

УДК 528.854

## ОБОСНОВАНИЕ МЕТОДА РАДИАЛЬНЫХ БАЗИСНЫХ ФУНКЦИЙ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ГЕОПРОСТРАНСТВЕННЫХ ОБЪЕКТОВ

*д-р техн. наук, проф. А.С. ЯРМОЛЕНКО*

*(Новгородский государственный университет им. Ярослава Мудрого, Россия);*

*О.А. КУЦАЕВА*

*(Белорусская государственная сельскохозяйственная академия, Горки)*

Развитие новых и более достоверных методов распознавания образов является к настоящему времени актуальной проблемой. По значениям радиальных базисных функций составляется система уравнений и находятся коэффициенты разделяющей плоскости, которые позволяют расширить класс классификационных объектов и повысить их устойчивость. Уравнения составлялись как с пороговым свободным членом, так и без него. По результатам теоретических разработок составлен программный комплекс, осуществляющий классификацию объектов, который состоит из двух взаимосвязанных программных модулей: *oro\_data\_corr24bitRBF1.pro* и *Sub Макрос1ENVI\_RBF()*. Первый написан в среде алгоритмического языка IDL комплекса ENVI, а второй – в среде VISUAL BASIC Excel. Исследования показали, что метод радиальных базисных функций (RBF) при рекомендованных в настоящей работе параметрах позволяет однозначно классифицировать все объекты.

**Ключевые слова:** радиальные базисные функции, классификация объектов, программный комплекс ENVI, алгоритмический язык IDL.

**Введение.** Согласно [1, с. 351], радиальные функции и машинные векторы [1, с. 423] являются приоритетными методами классификации образов по следующим причинам:

1. Они позволяют избегать сингулярной матрицы решений. При наличии особенных матриц возникает необходимость их регуляризации [1, с. 365], оценки параметра регуляризации. Все это снижает устойчивость классификации.

Введение радиальных базисных функций позволяет расширить класс классификационных объектов и повысить их устойчивость.

Радиальные базисные функции (RBF) – это функция, преобразующая сигнал из пространства сигналов в пространство признаков. К настоящему времени в соответствии с теоремой Мичелли (С.А. Michelli) [2] выведены некоторые такие функции. Среди них особое место занимает функция Гаусса в качестве RBF. Получаемая с ее помощью матрица решений несингулярна и даже положительно определена.

2. Функция RBF повышает и точность решений, что также указывается в [1].

3. Машины опорных векторов (МОВ) базируются на обучающих опорных векторах. Опорные векторы – это небольшое множество обучающих данных, отбираемых алгоритмом. На их основе строятся разделяющие поверхности, т.е. поверхности классификации. Применяемые совместно с RBF машины опорных векторов позволяют строить также устойчивые алгоритмы [1, с. 418].

4. Развитие машины опорных векторов и метода RBF значительно дополняет общую теорию нейронных сетей [1].

### 1. Алгоритм решения задачи

В методе RBF [2, с. 351] в задаче классификации составляется система линейных уравнений для неизвестных весовых коэффициентов:

$$\begin{pmatrix} \varphi_{11} & \varphi_{12} & \dots & \varphi_{1n} & 1 \\ \varphi_{21} & \varphi_{22} & \dots & \varphi_{2n} & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \varphi_{n1} & \varphi_{n2} & \dots & \varphi_{nn} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h' \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \dots \\ d_n \end{pmatrix}, \quad (1)$$

или

$$\Phi h^T + I(\alpha b) = d. \quad (2)$$

Здесь  $\varphi_{ij}$  – значение радиальной функции между векторами  $x_i$  и  $x_j$  как элементы матрицы интерполяции  $\Phi$ ;

$h^T = \begin{pmatrix} h' \\ b \end{pmatrix}$  – вектор весов с учетом порога;  $d_i$  – элементы вектора желаемого отклика  $d$ ;  $b$  – порог (скаляр);

$\alpha$  – параметр интенсивности сигнала (скаляр) при пороге  $b$ .

Матрица линейных уравнений будет несингулярной, если все точки (векторы)  $x_i$  будут различаться [2, с. 352]. Единичный вектор в матрице (1) – это вектор коэффициентов порога, который в соответствии с теорией нейронных сетей может усиливать или ослаблять входной сигнал. В [1] отмечается, что его присутствие в задаче классификации определяется спецификой решения для определенной предметной области.

