



电测与仪表

Electrical Measurement & Instrumentation

ISSN 1001-1390,CN 23-1202/TH

## 《电测与仪表》网络首发论文

题目：一种改进的压板状态识别 SSD 算法  
作者：周克，杨倩文，王耀艺，张金钱  
收稿日期：2020-08-04  
网络首发日期：2020-09-17  
引用格式：周克，杨倩文，王耀艺，张金钱. 一种改进的压板状态识别 SSD 算法. 电测与仪表. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20200917.1717.002.html>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 一种改进的压板状态识别 SSD 算法\*

周克<sup>1,2</sup>, 杨倩文<sup>1</sup>, 王耀艺<sup>1</sup>, 张金钱<sup>1</sup>

(1. 贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025; 2. 茅台学院 酿酒工程自动化系, 贵州 遵义 564507)

**摘要：**在变电站二次侧管理中，压板承担着重要作用。文章提出了一种改进 SSD 图像识别算法，用以实现对压板状态的识别。新算法通过在 SSD 目标识别算法中，嵌入注意力机制，利用注意力机制挖掘了每个特征通道的重要程度，提升有用特征的权重，抑制了无效特征，提升了原有算法的检测精度。为了解决训练样本不足的问题，新算法通过对样本的扩充和迁移学习的方式，训练得到了提出的新 SSD 算法中的各个参数，并通过仿真实验进行验证。实验结果表明，改进后的 SSD 算法，其识别准确率达到 96%，召回率达到 94%，每秒可以检测 23 张图片，能够有效提升变电站内压板状态识别的效率。

**关键词：**压板状态识别；SSD 算法；注意力机制；样本扩充；迁移学习

中图分类号：TM93

文献标识码：A

文章编号：1001-1390(2020)00-0000-00

## An improved SSD algorithm based on pressure plate status recognition

Zhou Ke<sup>1,2</sup>, Yang Qianwen<sup>1</sup>, Wang Yaoyi<sup>1</sup>, Zhang Jinqian<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Guizhou University, Guizhou 550025, China. 2. Department of Brewing Engineering Automation, Moutai College, Zunyi 564507, Guizhou, China)

**Abstract:** In the secondary side management of the substation, the pressure plate plays a major role. This paper proposes an improved SSD image recognition algorithm to realize the recognition of the pressure state of the plate. The novel algorithm embeds the attention mechanism in the SSD target recognition algorithm, utilizes the attention mechanism to mine the importance of each feature channel, increases the weight of useful features, suppresses invalid features, and improves the detection accuracy of the original algorithm. In order to solve the problem of insufficient training samples, the novel algorithm trains the parameters of the proposed novel SSD algorithm by means of sample expansion and migration learning, which is verified by simulation experiments. Experimental results show that the improved SSD algorithm has a recognition accuracy rate of 96%, a recall rate of 94%, and 23 images per second can be detected, which can effectively improve the efficiency of the pressure plate status in the substation.

**Keywords:** pressure plate state recognition, SSD algorithm, attention mechanism, sample expansion, migration learning

### 0 引言

随着智能变电站的运用与推广，一、二次设备的自动化程度越来越高，继电保护功能也越趋完善。但是，作为保护装置与外部连接桥梁的保护压板，由于其是继电保护跳闸的最后一道关键屏障，依然采用基于机械的电气联接设计<sup>[1-2]</sup>。长期以来，压板的状态

监视主要由人工进行巡检完成。在实际工作中，往往要求从事继电保护整定工作的操作人员掌握多个变电站数量众多的保护压板正确的投退方式<sup>[3]</sup>，且人工在巡检时，由于视觉疲劳、记忆混淆等原因，误投、误退、不按顺序投退保护压板的情况时有发生。

\*基金项目：国家自然科学基金资助项目（61861007）；贵州省科技支撑计划（黔科合支撑[2018]2151）

为减少人为误操作,许多新方法、新技术被应用于压板状态识别中。按照实现方式,主要分为智能监测方法<sup>[4-6]</sup>和图像识别方法<sup>[7-10]</sup>两大类,其中,智能监测方法通过在原压板屏柜中安放传感器,通过传感器实时监测压板的投退状态,并与保护系统的正常状态进行对比,以此检测压板状态的变化。图像识别法主要通过计算机算法,对压板的状态图像进行分析、处理,以此作为压板状态的识别依据。相比于智能监测方法,图像识别法不需要改变原有屏柜的结构,不用额外添加传感器,识别后的图像信息更容易跨平台使用,因此得到了广泛应用。然而,图像识别方法的准确率与图像的采集质量息息相关,拍摄时光线的强弱、照射角度、以及抖动的程度都会直接影响图像识别的准确率。

近些年,随着深度学习和人工智能领域算法的发展壮大,深度学习被广泛应用于电力系统安全生产中<sup>[11-13]</sup>。这些应用基于神经网络模拟人脑的机制,通过海量故障图片的训练,逐级提取故障特征,得到可以识别特定故障种类的神经网络模型,并应用于生产实践中,实现了故障的自动识别。

通过对大量文献检索得知,对于保护压板的识别问题,尚未有人应用深度学习网络进行研究,基于上述考虑,文章针对该类识别问题开展了研究。文章选取 SSD 图像识别神经网络作为压板状态识别的基本算法,在此算法结构中引入注意力机制模块,构建了改进 SSD 识别神经网络算法;并通过样本扩充和迁移学习的方式,完成了改进 SSD 识别算法的参数训练,最后通过大量数据样本测试,验证了改进 SSD 识别框架的有效性和精确性。

