

基于“势”最大化的纹理分析方法¹

张 瞻 侯杰昌 廖孟扬

(武汉大学电子信息学院 武汉 430072)

摘 要 “势”是吉布斯随机场中的重要概念,本文提出了一种基于“势”最大化的纹理分析方法,并通过实验证实了这种方法的有效性.

关键词 纹理,吉布斯随机场,势

中图分类号 TP391.41

1 引 言

在图像处理和计算机视觉的研究中,吉布斯随机场模型得到了一定的应用.例如,在图像信息的识别和复原、各类纹理的描述等方面均有报道^[1-4].与马尔可夫随机场不同,吉布斯随机场是以联合概率分布定义的.纹理分析的基础是寻找一种有效的特征提取方法.本文应用吉布斯分布模型,提出了一种基于“势”最大化准则的纹理分析方法,并通过实验证实了这种方法的有效性.

2 吉布斯随机场的定义

定义 1 设 $L = \{(i, j) : 1 \leq i \leq N_1, 1 \leq j \leq N_2\}$ 是 $N_1 \times N_2$ 有限像元点阵, η_{ij} 是像元 (i, j) 的邻域 L 的一个子集类:

$$\eta = \{\eta_{ij} : (i, j) \in L, \eta_{ij} \subset L\} \quad (1)$$

称为 L 的邻域系统,只要 η_{ij} 满足条件:

(1) $(i, j) \in \eta_{ij}$,

(2) 对于任意 $(i, j) \in L$, 若 $(k, l) \in \eta_{ij}$, 则 $(i, j) \in \eta_{kl}$.

定义 2 设 η 是定义在 L 上的邻域系统,在 L 上由单个像元与其邻点组成的子集 C 称为 (L, η) 对的“子团”(clique). (L, η) 对的全部子团记为 $C = C(L, \eta)$.

定义 3 设 η 是定义在 L 上的邻域系统,当且仅当随机场 $X = \{X_{ij}, (i, j) \in L\}$ 的联合概率分布具有如下形式:

$$P(X = x) = (1/Z) \exp\{U(x)\}, \quad (2)$$

则称 X 为吉布斯随机场,式中 x 是随机场 X 的一个“实现”(realization),即 X 在点阵 L 上的一组态; $U(x) = \sum_{c \in C} V_c(x)$, $V_c(x)$ 是仅与子团 c 内各像元值有关的子团“势”函数; $Z = \sum_x \exp\{U(x)\}$ 称为配分函数,它是一归一化常数.

¹ 1997-08-11 收到, 1998-03-18 定稿

3 基于“势”最大化的纹理分析

为了以后讨论的方便,本文首先引入了一个吉布斯随机场的特征矢量参数 \mathbf{a} , 将 (2) 式进行了改写。

由于 $V_c(x)$ 是与子团 c 内各像元值有关的, 为了表示这种像元值的相互关系对 V 的影响, 引入一矢量参数 \mathbf{a} 来度量这种相互关系, 因此, $V_c(x)$ 可以改写为 $V_c(x, \mathbf{a})$ 。这样, 对于随机场 X , 当

$$P(X = x) = (1/Z) \exp\{U(x, \mathbf{a})\}, \quad (3)$$

则称 X 为吉布斯随机场, 这里加了一参数 \mathbf{a} 矢量。

既然“势”是吉布斯随机场模型中的重要概念, 由 (3) 式可见, 对于 (L, η) 对, 若给定子团 c 的势函数 $V_c(x, \mathbf{a}) (c \in C)$ 的定义形式, 则组态 x 的势 $U(x, \mathbf{a})$ 越高, 系统处于该组态的概率 $P(X = x)$ 越大。

实质上, 本文认为:

(1) 对相同尺寸的纹理图像, 其归一化常量 Z 是相同的, 为方便起见, 可以不予考虑。

(2) 在应用吉布斯随机场时, 必须首先确定规则 R , 包括 (L, η) 对的定义, 子团 c 的势函数 $V_c(x, \mathbf{a}) (c \in C)$ 的定义和矢量参数 \mathbf{a} 的选择这三方面的内容。本文在制定规则时, 固定了前两个方面, 这样规则表示为 $R(\mathbf{a})$ 。

