

Использование текстурного изображения внешней стороны пальцев в клиент-серверной системе биометрической идентификации

Чернышов В. Г.¹

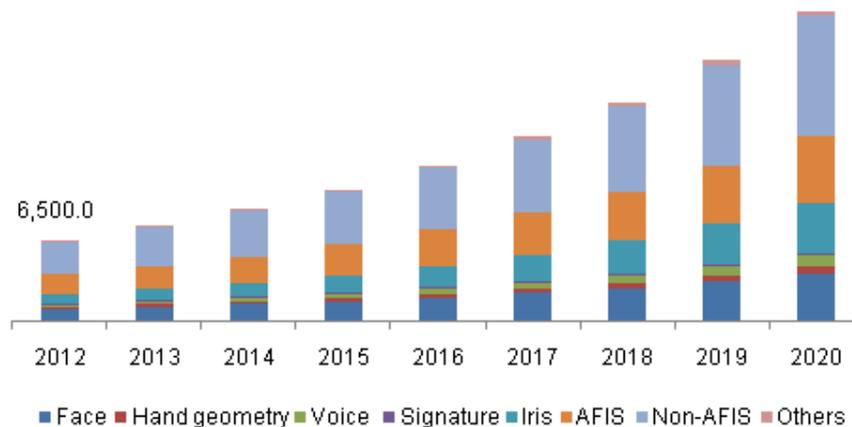
Местецкий Л. М.¹

¹ВМиК МГУ

ММРО-17, г. Светлогорск, 20.09.2015

Актуальность

- Стабильный рост рынка биометрии (~14% в год).
- Бурное развитие мобильных устройств.
- Синтез двух этих трендов: носимые (wearable)/встраиваемые (embedded) системы биометрической идентификации, в т.ч. мультимодальные.



Рынок биометрических систем в млрд. \$

Примеры систем биометрической идентификации по форме и рисунку ладони

- Специализированные устройства: Schlage HandPunch 4000 (рис. 1), PolyU FKP Scanner (рис. 4)
- “Handmade” системы на основе сканнеров, вебкамер, фотоаппаратов (рис. 2-3).
- Системы на основе мобильных устройств: **Mobile Palm Identification System**, сокр. MoPIS (рис. 5).

Примеры биометрических систем идентификации по форме ладони



Рис. 1



Рис. 2



Рис. 3

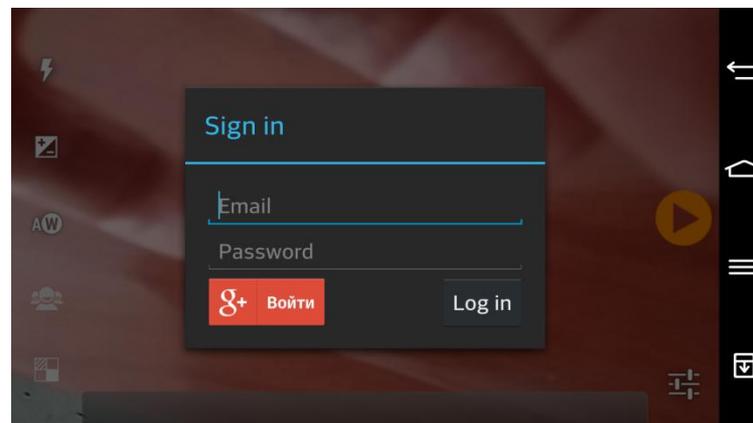


Рис. 5

Пример системы идентификации по кожным складкам на пальце

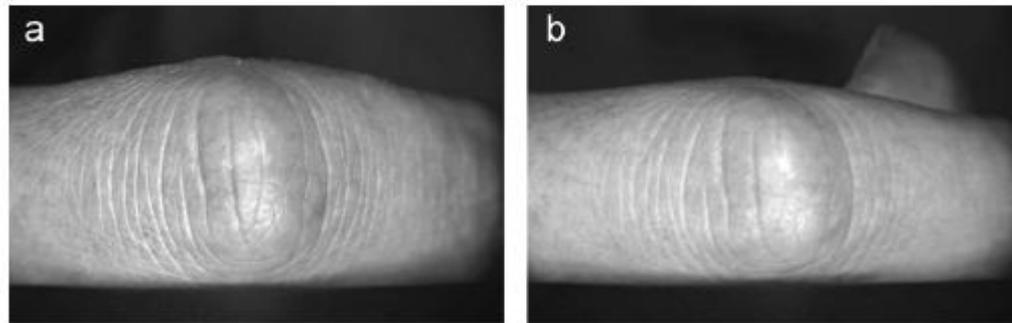


Рис. 4. Lin Zhang и др., The Hong Kong Polytechnic University

Основные задачи

- Контроль посещаемости (time attendance).
- Идентификация и аутентификация личности (personal identification and authentication).

Исходные данные

- Одиночные снимки кисти (640x360 и выше).
- Серии снимков (кадры из видео).

Свойства данных

- Левая и правая кисти, тыльная сторона
- Две основные модальности: форма и текстура.
- **Разнообразные** условия съёмки.

Требования к системе “MoPIS”

- На базе мобильного устройства – смартфоны и планшеты (недорого, удобно, хорошая камера).
- В реальном времени.
- Интуитивное использование (интерактивность), простая настройка (быстрый старт).
- Приемлемая точность.
- Как итог – практическая применимость!

Сегментация

Нужно: быстро и точно. Имеем варианты:

- 1) Быстро и не очень качественно/универсально:
 - a) **Оцу** (Otsu).
 - b) Локальные методы [1].
 - c) Детектирование кожи (skin detection) [2-4].
 - d) Вычитание фона (background subtraction) [5].
Ограничения на условия съемки.

