# 复杂场景下隧道电缆图像分割算法

### 韩彦芳,杨海马,杨志豪,张裕聪,王紫菲

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院,上海 200093)

摘要:目的 分析图像空间分布和灰度分布特征,改进区域生长图像分割方法,解决光照不均,墙面多 种不利因素影响造成的电缆图像分割耗时长、效果差的问题。方法 首先按照墙面不利情况对图像进行 分类,采用灰度均值方向投影法分析各类图像灰度分布特性,利用包络拟合离差获取电缆 ROI,结合 ROI 空间分布信息,进行种子点初始化和终止准则设定,大大降低待处理数据量,同时避开光照不均和 墙面不利因素的影响,并与 K-Means 聚类、全局区域生长、Unet 语义分割等方法进行对比。结果 对于 大小为1000×1800的图像,文中方法平均分割时间为0.42 s,对于各类数据集,最大误检率和漏检率 只有4%。结论 文中方法有效克服了区域生长分割效果差、耗时长的缺陷,能同时解决光照不均和各种 墙面不利因素影响下电缆准确分割的问题,分割效果好、耗时少。

关键词:图像分割;光照不均;曲线拟合;区域生长;ROI

中图分类号: TP391.4; TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2022)21-0169-12 DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2022.21.022

# An Algorithm for Tunnel Cable Image Segmentation under Complex Environment

HAN Yan-fang, YANG Hai-ma, YANG Zhi-hao, ZHANG Yu-cong, WANG Zi-fei

(School of Optical-Electrical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**ABSTRACT:** The work aims to analyze the characteristics of image spatial distribution and gray distribution, improve the region growing segmentation method, and solve the problems of long time consumption and poor effect of cable image segmentation caused by uneven illumination and various adverse factors on the tunnel wall. Firstly, the images were classified according to the adverse conditions of the wall. Then, the gray distribution characteristics of various images were analyzed by means of vertical projection of mean gray. After that, the cable ROI was obtained with the help of the envelope fitting deviation, and the seed point initialization and termination criteria were set in combination with the spatial distribution information of ROI, so as to greatly reduce the amount of data to be processed and avoid the influence of uneven illumination and adverse factors of the wall. Finally, comparisons were made with K-means clustering, global region growth and Unet semantic segmentation. For images of 1 000×1 800, the average segmentation time was about 0.42 s. For all kinds of adverse situations, the maximum false detection rate and missed detection rate were only 4%. The proposed method effectively overcomes the drawbacks of poor segmentation effect and longtime consumption of region growing method, and efficiently and successfully realizes accurate cable segmentation under the influence of non-uniform illumination and various adverse factors.

KEY WORDS: image segmentation; non-uniform illumination; curve fitting; region growing; ROI

收稿日期: 2022-01-17

基金项目:中科院空间主动光电技术重点实验室开放基金(2021ZDKF4);上海市科委科技创新行动计划(21S31904200) 作者简介:韩彦芳(1974—),女,博士,讲师,主要研究方向为数字图像处理。

隧道内电缆以卡具固定在水泥墙面上,电缆脱 落会带来严重的安全问题。人工巡视耗时长、步行 检测效率低,易疲劳,车行检测易漏检。在巡视车 上安装图像采集装置获取图像,采用图像处理技术 进行检测能极大提高检测效率和精确度。但成像环 境的影响,常常导致成像光照不均,而隧道中水泥 墙面的潮湿使墙面和电缆成像灰度相近,使光照不 均和墙面干扰成为影响图像分割结果的关键,尤其 在工程应用中,更需要简单、高效的方法来解决这 一问题。

