

Метод обнаружения автомобилей на аэрокосмических снимках*

И. А. Матвеев¹, А. Н. Трекин²

matveev@ccas.ru

¹ВЦ РАН; ²МФТИ

Представлен алгоритм обнаружения автомобилей на цветных изображениях, полученных аэрофотосъемкой. Подходом к решению является то, что большинство автомобилей окрашено в один цвет и имеет сходные размеры. Это позволяет выделять автомобили на фоне как области с цветовыми характеристиками, отличающимися от фоновых и имеющие определенные размер и форму. Области строятся путем иерархического объединения более мелких на основании сходства цветовых и пространственных характеристик. Проведено тестирование алгоритма на наборе изображений, содержащих в общей сложности 2226 автомобилей.

Ключевые слова: сегментация изображений; иерархическая кластеризация

Vehicle detection in aerial color images*

I. A. Matveev¹, A. N. Trekin²

¹CC RAS; ²MIPT

The paper presents an algorithm for detecting cars in color images obtained by aerial photography. The key to the solution is that majority of cars are painted in single color and have similar size and shape. This allows to discriminate the areas occupied by vehicles from the background as regions with certain color characteristics and geometrical properties. Regions in image are constructed by hierarchical clustering induced by color likelihood and spatial neighborhood. The algorithm was tested with the set of urban and rural images, which contains totally 2226 vehicles.

Keywords: image segmentation; hierarchical clustering

Введение

Быстрое развитие средств аэрофотосъемки (особенно беспилотных летательных аппаратов), позволяющее оперативно получать значительное количество изображений, равно как и развитие вычислительных средств, дающих возможность обрабатывать эту информацию в реальном или близком к реальному масштабе времени, ставит новые интересные задачи. Одна из таких задач — распознавание объектов автомобильного транспорта на изображениях аэрофотосъемки [1]. Входными данными служат изображения в масштабе 5–10 см/пиксель (так что автомобиль занимает по длине область размером 30–100 пикселей), цветные (3 канала — красный, зеленый, синий), глубина цвета 8 бит. Требуется найти автомобили (их положение, ориентация, размеры) с минимальным количеством ошибок первого и второго рода (пропуск/ложное обнаружение).

Существующие подходы к решению задачи можно разделить на три основных класса: выделение границ областей на изображении и обнаружение характерных контуров машин (см., например, [2, 3]), использование корреляторов в схеме АдаБуст (например, [4]) и вы-

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 12-07-00778.

деление областей с определенными характеристиками (см., например, [5, 6]). Первые два подхода используются на черно-белых изображениях, третий - как правило, на цветных. В представленной работе используется именно третий подход — выделение областей на изображении на основании цветовых характеристик составляющих их точек. В статьях, опирающихся на этот метод, изученных авторами, точки областей интереса (автомобилей) дискриминируются от фона на основании разнообразных эвристик (кластеризация в цветовом пространстве, байесовский подход, работа с последовательностью изображений и др.), после чего из этих точек составляются области. В данной работе используется иерархическое объединение точек в укрупняющиеся области на основании сравнения цветовых и пространственных характеристик этих областей.

Метод решения

Метод основан на выделении областей с близкими цветовыми характеристиками. Такой подход оправдан тем, что большинство автомобилей имеет однотонную окраску и при этом тон этой окраски, как правило, отличается от фонового (дорога, растительность). Основные стадии работы алгоритма таковы:

- выделение тоновых характеристик (исключение влияния затенения на цвет);
- формирование областей одинакового тона;
- выделение однотонных областей — гипотетических автомобилей;
- вычисление признаков областей и отбраковка.

Рассмотрим каждый шаг подробнее.

Выделение тоновых характеристик. Основное модельное ограничение, эксплуатируемое в данном подходе — однотонность окраски автомобиля. Автомобили, раскрашенные в несколько цветов, составляют весьма малую часть (не более 1%) от общего количества, и погрешность (доля пропущенных автомобилей), создаваемая этим ограничением, представляется приемлемой. Видимый цвет окрашенных участков автомобиля задается цветом окраски и затенением (углом падения света на окрашенную поверхность). Бликами пренебрегаем.

