

影像纹理分类的马尔可夫 随机场方法与试验研究

黄桂兰 郑肇葆

(武汉测绘科技大学地测院, 武汉 430070)

摘要 针对马尔可夫随机场方法用于影像纹理分类进行了探讨。主要探讨了以下三个方面的问题:(1)如何从备选马尔可夫随机场模型中找出最适合的模型;(2)马尔可夫随机场模型参数的估计问题;(3)如何利用马尔可夫随机场模型参数进行影像纹理分类。最后以实际试验情况表明所提出的方法是可行的。

关键词 马尔可夫随机场 影像纹理分类 贝叶斯决策 模糊聚类分析

0 引言

纹理反映着影像灰度的空间分布,因而它是进行影像分类的重要依据之一^[1]。纹理理论包括纹理合成和纹理分析两部分。纹理合成是基于模型而进行的;纹理分析则是基于对纹理特征的获取而进行的。马尔可夫随机场方法不但可用于进行纹理合成和分析,而且它还能提供出诸如影像纹理基元等的更详细的信息,因而从事计算机视觉和影像处理的研究人员都对此方法给以极大的关注。

各种影像纹理区域表现为不同的纹理单元,不同的纹理集聚对应着不同的参数统计特征。纹理模型方法是一种较好的表征纹理单元集聚方法,因此,有必要将马尔可夫随机场模型方法引入到影像纹理中来。对于纹理影像,选择什么样的模型来描述它?如何估计出马尔可夫随机场模型参数值?以及如何利用马尔可夫随机场模型参数值来对影像纹理进行分类? 这些问题是本文要探讨的。

1 马尔可夫随机场模型表示

众所周知,马尔可夫随机场(简称 MRF)模型是多种多样的,为方便起见,这里仅以对称模型为例。假定所给纹理影像 $M \times M$ 是零均值观测值 $y(s)[y(s), s \in \Omega, \Omega = \{s = (i, j): 0 \leq i, j \leq M - 1\}]$,若各

向同性则有下面等式^[2]:

$$y(s) = \sum_{r \in N_r} \theta_r (y(s+r)) + (y(s-r)) + e(s) \quad (1)$$

式中 $e(s)$ 是零均值高斯噪声序列。

当 $N = \{(0,1), (0,-1), (-1,0), (1,0)\}$ 时,对应的马尔可夫随机场模型称为一阶 MRF 模型,当 $N = \{(0,1), (0,-1), (-1,0), (1,0), (1,-1), (-1,1), (-1,-1), (1,1)\}$ 时,对应的马尔可夫随机场模型叫做二阶 MRF 模型,等等。高阶模型对应的结构示于图 1 中。

		7	6	7		
	5	4	3	4	5	
7	4	2	1	2	4	7
6	3	1	x	1	3	6
7	4	2	1	2	4	7
	5	4	3	4	5	
		7	6	7		

(图中数字 1,2,...,7 代表相对于中心点 x 的模型阶数)

图 1 马尔可夫随机场模型阶数构造

可用矩阵形式表达式(1),即

$$H(\theta)y = e \quad (2)$$

式中 $H(\theta)$ 是系数矩阵,对于式(1),有 $|H(\theta)| = \Pi_{\alpha} (1 - 2\theta^T \Phi_{\alpha})$ (参见文献[2]),而 $\theta = \text{col}[\theta_r, r \in N_r]$, col 代表列向量, N_r 为 N 的一半,且有

$$\begin{aligned}
 N &= N_s \cup \bar{N}_s \\
 \bar{N}_s &= \{r: -r \in N_s\} \\
 N_s \cap \bar{N}_s &= \Phi \\
 y &= [y_0, y_1, \dots, y_{(M-1) \cdot (M-1)}]^T \\
 e &= [e_0(s), e_1(s), \dots]^T
 \end{aligned}$$

2 马尔可夫随机场模型参数的估计

采用极大似然方法进行参数估计,极大似然估计要求 $\{e(s)\}$ 应有一个适当的分布,但这往往是较困难的,这里假定 $\{e(s)\}$ 是高斯分布的,这样就可得极大似然对象形式的表达式^[2]:

$$\begin{aligned}
 \ln P(y|\theta, \sigma) &= \Sigma(1/2)\ln(1 - 2\theta^T \Phi_s) - \\
 &\quad (M^2/2)\ln 2\pi\sigma - \frac{1}{2\sigma} y^T H(\theta) y \quad (2)
 \end{aligned}$$