在光照不均方面, 受益于 Land 等<sup>[1]</sup>提出的人眼 视觉亮度与色彩感知模型——Retinex 理论, 许多研 究者提出了多种有效方法<sup>[2]</sup>。如同态滤波<sup>[3]</sup>,通过 设计频域滤波器在傅立叶域对不同光源分量的频率 成分进行滤波,从而实现灰度均衡化。传统方法通 过线性和非线性灰度变换如伽马校正等[4]方法增强 对比度从而消除光照不均的影响;以及基于灰度统 计直方图方法进行灰度均衡等<sup>[5]</sup>。近年流行的深度 学习方法在广泛的样本训练基础上可以得到比传统 方法更好的效果,但是其训练过程的不可解释,导 致其训练往往无法考虑图像工程中更高一级处理的 需求<sup>[6]</sup>。在基于数学形态学理论方面,Liu等<sup>[7]</sup>提出 用 Top-Hat 变换结合灰度变换的方法进行光照不均 带钢表面图像处理,改善了后续二值化结果。这些 方法在不同应用领域均取得了很好的效果。但以上 方法基于灰度值进行全局增强,而没有考虑图像灰 度值的空间分布特点。对隧道电缆图像而言,其光 照的不均衡导致目标和背景灰度相同或相近, 使全 局灰度均衡的方法没办法将目标和背景的灰度区分 开,因而导致基于灰度特征相似性的图像分割方法 失效。

另一方面,隧道不同位置存在墙面潮湿、剥落、 污迹、带状干扰等不利因素的影响,导致墙面成像灰 度与电缆灰度相近,传统基于特征相似性的区域分割 方法很难区分两者<sup>[8-9]</sup>,而基于特征不连续性的边缘 检测方法受墙面和电缆表面噪声的影响也存在很大 困难<sup>[10]</sup>。基于深度学习的方法可以充分挖掘多种图像 特征,但需要大量样本的归类、整理和标记工作以进 行网络训练<sup>[11-12]</sup>。区域生长方法<sup>[13-16]</sup>可以同时利用空 间和灰度分布信息,但往往耗时长、因噪声和光照不 均的影响,会出现空洞和过分割现象。

文中以隧道电缆检测为应用背景,根据电缆图像 空间和灰度分布特点,探讨改进区域生长电缆分割方 法。针对光照不均、墙面不利因素影响以及耗时长问 题,在分析电缆图像空间和灰度分布特性的基础上, 采用灰度均值投影包络拟合离差,对电缆 ROI 进行 定位,从而消除光照不均和墙面对图像分割的影响; 同时,结合电缆空间位置信息,初始化种子点并设定 终止准则,大大减少了待处理数据量。

# 1 隧道电缆图像分析

### 1.1 隧道电缆图像采集

隧道电缆图像采集系统由巡视车上加载光源、 图像采集卡、运动控制卡构成,获取图像数据及与 图像相对应的公里标数和工作距离数据,将相应数 据输入计算机进行存储、分析,公里标数和工作距 离用于对检测结果图像所对应的实际地点进行定 位,以通知人工及时检修。隧道电缆图像采集系统 见图 1。



图 1 隧道电缆图像采集系统 Fig.1 Tunnel cable image acquisition system

从工程应用需求和数据采集效率的角度考虑,视频采集系统获取的只有光强信号,没有波谱信息。图像采集过程中,巡视车行进方向与电缆平行,墙面正对光源中心区域较亮,远离光源部分的墙面较暗,导致所采集图像光照不均。同时,潮湿墙面与大部分电缆成像灰度值都较低,导致常用的 OTSU 阈值法无法将电缆从背景中提取出来。图 2 所示原始图像大小为 1 000×1 800,其 OTSU 二值化结果可明显看出光照不均的影响。图 2 中, 左边一列为原始图像, 右边一列为对应的 OTSU 阈值化结果。

#### 1.2 电缆图像灰度分布分析

由图 2 可知,由于光源能量随距离增大而衰减, 使照度在水平方向上呈现出从中心向两侧递减,光 源行进方向(垂直方向)照度均衡的特点。同时, 电缆在图像中也具有明显的垂直走向,所以如果将 像素灰度值向垂直方向投影,可以结合空间和灰度 值特征对墙面较暗区域与电缆区域的特点进行分 析。基于这一思想,提出如下垂直方向投影法进行 灰度分布分析。

