

黄河口遥感图像光谱混合分解

刘庆生¹ 刘高焕¹ 刘素红²

(1 中国科学院资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京市安定门外大屯路 917 大楼, 100101)

(2 中国科学院遥感应用研究所, 北京市安定门外大屯路 917 大楼 100101)

摘要:探讨了用逻辑斯蒂法进行光谱混合分解的新技术, 采用黄河口 TM 图像进行了分析。结果证明, 它不仅能给出分类结果图像, 而且能产生组成像元各地类的丰度图像, 说明分类图像是在某种置信度下的结果。

关键词:黄河口; 光谱混合分解; 逻辑斯蒂法

中图法分类号: P237.3

遥感图像中像元很少是由单一均匀的地表覆盖类组成的, 一般都是几种地物的混合体, 因此图像中像元的光谱特征并不是单一地物的光谱特征, 而是几种地物光谱特征的混合反映。大多数遥感图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。有关光谱混合分解技术的论述^[1,2]及成功应用^[3,4]在此不一一列举。本文所用图像为 1999 年 6 月 25 日黄河口 TM 图像(由于第 6 波段分辨率较低, 未利用), 该地区地物类型复杂, 主要为林地、荒草地、水体、农田、芦苇地、城镇、滩涂。

1 图像光谱混合分解法

1.1 大气纠正

大气纠正的方法很多^[2], 精确的纠正往往需要提供各种参数。由于缺乏大气纠正所需参数, 本文利用一种不需外部输入的简单方法——内部平均相对反射率(IARR)法进行图像大气纠正。该方法就是将图像各波段的每个像元除以该波段整个图像的平均值, 得到整个图像像元的相对反射率, 这样就消除了程辐射和部分地形的影响, 便于端员训练和光谱混合分解。

1.2 端员训练像元的选择

本文目的是详细区分林地、芦苇、荒草地、农田、城镇, 因此选择它们作为端员组分, 同时选择了

占图像很大的部分的水体与滩涂作为端员, 共选择端员 8 个。选择端员时, 根据野外实际观察, 并结合已有的土地利用图, 尽可能选择正确纯正的像元作为端员的训练像元, 同时考虑到图像地物的均一性及算法计算消耗, 设定选择窗口大小为 3×3。

1.3 光谱混合分解

利用逻辑斯蒂法进行光谱混合分解。逻辑斯蒂法是一种非线性回归分析方法, 许多人曾利用它进行过地物的分类^[5,6], 但未见有用于遥感图像光谱混合分解。其基本数学模型如下:

$$\theta_{ir} = \frac{e^{\tilde{y}_{ir}}}{1 + \sum_{l=1}^{k-1} e^{\tilde{y}_{il}}} \quad (1)$$

式中, e 为指数函数; $\tilde{y}_{ir} = \beta_{0r} + \beta_{1r}X_{i1} + \dots + \beta_{pr}X_{ip}$; θ_{ir} 为第 i 个像元属于第 r 类的概率, $r=1, 2, \dots, k$; X_{i1}, \dots, X_{ip} 为第 i 个像元 p 个波段的灰度值。

$$\theta_{i1} + \theta_{i2} + \dots + \theta_{ik} = 1 \quad (2)$$

式(2)表明, 第 i 个像元属于各类的概率和为 1。

将 8 个端员各 9 个像元的数据按顺序排列作为训练数据, 根据式(1)和式(2), 利用极大似然法估计式(1)中的回归系数 $\beta_{0r}, \beta_{1r}, \dots, \beta_{pr}$ 。得到一组回归系数后带入式(1), 同时将图像的相对反射率数据代入, 即可求出图像中任一像元分别属于 8 个端员的概率值。

1.4 各端员丰度图像和分类结果图像

由 §1.3 得出图像中每个像元属于 8 个端员的概率, 然后利用伪密度分割将像元归属概率分

成 10 个段, 见表 1, 这样就得到图像每个像元属于各端员的丰度图像(图 1)。灰度值越大, 表明该端员丰度越大。

表 1 伪密度分割赋值表

Tab. 1 The Evaluated Table of False Density Segmentation

归属概率/ %	伪密度分割赋值
(0, 10)	0
(10, 20)	20
(20, 30)	40
(30, 40)	60
(40, 50)	80
(50, 60)	100
(60, 70)	120
(70, 80)	140
(80, 90)	160
(90, 100)	180

根据像元属于各端员的概率, 将其中有概率大于 60% 的像元进行分类, 并赋予不同的伪密度分割值(表 2), 否则该像元不分类, 这样就得到了整个图像的分类结果(图 2)。

