

**КРАТКИЕ СООБЩЕНИЯ**

УДК 539.216:546.824-31

**МЕТОДЫ ОБУЧЕНИЯ Z-КЛАССИФИКАТОРОВ**

Д.А. ЛАВНИКЕВИЧ, М.М. ТАТУР

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
П. Бровки, 6, Минск, 220013, Беларусь**Поступила в редакцию 27 марта 2013*

Рассмотрено использование генетического и градиентного алгоритмов для обучения классификаторов, основанных на Z-модели. Предлагается комбинированный метод, суть которого состоит в их последовательном применении для предварительного и окончательного обучения. Полученный метод позволяет настраивать все параметры модели, включая целочисленные, и обеспечивает приемлемое качество настройки Z-модели классификации.

*Ключевые слова:* классификаторы, обучение классификаторов, генетические алгоритмы, градиентные алгоритмы.

**Введение**

Алгоритмы классификации и идентификации играют центральную роль в большинстве систем распознавания и принятия решений. Широко известны такие методы классификации, как нейронные сети, системы на базе нечеткой логики, классификаторы по минимуму расстояния, машины опорных векторов и их различные модификации [1-3]. Они различаются по таким характеристикам как способность аппроксимировать функцию разделения классов, скорость и качество обучения, возможность аппаратного ускорения и физическая интерпретация параметров модели. В работах [4-6] была предложена оригинальная модель идентификации, обладающая рядом полезных свойств, в том числе – распараллеливание вычислений и интерпретируемость настроек. В настоящей работе представлены результаты дальнейшего исследования Z-модели идентификации в плане применимости некоторых широко распространенных методов обучения.

Сравнение методов обучения будет проводиться на сгенерированных на основе Z-модели тестовых базах. Для оценки эффективности процесса обучения будет использована характеристика качества обучения классификатора  $\eta$ , которая рассчитывается следующим образом:  $\eta = \frac{1}{1 + \sigma}$ , где  $\sigma$  – ошибка классификации на некоторой обучающей выборке, которая рассчитывается как среднеквадратическое отклонение по всем тестовым примерам:

$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (o_i - d_i)^2}$ , где  $n$  – количество примеров в тестовой выборке,  $o_i$  – фактический результат классификации,  $d_i$  – ожидаемый результат классификации.

**Особенности применения градиентного метода обучения**

Идея метода состоит в том, чтобы изменять параметры настройки классификатора в направлении наиболее быстрого уменьшения ошибки, то есть в направлении градиента. Метод

градиентного спуска является так называемым алгоритмом поиска локальных минимумов. Это означает, что в процессе поиска решения происходит движение параметров модели к ближайшему минимуму функции ошибки. Найденное решение является лишь локальным решением и совершенно не обязательно будет наилучшим. Основным параметром, который позволяет настраивать данный метод для конкретной задачи обучения – это шаг изменения параметров модели. При слишком маленьком шаге обучение будет происходить медленно и займет большое количество итераций. При слишком большом шаге возможна несходимость алгоритма. Поэтому часто проводят обучение с последовательным уменьшением шага. При этом решение в большой мере зависит от случайно выбранной начальной конфигурации настроек классификатора.

Чтобы применить метод градиентного спуска к обучению Z-модели, следует учитывать два основных момента. Первым важным моментом является выбор начального набора параметров  $(a, b, c, d, w, n, p_1, p_2)$ , которые должны соответствовать очевидным условиям:  $a_i \leq b_i \leq c_i \leq d_i, -1 \leq w_i \leq 1, p_1 \leq p_2$ .

Для выполнения данных условий параметры настроек приводятся к интервальному виду, и обучение представляется минимизацией ошибки относительно группы параметров:  $a'_i = a_i - x_{\min}, ab'_i = b_i - a_i, bc'_i = b_i - c_i, cd'_i = d_i - c_i, d'_i = x_{\max} - d_i, p'_1 = p_1 - x_{\min}, p_1 p'_2 = p_2 - p_1, p'_2 = x_{\max} - p_2, wl'_i = w_i + 1, wr'_i = 1 - w_i$ , где  $x_{\min}, x_{\max}$  – границы значений обрабатываемых признаков.

Во-вторых, отдельного рассмотрения требуют параметры  $n$ . В силу того, что данный алгоритм подразумевает вычисление градиента, которое возможно только для вещественных величин, он не применим для этого набора логических параметров. Поэтому в данном исследовании параметры  $n$  случайным образом формировались при генерации начального состояния алгоритма, после чего оставались неизменными.

В качестве альтернативного варианта, эти параметры могут перебираться на каждом шаге алгоритма с выбором наилучшего набора. Однако этот путь приводит к увеличению времени обучения в  $2^n$  раз, где  $n$  – количество информативных признаков. Результаты исследования приведены на рисунке.

### Особенности применения генетического алгоритма

Суть метода сводится к представлению параметров модели классификации в закодированном виде в форме вектора (генотипа), где компонентами вектора могут быть биты, числа или другие объекты. Далее некоторым образом определяются функция приспособленности и процедуры мутации и скрещивания. Функцией приспособленности в данном случае является ошибка классификации на тестовой выборке.

