

УДК 528.854

РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ УСТОЙЧИВЫХ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

О.А. КУЦАЕВА

(Белорусская государственная сельскохозяйственная академия, Горки);

д-р техн. наук, проф. А.С. ЯРМОЛЕНКО

(Институт экономики и управления Новгородского государственного университета им. Я. Мудрого)

Представлены разработка и исследование устойчивых методов классификации образов, основанных на методе наименьших квадратов и методе наименьших модулей. В результате эксперимента установлено, что решение по методу наименьших квадратов ошибочно в 6 случаях из 10, а по методу наименьших модулей – в 4 случаях из 10. Также разработан метод классификации образов, основанный на корреляционной связи оцениваемого образа и образа, хранящегося в памяти. При этом принадлежность образа к определенному классу определялась по трем значениям: максимальному значению из ковариационных моментов вектора, максимальному весу, значению выходного сигнала. Исследование этого алгоритма показало, что лишь при 6 и более ошибочных пикселях алгоритм теряет способность к классификации.

Введение. Современное использование пространственной информации, в особенности по данным дистанционного зондирования Земли, принимает значительные масштабы, что в значительной мере требует развития методов и способов их обработки. Нейросетевые алгоритмы распознавания образов даже при отсутствии шумов входных сигналов могут приводить к неверным значениям выходных сигналов [1, с. 114], что в частности отражено в [2]. Существующие нейросетевые алгоритмы при наличии незначительно зашумленных входных сигналов классифицируются неудовлетворительно [3, с. 182; 4, с. 202]; эксперименты же с ограниченными шумами в 0,2 пикселя подтверждают пренебрегаемо малое повышение точности лишь на 4 %, кроме того, они не существенны, так как не учитывают шумы в +1 пиксел. Оптимизация существующих методов классификации образов, разработка и реализация новых подходов к анализу данных дистанционного зондирования Земли является актуальной задачей в современном развивающемся мире. В связи с этим возникает проблема не только совершенствования существующих алгоритмов классификации образов, но и создания новых, которые были бы устойчивы к значительным шумам входных сигналов.

Целью настоящей работы является разработка нейроаналитического алгоритма распознавания образов.

В соответствии с поставленной целью нами решаются следующие задачи:

- разработка и исследование устойчивого метода классификации образов, основанного на методе наименьших квадратов (МНК) и методе наименьших модулей (МНМ);
- разработка и исследование устойчивого метода классификации образов, основанного на корреляционной связи оцениваемого образа и образа, хранящегося в памяти.

Разработка и исследование робастного алгоритма классификации

О возможности повышения устойчивости классификации по отношению к значительным шумам указывается в [5, с. 452]. Однако к настоящему времени такие устойчивые алгоритмы еще не разработаны. Поэтому в данном случае и ставится задача разработки одного из них.

Согласно [6], для достижения устойчивых к грубым ошибкам оценок оценочная функция ψ должна быть непрерывной и ограниченной. Согласно решению метода наименьших квадратов в соответствии с работой [7, формулы (14) – (15)] можно записать

$$\psi = h^T = B^T \cdot (B \cdot B^T)^{-1} \cdot X. \quad (1)$$

Данная функция является непрерывной, но не ограниченной. Таким образом получить устойчивые к грубым ошибкам значения весов в виде вектора h^T невозможно. Ограниченностью может обладать функция

$$\psi = h^T \text{diag}(|h_i|^{-1}), \quad (2)$$

где $\text{diag}(|h_i|^{-1})$ – диагональная матрица обратных абсолютных значений весов h_i .

Функция h зависит от вектора измерений l .

Ее зависимость от одного из них представим как

$$h = h(l). \quad (3)$$

Тогда оценочная функция на основе (2) будет

$$\psi = \frac{h(l)}{\|h(l)\|}. \quad (4)$$

Влияние величины измерения на оценку параметра определяется функцией влияния, введенной в [8]

$$IF(\psi, l) = \psi / M[\psi'], \quad (5)$$

где $M[\psi']$ – математическое ожидание производной ψ' оценочной функции по измерению.

