

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2005981

无先验知识的仪表自动检测与判读算法^{*}

董海¹, 徐晓鹏², 谢英红³, 韩晓微⁴, 高源⁵

(1. 沈阳大学应用技术学院 沈阳 110044; 2 沈阳大学机械工程学院 沈阳 110044; 3. 沈阳大学
信息工程学院 沈阳 110044; 4. 沈阳大学 科技创新研究院 沈阳 110044;
5. 东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110044)

摘要:针对其他算法对先验知识的需求造成的不便,提出无需先验知识的表盘区域检测与仪表判读算法。对于表盘区域检测算法,通过结合椭圆检测方法和非极大值抑制,检测备选仪表区域,通过设计预处理和梯度值与水平线角度的计算方法,在种子点选取时加入向心约束,检测向心线段并筛选仪表区域。针对仪表判读算法,通过设计分扇区选点算法拟合刻度线所在椭圆,识别刻度线,设置线段融合条件识别指针,利用最大极值稳定区域算法提取感兴趣区域(ROI),连接相邻ROI合成刻度值信息,随即关联刻度值与其近邻主刻度线的角度并进行拟合,完成仪表判读。实验表明,算法运行总时间为0.63 s,误差在一个刻度内的概率为80%,在两个刻度内的概率为96.7%,满足实际需求。

关键词: 指针式仪表; 检测与判读; 椭圆检测; 线段检测; 椭圆拟合; 最大极值稳定区域

中图分类号: TP216 TP391.4 TH865 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Auto-detection and auto-recognition method without prior knowledge for meter

Dong Hai¹, Xu Xiaopeng², Xie Yinghong³, Han Xiaowei⁴, Gao Yuan⁵

(1. School of Applied Technology, Shenyang University, Shenyang 110044, China; 2. School of Mechanical Engineering, Shenyang University, Shenyang 110044, China; 3. School of Information Engineering, Shenyang University, Shenyang 110044, China; 4. Institute of Scientific and Technological Innovation, Shenyang University, Shenyang 110044, China; 5. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract: The requirement of algorithms for prior knowledge is inconvenient. To solve this problem, an auto-detection and auto-recognition method is proposed, which needs no prior knowledge. To detect the dial area, a rough detection algorithm is designed based on an ellipse detection algorithm and non-maximum suppression to detect possible areas of the meter. Then, a line segment detector is enhanced by designing the preprocessing and the method of obtaining gradient values and level-line angles. And a centripetal angle constraint is added to the detector when seed points are selected to detect centripetal lines to filter the right area of the meter based on the number of centripetal lines. In the method of recognizing meters, an ellipse fitting method in which points are randomly selected from several sectors is proposed to fit inner ends of centripetal lines to identify scale lines. The segment fusion conditions are set to detect the pointer. The method based on maximally stable external regions is used to detect regions of interesting (ROIs). After identifying ROIs, neighborhood ROIs are connected to combine scale values, which are linked to their nearest main scale lines' angles. Finally, the reading of the meter is obtained according to the angle of the pointer and the relation between values and angles. Experiments show that the total running time of the algorithm is 0.63 s, and the probability of error in one scale and in two scales are 80% and 96.7%, which can meet the actual requirement.

Keywords: pointer-type meter; detection and recognition; ellipse detection; line segment detection; ellipse fitting; maximally stable external regions

0 引言

随着人工智能和自动化技术的不断发展,机器人已经广泛应用于工业领域。通常智能机器人需要在工厂内自主监视、读取指针式仪表的数据,并做出相应决策。因此,对圆形指针式仪表的检测和判读成为智能机器人决策的关键。

仪表智能读数算法一般分为表盘检测和仪表判读两个阶段。对表盘区域的检测有预先标定^[1-3],区域生长算法^[4]、神经网络^[5-6]、支持向量机^[7]和特征点匹配^[8-9]等方法。其中,区域生长算法需要设置种子,神经网络和支持向量机需要预先对训练集的训练,特征点匹配方法需要预先制作模板。霍夫变换是最常用于识别指针的方法,相比于其他直线检测算法,霍夫变换的速度较慢。为提高指针角度提取的精度并降低搜索时间,文献[1,4,8]在霍夫变换基础上增加了指针中心线通过表盘中心的约束条件;为减小运算量和所需内存空间,文献[3,9]采用了概率霍夫变换;为提高识别精度,文献[2]将霍夫变换与边缘聚类与拟合的方法相结合,但增大了计算量;在使用霍夫变换检测指针前,文献[5]采用带色彩恢复的多尺度视网膜增强算法(multi-scale retinex with color restoration, MSRCR)对图像进行了增强处理,文献[8]通过细化算法提取了图像的骨架,突出了指针特征,但仍保留了很多无关信息。除霍夫变换外,文献[6-7]先通过霍夫变换检测圆心,再将圆心角分为360等分并统计每等分的灰度累计值来判断指针方向,该过程耗时较长。上述文献在识别指针所指的角度后,均需读取预先输入的表盘量程和起始刻度的角度,再换算出读数。

目前,各算法在表盘区域定位和仪表判读等环节都依赖先验知识,导致其智能化水平下降。本文设计了无需先验知识的一种仪表自动检测与判读算法。该算法在表盘检测阶段,首先根据表盘的几何特征,设计基于椭圆检测和向心线段检测的表盘区域检测算法,该算法结合椭圆检测和非极大值抑制检测备选区域,并设计快速向心线段检测算法检测和统计备选区域中向心线段,以此确定表盘区域。快速向心线段检测算法以直线段检测器(line segment detector, LSD)为基础,改进预处理方法和梯度值与水平线角度计算的方法以减少噪声,并在种子点选取时加入指向图像中心的角度约束节约计算资源。

在仪表判读阶段,设计基于刻度线和刻度值检测的仪表判读算法,该算法通过分扇区选点拟合向心线段内端点所在椭圆,从向心线段中筛选出刻度线,在对图像做预处理后用快速向心线段检测算法检测指针前段,结合最大稳定极值区域(maximally stable extremal regions, MSER)和支持向量机(support vector machine, SVM)+方

向梯度直方图(histogram of oriented gradients, HOG)识别刻度值,通过关联刻度值和主刻度线,建立读数和角度的关系,并带入指针所指角度得到仪表读数。

本文所提出的算法,在不调整参数的条件下能够适用于不同环境的各种圆形指针式仪表的表盘区域检测和判读,其主要优点为:1)充分利用图像中表盘轮廓和刻度线等信息得到表盘信息,从而无需先验知识;2)在指针检测时,通过预处理去除无关信息,并使用改进的LSD算法,在算法的前期加入向心约束,大大提升了检测效率;3)通过拟合刻度值和所关联刻度线所在的角度,提升仪表判读的准确率。

1 仪表结构分析与算法框架搭建

1.1 仪表结构分析

工厂中大量存在如图1所示的圆形指针式仪表,表盘为正圆形且其中有刻度线、刻度值和指针3个关键特征。



图1 圆形指针式仪表

Fig.1 Circular pointer meters

通常仪表中刻度线的内端点都位于同一个圆上,由于透视畸变,在图像中,表盘的外轮廓和刻度线内端点所在的圆都为椭圆;指针指向读数的一段长于另一端;刻度值由数字和小数点组成,每个刻度值都有对应的主刻度线。实际生产中的仪表如图2所示,在相机视野中,除表盘外,还有阀门等圆或椭圆形物体,所以若基于椭圆检测识别表盘区域,还需要配合其他方法对识别到的椭圆进行筛选。

