

雨雾环境下的变电站指针式仪表识别方法

朱斌滨*, 樊绍胜

长沙理工大学电气与信息工程学院电力机器人湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410114

摘要 目前巡检机器人在变电站室外巡检复杂环境下存在指针式仪表识别准确低的问题,提出了一种基于灰度级动态调整和 Blackhat-Otsu 算法的指针式仪表识别方法。针对雾天环境,提出了基于灰度级动态调整的 Retinex 去雾算法,对不同浓度的含雾图像进行了处理,提高了图像的对比度和清晰度,与其他去雾方法相比,所得图像的信息熵分别提升了 1.1 dB~2 dB,均方误差(MSE)降低了 700~800。在 ResNet 网络去雨模型中,引入快速引导滤波层以去除图像上的雨纹,峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)均有提升。为了提高指针读数的准确度,提出了 Blackhat-Otsu 指针分离法,避免了指针阴影及表盘刻度的干扰。实验结果表明,所提方法对变电站雨雾环境具有良好的鲁棒性,提升了仪表检测与读数识别的准确性。

关键词 图像处理; 雨雾环境; 指针式仪表; 改进 Retinex; 去雨

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2410008

Reading Method of Substation Pointer Meter in Rain-Fog Environment

Zhu Binbin*, Fan Shaosheng

Hunan Key Laboratory of Electric Power Robot, College of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha, Hunan 410114, China

Abstract When an inspection robot is applied in the outdoor substation, there exists a problem of low accuracy of pointer meter recognition in complex environment. This paper proposes a pointer meter recognition method based on gray-level dynamic adjustment and Blackhat-Otsu algorithm. Aiming at the foggy environment, the Retinex dehazing algorithm based on gray level dynamic adjustment is proposed to process foggy images with different concentrations and the image contrast and clarity are improved. The information entropy of the obtained image is increased by 1.1 dB~2 dB compared with that of other dehazing methods, but the mean square error (MSE) is reduced by 700~800. The fast guided filter layer is introduced in the ResNet network deraining model to remove the rain pattern on the image, and the peak signal-to-noise ratio (PSNR) and structural similarity (SSIM) are both improved. In order to improve the accuracy of pointer reading, the Blackhat-Otsu pointer separation method is proposed to eliminate the interference of pointer shadow and dial scale. The experimental results show that the proposed method has good robustness to the rain-fog environment in the substation, and improves the accuracies of instrumental detection and reading recognition.

Key words image processing; rain-fog environment; pointer meter; improved Retinex; deraining

OCIS codes 100.2000; 100.2960

1 引言

随着人工智能的快速发展,为了提高识别准确率,减少变电设备漏检、误检带来的经济损失,变电

站逐渐引入巡检机器人进行巡检工作^[1-3]。巡检机器人采集变电站室外指针式仪表(如电流表、气压表、油位表、温度表等)图像,并通过图像处理技术识别仪表读数,但是在光照不足、雨雾天气等复杂环境下,存

收稿日期: 2021-01-14; 修回日期: 2021-01-28; 录用日期: 2021-03-05

基金项目: 国家自然科学基金(61971071)

通信作者: *996327493@qq.com

在无法识别仪表、指针读数识别准确率低等问题^[4]。

目前,国内外对变电站指针式仪表检测与读数识别已有一定的研究。文献[5]采用二维伽玛函数校正图像亮度,该类算法适用于校正光照不均匀图像,但在实际环境中低照度图像常存在不清晰的情况,具有一定的局限性。文献[6]利用 SIFT 算法进行实时匹配以实现仪表定位,但该方法的匹配耗时长,对图像质量要求较高,强噪声图像容易产生错误匹配现象。文献[7]提出了一种自动读取指针式仪表读数的方法,采用全卷积网络对图像进行语义分割以检测仪表,采用直方图均衡化、中值滤波、双边滤波降低阴影干扰,这类降噪方法无法彻底去除雨雾。文献[8]提出了一种基于掩模区域的卷积神经网络(Mask R-CNN)的关键点检测的指针自动读数方法,该方法利用检测到的关键点进行拟合,具有较强的准确性,但关键点的检测易受光照影响,可靠性较低。文献[9]使用区域增长法定位表盘区域及中心,同时采用中心投影法、边界检测法提取指针读数,然而该方法未考虑表盘视角变化与形变的情况,一旦表盘轮廓形变为椭圆,则难以正确提取刻度区域。

由以上文献中所用方法可知,变电站指针式仪表读数识别存在几个待解决的难点:第一是在复杂环境如雨雾天气下对指针式仪表进行识别;第二是降低复杂环境中雨纹及雾对表盘细节信息的干扰;第三是提取指针读数时剔除指针阴影以分离指针。针对以上难点,本文采用图像处理 and 深度学习方法来去除大雾和雨纹对表盘的干扰,结合 Faster R-CNN

目标检测网络,对去除雨雾后的仪表图像进行指针区域提取并分离指针,实现对指针式仪表的识别。

2 仪表检测与读数识别模型

针对指针式仪表检测与读数方法的不足,本文通过引入深度学习目标检测网络,提高复杂环境中仪表图像的检测准确率,采用图像处理实现去雾去雨以降低外界环境的干扰,通过透视变换得到仪表表盘的正立图像并精确提取指针区域,从而实现自动仪表的自动读数。

