

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211818

# 基于改进麻雀算法的机场跑道胶痕检测方法<sup>\*</sup>

刘晓琳 孙晓璐

(中国民航大学电子信息与自动化学院 天津 300300)

**摘要:** 针对光照条件差导致的胶痕检测效率低、精度差等问题,提出了一种基于改进麻雀搜索算法的机场跑道胶痕多阈值分割方法。首先利用透镜成像反向学习提高初始化种群的多样性,然后引入优化性能级别和自适应因子,提高发现者个体质量和搜索能力,其次引入萤火虫算法,协助传统麻雀搜索算法跳出局部最优,最后采用改进麻雀算法优化 Tsallis 相对熵度量函数实现胶痕自动、精准分割。实验结果表明,该方法的胶痕检测精度远高于传统算法,其 FSIM 值均大于 0.8,SSIM 值接近于 1,并且在光照条件差和道面、标志线与胶痕混叠的情况下表现出了良好的分割效果。

**关键词:** 图像分割;麻雀搜索算法;Tsallis;反向学习

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Method for detecting glue mark of airport runway based on FASSA

Liu Xiaolin Sun Xiaolu

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

**Abstract:** Aiming at the problems of low efficiency and poor accuracy of glue mark detection caused by poor lighting conditions, a multi-threshold segmentation method of airport runway glue marks based on improved sparrow search algorithm was proposed. Firstly, the lens imaging reverse learning is used to improve the diversity of the initialized population, and then the optimized performance level and adaptive factor are introduced to improve the individual quality and search ability of the discoverer. Secondly, the firefly algorithm is introduced to assist the traditional sparrow search algorithm to jump out of the local optimum. Finally, use the improved sparrow algorithm to optimize the Tsallis relative entropy metric function to achieve automatic and accurate segmentation of glue traces. The experimental results show that the detection accuracy of this method is much higher than that of the traditional algorithm, its FSIM values are all greater than 0.8, and the SSIM values are close to 1, and it shows a good segmentation effect in the case of poor lighting conditions and the mixture of pavement, marker lines and glue marks.

**Keywords:** image segmentation; sparrow search algorithm; Tsallis; reverse learning

## 0 引 言

当飞机高速着陆时,轮胎与跑道道面接触会存在速度差,产生摩擦力和切割力。这两种力作用在轮胎上,使其表面的橡胶颗粒自动脱落,附着在跑道上形成黑色胶痕,破坏跑道平整度,降低摩擦系数,从而影响飞机起降安全。因此,对胶痕进行检测是跑道设施维护中的一项重要任务。

目前国内外各大机场在进行机场跑道橡胶胶痕检测时,基本上都是采用目视检测方法,无法达到理想效果。该方法根据维护规程及工作经验,在夜间停航时借用手电筒

和车灯等设备用眼睛逐段检查跑道胶痕的积累状态<sup>[1]</sup>,通过人工检测方法以求获得满意的检测效果。目前,一些研究者采用图像分割算法实现跑道胶痕智能检测<sup>[2-3]</sup>。虽然其提高了检测效率,但无法消除夜间光照不均匀对图像产生的影响,易在胶痕与路面混叠位置产生误分割现象。

近几年,群智能算法同图像分割相结合,能有效地避免光照不均匀对图像造成的问题,以分割精度高、分割速度快等优势在医学图像、工业等领域受到广泛关注<sup>[4-16]</sup>。麻雀搜索算法<sup>[17]</sup>(sparrow search algorithm, SSA)作为一种新型群智能算法,以全局寻优能力强、收敛速度快、性能稳定

收稿日期:2022-10-24

<sup>\*</sup> 基金项目:天津市自然科学基金(17JCYBJC18200)、第十一期波音基金(20210715113)、天津市研究生科研创新项目(人工智能专项)(2020YJSZX15)资助

等优势在优化图像分割领域得以应用。吕鑫等<sup>[18]</sup>将鸟群算法思想同麻雀搜索算法相结合,得到新的算法(improved sparrow search algorithm,ISSA),采用ISSA优化图像分割算法,取得了较好的分割效果。陈刚等<sup>[19]</sup>采用 Logistic 回归麻雀算法优化 K-means 聚类分割,在边缘处理和分割精度上均取得了显著效果。但以上方法不具备普适性,无法处理在复杂成像环境下获取的图像。

鉴于此,本文根据胶痕图像的复杂性,采用一种基于改进麻雀搜索算法(fireworm and sparrow search algorithm, FASSA)的图像分割方法,降低检测时间,提高分割精度,有效消除夜间光照不均匀对图像的影响,进而提升跑道胶痕检测的智能化程度。

### 1 传统麻雀搜索算法(SSA)

2020 年研究人员通过观察、研究麻雀的觅食和反捕食行为提出了麻雀搜索算法。SSA 作为一种新型群智能优化算法,具有超强的寻优能力,可以有效地解决全局优化问题。该算法将麻雀种群分为发现者、跟随者和警报者,并模仿麻雀种群在自然界中的相应行为构件数学模型。因此,由  $n$  只麻雀组成的种群可表示为:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^d \\ x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^d \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^d \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中:  $d$  为待优化问题的维数,  $n$  为麻雀的数量。

麻雀的适应度值可表示为:

$$\mathbf{F}_x = \begin{bmatrix} f([x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^d]) \\ f([x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^d]) \\ \cdots \\ f([x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^d]) \end{bmatrix} \quad (2)$$

在 SSA 中,发现者具有较好的适应度值。在觅食过程中,其具有优先获取食物相关信息的能力,并为跟随者提供觅食方向。因此,发现者不仅搜索范围大,还具有超强的搜索能力。在每次迭代过程中,发现者位置更新的数学模型可表示为:

$$x_{e,f}^{t+1} = \begin{cases} x_{e,f}^t \cdot \exp\left(\frac{-e}{\partial \cdot \text{iter}_{\max}}\right), & R_2 < ST \\ x_{e,f}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $x_{e,f}$  为第  $e$  只麻雀在第  $f$  维中的位置;  $t$  为当前迭代次数;  $\text{iter}_{\max}$  为最大迭代次数;  $f = 1, 2, 3, \dots, d$ ;  $R_2 \in [0, 1]$ , 为预警值;  $ST \in [0.5, 1]$ , 表示安全值;  $Q \in ()$ , 且服从正太分布;  $L$  为  $1 \times d$  的单位矩阵。

在觅食过程中,有一部分麻雀会时刻监视着捕食者。一旦它们察觉到捕食者寻找到食物,就会同捕食者进行食物争夺,将这部分麻雀称之为跟随者。若其争夺成功,则按照式(4)进行位置更新,否则,位置更新的数学模型可表

示为:

$$x_{e,f}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{\text{worst}}^t - x_{e,f}^t}{e^2}\right), & e > \frac{n}{2} \\ x_{e,f}^{t+1} + |x_{e,f}^t - x_{e,f}^{t+1}| \cdot \mathbf{A}^1 \cdot L, & e \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $x_{e,f}$  为当前发现者所在的最优位置;  $x_{\text{worst}}$  为当前种群最差位置;  $\mathbf{A}$  为  $1 \times d$  的单位矩阵,  $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T(\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1}$ 。

