



Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. - 2019. - № 3. - С. 17-27.

11. Краснова, А.А. Подход к управлению результатами интеллектуальной деятельности вуза [Электронный ресурс] / А.А. Краснова, А.Г. Кравец // Системный анализ в науке и образовании : сетевое научное издание. - 2019. - Вып. 1. – 7 с. – Режим доступа : <http://sanse.ru/archive/51>.

А.О. Шиббаева, О.П. Солдатова

## ГЕНЕРАЦИЯ ТОПОЛОГИИ РАДИАЛЬНО-БАСИСНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИМУННОГО АЛГОРИТМА КЛОНАЛЬНОГО ОТБОРА

(Самарский университет)

Искусственные иммунные системы (ИИС, англ. AIS — Artificial immune system) относятся к классу вычислительных интеллектуальных систем, использующих принципы иммунной системы позвоночных. Для решения задач эти алгоритмы используют свойства иммунной системы к обучению и памяти.

В данной работе используется алгоритм клонального отбора. Клональный отбор используется для управления взаимодействием между компонентами иммунной системы и внешней средой или антигенами.

Алгоритм клонального отбора напоминает параллельный алгоритм с восхождением к вершине и генетический алгоритм без оператора кроссинговера.

По аналогии с естественной иммунной системой, молекулы в искусственной иммунной системе могут быть представлены в виде совокупности свойств распознаваемых объектов, выраженной в векторной форме. Математически, обобщенная форма любой молекулы  $m$  в пространстве  $S$  может быть представлена как строка свойств (набор координат) длины  $L$ . Таким образом, строка свойств может рассматриваться как точка в  $L$ -мерном пространстве молекулярных форм. Эта строка может состоять из атрибутов любого типа, таких как вещественные числа, целые числа, биты или символы. В данной работе используются строки, представляющие собой векторы вещественных чисел.

Молекула антитела, как и антиген, представляет собой набор координат. С точки зрения задачи распознавания, связь между антителами или между антителом и антигеном вычисляется как мера расстояния или мера аффинности между соответствующими строками свойств. Мера аффинности производит преобразование взаимосвязи между двумя строками свойств в неотрицательное вещественное число, соответствующее их аффинности или степени соответствия. Таким образом, аффинность связи антиген-антитело или антитело-антитело пропорциональна расстоянию между молекулами (строками). Количественно, мера аффинности может выражаться различными



способами. В данной работе, так как индивидуумы ИИС представлены строками вещественных чисел, для вычисления аффинности используется Евклидово расстояние.

Для построения модели ИИС в данной работе была выбрана модель нейронной сети.

Наиболее известными среди нейросетевых моделей, реализующих принцип локальной аппроксимации, являются радиально-базисные нейронные сети, в которых скрытые нейроны реализуют функции, радиально изменяющиеся вокруг выбранного центра и принимающие ненулевые значения только в окрестности этого центра. Структура радиально-базисной сети представлена на рисунке 1.

Радиально-базисные нейронные сети имеют достаточно простую архитектуру и обладают высокой скоростью обучения.

В данной работе предлагается способ синтеза топологии радиально-базисной нейронной сети. Настройка центров и радиусов радиально-базисных функций производится по алгоритму k-means++, настройка весов производится с помощью алгоритма наискорейшего спуска.

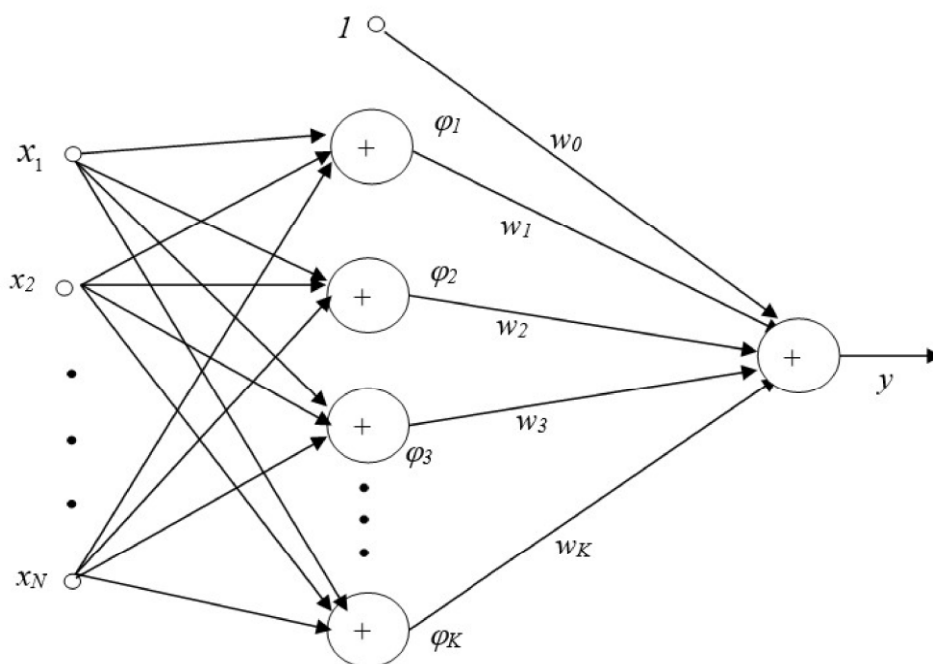


Рис. 1. Структура радиально-базисной нейронной сети

В случае решения задачи оптимизации цель состоит в нахождении оптимальных значений (минимумов или максимумов) некоторого критерия  $y = f(x_1, x_2, \dots, x_l), x_i \in X, i = \overline{1, l}$ , где  $X$  – допустимое множество решений? задачи. В общем случае рассматриваются задачи многокритериальной оптимизации:

$y = (y_1, y_2, \dots, y_n) \rightarrow \min (\max)$ , где  $y_j = f_j(x_1, x_2, \dots, x_l), x_i \in X, j = \overline{1, n}$ ,  $n$  – количество критериев задачи.

