

文章编号:1004-4213(2010)09-1693-4

# 基于马尔可夫随机场的改进 Metropolis 混凝土 CT 的图像分割方法\*

赵亮<sup>1</sup>,李昌华<sup>1</sup>,党发宁<sup>2</sup>,陈登峰<sup>1</sup>,徐胜君<sup>1</sup>

(1 西安建筑科技大学 信息与控制工程学院,西安 710055)

(2 西安理工大学 岩土工程研究所,西安 710048)

**摘 要:**提出一种基于马尔可夫随机场改进的 Metropolis 模拟退火算法.该算法中阈值  $\alpha$  的选取优化了 Metropolis 算法.根据 Bayes 理论将图像分割问题转化为最大后验概率求取问题,并给出了参量预测算法.在实验中,将本文提出的算法与 ICM、传统的 Metropolis 和 Gibbs 采样模拟退火算法进行比较.结果表明改进的 Metropolis 算法在图像分割效率和分割准确度上都有明显的提高.通过混凝土 CT 图像分割实验,改进 Metropolis 的应用能够较完整地反映出混凝土材料的内部结构和缺陷.

**关键词:**马尔可夫随机场;改进的 Metropolis;图像分割;混凝土 CT

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

**doi:**10.3788/gzxb20103909.1693

## 0 引言

混凝土是一种特殊的天然缺陷材料,由级配骨料、水泥、砂浆及孔隙等组成,其内部结构非常复杂,广泛应用于建筑行业的不均匀材料.计算机断层成像技术(Computed Tomography, CT).它是一种被广泛应用的放射成像技术,可以定量无损伤的测量材料内部结构.对于混凝土 CT 图像,以往国内外研究主要利用图像的感观信息的方法来直接进行损伤或者微裂纹出现和演化过程的追踪,这样得到的图像信息并不能完整的反映出混凝土结构特征<sup>[1-2]</sup>.本文根据马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)理论,建立起基于 MRF 的图像分割模型<sup>[3-4]</sup>,通过改进的 Metropolis (Modified Metropolis Dynamics, MMD)模拟退火算法将图像分割问题<sup>[5]</sup>转化为最大后验概率求解.并将这种方法和条件迭代机(Iterated Conditional Mode, ICM)、传统的 Metropolis 和 Gibbs 采样模拟退火算法进行比较.结果证明, MMD 模拟退火算法在混凝土 CT 图像分割效率和分割准确度上都有明显的提高.利用图像分割方法对混凝土 CT 进行分割,有利于对混凝土内部结构变化进行更深层次的研究和分析,在建

筑工程上具有一定的应用意义.

## 1 MRF 图像分割模型

MRF 在图像边缘提取、分割和纹理分析等方面有着广泛的应用<sup>[6]</sup>.在图像处理中,处理问题可以归结为图像的标记问题<sup>[7]</sup>.对于一幅二维图像可以看作,  $S = \{s = (i, j) | 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$ .用  $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_N\}$  来表示图像的分割结果,其中  $\omega_i$  表示观察图像的第  $i$  个像素所对应的标号,且  $\omega_i \in \{1, 2, 3, \dots, L\}$ ,  $L$  表示观察图像的分类总数.由于各点通常是无序的,一般通过邻域系统建立联系,  $C_s = \{C: s \in S\}$ .对于观测图像的标号问题可以用 MRF 进行描述.根据 Hammersley-Clifford 定理, MRF 与 Gibbs 随机场具有同一性,因此 Gibbs 随机场的确定,可以确定 MRF.

### 1.1 标号场的先验概率密度模型

由 Gibbs 分布描述为

$$P(\omega) = Z^{-1} \exp(-E(\omega)T^{-1}) \quad (1)$$

式中部分函数  $Z = \sum_{\omega \in \Omega} \exp(-E(\omega)T^{-1})$ .从 Gibbs 分布可以发现:1)能量低的状态比能量高的状态发生的概率高;2)随着温度的降低,概率集中到低能状态的一个更小的子集上.式(1)中  $E(\omega) = \sum_{c=C} A_c(\omega)$ ,  $A_c(\omega)$  为势团势能函数.为了降低计算复杂度,一般 MRF 模型中采用二阶邻域系统,单像素的势团作用可以用双向势团来反映,如图 1.

