



УДК 004.931

МЕТОД ОБУЧЕНИЯ ПЕРСЕПТРОНА РАСПОЗНАВАНИЮ ТЕКСТОВЫХ СИМВОЛОВ ПРИ ЗАШУМЛЕНИЯХ**PERCEPTRON TEACHING METHOD FOR RECOGNITION TEXT SYMBOLS IN A NOISY****Н.И. Корсунов, К.В. Лысых, Д.А. Торопчин
N.I. Korsunov, K.V. Lysykh, D.A. Toropchin**

*Белгородский государственный национальный исследовательский университет, Россия, 308015, Белгород, ул. Победы, 85
Belgorod State National Research University, 85 Pobeda St, Belgorod, 308015, Russia
e-mail: korsunov@bsu.edu.ru, lysykh_k@bsu.edu.ru, reiaps@rocketmail.com*

Аннотация. В статье предлагается метод распознавания текстовых символов с зашумлениями. Реализацию метода предлагается выполнять, используя искусственную нейронную сеть.

Resume. The paper presents a method for recognition of the text symbols in a noisy. The implementation of the method is proposed to carry out using an artificial neural network.

Ключевые слова: ИНС, распознавание текста, распознавание нечетких текстовых символов.
Keywords: ANN, text recognition, text recognition fuzzy symbols.

В распознавании образов широко применяются искусственные нейронные сети. Нейронная сеть прямого распространения и конкурирующие нейроны могут использоваться для распознавания текстовых символов, однако при распознавании зашумленных образов (текстовых символов), используются такие нейронные сети, как Хемминга или Гроссберга. Наибольший эффект, обусловленный пластичностью, дают сети Гроссберга [1]. Процесс обучения сходится в зависимости от значения параметра сходства. Кроме этого зашумленность данных может привести к ошибочным результатам, т.к. используемая мера сходства в ряде случаев приводит к отнесению образа не к соответствующему классу. Норма двоичного вектора в зависимости от степени зашумленности может принимать одно и тоже значение при различных зашумлениях [2].

Наиболее просто обучение распознаванию текстовых символов осуществляется нейронными сетями прямого распространения [3], однако, подобные связи малоэффективны при распознавании зашумленных символов. Так как сеть прямого распространения является наиболее простой, то задача распознавания зашумленных текстовых символов этой сетью является актуальной.

Целью работы, излагаемой в данной статье, является повышение эффективности распознавания искаженных текстовых символов за счет сегментации признакового пространства представления изображения.

Для достижения цели в каждом из сегментов разбиения плоскости существования изображения ставится в соответствие значение нуля или единицы, в зависимости от наличия в нем следа изображения. При этом след изображения предлагается отождествлять с одной из базисных функций, задаваемых положением прямой в сегменте. Для этого каждый сегмент разбивается на подсегменты таким образом, чтобы при кодировании подсегмента двоичным вектором, искажение компонент не приводило бы уменьшению значений компонент, отмечающих сегмент. В качестве такой меры выбирается порог суммы компонент, отмечаемых подсегменты соответствующих сегментов.

Для определения бинарных значений подсегментов необходимо определить всевозможные (характеры) функции отображения символа в сегменте посредством бинарных компонент, отмечающих подсегменты.

При распознавании текстовых символов такими функциями на плоскости являются: прямая параллельная оси абсцисс, прямая параллельная оси ординат, прямая с положительным наклоном относительно оси абсцисс и прямая с отрицательным наклоном относительно оси абсцисс.

Если для обучения перцептрона распознавания символа текста область задания символа разбивалась на квадраты, нумеруемые целыми положительными числами (рис.1), то для обучения перцептрона распознавания зашумленных символов каждый квадрат разбивается на поля, аналогично разбиению, приведенному на рис.1, которые также нумеруются целыми

положительными числами. В результате для n -го квадрата получаем упорядоченные поля i, j , для $i = \overline{1, k}$.

1	2	3
4	5	6
7	8	9

Рис. 1. Область задания символа

Fig. 1. Field assignment symbol

В каждом из этих полей для текстовых символов может располагаться одна из приведенных ранее функций, либо поле может быть пустым. Выбор длины двоичных векторов для кодирования области существования символов определяется количеством и топологией символа и для текстовых символов определяется, как 5×5 .

