一、填空题(15 个空,每空 2分,共 30 分)
1.基于机器学习的模式识别系统通常由两个过程组成 ,即分类器设计和 ()。
2.统计模式识别把 ()表达为一个随机向量 (即特征向量),将模式类表达为由有穷或无穷个具有相似数值特性的模
式组成的集合。
3.特征一般有两种表达方法: (1)将特征表达为数值; (2)将特征表达为 ()。
4.特征提取是指采用 ()实现由模式测量空间向特征空间的转变。
5.同一类模式类样本的分布比较集中,没有或临界样本很少,这样的模式类称为 ()。
6.加权空间的所有分界面都通过 ()。
7.线性多类判别: 若每两个模式类间可用判别平面分开, 在这种情况下, M 类有()个判别函数,存在有不确定
区域。
8. 当取 0-1 损失函数时 ,最小风险贝叶斯判决准则等价于 ()判决准则。
9. Neyman-Pearson 决策的基本思想是 () 某一错误率,同时追求另一错误率最小。
10.聚类/集群:用事先不知样本的类别,而利用样本的先验知识来构造分类器属于 ()学习。
11.相似性测度、聚类准则和 () 称为聚类分析的三要素。
12. K/C 均值算法使用的聚类准则函数是误差平方和准则,通过反复迭代优化聚类结果,使所有样本到各自所属类别的
中心的 ()达到最小。
13.根据神经元的不同连接方式,可将神经网络分为分层网络和相互连接型网络两大类。其中分层网络可细分为前向网
络、 () 和层内互连前向网络三种互连方式。
14.神经网络的特性及能力主要取决于网络拓扑结构及 ()。
15.BP 神经网络是采用误差反向传播算法的多层前向网络,其中,神经元的传输函数为 S 型函数,网络的输入和输出
是一种 ()映射关系。
一、竺竺丽(2015年1017年1017)
二、简答题(2 题,每小题 10 分,共 20 分)
1.两类问题的最小风险 Bayes 决策的主要思想是什么?

- [1 1/2] 1/2 1], 试问: 2. 已知一组数据的协方差矩阵为
- (1)协方差矩阵中各元素的含义是什么?
- (2)K-L 变换的最佳准则是什么?
- (3) 为什么说经 K-L 变换后消除了各分量之间的相关性?
- 计算题(2题,每小题 13分,共 26分)
- 1.已知有两类样本集,分别为 ₁={ **x**₁, **x**₂}={(1,2) [⊤], (-1,0) [⊤]}; 2={ **x**₃, **x**₄} ={(-1,-2) [⊤], (1,-1) [⊤]}

设初始权值 $W_{1=}(1,1,1)^{\top}$, k=1, 试用感知器固定增量法求判别函数,画出决策面。

2. 设有两类正态分布的样本集,第一类均值 $\mu_1 = \begin{bmatrix} 2 & 0 \end{bmatrix}$,方差 $\Sigma_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 \\ 1/2 & 1 \end{bmatrix}$,第二类均值 $\mu_2 = \begin{bmatrix} 2 & 2 \end{bmatrix}^T$,方差

$$\Sigma_2 = \begin{bmatrix} 1 & -1/2 \\ -1/2 & 1 \end{bmatrix}$$
, 先验概率 $p(\omega_1) = p(\omega_2)$ 。试按最小错误率 Bayes 决策求两类的分界面。

- 一、填空题(每空 2分,共 30分)
- 1. 分类判决,2. 观察对象,3. 基元,4. 变换或映射,5. 紧致集,6. 坐标原点,7. M(M-1)/2 ,8. 最大后验概率 , 9. 约束或限制,10. 无监督,11. 聚类算法,12. 距离平方和,13. 具有反馈的前向网络 ,14. 学习方法,15. 非线性
- 二、简答题(2题,每小题10分,共20分)

