

文章编号 1004-924X(2016)增-0649-08

船舶吃水深度的机器视觉检测

张望, 李瑛*, 许文海

(大连海事大学信息科学技术学院, 辽宁大连 116026)

摘要: 为了克服人工观测法中风浪及主观因素的不利影响, 提出了以图像采集和分析为核心的船舶吃水深度检测方法。设计实现了以爬壁机器人为载体携带网络摄像机的水尺图像采集的系统, 该系统能在平板电脑的控制下游走于复杂面型的船侧板完成水尺拍摄, 且可连续采集涵盖多个波浪周期的高清图像(1600 pixel×1200 pixel)。基于形态学和神经网络算法对图像中的水尺字符进行预处理和判别, 有效提高了“6”、“8”、“9”几个相似字符的区分度。同时基于彩色图像分割算法对图像中的吃水线进行识别, 通过对比吃水线在数值化水尺上的相对位置来确定船舶吃水深度, 成功消除了波浪浸润所导致的假水线的干扰, 从而实现了吃水线位置的自动判定。实验表明, 该方法的最终识别精度可达1 mm, 明显高于人工目测法所能达到的5 mm。此外, 还特别利用现场测量数据对比证明了综合运用多幅图像数据来降低风浪干扰的必要。

关键词: 船舶吃水; 爬壁机器人; 机器视觉; 神经网络; 彩色图像分割

中图分类号: TP242.6; TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162413.0649

Machine visual measurement of ship draft

ZHANG Wang, LI Ying*, XU Wen-hai

(College of Information Science and Technology, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

* Corresponding author, E-mail: ly86950888@163.com

Abstract: A measurement method of ship draft based on image capture and analysis is put forward to overcome adverse effect of storm and subjective factors in manual observation method. Water gauge image capture system by taking wall-climbing robot as carrier with internet protocol camera. The system can complete water gauge photographing by going across side plate with complex surface under the control of panel personal computer. High-definition image with several wave periods can be collected successively(1600 pixel×1200 pixel). Pre-treatment and distinction to water-gauge character is implemented in image based on morphology and neural network algorithm, which effectively improves distinction degree of several similar characters: "6", "8" and "9". At the same time, it can distinguish waterline in image by color image segmentation algorithm. Ship draft can be confirmed by comparing relative location of waterline on quantization water gauge and thus successfully eliminate interference of false waterline caused by wave infiltration and realize self-motion determination of location of waterline. Experiment shows that final distinguishing accuracy of this method can reach 1 mm, which is obviously higher than 5 mm that can be reached by artificial visual observation method. Besides, the ne-

收稿日期: 2016-04-15; 修订日期: 2016-06-05.

基金项目: 国家科技支撑计划课题资助项目(No. 2014BAB12B03); 交通运输部建设科技项目(No. 2013328225080); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. 3132014089)

cessity to reduce storm interference through applying comprehensively multiple image data is proved by making use of data comparison of field measurement.

Key words: ship draught; wall-climbing robot; machine vision; neural network; color image segmentation

1 引言

船舶吃水深度检测是港航交重计量过程中的重要环节,主要用于煤炭等价值不高或不易用衡器计量的散装货物计重。其以阿基米德原理为测量基础,以船舶本身为计量工具,通过测定船舶吃水深度求得船体排水量。再综合压载舱空当高度、港水密度等参数,通过查寻“船舶静水力参数表”计算得到载货重量^[1]。传统的吃水深度检测方法主要依靠人工目测吃水线在水尺上的位置来确定船舶的吃水深度,通常需要由专业的水尺检定人员完成。由于船舶到港时天气状况无法确定,到港后又必须随即进行计量,所以检定作业即使在风急浪大的情况下也要正常开展,因而容易受到风浪及主观因素的影响,同时也不利于进行事后的查验^[2]。

近年来多种类型的电子水尺也曾应用到吃水深度检测中。基于电容、电导、光电传感器的接触式电子水尺是由传统的水位测量技术发展而来的,通常需要在船舶水尺附近平行布放传感器^[3]。尽管此类测量技术相对比较成熟,但传感器的安装一般只能在船坞中进行,必需的改造工程和使用过程中的必要维护是其难以推广的重要障碍。相对而言,基于超声波测距技术和雷达测距技术的非接触式测量方法较容易安装^[4]。其中超声波测距技术利用声学回波来测量船舷与水面的距离进而换算出吃水深度,但因测量受温度和湿度的影响较大而未得到广泛应用。其中雷达测距技术是利用微波脉冲进行测量的,能够有效避免气候因素的影响,但金属船体引起的回波干扰会导致其在实际测量中产生较大误差。因而,虽然人工目测法存在弊端但仍然是世界上使用最广泛的散装货船吃水深度检测方法。

