

# 基于空间模糊纹理光谱的多光谱 遥感图像分类方法

林 剑<sup>1),2)</sup> 王润生<sup>2)</sup> 鲍光淑<sup>3)</sup> 高光明<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup> (湖南科技大学地球空间信息科学研究所,湘潭 411201) <sup>2)</sup> (国防科技大学 ATR 国家重点实验室,长沙 410073)

<sup>3)</sup> (中南大学信息物理工程学院,长沙 410083)

**摘 要** 为了充分利用各波段的纹理信息,针对遥感图像不同波段之间具有较大相关性的特点,提出了一种用空间模糊纹理光谱描述多光谱遥感图像纹理特征的方法。根据纹理特征具有多尺度的特性,对原始图像进行二次模糊纹理滤波,一次滤波采用平面三角隶属度函数,二次滤波采用空间距离代替平面距离形成滤波隶属度函数,其模糊滤波图像的隶属度分布称之为空间模糊纹理光谱。用 FasART 神经网络分类验证,实验结果表明,该方法具有较高的分类精度,尤其对纹理特征较为复杂的区域的分类效果更为明显。

**关键词** 均一表面不确定性 模糊纹理滤波 空间模糊纹理光谱 FasART 神经网络

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2006)02-0186-05

## A Method for Classification of Multi-spectral Remotely Sensed Image Based on Spatial Fuzzy Texture Spectrum

LIN Jian<sup>1),2)</sup>, WANG Run-sheng<sup>2)</sup>, BAO Guang-shu<sup>3)</sup>, GAO Guang-ming<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup> (Institute of Geo-Spatial Information Science, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201)

<sup>2)</sup> (State Key Laboratory of ATR Laboratory, National University of Defence Technology, Changsha 410073)

<sup>3)</sup> (School of Info-Physics and Geomatics Engineering, Central South University, Changsha 410083)

**Abstract** In order to make full use of texture information of all spectral bands, and take into account the characteristic of significant correlation between the different bands, this paper presents a method to describe texture of multi-spectral remotely sensed image with spatial fuzzy texture spectrum. Based on multi-scale character of texture, the method implements two fuzzy texture filtering algorithm, the first filtering uses triangle membership function, while the second uses spatial distance in place of plane distance. The spatial membership distribution of the fuzzy image is denoted as spatial fuzzy texture spectrum. With classification by FasART (fuzzy adaptive system. ART-based) networks, experimental results show that the proposed method has higher classification precision, especially to the complex texture area.

**Keywords** uncertainty of the uniform surface, fuzzy texture filtering, spatial fuzzy texture spectrum, FasART networks

## 1 引 言

纹理描述主要有基于结构、统计和光谱的方法。基于结构的方法,需抽取纹理基元,由于自然纹理的

不规则性,缺乏明显的重复基元,因此,基于结构的方法较少采用;基于统计的方法主要有灰度共现矩阵、MRF (Markov random field) 模型、Fractal 模型等;基于光谱的方法常见的有 Gabor 滤波、Fourier 功率谱、小波变换等。利用纹理特征处理多光谱遥感图

基金项目:湖南省自然科学基金项目(04JJ30046)

收稿日期:2004-02-25;改回日期:2005-05-15

第一作者简介:林剑(1964 ~ )男,副教授。现为国防科技大学 ATR 国家重点实验室电子信息工程专业博士后。主要从事遥感图像处理、地球物理探测和信息技术研究。E-mail:lj2110015@163.com

像,通常是选取某一纹理特征较为明显的波段进行的,未能充分利用多光谱遥感图像提供的纹理信息。自然纹理具有不确定性,通过模糊隶属度函数来描述纹理特征是非常适合的。本文在文献[1]的基础上,对模糊纹理光谱算法进行改进,针对多光谱遥感图像不同波段之间具有较大的相关性的特点,提出了一种空间模糊纹理光谱描述多光谱遥感图像的纹理特征的方法,用 FasART 神经网络进行分类验证。