在此前提下,我们得到式(1)所对应参数估计为

$$\theta^* = \left[\sum_{\Omega} q(s) q^T(s) \right]^{-1} \left[\sum_{\Omega} q(s) y(s) \right] \quad (4)$$

$$\sigma^* = \frac{1}{M^2} \sum_{\Omega} (y(s) - \theta^{*T} q(s))^2 \quad (5)$$

其中 $q(s) = \text{coll}[y(s+r) + y(s-r)]$, $r \in N$

3 马尔可夫随机场模型的决策

对于任一影像纹理,人们关心的重点是选择适合于该影像纹理的马尔可夫随机场模型来表征。这就涉及到马尔可夫随机场的邻域点数和模型形式的决策问题。

影像模型可能与各个方向的邻点都相关,邻域可能是最近邻的四个方向的像素点(即东、西、南、北方向上的像素点)八个近邻的像素或更多的近邻像素点。这样就有两个方面的问题待解决。一是未知参数的估计;另一个则是纹理影像模型中邻域和集聚形式的合理选择。对于参数估计本文是用极大似然法来解决的,剩下的问题便是邻域的选择和集聚形式的选择。没有理由规定纹理影像是各向同性的特殊情形。这里无需更多地强调选出合理的邻域和集聚形式对影像纹理分类的重要性,因为知道它对于后续工作的作用。

通常,主要是用下面三种方法来决策的:

- (1)假设检验法;
- (2)赤池准则(简记为 AIC);
- (3)贝叶斯方法。

采用假设检验方法时,首先得有一个原假设,比

如影像可由东、西、南、北四个最近邻的像素的迷向模型式表征,决策的基础就是看拒绝原假设的概率值的大小,这种方法的缺点就是接受一个不正确模型的概率不为零,当观测值有限时更易纳伪;再则,该决策方法不具备良好的传递性。比如,有 C_1, C_2, C_3 三个假设,若 C_1 优于 C_2, C_2 优于 C_3 ,但不一定能得出 C_1 优于 C_3 的结论。

AIC 准则方法要计算出对于每个模型观测值的所谓 AIC 统计值,最小的 AIC 统计值就对应着最佳模型,该方法具有良好的传递性,但却不是一个具有良好一致性的决策方法。

贝叶斯决策方法是基于最大后验概率密度 $P(C_i | y(s), s \in \Omega)$ (C_i 为第 i 个集聚形式)和最小误差概率,该方法具有下列特性:

渐近一致性 决策准则的一个重要特性是一致性特性,当观测值无限多时,则将非正确模型定为正确模型的概率趋于零,那么这个准则就被说成具有渐近一致性的特性。

通用性 这里用的准则理论不仅可用于马尔可夫随机场模型的选择,亦可扩大到自回归模型、滑动平均模型和自回归滑动平均模型等模式的选择。

传递性 由于决策准则中不依赖于模型外的任何参数,所以该准则具有良好的传递性。

一般地,可以把对应于 C_i 的模型式写为

$$C_i: y(s) = \sum_{r_k \in N} \theta_{i,k} y(s+r_k) + e(s), \quad (6)$$

其中 $r_k \in N_i, r_k \neq (0,0)$ 。

根据贝叶斯决策理论,一个理想的模型应是后验概率最大。当 M 值足够大时,可近似地得到^[3]:

$$\begin{aligned}
 P(y|C_i) \approx & - (M^2/2)\ln 2\pi\sigma_i + (1/2) \sum_{s \in \Omega} \ln(1 - \theta_{i,k}^T \Phi_s) \\
 & - m_i \ln(M^2)/2 + \ln P(\theta_i, \sigma_i | C_i) \quad (7)
 \end{aligned}$$

若先验概率 $P(\theta_i, \sigma_i | C_i)$ 已知,则可代入上式求得 $P(y|C_i)$,通常对于选择合理模型的情形,先验概率是很难已知的,因此,只好得到决策马尔可夫随机场模型的近似关系式。

