

Модифицированный алгоритм локализации элементов лица на основе метода Виолы-Джонса

Аннотация. Предложен модифицированный алгоритм локализации элементов лица, таких как внутренние и внешние углы глаз, кончик носа, особенностью которого является наличие нескольких ступеней классификации, позволяющих значительно увеличить точность обнаружения в сравнении с известными алгоритмами поиска. Разработано программное обеспечение для локализации некоторых антропометрических точек лица в видеопотоке. Экспериментально показано, что применение данного подхода дает 98% правильных локализаций, для каждого элемента лица, что позволяет применять предложенный алгоритм в реальных системах биометрической идентификации.

Ключевые слова: локализация антропометрических точек лица, обработка изображений, признаки Хаара, метод Виолы-Джонса.

Введение

Локализация элементов лица человека на цифровом изображении является одним из важнейших шагов в процессах распознавания лиц. Возможными областями использования систем биометрической идентификации могут быть системы контроля доступа и системы контроля человеческого трафика. Однако без надежного и быстрого алгоритма обнаружения лица и антропометрических точек, системы не дают должного качества распознавания.

Алгоритм локализации антропометрических точек, как правило, состоит из нескольких основных этапов: захват кадра; предварительная обработка; обнаружение потенциальных областей; принятие решения о точной локализации точек.

На первом этапе происходит разделение видеопоследовательности на отдельные кадры сцены. На этапе предварительной обработки производится фильтрация изображений, применение методов устранения дефектов, коррекция освещенности, обнаружение лица. На третьем этапе производится анализ областей лиц с целью обнаружения потенциальных областей

размещения элементов лица и определение их координат. На последнем этапе из потенциальных обнаруженных областей необходимо выбрать ту, которая наиболее точно характеризует искомым объект.

Лицо человека представляет собой область на изображении, содержащую фиксированные элементы (Рис. 1).

В реальных условиях съемки изображение лица отличается от идеального. Существует несколько факторов, снижающие точность локализации: освещенность сцены, наклон лица, качество изображения. При этом для применения алгоритмов детектирования элементов лица в реальных системах требуются высокая скорость и устойчивость к условиям съемки. В связи с этим задача создания быстрого, надежного алгоритма локализации антропометрических точек лица, устойчивого к изменяющимся условиям съемки, является перспективной и актуальной.

В данной работе описывается гибридный алгоритм локализации некоторых точек лица, который основывается на алгоритме Виолы-Джонса [1] и выполняет надежное и точное обнаружение, а его эффективность делает его подходящим для использования в системах реального времени.

1. Краткий обзор методов локализации антропометрических точек лица

Нами был проведен обзор методов локализации антропометрических точек лица, на основе которого алгоритмы целесообразно представить в виде двух направлений — параметрического и статистического.

Параметрический подход заключается в изучении черт объекта лица как особенности лица самих по себе. Многие характеристики такие, например, как контраст интенсивности между белком и зрачком для локализации глаза [2], анализ абсолютной величины градиента яркости для выделения крыльев носа [3], анализ цветовых характеристик для поиска рта [4], изучены и могут быть использованы на практике. Однако, в случае неконтролируемого освещения, эти методы не дают устойчивых результатов.

В отличие от параметрических методов, где характеристики области лица измеряются согласно интуитивному пониманию формы, цвета, яркостных характеристик, статистический подход подразумевает построение статистической модели с использованием признаков, извлеченных из части области. [5, 6]

Чтобы построить надежную вероятностную статистическую модель, нужно в первую очередь решить, где и как получить надлежащее представление объекта. Так как ни один дескриптор признаков не удовлетворит всех потребностей, выбор тех, которые необходимо использовать на практике в основном управляется приложением и требованиями, которые должны быть выполнены. В основном они включают в себя:

- свойство инвариантности, которое обеспечивает устойчивость к изменениям освещения, масштаба, ориентации и других аффинных преобразований;
- кодирование информации и дискриминантное сохранение;
- вычислительную эффективность.

Популярные наборы признаков включают в себя частотную информацию, например вейвлеты всплесков Хаара, признаки Габора, а также основанные на градиентах функции, такие как LBP [7], SIFT [8], GLOH [9].

