

一种基于光谱解混的高光谱 图像道路检测方法

季 艳^{1,2}, 李 波¹, 谷延锋³, 胡 蕾¹

(1.北京航空航天大学计算机学院,北京 100083;2.北京遥感信息研究所,北京 100011;
3.哈尔滨工业大学电信学院,黑龙江哈尔滨 150001)

摘 要: 道路检测是遥感图像处理的一个重要任务,高光谱图像以其图谱合一的特点为道路检测提供了新的有用信源.针对遥感道路检测需求,本文提出一种利用高光谱图像进行道路检测的新方法.该方法首先利用线性混合物模型和独立分量分析技术对输入高光谱图像进行无监督解混,实现道路目标的光谱提取,得到描述道路目标的解混分量图.在此基础上,利用均值比例算子和 Hough 变换实现最终道路检测.仿真实验结果表明,本文提出的算法是有效的.

关键词: 高光谱图像; 道路检测; 光谱解混; 独立分量分析

中图分类号: TP722.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 2A-050-05

A Spectral Unmixing-Based Method for Road Detection in Hyperspectral Images

Ji Yan¹, Li Bo¹, Gu Yan-feng³, Hu Lei¹

(1. School of Computer Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China;

2. Beijing Institute of Remote Sensing, Beijing 100011, China;

3. College of Information Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: Road detection is an important task of remote sensing images processing. With the feature of combining picture and spectrum, hyperspectral images present new useful information resource for road detection. With the requirement of remote sensing road detection, a new method for road detection and extraction based on hyperspectral images is proposed. Firstly, independent component analysis and linear mixture model are used to unsupervised unmix the hyperspectral images, and the unmixed independent component including road information is obtained. Then, the road detection and extraction is achieved by means of ratio operator and Hough transform. The results from simulation experiments demonstrate the validity of the proposed method.

Key words: hyperspectral images; road detection; spectral unmixing; independent component analysis

1 引言

遥感获得的信息包括空间、光谱和时间信息,而前两者在遥感的研究中应用更多.空间分辨率的提高可以使图象看起来更加清晰,有助于对数据的直接解析.而作为刻划地物特征的另一种方式,通过远程探测得到的光谱信息同样可实现对地物的辨识,并且光谱信息直接与目标的物质组成有关,特别是对于矿物识别、植被的精细分类、海洋水色定量监测以及军事上对伪装的辨认等从光谱的角度远比空间的图象更适合.随着光学与传感器技术的不断进步,成像系统与分光技术的有机结合使光谱分辨率的提高已不再是个难题.发展高光谱分辨率和空间分辨率的高光谱遥感已经成为必然的趋

势^[1~3].

高光谱遥感的出现,使得本来在宽波段遥感中不可探测的物质,现在能在高光谱遥感中被探测到.由于在选定的电磁波谱范围内的密集采样获得了许多具有诊断性意义的数据,因此高光谱图像数据在进行某些较为困难的任务时特别有用,比如小目标检测、真假目标以及相似物质的辨识、生化或地质参数的估计等.目标探测和识别是一个复杂的过程,这种复杂性主要来源于目标本身特性的多样性和不确定性,因此,在实际应用中,目标探测和识别通常是有针对性的,一般都是对某种目标,甚至是某种目标中的某种子类型进行探测和识别.目前,道路提取的研究主要针对航空影像和多光谱遥感影像,对高光谱遥感影像的道路提取研究还不多.航空

影像和多波段遥感影像由于受制于数据的限制,只能从有限的灰度或亮度数据出发,通过分析道路的空间几何特征来识别和提取道路,极大影响了道路提取和识别的有效性^[4].

高光谱图像包含了丰富的地物光谱信息,具有图谱合一的特点,不仅提供了目标的空间几何特征,同时也提供了道路的光谱信息,这些信息具有极强的独立性.因此,利用高光谱图像,可以集成利用道路的光谱和几何特征,与其他仅基于空间几何特征的方法相比,将有助于提高道路的识别精度及其提取的完整性^[5,6].

