

Мобильная система контроля посещений по геометрии и текстуре ладони*

В.Г. Чернышов

webcreator18@gmail.com

Факультет Вычислительной Математики и Кибернетики
Московский Государственный Университет, Москва, Россия

В работе представлена мобильная система учёта посещений в малых группах. Для идентификации используется текстура кожных складок на тыльной стороне фаланг пальцев. Система имеет клиент-серверную структуру: детектирование ладони выполняется на мобильном устройстве, извлечение признаков и их сопоставление — на сервере. Для детектирования используются непрерывные скелеты. Извлечение признаков осуществляется с помощью фильтров Габора. Предложенная система показала приемлемую точность (EER 1.8%) и скорость работы, достаточную для распознавания в реальном времени.

Ключевые слова: мобильная биометрия, непрерывные скелеты, анализ изображений, контроль посещений

1. Введение

Развитие мобильных устройств (таких, как планшеты и смарт-фоны) приводит к появлению всё большего количества систем биометрической идентификации на их основе. Наряду с отпечатками пальцев [1] и радужной оболочкой глаза [2] распознавание личности по ладони представляется одним из перспективных направлений в современных прикладных задачах.

В литературе представлены различные методы идентификации по форме ладони [3], а также по текстуре кожных складок на фалангах пальцев [4].

Автором была разработана мобильная система для учёта посещений в малых группах, использующая ладонь для распознавания. Такая система должна обладать следующими свойствами: приемлемая точность, невысокая цена, работа в реальном времени, удобство и способность функционирования системы при различных внешних условиях. Однако, на момент окончания исследований и программирования (март 2016 года) в научной литературе не представлено системы, удовлетворяющей всем перечисленным требованиям. Например, описанная в работе [5] система не обладает достаточной точностью (заявленное значение EER 9%) и гибкостью (допускаются небольшие вариации внешних условий). В работе [6] была предложена мобильная система, использующая для распознавания силуэт ладони. Эта система может работать в свободных условиях (достаточно однородного фона, контрастирующего с рукой), но обеспечивает невысокую точность (значение EER составило 3.7%). Приведённые выше факты подчёркивают актуальность разработки собственной системы.

Работа опубликована по гранту РФФИ №16-07-20482.

2. Данные

Для настройки параметров модели, а также для тестирования системы была собрана база изображений. Она имеет высокое разрешение (1920 × 1080) и включает в себя 40 человек, от 3 до 10 кадров каждой руки на человека. Изображения этой базы были получены в течение трёх сессий, временной промежуток между сессиями составил две недели. При съёмке требовалось соблюдение следующих условий:

- тёмный матовый фон;
- на руке не должно быть колец, часов и других посторонних предметов;
- ладонь должна быть параллельна плоскости кадра, целиком в кадре и неподвижна, пальцы расставлены;
- камера при съёмке должна быть сфокусирована на средних фалангах пальцев;
- освещение должно быть рассеянным и ладонь должна быть достаточно освещена, в противном случае необходимо использовать встроенную вспышку.

Стоит отметить, что сбор изображений производился в автоматическом режиме с использованием разработанной мобильной системы.

3. Предлагаемый подход

Для идентификации используются текстуры области кожных складок вторых фаланг указательного, среднего и безымянного пальцев. Для извлечения признаков необходимо детектировать области складок на изображении ладони.

3.1 Детектирование

Детектирование ладони базируется на представлении формы (в данном случае, контура ладони) непрерывным скелетом. Данный метод уже был ранее представлен в работе [7]. Чтобы получить контур ладони, из снимка извлекается красный канал,

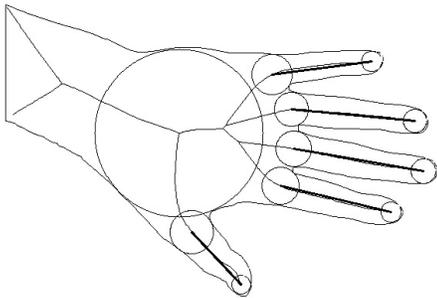
затем к полученному полутоновому изображению применяется бинаризация по Оцу.

