

15

83-88

塔型模糊聚类及区域模糊 合并图像分割方法*

TN919.8

1) 裴继红 2) 杨 炬

(1) 西安电子科技大学, 电子工程学院, 陕西, 西安, 710071;
(2) 西安交通大学, 电信学院图像所, 陕西, 西安, 710049



摘要 提出了一种新的图像分裂合并分割方法, 该方法首先利用塔型模糊聚类进行图像过分割, 然后利用区域模糊合并技术对过分割区域进行合并, 以得到有意义的分割结果, 并给出几例典型实验结果, 证明了算法的有效性.

关键词 塔型结构, 模糊聚类, 模糊合并, 分割.

图像分割

引言

图像的大量信息包含在其邻域空间结构和灰度变化之中, 对于有一定意义的目标来说, 像元之间一定是以某种结构方式联系在一起或相关联的, 这种结构方式应该与其他目标物或背景所具有的特征有差异, 这是对图像进行分割的基础, 对于通常的图像来说, 目标像元的结构特征参数一般来说不是一个常数, 其受各种因素的影响有一定的起伏, 另外, 从一个目标区域到另一个目标区域, 其特征参量往往不是突变, 而是一个渐变的过程, 这种特征及特征之间的不明晰态很适合于用模糊信息处理技术进行处理^[3-4]. 为此, 本文提出了一种基于空间信息及灰度信息的塔型模糊聚类图像过分割, 然后再应用区域模糊合并技术进行上述过分割区域合并的图像分裂合并分割方法, 实验验证了本文算法的有效性.

1 塔型模糊聚类图像过分割

图像分割的关键是分割特征的选择及分类方法的选取, 对于一幅静态二维灰度图像, 其像素是由三元组 (g, m, n) 组成的, 其中 $g \in G$ 代表灰度级变量, $p = (m, n) \in P$ 代表二维位置变量, 对于很多图像分析和理解任务而言, 要分割的目标区域一般在特征空间中具有连通特性, 本文考虑在比较复杂的图像中, 灰度信息和空间位置信息在图像信息中的双重作用, 直接利用空间位置信息和灰度信息作为聚类特征向量 (g, m, n) , 对较复杂的一类图像进行塔型模糊聚类过分割, 然后用模糊区域合并技术进行合并得到最终的分割图像. 值得指出的

* 国家自然科学基金(编号 69472026)资助项目
稿件收到日期 1998-04-16, 修改稿收到日期 1998-09-25

是,对空间信息采用不同的表示方式可以对不同形状的目标进行分割.

1.1 模糊C-均值(FCM)聚类

聚类方法是模式分类与系统建模的基本方法之一.由于实际问题往往具有一定的模糊性,模糊聚类是考虑到样本在其特征空间模糊性的聚类方法.聚类的目的是根据某种准则,将样本空间中的样本数据集合划分为表示不同模式或系统行为的一些子集.

令 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^r$ 是特征空间 R^r 上的一个有限数据集合, c 是类数, $2 \leq c \leq n$, 而 R^m 是所有实的 $c \times n$ 矩阵的集合.模糊C-均值(FCM)聚类算法是一个使目标函数(1)最小化的迭代优化过程,即

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

其中 $m \in (1, \infty)$ 是一个加权指数.令 $d_{ik} = \|x_k - v_i\|_A^2$ 是 R^r 上的内积范数,Bezdek 等给出了模糊C-均值(FCM)聚类的迭代算法^[1],并证明了它的收敛性^[1,2].

由于聚类是一个非线性优化过程,FCM 聚类算法在一般情况下收敛速度较慢,对初始值的敏感性较大(特别是在样本维数较高、分类数 c 较大的情况下更是如此),使得 FCM 算法的实际应用具有一定的局限性.由于图像分割是一个样本量较大的分类问题,上述问题尤其突出,且算法的结果极易进入局部最优,对分割的正确性影响较大.

