

УДК 004.852, 004.855.5

## **НЕЙРОСЕТЕВОЙ АЛГОРИТМ ВЫДЕЛЕНИЯ КОНТУРОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ, ОСНОВАННЫЙ НА ВЕЙВЛЕТЕ ГАБОРА**

М.В. Акинин, Т.И. Лапина, М.Б. Никифоров

*В статье описан алгоритм выделения контуров на многоканальных изображениях, основанный на моделировании зрительной системы человека с помощью многослойной искусственной нейронной сети (ИНС) и вейвлета Габора.*

*Ключевые слова: многослойная искусственная нейронная сеть, вейвлет Габора, генетический алгоритм, параллельные вычисления.*

В современной прикладной обработке изображений имеется ряд задач, требующих решения в режиме, близком к реальному времени. Данные задачи возникают в ходе оперативного мониторинга экологической обстановки, в процессе построения автоматических систем навигации, уточняющих данные по результатам видеосъемки [1] и в ряде других задач.

Одной из таких задач является задача выделения контурного препарата достаточного для дальнейшего автоматизированного совмещения видеоданных с электронными картами местности [2]. Решение данной задачи, пригодное для массового применения, должно удовлетворять следующим требованиям:

- 1) небольшие временные затраты;
- 2) низкая стоимость решения;
- 3) точность, достаточная для дальнейшего автоматизированного совмещения изображения с электронной картой.

Последнее требование предполагает выделение не всех хорошо различимых с точки зрения человеческого глаза контуров, но выделение наиболее протяженных контуров и их дополнительное (в зависимости от характера контуров) сглаживание. Так, например, сглаживание может потребоваться при выделении контура водного объекта, зашумленного растительностью, произрастающей на берегу и отсутствующей на карте [3].

Существующие алгоритмы выделения контуров не удовлетворяют в полной мере перечисленным выше условиям:

1) алгоритмы, основанные на дифференциальных операторах и операторе Собеля (в том числе, алгоритм Кенни) – выделяют большое число контуров, не существенных для решения задачи автоматизированного совмещения изображения с электронной картой, что ведет к увеличению вычислительной и временной сложностей алгоритма совмещения;

2) эвристические алгоритмы, моделирующие контуры объектов на изображении (метод Хафа), и прочие алгоритмы – предполагают существенные вычислительные затраты, связанные с большим количеством операций с плавающей точкой.

Целью данной работы является разработка алгоритма выделения контуров, полностью удовлетворяющего перечисленным выше требованиям.

Одним из подходов к разработке алгоритмов выделения контуров, удовлетворяющих поставленным условиям, является подход, основанный на моделировании зрительной системы человека, поскольку зрительная система человека является одним из лучших средств выделения контуров на изображениях из известных современной науке.

В настоящей статье рассматривается один из алгоритмов выделения контуров на изображении, основанный на моделировании зрительной системы человека с помощью многослойной ИНС и вейвлета Габора.

С математической точки зрения задача выделения контуров заключается в следующем. Пусть имеется  $K$  канальное изображение  $I$  размером  $M$  строк пикселей на  $N$  столбцов пикселей (1):

$$I = [i(m, n, k)],$$

$$m = \overline{1, M}; n = \overline{1, N}; k = \overline{1, K}, \quad (1)$$

$$i(m, n, k) \in [0, 1]; M, N, K > 0.$$

Функция *contour* выделения контуров на изображении имеет вид (2):

$$C = \text{contour}(I); C = [c(m, n)]; c(m, n) \in \{0, 1\}. \quad (2)$$

Функция *contour* ставит изображению  $I$  в однозначное соответствие одноканальное бинарное изображение  $C$ , пиксели  $c(m, n)$  которого установлены в 1, если соответствующие пиксели  $i(m, n)$  изображения  $I$  содержат контуры объектов, и в 0 в противном случае.

Анализ информации, поступающей в мозг человека от первичных зрительных органов, происходит с использованием крайне сложной системы нейронов. В частности, как показано в [4], для получения информации о контурах на изображении мозг человека использует сложные преобразования, схожие с вейвлет-преобразованием Габора. Поэтому вейвлет Габора может быть использован для достаточно точного моделирования действий зрительной системы человека по выделению и анализу контуров объектов на изображении.

