

УДК 004.931, 519.6

МЕТОД ВЕРИФИКАЦИИ ЛИЧНОСТИ ПО ТЕРМОГРАФИЧЕСКИМ ИЗОБРАЖЕНИЯМ ЛИЦА В РЕАЛЬНЫХ УСЛОВИЯХ

Баша Наталия Сергеевна

Инженер-программист;

ФГУП «Научно-исследовательский институт Прикладной акустики»;

141980, Московская обл., г. Дубна, ул. 9-я Мая, 7-а;

e-mail: natalia.basha@niipa.ru.

Представлен подход к исследованию термографических изображений человека для задач интеллектуального видеонаблюдения. Предложен метод верификации личности по термограммам лица, основанный на выделении подкожного кровеносного рисунка. Приведены результаты экспериментальной апробации разработанного метода на базе данных, состоящей из 1377 термограмм 135 человек разного пола, возраста, состояния здоровья, снятых в различных условиях окружающей среды.

Ключевые слова: термография, верификация личности, биометрия, анализ изображений, детекция лица, выделение подкожного кровеносного рисунка.

PHYSIOLOGICAL FACE RECOGNITION IN THE THERMAL INFRARED SPECTRUM UNDER VARIOUS ENVIRONMENTS CONDITIONS

Basha Natalia

Engineer;

Institute of Applied Acoustics;

141980, Dubna, Moscow reg., 9-th Maya, 7-a;

e-mail: natalia.basha@niipa.ru.

This paper presents an approach for thermal images analysis for intelligent video surveillance systems. In this work we demonstrate an automatic face recognition method in thermal infrared spectrum under various environments conditions. The obtained results are promising and show the effectiveness of proposed scheme on a database of 1377 thermal images of 135 persons of different gender, age, health status, taken under different environmental conditions.

Keywords: face recognition, biometrics, physiology, thermal infrared, vascular network.

Введение

Биометрические системы верификации личности применяются для решения широкого класса задач: дистанционного контроля доступа к физическим объектам и информационным ресурсам, информационно-поисковых систем, систем видеонаблюдения в местах массового скопления людей и др. При этом в каждой задаче выдвигаются свои требования к точности, скорости и удобству распознавания.

В настоящее время является актуальной задача расширения условий применения методов верификации личности. Например, для задачи распознавания личности по портретным термографическим изображениям, необходима разработка методов, устойчивых к изменениям температуры окружающей среды, внешним изменениям личности во времени (т. н. фактору старения), попыткам фальсификации личности с помощью грима и муляжей.

В большинстве случаев для решения таких задач наиболее перспективными являются методы распознавания, основанные на анализе термографических данных сосудистого рисунка лица человека.

Подкожный сосудистый рисунок может быть зарегистрирован только в среднем и дальнем ИК-диапазонах. Однако возможность применять фоторегистрирующие матричные приемники, регистри-

рующие инфракрасное излучение человека в среднем (3–5 мкм) и дальнем (8–14 мкм) диапазонах, для данного рода исследований появилась недавно.

Методы распознавания личности по портретным термографическим изображениям разрабатываются в Университете Лавала (Канада) исследователями М. А. Акхлоуфи и А. Бендада; в Лаборатории Компьютерного зрения Университета Нотр-Дама; исследователями П. Буддхарая, И. Павлидисом, С. Мановаром; в научной группе Национального университета Ченг Кунга (Тайвань) и многими другими [1].

В данной работе предложен метод верификации личности по портретным термографическим изображениям, состоящий из двух этапов:

1. Предварительная обработка, заключающаяся в сборе термографических изображений людей для создания базы данных. Для каждого изображения каждого человека проводится выделение лица, детектирование характерных особенностей в области лица и создание биометрического шаблона, который помещается в базу данных с идентификационным номером этого человека.
2. Верификация, состоящий в получении текущего изображения человека термографом, выделении его характерных особенностей, аналогично с первым этапом, составлении шаблона, его сравнением с базой данных и принятия решения о принадлежности шаблонов одному человеку на основании сравнения меры сходства с пороговым значением.

2. Выделение характерных особенностей

2.1. Алгоритм выделения лиц на термографических изображениях

Проведено исследование физиологических особенностей лица человека с целью выделения универсальной и стабильной температурной области, которую можно использовать как область привязки при выделении области лица [2-4]. В результате исследования было выяснено, что внутренний угол глаза здорового человека дает наиболее интенсивный отклик в ИК-диапазоне [5] (рис. 1, а).

Использование данных меток эффективно потому, что с их помощью по коэффициентам пропорциональности на лице можно вычислить размеры самого лица (рис. 1, б) и расположение основных деталей [6].

Разработан алгоритм автоматического выделения области лица, базирующийся на детекции внутренних углов глаз. Анализируя тепловые профили, соответствующие зоне внутренних углов глаз, было установлено, что данные точки на профиле представляются в виде двух четко выраженных пиков, симметричных относительно серединной линии лица. Тепловой профиль по строке, соответствующей зоне внутренних углов глаз, приведен на рис. 2.

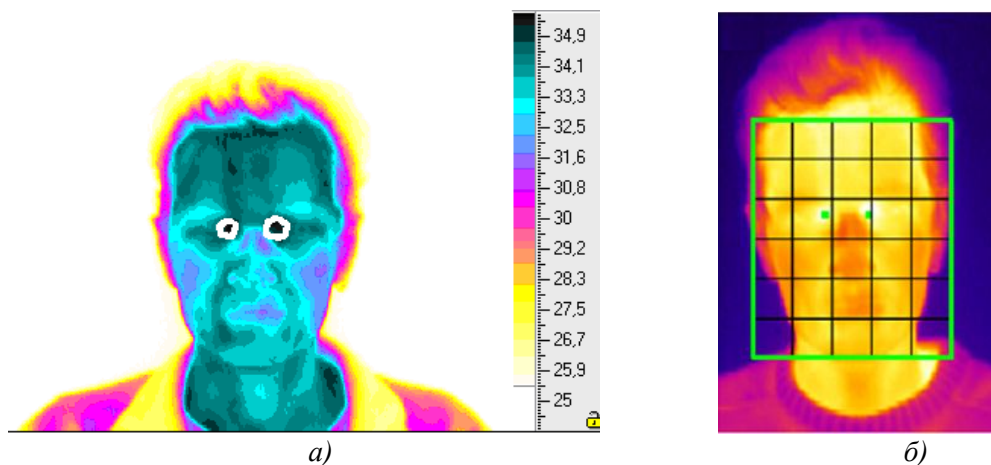


Рис.1. Алгоритм автоматической детекции лица: а – гипертермия области внутренних углов глаз (вертикальная шкала отображает температуру объекта в градусах Цельсия); б – выставление меток, соответствующих внутренним углам глаз и наложение маски коэффициентов пропорциональности лица человека

