

基于双通道麻雀改进 OTSU 的 FOD 分割方法

费春国 陈世洪

中国民航大学电子信息与自动化学院 天津 300300

(fchunguo@163.com)

摘要 在基于图像处理分割机场跑道异物(FOD)的方法中,基于深度学习的方法不能准确感知未经训练的异物。对此,提出基于双通道麻雀改进大津法(OTSU)的分割方法(DS-OTSU)来分割感知异物。该分割方法将麻雀搜索算法与 OTSU 相结合,在麻雀搜索算法中加入佳点集优化初始种群,同时在双通道中分别加入正反两个方向的扰动,从而改变麻雀搜索算法目标函数的计算方法,通过加入双重视态的萤火虫扰动改变种群更新方式,将双通道的运行结果进行对比融合,将原本只能单阈值分割图像的 OTSU 优化为可以分割阈值段的方法,滤除图像背景部分,最终得到 FOD 的分割结果。实验分析表明,所提方法在分割精度和收敛速度上均优于其他方法。

关键词: 阈值分割;OTSU;机场跑道异物;麻雀搜索算法;萤火虫扰动

中图分类号 TP751

FOD Segmentation Method Based on Dual-channel Sparrow Search Algorithm-enhanced OTSU

FEI Chunguo and CHEN Shihong

College of Electronic Information and Automation,Civil Aviation University of China,Tianjin 300300,China

Abstract In the method of segmenting foreign object debris(FOD) on airport runways based on image processing,the segmentation based on deep learning cannot accurately perceive untrained FOD. Therefore,a segmentation method is proposed in this paper,based on the improved Otsu method of dual-channel sparrow(DS-OTSU). In this segmentation method,the sparrow search algorithm is combined with OTSU,the optimal point set is added to the sparrow search algorithm to optimize the initial population,and the perturbations in the positive and negative directions are added to the dual channels to change the calculation method of the objective function of the sparrow search algorithm. Experimental analysis shows that the detection accuracy and convergence speed of the proposed method are superior to those of other methods.

Keywords Threshold segmentation,OTSU,Foreign object debris on airport runways,Sparrow search algorithm,Firefly disturbances

1 引言

伴随着民航业的发展,安全问题始终处于首位。随着近年来航线的增加,同一机场飞机起降日益频繁,机场跑道异物(Foreign Object Debris,FOD)成了威胁航空安全的主要因素,因此对其准确感知的重要性不言而喻。FOD 指任何本不属于跑道路面,却被错误留在跑道上的物质,其以金属物质、石头、塑料品和橡胶碎片为主。它们容易被吸入发动机中,并造成发动机的永久性损伤,或造成飞机的侧滑,引发巨大的经济损失并致使人员受伤。目前,国内大部分机场依旧采用人工巡检的方式清除 FOD,这种方法不仅效率低下,无法保证实时性,而且极易产生漏检,从而遗留安全隐患。所以,自动且准确地感知 FOD 对民航发展有着重要的意义。

目前感知 FOD 的技术可分为 3 种:1)基于雷达探测^[1]的感知方法,但由于其造价过高,且可能会对机场有一定的安全隐患,所以难以在机场大量部署;2)基于红外探测^[2]的感知方法,但由于其极易发生虚警及漏检,且其受目标表面材质影响较大,因此很少应用于现实;3)基于图像处理的感知方法,因其具有较高的精度及较好的实时性,目前得到广泛的研究。

在图像处理的方法中,基于深度学习的图像处理方法^[3-4]成为当前研究的热点,但因为深度学习仅可以感知已经训练过的异物,而机场跑道可能出现的异物种类繁多,不可能对所有出现的异物都提前训练,所以对未经训练的异物,其感知效果较差。为此,研究一种不经过提前训练就可以对各种 FOD 准确感知且适应性强的图像识别方法极为重要。

基于阈值的图像处理方法可以在没有提前训练的前提下分割异物并感知其位置,且实时性好,实现方法简单。在基于阈值的图像处理方法中,大津法(Otsu's Method,OTSU)^[5]应用的频率较高,且效果较好。虽然到目前为止还没有应用 OTSU 分割 FOD 的研究,但是 OTSU 已经应用到很多相似领域;Ma^[6]使用 OTSU 和连通域分析相结合的方法实现图像处理,分析法兰表面的缺陷区域与正常区域的灰度差异、缺陷形态及位置,能够准确、快速地对法兰表面缺陷区域;Zou 等^[7]提出一种基于 OTSU 的麻花钻刃边缘检测方法,进行钻刃宽度检测,通过对目标边缘进行锐化,用巴特沃斯高通滤波提取边缘信息,再通过改进的 OTSU 对疑似的边缘点进行阈值分割,这证明在精细度上大津法已经达到可以应用的水准。同时,在医疗检测^[8-9]、桥梁裂缝检测^[10]、电池缺陷^[11]

通信作者:陈世洪(2028279442@qq.com)

及油气泄漏检测^[12]等领域,OTSU都发挥了很大作用。另外,针对OTSU分割效果不稳定等问题,有学者将其与智能优化算法相结合。如Du等^[13]通过加入Tent映射和精英逆向往学习策略改进麻雀搜索算法(SSAN),并用其优化大津法,加快了收敛的速度;Guo等^[14]提出了一种改进的双突变自适应差分进化算法(TRDE)并与OTSU相结合,解决了OTSU时间复杂度高的缺点;同时,萤火虫算法^[15]、粒子群算法^[16]、灰狼算法^[17]、樽海鞘算法^[18]等智能优化算法同样被用来与OTSU相结合,以提升其分割感知性能。但是当应用OTSU及其改进算法进行FOD分割时,单阈值的分割方法难以面对实际的背景环境,且面对与背景相差较小的异物时其效果较差。

