

单幅散焦图像的局部特征模糊分割算法

王 亮 田 萱

(北京林业大学信息学院 北京 100083)

摘 要 当前局部特征模糊分割算法没有对单幅散焦图像进行预处理,导致单幅散焦图像的清晰度较低,从而影响分割效果。原有的模糊分割算法在像素分割的过程中,像素标签量巨大,从而导致分割过程复杂。为此,提出利用免疫谱聚类算法实现对单幅散焦图像的局部特征模糊分割。首先,通过分块的方法对局部模糊图像进行再次模糊;然后,比较模糊前后散焦图像的奇异值变化,并以该变化为依据对散焦图像进行标识;最后,提取出单幅散焦图像的奇异值特征,进而实现单幅散焦图像的局部特征模糊分割的目标。利用谱聚类的方法对散焦图像中的像素点样本进行聚类,采用 Nyström 逼近方法对像素点相似性矩阵的特征向量进行计算,降低了计算的复杂度;同时利用免疫算法提高聚类结果的准确性,保证了散焦图像的局部特征模糊分割结果。实验结果表明,所提算法能够有效地对单幅散焦图像进行分割,分割的效果较好,计算过程较为简单。

关键词 单幅散焦图像,局部特征,模糊分割,免疫谱聚类算法

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.02.055

Local Feature Fuzzy Segmentation Algorithm for Single Defocused Image

WANG Liang TIAN Xuan

(School of Information Science and Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract At present, the fuzzy segmentation algorithm of local features does not preprocess a single defocused image, resulting in low definition of the single defocused image and affecting the segmentation effect. The original fuzzy segmentation algorithm requires a large number of pixel labels in the process of pixel segmentation, and its segmentation process is complicated. Therefore, this paper proposed a method of using immune spectral clustering algorithm to execute fuzzy segmentation of the local features for a single defocused image. Firstly, the local fuzzy image is blurred again by using the method of block. Then, the variation of the singular value for the defocused image is compared, and the defocused image is identified based on this variation. Finally, the singular value features of a single defocused image are extracted, and the local features of a single defocused image are blurred. The spectral clustering method is used to cluster the pixels in the defocused image and the Nyström approximation method is used to calculate the eigenvectors of the pixel similarity matrix, which reduces the computational complexity. The immune algorithm improves the accuracy of the clustering results and ensures the fuzzy segmentation results of the local features for defocused images. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively segment the defocused image, the segmentation result is better and the calculation process is simpler.

Keywords Single defocused image, Local feature, Fuzzy segmentation, Immune spectrum clustering algorithm

1 引言

图像采集技术的提高使图像数量逐渐增大,图像中含有的信息量逐渐增多^[1]。图像信息提取逐渐受到重视,图像特征分割作为图像信息提取的重要环节,直接影响着图像信息提取的效果^[2]。在图像采集中,由于镜头散焦,导致散焦图像的清晰度不高。由于图像模糊,直接对其进行局部特征分割

无法准确提取散焦图像的特征,从而影响分割效果^[3]。目前广泛使用的单幅散焦图像局部特征分割算法是通过模糊 C-均值聚类^[4]实现的,利用散焦图像像素隶属度对邻域噪声的强度进行度量,从而调整像素局部的邻域半径值,降低散焦图像中的噪声。在此基础上,利用模糊 C-均值聚类算法实现散焦图像的分割。这种方法由于计算过程较为简单,成为了解决该课题的重点方法^[5]。随着对模糊图像处理研究的深入,

收稿日期:2017-10-09 返修日期:2017-11-09 本文受北京林业大学中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(YX2014-19),中央高校基本科研业务费专项资金(BLX2014-27)资助。

王 亮(1992-),男,硕士生,主要研究领域为数字图像处理、智能信息处理、机器学习,E-mail:wangliang843@163.com;田 萱(1976-),女,博士生,副教授,主要研究领域为智能信息处理,E-mail:tianxuan@bjfu.edu.cn(通信作者)。

