

基于 TL - FCM 的储粮害虫图像分割算法研究

任 斌, 张志宏

(宣化科技职业学院, 河北 张家口 075000)

摘要:针对储粮害虫的图像识别需求,结合传统模糊 C 均值算法(FCM)在粮虫图像分割时运算开销过大、噪音敏感度偏高等不足,提出 TL - FCM(Tower layered FCM)粮虫图像分割改进算法。该方法采取塔状层次构架来降低运算的时间复杂度,同时对目标图像的像素隶属度进行约束,为传统算法中的目标函数引入约束项,从而有效约束邻域信息。仿真结果能够证明所构建的优化算法处理时间较短,且能够有效保留粮虫图像分割区域细节,算法性能和效果均比较理想。

关键词:粮虫图像分割;模糊 C 均值算法;塔状层次

中图分类号:TP 317.4 文献标识码:A 文章编号:1007 - 7561(2015)04 - 0103 - 04

Research on stored grain insect image segmentation based on tower layered - fuzzy C - means algorithm

REN Bin, ZHANG Zhi - hong

(Xuanhua Vocational College of Science and Technology, Zhangjiakou Hebei 075000)

Abstract:An improved stored grain insect image segmentation of tower layered - fuzzy C - means algorithm(TL - FCM)was brought out to solve the problems such as high operation cost and high noise sensitivity in traditional fuzzy C - means algorithm (FCM). A tower layered structure was adopted to reduce computation time complexity, at the same time to restrict the target image subordinate degree of pixels. The constraint was added into the objective function of traditional algorithm, therefore neighborhood information was effectively constrained. Simulation results showed that the new algorithm needed less computation time, effectively retained detail image information with ideal performance and results.

Key words:stored grain insect image segmentation;fuzzy C - means algorithm;tower layer

粮虫图像分割是指按照一定的相似度法则,从所提取的粮虫图像中分离出所需的害虫区域,以满足粮食存储的虫害防治需求。粮虫图像分割是储粮害虫图像识别中的重要环节,怎样才能高效准确地从所提取的图像中将害虫区域进行自动分割和剥离,是非常关键的步骤,对粮食的存储有着十分重要的价值。在粮虫图像处理技术的发展中,出现过的分割方法有活动轮廓模型法、自适应区域增长算法^[1-3]、LBF 图像分割算法^[4-5]等等,因为粮虫类图像本身具有复杂性,且分割预期也有所差异,所以上方法还不是很理想。

近年来模糊 C 均值算法(FCM)由于其较好的非监督性、较强的自适应性以及较快的收敛速度,在

粮虫图像处理中得到了越来越广泛的应用^[6]。而在使用基于传统 FCM 算法进行粮虫图像分割时,由于粮虫图像往往存在数据量大、噪声丰富等特点,导致在分割过程中运算开销过大、噪音敏感度偏高,分割效果受到影响^[7]。一些研究在 FCM 中充分引入邻域信息,在目标函数中使用约束项以获取更合理的聚类中心,从而实现更理想的分割结果^[8-10],然而由于所加入的约束项必须通过人工的方式确定参数的具体值,粮虫图像分割效果受到影响。本文在以上研究的基础上,提出 TL - FCM(Tower layered FCM)粮虫图像分割方法。该方法采取塔状层次构架(Tower layer)来降低运算的时间复杂度,同时对目标图像的像素隶属度进行约束,为传统算法中的目标函数引入约束项,从而有效约束邻域信息。选取低分辨率图片进行仿真,结果能够证明所构建的优化算法能够较为理想地保持粮虫图像细节,图像

收稿日期:2015 - 03 - 04

基金项目:河北省教育厅 2013 科技计划项目基金(13224711);2014

张家口市科技局科学技术发展指导计划基金(14ZJK075)

作者简介:任斌,1971 年出生,女,硕士,副教授。

分割结果更准确。

1 传统 FCM 及改进算法

1.1 FCM 算法

传统 FCM 由 Bezdek 提出^[11],该算法最初关注的是如何对数据进行精确分类。

若有数据集 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, 将其分成 g 个类别, 构建聚类中心 $C_q (q = 1, 2, \dots, g)$, 调整 C_q 的值, 使目标函数 JFCM 降至最小值, 则数据集完成分类。JFCM 表示为:

$$J_{FCM} = \sum_{q=1}^g \sum_{p=1}^n u_{pq}^m \|d_p - c_q\|^2 \quad 1 \leq m < \infty \quad (1)$$

