

МЕТОДЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ И ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ

УДК 004.932.2, 004.932.72'1

МОДЕЛИРОВАНИЕ ЛАДОНИ ГИБКИМ ОБЪЕКТОМ ПРИ БИОМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ¹

Бакина И.Г.

Факультет вычислительной математики и кибернетики,
Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова

Поступила в редакцию 27.04.2011, после переработки 15.05.2011.

В работе предлагается модель ладони человека, метод ее создания и идентификации, а также использование модели при решении задачи биометрического распознавания человека. Модель ладони задается в форме гибкого объекта и является параметрической. Набор параметров описывает положение кончиков, оснований и точек поворотов пальцев. Метод идентификации модели позволяет определять эти параметры автоматически по серии снимков ладони в разных положениях. Работа содержит результаты экспериментов по оценке качества разметки модели ладони.

The paper introduces model of person's palm, methods for creation and identification of this model, and also use of model for biometric person recognition. The palm model is parametric and described by flexible object. The set of parameters specifies position of tips, bottom and rotation points of fingers. The method of model identification allows us to determine these parameters automatically by the set of palm images in different positions. The article contains the results of the experiments for evaluation of palm marking quality.

Ключевые слова: модель ладони, идентификация модели, гибкий объект, распознавание по форме ладони.

Keywords: model of palm, model identification, flexible object, palm shape recognition.

Введение

Системы распознавания личности, основанные на анализе ладони человека, относятся к числу наиболее старых систем автоматического распознавания личности. Устройства контроля доступа изготавливаются и внедряются уже с конца 1970-х годов. Они используются на ядерных заводах, в аэропортах и отелях. Системы распознавания по форме ладони обладают рядом преимуществ. Они удобны

¹Работа выполнена при поддержке РФФИ, проекты № 10-07-00609, 11-01-00783 и 11-07-00462.

в использовании (человеку привычно предъявлять ладонь), более гигиеничны, менее зависимы от изменений условий окружающей среды (например, освещенности) и индивидуальных особенностей человека (сухая кожа). Для измерения признаков ладони обычно не требуется наличия дорогого оборудования как, например, специальных сканеров при распознавании по отпечаткам пальцев или радужной оболочке глаза. У взрослого человека форма ладони меняется незначительно, за исключением случаев травм и порезов. К недостаткам можно отнести чувствительность таких систем к распознаванию в ситуациях, когда у человека присутствуют кольца, большие браслеты; какие-то болезни (артриты); также возможно изменение формы ладони при перемене температуры или физнагрузке. Рука человека значительно меняется в период роста у детей.

Как отмечается в [5], геометрия руки не обладает высокой отличительной способностью и, потому, может быть использована для проведения надежного распознавания в небольшой группе людей (несколько сот человек). Системы распознавания личности по форме ладони могут использоваться в целях повышения безопасности в системах электронной торговли или при проведении банковских операций путем их внедрения в традиционные системы наряду с паролями и/или PIN-кодами.



Рис. 1: Бинарные изображения ладоней

Задача идентификации человека по форме ладони ставится следующим образом. Имеется база (эталонных) изображений ладони, причем для каждой персоны таких изображений может быть несколько. При распознавании предъявляемое (тестовое) изображение сравнивается с эталонными, и на основе результатов сравнения принимается решение о том, кем данный человек является. В основе такого подхода лежит некоторая метрика, позволяющая оценить сходство каждого из эталонных изображений с тестовым. В условиях регистрации, при которых отсутствуют ограничения на способ позиционирования ладони (не используются штырьки-ограничители, маркеры или другие средства фиксации положения ладони), выбор такой метрики превращается в сложную задачу. Для сравнения ладоней уже недостаточно простого совмещения изображений, поскольку пальцы в этом случае занимают различные положения при каждом акте регистрации. Для правильного сравнения ладоней нужно по меньшей мере «пошевелить» пальцами таким образом, чтобы они совпали на обоих изображениях. А для этого необходимо, чтобы используемая модель ладони была подвижной, допускающей такие трансформации.

При сравнении тестового и эталонного изображений можно двумя путями. Первый состоит в том, чтобы выделять пальцы на тестовом изображении, а затем

сравнивать их попарно с пальцами на эталоне [4] или «шевелить» ими с целью получения наилучшего совмещения эталона и теста [1, 6, 7]. Однако его недостатком является плохое качество сравнения в случае, когда тестовое изображение ладони имеет некоторые дефекты: соприкасающиеся пальцы, длинные ногти, украшения или рукава одежды, частично закрывающие пястье. Большие возможности может предоставить другой подход—«шевеление» эталонного изображения ладони. Его достоинство состоит в том, что для эталонов можно более качественно построить модель подвижной ладони, которая будет более точной и обеспечит более широкие возможности по подгонке изображений. К тому же, в этом случае к тестовому изображению не предъявляются столь высокие требования, как если бы на его основе готовилась подвижная модель.

