

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412381

基于机器视觉的冷轧带材跑偏量智能检测方法*

段伯伟¹, 王东成^{1,2}, 徐扬欢¹, 邢佳文¹, 刘宏民¹

(1. 燕山大学国家冷轧板带装备及工艺工程技术研究中心 秦皇岛 066004; 2. 中国重型机械研究院股份公司
金属成形技术与重型装备全国重点实验室 西安 710032)

摘要:针对冷轧生产过程中缺少实测跑偏量引起的板形控制精度低、断带等问题,提出一种基于机器视觉的冷轧带材跑偏量智能检测方法。以经典 UNet 网络为基础搭建一种轻量化的网络结构,用于冷轧带材智能分割。采用 MobileNetV2 替换 UNet 原始收缩路径并在连接结构中嵌入通道注意力 ECA_Module,在有效降低网络参数数量的同时突出对目标特征的感知能力。采用此网络训练得到带材区域分割模型(SRS_M),其精度指标交并比平均值(mIoU)和像素精度平均值(mPA)分别达到了98.83%和99.36%,单张图像推理时间为40.57 ms。以SRS_M模型为基础,结合边缘位置提取算法,建立带材跑偏量检测模型。通过现场安装的边缘检测装置采集1503个跑偏量样本数据,对方法进行验证。其中,92.82%样本的绝对误差在 ± 2 mm,全部样本绝对误差均在 ± 3.5 mm,证明了方法的有效性。

关键词: 冷轧带材;跑偏量;机器视觉;智能语义分割;通道注意力机制

中图分类号: TH89 TP391

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.4050

An intelligent detection method for cold-rolled strip deviation based on machine vision

Duan Bowei¹, Wang Dongcheng^{1,2}, Xu Yanghuan¹, Xing Jiawen¹, Liu Hongmin¹

(1. National Engineering Research Center for Equipment and Technology of Cold Strip Rolling, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. National Key Laboratory of Metal Forming Technology and Heavy Equipment, China National Heavy Machinery Research Institute Co., Ltd, Xi'an 710032, China)

Abstract: The lack of measured deviation of the strip during cold-rolled process may cause problems of reduction in flatness the control accuracy and strip breakage. An intelligent detection method for cold-rolled strip deviation based on machine vision is proposed in this article. A lightweight network structure is constructed, which is based on classic network UNet for intelligent segmentation of cold-rolled strips. The MobileNetV2 is used to replace the original contraction path of UNet and the channel attention ECA_Module is embedded in the connection structure, which effectively reduces the amount of network parameters while enhancing the perception ability of target features. The strip region segmentation model of the cold-rolled strip (SRS_M) can be obtained by training this network. The accuracy indicators mIoU and mPA of SRS_M could reach 98.83% and 99.36%, respectively. The running time of a single image is 40.57 ms. An intelligent detection model of strip deviation is formulated by combining SRS_M and edge position extraction algorithm. The 1503 deviation sample data are collected through an edge detection device installed on site, which is used to evaluate the proposed method. The results show that the absolute error of 92.82% of the samples is within the range of ± 2 mm, and the absolute error of all samples is within the range of ± 3.5 mm, which shows the effectiveness of the proposed method in this article.

Keywords: cold-rolled strip; deviation; machine vision; intelligent semantic segmentation; channel attention mechanism

收稿日期: 2024-01-12 Received Date: 2024-01-12

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(U21A20118)、河北省自然科学基金面上项目(E2023203065)、金属成形技术与重型装备全国重点实验室(中国重型院)开放课题项目(S2208100.W04)资助

0 引 言

近年来,随着电子、电力、医疗设备、航空航天等行业的迅速发展,对冷轧带材产量和质量要求越来越高^[1]。板形是冷轧带材的重要质量指标,生产过程中主要依靠板形检测和板形控制提高冷轧带材的板形质量。板形检测是实现板形控制的前提,工业中将板形检测设备称为板形仪。目前主流的板形仪分为接触式板形仪^[2-4]和非接触式板形仪^[5-7]两类,大部分冷轧产线均采用接触式板形仪实现板形检测。

