

- возможность использования наиболее подходящий для каждой задачи язык программирования;
- Горизонтальное масштабирование и отказоустойчивость – выполнение каждого сервиса в отдельном процессе позволяет увеличить производительность системы путем разнесение сервисов по отдельным физическим машинам, без необходимости внесения изменений в приложение. Отказ какого-либо из сервисов не ведет к отказу всей системы;
- Простота развертывания – в отличие от монолитных приложений, внесение изменений в которое требует перезапуска всей программы, внесение изменений в микросервисные приложения требуют перезапуска только изменившихся компонентов;
- Возможность повторного использования функциональности каждого из сервисов сторонними системами;
- Распределение работы между командам – поскольку каждый сервис представляет собой отдельный проект, работа над ними может быть легко разделена между разработчиками;
- Несмотря на очевидные достоинства, микросервисная архитектура не лишена недостатков, основными из которых являются:
 - Увеличение сложности системы в целом;
 - Дополнительные накладные расходы на передачу данных между микросервисами, сериализацию и десериализацию;
 - Безопасность транзакций. Поддерживать безопасность транзакций при работе с независимыми процессами иногда оказывается нетривиальной задачей.

Несмотря на весь положительный опыт, нельзя однозначно утверждать, что микросервисы — это будущее проектирования ПО. Однако, уже сейчас ясно, что микросервисная архитектура обладает большим потенциалом и предлагает серьезные преимущества для разработки и реализации корпоративных приложений.

Список использованных источников:

1. Sam Newman. Building Microservices. Designing Fine-Grained Systems / Sam Newman // . – O'Reilly Media, 2015. – 280 p.
2. Martin Fowler. Microservices. A definition of this new architectural term [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://martinfowler.com/articles/microservices.html>

ОБРАБОТКА И АНАЛИЗ ИЗОБРАЖЕНИЯ ОТПЕЧАТКА ПАЛЬЦА ВЫДЕЛЕНИЕ ОСОБЫХ ТОЧЕК ОТПЕЧАТКА

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Козак А. В.

Теслюк В.Н. – канд. физ-мат. наук, доцент

Каждый человек наделен особой меткой, которая отличает его от других людей, - отпечатками пальцев. Отпечатки пальцев делают нас особенными, именно с помощью них (и не только) можно идентифицировать человека. Так дактилоскопия – это наука, изучающая способы распознавания человека по отпечаткам ладони и пальцев рук, основанная на неповторимости папиллярных линий. Впервые дактилоскопию применили для распознавания преступника в Великобритании в 1902г.

В каждом отпечатке можно выделить две группы признаков: локальные и глобальные. Глобальные признаки – те, которые можно увидеть невооруженным глазом. К ним относится, например, тип папиллярного узора («петля», «дуга» и «спираль»). Локальные признаки – минуции (особые точки). Минуции – это уникальные для каждого отпечатка признаки, определяющие пункты изменения структуры папиллярных линий (окончание, раздвоение, разрыв и др.), ориентацию папиллярных линий и координаты в этих пунктах. Каждый отпечаток может содержать от 70 минуций.

Не трудно понять, что глобальные признаки некоторых людей одинаковы, но совершенно невозможно наличие одинаковых микроузоров минуций. Поэтому глобальные признаки используют для разделения базы данных на классы и на этапе аутентификации. На втором этапе распознавания используют уже локальные признаки.

Выделяют несколько подходов к сравнению отпечатков пальцев.

Наиболее популярный подход основан на локальных признаках. Этот подход основан на выделении минуций и сопоставления их с другими образцами. Для определения соответствия входного отпечатка со сравнимым образцом используется формула: $K = \frac{D^2}{pq} \cdot 100\%$, где D – количество совпавших минуций, p – количество минуций эталона, q – количество минуций опознаваемого отпечатка. В случае, если результат превышает 65 %, отпечатки считаются идентичными (порог может быть понижен выставлением другого уровня бдительности).

Рассмотрим механизм и алгоритмы обработки, анализа и выделения минуций отпечатка.

Существуют стандарты для изображения отпечатка. Так считается, что для лучшей и качественной

обработки изображения отпечатка, необходимо, чтобы оно было полутоновым и его размер должен быть 256*256 точек. Для работы с изображением и, в дальнейшем, для выделения минучий необходимо улучшить его качество. Для достижения этого используется ряд фильтров. Рассмотрим и проанализируем основные из них.

