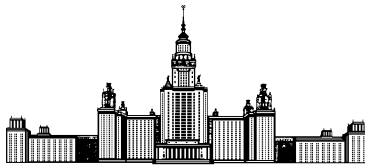


Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова



Факультет Вычислительной Математики и Кибернетики

Кафедра Математических Методов Прогнозирования

ДИПЛОМНАЯ РАБОТА СТУДЕНТА 517 ГРУППЫ

«Генерация текстурных признаков для биометрической идентификации личности по изображению ладони»

Выполнил:

студент 5 курса 517 группы

Шабашев Фёдор Маркович

Научный руководитель:

д.т.н., профессор

Местецкий Леонид Моисеевич

Содержание

1 Введение	4
1.1 Постановка задачи	4
1.2 Существующие подходы	5
2 Описание метода	6
3 Метод сравнения изображения ладони с эталоном	8
3.1 Приведение изображений к единому формату	13
3.2 Нормализация изображений пальцев	13
3.2.1 Процедура скелетизации	14
3.2.2 Нормализация изображений пальцев руки	16
3.3 Методы выделения признаков	20
3.3.1 Фильтры Габора	20
3.3.2 Выделение признаков	23
3.3.3 Различные способы выделения текстурных признаков	23
3.4 Метрики сравнения нормализованных изображений	24
3.4.1 Метрика Евклида	24
3.4.2 Метрика Хэмминга	25
4 Вычислительные эксперименты	25
4.1 Тестовая выборка	25
4.2 Метод оценки точности алгоритма	26
4.3 Идентификация простым сравнением с эталоном	29
4.4 Идентификация с генерацией признаков	30
4.4.1 Внутрисерийные сравнения	31
4.4.2 Межсерийные сравнения	32
5 Заключение	35

Аннотация

В данной работе представлен алгоритм генерации текстурных признаков для задачи биометрической идентификации человека по изображению ладони. На основе сгенерированных текстурных признаков построен алгоритм, позволяющий идентифицировать человека по фотографии его руки. Реализованный алгоритм протестирован на специально собранной базе изображений рук различных людей, оценена точность работы построенного алгоритма.

1 Введение

Биометрические системы идентификации личности широко используются в различных приложениях. Хорошо изучены системы, использующие для идентификации изображения отпечатков пальцев, лиц, ушей, радужной оболочки глаза. В работе [3] показано, что форма складок кожи на пальцах человека может быть использована как признак в задаче распознавания человека по фотографии его ладони. В статье [14] также показано, что форма складок кожи на внешней стороне ладони обладает определенной информативностью, позволяя с достаточно высокой точностью идентифицировать личность человека.

В силу новизны данного направления, все основные научные работы на эту тему были написаны относительно недавно. Как и любая другая система распознавания изображений, система, использующая форму складок кожи на ладонях человека, состоит из четырех элементов: получение изображения, выделение области интереса, сегментация, генерация признаков и построение классификатора.

Задача заключается в том, чтобы создать метод, позволяющий выделять признаки из изображения руки человека и, при помощи этих признаков, проверять действительно ли изображенная на фотографии рука принадлежит определенному человеку, чьи эталонные изображения рук содержатся в базе данных.

Удобство описываемого в данной работе метода заключается в том, что он не требует специальных устройств для фиксации положения ладони - при идентификации ладонь может располагаться произвольно, кроме того для получения изображения ладони также не требуется дорогостоящего оборудования, достаточно обычной цифровой камеры.

1.1 Постановка задачи

Рассматривается задача биометрической идентификации человека по изображению внешней стороны его ладони. Исходными данными служат фотографии ладоней людей, полученные при помощи обычных фотокамер. Такие камеры широко распространены и недороги, таким образом, для использования описываемого метода не требуется дорогих специальных устройств. Предполагается, что существует база

данных пользователей, где для каждого из пользователей системы хранится одна или несколько фотографий его руки. При предоставлении системе нового образца фотографии ладони, система должна определить кому из пользователей системы принадлежит эта сфотографированная ладонь.

Формальная постановка задачи следующая: пусть имеется n различных людей и m различных фотографий рук этих людей, где $m > n$. Имеется база изображений ладоней n человек: I_1, I_2, \dots, I_m . Для i -го человека имеется k_i изображений его ладони: $\sum_{i=1}^n k_i = m$. Нужно создать метод сравнения нового поступившего изображения \bar{I} с изображениями в базе.

1.2 Существующие подходы

В некоторых недавно вышедших статьях рассматривалась задача идентификации человека по форме складок кожи на внешней части пальцев руки. При этом обычно предполагалось, что палец фиксируется в некотором устройстве и специальной процедуры его локализации не требуется. В статье [2] для извлечения признаков используется метод главных компонент (PCA), метод независимых компонент (ICA) и линейный дискриминантный анализ (LDA). В статье [3] для выделения признаков используется преобразование Фурье. Существуют также методы, где в качестве признаков используются признаки SURF и SIFT, а сравнение предъявляемых системе образцов с эталонами осуществляется на основании метрики сходства [4].

Можно заметить, что все представленные выше статьи были написаны не так давно. Это свидетельствует о том, что интерес к решению этой задачи проявляет достаточно большое количество исследователей.

Таким образом, можно сделать вывод, что в настоящее время задача выбора наиболее подходящих признаков, позволяющих с высокой точностью идентифицировать человека по изображению ладони, является актуальной. Решение этой задачи позволит создать недорогой, надежный и точный способ биометрической идентификации человека.

Однако в приведенных выше статьях предполагается, что положение ладони должно

быть зафиксировано. Например в статьях [3] и [4] предполагается, что для идентификации используется изображение одного пальца руки, положение которого жестко зафиксировано в специальном устройстве. В статье [2] рассмотрен метод идентификации, допускающий возможность менять положение ладони, однако для реализации этого метода требуется специальное устройство для фиксации положения камеры и формирования определенных условий освещенности.

Новизна и оригинальность предлагаемого метода идентификации заключается в том, что положение руки на изображении заранее не фиксируется и может быть произвольным, не требуется специальных устройств для фиксации положения ладони. Кроме того, предлагаемый метод позволяет учесть форму складок кожи не на одном пальце, а на всех сразу. Поэтому данный метод может быть очень полезен для решения актуальной в настоящее время задачи.

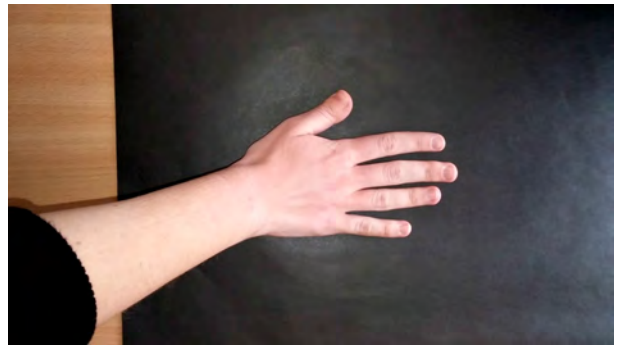
2 Описание метода

Входными данными рассматриваемого алгоритма являются фотографии ладоней пользователей системы. Требуется, чтобы на каждой фотографии была изображена только одна ладонь. Примеры этих фотографий представлены на рисунках 1а, 1б, 1с и 1д.

В настоящей работе используется следующий алгоритм для решения поставленной задачи:



(a)



(b)



(c)



(d)

Рис. 1: Примеры фотографий рук

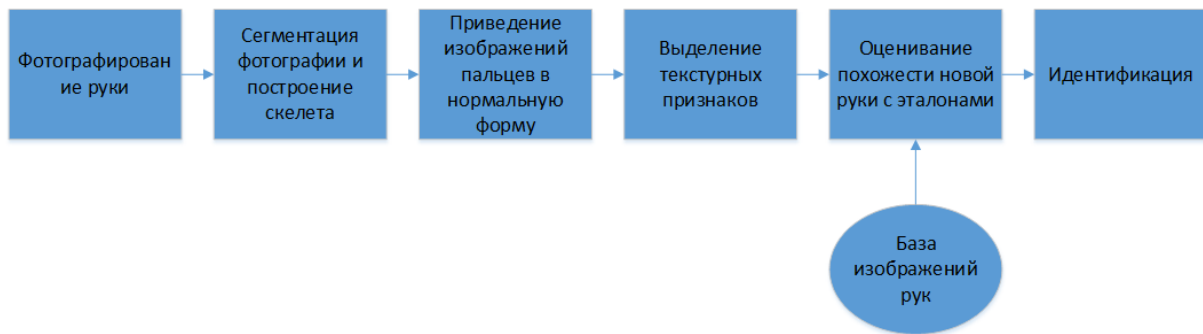


Рис. 2: Схема работы алгоритма идентификации

1. Сегментация ладони. Результатом является бинарное изображение, на котором черные пиксели образуют силуэт ладони. Пример результата представлен на рисунке 3.
2. Выполнение процедуры скелетизации сегментированной ладони. Пример результата представлен на рисунке 4.
3. Выделение пальцев на скелетизированной ладони. Пример результата представлен на рисунке 5.
4. Нормализация изображений пальцев. Пример результата представлен на рисунке 13.
5. Выделение текстурных признаков из нормализованных изображений пальцев руки.
6. Построение метрики на парах рук. Метрика строится на основе признаков, выделенных из изображений пальцев, хранимых в едином формате

Диаграмма предлагаемого алгоритма представлена на рисунке 2.

