

# 变电站指针式仪表精准读数及可靠度估计模型

张平<sup>1</sup>, 丁永泽<sup>2\*\*</sup>, 王致芃<sup>1</sup>, 李北辰<sup>1\*</sup>, 田治仁<sup>3</sup>

<sup>1</sup>天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072;

<sup>2</sup>天津大学微电子学院, 天津 300072;

<sup>3</sup>南方电网科学研究院有限责任公司, 广东 广州 510670

**摘要** 为了实现指针式仪表的机器人自动巡检、读数工作, 针对传统方法对指针式仪表起始刻度线、终止刻度线位置提取不够准确, 读数不够精准等问题, 提出了一种新型仪表读数算法, 解决了表盘起始、终止刻度线需要提前预设、传统的 Hough 直线识别算法偏离指针中心线的难点问题, 明显提高了系统读数的准确性; 针对现有方法不能判断读表结果可靠度的问题, 搭建了基于一致显著性的仪表读数可靠度估计模型, 采用聚类思想实现了仪表特征一致显著性关约束检测, 可对仪表读数的可靠度进行估计。实验结果表明: 所提出的仪表读数算法准确性更高, 所创建的估计模型对读数可靠度的判断稳定可信。

**关键词** 图像处理; 仪表读数; 刻度线提取; 指针提取; 一致显著性; 可靠度模型

中图分类号 TH865

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.101012

## Accurate Reading and Reliability Estimation Model of Substation Pointer Meter

Zhang Ping<sup>1</sup>, Ding Yongze<sup>2\*\*</sup>, Wang Zhipeng<sup>1</sup>, Li Beichen<sup>1\*</sup>, Tian Zhiren<sup>3</sup>

<sup>1</sup> School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

<sup>2</sup> School of Microelectronics, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

<sup>3</sup> China Southern Power Grid Co., Ltd., Guangzhou, Guangdong 510670, China

**Abstract** To achieve automatic inspection and reading capabilities of pointer-type meters in robot as the traditional method extracting the position of start and end lines on the pointer meter is not sufficiently accurate, this study proposes a new type of meter reading algorithm, solving the problem for the need of the start and end lines to be preset in advance. The traditional Hough line recognition algorithm deviates from the center line of the pointer, thereby improving the accuracy of system reading. As the reliability of the reading result cannot be assessed using the existing method, this study establishes an instrument for a reliable reading estimation model based on consistent significance. A clustering algorithm is used to achieve a consistent and significant correlation constraint detection of instrument features, which can estimate the reliability of meter readings. The experimental results show that the accuracy of the proposed instrument reading algorithm is high and that the estimated model created is stable and reliable.

**Key words** image processing; meter reading; tick extraction; pointer extraction; consistent significance; reliability model

**OCIS codes** 100.3008; 110.2970; 150.1135

## 1 引言

指针式仪表由于具有结构简单、易于观察、维护

成本低、抗电磁干扰能力强等优点, 被广泛应用在变电站的各类设备中, 用来显示设备运行的关键参数, 如气压、油压等。准确、可靠地读取这些参数, 对了

收稿日期: 2019-09-05; 修回日期: 2019-10-09; 录用日期: 2019-10-14

基金项目: 国家自然科学基金(61520106002, 61731003)、南方电网公司科技项目(ZBKJXM20170086)

\* E-mail: relidin@126.com; \*\* E-mail: 790066413@qq.com

解整个变电站的运行情况至关重要,因此必须对变电站中的关键仪表进行定期巡检。传统的人工巡检方式依赖大量的人工劳作,工作繁琐且易出错。有研究表明,从事大量、繁琐、重复性的工作时,人的注意力无法长时间保持高度集中<sup>[1]</sup>,所以人工巡检的效率普遍低下,且存在误读或漏检的风险<sup>[2]</sup>。

近年来,随着无人值守变电站的大力推广,智能巡检机器人正在逐步替代人来完成变电站设备的仪表巡检工作。针对变电站机器人智能巡检、自主读数的识别任务,研究人员先后提出了多种解决方案。文献[3]采用 Hough 算法来识别表针直线及表盘,利用减少累加像素数目结合灰度中心的方法来提升准确性,并采用 BP 神经网络来定位起始刻度字符;文献[4]提出一种最大类间方差迭代方法,实现了高准确度的读数识别;文献[5-6]通过对仪表指针显著性区域进行检测,结合指针在水平方向的投影来计算表针间的夹角。

现有的机器人巡检仪表、读数识别方法存在以

下问题<sup>[7]</sup>。首先,由于对指针的起始刻度线位置提取不够准确,自适应性不强,无法满足机器人自动巡检仪表、快速获取读数的需求;其次,已有的算法大多数是基于传统的 Hough 直线法,受指针形状的干扰较大,导致识别出的直线常常落在指针的边缘位置,造成与指针中心线间的距离偏差,从而无法得到精准的读数;最后,现有的算法需要大量的超参数,在参数调整不当的情况下会出现巨大的读数偏差,且现有的模型无法判断读数结果的可信度<sup>[8]</sup>。

为了解决机器人自动巡检中出现的新问题,本文采用一致显著性方法,将指针式仪表读数准确性、可靠性的问题划分成两个子问题来解决,首先构建仪表读数系统,用于识别仪表图像中显示的数据;然后建立可靠性模型,用于判定所读取数据的可靠性。