Таким образом, в работе предлагается следующий подход к распознаванию личности по форме ладони, основанный на подгонке подвижной модели ладони под тестовую. А именно, для каждого человека собирается набор эталонных изображений его ладони в разных положениях. Этalonные изображения являются «хорошими» в том смысле, что пальцы ладони отделены друг от друга и могут быть легко сегментированы. По эталонному изображению в offline режиме строится параметрическая модель ладони в форме гибкого объекта [1] и, далее, проводится ее идентификация для каждого пользователя. В результате формируется база эталонных моделей ладоней. При предъявлении изображения ладони для распознавания для нее строится представление в форме гибкого объекта, после чего оно сравнивается с существующими моделями ладоней в базе, и решается задача верификации/идентификации личности. Отметим, что для проведения верификации/идентификации в работе использовалось простое пороговое правило для полученной меры похожести сравниваемых моделей ладони.

Для реализации указанного подхода необходимо предложить и описать:

- модель ладони;
- метод идентификации модели;
- метод вычисления меры похожести моделей.

Данные задачи последовательно рассматриваются ниже.

Отметим, что в работе при регистрации человек помещает свою ладонь на горизонтальную однотонную поверхность. Снимки ладоней делаются с помощью недорогой web-камеры, позволяющей уверенно выделять лишь их контура; поэтому для распознавания используются бинаризованные изображения, на которых ладонь представлена черными пикселями на белом фоне. Примеры таких изображений представлены на Рис. 1.

1. Модель ладони

В качестве модели ладони предлагается рассматривать ее представление в форме гибкого объекта. Понятие гибкого объекта вводится и подробно рассматривается в [1], приведем здесь лишь основные определения, которые понадобятся при изложении.

1.1 Основные определения

Осевой граф (скелет) $T \subset \mathbb{R}^2$ —связный планарный граф с конечным числом вершин и непрерывными ребрами.

С каждой точкой $t \in T$ графа T связан некоторый круг c_t с центром в этой точке. Семейство кругов $C = \{c_t, t \in T\}$ называется *циркулярным графом*, или *циркуляром*.

Объединение всех кругов семейства C , как точечных множеств, $S = \bigcup c_t, t \in T$ называется *силуэтом циркулярного графа*. Силуэт циркулярного графа есть связное множество точек евклидовой плоскости \mathbb{R}^2 , имеющее в качестве границы огибающую всего семейства кругов C .

Над циркулярным графом могут выполняться различные преобразования. Например, можно менять длины ребер осевого графа, поворачивать ребра друг относительно друга, менять радиус кругов и т.д. Множество трансформаций циркулярного графа, сохраняющих его топологическую структуру и образующих группу, называются *деформациями*. Будем обозначать их как $V = \{v(\vec{\alpha})\}_{\vec{\alpha} \in A}$, где $\vec{\alpha}$ —набор параметров трансформаций из некоторого допустимого множества A . Семейство деформаций обычно определяется исходя из решаемой задачи.

Гибким объектом $G = \{C, V\}$ называется циркулярный граф и его группа деформаций.

На Рис. 2 приведен пример циркулярного графа, полученного для бинарного изображения ладони. На рисунке присутствуют только круги циркулярного графа, определенные в вершинах осевого графа. Способ построения циркулярного представления объекта по его бинарному изображению подробно изложен в [1].

1.2 Параметризация модели

Таким образом, для каждого исходного бинарного изображения ладони может быть построено его циркулярное представление. Для того, чтобы полностью определить гибкий объект, необходимо указать множество применимых к нему деформаций. Отметим, что мы не будем требовать от деформаций свойства сохранения топологической структуры и будем называть их просто *трансформациями*. Рассмотрим, какие трансформации могут применяться к модели ладони.

Основными движениями, которые может делать человек с ладонью при ее позиционировании на горизонтальной поверхности, являются:

- сдвиг ладони;
- поворот ладони;
- поворот пальцев.

С точки зрения циркулярного графа такие движения есть ни что иное, как:

- сдвиг циркулярного графа;
- поворот циркулярного графа;
- поворот ветвей циркулярного графа.

Первые две трансформации могут быть достаточно просто применены к любому гибкому объекту. Для применения третьей трансформации необходимо иметь дополнительную информацию о структуре анализируемого объекта. В частности, нужно уметь выделять пальцы и определять положение их точек поворотов.

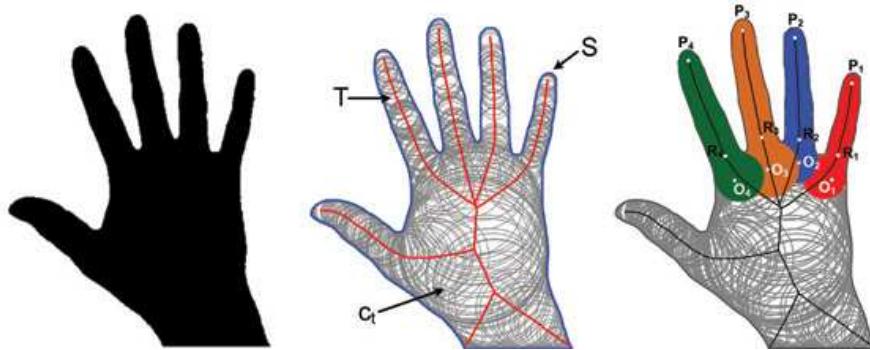


Рис. 2: Бинарное изображение ладони (слева), его циркулярный граф (по центру) и модель ладони (справа)

Обозначим через P_i положение кончиков пальцев, через O_i — оснований пальцев, через R_i — точек поворотов пальцев. Здесь мы рассматриваем все пальцы за исключением большого (Рис. 2 справа). Считается, что к пальцу относится часть циркулярного графа, содержащая ветвь осевого графа (со всеми кругами) от вершины, ближайшей к точке O_i , до концевой вершины этой ветви. Именно эта часть графа поворачивается относительно точки O_i при «шевелении» пальцев. На Рис. 2 справа для каждого пальца ладони закрашена выделенная для него область на циркулярном графе.

