

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК

СИБИРСКОЕ ОТДЕЛЕНИЕ

А В Т О М Е Т Р И Я

№ 1

2001

УДК 621.391

М. А. Райфельд

(Новосибирск)

РАНГОВАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ ЦВЕТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ*

Предложен алгоритм сегментации цветных изображений, основанный на ранговых статистиках. Данный алгоритм позволяет стабилизировать показатели качества классификации отсчетов цветных изображений в условиях непараметрической априорной неопределенности и является развитием рангового метода сегментации полутоновых изображений.

В настоящее время все больше внимания уделяется задачам обработки цветных изображений. Это связано, в частности, с развитием и совершенствованием систем регистрации изображений. Дополнительная информация, заключенная в цветных изображениях, позволяет более эффективно решать традиционные задачи их обработки, например задачи обнаружения, сегментации и ряд других. При этом, как правило, имеют место те же проблемы, что и при обработке полутоновых изображений, поскольку полутоновое (серое) изображение является частным случаем цветного (на интенсивность компонент цветного изображения накладывается условие равенства). Достаточно часто существует неопределенность относительно вида функции распределения (ФР) наблюдений. В случае цветных изображений каждое наблюдение представляет собой вектор \mathbf{X} (например, трехкомпонентный (x_R, x_G, x_B) , его координаты в данном случае – интенсивности красной, зеленой и синей компонент, образующих точку данного цвета). В условиях непараметрической априорной неопределенности распространенный и достаточно оправданный [1–3] подход – использование процедур на основе рангов. Это связано с инвариантностью распределения ранговых статистик к виду ФР-наблюдений. Таким образом, применение подобных процедур позволяет стабилизировать рабочие характеристики алгоритмов. Использование ранговых процедур в задачах сегментации полутоновых фасеточных изображений подробно обсуждалось в статьях [4, 5]. Простое распространение полученных при этом результатов на сегментацию цветных изображений невозможно, поскольку базовой операцией при ранжировании является сравнение наблюдений и неясно, каким образом сравнивать векторные отсчеты цветных изображений. Для решения указанной проблемы предлагается переходить не к скалярному рангу цветового вектора, а к ранговому вектору. Компоненты такого рангово-

* Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 99-0100489) и Министерства образования РФ (грант № 97-5-5.1-56).

го вектора $\mathbf{R} = (R_R, R_G, R_B)$ могут быть определены как ранги значения соответствующей цветовой компоненты данной точки изображения среди всех точек изображения (по данной компоненте). Таким образом, сравнение отсчетов и, следовательно, нахождение ранга осуществляются для каждой компоненты отдельно.

Для описания цветных изображений используем фасеточную модель. Применимельно к цветным изображениям это означает, что их отсчеты характеризуются распределением, вид или параметры которого различны для различных областей (классов) на изображении. Здесь и далее классом называется совокупность одноцветных точек изображения, пространственно сгруппированных в некоторую область. Действие шума приводит к тому, что цвет наблюдений класса принадлежит некоторому диапазону значений и характеризуется распределением. На изображении может быть несколько областей различного цвета, каждая из которых ассоциируется со своим классом. Цвета наблюдений класса сгруппированы вокруг некоторого «среднего» для этого класса цвета. Непараметрическая модель предполагает, что относительно компонент отсчетов классов можно строить гипотезы общего вида:

$$F_j(x_i) > F_k(x_i) \text{ либо } F_j(x_i) = F_k(x_i - \delta) \text{ для } \forall x_i,$$

где i – номер компоненты; $F_k(\cdot)$ – ФР k -го класса. Дополнительно предполагается, что компоненты наблюдения (x_R, x_G, x_B) являются статистически независимыми, независимы также значения данной компоненты различных наблюдений изображения. Задача сегментации – классификация точек изображения, т. е. отнесение их к тому или иному классу.

Рассмотрим один частный случай. Будем считать, что распределения цветовых компонент классов отличаются средним значением и изображение состоит из отсчетов двух классов. Не ограничивая общности рассуждений, предположим, что отсчеты изображения являются двухкомпонентными, т. е. элемент изображения можно характеризовать цветовым вектором $\mathbf{X} = (x_1, x_2)$. Плотность вероятности цветовых векторов такого изображения может иметь вид, приведенный на рис. 1, *a* либо *b*. Здесь большей плотности вероятности цветовой компоненты соответствует большая яркость соответствующей точки рисунка.