所选择的最佳模型应满足

$$i^* = \arg \min \{C_i\} \quad (8)$$

这里

$$\begin{aligned}
 C_i &= - \sum_{s \in \Omega} \ln(1 - \theta_i^{*T} \Phi_s) + M^2 \ln \sigma_i + m_i \ln(M^2) \\
 \theta_i^* &= \text{coll}[\theta_i^*, r \in N]
 \end{aligned}$$

$$\Phi_r = \text{col} \left[\cos \frac{2\pi}{M} (s-1)^T r, r \in N \right]$$

式中 θ_i^* 和 σ_i 则用极大似然估计方法求解。模型选择的过程就是对于不同模型计算出各自对应的 C_i 值,最小 C_i 值对应的模型就是最合理的模型,所对应的集聚形式就是该影像纹理的纹理基元,对应的模型参数值就是影像纹理特征值。

4 模糊聚类分析进行影像纹理分类

确定了最合适的模型之后,若影像间同属一模型时,面临的任务就是如何利用马尔可夫随机场模型参数值进行影像纹理分类。这里采用模糊聚类分析方法来进行影像纹理分类^[4]。应用模糊聚类分析方法来进行影像纹理分类通常分三步来进行:

- (1)对马尔可夫随机场模型参数值进行预处理;
- (2)计算衡量被分类对象间相似程度的值 r_{ij} ;
- (3)建立模糊关系矩阵、聚类。

5 试验

试验包括两部分。

(1)检验贝叶斯决策方法

人们知道,用贝叶斯决策方法来选择马尔可夫随机场模型时作了一些近似处理,那么这些近似处理会不会影响决策效果呢?再则贝叶斯决策方法对噪音的抗干扰能力又如何呢?基于这两个疑虑,我们对贝叶斯决策方法进行了如下试验。

本文按 33 种集聚模型制作了模拟纹理影像,然后再对每一种模拟纹理影像采用 33 种模型进行表征,那么每个模拟影像就得到了 33 个 C_i 值,找出 C_i 值的最小值,比较 $\min \{ C_i \}$ 值所对应模型是否与模拟影像时所用的模型吻合。后又对各模拟影像施以方差为 1.0, 10.0, 20.0, 30.0 的噪声时,考察噪声对模型决策的影响。

限于计算工作量,这里所用模型均为 8 邻点的情况。为书写方便,将 8 邻点分别用 $v, u, w_1, t_1, v_1, u_1, w, t$ 表示,中心点用 x 表示,如图 2 所示。试验中所采用的 33 种模型的集聚图分别示于图 3 中。



图 2 8 邻点示意图

对应的模型式为(0~32):

- No.0. $x_0 = \theta_0(t + v + u) + \theta_1(u + w_1 + t_1) + \theta_2(t_1 + v_1 + u_1) + \theta_3(u_1 + w + t) + e_0$
- 1. $x_1 = \theta_0(v + x + t_1) + \theta_1(w + x + t_1) + \theta_2(v + x + u_1) + \theta_3(w_1 + x + u_1) + e_1$
- 2. $x_2 = \theta_0(u + x + w) + \theta_1(u + x + v_1) + \theta_2(t + x + w_1) + \theta_3(t + x + v_1) + e_2$
- 3. $x_3 = \theta_0(w + t + x) + \theta_1(x + u + w_1) + \theta_2(w + u_1 + x) + \theta_3(x + t_1 + w_1) + e_3$
- 4. $x_4 = \theta_0(v + u + x) + \theta_1(x + t_1 + v_1) + \theta_2(v + t + x) + \theta_3(x + u_1 + v_1) + e_4$
- 5. $x_5 = \theta_0(t + v + u) + \theta_1(u_1 + x + t_1) + \theta_2(w + x + w_1) + \theta_3(v + x + v_1) + e_5$
- 6. $x_6 = \theta_0(t + x + u) + \theta_1(u_1 + v_1 + t_1) + \theta_2(w + x + v) + \theta_3(w_1 + x + v_1) + e_6$
- 7. $x_7 = \theta_0(u + x + t_1) + \theta_1(t + w + u_1) + \theta_2(w + x + v_1) + \theta_3(v + x + w_1) + e_7$
- 8. $x_8 = \theta_0(u + w_1 + t_1) + \theta_1(t + x + u_1) + \theta_2(x + t_1 + v_1) + \theta_3(v + x + u) + e_8$
- 9. $x_9 = \theta_0(t + v + u) + \theta_1(u_1 + v_1 + t_1) + \theta_2(t + w + u_1) + \theta_3(u + x + t_1) + e_9$
- 10. $x_{10} = \theta_0(t + w + u_1) + \theta_1(u + w_1 + t_1) + \theta_2(u + x + v_1) + \theta_3(w + x + t_1) + e_{10}$
- 11. $x_{11} = \theta_0(u + x + u_1) + \theta_1(t + x + t_1) + \theta_2(t + u + t_1) + \theta_3(t + u_1 + t_1) + e_{11}$
- 12. $x_{12} = \theta_0(t + x + u) + \theta_1(u_1 + x + t_1) + \theta_2(w + t + v) + \theta_3(w_1 + t_1 + v_1) + e_{12}$
- 13. $x_{13} = \theta_0(t + x + u_1) + \theta_1(u + x + t_1) + \theta_2(v + u + w_1) + \theta_3(w + u_1 + v_1) + e_{13}$
- 14. $x_{14} = \theta_0(t + u + w_1) + \theta_1(w + x + w_1) + \theta_2(w + u_1 + t_1) + \theta_3(u + w_1 + t_1) + e_{14}$
- 15. $x_{15} = \theta_0(t + v + u) + \theta_1(v + x + v_1) + \theta_2(t + u_1 + v_1) + \theta_3(v + u + t_1) + e_{15}$
- 16. $x_{16} = \theta_0(t + u + w_1) + \theta_1(t + x + u) + \theta_2(u_1 + x + t_1) + \theta_3(w + u_1 + t_1) + e_{16}$
- 17. $x_{17} = \theta_0(t + x + u) + \theta_1(v + u + t_1) + \theta_2(u_1 + x + t_1) + \theta_3(t + u_1 + v_1) + e_{17}$
- 18. $x_{18} = \theta_0(t + v + u) + \theta_1(u_1 + v_1 + t_1) + \theta_2(w + x + w_1) + \theta_3(u + x + u_1) + e_{18}$
- 19. $x_{19} = \theta_0(v + t + x) + \theta_1(x + t_1 + v_1) + \theta_2(w + u_1 + x) + \theta_3(x + u + w_1) + e_{19}$