Таким образом, предлагается определять модель ладони следующим вектором параметров, составленном из 12 компонент: $\vec{p} = \{(P_i, O_i, R_i)\}_{i=1}^4$. Конкретные значения данных параметров должны быть определены для каждой модели в отдельности. Так, например, разметка модели может быть вручную выполнена экспертом. Однако в случае большого количества пользователей в базе этот процесс может занимать значительное время. Поэтому далее предлагается метод автоматической разметки модели ладони, т.е. ее идентификации для отдельно взятого пользователя.

2. Идентификация модели ладони

Задача идентификации модели ладони ставится следующим образом. Имеется n неразмеченные моделей ладони, построенных для исходных n эталонных изображений ладони одного человека. Для каждой модели необходимо определить ее вектор параметров \vec{p} .

Построение разметки модели ладони состоит из двух основных шагов:

1. выделение пальцев;
2. определение точек поворотов пальцев.

Первый шаг может быть выполнен независимо для каждой из n моделей ладони. Для выполнения второго шага предлагаются два метода: один позволяет назначать точки поворотов пальцев отдельно для каждой модели, а второй определяет положение этих точек на основании информации обо всех моделях сразу.

2.1 Выделение пальцев

Во многих работах задача выделения пальцев решается путем построения графика зависимости расстояния точек контура ладони от ее центра (например, в [6, 8, 9]). После чего находятся четыре точки минимума (впадины между пальцами) и пять точек максимума (кончики пальцев). Также при анализе может использоваться информация о кривизне границы ладони [10].

Используемое в работе представление ладони в форме гибкого объекта позволяет упростить эту процедуру. Будем рассматривать ветви осевого графа ладони, начинающиеся точкой ветвления (вершина степени 3) и заканчивающиеся концевой вершиной (вершина степени 1). Пять самых длинных ветвей соответствуют пяти пальцам ладони человека. Рассмотрим одну из ветвей осевого графа ладони, относящуюся к анализируемому пальцу, и начнем последовательно перебирать все соседние пары кругов циркулярного графа от точки ветвления до концевой вершины. Для каждой пары (предыдущий и текущий круги) проверяется выполнение следующих условий:

$$\left\{ \begin{array}{l} r \leqslant r_0, \\ r - r_p \leqslant 0, \\ \alpha \geqslant \alpha_0. \end{array} \right. \quad (1)$$

Здесь α —угол между двумя радиусами, проведенными из центра круга в точки касания этого круга с силуэтом ладони; r —радиус текущего круга, а r_p радиус предыдущего круга в рассматриваемой паре; α_0 и r_0 —пороговые константы, определенные в результате проведения ряда экспериментов. Вершина осевого графа, соответствующая центру круга из пары, удовлетворяющей всем указанным условиям, объявляется основанием пальца.

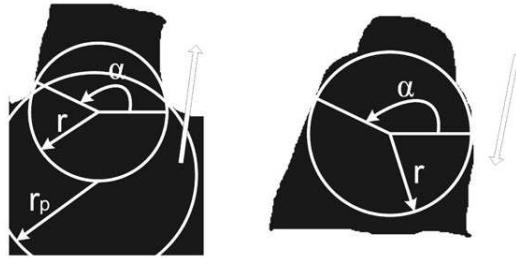


Рис. 3: Поиск основания (слева) и кончика пальца (справа)

Далее определяется положение кончика пальца. Просматриваются последовательно все круги циркулярного графа из концевой вершины в точку ветвления до тех пор, пока не найдется круг, для которого выполнены условия:

$$\begin{cases} \alpha \geq \alpha_0, \\ r \geq R(r_{root}). \end{cases} \quad (2)$$

В этом случае α снова угол между двумя радиусами, проведенными из центра круга в точки касания этого круга с силуэтом ладони; r —радиус рассматриваемого круга, а r_{root} —радиус круга в основании пальца; α_0 —пороговая константа; $R(r_{root})$ —некоторая функция, зависящая от радиуса круга в основании пальца (в работе рассматривается $R(r_{root}) = 0.65 r_{root}$). Иллюстрация поиска кончика и основания пальца приведена на Рис. 3. Такой подход к нахождению кончика пальца позволяет «обрезать» ногти на изображении и, тем самым, минимизировать их влияние при сравнении ладоней. Как и раньше, P_1, P_2, P_3 и P_4 —найденные кончики пальцев, а R_1, R_2, R_3 и R_4 —основания пальцев. Далее через выделенные точку основания R_i и кончик пальца P_i проводится прямая R_iP_i , называемая *осью пальца*. Пример выделения кончиков и оснований пальцев приведен на Рис. 4 слева.

