

基于马尔可夫随机场的肝实质分割

李小毅¹ 谢杰镇¹ 王博亮*

摘要 介绍了马尔可夫随机场 (markov random field, MRF) 的基本理论, 以及基于MRF的图像分割模型及其求解过程。利用MRF分割方法对肝脏CT图片进行了分割, 实验结果表明: 该方法能够有效对肝脏实质进行分割, 在一些模糊区域有更好的分割效果, 可用于CT图像序列中的肝实质自动分割。

关键词 马尔可夫随机场 肝实质分割 CT图像

Doi:10.3969/j.issn.1673-7571.2010.003.010

Segmentation Algorithm of CT Image Liver Based on MRF / LI Xiao-yi, Xie Jie-Zhen, WANG Bo-liang//China Digital Medicine.--2010 5(3): 42 to 44

Abstract In this article the Markov Random Field (MRF), as well as image segmentation based on MRF model and its solution process was described. A method to segment liver in CT image sequence based on MRF was put forward. The experimental result shows that this method can effectively segment liver from CT image. In particular, in some vague regions have a better segmentation and it can be applied to the automatic segmentation of CT image sequence.

Keywords markov random field (MRF), liver image segment, CT image

Fund project National Natural Science Foundation of China (No.30770561); Scientific Research Foundation of Minister of Health—Funded Project of Fujian Provincial Health and Education United Key Plan (No.WKJ2005-2-001, WKJ2008-2-41); Natural Science Foundation of Fujian Province (No.2009J05156)

Corresponding author Computer Science Department of Xiamen University, Xiamen 361005, Fujian Province, P.R.C.

1 引言

图像分割在图像处理技术中占据极其重要的地位, 在实际中得到广泛应用, 因此一直是图像处理技术的研究热点。在各种图像中, 又以医学图像分割最为困难, 主要体现在噪声大、目标组织边界不明显、不同组织区分度低等特点上。传统的医学图像分割有基于阈值、区域生长、边缘检测等方法, 还有人尝试使用遗传算法、神经网络、snake模型来解决分割问题, 但效果并不理想。

近年来, 人们尝试在分割中引入先验信息以解决医学图像分割难的问题。目前, 利用统计图像模型较为引入关注, 比较有影响的是马尔可夫模型^[1-3]。对于图像灰度变化率、边缘的几何特征或纹理基元的排列, 以及图像表面的局部内在特征等信息, 用MRF模型描述待分割图像的先验分布非常恰当, 它是当前较为活跃的研究方向。马尔可夫随机场方法是建立在MRF模型和Bayes理论基础上, MRF模型提供了不确定性描述与先验知识联系的纽带, 并利用观测图像, 根据统计决策

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 30770561); 卫生部科学研究基金—福建省卫生教育联合攻关计划资助项目 (编号: WKJ2005-2-001, WKJ2008-2-41); 福建省自然科学基金项目 (编号: 2009J05156)

*通讯作者: 厦门大学计算机科学系教授, 361005, 福建省厦门市思明南路422号

①厦门大学计算机科学系, 361005, 福建省厦门市思明南路422号

和估计理论中的最优准则确定分割问题的目标函数, 求解满足这些条件或能量函数的最大可能分布, 从而将分割问题转化为最优化问题。该方法具有以下特点: MRF模型可以将像素的空间关系紧密地结合在一起, 将像素间的相互作用加以传播, 因而在图像分割中可以用低阶的MRF来描述像素间的作用关系; MRF模型既能反映图像的随机性, 又能反映图像的潜在结构, 可以有效描述图像的性质; MRF模型既从物理模型出发, 又与图像数据(灰度值或特征)拟合直接联系起来; 20世纪60年代以来关于无穷粒子MRF方面的研究成果以及Besag等关于Gibbs分布与MRF等价性的研究, 使分布与能量函数建立了有效联系, 利用这种联系可以处理用MRF描述的图像问题; 求解用MRF描述的不确定性问题, 利用统计决策和估计理论, 主要是Bayes理论, 将图像的先验知识转化为先验分布模型来描述, 采用最大后验估计来得到图像标号的分布(实质是完成图像的分割过程), 具有完美的数学推导, 推导出的参数具有明确的物理含义, 而线性模型、时间序列模型中的参数一般只作为被拟合了的参数而出现, 较少具有真实含义; MRF模型的局部特征可以采用大规模并行算法。

