

基于核函数距离测度的加权模糊 C 均值聚类与 Markov 空域约束的快速鲁棒图像分割^{*})

刘思远 李晓峰 李在铭

(电子科技大学通信与信息工程学院 成都 610054)

摘要 由于模糊 C 均值聚类算法(FCM)存在两大缺陷:(1)对于非球形的数据聚类形式鲁棒性不够;(2)只考虑图像中的数值特征信息,而忽略了像素间的空间约束关系,因此 FCM 算法在对含有噪声的图像进行分割时缺乏足够的鲁棒性。针对以上问题,本文提出了一种结合 Markov 空域约束与基于核函数距离测度的加权模糊 C 均值聚类的快速鲁棒图像分割方法。为克服缺点(1),我们使用基于核函数的距离测度取代 FCM 中的欧氏距离,并使用加权模糊聚类的方式保证了计算的简洁性。与此同时,我们用 Markov 随机场描述图像的空域约束信息,并且通过数据融合的方法将模糊分割结果与空域约束信息结合在一起,从而得到既包含像素数值特征又包括空域约束信息的图像分割场。这样既克服了传统模糊 C 均值聚类算法的缺点,又最大限度地保证了分割算法计算的简单有效性。

关键词 核函数, Markov 随机场, 模糊 C 均值聚类, 数据融合, 鲁棒性

Fast Robust Image Segmentation Based on Weighed Fuzzy C-Means Clustering with Kernel-Induced Distance Measurement and Markov Spacial Constraint

LIU Si-Yuan LI Xiao-Feng LI Zai-Ming

(School of Communication and Information Engineering, UESTC, Chengdu 610054)

Abstract In image segmentation, Fuzzy C-Means Clustering (FCM) lacks enough robustness to noise owing to: (1) the non-robustness of Euclidean distance for non-spherical structure of input data; (2) disregard of spacial constraint information. To overcome the problems of FCM, a fast robustness image segmentation algorithm based on the Markov spacial constraint and weighted FCM with kernel-induced distance is proposed in this paper. To overcome the first problem of FCM and keep the computation simplicity, we replace Euclidean norm with kernel-induced distance and get the fuzzy partition result with weighted fuzzy clustering. Then, the Markov random field is used to represent the space constraint information of an image. Based on the data fusion of Markov constraint information and the fuzzy segmentation result, the new algorithm overcomes the problems of FCM and keeps the computation simplicity.

Keywords Kernel function, Markov random field, Fuzzy c-means clustering, Data fusion, Robustness

1 引言

模糊 C 均值聚类算法(FCM)^[1]更符合人类认知特性的模糊隶属度的概念且具自动分类等优点,在图像分割中得到了广泛的应用,但 FCM 算法也有两个根本的缺点^[3]:(1)由于采用欧氏距离测度,FCM 对于非球形的数据聚类形式鲁棒性不够;(2)在图像分割时只考虑图像中的数值特征信息,而忽略了像素间的空间约束关系。由于以上缺点的存在,FCM 算法在噪声存在的情况下,其分割性能有着很大程度的下降。为此,许多学者提出了不同的模糊聚类算法对上述问题加以解决^[2,3]。其中,文[2]提出一种基于 Gibbs 随机场的 FCM 算法(GFCM),它应用 Gibbs 随机场来描述像素间的空间约束关系,并以乘积的形式将其结合到 FCM 算法聚类目标函数中。文[3]提出一种基于核函数距离测度以及空域约束的 FCM 算法(KFCM-S)。它使用基于核函数的距离测度函数代替 FCM 聚类目标函数中的欧式距离用以解决 FCM 算法的第一个问题,并且在模糊聚类目标函数中,KFCM-S 引入

