

一种新的遥感图像混合像元分解方法

周昊¹, 王斌^{1,2}, 张立明¹

(1. 复旦大学 电子工程系, 上海 200433; 2. 复旦大学 波散射和遥感信息教育部重点实验室, 上海 200433)

摘要:提出一种新的遥感图像混合像元分解方法,通过最小化一种带约束条件的能量函数,可实现多通道遥感图像中混合像元更精确的分解.同时针对所提议的算法进行了模拟和实际数据的实验验证,并将结果与BP神经网络的分解结果进行比较,结果表明,本文所提出的带约束条件的能量函数最小化方法在分解准确性和抗噪声能力方面,明显优于基于BP神经网络的分解方法.

关键词:约束条件;能量函数;混合像元分解;BP神经网络

中图分类号:TP75 **文献标识码:**A

NEW SCHEME FOR DECOMPOSITION OF MIXED PIXELS OF REMOTE SENSING IMAGES

ZHOU Hao¹, WANG Bin^{1,2}, ZHANG Li-Ming¹

(1. Department of Electronics Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China;

2. The Key Laboratory of Wave Scattering and Remote Sensing Information (Ministry of Education), Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: A new scheme for the detection and classification of subpixel spectral signatures in remote sensing images was presented. By minimizing the energy function with two special constraints, the mixed pixels in multichannel remote sensing images can be decomposed more precisely. In this study, experiments on the proposed scheme and BP neural network with artificial and real-world data were performed. The experiments show that the proposed scheme can get more precise results and is obviously more robust than BP neural network.

Key words: constraint conditions; energy function; decomposition of mixed pixels; BP neural network

引言

通常,多光谱和高光谱遥感图像是以像元为单位来检测和获取地物信息.由于多光谱和高光谱遥感图像空间分辨率的限制,一个像元往往覆盖几十甚至几百平方米的地面范围,在其中可能包含着多种地物类型,这就形成了混合像元.混合像元问题不仅影响地物识别和分类精度,而且是遥感技术向定量化发展的重要障碍.如果通过一定方法,找出组成混合像元的各种典型地物的比例,则可解决混合像元问题,提高定性和定量遥感精度.混合像元的精确分解在基于多光谱和高光谱遥感图像的高精度的地物分类以及地面目标的检测和识别方面有重要应用价值^[1-4].

神经网络方法不仅可以用来对遥感图像进行分

类^[5,6],同时也是目前混合像元分解采用较多的一类方法^[7-9].该类方法物理意义明确,易于理解,但由于方法本身的限制使得算法的分解精确性和抗噪声能力较差,并且不能很好的满足遥感图像混合像元分解中所要求的一些约束条件,即分解结果之和为1,分解结果中每一类地物的比例应在 $[0, 1]$ 范围内.

本文提出一种新的混合像元分解算法,通过最小化带约束条件的能量函数,该算法可以很好地实现混合像元的分解.由实验结果可以看出,该算法可以得到较神经网络类方法更为精确的结果.

1 新的混合像元分解方法

1.1 线性光谱混合模型

线性光谱混合模型是目前混合像元分解研究中

收稿日期:2004-12-24,修回日期:2005-05-10

Received date: 2004-12-24, revised date: 2005-05-10

基金项目:国家重点基础研究项目(2001CB309400)、航天支撑技术基金(2004-1.3-03)、国家自然科学基金(30370392)和上海市自然科学基金(04ZR14018)资助项目

作者简介:周昊(1981-),男,辽宁沈阳人,硕士,主要从事遥感图像信息处理方面的研究.

较多采用的一种模型,设 X 为多通道遥感图像中单一像元的多光谱或高光谱矢量, A 为各类地物组成的反射特性矩阵, S 为该像元中各类地物所占的百分比,则依此模型有如下关系式

$$X = A \times S. \quad (1)$$

这里,我们忽略了各通道附加的观测噪声的影响.若遥感图像有 n 个通道,其中有 r 类地物种类,则式中 X 为 $n \times 1$ 的向量, A 为 $n \times r$ 的矩阵, S 为 $r \times 1$ 的向量.