Основная проблема разработанных алгоритмов — неудовлетворительные результаты на изображениях низкого качества, и ориентированность на строго определенные условия, что



Рис. 1. Пример изображения лица человека с отмеченными координатами контрольных точек

затрудняет их использование в системах реального времени.

2. Постановка задачи локализации антропометрических точек лиц в кадре видеопотока

Пусть имеется кадр видеопоследовательности, представляющий собой цифровое изображение, которое представлено двумерной матрицей пикселей размером $W \times H$, в которой каждый пиксель представляется некоторым неотрицательным числом в диапазоне $[0, 255]$. По кадру видеопоследовательности необходимо определить список прямоугольников, содержащих в себе информацию о лицах:

$$Faces = \left\{ \begin{array}{l} faceQuad \\ rightOuterEyeCornerQuad \\ leftOuterEyeCornerQuad \\ noseQuad \end{array} \right\} \quad (1)$$

где $faceQuad$ - квадрат лица, $rightOuterEyeCornerQuad$ - квадрат внешнего угла правого глаза, $leftOuterEyeCornerQuad$ - квадрат внешнего угла левого глаза, $noseQuad$ - квадрат кончика носа.

3. Решение задачи обнаружения потенциальных областей

Поиск интересующего объекта производится «сканирующим окном», проходящим последовательно по изображению с шагом 1 пиксель с

изменением масштаба при каждом проходе. При обходе для каждого положения окна определяется, содержится ли в окне искомая область или нет, путем отнесения анализируемой части изображения к одному из двух классов, первый из которых — наличие объекта, второй — отсутствие. Тогда задача обнаружения преобразуется в задачу выбора эффективного классификатора.

Решение задачи классификации основывается на алгоритме Виолы-Джонса [1], который является инвариантным и обладает не только высокой скоростью работы, но и хорошей точностью распознавания. Практика показала, что конструирование в области компьютерного распознавания образов единственного классификатора с высокими показателями качества является сложной задачей, а возможно и неразрешимой, однако использование системы слабых классификаторов позволяет добиться высоких результатов. Следовательно, гораздо эффективнее принимать решение за несколько шагов, т.е. использовать иерархическую структуру из классификаторов, каждый из которых в свою очередь также может состоять из более слабых классификаторов.

Глобальный классификатор состоит из нескольких этапов принятия отдельных решений (стадий), которые образуют древовидную структуру (бинарное дерево классификатора). При попадании на очередной этап для рассматриваемого изображения происходит вычисление некоторой числовой характеристики, которая сравнивается с пороговым значением. Если фактическое значение оказалось меньше порогового, то принятие решения передается левому узлу-потомку, в противном случае — правому. Обход дерева классификатора заканчивается при достижении какого-либо листа, при этом значением классификатора будет значение, соответствующее данному листу. В простейшем случае листья имеют значение 1.0 для объектов интереса и 0.0 для прочих объектов. Однако подобным же методом может быть реализована и классификация на несколько классов, если листам дерева классификатора приписывать числа, соответствующие номерам рассматриваемых классов.

Более простым по сравнению с глобальным классификатором в виде дерева является каскадный классификатор (Рис. 2). Этот классификатор на каждом этапе принимает решение: от-

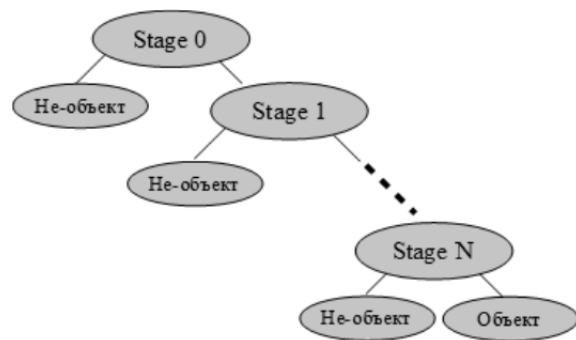


Рис. 2. Каскадный классификатор для детектирования наличия объекта на изображении

носится ли рассматриваемый объект к интересующему множеству и при положительном результате переходит к следующему этапу, а при отрицательном — останавливает процесс классификации, т.к. классифицируемый объект однозначно к интересующемуся классу не относится.