Двухмерное вейвлет-преобразование Габора имеет вид (3):

$$gabor(x', y') = \exp\left(\frac{x'^2 + y'^2}{2\pi\sigma}\right) \cos(\lambda x' + \omega y'),$$

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

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta.$$
(3)

На основе вейвлета Габора может быть построен цифровой фильтр  $f(\sigma, \lambda, \omega, \theta)$ , размер которого  $S_f$  адаптивно настраивается в зависимости от масштаба изображения.

Материнская функция вейвлета Габора обладает следующими параметрами:

- 1)  $\sigma$  - стандартное отклонение распределения Гаусса, входящего в состав вейвлета Габора;
- 2)  $\lambda, \omega$  - коэффициенты при координатах  $x$  и  $y$ ;
- 3)  $\theta$  - угол относительно оси ОХ, относительно которого оценивается сила контуров.

Таким образом, для выделения контуров на изображении, необходимо сгенерировать набор фильтров  $F$  (4):

$$F = \{f_1, \dots, f_i(\sigma, \lambda, \omega, (i-1)\delta\theta), \dots, f_{S_F}\},$$

$$S_F > 0; \quad \delta\theta = \frac{\pi}{S_F}$$
(4)

Применение набора фильтров  $F$  к изображению  $I$  позволяет получить на выходе набор изображений  $W$  (5), каждое из которых содержит оценку силы контуров, идущих под углом  $(i-1)\delta\theta$ , в пикселях исходного изображения  $I$ :

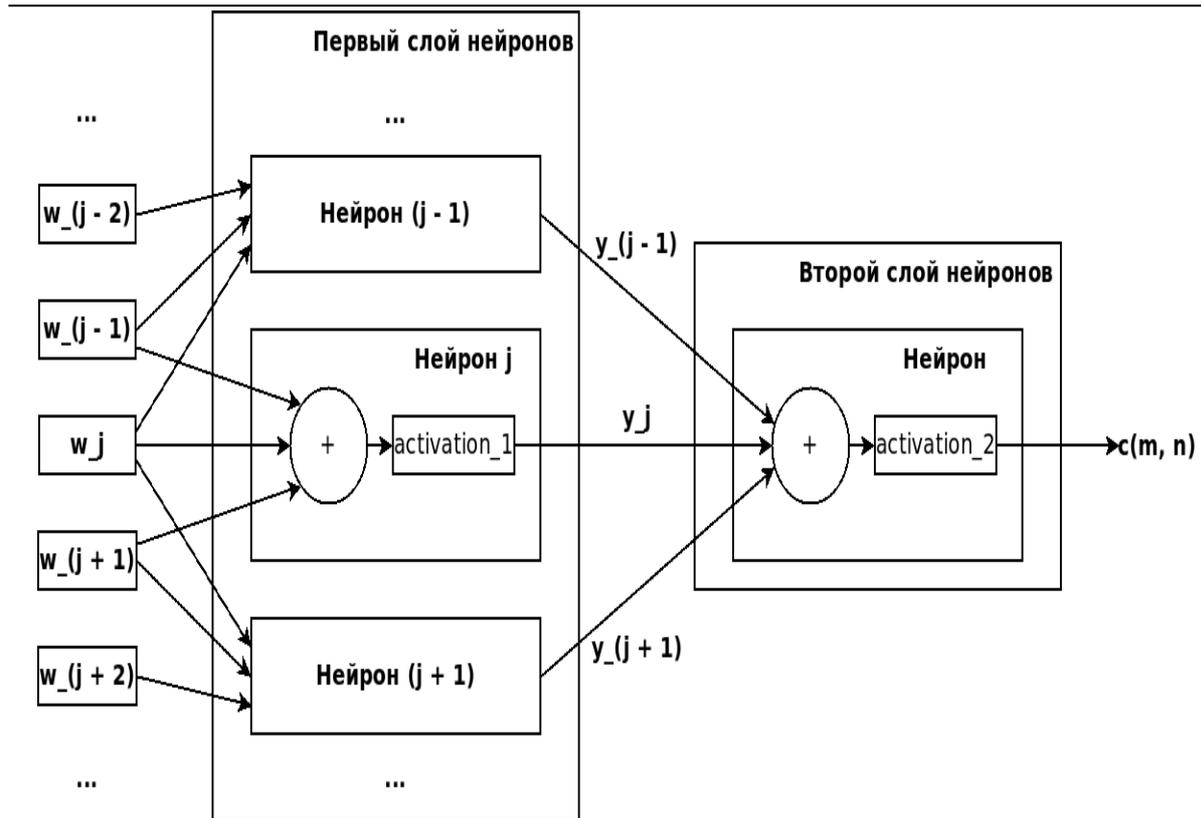
$$W = \{W_1, \dots, W_i, \dots, W_{S_F}\},$$

$$W_i = [w_i(m, n)].$$
(5)

