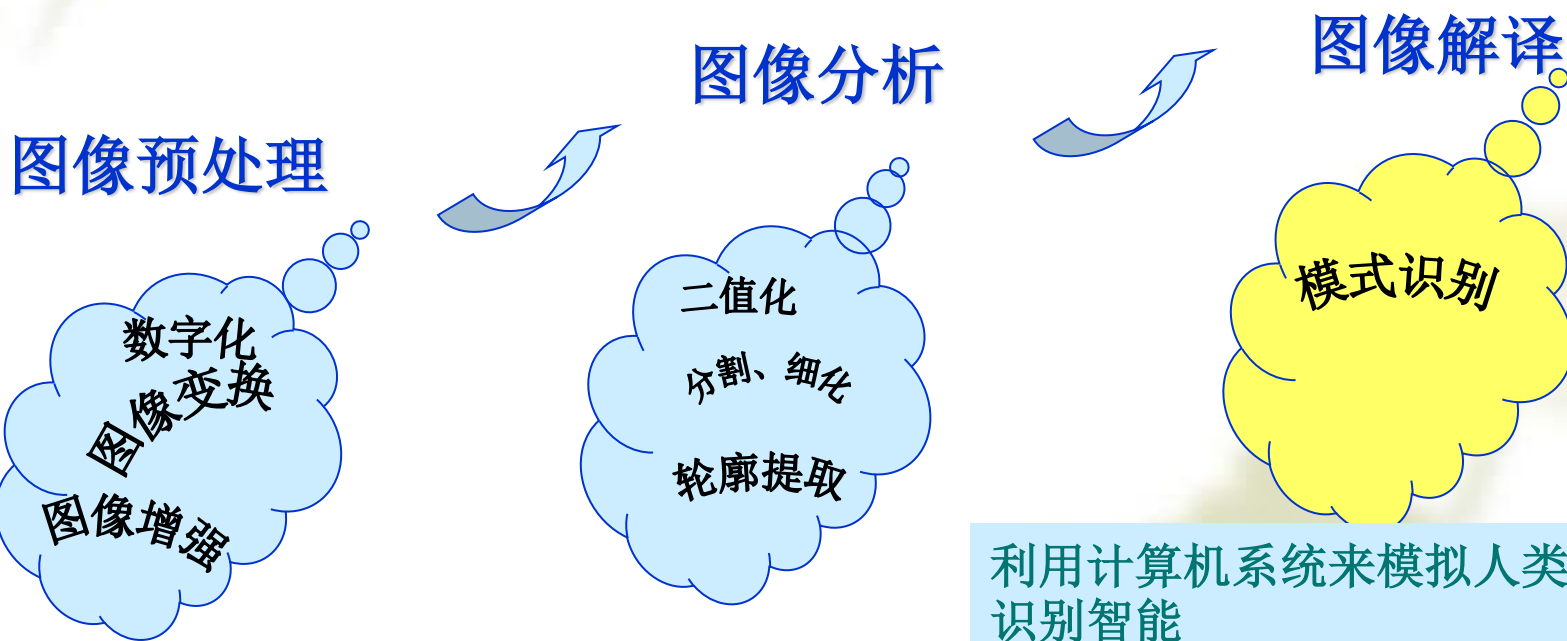


遥感数字图像处理，根据抽象程度不同可分为三个层次：  
狭义的图像处理（图像预处理）、图像分析和图像解译。



进一步研究图像中各目标物的性质、特征和它们之间的相互关系，并给出对图像内容的理解和对地面客观地物、场景的解译

## ❖ 模式识别 (Pattern Recognition)

模式识别是指对表征事物或现象的各种形式的信息进行处理和分析，以对事物或现象进行描述、辨认、分类和解释的过程。

### ❖ 主要方法

统计模式识别;

句法模式识别

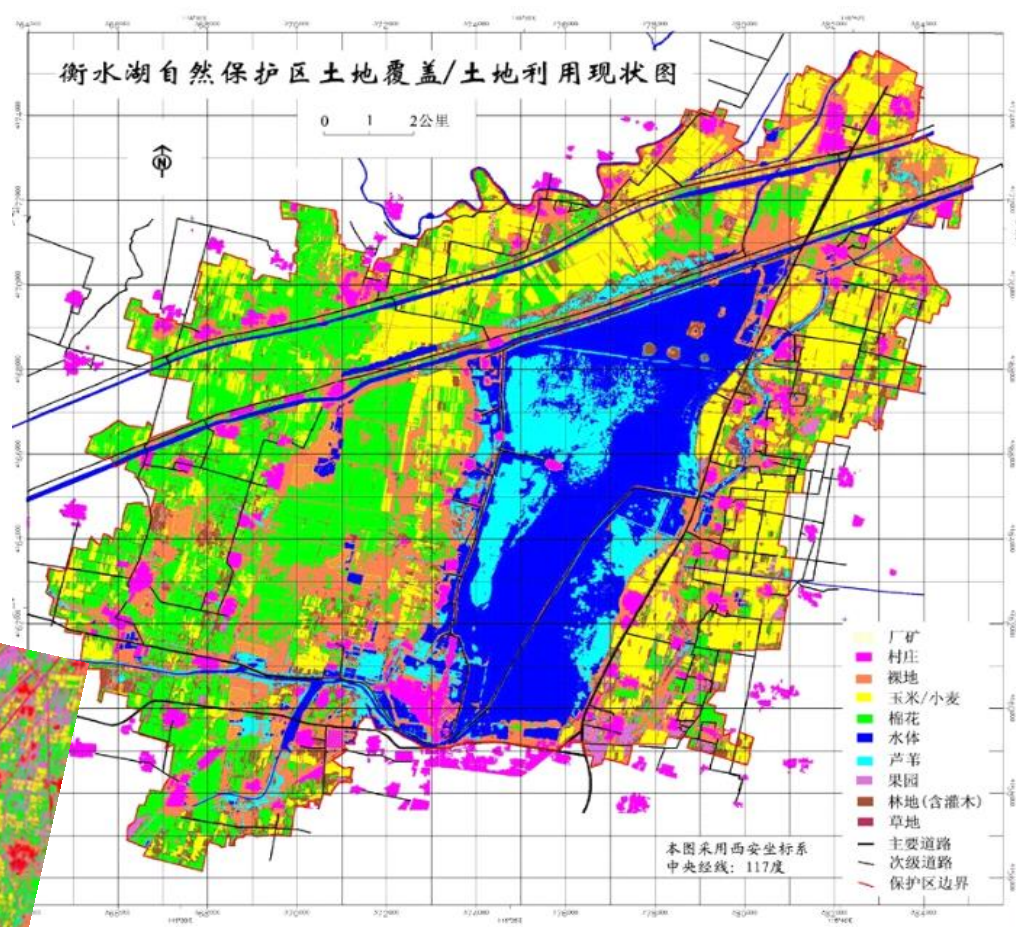
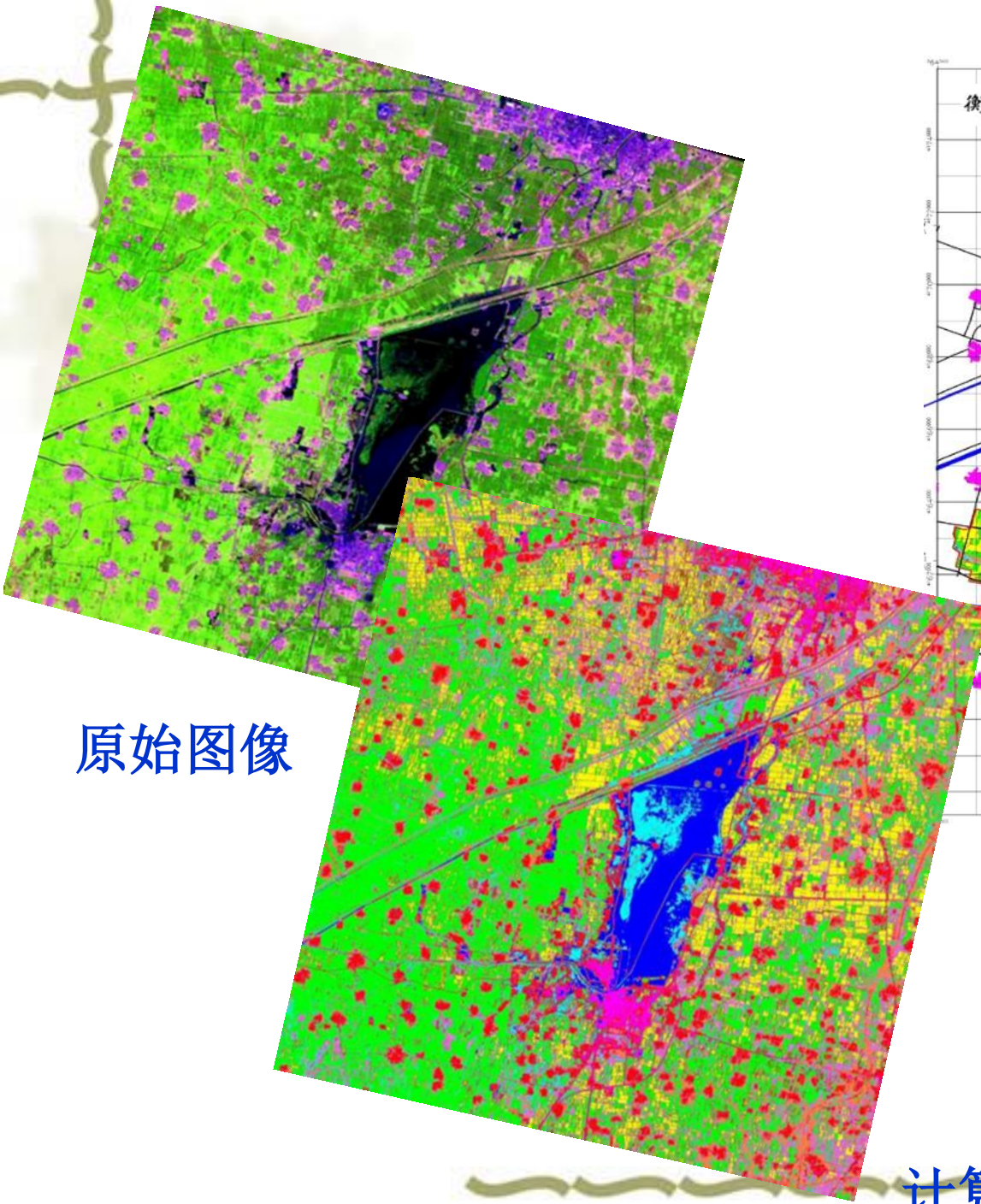
模糊模式识别

