

利用高光谱遥感影像纹理滤波的城市居民地识别

施蓓琦^{1,2} 刘 春^{1,3} 陈 能² 孙伟伟¹

(1 同济大学测量与国土信息工程系,上海市四平路 1239 号,200092)

(2 上海师范大学城市信息研究中心,上海市桂林路 100 号,200234)

(3 现代工程测量国家测绘地理信息局重点实验室,上海市四平路 1239 号,200092)

摘 要:高光谱影像具有丰富的光谱和空间结构信息,传统的基于光谱特征的分割方法易使分割区域过于细碎,从而降低了居民地信息提取的精度。尝试将纹理信息引入到特征空间,以提高信息识别、提取的精度。纹理信息采用多尺度 3D-Gabor 滤波器对经过特征选择后的高光谱影像进行滤波,进一步计算纹理能量和纹理特征,然后利用多特征聚类实现图像的初步分割,最终通过形态学方法获取影像中的居民地信息。实验表明,基于 3D-Gabor 滤波的方法能有效地识别、提取高光谱影像中的居民地信息。

关键词:3D-Gabor 滤波; 高光谱遥感影像; 居民地; 信息提取

中图法分类号:P237.3

从遥感影像的地学特征来看,影像中城市居民地像元的纹理形态往往比其光谱特征本身更能体现目标的实际属性,且纹理特征更具有一定的抗干扰能力。随着遥感影像光谱分辨率和空间分辨率的提高,应用具有丰富光谱信息且高空间分辨率的机载高光谱影像来识别城市居民地信息可进一步拓展遥感信息提取的途径。但在城市中各种地物常常交错分布,致使同一类型地物的光谱响应零散,因此,在地物复杂、下垫面多变的地区,需要融入能反映影像空间特征的纹理信息来提高居民地识别结果的稳健性。舒宁^[1]使用广义影像纹理来定义多(高)波段遥感影像纹理,认为影像纹理是地物在光谱空间中的表征点到地物分布二维影像空间的映射模式,可将单波段影像纹理可视多波段影像纹理的特殊情形,并基于此理论分别应用马尔科夫随机场、分形测度、扩展空间自相关函数对多光谱和高光谱遥感影像进行纹理分割^[2,3];Zhang 等^[4]应用基于极大似然和隐马尔科夫模型的小波统计方法对土壤高光谱影像进行了分类;Manian 等^[5]提出了正交 Daubechies 两级小波变换滤波来提取多(高)光谱影像中每个波段的空信息特征。

然而,纹理的本质是复杂视觉实体的组合,对纹理信息的提取应是基于人类视觉系统的表现而进行的客观评价。由于 Gabor 基函数波形在空间域和频率域均有较好的分辨能力,且不存在统计纹理特征提取的窗口选择问题,因此得到了广泛的应用^[6]。3D-Gabor 滤波器作为 2D-Gabor 滤波器的延伸,也被用于医学核磁共振成像的信息提取和人脸识别^[7,8]。本文基于人类视觉系统的 3D-Gabor 滤波,从不同尺度、不同方向分析了影响纹理特征分布的情况,再把这些纹理特征“耦合”在一起,共同参与分割决策,以提高机载高光谱遥感影像纹理分割的精度,从而提取影像中的居民地信息。

1 3D-Gabor 滤波

1.1 3D-Gabor 滤波算法

3D-Gabor 滤波器函数是一个同时位于三维空间域和频率域的带通滤波器函数,可以看作是被复正弦函数调制的高斯函数^[8,9]。由于 Gabor 滤波器的实部对纹理敏感,因此,使用实数部分调制的高斯函数可作为最终的滤波器:

$$h(x, y, z) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} \sigma_x \sigma_y \sigma_z} e^{-\frac{1}{2}[(\frac{x}{\sigma_x})^2 + (\frac{y}{\sigma_y})^2 + (\frac{z}{\sigma_z})^2]} \times \cos(2\pi(ux + vy + wz)) \quad (1)$$

