

DOI: 10.13652/j.issn.1003-5788.2022.02.028

基于改进蝗虫算法优化 Canny 算子的 鸡蛋裂纹图像检测

Egg crack image detection method based on improved grasshopper
optimization algorithm and canny operator

涂伟沪¹ 蔡玲霞¹ 李学军²

TU Wei-hu¹ CAI Ling-xia¹ LI Xue-jun²

(1. 新疆哈密广播电视大学, 新疆 哈密 839000; 2. 四川大学锦城学院, 四川 成都 611731)

(1. Xinjiang Hami Radio and Television University, Hami, Xinjiang 839000, China;

2. Jincheng School, Sichuan University, Chengdu, Sichuan 611731, China)

摘要:目的:提高鸡蛋线形、网状裂纹检测率。方法:针对蝗虫优化算法(GOA)求解高维复杂优化问题时收敛效率不高的缺陷,设计改进的模糊 C-均值算法(FCM)对蝗虫种群进行等级划分;设计自适应极值逆向学习和编码突变更新机制,以扩展算法深度搜索空间和全局寻优能力;采用改进的 GOA 对参数进行优化,并将改进蝗虫算法优化 Canny 算子用于鸡蛋裂纹检测。结果:该方法对鸡蛋线形裂纹和网状裂纹漏检率分别降低了 21.4%~31.2%, 63.2%~69.7%, 优于其他算法。结论:该方法能有效提升鸡蛋裂纹检测准确率。

关键词:鸡蛋;裂纹;蝗虫优化算法;模糊 C-均值;漏检率

Abstract: Objective: In order to improve the detection effect of egg linear and reticular cracks. **Methods:** As the low convergence efficiency of Grasshopper optimization algorithm (GOA) in solving high-dimensional complex optimization problems, an improved fuzzy c-means algorithm (FCM) was designed to classify locust population. The adaptive extreme value reverse learning and coding mutation update mechanism were designed to expand the depth search space and global optimization ability of the algorithm. The improved GOA was used to optimize the parameters, and the improved canny operator was used for egg crack detection. **Results:** The results showed that the missed detection rates of egg linear crack and mesh crack were improved by about 21.4%~31.2% and 63.2%~69.7% respectively, which was better than other algorithms. **Conclusion:** This method can

effectively improve the accuracy of egg crack detection.

Keywords: egg; crack; grasshopper optimization algorithm; fuzzy C-means; missed detection rate

由于图像边缘检测具有非接触、无损伤、精度高等特点,正逐渐被应用于鸡蛋裂纹检测领域^[1]。常用的图像边缘检测工具有 Sobel 算子^[2]、Laplacian 算子^[3]、Prewitt 算子^[4]和 Canny 算子^[5]等,其中,Canny 算子因具有检测精度高、信噪比大、抗干扰能力强等优势,被广泛应用^[6]。但是,Canny 算子检测结果受双阈值、高斯函数滤波参数等影响较大,需反复调整参数,计算时间长,自适应鲁棒性差^[7]。

李浩然等^[8]利用直方图灰度局部方差对 Canny 算子阈值进行处理,一定程度提高了绝缘子裂纹检测准确率;李世雄等^[9]采用图像梯度锚点对 Canny 算子进行优化,提升了检测边缘连续性;胡克满等^[10]设计了具备不同参数的高斯滤波器,为不同检测类型选取对应滤波参数。上述研究改善了 Canny 算子伪边缘过多的问题,但是算法时间复杂性需进一步研究。随着群智能优化技术的不断发展,粒子群算法(PSO)、蚁群算法(AC)等智能算法被应用于边缘检测问题,樊石等^[11]采用混合蛙跳算法对 Canny 算子双阈值进行优化,谢昕等^[12]采用果蝇优化算法对传统 Canny 算子进行改进,张健等^[1]将粒子群算法应用于裂纹图像检测等,都取得了良好的检测效果,但智能优化算法容易陷入局部极值、收敛精度不高等固有缺陷中,需进一步改进。文章拟提出一种采用改进蝗虫算法(GOA)优化 Canny 算子中双阈值、高斯函数滤波参数,自适应获取最优参数;设计改进的模糊 C-均值算法(FCM)和自适应极值逆向学习、编码突变更新机制,以提

