

# 基于遗传神经网络的机场跑道局部影响的裂缝检测算法

陈侯秀<sup>1</sup>, 高建民<sup>1</sup>, 贺青青<sup>2</sup>, 高建国<sup>2</sup>

(1. 中国民航大学 交通科学与工程学院, 天津 300300; 2. 长安大学 理学院, 西安 710064)

**摘要:** 针对机场跑道裂缝的自主识别和提取过程中存在的阴影、光照不均匀以及效率和精度难以兼顾等一系列问题, 提出利用遗传算法优化神经网络的机场跑道裂缝检测算法; 首先, 将拍摄的机场跑道裂缝图像进行预处理, 包括图像灰度化、高斯滤波以及 ROI 区域确定; 设定神经网络拓扑结构, 初始化编码长度以权值阈值及等参数, 利用选择、交叉和变异等操作反复执行至最佳进化解, 进而搭建匹配的神经网络, 获得最大分割阈值; 结果表明, 遗传神经网络算法在综合评价、召回率和准确率 3 个评价指标上均具有显著提升, 其均值分别为 93.22%、96.28%、90.75%, 实现了在复杂背景下对裂缝提取的目标, 为机场跑道的后期维护和保养提供了技术支持。

**关键词:** 机场跑道; 遗传神经网络; 裂缝检测; 特征提取; 局部阴影;

## Crack Detection Algorithm Based on Genetic Neural Network for Runway Local Influence

CHEN Yuxiu<sup>1</sup>, GAO Jianmin<sup>1</sup>, HE Qingqing<sup>2</sup>, GAO Jianguo<sup>2</sup>

(1. School of Transportation Science and Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. School of Science, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

**Abstract:** Aimed at the problems of shadow, non-uniform illumination, difficultly balancing efficiency and accuracy in the process of automatic crack identification and extraction of airport runway, on the basis of neural network of genetic algorithm optimization, an airport runway crack detection algorithm is proposed. Firstly, the algorithm preprocesses the airport pavement crack images, including image graying, Gaussian filtering and determination in ROI region. Secondly, by setting the network parameters of the genetic algorithm, the parameters of encoding length and weight threshold are initialized, the operations of selection, crossover and mutation are repeatedly executed to the optimal progressive solution. Finally, a matching neural network is built to obtain the maximum segmentation threshold. The results show that the genetic neural network algorithm has a significant improvement in the comprehensive evaluation, recall rate, and accuracy of three evaluation indexes, their average values are 93.22%, 96.28%, 90.75%, respectively, which achieves the target of crack extraction under a complex background, it provides technical support for the later maintenance and maintenance of airport pavement.

**Keywords:** airport road surface; genetic neural network; crack detection; feature extraction

## 0 引言

随着“民航强国”的大力践行, 机场建设发展迅速, 截止 2020 年底, 我国民用航空运输机场共有 241 座<sup>[1-2]</sup>。裂缝通常作为道面检测中最常见的危害之一, 严重影响着机场形象和飞机起降滑行的安全性。如若不及时对初期形成的裂缝进行修补, 任由其扩大或者雨水和 FOD (外来损害物) 沿着裂缝进入路基, 进一步破坏跑道内部结构, 对飞机起降将造成较大安全隐患<sup>[3-4]</sup>。

目前中外学者对机场跑道裂缝检测做了很多的研究, 其中, 基于可见光的图像识别方法有很多, 大多采用区域

生长<sup>[5-6]</sup>、注意力机制<sup>[7-8]</sup>、卷积神经网络<sup>[9-11]</sup>、贝叶斯<sup>[12-13]</sup>、BP 神经网络<sup>[14]</sup>等。遗传神经网络属于启发式算法, 是基于达尔文优胜劣汰原理的迭代自适应概率搜索算法, 具有不错的全局寻优能力, 鲁棒性强, 是目前应用最广泛、技术相对成熟的优化算法之一。李海丰<sup>[15]</sup>等提出一种多传感器融合的裂缝检测方法, 通过差分法检测和多种数学形态学约束获得裂缝检测结果。吴治龙<sup>[16]</sup>等人采用自适应阈值方法分割出候选裂缝, 但由于道面背景复杂和噪音干扰, 检测精度还有可提升空间。韩红阳<sup>[17]</sup>等人利用注意力机制更加专注细带状结构病害区域, 在确定性网络的

收稿日期: 2022-09-05; 修回日期: 2022-11-07。

基金项目: 天津市科技发展计划项目(2019-18)。

作者简介: 陈侯秀(1980-), 女, 山东栖霞人, 副教授, 硕士研究生导师, 主要从事航空运输运营管理与优化、航空运输战略规划管理方向的研究。

引用格式: 陈侯秀, 高建民, 贺青青, 等. 于遗传神经网络的机场跑道局部影响的裂缝检测算法[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(5): 7-13.