## 2 模糊纹理光谱

均一表面不确定性定义为纹理中的一点  $P$  属于均一表面的程度<sup>[1]</sup>,如果用三角隶属度函数把灰度图像  $f$  转化为模糊图像,均一表面的不确定性由下式计算:

$$U_y = 1 - \left[ \frac{|f(i, j) - \bar{f}(i, j)|}{\max_{f_R}(i, j)} \right] \quad (1)$$

式中,  $\max_{f_R}(i, j)$  是以  $(i, j)$  为中心、 $w \times w$  区域  $R$  中灰度值最大的像元,区域  $R$  称之为滤波窗口,平均灰度  $\bar{f}(i, j)$  由下式给出:

$$\bar{f}(i, j) = \frac{1}{(w \times w) - 1} \sum_{m, n \in R} f(m, n) \quad (2)$$

因由式(1)转化的模糊图像体现了区域特征,故对  $U_y$  进行统计分析便揭示了图像的纹理特征,定义  $U_y$  在一定区域  $R'$  出现的频率为模糊纹理光谱,称  $R'$  为纹理测量窗口,在实际应用中把  $U_y$  量化为  $L$  级,模糊纹理光谱由下式计算:

$$S_j(d) = \#\{d = \lfloor U_y \times (L-1) \rfloor; (i, j) \in f\} \quad (3)$$

式中,“#”表示图像  $f$  中灰度值等于  $d$  的像元个数,  $0 < d \leq L-1$ 。

## 3 多光谱遥感图像的模糊纹理描述及算法的改进

### 3.1 多光谱遥感图像模糊滤波

基于光谱的纹理特征描述是以滤波理论为基础的<sup>[2]</sup>,用三角隶属度函数进行图像的模糊化同样是一种滤波计算,对于多光谱遥感图像,把灰度图像的均一表面不确定性推广至多波段遥感图像,根据式(1),每个波段的均一表面不确定性可以由下式给出:

$$U_y^{(k)} = 1 - \left[ \frac{|f^{(k)}(i, j) - \bar{f}^{(k)}(i, j)|}{\max_{f_R^{(k)}}(i, j)} \right] \quad (4)$$

如果用3个波段的遥感数据进行分析,那么  $k$  为波段数( $k=1, 2, 3$ ),  $U_y^{(k)}$  表示第  $k$  个波段的均一表面不确定性,  $f^{(k)}(i, j)$  分别为像元  $(i, j)$  的第  $k$  波段灰度值。为了直观地显示各波段模糊化后的图像,把  $U_y^{(k)}$  量化到  $0 \sim 255$  范围,用  $D^{(k)}(i, j)$  表示量化后第  $k$  波段像元  $(i, j)$  的灰度值,以  $D^{(k)}(i, j)$  值代替原遥感图像的红、绿、蓝值,形成伪彩色图。不难发现,这种伪彩色图其实质是原始遥感图像模糊化滤波后形成的图像。图版 I 图 1 分别为中巴资源卫星长沙幅图  $512 \times 512$  大小的原始遥感图像、 $3 \times 3$ 、 $7 \times 7$  和  $19 \times 19$  模糊滤波图像。从  $3 \times 3$  模糊滤波图像中可发现:岳麓山阳面和阴面在原始遥感图中有很大的差别,但在模糊滤波图像中其色彩一致;在原始图中,湘江的水和浏刀围、年嘉湖及西湖渔场的水,只是颜色的深浅差异,而在模糊滤波图像中根本就是两种不同的颜色。以上两点可解释为在微纹理特征,其森林是一致的,而流动的水和湿地的水其纹理特征有明显的差异,从图版 I 图 1 的不同窗口大小的模糊滤波图像中,还可发现:对于城区在小窗口中显示出小的斑点,在大窗口中表现为较大碎块,这说明了小窗口反映了城区的微纹理特征,大窗口反映了城区的宏纹理特征,都突出了原始遥感图像的纹理特征;根据式(1),如果滤波窗口较小,主要反映微纹理特征,窗口太大,不同区域的平均值接近,纹理特征不明显,分辨率降低,窗口范围根据地物情况通常在  $3 \times 3$  至  $19 \times 19$  为宜。

