# 基于隐马尔可夫场的脊柱CT图像分割算法

刘 侠， 匡瑞雪， 王 波， 岳雨婷
(哈尔滨理工大学 自动化学院，黑龙江 哈尔滨 150080)

摘 要：由于对像素点的内在联系缺乏注重，许多传统的图像分割算法仍有很大可改进空间。为此，针对脊柱CT图像的分割问题，给出了一个改进的基于隐马尔可夫随机场框架的算法。由隐马尔可夫随机场建立分类的先验分布，将添加了记忆器的模拟退火算法与期望最大化算法进行融合，并结合最大后验估计准则来进行参数估计并得到最终结果。通过实验证明了所提出的算法较现有的马尔可夫随机场算法在脊柱分割的精确性上有较大程度的提高。

关键词：脊柱CT图像；图像分割；隐马尔可夫随机场
**DOI:** 10.15938/j.jhust.2018.02.001
中图分类号：TP391.41 文献标志码：A 文章编号：1007-2683(2018)02-0001-05

# Segmentation Algorithm of Spine CT Image Based on Hidden Markov Random Field

*LIU Xia*, *KUANG Rui-xue*, *WANG Bo*, *YUE Yu-ting*
(School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

**Abstract:** With little consideration about spatial information of pixels, most of the traditional image segmentation algorithms are not ideal. To this end, for the segmentation of spine CT images, an improved algorithm based on Hidden Markov random field framework has been proposed in this paper. The prior distribution of classification is established by Hidden Markov random field, and then we combine the Expectation-maximization based on Simulated Annealing with memory and the Maximum a posteriori estimation criterion to estimate parameters. The experimental results show that the algorithm in this paper has a great improvement on the accuracy of the segmentation of the spine.

**Keywords:** spine CT images; image segmentation; HMRF

## 0 引 言

近年来不断发展的医学成像条件令成像数量不断增多，这使得医生逐片解读图像来判定疾病的过程越来越繁琐，又因为现代人脊柱畸形的患病率正逐年上升，所以脊柱图像的分割将会是医学图像处理的一个研究热点和方向。考虑到分割效果将直接

收稿日期：2016-08-23
基金项目：国家自然科学基金(61672197,61172167)；黑龙江省普通本科高等学校青年创新人才培养计划项目(UNPYSCT2015045)；黑龙江省自然科学基金(F201311)；黑龙江省教育厅科学技术研究项目(12531119).
作者简介：刘 侠(1975—)，男，博士，研究员；
匡瑞雪(1992—)，女，硕士研究生.
通信作者：王 波(1982—)，男，博士，副教授，E-mail：hust_wb@hrbust.edu.cn.

影响到医生对患者病情的判断，所以寻找一种具有更高分割精度的算法迫在眉睫。

现有的自动分割技术主要包括边缘检测法[1]、区域生长法[2]、自适应阈值法[3]、模糊聚类法[4]、基于数学形态学方法[5]、基于人工智能的方法[6]、基于神经网络法[7]等。由于传统的分割算法往往不注重像素点内在联系，即仅仅利用像素的灰度信息，不对像素的空间信息进行考虑，所以导致对脊柱CT图像分割结果不理想。近年来为了解决这一缺陷隐马尔可夫模型(hidden Markov model，HMM)成为图像分割的研究热点之一[8]。原因是这一方法将目标像素与其邻域像素间的相互信息作为先验知识，同时结合最大后验准则(maximum a posteriori，MAP)，把图像分割问题转化成了能量函数最优问题。鉴于此，基于隐马尔可夫随机场的图像分割方法在医学图像分割方面更具有实用性。

