基于细节注意力卷积神经网络的仪表自动化识别方法

董云龙¹, 刘行², 袁烨^{1,4*}, 隋少春³, 丁汉⁴

1. 华中科技大学人工智能与自动化学院, 武汉 430074;

2. 华东理工大学信息科学与工程学院, 上海 200237;

3. 成都飞机工业(集团)有限责任公司, 成都 610091;

4. 华中科技大学数字制造装备与技术国家重点实验室, 武汉 430074

* E-mail: yye@hust.edu.cn

收稿日期: 2020-05-26; 接受日期: 2020-08-14; 网络版发表日期: 2020-09-11

国家自然科学基金(批准号: 91748112)资助项目

摘要 传统仪表自动化识别方法受光照、噪声等干扰因素限制, 难以广泛应用. 近年来基于卷积神经网络的对圆心、最大最小量程等关键点检测的方法难以处理仪表的多样性. 本文对指针式仪表的自动化识别进行研究, 根据人工读数方式提出了先对刻度与指针进行定位, 再通过指针与刻度的相对位置进行读数的方法, 对各类仪表兼容性好. 为了能够稳定、高精度地提取刻度线, 本文根据仪表刻度线区域低占比特征设计了meter scan net (MSN)模型, 通过MSN预测刻度线区域的热图. MSN通过本文设计的细节注意力detail-attention (DA)模块, 可以保留细节特征, 关注仪表区域响应, 有助于最后的精细分割. 后处理利用预测的热图进行圆拟合获取刻度弧线, 在刻度弧线的法向方向取一定长度进行采样, 根据采样数据定位刻度与指针尖位置. 同时针对刻度丢失的情况, 本文基于频域分析的方法复原丢失刻度, 提高了方法的适用性. 最后在测试集数据上大量的实验证明本文提出的方法具有精度高、仪表兼容性好等特点.

关键词 仪表自动识别, 卷积神经网络, 细节注意力, 刻度修复

1 引言

仪表识别是指通过机器视觉方式, 对现场采集到的仪表图像进行分析得到仪表的实时数值大小, 以解决人工读数误差大、效率低下以及难以长期监测等难题. 虽然已有数字式远传仪表可通过网络将采集到的数据传输给服务器系统, 但是目前工业生产设备上所

采用的大量仪表未预留数据接口, 需要人工定期地监测其数值. 为了对无数据接口的指针式仪表进行数字化改造, 采用机器视觉的方式识别出仪表的实时数值是一种高效可靠的方式. 其中指针式仪表因其结构简单、性能稳定, 广泛应用于工业生产场合^[1].

随着自然场景文字识别技术的发展, 目前对于数字式仪表的识别已经有了很高的识别准确率^[2]. 但缺

引用格式: 董云龙, 刘行, 袁烨, 等. 基于细节注意力卷积神经网络的仪表自动化识别方法. 中国科学: 技术科学, 2020, 50: 1437–1448
Dong Y L, Liu X, Yuan Y, et al. Detail-attention convolutional neural network for meter recognition (in Chinese). Sci Sin Tech, 2020, 50: 1437–1448, doi: [10.1360/SST-2020-0216](https://doi.org/10.1360/SST-2020-0216)

乏通用的识别算法能够兼容种类多样的指针式仪表, 只能针对不同指针式仪表特征设计相应算法。因此对指针式仪表自动化识别的研究, 在设备智能化改造、仪表校正等领域具有重要的意义。

传统的机器视觉方法根据指针式仪表的表盘通常为圆形的特点, 利用模板匹配或霍夫圆检测提取仪表盘区域, 再通过阈值和直线检测提取刻度与指针^[3~6]。但是在仪表识别所应用的工业生产场景中严重的光照不均、过度曝光等十分常见^[7], 传统的机器视觉方法难以应用于复杂多变的工况环境。

近些年来, 卷积神经网络开始被应用于仪表的读数识别中。目前卷积神经网络在天然气表^[8~10]和水表^[11,12]的自动化识别中已经取得了不错的识别效果, 但是水表和天然气表的样式单一, 且工作环境相对简单。Dai等人^[13]提出了将卷积神经网络用于温度表的实时识别, 但仍然局限于特定种类的温度仪表。贺嘉琪^[14]提出了利用神经网络对仪表区域进行检测, 后处理还是基于经典的阈值分割法和霍夫直线法, 对光照和噪声等十分敏感。王俊凯^[15]提出了一种基于多任务级联卷积网络的表盘检测与表盘特征点定位方法, 能够兼容多种单指针式仪表, 其思路为首先对仪表区域进行检测, 再对仪表的圆心、刻度的最大值位置和刻度的最小值位置三个特征点进行检测, 最后基于圆心特征点做霍夫直线检测提取指针后, 根据直线与特征点之间的角度得出仪表数值大小。但是这种根据特征点定位的读数方式, 与人工读数有着原理上的差异。人工读取仪表数值时是基于指针所在的刻度区间和在区间的相对位置综合判定的, 而非基于指针与零位的夹角。这种差异导致算法无法兼容更多种类的仪表, 如仪表圆心被遮挡而导致无法定位、刻度非线性仪表等。