Такой же размер может быть принят и для полей внутри квадрата. Поля для представления ранее определенных функций приведены на рис.2. Как и в разбиении на сегменты, 0 – округляет отсутствие следа изображения, 1 – округляет наличие следа изображений при бинарном кодировании [3]

0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0

а

Рис. 2(а). Пустое поле
Fig. 2(a). Empty field

0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
1	1	1	1	1
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0

б

Рис. 2(б). Поле прямой
параллельной оси абсцисс
Fig. 2(b). The field lines are
parallel to the abscissa

0	0	1	0	0
0	0	1	0	0
0	0	1	0	0
0	0	1	0	0
0	0	1	0	0

в

Рис. 2(в). Поле прямой
параллельной оси ординат
Fig. 2(c). The field lines are
parallel the Y-axis

0	0	0	0	1
0	0	0	1	0
0	0	1	0	0
0	1	0	0	0
1	0	0	0	0

г

Рис. 2(г). Поле прямой с положительным
углом наклона
Fig. 2(d). The field line with positive angle of
inclination

1	0	0	0	0
0	1	0	0	0
0	0	1	0	0
0	0	0	1	0
0	0	0	0	1

д

Рис. 2(д). Поле прямой с отрицательным
углом наклона
Fig. 2(e). The field line with negative angle of
inclination

Тогда нейронная сеть из пяти нейронов (рис. 3) с бинарной функцией активации может одним из известных методов обучена кластеризации этих функций в каждом из сегментов.

При выборе порога каждого нейрона A_i выходной сигнал принимает единичное значение при достижении порога $S_n = 3$ при весовых коэффициентах $w_{jk} = 1$, что соответствует $\sum_{i=1}^5 x_i = 3$

Обозначив эту сеть из 5 нейронов символом R и примем $z_1 = 0$, если $x_i = 0, i = 1;$

$z_2 = 1$, если двоичный вектор определяется линейным кодом, соответствующим массиву, приведенному на рис.2(б);

$z_3 = 1$, если двоичный вектор соответствует массиву, приведенному на рис.2(в);

$z_4 = 1$, если двоичный вектор соответствует массиву, приведенному на рис.2(г);
 $z_5 = 1$, если двоичный вектор соответствует массиву, приведенному на рис.2(д).

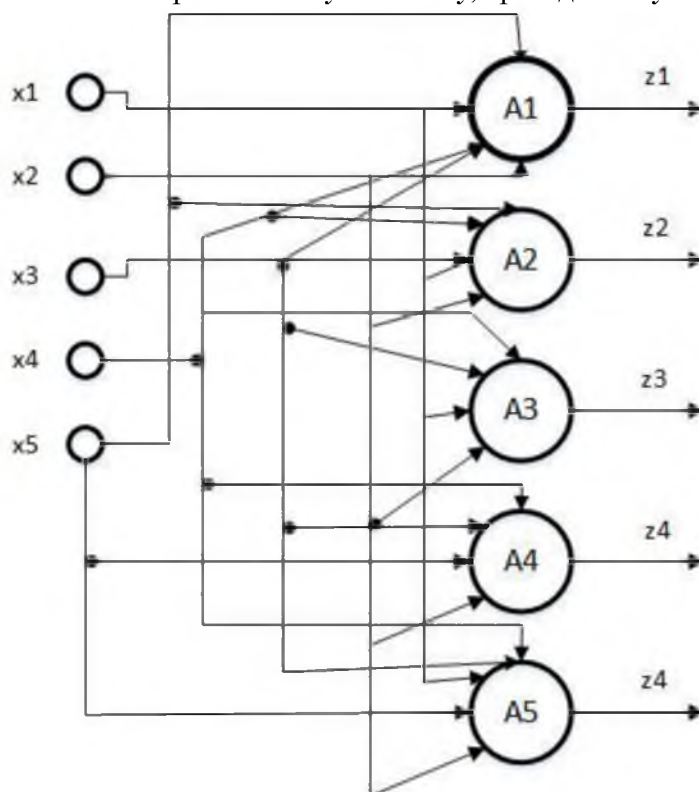


Рис. 3. Нейронная сеть из пяти нейронов
Fig. 3. The neural network of five neurons

Нейронная сеть приведена на рис.4.