本文提出的仪表检测与读数识别模型的主要思路如下。对采集到的仪表图像细节信息进行判断。首先采用基于灰度级动态调整的 Retinex 图像去雾算法降低雾霾对仪表图像的干扰,然后将去雾后的图像输入到去雨模型中以去除雨纹对识别的干扰。对处理后的仪表图像采用目标检测技术进行定位,排除图像中其他物体的干扰,识别正确的目标区域,并对目标区域的仪表进行分类。根据目标区域的位置信息提取仪表表盘区域,缩小图像范围。对于倾斜、畸变的表盘图像,采用透视变换进行校正,从而得到高质量的表盘正立图像,紧接着从正立表盘图像中提取仪表指针区域。创新性地提出了一种基于暗像素的 Blackhat-Otsu 算法以分割指针像素点,提取指针骨架并进行直线拟合,得到指针倾斜角度。最后结合目标分类的仪表类型,计算得到指针式仪表读数的最终识别结果。整体识别流程如图 1 所示。

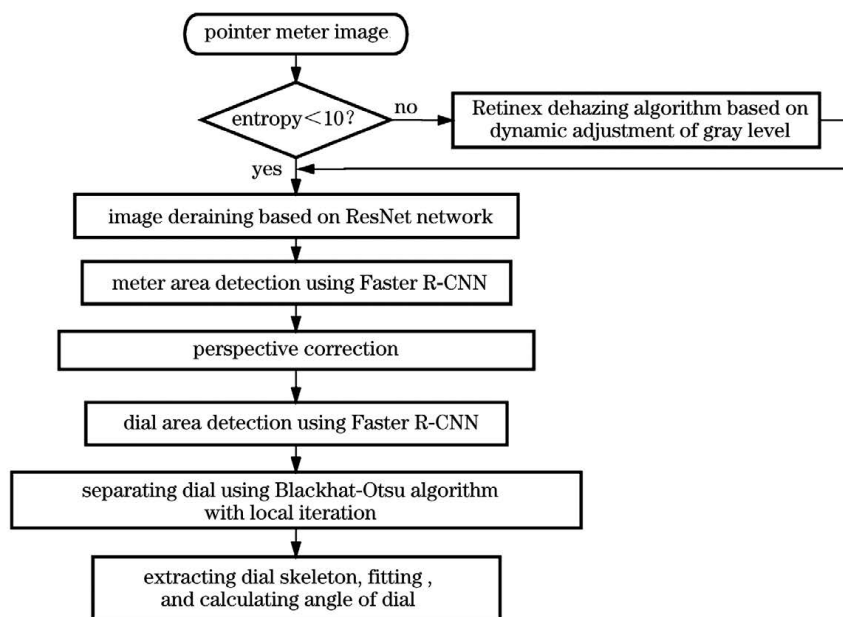


图 1 仪表检测与读数识别流程图

Fig. 1 Flow chart of instrumental detection and reading recognition

3 基于灰度级动态调整的 Retinex 图像去雾算法

3.1 Retinex 算法简述及改进的基于灰度级动态调整的 Retinex 图像去雾算法

针对传统去雾算法处理变电站低照度含雾图像时表盘指针与背景分割模糊等问题,提出了一种基于灰度级动态调整的 Retinex 图像去雾算法,在去雾的同时提高图像对比度与清晰度。

根据 Retinex 理论,人眼感知的物体亮度取决

于环境的照明和物体表面对照射光的反射^[10-11],用数学表达为

$$\mathbf{I}(x, y) = \mathbf{L}(x, y) * \mathbf{R}(x, y), \quad (1)$$

式中: $\mathbf{I}(x, y)$ 表示输入图像; $\mathbf{L}(x, y)$ 表示图像光照分量; $\mathbf{R}(x, y)$ 表示输出图像。因此为了获得去雾后的图像,只需将 $\mathbf{R}(x, y)$ 从 $\mathbf{I}(x, y)$ 中分解出来即可。

本文算法首先对低照度含雾图像执行对数变换,将数字图像转化至对数域,压缩图像像素的动态范围,从而增强低灰度细节。在对数域中, $\mathbf{R}(x, y)$ 的求解由卷积运算转化为加减运算:

$$\mathbf{R} = \sum_{m=1}^N \omega_m \mathbf{R}_{i'} = \sum_{m=1}^N \omega_m [\ln \mathbf{I}_{i''}(x, y) - \ln \mathbf{L}_{i'}(x, y)], \quad (2)$$

式中: N 为滤波尺度数量; ω_n 表示尺度 n 的权重; $\mathbf{R}_{i'}$ 为输出图像像素点 i' 在 (x, y) 处的像素值; $\mathbf{I}_{i''}(x, y)$ 为输入图像像素点 i'' 在 (x, y) 处的像素值; $\mathbf{L}_{i'}(x, y)$ 为图像像素点 i' 在 (x, y) 处的光照分量。

常见的基于 Retinex 的图像增强算法包括单尺度 Retinex (SSR)、多尺度 Retinex (MSR)、带颜色恢复的多尺度 Retinex (MSRCR) 等,均采用常规高斯模糊处理估算光照分量^[12]。采用局部高斯滤

波对输入图像尺度进行自定义以估计光照分量:

$$\mathbf{L}_{i'}(x, y) = \mathbf{F}_m(x, y) * \mathbf{I}_{i''}(x, y), \quad (3)$$

式中: $\mathbf{F}_m(x, y)$ ($m=1, 2, \dots, N$) 为滤波函数。

本文创新性地采用多尺度无限脉冲响应 (IIR) 递归高斯滤波法估算 $\mathbf{L}(x, y)$, IIR 递归高斯滤波^[13]是传统高斯滤波的快速实现。IIR 型高斯滤波器的计算速度与滤波器模板大小无关,其处理时间只与图像大小有关。对图像进行一次前向滤波:

$$\omega[s] = B i[s] + (b_1 \omega[s-1] + b_2 \omega[s-2] + b_3 \omega[s+3]) / b_0, \quad (4)$$

