

# 面向高压输电线路的锈蚀缺陷检测

张岳魁, 黄雅平, 邹琪, 田媚, 张兴园

(北京交通大学计算机与信息技术学院, 北京市 100044)

**摘要:** 随着经济的快速发展,高压输电线路越建越多,且输电线路距离长,可靠性要求高。输电线路由架空导线、绝缘子、金具、杆塔、基础和接地装置等部件组成,长期暴露在野外,受到各种恶劣环境的侵蚀,使得输电线路金具等部件在腐蚀环境下受到严重的腐蚀破坏,存在巨大的安全隐患。因此,高压输电线路的锈蚀缺陷检测至关重要。本文应用课题实验组提供的无人机航拍图像,对于输电线路不同背景下锈蚀缺陷,分析锈蚀缺陷特点及图像背景,提出了一种改进的半交互式分割算法,对一组相似场景的图像进行了快速准确的前景提取,并在分割后的图像上根据锈蚀特征对彩色图像进行锈蚀检测。实验结果表明,所提出的锈蚀检测算法能够很好地识别输电线路上的锈蚀区域,提高了维护的工作效率。

**关键词:** 高压输电线路; 锈蚀缺陷检测; 相似场景; 半交互式分割

**中图分类号:** TP37

## Detection of Corrosion Defects for High Voltage Transmission Lines

ZHANG Yuekui, HUANG Yaping, ZOU Qi, TIAN Mei, ZHANG Xingyuan

(School of computer and information technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044)

**Abstract:** With the rapid development of economy, more and more high voltage transmission lines, with long transmission distance, have been built, which requires high reliability. Transmission lines, composed of overhead lines, electrical insulators, metal fittings, tower, foundation and the grounding devices, are exposed for a long time in the wild and eroded by all kinds of severe environments, which has made the transmission lines and component parts suffering serious corrosion. So, there is a huge potential risk left behind. Therefore, the detection of corrosion defects of the high voltage transmission line is of vital importance. In this paper, the author applies the UAV aerial image detection of corrosion defects for high voltage transmission lines provided by the project group to observe corrosion defects of the transmission lines under different backgrounds and analyze the features and image backgrounds of the corrosion defects. So, the author puts forward an improved semi-interactive segmentation algorithm, which relates to a quick and precise foreground extraction method applied to a group of images from similar scenario, for detecting the corrosion defects shown on the images according to the characteristics of the corrosion after the segmentation of the images. The experimental results show that the algorithm of corrosion detection proposed by the author can effectively identify the corrosion area on the transmission lines, which has improved the efficiency of maintenance.

**Key words:** High voltage transmission line; Corrosion defect detection; similar scenario; semi-interactive segmentation

## 0 引言

随着社会经济的高速发展,高压输电线路网越建越密集。高压输电线路长期暴露于恶劣环境中,组成部件或多或少受到损坏,绝缘子缺失,防震锤缺失,鸟巢异物,金具锈蚀等都是常见的缺陷损坏类型。其中绝缘子,防震锤,金具等关键部件的损坏严重影响输电线路的安全运行。

由于高压输电线路复杂多变的分布位置和地理环境,航拍的高压输电线路图像存在着复

**作者简介:** 张岳魁(1990-),男,硕士研究生,主要研究方向:图像处理

**通信联系人:** 黄雅平(1974-),女,教授,主要研究方向:图像处理、模式识别和机器学习. E-mail: yphuang@bjtu.edu.cn

杂的自然背景，表现为输电线及铁架和背景之间对比度较低、存在大量噪声、伪目标较多并且纹理特征不一致，同时也存在着很多和锈蚀颜色特征相似的其他物体的干扰，这就使得现有的边缘检测以及颜色特征检测方法很难获得令人满意的结果。因此，简单直接的对锈蚀区域进行识别提取存在着巨大挑战。正如图 1 所示：



图 1 第一行：复杂的自然背景（树木、房屋、麦田、村庄、土地交叉在一起）；  
第二行：锈蚀颜色特征近似的其他背景物体（屋顶、建筑墙体、土地等）。

Fig. 1 The first row:Complex natural background (trees, houses, wheat fields, villages, land crossed together).The second row:the other background objects with the same color characteristics(roof, building wall, land, etc.).

本文主要的研究内容就是检测航拍实际场景中存在的锈蚀缺陷。由图 1 可以看出航拍图像是变化多样的，不仅背景相对复杂而且异物干扰严重，所以对锈蚀缺陷的检测存在很大的困难。第一行图像中列出的复杂的自然背景图像和第二行列出的干扰噪声图像及伪目标图像都会对最终的锈蚀检测产生重要的影响，实验结果误检率很大。考虑到锈蚀缺陷特殊的红色或者暗红色颜色特征，房屋、麦田、土地、落叶等都会对实验结果产生干扰。