了基于像素邻域均值的空域约束条件。虽然文[2,3]中的算法在一定程度上解决了 FCM 存在的问题,但增加了计算的复杂性,特别是 GFCM 算法。本文提出一种基于核函数距离测度的加权 FCM 与 Markov 空域约束的图像分割算法(WKFCM-MS)。我们采用了与文[3]相同的距离测度函数,并且为了保持计算的简洁性,本文算法采用加权模糊聚类的方法获得模糊分割结果。在图像模糊分割的基础上,我们用 Markov 随机场^[5,6](MRF)来描述图像中像素分类的空域约束关系,然后将模糊分割结果与 Markov 空域约束关系进行数据融合,从而得到既包含像素数值特征又包括空域约束信息的图像分割场。实验证明:与其他算法相比,本文算法既克服了传统 FCM 算法的缺点,又最大限度地保持了算法计算的简洁性,在图像分割中取得了较好的效果。

2 基于核函数距离测度的加权 FCM 算法

为克服 FCM 算法对于非球形的数据聚类形式鲁棒性不够的缺点,文[3]提出了基于核函数距离测度的 FCM 算法

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(10376005),863 国家高技术项目(2004AA823120)资助。刘思远 博士研究生,主要研究方向为计算机视觉、多媒体信息处理与检测;李晓峰 教授,主要研究领域:多媒体通信与信息系统,信息处理 DSP 实现;李在铭 教授,博士生导师,主要研究领域:多媒体信息处理、通信与网络综合服务。

(KFCM)。它使用基于核函数的距离测度代替欧式距离。设:图像 $y = \{y_{ij} | (i, j) \in I\}$, 其中 y_{ij} 为像素点 (i, j) 的数值特征(灰度、颜色等), $I = \{(i, j) | i \in [1, M], j \in [1, N]\}$ 为图像的支持域。欲将图像分割为 K 类, 其 KFCM 模糊聚类目标函数为:

$$J_{KFCM}(U, V) = 2 \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N u_k^m(i, j) (1 - K(y_{ij}, v_k)) \quad (1)$$

其中: m 为控制模糊程度的参数, 核函数 $K(x, y) = \exp(-\frac{\|x - y\|^2}{\sigma^2})$, 算子 $\|\cdot\|$ 为欧氏距离测度, $V = \{v_k, k \in r\}$ 为聚类中心集合, 其中: $r = \{1, \dots, K\}$ 为类别集合; $U = \{u_k(i, j) | k \in r, (i, j) \in I\}$ 为图像模糊分割场, 其中 $\sum_{k \in r} u_k(i, j) = 1$ 。从式(1)可以发现: 在 KFCM 算法中, 其分类的样本为图像的像素点, 采用的特征是其灰度, 颜色等数值特征, 对于一幅大小为 256×256 的图像而言, 其分类样本数为 65536; 如果直接以灰度或颜色特征 $y_l, l \in [1, L]$ (L 为灰度级数或颜色数) 作为分类的样本, 以灰度特征为例, 其分类样本数 $L = 256$, 由此可见, 采用 y_l 作为分类的对象, 其样本数远小于 KFCM 算法中的分类样本数(对于颜色特征, 可以通过彩色量化的方法使得其样本数小于像素样本数), 并且数值特征样本数不会随着图像大小的扩大而增加。因此采用数值特征作为分类样本, 会大大降低 KFCM 算法的计算复杂程度。但是因为待分类的样本为数值特征, 不同的样本对于分割结果其所起到的作用也有所不同, 因此有必要对数值特征样本引入一定的权值来确定其对于分割结果的影响大小^[4]。我们可以利用 y_l 在图像中出现的频度来表达其分类时的权值 w_l , 即:

$w_l = \frac{n(y_l)}{M \times N}, l \in [1, L]$, 其中 $n(y_l)$ 为特征 y_l 的像素在图像中出现的次数, 因此加权 KFCM 算法(WKFCM)的模糊聚类目标函数为:

$$J_{WKFCM}(U^*, V^*) = 2 \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L w_l (u_k^*(l))^m (1 - K(y_l, v_k^*)) \quad (2)$$