Пусть, например, общее количество элементов изображения – n , а количество элементов одного (из двух) класса – I . Если распределения компонент не перекрываются (не перекрываются проекции пятен на оси x_1 и x_2 рис. 1, *a*, *b*), двумерные распределения ранга отсчета изображений, плотности веро-

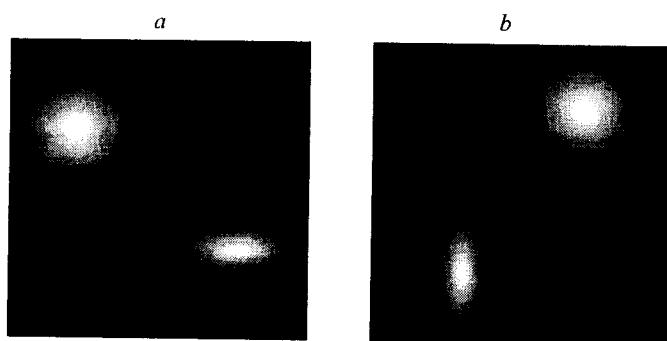


Рис. 1

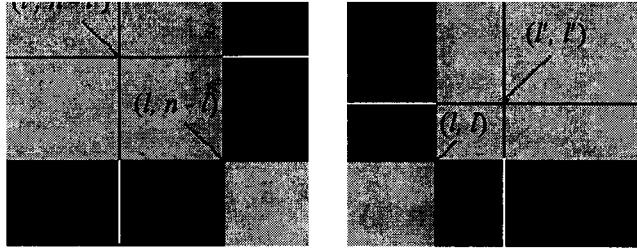


Рис. 2

ятности цветовых компонент которых приведены на данном рисунке, выглядят соответственно следующим образом: темные области соответствуют нулевой вероятности двумерного ранга, серые – отличной от нуля вероятности. Как видно из рисунка, двумерное распределение ранга зависит только от количества элементов классов на данном изображении, которое определяет точку касания квадратов (рис. 2, а, б) ((l, l) либо ($n - l, l$)). При условии независимости компонент распределение рангов выборки m элементов изображения определяется следующим образом:

$$P(\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \dots, \mathbf{R}_m / k, l) = \prod_{i=1}^q P_i(R'_1, R'_2, \dots, R'_m / k, l). \quad (1)$$

Здесь k – количество элементов одного из классов в выборке; q – размерность вектора \mathbf{R} ; $P_i(\cdot)$ – распределение рангов i -й компоненты. В случае если распределения интенсивностей цветовых компонент классов не перекрывают, распределения рангов компонент имеют следующий вид:

$$P_i(R'_1, R'_2, \dots, R'_m / k, l) = (C_l^k C_{n-l}^{m-k})^{-1}. \quad (2)$$

Здесь C_j^i – биномиальный коэффициент. Для двумерного случая с учетом выражений (1) и (2) можно записать:

$$P(\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \dots, \mathbf{R}_m / k, l) = (C_l^k C_{n-l}^{m-k})^{-2}. \quad (3)$$

Очевидно, что выборка при этом должна содержать k элементов, обе ранговые компоненты которых меньше или равны l , и $m - k$ элементов, у которых обе ранговые компоненты больше l (двумерный ранг распределен согласно рис 2, б), либо содержать k элементов, одна ранговая компонента которых меньше или равна l , а другая – больше l , и $m - k$ элементов с противоположными свойствами компонент (двумерный ранг распределен согласно рис. 2, а). Поскольку в качестве линий, разделяющих классы при неперекрывающихся плотностях, могут быть выбраны $R^1 = l$ или $R^2 = l$ (см. рис. 2, б) ($R^1 = n - l$ или $R^2 = l$ (см. рис. 2, а)), алгоритм сегментации для двумерного

случая, обеспечивающий нулевую вероятность ошибки, может быть реализован согласно любому из приведенных ниже правил:

$$\delta(\mathbf{R}_{i,j}) = \begin{cases} 0, & R_{i,j}^1 \leq l; \\ 1, & R_{i,j}^1 > l, \end{cases} \quad (4.1)$$

либо

$$\delta(\mathbf{R}_{i,j}) = \begin{cases} 0, & R_{i,j}^2 \leq l; \\ 1, & R_{i,j}^2 > l. \end{cases} \quad (4.2)$$

Здесь $R_{i,j}^1, R_{i,j}^2$ – первая и вторая компоненты рангового вектора. Таким образом, и в двумерном случае (и в n -мерном) проблема сегментации в ранговой области сводится лишь к оценке параметра \hat{l} распределения (1).