1.2 算法框架

根据所分析的仪表结构,本文提出一种仪表自动检测与判读算法,算法框架如图3所示。

在表盘检测阶段,算法先基于表盘的轮廓特点检测备选区域,再根据刻度线指向仪表中心这一特点,筛选出正确的表盘区域。在仪表判读阶段,算法通过刻度线检测、指针识别、刻度值检测与识别和读数求取等步骤取得读数。

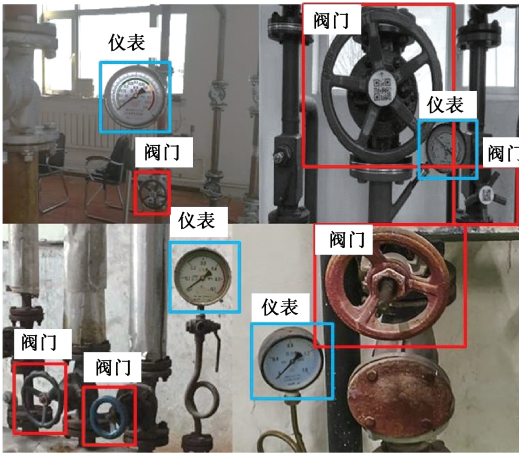


图2 工厂中相机视野内的仪表

Fig.2 Meters in the factory in camera field of view

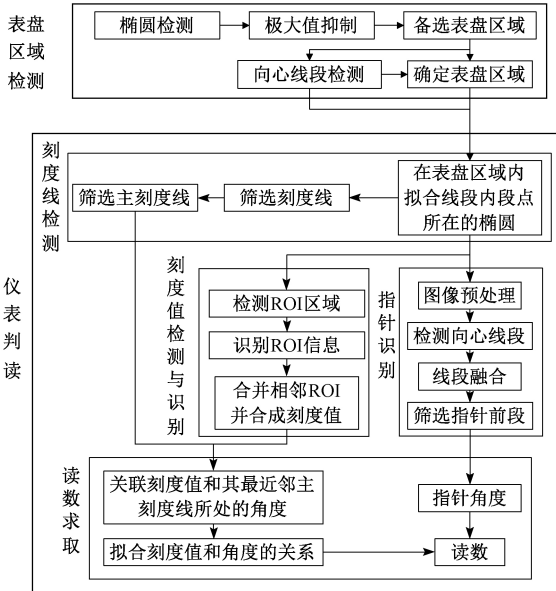


图3 自动识别和判读方法

Fig.3 Diagram of auto-detection and auto-interpretation

为方便讨论,本文在图像中所建立的参考系,统一以图像中心为坐标原点,竖直向下为 x 方向,水平向右为 y 方向;图3中直线的角度值域为 $(-\pi/2, \pi/2]$,以竖直向下方向角度为 0° ,逆时针增长;点 (x, y) 相对图像中心的角度 $\beta(x, y)$ 可由式(1)计算。

$$\beta(x, y) = \begin{cases} \arctan\left(\frac{y}{x}\right), & x \geq 0 \\ \pi + \arctan\left(\frac{y}{x}\right), & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

算法中的阈值统一设为 $th1, th2, \dots, th11$,图像边长设为 N 和 M 。

2 表盘区域检测算法设计

2.1 表盘区域粗检测算法设计

采用梯度分析方法,利用错误检测控制的精确椭圆检测^[10],检测图像中的椭圆如图4(b)所示。椭圆检测算法采用聚类的方法消除重复的椭圆,本文默认重叠或嵌套的椭圆中面积最大的为备选的表盘轮廓,跳过聚类步骤,改进非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)方法,筛选椭圆的外接矩形,具体步骤如下:

- 1) 获得所有检测到椭圆的外接矩形,这些外接矩形构成一个集合 $RECT$,并设备选表盘区域的集合 $AREA = \emptyset$;
- 2) 选取当前 $RECT$ 中面积最大的矩形 max_rect ,令 $AREA = AREA \cup max_rect, RECT = RECT - \{max_rect\}$;
- 3) 在当前 $RECT$ 中选取与 max_rect 重叠的矩形,构成集合 EX :

$$EX = \{rect \in RECT \mid IoU(rect, max_rect) > 0\} \quad (2)$$

- 4) 令 $RECT = RECT - EX$;

- 5) 重复步骤2)~4),直到 $RECT = \emptyset$,此时, $AREA$ 中的矩形即为备选的表盘区域。如图4(c)所示,检测到了a、b、c 3个备选区域。

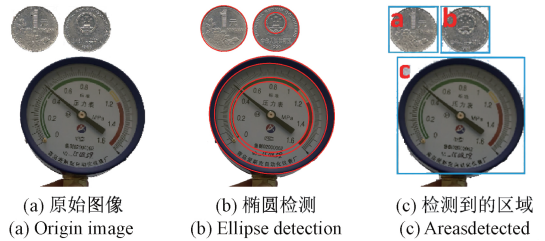


图4 备选表盘区域检测

Fig.4 Detection of possible areas of the dial of the meter

2.2 快速向心线段检测算法设计

本文通过改进图片预处理和梯度与水平线角度计算方式对LSD算法做出改进^[11],并加入向心约束,设计一种检测指向图像中心的线段(向心线段)的算法。

1) 梯度与水平线角度计算

用限制对比度自适应直方图均衡算法^[12]对原图像进行处理,来提升图像对比度,增强图像细节;其次,对图像做维纳滤波,去除图像噪声,与高斯滤波相比,其优势为无需人为设置参数和更好的滤波效果;然后,对图像进行降采样操作,将图像缩为原尺寸的80%,减弱甚至消除锯齿效应。

用图5所示的梯度方向模板^[13]分别对滤波后的图像进行卷积,得到每个像素 (x, y) 4个方向的一阶梯度分量 $g_x(x, y), g_y(x, y), g_{45}(x, y), g_{135}(x, y)$,进而通过式(3)求出梯度幅值 $G(x, y)$ 。

$$G(x,y) = \sqrt{g_x^2(x,y) + g_y^2(x,y) + g_{45}^2(x,y) + g_{135}^2(x,y)} \quad (3)$$

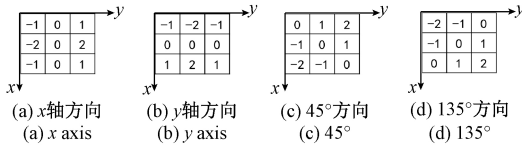


图5 梯度方向模板

Fig.5 Gradient direction templates

水平线是指与梯度方向垂直的线,水平线角度 $\theta_l(x, y)$ (与梯度角正交)可由式(4)~(6)计算得到。

$$\theta_l(x,y) = \arctan\left[\frac{g_x(x,y)}{-g_y(x,y)}\right] \quad (4)$$

$$\theta_2(x,y) = \arctan\left[\frac{g_{45}(x,y)}{-g_{135}(x,y)}\right] \quad (5)$$

$$\theta_l(x,y) =$$

$$\begin{cases} \left(\theta_1(x,y) + \theta_2(x,y) + \frac{3\pi}{4}\right) / 2, & \frac{3\pi}{4} < \theta_2 < \frac{\pi}{2} \\ \left(\theta_1(x,y) + \theta_2(x,y) + \frac{\pi}{2}\right) / 2, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