1.2 混合像元分解中的约束条件

在实际环境中,基于线性光谱混合模型的混合像元分解结果 S ,应满足如下 3 个约束条件:

1. 混合像元中各成分的比例 s_i 之和应该等于 1,即

$$\sum_{i=1}^r s_i = 1. \quad (2)$$

2. 分解所得各成分的比例 s_i 应该在 $[0, 1]$ 的范围内,即

$$0 \leq s_i \leq 1, \quad (i=1, 2, \dots, r) \quad (3)$$

3. 分解结果应满足线性光谱混合模型所要求的关系,即

$$X = A \times S. \quad (4)$$

1.3 带约束条件的算法

若反射特性矩阵 A 选取准确且图像中没有加入任何噪声,则分解结果 S 应满足

$$X - AS = 0. \quad (5)$$

但由于测量噪声等因素影响的存在,实际情况中不可能达到上面提到的理想条件,所以,准确的分解结果应使下式最小

$$E = (X - AS)^T (X - AS). \quad (6)$$

再将上面提到的约束条件式(2)和式(3)引入到上式中得到如下的目标函数

$$E = (X - AS)^T (X - AS) + M \left(\sum_{i=1}^m s_i - 1 \right)^2 + \sum_{i=1}^m [c_1 s_i^{2h} + c_2 (1 - s_i)^{2h}]. \quad (7)$$

式(7)中的第二项用来约束分解结果之和为 1. 其中, M 是一个拉格朗日变量,可以通过迭代得到,但这样会使运算变得繁琐.经过实验发现,将 M 设为一个较大的正数同样可以起到约束的目的,而且不会影响分解的精度.

式(7)中的第三项用来约束分解结果的范围必须在 $[0, 1]$ 之间. h 为一个较大的正数,当 $0 \leq s_i \leq 1$ 时, s_i^{2h} 与 $(1 - s_i)^{2h}$ 都近似等于零;而当 $s_i < 0$ 或 $s_i > 1$ 时, s_i^{2h} 与 $(1 - s_i)^{2h}$ 中至少有一项是远大于 1 的,从而通过迭代,约束 s_i 回到 $[0, 1]$ 之间. 式中 c_1 与 c_2

为调节因子,通过调节 c_1 、 c_2 、 M 三者之间的比例关系可以调节两个约束条件的重要程度,一般情况下选取使两个约束条件同样重要.

为使目标函数 E 达到最小,对其求导得到 S 的迭代公式

$$S(k+1) = S(k) - \eta \{ -A^T (X - AS(k)) + M \left(\sum_{i=1}^m s_i(k) - 1 \right) I + c_1' (s_1(k))^{2h-1}, s_2(k)^{2h-1}, \dots, s_m(k)^{2h-1} \}^T - c_2' \left((1 - s_1(k))^{2h-1}, (1 - s_2(k))^{2h-1}, \dots, (1 - s_m(k))^{2h-1} \right) \}^T. \quad (8)$$

其中 η 为步长, c_1' 和 c_2' 为 c_1 和 c_2 变化得来的常数.

2 实验结果

本文用 BP 神经网络算法和带约束条件的能量函数最小化两种方法对多通道遥感图像进行混合像元的分解,并将两种方法进行比较.实验分为两部分,即模拟的人工遥感图像实验和实际的 Landsat 遥感图像实验.

2.1 模拟遥感图像实验

在比较 BP 神经网络算法和带约束条件的能量函数最小化算法性能时,为避免实际图像中反射特性矩阵 A 的选取不准确而带来的影响,我们在实验中使用了人工模拟的多通道遥感图像作为实验数据.设人工模拟图像中含有两种地物类型,它们在图像中的比例分布如图 1 所示.图中白色表示该像元中某种地物所占比例为 1,黑色表示所占比例为 0.通过人为定义的 4×2 的反射特性矩阵 A 得到如图 2 所示的 4 通道的模拟遥感图像.

BP 神经网络的分解效果很大程度上依赖于训练集的质量,实验中随机产生 1 000 组和为 1 的 2 维向量作为训练集,网络训练目标误差为 10^{-6} .在带约束条件的能量函数最小化算法中,对每个像元迭代 500 次,当 $\Delta E \leq 0.01$ 时停止迭代进入下一像元的计算. M 取为 1 000, c_1' 和 c_2' 取为 1, h 取为 25.



图 1 标准地物的比例分布(图像大小为 100×100)
Fig.1 Percentages of standard ground objects (the image size is 100×100)

图 2 4 通道的模拟混合图像(图像大小为 100×100)Fig. 2 4 Mixed simulation images (the image size is 100×100)

混合像元分解结果的比较可见表 1. 表中列出了从人工模拟图像中随意选择的 5 个像元中两种地物所占的比例、BP 神经网络的分解结果与带约束条件的能量函数最小化方法的分解结果. 由表 1 可以看出,带约束条件的能量函数最小化算法的分解结果精度要比 BP 神经网络的分解结果精度高. 例如,在无噪声情况下某一像元中 2 种地物的混合比例分别为 2% 和 98%, BP 神经网络的分解结果为 22.201% 和 104.956%,带约束条件的能量函数最小化算法的分解结果为 2.781% 和 97.401%,精度比前者提高了很多.

