

遥感图象处理:

——分类与特征提取

2002年11月19日

分类与特征提取

- 概述
- 分类原理与基本过程
- 遥感图像分类方法
- 遥感图像多种特征提取
- 图像解译专家系统

概述

- 遥感图像计算机分类以遥感数字图像为研究对象，在计算机系统支持下，综合运用地学分析、遥感图像处理、地理信息系统、模式识别与人工智能技术，实现地学专题信息的智能化获取。其基本目标是将人工目视解译遥感图像发展为计算机支持下的遥感图像理解。

概述

利用计算机对遥感数字图像进行分类难度很大。

- 遥感图像是从遥远的高空成像的，成像过程要受传感器、大气条件、太阳位置等多种因素的影响。影像中所提供的目标地物信息不仅不完全，而且或多或少地带噪声，因此人们需要从不完全的信息中尽可能精确地提取出地表场景中感兴趣的目标物。
- 遥感影像信息量丰富，与一般的图像相比，其包容的内容远比普通的图像多，因而内容非常“拥挤”。不同地物间信息的相互影响与干扰使得要提取出感兴趣的目标变得非常困难。
- 遥感图像的地域性、季节性和不同成像方式更增加了计算机对遥感数字图像进行解译的难度。

概述

由于利用遥感图像可以客观、真实和快速地获取地球表层信息，这些现势性很强的遥感数据在自然资源调查与评价、环境监测、自然灾害评估与军事侦察上具有广泛应用前景。因此，利用计算机进行遥感图像智能化解译，快速获取地表不同专题信息，并利用这些专题信息迅速地更新地理数据库，这是实现遥感图像自动理解的基础研究之一，也是地理信息系统中数据采集自动化研究的一个方向，因此具有重要的理论意义和应用前景。

分类原理与过程

- 计算机遥感图像分类是统计模式识别技术在遥感领域中的具体应用。统计模式识别的关键是提取待识别模式的一组统计特征值，然后按照一定准则作出决策，从而对数字图像予以识别。
- 遥感图像分类的主要依据是地物的光谱特征，即地物电磁波辐射的多波段测量值，这些测量值可以用作遥感图像分类的原始特征变量。然而，就某些特定地物的分类而言，多波段影像的原始亮度值并不能很好地表达类别特征，因此需要对数字图像进行运算处理（如比值处理、差值处理、主成分变换以及K-T变换等），以寻找能有效描述地物类别特征的模式变量，然后利用这些特征变量对数字图像进行分类。分类是对图像上每个像素按照亮度接近程度给出对应类别，以达到大致区分遥感图像中多种地物的目的。

分类原理与过程

分类过程中采用的统计特征变量包括：全局统计特征变量和局部统计特征变量。

- **全局统计特征变量**是将整个数字图像作为研究对象，从整个图像中获取或进行变换处理后获取变量，前者如地物的光谱特征，后者如对TM的6个波段数据进行K—T变换（缨帽变换）获得的亮度特征，利用这两个变量就可以对遥感图像进行植被分类。
- **局部统计特征变量**是将数字图像分割成不同识别单元，在各个单元内分别抽取的统计特征变量。例如，纹理是在某一图像的部分区域中，以近乎周期性或周期性的种类、方式重复其自身局部基本模式的单元，因此可以利用矩阵作为特征对纹理进行识别。

分类原理与过程

取 $n*n$ 的窗口，有关矩阵为：

— 关联矩阵

以偏离图像灰度为 i 的点一定位置 δ （方向和距离）的点的灰度为 j 的概率 $P_{\delta}(i, j)$ ，求出关联矩阵，从该矩阵中算出各种纹理的特征量（能量、熵、相关性等）

— 旋转矩阵

以 θ 方向上灰度为 i 的点连续出现 k 个的频率 $P_{\theta}(i, k)$ 为元素，求出旋转矩阵。从矩阵中算出各种纹理的特征量。

分类原理与过程

在很多情况下，利用少量特征就可以进行遥感图像的地学专题分类，因此需要从遥感图像 n 个特征中选取 k 个特征作为分类依据，我们把从 n 个特征中选取 k 个更有效特征的过程称为**特征提取**。

特征提取要求所选择的特征相对于其他特征更便于有效地分类，使图像分类不必在高维特征空间里进行，其变量的选择需要根据经验和反复的实验来确定。

分类原理与过程

统计特征变量可以构成特征空间，多波段遥感图像特征变量可以构成高维特征空间。一般说来，高维特征空间数据量大，但这些信息中仅包含少量的样本分类信息。为了抽取这些最有效的信息，可以通过变换把高维特征空间所表达的信息内容集中在一到几个变量图像上。主成分变换可以把互相存在相关性的原始多波段遥感图像转换为相互独立的多波段新图像，而且使原始遥感图像的绝大部分信息集中在变换后的前几个组分构成的图像上，实现特征空间降维和压缩的目的。

分类原理与过程

遥感图像计算机分类的依据是遥感图像像素的相似度。相似度是两类模式之间的相似程度。在遥感图像分类过程中，常使用距离和相关系数来衡量相似度。

距离:特征空间中象元数据和分类类别特征的相似程度。距离最小即相似程度最大。

度量特征空间中的距离经常采用以下几种算法:

- 绝对值距离

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^n |x_{ik} - x_{jk}|$$

- 欧氏距离

$$d_k^2 = (x - \mu_k)^T \cdot (x - \mu_k)$$

类别k的平均值矢量

x为像元数据矢量

分类原理与过程

- 马氏距离 (Mahalanobis, 既考虑离散度, 也考虑各轴间的总体分布相关)

$$d_{ij}^2 = (x_i - x_j)^T \cdot \sum_{ij}^{-1} (x_i - x_j)$$

- 混合距离 (像元i到第g类类均值的距离)

$$d_{ig} = \sum_{k=1}^p |x_{ki} - M_{kg}|$$

$$M_{kg} = \frac{1}{m_g} \sum_{l \in g} x_{kl} \quad \text{为g类k变量的均值}$$

g类的像元数

分类原理与过程

- 相关系数

是指像素间的关联程度。采用相关系数衡量相似度时，相关程度越大，相似度越大。两个像素之间的相关系数 r_{ij} 可以定义为：

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{kj} - \bar{x}_j)^2}}$$

均值

像元i的第k个分量

分类原理与过程

分类方法包括监督分类和非监督分类。

- 监督分类方法。首先需要从研究区域选取有代表性的训练区作为样本。根据已知训练区提供的样本，通过选择特征参数（如像素亮度均值、方差等），建立判别函数，据此对样本像元进行分类，依据样本类别的特征来识别非样本像元的归属类别。
- 非监督分类方法。是在没有先验类别（训练区）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。

分类原理与过程

遥感数字图像计算机分类基本过程如下：

- 首先明确遥感图像分类的目的及其需要解决的问题，在此基础上根据应用目的选取特定区域的遥感数字图像，图像选取时应考虑图像的空间分辨率、光谱分辨率、成像时间、图像质量等。
- 根据研究区域，收集与分析地面参考信息与有关数据。为提高计算机分类的精度，需要对数字图像进行辐射校正和几何纠正（这部分工作也可能由提供数字图像的卫星地面站完成）。
- 对图像分类方法进行比较研究，掌握各种分类方法的优缺点，然后根据分类要求和图像数据的特征，选择合适的图像分类方法和算法。根据应用目的及图像数据的特征制定分类系统，确定分类类别，也可通过监督分类方法，从训练数据中提取图像数据特征，在分类过程中确定分类类别。

分类原理与过程

- 找出代表这些类别的统计特征。
- 为了测定总体特征，在监督分类中可选择具有代表性的训练场地进行采样，测定其特征。在无监督分类中，可用聚类等方法对特征相似的像素进行归类，测定其特征。
- 对遥感图像中各像素进行分类。包括对每个像素进行分类和对预先分割均匀的区域进行分类。
- 分类精度检查。在监督分类中把已知的训练数据及分类类别与分类结果进行比较，确认分类的精度及可靠性。在非监督分类中，采用随机抽样方法，分类效果的好坏需经实际检验或利用分类区域的调查材料、专题图进行核查。
- 对判别分析的结果统计检验。

分类的方法

利用遥感图像进行分类 (classification) 是以区别图像中所含的多个目标物为目的的, 对每个像元或比较匀质的像元组给出对应其特征的名称。在分类中注重的是各像元的灰度及纹理等特征。

监督分类: 最小距离分类法、多级切割分类法、特征曲线窗口法、最大似然比分类法

非监督分类: 多级集群法、动态聚类法等

最小距离分类法

最小距离分类法 (minimum distance classifier) 是用特征空间中的距离表示像元数据和分类类别特征的相似程度，在距离最小时（相似度最大）的类别上对像元数据进行分类的方法。 包括：

- 最小距离判别法
- 最近邻域分类法

最小距离分类法

- 最小距离判别法

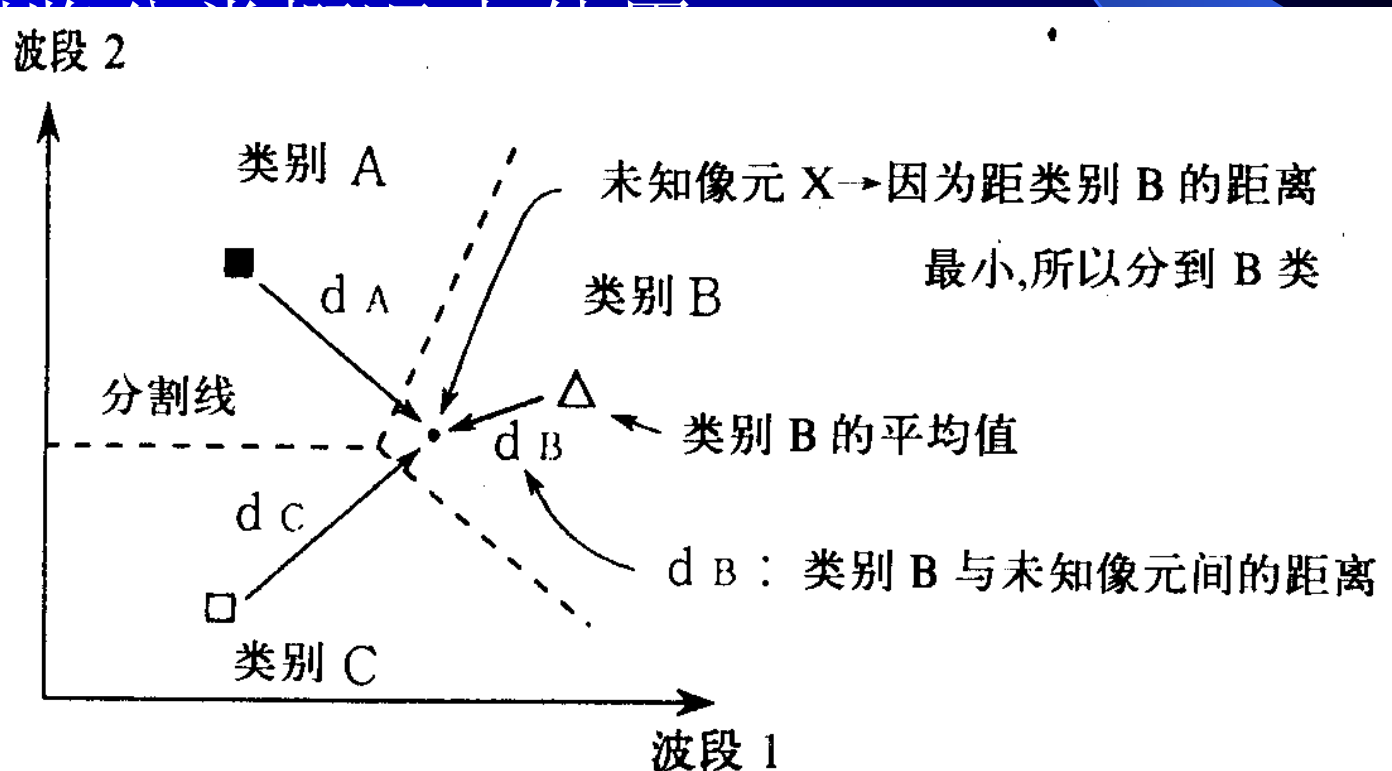
这种方法要求对遥感图像中每一个类别选一个具有代表性的统计特征量（均值），首先计算待分像元与已知类别之间的距离，然后将其归属于距离最小的一类。

- 最近邻域分类法

这种方法是上述方法在多波段遥感图像分类中的推广。在多波段遥感图像分类中，每一类别具有多个统计特征量。最近邻域分类法首先计算待分像元到每一类中每一个统计特征量间的距离，这样，该像元到每一类都有几个距离值，取其中最小的一个距离作为该像元到该类别的距离，最后比较该待分像元到所有类别间的距离，将其归属于距离最小的一类。

