

文章编号: 1007-4619(2006)01-0123-07

# 广义马尔可夫随机场及其在多光谱 纹理影像分类中的应用

赵银娣, 张良培, 李平湘

(武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079)

**摘 要:** 在二维马尔可夫随机场模型的基础上, 提出顾及波段间的空间相关性, 发展了一种适用于多光谱纹理影像分类的广义马尔可夫随机场模型。鉴于广义马尔可夫随机场模型的复杂性, 利用最大伪似然法建立了求解模型参数的简化方程式, 实现了纹理特征的快速提取。结合提取的纹理特征影像和光谱特征影像, 采用概率松弛算法实现影像的分类。实验证明, 提出的基于广义马尔可夫随机场的多光谱纹理影像分类算法克服了传统的基于光谱特征的分类算法的局限性, 提高了纹理影像的分类精度。

**关键词:** 马尔可夫随机场; 纹理特征; 多光谱影像; 分类

**中图分类号:** TP79 **文献标识码:** A

## Universal Markov Random Fields and Its Application in Multispectral Textured Image Classification

ZHAO Yin-di ZHANG Liang-pei LI Ping-xiang

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

**Abstract:** Texture plays an important role in the composition of natural images and its analysis and classification are essential in a variety of image processing application. The method of texture analysis chosen for feature extraction is clearly critical to the success of the texture classification. Markov random fields(MRF) are a popular statistical model for textures. They capture local characteristics of an image by assuming a local conditional probability distribution. Many models used for gray level images have been proposed, but they cannot perform well in multispectral textured images. In this paper, a universal MRF model for multispectral textured images is developed, which take into account not only the spatial interaction within each of the multispectral bands, but also the interaction between different bands. As we all know, A MRF-based approach employs MRF model parameters as texture features to discriminate different textures. Because of the interaction between different bands, the universal MRF model is very complex, and estimating the corresponding parameters is very difficult. Therefore, in order to compute the universal MRF is parameters efficiently, a simplified equation using the maximum pseudo-likelihood method is built. After texture feature extraction, a supervised classification is applied to the original spectral bands combined with textural images. In this supervised classification system, the feature values are used by a Bayes classifier to make an initial probabilistic labeling. The spatial constraints are then enforced through the use of the Peleg's Probabilistic relaxation algorithm. Necessary experiments are performed on samples of FG Forrest and QuickBird imagery, and the

收稿日期: 2004-12-12; 修订日期: 2005-03-17

基金项目: 国家自然科学基金(40471088)、(40523005), 中国 973 发展计划(2003CB415205)。

作者简介: 赵银娣(1980—), 女, 2003年毕业于武汉大学, 获硕士学位, 现为武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室博士生, 主要从事图像分析、遥感应用等方面的研究。

results indicate that the proposed algorithm provides better classification accuracy than other conventional approaches

Key words MRF; texture features; multispectral image; classification

## 1 引 言

纹理是对图像像元灰度空间分布的一种描述,在局部区域内呈现不规则性,而在整体上表现出某种规律性。传统的基于光谱信息的影像分类技术通常不适用于含有纹理的影像分类<sup>[1]</sup>。纹理影像分类算法通常包含两大步骤:纹理特征提取和分类。随着统计物理学的发展,马尔可夫随机场(MRF)模型在纹理图像处理和分析中得到了广泛的应用,其基本思想是通过任意像素关于其邻域像素的条件概率分布来描述图像的统计特性。目前大多数 MRF 模型是基于单波段影像提出的<sup>[2-5]</sup>,它们并不能较好地适用于多波段纹理影像的分类。因此有必要将传统的 MRF 模型进行扩展使之具有普遍适用性。本文将顾及波段间的空间相关性,研究发展适用于多光谱纹理影像 MRF 模型——广义 MRF 模型。

众所周知,MRF 模型主要是通过其模型系数来标识纹理特征。随着波段相关性的引入,广义 MRF 模型的复杂度将随之增加,其模型系数求解的难度也将提高。因此,本文将建立广义 MRF 模型参数求解的简化方程式,其目的是为了快速地提取多光谱影像的纹理特征。将提取的纹理信息与原始影像的光谱信息进行结合,形成兼有光谱和纹理特征的多维组合影像,对组合影像进行分类处理,从而实现多光谱纹理影像的分类。

