

DOI: 10.13245/j.hust.181219

# 一种基于全卷积神经网络的横担姿态测量方法

吴巍 郭飞 郭毓 郭健

(南京理工大学自动化学院, 江苏 南京 210094)

**摘要** 为满足配电线路维护机器人更换避雷器的作业需求,提出了一种基于全卷积神经网络的横担姿态测量方法。通过分析三维几何特征建立了横担姿态模型;采用基于全卷积神经网络的图像分割方法获得横担区域,并以此作为掩膜进行边缘检测,去除环境干扰;采用基于投票法和霍夫空间约束的直线检测提取横担主体区域轮廓直线,并给出了求解横担姿态向量的算法。实验结果表明:所提出方法能较为精确地测得横担姿态,为机器人自主更换避雷器奠定了良好基础。

**关键词** 配电线路维护机器人;全卷积神经网络;姿态测量;边缘检测;直线检测

**中图分类号** TP242 **文献标志码** A **文章编号** 1671-4512(2018)12-0106-06

## Attitude measurement for cross arm based on fully convolutional network

Wu Wei Guo Fei Guo Yu Guo Jian

(School of Automation, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract** Aiming at measuring the cross arm attitude for live-line maintenance robot in lightning arrester replacement operation, an attitude measurement method for the cross arm based on the fully convolutional network was proposed. The cross arm attitude model was built by analyzing its three-dimensional geometric features. The image segmentation method based on the fully convolutional network was applied to obtain the cross arm region, which was used as a mask for edge detection and removes environmental interference factors effectively. The line detection based on voting method and Hough space constraint was used to extract main contour lines of the cross arm, and the algorithm to find the cross arm attitude vector was also given. The experimental results show that the proposed method can accurately measure the cross arm attitude and lay a good foundation for the robot to replace the lightning arrester independently.

**Key words** live-line maintenance robot; fully convolutional network; attitude measurement; edge detection; line detection

在配电线路维护任务中,为减少因停电作业带来的损失,常常须要进行带电维护作业。目前,我国仍然采用人工带电作业方式,该方式须要操作人员长时间处于高空、高压、强磁场的作业环境,容易造成安全事故。而用机器人代替人工进行作业,可有效避免线路维护事故的发生,极大地提高作业效率<sup>[1]</sup>。

随着智能化水平不断提高,相比于主从式机器

人,研发自主式配电线路维护机器人可以进一步减少作业人员的作业量和作业难度,而利用视觉系统对配电线路场景进行识别与测量,可为配电线路维护机器人提供有效的环境数据<sup>[2]</sup>。在实际作业任务中,不但要保证机械臂末端精确移动到目标位置,而且须要调整机械臂末端姿态以适应目标姿态,因此要求利用机器视觉对目标进行姿态测量。

目前对于物体姿态测量已有一些研究,文献[3]

**收稿日期** 2018-05-25.

**作者简介** 吴巍(1992-),男,博士研究生;郭毓(通信作者),教授, E-mail: guoyu@njust.edu.cn.

**基金项目** 江苏省重点研发计划资助项目(BE2017161);江苏高校优势学科建设工程资助项目;国家电网公司科技项目(SGJSCZ00FZJS1701049, SGJSCZ00FZJS1701074, SGJSCZ00FZJS1601242).

采用两个光轴垂直的 CCD(电荷耦合器件)相机, 基于两个 CCD 光轴的垂直原理, 得到目标的轴矢量, 再根据目标轴线矢量与目标运动姿态之间的关系, 得到目标的俯仰角、偏航角等运动姿态. 文献[4]研究了一种基于立体视觉的飞机模型风洞姿态测量系统, 利用安装在飞行器模型上的激光发射器产生两个双向准直激光束并投射到平面, 然后利用双目立体视觉测量系统测量激光光斑在平面上的坐标. 该方法对于激光束投射位置有较高要求, 在环境复杂、非结构化的配电线路场景中难以应用. 文献[5]利用红外 LED(发光二极管)作为目标的人工标记点, 通过提取特征点来拟合二维图像上的中轴线, 再根据空间三维直线重构提取目标中轴线方程, 从而求得目标物体俯仰角和偏航角. 但在配电线路维护作业中, 难以对横担添加人工标记点, 因此无法用该方法获得目标姿态.