## 2 指针式仪表读数系统

图 1 所示为所提方法的总体框架,包括仪表读数子系统和可靠度估计子系统两个部分。

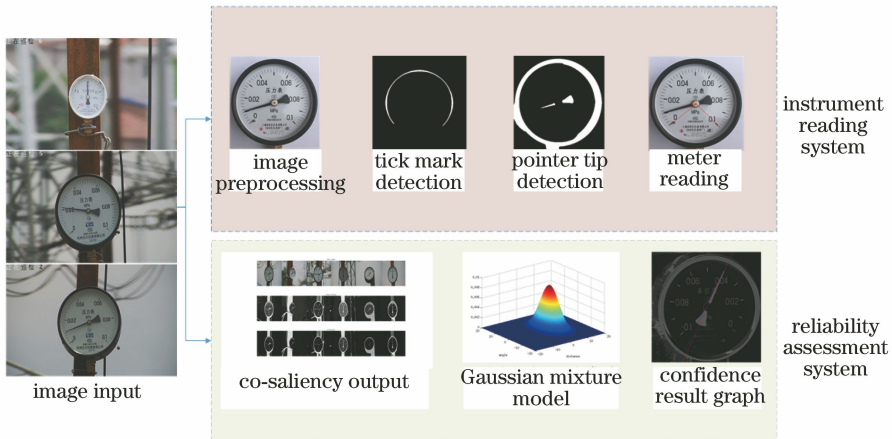


图 1 所提方法的总体框架

Fig. 1 Overall flow chart of proposed method

### 2.1 起始刻度线和终止刻度线识别

起始刻度线的定位对仪表读数准确性的影响很大。起始刻度线通常位于表盘外围,且呈圆弧形。首先采用 Hough 圆检测算法,定位表盘刻度外围圆的轮廓,再用图像膨胀法得到将刻度线连接起来的圆环。考虑到起始刻度线、终止刻度线位于圆环的截断处,预选尺寸大小为  $9 \text{ pixel} \times 9 \text{ pixel}$  的矩形框,其中心坐标是圆环上的点,根据圆环上所有的正值像素点,依次判断预选矩形框内阈值是否低于预设阈值,以确定起始刻度线和终止刻度线的位置<sup>[9]</sup>。具体步骤如下:

1) 图像预处理(高斯滤波、图像灰度化、Canny 边缘检测<sup>[10]</sup>);

2) 用 Hough 圆检测算法确定表盘外围圆轮廓;

3) 在识别出的外围圆上,缩小半径,步长为  $1 \text{ pixel}$ ,直至缩小到刻度线外围所在圆上,最后得到表盘圆心的坐标位置  $(x_0, y_0)$  及半径  $r$ ;

4) 在刻度线外围圆上设置宽度为  $6 \text{ pixel}$  的圆环,膨胀之后进行高斯滤波,使其边缘平滑,之后再行腐蚀,使正值像素点数量减少,以减少阈值计算量;

5) 得到圆环后,任意选取圆环中的一点作为起始点,起始点与圆心连接形成一条线段,线段与横轴正方向的夹角记为  $\theta$ 。以起始点为中心,构建大小为  $9 \text{ pixel} \times 9 \text{ pixel}$  的矩形,计算矩形框内正值点数量,若该数量大于预设阈值,则以圆心为旋转中

心,将线段逆时针旋转,步长角度设置为 $1^\circ$ 。每旋转 $1^\circ$ 重新计算矩形框内正值点的数量,直至矩形框内正值点数量小于预设的阈值,此时矩形框中心处于圆环截止位置。矩形框中心坐标的选取公式为

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} r \\ r \tan \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m \\ n \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: $(m, n)$ 表示矩形框中心坐标; $(x, y)$ 为圆环中心点坐标; $\theta$ 是相对于 $x$ 轴的偏转角度。

## 2.2 指针提取

传统的读数算法通常采用 Hough 直线法检测指针的中心线位置。由于 Hough 直线检测算法会导致检测直线与指针中心线的距离偏差,本文提出一种像素点级别的点向量运算方法,解决了传统 Hough 算法直线检测不准确的问题。对图像预处理后,利用像素二值化图像进行指针的初始定位,如图 2 所示。仪表中心区域经图像处理只剩下表针信息。采用 Hough 圆检测算法进行圆盘的外围检测,再进行圆半径缩小,步长为 1 pixel,每缩小一次,进行一次全圆环上正值点数量的判定,当圆与指针尖端交叉时,所在像素点区域内正值像素点数量会明显增多,从而可以得到指针尖端的最终位置。

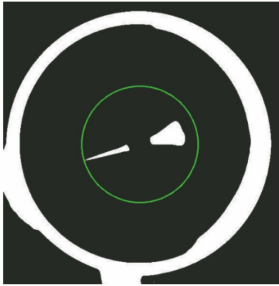


图 2 指针尖端位置检测示意图

Fig. 2 Detection of pointer tip positioning

具体计算过程如下:

1) 图像预处理,包括图形灰度二值化、均值滤波;

2) 使用 Hough 圆检测算法检测表盘外围,确定半径大小以及圆心位置;

3) 逐渐缩小圆半径,在缩小过程中半径每次缩小 1 pixel,取大小为 6 pixel 的圆环进行阈值判定,若大于预先设置的阈值,则认为达到指针尖端位置,以此确定表针的尖端位置;

4) 在尖端位置确定坐标中心处取大小为 10 pixel $\times$ 10 pixel 的矩形框,在所选取的矩形框内计算所有正值点的横坐标  $x$  和纵坐标  $y$  的平均值,获得指针尖端位置坐标,确保识别精度。

## 2.3 仪表读数

指针式仪表的读数需要根据指针相对于表盘初始刻度偏转的角度值来确定,如图 3 所示。



图 3 仪表读数示意图

Fig. 3 Schematic of the meter reading

若仪表的量程范围为 $(P_{\min}, P_{\max})$ ,单位为 MPa,表盘指针转动时轴心原点为 $O$ ,坐标为 $(x_0, y_0)$ ,起始刻度线位置坐标为 $(x_{\min}, y_{\min})$ ,终止刻度线位置坐标为 $(x_{\max}, y_{\max})$ ,指针尖端位置坐标为 $(x_{\text{meter}}, y_{\text{meter}})$ ,运算过程可表示为

