

遥感图像与视频处理技术

第三讲： 遥感图像分类技术

郑锦

计算机学院



目 录

- 一 基础知识
- 二 无监督分类
- 三 有监督分类
- 四 新分类技术
- 五 分类结果分析

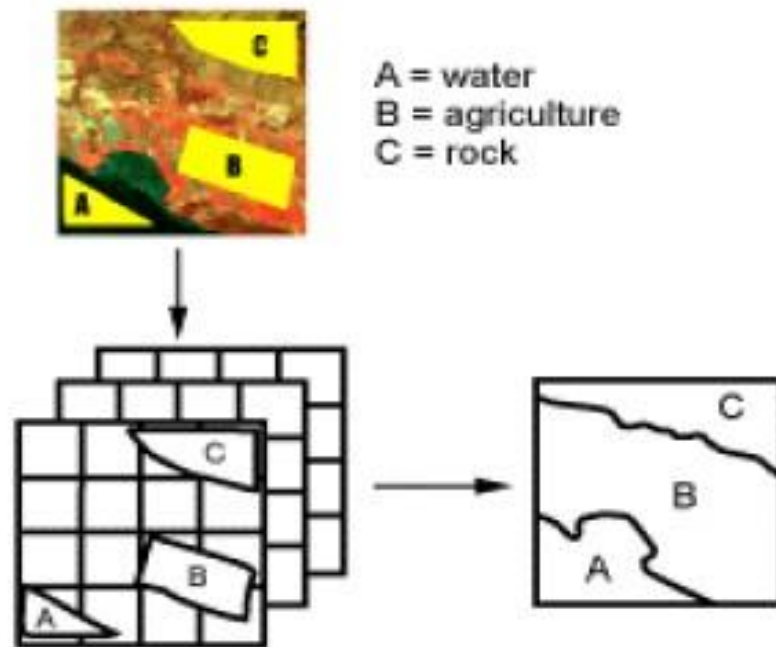
1 概述

- 图像分类是遥感图像信息提取的**典型**常用方法
- 遥感图像分类是遥感数字图像处理的重要环节，是遥感图像处理**应用最广泛**的方法

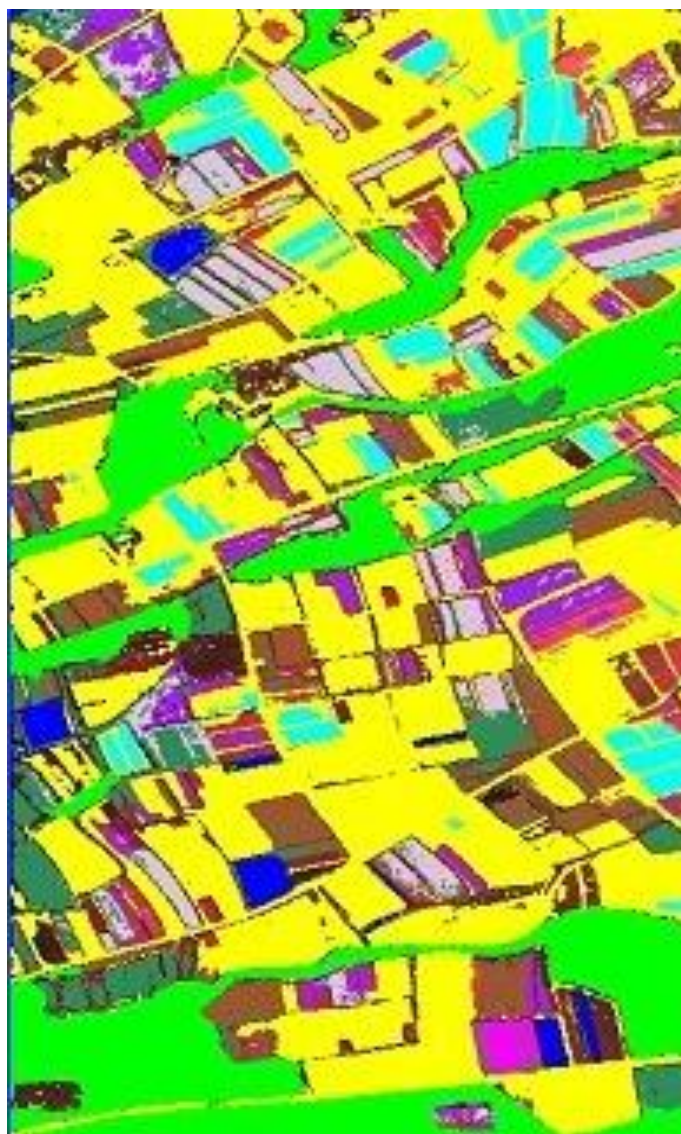
信息提取类型	典型实例
分类	土地覆盖、植被和农作物评估
变化检测	土地覆盖变化
物理量的提取	温度、大气成分、土壤含水量
指标提取	植被指数、浑浊指标
特定地物和状态提取	山火、水灾、遗迹探索

2 分类定义

- 分类定义：在特征空间中，依据像元相似度的大小，归并相似的像元，区分不相似的像元，并给标记像元类别的过程
- 分类目标：对图像中所有的像元自动进行地物覆盖类型或地物覆盖专题划分



3 分类实例—农田土地覆盖分类



图例

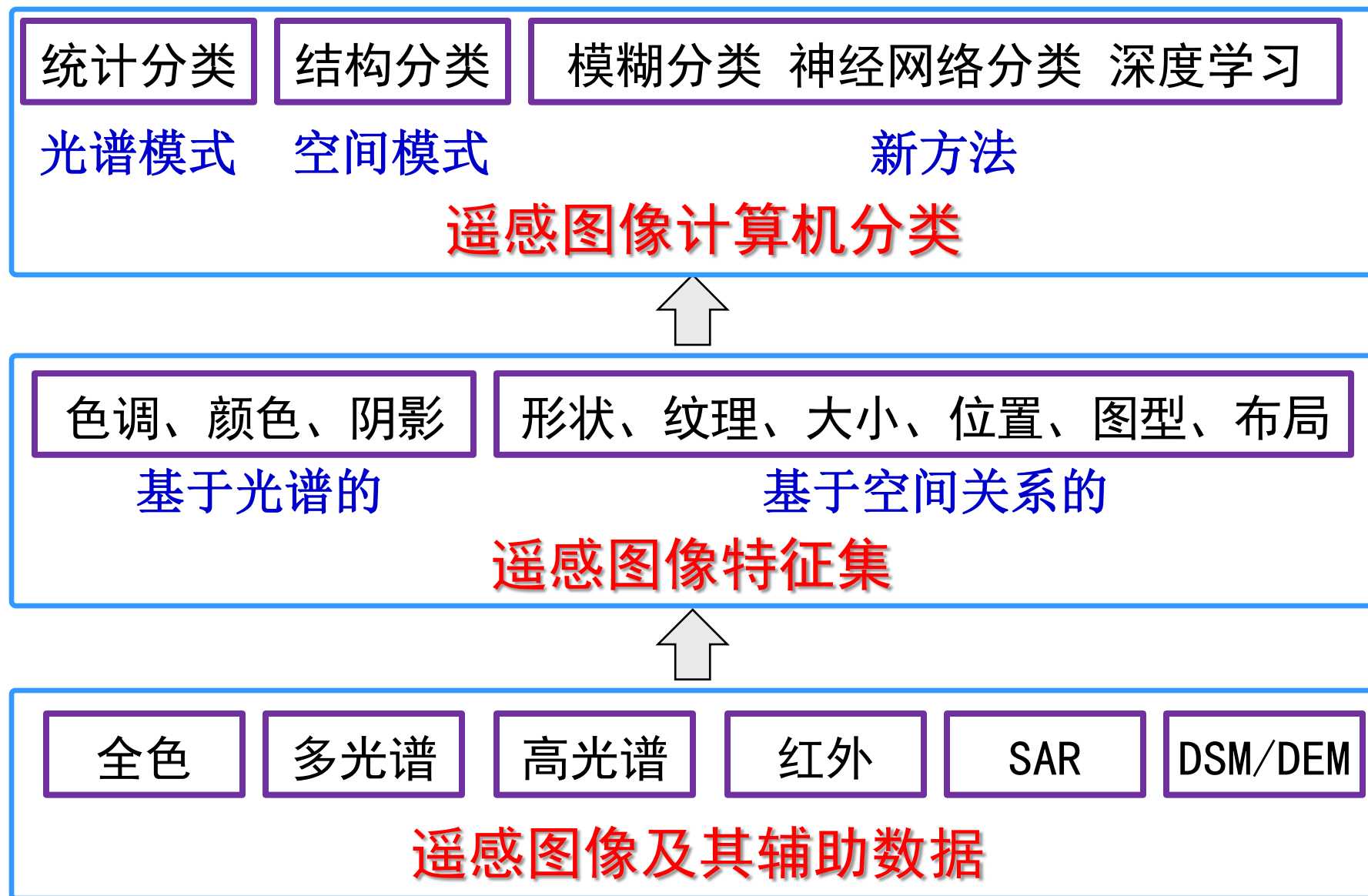
- 日本白菜
- 中国白菜
- 萝卜
- 生菜
- 牧草
- 梨豆
- 林地
- 地膜
- 裸土

3 分类实例—面向对象的分类



eCognition

4 遥感图像分类技术框架

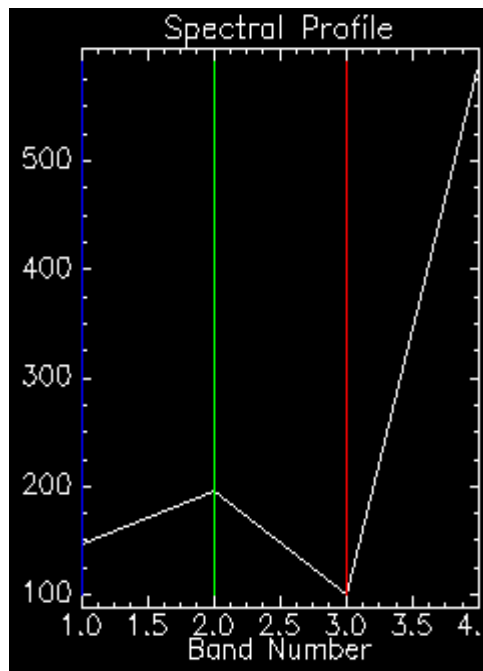
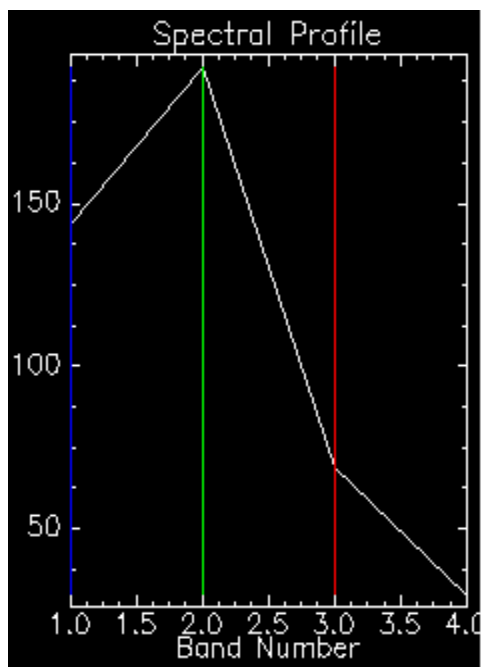


