

Комарцова Л.Г., Лавренков Ю.Н., Антипова О.В. 

---

## КОМПЛЕКСНЫЙ ПОДХОД К ИССЛЕДОВАНИЮ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ

***Аннотация:** При проектировании и исследовании сложных систем основными методами оценки предлагаемых вариантов решений являются методы имитационного моделирования и методы планирования экспериментов. Достоверность принятия решений может быть повышена путем использования нейронной сети (НС) для обобщения результатов имитационных экспериментов. Прогнозируемые с помощью НС варианты проверяются затем на имитационной модели. Использование генетического алгоритма дает возможность для каждой конкретной задачи имитационного моделирования найти соответствующие генетические операторы, обеспечивающие более быструю сходимость. База планов экспериментов позволяет в зависимости от типа параметров, характеризующих ИМ, выбрать план проведения эксперимента. Одной из основных проблем, которую необходимо решать при реализации данной методики, является выбор подходящего типа нейронной сети, обеспечивающей высокий процент распознавания и небольшие затраты времени на обучение. Наилучшей архитектурой нейронной сети для решения поставленной задачи оказалась трехслойная сеть с прямой связью с комбинированным алгоритмом обучения, основанным на использовании генетического алгоритма и алгоритма имитации отжига.*

***Ключевые слова:** проектирование, исследование, методы имитационного моделирования, методы планирования экспериментов, принятие решений, нейронная сеть, генетический алгоритм, генетические операторы, трехслойная сеть, алгоритм имитации отжига*

При проектировании и исследовании сложных систем основными методами оценки предлагаемых вариантов решений являются методы имитационного моделирования и методы планирования экспериментов. Достоверность принятия решений может быть повышена путем использования нейронной сети (НС) для обобщения результатов имитационных экспериментов<sup>1</sup>. Количество экспериментов на имитационной модели (ИМ) при поиске наилучших значений параметров может быть снижено за счет предсказания НС с некоторой погрешностью возможных значений выходных характеристик при заданных значениях параметров, характеризующих исследуемый объект. Прогнозируемые с помощью НС варианты проверяются затем на имитационной модели. Дальнейшее раз-

---

<sup>1</sup> Комарцова Л.Г. Методика имитационного моделирования вычислительных систем с использованием нейронной сети для обобщения результатов. Известия вузов. -сер. Приборостроение. - 2001. -Т.44. -№2.С.31-35; Комарцова Л.Г., Максимов А.В. Нейрокомпьютеры (учебное пособие). -М.: Из-во МГТУ им. Н.Э. Баумана. -2002. -320 с.

## Комплексный подход к исследованию сложных систем

витие этого направления связывается с разработкой стратегий взаимодействия методов имитационного и эволюционного моделирования для решения оптимизационных задач принятия решений, что позволит распараллеливать процедуру поиска решений на имитационной модели и даст возможность находить подмножество локальных экстремумов за полиномиальное время. Для реализации этой методики в настоящей работе в качестве основного метода эволюционного моделирования применяется генетический алгоритм (ГА).

В отличие от классических методов поиска оптимального варианта, используемых в имитационном моделировании при постановке экстремальных экспериментов, ГА не требует непрерывности или дифференцируемости оптимизируемых функций и некоторой другой информации, не так критичен к размерности поискового пространства<sup>2</sup>. Это позволяет исследовать модели технических объектов, как с количественными, так и с качественными параметрами и находить лучшие решения за меньший промежуток времени. Кроме того, использование ГА даст возможность для каждой конкретной задачи имитационного моделирования найти соответствующие генетические операторы, обеспечивающие более быструю сходимость.

База планов экспериментов позволяет в зависимости от типа параметров, характеризующих ИМ, выбрать план проведения эксперимента. В этой схеме ГА используется для определения наилучших значений параметров имитационной модели в заданном пространстве поиска.

База примеров, на которой обучается НС, в процессе выполнения процедуры оптимизации с использованием ГА пополняется новыми примерами, являющимися результатами имитационного моделирования. Это позволяет на каждой итерации работы ГА после соответствующего дообучения НС уточнять местоположение экстремума<sup>3</sup>.