1.2 塔型模糊C-均值(PFCM)聚类算法

塔型结构的信息处理方法符合人类的视觉信息处理过程,人眼视网膜上视觉细胞的非均匀排列方式可以等效为一种塔型数据结构,人的视觉系统正是借助于这种独特的结构方式,可灵活、快速、稳健地处理各种复杂的视觉任务.

在聚类中,借助于塔型数据结构,可以对数据集合的分类通过分级指导的方式来完成,这种方法具有处理速度快、稳健性好等优点.塔型聚类的关键是塔型数据结构的构造,特征空间如果有 1~2 维是均匀分布的,则可以此为基础构造塔型.但要注意其他维信息的特点,以便进行正确的信息浓缩.选择塔的层数以及塔的类型一般视具体问题而定,本文采用逆四叉树方法构造塔型多分辨率数据结构,如图 1 和 2.

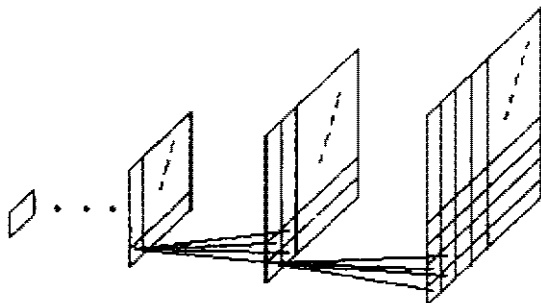


图1 塔型多分辨率数据结构
Fig.1 Pyramid multi-resolution data structure

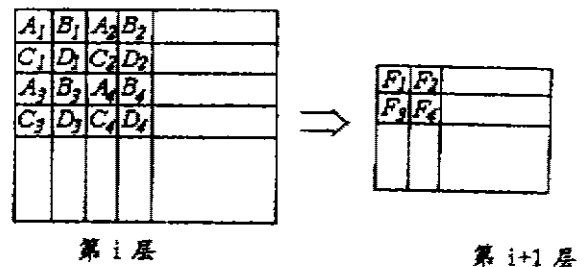


图2 逆四叉树塔型数据构造示意图
Fig.2 Pyramid structure data produced by anti-quadtrees technique

由图 1 与图 2 可以看到,假定本层有 $N \times N$ 个数据,逆四叉树塔型算法在构造高一层数据时,首先将本层数据的单元划分为 $N/2 \times N/2$ 个单元,每个单元有 4 个相邻的数据

(A, B, C, D) ,然后将该单元的数据求和 $F_i = (A_i + B_i + C_i + D_i)$ 作为高层数据的一个单元.这样高分辨层数据量是低分辨层数据量的 $1/4$.构造的塔型层数由具体任务而定,原则上要求构造成的最低分辨率层要能反映数据的分类特征.

逆四叉树方法可以等效为一种邻域平均然后抽取的方法,而邻域平均可等效为低通滤波,也就是说,逆四叉树方法得到的低分辨层信号数据是其高分辨层信号数据的低频成分,而信号的低频成分在原信号中变化较慢的成分,因此具有良好的稳态特性,可以保持数据的一些统计不变特性,并且压制了噪声的起伏,而这也正是在分类中所希望保持的性态.

由于图像样本点 $P(g, m, n)$ 的空间位置特征分布是均匀的,故可在其空间特征矢量 (m, n) 方向上构造塔型.塔型聚类(PFCM)算法如下:(1)由原图像构造如图1所示的塔型数据结构,设塔型总层数为 L ;(2)对每一层的数据进行归一化处理,得到归一化特征矢量 $(g, m, n)_p, p=1, 2, \dots, L$;(3)用合适的初始化方法对数据最少的最高层(L 层)塔的聚类中心初始化,令 $k=L$;(4)对第 k 层的特征数据进行 FCM 聚类,得到一组聚类中心数据 $V^{[k]}$;(5)若 $k=1$,则到(8),否则到(6);(6)用第 k 层的聚类中心矢量 $V^{[k]}$ 初始化第 $k-1$ 层的聚类中心;(7)令 $k=k-1$,转移到(4);(8)在最低层,进行去模糊处理,确定每个像素的类别,从而得到分割后的图像.