针对人工目测法中容易受到风浪及主观因素影响的弊端,本文提出了以图像采集和分析为核心的船舶吃水深度检测方法。水尺图像的获取由携带网络高清摄像机的爬壁机器人完成,对吃水

线附近水尺进行近距离成像,以充分保证图像分析素材的质量。吃水深度的判定则由基于神经网络的水尺识别算法和基于彩色图像分割的吃水线识别算法实现,对涵盖多个波浪周期图像做综合分析,从而更有效地提高检测精度。整个测量过程都被记录在后台数据库中,迎合了现代化港口货运管理的需要^[5]。

2 系统构成

本文根据船舶吃水深度的机器视觉检测需要,设计了由现场数据采集子系统和后台数据处理子系统构成的测量系统,如图 1 所示。现场数据采集子系统以爬壁机器人以及安装在其机械臂上的高清摄像机为核心,二者通过一个无线路由器与操作者手中的平板电脑相连接。其设计难点在于:一方面必须设计专用的爬壁机器人以适应船舶多变的外壳形状和突出的焊缝;另一方面要为机器人操作者提供实时视觉引导,尤其当其进入船尾水尺所在的负角度区域时。后台数据处理子系统的核心是运行于服务器上的水尺数值化程序、吃水线识别程序和数据库应用程序。其通过 4G 网络接收平板电脑传送的水尺图片,经分析计算得到船舶吃水深度,并回传至平板电脑显示给操作者,同时留存备份在数据库中以便事后查验需要。

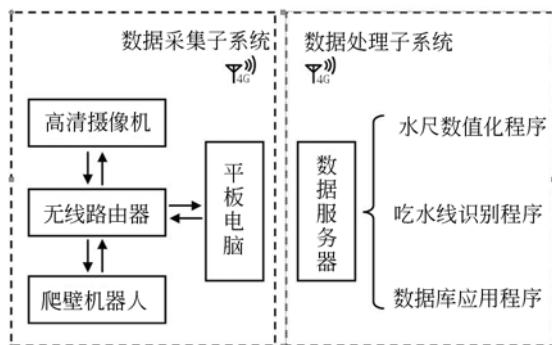


图 1 基于机器视觉的船舶吃水深度检测系统构成

Fig. 1 Structure diagram of ship draught measurement system based on machine vision

3 水尺图像采集

大中型散货船的六面水尺对称分布在船首、船中、船尾的两侧,所以在传统人工目测法中近岸侧的三面水尺较易观察,而另一侧的三面水尺的观察则是整个测量过程中最为繁琐的工作^[6]。检定人员通常需要借助小艇或绳梯接近水尺以便于观察,观测结果很容易受到风浪的影响,同时对检定人员的安全也构成了威胁。据此本文提出了以爬壁机器人为载体携带网络高清摄像机进行水尺图像采集的解决方案。

爬壁机器人底盘由哈尔滨工业大学机器人技术与系统国家重点实验室协助研发,其安全游走于船侧板的关键在于如何使其在运动中获得足够的吸附力和摩擦力^[7-8]。尽管通常所采用的负压吸附方式能够为机器人在多种表面上的爬行提供较强的吸附力,但前期实验证明船侧板上积累的污渍或溅射的海水都对产生吸附力的风机存在一定损害,而且当机器人爬行几十米后便会出现密封裙的明显磨损。考虑到大中型散货船壳体皆为钢结构,其侧板具有良好的导磁性,所以实验中通过永磁体来增强机器人的吸附力,并最终实现了一种全磁吸附方式的爬壁机器人。如图 2(a)所示,用于提供吸附力的磁轮内部嵌有多块稀土材料永磁体,外部覆有一层耐磨橡胶。当磁轮与船

侧板接触时,永磁体通过高导磁率的轮毂与侧板间产生吸引力,同时橡胶层受挤压产生的形变有效增加了与侧板间的摩擦力,从而使爬壁机器人获得足够的附着力(竖直面且有水条件下机器人可额外负重 2 kg)。此外,永磁体产生的吸附力无需耗电,即使发生意外时也能保证机器人不发生滑落危险。