基金项目:四川省科技计划软科学研究项目(编号:2019JDR0030);四川省区域创新合作项目(编号:2020YFQ0018)

作者简介:涂伟沪(1972—),男,新疆哈密广播电视大学副教授,硕士。E-mail:t18099023995@163.com

收稿日期:2021-11-26

升 GOA 全局收敛能力,并采用实例仿真验证所提算法的有效性,以实现高精度鸡蛋线形、网状裂纹检测。

1 改进蝗虫优化算法(GOA)

GOA 是一种新型智能优化算法,其参考蝗虫种群集体觅食行为,通过模拟种群间个体相互作用,实现对目标位置搜索^[13]。对于 N 维优化问题,设定 GOA 种群内有 Q 只蝗虫,每个个体 $X_i = (x_{i1}, \dots, x_{iN}) (i = 1, \dots, Q)$ 代表问题一个解。 t 时刻, $X_i(t)$ 更新式为:

$$x_{id}(t) = \alpha \left[\sum_{j=1, j \neq i}^Q \alpha \frac{x_{id}^{\max}(t) - x_{id}^{\min}(t)}{2} \beta |x_{jd}(t) - x_{id}(t)| \frac{x_{jd}(t) - x_{id}(t)}{L_{ij}^d} \right] + g_{id}(t), \quad (1)$$

$$\alpha = \alpha_{\max} - t(\alpha_{\max} - \alpha_{\min}) / T_{\max}, \quad (2)$$

$$\beta = f e^{-L_{ij}^d / t} - e^{-L_{ij}^d}, \quad (3)$$

式中:

α ——更新参数;

β ——相互影响函数;

f ——吸引强度参数;

l ——吸引尺度参数;

$G(t) = (g_{i1}, \dots, g_{iN})$ ——当前种群最优解;

L_{ij}^d ——个体 X_i 与 X_j 在 d 维上的距离。

由 GOA 个体更新过程可知, X_i 学习对象不仅包括自身位置和种群最优位置信息,还融合了其他所有个体之间的交互影响,具有很强的局部搜索能力,但是全局收敛能力不足^[14]。当种群最优解在局部极值附近时,局部极值强大的吸引力导致算法容易陷入局部最优。为提升 GOA 全局深度收敛能力,提出改进的 GOA 算法(IGOA),采用改进的模糊 C-均值算法对蝗虫种群进行自适应聚类分析,据此对种群进行不同等级划分,并分别为不同等级内个体设计不同更新方式,以扩展算法深度搜索空间和全局寻优能力。

1.1 种群等级划分

对于蝗虫种群 $\{X_i\}_{i=1}^Q$,采用改进的 FCM 算法(IFCM)进行聚类分析,得到聚类中心:

$$V = \{v_i\}_{i=1}^C. \quad (4)$$

隶属度矩阵:

$$U = [\mu_{ik}]_{C \times Q}, \quad (5)$$

式中:

C ——聚类个数。

FCM 是目前应用最为广泛的聚类算法之一,但其处理离群点、非球形簇数据聚类问题效果不佳,文献^[15]采用高维映射函数 $\Phi(x)$ 替代传统欧式距离度量,即:

$$D(X_k, v_i) = \|\Phi(X_k) - \Phi(v_i)\|^2 = \Phi^T(X_k)\Phi(X_k) - \Phi^T(X_k)\Phi(v_i) - \Phi(X_k)\Phi^T(v_i) + \Phi^T(v_i)\Phi(v_i) = K(X_k, X_k) - 2K(X_k, v_i) + K(v_i, v_i), \quad U, V; \quad (6)$$

式中:

$$K(X, v) = \Phi^T(X)\Phi(v) \text{ ——核函数内积。}$$

文献^[16]指出,若 $K(X, v)$ 满足 Mercer 条件,则不需要知道 $\Phi(x)$ 具体形式。

1.1.1 新距离度量函数 为进一步提升对离群点数据聚类效果,采用新的度量函数对 X_k 到 v_i 的距离进行重新度量,即:

$$D'(X_k, v_i) = K(X_k, X_k)d(X_k, X_k) - 2K(X_k, v_i)d(X_k, v_i) + K(v_i, v_i)d(v_i, v_i), \quad (7)$$

$$d(X_k, v_i) = \sqrt{1 - e^{(-\rho X_k - v_i^2)}}. \quad (8)$$

此时,聚类目标函数为:

$$\min J(U, V) = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^Q \mu_{ik}^m D'(X_k, v_i), \quad (9)$$

