



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

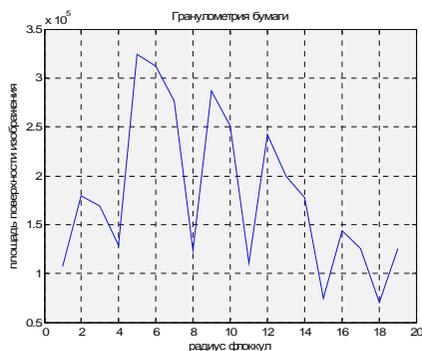


Рис. 2. Результат градулометрического анализа писчей бумаги

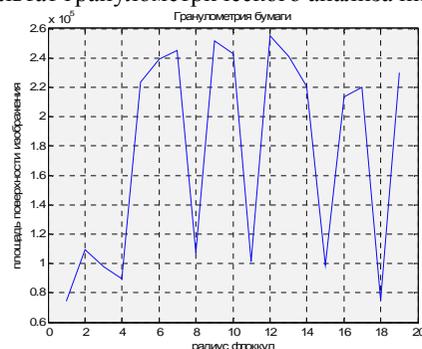


Рис. 3. Результат градулометрического анализа оберточной бумаги

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.

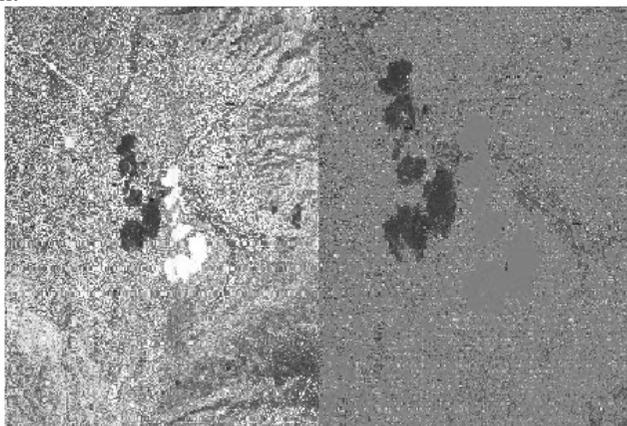
Литература

1. Бутенков С.А. Математические модели процессов на фрактальных структурах с заданными свойствами на основе методов грануляции // 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.



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

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

$$i_0 = \max_{i_0} \sigma_B^2(i), \quad i_0 = \overline{i_1}, i_{\max}.$$

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

$$\sigma_B^2(i) = \frac{[\bar{i}p(i) - \overline{i_1}]^2}{p(i)[1 - p(i)]},$$

где $\bar{i} = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N i_{mn}$; $\overline{i_1}$ – 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:

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

где e_{vj} – 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.

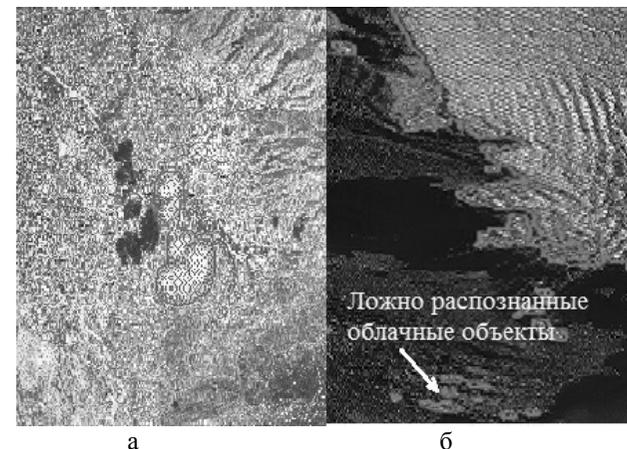


Рис. 2. Первое (а) и третье (б) контрольные изображения, отсегментированные методом k -средних с обучением

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

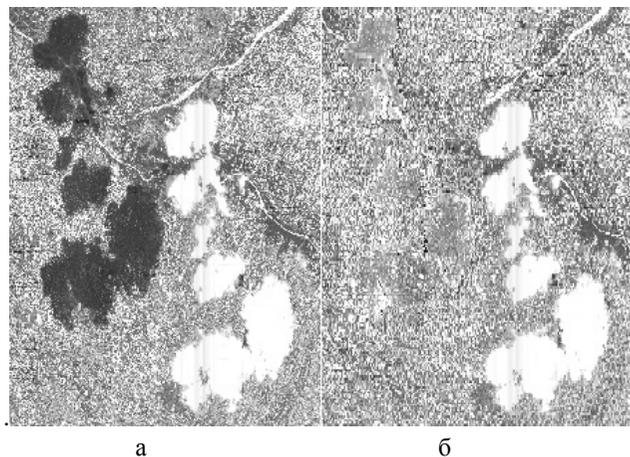


Рис. 3. Пример участка снимка с затемнённой областью до (а) и после яркостной коррекции (б)



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:

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