

基于深度学习的多模型融合图像智能检测方法研究^{*}刘韵婷^{1,2} 于清淞¹ 李绅科¹ 刘晓玉¹

(1. 沈阳理工大学 沈阳 110000; 2. 沈阳工业大学 体育装备产业技术研究院 沈阳 110870)

摘 要: 传统的 Faster R-CNN 定位算法中应用的是通过最近邻插值算法进行插值的 RoiPooling, 对于小缺陷的识别效果不佳, 本文将改进为使用双线性插值算法的 RoiAlign, 提高了轮胎异常检测的精确度。针对传统的轮胎缺陷样本检测面临特征提取困难的问题, 通过将 ResNet 和 DenseNet 两个网络模型进行融合搭建起的 RSDC-Net 网络模型, 提高了网络的泛化、感知能力, 增强了特征提取能力, 而且将该网络应用于深度学习的可解释性研究中, 实现了深度学习的可视化。目前神经元分类的研究领域还有很大空缺, 所以为了针对敏感区域图像结果进行潜层的神经元分类研究, 本文设计出双卷积门限循环神经网络来作为网络模型来完成神经元的分类研究, 该网络模型在 4 种模型对比实验中表现最佳。

关键词: 深度学习; 可解释性; 智能检测; 神经元

中图分类号: TP2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510

Research on intelligent detection method of multi-model fusion
image based on deep learningLiu Yunting^{1,2} Yu Qingsong¹ Li Shenke¹ Liu Xiaoyu¹

(1. Shenyang Ligong University, Shenyang 110000, China; 2. Sports Equipment Industry Technology Research Institute, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: The traditional Faster R-CNN positioning algorithm uses RoiPooling, which is interpolated by the nearest neighbor interpolation algorithm. The recognition effect of small defects is not good. This article will improve it to RoiAlign using bilinear interpolation algorithm, which improves tire abnormality detection. Accuracy. Traditional tire defect sample detection faces the problem of difficult feature extraction. The RSDC-Net (resnet and densenet converged network) network model built by fusing the two network models of ResNet and DenseNet has improved the generalization and perception capabilities of the network. Enhance the feature extraction ability, and apply the network to the interpretability research of deep learning, and realize the visualization of deep learning. At present, there is still a big gap in the research field of neuron classification. Therefore, in order to carry out the research on the neuron classification of the latent layer according to the image results of the sensitive area, this paper designs a double convolution threshold recurrent neural network as a network model to complete the neuron classification, the network model performed best in the four model comparison experiments.

Keywords: deep learning; interpretability; intelligent detection; neurons

0 引 言

深度学习可解释性的研究是深度学习研究的延伸, 为了攻破深度学习“黑盒”属性, 使其工作机理、决策过程和决策逻辑对用户透明化, 排除其存在的安全隐患^[1]。从目的上来说, 其旨在帮助人们挖掘模型决策背后的信息并给出

令人理解的指示^[1,2]。为了实现可解释性的可视化, 并且了解其敏感区域与潜层的神经元之间的联系, 本文针对不同神经元对不同图像区域特征的敏感度进行了研究^[3]。

本研究的目的是基于深度学习来完成多模型融合并且实现智能检测过程的可视化, 从而达到提高轮胎检测精度以及稳定性。研究范围主要包括 Faster R-CNN 定位算法

收稿日期: 2021-07-09

^{*} 基金项目: 国家重点研发计划 (2017YFC0821001-2)、国家重点研发计划课题 (2020YFC2006701)、教育部人文社会科学研究青年基金项目 (19YJC890012)、辽宁省教育厅项目 (LJGD2020019) 资助

改进,融合模型 RSDC-Net(resnet and densenet converged network)的构建以及实现针对图像结果进行的潜层神经元分类研究。

目前,相关研究者在该领域的研究中已经有了部分喜人的成果^[4]。伍锡如等^[5]在进行针对于神经元的分类研究中,通过分析啮齿动物的神经元显微图像来进行形态特征的获取。Han 等^[6]的研究工作主要是为了验证分形维度对于神经元分类研究的重要性。Mihaljević 等^[7]基于朴素贝叶斯(naive bayes,NB)方法完成了贝叶斯网络分类器的构建,并且进一步实现了对神经元的几何形态的分类。