2 MRF理论模型^[4]

2.1 标记问题 $M \times N$ 个二维离散位置集

可以表示为

$$S = \{(i, j) | 0 \leq i \leq M, 0 \leq j \leq N\};$$

一维离散 m 个标记集

$$L_d = \{l_1, l_2, \dots, l_m\},$$

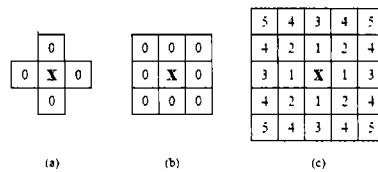
可简写成 $L_d = \{1, 2, \dots, m\}$;

在边缘检测中, 标记

$L = \{edge, non-edge\}$ 或 $L = \{-1, 1\}$ 。标记问题是从位置集到标记集的一个映射, 即 $f: S \rightarrow L$, 也就是把每个位置在 L 上的取值问题。对于图像边缘检测, 就是问题图像中的每个点是或不是边缘的问题。

2.2 邻域系统 位置集 S 中的点通过邻域系统与其点产生联系, 二维邻域系统定

义为 $N = \{N_{ij} | (i, j) \in S\}$, 其中 $N_{ij} = \{(i', j') | dist((i, j), (i', j')) \leq r^2\}$ 。邻域具有以下两个性质: 任意点不属于它的邻域, 即 $i \notin N_i$, 或 $(i, j) \notin N_{ij}$; 邻域关系是相互, 即 $i \in N_{i'} \Leftrightarrow i' \in N_i$ 或 $(i, j) \in N_{kl} \Leftrightarrow (k, l) \in N_{ij}$ 。常见的邻域有一阶邻域(四邻域)、二阶邻域(八邻域)等(见图1)。



(a)为一阶邻域, (b)为二阶邻域,
(c)中数字1-5表示1-5阶邻域

图1 邻域系统

2.3 基团 假设有有序对 (S, N) 组成一个图, 位置集 S 为图中的点, 则邻域系统 N 中的元素指明各点与其相邻点之间的联系。与 N 有关 S 上的基团 C 定义为 S 的子集, C_k 为 k 点基团, 又叫原子团(见图2), C_k

定义如下: $C_1 = \{i | i \in S\}$,

$C_2 = \{(i, i') | i \in S, i' \in N_i\}$,

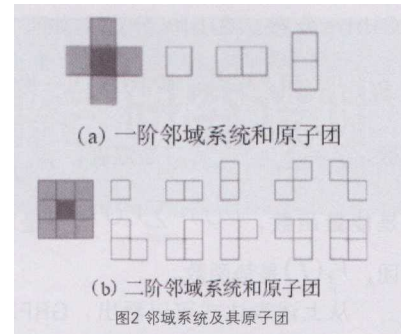
$C_3 = \{(i, i', i'') | i, i', i'' \in S \text{ 且互相邻域} = \{(i, i', i'') | i, i', i'' \in S \text{ 且 } i' \in N_i, i'' \in N_{i'}\}$ 。