接触式板形仪的主体部分为板形辊,板形辊内部布置有压力传感器。当带材建立张力后,压覆在板形辊表面产生径向压力,传感器检测到压力分布后,通过力平衡关系和应力应变关系得到板形分布。理想状况下,带材宽度中心线与板形辊辊身中心线重合,带材包覆在板形辊左、右两侧的面积是对称且相等的。但实际生产中,由于各种主观或客观原因会造成带材上偏或跑偏^[8-10]。本文将带材宽度中心与板形辊中心之间的距离统称为跑偏量。当带材偏向操作侧时,定义跑偏量为负,反之为正。当跑偏量很小时($-5 \sim 5 \text{ mm}$),对板形检测精度的影响基本可以忽略;当跑偏量较小时($5 \sim 26 \text{ mm}$ 或 $-5 \sim -26 \text{ mm}$),会引起板形检测误差,降低板形控制精度;当跑偏量很大时($\geq 26 \text{ mm}$ 或 $\leq -26 \text{ mm}$,板形仪单个通道宽度),甚至会引起倾辊误操作,出现断带事故。部分学者针对这一问题,提出带材边部板形测量值补偿计算模型^[11],但前提是实时精确地获得跑偏量。因此,如何准确获取轧制过程中跑偏量对于提高板形控制精度是一个十分重要的问题。

截至目前,有部分学者针对冷轧带材板形检测数据与跑偏关系进行了定性或定量研究。何汝迎等^[12]首先对连续两个检测周期边部通道板形实际变化值与理论变化值做差,再根据差值大小确定带材跑偏趋势和跑偏量,此方法可靠性依赖于板形影响系数的精度。曹忠华等^[13]预先设定一个单通道径向力最小阈值,从板形辊两侧向中心逐个通道搜索,分别找到大于径向力最小阈值的两个最边部通道,然后通过曲线拟合确定两个边部通道的覆盖率,进而得到跑偏量。本团队^[14]采用线性插值方法拟合实测板形分布,提出板形辊相邻两通道板形变化率平滑指标,通过优化此指标可求得跑偏量。上述文献均基于实测的板形检测数据计算间接跑偏量。由于算法本身就具有近似性,对于大单边浪和带材跑偏两种情况的区分度较差,易引起误判。

还有部分学者基于传感器检测元件设计了跑偏检测装置。潘金文等^[15]针对实际生产中带材跑偏问题,采用一种电感式传感器检测带材边缘,应用电磁感应原理,根

据两个传感器接收线圈感应电动势有效值变化量与带材偏移位置的关系,检测带材的偏移位置。孟凡超等^[16]采用一种光电式传感器对金属带材边缘进行追踪检测,将检测到的带边位置信号反馈给控制器,根据偏差信号纠正带材位置。周菜等^[17]提出一种超声波纠偏传感器,通过高频超声波直线传播原理检测带材向前运动中的位置误差。上述基于传感器的带材跑偏检测装置一般需要设计较为复杂的机械结构,对安全防护要求较为苛刻。工业生产环境较为恶劣,为保证检测精度,跑偏检测装置需要与带材保持较近距离,生产中易被带材拍伤,增加维护成本。

近年来,随着人工智能理论的快速发展,机器视觉技术已成为一种重要的尺寸测量方法,这种方法具有装置简单、安装位置灵活等特点。采用机器视觉进行带材跑偏量检测,能有效避免被带材拍伤的风险,极大降低维护成本。目前,已有学者将其应用到热轧生产过程中实现带材跑偏的检测。刘洋等^[18-19]利用机器视觉技术解决热连轧机架间运行非对称导致的带材跑偏问题,通过双目线阵电耦合元件(charge-coupled device, CCD)相机采集带材轮廓边缘图像,并采用图像处理技术得到实时跑偏量,结合机理模型开发带材跑偏测控系统,计算各机架调节量,实现精轧机架间带材自动纠偏。Carruthers等^[20]设计了带材位置定位追踪系统,通过热轧产线精轧机组安装采集设备,基于贝塞尔曲线和边缘预测算法,分割出带材边缘并检测带材跑偏量。Lemos等^[21-22]针对斯特克式轧机进行跑偏分析,分别通过图像数字处理技术和图像语义分割算法进行带材边缘识别,并根据识别结果计算跑偏量,两种方法均能达到一定精度。冷轧带材生产现场对此也有迫切的需求,特别是一些单机架铜带轧机,没有配备开卷自动对中系统(center position control, CPC),经常出现带卷上偏或跑偏现象。