文献[6]采用 SURF(快速鲁棒性特征)特征点匹配的方法对目标的双目图像进行匹配, 将测量的左图像与数据库逐一匹配, 找出最匹配的图像作为标准, 从而获得特征点在目标模型中的位置和实际三维坐标, 继而测得目标姿态. 相比于其他姿态测量方法, SURF 特征点匹配法无须依靠人工标记点, 但实际配电线路维护过程中, 相机并不总能拍摄完整的横担图像, 且横担尺寸并非完全固定, 这给特征点配准带来困难.

文献[7]通过分析实际非合作目标的几何特性, 设计了一个立体视觉系统来测量目标的相对姿态. 该方法利用边缘特征进行匹配, 与特征点匹配法相比, 对于特定目标的测量鲁棒性更强, 但常常受到环境边缘信息的干扰.

本研究针对自主式带电作业机器人更换避雷器过程中的横担姿态检测问题, 从实际配电线路出发, 构建了横担的基本空间几何模型, 推导出横担姿态向量计算公式; 采用基于全卷积神经网络(FCN)区域分割<sup>[8]</sup>的边缘检测法对横担区域进行边缘提取, 并且基于投票法和霍夫空间约束提取边缘图像中的直线; 最后基于双目测距原理进行横担姿态向量的测量.

## 1 横担姿态建模

本研究针对配电线路维护机器人更换避雷器任务, 研究横担姿态测量方法. 横担基本结构示意图如图 1 所示.

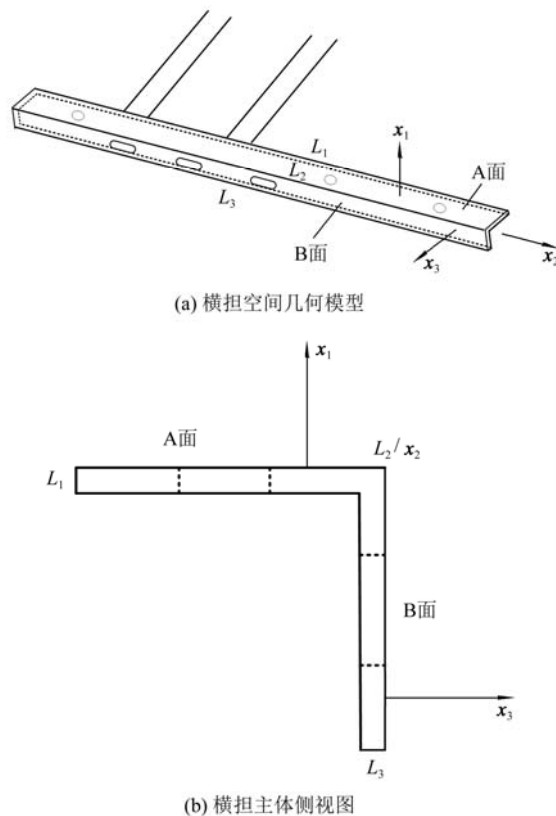


图 1 横担空间结构示意图

为了方便说明, 横担主体部分记为 A 面和 B 面, A 面和 B 面都近似于平面, A 面和 B 面的交线记为  $L_2$ , A 面上与  $L_2$  平行的另外一条边缘线记为  $L_1$ , B 面上与  $L_2$  平行的另外一条边缘线记为  $L_3$ . 避雷器安装于 A 面的三个圆形孔上, 避雷器轴线与 A 面垂直.

在配电线路维护机器人拆装避雷器任务中, 机械臂末端姿态须要以垂直于 B 面的方向将工具伸向横担并保持工具末端平面与 A 面平行. 记 A 面单位法向量为  $\mathbf{x}_1$ , 直线  $L_2$  单位向量为  $\mathbf{x}_2$ , B 面单位法向量为  $\mathbf{x}_3$ , 则机械臂末端姿态应按照向量  $\mathbf{x}_1$ ,  $\mathbf{x}_2$  和  $\mathbf{x}_3$  进行调整. 本研究主要工作是利用双目视觉系统测量  $\mathbf{x}_1$ ,  $\mathbf{x}_2$  和  $\mathbf{x}_3$  向量.

