

蜣螂优化算法在 Canny 边缘检测算法中的应用*

姚成敏^{1,2} 朱节中^{1,2,3} 杨再强⁴

(1 南京信息工程大学自动化学院 南京 210024; 2. 无锡学院物联网工程学院 无锡 214105;
3. 南京信息工程大学软件学院 南京 210024; 4. 南京信息工程大学应用气象学院 南京 210024)

摘要:针对传统 Canny 边缘检测需要手动选取阈值以及不能有效提取边缘轮廓的问题,提出了一种基于改进的蜣螂优化算法(DBO)来优化 Canny 算子的边缘检测算法。首先通过快速引导滤波代替传统高斯滤波对图像进行保边去噪;其次用 4 方向的 Sobel 模板来计算图像的梯度幅值和梯度方向;最后利用蜣螂优化算法优化的二维大津法自适应获取高低阈值。针对蜣螂优化算法种群多样性不强问题,提出用 tent 映射初始化种群;为了提高算法跳出局部最优的能力,采用精英差分变异策略对最优蜣螂个体进行变异扰动。实验结果表明,在边缘准确度和连接性上,该算法与传统 Canny 边缘检测算法对比有一定程度的提升,能够有效提取图像的边缘轮廓,提高了 Canny 边缘检测的边缘连接性,具有一定的实用性。

关键词:边缘检测;Canny 算子;DBO 算法;二维大津法;边缘连接性

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Application of dung beetle optimization algorithm in Canny edge detection algorithm

Yao Chengmin^{1,2} Zhu Jiezhong^{1,2,3} Yang Zaiqiang⁴

(1. School of Automation, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210024, China; 2. School of The Internet of Things Engineering, Wuxi University, Wuxi 214105, China; 3. School of Software, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210024, China; 4. School of Applied Meteorology, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210024, China)

Abstract: To solve the problem that traditional Canny edge detection requires manual threshold selection and can not effectively extract edge contour, an improved dung beetle optimization algorithm(DBO) is proposed to optimize the edge detection algorithm of Canny operator. Firstly, the image is denoised by fast guided filtering instead of traditional Gaussian filtering. Secondly, a 4-direction Sobel template is used to calculate the gradient amplitude and gradient direction of the image. Finally, the high and low thresholds are obtained adaptively by using the two-dimensional Otsu method optimized by dung beetle optimization algorithm. Aiming at the problem that the population diversity of the dung beetle optimization algorithm is not strong, this paper proposes to initialize the population by tent mapping. In order to improve the ability of the algorithm to jump out of the local optimum, the elite differential variation strategy is used to carry out variation disturbance on the optimal dung beetle. The experimental results show that in terms of edge accuracy and connectivity, the algorithm has a certain degree of improvement compared with the traditional Canny edge detection algorithm, which can effectively extract the edge contour of the image and improve the edge connectivity of Canny edge detection, which has certain practicality.

Keywords: edge detection; Canny operator; dung beetle optimization algorithm; two-dimensional Otsu method; edge connectivity

收稿日期:2023-09-16

* 基金项目:国家重点研发计划(2019YFD1002202)、国家自然科学基金面上项目(42275200)资助

0 引言

在计算机视觉领域中,边缘检测^[1-2]是一项重要的提取图像边缘轮廓的方法。对图像进行边缘检测是利用梯度完成的,而梯度的获取是通过各种算子对图像进行卷积运算,Canny算子原理简单,易于实现,成为人们常用的边缘算子。

传统 Canny 边缘检测算法^[3]采用高斯滤波对图像进行平滑处理,去除噪声,然后计算图像的梯度值,通过差分计算横纵轴的梯度幅值和梯度方向,利用非极大值抑制来细化边缘,最后通过设定双阈值来去除伪边缘,确定真实边缘,输出图像。该算法具有方法简单、检测效果较好的优点,但也存在一些不足之处。例如,传统 Canny 边缘检测在滤波流程这块使用高斯滤波进行去噪处理,高斯滤波是一种平滑滤波,对图像去噪的同时,也会让图像变得模糊,使得后续处理造成边缘信息丢失;传统 Canny 边缘检测在计算梯度幅值时采用 2×2 的差分模板,会造成图像边缘信息保留不完整;在双阈值检测过程,以人工经验设定高低阈值,如果采集图像的环境光照不同时,处理图片需要设置不同的阈值来确保边缘检测的精度,不同的阈值会直接影响算法检测的准确率,缺乏自适应性和实时性。

因此,越来越多的国内外学者通过改进 Canny 边缘检测算法来提高算法的精度和连接性。黄梦涛等^[4]采用双边滤波代替高斯滤波来降低图像模糊程度,将最大熵和最大类间方差(Otsu)算法的检测结果进行边缘融合,最后形态学闭运算和细化算法边缘,提高了检测效果。徐武等^[5]通过融合自适应中值滤波和双边滤波去除噪声和保留边缘,采用 Otsu 算法自适应获取阈值,最后通过哈夫检测法增强边缘,该方法在抑制噪声和提高边缘连接性方面效果较好。李静等^[6]使用自适应高斯-中值滤波算法平滑图像,通过 Otsu 算法自动确定阈值,一定程度上提高了检测效果。陈明曦等^[7]用中值滤波代替高斯滤波并进行频域滤波,通过改进的非极大值抑制增强了检测的准确性,最后用 Otsu 算法自适应获取阈值,增强了对铁轨图像的边缘连续性。沈光辉等^[8]提出了用双边滤波代替高斯滤波,进行保边降噪处理,通过遗传算法对一维 Otsu 算法进行优化,取得不错的边缘检测效果。

