

使用 ANN 解一阶常微分方程

2018302120169 傅宇千

3. 用人工神经网络的方法求解由下列微分方程导出的优化问题

$$(1) \begin{cases} \frac{dy}{dx} = x^3 - \frac{y}{x}, \\ y(1) = \frac{2}{5}. \end{cases}$$

该问题的精确解为

$$y(x) = \frac{x^4}{5} + \frac{1}{5x}.$$

$x_i (i = 1, \dots, m)$ 可取为区间 $[1, 2]$ 上均匀等分的点.

取 3 个或以上隐藏神经元比较 BFGS 和 DFP 两种搜索算法的迭代次数和计算结果。

在这里我对 p 参数的初始值并没有使用书中的 $(1,1,\dots,1)$ ，而是使用 0~1 的随机数，这样经过实验明显取得了更优的效果

BFGS

代码:

```
function [p,val,k]=bfgs(fun,gfun,m,n,varargin)
%功能: 用BFGS算法求解无约束问题:  $\min f(p)$ 
%输入: p0是初始点, fun, gfun分别是目标函数及其梯度;
% varargin是输入的可变参数变量, 简单调用bfgs时可以忽略它,
% 但若其它程序循环调用该程序时将发挥重要的作用
%m为训练集数目, n为神经元数目
%输出: p, val分别是近似最优点和最优值, k是迭代次数.
maxk=10000; %给出最大迭代次数
x=linspace(1,2,m);%构建训练集
p0=rand(n,3);%构建初始值 (以rand为初始值)
rho=0.5;sigma=0.5; epsilon=1e-1;
k=0;
Bk=ones(n,n,3);
Bk(:,:,1)=eye(n);%Bk=feval('Hess',x0);
Bk(:,:,2)=eye(n);
Bk(:,:,3)=eye(n);
while(k<maxk)
    gk=feval(gfun,x,p0,n,m,varargin{:}); %计算梯度
    if(norm(gk)<epsilon), break; end %检验终止准则
    %gk(:,1)=gk(:,1)/norm(gk(:,1));
    %gk(:,2)=gk(:,2)/norm(gk(:,2));
    %gk(:,3)=gk(:,3)/norm(gk(:,3));
    a=-Bk(:,:,1)\gk;
    b=-Bk(:,:,2)\gk;
    c=-Bk(:,:,3)\gk;
    dk(:,1)=a(:,1); %解方程组, 计算搜索方向(注意是左乘!)
    dk(:,2)=b(:,2);
    dk(:,3)=c(:,3);
    %dk=dk./norm(dk(1,:));
    m0=0; mk=0;
    while(m0<20) % 用Armijo搜索步长
        newf=feval(fun,x,p0+rho^m0*dk,n,m,varargin{:});
        oldf=feval(fun,x,p0,n,m,varargin{:});
        newg=feval(gfun,x,p0+rho^m0*dk,n,m);
        if(newf<oldf+sigma*rho^m0*gk'*dk)
            mk=m0; break;
        end
        m0=m0+1;
    end
    %BFGS校正
    p=p0+rho^mk*dk;
    sk=p-p0; yk=feval(gfun,x,p,n,m,varargin{:})-gk;
    %yk(:,1)=yk(:,1)/norm(yk(:,1));
    %yk(:,2)=yk(:,2)/norm(yk(:,2));
    %yk(:,3)=yk(:,3)/norm(yk(:,3));
    if(yk'*sk>0)
        Bk(:,:,1)=Bk(:,:,1)-(Bk(:,:,1)*sk(:,1)*sk(:,1)'*Bk(:,:,1))/(sk(:,1)'*Bk(:,:,1)*sk(:,1))+
        (yk(:,1)*yk(:,1)')/(yk(:,1)'*sk(:,1));
        Bk(:,:,2)=Bk(:,:,2)-(Bk(:,:,2)*sk(:,2)*sk(:,2)'*Bk(:,:,2))/(sk(:,2)'*Bk(:,:,2)*sk(:,2))+
        (yk(:,2)*yk(:,2)')/(yk(:,2)'*sk(:,2));
        Bk(:,:,3)=Bk(:,:,3)-(Bk(:,:,3)*sk(:,3)*sk(:,3)'*Bk(:,:,3))/(sk(:,3)'*Bk(:,:,3)*sk(:,3))+
        (yk(:,3)*yk(:,3)')/(yk(:,3)'*sk(:,3));
    end
    k=k+1; p0=p;
end
val=feval(fun,x,p0,n,m,varargin{:});
```