在模拟实验中,假设警报者约占麻雀种群总数量的 10%~20%,其初始位置是随机确定的,位置更新的数学模型可表示为:

$$x_{e,f}^{t+1} = \begin{cases} x_{\text{best}}^t + \beta \cdot |x_{e,f}^t - x_{\text{best}}^t|, & f_e > f_g \\ x_{e,f}^t + K \cdot \left(\frac{|x_{e,f}^t - x_{\text{worst}}^t|}{(f_e - f_w) + \epsilon}\right), & f_e = f_g \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $x_{\text{best}}$  为当前种群最优位置;  $\beta$  为随机数,且服从均值为 0,方差为 1 的正态分布;  $k \in [-1, 1]$ ;  $f_e$  为当前麻雀个体的适应度值;  $f_g$  为当前种群最优的适应度值;  $f_w$  为当前种群最差的适应度值;  $\epsilon \in \text{rand}()$ 。

### 2 改进麻雀搜索算法(FASSA)

阈值个数决定图像分割技术中的函数维度。跑道胶痕图像分割是多阈值分割,其应用的是多维函数。但传统麻雀搜索算法在处理多维函数时易陷入局部最优值、搜索精度差、收敛速度慢。因此,本文在种群初始化、搜索阶段和位置更新阶段提出 4 个改进之处。

1) 采用透镜成像反向学习策略提高初始化种群多样性、保证种群质量。

2) 采用随机分型搜索算法中的性能级别思想优化发现者,提高发现者个体质量,加快收敛速度。

3) 采用自适应动态因子平衡全局搜索同局部搜索之间的关系,增大个体搜索范围,提高搜索精度。

4) 采用萤火虫算法协助 SSA 跳出局部最优值,避免出现收敛早熟现象。

#### 2.1 种群初始化

透镜成像反向学习的比例系数不是固定不变的,根据具体情况,可调整其大小以获取动态反向解。因此将透镜成像的反向原理应用到学习中,能够帮助算法突破局限,从而获得更广泛的反向位置。基于此,在初始化阶段引入了透镜成像反向学习策略,提高了种群的多样性及群体质量。其原理如图 1 所示。

$[a, b]$  为解的取值区间,即像素灰度值。 $x_{e,f}^t$  为个体  $P$  在  $x$  轴上的投影,即麻雀位置。 $P'$  为个体  $P$  通过凸透镜获得的实像;  $x_{e,f}^t$  为实像  $P'$  在  $x$  轴上的投影,即麻雀反向学习位置。 $h$  为原个体投影高度,  $h'$  为实像投影高度。由透镜成像原理可以得到如下公式:

$$\frac{(a+b)/2 - x_{e,f}^t}{x_{e,f}^t - (a+b)/2} = \frac{h}{h'} \quad (6)$$

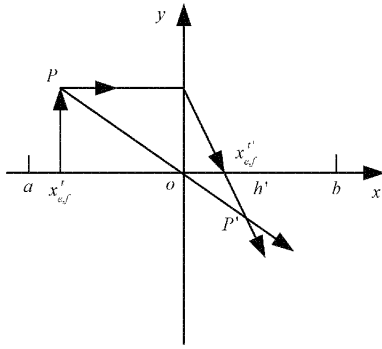


图 1 透镜成像反向学习原理

令  $h/h' = m$ , 则公式可表示为:

$$x'_{e,f} = \frac{(a+b)}{2} + \frac{(a+b)}{2m} - \frac{x'_{e,f}}{m} \quad (7)$$

通过反向学习生成的反向种群,对比反向种群和原始种群的适应度,选取适应度好的种群作为初始种群。该方法不仅提高了第一代种群的多样性,还提高了第一代种群的质量。

### 2.2 搜索阶段

受随机分型搜索算法的启发,采用性能级别思想来选择发现者,即提高发现者的个体质量,加快算法的收敛速度。在个体进行位置更新前,首先按照适应度对个体进行排名,然后根据排名计算每个个体的性能级别,最后选择性能级别靠前的个体作为发现者,其余个体分别做跟随者和警报者。

$$Pa_i = \frac{rank(P_i)}{N} \quad (8)$$

式中:  $Pa_i$  为性能级别;  $rank(P_i)$  为第  $i$  个个体的适应度排名;  $N$  为种群数量。

当警报值小于安全值时,发现者进行大范围搜索觅食。其代表着全局搜索能力。当警报值大于安全值时,发现者则进行小范围觅食。其代表着局部搜索能力。传统麻雀搜索算法中的警报值和安全值都是给定的随机数,导致原始算法无法自动调节全局搜索与局部搜索之间的关系,针对该问题,构造了自适应动态因子,如下:

$$\gamma = k \cdot \cos\left(0.5\pi \cdot \frac{t}{iter_{max}}\right) \quad (9)$$

式中:  $k$  为幅值;  $t$  为当前迭代次数;  $iter_{max}$  为最大迭代次数。

则发现者位置更新公式为:

$$x'_{e,f} = \begin{cases} x'_{e,f} \cdot \exp\left(\frac{-e}{\partial \cdot iter_{max}}\right), & R_2 < \gamma \cdot ST \\ x'_{e,f} + Q \cdot L, & R_2 \geq \gamma \cdot ST \end{cases} \quad (10)$$

在迭代前期,安全值足够大,发现者进行全局搜索。在迭代后期,安全值逐渐减小,发现者进行深度挖掘,寻找局部最优位置。

### 2.3 位置更新阶段

传统麻雀搜索算法在位置更新时容易陷入局部最优,

针对该问题,在麻雀种群位置更新阶段引入萤火虫算法,利用萤火虫算法的扰动策略对麻雀种群进行扰动,提高了算法的搜索性能与收敛速度。将所有麻雀同适应度最优的麻雀进行扰动,对比扰动前后麻雀的适应度,若扰动后麻雀的适应度值优于未扰动的麻雀适应度值,则麻雀进行位置更新,否则直接输出最优值。

$$I = I_0 \cdot e^{-\gamma r_{e,f}} \quad (11)$$

式中:  $I_0$  为萤火虫的最大荧光亮度;  $\gamma$  为光强吸收系数;  $r_{e,f}$  为萤火虫  $e$  与  $f$  之间的空间距离。

$$\beta = \beta_0 \cdot e^{-\gamma r_{e,f}^2} \quad (12)$$

式中:  $\beta$  为萤火虫的吸引度;  $\beta_0$  为萤火虫的最大吸引度。

则萤火虫  $e$  被吸引向萤火虫  $f$  移动的位置更新公式为:

$$x_e = x_e + \beta \cdot (x_f - x_e) + \alpha \cdot (rand - 1/2) \quad (13)$$

式中:  $x_e, x_f$  分别为萤火虫  $e$  和  $f$  所处的空间位置;  $\alpha \in [0,1]$  为步长因子;  $rand$  为  $[0,1]$  上服从均匀分布的随机数。

则麻雀的扰动位置更新公式为:

$$x_e = x_e + \beta \cdot (x_{best} - x_e) + \partial \cdot (rand - 1/2) \quad (14)$$

由此,麻雀搜索算法通过改进,虽然不再严格符合原始算法寻优原则,但提高了算法的收敛速度和寻优精度,更适用于胶痕图像分割。

## 3 胶痕图像分割算法

Tsallis 作为一种具有非广延特性的熵,能够很好地解决由夜间光照不均匀产生的成像模糊、对比度差、噪声大等问题<sup>[20-21]</sup>。但其无法自动获取图像分割阈值。因此,选用 FASSA 优化基于 Tsallis 相对熵的胶痕图像分割算法,实现自动寻找阈值。