由于 Canny 边缘检测算法存在的问题,一些学者对该算法进行改进,改进后的算法在抑制噪声和提高边缘轮廓连接性方面都能有较好的提升,但在一些复杂的图像上仍然存在边缘信息丢失现象,因此针对该问题,本文对此作出改进,提出了将改进的蜣螂优化算法(dung beetle optimization, DBO)应用到 Canny 边缘检测算法中,改进方法在植物叶片参数测量研究中也有较好的应用^[9]。

1 改进的 Canny 边缘检测算法

传统 Canny 边缘检测算法的整体流程如图 1 所示,针对该算法存在的一些问题,本文做了一些改进,通过快速

引导滤波代替高斯滤波,对图像进行过去噪的同时,能够有效保留图像的边缘信息;通过 4 方向的 Sobel 模板计算图像的梯度幅值和梯度方向^[10];在双阈值检测流程,通过蜣螂优化算法优化二维 Otsu 算法来自适应获取高低阈值,针对蜣螂优化算法,采用 tent 映射初始化种群,提高算法种群多样性,采用精英差分变异策略对最优蜣螂个体进行变异扰动,以提高算法跳出局部最优的能力。本文改进后的算法流程如图 2 所示。

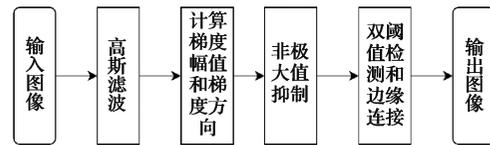


图 1 传统 Canny 边缘检测算法流程

Fig. 1 Flow chart of the traditional Canny edge detection algorithm

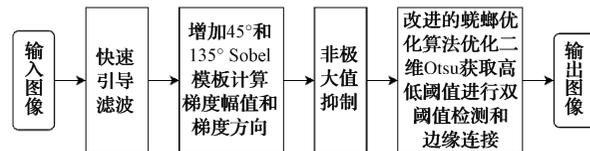


图 2 本文改进的算法流程

Fig. 2 Flow diagram of the improved algorithm in this paper

1.1 快速引导滤波

引导滤波^[11]是利用引导图像计算输出图像,输入图像既可以是引导图像,也可以是其他图像,把引导图像作为输入图像时,具有保边去噪效果。算法原理是通过一幅引导图像 $I(x, y)$ 产生权重,对输入图像 $P(x, y)$ 进行处理,从而得到输出图像。引导滤波的原理如图 3 所示。而快速引导滤波是对引导滤波的优化,缩短了滤波时间。其原理是先将引导图像和输入图像进行下采样处理,将得到的两幅图像作为新的引导图像和输入图像,计算系数 a_k 和 b_k ,最后对 a_k 和 b_k 进行上采样处理,恢复到原始图像尺寸,快速引导滤波相对于引导滤波,有效降低了算法的运行时间。

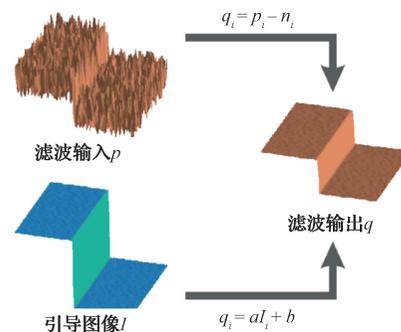


图 3 引导滤波原理

Fig. 3 Schematic diagram of guided filtering

图3中, q 为输出图像即滤波后的图像, p 为输入图像, I 为引导图像, n 为图像中的噪声, 引导滤波能够拥有保边效果, 是因为其输出图像和引导图像在局部上是满足线性关系的, 使得两幅图像的梯度尽可能相同, 其公式如下:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (1)$$

式中: q 为滤波后的输出图像; I 为引导图像; ω_k 为滤波窗口; a_k 和 b_k 为窗口中的系数。因此需要求解系数 a_k 和 b_k 的大小, 为了保证输出图像在局部窗口中尽量与引导图像相同, 通过最小二乘法来求解系数, 则代价函数如下:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2) \quad (2)$$

式中: E 为引导滤波的代价函数; ω_k 为以像素 k 为中心的局部滤波窗口; p_i 为输入图像即要滤波的灰度图像; I_i 为引导图像; ϵ 为正则化参数。通过推导可以求出系数 a_k 和 b_k , 公式如下:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega_k|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon} \quad (3)$$

$$b_k = \bar{p}_k + a_k \mu(I)_k \quad (4)$$

式中: ω 为窗口中的像素个数; μ_k 为引导图像 I 在窗口中的均值; σ_k^2 指引导图像 I 在窗口 ω_k 中的方差; \bar{p}_k 为输入图像在窗口 ω_k 中的均值。最后对 a_k 和 b_k 取平均值即可, 公式如下:

$$q_i = \bar{a}_k I_i + \bar{b}_k \quad (5)$$

式中: \bar{a}_k 和 \bar{b}_k 为系数 a_k 和 b_k 的平均值, k 为窗口的中心位置。通过式(5)即可求出最终的滤波后的图像。

1.2 计算梯度幅值和梯度方向

本文将传统的 Canny 边缘检测算法中 2×2 模板计算梯度幅值和方向扩展到 3×3 的 Sobel 卷积模板, 常用的 Sobel 卷积模板有水平和垂直两个方向, 本文在此基础上增加 45° 和 135° 两个方向以保留更多的边缘信息。其 3×3 卷积模板为:

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad S_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$S_{45} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix}, \quad S_{135} = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

其中, S_x 和 S_y 为水平和垂直方向的卷积模板, S_{45} 和 S_{135} 为 45° 和 135° 方向上的卷积模板。通过上述 4 个卷积模板对图像进行卷积处理, 就能得到这 4 个方向上的梯度分量, 分别表示为 g_x 、 g_y 、 g_{45} 和 g_{135} , 最后通过这 4 个分量计算梯度幅值和梯度方向:

$$G = \sqrt{g_x^2 + g_y^2 + g_{45}^2 + g_{135}^2} \quad (6)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{g_y}{g_x}\right) \quad (7)$$