最小距离分类法

- 最小距离分类法原理简单，分类精度不高，但计算速度快，它可以在快速浏览时，迅速指出可疑区域。

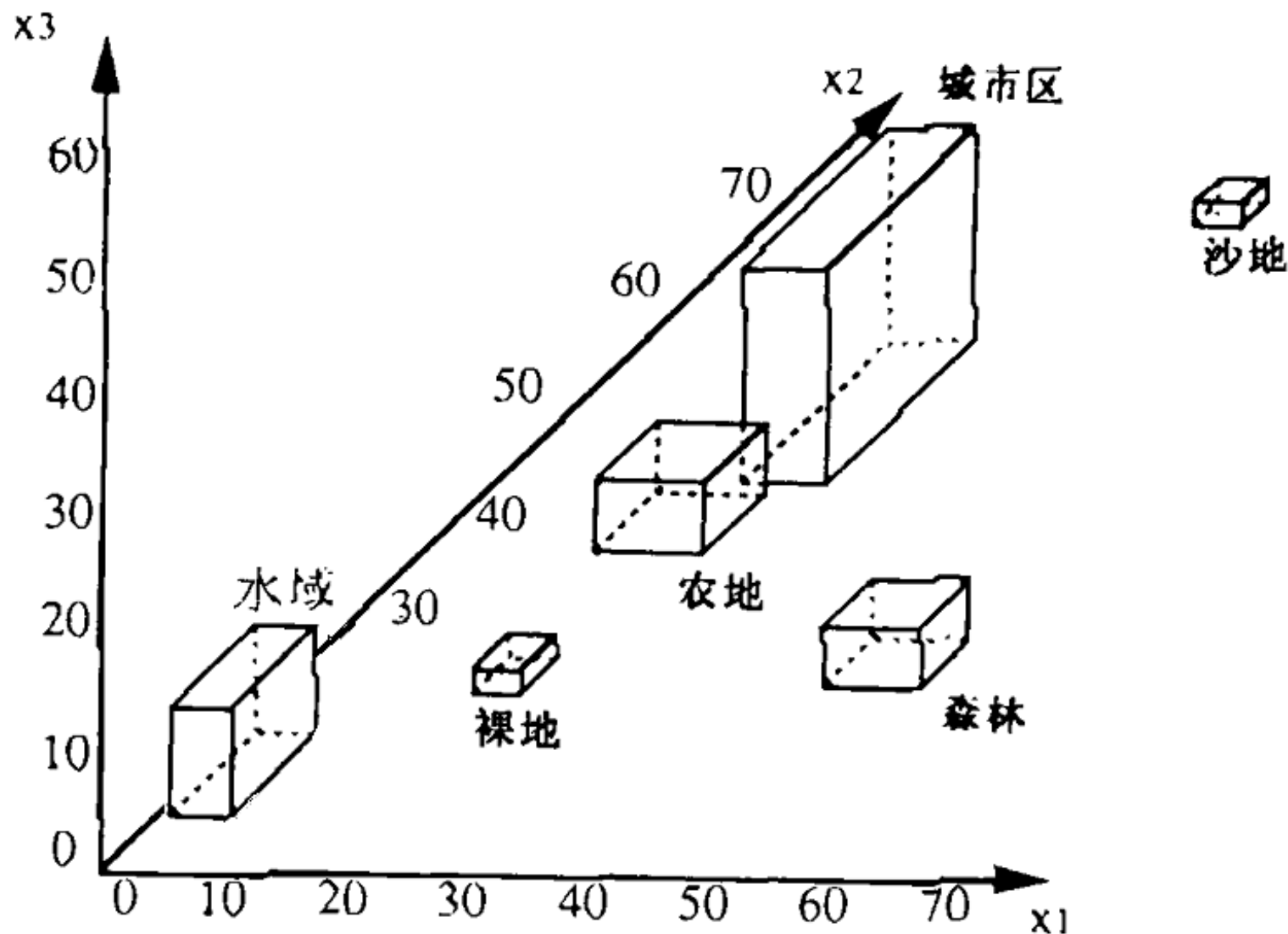


多级切割法

- 多级切割法 (multi-level slice classifier) 是根据设定在各轴上的值域分割多维特征空间的分类方法。

这种方法要求通过选取训练区，详细了解分类类别（总体）的特征，并以较高的精度设定每个分类类别的光谱特征上限值和下限值，以便构成特征子空间。对于一个未知类别的像素来说，它的分类取决于它落入哪个类别特征子空间中。如落入某个特征子空间中，则属于该类，如落入所有特征子空间之外，则属于未知类型，因此多级切割分类法要求训练区样本的选择必须覆盖所有的类型，在分类过程中，需要利用待分类像素光谱特征值与各个类别特征子空间在每一维上的值域进行内外判断，检查其落入哪个类别特征子空间中，直到完成各像素的分类。

遥感图象处理：分类



用多级切割法分割三维特征空间

多级切割法

多级分割法分类便于直观理解如何分割特征空间，以及待分类像素如何与分类类别相对应。但它要求分割面总是与各特征轴正交，如果各类别在特征空间中呈现倾斜分布，就会产生分类误差。因此运用多级分割法分类前，需要先进行主成分分析，或采用其他方法对各轴进行相互独立的正交变换，然后进行多级分割。

特征曲线窗口法

特征曲线是地物光谱特征参数构成的曲线。由于地物光谱特征受到大气散射、天气状况等影响，即使同类地物，它们所呈现的特征曲线也不完全相同，而是在标准特征曲线附近摆动变化。因此以特征曲线为中心取一个条带，构造一个窗口，凡是落在此窗口范围内的地物即被认为是一类，反之，则不属于该类，这就是特征曲线法。

- **特征曲线窗口法分类的依据**是：相同的地物在相同的地域环境及成像条件下，其特征曲线是相同或相近的，而不同地物的特征曲线差别明显。

特征曲线窗口法

- 特征曲线选取的方法可以有多种，如地物吸收特征曲线，它将地物的标准吸收特征值连接成曲线，通过与其他像素吸收曲线比较，进行分类；也可以在图像训练区中选取样本，把样本地物的亮度值作为特征参数，连接该地物在每波段参数值即构成该类地物的特征曲线。
- 特征曲线窗口法可以根据不同特征进行分类，如利用标准地物光谱曲线的位置、反射峰或谷的宽度和峰值的高度作为分类的识别点，给定误差容许范围，分别对每个像素进行分类；或者利用每一类地物的各个特征参数上、下限值构造一个窗口，判别某个待分像元是否落入该窗口，只要检查该像元各特征参数值是否落入到相应窗口之内。

特征曲线窗口法

- 特征曲线窗口法分类的效果取决于特征参数的选择和窗口大小。各特征参数窗口大小的选择可以不同，它要根据地物在各特征参数空间里的分布情况而定。

最大似然比分类法

- 最大似然比分类法 (maximum likelihood classifier)

求出像元数据对于各类别的似然度 (likelihood)，把该像元分到似然度最大的类别中去的方法。似然度是指，当观测到像元数据 x 时，它是从分类类别 k 中得到的（后验）概率。

它假定训练区地物的光谱特征和自然界大部分随机现象一样，近似服从正态分布，利用训练区可求出均值、方差以及协方差等特征参数，从而可求出总体的先验概率密度函数。当总体分布不符合正态分布时，其分类可靠性将下降，这种情况下不宜采用最大似然比分类法。

最大似然比分类法

- 最大似然比分类法在多类别分类时，常采用统计学方法建立起一个判别函数集，然后根据这个判别函数集计算各待分像元的归属概率。

$$L_k = P(k | x) = P(k) \times P(x | k) / \sum P(i) \times P(x | i)$$

x为待分像元，P（k）为类别k的先验概率，可以通过训练区来决定。由于上式中分母和类别无关，在类别间比较的时候可以忽略。

最大似然比分类法

- 最大似然比分类必须知道总体的概率密度函数 $P(x|k)$ 。由于假定训练区地物的光谱特征和自然界大部分随机现象一样，近似服从正态分布（对一些非正态分布可以通过数学方法化为正态问题来处理），通过训练区，可求出其平均值及方差、协方差等特征参数，从而可求出总体的先验概率密度函数。此时，像素 x 归为类别 k 的归属概率 L_k 表示如下（这里省略了和类别无关的数据项）：

$$L_k(x) = (2\pi^{n/2} \times (\det \sum_k)^{1/2})^{-1} \exp(-1/2 \times (x - \mu_k)^T \sum_k^{-1} (x - \mu_k))$$

类别 k 的协方差矩阵

类别 k 的平均向量（ n 维）

最大似然比分类法

这种最大似然比分类法的特征是，在分类结果上具有概率统计的意义。但必须注意几点：

- (1) 为了以较高精度测定平均值及方差、协方差，各个类别的训练数据至少也要为特征维数的2到3倍以上。
- (2) 如果2个以上的波段相关性很强，那么方差协方差矩阵的逆矩阵就不存在，或非常不稳定。在训练数据几乎都取相同值的均质性数据组的情况下也是如此。此时，最好采用主成分分析法，把维数减到仅剩相互独立的波段。
- (3) 当总体分布不符合正态分布时，不适于采用以正态分布的假设为基础的最大似然比分类法。其分类精度也将下降。

非监督分类

前提是假定遥感影像上同类物体在同样条件下具有相同的光谱信息特征。非监督分类方法不必对影像地物获取先验知识，仅依靠影像上不同类地物光谱信息（或纹理信息）进行特征提取，再统计特征的差别来达到分类的目的，最后对已分出的各个类别的实际属性进行确认。

非监督分类主要采用聚类分析方法，聚类是把一组像素按照相似性归成若干类别，即“物以类聚”。它的目的是使得属于同一类别的像素之间的距离尽可能的小而不同类别上的像素间的距离尽可能的大。其常用方法有：

- 分级集群法
- 动态聚类法

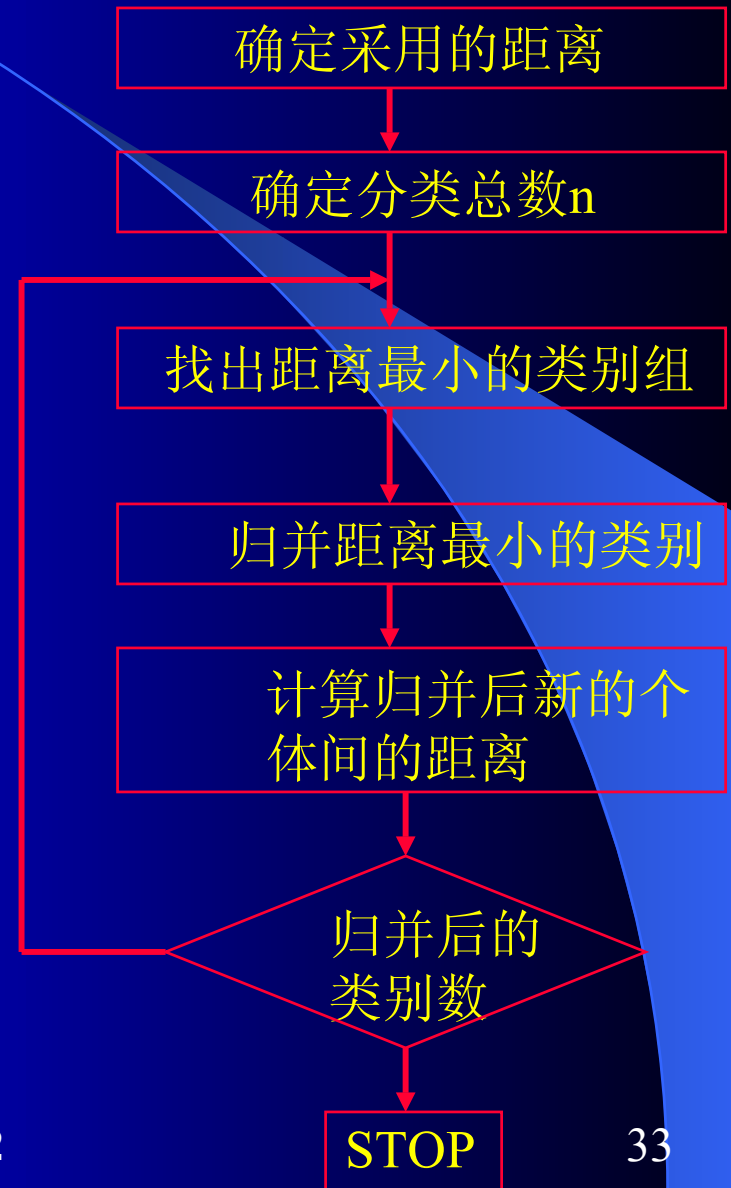
分级集群法

- 当同类物体聚集分布在一定的空间位置上，它们在同样条件下应具有相同的光谱信息特征，其他类别的物体应聚集分布在不同的空间位置上。由于不同地物的辐射特性不同，反映在直方图上会出现很多峰值及其对应的一些灰度值，它们在图像上对应的像元分别倾向于聚集在各自不同灰度空间形成的很多点群，这些点群就叫做集群。
- 分级集群法采用“距离”评价各样本（每个像元）在空间分布的相似程度，把它们分布分割或者合并成不同的集群。每个集群的地理意义需要根据地面调查或者与已知类型的数据比较后方可确定。

分级集群法

分级集群法的分类过程如下：

- 确定评价各样本相似程度所采用的指标，这里可以采用前面监督分类中介绍的几种距离。
- 初定分类总数 n 。
- 计算样本间的距离；根据距离最近的原则判定样本归并到不同类别。
- 归并后的类别作为新类，与剩余的类别重新组合，然后再计算并改正其距离。在达到所要分类的最终类别数以前，重复样本间相似度的评价和归并，这样直到所有像素都归入到各类别中去。



分级集群法

分级集群方法的特点是这种归并的过程是分级进行的，在迭代过程中没有调整类别总数的措施，如果一个像元被归入到某一类后，就排除了它再被归入到其他分支类别中的可能性，这样**可能导致对一个像元的操作次序不同，会得到不同的分类结果**，这是该方法的缺点。