针对此类问题,本文提出了一种双通道麻雀改进OTSU算法(DS-OTSU)。该算法分为双通道对比运行,通过将麻雀搜索算法的目标函数替换为类间方差,使OTSU算法与麻雀搜索算法相结合,将OTSU求解最佳阈值的问题转化为麻雀搜索算法求解最优解的问题,并向初始化种群中加入佳点集,在麻雀位置更新时加入双重动态调整的萤火虫扰动,在两个通道中分别向目标函数中加入正反方向的扰动,最终通过双通道得到两张结果图像。经过对两张图像的对比融合,滤除一定灰度段内的背景灰度,得到最终的分割图像,实验证明该方法获得的分割效果更加准确。

2 传统方法及缺陷

2.1 OTSU及麻雀搜索算法

OTSU,又称大津法,是一种全局阈值的分割方法。OTSU可以通过计算每个灰度对应的类间方差得到一个阈值 T ,将图像灰度图进行分割。假设一幅图像由 N 个像素组成。目标和背景像素点的比例记为 β_1 和 β_2 ,灰度均值记为 μ_1 和 μ_2 ,类间方差记为 δ^2 。图像中灰度值小于阈值 T 的像素个数记为 N_1 ,大于阈值 T 的像素个数记为 N_2 ,则类间方差为:

$$\delta^2 = \beta_1 \beta_2 (\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (1)$$

其中:

$$\beta_1 = \frac{N_1}{N} \quad (2)$$

$$\beta_2 = \frac{N_2}{N} \quad (3)$$

遍历图像中的所有灰度值,得到类间方差最大的灰度值为阈值 T ,大于 T 的灰度赋予白色,小于阈值 T 的灰度赋予黑色。

麻雀搜索算法^[19](Sparrow Search Algorithm, SSA)是2020年由Xue等模仿自然界中麻雀种群捕食、反捕食行为而提出的一种新型高效启发式的优化算法。该算法将麻雀种群按照行为分为探索者、跟随者和预警者3类,组成 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_{(1,i)}, \mathbf{x}_{(2,i)}, \dots, \mathbf{x}_{(N,i)}]^T$ 的空间,其中 $i=1,2,3,\dots,d$ (d 是维度)。

在每次的迭代过程中,探索者的位置更新规则如式(4)所示:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j} \times \exp\left(-\frac{i}{\omega_1 \times N_{\max}}\right), & \text{if } R_2 \leq ST \\ X_{i,j} + \omega_2 \times L, & \text{if } R_2 > ST \end{cases} \quad (4)$$

其中, $X_{i,j}^{t+1}$ 表示第 i 只麻雀在 j 维中 $t+1$ 时刻的位置信息, $X_{i,j}$ 表示第 i 只麻雀在 j 维中 t 时刻的位置信息, t 是当前运行的迭代次数, $N_{\max}$ 为最大迭代次数, ω_1 是一个 $(0,1]$ 之间的随机数, ω_2 也为随机数且满足正态分布, L 表示每个元素全部为1的矩阵, R_2 为 $ST \in [0.5, 1]$ 之间的随机数且分别

表示预警值和安全值。

跟随者会争夺探索者发现的食物,如果失败,则按式(5)的方式进行位置更新。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \omega_2 \times e^{-\frac{X_{\text{worst}} - X_{i,j}^t}{\omega_1^2}}, & \text{if } i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j} - X_p^{t+1}| \times (\mathbf{A}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1}) \times L, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中, X_p^{t+1} 是探索者当前搜索到的最优位置; X_{worst} 是种群全局最差位置; $\mathbf{A}$ 表示 $1 \times d$ 的矩阵,其中的元素随机赋值为1或者-1。

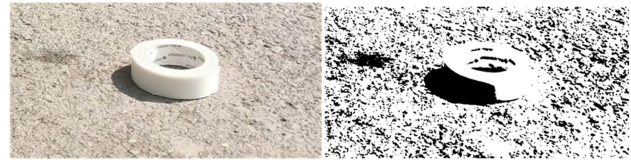
在麻雀搜索算法中,侦查者负责为整个种群监控觅食区域,当有危险时其会立即发出危险信号,并迅速向安全区域移动。其位置更新如式(6)所示:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \omega_3 \times |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t|, & \text{if } f_i > f_b \\ X_{i,j}^t + \omega_4 \times \frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \xi}, & \text{if } f_i = f_b \end{cases} \quad (6)$$

其中, X_{best}^t 为当前时刻适应度最优个体所处位置, X_{worst}^t 为当前时刻适应度最差个体所处位置。 ω_3 是均值为0、方差为1的正态分布随机数,代表危险更新时的步长控制因子, ω_4 为 $[-1, 1]$ 之间的一个随机数。 f_i 表示当前个体的适应度值; f_b 表示全局最优的适应度值; f_w 表示全局最差的适应度值; ξ 为一个较小的常数,用来防止分母为0的情况。

2.2 OTSU应用缺陷

传统的OTSU方法由于提出时间过早且仅是针对图像灰度的简单操作,因此进行分割任务时计算量大,且容易被灰度直方图的局部极值点干扰,不能快速收敛到全局最优值,从而影响分割结果;而且单阈值的分割原理也很难将具有复杂灰度信息的FOD整体分割;此外,OTSU在分割目标时非常容易受到背景及目标本身的影响,使分割不完全。例如,图1(a)是浅色路面上的白色胶带图片,图1(b)是用OTSU对其进行分割的结果。可以看出,OTSU分割目标时,由于胶带和路面颜色相近且边缘不明显,导致将一些胶带分割为背景,这表明传统OTSU算法对于与背景相差不大的目标分割效果不佳。