该课题已逐渐成为研究的热点,在相关领域也引起了广泛的关注。

可以将图像分割的过程看作将图像的像素集规划到不同类中的过程,目前对图像分割的研究成果已有很多。例如,文献[6]提出了结合非局部信息与图割的图像分割算法。该算法在建模非局部信息时,为每个像素点设置固定大小的搜索窗口,计算非局部像素对之间的相似性关系,利用图像片代替像素,以图像片之间的相关性表征图像的非局部信息,将图像中的非局部信息引入图割框架中,利用能量函数合并散焦图像的局部信息和非局部信息,组成新的能量项;在构图时添加一组边集对散焦图像的非局部信息进行表述,通过最大流/最小割算法进行求解,完成图像分割。文献[7]提出了一种基于一维 Otsu 的图像局部特征分割算法。考虑到散焦图像信息的复杂性,该算法引入基于梯度、灰度、距离的综合信息直方图,并赋予这 3 个信息相应的权值,以 kd-树作为框架快速自动确定阈值个数,从而实现单幅散焦图像的局部特征分割。文献[8]提出了一种基于 SLICO 改进的 GrabCut 算法的散焦图像的局部特征分割方法。该算法通过在图像的目标区域内划定矩形框,并在 CIELab 颜色模板下利用 SLICO 算法将图像处理成与内部颜色一致的超像素图像,从而构架图像模型。同时,其利用超像素均值迭代估计高斯混合模型参数,利用背景区域优化技术减少迭代时的节点数量,降低矩形框外颜色的干扰,实现模型参数的求解,完成散焦图像的局部特征分割。

综观上述方法,文献[6]的方法由于对每个像素点设置搜索窗口,导致其计算量较大,计算复杂度较高。文献[7]的方法由于赋予的权值具有主观性,影响分割的质量。文献[8]的方法由于直接在图像的目标区域内划分矩形框,没有对图像进行处理,导致图像的清晰度较低,影响分割的效果。鉴于此,本文提出基于免疫谱聚类算法的单幅散焦图像的局部特征模糊分割算法。该算法通过奇异值对分割目标进行确认,引入 Nyström 逼近方法减少计算的复杂度,并使用免疫谱聚类算法来保证计算结果的准确性。实验结果表明,所提算法能够有效地对散焦图像的局部特征进行模糊分割,且分割效果较好,计算复杂度较低,具有较强的应用性。

2 单幅散焦图像的局部特征模糊分割算法

2.1 单幅散焦图像的奇异值特征提取

对于给定的单幅散焦图像 I ,其大小为 $m \times m$,该散焦图像的奇异值分解可以表示为:

$$I = USV^T \quad (1)$$

其中, U 和 V 表示该散焦图像的正交阵, S 表示该散焦图像的对角阵, T 表示图像的分解系数。利用向量外积的形式表示式(1),得到:

$$I = \sum_{i=1}^r \sigma_i u_i v_i^T \quad (2)$$

其中, σ_i 表示 S 的对角线项, u_i 表示 U 的列向量, v_i 表示 V 的列向量, r 表示 I 的秩。由式(2)可知,对散焦图像矩阵进行奇异值分解可当作权值为 r 、以秩为1的奇异值矩阵求和,奇异值越大,对应特征所占比例越大。因为奇异值依据降序

进行排列,所以使用奇异值分解对散焦图像主成分进行分析时,经常采用奇异值前 k 个关键特征来表示原散焦图像^[9-10]。

对于图像 I ,设定其与模糊函数 h 的卷积为:

$$I * h = \sum_{i=1}^r \sigma_i (u_i v_i^T) * h \quad (3)$$

利用大尺度特征表示图像特征,利用小尺度表示图像的细节特征。式(3)中, $(u_i v_i^T) * h$ 为图像特征增长的尺度空间,是导致图像高频信息丢失的重要因素。因此,图像奇异值随着模糊度的变大而减小,但模糊图像的前 k 项奇异值所占的比重要大于清晰图像所占比重,因此本文采用奇异值特征作为评价图像模糊的指标:

$$q_j = \frac{\sum_{i=1}^k \sigma_i}{\sum_{i=1}^m \sigma_i}, 1 \leq j \leq m \times m \quad (4)$$

其中, q_j 表示像素为 j 的散焦图像邻域内的奇异值 σ_i 的前 k 项所占比重。

本文采用图像分块方法,提出了一个改进的图像模糊评价指标,通过对散焦图像的模糊特征进行再次模糊,将散焦图像前后的奇异值变化作为指标,增加分割准确度。对于图像 I ,采用方差为 a 的高斯函数 h_a 进行卷积,公式为:

$$G = I * h_a = \sum_{i=1}^r \eta_i u_i' v_i'^T = \sum_{i=1}^r \sigma_i (u_i v_i^T) * h_a \quad (5)$$