式中:

m ——模糊加权指数。

对于式(9),令 $\partial J / \partial \mu_{ik} = 0, \partial J / \partial v_i = 0$,则:

$$\mu_{ik} = 1 / \left\{ \sum_{j=1}^C \left[\frac{D'(X_i, v_k)}{D'(X_i, v_j)} \right]^{m-1} \right\},$$

$$v_i = \left[\sum_{k=1}^Q \mu_{ik}^m K(x_k, v_i) d(X_k, v_i) x_k \right] /$$

$$\left[\sum_{k=1}^Q \mu_{ik}^m K(x_k, v_i) d(X_k, v_i) \right]. \quad (10)$$

此时,通过迭代计算式(10)即可完成聚类分析。

1.1.2 聚类有效性指标 针对聚类个数 C 事先确定的缺陷,定义聚类有效性指标 $WB(C)$:

$$WB(C) = \frac{w(i, j)}{b(i, j)} = \left\{ \sum_{j=1}^C \left[\frac{1}{n_j - 1} \sum_{q=1}^{n_j} \|X_q^{(j)} - X_i^{(j)}\|^2 \right] \right\} / \left[\min_{i \neq j} \{ \|v_i - v_j\|^2 \} + \left(\sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^C \|v_i - v_j\|^2 \right) / C \right], \quad (11)$$

式中:

$X_q^{(j)}$ ——第 j 个分类中第 q 个数据样本;

n_j ——第 j 个分类样本数量。

$w(i, j)$ ——类内样本之间距离;

$b(i, j)$ ——类间离散程度。

$WB(C)$ 取值越小,聚类结果越好。设置 C 在 $[C_{\min}, C_{\max}]$ 范围内依次变化, $WB(C)$ 取最小值对应的聚类个数即为最佳聚类个数 C_{best} 。IFCM 实现过程可以描述为:

参数初始化,聚类中心初始化,输入相关变量。

for $C = C_{\min}$ to C_{\max}

While (终止条件不满足) do

{

根据式(9)计算 $J(U, V)$, 根据式(10)计算新的

U, V ;

}

根据式(11)计算 $WB(C)$, 更新聚类有效性指标集合 $\{WB(C)\}_{C=1, \dots, c}$;
 $C \leftarrow C + 1$
 end for
 输出结果。

t 时刻, 采用 IFCM 对种群进行聚类分析, 得到 C_t 个分类, 选取每个分类适应度最优的个体组成优势蝗虫子族群: $G_1(t) = \{X_j^{(j)}(t)\}_{j=1}^{C_t}$, (12)

每个分类适应度最差的个体组成劣势蝗虫子族群: $G_3(t) = \{X_w^{(j)}(t)\}_{j=1}^{C_t}$, (13)

式中:

$X_j^{(j)}(t)$ 、 $X_w^{(j)}(t)$ —— 第 j 个子族群适应度最优个体和最差个体。

剩余个体组成蝗虫子族群 $G_2(t)$ 。

1.2 自适应极值逆向学习和编码突变

1.2.1 自适应极值逆向学习 选取 $G_1(t)$ 内 $N(t)$ 个个体, 执行极值逆向学习操作, 即

$$X_i(t+1) = A + rand(0,1) \times [B - X_i(t)] \quad X_i(t) \in G_1(t), \quad (14)$$

$$N(t) = N_{\min} + \tau \times (N_{\max} - N_{\min}) \left[\exp\left(\frac{\min_{X_i(t) \in G_3(t)} \{f(X_i(t))\}}{\max_{X_j(t) \in G_1(t)} \{f(X_j(t))\} + \epsilon} \times \ln 2\right) - 1 \right], \quad (15)$$

式中:

A 、 B —— $X_i(t)$ 下边界和上边界;