记  $\{P_{1i} : i=1, 2, \dots, n\}$  为  $L_1$  上按空间顺序排列的点集,  $\{P_{2i} : i=1, 2, \dots, n\}$  为  $L_2$  上按空间顺序排列的点集,  $\{P_{3i} : i=1, 2, \dots, n\}$  为  $L_3$  上按空间顺序排列的点集, 则任一向量  $\boldsymbol{\alpha}_i = P_{1i}P_{2j}$  ( $i=1, 2, \dots, n; j=n+1-i$ ) 与  $\mathbf{x}_1$  垂直, 任一向量  $\boldsymbol{\beta}_i = P_{2i}P_{3j}$  ( $i=1, 2, \dots, n; j=n+1-i$ ) 与  $\mathbf{x}_3$  垂直, 即有

$$\begin{cases} \boldsymbol{\alpha}_i^T \cdot \mathbf{x}_1 = 0 & (i=1, 2, \dots, n); \\ \boldsymbol{\beta}_i^T \cdot \mathbf{x}_3 = 0 & (i=1, 2, \dots, n). \end{cases} \quad (1)$$

$\mathbf{x}_2$  是  $L_2$  的单位向量, 结合式(1), 可将姿态测量问题转化为测量  $L_1$ ,  $L_2$  和  $L_3$  的空间位置.

## 2 横担直线提取

为测量  $L_1$ ,  $L_2$  和  $L_3$  三条直线的空间位置, 首先须要在单目图像中提取出三条直线. 若直接对原图像的边缘图像进行直线提取, 则容易提取出一些非横担轮廓的直线, 这些直线在后期处理中难以滤除, 会对横担姿态测量造成干扰. 为减少背景区域对横担边缘直线提取的干扰, 首先采用基于 FCN 的区域分割法提取横担区域, 然后将经形态学处理的二值分割图作为掩膜对图像进行边缘检测, 并且采用基于投票法和霍夫空间约束的直线提取法提取横担关键直线.

### 2.1 基于 FCN 区域分割的横担边缘检测

传统图像分割一般利用浅层的图像特征, 如图像的灰度、形状结构以及纹理特征等<sup>[9]</sup>. 然而, 该

类方法须要针对不同对象设计不同的特征子, 推广应用存在一定困难. 能量最小化方法例如基于图割 (graph cuts) 的图像分割方法<sup>[10]</sup>能较好地适应不同颜色、结构和纹理的图像, 但是这类方法无法对图像语义进行分析, 难以识别出各区域代表的具体物体. 基于全卷积神经网络的图像分割方法作为一种端到端的深度学习图像分割算法, 分割结果包含语义信息, 分割精度较高, 近年来已逐渐应用于机器视觉各领域, 因此采用该方法对图像进行分割.

本研究所用 FCN 网络基于 VGG19 网络架构, 原 VGG19 网络拥有 16 个卷积层和 3 个全连接层, FCN 网络将 3 个全连接层转化为卷积层. 为了得到更精细的结果, 本研究的网络不但对第 19 个卷积层进行反卷积, 而且将第 12 个卷积层的输出和第 8 个卷积层的输出也依次进行反卷积. 图 2 是本研究所采用全卷积神经网络结构.