(S, N) 包含的所有基团的集合为:

$$C = C_1 \cup C_2 \cup C_3 \cup \dots$$

注意: 基团中的点对是有序对, 即

$\{i, i'\}$ 不同于 $\{i', i\}$ 。



2.4 马尔可夫随机场 随机场

$F = \{F_1, F_2, \dots, F_m\}$ 定义在 S 上的一组随机变量的集合, $f_i \in L, F = f$ 表示了联合事件: $(F_1 = f_1, \dots, F_m = f_m)$, 那么称 f 是随机场 F 的一个组态或配置(configuration)。简记事件概率: $P(F_i = f_i) = P(f_i), P(F = f) = P(f)$; 称 F 是 S 上与 N 有关的MRFs当且仅当其满足以下两个条件: (1) Positivity: $\forall f, P(f) > 0$; (2) Markovianity: $\forall i, P(f_i | f_{S-(i)}) = P(f_i | f_N)$; 其中 $f_{S-(i)}$ 表示除 i 点外其余点的取值集合, $f_{N_i} = \{f_j | j \in N_i\}$ 。

由MRF的条件知, MRF取决于联合概率 $P(f)$ 和条件概率 $P(f_i | f_{N_i})$, 而 $P(f)$ 又是很难得到的, 但Hammersely-Clifford定理给出了MRF与GRF(Gibbs Random field)之间的等价关系, 从而解决了 $P(f)$ 的解决难题。

设 $X = \{x_{ij} | i, j \in N\}$ 是 $N \times N$ 上的随机场, $M = \{m_{ij} | (i, j) \in N \times N, m_{ij} \in N \times N\}$ 是邻域系统, 如果对所有的 $(i, j) \in N \times N$ 都有 $P(x_{ij} | X_{N_i}, (k, l) \in N \times N, (i, j) \neq (k, l)) = P(x_{ij} | X_{N_i}, (k, l) \in m_{ij})$, 则称 X 是 $N \times N$ 上关于邻域系统 M 的二维马尔可夫随机场。

2.5 Gibbs随机场 (Gibbs Random fields, GRFs) F 是 S 上与 N 有关的Gibbs随机场当且仅当服从

课题论著

Subject Treatise

Gibbs分布。Gibbs分定义如下：

$P(f) = Z^{-1} e^{-\frac{1}{T}U(f)}$ ，其中Z是归一化常数， $Z = \sum_{f \in F} e^{-\frac{1}{T}U(f)}$ ，T是温度， $U(f)$ 是能量函数， $U(f) = \sum_{c \in C} I_c(f)$ ，c是基团， $I_c(f)$ 是势函数。

从上述表达式可以看出，GRF取决于基团和势函数的选取。

2.6 MRF与GRF的等价性 根据Hammersely-Clifford定理，F是S上与N有关的MRF当且仅当F是S上与N有关的GRF。该定理给出了MRF与GRF之间的等价性，从而提供了确定MRF的方法。

$$P(f_i | f_{S-(i)}) = P(f_i | f_N) = \frac{e^{-\frac{1}{T} \sum_{c \in C} I_c(f_i)}}{\sum_{f_i \in N_i} e^{-\frac{1}{T} \sum_{c \in C} I_c(f_i)}}$$

从上述表达式可以看出，MRF与GRF是一致的，条件概率的确定只依赖于势函数，而且通过计算局部的GRF可以得到MRF全局的统计信息。

3 基于MRF的图像分割^[5]

3.1 基于MRF的图像分割模型 基于MRF的图像分割模型通常是将MRF理论与统计决策和估计理论结合在一起，根据一定的最优化准则来确定目标函数。贝叶斯方法即最大后验概率的方法是最常用的方法。图像分割问题实际上就是二维图像上的标记问题，二维平面图像上的点集 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_{M \times N}\}$ ，假设观测到的图像数据为F， ω 为图像的标记场， $\omega = \{\omega_1, \dots, \omega_{M \times N}\}$ ， $\omega_i \in \Omega = \{0, 1, \dots, L-1\}$ ，L是类别总数。问题转化为求标记场 ω ，最大化Bayes后验概率 $P(\omega | F)$ ，即 $\omega^* = \arg \max_{\omega \in \Omega} \{P(\omega | F)\}$ ，

$$P(\omega | F) = \frac{P(\omega, F)}{P(F)} \propto P(\omega, F) = P(F | \omega) g^P(\omega)$$