上述计算梯度幅值和水平线角度的方法,用 Sobel 算子的 3×3 一阶梯度模板替换原算法中 Canny 算子的 2×2 邻域内有限差分,并在 x 轴、 y 轴方向基础上增加 45°、135°方向的梯度模板,较原算法具有更好的抗噪性。

2) 种子点与梯度排序

加入向心约束,仅选取水平线角度与相对图像中心的角度相近的点为区域增长的备用点,节约计算资源。如式(7)所示。

$$S = \{(x_i, y_i) \in I \mid$$

$$\left| \theta_l(x_i, y_i) - \arctan\left(\frac{y_i - y_c}{x_i - x_c}\right) \right| < th1 \wedge G(x_i, y_i) >$$

$$th2\} \quad (7)$$

式中: I 为图像中所有点的集合; S 为备用点的集合; x_c 和 y_c 是图像中心坐标;设立条件 $G(x_i, y_i) > th2$ 的目的是去除小梯度值点的影响。

对 S 中的点按梯度值进行伪排序,即将梯度幅值从 $th2$ 到最大梯度分为1024个等级,将备用点按照梯度值的大小划分到这些等级中。

3) 区域生长

定义由种子点邻域搜索满足条件的备用点形成的区域称为 line-support region。图6所示为由种子点生长出 line-support region 的过程。定义 line-support region 的区域角度 θ_{region} 如下:

$$\theta_{region} = \arctan\left(\frac{\sum_{(x_i, y_i) \in \text{line-support region}} \sin\theta_l(x_i, y_i)}{\sum_{(x_i, y_i) \in \text{line-support region}} \cos\theta_l(x_i, y_i)}\right) \quad (8)$$



图6 Line-support region 生长过程

Fig.6 Generation of the line-support region

不断在已生成的 line-support region 的邻域中选择满足式(9)中角度条件的未被使用过的备用点加入 line-support region,直到无点可选,即可生成最终的 line-support region。

$$|\theta_l(x,y) - \theta_{region}| < th3 \quad (9)$$

设 line-support region 的外接矩形为 Rect,可根据文献[12]定义的误检率(number of false alarms, NFA)和类内点密度(density of aligned points, NAP)调整或筛选 Rect,Rect 的中线即为检测到的线段。

不断从 S 中按等级从高到低选择未被使用过的点作为种子点,进行区域生长,直到 S 中没有未使用过的点,最后可得到一组检测所得的线段,集合为 A_Line 。

4) 线段筛选

一般式(7)对角度的限制比较宽,在取得集合 A_Line 中后,可以通过式(10)更精确地限制角度,筛选出向心线段集合 C_Line 。

$$C_Line = \left\{ l(x_0, y_0, x_1, y_1) \in A_Line \mid \beta(x_0 - x_1, y_0 - y_1) - \beta\left(\frac{x_0 + x_1}{2} - x_c, \frac{y_0 + y_1}{2} - y_c\right) < th4 \right\} \quad (10)$$

式中: $l(x_0, y_0, x_1, y_1)$ 是端点坐标分别为 (x_0, y_0) 和 (x_1, y_1) 的线段,函数 β 由式(1)定义。

2.3 确定表盘区域

由于刻度线均指向表盘中心,可认为备选区域中含向心线段越多,就越可能为正确的表盘区域。检测和统计所有备选区域中的向心线段,选取含最多向心线段的区域为表盘区域。

检测图4(c)所示的3个备选区域内的向心线段,结果如图7所示,备选区域a、b、c内的向心线段数分别为1、4、162,可得区域c为表盘区域。

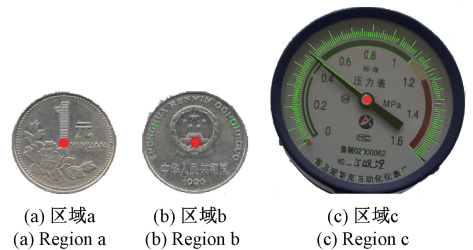


图7 指向区域中心的线段

Fig.7 Line segments pointed to the center of the area

3 表盘判读算法设计

3.1 刻度线识别算法设计

1) 刻度线结构分析

为讨论方便,将刻度线距离区域中心更近的一端设为刻度线的内端点。同时,在图像中大部分刻度线的内端点在同一个椭圆上,所以,采用椭圆拟合向心线段的内端点,从向心线段中根据与所拟合椭圆的数值距离筛选出刻度线。

检测到的向心线段的内端点如图8(a)所示。可见大部分点分布在一个椭圆上,但也存在一些奇异点,这是因为表盘上除刻度线外,还存在一些指向圆心的线段。

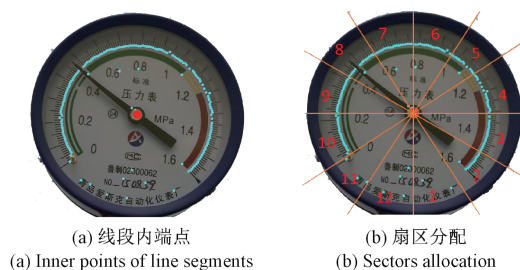


图8 线段内端点与扇区分配

Fig.8 Inner points of line segments and sectors allocation

2) 分扇区选点椭圆拟合算法设计

对于存在奇异点的情况,通常先尝试选取一部分点进行拟合,当所选取的数据点比较集中时,所拟合的椭圆会对被拟合点集中的那段弧线的误差十分敏感。图9所示分别展示了选择集中的点时所拟合的椭圆,可见,分散的选点可以得到更好的拟合效果。

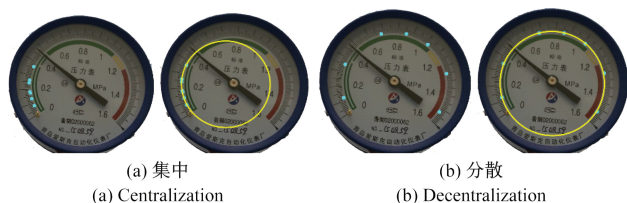


图9 不同选点的椭圆拟合

Fig.9 Ellipse fitting of different groups of selected points

为避免由于选点过于集中而无法取得更好的拟合结果,和对计算资源的浪费,针对仪表刻度线内端点的特点,本文设计了一种分扇区选点椭圆拟合算法,其具体过程如下:

算法:分扇区选点椭圆拟合算法

输入:表盘中所有指向圆心的线段的内端点的集合 P ;

输出:所拟合椭圆的参数: a, b, c, d, e ;

初始化:设初始最大局内点数 $max_num = 0$, 最佳拟合椭

圆的局内点集合 $best_PI = \emptyset$;

(1)以表盘区域的中心为中心,按角度将表盘区域分为12个扇区,如图8(b)所示;

