ISSN 1004-9037,CODEN SCYCE4
Journal of Data Acquisition and Processing Vol. 35,No. 3,May 2020,pp. 506－515
DOI:10. 16337/j. 1004-9037. 2020. 03. 013
© 2020 by Journal of Data Acquisition and Processing
http://sjcj. nuaa. edu. cn
E-mail:sjcj@nuaa. edu. cn
Tel/Fax:＋86-025-84892742

融合模糊聚类的蚁群图像增强算法

王小芳[1,2]，邹倩颖[2]，彭林子[2]，李雨峰[2]

(1. 西华师范大学计算机学院,南充,637002;2. 电子科技大学成都学院,成都,611731)

摘　要：为提高边缘检测精准度,保证图片分割后效率和效果,本文提出一种基于融合模糊聚类的蚁群图像增强算法。该算法利用分量灰度值、灰度梯度值和领域特征值进行图像特征提取,得到特征灰度图;然后使用模糊聚类算法对区域蚂蚁进行聚类以提高收敛速度;再采用蚁群算法进行图像边缘检测,检测过程中,使用路径选择策略对蚁群进行有序搜索,提高搜索效率,又根据信息素更新策略进行最优路径信息交流,以达到边缘点提取与检索目的;最后将检索所得灰度边缘图与原图进行重合,得到图像增强效果。实验结果表明,该改进算法在检索时间方面相较于传统蚁群算法提高了20.7%;在精度方面提高了14.8%,图片分割效果更好,纹理更清晰。

关键词：聚类模糊;蚁群算法;图像增强;边缘检测

中图分类号：TP391　　**文献标志码：**A

Ant Colony Image Enhancement Algorithm for Fusion Fuzzy Clustering

WANG Xiaofang[1,2], ZOU Qianying[2], PENG Linzi[2], LI Yufeng[2]

(1. School of Computer Science, China West Normal University, Nanchong, 637002, China;2. Chengdu College, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, 611731, China)

Abstract: To improve the accuracy of edge detection and ensure the efficiency and effect of image segmentation, an ant colony image enhancement algorithm based on fuzzy clustering is proposed on the basis of ant colony algorithm. The algorithm uses component grayscale value, grayscale gradient value and domain eigenvalue to extract image features, then uses fuzzy clustering to specify the clustering center to improve the convergence speed, then uses the ant colony algorithm to realize the image edge detection, in the process of detection, using the path selection strategy to search the ant colony in order to improve the search efficiency, According to the pheromone update strategy, the optimal path information exchange is realized in order to achieve the purpose of edge point extraction and retrieval, and finally the processed grayscale edge graph coincides with the original picture to realize the effect of image enhancement. Experimental results show that the improved algorithm improves the retrieval time compared with the traditional ant colony algorithm by 20.7%, improves the accuracy by 14.8%, and the texture is clearer in the aspect of image segmentation.

Key words: clustering fuzzy; ant colony algorithm; image enhancement; edge detection

---

基金项目：成都市科技局重点研发支撑计划技术创新研发(2018-YFYF-00191-SN)资助项目。
收稿日期：2019-10-15;**修订日期：**2020-01-04

引　言

图像增强技术是数字图像发展必要基础之一。图像分割和图像边缘提取对目标主题与背景进行分割是实现图像符合人体视觉响应性的先觉条件,也是作为图像处理的先导[1-2]。如何分割检测图片,提取边缘特征值是图片处理好坏的评判标准。文献[3]提出对边沿检测算子采用不同红外图像,但文献没有探讨如何进行边沿检测算子设定。文献[4]提出使用边缘连续性对边缘提取质量进行评价,仅仅是经验主义的经验上给出评判边缘连续性的阈值。文献[5]采用边缘检测算子提取图像边缘,计算出图像边缘局部熵,对边缘像素灰度信息进行实现加权计算,计算其边缘点加权平均边缘局部熵值,该过程复杂,计算量甚大。文献[6]采用蚁群算法实现图像分析,该算法虽能得到高精度的外轮廓,但蚁群检索随机性大,检索效率不高。

