



激光与光电子学进展
Laser & Optoelectronics Progress
ISSN 1006-4125, CN 31-1690/TN

《激光与光电子学进展》网络首发论文

题目: 基于改进 U-Net 卷积神经网络的钢轨表面损伤检测方法
作者: 梁波, 卢军, 曹阳
收稿日期: 2020-06-05
网络首发日期: 2020-09-21
引用格式: 梁波, 卢军, 曹阳. 基于改进 U-Net 卷积神经网络的钢轨表面损伤检测方法 [J/OL]. 激光与光电子学进展.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20200918.1451.002.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。

基于改进 U-Net 卷积神经网络的钢轨表面损伤检测方法

梁波, 卢军*, 曹阳

陕西科技大学机电工程学院, 陕西 西安 710021

摘要: 利用计算机深度学习方法进行工业产品损伤可视化自动检测是一个很有发展前景的研究领域。与此同时, 基于卷积神经网络提出的各类深度学习方法对自动化检测的应用有着非常重要的推动作用。因此文章提出了一种基于卷积神经网络的钢轨表面损伤特征识别方法。方法首先在经典 U-Net 网络的收缩路径和扩展路径之间增加了一个分支单元, 命名为 GRASP 网络。该分支网络由两个全连接层和一个输出层构成用来辅助 U-Net 网络输出理想的分割图, 其次采用公开的 Type-I RSDDs 高速铁路轨道数据集作为检测样本并利用数据增强手段对检测样本进行扩增后馈入改进型 U-Net 图形分割网络进行训练和测试。测试结果表明, 提出的方法检测准确率达到 99.76%, 相比于其他文献方法最好成绩在损伤识别准确率上提高了 6.74%, 显著提升了钢轨表面缺陷的检测准确率。

关键词: 深度学习; 损伤特征识别; 数据增强; 改进型 U-Net 图形分割网络; 无损检测
中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Rail surface damage detection method based on improved U-Net convolutional neural network

Liang Bo, Lu Jun*, Cao Yang

*College of Mechanical & Electrical Engineering, Shaanxi University of Science and
Technology, Xi'an Shaanxi 710021, China*

Abstract: The use of computer deep learning methods for automated detection of industrial product damage is a promising research field. At the same time, various deep learning methods based on convolutional neural networks have a very important role in promoting the application of automated detection. Therefore, the article proposes a damage feature recognition method of rail surface damage based on convolutional neural network. The method first adds a branch unit between the contraction path and the expansion path of the classic U-Net network, named GRASP network. The branch network is composed of two fully connected layers and an output layer to assist the U-Net network to output the ideal segmentation map. Second Use the open Type-I RSDDs high-speed railway track data set as the detection sample and use the data augmentation method to amplify the detection sample and feed it into the improved U-Net graph segmentation network for training and testing. The experimental results show that our method has a detection accuracy rate of 99.76%, which is 6.74% higher than the recent method in damage identification accuracy, which improves the detection accuracy of rail surface defects significantly.

Key words: deep learning; damage feature recognition; data augmentation; improved U-Net graph segmentation network; non-destructive detection

OCIS codes: 150.1135; 100.2000; 100.3008

基金项目: 陕西省科技厅自然科学基金项目 (2016GY-049)

***E-mail:** lujun@sust.edu.cn

1 引言

随着全球高速铁路的发展进入蓬勃时期,高速铁路在旅客运输领域起着举足轻重的作用。因此铁路故障直接关系到社会经济发展、安全和其他重大问题^[1]。然而铁路轨道表面损伤又是最常见的和最重要的铁路故障失效形式之一,当列车高速运行时它们是潜在的危险。因此,在铁路日常维护中,对铁路轨道表面进行检查是一项必要的工作。通常此类检查工作主要以机械式检测为主,但这不仅造成严重的人力资源浪费,而且带来了耗时、准确性低和主观评估等问题。因此,轨道表面损伤缺陷自动化检测技术被提上了日程。

近年来,研究人员针对表面缺陷自动化检测技术相继提出了很多方法,但其中以数据驱动的深度学习作为一种解决方案得到了广泛的关注。其中文献[2]针对工业铝材缺陷检测中由于缺陷样本稀疏带来的训练过拟合、泛化性能差等问题,提出一种基于多任务深度学习的铝材缺陷检测方法。很好地解决了多项任务训练中的收敛不均衡问题,并降低了推断时间,提高了检测效率。此外依靠机器视觉平台开发的缺陷目标检测方案由于其能够快速适应新产品损伤检测任务的优势,也受到研究人员的广泛关注。其中文献[3]设计了一种基于机器视觉的PVC管材表面缺陷检测算法,并将其应用于工业生产。文献[4]针对人工检测编织袋缺陷的正确率低与效率较低的问题,提出一种基于机器视觉的高效的在线检测编织袋缺陷的方法。然而应用于表面质量控制问题时^[5],基于深度学习的目标检测方法可以取得更为优异的效果。例如在检测马克杯表面损伤任务中,基于改进Faster-RCNN的深度学习取得了很好的检测效果^[6]。因此本文研究的重点将是基于深度学习方法解决铁路轨道表面缺陷自动化检测技术的相关问题。尽管经典的目标检测方法已经取得了相对不错的效果。但目前仍然面临检测图像背景复杂,图像噪声干扰无法避免以及检测方法泛化性不强准确率较低等问题。

