

基于 Log-Gabor 小波和 Krawtchouk 矩的遥感图像分类

吴一全^{1,2,3,4} 陶飞翔¹ 曹照清¹

1 南京航空航天大学电子信息工程学院,江苏 南京,211106

2 城市空间信息工程北京市重点实验室,北京,100038

3 江西省数字国土重点实验室,江西 南昌,330013

4 农业部农业信息技术重点实验室,北京,100081

摘要:为了进一步提高遥感图像分类的精度,提出了一种基于 Log-Gabor 小波和 Krawtchouk 矩的遥感图像分类算法。首先利用 Log-Gabor 小波对遥感图像进行多方向、多分辨率滤波,提取遥感图像的纹理特征;同时计算遥感图像的 Krawtchouk 矩不变量,作为遥感图像的边缘形状特征,并与基于 Log-Gabor 小波提取的纹理特征构成完整的特征向量;最后依据所提取的特征向量利用支持向量机(support vector machine, SVM)分类器对待分类图像进行分类,得到最终的遥感图像分类结果。实验结果表明,与近年来提出的基于 Gabor 小波、基于 Log-Gabor 小波、基于 Krawtchouk 矩等 3 种遥感图像分类算法相比,本文算法在主观视觉效果和分类精度等客观定量评价指标上都有了明显的改善,是一种行之有效的遥感图像分类算法。

关键词:分类;遥感图像;Log-Gabor 小波;Krawtchouk 矩;支持向量机

中图法分类号:TP751; P237.3 **文献标志码:**A

遥感图像分类是遥感图像智能解译的基础,也是遥感图像理解领域的研究热点之一。遥感图像分类是根据同类地物具有许多相同特点,即遥感图像中同一地物在同一条件下具有类似的光谱、纹理、地形以及光照等特点,将遥感图像中的每个像素划分到不同类别的过程^[1,2],其算法主要分为非监督分类和监督分类两大类。监督分类则是通过先训练再分类,有先验知识的参与,分类精度较高。由于图像纹理特征^[3-5]反映了地物的空间结构信息及其与周围环境的相互关系,为地表覆盖类型空间变化提供了重要信息,因此,在遥感图像土地利用分类过程中,引入纹理特征信息可以提高图像分类精度,它对遥感图像识别起着重要的作用。

目前,纹理特征提取算法主要有灰度共生矩阵法^[5]、多尺度变换法^[6]、Gabor 变换算法^[7,8]等。由于 Gabor 变换能够有效地体现纹理识别的局部和整体特征,并使空间频域联合分辨率到达最

佳,广泛用于纹理特征的计算^[9,10]。文献[10]通过对遥感影像进行合理的分块,然后采用 Gabor 小波变换提取各个图像块的纹理特征,取得了较好的分类效果。基于上述方法所提取的 Gabor 纹理特征,往往可以较好地反映图像的整体统计特性,具有一定的鲁棒性,并且减少了提取的特征维数,降低了运算量,然而 Gabor 纹理特征对遥感图像的全局特性表述能力不足,且容易受到噪声的干扰。Log-Gabor 作为对 Gabor 滤波器的改进^[11],可以更为准确地描述自然图像的频率响应,且与人类视觉系统的特征相似。与 Gabor 滤波器相比,它更符合人眼的特点,可以直接对图像使用 Log-Gabor 滤波器得到特征位滤波,取得良好的识别结果^[12]。但上述方法只考虑了遥感图像的纹理特征。如果将遥感图像的纹理特征与边缘形状特征相结合,可望进一步改善分类效果。矩是一种较为重要的表示目标总体形状的特征量^[13-16],包括 Hu 矩、Zernike 矩、小波矩等,由其

收稿日期:2015-05-12

项目资助:国家自然科学基金(61573183);城市空间信息工程北京市重点实验室经费(2014203);江西省数字国土重点实验室开放研究基金(DLLJ201412);农业部农业科研杰出人才基金和农业部农业信息技术重点实验室开放研究基金(2013001);江苏高校优势学科建设工程。

