

# 基于深度学习视觉识别的力传感器检定系统

□姜博然 谢晓斌 陈稼宁 闵玥 何翔军 银建新 陈洁 陈元杰

浙江省质量科学研究院

**【摘要】**针对力传感器传统检定依赖人工读数效率低、易出错的问题，提出一种基于深度学习视觉识别的力传感器自动检定系统。系统硬件包括力标准机、工业相机、控制器等，软件基于Qt开发，视觉识别部分对图像进行CLAHE与双边滤波预处理，采用改进的CRNN模型，通过CTC输出结果。经试验测试，模型在487张测试集上识别准确率达95.68%，系统运行稳定，可实现数据自动识别与录入。

**【关键词】**深度学习；数显仪表识别；卷积循环神经网络；力标准机；力传感器

文献标识码：A 文章编号：1003-1870（2025）12-0032-06

## Load Cell Verification System based on Deep Learning Visual Recognition

**【Abstract】**In response to the problems of low efficiency and high error rate in the traditional load cell verification based on manual reading, an automatic load cell verification system based on deep learning visual recognition is proposed. The system hardware includes a force standard machine, an industrial camera, a controller, etc., the software is developed based on Qt. The visual recognition performs CLAHE and bilateral filtering preprocessing on images, adopts an improved CRNN model, and outputs the results through CTC. According to experimental results, the model achieves an accuracy rate of 95.68% on a test set of 487 samples, with stable system operation enabling automatic data recognition and entry.

**【Keywords】**deep learning; digital instrument recognition; convolutional recurrent neural network; force standard machine; load cell

### 引言

在力学计量领域，力传感器的检定是计量检定机构的一项日常工作，其结果直接关系到后续力值测量的准确性。传统检定过程中，检定人员依靠与力传感器配套的显示仪表进行人工读数，并逐点记录相关数据。由于在一个完整的检定流程中，需要在多个力值点上至少进行三次重复测量，这使得单个力传感器的检定往往耗时较长。考虑到计量检定机构每天需要处理大量待检样品，人工方式不仅加重了检定人员的工作负担，长时间操作还容易导致疲劳，从而引发读数误差和数据记录不一致等问

题。同时，由于显示仪表的显示效果多种多样，无法用常规的视觉识别方法进行图像识别和数据读取。因此，探索一种能快速识别多种不同显示效果、显示大小、显示色彩的仪表，减少人工干预、提升检定效率的自动化方案，具有重要的现实意义。

近年来，计算机视觉与深度学习技术的快速发展为解决上述问题提供了新的思路。通过相机采集仪表示数并结合深度学习数字识别模型，可以有效替代人工读取，实现高精度、实时化的自动识别，尤其对于多种不同显示类型的仪表，通过深度学习和训练的方式，可实现较高的识别率。在视觉识别

方面，数显仪表识别属于场景文本识别的一个分支。部分学者将自然场景文本识别的研究成果引入到仪表识别中。例如，王锋等人<sup>[1]</sup>利用模板匹配进行字符定位，并结合卷积神经网络完成单字符分类，从而在复杂环境下实现了较为准确的仪表示数识别。然而，其字符定位环节依赖传统视觉方法，导致运算耗时较长。周曼等人<sup>[2]</sup>则通过传统视觉方法模拟环境噪声以增强数据集，并结合EAST场景文本检测算法与基于CTC的文字识别方法，实现了端到端

