

## МЕТОД РАСПОЗНАВАНИЯ ФИГУР С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ФУРЬЕ-ДЕСКРИПТОРОВ И НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Т. Т. Нгуен

Институт кибернетики Национального исследовательского  
Томского политехнического университета, 634034, Томск, Россия

УДК 004.931

Приведен обзор простых сигнатур фигур на основе контура. Предложены алгоритмы и создано приложение для распознавания фигур с использованием фурье-дескрипторов и многоуровневой нейронной сети. Сделан вывод о возможности использования фурье-дескрипторов в качестве входных данных для нейронных сетей при распознавании сложных фигур.

**Ключевые слова:** фурье-дескрипторы, распознавание фигур, нейронные сети, многоуровневый перцептрон.

This paper provides a brief review on contour-based shape signatures. A new algorithm for shape recognition based on Fourier descriptors and multilayer neural network is proposed. The paper also presents an analysis on the capabilities of the Fourier-descriptors as the input data for neural networks in recognition of the complex shapes.

**Key words:** Fourier descriptors, shape recognition, neural networks, multilayer perceptron

**Введение.** Распознавание образов является главной задачей в области машинного зрения. Многие задачи распознавания объектов на изображениях могут сводиться к распознаванию фигур – частному случаю распознавания образов. Эффективным и легкорезализуемым способом представления фигур является использование фурье-дескрипторов [1]. В данной работе фурье-дескрипторы применяются совместно с нейронной сетью для решения задачи распознавания фигур.

**Простые методы представления фигур на основе контура.** Существующие методы представления фигур можно классифицировать следующим образом: это методы, основанные на контуре, и методы, основанные на области, пространственном домене и домене преобразования; информационно-сохраняющие (IP) и информационно-несохраняющие методы (NIP). В зависимости от способа обработки подходы к выделению и представлению фигур обычно разделяются на одномерные функции представления фигуры (one-dimensional function), аппроксимацию полигонов (polygonal approximation), взаимосвязь пространственных признаков (spatial interrelation feature), моменты (moments), методы деления шкалы (scale-space methods), домены преобразования фигуры (shape transform domains) [2].

Для представления несложных фигур на основе контуров нередко используются комплексные координаты, функция расстояния, касательный угол, кривизна контура и фурье-дескрипто-

ры. Все эти понятия (кроме фурье-дескрипторов) относятся к классу одномерных функций представления фигуры.

*Комплексные координаты.* Допустим, что изображение представляется в виде функции  $f(x,y)$  и  $P_n = (x_n, y_n)$ ,  $n = [1, N]$  – множество точек на границе (контуре) фигуры. В этом случае  $z_n = x_n + iy_n$  называется комплексной координатой, которую можно использовать в качестве характеристики или дескриптора фигуры либо в качестве входных данных для фурье-преобразования. При этом контур обозначается в виде функции  $P_n = z_n$ ,  $n = [1, N]$ .

Данный способ очень прост в реализации, но имеет ряд недостатков: получаемый результат является неинвариантным к перемещению, масштабированию и вращению. Чтобы комплексные координаты  $z_n$  были инвариантными к перемещению, они вычисляются с учетом центра тяжести (центроид):  $z_n = (x_n - x_g) + i(y_n - y_g)$ , где  $g = (x_g, y_g)$  – центр тяжести фигуры.

*Функция расстояния.* Функция расстояния  $R_n$  для контура  $P_n = (x_n, y_n)$ ,  $n = [1, N]$  вычисляется как расстояние от неподвижной точки  $C(x_0, y_0)$  до каждой точки  $(x_n, y_n)$ . В качестве точки  $C$  обычно выбирается центроид фигуры [2]:

$$R_n = \sqrt{(x_n - x_0)^2 + (y_n - y_0)^2}.$$

Функция расстояния имеет те же преимущества и недостатки, что и комплексные координаты.