根据调研输电线路锈蚀缺陷检测的算法研究较少。其中，Guangjian Yan 等人结合 Radon 变换和 Kalman 滤波提出了高空图像自动提取电线的算法<sup>[1]</sup>。大连海事大学的张洪才运用超红色法、最小二乘拟合和几何特征相结合来检测输电线路中的锈蚀缺陷<sup>[2]</sup>。但其中的检测的物体比较杂，对于锈蚀特定的简单背景的检测通用性比较好，但很难适用于复杂多变的自然背景的锈蚀提取，而且这样的时间复杂度和空间复杂度都太大，不利于检测效率。Recky M 等人基于颜色空间使用 K 近邻检测窗口算法<sup>[3]</sup>，这种基于颜色空间的方法可以借鉴学习。Nhat V 等人利用形状先验模型和形状惩罚提出了基于图割的多目标形状先验分割算法<sup>[4]</sup>。Freedman D 等人加入了形状先验提出了基于分割的迭代图割算法<sup>[5]</sup>。Zhang Hui 等人着重对比分析了图像分割领域无监督方法并介绍了有监督、无监督、系统级等图像分割的优缺点<sup>[6]</sup>。宋伟提出了基于颜色直方图结合形态学操作的防震锤锈蚀检测方法<sup>[7]</sup>，该方法局限性比较大。陈云等人分析并探讨了锈蚀缺陷等级划分<sup>[8]</sup>，给后期维护提供很大的帮助。黄杰贤等人从灰度分布特征和波动特征角度出发，对钢丝绳锈蚀进行识别研究<sup>[9]</sup>，这种方法可以映射到输电线路金具的锈蚀检测。而本文提出的分割方法结合 YCrCb 颜色空间变换的锈蚀缺陷检测算法既避免了复杂背景的干扰，也提高了实验结果准确度和处理速度，能够更加精确的实现锈蚀缺陷的识别与定位。

基于以上难点，本文提出了先分割后检测的算法思路，正如图 2 所示的算法框架。首先，将课题实验组采集的航拍图像进行分类，分为简单背景图像组和复杂背景图像组两种类别，分别对两类图像组进行锈蚀缺陷检测。由于锈蚀区域存在于高压输电线路特定的金属器具区

域,同时也是为了提高锈蚀检测精度,我们需要将图像中的输电线路分割提取出来。在图像分割阶段,实验从简单的去燥处理开始,对于去燥后的单张图像,用户交互选择前景点和背景点,通过 Grabcut 算法实现分割;对于一组相似场景图像,我们提出了快速且高精度的分割方法,用户交互其中的一张图像,提取相应前背景特征,建立前背景混合高斯模型,并应用在其他图像中,通过判断其他图像像素点的混合高斯模型类别实现半交互式的图像分割。在锈蚀检测阶段,对分割后的图像作简单的形态学处理,以便于得到更精确到分割结果,最后对分割图像变换颜色空间,并基于锈蚀特殊的颜色特征实现锈蚀区域的提取,直至完成检测。

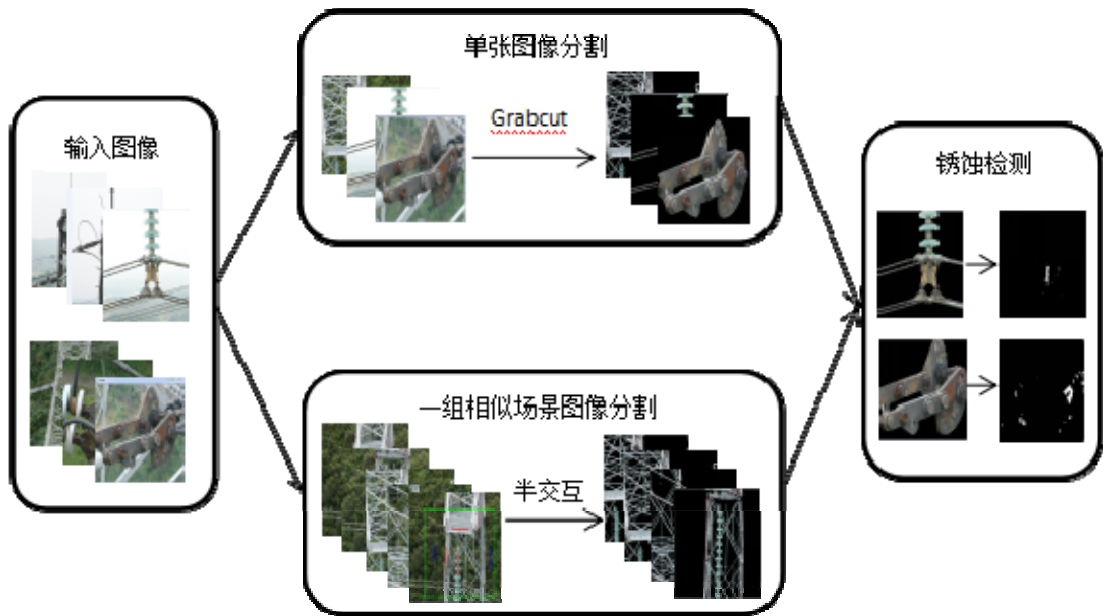


图2 锈蚀缺陷检测算法框架图  
Fig. 2 The frames of corrosion defect detection algorithm

1 相关研究现状

随着社会的快速发展,计算机视觉技术已经走进人们生活的方方面面。我们每天都要通过视觉技术获取大量的图像信息,但并不是所有的信息都是我们想要的,这就涉及到了图像处理<sup>[10]</sup>。图像分割、特征提取、目标识别是计算机视觉领域的三大主要任务。在本文中,关于高压铁架锈蚀缺陷的检测的前提就是要进行图像分割。在学术研究领域,图像分割又是一项前沿且具有重要意义的理论课题,其定义就是将数字图像分成多个子区域,以便于获得人们感兴趣区域的技术和过程。下面对本文中用到的相关图像分割方法理论及 GMM 模型和相关形态学操作进行简单概述。