式中: $\omega[s]$ 为前向滤波的输出信号; $[s]$ 为图像单位输入脉冲; $i[s]$ 为图像的输入信号; B, b_0, b_1, b_2, b_3 为滤波系数,且 $B=1-(b_1+b_2+b_3)/b_0$ 。

再进行一次后向滤波:

$$t[s] = B \omega[s] + (b_1 t[s-1] + b_2 t[s-2] + b_3 t[s+3]) / b_0, \quad (5)$$

式中: $t[s]$ 为图像的输出信号。

滤波系数表达式为

$$\begin{cases} b_0 = 1.57825 + 2.44413q + 1.428q^2 + 0.422205q^3 \\ b_1 = 2044413q + 2.85619q^2 + 1.26661q^3 \\ b_2 = -(1.4281q^2 + 1.26661q^3) \\ b_3 = 0.4222205q^3 \end{cases}, \quad (6)$$

式中: q 为 IIR 型高斯滤波器参数。

用 IIR 型高斯滤波器参数 q 代替高斯函数的标准差 σ , 二者的关系为

$$q = \begin{cases} 0.98711\sigma - 0.96330, & \sigma \leq 2.5 \\ 3.97156 - 4.14544\sqrt{1-0.26891\sigma}, & 0.5 \leq \sigma < 2.5 \end{cases} \quad (7)$$

为了平衡图像色彩,原 Retinex 算法在高斯模糊处理后,在 MSRCR 中引入了色彩恢复因子等参数,因此存在可调参数过多、算法较复杂的问题。本文算法在量化过程中,对估算光照分量后得到的 $\ln[\mathbf{R}(x, y)]$ 进行基于灰度级动态调整的色调映

射,通过设定动态参数 D ,控制映射灰度级的最大值 M_{\max} 与最小值 M_{\min} :

$$\begin{cases} M_{\min} = M_{\text{mean}_i} - D \times V_{\text{var}} \\ M_{\max} = M_{\text{mean}_i} + D \times V_{\text{var}} \end{cases}, \quad (8)$$

式中: M_{mean_t} 为通道像素平均值; 图像通道 $t \in \{R, G, B\}$, 其中 R、G、B 分别表示红、绿、蓝通道; V_{var} 为单通道像素均方差。确定单通道灰度级的最大值 M_{max} 与最小值 M_{min} 后, 对 $\ln[\mathbf{R}(x, y)]$ 中的每一个单通道像素值 V 进行色调映射以校正图像亮度:

$$\mathbf{R}(x, y) = \frac{V - M_{\text{min}}}{M_{\text{max}} - M_{\text{min}}} \times V_{\text{value}}, \quad (9)$$

式中: V_{value} 为彩色图像 RGB 三通道的灰度级最大值与最小值的差值, 本文处理图像的灰度值区间为 $0 \sim 255$, 故 V_{value} 值为 255。

3.2 改进 Retinex 图像去雾算法在仪表识别中的应用

为了实现算法自动化并有效增强图像暗区域的细节信息, 本文提出了基于灰度级动态调整的 Retinex 图像去雾算法, 具体步骤如下。

1) 对数变换。

2) 估算光照分量。采用三尺度 (15, 80, 250) IIR 递归高斯滤波进行卷积计算, 每个尺度按 $1/3$ 权重累加估算光照分量 $L(x, y)$, 得到 $L(x, y)$ 后, 利用 (2) 式求得 $\ln[\mathbf{R}(x, y)]$ 。

3) 色调映射。对于 $\ln[\mathbf{R}(x, y)]$ 中的每一个值, 根据 (9) 式在 $[0, 255]$ 区间进行量化, 得到增强后的图像 $\mathbf{R}(x, y)$ 。

图 2(a) 所示为仪表含雾图像。通过多尺度 IIR 递归高斯滤波计算并剔除光照分量后, 得到了图 2(b) 所示的映射前图像, 图像整体颜色偏绿, 需要对图像进行动态灰度级调整。本文对动态参数 D 进行调整: 当 D 取值小于 2 时, 图像对比不明显, 细节信息损失; 当 D 取值大于 2.6 时, 图像色偏严重, 出现失真现象。故 D 取值为 $2 \sim 2.6$ 时去雾效果最好, 本文算法中 D 取值 2.3。

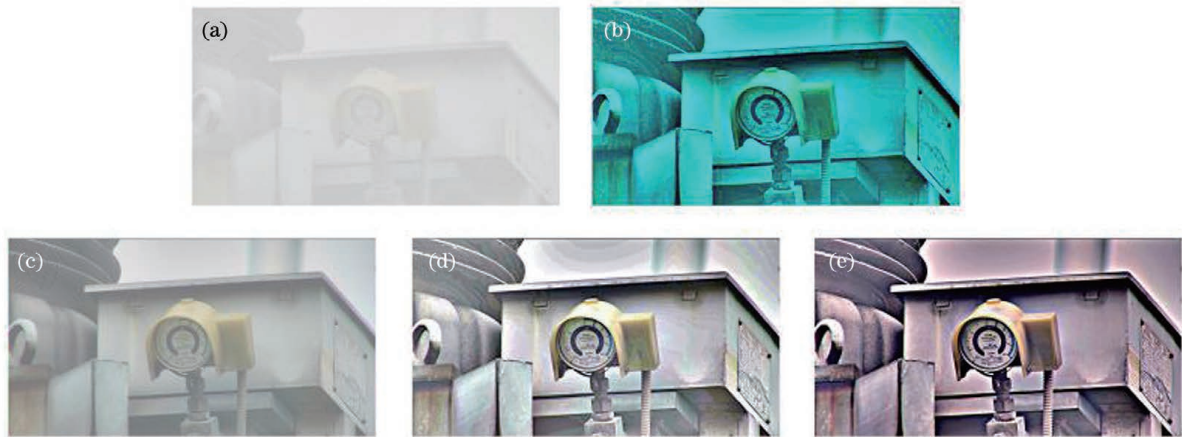


图 2 不同 D 下的去雾结果。(a) 加雾图像; (b) 映射前图像; (c) $D=1.9$ 时的去雾结果; (d) $D=2.3$ 时的去雾结果; (e) $D=2.7$ 时的去雾结果

