

结合随机场的自适应加权FCM改进方法

林亚忠¹, 郝刚², 顾金库², 蔡茜²

LIN Yazhong¹, HAO Gang², GU Jinku², CAI Qian²

1. 福建漳州第175医院(厦门大学 附属东南医院), 福建 漳州 363000

2. 厦门大学 计算机科学系, 福建 厦门 361005

1. The No.175 Hospital(Southeast Hospital of Xiamen University), Zhangzhou, Fujian 363000, China

2. Dept. of Computer Science of Xiamen University, Xiamen, Fujian 361005, China

LIN Yazhong, HAO Gang, GU Jinku, et al. Improved method of adaptive weight FCM combining random field. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(15): 171-174.

Abstract: Membership field of traditional fuzzy C means algorithm consider gray information of single pixel only, which is beneficial to retain details but weak in denoising an image. On the other hands, Gibbs random field depicts the spatial distribution of pixels, which is beneficial to smooth noise but poor at retaining image details. Thus, an improved method is proposed to take advantages over the two algorithms respectively, which can automatically determine the possible location of a pixel and adjust the proportion of the two fields according to neighborhood information of a pixel. Experiments show that the improved algorithm can adjust the weight of two fields adaptively to remove the noise while preserving more details.

Key words: membership field; Gibbs random field; standard deviation of neighborhood information; adaptive weighting

摘要: 传统模糊C均值的隶属度场利用了像素的单点灰度信息, 有利于算法保留细节, 但去噪能力较弱; 而图像的Gibbs随机场较好地刻画了像素的空间分布, 有利于算法去噪, 但在保留细节方面较差。该文利用邻域信息, 动态地判断像素可能所在的位置, 对两种场的权重进行自适应调整, 从而实现两种场的优势互补。实验表明, 该文自适应加权算法在去除噪声的同时可以保留更多的细节。

关键词: 隶属度场; Gibbs随机场; 邻域标准差; 自适应加权

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2011.15.046 文章编号: 1002-8331(2011)15-0171-04 文献标识码: A 中图分类号: TP391

模糊C均值(Fuzzy C-Means, FCM)算法^[1-2]作为一种无监督聚类技术已广泛应用于图像分割领域, 它在传统硬聚类的基础上, 引入了模糊度的概念, 从而在保留图像细节方面有一定优势。但传统FCM算法在迭代过程中, 仅依据图像像素的单点灰度信息, 而忽略了邻域信息对中心像素的影响, 使得算法对噪声图像的处理不够理想。而Gibbs随机场^[3-5]能较好地刻画邻域中像素间的相关关系, 因此文献[6-8]中许多算法在FCM算法中引入Gibbs随机场信息, 较好地弥补传统FCM对像素邻域信息描述的不足, 提高了对噪声图像的分割能力。但这些改进算法往往忽略了像素所处的位置信息, 在去除噪声的同时, 也将图像边界的细节平滑掉, 导致边界轮廓处分割不佳等现象。

针对这一现状, 提出一种结合Gibbs随机场的自适应加权FCM改进算法, 该算法在每次迭代过程中, 首先计算每个像素Gibbs随机场先验概率和隶属度值, 然后根据当前像素邻域标准差信息来判断该像素所处的可能位置, 进而自适应确定

Gibbs场和隶属度场的权重。通过在均质区域增加Gibbs场的权值, 在对象边界区域增加隶属度场的权值, 从而实现在去除噪声的同时, 尽可能多地保留图像边界的细节信息, 以获得对噪声图像的精确分割。

1 传统的模糊C聚类算法和Gibbs随机场模型

1.1 FCM算法

FCM算法根据图像中像素和聚类中心的加权相似性测度, 通过对目标函数进行迭代优化以确定最佳分类。设图像像素点集 $\{x_k\}_{k=1}^n$, 利用传统FCM算法将其分为 c 类, 其目标函数表示为:

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (1)$$

它满足如下条件:

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 | 0 \leq u_{ik} \leq 1, \forall k = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

