УДК 004.932

СЕГМЕНТАЦИЯ ОБЛАЧНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ПАНХРОМАТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ

Ветров А.А., аспирант, инженер НИИ «Фотон» РГРТУ, e-mail: foton@rsreu.ru **Кузнецов А.Е.,** д.т.н., заместитель директора НИИ «Фотон» РГРТУ, e-mail: foton@rsreu.ru

Ключевые слова: сегментация облачности, алгоритмы кластерного анализа, коррекция фотометрических искажений.

Введение

В системах дистанционного зондиро-вания Земли (ДЗЗ) облачности отводится двоякая 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 съёмки.

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

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

В случае если выполняется спектрозональная или гиперспектральная съёмка, процедура распознавания и выделения облачности на многоканальных снимках упрощается за счёт использования колометрических или спектральных характеристик наблюдаемых объектов [1]. При панхроматической (одноканальной) съёмке 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 восстановлением яркостей затенённых участков снимка.

Алгоритмы сегментации облачности

Алгоритм выделения облачных объектов на изображении восстановлением яркостей

Рассматриваются пороговые и кластерные алгоритмы сегментации облачных объектов на панхроматических снимках высокого разрешения. Предложен модифицированный алгоритм к-средних, позволяющий достичь высокого качества сегментации облачных образований, и алгоритм улучшения визуальных характеристик изображений. Выполнено апробирование разработанных алгоритмов на снимках от КА «Ресурс-ДК».

 $B=\{b_{mn}\},\ m=\overline{1,M},\ n=\overline{1,N}\,,$ где b_{mn} — яркость пикселя с координатами $(m,n),b_{mn}\in[0,b_{\max}]$, сводится к разделению его на два класса объектов B_1 и B_2 , так, что $B=B_1\cup B_2\,,\ B_1\cap B_2=\varnothing$.

Класс ${\it B}_{\!_{1}}$ состоит всего из одного объекта, включающего пиксели $b_{\!_{mn}}$, которые не принадлежат облачности. К классу ${\it B}_{\,_{2}}$ относятся фрагменты снимка

 B_{2i} , $B_2=\{B_{2i}\}$, $i=1,2,\dots$, с изображениями облачных образований. Поскольку облачные образования на снимке выглядят более ярко (рис. 1), то выполним их сегментацию с использованием порогового критерия: пиксель b_{mn} принадлежит облачному объекту, если $b_{mn} \geq b_0$, иначе $b_{mn} \in B_1$, где b_0 — пороговое значение яркости пикселей.

Пороговое значение $\,b_0\,$ определим с использованием метода максимизации межклассовой дисперсии [2], в соответствии с которым

$$b_0 = \max \sigma_B^2(b), b = 0, b_{\max}.$$

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

$$\sigma_B^2(b) = \frac{[bp(b) - \overline{b_1}]^2}{p(b)[1 - p(b)]},$$

где $\stackrel{-}{b} = \frac{1}{MN} \sum\limits_{m=1}^{M} \sum\limits_{n=1}^{N} b_{mn}^{}$; $\stackrel{-}{b_1}$ — средняя яркость пикселей,

для которых $b_{mn} > b$; p(b) — вероятность того, что для случайного пикселя изображения $b_{mn} < b$,

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



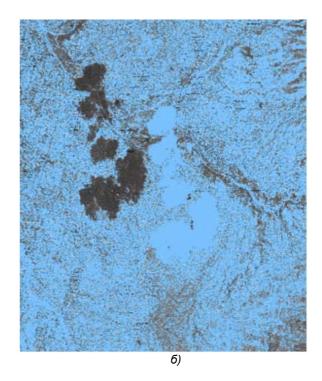


Рис. 1. Изображение земной поверхности с облачными образованиями. (а) — до обработки, (б) — после обработки пороговым алгоритмом (облачность подсвечена синим цветом)

Для исследования порогового алгоритма сегментации облачности были использованы 4 снимка земной поверхности от КА «Ресурс-ДК». Первый сюжет, приведенный на рис. 1, характеризуется наличием яркой и тёмной подстилающей поверхности и небольшим количеством облачных объектов B_{1i} , незначительно 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 $B_2^* = \{B_{2i}^*\}, i = \overline{1,I^*}$ множество выделенных вручную фрагментов снимка, содержащих изображения облачных объектов. Множеством $B_2^H = \{B_{2i}^H\}, i = \overline{1,I^H}$ опишем облачные объекты, выделенные с помощью порогового алгоритма сегментации. Количество объектов, ложно отнесённых к облачности, обозначим переменной I_O^H , I_O^H , а переменной I_I^H — число нераспознанных облачных образований, $I_I^H < I^*$. Общую площадь снимка, занимаемую объектами множества B_2^* обозначим через S^* , а площадь, занимаемую объектами множества B_2^R , обозначим через S^H .