Обозначим три (красную, зеленую и синюю) цветовые компоненты исходных точек как R, G, B , составленный из них вектор цвета $\mathbf{C} = (R, G, B)$. Нормализованные компоненты также составляют трехмерный вектор $\mathbf{c} = (r, g, b)$. Для компенсации затенения, т. е. уравнивания цвета одинаково окрашенных, но по-разному освещенных участков, можно использовать несколько подходов. Из всех вариантов выбрана следующая нормировка:

$$r = \frac{R}{R + G + B}, \quad g = \frac{G}{R + G + B}, \quad b = \frac{B}{R + G + B}. \quad (1)$$

Запись в векторном виде: $\mathbf{c} = \mathbf{C} / \|\mathbf{C}\|_{L_1}$. Учитывая то, что значения цветовых компонент задаются в диапазоне $[0; 255]$, необходимо также домножить на 255, получая в итоге:

$$\mathbf{c} = \frac{255\mathbf{C}}{\|\mathbf{C}\|_{L_1}}. \quad (2)$$

Можно заметить, что нормированные компоненты, в отличие от исходных, линейно зависимы: $r + g + b \equiv 1$. Таким образом проявляется исключение яркости. На рис. 1 приведен пример исходного изображения (часть исходного изображения аэрофотосъемки).

Дальнейшая работа происходит в нормированных цветах.

Формирование областей одинакового тона. Задача состоит в выделении областей одинакового цветового тона, т. е. в объединении соседних точек, имеющих одинаковый или



Рис. 1: Пример изображения

близкий цветовой тон, в области. Подход к решению — последовательное слияние близких по цветовым характеристикам областей. Сначала опишем алгоритм в целом.

Область W может включать в себя единственную точку изображения $W = \{(x, y)\}$ или группу точек $W = \{(x, y)_1, \dots, (x, y)_k\}$. Для каждой области заданы ее соседи (такие же области) $N(W) = \{W_1, \dots, W_s\}$, определяемые по принципу 4-связности. Область может иметь от одного до неопределенно большого (ограниченного сверху количеством точек изображения) числа соседей. Вырожденный случай — отсутствие соседей — достигается если все изображение объединено в одну область. В каждой точке (x, y) изображения три компоненты яркости $\mathbf{c}(x, y) = (r, g, b)$ назовем *цветовой характеристикой* этой точки. Аналогично цветовые характеристики области $\mathbf{c}(W)$ — такие же, как у точки три цветовых компонента, являющиеся усреднением по всем точкам, включенным в область $\mathbf{c}(W) = \langle \mathbf{c}(x, y) \rangle_{(x, y) \in W}$. Для каждой области в процессе построения определяется общая яркость $\mathbf{B}(W) = \sum_{(x, y) \in W} \mathbf{C}(x, y)$ по трем компонентам включенных в нее то-

чек и их количество $M(W) = |W|$, что позволяет быстро вычислять среднюю яркость: $\mathbf{c}(W) = \mathbf{B}(W)/M(W)$. Области могут быть сравнены по их цветовым характеристикам (а также по размерам). Если характеристики близки, т. е. различие между характеристиками множеств меньше некоторого порога $\rho(W_1, W_2) < T$, и области являются соседями $N(W_1) \ni W_2$ (т. е. хотя бы одна точка одной 4-связна с хотя бы одной точкой другой), то области объединяются $W_3 = W_1 \cup W_2 = \{(x, y) : (x, y) \in W_1 \text{ or } (x, y) \in W_2\}$. Каждое *объединение* производится для двух и только двух областей W_1 и W_2 , в результате появляется новая (*родительская*, хотя данный термин не совсем удачен) область W_3 , которая имеет тех же соседей, что и исходные области $N(W_3) = (N(W_1) \cup N(W_2)) \setminus W_1 \setminus W_2$, а ее яркости и число точек являются суммами соответствующих характеристик исходных областей $\mathbf{B}(W_3) = \mathbf{B}(W_1) + \mathbf{B}(W_2)$, $M(W_3) = M(W_1) + M(W_2)$. Такая новая область делается

активной (т. е. может участвовать в дальнейших объединениях), а две объединенные в нее области становятся пассивными и в дальнейших объединениях не участвуют. На каждом шаге t работы алгоритма существует упорядоченный *список активных областей* $L_t = \{W_{t,1}, \dots, W_{t,s}\}$, т. е. таких, которые еще не слились ни с какими другими и являются отдельными.

