

Р. В. Маслий; А. Я. Кулик, д. т. н., проф.; С. С. Билошкурский

МЕТОД ОБНАРУЖЕНИЯ ЛИЦ НА ЦВЕТНОМ ИЗОБРАЖЕНИИ

В статье предложен метод, который позволяет обнаружить лица фронтального вида в диапазоне наклонов лица от центральной оси симметрии в пределах от -56 до $+56$ градусов на цветном изображении. Приведены результаты исследований эффективности обнаружения лиц на тестовом наборе изображений с базы FDDB.

Ключевые слова: обнаружение лиц, Adaboost, цветное изображение, модель цвета кожи.

Введение

Метод описанный в [1] позволяет обнаружить лица фронтального вида в диапазоне наклонов лица от центральной оси симметрии в пределах от -56 до $+56$ градусов на полутоновом изображении. Преимуществом метода по сравнению с методом Виолы – Джонса [2] является меньшая чувствительность к изменениям освещения, недостатком – большая вычислительная сложность. При обработке цветных изображений уменьшить вычислительную сложность при сохранении преимуществ метода можно путем использования цвета кожи в качестве признака для обнаружения.

Сегментация изображений на пиксели «кожи» и «не кожи» потенциально дает возможность ускорить процесс обнаружения, так как позволяет быстро отбросить области, в которых количество пикселей «кожи» меньше порога, и дальнейшее обнаружение проводить в областях, в которых количество пикселей «кожи» больше порога.

Во многих методах обнаружения пикселей кожи [3], исследователи пытаются очень точно построить модель цвета кожи для достижения высокого уровня вероятности обнаружения пикселей кожи при низком уровне ошибочного обнаружения. Но при различных условиях освещения значения пикселей могут выходить за диапазоны, предусмотренные моделью, что приводит к уменьшению точности обнаружения пикселей кожи и в свою очередь к снижению вероятности обнаружения лиц и увеличению количества ошибочных обнаружений лиц.

Для решения проблемы выхода значений пикселей за диапазоны, предусмотренные моделью цвета кожи, при сегментации цветных изображений целесообразно использовать модель цвета кожи, которая вместо определения с высокой точностью пикселей, принадлежащих цвету кожи, будет с высокой точностью исключать пиксели, которые не могут принадлежать цвету кожи [4].

Цель исследований – повышение скорости обнаружения лиц на цветных изображениях, которые характеризуются широким диапазоном изменений освещения и ориентаций лиц, при условии уменьшения количества ложных обнаружений и увеличения вероятности их обнаружения.

Для достижения поставленной цели необходимо решить такие **задачи**:

1. Описать модель цвета кожи для осуществления сегментации цветного изображения на пиксели «кожи» и «не кожи».
2. Описать процесс обнаружения лица с помощью робастного к изменениям освещения boosting-метода [1].

Сегментация цветного изображения

Пусть $skin$ и $\overline{skin}$ – подпространства цветного пространства RGB, причем $RGB = skin \cup \overline{skin}$ та $skin \cap \overline{skin} = \emptyset$, тогда пиксель в позиции (i,j) цветного двумерного

изображения, определенный вектором $\langle R_{ij}, G_{ij}, B_{ij} \rangle$, который принадлежит пространству $skin$, является пикселем «кожи», а пиксель, который принадлежит пространству $\overline{skin}$, является пикселем «не кожи». Пиксель $\langle R_{ij}, G_{ij}, B_{ij} \rangle$ принадлежит к $\overline{skin}$, если он удовлетворяет одному или нескольким из таких правил:

$$(R_{ij}/G_{ij}) \notin [V_{min}^{RG}, V_{max}^{RG}], \quad (1)$$

$$(R_{ij}/B_{ij}) \notin [V_{min}^{RB}, V_{max}^{RB}], \quad (2)$$

$$(R_{ij} \in [0, V^R]) \cap (G_{ij} \in [0, V^G]) \cap (B_{ij} \in [0, V^B]), \quad (3)$$

где V_{min}^{RG} та V_{max}^{RG} – граничные значения отношения компоненты R к компоненте G , V_{min}^{RB} и V_{max}^{RB} – граничные значения отношения компоненты R к компоненте B , V^R , V^G та V^B – пороговые значения для компонент R , G и B .