第一作者:吴一全,博士,教授,主要从事遥感图像处理、分析与理解,目标检测与识别等方面的研究。nuaaimage@163.com

构成的不变矩具有平移、尺度及旋转不变性和良好的图像描述能力。文献[16]将 Hu 矩、Zernike 矩和小波矩运用到高分辨率遥感图像分类中,提高了分类精度,尤其能够有效区分光谱特征相似但形状不同的地物。而后提出的 Krawtchouk 矩能够表征图像中任何感兴趣区域的局部特征,随着矩阶数的增加,量化误差改变不大,且不需要进行坐标变换,不论有无噪声干扰,其性能优于 Zernike 矩等其他正交矩。故将 Krawtchouk 矩不变量与 Log-Gabor 小波相结合应用于遥感图像分类,有望进一步提高分类精度。

基于上述分析,本文针对遥感图像的特点,提出了一种基于 Log-Gabor 小波和 Krawtchouk 矩的遥感图像分类算法,依据纹理和形状两种特征构成的特征向量利用 SVM 分类器来实现分类,并与基于 Gabor 小波分类、基于 Log-Gabor 小波分类、基于 Krawtchouk 矩分类等遥感图像分类算法做了比较,依据主观视觉效果和分类精度等客观定量指标对分类结果进行了评价。

1 基于 Log-Gabor 小波、Krawtchouk 矩和 SVM 的遥感图像分类方法

1.1 基于 Log-Gabor 小波的遥感图像纹理特征提取方法

Log-Gabor 函数定义为在对数频率尺度上的高斯函数。在线性频率尺度上,其传递函数为:

$$g(\omega) = \exp\left\{\frac{-[\ln(\omega/\omega_0)]^2}{2[\ln(\sigma_\omega/\omega_0)]^2}\right\} \quad (1)$$

式中, ω_0 为滤波器的中心频率; σ_ω 为倍频带宽。为了保证滤波器的形状不变,对于不同的中心频率 ω_0 ,必须选择合适的 σ_ω ,使 σ_ω/ω_0 保持一致。

Log-Gabor 小波滤波器在极坐标下可表示为:

$$G(\omega, \theta) = \exp\left\{\frac{-[\ln(\omega/\omega_0)]^2}{2[\ln(\sigma_\omega/\omega_0)]^2}\right\} \times \exp[-(\theta - \theta_0)^2/2\sigma_\theta^2] \quad (2)$$

式中,参数 σ_ω 确定 Log-Gabor 小波滤波器的径向带宽 B_ω , $B_\omega = 2\sqrt{2/\ln 2}|\ln(\sigma_\omega/\omega_0)|$; θ_0 代表滤波器的方向;参数 σ_θ 控制滤波器的角度带宽 B_θ , $B_\theta = 2\sigma_\theta\sqrt{2/\ln 2}$ 。

由式(1)可以看出,Log-Gabor 函数在频域的轴向对数坐标上存在高斯形状的波形,继承了拥有多通道、多分辨率等优点的 Gabor 滤波器的特性,但是 Log-Gabor 函数不含直流分量,不受亮

度变化的影响,其传递函数在高频部分有一个延长的“尾巴”,弥补了 Gabor 函数对高频分量描述不足且对低频分量过度表述的缺陷。它能利用不同方向、不同中心频率的滤波器来获取图像的局部纹理特征,且能用最少的滤波器可覆盖更广的频率范围,比 Gabor 函数减少了近一半的运算量。

Log_gabor 小波对图像 $f(x, y)$ 分解的第 m 尺度、第 n 方向的信号为:

$$F_{mm}(x, y) = |F_{mm}(x, y)| e^{j\psi_{mm}(x, y)}$$

式中, m 为当前尺度, $m=0, 1, 2, \dots$; n 为当前方向, $n=1, 2, \dots, 5$; ψ_{mm} 为相位信号; $|F_{mm}(x, y)|$ 为幅度信号,是周期函数。计算图像变换后的各子带均值 $\mu_{mm} = \frac{1}{M \times N} \sum_x \sum_y |F_{mm}(x, y)|$ 和标准差作为遥感图像的纹理特征,其中 $M \times N$ 为 Log-Gabor 小波分解的子带大小。这些由标准差和均值构成的特征向量,即作为遥感图像的纹理特征。