式(1)中, 数据集第 p 个元素表示为 d_p , 第 q 个聚类中心表示为 C_q , 数据集元素和聚类中心间的距离表示为 $\| \cdot \|$ 。为调整目标函数的模糊度, 引入加权项表示为 m 。元素 p 对聚类中心 q 的隶属度表示为 u_{pq} , u_{pq} 满足:

$$\sum_{q=1}^g u_{pq} = 1 \quad 0 \leq u_{pq} \leq 1, p = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

引入拉格朗日乘数算法, 得到隶属度 u_{pq} 和聚类中心 C_q 表达式:

$$u_{pq} = \frac{\sum_{k=1}^g \left(\frac{\|d_p - c_q\|^2}{\|d_p - c_k\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{k=1}^g \left(\frac{\|d_p - c_q\|^2}{\|d_p - c_k\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (3)$$

$$c_q = \frac{\sum_{p=1}^n u_{pq}^m d_p}{\sum_{p=1}^n u_{pq}^m} \quad (4)$$

模糊 C 均值算法步骤如下:

第一步: 对相关参数进行初始化设置: 主要包括加权项参数 m 、阈值参数 ε 、聚类数参数 g ;

第二步: 对模糊矩阵 U^0 进行初始化处理;

第三步: 将 b (迭代次数) 初值置零;

第四步: 通过(3)式得到模糊矩阵 U^{b+1} ;

第五步: 通过(4)式得到聚类中心 c_q^b ;

第六步: 判断逻辑表达式 $if \max\{U^{b+1} - U^b\} < \varepsilon$, 若为真, 则结束, 若为假, 则 $b = b + 1$, 转向第四步。

1.2 塔状层次算法

以上的算法运算开销较大, 运算速度较低, 一些研究提出了塔状层次算法^[12-15]。这种算法一方面能够更好地保持目标图像细节信息, 另一方面则显著减少了运算的时间复杂度, 且具备较好的噪音忍耐度。

图1为塔状层次原理图, 为获取居于1层的坐标 (x, y) 处像素 $f_i(x, y)$ 的具体值, 所采取的方法是, 首先以升序排列位于 $l-1$ 层的像素值 $f_{l-1}(2x, 2y)$, $f_{l-1}(2x-1, 2y)$, $f_{l-1}(2x-1, 2y-1)$ 和 $f_{l-1}(2x, 2y-1)$, 将这4个像素值组成数组, 以 $Array[4]$ 表示。通过式(5)得到像素 $f_i(x, y)$ 。

$$f_{l-1}(x, y) = (Array[1] + Array[2]) / 2 \quad (5)$$

显然, 位于1层的图像像素数目是位于 $l-1$ 层数目的1/4, 因此1层的图像尺寸为 $l-1$ 层的1/2。

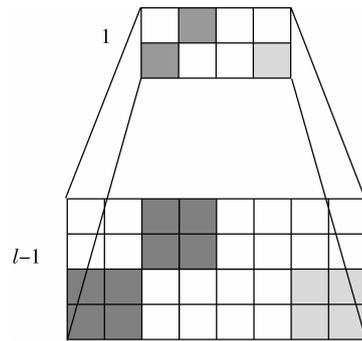


图1 塔状层次图

对位于1层的像素, 通过聚类算法获取其聚类中心 C_q 以及隶属度 u_{pq} , 通过聚类中心 C_q 对位于 $l-1$ 的聚类中心进行初始化处理。假如 u_{pq} 满足式(6), 则聚类过程中隶属度保持恒定。

$$u_{pq} = \max\{u_{p1}, u_{p2}, \dots, u_{pg}\} \geq T \quad (6)$$

式(6)以 T 表示隶属度阈值, 其取值区间为 $T \in [0.5, 1]$ 。目标图像灰度级以 l 表示, 通过式(7)得到隶属度阈值 T :

$$T = \frac{1}{L} \sum_{q=1}^{l-1} \max\{u_{p1}, u_{p2}, \dots, u_{pg}\} \quad (7)$$

因为引入塔状层次, 可以直接以上层聚类中心对下层聚类中心进行初始化, 下层聚类中心的确定更加高效, 算法时间明显缩短。

2 TL-FCM 算法

以上的算法依旧存在着不足, 在构建塔状层次, 获取上层的聚类中心与隶属度时, 必须以人工方式设置具体的阈值才能选择合适的隶属度, 算法自适应性较弱。

对塔状层次算法进行进一步优化, 以 TL-FCM (Tower layered-FCM) 算法使阈值能够自适应筛选, 从而结合隶属度分布自动选择阈值, 提升算法的自适应性。如式(8):

$$J = \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^g [u_{pq}^m \|d_p - c_q\|^2 + u_{pq}^m \sum_{\substack{k \in N_p \\ k \neq p}} \frac{\|d_k - c_q\|^2}{\|d_k - d_p\|^2 + 1} f_i(u_{pq})] \quad (8)$$