- 2) Долго и качественно:

Оптимизационные методы. Например, на основе разрезов графов (Graphcuts). Для оптимальной работы требуются априорные знания – зёрна объекта/фона (seeds), ограничивающий объект прямоугольник (bounding box).

Сегментация: быстрая VS качественная



Сегментация по Оцу

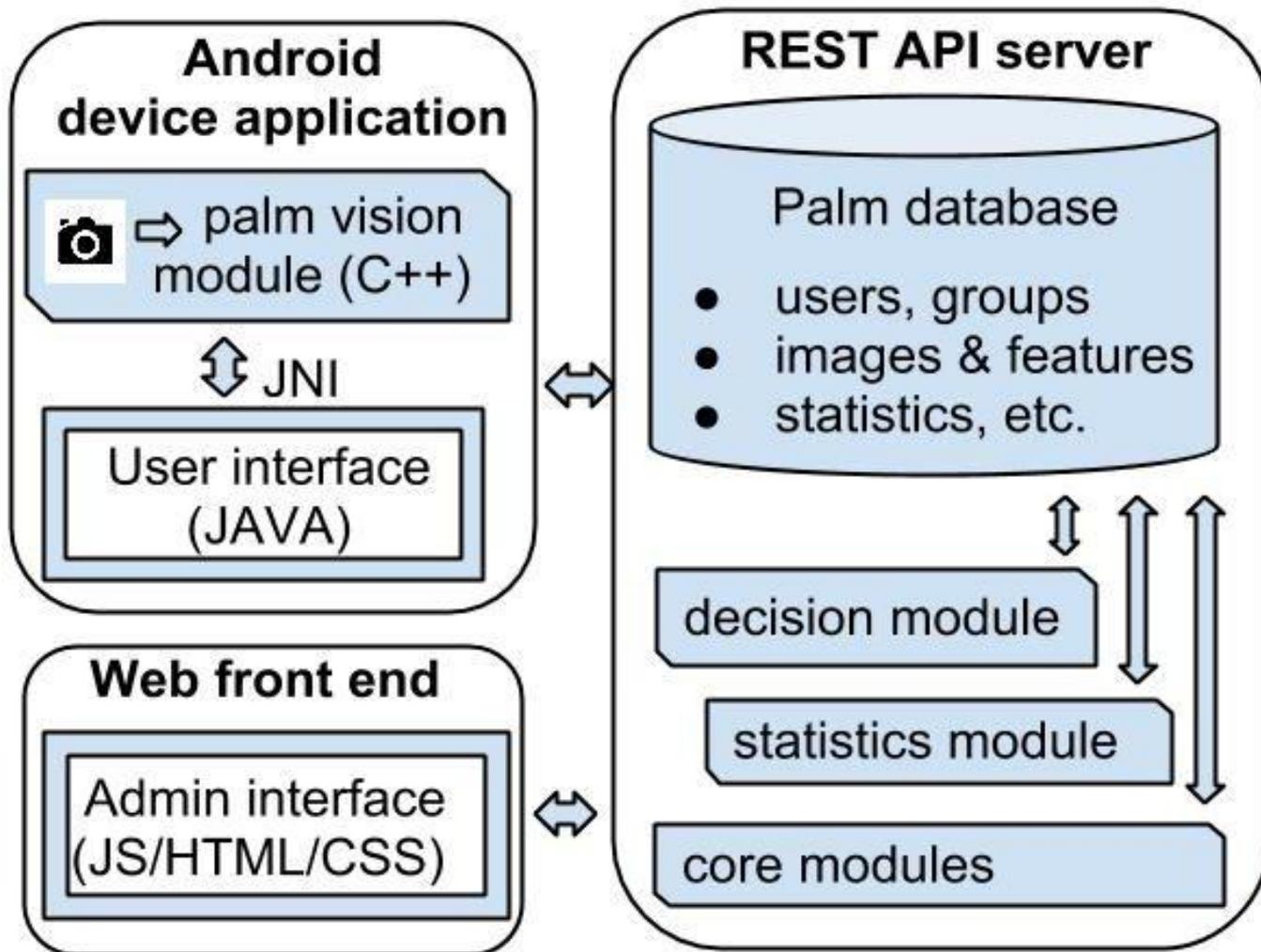


Сегментация Grubcut'ом

Промежуточные выводы

- На клиенте нужно покадрово работать с видеопотоком.
- Умеем делать быструю сегментацию на клиенте.
- Для извлечения признаков из формы требуется хорошая итоговая сегментация.
- Можем отправить “хороший” кадр на сервер для “умной” сегментации. Но лишь несколько раз за сессию!