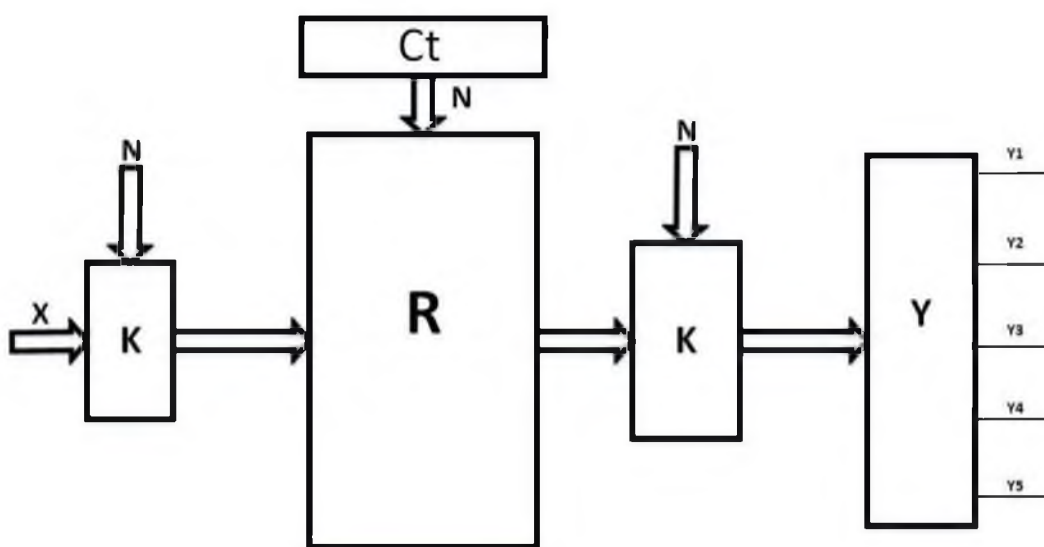


Рис. 4. Нейронная сеть
Fig. 4. The neural network

Сеть включает два слоя нейронов R , Y и два коммутатора K , на управляющие входы которых поступают коды, задающие последовательность сегментов разбиения области задания изображения.

Слой нейронов Y включает фиксаторы выходов слоя R и S нейронов по числу распознаваемых текстовых символов.



Слой фиксаторов представляет группы, каждая из которых содержит 4 запоминающих элемента, в которые заносятся единицы, отличающие соответствующего из 4 функций, изображение которой присутствует в выбранном сегменте, задаваемом кодом N , формируемым счетчиком St .

Слой выходных нейронов формирует единичный сигнал на выходе, определяемом истинностью логического выражения $y_i = f(M_j)$, где M_j - единичные выходы соответствующих фиксаторов выходов слоя R .

Слой нейронов R представляет сеть A , приведенная на Рис. 3. Вход X представляет битовую последовательность пятикомпонентного вектора. Длина последовательности определяется числом сегментов разбиения области задания изображения.

Сеть может не содержать коммутаторов, тогда слои R и Y будут содержать группы нейронов по числу характерных функций для слоя R в количестве, определяемом числом сегментов разбиения, а в слое Y количество нейронов определяется числом распознаваемых символов.

Допустимые искажения вектора X округляются числом битов, искажения которых не приводят к переводу характеристической функции f_i в $f_k, i = \overline{1,4}, k = \overline{1,4}, i \neq k$.

Алгоритм обучения сети состоит в выделении в соответствии с задаваемым двоичным вектором в сегменте заданных характеристических функций, например, по правилу Хебба. Выделенные характеристики функции служат входами слоя Y , выходы которого задаются булевыми функциями входных переменных в виде таблицы истинности. Обучение слоя Y может быть проведено либо по правилу Хебба, либо с использованием дельта правила. При любом способе обучения сеть детерминирована, и каждому входному изображению соответствует единственный выход с сигналом равным единице [3].

При обучении слоя R проводится модификация входного слоя для обеспечения устойчивости к искажению компонент вектора. Для чего вводится параметр сходства P , который позволяет отнести искаженный входной вектор к идеальному [4].

Если определить количество бит, искажения которых могут не учитываться при формировании изображений, то в этом случае, сеть, обученная при идеальных входных сигналах, будет давать правильную классификацию образов при допустимых искажениях.

В качестве примера, рассмотрим сеть, выполняющую классификацию символов $H, П, X$, каждый символ располагается на сетке 3×3 . В качестве характеристических функций выберем: прямую параллельную оси абсцисс – 1; прямую параллельную оси ординат – 2; прямую с положительным углом наклона относительно оси абсцисс – 3; прямую с отрицательным углом наклона относительно оси абсцисс – 4.