(a)Original image

(b)OTSU results

图1 OTSU结果图像

Fig. 1 OTSU result image

3 双通道麻雀改进OTSU方法

针对上述OTSU分割目标的缺陷,本文提出双通道麻雀改进OTSU方法(DS-OTSU)。由于OTSU计算量大导致分割速度慢,且易受灰度局部极值点影响,DS-OTSU考虑用类间方差替换目标函数,将OTSU与麻雀搜索算法相结合。由于OTSU分割与背景相似的目标时效果不佳,考虑改变类间方差计算方法,加入正反向扰动。同时,融合双通道的过程可以将原本OTSU的单阈值分割转变为阈值段分割,保留一段阈值,便于将目标整体分割。该方法也针对麻雀搜索算法容

易陷入局部最优和收敛速度慢等缺点设计了改进措施。接下来将从整体和局部介绍该方法。

3.1 算法整体流程

本文提出的双通道麻雀改进 OTSU 算法的原理流程如图 2 所示。

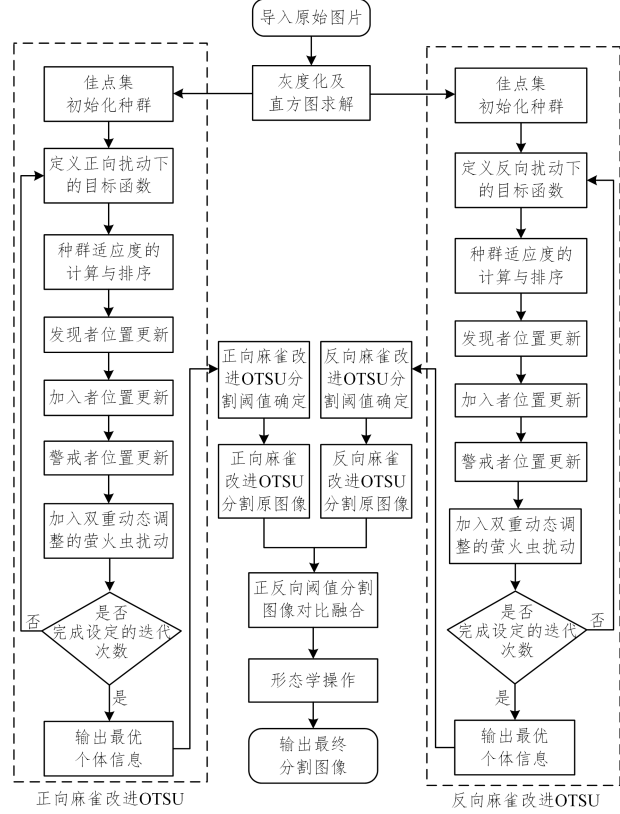


图 2 算法整体流程

Fig. 2 Overall flow of the proposed algorithm

首先要初始化算法的粒子数 n 、目标函数的维度值 dim 、最大的迭代次数 N_{max} 、初始的上下边界 um 和 lm 、预警值 R_2 和警戒值 ST 。图像将被同时送入双通道进行处理,使用佳点集的方法进行种群初始化,接着检验种群是否超出边界,以加入正反向扰动的类间方差为目标函数计算每个个体的适应度,并对其进行种群的排序,找出其中的发现者、加入者、警戒者分别进行相应的位置更新,这时麻雀的位置等于萤火虫的位置,根据加入双重动态调整的萤火虫扰动对最优位置进行调整。达到迭代次数后,分别用双通道输出的阈值分割原图像得到两张结果图像,对比融合这两张结果图像后得到最终输出结果。

3.2 佳点集初始种群

在智能优化算法中,优秀的初始种群会使算法在迭代搜索全局最优的过程中更易获得较快的收敛速度和较高的精度。原始 SSA 算法随机生成初始种群,种群多样性不够,会影响算法收敛速度和精度。本文利用佳点集理论初始化种群,该方法的思想最初由华罗庚先生提出,其能保证初始种群在解空间分布更加均匀。具体实现方法如下:

在 dim 维空间取 n 个点为佳点集,表示:

$$P_n(k) = \{\{r^1k\}, \dots, \{r^ik\}, \dots, \{r^tk\}\}, k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (7)$$

其中, $r^i = \{2\cos(2\pi i/p)\}$, 其中 $i \in [1, t]$, p 是满足 $p \geq 2t + 3$ 的最小素数。

3.3 目标函数的扰动更新

在研究中发现,针对与背景区别较大的目标,分割效果较好的阈值往往出现在 OTSU 输出的阈值与灰度直方图峰值左侧。针对与背景区别较小的目标,分割效果较好的阈值往往出现在 OTSU 输出的阈值与灰度直方图峰值右侧。

出现此类情况的原因是:在确定分割阈值的过程中,图像背景占有图像大部分区域,所以灰度直方图峰值常常代表目标背景的灰度值,这也导致应用传统 OTSU 进行分割时经常将背景误分为异物,这种情况在分割透明异物时尤为明显。

在分割图片中与背景区别较大的目标时,由于目标特征明显,边界清晰,所以会产生灰度值较低的边界,采用较低的分割阈值可以较好地屏蔽较高灰度值的背景干扰,分割目标的边缘,得到目标的位置。在分割图片中与背景区别较小甚至透明的目标时,由于目标会有一定的反光,因此即使目标与背景在 RGB 图像中差别不大,在灰度图中,目标的灰度也会比背景灰度稍高,此时如果采用稍高的分割阈值则会过滤掉背景的灰度范围,较好地分割与背景差别较小的目标。