## 1、SSD 目标检测算法

SSD(Single Shot MultiBox Detector) 由 Wei Liu 等人提出的一种主流目标检测算法。该算法用 CNN(Convolutional Neural Networks)提取图像特征后,再利用不同尺度和长宽比的默认框,均匀地在特征图像上进行密集抽样,然后对抽样结果直接分类与回归,属于 one stage 算法。由于整个过程只需要一步,因此检测速度大幅提升。SSD 算

法设计思路与传统图像金字塔的思想一致,都是将不同大小的检测物体按比例进行转换,然后运用不同卷积层的特征图来实现不同大小的目标检测。图 1 是常用的 SSD 算法的网络结构图,该结构以 VGG-16 作为网络的基础部分,并进行改进优化:将 VGG-16 网络结构的最后两个全连接层(FC6,FC7)替换成卷积层,去掉了前向传播中的 Dropout 机制<sup>[14]</sup>,同时额外添加 4 个逐层递减的卷积层(10x10,5x5,3x3 和 1x1 的卷积层)来构造完整的 SSD 网络。

在图 1 所示的结构中,输入一幅图片(300x300),将其输入到预训练好的分类网络(中来获得不同大小的特征映射;然后抽取其中六层的 feature map,分别在这些 feature map 层上面的每一个点构造 6 个不同尺度大小的 Default boxes。然后分别进行检测和分类,生成多个初步符合条件的 Default boxes;最后将不同 feature map 获得的 Default boxes 结合起来,经过 NMS(非极大值抑制)方法来抑制掉一部分重叠或者不正确的 Default boxes,生成最终的 Default boxes 集合(即检测结果)。其具体实现如下:一张 300x300 尺寸的图片,被送入特征提取网络中,在卷积和池化过程中,被不断变化为 150x150, 75x75 等大小的网格。SSD 算法分别提取 conv4 的第 3 次卷积的特征(其特征图大小即为 38x38x256)、conv7 的第 3 次卷积特征(其特征图大小为 19x19x1024),以及 conv8, conv9, conv10, conv11 的第二次特征,其特征图大小分别为 10x10x512, 5x5x256, 3x3x256, 1x1x256 作为有效特征层,通过对这些大小不一的卷积层结构进行处理,以获取不同大小图像的特征图,用以提升目标图像的检测准确度,然后通过分类以及边框预测,获得分类损失以及定位损失,最后通过非极大抑制过滤冗余的结果,得到最终的输出。

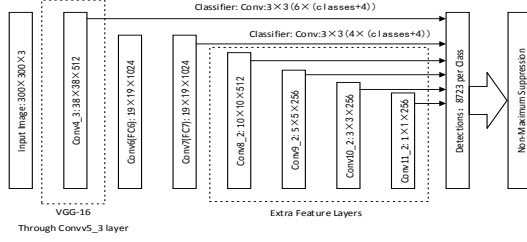


图 1 SSD 网络结构图

Fig.1 SSD network structure diagram

## 2 注意力机制模型

在 SSD 算法中, 对每个通道的处理重视程度一致, 对于一些特征含量较少的通道, 这种处理方式将导致计算资源的浪费, 因此, 需要根据每个通道中特征的多少进行计算资源的分配, 可以保留更多的目标特征, 抑制无关信息, 提高检测精度。

近几年, 注意力机制在深度学习各个领域被广泛使用, 该机制模拟人类的视觉机制, 将关注重点放在图像中辅助判断的部分信息, 并忽略掉不相关的信息。SENet (Squeeze-and-Excitation Networks) [15] 是 Hujie 等人于 2017 年提出的一种注意力机制模型, 与以往从空间维度上提升网络的性能模型不同, SENet 从特征通道之间的关系入手, 通过学习的方式来自动获取到每个特征通道的重要程度, 然后依照这个重要程度去提升有用的特征并抑制对当前任务用处不大的特征。如图 2 所示, SENet 中的注意力机制主要由三部分构成: 挤压(squeeze), 激励(Excitation), 以及重标定(Reweight)构成 [16]。

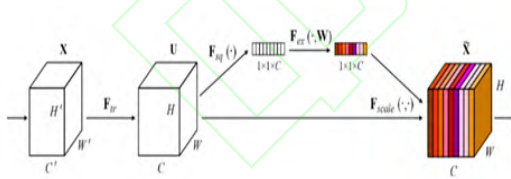


图 2 SENet 基本结构

Fig.2 Basic structure of SENet

(1) Squeeze: 该操作对输入的图像(维度为  $C \times H \times W$ , 其中  $C$ 、 $H$ 、 $W$  分别表示特征图的通道数, 长度和宽度)进行全局池化, 将每一个特征通道通过平均池化操作压缩成一个  $1 \times 1$  的实数, 其压缩过程如式 (1) 所示:

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_c(i, j) \quad (1)$$

式中  $i, j$  表示在大小为  $H \times W$  的特征图上横纵坐标  $i, j$ ; 输出  $z_c$  是长度为  $c$  的一维数组。

(2) Excitation: 该操作类似于神经网络中门的机制。通过参数  $W$  来为每个特征通道生成权重, 其中参数  $W$  被学习用来显式地建模特征通道间的相关性。

$$s = F_{ex}(z_c, W) = \sigma(g(z_c, W)) = \text{Sigmod}(W_2 \delta(W_1 z_c)) \quad (2)$$