BFGS 主程序

```

function f=fun(x,p,n,m)
f=0;
for i=1:m
    s1=0;
    s2=0;
    for j=1:n
        x0=-p(j,1).*x(i)+p(j,3);
        s0=sigmoid(x0);
        s1=s1+p(j,2).*s0;
        s2=s2+s0^2.*p(j,1).*p(j,2).*exp(x0);
    end
    f0=(2-1/x(i)).*s1+(x(i)-1).*s2-x(i)^3+(2/5)/x(i);
    f=f+(f0).^2;
end
end

```

待优化函数（两个程序都调用）

```

function f=gfun(x,p,n,m)
f=0;

%syms p1;
%syms p2;
%syms p3;
%syms x0;
%f1(p1,p2,p3,x0)=p2*sigmoid(-p1*x0+p3);
%f11(p1,p2,p3,x0)=diff(f1,p1);
%f12(p1,p2,p3,x0)=diff(f1,p2);
%f13(p1,p2,p3,x0)=diff(f1,p3);
%f2(p1,p2,p3,x0)=exp(-p1.*x0+p3).*p1.*p2.*(sigmoid(-p1*x0+p3)^2);
%f21(p1,p2,p3,x0)=diff(f2,p1);
%f22(p1,p2,p3,x0)=diff(f2,p2);
%f23(p1,p2,p3,x0)=diff(f2,p3);
%f11(p1,p2,p3,x0)=(p2*x0*exp(p3 - p1*x0))/(exp(p3 - p1*x0) + 1)^2;
%f12(p1, p2, p3, x0) = 1/(exp(p3 - p1*x0) + 1);
%f13(p1, p2, p3, x0) = -(p2*exp(p3 - p1*x0))/(exp(p3 - p1*x0) + 1)^2;
%f21(p1, p2, p3, x0) = (p2*exp(p3 - p1*x0))/(exp(p3 - p1*x0) + 1)^2 - (p1*p2*x0*exp(p3 - p1*x0))/(exp(p3 - p1*x0) + 1)^2 + (2*p1*p2*x0*exp(2*p3 - 2*p1*x0))/(exp(p3 - p1*x0) + 1)^3
%f22(p1, p2, p3, x0) = (p1*exp(p3 - p1*x0))/(exp(p3 - p1*x0) + 1)^2
%f23(p1, p2, p3, x0) = (p1*p2*exp(p3 - p1*x0))/(exp(p3 - p1*x0) + 1)^2 - (2*p1*p2*exp(2*p3 - 2*p1*x0))/(exp(p3 - p1*x0) + 1)^3
%需要时可用 subs eval 求值（但比较慢）
for i=1:m
    s1=0;
    s2=0;
    v1=zeros(n,3);
    v2=zeros(n,3);
    for j=1:n
        x1=-p(j,1).*x(i)+p(j,3);
        s0=sigmoid(x1);
        s1=s1+p(j,2).*s0;
        s2=s2+s0^2.*p(j,1).*p(j,2).*exp(x1);
        v1(j,1)=(p(j,2)*x(i)*exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)))/(exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)) + 1)^2;
        v1(j,2)=1/(exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)) + 1);
        v1(j,3)=-(p(j,2)*exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)))/(exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)) + 1)^2;
        %v1=v1+[f14,f15,f16]';
        v2(j,1)=(p(j,2)*exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)))/(exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)) + 1)^2 - (p(j,1)*p(j,2)*x(i)*exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)))/(exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)) + 1)^2 + (2*p(j,1)*p(j,2)*x(i)*exp(2*p(j,3) - 2*p(j,1)*x(i)))/(exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)) + 1)^3;
        v2(j,2)=(p(j,1)*exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)))/(exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)) + 1)^2;
        v2(j,3)=-(p(j,1)*p(j,2)*exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)))/(exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)) + 1)^2 - (2*p(j,1)*p(j,2)*exp(2*p(j,3) - 2*p(j,1)*x(i)))/(exp(p(j,3) - p(j,1)*x(i)) + 1)^3;
        %v2=v2+[f24,f25,f26]';
    end
    v3=(2-1/x(i)).*v1+(x(i)-1).*v2;
    f0=(2-1/x(i)).*s1+(x(i)-1).*s2-x(i)^3+(2/5)/x(i);
    f=f+2.*f0.*v3;
end
%f=f';
end