其中 $U^* = \{u_k^*(l) | k \in r, l \in [1, L]\}$ 为数值特征模糊分割场, $V^* = \{v_k^*, k \in r\}$ 为数值特征聚类中心集合。与 KFCM 算法类似, 最小化式(2)可求得最优的分割结果, 根据文[3, 4]可得使式(2)最小化的优化迭代条件如下:

$$u_k^*(l) = \frac{(1 - K(y_l, v_k^*))^{-\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j \in r} (1 - K(y_l, v_j^*))^{-\frac{1}{m-1}}} \quad (3)$$

$$v_k^* = \frac{\sum_{l=1}^L w_l (u_k^*(l))^m K(y_l, v_k^*) y_l}{\sum_{l=1}^L w_l (u_k^*(l))^m K(y_l, v_k^*)} \quad (4)$$

值得注意的是: 根据式(3)(4)求得的 U^* 为数值特征模糊分割场, 在进行图像分割时必须根据像素特征 y_{ij} 将其转化为图像模糊分割场 U 。图 1 显示了两种算法的分割结果比较, 其中: 图 1(a)中的源图像大小为 256×256 。从图 1 中可以发现: 两种算法的分割结果完全一致。在赛扬 900, 128M 内存的计算环境下, KFCM 耗时 8.0120 秒, 而 WKFCM 仅用时 1.7020 秒。由此可见: WKFCM 的计算复杂度远低于 KFCM, 而且图像越大, WKFCM 算法的计算优越性越明显。



(a) 源图像 (b) KFCM 分割结果 (c) WKFCM 分割结果

图 1 KFCM 算法与 WKFCM 算法分割结果比较

3 Markov 空域约束模型

为克服 FCM 算法不考虑空域约束的缺点, 有必要在图像分割中引入空域约束关系。假设随机场 $X = \{X_{ij} | (i, j) \in I\}$ 为定义在图像支持域 I 上的像素分类随机场, 其中: 离散随机变量 X_{ij} 表示像素点 (i, j) 的所属类别, 其取值空间为类别集合 r 。图像分割中的空域约束关系可以描述为: 像素的类别受到图像中其他像素类别取值的影响和约束, 因此可使用条件概率 $P(X_{ij} = k | X_{mn} = l, (m, n) \in I, (m, n) \neq (i, j)), (i, l) \in I, k, l \in r$ 来表达像素分类的空间约束关系。在本文中, 我们使用 MRF^[5, 6] 模型来进行空域约束关系的描述: 当 X 为 Markov 随机场时, 其图像分类的空域约束关系可以进一步描述为: 像素的所属类别仅受其邻域像素类别取值的影响, 即:

$$P(X_{ij} = k | X_{mn} = l, (m, n) \in I, (m, n) \neq (i, j)) = P(X_{ij} = k | X_{mn} = l, (m, n) \in \eta_{ij}), (i, l) \in I \quad (5)$$

其中: $k \in r, l \in r, \eta_{ij}$ 表示点 (i, j) 的邻域, 在本文中, 我们采用二阶邻域系统 η^2 。根据式(5), 图像分割中的空域约束关系

可以用邻域条件概率 $P(X_{ij} = k | X_{mn} = l, (m, n) \in \eta_{ij})$ 来表示。为表达简单, 我们用 $P_{ij}(k | t_{ij})$ 来表示空域约束关系 $P(X_{ij} = k | X_{mn} = l, (m, n) \in \eta_{ij})$, 其中 t_{ij} 表示 (i, j) 的邻域取值。在本文使用的 MRF 模型中, 我们只考虑仅包含两个元素的基团, 并且这些基团为各向同性的, 其基团参数为: $\alpha_k = \gamma_j = \zeta_l = 0, \beta = 1$, 根据文[6], 可得:

$$P_{ij}(k | t_{ij}) = \frac{e^{-(8-N_k)}}{\sum_{k \in r} e^{-(8-N_k)}} \quad (6)$$

