

Д.т.н., проф. Е.Г. Жилияков, А.Ю. Лихошерстный  
(НИУ «БелГУ»)

E.G. Zhylyakov, A.U. Likhosherstnyy

**МЕТОД НЕЙРОСЕТЕВОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ  
НА АЭРОКОСМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ  
ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ**

**NEURAL NETWORK METHOD FOR RECOGNITION OF OBJECTS  
IN THE PICTURE IS OF THE EARTH'S SURFACE**

*В статье рассматривается новый метод распознавания объектов на снимках земной поверхности на основе построения нейронной сети, в которой вычисляются доли энергии выделяемых объектов*

*In the article discusses a new method for recognition of objects or images the earth's surface by constructing a neural network which calculated the proportion of energy allocated objects*

*Ключевые слова аэрокосмические снимки, нейронная сеть, частотное представление, доли энергии, распознавание образов*

*Key words aerospace images, neural network, frequency representation, the proportion of energy pattern recognition*

Одним из важнейших направлений мониторинга земной поверхности служит космофотосъемка. При этом информация извлекается на основе анализа полученных со спутников космофотоизображений (изображений, полученных в результате съемки, выполненной специальной аппаратурой из космоса).

Мониторинг состояния земной поверхности осуществляется на основе процесса дешифрирования снимков и, в частности, выделения объектов с той или иной точки зрения, составляющих единый класс. Такие процедуры естественно называть распознаванием объектов. Причем для реализации этой процедуры применяется предварительное обучение, заключающееся в описании класса искомым объектов на основе задания значений признаков из некоторого их пространства. Выбор пространства признаков является важнейшим этапом подготовки к решению задачи распознавания объектов. Другой важный аспект процедуры распознавания заключается в выборе инструмента, с помощью которого производится сопоставление значе-

ний признаков анализируемого объекта с их значениями, полученными на этапе обучения. Предполагается, что этап обучения осуществляется по объекту-образу (фрагменту изображения), который указывается оператором, в т.ч. непосредственно на обработанном изображении.

Одним из современных подходов к распознаванию объектов на аэрокосмических изображениях является построение нейронных сетей. Одной из ведущих программных систем, использующих для дешифрирования нейронные сети, является ENVI. Для автоматизированного распознавания объектов на аэрокосмических снимках эта программная система использует следующие три группы признаков распознавания: геометрические (форма, размер); яркостные (уровень яркости, цвет); структурные (текстура, структура). Недостатками таких подходов являются:

- сложность распознавания в условиях сильных помех на изображении;
- необоснованное отнесение объектов снимка в один и тот же класс (рис. 1);
- слабая адаптация существующих методов автоматизированного распознавания к изменяющимся условиям съемки и обработки изображений.

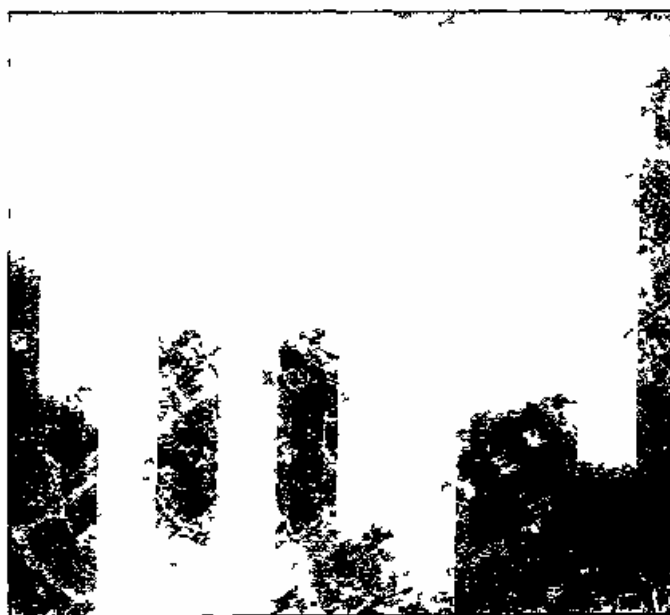


Рис. 1

Результат распознавания частных домов байесовским методом в ENVI

Одной из перспективных возможностей изменения ситуации в области автоматизированного распознавания является разработка и внедрение программно-технологических средств, использующие новые методы обработки космофотоснимков на основе частотных представлений.