本文针对以上问题,提出一种模糊聚类蚁群算法,以实现图像增强。该算法利用灰度线性变换得到灰度图后并结合模糊聚类算法进行图片边缘点信息聚类,以减少检索时间;再将聚类结果进行蚁群搜索得到图像边缘检测边界灰度图;最后将检测边界灰度图与原像图进行重叠,得到增强后的图像。

1　算法理论

1.1　边缘检测

边缘提取是图形图像处理中对于图片轮廓的处理方法。边缘提取是图形图像处理中对于图片轮廓的处理方法。常用的有一阶微分算子Prewitt算子和Sobel算子,二阶微分算子LOG算子[7]。

1.2　模糊聚类

模糊聚类是在聚类分析中引入模糊数学的一种聚类方法。模糊聚类表示为:若存在集合E,对任一的一个元素x满足$x\notin E$或$x\in E$,特征函数如式(1)所示。

$$I_E(\mathrm{x})=\begin{cases}1 & x\notin E\\ 0 & x\notin E\end{cases} \tag{1}$$

式中:$I_E(x)$为集合E的特征函数。

若矩阵$\boldsymbol{A}$各元素a_{ij}满足$0\leqslant a_{ij}\leqslant 1$,则称$\boldsymbol{A}$为模糊矩阵[8]。

1.3　蚁群算法

蚁群算法是从观察蚁群寻食过程于1991年提出。该算法发现:“蚁群寻食过程会分泌信息素进行流觅食信息交换,以迅速找到目标物”,后人称其为基于信息正反馈原理的蚁群算法[9]。

蚁群算法分为状态转移和信息素更新2个过程[10]。其过程表示为在路径(a,b)上信息量可按以下的规则进行调度,具体过程为

$$\tau_{ab}(t+n)=\left(1-p\right)*\tau_{ab}(t)+\Delta\tau_{ab}(t) \tag{2}$$

式中$\Delta\tau_{ab}(t)=\sum_{k=1}^{m}\Delta\tau_{ab}{}^{k}(t)$。

2　融合模糊聚类蚁群图像增强算法

2.1　算法思路

融合模糊聚类蚁群图像增强算法具体实现过程分为3阶段,分别是:(1)利用灰度线性变换对图片进行灰度化处理;(2)利用模糊聚类对相似数据进行聚类,实现聚类中心初始化,再将聚类结果采用蚁群算法进行边界点检索;(3)将处理结果图与原图重合,以达到图像增强效果。

2.2 灰度化处理图片

图片中目标与背景是主题,占据图片大部分,但边界点与噪声点仅占极小部分。对于目标主体与背景而言,采用灰度值即可区分两者,但边界点与噪声点却无法区分,需进行相应处理。本文采用灰度值、灰度梯度值和邻域特征值3个分量对图片进行特征化,将图片特征化为具有3分量的三维数据集,为接下来检索边缘做准备。

2.3 融合模糊聚类的蚁群算法

2.3.1 算法流程图

如图1所示,参数S_C为已分类区域蚂蚁个数,R_C为边界蚁群迭代次数。改进蚁群算法实现过程分为聚类和边界蚂蚁检索。模糊矩阵将样本硬性划分到簇作为模糊集,根据一定隶属度确定聚类关系从而初始化聚类中心,使相似灰度聚集在一个类中。再用边界蚂蚁检索实现图像边沿像素点检测。

