模式识别上机实验 2: 参数估计及两分类问题

专业: __信息与计算科学 __学号: ___20131910023 ______ 姓名: __金洋 __

给定 2 维样本 500 个,存放在文件"500 样本.txt"中,其中前 300 个是属于第一类的样本,接着 200 个是属于第二类的样本(第一列为样本的类别)。假设两类样本均来自正态总体,试分别估计其参数,分别就以下两种假设求出各参数的估计,决策函数和决策规则并对如下五个未知类别的样本进行分类(有图像则更佳)。

1.
$$\Sigma_1 = \Sigma_2, P(\omega_1) = P(\omega_2)$$

$$\Sigma = \frac{1}{N} \left(\sum_{x_i \in I} (x_i - \mu_1)(x_i - \mu_1)^T + \sum_{x_i \in II} (x_i - \mu_2)(x_i - \mu_2)^T \right)$$

参数:
$$\mu_1 = \begin{pmatrix} 1.6473 \\ 3.9287 \end{pmatrix}$$
, $\mu_2 = \begin{pmatrix} 0.6673 \\ 6.8952 \end{pmatrix}$, $\Sigma = \begin{pmatrix} 4.2150 & 4.5557 \\ 4.5557 & 7.5198 \end{pmatrix}$

决策函数: $g_1(x) - g_2(x) = 0$ 即 1.230747x-y+3.987629=0

决策规则: 当
$$g_1(x) - g_2(x) < 0$$
,则 $x \in \omega_1$

当
$$g_1(x)-g_2(x) \ge 0$$
,则 $x \in \omega_2$;

2. $\Sigma_1 \neq \Sigma_2, P(\omega_1) \neq P(\omega_2)$

参数:
$$\mu_1 = \begin{pmatrix} 1.6473 \\ 3.9287 \end{pmatrix}$$
, $\mu_2 = \begin{pmatrix} 0.6673 \\ 6.8952 \end{pmatrix}$, $\Sigma_1 = \begin{pmatrix} 5.6950 & 6.4981 \\ 6.4981 & 10.2326 \end{pmatrix}$,

$$\Sigma_2 = \begin{pmatrix} 1.9951 & 1.6422 \\ 1.6422 & 3.4506 \end{pmatrix}$$

决策函数:
$$g_1(x) - g_2(x) = x^T (W_1 - W_2) x + (\omega_1 - \omega_2)^T x + \omega_{10} - \omega_{20} = 0$$

其 中
$$W_1 - W_2 = \begin{pmatrix} 0.0932 & 0.0064 \\ 0.0064 & 0.0608 \end{pmatrix}$$
 , $\omega_1 - \omega_2 = \begin{pmatrix} 1.6136 \\ -2.2962 \end{pmatrix}$,

$$\omega_{10} - \omega_{20} = 8.4552$$

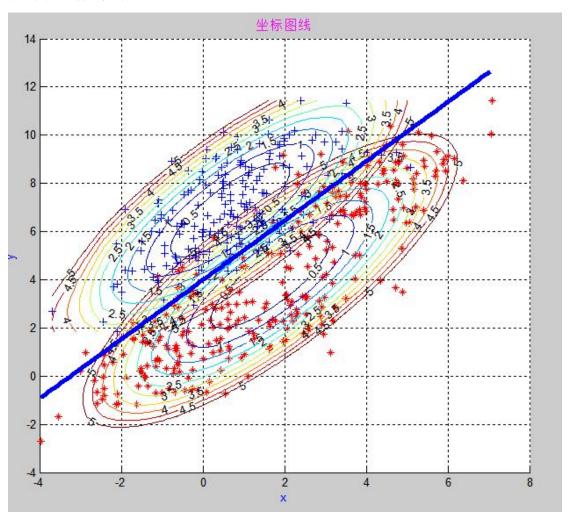
决策规则: 当 $g_1(x) - g_2(x) < 0$, 则 $x \in \omega_2$

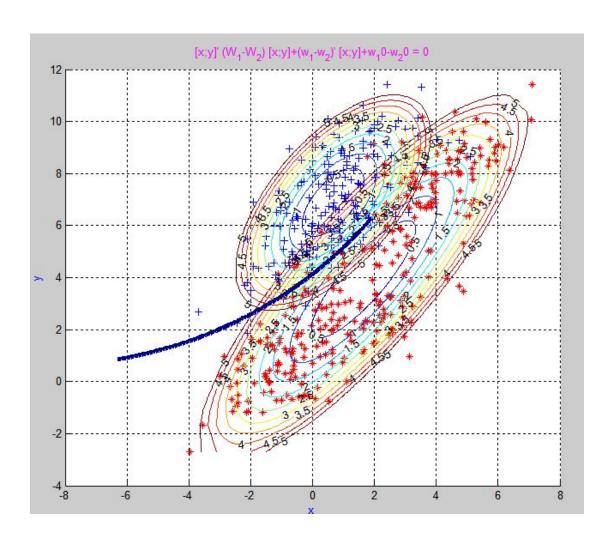
当
$$g_1(x)-g_2(x) \ge 0$$
,则 $x \in \omega_1$;

