НЕКОТОРЫЕ АСПЕКТЫ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ПРИКЛАДНОМ МОДЕЛИРОВАНИИ

Махнист Л.П., Дудар В.А., БрФ ЧУО «ИСЗ им. А.М. Широкова», Пушкарева О.А., УО «БрГТУ»

Для описания динамики развития различных экономических процессов, происходящих в условиях переходного периода экономики нашей страны, применяются нелинейные и нестандартные модели, одной из которых являются нейронные сети. Достоинство нейронных сетей состоит в том, что они обладают свойствами обучения и адаптации к быстро изменяющимся условиям функционирования экономики, в отличие от стандартных регрессионных моделей.

Для решения задач прогнозирования временных рядов, имеющих важное значение в моделировании экономических процессов, кроме хорошо известных стандартных пакетов прикладных программ, могут применяться специализированные программы, использующие особенности решаемых задач. В этой связи важной проблемой является исследование различных архитектур нейронных сетей, использование в этих моделях различных функций активации нейронных элементов и методов обучения нейронных сетей, вопросы сходимости алгоритмов обучения.

Основными параметрами архитектур нейронных сетей является количество входных нейронных элементов, соответствующе длине «скользящего окна», перемещаемого по всей обучающей выборке, количество скрытых слоев нейронной сети и количество элементов в каждом слое. К этим параметрам также относится число нейронных элементов выходного слоя, как правило, соответствующего прогнозируемых значений для исходного временного ряда. Выбор перечисленных параметров является сложной задачей, которая решается в каждом конкретном случае индивидуально, исходя из особенностей временного ряда, подлежащего прогнозированию. Немаловажное значение также имеет и характер распространения в сетях информации.

Рассмотрим в качестве примера однослойную нейронную сеть, состоящую из n нейронных элементов распределительного слоя и m — выходного слоя (рис. 1).

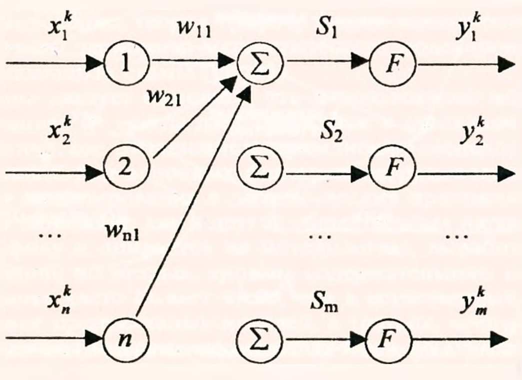

Рис. 1. Схема функционирования нейронной сети

Для данной сети каждый нейрон распределительного слоя имеет синаптические связи w_{ij}, $\left(i=\overline{1,n},\ j=\overline{1,m}\right)$ со всеми нейронами обрабатывающего слоя. В качестве нейронов выходного слоя используются элементы с некоторой функцией активации F [1, 2]. На вход сети подаются входные образы — векторы $\overline{x^k}=\left(x_1^k,\ldots,x_n^k\right)\ \left(k=\overline{1,L}\right)$. Выходное значение j-ого нейрона сети для k-ого образа определяется выражением: $y_j^k=F\left(S_j^k\right)$, где $S_j^k=\sum\limits_{i=1}^{n}w_{ij}x_i^k-T_j,\ j=\overline{1,m},\ k=\overline{1,L}$.

Задача обучения нейронной сети с фиксированной функцией активации F состоит в нахождении весовых коэффициентов w_{ij} $\left(i=\overline{1,n},\ j=\overline{1,m}\right)$ и порогов нейронных элементов T_j $\left(j=\overline{1,m}\right)$, которые минимизируют некоторую ошибку сети E_s, как отклонение выходных значений y_j^k от эталонных значений t_j^k — j-ого нейрона сети для k-ого образа. В качестве ошибки сети можно рассмотреть «квадратичное отклонение» $E_S=\frac{1}{2}\sum\limits_{k=1}^{L}\sum\limits_{j=1}^{m}\left(y_j^k-t_j^k\right)^2$, которое будем называть квадратичной ошибкой сети.

Столбец $\overline{W}=\left(w_{11},w_{21},\ldots,w_{n1},T_1,w_{12},w_{22},\ldots,w_{n2},T_2,\ldots,w_{1m},w_{2m},\ldots,w_{nm},T_m\right)^T$ будем называть приближенным решением или просто решением системы (по методу наименьших квадратов): $F\left(\sum\limits_{i=1}^{n}w_{ij}x_i^k-T_j\right)=t_j^k,\ j=\overline{1,m},\ k=\overline{1,L}$, если «квадратичное отклонение» $E_S=\frac{1}{2}\sum\limits_{k=1}^{L}\sum\limits_{j=1}^{m}\left(F\left(\sum\limits_{i=1}^{n}w_{ij}x_i^k-T_j\right)-t_j^k\right)^2$ достигает своего наименьшего значения.