针对目前存在的问题,近年来在目标检测领域相关文献提出了大量的图像处理技术。其中文献[7]应用局部频率特征来保证局部或微小裂纹的检测性能。此外,利用频谱特征的离散小波变换(DWT)也被应用于轨道表面损伤检测中^[8]。以上这些目标检测方法依赖于提取的全局或局部特征强度信息必须在均匀的纹理轨道表面图像上具有良好的表现。但是,在实际工作环境中会产生大量随机噪声,进而导致无法检测具有复杂外观和动态背景的缺陷^[9]。针对以上目标检测方法存在的不足,对轨道表面图像处理的另一种方法是在图像增强后自动定位缺陷。提出了局部归一化加上基于投影轮廓的缺陷定位(LN+DLBP)^[10]方法用于实时离散缺陷的检测。紧接着代替LN+DLBP,在文献[11]中提出了局部类迈克尔逊式对比加上强

调最大熵的比例（MLC + PEME）的方法来检测图像可能存在的离散缺陷。在文献[12]中，提出了一种新的反 Perona-Malik（PM）逆扩散模型用于图像增强，随后应用自适应阈值二值化找出存在的缺陷。在文献[13]中基于均值漂移算法的粗-细提取器从观察到的序列中沿纵向查找背景模式，然后找到包含真实缺陷和其他噪声点的异常值。提出了集成纵向上下文信息和横向先验信息的精-细提取器（CFE）方法来过滤这些噪声点。尽管以上方法已经进行了很多尝试以改善目标检测性能，但是它们还是会不同程度受到不规则因素（如噪声点等）的影响。

随着深度学习方法不断发展，文献[14]提出了一种名为 U-Net 的卷积神经网络，最初用于处理医学图像，其本质是由一个精细的图形分割卷积神经网络构成。其架构完全基于全卷积网络建立^[15]。鉴于该网络在医学图像处理领域表现出的优异性能，因此本文首次提出将改进的 U-Net 图形分割网络用于钢轨表面损伤检测。且经过有效性验证，证实提出的方法很好的克服了图像噪声的干扰，同时将实验结果与 LN + DLBP^[10]、MLC + PEME^[11]、DWT^[8]、CFE^[13]和 U-Net^[14]的方法进行比较。结果证明我们的方法在钢轨损伤检测准确率上有明显的提高。

2 方法的整体结构

提出方法的总体检测流程如图 1 所示，其中包括图像预处理阶段、图像损伤区域分割提取阶段和图像后处理阶段。

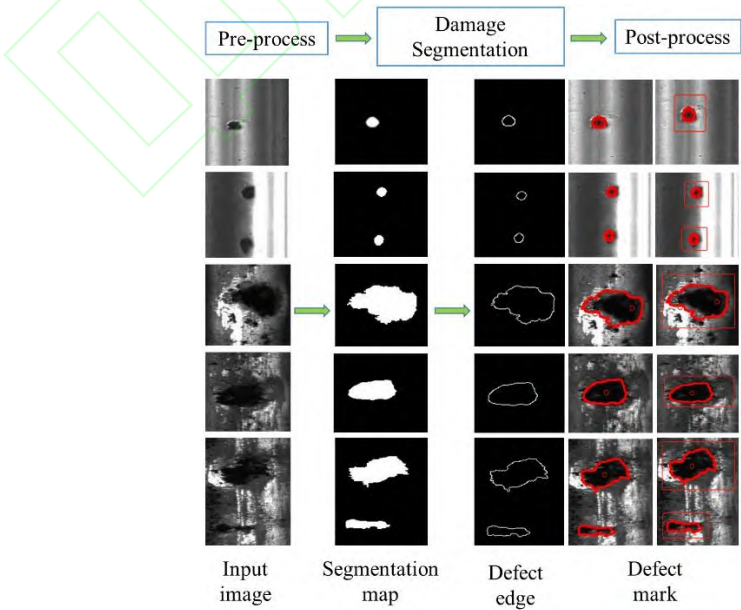


图1 轨道损伤图像的检测流程图

Fig. 1 Detection process of track damage image

2.1 图像预处理

为了缩短研究周期，本文选择了公开的 Type-I RSDDs 铁路轨道数据集^[13]进行方法有效性验证。由于 Type-I RSDDs 数据集样本量较少，在网络训练过程中容易出现过拟合的情况，进而造成分割误差偏大。对于此问题，我们采用数据增强手段进行样本扩增来降低过拟合发生的概率，从而提升网络输出模型的稳定性。数据增强主要依据图像数据的平移、旋转和缩放不变性来对图像数据进行扩充，数据增强后的图像样本如图 2 所示。此外在 U-Net 网络收缩路径末端的 Dropout 层会进一步执行隐式数据扩充，可以进一步降低过拟合的发生。