3 Метод сравнения изображения ладони с эталоном

Метод сравнения ладоней с эталоном существенным образом зависит от метрики, по которой будет производиться сравнение ладоней между собой. Далее дано описа-



Рис. 3: Результат сегментации руки

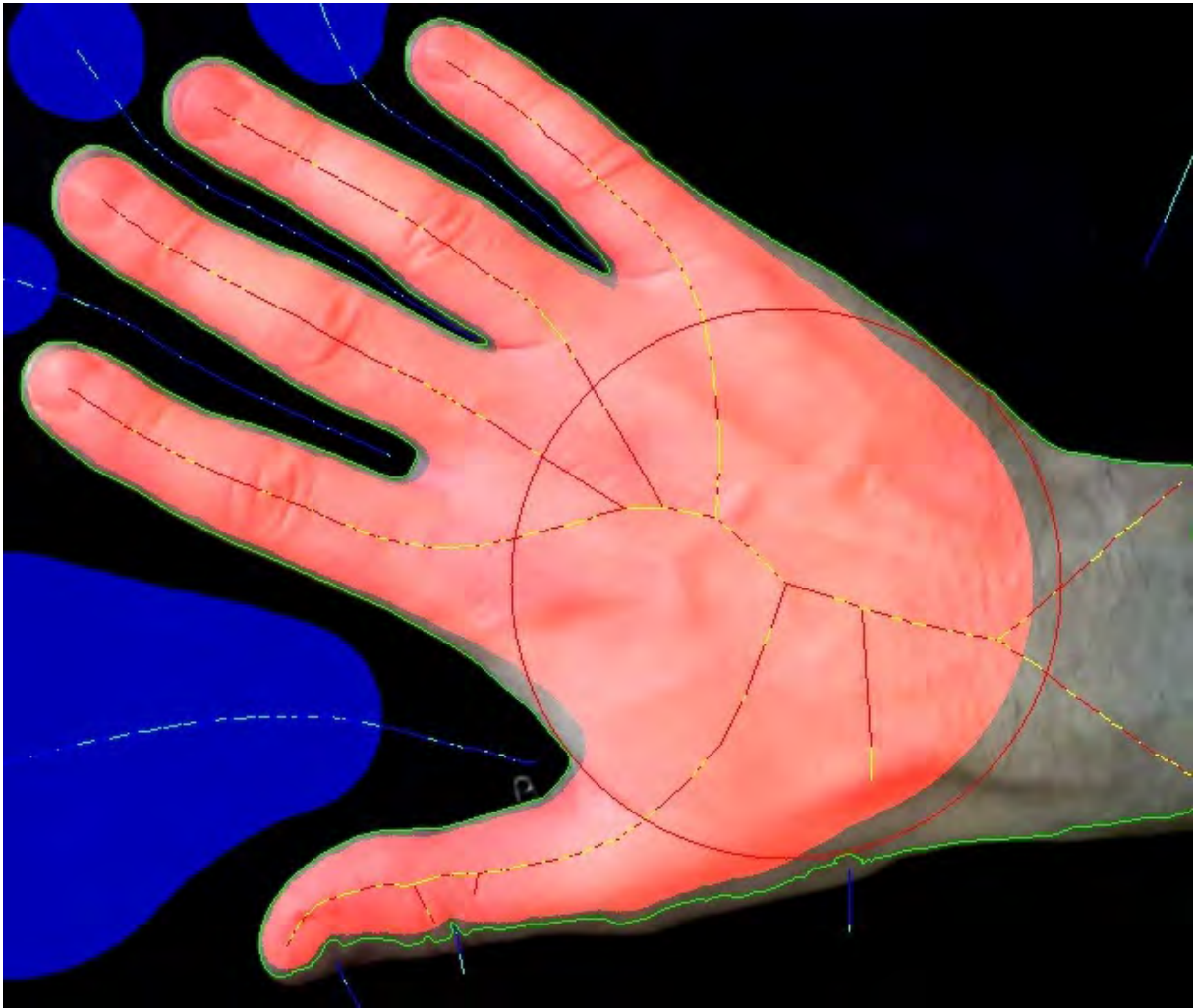


Рис. 4: Результат скелетизации руки

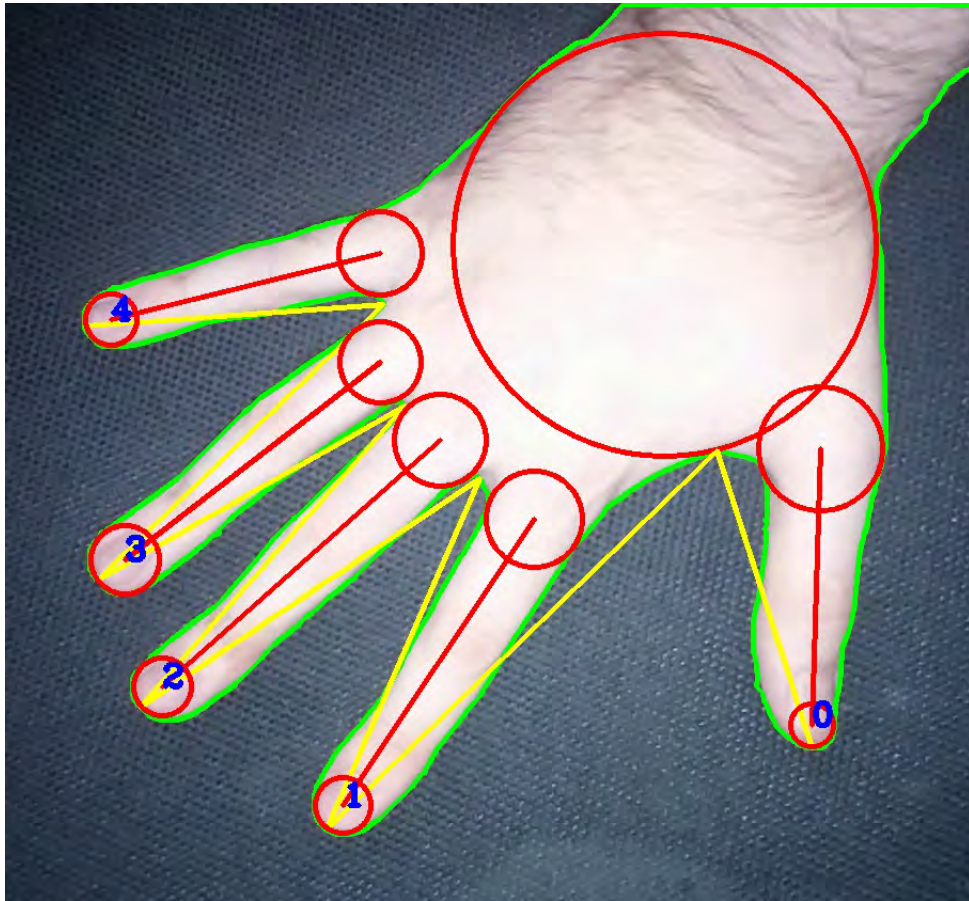


Рис. 5: Результат выделения пальцев на скелетизированной ладони

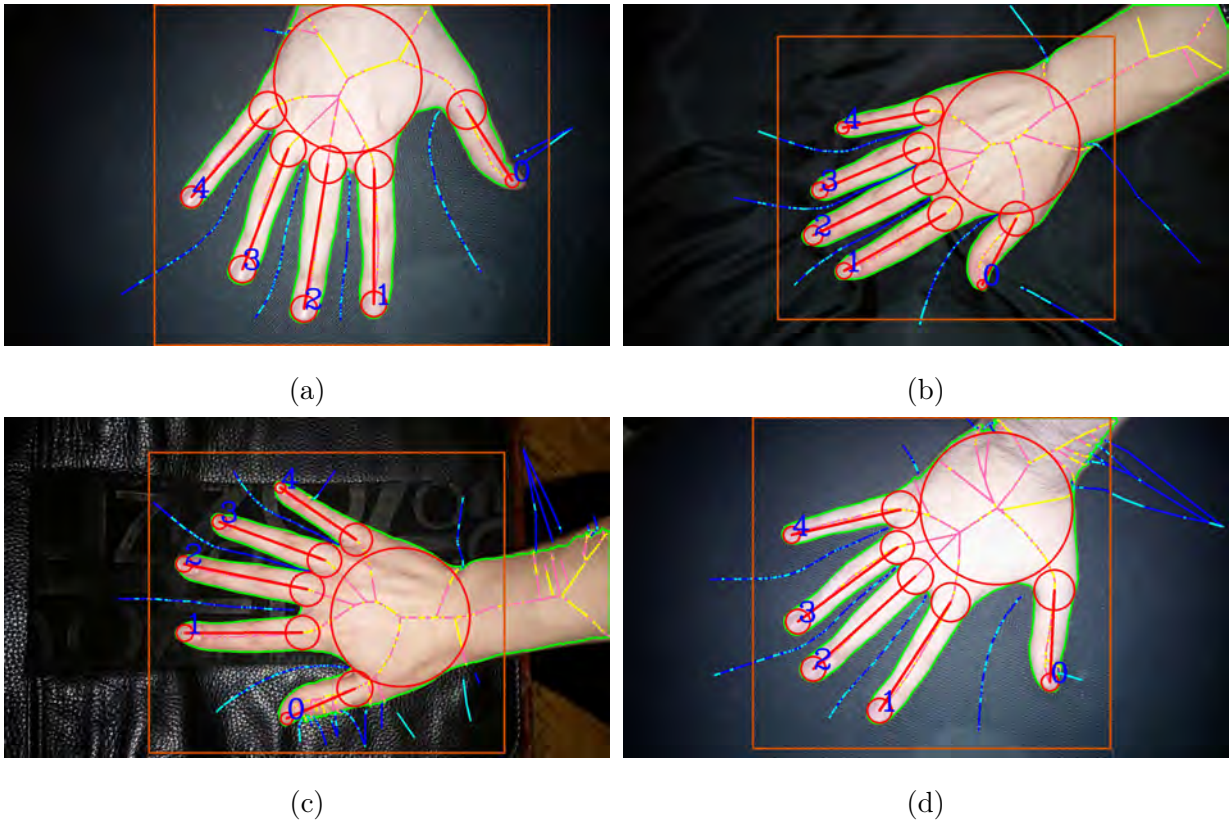


Рис. 6: Примеры скелетизованных изображений рук



Рис. 7: Примеры нормализованных изображений пальцев

ние результатов работы метода с различными метриками сравнения пар изображений ладоней.

3.1 Приведение изображений к единому формату

Так как первоначальное положение ладоней на фотографии не определено, то для сравнения ладоней между собой будем приводить их к единому формату.

Для этого на изображении строится скелет ладони, а затем на этом скелете выделяются пальцы, которые при помощи перспективного преобразования преобразуются в изображения фиксированного размера 1000 на 200 пикселей. Этот размер был выбран как максимально возможный размер изображений пальцев, при котором они помещаются в оперативную память компьютера, использованного для вычислительных экспериментов.

Для того, чтобы алгоритм биометрической идентификации был более устойчив к условиям освещения, все цветные изображения будем преобразовывать в полутоновые.

Интенсивность пикселя полутонового изображения вычисляется по следующей формуле:

$$Y = 0.299 \cdot R + 0.587 \cdot G + 0.114 \cdot B$$

где Y - интенсивность пикселя полутонового изображения, R - интенсивность красного канала изображения, G - интенсивность зеленого канала изображения, B - интенсивность синего канала изображения.

3.2 Нормализация изображений пальцев

Чтобы нормализовать изображения пальцев необходимо сначала локализовать их на изображении, то есть вычислить где они находятся. Для локализации изображений пальцев производится процедура бинаризации изображения и вычисления скелета бинаризованного изображения.

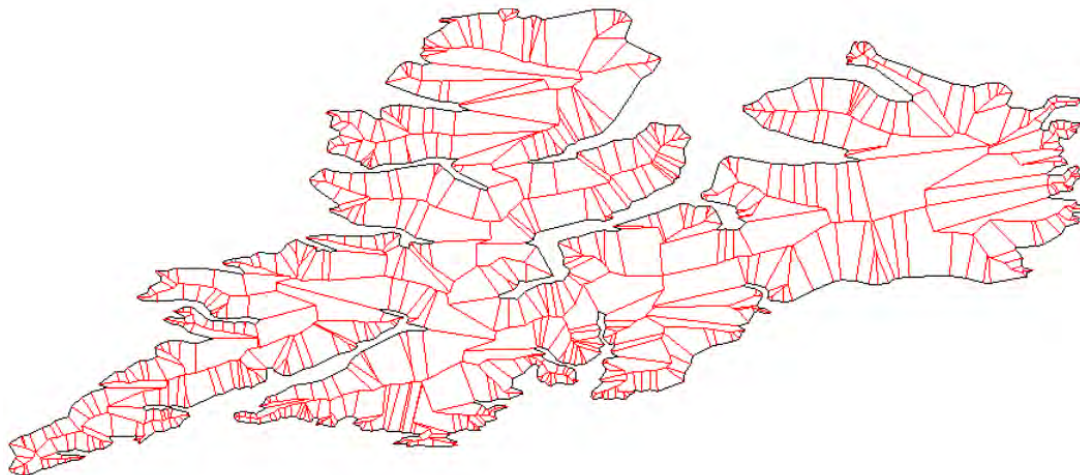


Рис. 8: Пример скелета многоугольной фигуры

3.2.1 Процедура скелетизации

Для описания процедуры скелетизации, будем использовать следующие понятия:

Определение 1. *Область на евклидовой плоскости* - непустое, связное, открытое множество точек.