В начальный момент при инициализации список активных объектов заполняется точками изображения $L_0 = \{W_{0,1}, \dots, W_{0,XY}\}$, $W_{0,s} = \{(x, y)_s\}$, $M_{0,s} \equiv 1$, $\mathbf{B}(W_{0,s}) = \mathbf{c}((x, y)_s)$, $N(W_{0,s}) = \{W_{0,s-X}, W_{0,s-1}, W_{0,s+1}, W_{0,s+X}\}$. Последняя запись означает, что соседями каждого элементарного множества становятся четыре других элементарных множества, полученных из соответствующих точек раstra. На каждом шаге алгоритма из списка активных областей выбирается очередная и производится анализ возможности объединения с каждым из ее соседей. Если такое объединение возможно, оно происходит. В каждом *проходе* алгоритма просматривается список всех активных областей. Один проход алгоритма объединения (т. е. анализ всех активных областей, имеющихся в момент начала прохода, но не новых, появившихся во время прохода) называется также *поколением*. Алгоритм заканчивает работу, когда при очередном проходе не произведено ни одного объединения, т. е. никакие две активные области не могут более слиться при заданных требованиях на слияние.

Требования на слияние при разных проходах могут различаться. Список активных областей организован, как очередь FIFO (первый вошел, первый вышел), новые активные области добавляются в конец. Таким образом, после n -го прохода в результате произведенных объединений список активных областей удлиняется и $n + 1$ -й проход производится просто как продолжение сканирования списка активных областей, без возврата в начало списка. В конце концов случается так, что при очередном проходе не происходит ни одного слияния и алгоритм должен был бы завершить работу. Однако при этом остаются активные области, которые были пропущены при первом сканировании (если активная область была пропущена, то она более не рассматривается, поскольку возврата в начало списка не производится). Эти активные области могут быть объединены (с учетом того, что правила объединения могут изменяться в разных проходах). Поэтому имеет смысл произвести сканирование списка активных областей с самого начала. Такое сканирование (последовательность проходов или поколений) начиная с первой активной области до тех пор, пока очередной проход не будет безрезультатен, называется *эрой*. Окончательно алгоритм прекращает работу, когда в результате прохождения эры не было зафиксировано ни одного слияния (в этом случае эра вырождена в один проход, также безрезультатный).

Представим работу алгоритма в виде блок-схемы (рис. 2).

Оценим алгоритмическую сложность. Рассмотрим идеальный случай изображения, заполненного единственным цветом (которое будет объединено в единственную область). Пусть изображение имеет размер N пикселей. В первом проходе они объединятся в $N/2$ пар (краевыми эффектами пренебрегаем), во втором — в $N/4$ четверок и так далее. Всего может быть осуществлено $N - 1$ операций объединения. Очевидно, что число объединений равно разности числа точек изображения и числа полученных в конце работы областей. Значит, для изображений более сложной структуры объединений будет меньше. Таким образом, по объединениям сложность алгоритма линейная. Сложность по просмотрам. В самом худшем случае при каждом просмотре будет происходить лишь одно объединение, и каждый следующий просмотр будет анализировать лишь на одну пару меньше, и число сравнений областей будет пропорциональным квадрату числа точек изображения. Таким образом, сложность по просмотрам — квадратичная. Однако для реальных изобра-