1.1 相关图像分割算法

1.1.1 阈值分割算法

图像灰度阈值分割法是一种并行区域技术,并且它是图像分割领域运用最广泛的适用性最强的分割方法。阈值分割就是针对像素值最简单的分割处理,该方法通过特定的灰度值来分割前景目标与背景目标,从而将图像分成若干个有意义的类。



115 阈值分割算法关键在于如何确定一个合适的阈值，然后将每个灰度值跟这个阈值作比较，大于阈值的归为一类，小于阈值的归为另一类，从而将图像分为物体和背景。阈值分割的方法简单、计算速度快、运算效率高，特别是图像中存在特别大的灰度对比差异的情况下，能得到很好的分割效果。然而该算法也存在一定的局限性，阈值分割常常都不考虑图像的空间特征及其连续性，也没有考虑图像的纹理特征等有用信息，只考虑图像像素本身的取值，这就使得分割对噪声特别敏感，在复杂多样的图像中很难有较好的分割效果。本文在获取高压输电线路前景铁架时并不适用阈值分割的方法。

### 1.1.2 区域分割算法

120 区域分割法加入了图像之间的空间联系，弥补了阈值分割算法中没有或者很少考虑像素点空间关系的缺点，该算法利用图像的空间性质，认为分割出来的属于同一区域的像素具有相似的性质，满足区域一致性认为区域有了相似性。区域分割的算法主要包括：区域生长和分裂合并法。其分割过程后续步骤要根据前面步骤的结果进行判断而确定。

125 区域生长法是根据预先设定好的种子点，提取图像中相互连接区域的方法，将图像划分为最大一致性的分区。空间一致性的准则可以是灰度、颜色、形状、模型、纹理等的标准。它的缺陷是每一个需要提取的区域，都必须先给出种子点，然后提取出很种子点一样，符合规定标准的区域。这样有多少个区域就要给出多少个种子点。这种方法对噪声也很敏感，容易造成区域不连续性。区域生长法仅适用于存在较高对比度的简单图像的分割，不适合分割那些复杂背景的图像。区域分裂与合并方法并不需要事先确定种子像素点就可以同时进行分裂、合并运算，又或者是先把输入图像分割成几个子区域，然后在归并相似度大于某个值的子区域。分裂合并算法的缺陷是，如果分裂深度不够，则分割效果不理想，然而，若分割深度过深，又使得合并难度增大，分割时间较长。此方法使用在分割结果的对比实验中。

### 1.1.3 基于图论的 Grabcut 算法

135 GrabCut 前景提取算法<sup>[11]</sup>是 Rother 等人在 Boykov 等人提出基于迭代 Graph Cuts 算法<sup>[12]</sup>的基础上，进一步改进优化的基于人工交互的算法。有些研究人员从图像预分割和构建超像素图的角度优化改进了 GrabCut 算法<sup>[13-14]</sup>。这些改进算法值得学习和借鉴。GrabCut 算法有效地减少了用户交互量，并用高斯混合模型取代直方图，实现彩色图像分割，而且它所采用的迭代求解模式有效提高了分割的精度。GrabCut 算法是一种基于图论的组合优化参数方法，它将一幅图像映射成一个 s-t 网络图，并建立关于网络图的能量函数；然后运用最大流-最小割算法对网络图进行切割，得到网络图的最小割，即能量函数的最小化求解，能量函数不断减少，直至收敛成最小值。Grabcut 算法的主要流程如下：

140 (1) 首先用户在原始图像上画一个包含目标物体的矩形框。框外标记为背景区域 ( $T_B$ ) 且框内标记为未知待选区域 ( $T_F$ )；

145 (2) 根据标定的背景区域和前景区域初始化 GMM，对  $T_F$  按照下述①~③不断迭代直至收敛：

①初始化 GMM 参数。首先将前景区域和背景区域分为  $K$  个聚类，GMM 中每个高斯模型就具有了一些像素样本集；

②学习 GMM 参数。通过标记的像素样本的 RGB 三通道值估计得到 GMM 参数中的均值和协方差，而该高斯分量的权值可以通过属于该高斯分量的像素个数与总的像素个数的比值来确定；

③用最小割算法进行分割。就是建立一个  $s-t$  网络图，并求出权值  $t-link$  和  $n-link$ ，获得分割能量的权重，然后通过最大流-最小割算法来进行分割。

## 1.2 相关高斯混合模型学习

混合高斯模型就是指对样本的概率密度分布进行估计，而估计模型是几个单高斯模型加权之和。高斯混合模型 GMM 是单一高斯概率密度函数的延伸，GMM 能够平滑地近似任意形状的密度分布。类似于聚类，根据高斯概率密度函数 PDF 参数不同，每一个高斯模型可以看作一种类别，输入一个样本  $x$ ，即可通过 PDF 计算其值，然后通过一个阈值来判断该样本是否属于高斯模型。很明显，SGM（单高斯模型）适合于仅有两类别问题的划分，而 GMM 由于具有多个模型，划分更为精细，适用于多类别的划分，可以应用于复杂对象建模。

