

文章编号: 2095-2163(2022)03-0186-04

中图分类号: TP391

文献标志码: A

# 基于 GSO-Kmeans 的沥青路面裂缝分割算法研究

林涛, 李显培, 盛文达, 任宜青, 张玮, 孙梦

(长安大学 工程机械学院, 西安 710064)

**摘要:**传统的 K-means 聚类算法在进行图像分割时只考虑图像的特定灰度值,初始聚类中心的随机选取将导致分割结果存在很多干扰,在沥青路面这种高噪音的复杂背景下,裂缝的聚类提取效果不理想。本文提出了基于 GSO-Kmeans 算法来进行沥青路面裂缝分割。该算法首先使用 GSO 算法对沥青路面裂缝图像进行搜索,确定初始聚类中心,然后利用 K-means 聚类算法对沥青路面裂缝图像进行分割。结果表明,GSO-Kmeans 算法在沥青路面裂缝提取方面有着很好的精准度,具有收敛速度快、分割结果准确等优势。

**关键词:** GSO 算法; K-means 算法; 裂缝分割

## Research on crack segmentation algorithm of asphalt pavement based on GSO-Kmeans

LIN Tao, LI Xianpei, SHENG Wenda, REN Yiqing, ZHANG Wei, SUN Meng

(School of Engineering Machinery, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

**[Abstract]** The traditional K-means clustering algorithm only considers the specific gray value of the image in image segmentation, and the random selection of the initial clustering center will lead to a lot of interference in the segmentation results. In the complex background of asphalt pavement with high noise, the clustering extraction effect of cracks is not ideal. In this paper, GSO-Kmeans algorithm is proposed to segment asphalt pavement cracks. The algorithm firstly uses GSO algorithm to search the asphalt pavement crack image and determine the initial clustering center, and then uses K-means clustering algorithm to segment the asphalt pavement crack image. The results show that GSO-Kmeans algorithm has good precision in asphalt pavement crack extraction, and has the advantages of fast convergence speed and accurate segmentation results.

**[Key words]** GSO algorithm; K-means algorithm; cracks in the segmentation

## 0 引言

在社会经济和交通运输行业不断发展的情况下,许多早期修建的沥青路面出现了各种病害情况,而裂缝作为常见路表缺陷之一,不仅对道路的质量和使用寿命产生影响,还会对交通安全产生威胁。因此,研究沥青路面裂缝分割技术,对路面安全监管和养护管理具有十分重要的价值。

早期的路面裂缝检测方式一般是以人工巡检为主,存在着效率低、成本高和安全隐患等问题,而图像处理分析技术的应用,可以很好的解决这些问题。近年来,很多研究人员提出了各种技术来进行裂缝提取。邵闯等<sup>[1]</sup>针对传统的阈值分割法难以实时分割裂缝的问题,提出了一种基于混合粒子群优化的路面裂缝图像阈值分割方法,利用该算法可以减少运算时间,提高路面裂缝分割效率;韦春桃等<sup>[2]</sup>针对路面裂缝检测中存在噪声干扰等情况,设计了一种基于自适应阈值的裂缝自动检测方法,解决某

些裂缝边缘和背景差异不明显,导致裂缝检测困难的问题,使得路面裂缝的检测精度得到了提高;刘晟<sup>[3]</sup>提出了一种优化过的局部阈值分割技术,对裂缝图像进行裂缝骨架提取,可以很好的从阴影背景中提取出路裂缝;瞿中等<sup>[4]</sup>针对目前的裂缝检测方法,对不同环境下采集的裂缝图像集检测效果鲁棒性不强的问题,采用基于结构森林的学习框架来提取裂缝边缘,结果表明该算法具有很高的裂缝提取精确度。刘丰年等<sup>[5]</sup>提出一种相关特征约束的分水岭分割算法,该算法分割出的路面裂缝图像准确清晰,有效降低了过分割现象;李鹏等<sup>[6]</sup>提出了一种结合聚类和区域生长算法的路面裂缝分割算法,该算法识别准确度高、性能稳定,可以很好的解决非均匀背景情况下,裂缝分割的抗噪性低的问题。

在使用 K-means 聚类算法对裂缝图像进行分割时,初始聚类中心的位置很大程度上影响着 K-means 算法聚类结果的优劣程度,可能导致聚类达到收敛的迭代次数较长,抗噪性较弱,分割结果存在

作者简介: 林涛(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向:图像处理。

收稿日期: 2021-11-03

着很多随机干扰误差等问题。针对传统聚类分割方法的不足,本文结合GSO算法和K-means算法的优点,首先通过GSO算法优良的全局寻优的特点来确定初始聚类中心,然后在已确定的聚类中心基础上,使用K-means算法进行裂缝聚类,提高沥青路面裂缝分割的提取精度。