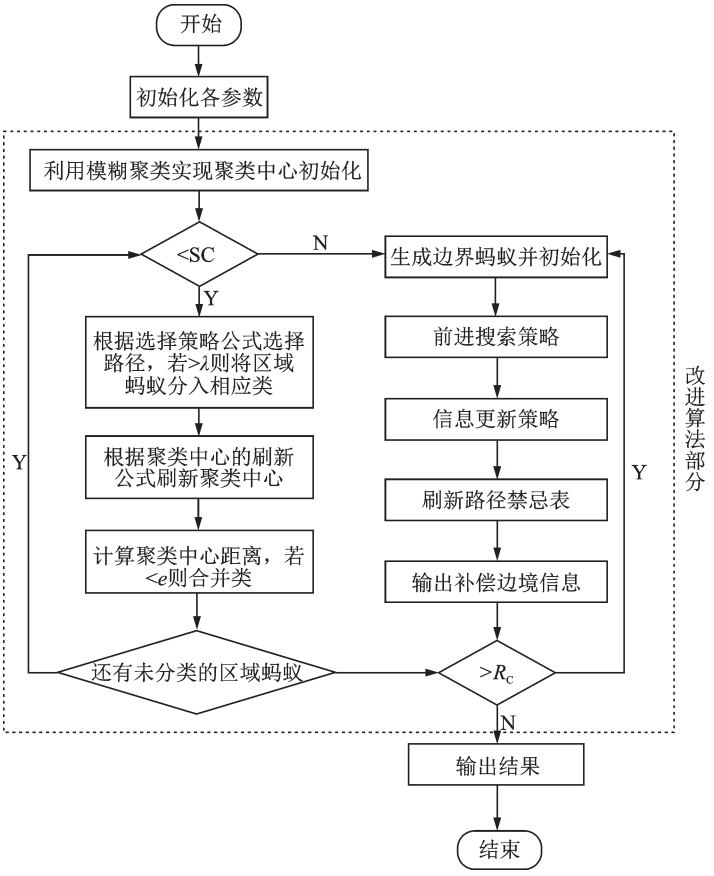


图1 融合模糊聚类的蚁群算法流程图

Fig.1 Flowchart of ant colony algorithm for fusion fuzzy clustering

2.3.2 聚类中心

为解决传统蚁群算法中蚂蚁前进方向盲目、初始选择随机形成大量无效搜索问题。本文提出一种理念:采用模糊聚类实现聚类中心指定从而辅助蚂蚁有序搜索。模糊聚类过程分为聚类中心初始化和聚类中心变更2个阶段。

(1) 聚类中心初始化

根据模糊矩阵,选取图像中个数有限且有代表性像素点作为聚类中心,进行初始化。

(2) 聚类中心更变

聚类过程中,一旦存在有像素点没有归属类时,则表示整个聚类过程尚未完成,进而需变更聚类中心,以执行下一次聚类。本文中,采用聚类中心刷新公式进行聚类中心变更,如式(3)所示。

$$\mathrm{Center}_a = \frac{1}{N_a}\sum_{k=1}^{N_a} X_k \tag{3}$$

2.3.3 路径选择策略

本文设置启发函数为原始像素点间欧式距离的倒数,计算区域蚁群路径选择方向,得到当前搜索像素点同聚类中心间距离 d_{ij} 和聚类半径 r 比值,如式(4)所示。

$$n_{ab} = \frac{r}{d_{ab}} = \frac{r}{\sqrt{\sum_{k=1}^{m} p_k (X_{ak} - \mathrm{Center}_{bk})}} \tag{4}$$

式中:n_{ab} 为当前搜索像素点被分到某类的期望程度。区域蚂蚁下一步路径选择策略如式(5)所示。

$$P_{ab} = \begin{cases} \dfrac{\boldsymbol{\tau}_{ab}{}^{x} \cdot \boldsymbol{\eta}_{ab}{}^{y}}{\sum_{j \in S} \boldsymbol{\tau}_{ab}{}^{x} \cdot \boldsymbol{\eta}_{ab}{}^{y}} & j \in S \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \tag{5}$$

式中:τ_{ab} 为像素点 a 与 b 之间路径信息素浓度,$S = \{X_s | d_{sb} \leqslant r, s = 1, 2, \cdots, N\}$ 为所有有效路径集合,x 为区域蚂蚁在像素聚类过程中信息累积扩大率,y 为启发式引导函数对路径选择影响因子。