综上所述, 传统仪表识别方法无法适应复杂多变的工业生产环境中的光照与噪声等的干扰。利用神经网络对圆心、刻度的最大值最小值等关键点进行定位的方式, 在刻度信息提取时忽略了中间量程, 识别精度低下。在读数原理上也与人工存在差异, 对仪表的兼容性差。并且目前用于仪表关键点检测的MTCNN^[16]模型是针对人脸检测所设计, 模型的目的是不是用于仪表检测, 在模型结构的设计过程中没有考虑到仪表图像内在的结构特点。针对上述存在的问题, 本文提出了一种基于U-Net^[17]与DA模块的仪表自动化检测识

别方法, 该方法具有以下特点。

(1) 提出了一种基于U-Net的仪表自动化检测识别网络MSN, 用于机械式仪表刻度区域的高精度预测。

(2) 设计了一种DA模块, 可以大幅度保留细节特征并关注刻度区域响应, 有助于后续分割与刻度定位。

(3) 基于圆形拟合和法向投影方法精准定位刻度与指针。圆形拟合法提取刻度线能够有效地抑制因热图提取不精准而造成的刻度丢失, 提高算法的鲁棒性。

(4) 识别原理与人工方式一致, 对于不同仪表的兼容性能好, 在多种样式仪表识别上都取得了优异的识别效果。

2 相关工作

基于模板匹配的仪表识别方案^[18,19]使用图像金字塔将原图缩放至各个尺度, 创建圆心和其他标志模板进行匹配。但由于图像采集摄像头在安装时通常都与仪表平面存在一定的倾斜角度, 模板匹配的识别方式难以达到较高的识别准确率。并且不同仪表的模板特征各不相同, 模板匹配识别方案对不同仪表的兼容性差。

基于检测的仪表识别方案^[4,20]是通过SSD^[21]和YOLO^[22]等卷积神经网络预测仪表的外接矩形, 并通过尺度不变特征变换算法进行旋转校正, 后处理还是通过经典的阈值方式。在仪表识别应用的工业场景中, 通常难以限定外部光源, 导致在实际应用过程中采集的仪表图像光照不均、镜面反光现象十分严重。基于检测识别方案的后处理难以适应光照与噪声复杂多变工况环境。

基于特征点定位的仪表识别方案^[15]通过卷积神经网络检测出仪表外接矩形, 并对仪表的圆心、刻度的最大值位置和刻度的最小值位置等少数特征点进行定位。基于定位的圆心特征点做霍夫直线检测提取指针后, 根据直线与特征点之间的角度得出仪表数值大小。但这个方式只考虑了最大、最小刻度的位置, 丢失了仪表的中间刻度信息, 从而导致算法的识别精度较低。同时, 基于少数特征点定位的仪表识别方案也无法应用于刻度间距非线性的仪表。

基于虚拟样本的仪表识别方案^[23]通过计算机仿真实验获取虚拟的仪表样本, 并通过虚拟样本生成数据集进行训练。基于虚拟样本的识别方案能够产生大

量带标记的仪表数据,在一定程度上缓解了目前暂无大规模公开仪表数据集的问题.但是虚拟生成的仪表样本始终与真实的仪表数据存在着差距,故方案在真实的测试集仪表上识别准确率并不高.

3 方法

为了兼容生产中常用的单指针式、多指针式、双刻度线和短刻度线等多种仪表,本文采用的仪表识别方案为:通过MSN模型对仪表图片中刻度区域进行预测输出热图,热图上每个点的值代表该点为刻度线区域的置信度.对热图进行阈值化处理,获得刻度区域掩膜.在刻度区域掩膜上进行数据采样,利用采样数据拟合刻度圆.将拟合出的圆和二值掩膜进行与操作,得到刻度线圆弧.对仪表原图进行通道融合得到灰度图像,在刻度线圆弧的法向上取一定长度对灰度图像进行采样,采样过程可等效为将弧形刻度区域进行拉直.再对采样数据在法向上进行求和,实现对图像拉直后在横轴上进行灰度投影.由于刻度线所在的位置图像灰度值较大,对求和后的信号进行局部极大值滤波即可获得刻度点坐标.仪表识别算法整体框架如图1所示.

3.1 图片标记

在对指针式仪表自动化识别的过程中,能否稳定且精确地提取出感兴趣区域,将直接影响后处理的精

度.本文通过卷积神经网络提取感兴趣区域,对于机械指针式仪表图像标记有以下三种可选方案(如图2所示).

(1) 对机械指针式仪表的圆心、最大刻度、最小刻度等特征点进行标记(图2(b)).这种方式只提取了最大与最小刻度位置,丢失了中间刻度信息,并且容易受光照与噪声的干扰造成特征点的漏检与错检.

(2) 对机械指针式仪表的刻度进行精细二值标记(图2(c)).但是在受光照和噪声干扰时,容易造成预测的刻度缺失或粘连,这将直接导致错误的读数结果.并且这种方式标记过程复杂,标记成本高.