Клиент-серверная архитектура



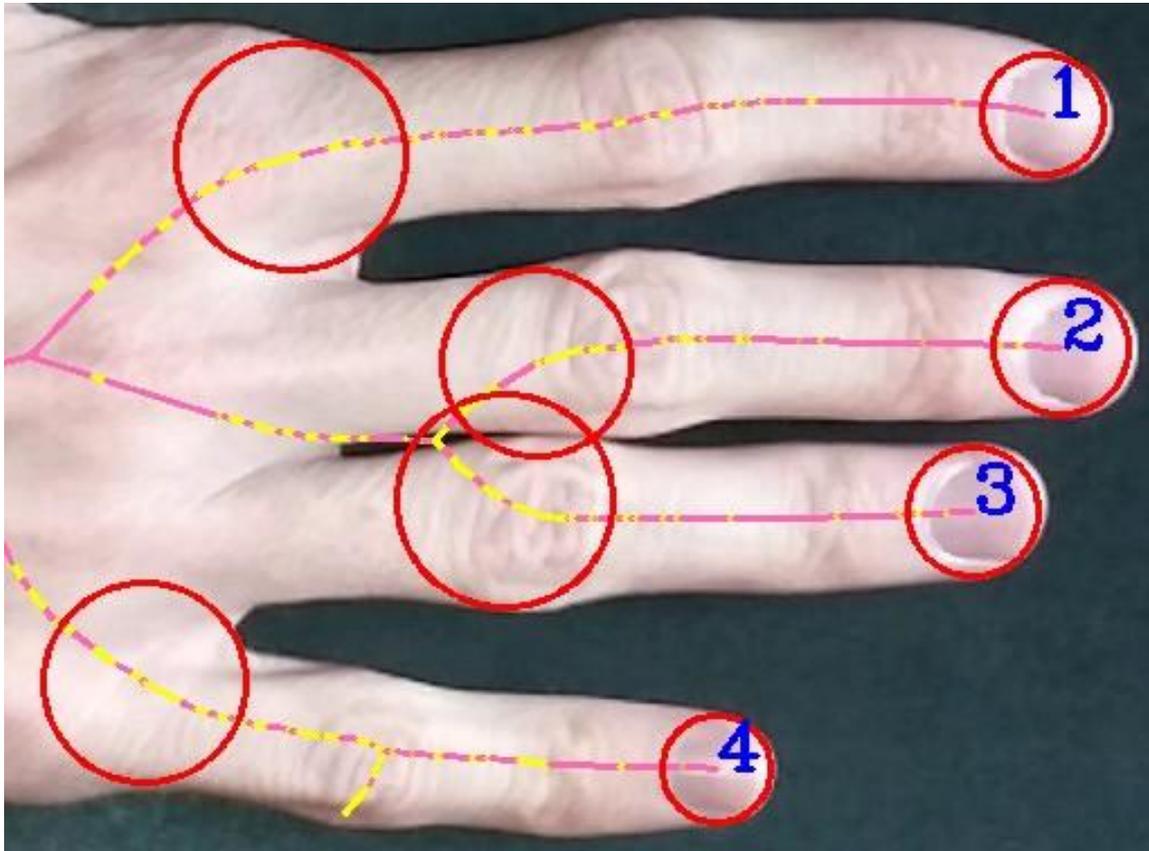
Детектирование ладони на клиенте (hand detection). Постановка

“Плохой” кадр – на кадре нет ладони целиком, либо форма ладони содержит дефекты, мешающие её дальнейшему морфологическому анализу. Цель – детектирование таких кадров в реальном времени.

Ложноположительные срабатывания – ошибочно считаем, что валидная ладонь (ошибка 1го рода, false positive) => нагрузка на сервер (отправка и детальный анализ).

Нужен баланс между ошибками разных родов!

Невалидная ладонь: “слипшиеся” пальцы



Детектирование на клиенте - 2

1. Бинаризация по Оцу.
2. Прослеживание границы связных контуров.
3. Диаграмма Вороного.
4. Скелетное представление, регуляризация (стрижка).
5. Анализ внутреннего скелета и **валидация ладони**.
6. Зёрна (seeds, сиды)

2-4 и часть 5. описаны в [8].

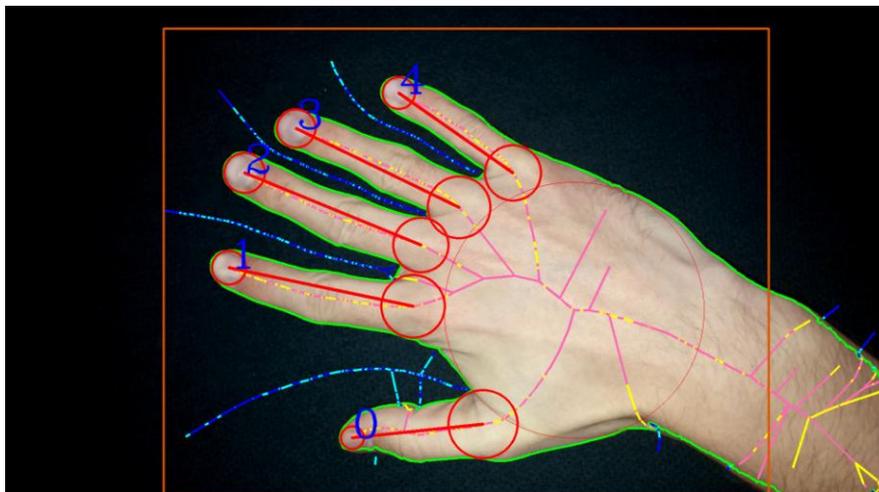
Детектирование на клиенте - 2



Исходная картинка



Сегментация по Оцу

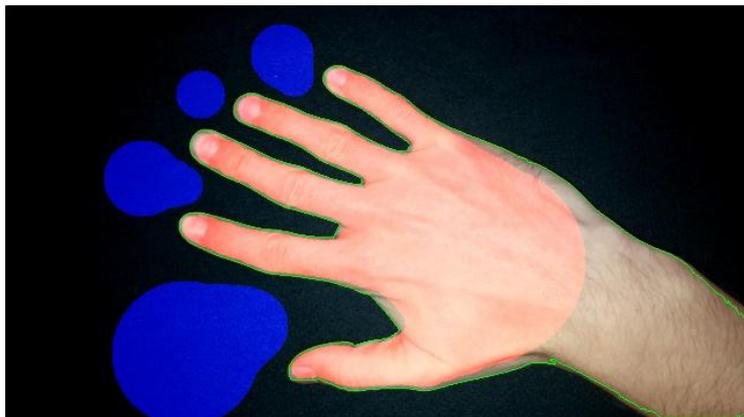


Разметка на основе скелетного представления. Валидация ладони.

