

УДК 004.932

АЛГОРИТМЫ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ОТПЕЧАТКОВ ПАЛЬЦЕВ НА ОСНОВЕ ПРИМЕНЕНИЯ ФИЛЬТРА ГАБОРА, ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ И МНОГОСЛОЙНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Фан Нгок Хоанг, В.Г. Спицын

Томский политехнический университет

E-mail: hoangpn285@gmail.com

Предложены алгоритмы для классификации изображений отпечатков пальцев по типам папиллярных узоров на основе применения фильтра Габора, вейвлет-преобразования Хаара, Добеши и многослойной нейронной сети. Проведены численные эксперименты и представлены результаты работы предложенных алгоритмов. Показано, что использование алгоритма, основанного на совместном применении фильтра Габора, пятиуровневого вейвлет-преобразования Добеши и многослойной нейронной сети, дает возможность эффективной классификации отпечатков пальцев.

Ключевые слова:

Классификация отпечатков пальцев, фильтр Габора, вейвлет-преобразование, нейронные сети.

Key words:

Fingerprint classification, Gabor filter, wavelet transform, neural networks.

Введение

Отпечатки пальцев являются одним из надежных биометрических признаков, успешно применяемыми для идентификации личности [1]. Преимуществами отпечатка пальца при идентификации личности являются:

- Уникальность отпечатков пальцев, отличающихся друг от друга и от других отпечатков пальцев любого другого человека. Даже у близнецов отпечатки пальцев отличаются.
- В отличие от паролей, ПИН кодов отпечатки пальцев невозможно потерять или забыть.
- Отпечатки пальцев не изменяются со временем.
- Отпечатки пальцев использовались в течение многих лет для идентификации личности, поэтому есть возможность апробации разрабатываемых алгоритмов с использованием существующих баз данных.

В каждом отпечатке пальца можно определить два типа признаков – глобальные и локальные. Глобальные признаки – характеристики отпечатка пальца, которые можно увидеть невооруженным глазом. Глобальные признаки включают в себя область образа, ядро, пункт «дельта», счетчик линий, папиллярный узор. Локальные признаки, называемые минуциями, являются маленькими уникальными точками для каждого отпечатка пальца, которые успешно используются для идентификации личности. У отпечатка пальца могут быть одинаковые глобальные признаки, но локальные признаки всегда являются уникальными.

Целью данной работы является создание алгоритма для классификации отпечатков пальцев по типам папиллярных узоров на основе совместного применения фильтра Габора, вейвлет-преобразования и нейронной сети. Решение этой задачи позволит ускорить поиск отпечатков пальцев в больших базах данных.

Глобальные признаки отпечатка пальца

Область образа является фрагментом отпечатка пальца, в котором расположены все глобальные признаки [1]. Отпечатки пальцев могут быть прочитаны и классифицированы на основе информации области образа. Минуции, которые используются для идентификации личности, могут находиться вне области образа, поэтому при идентификации личности лучше использовать информацию целого отпечатка пальца.

Ядро является точкой, которая находится в приблизительном центре отпечатка пальца, и используется в качестве ориентира для чтения и классификации.

Пункт «дельта» является начальной точкой, где происходит разделение или соединение бороздок папиллярных линий, может иметь вид очень короткой бороздки, в предельном случае – точки.

Счетчик линий – число папиллярных линий на области образа, либо между ядром и пунктом «дельта».

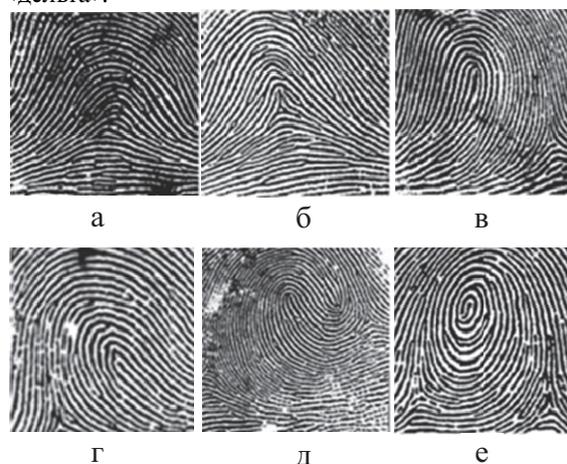


Рис. 1. Типы папиллярных узоров: а) простая арка; б) треугольная арка; в) левая петля; г) правая петля; д) двойная петля; е) завиток

Папиллярные узоры разделены на три типа: арки (дуги), петли и завитки [2]. Арки редко встречаются и занимают 5...10 % всех отпечатков пальцев. Петли обнаруживаются у большинства людей (60...65 %). Завитки проявляются значительно реже – 30 % из всех отпечатков пальцев. Примеры типов папиллярных узоров арки, петли и завитка представлены на рис. 1.