Разработанный алгоритм выделения области лица состоит из нескольких этапов.

Первый этап: Адаптация порога для выделения области лица из фона.

Первым этапом является предварительная обработка изображения с целью выделения из окружающей среды объекта, который может оказаться человеком. Для этого производится разбиение температурного диапазона изображения на 3 класса методом k -средних [7]. Начальные центры классов задаются равными:

$$\left[\min(T), \frac{\min(T) + \max(T)}{2}, \max(T) \right],$$

где $\min(T)$ и $\max(T)$ – соответственно минимально и максимальные значения температур по термограмме.

В результате кластеризации получают значение μ_N для фона, соответствующее центру самого холодного кластера; рассчитывают значение σ_N .

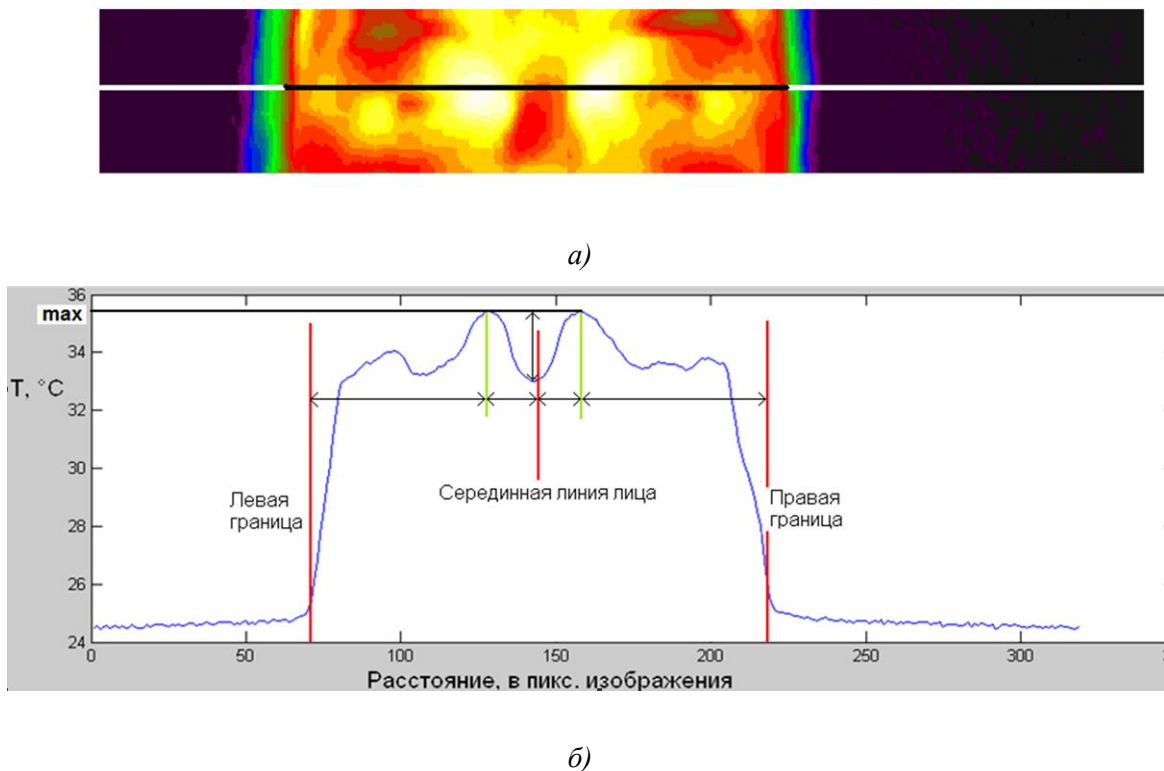


Рис. 2. Тепловой профиль по строке, соответствующей зоне внутренних углов глаз: а – часть исходного изображения термограммы лица (линией выделена строка, содержащая внутренние углы глаз); б – соответствующий ей тепловой профиль

По значению температуры фона определяется среднее значение температуры кожи лица μ_S , основанное на экспериментально полученной зависимости температуры кожи лица от температуры окружающей среды. Полученные значения μ_N , σ_N , μ_S и σ_S используются для выделения области, соответствующей коже лица:

$$P_{SKIN}(x) = \sum_{i=1}^4 \omega_S \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_S}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(x - \mu_S)^2}{\sigma_S^2}\right),$$

$$P_{NON_SKIN}(x) = \sum_{i=1}^4 \omega_N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_N}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(x - \mu_N)^2}{\sigma_N^2}\right),$$

$$I_{MASK}(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{если } p_{SKIN}(I(i, j)) > p_{NON_SKIN}(I(i, j)) \\ 0, & \text{если } p_{SKIN}(I(i, j)) \leq p_{NON_SKIN}(I(i, j)) \end{cases}$$

$$I_{SKIN}(i, j) = I_{MASK}(i, j)I(i, j).$$

Для каждой строки выделенной области изображения находится левая и правая граница области предполагаемого лица, а также точка Y_t для всего изображения, соответствующая верхней точке потенциальной области лица (рис. 3, а).

Второй этап: Вычисление интервала для нахождения линии глаз.