Определение 2. *Скелетом* замкнутой области называется геометрическое место точек области, являющихся центрами максимальных по включению вписанных окружностей.

Определение 3. В каждой точке скелета определена **радиальная функция**, равная радиусу вписанного круга с центром в этой точке. Радиальная функция задает "ширину" фигуры относительно точек скелета.

Примеры скелетов многоугольных фигур представлены на рисунках 8 и 9.

Определение 4. Будем называть радиальной функцией точки скелета величину радиуса максимального пустого круга с центром в этой точке.

Использование скелета порождает проблему "шумовых" ветвей, это показано на рисунке 10. Небольшие нерегулярности на границе фигуры руки оказывают сильное влияние на вид скелета этой фигуры. Но в состав скелета также входят ветви, которые не зависят от мелких флуктуаций границы, сохраняются при сглаживании

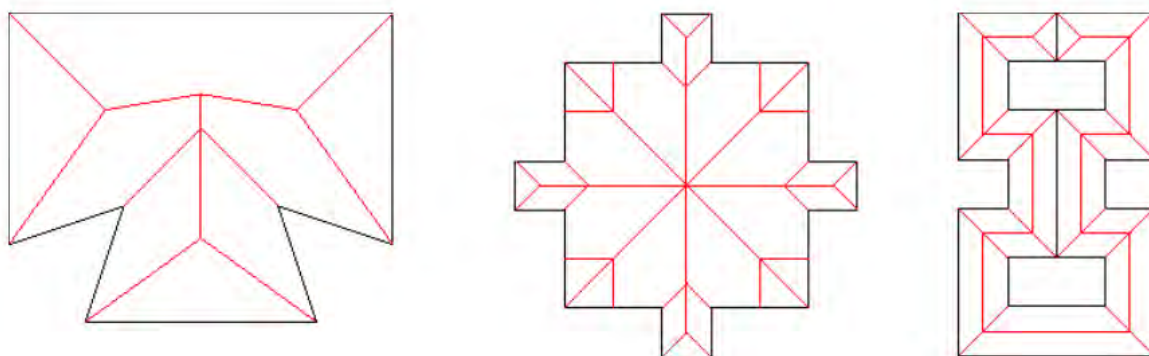


Рис. 9: Примеры скелетов различных фигур

границы и при этом их метрические характеристики практически не изменяются. Именно эти инвариантные ветки определяют структуру фигуры. Для построения скелета, отражающего структуру фигуры, эти инвариантные ветви необходимо выделить среди всех остальных. Сделать это можно путем удаления из уже полученного скелета каких-либо его лишних элементов. Для решения этой задачи используется процедура стрижки скелета.

Определение 5. *Стрижкой скелета* называется последовательный процесс удаления отдельных ветвей скелета. Основой процесса стрижки является критерий, по которому должно приниматься решение о необходимости удаления того или иного ребра из скелета.

Таким образом предполагается, что важная для нас фундаментальная часть скелета является подграфом всего скелета. Этот подграф мы будем называть **базовым скелетом**. Пример применения процедуры стрижки к скелету фигуры представлен на рисунке 11.

Пусть C фигура с границей δC , имеющая скелет S и радиальную функцию скелета $p(s), s \in S$. Скелет является плоским графом $S = (P, E)$ с множеством вершин P и ребер E . С каждой точкой скелета $s \in S$ связан максимальный пустой круг фигуры $V(s) = \{v : d(v, s) \leq p(s)\}$. Объединение $V_S = \cup_{s \in S} V(s)$ множества максимальных пустых кругов с центрами на ветвях скелета совпадает с самой фигурой C , т.е. $V_S = C$.

Максимальные пустые круги ладони изображены на рисунке 12.

