

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2012.04.024

基于数学形态学FCM聚类原型图像降噪方法

肖满生, 钟 钦, 张建亚, 欧桂源, 李崇高

(湖南工业大学 科技学院, 湖南 株洲 412008)

摘 要: 由传感器得到的图像往往含有大量噪声, 针对目前常用的二维直方图算法在图像噪声检测与分离过程中存在的不足, 以及传统FCM聚类算法的特点, 提出了一种基于数学形态学的FCM聚类原型初始化方法: 首先基于数学形态学理论确定图像初始聚类点簇, 然后运用FCM对点簇进行处理。理论分析与实验表明, 该方法能有效消除图像中的噪声点, 对均匀噪声背景下图像处理有一定的应用价值。

关键词: 数学形态学; 原型初始化; FCM; 图像处理

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2012)04-0105-04

The Image Noise Reduction Method Based on FCM Clustering Prototype with Mathematical Morphology

Xiao Mansheng, Zhong Qin, Zhang Jianya, Ou Guiyuan, Li Chonggao

(School of Science and Technology, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412008, China)

Abstract: The images from sensors often contain a lot of noise. Aiming at the limitations of two-dimensional histogram algorithm which commonly used in image noise detecting and separating as well as the features of traditional FCM clustering algorithm, a method of FCM clustering prototype initialization based on mathematical morphology is presented: firstly, the image initial clustering cluster is determined based on the theory of mathematical morphology, and then the cluster is processed through the algorithm of FCM. Theoretical analysis and experiment show that the approach can effectively eliminate the image noise and has certain application value for processing the images with uniform noise background.

Keywords: mathematical morphology; prototype initialization; FCM; image processing

0 引言

由各类传感器得到的二维图像中往往含有大量的噪声, 如 X 射线图像、红外线遥感图像以及合成孔径雷达图像等, 用户感兴趣的目标物体则形成不同结构的点簇隐约散布在噪声中, 如何去除图像中

的噪声, 得到清晰的目标物体, 在图像处理应用中具有重要的现实意义。

针对图像噪声的检测问题, 目前国内外许多专家学者致力于该方面的研究, 且取得了较多研究成果, 如基于二维直方图的 Otsu 分割方法^[1-2], 基于几何形态学的图像分析方法^[3], 基于图像描述技术的

收稿日期: 2012-06-05

基金项目: 湖南省科技计划基金资助项目(2012FJ3036), 湖南省大学生研究性学习和创新性实验计划基金资助项目(湘教通[2011]123号)

作者简介: 肖满生(1968-), 男, 湖南邵阳人, 湖南工业大学副教授, 主要研究方向为智能计算和图像处理,

E-mail: xiaomansheng@tom.com

通信作者: 钟 钦(1990-), 男, 湖南桃江人, 湖南工业大学学生, 主要研究方向为计算机视觉处理,

E-mail: 371263277@qq.com

目标识别方法^[4]，以及常见的模糊聚类分析方法等。其中二维直方图 Otsu 分割方法在分离噪声点时，存在着阈值 (S,T) 选择的不确定性等缺陷，因而随着噪声点的增加其误分率激增，特别在均匀噪声背景下，几乎难以区分噪声点。基于几何形态学和图像描述技术方法对连续点簇形成的图像在噪声处理过程中，其处理效率高，但对那些离散的、稀疏的点簇构成的噪声分离不完全，目标物体信息丢失率大。聚类是非监督模式分类的一个分支，传统的模糊 C 均值 (fuzzy C-means, FCM) 算法采用了初始聚类原型 (聚类中心) 随机选取，是一种基于局部搜索的爬山法，由于存在对聚类初始值敏感，容易收敛到局部极值点^[5-6]等不足，对弥散在噪声背景下的图像进行点簇检测分离时，其检测效率不高，而且误检率大。基于此，本文在传统 FCM 算法的基础上，运用数学形态学相关理论^[7-8]，探讨了一种 FCM 聚类原型初始化方法，并将该方法直接用于均匀噪声背景下图像点簇的检测与分离。研究表明，该方法不但可以有效降低图像中的噪声，而且算法求解过程简单，效率较高，易于实现。

1 基于数学形态学的 FCM 聚类原型初始化方法

数学形态学 (mathematical morphology) 诞生于 1946 年，其基本思想是用结构元素 (structure element) 去探测一个图像，判断能否将这个结构元素较好地填充在图像内部，同时验证填充结构元素的方法是否有效。该技术已成为图像分析处理领域的一个重要研究工具^[9]，特别是对二值图像的处理，其运算简单，易于实现。本文根据数学形态学理论，考虑均匀噪声背景下二维图像的特点，设计了基于数学形态学的 FCM 聚类原型初始化方法，并利用 FCM 聚类算法高效正确地分离出图像中的目标对象，达到图像降噪的目的。