基础上引入额外的残差块来提取特征,结果表明 mAP (平均精度) 达到 78.51%。张世瑶<sup>[18]</sup>等人使用卷积神经网络分割裂缝原始图像,将裂缝面积的精准度提升到了 93%,但无法检测出细小、连续裂缝,因此存在漏检率相对较高的情况。陈泽斌<sup>[19]</sup>对 U 网络模型构架进行了调整,大大提高了识别精度和泛化能力,在公路裂缝检测领域取得了较大突破,但需要大量数据样本进行训练,并不适合应用于机场跑道的裂缝采集。在裂缝检测领域,如基于深度神经网络的裂缝检测,基于卷积神经网络的裂缝检测等,这些研究表明神经网络在裂缝检测领域具有广阔的应用前景,为后续学者提供了研究思路。综合近年来的研究成果,虽然在检测精度、效率上相较于早期的检测模型均有较大的突破,但在应对背景相似度很大且噪音干扰的裂缝检测效果不理想,存在的效率和精度难以兼顾的问题。

本文以伴有阴影和光照不均匀的机场道面裂缝图像为研究目标,针对现有研究存在的效率和精度难以兼顾的问题,提出了一种利用遗传算法优化神经网络的机场道面裂缝检测算法。首先,将拍摄的机场道面裂缝图像进行预处理,包括图像灰度化、高斯滤波以及 ROI 区域确定。其次,设定神经网络拓扑结构,初始化编码长度以权值阈值及等参数,利用选择、交叉和变异等操作反复执行至最佳进化解,最后在此基础上搭建匹配的神经网络,获得最大分割阈值。通过仿真研究验证,以遗传算法优化神经网络为框架核心,能够对低识别度图像进行快速准确的检测。利用该方法能够更加高效地检测出机场道面的裂缝,同时在一定程度上提升检测精度,从而提高维修人员的工作效率。

## 1 图像预处理

### 1.1 图像采集

对于每一类路面状况,图像样本已准备好确保模型的泛化。为验证本文方法的科学性和准确性,选取了某停机坪部分机场跑道路面数据,如图 1 所示。这些测试图像显示了额外的退化、缺陷和特征,这将使裂纹特征的检测更加困难。本文使用 Matlab 将裂缝原图转化为矩阵形式,从灰度图、高斯滤波和 ROI 区域确定等方面对裂缝图像进行特征分析,以便后期遗传神经网络算法提取图像特征值。

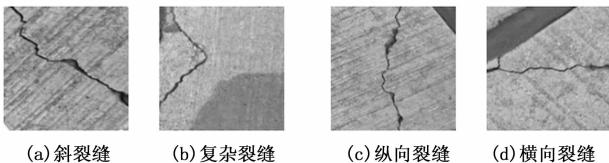


图 1 机场道面常见的裂缝

### 1.2 灰度化

本文所采集的机场地面裂缝图像为彩色 RGB 图像,而对机场道面裂缝进行提取无需颜色特征信息,因此对采集到的图像进行灰度化处理,来降低图像原始数据量,如图 2 所示为 3 种灰度化处理方法。加权平均法根据 R、G、B 三通道的重要性对其亮度进行加权平均,理论上  $W = 0.30$ ,

$V = 0.59, U = 0.11$  效果最佳,计算公式如下:

$$Gray = \frac{\sum_i^n C_i}{n} = WR + VG + UB \quad (1)$$

平均值法选用 R、B、G 通道中的平均值作为最终灰度值。公式如下:

$$Gray = \frac{R(i,j), G(i,j), B(i,j)}{3} \quad (2)$$

式中,  $R(i, j)$ 、 $B(i, j)$ 、 $G(i, j)$  分别为 R、B、G 通道中像素点的灰度值。

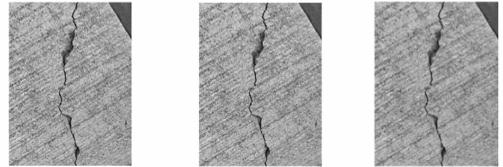


图 2 原始图像灰度化处理

由于本文选择的处理对象为机场道面的裂缝,imshow 处理的结果能够满足一般的图像处理需求,但相较于加权平均法整体偏白,平均值法在对比度上较差,经对比得出加权平均法处理的效果最好,图片对比度也得到了明显提升。

### 1.3 高斯滤波

为避免中值滤波导致的图像目标不连续,也能够尽可能地保留图像的总灰度分布特性,本文采用高斯滤波来解决抑制服从正态分布的高斯噪声<sup>[20-21]</sup>,适用于机场道面图像处理,可表示为:

$$I_g(x, y) = \frac{\sum_{(x_0, y_0) \in w_{x,y}} w_d(x_0, y_0) I(x_0, y_0)}{\sum_{(x_0, y_0) \in w_{x,y}} w_d(x_0, y_0)} \quad (3)$$

式中,  $I_g(x, y)$  为像素点  $(x, y)$  经高斯滤波后的灰度;  $I(x_0, y_0)$  为像素点  $(x_0, y_0)$  处的灰度;  $w_{x,y}$  为中心像素  $(x, y)$  的邻域;  $w_d(x_0, y_0)$  为相似度权重因子。

基于 MATLAB 中具有平滑性能的高斯滤波器,运用某些数学运算平滑地变化进而避免了图像退化过程中信息量的丢失,对复原图像进行后续处理<sup>[20]</sup>。建立基于卷积平滑的低通滤波器,访问图像中每个像素值。图 3 对比了原图像直方图、对比度受限自适应直方图均衡后的直方图和高斯滤波后的直方图,可以看出:预处理步骤对图像进行了分析很好地去掉噪声像素点,进一步提高图像质量,突出图像特征。