式中  $W_1 \in \mathbb{R}^{\frac{C}{r} \times C}$ ,  $W_2 \in \mathbb{R}^{C \times \frac{C}{r}}$  分别为两个全连接层的权值矩阵,  $\delta$  为 Relu 函数, 在本文中  $1/r$  的值取为  $1/16$ ; Sigmod 取值范围为  $[0, 1]$ 。 $S$  为不同通道特征图的权重系数, 其维度为  $C \times 1 \times 1$ 。

(3) Reweight: 该操作将 Excitation 的输出权重当做每个特征通道的重要性, 然后通过乘法逐通道加权到先前的特征上, 完成在通道维度上的对原始特征的重标定 [17]。具体实现如式 (3) 所示:

$$\tilde{U} = F_{scale}(u_c, s) = s * u_c \quad (3)$$

## 3 改进 SSD 检测算法

为了提高模型的检测精度, 在图 1 所示的 SSD 算法中引入注意力机制, 引入注意力机制后的 SSD 网络结构如图 3 所示。

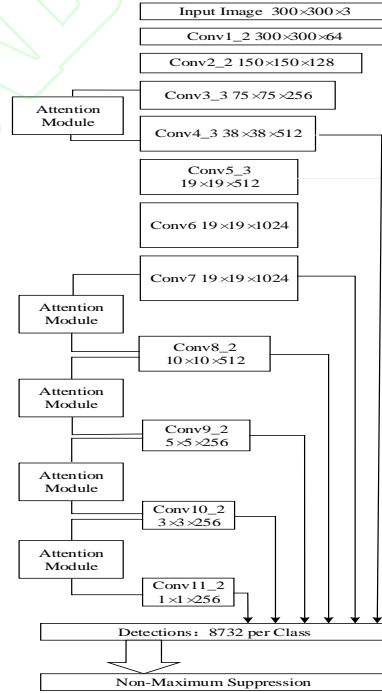


图 3 引入注意力机制的 SSD 网络结构图

Fig.3 SSD network structure diagram with the introduction of attention mechanism

在图 3 中, 通过在 conv3->conv4 中, conv7->conv8->conv9->conv10->conv11 之间加入注意力机制, 这几个卷积的最后一层都会对特征图进行检测并提取默认框, 经过计算后将之送入到非极大值抑制筛选, 最后输出检测结果。在前向训练过程中, 由于注



注意力机制的作用,将会增加压板所在位置占有的比例。以注意力模块添加到卷积层 conv3->conv4 为例,模型输入为  $x(75 \times 75 \times 256)$ , 每一个特征层的比例为系数为 1。经过卷积模块 conv4 和注意力模块后,得到输出  $S * F(x) (38 \times 38 \times 512)$ ,  $S$  为经过注意力模块后得到的权重系数。权重系数的调整,一方面能够提升对压板重要特征提取的效率,另一方面,在后续的压板 loss 回归进行精确定位时,可以提高 loss 计算的准确率。

### 3.1 默认框设计

在 SSD 网络结构中,为了识别特征图中的图像,需要将图像分成不同尺度的特征映射单元(Feature map cell),然后将默认框(Default box)作用在每个映射单元上,生成一系列不同长宽比的默认框,然后计算默认框与真实框之间的偏移值,以及每一个默认框中包含物体的分数(score)。分数的计算过程为:对于图片中每个真实物体,找到与其 IOU (模型默认框和真实框之间的交并比)最大的默认框。默认框匹配步骤如图4所示,在同一个栅格(cell)中,SSD 会使用高宽比不同的默认框进行匹配,其高宽比为可由式(5)计算,匹配到物体之后,再进行之后的分类和回归操作。

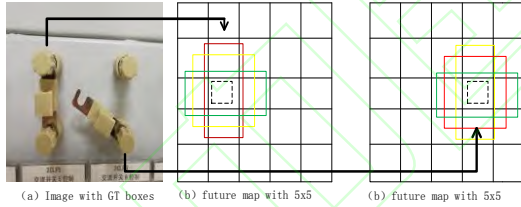


图4 默认框匹配步骤

Fig.4 Default box matching steps

对于不同特征层生成的默认框尺度不同,默认框尺度与原图的比例计算公式为式(4):

$$s_k = s_{\min} + \frac{s_{\max} - s_{\min}}{m - 1}(k - 1), \quad (4)$$

$$k \in [1, m]$$

式中  $m$  指特征图个数,且第一个预测特征图的先验框尺度比例为单独设置的取值  $\frac{s_{\min}}{2} = 0.1$ 。  $s_{\min}$  指最小尺度比例,取值为 0.2,  $s_{\max}$  指最大尺度比例,取值 0.95。先验框的高度与宽度计算公式为:

$$\begin{aligned} w_k^\alpha &= S_k \sqrt{\alpha_r} \\ h_k^\alpha &= S_k / \sqrt{\alpha_r} \end{aligned} \quad (5)$$