### 1.2.1 高斯混合模型 GMM

高斯混合模型是单高斯分布概率密度函数的延伸，由于 GMM 能平滑地近似任意形状的密度分布，因此近年来常被用在语音、图像识别等方面，得到不错的效果。假如有一批观察数据  $X=\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ ，数据个数为  $n$ ，在  $d$  维空间中的分布不是椭球状，那么就不适合以一个单一的高斯密度函数来描述这些数据点的概率密度函数。此时我们就要变换思维。假设每个点由一个单高斯分布生成，而这一批数据共由  $M$  个单高斯模型生成，具体某个数据  $x_i$  属于哪个高斯模型未知，且每个单高斯模型在混合模型中所占的比例  $\alpha_j$  未知，将所有的来自不同分布的数据点混合在一起，该分布就可以称为混合高斯分布。

从数学上讲，我们认为这些数据的概率分布密度函数可以通过加权函数表示：

$$P(x_i) = \sum_{j=1}^M \alpha_j N_j(x_i; \mu_j, \Sigma_j), \quad \sum_{j=1}^M \alpha_j = 1 \quad (1)$$

$$N_j(x_i; \mu_j, \Sigma_j) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d |\Sigma_j|}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (x_i - \mu_j)^T \Sigma_j^{-1} (x_i - \mu_j) \right]$$

表示第  $j$  个单高斯分布模型的概率密度函数。

## 1.3 相关形态学操作

图像分割后难免出现一些虚边缘及一些零星的小团块物体，导致分割不彻底，影响分割效果，不利于后续工作的实施，这就需要对其进行形态学操作。

膨胀和腐蚀这两种操作是形态学处理的基础，其主要应用于灰度图像或者二值图像，本文使用的是三通道的彩色图像，各个通道腐蚀膨胀操作过程相对独立，单独处理。腐蚀和膨胀基本是两个相反的过程，以下是腐蚀操作的基本步骤：

(1) 用结构元素  $B$ ，扫描图像  $A$  的每一个像素（图像  $A$  与核  $B$  做卷积运算）

(2) 计算核  $B$  覆盖区域的像素点的局部最小值

(3) 把这个值赋值给锚点指定的像素（默认锚点在内核中心位置）

腐蚀处理的结果是使原来的图像减小一圈。膨胀则使原来的图像增大一圈。腐蚀计算的是局部最小值，膨胀则计算的是局部最大值。

对于单通道图像的腐蚀操作如下：

$$\text{dst}(x, y) = \min \{ \text{src}(x + dx, y + dy) \mid (dx, dy) \in B \} \quad (2)$$

其中， $\text{dst}(x, y)$  为腐蚀后的图像， $\text{src}(x + dx, y + dy)$  为原图像， $B$  为结构元素， $(dx, dy)$  为  $B$

结构元素值。

对于单通道图像的膨胀操作如下：

$$\text{dst}(x, y) = \max\{\text{src}(x + dx, y + dy) \mid (dx, dy) \in B\} \quad (3)$$

其中， $\text{dst}(x, y)$ 为膨胀后的图像， $\text{src}(x + dx, y + dy)$ 为原图像， $B$  为结构元素， $(dx, dy)$ 为  $B$  结构元素值。

由以上公式很容易理解腐蚀膨胀的原理，这些就是基本的形态学操作，本文主要使用的腐蚀操作用来消除分散的不必要的小团块物体，以便于排除干扰，突出目标物体，实现较好的分割结果。

## 2 半交互式图像分割及锈蚀缺陷检测

### 2.1 半交互式图像分割算法

在实际的高压输电线路图像采集过程中，同一场景需要拍摄大量输电线路图像，并且连续循环拍摄，以便于后期图像处理工作，基于无人机环绕拍摄的特殊性，在同一场景中且处于同一时间段的图像不但背景物体相似，而且在颜色、纹理、形状等特征方面也有极大的相似性。因此，我们在 Grabcut 算法基础上，只需要对场景中的其中一张图像进行简单的人工交互标记前景点和背景点，并以此为结点初始化 GMM 模型；然后依据聚类算法对样本结点进行分类处理；然后利用迭代逼近思想对 GMM 参数进行更新收敛获得最佳 GMM 模型，得到前景和背景混合高斯概率模型；最后判断其他图像的每个像素点的高斯模型概率即可完成图像的最优分割。

根据上述分析，如图算法 1 所示，总结实现步骤为：

- (1)输入图像  $T$ ，手动标定矩形框。
- (2)矩形框范围内为前景待选区域，框外标记为背景区域（ $T_B$  背景， $T_F$  前景待选区域）。
- (3)在矩形框范围内人工标记前景点和背景点。
- (4)通过标定的矩形区域初始化图  $T$ 。利用  $K$ -means 算法分别用  $S_F$ （前景）和  $S_B$ （背景）两个集合初始化前景和背景的混合高斯模型，获得 GMM 参数的初始值。
- (5)以人工标记的像素值作为样本点构建高斯前景模型和背景模型。
- (6)获取前景 GMM 的标号和背景 GMM 的标号，并构建  $an = 1$  和  $an = 0$  掩码图像。
- (7)通过 EM 算法学习并更新 GMM 参数。
- (8)迭代执行(5)~(7)，直到构建理想的前背景模型。
- (9)根据构建的概率模型，将其他图像的像素点匹配建好的前景模型和背景模型，对新图像像素点进行模型分类，实现图像分割。
- (10)对分割后的图像进行腐蚀操作，优化分割效果。