2.2 Определение точек поворотов пальцев

Если посмотреть на строение ладони, то можно отметить, что для пальца наиболее подвижным является основание проксимальной фаланги (за исключением большого пальца, для которого подвижным является также место сочленения проксимальной и дистальной фаланги). В работе рассматривается два способа определения точек поворотов пальцев—простое назначение точек (по одной модели ладони) и оптимизационный (на основе нескольких моделей ладони). Рассмотрим каждый из них в отдельности. В обоих подходах подразумевается, что точка поворота пальца O_i находится на его оси R_iP_i .

Назначение точек. В качестве точки поворота пальца назначается точка на оси пальца, отстоящая от его основания на $k\%$ его длины, где k —параметр метода (например, в [3] рассматривается случай $k = 30$). Эксперименты показали, что такое определение точки поворота с параметром $k = 30 - 40$ позволяет получать адекватные результаты при моделировании поворотов пальцев.

Оптимизационный подход. При назначении точек поворотов пальцев достаточно одного изображения ладони. В случае, когда имеется несколько моделей ладони в разных положениях, задача определения точек поворотов пальцев может рассматриваться в другой постановке.

Пусть имеется n неразмеченных моделей ладони одного человека и, соответственно, n гибких объектов: G_1, G_2, \dots, G_n . Считается, что точка поворота пальца находится на его оси. Обозначим через $\vec{l} = (l_1, l_2, l_3, l_4)$ вектор параметров, определяющих расстояние от кончика каждого пальца до точки поворота этого пальца вдоль его оси (Рис. 4 по центру). Пусть также задана функция $\mu^* = \mu^*(G_1, G_2)$, определяющая степень похожести гибкого объекта G_1 на гибкий объект G_2 . Эта функция вводится ниже. Значение этой функции неявно зависит от выбора точек поворотов пальцев ладони, т.к. при ее вычислении проводятся трансформации циркуляра G_1 с целью получения наилучшего совмещения силуэтов G_1 и G_2 .

В число таких трансформаций входят также повороты пальцев. Чтобы указать, что рассматривается гибкий объект G с некоторым выбранным положением точек поворотов пальцев \vec{l} , будем писать $G(\vec{l})$.

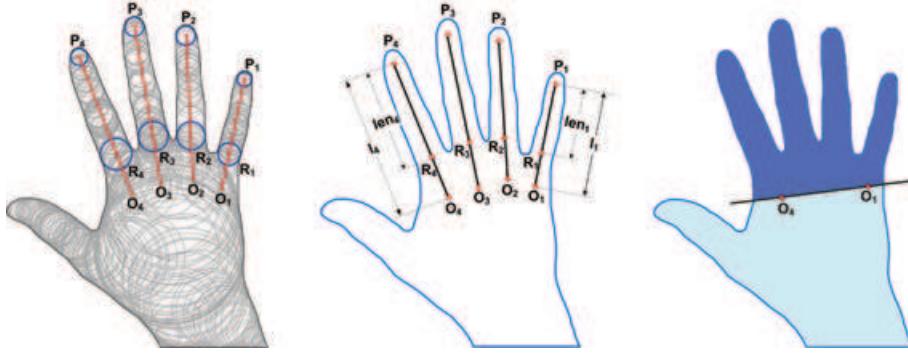


Рис. 4: Разметка ладони (слева), параметризация (по центру) и выделение области для сравнения (справа)

Понятно, что ладони одного человека должны быть максимально похожи. В качестве интегральной меры похожести n ладоней будем рассматривать среднее значение попарных расстояний:

$$\mu_{\text{cp}}(\vec{l}) = \sum_{\substack{i,j=1,\dots,n \\ i \neq j}} \frac{\mu^*(G_i(\vec{l}), G_j(\vec{l}))}{n(n-1)}. \quad (3)$$

Здесь учтено, что функция μ^* является несимметричной, т.е. в общем случае $\mu^*(G_1, G_2) \neq \mu^*(G_2, G_1)$, и число попарных расстояний равно $n(n - 1)$.

Значение $\mu_{\text{cp}}(\vec{l})$ напрямую зависит от того, каким образом выбираются точки поворотов пальцев. Тогда можно поставить следующую оптимизационную задачу: найти такой набор параметров \vec{l}^* , при котором $\mu_{\text{cp}}(\vec{l})$ достигает своего минимума:

$$\mu_{\text{cp}}(\vec{l}^*) = \min_{\vec{l} \in \mathbb{R}^4} \mu_{\text{cp}}(\vec{l}). \quad (4)$$

При решении этой задачи могут быть использованы методы как условной, так и безусловной оптимизации. Например, область поиска может быть ограничена пространственным параллелепипедом: $l_i \in [0.2 \cdot \text{len}_i, 0.5 \cdot \text{len}_i]$, $i = 1, \dots, 4$, где $\text{len}_i = |P_i R_i|$ — длина i -го пальца ладони (Рис. 4 по центру). Отметим, что данная задача является многоэкстремальной.