$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = |\mathbf{a}| |\mathbf{b}| \cos \psi, \quad (2)$$

式中: $\mathbf{a}$ 是从坐标原点 $O$ 到起始刻度线坐标 $(x_{\min}, y_{\min})$ 连接而成的向量; $\mathbf{b}$ 是从坐标原点 $O$ 到终止刻度线坐标 $(x_{\text{meter}}, y_{\text{meter}})$ 连接而成的向量。

利用(2)式,将得到的指针与起始刻度线夹角 $\lambda$ 的余弦值分成两种情况:

1) 当夹角 $\lambda$ 的余弦值为正时,

$$\rho = \psi = \arccos[\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} / (|\mathbf{a}| |\mathbf{b}|)]; \quad (3)$$

2) 当夹角 $\lambda$ 的余弦值为负时,

$$\begin{cases} \rho = \arccos[\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} / (|\mathbf{a}| |\mathbf{b}|)], \cos \lambda < 0 \\ \rho = 2\pi - \arccos[\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} / (|\mathbf{a}| |\mathbf{b}|)], \cos \lambda > 0 \end{cases} \quad (4)$$

仪表读数过程包括对仪表起始刻度线和终止刻度线的识别、指针提取和仪表读数 3 个过程。本文采用基于指针尖端位置的向量运算法,可明显提高系统读数的准确性。图 4 为仪表读数算法总体流程图。

## 3 仪表读数可靠度估计模型

为了评估所读取数据的可靠性,构建了基于一致显著性的指针式仪表读数可靠度估计模型<sup>[11]</sup>。首先,提出两个参数指标,一个是指针细化直线与识别算法检测直线间的夹角,另一个是指针细化直线到外接矩形中心坐标的距离;然后,利用极大似然估计法对模型参数进行计算,通过所建立的混合高斯可靠度估计模型,分析所获得的仪表读数是否落在置信区间范围内,以判断所读取数据的可靠性<sup>[12]</sup>。

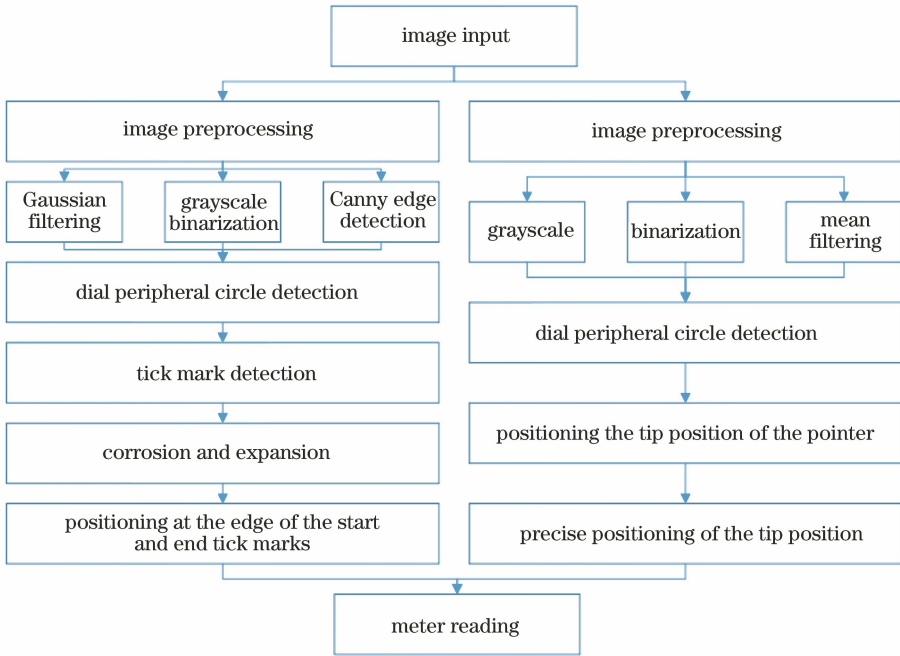


图4 仪表读数算法总体流程图

Fig. 4 Overall flow chart of instrument reading algorithm

### 3.1 仪表一致显著性检测模型

无人值守变电站大多处于山中,并且长期暴露在室外环境下,周围的环境十分复杂,因此巡检机器人拍摄的仪表图像绝大部分都是带有复杂背景信息的仪表图像。

视觉显著性检测的主要任务是检测图像中的感兴趣区域,以保证该区域的显著性高于背景区域。显著性的优越性主要体现在两个方面:一方面是将有限的算力分配给图像或视频中的重要信息;另一方面是视觉显著性的引入更加符合人的视觉认知<sup>[13]</sup>。普通的显著性检测只能提取图像的前景区域,对空间位置信息以及图像中的同一类型物体则未加以约束。仪表多处于图像的中心区域,并且仪表是数据集中出现频率最高的物体,因此采用一致显著性算法对图像中的仪表进行提取,从而避免了复杂背景信息造成的干扰,对于后期可靠度模型的构建工作很有必要。

本文构建了三种基于簇聚类的显著性索引(对比度索引、空间距离索引以及一致性索引),用来突出表针所在区域的显著性。对比度索引用来表示视觉特征的独特性,仪表区域和环境背景区域存在较明显的边界信息,因而可以对仪表区域和背景区域进行分割;空间距离索引用来表示图像中心区域比周边区域拥有更高权重的特性,表盘上除指针信息之外,还存在刻度线以及文字等其他复杂特征,空间

