

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ, РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ

ПОИСК ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОРФЛЕТНЫХ ОПИСАНИЙ

Ю.В. Визильтер¹, В.С. Горбацевич¹, Б.В. Вишняков¹, С.В. Сидякин¹

¹Государственный научно исследовательский институт авиационных систем (ГосНИИАС), Москва, Россия

Аннотация

В работе предлагается оригинальный метод поиска объектов на основе деревьев морфлетов. Метод позволяет устойчиво обнаруживать объекты различной природы на изображении и не требует предварительного обучения. При этом, помимо выделения объемлющего прямоугольника, одновременно с обнаружением происходит предварительная сегментация, которая в дальнейшем может использоваться при распознавании. Другой важной особенностью предлагаемого подхода является отсутствие необходимости использования скользящего окна, а также пирамиды признаков для выделения разномасштабных объектов.

Ключевые слова: математическая морфология, морфология Пытьева, обнаружение объектов, морфлеты.

Цитирование: Визильтер, Ю.В. Поиск объектов на изображении с использованием морфлетных описаний / Ю.В. Визильтер, В.С. Горбацевич, Б.В. Вишняков, С.В. Сидякин // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41, № 3. – С. 406-411. – DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-3-406-411.

Введение

В последнее время все более актуальными становятся задачи селективного поиска — прежде всего это связано с появлением высококачественных, но вычислительно сложных методов распознавания на базе технологий глубокого обучения [1]. В таком случае алгоритм поиска объектов необходим для предварительного относительно быстрого выделения небольшого числа гипотез о местоположении объектов, а дальнейшая проверка гипотез, как и решение задачи классификации, проводится уже средствами более сложных алгоритмов распознавания. Алгоритмы селективного поиска делятся на обучаемые – требующие наличия большой выборки, размеченной экспертом, и необучаемые – базирующиеся на эмпирически выделенных общих свойствах искомого объектов.

В данной работе предлагается новый алгоритм поиска объектов, основанный на использовании морфологического подхода к обработке изображений. В основе предлагаемого метода лежит подход к описанию изображения, предложенный в [2], – синтез базовых идей вейвлет-анализа, а также морфологического подхода Ю.П. Пытьева [3]. Алгоритм относится к классу необучаемых и базируется на использовании дерева морфлетных описаний, при этом задача поиска объекта представляется как задача поиска поддерева с определенными характеристиками в общем дереве морфлетов кадра. Это позволяет без использования скользящего окна, а также пирамиды признаков проводить поиск объектов сложной формы при любых масштабах. Также одной из необычных особенностей предлагаемого подхода является точное выделение границ искомого объекта.

Тестирование алгоритма на базе PASCAL VOC 2007 [4] показало высокую эффективность алгоритма по сравнению с алгоритмами той же группы.

1. Мозаичные разбиения кадра, морфология Пытьева и сравнение изображения с формой

Опишем кратко базовый морфологический подход, предложенный Пытьевым [3], для чего введём необходимые определения и обозначения. Под изображением будем понимать функцию распределения яркости на кадре

$$f(x, y) : \Omega \rightarrow R, \Omega \subset R^2,$$

где Ω – область кадра, R – множество действительных чисел, R^2 – плоскость кадра. Изображения рассматриваются как элементы гильбертова пространства $L^2(\Omega)$. Перейдём теперь непосредственно к морфологическому описанию формы изображения. В рамках простейшей морфологии Пытьева [3] изображения рассматриваются как кусочно-постоянные функции вида

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^n f_i \cdot \chi_{F_i}(x, y),$$

где n – число областей разбиения F кадра Ω на связанные непересекающиеся области постоянной яркости, $F = \{F_1, \dots, F_n\}$; $f = (f_1, \dots, f_n)$ – вектор действительных значений яркости, соответствующих каждой области разбиения; $\chi_{F_i}(x, y) \in \{0, 1\}$ – характеристическая функция i -й области яркости:

$$\chi_{F_i}(x, y) = \{ 1, \text{если } (x, y) \in F_i; 0 - \text{иначе} \}.$$

Множество изображений одной формы разбиения кадра F в таком случае образует выпуклое и замкнутое подпространство $F \subseteq L^2(\Omega)$:

$$F = \{ f(x, y) = \sum_{i=1}^n f_i \chi_{F_i}(x, y), f_i \in R^n \}.$$

На практике при применении средств Пытьевской морфологии изображения обычно центрируют, то есть вычитают из них среднее постоянное значение

яркости по кадру. Иными словами, рассматриваются формы центрированных изображений.