依据这个原理,本文提出了在类间方差计算中添加扰动的方法,调整分割阈值,更好地规避分割误差。通过添加正向和反向的扰动,对输入图片中与背景相差较大和与背景相差较小的两类目标都能获得较好的分割效果。

针对与背景相差较大的目标,OTSU 算法得到的阈值在灰度直方图峰值附近,远离分割效果较好的阈值,改进算法获得的阈值应在峰值的左侧。通过在类间方差计算式前引入扰动可以达成目标,使分割阈值更合理。修改之后的类间方差的计算为:

$$\delta^2 = K\beta_1\beta_2(\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (8)$$

其中, K 为引入的扰动项,该扰动项需要满足在峰值前保持一个较高的数值,在峰值后保持一个较小的数值,且在峰值附近急速减小,保证阈值不会取到峰值附近及峰值右侧区域。可以得到 K 的定义为:

$$K = \begin{cases} V_{\max}, & h \leq (1-m)g_{\max} - \frac{V_{\max}}{2m \times g_{\max}} \times h + \frac{(1+m)}{2m} \times \\ V_{\max}, & (1-m)g_{\max} < h < (1+m)g_{\max} \\ 0, & h \geq (1+m)g_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

其中, m 为峰值附近区域划分的比例,这里取 m 为 0.2,可以划分峰值附近 K 值下降的区域; $g_{\max}$ 为灰度图中灰度峰值点对应的灰度值; $V_{\max}$ 为灰度峰值时该灰度点对应的频率; h 为当前时刻正在计算类间方差的灰度值,其范围为 $[0, 255]$ 。通过此公式,可以求得正向扰动 K 。

针对与背景相差较小的目标,改进算法获得的阈值应在峰值的右侧。同样可以通过在类间方差计算式前引入扰动 J 达成目标,使分割阈值更靠近最佳阈值。修改之后的类间方差的计算为:

$$\delta^2 = J\beta_1\beta_2(\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (10)$$

其中, J 为引入的扰动项,该扰动项需要在峰值前保持一个较低的数值,在峰值后保持一个较高的数值,且在峰值附近急速增加,保证阈值不会取到峰值附近及峰值左侧的区域。可以得到其计算公式为:

$$J = \begin{cases} 0, & h \leq (1-m)g_{\max} - \frac{V_{\max}}{2m \times g_{\max}} \times h - \frac{(1-m)}{2m} \times \\ V_{\max}(1-m), & (1-m)g_{\max} < h < (1+m)g_{\max} \\ V_{\max}, & h \geq (1+m)g_{\max} \end{cases} \quad (11)$$

其中, m 为峰值附近区域划分的比例, 这里取为 0.2, 可以划分峰值附近下降的区域。

图 3 给出了对一张图片使用类间方差法计算最佳阈值时分别加入正反向扰动对结果的影响, 点线为正向扰动下取得的阈值, 虚点线为反相扰动下取得的阈值。可以看出, 正向扰动可以将阈值向左调整, 反向扰动可以将阈值向右调整。

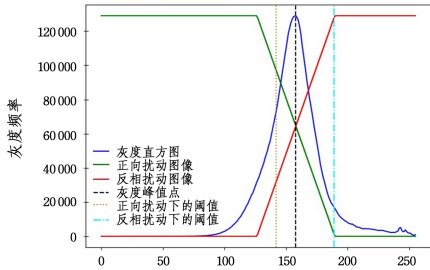


图 3 类间方差加入正反向扰动的效果

Fig. 3 Effects of adding forward and reverse perturbation to between-class variance

3.4 双重动态调整的萤火虫扰动

萤火虫算法是一种受自然界萤火虫发光吸引配偶的行为启发而设计的群智能算法。该方法作为扰动, 可以提高整体算法跳出局部最优的能力, 提升性能。萤火虫自身亮度与优化问题适应度值相关联, 不同亮度的萤火虫通过相互吸引移动达到寻优的目的, 萤火虫通过亮度相互吸引移动, 其吸引度定义为式(12):

$$\beta = \beta_0 \times e^{-\gamma r^2} \quad (12)$$

其中, β 为初始吸引度, γ 为光的吸收系数, r 为个体之间的欧氏距离。萤火虫个体 i 被萤火虫个体 j 吸引并向其移动的公式为:

$$X_i^{k+1} = X_i^k + \beta_{ij} \times (X_j^k - X_i^k) + \alpha \times \epsilon_i \quad (13)$$

其中, X_i^k 与 X_j^k 为萤火虫个体 i 与萤火虫个体 j 的位置, X_i^{k+1} 为萤火虫个体 i 被萤火虫个体 j 吸引向其移动后的位置, $\beta_{i,j}$ 为萤火虫个体 i 与萤火虫个体 j 的吸引度, α 为步长系数, ϵ_i 为一个随机因子。

本文针对萤火虫扰动中当前位置个体和最优位置个体的不同欧氏距离以及循环迭代次数, 设计了一种双重动态调整的机制来优化萤火虫的吸引度。针对不同迭代次数和不同位置的萤火虫, 改变其吸引度的定义方式, 如式(14)所示:

$$\gamma = \begin{cases} \frac{t \times \sin(2\pi\omega)}{M}, & r_1 < 0.5 \\ \frac{t \times \cos(2\pi\omega)}{M}, & r_1 \geq 0.5 \end{cases} \quad (14)$$