Применение набора фильтров  $F$  к изображению  $I$  может быть описано как обработка изображения  $I$  с помощью многослойной ИНС  $N_1$  [5]. Действительно, каждый из фильтров можно рассматривать как отдельный нейрон с линейной функцией активации.

Задача выделения контуров на изображении заключается в выборе контурных пикселей  $i(m, n)$  исходного изображения по результатам анализа набора изображений  $W$ .

Для принятия решений о нахождении в пикселе  $i(m, n)$  контура может быть использована многослойная ИНС  $N_2$ , структурная схема которой приведена на рис. 1.



**Рис. 1. Структурная схема многослойной ИНС, используемой для принятия решения о нахождении контура в пикселе**

Алгоритм работы ИНС  $N_2$  состоит из следующих этапов:

1) на вход каждого нейрона  $n_j$ ;  $j = \overline{2, S_F - 1}$  первого слоя сети подаются тройки пикселей

$$w'_j = \{w_{j-1}(m, n), w_j(m, n), w_{j+1}(m, n)\};$$

2) тройки пикселей суммируются:  $S_1 = \{S_{1j} = |\sum w'_j|\}$ ;

3) к суммам  $S_1$  применяется пороговая функции активации  $activation_1$  с порогом  $T_1$  (6):

$$y_j = activation_1(S_{1j}) = \begin{cases} S_{1j}; & S_{1j} \geq T_1 \\ 0; & S_{1j} < T_1 \end{cases}, \quad (6)$$

$$y = \{y_j\}; T_1 \in [0,1].$$

4) единственный нейрон второго слоя суммирует свои входы:  $S_2 = \sum_j y_j$ ;

5) к сумме  $S_2$  применяется пороговая функция активации  $activation_2$  с порогами  $T_2$  и  $T_3$  (7):

$$c(m, n) = activation_2(S_2) = \begin{cases} 1; T_2 \leq S_2 \leq T_3 \\ 0; S_2 < T_2 \cap S_2 > T_3 \end{cases}, \quad (7)$$

$$T_2 > 0.$$

Первый слой ИНС  $N_2$  оценивает силу контуров на изображении  $I$  в соответствующих диапазонах направлений. Второй слой ИНС  $N_2$  оценивает наличие контуров в каждом из пикселей изображения — небольшое значение суммы  $S_2$  предполагает наличие в пикселе слабого контура, относящегося, скорее всего, к шумовым контурам; слишком большое значение суммы  $S_2$  указывает на нахождение пикселя на пересечении нескольких контуров — пиксель может находиться на пересечении двух или трех контуров, но, когда количество таких контуров больше трех, данный пиксель можно удалить — скорее всего, каждый из контуров, проходящих через пиксель, является достаточно широким и анализируемый пиксель попадает в центр линии контура.

Окончательно, алгоритм выделения контуров на изображении состоит из следующих основных этапов:

1) прогон изображения  $I$  через ИНС  $N_1$  с получением на выходе набора изображений  $W$ :  $W = N_1(I, \sigma, \lambda, \omega, S_f, S_F)$ ;

2) прогон набора изображений  $W$  через ИНС  $N_2$  с получением на выходе бинарного контурного изображения  $C$ :  $C = N_2(W, T_1, T_2, T_3)$ .

Предложенный алгоритм выделения контуров обладает следующими параметрами:

1) нейронная сеть  $N_1$ :  $\sigma, \lambda, \omega, S_f, S_F$ ;

2) нейронная сеть  $N_2$ :  $T_1, T_2, T_3$ .

Параметры нейронной сети  $N_1$  подбираются экспериментально с целью ускорить процесс подбора.