但是前人在相关研究中对于深度剖析智能检测中的可解释性领域相对来说还是空白的,因此本研究基于对深度学习领域定位检测算法、神经网络、神经元等相关理论知识的掌握,进行研究内容的构建,试图通过选定定位算法并且进行优化来进行检测精度的提高;试图通过将稳定性和检测精度方面分别具有优势的两种网络模型进行融合,从而达到让融合后的模型兼具检测精度高且稳定性强的效果,并且实现可视化过程;试图设计出一种能够完成神经元分类研究的网络模型。本研究采用文献研究法、实验法、对比分析法来进行研究工作的展开。实验设计及预期结果主要包括:1)将传统的 Faster R-CNN 定位算法中的 RoiPooling 改进为 RoiAlign,预期能够实现检测精度的明显提高,提高幅度在 8% 以上。2)将 ResNet 和 DenseNet 两个网络模型进行融合搭建起的 RSDC-Net 网络模型,预期效果是检测精度更好且稳定性更强,在保证融合前稳定性的基础上精确度提升 6% 左右。3)设计出双卷积门限循环神经网络来作为网络模型来完成神经元的分类研究,预期效果是该模型在分类效果上要明显优于进行对比实验的网络模型。

本研究在算法上完成的优化改进、在模型融合上面创新构建网络模型、在深度学习可解释性的研究上也进行了深度挖掘,这对于弥补该领域目前存在的空白具有理论意义,对于优化轮胎缺陷图像检测精度以及实现轮胎缺陷在线智能检测推广应用具有实践意义。

1 多模型融合图像智能检测优化研究

1.1 改进模型插值算法

经过现场应用效果可知,在轮胎杂质缺陷的检测中,Faster R-CNN 定位算法综合效果最佳,因此将 Faster R-CNN 定位算法与 ResNet101 分类算法相结合进行测试评价,并且针对 Faster R-CNN 定位算法进行改进。原 Faster R-CNN 定位算法中使用最近邻插值算法进行插值,而 RoiAlign 使用双线性插值进行插值。因为双线性插值算法对小缺陷识别效果更好,所以将原 Faster R-CNN 定位算法中的 RoiPooling 改进为 RoiAlign 来优化算法对于轮胎异常检测的精确度。具体网络结构如图 1 所示。

1.2 多模型融合可解释性的实现

本研究采用 ResNet18^[8]、ResNet50、ResNet101 网络

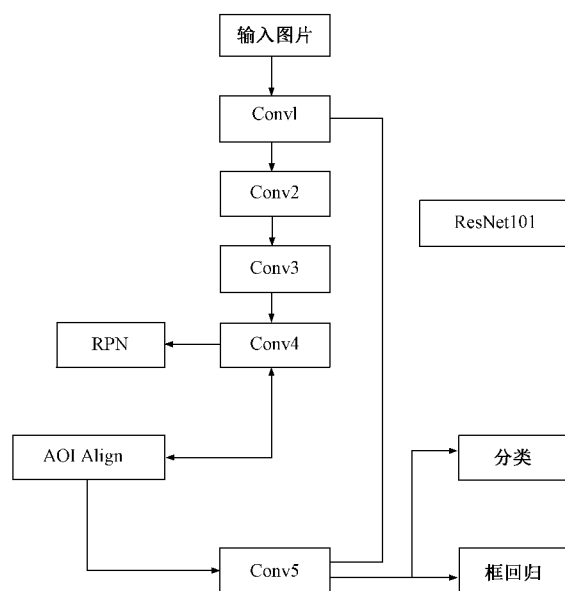


图1 网络结构

模型、Densenet169 网络模型^[9]、GoogleNet 网络模型^[10]以及 ResNet 与 Densenet 融合构成的 RSDC-Net 网络模型来进行多模型融合对比分析,并且完成可解释性在轮胎样本杂质缺陷检测当中效果的研究。