动态聚类法

在初始状态给出图像粗糙的分类，然后基于一定原则在类别间重新组合样本，直到分类比较合理为止，这种聚类方法就是动态聚类。ISODATA (Iterative Organizing Data Analyze Technique迭代自组织数据分析技术) 方法在动态聚类法中具有代表性。

ISODATA方法

- 按照某个原则选择一些初始类聚类中心。在实际操作中，要把初始聚类数设定得大一些，同时引入各种对迭代次数进行控制的参数，如控制迭代的总次数、每一类别最小像元数、类别的标准差、比较相邻两次迭代效果以及可以合并的最大类别对数等，在整个迭代过程中，不仅每个像元的归属类别在调整，而且类别总数也在变化。在用计算机编制分类程序时，初始聚类中心可按如下方式确定：设初始类别数为 n ，这样共有 n 个初始聚类中心，求出图像的均值 M 和方差 σ ，按下式可求出初始聚类中心：

$$\bar{x}_k = M + \sigma \left(\frac{2(k-1)}{n-1} - 1 \right)$$

$k=1,2,\dots,n$ ，为初始类中心编号， n 为初始类总数。

ISODATA方法

- 计算像素与初始类别中心的距离，把该像素分配到最近的类别中。动态聚类法中类别间合并或分割所使用的判别标准是距离，待分像元在特征空间中的距离说明互相之间的相似程度，距离越小，相似性大，则它们可能会归入同一类。这里的距离可以采用前面介绍的几种距离。
- 计算并改正重新组合的类别中心，如果重新组合的像素数目在最小允许值以下，则将该类别取消，并使总类别数减1。当类别数在一定的范围，类别中心间的距离在阈值以上，类别内的方差的最大值为阈值以下时，可以看做动态聚类的结束。当不满足动态聚类的结束条件时，就要通过类别的合并及分离，调整类别的数目和中心间的距离等，然后返回到上一步，重复进行组合的过程。

动态聚类法

动态聚类法中有类别的合并或分裂，这说明迭代过程中**类别总数是可变的**。

- 如果两个类别的中心点距离近，说明相似程度高，两类就可以合并成一类；或者某类像元数太少，该类就要合并到最相近的类中去。
- 类别的分裂也有两种情况：
 - 某一类像元数太多，就设法分成两类；
 - 如果类别总数太少，就将离散性最大的一类分成两个类别，可以先求出每个类别的均值和标准差，然后通过对每一个波段的标准偏差设定阈值来实现，标准差大于阈值，该类就要分裂。

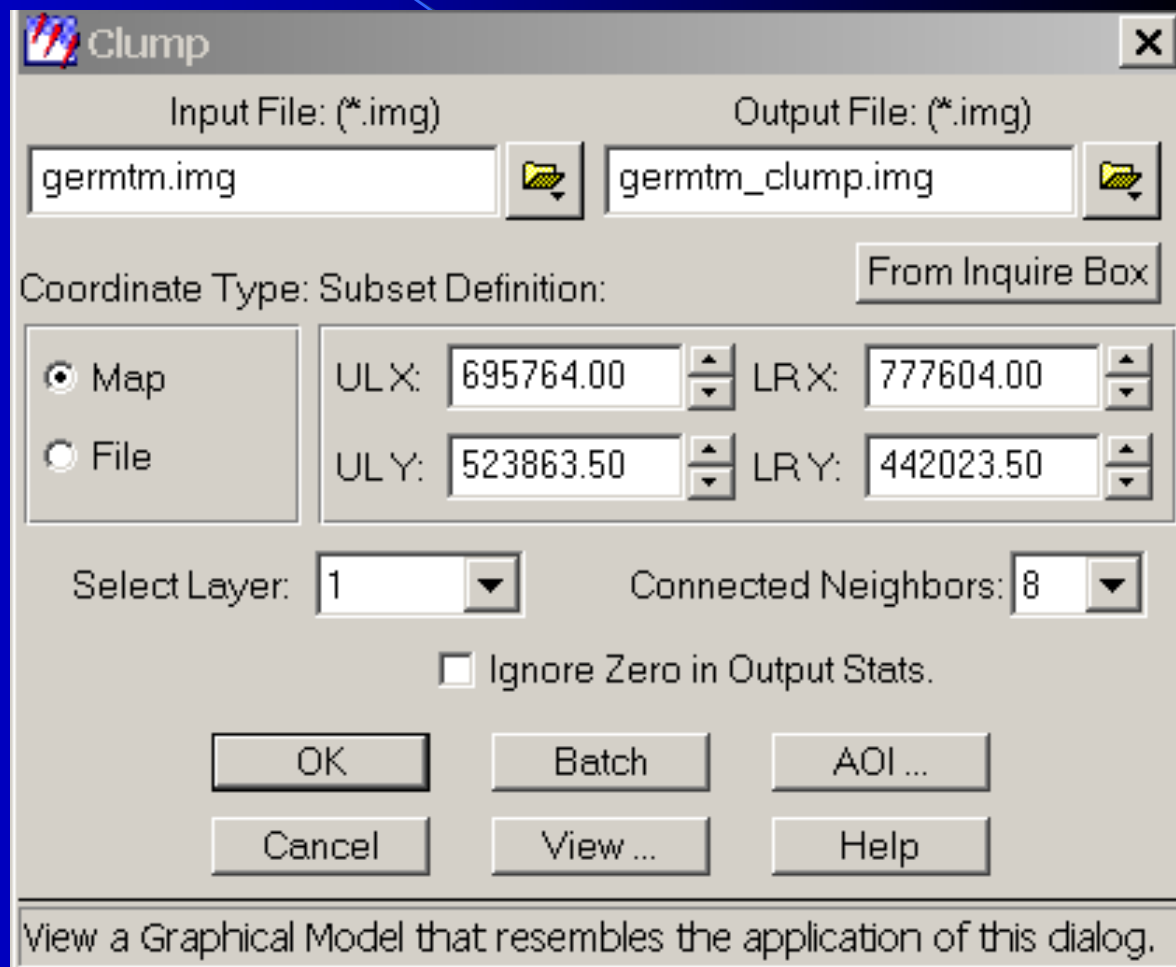
分类后处理

无论是监督分类还是非监督分类，其结果都会产生一些面积很小的图斑。无论从专题制图的角度还是实际应用的角度，都有必要对这些小图斑进行剔除。处理方法：

- 聚类统计 (Clump)
- 过滤分析 (Sieve)
- 去除分析 (Eliminate)
- 分类重编码 (Recode)

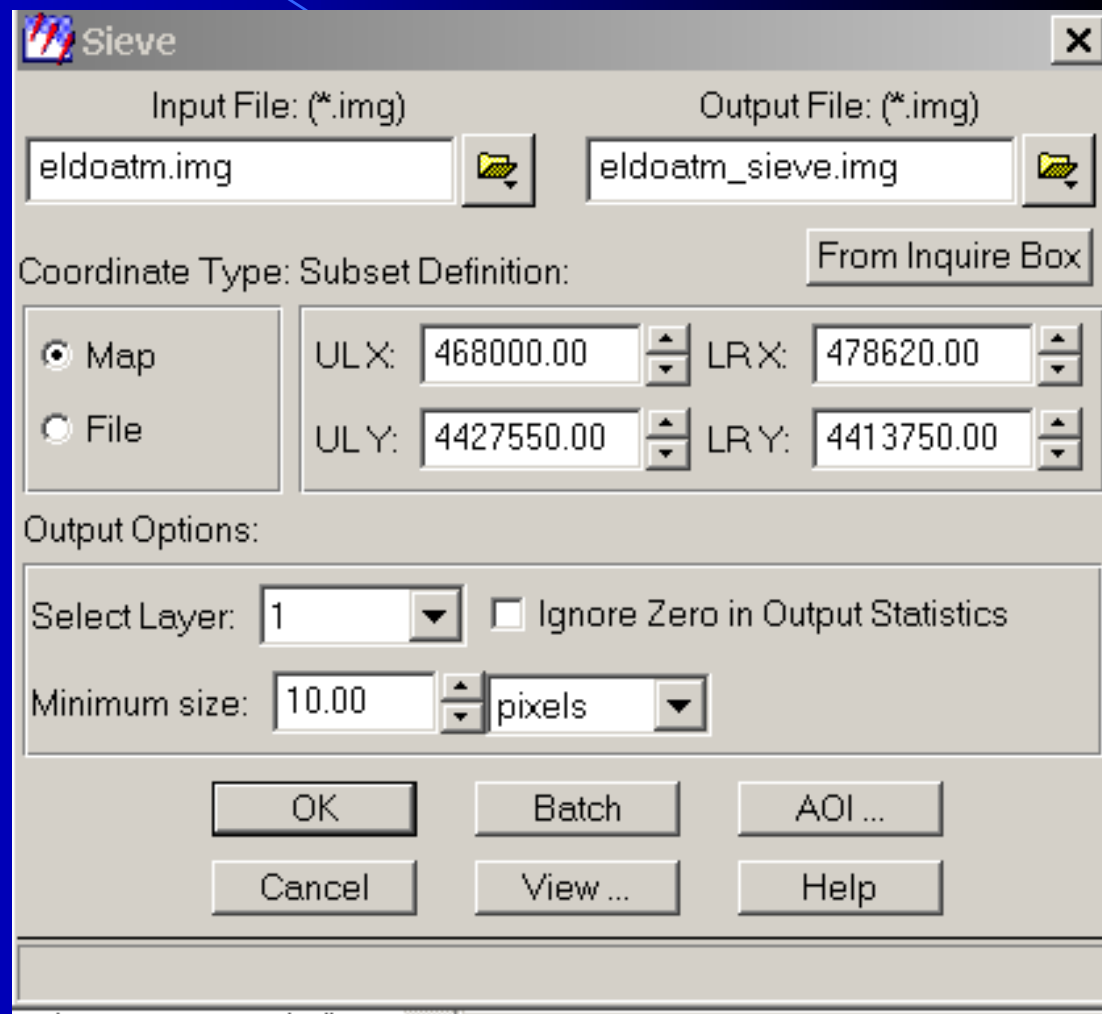
分类后处理

- 聚类统计：通过对分类专题图像计算每个分类图斑的面积、记录相邻区域中最大图斑面积的分类值等操作，产生一个Clump类组输出图像，其中每个图斑都包含Clump类组属性。这是一个中间结果，供下一步处理使用。



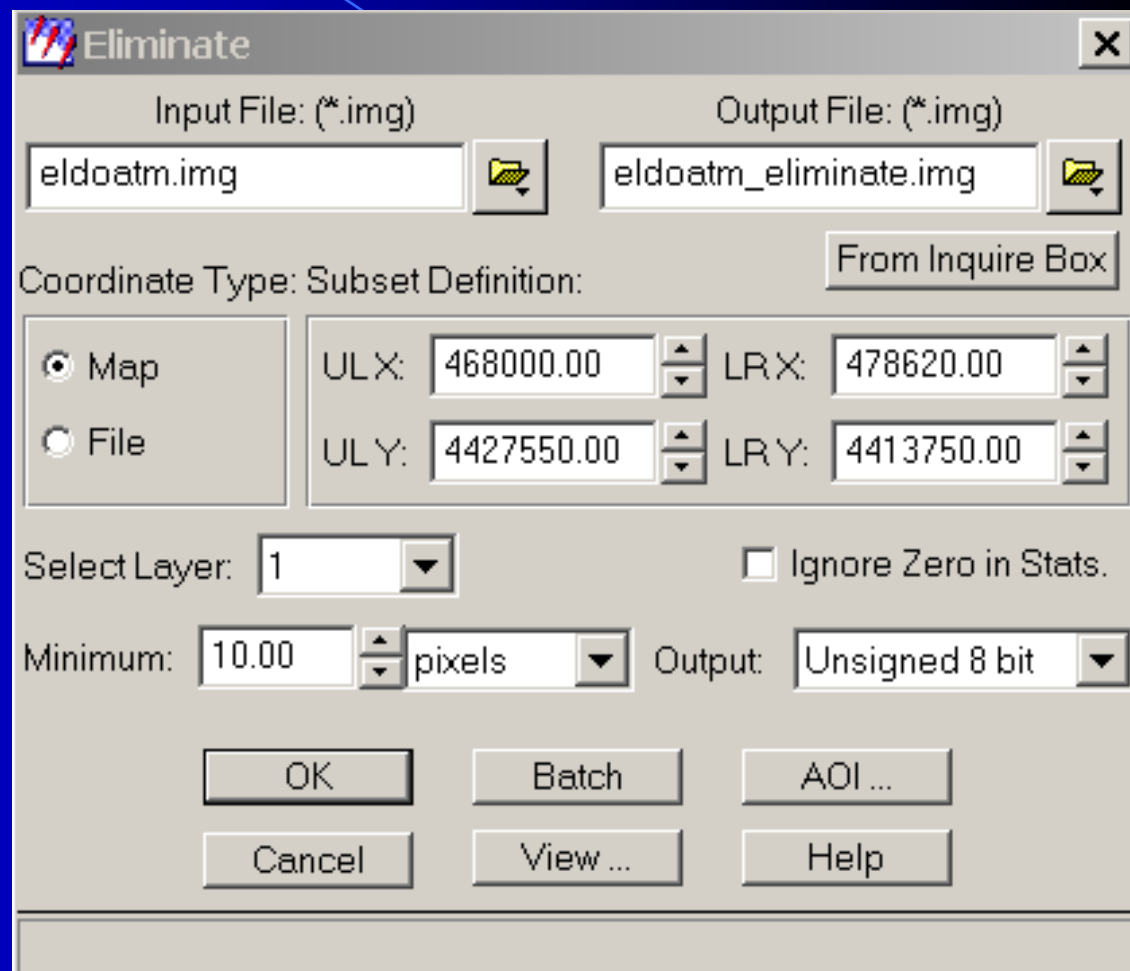
分类后处理

- 过滤分析：对经 Clump处理后的 Clump类组图像进行处理，按照定义的数值大小，删除 Clump图像中较小的类组图斑，并给所有小图斑赋予新的属性值0。显然，这引出了一个小图斑归属问题。可以与原分类图对比确定新属性。