```

待优化函数的梯度函数（两个程序都调用）

```
function test(p,n)
syms x;
f1=(x.^4)./5+1./(5.*x);
s=0;
for i=1:n
    s=s+p(i,2).*sigmoid(-p(i,1).*x+p(i,3));
end
f2=2/5+(x-1).*s;

f3=diff(f1,x);
f4=diff(f2,x);
y=1:0.1:2;
figure(1)
plot(y,eval(subs(f1,x,y)));
hold on
plot(y,eval(subs(f2,x,y)));
figure(2)
plot(y,eval(subs(f3,x,y)));
hold on
plot(y,eval(subs(f4,x,y)));
end
```

检验训练出的参数（通过与精确解的数值、导数进行比较）（两个程序都调用）

DFP

代码:

```
function [p,val,k]=dfp(fun,gfun,m,n)
%功能: 用DFP算法求解无约束问题: min f(x)
%输入: x0是初始点, fun, gfun分别是目标函数及其梯度
%输出: x, val分别是近似最优点和最优值, k是迭代次数.
%m为训练集数目, n为神经元数目
maxk=1e5; %给出最大迭代次数
rho=0.5;sigma=0.5; epsilon=1e-1;
k=0;
x=linspace(1,2,m);%构建训练集
p0=rand(n,3);%构建初始值 (以rand为初始值)
Hk=ones(n,n,3);
Hk(:,:,1)=eye(n);%Bk=feval('Hess',x0);
Hk(:,:,2)=eye(n);
Hk(:,:,3)=eye(n);
dk=zeros(n,3);
while(k<maxk)
    gk=feval(gfun,x,p0,n,m); %计算梯度
    if(norm(gk)<epsilon), break; end %检验终止准则
    a=-Hk(:,:,1)*gk;
    b=-Hk(:,:,2)*gk;
    c=-Hk(:,:,3)*gk;
    dk(:,1)=a(:,1); %解方程组, 计算搜索方向(注意是左乘!)
    dk(:,2)=b(:,2);
    dk(:,3)=c(:,3);
    %dk=dk/norm(dk(1,:));
    %dk=-Hk*gk; %解方程组, 计算搜索方向
    m0=0; mk=0;
    while(m0<20) % 用Armijo搜索步长
        if(feval(fun,x,p0+rho^m0*dk,n,m)<feval(fun,x,p0,n,m)+sigma*rho^m0*gk'*dk)
            mk=m0; break;
        end
        m0=m0+1;
    end
    %DFP校正
    p=p0+rho^mk*dk;
    sk=p-p0; yk=feval(gfun,x,p,n,m)-gk;
    %yk(1,:)=yk(1,:)/norm(yk(1,:));
    %yk(2,:)=yk(2,:)/norm(yk(2,:));
    %yk(3,:)=yk(3,:)/norm(yk(3,:));
    if(sk'*yk>0)
        Hk(:,:,1)=Hk(:,:,1)-(Hk(:,:,1)*sk(:,1)*sk(:,1)'*Hk(:,:,1))/(sk(:,1)'*Hk(:,:,1)*sk(:,1))+
        (yk(:,1)*yk(:,1)')/(yk(:,1)'*sk(:,1));
        Hk(:,:,2)=Hk(:,:,2)-(Hk(:,:,2)*sk(:,2)*sk(:,2)'*Hk(:,:,2))/(sk(:,2)'*Hk(:,:,2)*sk(:,2))+
        (yk(:,2)*yk(:,2)')/(yk(:,2)'*sk(:,2));
        Hk(:,:,3)=Hk(:,:,3)-(Hk(:,:,3)*sk(:,3)*sk(:,3)'*Hk(:,:,3))/(sk(:,3)'*Hk(:,:,3)*sk(:,3))+
        (yk(:,3)*yk(:,3)')/(yk(:,3)'*sk(:,3));
    end
    k=k+1; p0=p;
end
val=feval(fun,x,p0,n,m);
```