*Касательный угол.* Каждый контур считается кривой линией, поэтому можно рассчитать угол наклона прямой, касательной к каждой его точке [2]:

$$\theta_n = \arctg\left(\frac{y_n - y_{n-w}}{x_n - x_{n-w}}\right).$$

Здесь  $w$  – окно небольшого размера.

Несмотря на простоту реализации, данный метод имеет два существенных недостатка: чувствительность к шуму и прерывность. Для того чтобы избежать прерывности, определяется кумулятивная угловая функция  $\varphi_n = \theta_n - \theta_0$ , где  $\theta_0$  – касательный угол к случайной выбранной точке на контуре. До расчета этой функции часто применяется фильтр нижних частот. В настоящей работе кумулятивная угловая функция используется в качестве исходной функции для фурье-преобразования.

*Фурье-дескрипторы.* Фурье-дескрипторы получаются в результате применения фурье-преобразования к указанным выше одномерным функциям представления фигуры [3, 4]. Фурье-дескрипторами называются нормированные коэффициенты фурье-разложения. Предположим, что контур объекта обозначается непрерывной и периодичной функцией  $c(t)$ , при этом

$$a_k = \frac{2}{T} \int_0^T c(t) \cos(k\omega t) dt, \quad b_k = \frac{2}{T} \int_0^T c(t) \sin(k\omega t) dt, \quad c_k = \sqrt{a_k^2 + b_k^2}$$

( $a_k$  – реальная часть;  $b_k$  – мнимая часть;  $c_k$  – фурье-дескриптор).

Фурье-дескрипторы устойчивы к перемещению, масштабированию и вращению объекта [2, 3], что позволяет использовать их для представления фигуры.

**Алгоритм и его реализация.** Процесс реализации системы включает два этапа: обучение и тестирование. Общая схема алгоритма показана на рис. 1. База данных для обучения содержит



Рис. 1. Общая схема алгоритма

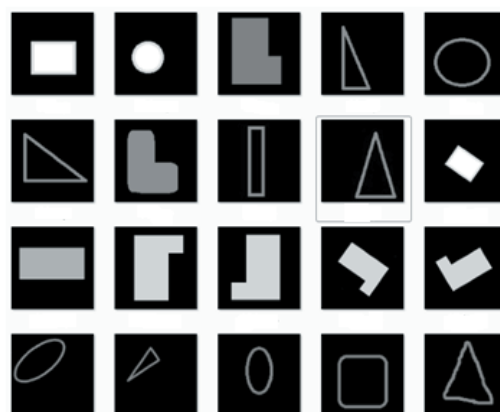


Рис. 2. База данных для обучения нейронной сети

20 "чистых" изображений одного объекта на черном фоне. Объекты делятся на следующие классы: окружности, треугольники, прямоугольники, полигоны (рис. 2).

Для выделения внешних граничных точек используется алгоритм соседних точек Мора (Moore's neighbors) [5]. Результат выделения границы объекта с помощью алгоритма Мора представлен на рис. 3.

Выделенный контур сохраняется в виде массива точек  $P_n = (x_n, y_n)$ ,  $n = [1, N]$ , где  $N$  – количество граничных точек. Точки упорядочены по часовой стрелке. В каждой точке определяется угол наклона касательной линии к горизонтальной оси (угловая функция). Угловая функция меняется в диапазоне  $[0, 2\pi)$ . Таким образом, она прерывна (резкий переход из  $2\pi$  в 0) и не может служить исходной функцией для фурье-преобразования. Для устранения этой проблемы используется кумулятивная угловая функция. Однако кумулятивная функция имеет ряд недостатков: она прерывна в последней точке контура и ее значения зависят от длины контура. Для того чтобы можно было применить фурье-преобразование, кумулятивная функция должна быть нормирована [3]:

$$\varphi^*(t) = \varphi\left(\frac{L}{2\pi}t\right) + t$$

( $\varphi$  – кумулятивная функция;  $\varphi^*$  – нормированная функция;  $L$  – длина контура).



