

基于人工智能的电表底度示数快速识别方法

王璐¹ 谯静¹ 郭秉慧¹
WANG Lu QIAO Jing GUO Binghui

摘要

传统的电表底度示数读取方式多依赖于人力操作,这种方式不仅效率低下,且易出错。在大规模、高密度的用电环境下,人工读取电表底度示数的难度和成本均会大幅度增加。鉴于此,本文提出一种基于人工智能的电表底度示数快速识别方法。首先,进行电表底度示数图像的预处理,以显著提升图像质量,为后续的特征提取和识别工作奠定坚实基础。其次,运用人工智能技术构建示数快速识别模型,该模型在保持较高检测准确率的同时,能够减少网络参数量和计算量,从而加快识别速度。最后,实现电表底度示数的智能识别,显著提高读数效率和准确性,为能源管理和智能电网建设提供重要支撑。实验结果表明,基于人工智能的电表底度示数快速识别方法能够准确识别电表底度的示数,而传统方法存在较大的识别误差,从而验证了该方法的可行性和优越性。

关键词

电力系统;电表底度;示数快速识别;人工智能

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.07.047

0 引言

在能源管理领域,人工智能的应用也愈发广泛,为电表的底度示数快速识别提供了全新的解决方案。电表作为

电力系统中至关重要的设备,用于准确计量用户的用电量。因此,基于人工智能的电表底度示数快速识别方法应运而生。文献[1]建立了一种基于YOLOv3-Tiny网络的计数器位置模式。然后,通过使用训练好的模块精确地定位计数器目标位置,再通过裁剪该位置并得到计数器信号。针对这些计数器图像,

1. 国网酒泉供电公司 甘肃酒泉 735000

4 结语

本设计成功实现了无人机自组网应用系统设计。在设计中,采用了OFDM调制解调、AES加密解密、网络分级管理等技术对无人机自组网系统进行相关设计。该系统具有通信性能良好、扩展性强、协同作战效率高、信息交互安全性高、健壮性好等特点。目前,该系统已经投入实际运行,应用效果良好。

参考文献:

- [1] 邹湘伏,何清华,贺继林.无人机发展现状及相关技术[J]. 飞航导弹,2006(10):9-14.
- [2] 陈黎.军用无人机技术的发展现状及未来趋势[J].航空科学技术,2013(2):11-14.
- [3] 张笋,朱昱,代李苑,等.军用无人机技术发展历程、现状及未来应用研究[J].舰船电子工程,2021,41(6):9-13.
- [4] 尹欣繁,章贵川,彭先敏.军用无人机技术智能化发展及应用[J].国防科技,2018(5):30-33.

- [5] 景源.MIMO-OFDM无线通信系统中信道估计和频率同步的研究[D].大连:大连理工大学,2010.
- [6] 金毅仁.电能电量计量及管理系统上位机若干软件模块的设计与实现[D].合肥:合肥工业大学,2010.
- [7] 黄巍,陈俊良,李犹海.无人机自组网技术综述与发展展望[J].电讯技术,2022,62(1):138-144.
- [8] 卓琨,张衡阳,郑博,等.无人机自组网研究进展综述[J].电信科学,2015,31(4):134-144.
- [9] 陈晔,孙凯将,张力,等.无人机自组网系统设计与实现[J].西北工业大学学报,2009,27(6):854-858.
- [10] 刘昕.军用无人机自组网技术研究[D].南京:南京理工大学,2016.

【作者简介】

金毅仁(1978—),男,安徽合肥人,硕士,工程师,研究方向:计算机控制技术。

(收稿日期:2024-04-20)

又构建了一个基于 YOLOv3 网络的计数器识别模型,并完成了训练过程。最终,利用这个训练好的模型来识别计数器目标区域的数字。文献 [2] 的示数区域识别模块在处理检测到的示数区域图像时,采用了灰度值分类的方法。对于字轮式电表,则通过筛选不同的切分方案来得到最终的识别结果。但上述两种方法均存在一定的不足之处。而本文方法通过对大量电能表底度示数图片进行训练和学习,使得 AI 模型能够准确识别并提取出图片中的示数信息。不仅具有高效、准确的特点,而且能够适应各种复杂环境和不同规格的电能表,大大提高了电能表底度示数识别的普适性和可靠性。

1 基于人工智能的电能表底度示数快速识别方法的设计

1.1 预处理电能表底度示数图像

预处理电能表底度示数图像是电能表底度示数快速识别过程中的关键步骤,其主要目的是提高图像的质量,以便于后续的特征提取和识别工作。电能表通常有一个数字窗口,窗口中的数字表示了当前的电能消耗。每个数字上面都对应地标有数字,如 10 000、1000、100、10、1、0.1 等,这些数字用于表示每个数字位的权重。读取数据时,需要将每个数字与其对应的权重相乘,然后将所有乘积相加,得到的结果就是电能表的读数。