N_{\max} 、 N_{\min} —— $N(t)$ 取值范围;

τ 、 ϵ —— 控制参数。

由式(14)、式(15)可知, 进化初期种群个体差异性较大, $G_1(t)$ 选取少量个体执行逆向学习, 进化后期, 种群进化区域停滞, 选取较多个体进行逆向学习, 扩展搜索空间。

1.2.2 编码突变 对 $G_3(t)$ 内个体执行编码突变操作, 即:

$$X_j(t+1) = 0.5[1 + rand(0,1)]X_i(t) + 0.5[1 - rand(0,1)]X_k(t), X_i(t) \in G_1(t), X_k(t) \in G_2(t), X_j(t) \in G_3(t), \quad (16)$$

式中:

$X_i(t)$ 、 $X_j(t)$ 、 $X_k(t)$ —— 3 个个体隶属不同分类。

由式(16)可知, $G_3(t)$ 内个体随机选取不在同一类的个体执行编码突变操作, 即快速学习种群内优秀个体信息, 又考虑不同子族群的空间差异性, 提升了算法收敛效率。

1.2.3 分类内交互影响 对于 $G_2(t)$ 内个体 $X_k(t)$, 将交互影响个体对象限制在 $X_k(t)$ 所在分类内

$\{X_k^{(c)}(t)\}_{k=1, \dots, N_c}$, $X_k(t)$ 更新式为:

$$x_{kd}(t+1) = \alpha \left(\sum_{j=1, j \neq i}^{N_c-1} \alpha \frac{x_{id}^{\max} - x_{id}^{\min}}{2} \beta |x_{jd}(t) - x_{id}(t)| \frac{x_{jd}(t) - x_{id}(t)}{L_{ij}^d} \right) + g_{id}(t), \quad (17)$$

$$X_j(t) = [x_{j1}(t), \dots, x_{jN}(t)] \in \{X_k^{(c)}(t)\}_{k=1, \dots, N_c}, \quad (18)$$

式中:

N_c —— 第 c 个分类样本数。

由式(17)、式(18)可知, 将传统 GOA 个体间影响对象限制分类内, 很大程度地避免了陷入局部极值。改进的蝗虫优化算法(IGOA)实现过程如图 1 所示。

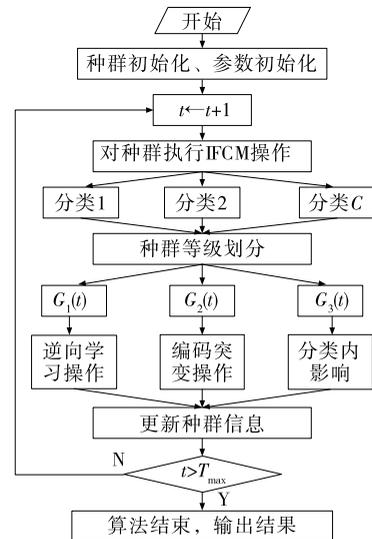


图 1 IGOA 实现流程图

Figure 1 IGOA implementation flow chart

2 Canny 算子改进

2.1 传统 Canny 算子

Canny 算子采用双阈值, 对噪声抑制、边缘连接具有良好的效果^[17]。其图像检测步骤为:

(1) 高斯平滑滤波。对于原图像 $I(x, y)$, 采用高斯滤波器 $G(x, y)$ 进行卷积处理, 得到平滑后的图像 $H(x, y)$:

$$H(x, y) = G(x, y) \times I(x, y), \quad (19)$$

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right), \quad (20)$$

式中:

σ —— 标准差。

(2) 梯度方向和梯度幅值计算。对 $H(x, y)$ 图像进行梯度方向 $\theta(x, y)$ 和梯度幅值 $A(x, y)$ 计算:

$$A(x, y) = \sqrt{\left[\frac{\partial H(x, y)}{\partial x}\right]^2 + \left[\frac{\partial H(x, y)}{\partial y}\right]^2}, \quad (21)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \left[\frac{\partial H(x, y)}{\partial y} \right] / \left[\frac{\partial H(x, y)}{\partial x} \right]. \quad (22)$$