距离索引为表盘中心的表针提供了更高的显著性权重;一致性索引表示多次重复出现的同一对象具有更高权重的特点,用来辅助完成整个数据集中重复出现的仪表区域的提取。其中一致显著性的三种索引如下所示:

1) 对比度索引

$$\omega^c(k) = \sum_{i=1, i \neq k}^K \left( \frac{n^i}{N} \|\boldsymbol{\mu}^k - \boldsymbol{\mu}^i\|_2 \right), \quad (5)$$

式中: $n^i$ 表示 $C^i$ 簇的像素点数量; $N$ 表示全局图像像素点总数; $\boldsymbol{\mu}^k$ 为所有图形聚类中心向量, $\boldsymbol{\mu}^i$ 为第 $i$ 幅图像的中心向量。对比度索引在单图像以及多图像上均有较好效果,但是在背景空间纹理复杂的情况下,索引能力降低<sup>[14]</sup>。

2) 空间距离索引

$$\omega^s(k) = \frac{1}{n^k} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^{N_j} \{D(\|\mathbf{z}_i^j - \mathbf{o}^j\|^2 | 0, \sigma^2) \cdot \delta[b(p_i^j) - C^k]\}, \quad (6)$$

式中: $\delta(\cdot)$ 算子是克罗内克函数; $\mathbf{o}^j$ 表示第 $j$ 张图像 $I^j$ 的中心向量;高斯核 $D(\cdot)$ 表示像素点 $\mathbf{z}_i^j$ 和图像中心 $\mathbf{o}$ 的距离; $n^k$ 表示簇 $C^k$ 的像素点总数。与单图像的空间距离索引不同,所提出的空间距离索引是簇级别上的距离索引,也可以同时被应用在单图像和多图像中。距离中心更近的指针与其他纹理信息相比具有更高的距离权重。对比度索引会优先选择显著区域,而空间距离索引会更有效地消除

背景纹理的影响<sup>[15]</sup>。

### 3) 一致性索引

考虑到数据集为仪表数据集,具有高度的相似性,所以采用聚类的方式来度量输入图像的分布范围。

$$q_j^k = \frac{1}{n^k} \sum_{i=1}^{N_j} \delta[b(p_i^j) - C^k], j = 1, 2, \dots, M, (7)$$

式中: $q_j^k$  表示共显著性颜色信息簇。

一致性索引定义为

$$\omega^d(k) = \frac{1}{\text{var}(q^k) + 1}, (8)$$

式中: $\text{var}(q^k)$  表示  $q^k$  的方差。具有较高一致性索引的簇代表该簇的像素点在每一幅图像中出现的频率均匀分布。仪表作为在所选图像集中出现频率最高的对象,显著性也最为突出。然而,有一些类似的极端背景可能会出现较高的显著性权重值,利用对比度索引和空间距离索引,可以在最终的显著性判别中消除极端类似图像中的背景纹理

信息<sup>[16]</sup>。

三类索引单独使用具有局限性,通常采用融合方式。静态显著性特征融合通常采用线性叠加或逐点相乘的方式。实验发现乘法融合方式产生的噪点比加法运算要少,因此本文采用三种显著性索引相乘的融合方式。乘法融合公式可表示为

$$p(C^k) = \prod_i \omega_i(k), (9)$$

式中: $\omega_i$  表示显著性索引。平滑每个像素点的显著性值,簇  $C^k$  中像素点  $x$  的显著性似然度满足高斯分布,即

$$p(x | C^k) = D(\| \mathbf{v}_x, \boldsymbol{\mu}_k \|_2 | 0, \delta_k^2), (10)$$

式中: $\mathbf{v}_x$  表示像素点  $x$  的特征向量;方差  $\delta_k^2$  表示簇  $C^k$  的方差; $p(x)$  为边缘显著性的概率,计算方法为

$$p(x) = \sum_{k=1}^K p(x, C^k) = \sum_{k=1}^K p(x | C^k) p(C^k). (11)$$

图 5 所示为一致显著性算法的流程。

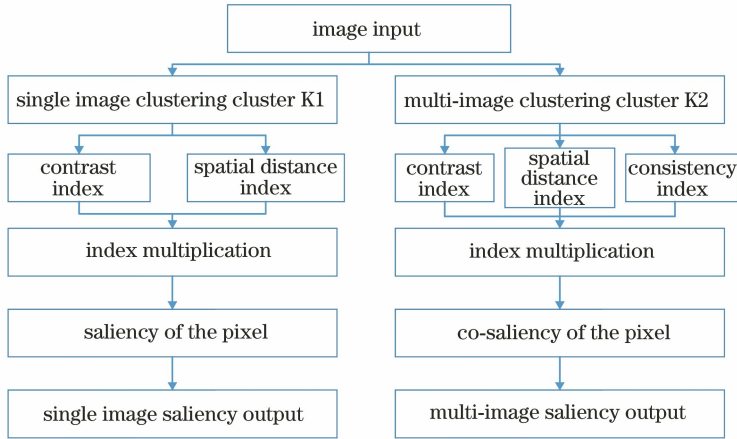


图 5 一致显著性算法流程图

Fig. 5 Flow chart of consistently significant algorithm

### 3.2 指针读数可靠度估计模型

正常情况下,指针识别结果应落在指针显著性区域中。通过对已有识别算法进行研究,发现指针直线识别结果会出现偏离显著性区域的情况。为了解决这个问题,本文采用两个参数来判断读数的可靠度。第一个参数是基于前景显著性检测指针直线与检测直线算法夹角的偏差,第二个参数是基于一致显著性检测指针中心位置外接矩形中心点与检测直线的距离。当角度偏差在  $\pm 3^\circ$  范围内,且距离参数在 3 pixel 以内时,认为检测直线落在目标区域内,否则认为是落在目标区域之外,以此作为可靠度的衡量值<sup>[17]</sup>。