## 2 基于广义马尔可夫随机场模型的纹理特征提取

在马尔可夫随机场中,每个随机变量的条件分布仅与其邻域信息有关,随机联合概率分布由场的局部特性定义。当随机变量呈高斯分布时,该模型称之为高斯马尔可夫随机场(GMRF)模型。

### 2.1 广义高斯马尔可夫随机场模型

对于灰度图像而言,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>[6]</sup>。而对于多光谱影像而言,GMRF 模型不仅要考虑各个波段内的空间相关性,

而且还要顾及不同波段之间的相关性,即需将二维 GMRF 模型扩展为广义 GMRF 模型。假设  $X(s) = [x_1(s) \ x_2(s) \ \cdots \ x_p(s)]$  表示多光谱纹理影像区域  $R$  中像素  $s$  的光谱向量,则其相应的广义 GMRF 模型可用下面的条件概率密度<sup>[7]</sup>来描述:

$$p(X(s) | R) = \frac{1}{((2\pi)^p |\Sigma|)^{1/2}} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} [e_1(s) \ e_2(s) \ \cdots \ e_p(s)] \Sigma^{-1} [e_1(s) \ e_2(s) \ \cdots \ e_p(s)]^T \right\} \quad (1)$$

其中多光谱影像  $[e_1(s) \ e_2(s) \ \cdots \ e_p(s)]$  表示零均值的高斯噪声向量。多光谱影像中像素的空间相关性表示如下:

$$e_j(s) = (x_j(s) - u_j) - \sum_{i=1}^p \sum_{r \in \eta_{ji}} \theta_{ji}(r) \times (x_i(s+r) - u_i), \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (2)$$

其中,  $u_j$  表示变量  $x_j$  的均值;集合  $\eta_{ji}$  表示不同的邻域系列;  $\theta_{ji}(r)$  表示广义 GMRF 模型参数,如图 1 所示;  $\Sigma$  表示条件协方差矩阵,它是一个对称矩阵,用来描述波段间两两相互关系的数字特征<sup>[8]</sup>,数学表示如下:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1p} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{p1} & v_{p2} & \cdots & v_{pp} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中,  $v_{ki}$  是  $e_k e_i$  的数学期望。

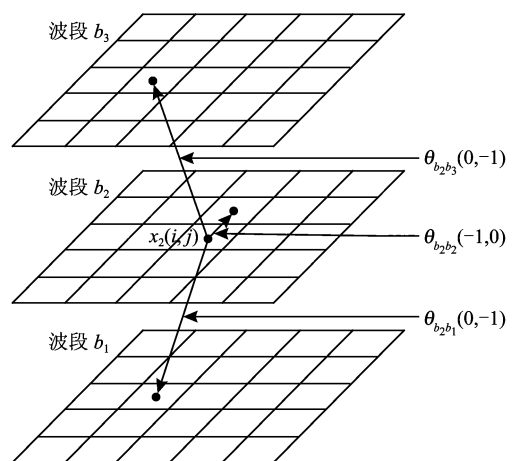


图 1 广义 GMRF 模型的部分参数

Fig 1 Partial parameters of the universal GMRF model

### 2.2 广义 GMRF 模型参数估计及纹理特征提取

GMRF 模型参数求解的方法有很多<sup>[2,9,10]</sup>, 本文采用计算效率较高的最大伪似然法进行参数的估计。

对于一个给定的影像区域 R, 函数

$$L(\theta) = \prod_{s \in R} \frac{1}{((2\pi)^p |\Sigma|)^{1/2}} \times \exp\left\{-\frac{1}{2} [e_1(s) \ e_2(s) \ \dots \ e_p(s)] \times \Sigma^{-1} [e_1(s) \ e_2(s) \ \dots \ e_p(s)]^T\right\} \quad (4)$$