Для функции (4) настоящая производная равна нулю, поэтому вместо $M[\psi']$ можно взять величину $M[\psi^2]$ [9].

Поскольку

$$\psi = \text{sign } h(l), \quad (6)$$

то для любой функции распределения измерений l при (6) будет

$$M[\psi^2] = 1. \quad (7)$$

Тогда функция влияния будет равна

$$IF(\psi, l) = \text{sign } h(l). \quad (8)$$

Функция (8) является дельта-функцией, обладающей прерывностью, но ограниченностью. Разрыв она терпит лишь в точке 0. На всем пространстве вещественных чисел, кроме этой точки, она непрерывна. При необходимости в точке 0 разрыв можно искусственно устранить подбором регулярной функции (рис. 1).

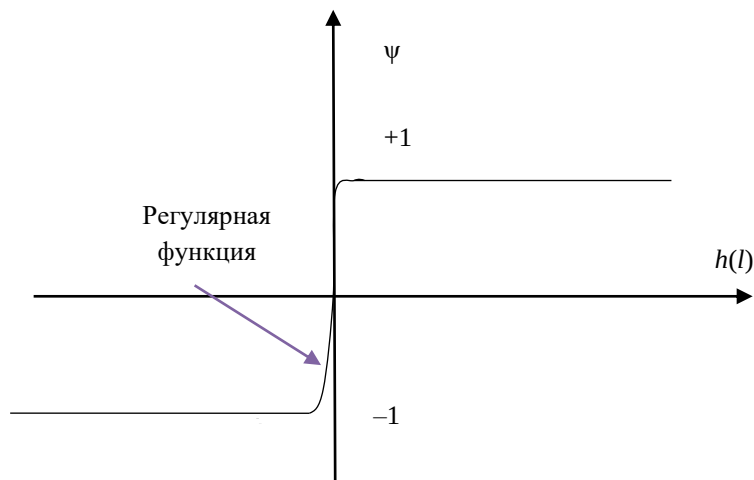


Рис. 1. Регуляризация разрыва функции

Оценочная функция (9) является производной от $\|h(l)\|$ – модуля функции $h(l)$, поэтому для решения задачи будем минимизировать следующую функцию:

$$\phi = \|h\| \cdot I + 2K^T (B \cdot h^T + X_0) = \min, \quad (9)$$

где

$$\|h\| = (\|h_1\| \|h_2\| \|h_3\| \dots \|h_n\|), \quad (10)$$

$$I = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ \dots \\ 1 \end{pmatrix}_{n \times 1}, \quad (11)$$

или

$$\phi = h \cdot \text{diag}(|h_i|^{-1}) \cdot h^T + 2K^T (B \cdot h^T + X_0) = \min. \quad (12)$$

Решением задачи в соответствии с (9) или (12) является решение методом наименьших модулей. Дифференцирование (12) по вектору h^T и равенство производной нулю приводит к решению

$$h^T = \text{diag}(|h_i|) B^T N^{-1} X_0, \quad (13)$$

где

$$N = B \text{diag}(|h_i|) B^T. \quad (14)$$

Тогда код распознанного образа будет

$$X = X_0^T \cdot N^{-1} \cdot B \text{diag}(|h_i|) I. \quad (15)$$

Вычисление по формуле (13) выполняется методом приближений до достижения заданной точности по алгоритму

$$h_m^T = \text{diag}(|h_i|)_{m-1} B^T N_{m-1}^{-1} X_0. \quad (16)$$

В (16) через m и $m-1$ обозначены последующее и предыдущее приближения, в которых получены соответствующие элементы.

В качестве реализации алгоритма (16) рассмотрим пример без наличия ошибок сигналов, которые представлены в работе [7]. За нулевое приближение примем решение h по методу наименьших квадратов. Значения элементов этого вектора являются диагональными элементами матрицы $\text{diag}(|h_i|)_0$ в нулевом приближении.

