

УДК 007:57+681.324

М.И. Маркин, Р.Л. Смелянский

### СИНТЕЗ АРХИТЕКТУРЫ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПРИКЛАДНОЙ ЗАДАЧИ

Работа посвящена методам синтеза нейронной сети (НС), способной к аппроксимации произвольной табличной функции с заданной точностью. В работе предлагается альтернативный подход к решению проблемы синтеза архитектуры нейронной сети для прикладной задачи, не требующий многократного обучения сети в процессе поиска подходящей архитектуры.

Рассмотрим формальную постановку задачи. Пусть заданы:

- ◆  $SET = \{(x, y)\}, x \in \mathcal{X}, y \in \mathcal{Y}$  - набор измерений некоторой таблично заданной функции (выборка);
- ◆  $NW = \{nw_i\}$  - некоторый класс нейронных сетей, способных к аппроксимации выборки  $SET$  и удовлетворяющих ограничениям прикладной задачи. Конкретная прикладная задача может накладывать некоторые ограничения на архитектуру НС, входящих в класс  $NW$ . В частности, могут быть заданы:
- ◆  $max\_flops$  - максимально допустимое количество операций с плавающей точкой, необходимое для вычисления выходных сигналов НС;
- ◆  $max\_params$  - максимально допустимое количество настраиваемых параметров (весов) НС;
- ◆  $act\_fun = \{f_1, f_2, \dots, f_N\}$  - множество функций активации нейронов, разрешенных к использованию;
- ◆  $eps > 0$  - максимально допустимая среднеквадратическая ошибка аппроксимации;
- ◆  $COST(nw) : NW \rightarrow \mathbb{R}^+$  - функция "вычислительной эффективности" архитектуры нейронной сети. Конкретный вид функции  $COST$  определяется требованиями прикладной задачи (для одних задач могут быть предпочтительны архитектуры с малым количеством настраиваемых параметров, для других - с малым временем отклика).

Обозначим минимальную достижимую среднеквадратическую ошибку аппроксимации сети  $nw$  на выборке  $set$  как  $MSE(nw, set)$ .

Требуется найти среди множества  $NW$  допустимых архитектур нейронных сетей такую архитектуру  $nw$ , которая удовлетворяла бы ограничениям прикладной задачи и при этом минимизировала функцию вычислительной эффективности  $COST$ , то есть решить следующую задачу:

$$\begin{cases} \min COST(nw), & nw \in NW; \\ MSE(nw, set) < eps. \end{cases} \quad (P)$$

Известны следующие методы решения задачи синтеза архитектуры нейронной сети (P):

- ◆ Переборные (по множеству  $NW$ )
- ◆ Поиск в пространстве  $NW$  с помощью генетических алгоритмов. Примеры использования генетических алгоритмов для конструирования нейронных сетей можно найти в работах [1-3].

- ◆ Последовательное наращивание сети. В работах [4,5] предлагаются итеративные методы конструирования нейронных сетей, где на каждом шаге происходит добавление одного или нескольких нейронов в уже построенную сеть.

Во всех этих методах на каждом шаге предлагается проводить обучение сети для получения оценки значения MSE (максимальной достижимой точности аппроксимации). Обучение сети - достаточно дорогостоящая (в вычислительном плане) задача, что приводит к большой вычислительной сложности этих методов и ограничивает возможность их применения для случаев, когда множество архитектур NW достаточно велико.

В данной работе предлагаются подходы к построению альтернативных (более быстрых) методов оценивания значения MSE, не требующих обучения сети. Используя подобные методы, возможно применять различные варианты поиска в пространстве архитектур NW, заменяя обучение сети на каждом шаге рассмотрением оценки максимальной достижимой ею точности аппроксимации.