本文计算了 200 幅图像的可靠度参数,实验结果表明:所提出的两个可靠度判别参数都服从高斯分布。(12)式是对夹角差值构建的高斯模型,其中  $X$  是夹角差值样本, $u$  和  $\sigma$  是需要确定的模型参数<sup>[18]</sup>。

$$Q_G = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} \exp\left[-\frac{(X - \mu)^2}{2\delta^2}\right]. (12)$$

使用最大似然估计  $\text{argmax} Q_G(f; \xi)$ <sup>[19-20]</sup>, 通过最大化模型生成概率来搜索最佳模型参数。其中  $\xi = \{\mu, \delta\}$ ,  $f = \{f_1, f_2, f_3, \dots, f_n\}$ ,  $n$  是所有的观测值。假设所有的观测值都是独立统计的,对(12)式取自然对数,有

$$L(f; \xi) = \operatorname{argmax} Q_G(f; \xi) = \operatorname{argmax} Q_G \sum_{i=1}^n \ln Q_G(f_i; \xi) = \operatorname{argmax} \sum_{i=1}^n \left[ -\frac{(f_i - \mu)^2}{2\delta^2} \right] - n \ln(\sqrt{2\pi}\delta). \quad (13)$$

求  $\mu$  和  $\delta$  的偏导数:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mu} = \sum_{i=1}^n \frac{f_i - \mu}{\delta^2} \\ \frac{\partial L}{\partial \delta} = \sum_{i=1}^n \frac{(f_i - \mu)^2}{\delta^3} - \frac{n}{\delta} \end{cases} \quad (14)$$

令两个参数的偏导数都等于 0, 可以推导出模型参数的最优估计为

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \frac{f_i - \mu}{\delta^2} = 0 \\ \sum_{i=1}^n \frac{(f_i - \mu)^2}{\delta^3} - \frac{n}{\delta} = 0 \end{cases} \quad (15)$$

由于无法直接求解(14)式和(15)式, 故采用牛顿-拉夫森迭代法进行数值求解, 得到最优估计参数, 如图 6 所示, 其中  $u$  为高斯模型的均值,  $\sigma$  为标准差。

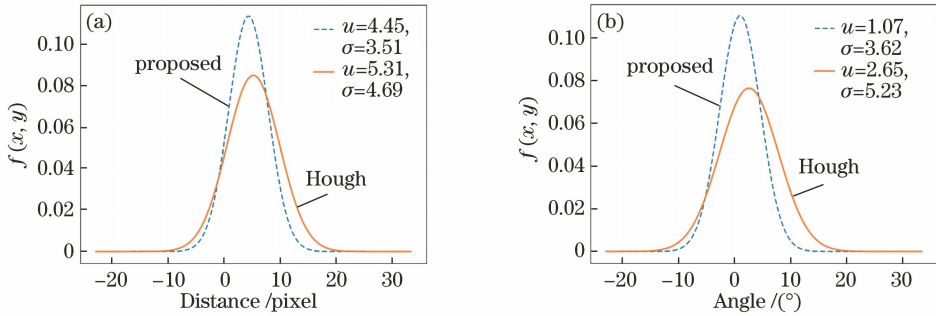


图 6 两个参数的高斯模型图。(a)距离高斯模型曲线;(b)角度高斯模型曲线

Fig. 6 Two-parameter Gaussian model. (a) Gaussian model curves of distance; (b) Gaussian model curves of angle

基于所提出的两个参数构建的高斯混合模型<sup>[21-22]</sup>为

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\delta_1\delta_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}\left[\frac{(x-\mu_1)^2}{\delta_1^2} - \frac{2\rho(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\delta_1\delta_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\delta_2^2}\right]\right\}, \quad (16)$$

式中:  $\mu_1, \mu_2$  分别表示两个参数的均值;  $\delta_1, \delta_2$  分别表示两个参数的标准差;  $\rho$  为两个参数的协方差;  $x, y$  分别表示两个坐标参数;  $f(x, y)$  表示联合置信度。当  $\rho=0$  时, 有

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\delta_1\delta_2} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(x-\mu_1)^2}{\delta_1^2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\delta_2^2}\right]\right\} \quad (17)$$

通过线性映射可以得到三维可靠度估计模型。引入置信区间作为评判标准, 置信区间是一种常用的区间估计方法, 一个统计量的置信上限和置信下限可构成置信区间。给定一组样本数据, 若平均值为  $\mu$ , 标准偏差为  $\delta$ , 则全体数据平均值的  $(1-\alpha) \times 100\%$  的置信区间为  $(\mu - Z_{\alpha/2}\delta, \mu + Z_{\alpha/2}\delta)$ 。其中,  $\alpha$  为非置信水平在正态分布内的覆盖面积,  $Z_{\alpha/2}$  为对应的标准分数, 本文设  $\alpha$  为 0.05。图 7 所示为两个