基金项目: 福建省自然科学基金(the Natural Science Foundation of Fujian Province of China under Grant No.2008J0312); 南京军区“十一五”计划课题项目; 南京军区重点课题。

作者简介: 林亚忠(1973—), 男, 高级工程师, 博士, 硕士生导师, 主研方向为计算机图像处理、模式识别与数据挖掘; 通讯作者: 郝刚(1986—), 男, 硕士研究生; 顾金库(1985—), 男, 硕士研究生; 蔡茜(1986—), 女, 硕士研究生。E-mail: 64713638@qq.com

收稿日期: 2011-01-11; 修回日期: 2011-03-03

$$0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \quad (3)$$

其中, U 为隶属度矩阵, u_{ik} 表示像素点 x_k 对聚类中心 v_i 的隶属度, m 为隶属度加权系数, 决定结果的模糊程度, V 为聚类中心矩阵。

利用 Lagrange 乘子寻优算法得到隶属度和聚类中心的迭代公式为:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_i\|}{\|x_k - v_j\|} \right)^{2(m-1)}} \quad (4)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (5)$$

传统的 FCM 算法通过迭代公式(4)和(5)实现对图像的分割。该算法可以很好地保留对象的边界轮廓信息,但在保留细节的同时,由于没有考虑像素的空间相关关系,对噪声图像的分割,易形成大量离散噪声点,影响分割的精度。

1.2 Gibbs 随机场模型

图像分割可以看作依某种概率对图像中的每个像素进行标记的问题。对一幅 $M \times N$ 的图像, $S = \{(i, j) | 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$ 为图像像素的位置集合,像素点的空间分布关系可以通过邻域系统 $N = \{N_{ij}(i, j) \in S\}$ 来描述。根据 Hammersley-Clifford 定理, Gibbs 分布表示为: $P(x) = \exp(-U(x))/Z$, 其中, $Z = \sum_{x \in X} \exp(-U(x))$ 是一个归一化常量,叫做拆分函数; $U(x)$ 是能量函数,为所有势团的势能之和: $U(x) = \sum_{c \in C} V_c(x)$, 其中 $V_c(x)$ 为势团 c 上的势函数,其值取决于势团 c 的局部构造。

在该文中,仅考虑两个点的势函数表达式 $V_2(x_{ij}, x_{pq}) = \beta(1 - \delta(x_{ij} - x_{pq}))$, 其中 δ 为 Kronecker Delta 函数, β 为对标记不相同的两点势团的惩罚系数,得到对应的先验概率为 $P(x_{ij} = l | x_{N_{ij}}) = \frac{\exp(\beta n_{ij}(l))}{\sum_{l \in L} \exp(\beta n_{ij}(l))}$, 其中 $n_{ij}(l)$ 为邻域 N_{ij} 中标记为 l 的节点数, L 为图像的标记集。

显然, Gibbs 随机场描述的空间特性被结合到 FCM 算法中,可以很好地平滑噪声,这也是目前大多数改进算法采用的策略。但是由于这些算法往往忽略了像素所处的位置信息,很难在保留细节和去除噪声之间达到最佳平衡。

2 结合 Gibbs 随机场的自适应加权 FCM 改进算法

该文根据像素的邻域标准差信息,来判断当前像素的位置,通过在匀质区域增加 Gibbs 随机场先验概率的权重,实现噪声平滑;在边界轮廓附近处,增加隶属度场的权重,实现边界细节的保留。从而实现算法在去除噪声的同时保留尽可能多的细节。

在算法每次的迭代过程中,首先计算出每个像素的 Gibbs 场先验概率和隶属度值,然后对这两种场进行自适应加权,得到像素的改进隶属度值,表示为:

$$U^*(x) = w(x) * P(x) + (1 - w(x)) * U(x) \quad (6)$$

其中 $P(x)$ 为像素 x 的 Gibbs 场先验概率, $U(x)$ 为像素 x 的隶属度值, $w(x)$ 为像素 x 的加权项,取值范围为 $[0, 1]$, 它的值由像

