

一种纹理特征融合分类算法

赵银娣<sup>1</sup> 张良培<sup>1</sup> 李平湘<sup>1</sup>

(1 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

**摘 要:** 分别利用多通道 Gabor 滤波器和马尔可夫随机场模型对纹理图像进行分析, 得到两组特征影像。将上述两组特征影像进行融合, 最后利用融合后的数据实现图像的分类。实验证明, 基于上述方法的纹理特征融合分类算法大大提高了图像的分类精度。  
**关键词:** Gabor 滤波器; 马尔可夫随机场模型; 纹理分类; 特征融合  
**中图法分类号:** TP751; P237.3

随着遥感影像空间分辨率的提高, 纹理特征在图像分析中的重要性越来越突出。多年来, 研究者们建立了许多纹理算法以测量纹理特征, 其中多通道 Gabor 滤波法<sup>[1]</sup>和马尔可夫随机场(MRF)模型<sup>[2]</sup>是较为常见的两种方法, 已在纹理分析中得到了成功的应用。这两种纹理分析方法具有一定的互补性和协同性<sup>[3]</sup>。

1 纹理特征提取算法

1.1 多通道 Gabor 滤波器

Gabor 函数  $h(x, y)$  是一个被复正弦函数调制的高斯函数。改变 Gabor 函数的径向中心频率( $F$ )和方向( $\theta$ )以及  $x$ 、 $y$  方向上的包络大小( $\alpha_x, \alpha_y$ ), 设计一组具有不同方向和频率通道、且能够覆盖整个频率域空间的滤波器组, 对图像进行滤波处理, 就可以将图像各个频段、各个方向上的特征提取出来。心理视觉的研究表明, 人类视觉皮层细胞感受到的频带宽度( $B_F$ )主要集中在单位倍频程附近; 而方向带宽( $B_\theta$ )通常设为  $45^\circ$  或  $30^\circ$ , 实验证明,  $30^\circ$  的方向带宽更符合人类视觉系统的特征<sup>[4]</sup>。对于  $N \times N$  大小的图像, 径向中心频率对应的序列为:

$$F = 1\sqrt{2}, 2\sqrt{2}, 4\sqrt{2}, \dots, (N/4)\sqrt{2}$$

(周期 / 图像宽度) (1)

而径向方向, 由于 Gabor 滤波器在频率域中是极

对称的, 因此, 方向选择可以限定在  $0^\circ \sim 180^\circ$  之间, 其对应的序列为:

$$\theta = \begin{cases} 0^\circ, 30^\circ, 60^\circ, \dots, 150^\circ, & \text{当 } B_\theta = 30^\circ \\ 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, \dots, 135^\circ, & \text{当 } B_\theta = 45^\circ \end{cases} \quad (2)$$

原始图像  $i(x, y)$  经 Gabor 滤波器  $h(x, y)$  滤波处理后, Gabor 滤波输出结果  $i_h(x, y)$  并不能直接用来作为纹理特征, 需要对其作一定的后处理, 才能得到有效的纹理信息。

1.2 MRF 模型

高斯-马尔可夫随机场(GMRF)模型是常用的 MRF 图像纹理模型, 能够很好地描述和合成大量的自然和人工纹理图像<sup>[5]</sup>。假设  $i(s)$  表示纹理图像区域  $R$  中像素  $s$  的光谱值, GMRF 模型的统计相关性表现为每个像素的灰度值等于邻域灰度值的线性组合与相应的噪声之和<sup>[2]</sup>。GMRF 模型参数求解的方法有很多<sup>[7, 8]</sup>, 本文采用计算效率较高的最大伪似然法:

$$\theta = \left[ \sum_{s \in R} q(s) q^T(s) \right]^{-1} \left[ \sum_{s \in R} q(s) (i(s) - u) \right] \quad (3)$$