На первом этапе улучшения происходит нормализация изображения. Нормализация позволяет удалить высокочастотные шумы и выровнять гистограмму изображения. Для отпечатков пальцев используют следующую формулу:

$$I^*_{i,j} = \begin{cases} M_0 + \frac{\overline{VAR_0(I_{i,j} - M)^2}}{VAR}, & \text{если } I > M \\ M_0 - \frac{\overline{VAR_0(I_{i,j} - M)^2}}{VAR}, & \text{иначе.} \end{cases}, \text{ где } M = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} I_{i,j}, \quad VAR = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (I_{i,j} - M)^2$$

Здесь $I^*(i,j)$ – нормализованное изображение, $I(i,j)$ – исходное изображение размером $N \times N$.

Вообще говоря, для улучшения изображения, помимо нормализации, использует ряд фильтров: медианный, Гаусса и др. Но для отпечатков пальца эффективен фильтр Габора. Рассмотрим его реализацию.

Для начала строится ориентационное изображение отпечатка пальцев, которое показывает направление папиллярных линий. Для этого в некоторой локальной области отпечатка находят градиент функции $I(i,j)$ по оси X и оси Y (G_x и G_y соответственно). Далее определяют направление по формуле:

$$\theta_{i,j} = \frac{1}{2} \arctg \frac{v_y}{v_x}, \text{ где } v_x = 2G_x i,j G_y i,j, \quad v_y = G_x^2 i,j - G_y^2(i,j).$$

Далее строится частотное изображение, обозначим его через $F(i,j)$. $F_{i,j} = \frac{1}{\gamma}$, где γ – количество пикселей между соседними гребнями отпечатка в некоторой локальной области.

Теперь перейдем непосредственно к самой фильтрации Габора, в основе которой стоит модуляционно-передаточная или равно-симметричная функция Габора. Таким образом отфильтрованное изображение получаем по формуле:

$$I^*_{i,j} = h(u,v; \theta_{i,j}, F_{i,j}) \cdot I(i-u, j-v), \text{ где } h(x,y; \varphi, f) = \exp \left[-\frac{1}{2} \frac{x_\varphi^2}{\delta_x^2} + \frac{y_\varphi^2}{\delta_y^2} \right] \cdot \cos 2\pi f x_\varphi$$

$$\begin{aligned} x_\varphi &= x \cdot \cos \varphi + y \cdot \sin \varphi \\ y_\varphi &= -x \cdot \sin \varphi + y \cdot \cos \varphi \end{aligned}$$

Пересчет нового изображения (отфильтрованного), т.е. значения яркости в данном пикселе, осуществляется в некоторой локальной области, размер которой определяет размер фильтра Габора. Данный фильтр позволяет не только отфильтровать, но и восстановить отпечаток, если в силу неточного получения его изображения были потеряны некоторые детали.

Фильтр Габора является основным для фильтрации отпечатка, так как большинство других фильтров не учитывают особенности папиллярных линий отпечатка.

Рассмотрим альтернативу фильтру Габора – фильтр, основанный на коэффициенте отражения. Для применения этого фильтра сначала необходимо произвести бинаризацию изображения (рассмотрим это чуть позже) и вычислить для каждого пикселя коэффициент отражения. Таким образом, новое изображение получается из формул:

$$I^*_{i,j} = k_{i,j} \cdot 255, \text{ где } k_{i,j} = \frac{N_{i,j}}{n^2}, \quad N_{i,j} \text{ – количество белых пикселей, попавших в область фильтра.}$$

После обработки (улучшения) изображения любым способом, для дальнейшей работы с отпечатком, необходимо произвести его бинаризацию, т.е. представить изображение в виде «0» и «1». Существует множество способов бинаризации, основными из которых являются пороговая и адаптивная бинаризации.

Суть пороговой бинаризации заключается в том, что если значение интенсивности пикселя больше порогового значения, то этот пиксель окрашивается «черным», в противном случае – «белым».

Если пороговая бинаризация неустойчива к перепадам яркости, то адаптивная бинаризация учитывает все эти моменты, поэтому адаптивный подход является более точным. В адаптивной бинаризации, значение порога вычисляется на основе локальных признаков изображения, а не глобальных, как это происходит в пороговой бинаризации.

Следующим этапом после бинаризации является скелетизация, т.е. утоньшение папиллярных линий до толщины в один пиксель. Существуют различные способы скелетизации, и основным из них является метод, основанный на шаблонах. Изображение пробегается фильтром размера 3*3, и если пробегаемая область соответствует шаблону, то средний пиксель закрашивается в белый цвет.

И наконец, последний этап – выделение минучий. Здесь уже алгоритм тривиален: если в окрестности пикселя только один из восьми пикселей черный, то эта точка окончания, если их 3 – точка ветвления. Таким образом, мы получили набор особых точек отпечатка пальца, по которому и производится сравнение.