人工神经网络法

人工智能方法



原始图像

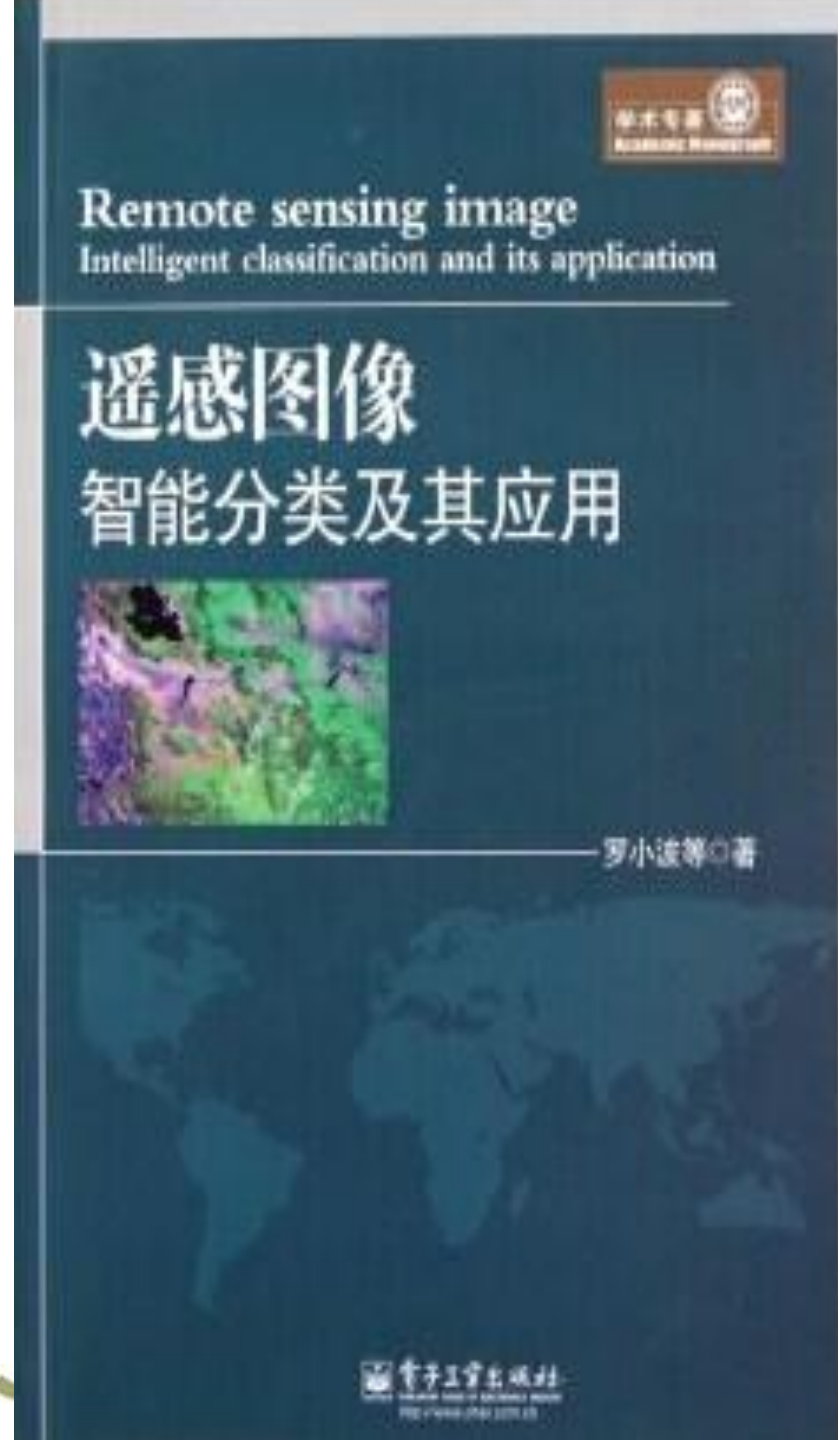


专题制作

计算机分类



全书主要内容包括遥感图像聚类分析、基于神经网络的遥感图像分类、基于支持向量的遥感图像分类、基于粗糙集的遥感图像分类，以及面向对象的遥感图像分类、混合像元分解等内容。



# 遥感图像 智能处理

李朋伟 贾生刚 任 磊 著



主要包括：监督与非监督神经网络、模糊支持向量机、混合智能模型在遥感图像分类中的应用对比、模糊连接度结合遗传算法的公路信息提取、数学形态学与知识处理的目标自动检测、小波变换与人类视觉系统结合的图像融合、独立分量分析等。

# 第十章

## 遥感图像的计算机分类

# 主要内容

---

- ❖ 一、分类的基本原理
- ❖ 二、分类的基本流程
- ❖ 三、分类的基本方法

监督分类

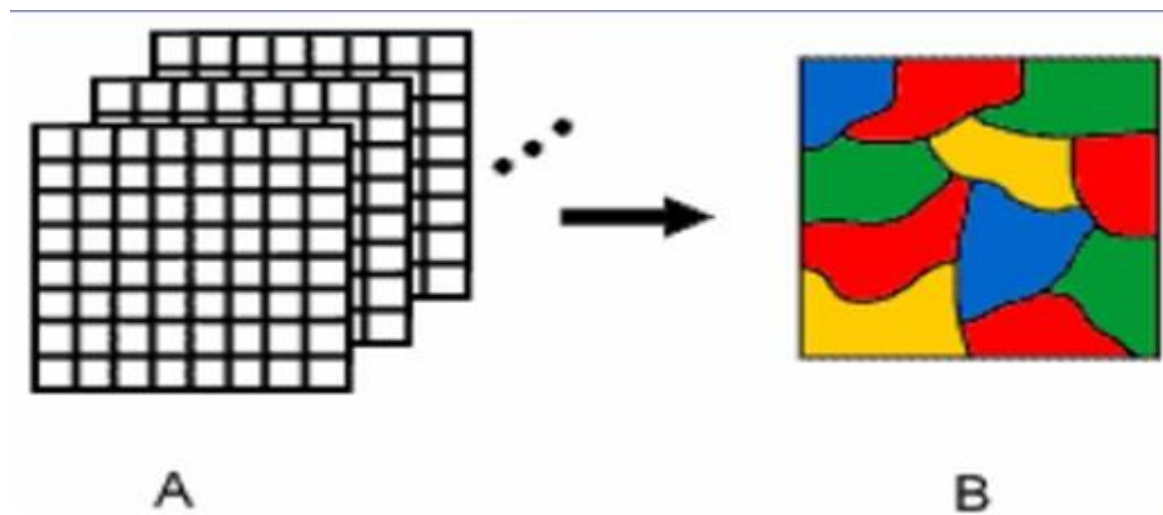
非监督分类



# 一、分类的基本原理

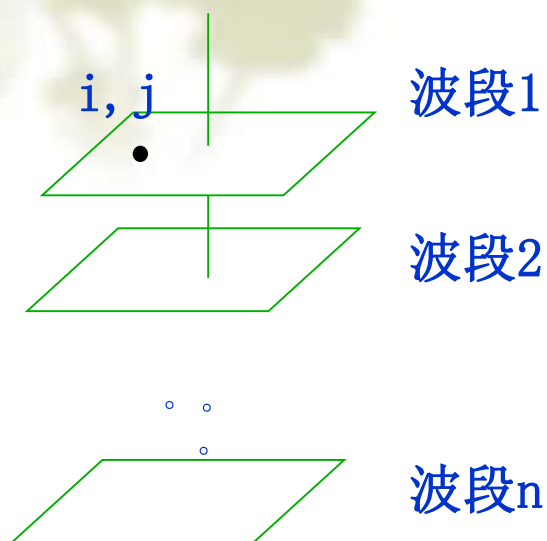
## 1、遥感数字图像计算机分类

——是通过模式识别理论，利用计算机将遥感图像自动分成若干**地物类别**的方法。



目的：识别图像信息所对应的实际地物，提取所需地物信息





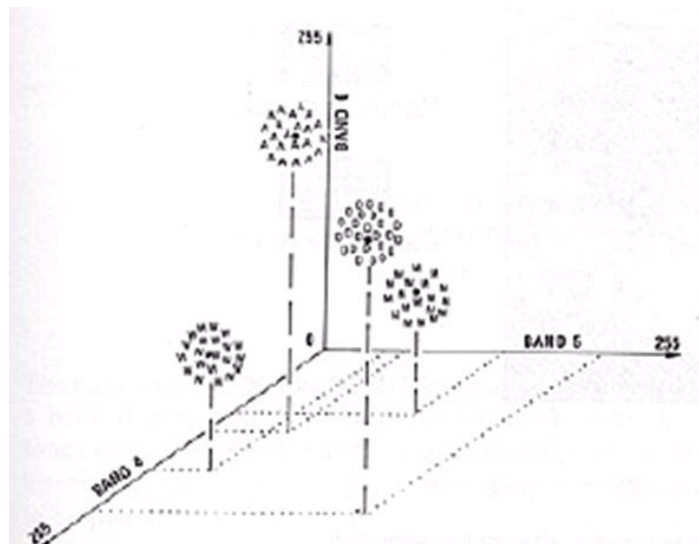
- ❖ 假设多光谱图像有 $n$ 个波段，则 $(i, j)$ 位置的像元在所有波段上的灰度值可以构成一个矢量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ,
- ❖ 其中 $x_k$ 表示第 $k$ 个波段图像上该像元的灰度值。
- ❖  $x$ 称为光谱特征变量，包含 $x$ 的 $n$ 维随机向量 $X$ 称为光谱特征向量。