Описанные в формулах (1 – 3) правила определяют модель цвета кожи, после применения которой к цветному изображению, каждому пикселю $\langle R_{ij}, G_{ij}, B_{ij} \rangle \in \overline{skin}$ присваивается значение единицы, а каждому пикселю $\langle R_{ij}, G_{ij}, B_{ij} \rangle \in skin$ значение нуля, образуя таким образом бинарное изображение (бинарную маску).

Boosting-метод обнаружения лиц

Структурная схема работы boosting-метода [1] при определении присутствия в области полутонового изображения лица представлена на рис. 1

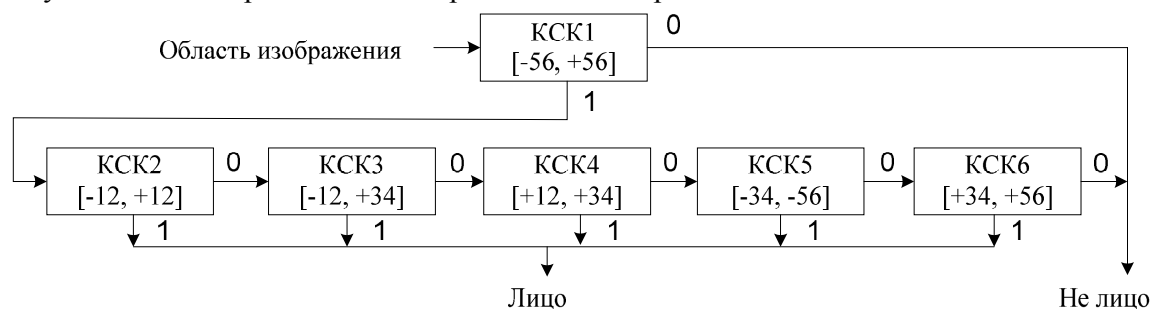


Рис. 1. Структурная схема работы boosting-метода обнаружения лиц

Каждый из шести каскадов сильных классификаторов ($KCK1 - KCK6$), изображенных на рис. 1, тренируется на отдельных наборах учебных изображений, содержащих изображения в соответствующем диапазоне наклонов, например набор для $KCK2$ содержит изображения лиц фронтального вида с наклонами от центральной оси симметрии в диапазоне от -12 до $+12$ градусов. Каждый каскад сильных классификаторов формируется с использованием алгоритма обучения классификации Adaboost. В качестве признаков для простых классификаторов в сильных классификаторах использованы модифицированные локальные бинарные шаблоны ($RECT-LBP$). Использование этих признаков обеспечивает высокую робастность метода к изменениям условий освещения по сравнению с методами, в которых используются чувствительные к изменениям освещения хаарообразные признаки.

Значение $RECT-LBP$ после применения $RECT-LBP$ к области изображения определяется таким образом:

$$RECT - LBP = \sum_{m=0}^7 s(k_m - k_c) 2^m, \quad (4)$$

где k_c – это сумма значений интенсивностей пикселей центрального прямоугольника, k_m

($m=0, \dots, 7$) сумма значений интенсивностей пикселей прямоугольников соседних к центральному $s(x)$: $s(x) = \begin{cases} 1, & \text{если } x \geq 0 \\ 0, & \text{если } x < 0 \end{cases}$. Параметры dx и dy каждого *RECT-LBP* признака определяют размеры центрального и соседних центральному прямоугольников.