\*国家自然科学基金(50878176、50679073)、国家自然科学基金重点基金项目(90510017)和西安市科技局计划项目(CXY1014(3))资助

Tel:029-82207827

Email:tanatee@163.com

收稿日期:2009-06-09

修回日期:2009-08-17

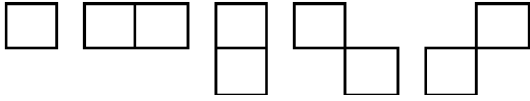


图1 二阶领域系统中的像素势团

Fig. 1 Pixel potential of 2 rank system

$$A_c(\omega) = A_c(\omega_i, \omega_j) = \begin{cases} \beta, \omega_i = \omega_j \\ 0, \omega_i \neq \omega_j \end{cases} \quad (2)$$

式中  $\beta$  为势团的分割参量, 它控制区域的一致性. 先验概率密度

$$P(\omega) = Z^{-1} \exp(-T^{-1} \sum_{c=C} A_c(\omega)) \quad (3)$$

## 1.2 观察图像的条件概率密度模型

这里定义  $F = \{f_s\}_{s \in S}$  为图像的观测值. 对于观察图像的条件概率  $P(F|\omega, \theta)$  使用一个高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)来描述, 即: 任意一个图像的像素值只是其对应的标号值的条件高斯分布, 并且假定任意两个像素的条件高斯分布彼此之间是独立分布的, 即

$$P(F|\omega, \theta) = \prod_{s \in S} p(f_s | \omega_s, \theta) = \prod_{s \in S} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\omega_s}}} \cdot \exp\left(-\frac{(f_s - \mu_{\omega_s})^2}{2\sigma_{\omega_s}^2}\right) \quad (4)$$

式中:  $\theta = (\mu_1, \sigma_1, \mu_2, \sigma_2, \dots, \mu_k, \sigma_k, \dots, \mu_M, \sigma_M)$ , 其中  $\mu_k, \sigma_k$  分别为第  $k$  类高斯均值和方差. 本文中, 使用期望最大化 EM 算法来估计上述参量. EM 算法广泛应用于不完全数据问题的参量估计中, 其基本估计步骤为:

E 步(Expectation step): 模型给定, 求完整数据下  $Q(\theta, \theta^p)$  的期望值

$$Q(\theta, \theta^p) = E[\log P(X, Y|\theta) | X, \theta^p] \quad (5)$$

式中:  $\theta^p$  为第  $p$  次迭代估计的参量,  $\theta = \{(\alpha_k, \mu_k, \sigma_k), k=1, 2, \dots, L\}$  为新得到的参量值.

M 步(Maximization step): 最大化  $Q(\theta, \theta^p)$ , 求取参量新的估计值  $\theta^{p+1}$

$$\theta^{p+1} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} E[\log P(X, Y|\theta) | X, \theta^p] \quad (6)$$

返回 E 步, 重新估计  $Q(\theta, \theta^p)$  的期望值, 如此迭代下去, 直到收敛, 得到最终估计的参量  $\theta$ .

## 1.3 最大后验分割模型

根据贝叶斯准则<sup>[5]</sup>, 并采用最大后验概率(Maximum A Posteriori, MAP)估计器, 就可将图像分割问题转化为求解图象的最大后验概率估计问题. 这种 MAP 估计器 $\hat{\omega}$ 可表述为

$$\hat{\omega} = \underset{\omega \in \Omega}{\operatorname{argmax}} P(\omega/F) = \underset{\omega \in \Omega}{\operatorname{argmax}} \frac{P(F/\omega)P(\omega)}{P(F)} \quad (7)$$

由于  $P(F)$  是根据观测值  $F$  给定的值, 因此

$$\hat{\omega} = \underset{\omega \in \Omega}{\operatorname{argmax}} P(\omega/F) \propto \underset{\omega \in \Omega}{\operatorname{argmax}} P(F/\omega)P(\omega) \propto \underset{\omega \in \Omega}{\operatorname{argmax}} \prod_{s \in S} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\omega_s}}} \exp\left(-\frac{(f_s - \mu_{\omega_s})^2}{2\sigma_{\omega_s}^2}\right) Z^{-1} \cdot$$

$$\exp\left(-\frac{1}{T} \sum_{c=C} A_c(\omega)\right) \quad (8)$$

由于  $Z$  为常量, 求式(8)的极大值可以改变为求极小值

$$\hat{\omega} = \underset{\omega \in \Omega}{\operatorname{argmin}} \left| \left( \sum_{s \in S} \ln(\sqrt{2\pi\sigma_{\omega_s}}) + \frac{(f_s - \mu_{\omega_s})^2}{2\sigma_{\omega_s}^2} \right) + \sum_{c=C} A_c(\omega) \right| \quad (9)$$