Система уравнений (2) может быть представлена как система условных уравнений, налагаемых на вектор весов  $h^T$ .

В зависимости от значения  $\alpha$  при ненулевом пороге входной сигнал может усиливаться или ослабляться. Сам вектор  $h^T$  будем находить при минимуме суммы квадратов его составляющих.

Если принять

$$h \ h^T = (h')^T \ h' + b^2, \quad (3)$$

то для решения задачи условного экстремума запишем функционал Лагранжа:

$$J = (h')^T \ h' + b^2 - 2K^T \ \Phi \ h' + I (\alpha b) - d = \min, \quad (4)$$

где  $I = (1, 1, 1, \dots, 1)^T$ ;  $K^T$  – вектор-строка неопределенных множителей Лагранжа (коррелат).

Приравняем его производные по определяемым параметрам нулю

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial h'} &= (h')^T - K^T \Phi = 0, \\ \frac{\partial J}{\partial b} &= b - K^T I \alpha = 0. \end{aligned} \quad (5)$$

Из (5) следует, что

$$\begin{aligned} (h')^T &= K^T \Phi, \\ b &= K^T I \alpha. \end{aligned} \quad (6)$$

Подстановка значений (6) в условное уравнение (2) приводит к нормальному уравнению

$$(\Phi \Phi^T + \alpha^2 (I \ I^T)) K \ d = 0. \quad (7)$$

В нем

$$(I \ I^T) = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \end{pmatrix}. \quad (8)$$

Из решения (7) получаем

$$K = (\Phi \Phi^T + \alpha^2 (I \ I^T))^{-1} d. \quad (9)$$

На основании (6) с учетом (9) найдем

$$\begin{aligned} h' &= \Phi^T (\Phi \Phi^T + \alpha^2 (I \ I^T))^{-1} d, \\ b &= \alpha I^T (\Phi \Phi^T + \alpha^2 (I \ I^T))^{-1} d. \end{aligned} \quad (10)$$

По значениям (10) составляется классификационная функция

$$\Phi_{11} \ F(x) = \sum_{i=1}^N h_i \ \Phi(\|x - x_i\|), \quad (11)$$

где  $x$ ,  $x_i$  – значения данных распознаваемого и обучающих объектов.

По значению классификационной функции определяется близость распознаваемого объекта к обучающему (эталонному).

В рассматриваемом примере обучающими данными являются значения пикселей изображения цифр 0...9, расположенные по столбцам матрицы  $B^T$  (12):

$$B^T = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (12)$$

Элементы матрицы интерполяции  $\Phi$  вычислялись по функции Гаусса:

$$\Phi_{kl} = \exp \left\{ - \left( - \sum_{j=1}^n (x_{kj} - x_{lj})^2 \right) \right\}.$$

Так, для цифр  $k = 1$  и  $l = 2$

$$\Phi_{12} = \exp \left\{ - \left( \begin{array}{l} (0-1)^2 + (1-1)^2 + (0-1)^2 + (0-0)^2 + (1-0)^2 + \\ +(0-1)^2 + (0-0)^2 + (1-1)^2 + (0-0)^2 + (0-1)^2 + \\ +(1-0)^2 + (0-1)^2 + (0-1)^2 + (1-1)^2 + (0-1)^2 \end{array} \right) \right\}. \quad (13)$$

По аналогии с (12) найдены все значения  $\Phi_{ij}$  и получена соответствующая матрица  $\Phi$  (13).

$$\Phi = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0,0067 & 0,0183 & 0,0067 & 0,0498 & 0,0183 & 0,0009 & 0,0498 & 0,0183 \\ 0 & 1 & 0,0003 & 0,0001 & 0 & 0 & 0 & 0,0003 & 0 & 0 \\ 0,0067 & 0,0003 & 1 & 0,0498 & 0,0003 & 0,0025 & 0,0009 & 0,1353 & 0,1353 & 0,0009 \\ 0,0183 & 0,0001 & 0,0498 & 1 & 0,0067 & 0,0498 & 0,0025 & 0,0067 & 0,0498 & 0,0183 \\ 0,0067 & 0 & 0,0003 & 0,0067 & 1 & 0,0183 & 0,0067 & 0,0003 & 0,0025 & 0,3679 \\ 0,0498 & 0 & 0,0025 & 0,0498 & 0,0183 & 1 & 0,0498 & 0,0003 & 0,0183 & 0,0498 \\ 0,0183 & 0 & 0,0009 & 0,0025 & 0,0067 & 0,0498 & 1 & 0,0001 & 0,0067 & 0,0025 \\ 0,0009 & 0,0003 & 0,1353 & 0,0067 & 0,0003 & 0,0003 & 0,0001 & 1 & 0,0183 & 0,0009 \\ 0,0498 & 0 & 0,1353 & 0,0498 & 0,0025 & 0,0183 & 0,0067 & 0,0183 & 1 & 0,0067 \\ 0,0183 & 0 & 0,0009 & 0,0183 & 0,3679 & 0,0498 & 0,0025 & 0,0009 & 0,0067 & 1 \end{pmatrix} \quad (14)$$