### 1.4 ROI 区域确定

在获取机场道面裂缝图像过程中,难以避免拍摄到机场道面,这无疑增加了裂缝提取的工作量,在不损失图像质量的前提下,减少存储空间,因此用 ROI 区域对图像裂缝进行提取至关重要。对上一步的处理结果进行分析,由图 4 (a) 可见裂缝周围聚集大量 0 值像素点,图 4 (b) 和 (c) 中选取裂缝周围以 0 值像素点数量最大列为截取区域,极大地剔除了裂缝背景中道面信息的干扰。步骤如下:

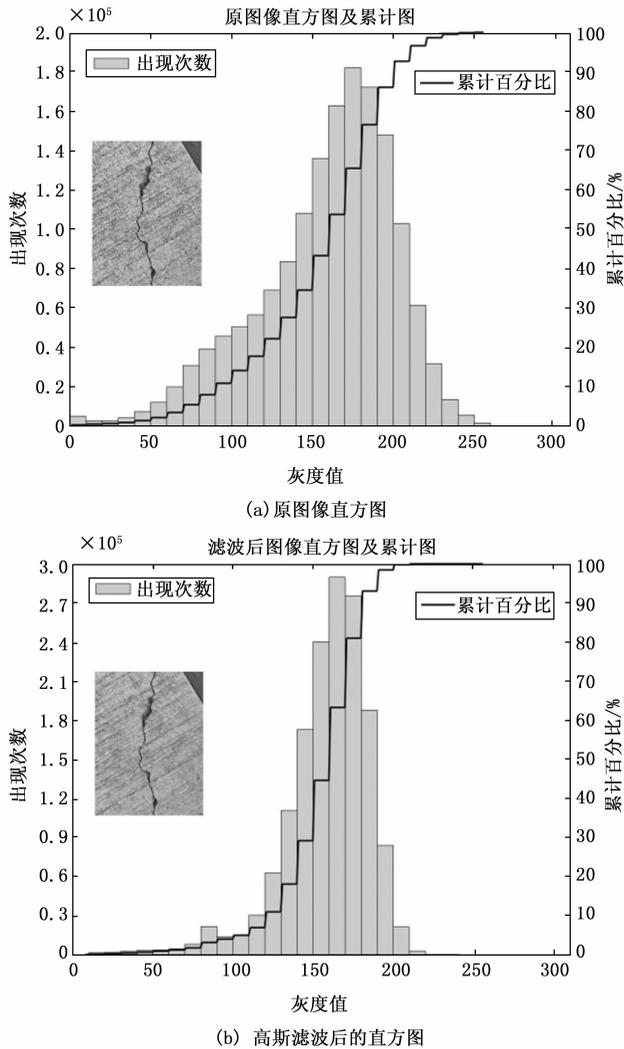


图 3 机场道面图像直方图对比

(柱形为灰度出现次数, 曲线为累计百分数)

1) 输入并读取原图像, 创建可变形矩阵; 2) 结合 imrect 和 imcrop 函数实现截取功能; 3) 根据裂缝的形状、纹理等底层特征, 利用图像分割技术勾选感兴趣区域, 并改变矩形框大小; 4) 保存 ROI 图像, 为后续坐标转换回原图像坐标值准备。

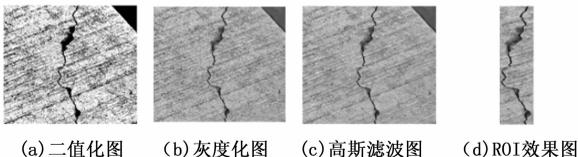


图 4 高斯滤波后灰度化图像

## 2 遗传神经网络

### 2.1 遗传神经网络的建立

本文通过对大量的机场道面裂缝进行图像预处理, 得出裂缝具有连通性的特点。遗传算法可以在不需要确定规则的前提下, 自动获取和优化搜寻空间, 并且具有较强的

鲁棒性, 相较于 BP 神经网络, 在对裂缝的提取和分割上有更好的效果。遗传算法优化神经网络一般需要初始化、计算种群适应值找出最优个体、交叉运算以及终止条件的确定等步骤, 算法流程图如图 5 所示。

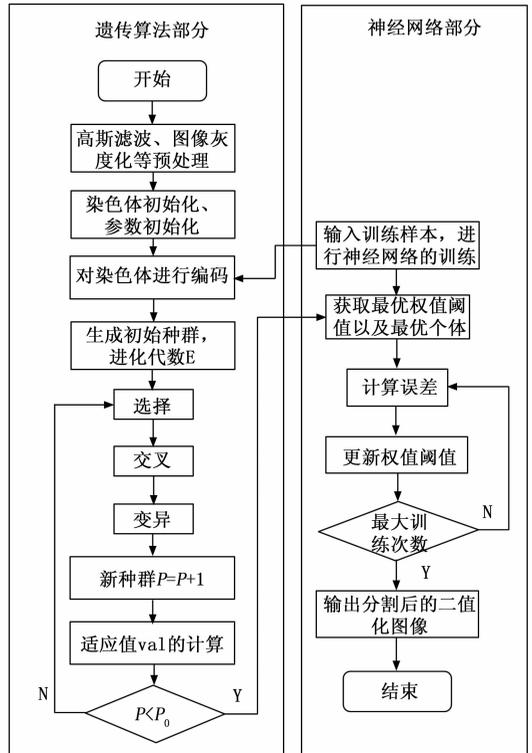


图 5 遗传算法优化神经网络流程图

算法执行步骤如下:

- 1) 导入数据, 对裂缝原图进行高斯滤波、灰度化等预处理。
- 2) 参数初始化, 将问题的解编码成有限长度的字符串, 并将其映射到算法的搜索空间中。
- 3) 确定编码后, 生成初始种群并不断产生适应度越来越高的新种群。
- 4) 执行遗传算法, 根据适应值选择复制个体, 交叉个体以及变异点, 并将其添加到新群体中, 获得最优解。
- 5) 将遗传算法得到的最优解解码赋予神经网络, 用该网络拟合非线性函数。
- 6) 网络进化参数, 把最优初始阈值权值赋予网络训练。
- 7) 获取最优权值阈值后, 神经网络进行正反向学习, 计算误差并更新权值阈值。
- 8) 输出分割后的二值化图像。

#### 2.1.1 初始种群的产生

遗传算法的起始点是以初始串结构的形式开始迭代的。合适的初始种群大小才能使算法达到最佳运行效果, 较小的初始种群量可以提高算法的训练速度, 但也会导致寻优空间的分布范围过小, 串结构的多样性过低; 当较大的初

始种群量则导致计算冗杂、运行效率降低,使得一些高适应度的串结构被错误的排除,影响遗传。故本文中初始种群的种群大小为 100。

### 2.1.2 编码

编码问题在很大程度上决定了变异和交叉算子以及遗传计算的效率<sup>[22]</sup>。本文采用多参数级联定点映射编码来解决裂缝图像中多实数函数的优化问题。首先设置隐层神经元数量为  $S_1 = 6$ ,并将前  $S_1$  个编码作为输入层到隐藏层的权值。隐藏层到输出层权值的编码为  $S_1 \times S_2$ ,第  $R \times S_1 + S_1 \times S_2$  个后的编码为输入层到隐藏层阈值,第  $R \times S_1 + S_1 \times S_2 + S_1$  个后的编码为隐藏层到输出层阈值,最后计算出  $S_1$  与  $S_2$  的输出;整个遗传算法编码长度为  $S = R * S_1 + S_2 + S_1 + S_2$ 。

设整体位串构成的种族数为  $N$ ,第  $p$  代的第  $j$  个 ( $1 < j < N$ ) 位串所对应的参数为:

$$\theta_j^p = [s_1, s_2, \dots, s_n, w_0, w_1, \dots, w_n, b_1, \dots, b_n, R]^T \quad (4)$$

相关误差满足:

$$X_1 = x(i)p(i) + x(i + s_1 + s_2) \quad (5)$$

$$X_2 = x(i + s_1) \left( \frac{2}{1 + e^{-2-x_1}} - 1 \right) + x(i + s_1 + s_2 + s_1) \quad (6)$$

## 2.2 确定适应值函数

适应度函数的确定是遗传算法的设计要素之一。适应度的解越大,该个体被保留的可能性越大,解的质量也就越好。隐层的传递函数为 Tansig,输出层的传递函数为 Purelin。

$$f(x) = \begin{cases} C_{\max} - \sum_{i=0}^m (e_j^p(k-1))^2 - \sum_{i=0}^m (e_j^p(k-i))^2 < C_{\max} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

识别参数与真实的输出参数之间的拟合值为  $n + 1$ 。 $n$  值越大,适应值函数的可靠性相应越高,  $c_{\max}$  值是一足够大的正数,它与最优适应值有关。

对每个求出的种群个体适应值进行规范化处理,其平均适应值为:

$$aver\ fit(\theta^p) = 10 / \left( \sum_{i=1}^n \sqrt{T(i) - A_2} \right) \quad (8)$$

规范化适值为:

$$nor\ fit(\theta_j^p) = f(\theta_j^p) / aver\ fit(\theta^p) \quad (9)$$

本文算法的特征提取网络结构拥有 3 个隐藏层和一个输出层,隐层拥有 6 个神经元,理论上隐含层的层数越多,算法的拟合度也会随之提高,运行结果也会越好,但是过多的隐含层层数可能给算法带来过拟合等问题。本文采用随机分配将数字矩阵划分为训练样本、验证集和测试集。训练方法采用 L-M 算法和损失函数。在神经网络运行过程中,算法的学习速率决定了系统的稳定性和训练周期的长短,本文默认学习率为 0.01。图 6 给出了遗传算法优化神经网络过程。

### 2.3 停机条件

遗传算法是通过多次迭代逐步接近最优解的,通常情况下以遗传的代数,即迭代次数作为停止进化的信号。本文迭代次

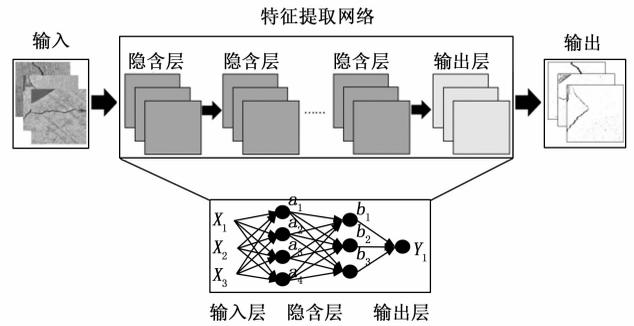


图 6 BP 神经网络特征提取图

数为 500,在运算速度和效率中选了一个合适的迭代次数,当迭代达到 500 次时,运算停止,初始种群将不再进行迭代。

## 3 试验分析

### 3.1 算法识别结果

随着个体数目的递增,综合评价指标变化如表 1 所示。

表 1 不同个体数目的综合评价指标

个体数目	遗传代数	迭代次数	综合评价指标
30	100	500	67.84%
35	100	500	79.50%
40	100	500	88.24%
45	100	500	78.28%
50	100	500	68.49%