通过以上算法步骤就可以对一组相似场景的图像实现很好的分割效果，通俗易懂，便于实现。

---

#### 算法 1 半交互式图像分割算法

---

输入：

- 1、输入航拍图像  $T$ ，初始化矩形区域（ $T_B$  背景， $T_F$  前景）；
  - 2、根据  $T_B$ 、 $T_F$ ，获得初始背景和前景的 GMM；
  - 3、构建  $an = 1$ （前景）和  $an = 0$ （背景）掩码图像；
-

- 4、通过 EM 算法学习并更新 GMM 参数;
- 5、构建理想的前景 GMM 和背景 GMM;
- 6、对其他图像应用构建的前背景概率模型, 判断其模型概率, 进行分类, 实现二值分割;

输出: 感兴趣前景目标分割图。

## 2.2 锈蚀缺陷检测算法过程

### 2.2.1 算法步骤

输电线路的识别和状态检测方法主要着重于单张图像的研究<sup>[15]</sup>。就航拍图像而言, 输电线路的锈蚀缺陷主要存在于金属器具, 连接装置, 接地装置, 杆塔等位置, 然而对于一张彩色的背景复杂的图像, 基于单纯的颜色特征的锈蚀提取会受到很多相似颜色的干扰, 容易造成误检或者漏检。因此要想得到理想的检测效果必须从图像的分割开始, 提取前景目标, 这样的话对后期锈蚀部件确认有很大的帮助, 并且有助于其他更好的研究。图像分割后就可以直接对前景目标进行锈蚀缺陷区域的检测和识别。前提还是要对采集的航拍进行简单背景和复杂背景的分类处理。

由以上分析可得该算法 2 的主要步骤如下:

(1)输入航拍图像 I, 对图像进行简单的增强预处理。

(2)对于单张图像, 人工标记矩形框, 框范围内为前景待选区域, 框外标记为背景区域。通过标定的矩形框来初始化图 I, 获得 GMM 参数的初始值, 然后在矩形框范围内人工标记前景点和背景点, 通过 Grabcut 算法实现分割。

(3)对于一组相似场景的图像而言, 对其中一张图像人工标记前景点和背景点, 构建前景混合高斯模型和背景混合高斯模型, 不断迭代更新 GMM 参数, 直至构建理想的前背景模型, 然后对新图像实现半交互式的图像分割。

(4)对分割后的图像进行简单的形态学开运算操作, 优化分割结果。

(5)将分割后得到的彩色图像变换 YCrCb 颜色空间。

(6)提取分离三通道的彩色图像, 得到 Cr 单通道的灰度图像。

(7)根据锈蚀缺陷颜色特征对单通道灰度图像进行阈值分割, 完成检测。

通过以上算法步骤就可以对航拍图像实现良好的分割效果, 并得到满意的锈蚀检测效果。简单易懂, 易于实现, 有很好的实用性。

根据锈蚀缺陷检测的流程图及以上详细步骤, 我们可以得到如下所示的输入输出过程:

#### 算法 2 金具锈蚀缺陷检测算法

输入:

- 1、单张航拍图像 I, 标记前背景, 训练 GMM 模型, Grabcut 算法分割;
- 2、一组相似场景图像 ( $I_1$ 、 $I_2$ ...), 标记其中一张图像前背景像素点, 训练 GMM 模型, 判断 if ( $p > p_1$ )  $P(x,y)=1$ ; else  $P(x,y)=0$ , 实现半交互式图像分割;
- 3、简单形态学开运算操作;
- 4、对分割后图像变换颜色空间 (RGB 转 YCrCb);
- 5、对 Cr 层通道进行阈值分割;

输出: 金具锈蚀缺陷区域。

以上的算法过程就是对本文锈蚀缺陷检测算法具体阐述。从输入航拍图像到输出锈蚀缺



陷区域，本文的算法结合图像分割、GMM 创建、形态学操作、YCrCb 彩色模型的使用，取得较好的锈蚀检测效果。

### 3 实验结果及分析

#### 3.1 实验结果

以无人机实际航拍采集的图像作为实验数据，实验现场多是高原峻岭。图像来源于课题实验组整理，包括简单背景图像和复杂背景图像共有 5000 张，其中简单背景图像组 1250 张，复杂背景图像组 3750 张，图像大小为  $3936 \times 2624$ 。两组图像存在锈蚀缺陷的图像有 180 张，其中简单图像组中存在锈蚀图像 55 张，复杂背景图像组 125 张，其余基本不存在锈蚀缺陷。我们选取两张存在锈蚀缺陷的图像，分别对每张图像使用本文的图像分割和锈蚀检测算法，图像分割处理得到如下的结果：