5 分类与目视判读

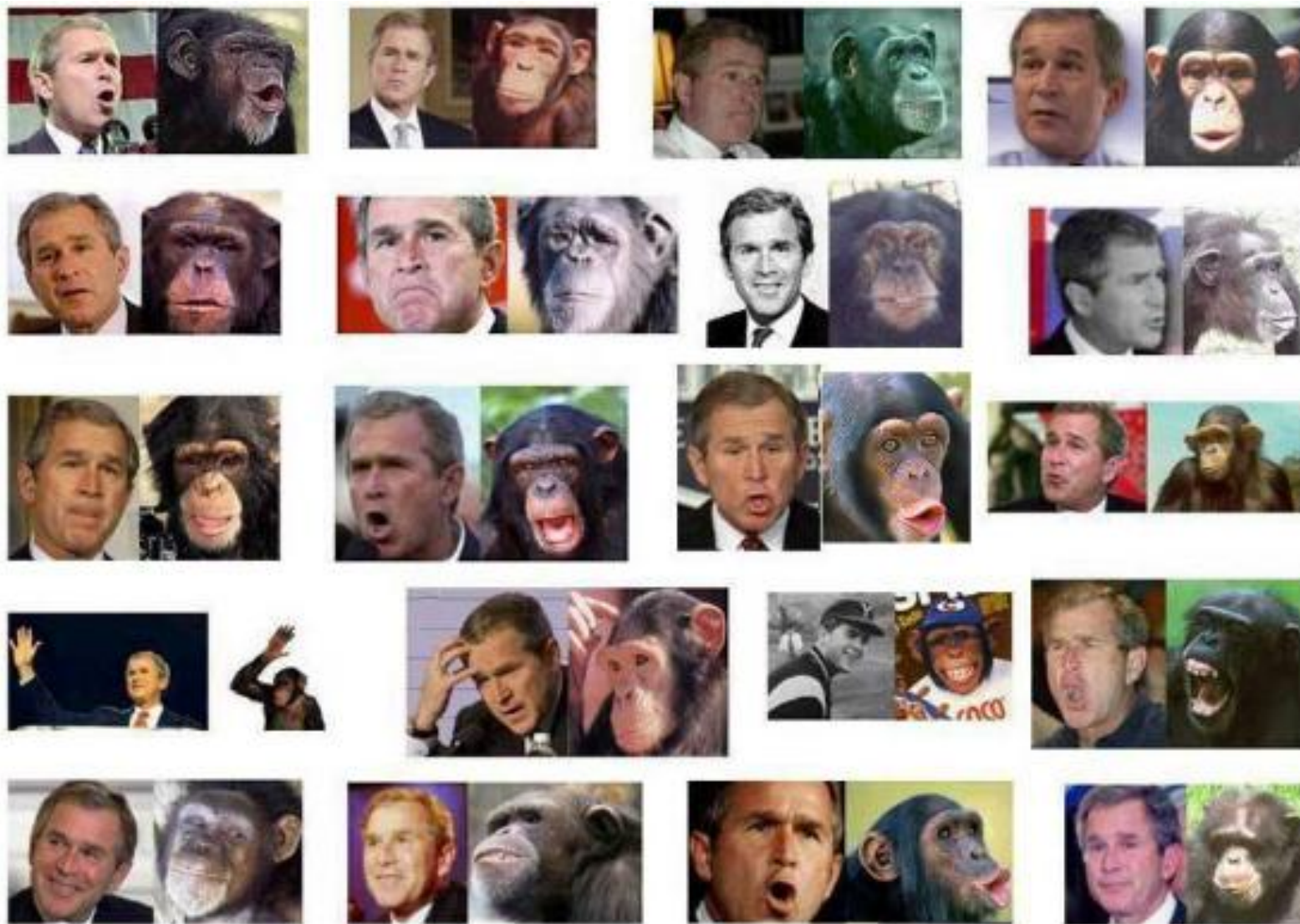
- ❑ 将影像数据的连续变化转化为地图模式，以提供给用户有意义的信息
- ❑ 获得关于地面覆盖和地表特征数据的更深刻的认识
- ❑ 较目视解译客观，在分析大数据集时比较经济
- ❑ 可对复杂的多波段数据及其相互关系进行有效分析

6 光谱特征空间

- **光谱特征空间：** 以各波段图像的灰度分布为坐标轴组成的空间
- 同类地物在特征空间形成一个相对聚集的点集群
- 不同类地物的点群在特征空间内一般相互分离



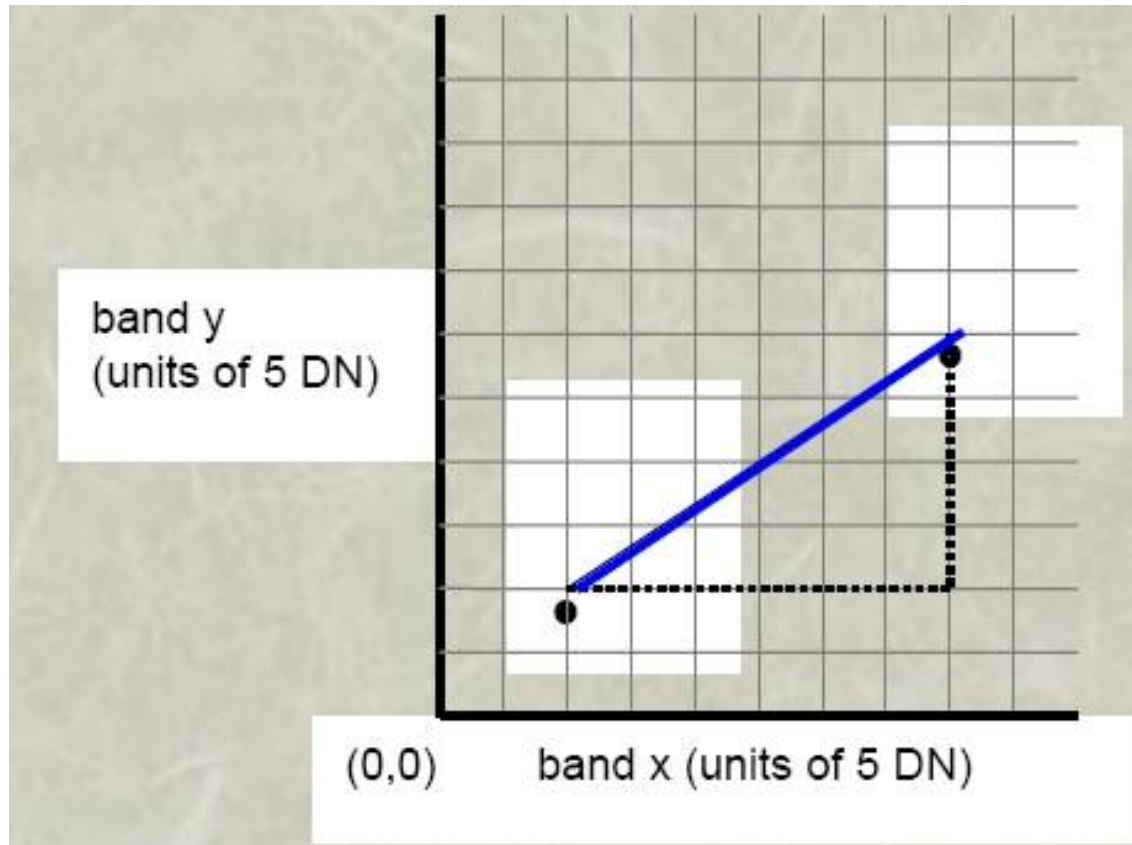
7 特征空间的距离



7 特征空间的距离

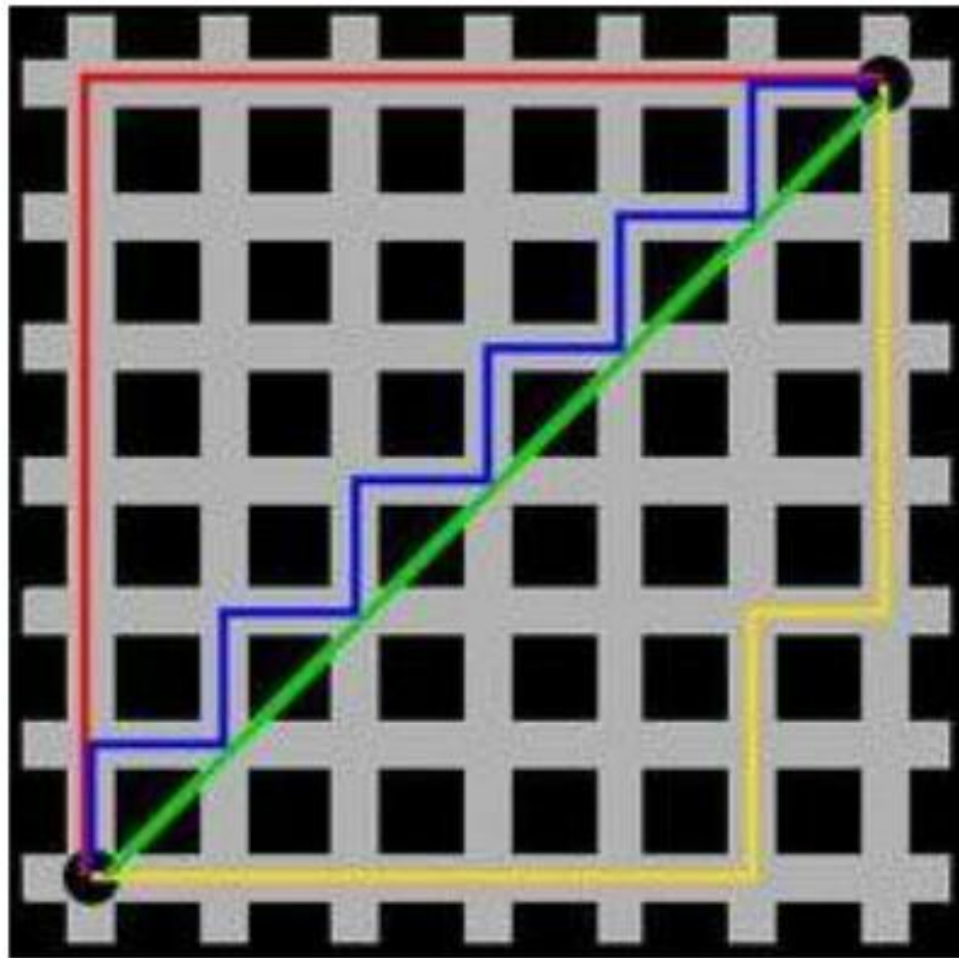
- 特征空间距离的**本质**：特征之间的相似性度量，**是图像分类的定量依据**。
- 距离有不同的度量方式
 - 欧式距离
 - 街区距离
 - 海明距离
 - 相关系数
 - 余弦距离
 - 直方图交
 - 二次式距离
 - 马式距离
 - . . .

