doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2019.08.010

基于无人机视觉的储罐表面缺陷检测方法①

舒 威②* 杨贤昭③* 杨艳华* 吕 琼** 张 雄*

(*武汉科技大学冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心 武汉 430081)

(**国家发展和改革委员会国家物资储备局设计院 武汉 430017)

摘 要 为了保证大型储罐的正常运行,必须对储罐表面进行定期检查。现有方法通常采用攀附罐体表面的机械设备,借助涡流或漏磁进行缺陷检测,存在安全隐患和损害罐体和等问题。本文提出一种基于无人机视觉的缺陷检测方法,无人机携带相机按规划路径环绕罐体飞行以采集储罐表面图像,通过图像处理算法在线判断储罐表面是否存在缺陷。由于储罐表面的缺陷具有视觉显著性的特征,本文采用简化的 Itti 视觉显著性算法对缺陷图的显著区域进行提取从而分割出缺陷区域。为了解决非缺陷图像可能出现的误判问题,本文基于图像颜色通道求取显著区域的统计均值,设定阈值后降低了误判率。基于室内模拟储罐的实验结果表明,本文提出的缺陷检测方法具有良好的实时性和准确性。

关键词 无人机, 机器视觉, 储罐表面, 缺陷检测, 视觉显著性

0 引 言

近年来,我国工业化、城市化建设工作的快速发展使得国家对石油能源的需求呈井喷式增长。为了保障石油的不断供给,利用大型储罐建立石油储备是主要的解决方法之一。因为储罐处在户外环境并且工作寿命长达二、三十年,长时间受自然环境的影响,储罐表面易产生脱皮、裂缝和锈斑等缺陷[1],导致储罐的安全性下降。一旦储罐内介质泄漏将造成环境污染甚至人员伤亡,为此储罐表面须定期进行检查维修。

目前针对储罐检修问题,国内外大部分研究采用各种机械设备攀爬储罐面从事高空作业。文献[2]和文献[3]基于永磁吸附原理设计的爬壁机器人能在垂直的储罐壁上移动,并使用涡流探伤仪检测。文献[4]利用漏磁技术实现了储罐角焊缝的检测。文献[5]设计了一种轮式超声波检测的爬壁机器人。上述研究相比于人工检测已经有了较大的效率提升和质量提高,但爬壁机器人等数据采集装置仍然存在灵活性差、可能破坏储罐表面防腐层以及导电引爆风险等缺点[6]。

近年来基于无人机视觉的缺陷检测方法因执行效率高、操作灵活等优点在类似储罐探伤等应用领域内获得了广泛的研究。文献[7]利用无人机获取高墙面的图像并使用局部自适应阈值法检测缺陷。文献[8]借助无人机对建筑的混凝土表面进行检测。文献[9]对无人机得到的建筑物图像使用卷积神经网络识别是否为裂缝图。文献[10]提出了一种基于机器视觉的无人机自主导航模块,用于风力发电机叶片的检测。虽然上述方法在各自的应用领域取得了一定的成果,但是储罐外表面巡检具有以下困难:

(1) 外表面呈弧形,无人机采集图像时会有光照不均现象,对缺陷区域的提取造成了困难。

(2) 储罐表面缺陷特征与其它建筑物缺陷不同,通常包括锈蚀、脱皮等缺陷,而且缺陷修补的白

① 国家重点研发计划(2017YFC0805100)和国家自然科学基金(61703314)资助项目。

② 男,1994 年生,硕士生;研究方向:计算机视觉,数字图像处理;E-mail: 1196904829@qq.com

③ 通信作者,E-mail: yangxianzhao@wust.edu.cn

(收稿日期:2018-11-06)

块会对缺陷识别造成干扰。

（3）卷积神经网络的缺陷识别结果准确率高，但此方法需大量的样本进行训练才能保证准确性。而储罐表面缺陷图的样本量很少，所以储罐外表面巡检不适合使用该方法，需要新的思路。

为了解决上述问题，结合储罐表面缺陷特点，本文采用简化的 Itti 视觉显著性模型对缺陷图像的显著区域进行提取。由于罐面的有缺陷图和正常图都会标记出显著区域，但是有缺陷图的显著区域对应缺陷，而正常图的显著区域并不表示图中存在缺陷，因此对正常图提取显著区域会将背景区域误判为缺陷区域。

为了分辨显著区域是否代表缺陷（即分辨图像是有缺陷图还是非缺陷图），在提取的颜色通道图中求取显著区域的均值，将该值与多次实验得到的阈值进行比较以完成判断，从而解决上述误判问题。通过实验数据对比，本文提出的方法具有实时性好、缺陷分割效果佳以及缺陷判别准确性高等优点。