### 3.2 空间模糊纹理光谱

由式(4)进行多光谱遥感图像各波段模糊滤波,虽能突出图像的纹理特征,但它只是式(1)简单的推广,并未考虑遥感图像不同波段的相关性,且每一波段分别计算出模糊纹理光谱,最终提取的纹理特征分类矢量太长影响分类精度。视觉心理学研究表明人类认知图像是一种多尺度的方式<sup>[3]</sup>,多分辨率和小波变换等方法描述图像的纹理特征均是根据纹理特征的多尺度特性。因此,可以对模糊滤波图像进行二次滤波,且滤波窗口稍大于一次滤波窗口,以体现纹理特征的多尺度特性;同时考虑到多光谱遥感图像各波段的之间具有较大的相关性,用马氏距离代替平面距离,根据式(1),空间均一不确定性  $U_y'$  可由下式给出:

$$U_y' = 1 - \left[ \frac{\|D^{(k)}(i, j) - \bar{D}^{(k)}(i, j)\|}{\max_{D_{R_2}^{(k)}}(i, j)} \right] \quad (5)$$

其中, 区域  $R_2$  为二次滤波窗口,  $\overline{D^{(k)}}(i, j) = \frac{1}{w \times w - 1} \sum_{m, n \in R_2} D^{(k)}(m, n)$

用矢量  $\mathbf{D}, \overline{\mathbf{D}}$  表示  $D^{(k)}(i, j)$  和  $\overline{D^{(k)}}(i, j)$ , 马氏距离:

$$\|D^{(k)}(i, j) - \overline{D^{(k)}}(i, j)\| = (\mathbf{D} - \overline{\mathbf{D}})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{D} - \overline{\mathbf{D}}) \quad (6)$$

其中,  $\Sigma^{-1}$  表示  $\mathbf{D}, \overline{\mathbf{D}}$  的互相关矩阵, 同样可以定义

空间均一不确定性的分布为空间模糊纹理光谱, 根据式(3)、(5)空间模糊纹理光谱可由下式表示:

$$S'_j(d) = \#\{d = \lfloor U'_j \times (L - 1) \rfloor; (i, j) \in f\} \quad (7)$$

图 1 为测量窗口  $16 \times 16$ 、类别为城区、森林、湿地、耕地和河流的空间模糊纹理光谱, 从图中可见空间模糊纹理光谱曲线各不相同, 这说明利用空间模糊纹理光谱能对多光谱遥感图像进行分类。