7 特征空间的距离—欧氏距离



$$D_{jk}^E = \sqrt{\sum_{i=1}^s (X_{ij} - X_{ik})^2}$$

7 特征空间的距离—街区距离



$$d_{Ti} = \sum_{j=1}^m |X - M_{ij}|$$

7 特征空间的距离—海明距离

设 \vec{a}, \vec{b} 是集合 $V_n(\mathbb{F}_2)$ (n 维向量空间) 中的任意两个字,

$$\vec{a} = (a_0, a_1, \dots, a_{n-1})$$

$$\vec{b} = (b_0, b_1, \dots, b_{n-1})$$

a_i, b_i 取自 $G(\mathbb{F}_2)(0, 1)$

规定 $d(\vec{a}, \vec{b})$ 表示字 \vec{a}, \vec{b} 的各对应码元之间不相同的个数

$$d(\vec{a}, \vec{b}) = \sum_{i=0}^{n-1} |a_i - b_i| = \sum_{i=0}^{n-1} (a_i \oplus b_i)$$

称 $d(\vec{a}, \vec{b})$ 为 \vec{a}, \vec{b} 之间的汉明距离, 简称距离。

7 特征空间的距离—相关系数

- 当一个或几个相互联系的变量取一定数值时，与之相对应的另一个变量的值虽然不确定，但它仍然按某种规律在一定范围内变化，变量间的这种关系，被称为**相关关系**。

$$\rho_{XY} = \frac{COV(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}$$

- 值越接近于1说明这两种正相关性越好

7 特征空间的距离—余弦距离

- 余弦距离通过测量两个向量夹角的余弦值来衡量向量间的相似度，判断这两个向量是否同向

$$\text{COS}_{XY} = \frac{X * Y}{\|X\| \cdot \|Y\|} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i \times Y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i)^2}}$$

- 余弦距离常用来衡量聚类的凝聚程度。

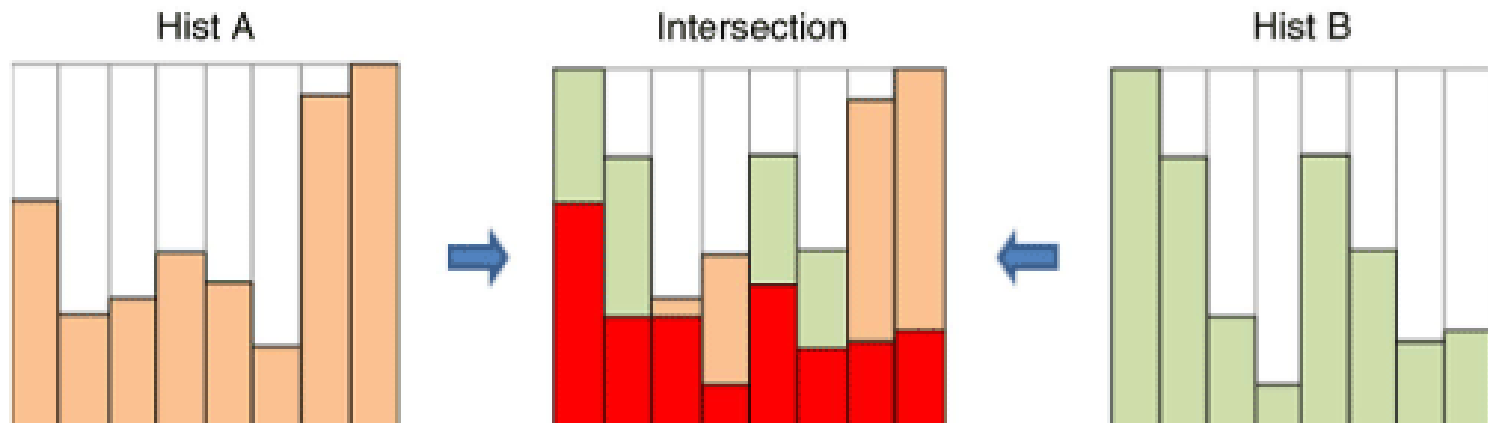
7 特征空间的距离—直方图交

- 直方图交用来计算颜色直方图之间的距离
- I和Q是有N个bin的直方图，其相交距离是

$$\sum_{j=1}^N \text{Min}(I_j, Q_j)$$

- 对此值进行标准化，使其处于[0, 1]范围内

$$S(I, Q) = \sum_{j=1}^N \min(I_j, Q_j) / \sum_{j=1}^N Q_j$$



7 特征空间的距离—二次式距离

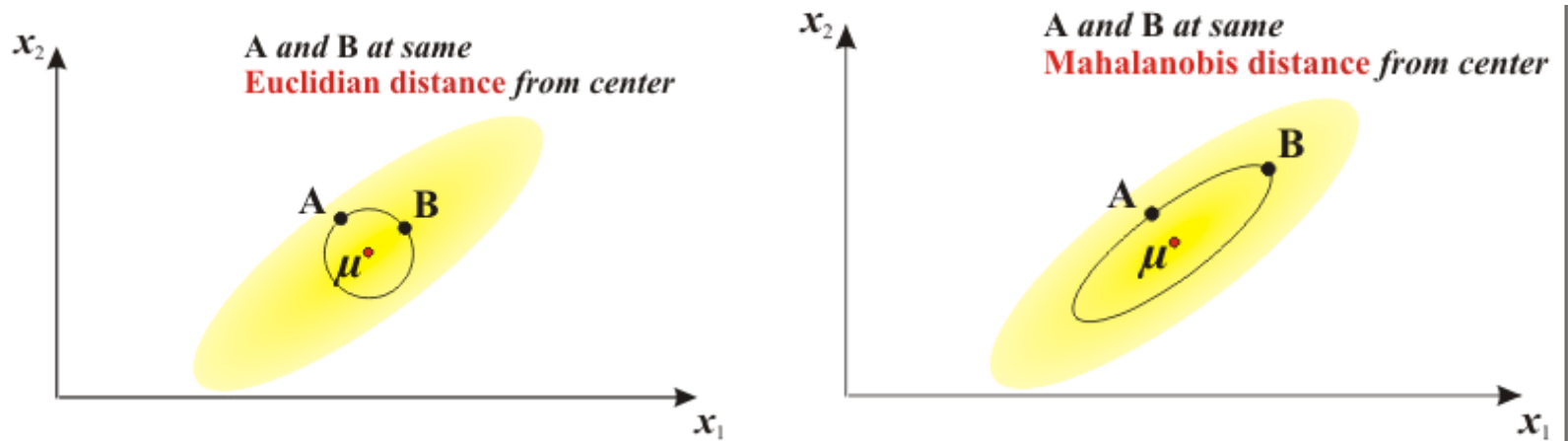
- 二次式距离度量颜色直方图间的相似性，它考虑了不同颜色之间存在的相似度

$$D = (Q - I)^T A (Q - I)$$

- 这里引入的A是颜色相似性矩阵，使距离度量能考虑不同颜色间的相似性，A的元素 a_{ij} 表示直方图中下标为*i*和*j*的两个颜色bin之间的相似度。

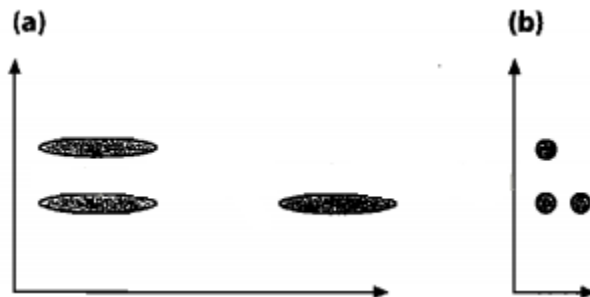
7 特征空间的距离—马氏距离

- 马氏距离是由印度统计学家Mahalanobis提出，表示数据的协方差距离
- 计算两个未知样本集的相似度的方法，与欧式距离不同，它考虑到各特性间的联系，且与测量尺度无关



7 特征空间的距离—马氏距离

- 身高（cm），体重（g）
- 小明（160, 60000）；小王（160, 59000）；小李（170, 60000）。
- 常识？欧几里得距离？→ 因为不同特征的度量标准之间存在差异而导致判断出错。
- 以克（g）为单位测量人的体重，数据分布比较分散，即方差大，而以厘米为单位来测量人的身高，数据分布就相对集中，方差小。马氏距离的目的就是把方差归一化，使得特征之间的关系更加符合实际情况。



7 特征空间的距离—马氏距离

- 若特征向量A与B的各分量间具有相关性或具有不同权重

$$D_{\text{mahal}} = \sqrt{(A-B)^T C^{-1} (A-B)}$$

- C是特征向量的协方差矩阵
- 当特征向量各分量间无相关性，此时仅计算每个分量的方差 σ_i^2 ，可得简化的马氏距离：

$$D_s = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(A_i - B_i)^2}{\sigma_i^2}}$$