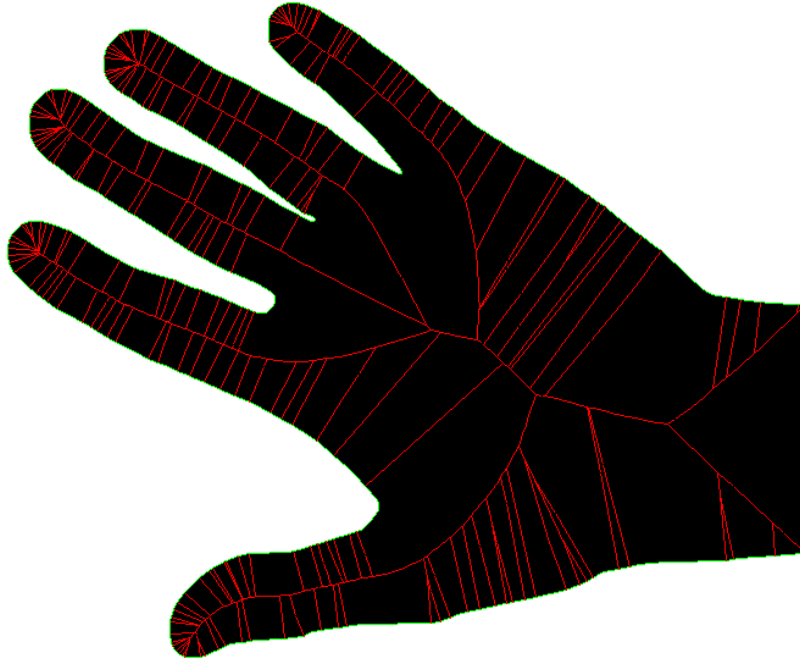


Рис. 10: Пример "зашумленного" скелета бинаризованного изображения руки

На рисунке 13 показан результат нормализации изображений пальцев.

3.2.2 Нормализация изображений пальцев руки

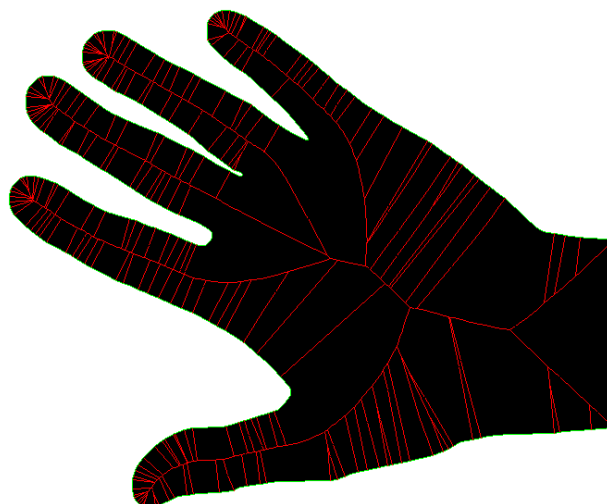
После того, как вычислен скелет изображения руки и на этом скелете найдены и пронумерованы пальцы, каждый из пальцев по отдельности приводится в единое представление при помощи перспективного преобразования. Для этого используется положение начального и конечного круга пальца, на скелетизованном изображении ладони руки. В нормализованное представление переводится указательный палец, средний, безымянный и мизинец. Большой палец в нормализованное представление не переводится.

Чтобы представить перспективное преобразование в матричном виде используются однородные координаты.

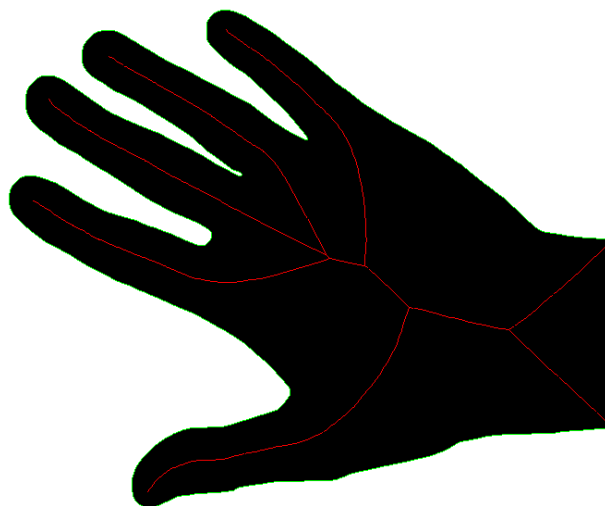
Каждому вектору $v = (x, y) \in R^2$ ставится в соответствие вектор $v_1 = (x, y, 1) \in R^3$, а каждому вектору вида (x, y, w) ставится в соответствие вектор $(\frac{x}{w}, \frac{y}{w}, 1)$. Тем самым множество векторов $R^3 \setminus \{0\}$ факторизуется на классы эквивалентности, где каждый такой класс представлен вектором вида $(x, y, 1)$. Такие трехмерные вектора называются однородными координатами.



(a) Оригинал



(b) Скелет без стрижки



(c) Скелет со стрижкой

Рис. 11: Процедура построения скелета

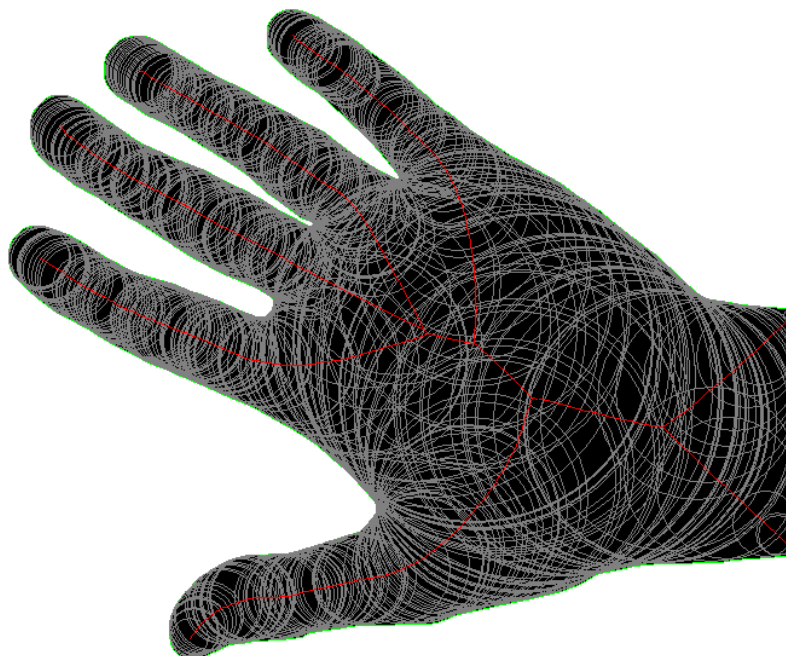


Рис. 12: Максимальные пустые круги скелета ладони



Рис. 13: Результат нормализации пальцев скелета руки

В однородных координатах, перспективное преобразование плоскости в плоскость описывается матрицей размерности 3*3:

$$\lambda \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & p_{1,3} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & p_{2,3} \\ p_{3,1} & p_{3,2} & p_{3,3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix}$$

Запись перспективного преобразования в матричной форме:

$$\lambda x = P x'$$

Перспективное преобразование плоскости в плоскость однозначно задается 4 парами точек. Каждая пара соответствующих точек $\{(x, y), (x', y')\}$ дает 2 линейно-независимых уравнения на параметры матрицы P . При этом матрица P определена с точностью до масштаба. Поэтому можно поставить ограничение $\|P\| = 1$. Подробнее о перспективном преобразовании [15].

Для задания перспективного преобразования вычислим две общие касательные к начальному и конечному кругам пальца. В результате получаем четыре точки касания. Перспективное преобразование выбирается таким образом, чтобы эти четыре точки касания отобразились в вершины прямоугольника фиксированного размера 1000 на 200 пикселей. Реализация алгоритма перспективного преобразования одного изображения в другое по 4 парам точек взята из библиотеки OpenCV (подробнее [8]).

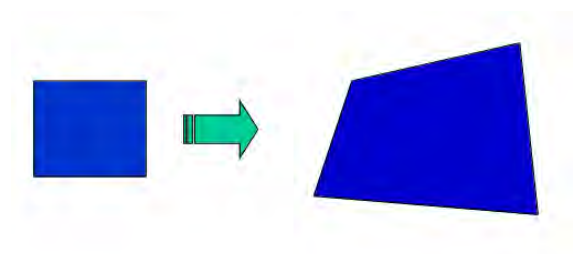


Рис. 14: Перспективное преобразование

Принцип работы метода нормализации на основе перспективного преобразования наглядно показан на рисунке 15. Подобное представление пальца в виде прямоугольника 1000 на 200 пикселей условимся называть **нормализованным**. Заметим, что изображение пальца в нормализованном представлении может быть как цветным,

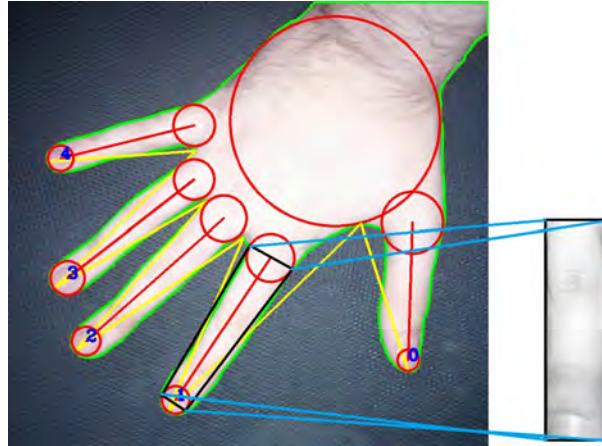


Рис. 15: Пример работы алгоритма нормализации

так и полутоновым. Изображения пальцев переводятся в нормализованное представление в целях удобства их обработки и сравнения.