(2)从扇区3~10(去掉无刻度线扇区)各随机选取1个点作为局内点(符合椭圆模型的点),用最小二乘法拟合出椭圆方程如下:

$$f(x, y) = x^2 + axy + by^2 + cx + dy + e = 0 \quad (11)$$

(3)按点到所拟合椭圆的数值距离分类剩余的点,设局内点集合为 PI , 有:

$$PI = \{ (x_i, y_i) \in P \mid f(x_i, y_i) \leq \sqrt{NM}th5 \} \quad (12)$$

(4)统计 PI 中点的数量 $num(PI)$, 若 $num(PI) > max_num$, 则令 $max_num = num(PI)$, $best_PI = PI$;

(5)重复步骤(2)~(4), 直至到达迭代次数 n ;

(6)对所有 $best_PI$ 中的点进行最小二乘法椭圆拟合, 得到椭圆方程的最终参数。

可以通过概率分析计算所需的迭代次数, 设第 i 个扇区中局内点占比为 q_i , 则可以求得从每个所选扇区随机选取1个点, 所选都为局内点的概率 w :

$$w = \prod_{i=1}^{10} q_i \quad (13)$$

通常可设各扇区局内点占比均为 q , 则:

$$w = q^8 \quad (14)$$

设 n 次迭代后, 用来拟合当前最佳模型的点均为局内点的概率 p , 则有:

$$p = 1 - (1 - w)^n \quad (15)$$

由式(15)可反求出使 p 大于等于 p^* 的最小 n 值:

$$n = \ln(1 - p^*) / \ln(1 - w) \quad (16)$$

用分扇区选点椭圆拟合算法拟合向心线段内端点的结果如图10所示。



图10 椭圆拟合结果

Fig.10 Result of ellipse fitting

3) 确定刻度线

设计式(17), 通过线段内端点和椭圆的代数距离从向心线段中筛选出刻度线, 所检测到的刻度线如图11(a)所示。

$$S = \{ l \in C_Line \mid |x_l^2 + ax_ly_l + by_l^2 + cx_l + dy_l + e| < \sqrt{NM}th6 \} \quad (17)$$

式中: S 为刻度线集合; C_Line 为指向椭圆中心的线段的集合; l 为集合中的线段; x_l 和 y_l 为线段 l 的内端点坐标。

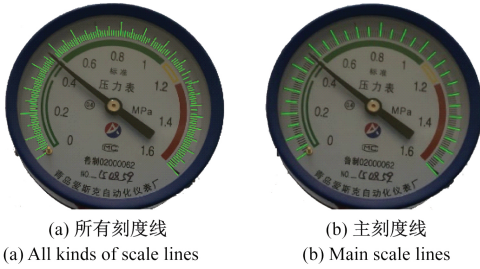


图 11 检测到的刻度线
Fig.11 Scale lines detected

设计式(18),按线段长度,从刻度线集合 S 中筛选

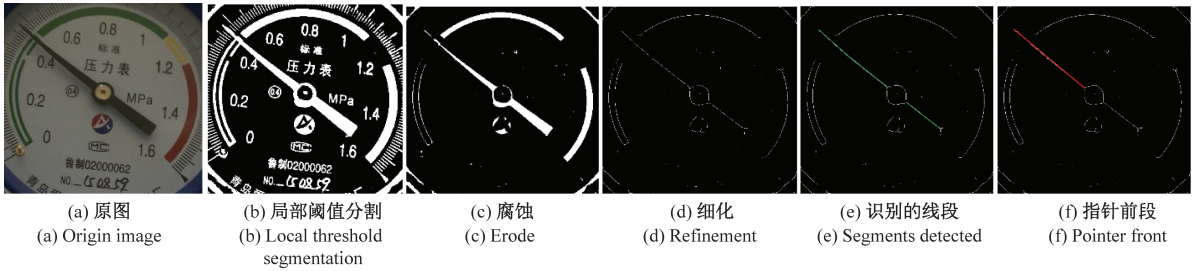


图 12 指针检测方法
Fig.12 Pointer detection method

在图像预处理后,用 2.2 节中的改进 LSD 检测图中的向心线段(无预处理步骤),如图 12(e)所示,并融合满足式(19)条件的线段,所得线段中最长的一个识别为指针的前段,如图 12(f)所示。

$$\begin{cases} |\theta_l - \theta_k| < th7 \\ \min(d(lp_1, kp_1), d(lp_2, kp_1)), \\ d(lp_1, kp_2), d(lp_2, kp_2)) < \sqrt{NM}th8 \end{cases} \quad (19)$$

式中: l, k 是检测到的线段; lp_1, lp_2 是直线 l 的两端点; kp_1, kp_2 是直线 k 的两端点; d 函数计算两点距离。

指针所指向的角度 γ_p 由指针前段的外端点确定。

3.3 刻度值检测和识别

在将图像放大为 $1\,000 \times 1\,000$ 后(去除图像大小对区域检测的影响,提升算法通用性和鲁棒性),用最大极值稳定区域^[16]在图像中割出矩形 ROI,任意 ROI 区域 roi_i 可由其 x 方向坐标的边界 lx_i 和 hx_i 与 y 方向坐标的边界 ly_i 和 hy_i 确定,同时 roi_i 中含有信息 $Info_i$,所有检测到的 ROI 区域构成一个集合 R 。

设计式(20),从 R 中筛除部分无效的 ROI 区域,得到集合 DR ,再用非极大值抑制对 DR 中的 ROI 进行筛选,得到不相互重叠的 ROI 的集合 NR ,如图 13 所示。

出主刻度线,如图 11(b)所示。

$$Main_S = \{k \in S \mid L(k) > \kappa \max_{l \in S} (L(l))\} \quad (18)$$

式中: S 为所识别刻度线的集合; $Main_S$ 为其中主刻度线的集合; k, l 为刻度线; $L(k), L(l)$ 为刻度线的长度; κ 为比例系数。

除刻度线外,刻度线内端点所在椭圆之外的区域无有效信息,所以后面只对该椭圆外接矩形的内部进行处理和识别。

3.2 指针检测方法

对图片进行维纳滤波、灰度波动局部阈值分割^[14]、腐蚀(腐蚀掉刻度线)等预处理,去除表盘中的无关信息,通过细化^[15]提取图像骨架,提高识别精度,如图 12(b)~(d)所示。

$$\begin{aligned} DR = \{ \forall roi_i \in R \mid & \sqrt{\left(\frac{hx_i + lx_i}{2} - x_c\right)^2 + \left(\frac{hy_i + ly_i}{2} - y_c\right)^2} < 500 \wedge \\ & hx_i - lx_i > 0.9 \times (hy_i - ly_i) \} \end{aligned} \quad (20)$$