其中,  $\theta = \text{col}[\theta(r) | r \in N_p]$ ,  $q(s) = \text{col}[q_r(s) | r \in N_p]$ 。其对应的方差为:

$$v = \frac{1}{M_R} \sum_{s \in R} [i(s) - u - \theta^T q(s)]^2 \quad (4)$$

其中,  $M_R$  表示影像区域  $R$  中的像元总个数。根据式(3)和式(4), 可以推导出另外一组纹理参数  $f(r)$ :

$$f(r) = \frac{1}{M_R} \sum_{s \in R} [f(i(s) - u) - \theta(r)q_r(s)]^2 \quad (5)$$

与模型参数  $\theta(r)$  相比,  $f(r)$  更能体现纹理的方向性, 辨别纹理的能力更强。

与传统的 GMRF 纹理分析方法相比, 改进的 GMRF 纹理分析方法不再直接使用模型参数  $\theta(r)$  和方差  $v$  作为纹理特征集, 而利用新的一组纹理参数  $f(r)$  和方差  $v$  作为纹理特征集。

2 纹理特征融合分类算法

Gabor 滤波方法能够在不同空间尺度下进行纹理分析, 提取的信息较 GMRF 模型丰富; 但对于不规则性纹理, 尤其是自然纹理, 其效果不及 GMRF 模型。因此, 将两种方法提取的特征按一定方式进行融合, 融合后的特征影像能够更好更全面地描述纹理, 能改善图像的分类精度。纹理特征融合分类算法流程图如图 1 所示。

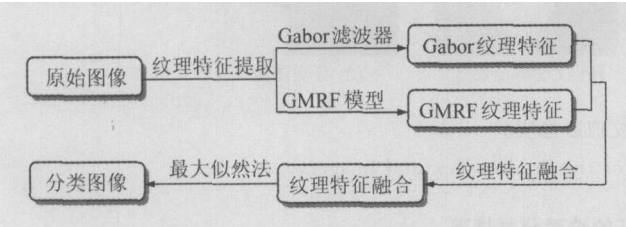


图 1 纹理特征融合分类算法流程图  
Fig. 1 Framework of the Texture Classification Algorithm

纹理特征融合就是首先将多种特征进行归一化处理并合并成一个特征集, 然后再从该特征集中进行特征选择, 得到一个最佳的特征子集。本文采用顺序前进法(sequential forward selection, SFS)进行特征选择, 即每次从未入选的特征中选择一个特征, 使它与已入选的特征组合在一起时所得的可分性判据最佳, 直至满足一定的终止条件为止。为了提高特征选择的计算效率, 首先需对 Gabor 滤波提取的纹理特征进行初步选择; 然后将上述选择的结果与 GMRF 模型提取的纹理特征进行合并, 再进行特征选择。Gabor 与 GMRF 纹理特征融合的具体步骤如下。

1) 假设纹理类别数为  $T$ , 根据式(1)和式(2)可得  $m$  个通道的 Gabor 滤波器组  $\Theta$ :

$$\Theta = \begin{bmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ \vdots \\ \varphi_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_1 & \theta_1 & \alpha_1 & \sigma_{y1} \\ F_2 & \theta_2 & \alpha_2 & \sigma_{y2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ F_m & \theta_m & \alpha_{xm} & \sigma_{ym} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$\Theta_k$  表示  $\Theta$  的一个子集, 共有  $k$  个通道。对于某一给定的滤波器组  $\Theta_k$ , 两类纹理  $t_\alpha$  和  $t_\beta$  之间的 B

氏距离为:

$$B(t_\alpha, t_\beta, \Theta_k) = \frac{1}{8} (\mu_\alpha - \mu_\beta)^T \left[ \frac{C_\alpha + C_\beta}{2} \right]^{-1} (\mu_\alpha - \mu_\beta) + \frac{1}{2} \ln \left[ \frac{1}{|C_\alpha|^{1/2} |C_\beta|^{1/2}} \right] \quad (7)$$

其中,  $\mu_i$ 、 $C_i$  分别表示某类纹理  $t_i$  经  $\Theta_k$  滤波后的均值向量和协方差矩阵。则基于  $B$  氏距离的错误概率可表示为<sup>[9]</sup>:

$$\vartheta(\Theta_k) = \frac{1}{T-1} \sum_{\alpha=1}^{T-1} \sum_{\beta=\alpha+1}^T (\rho_\alpha \rho_\beta)^{1/2} \exp(-B(t_\alpha, t_\beta, \Theta_k)) \quad (8)$$