设图像为 f(x,y),图像大小为 M×N,则定义垂直方向灰度均值投影 V 为:

$$V(j) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} f(i, j) \qquad i = 1, 2...M; j = 1, 2...N$$
(1)

依据式(1)对图 2 中原始图像 a—f 进行计算, 得到垂直方向灰度均值投影,如图 3 所示,横坐标为 图像的列数,纵坐标为计算出的列向灰度均值投影 V,其结果分别与图 2 中 a—f 原始图像对应。



图 2 电缆原始图像及 OTSU 阈值化结果 Fig.2 Original image and OTSU thresholding results of cable



图 3 垂直方向灰度均值投影 Fig.3 Vertical projection of gray mean

通过图像采集系统获取了1km的隧道视频,共 3098幅图像。经统计,发现不论是墙面潮湿、污迹、 涂画、裂纹还是电缆位置靠左或右侧边、表面污损,其 灰度均值投影曲线包络都表现为二次曲线走势。其中, 电缆在空间上对应于曲线的谷点位置,光源中心对应峰 值位置,而在水平方向,随着远离中心位置,灰度列均 值急剧衰减,以致图像左右两侧灰度甚至低于电缆区域 灰度;当墙面整体潮湿(图 3b)而电缆表面反射光较 强时,电缆对应曲线两谷值中间包括一个峰值所在的区 域;当电缆位于图像左右两端位置时,与墙面的灰度 相近,其可区分度降低(如图 3d 所示)。

4)当墙面有形似电缆的低灰度区域时,(如图3f)曲线会有多个谷点,而电缆倾斜角度较低,区域

内部特征一致性较高,对应的谷点一般最小。

通过以上分析,发现投影曲线谷点区域对应于电缆所在位置,因电缆在图像中为竖直走向,所以以谷 点为中心的矩形区即电缆所在 ROI (Region Of Interest)。如果提取 ROI 区域进行电缆分割,则可以避 开光照不均衡和墙面潮湿、剥落、涂画、裂纹等多种 不利因素的影响。同时,大大降低待处理的数据量。 基于这种设想,文中提出基于灰度投影谷点检测的 ROI 提取方法以进行电缆图像分割。

### 1.3 二次多项式包络离差 ROI 提取

基于最小二乘法,采用二次多项式对灰度投影曲线 V 外 包络函数进行拟合得到拟合曲线 C,则定义离差 r 为:

$$r_i = |C(i) - V(i)| \qquad i = 1, 2, ..., L$$
(2)

由于电缆在投影曲线中往往对应最远离包络函数 的谷点,所以可通过求取离差最大值获取电缆位置 *l*。

 $l = \arg[\max(r_i)]$  i = 1, 2, ..., L (3) 式中:  $\arg(x)$  为求 x 对应的坐标。

由图 2a—f得到的包络曲线及其拟合离差结果见

图 4。其中,图 4a—f 为灰度均值垂直方向投影曲线包 络拟合结果,图 4g—l 为根据式(2)计算得到的包络 离差曲线图。两类图的横坐标均为图像列数,左栏图纵 坐标为图像灰度均值垂直方向投影包络拟合值,右栏图 纵坐标为拟合离差值。从图 4 中看出,包络离差曲线的 峰值非常明显,对应于电缆所在列位置。



图 4 投影包络拟合及离差 Fig.4 Envelop fitting and deviation of projection

# 2 基于区域生长的 ROI 电缆分割

### 2.1 ROI 电缆特征分析

基于以上分析,可知线缆区域内像素点具有如下 特征。

1)像素列坐标均在拟合离差最大值坐标附近。

2) 线缆区域内部像素一致性较高。

3) 墙面剥落严重时,区域灰度变化大。

4)卡具宽度比线缆大。

因此, 定义特征量如下。

1) 设 ROI 图像为 *f*(*x*, *y*) 其大小为 *M*×*N*, 拟合 离差最大值列坐标为 *l*,则定义空间偏移量 *d* 为:

$$d(i, j) = j - l \qquad i = 1, 2, ..., M; j = 1, 2, ..., N$$
(4)