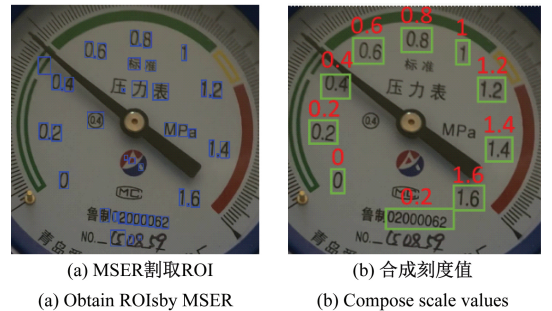


图 13 刻度值识别

Fig.13 Identification of scale values

本文采用一种经典的方法,即 SVM+HOG^[17]法来识别被圈出的数字和小数点,训练样本共设置 12 个标签,分别为数字 0~9、小数点和“其他”。

设计式(21)在去除识别为“其他”的 ROI 后,连接相邻的 ROI,并用式(22)计算连通区域的中心。

$$C = \{ \Omega^k = \{ roi_1^k, roi_2^k, \dots, roi_n^k \} \mid \forall roi_i^k \in R \wedge$$

$$Info_i^k \neq \text{'其他'} \wedge \sqrt{(hx_i^k - hx_{i+1}^k)^2 + (hy_i^k - ly_{i+1}^k)^2} < th9 \}$$

$$(21)$$

式中: Ω^k 为连通区域,由连接在一起的 ROI 区域构成的有序集合表示; C 为所有连通区域构成的集合。

$$\begin{cases} x^k = (lx_1^k + hx_n^k)/2 \\ y^k = (ly_1^k + hy_n^k)/2 \end{cases}$$

$$(22)$$

$$\forall \Omega^k = \{roi_1^k, roi_2^k, \dots, roi_n^k\} \in C$$

式中: x^k, y^k 为连通区域 Ω^k 中心。

用随机抽样一致算法 (random sample consensus, RANSAC)^[18] 椭圆拟合各连通区域的中心。再根据与所拟合椭圆 $f(x, y) = 0$ 的数值距离,通过式 (23) 筛选不在椭圆上的连通区域。

$$NC = \{\Omega^k \in C \mid f(x^k, y^k) < th10\}$$

$$(23)$$

式中: NC 为筛选后的连通区域集合。

最后,合成各连通区域 Ω^k 内 ROI 中识别到的数字和小数点为实际的刻度值 V^k ,当合并的刻度值首位数字为 0 时,则默认其后一位为小数点;若小数点前无数字,则默认其前一位为 0,如图 13(b) 所示。

3.4 判读仪表

设计式 (24) 关联刻度值与其所在的连通区域的最近邻主刻度线的角度。

$$\gamma^k = \operatorname{argmin}_{\theta \in \Theta} (|\beta(x^k, y^k) - \theta|), \forall \Omega^k \in NC$$

$$(24)$$

式中: γ^k 为刻度值 V^k 关联的角度; θ 为主刻度线角度; Θ 为主刻度线角度集合;函数 β 由式 (1) 定义。

表盘有一段没有刻度线和刻度值,所以去除关联角度与所在连通区域中心角度相差大于 $th11$ 的刻度值和其关联角度。

为方便拟合刻度值与其关联角度,由式 (25) 将角度范围从 $(-\pi, \pi]$ 的转换至 $[0, 2\pi)$ 。

$$\varphi^* = \begin{cases} \varphi, & \varphi \geq 0 \\ \varphi + 2\pi, & \varphi < 0 \end{cases}$$

$$(25)$$

式中: φ 和 φ^* 分别为转换前和转换后的角度。

用 RANSAC 直线拟合刻度值 $V^1, V^2, \dots, V^m$ 与其转换后的关联角度的 $\gamma^{1*}, \gamma^{2*}, \dots, \gamma^{m*}$,得到读数和角度的关系,代入转换后的指针所指角度,即可得到仪表此时的读数,如图 14 所示。

4 算法测试

为显示本文所提算法的通用性和鲁棒性,测试中对

不同情况的检测和判读都采用固定的参数,如表 1 所示。

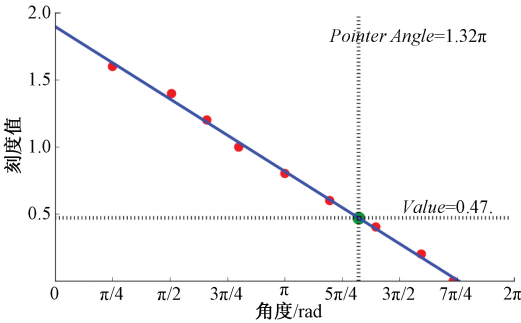


图 14 拟合刻度值与其对应角度

Fig.14 Fitting scale values and their corresponding angles

表 1 算法参数设置

Table 1 Provided combinations of region selection

参数	th1	th2	th3	th4	th5	th6	th7
设定值	$\pi/8$	3	$\pi/8$	$\pi/32$	0.001 5	0.002	$\pi/32$
参数	th8	th9	th10	th11	n	κ	
设定值	0.016	20	15	$\pi/16$	8	1.2	

表 1 中, $th1$ 用于筛选备选点,所选的点越多越消耗计算资源,所以选择在不影响结果的情况下尽可能小的取值; $th2$ 和 $th3$ 选取传统 LSD 的经验值; $th4$ 为筛选向心线段的阈值,在能保留绝大部分刻度线的情况下,选择尽可能小的取值; $th5$ 和 $th6$ 为通过在仪表上人工选取刻度线内端点进行试验,确定其选值; $th7$ 和 $th8$ 用于线段融合, $th9$ 和 $th10$ 分别用于连通区域的融合和筛选, $th11$ 用于关联刻度值和其所在连通区域,皆通过试验确定选值; n 为拟合椭圆时的迭代次数(可由式 (14) 和 (16) 计算,其中 $q=0.92, p^*=0.997$); κ 为筛选主刻度线的比例系数,根据主刻度线长度相对于辅刻度线的倍数设置。

4.1 向心线段检测算法测试

向心线段检测对表盘区域的确定和刻度线的识别都起关键作用,分别用霍夫直线检测、EDlines 算法^[19]、LSD 算法和本文所提出的快速向心线段检测算法检测图像内的向心线段(其他算法最后加指向圆心的约束),如图 15 所示,表 2 所示为这些算法的平均运行时间。