式中, $\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z$ 是由调制频率函数表示的空间尺度因子, 分别为 x, y, z 方向上高斯包络的方差, 用于确定高斯包络的大小。其中, $\sigma_x = \frac{\alpha}{\pi f} (\frac{2^B + 1}{2^B - 1})$,

$$\sigma_y = \frac{\alpha}{\pi f \tan(\Omega/2)}, \alpha = \frac{\sqrt{2 \ln 2}}{2}; f \text{ 为频率大小, 用来决定空间尺度因子的选取; 人类视觉皮层细胞感受到的频带宽度 } B \text{ 主要集中在单位倍频程附近, 通常设为 } 1; \text{ 方向带宽 } \Omega \text{ 通常设为 } 45^\circ \text{ 或 } 30^\circ.$$

因此, σ_x 与 σ_y 在 2D-Gabor 函数的高斯包络呈现为椭圆, 其纵横比在 1.5~2.0 之间, 将此延伸到 3D-Gabor 函数的高斯包络椭球体, 设 σ_z/σ_x 也在 1.5~2.0 之间, 参数 u, v, w 决定了正弦函数在空间坐标系中的大小。但由于 3D-Gabor 函数是一个同时位于空间域和频率域的带通滤波器函数, 因此, 取 Gabor 函数中高斯函数部分的方向与复数调制部分函数的幅角相等, 由此则有 $f = \sqrt{(u^2 + v^2 + w^2)}$ 。在三维坐标中, $u = f \sin\theta \cos\varphi, v = f \sin\theta \sin\varphi, w = f \cos\theta$ (见图 1)。图 1 中, θ 为频率 f 与 w 的夹角; φ 为 f 与 u, v 平面的顺时针夹角。

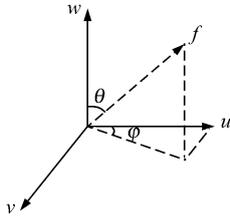


图 1 三维坐标中空间域的表达
Fig. 1 3D Frequency Domain

1.2 3D-Gabor 滤波器的中心频率和方向设计

自然图像的纹理主要体现在中部频率段, 根据图像大小, 将图像的频率量化到区间 $[-0.5, 0.5]$ 内, 且傅立叶频率谱具有对称性, 因此, 可以只考虑 $[0, 0.5]$ 区间内的值, 则对 $N \times N$ 的图像, 其中心频率 f 定义为:

$$\begin{cases} f \in [f_L, f_H] \\ f_H = 0.25 + 2^{i-0.5}/N, 0.25 \leq f_H < 0.5 \\ f_L = 0.25 - 2^{i-0.5}/N, 0 < f_L < 0.25 \\ i = 1, 2, \dots, \log_2(N/8) \end{cases} \quad (2)$$

同时, Gabor 滤波器还有一定的方向选择特性, 需要确定旋转角度。由于 Gabor 滤波器在空间域是对称的, 因此, 方向选择中 $0 \leq \theta < \pi, 0 \leq \varphi$

$< \pi$ 就能覆盖整个频率域空间。图 2 给出了经旋转若干个方向后形成的一个三维坐标系中的滤波分布图, 其中, $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, \varphi = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 。在单个尺度中, 有 16 个不同方向的滤波器, 但由于 $\theta = 0^\circ$ 时 3D-Gabor 的滤波方向相同, 因此可归结为 13 个不同方向的滤波器。

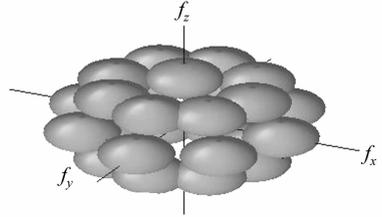


图 2 单尺度中不同方向的 Gabor 滤波器在频域中的分布

Fig. 2 3D-Gabor Filter Bank in the Frequency Domain

从多维多通道模型角度出发, 将多光谱或高光谱影像看作三维矢量纹理, 应用 3D-Gabor 滤波算法提取纹理特征, 可充分体现人类视觉在三维空间中响应不同频率和方向的带通滤波器的特性。因此, 相对于原有的多波段遥感影像, 选取单个波段的影像进行基于灰度纹理分析的方法而言, 可有效地提高纹理分析的效率, 能更充分地反映光谱特征在影像空间中的分布形态。