2)设r为表示列数的随机变量,L为列数,V(i) 为第i列像素灰度均值投影,V<sub>peak</sub>表示灰度均值投影的峰值,定义为:

$$p(r_i) = \frac{V_{\text{peak}} - V(i)}{V_{\text{peak}}} \qquad i = 1, 2, ..., L$$
(5)

投影统计均值定义为:

$$m = \sum_{i=1}^{L} r_i p(r_i) \qquad i = 1, 2, ..., L$$
(6)

灰度均值投影的二阶矩定义为:

$$\mu_2(r) = \sum_{i=1}^{L} (r_i - m)^2 p(r_i)$$
<sup>(7)</sup>

二阶矩大小反映了区域特征的一致性大小。 3) ROI 区域水平方向均值投影 H:

$$H(i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} f(i, j) \ i = 1, 2, ..., M; \ j = 1, 2, ..., N$$
(8)

根据 H,寻找曲线低谷对应的坐标范围,即得卡 具所在的行坐标范围,在此行坐标范围内,可对卡具 在水平方向的分布范围进行搜索定位,从而得到卡具 水平方向跨度 D。

### 2.2 ROI 区域生长模型

基于先验知识和以上特征分析,采用区域生长 算法模型进行电缆分割,可以方便地将灰度分布特征 和空间分布特征结合起来。为此,提出如下种子点选

择、生长准则和终止准则。

种子点选择:在 ROI内,根据式(3)选择列坐标为 *l*的所有像素为种子点 *S*,种子点个数为 *N*,种子点灰度均值为 *m*。

生长准则:对于种子点四邻域中待检测像素点 x(i, j)的判断准则为:|m-x| < T, T为阈值。当x满足生长准则时,将x加入种子点集合,S的个数N增加1,更新种子点灰度均值m。

终止准则:根据卡具水平方向分布范围结果,设 定空间偏移量阈值为D,根据式(4),当待检测像素 点空间偏移量 *d*>D 或当待检测点灰度值与种子平均 灰度值 *m* 之差大于阈值 *T* 时,停止生长。

# 2.3 灰度均值方向投影 ROI 区域生长分割 算法

基于灰度均值投影和区域生长模型,在原始图像 上的电缆分割流程见图 5。

设原始图像为f(x, y),大小为 $M \times N_{\circ}$ 

1) 读入图像。

2) 灰度投影包络拟合。根据式(1) 对图像做垂 直灰度均值投影,得到 V(i), i=1,2,...,N,基于最小 二乘原则,采用二次多项式对 V进行包络拟合,得到 包络曲线 C(i) i=1,2,...,N。

3) ROI 提取,种子点初始化。根据式(2) 计算 包络离差 *r<sub>i</sub>*,根据式(3) 得到离差最大值对应的列 坐标 *l*;由 *l* 确定电缆 ROI 区域,并以图像中第 *l* 列 所有像素点初始化区域生长种子点。

4)卡具宽度估计。根据式(8)计算 ROI 水平 方向灰度均值投影,寻找谷点,对应于卡具所在行范 围,以此区域内所有像素垂直灰度均值投影确定卡具 水平方向跨度 *D*。

5)频域高斯低通滤波。根据式(5)—(7)计 算 ROI 二阶矩  $\mu_2$ ,根据  $\mu_2$ 大小判断墙面剥落和涂画 情况,用以确定频域高斯低通滤波器截止频率  $D_0$ ,当  $\mu_2$ 较大时,选择较小  $D_0$ 进行滤波;

6)区域生长。计算种子点平均灰度值 m,计算 种子点四邻域中像素点灰度值与 m 差值,及其空间 偏移量 d,根据生长准则生长。

7)终止条件判定。根据式(4),判断待检测像 素空间偏移量 d 是否大于 D,若 d 大于 D,则停止生 长;若 d 小于 D,则判断待检测像素灰度值与种子点 灰度均值之差是否小于阈值 T,如果是,则将当前像 素点加入种子点集合,更新种子点个数 N,更新种子 点灰度均值 m,返回第6步;如果否,停止生长。

