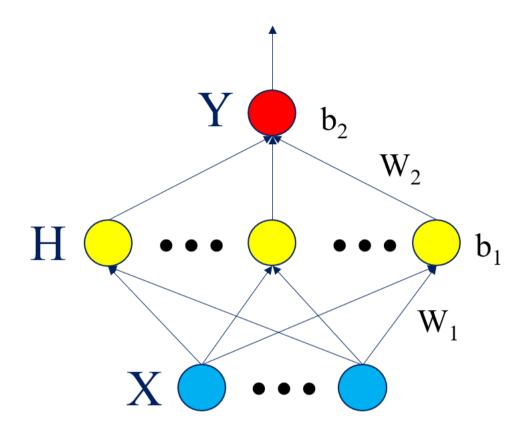
MATLAB实例: BP神经网络用于回归(非线性拟合)任务

作者: 凯鲁嘎吉 - 博客园 http://www.cnblogs.com/kailugaji/

问题描述

给定多元(多维)数据X,有真实结果Y,对这些数据进行拟合(回归),得到拟合函数的参数,进而得到拟合函数,现在进来一些新样本,对这些新样本进行预测出相应地Y值。通常的最小二乘法进行线性拟合并不适用于所有数据,对于大多数数据而言,他们的拟合函数是非线性的,人为构造拟合函数相当困难,没有一定的经验积累很难完美的构造出符合条件的拟合函数。因此神经网络在这里被应用来做回归(拟合)任务,进一步用来预测。神经网络是很强大的拟合工具,虽然数学可解释性差,但拟合效果好,因而得到广泛应用。BP神经网络是最基础的网络结构,输入层,隐层,输出层,三层结构。如下图所示。



整体的目标函数就是均方误差

\$L=||f(X)-Y||_{2}^{2}\$

其中(激活函数可以自行设定)

 $f(X)=purelin\left({W}_{2}\\cdot \star sig({W}_{1}\\cdot X+{\{b\}_{1}\}})+{\{b\}_{2}} \right)$

\$N\$: 输入数据的个数

\$D\$: 输入数据的维度

\${{D}_{{1}}\$: 隐层节点的个数

\$X\$: 输入数据(\$D\$*\$N\$)

\$Y\$: 真实输出(1*\$N\$)

\${{W}_{1}}\$: 输入层到隐层的权值(\${{D}_{1}}\$*\$D\$)

\${{b}_{1}}\$: 隐层的偏置(\${{D}_{1}}\$*1)

\${{W}_{2}}\$: 输入层到隐层的权值(1*\${{D}_{1}}\$)

\${{b}_{{2}}\$: 隐层的偏置(1*1)

通过给定训练数据与训练标签来训练网络的权值与偏置,进一步得到拟合函数\$f(X)\$。这样,来了新数据后,直接将新数据X代入函数\$f(X)\$,即可得到预测的结果。

```
y = tansig(x) = 2/(1+exp(-2*x))-1;
y = purelin(x) = x;
```

MATLAB程序

用到的数据为UCI数据库的housing数据: https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/housing/