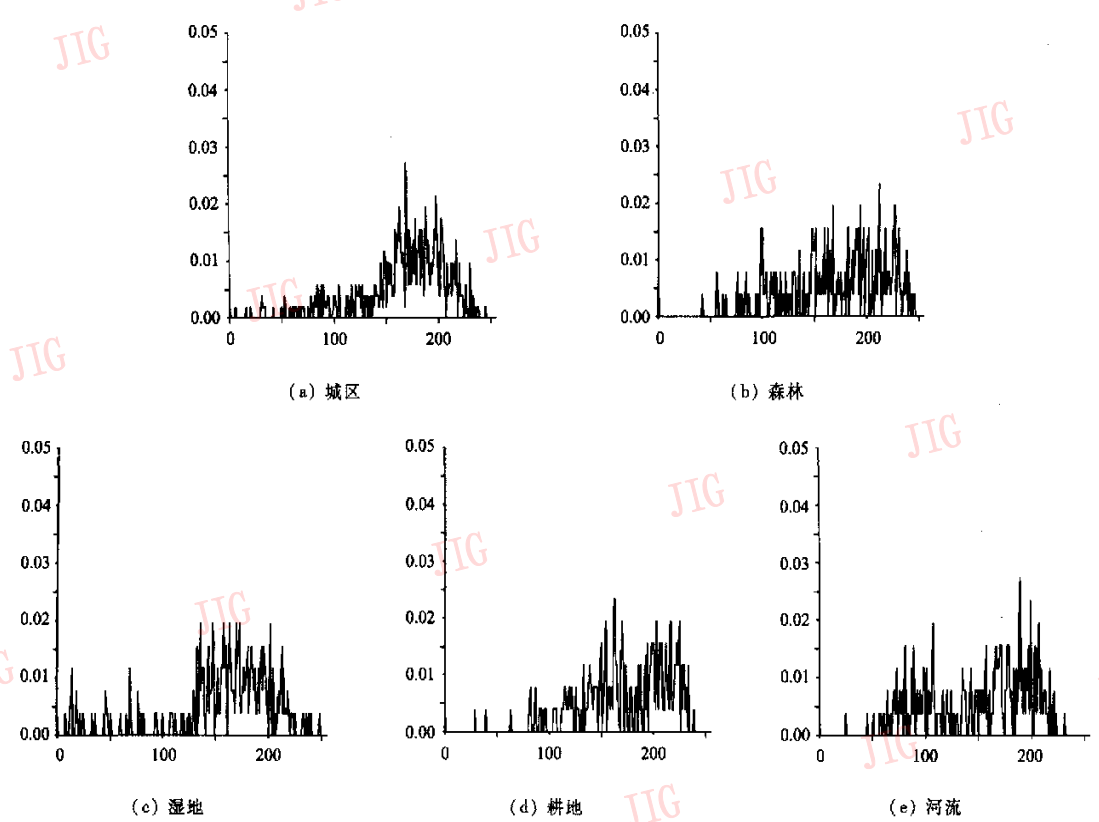


图 1 空间模糊纹理光谱(7×7一次滤波、9×9二次滤波)

Fig. 1 Images of special fuzzy texture spectrum by 7×7 and 9×9 filter windows in the city, swamp, field, forest and river respectively

### 3.3 光谱特征的提取

为了描述上述纹理光谱特征, 采用 Shanon 熵、能量和惯性矩作为纹理特征分类参数:

Shano 熵:

$$H = - \frac{\sum_{i=1}^L S'_i \times \log_2 S'_i}{\log_2 L} \quad (8)$$

能量:

$$E = \sum_{i=0}^L (S'_i)^2 \quad (9)$$

惯性矩:

$$I = \sum_{u,v} (u - v) M \quad (10)$$

其中,  $u, v$  为纹理光谱值,  $M$  为  $S'_j$  的转化矩阵。

### 4 FasART 神经网络分类器

FasART 是一种基于模糊推理的神经网络<sup>[4]</sup>, 网络的结构与模糊 ARTMAP (adaptive resonance theory map) 相同, 但引入了激励/隶属度函数。它

用于遥感图像分类比模糊 ARTMAP 具有更高的精度<sup>[5]</sup>。输出层的每一个神经元代表一个模糊集合,神经元输出值表示模式属于模糊集合的隶属度值,即输入模式属于每一类别的置信度,它是一种软分类器。输出层每个神经元  $j$  的输出值按下式计算:

$$u_j = \prod_{i=1}^n \eta_{ji}(I_i) \quad (11)$$

其中,  $\eta_{ji}$  为神经元  $i$  对  $j$  的激励贡献。

如果选择三角函数作为激励/隶属度函数,则有:

$$\eta_{ji}(I_i) = \begin{cases} \max\left(0, \frac{\gamma(I_i - W_{ji}) + 1}{\gamma(C_{ji} - W_{ji}) + 1}\right) & I_i \leq C_{ji} \\ \max\left(0, \frac{\gamma(1 - I_i - W_{ji}^c) + 1}{\gamma(1 - C_{ji} - W_{ji}^c) + 1}\right) & I_i > C_{ji} \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $W_{ji}$ 、 $W_{ji}^c$  为权值,  $C_{ji}$  为模糊集合的中心,  $\gamma$  为模糊集的支集宽度,  $\gamma$  越大表示越模糊。

## 5 实验及结果分析

在大小为  $512 \times 512$  像元的中巴资源一号卫星 1999 年 12 月 14 日的 2、3、4 波段长沙幅遥感图像中(如图版 I 图 1(a)),对河流、城区、湿地、森林和耕地 5 个不同类别,分别用共现矩阵、模糊纹理光谱和空间模糊纹理光谱提取纹理特征,分类器用 FasART 神经网络,网络门限值取 0.95,模糊度取 0.9。在研究区域任意选取 40 个湿地样品(因湿地范围较小),其他各类别各取 120 个样品,把样品平均分成二组,一组用于网络训练,一组用于测试。