Анализ ладони на сервере (hand analysis) - 1

- Сегментация методом Grabcut [9], использующая зёрна фона и объекта.
- Извлечение признаков.
- Классификация (1NN, метрика состоит из взвешенной суммы евклидовых метрик для 3х типов вектор-признаков)
 - “ломаная”
 - “кривизна” пальцев
 - спектр

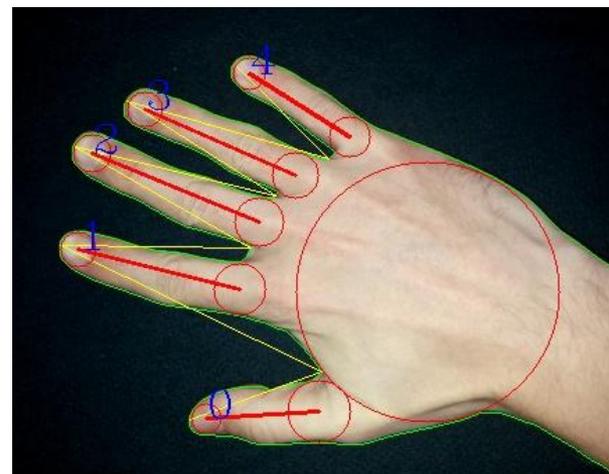
Анализ ладони на сервере - 2



Зёрна (Seeds) с этапа детектирования



Сегментация на основе Grabcut



Разметка на основе скелетного представления. Извлечение признаков.

Тестирование качества распознавания

- 34 человека.
- 404 изображения тыльной стороны левой руки. В рамках одного человека - максимально различные между собой.
- Отношение обучающей части выборки к тестовой - 2 к 1.
- Подбор необходимых параметров с помощью перебора по сетке с кросс-валидацией на обучающей части (20 разбиений на примерно равные части). Для визуального анализа использовались тепловые карты (heatmaps)

Классификация по форме - 1

- Ломаная (последовательно соединяет кончики пальцев с межпальцевыми впадинами). 8 чисел.
- Кривизны пальцев. 4 пары чисел.
- Морфологический спектр. Гистограмма изменения площади в зависимости от размера ядра морф. операции открытия.
- Классификатор 1NN, метрика состоит из взвешенной суммы евклидовых метрик для 3х типов нормированных вектор-признаков (выше)

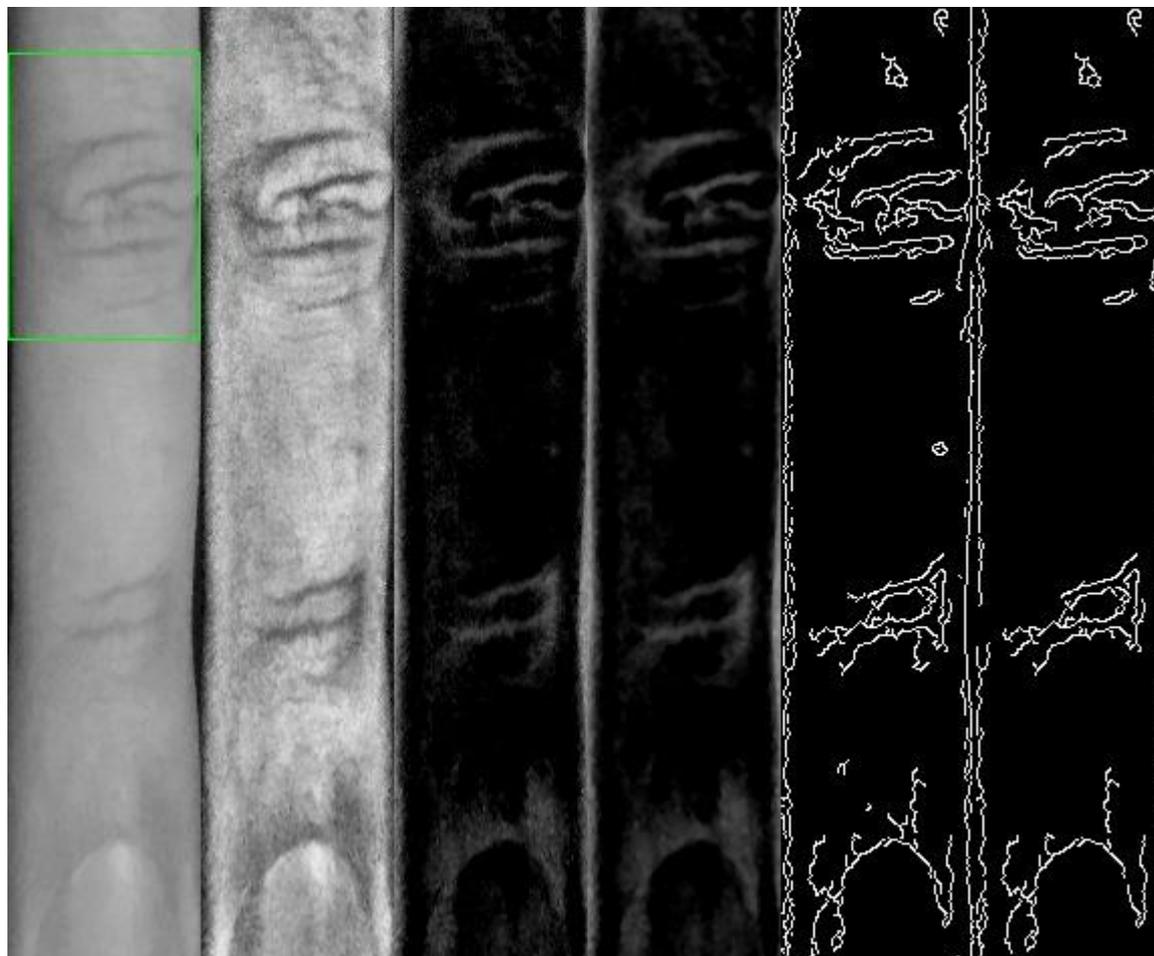
Классификация по текстуре - 1

- Использовался указательный палец.
- 1NN, евклидова метрика между взвешенными суммами откликов 3 разномасштабных фильтров Габора.
- K-ты в метрике подбирались автоматически.