式中  $w_k^\alpha$  为默认框的宽度;  $h_k^\alpha$  为默认框的

高度;  $S_k$  为默认框的尺度;  $\alpha_r \in \{1, 2, 3, \frac{11}{2}, \frac{11}{3}\}$ 。

最后一个默认框尺度由公式  $S_k' = \sqrt{S_k S_{k+1}}$

构成,设置长宽比为  $\alpha_r = 1$  计算得出。式中  $S_k$ ,

$S_{k+1}$  分别为当前层和后一层长宽比,  $\alpha_r = 1$

的小正方形默认框尺度。根据式(4)、式(5)计算得到的各特征层默认框尺寸如表1所示。

表1 各层默认框尺寸

Tab.1 Default box size for each layer

图层编号	图层宽和高	默认框尺寸	默认框数量
1	38x38	21{1/2,1,2}; $\sqrt{21 \times 45}$ ; {1}	38x38x4
2	19x19	45{1/3,1/2,1,2,3}; $\sqrt{45 \times 99}$ ; {1}	19x19x6
3	10x10	99{1/3,1/2,1,2,3}; $\sqrt{99 \times 153}$ ; {1}	10x10x6
4	5x5	153{1/3,1/2,1,2,3}; $\sqrt{153 \times 207}$ ; {1}	5x5x6
5	3x3	207{1/2,1,2}; $\sqrt{207 \times 261}$ ; {1}	3x3x4
6	1x1	261{1/2,1,2}; $\sqrt{261 \times 315}$ ; {1}	1x1x4

### 3.2 回归定位

在 SSD 算法中,不但需要对默认框进行回归,还要对物体的种类进行预测,所以 SSD 的损失函数由两部分构成,分类置信度损失  $L_{conf}$  和坐标误差  $L_{loc}$

$$L_{(x,c,l,g)} = \frac{1}{N} (L_{conf}(x,c) + \alpha L_{loc}(x,l,g)) \quad (6)$$

式中  $N$  是默认框的个数;  $\alpha$  是坐标误差的权重参数,默认为 1,通过更改  $\alpha$  可以改变坐标误差在梯度下降过程中的重要程度。

SSD 算法中的分类置信度损失函数  $L_{conf}$  使用的是 softmax loss,与经典的

softmax loss 不同,分类置信度损失既考虑了正样本,也考虑了负样本。

$$L_{\text{conf}}(x, c) = - \sum_{i \in \text{Pos}} x_i^p \log(\hat{c}_i^p) - \sum_{i \in \text{Neg}} \log(\hat{c}_i^0) \quad (7)$$

$$\text{where } \hat{c}_i^p = \frac{\exp(c_i^p)}{\sum_p \exp(c_i^p)}$$

在式(7)中 $x_{ij}^p$ 表示第 $i$ 个默认框与类别 $p$ 的第 $j$ 个真实框匹配时取1,否则取0; $c_i^p$ 为第 $i$ 个默认框属于类别 $p$ 的预测置信度分数, $\hat{c}_i^p$ 为第 $i$ 个默认框属于类别 $p$ 的预测置信度概率<sup>[18]</sup>,满足 $\sum_p \hat{c}_i^p = 1$ , SSD模型的坐标误差 $L_{\text{loc}}$ 采用的是 Smooth L1 loss,和传统的平方损失函数相比, Smooth L1 loss 对于离群点的敏感度不高,不容易出现梯度爆炸的情况。

坐标误差 $L_{\text{loc}}$ 的计算如式(8)所示

$$L_{\text{loc}}(x, l, g) = \sum_{i \in \text{Pos}} \sum_{m \in \{cx, cy, w, h\}} x_{ij}^m \text{Smooth}_{\text{hL1}}^k(l_i^m - g_j^m) \quad (8)$$

$$g_j^{cx} = (g_j^{cx} - d_i^{cx}) / d_i^w$$

$$g_j^{cy} = (g_j^{cy} - d_i^{cy}) / d_i^h$$

$$g_j^{cx} = \log(g_j^{cx} - d_i^{cx}) / d_i^w$$

$$g_j^{cy} = \log(g_j^{cy} - d_i^{cy}) / d_i^h$$

$$\text{Smooth}_{\text{hL1}} =$$

$$\begin{cases} 0.5x^2 & \text{if } |x| < 14 \\ |x| - 0.5 & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中 $l_i^m$ 为第 $i$ 个预测框 $m$ 参数的相对偏

移量; $g_j^m$ 为第 $j$ 个真实框 $m$ 参数相对于默认

框的偏移量; $g_j^m$ ,  $d_i^m$ 分别对应真实框和默

认框的 $m$ 参数; $\text{Smooth}_{\text{hL1}}$ 为绝对损失函数,常用于回归。

图5为SSD模型的训练过程,其中G(Ground Truth Box)代表真实框,D(Default Box)代表默认框,通过回归、迭代产生最小化损失,获得默认框(D)相对于真实框(G)中心(cx,cy)和宽(w)高(h)的偏移量,使D慢慢移动接近G的过程<sup>[19]</sup>。

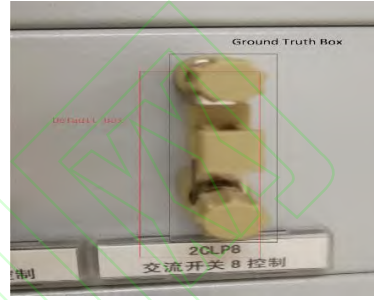


图5 真实框和默认框

Fig.5 Real frame and default frame

#### 4 迁移学习

深度网络在进行训练时,往往需要大量的训练数据,但是对于文章的电力压板识别问题,虽然通过扩充的方式得到了一定的数量的样本,但该数量离深度学习网络的训练要求还有很大差距,因此需要引入其它技术方案弥补训练数据的不足。在深度学习模型的训练中,要想使模型收敛并得到理想的结果,须要耗费巨大的资源,但很多实际情况是用于训练模型的数据集较小,仅仅基于有限的数据集进行训练极易造成模型不收敛或者过拟合,迁移学习正式为了解决上述问题,而提出的一种技术方案,其核心思想是将在A任务训练得到的模型移植到B任务上来。