许毅平^[7]等人提出了一种基于光谱特征和几何特征相结合的道路检测方法.该方法首先通过分析道路的光谱特征,利用光谱匹配方法提取道路潜在区域,然后结合道路的几何形态特征,利用数学形态学算子对潜在区域的几何特征进行进一步识别,实现了道路的有效提取.针对提取的道路可能受各种干扰因素影响而产生的断裂和不连续现象,论文采用基于张量的道路主方向提取和修复技术,实现了断裂的道路连接修复.

高光谱图像空间分辨率较低,图像中存在大量的混合像素,通常会降低光谱匹配的精度,并直接影响后续道路检测的性能.针对高光谱图像空间分辨率较低、存在大量混合像素的问题,基于高光谱图像图谱合一特性,本文提出了一种基于光谱解混的道路检测方法.该方法首先利用线性混合模型来描述高光谱图像中的混合像素光谱,然后利用独立分量分析技术实现无监督解混,选择线特征信息丰富的独立分量,进行道路检测.在道路检测中,采用均值比例算子进行方向性检测,并利用 Hough 变换进行直线检测,最后进行断线连接,得到较为完整的道路目标.本文方法的重要特点在于充分利用了高光谱图像图谱合一的数据特性,分别利用光谱解混(提取道路目标的光谱信息)和均匀比例道路检测算子(提取道路目标的空间信息),实现了空谱联合的高光谱图像道路目标提取.

2 高光谱图像解混

2.1 混合像素光谱解混

设 \mathbf{r} 是一个 $L \times 1$ 的列向量,它描述的是高光谱图像中观测到的某像素的光谱向量.设 \mathbf{S} 是一个 $L \times p$ 的矩阵,它描述的是该高光谱图像中存在的光谱端元向量矩阵,它可以记为 $[s_1, s_2, \dots, s_p]$,其中 s_j 是一个 $L \times 1$ 列向量,表示的是某一类纯地物的光谱特性曲线, p 表示的是图像中所存在的纯地物的总数.设 $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p)^T$ 是一个 $p \times 1$ 的列向量,即各个纯地物在某像素中的混合比例.线性光谱解译(Linear Spectral Unmixing)假定混合像素中的各类纯地物是按照一定比例线

性混合的.这样像素向量 \mathbf{r} 可以利用如下线性模型表达

$$\mathbf{r} = \mathbf{S}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中, \mathbf{n} 是存在于像素 \mathbf{r} 各个波段中的噪声向量,通常假设为高斯白噪声.在理想情况下, $\mathbf{r} = \mathbf{S}\boldsymbol{\alpha}$, $\boldsymbol{\alpha}$ 是观测量的真实值.设 $\mathbf{r} = \mathbf{r} + \mathbf{n}$,则令观测误差的协方差矩阵为 $\mathbf{V} = E(\mathbf{nn}^T)$.

为了保证获得的比例具有一定的物理意义,通常给线性模型(1)加上两个约束条件,即非负性约束和归一化约束:

$$\sum_{j=1}^p \alpha_j = 1 \quad (2)$$

$$\alpha_j \geq 0 (j = 1, 2, \dots, p) \quad (3)$$

对于服从式(2)和式(3)两个约束的线性模型求解,一些文献都给出了可行的方法^[8].利用线性混合模型进行光谱解混的一个重要前提是需要已知光谱端元,这对于实际图像来说是很困难的.

2.2 独立分量分析

独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)的目的是将观测数据进行某种线性分解,得到一组统计独立的分量.假设 y_1, y_2, \dots, y_n 是 n 维观测信号,分别由 n 个未知信源 s_1, s_2, \dots, s_n 线性组成.记 $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$, $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$,那么 ICA 线性模型为^[9]:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{s} = \sum_{i=1}^n s_i \mathbf{a}_i \quad (4)$$

其中 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n]$ 是满秩的 $n \times n$ 矩阵,称为混合矩阵, \mathbf{a}_i 是混合矩阵的基向量.独立分量分析仅通过观测数据 \mathbf{y} 估计未知的独立信源 s_i 和混合矩阵 \mathbf{A} ,其约束条件是要求独立信源非高斯分布,或至多一个为高斯分布.独立分量分析最终要找到一个矩阵 \mathbf{W}_l 把 \mathbf{y} 转变成 n 维输出

$$\mathbf{u} = \mathbf{W}_l \mathbf{y} \quad (5)$$

使之成为独立分量 s_i 的估计值,即 $\mathbf{u} = \hat{\mathbf{s}}$.

