



тестовой выборке, допускает разные варианты параметров системы (модуль веса, среднее квадратичное значение).

### Литература

1. Cortes C., Jackel L.D., Solla S.A., Vapnik V., Denker J.S. Learning curves: asymptotic values and rate of convergence / Advances in Neural Information Processing Systems 6 (1993). Morgan Kaufmann, 1994. ñ pp.327-334.
2. Bartlett P.L. For valid generalization, the size of the weights is more important than the size of the network / Advances in Neural Information Processing Systems 9 (1996). MIT Press, 1997. ñ pp.134-140.

А.А. Лякишев, И.В. Лёзина

## СРАВНЕНИЕ СЛУЧАЙНОГО АЛГОРИТМА И АЛГОРИТМА РОЯ ЧАСТИЦ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ АППРОКСИМАЦИИ ПЛОТНОСТИ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ВЕРОЯТНОСТИ

(Самарский национальный исследовательский университет  
имени академика С.П. Королева)

Основная задача аппроксимации — построение аппроксимирующей (приближенной) функции, которая наиболее близко проходит около заданных точек или около некоторой заданной непрерывной функции. В основном, такая задача возникает, если в исходных данных задачи присутствуют некоторые погрешности, когда алгоритмы интерполяции использовать нецелесообразно.

Нейронная сеть представляет собой систему соединённых и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов), обрабатывающих входные данные и передающих результат последующим нейронам. На практике наиболее распространёнными функциями активации являются: сигмоидальная, пороговая, гиперболический тангенс, радиально-базисная, логистическая и т. д.

Одной из таких сетей является радиально-базисная сеть (RBF) [1]. Сеть состоит из одного скрытого слоя, выполняющего нелинейное преобразование входной последовательности, и выходного слоя, состоящего из единственного нейрона, суммирующего выходные значения сигналов [2]. Особенностью этой сети является радиальная функция активации скрытых нейронов:

$$\phi(x) = \phi(\|x - c\|),$$

где  $x$  – входной вектор,  $c$  – центр,

$\phi(x)$  – убывающая функция, чаще всего равная 0 вне некоторого отрезка.

Задача аппроксимации состоит в подборе соответствующего количества радиальных функций и их параметров, а также подборе весов. Эту проблему можно свести к минимизации целевой функции:

$$E = \sum_{i=1}^p \left[ \sum_{j=1}^k w_j \phi(\|x_i - c_j\|) - d_i \right]^2,$$



где  $k$  – количество радиальных нейронов,  
 $p$  – количество обучающих пар  $(x_i d_i)$ ,  
 $x_i$  – входной вектор,  
 $d_i$  – ожидаемая величина.

Процесс обучения сети сводится:

1. К подбору центров  $c_i$  и параметров  $\sigma_i$  формы базисных функций;
2. К подбору весов нейронов выходного слоя.

Инициализация параметров нейронной сети может происходить несколькими способами. При неудачной инициализации весов обучение сети может занять больше времени и даже привести к «параличу» сети. Самым простым способом является их случайная инициализация на основе равномерного распределения в интервале  $[0;1]$ .

Другим алгоритмом инициализации является алгоритм роя частиц. Идея алгоритма была частично заимствована из исследований поведения скоплений животных (косяков рыб, стай птиц и т.п.), модель была немного упрощена и добавлены элементы поведения толпы людей, поэтому, в отличие, например, от алгоритма пчел агенты алгоритма (возможные решения) и были названы нейтрально – частицы. Алгоритм данного способа инициализации представлен на рисунке 1 [3].

