

# 基于机器视觉的玻璃温度计识别系统研究

郭锐 邹健 吕翼健

襄阳市公共检验检测中心 湖北 襄阳 441002

**摘要:** 温度计示值的准确识别对于检验检测行业至关重要。基于此提出了一种基于机器视觉的玻璃温度计示数识别系统。整个图像预处理阶段,分别采用中值滤波算法和加权平均算法对图像进行去噪处理和灰度处理,引入卷积神经网络算法(CNN)对样本库进行训练及识别。经过多次试验验证其可行性,结果中该系统对玻璃温度计示数识别的准确率达到90%以上,可为检验检测自动化、智能化提供一定的借鉴。

**关键词:** 卷积神经网络; 温度计; 机器视觉

## 引言

玻璃温度计是生活和医疗行业中不可或缺的测温工具,它帮助我们测量和记录温度的变化,在环境检测、日常生活、工业生产等方面应用广泛。在实际计量检测中,温度计的检定校准数量也是很多,任务量也很大,单一靠人工检测效率低下,而且由于玻璃温度计刻度线较密集,利用肉眼观察时较费力影响效率,因此容易出现较大误差。当代计算机技术飞速发展,人工智能技术逐渐被应用到工业生产生活的各个方面。计量检测领域也需要与时俱进,利用机器视觉技术,读取玻璃温度计示数,提高准确率,避免误差出现。随着计算机视觉和机器学习技术的快速发展,基于机器视觉的识别系统也将应用于各行各业,为实现高质量发展提供动力。

## 1 相关技术

### 1.1 TensorFlow

TensorFlow是由谷歌大脑团队于2015年11月开发的第二代开源的机器学习系统。它跨平台且灵活,广泛用于构建、训练和部署机器学习模型。其优点突出,TensorFlow可以使用多种编程语言进行操作,同时对于卷积神经网络、循环神经网络和生成对抗网络等深度学习算法。在工业生产领域中,TensorFlow广泛应用于模式识别、智能驾驶、语音识别、文本处理、智能医疗等多个领域。其良好的灵活性、优秀的可视化效果、强大的功能、高效的运行效率、丰富的社区等多种优点受到广大科研工作者的欢迎。总之,TensorFlow是一个多功能的机器学习框架,可以帮助开发者构建、训练和部署各种机器学习模型,从而解决各种不同领域的问题,在学术界和工业界都有广泛的应用。

### 1.2 卷积神经网络

卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是属于深度学习的经典模型,是针对机器视觉的研究而

产生的,其发展可以追溯到上世纪80年代,但直到近二十年来随着计算能力的提升和大数据技术的普及,CNN才真正展现了其强大的计算能力。最主要的是它模拟了人类视觉系统的工作原理,通过层层抽象和特征提取,实现了对图像数据的高效处理和识别。主要包括池化、稀疏连接和共享权值等主要概念。卷积神经网络擅长处理图像问题,这和动物视觉神经细胞的工作原理类似,可以通过权值共享以及稀疏连接等方式来减少参数,以便于用更小的训练集来训练,从而提高网络的识别准确率,预防过拟合<sup>[1]</sup>。卷积神经网络的基础架构主要包含输入层、卷积层、池化层、全连接层与输出层5个部分。

#### (1) 卷积层

卷积层的作用是特征提取,将图像中的每个像素利用组合的方式体现,例如纹理特征,尺寸特征,色彩特征等。其内部包含有多个卷积核,通过卷积运算,组成卷积核的每个元素对应偏差量和权重系数,提取特征输出特征图。卷积的层数和卷积核个数成正相关,输出特征的复杂程度与卷积层数呈正相关。经过卷积操作后输出图像变小,可通过对称的方式填充(Padding),使输出与输入大小相同<sup>[2]</sup>。

#### (2) 池化层

池化层作用于两个卷积层之间,目的是对前一层特征图进行降维采样<sup>[3]</sup>。经过池化层后,数据量和模型参数量减少,相应的模型的计算量也随之减少,某种程度上可以有效的控制过拟合<sup>[4]</sup>。其中,池化的方式有平均池化,重叠池化,最大池化等。在神经网络框架中,卷积层和池化层可多次组合叠加,从而提高所产生的特征图的复杂度和精准度。