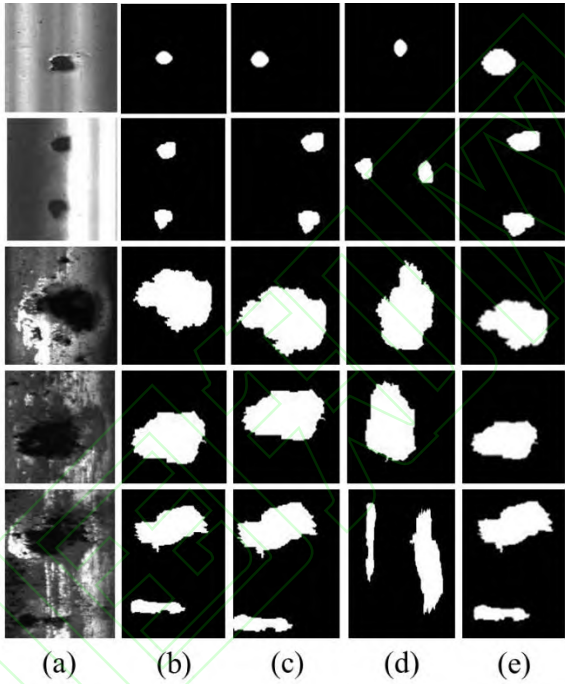


图2 Type-I RSDDs数据集扩展后的样本图。(a) 原始图像；(b) 注释图像；(c) 平移变换；(d) 旋转变换；(e) 缩放变换

Fig. 2 Data augmentation from Type-I RSDDs dataset. (a) Defect image; (b) Ground truth; (c) Translation transform; (d) Rotate transform; (e) Scale transform

2.2 图像损伤区域的分割机制

在文章中采用了改进 U-Net 卷积神经网络作为表面损伤检测的目标分割方法。其运算机制是当分割网络在接受到外部馈送的待检测样本后，由于网络的扩展路径（上采样部分）拥有大量功能通道，这些功能通道允许网络将上下文信息传播到更高分辨率的层。同时，文章在扩展路径之前添加了一个分支单元，命名为 GRASP 网络。该分支网络利用收缩路径（下采样部分）的输出结果作为输入，将分支网络处理后的预测结果作为输出并使其与扩展路径最终的输出结果相结合，旨在优化整个分割网络的目标分割准确率。此外，在网络的主干结

构中没有全连接层，且仅使用每个卷积层的有效部分，这使得从输入图像中可以获得完整的上下文信息。对改进型 U-Net 网络的详细介绍，将在 3.1 节进行阐述。

2.3 损伤区域提取及后处理

后处理阶段是依据改进型 U-Net 网络计算出的分割图在原始输入图像上利用经典图像处理技术进行区域匹配标记。使得钢轨表面损伤的检测结果能更好的被工程人员所辨识，便于工程人员快速的对检测对象做出适当的评估。

3 损伤区域分割方法

3.1 改进型 U-Net 图形分割网络结构

主干网络结构是经典 U-Net 卷积神经网络，它由一个收缩路径（左侧）和一个扩展路径（右侧）构成。收缩路径遵循卷积网络的典型架构，由两个 3×3 卷积层的重复使用构成，每个卷积层后跟一个 ReLU 函数激活层和一个步长为 2，池化核为 2×2 的最大池化层用于对图像进行下采样。在收缩路径之后，文章添加了一个 GRASP 分支网络，该分支网络由两个全连接层和一个输出层构成，并且利用收缩路径的输出结果作为输入最后在输出层采用边界框机制对损伤区域进行预测作为输出。GRASP 分支网络会通过边界框机制强制更多的下采样层去学习整个网络中更高级别的图像语义。它检索的信息包括表面损伤的位置和大小。这对于辅助经典 U-Net 网络输出理想的显着性分割图至关重要。扩展路径不同于收缩路径利用下采样将特征通道的数量加倍，而是在每个步骤都对损伤特征图进行上采样，进行 2×2 卷积对特征通道的数量进行减半，以便与从收缩路径中裁剪出的相应特征图进行级联，此外再加上两个 3×3 卷积层，且每个卷积层后再跟一个 ReLU 函数激活层。由于边界像素的丢失，必须对每个卷积单元进行裁剪。在最后一层，使用 1×1 卷积将每个 64 通道的特征向量映射到所需的类上。最终再将主干网络和分支网络的结果相结合进行输出。故该网络总共有 26 个卷积层。整个改进型 U-Net 卷积神经网络的结构如图 3 所示。