$$\sum_{s \in R} \begin{bmatrix} d_{j_1}(s) d_{j_1}^T(s) & d_{j_1}(s) d_{j_2}^T(s) & \dots & d_{j_1}(s) d_{j_j}^T(s) & \dots & d_{j_1}(s) d_{j_p}^T(s) \\ d_{j_2}(s) d_{j_1}^T(s) & d_{j_2}(s) d_{j_2}^T(s) & \dots & d_{j_2}(s) d_{j_j}^T(s) & \dots & d_{j_2}(s) d_{j_p}^T(s) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{j_j}(s) d_{j_1}^T(s) & d_{j_j}(s) d_{j_2}^T(s) & \dots & d_{j_j}(s) d_{j_j}^T(s) & \dots & d_{j_j}(s) d_{j_p}^T(s) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{j_p}(s) d_{j_1}^T(s) & d_{j_p}(s) d_{j_2}^T(s) & \dots & d_{j_p}(s) d_{j_j}^T(s) & \dots & d_{j_p}(s) d_{j_p}^T(s) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \theta_{j_1} \\ \theta_{j_2} \\ \vdots \\ \theta_{j_j} \\ \vdots \\ \theta_{j_p} \end{bmatrix} = \sum_{s \in R} \begin{bmatrix} d_{j_1}(s) d_j(s) \\ d_{j_2}(s) d_j(s) \\ \vdots \\ d_{j_j}(s) d_j(s) \\ \vdots \\ d_{j_p}(s) d_j(s) \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中,  $d_j(s) = x_j(s) - u_j$ ,  $d_{ji}(s) = \text{col}[x_i(s+r) - u_i | r \in \eta_{ji}]$ ,  $\theta_{ji} = \text{col}[\theta_{ji}(r) | r \in \eta_{ji}]$ ,  $i=1, 2, \dots, p$ . 令  $q_j(s) = \text{col}[d_{ji}(s) | i=1, 2, \dots, p]$ ,  $\theta_j = \text{col}[\theta_{ji} | i=1, 2, \dots, p]$ , 公式 (5) 简写为:

$$\sum_{s \in R} q_j(s) q_j^T(s) \times \theta_j = \sum_{s \in R} q_j(s) d_j(s) \quad (6)$$

由于噪声  $e_j(s)$  自相关函数对称性的存在<sup>[2,3,9]</sup>, 各个邻域系列以及其相关的系数也应该是对称的, 即

$$Q(s) = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1(p-1)} & d_{1p} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & d_{22} & d_{23} & \dots & d_{2(p-1)} & d_{2p} & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & d_{(p-1)1} & 0 & 0 & 0 & 0 & d_{(p-1)2} & 0 & \dots & d_{(p-1)(p-1)} & d_{(p-1)p} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & d_{p1} & 0 & 0 & 0 & 0 & d_{p2} & \dots & 0 & d_{p(p-1)} & d_{pp} \end{bmatrix}^T$$

$$d_{ij} = \begin{cases} \text{col}[d_j(s+r) + d_j(s-r) | r \in \eta_{ij}, i=j] \\ \text{col}[d_j(s+r) | r \in \eta_{ij}, i < j] \\ \text{col}[d_j(s-r) | r \in \eta_{ij}, i > j] \end{cases}$$

$$\theta = \text{col}[\theta_{ij} | i \in \{1, 2, \dots, p\} \text{ 且 } i \leq j], d(s) = \text{col}[d_i(s) | i=1, 2, \dots, p]$$

则条件协方差矩阵  $\Sigma$  可表示为:

$$\Sigma = \frac{1}{M_R} \sum_{s \in R} (d(s) - Q^T(s)\theta)(d(s) - Q^T(s)\theta)^T \quad (8)$$

其中,  $M_R$  表示影像区域 R 中的像元总个数。

与光谱特征不同, 纹理特征的分析与提取必须在一定窗口大小的子图像区域上进行。窗口大小的选择对提取纹理特征的算法效率及有效性等有很大的影响<sup>[4,12]</sup>。窗口尺寸过小, 难以反映纹理的真实

表示影像区域 R 中所有像素的条件概率密度的乘积。由公式 (2) 可知, 多光谱影像中的各个像素与其邻域像素并不是互相独立的, 因此函数  $L(\theta)$  并不是真正意义上的似然函数, 通常称之为伪似然函数。 $L(\theta)$  是参数  $\theta$  的函数。求解  $\theta$  使得  $L(\theta)$  达到最大值。因此, 可采用求极值的方法, 对似然函数  $L(\theta)$  关于每个广义 GMRF 参数求导, 可得到一系列的线性方程, 即似然方程。通过求解似然方程组, 可得到  $\theta$  的最大似然估计值<sup>[11]</sup>。例如, 对于波段 j 中的像素 s 而言, 其参数  $\theta_{ji}$  可通过下面的方程求解:

$r \in \eta_{ij} \Leftrightarrow -r \in \eta_{ji}$ ,  $\theta_{ij}(r) = \theta_{ji}(-r)$ 。因此, 所有邻域的相关系数可同步求解获得, 而不再需要对每个波段进行逐一运算 (如公式 (5) 所示)。设  $\eta_{ii}$  是非对称的半平面邻域系列, 与  $\eta_{ji}$  之间的关系为:  $\eta_{ii} = \{r \in \eta_{ii}\} \cup \{-r \in \eta_{ii}\}$ ; 同步求解方程表示如下:

$$\sum_{s \in R} Q(s) Q^T(s) \times \theta = \sum_{s \in R} Q(s) d(s) \quad (7)$$

其中,

特征; 窗口尺寸过大, 又不利于不同纹理之间边界的精确定位。经验证明,  $15 \times 15 - 25 \times 25$  大小的窗口适用性较强。图 2(a) 是由 4 种不同类型的 FG Forrest 纹理组成的  $256 \times 256$  彩色影像<sup>[13]</sup>, 波段数  $p=3$ 。基于 GGMRF 模型, 利用公式 (7)、(8) 对图 2(a) 进行纹理特征提取, 其中窗口大小  $R=15 \times 15$ ,  $\eta_{ii} (i=1, 2, 3)$  为二阶非对称的半平面邻域,  $\eta_{ij} (i \neq j)$  为一阶对称邻域; 图 2(b) 是由 GGMRF 系数  $\theta_{11}(-1, 1)$ 、 $\theta_{11}(0, -1)$  和  $\theta_{11}(1, 1)$  合成的伪彩色图像, 图 2(c) 是由对应的条件协方差矩阵  $\Sigma$  中的元素  $v_{11}$ 、 $v_{22}$  和  $v_{33}$  合成的伪彩色图像。由图 2(b)、2(c) 可知, 与 GGMRF 模型系数相比, 其对应的条件协方差矩阵辨别纹理的能力较强。图 3 进一步证明