分类后处理

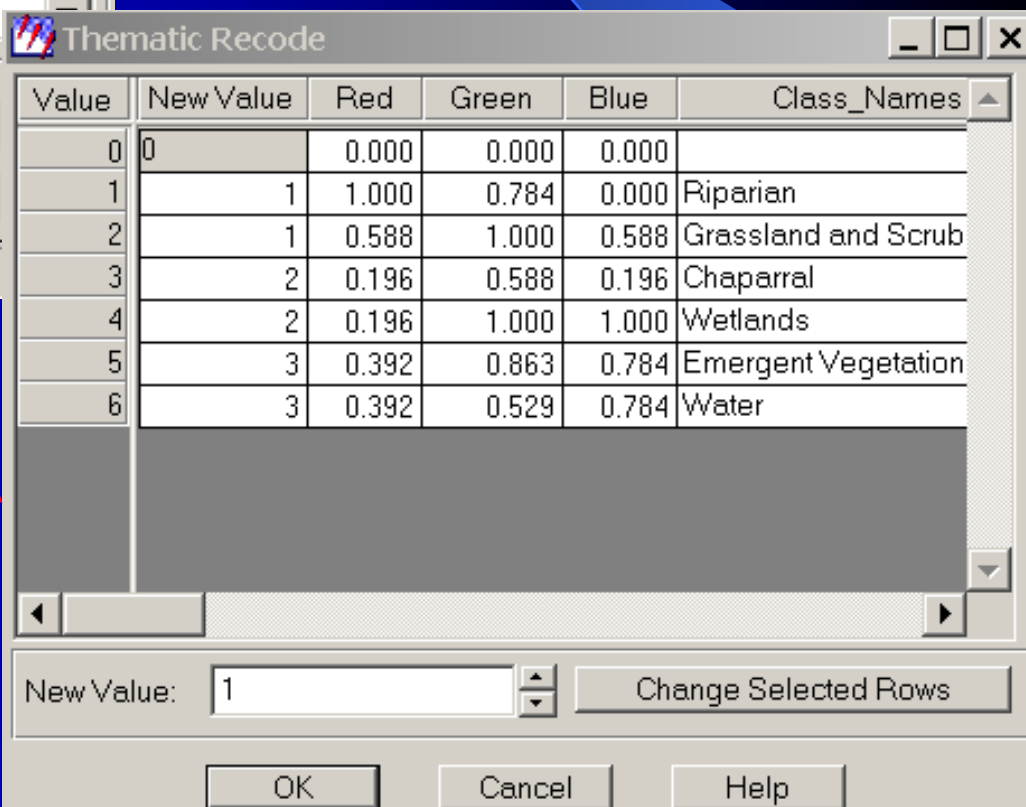
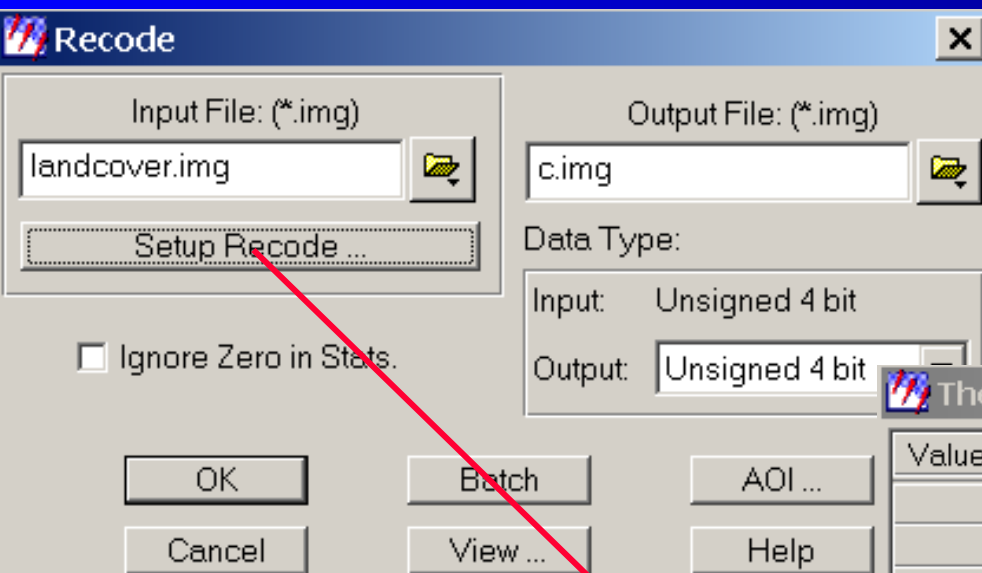
- 去除分析：用于删除原始分类图像中的小图斑或小Clump类组，与过滤不同，去除将删除的小图斑合并到相邻的最大分类中，而且如果输入图像是Clump聚类图像，经过去除处理后，将分类图斑的属性值自动恢复为Clump处理前的原始分类编码。即结果是简化的分类图像。



分类后处理

- 分类重编码：主要是针对非监督分类而言的，因在非监督分类过程中，用户一般要定义比最终需要多一定数量的分类数；在完全按照像元灰度值通过ISODATA聚类获得分类方案后，首先是将专题分类图像与原始图像对照，判断每个类别的专题属性，然后对相似或类似的分类通过图像重编码进行合并，并定义分类名称和颜色。
分类重编码还可以用在其它方面，作用有所不同。

分类后处理



监督/非监督分类方法比较

根本区别点在于**是否利用训练样区来获取先验的类别知识**

- 监督分类根据训练样区提供的样本选择特征参数，建立判别函数，对待分类点进行分类。因此，训练场地选择是监督分类的关键。对于不熟悉区域情况的人来说，选择足够数量的训练样区带来很大的工作量，操作者需要将相同比例尺的数字地形图叠在遥感图像上，根据地形图上的已知地物类型圈定分类用的训练样区。由于训练样区要求有代表性，训练样本的选择要考虑到地物光谱特征，样本数目要能满足分类的要求，有时这些还不易做到，这是监督分类不足之处。

监督/非监督分类方法比较

- 相比之下，非监督分类不需要更多的先验知识，它根据地物的光谱统计特性进行分类。因此，非监督分类方法简单，且分类具有一定的精度。严格说来，分类效果的好坏需要经过实际调查来检验。当光谱特征类能够和唯一的地物类型（通常指水体、不同植被类型、土地利用类型、土壤类型等）相对应时，非监督分类可取得较好分类效果。当两个地物类型对应的光谱特征类差异很小时，非监督分类效果不如监督分类效果好。

存在的问题

遥感图像计算机分类算法设计的主要依据是地物光谱数据。因此，存在着如下的问题：

- 未充分利用遥感图像提供的多种信息
 - 遥感数字图像计算机分类的依据是像素具有的多光谱特征，并没有考虑相邻像素间的关系。例如，被湖泊包围的岛屿，通过分类仅能将陆地与水体区别，但不能将岛屿与临近的陆地（假定二者地面覆盖类型相同，具有同样的光谱特征）识别出来。这种方法的主要缺陷在于地物识别与分类中没有利用到地物空间关系等方面的信息。

存在的问题

- 未充分利用遥感图像提供的多种信息
 - 统计模式识别以像素作为识别的基本单元，未能利用图像中提供的形状和空间位置特征，其本质是地物光谱特征的分类。例如，根据水体的光谱特征，在分类过程中可以识别构成水体的像素，但计算机无法确定一定空间范围的水体究竟是湖泊还是河流。这个问题如果引入地物形状特征则可以识别。显然，遥感图像计算机分类未能充分利用遥感图像提供的多种信息。因此图像分类后，可以利用分类的结果，将这些目标对象进行重组，在区域分割或边界跟踪的基础上抽取遥感图像形态、纹理特征和空间关系等特征，然后利用这些特征对图像进行解译。

存在的问题

- 提高遥感图像分类精度受到限制

这里的分类精度是指分类结果的正确率。正确率包括地物属性被正确识别，以及它们在空间分布的面积被准确度量。遥感数字图像分类结果在没有经过专家检验和多次纠正的情况下，分类精度一般不超过90%，其原因除了与选用的分类方法有关外，还存在着制约遥感图像分类精度的几个客观因素：

- 大气状况的影响

不少人理想化地认为遥感图像只记录遥感观测区域内的地物电磁辐射能量，遥感图像的灰度大小及其变化只反映了地物的辐射光谱特征变化，这种观念是不正确的。

存在的问题

- 提高遥感图像分类精度受到限制

- 大气状况的影响

地物辐射电磁波，必须经过大气层才能到达传感器，大气的吸收和散射会对目标地物的电磁波产生影响，其中大气吸收使得目标地物的电磁波辐射被衰减，到达传感器的能量减少，散射会引起电磁波行进方向的变化，非目标地物发射的电磁波也会因为散射而进入传感器，这样就导致遥感图像灰度级产生一个偏移量。对多时相图像进行分类处理时，由于不同时间大气成分以及湿度不同，散射影响也不同，因此遥感图像中的灰度值不完全反映目标地物辐射电磁波的特征。为了提高遥感图像分类的精度，必须在图像分类以前进行大气纠正。

存在的问题

- 提高遥感图像分类精度受到限制

- 下垫面的影响

下垫面的覆盖类型和起伏状态对分类具有一定影响。下垫面的覆盖类型多种多样，受传感器空间分辨率限制，农田中的植被、土壤和水渠，石质山地稀疏的灌丛和裸露的岩石均可以形成混合像元，它们对遥感图像分类的精度影响很大。这种情况可以在分类前首先进行混合像元分解，把它们分解成子像元后再分类。分布在山区向阳面与背阳面的同一类地物，单位面积上接收太阳光能不同，地物电磁波辐射能量也不同，其灰度值也存在差异，容易造成分类错误。在地形起伏变化较大时，可以采用比值图像代替原图像进行分类，以消除地形起伏的影响。

存在的问题

● 提高遥感图像分类精度受到限制

— 其他因素的影响

- 图像中的云朵会遮盖目标地物的电磁波辐射，影响图像分类。对于图像中仅有少量云朵时，分类前可以采用去噪音方法进行清除。
- 多时相图像分类时，不同景的图像由于成像时光照条件的差别，同一地物电磁波辐射量存在差别，这也会对分类产生影响。
- 地物边界的多样性，使得判定类别的边界往往是很困难的事。例如，湖泊和陆地具有明确的界线，但森林和草地的界线则不明显，不少地物类型间还存在着过渡地带，要精确将其边界区别出来，并非是一件容易的事。因此，

提高遥感图像分类精度，既需要对图像进行分类前处理，也需要选择合适的分类方法。

遥感图像多种特征提取

遥感图像解译，除了利用地物的光谱特征外，还需利用地物的形状特征和空间关系特征，因此需要提取图像的其他特征。对于高分辨率遥感图像，可以清楚地观察到丰富的结构信息，如城市是由许多街区组成的，每个街区又由多个矩形楼房构成，其中人造地物具有明显的形状和结构特征，如建筑物、厂房、农田田埂，因此可以设法去提取这类地物的形状特征及其空间关系特征，以作为结构模式识别的依据。结构模式识别也叫句法模式识别，它可以提取地物的形状特征和空间关系特征，在此基础上识别遥感影像上的目标地物。

遥感图像多种特征提取

- 地物边界跟踪法
- 形状特征描述与提取
- 地物空间关系特征描述与提取

地物边界跟踪法

地球表面的物体，从其分布特征来看，主要表现为三种形式，

- 点状地物
- 线状地物
- 面状地物

随着遥感影像空间分辨率的变化，相同地物的分布特征是可变的。例如，一种地物在高分辨率图像上表现为面状地物，但在低分辨率图像上可能表现为点状地物。反之，点状地物在高分辨率图像上也可以表现为面状地物。

从信息论的观点看，一个图像颜色（地物光谱）特征均一的地物单元，其边界信息最丰富，地物形状特征是通过边界信息表现出来的。

地物边界跟踪法

对地物边界跟踪，是获取地物形态特征的前提。针对不同地物分布特点，地物边界跟踪方法不同。

- 第一种方法以图像像元作为跟踪的落脚点，跟踪点的连线作为地物的界线。这种跟踪方法适用于线状物体的跟踪。
- 第二种方法认为地物的界线在相邻地物之间，因此边界跟踪的路径应该从两个相邻地物边界的像元中间穿过，这种方法适用于点状地物与面状地物的跟踪。

4—4	3—3
4—4	3—3

4	4	3	3
4	4	3	3

地物边界跟踪法

- 点状地物与面状地物的边界跟踪

点状地物是用一个像素或几个相邻像素表示的地物，因一个像素对应地表一定的面积，因此点状地物可视为缩小的面状地物。面状地物边界跟踪法同样适用于点状地物，只不过点状地物跟踪的方法更加简单。