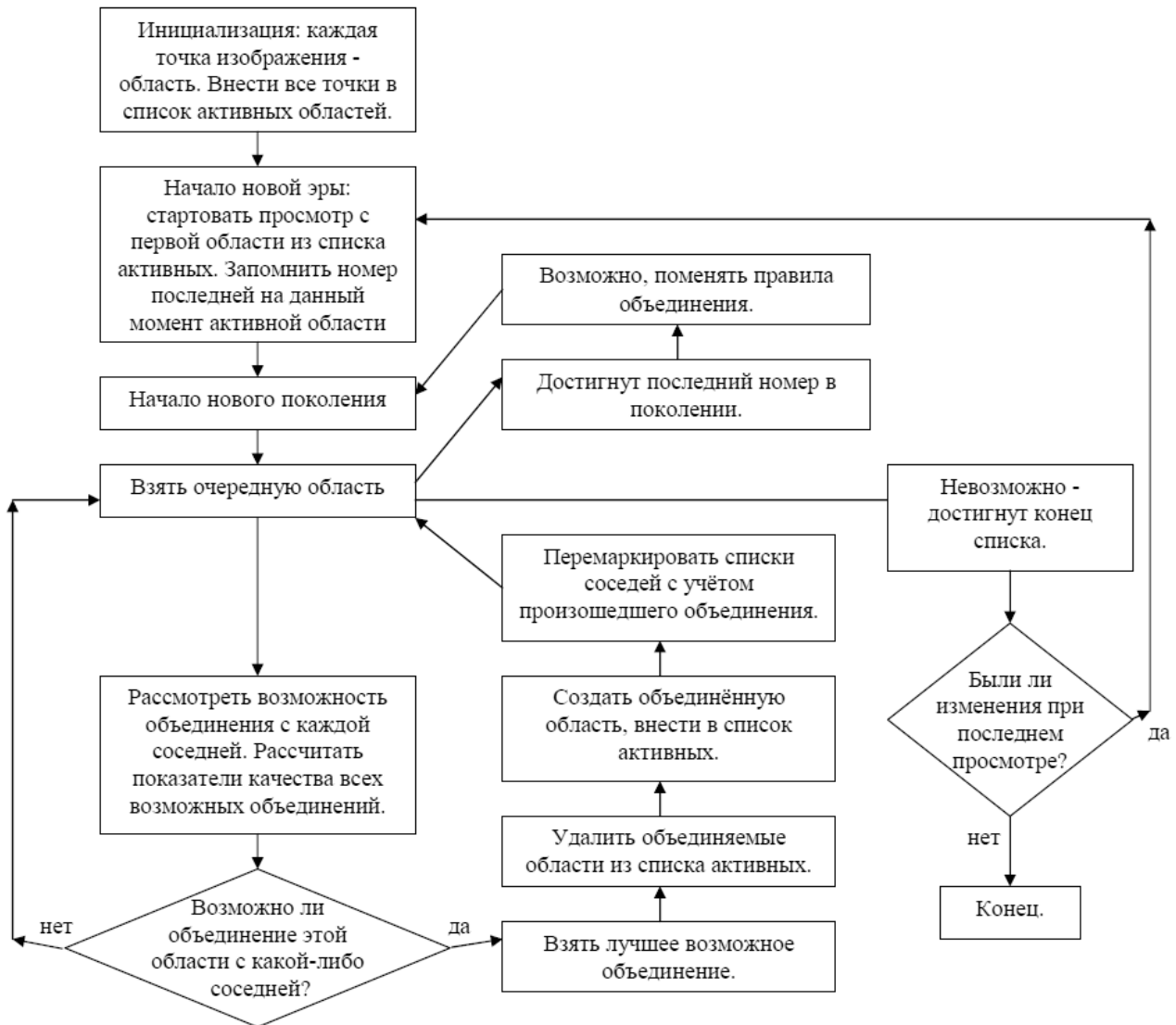


Рис. 2: Блок-схема алгоритма объединения областей

жений с большими областями приблизительно равных оттенков, которые объединятся в первых же поколениях, квадратичное возрастание сложности произойдет лишь на окончательных стадиях работы метода, когда число активных областей будет очень невелико по сравнению с их начальным количеством. Общее число операций возрастет незначительно.