进一步,设 s_{i0} 为原图像中某类地物所占的百分比, s_i 为分解得到的结果,按下式分别计算两种方法得到的结果与原图像中地物百分比的误差

$$e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - s_{i0})^2 \quad (9)$$

其中 N 为总像元的个数. 对于以上的例子,其计算结果如表 2 所列.

表 1 BP 网络与所提议算法的实验结果比较

Table 1 The result comparison of BP network and the proposed method

原数据中 两种地物比例	BP 网络实验结果		新算法实验结果	
	无噪声	有噪声	无噪声	有噪声
1	2%	22.201%	2.781%	4.048%
	98%	104.956%	97.401%	99.016%
2	12%	28.347%	12.787%	12.272%
	88%	94.574%	88.010%	90.520%
3	20%	37.877%	19.215%	20.753%
	80%	86.058%	80.676%	81.047%
4	32%	50.686%	31.254%	30.266%
	68%	78.216%	68.216%	71.394%
5	45%	55.468%	43.856%	42.059%
	55%	72.503%	56.021%	56.764%

表 2 BP 网络与所提议算法实验结果的方差比较

Table 2 The variance comparison of experimental results of BP network and the proposed method

实验条件	BP 网络的实验结果	新算法的实验结果
无噪声	0.103 6	0.006 8
有噪声	0.167 4	0.010 6

由表 1 和表 2 的结果可以看到:

1. 在没有噪声的情况下,两种方法都能将混合像元分解,但带约束条件的能量函数最小化方法的精度要明显高于 BP 神经网络.

2. 在实验数据中加入噪声后,BP 神经网络的分解结果出现了较大的偏差,而带约束条件的能量函数最小化算法则表现出了较强的抗噪声能力,较好的实现了混合像元的分解.

另外,BP 神经网络的分解效果对训练集的优劣有较大的依赖,实验中采用的是随机产生的 1 000 个训练样本,经观察,在只有 2 种地物的情况下 1 000 个样本已经可以很好的覆盖地物之间的各种比例关系,增加样本的数量对分解结果几乎没有改善.

2.2 实际遥感数据实验

实验选用上海地区的 Landsat 多通道遥感图像的第 1~5、7 通道的 6 幅图像(截取 256×256)作为实验数据.选取第 3、4、5 通道的图像做直方图拉伸处理后,并分别作为 B、G、R 分量作 RGB 彩色合成得到的伪彩色图像如图 3 所示.从图 3 的图像及实际调查可知道,它主要包含三类地物,分别为水体、植被、人工建筑和地面.实验步骤如下:

1. 假设原始图像中不存在混合像元,用最大似

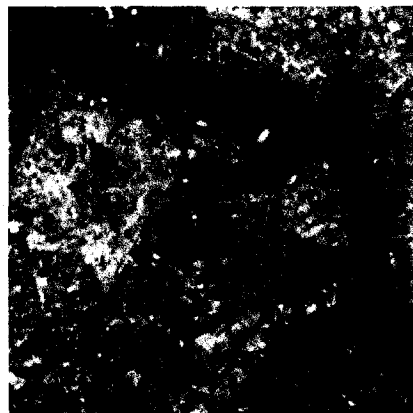


图 3 实验所用的上海地区 Landsat 遥感图像

Fig. 3 Landsat remote sensing image covering Shanghai region.

然法对其分类. 将分类结果降采样至 64×64 大小并按 4×4 的块归一, 作为标准数据.

2. 将原始图像降采样至 64×64 大小, 通过人工从各类地物中选取 20 个数据取均值得到地物的反射特性矩阵 A, 用 BP 神经网络和带约束条件的能量函数最小化算法对其进行混合像元分解, 得到分解结果. 带约束条件的能量函数最小化方法的分解结果如图 4 所示.

3. 求得分解结果与标准数据间的相关系数, 作为评价算法的标准, 结果如表 3 所示.

从实验中发现, 在 BP 神经网络的分解结果中有一些噪声点出现, 而且有相当部分的结果不满足混合像元分解的约束条件, 距 $[0, 1]$ 范围有较大的偏离. 另外, 经实验发现 RBF 神经网络也存在同样的问题. 所提议的算法较好的解决了这个问题, 通过引入两个约束条件, 该算法较好地控制了混合像元分解结果中各地物的比例在 $[0, 1]$ 的范围内, 使分解精度得到改善.