(3) 非极大值抑制。对 $A(x, y)$ 进行非极大值抑制操作,若 $A(x, y)$ 比 $\theta(x, y)$ 方向相邻像素幅度值小,则 $A(x, y)$ 归零;若幅度值大,则点 (x, y) 为可能边缘点。

(4) 阈值选取。设定高阈值 TH 、低阈值 TL ,若点 (x, y) 的 $A(x, y) \geq TH$,则该点为边缘点;若 $A(x, y) \leq TL$,则该点不是边缘点;若 $TL \leq A(x, y) \leq TH$,则通过 8 邻域像素判定法^[12]确定是否为边缘点。

Canny 算子存在以下缺陷:① 过分依赖高斯平滑滤波处理器, σ 设置尤为关键。 σ 取值越大,容易丢失边缘信息,取值越小,容易检测出虚假信息。② TH 、 TL 需事先人为设定,需经过大量试验和经验值判定,往往存在较大误差。

2.2 IGOA 改进 Canny 算子

针对 Canny 算子固有缺陷,提出 IGOA 改进 Canny 算子(IGOA-Canny),定义最大类间方差目标函数,设计多类蝗虫个体编码,以实现最优参数自适应获取。

2.2.1 目标函数 采用目标与背景之间的类间方差作为 IGOA 目标函数:

$$f[X(t)] = \omega_0(t) \times \omega_1(t) \times [\lambda_0(t) - \lambda_1(t)]^2, \quad (23)$$

式中:

$\omega_0(t)$ —— $A(x, y) \leq TH$ 的像素数量;

$\omega_1(t)$ —— $A(x, y) > TH$ 的像素数量;

$\lambda_0(t)$ —— $A(x, y) \leq TH$ 的像素平均灰度值;

$\lambda_1(t)$ —— $A(x, y) > TH$ 的像素平均灰度值。

类间方差取值越大,区分目标与背景的正确率越高。

对于 TL ,参考文献[18],设定 $TL = TH/2.5$ 。

2.2.2 多类个体编码 定义多类 IGOA 个体编码,将高斯函数方差 σ 、高阈值 TH 、低阈值 TL 、聚类中心 V 等效为个体编码,即:

$$X_i(t) = [\sigma \quad TH \quad TL \quad V] = (\sigma, TH, TL) \begin{pmatrix} v_{11} & \cdots & v_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{C1} & \cdots & v_{CN} \end{pmatrix}. \quad (24)$$

2.3 Canny 算子改进以及鸡蛋裂纹检测实现

根据 IGOA 个体编码定义方式,将 IGOA 优化 Canny 算子参数分为两个部分:① 执行 IFCM 操作对种群聚类分析,此时只对个体编码 V 部分进行更新操作,蝗虫个体执行基本 GOA 更新,完成一定次数迭代后,得到种群聚类分析。② 执行种群更新操作,此时只对个体编码 (σ, TH, TL) 部分进行更新操作,个体根据所在等级位置,分别执行自适应极值逆向学习、编码突变和分类内交互影响更新,最终得到 Canny 算子最优参数配置,最后采用改

进的 Canny 算子对鸡蛋裂纹进行检查。

IGOA 初始化复杂度为 $O(QN)$,每执行一次 IFCM 操作复杂度为 $(C_{\max} - C_{\min})t_{\max}O(QN)$,种群完成一次更新复杂度为 $O(QN)$,故 IGOA 计算复杂度为:

$$T_{\max}[O(QN) + (C_{\max} - C_{\min})t_{\max}O(QN)] + O(QN) \approx T_{\max}(C_{\max} - C_{\min})t_{\max}O(QN), \quad (25)$$

式中:

t_{\max} —— 最大迭代次数。

基于 IGOA-Canny 的鸡蛋裂纹检测实现过程如图 2 所示。



图 2 基于 IGOA-Canny 的鸡蛋裂纹检测过程

Figure 2 Schematic diagram of egg crack detection based on IGOA Canny

3 仿真试验

3.1 IGOA 收敛性能验证

采用如表 1 所示的经典测试函数进行仿真试验。其中,设置 f_2, f_3, f_4 收敛精度为 $10^{-2}, 10^{-3}, 1$ 。采取文献[11]的混合蛙跳算法(SFLA)、文献[12]的果蝇优化算法(FOA)和基本 GOA 进行对比试验,评价指标为平均运算时间 \bar{T} 和平均寻优成功率 \bar{V} ,函数收敛曲线见图 3,对比结果见表 2。