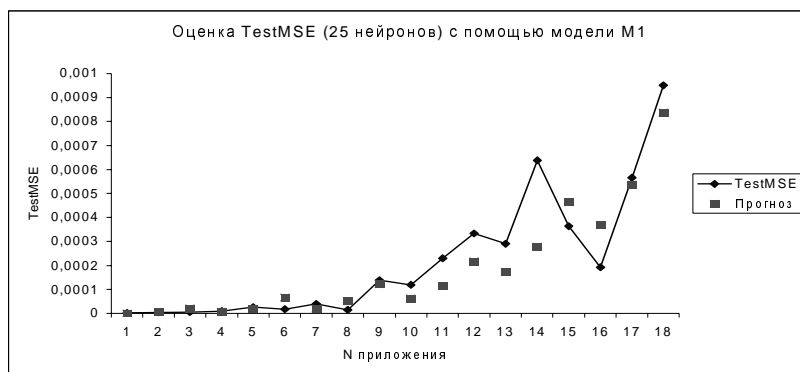
Рассмотрим задачу оценивания значения среднеквадратичной ошибки аппроксимации (MSE) нейронной сети, достигаемой ею при обучении на заданной выборке из скалярной функции произвольного количества аргументов. Основным инструментом для оценки точности аппроксимации заданной функции нейронной сетью являются статистические характеристики выборки - некоторые обобщенные характеристики выборки, описывающие "сложность" аппроксимации выборки с помощью нейронной сети. Необходимым требованием к статистическим характеристикам является возможность их непосредственного вычисления по представленной выборке за достаточно малое время (по сравнению со временем, затрачиваемым на обучение НС). В рамках данной работы был разработан ряд моделей, способных по различным статистическим характеристикам выборки оценить (без проведения обучения НС) минимальную достижимую ошибку аппроксимации MSE.

Процесс построения моделей зависимости значения MSE от статистических характеристик можно разбить на следующие этапы:

- ◆ Определение набора статистических характеристик, непосредственно вычисляемых на произвольной выборке. В данной работе использовались минимальные, максимальные и средние значения сеточных производных 1-го и 2-го порядков, непосредственно вычисляемых на выборке, а также их дисперсия.
- ◆ Представление некоторого набора выборок для функций из различных классов и вычисление их статистических характеристик.
- ◆ Обучение некоторого множества НС на представленных выборках.
- ◆ Построение регрессионной модели зависимости значения MSE от статистических характеристик на основании экспериментальных данных, полученных на предыдущих шагах.

Используя построенные модели, возможно оценивать максимально достижимую точность аппроксимации произвольной выборки (представленной набором ее статистических характеристик) с помощью нейронной сети. Следует отметить, что процесс построения таких моделей может быть достаточно трудоемким в вычислительном плане (вследствие необходимости многократного проведения обучения НС), но, однажды будучи построены, подобные модели способны оценивать достижимую точность аппроксимации произвольной таблично заданной функции с помощью произвольной НС за достаточно малое время (по сравнению со временем, затрачиваемым на обучение НС).

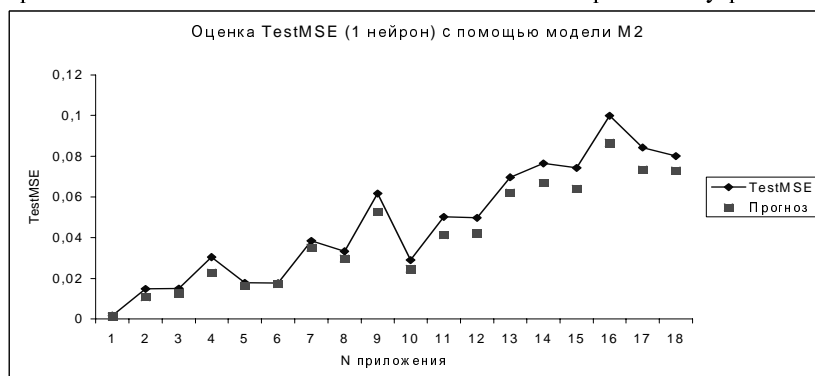
В рамках данной работы была построена реализация представленного подхода на ЭВМ. В качестве модели НС был взят перцептрон с одним внутренним слоем и нелинейной сигмоидальной функцией активации. В качестве прикладных задач фигурировали задачи аппроксимации таблично заданных выборок из нескольких аналитических функций двух аргументов. Набор аналитических функций был разбит на два множества - обучающее и тестовое.



