

# Использование Скрытых Марковских Моделей для детектирования радужки на изображении лица

О.В. Джосан

факультет Вычислительной Математики и Кибернетики,  
Московский Государственный Университет им. М.В. Ломоносова, Москва, Россия

oxanad@mail.ru

## Аннотация

В работе рассматривается задача определения на изображении лица областей, соответствующих изображению радужки. Проводится исследование возможности применения Скрытых Марковских Моделей для решения этой задачи. Описывается алгоритм, предлагаемый для ее решения. Алгоритм реализован на языке C++ с использованием библиотеки OpenCV. Описаны результаты тестирования алгоритма на различных базах данных изображений.

**Ключевые слова:** выделение областей на изображении лица, распознавание по радужке, детектирование радужки, Скрытые Марковские Модели.

## 1. ВВЕДЕНИЕ

Работа посвящена исследованию актуальной задачи определения личности человека по его биометрическим данным. В работе исследуется конкретная область этой общей проблемы, а именно, задача идентификации человека по изображению радужной оболочки глаза.

Уже разработаны и запатентованы эффективные алгоритмы распознавания радужки. Однако до сих пор актуален вопрос о методе съемки радужки. С одной стороны надо получить качественное изображение радужки, но с другой стороны условия съемки должны быть удобны для человека, проходящего идентификацию.

В работе рассматривается задача определения на изображении лица областей, соответствующих изображению радужной оболочки глаза. Работа посвящена обнаружению радужки на изображении именно лица, а не глаза.

Особенность подхода, предлагаемого в данной работе, в том, что он позволяет отказаться от необходимости снимать непосредственно глаз. Решение задачи предполагает съемку лица целиком, при этом нет необходимости в позиционировании глаза перед камерой, т.е. не надо проделывать никаких специальных действий в процессе распознавания.

В работе проводится исследование возможности применения Скрытых Марковских Моделей (СММ) для решения задачи детектирования радужки. Преимущество СММ состоит в следующем. Наиболее популярные на сегодняшний день методы выделения радужки основаны на предположении, что она имеет форму круга. Подход, основанный на СММ, позволяет отказаться от этого предположения: выделенный объект имеет сложную форму, соответствующую естественным контурам глаза. Еще одно преимущество СММ состоит в том, что СММ позволяют работать не только с

фронтальными изображениями лица, допускаются небольшие (20-30 градусов) повороты и наклоны головы при съемке.

## 2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Изображение лица – это цифровой эквивалент портрета человека. Портрет в данном случае – это фотография, на которой изображена голова человека.

Входными данными в задаче является файл формата .bmp с изображением лица. Изображение лица представляет собой матрицу  $W_{n \times m}$ . Каждый элемент этой матрицы – это вектор, содержащий информацию о соответствующем пикселе изображения.  $n$  – это ширина изображения,  $m$  – его высота. В случае 24-битного RGB представления элемент матрицы – это вектор  $w_{ij}=(r_{ij}, g_{ij}, b_{ij})$ , где

$0 \leq r_{ij}, g_{ij}, b_{ij} \leq 255$ ,  $r_{ij}, g_{ij}, b_{ij}$  – целые,  $i=1,2,\dots,n$ ,  $j=1,2,\dots,m$ .

Требуется разбить элементы этой матрицы на три множества:  $R$  – множество, состоящее из векторов, соответствующих пикселям, на которых изображена правая радужка,  $L$  – множество, состоящее из векторов, соответствующих пикселям, на которых изображена левая радужка,  $V$  – множество, состоящее из векторов, на которых не изображена радужная оболочка глаза.

Поставленная задача может быть разделена на две подзадачи:

1. на изображении лица выделить области соответствующие глазам;
2. на каждой из выделенных областей глаз определить область, соответствующую изображению радужки.

Первая подзадача эквивалентна задаче разделения элементов матрицы  $W_{n \times m}$  на три множества:  $R'$  – множество, состоящее из векторов, соответствующих пикселям, на которых изображен правый глаз,  $L'$  – множество, состоящее из векторов, соответствующих пикселям, на которых изображен левый глаз,  $V'$  – множество, состоящее из векторов, не принадлежащих областям, на которых изображены глаза.