Локальные признаки отпечатка пальца

Линии отпечатков пальцев не являются прямыми. Они часто сломаны, разветвлены, меняют направление и имеют разрывы. Точки, в которых линии кончаются, разветвляются или изменяют направление, называются точками минуции. Эти точки минуции обеспечивают уникальную информацию об отпечатке пальца при идентификации личности. Примеры типов этих точек представлены на рис. 2.



Рис. 2. Типы точек минуции: 1) фрагмент папиллярной линии; 2) начало папиллярной линии; 3) глазок; 4) бифуркация; 5) крючок; 6) мостик; 7) островок; 8) точка; 9) окончание папиллярной линии; 10) бифуркация-слияние; 11) включение

Практика показывает, что отпечатки пальцев разных людей могут иметь одинаковые глобальные признаки, но совершенно невозможно наличие одинаковых локальных признаков, т. е. точек минуции. Поэтому процесс идентификации личности обычно состоит из двух этапов. Первым этапом является классификация отпечатков пальцев по глобальным признакам, использующая базы данных для разделения на классы. Вторым этапом заключается в распознавании отпечатка пальца на основе

сравнения структуры и коэффициента совпадения точек минуции.

Фильтр Габора

Фильтр Габора – линейный фильтр, импульсная переходная характеристика которого представляется в виде произведения функции Гаусса на гармоническую функцию [3]:

$$g(x, y) = \text{Gauss}(x', y') \cos\left(\frac{2\pi x'}{\lambda} + \varphi\right),$$

$$\text{Gauss}(x', y') = e^{-\left(\frac{x'^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{2\sigma_y^2}\right)},$$

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

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

где λ – длина волны; φ – фаза; угол θ указывает ориентацию нормали к параллельным полосам функции Габора; γ – коэффициент сжатия. Изменение ориентации θ дает возможность менять направление обнаружения края. Примеры фильтра Габора с ориентациями в диапазоне $0... \pi$ с шагом $\pi/16$ представлены на рис. 3.

В обработке изображений фильтр Габора обычно используется для выделения краев, обнаружения контура объекта, извлечения признаков текстуры, выделения области образа отпечатка пальца, извлечения локального направления и других целей [4, 5]. В данной работе для улучшения изображения отпечатка пальца используются различные ориентации фильтра Габора, рис. 3. Пример результата применения фильтра Габора к изображению отпечатка пальца приведен на рис. 4.



Рис. 4. Пример результата применения фильтра Габора: а) исходное изображение отпечатка пальца; б) изображение, обработанное фильтром Габора

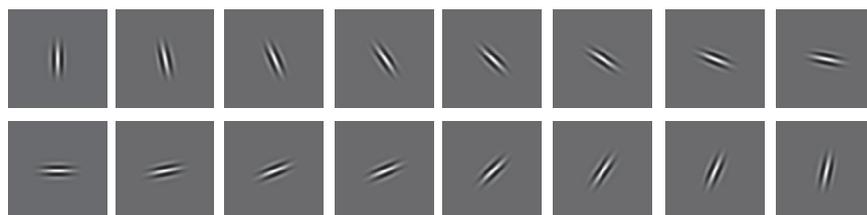


Рис. 3. Примеры фильтра Габора с различными ориентациями

Вейвлет-преобразование

Главной задачей в каждом виде обработки изображения является нахождение эффективного представления, позволяющего отобразить его в компактной форме. В современной теории и практике сигналов, в частности при спектральном анализе, используются сигналы специального вида – вейвлеты. В работах [6, 7] представлены разложение изображения и извлечение его признаков для классификации изображений самолетов на основе применения вейвлет-преобразования Хаара и многослойной нейронной сети. В данной работе используются вейвлет-преобразования Хаара и Добеши для извлечения признаков изображения отпечатка пальца. Пример применения вейвлет-преобразования Добеши 5-ого уровня для извлечения признаков изображения отпечатка пальца представлен на рис. 5.