1.1 数学形态学基本算子

数学形态学由一组代数运算算子构成，其基本运算算子有 4 个：膨胀、腐蚀、开运算和闭运算。设带有下划线的大写字母 $\underline{A}, \underline{B}, \dots$ 表示 N 维离散空间的二值点集，其中的 A, B, \dots 分别表示集合中的点，它定义为 N 维整数坐标矢量 \mathbf{Z}^N ，每个点矢量的各分量用带下标的小写字母表示，如： $\underline{A} = \{a_1, a_2, \dots, a_N\}^T$ ， $\underline{B} = \{b_1, b_2, \dots, b_N\}^T$ ，且 $\underline{A}, \underline{B} \in \mathbf{Z}^N$ 。

设 $(\underline{A})_B = \{T \in \mathbf{Z}^N | T = A + B, A \in \underline{A}\}$ 表示点集 \underline{A} 平移 B ，则基于 Minkowski 加法， \underline{A} 被 B 膨胀定义为

$$\underline{A} \oplus \underline{B} = \bigcup_{B \in \underline{B}} (\underline{A})_B = \{D \in \mathbf{Z}^N | D = A + B, A \in \underline{A}, B \in \underline{B}\} \quad (1)$$

同理， \underline{A} 对 \underline{B} 的腐蚀操作为

$$\underline{A} \ominus \underline{B} = \bigcap_{B \in \underline{B}} (\underline{A})_B = \{E \in \mathbf{Z}^N | E + B = A, A \in \underline{A}, B \in \underline{B}\} \quad (2)$$

膨胀、腐蚀算子很少单独使用，而是相互结合成对组成常见的开、闭运算，设 \underline{A}_B 表示集合 \underline{A} 相对于集合 \underline{B} 的结构开，则

开运算

$$\underline{A}_B = (\underline{A} \ominus \underline{B}) \oplus \underline{B}, \quad (3)$$

它表示集合 \underline{A} 相对于集合 \underline{B} (集合 \underline{B} 也称结构元素) 先腐蚀后膨胀的结果。开运算具有平滑功能，它能消除集合 \underline{A} 几何结构中的孤立点 (噪声点)、毛刺，使 \underline{A} 变成一个边缘相对光滑简单的结构。

闭运算

$$\underline{A}^B = (\underline{A} \oplus \underline{B}) \ominus \underline{B}, \quad (4)$$

它表示集合 \underline{A} 相对于 \underline{B} 的先膨胀后腐蚀的结果。闭运算具有过滤功能，能填平集合 \underline{A} 几何结构中的空洞，弥补小裂缝。

1.2 初始聚类原型的获取

借助上述数学形态学理论及运算算子，FCM 初始聚类原型的获取过程如图 1 所示。

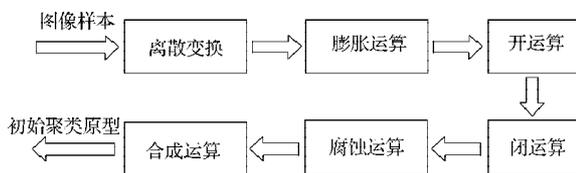


图 1 聚类原型的获取过程

Fig. 1 The process of determining clustering prototype

具体获取过程描述如下：

1) 离散化变换。把待处理的数据集 $X \subset \mathbf{R}^s$ (实数域) 映射到正整数域 \mathbf{Z}^s 中，同时把松散的样本集变换为紧凑集，即

$$Q: X \rightarrow Y (X \subset \mathbf{R}^s, Y \subset \mathbf{Z}^s), \quad (5)$$

式中 Y 为量化后的目标数据集，它是一组矢量集合。

2) 膨胀运算。选择合适的结构元素 \underline{s}_1 ，运用膨胀操作 $\underline{Y} \oplus \underline{s}_1$ ，把矢量集 Y 变换成包含有几个大的连通分量和孤立点集及毛刺的集合。

3) 开运算。选择合适的结构元素 \underline{s}_2 ，对目标集合作开操作 $\underline{Y}_{\underline{s}_2}$ ，消除其中的孤立点及毛刺，输出边缘相对光滑的连通分量。

4) 闭运算。利用结构元素 \underline{s}_2 ，对目标集合作闭操作 $\underline{Y}^{\underline{s}_2}$ ，填平各连通分量中的孔洞，弥合裂缝。

5) 腐蚀运算。利用结构元素 S_1 和腐蚀算子 $Y \ominus S_1$, 把相互靠近或连在一起的大连通分量腐蚀成几个独立子分量, 获得样本集的子结构。

6) 合成运算。合成运算包括细化操作、连通分量标注以及曲线拟合 3 个步骤, 这些操作步骤为图像描述技术中阐述的内容。其中细化操作用来获得图像中目标物体“类似骨架”; 连通分量标注用来对细化后的各连通分量进行标注, 获得连通分量数和连通分量集合, 为下一步的曲线拟合打下基础; 曲线拟合用来求得聚类原型的最终参数, 包括原型类型、聚类数 c 以及原型值。图像描述中的这几项技术请参考文献[7-8], 此处不再细述。