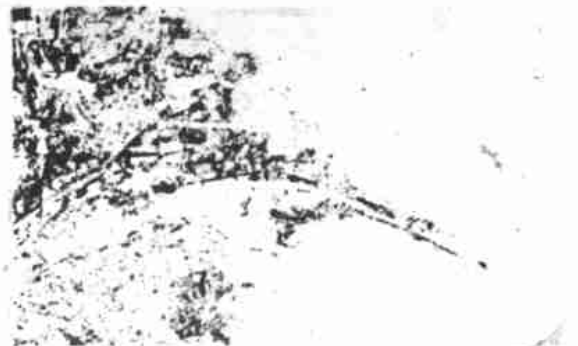
表 2 像元分类伪密度分割赋值表

Tab. 2 The Evaluated Table of False Density Segmentation of Pixel Classification

归属概率/ %	类别	伪密度分割赋值
< 60	未分类	20
> 60	农田	40
> 60	水体	60
> 60	林地	80
> 60	城镇	100
> 60	麦田	120
> 60	滩涂	140
> 60	芦苇	160
> 60	荒草地	180



(a) 林地



(b) 芦苇



(c) 荒草地



(d) 水体

图 1 端员组分伪密度分割图

Fig. 1 The False Density Segmentation Image of the Endmembers

2 结论与讨论

与用相同位置的 8 个端员训练像元的最大似然法和光谱角度填图法结果相比, 60% 归属概率下的逻辑斯蒂法、最大似然法和 5° 下的光谱角度

填图法的最终分类效果接近, 本文成功地分类了林地、芦苇、城镇和水体。但用逻辑斯蒂法进行遥感图像光谱混合分解更得到了附加结果——各像元属于各端员地表覆盖类的丰度图像, 这对需要丰度信息的详细土地利用规划及植被群落划分研究非常有用。另外, 与最大似然法和光谱角度填

图法相比,逻辑斯蒂法清楚地知道划分某一像元为某一类时的误差概率(本文为 60%)。由于最大似然法和光谱角度填图法是用商用软件 PCI

所做,而逻辑斯蒂法为自编程序,运行环境不同,所以没有比较它们在分类速度、占用内存等方面的优劣。

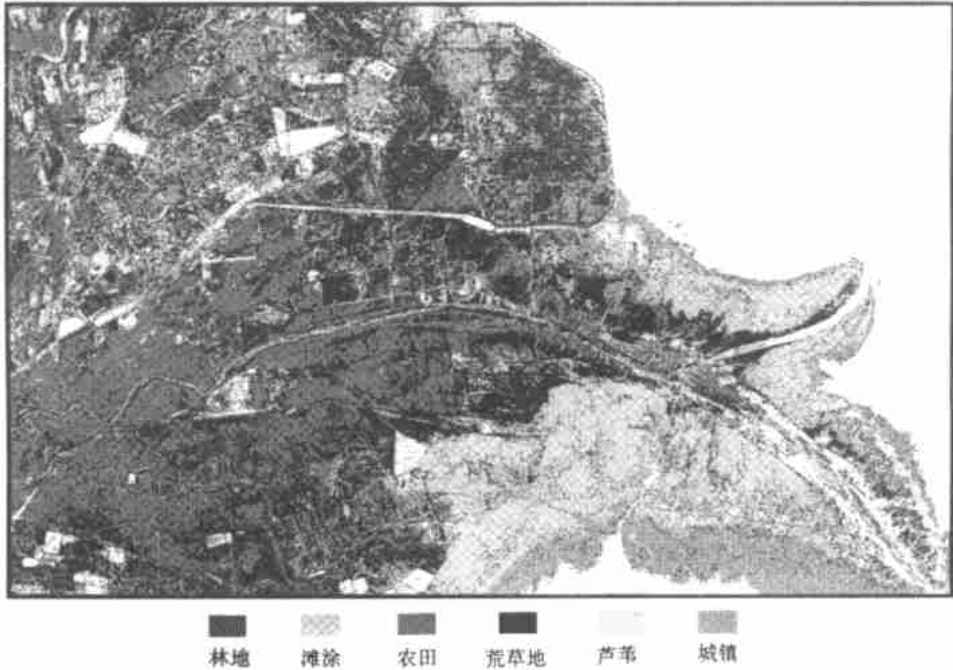


图 2 逻辑斯蒂分类结果图

Fig. 2 The Classification Image from the Logistic Model

尽管笔者利用了 TM1 ~ TM5 波段和 TM7 波段进行了分析,但有些地物分类效果并不太好。像很多分类方法一样,逻辑斯蒂法没有定量的分类精度评价指标,但由上述分析不难看出,影响分类精度的主要因素有 3 个:① TM 本身数据的区别能力,单纯的光谱信息不足以有效区分各地类。② 端员组分训练像元的选取,像元不纯,分类的效果必然不理想。训练像元多,回归效果好,但同时也增加了计算消耗。③ 逻辑斯蒂法应用本身的问题,如逻辑斯蒂模型求解回归系数是利用迭代法,选择不同的收敛水平,所求回归系数必然不同,进

而影响到各像元属于各类的概率,这大概可从对训练端员像元属于各地类的归属概率上得出。理论上端员训练像元属于该端员的归属概率应为 100%,而实际上大多都小于 100%(表 3)。一般地,迭代的终止,一是预先设定收敛水平为很小的值,二是交互地设定迭代次数,主要考虑最终的分类结果,本文为后者。逻辑斯蒂法的另一误差就是选定某一概率(本文为 60%)带来的。

