

# 基于光谱空间密度分析的边缘提取

刘楠<sup>1</sup> 舒宁<sup>1</sup>

(1 武汉大学遥感信息工程学院, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

**摘要:** 针对传统的边缘提取方法大部分不适应高光谱数据的特点, 提出了基于光谱空间密度分析边缘提取的思想。在分组主分量变换提取第一主分量作为特征维的基础上, 采用面向对象的二次判别边缘的方法, 通过立体判决将光谱空间中低密度超椭球体集群视为真实边缘点集群。试验表明, 此方法是合理可行的。

**关键词:** 超维光谱空间; 密度分析; 高光谱影像; 边缘提取; 影像分类

中图法分类号: P237.9; TP753

图像的边缘信息作为一种重要的视觉信息, 在图像分析和理解中的作用十分突出。然而, 以往边缘提取都是基于单波段或黑白影像的, 针对高维影像的方法至今很少。随着成像光谱技术的发展, 利用高光谱数据对遥感图像进行目标分类、目标识别、目标跟踪等都具有重要的研究价值和意义<sup>[1]</sup>。在数字图像处理中, 经常会研究一维或二维图像的直方图去寻找一维直方图的“谷底点”或二维直方图的“谷底线”, 一般把它作为区分不同类型地物的边界<sup>[2]</sup>。对于高维图像, 可以在光谱空间中进行密度分析, 由于相同地物的光谱特性存在相似性, 不同地物的光谱特性存在差异, 必然会使相同地物边缘特征点在光谱空间中集群分布, 只是特征点较少, 密度较低。本文试图研究如何基于光谱空间密度分析的方法来提取地物边缘点集群。

经典的边缘检测算子是一种微分算子, 许多新的算法都是在其基础上改进和发展的<sup>[3,4]</sup>。然而, 这些算子都是针对单波段图像的, 无法直接应用于多波段影像。在高光谱信息量急剧增多的同时, 如何有效合理地利用这种类型的信息来进行图像理解和分析是面临的主要问题。

## 1 基于光谱空间密度分析的边缘提取

### 1.1 波段的分组主分量变换

分组主分量变换是力求先将高度相关的波段

组合在一起, 把整个数据空间分割成若干个子空间, 然后在每个子空间中进行变换。首先, 利用相关系数矩阵进行波段分组。 $N$  幅图像两两之间计算相关系数, 可以形成一个  $N \times N$  的相关系数矩阵, 如果以一组阈值来划分相关系数矩阵, 可以将这个矩阵分割成若干块。由于相邻波段的相关性一般比较强, 所以高度相关的块会沿对角线分布, 而相关性较低的块远离对角线<sup>[4]</sup>。按块的分布规律将相关性较强的波段组合成为一组。

然后, 利用波段指数提取每组最优波段, 去除数据冗余。特征选择是遥感图像识别与分类的重要环节之一。这里采用波段指数来选择每组最优波段。波段指数定义<sup>[5]</sup>为:

$$P_i = \frac{\sigma_i}{R_i} \quad (1)$$

式中,  $R_i = R_w + R_n$ ,  $R_w$  为第  $i$  波段与所在组内其他波段相关系数的绝对值之和的平均值;  $R_n$  为第  $i$  波段与所在组外的其他波段之间的相关系数的绝对值之和;  $\sigma_i$  为第  $i$  波段的均方差。该指数综合考虑了波段的信息含量和相关性两个因素。均方差越大, 相关系数越小, 即波段指数  $P_i$  越大的波段就是各组的最佳波段。

最后, 将每组最优波段组合后进行主分量变换。由于第一主分量可以集中每组最优波段 95% 左右的信息量, 第二和第三主分量中包含的边缘信息已经很少, 且某一组丢失的信息可以在

其他组中从不同程度上给予弥补,即所谓的组间信息互补。实际上,各组第一主分量之间仍然具有相关性,从整体看,数据冗余被减少,但信息没有丢失。因此,以第一主分量作为每组的特征维,能最大限度地保证信息量的前提下降维,减少后续的计算量。