(3) 对刻度线区域以热图的形式进行标记(图2(d)).人工交互式获得刻度线区域的掩膜后,对掩膜进行一个大尺度的高斯滤波获得刻度线区域的热图,其中热图的各个像素点的数值代表是刻度线位置的置信度.

为了提高对感兴趣区域提取的稳定性,本文中使用上述的第三种方案.方案三的热图标记形式能够有效抑制光照变化、刻度断裂以及噪声等因素造成的干扰.并且仪表的数值信息集中在刻度区域.预测刻度区域热图与预测仪表的外接矩形相比,能够防止刻度区域外的生产厂家、仪表编号等信息对后处理造成干扰.

3.2 Detail-attention (DA)模块设计

U-Net可用于图像的语义分割,是一种具有对特定区域产生响应的卷积神经网络.U-Net可分为下采样与

图1 (网络版彩图)本文提出的仪表识别算法整体框架

Figure 1 (Color online) The overall framework of the meter recognition algorithm proposed in this paper.

图2 (网络版彩图)仪表的三种标记方案
Figure 2 (Color online) Three annotation schemes for meters.

上采样两部分: 下采样部分由一系列的卷积层与最大化池化层组成, 上采样部分由一系列卷积层与上采样层组成. 一系列的卷积生成了不同维度的特征图, 其中高维度的特征图用于定位, 低维度的特征图用于细节的分割与提取. U-Net的特点是少量训练数据网络即可收敛, 并且网络支持多尺度的输入.

但是U-Net网络并不是针对于指针式仪表的分割而设计的, 直接使用U-Net网络预测刻度线区域的热图, 容易造成非刻度线区域的错误响应. 并且U-Net网络通过一系列的下采样不断地将特征图的通道加倍, 宽与高则减半, 这造成了图片大量细节信息的丢失^[24]. 如图2所示, 图2(a)中仪表占满了整个图像, 但由于刻度与指针通常都是狭长的条形, 刻度在图2(c)所示的占比很小. 因此要精确获得刻度线区域的热图, 需要充分地考虑刻度线区域的细节特征.

本文以U-Net网络为基础, 设计了一种DA模块, 由注意力模块和细节通道两个子模块组成. DA模块可以大幅度保留细节特征并关注仪表区域响应, 提高预测精度.

为了防止模型对非刻度线区域的错误响应, MSN模型引入了注意力模块. 注意力机制类似于特征图之间的权值, 该权值通过卷积层迭代学习得到. 注意力机制会使得对结果影响大的区域或通道的权值高于其

他区域, 给予了这个区域或通道更高的关注度. 注意力机制由通道注意力图与空间注意力图两个单独子部分组成, 其中通道注意力图用于决定通道之间的权值, 而空间注意力决定在不同空间位置上的权值大小^[25].

注意力模块的结构如图3所示, 经过两个卷积层后的特征图记为 $F \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$, 通道注意力图为 $F_c \in \mathbb{R}^{C \times 1 \times 1}$, 空间注意力图为 $F_s \in \mathbb{R}^{1 \times H \times W}$, 注意力模块可用公式表示为

$$\begin{cases} F_1 = M_c(F) \otimes F, \\ F_2 = M_s(F_1) \otimes F_1, \end{cases} \quad (1)$$

其中 $\otimes$ 表示矩阵元素相乘.

注意力机制能够很好地限制网络对于非仪表区域的响应, 大幅度提高预测准确性与可靠性.

U-Net网络将输入图片通过一系列从高分辨率到低分辨率的下采样层, 再通过一系列的上采样层将分辨率提高. 这个过程可以理解为在上采样部分对下采样丢失的细节信息进行恢复, 但是丢失的细节信息无法准确无误地恢复, 存在一定的细节信息丢失. 如果丢失的是刻度信息, 将导致模型在非刻度区域响应和预测热图不平滑. 本文所设计的DA模块的思想是将高分辨率的细节直接通过细节通道保留下来, 而不是通过上采样操作进行恢复.

如图4所示, 每一个经过下采样后的特征图通过细节通道直接连接至最后一个DA模块的输入. 由最后一个DA模块进行多尺度特征融合, 模型能够充分地考虑仪表的细节信息. 根据仪表的高分辨率信息与各个尺度的特征图综合判定刻度线区域, 使得输出的热图更加的平滑. 充分的实验证明所提出的DA模块能使预测的热图在空间上更加的平滑且精确.

3.3 刻度区域提取

通过MSN模型预测得到刻度线区域的热图后, 通过阈值化处理得到刻度区域掩膜, 对掩膜进行标记后即可将不同的刻度线区域分开. 再对每个掩膜区域采样少数点, 根据采样的点数据拟合圆.

从网络预测的热图取阈值后采样 n 个点, 坐标集合记为 $\{(x_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, n\}$, 需要拟合圆的圆心坐标记为 (x_c, y_c) , 半径为 R . 由采样点可得

图 3 (网络版彩图)注意力模块结构

Figure 3 (Color online) Attention module structure.