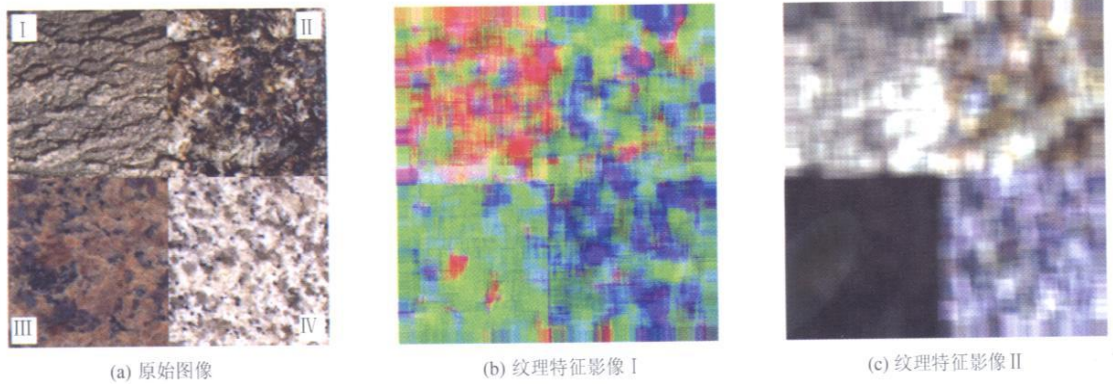


图 2 FG Forrest彩色影像及其纹理特征影像

Fig 2 FG Forrest color textural image and its texture feature images

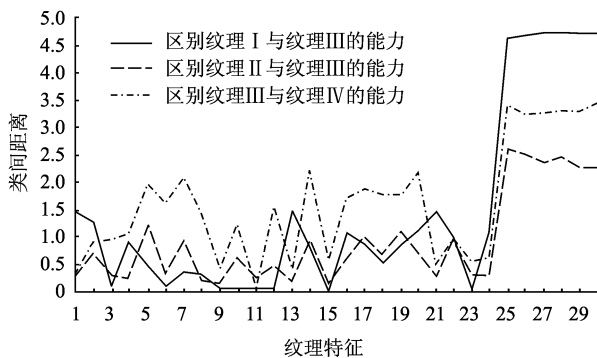


图 3 纹理特征辨别纹理的能力

Fig 3 Capabilities of the discrimination between different types of textures

了这一结论,其横轴 1—24, 25—30 分别对应 GGMRF 系数和相应的条件协方差矩阵  $\Sigma$  的上三角元素,纵轴表示各个纹理特征区分不同类型纹理的能力,即类间距离<sup>[14]</sup>。类间距离越大,区分纹理的能力越强。因此,可以舍弃 GGMRF 系数,而直接采用其对应的条件协方差矩阵  $\Sigma$  的上三角元素(或下三角元素)作为纹理特征值进行纹理分类运算。

### 3 多光谱纹理影像的分类

传统的基于特征空间像素的分类算法对每个像元进行单独处理,不考虑相邻像素之间的空间相关性,从而造成在分类图像中会出现大片同类对象中夹杂着散点分布的异类对象的不一致现象。概率松弛算法<sup>[8 15]</sup>克服了传统分类算法的局限性,利用邻接像元归属概率之间的交互信息确定兼容系数,再根据兼容系数调整中心像元从属于各类别的概率,经多次迭代概率调整后按最大似然法对像元进行归

属判别。兼容系数的定义是概率松弛算法的关键所在,常用的概率松弛算法主要有 Rosenfeld Hummel-Zucker(RHZ)方法和 Peleg 方法<sup>[15]</sup>。本文采用收敛速度较快的 Peleg 概率松弛算法进行分类,Peleg 兼容系数表示如下:

$$r_{i+\delta}(\lambda_k, \lambda_j) = \frac{\hat{p}_{i+\delta}(\lambda_k, \lambda_j)}{\hat{p}(\lambda_k) \hat{p}(\lambda_j)}, \quad \delta \in \Delta \quad (9)$$

其中,  $\hat{p}(\lambda_k)$  为像元从属于类别  $\lambda_k$  的平均概率,  $\hat{p}_{i+\delta}(\lambda_k, \lambda_j)$  为一对像元分别从属于类别  $\lambda_k, \lambda_j$  的平均联合概率,  $\Delta$  为中心像元  $i$  的邻域。

基于广义 GMRF 模型提取纹理特征,结合光谱特征,对影像进行分类。具体步骤如下:

①利用公式(7)计算得到广义 GMRF 模型系数,在此基础上利用公式(8)计算其对应的条件协方差矩阵;将得到的条件协方差矩阵的上半三角元素作为多光谱影像的纹理特征。

②对步骤①中得到的纹理特征进行线性变换,使得变换后的纹理特征与其相应的光谱特征具有可比性,即两者的数值变化范围相同。

③将步骤②中得到的纹理特征影像与原始的光谱特征影像进行结合,得到兼有光谱和纹理信息的多维组合影像。

④在光谱和纹理特征构成的特征空间中,基于贝叶斯分类器采用 Peleg 概率松弛算法实现影像的分类。

### 4 实验结果及分析

为了证明本文方法的正确性及有效性,本文采用了 3 种不同的分类方案对多光谱纹理影像分别进行处理:

①传统的光谱特征分类法,即仅基于影像的光

谱特征利用贝叶斯分类器对影像进行分类。

②根据本文提出的分类算法步骤①—③,得到兼有光谱和纹理特征的多维组合影像后,再利用贝叶斯分类器作分类运算。

③根据本文提出的算法进行分类,最大迭代次数设为 80。

### 4.1 FG Forrest纹理影像实验

分别利用方案①、②和③对 FG Forrest纹理影像(图 2(a))进行处理;其分类结果如图 4(a),

(b), (c), 分类结果评价如表 1。利用贝叶斯方法,仅基于光谱特征进行分类的精度较低,综合分类精度仅为 76.6998%, Kappa 系数也只有 0.6893;融入纹理特征后,其综合分类精度提高到了 95.5109%, Kappa 系数也达到了 0.9401。由此可见,纹理特征的参与大大提高了影像的分类效果。而且在此基础上,改用 Peleg 概率松弛算法,迭代 80 次后的综合分类精度提高到了 96.2082%, 其对应的 Kappa 系数达到了 0.9494。图 5(a), (b)分别为迭代次数与综合分类精度和 Kappa 系数之间的关系曲线。