◆ 模式 (pattern)：在多波段图像中，每个象元都具有一组对应取值，称为象元模式

◆ 特征 (feature)：在多波段图像中，每个波段都可看作一个变量，称为特征变量

## ❖ 光谱的特征空间：

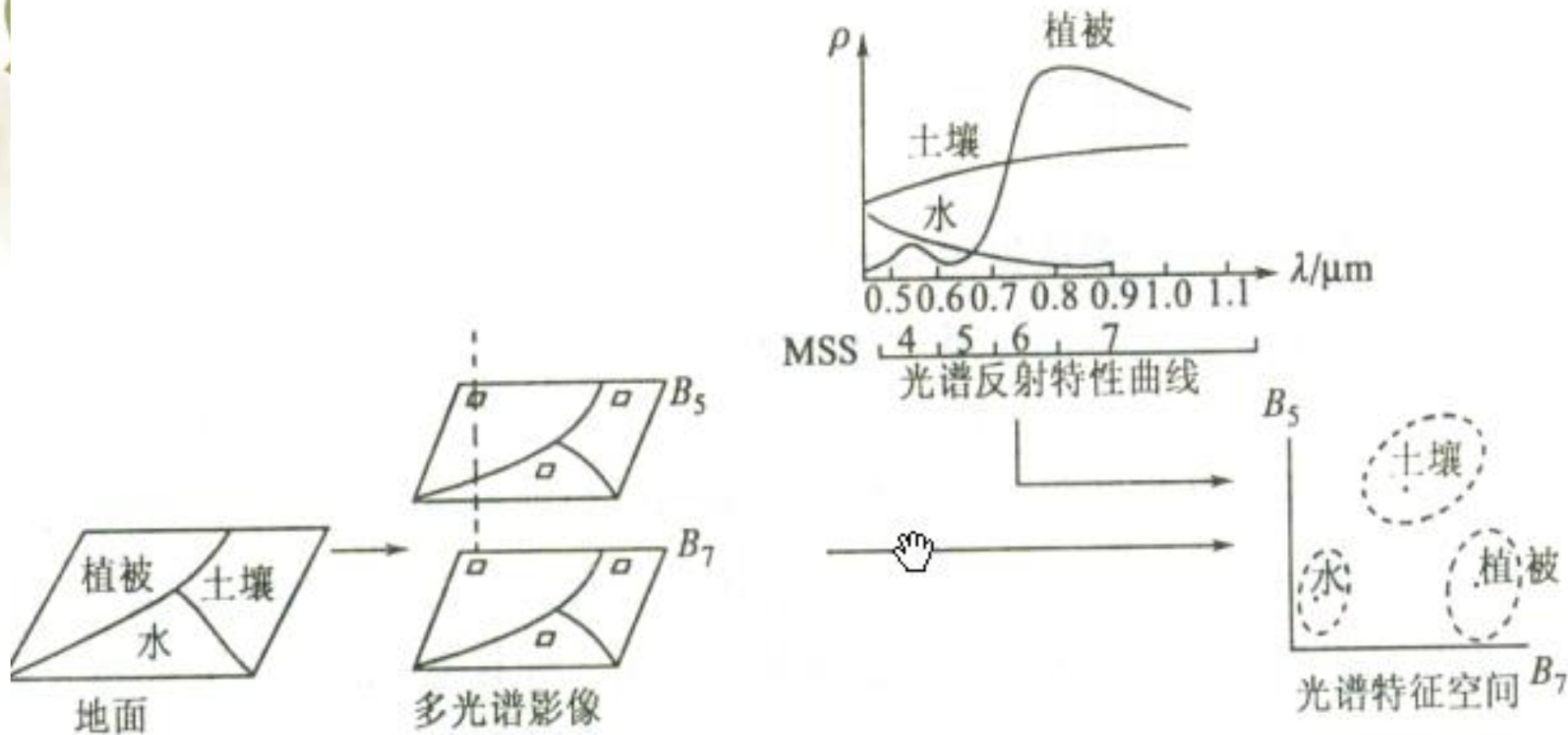
为度量地物的光谱特征，建立的以各波段图像的亮度分布为子空间的多维空间



计算机分类的依据是：

同类地物具有相同（似）的光谱特征，不同的地物其光谱特征具有明显的差别。判别的依据是图像像素间的相似程度

由于影响地物光谱特征因素很多，所以影像的判读都是建立在统计分析的基础上的



地物与光谱特征空间的关系



。

## 地物模式（类）特点：

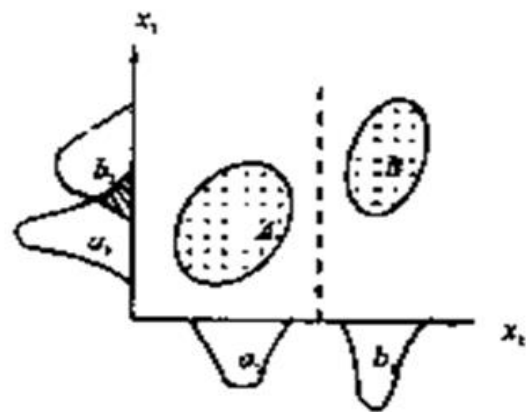
- ◆ 地物的图像灰度概率在单波段（称一维空间）符合正态分布规律；
- ◆ 多维图像（多波段）中的一个像元值（灰度）向量，在几何上相当于多维空间中的一个点，而同类地物的像元值，既不集中于一点，也绝非是杂乱无章的分布，而是相对地密集在一起形成一个点集群（一个点群就是地物的一种类别）。

## ❖ 2、不同地物特征点集群在特征空间的分布

### (1) 理想情况

不同类别地物的集群（A和B）在某一个子空间（即某一子波段图像中）的投影（即亮度范围或一维直方图分布范围）是完全可以区分开的。

这时只要在单波段图像中利用影像亮度分割的措施便可以达到地物分类的目的。

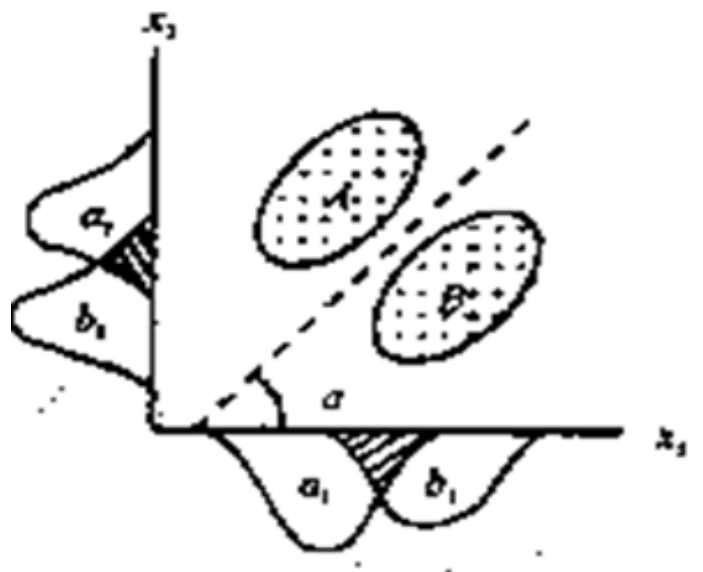


(a)理想情况

## (2) 典型情况

不同类别地物的点群在任一子空间中的投影都是相互重叠的，但在总的特征空间中都是完全可以区分的。

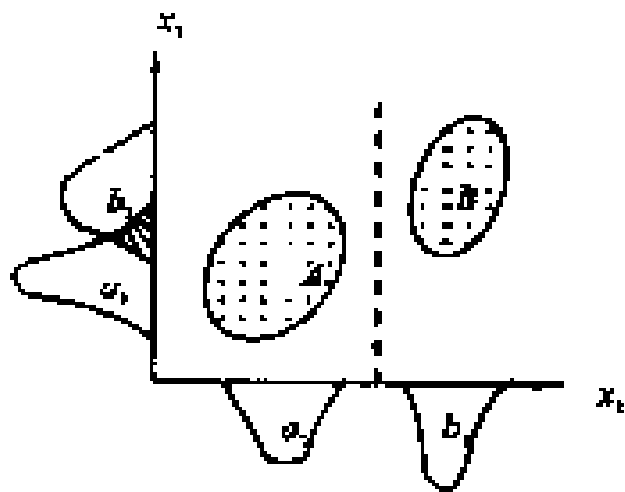
这就意味着利用单波段图像不能实现完善的分类，只有利用多光谱图像，才有可能精确地分类。



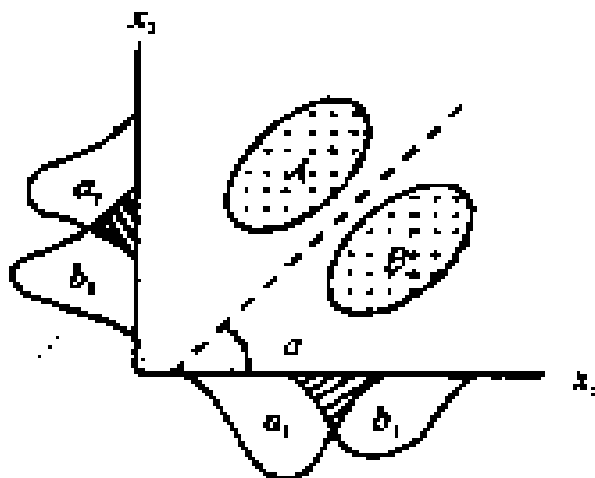


### ❖ (3) 一般情况

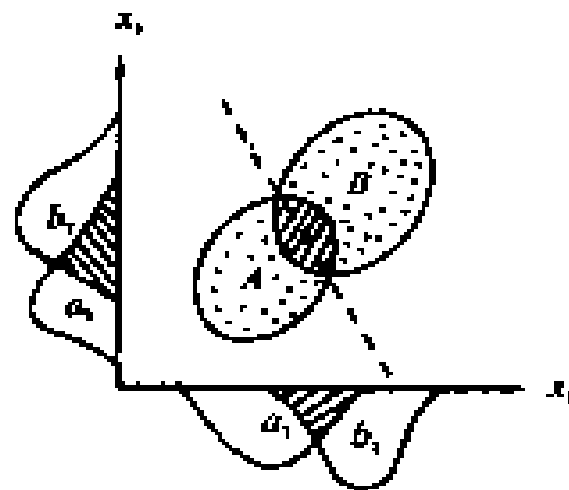
❖ 无论在总空间或子空间中，不同类别点群都有重叠现象。这时重叠部分的影像在分类时，会出现一定程度的误差，这是遥感图像分类中最常见的情况。



(a) 理想情况



(b) 典型情况



(c) 一般情况

无论哪种情况，分类问题的核心都是确定地物类别点集群在特征空间的中心位置、边界范围及类与类之间的边界。

- **位置**（一个点群的中心）— 计算图像灰度的均值向量（即数学期望）
- **范围**— 计算图像灰度的标准差向量（或协方差矩阵）。即点群的离散程度。
- 
- **边界**— 应用边界函数，鉴别图像像元的类别归属。

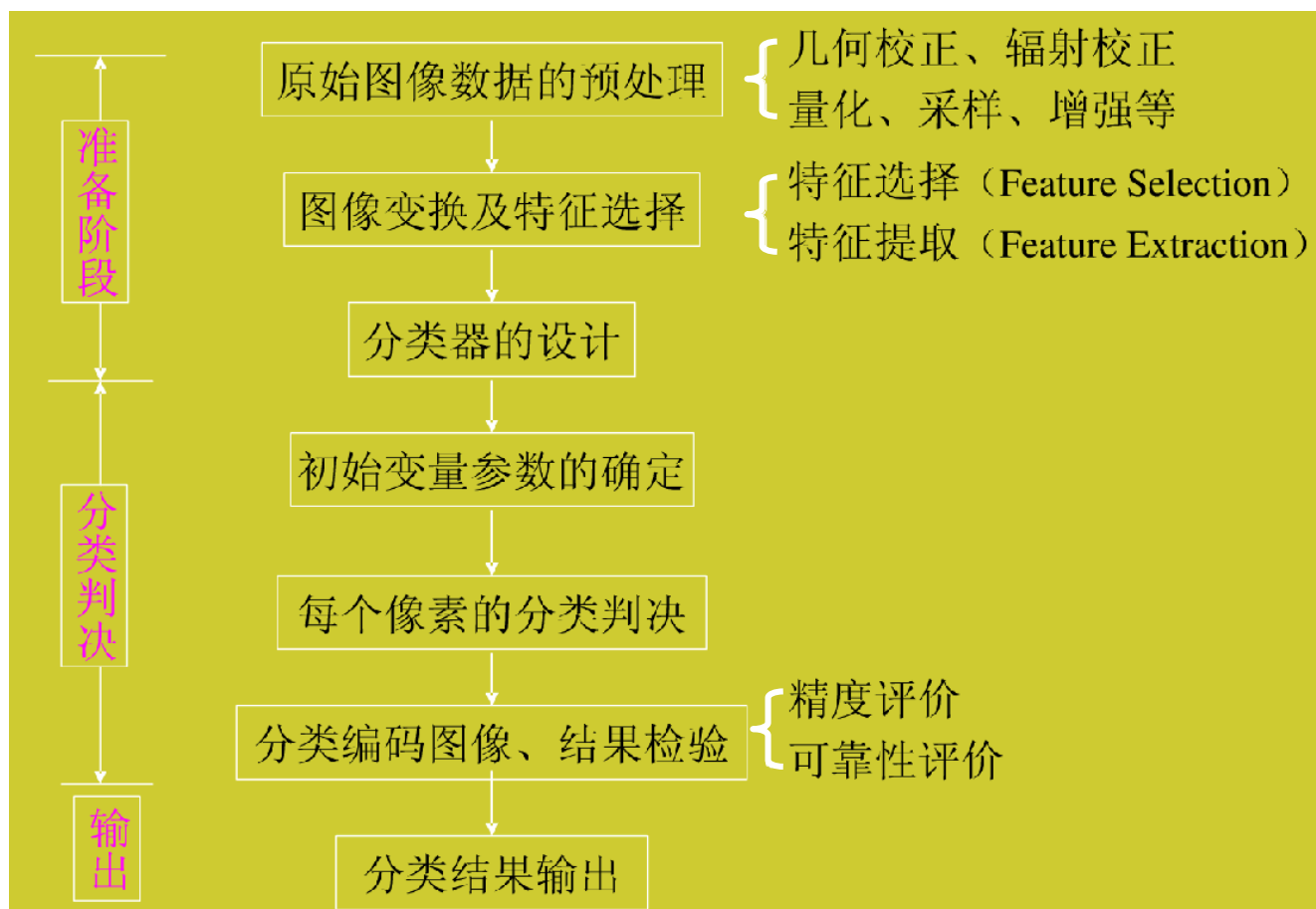
确定特征空间的像元属于哪一类的判别准则称为判别函数，遥感图像分类算法的核心就是确定判别函数。

## 二 分类的基本流程

### 原始图像的预处理

- ❖ 几何校正；辐射校正；
- ❖ 消除地形影响

向阳面与地形的背阴面太阳光照条件的差别地形因素对分类的影响。当地形起伏变化较大时，应该首先进行地形校正，对经过大气校正的多波段图像进行比值处理，用比值图像进行计算机分类处理。