通过上述公式求得梯度幅值和梯度方向, 为下一步处

理做准备。

1.3 二维 Otsu 法

传统 Canny 边缘检测在双阈值检测流程采用人工经验设定高低阈值, 如果采集图像的环境光照不同, 就需要设置不同的阈值来保证边缘轮廓提取的准确度, 缺乏自适应性, 造成算法效率的降低。基于此本文采用二维 Otsu 法^[12]来自适应获取高阈值。一维 Otsu 法虽具有计算简单和自适应性强等优势, 被广泛应用于图像分割领域, 但是一维 Otsu 法只考虑了像素点本身, 没有考虑到像素点之间的关系, 当图像中稍带有噪声时, 就会导致分割结果远低于预期, 不能达到所需要的结果, 而二维 Otsu 法既考虑了像素点本身, 也考虑了像素点的邻域灰度均值, 所形成的分割阈值是一个二维阈值, 增强了抗噪性, 二维 Otsu 法所获得的阈值效果也比一维 Otsu 法的效果好。设二维分割阈值为 (t_1, t_2) , 则二维 Otsu 法的统计直方图如图 4 所示。

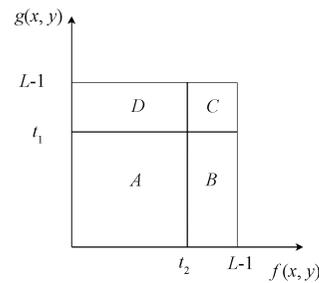


图4 二维 Otsu 法直方图

Fig. 4 Histogram of the two-dimensional Otsu method

(t_1, t_2) 将直方图划分为 A、B、C 和 D 4 个区域, 区域 A 和 C 为目标和背景区域, 区域 B 和 D 为边缘和噪声区域。

二维 Otsu 法的计算阈值表示为, $f(x, y)$ 记为像素灰度值, $g(x, y)$ 记为该像素点的灰度邻域均值, $f(x, y) = i$, $g(x, y) = j$, 得到一个二元像素点 (x, y) , 像素点出现的概率公式为:

$$p_{i,j} = n_{i,j} / N, \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{i,j} = 1 \quad (8)$$

式中: $p_{i,j}$ 为像素点 (i, j) 出现的概率; $n_{i,j}$ 为 (i, j) 出现的个数; N 为图像像素总数。将二维分割阈值记为 (t_1, t_2) , 该分割阈值将图像划分出的背景和背景区域出现的概率记为 ω_0 和 ω_1 , 其计算公式为:

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^{t_1} \sum_{j=0}^{t_2} p_{i,j} \quad (9)$$

$$\omega_1 = \sum_{i=t_1+1}^{L-1} \sum_{j=t_2+1}^{L-1} p_{i,j} \quad (10)$$

背景和所需目标区域的灰度均值记为 u_0 和 u_1 , 其计算公式为:

$$u_0 = (u_{0x}, u_{0y})^T = \left[\sum_{i=0}^{t_1} \sum_{j=0}^{t_2} i p_{i,j}, \sum_{i=0}^{t_1} \sum_{j=0}^{t_2} j p_{i,j} \right]^T \quad (11)$$

$$u_i = (u_{1i}, u_{1j})^T = \left[\sum_{i=t_1+1}^{l-1} \sum_{j=t_2+1}^{l-1} i p_{i,j}, \sum_{i=t_1+1}^{l-1} \sum_{j=t_2+1}^{l-1} j p_{i,j} \right]^T \quad (12)$$

总的灰度均值矢量即为 U_S , 计算公式为:

$$U_S = (u_{Si}, u_{Sj})^T = \left[\sum_{i=0}^{l-1} \sum_{j=0}^{l-1} i p_{i,j}, \sum_{i=0}^{l-1} \sum_{j=0}^{l-1} j p_{i,j} \right]^T \quad (13)$$

因为是二维矩阵,为了获取矩阵的最大值,在实现的时候,通常用矩阵的迹来表示矩阵的大小,因此,以该矩阵的迹作为离散度测度,公式为:

$$H(t_1, t_2) = \omega_0((u_{0i} - u_{S,i})^2 + (u_{0j} - u_{S,j})^2) + \omega_1((u_{1i} - u_{S,i})^2 + (u_{1j} - u_{S,j})^2) \quad (14)$$

通过所述的离散度测度公式,使得 $H(t_1, t_2)$ 取得最大值的 (t_1, t_2) 即为所需要的二维阈值。本文将 t_1 作为双阈值检测这部分的高阈值。

1.4 蜣螂优化算法

由于二维 Otsu 法计算复杂,影响边缘检测算法效率,因此本文采用蜣螂优化算法^[13-14]对二维 Otsu 法进行优化,不仅能够降低算法的运行时间,还可以获取更好地分割阈值,提高边缘轮廓提取的准确率。将式(14)作为蜣螂优化算法的目标函数,蜣螂优化算法的初始化种群是通过 rand 函数随机生成初始种群,这样生成的种群比较不均匀,导致一些种群集中在一块,影响算法的收敛速度,因此本文采用 tent 映射^[15]来对算法初始化种群进行优化,增强种群多样性,以此来提高蜣螂优化算法的收敛速度。tent 映射公式为:

$$z_{k+1} = \begin{cases} \frac{z_k}{\beta}, & z_k \in (0, \beta) \\ \frac{1-z_k}{1-\beta}, & z_k \in (\beta, 1) \end{cases} \quad (15)$$