На рис. 3 дан пример работы алгоритма на фрагменте изображения рис.1. Видно, что из присутствующих на фрагменте два автомобиля выделены в виде областей, но одна из этих областей включает в себя шумовой выброс.

Выделение однотонных областей — гипотетических автомобилей

Автомобили выделяются, прежде всего, как области, имеющие определенную площадь, т.е. содержащие определенное число точек. Учитывая известный масштаб изображения можно выбрать пороги количества точек в объектах, соответствующие размеру автомобиля на изображении. В представленных расчетах были использованы пороги $500 < M < 5000$, где M — число точек объекта. На рис. 4а изображены области изображения рис. 1, попадающие в это ограничение. Видно, что из присутствующих на исходном изображении восьми автомобилей восемь остались в виде областей примерно совпадаю-

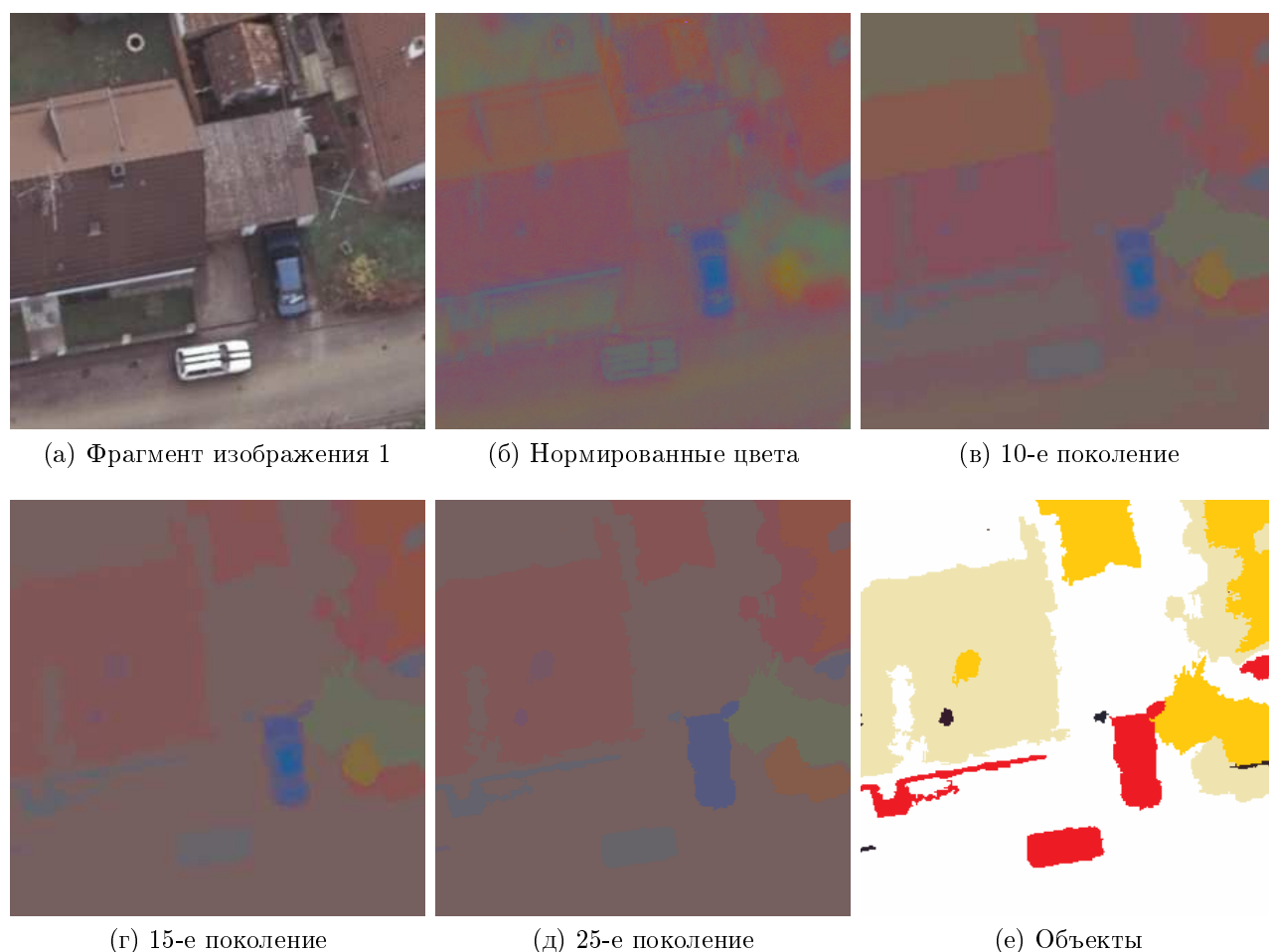


Рис. 3: Работа алгоритма объединения

щих размеров, а один распался на две области. Видно, что наряду с автомобилями имеется достаточно много других областей. Основная их доля отсекается на следующем шаге при анализе формы.

Вычисление признаков областей и отбраковка

Прежде всего, изображение автомобиля — компактная область точек приблизительно прямоугольной формы с отношением большой и малой сторон, отличающимся от единицы, но не слишком большим. Исходя из этого, можно воспользоваться моделью эквивалентного эллипса. Требования к эллипсу таковы:

- отношение большой и малой полуосей: $1,3 < a/b < 3$ (машина не должна быть квадратной и не должна быть очень длинной);
- $\pi ab < 2M$ (площадь эквивалентного эллипса инерции не должна намного превосходить площадь области, т. е. область должна быть «сплошной», не содержать дыр и длинных выступов).