图 4 (网络版彩图)本文提出的具有DA模块的U-Net结构

Figure 4 (Color online) The proposed U-Net structure with DA module.

$$(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 = R^2, \quad (2)$$

将平方项展开, 并进行移项处理后可得到

$$R^2 - x_c^2 - y_c^2 + 2x_c x + 2y_c y = x^2 + y^2. \quad (3)$$

坐标集合 $\{(x_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, n\}$ 中的每一个点都应该满足公式(3), 由此可得

$$\begin{cases} R^2 - x_c^2 - y_c^2 + 2x_c x_1 + 2y_c y_1 = x_1^2 + y_1^2, \\ R^2 - x_c^2 - y_c^2 + 2x_c x_2 + 2y_c y_2 = x_2^2 + y_2^2, \\ \vdots \\ R^2 - x_c^2 - y_c^2 + 2x_c x_n + 2y_c y_n = x_n^2 + y_n^2. \end{cases} \quad (4)$$

可将公式(4)写为矩阵形式 $A\omega = B$, 其中

$$\begin{cases} A \triangleq \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 \\ 1 & x_2 & y_2 \\ 1 & x_3 & y_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n \end{bmatrix}, \\ B \triangleq [x_1^2 + y_1^2, x_2^2 + y_2^2, x_3^2 + y_3^2, \dots, x_n^2 + y_n^2], \\ \omega \triangleq [\omega_1, \omega_2, \omega_3] = [R^2 - x_c^2 - y_c^2, 2x_c, 2y_c]. \end{cases}$$

故可解得圆心坐标 (x_c, y_c) 与半径 R 的公式如下:

$$\begin{cases} \omega = BA^\dagger, \\ x_c = \frac{\omega_2}{2}, \\ y_c = \frac{\omega_3}{2}, \\ R = \sqrt{\omega_1 + x_c^2 + y_c^2}. \end{cases} \quad (5)$$

将拟合出来的圆与刻度线区域掩膜进行与操作得到刻度线圆弧, 刻度线圆弧可以近似代表刻度线. 对掩膜区域采样的点与拟合出的圆如图5所示. 为了确保能够稳定地提取出刻度线区域, 在标记时对二值标记进行了大尺度的高斯模糊. 故拟合出来的圆没有与刻度完全重合, 存在着细微的误差, 但是完全能够满足本文后处理的精度要求.

利用采样点进行圆拟合, 再将圆与掩膜区域进行与操作得到刻度线圆弧后, 便可提取出刻度点的坐标. 其过程为: 对仪表图像进行灰度化处理后, 沿着刻度线圆弧在法向上取一定长度进行采样, 采样操作可等效看作将刻度线区域进行拉直. 再对采样数据在法向上进行求和得到采样和信号, 求和过程可等效为将拉直图像在横轴上进行灰度投影. 由于存在刻度线区域的灰度值较大, 故对采样和信号进行局部极大值滤波即可获得刻度点坐标. 刻度坐标定位效果如图6所示.

拟合计算得到的圆弧半径记为 R_c , 圆心坐标为 (X_c, Y_c) , 圆弧的弧度制角度范围为 (θ_1, θ_2) . 沿着刻度线法向方向的采样长度 L , 可以根据热图阈值后得到的二值图像的面积大小与圆弧的长度进行估算.

$$L = \frac{k}{R_c(\theta_2 - \theta_1)} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H f(i, j), \quad (6)$$

式中, W, H 为二值图像的宽和高, k 为 $[1.2, 1.5]$ 之间的常数, $f(i, j)$ 代表在图像上坐标为 (i, j) 的值.

仅有刻度点的坐标无法进行仪表的自动化读数, 还需要指针尖的坐标数据. 指针尖坐标同样可以通过定位刻度线的方式获取. 为了减少刻度线对指针尖定位的干扰, 用于定位的指针尖的圆弧的半径为 uR_c , 其中 u 为 $(0.7, 0.9)$ 之间的常数. 计算得到指针尖的圆弧后, 同样利用采样求和、投影、局部极大值滤波即可获得指针尖的坐标.

在获得指针尖坐标与刻度坐标后, 可以根据预设的各个刻度对应的仪表数值, 以及指针尖所在的刻度区间和在区间内的相对位置即可获得仪表的实时数值大小.

图5 (网络版彩图) 刻度线圆弧提取过程。(b)中点代表在刻度区域的采样点; (c)中圆代表通过算法拟合出的圆; (d)中圆弧代表提取的刻度线

Figure 5 (Color online) Meter scale line extraction process. The point in (b) represents the sampling points in the scale area; the circle in (c) represents the circle fitted by the algorithm; the arc in (d) represents the extracted scale line.

图6 (网络版彩图) 刻度定位示意图。第一行表示识别的原图, 第二行为刻度区域拉直后的图像, 第三行表示拉直后的图像在横坐标投影值曲线。第二列表示被部分破坏的表盘, 其中因部分刻度被破坏无法正常识别部分用矩形标示出

Figure 6 (Color online) Diagram of scale positioning. The first row represents the original image of the recognition, the second row represents the scale area after straightened, and the third row represents the curve of the projected value of the straightened image on the abscissa. The second column represents the partially damaged dial; among them, the part that cannot be recognized due to the scale damages is marked with a rectangle.