其中, γ 为更新计算方式后的吸引度, t 为当前训练进行的轮次, M 为训练迭代的总轮次, ω 为 $[-1, 1]$ 之间的一个随机数, r_1 为一种归一化衡量萤火虫当前位置与最优位置距离的因子。 r_1 的定义如式(15)所示:

$$r_1 = \frac{r}{r_{\max}} \quad (15)$$

其中, r 为当前萤火虫与最优位置萤火虫之间的欧氏距离; $r_{\max}$ 为萤火虫种群中, 最优位置距与其最远萤火虫的欧氏距离。经过双重动态调整改进后, 萤火虫个体 i 被萤火虫 j 个体吸引并向其移动的公式为式(16):

$$X_i^{k+1} = X_i^k + \gamma \times (X_j^k - X_i^k) + \alpha \times \epsilon_i \quad (16)$$

当改进的萤火虫算法进行搜索时, 根据循环迭代次数以及不同个体所处寻优空间的具体位置, 个体会采取不同的

位置调整策略。距离最优位置较近的和较远的两批个体会以不同的角度进行搜索, 位置较优的个体往往会更倾向于向更优位置移动, 位置稍差的会倾向于搜索其他范围, 扩大搜索域。这样的改进有利于个体发现更多信息, 加强全局搜索, 有助于提高算法的寻优精度和收敛速度, 得到更好的寻优结果。

3.5 双通道图像的对比融合效果

当一张图像分别经过双通道的处理后, 将得到两个不同的阈值, 两阈值之间的部分为灰度直方图峰值附近区域, 该区域代表了图像背景灰度信息。在应用两阈值对原图像进行二值化时, 中间部分得到的结果明显不同, 即在两次二值化操作中背景区域的二值化结果变化最剧烈。保留两个二值化结果中颜色不变的像素区域, 将其标记为目标域, 视作图像中目标所在的区域。其余像素区域一律标记为背景域, 视作图像中与目标无关的域。图 4 给出了应用 DS-OTSU 分割原图像的全过程。从图中可以看出, 对于与路面颜色相近的白色胶带, DS-OTSU 可以很好地分割。该方法改变了原本 OTSU 只能通过单阈值将图片二值化的现状, 滤除前后扰动下得到的两阈值中间部分的灰度, 增强了鲁棒性, 更具有现实意义。同时, 为了验证 DS-OTSU 的泛化性, 选取专门测试分割效果的 BSDS300 数据集中的一些样本进行效果测试, 结果如图 5 所示。可以看出相较 OTSU, DS-OTSU 对于最终的分割效果有很大提升。

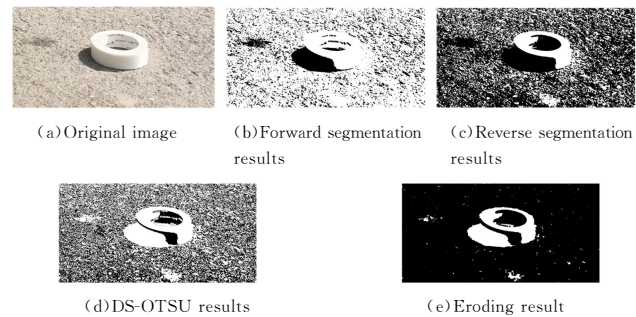


图 4 图像分割过程

Fig. 4 Image segmentation process

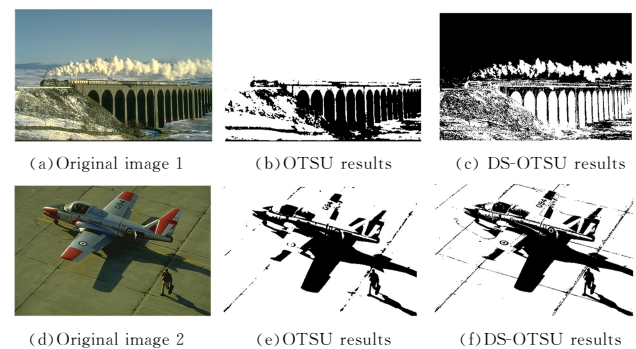


图 5 BSDS300 数据集效果测试

Fig. 5 BSDS300 dataset effect test

4 DS-OTSU 分割 FOD

为了验证 DS-OTSU 对 FOD 分割的有效性, 选用一组兼顾正常光照和光照不足的 FOD 图片在 pycharm 2023a 软件上进行仿真实验。图片中包含与背景相差较小的异物, 这种异物通过普通算法不易分割, 因此将更能体现 DS-OTSU 的性能。

将 DS-OTSU 与传统 OTSU 及其改进方法(在类间方差前加入基于熵理论权重的 EW^[20]、在目标方差上加权并利用

灰度直方图的灰度累积量提取峰值信息的 WOV^[21],以及向类间方差计算方法中加入谷值系数以确保阈值趋向谷值的 VE^[22]进行分割效果对比;将 DS-OTSU 与其他 3 种带有智能优化的 OTSU 方法 (PSO-OTSU, SSA-OTSU, SSAN-OTSU) 进行收敛速度的对比,从主观客观两个方面进行评估。

4.1 主观分析

采用一组 FOD 图片,其中包含因金属反光导致与背景相似和因材质透明导致与背景相似的两种异物,分别采用传统 OTSU,EW,WOV,VE 和 DS-OTSU 算法进行异物的分割效

果对比,结果如图 6—图 9 所示。其中,图 6 和图 7 为正常光照下的 FOD 图像,图 8 和图 9 为光照不足情况下的 FOD 图像。

从图 6 中可以看出,对于与背景地面相差较大的锤子手柄部分,传统 OTSU,WOV,EW 都可以进行很好的分割;但是对于与背景颜色相差较小的白色胶带和反光金属锤头部分,3 种算法分割效果都不好,甚至会将其与背景融合,VE 更是将大部分异物识别成了背景。DS-OTSU 可以很好地分割异物与背景,不论异物与背景是否相似。