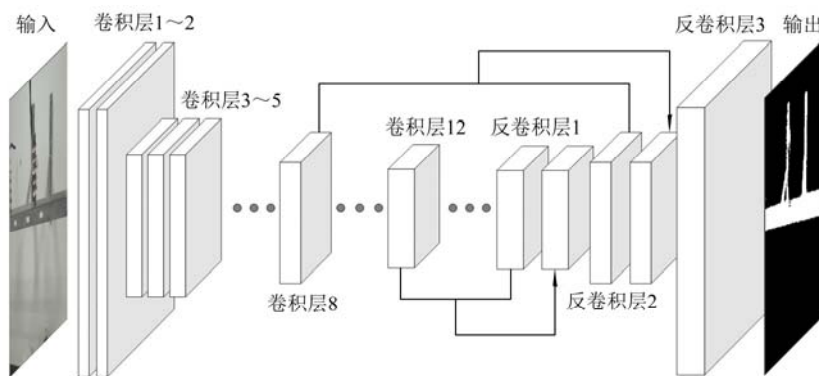


图 2 全卷积神经网络结构

表 1 给出了网络结构参数, 其中: Layer 表示每一层网络名称, 顺序为由低层到高层; Kernel 表示该层卷积核(卷积层或者反卷积层)或者矩形区域(池化层)的大小; Stride 表示卷积层、反卷积层或者池化层在运算过程中卷积核或者矩形区域滑动的步长; Pad 则是在计算前对该层输入边缘的扩展量; Outputsize 表示该层输出的特征映射的维度, 分别表示输出特征映射的行数、列数和特征的维度.

表 1 中 Input 表示输入层, Conv 表示卷积层, Avgpool 表示均值池化层, Maxpool 表示最大值池化层, Dconv 表示反卷积层.

由于分割图像对于边缘处理不够精细, 采用形态学处理的方法去除一些孔洞和白斑, 处理后的二值图像中横担的区域会略大于真实的横担区域. 以此二值图像为掩膜对原图进行 Canny 边缘检测<sup>[11]</sup>, 在此基础上进行横担的直线提取.

### 2.2 基于投票法和霍夫空间约束的直线提取

本研究采用基于霍夫(Hough)变换<sup>[12]</sup>的直线拟

合法对上节检测到的边缘进行直线提取. 霍夫变换的基本思想是将原图像空间变换到霍夫参数空间, 用大多数边缘点符合某种参数形式来描述原图像中的特定形状, 通过累加器进行累加, 累加器中峰值所对应的信息即为原图像中特定形状在参数空间的描述.

极坐标系中的直线方程可以表示为

$$\rho = u \cos \theta + v \sin \theta, \quad (2)$$

式中:  $\rho$  为原点到直线的距离;  $\theta$  为直线法线方向与极坐标系  $U$  轴的夹角. 采用霍夫直线拟合可获得图像中的直线集  $\{l_k : k = 1, 2, \dots, n\}$ .

对于边缘图像中的任一边缘点  $p_i$  和一条直线  $l_k$ , 若点  $p_i$  与  $l_k$  的距离

$$D(p_i, l_k) < d, \quad (3)$$

式中  $d$  为固定阈值, 则认为点  $p_i$  在直线  $l_k$  上. 采用该方法对每条直线进行投票, 每条直线投票数记为  $V_k (k = 1, 2, \dots, n)$ , 表示直线上的点数, 若  $V_k$  小于阈值  $v$ , 则将  $l_k$  从直线集中去除.

表 1 FCN 网络结构参数

Layer	Kernel	Stride	Pad	Outputsize
Input	—	—	—	224×224×3
Conv1	3	1	1	224×224×64
Conv2	3	1	1	224×224×64
AvgPool1	2	2	0	112×112×64
Conv3	3	1	1	112×112×128
Conv4	3	1	1	112×112×128
AvgPool2	2	2	0	56×56×128
Conv5	3	1	1	56×56×256
Conv6	3	1	1	56×56×256
Conv7	3	1	1	56×56×256
Conv8	3	1	1	56×56×256
AvgPool3	2	2	0	28×28×256
Conv9	3	1	1	28×28×512
Conv10	3	1	1	28×28×512
Conv11	3	1	1	28×28×512
Conv12	3	1	1	28×28×512
AvgPool4	2	2	0	14×14×512
Conv13	3	1	1	14×14×512
Conv14	3	1	1	14×14×512
Conv15	3	1	1	14×14×512
Conv16	3	1	1	14×14×512
MaxPool	2	2	0	7×7×512
Conv17	3	1	1	7×7×512
Conv18	1	1	0	7×7×4096
Conv19	1	1	0	7×7×256
Dconv1	4	2	1	14×14×512
Dconv2	4	2	1	28×28×256
Dconv3	16	8	4	224×224×256