因此,本文需要收集电能表底度示数的图像,并进行预处理步骤。在图像采集、传输和处理过程中,由于环境因素的干扰,可能会产生多种噪声类型,如粗糙噪声、颗粒噪声以及高斯噪声等。这些噪声会劣化图像质量,使图像变得模糊,并可能导致图像特性的显著变化。如果未经适当过滤处理,这些噪声将对后续的图像处理工作产生负面影响,增加图像分析的难度^[3]。因此,图像去噪作为图像预处理的关键环节,对图像的成像质量、定位准确性、字符划分、特征提取以及属性识别等方面都具有直接而重要的影响。

首先,本文选定加权灰度法取图像的三原色 RGB 不同权重,形成不同灰度的图像,其计算公式为:

$$f_k(m,n) = \varepsilon R(m,n) + \phi G(m,n) + \varphi B(m,n) \quad (1)$$

式中: $\varepsilon, \phi, \varphi$ 分别代表加权系数, $f_k(m,n) (k=1,2,3)$ 代表在像素 (m,n) 经过加权处理后的灰度图像。

图像经过加权灰度处理后,由于图像提取对图像质量的要求严苛,过大的图像数据量会加大图像提取的计算复杂度,不利于高效提取电能表图像信息^[4]。因此,本文选用二值化处理手段,通过设定一个阈值,使得小于该阈值的像素点赋值为 0,而大于或等于该阈值的像素点赋值为 1。其计算公式为:

$$a(m,n) = \begin{cases} 0, & f_k(m,n) \geq \delta \\ 1, & f_k(m,n) \leq \delta \end{cases} \quad (2)$$

式中: δ 代表阈值, $a(m,n)$ 表示二值化值,其取值为 0、1。

以上两步骤,可使图像的轮廓变为清晰,并使电能表底度示数图像做到降噪处理。通过以上预处理步骤,可以显著提高电能表底度示数图像的质量,为后续的特征提取和识别工作提供良好的基础^[5]。需要注意的是,预处理步骤的选择和参数设置应根据具体的图像质量和识别需求进行调整和优化。

1.2 基于人工智能构建示数快速识别模型

基于人工智能构建示数快速识别模型是电能表读数自动化的关键环节。该模型利用深度学习算法^[6],从电能表示数的图像中准确提取并识别数字信息。由于模型参数量和计算量较大,推理过程耗时较长,文本检测时往往产生过多检测框,这不仅减缓了图像处理速度,也给 CPU 等设备的部署带来了不小的挑战。因此,在本次示数区域检测任务中^[7],需要设计合适的骨干特征提取网络,以在保持较高检测准确率的同时,减少网络参数量和计算量,从而加快识别速度。

为了实现在保持较高检测准确率的同时,减少网络参数量和计算量,我们针对电能表示数图像的特点,设计了轻量级的骨干特征提取网络。该网络采用深度可分离卷积和通道注意力机制,有效降低了模型参数量和计算复杂度,同时保留了足够的特征提取能力。

在深度可分离卷积方面,我们借鉴了 MobileNet 系列网络的设计思想,将传统的标准卷积分解为深度卷积和逐点卷积两部分。深度卷积对每个输入通道独立进行卷积操作,逐点卷积则对深度卷积的输出进行通道间的信息融合。这种设计方式显著减少了模型的参数量和计算量,同时保持了较好的特征表达能力。

为了进一步提升网络的特征提取能力,引入了通道注意力机制。通过对每个通道的重要性进行建模,使得网络能够自适应地调整不同通道之间的权重,从而更加关注于对示数识别有用的特征。这种机制有助于提升模型的检测准确率,尤其是在示数区域存在遮挡或模糊等复杂情况下。

在训练过程中,我们采用了迁移学习的方法,利用预训练模型进行微调,以加速模型收敛并提升性能。同时,我们还采用了数据增强技术,通过对原始图像进行旋转、缩放和裁剪等操作,增加模型的泛化能力。

实验结果表明,采用轻量级骨干特征提取网络的示数快速识别模型在保持较高检测准确率的同时,显著降低了网络

参数量和计算量，从而加快了识别速度。这使得该模型在实际应用中更加高效可靠，为电能表读数自动化提供了有力的技术支持。

在电能表示数识别过程中，利用人工智能中的边缘检测技术进行图像定位、识别，实际上，每个参与输入特征融合阶段的卷积层对整体网络的贡献度并不相同。为改善这一状况，本文设计的示数快速识别模型在原有基础上，为每个输入节点设置了初始权重值，并将其一同送入神经网络中进行学习^[8]。通过这种方式，该模型能够自适应地调整权重值，从而避免了手动调整阈值可能引发的泛化能力不足等问题。该示数快速识别模型中节点权重计算公式为：

$$q = \sum_{i=1} \frac{z_i}{r + \sum_j z_j} \cdot T_i$$

(3)

