



2. Патент РФ №2024031, МПК G01 R 31/26, Устройство для измерения параметров полупроводниковых приборов с S-образной вольт-амперной характеристикой, Чернобровин Н.Г., Пиганов М.Н., Елифанцев А.С., Капитонов В.А., Ефремов Е.В.; Опубликовано:30.11.1994,Бюл. №22.

Д.А. Новиков, И.В. Лезина

## ПРИМЕНЕНИЕ МОДИФИЦИРОВАННОГО АЛГОРИТМА МУРАВЬИНОЙ КОЛОНИИ ДЛЯ ИНИЦИАЛИЗАЦИИ ВЕСОВ НЕЧЕТКОГО МНОГОСЛОЙНОГО ПЕРСЕПТРОНА ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

(Самарский университет)

### Введение

Задача прогнозирования нейронной сетью сводится к поиску глобального минимума функции ошибки между прогнозируемым значением и прогнозом, сделанным нейронной сетью по определенному набору входных данных, так называемому «скользящему окну».

Нечеткий многослойный персептрон - это нейронная сеть, состоящая из двух частей: «нечеткого слоя» и многослойного персептрона. Функция активации нейронов «нечеткого слоя» является радиально-базисной функцией. Выходы нейронов «нечеткого слоя» используются в качестве входов традиционного многослойного персептрона. А выходы многослойного персептрона трактуются как степени принадлежности предъявленного объекта соответствующему классу. [1]

Алгоритм муравьиной колонии - это мультиагентная система, в которой поведение каждого муравья соответствует поведению реальных муравьев при поиске пищи. Классический алгоритм используется для нахождения кратчайшего пути между точками А и Б. [2]

Для поиска глобального минимума функции ошибки нечеткого многослойного персептрона при решении задачи прогнозирования курса золота используется модифицированный алгоритм муравьиной колонии.

### Описание модифицированного алгоритма муравьиной колонии

В предложенном алгоритме число  $m$  муравьев соответствует числу  $m$  случайных начальных векторов  $x_{initial}^k$  ( $k = 1, 2, \dots, m$ ).

Затем, к каждому вектору применяются модификации, основанные на тропе феромонов. В данном алгоритме количество феромона  $\tau_t$  усиливается только вокруг наилучшего значения целевой функции, полученного на прошлом шаге итерации и все муравьи направляются в эту сторону для поиска наилучшего решения.

Вектор решения каждого муравья обновляется в начале каждой итерации по следующей формуле:

$$x_t^k = x_{t-1}^{best} \pm dx \quad (t = 1, 2, \dots, I), \quad (1)$$



где  $x_t^k$  это решение  $k$ -го вектора на итерации  $t$ ,  $x_{t-1}^{best}$  это лучшее решение, полученное на итерации  $t - 1$  и  $dx$  - это случайно сгенерированный в диапазоне  $[-\alpha, \alpha]$  вектор, который определяет длину прыжка. В конце каждой итерации, количество феромона  $\tau_t$  обновляется. Количество феромона  $\tau_t$  уменьшается, для симуляции процесса испарения по следующей формуле:

$$\tau_t = 0.1 \times \tau_{t-1}. \quad (2)$$

Затем, количество феромонов увеличивается только вокруг наилучшего значения целевой функции, полученного из предыдущей итерации.

$$\tau_t = \tau_{t-1} + (0.01 \times f(x_{t-1}^{best})). \quad (3)$$

Этот процесс длится пока не было превышено максимальное число итераций  $I$ .

В формуле 1, знак  $+$  используется когда точка  $x_t^k$  находится слева от глобального минимума по оси абсцисс. С другой стороны, знак  $-$  используется когда точка  $x_t^k$  находится справа от глобального минимума по оси абсцисс. Направление движения определяется по формуле 4.

$$\bar{x}_{initial}^{best} = x_{initial}^{best} + (x_{initial}^{best} \times 0.01). \quad (4)$$

Если  $f(\bar{x}_{initial}^{best}) \leq f(x_{initial}^{best})$ , то в формуле 1 используется знак  $+$ , иначе знак  $-$ . Знак  $\pm$  определяет направление движения, которое появляется после начального решения.