对于训练像元的选取、窗口大小、迭代终止判断等与逻辑斯蒂法最终分类效果的定量关系等问题有待于进一步研究。

表 3 8 个端员训练像元的归属概率

Tab. 3 The Attachment Probabilities of the Training Pixels of the Eight Endmembers

训练像元位置	农田	水体	林地	城镇	麦田	滩涂	芦苇	荒草地
[579, 640] 农田	99.987 8	0.000 0	0.000 0	0.000 00	0.000 10	0.000 00	0.000 00	0.012 10
[113, 652] 水体	0.000 00	99.953	0.000 0	0.047 00	0.000 00	0.000 00	0.000 00	0.000 00
[34, 30] 林地	0.000 00	0.000 0	100.00	0.000 00	0.000 00	0.000 00	0.000 00	0.000 00
[324, 386] 城镇	0.000 00	0.010 8	0.021 0	99.968 2	0.000 00	0.000 00	0.000 00	0.000 00
[92, 479] 麦田	0.000 00	0.000 0	0.000 0	0.000 00	86.655 1	0.000 00	0.000 00	13.344 9
[1 103, 880] 滩涂	0.000 00	0.025 3	0.000 0	0.000 00	0.000 10	99.974 0	0.000 00	0.000 60
[501, 376] 芦苇	0.000 60	0.000 0	0.000 0	0.000 00	0.000 00	0.000 00	99.999 4	0.000 00
[270, 28] 荒草地	0.000 00	0.000 0	0.000 0	0.014 00	75.510 8	0.001 30	0.003 70	24.470 2

参 考 文 献

- 1 陈述彭, 童庆禧, 郭华东. 遥感信息机理研究. 北京: 科学出版社, 1998
- 2 Van der Meer F. Imaging Spectrometry and the Ronda Peridotites. Printed in the Netherlands by Grafisch Service Centrum Van der ITC, Netherlands 1994
- 3 Bierwirth P N. Mineral Mapping and Vegetation Removal Via Data-calibrated Pixel Unmixing. Using Multi-spectral Images. INT. J. Remote Sensing, 1990, 11: 1 999~2 017
- 4 Van der Meer F. Spectral Unmixing of Landsat Thematic Mapper Data. INT. J. Remote Sensing, 1996, 16(6): 3 189~3 194
- 5 Martell D L, Otakel S, Stocks B J. A Logistic Model for Predicting Daily People-caused Fire Occurrence in Ontario. Canadian Journal of Forest Research, 1987, 17: 394 ~ 401
- 6 Koutsias N, Karteris M. Logistic Regression Modelling of Multitemporal Thematic Mapper Data for Burned Area Mapping. INT. J. Remote Sensing, 1998, 19(18): 3 499 ~ 3 514

作者简介: 刘庆生, 博士后。现主要从事遥感图像处理、遥感地质应用以及遥感、地理信息系统在区域可持续发展中的应用研究。代表成果: TM 图像对应分析研究; 有序岩石遥感信息的最优分割等。

E-mail: liuqs@reis.ac.cn

Spectral Unmixing of Remote Sensing Image of the Yellow River Mouth

LIU Qingsheng¹ LIU Gaohuan¹ LIU Suhong²

(1 State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, CAS,

917 Building Anwai DatunRoad, Beijing, China 100101)

(2 Institute of Remote Sensing Applications CAS, CAS, 917 Building, Anwai DatunRoad, Beijing, China 100101)

Abstract: The spectral signature of a pixel in remotely sensed image in most cases is the result of the reflecting spectral properties of mixed land cover types constituting the area of a pixel. However, despite this phenomenon most remotely sensed image classification algorithms aim at sorting a pixel according to the spectral statistic features of a pixel. Spectral unmixing can not only give the abundance images of surface cover types constituting the area of a pixel, but also get the classification image. In this paper, we process and analyze the TM image of the Yellow River Mouth received on June 25, 1999 as the following: (1) Atmospheric calibration of the image data by the internal average relative reflection, (2) Selection of the training pixels of the endmembers, (3) Spectral unmixing of the image data by the logistic model, (4) Getting the abundance image of every endmembers constituting the area of a pixel, and giving the classification image. In the end, the final image resulting from logistic model is compared qualitatively with similar products derived from maximum —likelihood classifier and spectral angle mapping technique. Then the factors affecting the classification product of logistic model are discussed. Moreover, some research aspects for the future are suggested.

Key words: the Yellow River Mouth; spectral unmixing; logistic model

About the author: LIU Qingsheng, post-doctoral. His major researches include remote sensing image process, remote sensing geological applications and sustainable development researches. His major achievements include correspondence analysis of landsat TM; optimum segment of remote sensing information of the sequential rocks etc.

E-mail: liuqs@reis.ac.cn