使爬壁机器人能够适应散货船多变的壳体形状,则要重点考虑提高其运动灵活性和操作灵活性。相对于腿足式和履带式机器人,本文中所采用的轮式底盘具有结构简单、转向容易、控制简单等特点^[9-11]。如图 2(b)所示,机器人底盘主要由呈菱形分布的 2 个主动轮和 2 个从动轮构成。其中 2 个直径为 60 mm 的磁轮分别由直流伺服电机进行驱动,能够达到 20 m/min 的行进速度,并且可实现原地 360°转向。其余 2 个从动万向轮则设计有上下浮动机构,当遇到不规则表面或焊缝时可提供自适应支撑,从而使得机器人能够始终获得 3 个点的有效支撑,保持稳定的运动姿态。

爬壁机器人上方还增设了折叠式可控机械臂,以满足挂载摄像机及调整其拍摄视场的需要。摄像机选用海康威视的 DS-2CD8153 卡片式网络高清摄像机,并在镜头周围加装了 8 颗不同发散角的 940 nm 照明用 LED,使其能够适用于夜间作业。机器人和摄像机通过无线路由器与 Viliv S5 平板电脑间实现连接,可由平板电脑控制在非可视条件下完成水尺图像采集作业。如图 2(c)所示,爬壁机器人可由操作者从船舷任意位置放下,在平板电脑的控制下游走于船侧板。当爬壁机器人进入负角度区域时,摄像机输出低码率视频(640 pixel×480 pixel,30 fps),并实时传送至平板电脑,为操控机器人运动提供视觉引导。待机器人接近水尺时则按照设定的时间间隔输出多帧高分辨率图像(1 600 pixel×1 200 pixel),经平板电脑做简单压缩处理后,通过 4G 网络传送至远程数据服务器进行吃水深度分析。

4 吃水深度分析

现场数据采集子系统上传至数据处理子系统的典型水尺图片如图 3 所示。首先要经图像预处理剪裁出水尺所在的核心区域,然后对水尺字符进行降噪和修正获得清晰目标,最终利用神经网

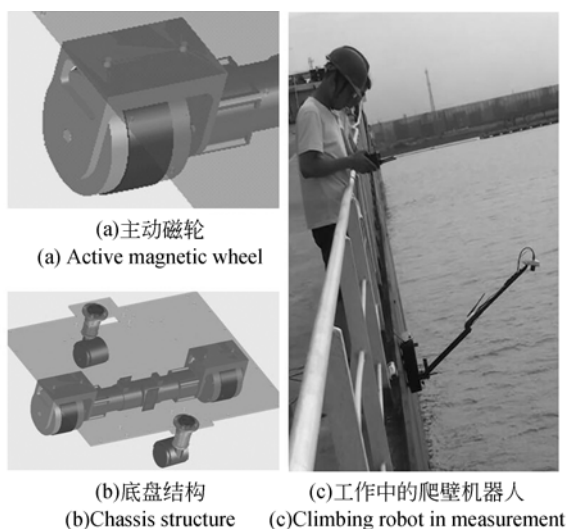


图 2 携带网络高清摄像机的爬壁机器人

Fig. 2 Climbing robot equipped with a high definition network camera

络识别算法实现水尺的数值化。同时比较吃水线在不同颜色分量空间的特征来确定其在数值化水尺上的位置,进而得到图像上船舶的吃水深度。并且可以通过综合多幅图像的分析结果进一步提高吃水深度判别的准确性。

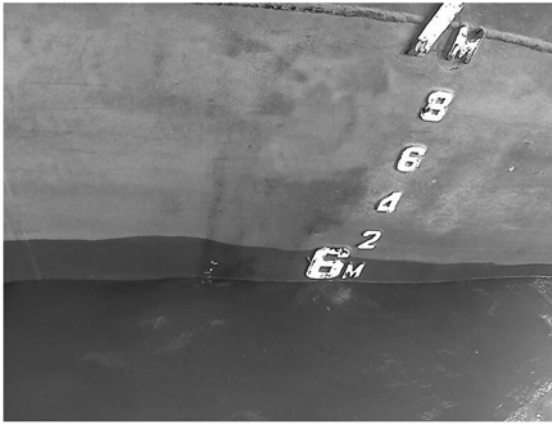


图 3 爬壁机器人所采集安 * * 号散货船外侧中水尺图像

Fig. 3 High-resolution draft image of AN * * bulk carrier acquired by climbing robot equipped with a camera