## 1.2 提取特征维的边缘点

每幅特征图像中边缘点的位置由于成像光谱特性等各种因素并不会完全相同,若利用某种方法能够将各特征维图像中可能是边缘的像素点找到,就可以减少光谱空间分析的计算量,提高效率。单波段图像的边缘提取固然可以利用传统的边缘检测算子,但是为了保留原图像中边缘点像素的光谱信息和克服对噪声的敏感,这里采用了一种新方法。

1) 对每幅特征维图像进行 8-邻域均值滤波和二次差值滤波。8-邻域均值滤波的算法是:如果当前像元的灰度值同时大于或同时小于其 8-邻域像元的灰度值,则用 8-邻域像元的灰度平均值来代替当前像元的灰度值。这是一种有选择性的均值滤波,可以有针对性地抑制单点噪声,提高二次差值滤波的准确度。所谓二次差值滤波是从边缘点光谱特性连续的角度出发进行边缘提取,即局部邻域灰度变化幅值较大的那些点被视为边缘点,如图 1 中的 A 点。设二次差值  $g_{ij}$  的表达式为:

$$g_{ij} = |\Delta g_{\max} - \Delta g_{\min}| \quad (2)$$

式中,  $\Delta g_{\max} = \max \{ \Delta g_{i-1, j-1}, \Delta g_{i-1, j}, \Delta g_{i-1, j+1}, \Delta g_{i, j-1}, \Delta g_{i, j+1}, \Delta g_{i+1, j-1}, \Delta g_{i+1, j}, \Delta g_{i+1, j+1} \}$ ,  $\Delta g_{\min} = \min \{ \Delta g_{i-1, j-1}, \Delta g_{i-1, j}, \Delta g_{i-1, j+1}, \Delta g_{i, j-1}, \Delta g_{i, j+1}, \Delta g_{i+1, j-1}, \Delta g_{i+1, j}, \Delta g_{i+1, j+1} \}$ 。 $\Delta g_{\max}$  代表中心像元与周围 8-邻域像元差值绝对值的最大值;  $\Delta g_{\min}$  代表中心像元与周围 8-邻域像元差值绝对值的最小值;  $g_{ij}$  代表  $i$  行  $j$  列的像元灰度差幅值;  $\Delta g_{i-1, j-1}$  代表中心像元与 8-邻域中左上方像元灰度差值的绝对值,其他的依此类推。

基于式(2),提出如下准则:如果  $g_{ij}$  大于某一阈值,则认为当前像元与周围像元光谱特性存在差别,是大量地物像素点的可能性很小,暂定其为待识别边缘点,保留当前像元自身的灰度。否则,视为非边缘点,赋予背景色 255,予以滤除。这种方法顾及了当前像元与周围像元的灰度差幅值,可以在一定程度上提取出图像中明显的边缘点。如图 1 所示,真实边缘点 A 与周围 8-邻域点的灰度差幅值  $g_{ij}$  较大,因此作为待识别边缘点,

保留其灰度。B 点在 8-邻域均值滤波中被去除,C 由于 B 的消失而减弱了其在二次差值滤波中被判为边缘点的可能性。

2) 对于  $n$  维灰度级为 255 的图像来说,其光谱空间的全部统计单元为  $255n$  个,这将为后续的光谱空间密度分析带来许多困难。同时,由于地物波谱的连续性和成像过程中各种误差的存在,导致相同地物点的灰度值不会严格一致,会有少许的浮动。考虑以上两种情况,现待识别边缘点图像进行灰度级合并,即把图像的灰度级从 0 到 255 以 10 个灰度级为间隔,总共分成 26 个区间,每个区间的 10 个灰度值用该区间的灰度中值来代替,生成直方图(图 2)。

