

基于改进蜣螂优化算法的 Otsu 垜白大米缺陷检测

徐景然 窦艳芳* 宋爽 周银超 张慧宇 董益彤

佳木斯大学信息电子技术学院

DOI:10.12238/acair.v3i1.11911

[摘要] 在垜白大米的图像分割研究中,二维Otsu图像分割存在精度低、效率低的问题。本文提出基于全局勘探与自适应t分布的蜣螂优化算法,通过模拟蜣螂滚动粪球、繁育、觅食、偷窃等行为,确定图像分割的最优阈值。在蜣螂初始阶段,引入Halton 序列产生种群,提高初始种群多样性;在蜣螂滚球阶段,融合鱼鹰优化算法(Osprey Optimization Algorithm,OOA)中的全局勘探策略,提升算法的收敛精度;在蜣螂觅食阶段,引进自适应t分布变异策略,提高算法跳出局部最优解的能力。最后将FTDBO-Otsu运用在大米垜白缺陷检测问题的求解上,实验结果表明,与传统的Otsu相比,FTDBO-Otsu可使垜白米粒检测的准确率提高5.97%,时间减少34%,进一步验证了FTDBO在求解实际工程问题中的有效性和可靠性。

[关键词] 蜣螂优化算法; 二维Otsu; Halton序列; 自适应t分布

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A

Otsu chalky rice defect detection based on improved dung beetle optimization algorithm

Jingran Xu Yanfang Dou* Shuang Song Yinchao Zhou Huiyu Zhang Yitong Dong

School of Information and Electronic Technology, Jiamusi University

[Abstract] In the chalky rice image segmentation study, two-dimensional Otsu segmentation exhibits low accuracy and efficiency. This paper introduces a Dung Beetle Optimizer that utilizes Halton sequences, global exploration and adaptive t-distribution (FTDBO). The algorithm determines the optimal threshold for image segmentation by simulating dung beetle behaviors, including rolling dung balls, breeding, foraging, and stealing. In the initial phase of dung beetle optimizer, Halton sequences are introduced for population generation to enhance the diversity of the initial population. During the dung beetle rolling phase, we integrate the global exploration strategy from the Osprey Optimization Algorithm (OOA) to enhance algorithm convergence accuracy. In the dung beetle foraging phase, the adaptive t-distribution variation strategy improves the algorithm's ability to escape local optimal solutions. Finally, FTDBO-Otsu is employed for rice chalky defect detection. Experimental results indicate that, in comparison with traditional Otsu, FTDBO-Otsu enhances chalky rice detection accuracy by 5.97% and reduces processing time by 34%. This further validates the efficacy and reliability of FTDBO in addressing real engineering challenges.

[Key words] Dung Beetle Optimizer; two-dimensional Otsu; Halton sequence; Osprey Optimization Algorithm; adaptive t-distribution variation strategy

引言

长期以来,大米品质的外观检测主要依赖于肉眼观测,缺乏客观且可重复的标准,导致垜白率较高的大米进入市场,严重影响了消费者的健康和权益。大米胚乳中由于淀粉颗粒之间存在空隙,光线照射时会出现透光不均的现象,从而形成透明和不透明区域,其中不透明部分即为垜白。垜白体积占大米整体体积的比例被称为垜白率,是衡量大米外观质量的重要指标。随着计算机技术和图像处理算法的不断发展,机器视觉技术逐渐在各个领域得到广泛应用。如何优化Otsu算法以简化寻找最佳阈值的

复杂过程成为了学术界关注的焦点。优化即为对解决方案进行调整与改进,以实现指标的最优或近似最优。通过优化技术可以更合理高效地利用资源。传统优化算法通常基于特定数学模型或求解方法进行优化,但也面临着一些局限性,例如对梯度信息的依赖性、对非线性复杂问题处理效果不佳等。为此,元启发式算法(MAs)应运而生,并在多个领域中获得了广泛应用。

尽管DBO算法在寻优性能上表现良好,但其仍存在全局探索能力不足、易陷入局部最优的局限。精确寻优要求算法同时具备良好的全局搜索和局部开发能力,否则全局探索不足可能会使算