从式(9)中得到标号  $\omega$  在像素点  $s$  的能量函数

$$\varepsilon_s = \sum_{s \in S} \ln(\sqrt{2\pi\sigma_{\omega_s}}) + \frac{(f_s - \mu_{\omega_s})^2}{2\sigma_{\omega_s}^2} + \sum_{c=C} A_c(\omega) \quad (10)$$

在 MRF 中, 对于最大后验概率 $\hat{\omega}$ 求解, 可以通过使用松弛方法求解能量最小化.

## 2 MMD 模拟退火算法

模拟退火是 20 世纪 80 年代应用于解组和优化问题, 是一种递推迭代的全局优化方法. 模拟退火利用 Metropolis 算法可以得到全局最优解. MMD 是一种改进的 Metropolis 方法. 传统的 Metropolis 算法和 MMD 算法的不同主要体现在阈值  $\alpha$  取值上. 传统的 Metropolis 算法阈值  $\alpha$  的选取在每次迭代时随机选取, MMD 算法则规定阈值  $\alpha$  在算法前作为一个固定值确定. 这意味着如果能量函数的没有明显的变化, 那么到达一个新的标号状态  $\eta$  是可以被接受的, 而阈值  $\alpha$  就控制这能量的增加. MMD 模拟退火算法在图像分割效率和分割准确度上都有明显的提高. MMD 算法的描述过程为:

1) 把图像分成离散的区域  $R_n (1 \leq n \leq m)$ , 在同一区间的像素与其他去区间的像素相互独立. 随即随机选择初始组态  $\omega^0, k=0$  和  $T=T_0$ .

2) 来使用统一的划分方法, 得到一个全局状态  $\eta = \Omega / \{\omega^k\}$ . 对于每一个节点  $s (s \in R_n, 1 \leq n \leq m)$  的局部能量  $\varepsilon_s(\eta')$  通过式(10)迭代计算得到, 其中

$$\eta' = [\omega_{s_1}^k, \omega_{s_1}^k, \dots, \eta_s, \dots, \omega_{s_n}^k].$$

3) 计算  $\Delta\varepsilon_s = \varepsilon_s(\eta') - \varepsilon_s(\omega^k)$ , 像素  $s$  的新标签  $\eta_s$  是否被接受, 评判规则为

$$\omega^{k+1} = \begin{cases} \eta, & \text{if } \Delta\varepsilon \leq 0 \\ \eta, & \text{if } \Delta\varepsilon \geq 0 \text{ and } \ln(\alpha) \leq (-\Delta\varepsilon/T) \\ \omega^k, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

式中  $\alpha$  是一个能量控制阈值, 在算法的最开始取值,  $\alpha \in (0, 1)$ .

4) 减少温度值  $T = T_{k+1}$  ( $k$  为迭代次数). 如果  $\Delta E_{\text{glob}} > \text{阈值}$ , 则重新计算局部能量返回步骤 2, 直到满足为止.

在图像处理中没有精确公式计算得到  $\alpha$  的

取值. 实际中  $\alpha$  的确定主要根据经验. 对于含有噪音的图像  $\alpha$  一般接近取 0, 其它  $\alpha$  一般接近 1. 如果温度小于一个固定的阈值 ( $\Delta\epsilon_{\min}/-\ln\alpha$ ), 那么达到较低能量状态是可以接受的.

### 3 实验研究分析

本文采用 MMD 模拟退火算法对合成图像和混凝土 CT 图像分别进行了分割, 并于 ICM、传统 Metropolis 和 Gibbs 采样法分割结果图进行了比较. 对于温度的选择, ICM 的温度是恒定的,

Metropolis、Gibbs 采样法和 MMD 的温度采用公式  $T_{k+1}=0.95T_k$  得到.