2 高光谱影像中居民地信息的识别

2.1 高光谱影像居民地信息提取流程

使用 3D-Gabor 滤波之前, 首先要解决高光谱的“维数灾难”问题。使用奇异值分解(SVD)的特征选择法既保留了光谱特性, 又大大减少了冗余波段, 在此基础上, 设计一个对应于不同空间频率和方向的 3D-Gabor 滤波器组, 把输入的影像分解为多个滤波图像; 然后将各个滤波图像的特征进行双曲正切非线性归一化变换处理, 从而进一步增加纹理特征信息的对比度变化以及抗干扰能力, 并用高斯低通滤波去噪; 再进行纹理能量分析和纹理特征提取; 最终依据高光谱影像纹理能量特征提取信息, 选用 k -means 对高光谱影像进行分割, 并通过形态学方法获取影像中的居民地信息。

2.2 影像纹理能量

经过 Gabor 滤波输出后的幅值结果并不适合直接用于纹理的识别, 需要应用特征累积统计来计算纹理特征的幅值能量, 且当局部纹理特征丰富时, 纹理能量强, 亮度值高。根据文献, 以某点为中心的局部区域的 Gabor 系数的幅值确定

了局部该点在频率域中的强度。其幅值能量定义为^[9]:

$$e_R(i) = \frac{1}{MNW} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sum_{\lambda=1}^W r_i(x, y, \lambda)^2 \quad (3)$$

式中,局部窗口的大小为 $M \times N$; W 为波段数; $r_i(x, y, \lambda)$ 为 3D-Gabor 滤波的幅值。

2.3 纹理特征提取

由于 Gabor 滤波是非正交性变化的,滤波器提取的特征存在大量的冗余信息,若直接用于分析,其效果往往并不理想,因此,本文选用主成分分析(PCA)进行特征降维,使用综合指标来综合各变量信息,且综合指标之间彼此不相关,代表的信息不重叠,采用累计贡献率大于 0.8 来取得最终的特征数目。在获取特征之后,应用聚类算法如 k -means 算法实现像元的标记,从而实现高光谱影像的分割。

2.4 基于形态学的空间居民地信息提取

影像分割结果中可能存在一个居民地块由若干个相互间存在间隔的子区域组成,或存在无用的小斑块,或在居民地内部存在大量小孔洞,若仅依靠面积阈值法去除小区域,容易造成有效区域的损失。为此,对于分割数据,采用形态学尺度空间方法中的膨胀和腐蚀算子使分割的破碎居民地进行区域连通,以消除兴趣区域外的噪声;然后应用数学形态学中的开、闭运算消除微小斑点,进行空穴填补和断口连接,最终将破碎居民地地块融为一体。

3 实验分析

3.1 实验数据

选取 2003 年 10 月获取的 124 个波段的 PHI-3 机载高光谱数据作为实验数据,其工作波长为 408~985 nm,光谱分辨率为 4~5 nm,地面分辨率 2.4 m \times 2.4 m。所选实验区域为上海市世博园周边大严家湾-小严家湾未改造的旧城区,如图 3 所示,它有 368 扫描行数据,每行有 396 个像元。影像中包含的地物信息复杂多样,有水体、农田(绿地)、道路(裸地),同时该区域的建筑物既包含了“城中村”的危旧房屋,又包含有普通居民新村、高档商品房。就该区域的地物光谱性而言,由于人为因素的介入,地物受环境影响的因素复杂,表现为各种地物凌乱地交错分布,易造成同一类型地物的光谱响应零散,因此,从高光谱影像中以 16 像素 \times 16 像素选取水体、农田(绿地)、村屋、道路(裸地)、阴影 5 类地物的样本。由于高楼

