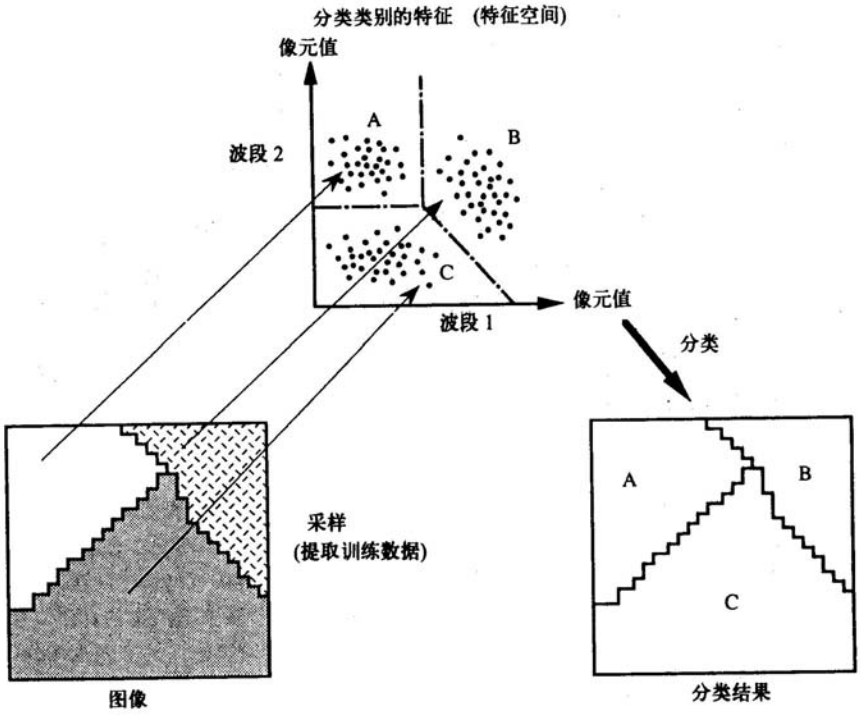
9 遥感图像的计算机专题分类

目 录

1 图像分类的概念.....1
2 计算机图像分类的方法.....2
2．1 非监督分类.....2
2．2 监督分类.....2
2．3 分类的后处理.....2
3 非监督分类.....2
4 监督分类.....4
5 分类后处理.....6
6. 精度评价.....7

1 图像分类的概念

以区别图象中所含的多个目标物为目的，对每个像元或者比较均匀的像元组给出对应其特征的名称。如图



特征名称一般成为类别，例如土地利用/覆盖中的 居民地、水域、园地、林地、耕地等。参与分类地多个特征量（向量）所定义的空间，称为特征空间，例如 2 格波段定义的 2 维特征空间，3 格波段定义的 3 维特征空间等等。

分类的实质是根据某一标准，对特征空间进行划分，并给予划分后的均匀区域相同的名称。

2 计算机图像分类的方法

2．1 非监督分类

分类标准的确定不需要人的参与，由计算机根据自动按照某一标准（例如**距离**最短）自动进行。需要确定要分几种类别，或者类似的输入条件。分类后的结果，还需要再给出具体的涵义。

类似的概念，聚类分析、点群分析、空间积群等。

2．2 监督分类

首先选择已知类别的具有代表性的训练区（试验区），建立判别准则，对未知的地区进行自动判别。先学习后分类法。也是遥感应用中最为常用的方法。

一般的步骤为如图 1：

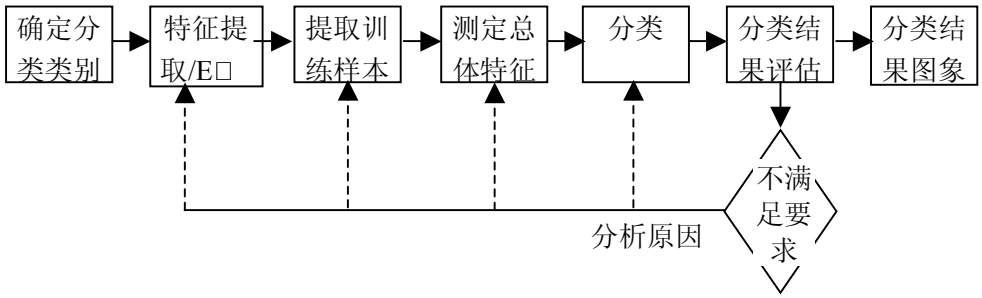


图 1 计算机遥感专题分类流程图

1) 根据应用目的和数据特点，确定分类类别。
2) 寻找各个类别的特征量，有必要时进行图像的特征空间的转化。
3) 根据图像数据和其他辅助数据选择训练样本。
4) 测定总体特征。如从各个类别的样本数据中，利用最大似然比等方法测定总体的统计量。
5) 按照选定的分类器对整个图像进行分类