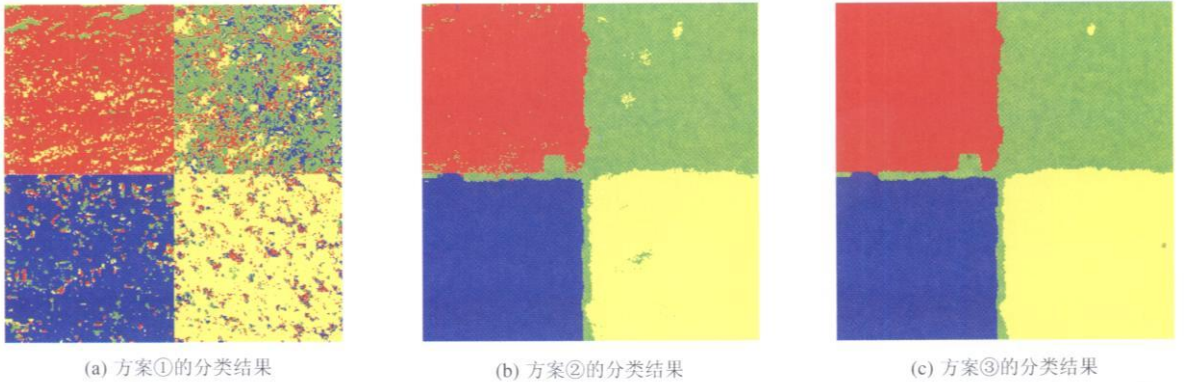


图 4 FG Forrest纹理影像的分类结果

Fig 4 Classification results for the FG Forrest textural image

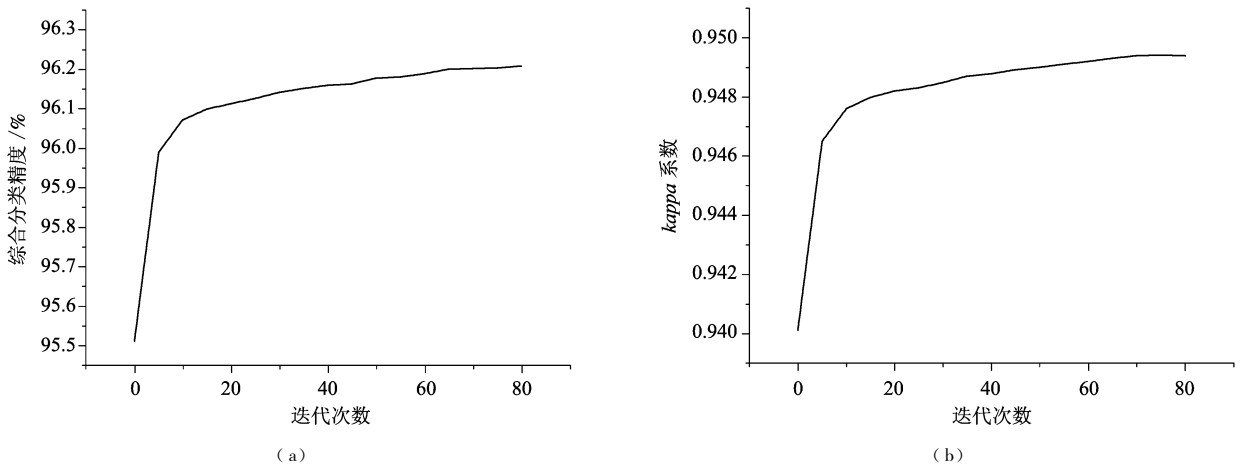


图 5 迭代次数与综合分类精度之间的关系曲线 (a); 迭代次数与 Kappa 系数之间的关系曲线 (b)

Fig 5 The relation curve between iterations of Peleg's scheme and its overall accuracy(a);

The relation curve between iterations of Peleg's scheme and its Kappa coefficient(b)

