

**ПОСТРОЕНИЕ РЕШАЮЩЕГО ПРАВИЛА
ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ОБРАЗОВ
НА ОСНОВЕ ВЕКТОРОВ ОШИБОК**

П.В. ЧЕТЫРБОК

Построено отображение множества образов на множество векторов ошибок распознавания образов нейронную сетью, которое позволяет связать классификацию образов с анализом векторов в пространстве ошибок. Векторный критерий позволяет группировать образы, распознавать, сравнивать и анализировать их. Обоснованы и развиты методы теории нейронных сетей применительно к решению задачи распознавания сигналов с использованием критерия близости распознаваемых образов в пространстве ошибок распознавания. Сформулирован взвешенный критерий близости образов сигналов в пространстве ошибок. Предложен алгоритм перехода из пространства параметров образов в пространство ошибок распознавания образов. Построено оптимальное решающее правило для классификации образов сигналов с использованием взвешенного критерия близости распознаваемых образов в пространстве ошибок распознавания. Достоверность полученных научных результатов, выводов и рекомендаций работы подтверждена результатами экспериментальных исследований разработанной универсальной системы интеллектуального анализа данных, которая решает задачи распознавания объектов электрооптических изображений NEFClass BGCGG (Neuro Fuzzy Classifier (Basic Gradient Conjugate Gradient, Genetic) — Нейро-нечеткий классификатор (Базовый, Градиент, Сопряженный Градиент, Генетический)), проведенных на базе «Института прикладного системного анализа» НТУУ «КПИ». Полученные в работе результаты, наглядно демонстрируют эффективность использования разработанных моделей, методов и алгоритмов для решения задач распознавания сигналов.

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.

Из известных методов обучения нейронных сетей наиболее широкое применение имеют градиентные методы со случайным изменением начальных условий [1, 2]. Недостатком этих методов являются трудности распознавания образов в случае близости по норме Евклида сравниваемых обра-

зов. Существует много эвристических алгоритмов классификации без учителя [1, 2], 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. На данный момент существуют следующие алгоритмы классификации:

- 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.

- 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 .

- 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 $J = \{i | v_i \in G\}$ 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.

• 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.

• Способ построения векторного критерия для распознавания образов. Строится отображение множества распознаваемых образов на множество векторов ошибок распознавания образов нейронную 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 ЗАДАЧИ

Построить отображение 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 работы — 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

$$F = E_2x_1 + E_3x_2 + E_4x_3, \quad (1)$$

где 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:

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

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_4 — максимальная ошибка поразрядного отклонения образа от эталона:

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

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 . (x_1, x_2, x_3) — вектор ошибок эталонного образа, полученный при обучении сети.

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 — за отклонения по амплитуде волны образа от эталонной, третий — 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 выходных образах 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:

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

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

Суммирование ведется по всем нейронам выходного слоя и по всем обрабатываемым сетью образам. Минимизация ведется методом градиентного спуска [1]. 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) .

$$F = (\vec{E}, \vec{x}) = \cos(\lambda) \|\vec{E}\| \|\vec{x}\|.$$

Найдем косинус угла между векторами ошибок:

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

Аналогично находим косинусы для всех эталонных образов F_1, F_2, \dots, F_n , где n — число образов предъявленных сети при обучении, и сравниваем с $\cos(\lambda)$, полученным при распознавании нейронной сетью входного образа. Тот функционал F_i , для которого $\cos(\lambda)$ наиболее близок к единице определяет соответствующий входному образу эталонный образ. Для расчета взвешенного критерия используется взвешенная норма в пространстве ошибок. В общем случае вектора ошибок $E = (e_1, e_2, \dots, e_k)$ и $X = (x_1, x_2, \dots, x_k)$, где k — количество факторов, влияющих на ошибку распознавания образов многослойным персептроном, т.е. это не размерность пространства образов. Входной образ $Y_{\text{вх}} = (y_1, y_2, \dots, y_m)$. Эталонный образ — $D_{\text{вых}} = (d_1, d_2, \dots, d_m)$, где m — количество входных нейронов, равное количеству выходных нейронов в многослойном персептроне. Вектор E получен при распознавании многослойным персептроном входного образа $Y_{\text{вх}}$, когда за эталон был взят $D_{\text{вых}}$, а вектор X получен, когда на вход сети подали эталон для $D_{\text{вых}}$ и ожидали $D_{\text{вых}}$. Теперь можно оценить бли-

зость распознаваемых образов к эталону по правилу образ ближе к эталону, чем больше $\cos(\lambda)$:

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

Таким образом, построено отображение множества входных образов (векторов параметром образов) на множество векторов 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) (табл. 1).

Таблица 1. База правил

№ правила	Код признаков	№ класса
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

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

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 с проверочного набора данных [3], но для градиентного метода с использованием взвешенного критерия на основе векторов ошибок были ошибочно классифицированы 1 с проверенного набора данных (табл. 2).

Таблица 2. Сравнительная таблица для алгоритмов обучения весовых коэффициентов

Алгоритм обучения весовых коэффициентов	Обучение		Тестирование	
	Средне-квадратичная ошибка	Ошибка классификации	Средне-квадратичная ошибка	Ошибка классификации
Классический	6,650668	0	7,285827	4
Градиентный	5,9893	0	6,829068	4
Сопряженного градиента	1,132871	0	3,314763	4
Генетический с треугольной функцией принадлежности	11,110936	0	13,677424	4
Генетический с гаусовской функцией принадлежности	3,204446	0	4,568338	4
Градиентный с использованием взвешенного 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 $\cos(\lambda)$.

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

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 до 99 %.

ЛИТЕРАТУРА

1. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. — 1104 с.
2. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. М.: изд.-во СССР-США СП «ПараГраф», 1990. — 160 с.
3. Зайченко Ю.П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах. — К.: Издательский дом «Слово», 2008. — 344 с.

Поступила 14.12.2012