需要说明的是,在步骤(3)中,在初始化聚类中心时,可以采用随机选取该数据层中的 c 个不同的样本作为 c 个初始的聚类中心.为了使初始化效果更好,也可以采用势函数法进行初始化(见文献[4]),不过该方法在样本量很大时,运算量较大.在步骤(4)中,也可以采用硬聚类 HCM 算法,然后在步骤(8)之前使用 FCM 算法进行聚类中心和划分矩阵的细调整.在步骤(6)中,由于各层数据都是经过归一化的,故第 k 层聚类得到的中心可以直接作为第 $k-1$ 层的初始聚类中心.

如大多数非线性优化问题一样,聚类结果受初始值选择的影响很大,不合适的初始值可能导致结果收敛到一个不希望的极小点或者导致聚类过程收敛很慢.在聚类优化过程中,目标函数的每个局部极小点周围都有一个吸引域,如果选择的初始值处在吸引域中距离吸引子很近的位置,则优化过程很快收敛到该极值点,反之收敛速度就很慢.如果初始值落在吸引域以外,则优化过程可能将收敛到其他局部极小点上.

由于 PFCM 算法每一层(除最高层外)聚类都是以前一层聚类的结果作为其初始条件,这样就保证了其初始值离吸引子比较近,使得该层的聚类过程很快可以收敛.而在最高层(L 层),假设其初始条件是随机选取的,但由于这一层的数据量很少,故其聚类收敛速度很快.另外,本文塔型数据结构的构造过程表明,最高层的数据可以看成是原始信号数据的低频成分,体现了原始信号的某种全局特性,压制了变化比较快的高频成分的信号数据,使它的聚类结果收敛到全局最优的概率大,受初始值选择的影响小.因此 PFCM 算法比 FCM 算法收敛速度快,收敛到全局最优的概率大,鲁棒性强.本文实验验证了这一点.

1.3 图像分割特征矢量及参数选择

为使 PFCM 聚类算法有效实现,需要考虑算法参数的选择:(1)对灰度级为 G ,大小为 $M \times N$ 的图像在特征空间中进行归一化处理,得到归一化特征矢量 $P=(g, m, n)$,其中 g 为归一化灰度级, m 和 n 为归一化行列坐标,归一化的目的主要是为了消除不同特征量纲对聚类的影响;(2)类数的合理选择要考虑到背景的影响,一般选择合理的聚类数,才能得到比

较好的结果,由于本文聚类是一种过分割分类,且聚类域近似为一椭球,故对图3一类的图像一般取 $c \geq 5$ 可以得到正确的聚类过分割效果;(3)特征之间加权系数的选取,本文采用的聚类准则是加权欧氏距离

$$D^2(P) = (P - P^C)W(P - P^C)^T, \quad (2)$$

其中 $P = (g, m, n)$ 为样本像素点, $P^C = (g^C, m^C, n^C)$ 为类中心,且

$$W = \begin{bmatrix} w_{gg} & 0 & 0 \\ 0 & w_{mm} & 0 \\ 0 & 0 & w_{nn} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

这里 $w_{gg} + w_{mm} + w_{nn} = 1$,若 $w_{gg} = w_{mm} = w_{nn}$,则聚类域是一个球;若 w_{gg}, w_{mm}, w_{nn} 至少有两个不相等时,聚类域是一个椭球. $w_{gg}/(w_{mm} + w_{nn})$ 越小,空间相关信息的比重越大,等效为空间相关长度越长.