## ❖ 特征选择

计算机分类识别是在特征图像上进行的，从多种特征图像中，选择最佳的一组特征图像进行分类，这就称为特征选择。减少特征空间的维数。K-L变换，主成分变换，减少分类的波段数并提高分类效果。

例如：TM影像波段的选择

## ❖ 特征变换（特征提取）

在特征选择之后，利用特征提取算法从原始特征中求出最能反映其类别特征的一组新特征，完成样本空间到特征空间的转换，提高了不同类别特征之间的可区分性

K-T

变换:

TM经变换后, 植被信息可以用亮度和绿色物两个变量图像描述, 以植被研究为目的分类就可以只对这两个图像进行计算机分类处理。

#### ❖ 图像分类

根据影像特点和分类目的设计或选择恰当的分类器及其判别准则, 对特征矢量集进行划分, 完成分类工作。分类阶段是计算机处理的核心

#### ❖ 检验结果

对分类的精度和可靠性进行评价。同物异谱, 同谱异物。

# 三、分类方法

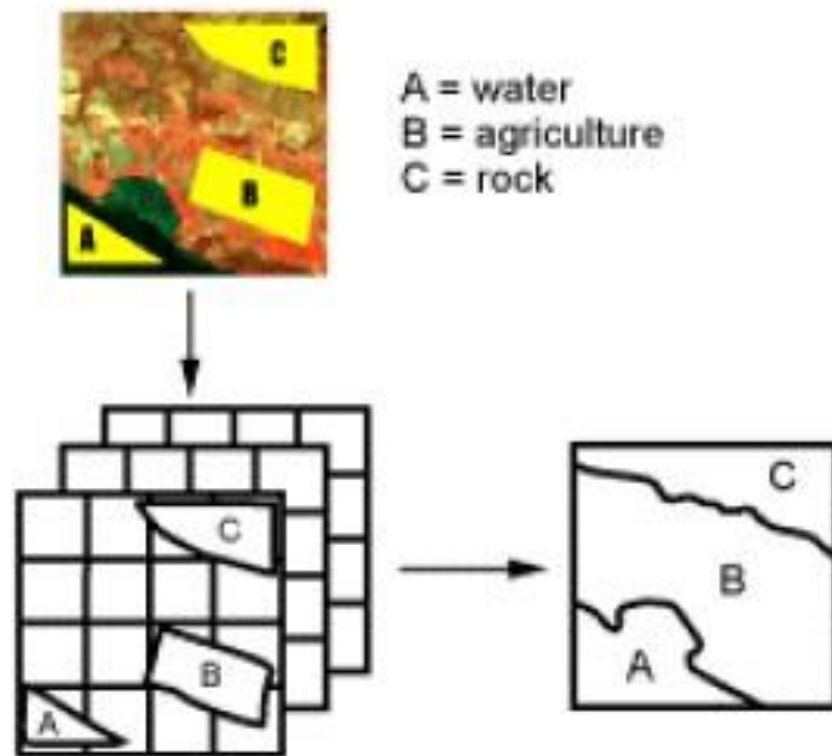
---

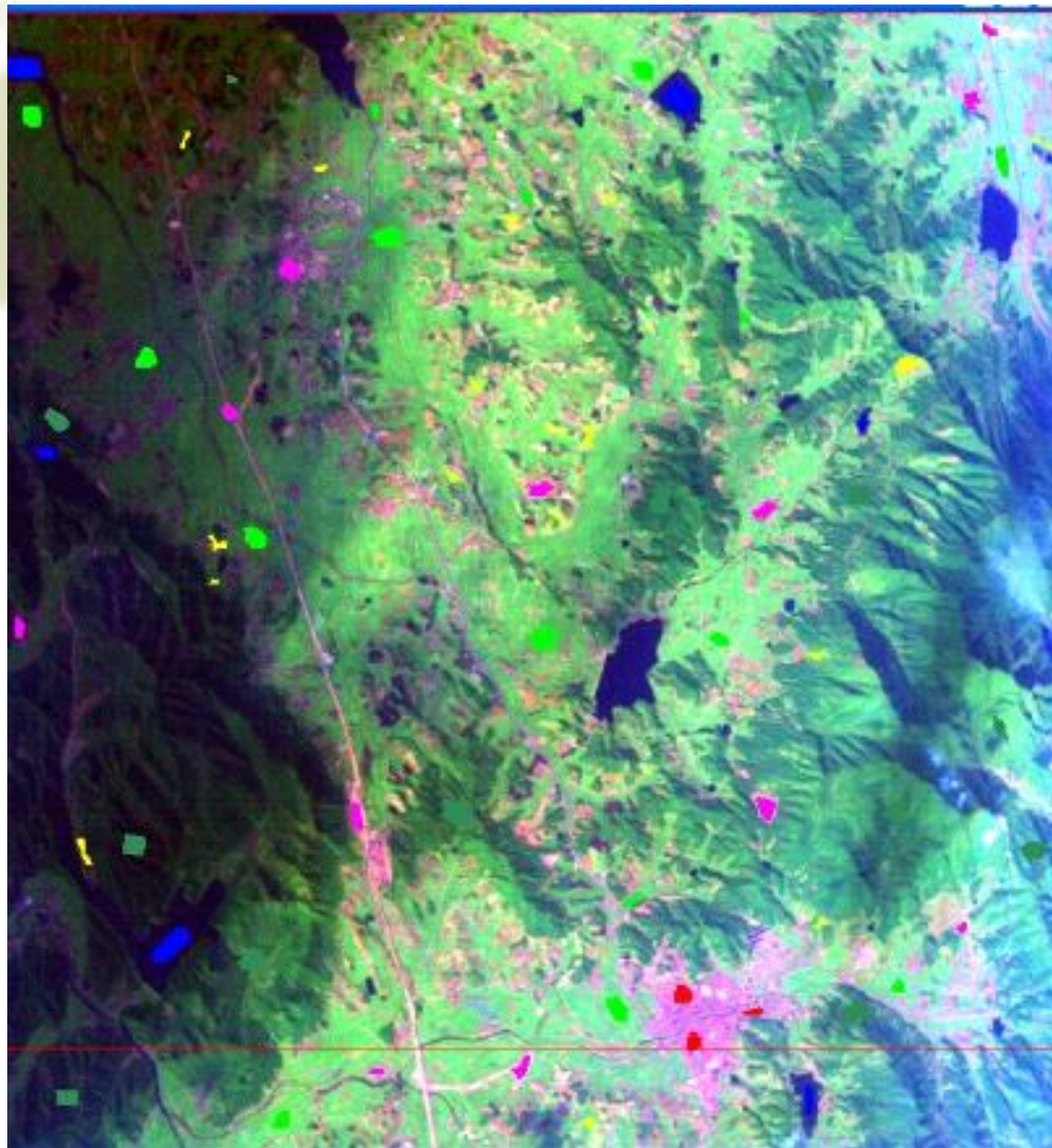
- ◆ 判别函数：  
距离函数；最大似然函数（Bayes准则）；
- ◆ 执行方式：  
监督分类和非监督分类；
- ◆ 分类模型或分类器：  
统计分类



# 监督分类

又称训练场地法或先学习后分类法，它是先选择有代表性的训练区，用已知地面的各种地物光谱特征来训练计算机，取得识别分类判别规则，并以此做标准对未知地区的遥感数据进行自动分类识别。





# 训练区的选择

- ❖ 包含研究范围内的所有要区分的类别
- ❖ 训练区必须具有典型性和代表性;中心区非边缘区
- ❖ 训练区样本选择后做直方图,一般要求单峰近似正态分布

训练区的光谱特性与地物之间的关系是先验知识,可来源于实地野外考察,可以参照相关的其它文字资料和图件,

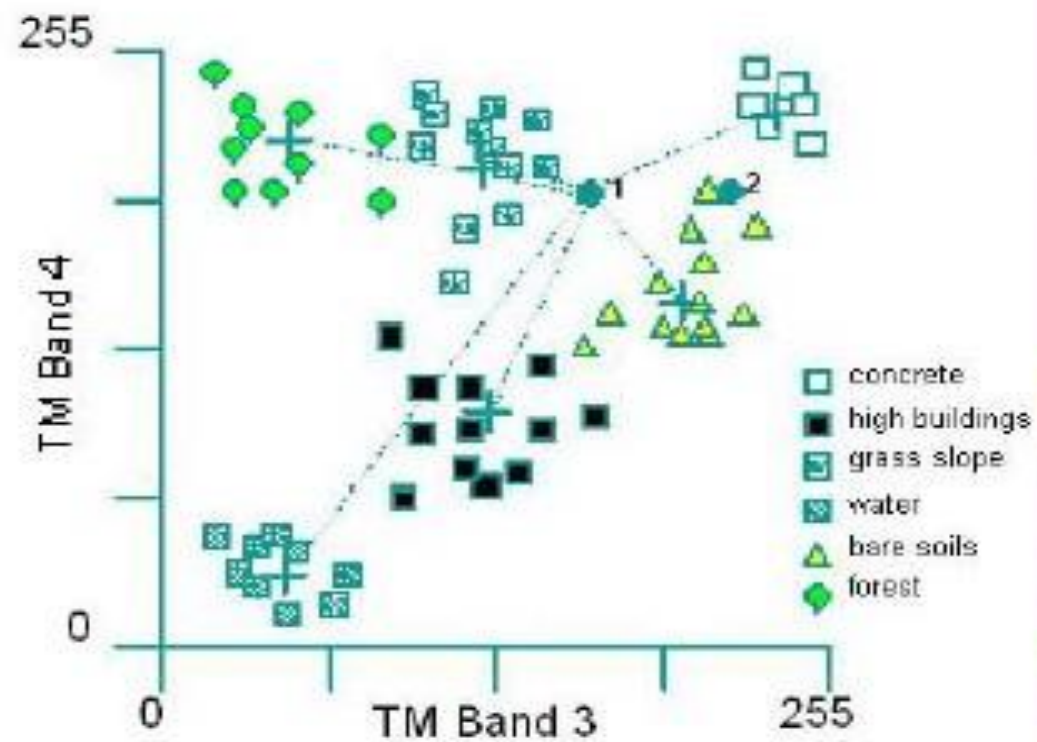
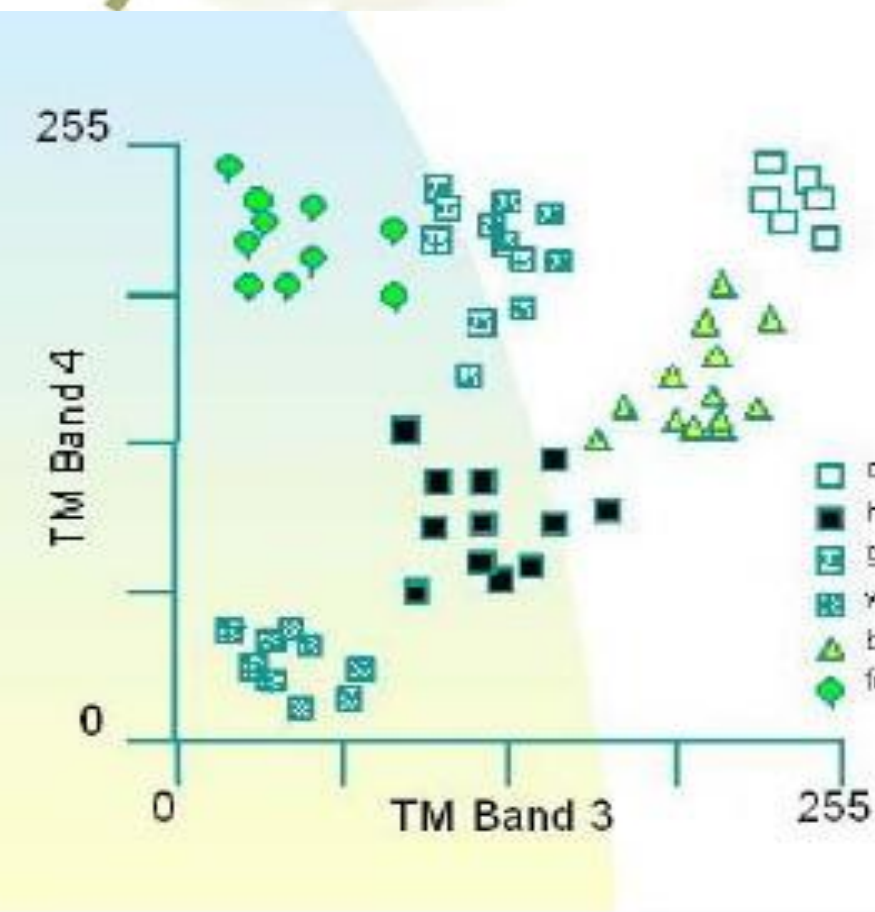
## 1、 最小距离法