К результату бинаризации применяется процедура поиска контура. Если контуров обнаружено несколько, выбирается максимальный по количеству точек. По контуру строится скелет, представляющий собой граф.

Далее выполняется семантическая разметка полученного графа: находится вписанный круг с максимальным радиусом, выделяются участки, соответствующие пальцам ладони, находят их основания и концы. Пример семантической разметки приведён на рис. 1. С использованием полученной



(а) Исходное изображение.



(б) Семантическая разметка ладони.

Рис. 1: Процедура детектирования.

разметки, извлекаются участки изображения, соответствующие пальцам. После этого к ним применяется линейное перспективное преобразование, которое приводит их к единому размеру 96×480 пикселей. Чтобы выделить области кожных складок, используется предобработка (медианный фильтр и адаптивное выравнивание гистограммы с ограничением контрастности СЛАНЕ [8]) и применяется эвристический алгоритм на основе детектора границ Канни.

3.2 Извлечение признаков

Для извлечения признаков применяется метод на основе фильтра Габора. Выбор обусловлен тем, что периодическая структура кожных складок хорошо согласуется с формой фильтра, что позволя-

ет использовать его для получения информации об особенностях текстуры. Фильтр Габора — линейный, вещественная часть его импульсной переходной функции имеет вид: где Смысл параметров

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

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

следующий:

- σ — стандартное отклонение гауссова ядра, отвечает за амплитуду фильтра.
- λ определяет частоту колебаний косинуса.
- θ — угол поворота фильтра.
- γ определяет форму фильтра. Чем ближе значение к единице, тем менее вытянутую форму имеет фильтр.
- ϕ — фаза фильтра. В нашем случае полагается равным 0.

В 2004 году в работе [9] был предложен метод под названием Competitive Code. Основная идея этого метода состоит в извлечении информации об ориентации линий на изображении. Для каждого пикселя изображения выполняется свёртка с несколькими фильтрами Габора с различными углами поворота. В качестве признака для данной точки используется номер фильтра с минимальным откликом: где $I(x, y)$ — окрестность изображения с цен-

$$oriCode(x, y) = \arg \min_j \{I(x, y) * G_R(x, y, \theta_j, \dots)\}$$

тром в точке (x, y) ; $G_R(x, y, \theta_j, \dots)$ — ядро вещественной части фильтра Габора с фиксированными параметрами σ, γ, λ ; θ_j — угол поворота фильтра, $\theta_j = j\pi/J, j \in \{0, \dots, J-1\}$, J — количество различных ориентаций. В нашей работе используется $J = 6$. Преимущество данного способа кодирования заключается в его простоте и информативности при достаточном качестве классификации.

В данной работе предлагается модификация метода Competitive Code, описание изменений приведено далее.

Различные типы текстурных особенностей имеют разные характерные размеры. Поэтому, во-первых, было решено использовать два семейства фильтров с разными параметрами σ и λ . Семейством будем называть множество $\{G_R(x, y, \theta_j, \dots), j = 0, 1, \dots, 5\}$. При этом размер окна, в котором выполнялась свёртка с фильтром, изменяется пропорционально.

Как правило, расстояния между складками кожи на интересующей нас фаланге пальца имеют ха-

рактёрный размер 2-3 мм. Для извлечения информации о них было решено использовать фильтр Габора с параметрами $\sigma_1 = 4.5$, $\lambda_1 = 2.4\sigma_1 \times 0.1$. Было сделано предположение, что индивидуальными свойствами пальца также являются количество морщин, толщина складок кожи между морщинами, а также форма этих морщин. Характерный размер таких особенностей составляет 1-2 миллиметра, для их кодирования используется фильтр с параметрами $\sigma_2 = 2$, $\lambda_2 = 2.4\sigma_2 \times 0.5$.

Эксперименты показывают (см. раздел 4.), что эта схема даёт лучшее качество распознавания, чем оригинальный метод. Вектор признаков, извлечённых с помощью одного семейства фильтров, будем называть эпохой.