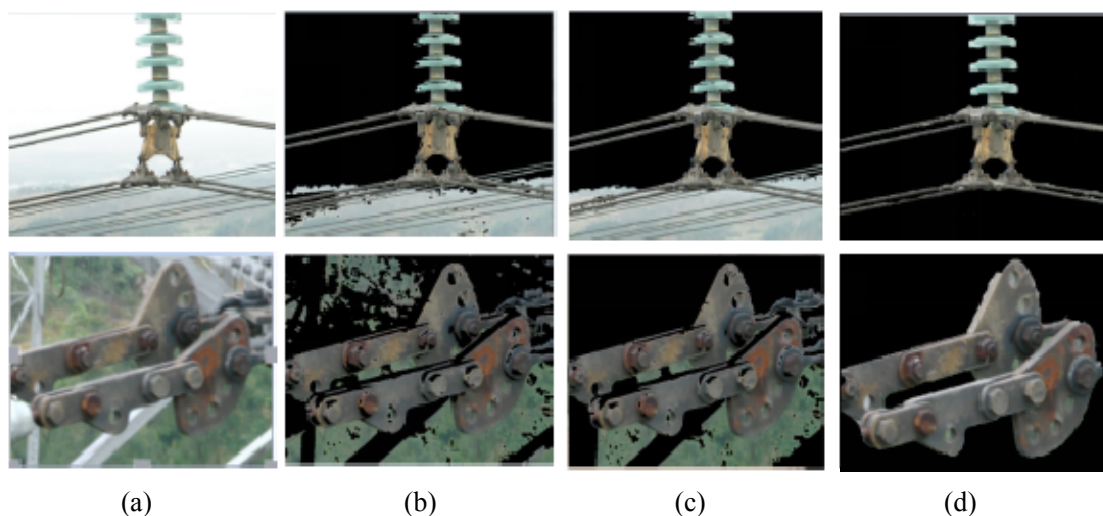


图 3 (a) 航拍原图；(b) 阈值分割结果图；(c) 区域分割结果图；(d) Grabcut 分割结果图。

Fig.3 (a)Aerial original image;(b)The result image of threshold segmentation;(c)The result image of regional segmentation;(d)The result image of Grabcut segmentation

我们定义的简单背景是指拍摄角度向上，仅仅以天空作为背景的干净简单的图像，复杂背景是指拍摄角度面向地面，背景比较混杂，包括树木、房屋、土地等多种物体组成的图像。图 (a) 中红色或者暗红色区域就是金具存在锈蚀的区域。由以上图 3 实验结果可知，阈值分割和区域分割的算法运算速度快，计算效率高，但是在图像物体和背景对比度差异不大的情况下实验效果并不理想。相反，Grabcut 算法的分割效果令人满意，却计算复杂度较高。

基于相似场景的图像我们整理了十组，每组大概 50 张图像，由此应用本算法可以得到的分割结果如下所示：





图 4 半交互式分割算法结果图

Fig.4 The result image of Semi-interactive segmentation algorithm

其中第一排图像是选取了相似场景中的实际航拍的原始图像，第二排图像中第一张图像  
270 中的红色线段表示人工标记的前景像素点，蓝色线段表示人工标记的背景像素点。由以上图  
4 实验结果可知，对于相似场景的一组图像而言，无论在时间上还是分割精度上，使用半交  
互式分割算法提取目标更高效且省时。

继续本文的算法过程，在分割图像的基础上变换图像的颜色空间，将 RGB 图像转 YCrCb  
275 图像，在 Cr 通道图像中选择适当的阈值分割，进而对锈蚀区域进行检测与识别。得到如下  
的检测结果：

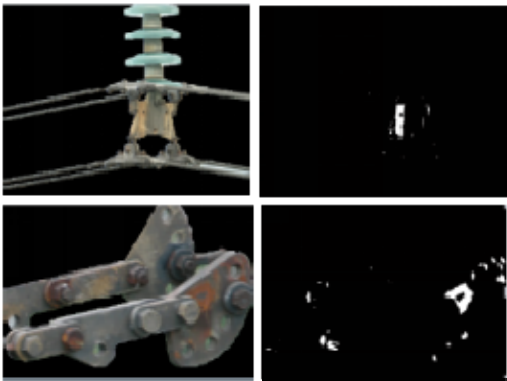


图 5 锈蚀检测结果

Fig.5 The result image of corrosion test

以上图 5 实验结果表明，分析锈蚀缺陷的特征可以很好的完成对锈蚀区域的提取。按照  
280 本文提供的高压输电线路的锈蚀检测算法能够得到很好的检测效果。在实际生活中具有重  
要的应用价值。

3.2 评价指标分析

无论在实际应用还是在理论分析中，算法的评价都具有重要的意义，其检测结果数据分  
285 析能够为理论提供重要的证明。但是检测分割结果的评价没有适用于所有算法的标准。好的  
评价方法<sup>[16]</sup>能够全面的、公正的、科学的反映算法的优劣。本文使用评价指标如下表所示：

表 1 评价指标分析表

Tab. 1 The analysis table of evaluation index

状态/指标	RDD	ROD	SI	PSNR	Hausdorff	IOU
ATIB=Ø	1	0	0	0	+	0

$A \approx B$	$\leq 0.1$	$\geq 0.9$	$\geq 0.9$	$\geq 20$	$\leq 15$	$\geq 0.9$
$A=B$	0	1	1	+	0	1

其中如表 1 所示，RDD 相对差异度；ROD 相对重叠度；SI 相似度；PSNR 峰值信噪比，值越高，分割检测效果越好；Hausdorff 是双向 Hausdorff 距离，度量两个边界的最大不匹配度；IOU 简单来讲就是实验结果产生的目标区域和原来标记区域的交并比。可理解为得到的结果与 GroundTruth 的交集比上它们之间的并集，即为 IOU 值。A 代表参照图像，B 代表分割图像。