4.1 水尺数值化

从图 3 可以看出,通常摄像机获取的原始水尺图像并不适用于字符的识别和数值化,这主要是由于原始图像多数都存在污渍造成的噪声和拍摄角度引起的字符倾斜,而且较大的图像尺寸也会耗费服务器更多的处理时间。因此首先要对原始图片进行灰度变换和二值化处理,并在垂直方向做投影统计来剪裁图像。具有鲜明白色特征的水尺字符将使其所在区域的投影值出现明显变化,据此便可剪裁出水尺所在的核心区域,如图 4 (a)所示。此时如果没有明显噪声则可再做水平方向投影获取单个的字符图像并开始字符识别,之前对图像进行降噪处理和倾斜校正,能够有效提高后期字符识别的准确率。考虑到标准米制水尺中字符只包含阿拉伯数字“0-9”和大小写字母“M”,本文采用了基于形态学的降噪处理算法,所涉及的核心操作运算在数学上可分别由(1)式和(2)式描述^[12]:

$$A \circ B = (A \odot B) \oplus B, \quad (1)$$

$$A \cdot B = (A \oplus B) \cdot B, \quad (2)$$

式中, \circ 代表开操作, \cdot 代表闭操作, \odot 代表溶蚀操作, \oplus 代表膨胀操作。由溶蚀操作和膨胀操作

的组合方式可知,开操作可以消除孤立的噪声点、细线和边缘的细小突出,闭操作则可消除内部的小洞和弯口。比较处理前的图 4(a)和处理后的图 4(b)可见,字符边缘的锯齿状突出被明显消除了,个别较大污渍引起的噪声则可在进一步的字符剪裁中被剔除。剪裁后的字符多数还是会存在一定的倾斜,这主要是机器人所在的拍摄位置导致的,如图 4(c)所示。对字符的倾斜校正可以先通过三角测量法确定倾斜角度,然后利用双线性插值对图像进行处理,其结果如图 4(d)所示。

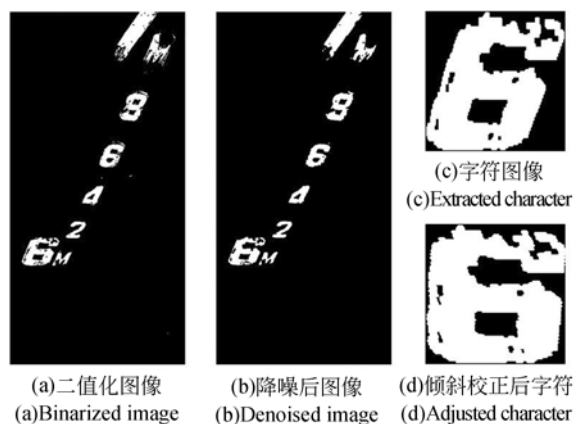


图 4 水尺字符图像的预处理结果

Fig. 4 Preprocessing results of draft marks

在众多的水尺字符识别方法中,模板匹配算法和神经网络算法被认为是较为有效的^[13]。前者多采用简单特征进行比较,算法实现起来比较便捷,但对于“6”、“8”、“9”几个相似字符的区分较弱,特别是在字符受到海水侵蚀产生污损的情况下。后者通过权衡多个特征的权重来判定字符,因此具有较高的识别准确率,而相对复杂的算法对于高性能的服务器并不构成压力^[14-15]。本文所采用的典型 BP-神经网络(按误差逆传播算法训练的多层前馈网络)由输入层、隐藏层、输出层共 3 个层次构成,相邻层之间的神经元互相连接,同一层之间的神经元没有连接。如图 5 所示,神经网络输入为 $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N$; 隐藏层输出为 $y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_L$; 神经网络输出为 $o_1, o_2, \dots, o_k, \dots, o_M$; 输入层到隐藏层间的权值为 v_{ij} ; 隐藏层到输出层间的权值为 w_{jk} 。则对隐藏层和输出层各神经元的输出有:

$$y_j = f(\text{net}_j) = f\left(\sum_{i=1}^N v_{ij} x_i\right), \quad (3)$$

$$o_k = f(\text{net}_k) = f\left(\sum_{j=1}^L \tau_{jk} y_j\right), \quad (4)$$

其中选取了常用的单极性 Sigmoid 函数 $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 作为激活函数。针对水尺字符识别的具体需要,输入层包含了 93 个神经元,涵盖字符的轮廓特征、投影特征、离散傅里叶特征等多种参数。输出层包含了 11 个神经元,分别对应数字“0-9”和字母“M”。隐藏层包含了 48 个神经元,通过全连接的方式连接输入层和输出层,用以实现信息的正向传播以及误差的反向传播。