Задача (4) была решена двумя способами: полным перебором \vec{l} с шагом $0.05 \cdot \text{len}_i$ в рамках указанного выше пространственного параллелепипеда, а также методом Нелдера-Мида [11]. Начальный симплекс для метода Нелдера-Мида брался из параллелепипеда $l_i \in [0.35 \cdot \text{len}_i, 0.45 \cdot \text{len}_i]$, $i = 1, \dots, 4$. Параметры метода: коэффициент отражения $\alpha = 1$, коэффициент сжатия $\beta = 0.5$ и коэффициент растяжения $\gamma = 2$.

Эксперименты, приведенные ниже, показали, что поиск точек поворотов пальцев на основе решения задачи минимизации функции $\mu_{cp}(\vec{l})$ приводит к меньшим ошибкам ложного отказа (*FRR—False Reject Rate*) и ложного узнавания (*FAR—False Accept Rate*) при распознавании личности. При этом использование метода Нелдера-Мида позволяет ускорить этот поиск без существенного влияния на качество распознавания.

Таким образом, может быть выполнена полная разметка ладони—определенены положения пальцев и их точки поворотов (Рис. 4 слева). Предложенная разметка строится *off-line* по заранее собранному множеству бинарных изображений ладони человека. Желательно, чтобы это множество содержало наиболее часто встречающиеся положения ладони человека, т.к. от этого напрямую зависит выбор точек поворотов в оптимизационном подходе.

3. Вычисление меры похожести моделей

При определении точек поворотов пальцев в оптимизационном подходе использовалась мера μ^* , определяющая похожесть двух моделей ладони. Введем эту меру и рассмотрим алгоритм ее вычисления, состоящий из двух основных шагов:

1. начальная укладка моделей;
2. подгонка моделей.

В целом, идея заключается в поиске такой трансформации и такого совмещения двух моделей, при котором их силуэты оказываются максимально похожи.

3.1 Параметризация трансформаций модели

Прежде, чем описывать метод сравнения моделей ладоней, введем параметризацию множества допустимых трансформаций гибкого объекта ладони [2].

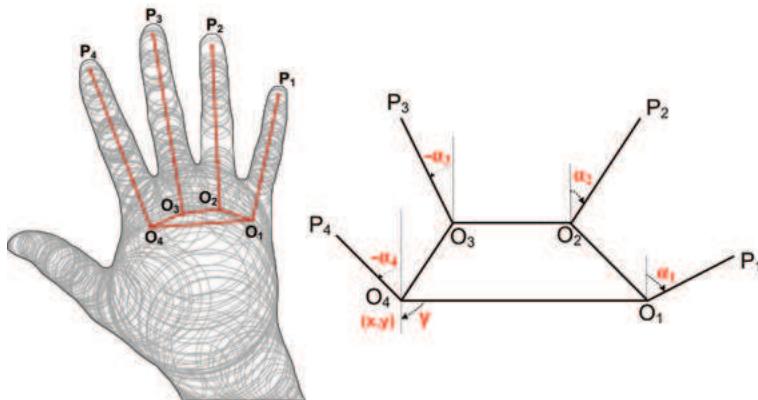


Рис. 5: Параметризация трансформаций ладони

Определим параметры трансформации следующим образом. Рассмотрим углы между осями пальцев и вертикальной осью ординат. Предполагается, что ломаная линия $O_1O_2O_3O_4$, определяющая положение основания проксимальных фаланг пальцев, имеет фиксированную структуру и не меняется при возможных поворотах пальцев в горизонтальной плоскости. То есть длины отрезков ломаной и углы между этими отрезками фиксированы. При поворотах пальцев возможно лишь изменение углов между отрезками O_iP_i и вертикальной прямой. Обозначим эти углы через α_i . Параметризация ладони проиллюстрирована на Рис. 5.

Будем обозначать через $(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4)$ набор углов между осями пальцев и вертикальной осью ординат, через (x, y) —координаты точки O_1 в глобальной системе координат, а через γ —угол между прямой O_1O_4 и осью ординат. Таким образом, предлагается определять трансформации ладони набором из семи параметров: $\vec{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, x, y, \gamma)$.

3.2 Начальная укладка ладоней

Будем рассматривать две модели ладони человека: назовем одну эталонной (G_1), а вторую тестовой (G_2).

При укладке ладоней предлагается совмещать оси и кончики средних пальцев. Понятно, что при съемке ладоней форма запястья меняется. Это обусловлено как разницей в позиционировании ладони, так и присутствием рукавов одежды, часов, браслетов и т.д. С целью исключения влияния разницы в форме запястья человека и подвижности кожи в области большого пальца при сравнении учитывается лишь область, лежащая выше прямой O_1O_4 эталонной ладони. Эта область выделена темным цветом на Рис. 4 справа.

Рассмотрим в качестве меры похожести двух нетрансформированных ладоней симметрическую разность их силуэтов:

$$\mu(G_1, G_2) = \text{Area}(S_1 \setminus S_2) + \text{Area}(S_2 \setminus S_1). \quad (5)$$

Здесь S_1 и S_2 —силуэты гибких объектов G_1 и G_2 соответственно. Значения функции μ измеряются в квадратных пикселях.

Однако понятно, что при простом совмещении ладоней хорошего совпадения их силуэтов получить не удастся. Укладка ладоней позволяет устраниТЬ разницу в смещении и повороте ладоней друг относительно друга, но не учитывает возможные шевеления пальцев.