的仪表示数识别，并成功应用于现场生产环境。

在上述研究的基础上，本文设计并实现了一种基于深度学习视觉识别的力传感器检定系统，可在检定过程中实现不同显示效果图像的自动识别和记录。

### 1 系统整体设计

力传感器自动化检定系统。由力标准机、工业相机、搭载视觉系统的控制电脑等构成，系统结构如图1所示。

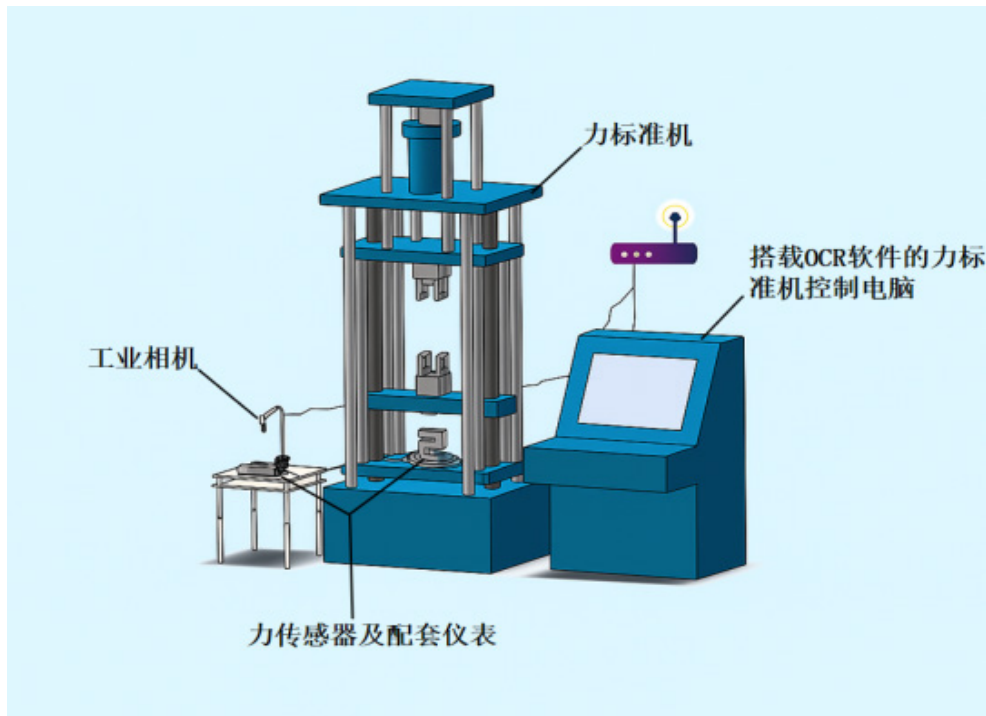


图1 系统整体结构图

硬件层面。力标准机作为检定平台，负责施加标准力值并控制检定流程。力传感器将力值信号转化为电信号，经由仪表进行放大、处理和显示。工业相机对仪表显示屏进行实时拍摄，通过网线向电脑端提供稳定的图像数据输入。

软件层面。识别通信软件提供了视觉识别模式，视觉模式进一步分为定时模式与触发模式。在完成力机程序设置和串口设置并安装好力传感器后开启自动测试。软件通过识别模型对仪表示数进行识别，定时模式下相机会按照每秒12帧的速率进行拍摄，并将识别结果封装成固定数据通信格式持

续发送至力机处理，当到达设定的定时时间，力机会将此时的识别结果捕获并填入表格。触发模式下当力机达到检测点时会向识别通信软件发送一次Modbus RTU指令，软件接收指令后执行一次拍摄识别动作，若识别结果满足误差精度要求则直接将结果填入，否则等待下一步拍摄识别动作，至多5次动作后将识别结果填入表格。系统运行流程图如图2所示。整套系统开发的核心工作包括，改进CRNN模型的数显仪表示数识别算法的开发、软件设计、识别效果验证及系统测试三部分内容。