8)输出分割结果。

## 3 实验结果及分析

光照不均、墙面裂纹、墙面潮湿、剥落和涂画 等是所有隧道成像中影响分割的主要原因。但各种 状况影响分割算法的角度不同,一种全局分割方法 很难同时对所有墙面状况下的图像分割都取得好的 效果。根据影响因素的不同,对巡视车图像采集系 统获取的一公里隧道墙面数据共3098幅灰度图像 进行分类,构建了6个数据集,分别对应于六种墙 面状况,即单纯光照不均、墙面潮湿、污迹、裂纹、 电缆位于图像一端(暗区域)、条带状干扰等,图 2a—f 所示原始图像分别展示了不同墙面类别的特 点。所有图像均存在光照不均问题,其中图2a所属



图 5 ROI 区域生长流程 Fig.5 Flow chart of ROI region growing

数据集墙面不利因素较少,主要为单纯光照不均; 图 2b 所属数据集主要为墙面潮湿而电缆表面特征 一致性差;图 2c 所属数据集主要为墙面潮湿且存在 潮湿轮廓干扰;图 2d 所属数据集主要为电缆位于图 像的一端暗区域中;图 2e 所属数据集为墙面存在严 重剥落和裂纹;图 2f 所属数据集为墙面上存在与电 缆形似的潮湿区域。为验证算法的有效性,每个数 据集由 30 幅图像构成。

对比实验基于 6 个数据集进行。分别采用 K-means 聚类和全局区域生长等传统分割方法、目前 得到广泛关注的 Unet 语义分割方法和文中的 ROI 区 域生长法进行实验。

Unet 是一种基于编码解码结构的深度神经网络, 对小训练样本问题非常有效,在语义分割中得到广泛 关注和成功应用。首先从每个数据集中取 3 幅图像进 行标注,将每幅图像分成 240×448 的图像块,对 Unet 网络进行训练,然后利用训练好的 Unet 网络对每个 数据集进行语义分割。Unet 网络的训练在单 CPU 上 进行,迭代次数为 90 次,用时 2 小时 6 分钟,训练 准确度和损失曲线见图 6。

实验在 Windows10 操作系统下进行,对不同数据集,进行高斯核函数同态滤波后,分别采用 K-means 聚类和全局区域生长进行分割,利用训练好

的 Unet 网络和 ROI 区域生长算法,分别对每一个数 据集进行测试,实验在相同的软硬件环境下进行,每 种数据集中每张图像的平均运行时间见表 1。

从表1中看出,全局区域生长方法耗时长的问题 非常明显,不考虑 Unet 网络训练时间,只统计使用 训练好的 Unet 网络处理测试样本时间,每种数据集 的每张图像平均运行时间也都在 30 s 以上。基于 ROI 的区域生长由于极大降低了待处理数据量,算法运行 时间大大降低。

采用 Unet 语义分割、K-means 聚类、全局区域 生长与文中的 ROI 区域生长分割分别对 6 类数据集 进行实验对比。每类数据集取出典型实验结果见 图 7—12。

从图 7—12 可看到,光照不均和墙面不同状况对 基于全局灰度特征的图像分割方法带来极大困难,虽 然 Unet 网络训练准确度达到 95%,但在测试中,背 景干扰的影响和细节丢失的问题比较严重,虽然通过 改进网络结构和训练方法,可以改善 Unet 网络的处 理效果,但其处理测试样本的时间也值得关注。基于 灰度投影初始化种子点的全局区域生长法在墙面状 况较好时可以提取出电缆区域,但电缆表面一致性差 或者墙面存在严重剥落和裂纹时(如图 8 和图 11), 全局区域生长法也受到了很大影响。在不同墙面状况 下,基于 ROI 的区域生长法避开了光照不均和墙面 的影响,成功实现了电缆分割。