$$20. x_{20} = \theta_0(v + u + x) + \theta_1(x + u_1 + v_1) + \theta_2(w + t + x) + \theta_3(x + t_1 + w_1) + e_{20}$$

$$21. x_{21} = \theta_0(v + x + v_1) + \theta_1(x + u + w_1) + \theta_2(w + u_1 + x) + \theta_3(t + x + t_1) + e_{21}$$

$$22. x_{22} = \theta_0(v + u + t_1) + \theta_1(t + u_1 + v_1) + \theta_2(t + u + w_1) + \theta_3(w + u_1 + t_1) + e_{22}$$

$$23. x_{23} = \theta_0(w + t + u) + \theta_1(u_1 + t_1 + w_1) + \theta_2(v + w + t_1) + \theta_3(u + w + v_1) + e_{23}$$

$$24. x_{24} = \theta_0(v + t + u_1) + \theta_1(u + t_1 + v_1) + \theta_2(t + w_1 + v_1) + \theta_3(v + w_1 + u_1) + e_{24}$$

$$25. x_{25} = \theta_0(t + u + t_1) + \theta_1(w + x + v_1) + \theta_2(u + x + t_1) + \theta_3(t + w + u_1) + e_{25}$$

$$26. x_{26} = \theta_0(v + x + w_1) + \theta_1(t + u_1 + t_1) + \theta_2(u + w_1 + t_1) + \theta_3(t + x + u_1) + e_{26}$$

$$27. x_{27} = \theta_0(u + x + v_1) + \theta_1(w + x + t_1) + \theta_2(u + w_1 + t_1) + \theta_3(t + w + u_1) + e_{27}$$

$$28. x_{28} = \theta_0(t + x + v_1) + \theta_1(u_1 + x + w_1) + \theta_2(v + u + w) + \theta_3(w_1 + v_1 + u_1) + e_{28}$$

$$29. x_{29} = \theta_0(u + x + w) + \theta_1(v + x + t_1) + \theta_2(v + t + w_1) + \theta_3(w + v_1 + t_1) + e_{29}$$

$$30. x_{30} = \theta_0(v + u + w_1) + \theta_1(w + u_1 + v_1) + \theta_2(t + u + t_1) + \theta_3(t + u_1 + t_1) + e_{30}$$

$$31. x_{31} = \theta_0(u + t + w) + \theta_1(w_1 + t_1 + v_1) + \theta_2(v + t_1 + u_1) + \theta_3(t + u + v_1) + e_{31}$$

$$32. x_{32} = \theta_0(u + u_1 + v_1) + \theta_1(v + t + t_1) + \theta_2(v + u + u_1) + \theta_3(t + w_1 + t_1) + e_{32}$$

