CC BY

Косыгин Алексей Николаевич
студент
Татьянкин Виталий Михайлович
старший преподаватель
ФГБОУ ВО «Югорский государственный университет»
г. Ханты-Мансийск, ХМАО – Югра

ПРИМЕР ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ С ПОМОЩЬЮ МНОГОСЛОЙНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Аннотация*: в статье рассматривается пример использования многослойных нейронных сетей для прогнозирования временных рядов. В качестве временного ряда рассматривается составная функция, состоящая из тригонометрических элементарных функций. Выбор временного ряда обусловлен тем, что числовая выборка лишена постороннего «шума».*

Ключевые слова*: прогнозирование, временные ряды, многослойная нейронная сеть.*

Введение

В настоящее время аппарат искусственных нейронных сетей является одним из самых популярных инструментов при прогнозирование временных рядов. Этому способствует не только высокие результаты, полученные с использованием рассматриваемой технологии, но и большое количество бесплатного программного обеспечения для работы с нейронными сетями. В статье преследуется цель, показать именно практическую реализацию без специализированного программного обеспечения.

Постановка задачи.

Для обучения нейронной сети была сгенерирована матрица, случайных чисел в диапазоне от 0 до 1 включительно. Матрица состояла из 3 строк и 10000 столбцов. В качестве неизвестной функции рассмотрим:

$$F = \sin(x) * \cos(y) * atan(z), \quad (1)$$

то есть рассматривается объект, который описывается тремя неизвестными и каждый элемент строки является независимым параметром. В результате мы можем сформировать временной ряд, состоящий из 10000 значений и соответствующую им входную выборку. Данные разделим на 2 части, по 5000, первая часть служит для обучения нейронной сети, а вторая для проверки корректности обучения.

Для обучения нейронной сети, была выбрана многослойная нейронная сеть [1], со следующими параметрами обучения: шаг обучения α=0.05; значений порогов и весов были определенны случайным образом; количество входных нейронов равно 3; количество скрытых нейронов равно 100; функция активация – биполярный сигмоид; t=24 часа – максимальное допустимое время работы сети; алгоритм обучения – обратного распространения ошибки с временным критерием остановки [2].

Далее представим код обучения нейронной сети:

```
signal=[];
l=10000;
n=l/2;x=[];x2=[];
test_x=rand(l,3);
for i=1:1:l
signal(i)=sin(test_x(i,1))*cos(test_x(i,2))*atan(test_x(i,3));
end
alpha=0.05
l_w=100;
E_min=0.0027
symsw_arr T E
[hide_w,out_w,T_z,T_y,E]=learning(test_x,sig-
nal(1:n),alpha,E_min,l_w,3,1);
disp(E);
test_f=[];
for i=n:1:l
[~,~,~,y]=neuro(test_x(i,1:3),hide_w,out_w,T_z,T_y;
test_f(i)=y;
end
for i=1:1:20
x(i)=i;
end
plot(x,signal(n+1:n+20),x,test_f(n+1:n+20),'--');
function [ hide_w,out_w,T_z,T_y,E ] = learn-
ing(in_arr,arr,alpha,E_min,len_z,len_in,len_out)%hide_w_,
out_w_)
f_sig=@(x) (2/(1+exp(-1*x)))-1;
f_sig_d=@(x) (1/2)*(1+f_sig(x)*(1-f_sig(x)));
for i=1:1:len_z
for k=1:1:len_in
hide_w(i,k)=rand()-0.5;
end
T_z(i)=rand()-0.5;
end
for i=1:1:len_out
for k=1:1:len_z
out_w(i,k)=rand()-0.5;
end
T_y(i)=rand()-0.5;
end
j=1;
E=10^10;
old_y=0;
```

```
while (j<length(arr)-len_in&& E>=E_min) ||
j<length(arr)/20
[z_in,z,y_in,y]=neuro(in_arr(j,1:len_in),hide_w,out
_w,T_z,T_y);
for i=1:1:length(y_in)
J(i)=((arr(j)-y(i))*f_sig_d(y_in(i)));
for k=1:1:length(z)
out_w(k)=out_w(k)+alpha*J(i)*z(k);
end
T_y(i)=T_y(i)+alpha*J(i);
end
for i=1:1:length(hide_w)
hide_J_in(i)=sum(out_w(i)*J);
hide_J(i)=hide_J_in(i)*f_sig_d(z_in(i));
for k=1:1:len_in
hide_w(i,k)=hide_w(i,k)+al-
pha*hide_J(i)*in_arr(j,k);%arr(j+k-1);
end
T_z(i)=T_z(i)+alpha*hide_J(i);
end
bnum=y-arr(j);
old_y=old_y+(bnum^2);
E=(1/2)*(old_y/j);
j=j+1;
end
disp(j);
end
```