因此，问题就等价于求 $\omega^* = \arg \max_{\omega \in \Omega} \{P(F | \omega) g^P(\omega)\}$ ，即求先验概率 $P(\omega)$ 和类条件概率 $P(F | \omega)$ 。

3.2 先验概率求解 对于先验概率 $P(\omega)$ ，可以假设它服从MRF模型。这样的假设是合理的，因为它服从MRF的两个条件。Positivity显然满足，其次，对于大多数图像而言，当前位置的标记值是由其邻域的标记值来决定的。又由MRF与GRF的等价性知，只要确定了能量函数，MRF模型也就确定了。

由前面讨论，知 $P(\omega)$ 也是GRF，设 $P(\omega) = Z^{-1} e^{-\frac{1}{T}U(\omega)}$ ，其中 $Z = \sum_{\omega \in \Omega} e^{-\frac{1}{T}U(\omega)}$ 是归一化常数；参数T可以控制 $P(\omega)$ 概率分布的形状，T越大，分布越平坦； $U(\omega) = \sum_{c \in C} V_c(\omega_c)$ ，

C是所有双点基团的集合， $V_c(\omega_c)$ 是基团的势函数，这里采用ISING模型来定义势函数，定义如下：

$$V_c(\omega_c) = V_c(\omega_s, \omega_r) = \begin{cases} \beta, \omega_s = \omega_r \\ -\beta, \omega_s \neq \omega_r \end{cases}$$

其中 β 是模型参数，对各向同向模型取为常数，通常取值为0.1-2.4；这里采用的邻域系统为8邻系统，因此与每一个点相关的双点基团的集合C就有8个（见图3，其中红线的两端点分别为双点基团的两个点）。因此，有 $P(\omega) = Z^{-1} e^{-\frac{1}{T}U(\omega)} \propto e^{-U(\omega)} = \exp\{-\sum_{c \in C} V_c(\omega_c)\}$ 。

3.3 类条件后验概率求解 $P(F | \omega)$ 对于，将图像取值连续化，求概率分布就转化求概率密度，并假设它

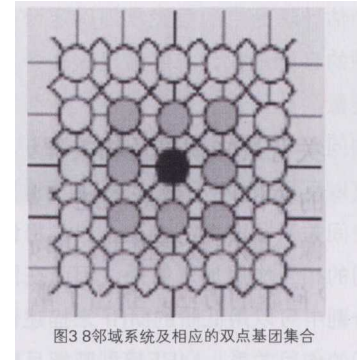


图3 8邻域系统及相应的双点基团集合

服从高斯分布，这时 $p(F | \omega)$ 的分布由两个参数 $\mu_\lambda, \sigma_\lambda$ 唯一确定，其中 $\lambda \in \Omega$ 。假设图像在各点处是独立同高斯分布，且设图像在某点取值只与它所属的类有关，则有

$$p(F | \omega) = \prod_{i \in S} p(f_i | \omega_i) = \prod_{i \in S} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left\{-\frac{(f_i - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right\}$$

3.4 问题求解 综合前面所述，有 $\omega^* = \arg \max_{\omega \in \Omega} \{P(F | \omega) g^P(\omega)\}$

$$= \arg \max_{\omega \in \Omega} \left\{ \exp\left\{-\sum_{c \in C} V_c(\omega_c)\right\} \prod_{i \in S} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left\{-\frac{(f_i - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right\} \right\}$$

$$= \arg \min_{\omega \in \Omega} \left\{ \sum_{c \in C} V_c(\omega_c) + \sum_{i \in S} \left[\ln \sqrt{2\pi}\sigma_i + \frac{(f_i - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \right] \right\}$$

其中，

$$V_c(\omega_c) = V_c(\omega_s, \omega_r) = \begin{cases} \beta, \omega_s = \omega_r \\ -\beta, \omega_s \neq \omega_r \end{cases}$$

β 是常数。这样，将图像分割问题转化为组合优化问题，并采用模拟退火算法进行求解。

4 对肝脏CT图片的分割^[6]