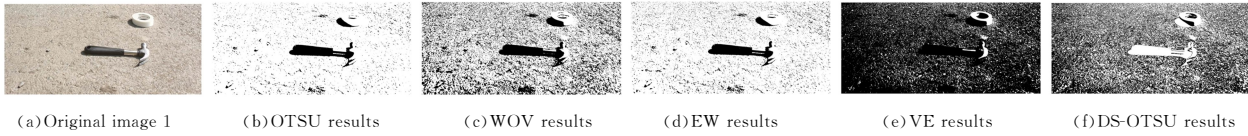


图 6 正常光照下各种分割算法分割反光 FOD 的结果对比

Fig. 6 Comparison of the results of reflective FOD segmentation by various segmentation algorithms under normal illumination

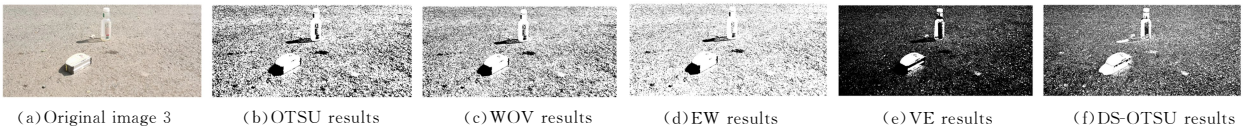


图 7 正常光照下各种分割算法分割透明 FOD 的结果对比

Fig. 7 Comparison of the results of transparent FOD segmentation by various segmentation algorithms under normal lighting

从图 7 中可以看出,在正常光照情况下,传统 OTSU,WOV 和 EW 3 种算法都会将图像中的透明水瓶与背景分割

为一体,VE 算法不能将白色卡尺整体分割,而 DS-OTSU 却可以突出异物位置,分割透明水瓶和白色卡尺的效果较好。

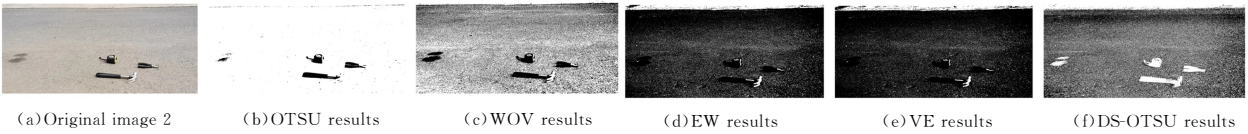


图 8 光线不足时各种分割算法分割反光 FOD 的结果对比

Fig. 8 Comparison of the results of reflective FOD segmentation of various segmentation algorithms when the light is insufficient

从图 8 中可以看出,对于光线不足的情况,传统 OTSU 和 WOV 依然可以很好地分割与背景差别较大的异物,但是其分割与背景相差较小异物的能力被进一步减弱,在分割结果中,整个反光的金属锤头被认定为背景。这些算法为了识别背景,过度减小了阈值,导致错检。而 EW 和 VE 直接将背景与背景相差较大的物体划分为背景,导致分割效果不佳。DS-OTSU 则准确地感知出异物的位置,将正常异物与反光异物

一同分割,得到了较好的结果。

从图 9 中可以看出,针对光线不佳的情况,EW 和 VE 的分割能力进一步下降,导致异物与背景融合的情况加剧。OTSU 与 WOV 在弱光照情况下对透明异物识别效果有所提升,但是不能同时将透明的瓶身与不透明的商标分割为异物。相比之下,DS-OTSU 则可以清晰区分透明异物边缘,将瓶身、瓶盖和商标整体分割为异物,便于对异物进行分割。

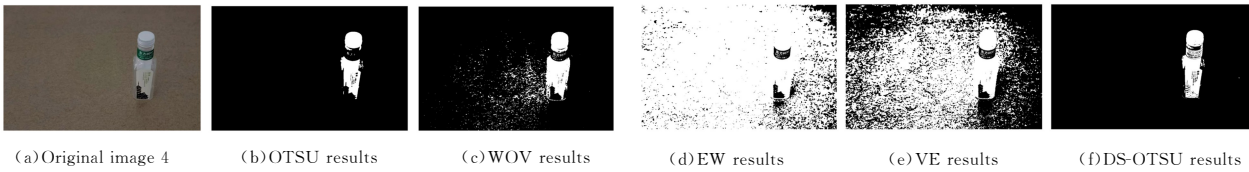


图 9 光线不足时各种分割算法分割透明 FOD 的结果对比

Fig. 9 Comparison of the results of transparent FOD segmentation by various segmentation algorithms when the light is insufficient