在影像是窄型长方体,因此,高楼的样本为 8 像素 \times 8 像素。这些窗口大小能够体现不同地物类型的纹理特征,但限于影像大小,每种地物类型各取 4 个样本。图 4 反映了这些地物所选样本的平均光谱特征信息,可见,该研究区域原始图像中的水体、村屋和高楼阴影是较难区分的,但从空间纹理信息上看,村屋、楼房等居民地块往往呈现出比较明显的方向性纹理的特点,因此,采用基于 3D-Gabor 滤波纹理特征来实现对于城市居民地信息的提取。



图 3 实验区域的高光谱假彩色影像

Fig. 3 PHI-3 Experimental Data

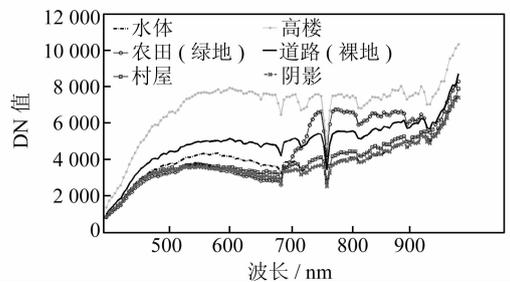


图 4 各类地物光谱值信息

Fig. 4 Spectrum of Different Objects

3.2 实验结果

根据对各波段间的相关性和协方差的分析,并应用 SVD 能够找出包含原始数据大部分方差的特征方向,选择第 29 波段(534.05 nm)来反映水体在蓝绿波段的反射特性,第 57 波段(664.05 nm)作为植被的强吸收处,红波段的第 67 波段(710.60 nm)和近红外波段的第 81 波段(778.03 nm)能较好地区分建筑物屋顶(水泥混凝土材质和沥青瓦片材质),第 124 波段(985.20 nm)则能加大波段指数值;还从信息量和波段相关性度量的角度选用 OIF 和 KLC^[10] 指标,从类别可分角度应用散布矩阵 J 对特征选择结果进行评价。由图 5 可见,随着 SVD 选择的波段数的增加,其 OIF 值出现递减,当 SVD 选择 6 个波段时,在 39 与 59 波段出现高度相关;SVD 选择 8 个波段和 10 个波段时,则在 74、75 与 95 波段高度相关,120~123 波段之间高度相关。通过 KLC 信息量

的计算发现,SVD 选择 5 个波段时的信息量最大;类别可分性 J 的计算结果也反映出选择 5 个波段能更好地区分这 6 类地物。根据评价分析,最终选择第 29 波段(534.05 nm)来反映水体在蓝绿波段的反射特性,选择第 57 波段(664.05

nm)作为植被的强吸收处,红波段的第 67 波段(710.60 nm)和近红外波段的第 81 波段(778.03 nm)能较好地地区分建筑物屋顶(水泥混凝土材质和沥青瓦片材质),第 124 波段(985.20 nm)则能加大波段指数值,如图 6 所示。

