



Р.Р. Кашапов, И.В. Лёзина

ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ИНИЦИАЛИЗАЦИЯ ВЕСОВЫХ КОЭФФИЦИЕНТОВ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПЛОТНОСТИ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ВЕРОЯТНОСТИ РАДИАЛЬНО-БАЗИСНОЙ СЕТЬЮ

(Самарский университет)

Любая нейронная сеть используется в качестве самостоятельной системы представления знаний, которая в практических приложениях выступает, как правило, в качестве одного из компонентов системы управления либо модуля принятия решения, передающего результирующий сигнал [1].

Одной из задач, решаемых с применением нейронных сетей, является идентификация.

Для решения поставленной задачи применяется радиально-базисная нейронная сеть, что позволит воспользоваться преимуществами таких сетей, а именно:

- 1) простотой построения сети;
- 2) отсутствием необходимости определения оптимального количества скрытых слоев сети.

Метод радиально базисных функций сводится к выбору функции F , имеющий следующий вид:

$$F(x) = \sum_{i=1}^N w_i \varphi(\|x - x_i\|), \quad (1)$$

где $\{\varphi(\|x - x_i\|) \mid i = 1, 2, \dots, N\}$ – множество из N произвольных функций, которые называются радиально базисными функциями; $\|\cdot\|$ - норма, обычно Евклидова. Известные точки $x_i \in R, i = 1, 2, \dots, N$, выбираются в качестве центров радиально базисных функций [2].

В качестве функции активации использована функция Гаусса:

$$\varphi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

Задача обучения нейронной сети сводится к уточнению переменных параметров этой сети, а именно центров, весов и радиуса (σ).

В данной работе проведено исследование влияния предварительной инициализации весовых коэффициентов на точность идентификации плотности распределения вероятности нейронной сетью.

Для обучения сети были выбраны следующие методы:

- метод наискорейшего спуска онлайн;
- метод наискорейшего спуска оффлайн;



– гибридный метод, состоящий из двух этапов [1]. В процессе обучения методом наискорейшего спуска минимизируется функция ошибки, для метода наискорейшего спуска онлайн она имеет вид (3), для метода наискорейшего спуска оффлайн и гибридного метода (4):

$$E(x) = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^k \omega_i \varphi_i(x) - d \right)^2 \quad (3)$$
$$E(x) = \frac{1}{2} \sum_i^p \left[\sum_{j=1}^k \omega_j \varphi_j(x_i) - d_i \right]^2 \quad (4)$$

где k – количество нейронов скрытого слоя, p – количество обучающих пар.

При предварительной инициализации весовых коэффициентов используются следующие алгоритмы:

- 1) генератор псевдослучайных чисел;
- 2) имитация отжига;
- 3) генетический алгоритм.

Алгоритм имитации отжига – это общий метод решения задачи глобальной оптимизации. Он отражает поведение расплавленного материала при отвердевании с применением процедуры отжига (управляемого охлаждения) при температуре, последовательно понижаемой до нуля [3]. В настоящее время метод считается одним из немногих алгоритмов, позволяющих практически находить глобальный минимум функции нескольких переменных [4].

Алгоритм состоит из следующих шагов:

1 Запускается процесс из начальной ω точки при заданной температуре $T = T_{\max}$

2 Пока $T > T_{\min}$, повторяются следующие действия:

2.1 выбирается новое состояние w_n из окрестности w ;

2.2 рассчитывается изменение целевой функции $\Delta = E(w_n) - E(W)$

2.3 принимается решение о переходе к новому состоянию $w = w_n$;

3 Понижается температура

Генетические алгоритмы совместно с эволюционной стратегией и эволюционным программированием представляют три главных направления развития так называемого эволюционного моделирования. Несмотря на то, что каждый из этих методов возник независимо от других, они характеризуются рядом важных общих свойств. Эволюционные алгоритмы имитируют процессы наследования свойств живыми организмами. Исходная популяция решений выбирается случайным образом. При использовании этого метода популяция состоит из закодированных соответствующим образом программ, подвергающихся воздействию генетических операторов скрещивания и мутации, для нахождения оптимального решения, которым считается программа, наилучшим образом решающая поставленную задачу [4]. Процедура повторяется, пока не будет найдено искомое решение либо не будет исчерпан лимит машинного времени. Программы оцениваются относительно определенной специальной образом



функции приспособленности. Из семейства эволюционных алгоритмов в системе был реализован генетический алгоритм.

Случайная инициализация приписывает случайные начальные значения весовым коэффициентам. Она должна обеспечить такую стартовую точку активации нейронов, которая лежала бы достаточно далеко от зоны насыщения. Это достигается ограничением диапазона разыгрываемых значений. Практически все оценки нижней и верхней границ диапазона лежат в пределах (0, 1).

Для решения поставленной задачи была разработана автоматизированная система.

В системе пользователю предоставляются такие возможности, как загрузка выборок, установка параметров обучения, выбор алгоритма инициализации весовых коэффициентов с заданием параметров для него и просмотр результатов.

В качестве показателя точности идентификации плотности распределения вероятности было выбран процент верных распознаваний.

На основании проведенных экспериментов, представленных в таблице 1, можно сделать вывод, что при различных параметрах как нейронной сети, так и алгоритма инициализации, использование специализированных алгоритмов для инициализации весовых коэффициентов дает лучший результат при идентификации плотности распределения вероятности.

Таблица 1 – Процент верных распознаваний плотности вероятности законов распределения при использовании различных алгоритмов инициализации

Закон распределения	ГПСЧ	Алгоритм отжига	Генетический алгоритм	Количество элементов в тестируемой выборке
Нормальный	85%	92%	93%	300
Экспоненциальный	84%	94%	95%	300
Вейбулла	80%	92%	90%	300

Литература

1. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / Осовский С.: Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с..
2. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [Текст]/ С. Хайкин; пер. с англ. Н.Н. КуССуль и А.Ю. Шелестовой, ред. Н.Н. КуССуль. – М. : Издательский дом “Вильямс”, 2006. – 1104 с. :ил. – Парал. тит. англ.
3. Нейрокомпьютерные системы. URL: <http://www.intuit.ru/studies/courses/61/61/lecture/20448> (дата обращения: 04.02.2022).
4. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы; [пер. с польск. И.Д. Рудинского]. М.: Горячая линия–Телеком, 2006. 452 с.