Fig. 2 Dehazing results under different D . (a) Hazy image; (b) image before mapping; (c) dehazing result under $D=1.9$; (d) dehazing result under $D=2.3$; (e) dehazing result under $D=2.7$

4 基于 ResNet 网络的图像去雨

4.1 基于 ResNet 网络的图像去雨算法

ResNet 网络基于 VGG19 网络, 通过短路机制加入了残差单元, 残差单元利用每两层间的卷积 (Conv) 与激活函数 (Relu) 增强短路机制, 形成残差学习, 进而堆叠构成残差网络, 如图 3(a) 所示。本文采用改进后的残差网络中的预激活残差单元, 对基本单元中的 Relu、拟归一化 (BN) 和卷积层的顺序进行了调整, 如图 3(b) 所示, 激活函数放在了仿射变换之前, 改进后的残差网络与原网络相比, 分类错误率降低了 2.69% ^[14]。ResNet 的优点是能解决深度神经网络隐藏层过多时的网络退化问题, 可以

较好地抑制错误率, 应用于深度去雨模型中时可以获得更深的图片雨纹特征。

本文构建的 ResNet 去雨网络结构如图 3(c) 所示, 其中 n 表示密集残差块 (Residual building block) 的数量。原 ResNet 网络是对输入的 RGB 图像进行直接处理, 将不同深度残差模块进行叠加, 通过训练将残差结果逼近于 0 ^[15]。在测试过程中, 原网络在去除图像雨纹时仍然有雨纹残留, 这是因为图像雨纹受雨滴位置的影响叠加在一起, 从而雨纹的影响增强。为了更深层次区分雨纹和背景信息, 本文首先对输入的 RGB 图像进行快速引导滤波^[16], 在滤去背景信息的同时保留雨纹细节信息, 将滤波细节图像作为残差模块的输入, 简化了深度

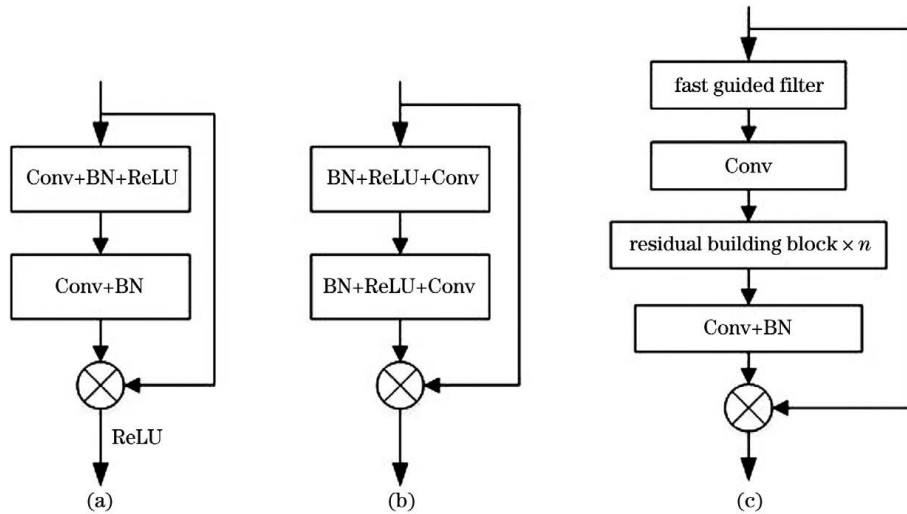


图 3 ResNet 网络结构图。(a)残差单元;(b)改进的残差单元;(c)本文去雨网络

Fig. 3 Structural diagrams of ResNet network. (a) Residual unit; (b) improved residual unit; (c) our deraining network

网络的残差计算,也能更好地去除雨纹。

4.2 基于 ResNet 网络的图像去雨算法在仪表识别中的应用

如前所述,本文在 ResNet34 网络第一层卷积层前加入了快速引导滤波的滤波层,中间预激活残差单元中 Conv 的卷积核尺寸为 3×3 ,卷积核数量为 16,卷积层后有归一化 BN(标准化尺度为 8)以及激活函数 Relu,特征图维度为 256。则 $n=16$,应用的整体网络实际含 35 层。

滤波层将输入的含雨图像 X 分解为两层,底层

X_1 包含图像的低频信息,由快速导向滤波得到,细节层 X_u 包含图像的高频信息:

$$X = X_1 + X_u. \quad (10)$$

归一化图像像素后进行对比,图 4(a)为图像 X 的像素频率直方图,可以看出,在 $0 \sim 1$ 区间有大量像素分布。图 4(b)所示为细节层直方图,像素集中在 $-0.2 \sim 0.2$ 区间。为了利用 ResNet 网络剔除图像雨纹,缩小滤波后 X_u 的像素范围,通过细节层训练输出差异(即雨纹)的步骤比原图训练更简便,进而可得到去雨后的仪表图像。