### 3.1 胶痕图像分割原理

由于跑道胶痕分布不均匀,倘若胶痕颜色过浅,易出现胶痕与道面误分割情况。因此,本文将当前像素灰度值同其 8 邻域内平均像素值灰度值作比较,若其大于邻域平均灰度值,则选取 8 邻域内的最大灰度值,反之,选取 8 邻域内的最小灰度值。

$$i = \begin{cases} i_{max}, & i \geq \bar{i} \\ i_{min}, & i < \bar{i} \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $i$  为像素灰度值;  $i_{max}$  为 8 邻域内最大灰度值;  $i_{min}$  为 8 邻域内最小灰度值;  $\bar{i}$  为 8 邻域内平均灰度值。

设  $I(x,y)$  为待分割的胶痕图像,尺寸为  $m \times n$ , 且  $1 \leq x \leq m, 1 \leq y \leq n$ , 最大灰度级为  $L$ 。设阈值的个数为  $N$ , 第  $j$  个阈值为  $t$ , 其将胶痕图像分割为  $N + 1$  个区域,即  $A_1, A_2, \dots, A_{N+1}$ 。

$$P_j = \begin{cases} \sum_{i=1}^{t_1} h_i, & j = 1 \\ \sum_{i=t_{j-1}}^{t_j} h_i, & 2 \leq j \leq N, \quad i = 1, 2, \dots, L \\ \sum_{i=t_N}^L h_i, & j = N + 1 \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $P_j$  为区域  $A_j$  的类概率,且  $P_1 + P_2 + \dots + P_{N+1} = 1$ 。

$$\mu_j = \begin{cases} \sum_{i=1}^{t_1} \frac{ih_i}{P_1}, & j = 1 \\ \sum_{i=t_{j-1}}^{t_j} \frac{ih_i}{P_j}, & 2 \leq j \leq N \quad i = 1, 2, \dots, L \\ \sum_{i=t_N}^L \frac{ih_i}{P_{N+1}}, & j = N + 1 \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $\mu_j$  为区域  $A_j$  的灰度级类均值。

$$\sigma_j^2 = \begin{cases} \sum_{i=1}^{t_1} \frac{(i - \mu_1)^2}{P_1}, & j = 1 \\ \sum_{i=t_{j-1}}^{t_j} \frac{(i - \mu_j)^2}{P_j}, & 2 \leq j \leq N \quad i = 1, 2, \dots, L \\ \sum_{i=t_N}^L \frac{(i - \mu_{N+1})^2}{P_{N+1}}, & j = N + 1 \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $\sigma_j^2$  为区域  $A_j$  的灰度级类方差。

$$p_j^i = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j}} \exp\left[-\frac{(i - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right], & j = 1 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j}} \exp\left[-\frac{(i - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right], & 2 \leq j \leq N \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j}} \exp\left[-\frac{(i - \mu_{N+1})^2}{2\sigma_{N+1}^2}\right], & j = N + 1 \end{cases} \quad (19)$$

$i = 1, 2, \dots, L$

式中:  $P_j^i$  为灰度级  $i$  关于区域  $A_j$  的类概率。

$$R = \left\{ \begin{matrix} r_i \mid r_i = P_1 \cdot p_1^i + P_2 \cdot p_2^i + \dots + P_{N+1} \cdot p_{N+1}^i \\ i = 1, 2, \dots, L \end{matrix} \right\} \quad (20)$$

式中:  $R$  为分割后跑道胶痕图像灰度级的拟合高斯分布。

以 Tsallis 为准则选取分割阈值,则基于胶痕图像的 Tsallis 相对熵函数为:

$$J_P(H \mid R) = \frac{1}{q-1} \left\{ \sum_{i=1}^L \left[ h_i \left( \frac{r_i}{h_i} \right)^q + r_i \left( \frac{h_i}{r_i} \right)^q \right] - 2 \right\} \quad (21)$$

式中:  $H = \{h_i \mid i = 1, 2, \dots, L\}$ ,  $h_i = n_i / (m \times n)$ , 为胶痕图像的灰度级直方图分布概率。 $n_i$  为图像中灰度级为  $i$  的像素总数目。

当的差异度达到最小时,则 Tsallis 相对熵值最优。即当选取的阈值  $t_1, t_2, \dots, t_n$  可以使式(21)获得最小值时,跑

道胶痕图像分割可以取得最优质的效果,即最佳阈值  $t$  的获取函数为:

$$t = \arg \min_{1 \leq t \leq L} [J_P(H \mid R)] \quad (22)$$

### 3.2 基于 FASSA 的胶痕图像分割算法

本文设计的图像分割算法首先以胶痕图像灰度概率分布直方图作为类比对象,选取 Tsallis 作为图像分割的度量工具,然后将 Tsallis 相对熵函数作为 FASSA 的适应度函数,最后将 FASSA 寻得的最优值作为阈值,进行图像分割。工作流程如图 2 所示,工作步骤如下:

- 1) 输入待分割的胶痕图像,并设置阈值个数,种群数量,最大迭代次数及其他相关参数;
- 2) 利用小孔成像反向学习初始化种群;
- 3) 以式(22)为适应度函数计算每只麻雀的适应度值,排序并计算个体的性能级别;
- 4) 麻雀以式(10)更新发现者的位置;
- 5) 麻雀以式(4)更新跟随者的位置;
- 6) 麻雀以式(5)更新警戒者的位置;
- 7) 再次以式(22)为适应度函数计算每只麻雀的适应度值,并排序;
- 8) 利用萤火虫扰动麻雀位置;
- 9) 再次以式(22)为适应度函数计算每只麻雀的适应度值,并排序;
- 10) 若 Tsallis 相对熵函数及式(22)取得最小值,则停止运行,输出结果,否则,重复执行步骤 2)~9)。

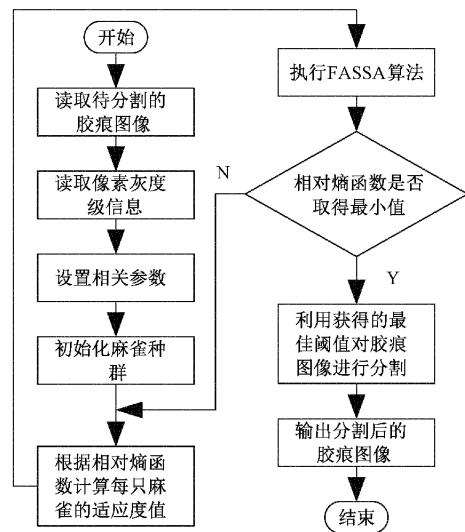


图 2 本文胶痕分割算法流程

### 4 实验验证与结果分析

在 MATLAB2018 仿真环境下,进行基准函数对比实验和胶痕图像分割实验,验证 FASSA 性能的优越性和胶痕图像分割算法的可行性。在实验中设置种群数量为 30,最大迭代次数为 100,独立运行次数为 30。具体测试函数如表 1~3 所示。

表 1 单峰测试函数

序号	函数名称	测试函数	维数	搜索范围
F1	Schwefel's	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n x_i$	30	$[-10, 10]$
F2	Quadric	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n x_j)^2$	30	$[-100, 100]$
F3	Step	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n ( x_i + 0.5 )^2$	30	$[-100, 100]$
F4	Quartic	$f_4(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1]$	30	$[-1.28, 1.28]$

