
РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КРИТЕРИЯ НА ОСНОВЕ ВЕКТОРНОЙ МЕРЫ БЛИЗОСТИ ОБРАЗОВ В ПРОСТРАНСТВЕ ОШИБОК

Петр Четырбок

Аннотация: В данной работе решается проблема построения отображения множества распознаваемых образов (векторов параметров образов) на множество векторов ошибок распознавания образов нейронную сетью, которое позволяет связать классификацию образов с анализом векторов в пространстве ошибок. Цель статьи – построение функционала и решающего правила (векторного критерия для распознавания образов) для решения задачи классификации образов. Критерий позволяет группировать образов, ихное распознавание и сравнение. Векторный критерий формулируется на базе близости образов в пространстве ошибок. Предложен алгоритм перехода от пространстве параметров изображений сигналов в пространстве ошибок распознавания образов. Корректност полученных научных результатов, выводов и рекомендаций данной работы была подтверждена результатами экспериментальных исследований на базе разработанной универсальной системы интеллектуального анализа данных, которая решает задачу распознавания электрооптических изображений NEFFClass BGC GG. Эксперименты сделаны на базе «Института анализа прикладных систем» НТУУ «КПИ». Результаты, полученные в работе наглядно демонстрируют эффективность использования разработанных моделей, методов и алгоритмов для решения задач распознавания сигналов

Ключевые слова: neural networks, basic method, method of accreditation, vector criterion

Введение

Для нейронных сетей актуальным является модификация методов обучения с использованием в качестве критерия близости образов скалярной величины, равной сумме норм Евклида, обобщенной нормы Евклида и нормы Чебышева. Актуальным является также исследование эффективности модифицированных методов в решении задач с трудно распознаваемыми образами сигналов в условиях помех.

Анализ литературы. Из известных методов обучения нейронных сетей наиболее широкое применение имеют градиентные методы со случайным изменением начальных условий [Наукин, 2006]. Недостатком этих методов является трудности распознавания образов в случае близости по норме Евклида сравниваемых образов. Существует много эвристических алгоритмов классификации без учителя [Наукин, 2006], основанных на использовании мер близости между объектами. Каждый из них имеет свою область применения, а наиболее распространенным недостатком является отсутствие четкой формализации задачи: совершается переход от идеи кластеризации прямо к алгоритму, в результате неизвестно, что ищется.

1) *Базовый способ:* для вектора данных x^i и каждого ядра a_i вычисляется $y_i = d(x, a_i)$. По правилу „победитель забирает все” строка ответов y_i преобразуется в строку, где только один элемент, соответствующий максимальному y_i , равен 1, остальные - нули. Эта строка и является результатом

функционирования сети. По ней может быть определен номер класса (номер места, на котором стоит 1) и другие показатели.

2) *Метод аккредитации*: за слоем элементов базового метода, выдающих сигналы 0 или 1 по правилу "победитель забирает все" (далее называем его слоем базового интерпретатора), надстраивается еще один слой выходных сумматоров. С каждым (i -м) классом ассоциируется q -мерный выходной вектор z^i с координатами z_j^i . Он может формироваться по-разному: от двоичного представления номера класса до вектора ядра класса. Вес связи, ведущей от i -го элемента слоя базового интерпретатора к j -му выходному сумматору определяется в точности как z_j^i . Если на этом i -м элементе базового интерпретатора получен сигнал 1, а на остальных – 0, то на выходных сумматорах будут получены числа z_j^i .

3) *Нечеткая классификация*. Пусть вектор данных x обработан слоем элементов, вычисляющих $y_i = d(x, a_i)$. Идея дальнейшей обработки состоит в том, чтобы выбрать из этого набора $\{y_i\}$ несколько самых больших чисел и после нормировки объявить их значениями функций принадлежности к соответствующим классам. Предполагается, что к остальным классам объект наверняка не принадлежит. Для выбора семейства G наибольших y_i определим следующие числа:

$$y_{\max} = \max \{y_i\}, M_y = \frac{1}{k} \sum_i y_i, s = (1 - \alpha)M_y + \alpha y_{\max},$$

где число α характеризует отклонение "уровня среза" s от среднего значения M_y , $\alpha \in [-1, 1]$, по умолчанию обычно принимается $\alpha = 0$.

Множество $J = \{i | y_i \in G\}$ трактуется как совокупность номеров тех классов, к которым может принадлежать объект, а нормированные на единичную сумму неотрицательные величины

$$f_i = \frac{y_i - s}{\sum_{j \in J} (y_j - s)} \quad (\text{при } i \in J \text{ и } f = 0 \text{ в противном случае})$$

интерпретируются как значения функций принадлежности этим классам.

4) Метод интерполяции надстраивается над нечеткой классификацией аналогично тому, как метод аккредитации связан с базовым способом. С каждым классом связывается q -мерный выходной вектор z^i . Строится слой из q выходных сумматоров, каждый из которых должен выдавать свою компоненту выходного вектора. Весовые коэффициенты связей, ведущих от того элемента нечеткого классификатора, который вычисляет f_i , к j -му выходному сумматору определяются как z_j^i . В итоге вектор выходных сигналов сети есть

$$z = \sum_i f_i z^i.$$

В отдельных случаях по смыслу задачи требуется нормировка f_i на единичную сумму квадратов или модулей.