3.3 Методы выделения признаков

Нормализованные изображения пальцев можно сравнивать друг с другом непосредственно, не выделяя специальных признаков. Однако подобный метод сравнения изображений между собой может быть неустойчив к условиям освещения, так как цвета пикселей изображения могут сильно измениться в зависимости от того, каким источником света они освещены.

Для того, чтобы обеспечить устойчивость алгоритма идентификации к условиям съемки, будем преобразовывать изображения, выделяя на нем признаки. Для выделения признаков будем использовать фильтры Габора.

3.3.1 Фильтры Габора

Фильтр Габора определяется по следующей формуле:

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (1)$$

где

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$$

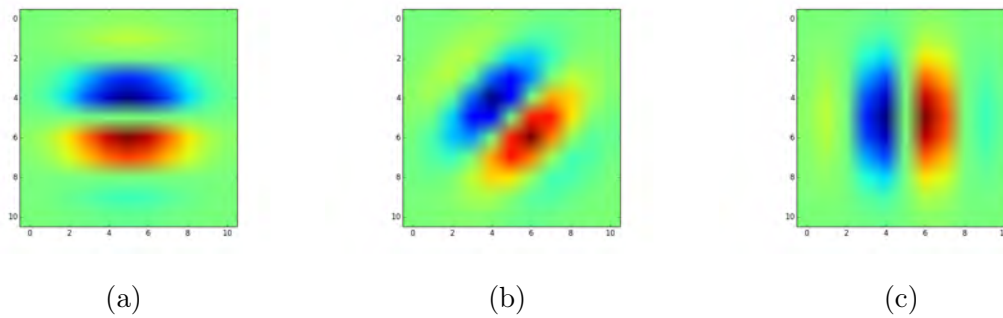


Рис. 16: Примеры фильтров Габора

здесь λ - длина волны множителя-косинуса, θ - задает угол поворота функции Габора, ψ — сдвиг фаз в градусах и γ — коэффициент сжатия, характеризующий эллиптичность функции Габора.

Примеры фильтров Габора с различным значением параметра θ представлены на картинках 16а, 16b, 16с. Для выделения признаков из нормализованных изображений пальцев будем применять к ним фильтр Габора.

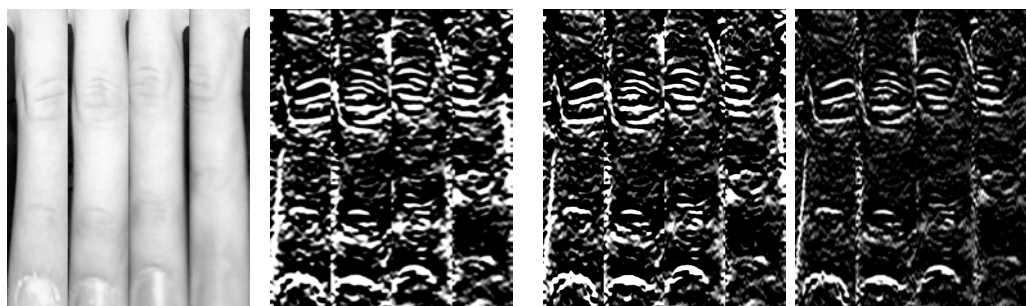
Результат применение фильтра Габора к нормализованным изображениям пальцев представлен на рисунке 17.

В зависимости от параметров фильтра Габора результат применения этого фильтра к изображениям пальцев руки может различаться. На рисунках 18а, 18b, 18с и 18d показаны результаты применения фильтров Габора с различными параметрами к исходному изображению. Как видно из этих рисунков, чем больше значение параметра σ , тем более крупными являются выделяемые на изображении особенности, однако при этом также повышается количество ложных, шумовых особенностей. Таким образом фильтры Габора с большей величиной параметра σ позволяет выделять более крупные черты рисунка складок кожи, в то время как фильтры с меньшей величиной параметра σ позволяют выделять более мелкие особенности складок кожи.

При выделении признаков используется комбинация из нескольких фильтров Габора.



Рис. 17: Результат применения фильтра Габора к изображениям пальцев



(a) Оригинал (b) $\sigma = 15, \lambda = 3$ (c) $\sigma = 9, \lambda = 3$ (d) $\sigma = 6, \lambda = 3$

Рис. 18: Результаты применения фильтров Габора с различными параметрами

3.3.2 Выделение признаков

Для выделения признаков применим к нормализованным изображениям пальцев 4 фильтра Габора со следующими наборами параметров:

- $(\sigma = 9, \lambda = 3)$
- $(\sigma = 9, \lambda = 5)$
- $(\sigma = 15, \lambda = 3)$
- $(\sigma = 15, \lambda = 5)$

Параметр ψ во всех четырех случаях берется равными нулю. Параметр θ во всех четырех случаях берется равным $\frac{\pi}{2}$.

Параметры фильтров Габора выбирались из соображений визуального анализа, так чтобы на отфильтрованных картинках была хорошо видна форма складок кожи на пальцах.

После применения 4-х фильтров к изображению пальца получится по 4 новых изображения на каждый палец. Результаты применения фильтров к изображению бинаризируются по порогу яркости 200.

В каждом бинарном изображении рассмотрим пиксели, которые находятся в строках и столбцах с номерами кратными 9. Из значений яркостей, соответствующих этим пикселям составим вектор, упорядочив эти пиксели. Объединяя четыре вектора соответствующие одному и тому же пальцу, но различным фильтрам, получаем вектор признаков для одного пальца.

Таким образом, изображение каждого пальца представляется в виде вектора. Объединяя для каждой руки по четыре вектора признаков определенных по её пальцам, получаем вектор бинарных признаков для одной руки. Этот вектор и будет использоваться для построения меры сходства между изображениями рук.

3.3.3 Различные способы выделения текстурных признаков

Нормализованные изображения пальцев руки можно сравнивать между собой непосредственно, как простые изображения, или выделять из них признаки и стро-

ить метрику сравнения изображений на основе этих признаков.

Таким образом, можно рассматривать следующие способы сравнения нормализованных изображений рук:

- Нормализация цветных изображений и их непосредственное сравнение
- Нормализация полутоновых изображений и их непосредственное сравнение
- Нормализация изображений, применение фильтров Габора, бинаризация и построение вектора признаков, затем сравнение векторов признаков между собой

Каждый из этих способов имеет как преимущества, так и недостатки. В зависимости от использования того или иного метода выделения текстурных признаков, у алгоритма идентификации будет меняться точность, скорость работы и устойчивость к условиям съемки.

3.4 Метрики сравнения нормализованных изображений

3.4.1 Метрика Евклида

Пусть $A = (A^1, A^2, A^3, A^4)$ - набор нормализованных изображений пальцев первой руки (указательный, средний, безымянный пальцы и мизинец), $B = (B^1, B^2, B^3, B^4)$ - набор нормализованных изображений пальцев второй руки. Каждое нормализованное изображение пальца руки представляет собой матрицу размера M на N пикселей. В случае цветных изображений каждый пиксель имеет 3 канала яркости.

Будем вычислить расстояние между двумя ладонями, вычисляя Евклидово расстояние на соответствующих парах пальцев.

$$M(A, B) = \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (A_{i,j}^k - B_{i,j}^k)^2}$$

где A, B - нормализованные полутоновые изображения пальцев (векторы из 4-х матриц, каждая из которых имеет размер M на N).

Заметим, что в нормализованном представлении можно сравнивать между собой как цветные, так и полутоновые изображения.

