

doi:10.3969/j.issn.1001-358X.2011.03.009

模糊 C 均值聚类遥感影像分类

田晓娜¹, 董 静²

(1 沈阳沈西燃气有限公司, 辽宁 沈阳 110013

2 辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000)

摘要: 模糊 C 均值聚类算法可有效的解决遥感信息的不确定性和混合像元的划分。文中基于 matlab 平台、采用模糊 C 均值聚类对遥感影像进行分类, 并运用混淆矩阵对分类结果进行了精度评定。实验结果表明, 基于模糊 C 均值聚类使得分类后的图像很好地区分了地物类别, 取得了较好效果。

关键词: 遥感; 影像分类; C 均值聚类; 精度评定

中图分类号: P237 文献标识码: B 文章编号: 1001-358X(2011)03-0032-03

所谓遥感影像分类就是根据遥感影像的光谱特征、纹理特征、空间特征等按照某种判断规则对目标逐步探测、识别和鉴定的过程。

传统的硬划分具有非此即彼的性质, 而由于卫星遥感数据具有多光谱波段、多空间分辨率和多时间分辨率的特点, 其数据量庞大, 并且由于各种地物波谱辐射的复杂性以及干扰因素的多样性等原因, 从而使获取的遥感数据具有模糊、不确定性等特征且数据分布复杂, 遥感信息的这种不确定性和混合像元问题使部分像元很难进行非此即彼的划分。实际上遥感数据所反映的大多数地物并没有严格的类属性和隶属关系, 具有“亦此亦彼”的性质。因此考虑各个像元属于各个类别的隶属度, 进行软划分才能更好地区分不同地物类别^[1]。

模糊 C 均值聚类 (Fuzzy C Means Clustering FCM) 就是结合模糊集理论和 K 均值聚类而提出来的适合进行软化分的模糊聚类分析方法。所以采用模糊聚类的方法可较好地处理遥感数据的分类问题^[2]。

本文基于 matlab^[3] 平台, 采用模糊 C 均值聚类算法对遥感影像进行分类并运用混淆矩阵对分类结果进行了精度评定。

1 模糊 C 均值聚类

FCM 算法是基于对目标函数的优化基础上的一种数据聚类方法。聚类结果是每一个数据点对聚类中心的隶属程度, 该隶属程度用一个数值来表示。使得每个给定数据点用值在 0 1 间的隶属度来确定其属于各个组的程度。与引入模糊划分, 不过, 加上归一化规定, 一个数据集的隶属度的和总等于 1。模

糊聚类的优点在于能适应那些分离性不是很好的数据, 这允许了数据性质的模糊性, 为数据结构的描述提供了详细的信息。

1.1 模糊 C 均值聚类数学基础

模糊 C 均值聚类算法用模糊集理论对 K 均值算法进行改进, 并用隶属度来衡量像元属于各个类别的程度。模糊 C 均值聚类算法改变了 K 均值分类中非此即彼的特性。其基本思想为^[4]: 设要进行聚类分析的影像像元数为 n , 影像像元集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 其中 $x_k = \{x_k^1, x_k^2, \dots, x_k^p\}^T$, P 为特征向量数。设把影像像元分为 c 个类别, 每个类别的聚类中心 $v_i = (v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^p)$, 聚类中心集合 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 。用 μ_k 表示像元 x_k 隶属于以 v_i 为中心 i 的隶属度, 定义隶属度矩阵 U 如下:

$$U = [\mu_k]_{c \times n} \quad (1)$$

矩阵 U 中每一列的元素表明所对应的像元隶属于 c 个类别中各个类的隶属度。满足如下约束条件:

$$\sum_{k=1}^n \mu_k > 0, \sum_{i=1}^c \mu_k = 1, 0 \leq \mu_k \leq 1 \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

对隶属度 μ_k 进行了模糊化, μ_k 可取 0 到 1 之间的任意实数, 但其隶属度的总和总是等于 1, 这符合遥感像元的实际情况。而属于硬聚类的 K 均值聚类其隶属度具有非此即彼的性质, 隶属度 μ_k 只能取 0 或 1。定义目标函数 J :

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c [\mu_k]^m (d_{ik})^2 \quad (3)$$

其中, $d_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|^2$ 为 Euclidean 距离; $m \in [1, \infty)$ 为模糊加权指数。在模糊聚类目标函数中 $\{J_m: 1 < m < \infty\}$ 的加权指数 m 是 Bezdek 引入的,