迁移学习的关键是原任务领域和目标任务领域要有相似性<sup>[20]</sup>,本文的目标任务是对压板状态的进行自动分类,可选择桌子,车辆等作为原始训练资源<sup>[21-22]</sup>,对模型进行预训练,之后在该模型基础上,用有限的数据集对模型进行精调(Fine-tune),图6示意了迁移学习过程。文章用VOC 2007数据集对文内搭建的深度网络进行预训练,利用官

方提供的 Pascal VOC2007 SSD 权重文件，在训练压板图片时，冻结未改变部分网络的权重参数，即 conv1->conv4 的参数保持不变，然后用压板图片数据集对预训练后的模型进行精调。conv4 及之后的参数权重随着网络训练的迭代而更新。

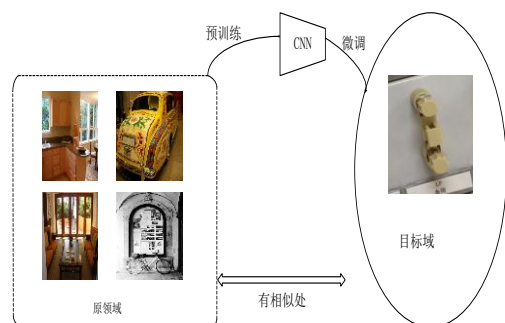


图 6 迁移学习过程

Fig.6 Transfer learning process

运用迁移学习后，后续流程如图 7 所示。网络输入的图片被处理成 300x300 大小的图片，训练过程中 conv1-conv4 为冻结参数预训练，后续在经过卷积和注意力模型时，获取压板关键性特征，得到分类置信度以及定位置信度，经过非极大抑制方法后获得最终输出。

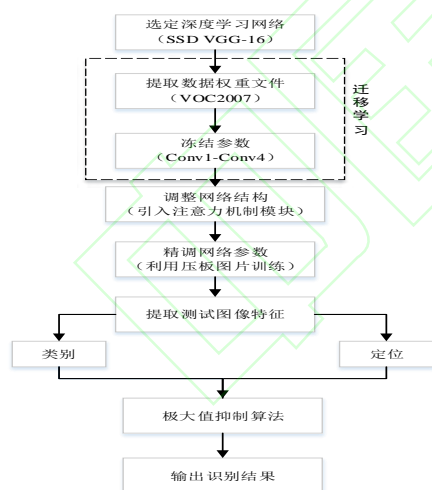


图 7 训练流程图

Fig.7 Training flow chart

## 5 实验结果与分析

### 5.1 数据集准备

有效的数据扩充不仅能够扩充训练样本数量，还能增加训练样本的多样性，本文中同比例增加样本数量的方法有亮度增强、对比度增强、旋转 0-90 角度以及翻转图片的方法，经过数据扩展后的图像如图 8 所示，

在本实验中，运用 Pascal voc2007 数据权重集，500 张投状态压板图片、500 张退状态压板图片，250 张包含投状态与退状态压板图片，并做好标签，当目标完整度大于 50% 时才做标记，投状态标注标签为“guan”，退状态标注标签为“kai”，按照 9: 1 比例划分训练集和数据集，数据集均使用三维标注软件 labeling 进行标注。

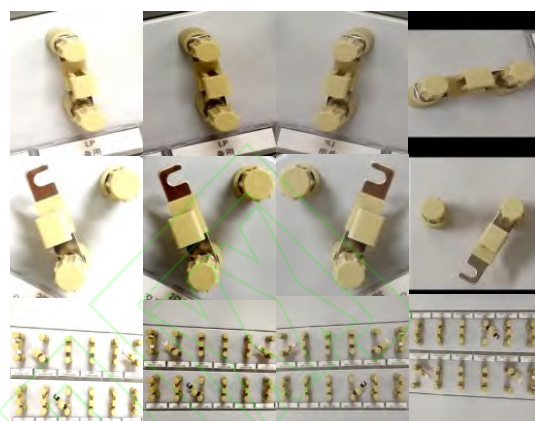


图 8 扩展后的图像

Fig.8 Expanded image

在训练过程中，损失函数由分类置信度和坐标误差构成，一般情况下，采集到的负样本数量，即背景样本数量会远远大于其他样本数量，这样会导致模型的准确度大大降低，为了解决这个问题，采用压板样本数：背景样本数=1: 3 的方法来解决。

### 5.2 实验平台配置

本文实验使用的开发平台为 win10，平台具体配置见表 2。

表 2 实验平台参数

Tab.2 Experimental platform parameters

名称	配置
CPU	Intel i5-5200U 2.20GHz
内存	8GB
GPU	NVIDIA GeForce 920M 4.0G
GPU 加速库	CUDA 9.0 cuDNN v7.1
深度学习框架	Pytorch1.1.0