1.2 基于 Krawtchouk 矩不变量的边缘形状特征提取方法

Krawtchouk 矩是一种离散正交矩,其核函数由一组 Krawtchouk 多项式构成。在点 l 处, n 阶离散 Krawtchouk 多项式定义为:

$$K_n(l; p, N) = \sum_{k=0}^n a_{k,n,p} l^k = {}_2F_1(-n, -l; -N; \frac{1}{p}) \quad (3)$$

式中, $l=0, 1, \dots, N, N>0$; $p \in (0, 1)$; 超几何函数 ${}_2F_1(a, b; c; z) = \sum_{k=0}^n \frac{(a)_k (b)_k z^k}{(c)_k k!}$, a, b, c, z 表示超几何函数的参数, Pochhammer 算子 $a_k = a(a+1)\dots(a+k-1)$ 。

$M_1 \times M_2$ 图像 $f(x, y)$ 的 $(n+m)$ 阶 Krawtchouk 矩可表示为:

$$Q_{nm} = \sum_{x=0}^{M_1-1} \sum_{y=0}^{M_2-1} \overline{K}_n(x) \overline{K}_m(y) \tilde{f}(x, y) \quad (4)$$

式中, $\tilde{f}(x, y) = [w(x; p, M_1)w(y; q, M_2)]^{-(1/2)} \cdot f(x, y)$; $\overline{K}_n(x) = \overline{K}_n(x; p, M_1 - 1)$; $\overline{K}_m(y) = \overline{K}_m(y; q, M_2 - 1)$ 。

Krawtchouk 矩不变量具有平移、旋转和尺度不变性,适合描述图像的边缘形状特征,其定义如下:

$$\tilde{Q}_{nm} = [\rho(n)\rho(m)]^{-\frac{1}{2}} \times \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m a_{i,n,p} a_{j,m,q} \tilde{v}_{ij} \quad (5)$$

式中, $\rho(n) = \rho(n; p, M_1)$, $\rho(m) = \rho(m; q, M_2)$;

$$\bar{v}_{ij} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m \binom{n}{i} \binom{m}{j} \left(\frac{N^2}{2}\right)^{(i+j)/2+1} \left(\frac{N}{2}\right)^{(n+m-i-j)} v_{ij}。$$

则构造的标准差归一化后的 Krawtchouk 矩不变量特征向量为:

$$\bar{f}_s = [\bar{Q}_{01}, \bar{Q}_{10}, \dots, \bar{Q}_{mm}]^T \quad (6)$$

式中, $\bar{Q}_{ij} = \frac{\tilde{Q}_{ij} - \mu_{f_s}}{\sigma_{f_s}}$, μ_{f_s} 、 σ_{f_s} 分别表示归一化前所有分量的均值和标准差。

根据式(6)选取由 Krawtchouk 矩不变量构造的特征向量 \bar{f}_s , 作为边缘形状特征。

1.3 支持向量机

支持向量机分类原理^[17]为:假设 N 个训练样本的数据集为 $\{(g_1, h_1), (g_2, h_2), \dots, (g_N, h_N)\}$, 其中 $g_i \in R^d$ 为输入样本, $h_i \in \{+1, -1\}$ 为类别标号 ($i=1, \dots, N$)。设最优超平面方程为 $\omega^T g_i + b = 0$, 其权值向量 ω 和偏置 b 满足约束条件

$$h_i(\omega^T g_i + b) \geq 1 - \epsilon \quad (7)$$

式中, ϵ 为松弛项, 用于度量某一个数据点对理想线性可分情况的偏离程度。SVM 的目的是寻找一个使训练数据的错误分类误差最小的超平面:

$$\Phi(\omega, \epsilon) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^N \epsilon_i \quad (8)$$

式中, C 为惩罚系数, 表示 SVM 对错分样本的惩罚程度。拉格朗日乘法可解决上述最优超平面约束优化问题, 其目标函数为:

$$Q(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j K(g_i, g_j) \quad (9)$$