8 主要步骤

1. 选择合适的分类算法
2. 用所选算法分割特征空间
3. 根据像元在特征空间中的定位对每一个像元赋类别值
4. 对分类结果进行精度评价

第三讲：遥感图像分类技术

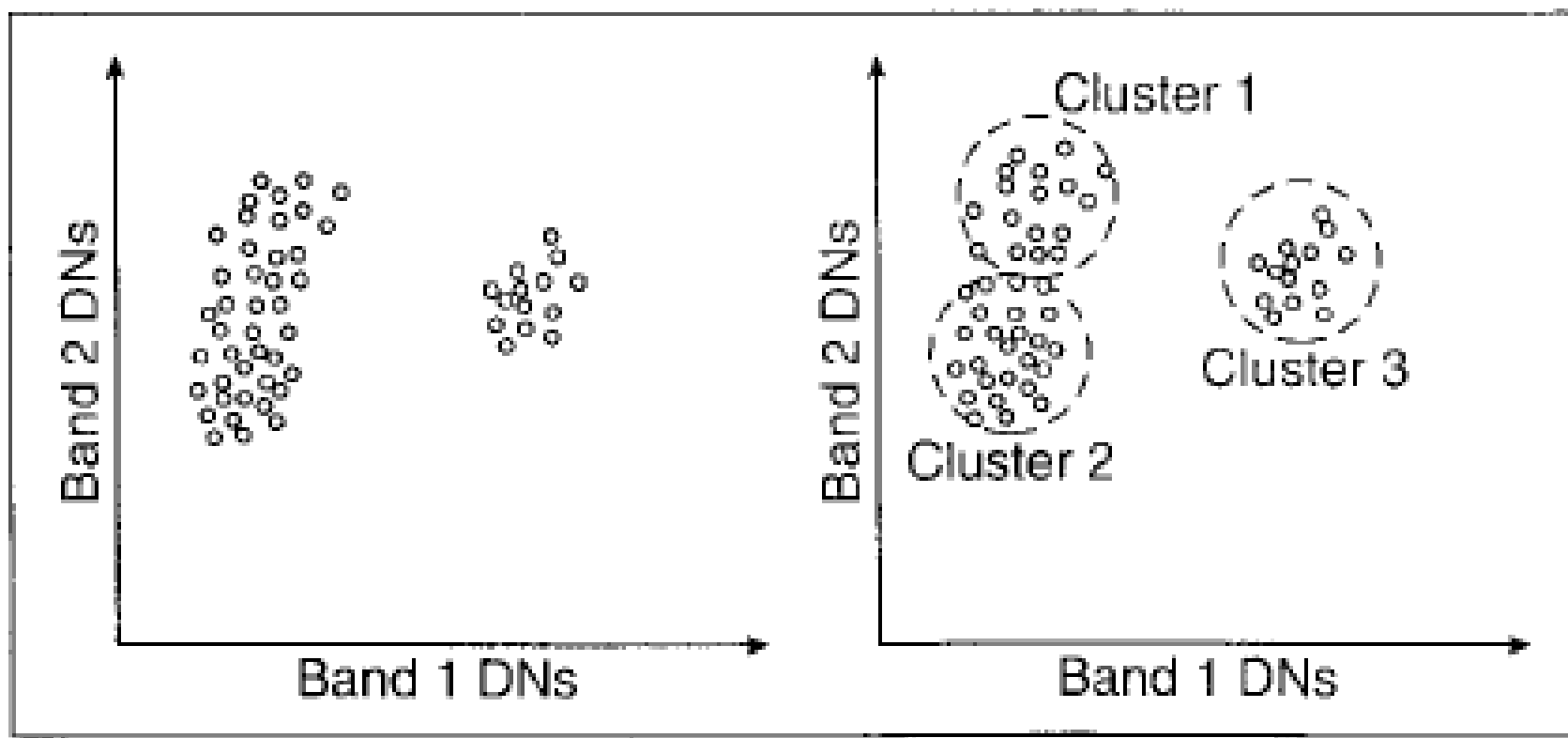
- 一 基础知识
- 二 无监督分类
- 三 有监督分类
- 四 新分类技术
- 五 分类结果分析

1 定义

- 在**无先验类别**作为样本的条件下，即事先不知道类别特征，主要根据**像元间相似度**的大小进行归类合并（将相似度大的像元归为一类）的方法
- 根据图像数据本身的**统计特征**及**点群的分布**情况，从纯统计学的角度对图像数据进行类别划分
- 仅凭遥感影像地物**光谱特征**的分布规律，即自然聚类的特性，进行“**盲目**”的分类
- 分类结果可区分不同类别，但**不能确定类别的属性**，而类别属性是通过分类的目视判读或实地调查确定

2 聚类

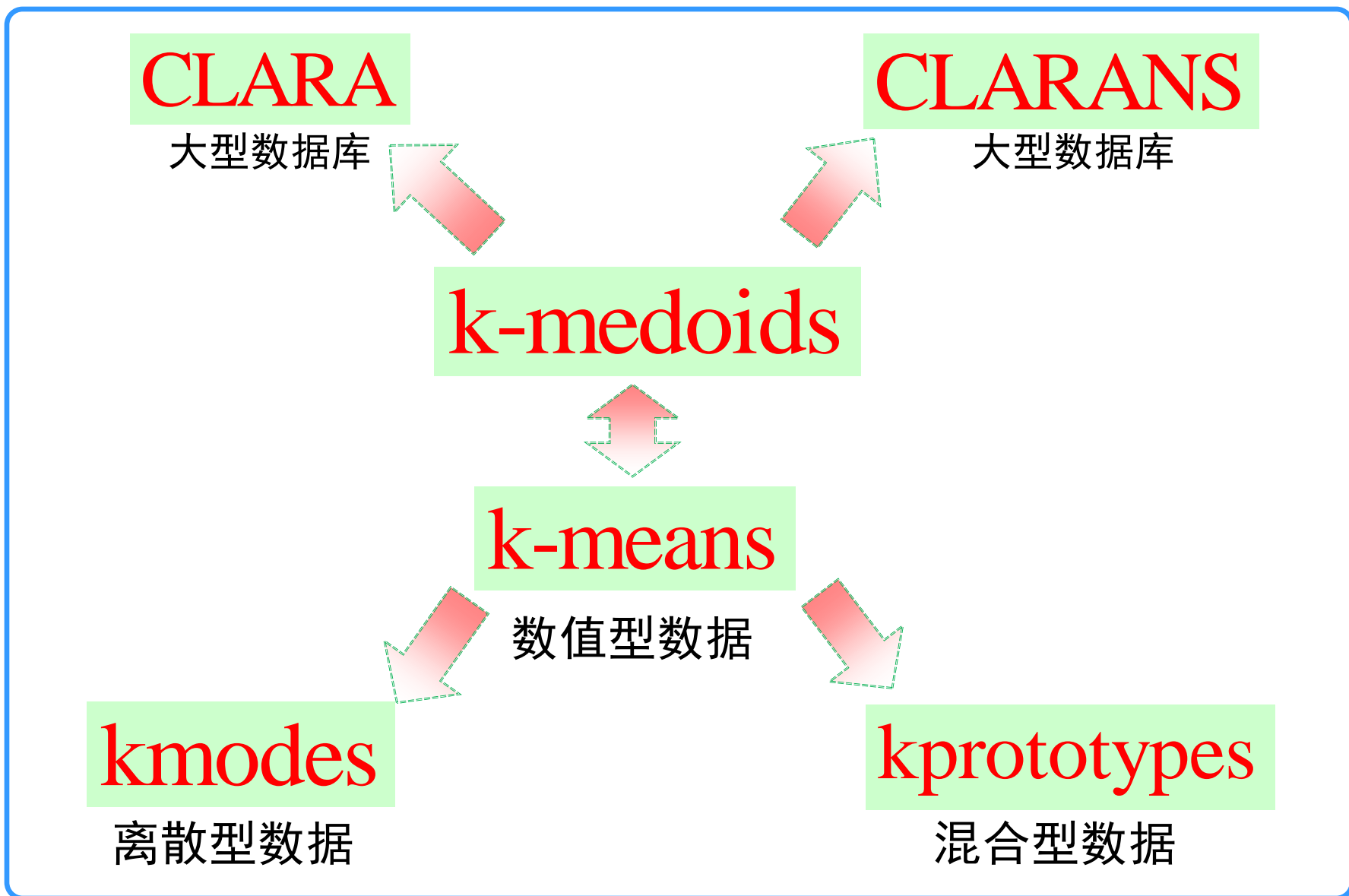
- 利用事先定义参数确定特征空间中类别的位置，然后确定单个像元是否属于某个类别



2 聚类—步骤

- 步骤1—先选择若干个作为**聚类中心**，其中，每个聚类中心代表一个**类别**
- 步骤2—利用选定的距离度量方法，将各点归并于各聚类中心所代表的类别，形成候选分类
- 步骤3—由聚类准则判断候选分类是否满足设定的要件
 - ▶ 若不满足，则根据候选分类修改已有的聚类中心，转至步骤2迭代计算
 - ▶ 若满足则输出聚类结果

3 静态聚类—典型算法



3 静态聚类—*k-Means*

输入： k 类和包含 N 个对象的数据库

输出： k 个类别，使平方误差准则最小

(1) 任意选择 k 个对象作为初始的簇中心

(2) REPEAT

(3) FOR $j=1:N$ /*分配到最邻近的簇

(4) FOR $i=1:k$

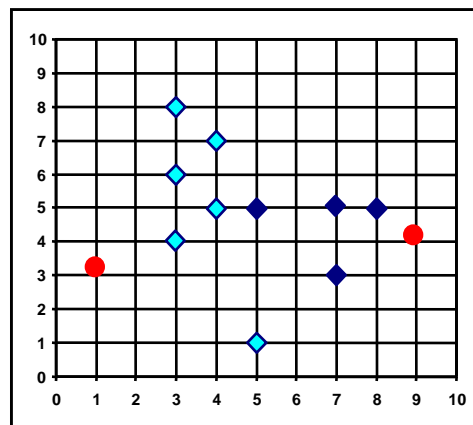
$$\bar{x}_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x$$

/*更新簇平均值*/.

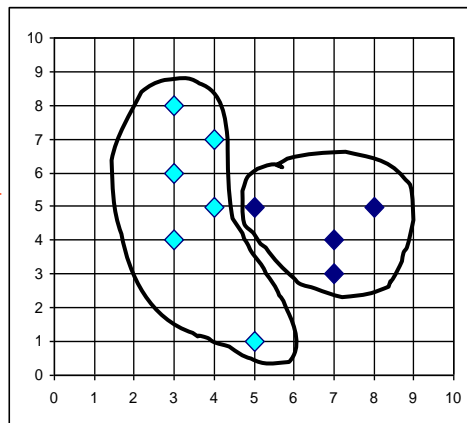
(5) 计算 $E = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} |x - \bar{x}_i|^2$ /*计算准则函数 E */.