根据公式(4)给出的模型可知,ICA 所要求解的模型与基于非高斯性最大化的独立分量分析算法判断分量之间是否独立等价于求各个分量之间的非高斯性的最大值,即求 $E\{G(\mathbf{w}^T \mathbf{y})\}$ 的最大值.

按照约束条件 $E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{y})^2\} = \|\mathbf{w}\|^2 = 1$, $E\{G(\mathbf{w}^T \mathbf{y})\}$ 的优化可以通过下式获得:

$$E\{y g(\mathbf{w}^T \mathbf{y})\} - \beta w = 0 \quad (6)$$

考虑到

$E\{\mathbf{y}\mathbf{y}^T g'(\mathbf{w}^T \mathbf{y})\} \approx E\{\mathbf{y}\mathbf{y}^T\} E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{y})\} = E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{y})\} \mathbf{I}$ 雅可比矩阵为非奇异的对角阵.这样我们可以得到牛顿迭代法近似解:

$$w_{k+1} = w_k - \frac{E\{xg(w_k^T y)\} - \beta w_k}{E\{g'(w_k^T y) - \beta\}} \quad (7)$$

上式是 Fast-ICA 算法^[9]的迭代公式,具体计算步骤如下:

- (1)选择权向量 w 的初始值;
- (2)按照式(7)更新 w 的值;
- (3)归一化 $w: w = w^+ / \|w^+\|$;
- (4)返回第(2)步直到 w 收敛.

反复使用迭代公式可以有效地提取多个独立分量.值得注意的是,在提出一个分量之后,需要从观测信号中减去这个分量,以避免同一分量被反复提取.反复执行此过程可以把所有的独立分量都提取出来.去除已有分量的方法表示如下:

$$w_{k+1} = w_{k+1} - \sum_{j=1}^k w_{k+1}^T w_j w_j \quad (8)$$

$$w_{k+1} = w_{k+1} / \sqrt{w_{k+1}^T w_{k+1}}$$

根据上述描述可知,利用 ICA 进行高光谱图像解混,无需事先进行光谱端元的提取,能够实现无监督的光谱解混,更适合实际的高光谱图像处理和应用.

2.3 解混处理

利用 ICA 进行高光谱图像解混基本步骤如下:

- (1)首先对输入的高光谱图像进行中心化和归一化预处理;
- (2)对预处理后数据进行主成分变换和白化处理;
- (3)保留特征值较大的几个主分量,进行 ICA 处理,得到相应的独立分量.经过独立分量分析后,道路特征将集中于一个独立分量中;
- (4)输出集中了线特征信息的独立分量,用于后续的道路检测.

3 道路检测

道路检测分两步,首先对获取的道路独立分量图像利用基于模板匹配的均值比例算子^[10]提取出线特征,并通过孤立像素抑制去除噪声和干扰区域,得到线状的道路轮廓;其次利用 Hough 变换提取直线. Hough 变换是将图像映射到参数空间,通过共线点在参数空间的累积来提取直线.

3.1 均值比例算子

均值比例算子是一种恒虚警的边缘检测算子,均值比例检测是通过空域模板的移动计算完成的^[5].其模板结构如图 1 所示.

考虑到比值运算的数值稳定性,均值比例算子的响应定义为 1 和 2 两个区域均值比的最小值,使得最终的响应在 0、1 之间,如式(9)所示:

$$\gamma = \min\left(\frac{\mu_1}{\mu_2}, \frac{\mu_2}{\mu_1}\right) \quad (9)$$

其中 μ_1, μ_2 分别代表区域 1 和区域 2 的灰度均值.

道路包含两条平行的边缘,因此我们在均值比例边缘检测算子的基础上稍加改动,就可以得到针对图像中道路基元的检测算子,如图 2 所示.