- 面状地物的边界跟踪法

面状地物边界跟踪是在遥感图像分类基础上进行的。遥感数字图像分类实际上是根据地物物理特性对像素的重新组合与归并。经过分类后的图像，每个地物单元内部是均一的，与其他地物的差异主要通过地物单元的边界来表现。据此可以认为，**特征均一的地物单元（区域）的空间分别是由边界所确定的，边界由一个或多个弧段所构成，弧段是具有方向性的线段，线段由有限个有序的边界点所构成。**

地物边界跟踪法

举例

设 G_1 为图像中第一种地物类型， G_2 为图像中第二种地物类型，像元 A_0, A_1, A_2, A_3 在二维图像空间分布中具有如下：

A_0	A_1
A_2	A_3

若 $A \in G_1$ 或 $A \in G_2$ $A = \{A_0, A_1, A_2, A_3\}$ 则称 4个像元在 2×2 图像窗口的中间点为内部点，

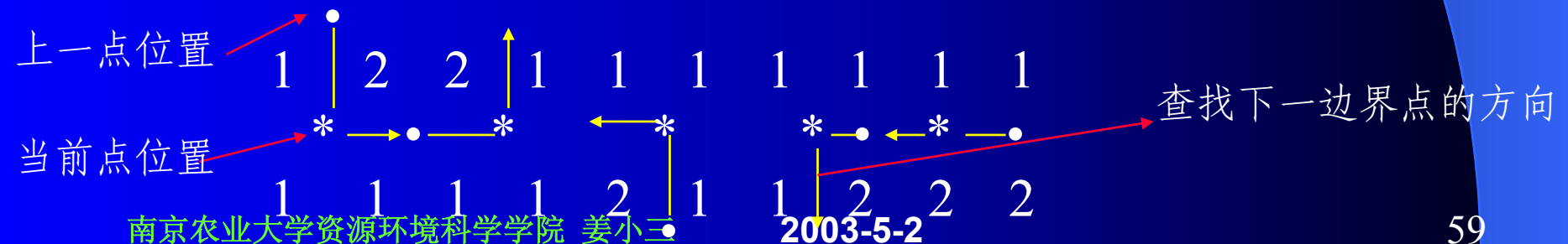
若存在 $A_i \in G_1, A_j \in G_2, i \neq j$, 则称4个像元在 2×2 图像窗口的中间点为边界点，地物单元边界跟踪法是：

- 起始点的确定：设图像数据具有 m 行和 n 列，分别在图像四周各增加一行或一列数据，增加的像元赋值为-1，构成 $(m+2) \times (n+2)$ 的数字图像，经过上述处理，图像周边的像元都成为边界点。我们规定，第一个地物单元的边界点在图像坐标原点，将坐标原点作为起始点，开始跟踪时，记下起始点的坐标，顺序扫描图像，查找边界点。

地物边界跟踪法

举例

- 下一个跟踪点的确定：查找下一个跟踪点，关键是确定下一个跟踪点的方向。通过对地物单元边界点在图像窗口各种可能出现状态的分析，发现在逆（或顺）时针方向查找时，当前区域的下一个边界点是唯一的，寻找当前区域的下一个边界点的方向依赖于当前点的位置和图像窗口内相邻像元的分布位置。利用已知的方向作指引，可以方便地查找到当前区域的下一个边界点。



地物边界跟踪法

举例

- 利用方向指引，寻找到下一个边界点后，要求判别该点的坐标是否与起始点相同。不同时，继续寻找当前地物单元下一个边界点，相同时，记录下跟踪过程中边界点的各种信息，产生一个地物单元数据记录，然后利用同样跟踪方法，开始下一个地物单元边界的跟踪，一直到图像中所有地物单元跟踪完毕。上述跟踪方法可以拓广到多个地物类型的图像区域。

地物边界跟踪法

- 线状地物信息检测与跟踪

线状地物检测是对线状地物像素的亮度与方向特性进行检测，找出可能的线状地物点的算法。

线状地物检测的方法较多，简单的有阈值技术，复杂的有诸如假说检验程序等。线状地物检测的输出结果是线状地物种子点。

- 线状地物信息检测首先对数字图像进行增强处理，然后对图像进行二值化处理，图像的二值化方法一般是通过设定某个阈值，并以该阈值为门限，把具有灰度级的图像变换为二值的黑白图像。通过二值化处理，将图像中的像元分为线状地物与背景，在此基础上进行噪声消除，从而获得较为正确的线状地物片断，作为下一步线状地物扩展与连接的起始点。数据经过以上处理后，得到一幅初始的线状地物图。

地物边界跟踪法

- 线状地物信息检测与跟踪

理想状态下，数字图像中代表线状地物的像素是连续的，这时可以采用逐行扫描的方法在二值图像上寻找每一行上代表线状地物的像素，根据像素的多寡计算出线状地物的宽度。在保证连通性的前提下对构成线段的像素进行剥皮细化，留下骨干像素，然后对下一行进行处理，寻找代表线状地物的像素，应用同样的方法，对线状地物进行跟踪。

地物边界跟踪法

- 线状地物信息检测与跟踪

在实际遥感图像计算机解译中，遥感图像中线状地物多以间断线状地物种子点形式出现，因此需要利用相关信息或全局约束来扩展线状地物种子点以形成线状地物片断。

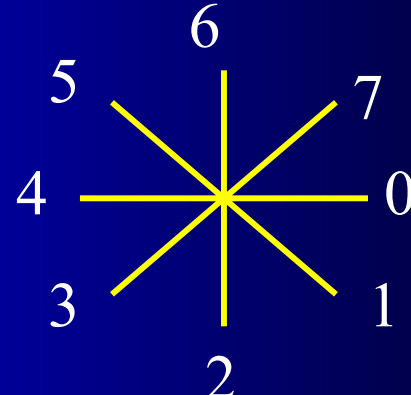
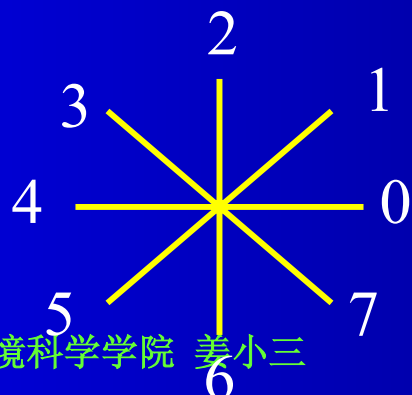
在此基础上，可以应用更多的全局信息及知识来进一步将线状地物片断扩展、连接成为更为完整的线状地物图。

形状特征描述与提取

- 地物形状特征的描述

通过边界跟踪可以获得一系列有序的边界点，这些边界点提供了地物单元形状特征的大量信息。这里主要介绍采用链码来记录和描述边界点的方法。

链码是一组具有方向标志码的有序序列， $A=a_1, a_2, a_3, \dots, a_n$ 。它是由中心像素指向其8个邻点的方向来定义的。方向标志码可按逆（或顺）时针方向定义。



形状特征描述与提取

- 地物形状特征的描述

链码值在 $[0, 7]$ ，采用链码方法记录地物边界线，在地物单元跟踪时方便实用，它既可用来表示一条边界线相邻像素点之间的位置，又可以在边界跟踪过程中控制各像素邻点的检测顺序。

为便于链码与地理坐标间的转换，规定地理坐标原点取在屏幕左上角，即X轴由左向右，y轴由上而下。对一个连通的像素序列来说，与某一像素连通的后续像素只可能是由 $0\sim 7$ 中的任一个方向码。因此，对图像边界来说，除像素序列的初始像素外，任一后续像素位置均可用 $0\sim 7$ 中的一个数值来唯一地确定。

形状特征描述与提取

- 地物形状特征的描述

链码到像元的坐标换算方法为：

$$x_n = \sum_{j=1}^n a_j x + x_0$$

$$y_n = \sum_{j=1}^n a_j y + y_0$$

x_0, y_0 为边界起始点的坐标；

x_n, y_n 为当前链码所指向的边界点坐标；

$a_j x, a_j y$ 分别为 a_j 在 x 坐标和 y 坐标的分量。

形状特征描述与提取

- 地物形状特征的描述

像元坐标到链码换算方法为：

$$F(a_i) = \begin{cases} 0, (x_1 - x_0 = 1, y_1 - y_0 = 0) \\ 1, (x_1 - x_0 = 1, y_1 - y_0 = -1) \\ \vdots \\ 7, (x_1 - x_0 = 1, y_1 - y_0 = 1) \end{cases}$$

x_1, y_1 分别为当前点在x坐标和y坐标分量；

x_0, y_0 分别为上一点在x坐标和y坐标分量；

$F(a_i)$ 为在不同状态时的对应函数值，即该点的链码，这里的链码是采用逆时针方向定义的。

利用链码可以有效地记录地物边界信息，描述地物形态特征。

形状特征描述与提取

- 地物形态特征的提取

- 地物单元周长P:

设相邻像素间采用链码表示的长度为: $L_i = (\sqrt{2})^n$
 $n = \text{Mod}(2, i)$, $i = 1, 2, \dots, 7$, 为链码的方向。

$P = \sum L_j$, j 为地物边界像素点的个数。将所有链码段的长度相加, 即为周长。运用计算周长的方法, 也可以计算出线状地物的长度。

- 地物面积S: 可以利用边界点上的地理坐标求算面积, 其面积提取方法如下: 首先计算出面状地物每一行的面积 S_k ,

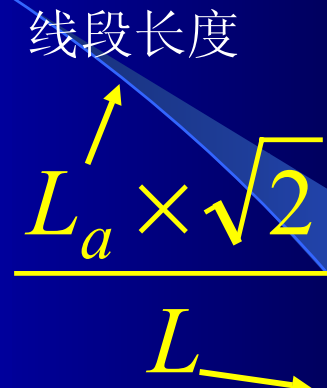
$$S_k = \Delta A (x_j - x_i) \longrightarrow S = \sum_{k=1}^m S_k$$

像元地面分辨率

形状特征描述与提取

- 地物形态特征的提取

- 线状物体的曲率:




线段长度

$$C = \frac{L_a \times \sqrt{2}}{L}$$

弦长

- 面状地物的形状系数


$$F = \frac{P^2}{4\pi \times S}$$

面状物体周长

面状地物面积

地物空间关系特征描述与提取

这里所讲的地物空间关系是指遥感数字图像中两个地物或多个地物之间在空间上的相互联系，这种联系是由地物的空间位置所决定的。

- 不同地物之间的空间关系

在二维空间，地物的空间关系主要表现为以下几种：

- 方位关系：指两个地物之间方向与位置的相对关系。方位关系用来描述边界并不相互接触的两个物体。通常采用以一个物体为中心，描述另一个物体位于它的哪个方向上，距离它有多远。

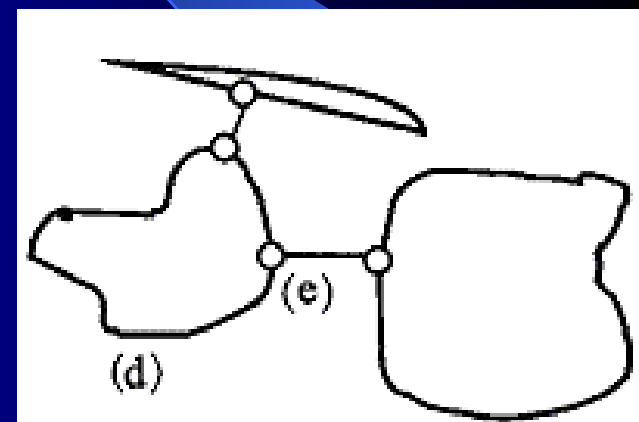
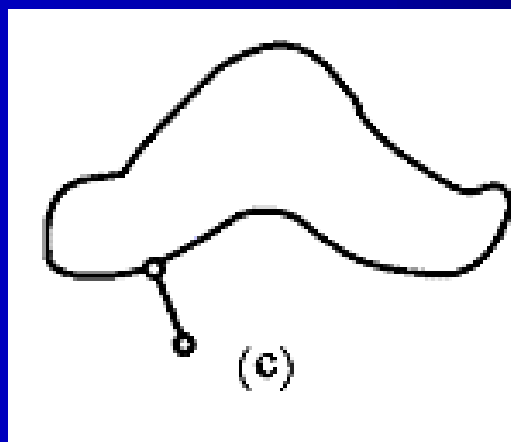
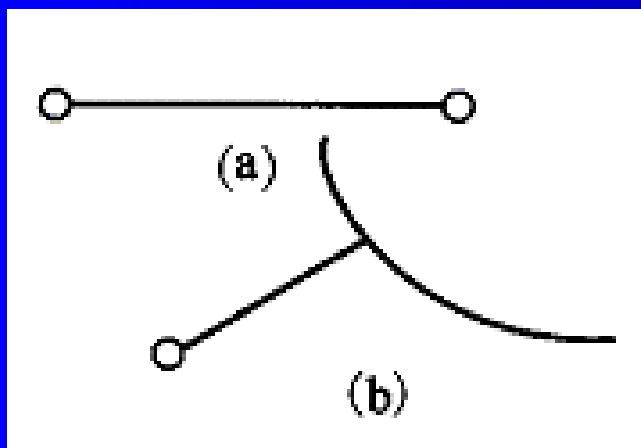
地物空间关系特征描述与提取