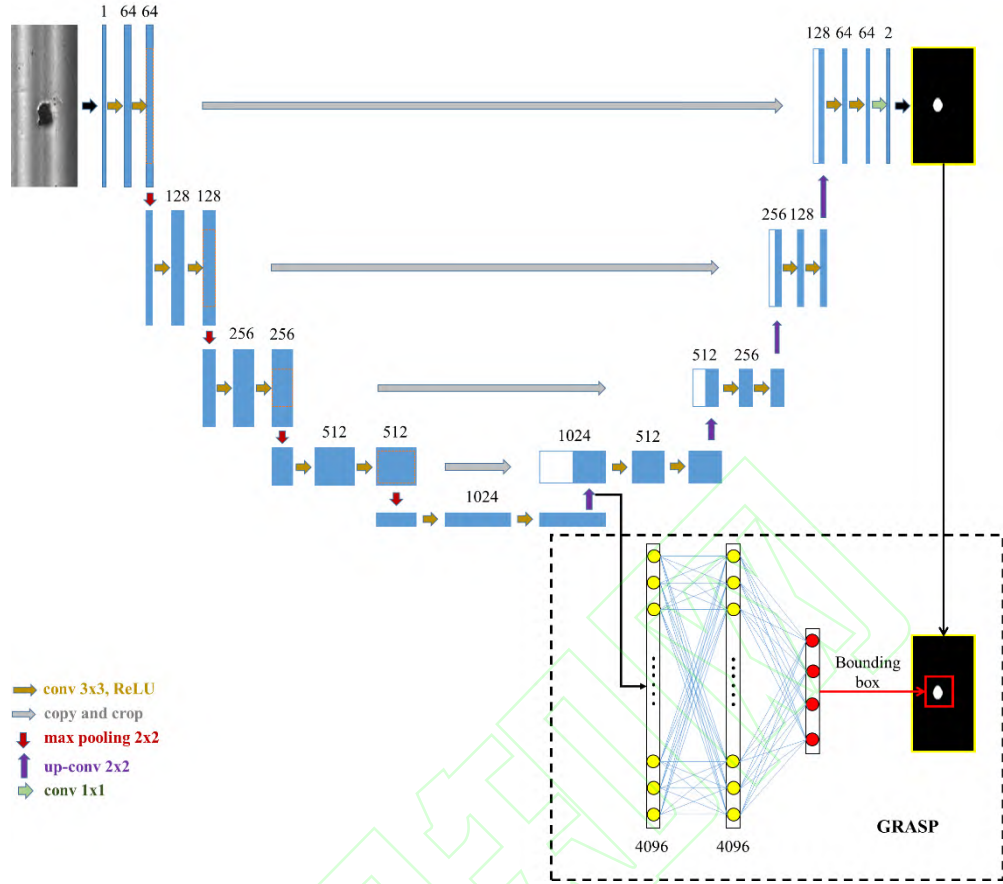


图3 改进型U-Net卷积神经网络结构图

Fig. 3 Structure of improved U-Net convolution neural network

3.2 分割网络模型的算法原理

由于分割检测模型的训练采用未填充的卷积进行操作，因此输出图像会比输入图像小一个恒定的边框宽度。为了最小化训练开销最大化 GPU 内存利用率，文章选择在大批量训练时使用高分辨率输入图块，通过连续卷积操作批量减少输入图块的分辨率，因此文章在模型训练中选择使用高动量。

模型主干网络使用的损失函数由最终特征图上的像素级 soft-max 函数与交叉熵损失函数组合而成。soft-max 函数可以定义为：

$$p_{k(X)} = \frac{\exp(a_k(X))}{\sum_{k=1}^K \exp(a_k(X))} \quad (1)$$

其中 $a_k(X)$ 表示特征通道 k 在像素位置 $X \in \Omega$ 且 $\Omega \subset \mathbb{Z}^2$ 。 K 是类的数量， $p_{k(X)}$ 是最大似然函数。即对于具有最大激活 $a_k(X)$ 的 k 相对应的 $p_{k(X)} \approx 1$ ，对于所有其他的 k ，

$p_{k(X)} \approx 0$ 。而交叉熵损失函数是惩罚项 $p_{I(X)}(X)$ 与 1 的偏差，定义为：

$$E = \sum_{X \in \Omega} \omega(X) \log(p_{I(X)}(X)) \quad (2)$$

其中的 $I : \Omega \rightarrow \{1, \dots, K\}$ 是每个像素的真实标签； $\omega : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 是文章引入的权重因子可以使得一些像素在训练中更具重要性。

