

3. Богарова Е.В., Пронь С.П. Имитационное моделирование финансовых потоков фонда капитального ремонта МКД с использованием данных по Алтайскому краю на 2014-2043 гг. в среде ApyLogic // МАК-2016: «Математики – Алтайскому краю»: сборник трудов все-российской конференции по математике. – Барнаул: Изд-во Алт. ун-та, 2016. – С. 123–128.

4. Богарова Е.В., Оскорбин Н.М., Пронь С.П. Математическая и имитационная модели системы взаимного финансирования КР МКД // Труды семинара по геометрии и математическому моделированию: сб. ст. – Вып. 2. – Барнаул: Изд-во Алт. ун-та, 2016. – С. 4–7.

5. Постановление Администрации Алтайского края от 27.03.2014 г. № 146 «Об утверждении красной программы «Капитальный ремонт общего имущества в многоквартирных домах, расположенных на территории Алтайского края» на 2014–2043 годы».

УДК 004

Алгоритмы для классификации отпечатков пальцев на основе применения фильтра Габора, вейвлет/преобразования и многослойной нейронной сети

Д.В. Бутаков
ЮГУ, г. Ханты-Мансийск

Введение. 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 класси-

фицированы 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».

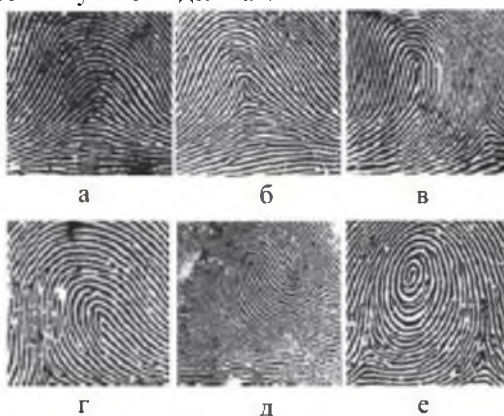


Рисунок 1 – Типы папиллярных узоров:

- 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 рисунке 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 рисунке 2.



Рисунок 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]:

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

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

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

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 $0 \dots \pi$ с шагом $\pi/16$ представлены на рисунок 3.



Рисунок 3 – Примеры фильтра Габора с различными ориентациями

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, рисунок 3. Пример результата применения фильтра Габора к изображению отпечатка пальца приведен на рисунке 4.



Рисунок 4 – Пример результата применения фильтра Габора:

- а) исходное изображение отпечатка пальца;
- б) изображение, обработанное фильтром Габора

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 рисунке 5.

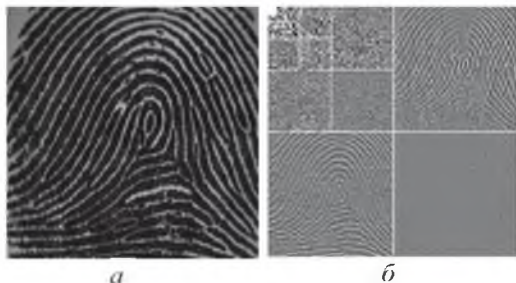


Рисунок 5 – Извлечение признаков отпечатка пальца:

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 рисунке 6.

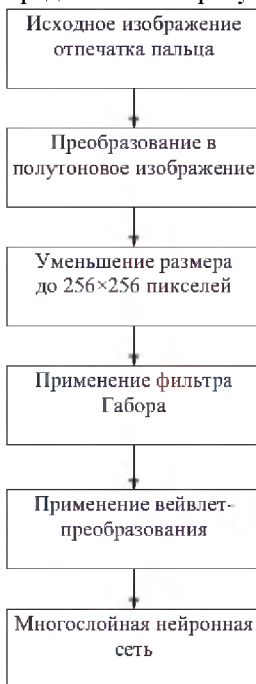


Рисунок 6 – Функциональная схема предложенного способа классификации отпечатков пальцев

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

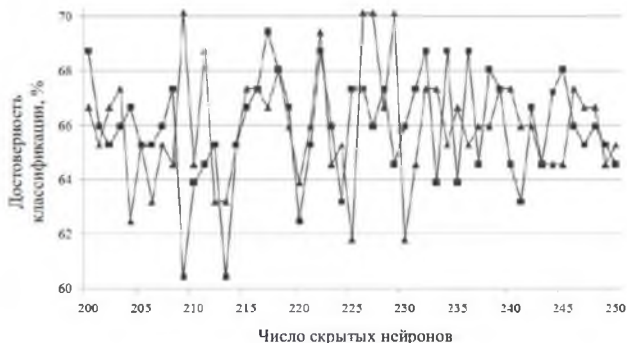


Рисунок 7 – Результат сравнения эффективности алгоритма на основе применения пятиуровневого вейвлет – преобразования:

■ – Добеши; ▲ Хаара

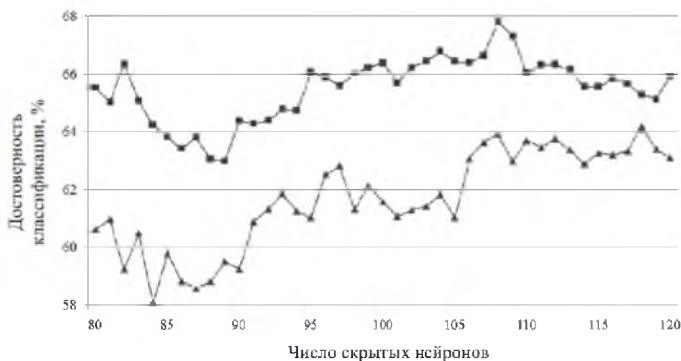


Рисунок 8 – Результат сравнения эффективности алгоритма на основе применения шестиуровневого вейвлет – преобразования:
 ■ – Добеши; ▲ Хаара

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

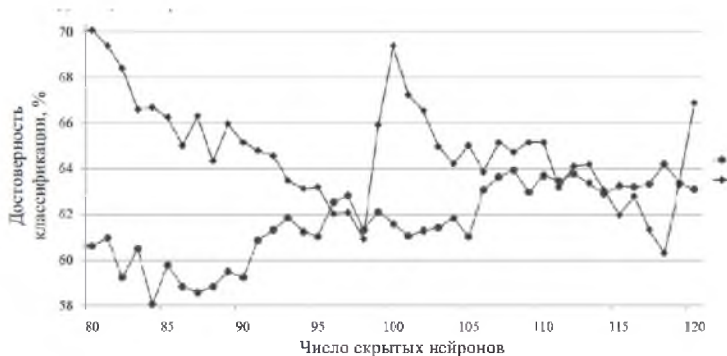


Рисунок 9 – Результат сравнения эффективности алгоритма на основе применения шестиуровневого вейвлет – преобразования Хаара и:
 ◆ – с фильтром Габора; ● – без фильтра Габора

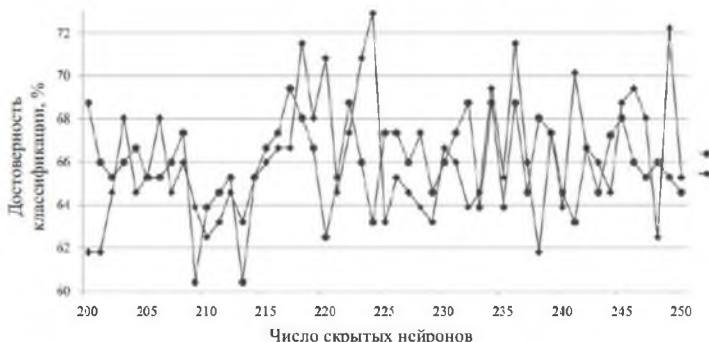


Рисунок 10 – Результат сравнения эффективности алгоритма на основе применения пятиуровневого вейвлет – преобразования Добеши и:
 ◆ – с фильтром Габора; ● – без фильтра Габора

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.

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.

Библиографический список

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: 01.03.2017).
4. Dolezel M., Hejtmankova D., Busch C., Drahansky M. Segmentation procedure for fingerprint area detection in image based on enhanced Gabor filter // Intern. Conf. of Bio_Science and BioTechnology. – 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.

УДК 51.77

Моделирование демографических показателей Алтайского края методом нечеткой линейной регрессии

***С.В. Вараксин, Н.В. Вараксина**
АлтГУ, Барнаул*

Научные исследования, использующие технику нечетких множеств и нечеткой логики, ведут начало от основополагающей работы Л. Заде [1]. Предполагается, что аппарат нечетких множеств будет особенно полезен в гуманитарных областях знаний, при описании социальных процессов, когда многие понятия и правила являются достаточно размытыми, законы распределения случайных величин неизвестны. В стандартной вероятностной регрессии возникают проблемы при исследовании коротких временных рядов, с неясными законом распределения и зависимостью между входной и выходной переменными. При построении модели нечеткой регрессии не требуются подобные предположения. В данной работе производится определение параметры линейной регрессии вида $x = kt + b$, в которой k является четким числом, а b – треугольным нечетким числом вида $(b-\Delta, b, b+\Delta)$. Исходный временной ряд $\{x(t)\}$ является обычным числовым рядом, а его значения считаются дефазификациями соответствующих нечетких треугольных чисел A_i . Согласно работе Пономарева И.В., Славского В.В [2], параметры подобной нечеткой линейной регрессии находятся из условия наибольшего правдоподобия как параметры наиболее узкой полосы между двумя параллельными линиями, содержащей все точки временного ряда $\{x(t)\}$. Эта задача сводится к задаче линейного программирования,