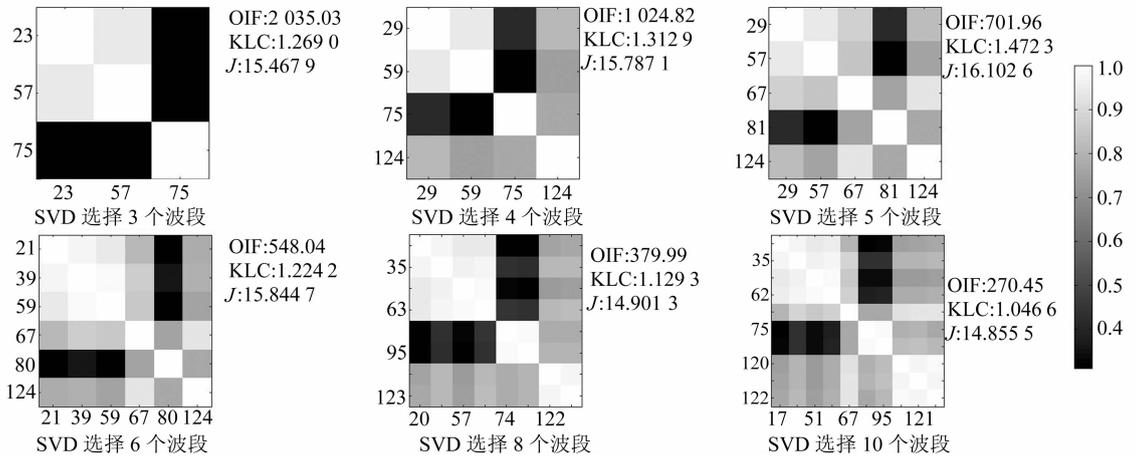


图 5 特征选择后的波段相关性和有效性度量

Fig. 5 Evaluation of Band Selection

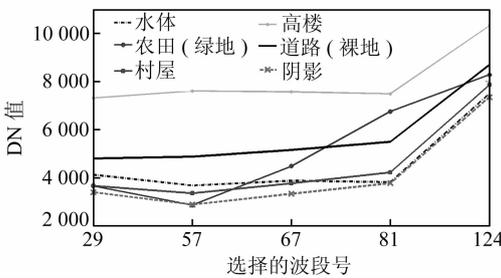


图 6 高光波段选择结果

Fig. 6 Band Selection of Hyper-spectral Image

由于自然图像的大部分光谱能量通常集中在中低频率,因此,对于这 5 个波段的高光谱数据,使用式(2)得到一组范围在[0.170 5,0.329 5]的 12 个中心频率值,但考虑到 3D-Gabor 多尺度多方向计算的高效性和数据的冗余性,选取了 0.170 5、0.248 7、0.329 5 这 3 个中心频率值,并和 θ 、 φ 组成的 13 个方向的 3D-Gabor 滤波器组把输入图像分解为多个滤波图像,每个像元点生成一组高维特征向量。将各个滤波图像的特征应用线性极差标准化进行归一化处理,并在此基础上对滤波输出进行双曲正切非线性变换,把滤波输出图像由正弦调制转为方波调制,以强化高频的纹理特征,增加纹理特征信息的对比度变化,再由高斯低通滤波器去除噪音等干扰信息。由此计算 39 次滤波的幅值能量,通过 PCA 降到 4 维,从而完成对纹理能量特征的提取。从图 7 中可知,村屋、高楼、道路等不透水区域表现为粗纹理特征,其空间能量大,多集中在低频部分,而水体、农田、

阴影则为细纹理特征,其空间能量小,一般集中在高频部分。

一个具有较好的区分不同类型的纹理特征还应具有以下两个方面的特性:① 两种类型之间的差异越大越好;② 同种类型之间的差异越小越好。因此,通过计算类间差异度和类内一致度的比值来确定地物间的区分能力(值越趋近于 1,表明越容易区分),即设 V_i 和 V_j 分别表示两种不同类型的纹理能量特征的方差,则类内一致度表示为 $S=V_i+V_j$,类间差异度表示为 $D=|\text{mean}(T_i(m))-\text{mean}(T_j(m))|^2$, $T_i(m)$ 、 $T_j(m)$ 分别表示某种类型的所有样本的纹理能量特征, m 为样本数;纹理区分能力表示为 $EA=D/S$ 。表 1 反映了该高光谱数据的纹理可分性和光谱可分性,右上部分表示纹理能量区分能力,左下部分表示光谱区分能力。可见,通过 3D-Gabor 滤波,除了能清晰地区别高楼和道路,还提高了水体、村屋和阴影在空间纹理上的可分性。

表 1 各类地物区分能力分析表

Tab. 1 Evaluation of Distinguishing

	水体	农田 (绿地)	村屋	高楼	道路 (裸地)	阴影
水体		0.227	0.168	0.949	0.570	0.042
农田(绿地)	0.126		0.063	0.724	0.334	0.272
村屋	0.006	0.123		0.796	0.404	0.213
高楼	0.955	0.648	0.889		0.416	1.000
道路(裸地)	0.295	0.123	0.281	0.620		0.621
阴影	0.080	0.189	0.069	1.000	0.362	