由图 15 可见,本文算法检测结果准确,漏识和误识



(a) 原图像
(a) Original image

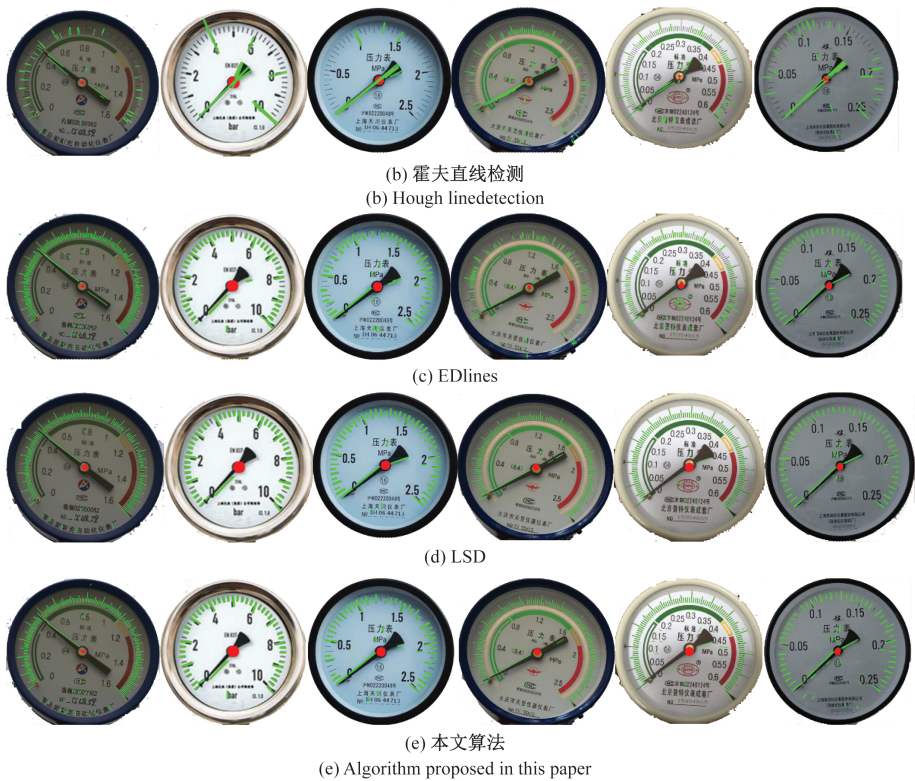


图 15 向心线段检测算法对比

Fig.15 Comparison of algorithms to detect centripetal lines

表 2 直线检测算法检测向心线段平均运行时间

Table 2 Average execution time of Line detection algorithm on centripetal lines

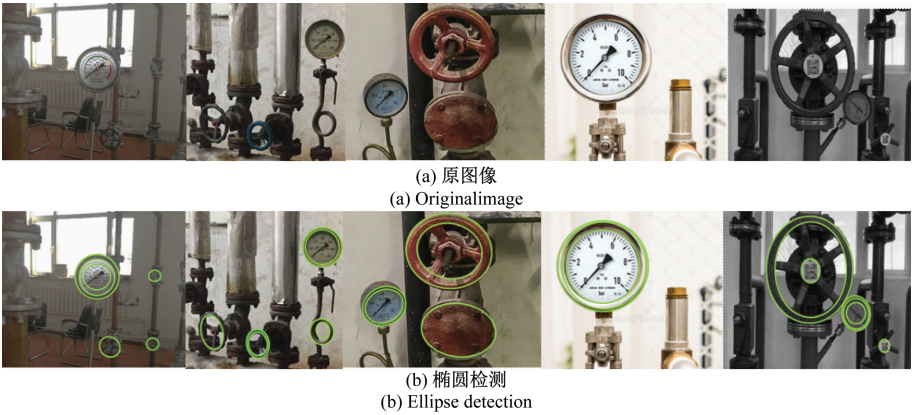
检测算法	霍夫 直线检测	EDlines	LSD	快速向 心线段检测
运行时间	175.3	21.4	89.8	15.2

都少于其他算法,这是由于对预处理方法和梯度值与水平线角度计算方法的改进减小了噪声的影响。由表 2 可知,本文算法运行时间远少于原始 LSD 算法,甚至少于

一般常用算法中运行时间最短的 EDlines 算法,这是因为本文算法在区域生长步骤前用向心约束筛选备选点,极大地节约了计算资源。

4.2 表盘区域检测算法测试

检测工厂环境中的椭圆,如图 16(b)所示,并分别用神经网络^[6]、ORB(oriented fast and rotated brief)特征匹配^[8]、KAZE 特征匹配^[9]和本文所提出的基于表盘几何特征的算法对工厂环境的表盘区域进行检测(特征点匹配的模板中的特征点个数统一设为 200),如图 16(c)所示,这些算法的平均运行时间如表 3 所示。



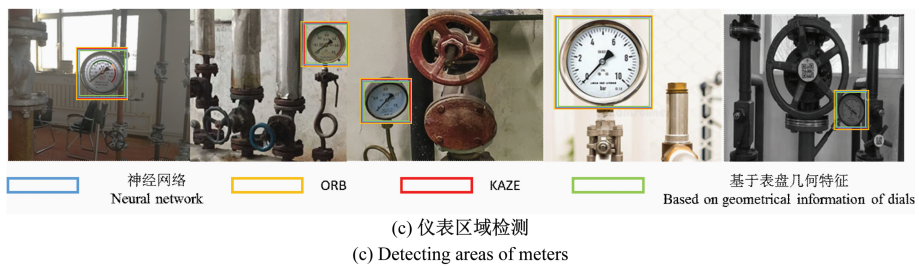


图 16 表盘区域检测算法对比

Fig.16 Comparison of detection algorithms of dial areas

表 3 表盘区域检测算法平均运行时间				
Table 3 Average execution time of ellipse detection algorithm				
detection algorithm				ms
检测算法	神经网络	ORB	KAZE	基于表盘几何特征
运行时间	179.4	65.6	630.7	44.1

由图 16(b) 可见,检测的椭圆可精准地贴合实际中的椭圆。由图 16(c) 可见,4 种方法都能准确地检测到表盘区域,本文算法所检测区域更贴合表盘,其原因在于本文直接检测的是表盘轮廓的椭圆,另 3 种方法为了在检测时不漏掉部分表盘区域,在训练或模板制备时会留一部分空白。由表 3 可见,本文算法在不需要前期准备工作(神经网络训练、特征点模板制备)的情况下,检测速

度还要快于其他算法。

4.3 椭圆拟合算法测试

分别使用最小二乘法、RANSAC+最小二乘法、整体最小二乘法和本文所提出的分扇区椭圆拟合算法对图像中的向心线段的内端点进行拟合,如图 17 所示。为展示算法的稳定性,本文选择的是每个算法 20 次测试中效果最差的拟合结果。

由图 17 可见,分扇区椭圆拟合算法可在对向心线段的内端点拟合上取得最好的结果,这是因为最小二乘法或整体最小二乘法都没有消除奇异点的影响,而 RANSAC+最小二乘法的识别方法中存在所有成功尝试(所选均为局内点)的选点均分布集中而令拟合效果不佳的可能,所以 20 次测试中可能出现较差的拟合结果。

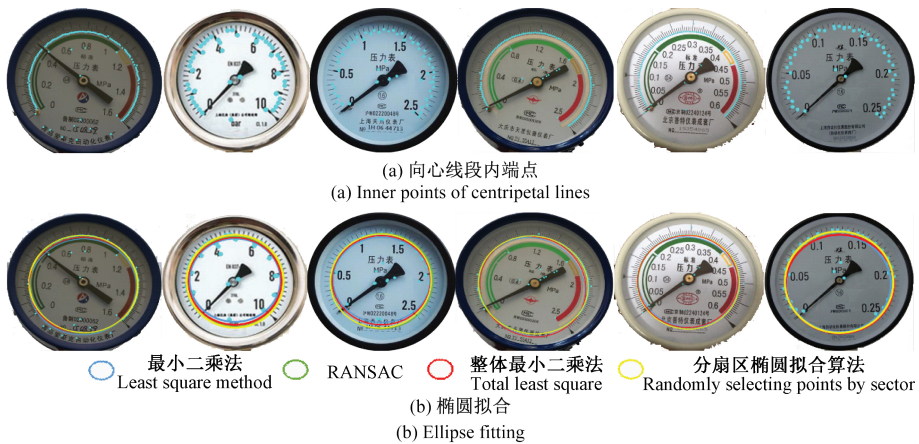


图 17 内端点椭圆拟合算法对比

Fig.17 Comparison of ellipse fitting algorithms of inner ends

4.4 指针检测方法测试

分别用增加指针中心线通过表盘中心的约束的霍夫变换^[8]、概率霍夫变换^[9]、将边缘聚类与拟合和霍夫变换相结合的方法^[2]、等分圆心角并统计灰度累计值的方法^[7]和本文中图像预处理后使用快速向心线段检测的方法识别指针,分别于表 4 和 5 统计算法识别各表盘时的