### 5.1 共现矩阵提取纹理特征的分类

共现矩阵提取纹理特征一般用于灰度图像,且需对图像进行量化以减少矩阵的阶,如果对 3 个波段分别提取纹理特征以 256 作为矩阵的阶,其计算量是惊人的,以致不现实。故先用模糊 C 均值方法,把原始遥感图像量化成 16 的灰度阶,选取  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $135^\circ$  4 个方向,距离取 1;以能量、熵和惯性矩作为纹理特征参数,那么,每个测量窗口便形成矢量维数为 12 的特征模式。提取纹理特征的测量窗口十分重要,窗口的大小与所提取纹理特征的类别有关,宏纹理需较大的窗口,微纹理用小窗口,结合图中地物的纹理特征和地物实际区域大小,通过实验选用  $16 \times 16$  的窗口,其混淆矩阵如表 1 所示。从表 1 中可见:各类分类精度均不高,这主要是由于

遥感图像的纹理特征不明显,进行图像量化时损失了部分信息;另外,不同类别纹理的方向、距离均不同,存在最佳的距离和方向选择问题。

表 1 共现矩阵提取纹理特征的分类混淆矩阵  
(平均精度 76.66%)

Tab.1 Confusion matrices of classification by texture features extracted by co-occurrence(average precision 76.66%)

	城区	森林	耕地	湿地	河流	精度(%)
城区	44	2	8	1	0	73.3
森林	2	46	2	0	1	76.7
耕地	6	10	48	1	3	80.0
湿地	8	2	2	15	9	75.0
河流	0	0	0	3	47	78.3

### 5.2 模糊纹理光谱提取纹理特征的分类

以  $7 \times 7$  窗口分别对各波段的图像进行模糊纹理滤波,用  $16 \times 16$  的纹理测量窗口计算模糊纹理光谱,提取能量、熵和惯性矩作为纹理特征参数,那么分类模式矢量的维数为 9,其混淆矩阵如表 2 所示。

从表 2 可见,除湿地外,其他各类别较共现矩阵提取纹理特征的分类精度均稍有提高,显示了模糊纹理光谱具有突出图像纹理特征之功效,湿地的分类精度较低是因为本图像中的湿地多为市郊的养鱼场,周围的建筑物较多,湿地与城区的纹理特征较为相似。

表 2 模糊纹理光谱提取纹理特征的分类混淆矩阵  
(平均精度 80.34%)

Tab.2 Confusion matrices of classification by fuzzy texture spectrum(average precision 80.34%)

	城区	森林	耕地	湿地	河流	精度(%)
城区	46	3	2	3	1	76.7
森林	5	49	4	0	0	81.7
耕地	2	5	53	2	3	88.3
湿地	7	2	1	14	4	70.0
河流	0	1	0	1	51	85.0

### 5.3 空间模糊纹理光谱提取纹理特征的分类

分别采用  $7 \times 7$  和  $9 \times 9$  作为一次和二次模糊滤波窗口,纹理测量窗口仍用  $16 \times 16$ ;其混淆矩阵如表 3 所示。

表 3 空间模糊纹理光谱提取纹理特征的分类混淆矩阵  
(平均精度 84.5%)

Tab.3 Confusion matrices of classification by special fuzzy texture spectrum (average precision 84.5%)

	城区	森林	耕地	湿地	河流	精度(%)
城区	49	2	1	1	0	81.5
森林	0	52	2	0	0	86.7
耕地	6	5	54	3	3	91.0
湿地	5	0	3	15	4	75.0
河流	0	1	0	1	53	88.3

从表 3 可见,空间模糊纹理比共现矩阵和模糊光谱提取纹理特征的分类精度都要高,尤其是纹理特征较为复杂的城区分类精度提高较大,另外,错分的样品较为集中,表明空间用模糊纹理光谱提取的纹理的规律性也较强。

## 6 结 论

根据图像纹理特征具有多尺度的性质,提出的空间模糊纹理光谱提取多光谱遥感图像纹理特征的方法,充分地利用了多光谱遥感图像多波段的信息,同时考虑了遥感图像不同波段具有较大相关性的特点,用 FasART 神经网络分类验证表明:该方法具有较高的分类精度,尤其对于那些纹理特征较为复杂