法陷入局部最优,而局部开发不足则无法在全局最优区域达到更高的精度。FTDBO通过结合Halton序列初始化种群策略、全局勘探策略以及自适应t分布变异策略,兼顾了算法的探索与开发,从而有效提升了算法的寻优性能。接下来将详细介绍这三种策略。

1 Halton序列初始化种群策略

DBO算法采用随机生成初始种群的方法,但由于种群分布不均匀,往往会造成种群多样性不足和种群质量下降,进而影响算法的收敛速度。为了解决这一问题,可以引入Halton序列来初始化种群个体的位置。Halton序列策略有助于更均匀地控制个体在搜索空间中的分布,避免出现个体在某些区域过于密集或稀疏的现象,从而提升算法的稳健性与完善性。实验表明,使用Halton序列生成的个体适应度函数值优于传统均匀随机数生成方法,尤其在搜索空间内存在大量局部解时,该策略更易找到全局最优解。Halton序列以其较好的遍历性,能够全面覆盖搜索空间,从而加速算法收敛,提高解的精度。总体而言,Halton序列的引入可以增强种群的随机性和多样性,有效改善DBO算法性能。

Halton序列属于低差异序列,二维Halton序列的实现过程为选择两个质数作为基数并对其进行切分,进而产生一组均匀分布且不重复的点,极大改善了随机生成的散乱分布的问题,Halton序列切分过程数学模型描述如下:

$$\begin{aligned} n &= \sum_{i=0}^m b_i \cdot p^i = b_0 + b_1 \cdot p^1 + \dots + b_m \cdot p^m \\ \theta(n) &= b_0 p^{-1} + b_1 p^{-2} + \dots + b_m p^{-m-1} \\ H(n) &= [\theta_1(n), \theta_2(n)] \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $n \in [1, N]$ 为任意整数, p 是大于等于2的质数, $b_i \in \{0, 1, \dots, p-1\}$ 为常数, p 表示Halton序列基础量, $\theta(n)$ 是定义的序列函数, $H(n)$ 为最后得到的二维均匀Halton序列。

2 全局勘探策略

蜣螂在滚动过程中借助天体导航,滚动路径会受环境影响,环境变化也会导致蜣螂位置的改变;当遇到障碍无法继续前进时,蜣螂通过“跳舞”行为来改变方向,以获得新的行进路线。在蜣螂的滚球行为中,它仅依赖最差值判断,无法及时与其他蜣螂交流,且参数较多。这种特性可能使算法在搜索空间中易陷入某一局部最优解,特别是在有多个局部最优的情况下,难以跳出。缺乏有效的信息传递和协作机制可能会导致算法未能充分发挥群体智能,易陷入个体间竞争,从而难以找到全局最优解。针对此问题,本文将鱼鹰优化算法的第一阶段全局勘探策略引入到蜣螂优化算法的滚球阶段行为中,以改善上述局限。

在鱼鹰优化算法第一阶段,通过模拟鱼鹰攻击鱼类的行为,算法试图在搜索空间中模拟鱼鹰的位置变化,以增强算法在寻找最佳区域和逃离局部最优解的探索能力。在这个过程中,每只鱼鹰都被视为一个个体,其位置在搜索空间中表示。为了模拟鱼鹰攻击鱼类,对于每只鱼鹰,其“鱼组” FP_i 被定义为具有更好目标函数值的鱼鹰的位置集合,以及全局最优解的位置 X_{best} 。这可以通过公式X表示:

$$FP_i = \{X_k | k \in \{1, 2, \dots, N\} \wedge F_k < F_i\} \cup \{X_{best}\}$$

其中, FP_i 表示第 i 只鱼鹰的鱼组, X_k 表示第 k 只鱼鹰的位置, F_k 表示第 k 只鱼鹰的目标函数值,而 F_i 表示第 i 只鱼鹰的目标函数值。 X_{best} 表示全局最优解的位置。鱼鹰随机检测到其中一条鱼的位置并攻击它。在模拟鱼鹰向鱼移动的基础上,使用公式(2)计算相应鱼鹰的新位置。如果该新位置更好,则根据公式(3)替换鱼鹰之前的位置。

$$\begin{aligned} x_{i,j}^{p1} &= x_{i,j} + r_{i,j} \times (SF_{i,j} - I_{i,j} \times x_{i,j}) \\ x_{i,j}^{p1} &= \begin{cases} x_{i,j}^R, & lb_j \leq x_{i,j}^R \leq ub_j \\ lb_j, & x_{i,j}^R < lb_j \\ ub_j, & x_{i,j}^R > ub_j \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{p1}, & F_i^{p1} < F_i \\ X_i, & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