Вектор весов также найдем при различных значениях порога.

**Первое условие**

При нулевом пороге  $b$  и весах (15)

$$h' = (-0.894 \quad 0.997 \quad -0.090 \quad 2.217 \quad 0.758 \quad 4.073 \quad 5.730 \quad 6.848 \quad 7.649 \quad 8.422) \quad (15)$$

незашумленные сигналы распознаются абсолютно.

Цифра «ноль», содержащая четыре неверных пиксела (рисунок 1), распознается как число 0,32, что свидетельствует о высокой устойчивости алгоритма.

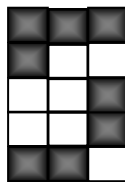


Рисунок 1. – Зашумленное изображение цифры «ноль»

### Второе условие

Порог  $b$  считаем составным элементом вектора весов. Тогда система уравнений (1) будет иметь следующий вид:

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0,0067 & 0,0183 & 0,0067 & 0,0498 & 0,0183 & 0,0009 & 0,0498 & 0,0183 & 1 \\ 0 & 1 & 0,0003 & 0,0001 & 0 & 0 & 0 & 0,0003 & 0 & 0 & 1 \\ 0,0067 & 0,0003 & 1 & 0,0498 & 0,0003 & 0,0025 & 0,0009 & 0,1353 & 0,1353 & 0,0009 & 1 \\ 0,0183 & 0,0001 & 0,0498 & 1 & 0,0067 & 0,0498 & 0,0025 & 0,0067 & 0,0498 & 0,0183 & 1 \\ 0,0067 & 0 & 0,0003 & 0,0067 & 1 & 0,0183 & 0,0067 & 0,0003 & 0,0025 & 0,3679 & 1 \\ 0,0498 & 0 & 0,0025 & 0,0498 & 0,0183 & 1 & 0,0498 & 0,0003 & 0,0183 & 0,0498 & 1 \\ 0,0183 & 0 & 0,0009 & 0,0025 & 0,0067 & 0,0498 & 1 & 0,0001 & 0,0067 & 0,0025 & 1 \\ 0,0009 & 0,0003 & 0,1353 & 0,0067 & 0,0003 & 0,0003 & 0,0001 & 1 & 0,0183 & 0,0009 & 1 \\ 0,0498 & 0 & 0,1353 & 0,0498 & 0,0025 & 0,0183 & 0,0067 & 0,0183 & 1 & 0,0067 & 1 \\ 0,0183 & 0 & 0,0009 & 0,0183 & 0,3679 & 0,0498 & 0,0025 & 0,0009 & 0,0067 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \\ 7 \\ 8 \\ 9 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \\ 7 \\ 8 \\ 9 \end{pmatrix} \quad (16)$$

Решение при минимуме нормы вектора  $h$  (минимизации формулы (4)) приведено в виде вектора весов

$$h = (4.06 \ 2.66 \ 2.74 \ 0.87 \ 1.89 \ 1.12 \ 2.33 \ 3.63 \ 4.82 \ 6.03 \ 3.66). \quad (17)$$

Распознавание незашумленных образов здесь также осуществляется однозначно.

На основе приведенных исследований может быть предложена следующая методика классификации:

1. Вычисляется вектор признаков по функции RBF.

Например, по зашумленному сигналу образа цифры «ноль» (см. рисунок 1).

$$l = (1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0) \quad (18)$$

по функции

$$\varphi_i^* = \exp \left\{ - \left( \sum_{j=1}^n (x_j - x_{ij})^2 \right) \right\}, \quad (19)$$

где  $x_j$  – элемент с номером  $j$  в (18);  $x_i$  – соответствующий элемент  $j$  обучающего вектора с номером  $i$  вычисляется вектор-строка значений RBF для оцениваемого образа.