### 5.3 实验分析

为验证文章所提算法有效性，文章利用梯度加权类激活映射(Grad-CAM)对分类图像作“可视化解释”<sup>[23]</sup>。Grad-CAM 使用流入最终卷积层的任何目标的梯度来生成局部

化 heatmap 来突出显示图像中对目标预测分类重要的区域。

从图 9 生成的热力图对比结果来看，本文所提算法对压板状态区域的预测更加集中和准确，这是由于文章算法中注意力机制的引入，使得图像特征更加被聚焦突出。

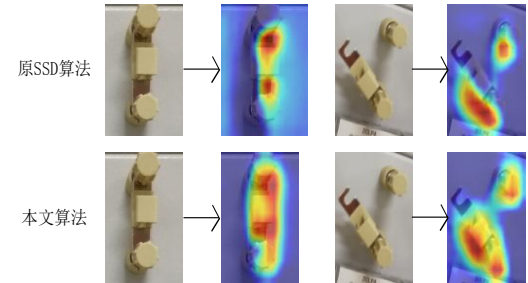


图 9 SSD 算法与改进算法性能热力图对比  
Fig.9 Comparison of SSD algorithm and improved algorithm performance heat map

图 10 为运用迁移学习与不运用迁移学习损失率对比图，从图中可以看出，使用迁移学习后，损失率 Loss 下降得更加快，训练速度更加快，且 Loss 值更加得低，模型效果更加优秀，证明迁移学习对模型有大幅度提高。

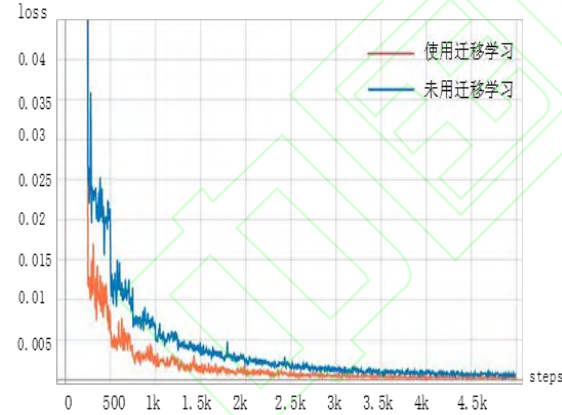


图 10 迁移学习前后 loss 对比  
Fig.10 Loss comparison before and after migration learning

图 11 为迁移学习前后的识别率对比图，在图（11）中，左侧部分未使用迁移学习的方法，右侧使用了迁移学习的方法，在迭代相同步数后，得到的检测效果图。两次检测中置信度设为 0.5，即当框所得分数大于 0.5 的框才显示出来。从对比图中可以看出，未使用迁移学习的检测结果图中，第二排由于两块压板太过于紧密，存在误检的情况，并且压板检测后的置信度比运用了迁移学习

方法后的要低。

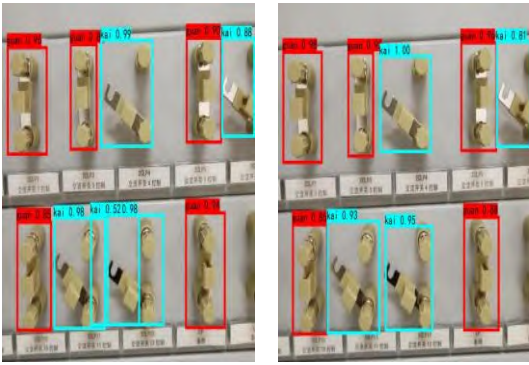


图 11 迁移学习前后置信度对比  
Fig.11 Comparison of recognition rates before and after transfer learning

图 12 为 使用数据增强和不使用数据增强数据对比，从图 12 的训练损失中可以看出，使用数据增强后，loss 值可以更快到达平稳值。

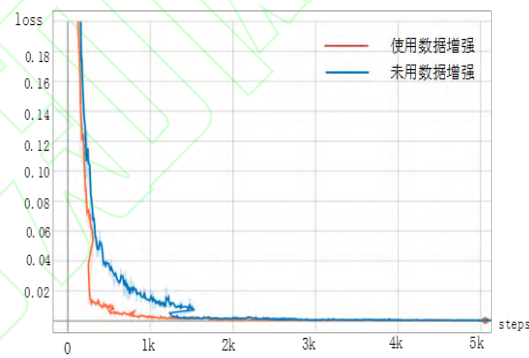


图 12 数据增强前后识别率对比  
Fig.12 Comparison of recognition rate before and after data enhancement

表 3 为本文所提算法与 Faster-rcnn、YOLO3,VGG16-SSD 检测压板状态的数据对比分析。

表 3 不同算法性能对比  
Tab.3 Performance comparison of different algorithms

算法	精确率(%)	召回率	平均每秒检测张数
Faster-RCNN	92.6	87.5	5
YOLO3	88.5	85.3	40
VGG16-SSD	93.4	93.5	29
SE-SSD	96.0	94.1	23