表 2 多峰测试函数

序号	函数名称	测试函数	维数	搜索范围
F5	Schwefel	$f_5(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	$[-500, 500]$
F6	Rastrigrin	$f_6(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$
F7	Ackley	$f_7(x) = -20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi i)\right) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$
F8	Generalized penalized	$f_8(x) = \frac{\pi}{n} \left\{ 10\sin^2(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10\sin^2(\pi y_{i+1})] \right\} + (y_n - 1)^2$	30	$[-50, 50]$

表 3 固定维多峰测试函数

序号	函数名称	测试函数	维数	搜索范围
F9	Step	$f_9(x) = -\sum_{i=1}^4 [(x - a_i)(x - a_i)^T + c_i]^{-1}$	4	$[0, 10]$
F10	Step	$f_{10}(x) = -\sum_{i=1}^5 [(x - a_i)(x - a_i)^T + c_i]^{-1}$	4	$[0, 10]$
F11	Harmann6-D	$f_{11}(x) = -\sum_{i=1}^4 c_i \exp(-\sum_{j=1}^6 a_{ij}(x_j - p_{ij})^2)$	3	$[0, 1]$
F12	Kowalik	$f_{12}(x) = \sum_{i=1}^{11} \left[ a_i - \frac{x_1(b_i^2 + b_i x_i)}{b_i^2 + b_i x_3 + x_4} \right]^2$	4	$[-5, 5]$

#### 4.1 FASSA 寻优能力和稳定性分析

本文选用 FASSA 与正弦余弦算法 (sine cosine algorithm, SCA)、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)、SSA 及 ISSA 四种算法分别对单峰函数、多维函数以及固定维函数进行比对实验,验证 FASSA 全局搜索能力、局部搜索能力、收敛速率、收敛精度等相关性能。实验结果如表 4~6 所示。

单峰测试函数只有一个最优解,因此,其能评估算法的局部搜索、开发能力。由表 4 可知,在求解函数 F1、F2 时,FASSA 可以找到理论最优值 0,且平均值和方差也为 0。虽然,SSA 也能找到理论最优值,但是其平均值和标准差明显高于 0。在求解函数 F3、F4 时,FASSA 虽然不能直接找到理论最优值,但其最小值、平均值及标准差依旧优

于其他算法,至少比 SSA、ISSA 提高 1 等量级,至少比 SCA、POS 提高 4 等量级。因此,在处理局部极值问题时,FASSA 优于其他 4 种算法。

多峰测试函数存在多个局部最优解,因此,其能评估算法的全局搜索及跳出局部极值的能力。由表 5 可知,在求解 F5 函数时,FASSA 的收敛精度至少为其他算法的 2 倍,且稳定性略优于其他算法。在求解 F6 函数时,FASSA 和 SSA 在每次独立实验时均可以收敛到全局最优值,收敛精度至少比 SCA、PSO 及 ISSA 高出 6 等量级。在求解 F7、F8 函数时,显然 FASSA 相比于 SSA 和 ISSA 能寻找到最接近最优值的解。因此,在处理全局极值问题时,FASSA 优于其他 4 种算法。

固定维度测试函数,其能评估算法平衡局部开发和全

表 4 单峰基准函数对比结果

公式	算法	最小值	平均值	标准差
F1	SCA	$2.72640 \times 10^{-2}$	$2.38238 \times 10^0$	$3.61479 \times 10^0$
	PSO	$1.52430 \times 10^0$	$9.29406 \times 10^0$	$3.41030 \times 10^0$
	SSA	$0.00000 \times 10^0$	$2.98933 \times 10^{-31}$	$1.17272 \times 10^{-30}$
	ISSA	$1.24590 \times 10^{-3}$	$3.32410 \times 10^{-2}$	$3.97702 \times 10^{-2}$
	FASSA	$0.00000 \times 10^0$	$0.00000 \times 10^0$	$0.00000 \times 10^0$
F2	SCA	$1.93699 \times 10^4$	$9.07099 \times 10^4$	$4.26528 \times 10^4$
	PSO	$3.06363 \times 10^4$	$5.87966 \times 10^4$	$2.08743 \times 10^4$
	SSA	$0.00000 \times 10^0$	$2.00525 \times 10^{94}$	$8.74068 \times 10^{94}$
	ISSA	$1.04270 \times 10^{-6}$	$2.10219 \times 10^{-2}$	$6.06801 \times 10^{-2}$
	FASSA	$0.00000 \times 10^0$	$0.00000 \times 10^0$	$0.00000 \times 10^0$
F3	SCA	$7.29342 \times 10^2$	$2.98012 \times 10^4$	$2.11071 \times 10^4$
	PSO	$1.42666 \times 10^4$	$1.79745 \times 10^4$	$1.78429 \times 10^3$
	SSA	$2.20220 \times 10^{-7}$	$4.11101 \times 10^{-5}$	$1.03954 \times 10^{-4}$
	ISSA	$9.91860 \times 10^{-9}$	$1.39081 \times 10^{-3}$	$2.53123 \times 10^{-5}$
	FASSA	$4.75910 \times 10^{11}$	$9.72704 \times 10^{10}$	$2.55683 \times 10^9$
F4	SCA	$4.24090 \times 10^0$	$7.59040 \times 10^1$	$4.08821 \times 10^1$
	PSO	$3.60588 \times 10^{-1}$	$1.48967 \times 10^0$	$2.62419 \times 10^0$
	SSA	$2.74830 \times 10^{-5}$	$9.98400 \times 10^{-4}$	$7.90674 \times 10^{-4}$
	ISSA	$2.71080 \times 10^{-4}$	$4.86536 \times 10^{-3}$	$4.60450 \times 10^{-3}$
	FASSA	$2.86750 \times 10^{-5}$	$2.26645 \times 10^{-4}$	$1.27209 \times 10^{-4}$

表 5 多峰基准函数对比结果

公式	算法	最小值	平均值	标准差
F5	SCA	$-3.69838 \times 10^3$	$-2.48147 \times 10^3$	$5.40052 \times 10^2$
	PSO	$-3.28622 \times 10^3$	$-2.50716 \times 10^3$	$3.87955 \times 10^2$
	SSA	$-1.07005 \times 10^4$	$-7.23852 \times 10^3$	$1.58541 \times 10^3$
	ISSA	$-1.25695 \times 10^4$	$-1.01291 \times 10^4$	$2.06903 \times 10^3$
	FASSA	$-3.51691 \times 10^4$	$-3.16116 \times 10^4$	$2.58345 \times 10^2$
F6	SCA	$1.08721 \times 10^2$	$2.75557 \times 10^2$	$8.40879 \times 10^1$
	PSO	$2.71846 \times 10^1$	$6.81236 \times 10^1$	$1.46674 \times 10^1$
	SSA	$0.00000 \times 10^0$	$0.00000 \times 10^0$	$0.00000 \times 10^0$
	ISSA	$3.64380 \times 10^{-6}$	$9.32318 \times 10^{-3}$	$2.04619 \times 10^{-2}$
	FASSA	$0.00000 \times 10^0$	$0.00000 \times 10^0$	$0.00000 \times 10^0$
F7	SCA	$1.50320 \times 10^1$	$1.84999 \times 10^1$	$1.64620 \times 10^0$
	PSO	$4.41532 \times 10^0$	$6.20390 \times 10^0$	$7.84642 \times 10^{-1}$
	SSA	$8.88180 \times 10^{16}$	$1.48032 \times 10^6$	$3.79567 \times 10^6$
	ISSA	$3.47370 \times 10^{-4}$	$5.75975 \times 10^{-3}$	$5.49206 \times 10^{-3}$
	FASSA	$8.88180 \times 10^{-16}$	$8.14050 \times 10^{-9}$	$3.54836 \times 10^{-8}$
F8	SCA	$9.05782 \times 10^7$	$4.01715 \times 10^8$	$1.88035 \times 10^8$
	PSO	$4.39452 \times 10^0$	$8.90766 \times 10^0$	$1.92027 \times 10^0$
	SSA	$5.26520 \times 10^{-11}$	$7.48068 \times 10^{-6}$	$1.18872 \times 10^{-5}$
	ISSA	$6.94150 \times 10^{-9}$	$4.53602 \times 10^{-6}$	$1.10287 \times 10^{-5}$
	FASSA	$6.30230 \times 10^{-14}$	$6.21905 \times 10^{-10}$	$1.67743 \times 10^{-9}$