При сравнении цветных изображений сравниваются соответствующие каналы яркости:

$$M(A, B) = \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left[(r(A_{i,j}^k) - r(B_{i,j}^k))^2 + (g(A_{i,j}^k) - g(B_{i,j}^k))^2 + (b(A_{i,j}^k) - b(B_{i,j}^k))^2 \right]}$$

где функции r, g, b - возвращают соответственно красный, зеленый и синий каналы яркости изображения, A и B - нормализованные цветные изображения пальцев

3.4.2 Метрика Хэмминга

При применения фильтров к изображениям пальцев бывает удобно бинаризовать результат, получая бинарное изображение. В случае, когда изображения пальцев представлены в бинарном виде, расстояние между ними можно измерять при помощи метрики Хэмминга.

$$M(A, B) = \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |A_{i,j}^k - B_{i,j}^k|$$

где A, B - нормализованные и бинаризованные изображения пальцев рук

4 Вычислительные эксперименты

Построенный алгоритм идентификации человека по изображению его ладони будем тестировать на предмет точности его работы. Необходимо также исследовать насколько точность алгоритма идентификации может стать хуже при изменении условий освещения или фона. Так как фотографии каждого человека в базе данных сгруппированы по сериям, каждая из которых снималась при одинаковых условиях освещения и фона, необходимо использовать специальный метод оценки точности идентификации, учитывающий сгруппированность фотографий по сериям. Тестирование отдельно проводится для различных способов выделения признаков из изображения.

4.1 Тестовая выборка

Для тестирования алгоритма идентификации была специально собрана выборка фотографий рук различных людей.

	ID человека	Номер серии	Количество изображений
	1	1 из 1	8
	2	1 из 1	12
	3	1 из 1	11
	4	1 из 1	13
	5	1 из 1	5
	6	1 из 1	13
	7	1 из 1	13
	8	1 из 1	13
	9	1 из 1	13
	10	1 из 1	9
	11	1 из 3	22
	11	2 из 3	29
	11	3 из 3	36
	12	1 из 3	21
	12	2 из 3	15
	12	3 из 3	15
Итого	12	16	248

Таблица 1: Структура тестовой выборки изображений ладоней

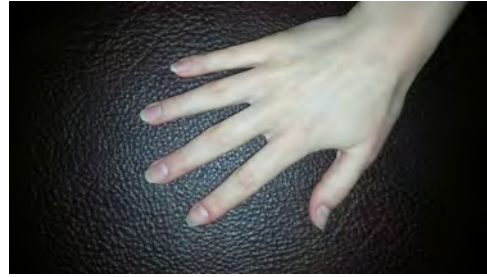
Выборка содержит фотографии рук 12 человек, при этом снимки рук каждого человека сгруппированы по сериям, где снимки внутри каждой серии были сделаны при одинаковых условиях освещения и на одинаковом фоне. Количество серий снимков рук каждого человека различно. Общее количество фотографий рук в выборке - 248. В таблице 1 показано, сколько всего изображений есть в той или иной серии, у того или иного пользователя.

4.2 Метод оценки точности алгоритма

Для обеспечения точности оценки эффективности работы предлагаемого алгоритма биометрической идентификации, в собранную базу данных фотографий рук

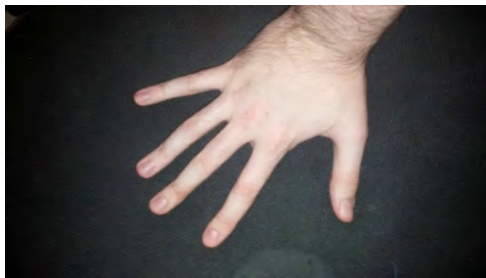


(a) Серия 1

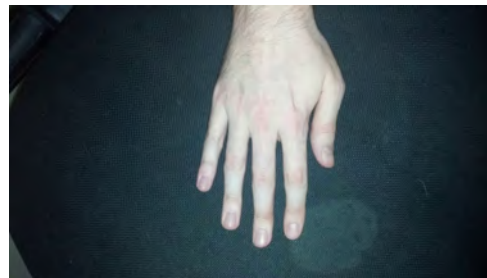


(b) Серия 2

Рис. 19: Примеры фотографий рук пользователя 11 в различных сериях



(a) Серия 1



(b) Серия 2

Рис. 20: Примеры фотографий рук пользователя 12 в различных сериях

были включены фотографии рук одних и тех же людей, сделанные в различных условиях. В том числе съемка рук производилась при различных углах поворота руки по отношению к камере, различном освещении и на различном фоне. Это было сделано для того, чтобы убедиться, что предлагаемый алгоритм будет правильно работать вне зависимости от различий в условиях съемки. Примеры фотографий рук одного и того же человека, сделанных при различных условиях освещения, приведены на рисунках 19 и 20. Как видно из этих рисунков, представленные в базе данных фотографии рук людей в различных сериях имеют существенные различия в освещении и фоне. Тестирование алгоритма идентификации на изображениях из различных серий позволяет оценить, насколько предлагаемый алгоритм устойчив к изменению фона и освещения. Для тестирования качества работы алгоритма на фотографиях из различных серий использовался нижеприведенный алгоритм 1.

Входными данными для этого алгоритма являются база изображений рук и метрика сходства рук между собой.

Пусть множество пользователей системы P , множество изображений рук B , общее

Исходные параметры:

B - множество изображений,

$p : B \times B \mapsto \mathbb{R}$ - мера сходства,

$s(I)$ - функция, для изображения I возвращающая все изображения из той же серии, что и I ,

$u(I)$ - функция, для изображения I возвращающая все изображения, которые принадлежат тому же пользователю, что и I

Результат:

d_{ss} - внутрисерийные расстояния,

d_{sp} - межсерийные расстояния,

d_d - расстояния между различными пользователями

цикл $I \in B$ выполнять

$T_1 \leftarrow s(I) \setminus \{I\}$;	// изображения того же пользователя в той же серии
$T_2 \leftarrow u(I) \setminus s(I)$;	// изобра-ния того же пользователя в другой серии
$T_3 \leftarrow B \setminus u(I)$;	// изображения других пользователей
$d_{ss}(I) \leftarrow \min_{\bar{I} \in T_1} p(I, \bar{I})$;	
$d_{sp}(I) \leftarrow \min_{\bar{I} \in T_2} p(I, \bar{I})$;	
$d_d(I) \leftarrow \min_{\bar{I} \in T_3} p(I, \bar{I})$;	

конец цикла

Алгоритм 1: Алгоритм оценки точности идентификации

количество фотографий в базе n , 2^B - множество всех подмножеств множества изображений рук.

Функция $s : B \mapsto 2^B$ - задает соответствие между изображением I и всеми изображениями из той же серии, что и I .

Функция $u : B \mapsto 2^B$ - задает соответствие между изображением I и всеми изображениями, которые принадлежат тому же пользователю, что и I .

Выходными данными являются: $d_{ss}(I)$ - кратчайшее расстояние от изображения I до изображений того же пользователя в той же серии, $d_{sp}(I)$ - кратчайшее расстояние от изображения I до изображений того же пользователя в других сериях, $d_d(I)$ - кратчайшее расстояние от изображения I до изображения другого пользователя.

Таким образом, при помощи алгоритма 1 можно вычислить распределения внутрисерийных, межсерийных и межпользовательских расстояний. Используя вычисленные таким образом распределения, можно выбрать наиболее подходящий порог классификации и оценить вероятность ошибки при идентификации.

Для оценки правильности классификации изображения I при межсерийных проверках будем сравнивать между собой значения $d_{sp}(I)$ и $d_d(I)$. Для оценки правильности классификации изображения I при внутрисерийных проверках, будем сравнивать между собой значения $d_{ss}(I)$ и $d_d(I)$. Изображение I классифицируется правильно в межсерийной проверке в тех случаях, когда $d_{sp}(I) < d_d(I)$. Изображение I классифицируется правильно в внутрисерийной проверке, в тех случаях, когда $d_{ss}(I) < d_d(I)$.

Для оценки точности идентификации введем функции $FMR(\tau)$ - процент изображений, у которых расстояние до ближайшего изображения руки другого человека меньше τ , $FNMR$ - процент изображений, у которых расстояние до ближайшего изображения руки того же человека больше τ . $FNMR_{sp}$ - для межсерийных сравнений, $FNMR_{ss}$ - для внутрисерийных сравнений.

Математическое определение функций FMR , $FNMR_{ss}$, $FNMR_{sp}$ дано ниже:

$$FMR(\tau) = \frac{|\{I \in B | d_d(I) < \tau\}|}{|B|}$$

$$FNMR_{sp}(\tau) = \frac{|\{I \in B | d_{sp}(I) > \tau\}|}{|B|}$$

$$FNMR_{ss}(\tau) = \frac{|\{I \in B | d_{ss}(I) > \tau\}|}{|B|}$$

4.3 Идентификация простым сравнением с эталоном

Сначала рассмотрим простой алгоритм идентификации, основанный на прямом сравнении изображений пальцев с эталоном в метрике Евклида без выделения текстурных признаков.

Рассмотрим два случая: когда между собой сравниваются нормализованные цветные изображения, и когда между собой сравниваются нормализованные полутонные изображения. Для каждого случая построим следующие две гистограммы: гистограмму Евклидовых расстояний между руками одного и того же человека, и гистограмму Евклидовых расстояний между руками различных людей.