Вычисляется мода для левой и правой границы предполагаемой области лица (X_l и X_r соответственно), мода для средней линии области X_{mid} (как мода середины отрезка между правой и левой границей каждой конкретной строки выделенной области изображения) и мода ширины области W (как мода разности между правой и левой границей каждой конкретной строки выделенной области изображения, рис. 3, б). Экспериментально было установлено, что значение моды ширины области предполагаемого лица соответствует ширине реального лица на уровне глаз.

Исходя из пропорций лица, значения верхней точки головы и значения средней ширины рассчитывается теоретическое значение линии глаз:

$$Y_{eye} = Y_t + round(0.68 \times W).$$

Экспериментально установлено, что для нахождения реального уровня глаз необходимо задать окрестность $borders$ с учетом масштаба k_x . Таким образом, реальный уровень глаз будет находиться между значениями (рис. 3, в)

$$[Y_{eye} - border \times k_x ; Y_{eye} + borders \times k_x]. \tag{1}$$

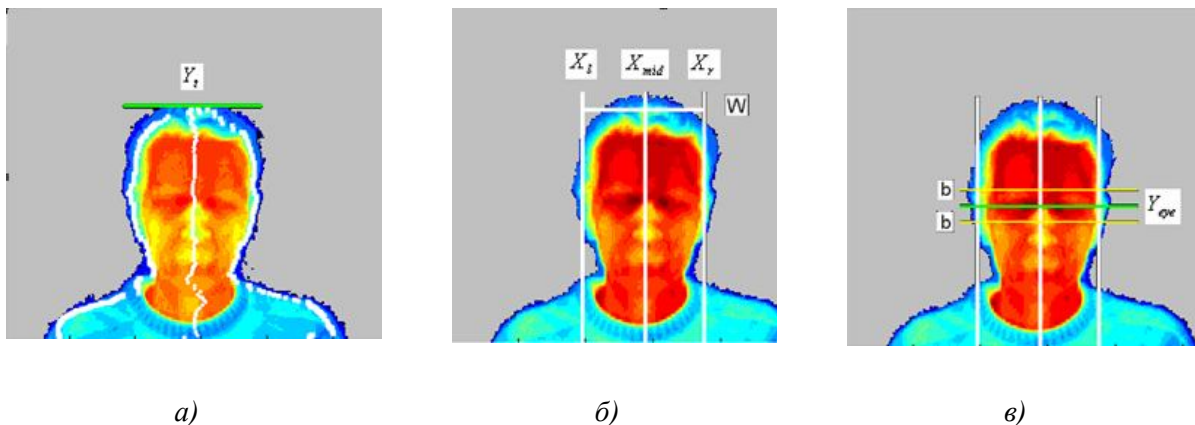


Рис. 3. Процесс выделения лица: а – этап I: пороговая фильтрация и определение верхней границы лица; б – этап II: определение моды правой и левой границ лица; в – этап III: выделение и корректировка линии глаз

Третий этап: Поиск линии глаз.

Как было установлено выше, внутренние углы глаз являются зонами гипертермии, поэтому на выделенном интервале (1) ведется поиск значения максимума температуры T_{max} . Затем построчно осуществляется проход маской с двумя пиками (обозначаемыми P_1 и P_2) и впадиной (H) всего выделенного интервала. Среди строк, удовлетворяющих условиям маски, в качестве линии глаз выбирается строка y_0 , удовлетворяющая условиям (рис. 2):

$$\left\{ \begin{array}{l} t_{P_1} = T_{\max} \text{ или } t_{P_2} = T_{\max} \\ x_{P_1} - X_{mid} = X_{mid} - x_{P_2} \\ x_{P_1} - X_l = X_r - x_{P_2} \\ x_H = X_{mid} \\ x_{P_1} - X_l = X_r - x_{P_2} \\ T_{\max} - t_H > 0,5 \text{ } ^\circ\text{C} \end{array} \right. ,$$

где t_i – значение температуры в точке (i, y_0) , а x_i – абсцисса точки (i, y_0) , T_{\max} – максимум температуры на интервале для нахождения линии глаз, X_l и X_r – левая и правая границы лица, соответственно, X_{mid} – средняя линия области, «подозрительной» на лицо. Экспериментально установленное пороговое значение разницы температур между пиком и впадиной равно $0,5 \text{ } ^\circ\text{C}$.

Четвертый этап: Определение области лица.

На изображении расставляются маркеры глаз (соответствующие выбранным пикам P_1 и P_2). Вычисляется ширина области предполагаемого лица на уровне глаз. В зависимости от ширины лица рассчитывается верхний угол прямоугольника, заключающего потенциальное лицо, его длина и ширина. Выделенная таким образом область принимается за лицо.

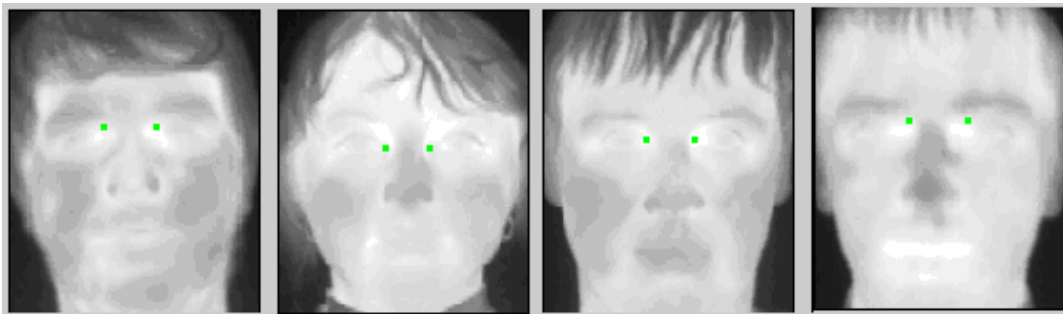


Рис. 4. Результат работы алгоритма автоматического выделения области лица

2.2. Выделение подкожного кровеносного рисунка

Производится сегментация сосудистого рисунка в области интереса [8]. Слабые границы сосудов, размытые по причине диффузии тепла, могут быть усилены с помощью фильтра анизотропной диффузии. Применение фильтра анизотропной диффузии заключается в выравнивании значения температур внутри областей с помощью моделирования процесса теплопроводности. Для дискретного фильтра анизотропной диффузии вычисляются четыре коэффициента диффузии и четыре градиента, соответствующие четырем направлениям (северу, югу, востоку и западу) [9]. Коэффициент в северном направлении вычисляется как:

$$C_{N,\tau}(x,y) = \exp\left(\frac{-\nabla I_{N,\tau}^2(x,y)}{k^2}\right),$$

где $I_{N,\tau} = I_\tau(x, y+1) - I_\tau(x, y)$, и $I_\tau(x, y)$ – термографическое изображение в момент времени, ∇I – градиент в соответствующем направлении, N – направление на север, k – порог чувствительности к краю. Оставшиеся коэффициенты вычисляются аналогично.

Тогда отфильтрованное изображение на каждом шаге рекуррентно вычисляется следующим образом:

$$I_{\tau+1}(x, y) = I_{\tau} + \frac{1}{4} \times [C_{N,\tau}(x, y)\nabla I_{N,\tau}(x, y) + C_{S,\tau}(x, y)\nabla I_{S,\tau}(x, y) + C_{E,\tau}(x, y)\nabla I_{E,\tau}(x, y) + C_{W,\tau}(x, y)\nabla I_{W,\tau}(x, y)]. \quad (2)$$

Дальнейшая локализация сосудистого рисунка по отфильтрованному изображению I' происходит с помощью морфологических операций дилатации и эрозии:

$$I_{open} = (I' \otimes S) \oplus S, \\ I_{morph} = I' - I_{open}$$

где I' , I_{open} , I_{morph} – фильтрованное, разомкнутое (открытое) и результирующее изображения соответственно, S – структурный элемент, \otimes и \oplus – морфологическая эрозия и дилатация соответственно [10].

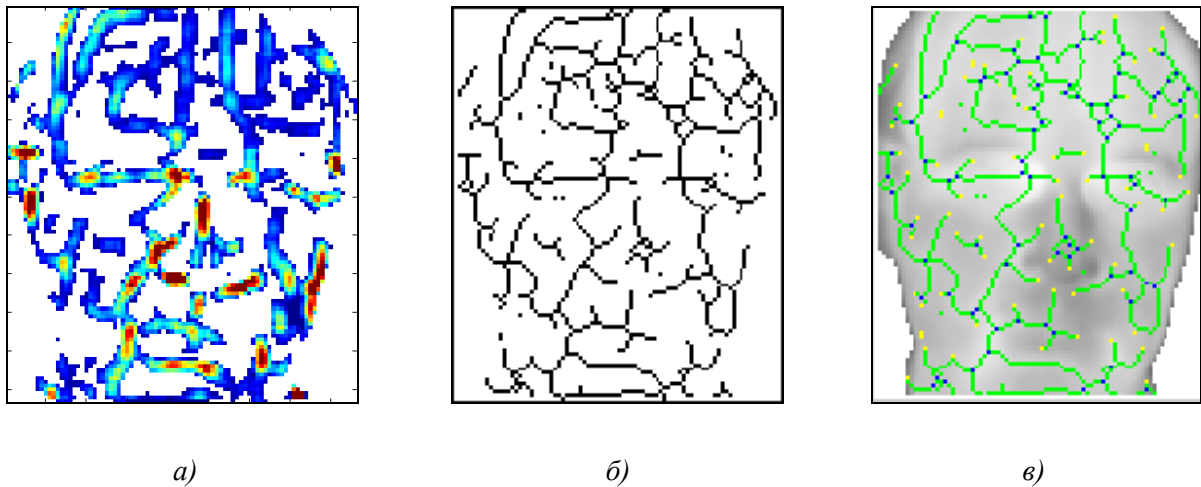


Рис. 5. Выделение индивидуальных физиологических данных: а – выделение подкожного кровеносного рисунка; б – скелет кровеносного рисунка; в – выделение характерных точек по скелету (синие маркеры – точки бифуркации, желтые – конечные точки)

Следующим этапом обработки является вычисление локальной ориентации кровеносного рисунка выделенной области лица с помощью модифицированного фильтра Габора [11-13]. Вычисляется доминирующая ориентация по непересекающимся блокам размером $w \times w$, $w = 8$ пикселей:

$$\theta(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{\sum_{u=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{v=j-w/2}^{j+w/2} 2G_x(u, v)G_y(u, v)}{\sum_{u=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{v=j-w/2}^{j+w/2} (G_x(u, v)^2 - G_y(u, v)^2)} \right), \\ G_x \neq 0, \quad G_y \neq 0,$$

угол $\theta(i, j)$ определен в интервале $(-\pi/2; \pi/2)$. Если G_x или G_y равны нулю, тогда вычисление доминирующей ориентации тривиально (0° или 90°).

После вычисления локальной ориентации кровеносного рисунка, изображение бинаризуется с порогом δ , экспериментально установленным как $\delta = \frac{\max(I)}{1000}$, где $\max(I)$ – максимальное значение яркости по изображению, содержащему выделенный кровеносный рисунок.

На следующем шаге бинаризованное изображение кровеносного рисунка утоньшается до ширины в один пиксель (рис. 5, б), используя итеративный алгоритм [14,15].

2.3. Выделение характерных признаков

Характерными точками скелета будем считать конечные точки (рисунок 6, а) и точки ветвления скелета, т.н. точки бифуркации (рисунок 6, б).

