

混合像元分离的研究进展

卫建军¹, 李新平¹, 赵东波¹, 梁伟^{1,2}

(1. 西北农林科技大学资源与环境学院; 2. 中国科学院水利部水土保持研究所, 陕西 杨陵 712100)

摘 要: 遥感成像中混合像元的产生是不可避免的, 它的存在严重影响了遥感影像的解译精度, 是传统的像元级遥感分类和面积量测精度难以达到实用要求的主要原因。介绍了混合像元存在的普遍性及其研究的重要性, 重点阐述了线性模型、概率模型、几何光学模型等几种分离方法及其它们各自的特点并对它们目前存在的不足和以后要重点研究的内容进行了讨论。最后, 指出了现有研究的不足并对今后研究的重点问题给出了建议。

关键词: 遥感; 混合像元; 分解模型

中图分类号: TP79

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2006)05-00103-03

Review on Un-mixing Mixed pixel of Remotely Sensed Data

WEI Jian-jun¹, LI Xin-ping¹, ZHAO Dong-bo¹, LIANG Wei^{2,1}

(1. College of Resources and Environment, Northwest Sci-tech University of Agriculture and Forestry;

2. Institute of Soil and Water Conservation, Chinese Academy of Sciences, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: The remotely sensed image often has many mixed-pixels, which is one of the important reasons for low interpretation accuracy. Also, it is the main reason that the normal classification based on pixel and area measure accuracy can not meet our needs. The universality of the mixed-pixel and the importance of studying on it is presented. Especially illustrates linear, probabilistic, geometric-optical model and several techniques for un-mixing the mixed-pixel. Finally, the authors think it is not enough for the recent research and give advice on the advanced study in the future.

Key words: remote sensing; mixed-pixel; un-mixing model

1 前言

定量遥感面临的一个突出问题就是混合像元问题^[1~8]。多光谱图像分类技术认为一个像素仅仅包含某一类地面目标的信息, 这种像素称为纯像素^[1]。但位于多类地物交界处的像元或纹理区域内的像元, 由于地物散射等因素的影响, 一个像元往往包含有多类地面目标的信息, 这种像素称为混合像元^[1,2]。传统的分类方法对于较低精度要求的图像处理基本可以满足要求。而对于较高精度的遥感分析, 如何有效地解译混合像元是关键问题之一^[3], 也一直是遥感应用研究的难点和热点问题^[13,22]。

混合像元问题不仅是遥感技术向量化深入发展的重要障碍, 而且也严重影响计算机处理的效果或计算机技术在遥感领域中的应用。大多数遥感影像分类算法并不考虑这一现象, 只是利用像元光谱间的统计特征进行像元分类。光谱混合分解技术考虑了这一现象, 不仅能给出组成像元各地表覆盖类的丰度而且能给出分类的图像^[1]。大量的研究表明, 无论利用那种分离模型, 结果都或多或少的表现出精度的提高。

2 目前的研究情况

混合像元分解指混合像元的类型分解, 即算出混合像元内各个类型所占的面积比^[4]。目前, 在混合像元分解方面已经做了许多研究, 主要有线性波谱分离法^[18~20]、非线性波谱分离法、匹配滤波法和经验系数法, 它们共同的缺点是没有考

虑端元存在的空间关系^[9]。事实上, 端元在空间分布上应当有一定的形状和积聚性。充分利用这个特点就相应增加了信息量, 将有助于改善像元的分解结果。另一方面, 如果选择端元时考虑了端元彼此间的独立关系, 就有可能获得更好的分解矩阵。对于考虑到相邻像元的影响, 近年来人们已经做了很多研究, 提出了许多有效的混合像元分解的模型和方法。Charles Ichoku(1996)^[9]将它归结为以下五种类型: 线性模型、概率模型、几何光学模型、随机几何模型和模糊分析种模型。其中最受欢迎且使用最多的一种是线性模型^[10]。