В таблице 1 приведены веса, полученные по методу наименьших квадратов и по методу наименьших модулей после трех приближений.

Таблица 1

Сравнение решений методом наименьших квадратов и методом наименьших модулей

№ пикселей	Веса полученные		Истинные значения выходных сигналов	Значения выходных сигналов и их истинные ошибки из решения			
	МНК	МНМ		МНК (методом наименьших квадра- тов)		МНМ (методом наименьших модулей)	
1	2	3	4	5	6	7	8
1	1,338028	0,00506	0	0,88	-1	0,61	-1
2	5,00000	5,00000	1	1,37	0	1,19	0
3	-4,40141	-4,5317	2	1,62	0	1,80	0
4	2,535211	2,70581	3	3,88	+1	3,61	+1
5	-2,34507	-2,337	4	3,66	0	4,99	+1
6	-1,26056	-0,801	5	4,62	0	4,80	0
7	-1,79577	-1,5068	6	4,36	+2	5,00	-1
8	5,338028	5,66723	7	6,27	-1	6,80	0
9	-0,8662	-0,8259	8	7,01	-1	8,00	0
10	1,598592	1,46827	9	8,01	-1	9,00	0
11	-2,34507	-2,337					
12	3,464789	3,29419					
13	-0,61268	0,1922					
14	-4,64789	-4,9932					
15	-0,35211	-0,0068					

Из таблицы 1 следует, что веса пикселей 1, 6, 13, 15 значительно понижены. При этом веса пикселей 1, 15 практически нулевые. Эти пиксели вообще не чувствительны к помехам. Для сравнения с истинными значениями выходных сигналов вычисленные округлялись до целых значений по общим правилам округления чисел. В результате эксперимента установлено, что решение по методу наименьших квадратов ошибочно в 6 случаях из 10, а по методу наименьших модулей – в 4 случаях из 10. При отсутствии шума в пикселе 6 решение МНМ вообще безошибочно.

2. Устойчивый метод классификации, основанный на корреляционной связи оцениваемого образа и образа, хранящегося в памяти

Классификацию можно осуществлять по корреляционной связи оцениваемого образа и образов, хранящихся в памяти. При этом оцениваемый образ относят к тому классу, с которым у него самая большая корреляции. Коэффициент корреляции определяется по известной формуле

$$r = \frac{k}{m_x m_y}, \quad (17)$$

где k – ковариационный момент, вычисляемый по следующей формуле:

$$k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x_{cp})(y_i - y_{cp}), \quad (18)$$

m_x и m_y – средние квадратические отклонения; x_{cp} и y_{cp} – средние значения выходных сигналов.

Исследуем величину (18). При этом сигнал y_i будем считать идеальным, т.е. неподверженным влиянию шумов, а x_i – реальный сигнал оцениваемого объекта, подверженный шумам.

Оценивание влияния шума на величину k произведем вычислением производной по изменению x_i .

$$\frac{\partial k}{\partial x_i} = \frac{1}{n} \left[\left(1 - \frac{1}{n} \right) (y_1 - y_{cp}) - \frac{1}{n} (y_2 - y_{cp}) - L - \frac{1}{n} (y_n - y_{cp}) \right]. \quad (19)$$

Так как

$$\sum_{i=1}^n (y_i - y_{cp}) = 0, \quad (20)$$

то (19) можно записать следующим образом:

$$\frac{\partial k}{\partial x_i} = \frac{1}{n} (y_i - y_{cp}). \quad (21)$$

Поскольку $(y_i - y_{cp})$ постоянная величина, то можно определить, что изменение ковариационного момента в зависимости от изменения сигнала (наличия шума) постоянно и не зависит от величины самого шума. Кроме того, можно так нормировать значения сигналов, чтобы выполнялось неравенство

$$(y_i - y_{cp}) < 1. \quad (22)$$

Это свойство позволяет использовать ковариационный момент для устойчивой к ошибкам классификации. Так как величины (21) здесь будут весами, меньшими единицы и обладающими при этом свойством гасить ошибки входных сигналов, задачу сформулируем так: пусть известен вектор истинных выходных сигналов

$$X_0 = \begin{pmatrix} X_{01} \\ X_{02} \\ L \\ X_{0n} \end{pmatrix}. \quad (23)$$