Поясняющий пример приведен на Рис. 6. В левой колонке в каждом ряду представлены два изображения ладони одного человека. Если построить их циркулярные представления и совместить, то получим картинки по центру. С точки зрения функции близости μ эти ладошки окажутся совсем непохожими друг на друга. Однако понятно, что все дело в том, что при повторном предъявлении человек просто пошевелил пальцами. Если смоделировать движение пальцев, то можно добиться хорошего совмещения силуэтов ладоней, как, например, на Рис. 6 в правой колонке.

Таким образом, необходима процедура, которая бы позволяла моделировать шевеление пальцев ладони с целью получения наилучшего совмещения силуэтов

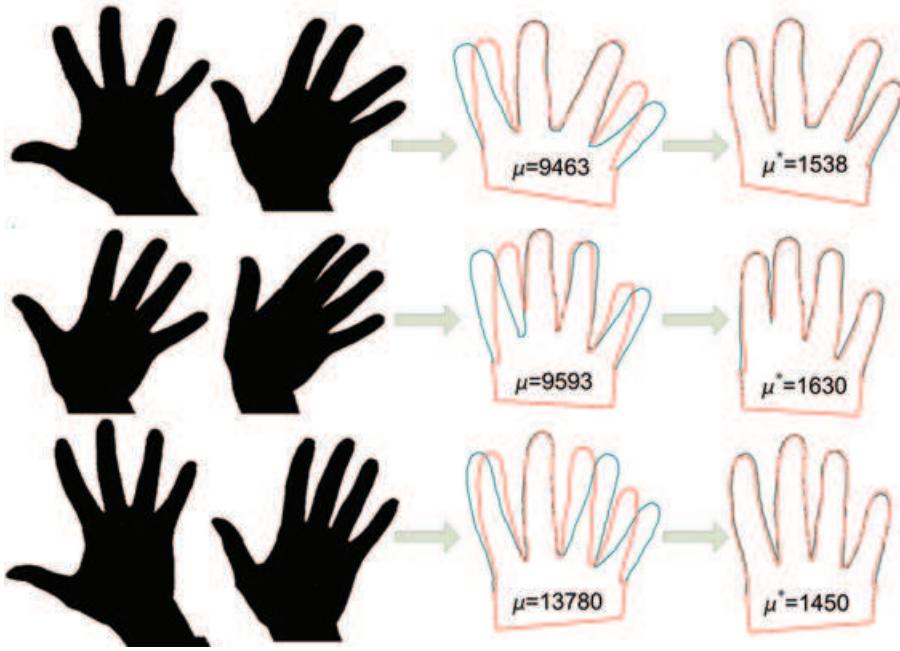


Рис. 6: Сравнение ладоней одного человека: сравниваемые ладони (слева), их начальная укладка (по центру) и после применения трансформаций (справа)

сравниваемых ладоней. Поскольку на изображении тестовой ладошки могут присутствовать частично склеенные пальцы, определение их точек поворотов становится сложной задачей. Поэтому основная идея заключается в подгонке хорошего размеченного эталонного образца ладони под циркулярное представление тестовой ладони.

3.3 Подгонка ладоней

Выше был предложен метод параметризации трансформаций ладони вектором из семи компонент. Способ начальной укладки ладоней позволяет зафиксировать параметры x , y и γ . И, таким образом, вектор $\vec{\alpha}$ существенно зависит лишь от четырех параметров.

Обозначим через $v(\vec{\alpha}) \in V$ трансформацию, определяемую набором параметров $\vec{\alpha}$ и принадлежащую множеству V допустимых трансформаций гибкого объекта ладони. Далее пусть $v(G; \vec{\alpha})$ —объект, получаемый в результате применения трансформации $v(\vec{\alpha})$ к гибкому объекту G . Введем функцию μ^* , определяющую степень похожести гибкого объекта $G_1 = (C_1, V_1)$ на гибкий объект $G_2 = (C_2, V_2)$, следующим образом:

$$\mu^*(G_1, G_2) = \min_{v(\vec{\alpha}) \in V_1} \mu(v(G_1; \vec{\alpha}), G_2) = \mu(v(G_1; \vec{\alpha}^*), G_2). \quad (6)$$