Входными данными для второй подзадачи являются множества  $R'$  и  $L'$ . Требуется выделить из множества  $R'$  подмножество  $R$ , состоящее из векторов, соответствующих пикселям, на которых изображена радужная оболочка правого глаза. Так же надо выделить из множества  $L'$  подмножество  $L$  состоящее из векторов, соответствующих пикселям, на которых изображена радужная оболочка левого глаза.

### 3. ВСТРОЕННЫЕ СММ

Встроенная Скрытая Марковская Модель определяется следующими параметрами [1]:

1. Множество суперсостояний  $S_0 = \{S_{0i}, i=1, 2, \dots, N_0\}$ , где  $N_0$  – это количество суперсостояний.

2. Вектор распределения начальных вероятностей  $\Pi_0 = \{\pi_{0,i}\}$ , размерность этого вектора  $N_0$ .

3. Матрица вероятности переходов между суперсостояниями,  $A_0 = \{a_{ij}^0, i=1, 2, \dots, N_0, j=1, 2, \dots, N_0\}$ .

4. Каждое суперсостояние представляет собой СММ, которая характеризуется следующими параметрами:

а. Количество внутренних состояний в  $k$ -ом суперсостоянии,  $N^k$ , и множество этих состояний  $S^k = \{S_i^k, i=1, 2, \dots, N^k\}$ .

б. Вектор распределения начальных вероятностей  $\Pi^k = \{\pi_i^k\}$ , размерность этого вектора  $N^k$ ,

в. Матрица вероятности переходов между состояниями  $k$ -го суперсостояния,  $A^k = \{a_{ij}^k, i=1, 2, \dots, N^k, j=1, 2, \dots, N^k\}$ .

г. Матрица вероятности генерации наблюдений,  $B^k = \{b_i^k(O_{i0,i1})\}$ , где  $b_i^k(O_{i0,i1})$  – вероятность генерации наблюдения  $O_{i0,i1}$  в состоянии  $i$  суперсостояния  $k$ . Наблюдение  $O_{i0,i1}$  – это вектор размерности  $Q$ :  $O_{i0,i1} = (x_1, \dots, x_Q)$ .

$$b_i^k(O_{i0,i1}) = \sum_{m=1}^M c_{im}^k N(O_{i0,i1}, \mu_{im}^k, U_{im}^k), \text{ для всех } 1 \leq i \leq N^k$$

$c_{im}^k$  – коэффициенты усреднения, процесс определения этих коэффициентов подробно описан в работе [1].

$N(O_{i0,i1}, \mu_{im}^k, U_{im}^k)$  – плотность вероятности многомерного нормального распределения [3], где  $\mu_{im}^k$  – это математическое ожидание,  $U_{im}^k$  – матрица ковариации.

Обозначим  $\Lambda^k = \{\Pi^k, A^k, B^k\}$  – параметры внутренней СММ для суперсостояния  $k$ . Тогда встроенная СММ описывается тройкой:  $\lambda = (\Pi_0, A_0, \Lambda)$ , где  $\Lambda = \{\Lambda^1, \dots, \Lambda^{N_0}\}$ .

Параметры Встроенной СММ можно разделить на две группы: параметры, зависящие от последовательности наблюдений, и независимые параметры.

Независимые параметры – это параметры, относящиеся к топологии СММ. Например, такими параметрами являются числа  $N_0, N^k$ , где  $k=1, 2, \dots, N_0$ . Также к этим параметрам относятся возможные переходы между состояниями. Таким образом определяются нулевыми элементы матриц  $A_0, A^k$ , где  $k=1, 2, \dots, N_0$ , которые соответствуют запрещенным переходам. Топология Встроенной Скрытой Марковской Модели (т.е. независимые параметры) определяются исходя из априорных знаний о структуре изображения.

Остальные параметры, т.е. параметры зависящие от последовательности наблюдений, определяются при помощи алгоритма Баума-Велша [2] (этот алгоритм также называется EM-методом поиска оптимального решения). Алгоритм Баума-Велша для встроенной СММ описан в работе [1].