2.1 线性模型

在线性混合模型中, 每一光谱波段中单一像元的反射率表示为它的端元组分特征反射率与它们各自丰度的线性组合。因此, 第 i 波段像元反射率 y_i 可以表示为:

$$y_i = \sum_{j=1}^n (a_{ij} x_j) + e_i \quad (1)$$

其中, $i = 1, 2, 3, \dots, m, j = 1, 2, 3, \dots, n, y_i$ 是混合像元的反射率, a_{ij} 表示第 i 个波段第 j 个端元组分的反射率, x_j 是该像元第 j 个端元组分的丰度。 e 是第 i 波段的误差。 m 表示波段数, n 表示选定的端元组分数。由(1)式可表示为矩阵形式:

$$r = Ax + e \quad (2)$$

公式(1)或(2)可以通过几种方法求得单个像元内各个端元组分的丰度 x_j 。既然一个像元内端元组分丰度总量为 1, 因此, 线性限制 $x_1 + x_2 + \dots + x_n = 1$ 可以当作求解系统的一

* 收稿日期: 2006-06-05

作者简介: 卫建军(1981-), 男, 在读硕士, 主要研究方向: GIS 与遥感的应用。

部分;另外, 一个重要的条件就是丰度不能为负数和大于 1。总的说来, 为便于求解, 未知端元组分数目须小于或等于矩阵行数, 这意味着端元组分数 n 应当小于或等于波段数 m 。

2.2 概率模型

概率模型的一个典型是由 Marsh 等人(1980)^[11]提出的近似最大似然法。利用线性判别分析和端元光谱产生一个判别值, 根据判别值的范围将像元分为不同的类别。假设构成混合像元的端元组分只存在两种, 分别为 X 、 Y , 那么可以用以下公式来表示其中的一个端元组分在混合像元中所占的面积比例:

$$P_y = 0.5 + 0.5 \frac{d(m, x) - d(m, y)}{d(x, y)} \quad (3)$$

式中: P_y ——端元组分 y 在混合像元中所占的面积比例, $d(x, y)$ ——端元组分 X 、 Y 之间的 M - 距离, $d(m, x)$ ——混合像元 m 和端元组分 X 之间的 M - 距离, $d(m, y)$ ——混合像元 m 和端元组分 Y 之间的 M - 距离。当计算出来的值小于 0 时, P_y 设为 0; 当计算出来的值大于 1 时, P_y 设为 1; 这样, 根据判断, 就可以把混合像元归类为端元组分 X 或 Y 。

2.3 几何光学模型

该模型把地面看成由树及其投射的阴影组成。从而地面可以分成四种状态: 光照植被面(C)、阴影植被面(T)、光照背景面(G)、阴影背景面(Z)。像元的反射率可以表示为:

$$R = (A_C R_C + A_T R_T + A_G R_G + A_Z R_Z) / A \quad (4)$$

式中: R_C 、 R_T 、 R_G 、 R_Z ——四种状态下的反射率; A_C 、 A_T 、 A_G 、 A_Z ——像元内四种状态所占面积, A ——该像元的面积。每种状态所占的面积是地面表面形状的函数, 而地面表面形状取决于树冠的形状和尺寸、树的高度、树的密度、地面坡度、太阳入射方向以及观测方向。为了简化模型, 树冠的形状常被假设为相近的固定几何形状。

2.4 随机几何模型

该模型和几何光学模型相类似, 像元反射率同样表示为四种状态的面积权重的线性组合。即:

$$R(\lambda, x) = \sum_i f_i(x) R_i(\lambda, x) \quad (5)$$

式中: x ——像元中心位置的坐标, λ ——波长, $R_i(\lambda, x)$ ——第 i 类覆盖的体平均反射率, $f_i(x)$ ——在 x 位置第 i 类组分的百分比。 $i = 1, 2, 3, 4$ 分别代表光照植被面(C)、阴影植被面(T)、光照背景面(G)、阴影背景面(Z)四种状态。