由表可知,个体数目取 40 的时候综合评价指标取得了最大值,大于 40 后由于模型的过度学习导致综合评价指标不降反增,因此本文取个体数目为 40;根据不同的参数调整遗传代数,得到综合评价指标如表 2 所示,由此可知遗传代数在 100 时得到的综合评价指标最大。基于此,本实验中个体数目设为 40,遗传代数取 100。

表 2 不同遗传代数的综合评价指标

遗传代数	个体数目	迭代次数	综合评价指标
60	40	500	58.62%
80	40	500	82.41%
100	40	500	89.50%
120	40	500	81.31%
140	40	500	78.93%

彭明星<sup>[22]</sup>等人在图像边缘检测中提出了遗传算法优化 BP 神经网络的相关经验参数。故本文中遗传神经网络允许的迭代次数最大为 500 次,在 17 步收敛到目标值;平均运行时间为 4 秒;实际误差为 5.0642e-06;最小适应值为 0.000 01;最小误差为 0.000 01;激活函数为 tansig;染色体长度 14;适应度函数独立变量的个数为 9;标准差为 1.6,变异概率 0.000 1;交叉概率为 0.1;输入范围 [0~255];输出范围 [0~1];权值变化范围 [-1, 1];偏置变化范围 [-0.5, 0.5]。

根据遗传神经网络处理的二值图像,得到纵向裂缝、

横向裂缝、倾斜裂缝的投影图及其规律。然后我们建立了一个笛卡尔坐标系, X 轴是行数, Y 轴是灰度值之和。例如, 在图 7 (a) 中, 灰度值在 Y 轴 (X 轴) 上的投影趋于稳定在 0 以上。而在 X 轴 (Y 轴) 有一个明显的峰值, 表明纵向 (横向) 存在裂纹。在图 7 (b) 中, Y 轴上的灰度值投影稍有波动, 而 X 轴上的灰度值有一个峰值, 明显高于 Y 轴上的灰度值, 表明倾斜方向存在裂纹。其中, 因为混凝土为非均匀材料易受砂浆和渗水干扰, 局部骨料过大, 振捣不均匀, 导致了峰值的存在。若倾斜裂纹的扩展方向出现劈裂裂纹和网状裂纹, 则灰度值的投影将根据原始趋势出现峰值, 如图 7 所示。

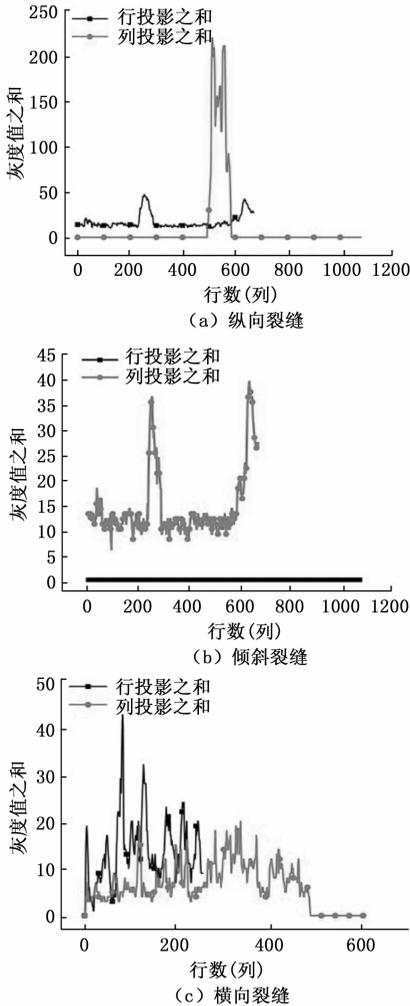


图 7 不同形状的裂纹投影

### 3.2 数值测试

本文实验环境采用 Inter (R) core (TM) i5-4210H 处

理器, Nvidia-GTX-850M 显卡, 应用环境: Matlab2021b。选取若干张不同背景环境下的机场道面裂缝图像作为测试对象, 裂缝图像包括横向裂缝、纵向裂缝以及网状裂缝。

选取区域生长、BP 算法、贝叶斯算法、groundtruth 和遗传神经网络算法作为对比模型进行仿真测试, 在准确率、召回率指标和综合评价指标的平均值如表 3 所示。由此可知, 本文算法在 P 值、R 值和 F-measure 上均明显优于其他 3 种算法。遗传神经网络算法在 P 值、R 值和 F-measure 上的质量评估结果分别集中在 80%~100%、80%~100% 和 80%~100%, 评估结果处于较高分布范围, 如图 8 所示。其 P、R 和 F-measure 对应公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$F\text{-measure} = \frac{2 \times P \times R}{R + P} \quad (12)$$