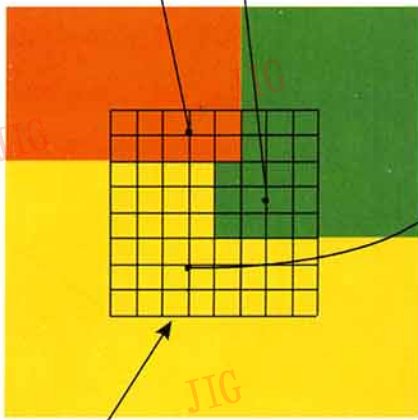
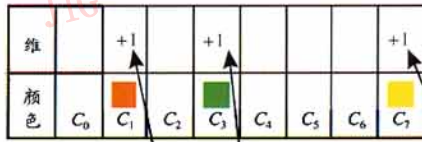
的类别效果更为明显。

根据地物情况,一次模糊滤波窗口范围在  $3 \times 3$  至  $19 \times 19$  之间为宜;二次滤波采用不同于一次滤波的窗口,空间模糊纹理光谱体现了纹理特征的多尺度性。

对于不同的地物利用该方法进行分类,有不同的最佳一次、二次滤波窗口,根据分类要解决的主要问题,首先用不同的窗口进行尝试是必要的。

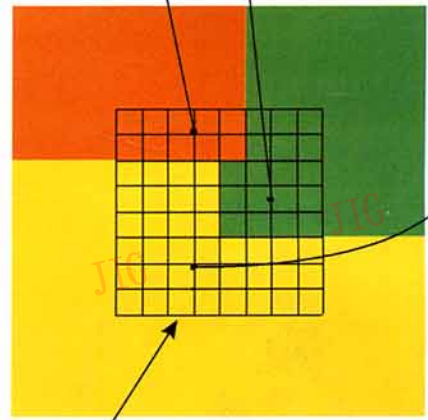
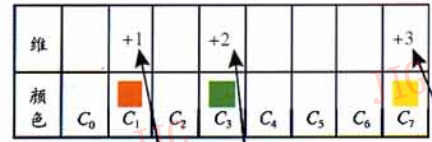
## 参考文献 (References)

- 1 Lee Y C, Lee J H, Hsueh Y C. Texture classification using uncertainty texture spectrum[J]. *Neurocomputing*, 1998, 20(1-3): 115 ~ 122.
  - 2 Wang L, Liu J. Texture classification using multi-resolution Markov random field models[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1999, 20(2): 171 ~ 182.
  - 3 Daugman J C. An information theoretic view of analog representation in striate cortex [A]. In: *Computational Neuroscience [M]*, Cambridge, MA: MIT Press, 1990:403 ~ 423.
  - 4 Cano Izquierdo J M, Dimitriadis Y A, Sánchez E G, et al. Learning from noisy information in FasArt and FasBack neuro-fuzzy systems [J]. *Neural Networks*, 2001, 14(4-5):407 ~ 425.
- LIN J, BAO G S, JING R Z, et al. A Study of FasART neuro-fuzzy networks for supervised classification of remotely sensed images[J]. *Journal of Image and Graphics(A)*, 2002, 7(12):1263 ~ 1268. [林剑, 鲍光淑, 敬荣中等. FasART 模糊神经网络用于遥感图像监督分类的研究[J]. *中国图象图形学报(A版)*, 2002, 7(12): 1263 ~ 1268.]



8 × 8 像素结构化元素

图1 对颜色结构直方图进行累加的示意图  
Fig.1 Representation for the accumulation of color structure histogram



8 × 8 像素结构化元素

图2 对结构量化直方图进行累加的示意图  
Fig.2 Representation for the accumulation of structure quantification histogram

林 剑等:基于空间模糊纹理光谱的多光谱遥感图像分类方法



(a) 原始图像(512×512)



(b) 模糊滤波图像(3×3)



(c) 模糊滤波图像(7×7)



(d) 模糊滤波图像(19×19)

图1 原始图像及不同窗口的模糊滤波图像

Fig.1 Source image and its results based on different filter windows