最小距离分类法的原理：

(1) 由训练组数据得出每一类别的均值向量及标准差的向量。

(2) 以均值向量作为该类多维空间中的中心位置，计算图像中每个像元到各类中心的距离，到哪一类中心的距离最小，则该像元就归入哪一类。





## 最小距离分类法

### (3) 两个距离函数

① 欧氏距离:

$$D_{ej} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - M_{ij})^2} \quad \text{第 } j \text{ 类}$$

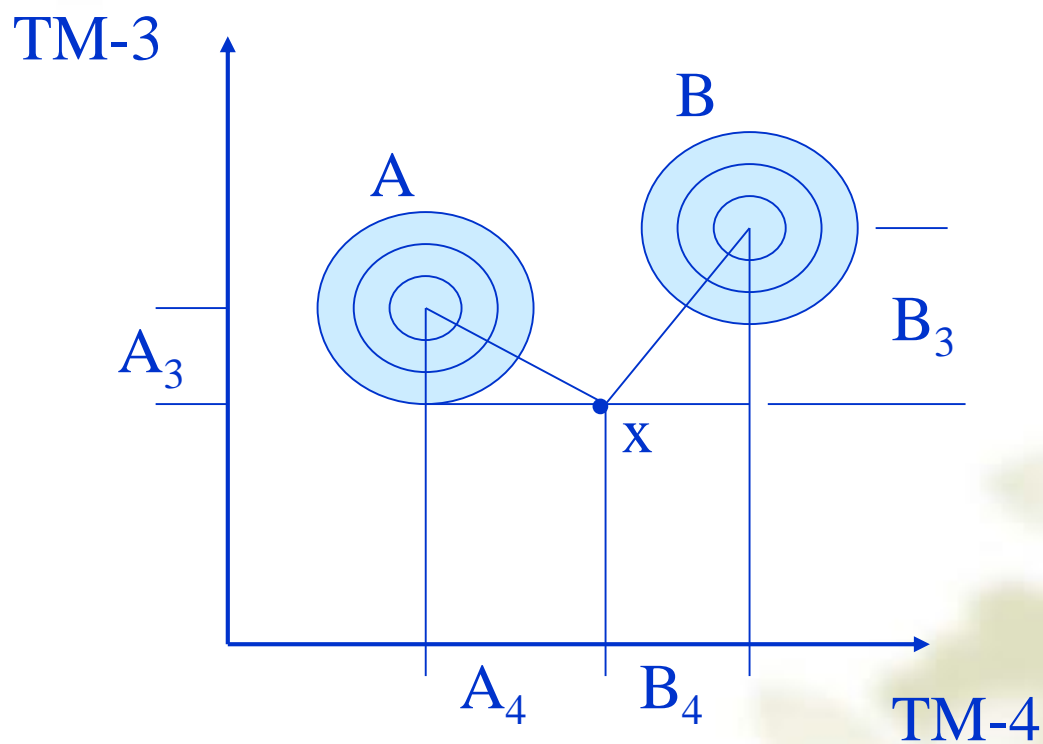
类别:  $j = 1, 2, \dots, m$ ; 波段:  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$

$$M_j = (m_{1j}, m_{2j}, \dots, m_{nj})$$

或者: 
$$D_{ej} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - M_{ij})^2}{N}}$$

$M_{ij}$  -  $j$  类  $i$  波段的均值。

分类原则：把x归入 $D_{ej}$ 最小的那一类。



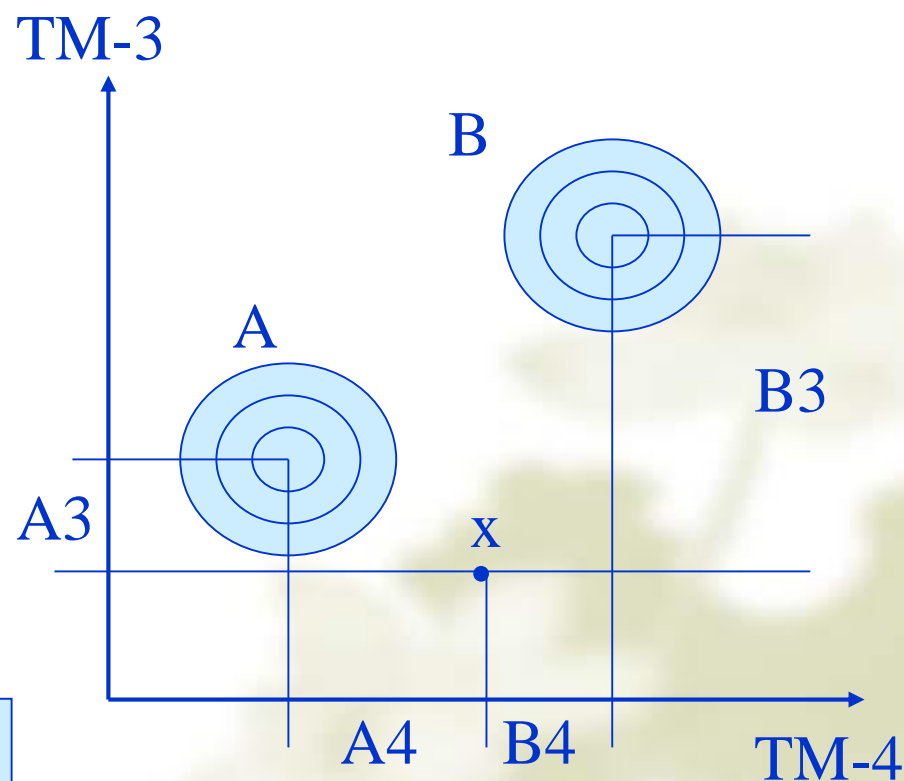
$$\sqrt{A_3^2 + A_4^2} < \sqrt{B_3^2 + B_4^2}$$

## ② 折线（绝对值）距离

像元值在各波段中与类均值的距离（差值的和，取绝对值）：

$$D_j = \sum_{i=1}^N |x_i - M_{ij}|$$

$$A3+A4 < B3+B4$$



各特征参数以等权方式参与



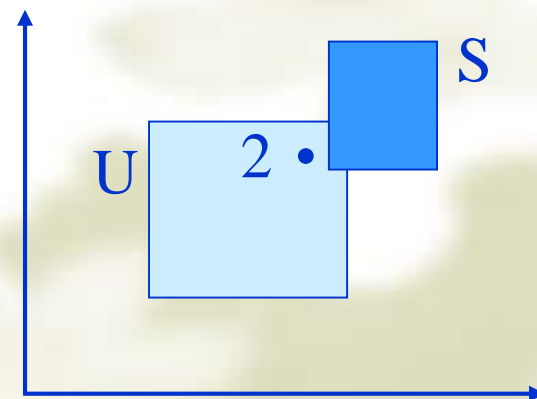
## 缺陷：

- ✓ 不同类别的亮度值的变化范围，即方差大小不同，不能简单地用类中心的距离来划分像元的归属。如像元2，按类中心距离属S类，而实际上属变差范围大的U类。
- ✓ 类群的分布不一定是方形、圆形或球形，而在不同方向上半径是不等的。

改进：

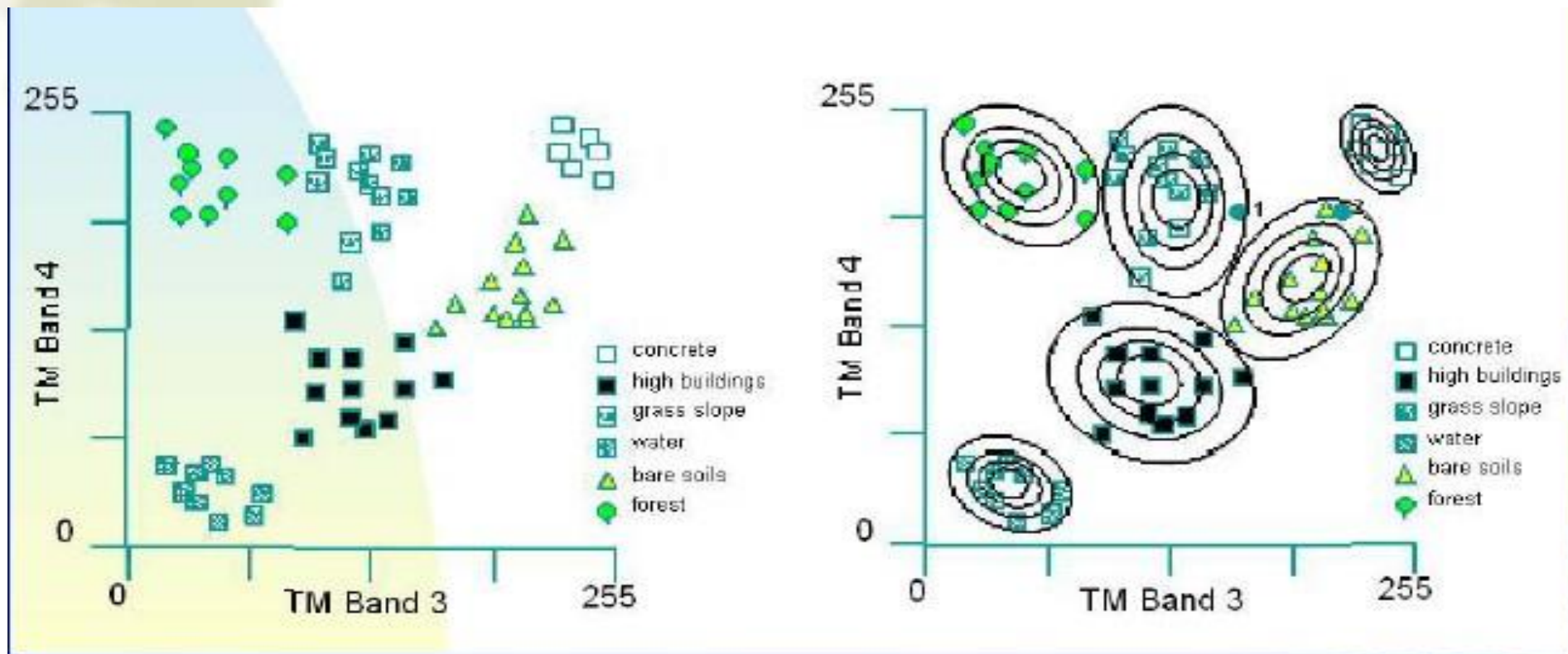
$$D_j = \sum_{i=1}^N (|x_i - M_{ij}| / \sigma_{ij}) \quad D_j = \sqrt{\sum_{i=1}^N (|x_i - M_{ij}| / \sigma_{ij})}$$