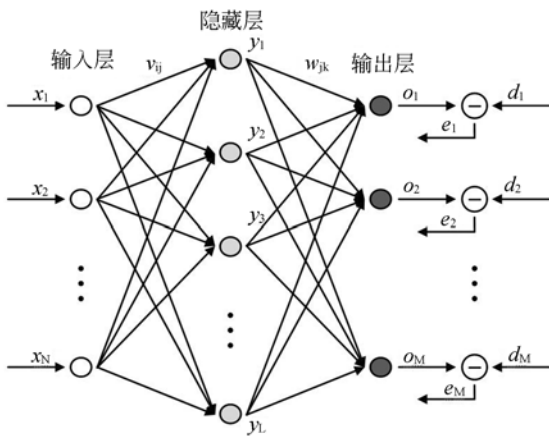


图 5 用于文字识别的神经网络结构

Fig. 5 Neural network structure used for number recognition

当输入特征参数所产生的输出结果与期望值不符时,误差将被反向传输并按梯度下降的方式调整层与层之间的权值,经过多次往复直至得到正确的输出结果,从而形成具有广泛适用性的神经网络结构。如图 5 所示,神经网络的期望输出为 $d_1, d_2, \dots, d_k, \dots, d_M$,则误差函数 E 可表示为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M e_k^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (d_k - o_k)^2, \quad (5)$$

层与层之间的权值修正量为:

$$\Delta \tau_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \tau_{jk}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \text{net}_k} \cdot \frac{\partial \text{net}_k}{\partial \tau_{jk}}, \quad (6)$$

$$\Delta v_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \text{net}_j} \cdot \frac{\partial \text{net}_j}{\partial v_{ij}}, \quad (7)$$

其中 η 为步长, $0 < \eta < 1$ 。为加快收敛速度,还可在 Sigmoid 函数的基础上添加常系数,将激活函数改写为 $f(x) = K_0 + \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 。实验中通过选取合适的 K_0 ,最高可节省近 30% 的收敛时间。

4.2 吃水线识别

吃水线识别的关键在于如何准确判断船侧板与水面之间形成的交线。借鉴以往的边缘检测经验,实验中比较了 Sobel、Reborts、Log、Zero-cross、Canny、Susan 等多种边缘检测算子的效果^[4, 16-17]。其中 Sobel 和 Reborts 算子可通过数字化近似一阶导数来提取边缘,但处理后的图像中会残留较多噪声。Log 和 Zerocross 算子利用滤波函数对图像进行卷积操作,相对于 Sobel 和 Reborts 算子有平滑图像的作用,但同时也容易产生双边缘。Canny 算子的应用难点在于如何确定高斯滤波器的大小和阈值,而固定的高斯滤波器难以实现对不同尺度边缘结构的检测。Susan 算子具有较强的抗噪能力,但选取合适的阈值同样存在困难。

此外,在利用传统边缘检测算子进行分析时,时常还会得到两条难以区分的吃水线,特别是在天气较晴朗的情况下^[18]。图 3 中也清楚地显示,字符“6”的上半部有一条因波浪起伏浸润船侧板而产生的区域。该区域的灰度值与未被浸润的侧板间存在明显的不连续性,甚至超过其与水面间的差异,因而在实际检测中很难区分哪一条才是真正的吃水线。而且,水面波动及其引起的反射光变化,都会使图像中的灰度出现明显的不连续性,严重影响传统边缘检测算子的实际效果。

考虑到船侧板与水面间存在明显的颜色差异,本文利用彩色图像分割算法准确识别吃水线。如图 6 所示,分别提取原图中 R(红色)、G(绿色)、B(蓝色)空间的分量,并通过比较它们的直方图可以发现,R 空间图像所对应的直方图呈现出显著的双峰特征,而对于其他颜色空间,这种特征并不显著。由于散货船侧板通常被漆成鲜明的红色,而货物码头的水质一般比较浑浊,所以两者之间会呈现出鲜明的对比,使得 R 空间直方图呈现出清晰可辨的双峰特征。于是选取 R 空间直方图两峰间的最小灰度作为阈值,可以对图像进行较准确的分割。其理论依据是:目标或背景内部的相邻像素灰度值相似,而目标与背景之间的像素灰度差异较大,因此目标和背景在直方图上就分别对应不同的峰。对于 R 空间图像 $R(x, y)$,选取对应直方图中两个峰之间的谷值 T 作为阈值,则经分割得到的二值图像 $R_{BW}(x, y)$ 可表式为:

$$R_{bw}(x, y) = \begin{cases} a, & R(x, y) > T \\ b, & R(x, y) \leq T \end{cases} \quad (8)$$