При формировании каждого каскада сильных классификаторов с помощью алгоритма Adaboost для каждой области изображения p для всех позитивных учебных примеров вычисляется *RECT-LBP* признак и формируется массив $L_p^{\text{лица}}$, используя набор негативных примеров – формируется массив $L_p^{\text{не-лица}}$. Массивы $L_p^{\text{лица}}$ и $L_p^{\text{не-лица}}$ состоят из n_{LBP} элементов, причем каждый элемент соответствует определенному *RECT-LBP* признаку. В элементах массива $L_p^{\text{лица}}$ суммируются веса позитивных примеров, в элементах массива $L_p^{\text{не-лица}}$ суммируются веса негативных примеров. Вес примера добавляется к элементу соответствующего массива, если *RECT-LBP* признак, полученный в области p , соответствует *RECT-LBP* признаку элемента. Ошибка классификации области p определяется по формуле:

$$\varepsilon_p = \sum_{j=1}^{n_{\text{LBP}}} \min(L_p^{\text{лица}}[j], L_p^{\text{не-лица}}[j]). \quad (5)$$

Формируется простой классификатор $h_t(x)$, используя массивы $L_p^{\text{лица}}$ и $L_p^{\text{не-лица}}$ области p с минимальной ошибкой классификации ε_t по формуле:

$$L_p[j] = \begin{cases} 1, & L_p^{\text{лица}}[j] > L_p^{\text{не-лица}}[j] \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}. \quad (6)$$

Формируется сильный классификатор по формуле:

$$h(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \psi \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}. \quad (7)$$

где α_t – коэффициент, значение которого определяется во время обучения, ψ – порог, значение которого определяется при использовании верификационного набора примеров.

С помощью оптического устройства, например видеокамеры, изображение, на котором присутствует одно или несколько человеческих лиц, вводится в компьютер. Это изображение превращается в интегральное изображение. Минимальное окно поиска, размер которого увеличивается на коэффициент M_s , при изменении масштаба, передвигается изображением вдоль его строк с шагом K_r пикселей, и выделяет область изображения. В случае если наполненность единицами этой области в бинарной маске не превышает порога $NN\%$, область подается на вход *KCK1*. В противном случае осуществляется переход к обработке следующей области изображения. Если все сильные классификаторы *KCK1* согласно формуле (7) принимают значения $h(x) = 1$, то область изображения поступает на вход *KCK2*. Если же хотя бы один сильный классификатор с *KCK1* примет значение $h(x) = 0$, то детектор лиц перейдет к обработке следующей области входного изображения. Если хотя бы один сильный классификатор с *KCK2* – *KCK6* принимает значение $h(x) = 0$, то область изображения поступает на вход следующего *KCK* или детектор переходит к обработке следующей области изображения, если текущим *KCK* был *KCK6*. Если же все сильные классификаторы одного из *KCK2* – *KCK6* приняли значение $h(x) = 1$, то область изображения принимается за обнаруженную область-кандидат в диапазоне углов наклона текущего *KCK*.

После прохождения окна поиска по всему изображению во всех масштабах детектор лиц для каждого диапазона углов наклона выделяет на изображении несколько

областей-кандидатов. Предлагается применить следующий этап верификации областей-кандидатов. В пределах каждого диапазона углов наклона применяется правило кластеризации, в котором всё множество областей-кандидатов разбивается на множества, которые не пересекаются. При кластеризации две области-кандидаты относятся к одному кластеру, если они пересекаются более чем на процент φ . Кластер является кандидатом для создания объединенной области, если множество областей-кандидатов в нем больше порога η . Объединенная область формируется путем нахождения среднего арифметического координат областей-кандидатов, входящих в кластер. Для формирования областей лиц между всеми диапазонами углов наклона используется показатель качества w , который определяется количеством областей-кандидатов, вошедших в объединенную область. Если объединенные области различных диапазонов углов наклона пересекаются более чем на μ процентов, областью лица признается объединенная область с большим показателем качества. Если объединенные области различных диапазонов углов наклона пересекаются менее чем на μ процентов, то каждая из объединенных областей признается областью лица.

Экспериментальные исследования метода

Предложенный метод состоит из двух этапов. На первом осуществляется сегментация цветного изображения на пиксели «кожи» и «не кожи» при использовании модели цвета кожи, определенной правилами (1 – 3), создается бинарная маска, цветное изображение превращается в полутоновое. На втором этапе области полутонового изображения обрабатываются по схеме, представленной на рис. 1, область будет подаваться на вход $KCKI$ в случае, если наполненность единицами этой области в бинарной маске не превышает $NN\%$.