Если при $i = 3, \sum_{j=1}^5 a_{ij} \geq 3$, то $z_1 = 1 \sum a_{3j} \geq 3$

Если при $i = 3, \sum a_{ij} \geq 3$, то $z_2 = 1$

Если при $i = j, \sum a_{ij} = \sum_{j=1}^5 a_{ij} \geq 3$, то $z_3 = 1$

Если при $i = 6 - j, \sum \sum a_{6-j,j} \geq 3$, то $z_4 = 1$

При нарушении условий $z_k = 0, k = \overline{1,4}$

Это позволяет установить весовые коэффициенты в слое R

$w_i = 1, i = \overline{1,r}, w_0 = -3$ нейронов с бинарной функцией активации.

При формировании выходов комбинацией выходов элементов R_i пустые сегменты для соответствующих символов исключаются.

Для символа X сегменты 2,4,6,8 являются нулями.

Для символа H сегменты 2,8 являются пустыми.

Для символа $П$ сегменты 5,8 являются пустыми.

Для символа X в каждом ненулевом сегменте $z_3 \vee z_2 = 1$.

Для символа H в каждом ненулевом сегменте $z_1 \vee z_2 = 1$.

Для символа $П$ в каждом ненулевом сегменте $z_1 \vee z_2 = 1$.

Для классификации достаточно для символа X в четвертом сегменте $z_3 = 1$, во втором $z_2 = 0$ и в четвертом $z_1 = 0$ и $z_2 = 0$.

На рис. 5. иллюстрирован пример распознавания символа X при зашумлении.

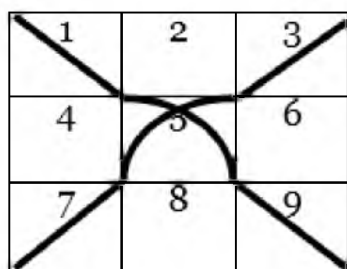


Рис. 5(а). Зашумленный символ текста
Fig. 5(a). Noisy symbol text

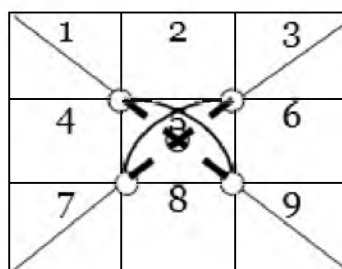


Рис. 5(б). Распознавание символа
Fig. 5(b). Character recognition

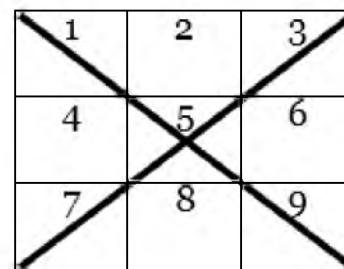


Рис. 5(в). Распознанный символ
Fig. 5(c). The recognized symbol

Резюме. Предложенный метод позволяет успешно распознавать символы даже зашумленные символы текста.

Список литературы References

1. Розенблат Ф. Принципы нейродинамики: Персептрон и теория механизмов мозга. Пер. с англ. – М.: Мир, 1965. - 175 с.
Rozenblat F. Principy nejrodynamiciki: Perseptron i teorija mehanizmov mozga. Per. s angl. – М.: Mir, 1965. - 175 s.
2. Головкин В.А. Нейроинтеллект: Теория и применения. Книга 2. Самоорганизация, отказоустойчивость и применение нейронных сетей – Брест:БПИ, 1999, - 228с.
Golovko V.A. Nejrointellekt: Teorija i primenenija. Kniga 2. Samoorganizacija, otkazoustojchivost' i primenenie nejronnyh setej – Brest:ВPI, 1999, - 228s.
3. Хайкин, Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. : Пер.с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
Hajkin, Sajmon. Nejrornyje seti: polnyj kurs, 2-e izdanie. : Per.s angl. – М.: Izdatel'skij dom «Vil'jams», 2006. – 1104 s.
4. Корсунов, Н.И. Метод обратных преобразований в обнаружении погрешностей при косвенных измерениях / Н.И.Корсунов, А.А. Начетов // Научные ведомости БелГУ. Серия История. Политология. Экономика. Информатика. – 2013 № 8(151). – Выпуск 26/1. – с. 104-107
Korsunov, N.I. Metod obratnyh preobrazovanij v obnaruzhenii pogreshnostej pri kosvennyh izmerenijah / N.I.Korsunov, A.A. Nachetov // Nauchnye vedomosti BelGU. Serija Istorija. Politologija. Jekonomika. Informatika. – 2013 № 8(151). – Vypusk 26/1. – s. 104-107