其中 $a=1$ 代表目标, $b=0$ 代表背景, 即实现了图像中船侧板与水面的分割。

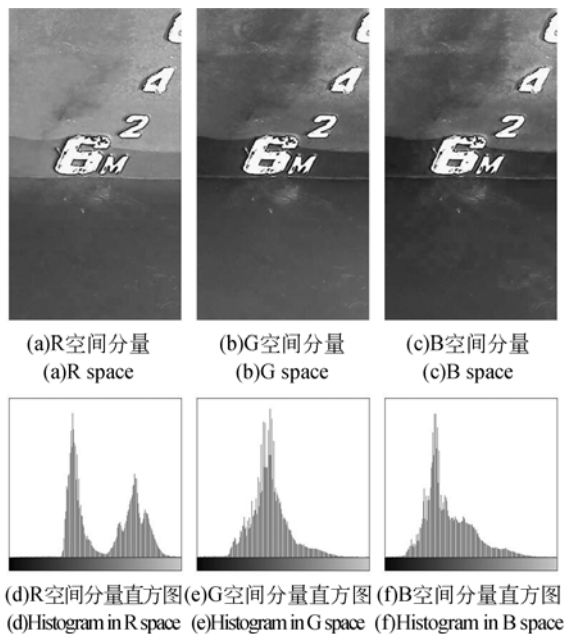


图 6 水尺图像的 R、G、B 空间分量及其直方图

Fig. 6 R, G and B space components and their histogram of original draft image

如图 7(a) 所示, 在 R 空间获得的图像分割结果中, 船侧板与水面间呈现出明显的边缘, 而波浪浸润船侧板形成的假水线并未留下明显的痕迹。这种效果的产生主要得益于浸润本身在 R 空间产生的影响较小, 同时以直方图中两个峰之间的谷值作为分割阈值, 也有利于消除目标或背景内部相邻像素灰度值的小差异造成的影响。此外, 为提高图像分割算法的适应性, 除了比较 RGB 空间的直方图, 还可以综合比较其他颜色空间不同分量的直方图。对于船侧板与水面间存在明显颜色差异的情况, 这种方法通常都能给出准确的分割结果。

进一步观察图 7(a) 中的细节可发现, 尽管通过以上方法能够获得船侧板与水面间边缘特征, 但位于边缘上的像素通常不能完全地表征边缘, 特别是在吃水线恰好横跨水尺字符的情况下。针对由于噪声、不均匀照明引起的边缘断裂, 以及灰度不连续的其他效应, 通常要利用霍夫变换把边缘像素组装成有意义的连续线段。其基本策略是: 将通过图像空间特定点的一族直线转换为极

坐标下的一条曲线, 并在一个累加器中统计极坐标下各曲线交点位置的峰值, 该峰值在图像空间上对应为一条共线点较多的直线。针对吃水线的检测, 通过调整爬壁机器人的位置和机械臂的角度可使高清摄像机获得较好的拍摄姿态, 所以将吃水线的位置限定在图像的下半部, 将吃水线的角度限定在 $\pm 15^\circ$ 。这样既有利于减少图像中的干扰因素, 又可以加快霍夫变换的处理速度, 其处理如图 7(b) 所示。最后, 可将得到的直线重新映射到原图的相应位置作为吃水线, 如图 7(c) 所示。

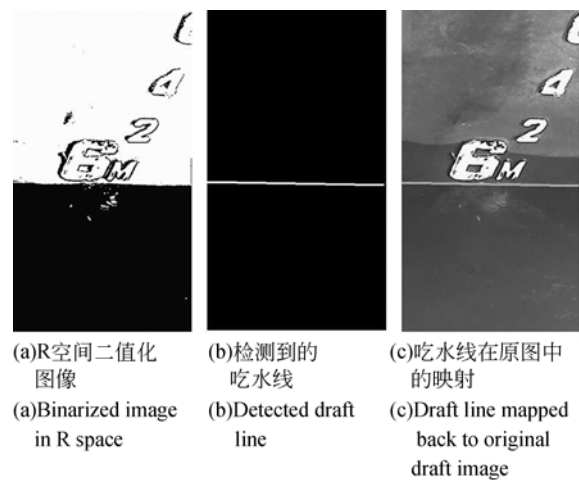


图 7 基于彩色图像分割的吃水线识别结果

Fig. 7 Results of draft line detection based on color image segmentation

4.3 吃水值计算

在获得了数值化水尺并确定了吃水线位置之后, 通过比较两者的相对位置即可得到吃水深度值, 但其中一个细节将关系到判定精度。由于摄像机与水尺之间存在一定角度, 所以数值化水尺字符之间距离不同, 因此有必要通过拟合的方式确定变化规律, 并依此判定吃水线与最后一个字符间的距离所代表的深度值。考虑到在吃水线识别时使用了霍夫变换, 是综合边缘像素得到的吃水线位置, 理论上可达到亚像素级的定位精度。从而使单幅图像吃水值的计算精度达到 1 mm, 明显高于人工目测法所能达到的 5 mm。