- 不同地物之间的空间关系

方位关系的描述包括以下内容：**距离关系**：即一个物体到另一个物体的直线距离。由于空间分布的地物具有三种类型，因此，各种物体之间的距离关系定义也不相同。点状地物之间的距离则是两点间的距离，点状地物到线状地物的距离是该点到该线上某一点的最短垂直距离。点状地物到面状地物的最短距离为该点到面状地物边界的最短距离。线状地物到面状地物的最短距离是线上一点到面状地物边界点的最短距离，面状地物到面状地物的距离是两个面状地物边界点的最短距离。**方向关系**：即一个物体相对于另一个物体的方向。方向关系常用八个方向来描述，它们分别为：正北、东北、正东、东南、正南、西南、正西、西北。每个方向可以用方位角区间来定量表示。

地物空间关系特征描述与提取

- 不同地物之间的空间关系



不同地物类型之间的距离关系

地物空间关系特征描述与提取

- 不同地物之间的空间关系

- 包含关系：一个物体位于另一个物体内部，并且边界不相邻。包含关系具有三种情况：点包含在面状地物内部，线状地物被包含在面状地物内部，一个小的面状物体被另一个大的面状物体所包围。
- 相邻关系：指两个地物在边界上相邻。两个面状物体的相邻关系，存在着两种不同状况：外接邻域，内接邻域。点与面相邻是指点状地物位于面状地物的边界，线状地物与面状地物相邻是指线状地物上一点或多点位于面状地物边界。

地物空间关系特征描述与提取

- 不同地物之间的空间关系

- 相交关系：两个地物在一点上交汇，它主要用来描述点状地物与线状地物，线状地物与线状地物的空间关系。它包含两种情况：点状地物位于线状地物的某一点，两条线状地物相交一点或相交多点。
- 相贯关系：一个线状物体通过面状物体的内部，例如穿过林区的道路。

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

- 方位关系的提取：

- 计算距离D
$$D = \sqrt{(x_A - x_B)^2 + (y_A - y_B)^2}$$

A、B为空间上两点。

- 确定方位：设地物A、B分布在二维图像空间内，令x轴正向指向东，y轴正向指向北，分别对地物A、B作x与y方向正交投影，可以得到地物A、B在X轴上的坐标和在Y轴上的坐标，比较地物投影在X和Y方向的坐标大小，可以获得地物A相对于地物B的方位关系，或地物B相对于地物A的方位关系。

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

- 包含关系特征提取与描述

提取点状地物与面状地物的包含关系，关键是判明点状地物是否为面状地物所包含，有两种方法可以判断点状地物是否在区域内：

- 铅垂线法：设一个多边形 $F = (p_1, p_2, p_3, \dots, p_n)$ 由有序的 n 个点 $P_1, P_2, P_3, \dots, P_n$ 联接构成其多边形边界。因为区域闭合，有 $p_1 = p_n$ ，设一个点状地物为 p ，由 p 作一条铅垂线，如果铅垂线与多边形相交的边数为偶数，则该点在多边形之外，否则在多边形之内。使用铅垂线法需要注意点状地物与多边形边界相交的异常情况。

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

- 包含关系特征提取与描述

- 射线法：若点状地物在多边形内部，由该点向任意方向作射线，必然与面状地物边界相交，据此可以判断点状地物在多边形内部，否则点状地物不被该面状地物包含。

提取线状地物与面状地物的包含关系，关键是判明线状地物是否为面状地物所包含，假设线状地物为面状地物所包含，此时组成线段的各点也必然为面状地物所包含，这样可以将提取线状地物与面状地物的包含关系的运算简化，可以利用铅垂线法或射线法检测“线”上的一点是否在多边形内部。

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

- 包含关系特征提取与描述

一个面状物体是否包含另一个面状物体，只需要判明这个面状物体的边界是否在另一个面状物体内部，此时把一个面状物体是否包含另一个面状物体的问题简化为线状地物与面状地物的包含关系，进一步简化为点状地物与面状地物的包含关系。这仍然可以采用铅垂线法或射线法来检测。

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

- 相邻关系特征提取

包括三种不同情况：

- 点与面相邻，这可以通过检测“点”是否在多边形的边界上来确认。
 - 线状地物与面状地物相邻，首先需要了解线状地物与面状地物边界是否相交，如果存在相交，那么以相交点为裁剪点，将线状地物一分为二，分别检测这两个线段是否同时在面状地物的外部或在面状地物的内部。若同时在面状地物的外部或在面状地物的内部，说明线状地物与面状地物相邻，否则不是。

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

- 相邻关系特征提取

- 两个面状地物相邻问题，可以采取更为简单的方法。因为两个相邻多边形（面状地物）共用一条边界，每条边界记录了两个多边形标号，其标号中一个是该边对应的当前多边形，另一个是相邻接的多边形。通过检索一个多边形边界，必然能够找到相邻接的多边形。可以利用弧段建立多边形与边界的关系。根据定义，弧段是一条规定了起点和终点的线段，区域分割时，一组弧形形成的封闭曲线确定了多边形（面状地物）的空间位置，一个弧段仅属于一个唯一的区域。

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

- 相邻关系特征提取

- 两个相邻的区域，必然存在两条具有不同起点和终点的弧段，但是两条弧段具有方向相反，各点在空间位置相同的特征，利用这个特性，可以找到区域的相邻关系。设A区域上存在弧段 A_0A_n ，其起点为 A_0 ，终点为 A_n ，B区域上存在弧段 B_0B_n ，其起点为 B_0 ，终点为 B_n ，若 $A_0=B_n$ ， $A_n=B_0$ 同时成立，则说明A区域与B区域相邻，依据该方法，可以查询到一个特定面状地物的所有邻域。

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

- 相交关系特征提取

- 点与线的相交，主要判明点是否在线段上即可。
 - 两条线段相交，可以利用两条直线求交点公式。假定每条线段都是由有限个点构成。设第一条线段上相邻两点的坐标为 (x_i, y_i) 与 (x_{i+1}, y_{i+1}) ，第二条线段的相邻两点坐标分别为 (x'_j, y'_j) 与 (x'_{j+1}, y'_{j+1}) ，分别采用第一条线段上的两点依次与第二条相邻两点构成的线段求交点，设两直线的方程为(1)，如果存在交点，其交点坐标为(2)。

$$A_1x + B_1y + C_1 = 0 \quad (1)$$

$$A_2x + B_2y + C_2 = 0$$

$$x = (B_1C_2 - B_2C_1) / (A_1B_2 - A_2B_1) \quad (2)$$

$$y = (C_1A_2 - C_2A_1) / (A_1B_2 - A_2B_1)$$

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

- 相贯关系特征的提取

其方法类似于提取线状地物与面状地物相邻关系，首先需要了解线状地物是否与面状地物边界相交，如果存在相交，那么以相交点为裁剪点，将线状地物一分为二，分别检测这两个线段是否一个在面状地物的外部，另一个在面状地物的内部。若成立，则可以选取在面状地物内部的线段，检查其是否与面状地物在边界上有另一个交点，若存在相交点，提取关系特征。

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

一般说来，地物空间关系的提取是在完成形状特征提取的基础上进行的。首先，它对相同分布特征的地物进行提取，如对具有面状特征的植被类型或土壤类型进行提取。然后在不同分布特征的地物间进行提取，如提取具有线状特征的灌溉渠和具有面状特征的农田之间的空间关系。

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

提取空间特征关系，效率非常重要。对于空间相邻关系、包含关系、相交关系和相贯关系，可以采用双向投影方法判别它们是否在空间上临近或包含。这里以检测两个面状物体是否具有包含关系为例，予以说明。

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

设A, B为两个多边形（面状地物），若对A的边界分别作两条切线，令其斜率为 ∞ ，可得到两条切线分别与x轴交点 $(x_1, 0)$ 和 $(x_2, 0)$ 。其中 $x_1 < x_2$ ，则称闭区间 $[x_1, x_2]$ 为多边形A在x轴上的正交投影，再对多边形A的边界分别作两条切线，令其斜率为0，可得到两条切线分别与y轴交点 $(y_1, 0)$ 和 $(y_2, 0)$ 。其中 $y_1 < y_2$ ，则称闭区间 $[y_1, y_2]$ 为多边形A在y轴上的正交投影，双向投影的交集是多边形A的最小外接矩形。

运用同样方法，可得到多边形（面状地物）B的最小外接矩形。判定两者是否可能具有包含关系，只要比较两者闭区间的端点值即可。

地物空间关系特征描述与提取

- 空间关系特征提取与描述

利用计算机实现正交双向投影比较，其方法比较简单，只要分别对多边形A和多边形B边界上所有点的坐标排序，分别求出x坐标最大、最小和y坐标最大、最小的点，然后分别比较它们的大小，即可确定多边形A、B之间是否可能具有包含关系。同样，这种方法可以运用到空间相邻关系、相交关系和相贯关系特征提取上。

遥感图像解译专家系统

- 系统组成
- 图像处理与特征提取子系统
- 遥感图像解译知识获取子系统
- 遥感图像解译专家系统的机理
- 计算机解译的主要技术发展趋势

系统组成

- 遥感图像解译专家系统是模式识别与人工智能技术相结合的产物。它用模式识别方法获取地物多种特征，为专家系统解译遥感图像提供证据，同时应用人工智能技术，运用遥感图像解译专家的经验和方法，模拟遥感图像目视解译的具体思维过程，进行遥感图像解译。因此，能起到遥感图像解译专家的作用。利用遥感图像专家系统，可以实现遥感图像的智能化解译和信息获取，逐步实现遥感图像的理解。
- 遥感图像解译专家系统既需要对遥感图像进行处理、分类和特征提取，又需要从遥感图像解译专家那里获取解译知识，构成图像解译知识库，在基于知识的指导下，由计算机完成遥感图像解译。因此，它是复杂的系统。

系统组成

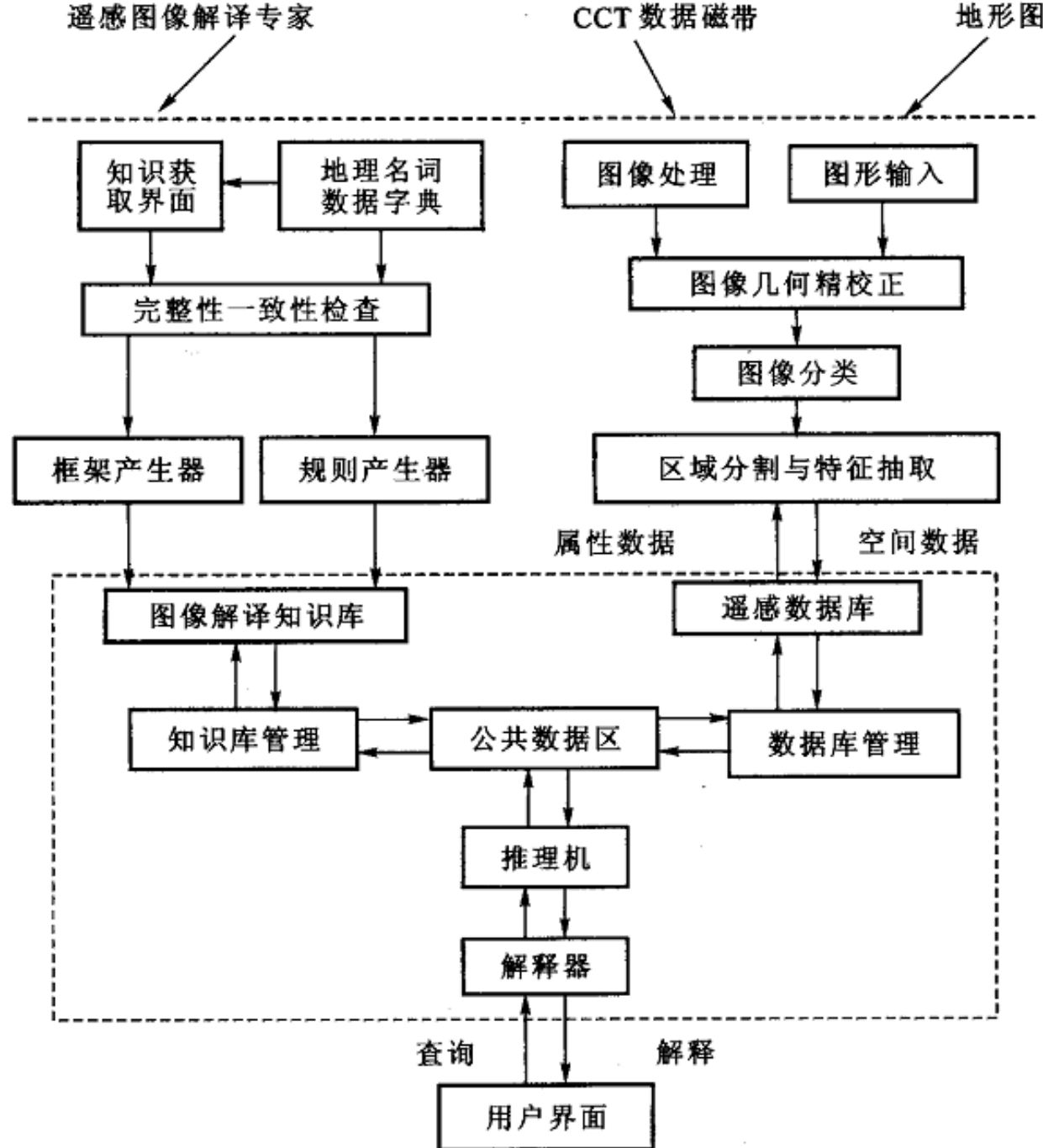
从图中可以看出，系统组成基本上分为三大部分：

- 第一部分为图像处理与特征提取子系统，它包括从CCT磁带获取遥感数据，进行图像处理，对地形图进行数字化，利用地面控制点对遥感图像进行精纠正，在图像处理基础上，对遥感图像进行分类，通过区域分割和边界跟踪，进行目标地物的形状特征和空间关系特征的抽取，每个目标地物的位置数据和属性特征数据通过系统接口送入遥感图像解译专家系统，存贮在遥感数据库内。