Нейронная сеть  $N_2$  может быть обучена с использованием генетического алгоритма [6] на тестовом наборе изображений  $E$  (8), для каждого из которых вручную создается бинарное контурное изображение  $C$ :

$$E = \{E_i\}; i = \overline{1, S_E}; S_E > 0. \quad (8)$$

Каждая особь популяции кодирует набор параметров  $T_1, T_2, T_3$  ИНС  $N_2$ . В качестве функции приспособленности может использоваться функция  $q(T_1, T_2, T_3, E_i, E_i^c)$ , которая рассчитывает количество пикселей изображения  $E_i$ , в которых контур выделен неправильно.

Описанный алгоритм выделения контуров может быть эффективно распараллелен. Каждый нейрон ИНС  $N_1$  и  $N_2$  может рассматриваться как обособленный модуль, работающий независимо от прочих нейронов. Па-

параллельная работа нейронов ИНС  $N_1$  и  $N_2$  может быть организована на базе видеокарты, поддерживающей общие вычисления, поскольку видеокарты данного класса располагают большим количеством независимых вычислительных ядер в отличие от многоядерных процессоров общего назначения, располагающих, в лучшем случае, 16-ью и 32-мя вычислительными ядрами.

Процесс обучения ИНС  $N_2$  может быть распараллелен на вычислительном кластере, организованном с помощью технологии (англ.) Message Passing Interface (MPI). Каждый вычислительный узел кластера на очередной итерации генетического алгоритма будет рассчитывать значение функции приспособленности для соответствующей особи текущей популяции.

Эксперимент по выделению контуров с использованием описанного алгоритма был поставлен на видеопоследовательности размером 1914 кадров с кадрами размером 600 строк пикселей на 800 столбцов пикселей. Видеопоследовательность содержит запись полета дельтаплана над местностью, расположенной в средней полосе России. Кадры видеопоследовательности содержат несколько объектов с достаточно четкими границами: река, озера, линия горизонта — а также объекты с нечеткими границами: населенные пункты, лесопосадки, сельскохозяйственные угодья. Каждый кадр видеопоследовательности содержит красный, зеленый и синий спектральные каналы. Видеопоследовательность в существенной степени зашумлена: на однотонных областях кадра присутствуют слабые вариации яркости вследствие чего некоторые алгоритмы выделения контуров дают на изображении множественные шумовые контуры. Шум вызван неточностью описания передаточной функции оптико-электронной системы камеры, установленной на дельтаплан [7].

Для минимизации шумов кадры видеопоследовательности предварительно были обработаны по следующему алгоритму:

- 1) изображения были размыты с помощью билинейной фильтрации с большим окном;
- 2) к изображению был применен алгоритм деконволюции Люси - Ричардсона.

Таким образом, шумовые контуры были устранены с помощью операции размытия, после чего с помощью операции деконволюции были восстановлены контуры на границах объектов.

К каждому кадру видеопоследовательности был применен описанный нейросетевой алгоритм выделения контуров со следующими значениями параметров:  $\sigma = 2, \lambda = \frac{\pi}{6}, \omega = \frac{\pi}{6}, S_f = 7, S_F = 10$  ю

Параметры  $T_1, T_2, T_3$  ИНС  $N_2$  были подобраны с помощью описанного выше генетического алгоритма.

Для эксперимента использовалась вычислительная система, обладающая следующими характеристиками:

1) аппаратная часть: CPU - Intel Core i5-3337U с 4-мя вычислительными ядрами, работающими на частоте 2.7 ГГц; оперативная память объемом 4 Гб., работающая по технологии DDR 3 на частоте 1333 МГц; видеокарта AMD Radeon HD 7670M с ОЗУ объемом 2 Гб. и 384-мя вычислительными ядрами работающими на частоте 775 МГц; жесткий диск объемом 1 Тб; монитор; клавиатура;

2) программная часть: операционная система GNU/Linux с ядром версии 3.10.9, программная библиотека glibc версии 2.18, программная библиотека OpenMPI версии 1.6.5.

На рис. 2 и 3 приведены результаты выделения контуров на одном из кадров видеопоследовательности.



*Рис. 2. Кадр видеопоследовательности*



*Рис. 3. Результат выделения контуров*

Качество выделения контуров оценивалось с помощью функции  $q$ . В среднем на кадр видеопоследовательности алгоритм продемонстрировал погрешность в 0.0127 некорректных пикселей, что является на порядок более низким результатом, чем результаты, продемонстрированные популярными алгоритмами выделения контуров, описанными в [8].