由于图像平面由离散点组成, 且横担两个平面的边缘也并非严格意义上的直线, 因此在上述直线提取过程中, 在横担的每条边缘处提取出多条直线, 须要再通过聚类处理得到与横担边缘最接近的直线. 因为霍夫空间每个点的  $\rho$  和  $\theta$  与直线的截距和斜率一一对应, 所以直线的聚类问题可以转化为霍夫空间的点聚类问题. 若霍夫空间中两个点  $p_i, p_j$  的距离

$$D(p_i, p_j) < d_h, \quad (4)$$

式中  $d_h$  为固定阈值, 则将  $p_i, p_j$  作为一类. 对霍夫空间中所有点聚类完成后, 对每个类进行点坐标的平均处理, 记霍夫空间中的一点为  $(\theta_i, \rho_i)$ ,  $(\bar{\theta}_j, \bar{\rho}_j)$  为聚类平均后的直线参数, 则有

$$\begin{aligned} \bar{\theta}_j &= \frac{1}{n} \sum_{(\theta_i, \rho_i) \in C_j} \theta_i; \\ \bar{\rho}_j &= \frac{1}{n} \sum_{(\theta_i, \rho_i) \in C_j} \rho_i, \end{aligned} \quad (5)$$

式中:  $C_j$  为点  $(\theta_i, \rho_i)$  的类别;  $n$  为  $C_j$  类中的点数.

实际配电线路维护过程中, 横担平面与作业平台平面夹角有限, 而双目相机安装于作业平台的相机支架上. 对参数为  $(\bar{\theta}_j, \bar{\rho}_j)$  的直线进行数值约束, 可最终得到三条直线.

### 3 基于双目视觉的横担姿态测量

#### 3.1 基于双目测距原理的横担向量测量

本研究采用双目视觉系统对三条直线上的点进行测距, 从而求出所需的三个向量  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$  和  $\mathbf{x}_3$ .

在图像物理坐标系下, 空间中任意一点  $P$  的成像点在左右相机像素坐标系下的坐标分别为  $(u_1, v_1)$  和  $(u_2, v_2)$ ,  $f_x$  和  $f_y$  为左右相机焦距,  $B$  为左右相机的投影中心之间的连线距离, 左右摄像机物理坐标系下的原点在像素坐标系下的坐标为  $(u_0, v_0)$ , 则有<sup>[13]</sup>:

$$\begin{aligned} X_c &= B(u_1 - u_0) / (u_1 - u_2); \\ Y_c &= \frac{Bf_x(v_1 - v_0)}{f_y(u_1 - u_2)} = \frac{Bf_x(v_2 - v_0)}{f_y(u_1 - u_2)}; \\ Z_c &= Bf_x / (u_1 - u_2), \end{aligned} \quad (6)$$

式中  $(X_c, Y_c, Z_c)$  即为点  $P$  的三维坐标. 由式(6)可知, 对于已标定好的双目视觉系统, 只须获得目标在左右相机像素坐标系下的坐标, 即可求得该目标的三维坐标.

为方便获得直线上点的空间坐标, 在左目相机中等距提取直线  $L_1, L_2, L_3$  上的点, 而对于右目相机, 则匹配左目相机中选择的点. 获取左右目配对的点之后, 可由式(6)计算每个点的三维坐标. 记  $(X_{1i}, Y_{1i}, Z_{1i}), (X_{2i}, Y_{2i}, Z_{2i}), (X_{3i}, Y_{3i}, Z_{3i})$  分别为  $L_1, L_2, L_3$  上点的坐标, 其中  $i=1, 2, \dots, n$ , 则平面  $A$  和  $B$  上的向量分别为:

$$\alpha_i = [X_{1i} - X_{2j}, Y_{1i} - Y_{2j}, Z_{1i} - Z_{2j}]^T \quad (i=1, 2, \dots, n; j=n+1-i); \quad (7)$$

$$\beta_i = [X_{2i} - X_{3j}, Y_{2i} - Y_{3j}, Z_{2i} - Z_{3j}]^T \quad (i=1, 2, \dots, n; j=n+1-i), \quad (8)$$

式中  $n$  为直线上的点数.

记  $\mathbf{A} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T$ ,  $\mathbf{B} = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n]^T$ , 由式(1)得:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} \cdot \mathbf{x}_1 &= \mathbf{0}; \\ \mathbf{B} \cdot \mathbf{x}_3 &= \mathbf{0}. \end{aligned} \quad (9)$$

可用最小二乘法求解矩阵方程(9).