为保证边界检测精确性,本文采用边界蚁群对上一步得到的边界进一步进行补偿搜索,根据检索过程中周围八邻域像素值的差异决定边界蚁群移动方向,而在其移动过程中,会出现达不到真实边界等情况,针对此问题,本文提出引入最高相邻差异值和最大连接相似性2个因子作为选择合适路径参数,其启发函数为

$$n_{ab} = \frac{V(X_b)}{\max\{1, |X_b - X_a|\}} \tag{6}$$

$$V(X_a) = \frac{\sum_{I \in NE_b} |X_b - a|}{8} \tag{7}$$

式中:$V(X_a)$ 为像素点相邻差异值,NE_b 为8邻域像素点集合集,n_{ab} 为 a 与 b 像素点间边界量。

对于蚂蚁选择路径而言,若路径越短,蚂蚁选择的机率就越大,而留下的信息素浓度就越多,也会有更多的蚂蚁被吸引,但边界蚁群却不走这条路径。为摆脱最大信息素浓度路径,搜索新路径进而搜索到补偿边界,本文使用下一步路径选择策略进行搜索,如式(8,9)所示。

$$\mathrm{STR} = \begin{cases} \arg\max_{j \in N_a} \{\boldsymbol{\tau}_{ab}{}^{x} \cdot \boldsymbol{\eta}'_{ab}{}^{y}\} & q \leqslant q_0 \\ J & \text{其他} \end{cases} \tag{8}$$

$$P_{ab} = \frac{\boldsymbol{\tau}_{ab}{}^{x} \cdot \boldsymbol{\eta}'_{ab}{}^{y}}{\sum_{j \in NE_a} \boldsymbol{\tau}_{ab}{}^{x} \cdot \boldsymbol{\eta}'_{ab}{}^{y}} \quad j \in NE_a \tag{9}$$

式中:$\boldsymbol{\eta}_{ab}$ 为边界路径可见度,x 与 y 分别为调节参数,$0 \leqslant q_0 \leqslant 1$ 是最大相关影响参数,决定边界蚁群下一

步选择方向。

2.3.4 信息素更新策略

对蚁群而言，路径上信息素交流程度影响算法求解性能的核心问题。本文对2种不同蚁群采用不同更新策略，以实现最优路径探索的信息交流。区域蚁群遍历一次将更新一次走过路径信息，本文使用全局信息更新策略，如式(10,11)所示。

$$\tau_{ab}(\dot{t}) = \rho \cdot \boldsymbol{\tau}_{ab}(t) + \Delta \boldsymbol{\tau}_{ab} \tag{10}$$

$$\Delta \boldsymbol{\tau}_{ab} = \sum_{k=1}^{N} \Delta \boldsymbol{\tau}_{ab}^{k} \tag{11}$$

式中：ρ为检索路径中信息量的衰减程度，$\Delta \boldsymbol{\tau}_{ab}$为当次循环中信息素增量。

边界蚁群使用路径信息量更新公式判别是否在下一步进行补偿边界搜索，如式(12)所示。

$$\Delta \boldsymbol{\tau}_{ab}(t) = \rho \cdot \boldsymbol{\tau}_{ab}(t-1) + (1-\rho)\tau_0 \tag{12}$$

式中：τ_0为边界蚁群生成过程中在该路径中遗留的信息素浓度，以控制边界蚂蚁下一次遍历搜索方向，从而搜索补偿边界，其更新规则为

$$\boldsymbol{\tau}_{ab}(\dot{t}) = \rho \boldsymbol{\tau}_{ab}(t) + (1-\rho)\Delta \boldsymbol{\tau}_{ab} \tag{13}$$

$$\boldsymbol{\tau}_{ab} = \sum_{m=1}^{k} \frac{\mathrm{avg}(L_m)}{\tau_{\max}} \tag{14}$$

式中：$\mathrm{avg}(L_m)$为本次循环中第m只蚂蚁平均步长，$\tau_{\max}$为$M \times N$矩阵在当前图像中信息素浓度最大值。

2.3.5 边界蚁群搜索策略

边界蚁群搜索策略是为解决重复搜索问题而提出的解决方案，通过不同标志识别蚁群所在区域，减少重复区域搜索，本文针对面对面和下一步触摸非本边界蚁群2种不同情况采取2种不同策略，具体体现为：