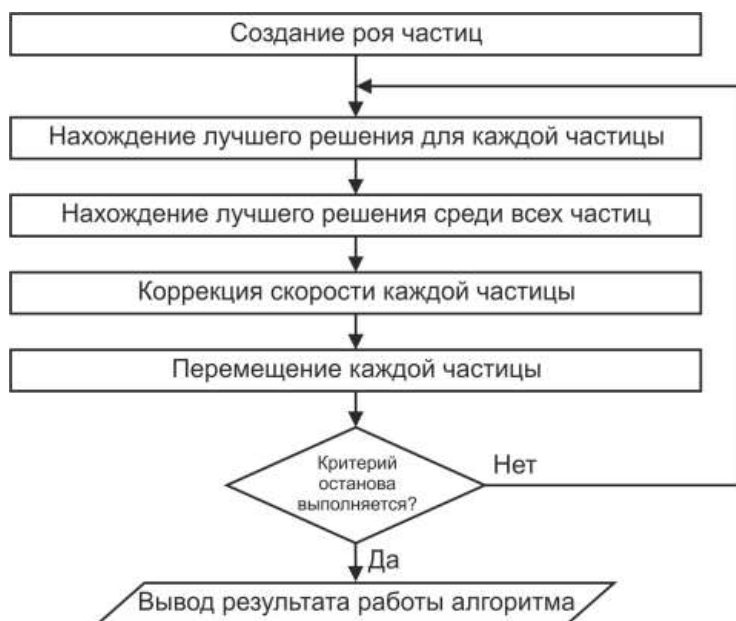


Рисунок 2– Схема алгоритма роя частиц

Цель данной работы – сравнить между собой два алгоритма инициализации весов нейронной сети: случайным образом и с помощью алгоритма роя частиц. В системе реализована генерация обучающих выборок, распределенных по различным законам. Также имеется возможность загрузить данные с внешнего носителя. На рисунке 2 представлена диаграмма существенных классов системы.

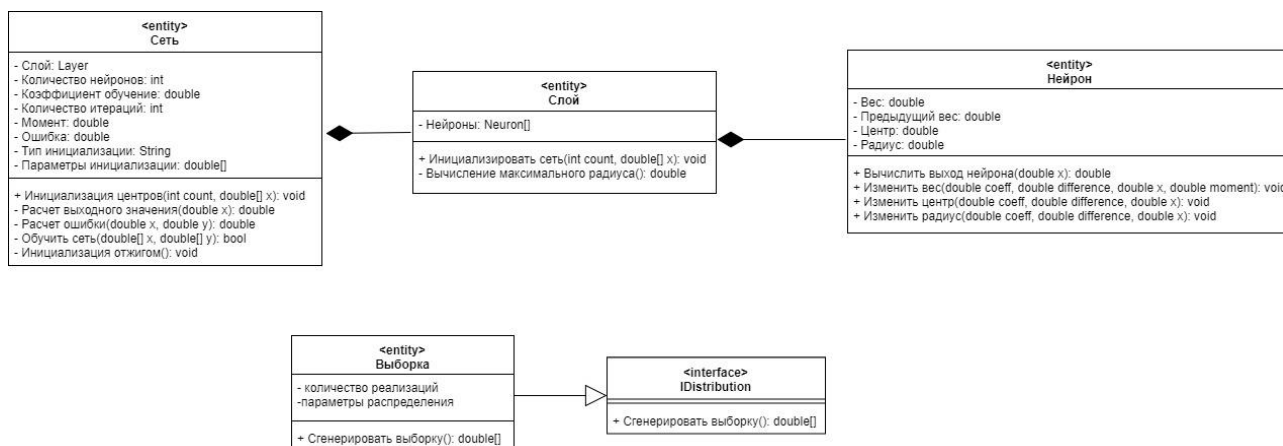


Рисунок 2 – Диаграмма сущностных классов системы

Результаты исследования зависимости СКО аппроксимации при различных способах инициализации весов нейронной сети представлены в таблице 1.

Таблица 1 – СКО при различных способах инициализации

Закон распределения	СКО	
	Случайная инициализация	Алгоритм роя частиц
Нормальный	0.03295	0.03172
Экспоненциальный	0.06072	0.05886
Арсинусоидальный	0.04917	0.04845
Лаплас	0.04113	0.03993
Релей	0.05398	0.05401
Вейбулл	0.05241	0.05223
Симпсон	0.04325	0.04311
Равномерный	0.04112	0.03924

По результатам эксперимента можно сделать вывод, что случайная инициализация весовых коэффициентов дает результаты хуже, чем алгоритм роя частиц.

### Литература

1. Латыш, С.К., Исследование аппроксимативных возможностей радиально-базисной сети с различными функциями активации [Текст] / С. А. Прохоров, И. А. Лёзин, И. В. Лёзина, С. К. Латыш, С. А. Саиян – Известия Самарского научного центра Российской академии наук, Механика, т.15, №4, 2013. – с. 271–274. – ISSN 1990-5378.
2. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / Пер. с польского И. Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.: ил.
3. Алгоритм роя частиц. Описание и реализации на языке Python и C# [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://jenyay.net/Programming/ParticleSwarm>