5 个未知样本在两种假设下的类别:

1)类别	2)类别	x_1	x_2
2	1	-1.0221	3.2155
1	1	5.0000	10.000
1	1	2.4344	4.3210
2	2	3.1932	8.7089
1	1	-0.6212	1.8253

两小题的分界面:





一、算法介绍:

多元正态概率型下,最小错误率贝叶斯判别函数为

$$g_i(x) = -\frac{1}{2}(x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1}(x - \mu_i) - \frac{d}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| + \ln P(\omega_i)$$
 (1)

决策面方程为

$$g_i(x) - g_i(x) = 0.$$

(1)
$$\Sigma_1 = \Sigma_2, P(\omega_1) = P(\omega_2)$$

这种情况下, 协方差想到, 即Σ与i 无关, 所以①式可以简化为

$$g_i(x) = -\frac{1}{2}(x - \mu_i)^T \Sigma^{-1}(x - \mu_i) + \ln P(\omega_i)$$
 ②

又先验概率相等,②可以化简为 $g_i(x) = \gamma^2 = (x - \mu_i)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_i)$

这时其决策规则为:为了对观察 x 进行分类,只要计算出 x 到每类的均值点的 Mahalanobis 距离的平方 γ^2 ,最后把 x 归于 γ^2 最小的类别。

决策面
$$g_i(x) - g_i(x) = 0$$
, 即 $w^T(x - x_0) = 0$

其中,

$$w = \Sigma^{-1}(\mu_i - \mu_j)$$

$$\ln \frac{P(\omega_i)}{P(\omega_j)}$$

$$x_0 = \frac{1}{2}(\mu_i + \mu_j) - \frac{\ln \frac{P(\omega_i)}{P(\omega_j)}}{(\mu_i - \mu_j)^T \Sigma^{-1}(\mu_i - \mu_j)} (\mu_i - \mu_j) = \frac{1}{2}(\mu_i + \mu_j)$$

(2) $\Sigma_1 \neq \Sigma_2, P(\omega_1) \neq P(\omega_2)$

①中第二项可以省略,简化后判别函数为

$$g_{i}(x) = -\frac{1}{2}(x - \mu_{i})^{T} \Sigma_{i}^{-1}(x - \mu_{i}) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_{i}| + \ln P(\omega_{i}) = x^{T} W_{i} x + \omega_{i}^{T} x + \omega_{i0}$$

其中,

$$W_i = -\frac{1}{2} \Sigma_i^{-1}$$

$$\omega_i = \Sigma_i^{-1} \mu_i$$

$$\omega_{i0} = -\frac{1}{2} \mu_i^T \Sigma_i^{-1} \mu_i - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| + \ln P(\omega_i)$$

决策面为:

$$g_i(x) - g_j(x) = 0$$

$$x^T (W_i - W_j) x + (\omega_i - \omega_j)^T x + \omega_{i0} - \omega_{j0} = 0$$

二、实验过程: 1、程序源代码

① Main.m

```
clc; clear all %清除所有
fid=fopen('data.txt'); %打开数据总文件
B=textscan(fid,'%f %f %f');%把每一列的数据读入到读入到单元数组B中
X=[B{2} B{3}]; %从单元数组B中提取每列数据赋值给矩阵 C
n=max(size(X)); %确定读入数据的坐标数目
n1=300;%第一类有 300 个
n2=200;%第二类有 200 个
x1=X(1:n1,:)';%第一类样本,2*300 矩阵
x2=X(n1+1:n,:)';%第二类样本,2*200 矩阵
X=X';
minx=min(X(1,:));
```

```
\max = \max (X(1,:));
xn = [-1.0221 \ 3.2155;
5.0000 10.000;
2.4344 4.3210;
3.1932 8.7089;
-0.6212 1.8253]';
figure
hold on
a=input('请输入题目编号');
for i=1:n1
           plot(x1(1,i),x1(2,i),'r*');
end
for i=1:n2
           plot(x2(1,i),x2(2,i),'b+');
end
xlabel('x','color','b');
ylabel('y','color','b');
title('坐标图线','color','m');grid on
u1=[sum(x1,2)/n1];%第一类样本均值
u2=[sum(x2,2)/n2];%第二类样本均值
sigmal=1/n1*bsxfun(@minus,x1,u1)*bsxfun(@minus,x1,u1)';%第一类样本协方
sigma2=1/n2*bsxfun(@minus,x2,u2)*bsxfun(@minus,x2,u2)';%第二类样本协方
sigma=1/n*(bsxfun(@minus,x1,u1)*bsxfun(@minus,x1,u1)'+bsxfun(@minus,x1,u1)
2,u2) *bsxfun(@minus,x2,u2)');
x=minx:0.1:maxx;
if (a==1)
           drawEquidensity( x1,u1,sigma);
           drawEquidensity( x2,u2,sigma);
           drawFig1(u1,u2,x,sigma);
           for i=1:length(xn)
result(i) = ((xn(:,i)-u1)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u1)>(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*inv(sigma)*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(xn(:,i)-u2)'*(
gma) * (xn(:,i)-u2) )+1;
           end
```

```
result
else
    drawEquidensity( x1,u1,sigma1);
    drawEquidensity( x2,u2,sigma2);
    pw1=0.6;
    pw2=0.4;
    [W1,W2,w1,w2,w10,w20,result ]=
drawFig2( u1,u2,sigma1,sigma2,pw1,pw2,xn );
    result
end
```