P 为准确率, R 为召回率, F-measure 为综合评价指标。

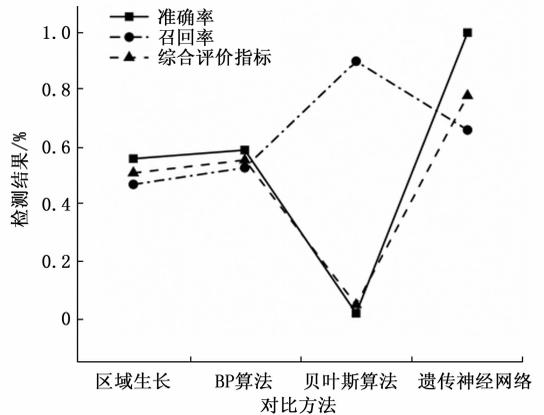


图 8 不同算法的平均准确率、召回率、F 值

通过式 (13) 得到的提取裂缝结果如图 9 (c) 所示。与传统的二值化结果比较可以看出: 该方法对低识别度图像实现了较好的实现了精准分割, 但是由于裂缝旁的斑点直径大于裂缝宽度, 所以也被保留了下来。若要去除斑点, 可以采用将斑点宽直径 (即单个斑点中任意两点间的最大距离) 与斑点面积的比值作为结构元进行去除。由于裂缝有着细长的特点, 即宽直径 D 与面积 S 之比很大, 而图像中的斑点接近于圆形, 因此 D 与 S 之比满足:

$$\frac{D}{S} \approx \frac{2 \sqrt{S/\pi}}{S} = \frac{2}{\pi S} \sqrt{\pi S} \quad (13)$$

在二值图像中, 灰度值为 1 的区域为裂缝, 灰度值为 0

表 3 各图像分割算法评价指标

	区域生长算法				BP 神经网络				遗传神经网络				贝叶斯算法			
	准确率	召回率	综合评价	T/s	准确率	召回率	综合评价	T/s	准确率	召回率	综合评价	T/s	准确率	召回率	综合评价	T/s
图一	58.24%	48.31%	51.22%	43.21	56.94%	58.37%	60.95%	32.42	86.29%	87.40%	86.84%	13.12	9.42%	91.33%	11.62%	38.41
图二	63.58%	62.88%	63.14%	39.44	63.59%	67.38%	66.44%	28.74	89.53%	89.48%	89.50%	17.34	8.59%	88.94%	13.73%	32.91
图三	64.41%	60.93%	63.83%	38.92	64.41%	68.12%	65.91%	21.63	89.67%	86.86%	88.24%	18.76	10.14%	89.01%	13.41%	34.62
图四	68.73%	47.88%	59.52%	41.33	77.83%	84.47%	79.35%	29.49	99.63%	79.25%	88.28%	23.64	11.79%	88.73%	15.68%	37.03

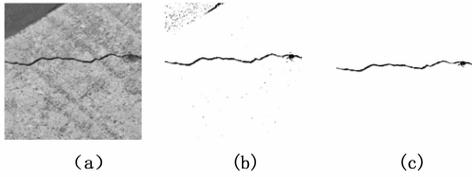


图 9 裂缝二值化与提取

的区域为背景。在图 10 中, ①为其他灾害, ②为光照不均匀的比例。我们将遗传算法优化神经网络的方法与贝叶斯、区域生长、BP 算法、ground truth 等方法进行比较, 并进一步改进二值图像。原始图像如图 10 (a)、(b)、(c) 所示。相机产生的不均匀光照和复杂噪声影响了机场道面裂缝特征提取的效率。一个单一的阈值错误地将阴影设置为目标分数如图 10 (o) 所示。机场道面裂缝周围常伴有 FOD、照度不均匀、渗水等干扰, 这些干扰会导致裂纹提取中的毛刺、其他非裂纹特征以及非真实裂纹图像的二值化结果如图 10 (g)、(h)、(i) 所示。此外, Wang 等<sup>[23]</sup>利用膨胀和腐蚀操作从隧道图像中提取裂缝, 这些不推荐的形态操作将改变机场道面裂缝像素的长度和宽度。从图 10 (p)、(q)、(r) 可以看出, 遗传神经网络相较于其他几种传统检测算法, 在不同干扰和局部阴影的状况下均具备了更优的检测精度和鲁棒性, 进一步证明选择遗传算法作为所提模型的基础算法能确保模型能够拥有更高的下限。

