображения B путём локального контрастирования затемнённых участков снимка. Отнесём пиксели, принадлежащие к затемнённой области к классу B_0 , а пиксели, удалённые не более, чем на δ от её внешних границ к классу B_0^* и найдём коэффициенты яркостного преобразования вида

$$i_{mm}^* = a_0 + a_1 i_{mm}, i_{mm} \in B_0,$$

где i_{mm}^* – яркость скорректированного пикселя затемнённого участка снимка.

Значение коэффициентов a_1 и a_0 определим по формулам:

$$a_1 = \frac{\sigma_0^*}{\sigma_0}, a_0 = \bar{i}_0^* - a_1 \bar{i}_0$$

где \bar{i}_0 , σ_0 – средняя яркость и СКО пикселей, принадлежащих объектам класса B_0 ; \bar{i}_0^* , σ_0^* – средняя яркость и СКО пикселей, принадлежащих объектам класса B_0^* .

Результаты восстановления яркостной однородности изображения показаны на рис.3

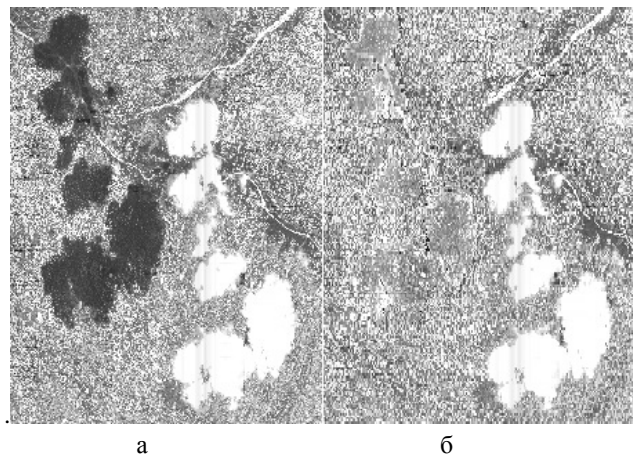


Рис. 3. Пример участка снимка с затемнённой областью до (а) и после яркостной коррекции (б)



Заключение

Практическое использование рассмотренного алгоритма сегментации на большом количестве спутниковых изображений от КА «Ресурс-ДК» показало его высокую эффективность как с точки зрения высокой надёжности распознавания облачных объектов, так и с точки зрения временных затрат. При этом работа с наличием простой процедуры обучения не вызывает затруднений у операторов программных комплексов, что очень важно при выполнении поточной обработки больших массивов видеoinформации от КА серий «Ресурс», «Канопус» и др.

Литература

1. Р. Гонсалес, Р. Вудс. Цифровая обработка изображения. М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. Otsu, N., «A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms,» IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 9, No. 1, 1979, pp. 62-66.
3. Астрономический ежегодник на 2011 год. СПб.: Наука, 2010 – 690 с.

Н.С. Кравцова, Р.А. Парингер, А.В. Куприянов

РАЗРАБОТКА ТЕХНОЛОГИИ ВЫЯВЛЕНИЯ ИНФОРМАТИВНЫХ СЕГМЕНТОВ В СПЕКТРАЛЬНОЙ ОБЛАСТИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ КРИСТАЛЛОГРАММ

(Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва)

Анализ изображений диагностических кристаллограмм – это важная часть медицинской диагностики. Диагностические кристаллограммы – это структуры, образованные при кристаллизации солей вследствие высушивания биологической жидкости. Информация, содержащаяся в изображениях кристаллограмм, является структурно избыточной. Если на исходном изображении преобладали параллельные полосы определённого направления, тогда и на Фурье-преобразовании исходного изображения будут преобладать полосы с таким же направлением. Это свойство можно использовать для анализа кристаллограмм [1].

Если рассматривать функцию изображения в пространственной области и её преобразование Фурье $F(u, v)$, тогда величина $|F(u, v)|^2$ определяет энергетический спектр изображения. Область энергетического спектра изображения можно исследовать непосредственно целиком или частично.

В данной работе рассматриваются сегментные признаки спектра, которые получаются с помощью вычисления общей энергии в каждой из областей, в соответствии с разделением, по формуле:

$$C_{r_1, \theta_1, \theta_2} = \sum_{r=r_1}^{r_2} \sum_{\theta=\theta_1}^{\theta_2} |F(r, \theta)|^2,$$