2. Морфологии локализованных форм

Одной из основных сложностей, возникающих при рассмотрении задачи поиска объектов в рамках морфологии Пытьева, является тот факт, что в классической морфологии Пытьева не рассматривается возможность сравнения изображений, определённых на различных полях зрения (различных кадрах, различных носителях), при этом искомые объекты как раз обладают различными носителями, не совпадающими со всем кадром. Поэтому в данном случае разумно перейти от классической морфологии Пытьева к морфологии локализованных форм, описанной в [2].

Носителем изображения (двумерной функции) f будем называть множество точек плоскости, в которых данная функция принимает ненулевые значения:

$$\Omega_f = \Omega(f) = \{(x, y) \in R^2 : f(x, y) \neq 0\}.$$

Носителем формы F является максимальный (по включению) носитель входящих в неё изображений. Естественно, носители разбиения F , нецентрированной формы F и центрированной формы F совпадают:

$$\Omega_F = \Omega_{F'} = \Omega_{F''}.$$

Пусть теперь имеется два изображения f и g с локализациями Ω_f и Ω_g соответственно.

Введём понятие *проекции изображения на носитель*:

$$P_{\Omega} g(x, y) = \begin{cases} g(x, y), & \text{если } (x, y) \in \Omega \cap \Omega_g; \\ 0, & \text{если } (x, y) \in (\Omega \setminus \Omega \cap \Omega_g). \end{cases}$$

Проектор P_{Ω} естественно назвать *оператором локализации* функции на носителе Ω . Тогда *проекция одного локализованного изображения на форму другого локализованного изображения* может быть определена как комбинация ранее определённой проекции на форму и проекции на носитель:

$$g_{F'}(x, y) = P_{F'} P_{\Omega_{F'}} g(x, y) = \begin{cases} \sum_{i=1, \dots, k} g_{F_i} \omega_{F_i}(x, y), & \text{если } (x, y) \in \Omega_{F'} \cap \Omega_g; \\ 0, & \text{если } (x, y) \in (\Omega_{F'} \setminus \Omega_{F'} \cap \Omega_g), \end{cases}$$

где $\Omega_{F'} \setminus \Omega_{F'} \cap \Omega_g$ – дополнение $\Omega_{F'} \cap \Omega_g$ до $\Omega_{F'}$. Если локализация функций совпадает, то это определение проекции совпадает с обычным Пытьевским определением. Если же локализация различна, то проекция на форму F , естественно, принадлежит форме F и имеет формальный носитель $\Omega_{F'}$. При этом в области пересечения носителей она вычисляется обычным способом (определённым выше), а в области, где информации в функции g нет, она естественным образом дополняется нулями.

Заметим, что модифицированное определение морфологической проекции позволяет нам без изменений использовать для сравнения локализованных форм введённые ранее понятия независимости форм и относительной сложности форм.

Введём также необходимые понятия суммы и скалярного произведения локализованных изображений.

$$f(x, y) + g(x, y) = P_{\Omega_f \cup \Omega_g} f(x, y) + P_{\Omega_f \cup \Omega_g} g(x, y), \\ (f(x, y), g(x, y)) = (P_{\Omega_f \cup \Omega_g} f(x, y), P_{\Omega_f \cup \Omega_g} g(x, y)).$$

Кроме того, полезно ввести понятие *прямой суммы форм*:

$$F + G = \{f(x, y) + g(x, y) : f \in F, g \in G\}.$$

Таким образом, на множестве локализованных двумерных функций можно считать определённой *морфологию локализованных изображений*, для которой полностью актуальны все определения и инструменты морфологии Пытьева.

3. Иерархии локализованных форм и морфлеты

Сама по себе морфология локализованных форм позволяет лишь обобщить Пытьевский подход на случай локализованных участков изображений. В [1] предлагается использовать локализованные формы для построения иерархического описания изображения в целом, для этого вводится дополнительное отношение между локализованными формами.