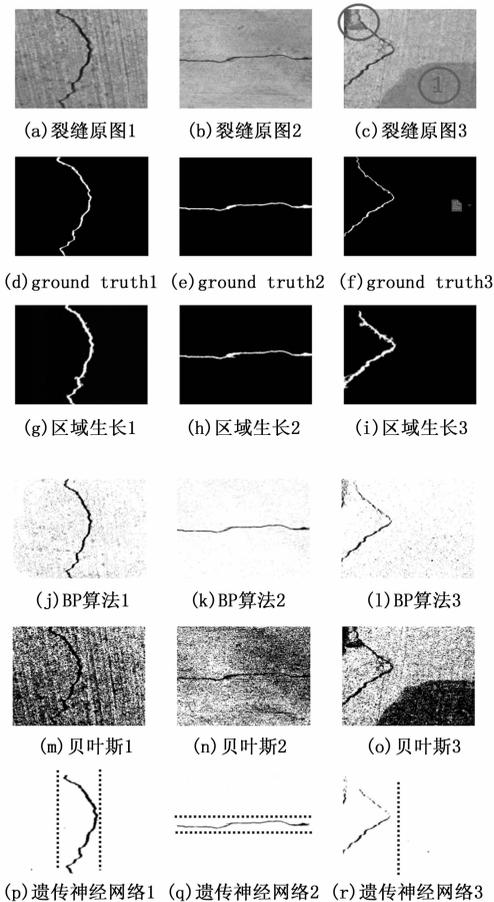


图 10 机场道面裂缝识别结果

在没有干扰和局部阴影的状况下, 4 组模型均能较好地提取出裂缝形状, 即召回裂缝类别的比例较好。但贝叶斯算法的准确率和综合评价指标平均值仅为 7.91%, 较其余 3 种模型仍有较大提升空间, 而遗传神经网络在综合评价指标方面相较于区域生长提高了 15%, 对比 BP 神经网络提高了 13%, 平均检测时间为 18.22 s, 远高于贝叶斯的 32.31 s 和区域生长的 38.38 s, 这说明本文算法在处理局部阴影下的裂缝图像时具有较强的效率和精度, 较好的满足了工程和科研的要求。

#### 4 结束语

本文以伴有阴影和光照不均匀的机场道面裂缝图像为研究目标, 针对现有研究存在的效率和精度难以兼顾的问题, 提出了一种利用遗传算法优化神经网络的机场道面裂缝检测算法, 通过准确率、召回率、综合评价三项指标证明了遗传神经网络具有较好的检测性能。

1) 在训练准则和网络权系数的优化方面, 提高了神经网络的迭代速率和权系数优化速度, 保证了遗传算法优化神经网络的准确性和效率。同时, 在综合评价、召回率、和准确率 3 个评价指标上也具有显著提升, 其均值分别为 91.28%、85.75%、88.22%, 具有很好的收敛性和鲁棒性。较好的满足了工程和科研的要求。

2) 与其他图像分割算法相比, 本文算法的适应性更好, 抗噪性更强, 能够克服机场道面的多种污染, 裂缝提取率高。与传统人工检测方法相比, 在局部干扰和阴影的状况下, 遗传神经网络对比 4 组模型均能较好地提取出裂缝形状, 即召回裂缝类别的比例较好, 相较传统算法中性能最优的 BP 神经网络, 其综合评价指标仍有 13% 的提升, 这说明在处理局部阴影下的裂缝图像时具有较强的效率和精度。在保证提取精度的前提下, 减少了时间的消耗, 从而节省大量人力物力。满足学术和工程的需求。

#### 参考文献:

- [1] 张瑞庆. 《中国民航新一代航空宽带通信技术路线图》解读 [J]. 网信军民融合, 2021 (7): 26-27.
- [2] 王国钰. 5G 引领发展助力民航强国建设 [J]. 网信军民融合, 2021 (7): 45-47.
- [3] 党国龙. 机场跑道异物检测与识别的相关算法研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
- [4] 孙刚, 高瑞. 机场水泥混凝土道面早期裂缝机理分析 [J]. 甘肃科技纵横, 2011, 40 (1): 142-144.
- [5] 郑浪, 罗天洪, 王成琳, 等. 适用于机场跑道异物检测的区域生长改进算法 [J]. 现代电子技术, 2020, 43 (9): 51-54.
- [6] ZHOU XIANG, PODOLEANU A G, YANG Zhuang-qun, et al. Morphological operation-based bi-dimensional empirical mode decomposition for automatic background removal of fringe patterns [J]. Optics express, 2012, 20 (22): 24247-24262.
- [7] 顾星, 詹伟达, 崔紫薇, 等. 基于注意力机制的红外目标检测方法 [J/OL]. 激光与光电子学进展: 1-14 [2022-07-26].