(1) 当2只蚂蚁相遇为面对面时，两只归属不同组边界蚂蚁，再往前一步为同一个像素点，则停止下一步移动。

(2) 当一只蚂蚁接触到另一只蚂蚁所经过路径，停止下一步移动。

当所有蚂蚁搜索时，本文为其建立一张禁忌表，记录蚂蚁走过路径，以发现新路径，避免重复搜索[11]，直至所有边界检索完。

2.4 图像重叠

经改进蚁群算法处理后得到灰度图像边缘轮廓点。该轮廓点无法在数字图像处理和机器视觉领域中得到更为广泛的应用。因此，本文将提取得到的灰度图像边缘轮廓点作用于原图目标，保留原图的RGB色彩，将2张像素一致的图片重叠，得到增强后的增彩色图像，以便后期更好地应用于农作物病害诊断与检测。

3 实验结果

3.1 实验环境

本实验环境采用的操作系统为64 bit Windows 10系统，使用Python语言，软件平台为OpenCV，硬件采用Intel-Core 2.3 GHz四核处理器的戴尔PC机，机器内存8 GB。

3.2 实验结果分析

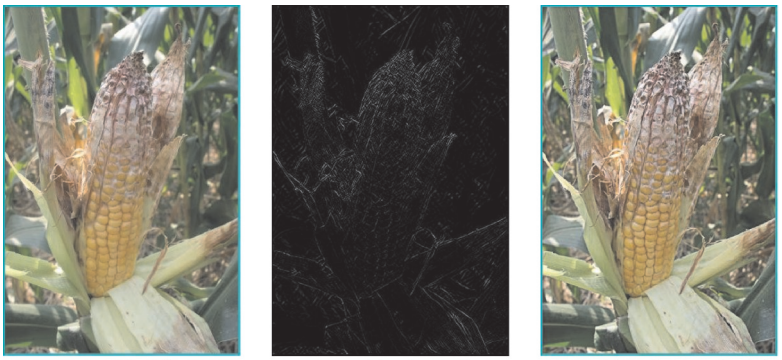
本文将基于异步更新策略的蚁群算法[12]、Sobel算法[13]与融合模糊聚类的蚁群算法应用于农业病虫害图像检测中,以玉米为例。从健康玉米和病害玉米2种图片就迭代次数、处理时间与处理后图片精度[14]3方面进行分析,其中同一类型图片3种算法处理过程中,像素尺寸保持一致。

3.2.1 精度对比分析

对本组实验在算法最大迭代次数为7时的结果进行分析,对比图如图2—7所示。

如图2—4所示,对病害玉米而言,采用Sobel算法处理图片,病害部位模糊不清,看不清图像轮廓。采用传统蚁群算法处理,效果较Sobel稍佳,能看出大体边界轮廓,但纹理不清晰。而改进蚁群算法去除大部分噪声纹理,图片重点突出,对图像分割效果甚佳,玉米轮廓分割清晰,边缘检测结果精准。

如图5—7所示,对健康玉米而言,Sobel算子对图像的处理轮廓模糊,边缘不清晰。传统蚁群算法处理后图片仅能看出大体边缘轮廓,且轮廓轨迹模糊。而改进蚁群算法处理后图片能清晰、精准看出玉米纹理情况,病害玉米图像增强结果检测远高于传统蚁群算法与Sobel算法。