误差率均方根和平均运行时间(每个表盘测指针指向多个方向时的角度并计算误差,最后求得平均误差)。

由表 4 可见,本文指针检测算法的精度与最佳算法相差不大,这是因为通过对图像的细化,提取了图像的骨架,大大提高了识别精度;由表 5 可见,其速度快于所有进行对比的算法,这一方面是因为识别过程中加入的向

表 4 指针检测角度平均误差

Table 4 Average angle errors of pointer detection algorithms (°)					
表盘序号	增加约束的霍夫变换	概率霍夫变换	边缘聚类与霍夫变换结合	灰度累计值统计	预处理后快速向心线段检测
1	0.8°	1.4°	0.4°	1.1°	0.6°
2	1.5°	2.2°	0.8°	1.2°	1.1°
3	1.3°	1.7°	0.7°	1.4°	0.9°
4	0.9°	1.5°	0.5°	1.3°	0.6°
5	0.8°	1.3°	0.4°	0.8°	0.5°
6	1.4°	1.8°	0.7°	1.2°	0.9°

表 5 指针检测算法平均运行时间

Table 5 Average execution time of pointer detection algorithms ms					
表盘序号	增加约束的霍夫变换	概率霍夫变换	边缘聚类与霍夫变换结合	灰度累计值统计	预处理后快速向心线段检测
1	101.2	138.2	214.5	208.1	61.7
2	61.7	80.4	123.6	110.9	30.5
3	82.5	115.3	141.7	125.2	40.1
4	93.8	131.1	175.4	163.1	48.6
5	96.7	147.5	236.1	225.6	63.3
6	68.4	97.5	131.8	112.8	41.8

心约束,另一方面是因为在对图像的阈值分割和腐蚀中已滤除掉大量如刻度线等干扰信息。

4.5 判读算法测试

检测图 15(a) 原图像中的表盘在其刻度线内端点所

在椭圆外接矩形内的区域中的 ROI,如图 18 所示,并识别和连接 ROI,合并 ROI 中信息为刻度值,如图 19 所示。

由图 18 和 19 可以看到,在不改变设定参数的情况下,算法在各种情况下都能准确识别刻度值。



图 18 检测 ROI

Fig.18 Detect ROI



图 19 刻度值检测与识别

Fig.19 Detection and recognition of scale values

其他算法^[1-9]中仪表判读部分主要是识别指针指向角度,都需要预先输入量程和起止刻度线的角度信息,而本文所提出的无先验知识的仪表自动检测与判读算法除了识别指针,还通过检测和识别刻度线与刻度值,建立读数与指针指向角度的关系,所以对比其他算法和本文算法的识别精度和运行时间是不公平的,其指针识别精度和运行时间如表 4 和 5 所示,若大部分识别结果误差在一个或两个刻度间隔内,则可认为本文的算法是可靠的。表 6 所示统计了本文算

法识别各仪表时识别结果误差在一个刻度间隔内的比率,表 7 所示分析了本文整体算法各环节的平均运行时间。

由表 6 可见,检测结果误差在一个刻度间隔内的成功率为 80%,在两个刻度间隔内的成功率为 96.7%,其中仪表 1、4、5 识别成功率较低的原因主要是刻度线分布密集。由表 7 可见,本文算法的运行时间主要用于刻度值的识别,其在 1 s 内即可完成仪表的检测与判读,能够满足实际中的需求。

表 6 无先验知识的仪表自动检测与判读算法识别成功率

项目	仪表 1	仪表 2	仪表 3	仪表 4	仪表 5	仪表 6	平均数
检测次数	10	10	10	10	10	10	10
误差在一个刻度间隔内次数	5	10	10	6	7	10	8
一个刻度间隔内成功率%	50	100	100	60	70	100	80
误差在两个刻度间隔内次数	9	10	10	9	10	10	9. 67
两个刻度间隔内成功率%	90	100	100	90	100	100	96. 7

表 7 无先验知识的仪表自动检测与判读算法运行时间分析

Table 7 Analyze of average execution time of the meters' auto-detection and auto-recognition method without prior knowledge						ms
项目	表盘区域检测	刻度线检测	指针识别	ROI 检测	刻度值识别	总时长
运行时间	44. 1	82. 3	76. 0	254. 5	173. 4	630. 3

5 结 论

本文建立了一套无需先验知识的通用圆形指针式表盘区域检测和仪表判读系统。在表盘区域检测部分,结合椭圆检测方法和非极大值抑制检测备选仪表区域,并用快速向心线段检测算法检测和统计备选区域内的向心线段,根据刻度线指向表盘中心这一特点筛选仪表区域。快速向心线段检测算法通过改进 LSD 算法的预处理和梯度与水平线角度计算方式降低了噪声的影响,并通过在选取备用点时加入向心约束,大大提升了检测速度。在仪表判读部分,用分扇区选点椭圆拟合算法拟合向心线段内端点所在椭圆,进而筛选出刻度线,该拟合算法保证了尝试选点的分散性;同时对图像预处理后,检测指针,预处理突出指针特征的同时,消除了大部分无关信息;基于 MSER 和 SVM+HOG 识别刻度值,并通过关联刻度值和主刻度线,建立读数和角度的关系,代入指针指向角度判读仪表,从而无需预先输入仪表量程和起始刻度的信息。实验表明,本文所提出的基于表盘几何特征的表盘区域检测算法快于神经网络、特征点匹配等方法,所提出的分扇区随机选点椭圆拟合算法优于其他常见拟合算法,在图像预处理后使用快速向心线段检测指针的方法精度高、耗时短,基于 MSER 和 HOG+SVM 的刻度值识别方法鲁棒性强,整体算法在无需先验知识的情况下,耗时和精度满足需求。

参考文献

[1] 许丽,石伟,方甜. 巡检机器人中的指针式仪表读数识别系统 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38 (7):

1782-1790.
XU L, SHI W, FANG T. Pointer meter reading recognition system used in patrol robot [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38 (7): 1782-1790.
[2] 童伟圆,葛一粟,杨程光,等. 基于机器视觉的指针式仪表示数识别方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26(3): 162-166.
TONG W Y, GE Y S, YANG CH G, et al. Research on recognition method of pointer type meter based on machine vision[J]. Computer Measurement and Control, 2018, 26(3): 162-166.
[3] 孙婷,马磊. 巡检机器人中指针式仪表示数的自动识别方法 [J]. 计算机应用, 2019, 39(1): 287-291.
SUN T, MA L. Automatic recognition method of pointer meter for inspection robots [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(1): 287-291.
[4] CHI J N, LIU L, LIU J W, et al. Machine vision based automatic detection method of indicating values of a pointer gauge [J]. Mathematical Problems in Engineering, Method of Indicating, 2015(3): 1-19.
[5] 邢浩强,杜志岐,苏波.变电站指针式仪表检测与识别方法 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38 (11): 2813-2821.
XING H Q, DU ZH Q, SU B. Detection and recognition method for pointer-type meter in transformer substation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(11): 2813-2821.
[6] 周杨浩,刘一帆,李琛. 一种自动读取指针式仪表读数的方法 [J]. 山东大学学报 (工学版), 2019, 49(4): 1-7.
ZHOU Y H, LIU Y F, LI L. An automatic reading method for pointer meter [J]. Journal of Shandong