将以上 4 张图片的 DS-OTSU 结果经过腐蚀处理,结果

如图 10 所示,可以看出 DS-OTSU 分割效果较好。

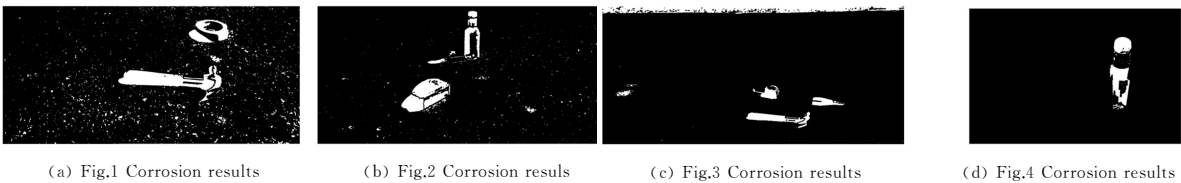


图 10 DS-OTSU 方法腐蚀后的结果

Fig. 10 Results after corrosion by DS-OTSU method

4.2 主观分析

本节将采用收敛速度、准确率、精确率、召回率及 F1 函数来客观评判 DS-OTSU 的分割效果。

4.2.1 收敛情况

分别运行 PSO-OTSU, SSA-OTSU, NSSA-OTSU 和 DS-

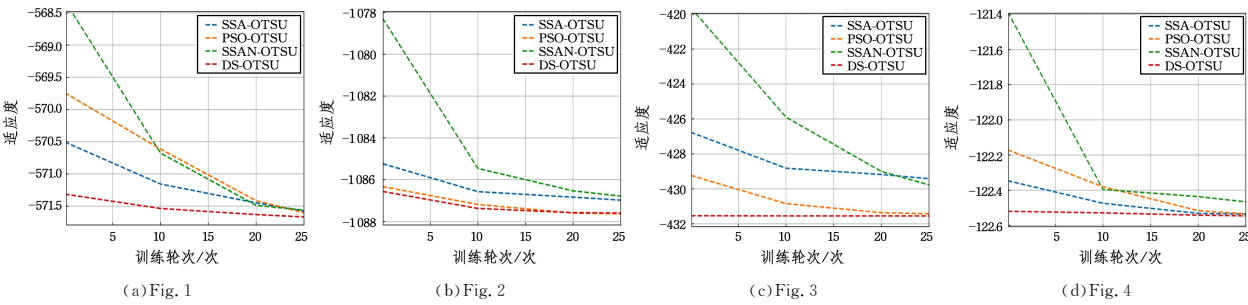


图 11 4 种方法分割 FOD 图像的收敛曲线对比

Fig. 11 Comparison of convergence curve of FOD images segmented by four methods

4.2.2 分割有效性分析

为了进一步分析算法对异物的分割效果,本文采用了准确率 A(Accuracy)、精确率 P(Precision)召回率 R(Recall)作为判断各算法有效性的标准,其计算方法如式(17)一式(19)所示。

$$A=\frac{T_p+F_p}{T_p+F_p+T_N+F_N}$$
 (17)

$$P=\frac{T_p}{T_p+F_p}$$
 (18)

$$R=\frac{T_p}{T_p+F_N}$$
 (19)

其中, T_p 为测量和分割都被划分为目标域的结果数, T_N 为测量时划分为背景却被分割为目标域的结果数, F_p 为测量和分割都被划分为背景域的结果数, F_N 为测量时划分为目标却被分割为背景域的结果数。通过计算方式可以看出,以上 3 个评价指标一定是越高越好。应用这 3 个评价指标对各算法识别图 5—图 8 这 4 张 FOD 原图的分割结果进行评价,并将 DS-OTSU 结果与其他算法进行对比,对比结果如表 1—表 4 所列。

从表 1 可以看出,对于在图 5—图 8 中的 4 张 FOD 原图,传统 OTSU 方法及其改进方法(EW, WOV, VE 和 NSSA-OTSU)的分割效果都不及 DS-OTSU。对于 FOD 原图 1,其异物与背景相差过小,导致其他算法准确率不足 30,只有 VE 算法和本文算法效果较好,但也不及 DS-OTSU 的效果。

表 1 准确率对比

Table 1 Comparison of accuracy

	OTSU	NSSA	EW	WOV	VE	DS-OTSU
Original image 1	6.27	9.65	9.25	28.06	79.97	81.60
Original image 2	30.60	14.80	11.72	33.20	78.38	85.01
Original image 3	9.86	10.40	78.40	32.72	83.42	85.45
Original image 4	96.40	46.50	46.64	96.78	48.33	97.85

表 2 精确率对比

Table 2 Comparison of precision

	OTSU	NSSA	EW	WOV	VE	DS-OTSU
Original image 1	68.11	80.22	79.27	94.34	98.63	93.07
Original image 2	93.58	91.67	75.94	91.67	98.45	94.87
Original image 3	47.45	95.83	99.59	98.78	99.64	96.57
Original image 4	96.71	50.01	56.13	96.32	91.65	96.73

OTSU 这 4 种智能优化的 OTSU 方法,其初始种群数均设为 50,迭代次数均设为 200。4 种方法分割 FOD 原图 1—4 的收敛曲线对比如图 11 所示。从图 11 中可以看出,对于两种光照条件下不同类型的异物,DS-OTSU 可以获得更快的收敛速度,得到最优阈值,这说明 DS-OTSU 具备能更快搜索全局最优的能力。

表 3 召回率对比

Table 3 Comparison of recall

	OTSU	NSSA	EW	WOV	VE	DS-OTSU
Original image 1	46.90	45.12	45.43	37.30	25.88	84.66
Original image 2	92.88	96.22	98.17	76.22	42.22	69.20
Original image 3	11.47	21.84	15.99	19.95	14.83	95.97
Original image 4	59.16	86.83	84.09	71.88	83.17	81.88

表 4 F1 函数对比

Table 4 Comparison of F1 functions

	OTSU	NSSA	EW	WOV	VE	DS-OTSU
Original image 1	0.5554	0.5775	0.6474	0.6221	0.4100	0.8895
Original image 2	0.9322	0.9388	0.8563	0.8323	0.5909	0.8533
Original image 3	0.1847	0.3557	0.2755	0.3319	0.2581	0.9625
Original image 4	0.7341	0.6346	0.6732	0.8232	0.8720	0.8868

从表 2 与表 3 中可以看出,DS-OTSU 的效果虽在某些图片的分割中与 NSSA 或 VE 效果相近,但总体上却保持了较好的效果,稳定性更强,这表明 DS-OTSU 更能适应不同情况,多种场景下的任务,抗干扰的鲁棒性更好。

在某些情况下,仅仅考虑召回率或精确率会导致评估结果片面,因此本文引入 F1 函数以提供一个更全面的评估指标,其计算方法为:

$$F1=\frac{2\times P\times R}{P+R}$$
 (20)