表 6 多峰固定维基准函数对比结果

公式	算法	最小值	平均值	标准差
F9	SCA	$-2.229\ 20 \times 10^0$	$-1.118\ 56 \times 10^0$	$3.523\ 61 \times 10^{-1}$
	PSO	$-5.175\ 65 \times 10^0$	$-5.175\ 63 \times 10^0$	$4.896\ 78 \times 10^{-5}$
	SSA	$-1.053\ 64 \times 10^1$	$-7.327\ 85 \times 10^0$	$2.621\ 76 \times 10^0$
	ISSA	$-1.053\ 62 \times 10^1$	$-9.078\ 45 \times 10^0$	$2.182\ 63 \times 10^0$
	FASSA	$-1.053\ 64 \times 10^1$	$-1.053\ 64 \times 10^1$	$0.000\ 00 \times 10^0$
F10	SCA	$-1.058\ 90 \times 10^0$	$-6.486\ 31 \times 10^{-1}$	$2.133\ 38 \times 10^{-1}$
	PSO	$-5.100\ 77 \times 10^0$	$-5.100\ 76 \times 10^0$	$1.324\ 57 \times 10^{-5}$
	SSA	$-1.015\ 32 \times 10^1$	$-8.284\ 41 \times 10^0$	$2.396\ 72 \times 10^0$
	ISSA	$-1.015\ 12 \times 10^1$	$-7.898\ 59 \times 10^0$	$4.525\ 66 \times 10^0$
	FASSA	$-1.015\ 32 \times 10^1$	$-1.010\ 17 \times 10^1$	$2.244\ 75 \times 10^{-1}$
F11	SCA	$-3.835\ 32 \times 10^0$	$-3.593\ 27 \times 10^0$	$1.561\ 89 \times 10^{-1}$
	PSO	$-3.862\ 78 \times 10^0$	$-3.845\ 35 \times 10^0$	$7.586\ 58 \times 10^{-2}$
	SSA	$-3.862\ 78 \times 10^0$	$-3.820\ 00 \times 10^0$	$7.128\ 14 \times 10^{-2}$
	ISSA	$-3.862\ 62 \times 10^0$	$-3.847\ 76 \times 10^0$	$3.134\ 66 \times 10^{-2}$
	FASSA	$-3.862\ 78 \times 10^0$	$-3.862\ 78 \times 10^0$	$0.000\ 00 \times 10^0$
F12	SCA	$9.220\ 00 \times 10^{-1}$	$2.929\ 78 \times 10^{-2}$	$3.499\ 74 \times 10^{-2}$
	PSO	$4.420\ 00 \times 10^{-4}$	$8.055\ 40 \times 10^{-3}$	$2.885\ 79 \times 10^{-2}$
	SSA	$3.080\ 00 \times 10^{-4}$	$3.415\ 00 \times 10^{-4}$	$3.467\ 20 \times 10^{-5}$
	ISSA	$3.080\ 00 \times 10^{-4}$	$3.670\ 00 \times 10^{-4}$	$5.854\ 40 \times 10^{-5}$
	FASSA	$3.070\ 00 \times 10^{-4}$	$3.076\ 00 \times 10^{-4}$	$4.898\ 98 \times 10^{-7}$

局搜索的能力。由表 6 可知,在求解 F9、F11 函数时, FASSA 寻到的值明显小于其他算法,且标准差均为 0。其他算法在稳定性及收敛精度上远远不如该算法。在求解 F10、F12 函数时,在寻找最优值方面,FASSA 虽然优于 SSA 和 ISSA,但无极大差别,在平均值以及标准差方面 FASSA,明显优于其他 4 种算法。因此,在同时处