1) 多模型融合目的及网络框架

本文提出的 RSDC-Net 模型解决了轮胎缺陷样本图像中特征提取困难的问题,将 ResNet 和 DenseNet 两个网络模型进行融合搭建起的 RSDC-Net 网络模型,提高了网络的泛化、感知能力,增强了特征提取能力。它可以将原始轮胎缺陷图像进行分割后得到两种不同尺寸大小的图像(X:512×512,Y:64×64),并将这两种图像分别输入到空间注意力模型和通道注意力模型中进行特征提取。利用 ResNet 深层网络提取大尺寸(512×512)图像的深层特征信息,DenseNet 网络提取小尺寸(64×64)图像的细节特征信息,起到了扩增数据量和兼顾全局及局部信息的作用,可以更有效地提取轮胎缺陷的特征信息,具体网络框架如图 2 所示。

2) 小卷积核的 ResNet

在卷积网络中,卷积核的作用就是对图像进行特征提取,尺寸越小的卷积核可以获得的感受野就越小,参数量也越少^[11]。与此同时,杂质缺陷在轮胎缺陷样本图像中的占比很小,所以为了 ResNet 网络能在轮胎杂质缺陷图片检测中取得更好的效果,将其基础框架中 3×3 大小的卷积核更换为 2×2。RestNet 网络中学习的残差函数如式(1)所示。

$$F(x) = H(x) - x \quad (1)$$

3) 注意力机制

在进行样本分类的过程中,杂质缺陷在轮胎缺陷样本图像中的空间位置很重要,所以本文在网络模型构建时引入空间注意力机制,并且选取 SE-Block^[12]作为通道注意力

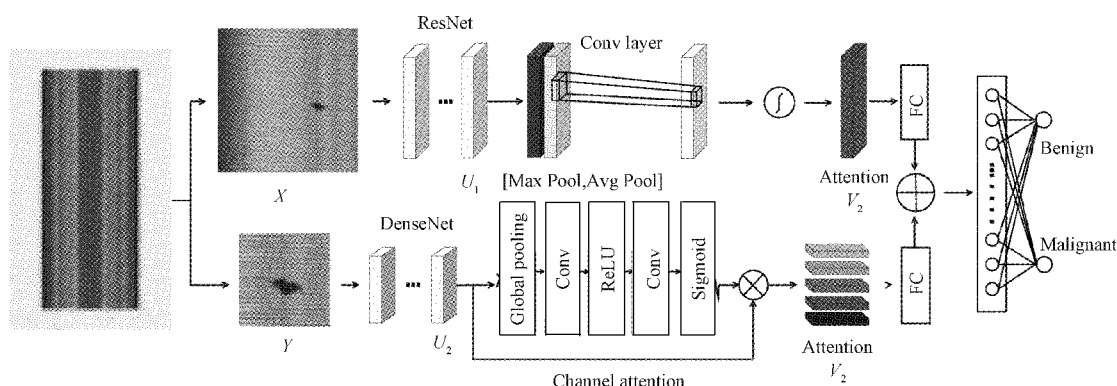


图 2 RSDC-Net 模型整体结构

模块。该模块可以在网络应用过程中进行自动学习,并且通过这种方式来获取每个特征通道在训练测试中的重要程度,然后根据学习到的重要程度结果来进行每个特征通道的权重值的赋予,这样就能让神经网络在应用过程中能够完成对于某些特征通道的重点关注。这里将 SE-Block 原始的两层 FC 层的 Bottleneck 结构更换为 1×1 卷积,这个改进的目的是减少参数量,并且与此同时能够获取 Feature Map 中每个通道的权值,并且将加权之后的结果作为下一层网络的输入。再应用 Sigmoid 进行通道特征的加权,完成 attention 机制的引入。

1.3 潜层神经元分类模型

完成多模型融合的可解释性实现之后,针对敏感区域图像结果进行潜层的神经元分类研究。因为在轮胎智能检测当中后续要加深完善,所以本文为了完成对潜层神经元分类分析的研究需要,选择应用双卷积门限循环神经网络来作为网络模型。

本网络的搭建是通过将卷积神经网络和门限循环单元网络进行融合而实现的^[13]。首先,将两个完成学习的卷积神经网络进行横向的拼接融合,这就搭建起了网络初步框架,然后为了更好地提取神经元图像的关键特征,将融合后的网络与门限循环网络完成进一步融合,从而完成针对对于神经元的分类研究。卷积过程中的具体计算过程如式(2)所示。

$$C(i, j) = \sum_{h=1}^h \sum_{w=1}^w x_{i+h, j-w} \times w_{h, w} + b \quad (2)$$