#### (3) 全连接层

全连接层其作用是将上一层的输出结果组合成一组一维向量输出,通常位于卷积神经网络的最后一层,输出训

练结果。全连接层是对输入特征图进行信息融合，整合图像特征<sup>[5]</sup>。原输入图利用全连接层对上一层的处理结果进行分类，将高级特征加权求和，并加上相应偏置量，利用归一化增强结构的鲁棒性，最终完成对应结果的输出<sup>[6]</sup>。

#### (4) 激活函数

在通常情况中，激活函数是神经网络重要的组成部分。因为卷积神经网络使用多个线性方程画出分类区域，但是在工业应用中，处理线性不可分的数据需应用激活函数。通过一系列变换操作，完成从非线性到线性可分的转变。Softmax函数、Sigmoid函数、ReLU函数等是常用的激活函数。其中，ReLU函数可以更加容易的进行网络模型的训练，在一定程度上可以减少参数数量，使部分神经元的输出变为0，从而降低计算量。

### 2 图像预处理

相机采集到温度计图片后进行灰度处理，通过灰度化可以简化图像的处理过程，减少计算量，同时保留了图像的主要信息。灰度化的主要算法包括平均值法、加权平均值法、最大值/最小值法以及分量法等，各种算法均有各自的适应工况。由于在识别应用时，灰度化的算法需要在保留颜色信息的同时考虑对比度和清晰度，因此本文优选加权平均值法进行图像预处理。处理后图像的灰度值

$$Gray = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (1)$$

式中R——红色通道亮度  
G——绿色通道亮度  
B——蓝色通道亮度

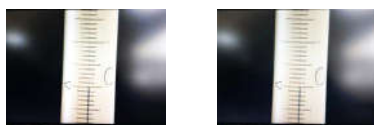
由于干扰因素在实际工作中一定存在，因此必须增加去噪算法对图像进行处理，以降低干扰因素。常用的图像去噪算法包括中值滤波算法、高斯滤波算法、双边滤波算法、均值滤波算法及各向异性扩散算法等。由于中值滤波算法能更好地处理视觉系统中常见的脉冲噪声和椒盐噪声，且算法相对简单、计算速度快，因此本文采用中值滤波算法进行图像的去噪处理，处理前后对比如图1所示。处理后的图像

$$g(x, y) = \text{med}\{f(s, t)\} \quad ?s, t \in N(x, y) \quad (2)$$

式中 $f(s, t)$ ——原始的图像；

$N(x, y)$ ——以 $(x, y)$ 为中心点的 $n \times n$ 矩阵的滤波窗口；

$\text{med}\{\cdot\}$ ——图像灰度值排序后的中位值；



(a)原始图片 (b)滤波图片  
图1 原始图像和滤波后图像对比

### 3 识别模型与流程

#### 3.1 识别模型

根据图片情况，本文构建的卷积神经网络模型各个层次的设计如下：

输入层：为了让模型能够更加精确有效的学习到温度计示数的特征，必须确保图像读数区域是可以辨认的，统一将数据集图像处理为640×640的分辨率和JPG格式的灰度图片。

卷积层c1：第一层卷积层的卷积核过滤器尺寸(kernel\_size)为5×5，步长(stride)为1，由于输入的图片为灰度图片，所以输入的通道数(in\_channels)为1。本层输出尺寸为640-5+1=636。输出的通道数(out\_channels)为64。

池化层s2：上一层卷积层c1的输出作为输出，即64×636×636。本层池化层使用的是2×2的过滤器，最后输出矩阵为64×318×318。

卷积层c3：本层虽然也为卷积层，但采用尺寸为3×3的过滤器，步长依然为1，可得本层输出尺寸为318-3+1=316，输出矩阵为64×316×316。

卷积层c4：采用尺寸为3×3的过滤器，步长为1，但图像填充(padding)为1，可得本层输出尺寸为316-1+1=316，输出矩阵为20×316×316。

全连接层：本层输入矩阵为20×316×316，在本层将其处理成为用一维空间的向量表示形式，长度为20×316×316=1997120，以便在全连接层进行训练。

#### 3.2 模型实现

TensorFlow框架下运用卷积神经网络模型实现图像识别应用主要包括加载数据、定义超参数、图像预处理等过程，实现步骤如下：

(1) 加载必要的库，可对接下来的操作提供一些必要的支持；

(2) 定义超参数。设置每批处理的数据BATCH\_SIZE为32，训练数据集的轮次Epoch为20；

(3) 数据预处理。对输入的图片进行预处理，使得数据都可以符合TensorFlow中的数据格式。调用Transforms变换，将图片转换成Tensor格式，并对图片进行正则化，当模型出现过拟合时，可降低模型复杂度；