钢轨表面损伤区域与周围正常组织的像素级是不连续的，可以使用形态学运算来计算分割边界。然后将分割权重计算为：

$$\omega(X) = \omega_c(X) + \omega_0 \cdot \exp\left(-\frac{(d_1(X) + d_2(X))^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

其中 $\omega_c : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 是权重因子，用于平衡类频率； $d_1 : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 表示损伤区域到最近边界的距离， $d_2 : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 表示损伤区域到次近边界的距离。

在模型 GRASP 分支网络中使用欧几里得算法^[16]作为损失函数。给定每个缺陷的标记中心坐标 (x_E, y_E) ，宽度 w_E 和高度 h_E ，损失函数定义为：

$$\begin{aligned} E_{\text{GRASP}} &= \|e_x, e_y, e_w, e_h\| \\ &= (x_E - x_{\text{Pred}})^2 + (y_E - y_{\text{Pred}})^2 + (w_E - w_{\text{Pred}})^2 + (h_E - h_{\text{Pred}})^2 \end{aligned} \quad (4)$$

标签 (x_E, y_E, w_E, h_E) 是一个边界框， $x_{\text{Pred}}, y_{\text{Pred}}, w_{\text{Pred}}, h_{\text{Pred}}$ 分别表示预测边界框的中心坐标、宽度和高度。

在具有多卷积层和多路径的深度学习网络中，网络权重参数的初始化非常重要。否则，网络的某些部分可能会经历重复的激活，其他部分则因为处于欠激活状态而不能发挥作用。理想情况下，应调整初始权重，以使网络中的每个特征图都具有近似的单位方差。对于 U-Net 网络架构，文章通过从具有标准偏差 $\sqrt{2/N}$ 的高斯分布中提取初始权重来实现参数初始化，其中 N 表示一个神经元的传入节点数。例如，对于上一层的 3×3 卷积和 64 个特征通道来讲， $N = 9 \times 64 = 576$ 。

4 实验结果及分析

4.1 实验设置

为了评估基于改进 U-Net 网络设计的轨道损伤检测方法的有效性, 文章选择在 Ubuntu 16.04 操作系统上利用 PyTorch 搭建网络并进行实验验证。在实验中将选择的数据集数据馈送至损伤提取器并在单片 GPU (NVIDIA GeForce GTX1080 Ti-11GiB) 上进行了目标提取训练。文章选择的数据集采集了所有常见的轨道损伤缺陷。其中包含 67 张原图及其注释图像, 经过数据预处理阶段后整个数据集的样本达到 268 张。并将其分为训练集、验证集和测试集分别为 187 张、27 张和 54 张。

4.2 实验评估指标

为了验证文章提出的轨道表面损伤检测方法, 本文考虑采用四种不同的评估指标进行评估, 其分别为准确率 P_{Acc} 、召回率 P_{Rec} 、损失函数曲线 Loss (loss curve) 和 ROC 曲线 (receiver operating characteristic curve)。其中准确率是指正确辨识的样本数在所有样本数中的占比, 通常来说, 准确率越高, 分类器越好。召回率是指训练过程对整个样本的覆盖程度, 度量有多少个正例被正确辨识, 衡量分类器对正例的辨识能力。因为在轨道缺陷检测中, 一个正例通常意味着一个危险源的存在, 故选择召回率对所提出的方法进行评估是很有必要的。Loss 曲线可以证明所提出方法针对轨道损伤缺陷的学习过程是收敛的。此外, 在实际轨道损伤检测中, 正负样本的分布变化较大, 经常会出现类不平衡现象, 即负样本比正样本更多 (或者相反)。这时可以通过 ROC 曲线对方法的可靠性进行评估, ROC 曲线下的面积 AUC (area under curve) 越大, 模型越可靠。除上述评估指标外, 本文还将所提出的方法与 LN + DLBP^[10]、MLC + PEME^[11]、DWT^[8]、CFE^[13]和 U-Net^[14]方法在同一数据集上的检测结果进行比较, 比较指标为准确率 P_{Acc} 和召回率 P_{Rec} 。其中 P_{Acc} 和 P_{Rec} 由式 (4) (5) 定义:

$$P_{Acc} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

$$P_{Rec} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

其中 TP 表示被正确地划分为正例的个数; FP 表示被错误划分为正例的个数; TN 表示被正确划分为负例的个数; FN 表示被错误划分为负例的个数。

4.3 实验执行细节

实验中使用 Adam 优化器来进行训练, 其中设置优化器参数 $\beta_1=0.9$, $\beta_2=0.999$ 。

softmax-cross entropy 损失函数的学习率为 0.0002。考虑到图像大小和 GPU 内存限制，设定每次迭代仅使用单个图像，即设置 batch_size 为 1。此外将前文公式（3）中的相关参数设置为 $\omega_0=10, \sigma \approx 5$ 。