文[9]在图像与统计力学系统之间做了一个类比，提出了著名的Hammersley-Clifford定理，从理论上证明MRF与Gibbs分布是等价的，使得MRF理论可以被用到图像分割等众多领域来解决实际的难题。在此之后众多研究者开始不断地改进MRF模型，文[10]将其应用到对脑核磁共振图像的分割中去。Dagan[11]等在隐马尔可夫随机场模型中引入了期望最大化算法(expectation-maximization，EM)，然而这一方法对参数初始值的选定非常敏感。文[12－13]应用马尔可夫随机场的方法来分割脊柱的CT图像从而自动推理出了脊柱关节，但该算法存在一定程度的过度分割问题。

本文中通过邻域来编码空间信息，在建立HMM的同时，将模拟退火算法与期望最大化算法融合并结合最大后验概率的思想来分割CT图像中胸椎的轮廓，为医生后续的诊断工作提供一定理论依据。

## 1 隐马尔可夫随机场模型

隐马尔可夫随机场(hidden Markov random filed，HMRF)的概念来源于HMM[14]，HMM被定义成产生于马尔可夫链的随机过程，它的状态序列只能通过观测序列来观察而不能被直接得到。每个观测序列都被假设成一个随机函数的状态序列。潜在的马尔可夫链根据一个$l \times l$的转移矩阵改变其状态，其转移状态如图1所示。图中$x_i$代表隐含状态；$y_i$代表可观察输出；$a_{ij}$代表转换概率；$b_i$代表输出概率，这就是隐马尔可夫随机场模型。HMRF定义于一个成对的随机变量$(X,Y)$，而马尔可夫随机场仅定义$X$，这是二者的不同之处。

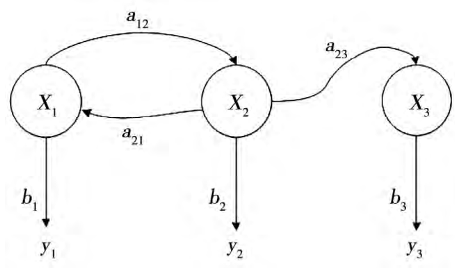



图1 隐马尔可夫随机场模型状态图

HMRF模型包含了隐随机场和可观测随机场。隐随机场$X=\{x_i, i \in S\}$是有限状态空间$L$中的假设值，$X$的状态是不可观测的。而可观测的随机场$Y=\{y_i, i \in S\}$是一个有限状态空间$D$的随机领域。每个$Y_i$都遵循一个已知的条件概率分布$p(y_i \mid x_i)$，该分布拥有相同的函数形式即$f(y_i;\theta_{x_i})$。

## 2 基于MSA-EM模型确定算法

用EM算法来获得模型参数的优点是代码便捷，但因为隐马尔可夫模型的最大似然方程一般会有多个根，这导致EM算法容易陷入局部极值。模拟退火算法[15](simulated annealing，SA)在全局优化解决局部极值问题上有一定优势，但传统SA算法不能保证最终结果一定比搜索中曾放弃的值小，因此本文提出一种MSA-EM(EM algorithm based simulated annealing with memory，MSA-EM)算法，在执行过程中加入记忆器，用于记录执行过程中的最优解。基于模拟退火算法的EM算法(MSA-EM)具体步骤如下：

算法1

输入：待分类向量坐标$Vec$，类别数$n$，第$i$个向量属于第$j$类的概率$p_{ij}$，第$i$类的协方差矩阵$p_{cov}[i]$，第$i$类的均值向量$p_{mea}[i]$，第$i$类的先验概率$p_{pior}[i]$，_lfL存储似然函数值。初始温度$T_0$，最低温度$T_e$

输出：第$i$类的均值、协方差，具有最大先验概率的分类及其最大先验概率。

步骤：

初始化：

$p_{ij}=0$，$p_{cov}[i]=1$，$p_{mea}[i]=i*2$，$p_{pior}[i]=1/n$；

_lfL = lfL_temp = 0；

$T_{temp} = T_0$；

do

$lfL\_temp = \_lfL$;

For(第 $i$ 个向量)

若 $i <$ 待分类的向量个数

则 For(第 $j$ 个类别)