本研究所应用的双卷积门限循环神经网络模型的实现是基于 Keras^[14],该网络的具体结构如图 3 所示。该网络激活函数应用的是漏电 ReLU^[15],并且应用批量归一化来完成权值的优化调整,损失函数为分类交叉熵(categorical cross entropy)^[16],并且在网络最后使用 Softmax 来作为激活函数从而达到多分类的实现^[17]。

2 实 验

2.1 实验配置及数据集

本文实验搭建的开发平台配置为:CPU 选用 intel(R)

core(TM) i7-8700, GPU 选用 NVIDIA GeForce GTX 1070Ti,操作系统选用 Ubuntu16.04TS,深度学习框架为 Pytorch。

此样本集来自于本实验室的采集以及预处理,图像样本数据源为轮胎厂家质量检测过程中的 X 光成像,样本分为轮胎缺陷样本和正向样本。整张 X 光样本分辨率为 2469×6480 ,按照硬件设备计算能力将样本按照轮胎区域和固定大小 512 分辨率进行裁剪并投入训练。轮胎训练样本如图 4 所示。

2.2 实验结果

1) 检测算法优化实验效果

为了检验本文改进后的 Faster-RCNN 性能,将改进后的算法与原算法分别进行定位训练。训练过程中 loss 的变化情况对比如图 5 所示,可以看到改进后的网络可以更快地收敛到更低的维度。

图 6 所示为原算法和改进后 Faster-RCNN 算法在轮胎缺陷检测测试集上的部分检测结果。实验结果表明,改进后的算法,增强了 CNN 基础网络的特征提取能力,进而提升了整个检测框架的性能。

2) 可解释性实验结果评估

本研究进行多模型融合智能图像检测可解释性分析的热力图结果如下,如图 7 所示,图 7(a)~(d)分别为待检测缺陷样本、经过 ResNet18 模型检测之后的热力图效果、经过 ResNet50 模型检测之后的热力图效果、经过 ResNet101 模型检测之后的热力图效果。