其中, 目标图像中像素 p 的邻域像素集合表示为 N_p , 塔状层次构架中位于 $l-1$ 层的像素 p 对位于 l 层的聚类中心 q 的隶属度表示为 $f_i(u_{pq})$ 。位于 $l-1$ 层的目标图像关键信息被保留在 l 层中, 且位于 $l-1$ 层的目标图像分类信息可以被 $f_i(u_{pq})$ 传递至 l 层, 从而较好地控制了位于 $l-1$ 层像素的归属。

TL-FCM 算法补充了约束项,实现对邻域信息和隶属度的有效约束。

其中约束点以 d_k 表示,若 d_k 和 c_q 之间的距离若足够小,则可表明像素 p 的所有邻域均和 $f_l(u_{pq})$ 所属的聚类中心非常接近,也就表明此像素和邻域像素在同一聚类中心之中。可见优化算法中所补充的约束项能改善像素的隶属度,得到更加合理的聚类中心^[16]。

调整 d_k 和 c_q 使式(8)取到极小值,引入拉格朗日乘数算法可得:

$$F = \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^g [u_{pq}^m \|d_p - c_q\|^2 + \lambda(1 - \sum_{q=1}^g u_{pq}) + u_{pq}^m \sum_{\substack{k \in N_p \\ k \neq p}} \frac{\|d_k - c_q\|^2}{\|d_k - d_p\|^2 + 1} f_l(u_{pq})] \quad (9)$$

式(9) λ 表示 Lagrange 乘子。令:

$$D_{p,q} = \sum_{\substack{k \in N_p \\ k \neq p}} \frac{\|d_k - c_q\|^2}{\|d_k - d_p\|^2 + 1} \quad (10)$$

因为 $\partial F / \partial u_{pq} = 0$, 所以:

$$\frac{\partial F}{\partial u_{pq}} = m u_{pq}^{m-1} \|d_p - c_q\|^2 - \lambda + m u_{pq}^{m-1} D_{p,q} f_l(u_{pq}) = 0 \quad (11)$$

$$u_{pq} = \frac{\lambda}{m} (\|d_p - c_q\|^2 + D_{p,q} f_l(u_{pq}))^{\frac{-1}{m-1}} \quad (12)$$

u_{pq} 的值符合以下条件:

$$\sum_{q=1}^g u_{pq} = 1 \quad 0 \leq u_{pq} \leq 1, \forall p \in [1, n]$$

所以可知:

$$\sum_{i=1}^g \frac{\lambda}{m} (\|d_p - c_i\|^2 + D_{p,i} f_l(u_{pi}))^{\frac{-1}{m-1}} = 1 \quad (13)$$

$$\lambda = m \sum_{i=1}^g (\|d_p - c_i\|^2 + D_{p,i} f_l(u_{pi}))^{\frac{-1}{m-1}} \quad (14)$$

将其带入(12):

$$u_{pq} = \left(\frac{\|d_p - c_q\|^2 + D_{p,q} f_l(u_{pq})}{\sum_{i=1}^g (\|d_p - c_i\|^2 + D_{p,i} f_l(u_{pi}))} \right)^{\frac{-1}{m-1}} \quad (15)$$

因为 $\partial F / \partial c_q = 0$, 所以:

$$\frac{\partial F}{\partial c_q} = \sum_{p=1}^n [2u_{pq}^m (d_p - c_q) + 2u_{pq}^m \frac{d_k - c_q}{\|d_k - d_p\|^2 + 1} f_l(u_{pq})] = 0 \quad (16)$$

$$c_q = \frac{u_{pq}^m [d_p + \sum_{\substack{k \in N_p \\ k \neq p}} \frac{d_k}{\|d_k - d_p\|^2 + 1} f_l(u_{pq})]}{u_{pq}^m [1 + \sum_{\substack{k \in N_p \\ k \neq p}} \frac{1}{\|d_k - d_p\|^2 + 1} f_l(u_{pq})]} \quad (17)$$

在实际应用中,先把目标图像进行分层操作,顶层部分以 FCM 进行聚类处理,底层部分则以 TL-FCM 进行聚类处理。具体步骤为:

第一步:以式(5)对所提取的目标粮虫图像进行分层操作,原始图作为 $l-1$ 层,新图作为 1 层;

第二步:用传统模糊 C 均值聚类法对 1 层的新图聚类处理,处理结果作为 1 层聚类中心和隶属度;