2.5 模糊模型

基本原理^[12]是将各种地物类别看成模糊集合, 像元为模糊集合的元素, 每个像元均与一组隶属度值相对应, 隶属度也就代表了像元中所含此种地物类别的面积百分比。先选择样本像元, 根据样本像元计算各种地物类别的模糊均值矢量和模糊协方差矩阵。每种地物的模糊均值矢量 μ_c^* 为:

$$\mu_c^* = \frac{\sum_{i=1}^n f_c(x_i) \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n f_c(x_i)} \quad (6)$$

模糊协方差矩阵 Σ_c^* 为:

$$\Sigma_c^* = \frac{\sum_{i=1}^n f_c(x_i) \cdot (x_i - \mu_c^*) \cdot (x_i - \mu_c^*)^T}{\sum_{i=1}^n f_c(x_i)} \quad (7)$$

式中: n ——样本像元总数; $f_c(x_i)$ —— i 个样本属于 c 类地物的隶属度; c ——地物类别; x_i ——样本像元值矢量($1 \leq i \leq n$)。 μ_c^* 和 Σ_c^* 确定后, 对每一像元进行模糊监督分类, 求算每种地物在其分类所占面积百分比。用 μ_c^* 和 Σ_c^* 代替最大似然分类中的均值和协方差矩阵, 求算属于 c 类别的隶属度函数:

$$f_c(x) = \frac{1}{\sum_{i=1}^m P_i^*(x)} \quad (8)$$

其中:

$$P_i^*(x) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\Sigma_i^*|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x_i - \mu_c^*)^T \Sigma_i^{*-1} (x_i - \mu_c^*)\right\}$$

式中: N ——像元光谱值矢量的维数, m ——预先设定的地物类级数, $1 \leq i \leq m$ 。另外, 还有王喜鹏等提出的应用神经网络模型^[16]、桂预凤等提出的灰神经网络法^[17]、范闻捷等提出的盲分法^[18]、吴波提出的非监督正交子空间投影法^[6]等。

3 有待研究的重点问题

3.1 现有研究的不足之处

虽然我们在像元的分离中取得了很大的进步也建立了不少的分离模型, 但是存在的问题仍然是很大的。

(1) 高精度端元数据很难获取^[9]。在分辨率较低的影像上直接获取端元的光谱不大可能, 如果利用野外或实验室光谱进行像元分解, 则无法很好的处理辐射纠正问题, 不仅处理的实效性难以保障而且增加了处理难度。当典型地物选取不精确或超过选用遥感数据的波段时, 会带来较大的误差。

(2) 模型使用过程中一般都是使用单一传感器数据。以上所述的模型在实际应用中均是对单一遥感数据的处理, 使得分解结果不仅受到模型缺陷的影响, 而且, 还遗传了原始影像的误差。

(3) 在模型应用过程中很少考虑到模型的集成使用。线性模型仅将各组成成分光谱反射率简单相加, 概率模型只有在两种地物混合条件下使用, 几何模型主要适用于冠状植被地区, 模糊模型的样本模糊均值矢量和模糊协方差矩阵也存在误差, 这样它们的应用都受到了一定限制。在上文提到的所有模型中以线性模型的应用最为广泛, 但所有模型在应用过程中都是单一使用, 很少将它们集成。

尽管大多数的研究者声明他们发展或者采用的像元分解模型的精度是相当高, 然而大多数情况并没有相应的数据来支持他们的说法。同时, 对于精度的衡量, 不同的研究者有不同的方法和标准; 同样, 像元分解的结果是基于不同类型的影像(真实的和模拟的影像)、不同的分辨率、不同的地面景观以及不同时相。因此, 很难在同样的标准底下, 来比较不同模型的精度。从已有的结果来看, 很难说哪种方法更有优势或者劣势。而且, 即使建立的模型提高了解译精度, 但只是比较准确的算出某个地物所占的面积百分比而不能从空间进行定位。