约束条件为:

$$\sum_{i=1}^N a_i h_i = 0, \quad a_i \geq 0, i = 1, \dots, N \quad (10)$$

式中, a_i 为拉格朗日系数, 其中大部分 a_i 为 0, 不为 0 的 a_i 对应的样本称为支持向量; $K(g_i, g_j)$ 为核函数。SVM 通过引入核函数可用低维的输入向量直接计算高维空间中特征向量的内积, 降低了计算量, 避免了维数过高的问题, 有效克服了线性不可分的难题。

1.4 基于 Log-Gabor 小波、Krawtchouk 矩和 SVM 的遥感图像分类步骤与流程

1) 提取遥感图像的纹理特征。对 $M_1 \times M_2$ 大小的遥感图像进行 Log-Gabor 小波变换, 得到不同尺度、不同方向的特征参数, 从而构成特征向量的第一部分。本文采用 3 个方向、5 个频率尺度的 Log-Gabor 小波滤波器来提取地物特征, 共 30 维特征向量, 作为遥感图像的纹理特征向量。其中 Log-Gabor 滤波参数设置为尺度倍数为 2.5, 中心频率为 3, σ_ω/ω_0 决定了滤波器的带宽,

$\sigma_\omega/\omega_0 = 0.74$ 表示对应滤波器的带宽近似为一倍频, 使提取出的特征能更为直观、清晰地反映遥感图像的纹理信息。

2) 提取遥感图像的边缘形状特征。计算遥感图像的 6 个 Krawtchouk 矩不变量, 作为 6 维特征向量, 该形状特征构成特征向量的第二部分。

3) 将以上两种特征综合为 36 维的特征向量, 归一化后作为 SVM 分类器的输入向量。本文采用基于径向基函数的多类支持向量机分类器。核函数中的惩罚系数 C 和间隔 $Gama$ 的取值直接影响到分类精度。本文采用基于交叉验证的网格搜寻方法来确定 C 和 $Gama$ 的值。

4) 依据从各种地物训练样本中所提取的特征信息, 利用 SVM 分类器对待分类遥感图像进行分类。分类后的图像往往存在斑点或未分类的空洞, 与真实地物不符。本文运用数学形态学算子对分类图像进行侵蚀操作, 去除部分椒盐噪声, 改善视觉效果。

本文提出的遥感图像分类流程图如图 1 所示。

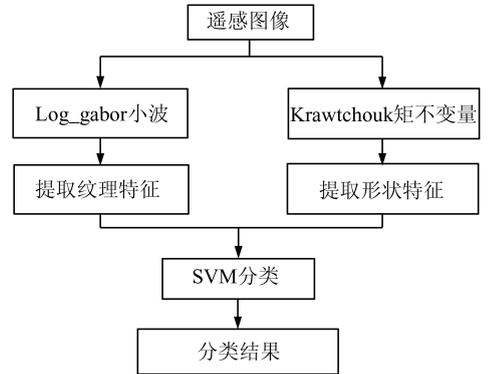


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of Proposed Algorithm

2 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性, 对多幅遥感图像进行了分类实验, 与现有的基于 Gabor 小波分类、基于 Log-Gabor 小波分类和基于 Krawtchouk 矩分类等遥感图像分类算法进行了比较, 并对其分类精度进行了定量评价与分析。运行环境为 Intel (R) Core(i3), 内存 2GB, Matlab R2009a。

待分类遥感图像如图 2 所示。图 2(a) 为某一幅徐州城郊遥感图像, 大小为 247 像素 \times 247 像素, 图像为 SPOT-5 多光谱遥感图像, 空间分辨率为 10 m, 包含绿、红、近红外、短波红外等 4 个波段, 图像中包含了河流、道路、建筑区、裸地、林

