

[绝缘子]

基于卷积神经网络的绝缘子图像自动识别技术

文/广东电网有限责任公司云浮罗定供电局 邓云 蓝誉鑫 徐永常 陈世武

介绍基于神经网络的绝缘子图像自动识别技术。研究采用基于卷积神经网络的绝缘子图像自动识别技术进行绝缘子识别。试验结果表明，卷积神经网络在绝缘子的识别方面具有较高的准确率，机器可以代替人工来进行配网巡检的绝缘子图像识别分类工作。

绝缘子是日常巡线中经常需要关注的重要线路设施，而且也经常会出现缺陷，严重影响配电网安全运行。因此，在电力设备巡检过程中，需要对绝缘子进行经常性的检查。在现有的巡检流程中，通常首先通过无人机或运维巡线人员手持拍摄设备对绝缘子进行照片拍摄或肉眼识别。在巡检完成后，需要花费专门的时间浏览识别巡检过程中拍摄的照片，进行人工对绝缘子的故障的识别。这是一项极为耗时且容易出现误检和漏检的工作。

本文主要通过计算机视觉和机器学习的方法实现自动识别绝缘子的技术。建立识别模型，并借助适量训练数据和高性能计算机对所建立的模型进行训练，从而使该模型能够在较高的准确率下对绝缘子进行自动识别，实现只需将巡检图片传入所建立的识别模型中，模型即可高速自动地识别绝缘子的功能，减轻了基层班组的工作压力。

绝缘子图像自动识别技术

卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNN）是深度学习结构的一种。作为一种多层感知器，它是由视觉神经机制启发从而设计得来的。本文选用卷积神经网络来实现绝缘子图像自动识别技术的开发。

选用CNN，因为它是一种与众不同的的深层的网络模型，有两个方面能体现它的特殊性：第一，它的神经元间的连接是非全连接的；第二，同一个层中某些神经元与神经元的连接权重是共同分享的。它的局部连接和权值共享的网络结构与生物神经网络非常类似，绝缘子网络模型的复杂度由此降低，权值的数量因而减少。

CNN是一种多层感知器，每层由数个二维的平面构成，而任意一个平面又由数个独立的神经元组成。如此特点的网络结构对电网巡线绝缘子图像的各种成像形态的适应性极强，比如绝缘子在图像中的大小变化、位置变化和角度变化等。CNN对绝缘子网络模型的训练是由有监督的方式完成的，稀疏连接与权值共享是绝缘子网络的两个主要特点，具体表现如下：

1) 特征提取。每个神经元只单向地从上一层接收输入，并且只有局部区域能被接收到，所以整个过程提取的是绝缘子的局部特征。紧邻两层的绝缘子特征位置逐一对应，也就是说每一层的绝缘子特征的相对位置都不变。

2) 特征映射。卷积神经网络中每个隐藏层都由内含若干绝缘子特征的映射图组成，每一个绝缘子特征映射图都是二维的平面图，内含的神经

元共同享有同一个权值集。这种结构和形式对于绝缘子图像的大小变化、位置变化和角度变化等具有很强的适应性。

3) 子抽样。子抽样层与卷积层通常是相连的, 并对上一层绝缘子特征映射图进行局部的子抽样, 得到的绝缘子特征映射图分辨率较低。

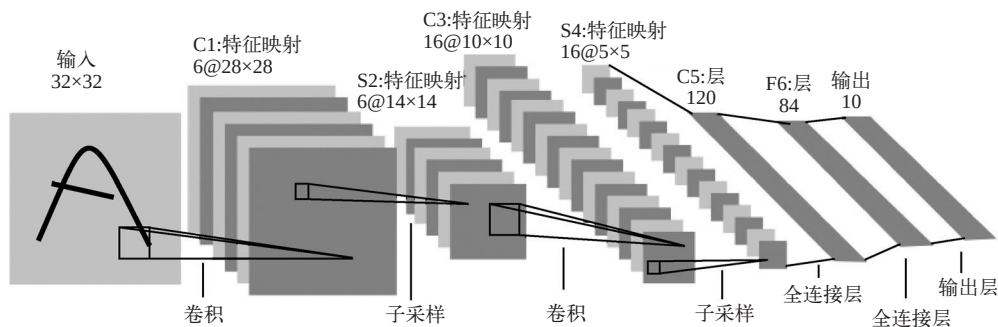


图1 手写字体识别LeNet-5系统的CNN结构图

可训练参数(连接权重)。输入的绝缘子相关图像为 32×32 大小。卷积层C1和卷积层C3都使用 5×5 的卷积核; 卷积层C1中包含6个特征面, 每个特征面的大小为 28×28 的特征面; 20个特征面在第二层卷积层C3中产生, 每个特征面的大小为 10×10 ; 20个 5×5 的特征面在采样层S4中产生; 第三层卷积层C5采用全连接方式, 120个特征面被产生, 每个特征面的大小为 1×1 , 实际上只是120点; 输出层位于最右一层, 使用分类器并以全连接的形式进行绝缘子的分类输出。

技术路线

(1) 对巡检图像数据进行预处理

采集巡检图像数据; 将巡检图像数据输入至图像识别模块中, 确定编码正确, 确定巡检图像的命名格式是否正确, 根据巡检图像后缀名确定编码格式, 并检查巡检图像是否损坏; 将巡检图像叠加成一个图像张量以便同时预测提升效率。

(2) 加入Dropout的特征提取模块

加入Dropout的卷积网络处理步骤, 在特征提取阶段, 在每个卷积层加入5%的Dropout, 用以减少某些体积过大, 过于明显的目标的检测效果; 残差单元处理步骤, 将某一层的线性激活结果跳过一层, 直接加入到后面两层的非线性激活之前。

(3) 对已预处理的巡检图像数据在不同维度的特征进行上采样并生成多尺度特征图

不同残差阶段提出绝缘子多种维度的特征; 对绝缘子在不同尺度特征进行上采样; 将采样结

果与原始特征拼接成不同尺度的特征张量。输入层、输出层、卷积层和采样层是最普遍的卷积神经网络的四种基本结构层, 图1所示的是一个手写字体识别系统LeNet-5的CNN结构图。

LeNet-5共有7层, 不包含输入, 每层都包含

果与原始特征拼接成不同尺度的特征张量。

(4) 多尺度特征图进行定位检测

为每个尺度的特征张量聚类得到不同尺寸的先验框; 直接预测绝缘子的相对位置, 得到Bounding Box中心点。

(5) 将得到的结果分类存放到不同的文件夹

根据巡线图像数据检测结果将数据分为有绝缘子和无绝缘子两类; 通过分类结果将图像归类为不同类别并存放于不同文件夹。

(6) 根据步骤(5)的结果生成可视化报表

根据数据统计所属文件夹名称关联的目标物; 通过目标物统计结果生成的目标物种类生成报表以便后续处理。

试验结果

选取10张不同角度、不同形态的绝缘子图片, 并将它们放入模型进行识别, 模型显示10张图片结果均为“绝缘子”, 结果可信概率分别为88.13%、92.34%、85.28%、97.12%、79.12%、86.37%、93.22%、89.11%、87.57%和76.49%, 平均可信度为87.48%。

紧接着, 选取10张不包含绝缘子的巡线图片, 并将它们放入模型进行识别, 模型显示10张图片均未被识别成“绝缘子”。试验结果表明, 卷积神经网络在物体的识别方面具有较高的准确率和可信度。EA

(收稿日期: 2020.06.09)

(编辑: 朱金凤)