参数 m 又称为平滑因子,控制着模式在模糊类间的分享程度。在目标函数法中,最优的分类就是使目标函数达到局部最小值的分类。对目标函数进行最优化计算时,由于目标函数包含两个参数 (U, V) ,故按拉普拉斯乘数法进行优化计算时,对 (U, V) 进行交替迭代优化计算。

1.2 模糊 C 均值聚类算法流程

FCM 算法的流程如下:

(1)提取样本纹理特征值,求其均值,可得到初始聚类中心。

(2)初始化:设置初始聚类中心 V ,聚类数 c ,隶属度矩阵 $U^{(0)}$ 和加权指数 m ,终止误差 e 和最大置迭代次数 $LOOP$ 。

(3)开始循环,当迭代次数为 IT ($IT = 0, 1, 2, \dots$) 时,根据 $U^{(IT)}$ 计算 C 均值向量:

$$v_i^{IT} = \left(\sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m \right)^{-1} x_k \left(\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^m) \right), \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (4)$$

(4)对 $k = 1, 2, \dots, n$, 按以下公式更新 $U^{(IT)}$ 为 $U^{(IT+1)}$:

若 $x_k \neq v_i$ ($i = 1, 2, \dots, c$) 满足,则对此 x_k 计算

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{jk}}{d_{ik}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (5)$$

若对某一个 v_i 有 x_k 满足 $x_k = v_i$, 则对应此 x_k , 令 $u_{ik} = 1; u_{jk} = 0 (j \neq i)$ 。这样,把聚类中心与样本一致的情形除掉,把隶属度模糊化为 0 到 1 之间的实数。

(5)若 $\|U^{IT} - U^{(IT-1)}\| < e$ 或者 $IT > LOOP$, 停止; 否则置 $IT = IT + 1$ 并返回第三步。

FCM 算法允许自由选择聚类个数,每一向量按其指定的隶属度 $u_{ik} \in [0, 1]$ 聚类到每一聚类中心。FCM 算法通过最小化目标函数来实现数据聚类的。

2 基于模糊 C 均值聚类算法的遥感影像分类实验

2.1 实验数据

实验所用数据为辽阳市 SPOT 全色遥感影像,如图 1 所示。

由于每一景影像其实就是一个大的矩阵,矩阵的维数对应于影像的长度和宽度值,矩阵中的每一个数值 (0 ~ 255) 对应于影像中每个像素的亮度值,全色影像的这个特点使得它很容易进行计算机处理。

2.2 实验

分类系统首先对样本进行特征选取,构建初始

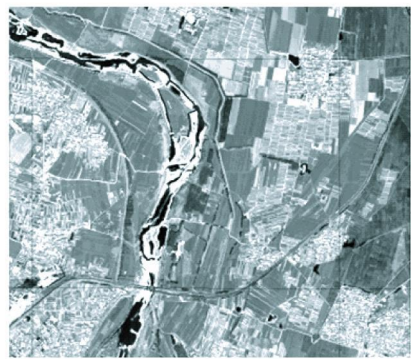


图 1 实验数据

聚类中心,然后用模糊 C 均值分类器对待分类影像进行分类,然后输出分类后影像,并进行精度评价。其处理的流程如图 2。

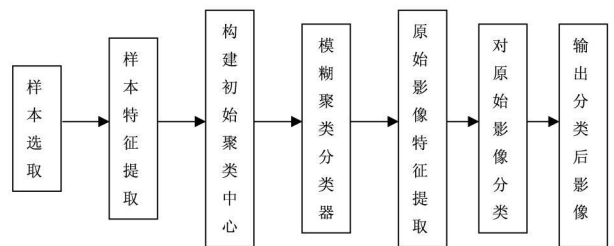


图 2 分类系统流程

2.2.1 样本选取

对经过预处理的图像,通过人工目视判读,按照类别从影像中分别选取具有代表性的样本:菜地,河流,农田样本各 24 个,居民地样本 22 个。

2.2.2 计算初始聚类中心

选的纹理特征要能较好区分出影像中各种不同类别的地物。通过多次实验结果进行对比,本次实验选择了区分度较好的纹理特征:基于 $0^\circ, 90^\circ, 45^\circ$ 方向的灰度共生矩阵的对比度^[5],求对比度公式为:

$$CON = \sum_{n=1}^l n^2 \left\{ \sum_{i=1}^l \sum_{j=0}^l P_{ij}(i, j) \right\} \quad (6)$$

求出各类样本的平均值,其均值如表 1 所示。

表 1 各样本不同方向的对比度总体均值

样本 / 方向	0°	90°	45°
菜地	1.7105	3.2121	4.0426
居民地	5.1755	6.0058	9.7856
农田	0.3547	0.4397	0.5986
河流	2.1247	2.3444	4.3698