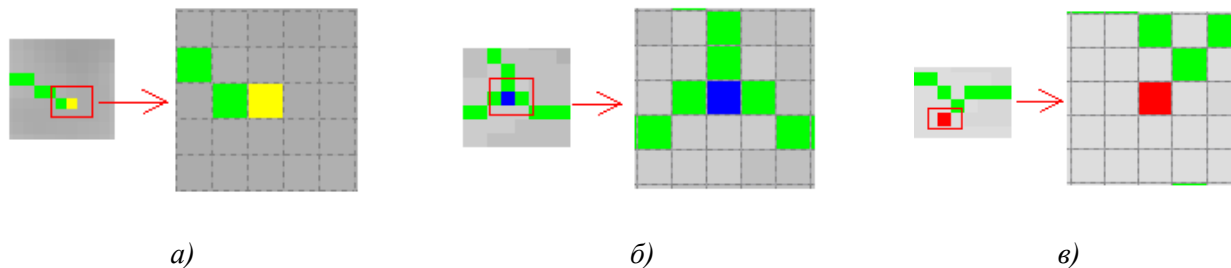


Рис. 6. Пример выделения характерных точек: а – конечная точка; б – точка бифуркации; в – ложная характерная точка

Автором предложен метод, рассматривающий восьмисвязную окрестность каждой точки с радиусом 1 и 2. Точка является характерной, если выполняются оба условия по окрестности (3.5). Особенностью используемого метода является то, что он устойчив к детекции ложных характерных точек, которые могут появляться в результате процессов скелетизации и утоньшения кровеносного рисунка.

$$\sum_{i=0}^7 N_i = 3 \text{ и } \sum_{j=0}^{15} N_j = 3 \rightarrow \text{точка ветвления,} \tag{3}$$

$$\sum_{i=0}^7 N_i = 1 \text{ и } \sum_{j=0}^{15} N_j = 1 \rightarrow \text{конечная точка.}$$

3. Сопоставление биометрических шаблонов

3.1. Создание шаблона признаков

Каждой характерной точке K соответствует определенный набор атрибутов:

$$\{X, Y, Type, \theta\},$$

где X и Y – координаты точки, $Type$ – тип (точка бифуркации или конечная) и θ – функция ориентации гребня в точке с координатами (X, Y) .

Все характерные точки, выделенные на одном термографическом портрете, объединяются в один вектор признаков:

$$L_K \{ \{X_1, Y_1, Type_1, \Psi_1\}, \{X_2, Y_2, Type_2, \Psi_2\}, \dots, \{X_N, Y_N, Type_N, \Psi_N\} \}.$$

Полученный вектор признаков образует **биометрический шаблон**, который является уникальным для каждого индивида и отражает индивидуальные особенности кровеносного рисунка человека.

Характерные особенности выделяются на детектированных ранее областях лица, приведенных к эталонному размеру после проведения компенсации наклонов головы на угол, образованный прямой, проходящей через два максимума, соответствующих внутренним углам глаз и положительным направлением оси X (рис. 7).

Все атрибуты характерных точек биометрического шаблона инвариантны к наклонам головы и масштабу входной области лица (при условии, что область лица находится в фокусе и полностью входит на термограмму), следовательно, весь вектор признаков инвариантен к поворотам головы и масштабированию области лица.

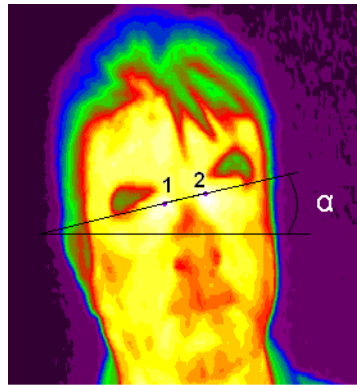


Рис. 7. Определение наклона головы

3.2. Разработка решающего правила

Сравнение двух термографических изображений осуществляется путем сопоставления их векторов признаков. Каждая характерная точка K первого вектора сравнивается со всеми точками второго вектора по следующим критериям:

$$\begin{cases} |X_i - X'_j| \leq \Delta_d \\ |Y_i - Y'_j| \leq \Delta_d \\ Type_i = Type'_j \\ diff(\Psi_i, \Psi'_j) \leq \Delta_\Psi \end{cases}, \tag{4}$$

где Δ_d и Δ_Ψ – допустимые отклонения между координатами точек и углами, соответственно, функция $diff()$ вычисляет разницу между двумя углами ориентаций в полуинтервале $[0, 2\pi)$. Следует отметить, что сравнение соответствующих координат точек допустимо именно потому, что термограммы лиц, хранящихся в БД и поступающие в систему, масштабированы до одинакового размера и расположены так, что «линия глаз» совпадает (рис. 8).

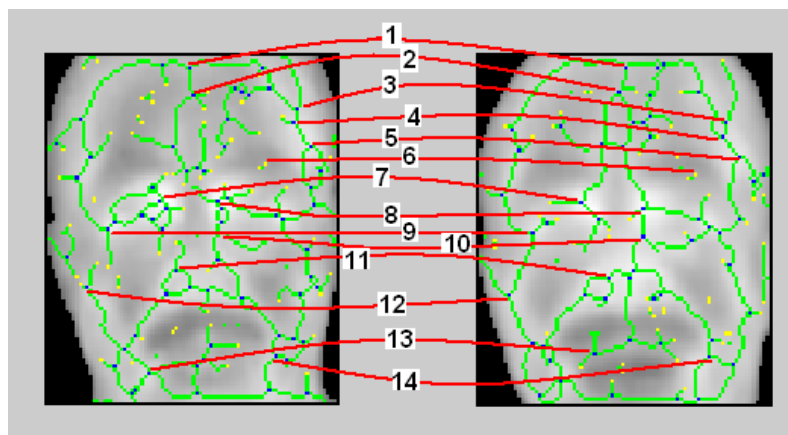


Рис. 8. Пары соответствующих характерных точек

Точки K и K' помечаются как совпавшая пара, если их типы совпадают и абсолютные разницы между координатами и ориентациями меньше пороговых значений Δ_d и Δ_Ψ . Так же может возникнуть ситуация, когда одной точке K по данным критериям соответствует больше одной точки и наоборот – одна точка второго вектора соответствует нескольким точкам первого. Эта проблема вносит нестабильность в процесс выделения совпавших пар. Для взаимнооднозначного нахождения соответствующих пар точек, был применен подход под названием «венгерский алгоритм» [16], где характерные точки представлены в виде двудольного графа (рис. 9).