由表 1 和图 3 可知,收敛精度上,对 f_1, f_2, f_3, f_4 4 个函数,无论是收敛精度还是收敛成功率,IGOA 均优于其他 3 种算法,特别是对于复杂多极值、病态函数 f_3, f_4 ,IGOA 几乎都能够达到 100% 的成功率。运算效率上,IGOA 能够以较少的迭代次数实现全局最优解求解,但是由于 IGOA 在每次迭代过程中叠加了模糊聚类操作,导致算法运算时间长于其他 3 种算法,可以采用并行

表 1 测试函数

Table 1 Test functions

函数	N	取值范围
$f_1(x) = 0.5 - \frac{\sin^2(x_1^2 + x_2^2)^{0.5} - 0.5}{1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)^2}$	2	(-100, 100)
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos 2\pi x_i + 10)$	30	(-5.12, 5.12)
$f_3(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.25} \{ \sin^2[50(x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.1}] + 2 \}$	30	(-100, 100)
$f_4(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + x_i^2]$	30	(-30, 30)

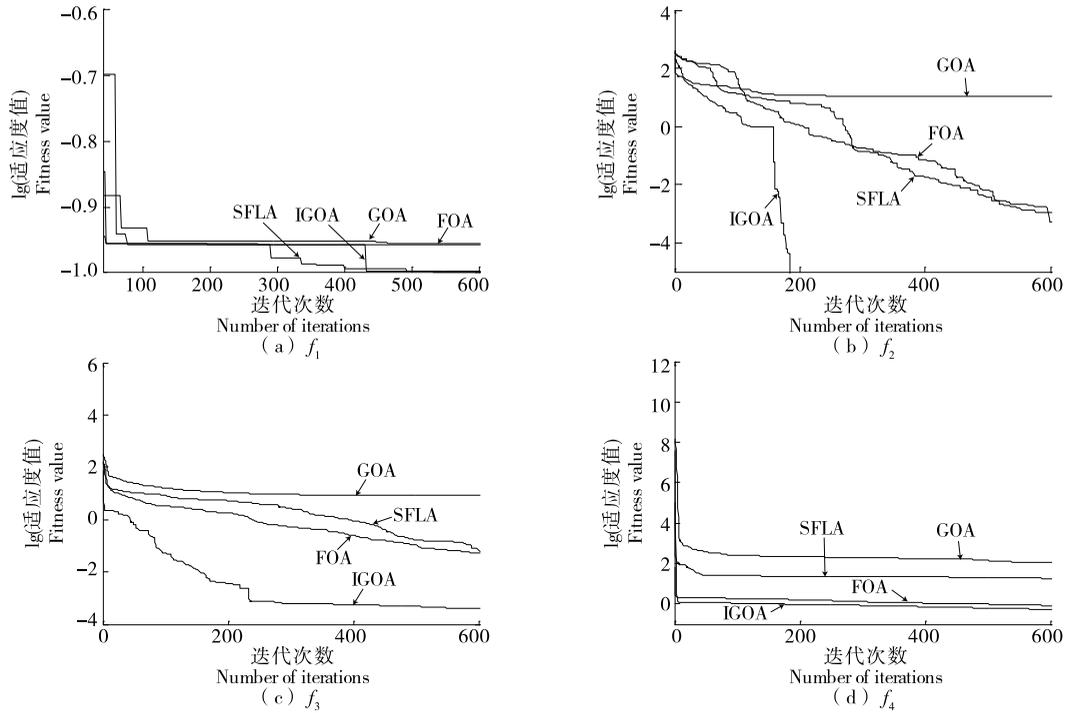


图 3 函数收敛曲线

Figure 3 Function convergence curve

表 2 评价指标对比结果

Table 2 Comparison results of evaluation indexes

算法	指标	单位	f_1	f_2	f_3	f_4
GOA	\bar{T}		12.3	14.3	13.8	18.6
	\bar{V}	%	72.4	1.5	0.0	0.0
FOA	\bar{T}		11.8	12.6	15.2	18.6
	\bar{V}	%	82.6	92.5	79.4	89.4
SFLA	\bar{T}		20.8	25.9	20.4	28.4
	\bar{V}	%	100.0	96.7	80.3	0.0
IGOA	\bar{T}		30.2	35.1	40.8	43.2
	\bar{V}	%	100.0	100.0	100.0	98.1