图 8(a)为待检测缺陷样本,图 8(b)为经过 Densenet169 模型检测之后的热力图效果。

图 9(a)为待检测缺陷样本,图 9(b)为经过 GoogleNet 模型检测之后的热力图效果。

图 10(a)为待检测缺陷样本,图 10(b)为经过 RSDC-Net 模型检测之后的热力图效果。

通过多模型融合对比分析可以发现,在同一网络内随着网络层数的加深,检测准确度也在不断提升。越接近于红色的区域代表敏感度越高,从 ResNet 系列模型中可以

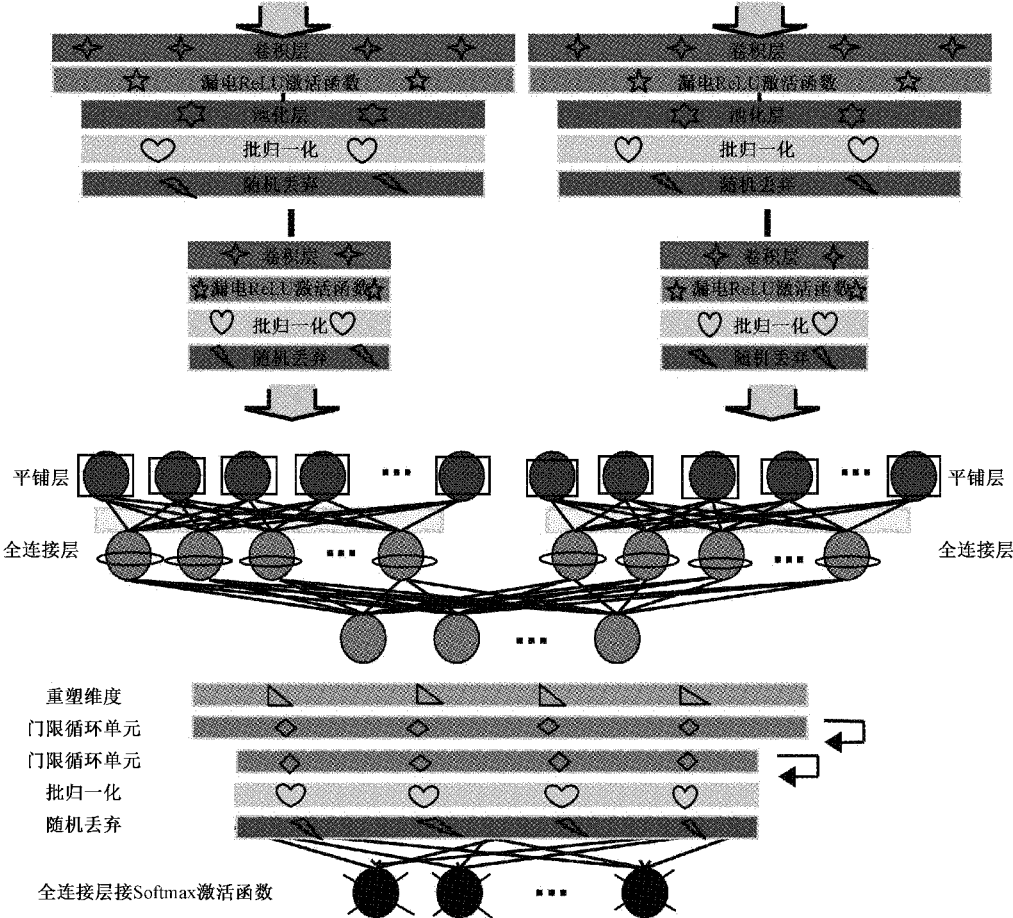


图 3 双卷积门限循环神经网络结构

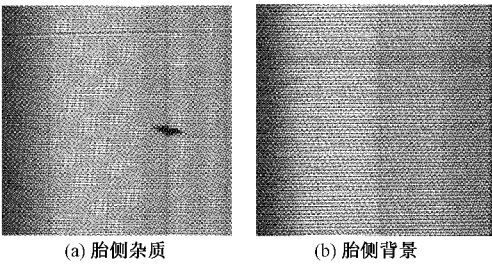


图 4 轮胎训练样本图片

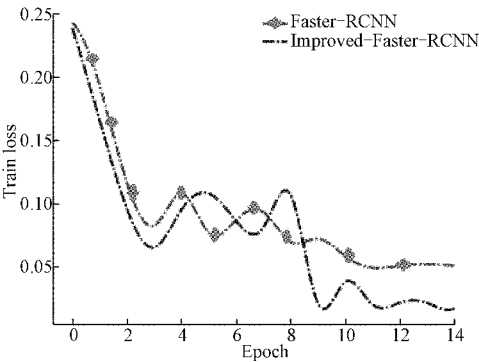


图 5 网络训练的 loss 曲线对比

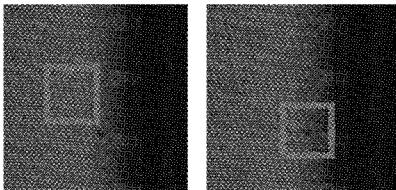


图 6 在测试集上的检测结果前后对比

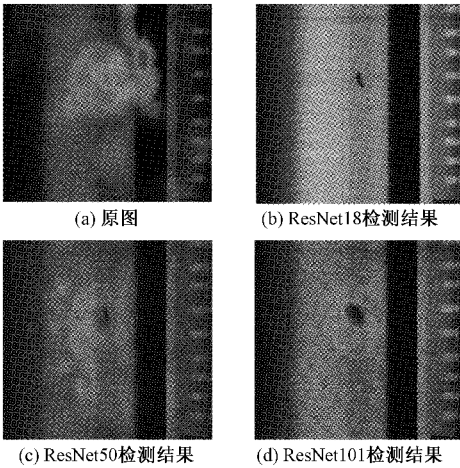


图 7 ResNet 系列模型检测结果

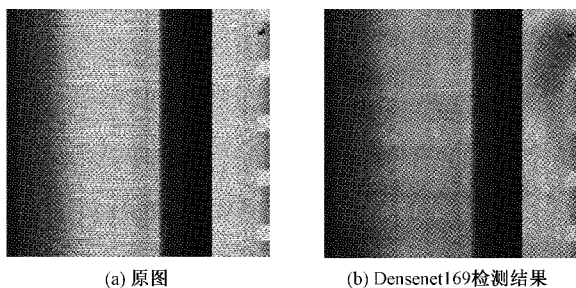


图 8 Densenet169 系列模型检测结果

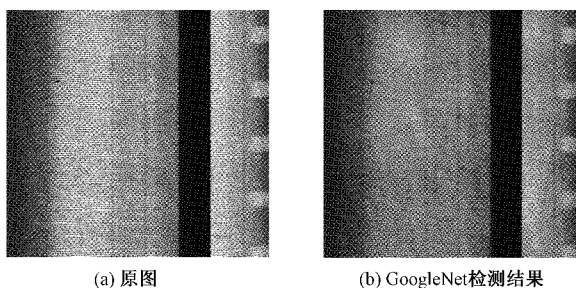


图 9 GoogleNet 系列模型检测结果