3.2.1 图像分割结果分析

本文应用以上评价指标为检测结果进行定量分析，如下表所示：

表 2 简单背景图像分割结果指标分析表

Tab. 2 The result index analysis table of simple background image segmentation

分割方法	RDD	ROD	SI	IOU	PSNR	Hausdorff
阈值分割	0.42	0.36	0.57	0.50	6.02	158
区域分割	0.14	0.35	0.59	0.54	5.94	161
Grabcut 分割	0.08	0.89	0.91	0.90	40	20
半交互式分割	0.10	0.85	0.81	0.89	38	24

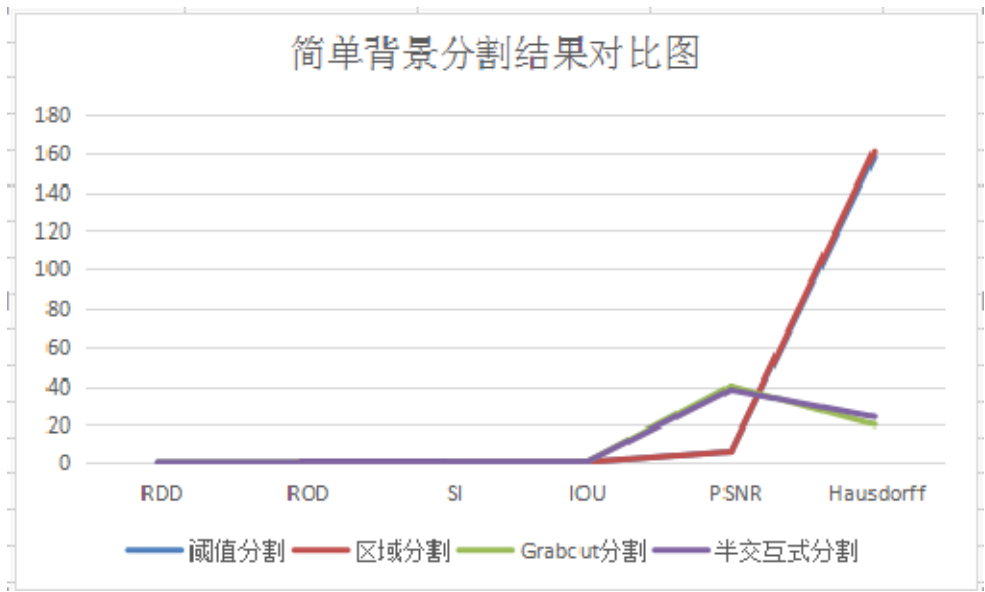


图 6 简单背景分割结果对比图

Fig. 6 Comparison of simple background segmentation results

以上图 6 是对应表 2 的折线图，PSNR 越大越好，Hausdorff 越小越好，从折线图可以形象地看出在简单背景下不同分割算法的对比值。

表 3 复杂背景图像分割结果指标分析表

Tab. 3 The result index analysis table of complex background image segmentation

分割方法	RDD	ROD	SI	IOU	PSNR	Hausdorff
阈值分割	0.48	0.54	0.67	0.51	4.71	135
区域分割	0.25	0.71	0.75	0.56	5.89	140

Grabcut 分割	0.14	0.82	0.88	0.87	59	25
半交互式分割	0.16	0.86	0.82	0.86	40	30

305

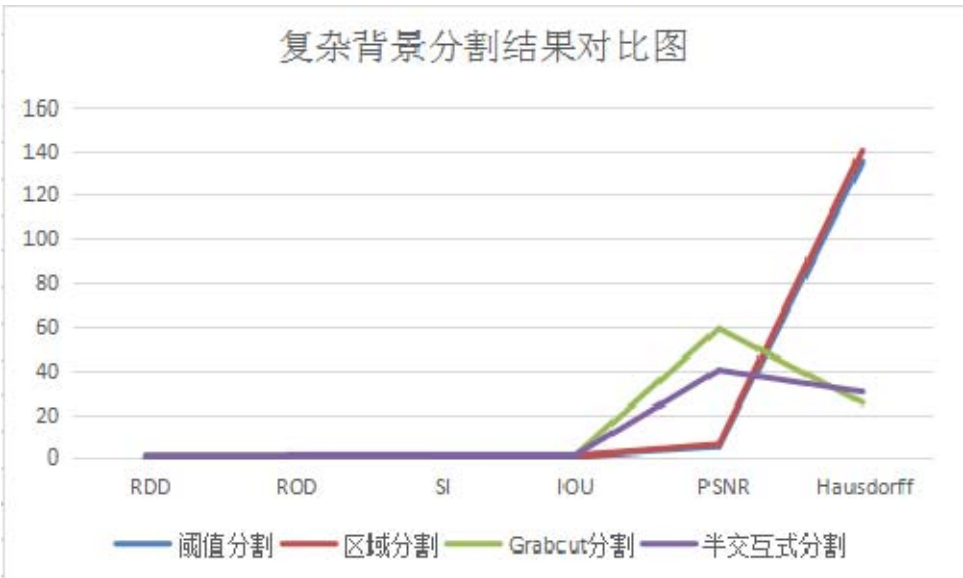


图 7 复杂背景分割结果对比图

Fig. 7 Comparison of complex background segmentation results

310 以上图 7 是对应表 3 的折线图，PSNR 越大越好，Hausdorff 越小越好，从折线图可以形象地看出在复杂背景下不同分割算法的对比值。

由以上表 2 和表 3 及图 6 和图 7 分割结果表明，无论在简单背景还是复杂背景下，阈值分割和区域分割在本课题特殊的环境下分割效果并不理想，未能达到想要的实验结果。而 Grabcut 算法和半交互式分割算法的分割效果逼近我们想要的实验结果，进而对分割图像的后处理，即锈蚀缺陷的检测有很大的帮助。