В анализе изображений задача анализа последовательности наблюдений возникает в следующем виде. Пусть известно, что изображение имеет определенную структуру, требуется найти на нем область, соответствующую некоторому

объекту. Если известно, что последовательность наблюдений построена по изображению определенной структуры, то, зная, с каким состоянием СММ связана определенная часть изображения, можно в данной последовательности наблюдений выделить некоторые элементы. Эти элементы соответствуют выбранному состоянию, т.е. относятся к части изображения, на которой есть искомым объект.

Для решения этой задачи используется алгоритм Витерби. Алгоритм Витерби для Встроенной СММ описан в работе [1].

### 4. АЛГОРИТМ ПОИСКА ОБЛАСТИ РАДУЖКИ НА ИЗОБРАЖЕНИИ ЛИЦА

Для решения поставленной задачи в работе предложены Встроенные Скрытые Марковские Модели двух различных типов: FACE и EYE.

В процессе работы алгоритма определяется одна СММ типа FACE (обозначим ее  $X$ ) и две СММ типа EYE (обозначим их  $Y_R$  и  $Y_L$ ). СММ  $X$  выделяет из элементов матрицы  $W$  множества  $R'$  и  $L'$ . СММ  $Y_R$  предназначена для выделения подмножества  $R$  из множества  $R'$ . СММ  $Y_L$  – для выделения подмножества  $L$  из множества  $L'$ .

Для описания конфигурации СММ необходимо определить ее топологию, т.е. количество состояний и возможные переходы между состояниями. Далее надо определить тип элементов последовательности и принцип преобразования исходных данных в последовательность наблюдений. Также надо определить два алгоритма: алгоритм настройки параметров СММ по данной входной последовательности и алгоритм анализа последовательности наблюдений.

#### 4.1 Построение последовательности наблюдений по изображению лица

Из матрицы  $W$ , представляющей собой изображение лица, выделяется последовательность квадратных блоков по следующему принципу: изображение сканируется скользящим окошком слева направо, сверху вниз. Формально это действие описывается следующим образом. Обозначим  $n$  и  $m$  ширину и высоту изображения соответственно.  $d$  – ширина блока (так же и высота).  $\Delta$  – ширина перекрытия между блоками ( $\Delta < d$ ). Рассмотрим полосу – первые  $d$  строк матрицы  $W$ . Выделим из этой полосы блоки размера  $d \times d$ . Количество  $q$  таких блоков определяется по формуле:

$$q = (n - d) \text{div}(d - \Delta) + 1 + \alpha,$$

где  $\alpha = 0$ , если  $(n-d) \text{mod}(d-\Delta) = 0$ , иначе  $\alpha = 1$ .

В первый блок войдут элементы этой полосы, находящиеся в столбцах с номерами с 1 по  $d$ . Во второй блок – элементы из столбцов с номерами с  $(d - \Delta)$  по  $d + (d - \Delta)$ . В  $i$ -й блок – элементы из столбцов с номерами с  $(i-1)(d - \Delta)$  по  $d + (i-1)(d - \Delta)$  для всех  $i=1, \dots, q$ , если  $\alpha=0$ , или для всех  $i=1, \dots, q-1$ , если  $\alpha=1$ . Если  $\alpha=1$ , то  $q$ -й блок содержит элементы из столбцов с номерами с  $(n-d)+1$  по  $n$ .

Перейдем к рассмотрению второй полосы. В нее войдут строки с номерами с  $(d - \Delta)$  по  $d + (d - \Delta)$ . Аналогичным образом выделим  $q$  квадратных блоков из этой полосы, и т.д.

Количество  $p$  таких полосок определяется по формуле:

$$p = (m - d) \text{div}(d - \Delta) + 1 + \beta,$$

где  $\beta=0$ , если  $(m-d)\text{mod}(d-\Delta)=0$ , иначе  $\beta=1$ . Если  $\beta=1$ , то  $p$ -я полоска содержит строки с номерами с  $(m-d)+1$  по  $m$ .