Максимально правдоподобная (МП) оценка l получена в работах [4, 5]. Для двумерного случая можно показать, что МП-оценка $\hat{l} = l$, где l – решение уравнения правдоподобия:

$$\max_t \left[\max_l \left[\prod_{i=1}^2 P_i(R_1^i, R_2^i, \dots, R_m^i/k, l, t) \right] \right], \quad (5)$$

где $t = 0, 1$; $l = 1, n$; $P_i(R_1^i, R_2^i, \dots, R_m^i/k, l, t) = (C_l^k C_{n-l}^{m-k})^{-1}$; $k = \sum_{j=1, m} \sigma(l, \mathbf{R}_j)$;

$$\sigma(l, \mathbf{R}_j, t=0) = \begin{cases} 1, & (R_j^1 \leq l) \& (R_j^2 \geq n-l); \\ 0, & (R_j^1 > l) \& (R_j^2 < n-l); \end{cases} \quad (6.1)$$

$$\sigma(l, \mathbf{R}_j, t=1) = \begin{cases} 1, & (R_j^1 \leq l) \& (R_j^2 \leq l); \\ 0, & (R_j^1 > l) \& (R_j^2 > l). \end{cases} \quad (6.2)$$

Параметр t обозначает тип распределения компонент двумерных наблюдений и их рангов (см. рис. 1 (2), а и 1 (2), б). В общем случае количество типов распределения $t = 2^{q-1}$. Так, в случае скалярных наблюдений такой тип – один, а в случае трехмерных – четыре. При вычислении функции $\sigma(\cdot)$ правила (5) для значений l , не совпадающих с точкой касания квадратов (например, l' на рис. 2, б), часть элементов выборки не удовлетворяет неравенствам (6.2) (например, появляются точки, у которых $R_j^1 > l$, а $R_j^2 \leq l$), откуда следует, что данное значение $l = l'$ не является искомой МП-оценкой, поскольку, согласно модели неперекрывающихся распределений, вероятность такого события равна нулю.

Ошибки классификации алгоритма, использующего в качестве порога оценку \hat{l} , связаны с отклонением этой оценки от истинного значения данного параметра. В работах [4, 5] показано, что как ранговая МП-оценка количества элементов классов, так и правило ранговой сегментации, основанное на такой оценке для скалярных наблюдений, достаточно эффективно и в случае,

когда распределения классов перекрываются. Ошибка классификации при этом отлична от нуля и при известном параметре l . В случае многомерных наблюдений существует одна серьезная проблема при нахождении МП-оценки согласно правилу (5). Перекрытие распределений классов приводит к появлению с ненулевой вероятностью наблюдений «выпадающих» из рамок ожидаемого распределения рангов (см. рис. 2, a, b) (наблюдения, ранги которых располагаются в областях с нулевой вероятностью). При этом частота появления «выпавших» наблюдений тем выше, чем больше степень перекрытия распределений компонент. Один из вариантов преодоления этой проблемы заключается в несколько ином способе формирования оценки \hat{l} .

Положим, что перекрытие распределений классов для различных цветовых компонент существенно отличается и имеется цветовая компонента (например, первая), для которой это перекрытие классов минимально (по сравнению с другими компонентами) или вообще отсутствует. Тогда можно ожидать ранговое распределение следующего вида:

МП-оценка \hat{l} может быть найдена согласно правилу

$$\max_t \left[\max_{l, l'} \left[\prod_{i=1}^2 P_i(R_1^i, R_2^i, \dots, R_m^i/k, l, l', t) \right] \right], \quad (7)$$

где $t = 0, 1; l = 1, n; l' = 1, l$ при $t = 0; l' = l, n$ при $t = 1; P_i(R_1^i, R_2^i, \dots, R_m^i/k, l, l', t) = (C_l^k C_{n-l}^{m-k})^{-1}; k = \sum_{j=1, m} \sigma(l, l', R_j, t);$

$$\sigma(l, l', R_j, t=0) = \begin{cases} 1, & (R_j^1 \leq l) \& (R_j^2 \geq n - l'); \\ 0, & (R_j^1 > l) \& (R_j^2 < n - l'); \end{cases} \quad (8.1)$$

$$\sigma(l, l', R_j, t=1) = \begin{cases} 1, & (R_j^1 \leq l) \& (R_j^2 \leq l'); \\ 0, & (R_j^1 > l) \& (R_j^2 > l'). \end{cases} \quad (8.2)$$

Затем можно найти значение статистики (7) (и оценку \hat{l}) в предположении лучшего различия классов по второй компоненте и т. д. по всем остальным.