其中 N_k 为在 η_{ij} 中取值为 k 的点的个数。由此我们可以得到 Markov 空域约束分割场 $P = \{P_{ij}(k | t_{ij}) | k \in r, (i, j) \in I\}$ 。

4 模糊分割与 Markov 空域约束的数据融合

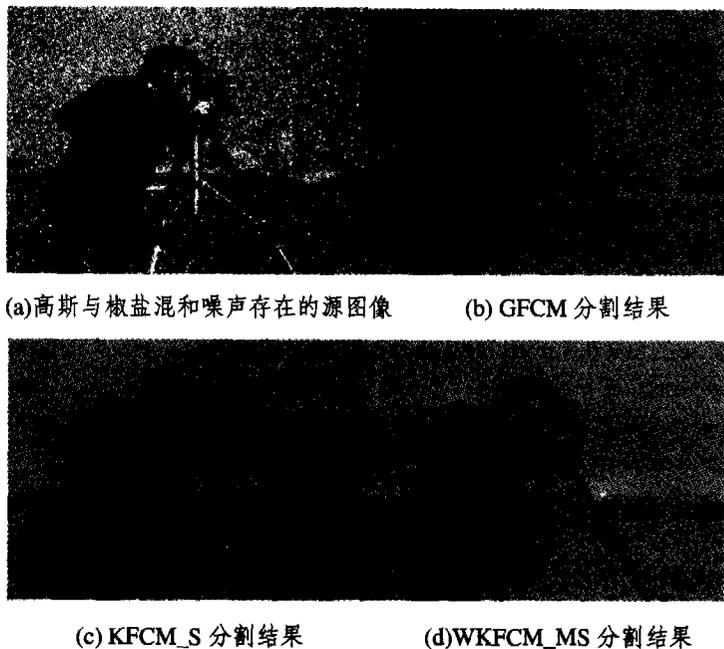
为了克服 FCM 算法的两个弱点, 我们将 WKFCM 算法得到的模糊分割场 U , 以及根据 MRF 模型得到的空域约束分割场 P 进行数据融合, 得到一个既考虑了数值特征又包含了空域约束条件的新的分割场 S :

$$S = \alpha U + (1 - \alpha) P, \alpha \in [0, 1] \quad (7)$$

从式(7)可以发现:融合参数 α 直接影响着最后的分割场,当 $\alpha=1$ 时, S 退化为 WKFCM 分割;当 α 为 0 时, S 变为 Markov 空域约束分割;在本文中,我们采用实验的方法求得 α 之值。由此可得基于 Markov 空域约束与 WKFCM 的图像分割算法如下:①应用 WKFCM 聚类算法得到图像模糊分割场 U 。②将模糊分割场 U 按照最大隶属度的原则进行硬分割操作,然后根据式(6)得到 Markov 空间约束分割场 P 。③根据式(7)得到新的图像分割场 S ,并按照最大概率的原则对图像进行分割。

5 实验结果及其分析

我们对包含噪声的实际图像进行了测试,并将其与 GFCM, KFCM S 算法进行了比较。实验中的计算环境为 CPU 赛扬 900, 128M 内存。我们采用尝试的方法确定参数 α, σ 的值,在本实验中 $\alpha=0.33, \sigma=150$ 。图 2 显示了在高斯与椒盐混和噪声的干扰下,几种算法对于图像分割效果的比较,其中分类数目 $K=2$ 。



(a)高斯与椒盐混和噪声存在的源图像 (b) GFCM 分割结果

(c) KFCM_S 分割结果 (d)WKFCM_MS 分割结果

图 2 高斯与椒盐混和噪声存在的图像的分割结果比较



(a)含 7%噪声的 MR 源图像 (b)GFCM 分割结果 (c)KFCM_S 分割结果 (d)WKFCM_MS 分割结果

图 3 对于 MR 图像的分割情况比较

图 3 为对于噪声水平为 7%的脑部 MR T1 加权图像^[7]分割情况的比较,其分类数 $K=3$ 。为更好评价各种分割算法的性能,我们采用比较因子 S_{ij} ^[3]对算法的分割性能进行客观的定量比较。 S_{ij} 定义为: $S_{ij} = \frac{A_{ij} \cap A_{nfi}}{A_{ij} \cup A_{nfi}}$, 其中: A_{ij} 表示第 i 种算法所得到的属于第 j 类的像素集, A_{nfi} 为标准分割结果中属于第 j 类的像素集。表 1 显示了三种算法对于图 2(a), 图 3(a)进行分割的比较因子。