第三步:用得出的 1 层聚类初始化 $l-1$ 层聚类中心,以式(6)计算 l 层隶属度;

第四步:以(15)与(17)式求得 $l-1$ 层聚类中心和隶属度;

第五步:如果(8)式已为最低值,则转第六步。否则转第四步;

第六步:结合隶属度矩阵,进行 $l-1$ 层目标图像分割,结束。

3 仿真与分析

选取低分辨率图片进行算法仿真,仿真环境为 Intel i564 处理器,2G 内存计算机,设聚类中心 2 个,权值为 2,矩形邻域空间为 4×4 。选取低像素的粮虫图像进行试验,图 2 所示为 FCM 算法、塔状层次算法以及本文的 TL-FCM 算法对于粮虫图像进行分割的结果对比。

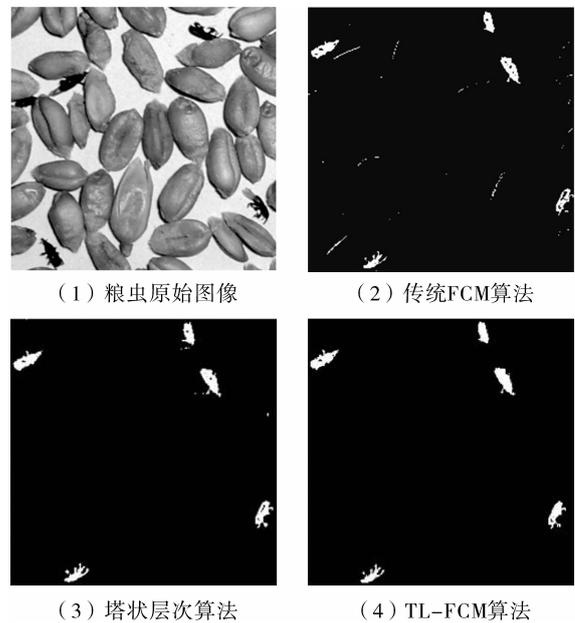


图2 粮虫图像分割比较

从仿真结果可知,对于粮虫图像,不同的算法产生的分割结果也是不同的。基于传统 FCM 的分割,粮虫信息中掺杂了其他杂质,因此分割结果不够精确;塔状层次算法得到了较好的结果,但对图像中的细节部分呈现依旧不足;本文的 TL-FCM 优化算法能较为清晰地识别目标的边缘,从而有效保留了粮虫细节,分割结果更加理想。

用同样的 TL-FCM 算法,分别选取长角扁谷盗 (Cryptolestes pusillus Oliver)、赤拟谷盗 (Tribolium castaneum Herbst)、书虱 (Psocoptera)、玉米象 (Sitona)

philus zeamais) 的低分辨率图片进行分割,分割结果如图 3:

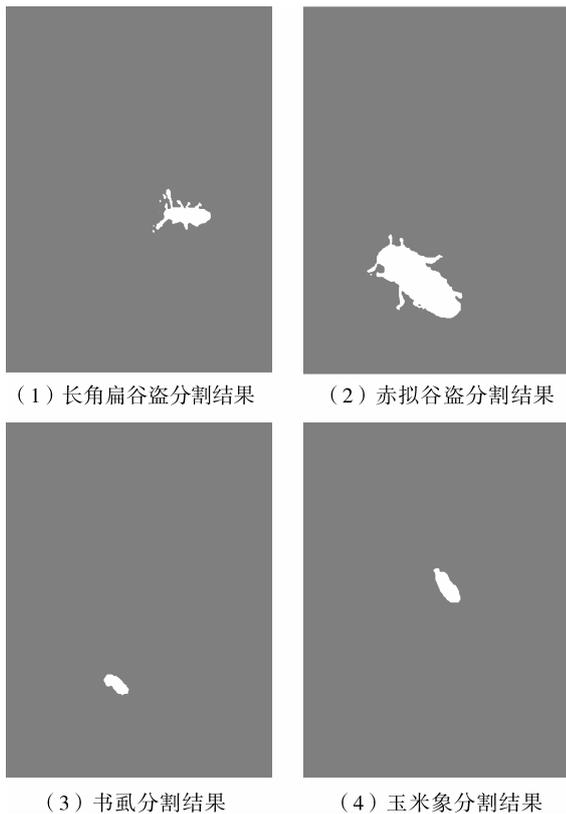


图 3 各类粮虫图像分割结果

对比 FCM 算法、塔状层次算法以及本文的 TL-FCM 算法的聚类中心及运算时间,结果如表 1:

表 1 算法聚类中心及运算时间对比

| 算法 | 粮虫图像 | |
|-----------|--------|---------|
| | 聚类中心 | 处理时间/ms |
| 传统 FCM 算法 | 39 808 | 415 |
| 塔状层次算法 | 38 906 | 437 |
| TL-FCM 算法 | 45 816 | 368 |

从算法聚类中心及运算时间对比可知,传统的 FCM 算法处理时间较短,塔状层次算法虽然分割效果较好但是运算速度最慢,而且必须预先设置参数;本文所构建的 TL-FCM 算法处理时间最短,且能够有效保留图像细节,分割结果更加理想。整体而言,本文所构建的 TL-FCM 优化算法性能和效果比较理想。

4 结束语

在构建优化的 TL-FCM 粮虫图像分割方法,采取塔状层次构架降低运算的时间复杂度,对目标图像的像素隶属度进行有效约束,能够较为理想地保持粮虫图像细节,图像分割效果更准确。需要注意的是,TL-FCM 图像分割算法对原始图像的质量比较敏感,如果原始图像夹杂较多噪声成分,就应在分

割操作之前进行预处理,尽量去除噪声,从而使分割得到的结果不含干扰噪声。此外 TL-FCM 图像分割算法只能实现灰度图像的分割操作,一些粮虫原始图像为彩图,需要首先进行合理的灰度化处理,再进行分割。

参考文献:

[1] Wilkin D R, Fleural Lessard F. The detection of insects in grain using conventional samplings spears [C]. Proc 5th Int Wkg Conf on Stored Product Protection. Bordeaux, France: [s. n.], 1990: 1445 - 1450.

[2] Rozan P, Villaume C, Bau H. Detoxication of rapeseed meal by Rhizopus Oligosporus sp - T3: A first step towards rapeseed protein concentrate [J]. Journal of Science and Technology, 1996, 31(1): 85 - 90.

[3] Osher S, Fedkiw R P. Levelset methods. Technical Report 00 - 08, UCLA CAM Report, 2013.

[4] Li C, Kao C, Gore J C, Ding Z. Minimization of region - scalable fitting energy for image segmentation [C], IEEE Trans. Imag. Proc., 2008, 17(10): 1940 - 1949.

[5] Li C, Kao C, Gore J C, Ding Z. Implicit Active Contours Driven by Local Binary Fitting Energy. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Washington, DC, USA, 2007: 1 - 7.

[6] Zhong D X, Yan H. Color image segmentation using color space analysis and fuzzy clustering [C]. NSW Australia: Proceedings of the 2000 IEEE Signal Processing Society Workshop. Sydney, 2000, 624 - 633.

[7] 吉李满. 图像分割算法的应用与评价 [J]. 吉林工程技术师范学院学报(自然科学版), 2014, 9(22): 60 - 64.

[8] Thanh Minh Nguyen, Jonathan Wu Q M, Senior Member. A fuzzy c - means based spatial pixel and membership relationships for image segmentation [C]. Newfoundland, Canada: 2011 Canadian Conference on Computer and Robot Vision, 2011, 278 - 284.

[9] Feng Zhao, Licheng Jiao. Spatialimproved fuzzy c - means clustering for image segmentation [C]. Heilongjiang, China: 2011 International Conference on Electronic & Mechanical Engineering and Information Technology, 2011, 4791 - 4794.

[10] Feng ZHAO, Licheng JIAO, Hangqiang LIU. Fuzzy c - means clustering with non local spatial information for noisy image segmentation [J]. Front. Comput. Sci. China, 2011, 5(1): 45 - 56.

[11] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms [C]. New York: Plenum Press, 1981.

[12] 李伟, 陈武凡. 带偏场校正和邻域约束的快速分割新方法 [J]. 电子学报, 2010, 38(8): 1784 - 1797.

[13] Liu J Z, Xie W X. Pyramid segmentation of color images using fuzzy c - means clustering algorithm [C]. Beijing, China: TENCON' 93. Proceedings of Computer, Communication, Control and Power Engineering, 1993, 1130 - 1133.

[14] 杨润玲, 高新波. 基于加权模糊 C 均值聚类的快速图像自动分割算法 [J]. 中国图像图形学报, 2014, 12(12): 2105 - 2112.

[15] 杨润玲, 高新波. 基于 FCM 类型算法的自动图像分割方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.

[16] 何月, 申铨京, 龙建武, 张博. 基于塔形信息的空间约束 FCM 图像分割算法. 计算机工程 [J]. 2011, 37(22): 209 - 210. 完