其中, P 为精确率, R 为召回率。F1 函数可以综合考虑精确率和召回率,也可以帮助模型评估正负样本不平衡时的综合性能,避免过分强调一个指标而忽略另一个指标,反映了模型的整体性能,也可以更加方便地做出性能比较。表 4 为 6 种方法分割 4 张 FOD 原图的 F1 函数结果。从表中可以看出,DS-OTSU 所对应的 F1 函数远高于其他 5 种算法,所以可以得出在分割 FOD 过程中,DS-OTSU 具有很好的平衡性能,其分割正例的能力和准确性都优于其他的方法。

结束语 本文针对 OTSU 分割机场跑道异物(FOD)时容易被异物材质及灰度局部极值点影响的问题,提出了一种双通道的麻雀改进 OTSU 的方法(DS-OTSU)。将 OTSU 与麻雀搜索算法相结合,向初始化种群中加入佳点集,向目标函数的计算中加入正反向扰动,利用加入双重动态调整的萤火

虫扰动调整种群更新方式,并在双通道中运行,通过对比融合滤除一段背景灰度并得到最终结果。实验验证了 DS-OTSU 的分割收敛速度及精度都有提升。本文改进的算法引入的参数简单,易于实现,改变了 OTSU 只能应用单阈值分割的现状,且为 OTSU 在 FOD 分割领域的应用提供了参考,是一种综合性能较好的算法,但在遇到某些特殊情况时分割效果可能会下降,需要进一步优化。

参 考 文 献

[1] TANG S X. An algorithm for detecting foreign objects on runway with millimeter wave radar [J]. Laser & Infrared, 2022, 52(6):820-826.

[2] WANG B S, LIU J H, ZHENG X L, et al. A hierarchical detection algorithm for airport runway foreign bodies based on feature spectrum [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2017, 39(11):2690-2696.

[3] ZHANG J B, REN J, WANG M Q. Foreign body detection on all-weather airport runway based on mixed attention [J/OL]. (2023-10-18) [2025-03-06]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0500>.

[4] LI X J, DENG Y M, CHEN Z H, et al. Improved YOLOv5 Foreign Object Detection Algorithm on Airport Runway [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(2):202-211.

[5] YU C, CHEN D R, YANG L, et al. Otsu's Thresholding Method Based on Gray Level-Gradient Two-Dimensional Histogram [C]//2010 2nd International Asia Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics(CAR 2010). IEEE, 2010.

[6] MA G Y, ZENG J S, LIU G N, et al. Research on Visual Detection Method of Flange Surface Defects [J]. Machine Design and Manufacture, 2024(9):233-237.

[7] ZHOU Z, TAI L G, et al. Research on Measuring the width of twist drill blade Band based on LM method [J]. Acta Photonica Sinica, 2019, 45(4):480-488.

[8] MENG S, MA Y, BAI B, et al. Otsu lung tissue segmentation algorithm based on particle swarm optimization [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2015, 30(6):1000-1007.

[9] JIANG Y, MA Y, LIANG Y Z, et al. Optimization of OTSU lung tissue segmentation algorithm based on fractional sparrow search [J]. Computer Science, 2019, 48(S1):28-32.

[10] XIONG L L, QIAN Q P, ZHANG S L. Bridge crack detection method based on improved Otsu [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2023, 44(6):965-971.

[11] YUAN X J, LIU F, HOU Z J. Adaptive pore structure identification in catalytic layer of proton exchange membrane fuel cells based on GA-PSO-Otsu algorithm [J]. Automotive Engineering, 2019, 45(9):1702-1709.

[12] XU Z N, WANG C Y, ZHAO L J, et al. Research on SF₆ Leakage gas detection algorithm based on improved background

vision extraction and frame superposition[J/OL]. (2024-02-29) [2025-03-06]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.TM.20240228.1707.002.html>.

[13] DU Y, YUAN H, JIA K, et al. Research on Threshold Segmentation Method of Two-Dimensional Otsu Image Based on Improved Sparrow Search Algorithm [J]. IEEE Access, 2023, 11:70459-70469.

[14] OTSU N J I T O S M, CYBERNETICS. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms [J]. Automatica, 1975, 11(285-296):23-27.

[15] WU J H, WANG L J, QIN J W. Two-dimensional Otsu image segmentation algorithm based on improved FA optimization [J]. Journal of Xinjiang University(Natural Science Edition), 2018, 35(1):60-65.

[16] DONG J J, WANG Z H. Otsu parenteral segmentation algorithm based on optimal symmetric particle swarm optimization [J]. Journal of Hainan University(Natural Science Edition), 2019, 37(4):313-321.

[17] SUN J H. Research on straw mulch image segmentation method based on Grey Wolf optimization algorithm [D]. Changchun:Jilin Agricultural University, 2021.

[18] HAN C J, HAO Y L, LIU Y F. Research on color image multi-threshold segmentation based on SSA-Otsu [J]. Modern Computer, 2021(10):108-111.

[19] XUE J, SHEN B, ENGINEERING C. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. 2020, 8(1):22-34.

[20] TRUONG M, KIM S. Automatic image thresholding using Otsu's method and entropy weighting scheme for surface defect detection [J]. Soft Computing, 2018, 22:4197-4203.

[21] YUAN X C, WU L S, PENG Q J A S S. An improved Otsu method using the weighted object variance for defect detection [J]. Applied Surface Science, 2015, 349:472-484.

[22] NG H F J P R L. Automatic thresholding for defect detection [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(14):1644-1649.



FEI Chunguo, born in 1974, professor. His main research interests include deep learning and intelligent optimization theory.



CHEN Shihong, born in 2000, postgraduate. His main research interests include digital image processing and computer vision.