在训练过程中，网络将会随机地选择训练样本。于是本文修改了这种选择机制以确保馈送到网络的正负样本数量相一致。其通过对每个偶数次迭代馈送有缺陷的图像以及对每个奇数次迭代馈送无缺陷的图像来实现的。这种机制可确保系统以恒定速率学习缺陷图像。否则，会由于存在更多的非缺陷样本，使得学习过程变得不平衡，进而导致学习速率显著降低。网络经过了 100 个轮次（epochs）的训练后输出目标提取器模型。在训练中当且仅当一次遍历完整个训练集的所有样本后，才认为一个轮次结束。

4.4 实验结果分析

文章将提出的方法对训练集和验证集数据进行学习，并在测试集上进行测试，将得到的结果与其他文献方法进行比较，结果证明本文提出的方法在各项评估指标上的表现较其他方法确实有显著提高。

4.4.1 方法性能表现

本文将学习过程中输出的训练数据绘制成如图 4 所示的曲线图，从图中可以看出文章所提出的方法在 100 个训练轮次内准确率 P_{Acc} 基本达到 99% 左右，召回率 P_{Rec} 维持在 98% 左右，整个学习过程的损失函数曲线（Loss）稳定收敛。这些评估指标证明本文提出的方法能够实现铁路钢轨损伤的检测，且检测方法准确、稳定。

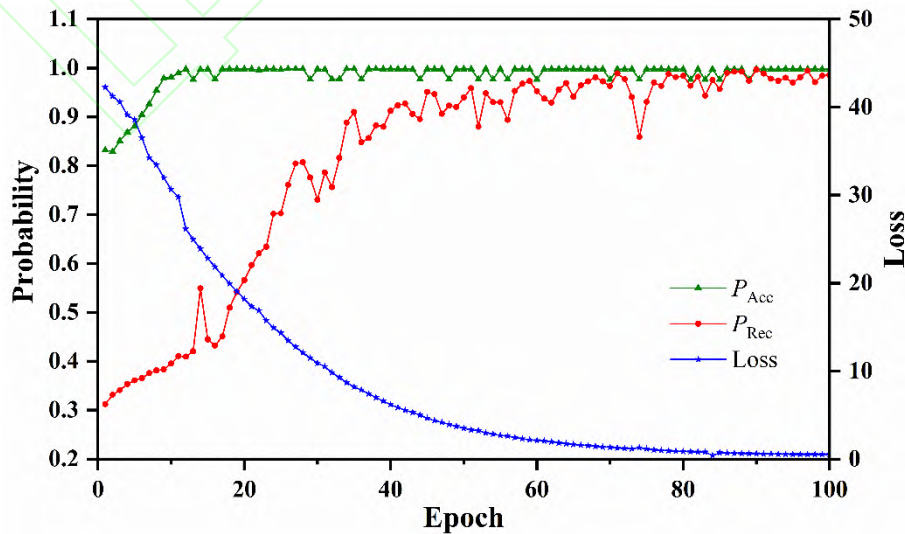


图4 方法在模型训练过程中的性能曲线图

Fig. 4 Performance curve of the method proposed during training

此外，本文还绘制了训练过程的 ROC 曲线，如图 5 所示。从 ROC 曲线下的面积 AUC 可以看出文章所提出的学习网络模型可靠性良好。

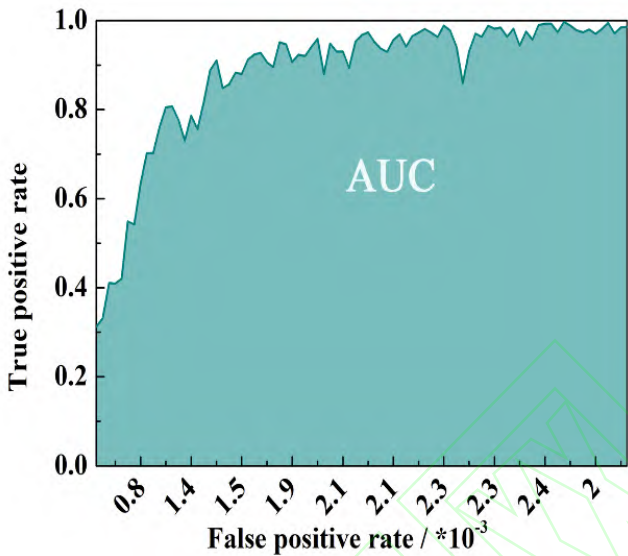


图5 ROC曲线图
Fig. 5 ROC curve

4.4.2 对比实验

将文章提出的方法在测试集上的测试结果与其他文献方法进行了比较，如图 6 所示。从图中可以看出本文所提出的方法的准确率 P_{Acc} 达到了 99.76%,召回率 P_{Rec} 达到 97.82%，较其他文献方法中的最高水平分别提升了 6.74%和 6.95%。充分说明本文所提出的方法确实是对目前钢轨损伤检测方法体系的更新与扩展。