计算以提高收敛效率。典型测试函数仿真结果表明, IGOA 收敛精度更有优势。

3.2 鸡蛋裂纹实例检测

为验证文中所提检测算法有效性,对鸡蛋线形裂纹和网状裂纹进行检测,试验选取 100 个大小不同、无明显破损、有标号的鸡蛋作采样检测(经仔细人工检测线形裂纹鸡蛋 55 个,网状裂纹鸡蛋 45 个)。选取基本 Canny 算子、文献[5]提出的 ACO-Canny 算子,文献[11]提出的 SFLA-Canny 算子和经典的 Prewitt 算子进行对比试验。采用文献[12]提出的漏检率作为评价指标,不同检测算法对鸡蛋线形、网状裂纹典型案例检测视觉效果见图 4、图 5,漏检率和算法运算时间对比结果见表 3。

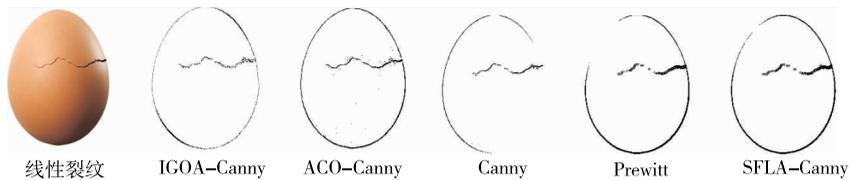


图 4 鸡蛋线状裂纹检测视觉效果图

Figure 4 Visual effect of egg linear crack detection

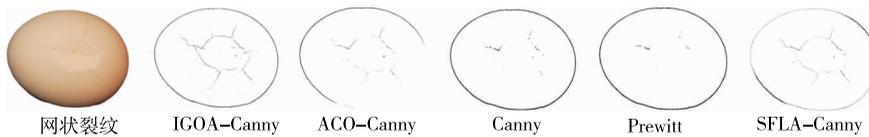


图 5 鸡蛋网状裂纹检测视觉效果图

Figure 5 Visual effect diagram of egg mesh crack detection

表 3 不同检测算法裂纹漏检率、运算时间对比

Table 3 Comparison of crack missed detection rate and operation time of different detection algorithms

案例	漏检率/%					运算时间/s				
	IGOA-Canny	ACO-Canny	Canny	Prewitt	SFLA-Canny	IGOA-Canny	ACO-Canny	Canny	Prewitt	SFLA-Canny
线状	2.2	3.2	11.3	14.6	2.9	35.23	27.14	16.17	14.82	28.26
网状	4.3	14.2	42.6	52.1	11.7	38.52	25.74	15.92	15.07	29.54

由图 4、图 5 和表 3 可知,裂纹漏检率方面,无论是对于线状裂纹还是网状裂纹,文中检测算法、SFLA-Canny 算子和 SFLA-Canny 算子都表现出了良好的检测效果,且文中检测算法的漏检率更低,分别降低了约 21.4%~31.2%,63.2%~69.7%,而基本 Canny 算子、Prewitt 算子表现效果不理想,特别对于网状裂纹检测,漏检率均超过了 50%。算法运行时间方面,由于 IGOA 在每次迭代过程中都要执行聚类分析操作,导致算法在运行时间上要慢于其他 4 种检测算法,后期可采用并行计算技术提升运算效率。试验结果表明,改进 FCM 的引入和重新定义种群等级、编码类型和更新方式,提升了改进蝗虫优化算法的全局收敛性能,而采用改进蝗虫优化算法优化参数配置的 Canny 算子,对鸡蛋裂纹检测具有更好的检测结果。