3.4 刻度缺损修复

本文的识别算法依赖于提取的刻度点坐标, 仪表在长时间的使用后常出现刻度缺损、镜面划痕等缺陷, 会导致刻度坐标提取的不准确。但是仪表的刻度点坐标具有很强的周期性特征, 通过刻度的周期性先验信息可以对缺损的刻度信号进行修复, 提高仪表识别算法的鲁棒性。

通过对刻度线进行人工擦除来模拟刻度缺损仪表, 其仪表刻度点提取效果如图6的第二列所示。使用本文提出的刻度定位算法提取刻度坐标, 由于算法所做的抗干扰设计, 绝大部分有缺损的刻度都能正常提取。但还是少数严重缺损的刻度, 其采样和信号在刻度点坐标已经不属于局部极大值, 导致刻度点定位错误。因此需要对刻度缺损的刻度信号进行修复。

本文提出了一种频域差分法对缺损仪表采样信号进行修复。该方法能够很好地提取内在采样信号的周期性, 对缺损刻度进行修复, 同时该方法对于非缺损信号时, 也能够对峰值信号起到增强的作用, 提高采样信息中有效信息的对比程度, 不会对无缺损信号的局部极大值提取造成干扰。

一维圆弧法向采样和信号具有很强的周期性, 理想刻度的法向采样和信号是一个标准的脉冲信号, 而缺损的刻度信号可以看成是在标准的脉冲信号中加入一系列的高频与低频噪声。为了使刻度点位置的采样和信号再次变为局部极大值, 首先将一维的采样和信号通过傅里叶变换到频域, 在频域提取中频信号与低频信号。将中频信号与低频信号差分处理得到差分信号, 差分信号代表了固定尺度信号的强弱。最后将差分信号傅里叶逆变换回到时域后, 在时域上将差分信号叠加至缺损的刻度信号中。采样和信号在刻度点位置再次成为局部极大值, 即完成了频域差分法修复过程。

对在刻度线圆弧进行法向采样和得到一维信号 $f(n)$, 并对 $f(n)$ 进行离散傅里叶变换将其转换至频域得到

$$\hat{f}(\omega) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} F(n) e^{-j2\pi\omega n/N},$$

式中, N 为采样点的数目。在频域提取中频与低频信号 $\hat{f}_l(\omega)$ 与中频信号 $\hat{f}_m(\omega)$ 后, 将中频信号与低频信号进行离散傅里叶逆变换得到 $\hat{f}_l(n)$ 和 $\hat{f}_m(n)$, 基于中频信

号与低频信号进行作差, 得到差分信号 $\hat{f}_r(n)$. 将差分信号叠加回法向采样和信号对刻度尺寸的信号进行增强, 得到修复后的圆弧法向采样和信号 $\hat{f}_o(n)$:

$$\begin{cases} f_r(n) = 2f_m(n) - f_l(n), \\ f_o(n) = f(n) + kf_r(n), \end{cases}$$

式中, k 称为修复系数, 代表对破损信号修复的强度大小. 频域差分修补法实施效果如图 7 所示, 可以看到漏检的刻度点再次成为了峰值, 成功完成了对缺损刻度的修复.

4 实验

本文所述的模型训练与后处理所运行的硬件与系统配置如下: Intel Xeon E3 1230-v3 @3.4GHz, Nvidia GTX 1080, 32GB RAM, Ubuntu 16.04. 使用 pytorch 1.4.0 进行训练.

4.1 训练细节

由于目前暂无公开的指针式仪表数据集, 本文通过现场拍摄与网络爬取的方式收集机械式仪表图片, 并进行手工标记. 数据集中一共包含图片 1200 张, 其中 800 张用于训练集, 400 张用于测试集, 数据集包括的仪表种类有单指针、多指针、双刻度线以及短圆弧四种最为常用的仪表.

在训练时使用二分类用的交叉熵损失函数(binary cross entropy loss)作为评价预测结果与标记结果之间的差异, 其公式如下所示:

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [-y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)],$$

式中, N 表示训练样本的总数目, y_i 表示期望的输出值, p_i 表示模型的预测结果. 二分类用的交叉熵损失函数的计算结果越小, 表示预测的结果与标记的真实结果越接近. 在实际的训练过程中, 预测值被映射到 $[0, 1]$, 代表这个像素点属于刻度线区域的概率大小.

使用本文算法识别的仪表数值记为 m , 人工读数的数值为 v . 则该仪表的测量误差为

$$\alpha = \frac{|m - v|}{r},$$

式中, r 为仪表的量程, α 为测量的误差. 当 $\alpha < \alpha_r$ 时, 则此

图 7 (网络版彩图) 频域差分法修复示意图. (a) 提取的各个频段的信号; (b) 将差分信号叠加回原始信号得到修复后的信号, 放大区域中非局部极大值经过修复后成为了局部极大值; (c) 根据修复后信号在原图中定位刻度位置

Figure 7 (Color online) Diagram of frequency domain repair. (a) is the extracted signal of different frequency band; (b) is the repaired signal by superimposing the differential signal back to the original signal. As shown in the magnified area, the non-local maximum has been repaired to become a local maximum; (c) is to locate the scale position in the original image according to the restored signal.