地和农田等。图 2(b)为一幅华盛顿地区的多光谱假彩色图像,大小为 1 280 像素×307 像素,空间分辨率为 2.5 m,图像中包含了水体、建筑、树木、草地、阴影和道路等。由于遥感图像数据量大,数据复杂(地物种类繁多),因此,分类时需要选取合适的类别数,以得到更好的分类效果。现分别从图 2(a)的遥感图像中选取建筑区、农场、裸地、河流、农田、和林地等 6 类地物作为研究对象。从视觉上看,从图 2(b)中选取水体、建筑、林地、草地和道路 5 种地物类型作为研究对象。对每一类地物,从遥感图像中选择若干块子块作为分类标准样本,提取出各类地物的特征。对遥感图像测试分类时,在以像素点为中心的 $L \times L$ 大小窗口内所提取的特征作为该像素点的特征。对于影像地物分类,选取窗口大小为 7 像素×7 像素、9 像素×9 像素时提取的纹理图像信息较好^[18],故本文在提取纹理图像时,选取 9 像素×9 像素大小的窗口。然后遍历整幅遥感图像,求得所有像素点的特征,接着利用 SVM 多类分类器进行分类,最终获得遥感图像的分类结果。



(a) 徐州城郊遥感图像



(b) 华盛顿地区的遥感图像

图 2 原始遥感图像

Fig. 2 Original Remote Sensing Images

本文分别采用基于 Gabor 小波、基于 Log-Gabor 小波、基于 Krawtchouk 矩和本文算法 4 种分类算法对上述两幅遥感图像进行特征提取,所得分类结果分别如图 3 和图 4 所示。图 3(a)是采用基于 Gabor 小波算法的分类结果,该算法较好地区分开河流、农田、裸地。因为图像中各种地物的光谱混淆比较严重,尤其是林地和裸地,由于两者在空间上分布不规则和本身内部纹理无规律,结果中存在较多的噪声,椒盐噪声情况严重。

图 3(b)是采用基于 Log-Gabor 小波算法的分类结果,在林地其分类效果比基于 Gabor 小波算法的分类效果要好很多,但仍存在较严重的椒盐噪声。图 3(c)是采用基于 Krawtchouk 矩算法的分类结果,该算法较好地解决了遥感图像中地物边缘形状的问题。图 3(d)是采用本文算法的分类结果,进一步改善了分类效果,除农田外,林地部分的噪声点也被削弱了很多,解译效果最好。图 4 为利用 4 种算法对图 2(b)覆盖区域较大的地区进行分类的结果。从图 4(a)中可看到在道路区域存在椒盐噪声,图 4(b)中部分道路与建筑区混合严重,但草地和林地地区分较好。图 4(c)是采用基于 Krawtchouk 矩算法的分类结果,在道路和建筑区的区分度较好,但草地和林地光谱混淆严重,难以区分出来。图 4(d)是采用本文算法的分类结果,从图中可以看到,道路、建筑、林地和草地均已较好地区别开来,椒盐噪声得到抑制。

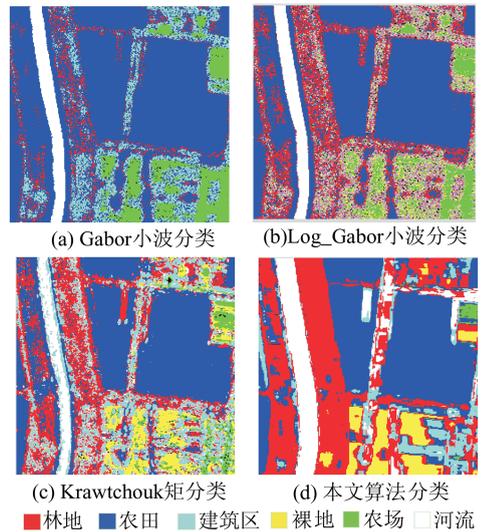


图 3 图 2(a)的分类结果

Fig. 3 Classification Results of Fig. 2(a)

表 1 给出了利用本文算法分析训练样本数对分类结果的影响,以图 2(a)为例分析说明。从图 2(a)中随机抽取 200 个测试样本点(图 2(b)选取的测试样本数为 1 200)计算上述 4 种算法的总

表 1 训练样本数对分类结果的影响

Tab. 1 Effects of Number of Training Samples on Classification Results

训练集数据/%	总体精度/%	Kappa 系数
1	60.72	0.589 5
2	75.83	0.704 5
3	83.45	0.787 6
4	85.41	0.824 0
5	85.68	0.827 4
6	85.82	0.830 1