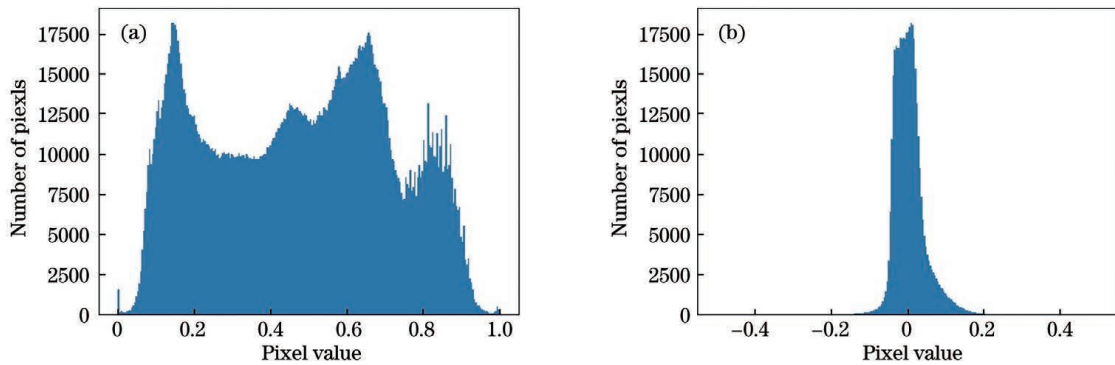


图 4 图像像素分布对比。(a)图像直方图;(b)细节层直方图

Fig. 4 Comparison of image pixel distributions. (a) Histogram of image; (b) histogram of detail layer

5 指针式仪表读数识别

5.1 利用 Faster R-CNN 提取表盘及指针区域

利用 Faster R-CNN 网络^[17]从复杂环境中提取仪表表盘区域及指针区域。由于指针区域的图像占比较小,为了提高检测准确率,先检测仪表图像中的

表盘区域,对表盘区域进行校正,然后再在正立的表盘图像中检测指针区域。本文建立了去雾环境下变电站指针式压力仪表图像数据集,图片包括变电站实际拍摄的图像、网络仪表图像及实验拍摄的仪表图像,在高质量图像中随机加入噪声以扩大数据集。借助 LabelImg 标注工具手工标注 892 张指针式仪

表图像,将仪表类型作为标签制作数据集,将 90% (数量占比) 的图像作为训练集、10% (数量占比) 的图像作为测试集输入到 Faster R-CNN 网络中进行训练。

对选取的 90 张测试集进行检测,表盘定位的准确率为 100%,如图 5(a)所示。图 5(b)所示为表盘的透视变换^[18]。首先建立无畸变高质量的模板表盘,对于每一个需要校正的畸变表盘,采用 SURF

算法筛选出 4 对匹配度最高的关键点,然后求得相应的透视变换矩阵,将畸变表盘图像上的所有像素点投影至新平面,得到校正图像。校正后表盘正立刻度的畸变情况得到改善,最后从校正后的正立表盘中提取指针区域,用于后续读数识别。从表盘区域检测结果可以发现,Faster R-CNN 在不同角度和不同距离条件下均能以较高准确率提取指针区域。

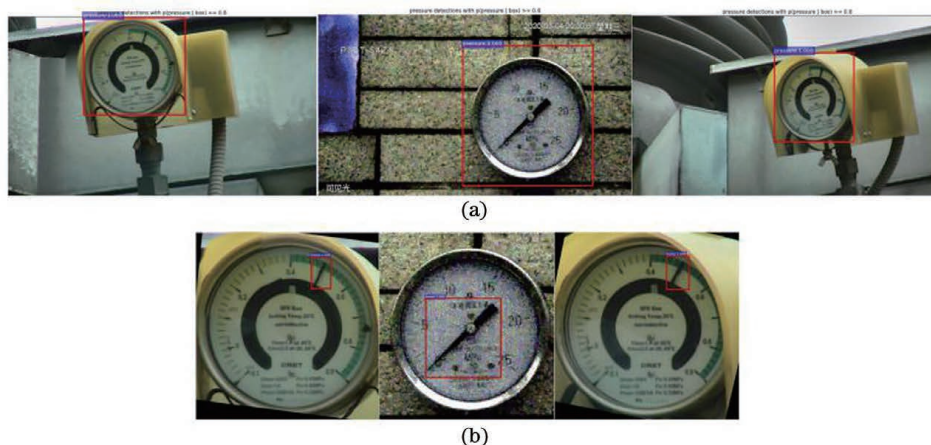


图 5 指针的提取过程图。(a)表盘定位;(b)表盘校正和指针提取

Fig. 5 Extraction process of pointer. (a) Dial positioning; (b) dial correction and pointer extraction

5.2 利用局部迭代的 Blackhat-Otsu 算法分离指针

通过图像预处理提取到指针目标区域,对该区域进行阈值化处理以分离出指针目标像素点。图 5(a)所示仪表指针目标区域主要包含指针、阴影、表盘背景三类像素点,其中指针及阴影的像素值偏低,表盘背景为白色,像素值较高。自适应 OTSU 算法^[19]根据图像灰度特性将图像分成背景和前景两类像素,阴影、示数区域的像素值与指针目标区域相近,阈值化后被误认为前景像素,与指针区域一起被置为目标像素点。对比表盘图像可以发现,图 5(b)中的指针像素点较膨胀,若直接在带有阴影的像素点处进行指针细化处理,则提取到的指针中心线可能受阴影干扰,发生中心线偏移的情况。

因此本文提出一种局部迭代的 Blackhat-Otsu 算法,对阈值化得到的粗略的指针区域进行迭代处理,扩展指针区域的灰度级范围,此时目标区域中指针像素点较多而阴影像素点较少,输出的灰度值即为指针与阴影的分界灰度值,从而实现指针像素与阴影像素的分割,其主要流程如下。