Более сложные классификаторы, учитывающие возможность существования нескольких кластеров внутри идентифицируемого класса, имеют несколько более сложный алгоритм обхода дерева классификатора. В случае если при движении по одной из ветвей дерева классификатора было принято решение, что объект не относится к интересующему классу, но несколькими узлами ранее был возможен переход на другую ветвь дерева классификатора, соответствующую другому классу, будет произведен переход на эту ветвь, если она не рассматривалась ранее. Окончательное решение о том, что анализируемый объект не принадлежит к классу интереса, принимается после того, как будут полностью рассмотрены возможные пути в дереве классификатора.

Механизм принятия решения об отнесении изображения к классу объект или не-объект внутри этапа может различаться в зависимости от используемого алгоритма. Как правило, стадия состоит из набора однотипных элементов: stump-ов (пеньков) или CaRT-ов (деревьев классификации).

Stump состоит из одного слабого классификатора, для алгоритма Виолы-Джонса он представляет из себя feature (признак Хаара). Значением признака Хаара является разница между суммами интенсивностей пикселей в светлой и темной областях при наложении соответствующей фигуры на некоторую область изображения (Рис. 3).

Признаки Хаара являются одной из простейших форм вейвлетов и служат индикаторами для различных объектов на изображении. Так фигуры 1a-1d являются детекторами краев, фигуры 2a-2h и 4 позволяют определять горизонтальные, вертикальные и диагональные линии на изображении, а фигуры 3a и 3b идентифицируют области с ярко выраженным центром (бугорки или впадины).

Признаки Хаара могут иметь различные размеры и два основных положения ориентации (вертикальное и наклонное под углом в 45°) внутри анализируемого окна, длина и высота которого составляют W и H . Размеры признаков Хаара определяются двумя параметрами: w и h (Рис. 4) интерпретируемыми по-разному для вертикальных и наклонных признаков.

Существует несколько возможных наборов признаков Хаара: базовый: 1a, 1b, 2a-2d, 4 (Рис. 3); основной: все элементы набора 1 + 3a; расширенный: все элементы набора 1 + все наклонные (все элементы, изображенные на Рис. 3).

Для ускорения расчета значений признаков Хаара используется интегральное изображение (Рис. 5). Значение элемента $SAT(x, y)$ интегрального изображения равно сумме интенсивностей всех пикселей, которые находятся не ниже и не левее данного, т.е. имеющего координаты (x, y) (Рис. 5a). В этом случае для нахождения суммы интенсивности пикселей внутри прямоугольника достаточно найти алгебраическую сумму 4 элементов интегрального изображения с соответствующими знаками (Рис. 5c). В случае использования наклонных признаков построение интегрального изображения происходит несколько сложнее: значение элемента $TSAT(x, y)$ содержит сумму интенсивностей пикселей, показанных внутри области на Рис. 5b. При этом для нахождения суммы пикселей внутри наклонного прямоугольника также достаточно найти алгебраическую сумму 4-х элементов интегрального изображения (Рис. 5d).

В слабом классификаторе значение признака сравнивается с некоторым пороговым значени-