Так, в случае нулевого порога для решения в соответствии с (19) имеем:

$$\varphi_i^* = (0,018 \ 0 \ 0,0009 \ 0,0180 \ 0,0009 \ 0,0498 \ 0,0025 \ 0,0009 \ 0,0067 \ 0,0020). \quad (20)$$

2. Скалярным умножением вектора признаков на вектор весов  $h^T$  получают отклик.

3. Сравнением полученного отклика с идеальными осуществляют опознавание. Опознанным признается тот образ, отличие отклика которого от отклика распознаваемого минимально по норме.

### 2. Классификация площадных объектов с применением метода радиальных базисных функций

Данный алгоритм положен в основу классификации объектов по их многоканальным изображениям в среде алгоритмического языка IDL программы ENVI [3].

В соответствии с составленной авторами настоящей работы программой ее алгоритм базируется на основе классификации с учителем. При этом задаются эталонные объекты (обучающие) и распознаваемые (обучаемые). В системе ENVI определение таких объектов осуществляется созданием так называемых объектов интереса – Regions of Interest (ROI). При этом часть ROI представляет обучающие объекты (эталонные), а следующая часть – распознаваемые. Проиллюстрируем весь процесс на примере четырех площадных объектов. Называть их будем в порядке нумерации соответственно первым, вторым, третьим и четвертым. Каждый из них может быть распознаваемым, остальные – эталонными.

На рисунке 2 представлены ROI всех четырех объектов в виде квадратов произвольных размеров. Нумерация объектов следует слева направо.

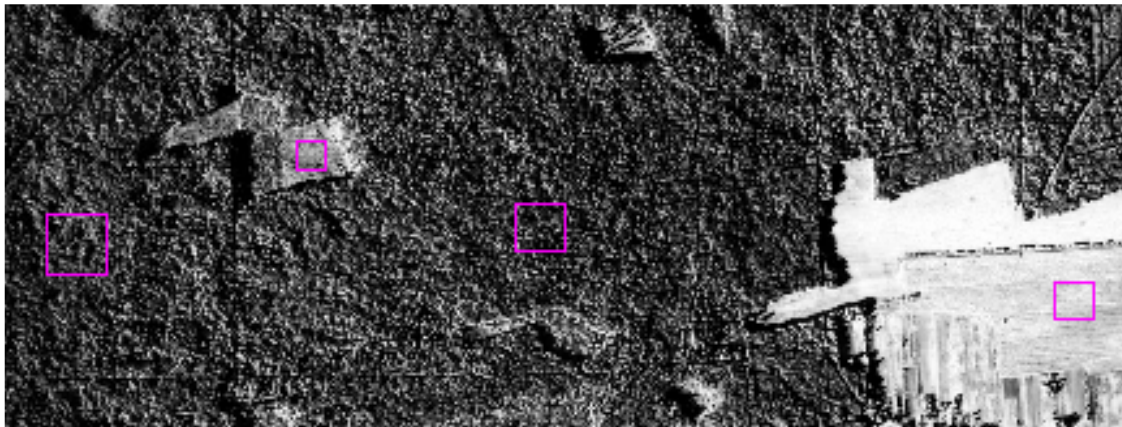


Рисунок 2. – ROI всех четырех объектов

На рисунке 2 первый и третий объекты относятся к классу однородного лиственного леса – березовой рощи, а второй и четвертый – к классу сенокосов.

Программой предусмотрена классификация:

- по *мультикватричной* функции [2, с. 352]:

$$\varphi(r) = (r^2 + c^2)^{1/2}, \quad (21)$$

где некоторое  $c \geq 0$ , а  $r$  – норма, в качестве которой может быть принята Евклидова;

- по *функции Гаусса*

$$\varphi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right), \quad (22)$$

в которой параметр  $\sigma$  определен как ширина этой функции.

В общем случае норма определяется так

$$r = \|x - t_i\|, \quad (23)$$

где векторы  $x$ ,  $t_i$  – соответственно векторы данных и центра функции.

В [2, с. 350, с. 395] рекомендуется центры функций выбирать в точках данных  $x_i$  (где  $i$  – число образцов или идеальных объектов).

Рассмотрим вначале классификацию по мультикватричной функции.