利用MRF分割方法对一个序列的肝脏CT图片中的肝实质部分进行分割实验，由图4可见，边缘提取算法如Sobel算子提取的边缘不连续，无法实现肝实质的提取；阈值方法虽然可以对肝实质进行较完整的提取，但无法将其与其他器官区分开来。MRF方法能实现对肝实质较为完整的准确提取。

5 结论

实验中，总共分（下转第45页）

医院与社区信息系统共享网络平台研究设计

宋炎^① 刘静^① 樊一鸣^①

摘要 阐述了首都医科大学附属复兴医院为满足社区医疗卫生服务要求,充分利用信息技术和网络通信技术,研究开发了医院与社区的信息共享网络平台,以实现医院与所辖社区卫生服务机构的“双向转诊”及其他相关医疗信息的共享。

关键词 医院信息化 社区卫生服务 信息系统 共享网络平台

Doi:10.3969/j.issn.1673-7571.2010.003.011

Research Design of Network Sharing Platform between Hospital and Community Information Systems / SONG Yan, LIU Jing, FAN Yi-ming//China Digital Medicine.-2010 5(3): 45 to 48

Abstract This article elaborates on that, Fu Xing Hospital of Capital Medical University, by taking full advantage of information technology and network communication technology, has conducted a research and development on information sharing network platform between hospital and community to meet the requirement of community medical health service to realize “two-way patient referral” between hospital and health services in subordinate community and sharing of other related medical information.

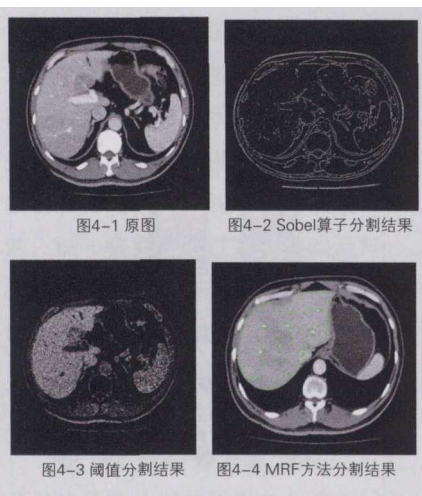
Keywords hospital informatization, community health service, information system, network sharing platform

Fund project Beijing Science and Technology Planning Program (No. Z0006317040131)

Corresponding author Fu Xing Hospital, Capital Medical University, Beijing 100038, P.R.C.

基金项目:北京市科技计划项目(编号:Z0006317040131)

①首都医科大学附属复兴医院,100038,北京复兴门外大街甲20号



(上接第44页)割了800张CT图像

数据,均取自厦门第一医院放射科。实验结果证明,MRF相对一般的分割方法在一些模糊区域有更好的分割效果;且算法耗时少,适合一个序列多张CT图片的连续分割。

参考文献

- [1] 张鹏.Markov随机场在图像处理中应用的研究[D].武汉:华中科技大学,2005.
- [2] Yong Xia,Dagan Feng,Rongchun Zhao. Adaptive Segmentation of Textured Images by Using the Coupled Markov Random Field Model[J].IEEE Transactions On Image Processing,2006,15(11):3559-3565.

[3] 西奥多里德斯.模式识别[M].李晶皎,王爱侠,张广渊,等译.北京:电子工业出版社,2008.

[4] Stan ZL.Markov Random Field Modeling in Image Analysis[M].3rd Ed.Springer-Verlag,2009.

[5] Yongyue Zhang,Stephen Smith,aMichael Brady.Hidden markov random field model and segmentation of brain MR Images[M].FMRIB Technical Report TR00YZI Oxford University,2000.

[6] 刘伟强,陈鸿,夏德深.基于马尔可夫随机场的快速图像分割[J].中国图像图形学报,2001,6A(3):228-233.

【收稿日期:2010-01-04】

· (责任编辑:赵士洁)