Общее количество блоков  $T=pq$ ,  $d=[0.1n]$ ,  $\Delta=[0.8d]$ .

По изображению получаем последовательность матриц размера  $d \times d$ . Далее каждая матрица при помощи дискретного косинусного преобразования переводится в вектор  $F_j$ . Длина этого вектора – число значимых коэффициентов. Значимыми называются несколько первых коэффициентов дискретного косинусного разложения. Их число определяется по формуле, полученной в работе [1]:  $D=[0.035d^2]$ . Элементами вектора  $F_j$  являются числа:  $F_j=(f_{j1}, \dots, f_{jD})$ . Формула для определения коэффициентов дискретного косинусного преобразования:

$$f_{ji} = \frac{1}{4} w(i) \times \sum_{x=0}^d \sum_{y=0}^d \bar{r}_{xy} \cos\left[\frac{\pi(2x+1)(i-1)}{d^2}\right] \cos\left[\frac{\pi(2y+1)(i-1)}{d^2}\right]$$

$i=1, \dots, D$ ,  $w(i)=0.5$  при  $i=1$ , в остальных случаях  $w(i)=1$ ,  $\bar{r}_{xy}$  – это значения красного канала пикселя, находящегося в  $x$ -й строке и  $y$ -ом столбце анализируемого блока.

Таким образом, в качестве последовательности наблюдений получаем последовательность  $F=\{F_j\}$ ,  $j=1, \dots, T$ .

#### 4.2 Определение конфигурации СММ для поиска областей глаз на изображении лица

Для анализа изображения лица была выбрана Встроенная СММ состоящая из пяти суперсостояний, т.е.  $N_0=5$ ,  $S_0=\{S_{01}, S_{02}, S_{03}, S_{04}, S_{05}\}$ .  $N_1=3$ ,  $N_2=6$ ,  $N_3=6$ ,  $N_4=6$ ,  $N_5=3$ .

Все суперсостояния соединены в линейную СММ, т.е. переход разрешен только в это же состояние или следующее за ним по номеру. Состояния внутри каждого суперсостояния также соединены в линейную СММ. Топология СММ типа FACE показана на Рис.1а.

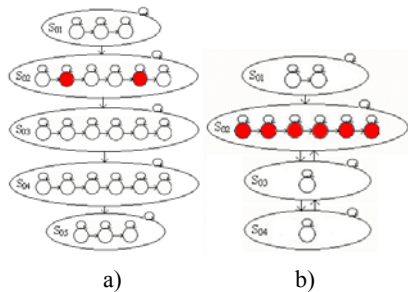


Рис. 1. Топология СММ типа а) FACE, б) EYE

#### 4.3 Алгоритм вычисления параметров СММ типа FACE

Исходя из условий задачи, последовательность наблюдений должна начинаться с блоков, относящихся к первому состоянию первого суперсостояния. Каждый раз, переходя к новому суперсостоянию, анализ должен начинаться из первого внутреннего состояния. Поэтому можно заранее определить вектора распределения начальных вероятностей:

$$\Pi_0=(1,0,0,0,0), \quad \Pi_1=\Pi_5=(1,0,0), \quad \Pi_2=\Pi_3=\Pi_4=(1,0,0,0,0,0)$$

Так как переход из состояния может осуществляться только в это же состояние или в следующее состояние, матрицы распределения вероятностей имеют двухдиагональный вид.

Определение остальных параметров проходит по следующей схеме. Вектора из последовательности наблюдений распределяются равномерно по всем состояниям. По такому распределению проводится инициализация оставшихся элементов матриц  $V_1, V_2, V_3, V_4, V_5, A_0, A_1, A_2, A_3, A_4, A_5$  [1]. Далее несколько раз запускается процедура Баума-Велша для переоценки параметров модели и перераспределения последовательности наблюдений. После каждого запуска оценивается вероятность генерации моделью с такими параметрами данной последовательности наблюдений при помощи алгоритма прямого хода[1]. Запуск процедуры Баума-Велша прекращается, если полученная вероятность больше некоторого порога.