其中, $\beta=0.499$ 。生成种群的方法为通过 rand 函数随机生成初始种群,然后通过 tent 映射函数优化随机生成的初始种群,将二维 Otsu 法中的类间离散矩阵即式(14)作为适应度函数,通过 tent 映射优化的初始种群来计算相应的初始适应度值。设置种群数为 N ,算法有 4 类种群,分别为滚球蜣螂、孵化球、小蜣螂以及小偷蜣螂,每类种群有各自的位置更新方式。该算法通过模拟蜣螂的 5 种生活行为来进行函数寻优。

1) 滚球行为。蜣螂在滚动粪球的过程中,需要利用太阳进行导向,来保证粪球在一条直线上滚动。为了模拟蜣螂滚球行为,需要在全局搜索空间中给定一个方向让蜣螂进行滚球行为,其位置更新公式为:

$$\begin{cases} x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha \times k \times x_i(t-1) + b \times \Delta x \\ \Delta x = |x_i(t) - X^w| \end{cases} \quad (16)$$

式中: t 为当前迭代次数; $x_i(t)$ 为第 i 只蜣螂个体在第 t 次迭代时的位置; $b \in (0, 1)$, 表示一个常数; $k \in (0, 0.2]$, 表

示偏转系数; α 是一个自然系数, 取值 1 或 -1; X^w 表示全局最差的个体位置; Δx 表示光照的强弱变化。 α 表示自然系数, 会使得蜣螂偏离原来的方向, 算法通过概率方法判断蜣螂是否偏离方向, 随机设置一个常数 $\lambda, \lambda \in [0, 1]$, 本文设置为 0.5, 根据 rand 函数随机生成 $[0, 1]$ 的数 a , 则 α 的设置方法为:

$$\alpha = \begin{cases} 1, & a > \lambda \\ -1, & a \leq \lambda \end{cases}$$

当 $\alpha=1$ 时, 表示不偏离原方向; 当 $\alpha=-1$ 时, 表示偏离原方向。

2) 跳舞行为。当蜣螂在滚球前进时, 遇到障碍物不能前进, 会通过跳舞来重新选择方向, 以确定新的前进路线, 为了模拟跳舞行为, 利用切函数来重新定位, 其位置更新公式为:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \tan(\theta) |x_i(t) - x_i(t-1)| \quad (17)$$

式中: $\theta \in [0, \pi]$, 表示偏转角度, 若 θ 为 $0, \pi/2$ 或 π 时, 不更新蜣螂位置。

滚球蜣螂所述的行为 1) 和 2) 来进行位置更新, 算法通过 rand 生成随机数 d 来选择哪种方式进行位置更新, $d \in [0, 1]$, 更新方式如下:

$$\begin{cases} \text{采用式(16)进行位置更新,} & d < 0.9 \\ \text{采用式(17)进行位置更新,} & d \geq 0.9 \end{cases}$$

3) 孵化行为。当蜣螂把粪球滚回洞穴里, 雌性蜣螂会选择适合的区域进行产卵, 采用边界选择策略来确定产卵区域, 其公式如下:

$$\begin{cases} Lb^* = \max(X^* \times (1-R), Lb) \\ Ub^* = \max(X^* \times (1+R), Ub) \end{cases} \quad (18)$$

式中: X^* 表示当前局部最优位置; Lb^* 和 Ub^* 分别表示产卵区域的下界和上界; $R=1-t/T_{\max}$, T_{\max} 为算法迭代的最大次数; Lb 和 Ub 分别表示所求问题的下界和上界。

雌性蜣螂确定了产卵区域后, 会选择此区域中的孵化粪球进行产卵, 设每只蜣螂在每次迭代中只会产一个卵, 即一个阈值解。式(18)看出边界范围是动态变化的, 所以下一次迭代的孵化球位置也是会动态变化的, 提高了局部开发能力。孵化球的位置更新公如下:

$$B_i(t+1) = X^* + b_1 \times (B_i(t) - Lb^*) + b_2 \times (B_i(t) - Ub^*) \quad (19)$$

式中: $B_i(t)$ 为第 i 个孵化球在第 t 次迭代时的位置; b_1 和 b_2 为 $1 \times D$ 的两个随机向量, D 为求解问题的维数, 本文 $D=2$ 。如果孵化球的位置超出产卵区域边界时, 按照式(20)进行更新。

$$B_{i,j} = \begin{cases} Ub^*, & B_{i,j} > Ub^* \\ Lb^*, & B_{i,j} < Lb^* \end{cases} \quad (20)$$

4) 小蜣螂觅食行为。当小蜣螂孵化成功后, 就会出来觅食, 因此需要确定一个觅食区域来指导小蜣螂。觅食区域的边界由式(21)确定。

$$\begin{cases} Lb^b = \max(X^b \times (1 - R), Lb) \\ Ub^b = \max(X^b \times (1 + R), Ub) \end{cases} \quad (21)$$

式中： X^b 表示全局最优个体位置； Lb^b 和 Ub^b 为最优觅食区域的下界和上界。

因为觅食区域是随 R 的变化动态变化的，所以下一次迭代的小蜣螂位置也是动态变化的，提高了局部开发能力，小蜣螂的位置更新公式如下：

$$x_i(t+1) = x_i(t) + C_1 \times (x_i(t) - Lb^b) + C_2 \times (x_i(t) - Ub^b) \quad (22)$$

式中： $x_i(t)$ 表示第 i 只小蜣螂在第 t 次迭代时的位置； C_1 为正态分布的随机数； C_2 为属于 $(0, 1)$ 的随机向量。

5) 偷窃行为。在蜣螂社会中，有些蜣螂不愿意自己去滚粪球，会从其他蜣螂身上偷取粪球，为了模拟偷窃行为，在算法迭代过程中，小偷蜣螂的位置更新公式如下：

$$x_i(t+1) = X^b + S \times g \times (|x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - X^b|) \quad (23)$$