(6) UNTIL $E < \Delta T$

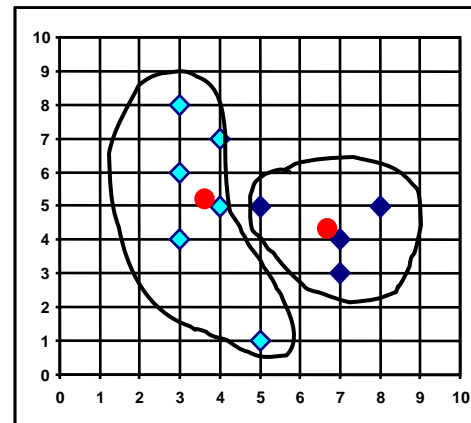
3 静态聚类—*k-Means*



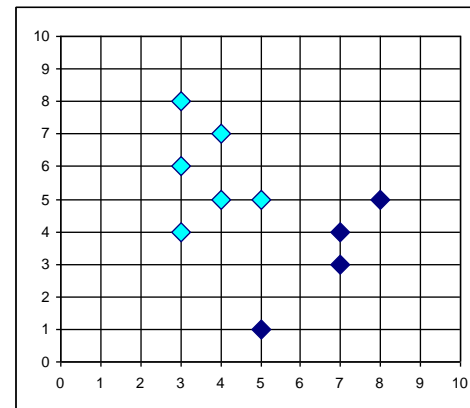
选择均值点



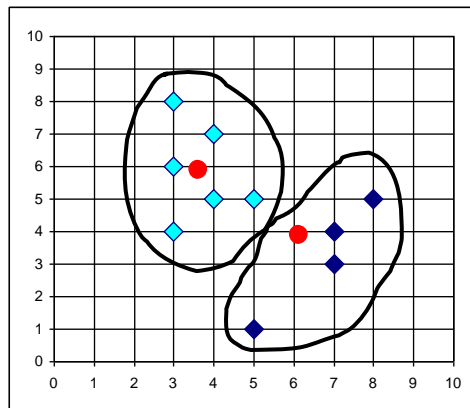
更新类平均值



重新赋值



更新类平均值



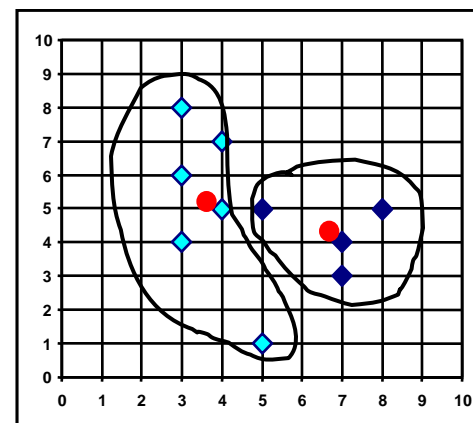
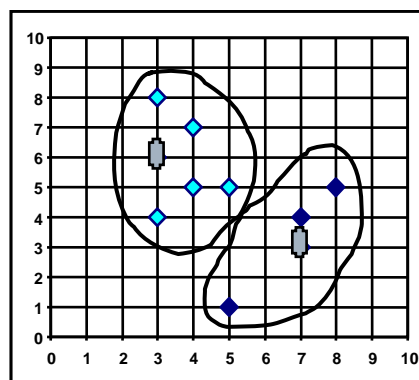
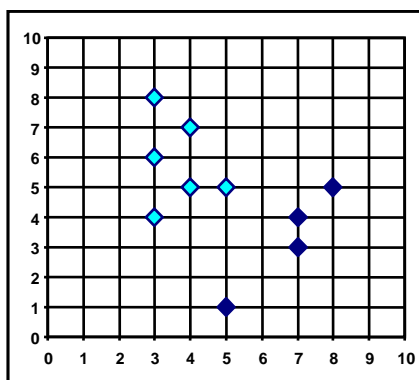
重新选择均值点

K=2

任意选择 K 个对象作为初始聚类中心

3 静态聚类—*k-Medoids*

- *k-Means*对孤立点很敏感：孤立点的值可能特别大，可显著地影响类别的均值。
- *k-Medoids*不采用平均值作为参照点，而是选用簇中位置最中心的对象，即中心点作为参照点



4 动态聚类—迭代自组织技术 (ISODATA)

- 自动进行类别“合并”与“分裂”，得到比较合理的聚类结果，需人工确定以下参数：

- (1) 初始化，设置参数；
- (2) 选择初始聚类中心；
- (3) 分配所有像元类别；
- (4) 计算重新组合的类别中心；
- (5) 类别的分裂和合并；
- (6) 如果达到迭代次数或者两次迭代之间类别均值变化小于阈值，则结束迭代；否则，重复（3） - （6）；
- (7) 确认类别，对结果进行精度评估

与K-Means方法基本相同，但K-Means的类别数静态不变，而ISODATA的类别则动态调整

4 动态聚类—迭代自组织技术 (ISODATA)

决定类“分裂”与“合并”

- K : 最大的类别数
- θ_N : 类中像元的最小数量
- θ_S : 类的分散程度 (如标准差、方差)
- θ_C : 类间距离的参数 (如最小距离)
- L : 每次允许合并的类的对数

- I : 允许迭代的次数

结束迭代的条件

4 ISODATA—类别调整规则

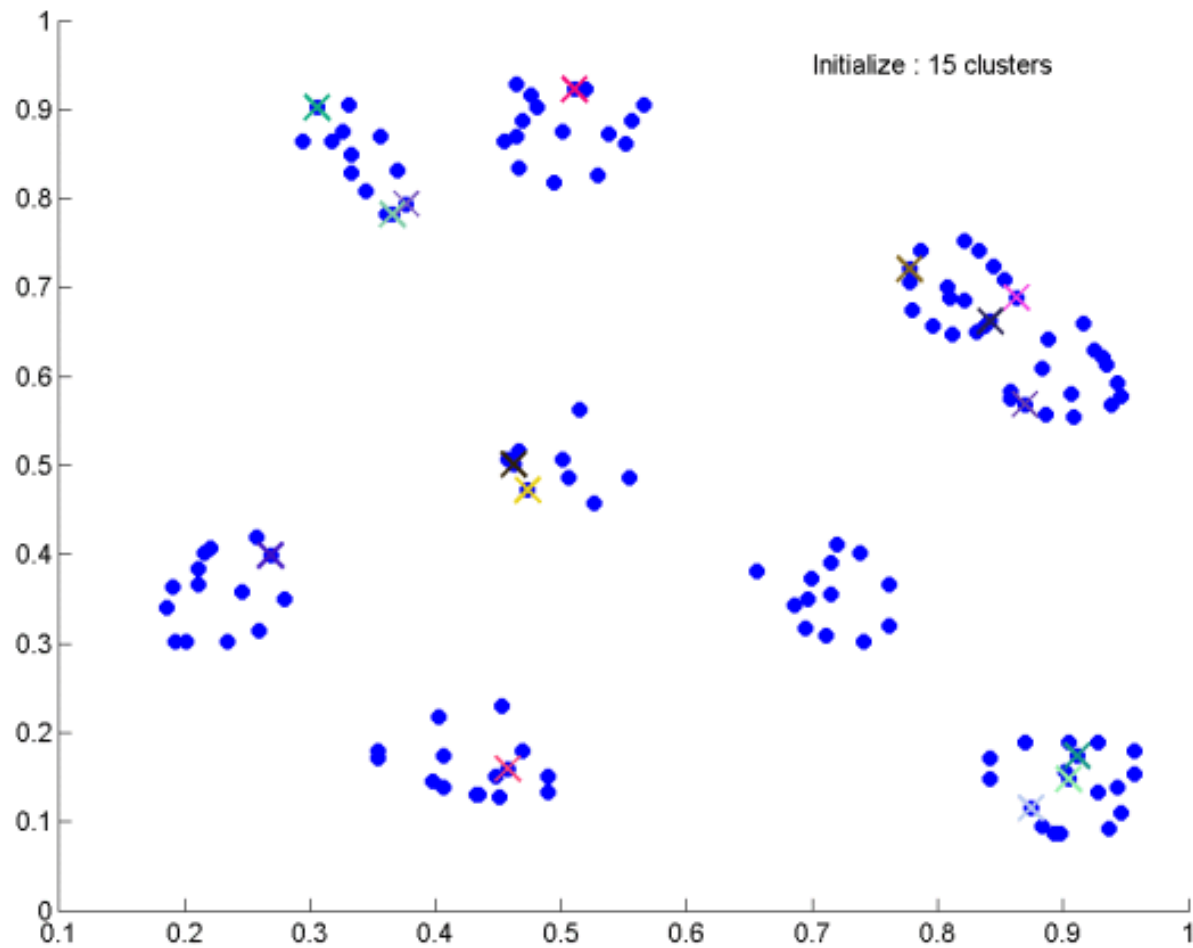
□ 合并（类数减少）

- 某类中的像元个数少于设置的最少像元数 θ_N
- 类的个数大于期望的类别数 K 的2倍

□ 分裂（类数增加）

- 类的标准差大于类别标准差阈值 θ_S
- 类的个数小于期望的类别数 K 的1/2
- 当类数在一定范围内，类别中心间的距离在阈值以上，类内的方差的最大值在阈值以上

4 ISODATA—示例



5 非监督分类的特点

□ 优点

- 不需要预先对待分类区域有广泛的了解
- 需要较少的人工参与，人为误差的机会减少
- 小的类别能够被区分出来

□ 缺点

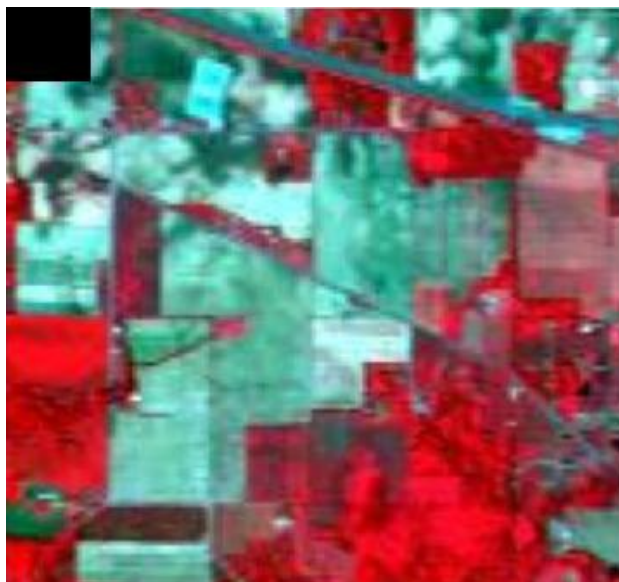
- 盲目的聚类
- 难以控制产生的类别，类别结果不一定符合预期
- 计算速度慢

第三讲：遥感图像分类技术

- 一 基础知识
- 二 无监督分类
- 三 有监督分类
- 四 新分类技术
- 五 分类结果分析

1 定义

- 监督分类根据训练样本选择特征参数，建立判别函数，对待分类点进行分类
 - ① 确定每个类别的样区
 - ② 通过学习或训练确定判别函数和判别准则
 - ③ 计算未知类别的函数值，按规则判断像元的类别



- Corn-notill
- Corn-min
- Corn
- Grass/Pasture
- Grass/Trees
- Hay-windrowed
- Soybeans-notill
- Soybeans-min
- Soybeans-clean
- Wheat
- Woods
- Bldg-Grass-Tree-Drives