分别对各种方法的分割正确率进行了对比。正确 率的衡量应以满足更高层应用需求为标准。鉴于图像 分割目的是为了得到独立而完整的电缆区域,以用于 最终的电缆脱落状态识别,所以将正确率的衡量标准 定为能否正确提取目标,而不受背景干扰。为此,采 用 2 个指标进行统计:误把电缆当做背景的漏分率 (TF)和错把背景当做目标的误分率(FT),其中, 当电缆区域空洞面积大于电缆面积一半的情况, 记为 漏分 TF。对每个数据集进行了实验观察和统计, 得 出漏分率 TF 和错分率 FT 的结果如表 2 所示。

为具体比较分割结果的准确程度,分别对每个数据集取出3 幅图像共18 幅图像进行标注得到groundtruth数据,计算各方法分割结果与groundtruth之间的平均Dice系数,如表3所示。Dice系数反映了分割结果与groundtruth的重合程度,其值介于[0,1]之间。



а

在单CPU上训练。	
正在初始化输入数据归一化	

_   	 轮						小批量准确度	   	小批量损失		 基础学习率	
=						===		===			=========	l
I -	1		1	1	00: 01: 28		78.17%		2.2903		0.0010	l
I -	10		10	1	00:15:33		87.15%		0.5592		0.0010	l
I –	20		20	1	00: 30: 31	1	80. 22%		0.8173		0.0010	l
1	30		30	1	00:44:50	1	89.38%		0.2432		0.0010	l
I -	40		40	1	00: 56: 03	1	91.91%		0.2000		0.0010	l
I -	50		50	1	01:10:13	1	94. 24%		0.1562		0.0010	l
I –	60		60	1	01:24:21		95.30%		0.1323		0.0010	l
I –	70	Ι	70	1	01:37:32	1	94.15%		0.1574		0.0010	l
I –	80		80	1	01:49:55	1	95.69%		0.1234		0.0010	l
I –	90		90	1	02:06:18		95.46%	1	0.1412	1	0.0010	l
=	====			===		===		===				l

h

图 6 Unet 训练过程 Fig.6 Process of Unet training

表 1 平均运行时间对比 Tab.1 Comparison of average running time s								
图像类别	K-means 聚类	全局 区域生长	Unet 语义分割	ROI 区域生长				
单纯光照不均	3.80	47.76	30.50	0.40				
电缆表面一致性较差	3.48	55.56	30.53	0.42				
墙面潮湿	3.80	89.23	30.48	0.42				
电缆位于图像较暗区域一端	3.85	58.55	30.5	0.37				
墙面存在条带状暗区域干扰	3.93	58.32	30.45	0.36				
墙面剥落和裂纹	3.95	66.56	30.50	0.38				



a Unet语义分割结果



c 全局区域生长结果



b K-means聚类结果



d ROI区域生长结果

图 7 数据集 1 实验结果对比 Fig.7 Comparison of segmentation result of data set 1



a Unet语义分割结果



b K-means聚类结果



d ROI区域生长结果

图 9 数据集 3 实验结果对比 Fig.9 Comparison of segmentation result of data set 3



图 8 数据集 2 实验结果对比 Fig.8 Comparison of segmentation result of data set 2



c 全局区域生长结果



图 10 数据集 4 实验结果对比 Fig.10 Comparison of segmentation result of data set 4



c 全局区域生长结果

d ROI区域生长结果

图 12 数据集 6 分割结果对比 Fig.12 Comparison of segmentation result of data set 6

表 2 误分率 FT 和漏分率 TF 结果对比 Tab.2 Comparison of false segmentation rate FT and miss segmentation rate TF

凤셵米则	Unet 语义分割/%		K–means 聚类/%		全局区域生长/%		ROI 区域生长/%	
图像矢刑	FT	TF	FT	TF	FT	TF	FT	TF
单纯光照不均	90	0	90	0	0	0	0	0
电缆表面一致性较差	90	90	100	100	0	80	4	0
墙面潮湿	90	0	90	0	0	0	0	0
电缆位于图像较暗区域一端	90	0	90	0	0	0	0	0
墙面存在条带状暗区域干扰	100	0	100	0	0	0	0	0
墙面剥落和裂纹	100	0	100	0	100	0	4	0