Рис. 3. Выделение контура с использованием алгоритма Мора: а – исходное изображение; б – объект с выделенным контуром

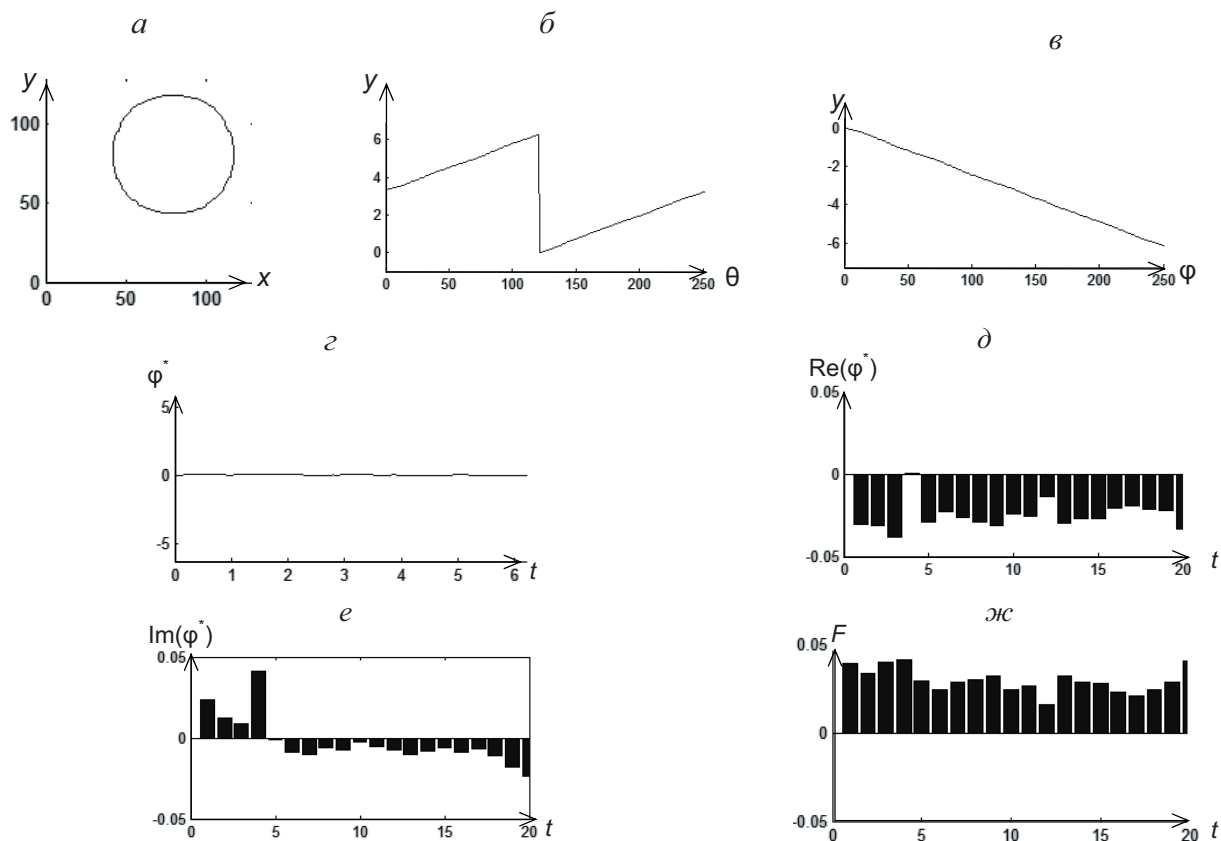


Рис. 4. Результаты фурье-преобразования для окружности:

- a* – исходный контур; *б* – касательная функция; *в* – кумулятивная угловая функция;
- г* – нормированная кумулятивная угловая функция; *д* – реальная часть фурье-преобразования;
- е* – мнимая часть фурье-преобразования; *ж* – фурье-дескриптор