式中： $x_i(t)$ 为第 i 只小偷蜣螂在第 t 次迭代时的位置； g 为 $1 \times D$ 的随机向量； S 为一个常数。

对个体进行适应度计算后，判断各个种群是否超出边界，如果没有超出设置的阈值边界，则更新当前最优阈值解及其适应度值。由上述步骤获得的解，为当前迭代全局最优解，由于算法没有主动对最优个体进行扰动，如果最优个体陷入局部极值空间，则会导致算法很难跳出局部最优，为了加快算法收敛速度和提高算法跳出局部最优的能力，本文采用陈功等^[16]的精英差分变异策略对当前迭代的最优个体进行变异扰动，精英差分变异策略为：

$$Z_{best}' = r_1(Z_2 - Z_{best}) + r_2(Z_3 - Z_{best}) \quad (24)$$

通过式(24)可获得扰动后的位置，其中， r_1 和 r_2 为 $(0, 1)$ 之间的随机数， Z_{best} 为最优个体位置， Z_2 为次优个体位置， Z_3 为第 3 优个体位置。通过获得的变异扰动后的个体，根据目标函数求得适应度值，与当前迭代扰动前获得的最优适应度值比较，通过下面公式进行最优个体的替换，即：

$$Z' = \begin{cases} Z_{best}', f(Z_{best}') < f(Z_{best}) \\ Z_{best}, f(Z_{best}') \geq f(Z_{best}) \end{cases} \quad (25)$$

式中： Z' 为适应度比较后的最优蜣螂个体的位置，即最优解。通过变异扰动策略能够加快算法的收敛速度，跳出局部最优。最后判断是否满足设置的最大迭代次数，如果满足，则结束迭代，输出最优解，否则跳转到对个体进行适应度评比流程。蜣螂优化算法流程如图 5 所示。

2 实验检测结果与分析

实验是在 MATLAB 2021b 环境下运行，对测试图像为 Lena 图像、Rice 图像和奶粉罐图像进行仿真，分别通过经典的 Canny 边缘检测算法、文献[4]所提的改进后的 Canny 边缘检测算法以及本文所提的改进的 Canny 边缘检测算法对以上图像进行实验仿真，本文算法实现是先通过快速引导滤波对图像进行滤波去噪处理，然后通过 4 方

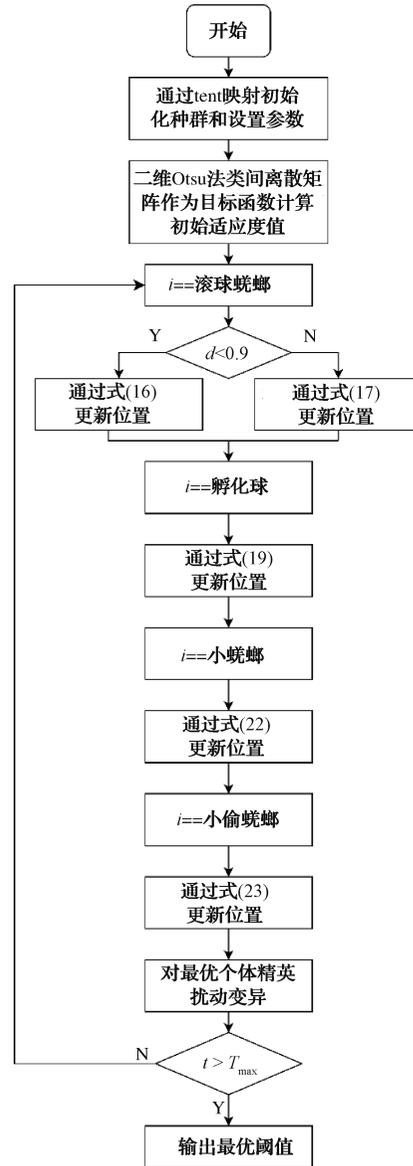


图 5 蜣螂优化算法整体流程

Fig. 5 Overall flow chart of dung beetle optimization algorithm

向的 Sobel 卷积模板计算图像梯度幅值和梯度方向，其次利用改进的蜣螂优化算法优化的二维 Otsu 算法自适应获取高阈值 TH ，设置 0.5 倍的高阈值为低阈值 TL ，对图像进行双阈值检测与边缘连接，获得边缘图像。从主观和客观两个点出发，通过实验对比，分析本文所提出的改进算法的性能。

检测结果对比如图 6~9 所示，可以看出，对于 Lena 图像，传统的 Canny 边缘检测算法相比于其他两幅图像，还是存在一些边缘连接断开和漏检的问题，文献[4]算法能够完整地检测出人物的边缘轮廓，边缘连接性好，边缘信息定位准确。相对于本文改进算法的结果，在细节上的边缘轮廓的连接性稍差一些。对于 Rice 图像，传统 Canny