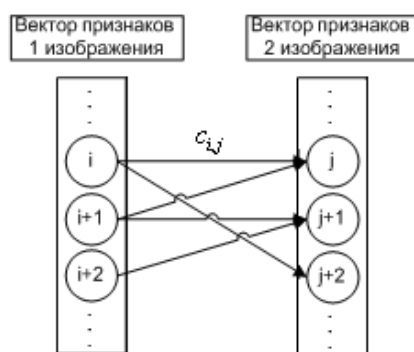


Рис. 9. Представление характерных точек в виде двудольного графа

Левая часть графа соответствует вектору признаков термографического изображения, поступившего в систему, а правая – вектору признаков текущего изображения БД. Если две вершины разных частей удовлетворяют условиям соответствующих точек, они соединяются ребром. Этому ребру в соответствие ставится вектор $c_{i,j} = [\delta_x, \delta_y, \delta_\psi]$, содержащий конкретные значения отклонений для этой пары вершин. После прохода всего списка вершин, осуществляется проход по всем ребрам. Если вес ребра $c_{i,j}$ является минимальным среди всех ребер, выходящих из вершины i , и среди всех ребер, входящих в вершину j , то эта пара вершин (i, j) помечается как совпавшая.

3.3. Вычисление меры сходства

Для вычисления результирующего значения меры сходства между тестовым термографическим изображением и изображением из БД использована метрика:

$$\mu(i, j) = \frac{N}{\max\{N_i, N_j\}},$$

где N – количество совпавших пар особых точек, N_i и N_j – общее число особых точек в тестовом векторе i и векторе термограммы j из БД, соответственно. Если вычисленное значение меры сходства выше некоторого порогового значения – тестовая термограмма классифицируется как идентичная изображению из БД.

4. Экспериментальные результаты

4.1. База Термографических Данных

Для тестирования и проверки разработанной системы верификации личности по термографическим изображениям была собрана База Данных. Все термографические данные были получены термографом «ИРТИС-2000МЕ» [17], представляют собой матрицу температур размером 240×320 , снятых в спектральном диапазоне 3–5 мкм, с точностью изменения температур $0,01^\circ\text{C}$. Для наглядной визуализации термограммы представляются в виде температурных карт, где графическое представление в цвете используется только для визуализации разницы температур.

База термографических данных состоит из 1377 изображений 135 человек разного возраста (от 18 до 65 лет), пола, телосложения, состояния здоровья. Сбор данных проводился еженедельно в течение 5 недель летом и 3 недель зимой. Термограммы получены в разное время суток: утром, с 8 до 10; днем, с 12 до 16; вечером с 16 до 18 часов. Данные собирались в различных условиях окружающей среды: в помещении и на улице; температуре от -15 до -5°C в зимнее время, $+16$ – $+35^\circ\text{C}$ – в летнее и от 18 до 35°C в помещении; естественной освещенности, в затемненных помещениях, при освещении объекта лампами дневного света.

Данные снимались в различных помещениях, для обеспечения вариативного фона. Термограммы снимались на разных расстояниях (0,8 – 1,5 м), чтобы иметь возможность сравнивать изображения разного масштаба.

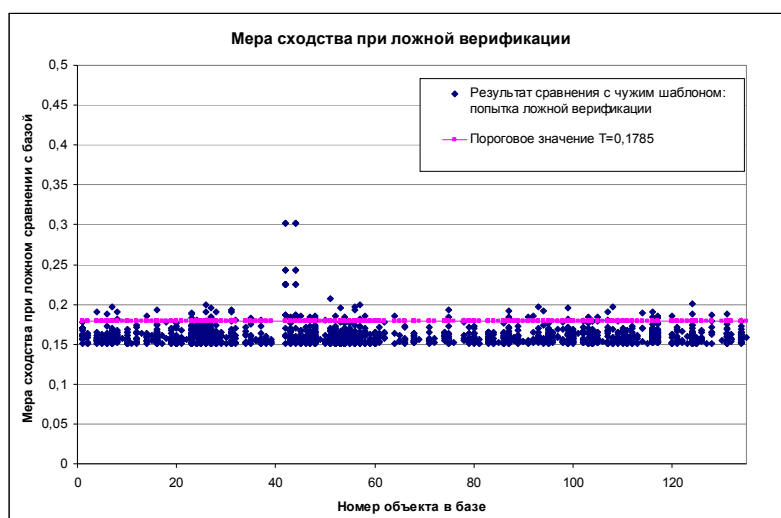
Для людей, кто в обычной жизни носит очки, снимались термограммы как в очках, так и без очков.

Среди дополнительных условий сбора данных, в базе присутствуют термограммы людей после умеренных физических нагрузок и ходьбы; термограммы, снятые в естественных условиях при наличии ветра и снега; термограммы людей после курения; больных респираторными заболеваниями; гипертонией, с наличием кожных аллергических реакций в области лица, заболеваний полости рта.