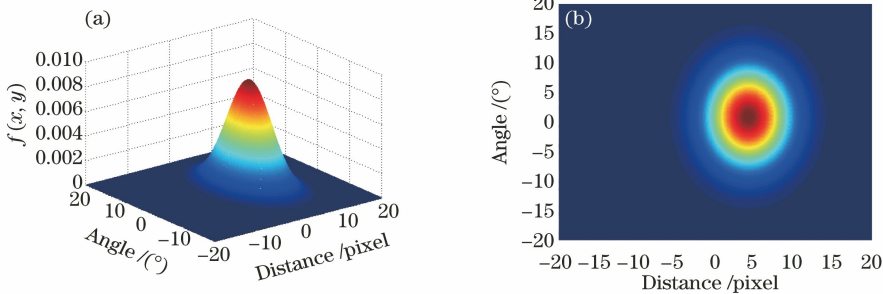


图 7 双参数三维高斯分布模型。(a)三维高斯模型示意图;(b)三维高斯模型俯视图

Fig. 7 Two-parameter three-dimensional Gaussian model. (a) Schematic of three-dimensional Gaussian model;

(b) top view of three-dimensional Gaussian model

参数的三维高斯分布模型,用置信区间进行可靠度划分。实验结果落在置信区间内时,设置可靠度结果随偏离平均值  $\mu$  的差值递减,角度参数每偏离  $1^\circ$ ,可靠度下降 2%,距离参数每偏离 1 pixel,可靠度下降 2%。当实验结果产生明显偏差时,认为超出预设范围,即没有落在相应的区域内<sup>[23-24]</sup>。

## 4 实验结果及其分析

### 4.1 实验平台及数据集

运行所提算法的操作系统是 64 位的 Ubuntu

16.04,处理器型号为 Intel(R) Core(TM) i7-7700k CPU @ 4.20 GHz,内存为 8 GB。数据集是采集到的 100 幅变电站压力表图像。

### 4.2 仪表读数实验

起始刻度线、终止刻度线及表针提取的结果如图 8 所示。可以看出:无论仪表指针旋转到什么位置,利用本文算法都可以准确地计算出起始刻度线、终止刻度线的位置,这就解决了传统方法中指针的起始以及终止刻度线位置提取不够准确的问题,满足机器人自动巡检仪表、快速获取读数的要求。

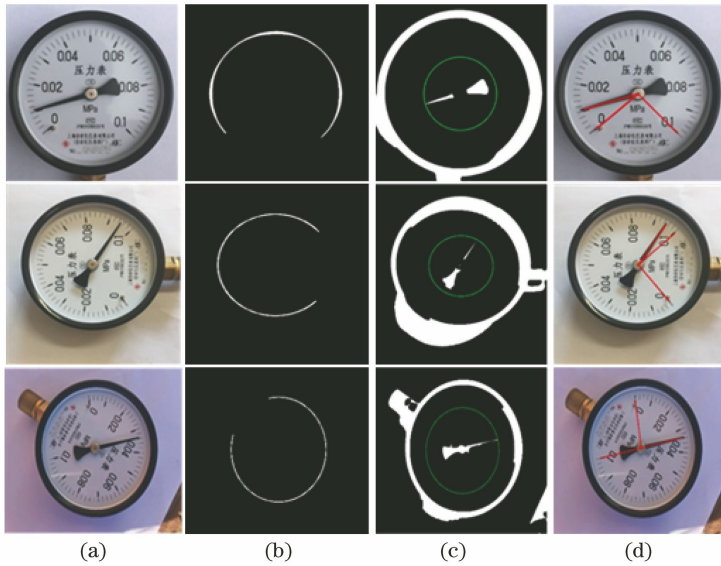


图 8 起始刻度线、终止刻度线及表针提取的结果。(a)原始输入图像;(b)刻度线圆环;(c)表针尖端所在圆环;(d)本文算法实验结果

Fig. 8 Results of initial tick mark, end tick mark, and hand extraction. (a) Original input images; (b) tick rings; (c) meter rings; (d) experimental results by proposed method

图 9 所示为传统的 Hough 算法与本文算法进行仪表读数时的结果比较。可以看出,与传统的 Hough 直线检测方法相比,本文方法可以使识别出来的表针直线更精准地通过表盘中心,较好地提高了仪表读数的准确性。

### 4.3 读数准确度估计模型实验

#### 1) 一致显著性检测

选取环境背景不同、仪表在图像中占比不同的两种类型图像进行一致显著性测试,结果如图 10 所示。可以看出,与单图像显著性检测结果相比,图像间的一致显著性检测能够更好地突出表盘的特征,提取到的表盘、表针信息更加清晰、准确。

#### 2) 一致显著性图像读数结果对比

图 11 所示为一致显著性图像读数结果对比情况,其中实线是采用本文算法得到的检测直线,虚线是采用传统的 Hough 算法得到的检测直线。从

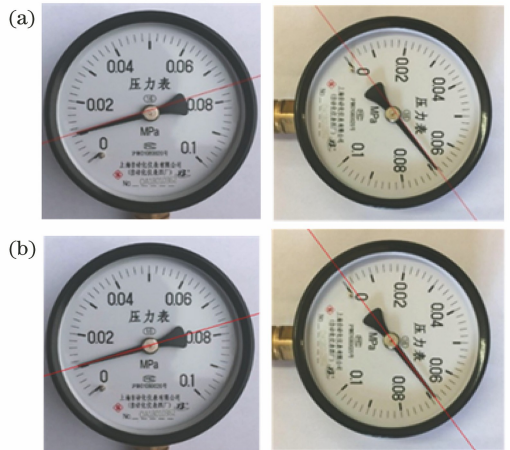


图 9 仪表指针检测直线的检测结果。(a)传统的 Hough 方法;(b)本文算法

Fig. 9 Comparison of pointer location results. (a) Traditional Hough method; (b) proposed method