Новизна идеи состоит в использовании нового метода обнаружения и выделения объектов, где в качестве группы признаков распознавания берутся энергетические характеристики изображения (доли энергии распознаваемых объектов) и на их основе строится нейронная сеть.

Основная цель состоит в разработке, исследовании и программной реализации нейросетевой технологии распознавания объектов на аэрокосмических изображениях на основе анализа распределения их энергий по частотным интервалам.

Поставленная цель достигается решением следующих конкретных задач:

1. Построение нейронной сети для выделения и идентификации объектов на космических снимках, группами признаков распознавания для которого являются доли энергии каждого объекта изображения;
2. Программная реализация разработанных алгоритмов;
3. Оценивание работоспособности разработанных алгоритмов на основе вычислительных экспериментов с реальными изображениями.

Изображение можно определить как двумерную функцию  $f_{ik}$ , где  $i=1,2,\dots,M$  и  $k=1,2,\dots,N$  – координаты в пространстве (конкретно, на плоскости), и значение  $f$  которой в любой точке, задаваемой парой координат  $(I,k)$ , называется интенсивностью изображения в этой точке [1,2,6].

Частотным представлением функции  $f_{ik}$  называется следующее выражение [3-5]:

$$f_{ik} = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} F(u, v) e^{juI} e^{jvk} dudv \quad (1)$$

Здесь  $e^{juI}$  и  $e^{jvk}$  – базисные функции (функции представляются в базисе Фурье), аргументы  $u$  и  $v$  – круговые частоты, отражающие периодичность (цикличность) изменений исходной функции  $f_{ik}$  с изменением аргументов  $I$  и  $k$ .

## ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ

В качестве весовой функции  $F(u,v)$  можно использовать трансформанту Фурье:

$$F(u, v) = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N f_{ik} e^{-ju(i-1)} e^{-jv(k-1)} \quad (2)$$

На основе равенства Парсеваля энергию изображения можно представить в виде суммы:

$$\sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N f_{ik}^2 = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |F(u, v)|^2 du dv = \sum_{r=1}^{R_x} \sum_{m=1}^{R_y} P_{\Omega_{r,m}} \quad (3)$$

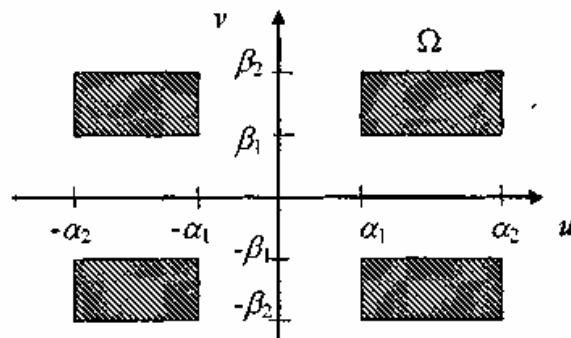
где значение доли энергии  $P_{\Omega_{r,m}}$  двумерного сигнала  $f_{ik}$  в двумерной частотной области  $\Omega_{ik}$ :

$$P_{\Omega_{r,m}} = \frac{1}{4\pi^2} \iint_{(u,v) \in \Omega_{ik}} |F(u, v)|^2 du dv \quad (4)$$

В качестве области  $\Omega_{ik}$  рассматривается следующая центрально-симметричная область частотной плоскости [4]:

$$\begin{aligned} \Omega_{ik} : \{ \Omega_{ik}(u, v) \mid & (u \in [\alpha_1, \alpha_2], v \in [\beta_1, \beta_2]) \cup \\ & (u \in [\alpha_1, \alpha_2], v \in [-\beta_2, -\beta_1]) \cup (u \in [-\alpha_2, -\alpha_1], v \in [-\beta_2, -\beta_1]) \cup \\ & (u \in [-\alpha_2, -\alpha_1], v \in [\beta_1, \beta_2]) \} \end{aligned} \quad (5)$$

где  $0 \leq \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2 \leq \pi$



$$-\pi \leq u, v \leq \pi$$

Если в правую часть представления (4) подставить определение (2), то после преобразований можно получить соотношение [5]:

$$P_{rm} = \frac{\text{trac}(A_r^T \cdot \Phi \cdot B_m \cdot \Phi^T)}{\sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N f_{ik}^2} \quad (6)$$