次识别正确, 反之则识别错误. α_r 为该种类仪表允许的误差阈值.

在数据集上识别正确的仪表数记为 T , 识别错误的仪表数为 N . 在数据集上识别的准确率 P 的公式为

$$P = \frac{T}{T + N}.$$

为了展示本文所提出的MSN模型的效果, 分别训练了四个模型为: U-Net、U-Net+注意力机制、U-Net+细节通道和本文提出的MSN. 实验效果如图8所示, U-Net模型预测的热图有很多非刻度线区域也产生响应, 加上注意力模块后模型的错误响应明显减少. 加入了细节通道后的模型, 模型能够通过更为细致的仪表纹理信息进行预测, 其错误响应区域也少于无细节通道的U-Net模型. 这表明加入了细节通道的模型具有优秀的细节保存与表征能力. 本文提出的方法, 通过注意力模块让刻度线区域有较大的权值, 并通过细节通道将各个尺寸的信息进行多尺度特征融合, 充分利用了刻度线的纹理特征. 得到的热图呈现较为理想的圆弧形, 满足后处理要求. 训练过程中涉及的超参数配置如表1所示.

4.2 对比实验

工业场景中仪表识别算法都将受到视觉传感器安装的方向、外部光照以及噪声的干扰, 从而影响识别的精度. 为了验证本文提出算法的抗干扰性, 以正常采集的仪表数据集为基准, 在上下左右四个方向进行摄像头角度偏移获取不同角度的仪表数据集. 在基准数据集上添加不均匀光照获得光照数据集. 添加不同

表 1 训练超参数配置

Table 1 Training hyperparameter configuration

超参数类型	取值
输入尺寸	512×512
训练轮数	40
学习率	1×10^{-4}
衰减因子	0.99
批次大小	4
优化器	Adam ^[26]

程度的高斯噪声与椒盐噪声, 获得噪声数据集. 并分别测试基于模板匹配、基于检测、基于特征点定位的仪表识别方法和本文方法在各个数据集上的检测精度, 以进行对比实验.

不同识别方案的识别实验准确率如表2所示. 实验结果表明, 模板匹配在基准数据集上的识别精度最低, 并且受摄像头与仪表之间的角度影响大, 这表明模板匹配方法对摄像头角度的安装较严格. 基于检测方法能够较好地克服摄像头角度偏移造成的误差, 但是由于后续使用了阈值操作导致难以适应噪声和光照干扰. 基于特征点定位的方法在噪声较严重时的识别率很低. 而本文提出的识别方法在基准数据集的识别准

图 8 (网络版彩图)本文中基于U-Net做出的改进
Figure 8 (Color online) Improvements made in this paper based on U-Net.

表 2 对比实验

Table 2 Comparison results

识别方法	基准	+不同角度	+光照	+噪声
模板匹配 ^[18,19]	84.3%	69.5%	75.4%	78.1%
基于检测 ^[4,20]	87.2%	82.7%	52.5%	71.0%
特征点定位 ^[15]	85.6%	84.2%	82.4%	65.8%
本文方法	92.7%	91.5%	92.0%	91.1%

准确率最高, 并且在光照数据集、角度数据集和噪声数据集上都有着最高的识别准确率. 这表明本文提出的算法能够有效地抑制工业应用中光照、噪声以及摄像头安装角度的干扰.

使用本文方法对光照不均和角度偏移仪表的识别效果如图9所示, 对添加噪声的仪表识别效果如图10所示. 由实验效果图可以看出, 本文算法在严重光照不均和噪声干扰的情况下, 依然能够准确地对刻度与指针进行定位.

在工业应用场景的外部干扰光源不可控, 外部光源常在仪表的镜面上造成反光. 通过本文所提出的算

图 9 (网络版彩图)光照不均和角度偏移仪表的识别. (a)和(b)代表横向和纵向光照不均的仪表图片, (c)和(d)代表摄像头角度偏移和光照不均的仪表图片

Figure 9 (Color online) Uneven illumination and angle offset meter recognition diagram, where (a) and (b) represent the meter pictures with uneven horizontal and vertical illumination, (c) and (d) represent the meter pictures with camera angle offset and uneven illumination.

法对存在镜面反光的仪表图片进行识别实验, 识别效果如图11所示. 可以看出镜面反光会造成局部亮度很高, 但是在高亮度区域的刻度法向投影依然处于局部极大值位置, 这验证了本文算法能有效地抑制工业环境中镜面反光造成的识别干扰.

4.3 实验结论

在400张测试集图片中, 通过所设计MSN模型预测热图, 利用本文提出的后处理算法提取刻度点和指针尖坐标得出仪表的数值大小. 消融实验结果如表3

图 10 (网络版彩图)添加噪声后仪表识别. (a)和(b)添加了不同尺度的高斯噪声, (c)和(d)添加了不同尺度的椒盐噪声

Figure 10 (Color online) Meter recognition after adding different noise. Gaussian noise of different scales are added to (a) and (b); salt and pepper noise of different scales are added to (c) and (d).