系统组成

- 第二部分为遥感图像解译知识获取系统，它包括通过知识获取界面获取遥感图像解译专家知识，对知识进行完整性和一致性检查，通过规则产生器和框架产生器将专家知识形式化表示，将专家知识通过系统接口送入遥感图像解译专家系统中，存贮在知识库中。
- 第三部分为狭义的遥感图像解译专家系统，由遥感图像数据库和数据管理模块、知识库和管理模块、推理机和解释器等构成。

系统逻辑结构图



“→”表示信息流(包括知识流与数据流)方向

图像处理与特征提取系统

(略)

遥感图像解译知识获取系统

- 遥感图像解译知识获取系统的主要功能是知识获取。知识获取被视为专家系统的“瓶颈”。当前，知识的获取具有三个层次：
 - 增加遥感解译新知识；
 - 发现原来解译知识有错误或知识不完全，修改原知识或补充新知识；
 - 解译专家系统能够根据解译结果，自动总结经验，修改错误知识和增加新的解译知识。

第三层次实质上是一种创造性的机器学习，在现有的技术水平和计算机设备条件下，知识获取主要集中在前两个层次。

遥感图像解译知识获取系统

- 遥感图像解译描述性知识可以采用框架方法表示。框架是一种结构化的知识表示形式，适合表示固定的、典型的概念事件和行为。框架知识表示方法主要具有以下特点：
 - 可以表现描述型和过程型两种不同的知识类型。
 - 具有知识属性继承的性能，知识库中知识冗余度小。
 - 框架为独立的知识单元，模块性好，易于知识更新。
 - 推理方式灵活。

框架知识表示方法的不足之处：

- 知识表现的多样性，给知识的整合和完整性检查带来困难。
- 没有现成的推理机，它需要用户设计与开发。

遥感图像解译知识获取系统

鉴于框架知识表示方法的缺点，仅适用于描述性知识的获取。描述性知识获取过程完成后，系统经过一致性和完整性检查，通过框架产生器，实现描述性知识的表示和获取。

- 过程性知识采用产生式规则知识表现方法，其形式为：IF（条件）THEN（操作）。产生式规则具有以下特点：
 - 每条知识为一条记录，知识结构简单，易于理解；
 - 规则前半部为前提条件，后半部为操作或结果，表示形式一致，易于控制和操作；
 - 规则之间相互独立，易于增删、修改和补充。

遥感图像解译知识获取系统

产生式规则缺点：

- 规则间的相互关系不透明，容易产生知识的不一致性；
- 推理缺乏灵活性。

考虑到产生式规则易于控制和操作，因此用它来表示过程性知识。过程性知识获取方法是：

系统自动提示规则名和规则表达式，用户只需要按要求写规则号，左部前提和右部结论，系统按照分类送入到规则生成器，在规则生成器的处理下实现机器内部的形式化表示。

由于系统综合采取自底向上和自上向下两种解译方法，需要不少控制性知识来管理、调度整个系统工作，因此可以采用产生式规则来表示控制处理知识。

遥感图像解译专家系统机理

遥感图像解译专家系统包括遥感图像数据库、解译知识库、推理机和解释器。

- 遥感图像数据库包括遥感图像数据和每个地物单元的不同特征，它由数据库管理系统进行管理。
- 解译知识库包括专家解译知识和背景知识，它由知识库管理系统管理。
- 推理机是遥感图像解译专家系统的核心，其作用是提出假设，利用地物多种特征作为证据，进行推理验证，实现遥感图像解译。
- 推理机采用正向推理与反向推理相结合的方式进进行遥感图像解译。

遥感图像解译专家系统机理

- 正向推理 (Forward Chaining)，即事实驱动方式的推理，它由已知事实出发向结论方向推理。推理过程大致是：系统根据地物的各种特征，在知识库中寻找能与之匹配的规则。若找到，则将该规则的结论部分作为中间结果，利用这个中间结果继续与知识库中的规则匹配，直到得到最终结论。
- 反向推理 (Backward Chaining)，即目标驱动方式推理，这种推理方式先提出假设，再由此出发，进一步寻找支持假设的证据。推理过程：选定一个目标，在知识库中查找能导出该目标的规则集。若这些规则中的某条规则的条件部分与遥感数据库内特征（事实）匹配，则执行该规则；否则，将该规则条件部分作为子目标，递归执行上述过程，直到总目标被求解或不存在能导出目标（或子目标）的规则为止。

遥感图像解译专家系统机理

执行推理时，系统根据遥感图像解译任务在解译地区选取目标参数，由参数确定区域结点并将与遥感图像解译任务有关的规则送入公共数据区，同时，系统由图像数据库取出待识别目标地物特征数据送到公共数据区（知识黑板），对公共数据区当前数据与知识网中所有规则左部匹配测试。当一条规则的左部与公共数据区的当前数据匹配成功，该规则被触发。规则右部执行操作或调用函数求值，操作结果或计算值作为新的数据填入黑板上槽名指示的槽中。当几条规则同时得到触发，公共数据区对应的槽中可能被赋予几个值（几条触发的规则得到结论），系统将这些值链接存贮，采取面向遥感图像解译领域的冲突仲裁策略，借助遥感图像解译专家来选取多个中间推理结论中的一个。

遥感图像解译专家系统机理

当一条规则的前提条件并未全部满足时，系统则转入反向推理，用反向推理进一步寻找支持假设的证据，把前提条件中缺失的事实（不满足的条件）当作目标，对每一个假设的目标获取信息进一步逐个进行测试，当通过推理规则获得必要证据或从用户处获得证据后，假设的目标得到证实。此时假设的目标作为事实赋给前提条件，同时系统再次启动正向推理。

推理产生的中间结果数据送入公共数据区，知识网络中的规则再度同更新后的公共数据区的数据作匹配测试，重复“匹配—冲突—解译”的推理过程，直到得出遥感图像解译结果。

完成一个目标地物识别后，执行公共数据区初始化，从图像数据库取出新的地物数据送入到公共数据区，重复前个地物目标推理过程，直到图像数据库内所有的目标地物都予以识别后，结束推理。

遥感图像解译专家系统机理

推理机具有两种运行形式：

- 咨询式：用户和系统进行人机对话，解译系统根据用户提供的区域信息和任务要求，完成遥感图像解译。其具体过程是依据遥感图像解译要求与特定目的，确定目标地物的分类系统和目标地物识别的深入程度。当缺乏某些判据时，系统自动向用户询问。此时用户应给出目标地物的判据，解译系统根据向用户咨询的各种判据，综合分析后给出解译结果。咨询式推理适用于用户具有比较丰富的解译经验或前提事实不足的情况下。

遥感图像解译专家系统机理

推理机具有两种运行形式：

- 隐蔽式：解译过程中图像数据同解译知识的结合在专家系统内部进行。它依据解译知识库内的地物类型选取图像数据，数据在公共数据区内同解译规则匹配，进行推理。碰到前提事实不足时，系统转入反向推理，启用深层推理知识，获取有关事实（证据）。这个过程中，数据的传递、知识的调用，都是在系统内部独立完成的，因此称之为隐蔽式。

遥感图像解译专家系统机理

专家系统中的解译器是一个用于说明推理过程的工具。它的作用是对推理的过程进行解释，以便用户明了计算机解译的过程。从应用要求看，解释功能要求解决以下两个问题：

- 系统应该能理解用户提出的问题。
- 系统能够根据用户的问题进行解释。在这个问题中又存在着解释层次（详细程度）的确定问题。对于实际用户来讲，解释的内容应该详细具体，并且应该用接近自然语言的表述形式。对于知识工程师，解释机制是一种调试工具，它要求解释简洁和精确，便于发现错误和改进系统。换句话讲，解释层次同用户的专业知识层次有密切关系。一个好的解释模块应该是一个好“教师”，它能够因人施教，确定解释的层次。

遥感图像解译专家系统机理

解决第1个问题可采取的方法：

尽可能全面地估计用户可能提出的各种遥感图像解译问题，然后将这些问题归纳、分类和整理。上述问题分别在知识库中存贮，并根据用户的询问在荧屏显示，用户只需要选择相应问题的编号，系统就可以接受用户提出的问题并进行解释。为了提高系统动态解释能力，可以采用Why函数为用户提供当前推理问题的解释。系统通过荧屏显示等提供说明，告诉用户采用的推理方法和推理路径，显示推理中采用的规则，使用户了解推理过程，力求使用户心悦诚服地接受推理的结论。考虑到机器对自然语言理解仍有很大的限制性，解释器可给出几种不同的问题模式，使系统能够回答关于遥感图像解译中常见的几类问题。

遥感图像解译专家系统机理

解决第2个问题可采取的方法：

建立用户知识模型来确定解释层次。系统以具有实际解译经验的普通用户为服务对象，选用基本解译规则作为解释单元。

系统动态解释采用追踪解释法，其采用的技术是：利用栈（特定的存贮区，信息存入和取出遵循后进先出原则）保存推理路径，当推理中匹配某条规则后，首先将规则号压进栈中保存。在用户希望了解推理过程和结论是否可靠时，可以用Why函数对系统询问。这时系统根据栈顶元素的规则号，查询并找出该项规则，对于规则中地理名词形式化编码，调用数据字典中对应的地理名词作字符串代换，形成用户可以理解的规则知识在荧屏上显示，然后，相应的栈内元素（规则号）退栈，系统再根据栈顶元素，寻找新的规则并进行字符串代换，再次进行荧屏显示，直到栈内没有元素为止。

遥感图像解译专家系统机理

遥感图像解译结果，采用预制文本法进行解释。其技术路线是：根据每类目标地物，建立与之相匹配的解译说明，每一个说明作为一个知识单元存放在知识库中。用户向系统询问遥感图像解译结果时，系统通过荧屏窗口向用户揭示多种目标地物类型。在用户确定目标地物类型后，系统依据目标地物关键码，调出文本解释，向用户说明遥感图像解译成果。

计算机解译的技术发展趋势

- 提取遥感图像多种特征并综合利用这些特征进行识别

人类认知心理学研究表明，人类对外部景物的感知是一个统一的整体，包括对场景中每个物体的形状、大小、颜色、距离等性质都按照精确的时空方位被完整地感知。人们在目视判读遥感图像时，除感受色调、色相的差别外，还通过形状和位置的辨认来获得大量的目标信息。可以说，提取稳定、有效的特征是提高遥感图像自动解译精度的关键。

计算机解译的技术发展趋势

- 提取遥感图像多种特征并综合利用这些特征进行识别
一般认为，遥感图像特征包括图像色调、颜色、形状、大小、纹理、图型、阴影、位置和相关布局。实验表明，单纯依赖遥感图像色调或色彩特征进行计算机解译，误判率难以降低。因为计算机自动解译所利用的图像信息量有限，不能全面反映图像中地物的特点。对任何一种解译特征来说，必然存在其识别的“死角”，即利用波谱特征很难区分的目标地物，例如利用光谱特征难以区分物理成分相同的湖泊与河流，居民住房与工厂厂房。因此，综合提取多种影像特征，对特征“组合优化”，不同特征互为补充，以提高计算机自动解译精度，这将是遥感图像自动解译的一个发展方向。

计算机解译的技术发展趋势

- 提取遥感图像多种特征并综合利用这些特征进行识别

对高分辨率卫星图像的自动解译来说，这种方法更具有优势，按照高分辨率卫星图像特点，分别对图像的目标地物采用低、中、高三个层次进行特征抽取和表达。低层次的对象是像素，不同地物的差异通过像素点上地物波谱特征表现出来，每个像素对应的数值是该地物波谱特征的表征，抽取每类目标地物的波谱特征，通过分类等方法可以将这些目标对象进行重组，构成以对象为基础的识别单元；中层次主要抽取和描述识别目标的形态、纹理等空间特征；高层次主要抽取和描述识别目标与相邻地物之间的空间关系。在此基础上，结合利用目标地物的形态、纹理、空间关系等特征，实现遥感图像目标地物的自动解译。

计算机解译的技术发展趋势

- 逐步完成GIS各种专题数据库的建设，利用GIS数据减少自动解译中的不确定性

地理信息系统是遥感图像自动解译的技术支撑，充分利用已经具备的1：25万或1：5万比例尺全要素数字地图，通过地面数字模型产生坡度、坡向、相对高程等信息，尽快建立GIS各种专题数据库，利用多种辅助解译信息，减少自动解译中的不确定性。具体说来，GIS专题数据库可以在计算机自动解译中发挥以下重要作用：

计算机解译的技术发展趋势

- 对遥感图像进行辐射改正，消除或降低地形差异的影响
由于地形差异，导致同类地物在山地的向阳面与背阳面的光谱响应特性差别很大，或者不同类的地物会反映出相近的光谱特征，造成“同谱异物，同物异谱”现象。如果忽略这些因素，势必会影响计算机解译的精度。因此，利用同一地区相同比例尺数字高程数据，进行格网化插值处理，格网单元尺寸与像素尺寸相同，然后采用数字地面模型生成坡度坡向图，在此基础上利用地面高程数据以及坡度坡向数据，对遥感图像的亮度值进行辐射纠正，以消除或减小高程、坡度、坡向对地物光谱特性的影响，然后用辐射纠正后的遥感图像进行计算机解译。