#### 4.4 Алгоритм анализа последовательности наблюдений для СММ типа FACE

Необходимо, имея настроенную модель и последовательность наблюдений, определить последовательность состояний, которая с наибольшей вероятностью для данной модели порождает заданную последовательность наблюдений. Блоки исходного изображения, соответствующие векторам из последовательности наблюдений, которые сгенерированы в состояниях  $S_2^2$  и  $S_5^2$ , составляют множества  $R'$  и  $L'$  соответственно.

Для определения последовательности состояний использован следующий алгоритм.  $q$  – это количество блоков, полученных при анализе полосы изображения. Вектора, соответствующие блокам из первой полосы, распределяются по состояниям первого суперсостояния при помощи алгоритма Витерби для линейной СММ [1]. Для первого блока второй полосы (т.е. для  $q+1$  блока в последовательности наблюдений) считаются две вероятности: вероятность, что этот вектор сгенерирован первым состоянием первого суперсостояния, и вероятность, что этот вектор сгенерирован первым состоянием второго суперсостояния. Если больше первая из этих величин, то блоки этой полосы распределяются с помощью алгоритма Витерби по состояниям первого суперсостояния, иначе – второго. Процесс продолжается до тех пор, пока не будет определена первая полоска, соответствующая третьему суперсостоянию.

Таким образом будет выделены блоки исходного изображения, соответствующие множествам  $R'$  и  $L'$ .

### 5. ПОСТРОЕНИЕ СММ ТИПА EYE

#### 5.1 Построение последовательности наблюдений для СММ типа EYE

Необходимо оценить положение центра зрачка. Для этого считается центр масс для все пикселей из области глаза, которые темнее некоторого порогового значения  $\gamma$ . Таким образом определяется пиксель с координатами  $(x_c, y_c)$ , который также является центром первого блока из последовательности наблюдений. Ширина (и высота) этого блока  $d'$  определяется как  $d' = 0.2d$ . Следующие  $s$  блоков последовательности – это блоки изображения, центры которых равномерно распределены по окружности радиуса

$R_1$ . Размерность этих блоков также  $d'$ . Координаты центров этих блоков вычисляются по формулам:

$$R_i = i\Delta'$$

$$x_j^1 = x_c + [R_1 \cos(\frac{2\pi}{s} j)] \quad x_j^i = x_c + [R_i \cos(\frac{2\pi}{is} j)]$$

$$y_j^1 = y_c + [R_1 \sin(\frac{2\pi}{s} j)] \quad y_j^i = y_c + [R_i \sin(\frac{2\pi}{is} j)]$$

$$j = 1, \dots, s \quad j = 1, \dots, is$$

$$R_1 = \Delta' = 0.2d' \quad i = 1, \dots, q$$

Центры следующих  $2s$  блоков последовательности лежат на окружности с радиусом  $R_2 = 2\Delta'$ . Всего таких окружностей  $q$  – максимальный номер, такой что

$R_q < \min[y_c, h' - y_c, x_c, w' - x_c] - 2d'$ , где  $h'$  и  $w'$  высота и ширина области глаза.

На  $i$ -ой окружности выделяется  $is$  блоков.

Всего блоков в этой последовательности:  $T' = s \frac{q(q+1)}{2}$

Далее каждый блок при помощи дискретного косинусного преобразования переводится в вектор  $E_{R_j}$ . Таким образом, в качестве последовательности наблюдений получаем последовательность  $E_R = \{ E_{R_j} \}$ ,  $j=1, \dots, T'$ . Изображение левого глаза анализируется аналогично.

## 5.2 Определение конфигурации СММ типа EYE

Для анализа изображения лица была выбрана Встроенная СММ состоящая из четырех суперсостояний, т.е.  $N_0=4$ ,  $S_0 = \{S_{01}, S_{02}, S_{03}, S_{04}\}$ . Это число выбрано, исходя из особенностей структуры изображения глаза. Поскольку анализ начинается в центре зрачка, то суперсостояние  $S_{01}$  соответствует области зрачка.  $N_1=2$ , т.к. на изображении зрачка есть текстура двух типов: блик и черная область. Суперсостояние  $S_{02}$  соответствует области радужки. Эксперимент показал, что наилучший результат получается при числе состояний  $N_2=6$ . Суперсостояние  $S_{03}$  соответствует областям век. Суперсостояние  $S_{04}$  соответствует областям белка. Эти области имеют однообразную структуру, поэтому достаточно использовать одно внутреннее состояние.