2．3 分类的后处理

由于基于像元的图像分类结果必然出现零星的类别，一般需要进行分类的后处理。后处理的目的是去除孤立的离散点。

1) 分类的后处理，进行滤波，驱除孤立离散点。
2) 将已知训练样本和分类结果做比较，进行分类结果的精度评价。如果结果不满足精度要求，分析原因，重新进行处理，直到满意为止。
3) 生成最终分类图像，供进一步处理。

3 非监督分类

1) K-均值算法

在数据空间内平均计算各类的均值，使用最小距离法，将未知像元划分到某一类中，再调整均值，直到迭代次数满足，或者距离阈值满足。

输入参数

Number of class: 要分成几类

Change threshold%(0-100): 如果每一类的像元数目变化小于此数值，则迭代停止。

2) ISODATA 算法（迭代自组织）

迭代自组织数据分析算法（Interactive Self-Organizing Data Analysis Technology Algorithm,简称 ISODATA）在 K 均值算法的基础上，加入了试探性的步骤，能够吸取中间结果的经验，在迭代的过程中可以进行类别的分离和合并，具有“自组织”性，是目前非监督分类中使用最为广泛的算法。该算法中影响分类结果的参数有：迭代次数、类别数、参加分类的波段数目。

输入参数：

- 最大和最小类别数目，因为算法进行自动的类别分裂和合并，所以不能确定类别的具体数目。
- 最大迭代次数和每类中像元数量的变化，其中一项满足，则分类结束。
- 如果某一类别中的像元数目不满足 Minimum # pixel in class，则删除该类别，像元归并到最近的一类中。
- 如果某一类的标准差大于 Minimum class stdv，则该类别需要分裂成两个类别。
- 如果来年改革类别的平均距离小于 Maximum class distance，则该两个类别合并成一类。
- Maximum # merge class 定义最多合并多少类别。
- Maximum stdev from mean;
- Maximum distance error