Во-вторых, для получения вектора признаков используется не полное изображение, а несколько его точек. В качестве точек выбираются узлы сетки, шаг которой по обоим направлениям равен соответствующим размерам окна фильтра. Как показало тестирование, такая модификация незначительно ухудшает качество классификации, однако существенно уменьшает время сравнение пары признаков. Это является критически важным для системы реального времени. Таким образом, каждая эпоха представляет собой одномерный вектор значений *oriCode* в вершинах сетки. Длина вектора признаков составляет 33 и 192 элементов соответственно.

3.3 Сопоставление признаков

Каждая из двух эпох сравнивается отдельно, итоговое расстояние по текстурным признакам для каждого пальца вычисляется следующим образом:

$$d_i = d_{i1} + \alpha \times d_{i2}, i = \{1, 2, 3\},$$

где d_{i1}, d_{i2} — расстояния для первой и второй эпох по паре пальцев i , α — экспериментально подобранный коэффициент. Значения d_{i1}, d_{i2} получаются с использованием специальной метрики, учитывающей то, что элементы векторов являются углами ориентации. Для слияния расстояний по трем пальцам применялось правило минимума:

$$d_{texture} = \min\{d_1, d_2, d_3\}.$$

4. Вычислительный эксперимент

Было исследовано качество классификации при использовании нескольких эпох и без них, результаты приведены в таблице 1. Из трёх используемых пальцев для этого эксперимента был выбран средний, как дающий наиболее стабильные результаты. Параметры каждой эпохи были подобраны так, чтобы минимизировать ошибку классификации для данной эпохи. Видно, что объединение

Таблица 1: Ошибка идентификации для различных эпох и их объединения.

Тест	Эпоха 1, %	Эпоха 2, %	Объединение эпох, %
1	10.2	8.5	5.8
2	10.3	8.9	5.0
3	9.7	9.0	5.4

эпох даёт лучшее качество, чем каждая из них по отдельности.

Эксперименты также показывают (см. таблицу 2), что классификация с использованием всех трёх пальцев даёт существенно лучшие результаты, чем каждый из них по отдельности. Время класси-

Таблица 2: Итоговая ошибка идентификации.

Метод	Ошибка, %	AUC	EER, %
Палец 1	9.8	0.962	7.0
Палец 2	6.7	0.946	8.8
Палец 3	10.5	0.977	7.0
Три пальца	1.9	0.999	1.8

фикации для одной пары изображений составило 1 мс. Полное время извлечения признаков для одного изображения (включая сегментацию) составило 1 с.

5. Реализованная СИСТЕМА

Практическим результатом исследовательской работы явилась разработка программного комплекса, использующего предложенный в разделе 3. метод идентификации. К системе было предъявлено несколько требований (см. Раздел 1.).

Для того, чтобы сделать систему недорогой и удобной, в качестве ключевого компонента использовался мобильный телефон с ОС Android. Однако, из-за ограниченной вычислительной мощности мобильной платформы было решено разделить процесс идентификации на детектирование и распознавание и вследствие этого перенести модуль распознавания на удалённый сервер [10]. Такое распределение задач позволило добиться распознавания в реальном времени при сохранении приемлемой стоимости системы. Связь между приложением и сервером осуществляется по беспроводному интернет-соединению.

5.1 Мобильное приложение

Главной точкой взаимодействия пользователей с системой является мобильное приложение для ОС Android. Введём несколько определений.

Съёмка — получение изображений ладони с помощью камеры мобильного устройства. Используется видеорежим.

Пользователь — человек, чьи изображения ладони участвуют в распознавании.

Сессия — непрерывный и ограниченный по времени процесс съёмки ладони одного пользователя.

Группа — именованное множество пользователей. Все пользователи, находящиеся в базе, должны состоять хотя бы в одной группе. Добавлять или удалять пользователей в список для распознавания можно только группами.

Администратор — человек, имеющий учётную запись в системе. Администратор управляет мобильным приложением, также он имеет возможность создавать и редактировать группы и пользователей.