2 过分割区域的模糊合并

经模糊聚类后得到的分割图像,由于模糊聚类目标函数范数选择的影响,所选取的划分类数 C 不能太小,故实际得到的是一种过分割图像,即聚类分割结果有可能将同一目标或同一背景分成好几部分,这不利于目标和背景特征的提取.要得到较满意的分割结果,需要对过分割的图像再合并.我们选择以下条件作为合并准则:(1)要合并的两个区域应该是相邻的;(2)要合并的两个区域的特征应该是相似的;(3)合并后的大区域是有意义的.

区域合并要考虑的特征一般视不同的问题而不同.对于本文算法,由于过分割的每一块子图基本上是由灰度值差别不大、且距离接近的像素点构成,因此,其区域合并的特征可以选择灰度统计量-区域灰度的均值和方差.应指出的是,在过分割时,聚类数据不是直接以归一化三元组 (g, m, n) 为特征矢量,或者距离范数不是加权欧氏距离时,则需选择的合并特征要进行相应的调整.若目标过分复杂,以归一化三元组 (g, m, n) 直接为特征矢量聚类时,可能得不到理想效果,此时需要根据具体情况重新选择分类特征或分类方法.

设相邻的区域 R_A 和 R_B ,其均值、方差分别为 $m_A, m_B, \sigma_A, \sigma_B$,合并后的均值、方差分别为 m, σ ,则其合并原则可用模糊语言描述如下:(1)若 m_A 与 m_B 很接近,则支持合并;(2)若 σ_A 与 σ 很接近,且 σ_B 与 σ 很接近,则支持合并.为此,定义“接近”模糊语言为

$$\mu(x_A, x_B) = \begin{cases} \frac{T_1 - |x_A - x_B|}{T_1}, & 0 \leq |x_A - x_B| < T_1 \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (4)$$

其中 T_1 是控制模糊语言量 $\mu(x_A, x_B)$ 形状的参量, T_1 的选取与具体的应用背景和先验知识有关; x_A 和 x_B 分别是刻画集合 A 和 B 的特征参量; $|x_A - x_B|$ 是两个特征参量的绝对误差.

区域合并的决策函数为:当 m_A 与 m_B 很接近且 σ_A 与 σ 很接近且 σ_B 与 σ 很接近时,

$$D = \mu^2(m_A, m_B) \cap \mu^2(\sigma, \sigma_A) \cap \mu^2(\sigma, \sigma_B). \quad (5)$$

当 $D \geq T$ 时,合并; $D < T$ 时,不合并.其中 T 是决策置信度阈值, T 越大则要求合并的两个

区域越相似.

3 实验结果及结论

图 3(a)~(c)是 3 幅试验图像(海面舰船红外图像)的原图. 图 4 是图 3 对应的 3 幅试验图像的塔型模糊聚类分割结果. 考虑到目标在整幅图像中所占的比例, 我们取模糊聚类的过分割类数 $C=9$. 图 5 是图 4 对应的 3 幅试验图像经模糊区域合并(并且作了去噪处理)的分割结果. 另外, 我们用模糊聚类(FCM)分割算法和塔型模糊聚类(PFCM)分割算法对多幅图像进行了对比实验, 实验是在相同初始条件下进行的. 图 6 是试验图像(a)及(b)的模糊聚类(FCM)分割图像. 实验表明结果: 在得到相同的目标分割结果时, PFCM 算法比 FCM 算法平均收敛速度快 2~3 倍, 最快时可达 5~6 倍; 在某些条件下, FCM 算法分割目标失败(进入局部极小点), 而 PFCM 算法却能得到较好的分割效果, 故 PFCM 算法稳健性较 FCM 算法高. 从以上实验可以看出, 本文提出的图像分割算法在根据图像信息选择合适的距离范数、及合理的区域合并知识的条件下, 可以得到好的效果. 另外, 选择不同距离范数形式可以对不同形状的目标进行分割, 但在合并时要考虑使用相应的合并准则和特征参量.