$\sigma_{ij}$  - j类i波段的标准差



点集群越分散，距离越小

## 2. 最大似然法



建立在Bays准则基础上分类错误概率最小的分类；正态分布

## 最大似然比分类

判别函数是每个像元值属于每一类别的概率或可能性。采用对数变换的形式：

$$g_i(x) = \ln P(W_i) - \frac{1}{2} \ln |S_i| - \frac{1}{2} (X - M_i)^T S_i^{-1} (X - M_i)$$

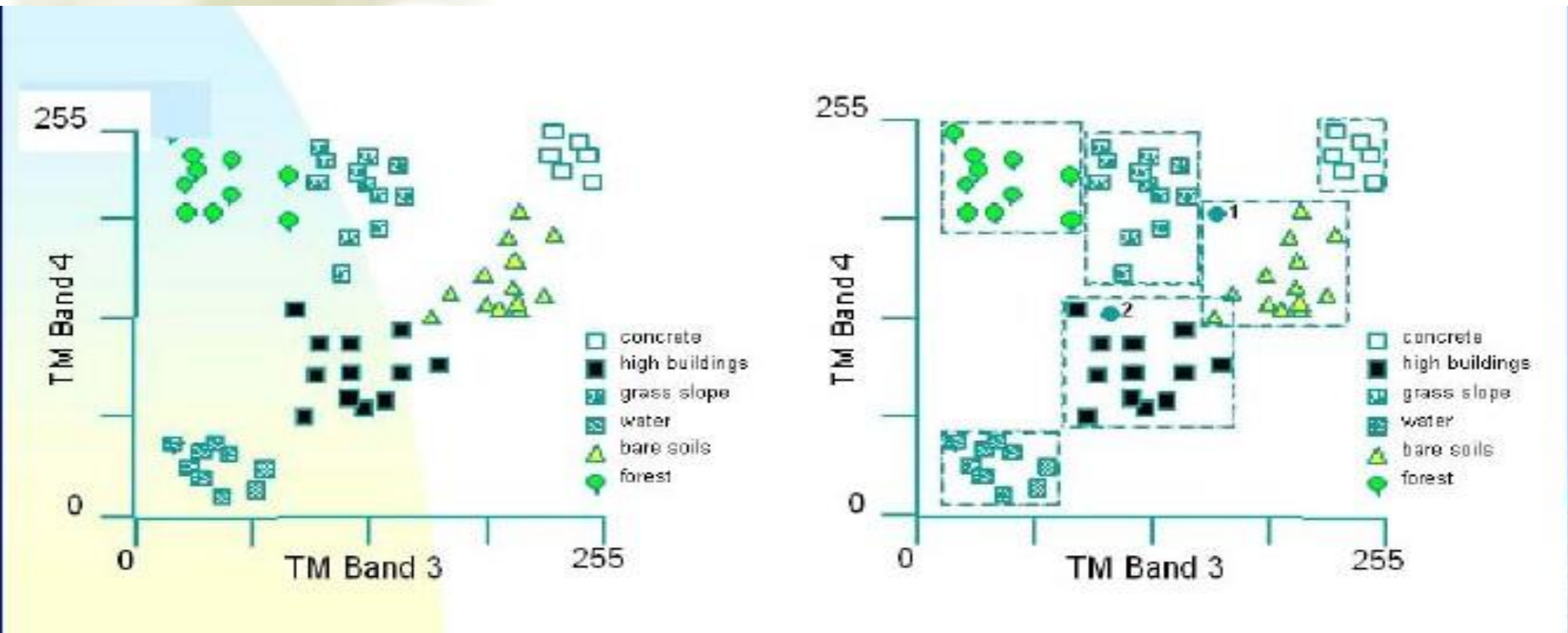
$P(W_i)$ 是每一类( $W_i$ )在图像中的概率，在事先不知道的情况下，可以认为所有的 $P(W_i)$ 都相同，即 $P(W_i)=1/m$ ， $m$ 为类别数， $S_i$ 为第 $i$ 类的协方差矩阵， $M_i$ 为该类的均值向量，这些数据来源于由训练组所产生的分类统计文件。

$$M_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} X_j$$

$$S_i = \frac{1}{n_i - 1} \sum_{j=1}^{n_i} [(X_j - M_i)(X_j - M_i)^T]$$

对于任何一个像元值 $X$ ，其在哪一类中的 $g_i(x)$ 最大，就属于哪一类，若 $g_i(X) > g_j(X)$ ，由 $X$ 属于 $i$ 类。

### 3. 平行多面体





## 平行多面体分类

由训练组数据产生基本统计文件，包括每个类别的均值向量、标准差向量。

若有 $N$ 个波段， $M$ 个类别，用 $M_{ij}$  ( $i=1, 2, \dots, M; j=1, 2, \dots, N$ ) 代表任一类中任一波段的均值， $S_{ij}$ 为对应的标准差， $X_i$ 为像元在 $i$ 波段的像元值。

当

$$\begin{cases} j=k \text{ (类)} \\ |X_i - M_{ij}| < T \cdot S_{ij} \end{cases}$$

把 $X_i$  归入第 $k$ 类，即 $\text{Class}(X_i)=k$

否则排除在外，不能归入已知类别，即 $\text{Clas}(X_i)=0$

- ❖ T为人为规定的阈值，相应于由概率分布出发，采用几个标准差作为可信的分类边界。T越大则一个类的范围越大
- ❖ 分析：相当于在数据空间中划分出若干个平行多面体块段，每一块段为一类（二维情况下为矩形）。

## 四、非监督分类—集群分析

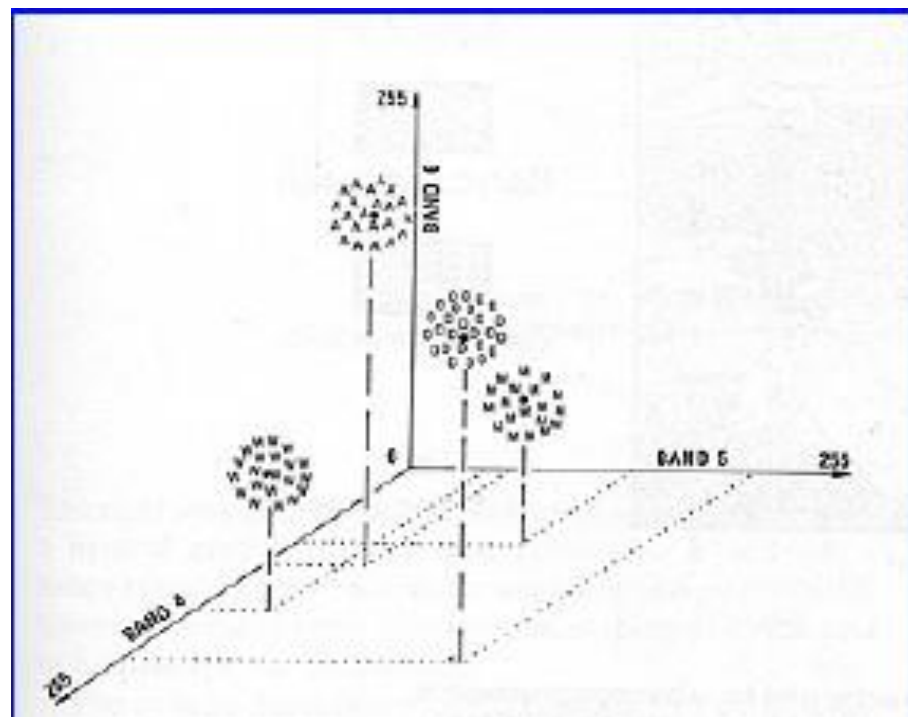
---

又叫空间积群、点群分析或聚类分析。这是一种边学习边分类的方法，是按照灰度值向量在特征空间聚集的情况划分点群或类别的。其类属是通过对各类的光谱响应曲线进行分析以及实地调查数据相比较后确定的。

# 非监督分类

非监督分类用于在没有已知类别的训练数据的情况下，在一幅复杂的图像中分类选择训练区，有时并不能完全包括所有的类，造成一部分像元找不到归属。因而，在开始分析图像时，用非监督分类方法来研究数据的本来结构及自然点群的分布情况是很有价值的。

- ❖ 聚类分析
  - 动态聚类法
  - (ISODATA)





## 集群分析

### (1) 初始类别参数的选择

基准类别的集群中心，集群分布的协方差矩阵

### 选定初始集群中心

起始集群中心是在程序开始时，选定的假定集群中心，并不一定是真正的集群中心。

❖ 选取集群中心的方法有：

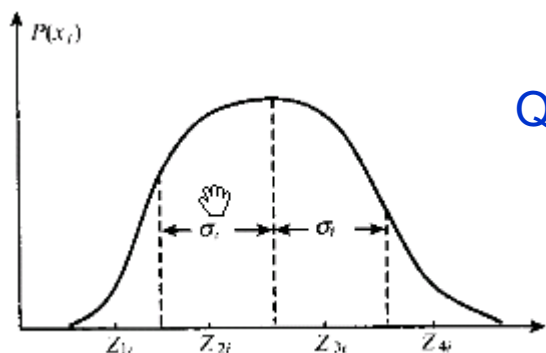
总体直方图均匀定心法、最大最小距离法等；

## 总体直方图均匀定心法

$q=1, 2, \dots, Q$ ; 需要 $Q$ 个初始类

中心  
位置

$$Z_{qi} = m_i + \sigma_i [2(q-1)/(Q-1) - 1] \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$



$Q=4$

$$\left. \begin{aligned} Z_{1i} &= m_i - \sigma_i; & Z_{2i} &= m_i - \frac{1}{3}\sigma_i \\ Z_{3i} &= m_i + \frac{1}{3}\sigma_i; & Z_{4i} &= m_i + \sigma_i \end{aligned} \right\}$$