1　储罐表面图像采集

为了采集储罐表面全部的图像信息，需要规划好无人机的观测路径，保证无人机按路径飞行时能够实现对储罐表面的全覆盖检测。

储罐的主要结构由立式圆柱形罐体与墙面上若干环绕固定管和消防管等辅助构件组成，考虑观测过程中无人机与罐壁表面不接触且有一定间距，故可忽略外罐壁安装构件对路径规划的阻碍，将储罐模型简化为圆柱体模型。为了保证无人机视觉检测的效果，规划路径应包括无人机在导航坐标系下的三维坐标和各个航迹点对应的姿态角。三维坐标点的规划为：以靠近罐体面和地面某一点为起始点，保持无人机当前 Z 坐标值不变，在 XY 平面上做以储罐中心为圆心的圆周运动；当环绕回到起点时，无人机保持 X、Y 坐标不变，在 Z 轴上做垂直上升运动；上升一定高度后，再以当前点为起点，重复同半径的圆周运动；如此反复直到规划路径能完全覆盖外罐壁。姿态角规划为：保持飞行过程中俯仰角和翻滚角均为 0，而偏航角应使机头正对着罐体中心轴线。实际的储罐和规划好的坐标路径图如图 1、图 2 所示。

图 1　实际储罐图

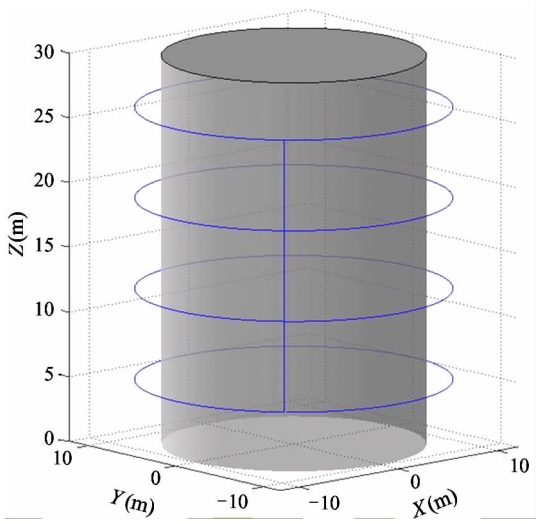


图 2　规划路径图

2　储罐表面缺陷识别算法

2.1　储罐表面图像分割方法概述

无人机拍摄到的储罐表面图像中，除了可能存在的缺陷和修补白块外，主要包含大面积的近似灰色背景、部分因焊接形成的横向焊缝和罐体由于常年受雨水冲刷产生的痕迹，同时成像还受自然环境中不均匀光照的影响。

为了完成储罐巡检任务，需要准确地分析罐体图像中是否存在缺陷，故对表面图像进行分割是第一步。传统的图像分割算法主要有阈值分割法[11]、边缘分割法[12]、聚类分割法[13]和一些结合特定理

论的分割方法,如基于人工神经网络[14]的图像分割。

对无人机采集的图像使用上述算法发现,基于阈值的分割方法虽计算简单、速度快,但由于光照不均的影响,该方法会将背景较亮的区域分割出来而不能准确地从背景中提取出缺陷。边缘分割的方法由于横向焊缝和雨迹的存在,会对缺陷区域的提取产生严重的干扰。聚类分析的方法需要多次迭代运算,算法运行耗时较长,不满足无人机巡检的时间需求。基于人工神经网络的分割则需要大量的训练样本,实际工作中的罐体表面难以采集到足够多的样本数据,故也不适合储罐的缺陷检测。

考虑到人眼观察事物场景时存在的视觉选择性[15],会将视觉的注意焦点放到影像中对比度高、差异性大的区域,而在背景近似均匀的有缺陷表面图中,缺陷符合视觉注意焦点的特征。因此本文采用视觉显著性算法对缺陷图进行显著区域的提取以分割出缺陷区域。