#### 3.1 合成图像分割研究

对合成图像进行了分割比较, 各类方法中  $\beta=2$ , MMD 中阈值  $\alpha$  取值为 0.1, 其实温度为  $T_0=10$ . 分割结果如图 2, MMD 分割结果要明显好于其它三种方法. 从表 1 中可以看出 MMD 方法不管是在迭代时间和迭代次数上都优于 Metropolis 和 Gibbs 采样法, 虽然 ICM 分割迭代次数和有时上最少, 但分割效果不理想.

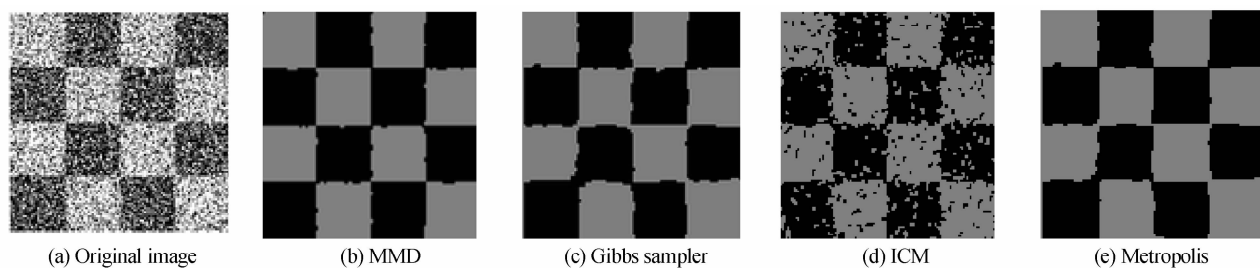


图 2 合成图像分割

Fig. 2 Synthetic image segmentation

表 1 各类方法迭代对比

Table 1 Comparison of different iterative methods

Class	ICM	Metropolis	Gibbs	MMD
Number of Iteration	73	694	774	430
Total time/s	8.62	600.74	2 386.14	61.32
Time per of Iteration/s	0.137	0.86	3.08	0.142

#### 3.2 混凝土 CT 图像分割分析

混凝土 CT 图像采用西安市中心医院影像中心 Marconi M 8000 螺旋 CT 扫描仪, 扫描厚度 2.5 mm, 利用 Instron1342 型机器进行混过凝土压缩试

验(加载速率为  $1.2 \times 10^{-3}$  kN/s)得到的. 在混凝土中主要观测的是骨料、砂浆、孔洞及裂纹, 其中孔洞及裂纹是最为关心的区域, 裂纹的多少和裂纹的分布可以用来判断混凝土是否破损. 在原始图中, 1 为骨料; 2 为砂浆, 3 为空洞和裂纹. 如图 3 所示分割结果, 各类方法中  $\beta=2.5$ , MMD 中阈值  $\alpha$  取值为 0.9, 其实温度为  $T_0=4$ . 采用 MMD 方法对于混凝土 CT 内部结构的分割相对于其它算法分割的结果, 在分割准确度和分割时间上都有明显提高, 如表 2.

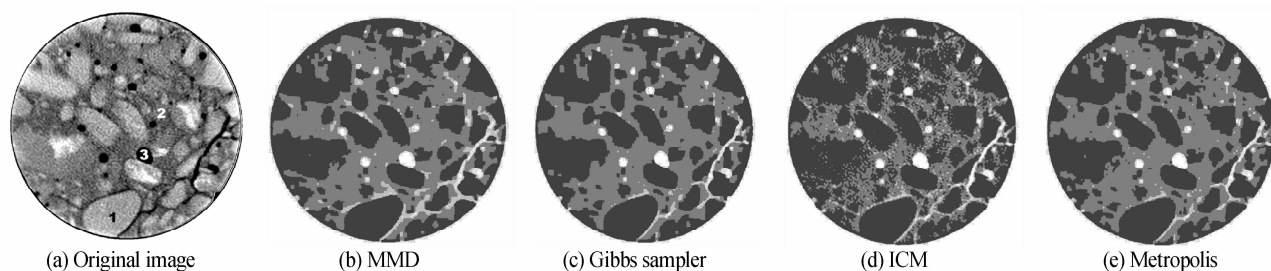


图 3 混凝土 CT 图像分割

Fig. 3 Concrete CT image segmentation

表 2 各类方法迭代和识别率对比

Table 2 Comparison of different iterative methods and recognition rates

Class	ICM	Metropolis	Gibbs	MMD
Number of Iteration	73	694	774	430
Total time/s	8.62	600.74	2 386.14	61.32
Time per of Iteration/s	0.137	0.86	3.08	0.142
Recognize/%	90.12	95.7	96.3	98.8

### 4 结论

本文在 MRF 图像分割模型的基础上, 提出了

一种 MMD 模拟退火算法, 实验中并将此算法和 ICM、传统的 Metropolis 和 Gibbs 采样法进行了比较, 可以看出 MMD 模拟退火算法在图像分割效率和分割准确度上都有明显的提高. 对于混凝土 CT 图像进行了分割实验, 采用 MMD 对混凝土内部结构和细微裂纹分割效果明显, 对于建筑工程上判断混凝土内部结构是否破损有一定的应用意义.