Каждый индивидуум популяции клонального алгоритма представляет собой одно возможное решение задачи. В данном случае задачей для



клонального алгоритма является настройка параметров радиально-базисной нейронной сети и строка индивидуума должна содержать набор всех подлежащих настройке параметров нейронной сети. Такими параметрами являются: количество радиально-базисных функций (количество нейронов), типы радиально-базисных функций и коэффициент сходимости алгоритма наискорейшего спуска. Исходя из состава параметров, был выбран следующий формат строки представления индивидуумов популяции клонального алгоритма:

k	$\varphi_1$	$\varphi_2$	...	$\varphi_n$
---	-------------	-------------	-----	-------------

где k – вещественный коэффициент сходимости алгоритма наискорейшего спуска,  $\varphi$  – закодированный в целое число вид функции, n – максимальное количество нейронов в сети.

В данной реализации используется зарезервированное значение  $\varphi = -1$ , что означает отсутствие функции и, соответственно, нейрона, что позволяет варьировать количество нейронов сети.

В таблице 1 приведены типы использованных радиально-базисных функций.

Таблица 1 – Типы использованных радиально-базисных функций

	Тип РБФ функции	Вид функции
1	Гауссова функция	$\varphi(x) = \exp\left(\frac{-\ x - c_i\ ^2}{2\sigma_i^2}\right)$
2	Обратная квадратичная	$\varphi(x) = \frac{1}{\left(\frac{\ x - c_i\ ^2}{\sigma_i^2}\right)}$
3	Обратная мультикватичная	$\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{\frac{\ x - c_i\ ^2}{\sigma_i^2}}}$

В работе использовался следующий алгоритм клональной селекции:

1. Инициализация. Создание случайной генерацией начальной популяции антител.
2. Вычисление аффинности для каждого по каждому антигену.
3. Клональная селекция и распространение: выбор из популяции лучших антител и копирование их в отдельную популяцию клонов в количестве, пропорциональном их аффинности.
4. Гипермутация всех клонов с вероятностью, обратно пропорциональной их аффинности.
5. Вычисление новой аффинности каждого антитела-клона аналогично шагу 2.



6. Выбор из полученной популяции  $n$  антител с наилучшим результатом аффинности и копирование их в исходную популяцию.
7. Метадинамика: замена худших антител исходной популяции новыми случайными индивидуумами.
8. Переход к шагу 2 до тех пор, пока не будет достигнут критерий остановки.

В качестве целевой функции и функции аффинности выбрана среднеквадратическая ошибка сети на обучающих данных, которая для одного обучающего примера имеет вид:

$$E = \frac{1}{2} \left[ \sum_{i=1}^K w_i \varphi_i(x) - d \right]^2$$

Так как в данном случае решается задача минимизации ошибки классификации, то минимальное значение аффинности антитела будет соответствовать максимально возможному значению ошибки.

В качестве данных для экспериментальных исследований был выбран набор данных «Ирисы Фишера». Ирисы Фишера состоят из данных о 150 экземплярах ирисов, по 50 экземпляров трёх видов (классов). Каждый экземпляр содержит четыре характеристики. Один из классов линейно отделим от двух остальных.

В разработанной программе реализован подход, при котором обучение и тестирование происходит при наличии двух выборок: обучающей и тестовой. Для обучения использовались 90 образцов, а оставшиеся 60 образцов – использовались для тестирования качества решения задачи.

По итогам работы программы была найдена наиболее оптимальная топология радиально-базисной сети для решения задачи классификации на примере данных «Ирисы Фишера» получается при следующих параметрах:

коэффициент наискорейшего спуска – 0,0141;

количество нейронов 7;

типы нейронов: 0, 2, 1, 0, 0, 0, 2, где 0 – функция Гаусса, 1 – обратная квадратичная функция, 2 – обратная мультиквадратичная функция.

Среднеквадратичная ошибка при таких параметрах составила 0,4.

### Литература

1. Искусственная иммунная система - info-farm.ru [Электронный ресурс] // info-farm.ru: [сайт]. URL: [https://info-farm.ru/alphabet\\_index/i/iskusstvennaya-immunnaya-sistema.html](https://info-farm.ru/alphabet_index/i/iskusstvennaya-immunnaya-sistema.html) (дата обращения: 01.04.2020).

2. Литвиненко, В.И. Метод индуктивного синтеза рбф нейронных сетей с помощью алгоритма клонального отбора // Индуктивне моделювання складних систем, 2012. С. 114-127.

3. Лавренков Ю.Н. Комарцова Л.Г. Нейронечеткий адаптивный маршрутизатор потоков цифровой информации // Научно-практический журнал «Прикладная информатика», № 6(48), 2013. С. 59-73.