Все суперсостояния соединены в псевдо-линейную СММ, т.е. переход разрешен только в это же состояние, в следующее за ним по номеру или в предыдущее. Состояния внутри каждого суперсостояния соединены в линейную СММ. Топология СММ типа EYE показана на Рис.1б.

## 5.3 Алгоритм вычисления параметров СММ типа EYE

Последовательность наблюдений также как и для СММ типа FACE должна начинаться с блоков, относящихся к первому состоянию первого суперсостояния. Каждый раз, переходя к новому суперсостоянию, анализ должен начинаться из первого внутреннего состояния. Поэтому:

$$P_0=(1,0,0,0), \quad P_1=(1,0), \quad P_2=(1,0,0,0,0,0), \quad P_3=P_4=(1)$$

Так как переход из суперсостояния может осуществляться только в это же состояние, в следующее состояние или предыдущее(не из всех состояний), матрица  $A_0$  распределения вероятностей имеет трехдиагональный вид.

Матрица  $A_1$  – треугольная. Поскольку внутренняя СММ суперсостояния – это линейная СММ, то матрица  $A_2$  – двухдиагональная. Матрицы  $A_3, A_4$  состоят из одного элемента.

Определение остальных параметров аналогично определению параметров для СММ типа FACE.

## 5.4 Алгоритм анализа последовательности наблюдений для СММ типа EYE

Блоки исходного изображения, соответствующие векторам из последовательности наблюдений, которые сгенерированы во внутренних состояниях суперсостояния  $S_{02}$ , составляют множество  $R$  (или  $L$ , если анализируется изображение левого глаза).

Для определения последовательности состояний использован следующий алгоритм. Пусть  $O_{1,T}$  – последовательность на наблюдений, построенная по множеству  $E_R$ .  $O_{1,t}$  – подпоследовательность последовательности  $O_{1,T}$ , в которую входят элементы с номерами от 1 до  $t$ .  $\lambda$  – настроенная СММ. Введем переменную:

$$\delta_i(i, k) = \max_{q_1, \dots, q_{t-1}} P[q_1, \dots, q_{t-1}, q_t = S_i^k, O_{1,t} | \lambda]$$

Для того чтобы восстановить последовательность состояний для всех значений  $t$  будем хранить значения аргументов, максимизирующих вероятность в массиве  $\psi_t(k)$ . Алгоритм определения состояний выглядит следующим образом.

1. Инициализация:

$$\delta_1(k, i) = \begin{cases} \pi_i^k b_i^k(O_1), & \text{при } i = 1 \\ 0, & \text{при } i \neq 1 \end{cases}$$

$$\psi_1(k, i) = 0$$

$$k = 1, \dots, 4, i = 1, \dots, N^k$$

2. Рекурсия:

$$\delta_t(k, i) = \max_{1 \leq j \leq N^k} [\delta_{t-1}(k, i) a_{ji}^k] b_i(O_t)$$

$$\psi_t(k, i) = \arg \max_{1 \leq j \leq N^k} [\delta_{t-1}(k, i) a_{ji}^k]$$

$$t = 2, \dots, T, k = 1, \dots, 4, i = 1, \dots, N^k$$

3. Окончание:

$$P^* = \max_{1 \leq k \leq 4, 1 \leq i \leq N^k} [\delta_T(k, i)]$$

$$q_T^* = \arg \max_{1 \leq k \leq 4, 1 \leq i \leq N^k} [\delta_T(k, i)]$$

4. Восстановление последовательности состояний:

$$q_t^* = \psi_{t+1}(q_{t+1}^*),$$

$$t = T - 1, T - 2, \dots, 1$$

## 6. РЕЗУЛЬТАТЫ ТЕСТИРОВАНИЯ АЛГОРИТМА

Проводилось три различных эксперимента по тестированию алгоритма. В первом эксперименте анализировались изображения лиц из базы данных FaVoR\_DB. На этой базе данных проводился анализ только первой части алгоритма – поиск глаз. В тестировании участвовало 300 изображений.