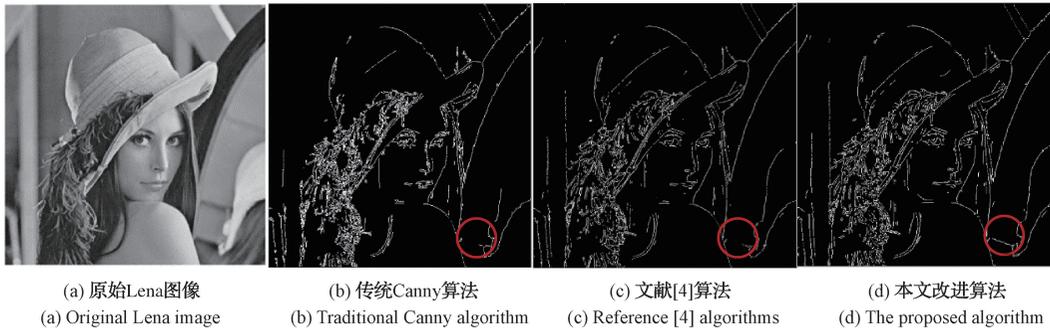


图 6 不同算法对 Lena 图像的检测结果

Fig. 6 Detection results of different algorithms on Lena images

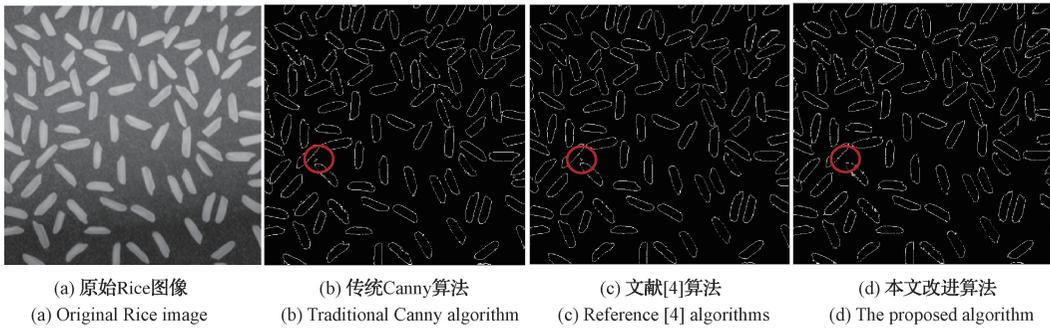


图 7 不同算法对 Rice 图像的检测结果

Fig. 7 Detection results of different algorithms on Rice images

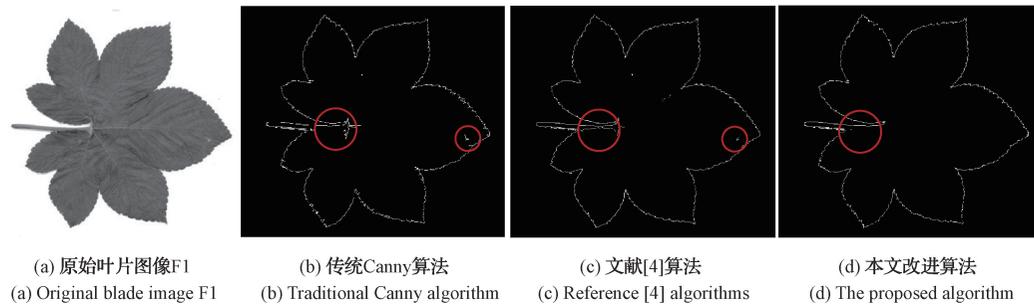


图 8 不同算法对叶片图像 F1 的检测结果

Fig. 8 Detection results of F1 of leaf images by different algorithms

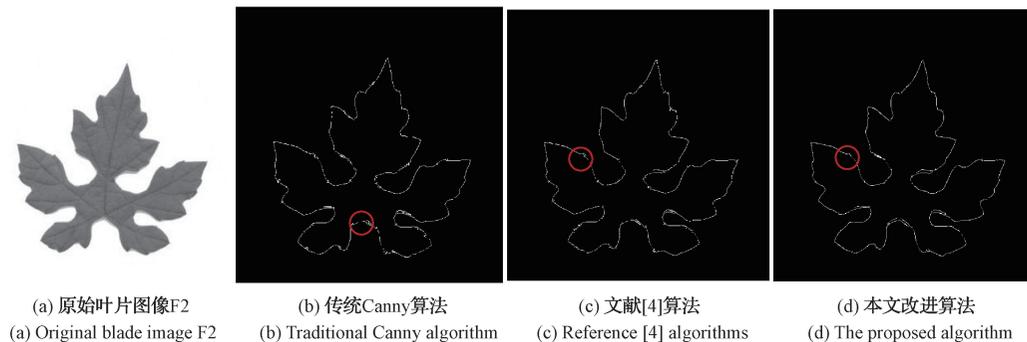


图 9 不同算法对叶片图像 F2 的检测结果

Fig. 9 Detection results of F2 of leaf images by different algorithms

边缘检测算法和文献[4]能够完整获取米粒的边缘轮廓,但是从圈出来的部分看出,存在着误检的问题,文献[4]算法所得到的图像,效果比传统 Canny 边缘检测的效果好,少了毛刺,整体来看,本文改进算法的检测精度高一些。由于边缘检测在植物叶片参数测量的研究中也具有重要的应用,因此也对 ICL 植物叶片数据集上的叶片进行检测,从图 8 可以看出,传统 Canny 边缘检测和文献[4]算法使得图像存在一些误检的点,但是在圈出来的部分,算法能够获得更好的轮廓,边缘连续性更好一些。从图 9 的叶片检测结果来看,本文算法和文献[4]算法都能够获得完整的叶片轮廓,从圈出来的部分看出,文献[4]算法的检测结果有点稍微毛刺的现象。

为了通过数据直观的分析各个算法的性能,本文采用了唐守峰等^[17]使用的边缘评价方法进行算法性能评估,通过均方根误差(mean squared error, MSE)和峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)来衡量算法的性能,均方根误差是衡量输入图像和输出图像的相似程度,即检测输出图像的边缘信息对于输入图像边缘信息的保留程度,均方根误差的数值越小,表明算法检测效果越好。峰值信噪比是图像最大信号量与噪声含量的比值,图像的噪声含量越低,信噪比越高,即图像质量越好。