DFP 主程序

结果：

首先我们使用同一 m , n (10, 10) 值进行两算法比较：

BFGS

```
>> [p, val, k] = bfgs('fun', 'gfun', 10, 10)
```

p =

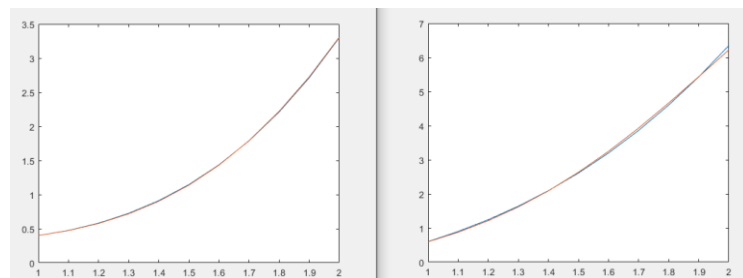
0.6544	-0.6697	0.3669
0.7590	-0.1788	0.8623
1.2333	1.5235	2.5535
0.8336	0.3044	1.3370
1.3919	1.9887	3.0007
1.0052	0.8000	1.8721
2.1805	3.8999	4.8316
0.9388	-0.4134	0.6623
0.6314	-0.3219	0.7632
0.8970	0.5496	1.5630

val =

0.0287

k =

635



图一为 p 值，最终损失函数的值 (0.0287) 和迭代次数 (635)，图二为实验解与精确解的对比 (可以看到几乎完全重合)，图三是实验解与精确解的导数对比 (重合程度极高)

DFP

```
>> [p, val, k] = dfp('fun', 'gfun', 10, 10)
```

p =

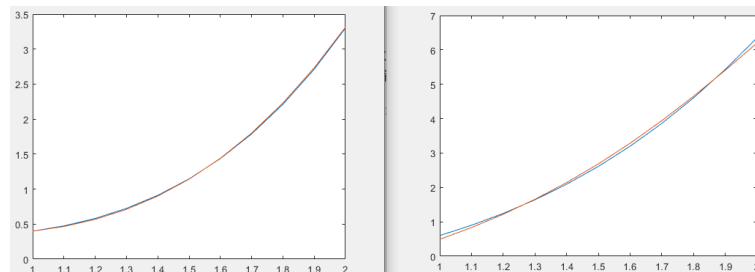
0.8574	1.5753	2.4194
0.5657	0.7688	1.4852
0.9102	1.7124	2.5431
0.7455	1.3429	2.1412
1.9946	3.3355	4.6709
0.9752	1.7583	2.6826
0.8710	1.6480	2.4545
-0.1254	-0.8873	0.0402
-0.2485	-1.5144	-0.8210
0.5013	0.1388	0.7289

val =

0.0618

k =

1725



图一为 p 值，最终损失函数的值 (0.0618) 和迭代次数 (1725)，图二为实验解与精确解的对比 (可以看到重合程度没有 BFGS 高)，图三是实验解与精确解的导数对比 (重合程度明显没有 BFGS 高)