理局部开发及全局搜索问题时,FASSA 优于其他四种算法。

4.2 FASSA 收敛性能分析

为了更加直观地比较 5 种算法的收敛速度,用 5 种算法分别再对 12 组基准函数进行实验,收敛曲线图如图 3~5 所示。

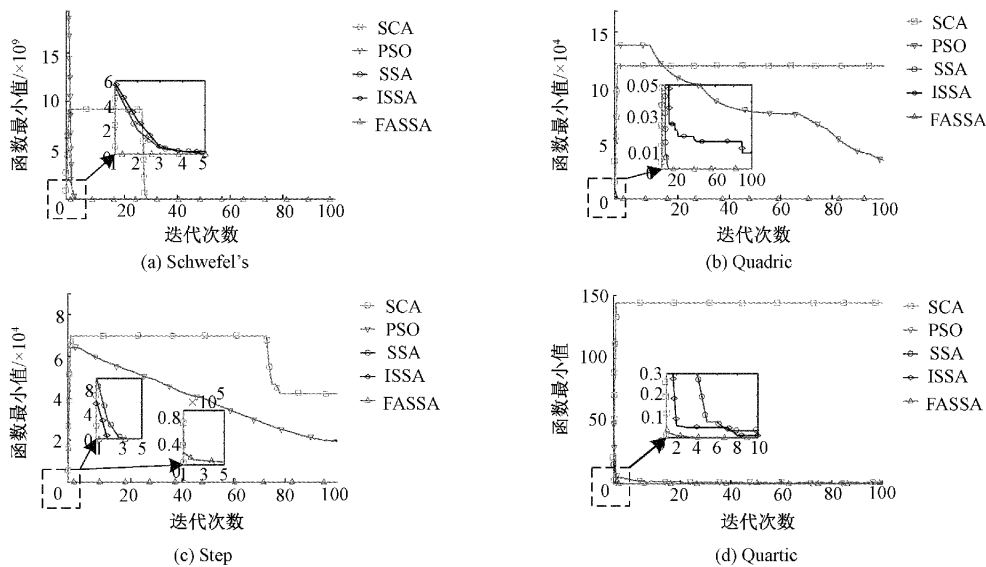


图 3 单峰函数测试结果图

由图 3~5 分析可知,FASSA 可以在很短的时间内寻找到局部最优值,收敛速度明显优于 SCA、PSO、SSA 和

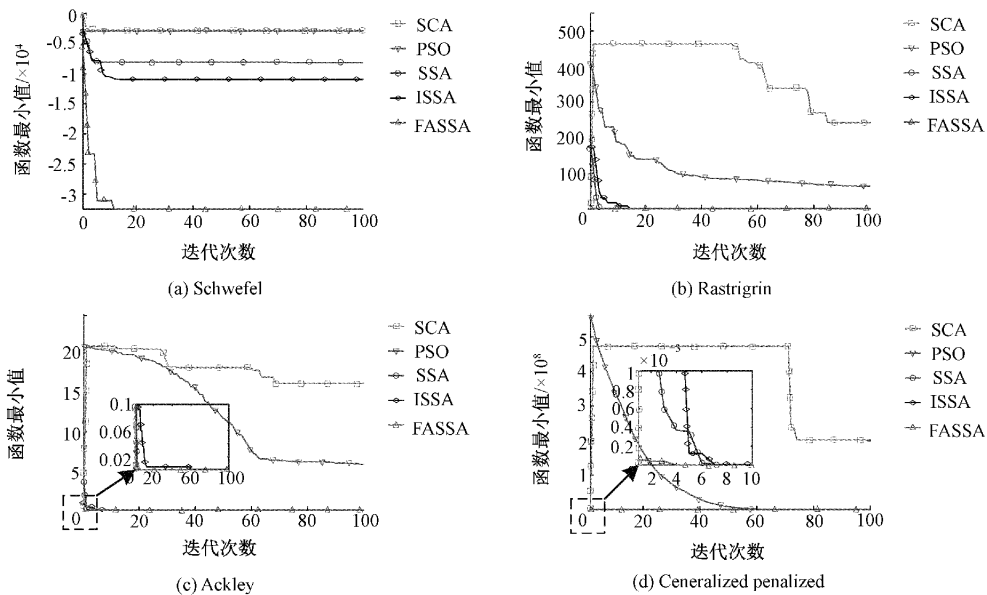


图 4 多峰函数测试结果图

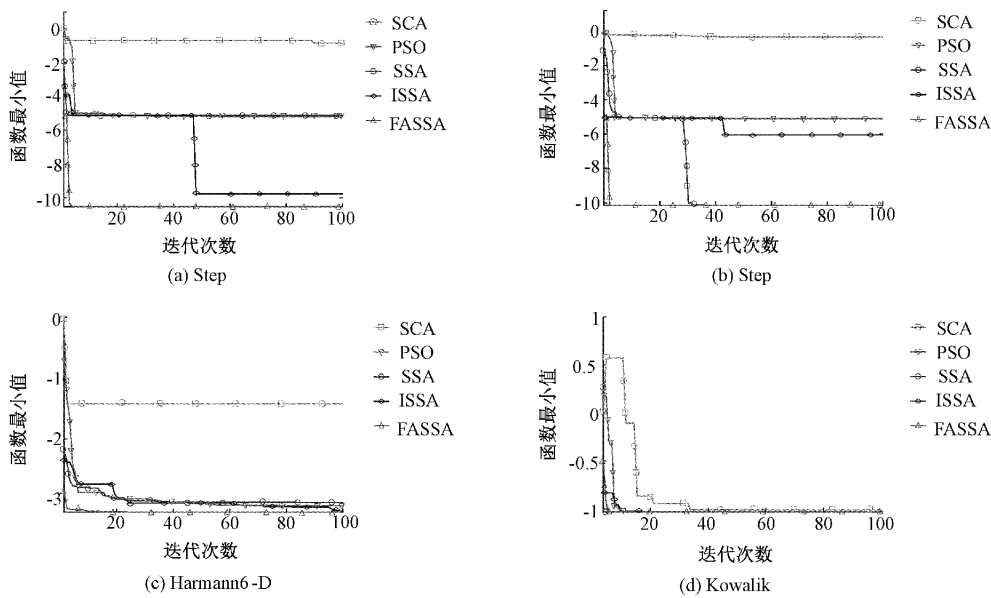


图 5 固定维多峰函数测试结果图

ISSA。由图 3(a)~(b)分析可知,FASSA 在初始化后第一时间就可以寻到全局最优值,这是算法在初始化阶段提高种群多样性的效果;由图 4(a)分析可知,FASSA 虽然没有在初始化后的第一时间寻到全局最优值,但其收敛速度和收敛精度明显优于其他 4 种算法。4(a)图中本文算法曲线呈阶梯状,反映了其跳出局部极值的能力。图 4(b)~(d)分析可知,针对易找到最优点的函数,FASSA 同 SSA 和 ISSA 的效果无较大差别,但优于 SCA 和 PSO;由图 5(a)~(d)分析可知,FASSA 的收敛速度和收敛精度均明显优于其他算法。

综上所述,通过对单峰测试函数、多峰测试函数及固

定维测试函数的处理,进一步得出了 FASSA 在局部挖掘、全局搜索以及平衡局部同全局的关系上均具有较强的能力,并且对不同的测试函数均有一定的适应能力。

### 4.3 基于 FASSA 胶痕图像分割算法性能分析

为了验证基于 FASSA 胶痕图像分割算法的可行性和优越性,在自主研发设计的胶痕检测系统中进行了实验。其中,利用 OV7725 摄像头对机场跑道胶痕图像进行采集,采用 STM32 单片机作为下位机,配合 LCD 显示屏和 WIFI 数据传输模块,实现胶痕图像的实时显示并传输至上位机;采集的图像在上位机中进行分割处理,并计算相关指标数据,通过远程监控界面显示出来。胶痕检测系统



的硬件实物图如图 6 所示,其可以实现胶痕图像实时采集、显示及传输等功能。远程监控平台如图 7 所示,其通过胶痕图像分割算法实现胶痕分割,输出区域中的胶痕占比,并给出是否需要除胶的判断结果。

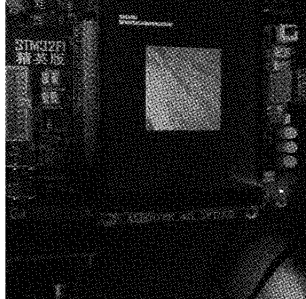


图 6 硬件实物图

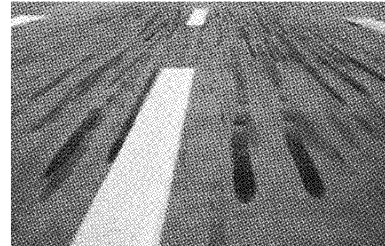


图 7 远程监控平台

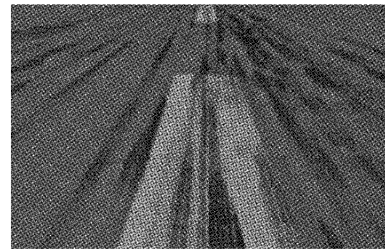
本文选取 SSA、ISSA、两种算法分别优化 Tsallis 图像分割,取名为算法 1,算法 2,选取传统 K-means 算法、Ostu 算法、算法 1、算法 2 四种算法同本文算法进行胶痕图像分割效果对比。并从主观视觉和客观准则两个方面评价 5 种图像分割技术的分割结果。最后,对分割后图像中的