图 11 (网络版彩图)镜面反光仪表刻度定位, 其中反光区域使用矩形框出

Figure 11 (Color online) Scale positioning with mirror reflection effect. The reflective area is marked with rectangle.

表 3 消融实验

Table 3 Ablation study

仪表种类	U-Net	+注意力	+细节通道	本文方法
单指针式	84.0%	90.5%	89.4%	93.7%
双指针式	82.1%	88.4%	83.6%	91.0%
双刻度线式	82.6%	87.1%	84.3%	93.1%
短刻度线式	83.3%	89.9%	90.8%	92.9%

所示, 比较不同模型结构对不同种类仪表的识别效果. 可以看出本文所提出的方法具有识别精度高、仪表兼容性好等特点. 其中部分仪表图片的识别效果如图12所示.

5 结论

针对机械式仪表的仪表自动化识别, 本文提出了一种基于细节注意力机制的卷积神经网络MSN. 通过本文设计的DA模块, 可以有效地提升热图的空间平滑性、减少对非刻度线区域的响应. 所提出方法利用与人工读数原理相似的方式对仪表进行自动化识别, 实验证明本文提出的算法能够兼容单指针、双指针、双刻度线和短圆弧多种类型的仪表. 同时与根据指针与最大、最小量程的角度进行读数的方式相比, 本文方法还综合考虑了各个刻度点的数值大小, 识别的精度

图 12 (网络版彩图)不同类型仪表定位

Figure 12 (Color online) Positioning of different types of meters.

高. 同时本文还设计了一种频域差分法对缺损的刻度信号进行修复, 提高了算法的实用性. 因此可广泛推广应用于工业生产中的仪表监测中. 目前对于仪表的刻度量程还是通过人工设定的方式, 下一步研究方向为在本文提出细节注意力机制神经网络的基础上, 利用文字识别等技术开展对仪表量程的自动化读取研究.

致谢 感谢闫霄龙在程序设计中给予的帮助与支持.