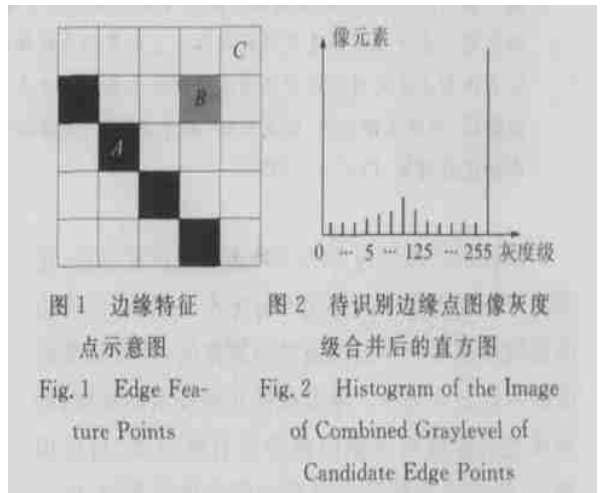


图 1 边缘特征点示意图

Fig. 1 Edge Feature Points

图 2 待识别边缘点图像灰度级合并后的直方图

Fig. 2 Histogram of the Image of Combined Graylevel of Candidate Edge Points

3) 进行直方图统计分析,去掉像元数非常少的灰度级。由于同类边缘点应具有统计特性,出现在同一灰度级中的概率较大,所以像元数大于某一阈值  $T_1$  的灰度级代表的是边缘点,且至少包含了一类边缘点,予以保留,对于那些像素较少的灰度级则认为不代表边缘点,赋予其背景色;其次,根据目视判读和分析,边缘点的总数占整幅图像的百分比应在某一范围内,以这一概率区间设定阈值  $T_2$ ,可以从总体上来衡量  $T_1$  选取的合理性,避免去掉过多的真实边缘点。

经过上述操作,每一特征维图像中最有可能成为真实边缘点的像元已被提取出来了,或者说那些非真实边缘点被一层层滤除了,特征维图像现生成边缘点图像。

## 1.3 特征空间密度分析

对特征维边缘点进行提取,就是要降低大面积地物像素存在的可能性,把每一特征维中的似边缘点像素过滤出来,作为边缘聚类的模式。所以通过上述三步,只要有一幅图像判定某一像素是边缘点,就将该像元矢量保留并纳入到特征空间来,最终通过分析这些模式在特征空间中的聚

类特性来判别真实边缘点。

对于边缘点图像某一位置  $(i, j)$ , 可以构成一个像元特征矢量  $G[i, j]$ , 它具有  $n$  个分量:  $G[i, j] = \{G^1[i, j], G^2[i, j], G^3[i, j], \dots, G^n[i, j]\}$ , 其中,  $G^n[i, j]$  是第  $n$  幅边缘点图像上  $(i, j)$  位置的灰度值。这里需要说明的是, 如果  $G^n[i, j]$  不全等于 255, 就说明  $[i, j]$  上的像素在某一特征维被判定为边缘点, 这一特征矢量有效, 其在特征空间中有唯一的特征点与它对应。对那些有效的特征矢量进行特征空间密度分析, 大面积同类地物在特征空间中应表现为由大量密集的点组成的超椭球体, 而对于边缘, 同类边缘在特征空间中也应表现为一个较为集中的群体, 而不应是分散的个体, 可被看作是特征点较少的低密度超椭球体。

## 2 MAIS 高光谱数据试验分析

试验数据是由航空飞机上搭载的 MAIS 传感器获得的 30 个波段的影像。进行分组主分量变换, 相关系数阈值选取 0.95, 波段指数为 2.0。

最终的分组情况如下第一组: Band1、Band2、Band4; 第二组: Band6 ~ Band10; 第三组: Band11、Band12; 第四组: Band15 ~ Band20、Band3; 第五组: Band21 ~ Band24; 第六组: Band25; 第七组: Band27 ~ Band29。

表 1 类元素统计

Tab. 1 Statistics of Class Elements

类号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
个数	6 044	7 660	7 359	3 830	13 910	16 095	17 027	8 580	3 813	26 578	38 890