Локализованная форма G с носителем Ω_G называется *дочерней (подформой)* по отношению к форме $F = \{F_1, \dots, F_n\}$ с носителем Ω_F , если $\exists_i: \Omega_G = F_i$.

Форма F по отношению к G называется *родительской*.

Множество мозаичных форм называется *пространственной иерархией форм*, если для любой формы в данном множестве имеется либо дочерняя, либо родительская, причём родительских форм не имеет только одна форма, называемая *корнем иерархии*. Используя отношения родительский–дочерний, можно представить иерархию форм в виде дерева.

В [2] предлагается особый способ построения иерархии локализованных форм для изображения в целом с использованием так называемых морфлетов. Морфлеты являются «хаароподобными» вейвлетами – системой дифференциальных операторов, удовлетворяющих следующим требованиям:

- 1) вейвлеты представляют собой кусочно-постоянные двумерные функции с нулевым средним;
- 2) носители вейвлетов меньшего масштаба всегда принадлежат областям постоянных значений вейвлетов большего масштаба;
- 3) система вейвлетов Хаара образует дерево разбиений кадра.

Такие «хаароподобные» вейвлеты в отличие от классических вейвлетов Хаара не имеют «родительского» вейвлета, что не накладывает ограничений на форму каждого такого вейвлета. С другой стороны, вейвлеты Хаара, безусловно, являются и «хаароподобными».

Отсутствие ограничения, накладываемого «родительским» вейвлетом, позволяет описывать форму системой «хаароподобных» вейвлетов. При этом, как показано в [2], дереву локализованных форм можно

поставить в соответствие дерево таких «хаароподобных» вейвлетов, которые и называются морфлетами. Дерево морфлетов позволяет в рамках подхода Пытева решать задачи по поиску и локализации объектов.

Рассмотрим дерево морфлетов, построенное для некоторого изображения. Каждый объект на нем соответствует некоторому поддереву (или, вообще говоря, нескольким поддеревьям). Тогда задачу поиска объектов можно свести к задаче поиска поддерева в дереве морфлетов.

4. Морфлеты на базе гистограммной сегментации (Отсу-дерева)

В данной работе используются морфлеты на базе гистограммной сегментации Отсу [5]. Основной идеей является использование бинаризации по Отсу для формирования рецептивных полей морфлетов. Ниже представлен алгоритм построения Отсу-дерева:

Входные данные:

I – изображение

Выходные данные:

T – древовидное описание

Переменные:

T – дерево морфлетов

$Node = \{node.\Omega, node.\Omega_p, node.\Omega_N\}$ – морфлет,

$node.\Omega$ – носитель морфлета,

$node.\Omega_p$ – положительное рецептивное поле,

$node.\Omega_N$ – отрицательное рецептивное поле,

Параметры:

S_{thr} – мин. площадь сегмента.

Инициализация:

$T = \{\{I, 0, 0\}\}$ – добавляем в T элемент $node.\Omega = I$, $x.\Omega_p = 0$, $x.\Omega_N = 0$ в качестве корня.

Шаги алгоритма:

Шаг 1. Выбираем необработанный элемент $x \in T$: $x.\Omega_p = x.\Omega_N = 0$.

Шаг 2. Проводим бинаризацию по Отсу $x.\Omega$ с выделением связанных областей: $\Omega^- > \mathbf{B}: \{\mathbf{B}^+, \mathbf{B}^-\}$, где \mathbf{B}^+ – это набор связанных областей, соответствующих «белой» сегментации, \mathbf{B}^- – «чёрной».

Шаг 3. Формируем текущий морфлет x :

$$x.\Omega_p = \bigcup_{B_i^+ \in \mathbf{B}^+} B_i^+, \quad x.\Omega_N = \bigcup_{B_i^- \in \mathbf{B}^-} B_i^-.$$

Шаг 4. Для каждой связной области $b \in \mathbf{B}$, такой что его площадь $S(b) > S_{thr}$, создаём новый элемент n : $n.\Omega = b$, $n.\Omega_p = n.\Omega_N = 0$ и добавляем его в дерево T к элементу x .