所以,可设置初始聚类中心为:

$$v_0 = \begin{bmatrix} 1.7105 & 5.1755 & 0.3547 & 2.1247 \\ 3.2121 & 6.0058 & 0.4397 & 2.3444 \\ 4.0426 & 9.7856 & 0.5986 & 4.3698 \end{bmatrix} \quad (7)$$

2.2.3 构造模糊聚类分类器并对原始影像进行分类

(1) 初始化。设置聚类数 $c=3$ 和加权指数 $m=2.5$ 终止误差 $\varepsilon=0.0000001$ 和最大迭代次数 $LOOP=100$ 。由于加权指数 $m=1$ 时, 属于硬聚类, m 越大隶属度越平滑, 故一般选 $m \in [2.5]$ 。由于 m 小于 2 时, 趋于硬分类, 而 m 大于 3 时分类平滑过渡, 故选 m 为 2.5。

(2) 模糊 C 均值聚类算法的实质是优化最佳聚类中心的过程, 当 $\|U^{(t)} - U^{(t-1)}\| \geq \varepsilon$ 时要继续循环最优的聚类中心, 直到满足要求时, 停止。

(3) 初始化隶属度矩阵 $U^{(0)}$ 。可根据公式 $d_k^2 = \|x_k - v_i\|^2$ 计算出 d_0 ; 再根据 d_0 和式 (5) 计算出隶属度矩阵 $U^{(0)}$ 。

(4) 应用模糊 C 均值分类器对待分类影像进行分类。

2.2.4 实验结果

通过运用模糊 C 均值分类器, 按照最大隶属度原则进行分类得到分类后的影像灰度图像 (图 3)。在分类后彩色图像中, 可见红色代表农田, 蓝色代表菜地, 绿色是居民地和河流。从这些图中可看出, 各地物类型均被正确识别出来, 且各个地物的边界清晰可见。另外, 由于初分类后的影像会存在一定的“噪声”, 本文进行了适当的分类后处理, 采用中值滤波去除影像噪声, 可得到滤波后的分类影像图。

以 0 度, 90 度和 45 度方向对比度的模糊聚类的分类结果

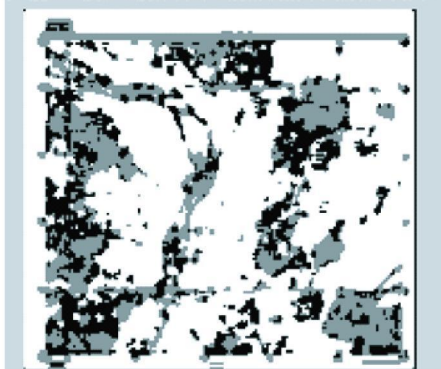


图 3 分类后灰度图像

2.2.5 分类后精度评定

为了评定本次分类结果的精度, 利用 ERDAS 软件的精度评价功能运用随机抽样方法, 在遥感影像上随机选取 100 个点并记录其地物类型, 在相应位置上采用目视判读方法读出用本文分类算法得到的地物类型, 应用混淆矩阵法^[6], 统计结果如表 2。

表 2 基于模糊 C 均值聚类方法的遥感影像

名称	生产者精度	使用者精度	总体分类精度
菜地	74.83%	71.43%	
居民地	72.58%	72.32%	73.85%
农田	74.87%	77.18%	
河流	70.08%	68.92%	

由表 2 可知: 采用模糊聚类分类器进行遥感影像的分类效果较好, 取得了较高的分类精度, 相对于传统的分类方法有了很大的提高。

3 结 论

本文基于模糊 C 均值聚类算法的理论实现了遥感影像的分类, 并取得了较高的精度。首先, 提取菜地、农田、居民地、河流样本, 经过多次实验进行对比, 选取纹理特征较好的对比度, 计算其均值, 构建初始聚类中心; 然后, 针对遥感信息的不确定性和混和像元问题, 计算输入影像中各个像元属于各个类别的隶属度, 根据隶属度进行了软划分的方法, 构造了模糊 C 均值分类器; 再次, 运用模糊 C 均值聚类, 对遥感影像进行分类; 最后, 引入混淆矩阵对分类结果进行精度评定, 采用了目前被国内外学者普遍采用的遥感影像模式识别方法——混淆矩阵法, 分别计算了生产者精度、用户精度及其总体分类精度作为分类评价的指标, 经过精度评定可以看出, 模糊 C 均值聚类使得分类后的图像很好地区分了地物类别, 取得了较好的效果。