若 $j < n$

图像像素灰度值和标号之间服从高斯分布对于每个区域,区域灰度似然函数 $p$ 计算如下:

$$p = \frac{|\sigma|^{\frac{-1}{2}}\exp(-\frac{1}{2}(x-\mu_j)^T\sigma^{-1}(x-\mu_i))}{\sqrt{2^{\pi}}};$$

$p_{ij} = T_0 * p$;

$Temp1 += p_{pior}[j] * p$;

$lfL += \log(Temp1)$;

For(第 $j$ 个类别)

若 $j < n$

则 $Temp2 += p_{ij}$;

For(第 $i$ 个向量)

若 $i <$ 待分类向量数

则 For(第 $k$ 个向量)

若 $k <$ 向量维数

则 $p_{mea}[j][k] += p_{ij} * Vec[i][k]$;

$p_{pior}[j] = Temp2 / Vec$;

记忆解 $x^* = x_0$, if($f(p_{pior}[i]) < f(x^*)$)

则 $x^* = p_{pior}[i]$;

if($T_{temp} < T_e$) break;

$T_{temp} = T_{temp} * 0.95$, turn to step2.3

While(fabs(_lfL-lfL_temp) > 0.000 001)

返回 $p_{mea}[i]$, $p_{cov}[i]$, $p_{pior}[i]$ 和 $i$。

算法的第一步进行初始化工作,假设第 $i$ 个向量属于第 $j$ 类的概率 $p_{ij}$ 都为0,第 $i$ 类的协方差矩阵 $\boldsymbol{p}_{cov}[i]$ 都为单位阵,第 $i$ 类的均值向量 $\boldsymbol{p}_{mea}[i]$ 根据分类数据给出;第二步包含两个目的,第一个是利用初始化中假设的数据和可观察数据来估计目标向量的概率分布以及算每个隐藏变量的期望值。第二个是最大化步骤,是结合模拟退火算法将第 $i$ 类的均值向量 $\boldsymbol{p}_{mea}[i]$ 和第 $i$ 类的先验概率 $p_{pior}[i]$ 替换更新的过程。循环的结束条件是似然函数收敛。

## 3　基于MAP的图像分割

最大后验准则的基本思想是用最大后验概率估计来近似图像的真实分类情况。具体步骤如算法2所示:

**算法2　最大后验概率准则**

输入:初始标号参数 $x_i^{(0)}$,类别数 $n$,第 $i$ 类的均值向量 $\boldsymbol{p}_{mea}[i]$,第 $i$ 类的协方差矩阵 $\boldsymbol{p}_{cov}[i]$,第 $i$ 类的先验概率 $p_{pior}[i]$,△是设定的能量改变量的阈值。

输出:$x_i^{(t+1)}$,$t$ 代表迭代次数。

步骤:

初始化:

$\mu_{x_i} = \boldsymbol{p}_{mea}[i]$, $\sigma_{x_i} = \boldsymbol{p}_{cov}[i]$,

$x_i^{(0)} = p_{pior}[i]$;

For(迭代次数 $t$)

若 $t < n$,

由似然概率 $p$ 得到特征能量项:

$$U(y|x) = \sum_i \left[\frac{(y_i - \mu_{x_i})^2}{2\sigma_{x_i}^2} + \ln\sigma_{x_i}\right]$$

$$x_i^{t+1} = \operatorname{argmin}\{U(y|x) + U(x)\}$$

以每次迭代全局能量的变化量 $x_i^{t+1} - x_i^t$ 为收敛条件,如果 $\triangle \geqslant x_i^{t+1} - x_i^t$ 认为全局能量变化很小break,反之返回第二步。

return $x_i^{(t+1)}$。

算法第一步是初始化,把算法MSA-EM的结果作为MAP估计的初始值。因为后验概率与后验能量函数存在一种反比例关系,即:

$$p(x|y) = \frac{1}{Z}\exp(-U(y|x) + U(x)) \quad (1)$$

所以第二步中应用迭代的方法求解最小后验能量函数。

## 4　实验结果分析

本文实验的硬件环境 Intel(R) Core(TM) i7-4790 CPU@3.60 GHz,4 GB 内存。算法在VS2012与MatlabR2013b混编环境下实现。实验数据采用合作医院的双源64排CT机进行扫描从而获取患者患病部位的数据,然后通过图像处理技术转化为512* 512的二维图像,本章将利用多种评价指标,在95幅胸椎、20幅腰椎和5幅颈椎CT图像上展开实验,对分割框架进行性能评估