素的邻域标准差信息来决定,计算公式为:

$$w(x) = \exp\left(-\frac{\sigma(x)}{(\max_{y \in N_x} (y - \text{mean}(x)) + \varepsilon) * d}\right) \quad (7)$$

其中 $\sigma(x)$ 为邻域标准差, y 为像素 x 的邻域像素, $\text{mean}(x)$ 为邻域均值, ε 为一个无穷小数,用于防止分母为 0, 这里取 0.000 01, d 为调整系数,调整方差-加权值曲线的曲率。

下面讨论公式(7)的含义,以 3×3 邻域为例,假设将邻域中 9 个点按其灰度值划分在两个集合,这两个集合中的像素个数越接近,代表该像素处于边界轮廓上的可能性越大,此时邻域标准差越大;反之,若两个集合的点数相差较大,则邻域标准差越小,该像素处于图像的匀质区域的可能性越大。为了说明方差对加权值的影响,设在 3×3 邻域中有灰度值为 150 和 200 的两种像素,将这两种灰度值的像素点分配到两个集合中,通过设置灰度值为 200 的像素在 3×3 邻域中的个数来得到相应的标准差和加权值信息,取调整系数 $d=0.8$, 得到具体数据见表 1; 加权值曲线见图 1。

表 1 灰度值为 200 的像素个数相对应
的邻域标准差和加权值

像素个数	标准差 $\sigma(x)$	加权值 $w(x)$
0	0	1
1	15.713 5	0.639 924
2	20.787 0	0.504 704
3	23.570 2	0.409 503
4	24.845 2	0.316 561
5	24.845 2	0.316 561
6	23.570 2	0.409 503
7	20.787 0	0.504 704
8	15.713 5	0.639 924
9	0	1

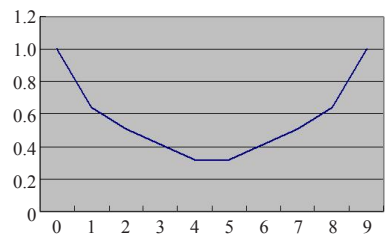
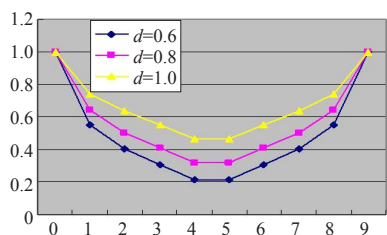


图 1 灰度值为 200 的像素个数-加权值曲线

从表 1 和图 1 可以看出,标准差和加权值的变化呈现为抛物线趋势,在灰度值为 200 的个数为 4 或 5 时,达到最小值,代表两类集合的点数相近,此时像素很有可能处在边界轮廓上,因此此时算法应最大程度地增加了隶属度场的权重,降低了 Gibbs 场的权重,从而保留尽可能多的细节;当灰度值为 200 的个数在邻域中处于绝对劣势或优势时,则两类集合的点数差异较大,像素很可能处于含有噪声的匀质区域,则此时应增加 Gibbs 场的权重,以增加算法的平滑能力。表 1 中的数据说明,灰度值 200 的像素个数在 0, 1, 2, 7, 8, 9 时, Gibbs 场所占比重较大(大于 0.5), 当个数为 3, 4, 5, 6 时, 隶属度场所占比重较大。以上的分析是以两种灰度值的像素为例,同样也适用于邻域中含有多种灰度像素的情况,此处不再赘述。

公式(7)中调整系数 d 用于控制加权值的取值区间和加权值曲线的曲率, d 越小, 加权值取值区间越大, 曲线的曲率越大; 反之, d 越大, 加权值取值区间越小, 曲线变化较平缓。如图 2 为 d 取 0.6, 0.8, 1.0 得到的加权值。