3 结语

本文提出了一种带约束条件的能量函数最小化算法对多通道遥感图像的混合像元进行分解, 通过在目标函数中加入相应的约束条件, 带约束条件的能量函数最小化算法可以较好的约束混合像元的分解结果满足分解结果之和为 1, 分解结果中每一类地物的比例应在 $[0, 1]$ 范围内的条件. 这种算法通过加入约束条件提高了多通道遥感图像混合像元分解的精度, 并且具有较强的抗噪声能力, 其性能优于传统的

表 3 实验结果和标准数据间的相关系数比较

Table 3 The correlation coefficient comparison of experimental results and standard data

	水体	植被	人工建筑和地面
BP 网络	0.892 4	0.926 8	0.903 6
新算法	0.962 6	0.963 5	0.958 8

基于 BP 及 RBF 神经网络的混合像元分解方法, 这些优点将对实际的多光谱和高光谱遥感图像的混合像元分解问题以及更进一步的高精度地物分类和目标检测与识别等应用有较重要的理论和实际意义.

REFERENCES

- [1] CHANG Cheng-I, ZHAO Xiao-Li. Least squares subspace projection approach to mixed pixel classification for hyperspectral images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, **36**(3): 898—912.
- [2] K. Muramatsu, S. Furumi, N. Fujiwara, et al. Pattern decomposition method in the albedo space for Landsat TM and MSS data analysis [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, **21**(1): 99—119.
- [3] Cheng-I Chang, Hsuan Ren, Chein-Chi Chang, et al. Estimation of subpixel target size for remotely sensed imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(6): 1309—1320.
- [4] Qian Du, Chein-I Chang. An interference rejection-based radial basis function neural network for hyperspectral image classification [C]. *International Joint Conference on Neural Networks*, 1999, **4**: 2698—2703.
- [5] LI Zuo-Yong. Supervised classification of multispectral remote sensing image using BP neural network [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (李祚泳. 用 BP 神经网络实现多波段遥感图像的监督分类. *红外与毫米波学报*), 1998, **17**(4): 153—156.
- [6] YU Xiu-Lan, QIAN Guo-Hui, ZHOU Jian-Lin, et al. Learning sample selection in multispectral remote sensing image classification using BP neural network [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (于秀兰, 钱国蕙, 周建林等. 多光谱遥感图像 BP 网分类器学习样本选取法的研究. *红外与毫米波学报*), 1999, **18**(12): 449—454.
- [7] Heermann P D, Khazenie N. Classification of multispectral remote sensing data using a back-propagation neural network [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 1992, **30**(1): 81—88.
- [8] WANG Xi-Peng, ZHANG Yang-Zhen. The study on decomposing AVHRR mixed pixels by means of neural network model [J]. *Journal of Remote Sensing* (王喜鹏, 张养贞. 应用神经网络模型分解 AVHRR 混合像元. *遥感学报*), 1998, **1**: 51—56.
- [9] ZHANG Yan, SHAO Mei-Zhen. Decomposing mixed pixels by means of RBF neural network [J]. *Journal of Remote Sensing* (张彦, 邵美珍. 基于径向基函数神经网络的混合像元分解. *遥感学报*), 2002, **7**: 285—289.

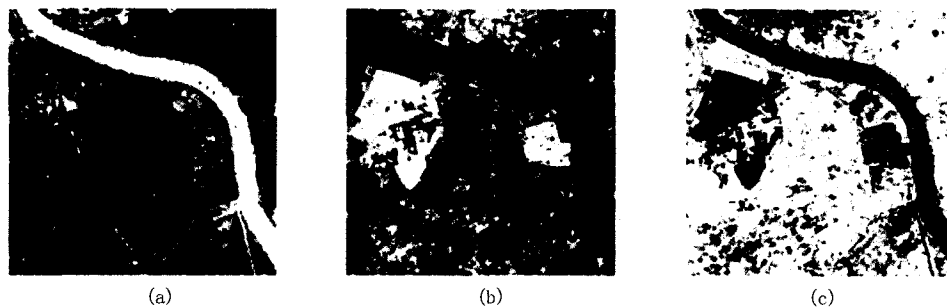


图 4 带约束条件的能量函数最小化算法的分解结果 (a) 水体 (b) 植被 (c) 人工建筑和地面

Fig. 4 The decomposition results of our method (a) water (b) plant (c) soil