Обучение нейронной сети завершилось, используя выше представленный код при ошибке не более 0.0026.

Проверка корректности обучения.

Для проверки корректности обучения сети был выбран массив из второй части, размером в 20 точек. Сравнение приведено на рисунке 1. Сплошная линия на графике это правильные выходные данные, пунктирная линия это данные которые были получена от нейронной сети.

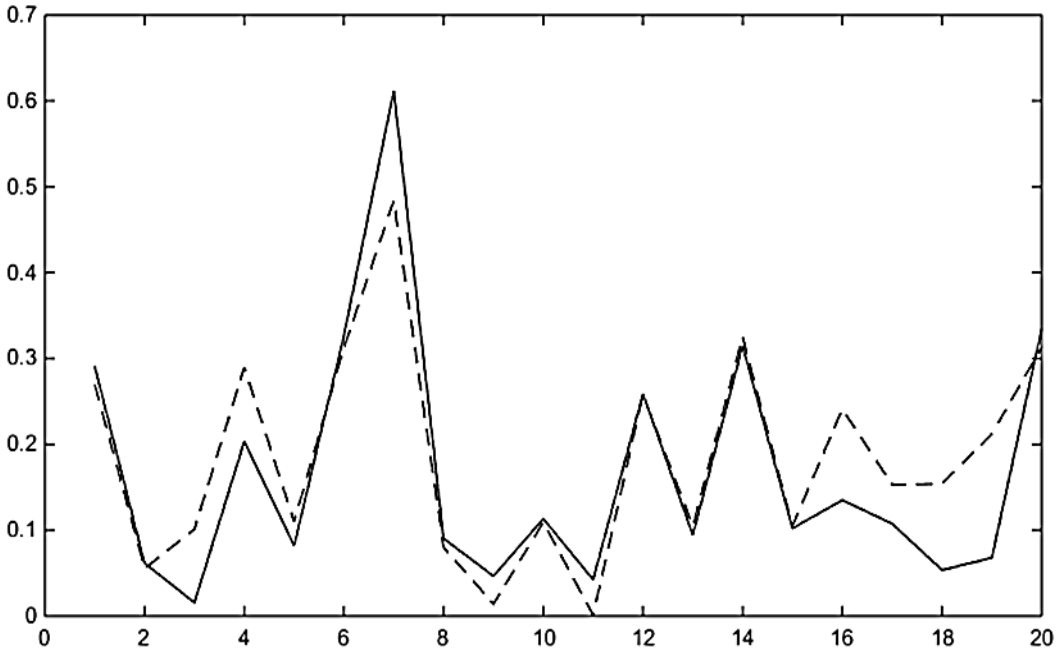

Рис. 1. Результаты прогнозирования и реальные значения

Заключение

В данной работе была создана многослойная нейронная сеть с одним скрытым слоем. Как можно видеть данные нейронной сети и правильные выходные данные немного различаются, это вызвано тем, что сеть способна к обобщению входных данные и поэтому всегда будет существовать некоторая погрешность между правильными выходными данными и данными полученными от нейронной сети.

Список литературы

1. Головко В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 10: Учеб. пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2000.

2. Татьянкин В.М. Модифицированный алгоритм обратного распространения ошибки / В.М. Татьянкин // Приоритетные направления развития науки и образования: Материалы III междунар. науч.-практ. конф. (Чебоксары, 04 дек. 2014 г.) / Редкол.: О.Н. Широков [и др.]. – Чебоксары: ЦНС «Интерактив плюс», 2014 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://interactive-plus.ru/e-articles/collection-20141204/collection-20141204–5263.pdf