Тогда эффективность алгоритма сегментации можно оценить по следующим показателям:

— проценту ложно пропущенных облачных образований, $\rho_{_{I\!I}}=\frac{I_{_{I\!I}}^{_{I\!I}}}{I^{^*}}\cdot 100\%$;

- проценту ложно обнаруженных облачных объектов,

$$\rho_{JI} = \frac{I_O^{II}}{I^*} \cdot 100\%;$$

— проценту общей площади выделенных облаков по отношению к истинному значению, $S = \frac{S^{II}}{S^*} \cdot 100\%$.

В таблицах 1 и 2 приведены значения критериев качества сегментации для четырёх 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 $\sigma^2_{\scriptscriptstyle \mathcal{B}}(b)$;
- присутствие различных типов облачности, т.е. наличие нескольких классов облачных объектов;
- отнесение 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	
	$ ho_{_{ec{ec{H}}}}$,	$ ho_{_{I\!\!I}}$, %	$ ho_{_{arDeta}}$,	$ ho_{_{I\!I}}$, %	$ ho_{{\scriptscriptstyle \Pi}}$, %	$ ho_{_{\!ec{J}}}$,
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 геометрических 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 b_{mn} к объекту k-го класса будем использовать функционал, $k = \operatorname{argmin} \left| b_{mn} - \overline{b_k} \right|, k = \overline{1,3}$, (1)

Если $\Delta \geq \Delta_0$, где Δ_0 — пороговое значение, то обновим параметры $b_k=b_k$, $k=\overline{1,3}$ и вновь выполним кластеризацию изображения B .

После окончания итерационного процесса облачные объекты представим классом ${\it O}_3$, ${\it B}_2 = {\it O}_3$,

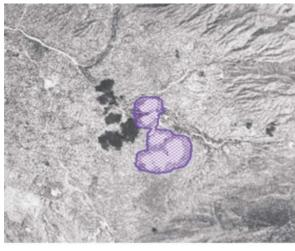
а остальные объекты отнесём к классу $B_1, B_1 = O_1 \cup O_2$. Для завершения процедуры сегментации отбросим все облачные объекты, площадью меньше порогового значения S_0 , а остальные объекты векторизуем.

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 $\overline{b_k}$. 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 пони-





a) 6)

где $\overset{-}{b_k}$ – средняя яркость пикселей k -го класса объектов.

Зададим начальные значения $\overset{-}{b}_k$, $\overset{-}{b}_1=0,\overset{-}{b}_2=0,5b_{\max}$, $\overset{-}{b}_3=b_{\max}$ и выполним класстеризацию изображения B с использованием функционала (1). Затем определим новые значения средних яркостей $\overset{-}{b}_k^*$, $\overset{-}{b}_k^*=\frac{1}{Q_k}\sum_{b_{mn}\in B_{kl}}b_{mn}$, где Q_k — количество пикселей,

отнесенных к k -му классу объектов, и найдём максимальное изменение параметров кластеров $\Delta, \Delta = \max_k \begin{vmatrix} -* & - \\ b_k - b_k \end{vmatrix}$.

мать одномерные массивы $D_{v}=\{d_{vj}\}, j=1, J_{v}$, где v — номер обучающего изображения, состоящего из пикселей изображения B; 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,

$$k = \arg\min_{k} \left[\left| \bar{b}_{mn} - \bar{b}_{k} \right| + c \left| e_{mn} - \bar{e}_{k} \right| \right], k = \overline{1, 4},$$
 (2)

где b_{mn} — средняя яркость, определяемая в пределах окна размером 3x3 с координатами центра (m,n); \mathcal{C}_{mn} — энтропия для квадратного окна со стороной p,p=21, и центром в точке (m,n), рассчитываемая по формуле

$$e_{mn} = \frac{1}{p^2} \sum_{b=0}^{b_{\text{max}}} h_b (\log_2(h_b) - \log_2(p^2)),$$

где h_b – количество пикселей с кодом яркости b; e_k – средняя энтропия пикселей k-го класса объектов; c – масштабный коэффициент. Использование в выражении (2) b_{mn} вместо b_{mn} снижает чувствительность алгоритма к ярким одиночным пикселям.

Зададим начальные параметры для работы алгоритма сегментации следующим образом:

$$b_1=d_{vJ_v}$$
, $b_2=0$, $7b_1+0$, $3b_4$, $b_3=0$, $5b_1+0$, $5b_4$, $b_4=d_{v1}$, $c_1=e_{vJ_v}$, $c_2=0$, $7e_1+0$, $3e_4$, $c_3=0$, $3e_1+0$, $7e_4$, $c_4=e_{vJ}$, $c=\frac{b_{\max}}{10}$, где e_{vj} — энтропия, рассчитанная по окружению j -го пикселя объектов изображения D_v . Затем, используя метод k-средних, определим b_{kv} и e_{kv} для всех обучающих изображений, и общие b_k и e_k в

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.