3.2 有待研究的重点问题

综上所述, 我们可以看出各种分解思想尚处于探索阶段, 其有关理论也有待进一步验证, 方法有待完善。以下问题有待探讨。

(1) 组分光谱数据的获取: 模型应用过程中最关键的一步是获取各个组分的参照光谱值, 即纯像元某种基本组分的光谱值, 但在实际操作中这个基本组分的典型光谱值很难获得。利用高精度的 GPS 可在一定程度上解决问题, 但是效果不是很理想, 如何开发一套规范的、基于高精度的 GIS 即时的样本数据获取过程和方法, 是以后工作中有待解决的重点和难点^[18]。

(2) 多种遥感数据结合: 黄土高原地形复杂, 利用中低空间分辨率和高时间分辨率遥感图数据(如 1km 分辨率的 Spot Vegetation 数据等)进行土地利用和土地覆盖动态年际和年内变化, 是一个值得探索的研究课题, 但是由于分辨率的限制, 混合像元现象普遍, 必须将其与较高空间分辨率遥

感数据(如 SPOT 数据)结合, 建立像元分离模型。

(3) 多种模型的集成: 不同的情况下, 应该根据实际情况

选择适合需要的模型。但若能将两个或者两个以上的方法进
行混合利用, 取长补短, 也许会使分解精度得到进一步提高。

参考文献:

[1] 朱述龙. 基于混合像元的遥感图像分类技术[J]. 解放军测绘学院学报, 1995, 12(4): 226– 229.

[2] 陶秋香. 非线性混合光谱模型及植被高光谱遥感分类若干问题研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2004.

[3] 陈述彭, 童庆喜, 郭华东. 遥感信息机理研究[M]. 北京: 科学出版社, 1998. 201– 212.

[4] 李郁竹. 农作物气象卫星遥感监测和估产研究进展和前景探讨[J]. 气象科技, 1997, (3): 29– 43.

[5] 桂预风, 张继贤, 林宗坚. 土地利用遥感动态监测中混合像元的分解方法研究[J]. 遥感信息, 2000, (2): 18– 21.

[6] 吴波, 张良培, 李平湘. 非监督正交子空间投影的高光谱混合像元自动分解[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(11): 1392– 1396.

[7] 毛克彪, 覃志豪, 张万昌. 针对 ETM 基于 BP 网络像元分解模型分类研究[J]. 遥感信息, 2004, (2): 27– 30.

[8] 霍东民, 刘高焕, 骆剑承. 基于 PCM 改进算法的遥感混合像元模拟分析[J]. 遥感学报, 2005, 9(2): 131– 136.

[9] Charles Ichoku, Arnon Karnieli. A review of mixture modeling techniques for sub-pixel land cover estimation[J]. Remote Sensing Reviews, 1996, 13: 161– 186.

[10] 陶秋香, 赵长胜, 张连蓬. 植被高光谱遥感分类中一种新的非线性混合光谱模型及其解算方法[J]. 矿山测量, 2004, (1): 28– 31.

[11] Marsh, S E, Switzer, P, Kowalik, W S, et al. Resolving the percentage of component terrains within single resolution elements[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1980, 46(8): 1079– 1086.

[12] Wang, F. Fuzzy supervised classification of remote sensing images[J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 1990, 16(1): 194– 201.

[13] 李剑萍, 郑有飞. 气象卫星混合像元分解研究综述[J]. 中国农业气象, 2000, 21(2): 44– 47.

[14] 马超飞, 马建文, 布和敖斯尔. USLE 模型中植被覆盖因子的遥感数据定量估算[J]. 水土保持通报, 2001, 21(4): 6– 9.

[15] Dengsheng Lu, E M, Matus Batistella. Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 87: 456– 469.