试验中得出:对于不包含中心点 x 的各模型,不但估计值 $\hat{\theta}_i$ 与其值相近,而且严格遵守了最佳模型对应着最小 C_i 值的贝叶斯决策准则,当噪声较大时,估计值 $\hat{\theta}_i$ 与真值差值亦随之增大,但最佳模型的 C_i 值仍为最小,这说明该准则具有良好的抗噪声能力。

(2) 马尔可夫随机场方法进行影像纹理分类

试验时,从两幅纹理影像中各取 10 个大小为 $100\text{pixel} \times 100\text{pixel}$ 的子影像进行试验。从第一部分试验中发现含中心点的集聚方式效果不好,因此,这里剔除这类备选模型。此时算得的 20 个子影像的 C_i 值列于表 1 中。

表 1 20 个影像纹理的各模型所得 C_i 值

No.	0 model	22 model	23 model	24 model	30 model	31 model	32 model
1	15162.5	15003.3	17335.7	22819.7	14302.1	21933.7	20051.0
2	16350.1	16271.7	18013.3	24274.0	15703.3	23129.5	21137.9
3	15353.0	15180.6	16989.3	23967.2	14590.2	23154.9	20871.7
4	17863.0	17743.6	19801.3	25806.8	15903.1	24840.7	22701.2
5	16211.9	16173.9	17421.0	23525.9	14197.0	22398.4	20474.2
6	13956.1	13875.8	15959.9	22318.6	13541.1	21359.4	19350.9
7	15535.2	15421.7	17552.7	23557.4	14416.6	22458.6	20624.5
8	14729.6	14520.7	17118.7	23344.8	13787.0	22535.7	20554.9
9	13650.0	13544.3	16648.2	21421.8	12152.8	20825.6	19191.0
10	14303.9	14255.3	15851.7	21991.9	12324.9	21118.2	19179.4
11	22427.7	22410.9	12986.3	23945.1	15479.1	29512.3	18255.7
12	21636.4	21573.8	11780.7	23017.2	15790.1	28946.6	17938.9
13	22401.8	22257.1	12523.8	24371.9	16666.4	30186.1	19132.1
14	22306.8	22256.4	12941.8	23673.4	16454.6	29723.5	19157.7
15	23054.1	22984.6	14170.1	24163.8	16191.7	30150.1	19411.0
16	21911.0	21874.3	12406.5	24034.4	15824.3	29149.6	18274.0
17	21843.2	21790.0	12339.9	23789.4	15670.7	29447.0	18185.1
18	22297.8	22232.1	12767.5	24571.2	16062.8	30166.5	19253.6
19	22963.3	22928.4	13697.3	24356.8	16696.1	30253.2	20306.9
20	22329.6	22207.0	13356.5	23614.1	15596.5	29631.1	18958.6

从表 1 中可以看出,影像编号为 1~10 时,其 C_i 最小值出现在 30 号模型上;而后 10 个影像子样的 C_i 最小值出现在第 23 号模型上。由于这两种影像所选最佳模型分别为 30 号和 23 号,具有明显不同的集聚形式,自然而然地分属不同纹理类型,就不必再用模糊聚类分析方法对其模型参数值进行分类处理了。