其中, η_i 表示奇异值变换的系数, u_i' 和 v_i' 分别表示 U 和 V 的列向量变化系数。得到图像的评价指标为:

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^k \eta_i}{\sum_{i=1}^r \eta_i} - \frac{\sum_{i=1}^k \sigma_i}{\sum_{i=1}^r \sigma_i} \quad (6)$$

将散焦图像分成 N 块时, β_j 表示散焦图像中第 j 个分块的模糊评价指标, $j \in [1, N]$ 。根据评价指标,确定散焦图像的分割目标。

通过上述论述,利用分块的方法对散焦图像进行再次模糊,比较模糊前后散焦图像的奇异值特征变化,利用奇异值特征变化的差异对散焦图像进行标识,以实现单幅散焦图像的奇异值特征提取,从而确定单幅散焦图像的局部特征模糊分割的目标。

2.2 基于 Nyström 逼近的免疫谱聚类图像分割

由于散焦图像的纹理特征显著,提取散焦图像中每个像素的纹理特征。在谱映射过程中,首先对散焦图像像素的相似性矩阵进行计算:

$$\omega_{ij} = \exp(-\|s_i - s_j\|^2 / 2\sigma^2) \quad (7)$$

其中, s_i 为单幅散焦图像中第 i 个像素点的特征向量, s_j 为单幅散焦图像中第 j 个像素点的特征向量, ω_{ij} 为图像像素点 i 和 j 之间的相似度, σ 为特征向量尺度参数。得到一个大小为 $n \times n$ 的像素间相似性矩阵 W ,对矩阵 W 的拉普拉斯矩阵 L 进行计算:

$$L = D^{-1/2} W D^{-1/2} \quad (8)$$

其中, $D = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n \omega_{1i} & 0 & \cdots & 0 \\ & \vdots & & \\ 0 & 0 & \cdots & \sum_{i=1}^n \omega_{ni} \end{bmatrix}$ 。按照式(8)进行特征值

分解,取前 k 个最大特征值特征向量,将其作为数据集 S ,该数据集在映射空间中的映射集为 Y ,大小为 $(n \times k)$ 。

然后采用 Nyström 逼近方法,间接对映射集 Y 进行计算。从所有的 n 个样本中随机抽取 $m(m \leq n)$ 个样本作为代表点,求取其特征值,将特征向量扩展到整个样本集合的相似性矩阵中,从而减少计算量,降低算法的实现复杂度。Nyström 逼近方法的矩阵可以表示为:

$$W = \begin{bmatrix} H & B \\ B^T & C \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, H 为随机采集的 m 个像素权重, B 为随机采集 m 个像素后剩余 $n - m$ 个像素的权重, C 为随机采样后剩余样本点 $n - m$ 的权重。当 $m \leq n$ 时, C 较大。对矩阵子块 H 进行对角化处理: $H = U \Lambda U^T$ 。设定 \bar{U} 表示对相似矩阵 W 特征向量的逼近,利用 Nyström 推广可以得到:

$$\bar{U} = \begin{bmatrix} U \\ B^T U \Lambda^{-1} \end{bmatrix} \quad (10)$$

设定 \hat{W} 为对 W 的逼近,则有:

$$\begin{aligned} \hat{W} &= \bar{U} \Lambda \bar{U}^T = \begin{bmatrix} U \\ B^T U \Lambda^{-1} \end{bmatrix} \Lambda \begin{bmatrix} U^T & \Lambda^{-1} U^T B \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} U \Lambda U^T & B \\ B^T & B^T H^{-1} B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H & B \\ B^T & B^T H^{-1} B \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} H \\ B^T \end{bmatrix} H^{-1} [H \ B] \end{aligned} \quad (11)$$

根据上述分析结果,采用 Nyström 逼近 $B^T H^{-1} B$,间接地达到计算矩阵 C 的相似性矩阵 W 的目的,减少算法复杂度,计算矩阵 W 的拉普拉斯矩阵 L ,以实现对散焦图像特征值的分解。

利用免疫聚类算法,将映射集 Y 的每一行当作像素空间 R^k 的一个点,并把此点当作抗原进行初始化,形成 k 个初始抗体种群 $A(0)$,以此作为初始的聚类中心。

$$A(0) = \sum_{k=1}^k R^k Y \quad (12)$$

利用式(12)对 R^k 中的像素点进行克隆、变异、选择操作,实现像素点抗体与抗原之间的匹配。通过计算映射集 Y 中每一个点到聚类中心的聚类,将映射集 Y 分配给与聚类中心距离最近的类别中,并根据 Y 的分配结果将原始的像素点分配到与 Y 相对应的类别中,从而实现单幅散焦图像的局部特征模糊分割。