体精度和 Kappa 系数,利用本文算法所得到的具体混淆矩阵数据和各类地物评价指标如表 2 所示。Kappa 系数是在综合生产者精度和用户精度

两个参数的基础上提出的一个评价指标,Kappa 系数越大,表明分类结果越好。表 3 为利用 4 种算法分类的总体精度和 Kappa 系数。

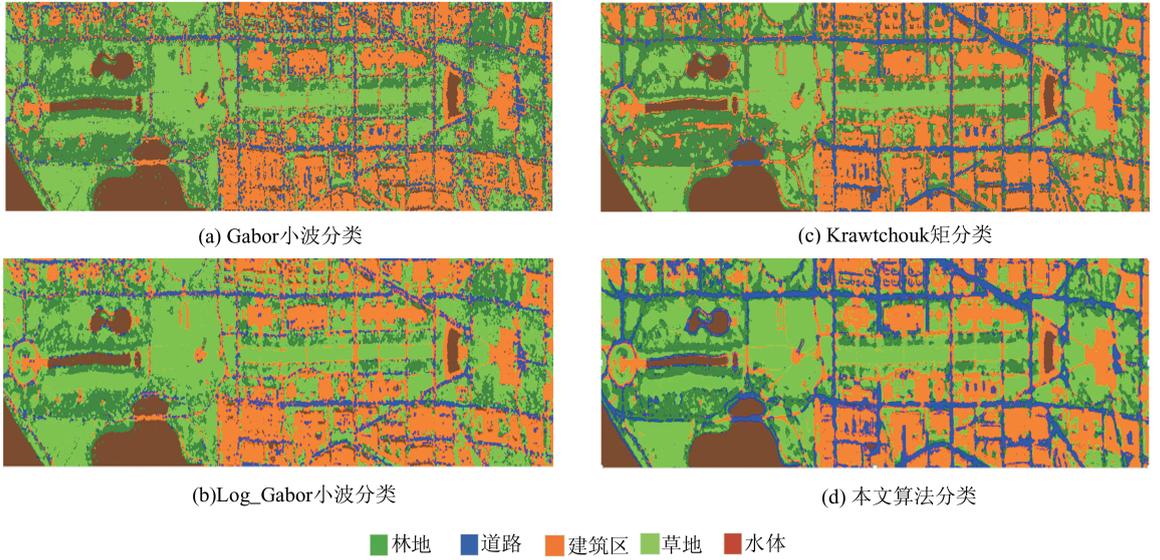


图 4 图 2(b)的分类结果

Fig. 4 Classification Results of Fig. 2(b)

表 2 图 2(a)的混淆矩阵及各类地物评价指标

Tab. 2 Confusion Matrix and Evaluation Indexes of Surface Features in Fig. 2(a)

类别	农田	林地	农场	裸地	建筑区	河流	Total	用户精度/%
农田	36	4	9	1	0	0	50	72.00
林地	0	21	0	0	0	0	21	100
农场	0	0	24	4	0	0	28	85.71
裸地	0	0	0	18	0	0	18	100
建筑区	0	2	5	4	42	0	53	79.25
河流	0	0	0	0	0	30	30	100
Total	36	27	38	27	42	30	200	
生产者精度/%	100	77.78	63.16	66.67	100	100		
总体精度	85.51%		Kappa 系数		0.824 5			

表 3 4 种算法的总体分类精度和 Kappa 系数

Tab. 3 Overall Classification Accuracy and Kappa Coefficients of Four Algorithms

分类算法	图 2(a)总体精度/%	图 2(a)Kappa 系数	图 2(b)总体精度/%	图 2(b)Kappa 系数
基于 Gabor 小波	75.50	0.702 9	81.33	0.761 5
基于 Log-Gabor 小波	79.07	0.748 3	82.69	0.789 8
基于 Krawtchouk 矩	83.50	0.802 1	85.47	0.826 9
本文算法	85.51	0.824 5	89.92	0.873 4