Для решения этой задачи используются алгоритмы, имеющие высокое быстродействие. К таким алгоритмам относятся алгоритмы, использующие различные одно и двух шаговые градиентные методы и их модификации. Выбор таких алгоритмов существенно зависит от данных решаемой задачи. Как показывает исследование решений практических задач, наибольшее распространение получили алгоритмы, на основе градиентного метода с постоянным шагом обучения, методов наискорейшего спуска, «тяжелого шарика», сопряженных градиентов, и их различные модификации [2]. В работе предлагается использовать простые точные аналитические выражения для вычисления квазиоптимальных параметров обучения с использованием методов наискорейшего спуска и сопряженных градиентов. Так, например, для однослойной нейронной сети величина адаптивного шага обучения $\alpha(t)$ с использованием метода наискорейшего спуска в момент времени t определяется соотношением:

$$\alpha(t)=\frac{\sum\limits_{k=1}^{L}\sum\limits_{j=1}^{m}\left(y_j^k(t)-t_j^k\right)F'\left(S_j^k(t)\right)a_j^k(t)}{\sum\limits_{k=1}^{L}\sum\limits_{j=1}^{m}\left(\left(F'\left(S_j^k(t)\right)\right)^2+\left(y_j^k(t)-t_j^k\right)F''\left(S_j^k(t)\right)\right)\left(a_j^k(t)\right)^2},$$

где. $a_j^k(t)=\sum_{p=1}^{L}\left(y_j^p(t)-t_j^p\right)F'\left(S_j^p(t)\right)\left(\sum_{i=1}^{n}x_i^p x_i^k+1\right),\ j=\overline{1,m},\ k=\overline{1,L}$.

Модификация синаптических связей с использованием адаптивного шага обучения определяется выражениями:

$$w_{ij}(t+1)=w_{ij}(t)-\alpha(t)\cdot\sum_{k=1}^{L}\left(y_j^k(t)-t_j^k\right)\cdot F'\left(S_j^k(t)\right)x_i^k,\ i=\overline{1,n},\ j=\overline{1,m},$$

$$T_j(t+1)=T_j(t)+\alpha(t)\cdot\sum_{k=1}^{L}\left(y_j^k(t)-t_j^k\right)F'\left(S_j^k(t)\right),\ j=\overline{1,m}.$$

Программную реализацию таких алгоритмов можно осуществить, применяя только простейшие матричные операции. Практические эксперименты решения различного круга задач показали высокое быстродействие алгоритмов по сравнению, с аналогичными алгоритмами, основанными на использовании приближенных значений квазиоптимальных параметров обучения.

Одним из сложнейших вопросов исследования нейронных сетей являются вопросы сходимости алгоритмов обучения. Это выбор начального приближенного решения, которое может быть получено случайной инициализацией компонентов решения исходной задачи с дополнительным условием их распределения на некотором интервале. Но наибольшую сложность в большинстве задач представляет невыполнение условия положительной определенности матрицы, являющейся Гессианом функции среднеквадратичной ошибки сети, т. е. большое количество рассматриваемых задач относится к плохо обусловленным задачам. Следует отметить, что вопросы сходимости алгоритмов обучения носят с одной стороны лишь теоретический характер, однако позволяют гарантировать, тем или иным алгоритмам приемлемую скорость сходимости процесса обучения.

Все вышеперечисленные особенности нейронных сетей определяют перспективу их развития с целью применения в тех областях вычислительной техники, где в настоящее время неизвестно «оптимальных» алгоритмов. Это обуславливает применение нейронных сетей для решения задач распознавания образов, диагностики в медицине и технике, статистической обработке данных и предсказаний поведения нелинейных динамических систем, описывающих различные экономические процессы.

ЛИТЕРАТУРА:

1. Головко В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: Учебное пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. — М.: ИПРЖР, 2001. — 256 с.: ил. (Нейрокомпьютеры и их применение).

2. Makhnist L., Maniakov N, Rubanov V. Training Algorithm for Forecasting Multilayer Neural Network // Proceedings of The Seventh International Conferences on Pattern Recognition and Information Processing (PRIP'2003) (21 — 23 May, Minsk, Republic of Belarus). In two volumes. Vol. 1. — Minsk: United Institute of Infomatics Problem of National Academy of Sciences of Belarus, 2003. — P. 26—30.

НЕКОТОРЫЕ ВОПРОСЫ СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ УПРАВЛЕНИЯ КАЧЕСТВОМ ПРОДУКЦИИ

Сысоев И.П., УО «ВГТУ»

Неотъемлемым атрибутом рыночной экономики является конкуренция, которая играет важную роль в повышения качества продукции. Конкуренция