输入数据,最后一列是真实的输出结果,将数据打乱顺序,95%的作为训练集,剩下的作为测试集。这里隐层节点数为20。

BP_kailugaji.m

```
function errorsum=BP_kailugaji(data_load, NodeNum, ratio)
% Author: 凯鲁嘎吉 https://www.cnblogs.com/kailugaji/
% Input:
% data_load: 最后一列真实输出结果
% NodeNum: 隐层节点个数
% ratio: 训练集占总体样本的比率
[Num, ~]=size(data_load);
data=data_load(:, 1:end-1);
real_label=data_load(:, end);
k=rand(1,Num);
```

```
\lceil \sim, n \rceil = sort(k):
kk=floor(Num*ratio):
%找出训练数据和预测数据
input train=data(n(1:kk),:)';
output train=real label(n(1:kk))';
input test=data(n(kk+1:Num),:)';
output test=real label(n(kk+1:Num))';
%选连样本输入输出数据归一化
[inputn, inputps]=mapminmax(input train);
[outputn, outputps]=mapminmax(output train);
%% BP网络训练
%%初始化网络结构
net=newff(inputn, outputn, NodeNum);
net.trainParam.epochs=100; % 最大迭代次数
net.trainParam.1r=0.01; % 步长
net.trainParam.goal=1e-5; % 迭代终止条件
% net.divideFcn = '';
%网络训练
net=train(net, inputn, outputn);
W1 = \text{net. iw} \{1, 1\};
b1 = net. b\{1\};
W2=net. 1w\{2, 1\};
b2 = net. b\{2\};
fun1=net.layers{1}.transferFcn;
fun2=net.layers{2}.transferFcn;
%% BP网络预测
%预测数据归一化
inputn test=mapminmax('apply', input test, inputps);
%网络预测输出
an=sim(net, inputn test);
%网络输出反归一化
BPoutput=mapminmax('reverse', an, outputps);
%% 结果分析
figure(1)
plot(BPoutput, '-. or')
hold on
plot(output test, '-*b');
```

```
legend('预测输出','期望输出')
x \lim (\lceil 1 \pmod{-kk} \rceil):
title('BP网络预测输出','fontsize',12)
ylabel('函数输出','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)
saveas(gcf, sprintf('BP网络预测输出.jpg'), 'bmp');
%预测误差
error=BPoutput-output test;
errorsum=sum(mse(error));
% 保留参数
save BP parameter W1 b1 W2 b2 fun1 fun2 net inputps outputps
demo.m
clear:clc:close all
data load=dlmread('housing.data');
NodeNum=20;
ratio=0.95:
errorsum=BP kailugaji(data load, NodeNum, ratio);
fprintf('测试集总体均方误差为: %f\n', errorsum);
%验证原来的或者预测新的数据
```

结果

num=1; % 验证第num行数据 load('BP_parameter.mat'); data=data_load(:, 1:end-1); real label=data load(:, end);

X=data(num, :);

%% BP网络预测 %预测数据归一化

%网络预测输出 Y_pre=sim(net, X); %网络输出反归一化

error=Y pre-Y';

errorsum=sum(mse(error));

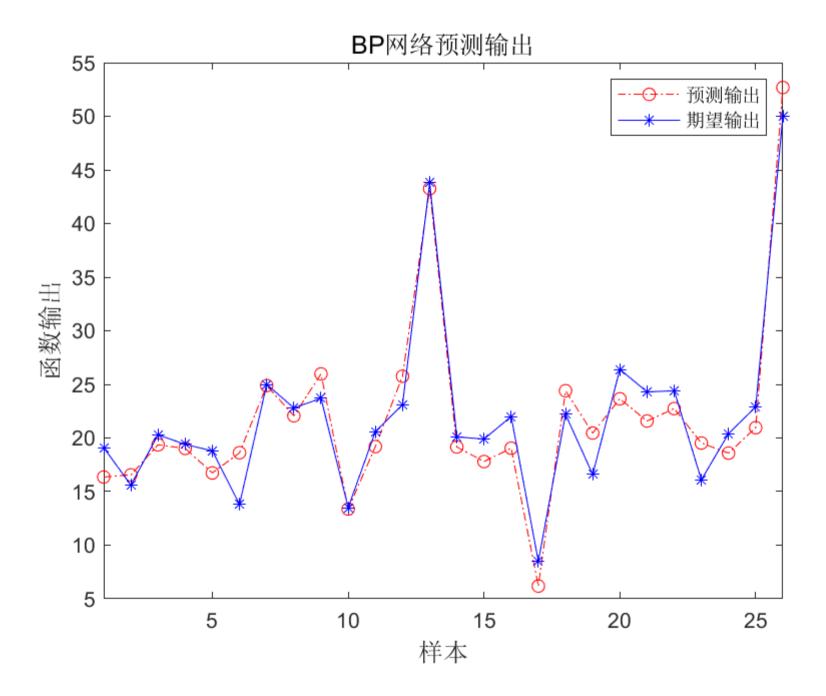
Y=real label(num, :);

X=mapminmax('apply', X, inputps);

Y pre=mapminmax('reverse', Y pre, outputps);

fprintf('第%d行数据的均方误差为: %f\n', num, errorsum);

X=X';



注意:隐层节点个数,激活函数,迭代终止条件等等参数需要根据具体数据进行调整。