模糊 C 均值聚类算法存在聚类性能受中心点初始化影响且计算量大, 聚类过程中每次迭代优化都要计算隶属度矩阵和聚类中心, 运算耗时等问题, 因此可针对这些问题在模糊 C 均值聚类算法的基础上对其进行改进, 以获得更加理想的分类结果。

参考文献:

- [1] 王娟. 基于分形纹理的遥感影像土地覆盖类型识别方法与研究 [D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2007
- [2] 潘新. 遥感影像的分类 [J]. 天津测绘, 2004(1): 177-183
- [3] Rafael C. Gonzalez 等. 数字图像处理 (MATLAB 版) [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005
- [4] 哈斯巴干, 马建文, 李启青等. 模糊 C-均值算法改进及其对卫星遥感数据聚类的对比 [J]. 计算机工程, 2004(6). (下转第 36 页)

理后,可以生成高精度的数字地面模型 DEM、等高线图及正射摄影像图。机载激光雷达系统获得的主要数据是三维激光脚点坐标(距离信息数据),形成了数字表面模型(DSM)。由于能够同时搭载其他类型的传感器,如高精度数码相机,因此可以同时获取地表高精度的影像信息,这些数据通过滤波生成数字高程模型(DEM),利用数字影像信息就很好地进行矿山的地上三维模型的建立。机载三维激光雷达系统工作原理参见图 1。

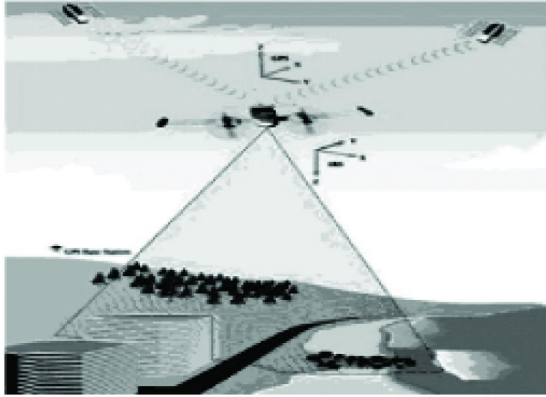


图 1 机载三维激光雷达系统工作原理示意图

(4) 地面激光扫描技术

地面三维激光扫描仪采用非接触式高速激光测量方式,在复杂现场和空间对被测物进行快速扫描测量,直接获得激光点所接触物体表面的水平方向、天顶距、斜距和反射强度,自动存储并计算,获得点云数据。点云数据经过计算机处理后可迅速建立目标物的高精度三维模型,其灵活性很高,施测方便。

2.2 信息数据获取的技术选择

从上述技术各自特点着眼,结合矿山环境特点,

进行三维建模技术的原则应是机载激光雷达和地面激光扫描技术的有机结合,因为地面的获取技术应是机载激光雷达,而地面激光扫描技术则最适合地下矿山模型的建立。

3 结 论

矿山的智能管理是势在必行的,而矿山的数字化和三维可视化的表达,是矿山的智能管理的基础,因此,寻求快速的建模技术是很必要的。

地面三维激光扫描与机载激光雷达遥感技术有机融合应是目前矿山三维表达的首选,可以很容易实现矿山地上与地下的建模技术需求,技术应用前景广阔。

参考文献:

- [1] 张太鹏,宋会传. 无人机技术在现代矿山测量中的应用探讨[J]. 矿山测量, 2010(3).
- [2] 高秦瑞,李芹涛. 基于蓝光数字化平台建立矿山三维模型[J]. 中国矿山工程, 2007(4).
- [3] 王丽萍,于强,贾永京. JAVA-3D在矿山防灾减灾中的应用[J]. 信息系统工程, 2010(8).
- [4] 李建忠. 虚拟矿山中巷道的三维建模研究[J]. 煤炭工程, 2009(10).
- [5] 陈朋根,龚健雅. 地质矿山中三维GIS数据模型的应用问题[J]. 矿山测量, 1999(2).

作者简介:高鹏翔(1962-),男,江苏连云港人,测量工程师,本科。现主要从事航测及地理信息系统的应用研究。

(收稿日期:2011-02-24)

(上接第 34 页)

- [5] 王耀楠,李树涛,毛建旭. 计算机图像处理与识别技术[M]. 北京:高等教育出版社, 2001.
- [6] Huang Ning Zhu Minhui Zhang Shouong. Considering neighborhood information in image fuzzy clustering[J]. Journal of electronics china 2002, 19(3).

作者简介:田晓娜(1981-),女,辽宁省沈阳市人,助理工程师,本科,学士学位。现就职于沈阳沈西燃气有限公司,主要研究方向为矿山测量。

(收稿日期:2011-02-18)