表 3 平均 Dice 指数对比 Tab.3 Comparison of average Dice parameter

图像类别	Unet 语义分割	K–means 聚类	全局区域生长	ROI 区域生长	
单纯光照不均	0.530 3	0.251 7	0.948 9	0.977 6	
电缆表面一致性较差	0.424 4	0.060 8	0.117 1	0.907 1	
墙面潮湿	0.226 4	0.212 9	0.946 5	0.979 9	
电缆位于图像较暗区域一端	0.292 9	0.260 6	0.968 7	0.973 2	
墙面存在条带状暗区域干扰	0.220 2	0.187 0	0.120 2	0.940 4	
墙面剥落和裂纹	0.190 0	0.155 7	0.362 6	0.970 0	

由表2和表3可知, Unet、K-means 方法在墙面 情况复杂时,漏分割和错分割的比例很高,尤其是当 墙面剥落和裂纹严重时,这2种方法的平均 Dice 系 数不到 0.2, 算法几乎失效。而大部分情况下, 这 2 种算法受到墙面干扰的影响而会把墙面错分为电缆; 全局区域生长法因为利用了定位信息进行种子点初 始化,所以对于单纯光照不均、墙面潮湿和电缆位于

图 11 数据集 5 实验结果对比

Fig.11 Comparison of segmentation result of data set 5

图像一端暗区域范围时,平均 Dice 系数在 0.9 以上, 分割效果相对较好,但在墙面存在条带状暗区域干扰 时,平均 Dice 系数不到 0.2,该方法也会失效;不论 是哪一类数据集, ROI 区域生长法的平均 Dice 系数 都在 0.9 以上,获得了很好的效果,只有在电缆表面 一致性很差时,电缆内部会稍有小面积空洞(如图8 所示)。

## 4 结语

隧道电缆脱落图像检测具有重要安全意义和实 用价值。其中,电缆图像分割是实现电缆状态识别的 关键。通过分析隧道成像数据,建立了6种墙面情况 的数据集:单纯光照不均、墙面潮湿、剥落、污迹、 裂纹,基于特征相似性的图像分割方法很难同时对所 有数据集实现有效电缆分割。传统区域生长法受种子 点选择、生长准则和终止准则的影响很大,往往存在 耗时长、空洞和过分割问题。文中通过对电缆图像空 间分布和灰度分布特征分析,利用灰度均值投影包络 拟合离差,简单、快速实现电缆 ROI 定位,在 ROI 上通过区域生长实现电缆分割。针对种子点对区域生 长算法的影响,充分利用定位信息进行种子点初始 化,针对区域生长耗时长的问题,利用定位信息确定 了区域生长空间范围,极大降低了待处理数据量。与 传统分割方法及目前流行的 Unet 语义分割的对比实 验结果表明,文中方法有效避开了光照不均和墙面多 种不利因素对分割算法的影响,获得了更好的效果, 为进一步电缆状态识别提供了有力支撑。

### 参考文献:

- LAND E H, MCCANN J J. Lightness and Retinex Theory[J]. Royal Society Open Science, 1971, 61(1): 1-11.
- [2] 刘卫东,李吉玉,张文博,等.基于 Retinex 和 ADMM 优化的水下光照不均匀图像增强算法[J].西北工业大 学学报,2021,39(4):824-830.

LIU Wei-dong, LI Ji-yu, ZHANG Wen-bo, et al. Underwater Image Enhancement Method with Non-Uniform Illumination Based on Retinex and ADMM[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021, 39(4): 824-830.

- [3] 刘志成, 王殿伟, 刘颖, 等. 基于二维伽马函数的光照不均匀图像自适应校正算法[J]. 北京理工大学学报, 2016, 36(2): 191-196.
  LIU Zhi-cheng, WANG Dian-wei, LIU Ying, et al. Adaptive Adjustment Algorithm for Non-Uniform Illumination Images Based on 2D Gamma Function[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2016, 36(2): 191-196.
- [4] SOBBAHI R, JOE T. Low-Light Homomorphic Filtering Network for Integrating Image Enhancement and Classification[J]. Signal Processing: Image Communication, 2022(100): 116527
- [5] 汤子麟,刘翔,张星.光照不均匀图像的自适应增强 算法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(21): 216-223.