式中： T_i 代表模型的输入值， q 表示输出节点， z_i 表示权重值，其值将被归一化至 0 至 1 的范围内，利用 ReLU 激活函数确保其值始终非负。为避免数值不稳定问题，在分母上引入了一个极小的数 r 。这种快速归一化融合方法与 softmax 在形式上有所相似^[9]，但关键差异在于，它在维持与 softmax 相近预测结果的同时，显著降低了计算成本，提升了计算速度，使得整个识别过程更为简便快捷。

基于上述分析，本文设计的示数快速识别模型的表达式为：

$$\begin{cases} G^{up} = conv\left(\frac{z_1 \cdot G^{in} + z_2 \cdot G^{in}}{r + z_1 + z_2}\right) \\ G^{out} = conv\left(\frac{z'_1 \cdot G^{in} + z'_2 \cdot G^{up}}{r + z'_1 + z'_2}\right) \end{cases}$$

(4)

式中： G^{in} 代表中间态特征节点，其输入值分别为 z_1 、 z_2 ，使用自顶向下的融合模式， z'_1 、 z'_2 分别代表权重系数， G^{up} 、 G^{out} 分别代表图像数字的输入、输出。

根据上述步骤，完成基于人工智能技术对示数快速识别模型的构建。

1.3 智能识别电能表底度示数

示数区域中数字识别的准确性对于获取最终结果是至关重要的。该步骤旨在从示数区域检测网络得到的、仅包含文本信息的候选框区域中，精确地识别出数码管上的数字。这一识别过程要求能够准确无误地按顺序输出每一个数字，只有当所有数字均被正确识别并输出时，才能认为模型的预测结果是正确的。图 1 为本文设计的使用人工智能技术构建示数快速识别模型进行电能表底度示数的定位与识别的流程。

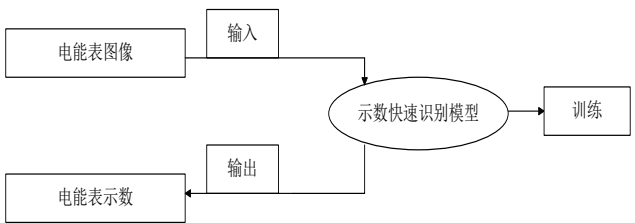


图 1 示数快速识别模型的定位与识别流程

使用示数快速识别模型对电能表的示数进行定位、切分后，结合自注意力模块实现示数的快速识别。自注意力模块的核心在于提取关联性较强的特征群以辅助数字识别。基于数字特征间关联度较高，而数字与背景间关联度较低的假设，可以选择性激活数字特征。这通过注意力机制实现，重点在于构建注意力特征图，并利用相关系数矩阵来量化特征间的关联度。从相关系数特征图中，可以得知数字的某一特征与其他特征的关联程度，若将这些关联度累加，即可得到该数字的特征对应的所有数字的特征关联度，即显著度。显著度的计算公式如下：

$$d_m = \sum_{m=1}^n y_{m,s} = 0^{y_{m,s}}$$

(5)

式中： $y_{m,s}$ 代表特征 m 与特征 s 的联系度， d_m 表示第 m 个特征的显著度。

通过显著度计算后，即可识别出电能表的各个数字，进而实现基于人工智能的电能表底度示数快速识别。综上所述，智能识别电能表底度示数是电能表读数自动化的重要环节，能够显著提高读数效率和准确性，为能源管理和智能电网建设提供有力支持。

2 实验测试与分析

2.1 实验准备

为验证基于人工智能的电能表底度示数快速识别方法的可行性，现提出一实验测试，本次实验的深度学习方面则依托 PyTorch 1.4.0 和 torchvision 0.5.0 框架。在电能表底度示数区域检测任务中，输入图像的尺寸统一为 2500 像素 × 2500 像素。实验参数设定如表 1 所示。

表 1 实验参数设定

参数	数据
相机	1280 像素 × 1024 像素智能相机
服务器	联想 LENOVO X650 系列的数据库和网络管理
CPU 处理器	AMD Ryzen 7 4800U with Radeon Graphics 1.80 GHz
编程语言	Python 3.6
学习率	0.001
内存	RAM 8.00 GB
操作系统	32 bit Windows8.0 专业版

电能表的数据集方面,准备了 1500 张图像作为训练集, 500 张图像作为验证集, 以及 1000 张图像作为测试集。测试过程中, 设定 1000 个 epoch, 对于 batchsize 的设置, 训练集为 4, 验证集为 1。每完成 10 个 epoch, 会对各模型的性能进行评估和验证。表 1 为本次测试所选用的各项实验参数。