式中,  $\rho_i$  表示在图像中类别  $t_i$  出现的先验概率。采用 SFS 方法, 利用式(8)计算基于  $B$  氏距离的错误概率, 并将其作为类别可分离性判据, 对 Gabor 滤波提取的纹理特征进行选择, 直到特征数增加到  $m/2$  为止。

2) 利用式(4)和式(5)提取 GMRF 纹理特征, 并将提取的 GMRF 特征与步骤 1) 中选择的 Gabor 特征进行合并, 得到一组新的纹理特征集。

3) 利用 SFS 方法, 以分类精度  $Kappa(K)$  系数作为判据, 并同时记录相应的 Fisher 判别的最大值( $J_{max}$ )和最小值( $J_{min}$ )(Fisher 判别函数衡量两类别之间的可分离性), 对步骤 2) 中的结果进行特征选择。分类精度最高的特征集为最终的特征融合结果。本文采用最大似然法进行分类。

3 实验分析

3.1 Brodatz 纹理图像实验

图 2(a) 是由 6 种不同的 Brodatz 纹理 ~ 构成的, 图像大小为 256 像素  $\times$  256 像素, 其对应的分类参考图如图 2(b) 所示。分别利用多通道 Gabor 滤波器和 GMRF 模型对图 2(a) 进行纹理分析, 提取纹理特征。由于纹理信息主要集中在中频区域, 因此在设计 Gabor 滤波器组时仅考虑了最大的四个中心频率。本文设计了两个不同的滤波器组, 中心频率的选择相同, 但方向选择不同, 分别为  $B_0 = 45^\circ$  和  $B_0 = 30^\circ$ 。当  $B_0 = 45^\circ$  时, 共有 16 个 Gabor 滤波器。利用 Gabor 纹理特征影像计算公式对原始纹理图像中的每个像素点进行计算, 可得到一个 16 维 Gabor 特征向量。当  $B_0 = 30^\circ$  时, 共有 24 个 Gabor 滤波器。相应地, 原始纹理图像中的每个像素点对应一个 24 维 Gabor 特征向量, 而利用 GMRF 模型分析 Brodatz 纹理或自然纹理时, 阶数  $p$  一般取值 4 或 5<sup>[10]</sup>。

当 $p=4$ 时,利用式(4)和式(5)计算可得 11 维 GMRF 特征向量;而当 $p=5$ 时,可得 13 维 GMRF 特征向量。然后对提取的不同类型的纹理特征,利用 SFS 方法,以 Kappa( $\kappa$ )系数作为判据进行特征选择,其具体结果如表 1 所示。表 1 中的  $BN$ 、 $BN_s$  分别表示特征选择前后的纹理特征维数。对于 Gabor 滤波而言,与  $B_0=45^\circ$  相比,  $B_0=30^\circ$  的多通道 Gabor 滤波器更能有效地提取纹理信息;而对于 GMRF 模型而言,与传统的 GMRF 特征相比,改进后的 GMRF 特征分辨纹理的能力较强,而且当 $p=5$ 时,分类效果最佳。

因此,将提取的 24 维的 Gabor 特征( $B_0=30^\circ$ )和改进后的 13 维的 GMRF 特征( $p=5$ )根据本文第二部分提出的融合方案进行特征融合,得

到 17 维的 Gabor/ GMRF 纹理特征(由 8 个 Gabor 特征和 9 个 GMRF 特征构成)。实验分析表明, Gabor 与 GMRF 纹理特征之间的平均相关系数为 0.029。相关系数的绝对值偏离 1 越远,特征影像之间的相关性越弱,提取的纹理信息互补性越强。图 2(c)是由特征融合后的前三个波段合成的假彩色影像。最后,基于融合后的特征影像,利用最大似然方法实现图像的分类。分类图像如图 2(d)所示,最终的分类精度  $\kappa$  增加到了 0.948,  $J_{\max}$  达到了 2 493.36,  $J_{\min}$  也提高到了 69.71。由表 1 可知,与单纹理特征( Gabor 或 GMRF 特征)相比,多纹理特征的参与大大提高了影像的分类效果。