## 2、检查和修改集群中心

调整实际的基准参数，需要逐步趋近算法

**ISODATA (iterative self-organizing data analysis techniques algorithm)** 迭代自组织数据分析技术

决定进行再分裂、合并或者取消某些集群。

### 指定控制参数

N: 所需要的类别数（实际 $N_L$ ）；

I: 允许迭代的次数（实际已迭代次数 $L$ ）；

$T_n$ : 每类集群中样本的最小数目；

$T_s$ : 集群分类标准，每类的分散程度（如最大标准差）；

$T_c$ : 集群合并标准，即两个类之间的最小距离

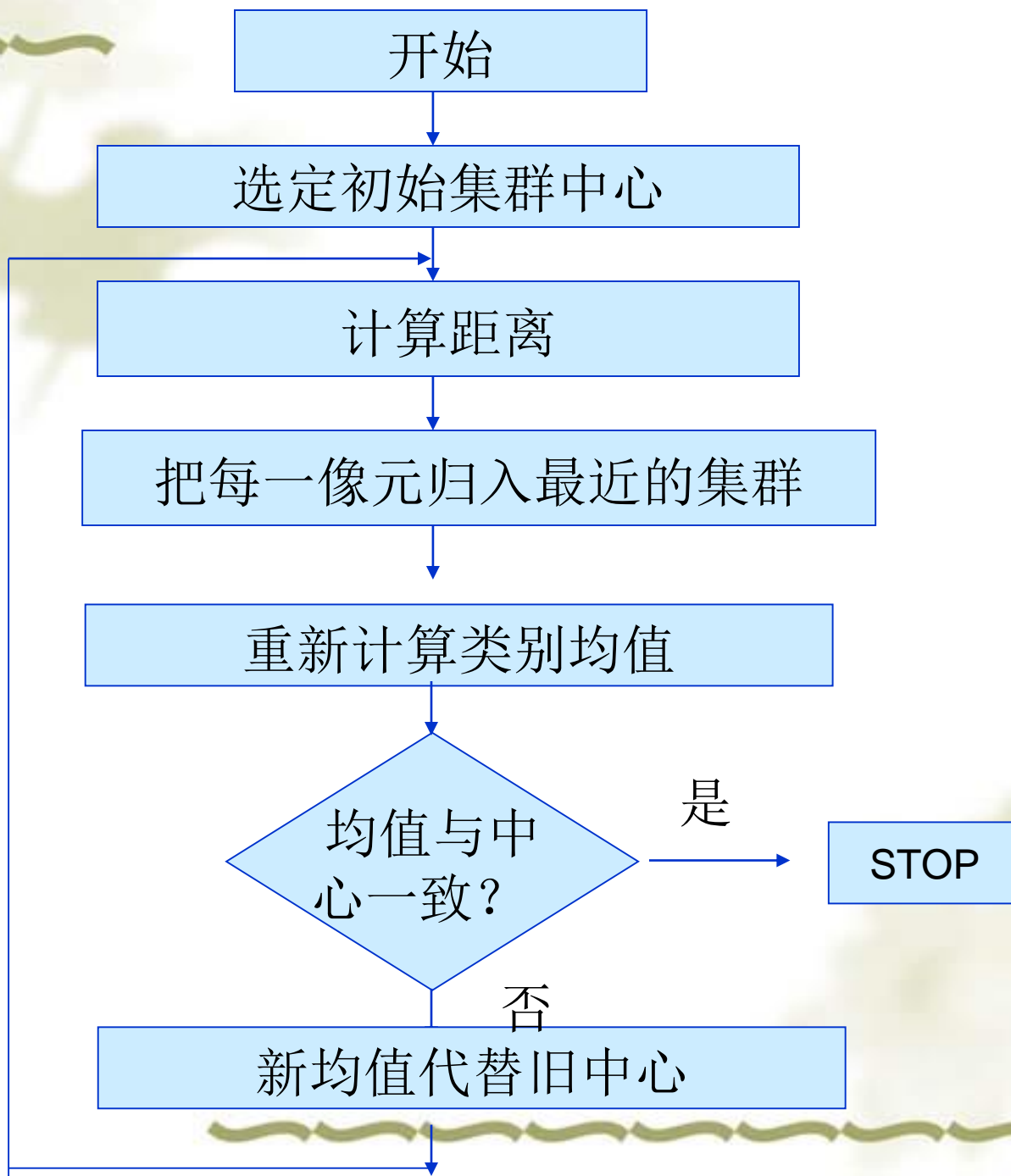
❖ **分裂**：如果某一类的像元数大于参数“一类中最大像元数”，或者其标准差超过了参数“最大标准差”，则该类就要分裂。

$$\begin{cases} M'_{ij} = M_{ij} + \frac{1}{3}\sigma_{ij} \\ M''_{ij} = M_{ij} - \frac{1}{3}\sigma_{ij} \\ \sigma'_{ij} = \sigma''_{ij} = \frac{2}{3}\sigma_{ij} \end{cases}$$

❖ **合并**：把原来已分为两个集群的像元合在一起，重新计算均值。有两种情况：当两个集群之间的统计距离小于规定的阈值“最小群间距”；当集群的数目超过了规定的“最大分类数”。

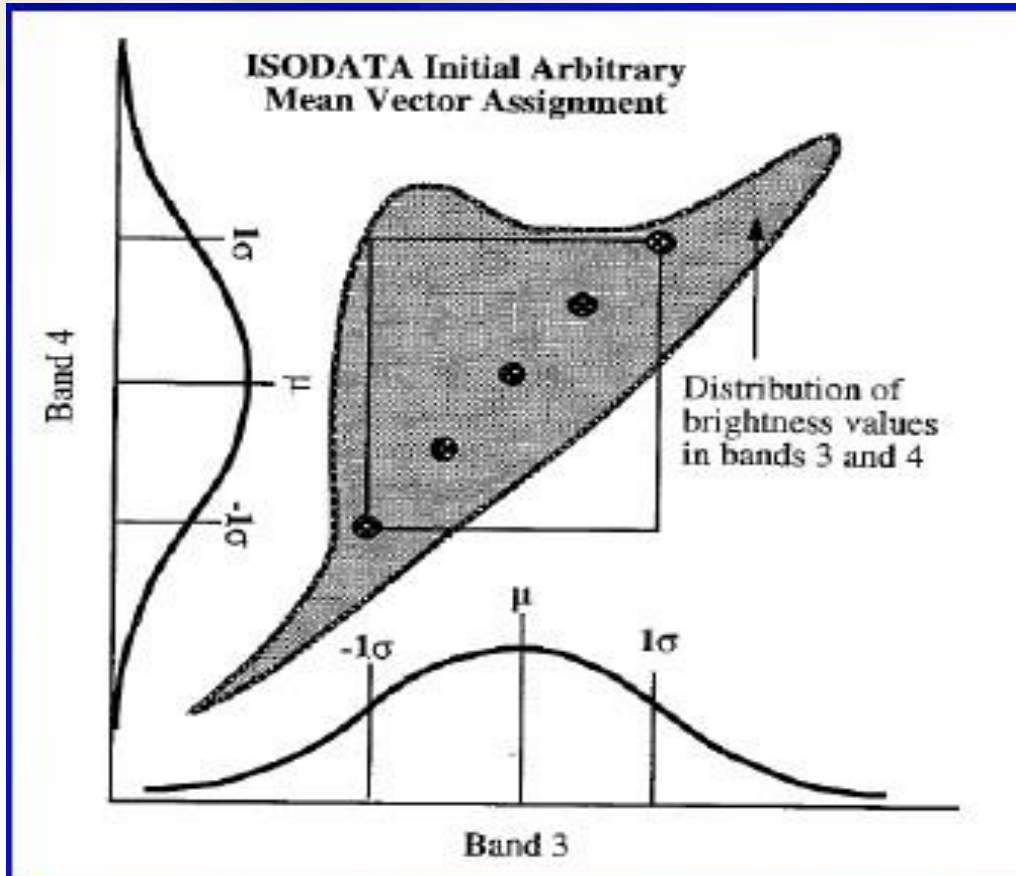
❖ **取消**：一个集群中的像元数太少，少于参数“一类中最小像元数”，则这一点群被取消，其成员可分散到相邻的群中去。