В результате применения фурье-преобразования к нормированной кумулятивной угловой функции имеем (рис. 4, *д-ж*):

$$a_k = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} \varphi^*(t) \cos(kt) dt, \quad b_k = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} \varphi^*(t) \sin(kt) dt, \quad c_k = \sqrt{a_k^2 + b_k^2}.$$

Полученные таким образом фурье-дескрипторы инвариантны к перемещению, масштабированию и вращению и могут быть использованы как входные данные для нейронной сети. Количество коэффициентов фурье-преобразования для нейронной сети будет зависеть от "сложности" фигуры. Эксперимент показывает, что для распознавания несложных тригонометрических фигур достаточно 15–20 коэффициентов. В данной работе используются 20 коэффициентов (дескрипторов).

Для распознавания фигур применяется традиционная многослойная нейронная сеть с обратным распространением ошибки, структура которой показана на рис. 5. В качестве функции активации используется обычная биполярная сигмоидальная функция. Для повышения скорости сходимости сети применяются следующие модификации: (Nguyen – Widrow)-инициация, моментум, групповое обновление [6]. Эксперимент показывает, что 40 – 60 нейронов в скрытом слое дают лучший результат с точки зрения соотношения время обучения – сходимость. В данной работе используются 50 скрытых нейронов.

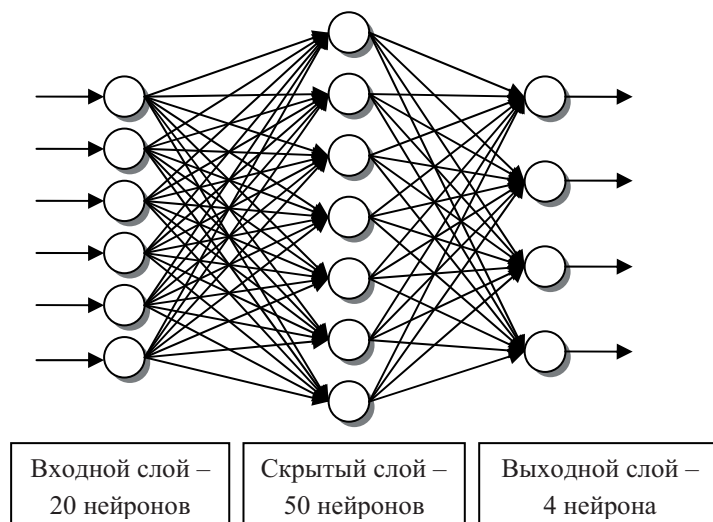


Рис. 5. Схема нейронной сети

**Обсуждение результатов.** Программа, реализованная на языке C# 2008, предоставляет возможность формирования базы данных для создания и обучения нейронной сети (много-слойный персептрон), а также имеет отдельный интерфейс для проверки и тестирования работоспособности метода.

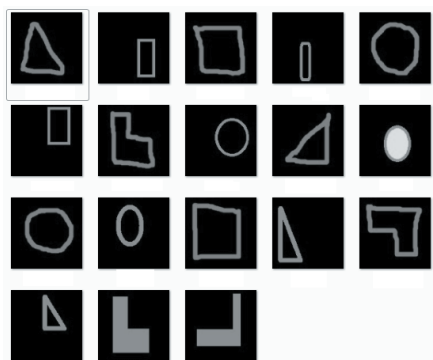


Рис. 6. Тестовые изображения

На этапе обучения сеть сходится после 10 000 эпох со среднеквадратичной ошибкой, равной 0,001. Программа протестирована 50 раз с использованием тестовой базы данных, состоящей из 18 изображений (рис. 6). Частота появления ошибок составляет 0,1 %.