Для тестирования второй части алгоритма использовалась база данных изображений глаз UBIRIS. В тестировании участвовало 300 изображений. Третий эксперимент состоял в тестировании алгоритма целиком. Для этого была собрана база данных из 100 фотографий на документы, которые были отсканированы с высоким разрешением. На этих изображениях лиц проводился поиск области радужки.

На Рис.2 показаны примеры изображений из трех баз данных и результат работы алгоритма на этих данных.

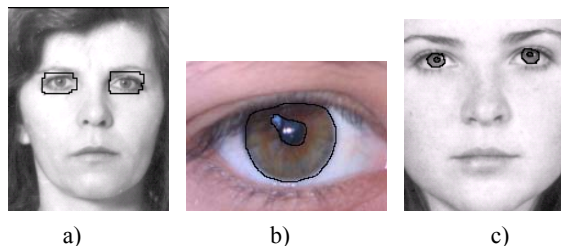


Рис.2. Пример работы алгоритма на базе данных:  
а) FaVoR\_DB, б) UBIRIS, в) фото на документы

Проверка правильности работы алгоритма проводилась двумя способами. В первом случае правильности оценивалась визуально оператором. Во втором случае для искомой области определялись верхняя и нижняя границы для возможных значений ширины и высоты выделенной области. Правильными считались изображения, укладывающиеся в заданные диапазоны.

В таблице указан процент изображений, на которых искомая область найдена правильно.

База данных	визуальная оценка	автоматическая оценка
FaVoR_DB	95%	98%
UBIRIS	78%	73.5%
фото на документы	83.5 %	85%

## 7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложен алгоритм поиска областей радужки на изображении лица. Алгоритм состоит из решения двух подзадач: поиска областей глаз на лице и поиска области радужки на изображении глаза. Тестирование алгоритма на различных базах данных показало, что предложенный алгоритм успешно справляется с решением первой подзадачи. Результат работы второй части алгоритма существенно зависит от качества анализируемого изображения.

## 8. БИБЛИОГРАФИЯ

[1] Ara V. Nefian, A. *Hidden Markov Model-Based Approach for Face Detection and Recognition* // PhD thesis, Georgia Institute of Technology, 1999.

[2] *The EM Method*

(<http://www.scs.gmu.edu/~jgentle/csi991/03f/EMIntro.pdf>).

[3] [Н.И.Чернова](http://www.nsu.ru/mmfm/tvims/chernova/ms/lec/node64.htm) *Лекции по математической статистике* (<http://www.nsu.ru/mmfm/tvims/chernova/ms/lec/node64.htm>).

[4] Базанов, Петр, Джосан, Оксана *Методы выделения информативных признаков изображений лица в задаче распознавания лиц* // Computer Graphics and Applications (GraphiCon'2005), Fifteenth International Conference, 2005.

## Об авторе

Джосан Оксана Васильевна – студентка 5-го курса факультета Вычислительной Математики и Кибернетики Московского Государственного Университета им. М.В. Ломоносова.

Адрес: Москва, 119899, Воробьевы горы, МГУ, 2-й учебный корпус, факультет ВМиК, кафедра автоматизации вычислительных комплексов.

E-mail: [oxanad@mail.ru](mailto:oxanad@mail.ru)

## Usage of Hidden Markov Models for Iris Detection on a Facial Image

### Abstract

This article offers a method of iris detection in a facial image. This method suggests finding iris areas in a facial image, and not in an eye image, that allows to make process of registration easier. The described method is based on Hidden Markov Models. The method was realized using C++ and OpenCV library. The article also contains the description of tests on different image data bases.

**Keywords:** *iris recognition, iris detection, Hidden Markov Models.*

### About the author

Djossan Oxana - student at Moscow State University, Department of Mechanics and Mathematics. Her contact email is [oxanad@mail.ru](mailto:oxanad@mail.ru).