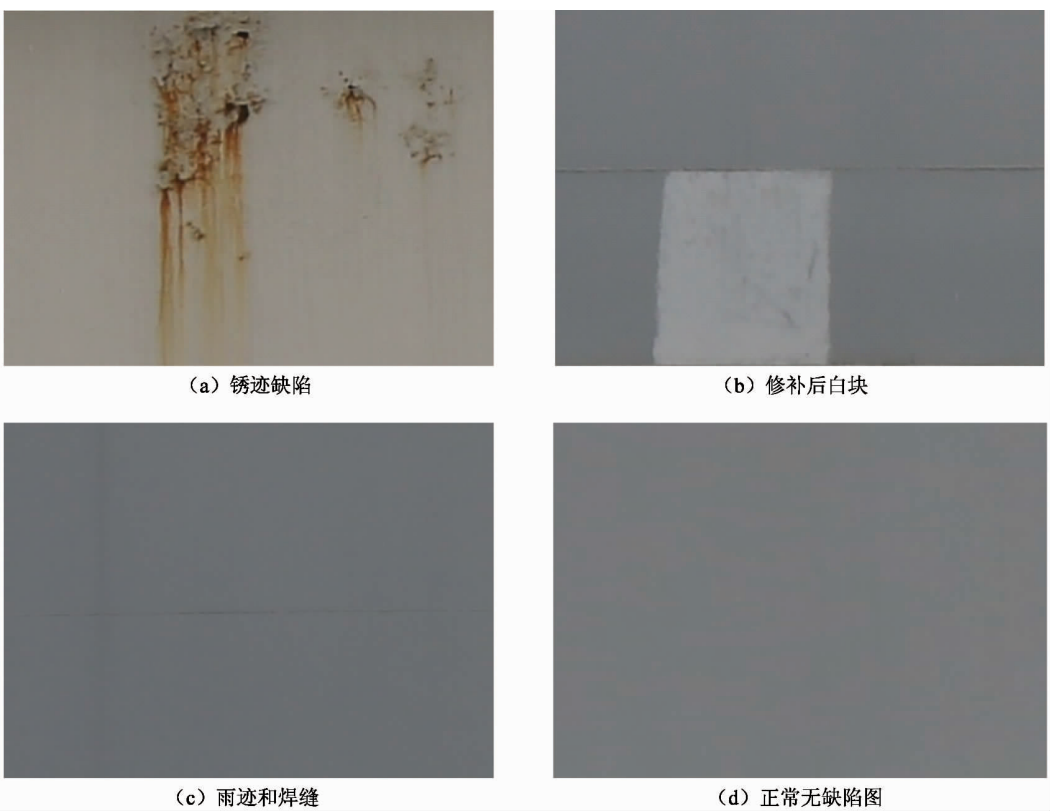
Itti 等人提出的数据驱动模型,由于其生物学理论基础以及对噪声的强鲁棒性,是自底向上显著性算法中最为经典的算法并被广泛使用[16]。鉴于该模型的效率较高和抗噪性好的优点,符合无人机视觉处理的要求,本文选用 Itti 模型获取图像的显著图。

2.2　Itti 显著性模型的基本思想

Itti 模型是基于视觉锥细胞的神经生物学知识构建出来的显著性模型,建立该模型的步骤为(1)首先在 RGB 颜色空间上提取底层特征,包括颜色、亮度和方向;(2)分别对三个特征进行多次高斯模糊与降采样,以建立相应特征的多尺度高斯金字塔,然后对每个特征金字塔中不同尺度的层级图进行差分运算,获取该特征对应的一组特征图,以模拟人眼神经细胞的中心-周边拮抗机制(即抑制亢余、突显反差);(3)一组特征图归一化后,利用局部迭代的方法让特征图内部进行竞争,以突出显著区域,接着将所有特征图线性相加后可得到相应的特征显著图;(4)最后以一定的权值累加三个特征显著图,就能得到图像的总显著图[17]。

2.3　储罐表面图像的颜色显著图生成

现有的几类储罐表面图像样本如图 3 所示。



(a) 锈迹缺陷　(b) 修补后白块

(c) 雨迹和焊缝　(d) 正常无缺陷图

图 3　储罐表面样本图

从图 3 可以看到缺陷样本中的缺陷区域会由于长期受雨水冲刷而出现锈迹;除此之外,储罐表面还会因以往的维修存在修补后的白块;而正常的表面图则如前文介绍,包含大面积的灰背景和一些焊缝、雨迹。将缺陷图、修补白块图与无缺陷的正常图相比后不难发现,前两类图中的目标区域存在明显的颜色差异性。

Itti 模型提取的底层特征包括亮度、颜色和方向,根据前文对储罐缺陷图像的分析,亮度特征受无人机拍摄时光照不均的影响,会对代表缺陷的显著性区域提取造成不利的干扰;而各种缺陷的方向特征并不相同,故方向特征对提取显著区域而言是不必要的。因此本文对 Itti 模型进行简化,在提取底层特征时只提取颜色特征,舍弃亮度和方向特征。生成颜色显著图的具体步骤如下。