По результатам проведенных экспериментов можно сделать вывод о том, что предложенный алгоритм выделения контуров удовлетворяет требованиям, предъявленным к алгоритму выделения контуров задачей автоматизированного совмещения изображения и электронной карты.

Параллельная версия предложенного алгоритма выделения контуров обладает низкими временными затратами, способна работать на относительно дешевых (по сравнению с прочими средствами распараллеливания вычислений) многоядерных видеопроцессорах, поддерживающих технологию общих вычислений на видеокарте, и позволяет получить достаточную для автоматизированного совмещения точность выделения наиболее значимых (протяженных и ярко выраженных) контуров на изображении.

### Список литературы

1. Никифоров М.Б. Проектирование бортовых вычислителей реального времени. // Вестник РГРТУ. Приложение. Рязань: Рязанский государственный радиотехнический университет. 2012. С. 13 – 18.
2. Елесина С.И., Логинов А.А., Никифоров М.Б. Корреляционно – экстремальные навигационные системы. // Вестник РГРТУ. Приложение. Рязань: Рязанский государственный радиотехнический университет. 2012. С. 44 – 47.
3. Аршакян А.А., Будков С.А., Ларкин Е.В. Эффективность селекции точечных сигналов, сопровождаемых импульсной помехой. // Известия Тульского государственного университета. Серия Технические науки. Выпуск 12. Тула: Тульский государственный университет. 2012. С. 198 - 204.
4. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. // пер. с английского А.В. Назаренко, И.Ю. Дорошенко. М.: Издательский дом «Вильямс». 2004. 928 с.
5. Акинин М.В., Логинов А.А., Никифоров М.Б.. Способы описания текстур в задачах построения топографических карт. // Материалы XI Международной научно-технической конференции «АВИА — 2013» (том 4). Украина, Киев: НАУ 2013. С. 27.36 - 27.40.
6. Akinin M.V., Konkin Y.V., Nikiforov M.B. Using Kitano's grammar encoding for finding optimal multilayer artificial neural network without feedback in image processing problems // Science and Education: Materials of the III

International research and practice conference (vol. I). Germany, Munich: Vela Verlag Waldkraiburg. 2013. С. 82 - 88.

7. Ларкин Е.В. Передаточные функции оптико-электронных систем. // Интеллектуальные и информационные системы. Материалы Всероссийской научно-технической конференции «Интеллект-2009». Тула: Тульский государственный университет. 2009. С. 157 - 159.

8. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений // пер. с английского под редакцией П.А. Чочиа. М.: Техносфера. 2005. 1072 с.

*Акинин Максим Викторович, аспирант, verzhak@gmail.com, Россия, Рязань, Рязанский государственный радиотехнический университет, кафедра «Космические технологии»,*

*Лапина Татьяна Ивановна, магистрант, tanya-lapina64@mail.ru, Россия, Рязань, Рязанский государственный радиотехнический университет, кафедра «Электронные вычислительные машины»,*

*Никифоров Михаил Борисович, кандидат технических наук, доцент, nikiforov.m.b@evm.rsreu.ru, Россия, Рязань, Рязанский государственный радиотехнический университет, кафедра «Электронные вычислительные машины».*

#### *CONTOUR DETECTION ALGORITHM, BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK AND GABOR WAVELET*

*M.V. Akinin T.I. Lapina, M.B. Nikiforov*

*Describes an algorithm for edge detection of multi-channel images, based on the simulation of the human visual system with the artificial neural network and Gabor wavelet.*

*Key words: multi layer artificial neural network, Gabor wavelet, genetic algorithm, parallel computing.*

*Akinin Maxim Victorovich, postgraduate, verzhak@gmail.com, Russia, Ryazan, Ryazan State Radio Engineering University,*

*Lapina Tatiana Ivanovna, student, tanya-lapina64@mail.ru, Russia, Ryazan, Ryazan State Radio Engineering University,*

*Nikiforov Michael Borisovich, candidate of technical science, docent, nikiforov.m.b@evm.rsreu.ru, Russia, Ryazan, Ryazan State Radio Engineering University.*