

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ПРИ НАСТРОЙКЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Камшилова Ю.А.

научный руководитель доктор техн. наук Семёнкин Е.С.
Сибирский Государственный Аэрокосмический Университет
имени академика М.Ф. Решетнева

Для решения различных практических задач во многих отраслях науки широко используются интеллектуальные информационные технологии (ИИТ). Одной из наиболее часто применимых ИИТ являются искусственные нейронные сети.

Искусственные нейронные сети получили широкое распространение в области решения задач классификации, распознавания образов и управления. Однако при решении каждой конкретной задачи перед исследователем возникает проблема выбора эффективной структуры нейронной сети, обусловленная спецификой решаемой задачи. Недостаточная сложность структур нейронной сети не позволяет получить приемлемый результат, тогда как избыточная сложность требует больше ресурсов для обучения сети, а также может привести к переобучению нейронной сети. Поэтому необходимо автоматическое формирование нейронных сетей. Также стоит задача настройки весовых коэффициентов сети [1].

При выборе структуры нейронных сетей необходимо выбирать количество слоев и нейронов на них. Также для каждого нейрона необходимо выбрать вид активационной функции [2].

Тип активационной функции	Формула	Область значения
Пороговая	$f(s) = \begin{cases} 0, & s < a \\ 1, & s \geq a \end{cases}$	[0,1]
Сигмодалная	$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$	(0,1)
Полулинейная с насыщением	$f(s) = \begin{cases} 0, & s \leq 0 \\ s, & 0 < s < 1 \\ 1, & s \geq 1 \end{cases}$	[0,1]
Треугольная	$f(s) = \begin{cases} 1 - s , & s \leq 1 \\ 0, & s > 1 \end{cases}$	[0,1]
Знаковая	$f(s) = \begin{cases} -1, & s \leq a \\ 1, & s > a \end{cases}$	[-1,1]
Радиальная базисная	$f(s) = e^{-s^2}$	(0,1)
Синусоидальная	$f(s) = \sin(s)$	[0,1]
Экспоненциальная	$f(s) = e^{-s}$	(0,∞)
Полулинейная	$f(s) = \begin{cases} 0, & s \leq 0 \\ s, & s > 0 \end{cases}$	[0, ∞)
Линейная	$f(s) = as$	(-∞, ∞)
Линейная с насыщением	$f(s) = \begin{cases} -1, & s \leq -1 \\ s, & -1 < s < 1 \\ 1, & s \geq 1 \end{cases}$	[-1,1]
Логистическая	$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$	(0,1)
Гиперболический тангенс	$f(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}$	(-1,1)

Квадратный корень	$f(s) = \sqrt{s}$	$(0, \infty)$
Сигмоидальная биполярная	$f(s) = \frac{1 - e^{-s}}{1 + e^{-s}}$	$[-1, 1]$

Таблица 1. Набор активационных функций

Выбрать оптимальную структуру затруднительно, поэтому удобно использовать многокритериальный генетический алгоритм [3,4] для автоматической настройки структуры нейронной сети. Критериями многокритериального ГА в данном случае являются размер нейронной сети и ошибка моделирования.

Генетические алгоритмы работают с бинарными строками (хромосомами). Каждый нейрон скрытого слоя закодирован в четырех битах. Если нейрон отсутствует, то соответствующие ему биты равны нулю. Иначе, записывается номер одной из вышеперечисленных активационных функций, закодированный в двоичном коде. Пример закодированной нейронной сети представлен на рисунке 1.

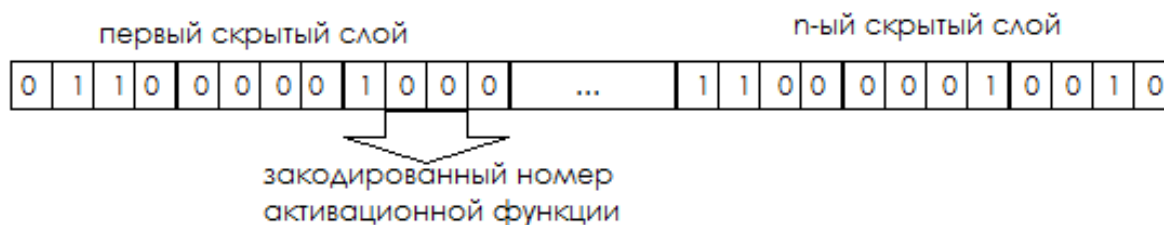


Рисунок 1. Бинарная хромосома, кодирующая структуру НС

Для каждой выбранной структуры нейронной сети выполняется настройка весовых коэффициентов при помощи однокритериального ГА. Критерием оптимальности является ошибка моделирования нейронной сети. В бинарную хромосому записываются весовые коэффициенты нейронной сети, закодированные в двоичном коде, пример такой хромосомы представлен на рисунке 2.

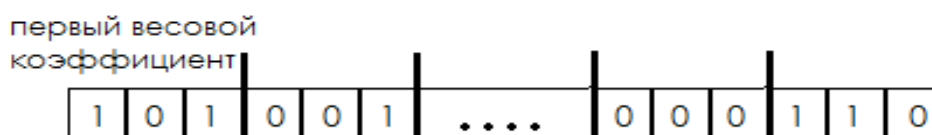


Рисунок 2. Бинарная хромосома, кодирующая весовые коэффициенты НС

Данная схема позволяет создать полносвязную нейронную сеть с произвольной структурой и различными активационными функциями в нейронах. Применение генетического алгоритма для настройки весовых коэффициентов обеспечивает быстрое нахождение таких значений, которые дают лучшее решение задачи.

Список литературы:

1. Цой Ю.Р., Спицын В.Г. Эволюционный подход к настройке и обучению искусственных нейронных сетей // Электронный журнал "Нейроинформатика". - 2006. - Т. 1, №1. - С. 34-61.
2. Electronic textbook StatSoft [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.fmi.uni-sofia.bg/fmi/statist/education/textbook/eng/glosa.html>
3. Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach / Zitzler E., Thiele L.

4. An evolutionary algorithm for multiobjective optimization: The Strength Pareto Approach/ Zitzler E., Thiele L.