从表 1 可以看出,样本数据达到 4%时,若再增加样本数据量,分类精度的变化很小。由此可见,选取样本数达到 4%左右,便可较好地地对地物进行划分。由表 2 可知,图 2(a)中农田、河流、建筑区都能区分开来,分类精度很高;裸地和农场这两种地物类型的分类精度也较高。从表 3 可以看出,基于 Log-Gabor 小波算法的分类性能优于基于 Gabor 小波算法,因为 Log-Gabor 能减少光照的影响,可以更加真实地反映自然纹理图像的频率响应。Krawtchouk 矩不变量加入到遥感图像

的分类中,可提高分类精度,尤其是能有效区分光谱特征相似但形状不同的地物。本文算法是两者的结合,分类总体精度和 Kappa 系数最高,说明其分类性能最好。Kappa 系数的增大意味着本文算法有效地提高了遥感图像的分类精度。

3 结 语

本文提出了一种基于 Log-Gabor 小波和 Krawtchouk 矩的遥感图像分类算法。首先对遥

感图像进行 Log-Gabor 小波变换,提取其纹理特征,然后结合 Krawtchouk 矩不变量提取出遥感图像的边缘形状特征,最后利用 SVM 进行分类,实现了遥感图像分类。对多幅遥感图像进行了分类实验,结果表明,与基于 Gabor 小波的分类算法、基于 Log-Gabor 小波的分类算法、基于 Krawtchouk 矩的分类算法相比,在目视解译和分类精度等客观评价指标两个方面,本文算法充分利用了纹理、形状特征,能更有效地减少分类过程中的不确定性,分类准确性更高。

参 考 文 献

- [1] Zhang Xiaohu, Zhai Liang, Zhang Jixian, et al. Application of AdaTree Algorithm to Remote Sensing Image Classification [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(12): 1 460-1 464(张晓贺, 翟亮, 张继贤, 等. AdaTree 算法在遥感影像分类中的应用[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2013, 38(12): 1 460-1 464)
- [2] Yang Hongwei, Tong Xiaohua. Distribution Information Extraction of Rubber Woods Using Remote-Sensing Images with High Resolution [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(4): 411-416(杨红卫, 童小华. 高分辨率影像的橡胶林分布信息提取[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(4): 411-416)
- [3] Risojević V, Babić Z. Fusion of Global and Local Descriptors for Remote Sensing Image Classification [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(4): 836-840
- [4] Raghu P P, Poongodi R, Yegnanarayana B. Unsupervised Texture Classification Using Vector Quantization and Deterministic Relaxation Neural Network [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(10): 1 376-1 387
- [5] Cao Qiong, Zheng Hong, Li Xingshan. A Method for Detecting Cloud in Satellite Remote Sensing Image Based on Texture [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2007, 28(3): 661-666(曹琼, 郑红, 李行善. 一种基于纹理特征的卫星遥感图像云探测方法[J]. 航空学报, 2007, 28(3): 661-666)
- [6] Han Ming, Lin Xiaofeng. Classification Algorithm of Remote Sensing Image Based on Wedgelet Transform [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2008, 27(4): 280-284(韩敏, 林晓峰. 一种基于 Wedgelet 变换的遥感图像分类算法[J]. 红外与毫米波学报, 2008, 27(4): 280-284)
- [7] Han Ming, Han Xiaofeng. A Classification Algorithm Based on Gabor Transformation and Clonal Selection for Remote Sensing Image [J]. *Laser & Infrared*, 2008, 38(7): 708-711(韩敏, 林晓峰. 基于 Gabor 变换与克隆选择的遥感图像分类算法[J]. 激光与红外, 2008, 38(7): 708-711)
- [8] Shen L, Jia S. Three-Dimensional Gabor Wavelets for Pixel-Based Hyperspectral Imagery Classification [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(12): 5 039-5 046
- [9] Soares J V B, Leandro J J G, Cesar R M, et al. Retinal Vessel Segmentation Using the 2D Gabor Wavelet and Supervised Classification [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(9): 1 214-1 222
- [10] Zhang Lin, Du Hongya, Liu Yuncai. Rotation Invariant Texture Classification of Remote Sense Image [J]. *Journal Infrared Millimeter and Waves*, 2004, 23(3): 189-192(张林, 虞红娅, 刘允才. 方向无关遥感影像的纹理分类算法[J]. 红外与毫米波学报, 2004, 23(3): 189-192)
- [11] Jon A, Salgado L. Log-Gabor Filters for Image-Based Vehicle Verification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(6): 2 286-2 295
- [12] Gao X, Sattar F, Venkateswarlu R. Multiscale Corner Detection of Gray Level Images Based on Log-Gabor Wavelet Transform [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2007, 17(7): 868-875
- [13] Patil M E, Borole M V. Signature Recognition Using Krawtchouk Moments [C]. Computing Communication & Networking Technologies (ICCCNT), Coimbatore, India, 2012
- [14] Chen Bo, Yang Yang, Shen Tianshuang. Image Target Recognition Method Based on Moment Invariant and SVM [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2006, 27(3): 2 093-2 094(陈波, 杨阳, 沈田双. 一种基于不变矩和 SVM 的图像目标识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(3): 2 093-2 094)
- [15] Wu Yiquan, Wu Yanyan. Image Retrieval Based on NSCT and Krawtchouk Moments [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(6): 691-694(吴一全, 武燕燕. 利用 NSCT 和 Krawtchouk 矩进行图像检索[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011, 36(6): 691-694)
- [16] Xu Haiqing, Li Peijun, Shen Yi. The Application of Invariant Moments to High Resolution Remote Sensing Image Classification [J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2008, 20(2): 9-13(徐海卿, 李培军, 沈毅. 加入不变矩的高分辨率遥感图像分类[J]. 国土资源遥感, 2008, 20(2): 9-13)
- [17] Izquierdo-Verdiguier E, Laparra V, Gómez-Chova L,