#### 3.2 横担姿态测量流程

横担姿态测量具体流程如下.



**步骤 1** 获取横担的双目图像;

**步骤 2** 采用基于 FCN 的图像分割方法将横担区域从双目图像中分割出来, 并采用形态学处理去除孔洞和白斑, 将处理后的二值图作为掩膜对原图进行 Canny 边缘检测;

**步骤 3** 对步骤 2 中的边缘图像采用霍夫直线检测提取直线, 然后以边缘图像中的每个点进行投票, 滤除投票数少于阈值  $\nu$  的直线, 剩余直线在霍夫空间中进行聚类运算, 将斜率和截距相近的直线合并, 并依据斜率的约束获得所需的三条直线  $L_1$ ,  $L_2$ ,  $L_3$ ;

**步骤 4** 等距选取左目图像中直线上的点, 用右目图像中的直线对这些点进行匹配, 并利用双目测距原理测得这些点的三维坐标;

**步骤 5** 根据式(9), 采用最小二乘法拟合出向量  $x_1$  和  $x_3$ .

## 4 实验

为验证本文方法的有效性和实用性, 采用机器人作业平台上双目 CCD 相机对更换避雷器的室内模拟场景进行图像采集, 计算得到横担姿态向量后, 参照横担姿态向量将机械臂末端移至抓取避雷器的位置, 测量抓取过程中机械臂末端姿态与横担实际姿态偏差. 实验开展前, 须要做好双目视觉系统与机械臂之间坐标转换的标定工作. 以如图 3 所示的一组实验采集图像为例进行横担姿态测量.

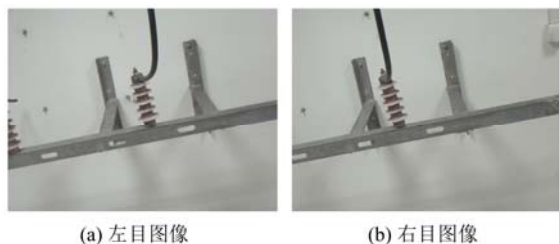


图 3 室内模拟拆装避雷器场景双目图像

实验过程中, 为验证基于 FCN 图像分割的边缘检测方法去除大量环境干扰因素的效果, 分别对原图像直接进行边缘检测以及以 FCN 分割图像作为掩膜进行边缘检测, 检测结果如图 4 所示. 相比于

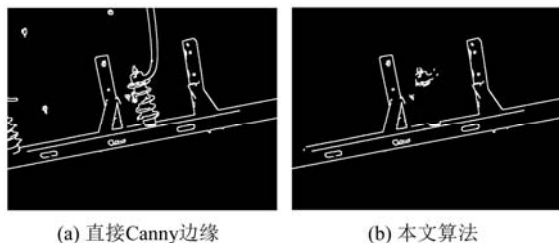


图 4 边缘检测效果图

直接 Canny 边缘检测, 本文方法能够去除大部分环境中避雷器、导线等干扰物体的边缘信息, 有效降低提取横担主体区域直线的困难程度.

分别对边缘图像进行霍夫直线检测以及采用基于投票法和霍夫空间约束的直线检测, 检测结果如图 5 所示, 直接采用霍夫直线检测, 同一边缘会提取出多条直线, 并且会提取非横担主体区域直线, 而本文方法能准确地提取三条所需直线.

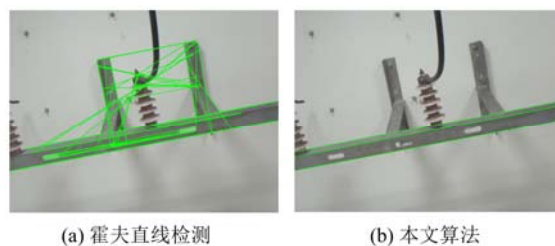


图 5 直线检测效果图

本文方法的实现过程如图 6 所示, 图 6(a)为左目图像基于 FCN 的横担区域分割图, 以分割图作为掩膜进行边缘提取, 对边缘图像用本文直线检测算法获得直线, 图 6(b)为对直线进行关键点提取, 图 6(c)为双目关键点匹配.