图 3 3 幅试验图像原图
Fig. 3 three experimental images

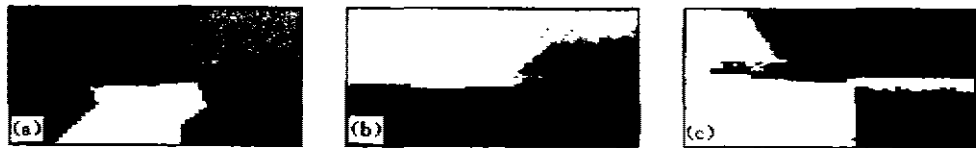


图 4 图 3 试验图像的塔型模糊聚类结果(过分割类数 $C=9$)
Fig. 4 Pyramid fuzzy clustering (PFCM) results of Fig. 3
(over-segmentation class number $C=9$)

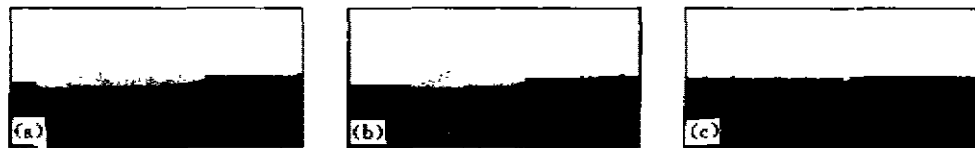


图 5 图 4 经模糊区域合并(及去噪)的结果
Fig. 5 Results of using region-fuzzy-mergence technique (and removed noise) to Fig. 4

图像分割是一个信息不足的不确定的问题, 图像处理的效果一般与使用的信息有关, 使用的信息越多(约束条件越多), 效果越好, 但其使用的范围越窄. 本文算法较文献[5]中算法的优点是所需要的图像先验知识少, 这样, 算法适用的图像范围比较广泛. 因此, 本文算法不仅可以对海面目标进行较好的分割, 对陆上和空中目标分割效果也较好. 文献[5]中的算法



图6 试验图像(a)及(c)的非塔型模糊聚类结果(过分割类数 $C=9$)
Fig. 6 Non-pyramid clustering results of (a) and (c) in
Fig. 3 (over-segmentation class number $C=9$)

是针对海面目标的,其使用的先验知识(约束条件)较本文算法要多,其对海面目标的分割效果较本文算法好,但文献[5]中的算法不能对陆上目标和空中目标进行分割,适用的范围较本文算法小。

REFERENCES

- 1 Bezdek J C. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. New York: Plenum Press, 1981
- 2 Bezdek J C. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1980, PAMI-2: 1—8
- 3 Zadeh L A. *The Concept of a Linguistic Variable and its application to approximate reasoning*. USA: American Elsevier Publishing Company, Inc. 1975
- 4 PEI Ji-Hong. *Study of image segmentation methods based on fuzzy information processing*, Xi'an; Ph.D. dissertation of Xidian University(裴继红. 基于模糊信息处理的图像分割方法研究, 西安电子科技大学博士论文), 1998
- 5 PEI Ji-Hong, et al. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*(裴继红, 等. 红外与毫米波学报), 1995, 14(5): 327—334

IMAGE SEGMENTATION METHOD BASED ON PYRAMID FCM CLUSTERING AND REGION FUZZY MERGENCE *

¹PEI Ji-Hong ²YANG Xuan

(¹School of Electronic Engineering, Xidian Univ., Xi'an Shaanxi 710071, China; ²Laboratory of Image Processing and Pattern Recognition, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shaanxi 710049, China)

Abstract A new dissociating-unifying image segmentation method was presented, which firstly over-segments an image using pyramid fuzzy C-mean(PFCM) clustering, then unifies these over-segmented regions into some significant object regions by using fuzzy mergence technique. Finally, several typical experiments to verify the proposed method were given with satisfactory results.

Key words pyramidal structure, FCM clustering, fuzzy mergence, segmentation.

* The project supported by the National Natural Science Foundation of China
Received 1998-04-16, revised 1998-09-25