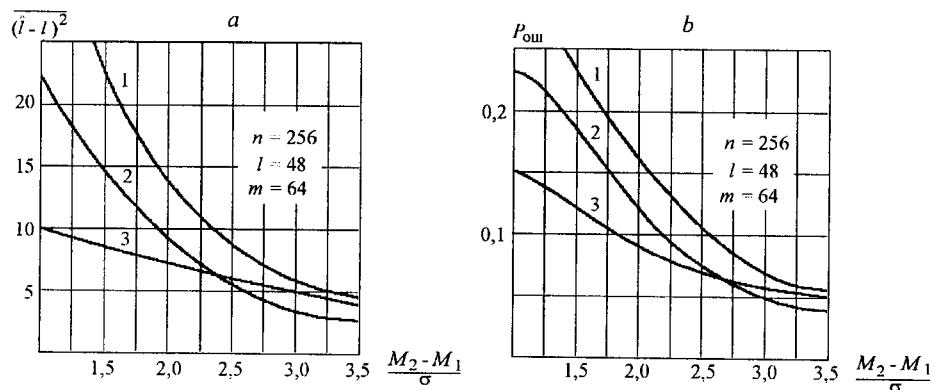


Рис. 3

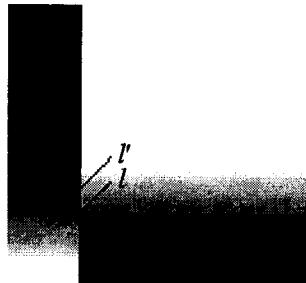


Рис. 4

ным компонентам. Для этого необходимо лишь менять индексы компонент в выражениях (8.1) и (8.2). Максимальной из этих статистик соответствует искомое значение \hat{l} . При этом сегментация может осуществляться по компоненте q максимального различия классов следующим образом:

$$\delta(\mathbf{R}_{i,j}) = \begin{cases} 1, & R_{i,j}^q \leq l; \\ 0, & R_{i,j}^q > l. \end{cases} \quad (9)$$

Исследования показали, что правило МП-оценки (7) и алгоритм классификации (9) эффективны в случае, когда распределения компонент классов перекрываются, а также, когда степень перекрытия для различных компонент классов различна. При этом они существенно выигрывают у одномерных правил [4, 5]. Изложенное поясняют рис. 3, *a*, *b* и рис. 4. На рис. 3, *a* приведена соответственно зависимость среднего квадрата ошибки МП-оценки

(7) для двумерного случая от статистического контраста классов $\left(\frac{M_1 - M_2}{\sigma} \right)$

(1 – одномерный алгоритм оценивания l ; 2 – двумерный алгоритм оценивания (одинаковый контраст по обеим компонентам); 3 – двумерный алгоритм оценивания (контраст по одной из компонент фиксирован и равен 2)). На рис. 3, *b* приведена зависимость вероятности ошибки классификации наблюдений, полученной с использованием алгоритма (9), где в качестве порога применялась МП-оценка (7) (1 – одномерный алгоритм сегментации; 2 – двумерный алгоритм сегментации (одинаковый контраст по обеим компонентам); 3 – двумерный алгоритм сегментации (контраст по одной из компонент фиксирован и равен 2)). Предполагалось, что компоненты классов распределены по гауссовскому закону и отличаются средними значениями.

Таким образом, предложенный ранговый алгоритм может быть использован для сегментации цветных изображений для широкого круга задач распознавания изображений и анализа сцен.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. М.: Мир, 1982. Кн. 2.
2. Ярославский Л. П. Введение в цифровую обработку изображений. М.: Сов. радио, 1979.
3. Леман Э. Теория точечного оценивания. М.: Наука, 1991.
4. Райфельд М. А. Ранговое оценивание количества фоновых элементов на бинарных изображениях // Радиотехника и электроника. 1996. № 4.
5. Райфельд М. А. Ранговая бинарная сегментация полутоночных изображений // Автометрия. 1995. № 5. С. 116.

Новосибирский государственный
технический университет,
E-mail: rafeld@kior.ref.nstu.ru

Поступила в редакцию
18 октября 1999 г.