- http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20220713.1942.591.html.
- [8] 肖蕾, 蓝宗苗. 基于注意力机制的污水微型动物识别方法[J/OL]. 激光与光电子学进展: 1-14 [2022-07-26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20220713.1450.430.html>.
- [9] FENG C, ZHANG H, WANG S, et al. Structural damage detection using deep convolutional neural network and transfer learning [J]. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2019, 23 (10): 4493-4502.
- [10] WANG W X, WANG M F, Li H X, et al. Pavement crack image acquisition methods and crack extraction algorithms: A review [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, 2019, 6 (6): 535-556.
- [11] ZHANG S W, HUANG W Z, SHI Y, 2016. Improved Bernsen binary algorithm for spot detection of plant disease leaves [J]. *Guangdong Agricultural Sciences*, 43 (12): 129-135.
- [12] ROVINELLI A, SANGID M D, PROUDHON H, et al. Predicting the 3D fatigue crack growth rate of small cracks using multimodal data via Bayesian networks; In-situ experiments and crystal plasticity simulations [J]. *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, 2018, 115: 208-229.
- [13] CHEN W W, WANG W X, WANG KEVIN, et al. Lane departure warning systems and lane line detection methods based on image processing and semantic segmentation; A review [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, 2020, 7 (6): 748-774.
- [14] ROBERTS R, GIANCONTIERI G, INZERILLO L, et al. (上接第6页)
- [2] 韩博. 某列车气候风洞试验台能耗特征分析及控制策略研究[D]. 青岛: 青岛理工大学, 2016.
- [3] KRAFT E M, HUBER I A F. A vision future of aeronautical ground testing [J]. *ITEA Journal of Test & Evaluation*, 2009, 30 (2): 237-250.
- [4] 肖江涛, 李莹, 李金森, 等. Gas Jack撬装式压缩机在苏里格气田的应用效果评价[J]. *化工设计通讯*, 2017, 43 (11): 147-148.
- [5] 秦培均. 螺杆压缩机故障分析与处理方法[J]. *煤矿机电*, 2008 (4): 102-103, 105.
- [6] 罗昌俊, 马永一, 王安勇, 等. 风洞试验高压气源监测计量系统研究与实现[J]. *测控技术*, 2017, 36 (8): 47-50.
- [7] 樊文斌, 张世民, 赵波, 等. 往复压缩机填料放空与监测系统的设计[J]. *压缩机技术*, 2020 (4): 13-16.
- [8] 朱怀谦. 基于风洞装置校准大口径气体流量计的研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2015.
- [9] 杜洪亮, 曹阳, 王云祥, 等. 车辆环境试验设施载冷剂监测控制系统研究[J]. *测控技术*, 2021, 40 (7): 9-14.
- [10] 唐滨滨, 李长坤. 一种低速风洞大流量进气道试验系统研制[J]. *推进技术*, 2018, 39 (12): 2839-2844.
- [11] 罗昌俊, 马永一, 王小飞, 等. 风洞群真空泵组集中监测与智能故障诊断系统的设计[J]. *计算机测量与控制*, 2021, 29 (9): 17-22.
- Towards low-cost pavement condition health monitoring and analysis using deep learning [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10 (1): 319.
- [15] 李海丰, 聂晶晶, 吴治龙. 基于多传感器信息融合的机场道面裂缝检测算法[J]. *现代电子技术*, 2020, 43 (24): 17-21, 25.
- [16] 李海丰, 吴治龙, 聂晶晶. 基于深度图像的机场道面裂缝自动检测算法[J]. *交通运输工程学报*, 2020, 20 (6): 250-260.
- [17] 李海丰, 韩红阳. 复杂背景下机场道面细带状结构病害检测算法[J/OL]. *北京航空航天大学学报*: 1-9 [2021-09-25]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0512>.
- [18] 张世瑶, 贺玉彬, 周新志. 基于深度学习的道路表面裂缝检测方法[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21 (15): 6380-6385.
- [19] 陈泽斌, 罗文婷, 李林. 基于改进 U-net 模型的路面裂缝智能识别[J]. *数据采集与处理*, 2020, 35 (2): 260-269.
- [20] 贺东霞. 数字图像去噪算法的研究与应用[D]. 延安: 延安大学, 2015.
- [21] 姒绍辉, 胡伏原, 顾亚军, 等. 一种基于不规则区域的高斯滤波去噪算法[J]. *计算机科学*, 2014, 41 (11): 313-316.
- [22] 刘国海, 蒋志佳. 基于遗传优化神经网络在高压瓷瓶裂缝识别中的应用[J]. *电测与仪表*, 2009, 46 (4): 39-43.
- [23] 彭明星. 基于遗传神经网络的图像边缘检测[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2009.
- [24] WANG Y D, YU Z J, BAI B, et al. Research on image processing based subway tunnel crack identification algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35 (7): 1489-1496.
- [12] 刘洪林. 基于 S7 连接的 PLC 单边通信建立研究[J]. *集成电路应用*, 2020, 37 (6): 32-34.
- [13] 李连福. 双转轴模型支撑装置控制系统设计与实现[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.
- [14] 张天瑞, 曲传声, 吴宝库, 等. 基于云计算的复杂装备健康管理系统建模[J]. *系统仿真学报*, 2019, 31 (11): 2356-2365.
- [15] 郭航, 蔡宇. 基于 Neo4j 图数据库的天文元数据存储方案研究[J]. *广东: 广东通信技术*, 2018: 38 (5): 49-52.
- [16] 王红, 张青青, 蔡伟伟, 等. 基于 Neo4j 的领域本体存储方法研究[J]. *计算机应用研究*, 2017, 34 (8): 2404-2407.
- [17] 廖理. 基于 Neo4j 图数据库的时空数据存储[J]. *信息安全与技术*, 2015, 6 (8): 43-44.
- [18] VUKOTIC A, WATT N, ABEDRABBO T, et al. Neo4j 实战[M]. 张秉森, 孔倩, 张晨策, 译. 北京: 机械工业出版社, 2016.
- [19] 张琳, 熊斯攀. 基于 Neo4j 的社交网络平台设计与实现[J]. *情报探索*, 2018, (8): 77-82.
- [20] ARNAUD CASTELLTORT, TREVOR MARTIN. Handling Salable Approximate Queries over NoSQL Graph Databases: Cypher and the Fuzzy4S Framework [J]. *Fuzzy Sets & Systems*, 2017, 5 (40): 1-29.
- [21] 陆嘉恒. 大数据挑战与 NoSQL 数据库技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.