1) 采用 Blackhat-Otsu 算法提取图像中指针区域的暗区域临界像素,根据提取到的灰度值平均值对图像进行阈值分割,记录超过阈值的像素点(指针、阴影、表盘数字)以作为备选像素点。

2) 剔除备选像素点中的孤立像素点(表盘数字),将精选像素点区域作为下一轮阈值分割的模板区域。

3) 将模板区域像素拉伸至 $[0, 255]$,对模板区域再次进行大津算法(Otsu)阈值分割。利用两轮迭代的 Otsu 算法,成功将指针像素点与阴影像素点分离。

6 实验验证

6.1 图像去雾实验

在仪表图像中添加不同浓度的雾霾,对本文提出的基于灰度级动态调整的 Retinex 图像去雾算法与暗通道去雾算法^[20]、MSRCR^[21]去雾算法进行比较。图 6 所示依次为浓度由高到低的加雾图像、暗通道去雾图像、MSRCR 去雾图像、本文算法去雾图像。暗通道去雾算法对高浓度含雾图像的去雾效果较好,低浓度含雾图像去雾后图像偏暗,表盘细节信息弱化;相比暗通道去雾,MSRCR 算法去雾后的图像亮度有了很大提升,但是去雾不够彻底;而本文算法不仅平衡了仪表图像亮度,去雾效果好,同时提高了图像对比度。

针对仪表读数识别对表盘细节信息与图像质量的需求,本文选择图像信息熵(Entropy)、均方误差



图 6 图像去雾对比图。(a)加雾图像;(b)暗通道去雾图像;(c)MSRCR 去雾图像;(d)本文去雾图像

Fig. 6 Comparison of dehazing images. (a) Hazy images; (b) dehazing images using dark channel; (c) dehazing images using MSRCR; (d) our dehazing images

(Mean Squared Error, MSE)评价指标客观评价图像信息。图像信息熵用于反映增强图像的信息量,其值越大,图像细节信息越丰富;均方误差反映图像失真程度,数值越小,失真越轻,图像质量越好。图 6 中不同浓度雾霾的仪表去雾图像的客观评价指标如表 1 所示,分析数据可知,本文方法的

去雾图像 Entropy 值相比较于其他方法都要高,说明本文去雾方法较好地保留了图像细节信息;虽然加雾图像 Image 4 的 MSE 略低于本文方法,但本文方法的去雾图像 MSE 在三种方法中是最低的,这表明本文方法在去雾的同时没有较大的图像失真。

表 1 图像信息熵和均方误差对比

Table 1 Comparison of image entropy and MSE

Image No.	Hazy image		Dark channel dehazing method		MSRCR dehazing method		Our dehazing method	
	Entropy	MSE	Entropy	MSE	Entropy	MSE	Entropy	MSE
Image 1	6.74	6356	12.09	1221	11.94	2211	14.04	1167
Image 2	8.47	5019	12.42	2111	11.86	2185	14.12	1812
Image 3	10.21	2828	12.38	3423	11.69	2326	13.84	2136
Image 4	11.24	2256	12.43	3909	11.56	2880	13.76	2474

在运行速率方面,将仪表图像尺寸调整至 225 pixel×225 pixel 和 415 pixel×415 pixel 并进行比较,在含有 NVIDIA 1080 显示芯片的计算机上

采用 Python 语言进行处理,计算得到的每张图像的平均处理时间如表 2 所示,可以看出,改进后的灰度级动态调整去雾算法的处理时间较短,且图像尺

表 2 图像的去雾处理时间对比

Table 2 Dehazing process time comparison of images

unit: s

Method	225 pixel×225 pixel	415 pixel×415 pixel
Dark channel dehazing method	1.50	1.55
MSRCR dehazing method	2.20	2.11
Our method	1.02	1.02

寸越小,处理速度越快。

6.2 图像去雨实验

构建了含 1800 对雨纹图像及干净图像的数据集进行训练,基于 Tensorflow 框架在 NVIDIA 1080Ti GPU 上执行。训练学习率(Learning Rate)为 0.001,当迭代次数为 100000 时,将训练初始学习率 0.001 除以 10,当迭代次数为 200000 时,将训练学习率

0.0001 除以 10,训练的批量大小(Batch Size)为 6;快速引导滤波层半径为 16,正则化参数为 0.01,快速压缩尺度为 0.5,共进行了 20000 次迭代。图 7 所示为图像去雨对比图,可以发现,直接输入含雨图像后,缺少滤波层的网络能去除大部分雨纹,但部分与背景颜色相近的雨纹无法彻底去除;而加入了滤波层后的网络几乎能去除所有雨纹且保持图像细节。