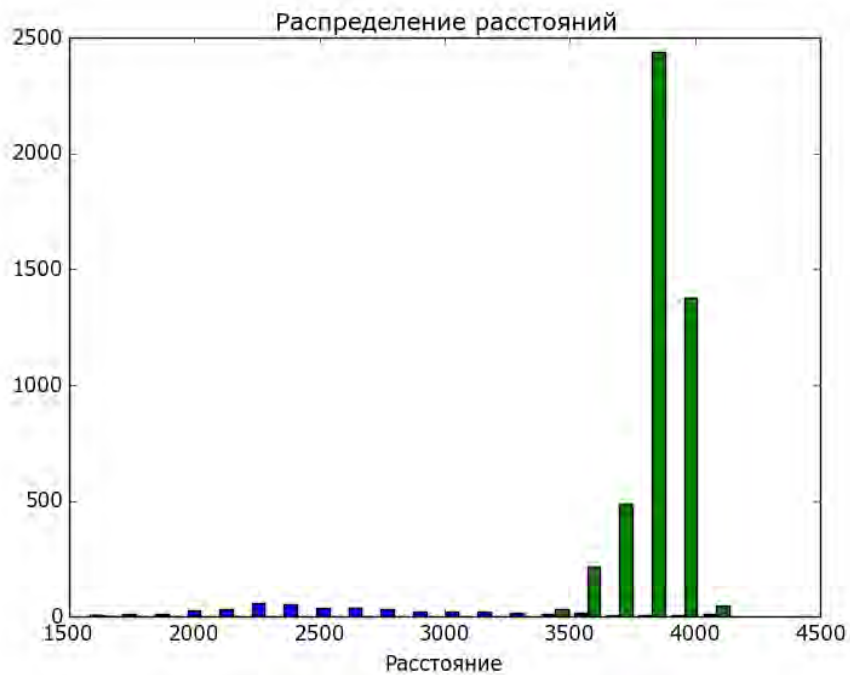


Рис. 21: Распределение расстояний между цветными фотографиями

Гистограмма распределения расстояний между цветными нормализованными изображениями в метрике Евклида представлена на рисунке 21. Гистограмма распределения расстояний между полутоновыми нормализованными изображениями в метрике Евклида представлена на рисунке 22.

Как видно из данных графиков, метод, основанный на вычислении метрики Евклида на нормализованных изображениях рук, сам по себе дает возможность сравнивать изображения рук с эталонами: на графике видно, что расстояния между руками одного и того же человека значительно меньше, чем расстояние между руками различных людей.

Недостатком этих методов сравнения изображений является то, что они заведомо неустойчивы к условиям освещения.

4.4 Идентификация с генерацией признаков

Применим на тестовой выборке вышеописанный метод идентификации, основанный на использовании фильтров Габора.

На рисунке 23 представлена матрица расстояний в метрике Хемминга между всеми

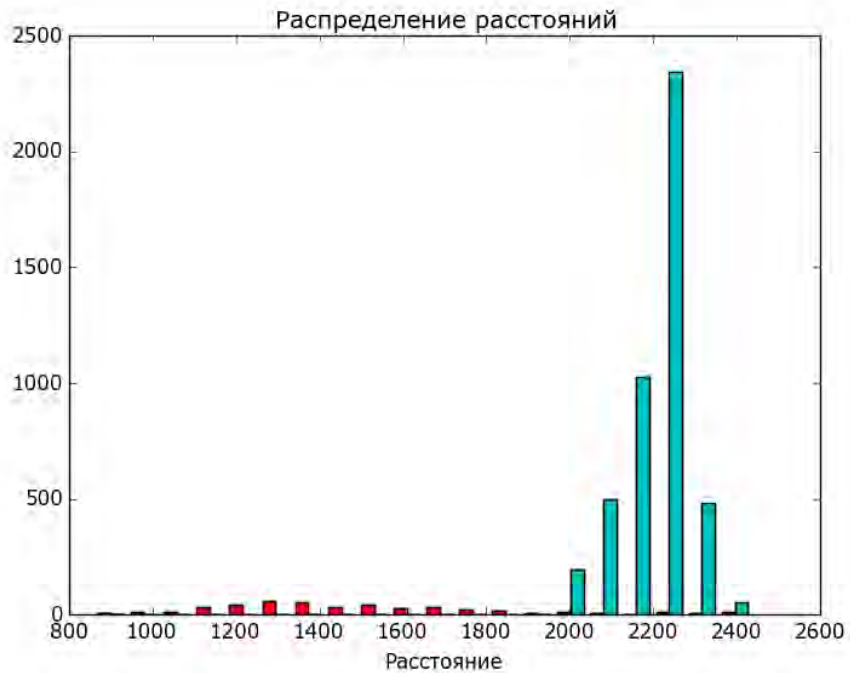


Рис. 22: Распределение расстояний между полутоновыми фотографиями

парами изображений в выборке. На этом рисунке меньшее значение метрики обозначается более темным цветом соответствующей ячейки. На матрице расстояний можно заметить крупные блоки из темных пикселей. Эти блоки соответствуют изображениям ладоней одного и того же человека. Наличие этих блоков свидетельствует о том, что расстояния между фотографиями ладоней одних и тех же людей значимо меньше, по сравнению с расстояниями между различными людьми.

4.4.1 Внутрисерийные сравнения

Будем оценивать правильность работы алгоритма идентификации, вычисляя внутрисерийные расстояния между изображениями рук, как описано в алгоритме 1. В случае внутрисерийных сравнений нас будет интересовать распределения значений следующих двух функций: $d_{ss}(I)$ - кратчайшее расстояние от изображения I до изображений той же персоны в той же серии, $d_d(I)$ - кратчайшее расстояние от изображения I до изображения руки другой персоны. На рисунке 24 изображена нормализованная гистограмма распределения расстояний. На рисунке 25 изображе-

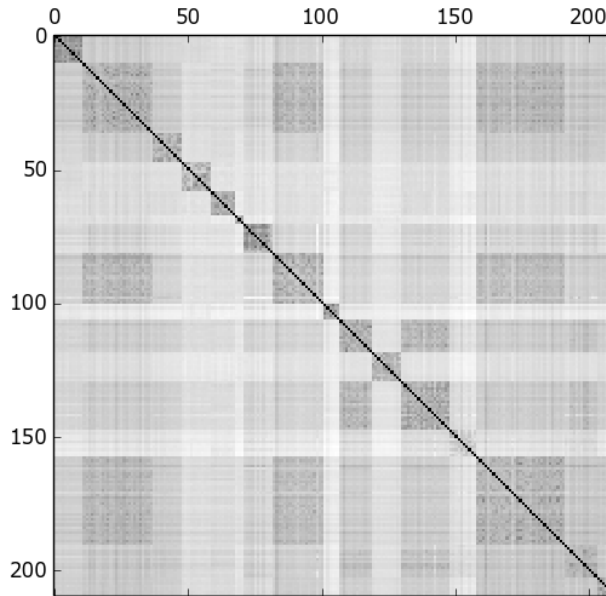


Рис. 23: Матрица расстояний между изображениями в метрике Хемминга

ны значения функций $FMR(\tau)$ и $FNMR(\tau)$ при различных уровнях значения порога τ . Значение EER(equal error rate) составляет 7.5%.

4.4.2 Межсерийные сравнения

Будем оценивать правильность работы алгоритма идентификации, вычисляя межсерийные расстояния между изображениями рук, как описано в алгоритме 1. В случае межсерийных сравнений, нас будет интересовать распределения значений следующих двух функций: $d_{sp}(I)$ - кратчайшее расстояние от изображения I до изображений того же пользователя в другой серии, $d_d(I)$ - кратчайшее расстояние от изображения I до изображения другого пользователя. На рисунке 26 изображена нормализованная гистограмма распределения расстояний. На рисунке 27 изображены значения функций $FMR(\tau)$ и $FNMR(\tau)$ при различных уровнях значения порога τ . Значение EER(equal error rate) составляет 11%.