计算机解译的技术发展趋势

- 作为解译的直接证据，增加遥感图像的信息量
利用同比例尺地面高程数据作为解译直接证据，参加计算机解译，可以增加遥感图像的信息量。在具有垂直地带性的山区，对提高图像解译精度效果较好。例如，地物生长具有垂直地带性，因为地面高程变化可能产生同谱异物的情况，一些植物种类难以识别，此时引入高程信息作为证据，将会给植物分类增加有助于解译的直接证据，提高遥感图像植被解译的精度。该方法实现的方式是根据不同植被的垂直分异规律，估计出不同植被在不同高程带内出现的概率，并作为先验的条件概率引入分类判别函数中。

计算机解译的技术发展趋势

- 作为解译的辅助证据，减少自动解译中的不确定性

为了提高自动解译精度，可以把专题数据库的有关数据与遥感图像复合，增加解译的辅助证据。例如，利用常规的遥感图像分类方法，按照光谱特征进行植被类型预分类，然后将预分类结果和地学专题图（如土壤类型现状图）进行几何配准和信息复合，按照土壤类型现状图提供的信息，依据植被土壤相关分布规则对预分类结果中存在疑问的植被类型进行修改调整，减少解译中不确定因素造成的错误。

计算机解译的技术发展趋势

- 作为解译结果的检验数据，降低误判率

计算机解译的结果需要进行检验，以便确定其解译精度和误判率。利用GIS中各种专题数据库的有关数据进行计算机自动解译结果的检验是目前可行的方法之一。检验方法是：将有关专题图与计算机解译结果图进行复合配准，分别将解译结果图中每个地物类别与专题图图元相互对照，按一定规则判别其正确率，统计其误判率。结合实际抽样检验，确定计算机解译精度。

计算机解译的技术发展趋势

- 建立适用于遥感图像自动解译的专家系统，提高自动解译的灵活性

遥感图像专题信息解译，需要大量各学科专业知识与经验，然而真正具有丰富专业解译经验的专家却很少。为了解决专家“分身无术”这类问题，可构造专家系统。专家系统是把某一特定领域的专家知识与经验形式化后输入到计算机中，由计算机模仿专家思考问题与解决问题，是代替专家解决专业问题的技术系统。

计算机解译的技术发展趋势

- 建立适用于遥感图像自动解译的专家系统，提高自动解译的灵活性

从目前状况看，建立适用于遥感图像自动解译的专家系统，需要从以下方面开展工作：

- 建立解译知识库和背景知识库。解译知识库是人们总结出来的，关于遥感图像解译认识和经验的一个有限集合，它是经过形式化后记录在存贮介质上的知识。背景知识库是有关遥感图像解译背景知识与经验的集合，它以地学知识为主。例如，计算机在解译中遇到高山植被类型判断的问题，就可以运用背景知识库中植被垂直地带性知识进行分析推理。

此外，需要设计出一种方便地对知识单元（知识域中不可再分的单元）进行各种操作的管理系统，例如，定义知识结构、消除知识冗余、查询修改和更新知识，这对于有效管理解译知识库和背景知识库非常重要。

计算机解译的技术发展趋势

- 建立适用于遥感图像自动解译的专家系统，提高自动解译的灵活性
 - 根据遥感图像解译的特点来构造专家系统。一方面可以利用数字遥感图像本身提供的多种特征，运用模式识别方法解译，另一方面又可以发挥图像解译专家知识的指导作用，运用经验性的知识解决问题。例如，在高分辨率卫星图像中对公路与铁路进行自动解译，需要利用模式识别方法对公路与铁路这两种线状地物进行检测与识别，并利用专家系统来区别公路与铁路。专家系统根据汽车转弯相对灵活，公路转弯处半径很小，而火车转弯不灵活，铁路在转弯处半径很大等知识，结合铁路在道口与公路或大路直角相交，铁路每隔一定距离就有一个车站等背景知识进行综合分析，就可以将公路与铁路区别开来。可以说，实现计算机自动解译，必须构建适宜遥感图像解译的推理机，它不仅要解决目标地物多种特征的匹配，而且要解决辅助专题数据的匹配，在此基础上方便地进行正向推理与反向推理，这样才能提高自动解译专家系统的灵活性。

计算机解译的技术发展趋势

- 模式识别与专家系统相结合

模式识别是计算机解译中经常使用的方法。结构模式识别与统计模式识别各有优缺点。统计模式识别适用于地物光谱特征分类，结构模式识别适用于地物形状特征与图型等特征的识别。目前，在遥感图像识别中，计算机解译采用的主要模式识别技术是基于经典数学的BayeS判别方法，它属于统计模式识别的一种，也有人采用其他一些统计模式识别方法。地物多种特征在识别过程中的综合应用，必然要求统计模式识别与结构模式识别方法的结合。二者的结合，可以采用两种方式：**串联方式**，先用统计模式识别方法对目标地物进行粗分类，再用结构模式识别方法对地物进行细分类；**并联方式**，分别用统计模式识别方法对目标地物光谱特征进行分类和用结构模式识别方法对地物形状和空间关系特征进行分类，再用概率方法对其地物归属进行判别。

计算机解译的技术发展趋势

- 模式识别与专家系统相结合

专家系统和模式识别方法相结合，既可以发挥图像解译专家知识的指导作用，在一定程度上为模式识别提供经验性的知识，又可以利用数字遥感图像本身提供的特征，这有助于提高计算机解译的灵活性。例如，对林区遥感影像进行植被类型识别，可以利用地面高程和垂直地带性知识结合影像特征进行识别。根据专家知识可以知道，在一定高度的山地，气温会随高度增加而迅速降低，降水和湿度在一定高度内随海拔升高而递增。这种水热条件的变化会引起山地不同高度自然综合体的地域分异现象，导致植被、土壤、动物群落具有垂直地带性分布。专家系统利用自然地理环境各组成成分随海拔高度的变化而呈现规律性变化的规律，结合植被所具有的高程，可以推断出它归属的类型。

计算机解译的技术发展趋势

● 计算机解译新方法的应用

— 人工神经网络在遥感图像识别中的应用

人工神经网络（Artificial Neural Network，以下简称ANN）是一种模拟人脑神经元细胞的网络结构，“神经网络是由具有适应能力的简单单元大规模并行连接而成的网络”，在脑功能模型基础上建立起来的认知信息加工结构。概括说来，人工神经网络具有以下主要特征：

- 大规模的并行处理和分布式信息存贮；
- 具有良好自适应性和自组织性的非线性系统；
- 较强的学习功能、联想功能和容错功能，适合模拟人的形象思维。

计算机解译的技术发展趋势

- 计算机解译新方法的应用

- 人工神经网络在遥感图像识别中的应用

人工神经网络方法在遥感图像识别中具有以下两个方面功能：

- 神经网络用于遥感图像目标地物特征抽取与选择：通常直接将遥感图像送入网络进行学习训练，神经网络所“提取”的特征并无明显的物理含义，它只是将“提取”的特征贮存在各个神经元的连接之中，特征提取的方法与实现过程完全由神经网络自行决定。
- 神经网络用于学习训练及分类器的设计：ANN可以作为单纯的分类器（不包含特征提取和选择），用作学习训练及分类的设计。由于ANN分类器是一种非线性的分类器，它可以提供我们难以想象到的复杂的类间分界面，这为多目标地物识别提供了一种可能的解决方法。

计算机解译的技术发展趋势

- 计算机解译新方法的应用

- 人工神经网络在遥感图像识别中的应用

神经网络是人工智能的一个分支。可以用于目标地物识别的人工神经网络模型有：前向多层神经网络（如BP算法、RBF网络等）、ART网络、Hop field神经网络、自组织特征映射网络模型、认知器模型等等。尽管ANN中的各个神经元的结构与功能较为简单，但大量的简单神经元的组合却可以非常复杂，从而可以通过调整神经元间的连接系数完成地物特征提取、目标地物识别等复杂的功能。可以预见，人脑功能的进一步揭示和神经网络进一步研究，将推动人工神经网络在计算机解译中的应用。

计算机解译的技术发展趋势

- 计算机解译新方法的应用

- 小波分析在遥感图像识别中的应用

小波理论起源于信号处理。由于探测精度的限制，一般的信号都是离散的，通过分析认为信号 $f(t)$ 是由多个小波组成的，这些小波代表着不同的频率特征。小波函数平移、组合形成了小波函数库，通过小波函数库中区间的变化可以对某些感兴趣的频率特征局部放大，因此，小波函数被称为数学显微镜。

计算机解译的技术发展趋势

● 计算机解译新方法的应用

— 小波分析在遥感图像识别中的应用

小波分析是一种时间—尺度分析方法，与经典的Fourier分析有很大的不同，它在时间和频率上的取样步长随数字信号的性态不同而自适应地调整。因此小波分析为我们提供了一个有效的分析工具。小波分析方法的基本思想就是将图像进行多分辨率分解，分解成不同空间、不同频率的子图像，然后再对子图像进行系数编码。基于小波分析的图像压缩实质上是对分解系数进行量化的压缩。目前，小波分析在遥感图像识别中的应用主要是在遥感图像压缩方面，也有人对小波理论在立体视觉中的应用进行了理论探讨，提出了基于“小波变换”的多分辨率边缘检测方法和立体匹配方法，这对于应用计算机从立体像对中获取地面高程信息具有借鉴意义。

计算机解译的技术发展趋势

- 计算机解译新方法的应用

- 分形技术及在遥感图像识别中的应用

从几何形体上可以将遥感图像上的地物分为两大类：一类是具有规则的、边界光滑的“人造地物”，如建筑物等；另一类是不规则、具有精细的结构或自相似特征的自然地物，如山脉、沙丘等。有人注意到，许多自然界的物体具有自相似特征，由此联想到是否可以应用“分形”（Fractal）技术对这些物体特征进行刻画。

自1919年Hausdorff引入了分形维数的概念，到1975年Mandelbort发表了一系列有关分形的文章，分形很快成为一门分支学科。目前，分形领域里的迭代函数系统，在计算机上可以生成各种各样图案，也可以用分形方法在计算机上实现自然景物模拟。目前，分形方法在遥感图像数据压缩方面可以收到较好的效果，如 IMAGER分形图像压缩软件对一些遥感图像的压缩。“分形”方法提取自然地物特征尚在研究之中，如利用自相似性的尺度函数刻画地物纹理结构特征。

计算机解译的技术发展趋势

- 计算机解译新方法的应用

- 模糊分类方法在图像识别中的应用

模糊理论（fuzzy theory）于 1965 年被提出。该理论认为，在是与非之间存在中间状态，不确定性事物的归属度可以用概率方式表示出它的模糊性及不确定性。在遥感图像的分类中，一些地物往往存在模糊边界，要明确地判定地物分类类别的边界是件很困难的事情。例如，影像中灌丛与草地边界的确定。对这种边界不明显的情况可通过模糊分类方法加以解决。

计算机解译的技术发展趋势

- 计算机解译新方法的应用

- 模糊分类方法在图像识别中的应用

首先，建立最大似然比模糊分类模型如下：

$$L_f = \sum_{k=1}^n [M_{f(k)} P(x|k) P(k)] / \sum_{i=1}^n [P(i) P(x|i)]$$

式中， L_f 为模糊性类别 f 的归属概率，分类类别是 $k=1,2,3,\dots,n$ ；

$M_{f(k)}$ 为模糊性归属函数；

$P(x|k)$ 为从类别 k 中观测到 x 的条件概率；

$P(k)$ 为类别 k 的先验概率。

然后利用最大似然比模糊性分类法对过渡类别进行分类。

计算机解译的技术发展趋势

- 计算机解译新方法的应用

此外，还有其他一些新方法在计算机解译中应用。

概括说来，遥感图像计算机解译具有探索性强，涉及的技术领域广，技术难度大等特点，需要采用模式识别、遥感图像处理、地理信息系统与人工智能（包括专家系统和人工神经网络）等多种技术综合研究。在研究思路上，应该根据遥感图像中目标地物的特点，采用低、中、高三个层次进行描述和表达。低层次的描述对象是图像像素，它不含有任何语义信息，但通过计算机分类等方法可以将这些识别对象进行重组，形成性质均一的地物单元（或称区域）。中层次是在区域分割的基础上抽取卫星图像形态、纹理特征、空间关系等特征，以描述和表达目标地物。高层次描述和表达的目标地物是与理解图像有关的具有丰富语义的对象，它允许按分析目标来解译图像。然后，构造图像识别专家系统，实现图像的特征匹配与多目标地物的

计算机解译的技术发展趋势

从计算机解译过程看，遥感图像中目标地物自动识别的技术路线如下：

- 卫星图像识别（解译）机理分析 → 知识获取与知识形式化表示 → 建立专家知识库和背景知识库 → 遥感图像解译专家系统构建。
- 数字遥感图像 → 几何纠正和辐射纠正 → 目标地物光谱特征抽取 → 目标地物形状特征抽取与描述，以及空间位置抽取与描述 → 地理专题信息复合（必要时进行） → 运用遥感图像解译专家系统实现数字图像智能化识别 → 产生专题图 → （在地理信息系统支持下）实现地理数据库更新。

思考题

- 什么是非监督分类方法？简述其原理和过程。
- 比较监督分类与非监督分类的优缺点。