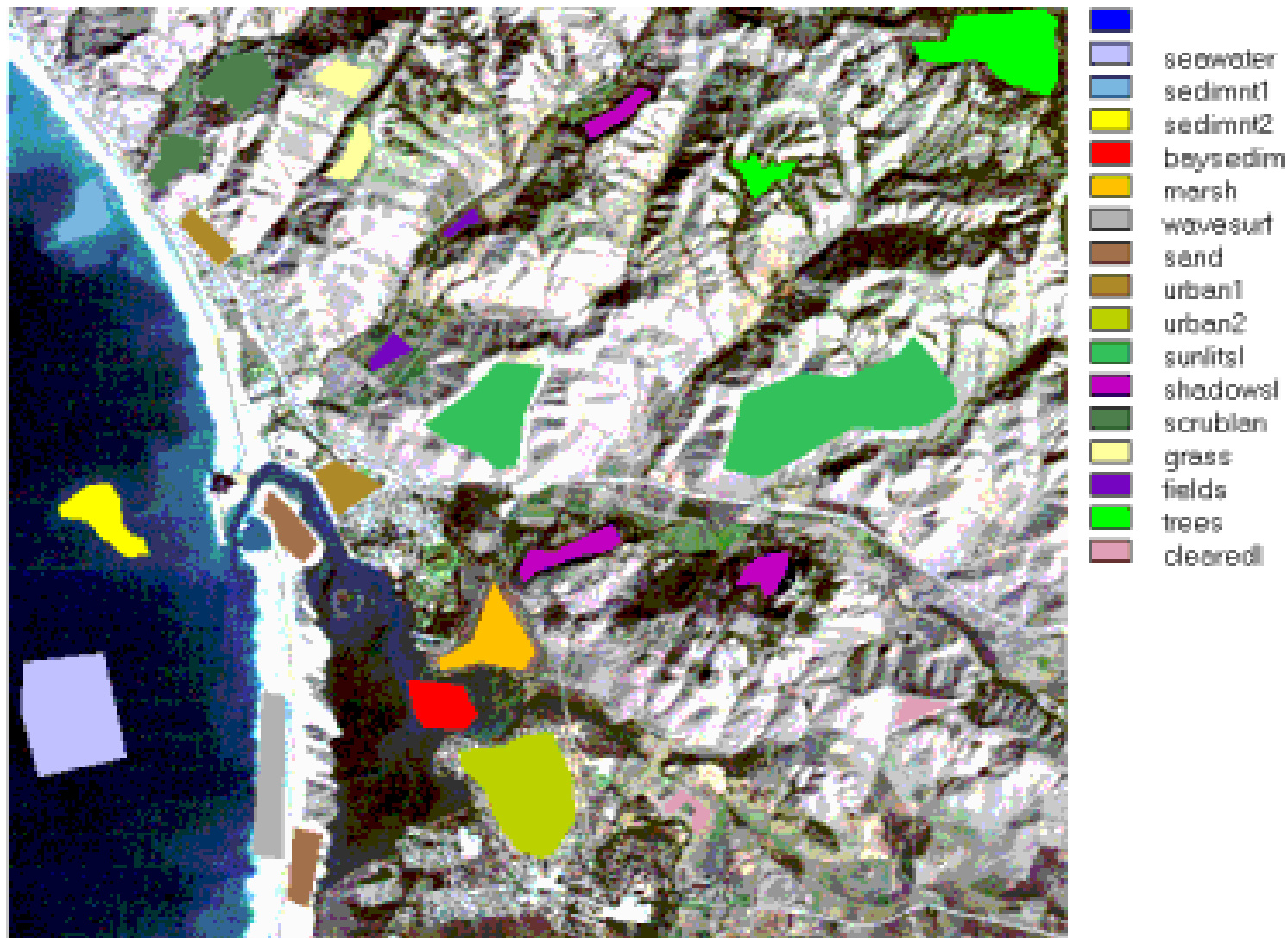
2 主要步骤

1. 选择训练样本区
2. 确定类别数
3. 对每类选择足够多的有代表性的样本
4. 分类前分析样本区质量
5. 选择合适的分类算法
6. 分类结果的精度评价

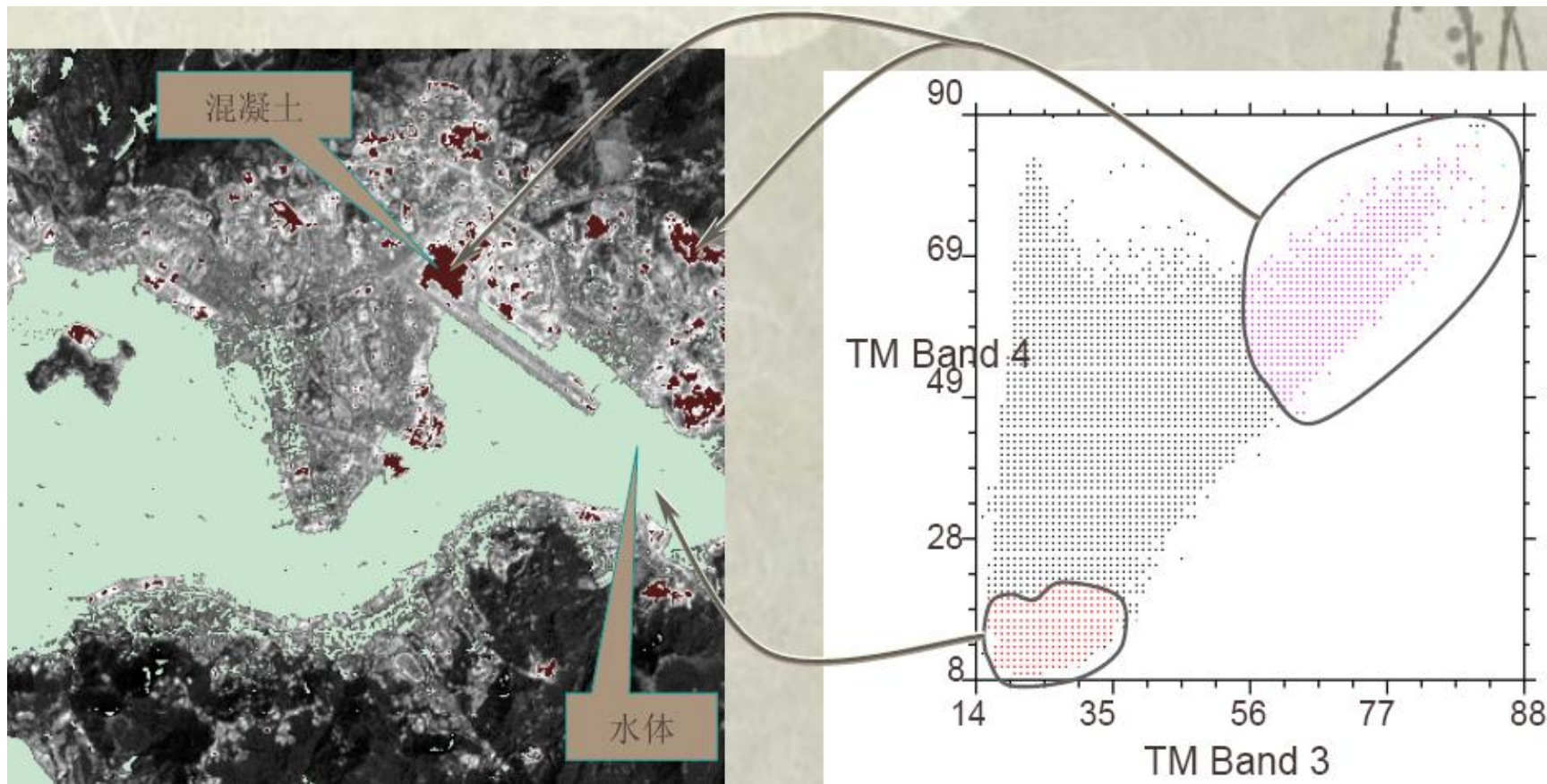
3 训练区域的选择

- **准确性**——确保选择的样区与实际地物的一致性
- **代表性**——考虑到地物本身的复杂性，所以必须在一定程度上反映同类地物光谱特性的波动情况
- **统计性**——选择的训练样区内必须有足够多的像元