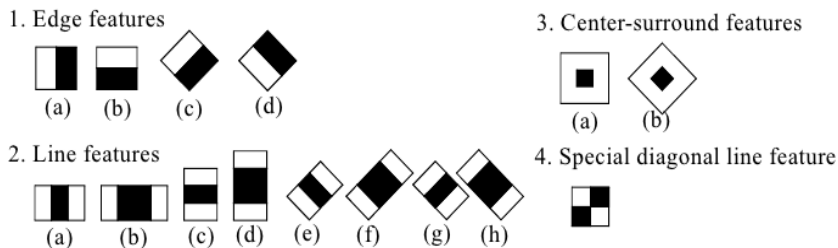


Рис. 3. Признаки Хаара, применяемые в наборах Виолы-Джонса и Линхарта-Мейдта

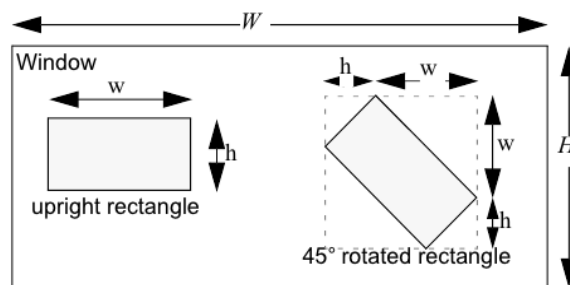


Рис. 4. Параметры вертикальных (upright) и наклонных (rotated) признаков Хаара

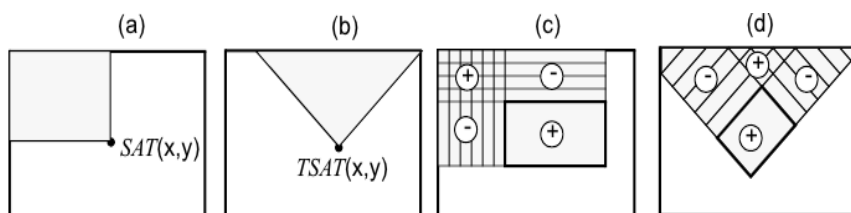


Рис. 5. Схема построения и использования интегрального изображения



Рис. 6. Примеры изображений, используемых для обучения классификатора, направленного на поиск внешнего угла правого глаза

ем, и, если фактическое значение меньше порогового, то предполагается, что объект не попадает в множество объектов интереса, в противном случае считается, что объект принадлежит классу интереса.

Если элементом стадии является CaRT классификатор, то принятие решения о принадлежности объекта к какому-либо классу производится с помощью дерева из слабых классификаторов: в данном дереве каждый узел, который можно считать эквивалентом стадии для глобального классификатора, представляет собой обычный слабый классификатор. Если значение соответствующего признака Хаара превышает пороговое значение, то происходит переход в правое поддерево CaRT, если нет, то в левое. В зависимости от того, в каком из листов завершился путь, принимается или отклоняется решение о наличии объекта интереса на изображении. Обычных CaRT классификатор состоит из малого числа узлов (не более 5).

Таким образом, каждый элемент стадии определяет, относится ли рассматриваемое изображение к интересующему классу, и прибавляет к общей сумме этапа одно из двух значений, в зависимости от принятого решения. Если все элементы имеют одинаковый вес при принятии окончательного решения на этапе, то прибавляются +1 или -1, в противном случае могут прибавляться как положительные, так и отрицательные числа, различающиеся для различных элементов.

Скорость алгоритма в среднем на два порядка превышает скорость работы нейросетевых алгоритмов и алгоритма главных компонент. Однако ввиду необходимости проверки всех положений и размеров поискового окна при работе алгоритма его вычислительная сложность пропорциональна квадрату количества пикселей анализируемого изображения. Анализ работы этого алгоритма и использование априорных знаний о положении элемента лица

позволило нам выявить возможные пути улучшения характеристик работы алгоритма и создать гибридный алгоритм локализации антропометрических точек лица.

4. Обучение классификатора для локализации элемента лица

Для описания этапа обучения классификатора выберем один элемент лица, который соответствует внешнему углу правого глаза. При этом необходимы два типа образцов: негативные и позитивные. Негативные образцы - это изображения, не содержащие внешний угол правого глаза. Позитивные изображения (Рис 6) — изображения внешнего угла глаза, извлеченные с кадров, снятых камерой. Размер их был привязан к расстоянию между углами глаз человека в зависимости от масштаба и размера изображения, чтобы пропорции оставались неизменными.

5. Определение результирующего квадрата из множества потенциальных областей

Основываясь на том факте, что искомая область (нос, углы глаз) внутри области лица человека представлена в единственном экземпляре, из нескольких областей кандидатов, определенных методом классификации скользящего окна на два класса, необходимо наиболее точно выбрать область, характеризующую объект.

Результатом работы алгоритма классификации является список квадратов, обнаруженных как элемент лица. Каждый из полученных квадратов характеризуем трехмерным вектором, содержащим значения координат центра (x и y) и ширины стороны (w). Далее проводится процедура нормализации входных векто-