在中心像素 X 的邻域开一个矩形窗,并划分为如图所示的 3 个区域,分别判断区域 1、3 和 1、2 之间是否存在边缘,如果都存在,那么中心像素被认为是道路上的点,上述过程可以用公式表示为式(10)和(11),如果响应 γ 大于门限 γ_{th} 那么我们认为中心像素 X 是道路上的点.

$$\gamma = \min(\gamma_{13}, \gamma_{12}) \quad (10)$$

其中 γ_{13} 和 γ_{12} 分别为区域 1、3 和区域 1、2 之间的均值比例响应,如式(11)所示:

$$\gamma_{ij} = 1 - \min\left(\frac{\mu_1}{\mu_2}, \frac{\mu_2}{\mu_1}\right) \quad (11)$$

图 2 所示的模板只能检测到图像中垂直方向分布的道路,若要检测其他方向的道路,则需要通过模板旋转或图像旋转来实现,根据对偶原理可知,旋转模板和旋转图像所获得结果理论上是相同的.

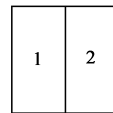


图1 均值比例算子的模板结构

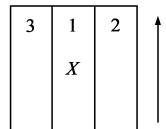


图2 道路检测均值比例算子模板

3.2 道路检测处理流程

解混后图像的理想情况应该是道路特征更加清晰明显,本文利用 Hough 变换来完成最终的道路检测.道路检测的总体流程如图 3 所示.

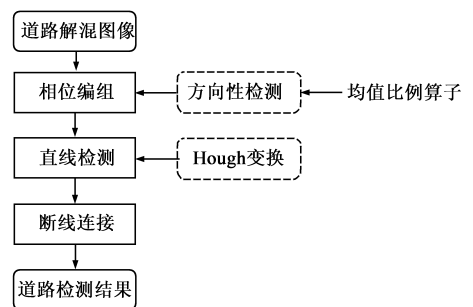


图3 基于融合图像的道路提取流程图

4 实验结果与分析

实验中所采用的数据参数如表 1 所示.

图 4 给出了原始高光谱图像第 10 波段.图 5 给出了利用独立分量分析进行无监督解混得到的高光谱图像解混分量.

由图 5 中可以看出,原始高光谱图像中的道路目标信息都集中在了第 1 个独立分量中.因此,利用图 5(a)

显示的独立分量进行道路目标检测.图 6 给出了经过均值比例算子、Hough 变换、断线连接等处理所得到的道路目标检测的最终结果.

表 1 实验所用高光谱图像参数

参数	第一组数据
传感器	AVIRIS
波长	0.4 ~ 2.5 μm
可用波段数目	200
地面分辨率	25m
图象大小	144 × 144
灰度范围	0 ~ 10000
数据获取地点	美国印第安纳州