胶痕进行计算,并评估 5 种技术的胶痕检测能力。

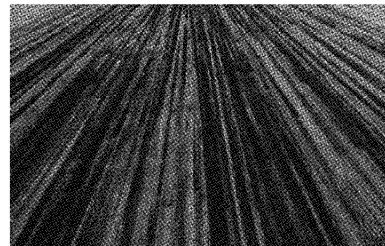
本文选择的测试图像如图 8 所示,8(a)为有中量跑道白色标志线,光线明亮,含少量胶痕且胶痕与标志线分离的跑道图像;8(b)为有中量跑道白色标志线,光线明亮,含中量胶痕且胶痕与标志线覆盖的跑道图像;8(c)为无白色跑道标志线,光线暗淡,含大量胶痕的跑道图像。5 种技术对测试图像的处理结果如图 9 所示。



(a) 图像1



(b) 图像2



(c) 图像3

图 8 机场跑道橡胶胶痕经典图像

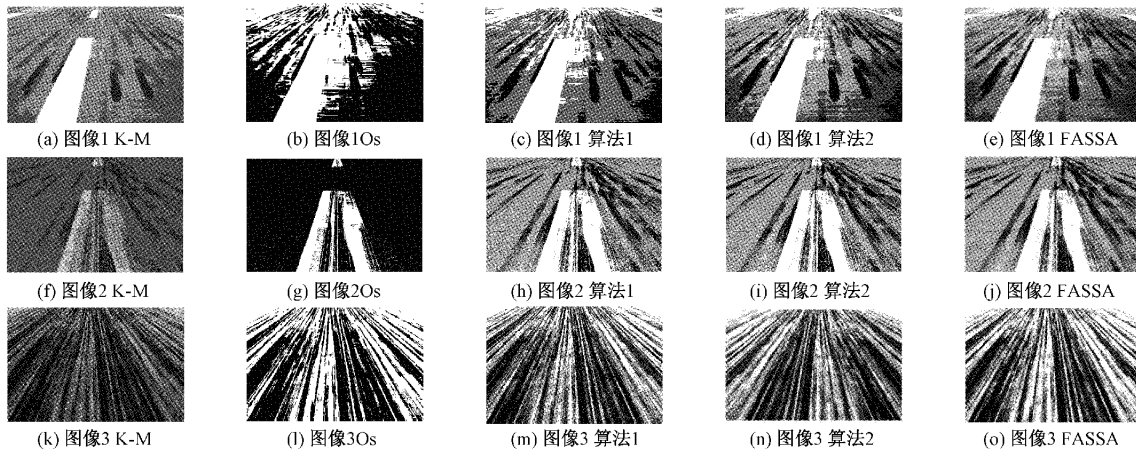


图 9 5 种算法胶痕图像分割结果图

1) 主观评价

由图 9 分析可知,在处理 3 幅机场跑道橡胶胶痕经典图像时,本文算法不仅可以精准地分割胶痕,还可以准确地还原原始图像中胶痕的积累量信息和位置信息。但是,其他算法不仅不可以准确地反映原始图像中的胶痕信息,在处理胶痕图像时还容易产生胶痕误分割现象。

由图 9(a)分析可知,由于光线影响,K-means 出现了误分割现象,错将道面分割成胶痕;由图 9(f)可知,由于胶痕与标志线混叠,其不仅将标志线和标志线上的胶痕分割成道面,还将其他区域的浅胶痕当成道面处理;由图 9(k)可知,其可大致将道面与胶痕分割出来,但仍存在过分割现象。由图 9(b)可知,Ostu 出现了严重的误分割现象;由图 9(g)可知,其同样出现了严重地过分割现象,将道面全部标志成了重度胶痕;由图 9(l)可知,其基本将道面与胶痕分割出来,但在边缘处依旧存在过分割现象。由图 9(c)、(h)、(m)、(d)、(i)及(n)可知,算法 1 同算法 2 存

在相同的问题。这两种算法在处理光照明亮的图像时,均误将道面分割成标志线;在处理胶痕与标志线混叠图像时,均无法精准地分割附着在标志线上的浅胶痕;在处理大面积胶痕图像时,均在胶痕密集处出现了严重地过分割现象。由图 9(e)可知,本文算法在处理光照明亮的胶痕图像时,可以准确分割并反映胶痕积累量及位置信息。由图 9(j)可知,在处理标志线同胶痕混叠图像时,其能精准地分割附着在标志线上的浅胶痕;由图 9(o)可知,其处理光线暗淡且胶痕密集的图像时,无论边缘区域还是中心区域,其都可以精确地分割图像。

2) 客观评价

为了验证本文胶痕图像分割算法性能的显著性,分别记录了 5 种分割技术的运行时间和分割后图像中的胶痕占比,并选取了 3 种常见的图像分割度量指标,即 PSNR、SSIM 和 FSIM。运行时间结果如表 7 所示,胶痕占比如表 8 所示,图像分割度量指标结果如表 9~11 所示。

表 7 5 种算法运行时间结果

Image	K-means/s	Ostu/s	算法 1/s	算法 2/s	本文算法/s
图 1	9.582 183	68.287 264	2.603 903	2.946 665	25.523 822
图 2	15.314 301	37.646 408	4.473 936	5.018 783	24.386 824
图 3	2.625 408	17.675 045	2.461 820	3.056 244	14.074 227

表 8 5 种算法胶痕占比结果

Image	K-means	Ostu	算法 1	算法 2	本文算法
图 1	19.89%	52.1%	17.41%	17.35%	17.32%
图 2	15.11%	84.31%	16.32%	16.29%	17.48%
图 3	53.19%	66.12%	53.24%	55.16%	49.26%

表 9 图 8(a)的分割结果评估

度量指标	K-means	Ostu	算法 1	算法 2	本文算法
PSNR	25.684 6	24.055 4	29.986 7	26.550 3	28.912 8
SSIM	0.697 2	0.252 8	0.766 5	0.713 1	0.927 4
FSIM	0.628 2	0.584 9	0.653 4	0.637 2	0.833 0

表 10 图 8(b)的分割结果评估

度量指标	K-means	Ostu	算法 1	算法 2	本文算法
PSNR	27.024 3	24.771 3	29.509 7	29.128 4	30.274 3
SSIM	0.450 5	0.204 9	0.484 9	0.569 2	0.859 7
FSIM	0.580 4	0.547 5	0.602 1	0.656 4	0.841 5

表 11 图 8(c)的分割结果评估

度量指标	K-means	Ostu	算法 1	算法 2	本文算法
PSNR	28.605 3	26.585 1	30.440 7	30.440 7	33.633 1
SSIM	0.622 9	0.422 3	0.632 2	0.632 2	0.908 3
FSIM	0.652 3	0.412 6	0.650 7	0.650 7	0.820 4

由表 7 分析可知,本文算法的运行时间明显优于传统 K-means 和 Ostu,但相较于算法 1 和算法 2 运行时间较长。这是因为在算法中增加了反向学习、优化性能级别等优化过程,但是其寻有能力、收敛精度及收敛速率明显优于其他图像分割技术。由表 8 分析可知,只有本文算法的胶痕占比更符合实际情况。其他均出现了误分割和欠分割现象。

PSNR 用于测量分割前后图像之间的差值,其值越大,代表图像分割质量越好。SSIM 用于测量分割前后图像之间的相似度,其值越大,代表图像分割效果越好。FSIM 是反应分割前后图像之间特征相似性的度量指标,其取值范围为 0 到 1,其值越接近于 1 代表图像分割效果越好。