- University (Engineering Science), 2019, 49(4): 1-7.
- [7] 李巍, 王鸥, 刚毅凝, 等. 一种自动读取指针式仪表读数的方法[J]. 南京大学学报(自然科学版), 2019, 55(1): 117-124.
- LI W, WANG OU, GANG Y N, et al. An automatic reading method for pointer meter[J]. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2019, 55(1): 117-124.
- [8] 高建龙, 郭亮, 吕耀宇, 等. 改进 ORB 和 Hough 变换的指针式仪表识读方法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(23): 252-258.
- GAO J L, GUO L, LYU Y Y, et al. Pointer meter reading method based on improved ORB and Hough algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(23): 252-258.
- [9] 胡彬, 江宁, 潘雨. 基于 KAZE 特征匹配的指针式仪表自动读数方法[J]. 仪表技术与传感器, 2018(5): 31-34.
- HU B, JIANG N, PAN Y. Auto-reading method for pointer meter based on KAZE feature matching[J]. Instrument Technique and Sensor, 2018(5): 31-34.
- [10] DONG H X, PRASAD D K, CHEN I M. Accurate detection of ellipses with false detection control at video rates using a gradient analysis[J]. Pattern Recognition, 2018, 81: 112-130.
- [11] VON GIOI R G, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: A fast line segment detector with a false detection control[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 32(4): 722-732.
- [12] 杨卫中, 徐银丽, 乔曦, 等. 基于对比度受限直方图均衡化的水下海参图像增强方法[J]. 农业工程学报, 2016, 32(6): 197-203.
- YANG W ZH, XU Y L, QIAO X, et al. Method for image intensification of underwater sea cucumber based on contrast-limited adaptive histogram equalization[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(6): 197-203.
- [13] 吴翔, 于微波, 马艳辉, 等. 一种新的改进 Canny 图像边缘检测算法[J]. 影像科学与光化学, 2016, 34(1): 116-121.
- WU X, YU W B, MA Y H, et al. An improved Canny algorithm for edge detection[J]. Imaging Science and Photochemistry, 2016, 34(1): 116-121.
- [14] 朱磊, 白瑞林, 吉峰. 光照不均匀图像的灰度波动局部阈值分割[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(12): 144-149.
- ZHU L, BAI R L, JI F. Local threshold segmentation based on grayscale wave for uneven illumination image[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(12): 144-149.
- [15] 陈树, 杨天. 一种基于改进 ZS 细化算法的指针仪表检测[J]. 计算机工程, 2017, 43(12): 216-221.
- CHEN SH, YANG T. A pointer meter detection based on improved ZS refinement algorithm[J]. Computer Engineering, 2017, 43(12): 216-221.
- [16] 曹再辉, 施进发, 孙建华, 等. 基于感兴趣区域提取与双过滤器的交通标志检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(5): 107-115.
- CAO Z H, SHI J F, SUN J H, et al. Traffic sign detection algorithm based on region of interest extraction and double filter[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(5): 107-115.
- [17] 王斌, 常发亮, 刘春生. 基于 MSER 和 SVM 的快速交通标志检测[J]. 光电子·激光, 2016, 27(6): 625-632.
- WANG B, CHANG F L, LIU CH SH. Rapid traffic sign detection based on MSER and SVM[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2016, 27(6): 625-632.
- [18] 周汝琴, 翟瑞聪, 江万寿, 等. 机载激光点云数据中分裂导线自动提取和重建[J]. 测绘科学, 2018, 43(6): 124-130.
- ZHOU R Q, ZHAI R C, JIANG W SH, et al. Extraction and reconstruction of bundle conductors from airborne LiDAR point clouds[J]. Science of Surveying and Mapping, 2018, 43(6): 124-130.
- [19] AKINLAR C, TOPAL C. EDLines: A real-time line segment detector with a false detection control[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(13): 1633-1642.

作者简介



董海, 1995 于沈阳大学获得学士学位, 2003 于辽宁大学获得硕士学位; 2007 于东北大学获得博士学位, 现为沈阳大学教授, 主要研究方向为先进生产系统建模优化与控制、制造企业物流流程优化与供应链管理。

E-mail: 13898802977@163.com

Dong Hai received his B. Sc. degree from Shenyang University in 1995, received his M. Sc. degree from Liaoning University in 2003, and received his Ph. D. degree from Northeastern

University in 2007. He is currently a professor at Shenyang University. His main research interests include modeling optimization and control of advanced production system, and logistics process optimization and supply chain management of manufacturing enterprises.



徐晓鹏 (通信作者), 2015 年于中国科学技术大学获得学士学位, 2020 年于沈阳大学获得硕士学位, 主要研究方向为: 先进生产系统建模优化与控制, 计算机视觉。

E-mail: xpinworld@sina.cn

Xu Xiaopeng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from University of Science and Technology of China in 2015, and received his M. Sc. degree from Shenyang University in 2020. His main research interests include modeling optimization and control of advanced production system, and computer vision.



谢英红, 1999 年于沈阳建筑大学获得学士学位, 2005 年和 2014 年分别于东北大学获得硕士学位和博士学位, 现为沈阳大学副教授, 主要研究方向为: 计算机视觉, 图像处理, 目标跟踪。

E-mail: xieyinghong@163.com

Xie Yinghong received her B. Sc. degree from Shenyang Architecture University in 1999 and received her M. Sc. degree and her Ph. D. degree both from Northeastern University in 2005

and 2014, respectively. She is currently an associate professor at Shenyang University. Her main research interests include computer vision, image processing, and target tracking.



韩晓微, 1991 年于大连理工大学获得学士学位, 1997 年和 2005 年分别于东北大学获得硕士和博士学位, 现为沈阳大学教授, 主要研究方向为人工智能和计算机视觉。

E-mail: hxw69@163.com

Han Xiaowei received his B. Sc. degree from Dalian University of Technology in 1991, and received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Northeastern University in 1997 and 2005, respectively. He is currently a professor at Shenyang University. His main research interests include artificial intelligence and computer vision.



高源, 2012 年于中国石油大学胜利学院获得学士学位, 2016 年于沈阳大学获得硕士学位, 现为东北大学的博士研究生, 主要研究方向为模式识别、图像处理。

E-mail: gaoyuan012@163.com

Gao Yuan received his B. Sc. degree from China University of Petroleum in 2012, and received his M. Sc. degree from Shenyang University in 2016. He is currently a Ph. D. candidate at Northeastern University. His main research interests include pattern recognition, and image processing.