(3) 不同的纹理图像 x , 当采用同一规则 $R(\mathbf{a})$ 时, 势 $U(x)$ 是不同的, 其中必有一种纹理图像 x^* 的势最大, 那么, 吉布斯随机场 X 处于该组态 x^* 的概率最大:

$$\text{MAX}_x [P(X = x)] = P(X = x^*). \quad (4)$$

这样, 便从最大势的角度在 \mathbf{a} 和纹理图像 x^* 之间建立了对应关系。

由此可见, 对一幅纹理图像 x , 必然存在着对应的特征参数矢量 \mathbf{a} , 当依据 $R(\mathbf{a})$ 规则计算其势时, 较其它不同的纹理图像, 势最大。对于各类纹理图像, 遵循势最大化原理, 可以得到各自的特征矢量参数 \mathbf{a} , 该值反应了纹理的上述本质, 并且在各纹理图像之间具有可比性。

4 规则的制定

本文采用了二阶邻域, 设有一像元 (i, j) , 其邻域及其子团和子团对应的参数见图 1。

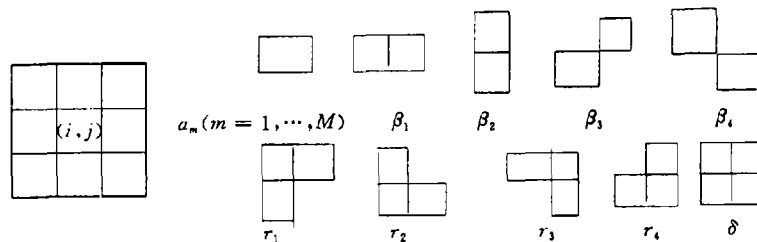


图 1 二阶邻域及其子团

相应的子团势函数定义为

$$V_c(x, \mathbf{a}) = \begin{cases} +\lambda, & \text{若子团中全部像元值相等;} \\ -\lambda, & \text{其它;} \end{cases} \quad (5)$$

式中 λ 代表参数 $\beta_1, \dots, \beta_4; r_1, \dots, r_4; \delta$ 。

单像元子团势定义为

$$V_c(x, \mathbf{a}) = \begin{cases} a_m, & \text{若 } x_{ij} = q_m, \quad m = 1, \dots, M; \\ 0, & \text{其它;} \end{cases} \quad (6)$$

M 为图像灰度级数。显然

$$\mathbf{a} = (a_1, \dots, a_M, \beta_1, \dots, \beta_4, r_1, \dots, r_4, \delta)^T. \quad (7)$$

为了后面讨论方便起见, 对一幅纹理图像, 本文作了矢量 \mathbf{k} 的定义, 称为统计矢量, \mathbf{k} 形式上与 \mathbf{a} 完全对应。

$$\mathbf{k} = (a'_1, \dots, a'_M, \beta'_1, \dots, \beta'_4, r'_1, \dots, r'_4, \delta')^T. \quad (8)$$

对一幅纹理图像, a'_m 的值等于取值为 q_m 的所有单像元子团的数目; $\beta'_1, \dots, \beta'_4, r'_1, \dots, r'_4, \delta'$ 等于各自所对应的子团类型中全部像元值相等的子团数目减去至少有两个像元值不相等的子团数目。显然, 对一幅纹理图像, 势:

$$U = \mathbf{k}^T \times \mathbf{a}. \quad (9)$$

5 实验方法和结果

实验中的六类自然纹理见图 2。

为了讨论问题的方便, 本文作了如下符号约定:

- (1) \mathbf{a}_i : 第 i 类纹理图像的参数矢量;
- (2) S_{ij} : 第 i 类纹理的第 j 个样本图像;
- (3) \mathbf{k}_{ij} : S_{ij} 的统计矢量。

本文的目的是通过 \mathbf{k}_{ij} 得到 \mathbf{a}_i 的估计值, 使得按 (9) 式求得的势最大。

(1) 图像的重新量化, 由于 S_{ij} 的灰度级过多, 使得 \mathbf{k}_{ij} 估计值维数过高, 为了突出纹理的本质, 简化计算的复杂程度, 而又不丢失必要的信息, 必须选择一个合适的量化级数 σ , 将图像重新量化。

(2) \mathbf{k}_{ij} 的获取, 对 S_{ij} 通过分析其所有的子团得到 \mathbf{k}_{ij} , 耗费机时过长, 而且也不必要, 本文引入了随机抽样的思想, 对每种子团类型, 只随机选取 N 个进行分析, 从而得到 \mathbf{k}_{ij} 。

(3) 在估计 \mathbf{a}_i 时, 采用了迭代算法, 由于只能得到有限个 \mathbf{k}_{ij} , 在迭代过程中, 本文反复使用了这些矢量。