Распознавание и идентификация происходят во время сессии. Во время сессии выполняется определение наличия валидной ладони в каждом кадре, и, если такая ладонь найдена, изображение отправляется на сервер для распознавания. Экран приложения во время сессии показан на рис. 2. Сес-

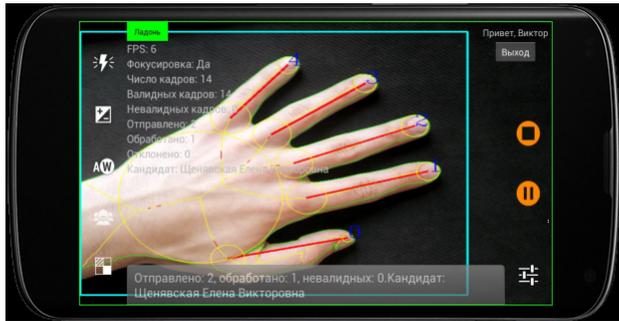


Рис. 2: Экран сессии.

сия завершается при выполнении хотя бы одного из следующих условий:

- N_{conf} изображений было успешно обработано сервером,
- на сервер отправлено N_{max} изображений,
- встретилось подряд $N_{invalid}$ невалидных кадров,
- с последнего валидного кадра прошло $T_{invalid}$ секунд.

У системы существуют два основных режима: обучение и тестирование.

В режиме обучения происходит пополнение базы прецедентов (изображений ладони). Выполняется съёмка, при поступлении каждого нового изображения с валидной ладонью проводится классификация этого изображения на основе уже существующей базы эталонов, на экран выводится результат классификации. Если ладонь распознана правильно, администратор может добавить её в базу, иначе предлагается ввести имя другого пользователя (в случае отсутствия его в базе, создаётся новый) и присвоить это изображение ему.

Режим тестирования отличается от режима обучения тем, что нет возможности добавлять новых пользователей и снимаемые изображения ладоней не сохраняются в базу. Администратору лишь выводится результат идентификации.

5.2 Сервер

Вторым ключевым компонентом разработанной системы является сервер. К его задачам относятся классификация изображений ладони и хранение базы биометрических прецедентов. Основными компонентами сервера являются: классификатор, база данных, очередь задач, интерфейс взаимодействия. Когда от мобильного приложения приходит изображение, по нему строится вектор признаков. Далее классификатор сравнивает полученный вектор с векторами из базы (среди изображений пользователей, отмеченных для распознавания). Для классификации используется правило ближайшего соседа.

5.3 Web-интерфейс

Вся биометрическая информация, полученная при работе с системой, хранится на сервере. Доступ администраторов к ней осуществляется через web-интерфейс.

Ключевым и самым часто используемым компонентом web-интерфейса является таблица посещений. В ней отражается статистика распознаваний пользователей по датам. По строкам расположены пользователи, по столбцам — даты распознаваний. В ячейках таблицы первое число обозначает общее количество сессий распознавания для данного пользователя в данный день. Число в скобках — общее количество изображений в этих сессиях. Сессия считается успешной, если пользователь был распознан верно, и неуспешной в противном случае. Цвет ячейки обозначает долю успешных сессий (если все успешны — зелёный, если все неуспешны — красный, иначе — жёлтый). Сама таблица приведена на рис. 3.

Фильтрация	10.03.2016, Чт	17.03.2016, Чт	07.04.2016, Чт	20.04.2016, Ср	19.05.2016, Чт
Пользователь					
Айлина Роза Мунировна	3(5)	3(3)	1(1)	1(2)	1(1)
Алексин Александр Сергеевич	3(3)	1(1)	1(2)	1(2)	1(2)
Амир Мирас Сабыргалиулы	2(3)	1(1)	0(0)	1(1)	1(2)
Арсев Сергей Петрович	2(2)	2(3)	1(1)	1(2)	2(4)
Белобородов Дмитрий Сергеевич	0(0)	2(3)	1(1)	1(2)	1(1)
Бобров Евгений Александрович	3(6)	1(2)	1(2)	1(2)	1(2)
Бротиюковская Динута Станиславовна	2(2)	1(1)	1(1)	1(1)	2(3)
Бышовцев Евгений Владимирович	3(4)	2(4)	1(1)	1(2)	1(2)

Рис. 3: Фрагмент таблицы посещений.