[16] 王喜鹏, 张羊贞. 应用神经网络模型分解 AVHRR 混合像元[J]. 遥感学报, 1998, 2(1): 51– 56.

[17] 桂预风, 张继贤, 林宗坚, 宣文玲. 基于灰神经网络理论的混合像元分解方法研究[J]. 遥感信息, 2000, (4): 27– 28.

[18] 范闻捷, 徐希孺. 混合像元组分信息的盲分解方法[J]. 自然科学进展, 2005, 15(8): 993– 1000.

[19] G I Metternicht, A Fermont. Estimating Erosion Surface Features by Linear Mixture Modeling[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 64: 254– 265.

[20] Allan Aasbjerg Nielsen. Spectral Mixture Analysis: Linear and Semi-parametric Full and Iterated Partial Unmixing in Multi- and Hyperspectral Image Data[J]. Mathematical and Vision, 2001, 15: 17– 37.

[21] X. Zhou, S. Folving. Application of spectral mixture modelling to the regional assessment of land degradation: a case study from basilicata, Italy [J]. Land Degradation & Rehabilitation, 1994, 5: 215– 222.

[22] 陶秋香, 陶华学, 张连蓬. 线形混合光谱模型在植被高光谱遥感分类中的应用研究[J]. 勘察科学技术, 2004, (1): 21– 24.

(上接第 102 页)

和现状开采情况预测流场图相比, 适当调整开采井的布局后, 地下水位下降趋势比较平缓, 开采漏斗也不十分明显。预测末期, 地下水位大体维持在预报初期的水位。

MODFLOW 软件的广泛应用表明, 利用它进行模拟, 能较为真实地反映地下水流的实际情况, 可以为水源地的开采提供一种可视化的结果, 更好的规划水资源的合理利用。

5 结 论

(1) 通过使用 Visual MODFLOW 软件对李官堡水源地进行数值模拟, 展现其系统化结构、快捷化操作、模块化输入、可视化显示等特点, 是进行地下水数值模拟的有力工具。

(2) 使用 Visual MODFLOW 软件进行模拟时, 对水文

地质条件的概化和各项参数的选取, 直接影响着所建模型的准确性和可信度。

(3) 模型识别时, 注意调整后的参数是否能反映含水层的实际性质, 为拟合而拟合的做法是应当避免的; 数值模拟的目的在于预测和应用, 伪拟合的模型不可能达到目的, 也就没有利用的价值。

(4) 现状开采条件下, 李官堡水源地能够满足提供 $9.8 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$ 的水量, 并且不会产生严重的环境地质问题。因此, 从数量上说, 用该水源地来提供建设项目所需的水量是可行的。同时重新优化调整开采井的布局, 避免开采漏斗的扩大, 维持水源地的良性运转。

参考文献:

[1] 丁继红, 周德亮, 马生忠. 国外地下水模拟软件的发展现状与趋势[J]. 勘察科学技术, 2002, (1): 37– 42.

[2] 王宏, 姜华君, 邹立芝. Modflow 在华北平原区地下水库模拟中的应用[J]. 世界地质, 2003, 22(1): 69– 72.

[3] 戴长雷, 迟宝明, 陈鸿雁. 傍河型地下水水源地论证[J]. 工程勘察, 2005, (2): 26– 32.

[4] 杨维, 丁斌, 王恩德, 等. 地下水傍河水源地数值模拟[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2004, 20(4): 325– 328.

[5] 房佩贤, 卫中鼎, 廖资生. 专门水文地质学[M]. 北京: 地质出版社, 1996. 104– 113.

[6] 韩志勇, 郑西来, 林国庆. 大沽河下游地区地下咸水恢复方案的数值分析[J]. 工程勘察, 2004, (6): 25– 29.

[7] 李同斌, 邹立芝. 地下水动力学[M]. 长春: 吉林大学出版社, 1995. 14.