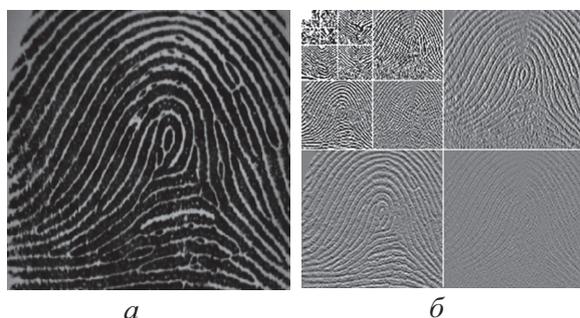


Рис. 5. Извлечение признаков отпечатка пальца: а) исходное изображение; б) полученные признаки на основе применения вейвлет-преобразования Добеши

Способ классификации отпечатков пальцев

В данной работе предложен способ классификации изображений отпечатков пальцев по типам папиллярных узоров на основе применения фильтра Габора, вейвлет-преобразования и нейронной сети. Функциональная схема предложенного способа представлена на рис. 6.

В предложенном способе используются вейвлет-преобразования Хаара и Добеши для извлечения признаков изображения отпечатка пальца. Для того чтобы оценивать эффективность извлечения признаков, используются вейвлет-преобразования 5-го и 6-го уровня. Создана нейронная сеть с 192 входами для вейвлет-преобразования 5-го уровня. Число скрытых нейронов для этой сети изменяется от 200 до 250. Для вейвлет-преобразования 6-го уровня создана нейронная сеть с 48 входами, для которой число скрытых нейронов изменяется от 80 до 120. Обе сети имеют 7 выходов в соответствии с числом категорий классификации отпечатков пальцев.

Эксперименты

Для тестирования работы алгоритмов используется часть базы данных отпечатков пальцев FVC2006 [8], содержащая 9 изображений каждой

категории для обучения (всего $9 \times 7 = 63$ изображения), и 14 изображений каждой категории для тестирования (всего $14 \times 7 = 98$ изображений). Результаты сравнения эффективности извлечения признаков представлены на рис. 7 и 8. Анализ приведенных результатов показывает, что алгоритм, использующий вейвлет-преобразование Добеши, дает лучшие результаты, чем алгоритм, основанный на вейвлете Хаара.

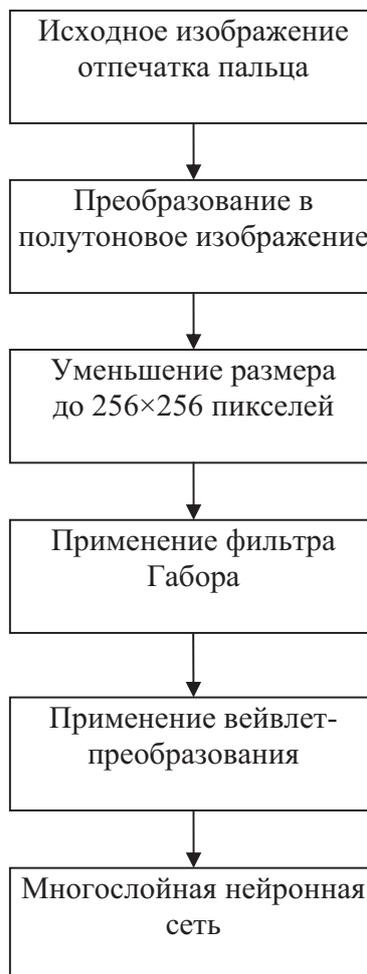


Рис. 6. Функциональная схема предложенного способа классификации отпечатков пальцев

Также проведено сравнение работоспособности алгоритма, использующего фильтр Габора, с алгоритмом без применения этого фильтра, рис. 9 и 10. Приведенные результаты показывают, что алгоритм, использующий фильтр Габора, работает эффективнее, чем алгоритм без применения этого фильтра.

Выводы

1. Предложены и описаны алгоритмы классификации изображений отпечатков пальцев по типам папиллярных узоров, основанные на применении фильтра Габора, вейвлет-преобразования Хаара, Добеши и многослойной нейронной сети.