发现, ResNet101 的检测结果明显更加准确, 红色敏感区域与杂质缺陷重合度最高, 但是随着网络层数的加深, 其对于训练环境的压力也逐渐增大, 从而导致梯度消失的问题, 因此在实际训练中不能通过不断加深网络层数来优化训练效果。Densenet169 在训练中表现出较为稳定的效果, 在多样本集检测中热力图中敏感区域与实际缺陷位置都比较贴合。由图 10 可知, ResNet 与 Densenet 融合构成的 RSDC-Net 网络模型在测试中无论是测试精度还是稳定性表现都优于 ResNet 与 Densenet 模型的单独测试。GoogleNet 在实际训练中表现不佳, 敏感区域几乎和缺陷区域没有重合点, 而且训练曲线也没有合理性趋向, 因此推测 GoogleNet 不适用于可解释性的实现, 经过多次测试调整参数之后发现, 其不适用原因可能是与网络的固定结构相关, 因此放弃此模型在可解释性研究内的深入研究使用。

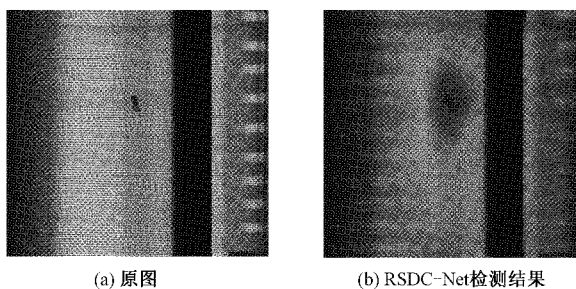


图 10 RSDC-Net 模型检测结果

3) 检测算法优化实验效果

通过图 11 实验结果曲线对比可以发现, ResNet 系列的模型随着网络层数的加深精确度在提升, 但是整体的稳

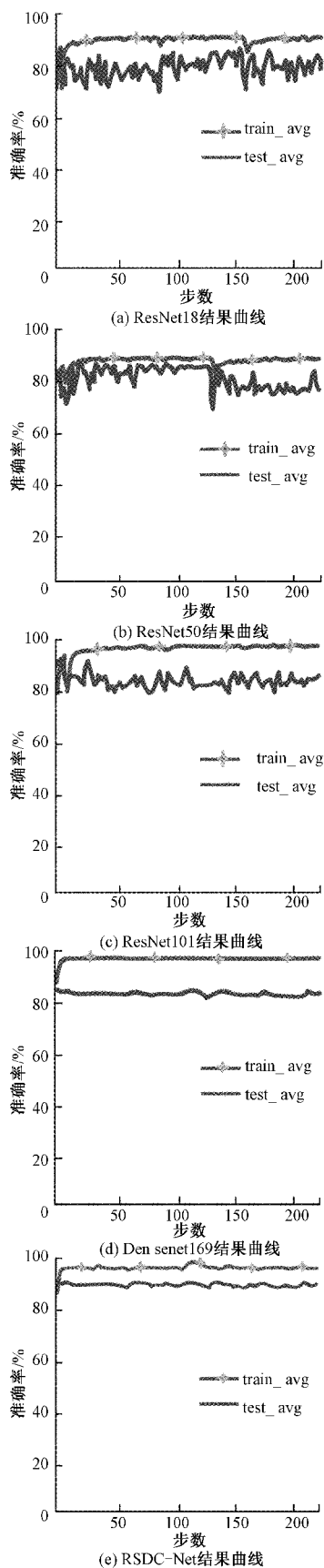


图 11 多模型融合结果曲线

定性不佳,而在曲线上存在精度明显下降的部分经过分析推理可以归结为是图片分批放入模型的过程中批次差别造成的精度陡然下降。而 Densenet169 的模型在精度上较 ResNet 系列差别不大,但是稳定度却有着明显提升,这对于现场应用来说更加有实践意义。