2 均匀噪声背景下图像的检测与分离

实际中的二维图像往往含有大量噪声点, 为了进行目标识别, 首先需要把组成目标的点簇从噪声背景中分离出来, 才能进行后续的处理, 因此点簇检测与分离工作变得非常重要。上一章中基于数学形态学理论的聚类原型初始化方法, 不仅可以正确的获得图像的初始聚类原型, 包括原型值、聚类数、原型类型等, 而且减少了 FCM 算法随机选取聚类原型需要反复迭代以获得最终原型的计算过程, 因而计算简单、效率高。在聚类原型初始化所取得的模糊聚类原型参数的基础上, 结合 FCM 聚类算法, 设计一种均匀噪声背景下图像点簇的检测与分离方法, 能有效去除图像中的噪声点, 获得较为清晰的目标, 具体方法如下。

1) 把二维平面上的图像样本 X 离散化映射为一幅二值图像 $B(x,y)$:

$$Q: X \rightarrow Y, B(x,y) = \begin{cases} 1, & (x,y) \in Y; \\ 0, & (x,y) \notin Y. \end{cases} \quad (6)$$

式中, Y 为离散化后的图像样本集, $B(x,y)$ 为二值图像中的点集, (x,y) 为点所在的二维平面坐标。

2) 选择合适的结构元素 S_1, S_2 , 按聚类原型初始化方法, 对 $B(x,y)$ 做膨胀、开、闭和腐蚀运算, 并运用图像描述技术中的合成运算获得图像 $B(x,y)$ 的初始原型参数, 包括聚类数 c , 聚类原型的初值及原型类型。其中 S_1 为膨胀及腐蚀运算的结构元素, S_2 为开、闭运算的结构元素。

3) 利用 2) 步中的聚类原型参数, 调用传统的 FCM 聚类算法, 对图像 $B(x,y)$ 进行聚类分割, 得到最终的二值图像 $\dot{B}(x,y)$ 。

4) 取原二值图像 $B(x,y)$ 与新得到的二值图像 $\dot{B}(x,y)$ 的交集为检测出的目标点簇:

$$\dot{Y} = \{(x,y) | B(x,y) \cap \dot{B}(x,y) = 1\}, \quad (7)$$

式中 \dot{Y} 为检测出的目标物体点簇集合, 其中大部分噪声点因不满足式 (7) 而被除去。

5) 对 \dot{Y} 进行逆映射, 即可得到降噪后的图像样本 \dot{X} :

$$\dot{X} = Q^{-1}(\dot{Y}). \quad (8)$$

3 实验结果与分析

为了验证本文所提出的方法的正确性, 构造了一幅 64×64 像素大小的人造图像, 并在图像中叠加不同方差的高斯噪声后作为测试数据。图 2a) 为叠加了 $N(0, 400)$ 的高斯噪声后的图像, 图 3a) 为叠加了 $N(0, 900)$ 的高斯噪声后的图像。图像中目标物体 (圆) 的灰度为 160, 背景的灰度为 100, 散布在目标与背景中的点即为噪声点。

为了验证算法效果, 将本文方法 (简称算法 1) 与文献[1]中提出的二维 Otsu 分割方法 (简称算法 2) 进行对比实验。二维 Otsu 方法是目前基于二维直方图技术常用的图像分割处理方法, 其应用已非常成熟, 在图像质量较好的情况下可以取得较好的分割效果。算法 1 中结构元素 S_1, S_2 均采用 3×3 像素的方块结构, 算法 2 中的二维直方图阈值 (S, T) 的选取对算法性能及处理效率有较大影响。不失一般性, 本实验中的 (S, T) 分别取像素点灰度的中间值及邻域灰度差的平均值, 具体为 (50, 82)。图 2 和图 3 分别为叠加了不同高斯噪声点后 2 种算法处理后的分割结果, 表 1 为不同噪声情况下, 2 种算法处理图像的性能比较。