其中 SF 为鱼鹰选中的鱼, r 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, I 的值为1或者2。

3 自适应t分布变异策略

在蜣螂的搜索过程中,蜣螂总是朝着当前的最优位置移动,但当蜣螂抵达这一位置后便不再发生变化,其他蜣螂也将纷纷朝着最优位置靠拢。而在最优位置附近可能还存在更优解。为充分利用所有有价值的信息,需要让到达最优位置的蜣螂继续进行局部勘探,以便发现更优位置。因此,对小蜣螂的觅食行为引入自适应t分布变异策略,以提升搜索效果。

t分布,也称为Student's t-distribution,是一种概率分布,通常用于统计学中的假设检验和置信区间估计。其概率密度表达式为:

$$p(x) = \frac{\Gamma(\frac{m+1}{2})}{\sqrt{m \cdot \pi} \Gamma(\frac{m}{2})} \left(1 + \frac{x^2}{2}\right)^{-\frac{m+1}{2}} \quad (4)$$

其中, $\Gamma(\frac{m+1}{2})$ 为第二型欧拉积分。自由度 m 影响曲线形态,

对于t分布,当自由度参数 $m=1$ 时, $t(m=1) = C(0, 1)$, $C(0, 1)$ 为(0, 1)柯西分布,即此时t分布为柯西分布; m 逐渐增大后, t分布将趋于正态分布;当 m 趋于 ∞ 时, $t(m \rightarrow \infty) \rightarrow N(0, 1)$, 即此时t分布为高斯分布。可见,柯西分布和高斯分布可视为t分布两个边界特例。

自适应t分布策略是一种基于数据的动态调整自由度参数的t分布模型。在传统的t分布中,自由度参数是一个固定的常数,但在自适应t分布中,自由度 m 用迭代次数代替。基于t分布的位置扰动机制能够充分利用当前种群的有效信息。迭代早期, $iter$ 较小,代表自由度参数较小,模型接近柯西分布,此时 $t(iter)$ 对个体 X_i 的扰动作用较大,算法具备更强的全局搜索能力,能够避免个体在局部位置聚集;在算法迭代后期, $iter$ 较大,即自由度参数较大, t分布接近高斯分布,此时分布算子对 X_i 的扰动减弱,能够提升局部开发能力和收敛精度;而在算法迭代的中期阶段,

因为t分布是在逐步地从柯西分布转换至高斯分布,所以可以集合两种分布的优点,更好地使算法在全局搜索与局部开发间取得均衡。此时,位置变异公式为:

$$X_{new}^j = X_{best}^j + t(C_iter) \cdot X_{best}^j \tag{5}$$

式中, X_{best} 为当前蛱螂个体的最好位置, X_{new} 为t分布变异后的个体的新位置, $t(C_iter)$ 为自由度参数iter时的t分布算子。

此外,为了保留一定原始种群的信息,蛱螂个体是否进行t分布变异策略取决于变异概率P。若随机生成变量 $r \in [0, 1]$ 大于等于P,则对个体进行t分布变异;否则,则保留原始个体位置,即:

$$P_{i,new} = \begin{cases} P_i^*, & r \geq Pro \\ P_i, & r < Pro \end{cases} \tag{6}$$

t分布的值波动较大,有利于算法跳出局部最优解,而且t分布的随机性很大,有利于算法提高全局搜索能力。

4 实验结果

实验结果如图1所示:

表1 五常大米和nj45大米的试验结果

Detection Algorithm	Runtime/s	Segmentation Threshold
Otsu	2.8095213	67 183
FTDB0-Otsu	2.0967064	86 173