Обученная на результатах имитационного моделирования НС моделирует функцию фитнеса  $Fit$  и служит для оценки хромосом, в виде которых представляются альтернативные варианты ИМ, полученные на очередном этапе эволюции. Использование НС в качестве имитатора функции  $Fit$  позволяет существенно экономить количество экспериментов при оптимизации модели за счет предсказания возможных значений ее выходных характеристик без проведения дополнительных экспериментов на ЭВМ.

Одной из основных проблем, которую необходимо решать при реализации данной методики, является выбор подходящего типа нейронной сети, обеспечивающей высокий

2 Komartsova L.G. Research of a Genetic Algorithms Designer // Proc. of IEEE Int. Conf. on Artificial Intelligence Systems. -Los Alamitos, California.-2002. -P.395 -397.

3 Комарцова Л.Г., Максимов А.В. Нейрокомпьютеры (учебное пособие). -М.: Из-во МГТУ им. Н.Э. Баумана. -2002. -320 с.

процент распознавания и небольшие затраты времени на обучение. Исследование различных типов нейронных сетей показало, что для восстановления значений функции по неполным данным (в нашем случае отдельным результатам имитационного моделирования) наиболее перспективным типом является МНС +ГА (многослойный персептрон с алгоритмом обучения, использующим генетический поиск), а также ФКСН (нечеткая сеть Кохонена). Перечисленные типы НС позволяют работать с малым объемом обучающей выборки (что является особенно важным при имитационном моделировании) и обеспечивают высокий процент распознавания.

Кроме перечисленных типов перспективной НС для восстановления значений функций является СМАС (Cerebellar Model Articulation Controller) - суставная модель мозжечкового регулятора, разработанная американским ученым Альбусом Дж.<sup>4</sup>. Основное назначение СМАС - запоминание, восстановление и интерполяция функций многих переменных. Для решения этой задачи вначале обучают СМАС по известным значениям функций с использованием алгоритма Альбуса, а затем применяют её для восстановления недостающих значений

Сравним точность восстановления различными НС результатов имитационного моделирования при решении сформулированной выше задачи выбора параметров алгоритма диспетчеризации специализированного сервера для следующих типов:

1. Трехслойная нейронная сеть с алгоритмом ВР - 12:12:1: входной слой - 12 нейронов (по общему числу уровней исследуемых параметров); скрытый слой - 12 нейронов; 1 - выходной слой.
2. Трехслойная нейронная сеть прямого распространения (12:12:1) с алгоритмом обучения МНС+ГА+АИО.
3. Однослойная сеть СМАС - 32:1 ( входов - 32; выход - 1); число активных ячеек памяти  $p^* = 4$  с алгоритмом обучения по Альбусу.
4. Однослойная сеть СМАС - 32:1 с  $p^*=16$ .

Точность аппроксимации функции  $y(x_1, x_2, x_3)$  определялась одинаково для всех НС величиной среднего квадратичного отклонения, осредненного по реализациям.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y(X_i) - y^*(X_i))^2$$

где  $N$  - число реализаций;  $i$ -номер реализации;  $y(X_i)$  - желаемый выход;  $y^*(X_i)$  - вы-

4 Miller W., Glanz F., Kraft L. СМАС: An associative neural network alternative to back propagation // Proc. of the IEEE. -1990. -V.78. -N 10. -P.1561-1567; Аведьян Э.Д. Ассоциативная нейронная сеть СМАС // Сборник статей "Проблемы построения и обучения нейронных сетей". -М.: Машиностроение. -1999.

## Комплексный подход к исследованию сложных систем

численное значение.

Реализация экспериментов производилась по следующей методике:

**Шаг 1.** Проведение серии экспериментов по латинскому плану.

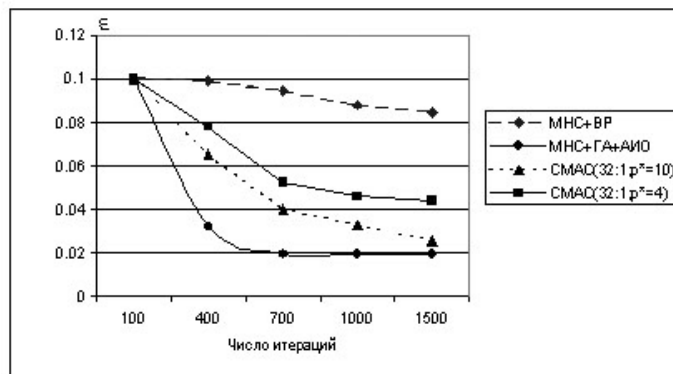
**Шаг 2.** Формирование обучающей и тестовой выборки по результатам имитационного моделирования.