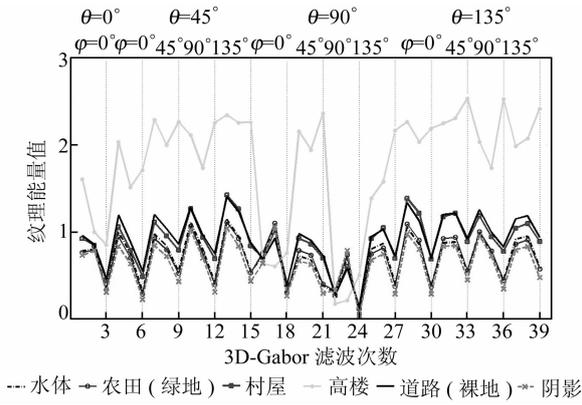
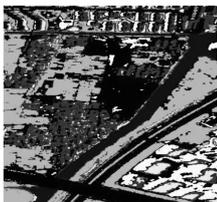


图 7 3D-Gabor 滤波后各地物纹理能量特征
Fig. 7 3D-Gabor Energy Vectors for Different Objects

采用 k -means 分割法得到的分割结果见图 8。其中,基于光谱特征信息的 k -means 方法仅仅是针对光谱信息所进行的分割,研究对象是单个像元,体现的是光谱分布的微观特征,边界较细碎,而纹理特征本身是空间特征,与邻域存在直接的依赖关系,在一定的空间范围内进行表达,体现的是光谱分布的宏观特征。因此,采用基于 3D-Gabor 滤波的 k -means 分割结果显示影像中零星图斑减少、像元空间分布关系相似的区域被划归为同种纹理类型,说明了 3D-Gabor 滤波有效地体现了纹理特征的空间分布性,且有效地区分了水体、农田(绿地)、村屋、高楼、道路(裸地)和阴影,降低了基于光谱特征影像分割时的椒盐噪声效应,便于获取居民地信息。



(a) 基于 3D-Gabor 滤波的 k -means 分割结果



(b) 基于原始光谱的 k -means 分割

- 水体
- 农田(绿地)
- 村屋
- 高楼
- 道路(裸地)
- 阴影

图 8 k -means 图像分割结果

Fig. 8 Result of k -means Segmentation

但 k -means 分割后的居民地块内部仍存在大量孔洞和无用小斑块,且由几部分子区域构成,这里通过形态学尺度空间的方式进行自动后处理,最终获取该区域的主要居民地分布信息,如图 9

所示。对于居民地提取结果,应用较为简单易行的像素数量误差度量对其进行精度分析,将量测的高光谱影像上提取的居民地面积设为 M_1 (本文中 $M_1 = 132\ 226.56\ \text{m}^2$),同时将人工目视判读提取的同年(2004 年)、同一区域 0.61 m 分辨率快鸟影像上居民地信息的面积作为实际量测面积,设为 M_2 (本文中 $M_2 = 132\ 398.74\ \text{m}^2$)。两者叠加之后,以明显确定错分以及漏分的像元位置及范围,并对正确分类 T 、错分 F 、漏分 L 的面积进行统计,达到定量地分析其分割精度的目的。本文统计结果为 $T = 98.91\%$, $F = 0.32\%$, $L = 0.76\%$ 。



图 9 居民地信息提取结果(白色区域为居民地信息)
Fig. 9 Residential Area Information Extraction

4 结 语

本文提出了利用 3D-Gabor 滤波器从高光谱影像中提取居民地信息的方法。实验结果表明了 3D-Gabor 对纹理描述的有效性,且较纯光谱信息的分割法能很好地体现纹理特征的空间分布性。但仅仅分割可能会造成提取的居民地块存在噪声斑块,地块间存在孔洞、间隔等,为了进一步有效地提取居民地信息,本文还进行了形态学尺度空间的后处理。