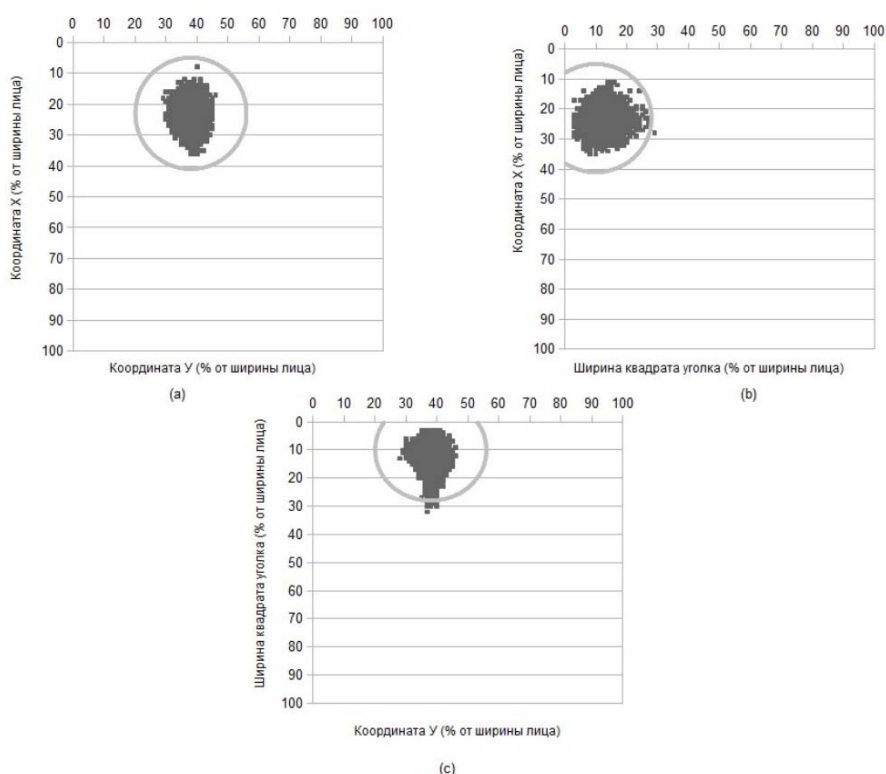


Рис. 7. Распределение скоплений точек результирующих внешних углов правого глаза в проекции на плоскости $x, y(a); w, y(b); x, w(c)$

ров квадратов относительно квадрата лица, выражая каждый параметр в целых процентах относительно размеров лица. Для этого используем формулы (2):

$$\begin{aligned} X' &= \left[\frac{x - x_0}{x_1 - x_0} \times 100 \right] \\ Y' &= \left[\frac{y - y_0}{y_1 - y_0} \times 100 \right] \\ W' &= \left[\frac{w}{w_0} \times 100 \right] \end{aligned} \quad (2),$$

где X', Y', W' - нормированные координаты, $(x_0, y_0), (x_1, y_1)$ - координаты левого верхнего и правого нижнего угла квадрата найденного лица, w_0 - размер квадрата лица.

Таким образом, потенциальные области-кандидаты для текущего изображения представляют собой множество трехмерных векторов с нормированными целыми координатами.

Правило принятия решения для данного множества основывается на модели наивного байесовского классификатора [10], для которого статистические данные получены по 50000

изображений, для которых результирующим выбран кончик носа (внешний угол глаза), найденный каскадом классификаторов, ближайший к точно расставленному и отклоняющийся от точной расстановки не более чем на 10% от расстояния между внешними углами глаз. Точной расстановке соответствует указание положения кончика носа (внешних углов глаз) человеком-экспертом. Гипотезой считаем событие, соответствующее принятию конкретного квадрата за результат. Общее число гипотез равно числу обнаруженных потенциальных областей + 1.

Нулевой гипотезой назовем ту, которая соответствует случаю отвержения всех прочих гипотез о положении элемента. Для возможности ее обнаружения, определим ограничивающую замкнутую поверхность. Для этого рассмотрим распределение точек результирующих кончиков носа (внешних углов глаза), участвующих в формировании статистических данных. На Рис. 7 показано расположение результирующих углов правого глаза в проекциях на плоскости $(x, y); (w, y); (x, w)$, на Рис. 8 показано расположение кончика носа в аналогичных проекциях.