где элементы матриц  $A=(a_{i1}i_2)$  и  $B=(b_{k1}k_2)$  вычисляются следующим образом:

$$a_{i_1 i_2} = \begin{cases} \frac{\text{Sin}(\alpha_2(i_1 - i_2)) - \text{Sin}(\alpha_1(i_1 - i_2))}{\pi(i_1 - i_2)}, & i_1 \neq i_2, \\ \frac{\alpha_2 - \alpha_1}{\pi}, & i_1 = i_2, \end{cases}$$

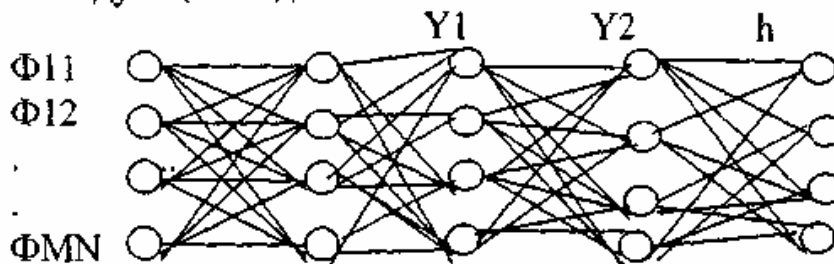
$$b_{k_1 k_2} = \begin{cases} \frac{\text{Sin}(\beta_2(k_1 - k_2)) - \text{Sin}(\beta_1(k_1 - k_2))}{\pi(k_1 - k_2)}, & k_1 \neq k_2, \\ \frac{\beta_2 - \beta_1}{\pi}, & k_1 = k_2. \end{cases} \quad (7)$$

Здесь  $\Phi$  – исходное изображение,  $\text{trac}$  – след матрицы.

Возможность проведения анализа изображений на основе частотных представлений определяется тем, что в графических данных, зачастую, наблюдается квазипериодичность отображаемых процессов. На изображении могут присутствовать повторяющиеся объекты, которые задают некоторую периодичность изменения яркости изображения.

На первом шаге на изображении выделяется определенный объект, который будет служить эталоном для распознавания других подобных объектов.

На втором шаге строится нейронная сеть. Топология сети имеет следующий вид:



Входной слой  $P_{rm}$     Скрытые слои    Слой распознавания

Здесь на входной слой подаются исходные данные (значения интенсивностей пикселей изображения). В скрытом слое вычисляется

энергетический спектр, а на его выходе сумма произведений значений долей энергии и весовых коэффициентов. На слое распознавания вычисляется ошибка распознавания (относительная среднеквадратическая погрешность) относительно желаемого отклика.

Алгоритм обучения имеет следующий вид:

1. Поступление на входной слой исходных данных.
2. Инициализация весовых коэффициентов:  
 $w_{ijk} = 1/(1 + M * N), i = 1, \dots, M; j = 1, \dots, N; k = 1, \dots, M * N$
3. While (имеются входные данные) do:
  - a) Подача на вход сети новых значений интенсивности изображения;
  - b) Вычисление энергетического спектра и значений выходов сети:

$$P_{im} = \frac{\text{tr}ec(A_i^T \cdot \Phi \cdot B_m \cdot \Phi^T)}{\sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N f_{ik}^2} \quad (8)$$

Первый скрытый слой  $y_{ij} = \sum_{k=1}^{R_1 * R_2} w_{1ijk} (P_{ijk} - P_{cp})^2$ ,

$$Y_{1ij} = \frac{1}{1 + e^{-y_{ij}}}$$

Второй скрытый слой  $y_{ij} = \sum_{k=1}^{R_1 * R_2} w_{2ijk} Y_{1ij}$ ,

$$Y_{2ij} = \frac{1}{1 + e^{-y_{ij}}}$$

- c) Изменение весовых коэффициентов для каждого скрытого слоя:

$$w_{1ijk} = w_{1ijk} + \mu (P_{ijk} - P_{cp}) Y_{1ij},$$

$$w_{2ijk} = w_{2ijk} + \mathcal{G} Y_{1ij} Y_{2ij}. \quad (9)$$

где  $\mu$  и  $\mathcal{G}$  - коэффициенты скорости обучения.