采用 Jaccard、Dice、Correct classification ration (CCR)三种评估指标进行实验评估。三种定量评估指标定义如下:

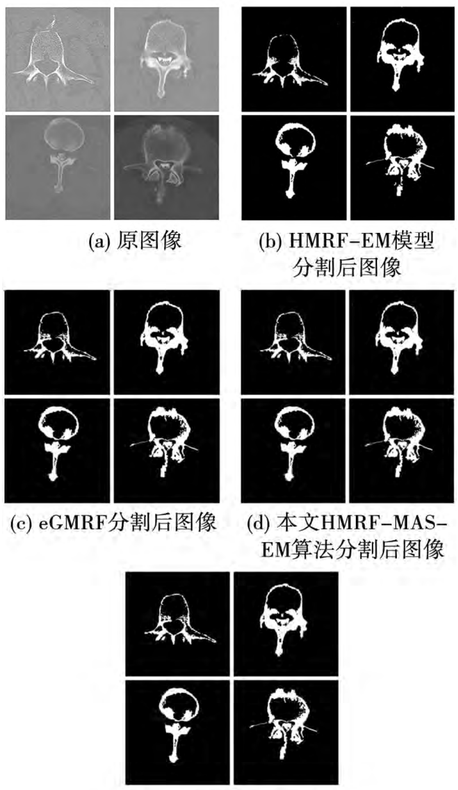
$$\text{Jaccard}=\frac{\text{SEG}\cap\text{GT}}{\text{SEG}\cup\text{GT}} \tag{2}$$

$$\text{Dice}=\frac{2\,|\text{SEG}\cap\text{GT}|}{|\text{SEG}|+|\text{GT}|} \tag{3}$$

$$\text{CCR}=\frac{\text{the correct classified voxel number}}{\text{image voxel number}} \tag{4}$$

其中，SEG 和 GT 分别表示算法自动分割的结果和专家分割的参考结果。三种指标系数的取值范围均为 0 到 1，越接近 1 表示分割效果越好。

对图像用 HMRF-EM、eHMRF 算法、本文的 HMRF-MSA-EM 算法进行分割实验，如图 2 所示。



(a) 原图像 (b) HMRF-EM模型分割后图像

(c) eGMRF分割后图像 (d) 本文HMRF-MAS-EM算法分割后图像

(e) 专家手动分割图像

图 2 分割效果图

沿用 Tohka 等[17]的处理方法对图 2(a) 中的左上图添加不同噪声层次的噪声后，分别用三种分割算法进行处理，对处理后的图像的 Jaccard、Dice 和 CCR 系数进行了对比。

表 1 三种分割算法的 Jaccard 系数对比

| 噪声层次/% | HMRF-EM | eHMRF | HMRF-MSA-EM |
|---|---|---|---|
| 1 | 0.947 9 | 0.953 6 | 0.954 0 |
| 5 | 0.870 5 | 0.893 1 | 0.893 7 |
| 9 | 0.783 5 | 0.830 7 | 0.831 2 |

表 2 三种分割算法的 Dice 系数对比

| 噪声层次/% | HMRF-EM | eHMRF | HMRF-MSA-EM |
|---|---|---|---|
| 1 | 0.977 3 | 0.979 1 | 0.979 5 |
| 5 | 0.938 8 | 0.940 9 | 0.941 1 |
| 9 | 0.869 9 | 0.892 0 | 0.892 6 |