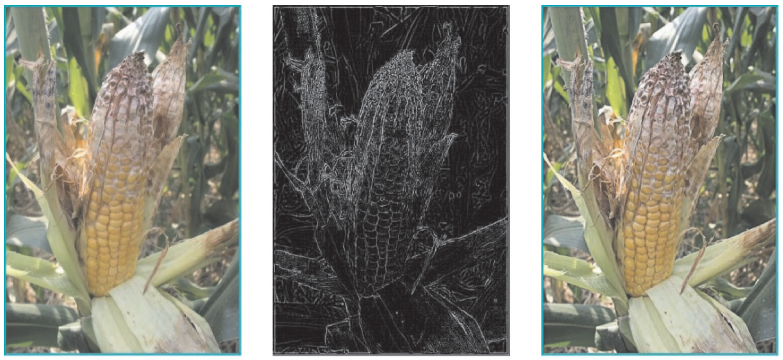
(a) 原始图像
(a) Original image

(b) Sobel算子提取结果
(b) Sobel operator extraction results

(c) Sobel算子作用于原图结果
(c) Sobel operator acting on the original results

图2 Sobel算子对病害玉米处理结果

Fig.2 Results of treatment of disease maize by Sobel operator



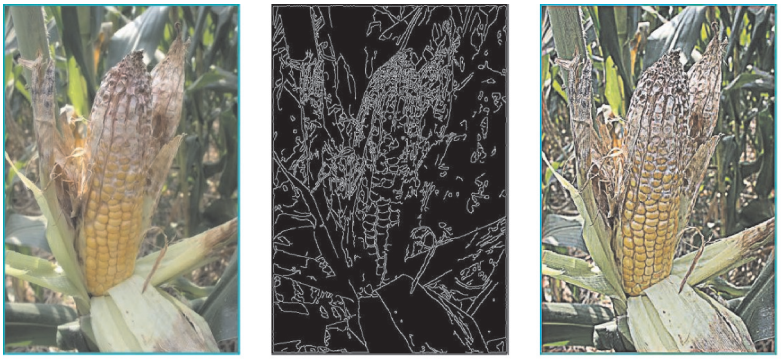
(a) 原始图像
(a) Original image

(b) 传统蚁群算法提取结果
(b) Traditional ant colony extraction results

(c) 传统蚁群算法作用于原图结果
(c) Improved ant colony acting on the original results

图3 传统蚁群算法对病害玉米处理结果

Fig.3 Results of treatment of disease maize by traditional ant colony algorithm



(a) 原始图像
(a) Original image

(b) 改进蚁群算法提取结果
(b) Improved algorithm extraction results

(c) 改进蚁群算法作用于原图结果
(c) Improved algorithm acting on the original results

图4 改进蚁群算法对病害玉米处理结果

Fig.4 Results of treatment of disease maize by improved ant colony algorithm

(a) 原始图像
(a) Original image

(b) Sobel算子提取结果
(b) Sobel operator extraction results

(c) Sobel算子作用于原图结果
(c) Sobel operator acting on the original results

图5 Sobel算子对健康玉米处理结果

Fig.5 Results of treatment of healthy maize by Sobel operator

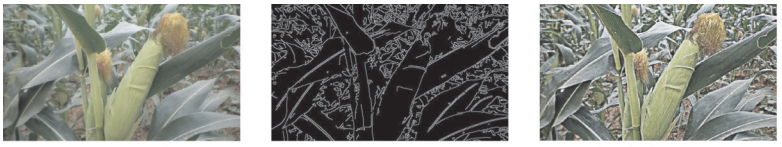
(a) 原始图像
(a) Original image

(b) 传统蚁群算法提取结果
(b) Traditional ant colony extraction results

(c) 传统蚁群算法作用于原图结果
(c) Improved ant colony acting on the original results

图6 传统蚁群算法对健康玉米处理结果

Fig.6 Results of treatment of healthy maize by traditional ant colony algorithm



(a) 原始图像
(a) Original image

(b) 改进算法提取结果
(b) Improved algorithm extraction results

(c) 改进算法作用于原图结果
(c) Improved algorithm acting on the original results

图7 改进蚁群算法对健康玉米处理结果

Fig.7 Results of treatment of healthy maize by improved ant colony algorithm

改进蚁群算法对病害玉米和健康玉米2种图片进行处理,其边缘处理精度皆比Sobel算法和传统蚁群算法高,对比结果如表1所示。

由表1可知,改进蚁群算法对于受损玉米处理后精度相较于Sobel算法,提高了24.6%,健康玉米提高了30%,整体提高了27%;相较传统蚁群算法,受损玉米提高了10.2%,健康玉米提高了16%,整体提高了14.8%。可见,本文所提的方案略胜一筹。

表1 3种算法特征点提取精度对比

Table 1 Comparison of feature point extraction accuracy of three algorithms %

图片	传统算法	改进蚁群算法	Sobel算子
病害玉米	85.0	95.2	70.6
健康玉米	76.0	92.0	62.0
均值	81.5	93.6	67.6

3.2.2 不同算法运行时间分析

本组实验对Sobel算法、传统蚁群算法和改进蚁群算法处理时间进行分析,在相同迭代次数7次情况下,对病害玉米和健康玉米图进行处理,取20次运行时间的均值进行分析,对比结果如表2所示。