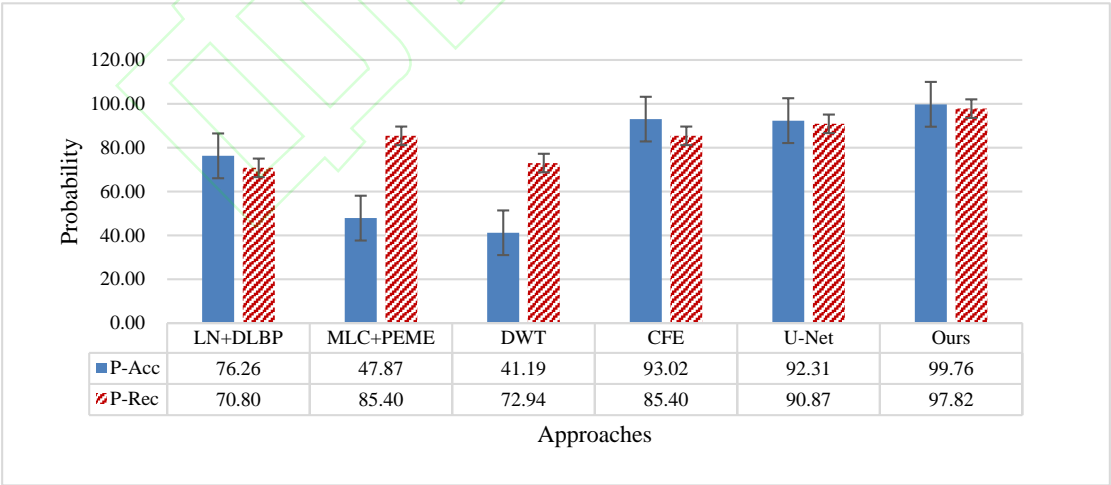


图6 不同损伤检测方法的检测结果对比图

Fig. 6 Comparison of test results of different damage detection methods

此外考虑方法表达的直观性，文章还将可视化检测结果与其他文献方法进行了比较，如图 7 所示，我们的方法可以通过最终的检测结果直观的对检测对象损伤级别进行评估。

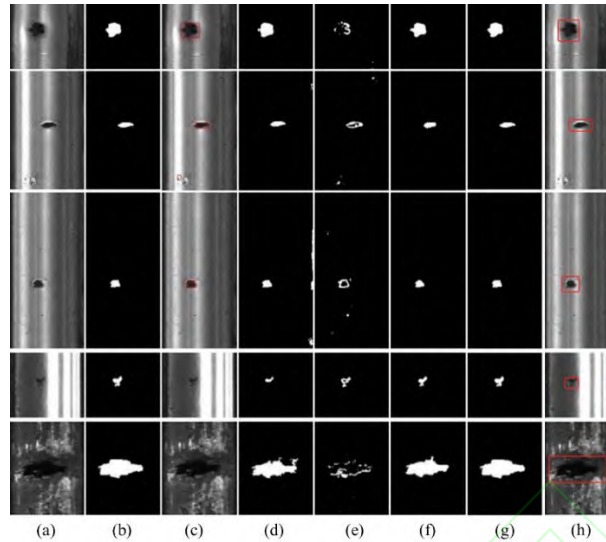


图7 不同损伤检测方法的可视化结果对比图。(a) 损伤图像；(b) 注释图像；(c) LN+DLBP；(d) MLC+PEME；(e) DWT；(f) CFE；(g) U-Net；(h) 改进型U-Net

Fig. 7 Compare the visualization results of different damage detection methods. (a) Defect image; (b) Ground truth; (c) LN+DLBP; (d) MLC+PEME; (e) DWT; (f) CFE; (g) U-Net; (h) Ours

5 结 论

本文提出了基于改进型 U-Net 卷积神经网络的铁路轨道表面损伤自动化检测方法。并选择扩展 Type-I RSDDs^[13]数据集作为检测样本，使文章所使用的网络模型可以学习轨道损伤特征，并用于实际检测。通过对文章所提出方法的准确率等指标进行评估，结果证明我们的检测准确率可以达到 99.76%，较其他文献方法的最好成绩提升了 6.74%。这项成果对于实际轨道损伤自动化检测意义重大。但文章仍然存在局限性，因为针对提出的方法并没有在实际检测工况下进行实验，故针对文章方法进行实际的验证实验将是下一步工作的重点。

随着机器视觉技术的发展与推广，针对铁路钢轨损伤自动化检测的研究工作更多的集中在表面可见损伤的检测。然而针对钢轨内部的不可见损伤由于成像方式复杂和信号处理难度大等因素一直鲜有研究涉及此领域。此外在将钢轨表面损伤检测方法应用于真实环境检测时，还必须考虑检测方法的实时性和稳定性问题。鉴于以上钢轨损伤自动化检测领域仍然存在的问题，未来将还有很多研究工作亟待开展。