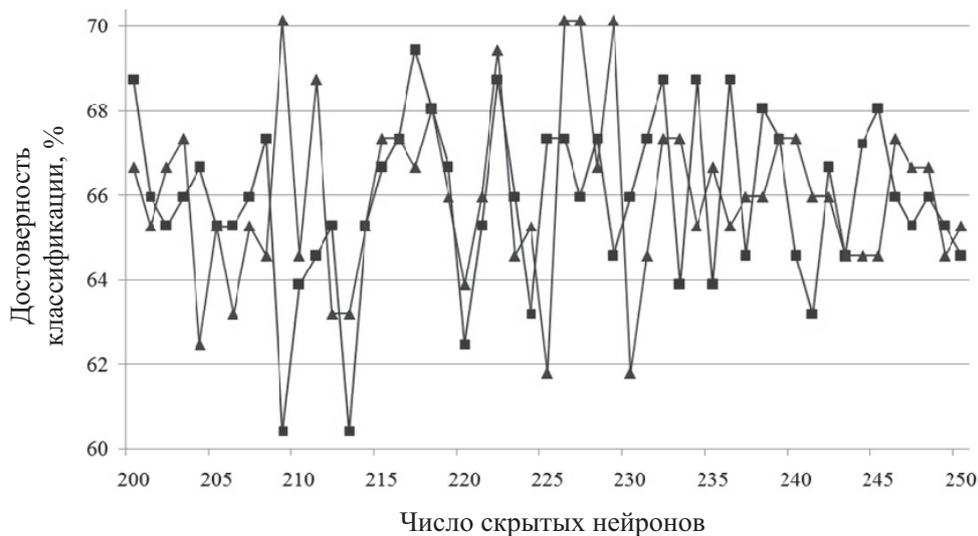


Рис. 7. Результат сравнения эффективности алгоритма на основе применения пятиуровневого вейвлет-преобразования: ■ – Добеши; ▲ – Хаара

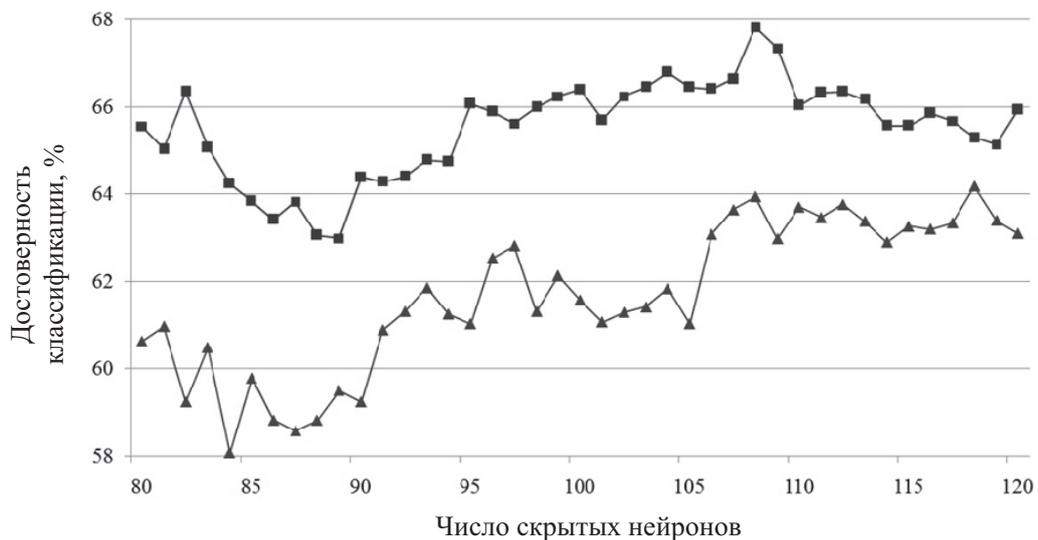


Рис. 8. Результат сравнения эффективности алгоритма на основе применения шестиуровневого вейвлет-преобразования: ■ – Добеши; ▲ – Хаара

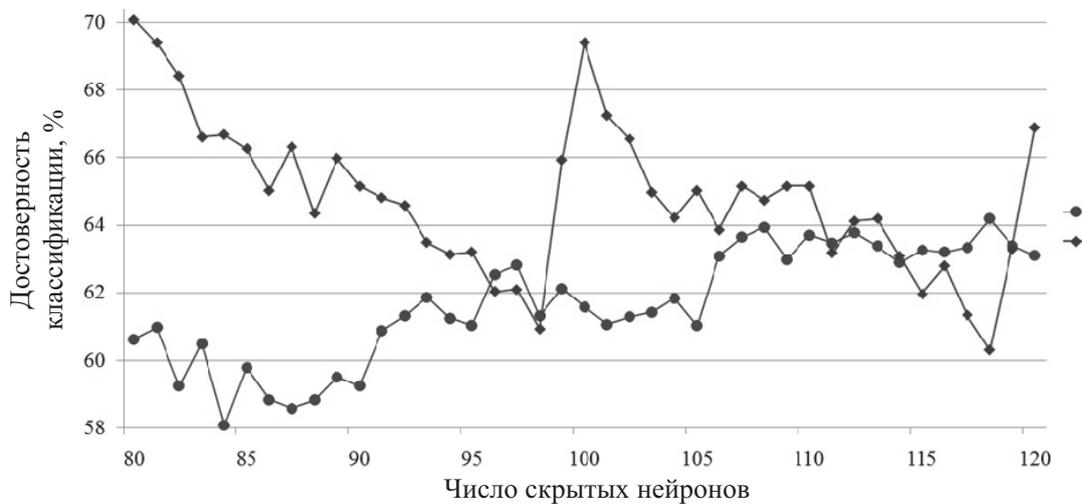


Рис. 9. Результат сравнения эффективности алгоритма на основе применения шестиуровневого вейвлет-преобразования Хаара и: ◆ – с фильтром Габора; ● – без фильтра Габора