4) 潜层神经元分类结果

本研究在进行实验的过程中选用的数据集是神经元图像尺寸最大的数据集(数据集 A)和神经元图像像素数量最多的数据集(数据集 B)以及随机角度投影神经元图像数据集(数据集 C)。通过进行 4 组实验来对比分析验证双卷积门限循环神经网络在神经元分类中拥有更好的表现,第 1 组实验采用数据集 A 和数据集 B 融合数据集来完成双卷积门限循环神经网络的训练。第 2 组、第 3 组和第 4 组实验分别应用数据集 A、数据集 B 和数据集 C 与单个军阿基神经网络完成训练测试。图 12 为 4 组实验在训练集和测试集上的性能比较结果,由图可知,双卷积门限循环神经网络模型在本研究实验中针对于神经元的分类准确率更高。

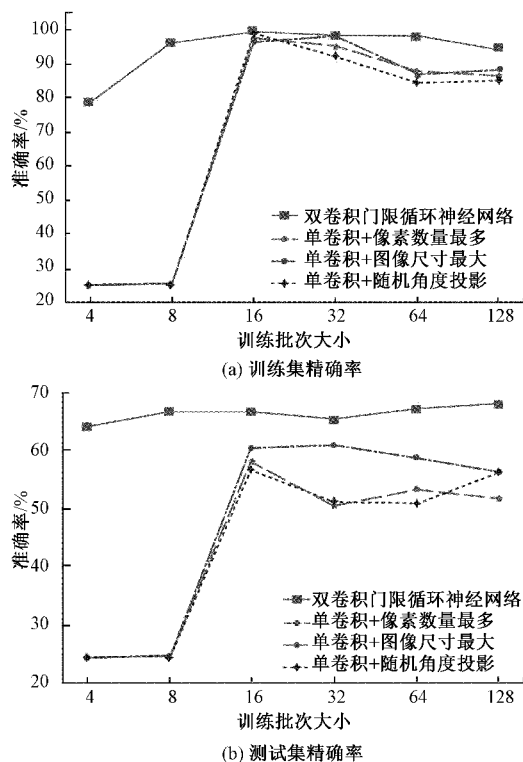


图 12 不同位置区域神经元数据集分类准确率比较

如图 13 所示,随着批次的改变,训练结果准确率也有明显波动。在进行 4 组对比实验的时候发现,双卷积门限循环神经网络模型在神经元分类实验中具有最高的神经元分类准确率。通过分析研究发现,这种实验结果形成的主要原因是在最初构建该网络的时候两个单卷积神经网络就是分别针对两个数据集完成了学习过程,所以在应用单个卷积神经网络模型并且应用单一的数据集的时候,就