Норму  $r$  найдем по значениям пикселей на всех каналах изображения, попавшего в ROI. Так, например, для первого и второго ROI будем иметь

$$r_{12}^2 = \sum_{k=1}^{K_{an}} \sum_{i=1}^N (x_{1ki} - x_{2ki})^2, \quad (24)$$

где  $K_{an}$  и  $N$  – число каналов и наблюдений (значений пикселей) в каждом из них.

Но поскольку ROI отличаются по количеству пикселей, то в качестве  $N$  принимается число пикселей в наименьшем ROI, обозначаемое в программе как  $MINnc$ .

Выполняя вычисления для всех пар ROI, представим значения мультикватричной функции в виде следующей матрицы:

$$\begin{pmatrix} 0 & 2881,63 & 1092,66 & 2881,93 \\ 2881,63 & 0 & 2992,51 & 1302,62 \\ 1092,66 & 2992,51 & 0 & 3059,76 \\ 2881,93 & 1302,62 & 3059,76 & 0 \end{pmatrix}.$$

В качестве вектора отклика примем сумму значений пикселей по всем каналам для каждого ROI: (132; 507; 119; 526). Теперь составим задачу классификации первого объекта по остальным трем, полагая нулевое значение порога.

Матрица интерполяции  $\Phi$ , построенная по второму, третьему и четвертому объектам, здесь будет представлена в следующем виде:

$$\begin{pmatrix} 0 & 2992,51 & 1302,62 \\ 2992,51 & 0 & 3059,76 \\ 1302,62 & 3059,76 & 0 \end{pmatrix}.$$

Вектор весов обозначим так:

$$h_1$$

$$h_2,$$

$$h_3$$

а в качестве вектора отклика примем

$$507$$

$$119.$$

$$526$$

Классификационную функцию (11) запишем следующим образом:

$$F(x) = h_1 \cdot 2881,63 + h_2 \cdot 1092,66 + h_3 \cdot 2881,93.$$

В соответствии с приведенным алгоритмом получены веса

$$h_1 = 0,028802; \quad h_2 = 0,16220; \quad h_3 = 0,01659$$

и значение классификационной функции  $F(x) = 290$ , которое по норме ближе всего к третьему объекту, отклик для которого равен 119. Из рисунка 2 следует, что эти два объекта классифицируют березовую рощу. Так что первый объект можно отнести к классу третьего объекта. Поскольку по норме расхождение по норме между 290 и 119 значительно, то необходимо выполнить исследования по уменьшению этой нормы и, соответственно, повышению эффективности классификации.

### 3. Исследование алгоритма и программного пакета классификации площадных объектов с применением метода радиальных базисных функций

Составленный на основе разработанного алгоритма программный пакет состоит из двух взаимосвязанных программных модулей: `oro_i_data_corr24bitRBF1.pro` и `Sub Макрос1ENVI_RBF()`. Первый написан в среде алгоритмического языка IDL комплекса ENVI, а второй – в среде VISUAL BASIC Excel.

Модуль `oro_i_data_corr24bitRBF1.pro` осуществляет следующие функции:

- создание ROI;
- чтение значений пикселей по всем каналам каждого ROI;
- построение матрицы интерполяции  $\Phi$  для заданных объектов;
- вычисление вектора отклика;
- вычисление коэффициентов классификационной функции  $F(x)$ ;
- установление связи с модулем `Макрос1ENVI_RBF()`;
- передача всех данных в модуль `Макрос1ENVI_RBF()`.

В свою очередь, модуль `Макрос1ENVI_RBF()` осуществляет классификацию объекта по алгоритму (1)–(11). Следует отметить, что несложно осуществить этот алгоритм и в языке IDL, но наличие таблиц Excel позволяет создавать удобный интерфейс, что важно с исследовательской точки зрения.