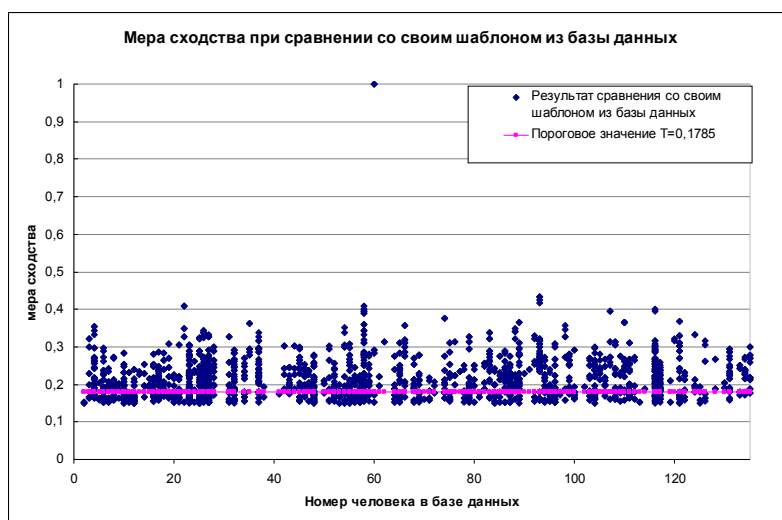
4.2. Результаты тестирования: показатели эффективности разработанной системы

Для тестирования системы верификации по каждому человеку из Базы Данных создан шаблон, содержащий один случайно выбранный термографический портрет. Все остальные термограммы этого человека и все термограммы других людей проходили процедуру верификации с этим шаблоном. Эта процедура повторялась для каждой фотографии из Базы Данных. Вычислены ошибки первого и второго рода. На рисунке 10а приведены значения мер сходства при сравнении тестовых шаблонов с остальными изображениями этого человека из Базы Данных. На рисунке 10б приведены значения мер сходства при сравнении всех изображений одного человека из Базы Данных с тестовыми шаблонами других людей.

Для разработанной системы верификации человека по термографическим изображениям построена кривая DET, выражающая зависимость FAR от FRR (рис. 11). Основываясь на DET-кривой, выбрано такое пороговое значение меры сходства, при котором FAR = 5%. FRR в этом случае равен 40%.



а)



б)

Рис. 10. Экспериментально полученные значения меры сходства: а) при верификации со своим шаблоном из Базы Данных; б) при попытке ложной верификации

Результат тестирования системы на Базе Данных продемонстрирован на рисунках 10 а и б, где малиновой линией отмечено выбранное пороговое значение $T_{score} = 0,1785$. Построенный рисунок демонстрирует, что для каждого человека, зарегистрированного в Базе Данных, существует такой набор изображений в Базе Данных, при сравнении с которыми мера сходства будет выше порогового значения, что гарантирует стабильную положительную верификацию в системе.

Опираясь на характеристики разработанного метода верификации, измерены значения вероятности правильной верификации. В таблице 1 представлена зависимость вероятности правильной идентификации от порога меры сходства. Следует отметить, что исходя из условий применения системы, пороговое значение меры сходства может быть увеличено или уменьшено, что повлечет увеличение надежности или удобства соответственно.

Таблица 1. Зависимость вероятностей правильной верификации и отказа от верификации от порога меры сходства

Порог меры сходства	Вероятность правильной верификации, $P_{вер}$, %	Вероятность отказа от верификации, %
0,21	100,0	55,1
0,195	98,6	48,2
0,185	97,4	43,8
0,1785	94,8	40,1
0,165	90,5	37,6
0,15	82,7	36,3

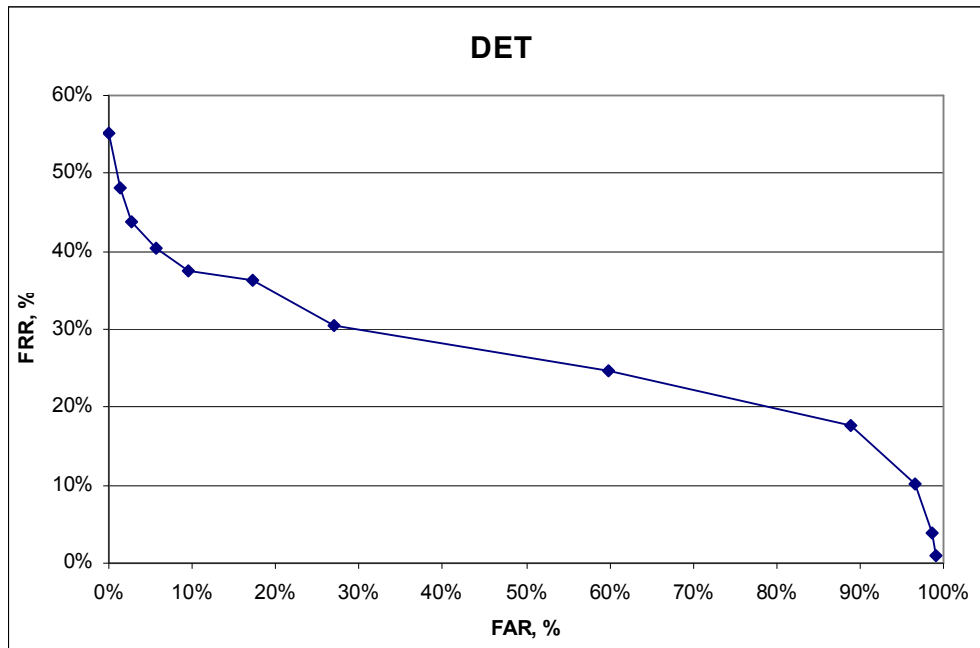


Рис. 11. Рабочая характеристика системы, DET-кривая

Для сравнения качества предложенного и существующего метода была построена ROC-кривая (рис. 12, кривая ошибок или ROC-кривая – графическая характеристика качества бинарного классификатора, зависимость доли верных положительных классификаций от доли ложных положительных классификаций при варьировании порога решающего правила [18]).

В роли общей характеристики качества классификации, не зависящей от порога меры сходства, выступает площадь под ROC-кривой (Area Under Curve, AUC). Площадь была посчитана методом трапеций [19, 20] и равна 0.667.