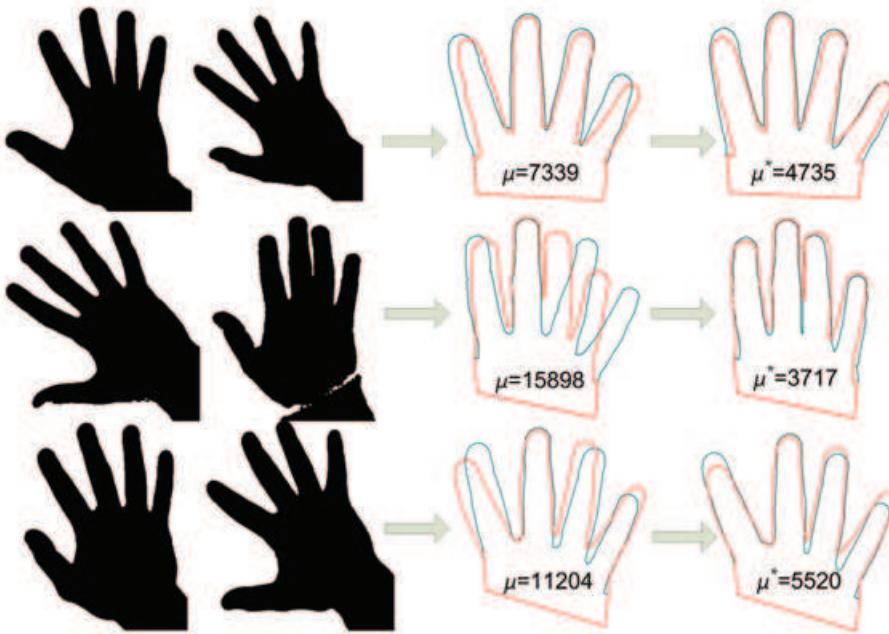


Рис. 7: Сравнение ладоней разных людей: сравниваемые ладони (слева), их начальная укладка (по центру) и после применения трансформаций (справа)

Таким образом, похожесть одного гибкого объекта G_1 на другой гибкий объект G_2 есть минимальная симметрическая разность совмещенных силуэтов трансформированного объекта G_1 и объекта G_2 (при этом рассматриваются только допустимые трансформации G_1). Здесь μ^* —оптимальный набор параметров трансформации.

Процесс вычисления μ^* является процессом подгонки одного гибкого объекта под другой, т.е. подгонкой эталонной ладони под тестовую. Поиск локального минимума функции μ проводился в работе двумя способами—полным перебором с заданным шагом и методом Нелдера-Мида [11].

На Рис. 6 и 7 представлены примеры подгонки ладоней одного человека и разных людей, а также обозначены полученные значения μ и μ^* . Площадь ладоней составляет в среднем 40000 квадратных пикселей.

4. Эксперименты

Для проведения экспериментов была собрана база ладоней группы людей. Использовалась web-камера с невысоким разрешением, закрепленная над столом на фиксированном расстоянии. Стол представлял из себя однотонную поверхность, на которой человек помещал свою ладонь тыльной стороной вверх. Таким образом, было собрано 97 изображений ладоней 22 человек.

Собранные изображения ладоней были вручную разделены на две группы: 45 были отнесены к эталонам (2-3 для каждого человека) и 52 к контролю (2-3 для

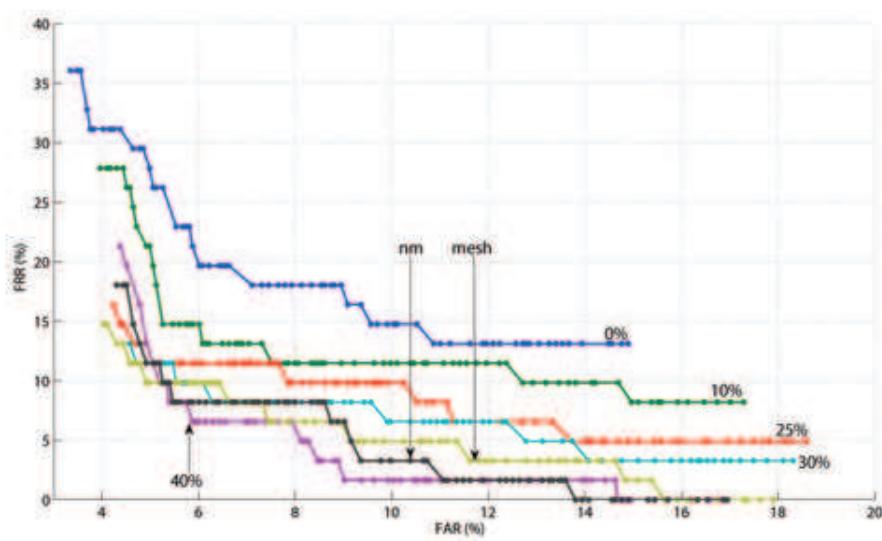


Рис. 8: Сравнение результатов верификации при простом назначении точек поворотов пальцев и в случае оптимизационного подхода

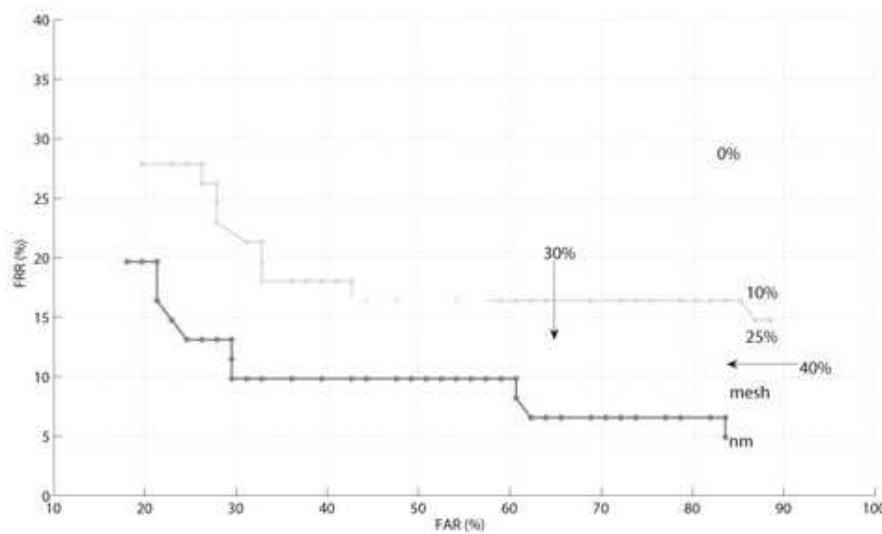


Рис. 9: Сравнение результатов идентификации при простом назначении точек поворотов пальцев и в случае оптимизационного подхода