Коллокационная матрица его составляющих (формальный аналог ковариационной) равна K_{X_0} . Подаваемый отягощенный шумами реальный входной сигнал в виде вектора l имеет коллокационные связи с составляющими вектора X_0 в виде вектора K_{lX_0} .

Необходимо определить значение выходного сигнала и классифицировать соответствующий ему образ с помощью выражения

$$X = hX_0, \quad (24)$$

где h – определяемый вектор весов.

Для решения задачи запишем полную ковариационную матрицу выходного вектора идеальных образов X_0 и входного вектора l .

$$K = \begin{pmatrix} K_{X_0} & K_{X_0 l} \\ K_{lX_0} & K_l \end{pmatrix}, \quad (25)$$

где K_l – дисперсия составляющих вектора l .

В реальности (24) тождественно выполняться не будет, и будет иметь место разность

$$V = hX_0 - X, \quad (26)$$

или

$$V = (h-1) \begin{pmatrix} X_0 \\ X \end{pmatrix}. \quad (27)$$

Дисперсия будет иметь следующий вид:

$$K_V = (h-1)K \begin{pmatrix} h \\ -1 \end{pmatrix}, \quad (28)$$

или

$$K_V = hK_{X_0}h^T - K_{lX_0} - K_{X_0l} + K_{Xl} = \min. \quad (29)$$

Дифференцированием (29) по h^T составляем уравнение и находим

$$h = K_{lX_0} K_{X_0}^{-1}. \quad (30)$$

Подставим (30) в (24) и получим

$$X = K_{lX_0} K_{X_0}^{-1} X_0. \quad (31)$$

Положим реализацию (31) в обозначениях нашей работы. Вычисление коллокационной матрицы K_{X_0} осуществляется по формуле

$$K_{X_0} = B_u B_u^T, \quad (32)$$

где B_u – матрица, полученная из центрированных строк матрицы B .

Под центрированием понимается вычитание из элементов строки их среднего значения. Вектор K_{lX_0} вычисляется по формуле

$$K_{lX_0} = l_u B_u^T, \quad (33)$$

где l_u – центрированный вектор l .

Принадлежность образа к определенному классу будем оценивать по трем значениям:

- максимальному значению из ковариационных моментов вектора (33);
- максимальному весу (30);
- значению выходного сигнала (31).