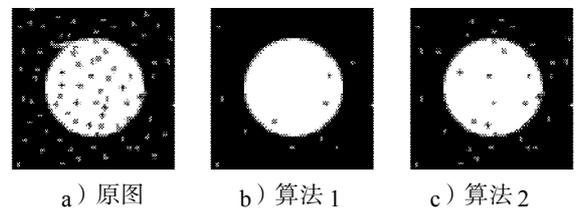


图2 $N(0,400)$ 噪声下图像处理效果比较

Fig. 2 Comparison of image processing in noise $N(0,400)$

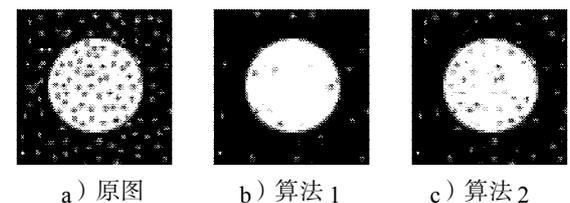


图3 $N(0,900)$ 噪声下图像处理效果比较

Fig. 3 Comparison of image processing in noise $N(0,900)$

表1 2种算法处理图像的性能比较

Table 1 The performance comparison of two image processing

| 方法 | 噪声 $N(0, 400)$ | | 噪声 $N(0, 900)$ | |
|------|----------------|-------|----------------|-------|
| | 错分点数 | 误分率/% | 错分点数 | 误分率/% |
| 算法 1 | 58 | 1.42 | 125 | 3.05 |
| 算法 2 | 412 | 10.06 | 764 | 18.65 |

比较图 2 和图 3 中 2 种算法对图像噪声点处理的效果,可以看出,本文所提出的方法(算法 1)对图像降噪的效果明显优于二维 Otsu 方法;同时,从表 1 可知,基于数学形态学的聚类原型初始化方法,对图像分割处理的误分率低于二维 Otsu 方法。另外,从上面的实验结果也可以看出,图像中的噪声点越多,降噪效果也越差,其分割图像时误分率也越高。因此,在实际图像采集中,首先应尽量减少混入图像中的噪声点,再采用相关降噪方法进行噪声点分离。实验中,用 2 种方法处理图像的时间都在毫秒级内,能满足实时处理需求,因此实验没有对处理时间进行比较。

4 结语

针对二维直方图 Otsu 方法降噪的不足及 FCM 聚类的特点,提出了一种基于数学形态学的聚类原型初始化方法,以此快速准确地获取聚类原型初始参数,减少 FCM 聚类需反复迭代以矫正聚类原型所需的计算量,提高了工作效率。通过实验结果对比表明,该方法能有效检测并分离出图像中的噪声点,其处理目标图像的性能明显优于二维直方图 Otsu 算法。因此,该方法在实际图像降噪处理中有一定的应用价值。

参考文献:

- [1] 肖刚,应晓芳,高飞,等.基于邻域灰度差值的二维 Otsu 分割方法研究[J].计算机应用研究,2009,26(4): 1544-1545.
Xiao Gang, Ying Xiaofang, Gao Fei, et al. 2D Otsu Method Based on Difference of Gray-Level Histogram[J]. Application Research of Computers, 2009, 26(4): 1544-1545.
- [2] 汪海洋,潘德炉,夏德深.二维 Otsu 自适应阈值选取算法的快速实现[J].自动化学报,2007,33(9): 968-971.
Wang Haiyang, Pan Delu, Xia Deshen. A Fast Algorithm for Two-Dimensional Otsu Adaptive Threshold Algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(9): 968-971.
- [3] Michielsen K, Raedt H De. Integral-Geometry Morphological Image Analysis[J]. Physics Reports, 2001, 347(6): 461-538.
- [4] 张汉华,王伟,姜卫东,等.基于图像描述技术的飞机目标架次判别方法[J].系统工程与电子技术,2003,25(9): 1156-1160.
Zhang Hanhua, Wang Wei, Jiang Weidong, et al. Classification of Air Targets Using Image Description Technique Based on a Non-Coherent Radar[J]. Systems Engineering and Electronics, 2003, 25(9): 1156-1160.
- [5] Zou Kaiqi, Wang Zhiping, Hu Ming. An New Initialization Method for Fuzzy C-Means Algorithm[J]. Fuzzy Optimization and Decision Making, 2008, 7(4): 409-416.
- [6] Kim D W, Lee K H, Lee D. On Cluster Validity Index for Estimation of the Optimal Number of Fuzzy Clusters[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(10): 2009-2025.
- [7] 郭景峰,蔺旭东.数学形态学中结构元素的分析研究[J].计算机科学,2002,29(7): 113-115.
Guo Jinfeng, Lin Xudong. The Analysis and Study of Structure Element of Mathematical Morphology[J]. Computer Science, 2002, 29(7): 113-115.
- [8] 高新波.模糊聚类分析及应用[M].西安:西安电子科技大学出版社,2004: 98-99.
Gao Xinbo. Fuzzy Cluster Analysis and Its Applications [M]. Xi'an: Xi'an Electronic and Science University Press, 2004: 98-99.
- [9] Bouaynaya N, Charif C M, Schonfeid D. Theoretical Foundations of Spatially Variant Mathematical Morphology Part I: Binary Images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(5): 823-836.

(责任编辑:邓光辉)