重新选取实验样本, 每类各 10 个样本, 这样共计 60 个样本, 依据前面论述的“势”最大化标准, 进行了分类实验, 识别结果见图 3, 正确识别率为 98.33%。

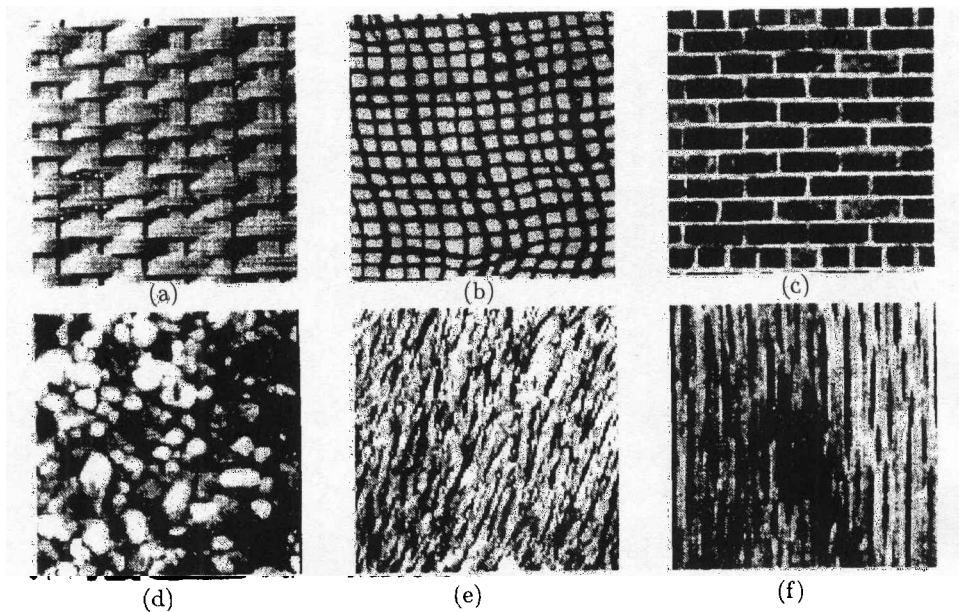


图 2 六类自然纹理
(a) 蓝筐 (b) 帆布 (c) 砖墙 (d) 卵石 (e) 兽皮 (f) 树皮

	1	2	3	4	5	6
1	10					
2		10				
3			9	1		
4				10		
5					10	
6						10

图 3 分类识别结果

6 结 论

本文依据吉布斯随机场中“势”的概念，提出了一种基于“势”最大化的纹理分析方法。实验结果表明，这种方法所得到的纹理特征描述是有效的，它对于自然纹理有较高的识别率。

参 考 文 献

- [1] Acuna C O. Texture modeling using Gibbs distributions. *Graphic Models & Image Processing*. 1992, 54(3): 210-222.
- [2] Nguyen H H, Cohem P. Clustering and the unsupervised segmentation of texture image. *Graphic Models & Image Processing*. 1993, 55(1): 1-19.
- [3] Gurelli M I, Onural L. A parameter estimation method for Gibbs-Markov random field. *IEEE Trans. on PAMI*, 1994, PAMI-16(4): 424-430.

- [4] Levitan E, Chan M, Herman G T. Image modeling Gibbs priors. *Graphic Models & Image Processing*. 1995, 57(2): 117- 130.

TEXTURE ANALYSIS BASED ON MAXIMUM POTENTIAL

Zhang Zhan Hou Jiechang Liao Mengyang

(*College of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072*)

Abstract Potential is an important conception in Gibbs random field (GRF) model. In this paper, an approach for texture analysis based on maximum potential is presented. Experimental results prove that this approach can be an effective means for texture analysis.

Key words Texture, Gibbs random field, Potential

张 瞻: 男, 1971 年生, 博士生, 从事计算机图像和信息处理的研究, 已发表论文数篇.

侯杰昌: 男, 1937 年生, 教授, 博士生导师, 武汉大学校长, 长期以来从事空间物理、无线电物理的科研和教学工作. 先后发表论文 60 余篇, 出版专著一本.

廖孟扬: 男, 教授, 现任武大图像信息技术研究所所长, 中国信息与电子科学研究生教育委员会委员. 长期从事电子信息科学领域的教学和科研. 编著出版《核磁共振成像技术》等各种教材及专著 9 部. 主持完成科研项目 20 余项, 获国家及省部级各类科研成果奖 12 项, 发表论文 140 余篇.