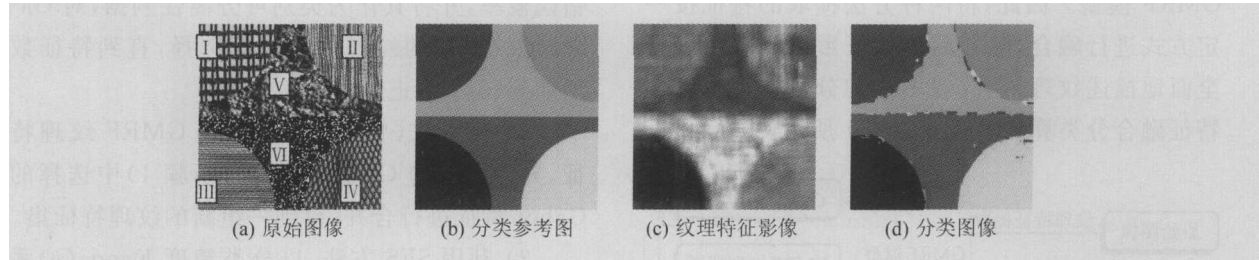


图 2 Brodatz 纹理影像实验

Fig.2 Classification Experiment for the Brodatz Textural Imagery

表 1 基于不同特征的纹理分类情况

Tab.1 Classification Results of Textures Based on Different Feature Sets

纹理特征	Brodatz 纹理分类情况					QuickBird 纹理分类情况				
	$BN$	$BN_s$	$\kappa$	$J_{\max}$	$J_{\min}$	$BN$	$BN_s$	$\kappa$	$J_{\max}$	$J_{\min}$
Gabor 特征( $B_0=45^\circ$ )	16	4	0.852	1 346.69	5.74	16	8	0.737	60.63	3.90
Gabor 特征( $B_0=30^\circ$ )	24	8	0.872	2 652.44	13.45	24	5	0.783	94.04	6.03
传统 GMRF 特征( $p=4$ )	11	11	0.851	128.92	10.81	11	11	0.766	21.98	6.85
改进 GMRF 特征( $p=4$ )	11	9	0.863	303.55	13.63	11	3	0.866	35.95	9.20
传统 GMRF 特征( $p=5$ )	13	7	0.850	130.01	10.90	13	13	0.621	24.26	3.86
改进 GMRF 特征( $p=5$ )	13	7	0.881	168.45	7.14	13	3	0.874	37.92	4.31
Gabor( $B_0=30^\circ$ ) & 改进 GMRF ( $p=5$ ) 特征	37	17	0.948	2 493.36	69.71	37	3	0.896	41.83	4.43

注:  $BN$  和  $BN_s$  分别表示特征选择前后的纹理特征维数;  $\kappa$  是 Kappa 系数;  $J_{\max}$  和  $J_{\min}$  分别是 Fisher 判据的最大值和最小值。

3.2 QuickBird 卫星影像实验

为了进一步验证本文算法的有效性和适用性,下面采用北京地区的 QuickBird 卫星影像进行实验。

图 3(a)是由原始 QuickBird 多光谱影像中的 4 种地物类别 ~ 构成的,标号 ~ 分别表示浓密的树林、稀疏的矮树林、农田以及荒地。图 3(b)为其对应的分类参考图。表 1 给出了基于不同纹理特征的分类情况。由表 1 可知, Gabor 特征( $B_0=30^\circ$ )和改进后的 GMRF 特征( $p=5$ )对纹理的辨别能力较强,因此将这两类纹理特

征融合。融合后得到 3 维的 Gabor/ GMRF 特征影像(由 1 个 Gabor 特征和 2 个 GMRF 特征构成)。图 3(c)是由特征融合后的 3 个波段合成的假彩色影像,图 3(d)是其对应的分类图像。 Gabor 与 GMRF 纹理特征之间的平均相关系数为 0.099,较小的相关系数证明了 Gabor 和 GMRF 特征的融合能够提供更丰富的纹理信息。实验表明,与单纹理特征( Gabor 或 GMRF 特征)相比,多纹理特征能够得到较高精度的分类结果;而且由表 1 可知,仅用 3 个纹理特征值就能使分类精度  $\kappa$  提高达到了 0.896。