# 聚类分析流程图

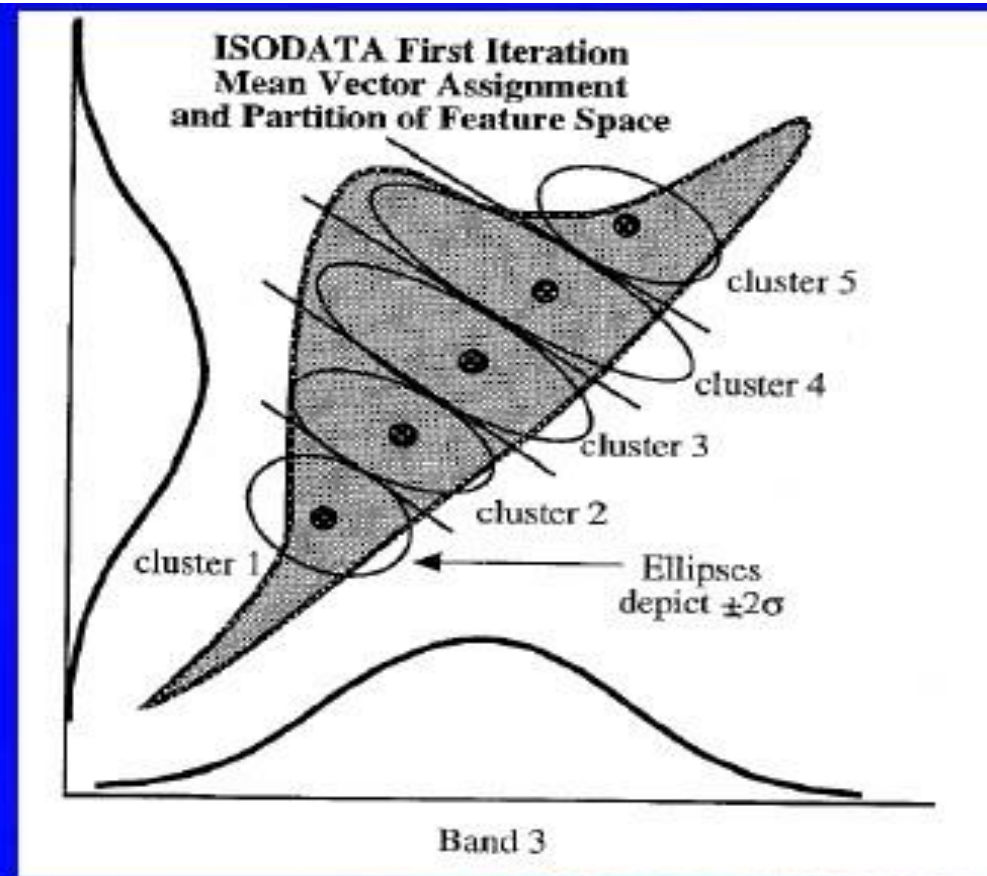




# 聚类过程：聚类中心的变化

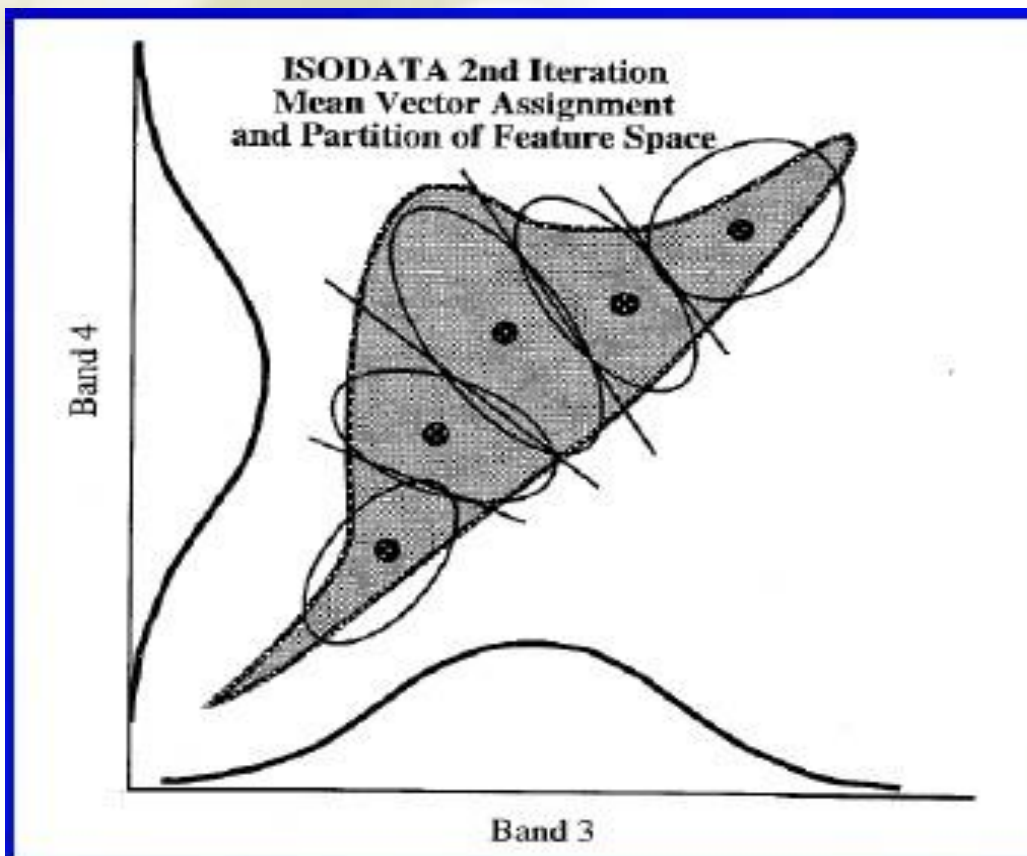


原始的聚类中心

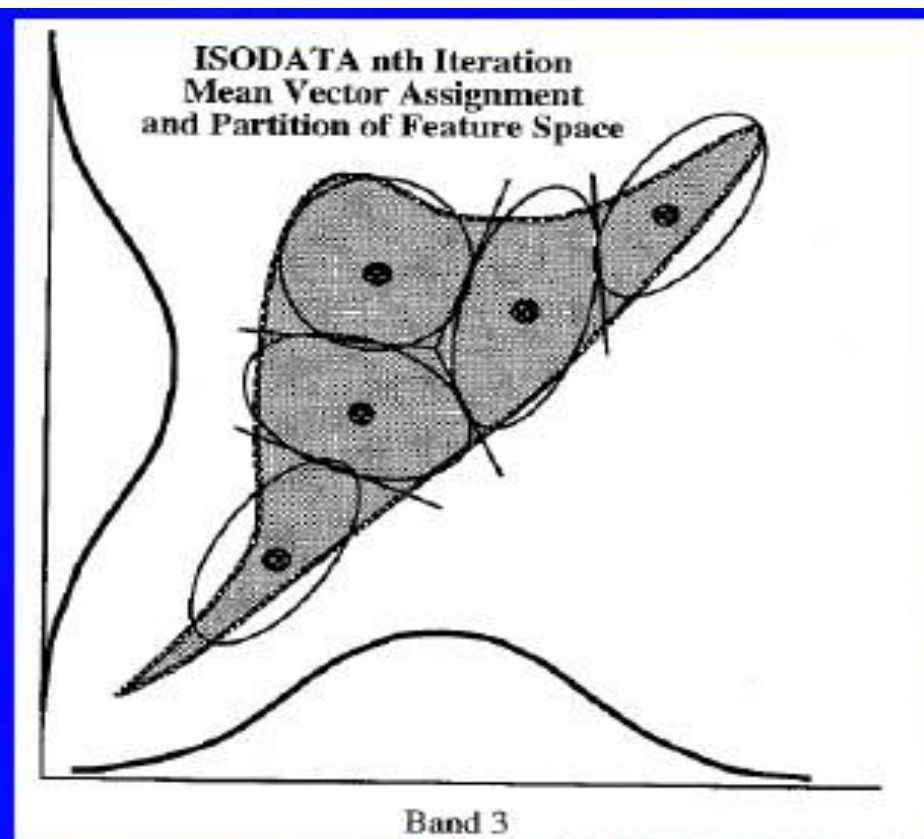


第1次迭代后的类别分布

# 聚类过程：类别中心的变化



第2次迭代后的类别分布



第n次迭代后的类别分布

例如，对陆地卫星MSS影像的10个像元(灰度值下表所示)进行非监督分类，其步骤如下：

灰度值 \ 波段 像元号	4	5	6	7
1	20	30	20	3
2	25	33	19	4
3	22	31	21	4
4	21	29	22	3
5	19	27	18	2
6	20	40	63	70
7	19	39	60	72
8	21	42	65	74
9	18	45	62	71
10	19	41	61	75

第一步, 首先主观地认为待分类的地物是两类A和B, 它们的灰度均值(总平均值)又是这两类地物中心位置连线の中点, 这样A、B类地物各自的中心到 $\bar{x}$ 的距离是相等的, 且正好等于所求得の总标准差 $S_i$ , 如图所示。由此可对上表数据进行分类运算:

### 1、计算各波段的灰度值的均值 $\bar{x}$ 和标准差 $S_i$

$$\bar{x}_4 = 20.4 \quad S_4 = 2.01$$

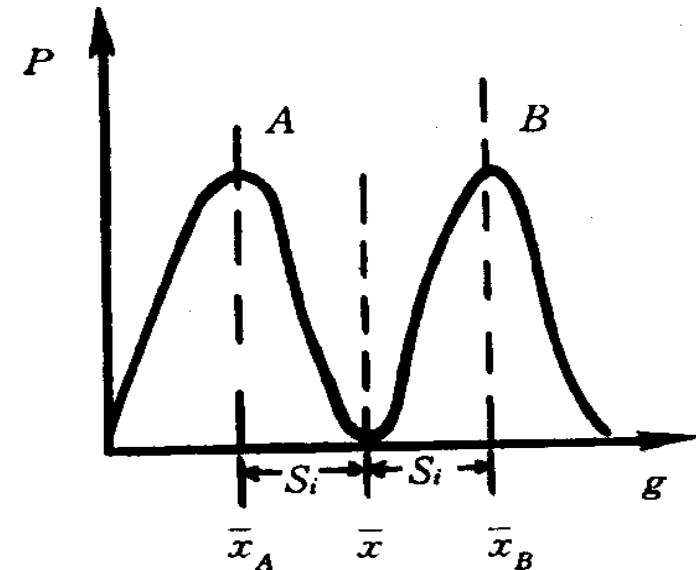
$$\bar{x}_5 = 35.7 \quad S_5 = 6.38$$

$$\bar{x}_6 = 41.1 \quad S_6 = 22.3$$

$$\bar{x}_7 = 37.8 \quad S_7 = 36.5$$

### 2、计算两组( $g_A$ 、 $g_B$ )の分组中心

波段	$g_A = \bar{x} - S$	$g_B = \bar{x} + S$
4	18.39	22.41
5	29.32	40.08
6	18.8	63.4
7	1.3	74.3





第二步，把所有待分类的像元，根据其距离两个中心的远近，归入到最近的一类中去。

应用距离公式计算各像元灰度值到各组中心值的距离，以确定哪些像元属于 $g_A$ 组，哪些像元属于 $g_B$ 组，例如对各波段像元1的灰度值而言，到中心值 $g_A$ 的距离为

$$d_A = \sum |X - g_A| = |20 - 18.9| + |30 - 29.32| + |20 - 18.8| + |3 - 1.3| = 5.19$$

同理，各波段像元1灰度值到中心 $g_B$ 的距离为

$$d_B = 127.19$$

因为 $d_A < d_B$ ，即 $d_A$ 距 $g_A$ 最近，所以像元1应属于 $g_A$ 组。照此方法可以把10个像元点分配到相应的组中心去，计算结果有五个点(前5个像元)属于 $g_A$ ，另外5个像元(后5个像元)属于 $g_B$ 。

第三步，计算实际各组中心的均值和标准差

$g_A$  组

$$X_4=21.4 \quad X_5=30.0 \quad X_6=20.0 \quad X_7=3.2$$

$$S_4=2.30 \quad S_5=2.24 \quad S_6=1.58 \quad S_7=0.84$$

$g_B$  组

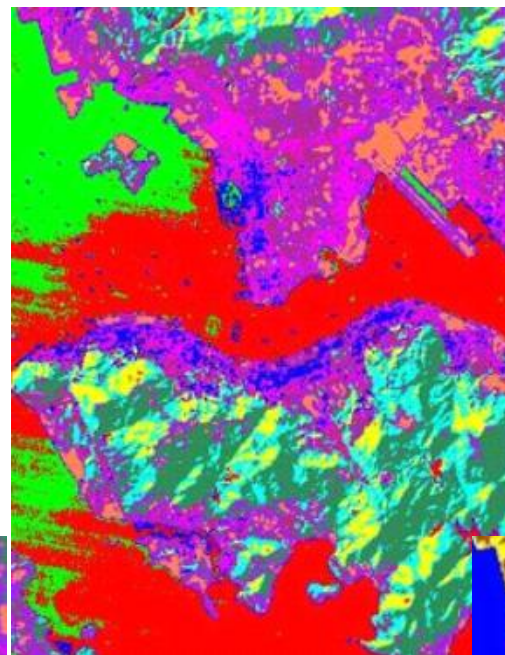
$$X_4=19.4 \quad X_5=41.4 \quad X_6=62.2 \quad X_7=72.4$$

$$S_4=1.14 \quad S_5=2.30 \quad S_6=1.92 \quad S_7=2.07$$

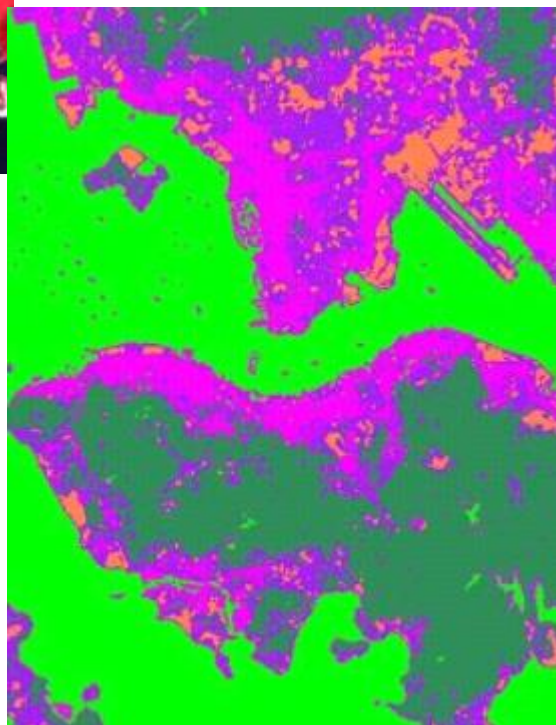
分类结果表明，如果标准差小于事先要求的阈值3时，就满足要求，则上述分类即已完成。如果事先要求的阈值等于2时，则 $g_A$ 和 $g_B$ 组内的标准差均有大于2的值，说明应该继续分裂新组，方法同前。



4-3-2假彩色  
合成图像

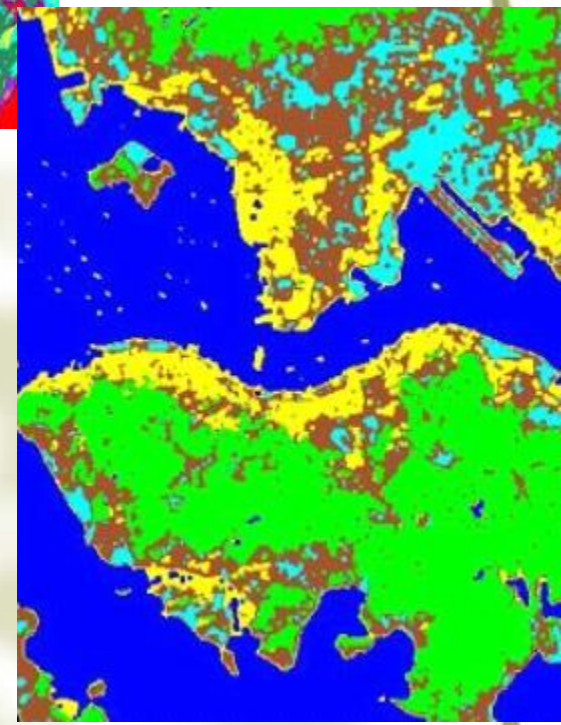


聚类结果



聚类结果合并  
5类

改变颜色  
类别的最终结果





由以上简述的监督分类和非监督分类可见，它们都是以图像的灰度为基础，通过统计、计算灰度的均值、方差、协方差(标准差)(或协方差矩阵)等特征参数进行分类的。为了提高分类精度，通常还采用一些“辅助信息”参入计算机的自动分类识别。例如，由于遥感图像时间特征的影响，考虑采用多时相的图像数据。由于地形的影响考虑采用数字地面模型的数据。在具有地理信息系统的情况下，采用地理信息系统支持的分类等。

	优 点	缺 点	适 用 范 围
监督分类	精度高	工作量大	有先验知识
非监督分类	精度低	工作量小	没有先验知识

非监督分类可找出监督分类未知的类



# 计算机分类的新方法

- ❖ 神经网络分类器；
- ❖ 模糊聚类法；
- ❖ 专家系统；
- ❖ 树分类器；