从度量指标上看,由表 9~11 分析可知,Ostu 的分割效果最差,K-means 次之。这两种算法分割图像的 PSNR 值、SSIM 值及 FSIM 值远小于算法 1、算法 2 和本文算法。本文算法在图 8(b)、图 8(c)分割结果中的 PSNR 值、SSIM 值及 FSIM 值略大于算法 1 和算法 2,远大于 Ostu 和 K-means。本文算法在图 8(a)分割结果中的 PSNR 值略小于算法 1,但其他度量指标均高于 Ostu、K-means、算法 1 和算法 2。且本文算法在图 8(a)、图 8(c)分割结果中的 FSIM 值均高于 0.8,接近于 1。

为了进一步验证本文算法在胶痕图像领域中的可靠性,本文设置种群数量为 50,最大迭代次数为 100,并独立进行 20 次实验,最后从相对熵的最小值、平均值、标准差三方面对本文算法、算法 1 及算法 2 作出比较分析,结果如表 12~14 所示。

表 12 关于图 8(a)3 种图像分割算法计算的相对熵值

Image	算法名称	最小值	平均值	标准差
图 1	算法 1	2.228 4	4.115 615	3.036 738 594
图 1	算法 2	2.228 4	2.570 365	0.343 549 444
图 1	本文算法	2.221 4	2.500 545	0.193 001 417

表 13 关于图 8(b)3 种图像分割算法计算的相对熵值

Image	算法名称	最小值	平均值	标准差
图 2	算法 1	2.062 7	2.552 055	0.272 203 820
图 2	算法 2	2.062 5	2.579 050	0.931 279 544
图 2	本文算法	2.052 6	2.401 345	0.280 626 105

表 14 关于图 8(c)3 种图像分割技术计算的相对熵值

Image	算法名称	最小值	平均值	标准差
图 3	算法 1	2.970 2	3.323 105	1.571 578 524
图 3	算法 2	2.970 2	2.971 885	0.001 214 940
图 3	本文算法	2.958 3	2.964 620	0.001 166 895

由表 12~14 分析可知,在处理包含中少量胶痕的图像时,本文算法的分割精度和稳定性均优于其他两种算

法。在处理包含大量胶痕的图像时,本文寻找到的相对熵值略大于算法 1 和算法 2 的所寻值,但其稳定性还是优于算法 1 和算法 2。

从整体的分割结果评估中可以看出本文算法在主观视觉评价和客观评价中,性能均优于其他算法,可以产生良好的分割效果。

## 5 结 论

针对复杂环境下机场跑道胶痕检测困难的问题,提出了一种基于改进麻雀搜索算法的机场跑道胶痕图像分割技术。首先,针对原始麻雀搜索算法的不足,提出 FASSA,并选取 12 组基准函数与其他 4 种算法作比较,从最优值、平均值、和标准差 3 个方面验证 FASSA 性能的优越性。然后,采用 FASSA 优化基于 Tsallis 相对熵的图像分割算法,并对胶痕图像进行分割。最后,选取四种传统图像分割算法同本文算法进行比较分析,得出以下结论:

FASSA 的初始化种群质量和发现者种群质量均得以提升,局部搜索能力和全局搜索能力也实现了平衡,且能够有效地跳出局部最优值。这证实了本文提出的改进策略的有效性。

通过 12 组基准函数对比分析,FASSA 在收敛速度、收敛精度及性能稳定等方面均优于其他 4 种算法,并且在收敛精度上至少比其他算法提高 2 个等量级。

选取 4 种传统图像分割算法与本文的图像分割算法在主观评价和客观评价两方面作对比。实验表明,本文的胶痕图像分割算法具有较强的适应性和抗干扰性,且分割精度高,分割速度快。

处理在雨雾条件下获取的胶痕图像时本文胶痕图像分割技术容易出现区域误分割现象,因此,还有进一步研究完善的空间。

## 参考文献

- [1] 刘晓琳,郭双,袁昆.飞机跑道胶痕的自动识别系统设计[ J ].计算机测量与控制,2014,22(12):4046-4049.
- [2] 刘晓琳,吴佳敏.基于改进 SPCNN 模型的机场跑道胶痕检测方法[ J ].计算机应用研究,2022,39(2):609-612,622.
- [3] 刘晓琳,李卓.基于 RGB 颜色空间的机场跑道胶痕自动识别系统[ J ].现代电子技术,2020,43(14):4-7.
- [4] 王天雷,张绮媚,李俊辉,等.基于正交对立学习的改进麻雀搜索算法[ J ].电子测量技术,2022,45(10):57-66.
- [5] ABD EI AZIZ M, EWEES A A, HASSANIEN A E. Whale optimization algorithm and moth-flame optimization for multilevel thresholding image segmentation[ J ]. Expert Systems with Applications, 2017,83(4):242-256.



- [6] 李立军, 张晓光. 基于动态粒子群优化与 K-means 聚类的图像分割方法[J]. 现代电子技术, 2018, 41(10): 164-168.
- [7] KAPPOR S, ZEYA I, SINGHAL C, et al. A grey wolf optimizer based automatic clustering algorithm for satellite image segmentation [J]. Procedia Computer Science, 2017, 115(8): 415-422.
- [8] GONG Q, QIYONG G, XIN Z, et al. Maximum entropy multi-threshold image segmentation based on improved particle swarm optimization[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1678(1): 012098.
- [9] 李彦苍, 巩翔宇. 基于信息熵的改进狮群算法及其在组合优化中的应用[J]. 电子学报, 2021, 49(8): 1577-1585.
- [10] 边琦, 张梦寒, 王建平, 等. 基于改进细菌觅食算法的飞控系统多模态参数优化[J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 1981-1988.
- [11] 赵嘉, 陈文平, 肖人彬, 等. 面向多峰优化问题的自主学习萤火虫算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 1971-1980.
- [12] 王鑫禄, 刘大有, 刘思含, 等. 基于黏菌算法的蛋白质多序列比对[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(12): 2984-2993.
- [13] 李战武, 彭明毓, 高春庆, 等. 基于 SABA 优化的 Volterra 级数空战目标机动轨迹预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(3): 11.
- [14] 尹航, 吕佳威, 陈耀聪, 等. 基于 LightGBM-SSA-ELM 的新疆羊舍 CO<sub>2</sub> 浓度预测[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 261-270.
- [15] 唐延强, 李成海, 宋亚飞, 等. 自适应变异麻雀搜索优化算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(3): 12.
- [16] 吕鑫, 慕晓冬, 张钧, 等. 混沌麻雀搜索优化算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(8): 1712-1720.
- [17] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering an Open Access Journal, 2020, 8(1): 22-34.
- [18] 吕鑫, 慕晓冬, 张钧. 基于改进麻雀搜索算法的多阈值图像分割[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(2): 318-327.
- [19] 陈刚, 林东, 陈飞, 等. 基于 Logistic 回归麻雀算法的图像分割[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(3): 636-646.
- [20] ARJISH R, MIHIR S. An efficient multilevel thresholding based satellite image segmentation approach using a new adaptive cuckoo search algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 174(7): 114633.
- [21] 聂方彦, 李建奇, 张平凤, 等. 一种基于 Tsallis 相对熵的图像分割阈值选取方法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(7): 137-144.

#### 作者简介

刘晓琳, 副教授, 博士, 主要研究方向为智能检测。

E-mail: caucyanjiusheng@163.com

孙晓璐(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为智能检测。

E-mail: 719274878@qq.com