对于 4 幅图像的检测结果,根据公式计算 MSE 和 PSNR,得到结果如表 1 所示。其中,本文算法所得到的 MSE 最小,传统 Canny 算法的 MSE 最大,从这个结果可以得出本文算法所检测出的边缘图像,边缘保留效果更好,检测精度更好。根据 PSNR 数据,可以看出本文算法的 PSNR 是最高的,文献[4]算法所得的 PSNR 低一些,传统 canny 边缘检测算法的 PSNR 最低,综上可以得出本文提出算法的效果相对更好些。

表 1 不同算法对测试图像的数据对比

评价方法	图像	传统 Canny	文献[4]	本文
MSE	Lena 图像	14.579 9	8.999 4	8.626 0
	Rice 图像	8.338 7	8.051 9	7.941 1
	叶片 F1	1.922 5	1.708 7	1.904 3
	叶片 F2	1.674 5	1.667 2	1.620 1
PSNR	Lena 图像	36.607 4	38.588 7	40.230 1
	Rice 图像	38.919 8	39.071 8	39.132 0
	叶片 F1	45.292 1	45.333 4	45.804 0
	叶片 F2	45.891 9	45.911 0	46.035 4

表 1 是根据 MSE 和 PSNR 对算法进行评估的,为了更加准确地评估不同算法的性能,本文对算法的运行时间进行统计,得到的对比数据如表 2 所示。

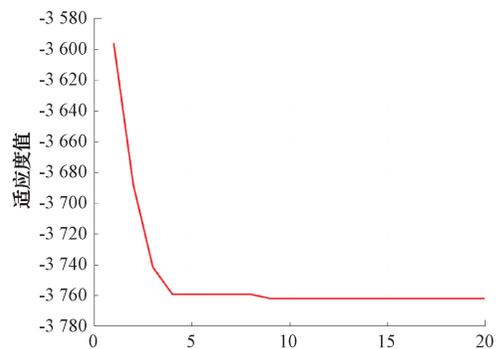
从表 2 可以看出,传统 Canny 边缘检测算法的运行时间最低,本文改进算法的运行时间比文献[4]算法的运行时间要低一些,本文也通过对 50 张 ICL 植物叶片数据集的植物叶片图像进行 3 种算法的实验,得到运行时间对比

表 2 不同算法的运行时间

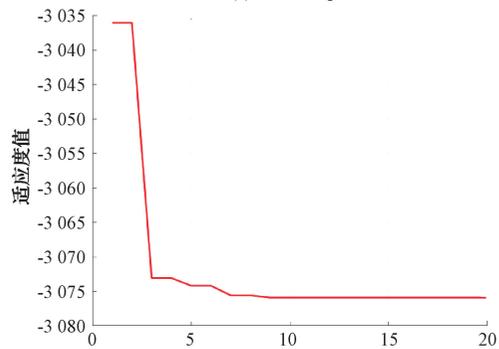
算法	Lena 图像	Rice 图像	叶片 图像 F1	叶片 图像 F2
传统 Canny	0.974 2	1.160 8	0.881 8	0.820 4
文献[4]	4.024 0	4.278 4	4.210 6	4.543 5
本文	2.329 0	2.040 4	3.114 4	3.018 1

与表 2 的趋势相同,因此,从运行效率上看,本文改进算法要优于文献[4]算法。

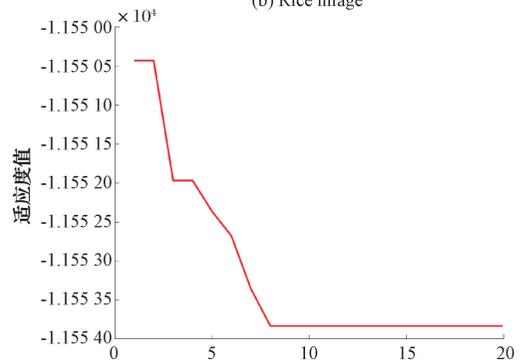
上述的实验数据都是在蜣螂优化算法最大迭代次数 20 次的情况下产生的,得到本文改进算法对不同图像检测的迭代曲线,如图 10 所示。



(a) Lena 图像
(a) Lena image



(b) Rice 图像
(b) Rice image



(c) 叶片图像 F1
(c) Blade image F1

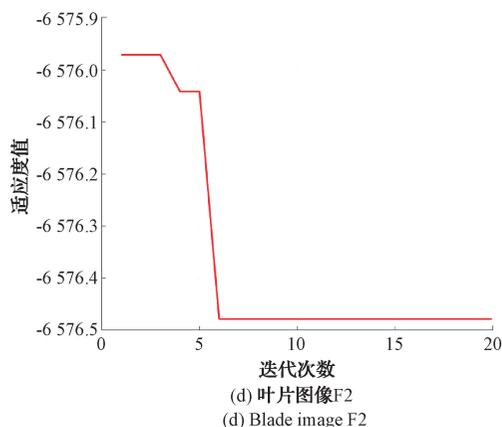


图10 不同图像的迭代曲线

Fig. 10 Iterative curves of different images

本文的4幅图像都是本文改进算法在种群数量为30和迭代次数为20的情况下产生的结果,可以看出Lena图像、Rice图像、叶片图像F1和叶片图像F2基本都是在迭代10次以内达到收敛,获取到最优阈值。因此若本文改进算法迭代次数选择10次,算法运行时间会更低一些。