315 **3.2.2 锈蚀检测结果分析**

根据以上锈蚀缺陷检测识别方法及相应的算法过程，如果我们不经过图像分割直接对其进行锈蚀缺陷的检测得到表 4 的识别结果。针对锈蚀缺陷的特点，在课题实验组提供的图像中，选取测试样本 50 张，其中好样本（不含锈蚀缺陷的图像）30 张，锈蚀图像 20 张，其中包含无锈蚀但有红色的图像。测试结果如下表所示：

320

表 4 锈蚀图像识别结果

Tab. 4 The recognition results of corroded images

图像类型	图像个数	识别正确个数	识别错误个数	识别率
有锈蚀图像	20	12	8	60.0%
无锈蚀图像	30	20	10	66.7%
总计	50	32	18	64.0%

接下来在分割图像的基础上，对分割图像后处理，进而对锈蚀缺陷进行检测。依然使用上面的图像测试样本，得到的测试结果如下表所示：

325

表 5 锈蚀图像识别结果

Tab. 5 The recognition results of corroded images

图像类型	图像个数	识别正确个数	识别错误个数	识别率
有锈蚀图像	20	18	2	90.0%
无锈蚀图像	30	26	4	86.7%
总计	50	44	6	88.4%

由以上表 5 实验数据表明,对采集的图像数据进行检测,运用本文的算法,在分割的基础上锈蚀缺陷识别的准确率在接近 90%,高出表 4 所示的识别准确率 20%左右,提高了 20 个百分点,在通常情况下基本完成检测,检测效果很理想,基本实现了锈蚀区域的定位与检测。

4 结束语

本文完整地展现了锈蚀缺陷检测算法的全过程。针对简单背景和复杂背景图像作了分类,并且在分类的基础上进行分割和检测两个阶段,得到了很好的检测效果。再者,在 Grabcut 交互式分割算法基础上引入半交互式分割的概念,对于相似场景的一组图像而言,快速的实现了自动分割,在复杂的图像中通过较少的交互得到满意的分割效果。最后通过分割出的图像 Cr 通道值对锈蚀缺陷进行判断。在无人机拍摄高压输电线路采集图像的今天,图像处理的应用越来越广泛,锈蚀检测的应用在现实生活中有广阔的前景,并且具有重要的理论和实际意义。

[参考文献] (References)

[1] Guangjian Yan,Chaoyang Li,Guoqing Zhou,etal.Automatic Extraction of Power Lines From Aerial Image[J].IEEE geoscience and remote sensing July 2007,VOC.4,NO.3:387-391.

[2] 张洪才.直升机巡检输电线路锈蚀缺陷识别方法研究[D].大连海事大学, 2009.

[3] Recky M,Leberl F.Windows detection using k-means in cie-lab color space[C]//Pattern Recognition(ICPR),2010 20th International Conference on IEEE,2010:356-359.

[4] Nhat V,Manjunath B,Shap prior segmentation of multiple objects with graph cuts[C]//Proc.of.IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition.Anchorage.AK:[s.n.],2008.

[5] Freedman D,Zhang T.Interactive graph cut based segmentation with shape prior[C]//Proc.of.IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.[s.l.]:[s.n.],2005:755-762.

[6] Zhang Hui,Fritts JE,Goldman S A.etal.Image segmentation evaluation:A survey of unsupervised methods[J].Computer Vision and Image Understanding,2008,110(2):260-280.

[7] 宋伟,左丹,邓邦飞,张海兵,薛凯文,胡泓.高压输电线防震锤锈蚀缺陷检测[J].仪器仪表学报,2016(S1):113-117.

[8] 陈云,药宁娜,徐利民等.输电线路铁塔表面锈蚀等级划分的探讨[J].华北电力技术, 2015(4):30-34.

[9] 黄杰贤,杨冬涛,欧阳玉平,洪添胜.钢丝绳锈蚀、磨损缺陷识别研究[J].表面技术, 2016, (10):187-192.

[10] 全卫国,苑津莎,李宝树.图像处理技术在直升机巡检输电线路中的应用综述[J].电网技术, 2010,12:204-208.

[11] Rother C,Kolmogorov V,Blake A.Grabcut interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J].ACM Transaction on Graphics,2004,23(3):309-314.

[12] Boykov Y,Jolly M P.Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in n-d images[C]//Proc.of.ICCV.[a.l.]:[s.n.],2001:105-112.

[13] 胡志立,郭敏.基于 SLIC 的改进 GrabCut 彩色图像快速分割[J].计算机工程与应用,2016,02:186-190+270.

[14] 周良芬,何建农.基于 GrabCut 改进的图像分割算法[J].计算机应用, 2013,01:49-52.

[15] 全卫国.基于航拍图像的输电线路识别与状态检测方法研究[D].华北电力大学,2011.

[16] 杨利萍.基于形状先验的水平集图像分割研究[D].北京交通大学, 2012.