Используя данные об обучении НС на выборках из функций обучающего множества, были построены параметрические модели M1 и M2 зависимости значения MSE от статистических характеристик. Качество оценки значения MSE с помощью моделей M1 и M2 проверялось на выборках из функций тестового множества, никак не использовавшихся при построении этих моделей. Полученные результаты демонстрируют достаточно высокую точность прогноза ошибки аппроксимации. В качестве иллюстрации приведем данные о прогнозе точности аппроксимации, достижимой при использовании НС с 25 нейронами во внутреннем слое:

- ♦ по оси X размещаются данные об оценке точности аппроксимации для выборок из 18 функций тестового множества;
- ♦ по оси Y отложены оценки точности аппроксимации с помощью модели M1 и, для сравнения, данные о реально достигнутой в процессе обучения точности аппроксимации.

Приведем аналогичные данные для модели M2 и 1 нейрона во внутреннем слое:



При оценивании точности аппроксимации на других выборках и для других НС были получены аналогичные результаты.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Balakrishnan K., Honavar V. Evolutionary Design of Neural Architectures - A Preliminary Taxonomy and Guide to Literature // *Technical Report CS TR95-01. Department of Computer Science, Iowa State University, Ames.*
2. Whitley D., Hanson T. Optimizing neural networks using faster, more accurate genetic search // *3rd International Conference on genetic algorithms, San Mateo. CA. -1989. – С. 391-396.*
3. Whitley D., Starkweather T., Bogart C. Genetic Algorithms and Neural Networks: Optimizing Connections and Connectivity // *Parallel Computing. – 1990. – С. 347-361.*
4. Andersen T., Martinez T. A Provably Convergent Dynamic Training Method for Multilayer Perceptron Networks // *Proceedings of the 2nd International Symposium on Neuroninformatics and Neurocomputers, 1995.*
5. Fahlman, S.E. and Lebiere, C. The Cascade Correlation Learning Architecture // *Research Report CMU-CS-90-10. - 1991.*

УДК 681.323:65.012.4

О.Н. Пьявченко

**ФУНКЦИОНАЛЬНАЯ СТРУКТУРА КОМПЛЕКСОВ КОМПЬЮТЕРНОЙ ПОДДЕРЖКИ РУКОВОДИТЕЛЕЙ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧ ОПЕРАТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ**

Одной из базовых форм функционирования специалистов является оперативная управленческая деятельность [1,2], представляющая собой процесс менеджмента, направленного на достижение краткосрочных целей. Информационно-советующие комплексы руководителей [3] способны эффективно поддерживать слабоформализуемую оперативную управленческую деятельность.

Функциональная структура комплекса поддержки оперативной деятельности руководителя (КОУД) определяется как составом и содержанием основных функций, так и особенностями деятельности пользователя в процессе оперативного управления. Причем эффективной структурной организацией является представление комплекса в виде разнородной полисистемы, базовыми компонентами которой являются системы, специализированные на реализацию основных функций оперативного управления. Поэтому для формирования представления о структуре КОУД, прежде всего, уделите внимание специфике процесса оперативной деятельности.

**Оперативное управление** заключается в разработке и организации выполнения в ходе повседневной деятельности краткосрочных (как правило, не более чем на квартал) планов достижения целей.

**Процесс оперативного управления** представляет собой повседневную управленческую деятельность объединенных в организационную систему субъектов управления, направленную на решение планируемых задач путем реализации определенных функций с использованием методов управления.

Содержание оперативного управления иллюстрируется схемой, представленной на рис.1.