В рассматриваемом примере матрица B_u

$$B_u = \begin{pmatrix} 0,2 & 0 & 0,2 & 0,2 & -0,8 & 0,2 & 0,2 & -0,8 & 0,2 & 0,2 & -0,8 & 0,2 & 0,2 & 0,2 & 0,2 \\ -0,3 & 1 & -0,3 & -0 & 0,67 & -0,33 & -0,33 & 0,67 & -0,33 & -0,33 & 0,67 & -0,33 & -0,33 & 0,67 & -0,33 \\ 0,4 & 0 & 0,4 & -1 & -0,6 & 0,4 & -0,6 & 0,4 & -0,6 & 0,4 & -0,6 & -0,6 & 0,4 & 0,4 & 0,4 \\ 0,33 & 0 & 0,3 & -1 & -0,7 & 0,333 & -0,67 & 0,33 & 0,333 & -0,67 & -0,7 & 0,333 & 0,33 & 0,33 & 0,333 \\ 0,4 & -1 & 0,4 & 0,4 & -0,6 & 0,4 & 0,4 & 0,4 & 0,4 & -0,6 & -0,6 & 0,4 & -0,6 & -0,6 & 0,4 \\ 0,27 & 0 & 0,3 & 0,3 & -0,7 & -0,73 & 0,267 & 0,27 & 0,267 & -0,73 & -0,7 & 0,267 & 0,27 & 0,27 & 0,267 \\ 0,33 & -1 & -0,7 & 0,3 & -0,7 & -0,67 & 0,333 & 0,33 & 0,333 & 0,333 & -0,7 & 0,333 & 0,33 & 0,33 & 0,333 \\ 0,53 & 1 & 0,5 & -0 & -0,5 & 0,533 & -0,47 & 0,53 & -0,47 & 0,533 & -0,5 & -0,47 & 0,53 & -0,5 & -0,47 \\ 0,27 & 0 & 0,3 & 0,3 & -0,7 & 0,267 & -0,73 & 0,27 & -0,73 & 0,267 & -0,7 & 0,267 & 0,27 & 0,27 & 0,267 \\ 0,33 & 0 & 0,3 & 0,3 & -0,7 & 0,333 & 0,333 & 0,33 & 0,333 & -0,67 & -0,7 & 0,333 & -0,67 & -0,7 & 0,333 \end{pmatrix}, \quad (34)$$

обратная ковариационной матрице, будет иметь значения, представленные в (35).

$$K_{x_0}^{-1} = \begin{pmatrix} 3,112 & 2,61 & -0,9 & -0 & 2,72 & -0,4 & 0,013 & 1,12 & -0,31 & -2,11 \\ 2,612 & 2,78 & -0,9 & -0 & 2,72 & -0,4 & 0,179 & 1,12 & -0,15 & -1,95 \\ -0,9 & -0,9 & 1,7 & -0 & -0,8 & 0,2 & -0,1 & -1 & -0,5 & 0,9 \\ -0,2 & -0,2 & -0,4 & 0,8 & -0,4 & -0,4 & 0,2 & 0 & -0 & 0,2 \\ 2,725 & 2,72 & -0,8 & -0 & 4,45 & 0,2 & -0,47 & 1,25 & -0,12 & -3,72 \\ -0,4 & -0,4 & 0,2 & -0 & 0,2 & 1,2 & -0,6 & 0 & -0 & -0,6 \\ 0,012 & 0,18 & -0,1 & 0,2 & -0,5 & -0,6 & 0,779 & 0,13 & -0,15 & 0,654 \\ 1,125 & 1,12 & -1 & 0 & 1,25 & 1E-15 & 0,125 & 1,25 & -0,13 & -1,12 \\ -0,31 & -0,15 & -0,5 & -0 & -0,1 & 1E-16 & -0,15 & -0,1 & 0,979 & -0,02 \\ -2,11 & -1,95 & 0,9 & 0,2 & -3,7 & -0,6 & 0,654 & -1,1 & -0,02 & 3,779 \end{pmatrix}. \quad (35)$$

Для данной модели памяти матрица $K_{x_0}^{-1}$ будет постоянна всегда. Изменяться будет лишь вектор ковариаций классифицируемого объекта с опорными векторами, по которым осуществлялось обучение алгоритма распознавания.

В таблице 2 приведены данные по моделированию процесса классификации объекта – начертания цифры 2 – при отсутствии шумов и с их наличием включительно до пяти случайно выбранных неверных пикселей (рис. 2).