导致神经元的分类准确率要比双卷积门限循环神经网络模型的训练测试结果低。

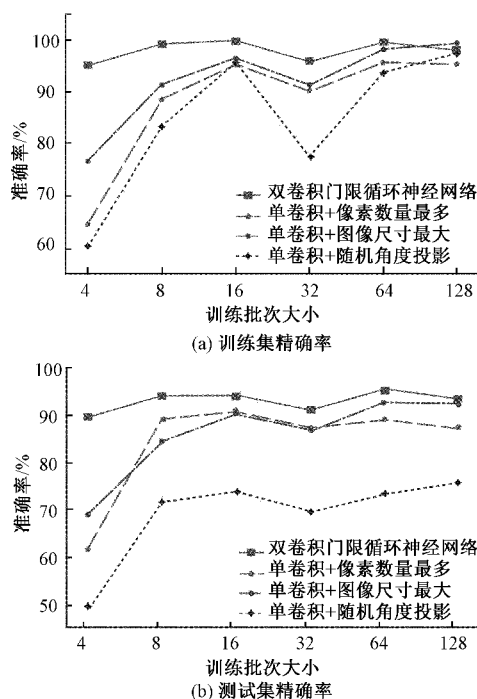


图 13 不同种类神经元数据集分类准确率比较

3 结 论

本研究针对于 Faster R-CNN 定位算法,将原 Faster R-CNN 定位算法中的 RoiPooling 改进为 RoiAlign,解决了原 Faster R-CNN 定位算法中因为使用最近邻插值算法进行插值而对小缺陷图像识别效果不好的问题,RoiAlign 使用双线性插值进行插值提高了轮胎杂质缺陷检测的精确度。本文将 ResNet 基础框架中 3×3 大小的卷积核更换为 2×2 来解决大卷积核对杂质缺陷敏感度不高的问题,然后将改进后的 ResNet 与 Densenet 融合构成 RSDC-Net 网络,并且在此网络中引入空间注意力机制,选取 SE-Block 作为通道注意力模块,解决了在进行缺陷杂质识别过程中对于缺陷空间位置不明确的问题。本文提出了一种双卷积门限循环神经网络,该网络模型融合了两个卷积神经网络,并且融合门限循环单元神经网络来优化网络的特征提取性能,从而达到对神经元分类效果优化的目的,来填补目前神经元研究领域的空缺,而且在对比实验中,本研究提出的双卷积门限循环神经网络模型具有更高的神经元分类准确率。在本文研究过程中可以发现并不是每种网络都适用于深度学习可解释性的研究,下一步会针对于挖掘不适用网络的共性特征从而挖掘深度学习的可解释性的适用领域,并且通过优化改进网络模型来让其适用于更多轮胎缺陷的检测,让研究成果具备更好的稳定性从而实现现场应用。

参考文献

- [1] 陶晓天,何博侠,张鹏辉,等. 基于深度学习的航天密封圈表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(1): 199-206.
- [2] 鲁旭涛,薛凯亮,李静,等. 基于神经网络预测的室内测距算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(7): 70-76.
- [3] YANG B, SHAO Q M, LI W B, et al. Deep-convolutional neural networks controlled by discriminatively orthogonal feature generation and its application[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(10): 2376-2383.
- [4] ZENG H, SANES J R. Neuronal cell-type classification: Challenges, opportunities and the path forward[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2017, 18(9): 530-546.
- [5] 伍锡如,邱涛涛,王耀南. 改进 Mask R-CNN 的交通场景多目标快速检测与分割[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 242-249.
- [6] HAN F, ZENG J. Research for neuron classification based on support vector machine[C]. Proceedings of the 3d International Conference on Digital Manufacturing and Automation, 2012: 646-649.
- [7] MIHALJEVIC B, BENAVIDES PICCIONE R, BIELZA C, et al. Bayesian network classifiers for categorizing cortical GABAergic interneurons[J]. Neuroinformatics, 2015, 13(2): 193-208.
- [8] GUIDOTTI R, MONREALE A, RUGGIERI S, et al. A survey of methods for explaining black box models[J]. ACM Computing Surveys, 2018, 51(5): 93.
- [9] ADADI A, BERRADA M. Peeking inside the black-box: A survey on EXplainable Artificial Intelligence (XAI)[J]. IEEE, Access, 2018, 6: 52138-52160.
- [10] 张堃,姜朋朋,华亮,等. 大视场大规模目标精确检测算法应用研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 191-199.
- [11] YU C, HAN Z, ZENG W, et al. Morphology cluster and pre-diction of growth of human brain pyramidal neurons[J]. Neural Regeneration Research, 2012, 7(1): 36-40.
- [12] 岳研,刘畅,刘韬. 基于深度融合神经网络的轴承健康指标构建[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(7): 44-52.
- [13] 蔺想红,郑鉴洋,王向文,等. 基于深度学习网络的神经元自适应投影分类方法[J]. 电子学报, 2020, 48(7): 1245-1254.
- [14] 蒋卫祥,李功. 基于一类神经网络的视频异常事件检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(7): 60-65.
- [15] LOPEZ-CBRERA J D, LORENZO GINORI J V. Feature selection for the classification of traced neurons[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2018, 303(5): 41-54.
- [16] 孔盛杰,黄翔,周崩,等. 基于机器视觉的齿形结构齿顶圆检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 247-255.
- [17] 康守强,刘哲,王玉静,等. 基于改进 DQN 网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 201-212.

作者简介

刘韵婷,工学博士,副教授,主要研究方向为仪器与测试技术、图像处理与识别、信息检测技术等。

E-mail: liuyunting0224@163.com