该系统在大连海事大学教学实习船“育鲲”轮及黄骅港的多条散货船上进行了测试, 其中具有代表性的是 57 000 吨散货船“安 * *”轮, 其外侧三面水尺的测量数据如图 8 所示。现场实验时该

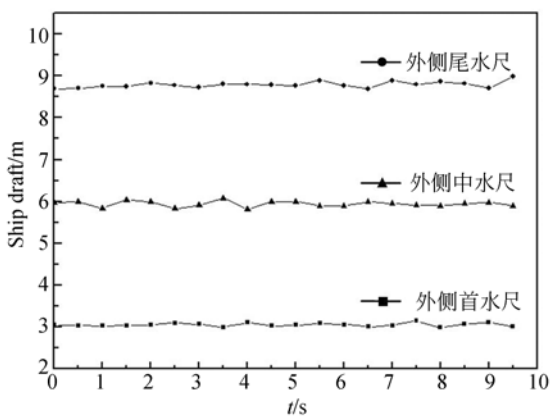


图 8 安 * * 号散货船外水尺测量结果

Fig. 8 The ship draft of AN * * bulk carrier

船正在装载煤炭,对吃水值的测量是在其作业间隙的约 15 min 内完成的。对中水尺的测量较为简单,仅 3 min 即可完成。对前后水尺的测量则各耗时约 5 min,这主要是因为前后水尺所在区域的船侧板面型比较复杂,控制爬壁机器人接近水尺的速度较慢。但总体耗时相对于借助小艇或绳梯接的人工目测法还是有明显的优势。此外,利用机器视觉进行吃水深度判定时还可以利用综合多幅水尺图片获得的吃水值,能够有效降低波浪起伏带来的影响,而这是人工目测法中产生误

参考文献:

- [1] 刘春雷,张秀凤,孙霄峰,等. 基于加密型值表的改进水尺计重方法 [J]. 交通运输工程学报, 2014, 14(3): 58-64.
LIU CH L, ZHANG X F, SUN X F, *et al.*. Improved draft survey method based on densified table of offsets [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2014, 14(3): 58-64. (in Chinese)
- [2] 李洪星,包彦夫,徐兆阳. 水尺计重风险评估研究 [J]. 检验检疫学刊, 2012, 22(4): 4-7.
LI H X, BAO Y F, XU ZH Y. The research on the risk evaluation and management system for draft survey [J]. *Journal of Inspection and Quarantine*, 2012, 22(4): 4-7. (in Chinese)
- [3] RENATE I, IRENA J, ROBERT M. Determining weight of cargo onboard ship by means of optical fibre technology draft reading [J]. *Promet-Traffic & Transportation*, 2011, 23(6): 421-429.
- [4] 郭秀艳. 船舶水尺吃水值检测方法研究 [D]. 大连: 大连海事大学信息科学技术学院, 2014.
GUO X Y. *Research on detection method of ship*
- draft* [D]. Dalian: Information Science and Technology College of Dalian Maritime University, 2014. (in Chinese)
- [5] 焦宇,康与涛,尹小贝,等. 港口交通资源承载力预测预警模型 [J]. 交通运输工程学报, 2012, 12(2): 84-92.
JIAO Y, KANG Y T, YIN X B, *et al.*. Forecasting and early-warning model of port traffic resource carrying capacity [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2012, 12(2): 84-92. (in Chinese)
- [6] GU H W, ZHANG W, XU W H, *et al.*. Digital measurement system for ship draft survey [J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2013, 333-335: 312-316.
- [7] KOLHALKAR N R, PATIL S M. Wall climbing robots: a review [J]. *International Journal of Engineering and Innovative Technology*, 2012, 1(5): 227-229.
- [8] 吴善强,陈晓东,李满天,等. 爬壁机器人的力学分析与实验 [J]. 光学精密工程, 2008, 16(3): 478-483.