表2 3种算法运行时间对比

Table 2 Run time comparison of the three algrithms s

图片	Sobel算子	传统蚁群算法	改进算法
健康玉米	0.040	0.043 0	0.032
病害玉米	0.070	0.068 0	0.056
均值	0.055	0.055 5	0.044

由表2可知,改进蚁群算法处理健康玉米图片所花费时间相较Sobel算法,节省0.009 s,较传统蚁群算法节省0.012 s;处理病害玉米图片所花费时间相较Sobel算法节省0.014 s,传统蚁群算法节省0.012 s。整体上,改进蚁群算法较Sobel算法节省0.011 s,整体运行时间快了25%,较传统蚁群算法,节省0.011 5 s,整体运行时间快了20.7%。处理速度上,本算法占有明显优势。

3.2.3 不同迭代次数下运行时间分析

本组实验在迭代次数分别为1,3,9,27次情况下,对病害玉米和健康玉米就Sobel算法、传统蚁群算法和改进蚁群算法相同迭代次数病害玉米和健康玉米各取20次运行时间的均值进行分析,分析结果如表3所示。

表3 不同迭代次数下3种算法的运行时间

Table 3 Running time of the three algorithms under different iterations s

迭代次数	Sobel算子	传统蚁群算法	改进算法
1	0.051	0.048	0.040
3	0.054	0.051	0.042
9	0.076	0.076	0.060
27	0.100	0.099	0.076

由表3可知,改进蚁群算法在迭代次数为1次情况下,其运行时间比Sobel伏安法块0.011 s,速度提升约27.5%,比传统蚁群算法快0.008 s,速度提升约16.7%;迭代次数为3次情况下,较Sobel运行时间块0.012 s,速度提升约20%,较传统蚁群算法运行时间快0.009 s,速度提升约17.6%;迭代次数为9次情况下,较Sobel运行时间块0.016 s,速度提升约26.7%,较传统蚁群算法运行时间快0.016 s,速度提升约21%;迭代次数为27次情况下,较Sobel运行时间块0.024 s,速度提升约31.5%,较传统蚁群算法运行时间快0.023 s,速度提升约23.2%。随迭代次数递增,改进算法平均运行时间与传统算法相比,差距逐渐拉大,改进算法更有时间优势。

4 结束语

本文提出一种机器学习结合仿生优化的模糊聚类蚁群图形增强算法。将灰度图使用模糊聚类实

现聚类中心,然后利用蚁群算法实现边缘点检索,最后将边缘点轨迹图与原图重合,以达到图像增强的目的。该算法除了应用于本实验中的农作物病虫害检测外,还可以应用与车辆压线检测、车辆识别、桥梁检测、文物检测与修复以及婴幼儿安全监管[15]等领域。此外,本文所提算法虽然在传统算法基础上对时间效率和精度有一定提升,但在聚类过程中,会对大量边界点进行聚合,此过程将耗费大量的计算资源和存储空间,还可以进一步优化。

参考文献:

[1] ASHA A, WENISCH S M. Edege detection using multiple ant colony approach[J], TEM Journal, 2017, 6(1): 137-142.

[2] 秦剑,李林.基于梯度的图像分割新方法[J].计算机应用,2009,29(8): 2071-2073.
QIN Jian, LI Lin. A new gradient-based image segmentation method [J]. Computer Applications, 2009, 29 (8): 2071-2073.

[3] 岳改丽,王栋,杨蕊.几种边缘检测算子在红外图像处理方面应用研究[J]. 西安科技大学学报,2012,32(4): 500-504.
YUE Gaili, WANG Dong, YANG Rui. Application of several edge detection operators in infrared images processing [J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2012, 32(4): 500-504.

[4] 磨少清.边缘检测及其评价方法的研究[D].天津: 天津大学,2011.
MO Shaoqing. Research on edge detection and evaluation method [D]. Tianjin: Tianjin University, 2011.