Для проверки эффективности работы алгоритма созданы другие базы данных тренировки и тестирования (рис. 7). Полученные результаты показали, что алгоритм позволяет распознавать достаточно сложные фигуры, состоящие из простых элементов (круг, эллипс, треугольники и т. д.) с высокой точностью: в результате обработки данных, показанных на рис. 7,

после 30 тестов обнаружены две ошибки (частота ошибок – 0,15 %).

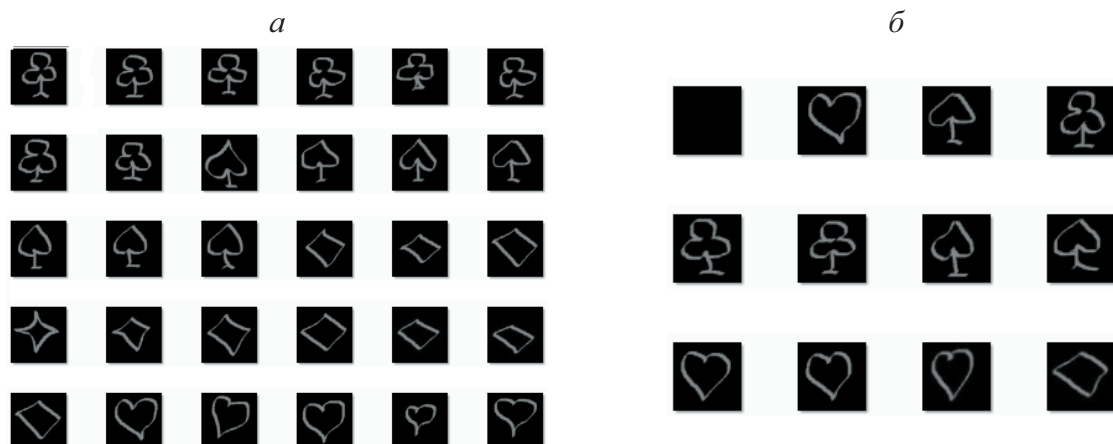


Рис. 7. Распознавание сложных фигур:

*a* – обучение; *б* – тестирование

**Выводы.** Таким образом, создана программа для распознавания фигур на основе анализа контура с использованием фурье-дескрипторов и нейронной сети. Показано, что применение фурье-дескрипторов и нейронных сетей является эффективным методом решения задачи распознавания объектов. Разработанная программа способна распознавать сложные фигуры с высокой точностью.

#### Список литературы

1. FOLKERS A., SAMET H. Content-based image retrieval using Fourier descriptors on a logo database // Proc. of the 16th Intern. conf. on pattern recognition, Quebec (Canada), 11–15 Aug. 2002. Washington: IEEE Computer Soc., 2002. V. 3. P. 521– 524.
2. ZHANG D., LU G. Review of shape representation and description techniques // Pattern Recognition. 2004. V. 37. P. 1–19.
3. NIXON M. Feature extraction and image processing / M. Nixon, A. Aguado. Oxford: Elsevier, 2008. 406 p.
4. PATTERN recognition techniques, technology and applications / Ed. by Peng-Yeng Yin. Croatia: In-Tech, 2008. 626 p.
5. GHUNEIM A. G. Moore-neighbor tracing // Contour Tracing. 2010. [http://www.imageprocessingplace.com/downloads\\_V3/root\\_downloads/tutorials/contour\\_tracing\\_Abeer\\_George\\_Ghuneim/moore.html](http://www.imageprocessingplace.com/downloads_V3/root_downloads/tutorials/contour_tracing_Abeer_George_Ghuneim/moore.html).
6. FAUSETT L. V. Fundamentals of neural networks-architectures, algorithms, and applications. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1993. 461 p.

*Нгуен Тоан Тханг – асп. Института кибернетики Томского политехнического университета; тел.: (382-2)70-16-09; e-mail: thangngt.cntt@gmail.com*

Дата поступления – 02.11.11