Точность алгоритма идентификации может быть повышена, если дополнительно учесть геометрические признаки ладони, такие как длина и кривизна пальцев. Как показано в работе [9], форма пальцев ладони является хорошим признаком для био-

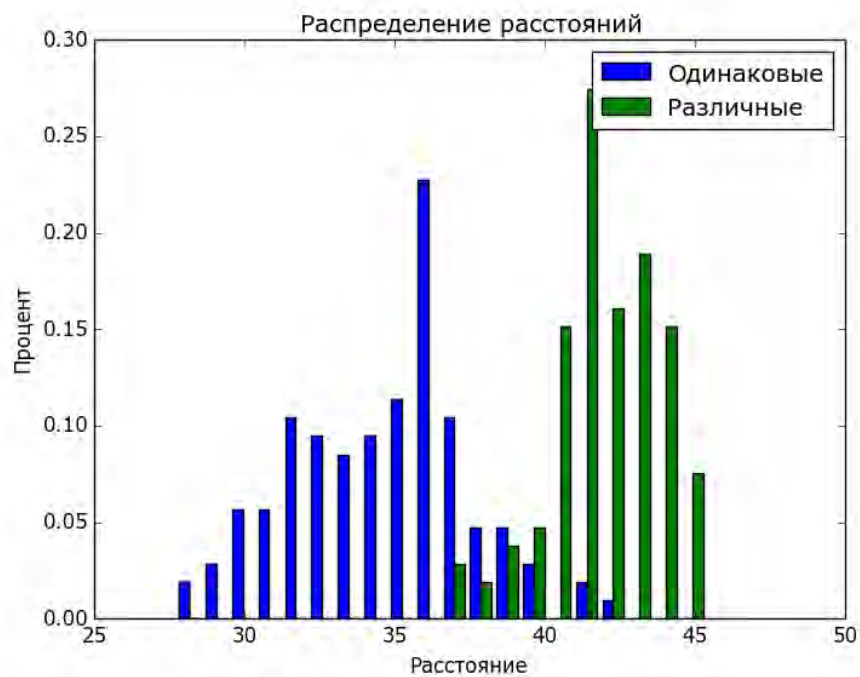


Рис. 24: Гистограмма распределения расстояний во внутрисерийных сравнениях

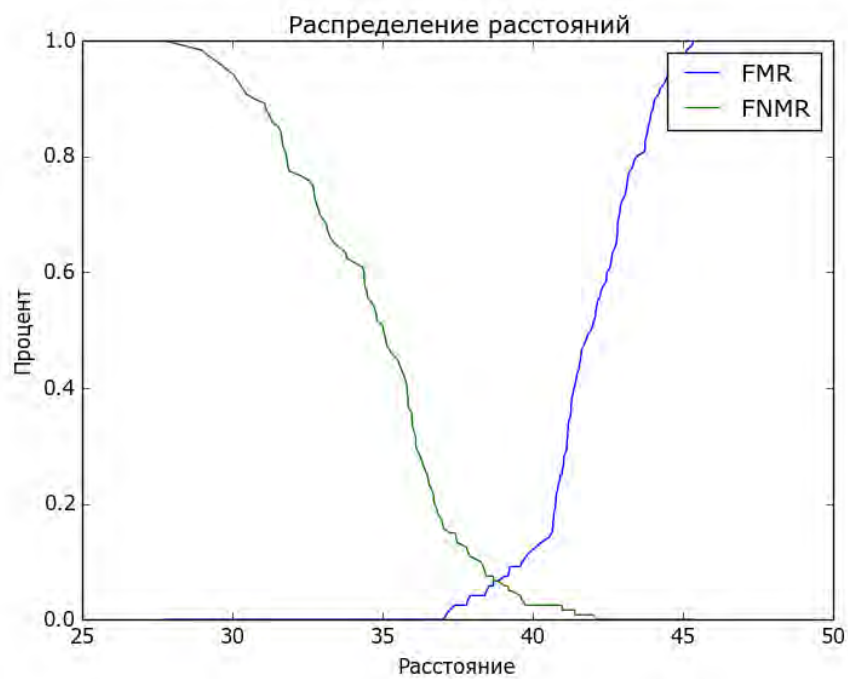


Рис. 25: Распределения расстояний во внутрисерийных сравнениях



Рис. 26: Гистограмма распределения расстояний в межсерийных сравнениях

метрической идентификации. Использование признаков, основанных на форме силуэта ладони совместно с признаками, основанными на форме складок кожи на внешней стороне пальцев ладони, открывает возможность для повышения точности идентификации.

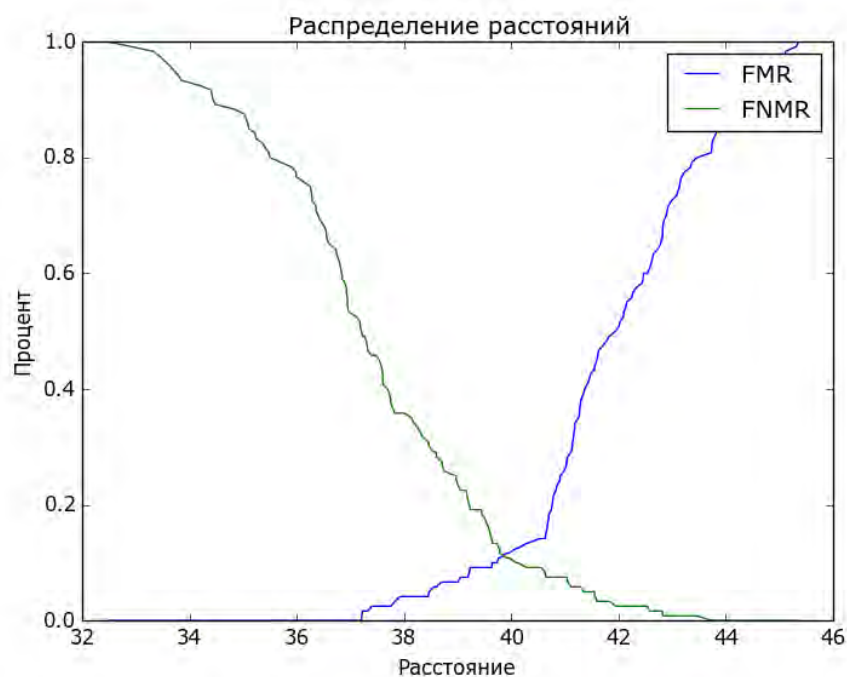


Рис. 27: Распределения расстояний в межсерийных сравнениях

5 Заключение

В данной работе предложен подход для выделения текстурных признаков из изображения ладони и на основе этих признаков построен алгоритм, решающий задачу биометрической идентификации человека. Экспериментально показано, что предложенный алгоритм обладает определенной степенью точности. Таким образом, в данной работе был предложен новый метод для идентификации личности, основанный на форме складок кожи на внешней стороне пальцев человека. Причем предложенный метод обладает рядом преимуществ перед похожими методами идентификации, так как не требует ни жесткой фиксации положения руки, ни дорогостоящего оборудования для съемки. Данный метод является перспективным для дальнейших исследований, так как позволяет решать актуальную на сегодняшний день задачу.

Список литературы

- [1] Л.М. Местецкий. *Непрерывная морфология бинарных изображений* М.: ФИЗМАТЛИТ, 2009.
- [2] A. Kumar, C. Ravikanth, *Personal authentication using finger knuckle surface. IEEE Transactions on Information Forensics and Security.* 4(1):98–110, 2009.
- [3] L. Zhang, L. Zhang, and D. Zhang. *Finger-knuckle-print verification based on band-limited phase-only correlation..* In International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns, pages 141–148 2009.
- [4] A. Morales, C.M. Travieso, M.A. Ferrer, and J.B. Alonso *Improved finger-knuckle-print authentication based on orientation enhancement. Electronics Letters.* In International Workshop on Emerging Techniques and Challenges for Hand-Based Biometrics, pages 1–4, 2010
- [5] Lin Zhang, Lei Zhang, and D. Zhang *Monogeniccode: A novel fast feature coding algorithm with applications to finger-knuckle-print recognition.* 47(6):380–381, 2011.
- [6] Lin Zhang, Lei Zhang, David Zhang, and Hailong Zhu *Ensemble of local and global information for finger-knuckle-print recognition* Pattern Recognition, 44(9):1990–1998, 2011.
- [7] John Daugman. *How Iris Recognition Works.* CiteSeerX: 10.1.1.6.2684.
- [8] G. Bradski, Dr. Dobb's. *The OpenCV Library.* Journal of Software Tools (2000)
- [9] Бакина И., Местецкий Л. *Многомодальная идентификация личности по форме ладони и голосу // Таврический вестник информатики и математики.* — 2008. — № 1. — С. 59–65.
- [10] L. Mestetskiy, I. Bakina, and A. Kurakin. *Hand geometry analysis by continuous skeletons.* Lecture Notes in Computer Science, 6754(PART 2):130–139, 2011.
- [11] Местецкий Л. *Скелетизация многоугольной фигуры на основе обобщенной триангуляции Делоне // Программирование.* — 1999. — № 3. — С. 16–31.

- [12] Местецкий Л., Рейер И. *Распознавание формы растровых бинарных изображений плоских фигур с использованием морфинга контуров границы* // Искусственный интеллект (Донецк). — 2000. — № 2. — С. 401–406.
- [13] Местецкий Л. *Бесконтактная технология: идентификация личности по форме ладони* // Тетради международного университета в Москве, Сборник научных трудов, вып.6. М., 2006, с.130-138. — Вып.6. — Издательский дом Международного университета в Москве Москва, 2006. — С. 130–138.
- [14] Mr. Shivaraj Subray Hegde, Mrs. Aruna. *J BIOMETRICS: ACCESS CONTROL AND AUTHORIZATION BASED ON FINGER-KNUCKLE PRINT IDENTIFICATION*
International Journal of Science, Engineering and Technology Research (IJSETR),
Volume 3, Issue 6, June 2014
- [15] Антон Коношин. *Геометрические свойства нескольких изображений. Компьютерная графика и мультимедиа*
Выпуск №4(3)/2006. <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/141>