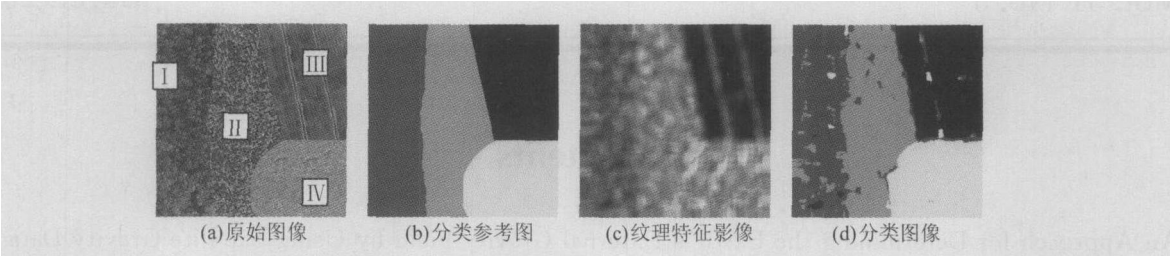


图 3 QuickBird 卫星影像实验

Fig.3 Classification Experiment for the QuickBird Textural Imagery

参 考 文 献

[ 1 ] Panda R, Chatterji B N. Unsupervised Texture Segmentation Using Tuned Filters in Gaborian Space[J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18 (5): 445-453

[ 2 ] Csemeli E. Texture Segmentation Using Gaussian Markov Random Fields and LEGION [ C ]. The IEEE International Conference on Neural Networks, Houston, Texas, USA, 1997

[ 3 ] Torres-Torriti M, Jouan A, Gabor V. GMRF features for SAR Imagery Classification[C]. The IEEE International Conference on Image Processing, Thessaloniki, 2001

[ 4 ] Clausi D A, Jernigan M E. Designing Gabor Filters for Optimal Texture Separability [ J ]. Pattern Recognition, 2000, 33(11) : 1 835-1 849

[ 5 ] Chellappa R, Chatterjee S, Bagdazian R. Texture Synthesis and Compression Using Gaussian Markov Random Field Models[ J ]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1985, 15( 2 ): 298-303

[ 6 ] Chellappa R. On Two-Dimensional Markov Spectral Estimation[ J ]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1983, 31( 4 ): 836-841

[ 7 ] Sharma G, Chellappa R. A Model-Based Approach for Estimation of Two-Dimensional Maximum Entropy Power Spectra[ J ]. IEEE Transactions on Information Theory, 1985, 31(1): 90-99

[ 8 ] Won C S, Derin H. Maximum Likelihood Estimation of Gaussian Markov Random Field Parameters [ J ]. The IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, New York, USA, 1988

[ 9 ] Weldon T P, Higgins W E. Designing Multiple Gabor Filters for Multi-Texture Image Segmentation [ J ]. Optical Engineering, 1996, 35( 10 ): 2 852-2 863

[ 10 ] Clausi D A. Comparing Cooccurrence Probabilities and Markov Random Fields for Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery [ J ]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(1): 215-228

第一作者简介: 赵银娣, 博士生, 现主要从事遥感图像处理、图像理解以及遥感应用等方面的研究。  
E-mail: zhaoyindi@lmars.whu.edu.cn

A Texture Classification Algorithm Based on Feature Fusion

ZHAO Yindi<sup>1</sup> ZHANG Liangpei<sup>1</sup> LI Pingxiang<sup>1</sup>

(1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** A feasible texture classification algorithm is proposed based on Gabor/MRF feature fusion. The performance of the algorithm is investigated with Brodatz and QuickBird images. The fused Gabor/MRF features can provide higher classification accuracy than either Gabor or MRF features alone. The experimental results indicate that the proposed algorithm is stable, reliable and efficient.

**Key words:** Gabor filter; MRF models; texture classification; feature fusion