2 drawEquidensity.m

```
function drawEquidensity(x,u,sigma,n)%画等值线
    X=0;Y=0;
    [X,Y] = meshgrid(sort(x(1,:)),sort(x(2,:)));
    n=length(x);
    for i=1:n
        for j=1:n
            Z(i,j)=([X(i,j);Y(i,j)]-u)'*inv(sigma)* ([X(i,j);Y(i,j)]-u);
        end
    end
    contour(X,Y,Z,'ShowText','on','LevelList',[0:0.5:5]);
end
end
```

3 drawFig1.m

```
function [ output_args ] = drawFig1( u1,u2,x,sigma)
x0=(u1+u2)/2;
w=inv(sigma)*(u1-u2);
wt=w';
k=-wt(:,1)*inv(wt(:,2));
b=wt(:,1)*inv(wt(:,2))*x0(1)+x0(2);
%y=k*(x-x0(1))+x0(2);
y=k*x+b;
```

```
plot(x,y,'LineWidth',4);
fprintf('y=%fx+%f\n',k,b);
end
```

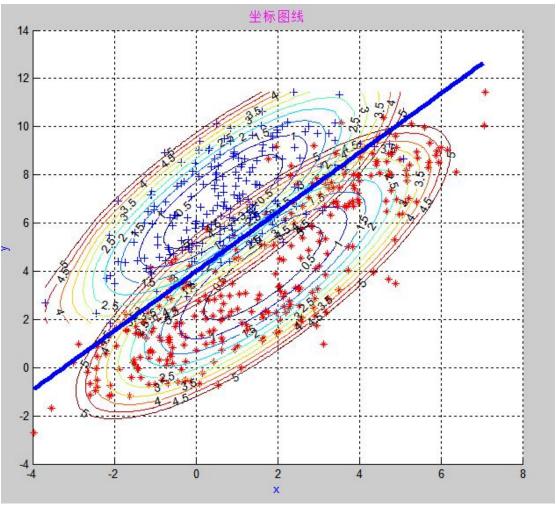
4 drawFig2.m

```
function [W1, W2, w1, w2, w10, w20, result ]=
drawFig2( u1,u2,sigma1,sigma2,pw1,pw2,xn )
W1=-1/2*inv(sigma1);
W2=-1/2*inv(sigma2);
w1=inv(sigma1)*u1;
w2=inv(sigma2)*u2;
w10=-1/2*u1*inv(sigma1)*u1-1/2*log(det(sigma1))+log(pw1);
w20=-1/2*u2*inv(sigma2)*u2-1/2*log(det(sigma2))+log(pw2);
fh = @(x,y) [x;y]'*(W1-W2)*[x;y]+(w1-w2)'*[x;y]+w10-w20;
for i=1:5
  if (fh(xn(1,i),xn(2,i))>0)
      result(i)=1;
  else
      result(i)=2;
  end
end
h=ezplot(fh);
set(h,'linewidth',4)
end
```

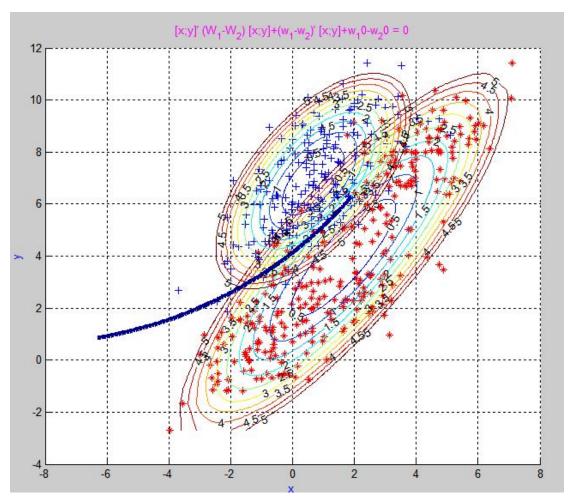
2、运行结果

(1)





(2)



三、实验结果

5 个未知样本在两种假设下的类别:

1)类别	2)类别	x_1	x_2
2	1	-1.0221	3.2155
1	1	5.0000	10.000
1	1	2.4344	4.3210
2	2	3.1932	8.7089
1	1	-0.6212	1.8253