Шаг 5. Переход к шагу 1.

Описанный выше алгоритм позволяет строить морфлетное описание для любого полутонового изображения. Абсолютно аналогично можно построить алгоритм построения морфлетного описания на базе любого метода гистограммной бинаризации.

5. Поиск объектов

Поиск объектов интереса сводится к поиску поддерева в дереве морфлетов с определенными характеристиками (примеры найденных объектов приведены на рис. 1).

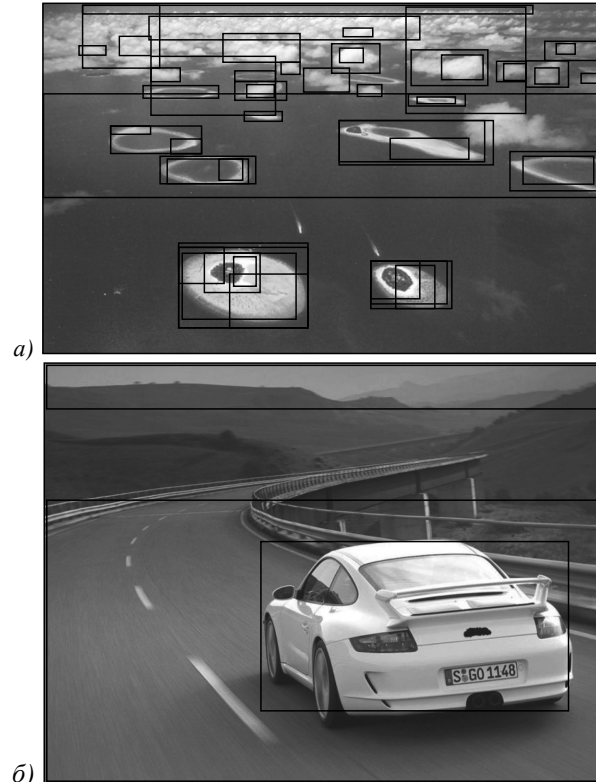


Рис. 1. Пример использования дерева морфлетов для поиска объектов на изображении

В качестве таких характеристик выступают:

1. Минимальная и максимальная сложность – число уровней в поддереве.
2. Максимальная и минимальная площадь носителя корневого морфлета.
3. Геометрические параметры носителя корневого морфлета, такие как направление осей инерции, соотношения сторон описывающего прямоугольника и т. д.

Такой подход в отличие от традиционных методов поиска объектов, использующих скользящее окно и пирамиды изображений, позволяет находить объекты любого масштаба, а также сложной формы (такие как дороги, мосты, протяжённые объекты и т. д.). При этом носитель корневого морфлета соответствующего поддерева несёт информацию также и о форме объекта и может использоваться для сегментации и определения границ объекта (рис. 2). Это позволяет намного эффективнее работать с объектами сложной непрямоугольной формы.

6. Результаты экспериментов

Для тестирования качества поиска объектов была использована публичная база Pascal VOC 2007 [4]. Тестирование проводилось со следующими параметрами поиска:

1. Минимальная и максимальная сложность: 4–100.
2. Максимальная и минимальная площадь носителя корневого морфлета: 0,95–0,05.
3. Геометрические параметры носителя корневого морфлета, такие как направление осей инер-

ции, соотношения сторон описывающего прямоугольника и т. д. отсутствуют.