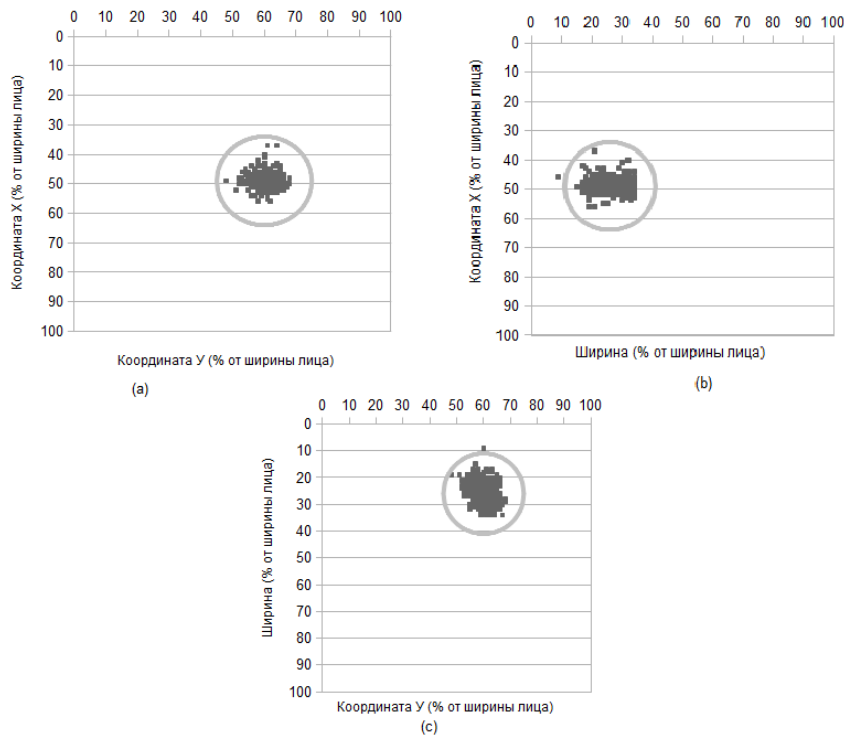


Рис. 8. Распределение скоплений точек результирующих кончиков носа в проекции на плоскости $x, y(a); w, y(b); x, w(c)$

Критерием выбора ограничивающей поверхности является простота реализации и скорость использования в системе детектирования. Так для рассматриваемой задачи существует два подходящих варианта: параллелепипед и сфера. Анализ проекций облака точек показывает, что сфера для выбора ограничивающей поверхности подходит больше. Окружности, проиллюстрированные на каждой из проекций на Рис. 7 и Рис. 8, соответствуют проекциям сферы, ограничивающей облако экспериментальных данных. Координаты центров окружностей вычислены как средневзвешенное для всех значений соответствующей координаты из статистической выборки. Значение радиуса определялось эмпирически, исходя из результата работы алгоритма в целом на нескольких тестовых базах.

Для проверки справедливости нулевой гипотезы, элемент лица, принятый как наиболее подходящий, согласно классификатору, описанному выше, проходит этап дополнительного анализа вхождения в ограничивающее множество. В случае отрицательного ответа, принимается гипотеза об отсутствии в множестве ответов искомого квадрата.

В случае получения равных максимальных вероятностей для двух или более гипотез введение ограничивающей сферы также необходимо. В этом случае проводится проверка расстояния от точек анализируемой гипотезы до центра ограничивающего множества. Результирующей принимается та, точки которой находятся ближе к центру, а следовательно ближе к облаку экспериментальных данных. В случае равновероятных гипотез с одинаковым расстоянием до центра ограничивающего множества, результирующей можно принять любую из них.

6. Модификация алгоритма локализации путем добавления нескольких классификаторов

Для улучшения результатов классификации были предложены две модификации с использованием многопроходного алгоритма: параллельная обработка результатов классификации и последовательная обработка результатов классификации (Рис. 9, Рис. 10).

При последовательной обработке задействованы два каскада классификаторов, обученных

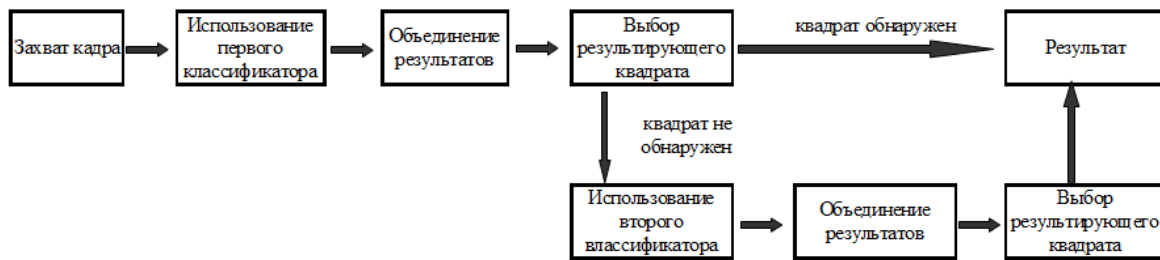


Рис. 9. Модификация алгоритма локализации элемента лица с последовательной работой классификаторов