表 3 三种分割算法的 CCR 系数对比

| 噪声层次/% | HMRF-EM | eHMRF | HMRF-MSA-EM |
|---|---|---|---|
| 1 | 0.972 9 | 0.976 5 | 0.976 7 |
| 5 | 0.943 7 | 0.945 2 | 0.945 6 |
| 9 | 0.902 9 | 0.923 2 | 0.923 7 |

从表 1、表 2、表 3 可以得出，本文算法在不同噪声层次均取得更高的 Jaccard、Dice、CCR 值。随着噪声层次的不断增加，eHMRF 算法的 Dice 系数值下降了0.087 1，而本文算法下降了0.086 9，说明本文算法不仅具有更高的精确度还有更好的稳定性。

对 50 幅胸椎 CT 图像采用 eHMRF 和本文的 HMRF-MSA-EM 算法进行分割，并计算 Jaccard、Dice 和 CCR 三种定量评估指标，结果如图 3 所示。

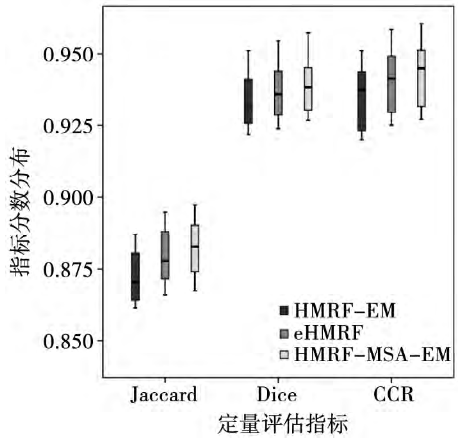



图 3 Jaccard、Dice 和 CCR 系数的箱线图

由图 3 可以看出本文算法对胸椎图像的分割效果具有普遍的提高。Jaccard 系数值的中位数依次为0.870 6(HMRF-EM)，0.877 8(eHMRF)，0.882 8(HMRF-MSA-EM)，Dice 系数的中位数为0.931 6(HMRF-EM)，0.936 1(eHMRF)，0.938 3(HMRF-MSA-EM)，CCR 系数值的中位数0.934 7(HMRF-EM)，0.941 4(eHMRF)，0.944 9(HMRF-MSA-EM)。

经过对实验数据的分析和统计，得到三种分割方法的执行时间对比图如图 4 所示。

其中，$y$ 轴表示图像分割所用的时长，$x$ 轴以顺时针顺序分别对应图 2(a) 中的四幅图像。第一列代表 HMRF-EM 算法所用时长，第二列是 eHMRF 算

法所用时长，第三列是 HMRF-MSA-EM 算法所用时长。在对四幅脊柱 CT 图像的处理中本文算法比 HMRF-EM 算法耗时少得多，且没有出现空洞和不连续区域。本文算法在分割效果上与 eHMRF 算法相似，但在执行时间上有优势。

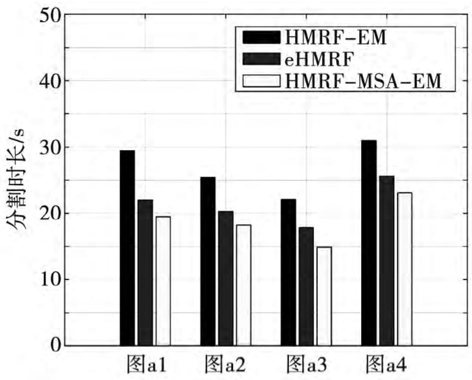



图 4　执行时间对比图

## 5　结　论

本文对基于隐马尔可夫随机场的医学影像分割算法进行了改进，首先构造了一个隐马尔可夫随机场模型，随后引入带有记忆器的模拟退火算法来优化求解模式，以此改进期望最大化算法，最后建立了与之对应的 MAP 准则。最终通过实验对比证明了本文算法对脊柱分割的精确性有一定程度的提高，实现了重现性，具有很好的可行性。虽然目前 CT 成像应用极其广泛，但因为成像原理等原因其仍在局部环节存在一些无法克服的劣势，因此怎样融合多种类型图像的优势，探寻多种模态图像的分割将是下一步的研究重点。

### 参 考 文 献:


[1] CHEN Hejun, DING Haiqiang, HE Xiongxiong, et al. Color Image Segmentation Based on Seeded Region Growing with Canny Edge Detection [J]. 2015: 683 – 686.