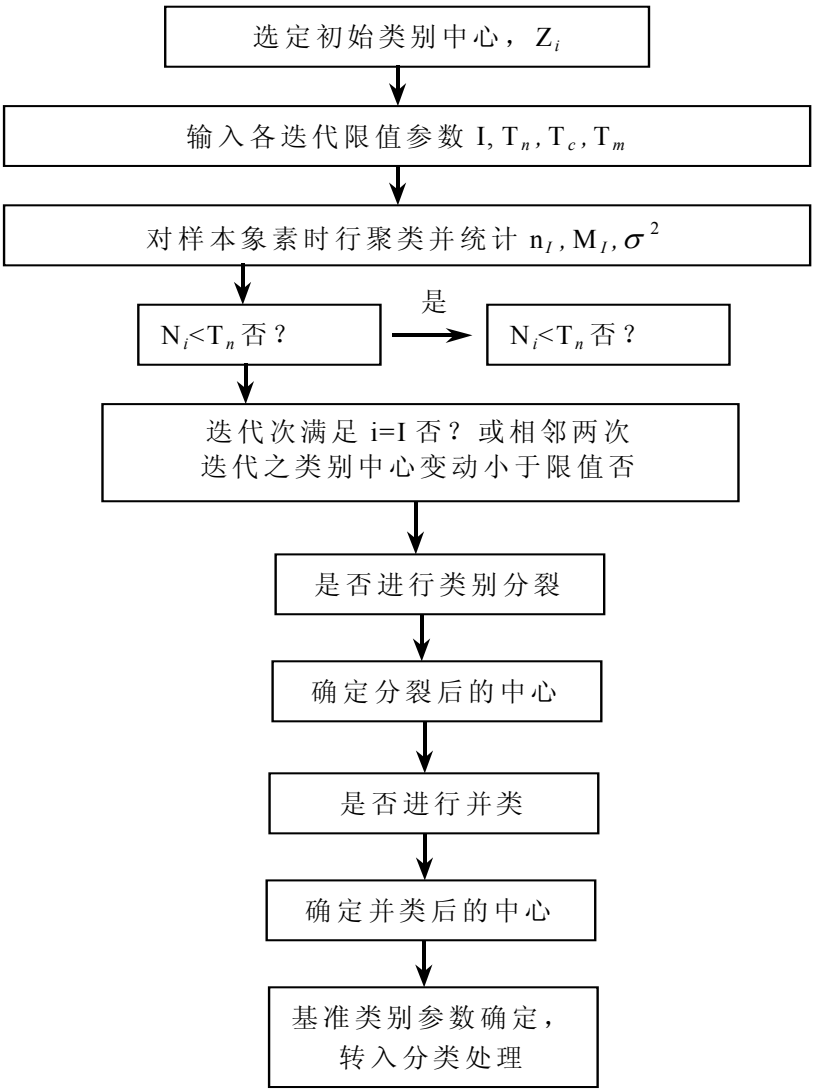


图 2-7　ISODATA 算法

4 监督分类

1)　平行管道分类

使用简单的分类规则进行多光谱遥感图像的分类。

决策线在 n 维光谱空间中是一个平行的管道。管道的直径根据距离平均值的标准差确定。如果某个像元落在某一类的平行管道的阈值范围内，则划分到该类别中。如果落在多个类中，ENVI 则将这格像元划分到最后匹配的类别。落不到任何管道中，则标识为未分类像元。