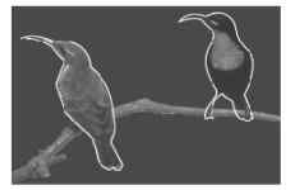
3 实验结果与分析

实验过程中,使用 CPU 类型为 Intel/英特尔酷睿 i7, CPU 主频为 3.0GHz,内存频率为 2400MHz 的计算机进行单幅散焦图像的局部特征模糊分割,分割的过程与结果如下述实验所示。

从麻省理工大学数据库中随机选取 4 张散焦图片,利用本文所提方法进行散焦图像分割,分割的效果如图 1 所示。



(a) 图像 1 的原图像



(b) 图像 1 的分割效果



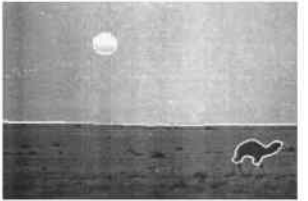
(c) 图像 2 的原图像



(d) 图像 2 的分割效果



(e) 图像 3 的原图像



(f) 图像 3 的分割效果



(g) 图像 4 的原图像



(h) 图像 4 的分割效果

图 1 不同散焦图像的分割效果对比

Fig. 1 Comparison of segmentation effect for different defocused images

通过实验可知,本文所提方法适用于各种类型的散焦图像,能够保留散焦图像的特征,分割的形状较好,边缘清晰度较高,误差较小。

对本文所提方法的分割效果进行分析:通过实验得到本文方法对不同图像进行分割的分割参数,为了准确评价本文方法的分割效果,将本文算法与 AFWFCM 算法的分割结果进行对比,结果如表 1 所列。

表 1 本文算法与 AFWFCM 算法分割参数的对比
Table 1 Comparison of segmentation parameters between the proposed algorithm and AFWFCM algorithm

图像	算法	聚类数/个	平均分割精度/%	分割时间/s
图像 1	本文算法	39	92.4	5.6
	AFWFCM 算法	21	75.5	8.7
图像 2	本文算法	42	93.6	7.9
	AFWFCM 算法	31	76.2	10.2
图像 3	本文算法	51	94.2	6.8
	AFWFCM 算法	34	75.3	11.3
图像 4	本文算法	48	93.7	8.4
	AFWFCM 算法	29	78.6	13.5

通过表 1 可以看出,本文算法的聚类数较多,分割精度较

高,因此分割结果较好。由于使用本文算法进行图像分割所花费的分割时间少于传统的 AFWFCM 算法,说明本文所提算法实现过程较为简单,计算复杂度较低。

结束语 随着图像采集技术的提高,图像的数量越来越多,图像中包含的信息也越来越多。由于在图像采集过程中散焦图像的焦距调整不佳,导致图像的清晰度不高,难以对图像中的信息进行准确、完整的提取,因此需要对图像进行局部特征模糊分割。本文提出了一种利用免疫谱聚类算法的分割算法,主要研究内容如下:

1)采用分块方法对散焦图像局部特征进行模糊,比较模糊前后散焦图像的奇异值转变情况,依据奇异值变化对散焦图像进行标识,实现散焦图像的奇异值特征提取,确定散焦图像的分割目标。

2)利用谱聚类的方法对散焦图像中的像素点样本进行聚类,采用 Nyström 逼近方法降低计算的复杂度,对像素点相似性矩阵的特征向量进行计算,并利用免疫算法提高聚类效果,保证聚类结果的精确度,从而保证散焦图像的局部特征模糊分割结果。