- d) Вычисление относительной среднеквадратической погрешности:

$$h = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{R_1} \sum_{j=1}^{R_2} (P_{ij}^{эм} - Y_{2ij})}{\sum_{i=1}^{R_1} \sum_{j=1}^{R_2} (P_{ij}^{эм})^2}} \quad (10)$$

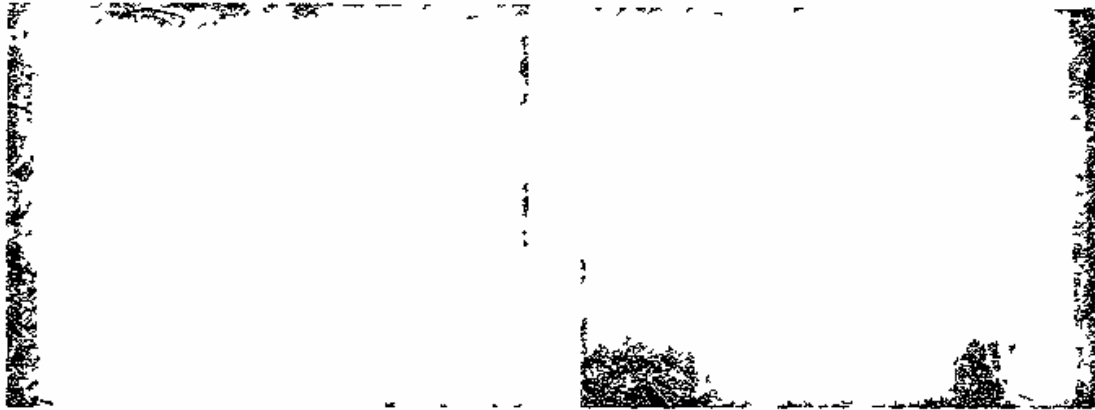
где  $P_{ij}^{эм}$  - желаемый отклик.

е) Если  $h$  больше заданного порога, то перейти к шагу в).

Иначе:

ф) Конец.

Результаты распознавания представлены на рисунке.



Расознавание многоэтажных домов

Ошибки распознавания первого и второго рода:

$$Er_1 = \frac{N_{o1}}{N_{пол}} * 100\% = 14,28\% \quad Er_2 = \frac{N_{o2}}{N_{пол}} * 100\% = 0\%$$

где:  $N_{o2}$  - количество объектов, ошибочно отнесенных к интересующему классу распознавания;

$N_{пол}$  - количество объектов на снимке, которые относятся к классу распознавания;

$N_{o1}$  - количество объектов, принадлежащих к классу распознавания, но не отнесенных к нему.

В ходе проделанной работы была построена нейронная сеть с использованием в качестве признаков распознавания энергетических характеристик объектов, которая распознает любые классы объектов. При распознавании многоэтажных домов ошибка первого

рода составила 6,94%, второго рода – 0%. Эксперименты показали высокую работоспособность разработанной нейронной сети.

### Литература

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М., Техносфера, 2006. 1072 с.
2. Грузман И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах. Учеб. пособ. Новосибирск, 2000. 166 с.
3. Жилияков Е.Г. Вариационные методы анализа и построения функций по эмпирическим данным на основе частотных представлений. Белгород, БелГУ, 2007. 160 с.
4. Жилияков Е.Г., Черноморец А.А., Лысенко И.В. Метод определения точных значений долей энергии изображений в заданных частотных интервалах. – "Вопросы радиоэлектроники", сер. РЛТ, 2007, вып. 4, с. 115-123.
5. Жилияков Е.Г., Черноморец А.А. Оптимальная фильтрация изображений на основе частотных представлений. – "Вопросы радиоэлектроники", сер. ЭВТ, 2008, вып.1, с.118-132.
6. Ярославский Л.П. Введение в цифровую обработку изображений. М., Сов. радио, 1979. 312 с.

*Работа выполнена при поддержке ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры для инновационной России» на 2009-2013 годы, гос контракт № 14 740 11 0390*

*Статья поступила 09.12.2011*

**Д.т.н., проф. Е.Г. Жилияков, к.т.н., доц. А.А. Черноморец,  
д.ф.-м.н., проф. А.В. Глушак (НИУ «БелГУ»)**

**E.G. Zhilyakov, A.A. Chernomorets, A.V. Glushak**

**КОМПЬЮТЕРНАЯ ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ С  
РАЗЛОЖЕНИЕМ НА ПРОСТЕЙШИЕ**

**COMPUTER IMAGE PROCESSING BASED ON DECOMPOSITION  
INTO SIMPLE COMPONENTS**

*Рассматривается подход к обработке изображений на основе их разложения на простейшие взаимортогональные*