人工对比原始米粒图像表明,FTDB0-Otsu多阈值分割算法可以更准确地识别米粒的垩白区域。表2为FTDB0-Otsu多阈值分割算法与Otsu算法在检测两幅米粒图像时寻找最优阈值所需时间的数据对比。从表二的数据可以看出,FTDB0-Otsu多阈值分割算法大大降低了Otsu算法检测白垩米粒的时间。

表2 两种检测算法运行时间的比较

Brochure	Total number of rice grains/grain	Number of chalky rice/grain	Chalkiness rate /%	Chalkiness degree /%
Wuchang Rice	40	6	15	2.84
NJ45 Rice	40	21	52.5	9.85

表3 泰国香米的检测结果

Brochure	Algorithms	Number of chalky rice/grain	Chalkiness rate /%	Chalkiness degree /%	Correct rate
1	FTDB0-Otsu	310	34%	19%	99%
	Otsu	380	42%	21%	91%
2	FTDB0-Otsu	330	37%	19%	96%
	Otsu	360	40%	23%	93%
3	FTDB0-Otsu	300	33%	18%	100%
	Otsu	370	41%	22%	92%
4	FTDB0-Otsu	300	33%	17%	100%
	Otsu	380	42%	23%	91%
5	FTDB0-Otsu	340	36%	19%	97%
	Otsu	370	41%	24%	92%
Average	FTDB0-Otsu	320	36%	18%	97%
	Otsu	370	41%	23%	92%

最后,本文准备了5组泰国香米,样品含有90粒米,其中普通标准米60粒,垩白米30粒(经人工目测确认),共计450粒米。每组样本在不同方向和位置采集10张图像,共计100张。分别采用FTDB0-Otsu多阈值分割算法和Otsu算法对这些图像进行垩白米粒检测。结果如表3所示,其中每个样本的检测结果基于10张图像的平均值。

由表3可以看出,使用FTDB0优化后的Otsu算法能够比传统的Otsu算法更精细地识别垩白区域,从而提高了识别算法的精度。

5 结语

大米是全球主要的主食,其质量对食品工业和全球食品供应链至关重要。利用机器视觉技术检测垩白米粒缺陷是提高大米品质,保证最终产品符合严格的质量标准,增强市场竞争力的有效手段。针对Otsu在图像分割中准确率低、速度慢的问题,本文介绍了一种利用Halton序列、全局探索 and 自适应t分布的改进蛱螂优化算法。我们的研究为提高水稻生产质量,实现农业现代化,促进食品工业的可持续发展提供了有力的支持。

[基金项目]

黑龙江省2024年大学生创新创业项目国家级立项(项目号:202410222006)。

[参考文献]

[1]孙仟硕,王英博.融合多策略的改进蛱螂优化算法及其应用[J].信息与控制,2024,53(05):631-641+651.

[2]迟明善,刘鹏杰,张强.结合Otsu阈值优化和多尺度融合的海上图像去雾算法[J].上海海事大学学报,2024,45(03):16-23.

[3]段欣睿,李学丰,樊国伟,等.改进OTSU算法的砂土CT图像分割及组构分析[J].西北工程技术学报,2024,23(03):252-259.

[4]王霞,茹兴旺.多策略改进的蛱螂优化算法[J].太原师范学院学报(自然科学版),2024,23(03):25-31.

[5]王乐遥,顾磊.带扰动的自适应蛱螂优化算法[J/OL].智能计算机与应用,1-9[2024-11-06].

[6]郭业才,赵涵优.基于改进雁群算法的Otsu多阈值图像分割[J/OL].中国电子科学研究院学报,1-13[2024-11-06].

[7]高纪元,刘杰,陈昌盛,等.混合策略改进的蛱螂优化算法[J/OL].计算机工程与科学,1-10[2024-11-06].

[8]娄革伟,郑永煌,陈均,等.混合多策略改进的蛱螂优化算法[J/OL].计算机工程与应用,1-16[2024-11-06].

[9]秦兴宝,叶春明.嵌入蝴蝶算法及多策略融合的蛱螂优化器及应用[J/OL].计算机工程与应用,1-22[2024-11-06].

作者简介:

徐景然(2001--),男,汉族,山东省青岛市人,本科,研究方向:启发式算法、图像处理。

窦艳芳(1989--),女,黑龙江省肇州县人,工程师,硕士,研究方向:控制科学与工程。