我们可以发现，BFGS 在迭代次数和精确性上都明显优于 DFP。

接下来我们探究当前函数应该取什么 m, n 值才能训练出最优效果：（ m 为训练集数目， n 为神经元数目）

$m=3, n=4$:

```
>> [p, val, k]=bfgs('fun', 'gfun', 3, 4)
```

$p =$

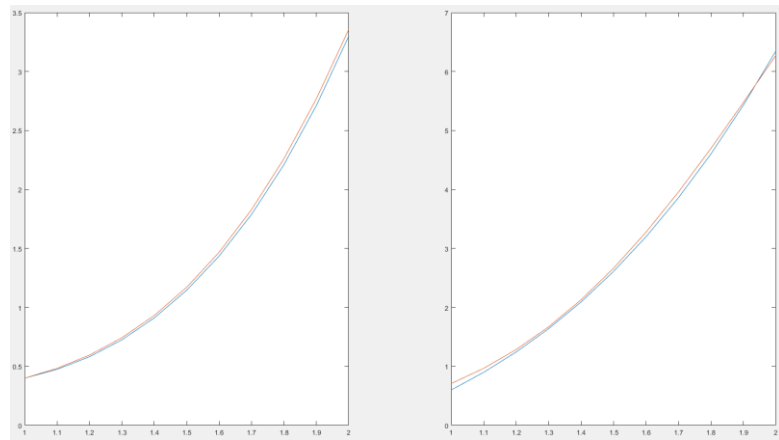
1.8221	2.3155	4.1069
1.8420	2.2956	4.1372
0.9282	0.3982	2.5399
1.9804	2.5853	4.3616

$val =$

0.0192

$k =$

88



$m=10, n=4$

```
>> [p, val, k]=bfgs('fun', 'gfun', 10, 4)
```

$p =$

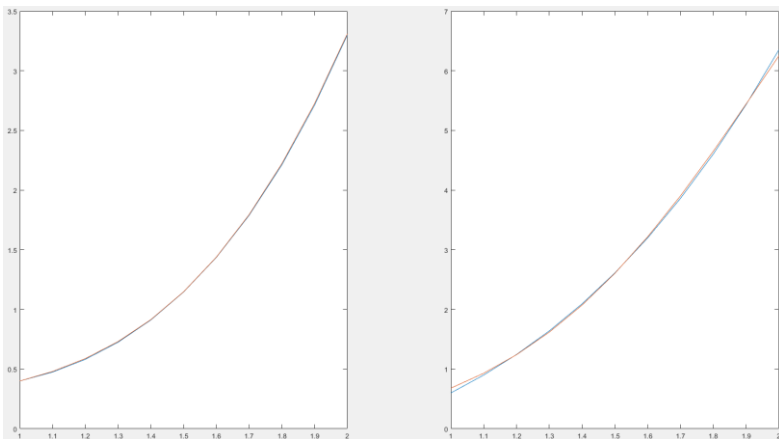
0.9819	0.4642	2.6495
2.0619	2.6374	4.5344
2.0092	2.5778	4.4426
1.6066	1.8741	3.7701

$val =$

0.0218

$k =$

214



在 n 不变的情况下， m 增大，效果更好（也就是训练集数目增大）

$m=3, n=10$:

```
>> [p, val, k]=bfgs('fun', 'gfun', 3, 10)
```

$p =$

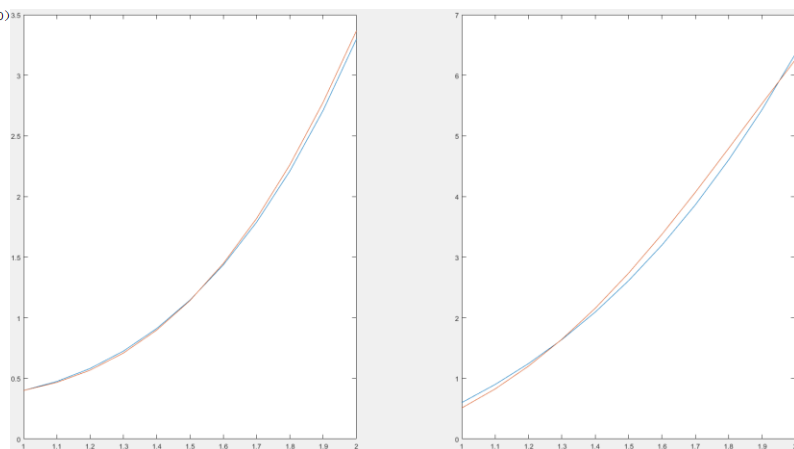
0.8222	0.3465	1.2967
2.1196	3.6998	4.4466
0.7493	-0.2143	0.7469
1.4272	2.0501	2.9240
0.8811	0.5605	1.5019
0.7845	0.2073	1.2389
0.8894	-0.4322	0.5612
1.3176	1.7605	2.6565
0.7586	0.0892	1.0378
0.5673	-1.0118	-0.0074

$val =$

0.0262

$k =$

206



让人疑惑的是，在 m 不变的情况下，神经元数目增大后，反而效果不如之前，我猜想这里可能产生了过拟合的现象，导致训练反而变差。