输入参数 Max stdev from the mean, 是距离平均值多少个标准差。

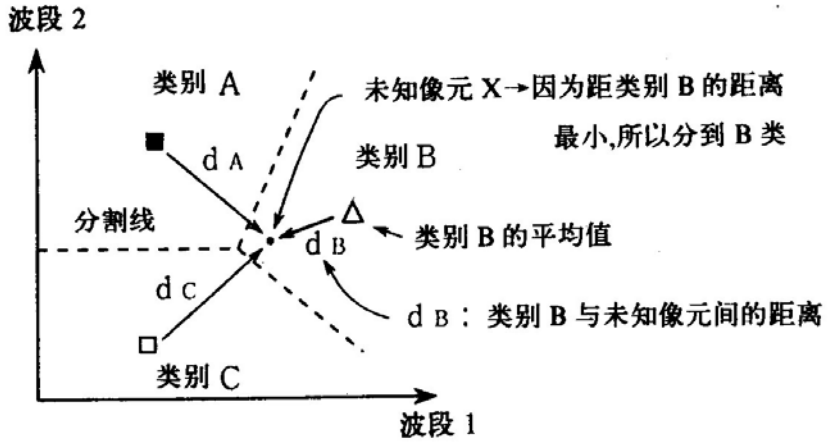
2)　最小距离分类

计算未知像元距离各个类别均值向量的欧氏距离，将该像元划分到距离最小的类别中。如果没有没有确定最大的标准差和距离阈值，则所有的像元都会分类。

输入参数：Max stdev from the mean, 是距离平均值多少个标准差。

Max distance error , 距离的最大阈值

如果两个参数都输入了，ENVI 使用其中小的作为最终的判别标准。
原理如图



3) 马氏距离分类

这是一个方向敏感的分类器。类似于最大似然分类。

区别是假定所有类别的斜方差矩阵是相同的。

因此速度比最大似然法要快。

4) 最大似然分类

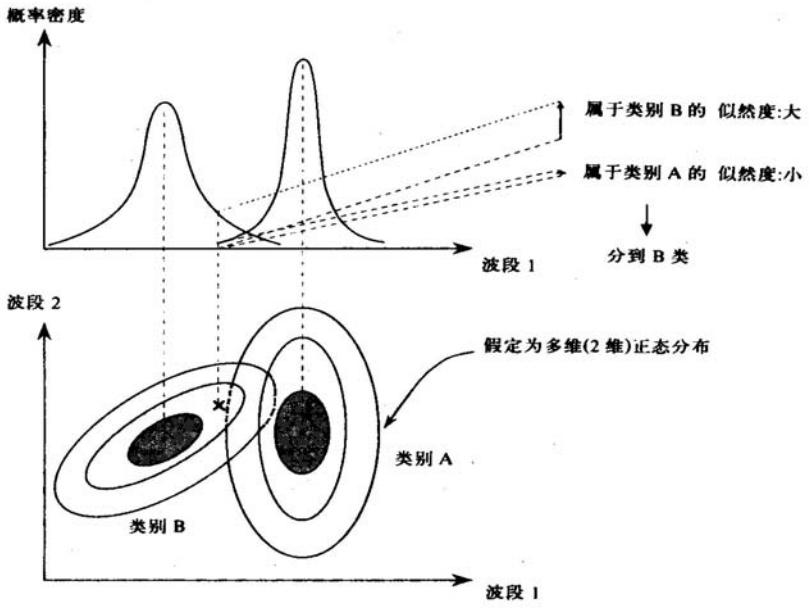
假设条件：数据符合多维正态分布。如果不符合，分类的精度也将下降。

计算每个像元属于各个类别的似然度(likelihood),该像元分到似然度最大的类别中。

似然度是像元数据 X 属于类别 k 的后验概率。如果类别 k 中 X 的条件概率为 P(x/k), 则似然度 L_k 的计算公式为：

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

原理如图：



5) 光谱角分类
6) 二值编码分类
7) 神经网络分类方法

5 分类后处理

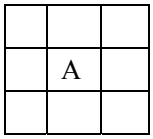
1) 类别的合并

同一类别中，光谱特征相差太大，需要再分类的时候作为几类进行分类，分类完成后再进行类别的合并。

2) 筛滤

去除离散的像元点。与用户给定的窗口大小有关, 用户给定的组内像元数目。去除后的像元标记为“未分类“。

四邻域



八邻域

3) 临近类别的归并

离散点和周围大的类别进行归并。先膨胀，再侵蚀。

数学形态学知识简介。

- 膨胀（Dilate ）：填充、扩展、增长等。填充小于结构元素（核）的像元。灰度图象或者黑白图象。
- 侵蚀(Erode): 收缩。去除小于给定结构的孤岛。
- 开放（Opening）：平滑等高线，使用相同的结构，先侵蚀再膨胀。
- 关闭（Closing）：平滑等高线，融合细长的沟谷，去除小的洞，填充裂隙。先膨胀再侵蚀。

4） 多数或者少数分析

中心像元将被给定的窗口内的多数像元或者少数像元值所取代。

举例。

5） segmentation 图象分割，每一个连接的区域赋予一个唯一的灰度值。

6） overlay class

将分类的图象叠加在一个彩色合成图象上。对于分类图象可以选择要叠加的类别。

用途：动态变化的制图。

6. 精度评价

随着遥感和 GIS 的结合，遥感专题分类结果作为 GIS 数据更新的需求日益加剧。分类精度直接关系到它更新 GIS 数据库的能力，因此分类结果的精度评价也引起了人们的普遍关注。