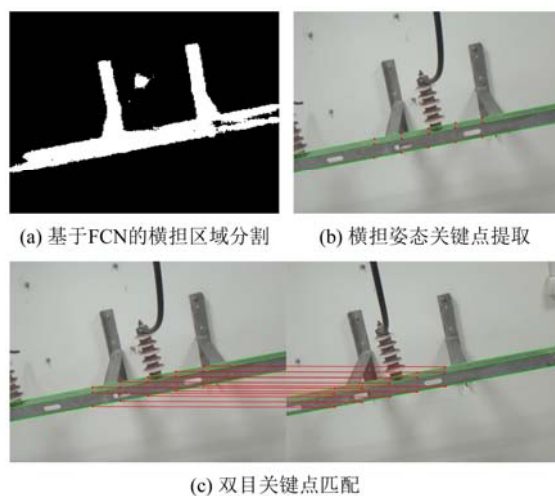


图 6 横担姿态检测

分别对实验室采集的 10 组图像进行处理并求得横担姿态向量, 转化为与相机坐标系的三个轴的夹角, 通过手眼标定结果转化为与机械臂基坐标系的夹角, 对机械臂进行末端姿态补偿, 以实际机械臂抓取姿态与横担各平面夹角作为误差, 测得误差约为  $\pm 5^\circ$ , 满足实际应用需求.

## 5 结语

本研究针对配电线路维护机器人更换避雷器任务中横担姿态测量问题, 通过分析横担三维几何特征, 建立了横担姿态模型. 针对直线提取易受环境

干扰的问题, 提出采用基于 FCN 区域分割的边缘检测算法对图像进行边缘检测, 并采用基于投票法和霍夫空间约束的直线拟合法提取横担轮廓直线; 采用带有极线约束的双目匹配方法和双目测距原理测得直线上的多点坐标, 计算出所需姿态向量. 实验结果验证了本文方法的有效性和实用性.

### 参 考 文 献

- [1] Song Y, Wang H, Zhang J. A vision-based broken strand detection method for a power-line maintenance robot[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(5): 2154-2161.
- [2] 纪良, 吴巍, 许春山, 等. 基于改进椭圆拟合与非线性支持向量机的配电设备螺栓带电检测[J]. 南京理工大学学报: 自然科学版, 2017, 41(6): 708-713.
- [3] Zhang X, Zhang B, Lin Y. Study on attitude of dynamic object based on binocular vision system[C]// Proc of 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling. IEEE Computer Society, 2010: 4674-4677.
- [4] Chen J, Zhao L. A stereo vision-based attitude measurement system for aircraft model in wind tunnel[C]// Proc of 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling. Taiyuan: IEEE Computer Society, 2010: 9456-9460.
- [5] Jin F, Liu J, Gao P. A measurement method of attitude angles based on artificial labeling feature points[C]// Proc of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation. Shenyang: IEEE, 2015: 5164-5168.
- [6] Zhao Y, Zhang G, Hu B, et al. Aircraft relative attitude measurement based on binocular vision[C]// Proc of Optical Sensing and Imaging Technology and Applications. Beijing: SPIE, 2017: 2361-2368.
- [7] Peng J, Xu W, Yuan H. An efficient pose measurement method of a space non-cooperative target based on stereo vision[J]. IEEE Access, 2017, 5: 22344-22362.
- [8] Shelhamer E, Long J, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 39(4): 640-651.
- [9] 郭树旭, 马树志, 李晶, 等. 基于全卷积神经网络的肝脏 CT 影像分割研究[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(18): 126-131.
- [10] 刘松涛, 殷福亮. 基于图割的图像分割方法及其新进展[J]. 自动化学报, 2012, 38(6): 911-922.
- [11] Ding L, Goshtasby A. On the Canny edge detector[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(3): 721-725.
- [12] Ballard D H. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes[J]. Pattern Recognition, 1981, 13(2): 111-122.
- [13] 祝琨, 杨唐文, 阮秋琦, 等. 基于双目视觉的运动物体实时跟踪与测距[J]. 机器人, 2009, 31(4): 327-334.