表 1 中所有像元的集合是各维边缘点图像中边缘点的并集, 总数为 149 786 个, 占图像面积的 57.1%, 其中类 5、6、7、10、11 像素很多, 是光谱空间高密度集群, 不是边缘点集群。多余的甚至错误的各维待识别边缘点在特征空间聚类时, 由于不满足低密度集群的性质而和真实的边缘点集群分离开来。类 1、2、3、4、8、9 共有像元 37 286, 占图像面积的 14.22%, 是特征空间中的低密度集群, 代表了真正的边缘点。

图 3 是利用传统的边缘提取算子与本次试验结果图的比较。由于传统的边缘提取算子如 Robert、Sobel、Prewitt 等经典算子都是平面模板提取, 只能针对单波段图像, 因此, 这里仅以均方差和熵较大的 124 图为试验对象进行传统算子的边缘提取。

待识别边缘点均符合正态分布, 将直方图阈值  $T_1$  设为 1 000, 根据目视判断, 该图像中边缘点总数约占全部像元的 15% ~ 20%, 以 20% 作为阈值  $T_2$ , 验证  $T_1$  选取的合理性。

特征空间密度分析采用非监督  $K$ -均值动态聚类。初始聚类中心的确定主要以第五组特征维生成的边缘点图像为索引, 选取训练样本。这主要基于以下两点考虑: ① 该图像边缘点的灰度区间比较大, 从 85 ~ 185, 共 11 级, 且像元数占图像总像元的 15.66%, 证明有比较丰富且适中的边界类别信息; ② 从目视判读上也能直接感觉到该图像的边缘很清晰、完整, 纵观 7 幅图像也基本上代表了大多数边界点。以该图像上灰度值为 85 的  $n$  个像元作为训练样本, 以其位置  $(i, j)$  为索引确定  $n$  个特征矢量:

$$G[i, j] = \{G^1[i, j], G^2[i, j], G^3[i, j], \dots, G^n[i, j]\}$$

这  $n$  个特征矢量在特征空间中表现为一系列特征点, 它们代表了一类边界地物模式特征的量度, 这些特征点的重心位置即为初始聚类的中心所在。同理, 分别以 95 ~ 185 共 10 个灰度级像元作为训练样本, 确定其余 10 个初始聚类中心。将 7 幅边缘点图像中所有有效特征矢量, 按照  $K$ -均值算法迭代、聚类, 依次归并到相应的 11 个类别当中。每个类中的像元总数统计如表 1 所示。

利用 Robert 算子的提取结果在经典算子里是最好的, 但仍包含了大量不能辨认的边缘和误差点, 其他传统边缘提取算子的结果不尽理想。分组主分量变换后, 采用第一主分量作为特征维进行边缘聚类的结果明显优于仅采用某几个波段作为特征维的聚类结果, 前者边缘信息更加丰富, 空间表现上更加连续、完整、准确, 可见主分量变换达到了充分有效地利用高光谱数据的目的。经过本文采取的模式处理之后, 光谱特性相近的边缘点都被提取出来了。河道的边界、居民区的边界和一些小湖泊的边界属于不同的类别, 一些小面积特征地物同时也显现出来。值得一提的是, 湖水与陆地的分界线首次被较清晰地提取出来了, 且具有独特的属性特征。