**Шаг 3.** Проведение дисперсионного анализа и оценка вкладов каждого уровня каждого параметра  $x_1^1, x_1^2, \dots, x_3^3, x_3^4$ .

**Шаг 4.** Инициализация весовых коэффициентов первого слоя для первых двух исследуемых НС полученными значениями вкладов -  $a_{i x_j}$ , где  $x_j$  - номер параметра;  $i$  - номер уровня этого параметра.

**Шаг 5.** Обучение и тестирование каждого типа сети по сформулированным ранее алгоритмам.

Ведение дополнительного шага 4 обеспечивает более высокую скорость обучения многослойных персептронов за счет предварительной инициализации весовых коэффициентов первого слоя НС не случайными числами в заданном интервале, а значениями, полученными из результатов дисперсионного анализа результатов имитационных экспериментов. Результаты экспериментов представлены на рис. 1.



**Рис 1.** Сравнительный анализ алгоритмов моделирования функций Fit на основе НС

Анализ результатов позволяет сделать следующий вывод.

1. Наилучшей архитектурой нейронной сети для решения поставленной задачи оказалась трехслойная сеть с прямой связью с комбинированным алгоритмом обучения, основанным на использовании генетического алгоритма и алгоритма имитации отжига: в этом варианте имеет место наименьшая ошибка сети  $E = 0.01972$ , достигнутая при наименьшем числе шагов обучения, равном 100. Этот факт объясняется использованием

глобальных свойств оптимизируемой функции ошибки  $E$  с помощью генетического алгоритма и алгоритма имитации отжига.

2. Процесс обучения СМАС при больших параметрах  $p^*$ , например, при  $p^*=10$ , заканчивается быстрее, так как это связано с увеличением памяти для хранения запоминаемых значений функции.

### **Библиография:**

1. Комарцова Л.Г. Методика имитационного моделирования вычислительных систем с использованием нейронной сети для обобщения результатов. Известия вузов.-сер. Приборостроение.-2001.-Т.44.-№2.С.31-35.
2. Komartsova L.G. Research of a Genetic Algorithms Designer // Proc. of IEEE Int. Conf. on Artificial Intelligence Systems.-Los Alamitos, California.-2002.-P.395-397.
3. Комарцова Л.Г., Максимов А.В. Нейрокомпьютеры (учебное пособие).-М.: Из-во МГТУ им. Н.Э. Баумана.-2002.-320 с.
4. Miller W., Glanz F., Kraft L. СМАС: An associative neural network alternative to back propagation // Proc. of the IEEE.-1990.-V.78.-N 10.-P.1561-1567.
5. Аведьян Э.Д. Ассоциативная нейронная сеть СМАС // Сборник статей "Проблемы построения и обучения нейронных сетей".-М.: Машиностроение.-1999.

### **References:**

1. Komartsova L.G. Metodika imitatsionnogo modelirovaniya vychislitel'nykh sistem s ispol'zovaniem neironnoi seti dlya obobshcheniya rezul'tatov. Izvestiya vuzov.-ser. Priborostroenie.-2001.-T.44.-№2.S.31-35.
2. Komartsova L.G. Research of a Genetic Algorithms Designer // Proc. of IEEE Int. Conf. on Artificial Intelligence Systems.-Los Alamitos, California.-2002.-P.395-397.
3. Komartsova L.G., Maksimov A.V. Neurokomp'yutery (uchebnoe posobie).-M.: Iz-vo MGTU im. N.E. Baumana.-2002.-320 s.
4. Miller W., Glanz F., Kraft L. СМАС: An associative neural network alternative to back propagation // Proc. of the IEEE.-1990.-V.78.-N 10.-P.1561-1567.
5. Aved'yan E.D. Assotsiativnaya neironnaya set' SMAS // Sbornik statei "Problemy postroeniya i obucheniya neironnykh setei".-M.: Mashinostroenie.-1999.