#### 参考文献

- [1] YANG G S, XIE D Y, ZHANG C Q. CT identification of rock damage properties [J]. *Rock Mechanics and Engineering*,

- 1996, **15**(1): 48-54.
- [2] TIAN Wei, DANG Fa-ning, LIANG Ting-yu. CT image analysis of meso fracture process of concrete[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2008, **41**(2): 69-72.  
田威, 党发宁, 梁听宇. 混凝土细观破裂过程的 CT 图像分析[J]. *武汉大学学报(工学版)*, 2008, **41**(2): 69-72.
- [3] ZHU Yu, JIANG Lin-jia. Synthesis tracing algorithm for region localization of sem image[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(2): 391-394.  
朱煌, 江林佳. 基于图像跟踪的孔洞目标提取与区域定位研究[J]. *光子学报*, 2008, **37**(2): 391-394.
- [4] ZHANG Ju, HE Xiao-hai. Restoration of 3-Dimensional microscopical images based on markov random field with adaptive regularization parameter[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(6): 1272-1276.  
张菊, 何小海. 基于 Markov 随机场的自适应正则化三维显微图像复原[J]. *光子学报*, 2008, **37**(6): 1272-1276.
- [5] JIANG Yuan, BAI Wei, PENG Gang. Edge detection of concrete mesostructure with CT image [J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2008, **1**(41): 77-80.  
姜袁, 柏巍, 彭刚. 基于 CT 图像的混凝土细观结构边缘检测技术[J]. *武汉大学学报(工学版)*, 2008, **1**(41): 77-80.
- [6] JENG F C, WOODS J M. Compound gauss-markov random fields for image estimation[J]. *IEEE Trans on Acoust Speech and Signal Proc*, 1991, **39**(3): 638-697.
- [7] METROPOLIS N, ROSENBLUTH A, ROSENBLUTH M, et al. Equation of state calculations by fast computing machines[J]. *Chem Physics*, 1953, **21**(2): 1087-1092.

## Concrete CT Image Modified Metropolis Dynamics Segmentation Method Based on Markov Random Field

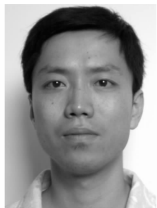
ZHAO Liang<sup>1</sup>, LI Chang-hua<sup>1</sup>, DANG Fa-ning<sup>2</sup>, CHEN Deng-feng<sup>1</sup>, XU Sheng-jun<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> Department of Information and Automation, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

(<sup>2</sup> Institute of Geotechnical Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** A Modified Metropolis Dynamics (MMD) simulated annealing algorithm based on Markov Random Field (MRF) is proposed. Threshold  $\alpha$  of the proposed algorithm optimized Metropolis arithmetic. Based on the Bayes theory, the segmentation issue is transformed to the Maximum A Posteriori (MAP) and the parameter prediction algorithm is provided. In the experiment, the proposed algorithm is compared with the traditional Metropolis algorithm, the Gibbs sampler and Iterated Conditional Mode (ICM), and the results show that the segmentation efficiency and segmentation accuracy of the proposed algorithm improve obviously. Through concrete CT image segmentation experiment, it is also found that the inner structure and defect of the concrete materials can be integrally reflected based on MMD.

**Key words:** Markov Random Field (MRF); Modified Metropolis Dynamics (MMD); Image segmentation; Concrete CT



**ZHAO Liang** was born 1980. He is currently pursuing the M. S. degree and his research interests focus on computer control, measure and detection technique.



**LI Chang-hua** was born in 1963. He received his Ph. D. degree in information and communication engineering from Xidian University in 2002. Now he is a professor of Xi'an University of Architecture & Technology, and his research interests focus on image processing, computer graphics and digital architecture.