Таблица 2

Исследование эффективности классификации

Отсутствие шумов				2 неверных пиксела				5 неверных пикселей			
B_x вектор		K_{IX_0}	h	B_x вектор		K_{IX_0}	h	B_x вектор		K_{IX_0}	h
l	l_y			l	l_y			l	l_y		
1	0,4	0,8	0	0	-0,47	0,4	-0,13	0	-0,53	-0,4	-0,05
1	0,4	0	0	0	-0,47	-0,33	-0,13	0	-0,53	0,33	0,28
1	0,4	3,6	1	1	0,53	2,8	1	1	0,467	1,2	0,4
0	-0,6	2,0	0	0	-0,47	1,33	0	0	-0,53	0,67	0,2
0	-0,6	-0,4	0	0	-0,47	-0,2	0,75	0	-0,53	0,2	0,9
1	0,4	0,4	0	1	0,53	-0,13	0	1	0,467	-0,87	-0,6
0	-0,6	0	0	0	-0,47	0,33	-0,12	0	-0,53	-0,33	-0,12
1	0,4	2,8	0	1	0,53	1,73	-0,25	1	0,467	0,27	-0,5
0	-0,6	2,4	0	0	-0,47	1,87	0,13	0	-0,53	1,13	0,58
1	0,4	0	0	1	0,53	-0,67	-0,87	1	0,467	-0,33	-0,62
0	-0,6			0	-0,47			1	0,467		
0	-0,6			0	-0,47			1	0,467		
1	0,4			1	0,53			0	-0,53		
1	0,4			1	0,53			1	0,467		
1	0,4			1	0,53			1	0,467		

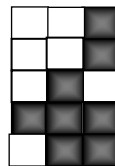
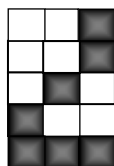
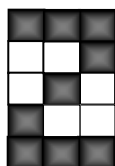


Рис. 2. Растровое изображение цифры два без шумов и с двумя и пятью случайно выбранными неверными пикселями

Максимальные ковариационные моменты в данном примере сохраняются для образца с начертанием 2, что соответствует правильности классификации. Лишь при 6 и более ошибочных пикселях алгоритм теряет способность к классификации.

Закключение. В настоящей работе авторами предложен ряд устойчивых нейроаналитических алгоритмов распознавания образов.

Исследование предложенных алгоритмов показало, что наиболее эффективным является алгоритм распознавания образов, основанный на корреляционной связи оцениваемого образа и образа, хранящегося в памяти.

ЛИТЕРАТУРА

1. Каллан, Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан; пер. с англ. – М.: Издат. Дом «Вильямс», 2001. – 288 с.
2. Ярмоленко, А.С. Применение теории нейронных сетей в геоинформатике / А.С. Ярмоленко // Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2008. – № 2. – С. 33 – 44.
3. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский; пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
4. Медведев, В.С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин; под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
5. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд. испр.; пер. с англ. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 1104 с.
6. Хьюбер, П. Робастность в статистике / П. Хьюбер. – М.: Мир, 1984. – 304 с.
7. Ярмоленко, А.С. Нейроаналитический метод классификации образов / А.С. Ярмоленко, О.А. Куцаева // Вестн. Полоц. гос. ун-та. Серия Ф. Прикладные науки. Строительство. – 2012. – № 16. – С. 141 – 147.
8. Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions / F.R. Hampel [et al.]. – Wiley, 1986. Робастность в статистике. Подход на основе функций влияния. – М.: Мир, 1989. – 512 с.
9. Боровков, А.Я. Математическая статистика / А.Я. Боровков. – М.: Изд-во «Наука», 1984. – 472 с.

Поступила 02.10.2013

DEVELOPMENT AND RESEARCH OF THE SUSTAINABLE ALGORITHMS OF THE IMAGE RECOGNITION

O. KUTSAEVA, A. YARMOLENKO

Development and research of sustainable methods of image classification based on the least squares method and on the least modules method is considered. As a result of experiment it is established that the decision on a method of the least squares is incorrect in 6 cases of 10, and on a method of the least squares – in 4 cases of 10. The method of classification of the images, based on correlation communication of an estimated image and an image which is storing in memory is developed as well. Thus belonging of an image to a certain class was determined by three values: to the maximum value from the covariance moments of a vector, to the maximum weight, value of an output signal. Research of these algorithms showed that only at 6 and more incorrect pixels the algorithm loses its ability to classification.