参考文献

- [1] Resendiz E, Hart J M, Ahuja N. Automated visual inspection of railroad tracks [J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2013, 14(2): 751-760.
- [2] Shen X H, Li Z H, Li M, et al. Aluminum surface defect detection based on multi-task deep

- learning [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(10): 101501.
- 沈晓海, 栗泽昊, 李敏, 等. 基于多任务深度学习的铝材表面缺陷检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(10): 101501.
- [3] Li S H, Zhou Y T, Wang D, et al. Surface defect detection of polyvinyl chloride pipes based on machine vision [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(13): 131006.
- 李书华, 周亚同, 王丹, 等. 基于机器视觉的聚氯乙烯管材表面缺陷检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(13): 131006.
- [4] Chi H. On-line defect detection method of woven bag based on machine vision [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(20): 201507.
- 迟欢. 基于机器视觉的编织袋缺陷在线检测方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(20): 201507.
- [5] Chen P H, Ho S S. Is overfeat useful for image-based surface defect classification tasks? [C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2016: 749-753.
- [6] Li D J, Li R H. Mug defect detection method based on improved Faster RCNN [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(4): 041515.
- 李东洁, 李若昊. 基于改进 FasterRCNN 的马克杯缺陷检测方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(4): 041515.
- [7] Li Q, Tan Y, Huayan Z, et al. A visual inspection system for rail corrugation based on local frequency features[C]//2016 IEEE 14th Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, 14th Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, 2nd Intl Conf on Big Data Intelligence and Computing and Cyber Science and Technology Congress (DASC/PiCom/DataCom/CyberSciTech). IEEE, 2016: 18-23.
- [8] Caprioli A, Cigada A, Raveglia D. Rail inspection in track maintenance: A benchmark between the wavelet approach and the more conventional Fourier analysis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(2): 631-652.
- [9] Trinh H, Haas N, Li Y, et al. Enhanced rail component detection and consolidation for rail track inspection[C]//2012 IEEE Workshop on the Applications of Computer Vision (WACV). IEEE, 2012: 289-295.
- [10] Li Q, Ren S. A real-time visual inspection system for discrete surface defects of rail heads [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2012, 61(8): 2189-2199.
- [11] Li Q, Ren S. A visual detection system for rail surface defects [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2012, 42(6): 1531-1542.
- [12] He Z, Wang Y, Yin F, et al. Surface defect detection for high-speed rails using an inverse PM diffusion model [J]. *Sensor Review*, 2016.
- [13] Gan J, Li Q, Wang J, et al. A hierarchical extractor-based visual rail surface inspection system [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017, 17(23): 7935-7944.
- [14] Ronneberger O, Fischer P, Brox T U. Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Paper presented at: International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention 2015.
- [15] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015: 3431-3440.
- [16] Huang Y, Qiu C, Yuan K. Surface defect saliency of magnetic tile [J]. *The Visual Computer*, 2020, 36(1): 85-96.

网络首发:

标题: 基于改进U-Net卷积神经网络的钢轨表面损伤检测方法

作者: 梁波, 卢军, 曹阳

收稿日期: 2020-06-05

录用日期: 2020-08-03

DOI: 10.3788/lop58.021509

引用格式:

梁波, 卢军, 曹阳. 基于改进U-Net卷积神经网络的钢轨表面损伤检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(02): 021509.

网络首发文章内容与正式出版的有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

基于卷积神经网络的棋子定位和识别方法

韩燮 赵融 孙福盛

中北大学大数据学院, 山西 太原 030051

激光与光电子学进展, 2019, 56(8): 081007

激光点源与线源激发表面波与钢轨缺陷作用的有限元仿真和实验

隋皓 高晓蓉 罗林 朱宏娜 钟云杰

西南交通大学物理科学与技术学院, 四川 成都 610031

激光与光电子学进展, 2019, 56(8): 081201

基于深度卷积神经网络的道路场景深度估计

袁建中 周武杰 潘婷 顾鹏笠

浙江科技学院信息与电子工程学院, 浙江 杭州 310023

激光与光电子学进展, 2019, 56(8): 081501

基于深度学习的红外与可见光决策级融合跟踪

唐聪 凌永顺 杨华 杨星 同武勤

国防科技大学电子对抗学院, 安徽 合肥 230037

激光与光电子学进展, 2019, 56(7): 071502

基于卷积神经网络与长短期记忆神经网络的多特征融合人体行为识别算法

黄友文 万超伦 冯恒

江西理工大学信息工程学院, 江西 赣州 341000

激光与光电子学进展, 2019, 56(7): 071505