(1)底层颜色通道提取

使用式(1)~(4)构建红、绿、蓝、黄 4 个颜色分量:

$$R = r - (g + b)/2 \tag{1}$$

$$G = g - (r + b)/2 \tag{2}$$

$$B = b - (r + g)/2 \tag{3}$$

$$Y = (r + g)/2 - | r - g | /2 - b \tag{4}$$

其中,r、g、b 分别对应为图片的红、绿、蓝 3 个颜色分量的值。

根据大脑皮层通过红-绿、黄-蓝的两色拮抗来传递颜色信息的生物学理论,图像的两个底层颜色通道可由以式(5)和(6)得到:

$$RG = | R - G | \tag{5}$$

$$BY = | B - Y | \tag{6}$$

其中 RG 代表红-绿的拮抗响应,BY 代表蓝-黄的拮抗响应。

(2)特征图生成

提取颜色通道后,再建立相应的两组高斯金字塔。金字塔中大尺度层级图减去小尺度层级图所得到的结果相当于两个方差不同的高斯函数差,并以此模仿中心-周边拮抗机制,其中大尺度层表示中央,小尺度层表示周边。模型中用 c 表示中央层,用 s 表示周边层,计算式为 $s = c + d$。其中 c 取值为 $\{2, 3, 4\}$,d 取值为 $\{3, 4\}$。

将低分辨的周边层放大到金字塔第 5 层的大小,并将高分辨的中心层缩小到相同大小,然后中心层减去周边层的这一运算,记为符号 Θ。分别对 RG 颜色通道和 BY 颜色通道的金字塔进行上述运算,可得到各 6 张特征图(共 12 张):

$$RG(c,s) = | RG(c) \Theta RG(s) | \tag{7}$$

$$BY(c,s) = | BY(c) \Theta BY(s) | \tag{8}$$

(3)特征图归一化竞争

假设 RG 颜色特征没有明显的差异,其特征图中就会存在过多的无效显著块;若 BY 颜色特征中有显著差异的目标则其特征图中的显著块则很少。根据视觉实验的结果,BY 颜色特征图的显著块更符合视觉焦点。然而如果只简单地将两种颜色特征图线性相加,总的显著图中也会存在大量显著区域,并不能突显出 BY 颜色特征的显著性,这对提取有效的显著区域很不利。

Itti 模型中为了解决这一问题,模拟大脑皮质侧向抑制过程,提出了以下迭代公式[18]:特征图与高斯差分(difference of guassian, DOG)滤波核卷积后再加上特征图原值的过程记为一次迭代,然后将上次迭代的结果作为下次迭代运算中的特征图,以此类推。其中每次迭代过程中特征图的负值置为 0,具体为

$$\begin{cases} M \leftarrow | M + M \times DOG - C_{\text{inh}} | \geqslant 0 \\ DOG(x, y) = \dfrac{c_{ex}^2}{2\pi\sigma_{ex}^2} \times e^{-\frac{x2+y2}{2\sigma_{ex}^2}} - \dfrac{c_{inh}^2}{2\pi\sigma_{inh}^2} \times e^{-\frac{x2+y2}{2\sigma_{inh}^2}} \end{cases} \tag{9}$$

其中,$C_{inh} = 0.02$,是用来迭代抑制图像中不显著区域所引入的小偏差项;DOG 为高斯差分滤波的核,式中 σ_{ex} 对应其兴奋区的方差,σ_{inh} 对应其抑制区的方差,c_{ex} 是兴奋系数而 c_{inh} 是抑制系数。

(4)特征图融合为显著图

将特征图归一化后多次迭代计算的竞争过程,记为 $N(\cdot)$。将一组特征图点对点相加的过程记为 $\oplus$。把 RG 通道和 BY 通道的所有特征图线性相加后,即可得到如式(10)的颜色特征显著图:

$$C_{map} = \bigoplus_{c=2}^{4} \bigoplus_{s=c+3}^{s=c+4} \{ N(RG(c,s)) + N(BY(c,s)) \} \tag{10}$$