(4) 载入数据。通过代码将数据集自动下载并加载到模型中。为提高模型训练精度，将加载的训练集和测试集使用Shuffle打乱；

(5) 构建网络模型。搭建7层网络构成的网络模型，分别为输入层、卷积层c1、池化层s2、卷积层c3、卷积层c4、全连接层、输出层；

(6) 定义模型训练方法，进行模型训练。选择相应

的优化算法,使用数据集中的数据对模型进行训练;

(7)定义测试方法,进行模型测试。选择相应的优化算法,再使用测试集的数据对模型能否准确识别进行测试验证,最终得出准确率和损失。

#### 4 试验验证

选取不同温度的图片进行试验,共划分11组,验证识别系统的可行性,每组选取600张照片。测试时在每组中随机抽取500张照片进行训练,剩余100张照片作为测试样本,如此完成1次试验;随后重新调整训练照片和测试照片,重复进行多组试验。

表1 温度计识别结果

试验序号	试验示数	实验次数	正确次数	准确率/%
1	0	100	90	90
2	2	100	94	94
3	4	100	92	92
4	6	100	94	94
5	8	100	90	90
6	10	100	95	95
7	12	100	93	93
8	14	100	96	96
9	16	100	92	92
10	18	100	94	94
11	20	100	92	92

由表1可知,所搭建的识别系统对温度计示值识别的准确率可达90%以上,基本满足实际的使用需求。

#### 5 总结与展望

本文介绍了机器视觉的前景和应用,详细介绍了TensorFlow的特点与优势,以及深度学习中的经典模型——卷积神经网络(CNN),并将两者相结合,针对玻璃温度计检测过程中温度计示数识别的实际需求,提出了一种基于机器视觉的玻璃温度计识别系统。通过对温度计示数图像的处理和特征提取,以及卷积神经网络算法的应用,有效实现了温度计示数的高效率及高精度识别。通过一系列试验验证,结果显示该系统的准确率均

达到了90%以上,基本达到预期效果,基本满足实际的使用需求。本文的研究成果不仅在温度计示数识别上有一定的参考意义,也将为检验检测的自动化及智能化提供一定的技术支持。

但由于实验所使用的计算机性能、搭建的模型能力有限,结果准确性还有待提升,下一步会继续研究使用更复杂的模型以及更好的算法进行优化。未来将从如下几个方面进行改进:

(1)目前在移动终端进行数据处理已经成为趋势,以实现方便快捷的目的。在本文基础上可以尝试更多轻量化的方式,在保障精准度的前提下,减少额外的计算开销,减少不必要的训练时间,使得模型更加轻便和高效。

(2)目前测温装置日益丰富,可以将研究问题扩展到其他类型仪表设备的读数识别和检测上,构思出新的通用检测模型和算法,从而解决其他类型仪器设备的示数读取问题。

#### 参考文献

- [1]韩蒙蒙.基于卷积神经网络的手势识别算法研究[D].长春:吉林大学,2017.
- [2]肖祥位.基于FPGA的卷积神经网络实现与验证[D].成都:中国科学院大学(中国科学院光电技术研究所),2021.
- [3]张远.基于卷积神经网络的磁声耦合声信号处理算法研究[D].西安:西安石油大学,2023.
- [4]刘赞.ReLU激活函数下卷积神经网络的不同类型噪声增益研究[D].南京:南京邮电大学,2023.
- [5]黎光艳.基于轻量级神经网络的手写字符识别研究[D].杭州:中国计量大学,2022.
- [6]邓国立,杨春山.基于OpenCV-Python的卷积神经网络手写数字识别研究[J].桂林航天工业学院学报,2021,26(4): 7.