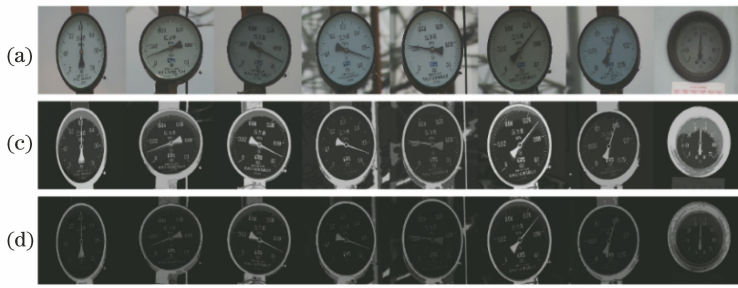


图 10 一致显著性检测效果对比。(a)原始输入图像;(b)一致显著性检测;(c)单图像显著性检测

Fig. 10 Comparison of consistently significant detection effects. (a) Original input image; (b) consistent saliency detection; (c) single image saliency detection

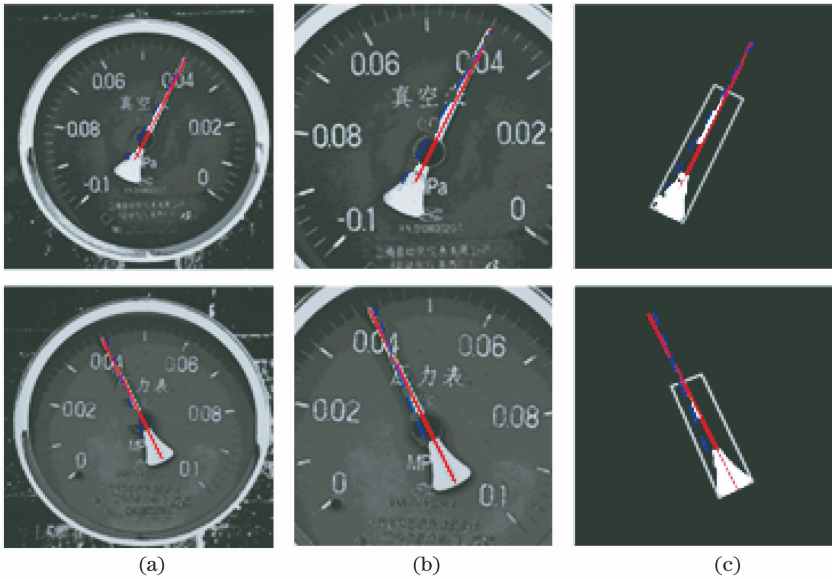


图 11 显著性图像读数结果对比。(a)显著性图像读数结果;(b)局部放大情况;(c)两种算法偏离矩形框程度

Fig. 11 Comparison of consistently significant image reading results. (a) Significant image reading results; (b) partial enlargements; (c) deviation from the rectangular frame by two algorithms

图 11(c)可以看出,传统的 Hough 算法检测出的直线偏离矩形框较大,说明检测直线的可靠度较低。

### 3) 高斯模型分布图

采用统计学中的置信区间进行可靠度划分,采用所提出的模型参数,置信分数为 95%的角度置信区间为  $(-6.17^\circ, 8.31^\circ)$ , 距离置信区间为  $(-2.57 \text{ pixel}, 11.47 \text{ pixel})$ 。当实验结果落在置信区间内时,设置的可靠度结果随着偏离平均值  $\mu$  的增大而减小,角度参数每偏离  $1^\circ$ ,可靠度下降 2%,距离参数每偏离 1 pixel,可靠度下降 2%;当实验结果产生明显偏差时,认为算法结果超出预判定范围,没有落在相应的区域内。

### 4.4 实验数据分析及结论

为了说明本文算法的优越性,给出 5 组样本的测试结果,如表 1 所示。其中人工判读为两个人对仪表进行读数得到的平均值。从表 1 可以看出,本

文算法得到的结果更为精确,准确度平均提高了 4.5%,可以更好地满足变电站机器人自动进行仪表巡检、读数的要求。

表 1 起始刻度线读数的误差率

Table 1 Error rate of initial tick reading results

Number	Average value of manual reading	Reading result of proposed algorithm	Error rate /%
1	0.015	0.0159	5.6
2	0.023	0.0241	4.6
3	0.017	0.0160	6.3
4	0.066	0.0679	2.8
5	0.032	0.0330	3.1

为了说明本文算法读数的可靠度,给出 5 组测试样本的实验结果,如表 2 所示。实验结果表明:相对于传统的 Hough 算法,本文算法的可靠度平均上升了 34%,可靠度明显优于传统的 Hough 算法。



表2 可靠度估计模型测试结果

Table 2 Test results of reliability estimation model

Number	Proposed algorithm			Hough algorithm		
	Angle deviation	Distance deviation	Reliability estimation /%	Angle deviation	Distance deviation	Reliability estimation /%
1	2.00	2.26	95	3.70	3.41	93
2	-0.99	3.64	95	-4.21	7.62	88
3	0.00	0.00	100	9.31	3.31	0
4	0.96	1.35	97	6.86	5.42	87
5	-2.29	1.91	95	5.32	2.41	92

## 5 结 论

为了实现指针式仪表的机器人自动巡检、读数,针对传统方法对指针式仪表起始刻度线、终止刻度线位置提取不够准确,读数不够精准以及现有的方法无法判断读数结果的可靠度问题,首先设计了一种新的仪表读数系统,解决了表盘起始、终止刻度线需要提前预设、传统的 Hough 直线识别算法偏离指针中心线的难点问题,明显提高了系统读数的准确性;然后,提出了一种仪表读数可靠度评估模型,采用聚类思想实现了仪表特征一致显著性关联约束检测,构建了三维高斯可靠度模型,实现了仪表读数的可靠度估计。实验结果表明:所提出的指针式仪表读数系统和算法的读数准确性好,可靠性更高;所创建的仪表读数可靠性评估模型对可靠度的判断稳定准确。

## 参 考 文 献

- [1] Koller M. Systematic variation of gaze timings and effects on the human level of comfort and feeling of being attended [C] // 2019 14th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI), March 11-14, 2019. Daegu, Korea. New York: IEEE, 2019: 721-723.
- [2] Liu Y P, Xu Z Q, Li G, et al. Review on applications of artificial intelligence driven data analysis technology in condition based maintenance of power transformers[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2): 337-348.  
刘云鹏, 许自强, 李刚, 等. 人工智能驱动的数据分析技术在电力变压器状态检修中的应用综述[J]. 高电压技术, 2019, 45(2): 337-348.
- [3] Zhu H X. Pointer instrument recognition based on BP network and improved Hough transform [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(5): 11-14.