каждого человека). Качество разметки модели ладони оценивалось на основе экспериментов по идентификации и верификации личности. При распознавании использовалось простое пороговое правило. Так как ладонь каждого пользователя была представлена несколькими моделями, то в качестве меры похожести тестовой ладошки на ладонь этого человека бралось минимальное расстояние между этой ладонью и каждой из ладоней этого человека.

На Рис. 8 представлены результаты верификации при простом назначении точек поворотов пальцев и в случае оптимизационного подхода. Условные обозначения такие: пять кривых—назначение точек с параметром k равным соответственно 0, 10, 25, 30 и 40; другие две—оптимизационный подход при полном переборе значений \tilde{l} с шагом в 5% (кривая с меткой "mesh") и минимизации методом Нелдера-Мида (кривая с меткой "nm").

Как видно, в случае верификации простое назначение и оптимизационный методы определения точек поворотов пальцев ведут себя примерно одинаково. Однако в случае идентификации (Рис. 9), когда тестовая ладонь сравнивается с ладонями всех пользователей, а не одного человека, как при верификации, оптимизационный подход показывает свое явное преимущество. При этом оптимизация методом Нелдера-Мида позволяет получать лучшее качество распознавания по сравнению с перебором всех значений \tilde{l} на сетке.

Ошибки FRR и FAR остаются высокими в случае идентификации. Но они, например, могут быть снижены путем сведения задачи идентификации к задаче верификации при использовании дополнительной модальности. Так, в [2] предлагается метод комбинирования признаков голоса и ладони человека. Голосовые признаки служат фильтром заведомо непохожих людей, а идентификация проводится уже в небольшой группе (2 – 3 человека).

Заключение

В работе предложена подвижная модель ладони, метод ее построения и идентификации, а также способ сравнения таких моделей. В качестве входной информации для построения и идентификации модели используется одно или несколько бинарных изображений ладони человека. Разметка модели включает в себя процедуру выделения пальцев и определения их точек поворотов. Предложены два подхода к определению точек поворотов—простое назначение и оптимизационный подход (по группе ладоней в разных положениях). Представлены эксперименты, демонстрирующие преимущество оптимизационного подхода. Оценка проводилась на основе вычисления FRR и FAR при верификации и идентификации личности с заданной разметкой модели.

В дальнейшем планируется расширить множество допустимых трансформаций ладони, включив в него возможные движения большого пальца; и учитывать его характеристики при построении меры похожести моделей. Также планируется провести эксперименты на большей выборке ладоней.

Список литературы

- [1] Местецкий Л.М. Непрерывная морфология бинарных изображений: фигуры, скелеты, циркуляры. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2009.

- [2] Bakina I.G. Palm Shape Comparison for Person Recognition. Proceedings of the International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP 2011), pp. 5 – 11. INSTICC.
- [3] Бакина И.Г., Местецкий Л.М. Метод сравнения ладоней при наличии артефактов. Доклады 14-ой Всероссийской конференции Математические методы распознавания образов (ММРО-14). М.: МАКС Пресс, 2009, стр. 301 – 304.
- [4] Mestetskiy L., Semenov A. Palm Shape Comparison Based on Fat Curves. Pattern Recognition and Image Analysis. (Advances in Mathematical Theory and Applications), Vol. 15, No. 4, Pleiades Publishing, Ltd., 2005.
- [5] Ross A.A., Nandakumar K., Jain A.K. Handbook of multibiometrics. International Series on Biometrics, volume 6, Springer.
- [6] Konukoglu E., Yoruk E., Darbon J., Sankur B. Shape-Based Hand Recognition. IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 15, No. 7, 2006, pp. 1803 – 1815.
- [7] Jain A.K., Duta N. Deformable Matching Of Hand Shapes For Verification. Proceedings of ICIP '99, Kobe, Japan, 1999, pp. 857 – 861.
- [8] Fouquier G., Likforman L., Darbon J., Sankur B. The Biosecure Geometry-Based System for Hand Modality. ICASSP (1), 2007, pp. 801 – 804.
- [9] Morales A., Miguel A.F., Diaz F., Alonso J.B., Travieso C.M. Contact-free hand biometric system for real environments. Proceedings of the 16th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2008).
- [10] Boreki G., Zimmer A. Hand Geometry: A New Approach for Feature Extraction. Proceedings of the 4th IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies, 2005, pp. 149 – 154.
- [11] Nash J.C. Compact Numerical Methods for Computers: Linear Algebra and Function Minimisation International Series on Biometrics, 1990, Adam Hilger.