参考文献

- 1 Han S C, Xu Z Y, Yin Z C, et al. Research review and development for automatic reading recognition technology of pointer instruments (in Chinese). Computer Science, 2018, 45: 54–57 [韩绍超, 徐遵义, 尹中川, 等. 指针式仪表自动读数识别技术的研究现状与发展. 计算机科学, 2018, 45: 54–57]
- 2 Chen N N, Dong K H, Gao F Q, et al. Remote data transmission system for digital display instrument based on digit recognition (in Chinese). Instru Tech Sensor, 2018, 6: 39–44 [陈南南, 董坤煌, 高凤强, 等. 基于数字识别的数显仪器数据远程传输系统. 仪表技术与传感器, 2018, 6: 39–44]
- 3 Pei L Q, Huang Q D, Zhang Y R, et al. Development of automatic verification system for high precision pointer instrument based on machine vision (in Chinese). Measure Cont Technol, 2016, 35: 153–156 [裴利强, 黄青丹, 张亚茹, 等. 基于机器视觉的高精度指针式仪表自动检定系统研制. 测控技术, 2016, 35: 153–156]
- 4 Zhou Y H, Liu Y F, Li L. An automatic reading method for pointer meter (in Chinese). J Shandong Univ-Eng Sci, 2019, 49: 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. 山东大学学报(工学版), 2019, 49: 1–7]
- 5 Xu L, Shi W, Fang T. Pointer meter reading recognition system used in patrol robot (in Chinese). Chin J Sci Instrum, 2017, 38: 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. 仪器仪表学报, 2017, 38: 1782–1790]
- 6 Shi Y, Xia C H, Hu L N, et al. Intelligent recognition method for reading of pointer instrument based on machine vision (in Chinese). *Trans Microsy Technol*, 2017, 36: 47–49 [施滢, 夏春华, 胡琳娜, 等. 指针式仪表读数的机器视觉智能识别方法. *传感器与微系统(自然科学版)*, 2017, 36: 47–49]
 - 7 Liu Y C, Zhou Z Q, Cao L Z. Automatic recognition of pointer instrument image in substation under complex illumination (in Chinese). *Elect Eng*, 2018, 7: 13–15 [刘玉翠, 周志强, 曹玲芝. 复杂光照下变电站指针式仪表图像自动识别研究. *电工技术*, 2018, 7: 13–15]
 - 8 Salomon G, Laroca R, Menotti D. Deep learning for image-based automatic dial meter reading: Dataset and baselines. 2020, arXiv: [2005.03106](https://arxiv.org/abs/2005.03106)
 - 9 Laroca R, Barroso V, Diniz M A, et al. Convolutional neural networks for automatic meter reading. *J Elec Imag*, 2019, 28: 013023
 - 10 Tang Y, Ten C W, Wang C, et al. Extraction of energy information from analog meters using image processing. *IEEE Trans Smart Grid*, 2015, 6: 2032–2040
 - 11 Yang F, Jin L, Lai S, et al. Fully convolutional sequence recognition network for water meter number reading. *IEEE Access*, 2019, 7: 11679–11687
 - 12 Zhao J W. Reserch on detection and recognition method of pointer water meter rading based on deep learning (in Chinese). Dissertation for Master's Degree. Guangzhou: South China University of Technology, 2019 [赵经纬. 基于深度学习的指针式水表读数检测与识别方法研究. 硕士学位论文. 广州: 华南理工大学, 2019]
 - 13 Dai C, Gan Y F, Zhuo L, et al. Intelligentammeter reading recognition method based on deep learning. In: *Proceedings of the IEEE 8th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference*. Chongqing, 2019. 25–29
 - 14 He J Q. Research and application of automatic recognition of dial instrument based on deep learning (in Chinese). Dissertation for Master's Degree. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019 [贺嘉琪. 基于深度学习的指针式仪表读数自动识别的研究与应用. 硕士学位论文. 北京: 北京邮电大学, 2019]
 - 15 Wang J K. Research on instrument reading recognition method based on facial generalization (in Chinese). Dissertation for Master's Degree. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2019 [王俊凯. 基于面部类化的仪表读数识别方法研究. 硕士学位论文. 武汉: 华中科技大学, 2019]
 - 16 Zhang K, Zhang Z, Li Z, et al. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks. *IEEE Signal Process Lett*, 2016, 23: 1499–1503
 - 17 Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In: *Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention*. Munich, 2015. 234–241
 - 18 Zhang Z F, Wang F Q, Tian E L, et al. Machine vision based reading recognition for a pointer gauge (in Chinese). *Control Eng China*, 2020, 27: 581–586 [张志峰, 王凤琴, 田二林, 等. 基于机器视觉的指针式仪表读数识别. *控制工程*, 2020, 27: 581–586]
 - 19 Yang Z, Niu W, Peng X, et al. An image-based intelligent system for pointer instrument reading. In: *Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Information Science and Technology*. Shenzhen, 2014. 780–783
 - 20 Li W, Wang O, Gang Y N, et al. An automatic reading method for pointer meter (in Chinese). *J Nanjing Univ Nat Sci*, 2019, 55: 117–124 [李巍, 王鸥, 刚毅凝, 等. 一种自动读取指针式仪表读数的方法. *南京大学学报(自然科学版)*, 2019, 55: 117–124]
 - 21 Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. Ssd: Single shot multibox detector. In: *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Amsterdam, 2016. 21–37
 - 22 Redmon J, Farhadi A. Yolov3: An incremental improvement. arXiv: [1804.02767](https://arxiv.org/abs/1804.02767)
 - 23 Ma B, Cai W D, Zheng F F. Generating virtual samples based on prior knowledge in pointer meter recognition (in Chinese). *J Comput-Aided Design Comput Graphic*, 2019, 31: 11–20 [马波, 蔡伟东, 郑凡帆. 先验知识指导生成虚拟样本在指针式仪表识别上的应用. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2019, 31: 11–20]
 - 24 Sun K, Xiao B, Liu D, et al. Deep high-resolution representation learning for human pose estimation. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Long Beach, 2019. 5693–5703
 - 25 Woo S, Park J, Lee J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module. In: *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Munich, 2018. 3–19
 - 26 Kingma D P, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization. arXiv: [1412.6980v8](https://arxiv.org/abs/1412.6980v8)

Detail-attention convolutional neural network for meter recognition

DONG YunLong¹, LIU Xing², YUAN Ye^{1,4}, SUI ShaoChun³ & DING Han⁴

¹ School of Artificial Intelligence and Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;

² School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China;

³ Chengdu Aircraft Manufacturing Industry (Group) Co., Ltd., Chengdu 610091, China;

⁴ State Key Laboratory of Digital Manufacturing Equipment and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

The classical meter recognition method is severely affected by light and noise interference in the recognition of meters, which limits its generalization ability. Recent methods based on convolutional neural networks cannot handle the diversity of meters via detection of the key points (center of circle, maximum and minimum range). In this study, we investigate the recognition of a mechanical meter. According to the manual reading paradigm, the scale and pointer are first positioned, and the reading value is then determined based on the relative position of the pointer and scale, which is compatible with different meters. To extract the tick marks of meters in a stable and precise scheme, Meter scan net (MSN) is designed based on the low-occupancy features of the meter's tick area to predict the heatmap. Utilizing our proposed Detail-Attention module, MSN can greatly retain detailed features and focus on the tick area, which is helpful for the final segmentation. Post-processing includes using the output of MSN to perform circle fitting to obtain the scale arc, sampling along the normal phase direction of the scale arc, and locating the scale and pointer position. To handle cases of missing tick marks, a frequency-based analysis method is proposed to restore the missing tick marks, which enlarges the application scope of our method. Finally, extensive experiments are conducted that reveal that the proposed method has high accuracy and is compatible with different types of meters.

meter recognition, convolutional neural network, detail-attention, tick restoration

doi: [10.1360/SST-2020-0216](https://doi.org/10.1360/SST-2020-0216)