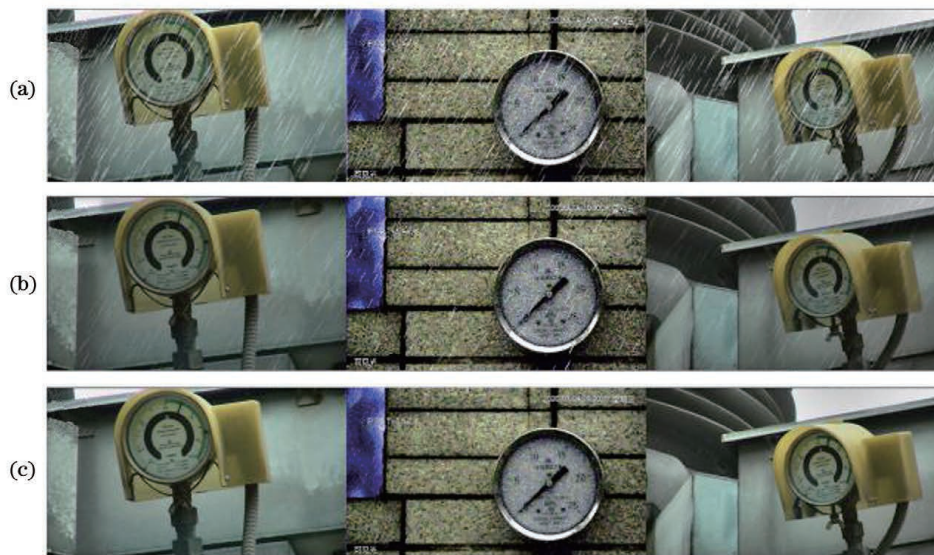


图 7 图像去雨对比图。(a)含雨图像;(b)缺少滤波层的去雨图像;(c)本文去雨图像

Fig. 7 Contrast of deraining images. (a) Rainy images; (b) deraining images without filter layer; (c) our deraining images

本文选取峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和结构相似度(Structural Similarity, SSIM)两种图像质量评价方法作为去雨实验的客观评价指标,将 50 张含雨图像输入至训练好的无滤波层网络及本文去雨网络中进行测试,测试

图像的 PSNR 和 SSIM 的平均值如表 3 所示。本文方法的去雾图像 PSNR 平均值和 SSIM 平均值均高于无滤波层网络,且远大于含雨纹图像,因此本文方法对雨纹的去除效果较好且图像质量较高。

表 3 图像峰值信噪比与结构相似度的对比

Table 3 Comparison of image PSNR and SSIM

Evaluating indicator (average)	Rainy image	Deraining image without filter layer	Our deraining image
PSNR	20.13	30.16	35.02
SSIM	0.58	0.89	0.93

6.3 指针分离与读数识别实验

本文对两种类型的指针区域进行指针分离实验,对本文提出的 Blackhat-Otsu 算法与自适应 Otsu 算法、迭代阈值法进行了比较,结果如图 8 所示。

由图 8 发现,指针阴影及表盘数字没有被剔除,表盘刻度由于颜色较深被划分为指针像素。进一步对以上几种方法的分割阈值进行比较,对于图 8(a1)、(a2),自适应 Otsu 算法下的图像二值化阈值分别为 95 和 97,迭代阈值法下的图像二值化

阈值分别为 123 和 106,而 Blackhat-Otsu 算法提取的图像临界暗像素分别为 67 和 78,远低于前两种方法的分割阈值,因此本文算法对低于临界暗像素的像素区域再次进行阈值化处理,二值化阈值为 27 和 53,分割得到的指针区域如图 8(d1)、(d2)所示。可以看出,本文算法能成功剔除指针阴影及刻度的干扰,完整分离指针。

指针分离后进行下一步读数识别,由于变电站指针式仪表型号各不相同,且刻度非均匀分布,本文对分离得到的指针像素进行细化处理,得到指针骨

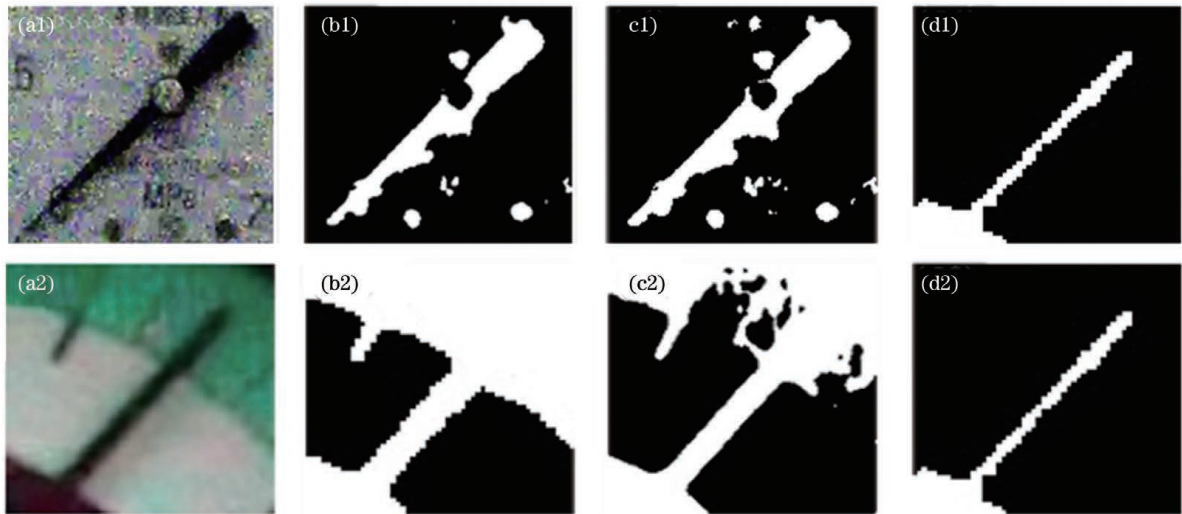


图 8 指针区域的分离结果对比。(a1)(a2)指针区域;(b1)(b2)自适应 Otsu 算法;(c1)(c2)迭代阈值法;(d1)(d2)本文算法

Fig. 8 Contrast of separation results of pointer area. (a1)(a2) Pointer area; (b1)(b2) adaptive Otsu algorithm; (c1)(c2) iterative threshold algorithm; (d1)(d2) our algorithm

架,进行中心线拟合后计算指针角度,表 4 所示为选取的五组读数的角度识别结果。

表 4 仪表读数的角度识别结果

Table 4 Angle recognition results of meter reading

Manual recognition method	Adaptive Otsu algorithm	Our method	Error
0.5°	0.56°	0.52°	+0.02°
6.0°	6.30°	6.23°	+0.23°
9.5°	9.25°	9.35°	-0.15°
26.5°	26.75°	26.0°	-0.50°
32.0°	31.4°	31.7°	-0.30°