Детектирование области складок - 1

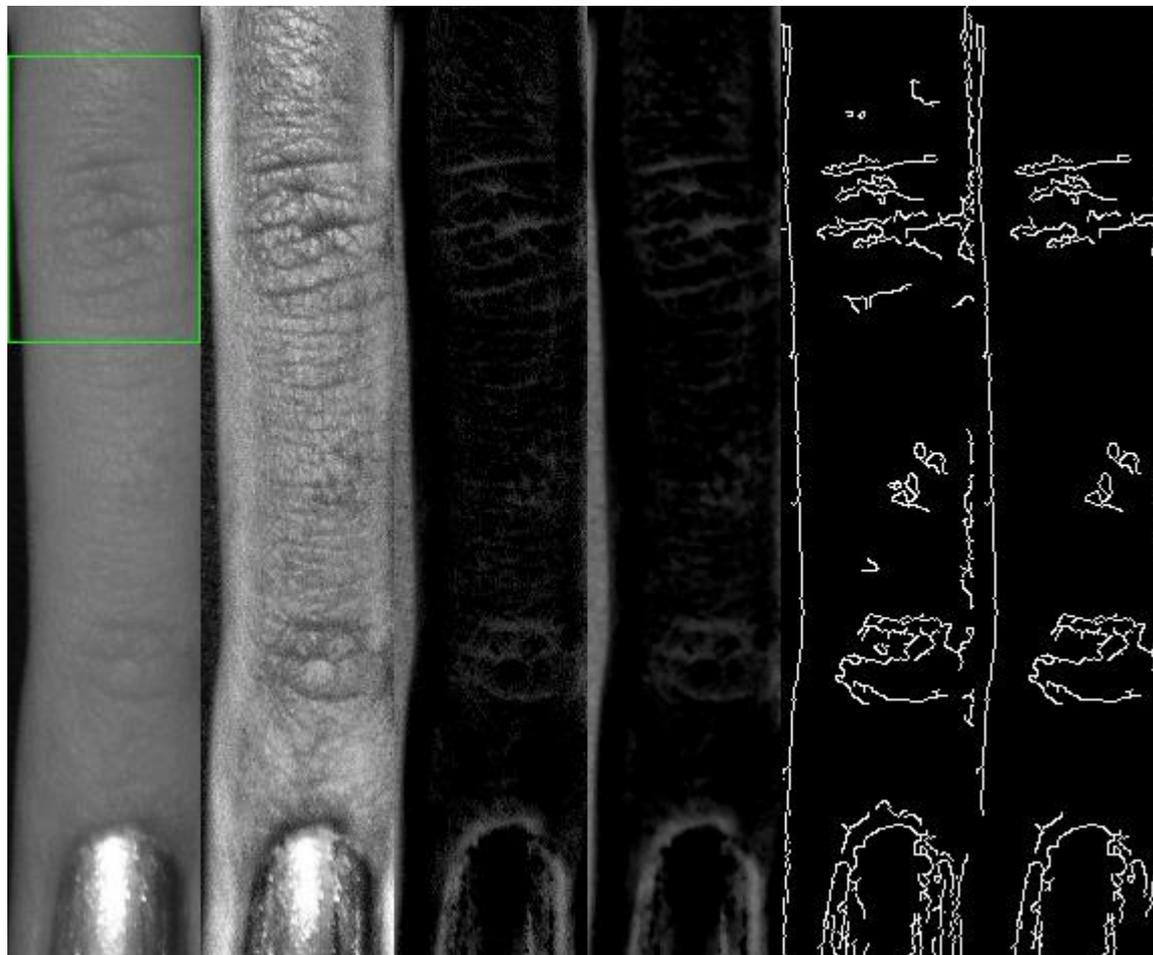
- Нормализация пальца к 96×480 px с помощью перспективного преобразования (трапеция, построенная на оси пальца, в прямоугольник). Преобразование в полутоновое изображение (1-ое слева).
- Применение адаптивной гистограммной эквализации методом CLAHE. (2-ое слева)
- Поэлементное вычитание медианы цвета изображения. (3-е слева)
- Открытие с круговым ядром размера 3 (4-е слева).
- Применение фильтра Canny (5-ое слева).
- Отфильтровывание коротких компонент связности. Эвристика на поиск компактной области с компонентами.