由表 3 可知，文章所提算法虽然在平均每秒检测的图片较 YOLO3 和 VGG16-SSD 有所下降，但精确率和召回率都有比较大幅



的改善,对于压板识别来说,由于实际需求对实时性要求不高,因此只要保证检测精度即可,可以在保证基本检测速度时以牺牲检测速度换取检测精度的提升。

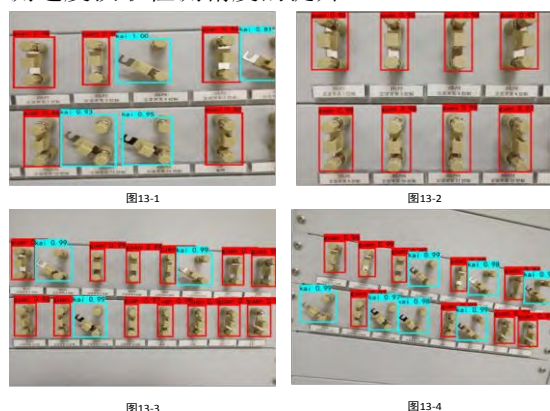


图 13 多类压板状态置信度图  
Fig.13 State confidence diagram of multiple types of pressure plate

#### 5.4 实际检测效果

为了测试算法在实际中的应用效果,文章选用四种情况下的压板状态进行性能测试:图 13-1 中的混合状态的压板;图 13-2 中不同底色的全开压板状态;图 13-3 中密集分布的混合状态压板以及图 13-4 中密集分布且有 20 度倾斜角度的混合 13-2 状态压板作为实验的测试数据,对这些图片中的压板状态进行识别,识别出的置信度结果如图中的红色部分、蓝色部分中数字所示,四幅图像中的识别输出分别为(11010 1001; 11111111; 10111011 11011111; 11101010 01001011),压板闭合时定义算法的输出为 1;反之为 0。由算法的输出结果可知,文章提出的算法对于压板处于不同状态的识别均能正确识别,说明文章提出的算法具有一定的鲁棒性。

#### 6 结束语

变电站的无人值守将是智能电网发展的一个必然趋势,运用智能机器人代替人工的日常巡检将能大大提升巡检效率,减轻工作人员的劳动强度。文章提出的改进 SSD 神经网络识别算法,用于对变电站内的二次压板状态的识别,该识别算法综合运用了注意力机制和迁移学习,有效提升了检测的精度,缩短了识别时间,识别精度达到了 96%,每秒钟可以检测 23 幅图片;将该算法嵌入

到智能机器人中,可以有效提高压板状态的识别效率,减少人工巡检带来的操作失误,进一步提升智能变电站的自动化程度。

#### 参考文献

- [1] 符文龙, 谭佳文, 等. 基于图像处理于形态特征分析的智能变电站保护压板状态识别[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(7): 203-207.  
Fu Wenlong, Tan Jiawen, et al. Protection platen status recognition based on image processing and morphological feature analysis for smart substation[J]. Power automation equipment, 2019, 39(7): 203-207.
- [2] 徐浩, 周刚, 汤晓石, 等. 变电站压板状态监视及防误管理系统的研制与应用[J]. 科技与创新, 2016, (6): 109-110.  
Xu Hao, Zhou Gang, Tang Xiaoshi, et al. Development and Application of Substation Pressure Plate State Monitoring and Mistake Prevention Management System[J]. Technology and Innovation, 2016, (6): 109-110.
- [3] 夏志宏, 罗毅, 涂光瑜, 等. 基于视觉信息的继电保护压板投退位置的自动识别研究[J]. 继电器, 2005, (4): 40-44.  
Xia Zhihong, Luo Yi, Tu Guangyu, et al. Research on Automatic Recognition of the Position of Relay Protection Pressing Plate Based on Visual Information[J]. Relay, 2005, (4): 40-44.
- [4] 高元生, 陈强, 熊小伏, 等. 继电保护压板的智能校核方法[J]. 重庆大学学报, 2015, 38(6): 91-98.  
Gao Yuansheng, Chen Qiang, Xiong Xiaofu, et al. An intelligent verification method for relay protection pressed board[J]. Journal of the Chongqing University, 2015, 38(6): 91-98.
- [5] 徐浩, 欧阳帆, 刘海峰, 等. 基于外设辅助触点的变电站出口压板状态监测系统[J]. 湖南电力, 2017, 37(5): 15-17.  
Xu Hao, Ouyang Fan, Liu Haifeng, et al. Design of Hard Clamp Condition Monitoring in Substation Based on Added Auxiliary Contacts[J]. Hunan Electric Power, 2017, 37(5): 15-17.
- [6] 陈军, 王利平, 朱小红, 等. 基于设备功能的智能变电站二次设备状态评估方法研究[J]. 电测与仪表, 2019, 56(3): 47-51, 57.  
Chen Jun, Wang Liping, Zhu Xiaohong, et al. Research on the state assessment method of secondary equipment in smart substation based on equipment function[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(3): 47-51, 57.
- [7] 梁辰, 孙建文, 王兰玉, 等. 应用聚类和证据理论实现变

