

УДК 519.651

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА АППРОКСИМАЦИИ ПЛОТНОСТИ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ВЕРОЯТНОСТИ НЕЧЁТКИМ МНОГОСЛОЙНЫМ ПЕРСЕПТРОНОМ

© Тарасов А.А., Лёзина И.В.

e-mail: artjom-tarasov00@yandex.ru

*Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королёва, г. Самара, Российская Федерация*

Аппроксимацией называют замену одних математических объектов другими, в том или ином смысле близкими к исходным. Наиболее частое практическое применение аппроксимации – поиск аналитической зависимости, приближенно описывающей заданную табличную зависимость. В качестве таковой в рассматриваемой задаче берется плотность вероятности некоторого случайного процесса, имеющего заданный закон распределения.

Использование нейронной сети для аппроксимации следует из того, что для этого не требуются знания о виде функции, а только накладываются ограничения на её свойства – например, на непрерывность или гладкость [1].

В качестве обучающей последовательности может использоваться файл со сгенерированной случайной последовательностью. На основании этого файла будет построена гистограмма. Выделив на этой гистограмме M крайних левых точек $\{x, y\}$, где M – число дифференциальных коридоров, мы получим выборки, которые будут являться обучающей последовательностью.

В данной работе архитектурой сети является «нечёткий» персептрон. Данная архитектура является гибридной, представляющей из себя слой с нечёткой самоорганизацией (этап фуззификации) и обычный многослойный персептрон (постпроцессор).

Использование гибридной архитектуры оправдано тем фактом, что при использовании гибридной сети задача разделяется на два независимых этапа, реализуемых отдельно друг от друга: этап фуззификации и этап работы многослойного персептрона (постпроцессора), приписывающего каждой группе кластеров соответствующий ей результат [2].

Целью этапа фуззификации является установление соответствия между значениями входной переменной и функции принадлежности множеств кластеризации нейронов нечёткого слоя. В данной работе будет использована функция Гаусса, представленная в виде:

$$\mu_i = \exp \left[- \left(\frac{x - c_i}{\sigma_i} \right)^2 \right]$$

где μ_i – степень принадлежности вектора x i -му кластеру, c_i – центр i -го кластера, σ_i – радиус i -го кластера.

Для настройки центров кластеризации нечёткого слоя будем применять алгоритм нечёткой кластеризации C -means [3]. Наилучшим будет признано такое размещение центров, при котором они располагаются в областях, содержащих наибольшее количество предъявленных векторов, что гарантирует сходимость алгоритмов к глобальному минимуму [2].

Подбор радиусов центров σ_i производится таким образом, чтобы области охвата накрывали всё пространство входных данных, причём любые две зоны могут перекрываться в незначительной степени [2]. Значение радиуса σ_i определяется по формуле:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{P} \sum \|c_i - c_k\|^2}$$

После стабилизации значений функций фуззификации, используемых в качестве входных сигналов многослойного персептрона, начинается второй этап обучения. На нём положения центров и значения радиусов нейронов нечёткого слоя замораживаются, а уточняются только значения весов нейронов персептронной компоненты. Этот этап сводится к обычному обучению многослойного персептрона, для которого входным значением является множество коэффициентов принадлежности x к центрам нечёткого слоя [2]. Выходом же сети является значение аппроксимируемой функции в точке x .

В этой работе в качестве алгоритма обучения многослойного персептрона будет использован метод обратного распространения ошибки [4].

Исследования проводились на случайной последовательности, распределённой по экспоненциальному закону. Объём выборки составил 10000 экземпляров, количество дифференциальных коридоров – 20, количество нейронов в самоорганизующемся слое – 20, в персептронном – 15.

В качестве значения погрешности было взято максимальное значение среднеквадратического отклонения в серии из 29 испытаний. Целесообразность данного способа измерения погрешности показана в [5].

$$\Delta = \max \{S_j\}_{j=1 \dots 29}$$

Среднеквадратическое отклонение рассчитывалось по формуле:

$$S = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - d_i)^2}$$

где n – число дифференциальных коридоров, y_i – значение i -ого выходного сигнала, d_i – действительное значение.

В результате тестирования на данных было получено значение погрешности равное 0,031.

Библиографический список

1. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Universal approximation of a unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks [Электронный ресурс] – Электрон. текстовые дан. – Режим доступа: – http://www.inf.ufrgs.br/~engel/data/media/file/cmp121/univ_approx.pdf, свободный.
2. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / С. Осовский; пер. с польск. И.Д. Рудинского, рец. И.Б. Фоминых. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с. :ил.
3. Алгоритм С-Means [Электронный ресурс]/. – Электрон. текстовые дан. – Режим доступа: <http://yaikhom.com/2013/03/16/implementing-the-fuzzy-c-means-algorithm.html>, свободный.
4. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [Текст] / С. Хайкин; пер. с англ. Н.Н. Куусуль и А.Ю. Шелестовой, ред. Н.Н. Куусуль. – М. : Издательский дом “Вильямс”, 2006. – 1104 с. :ил. – Парал. тит. англ.
5. Прохоров, С.А. Аппроксимативный анализ случайных процессов. [Текст] / А.С. Прохоров. – 2-е изд., перераб. и доп./СНЦ РАН, 2001. – 125с.