表 1 三种算法的比较因子

	图 2(a)		图 3(a)	
	GFCM	0.89831	0.95975	0.9346
KFCM_S	0.91516	0.96775	0.9652	0.8647
WKFCM_MS	0.91723	0.96814	0.9662	0.8576

表 2 显示了不同算法对图 2(a)图 3(a)进行图像分割时在计算时间上的比较。

表 2 算法计算时间的比较(s)

	图 2(a)(256×256)	图 3(a)(217×181)
GFCM	29.356	50.265
KFCM_S	14.421	21.6810
WKFCM_FM	10.043	14.184

从图 2、3 及表 1、2 中可以发现,带有空域约束条件的三种图像分割算法无论在视觉上还是在数值客观标准上其分割性能均较为接近,在对含有噪声的图像进行分割时,均取得了较好的效果。但在计算复杂性方面,本文算法明显优于其它

(下转第 243 页)

(y), 则 x 影响 y 。若 $t(x) + Laij \geq t(y)$, 则 x 不影响 y 。

证明: 可由定义 13 及先行值概念得出。

定理 2 设 x, y 分别为 Lpi, Lpj 事件表中的第一个变迁, $Laij$ 为连接 Lpi 和 Lpj 的有确定初始标识先行值, $Laji$ 为连接 Lpj 和 Lpi 的有确定初始标识先行值, 若 $t(x) + Laij \geq t(y)$ 且 $t(y) + Laji \geq t(x)$, 则 x 和 y 是并发的。

证明: 由定理 1 知,

若 $t(x) + Laij \geq t(y)$, 则 x 不影响 y 。

若 $t(y) + Laji \geq t(x)$, 则 y 不影响 x 。

由定义 14 知, x 和 y 是并发的。

定理 3 设 $LTmaxi$ 和 $LTmaxj$ 分别是逻辑进程 Lpi 和 Lpj 的局部最大模拟时间, e_i 和 e_j 分别是 Lpi 和 Lpj 事件表中的第一个变迁, $LTdli$ 和 $LTdlj$ 分别为 Lpi 和 Lpj 的局部模拟时间, $Laij$ 为连接 Lpi 和 Lpj 的有确定初始标识先行值, $Laji$ 为连接 Lpj 和 Lpi 的有确定初始标识先行值, 如果 $LTdli + Laij \geq LTmaxj$ 且 $LTdlj + Laji \geq LTmaxi$, 那么在 $[LTdli, LTmaxi]$ 和 $[LTdlj, LTmaxj]$ 时间区间中, Lpi 中的变迁与 Lpj 的变迁是并发的。

证明: 设 Eli 是 Lpi 的事件表, Elj 是 Lpj 的事件表, 表中变迁是根据时间戳排序的。

任给 $x, y, x \in Eli, y \in Elj$,

有 $t(x) \geq LTdli, t(y) \geq LTdlj$

故 $LTmaxi \geq t(x) \geq LTdli$

$LTmaxj \geq t(y) \geq LTdlj$

又因为 $LTdli + Laij \geq LTmaxj$

所以 $t(x) + Laij \geq LTdli + Laij \geq LTmaxj \geq t(y)$

即 $t(x) + Laij \geq t(y)$

同理可得 $t(y) + Laji \geq t(x)$

由定理 2 知 x 和 y 并发。

由 x 和 y 的任意性可知, 在 $[LTdli, LTmaxi]$ 和 $[LTdlj, LTmaxj]$ 时间区间中, Lpi 中的变迁与 Lpj 的变迁是并发的。