## 1 建立模型

### 1.1 GSO算法

GSO(Glowworm Swarm Optimization)算法又称人工萤火虫群优化算法,是印度学者K. N. Krishnanand和D.Ghose在IEEE群体智能会议上提出的一种新的群智能优化算法,通过模拟萤火虫种群的生态过程,来完成全局搜索。GSO算法具有调节参数少,达到收敛的迭代次数少等优点。其每次迭代主要包含5个阶段:萤火虫的部署(初始化)、荧光素更新阶段、移动概率计算阶段、位置更新阶段、邻域范围更新阶段。

#### 1.1.1 初始化

首先模拟萤火虫种群。假设种群有 $n$ 只萤火虫,随机分布在目标区域内,每只萤火虫都有初始荧光素值 $l_0$ (表征萤火虫的亮度)、动态决策域 $r_0$ 、初始步长 $s$ 、邻域阈值 $n_l$ 、荧光素挥发系数 $\rho$ 、荧光素更新因子(适应度提取比例) $\gamma$ 、动态决策域更新率(邻域变化率) $\beta$ 、萤火虫感知域 $r_s$ 、迭代次数 $M$ 。

#### 1.1.2 更新荧光素值

在下次迭代之前,每只萤火虫的荧光素值会随着迭代次数发生变化,其变化方式如式(1):

$$l_i(t) = (1 - \rho) l_i(t - 1) + \gamma J(x_i(t)) \quad (1)$$

其中,在第 $t$ 次迭代时, $l_i(t)$ 代表了萤火虫 $i$ 的亮度, $J(x_i(t))$ 表示萤火虫 $i$ 的适应度值。

#### 1.1.3 寻找萤火虫 $i$ 的邻居

每次迭代时,萤火虫都会在决策域半径内寻找邻居,然后组成集合。萤火虫 $i$ 在 $t$ 时刻的邻居集合 $N_i(t)$ 为式(2):

$$N_i(t) = \{j: \|x_j(t) - x_i(t)\| < r_d^i(t), l_i(t) < l_j(t)\} \quad (2)$$

其中, $r_d^i(t)$ 代表萤火虫 $i$ 在 $t$ 时刻的动态决策域。

#### 1.1.4 确定萤火虫 $i$ 动作移动方向

萤火虫 $i$ 在邻居集合 $N_i(t)$ 中选择一只萤火虫,集合内每只萤火虫都有被选中的可能。选中概率如式(3):

$$p_{ij}(t) = \frac{l_j(t) - l_i(t)}{\sum_{k \in N_i(t)} l_k(t) - l_i(t)} \quad (3)$$

#### 1.1.5 新萤火虫 $i$ 的位置

每次迭代时,萤火虫 $i$ 的位置变化为式(4):

$$X_i(t+1) = X_i(t) + s \left( \frac{X_j(t) - X_i(t)}{\|X_j(t) - X_i(t)\|} \right) \quad (4)$$

#### 1.1.6 更新动态决策域

每次迭代完后,决策域半径可利用以下公式进行更新:

$$r_d^i(t+1) = \min\{r_s, \max\{0, r_d^i(t), \beta(n_l - |N_i(t)|)\}\} \quad (5)$$

## 1.2 K-means聚类算法

通常情况下,K-means算法是通过个体间相似程度的判断,将多个对象分为 $K$ 个簇。传统K-means算法经过不停的迭代寻找最优解,通过每簇对象到各自对应簇中心的距离误差控制迭代的停止,如式(6):

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{N_i} \|x_{ij} - c_i\| \quad (6)$$

式中: $x_{ij}$ 为第 $i$ 簇的第 $j$ 个样本; $N_i$ 为第 $i$ 簇的样本个数; $c_i$ 为第 $i$ 簇的聚类中心; $k$ 为聚类簇的数目。

由于每次迭代各簇中心 $c_i$ 都会不停变化,其计算形式如下:

$$c_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} x_{ij} (i = 1, 2, \dots, k) \quad (7)$$

## 1.3 基于GSO-KMeans快速图像分割算法模型

在对裂缝图像进行分割时,最终确定的分割阈值的选取至关重要<sup>[7]</sup>,本文算法采用基于RGB的灰度等级为 $L$ 的沥青路面裂缝图像,每个像素灰度的取值为 $[0, 1, \dots, L-1]$ 。首先,利用GSO算法良好的全局搜索能力确定初始聚类中心,在GSO算法达到收敛时,聚类中心的像素值已经接近裂缝区域的像素灰度值;利用K-means算法对沥青路面裂缝图像进行二值化分割,提取出裂缝骨架。算法流程如图1所示,具体实现步骤为:

(1)定义初始化参数,确定分类簇数和萤火虫种群的基本参数;

(2)更新所有萤火虫亮度值和维度范围;

(3)从得到的萤火虫群体中抽取 $k$ 个萤火虫作为初始中心,并计算每个萤火虫到随机抽取的初始中心的差异,根据距离的大小依次将萤火虫划分到各类当中;

(4)重新计算各样本的荧光素值,寻找各类中荧光素值最大的萤火虫的相应位置;

- (5)更新模型中荧光素值最大的萤火虫位置;
- (6)萤火虫位置更新完成后,将各类中最亮的萤火虫位置作为 k-means 算法的迭代初始中心;
- (7)计算聚类误差平方和;
- (8)更新聚类中心;
- (9)判断是否达到最大迭代次数,如果没有则重复步骤(7)、(8);
- (10)输出聚类中心以及聚类结果。

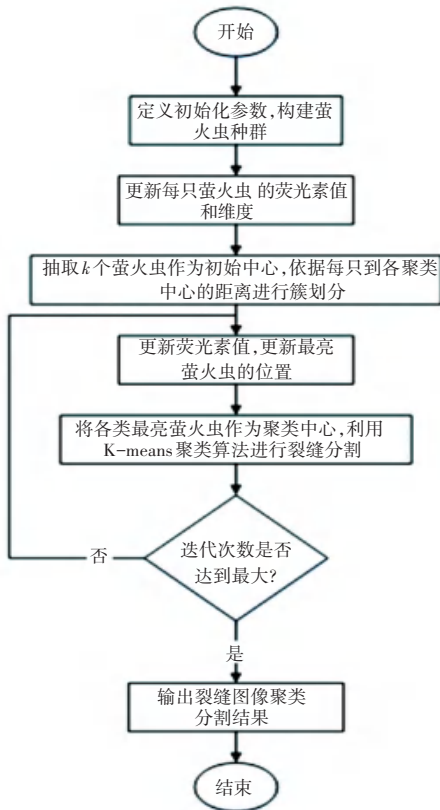


图1 GSO-Kmeans 算法基本流程

Fig. 1 Basic flow chart of GSO-Kmeans algorithm

## 2 实验结果对比分析

实验图片来自手机拍摄的沥青路面裂缝照片,设定聚类簇分别为裂缝骨架和沥青路面背景。采用 GSO-Kmeans 聚类算法分割后的沥青路面裂缝图像如图 2 所示,该算法可以实现对路面裂缝图像的准确分割。



(a) 聚类前 (b) 聚类后

图2 GSO-Kmeans 聚类前后对比

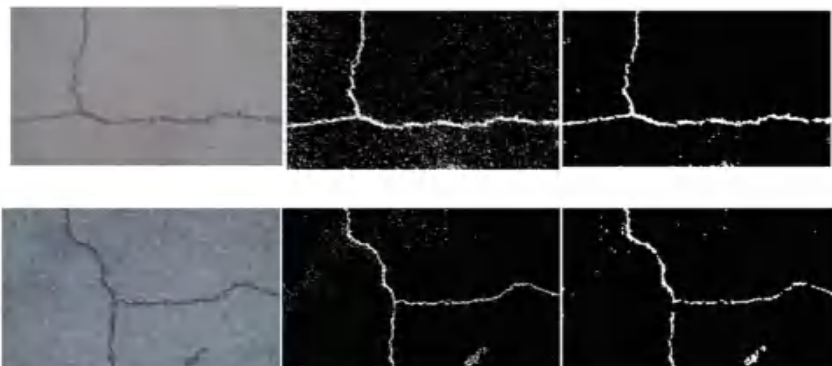
Fig. 2 Comparison before and after GSO-Kmeans clustering

将本文的 GSO-Kmeans 算法与传统的 K-means 聚类算法分别运用于裂缝分割,分割结果如图 3 所示。经过实验测试,各运行 30 次取平均值得到的数据,证明 GSO-Kmeans 聚类算法分割结果对噪声的抗干扰性比较强,且收敛时的迭代次数较少,算法收敛时间更短,具体数据结果见表 1。

表1 算法迭代次数与运行时间对比

Tab. 1 Comparison of algorithm iteration times and target running time

	K-Means	GSO-Kmeans
平均迭代次数	7.267	3.733
平均运行时间/ms	64.762	42.119



(a) 原始图像

(b) K-means 聚类分割

(c) GSO-Kmeans 聚类分割

图3 路面裂缝分割试验对比

Fig. 3 Comparison of pavement crack segmentation test