参 考 文 献

- [1] WANG W Z, LI N. A Segmentation Algorithm of Moving Target Image Anti Light Interference[J]. Bulletin of Science and Technology, 2015, 31(6): 166-168. (in Chinese)
王维哲, 李娜. 一种去光照干扰的运动目标图像分割算法[J]. 科技通报, 2015, 31(6): 166-168.
- [2] ZHANG J, FAN H H. An Improved Image Segmentation Algorithm and Simulation Based on Fuzzy Clustering[J]. Computer Simulation, 2015, 32(4): 380-383. (in Chinese)
张杰, 范洪辉. 一种改进的模糊聚类图像分割算法研究与仿真[J]. 计算机仿真, 2015, 32(4): 380-383.
- [3] DONG D D, ZHOU S G, FAN L, et al. Research of Remote Sensing Image Segmentation Based on Watershed and Alpha Expansion[J]. Science Technology and Engineering, 2015, 15(10): 204-209. (in Chinese)
董丹丹, 周绍光, 凡莉, 等. 基于分水岭和 α 扩展的遥感影像分割方法研究[J]. 科学技术与工程, 2015, 15(10): 204-209.
- [4] ZHANG Y M, BA D K, XING K. A Method of Fuzzy Threshold for Adaptive Image Segmentation[J]. Computer Measurement & Control, 2016, 24(4): 126-128. (in Chinese)
张永梅, 巴德凯, 邢阔. 基于模糊阈值的自适应图像分割方法

[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(4): 126-128.

- [5] GONG W W, GE Y R. Image segmentation by spectral clustering based on IRAM and semi-supervised[J]. Electronic Design Engineering, 2016, 24(17): 156-159. (in Chinese)
龚文文, 葛玉荣. 基于 IRAM 和半监督的谱聚类图像分割[J]. 电子设计工程, 2016, 24(17): 156-159.
- [6] WANG T, JI Z X, SUN Q S. A Segmentation Algorithm Combined with Non-local Information and Graph Cut[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2015, 27(5): 783-791. (in Chinese)
王涛, 纪则轩, 孙权森. 结合非局部信息与图割的图像分割算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(5): 783-791.
- [7] SHEN X J, PAN H, CHEN H P. Medical Image Segmentation Algorithm Based on One-Dimensional Otsu Multiple Threshold[J]. Journal of Jilin University(Science Edition), 2016, 54(2): 344-348. (in Chinese)
申铨京, 潘红, 陈海鹏. 基于一维 Otsu 的多阈值医学图像分割算法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2016, 54(2): 344-348.
- [8] CHEN X, HE Z S, LI Y H. Improved color image segmentation of GrabCut algorithm based on SLICO[J]. Application Research of Computers, 2015, 32(10): 3191-3195. (in Chinese)
陈鑫, 何中市, 李英豪. 一种新的基于 SLICO 改进的 GrabCut 彩色图像分割算法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(10): 3191-3195.
- [9] WANG S H, DI L, LIANG J Z. Multi-dimensional fuzzy clustering image segmentation algorithm based on kernel metric and local information[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(11): 3227-3231. (in Chinese)
王少华, 狄岚, 梁久祯. 基于核与局部信息的多维度模糊聚类图像分割算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(11): 3227-3231.
- [10] HOU X F, WU C M. Fast Fuzzy Local Information C-means Clustering Segmentation Algorithm [J]. Computer Science, 2016, 43(10): 297-303. (in Chinese)
侯晓凡, 吴成茂. 一种快速的模糊局部 C-均值聚类分割算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(10): 297-303.
- [11] YANG M, SU Y K. Adaptive Algorithm Based on Fuzzy C-Means for Image Segmentation[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2015, 29(6): 94-99. (in Chinese)
杨漫, 苏亚坤. 采用模糊 C-均值聚类的自适应图像分割算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2015, 29(6): 94-99.

(上接第 311 页)

- [7] DAS A, PAL U, FERRER B M A, et al. Sclera recognition using dense-SIFT[C]// International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. 2013: 74-79.
- [8] GAO C, ZHANG X, WANG Y L, et al. Automatic stitching approach of aerial image sequence based on SIFT features[J]. Computer Applications, 2007, 21(11): 2789-2792. (in Chinese)
高超, 张鑫, 王云丽, 等. 一种基于 SIFT 特征的航拍图像序列自动拼接方法[J]. 计算机应用, 2007, 21(11): 2789-2792.
- [9] BROWN M, LOWE D G. Invariant Features from Interest Point

Groups[C]//British Machine Vision Conference. 2002: 656-665.

- [10] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [11] ZHAO Z H, YANG S P, MA Z Q. License Plate Character Recognition Based on Convolutional Neural Network LeNet-5 [J]. Journal of System Simulation, 2010, 22(3): 638-641. (in Chinese)
赵志宏, 杨绍普, 马增强. 基于卷积神经网络 LeNet-5 的车牌字符识别研究[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(3): 638-641.