Точность и скорость выполнения алгоритма регулируются посредством выбора размера популяции и способа кодирования информации. В применении данного алгоритма к обучению Z-модели в качестве способа кодирования было выбрано простое приведение дробного значения из заданного интервала к бинарному виду. При этом может задаваться количество бит, представляющих каждое вещественное значение. Опыты показали, что 2 бита вполне достаточно для устойчиво точной работы алгоритма с минимальными погрешностями, однако кодирование 1 битом также дало приемлемые результаты, при этом скорость выполнения процедуры обучения ощутимо возросла.

Дополнительным преимуществом этого метода по сравнению с градиентным спуском является одинаковая работа как с вещественными  $(a, b, c, d, w, n, p_1, p_2)$ , так и с логическими параметрами ( $n$ ) в силу того, что все они должны быть представлены в бинарной форме.

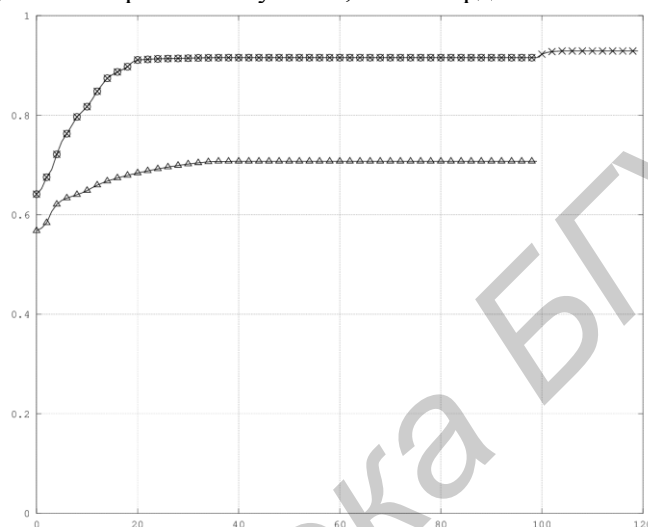
### Комбинированный алгоритм обучения

Приняв во внимание положительные и отрицательные стороны применения генетического и градиентного алгоритмов к обучению Z-классификатора, исследуем возможность комбинирования этих методов.

Так, генетический алгоритм более приспособлен к нахождению глобального экстремума, также он позволяет осуществлять поиск не только по вещественнозначным параметрам  $a, b, c, d, w, p_1, p_2$ , но и по логическим параметрам  $n$ . Следовательно, попытаемся использовать этот алгоритм для предварительного обучения модели. После этого найденную наилучшую комбинацию параметров передаем в градиентный алгоритм обучения в качестве начальной точки поиска. В этом случае задача по подбору параметров  $n$  оказывается уже выполненной и градиентный спуск находит ближайший минимум функции ошибки.

### Результаты тестирования

Исследования рассмотренных методов приведены в виде кривых обучения на рисунке. По оси абсцисс находится номер эпохи обучения, по оси ординат – качество идентификации.



Кривые обучения при использовании: Δ – градиентного алгоритма, ○ – генетического алгоритма, × – комбинированного алгоритма

По результатам тестирования видно, что при градиентном алгоритме обучения качество идентификации ниже из-за преждевременного схождения. Качество обучения при использовании генетического алгоритма существенно выше, чем при использовании градиентного. Недостатком такого метода является значительное время выполнения. Результаты же тестирования комбинированного метода показали, что использование градиентного алгоритма после применения генетического позволяет дообучить классификатор до более высокого уровня качества при сравнимых затратах времени.

### Заключение

Рассмотрено применение генетического и градиентного алгоритмов, а так же их комбинации для обучения основанных на Z-модели классификаторов. Предлагается рассматривать полученный комбинированный метод как основной метод обучения данного вида классификаторов. Суть метода заключается в последовательном применении генетического и градиентного алгоритмов для предварительного и окончательного обучения модели. Показано, что данный подход позволяет несколько улучшить качество обучения.

## METHODS OF Z-CLASSIFIERS LEARNING

D.A. LAVNIKEVICH, M.M. TATUR

### Abstract

The use of genetic and gradient algorithms for learning classifiers based on Z-model was considered. Combined method of consistent applying this algorithms was offered. The resulting method allows to calculate all model parameters including integer ones and provides acceptable model training quality.

### Список литературы

1. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М., 2007.
2. Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. Нечеткие модели и сети. М., 2007.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. М., 2008.
4. Татур М.М., Одинец Д.Н. Классификаторы в системах распознавания: прикладные аспекты синтеза и анализа. Минск, 2008.
5. Tatur M., Adzinets D., Lavnikovich D. et. al. // Nonlinear phenomena in complex systems, An Interdisciplinary Journal. 2011. Vol. 14.
6. Татур М., Одинец Д., Островский В и др. // Докл. БГУИР. 2010. № 5. С. 76–81.

Библиотека БГУИР