5) Способ построения векторного критерия для распознавания образов. Строится отображение множества распознаваемых образов на множество векторов ошибок распознавания образов нейронной сетью, которое позволяет связать классификацию образов с анализом векторов в пространстве ошибок.

Выбор одного из описанных пяти вариантов использования сети определяется нуждами пользователя. Предлагаемые пять способов покрывают большую часть потребностей. В работе разработан пятый метод.

Постановка проблемы

Построить отображение множества распознаваемых образов (векторов параметров образов) на множество векторов ошибок распознавания образов нейронной сетью, которое позволяет связать классификацию образов с анализом векторов в пространстве ошибок.

Цель статьи – построение функционала и решающего правила (векторного критерия для распознавания образов) для решения задачи классификации образов. Функционал равен скалярному произведению векторов ошибок при распознавании нейронной сетью образов и соответствующих им эталонов. Впервые построено решающее правило для классификации образов в виде утверждения: каждому образу, распознаваемому многослойным персептроном в многофакторном пространстве ошибок будет соответствовать свое значение функционала и образ ближе к эталону, чем больше $\cos(\lambda)$

$$\cos(\lambda) = \frac{(\overline{E}, \overline{X})}{\|\overline{E}\|_c \|\overline{X}\|_c},$$

где E - вектор ошибок в пространстве ошибок, полученный при распознавании нейронной сетью входного образа, X - вектор ошибок, полученный при распознавании нейронной сетью эталона. Что позволяет связать классификацию распознаваемых образов с поведением функционала в многофакторном пространстве ошибок.

Решение проблемы

Формулировка векторного критерия близости образов в пространстве ошибок. Переход из пространства параметров в пространство ошибок. Для распознавания образов построим функционал

$$F = E_2 x_1 + E_3 x_2 + E_4 x_3, \quad (1)$$

E_2 – среднеквадратическая ошибка, полученная при распознавании образа:

$$E_2 = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_j^n (y_j - d_j)^2}$$

где y_j – реальное выходное состояние нейрона j выходного слоя нейронной сети при подаче на ее входы образа; d_j – идеальное (желаемое) выходное состояние этого нейрона. Суммирование ведется по всем нейронам выходного слоя n .

E_3 – линейная ошибка сети, полученная как сумма модулей поразрядного отклонения образа от эталона:

$$E_3 = \frac{1}{n} \sum_j^n |y_j - d_j|$$

E_4 – максимальная ошибка поразрядного отклонения образа от эталона:

$$E_4 = \max_{j=1..n} |y_j - d_j|$$

(x_1, x_2, x_3) – вектор ошибок при распознавании эталонного сигнала.

Для каждого из образов получили свое значение функционала, т.е. функционал однозначно определяет образ, запомненный сетью. Если для двух образов величины E_2, E_3, E_4 совпадут, то функционалы для этих образов будут различны. Если в качестве образов использовать волны, то первый член функционала отвечает за отклонение частоты образа от эталонной, второй член отвечает за отклонений

по амплитуде волны образа от эталонной, третий член анализирует пиковые всплески. Функционал имеет нижнюю границу при $F = 0$. Для образов волновой природы функционал позволяет выделить вредные гармоники, подавить шумы и выделить полезный сигнал.

При распознавании сигнала нейронной сетью вычисляем функционал. При n эталонных образах сигналов мы можем получить n функционалов F_1, F_2, \dots, F_n , где n – количество сигналов, которые распознает сеть. Как же определить какому образу соответствует входной сигнал или он не распознается сетью?

В соответствии с введенным функционалом (1) минимизируемой целевой функцией ошибки нейронной сети является величина:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j,p} (y_{j,p}^{(N)} - d_{j,p})^2$$

где $y_{j,p}^{(N)}$ – реальное выходное состояние нейрона j выходного слоя N нейронной сети при подаче на ее входы p -го образа; $d_{j,p}$ – идеальное (желаемое) выходное состояние этого нейрона.

Суммирование ведется по всем нейронам выходного слоя и по всем обрабатываемым сетью образам. Минимизация ведется методом градиентного спуска [Наукин, 2006]. При распознавании образа нейронной сетью вычисляем функционал, используя весовые коэффициенты, полученные при обучении сети. Функционал F равен скалярному произведению векторов ошибок (E_2, E_3, E_4) и (x_1, x_2, x_3) .

Найдем косинус угла между векторами ошибок:

$$\cos(\lambda) = \frac{(\bar{E}, \bar{X})}{\|\bar{E}\|_c \|\bar{X}\|_c}$$

Аналогично находим косинусы для всех эталонных образов F_1, F_2, \dots, F_n , где n – число эталонных образов предъявленных сети при обучении. Тот функционал F_i , для которого $\cos(\lambda)$ максимален определяет соответствующий входному сигналу эталонный образ. Для расчета взвешенного критерия используется взвешенная норма в пространстве ошибок.