Для того, чтобы не пройти мимо глобального минимума ( $I$  – максимальное число итераций) применяется обновление  $\alpha = 0.1 \times \alpha$  в конце каждой  $\sqrt{I}$  итерации. Таким образом, длина прыжка будет постепенно уменьшаться. [3]

### **Исследование результатов оптимизации весовых коэффициентов нейронов сети модифицированным муравьиным алгоритмом**

В качестве выборки для обучения и тестирования нейронной сети были выбраны данные о курсе золота с 1 января 1950 года по 1 июля 2014 года. Всего 774 записи. Эти записи были объединены в 771 набор по 4 записи в каждом. Из которых 3 записи являются сквозным окном, а последняя запись – прогнозом. Наборы были перемешаны в случайном порядке и разбиты на обучающую и тестовую выборку в соотношении 4 к 1.

В модифицированном алгоритме муравьиной колонии используется следующие параметры – число муравьев  $m$ , число итераций  $I$ , длина прыжка  $\alpha$ . Проведем 2 эксперимента для 15 вариаций алгоритма с различными параметрами. Для каждого эксперимента будем считать значение коэффициента несовпадения Тейла [4] до отработки алгоритма оптимизации -  $U$  до и сразу после работы алгоритма оптимизации -  $U$  после. После каждого эксперимента массив входных данных перемешивается и все веса нейронной сети обнуляются.

В результате исследования, результаты которого приведены в таблице 1, были найдены оптимальные значения этих параметров. Оптимальными параметрами считаются такие параметры, при которых разница  $\Delta$  между значением коэффициента  $U$  до оптимизации весов и значением коэффициента  $U$  после оптимизации будет максимальна.



Таблица 1

Оптимальные параметры модифицированного алгоритма муравьиной колонии

$m$	$I$	$\alpha$	Эксперимент 1			Эксперимент 2		
			U до	U после	$\Delta$	U до	U после	$\Delta$
5	30	10	0,641719	0,213281	0,428438	0,605621	0,199716	0,405904
5	50	0.1	0,641678	0,205006	0,436673	0,599606	0,143747	0,455859
5	75	0.1	0,655653	0,187861	0,467793	0,599892	0,153265	0,446626
5	100	0.1	0,667683	0,187788	0,479895	0,586367	0,155175	0,431192
15	30	10	0,646113	0,198570	0,447542	0,602385	0,187037	0,415349
15	25	0.1	0,639030	0,186125	0,452905	0,605498	0,174980	0,430517
<b>15</b>	<b>50</b>	<b>0.1</b>	<b>0,639505</b>	<b>0,183650</b>	<b>0,455855</b>	<b>0,602582</b>	<b>0,154434</b>	<b>0,448147</b>
15	75	0.1	0,646452	0,193116	0,453336	0,602942	0,154713	0,448229
30	30	10	0,637000	0,185620	0,451380	0,637583	0,237224	0,400359
<b>30</b>	<b>25</b>	<b>0.1</b>	<b>0,654151</b>	<b>0,180147</b>	<b>0,474004</b>	<b>0,595736</b>	<b>0,145182</b>	<b>0,450554</b>
30	50	0.1	0,651809	0,184385	0,467424	0,605438	0,152141	0,453298
50	10	10	0,677611	0,234821	0,442790	0,621694	0,213186	0,408508
50	20	0.1	0,669774	0,200059	0,469715	0,618883	0,205786	0,413097
<b>50</b>	<b>30</b>	<b>0.1</b>	<b>0,662121</b>	<b>0,190986</b>	<b>0,471135</b>	<b>0,616264</b>	<b>0,165527</b>	<b>0,450737</b>
75	20	0.1	0,618049	0,166914	0,451135	0,616695	0,184554	0,432141

### Литература

1. Ходашинский И.А. Идентификация нечетких систем: методы и алгоритмы // Проблемы управления. – 2009. – № 4. – С. 15–23.
2. M. Duran Toksari. Ant colony optimization for finding the global minimum // Статья. – Applied Mathematics and Computation 176, 2006. – С. 308–316.
3. M. Duran Toksari. A heuristic approach to find the global optimum of function // Статья. – Journal of Computational and Applied Mathematics, 2007. – С. 160–166.
4. Уразаев Р.П. Методы генерации алгоритмов прогнозирования при помощи операций над базовыми алгоритмами. – М.: Вычислительный центр АН СССР, 1988. – С. 25.

А.Л. Никишина

### ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРИБЫЛИ ПРОЕКТА В ИНТЕРАКТИВНОМ ПРИЛОЖЕНИИ ДЛЯ БИЗНЕС-АНАЛИЗА И УПРАВЛЕНИЯ ПРОЕКТАМИ «ANALYSIS AND PROJECT MANAGEMENT»

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

Согласно результатам проведенного автором в 2017 г. опроса среди проектных менеджеров и аналитиков, наиболее популярным методом анализа рис-