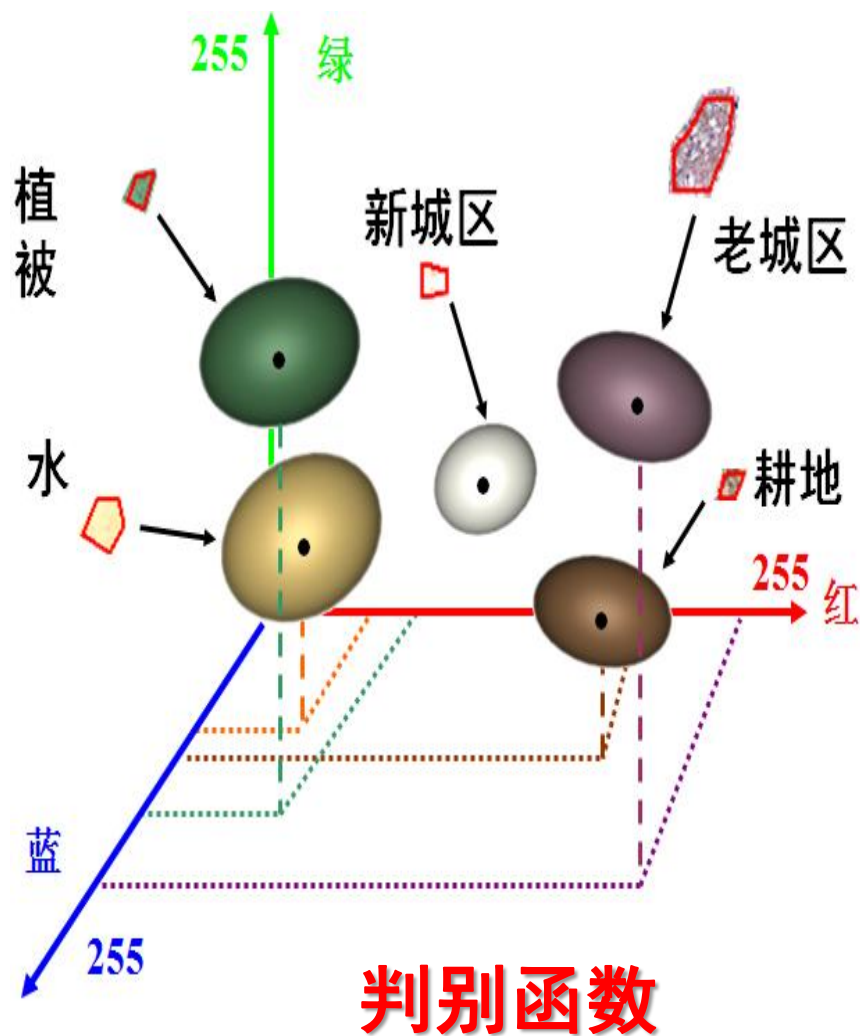
3 训练区域的选择



3 训练区域与特征空间的关系



4 建立判别函数

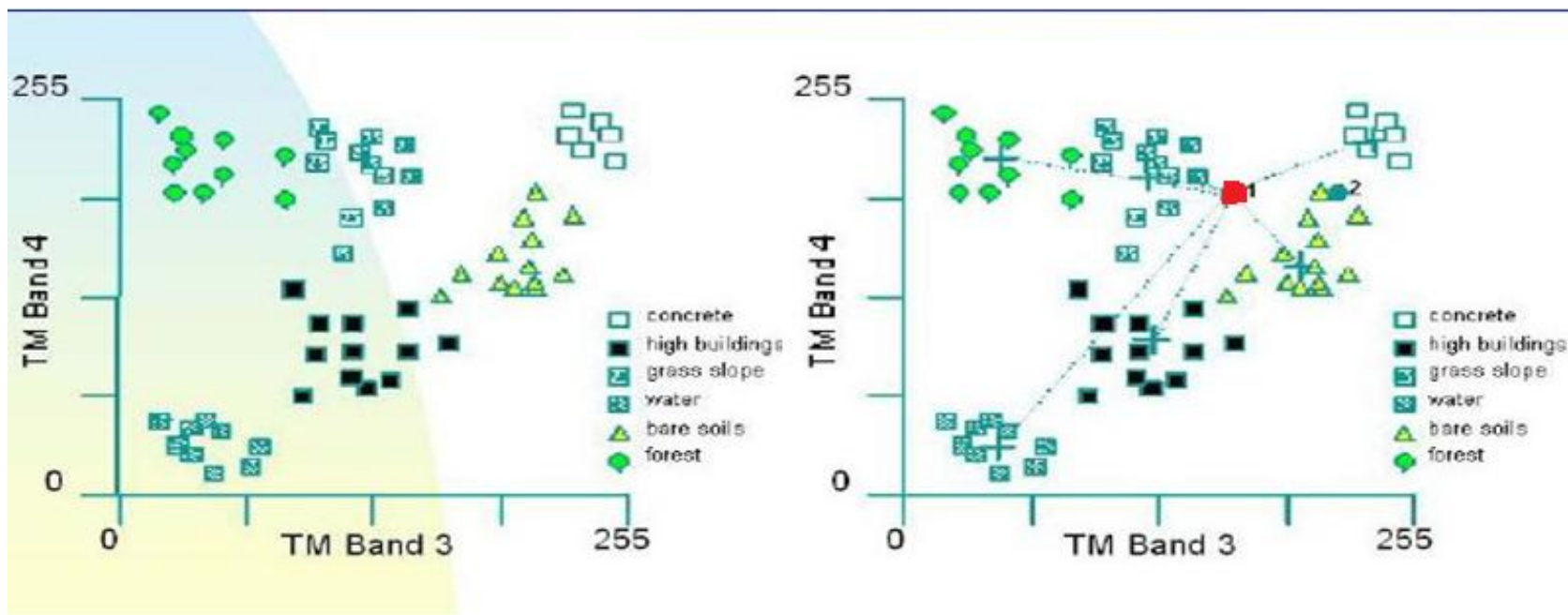


5 主要方法

- 距离判别函数和距离判别规则
 - 最小距离分类法
 - 最近邻分类算法
 - 平行六面体分类法
- 概率判别函数和贝叶斯判别规则
 - 最大似然分类法

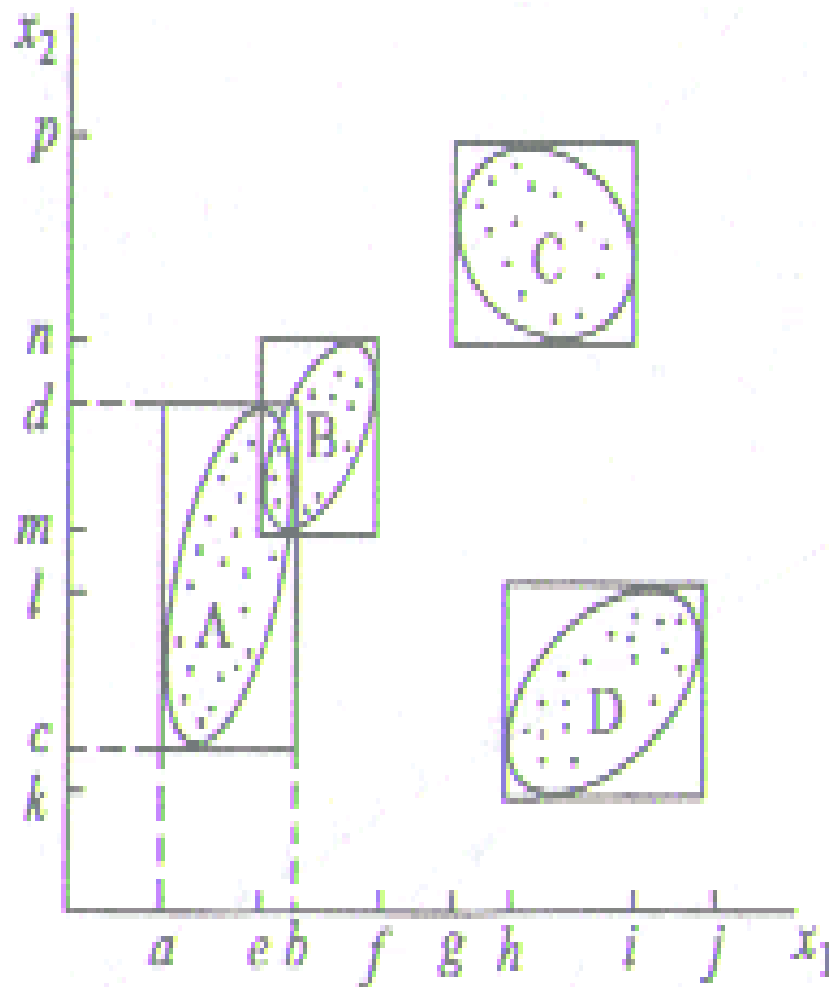
5 主要方法—最小距离法

- 基本思想是计算未知矢量 X 到有关类别集群之间的**距离**，哪类距离它最近，该未知矢量就属于那类
- 距离判决函数偏重于**集群分布的几何位置**
- 距离判别规则是按最小距离判别的原则

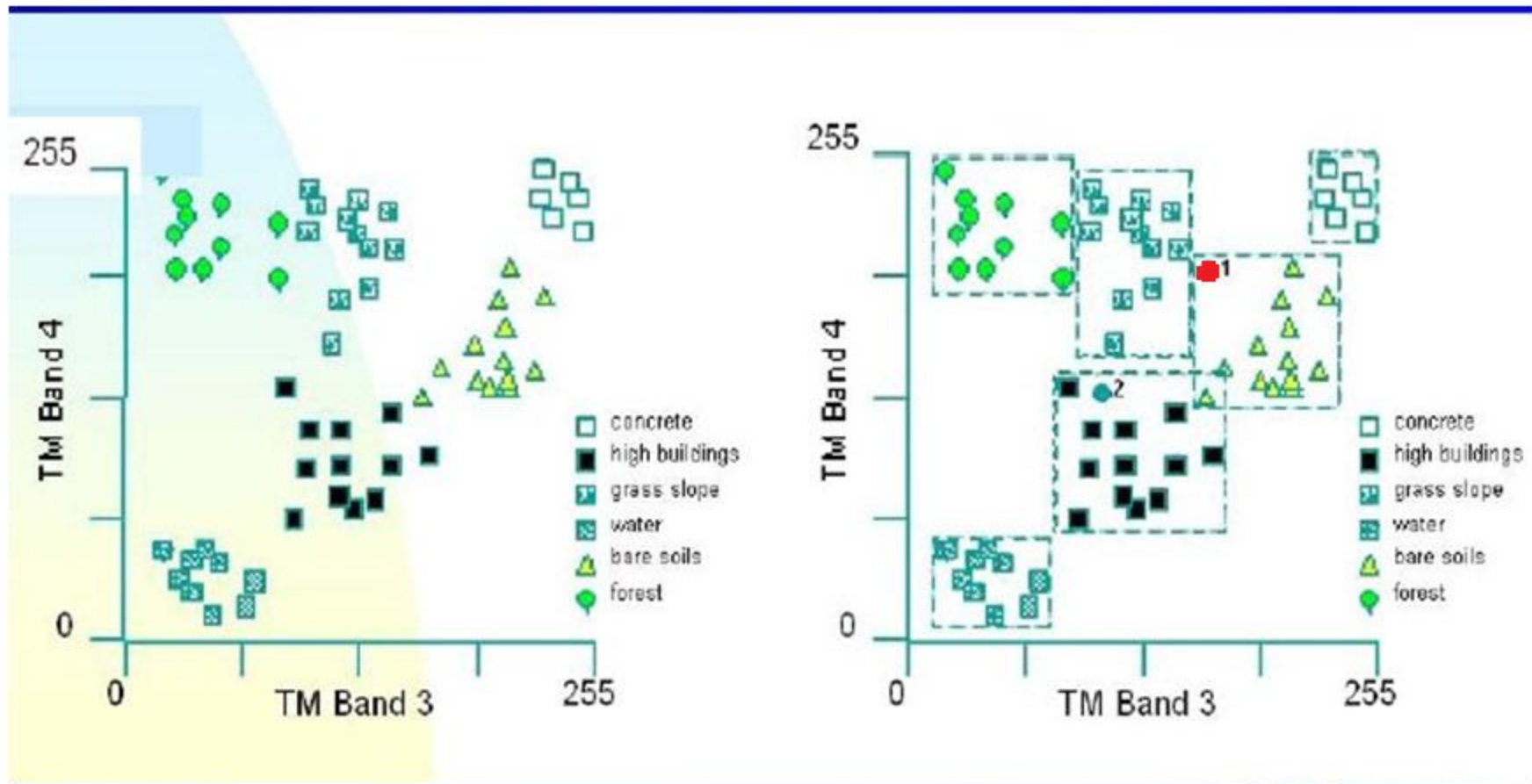


5 主要方法——平行六面体分类法

- 以包括该集群的“盒子”作为该集群的判别函数
- 判决规则为若未知矢量 X 落入该“盒子”，则 X 分为此类，否则再与其它盒子比较
- 这种分类法在盒子重叠区域有错分现象，错分与比较盒子的先后次序有关则