2.4　判别储罐表面图像的缺陷

如前文所述,对无缺陷图使用显著性算法同样会得到显著区域。利用简化后的 Itti 模型生成有缺陷表面图与无缺陷图的显著图,显著图与其对应的原图见图 4 和图 5。

图 4　有缺陷的表面原图与对应的颜色显著图

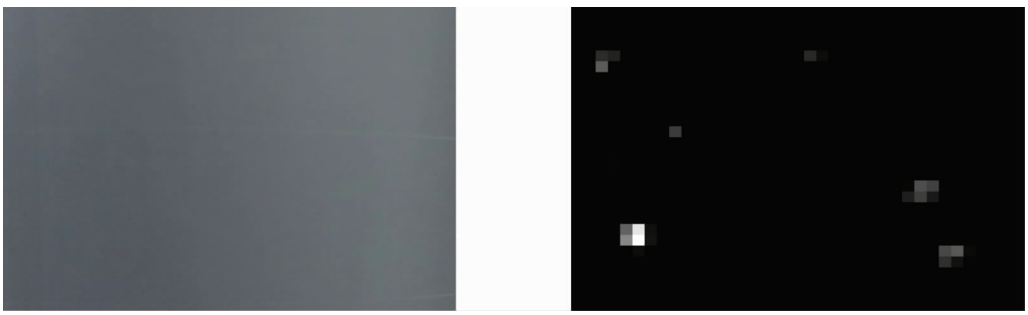


图 5　无缺陷的表面原图与对应的颜色显著图

可以发现在无缺陷的颜色显著图中,正常图主要为近似均匀的灰色背景而没有明显的颜色差异的目标,存在较多的显著区域,但这些区域并不说明图中存在缺陷。对有缺陷图的显著图而言,缺陷就是视觉焦点,其显著区域对应缺陷。

因为有缺陷图显著区域的颜色特征值相比于无缺陷图有明显的差异,为了区分有缺陷图和无缺陷图的显著区域,本文采取以下步骤判别是否存在缺陷:

(1)首先得到 n 个显著区域 M_i 在显著图中的轮廓坐标,其中 $i = 1,2,3,\cdots,n$。

(2)然后找出显著区域 M_i 在原图中对应的图块 $S_i(i = 1,2,3,\cdots,n)$。由于 Itti 模型生成的显著图分辨率为原图大小的 1/16,将 M_i 对应的轮廓坐标乘以 16 就能得到图块 S_i 的坐标值。

(3)接着从原图提取的 RG 颜色通道图中,计算各个图块 S_i 的颜色均值 $Mean_i$,再计算出排除掉图块 S_i 后剩余部分所有像素值的颜色均值 $\overline{Mean}$,计算公式如式(11)。

$$\overline{Mean} = \frac{Mean_{all} \times N_{all} - \sum_{i=1}^{n}(Mean_i \times N_i)}{N_{all} - \sum_{i=1}^{n} N_i} \tag{11}$$

其中,$Mean_{all}$ 是 RG 通道图所有像素点的均值,N_{all} 是像素点的总个数,N_i 则是各个图块 S_i 中的像素点总个数。

如果显著区域满足式(12),则判定当前图片存在缺陷或者修补后的白块;反之,则当前图片是无缺陷表面图。

$$Mean_m \geqslant \lambda_1 \cdot \overline{Mean} \quad \& \quad N_{S_i} \leqslant n_1 \tag{12}$$

其中,$Mean_m$ 为任一显著区域的颜色均值,N_{S_i} 为显著区域的总个数。

(4)判定出显著块存在颜色差异后,需要进一步分辨是否为白块。考虑到修补块的色度在白色附

近,且区域内颜色变化率小。本文设计以下准则:统计图块中 RG 颜色通道值处在范围($C_T \pm \Delta c$)内的像素点个数 N_c,如果比例 N_c/N_i 大于阈值 H_T,则显著区域是修补白块,反之是锈迹等缺陷。

综上所述,本文所提出的基于视觉显著性的缺陷检测算法流程如图 6 所示。

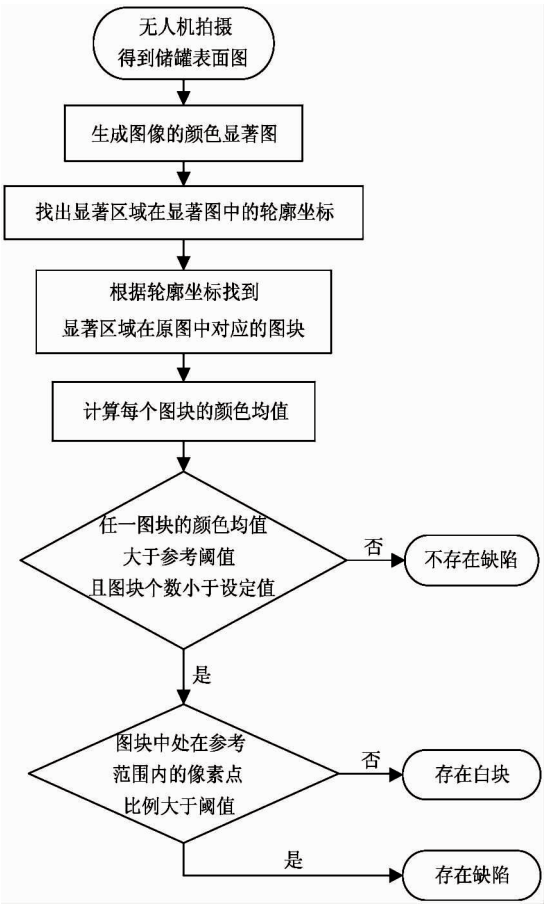


图 6　算法流程图

3　实验结果和分析

为了验证本文提出的储罐缺陷检测算法的可行性,本文参考实际的储罐仿造了一个高 170 cm、周长 380 cm 的小型圆柱形罐,罐面含有脱皮、锈蚀和白块等缺陷。罐体表面图像采集系统以大疆(DJI)公司发行的 M100 无人机为开发平台,以禅思 X3 云台摄像机为图像采集装置,并配置妙算 Manifold 机载计算机进行数据处理和存储。基于上文提到的算法和硬件设备完成了飞行试验和图像采集,如图 7 所示。