6 结 论

贝叶斯决策可用于选择马尔可夫随机场模型。其中所作的部分近似处理并不影响其有效性,且该方法具有良好的抗噪声能力。

当待分类的纹理影像分属不同模型时,其自然分属不同类型的纹理;当待分类的纹理影像属于同种马尔可夫随机场模型时,可用模糊聚类分析方法进行分类处理。

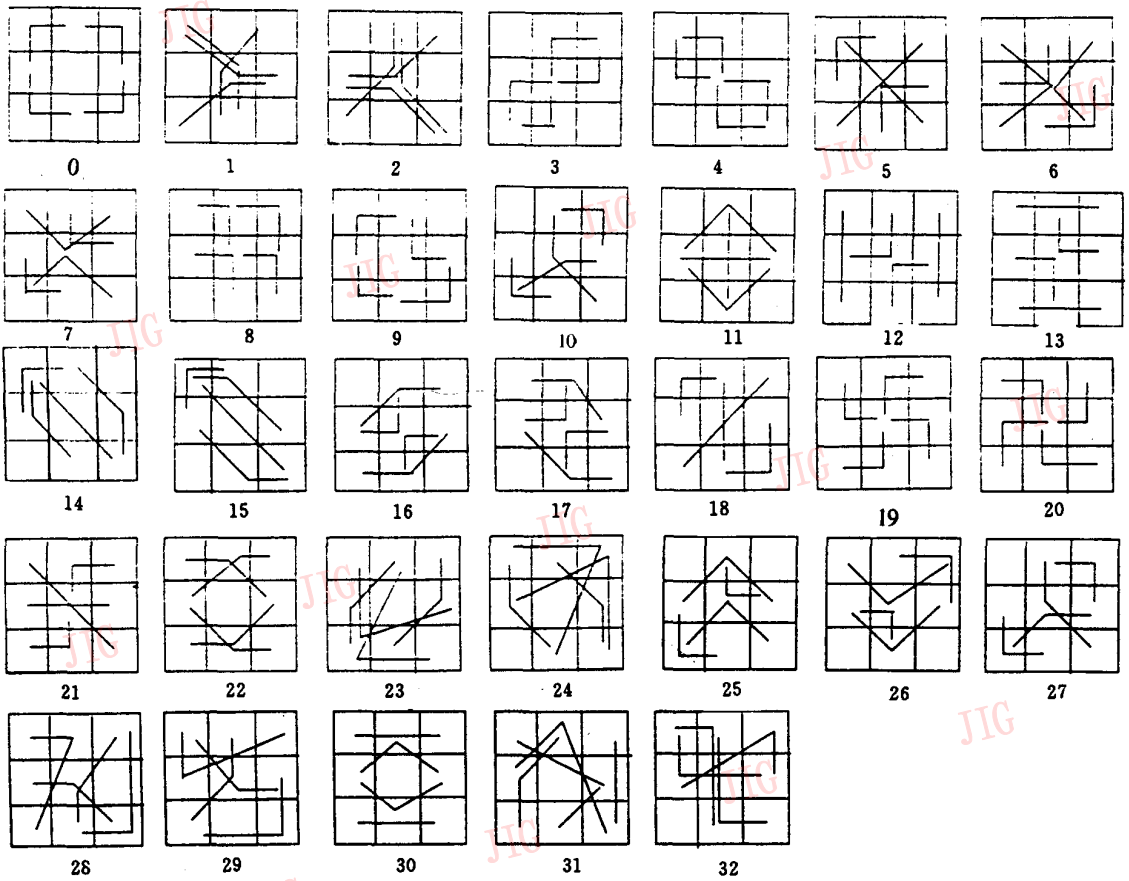


图3 33种模型对应集簇图



图4 表1中子样1~10取自该影像, 整个影像为750×750pixel²



图5 表2中子样11~20取自该影像, 整个影像为750×750pixel²

参考文献

- 1 Modestino James W, Zhang Jun. A markov random field model-based approach to image interpretation. IEEE PAMI, 1992, 14(6).
- 2 Kashyap R L *et al.* Decision rules for choice of neighbors in random field models of images. Computer Graphics and Image Processing, 1981, 15:301 ~ 318.
- 3 Kashyap R L *et al.* Estimation and choice of neighbors in spatial-interaction models of images IEEE. Tran on Information Theory, 1983, 29.
4. 黄桂兰, 郑肇葆. 一种基于马尔可夫随机场的影像纹理分类方法. 武汉测绘科技大学学报, 1996, 21(3)232 ~ 236.



黄桂兰 武汉测绘科技大学地学测量工程学院, 副教授。1996年于武汉测绘科技大学摄影测量与遥感专业获博士学位。主要研究方向为航空影像处理。

郑肇葆 1937年生, 1958年毕业于武汉测量制图学院, 现为武汉测绘科技大学信息工程学院教授, 博士生导师。现从事影像解译和遗传算法的研究。

Investigation of Image Texture Classification with the Use of Markov Random Field

Huang Guilán, Zheng Zhaobuo

(School of Geo-science and Surveying Engineering, WTUSM, 39 Luoyu Road, Wuhan 430070)

Abstract This paper deals with markov random field and it's application in image texture classification. We concerned with three problem: choice of an appropriate model from a class of such competing models; estimation of the unknown parameters in markov random field models and using parameters to classify images. For the first problem, we use bayes decision rule; for the second problem, we use maximum likelihood estimation methods; for the third problem, we use fuzzy assemble analysis. At last, we did some tests.

Keywords Markov random field, Texture classification, Bayes decision, Fuzzy assemble analysis