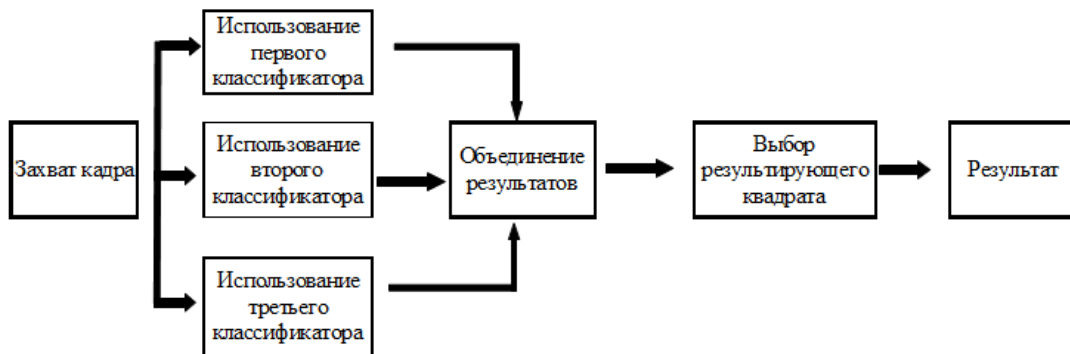


Рис. 10. Модификация алгоритма локализации элемента лица с параллельной работой классификаторов

на различных выборках с различными параметрами. Для оптимального их совмещения первым используется более строгий, позволяющий более точно определять положение элемента лица, однако не имеющий возможности обнаружить все возможные области обнаружения, вторым используется более слабый, однако менее чувствительный к изменениям классификатор, позволяющий находить менее точно, но более вероятно, в сравнении с первым.

При параллельной обработке задействованы три классификатора, обученных с параметрами, дающими возможность получить достаточно точный результат, но при этом не имеющие возможности обнаружить все возможные области. По параметрам обучения, все три классификатора схожи с первым для случая последовательной обработки. В отличие от последовательной обработки, когда второй классификатор подключается только в случае неудачи первого, в параллельной обработке они действуют совместно. Только после нахождения потенциальных областей-кандидатов всеми классификаторами, производится объединение результатов для отсеивания единичных квадратов, а затем принимается решение по статистическому методу, описанному выше.

Данный подход позволяет увеличить точность распознавания, при этом время обработки кадра остается сопоставимым.

7. Результаты эксперимента

Предложенный алгоритм был апробирован экспериментальным путем, с использованием нескольких тестовых выборок:

- изображения из базы FERET [11]. Содержат 1187 изображений лиц. Размер изображений 256x384, среднее расстояние между внешними углами глаз — 90 пикселей;
- база, состоящая из 3000 изображений, собранных в сети Интернет. Размер изображений 768x1024, среднее расстояние между внешними углами глаз — 200 пикселей;
- база, состоящая из 3002 изображений с IP-камеры. Размер изображений 2560x1920, среднее расстояние между внешними углами глаз — 150 пикселей.

Для эксперимента использовался ПК со следующими характеристиками: ЦПУ Core(TM) i3 CPU 530 @ 2.93GHz, видеокарта NVidia GeForce GTX 580 3Гб, ОЗУ 2Гб.

Табл. 1. Результаты эксперимента для базы FERET (№1)

Алгоритм	Вероятность обнаружения			Среднее время обработки 1 кадра, мс
	Внешний угол правого глаза найден	Внешний угол левого глаза найден	Кончик носа найден	
Использование 1 классификатора	0,9591	0,9721	0,895	13,3
Использование 2 классификаторов последовательно	0,9616	0,9736	0,895	16,3
Использование 3 классификаторов параллельно	0,9764	0,9686	0,895	14,9

Табл. 2. Результаты эксперимента для базы лиц из Интернета (№2)

Алгоритм	Вероятность обнаружения			Среднее время обработки 1 кадра, мс
	Внешний угол правого глаза найден	Внешний угол левого глаза найден	Кончик носа найден	
Использование 1 классификатора	0,8959	0,903	0,5383	19,2
Использование 2 классификаторов последовательно	0,8844	0,8914	0,5146	20,2
Использование 3 классификаторов параллельно	0,9566	0,9553	0,6	19