[2] NARAYANASWAMY A, DWARAKAPURAM S, BJORNSSON C, et al. Robust Adaptive 3 – D Segmentation of Vessel Laminae from Fluoresce-nce Confocal Microscope Images and Parallel GPU Implementation [J]. Microscopy & Microanalysis, 2010, 29(3): 583 – 97.

[3] FOOLADIVANDA A, SHOKOUHI S, AHMADINEJAD N, et al. Automatic Segmenta-tion of Breast and Fibroglandular Tissue in Breast MRI Using Local Adaptive Thresholding [C] // Biomedical Engineering. IEEE, 2015.

[4] 马文萍，黄媛媛，李豪，等. 基于粗糙集与差分免疫模糊聚类算法的图像分割 [J]. 软件学报，2014, 25(11): 2675 – 2689.

[5] KUNDN A, CHATTERJEE R. K. Morphological Scale-Space Based Vessel Segmentation of Retinal Image [C] // India Conference. IEEE, 2012: 986 – 990.

[6] JAISWAL V. A. Survey of Lmage Segmentation Based on Artificial Intelligence and Evolutionary Approach [J]. Ai Magazine, 2013, 15(3): 71 – 78.

[7] 郑欣，彭真明. 基于活跃度的脉冲耦合神经网络图像分割 [J]. 光学精密工程，2013, 21(3): 821 – 827.

[8] HELD K, KOPS E. R, KRAUSE B. J, et al. Markov Random Field Segmentation of Brain MR Images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(6): 878 – 86.

[9] GEMAN S. GEMAN D. Stochastic Relaxation Gibbs Distribution and the Bayesian Restoration of Image [J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 1991; 13(5): 401 – 412.

[10] ZHANG Yongyue, M. Brady, and S. Smith. Segmentation of Brain MR Images Through a Hidden Markov Random Field Model and the Expectation-maximization Algorithm [J]. IEEE Transaction on Medical Imaging, 2001, 20(1): 45-57.

[11] ZHANG Tong, XIA Yong. An Evolutionary HM-RFapproach to Brain MR Image Segmentation Using Clonal Selection Algorithm [J]. Biological and Medical Systems, 2012, 8(1): 6 – 11.

[12] KADOURY S., LABELLE H., PARAGIOS N. Automatic Inference of Articulated Spine Models in CT Images Using High-order Markov Random Fields [J]. Medical Image Analysis, 2011, 15(4): 426 – 437.

[13] KADOURY S., LABELLE H., PARAGIOS N. Spine Segmentation in Medical Images Using Manifold Embeddings and Higher-order MRFs [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2013, 32(7): 1227 – 1238.

[14] BROGNAUX S., DRUGMAN T. HMM-Based Speech Segmentation: Improvements of Fully Automatic Approaches [J]. Audio Speech and Language Processing IEEE/ACM Transactions on, 2016, 24(1): 5 – 15.

[15] 朱颢东，钟勇. 一种改进的模拟退火算法 [J]. 计算机技术与发展，2009, 19(6): 32 – 35.

[16] WANG Quan. HMRF-EM-image: Implementati-on of the Hidden Markov Random Field Model and its Expectation-Maximization Algorithm [J]. Ieice Transactions on Communications, 2012, 94 – b(1): 222 – 233.

[17] TOHKA J, DINOV I D, SHATTUCK D W, et al. Brain MRI Tissue Classification Based on Local Markov Random Fields [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2010, 28(4): 557 – 573.


(编辑: 关　毅)