根据先行值的概念及定理 2, 我们在并行机上模拟复杂的时间 Petri 网结构时, 可以通过分析哪些事件是并发的, 哪些是可能发生阻塞, 进而来确定逻辑进程, 这样可大大减少模拟开销, 提高模拟性能。

结束语 在保守分布式模拟中, 先行值的计算是促进并

行模拟性能的有效方法之一, 它能让我们事先去分析网的结构, 减少盲目分割带来更大的通信开销, 让并发的进程能同步运行在各并行机结点上, 从而提高模拟性能。本文给出了计算时延变迁 Petri 网的先行值的预测图算法, 便于我们计算复杂 Petri 网结构的先行值, 然后将先行值应用到并行模拟中, 对于将网分割成逻辑进程有很大帮助, 这将促进并行模拟的性能。

参考文献

- 1 吴哲辉译. Petri 网理论与系统模拟[M]. 徐州: 中国矿业大学出版社, 1989
- 2 袁崇义. Petri 网原理[M]. 北京: 电子工业出版社, 1998
- 3 Wang Jiacun. Timed Petri nets: Theory and Application [M]. Kluwer Academic Publishers, Boston, 1998
- 4 Murata T. Petri nets - properties, analysis, and applications [J]. Proc. IEEE, 1989, 77(11): 541~586
- 5 Ferscha A. A Petri Net Approach for Performance Oriented Parallel Program Design [J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, July 1992, 15(3): 188~206
- 6 Chiola G, Ferscha A. Distributed Simulation of Timed Petri Nets: Exploiting the Net Structure to Obtain Efficiency [C]. In: Proc. of the 14th Int. Conf. on Application and Theory of Petri Nets 1993, July 1993
- 7 Nketsa A, Khalifa N B. Timed Petri nets and prediction to improve the Chandy-Misra conservative-distributed simulation [J]. Applied Mathematics and Computation, 2001, 120: 235~254
- 8 Janneck J W. Behavioural prediction of timed Petri nets with applications to distributed simulation. Proceedings of High Performance Computing [C]. Advanced Simulation Technologies Conference, 1998. 416~424
- 9 Fujimoto R M. Exploiting temporal Uncertainty in Parallel and Distributed Simulations, 1998, Technical Report [R]. Georgia Institute of Technology: Atlanta, GA
- 10 Chiola G, Ferscha A. Exploiting Timed Petri Net Properties for Distributed Simulation Partitioning [C]. In: Proc. of the 26th Hawaii Int. Conf. on System Science, 1993. 194~203
- 11 王召福, 金土尧. HLA 仿真系统中 Lookahead 的分析与动态调整策略[J]. 计算机仿真, 2003. 78~81

(上接第 227 页)

两种方法。实验表明: 本文算法既克服了传统 FCM 算法的缺点, 又最大限度地保持了算法计算的简洁性, 在图像分割中取得了良好得效果。

参考文献

- 1 Bezdek J C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. N. Y: Plenum Press, 1981
- 2 冯衍秋, 陈武凡, 等. 基于 Gibbs 随机场与模糊 C 均值聚类的图像分割新算法. 电子学报, 2004, 32(4): 645~647
- 3 Chen Songcan, Zhang Daoqiang. Robust Image Segmentation U-

sing FCM With Spatial Constraints Based on New Kernel-Induced Distance Measure. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics 2004, 34(4): 1907~1916

- 4 高新波, 李洁, 姬红兵. 基于加权模糊 c 均值聚类与统计检验指导的多阈值图像自动分割算法. 电子学报, 2004, 32(4): 661~664
- 5 Besag J. Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems. J. Roy. Statist. Soc. B, 1974(36): 192~236
- 6 Derin H, Elliott H. Modeling and segmentation of noisy and textured images using Gibbs random fields. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, 1987(1): 39~55
- 7 <http://www.bic.mni.mcgill.ca/>