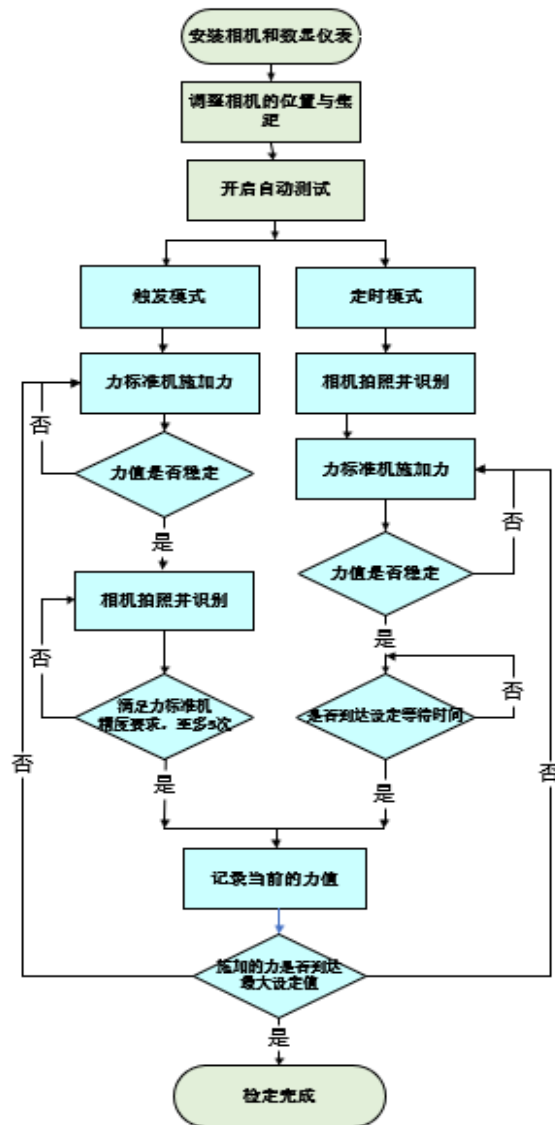


图2 系统运行流程图

## 2 改进CRNN 模型的数显仪表表示数识别算法

### 2.1 图像预处理

对于数显仪表识别，识别精度主要取决于输入图像的清晰度和模型识别的能力，因此在将图像输入到识别模型之前进行图像预处理十分必要。数显仪表识别属于文本识别的一种，不同于其他类型文本识别场景，数显仪表识别通常应用在固定相机场景。实际测试中发现，部分不发光仪表图像示数较为模糊，这限制了识别模型的识别能力。针对该问题，需在输入识别模型之前对图像进行预处理。图像预处理流程分为以下步骤：①从BGR 颜色空间转换到Lab 颜色空间，之后仅在L 通道上应用CLAHE

算法，CLAHE 处理后将通道合并并转回BGR 颜色空间。②双边滤波。抑制高频噪声的同时避免字符边缘模糊化。③图像缩放与归一化。缩放过程中，保持原始图像纵横比不变，并对小于最大宽度的图像右侧进行填充，之后将图像归一化。

(1) 限制对比度自适应直方图均衡化 (CLAHE)

限制对比度自适应直方图均衡化 (CLAHE) 通过局部分块增强图像对比度，并在增强过程中引入对比度限制以避免噪声过度放大。算法处理过程如下：首先将图像划分为尺寸为 $8 \times 8$ 的不重叠子块，每个小块被视为一个独立的区域。之后对每个子块

单独进行直方图均衡来增强局部对比度，这样直方图将局限作用于每个独立的字块。此时子块内如果有噪声，噪声将被放大，为了防止子块中噪声像素被过度放大，CLAHE 引入对比度限制机制。当某一灰度级的像素数超过设定的限制阈值时，如图3所示，超出的部分将被截断并均匀分配到所有灰度级中<sup>[3]</sup>，这样既避免了局部过曝，又保持了整体亮度分布的均衡。

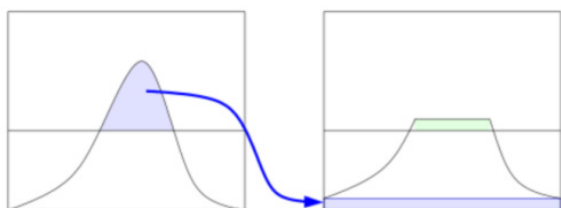


图3 直方图截断并重分配过程

在完成对各个子块的均衡化后，由于独立处理可能导致块与块之间的亮度出现不连续性，CLAHE 采用双线性插值方法对相邻子块进行平滑过渡，从而消除边界伪影。最终，经过CLAHE 处理后的图像能够在整体上获得较好的对比度提升，同时保持图像细节的自然过渡。