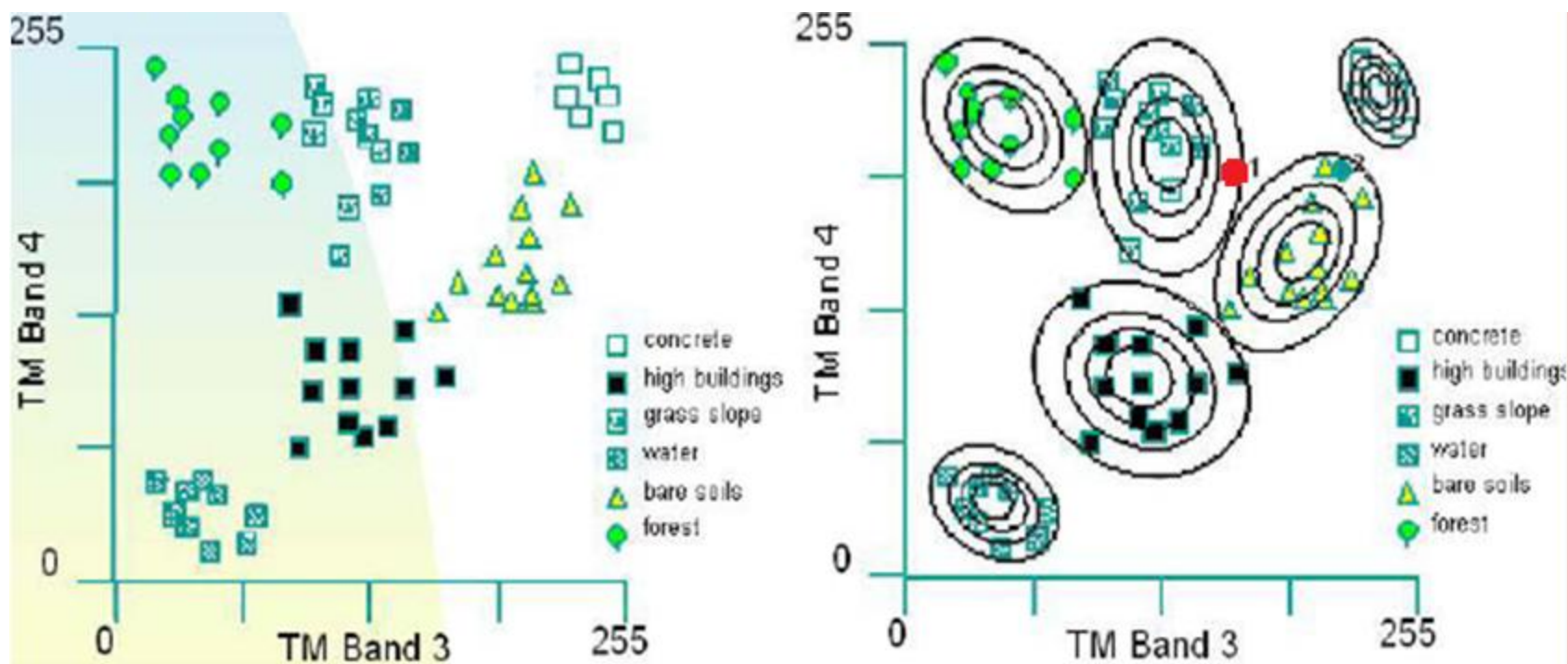
5 主要方法—平行六面体分类法



5 主要方法—最大似然分类法

- 地物类数据在特征空间中构成特定的点群，**假设**：每个类别的每一维数据均呈正态分布，该类的多维数据呈多维正态分布
- 利用各类的**已知数据**（训练区），求出其**均值**、**方差**及**协方差**等特征，从而得到**总体的概率密度函数**
- 在此基础上，对于任何一个像元，通过求出**每个像素对于各类别的归属概率**（对于待分像元 x ，从属于分类类别 k 的概率），把该像素划分至归属概率最大的类别

5 主要方法—最大似然分类法



- 优点：考虑特征空间中类别的形状、大小和定位
- 缺点：计算复杂，地物光谱特征并不服从正态分布

第三讲：遥感图像分类技术

- 一 基础知识
- 二 无监督分类
- 三 有监督分类
- 四 新分类技术
- 五 分类结果分析

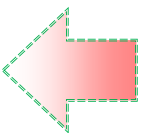
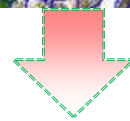
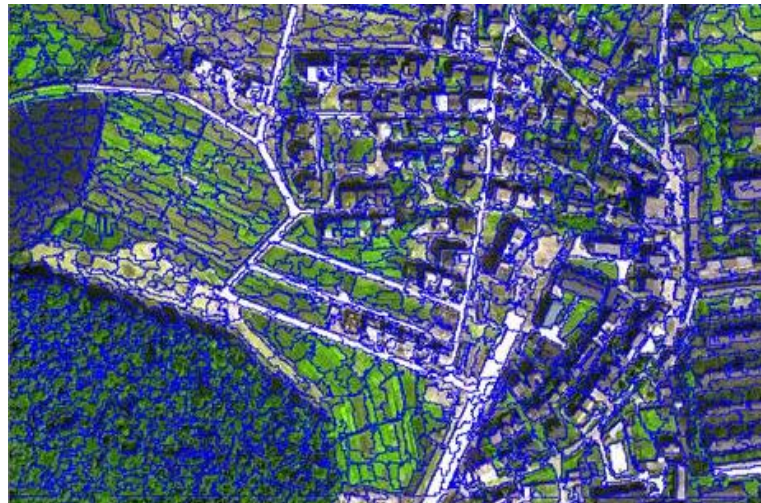
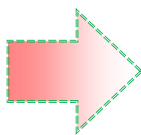
1 主要方法

- ▣ 面向对象的分类方法
- ▣ 人工神经网络分类法
- ▣ 决策树分类法
- ▣ 专家系统分类法
- ▣ 基于GIS的遥感图像分类方法
- ▣ 模糊分类方法

2 面向对象的分类方法

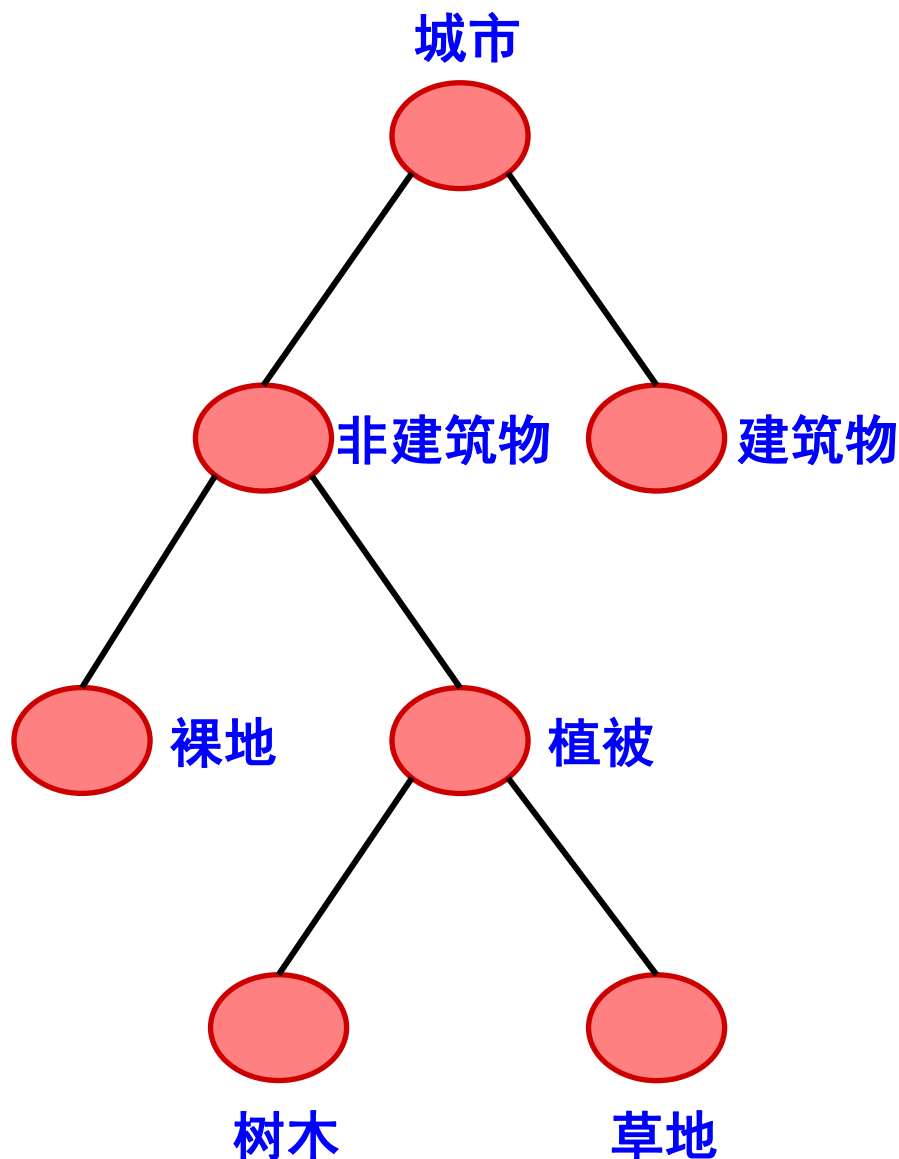
- ❑ 像素级的信息提取以单个像素为单位，对像素周边的几何结构利用不充分，制约了信息提取的精度
- ❑ 面向对象的分类方法首先对图像数据进行影像分割，其最小单元是对象（图斑），基于图斑单元进行影像分析和处理
- ❑ 优点：面向对象的遥感信息提取，综合考虑了光谱统计特征、形状、大小、纹理、相邻关系等一系列因素，具有更高精度的分类结果

2 面向对象的分类方法—示例



3 决策树分类

- 采取**逐次分类**的策略，先确定特征明显的大**类别**，对每一大类再作进一步的**细分**，直到所有类别全部分出为止
- 在不同层次可以**更换分类方法**，也可以**更换分类特征**，提高了这类别的可分性



第三讲：遥感图像分类技术

- 一 基础知识
- 二 无监督分类
- 三 有监督分类
- 四 新分类技术
- 五 分类结果分析

1 分类评价与误差分析

□ 分类精度评价

✧ 混淆矩阵 (confusion matrix)

✧ Kappa系数

□ 制约分类精度的因素

□ 提高分类精度的方法

1 混淆矩阵

- 每列代表了**地表实测值**，每列的数值为地表真实像元在分类图像中对应于相应类别的数量
- 每行代表了算法分类信息，每行的数值为计算机分类像元在地表真实像元相应类别中的数量

		实际类别			
		类1	类2	类3	行和
分类类别	类1	43	5	2	50
	类2	2	45	3	50
	类3	0	1	49	50
	列和	45	51	54	
总体分类精度		主对角线数据之和与行和或列和的比率			

2 Kappa系数

- 从混淆矩阵衍生的分类精度指标，可避免像元数量多的类别影响像元数量少的类别

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^m x_{ii} - \sum_{i=1}^m (x_{i+} x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^m (x_{i+} x_{+i})}$$

m = 误差矩阵中行的数量（即总的类别数）

x_{ii} = 第 i 行第 i 列上的像元数量（正确分类的数量）

x_{i+} = 在第 i 行的总像元数量

x_{+i} = 在第 i 列的总像元数量

N = 用于精度评估的总像元数量

3 影响分类精度的因素

□ 遥感图像的制约

- 地物本身的复杂性
- 传感器的性能

□ 分类方法的制约

- 计算机处理的对象是单个像元，属于单点分类
- 地物空间结构的信息没有利用

□ **同物异谱**：同类地物具有不同的光谱特征。例如：同一类作物，生长状态不同，光谱特征有差异

□ **异物同谱**：不同的地物可能具有相似的光谱特征。例如：不同的植被类型可能有相似的光谱特征

4 推荐读物

- H. Tong, T. Maxwell, et. al, “A supervised and fuzzy-based approach to determine optimal multi-resolution image segmentation parameters”, PE&RS, 1029-1044, 2012
- Alex Rodriguez and Alessandro Laio, “ Clustering by fast search and find of density peaks ”, Science, 2014