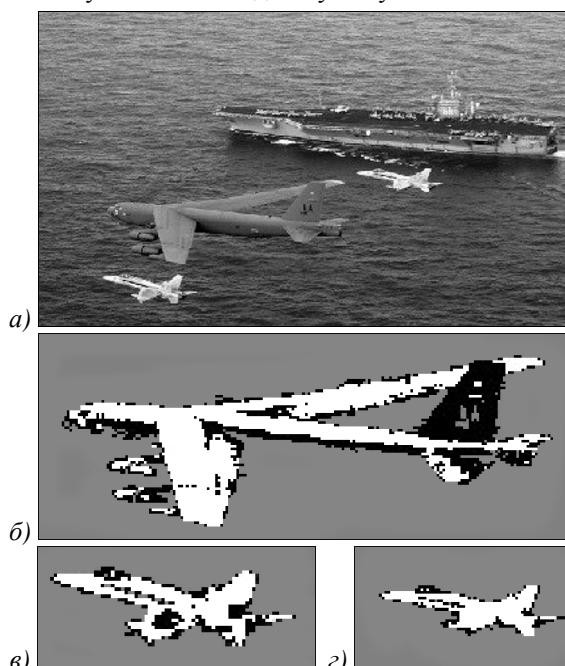


Рис. 2. Примеры определения границ (сегментации) объектов

В табл. 1 представлены результаты тестирования предлагаемого метода (по методике тестирования [3]), а также результаты известных методов той же группы (необучаемые методы поиска объектов).

Табл. 1. Вероятность обнаружения по базе PASCAL-VOC 2007 объектов при $IOU \geq 0,5$

Число окон	2	10	27	100	500
Предлагаемый подход	0,15	0,42	0,57	0,68	0,72
OD [6]		0,19		0,44	
MS [7]		0,31		0,6	
SS [8]		0,35		0,68	
OD+MS [9]		0,38		0,68	
MS+CC+SS [10]		0,41		0,71	

Из табл. 1 видно, что предлагаемый метод при большом числе окон превосходит все методы, участвующие в сравнении, и даже при числе окон 100 уступает лишь методу MS+CC+SS. При этом следует учитывать, что предлагаемый подход не учитывает никакой цветовой информации.

Также было проведено тестирование предлагаемого подхода в задаче предобнаружения автомобилей с целью их последующей идентификации. Для тестирования использовался набор изображений из базы KITTI [10]. Следует отметить, что предлагаемый метод не относится к группе обучаемых методов, поэтому прямое тестирование такого подхода по стандартной методике KITTI [10] не представляется разумным. Вместо этого в данной работе используется методика тестирования [4] с пониженными требованиями по точности обнаружения относительно оригинальной методики тестирования KITTI (порог IOU снижен до 0,5). Также, исходя из специфики задачи

(идентификации автомобилей), было наложено дополнительное ограничение на размер автомобиля – не менее 100 пикселей. Результаты тестирования представлены в табл. 2.

Табл. 2. Вероятность обнаружения объектов типа автомобиль по базе KITTI при $IOU \geq 0,5$

Число окон	100	200
Предлагаемый подход	0,69	0,73

Выводы

В работе описан оригинальный подход к поиску объектов на изображении на основе морфлетных описаний. В отличие от большинства классических методов предлагаемый подход не использует скользящего окна и пирамиды изображений в процессе работы. При этом подход позволяет проводить поиск объектов в условиях минимальных априорных данных о типах и форме искомым объектам и относится к классу необучаемых. Метод подходит для поиска крупных объектов сложной формы в различных масштабах. Метод не предполагает использования цветовой информации и работает по черно-белым изображениям. Тестирование подхода на базе изображений Pascal-VOC показало, что предлагаемый подход является одним из лучших по качеству обнаружения в своей группе (необучаемых алгоритмов обнаружения). Таким образом, предлагаемый подход можно использовать на этапе предварительного обнаружения с последующей обработкой более сложными алгоритмами, например, с использованием глубоких конволюционных сетей.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке грантов РФФИ 15-07-09362 А, 16-57-52042 МНТ_а и гранта РНФ 16-11-00082.

Литература

1. **Joseph, R.** You only look once: Unified, real-time object detection / J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2016. – P. 779-788. – DOI: 10.1109/CVPR.2016.91.
2. **Визильтер, Ю.В.** Морфлеты: новый класс древовидных морфологических описаний формы изображений / Ю.В. Визильтер, В.С. Горбацевич, С.Ю. Желтов, А.Ю. Рубис, А.В. Воротников // Компьютерная оптика. – 2015. – Т. 39, № 1 – С. 101-108. – DOI: 10.18287/0134-2452-2015-39-1-101-108.
3. **Пытьев, Ю.П.** Методы морфологического анализа изображений / Ю.П. Пытьев, А.И. Чуличков; – М.: Физматлит, 2010. – 336 с. – ISBN: 978-5-9221-1225-3.
4. The PASCAL Visual Object Classes Challenge 2007 [Электронный ресурс]. – URL: <http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/voc2007/> (дата обращения 30.11.2016).
5. **Otsu, N.** A threshold selection method from gray-level histograms / N. Otsu // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1979. – Vol. 9, Issue 1. – P. 66-69. – DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
6. **Dalal, N.** Histogram of oriented gradients for human detection / N. Dalal, B. Triggs // Proceedings of IEEE Computer

- Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005). – 2005. – Vol. 1(1). – P. 886-893. – DOI: 10.1109/CVPR.2005.177.
7. Hou, X. Saliency detection: A spectral residual approach / X. Hou, L. Zhang // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '07). – 2007. – 8 p. – DOI: 10.1109/CVPR.2007.383267.
 8. Felzenszwalb, P.F. Efficient graph-based image segmentation / P.F. Felzenszwalb, D.P. Huttenlocher // International Journal of Computer Vision. – 2004. – Vol. 59(2). – P. 167-181. – DOI: 10.1023/B:VISI.0000022288.19776.77.
 9. Alexe, B. Measuring the objectness of image windows / B. Alexe, T. Deselaers, V. Ferrari // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2012. – Vol. 34(11). – P. 2189-2202. – DOI: 10.1109/TPAMI.2012.28.
 10. The KITTI Vision Benchmark Suite [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/> (дата обращения 30.11.2016).

Сведения об авторах

Визильтер Юрий Валентинович, 1970 года рождения, в 1992 году окончил ФГБОУ ВПО «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)». В 1997 г. защитил кандидатскую, а в 2009 году – докторскую диссертацию. В настоящее время является начальником подразделения ФГУП «ГосНИИ Авиационных систем» (ГосНИИАС). Опубликовал более 80 научных работ (из них более 20 статей в рецензируемых журналах из списка ВАК). Область научных интересов: обработка и анализ изображений, цифровая фотограмметрия, машинное зрение, математическая морфология, распознавание образов, машинное обучение, биометрия. E-mail: viz@gosniias.ru.

Горбачевич Владимир Сергеевич, 1985 года рождения, в 2009 году окончил ФГБОУ ВПО «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)». В настоящее время является начальником лаборатории ФГУП «ГосНИИ Авиационных систем» (ГосНИИАС). Опубликовал более 20 научных работ (из них более 6 статей в рецензируемых журналах из списка ВАК). Область научных интересов: обработка и анализ изображений, цифровая фотограмметрия, машинное зрение, математическая морфология, распознавание образов, машинное обучение, биометрия. E-mail: gvs@gosniias.ru.

Вишняков Борис Вайсович, 1984 года рождения, в 2006 году окончил ФГБОУ ВПО «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)» по специальности инженер-математик. В 2009 году защитил диссертацию на соискание учёной степени кандидата физико-математических наук. С 2005 года работает в ФГУП «ГосНИИ Авиационных систем» (ГосНИИАС). В настоящее время является начальником лаборатории «Анализ динамических сцен». Круг научных интересов: обработка и анализ изображений, распознавание образов, машинное обучение. E-mail: vishnyakov@gosniias.ru.

Сидякин Сергей Владимирович, 1985 года рождения, в 2009 году окончил ФГБОУ ВПО «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)». В 2013 году защитил диссертацию на соискание учёной степени кандидата технических наук. С 2009 года работает в ФГУП «ГосНИИ Авиационных систем» (ГосНИИАС). В настоящее время является начальником сектора «Анализ движения и видеонаблюдение». Круг научных интересов: обработка и анализ изображений, распознавание образов, математическая морфология, машинное обучение, программирование. E-mail: sergid@gosniias.ru.

ГРНТИ: 28.23.15

Поступила в редакцию 17 декабря 2016 г. Окончательный вариант – 14 июня 2017 г.