Детектирование области складок – пример 1



roi_clahe_d-mozulev_left-up_93_1.jpg

Детектирование области складок – пример 2

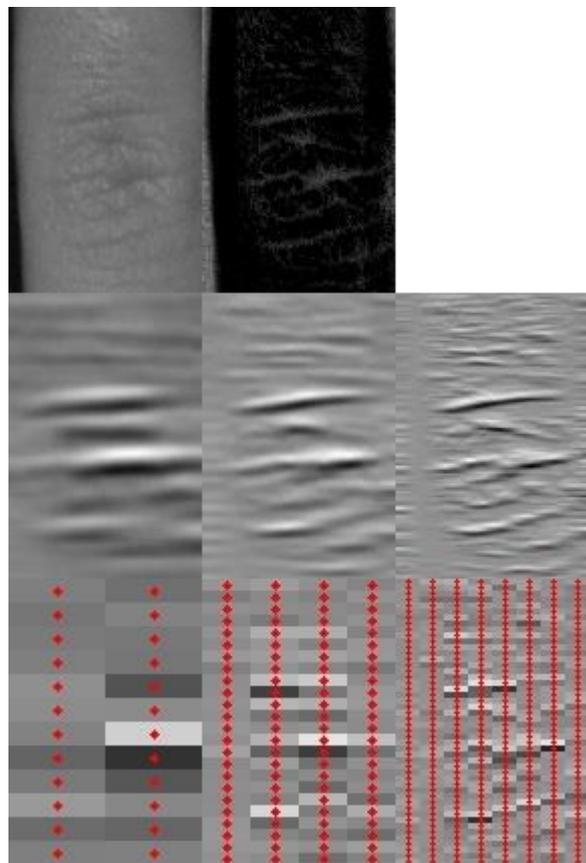


roi_clahe_m-petrova_left-up_904_1.jpg

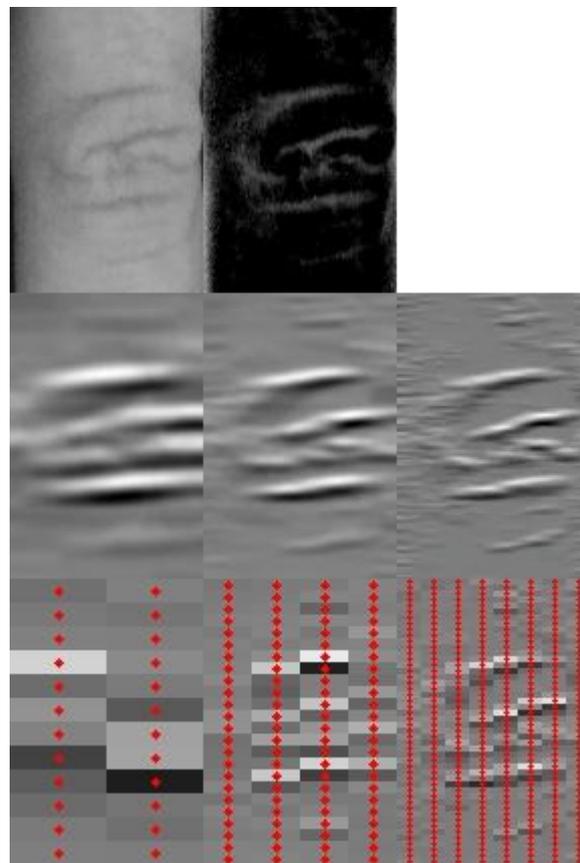
Извлечение признаков - 1

- Область интереса - 96×144 px. Для ориентировки - 96×144 px соотв. 19mm (средняя ширина пальца) $\Rightarrow 5 \times 5$ px = 1mm.
- Двухмерный фильтр Габора имеет волновую структуру, которую мы наблюдаем вдоль области складок.
- Подбор основного для нас параметра (σ) сделан исходя из физических размеров особенностей, которые мы собрались выявлять.
- 3 фильтра, похожий подход был у Даугмана.

Извлечение признаков - пример



gabor_m-petrova_left-
up_904_1.jpg

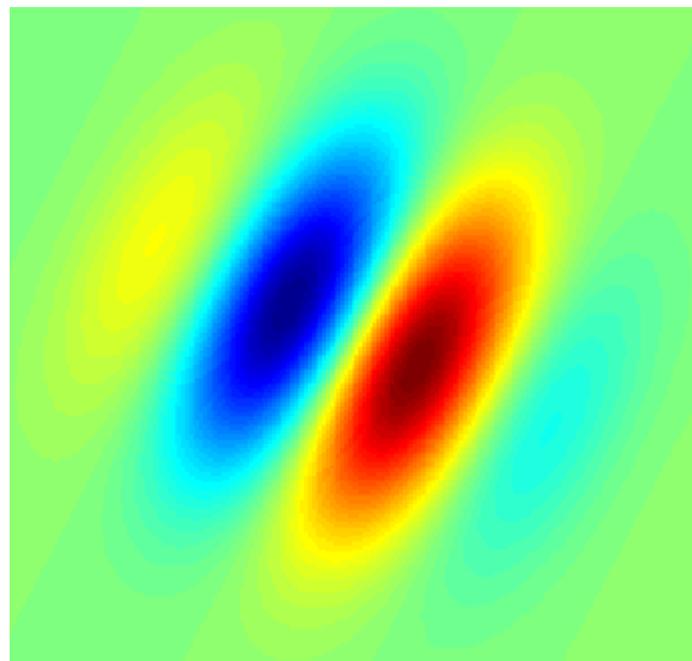
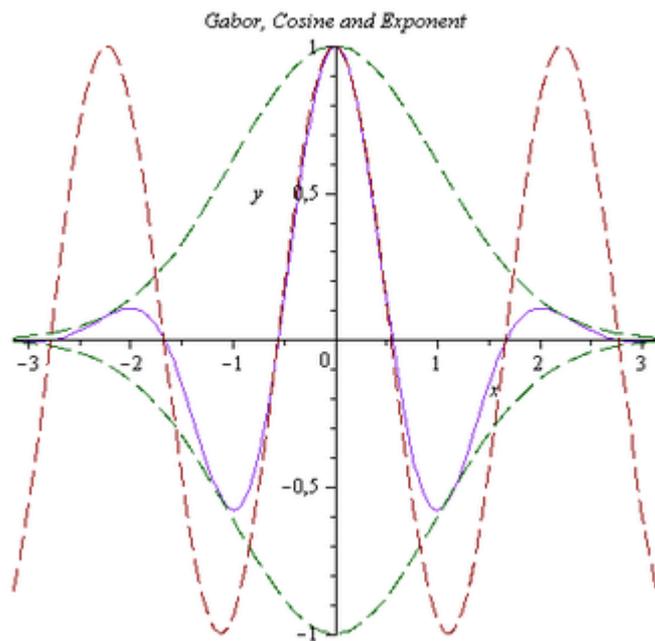