精度评价的流程为图：

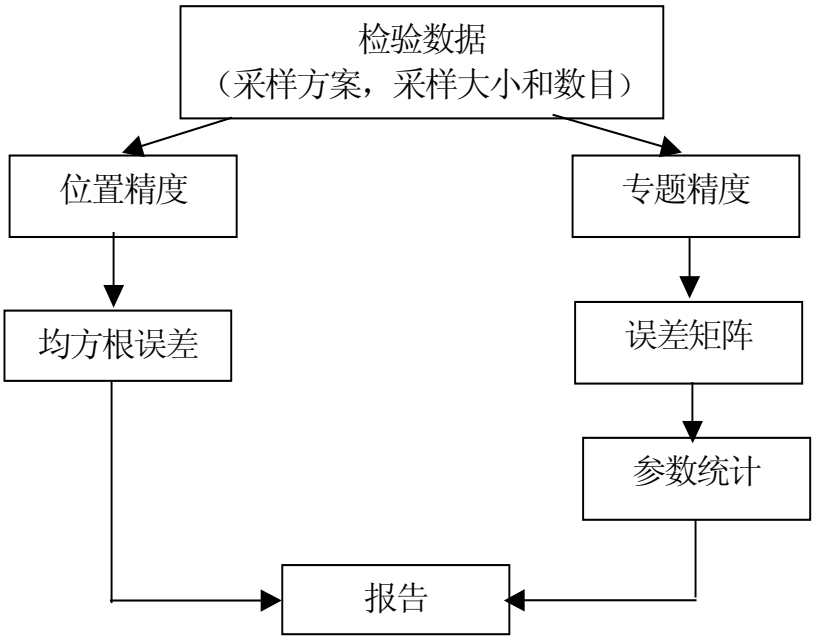


图　精度评价流程

在早期的研究中，对分类的评价仅仅限于定性，通过实地的考察的检验点得到“看起来很好的”诸如此类的结论。专题精度的评价经过 Hord 和 Brooner(1976) ， Van Gendren,lock(1977),Rosenfield(1982),Conalton(1983); 直到 1986 年 Story 和 Congalton，根据检验数据和遥感分类结果对比的混淆矩阵成为评价遥感图像分类结果的标准方法（Russel and Kass,1993）。

1）检验数据

检验数据主要来自于地面实况的调查或更高空间分辨率的航空图像的目视解译结果，但根据航空影像解译结果往往产生保守的精度（D.L.Verbyla,1995）。

ENVI 软件中通过定义 ROI 来实现。

2）采样方法

目前常用 5 种采样方法来生成混淆矩阵（Russell G Conalton,1988）。

①简单随机采样（Simple Random Sampling）

②分层随机采样（Stratified Simple Random Sampling）

③聚类采样（Cluster Sampling）

④系统采样（System Sampling）

⑤分层系统采样（Stratified System Sampling）

除了聚类采样以块以外，其余 4 种方法都以像元为基本单位。

检验样本的采样方法是影响精度评价结果的重要因素。

Peng Gong（1990）在土地覆盖分类时，分别采用了①②⑤三种采样方法进行精度评价，得到的精度由大到小依次为：**简单随机采样 > 分层随机采样 > 分层系统采样**，这一现象是否带有普遍性，需要更多的实践检验。

Strehman（1992）指出要依据研究目标来确定采样方法。

3）混淆矩阵

采用某种采样方法得到检验数据，对比遥感分类结果图得到混淆矩阵。混淆矩阵的形式如表。

表 遥感分类精度评价的混淆矩阵形式

图像类别	检验数据			
	X	Y	Z	行和
X	A	E	F	G
Y	B			
Z	C			
列和	D			

上表中，列之和是各类检验样本的数目，行之和遥感分类结果各类的总数。从混淆矩阵可以计算出常用于精度评价的几个指标：

运行误差（Commit Error）=(E+F)/G (4-1)

用户精度（User's Accuracy）：=A/G =100%-运行误差 (4-2)

结果误差（Omission Error）= (B+C)/D (4-3)

生产者精度（Producer's Accuracy）= A/D =100%-结果误差 (4-4)

总体精度(Overall Accuracy) = $\sum_{i=1}^{m} X_{ii} / N$ (4-5)

m 为类别数目，N 为样本数目。

4）Kappa 统计

在利用混淆矩阵进行精度评价时，偶然的一致往往会发生。如果将原始图像进行随机赋值，也会有 10%的可能性与真实情况一致（M.Langford 等，1997）。而总体精度并不能排除这种偶然一致性，因此一些研究人员推荐使用 Cohen（1960）提出的 kappa 统计评价方法(Hudson,1988;Janssen 等，1994)。kappa 统计也是根据混淆矩阵来计算。

$$\hat{k} = \frac{N\sum_{i=1}^{m} X_{ii} - \sum_{i=1}^{m} X_{i+} X_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^{m} X_{i+} X_{+i}}$$

(4-6)

其中 m 为类别数，Xii 为对角线样本的数目，X_{i+}，X_{+i} 分别是 i 行 i 列上样本数目的总和，N 为样本数目。

Kappa 统计用到了混淆矩阵中每一个元素，用来度量实际吻合（Actual Agreement）和变化吻合（Change Agreement），比只计算总体精度要合理些。它在评价不同分类器的分类精度上耕具有统计意义上的辨析能力。

Kappa 统计的意义是：如果 Kappa 统计为 0.7，则表示所用的分类方法比随机赋予各点某一类别的方法优越 70%。目前 kappa 统计也成为评价分类结果的一个标准参数。

混淆矩阵举例

	耕地	园地	林地	行和	用户精度（%）	CE（%）
耕地	16	2	2	20		
园地	4	23	3	30		
林地	2	4	18	24		
列和	22	29	23	74		
生产者精度（%）						
OE(%)						

总体精度 ＝

kappa 统计 ＝

课堂练习计算

7 软件实习