- 电站保护压板状态校核[J]. 电网技术, 2020, 44(6): 2343-2349.
- Liang Chen, Sun Jianwen, Wang Lanyu, et al. Application of clustering and evidence theory to the state checking of Substation Protection Presser Plate[J]. Grid Technology, 2020, 44(6): 2343-2349.
- [8] 许超, 陈昊, 刘少情, 等. 基于模型聚类匹配和形态特征识别的保护压板状态辨识技术[J]. 陕西电力, 2017, 45(1): 32-36, 85.
- Xu Chao, Chen Hao, Liu Shaoqing, et al. Relying Plate Condition Recognition Technology Based on Model-based Cluster Matching and Morphological characteristics Recognize[J]. Shanxi Electric Power, 2017, 45(1): 32-36, 85.
- [9] 吕家伟, 刘瑞荣. 基于颜色模版匹配的继电保护压板投退状态识别设计[J]. 机电信息, 2018, (36): 115-116.
- Lv Jiawei, Liu Ruihong. Recognition design of relay protection pressing plate on-off state based on color template matching[J]. Electromechanical Information, 2018, (36): 115-116.
- [10] 邓应松, 段秦刚, 宋小松. 基于图像识别的保护压板投退状态辨识方法[J]. 陕西电力, 2015, 43(10): 49-53, 67.
- Deng Yingsong, Duan Qingang, Song Xiaosong. State Identification of Relaying Plate Based on Image Recognition[J]. Shanxi Electric Power, 2015, 43(10): 49-53, 67.
- [11] Kelvin Xu, Jimmy Ba, Ryan Kiros et al. Show, attend and tell: Neural image caption generation with visual attention. In ICML, 2015: 2048-2057.
- [12] 路艳巧, 孙翠英, 曹红卫, 等. 基于边缘计算与深度学习的输电设备异物检测方法[J]. 中国电力, 2020, 53(6): 27-33.
- Lu Yanqiao, Sun Cuiying, Cao Hongwei, et al. Foreign body detection method for power transmission equipment based on edge computing and deep learning[J]. China Power, 2020, 53(6): 27-33.
- [13] 王旭红, 李浩, 樊绍胜, 等. 基于改进 SSD 的电力设备红外图像异常自动检测方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(S1): 302-310.
- Wang Xuhong, Li Hao, Fan Shaosheng, et al. Infrared Image Anomaly Automatic Detection Method for Power Equipment Based on Improved Single Shot Multi Box Detection[J]. Journal of Electrotechnical Technology, 2020, 35(S1): 302-310.
- [14] 曾臻. 基于迁移学习的车牌识别系统的设计与实现[D]. 北京邮电大学, 2019.
- Zeng Zhen. Design and implementation of license plate recognition system based on transfer learning[D]. Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [15] Jie Hu, Li Shen, Gang Sun. Squeeze-and-Excitation Networks. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018.
- [16] 熊雄. 基于深度学习的大田水稻稻穗分割及无损产量预估研究[D]. 华中科技大学, 2018.
- Xiong Xiong. Field rice ear segmentation and non-destructive yield estimation based on deep learning[D]. Huazhong University of Science and Technology, 2018.
- [17] 庞浩. 基于深度卷积神经网络的医学影像诊断关键技术研究[D]. 北京邮电大学, 2019.
- Pang Hao. Research on key technologies of medical imaging diagnosis based on deep convolutional neural network[D]. Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [18] 伍鹏瑛, 张建明, 彭建, 等. 多层卷积特征的真实场景下行人检测研究[J]. 智能系统学报, 2019, 14(2): 306-315.
- Wu Pengying, Zhang Jianming, Peng Jian, et al. Research on pedestrian detection in real scenes based on multi-layer convolution features[J]. Journal of Intelligent Systems, 2019, 14(2): 306-315.
- [19] 周腾, 兰时勇. 交通场景下的行人和车辆实时检测算法[J]. 现代计算机, 2019, (21): 50-55.
- Zhou Teng, Lan Shiyong. Real-time detection algorithm for pedestrians and vehicles in traffic scenes[J]. Modern Computer, 2019, (21): 50-55.
- [20] 麻森权, 周克. 基于注意力机制和特征融合改进的小目标检测算法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(5): 194-199.
- Ma Senquan, Zhou Ke. An improved small object detection algorithm based on attention mechanism and feature fusion[J]. Computer applications and software, 2020, 37(5): 194-199.
- [21] 张骥, 张金锋, 朱能富, 等. 基于改进深度学习的刀闸状态识别方法研究[J]. 电测与仪表, 2018, 55, (5): 8-13.
- Zhang Ji, Zhang Jinfeng, Zhu Nengfu, et al. Research on the state recognition method of knife switch based on improved deep learning[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(5): 8-13.
- [22] 戚银城, 江爱雪, 赵振兵, 等. 基于改进 SSD 模型的输电线路巡检图像金具检测方法[J]. 电测与仪表, 2019, 56(22): 7-12, 43.

---

Qi Yincheng, Jiang Aixue, Zhao Zhenbing, et al. Detection method of transmission line inspection image fittings based on improved SSD model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(22): 7-12, 43.

[23]Perera Pramuditha,Patel Vishal M. Learning Deep Features for One-Class Classification[J]. IEEE transactions on image processing: a publication of the IEEE Signal Processing Society, 2019, 28(11).

作者简介:



周克(1977—), 男, 河南人, 工学博士, 贵州大学电气工程副教授, 研究方向主要为为智能电网控制、电力电子技术应用以及信号处理。Email: kzhou@gzu.edu.cn

杨倩文(1996—), 男, 湖南人, 工程硕士, 主要从事于计算机基础、深度学习与智能控制研究。Email:2583494073@qq.com

王耀艺(1996—), 男, 贵州人, 工程硕士, 主要从事计算机神经网络与智能控制研究。Email:1500627446@qq.com

张金钱(1996—), 男, 浙江人, 工程硕士, 主要从事于计算机应用、深度学习与图像处理。Email:928683496@qq.com

收稿日期: 2020-08-04; 修回日期: 2020-09-03

(杜景飞 编发)