gabor_d-mozulev_left-
up_93_1.jpg

Фильтр Габора

$$G(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \cos(2\pi\theta x)$$

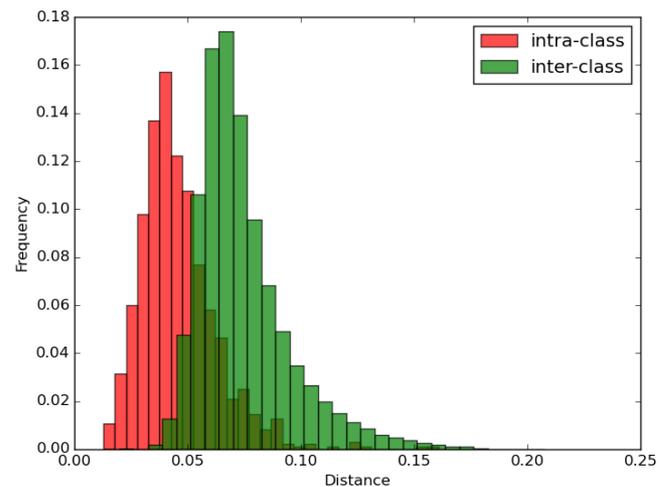
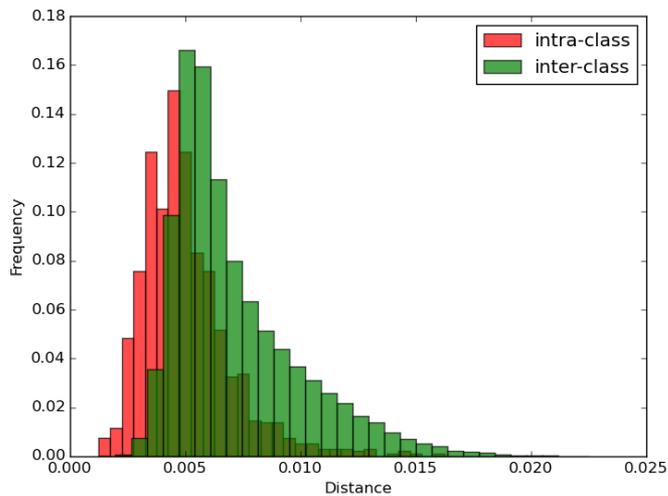
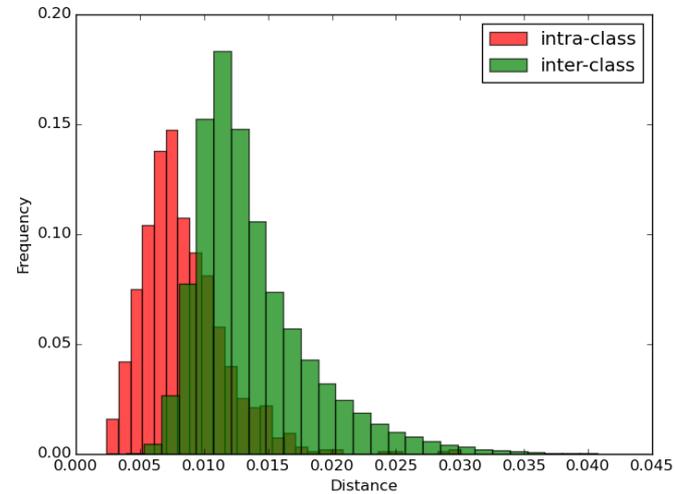
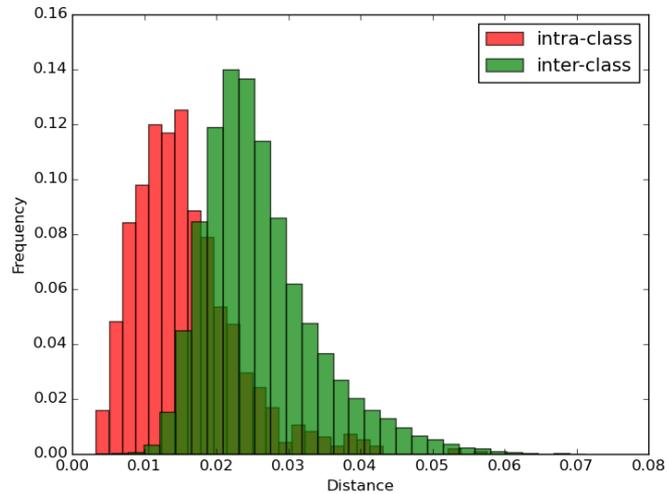
$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \psi\right)$$



Параметры σ фильтров Габора

1. $\sigma = 8\text{px} \Rightarrow w=48\text{px}, h=12\text{px} = 2.4\text{mm}$.
Крупная эпоха, в области интереса 24 клетки.
Рис. 1
2. $\sigma = 4\text{px} \Rightarrow w=24\text{px}, h=6\text{px} = 1.2\text{mm}$.
Средняя эпоха, в области интереса 96 клеток.
Рис. 2
3. $\sigma = 2\text{px} \Rightarrow w = 6*\sigma = 12\text{px}, h = 6*\sigma/4 = 1.5\sigma = 3\text{px} = 0.6\text{mm}$. Самая мелкая эпоха, в области интереса будет 384 клетки. Рис. 3