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 α_{a3} и высоту Солнца — α_{\circ} . Азимутальный угол α_{a3} 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 $r=\frac{\mu H}{tg\alpha_{\circ}}$, где μ — масштаб снимка, μ — максимальное значение высоты облачности ($\mu \leq 15000 M$).

Тогда смещение центра облачного объекта B_{2i} относительно его тени (Δ_m^*,Δ_n^*) определим как $\Delta_m^*=j\Delta_m,\Delta_n^*=j\Delta_n,$

$$j = \arg\min_{j} \frac{\frac{1}{Q_{k}} \sum_{(m,n) \in B_{2i}} b(m+j\Delta m, n+j\Delta n) b(m,n) - b(m,n) b(m+j\Delta m, n+j\Delta n)}{\sigma(m,n)\sigma(m+j\Delta m, n+j\Delta n)},$$

форме:
$$\overset{-}{b}_{k} = \frac{1}{V} \sum_{v=\overline{1},\overline{V}} \overset{-}{b}_{kv}, \overset{-}{e}_{k} = \frac{1}{V} \sum_{v=\overline{1},\overline{V}} \overset{-}{e}_{kv}$$
 .

Рассчитав b_k и 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_Π 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_Π , фактически не сказываясь на общей

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

где $b(m,n),\sigma(m,n)$ — средняя яркость и СКО пикселей облачного региона B_{2j} ; $b(m+j\Delta m,n+j\Delta n),$

 $\sigma(m+j\Delta m,n+j\Delta n)$ — средняя яркость и СКО пикселей, попадающих в тень от облачного объекта.

Переместив контур облачного объекта B_{2i} вдоль направляющего вектора на величину $\Delta m^*, \Delta n^*$, определим затенённую область изображения B, автоматически выполнив таким образом процедуру сегментации тёмного участка снимка.

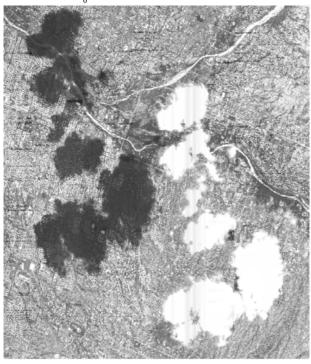
Используя результаты сегментации, улучшим визуальные характеристики изображения B путём локального затемнённых участков снимка. Отнесём контрастирования пиксели, принадлежащие к затенённой области к классу B_0 , а пиксели, удалённые не более чем на δ от её внешних границ к классу B_0 и найдём коэффициенты

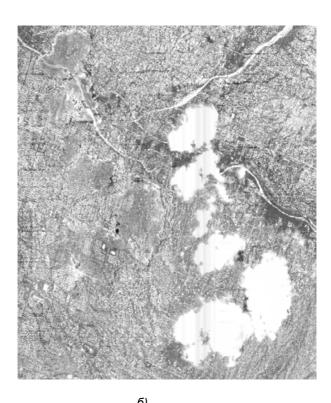
яркостного преобразования вида $b_{mn}^{\star}=a_0+a_1b_{mn},\ b_{mn}\in B_0$, где b_{mn}^{\star} — яркость скорректированного пикселя затенённого участка снимка.

Значение коэффициентов a_1 и a_0 определим по формулам: $a_1=\frac{\sigma_0^*}{\sigma_0},\quad a_0=\overline{b}_0^*-a_1\overline{b}_0$, где \overline{b}_0,σ_0 — средняя

яркость и СКО пикселей, принадлежащих объектам класса B_0 ; \overline{b}_0^* , σ_0^* — средняя яркость и СКО пикселей, принадлежащих объектам класса B_0^* .

Результаты восстановления яркостной однородности изображения показаны на рис. 3.





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

Заключение

Практическое использование рассмотренного алгоритма сегментации на большом количестве спутниковых изображений от КА «Ресурс-ДК» и «Метеор-М» показало его высокую эффективность, как с точки зрения высокой надёжности распознавания различных 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 видеоинформации от КА серий «Ресурс», «Канопус» и др.

Литература

1. Р. Гонсалес, Р. Вудс. Цифровая обработка изображения. М.: Техносфера, 2005. – С. 1072.

- Otsu, N., «A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms» IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 9, No. 1, 1979, 62-66 pp.
- 3. Астрономический ежегодник на 2011 год. СПб.: Наука, 2010 – С. 690.

CLOUD SEGMENTATION OF PANCHROMATIC HIGH RESOLUTION SPACE IMAGES OF EARTH SURFACE

A.A. Vetrov, A.E. Kuznetsov

The paper discusses the threshold and clustering algorithms of cloud objects segmentation on high-resolution panchromatic images. Proposed modification of k-means algorithm, allowing to achieve high quality of cloud formations. Proposed algorithm, improving visual characteristics of images. Proposed algorithms tested on images of «Resurs-DK» spacecraft.