### 4.2 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 6(a)是由原始 QuickBird 多光谱影像中的 3 种地物类别构成的,其中类别 I、II、III 分别表示裸

地、农田以及林地。图 6(b), (c)分别为图 6(a)的地面真实数据和纹理特征影像。利用方案①、②和③分别对 QuickBird 纹理影像(如图 6(a))进行处理;其分类结果如图 6(d), (e), (f), 分类结果评价如表 2。利用贝叶斯方法,仅基于光谱特征进行分类的精度较低,其综合分类精度仅为 70.6939%,

表 1 FG Forrest纹理影像分类结果评价

Table 1 Classification accuracy of three schemes for the FG Forrest textural image

	综合分类精度 /%	Kappa 系数
方案①	76.6998	0.6893
方案②	95.5109	0.9401
方案③	96.2082	0.9494

表 2 QuickBird纹理影像分类结果评价

Table 2 Classification accuracy of three schemes for the QuickBird textural image

	综合分类精度 /%	Kappa 系数
方案①	70.6939	0.5241
方案②	89.4830	0.8265
方案③	91.4853	0.8603

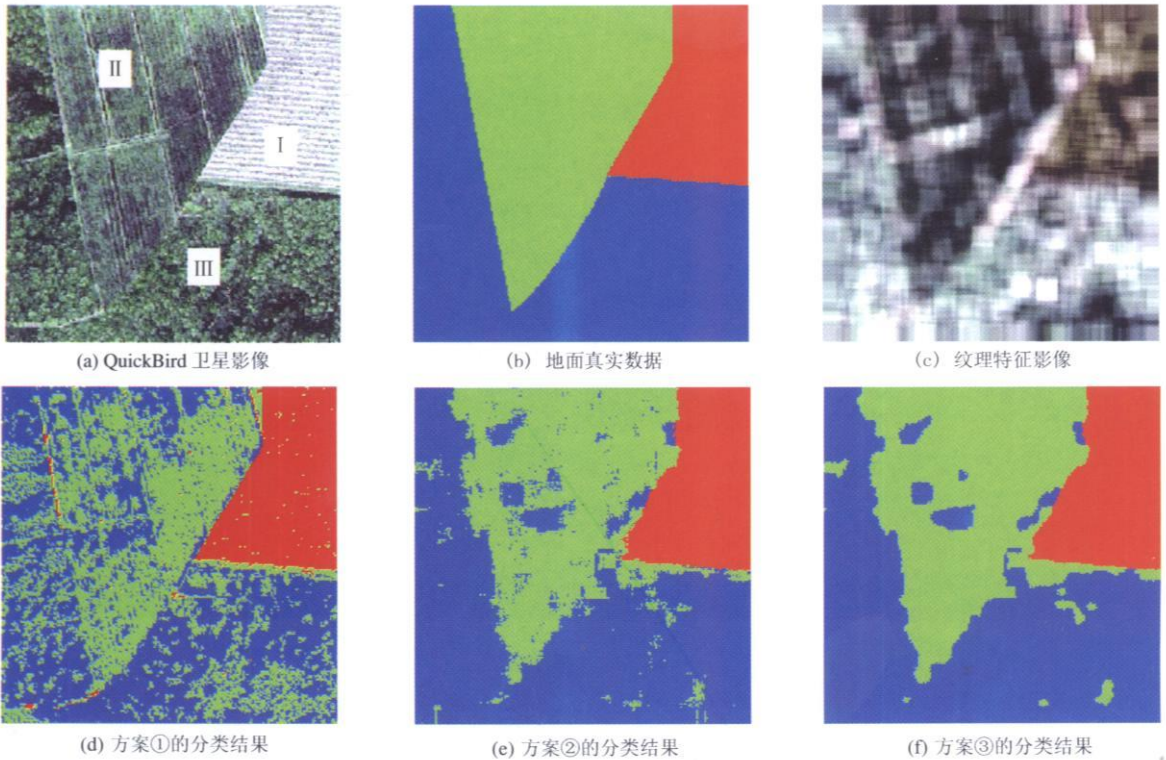


图 6 QuickBird纹理影像实验

Fig 6 The classification experiment for the QuickBird textural imagery

Kappa系数也仅有 0.5241;而融入纹理特征后,其综合分类精度提高到了 89.4830%, Kappa系数也达到了 0.8265。在此基础上,改用概率松弛算法,迭代 80次后的综合分类精度与其对应的 Kappa系数分别增加到了 91.4853%, 0.8603。