### (2) 双边滤波降噪

仪表示数图像经自适应直方图均衡化后进行双边滤波降噪，优化残余噪声并确保数字边缘清晰。

双边滤波是一种非线性的滤波方法，采用加权平均的方法，用周边像素亮度值的加权平均代表某个像素的强度<sup>[4]</sup>。传统的线性滤波如高斯滤波仅考虑像素的空间距离，不同于此，双边滤波在高斯滤波的基础上，引入了像素值相似度的权重，在计算中心像素的时候同时考虑这两个权重，在计算像素值相似度的权重只选用空间上邻近且像素值相近的点来平滑当前像素，避免了图像边缘模糊。

经过图像对比度增强和滤波降噪处理后的部分示数图像如图4所示。可以看到，仪表示数模糊的问题得到明显改善，数字区域更加清晰明显。



(a) 原始图像 (b) 预处理后的图像

图4 经过预处理后的部分仪表图像

## 2.2 基于改进CRNN 模型的数显仪表示数识别

### (1) 改进CRNN 模型架构

本文模型采用34层深度残差网络 (ResNet-34)

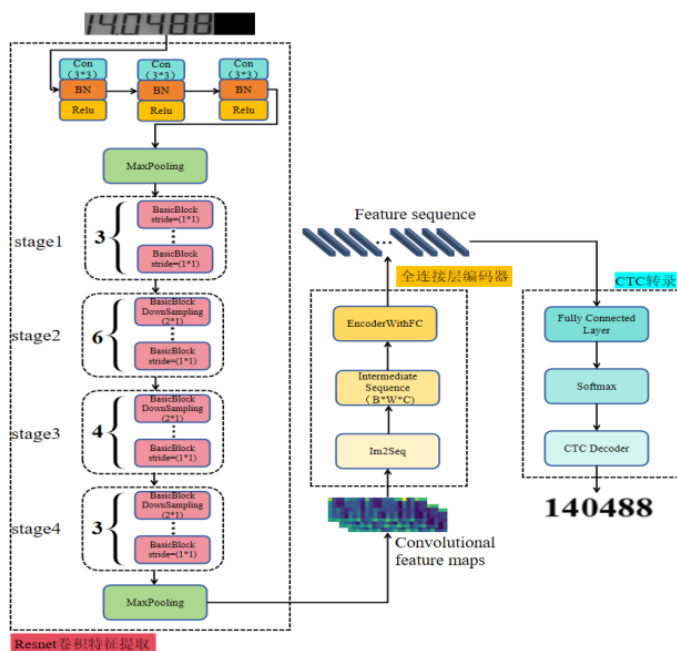


图5 CRNN模型结构

替代VGG网络对图像进行特征提取，之后通过全连接层对序列特征进行维度变换和特征提取，为后续CTC的类别预测提供降维后的特征表示最后通过CTC完成序列到标签的端到端映射<sup>[5]</sup>。该模型架构如图5所示。

### (2) Resnet 卷积特征提取

ResNet网络通过引入残差连接解决深度网络训练中的梯度消失和退化问题，使网络更容易进行优化。本文模型选用ResNet-34作为主干网络，其核心架构由一个初始的卷积模块、四个残差块和一个全局池化层构成。