4 结论

提出了一种采用改进蝗虫算法优化 Canny 算子的鸡蛋裂纹检测方法。结果表明,通过设计改进模糊 C-均值算法、重新定义蝗虫种群等级、编码类型和更新方式,以及自适应获取 Canny 算子最优参数,可实现对不同类型鸡蛋裂纹的有效检测,具有一定意义的推广应用价值。后续将重点围绕提升检测速度问题,研究采用并行运算技术以提高检测时效性。

参考文献

[1] 张健, 崔英杰. 基于改进粒子群算法的鸡蛋裂纹检测方法[J]. 食品与机械, 2020, 36(7): 136-139, 226.
ZHANG Jian, CUI Ying-jie. Egg crack detection based on improved particle swarm optimization[J]. Food & Machinery, 2020, 36(7): 136-139, 226.

[2] 李洁, 袁知博, 秦嘉悦. 基于 Sobel 算子边缘检测的太阳电池缺陷特征提取方法[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 63-68.
LI Jie, YUAN Zhi-bo, QIN Jia-yue. Research on solar cells defects feature extraction based on Sobel operator edge detection[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(1): 63-68.

[3] 周俊杰, 余建波. 基于机器视觉的加工刀具磨损量在线测量[J]. 上海交通大学学报, 2021, 55(6): 741-749.
ZHOU Jun-jie, YU Jian-bo. Online measurement of machining tool wear based on machine vision[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2021, 55(6): 741-749.

[4] 巨志勇, 薛永杰, 张文馨, 等. 自适应阈值 Prewitt 的石榴病斑检测算法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(8): 135-142.
JU Zhi-yong, XUE Yong-jie, ZHANG Wen-xin, et al. Algorithm for detecting pomegranate disease spots based on Prewitt operator with adaptive threshold[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(8): 135-142.

[5] 张瑜玲, 邢会林, 李三忠, 等. 基于蚁群和 Canny 边缘检测算子混合算法的二维岩石图像裂隙特征提取与修复研究[J]. 大地构造与成矿学, 2021, 45(1): 242-251.
ZHANG Yu-ling, XING Hui-lin, LI San-zhong, et al. Fracture extraction and repair of 2D rock image based on hybrid algorithm of ant colony and canny edge detection operator[J]. Geotectonica Metallogenia, 2021, 45(1): 242-251.

[6] QIU S, WEN G, DENG Z, et al. Accurate non-maximum suppression for object detection in high-resolution remote sensing images[J]. Remote Sensing Letters, 2018, 9(3): 238-247.

[7] 李亚利. 应用 Canny 算子的织物疵点检测改进算法[J]. 科技通报, 2019, 35(12): 59-62, 70.
LI Ya-li. Improved algorithm for fabric defect detection using Canny operator[J]. Bulletin of Science and Technology, 2019, 35(12): 59-62, 70.

[8] 李浩然, 高健, 吴田, 等. 基于改进 Canny 算子的绝缘子裂纹检测研究[J]. 智慧电力, 2021, 49(2): 91-98.
LI Hao-ran, GAO Jian, WU Tian, et al. Crack detection method of insulators based on improved Canny operator[J]. Smart Power, 2021, 49(2): 91-98.

[9] 李世雄, 曹广忠, 李庆, 等. 基于锚点的边缘检测优化算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(11): 9-16.
LI Shi-xiong, CAO Guang-zhong, LI Qing, et al. Research on anchor points based edge detection optimization[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(11): 9-16.

[10] 胡克满, 罗少龙, 胡海燕. 应用 Canny 算子的织物疵点检测改进算法[J]. 纺织学报, 2019, 40(1): 153-158.
HU Ke-man, LUO Shao-long, HU Hai-yan. Improved algorithm for fabric defect detection based on Canny operator[J]. Journal of Textile Research, 2019, 40(1): 153-158.

[11] 樊石, 任小洪. 混合蛙跳优化算法的裱糊线机器人边缘提取[J]. 包装与食品机械, 2020, 38(1): 50-54.
FAN Shi, REN Xiao-hong. Edge extraction of pasting robot based on shuffled frog leaping optimization algorithm[J]. Packaging and Food Machinery, 2020, 38(1): 50-54.

(下转第 202 页)