Для исследования метода были использованы стандарт и база изображений лиц FDDB [4]. Изображения в этой базе характеризуются широким диапазоном изменений: в ориентации лиц, фоне, освещении и внешнем виде. Стандарт содержит аннотации каждого лица в виде эллиптических областей, а также набор программ для оценки эффективности обнаружения.

Во время исследования сегментации за цветом кожи на тестовом наборе с 200 цветных изображений были определены такие параметры модели цвета кожи: $V_{\min}^{RG} = 1,1$, $V_{\max}^{RG} = 3,1$, $V_{\min}^{RB} = 1,04$, $V_{\max}^{RB} = 5$, $V^R = 55$, $V^G = 35$ и $V^B = 25$. Пример сегментации цветных изображений с базы FDDB на пиксели «кожи» и «не кожи» представлен на рис. 2.



Рис. 2. Пример сегментации цветных изображений с базы FDDB на пиксели «кожи» и «не кожи»: а – в) оригинальные цветные изображения; г – е) бинарные маски, полученные при использовании модели цвета кожи.

Исследования метода осуществлялись при таких параметрах: количество окон $\eta = 2$, коэффициент масштаба $M_s = 1,2$, размер минимального окна поиска (48×48 пикселей), размер ядра *RECT-LBP* – 3×3 пикселей, $n_LBP = 256$, сдвиг окна поиска $Kr = 1$ пиксель, процент пересечения окон $\varphi = 70\%$, порог $\eta = 2$, показатель качества $w = 2$, процент пересечения окон $\mu = 60\%$, наполненность единицами окна поиска в бинарной маске $NN = 60\%$.

Для оценки эффективности обнаружения был использован тестовый набор из 120 цветных изображений при использовании компьютера AMD 3000+ с частотой процессора 1,81 ГГц. Результаты исследования разработанного метода и boosting-метода [1] представлены в таблице 1.

Таблица 1

Результаты исследования методов обнаружения лиц

Критерии оценивания эффективности обнаружения	Boosting-метод без сегментации по цвету кожи [1]	Разработанный метод
Вероятность обнаружения, %	76,4	75,9
Количество ложных обнаружений, шт.	38	31
Скорость обнаружения, кадров/сек.	2 – 4	3-6

Выводы

Разработанный метод лиц позволяет увеличить скорость обработки изображений по сравнению с boosting-методом [1]. Достигая при этом уменьшения на 18% количества ложных обнаружений при незначительном уменьшении вероятности обнаружения на тестовом наборе из базы FDDB.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Патент № 53412 Україна, МПК (2006) G06K 9/62. Спосіб знаходження людських облич на зображенні / Маслій Р. В., Кулик А. Я.; заявник та патентовласник Вінницький національний технічний університет. – № u201002853; заявл. 15.03.2010; опубл. 11.10.2010, Бюл. № 19.
2. Viola P. Robust Real-Time Face Detection / P. Viola, M. Jones // International Journal of Computer Vision. – 2004. – Vol. 57, № 2. – P. 137 – 154.
3. Vezhnevets V. A Survey on Pixel-Based Skin Color Detection Techniques / V. Vezhnevets, V. Sazonov, A. Andreeva // Proc. Graphicon-2003, Moscow, Russia, September 2003, P. 85 – 92.
4. Маслій Р. В. Метод виявлення облич на кольоровому зображенні / Р. В. Маслій, А. Я. Кулик, С. С. Білошкурський // Контроль і управління в складних системах (КУСС-2010). Тези доповідей десятої міжнародної науково-технічної конференції. – 2010. – С. 144.
5. Vidity Jain and Erik Learned-Miller. FDDB: A Benchmark for Face Detection in Unconstrained Setting. Technical Report UM-CS-2010-009, Dept. of Computer Science, University of Massachusetts, Amherst. 2010 [Електронний ресурс] / Режим доступу: <http://vis-www.cs.umass.edu/fddb/fddb.pdf>.

Маслій Роман Васильевич – ассистент кафедры автоматизации и информационно-измерительной техники

Кулик Анатолий Ярославович – д. т. н., профессор кафедры автоматизации и информационно-измерительной техники

Билошкурский Сергей Степанович – студент кафедры автоматизации и информационно-измерительной техники.

Винницкий национальный технический университет.