图像输入后首先经过一个由三个连续 $3 \times 3$ 卷积→批归一化(Batch Normalization, BN)→激活层构成的卷积模块进行初步特征提取。随后将提取到的特征图输入到一个 $3 \times 3$ 的最大池化层进行下采样，在降低维度的同时，保留了关键的空间特征。网络的主体部分由四个残差块组成，每个残差块内部由多个基本块构成，每个基本块包含两个连续的 $3 \times 3$ 卷积层，每层后接批归一化与ReLU激活函数。之后不同于在池化层进行下采样，它在每个残差块的第一个基本块中，通过卷积操作进行下采样，并将卷积步长设置为(2,1)，使特征图在宽度方向不变，在高度方向减半，而该阶段内后续的所有残差块则保持步长为(1,1)，实现在降维的同时，保留文本等序列数据的横向信息。最后，经过所有四个残差块处理后的特征图被输入到最大池化层进行压缩，最终输出一个多维特征图。

### (3) 全连接序列编码

为提高CRNN模型的计算效率并简化结构，本文对其循环层进行改进，以全连接层(FC)替代原有的RNN编码器。传统RNN虽能捕捉时序信息，但存在计算开销大、训练时间长的问题，不利于实时应用。改进后的模型采用Im2Seq结构，将卷积特征图转换为宽度方向的特征序列，再由全连接层逐位置编码与映射，提取高层语义信息。该方法通过卷积与序列化保留结构上下文，省去RNN的递归计算，在降低参数数量和推理时间的同时，保持识别精度，更适用于实时性要求较高的数显仪表识别场景。

## 3 软件设计

软件设计主要包括与力机通信和识别结果显示

等核心功能，最终界面如图6所示。软件功能涵盖相机参数、模式选择、串口参数、框选设置、识别信息及显示等部分。用户可调整相机帧率、曝光与增益以控制拍摄效果，通过模式选择切换触发或定时模式，设置串口及波特率以实现与力机通信；通过框选设置确定检测区域，界面左下角显示单帧识别用时与置信率，小数点位数设置可修正识别结果，提升稳定性。最终识别结果显示在红框内，左侧为实时画面，右侧为检测框识别输出。

在与力机的通信功能实现中，软件采用串口通信方式进行数据交互。程序基于Qt提供的QtSerialPort模块开发，实现了串口参数配置、串口的打开与关闭、数据的实时读取与写入以及通信状态监控等功能。通过该模块，软件能够与力机稳定传输力值数据，并根据识别结果进行同步交互，保证系统整体运行的可靠性与实时性。在图像检测模块中，为提升识别准确度并避免无关区域的干扰，软件设计了灵活的区域选择功能。用户在主界面点击“区域选择”按钮后，系统会进入专用的区域选择界面，并显示点击前一帧的相机画面。此时，用户可通过鼠标在图像上拖拽出矩形框，精准选定需识别的区域。确认后，系统将以该区域为检测范围进行图像识别，从而有效减少背景干扰、提高识别速度与稳定性。最终，区域框选界面与经框选后的识别界面如图6所示。

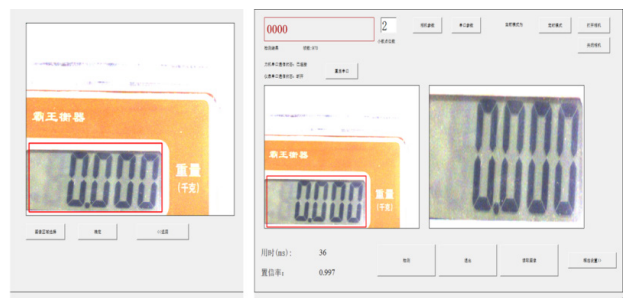


图6 框选界面与经框选得到的图像识别界面

## 4 识别效果验证及系统测试

### 4.1 识别效果测试

模型训练选用4869张数显仪表图像作为数据集，数据集涵盖仪表背景发光及不发光的、图像反光的、示数发光及不发光、较为模糊的等多种类型，其中公开数据集3989张，日常拍摄构建的数据

集880张。数据集按照8 : 1 : 1的比例划分为训练集、验证集和测试集，得到3895张训练样本，487张验证样本，487张测试样本。训练阶段对训练集进行旋转和高斯噪声添加两种数据增强操作后，输入模型进行训练。