На рис. 4 справа представлены области, прошедшие отбраковку по эллиптичности. Видно, что семь из восьми машин, имеющих на рис. 1 выделены, восьмая потеряна. Кроме того, имеется шесть лишних объектов (не машин).

Экспериментальная проверка

Были проведены тесты на наборе 46 изображений городской и сельской местности, содержащих в общей сложности 2226 автомобилей. На этих изображениях было обнаружено



(а) области изображения, представленного на рис.1, (б) области, удовлетворяющие ограничению по форм-удовлетворяющие ограничениям по площади (числу ме; темные — соответствуют автомобилям, светлые — ошибки ложного обнаружения)

Рис. 4: Области, выделенные кластеризацией

1613 автомобилей (72,5%, т.е. ошибка первого рода составляет 17,5%) и было допущено 2452 ложных срабатывания. Эти характеристики не являются удовлетворительными, алгоритм нуждается в дальнейшей доработке.

Литература

- [1] Бондур В. Г., Старченко С. А. Методы и программы обработки и классификации аэрокосмических изображений // *Изв. ВУЗов. Геодезия и аэрофотосъемка*. 2001. № 3. С. 118–143.
- [2] Zhao T., Nevatia J. Car Detection in Low Resolution Aerial Image // *Proc. IEEE ICCV*, 2001. Vol. 1. Pp. 710–717.
- [3] Sotelo M. A., Nuevo J., Bergasa L. M. et al. Road Vehicle Recognition in Monocular Images // *Proc. IEEE ISIE*, 2005. Vol. 4. Pp. 1471–1476.
- [4] Negri P., Clady X., Hanif S. M. et al. A Cascade of Boosted Generative and Discriminative Classifiers for Vehicle Detection // *EURASIP J. Advances in Signal Processing*, 2008. Article ID 782432.
- [5] Tsai L.-W., Hsieh J.-W., Fan K.-C. Vehicle Detection Using Normalized Color and Edge Map // *IEEE Trans. Image Processing*, 2007. Vol. 16, no. 3. Pp. 850–864.
- [6] Mejia-Inigo R., Barilla-Perez M. E., Montes-Venegas H. A. Color-based Texture Image Segmentation for Vehicle Detection // www.intechopen.com/download/pdf/15388.