图 7　缺陷图像采集实验

利用本文所提供的简化 Itti 模型对实验中得到的缺陷图像提取显著区域,并将其与阈值分割、边缘分割和聚类分割算法进行对比,结果如图 8 和图 9 所示。其中在对原图进行边缘分割前,对原图使用了滤波核大小为 8 的中值滤波。聚类分割算法采用模糊 C 均值分类(fuzzy c-means, FCM),其聚类初始数目为 3,聚类中心设为 113、115 和 112。阈值分割使用的是一维最大类间方差法 Ostu。

从分割结果可以发现,对修补白块图和锈迹缺陷图使用 Canny 算子分割的结果包含许多非目标的边缘痕迹,还需进一步处理才能分割出有效的缺陷目标。白块和锈迹图的 sobel 算子分割结果只能检测出极少的边缘,并不能帮助分割出目标区域。Ostu 阈值分割的结果表明,不论是修补白块还是锈迹,分割边缘只处在亮度相差大的部分,难以分割出目标。模糊 C 均值聚类方法虽然将缺陷和部分背景划分为了一类但两者的空间位置上独立,较易分割出目标区域。采集得到的图片像素大小为 800 × 512,以上所有算法均在 Ubuntu14.04 系统中使用 C ++ 语言实现,不同算法的运行时间见表 1。