图 4 原始高光谱图像第10波段

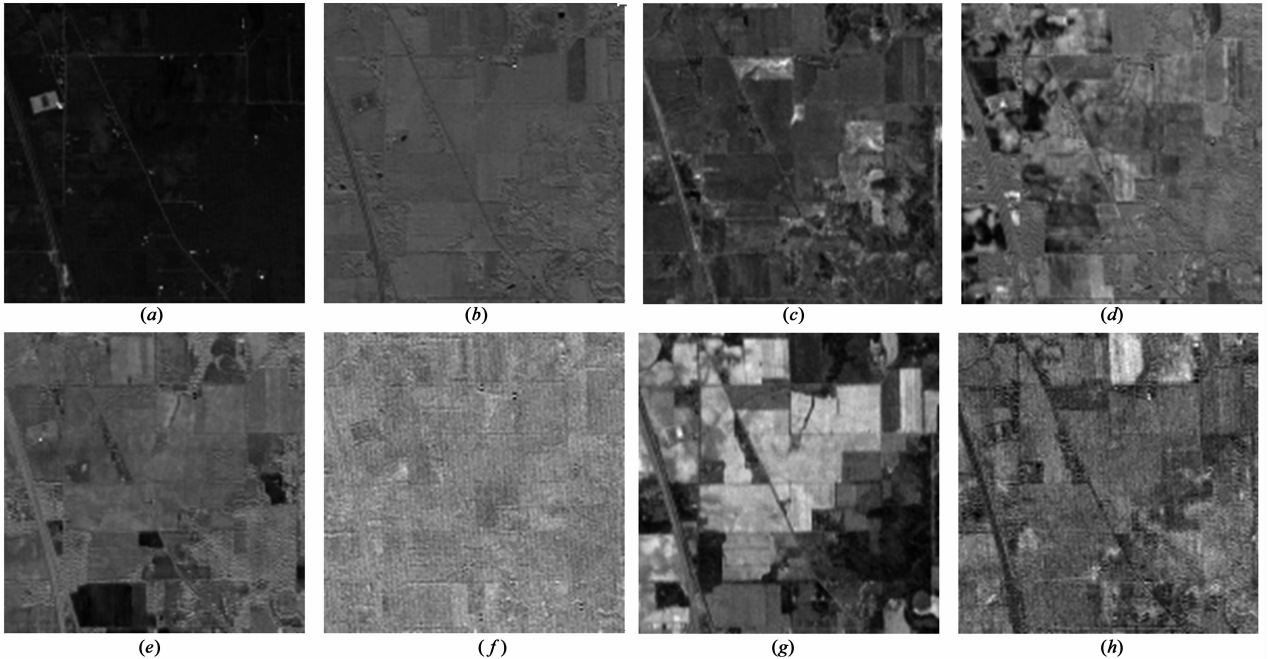


图 5 独立分量分析进行无监督解混得到的高光谱图像解混分量



图 6 道路检测的结果

5 结论

针对遥感图像道路目标提取,本文提出了一种基于高光谱图像混合像素解混技术的道路提取方法.该方法采用独立分量分析进行无监督解混,然后利用均

值比例算子和 Hough 变换进行道路检测.该方法充分利用了高光谱图像图谱合一的数据特性.实验结果验证了方法的有效性.

参考文献:

- [1] Gary Shaw and Dimitris Manolakis. Signal Processing for Hyperspectral Image Exploitation [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 1: 12 - 16.
- [2] 浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001. 2 - 5.
(PU Ruiliang, GONG Peng. Hyperspectral Remote Sensing and Applications[M]. Beijing: Higher Education Press, 2001. 2 - 5. (in Chinese))
- [3] D. A. Landgrebe. The Evolution of Landsat Data Analysis[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. 1997, 63 (7): 859 - 867.
- [4] 唐亮, 谢维信, 黄建军, 黄敬雄. 一种新的道路描述子: 对

- 称边缘方向直方图[J]. 电子学报, 2005, 33(1): 7 - 11.
- TANG Liang, XIE Weixin, HUANG Jianjun, HUANG Jingxiong. A New Method for Main Roads Description: Symmetrical Edge Orientation Histogram[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(1): 7 - 11. (in Chinese)
- [5] 湛德荣, 孙波, 陶鹏, 宫久路. 基于核光谱角余弦的高光谱图像空间邻域聚类方法[J]. 电子学报, 2008, 36(10): 1992 - 1995.
- ZHAN Derong, SUN Bo, TAO Peng, GONG Jiulu. Spatial Neighboring Clustering Method for Hyperspectral Imagery Based on Kernel Spectral Angle Cosine[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(10): 1992 - 1995. (in Chinese)
- [6] 贺霖, 潘泉, 赵永强. 量测重构线性混合模型高光谱图像目标检测[J]. 电子学报, 2007, 35(1): 23 - 27.
- HE Lin, PAN Quan, ZHAO Yongqiang. Target Detection in Hyperspectral Imagery Based on Linear Mixing Model Reconstructed from Measurements[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(1): 23 - 27. (in Chinese)
- [7] 许毅平. 基于高光谱图像多特征分析的目标提取研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2008: 81 - 85.
- XU Yiping. Target Extraction Research based on Multiple Feature Analysis of Hyperspectral Images[D]. Wuhan: Huanzhong University of Science and Technology, 2008: 81 - 85. (in Chinese)
- [8] D Heinz, C.-I Chang. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery[J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(3): 529 - 545.
- [9] A Hyvärinen, E Oja. Independent component analysis: Algorithms and applications[J]. Neural Network, 2000, 13(4): 411 - 430.
- [10] R Touzi, A Lopes, P Bousquet. A Statistical and Geometrical Edge Detector for SAR Images[J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing. 1988, 26(6): 764 - 773.

作者简介:



季 艳 女, 1975 年生, 江苏扬州, 博士, 研究方向: 图象处理技术及其应用.
E-mail: jy197541@163.com