对于表 4 所示的五组指针角度,与自适应 Otsu 算法相比,本文算法得到的角度误差较小,最大误差的绝对值为 0.5°。对目标检测网络测试集的 90 张变电站仪表图像进行读数识别,指针提取准确率为 100%,排除人工无法读数的不清晰图像,本文算法所得结果与人工测量值的最大误差绝对值为 1.5°,满足变电站识别精度的要求且读数精确。

7 结 论

针对变电站雨雾环境下指针式仪表的读数识别,提出了基于灰度级动态调整的 Retinex 方法以去除仪表图像雾霾,并将滤波层引入到深度残差网络中,通过深度学习去除仪表图像的雨纹。针对变电站读数识别受表盘刻度、数字及光照不均干扰的问题,提出了一种 Blackhat-Otsu 指针分离法以剔除干扰像素点。通过对比实验发现,所提雨雾去除

方法效果较好且保持了表盘细节信息,指针分离法能够在不均匀光照与表盘刻度干扰下准确分离指针。

所提算法有效解决了变电站巡检机器人对雨雾环境下指针式仪表图像读数识别不准确的问题。但同时也注意到,日常生活中的雨纹类型较为复杂,未来要进一步对雨雪等复杂环境下的仪表识别进行算法优化,提升复杂环境下算法的泛化能力。

参 考 文 献

- [1] Peng X Y, Jin L, Wang R, et al. Substation robot intelligent inspection technology and its application [J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(4): 223-232.
彭向阳, 金亮, 王锐, 等. 变电站机器人智能巡检技术及应效果[J]. 高压电器, 2019, 55(4): 223-232.
- [2] Zhang P, Ding Y Z, Wang Z P, et al. Accurate reading and reliability estimation model of substation pointer meter[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 101012.
张平, 丁永泽, 王致芄, 等. 变电站指针式仪表精准读数及可靠度估计模型[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10): 101012.
- [3] Cai H Q, Shao G W, Hu J, et al. Analysis of the main performance index and application status of inspection robot in substation[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(14): 117-123.
蔡焕青, 邵瑰玮, 胡霁, 等. 变电站巡检机器人应用现状和主要性能指标分析[J]. 电测与仪表, 2017, 54(14): 117-123.

- [4] Deng X, Yang Q Y, Mi J X, et al. Instruments localization method based on correlation filter [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(5): 102-110.
邓欣, 杨清云, 米建勋, 等. 基于相关滤波的仪表定位方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(5): 102-110.
- [5] Sun T, Ma L. Automatic recognition method of pointer meter for inspection robots [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(1): 287-291.
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.
- [6] Fang H, Ming Z Q, Zhou Y F, et al. Meter recognition algorithm for equipment inspection robot [J]. Automation & Instrumentation, 2013, 28(5): 10-14.
房桦, 明志强, 周云峰, 等. 一种适用于变电站巡检机器人的仪表识别算法 [J]. 自动化与仪表, 2013, 28(5): 10-14.
- [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.
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.
- [8] Fang Y X, Dai Y, He G L, et al. A mask RCNN based automatic reading method for pointer meter [C]//2019 Chinese Control Conference (CCC), July 27-30, 2019, Guangzhou, China. New York: IEEE Press, 2019: 8466-8471.
- [9] 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, 2015, 2015: 1-19.
- [10] Huang H X, Chen F H. Low-illumination image enhancement method based on attention mechanism and retinex [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201004.
黄辉先, 陈凡浩. 基于注意力机制和 Retinex 的低照度图像增强方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201004.
- [11] Parihar A S, Singh K. A study on Retinex based method for image enhancement [C]//2018 2nd International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC), January 19-20, 2018, Coimbatore, India. New York: IEEE Press, 2018: 619-624.
- [12] Wu L, Chen N N, Liao X H. Infrared image enhancement based on regional adaptive multiscale intense light fusion [J]. Infrared Technology, 2020, 42(11): 1072-1076, 1080.
巫玲, 陈念年, 廖小华. 区域自适应多尺度强光融合
的红外图像增强 [J]. 红外技术, 2020, 42(11): 1072-1076, 1080.
- [13] Pham T Q. Asymmetric recursive Gaussian filtering for space-variant artificial bokeh [C]//2018 Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), December 10-13, 2018, Canberra, ACT, Australia. New York: IEEE Press, 2018: 1-8.
- [14] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [15] Zhang X D, Wang T J, Yang Y. Classification of small-sized sample hyperspectral images based on multi-scale residual network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(16): 162801.
张祥东, 王腾军, 杨耘. 基于多尺度残差网络的小样本高光谱图像分类 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 162801.
- [16] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [17] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [18] Lamovsky D. Range images registration by correction of perspective deformations and camera calibration [C]//2013 IEEE International Conference on Image Processing, September 15-18, 2013, Melbourne, VIC, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 1394-1398.
- [19] Ge B Z, Chen X M, Zhang Y M, et al. Binary joint transform correlation with real-time adaptive thresholding [J]. Chinese Journal of Lasers, 2000, 27(12): 1107-1110.
葛宝臻, 陈希明, 张以谟, 等. 实时自适应阈值二值化联合变换相关器 [J]. 中国激光, 2000, 27(12): 1107-1110.
- [20] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [21] Liu W J, Bai W S, Qu H C, et al. Image dehazing based on GF-MSRCR and dark channel prior [J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(11): 1893-1905.
刘万军, 白宛司, 曲海成, 等. 融合 GF-MSRCR 和暗通道先验的图像去雾 [J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(11): 1893-1905.