差的重要原因。通过求取摄像机连续拍摄的 20 幅水尺图像的平均吃水值,得到外侧三面水尺的吃水深度分别为 3.056 m、5.942 m 和 8.786 m。而就每一组吃水值的变化趋势来看,其波动范围均超过 100 mm,由此可见降低波浪影响对准确判定吃水深度有重要意义。

5 结 论

以爬壁机器人携带摄像机进行图像采集的方法使近距离获得水尺图像成为可能,其可在平板电脑的控制下游走于船侧板,并在接近水尺时连续采集多幅高清图像。基于神经网络和彩色图像分割的识别算法使准确判别吃水深度得以实现,单幅图像吃水值的计算精度可达到 1 mm。特别是通过综合多幅水尺图片获得的计算结果可有效降低波浪起伏带来的影响。现场实验在 15 min 内完成了对 57 000 吨散货船“安 * *”轮外侧三面水尺的测量,其平均吃水深度分别为 3.056 m、5.942 m 和 8.786 m,该结果获得了随行专业水尺检定员们的一致认可。此外,整个测量过程都可被记录在后台数据库中,也迎合了现代化港口货运管理的需要。

- WU SH Q, CHEN X D, LI M T, *et al.*. Dynamic pressure analysis and experimental research of a wall-climbing robot [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(3): 478-483. (in Chinese)
- [9] SALMAN H, TARIQ S, ENER S. Parameter analysis and design framework for magnetic adhesion wall climbing wheeled robot [J]. *International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications*, 2012, 11(1-2): 102-116.
- [10] MAHMOUD T, CARLOS V, LINO M, *et al.*. OmniClimbers: Omni-directional magnetic wheeled climbing robots for inspection of ferromagnetic structures [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2013, 61(9): 997-1007.
- [11] 吴伟, 张康康. 基于智能算法的轮式移动机器人控制系统优化设计 [J]. *电气工程学报*, 2015, 10(12): 21-26.
- WU W, ZHANG K K. Optimization design of wheeled mobile robot control system based on intelligent algorithm [J]. *Journal of Electrical Engineering*, 2015, 10(12): 21-26. (in Chinese)
- [12] 王跃勇, 于海业, 刘媛媛. 基于形态学图像检测的机械手移栽穴苗识别技术 [J]. *光学精密工程*, 2016, 24(3): 651-658.
- WANG Y Y, YU H Y, LIU Y Y. Recognition of seedlings in mechanical transplanting processing by Morphological image detection [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(3): 651-658. (in Chinese)
- [13] 冉鑫, 彭将辉. 基于图像处理的船舶水尺刻度识别 [J]. *上海海事大学学报*, 2012, 33(2): 6-9.
- RAN X, PENG J H. Ship draft mark recognition based on image processing [J]. *Journal of Shanghai Maritime University*, 2012, 33(2): 6-9. (in Chinese)
- [14] KIM I J, XIE X H. Handwritten Hangul recognition using deep convolutional neural networks [J]. *International Journal on Document Analysis and Recognition*, 2015, 8(1): 1-13.
- [15] 杨钊, 陶大鹏, 张树业, 等. 大数据下的基于深度神经网络的相似汉字识别 [J]. *通信学报*, 2014, 35(9): 184-189.
- YANG ZH, TAO D P, ZHANG SH Y, *et al.*. Similar handwritten Chinese character recognition based on deep neural networks with big data [J]. *Journal on Communications*, 2014, 35(9): 184-189. (in Chinese)
- [16] 师文, 朱学芳, 朱光. 基于形态学的 MRI 图像自适应边缘检测算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(2): 408-414.
- SHI W, ZHU X F, ZHU G. Adaptive edge detection algorithm of MRI image based on morphology [J]. *Chinese Journal of Scientific and Instrument*, 2013, 34(2): 408-414. (in Chinese)
- [17] 余金栋, 张宪民. 用于线纹显微图像的边缘检测算法 [J]. *光学精密工程*, 2015, 23(1): 271-281.
- YU J D, ZHANG X M. Edge detection algorithm for lines on microscopic image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(1): 271-281. (in Chinese)
- [18] RAN X, SHI C J, CHEN J B, *et al.*. Draft line detection based on image processing for ship draft survey [C]. *Proceeding of the 2011 2nd International Congress CACS, Berlin, Germany: Springer Berlin Heidelberg*, 2011: 39-44.

作者简介:



张望(1979—),男,辽宁辽阳人,博士,实验师,2002年、2010年于大连理工大学分别获得学士、博士学位,主要从事机器视觉及自动控制方面的研究。E-mail: zhangwang@dmlu.edu.cn



许文海(1956—),男,吉林省扶余人,教授,博士生导师,1982年、1984年、1991年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士、博士学位,现为大连海事大学光电信息工程研究所所长,主要从事光电检测、精密仪器及自动化、红外技术等方面的研究。E-mail: xuwenhai@dmlu.edu.cn



李瑛(1979—),女,贵州贵阳人,高级实验师,2001年于大连交通大学获得学士学位,2006年、2010年于大连海事大学分别获得硕士、博士学位,主要从事微弱光检测、光电传感、红外技术等方面研究。E-mail: 17195508@qq.com