OBJECT DETECTION IN IMAGES USING MORPHLET DESCRIPTIONS

Y.V. Vizilter¹, V.S. Gorbachevich¹, B.V. Vishnyakov¹, S.V. Sidyakin¹

¹State Research Institute of Aviation Systems (GosNIIAS), Moscow, Russia

Abstract

An original method for object detection based on morphlet trees is proposed in the paper. It allows the robust detection of heterogeneous objects in images to be done without pre-training. Besides, the detection process simultaneously includes a preliminary segmentation, which can be later used for recognition. Also, there is another important characteristic: the proposed approach does not require the use of sliding windows and feature pyramids to detect different-scale objects.

Keywords: mathematical morphology, Pytiev morphology, object detection, morphlets.

Citation: Vizilter YV, Gorbachevich VS, Vishnyakov BV, Sidyakin SV. Object detection in images using morphlet descriptions, Computer Optics 2017; 41(3): 406-411. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-3-406-411.

Acknowledgments: This work was funded by RFBR grants 15-07-09362 A, 16-57-52042 MHT_a and an RSF grant 16-11-00082.

References

- [1] Joseph R, Divvala S, Girshick R, Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. Proc CVPR 2016: 779-788. DOI: 10.1109/CVPR.2016.91.
- [2] Vizilter YuV, Gorbachevich VS, Zheltov SYu, Rubis AYu, Vorotnikov AV. Morphlets: a new class of tree-structured morphological descriptors of image shape. Computer Optics 2015; 39(1): 101-108. DOI: 10.18287/0134-2452-2015-39-1-101-108.
- [3] Pytiev Yu, Chulichkov A. Morphological methods for image analysis [In Russian]. Moscow: "Fizmatlit" Publisher, 2010. ISBN: 978-5-9221-1225-3.
- [4] The PASCAL Visual Object Classes Challenge 2007. Source: <http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/voc2007/>.
- [5] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Trans Systems Man and Cybernetics 1979; 9(1): 66-69. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- [6] Dalal N, Triggs B. Histogram of oriented gradients for human detection. CVPR 2005; 1(1): 886-893. DOI: 10.1109/CVPR.2005.177.
- [7] Hou X, Zhang L. Saliency detection: A spectral residual approach. Proc CVPR 2007: 1-8. DOI: 10.1109/CVPR.2007.383267.
- [8] Felzenszwalb P, Huttenlocher D. Efficient graph-based image segmentation. International Journal of Computer Vision 2004; 59(2): 167-181. DOI:10.1023/B:VISI.0000022288.19776.77.
- [9] Alexe B, Deselaers T, Ferrari V. Measuring the objectness of image windows. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 2012; 34(11): 2189-2202. DOI: 10.1109/TPAMI.2012.28.
- [10] The KITTI Vision Benchmark Suite. Source: <http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/>.

Authors' information

Yuri Valentinovich Vizilter (b.1970) graduated from Moscow Aviation Institute (National Research University) in 1992. Since 1997 is the Candidates of Technical Sciences, 2009 - the Doctor of Technical Sciences. Currently he works as the head of department at the FGUP "GosNIIAS". Author of 80 scientific papers. Research interests are processing and image analysis, digital photogrammetry, computer vision, mathematical morphology, pattern recognition, machine learning, biometry. E-mail: viz@gosniias.ru.

Vladimir Sergeevich Gorbachevich (b.1985) graduated from Moscow Aviation Institute (National Research University) in 2009. Currently he works as the head of laboratory at the FGUP "GosNIIAS". Author of 20 scientific papers. Research interests are processing and image analysis, digital photogrammetry, computer vision, mathematical morphology, pattern recognition, machine learning, biometry. E-mail: gvs@gosniias.ru.

Boris Vaisovich Vishnyakov (b. 1984) graduated from Moscow Aviation Institute (National Research University) in 2006. He received his Candidate of Physical and Mathematical Sciences in 2009. Currently he works as the head of laboratory at the FGUP "GosNIIAS". Research interests are image and video analysis, pattern recognition, machine learning. E-mail: vishnyakov@gosniias.ru.

Sergey Vladimirovich Sidyakin (b.1985) graduated from Moscow Aviation Institute (National Research University) in 2009. He received his Candidate of Technical Sciences degree in 2013. He currently resides at the FGUP "GosNIIAS". Research interests are image and video analysis, pattern recognition, machine learning, programming. E-mail: sersid@gosniias.ru.

Received December 17, 2016. The final version – June 14, 2017.