3 结论

本文针对传统Canny边缘检测算法存在的不能自适应获取阈值和边缘连接性较弱的问题,设计了一个基于螻蛄优化算法在Canny边缘检测算法中的应用,把改进的螻蛄优化算法应用到Canny边缘检测中的双阈值检测流程。在滤波处理流程用快速引导滤波代替高斯滤波,对于螻蛄优化算法通过tent映射优化螻蛄初始化种群,提高了种群多样性,增强了算法的遍历性,通过精英扰动策略对最优个体位置进行变异扰动,提高了算法跳出局部最优的能力,最后利用改进的螻蛄优化算法去优化二维Otsu来自适应获得高低阈值,输出边缘图像。本文改进算法在一定程度上提高了边缘检测的性能,增强了边缘连续性,具有一定的实用性和实时性,并且在植物叶片测量中也能有较好的应用。本文算法也存在一些图像边缘连接断开的问题,因此后续需要进一步的学习研究以提高算法检测的边缘连接性。

参考文献

- [1] 杜云龙,徐冬冬,陶宏江.基于MATLAB的图像边缘检测算法的研究[J].自动化应用,2023,64(20):181-183.
DU Y L,XU D D,TAO H J. Research on image edge detection algorithm based on MATLAB [J]. Automation Application, 2023, 64(20): 181-183.
- [2] JING J, LIU S, WANG G, et al. Recent advances on image edge detection: a comprehensive review [J]. Neurocomputing, 2022, 503:259-271.
- [3] 汪宗洋,王煜,朱硕.基于改进Canny算法的边缘检测

技术应用及发展趋势[J].信息通信技术与政策,2023,49(8):90-96.

WANG Z Y, WANG Y, ZHU SH. Application and development trend of edge detection technology based on improved Canny algorithm [J]. Information and Communication Technology and Policy, 2023, 49(8): 90-96.

- [4] 黄梦涛,连一鑫.基于改进Canny算子的锂电池极片表面缺陷检测[J].仪器仪表学报,2021,42(10):199-209.

HUANG M T, LIAN Y X. Surface defect detection of lithium battery pole piece based on improved Canny operator [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10):199-209.

- [5] 徐武,张强,王欣达,等.基于改进Canny算子的图像边缘检测方法[J].激光杂志,2022,43(4):103-108.

XU W, ZHANG Q, WANG X D, et al. Image edge detection method based on improved Canny operator [J]. Journal of Lasers, 2022, 43(4):103-108.

- [6] 李静,陈桂芬,丁小奇.基于改进Canny算法的图像边缘检测方法研究[J].计算机仿真,2021,38(4):371-375.

LI J, CHEN G F, DING X Q. Research on image edge detection method based on improved Canny algorithm [J]. Computer Simulation, 2021, 38(4): 371-375.

- [7] 陈明曦,侯涛,赵晏章,等.基于新型改进Canny算法的铁路边缘检测研究[J].国外电子测量技术,2021,40(11):48-52.

CHEN M X, HOU T, ZHAO Y ZH, et al. Research on rail edge detection based on new and improved Canny algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(11):48-52.

- [8] 沈光辉,杨龙兴.改进Canny算法的热管焊头缺口边缘检测研究[J].机电工程技术,2022,51(4):162-166.

SHEN G H, YANG L X. Research on notched edge detection of heat pipe sonotrode with improved Canny algorithm [J]. Mechanical and Electrical Engineering Technology, 2022, 51(4):162-166.

- [9] 杨文源,俞玉,张世媛,等.一种基于ImageJ软件的植物叶片表型参数测量方法[J].北方农业学报,2022,50(6):128-134.

YANG W Y, YU Y, ZHANG SH Y, et al. A method for measuring phenotypic parameters of plant leaves based on ImageJ software [J]. Journal of Northern Agricultural Sciences, 2022, 50(6): 128-134.

- [10] 刘源,夏春蕾.一种基于Sobel算子的带钢表面缺陷图像边缘检测算法[J].电子测量技术,2021,44(3):

- 138-143.
- LIU Y, XIA CH L. An edge detection algorithm for strip steel surface defect image based on Sobel operator [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(3):138-143.
- [11] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6):1397-1409.
- [12] MA J C, CHENG X D. Fast segmentation algorithm of PCB image using 2D OTSU improved by adaptive genetic algorithm and integral image[J]. *Journal of Real-Time Image Processing*, 2023, DOI: 10.1007/s11554-023-01272-0.
- [13] XUE J, SHEN B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2023, 79(7): 7305-7336.
- [14] 潘志远, 卜凡亮. 基于蜣螂算法优化的 DV-Hop 定位算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(7):33-41.
- PAN ZH Y, BU F L. DV-Hop localization algorithm based on dung beetle algorithm optimization[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(7):33-41.
- [15] 滕志军, 吕金玲, 郭力文, 等. 一种基于 Tent 映射的混合灰狼优化的改进算法[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2018, 50(11):40-49.
- TENG ZH J, LYU J L, GUO L W, et al. An improved algorithm for hybrid gray wolf optimization based on Tent map[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2018, 50(11):40-49.
- [16] 陈功, 曾国辉, 黄勃, 等. 螺旋探索与自适应混合变异的麻雀搜索算法[J]. *小型微型计算机系统*, 2023, 44(4):779-786.
- CHEN G, ZENG G H, HUANG B, et al. Sparrow search algorithm based on spiral exploration and adaptive mixed variation [J]. *Small and Microcomputer System*, 2023, 44(4): 779-786.
- [17] 唐守锋, 翟少奇, 仝光明, 等. 改进 Canny 算子与形态学融合的边缘检测[J]. *计算机工程与设计*, 2023, 44(1):224-231.
- TANG SH F, ZHAI SH Q, TONG G M, et al. Edge detection based on improved fusion of Canny operator and morphology[J]. *Computer Engineering and Design*, 2023, 44(1):224-231.

作者简介

姚成敏, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: yaochengmin520@163.com

朱节中, 教授, 主要研究方向为云计算、大数据分析处理。

杨再强, 教授, 主要研究方向为设施农业气象、特色农业气象、农业生物环境调控。