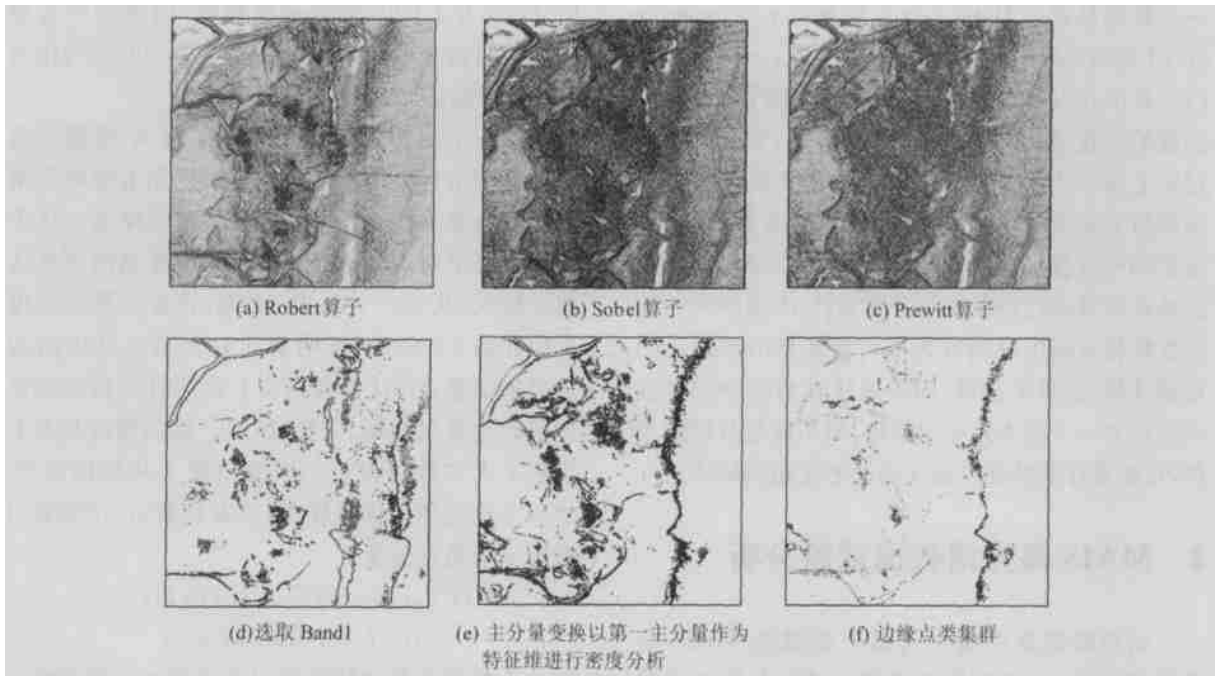


图3 用几种算法实现的边缘图像

Fig. 3 Final Edge Images by Several Operators

## 参 考 文 献

- 1 张 晔, 张钧萍. 遥感超谱图像处理技术. 中国图像图形学报, 2001, 6(1): 6~13
- 2 Shu N. Edge Extraction from Multi Spectral Images and Density Analysis of Super Dimensional Spectral Space. SPIE, 2001, 4 550: 63~66
- 3 苑玮琦, 王建军, 张宏勋. 一种基于梯度极值的边缘检测算法. 信息与控制, 1997, 26(2): 117~120
- 4 浦瑞良, 宫 鹏. 高光谱遥感及其应用. 北京: 高等教育出版社, 2000
- 5 姜小光, 唐伶俐, 王长耀, 等. 高光谱数据的光谱信息特点及面向对象的特征参数选择. 见: 童庆禧编. 中国遥感奋进 20 年学术论文集. 北京: 金象出版社, 2002

第一作者简介: 刘楠, 硕士生. 现从事高光谱边缘提取和纹理分析的研究.

E-mail: insight19@hotmail.com

## Edge Extraction Based on Density Analysis in Spectral Space

LIU Nan<sup>1</sup> SHU Ning<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** The density analysis of super dimensional spectral space for edge extraction is presented. On the basis of the first principle component after grouping PCA, the fundamental methods of object-oriented two-times edges determination is proposed. Every edge point called candidate detecting from each first component will perform classification in feature space as vectors. Edge feature points are distributed in the form of lower density hyperellipsoid in spectral space because they have class characteristics like common points of large areas. Real edge points are considered as those in lower density zones of spectral space.

**Key words:** super dimension of spectral space; density analysis; hyperspectral image; edge extraction; image classification

**About the first author:** LIU Nan, postgraduate, majors in edge extraction and texture analysis of hyperspectral images.

E-mail: insight19@hotmail.com

(责任编辑: 光远)