TANG Zi-lin, LIU Xiang, ZHANG Xing. Adaptive Enhancement Algorithm for Non-Uniform Illumination Images[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(21): 216-223.

- [6] XU Jin-jian, ZHANG Hao, TANG Chao-sheng, et al.Automatic Soil Crack Recognition Under Uneven Illumination Condition with the Application of Artificial Intelligence[J]. Engineering Geology, 2022(296): 106495
- [7] LIU Mao-fu, LIU Ya, HU Hui-jun,et al. Genetic Algorithm and Mathematical Morphology Based Binarization Method for Strip Steel Defect Image with Non-uniform Illumination[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016(37): 70-77
- [8] DEEPARANI K, SUDHAKAR P. Efficient Image Segmentation and Implementation of K-means Clustering[J]. Materials Today: Proceedings, 2021(45): 8076-8079
- [9] NAMEIRAKPAM D, KHUMANTHEM M, YJ C. Image Segmentation Using K-means Clustering Algorithm and Subtractive Clustering Algorithm[J]. Procedia Computer Science, 2015(54): 764-771
- [10] LIU Hua-jun, YANG Zu-yuan, ZHANG Hao-feng, et al. Edge Detection with Attention: from Global View to Local Focus[J]. Pattern Recognition Letters, 2022(1): 99-109
- [11] FU Y, LEI Y, WANG T, et al. A Review of Deep Learning Based Methods for Medical Image Multi-Organ Segmentation[J]. Physica Medica, 2021, 85: 107-122.
- [12] 梁新宇,林洗坤,权冀川,等. 基于深度学习的图像 实例分割技术研究进展[J]. 电子学报, 2020, 48(12): 2476-2486.
  LIANG Xin-yu, LIN Xi-kun, QUAN Ji-chuan, et al. Research on the Progress of Image Instance Segmentation Based on Deep Learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(12): 2476-2486.
- [13] 王品,胡先玲,谢文宾,等. 多尺度区域生长与去粘 连模型的乳腺细胞分割[J]. 仪器仪表学报, 2015(7): 1653-1659.
  WANG Pin, HU Xian-ling, XIE Wen-bin, et al. Image Segmentation of Breast Cells Based on Multi-Scale Region-Growing and Splitting Model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015(7): 1653-1659.
- [14] 王宇彤,李琦.进化算法优化区域生长的太赫兹全息 再现图像分割[J].中国激光,2020,47(8):311-321.
   WANG Yu-tong, LI Qi. Terahertz Holographic Reconstructed Image Segmentation Based on Optimized Region Growth by Evolutionary Algorithm[J]. Chinese

Journal of Lasers, 2020, 47(8): 311-321.

- [15] TIAN Yun, LIU Zi-feng, ZHAO Shi-feng. Vascular Segmentation of Neuroimages Based on A Prior Shape and Local Statistics[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2019(8): 1099-1109
- [16] 肖明尧,李雄飞,张小利,等.基于多尺度的区域生长的图像分割算法[J].吉林大学学报(工学版),2017,47(5):1591-1597.

XIAO Ming-yao, LI Xiong-fei, ZHANG Xiao-li, et al. Medical Image Segmentation Algorithm Based on Multi-Scale Region Growing[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2017, 47(5): 1591-1597.

- [17] 苑玮琦,薛丹. 基于机器视觉的隧道衬砌裂缝检测算 法综述[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(12): 3100-3111.
  YUAN Wei-qi, XUE Dan. Review of Tunnel Lining Crack Detection Algorithm Based on Machine Vision[J].
  Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(12): 3100-3111.
- [18] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox.U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. LNCS,2015

责任编辑:曾钰婵