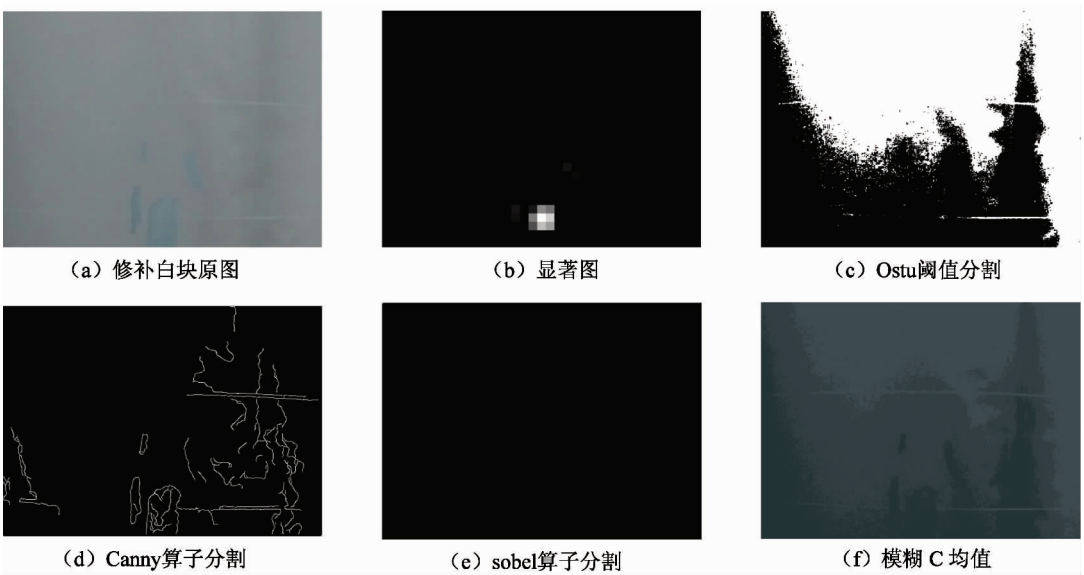


图 8　修补白块的不同算法分割结果

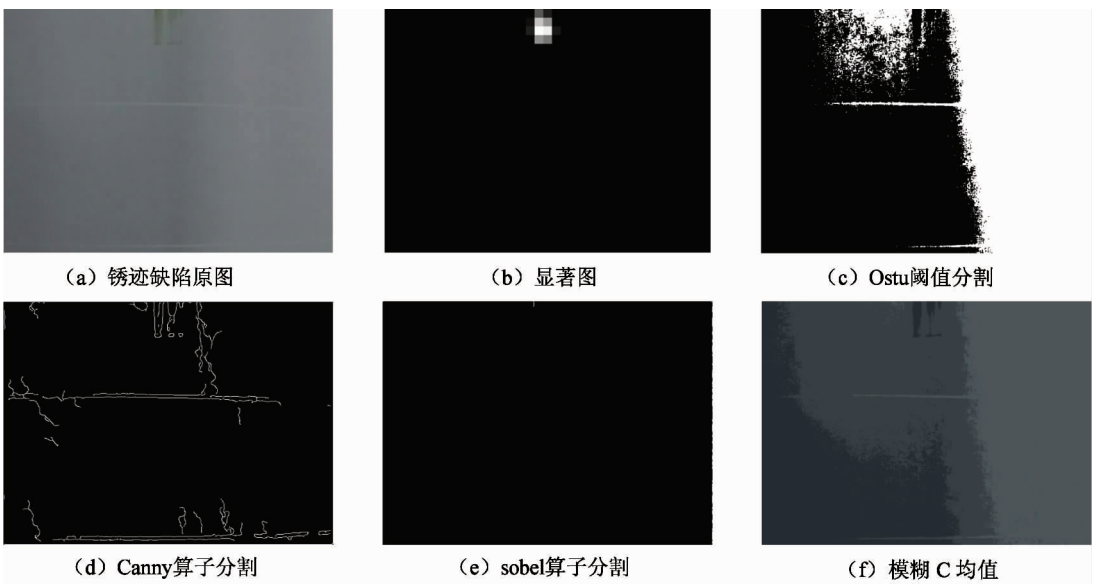


图 9　锈迹缺陷的不同算法分割结果图

表 1　不同算法运行时间

方法	白块图的测试时间(ms)	缺陷图的测试时间(ms)
Canny 算子	141	136
sobel 算子	130	122
Ostu 阈值	73	69
模糊 C 均值聚类	2 336	2 210
本文算法	102	98

依照对比实验的结果可以看出,本文采用的简化后 Itti 视觉显著性算法能最为准确地提取出缺陷目标,相较于其他算法有更好的效果且运行效率比较高。

采集实验过程中无人机环绕一圈储罐所花的时间约为 4 400 ms,云台摄像头共采集到 51 张图片,其中包含正常无缺陷图像 13 张,锈迹、脱皮等缺陷图 16 张,修补白块图 22 张。图像缺陷的检测算法采用本文所提出的算法,根据多次的采集实验,式(12)中 λ_1 取为 0.45、n_1 为 4; C_T 取 0.15、Δc 取

0.02以及 H_T 取 0.7,可得到如表 2 所示的检测结果。

表 2　储罐表面缺陷检测结果

图片类型	总数量	成功识别数量	准确率
正常无缺陷图	13	12	92.3%
缺陷图	16	16	100%
修补白块图	22	21	95.5%

从表 2 可以看出本文算法能识别出所有的缺陷图,而无缺陷图和白块图出现了误判。这是因为视觉显著性算法能十分准确地提取出缺陷,缺陷区域的明显颜色差异保证了缺陷图的识别率。由于无人机拍摄的部分图像存在颜色失真,导致无缺陷图被错判为缺陷图;而修补白块出现误判则是因为部分白块区域修补后仍出现了缺陷,白块像素点的比例达不到设定值。虽然算法有以上不足,但还是有着非常高的缺陷识别准确性。

4　结 论

本文针对现有的大型储罐表面巡检方法存在的问题,提出了一种基于无人机视觉的巡检方法,无人机按固定路径采集储罐表面图像,并通过视觉算法在线判断储罐表面是否存在缺陷。本文采用的简化 Itti 视觉显著性算法与多种经典的分割方法相比,能更准确、较高效地分割出表面缺陷图像中的缺陷区域。为了判断储罐表面图是否存在缺陷或者修补白块,本文首先根据显著图中的显著区域找出表面图中的对应区域,然后求取此区域在颜色通道下的统计均值,最后以此值设定阈值来实现判别。基于室内模拟储罐的实验,表明了该方案对锈迹和白块等区域的检测,有着较高的准确性和实时性。但是当缺陷或者修补块目标区域过大时,Itti 模型只能检测到局部边缘块,而不能找出全部的目标区域,未来的研究将关注如何改进 Itti 模型的局部性以进一步提高检测的效果。

参考文献

[1] Teixeira M A, Santos H B, Oliveira AS D. Environment identification and path planning for autonomous NDT inspection of spherical storage tanks[C]. In: Proceedings of 2016 XIII Latin American Robotics Symposium and IV Brazilian Robotics Symposium, Recife, Brazil,2016. 193-198