В ходе работы была произведена оценка алгоритмов фильтрации и бинаризации. Оценка ставилась на основе трех составляющих: быстрота, качество выходного изображения и сложность реализации. Каждый критерий оценивался по шкале от 0 до 7. Например, быстрота в 7 баллах означает, что алгоритм очень быстрый, сложность – 7 баллов означает, самую легкую реализацию.

Следовательно, на основе такой системы был определен наиболее оптимальный алгоритм обработки

изображения отпечатка и выделения особых точек.

Так фильтр Габора показал себя очень хорошо, но его «собрат», основанный на коэффициентах отражения, при тех же данных, дает почти такой же коэффициент качества при своей скорости и легкости реализации.

Что касается бинаризации, то пороговая бинаризация уступает адаптивной по качеству, а скорость и сложность этих алгоритмов отличается незначительно.

Исходя из полученных в ходе исследовательской работы результатов, следует следующие: наиболее оптимальным по качеству, скорости и сложности является алгоритм обработки и анализа отпечатка пальца, основанный на фильтрации с использованием коэффициента отражения и на адаптивной бинаризации.

Список использованных источников:

1. В. В. Жуковский, С. В. Сай, Способ улучшения качества изображения отпечатка пальца, 2009
2. Zin Mar Win, Myint Myint Sein, An Efficient Fingerprint Matching System for Low Quality Images, 2011
3. Rishabh Mishra, Prashant Trivedi, Student Attendance System Based On Fingerprint Recognition and One-to-Many Matching, 2011

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ОБУЧАЮЩИХСЯ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ АНАЛИЗА СПРОСА НА ПРОДУКЦИЮ И ОРГАНИЗАЦИИ ЦЕПОЧЕК ПОСТАВЩИКОВ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Лось Л. А.

Волорова Н. А. – канд. техн. наук, доцент

В последнее время в условиях постоянных изменений в экономической сфере особое значение придается изучению механизмов рынка, мгновенному реагированию на изменение спроса, регулированию цен, экономии временных и финансовых ресурсов различными способами. Нас будут интересовать способы с применением достижений сферы информационных технологий.

Машинное обучение – направление, формально относящееся к искусственному интеллекту, но также включающее в себя использование разработок математической статистики, теории вероятности, методов оптимизации. Это направление предполагает построение алгоритмов, способных обучаться на предоставленных данных. Т. е. при получении данных алгоритм исследовании закономерностей (обучение) и после этого позволяет сделать предсказания о данных, которые могут быть получены в будущем. Алгоритмов машинного обучения в настоящее время разработано большое количество, для разных сфер и разных задач они различаются, имеют свои плюсы и минусы.

Исходя из определения алгоритмов машинного обучения, к ним можно отнести корреляционный и регрессионный анализ. Эти подходы мы будем использовать для прогнозирования спроса на основе информации о совершенных ранее покупках.

Предположим, что у нас есть интернет-магазин с сохраненными в базе данных операциями покупок, просмотров товаров, добавлений товаров в список желаний, информацией о пользователях и т. д. С помощью *корреляционного анализа* мы можем отобрать те факторы, которые влияют на спрос в большей степени (более взаимосвязаны со спросом). Для этого достаточно рассчитать коэффициент корреляции, он может принимать значения от -1 до 1. При коэффициенте корреляции равном 0 мы можем говорить об отсутствии взаимосвязи между выбранными параметрами. Чем ближе абсолютное значение коэффициента к 1, тем о большей степени зависимости мы можем говорить. После определения значимых факторов мы можем приступить к прогнозированию, используя для этого *регрессионный анализ*. Он позволит нам предсказать значения зависимой переменной (величины спроса) с помощью независимых переменных (факторов), определить, какой вклад принесет изменение независимых переменных.

С развитием информационных технологий стало возможным не только наблюдать и прогнозировать колебания спроса, но и оказывать на него влияние, провоцировать увеличение спроса на конкретную продукцию. В этой сфере нам могут пригодиться многие алгоритмы машинного обучения.

Сбор предпочтений пользователей на данный момент осуществляется во многих интернет магазинах, новостных сайтах, сайтах с медиа контентом и д. р. для рекомендации вам товаров, фильмов, музыки, новостей, ссылок на другие сайты и многого другого. Рассмотрим некоторые подходы.

Коллаборативная фильтрация работает следующим образом: рассматриваются большие объемы данных, например, о покупателях. Находятся более мелкие группы со сходными покупками, которые объединяются в один список и сортируются по какому-либо рейтингу (по количеству выбравших этот товар людей). Затем эти товары, за исключением уже приобретенных, рекомендуются покупателю. Для определения схожести каждый покупатель сравнивается со всеми другими и находится коэффициент подобия. Этот