[5] 凌军,宋启祥,房爱东,等.基于局部熵的边缘检测算子选择算法[J].南京理工大学学报,2018,42(4): 425-428.
LING Jun, SONG Qixiang, FANG Aidong, et al. Edge detection operator selection algorithms based on local entropy[J]. Journal of Nanjing University of Technology, 2018, 42(4): 425-428.

[6] 高蕊,马磊.基于蚁群算法的图像分割方法[J].宝鸡文理学院学报(自然科学版),2018,38(2): 75-78.
GAO Rui, MA Lei. Image segmentation method based on ant colony algorithm[J]. Journal of Baoji College of Arts and Sciences (Natural Science Edition), 2018, 38 (2): 75-78.

[7] 王连喜,蒋盛益.一种基于特征聚类的特征选择方法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(5): 1305-1308.
WANG Lianxi, JIANG Shengyi. A feature selection method based on feature clustering[J]. Computer Application Research, 2015, 32(5): 1305-1308.

[8] 张波,周从华,张付全, 等.一种面向SNP选择的模糊聚类算法[J].计算机工程,2019, 45(8): 66-74.
ZHANG Bo, ZHOU Conghua, ZHANG Fuquan, et al. A fuzzy clustering algorithm for SNP selection [J]. Computer Engineering, 2019, 45(8): 66-74.

[9] 童孟军,俞立,郑立静,等.基于蚁群算法的无线传感器网络能量有效路由算法研究[J].传感技术学报, 2011,24(11):1632-1638.
TONG Mengjun, YU Li, ZHENG Lijing, et al. Energy efficient routing algorithms for wireless sensor networks based on ant colony algorithms[J]. Journal of Sensing Technology, 2011, 24 (11): 1632-1638.

[10] 曾欢彦.动态网络中最优路径问题的改进蚁群算法[D]. 广州:暨南大学, 2007.
ZENG Huanyan. Improved ant colony algorithm for optimal path problem in dynamic networks [D]. Guangzhou: Jinan University, 2007.

[11] 张巍玖.蚁群算法的研究及其在图像处理方面的应用[D].无锡: 江南大学,2009.
ZHANG Weijiu. Research on ant colony algorithm and its application in image processing [D]. Wuxi: Jiangnan University, 2009.

[12] 车翔玖,张孙旻.基于异步更新策略的蚁群边缘提取算法[J].吉林大学学报(工学版),2017, 47(5): 1577-1582 .
CHE Xiangjiu, ZHANG Sunmin. Edge extraction method based on ant colony asynchronous update strategy[J].Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2017, 47(5): 1577-1582 .

[13] 王琦,徐克俭.果蝇算法与改进蚁群算法优化模糊集的自适应图像增强[J].山东农业大学学报(自然科学版),2018,49(5): 832-835.

WANG Qi, XU Kejian. Drosophila algorithm and improved ant colony algorithm to optimize the adaptive image enhancement of fuzzy sets [J]. Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition), 2018, 49(5): 832-835.

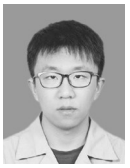
[14] 陈律,刘芳.模糊图像细节特征纵向目标提取仿真[J].计算机仿真,2018, 35(5): 278-281.
CHEN Lyu, LIU Fang. Vertical target extraction simulation of details in fuzzy images[J]. Computer Simulation, 2018, 35(5): 278-281.

[15] 杨高伟.改进蚁群优化算法的图像边缘检测[J].现代电子技术, 2018, 41(3): 50-53.
YANG Gaowei. Image edge detection based on improved ant colony optimization algorithm[J]. Modern Electronic Technology, 2018, 41(3): 50-53.

作者简介:

王小芳(1991-),女,硕士研究生,研究方向:数据分析、图像处理,E-mail:939549393@qq.com;

邹倩颖(1980-),女,副教授,研究方向:数据挖掘,人工智能,E-mail:56471843@qq.com。



彭林子(1998-),男,硕士研究生,研究方向:数据挖掘、机器学习。

李雨峰(1998-),男,硕士研究生,研究方向:数据分析、图像处理。

(编辑:张彤)