В исследованиях учитывались значения параметров  $c$  и  $\sigma$  *мультикватричной* функции и функции Гаусса на предмет эффективности классификации. Кроме того, классификация осуществлена по норме  $r$  и взаимной информации [3]. Для вычисления по функции Гаусса значение квадрата ее ширины  $\sigma$  определялось по формуле

$$\sigma^2 = ((255 - (-255)) / 3)^2 \text{Minnc} \cdot k \text{Kan}. \quad (25)$$

Величина (25) равна при  $k = 1$  дисперсии выражения

$$\sum_{k=1}^{\text{Kan}} \sum_{i=1}^N (x_{1ki} - x_{2ki}).$$

В (25) принято  $\text{Minnc}$  – количество пикселей в наименьшем ROI,  $255 - (-255) = 510$  – размах или максимальное значение разности  $(x_{1ki} - x_{2ki})$  пикселей, сравниваемых ROI (для простоты они обозначены цифрами 1 и 2);  $\text{Kan}$  – число каналов. В качестве  $c$  принималась величина

$$c = r_{\text{cp}} \cdot k, \quad (26)$$

где  $r_{\text{cp}}$  – среднее значение из всех ненулевых элементов матрицы интерполяции  $\Phi$ , полученных при нулевом значении параметра « $c$ » *мультикватричной* функции. Исследования, выполненные для различных  $k$ , приведены в таблице 1.

Таблица 1. – Результаты классификации рассматриваемыми методами

Оцениваемый объект	Объекты-учителя (эталонные)	Ожидаемый отклик для объекта	Норма (21) (в целых числах)	Значения классификационной функции при классификации по:						Взаимная информация [3]
				мультикватратичной функции			функции Гаусса			
				$k = 0$	$k = 0$ $k = 1$	$k = 0$ $k = 4$	$k = 1$	$k = 0$ $k = 2$	$k = 0$ $k = 4$	
1	2	132	2881	290	174	166	140	142	146	0,033
	3		1092							0,024
	4		2881							0,090
2	1	507		532	512	483	420	430	440	
	3		2992							0,019
	4		1302							0,185
3	1	119		322	181	140	117	120	124	
	2									
	4		3059							0,009
4	1	526		527	480	473	406	442	450	
	2									
	3									

Из данных таблицы следует, что по норме (24), по мультикватратичной функции, функции Гаусса при  $k$ , изменяющемся в интервале от 1 до 4, однозначно классифицируются все объекты. Даже самым простым евклидовым методом (по норме (24)) объекты 1 и 3 относятся к одному классу (норма равна 1092), а объекты 2 и 4 – к другому (при норме 1302). По максимуму взаимной информации (0,185) однозначно к одной группе относятся объекты 2 и 4. И лишь по остаточному принципу остальные объекты (1 и 3) можно отнести к другому классу. Метод максимума взаимной информации такой однозначностью, как метод RBF, не обладает. Так, взаимная информация 0,090 между объектами различного класса 1 и 4 больше, чем значение 0,023 той же величины между объектами одного класса 1 и 3.

**Выводы.** Метод радиальных базисных функций (RBF) при рекомендованных в настоящей работе параметрах позволяет однозначно классифицировать все объекты. В свою очередь, метод взаимной информации уступает в такой однозначности и должен применяться в комплексе с методами RBF и евклидовой нормы. Программный комплекс по классификации данным методом рекомендован в производство.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Галушкин, А.И. Нейронные сети: основы теории / А.И. Галушкин. – М. : Горячая линия, 2010. – 480 с.
2. Хайкин, С. Нейронные сети : полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд. испр. ; пер. с англ. – М. : И.Д. Вильямс, 2006. – 1104 с.
3. Ярмоленко, А.С. Расчет взаимной информации между объектами для дешифрирования многоканальных изображений по ее максимуму / А.С. Ярмоленко, О.А. Куцаева // Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2016. – № 3 – С. 108–116.

Поступила 11.05.2017

#### JUSTIFICATION OF THE METHOD OF RADIAL BASIS FUNCTIONS FOR CLASSIFICATION OF GEOSPATIAL OBJECTS

A. YARMOLENKO, A. KUTSAYEVA

*The development of new and more reliable methods of pattern recognition is an important issue nowadays. On the basis of the values of the radial basis functions a system of equations and the coefficients a dividing plane that extend the class classification of objects and to increase their stability is made. The equations have been made with the threshold as a free member or without. According to the results of the theoretical development the software package performing object classification, which consists of two interlinked software modules: `oro1_data_corr24bitRBF1.pro` and `Sub Макрос1ENVI_RBF()` is composed. The first is written in the algorithmic environment language IDL of ENVI and the second in the VISUAL BASIC environment in Excel. Studies have shown that the method of radial basis functions (RBF) when the recommended in this article the parameters unambiguously classify all objects.*

**Keywords:** radial basic functions, classification of objects, program complex ENVI, algorithmic language of IDL.