6. Заключение

Перед автором была поставлена задача создания мобильной системы биометрической идентификации для малых групп, обладающей достаточной точностью. В качестве основы выбрано устройство на ОС Android, что обеспечило невысокую стоимость системы.

Для идентификации используется текстура тыльной стороны ладони, а именно кожных складок фаланг пальцев. Получение образцов происходит с помощью камеры мобильного устройства.

Процедуру идентификации было решено разделить на детектирование и распознавание, первое осуществляется на мобильном устройстве, второе — на удалённом сервере (реализована т. н. клиент-серверная модель). При детектировании определяется наличие валидной ладони в кадре, для этого используются непрерывные скелеты. После этого изображение передаётся на сервер для распознавания, в процессе которого выполняется извлечение признаков и сопоставление с базой эталонов.

В ходе исследования разработано мобильное приложение, с помощью которого происходит сбор образцов, осуществляется взаимодействие с системой и решается задача контроля посещений в малых группах. Была собрана собственная база изображений из 40 человек, от 3 до 10 кадров каждой руки на человека. Ошибка идентификации на этой базе составила 1.9% (EER = 1.8%), время сопоставления прецедентов — 1 мс. Таким образом, было показано, что текстуры кожных складок обеспечивают приемлемое качество классификации. Кроме того, мобильные устройства на базе ОС Android хорошо зарекомендовали себя в качестве основы систем биометрической идентификации.

Литература

- [1] Dario Maio, Davide Maltoni, Raffaele Cappelli, James L. Wayman, and Anil K Jain, “Fvc2000: Fingerprint verification competition,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 24, no. 3, pp. 402–412, 2002.
- [2] John Daugman, “The importance of being random: statistical principles of iris recognition,” *Pattern recognition*, vol. 36, no. 2, pp. 279–291, 2003.
- [3] Carlos M Travieso, Juan Carlos Briceno, and Jesus B Alonso, “Transformation of hand-shape features for a biometric identification approach,” *Sensors*, vol. 12, no. 1, pp. 987–1001, 2012.
- [4] Ajay Kumar and Ch Ravikanth, “Personal authentication using finger knuckle surface,” *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, vol. 4, no. 1, pp. 98–110, 2009.
- [5] KamYuen Cheng and Ajay Kumar, “Contactless finger knuckle identification using smartphones,” in *Biometrics Special Interest Group (BIOSIG), 2012 BIOSIG-Proceedings of the International Conference of the. IEEE, 2012*, pp. 1–6.
- [6] Alberto de Santos Sierra, Javier Guerra Casanova, Carmen Sanchez Avila, and Vicente Jara Vera, “Silhouette-based hand recognition on mobile devices,” in *Security Technology, 2009. 43rd Annual 2009 International Carnahan Conference on. IEEE, 2009*, pp. 160–166.
- [7] Victor Chernyshov and Leonid Mestetskiy, “Real-time hand detection using continuous skeletons,” *OGRW2014*, p. 200.
- [8] Stephen M Pizer, E Philip Amburn, John D Austin, Robert Cromartie, Ari Geselowitz, Trey Greer, Bart ter Haar Romeny, John B Zimmerman, and Karel Zuiderveld, “Adaptive histogram equalization and its variations,” *Computer vision, graphics, and image processing*, vol. 39, no. 3, pp. 355–368, 1987.
- [9] Adams Wai-Kin Kong and David Zhang, “Competitive coding scheme for palmprint verification,” in *Proceedings of the Pattern Recognition, 17th International Conference on (ICPR’04), Washington, DC, USA, 2004*, vol. 1 of *ICPR ’04*, pp. 520–523, IEEE Computer Society.
- [10] VG Chernyshov and LM Mestetskii, “Mobile machine vision system for hand-based identification,” *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2013.