测试阶段依据示数区域是否发光等情况对测试集图像进行分类测试。图像分类及测试结果如下表所示，可以看出模型对于示数区域发光的图像识别效果较好，而对于不发光的仪表识别准确率下降，其中不清晰照片识别准确率下降尤为明显。基于以上测试结果，本研究在实际应用时，在输入识别模型之前添加图像预处理，通过提升图像对比度方式提高识别准确率。

表 测试集各类别图像识别情况

图像类别	数量	准确率
总量	487	95.68%
清晰且区域不发光	259	98.84%
清晰且区域发光	58	100%
不清晰且区域不发光	166	89.15%
不清晰且区域发光	4	100%

#### 4.2 系统测试

最后，基于市面上多种常见仪表对系统整体进行测试，测试的仪表对象包括七位数码体、印刷体、示数发光与不发光的等多种类型。测试结果表明该力标准机系统可正确运行且填入数据准确。系统整体测试结果如图7所示。

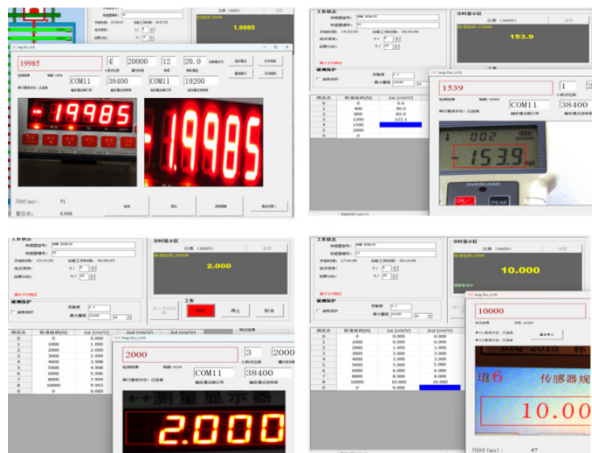


图7 系统测试结果

#### 5 结语

本文围绕力传感器检定过程中仪表显示复杂多样、人工读数效率低、易出错的问题提出了一种基于深度学习视觉识别的自动检定系统。系统通过图像预处理技术与改进的识别模型结合应用的方式，实现了对多种类型数显仪表示数的高精度识别。试验结果表明，识别模型在测试集上达到了良好的识别准确率，满足日常检定工作的要求。系统运行稳定，能够有效完成数据自动识别与录入任务。

该系统不仅提升了力传感器检定的自动化水平和效率，也为计量检定机构提供了可靠的视觉识别解决方案。本研究得到了浙江省市场监督管理局科技计划项目“基于自适应视觉识别及多协议解析的数字化计量系统研究（编号：ZC2023016）”的支持，未来可进一步优化模型在低质量图像下的识别性能，拓展系统在多类型仪表、复杂光照环境下的适用性，推动视觉识别技术在计量检测领域的深入应用。

#### 参考文献

- [1] 王锋, 项导. 基于卷积神经网络的数码仪表识别方法[J]. 机械设计与制造工程, 2018, 47(09): 63-66.
- [2] 周曼, 刘志勇, 鲁乾鹏等. 基于OCR的数字仪表自动识别在工业现场中的应用[J]. 仪器仪表用户, 2021, 28(01): 22-24.
- [3] 于志强, 潘祥生, 蒋伟. 基于深度学习的带式输送机纵向撕裂检测系统[J]. 煤矿安全, 2025, 56(07): 244-250.
- [4] 余耀, 郝振中, 赵东等. 基于CLAHE和改进MSRCR的雾霾图像增强[J]. 计算机与数字工程, 2025, 53(07): 1987-1992.
- [5] 黄辉, 肖豪, 王琼瑶等. 基于改进YOLOv5与CRNN的电表示数识别[J]. 电子测量技术, 2023, 46(01): 173-180.

#### 作者简介

姜博然（2002—），男，硕士研究生，电子信息专业。专业方向为：力学计量检测与应用。