Табл. 3. Результаты эксперимента для базы изображений с IP-камеры (№3)

Алгоритм	Вероятность обнаружения			Среднее время обработки 1 кадра, мс
	Внешний угол правого глаза найден	Внешний угол левого глаза найден	Кончик носа найден	
Использование 1 классификатора	0,7324	0,7349	0,7616	20,8
Использование 2 классификаторов последовательно	0,6003	0,8955	0,7349	24,1
Использование 3 классификаторов параллельно	0,8994	0,9853	0,865	18,7

Предложенный алгоритм был реализован в виде ПО на языке объектно-ориентированного программирования C++ (VisualStudio 2008) с использованием библиотеки OpenCV.

В таблицах (Табл. 1-Табл. 3) приведены результаты эксперимента для тестовых выборок. Контрольная точка лица считается верно обнаруженной, если отклонение от расставленной человеком-экспертом не превышает 10% от расстояния между внешними углами глаз.

В результате моделирования было выяснено, что использование 2-х классификаторов последовательно или 3-х классификаторов параллельно увеличивает процент правильно локализации для всех трех баз, однако использование 3-х классификаторов последовательно позволяет достичь 98% обнаружения. При этом вследствие использования видеокарты, время работы

практически не изменяется для модификации алгоритма.

При сопоставлении результатов таблиц сравнения описываемого алгоритма с существующими методами локализации контрольных точек лица выявлены следующие особенности: среднее время обработки кадра позволяет использовать алгоритм в режиме реального времени, показатель верно обнаруженных координат элементов лица достигает 98%, использование нескольких классификаторов, обученных с малым значением параметра ложно обнаруженных, позволяет улучшить результат локализации. Недостатками алгоритма можно считать требование к большим размерам обучающих выборок, а также продолжительность времени обучения.

Заключение

В статье показан модифицированный алгоритм для локализации некоторых антропометрических точек лица в видеопотоке на основе метода Виолы-Джонса и примитивов Хаара. Предложена модель системы локализации, основанная на применении многопроходной схемы по классификаторам, обученным с различными параметрами и на разных выборках. Новизна метода заключается в использовании многопроходной последовательной или параллельной схемы, а также в методе выбора результирующего ответа согласно статистическим данным о распределении контрольных точек лица.

Экспериментально показано, что применение данного подхода позволяет достичь точности локализации внешних углов глаз и кончика носа до 98%, при этом время обработки одного кадра не превышает 25 мс, что позволяет использовать алгоритм в реальных системах биометрической идентификации в режиме реального времени.

Литература

1. Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. // Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. December 2001, vol. 1, pp. 1063–1069.
2. Zhu X., Fan, Elmagaimid A. Towards facial feature extraction and verification for onmi-face detection in video/images //Proc. IEEE International Conference on Image Processing. - Vol. 2. - September 2002. - Pp. 113-116.
3. Yin L., Dasu A. Nose shape estimation and tracking for model-based coding // Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, Signal Processing. - May 2001. - Pp. 1477-1480
4. Vezhnevets V. Face and facial feature tracking for natural human-computer interface // Труды конференции ГрафиКон'2002. — 2002.
5. Liao, C.T., Wu, Y.K., Lai, S.H.: Locating facial feature points using support vector machines. Proceedings of the 9th International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications (2005) 296–299.
6. H.A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade. Neural network-based face detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 20(1):23-38, 1998.
7. T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen. Face description with local binary patterns: Application to face recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 28(12):2037-2041, 2006.
8. D.G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International Journal of Computer Vision, 60(2):91-110, 2004.
9. K. Mikolajczyk and C. Schmid. A performance evaluation of local descriptors. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 27(10):1615-1630, 2005.
10. Вапник В. Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным — М.: Наука, 1979. — с. 71-83.
11. J. Phillips, H. Moon, S.A. Rizvi, and P.J. Rauss. The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(10):1090-1104, 2000.

Малышева Светлана Сергеевна. Аспирантка Вологодского государственного университета. Окончила Вологодский государственный педагогический университет в 2012 году. Область научных интересов: обработка изображений, обнаружение объектов на изображении, системы биометрической идентификации. E-mail: malysheva.svetlana.s@gmail.com