[2] 白明超. 储罐角焊缝漏磁检测仪器研制及缺陷量化方法研究[D]. 大庆:东北石油大学土木建筑工程学院, 2015. 4-7

[3] San-Millan A. Design of a teleoperated wall climbing robot for oil tank inspection[C]. In: Proceedings of the 23rd Mediterranean Conference on Control and Automation, Torremolinos, Spain, 2015. 255-261

[4] Moniri M M, Bamdad M, Hajizadeh A. A novel mechatronic design of wall climbing robot for steel storage tank inspection[C]. In: Proceedings of the 16th International Conference on Research and Education in Mechatronics, Bochum, Germany, 2016. 1-6

[5] 刘继刚, 唐东林, 贾品元. 轮式超声波检测爬壁机器人稳定性分析[J]. 机械设计与研究,2016,32(5):25-30

[6] 王尧, 冯伟东. 清洗爬壁机器人国内外研究现状的综述[J]. 机械工程师, 2015(3):144-146

[7] Phung M D, Hoang V T, Dinh T H, et al. Automatic crack detection in built infrastructure using unmanned aerial vehicles[C]. In: Proceedings of the 34th International Symposium on Automation and Robotics in Construction, Berlin, Germany, 2017. 823-829

[8] Dorafshan S, Thomas R J, Coopmans C. Deep learning neural networks for sUAS-assisted structural inspections: feasibility and application[C]. In: Proceedings of International Conference on Unmanned Aircraft Systems, Dallas, USA, 2018. 874- 882

[9] Vazquez N, Zamor E, Gonzalez-Hernandez I. Towards automatic inspection: crack recognition based on quadrotor UAV-taken images[C]. In: Proceedings of International Conference on Unmanned Aircraft Systems, Dallas, USA, 2018. 654-659

[10] Stokkeland M, Klausen K, Johansen T A. Autonomous visual navigation of unmanned aerial vehicle for wind turbine inspection[C]. In: Proceedings of International Conference on Unmanned Aircraft Systems. Denver,

USA, 2015. 998-1007

[11] 张翰进, 傅志中, 念蓓等. 双峰法与 Otsu 法结合在太阳能电池缺陷检测中的应用[J]. 计算机系统应用, 2012,21(1): 115 -117

[12] Razali M R M, Ahmad N S, Hassan R, et al. Sobel and canny edges segmentations for the dental age assessment [C]. In: Proceedings of International Conference on Computer Assisted System in Health, Kuala Lumpur, Malaysia, 2015. 62-66

[13] 唐庆菊, 刘俊岩, 王扬, 等. 基于模糊 C 均值聚类和 Canny 算子的红外图像边缘识别与缺陷定量检测[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(9):274-278

[14] 罗时光. 基于机器视觉的玻璃瓶口缺陷检测方法[J]. 包装工程, 2018,39(3):183-187

[15] 薛梦霞, 彭晖, 刘士荣, 等. 基于视觉显著性的场景目标识别[J]. 控制工程, 2016, 23(5):687-692

[16] Cong R, Lei J, Fu H, et al. Review of visual saliency detection with comprehensive information [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2018. doi:10.1109/TCSVT.2018.2870832

[17] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259

[18] Itti L, Koch C. A saliency-based search mechanism for overt and covert shifts of visual attention[J]. *Vision Research*, 2000, 40(10):1489-1506

Detection method of storage tank surface defects based on UAV vision

Shu Wei*, Yang Xianzhao*, Yang Yanhua*, Lv Qiong**, Zhang Xiong*

(*Engineering Research Center for Metallurgical Automation and Measurement Technology of Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081)

(**Designing Institute of State Bureau of Material Reserve of National Development and Reform Commission, Wuhan 430017)

Abstract

In order to ensure the normal operation of large tanks, the surface of the tank must be inspected regularly. Existing methods usually use mechanical equipment climbing to the surface of the tank and detecting defects by eddy current or magnetic flux leakage, there are problems such as damage to the tank body, as well as safety hazards. In this paper, a defect detection method based on unmanned aerial vehicle vision is proposed. The unmanned aerial vehicle carrying camera collects the surface image of the tank around the tank according to the planned path, and determines whether there is a defect on the surface of the tank by the image processing algorithm. Because the surface defects of the tank are visually significant, the simplified Itti visual saliency algorithm is adopted to extract the significant area of the defect image to segment the defect area. In order to solve the misjudgment problem that may occur in the non-defective images, this paper calculates the statistical mean of the salient regions based on the image color channel, and sets the threshold to greatly reduce the false-positive rate. The experiment results based on indoor simulated storage tank show that the proposed defect detection method has good real-time applicability and accuracy.

Key words: unmanned aerial vehicle, computer vision, tank surface, defect detection, visual saliency