et al. Encoding Invariances in Remote Sensing Image Classification with SVM[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(5): 981-985

[18] Chen D, Stow D A, Gong P. Examining the Effect

of Spatial Resolution and Texture Window Size on Classification Accuracy: An Urban Environment Case[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(11): 2 177-2 192

Remote Sensing Image Classification Based on Log-Gabor Wavelet and Krawtchouk Moments

WU Yiquan^{1,2,3,4} TAO Feixiang¹ CAO Zhaoqing¹

1 College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China

2 Beijing Key Laboratory of Urban Spatial Information Engineering, Beijing 100038, China

3 Jiangxi Province Key Laboratory for Digital Land, East China Institute of Technology, Nanchang 330013, China

4 Key Laboratory of Agricultural Information Technology, Ministry of Agriculture, Beijing 100081, China

Abstract: To further improve the accuracy of remote sensing image classification, a classification algorithm of remote sensing image based on Log-Gabor wavelet and Krawtchouk moments is proposed in this paper. Firstly, multi-direction and multi-resolution filtering is performed on a remote sensing image by Log-Gabor filter to extract texture features of the remote sensing image. Meanwhile Krawtchouk moments invariants of the remote sensing image are calculated to serve as edge shape features of the remote sensing image. Thus a complete feature vector is constructed with the texture features extracted by Log-Gabor wavelet. Finally the remote sensing image is classified according to the extracted feature vectors by supporting vector machine. The classification result of remote sensing image is obtained. A large number of experimental results show that, compared with three recent classification algorithms of remote sensing image such as the algorithm based on Gabor wavelet, the algorithm based on Log-Gabor wavelet and the algorithm based on Krawtchouk moments, the proposed algorithm has a significant improvement in the subjective visual effect and objective quantitative evaluation index such as classification accuracy. It is a kind of effective classification algorithm of remote sensing image.

Key words: classification; remote sensing image; Log-Gabor wavelet; Krawtchouk moments; SVM

First author: WU Yiquan, PhD, Professor, specializes in image processing and analysis, target detection and recognition, intelligent information processing. E-mail: nuaaimage@163.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, No. 61573183; the Beijing Key Laboratory of Urban Spatial Information Engineering, No. 2014203; the Open Fund Program of Jiangxi Province Key Laboratory for Digital Land, East China Institute of Technology, No. DLLJ201412; the Open Fund Program of Key Laboratory of Agricultural Information Technology, Ministry of Agriculture, No. 2013001.