Проведем эксперименты для градиентного алгоритма с использованием взвешенного критерия на основе векторов ошибок при распознавании областей на электрооптических изображениях. Закодируем базу правил с помощью кода Грея (0 - 000, 1 - 001, 2 - 011, 3 - 010, 4 - 110) (Таблица 1).

Используя 54 образов (по 6 с каждого класса) научим двухслойный персептрон распознавать образцы согласно базе правил. Остальные 45 образцов будут использованы для тестирования.

$$F = (\bar{E}, \bar{X}) = \cos(\lambda) \|\bar{E}\|_c \|\bar{X}\|_c$$

Проведены эксперименты на реальных данных и установлено, что использование нейро-нечеткого классификатора NEFClass целесообразно применять для распознавания областей на электрооптических изображениях. При тестировании были ошибочно классифицированы 4 образца с проверочного набора данных [Zaichenko, 2008]. Но для градиентного метода с использованием взвешенного критерия на основе векторов ошибок уровень правильной классификации на проверочной части выборки выше, а именно ошибочно классифицирован 1 образец с проверочного набора данных (Таблица 2).

Таблица 1. База правил

№ правила	Код признаков	№ Класс
1	1 110 110 110 110	0
2	1 110 000 001 110	1
3	1 110 000 000 110	1
4	1 110 001 000 110	1
5	1 011 010 001 001	2
6	1 001 000 001 000	3
7	1 110 110 001 110	4
8	1 010 110 010 010	5
9	1 010 010 011 010	5
10	1 110 110 010 010	5
11	1 000 000 000 000	6
12	1 010 011 001 011	7
13	1 001 000 000 001	8
14	1 001 001 000 001	8
15	1 001 000 000 000	8

Таблица 2. Сравнительная таблица для алгоритмов обучения весовых коэффициентов

Алгоритм обуч. весовых коэфф.	Обучение		Тестирование	
	Ср.кв.ошибка	Ошибка класс-ии	Среднекв.ошибка	Ошибка класс-ии
Классический	6,650668	0	7,285827	4
Градиентный	5,9893	0	6,829068	4
Сопр. градиента	1,132871	0	3,314763	4
Генетический с треугольной ФП	11,110936	0	13,677424	4
Генетический с гаусовской ФП	3,204446	0	4,568338	4
Градиентный с исп. взвешен. критерия	3,456378	0	4,435278	1

Выводы

Каждому образу, распознаваемому многослойным персептроном в многофакторном пространстве ошибок соответствует свой вектор ошибок. Впервые построено решающее правило для классификации образов в виде утверждения: каждому образу, распознаваемому многослойным персептроном в многофакторном

пространстве ошибок будет соответствовать свой вектор ошибок и образ ближе к эталону, чем больше $\cos(\lambda)$.

$$\cos(\lambda) = \frac{(\overline{E}, \overline{X})}{\|\overline{E}\|_c \|\overline{X}\|_c},$$

где E - вектор ошибок в пространстве ошибок, полученный при распознавании нейронной сетью входного образа, X - вектор ошибок, полученный при распознавании нейронной сетью эталона. Предложенный в статье функционал и решающее правило (взвешенный критерий на основе векторов ошибок для распознавания образов) позволяют улучшить распознавания областей на электрооптических изображениях.

Литература

[Haykin, 2006] Haykin, "Simon Neural Networks: A Comprehensive Foundation", Second Edition, Prentice Hall 2006, 1104 p (in Russian)

[Zaychenko, 2008] Zaychenko, Y.P., "Fuzzy models and methods in intelligent systems", K.: Publishing house „Word”, 2008, 344 p (in Russian)

Информация об авторах

Петр Четырбок - аспирант НТУУ "КПИ", 03056, Киев-56, Украина, e-mail: petr58@ukr.net

Pattern recognition using a criterion based on vector criterion of patterns proximity in the space of errors

Petro Chetyrbok

Abstract: *In the given work displaying is built of great number of appearances on the great number of vectors of errors of pattern recognition by the neuron network, which allows to link classification of appearances with the analysis of vectors in space of errors. A criterion allows grouping appearances, recognizing and comparing them. A vector criterion is formulated of closeness of signal images in space of errors. An algorithm is offered for transition from space of parameters of signal images in space of errors of pattern recognition. An optimum decided rule is built for classification of signal images of signals with the use of weighed criterion of closeness of recognizable signal images in space of errors of recognition. Authenticity of the received scientific results, conclusions and recommendations of this thesis work has been confirmed by the results of experimental researches of the developed universal system of intellectual data analysis, which solve the task of recognition of objects of the electro-optical images NEFFClass BGCGG (Basic Gradient Conjugate Gradient Genetic), conducted on the base of „Institute of the Applied Systems Analysis” NTUU „KPI”. The results received in work evidently demonstrate efficiency of the use of the developed models, methods and algorithms for the solution of tasks of recognition of signals.*

Keywords: *neural networks, basic method, method of accreditation, vector criterion*