## 5 结 论

(1)本文在二维 GMRF模型的基础上,顾及了波段间的空间相关性,发展了一种广义 GMRF模型,利用最大伪似然法建立了求解模型参数的简化方程式,从而实现了纹理特征的快速提取。将提取的纹理特征与原始影像的光谱特征进行结合,采用 Peleg概率松弛算法进行分类。

(2)本文分别对 FG Forrest纹理影像和 QuickBird卫星影像进行了分类处理:对于 FG Forrest纹理影像,与传统的基于光谱特征分类法相比,本文算法的综合分类精度从 76.6998%提高到 96.2082%, Kappa系数从 0.6893增加到 0.9494;对于 QuickBird卫星影像,综合分类精度从 70.6939%提高到 91.4853%, Kappa系数从 0.5241增加到 0.8603。

(3)实验证明,本文提出的基于广义马尔可夫随机场的多光谱纹理影像分类算法克服了传统的基于像素光谱特征的分类算法的局限性,提高了影像的分类精度,具有一定的普遍适用性。

## 参 考 文 献 (References)

- [1] Ryherd S, Woodcock C. Combining Spectral and Texture Data in

- the Segmentation of Remotely-Sensed Images [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1996, **62**(2): 181-194.
- [ 2 ] Chellappa R, Chatterjee S. Classification of Textures Using Gaussian Markov Random Fields [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing, 1985, **33**(4): 959-963.
- [ 3 ] Torres-Torriti M, Jouan A. Gabor vs GMRF Features for SAR Imagery Classification [A]. ICIP [C]. 2001, (3): 1043-1046.
- [ 4 ] Clausi D A, Bing Yue. 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.
- [ 5 ] Rellier G, Descombes X, Falzon F, et al. Texture Feature Analysis Using a Gauss-Markov Model in Hyperspectral Image Classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, **42**(7): 1543-1551.
- [ 6 ] Chellappa R, Hu Y H, Kung S Y. On Two-Dimensional Markov Spectral Estimation [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing, ASSP, 1983, **31**(4): 836-841.
- [ 7 ] Tseng D C, Lai C C. A Genetic Algorithm for MRF-Based Segmentation of Multispectral Textured Images [J]. Pattern Recognition Letters, 1999, **20**: 1499-1510.
- [ 8 ] Tang G A, Zhang Y S, Liu Y M, et al. Remote Sensing Digital Image Processing [M]. Peking Science Press, 2004. [汤国安, 张友顺, 刘咏梅等. 遥感数字图像处理 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.]
- [ 9 ] Shama 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.
- [ 10 ] Chee S W, Derin H. Maximum Likelihood Estimation of Gaussian Markov Random Field Parameters [A]. ICASSP [C]. 1988, (2): 1040-1043.
- [ 11 ] Sheng Q, Yang L. Introduction to Pattern Recognition [M]. Hunan: Press of National University of Defense Technology, 1991. [沈清, 汤霖. 模式识别导论 [M]. 湖南: 国防科技大学出版社, 1991.]
- [ 12 ] Sheng W, Xu C X, Yang J P. GMRF Model Based Window Size Estimation Approach for Texture Analysis [J]. Infrared and Laser Engineering, 2000, **29**(6): 51-54. [盛文, 徐晨曦, 杨江平. 纹理分析窗大小的高斯-马尔可夫随机场模型估计方法 [J]. 红外与激光工程, 2000, **29**(6): 51-54.]
- [ 13 ] FG Forrest. <http://textures.forrest.cz/>, 2004.
- [ 14 ] Kenneth R Castleman (Writer), Zhu Z G, Shi D J (Translator). Digital Image Processing [M]. Publishing House of Electronics Industry, 1998. [Kenneth R Castleman 著, 朱志刚, 石定机译. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 1998.]
- [ 15 ] Hsiao J Y, Sawchuk A. Supervised Textured Image Segmentation Using Feature Smoothing and Probabilistic Relaxation Techniques [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, **11**(12): 1279-1292.