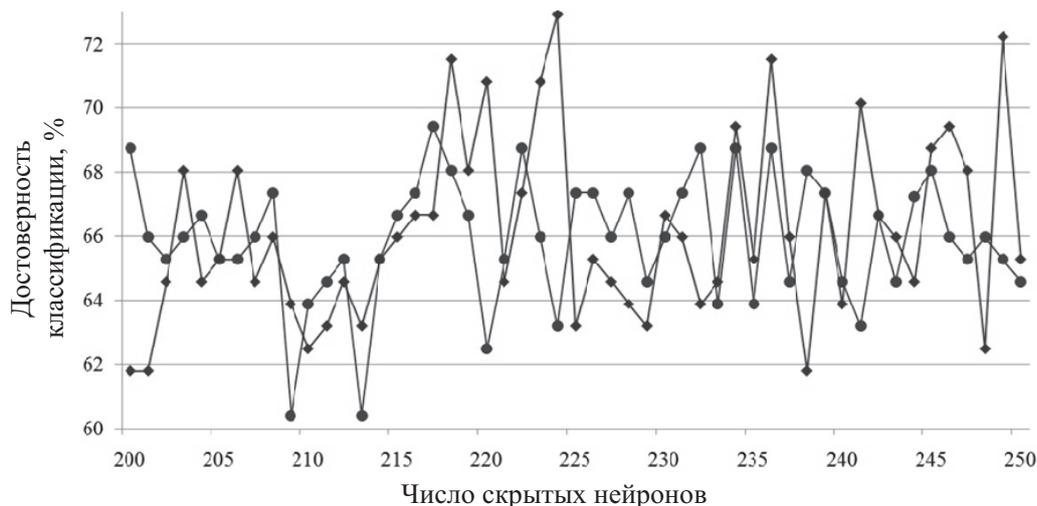


Рис. 10. Результат сравнения эффективности алгоритма на основе применения пятиуровневого вейвлет-преобразования Добеши и: ◆ – с фильтром Габора; ● – без фильтра Габора

2. На основе анализа результатов численных экспериментов установлено, что наилучшей достоверностью классификации отпечатков пальцев обладает алгоритм, основанный на совместном

применении фильтра Габора, пятиуровневого вейвлет-преобразования Добеши и многослойной нейронной сети.

Список литературы

1. Maltoni D., Maio D., Jain A.K., Prabhakar S. Handbook of fingerprint recognition. – N.Y.: Springer, 2003. – 348 p.
2. Ashbaugh D.R. Quantitative-qualitative friction ridge analysis: an introduction to basic and advanced ridgeology. – CRC Press, 1999. – 234 p.
3. Movellan J.R. Tutorial on Gabor filters. 2008. URL: <http://mplab.ucsd.edu/tutorials/gabor.pdf> (дата обращения: 01.02.2012).
4. Dolezel M., Hejtmanikova D., Busch C., Drahansky M. Segmentation procedure for fingerprint area detection in image based on enhanced Gabor filter // Intern. Conf. of Bio-Science and Bio-Technology. – Daedock, Korea, 2010. – № 3. – P. 39–50.
5. Bernard S., Boujemaa N., Vitale D., Bricot C. Fingerprint segmentation using the phase of multiscale Gabor wavelets // The 5th Asian Conf. on Computer Vision. – Melbourne, Australia, 2002. – P. 27–32.
6. Буй Тхи Тху Чанг, Спицын В.Г. Разложение цифровых изображений с помощью двумерного дискретного вейвлет-преобразования и быстрого преобразования // Известия Томского политехнического университета. – 2011. – Т. 318. – № 5. – С. 73–76.
7. Буй Тхи Тху Чанг, Фан Нгок Хоанг, Спицын В.Г. Алгоритмическое и программное обеспечение для классификации цифровых изображений с помощью вейвлет-преобразования Хаара и нейронных сетей // Известия Томского политехнического университета. – 2011. – Т. 319. – № 5. – С. 103–106.
8. Fierrez J., Ortega-Garcia J., Torre-Toledano D., Gonzalez-Rodriguez J. BioSec baseline corpus: A multimodal biometric database // Pattern Recognition. – 2007. – V. 40. – № 4. – P. 1389–1392.

Поступила 01.03.2012 г.