Гистограммы межклассовых расстояний для Габор-признаков



ROC-кривые для Габор-признаков

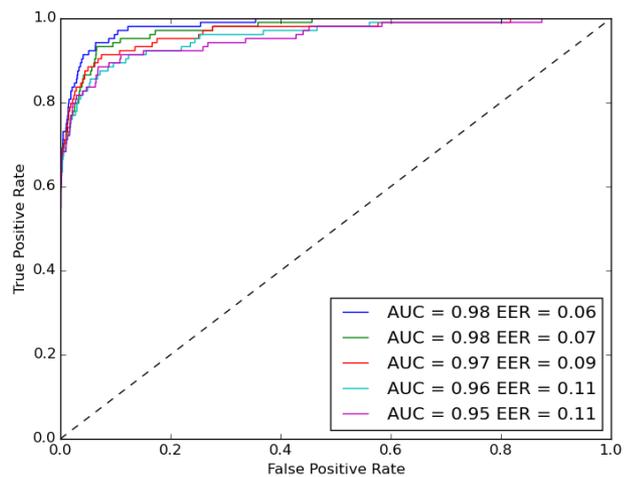


Рис. 1

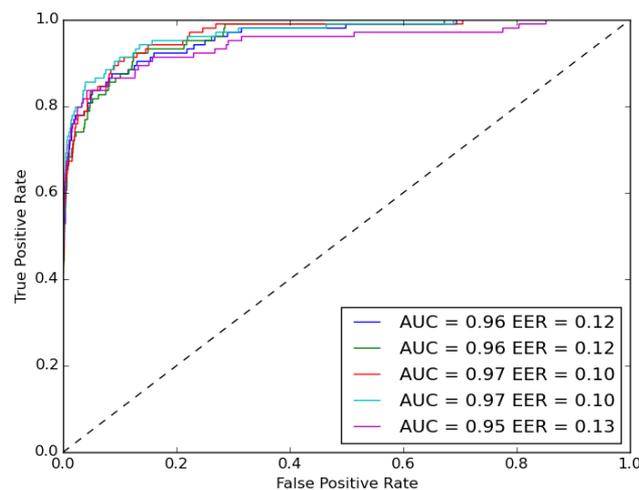


Рис. 2

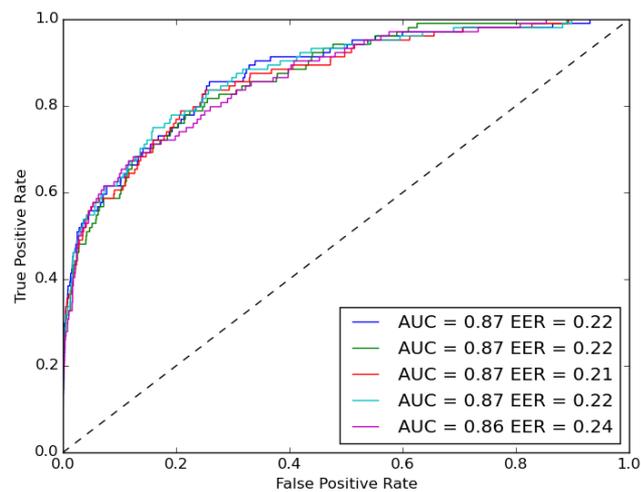


Рис. 3

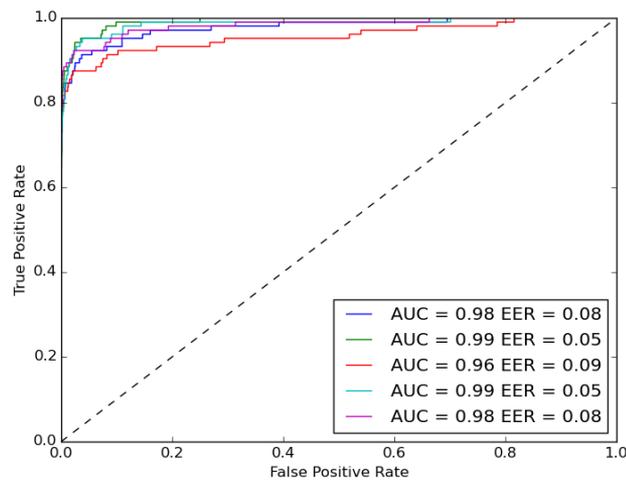


Рис. 4

Результаты

- Новая метрика – линейная комбинация метрик по форме и текстуре.
- Было (только по форме): 10% ошибок.
- Было (только по текстуре): 16% ошибок.
- Стало (по форме и текстуре): 4.8% ошибок

Благодарю за внимание!

Литература

1. *Shafait F., Keysers D., Breuel T. M.* Efficient implementation of local adaptive thresholding techniques using integral images //Electronic Imaging 2008. – International Society for Optics and Photonics, 2008.
2. *Ю.В. Визильтер, В.С. Горбацевич, С.Л. Каратеев, Н.А. Костромов.* Обучение алгоритмов выделения кожи на цветных изображениях лиц с использованием самоорганизующихся нейронных сетей и морфологических классификаторов на разрезах графов // Труды конференции ГрафиКон'2011
3. *Vezhnevets V., Sazonov V., Andreeva A.* A survey on pixel-based skin color detection techniques //Proc. Graphicon. – 2003. – Т. 3. – С. 85-92.
4. *Elgammal A., Muang C., Hu D.* Skin detection //Encyclopedia of Biometrics. – Springer US, 2009. – С. 1218-1224.
5. *Sobral A.* BGSLibrary: An opencv c++ background subtraction library //IX Workshop de Viso Computacional (WVC'2013). – 2013.
6. *Kolsch, M. and Turk, M.* (2004). Robust hand detection. In International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (to appear), Seoul, Korea, pages 614–619.
7. *Fang, Y., Wang, K., Cheng, J., and Lu, H.* (2007). A realtime hand gesture recognition method. In Proceedings of the 2007 International Conference on Multimedia and Expo (ICME 2007), Beijing, China, pages 995–998. IEEE.
8. *Mestetskiy, L., Bakina, I., and Kurakin, A.* (2011). Hand geometry analysis by continuous skeletons. In Proceedings of the 8th international conference on Image analysis and recognition - Volume Part II, ICIAR'11, pages 130–139, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag.
9. *Tang, M., Gorelick, L., Veksler, O., and Boykov, Y.* (2013). Grabcut in one cut. In Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV'13, pages 1769–1776, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.