图2 不同取值 d 对应的加权值曲线

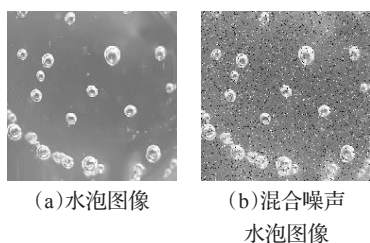
该文算法的流程如下:

- (1)对图像进行初始分割。
- (2)将软分割结果转化为硬分割,得到每个像素的Gibbs场先验概率。
- (3)根据标准FCM算法计算像素的隶属度场。
- (4)利用自适应加权公式(6),根据邻域标准差调整Gibbs场和隶属度场所占权重,得到像素的改进隶属度矩阵,并进行归一化。
- (5)利用改进隶属度矩阵更新聚类中心。
- (6)判断是否满足终止条件,满足则输出分割结果,退出。否则,转步骤(2)。

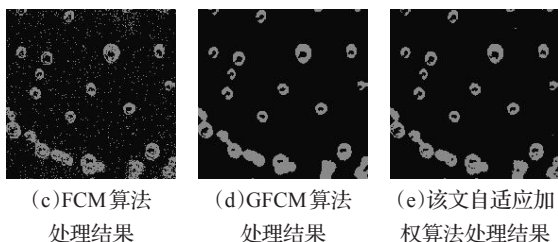
3 实验及分析

该实验将利用标准FCM算法,GFCM算法^[7]以及该文的改进算法分别对水泡图像,电路板图像和脑部图像进行分割,并对得到的分割结果进行对比分析。

图3(a)为水泡图像,图3(b)为加入5%高斯噪声和5%椒盐噪声的混合噪声水泡图像,使用上述不同算法对水泡噪声图像进行分割,设置算法分类数 $c=2$,模糊度系数 $m=2$,GFCM和该文改进算法的惩罚系数 $\beta=1$,该文改进算法的调整系数 $d=1.0$ 。从图3(c)~(e)可以看出,FCM算法对噪声的处理不理想,在图像的背景区域仍存在大量离散噪声点;GFCM算法和该文改进算法均较好地平滑掉了噪声,而该文算法在保留水泡细节方面更优于GFCM。



(a)水泡图像 (b)混合噪声水泡图像

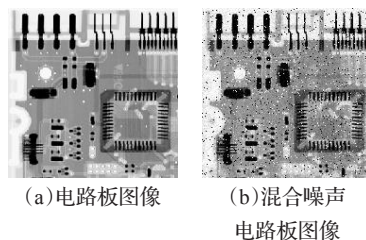


(c)FCM算法处理结果 (d)GFCM算法处理结果 (e)该文自适应加权算法处理结果

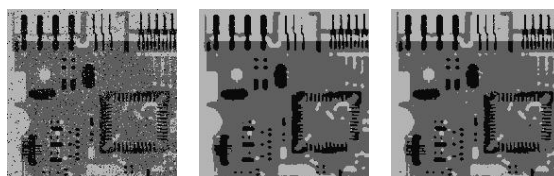
图3 水泡噪声图像的各算法分割结果

图4(a)为电路板图像,图4(b)为含有5%高斯噪声和5%椒盐噪声的混合噪声电路板图像,利用不同算法将噪声图像分为三类。从结果中可以分析出,FCM保留的细节信息最丰富,但是由于噪声的影响,图像中存在大量离散点;GFCM算法体现了良好的去噪能力,分割后的区域很光滑,但是它平滑

掉了一些细节信息,如黑色方形插槽的黑条出现长短不一的现象;该文改进算法在含有噪声的匀质区域增加Gibbs随机场的权重,使算法较好地平滑噪声,在含有边界轮廓等细节信息的区域,如黑色方形插槽处和远处白色小插孔处,增加隶属度场的权重,从而在去除噪声的同时较完整地保留细节,分割结果较优。