下一步的工作将针对高光谱影像在进行分割或者识别时如何有效地融合光谱信息和空间纹理信息进行研究;在分割算法的选择上,由于 k -means 算法对初始聚类中心点的选择很敏感,容易陷入局部最优,因此将进一步研究基于人类视觉皮层的振荡神经网络影像分割,以提高分割的精度和可靠性。

参 考 文 献

[1] 舒宁. 关于多光谱和高光谱影像的纹理问题[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2004, 29(4): 292-295
[2] 龚龔. 基于 HDA 和 MRF 的高光谱影像同质区分析[D]. 武汉: 武汉大学, 2007

- [3] 舒宁, 苏俊英. 高光谱影像纹理特征编码分形特征研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009, 34(4): 379-382
- [4] Zhang Xudong, Younan N H, O'Hara C G. Wavelet Domain Statistical Hyperspectral Soil Texture Classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3): 615-618
- [5] Manian V, Jimenez L O. Land Cover and Benthic Habit at Classification Using Texture Features from Hyperspectral and Multispectral Images[J]. Journal of Electronic Imaging, 2007, 16(2): 1-12
- [6] Daugman J G. Complete Discrete 2-D Gabor Transforms by Neural Networks for Image Analysis and Compression[J]. IEEE Trans on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1988, 36(7): 1169-1179
- [7] Zhen Qian, Metaxas D N, Axel L. Extraction and Tracking of MRI Tagging Sheets Using a 3D Gabor Filter Bank[C]. IEEE Conference on Engineering in Medicine and Biology Society, Wuhan, 2006
- [8] Wang Yingjie, Chua Chinseng. Face Recognition from 2D and 3D Images Using 3D Gabor Filters[J]. Image and Vision Computing, 2005(23): 1018-1028
- [9] Bau T C, Sarkar S, Healey G. Using Three-Dimensional Spectral/Spatial Gabor Filters for Hyperspectral Region Classification[J]. Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral and Ultraspectral Imagery, Orlando, Florida, USA, 2008
- [10] 李行, 毛定山, 张连蓬. 高光谱遥感影像波段选择算法评价方法研究[J]. 地理与地理信息科学, 2006, 22(6): 34-37

第一作者简介: 施蓓琦, 讲师, 博士生, 主要研究方向为高光谱遥感分析。

E-mail: carashi@163.com

Residential Area Recognition Using Texture Filtering from Hyper-spectral Remote Sensing Imagery

SHI Beiqi^{1,2} LIU Chun^{1,3} CHEN Neng² SUN Weiwei¹

(1 Department of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, 1239 Siping Road, Shanghai 200092, China)

(2 Urban Information Research Center, Shanghai Normal University, 100 Guilin Road, Shanghai 200234, China)

(3 Key Laboratory of Advanced Engineering Surveying of NASMG, 1239 Siping Road, Shanghai 200092, China)

Abstract: Hyper-spectral remote sensing imagery provides a large amount of spectral and structure information. However, these availabilities challenge the traditional spectral segmentation methods which may cause salt and pepper effect and low information extraction accuracy. In order to overcome this disadvantage, texture information is proposed into feature space. A 3D-Gabor filter is used to represent the spectral/spatial properties of hyper-spectral data. Thus multi-scale, multi-oriented texture features are extracted. And feature energy from 3D feature points is projected into subspace with PCA which can represent input data with lower dimensional feature vectors. Then the image segmentation is constructed by k -means clustering. Following these steps, the initial residential areas can be obtained, but with many deficiencies including the existence of holes and useless patches. To resolve these problems, a morphological space based method is used to dissolve these residential patches. The experiment on PHI-3 data demonstrates the utility of the algorithm for residential areas recognition.

Key words: 3D-Gabor filtering; hyper-spectral remote sensing; residential area; information extraction

About the first author: SHI Beiqi, lecturer, Ph.D candidate, majors in hyper-spectral remote sensing imagery.

E-mail: carashi@163.com