参考答案

- 1.答:两类问题的最小风险 Bayes 决策的主要思想是:对于模式 x,如果将其决策为模式类 1的风险大于决策为模式 类 2的风险,则决策模式 x属于类 2;反之,决策模式 x属于模式类 1。
- (1) 其对角元素是各分量的方差,非对角元素是各分量之间的协方差。
- (2) K-L 变换的最佳准则为: 对一组数据按一组正交基进行分解, 在只取相同数量分量的条件下, 以均方误差计算截尾误差最小。
- (3) 在经 K-L 变换后,协方差矩阵成为对角矩阵,因而各主分量间的相关消除。
- 三、计算题 (2 题,每小题 13分,共 26分)
- 1.解:先求四个模式样本的增广模式

$$x1=(1,2,1)^{T}$$
 $x2=(-1,0,1)^{T}$
 $x3=(-1,-2,1)^{T}$ $x4=(1,-1,1)^{T}$

假设初始权向量 w1=(1,1,1)^T

第 1 次迭代:

第 2 次迭代:

第 3 次迭代:

迭代结束 $w4=w=(0,3,2)^T$, 判别函数 $g(x)=w4^Tx=(0,3,2)(x_1,x_2,1)^T=3x_2+2$

2.解:

$|\Sigma_1| = |\Sigma_2|$,且先验概率相等 .

基于最小错误率的 Bayes决策规则,在两类决策面分界面上的样本 $\mathbf{x}=(x_1,x_2)^{\mathsf{T}}$ 应满足:

$$(x - \mu_1)^T \sum_{1}^{1} (x - \mu_1) = (x - \mu_1)^T \sum_{1}^{1} (x - \mu_1)$$

对上式进行分解有:

$$\mathbf{x}^{\mathsf{T}} \sum_{1}^{-1} \mathbf{x} - 2 \mu_{1}^{\mathsf{T}} \sum_{1}^{-1} \mathbf{x} + \mu_{1}^{\mathsf{T}} \sum_{1}^{-1} \mu_{1} = \mathbf{x}^{\mathsf{T}} \sum_{2}^{-1} \mathbf{x} - 2 \mu_{2}^{\mathsf{T}} \sum_{2}^{-1} \mathbf{x} + \mu_{2}^{\mathsf{T}} \sum_{2}^{-1} \mu_{2}$$

得:

$$\mathbf{x}^{\mathsf{T}} (\Sigma_{1}^{\mathsf{T}} - \Sigma_{2}^{\mathsf{T}}) \mathbf{x} - 2(\mu_{1}^{\mathsf{T}} \Sigma_{1}^{\mathsf{T}} - \mu_{2}^{\mathsf{T}} \Sigma_{2}^{\mathsf{T}}) \mathbf{x} + \mu_{1}^{\mathsf{T}} \Sigma_{1}^{\mathsf{T}} \mu_{1} - \mu_{2}^{\mathsf{T}} \Sigma_{2}^{\mathsf{T}} \mu_{2} = 0$$
 (1)

二阶矩阵
$$\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$$
 的逆 $\begin{bmatrix} a & b \end{bmatrix}^1$ 能很容易用逆阵公式 $A^1 = \frac{1}{|A|} A^*$ 计算出来

计算公式为:
$$\begin{bmatrix} a & b \end{bmatrix}^{-1} = 1 \quad \begin{bmatrix} d & -b \end{bmatrix}$$
 ad-bc
$$\begin{bmatrix} -c & a \end{bmatrix}$$

故由已知条件可计算出
$$\sum_{1}^{1} = \begin{bmatrix} 4/3 & -2/3 \\ -2/3 & 4/3 \end{bmatrix}$$
和 $\sum_{2}^{1} = \begin{bmatrix} 4/3 & 2/3 \\ 2/3 & 4/3 \end{bmatrix}$

将已知条件 μ , μ 和 \sum_{1}^{1} , \sum_{2}^{1} 计算结果代入 (1) 式并化简计算,得:

$$x_1x_2 - 4x_2 - x_1 + 4 = 0$$

即: $(x_1 - 4)(x_2 - 1) = 0$,因此分解决策面由两根直线组成 ,

一根为 $x_1 = 4$,另一根为 $x_2 = 1$.