(a)电路板图像 (b)混合噪声电路板图像



(c)FCM算法处理结果 (d)GFCM算法处理结果 (e)该文自适应加权算法处理结果

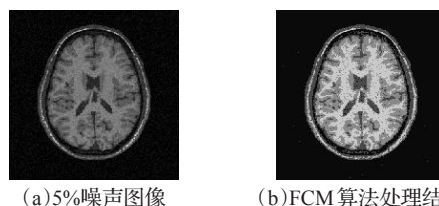
图4 电路板噪声图像的各算法分割结果

从表2可以看出,三种算法的速度有所区别,但同属于一个数量级。其中:FCM算法的速度最快,本文自适应加权算法速度与GFCM算法相当,略慢0.1秒,这主要是由于该文改进算法增加利用了邻域标准差来计算加权因子所致。

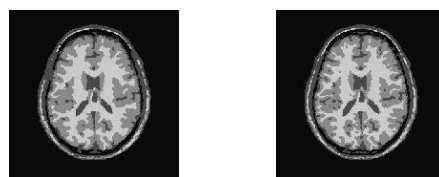
表2 水泡和电路板噪声图像的各算法分割时间

图像	分割时间/s		
	FCM算法	GFCM算法	自适应加权算法
水泡噪声图像	1.719	2.172	2.281
电路板噪声图像	1.047	1.625	1.765

对BrainWeb网站中的仿真脑部图像进行分割,图5为各算法对含有5%高斯噪声的脑部图像处理得到的结果,从图中可以看出,FCM算法对噪声的分割不理想,结果图像中仍存在大量被误分类的像素点;GFCM和该文改进算法均较好地去除了噪声,但是该文改进算法保留的细节信息更丰富。表3中给出了各算法对含有3%、5%、7%噪声的脑部图像进行分割时,灰质、白质和脑脊液三类像素集合的误分类情况,平均误分率是由这三类像素的误分率求平均得到的。对于FCM算



(a)5%噪声图像 (b)FCM算法处理结果



(c)GFCM算法处理结果 (d)该文自适应加权算法处理结果

图5 含有5%高斯噪声的脑部图像的各算法分割结果

法,随着图像中噪声比例的增加,算法分割结果中误分类的像素个数增长速度很快,噪声比例每增加2%,误分率平均增加6.53%,算法对噪声的分割较差;GFCM算法和该文改进算法对噪声的平滑能力较强,所以当图像中噪声增加时,平均误分率没有显著提高,但是该文自适应方法刻画图像细节的能力更强,误分率比GFCM算法平均低1.37%。从表4可看出,虽然在单次迭代过程中,改进算法的时间复杂度较高,但分割总的速度还受到迭代次数的影响,所以其分割速度与GFCM算法相当。

表3 平均误分率 (%)

	3	5	7
FCM	8.23	13.76	21.29
GFCM	9.88	10.63	13.18
NEW	8.18	9.46	11.94

表4 脑部噪声图像的各算法分割时间

图像	分割时间/s		
	FCM算法	GFCM算法	自适应加权算法
3%高斯噪声图像	3.500	4.031	3.985
5%高斯噪声图像	3.718	4.265	4.219
7%高斯噪声图像	4.438	5.359	5.735

4 结论

该文根据像素邻域标准差信息,判断当前像素可能所处的位置,自适应地调整Gibbs随机场和隶属度场的权重,在匀质区域提高Gibbs场的权重,在到达边界轮廓时提高隶属度场

的权重,从而在去除噪声的同时保留细节。实验证明:(1)邻域标准差可以很好地刻画像素的位置信息;(2)结合像素位置信息进行自适应加权的方法,可以提高算法灵活性,增强在噪声图像中分割细节的能力。

参考文献:

- [1] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. Plenum, New York; [s.n.], 1981.
- [2] Bezdek J C, Hall L O, Clarke L P. Review of MR image segmentation techniques using pattern recognition[J]. Med Phys, 1993, 20(4): 1033-1048.
- [3] Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(6): 721-741.
- [4] Derin H, Cole W S. Segmentation of textured images using Gibbs random fields[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1986, 35(1): 72-98.
- [5] Li S Z. Markov random field models in computer vision[J]. Computer Science, 1994, 801: 361-370.
- [6] Liao Liang, Lin Tusheng. MR brain image segmentation based kernelized fuzzy clustering using fuzzy gibbs random field model[C]// IEEE/ICME International Conference, 2007: 529-535.
- [7] 冯衍秋, 陈武凡, 梁斌, 等. 基于Gibbs随机场与模糊C均值聚类的图像分割新算法[J]. 电子学报, 2004, 32(4): 645-647.
- [8] 蔡涛, 徐国华, 徐俊龙. 基于模糊C均值与Markov随机场的图像分割[J]. 计算机工程, 2007, 33(20): 34-36.
- [9] 文件-sharing system: Measurements and analysis[C]// Proc of International Workshop on Peer-to-Peer Systems, 2005.
- [10] Qiu D, Srikant R. Modeling and performance analysis of BitTorrent-like Peer-to-Peer networks[C]// Proc of ACM SIGCOMM, 2004.
- [11] Guo L, Chen S, Xiao Z, et al. A performance study of BitTorrent-like Peer-to-Peer systems[J]. IEEE, 2007, 25(1): 1-15.
- [12] Bharambe A R, Herley C, Padmanabhan V N. Analyzing and improving a Bittorrent network's performance mechanisms[C]// IEEE INFOCOM, 2006.
- [13] Liogkas N, Nelson R, Kohler E, et al. Exploiting BitTorrent for Fun(But Not Profit)[C]// IPTPS, 2006.
- [14] 雷迎春, 阳立堂, 姜琦, 等. 度量和分析Bittorrent[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(9): 1589-1600.
- [15] Guan D, Wang J, Zhang Y, et al. Understanding Bittorrent download performance[J]. IEEE Computer Society, 2008, 16: 330-335.
- [16] Naicken S, Livingston B, Basu A, et al. The state of Peer-to-Peer simulators and simulations[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2007, 37: 95-98.
- [17] Yang W, Abu-Ghazaleh N. GPS: a general Peer-to-Peer simulator and its use for modeling BitTorrent[C]// Mascots, 2005: 425-434.
- [18] 黄佳庆, 钱蔓藜, 陶少国, 等. 一种Bittorrent协议仿真器的改进[J]. 计算机工程与科学, 2008, 30(3): 11-13.
- [19] Legout A, Urvoy-Keller G, Michiardi P. Understanding BitTorrent: an experimental perspective[C]// INRIA, 2005.
- [20] 黄立辉, 李之棠, 柳斌. BitTorrent协议的主动测量[J]. 中国海洋大学学报, 2008, 38: 167-170.

(上接133页)

从图4中可以看出,约90%的节点完成时间小于1000秒,这说明修改后的模拟器重现了Bittorrent系统适应大量节点涌入的场景。其中600个节点,在模拟过程中不断动态加入与退出,与256个拓扑节点动态完成了连接和回收的过程。

5 结束语

本文基于已有开源模拟器软件GPS进行了深入研究,改进了其存在的不足。修改后的模拟器能更加真实地模拟Bittorrent协议交互的过程。对流量评估算法修改,大约节省了4倍的内存消耗,使模拟器有更好的扩展性。通过实现由下载请求事件动态生成节点取代一开始初始化所有节点,实现了模拟器对动态网络模拟的功能。希望通过对模拟器GPS的研究,能提供一个真实稳定的通用模拟器用于研究Bittorrent系统和它产生的网络行为。

参考文献:

- [1] Stephanos A T, Diomidis S. A survey of peer-to-peer content distribution technologies[J]. ACM Computing Surveys, 2004, 36(4): 335-371.
- [2] 陈亮, 龚俭. 大规模网络中BitTorrent流行为分析[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2008, 38(3): 390-395.
- [3] Izal M, Urvoy-Keller G, Biersack E, et al. Dissecting Bittorrent: five months in a torrent's lifetime[C]// Proc of the 5th Annual Passive & Active Measurement Workshop, 2004.
- [4] Pouwelse J, Garbacki P, Epema D, et al. The bittorrent p2p