朱海霞. 基于改进 Hough 变换和 BP 网络的指针仪表识别[J]. 电测与仪表, 2015, 52(5): 11-14.

- [4] 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.  
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.
- [5] Yue G Y, Li B S, Zhao S T. Intelligence identifying system of analog measuring instruments[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2003, 24(z2): 430-431.  
岳国义, 李宝树, 赵书涛. 智能型指针式仪表识别系统的研究[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(z2): 430-431.
- [6] Zhang W J, Xiong Q Y, Zhang J Q, et al. Pointer type meter reading recognition based on visual saliency[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2015, 27(12): 2282-2295.  
张文杰, 熊庆宇, 张家齐, 等. 基于视觉显著性的指针式仪表读数识别算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(12): 2282-2295.
- [7] Xiang D, Lin H. The pointer instrument recognition based on symmetry [J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2018, 47(6): 114-118.  
项导, 林欢. 基于对称性特征的指针仪表识别[J]. 机械设计与制造工程, 2018, 47(6): 114-118.
- [8] Sun T, Ma L. Automatic identification method for pointer type indication in patrol robot[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(1): 293-297.  
孙婷, 马磊. 巡检机器人中指针式仪表读数的自动识别方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(1): 293-297.
- [9] Fang Y M, Wang H J, Huang K Y, et al. Image-preprocessing algorithm for three-dimensional reconstruction of targets in complex backgrounds[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(13): 131008.

- 方雅媚, 王红军, 黄矿裕, 等. 复杂背景下目标三维重构的图像预处理方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(13): 131008.
- [10] Huang K, Zhu C B, Li G. Robust salient object detection via fusing foreground and background priors [C] // 2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), October 7-10, 2018. Athens. New York: IEEE, 2018: 2341-2345.
- [11] Yuan Q Q, Zhang G, Chen X J, et al. Regularization of point cloud features by fusing improved Canny algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(16): 162801.  
袁俏俏, 章光, 陈西江, 等. 融合改进 Canny 算法的点云特征规则化[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(16): 162801.
- [12] Pan Z H, Chen Y. Full-convolution object detection network based on clustering region generation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(15): 151001.  
潘志浩, 陈莹. 基于聚类式区域生成的全卷积目标检测网络[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(15): 151001.
- [13] Jin Y K, Yu F Q. Saliency detection based on background continuity priori knowledge[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(12): 121006.  
金一康, 于凤芹. 基于背景连续性先验知识的显著性检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(12): 121006.
- [14] Fu H Z, Cao X C, Tu Z W. cluster-based co-saliency detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(10): 3766-3778.
- [15] Yang K F, Li H, Li C Y, et al. A unified framework for salient structure detection by contour-guided visual search [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(8): 3475-3488.
- [16] Guo Y C, Yue X M, Yan G. Salient region detection based on multi-resolution [C] // 2013 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, July 14-17, 2013. Tianjin, China. New York: IEEE, 2013: 968-972.
- [17] Zhan J, Hu B. Salient object contour detection based on boundary similar region [C] // 2012 Fourth International Conference on Digital Home, November 23-25, 2012. Guangzhou, China. New York: IEEE, 2012: 335-339.
- [18] Sahay A, Pradhan C. Multidimensional comparative analysis of image encryption using Gauss iterated and logistic maps [C] // 2017 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP), April 6-8, 2017. Chennai. New York: IEEE, 2017: 1347-1351.
- [19] Wang L J, Gao K, Cheng X M, et al. A hyperspectral imagery anomaly detection algorithm based on Gauss-Markov model [C] // 2012 Fourth International Conference on Computational and Information Sciences, August 17-19, 2012. Chongqing, China. New York: IEEE, 2012: 135-138.
- [20] di Claudio E D, Jacovitti G, Laurenti A. Maximum likelihood orientation estimation of 1-D patterns in Laguerre-Gauss subspaces[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1113-1125.
- [21] Sahay A, Pradhan C. Gauss iterated map based RGB image encryption approach [C] // 2017 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP), April 6-8, 2017. Chennai. New York: IEEE, 2017: 15-18.
- [22] Apse-Apsitis P, Vitols K, Grinfogels E, et al. Electricity meter sensitivity and precision measurements and research on influencing factors for the meter measurements [J]. IEEE Electromagnetic Compatibility Magazine, 2018, 7(2): 48-52.
- [23] Wang X, Liu Y, Li G Y. Moving object detection algorithm based on improved visual background extractor algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(1): 011007.  
王旭, 刘毅, 李国燕. 基于改进视觉背景提取算法的运动目标检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(1): 011007.
- [24] Chen X M, Tang H M, Han L Y, et al. Image saliency detection of Bayesian integration multi-kernel learning [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(16): 161010.  
陈雪敏, 唐红梅, 韩力英, 等. 贝叶斯融合多核学习的图像显著性检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(16): 161010.