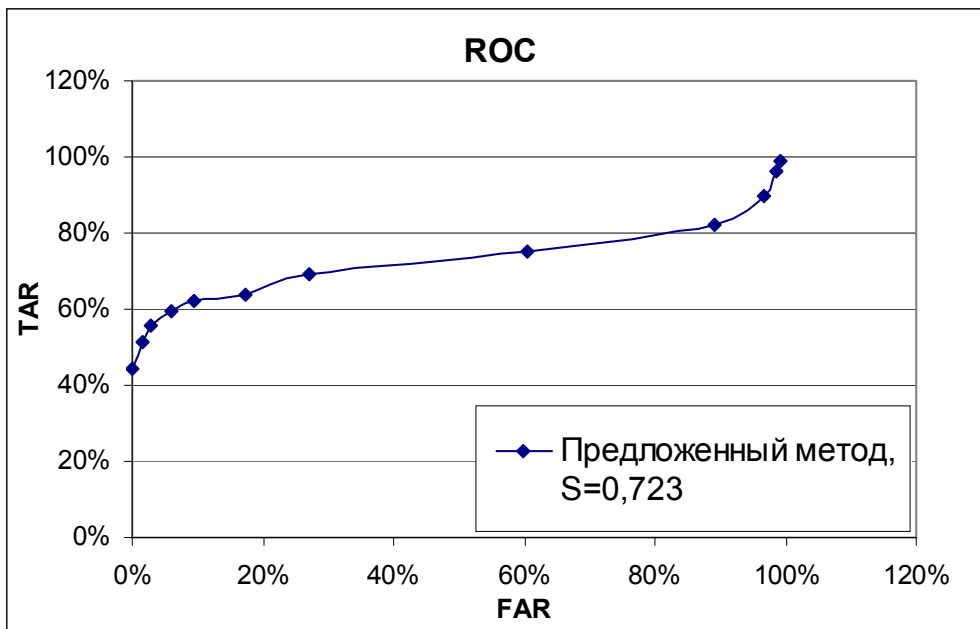


Рис. 12. ROC-кривая

Заключение

В статье предложен метод верификации личности по термографическим портретам, основанный на выделении характерных особенностей кровеносного рисунка. Использование предложенного подхода позволяет снизить вероятность отказа от верификации в естественных условиях окружающей среды, таких как изменение температуры и освещения.

Предложенный метод не лишен слабых мест. Отсутствует механизм оценки качества выделения кровеносного рисунка. Экспериментальные результаты показали, что сосуды детектируются в тех местах, где они должны быть (например, сонная артерия), но это только качественная оценка. Принятие решение осуществляется сравнением вычисленной меры сходства с пороговым значением. Для улучшения результата классификации могут быть применены другие классифицирующие методы, например, метод опорных векторов [4].

Несмотря на указанные недостатки, метод показывает хорошие результаты верификации в естественных условиях. Дальнейшие исследования будут посвящены повышению качества распознавания за счет проработки вышеуказанных слабых мест метода.

Список литературы

1. Черемисина Е.Н, Баша Н.С. Распознавание личности по термографическим изображениям лица: современное состояние, перспективы развития // Системный анализ в науке и образовании: сетевое научное издание. – 2012. – №2. – [Электронный ресурс]. URL: <http://www.sanse.ru/archive/24-0421200111/0014>.
2. Иваницкий Г.Р., Деев А.А., Крестьева И.Б., Хижняк Е.П., Хижняк Л.Н. Особенности температурных распределений в области глаз // ДАН. –2004. – С. 398.
3. Jan Rustemeyer, Jürgen Radtke, Andreas Bremerich Thermography and thermoregulation of the face / Head & Face Medicine. – 2007. Pp. 3-17.
4. Иваницкий Г. Р. Современное матричное тепловидение в биомедицине // УФН 176 1293–1320, 2006.
5. Баша Н.С., Шульга Л.А. Алгоритм автоматического выделения лица на термографических изображениях // Информатика и ее применение. – 2011 – Т. V. – № 1. – С. 73-77.
6. Куприянов В. В., Стовичек Г. В. Лицо человека: Анатомия, мимика. – М.: Медицина, 1988.
7. MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations //Proc. 5th Berkeley Symp. on Math. Statistics and Probability, 1967. – Pp. 281-297.
8. Баша Н.С., Шульга Л.А. Система выделения подкожного кровеносного рисунка по термографическим изображениям // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Естественные науки. – 2012 – № 2. – С. 98-106.
9. Buddharaju P., Pavlidis I., Tsiamyrtzis P., Bazakos M. Physiology-Based Face Recognition in the Thermal Infrared Spectrum // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, April 2007. – Vol. 29. – № 4.
10. Гонсалес Р., Вудс Р., Эддинс С. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB. – М.: Техносфера, 2006. – С. 380.
11. Yang, J., Liu, L., Jiang, T., Fan, Y., A modified Gabor filter design method for fingerprint image enhancement / Pattern Recognition Letters 24, 2003. – Pp. 1805-1817.
12. Ratha, N.K., Karu, K., Chen, S., Jain, A.K. A realtime matching system for large fingerprint database // IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, 1996. – № 18(8). Pp. 799-813.
13. Lin Hong, Yifei Wan, and Anil K. Jain Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance algorithm // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, May 1998. – Vol. 20. – № 8. – Pp. 777-789.

14. Lam, L., Seong-Whan Lee, and Ching Y. Suen Thinning Methodologies-A Comprehensive Survey // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, September 1992. Vol. 14. № 9. – P. 879.
15. Lam L., Suen C. Y. An Evaluation of Parallel Thinning Algorithms for Character Recognition // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995. – Vol. 17. № 9. – Pp. 914-919.
16. Tsai-Yang Jea, Venu Govindaraju A minutia-based partial fingerprint recognition system // Pattern Recognition, 2005. – Vol. 38. – Pp. 1672-1684.
17. Термограф ИРТИС 2000 Ме. – [Электронный ресурс]. URL: <http://irtis.ru/prod5.html>.
18. Воронцов К.В. Математические методы обучения по прецедентам. – [Электронный ресурс]. URL: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/6/6d/Voron-ML-1.pdf>.
19. Самарский А.А., Гулин А.В. Численные методы. – М.: Наука, 1989. – С. 430.
20. Демидович Б.П., Марон И.А. Основы вычислительной математики. 2-е изд., испр. – М.: Гос. изд. физ-мат. лит., 1963. – С. 659.