2.2 实验结果与分析

本次测试将对本文方法与传统方法进行电能表底度示数的识别准确性的对比, 测试结果如表 2 所示。

表 2 测试结果

测试日期	实际示数/(kW·h)	本文方法的识别结果/(kW·h)	传统方法的识别结果/(kW·h)
2023-05-01	19 402.17	19 402.17	19 402.17
2023-05-02	19 405.59	19 405.59	19 405.50
2023-05-03	19 412.78	19 412.78	19 412.79
2023-05-04	19 423.60	19 423.60	19 423.68
2023-05-05	19 426.24	19 426.24	19 426.24
2023-05-06	19 431.56	19 431.58	19 431.58
2023-05-07	19 438.21	19 438.21	19 438.04

根据上述测试结果可以看出, 本文提出的基于人工智能的电能表底度示数快速识别方法能够准确识别出电能表底度的示数, 而传统方法的识别误差较大, 证明了本文方法的可行性。

综上所述, 基于人工智能的电能表底度示数快速识别方法在实验中取得了令人满意的成果, 为电能表自动读数提供了有效的技术支持。期待该方法在实际应用中能够发挥更大的作用, 推动智能电网建设的进一步发展。

3 结语

基于人工智能的电能表底度示数快速识别方法的研究, 提供了一种全新的、高效的电能计量方式。该方法不仅提高了电能表底度示数识别的准确性和速度, 还极大地减轻了人工操作的负担, 为电力行业的智能化发展注入了新的活力。通过人工智能技术的应用, 电能表底度示数的识别不再依赖于传统的人工方式, 而是能够自动、快速地完成。这不仅提高了工作效率, 还降低了出错率, 为电力行业的精准计量提供了有力保障。同时, 该方法的实时性和动态性也为电力行业的实时监控和管理提供了便利。通过实时获取电能表底度示数, 可以及时掌握电力设备的运行状态, 为电力系统的安全稳定运行提供了有力支持。同时, 也应意识到任何技术的发展都伴随着挑战与机遇。在享受人工智能带来的便利时, 也需要关注其可能带来的数据安全和隐私保护等问题, 确保

技术的健康发展与社会责任的平衡。未来, 随着人工智能技术的不断发展和完善, 相信基于人工智能的电能表底度示数快速识别方法将在电力行业中发挥越来越重要的作用。期待看到更多的创新应用和技术突破, 为电力行业的智能化发展贡献更多力量。

参考文献:

[1] 龚安, 张洋, 唐永红. 基于 YOLOv3 网络的电能表示数识别方法 [J]. 计算机系统应用, 2020,29(1):196-202.

[2] 厉建宾, 张旭东, 吴彬彬, 等. 结合深度神经网络和多阈值软切分的电能表示数自动识别方法 [J]. 计算机应用, 2019, 39(S1): 223-227.

[3] 张福州, 刘栋果, 张嘉岷, 等. 面向多目标优化主动运维的电能表远程在线评价系统设计 [J]. 微型电脑应用, 2024, 40(3): 76-79.

[4] 周红勇, 孙雨婷, 张延展. 基于季节性指数平滑法的电能表需求预测分析 [J]. 电力需求侧管理, 2024,26(2):95-99.

[5] 姚伟, 吴钰, 李家睿, 等. 基于电能表暂态扰动特征的停电类型快速研判方法 [J]. 微型电脑应用, 2023,39(11):168-170+173.

[6] 李宁, 张伟, 王海磊. 高干热现场环境下智能电能表可靠性验证方法 [J]. 电测与仪表, 2024,61(3):192-198.

[7] 毕超然, 刘岩, 戚成飞, 等. 基于 HPLC 的电能表运行误差自动化监测系统 [J]. 自动化与仪表, 2023,38(12):6-9+37.

[8] 卜梦菲, 郭舒洁. 基于神经网络的智能电能表计量误差模型研究 [J]. 电子元器件与信息技术, 2023,7(12):144-147+152.

[9] 朱毓, 金耀, 陶琳, 等. 基于系统寿命分布的智能电能表时钟电池欠压预测研究 [J]. 电测与仪表, 2023,60(12):189-195.

【作者简介】

王璐 (1994—), 通信作者 (email: wangjia0678@163.com), 女, 甘肃酒泉人, 本科, 工程师, 研究方向: 数字化新技术。

谯静 (1991—), 女, 甘肃平凉人, 本科, 中级工程师, 研究方向: 数字化项目。

郭秉慧 (1997—), 女, 甘肃白银人, 本科 (双学士), 助理工程师, 研究方向: 网络安全。

(投稿日期: 2024-05-10)