为此,本文研究基于机器视觉技术的冷轧带材跑偏量检测方法。首先,使用工业高速摄像机采集轧制生产中的冷轧带材图像数据,根据透视变化原理矫正畸变,并制作数据集。其次,采用经典语义分割算法 UNet 网络进行轻量化改进,提出 Mobile-ECA-UNet 网络,利用该网络训练得到的模型不仅对带材具有较高的分割精度,而且推理速度快,适合工业应用。最后,结合边缘位置提取算法实现带材跑偏量的智能检测,并与实际跑偏量数据进行对比。

1 冷轧带材图像数据

本文数据采集自国内某冷轧铜带生产现场,采集过程如图 1 所示。板形辊安装在轧机出口、卷取机前,实时检测包覆在板形辊上的带材径向力分布,同时兼具导向

辊的作用。此产线还在轧机出口与板形仪之间配备了一套常规边缘检测装置(基于红外传感器)。实际生产中,此边缘检测装置经常会被带材拍伤,维护成本很高。本文所用的图像采集设备安装在板形辊斜上方,距离带材较远,无拍伤风险,实时采集包覆在板形辊上的带材图像数据。

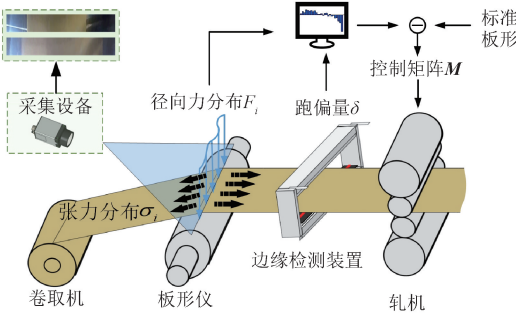


图1 数据采集过程

Fig. 1 Data acquisition process

由于图像采集设备与轧制平面呈一定的空间倾角,存在透视畸变,本文采用透视变换原理对其进行矫正。透视变换前确定4个原始坐标点和4个目标坐标点。由于带材与板形辊间的包角会随着带材卷径的变化而变化,为方便后续跑偏计算,首先确定当包角最小时图像中带材与板形辊的接触部分,然后延伸这部分到板形辊边缘4个顶点,将其选定为4个原始坐标点 $A_i (i = 1 \sim 4)$, 如图2所示(上方两图虚线)。目标坐标点选取在透视变换后图像的4个顶点 $A'_i (i = 1 \sim 4)$, 如图2所示(下方图虚线),透视变换后图像宽高尺寸设置为 600×100 。

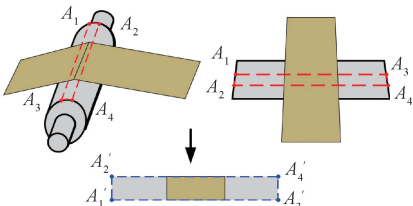


图2 原始坐标点与目标坐标点选取

Fig. 2 Selection of original and target coordinate points

将原始坐标点 $A_i(x_i, y_i)$ 从笛卡尔坐标系转换到齐次坐标系,转换关系如下:

$$\begin{cases} x_i = \frac{X_i}{Z_i} \\ y_i = \frac{Y_i}{Z_i} \end{cases} \quad (1)$$

其中, (X_i, Y_i, Z_i) 为齐次坐标系下原始坐标点,记为 Ah_i , 一般令 $Z_i = 1$ 。

同理,根据 A'_i 得到齐次坐标系下目标坐标点,记为

$Ah'_i(X'_i, Y'_i, Z'_i)$ 。进而通过式(2)求解透视变换矩阵 M_T 。

$$\begin{bmatrix} X'_i \\ Y'_i \\ Z'_i \end{bmatrix} = M_T \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\text{其中, } M_T = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}, \text{一般令 } a_{33} = 1。$$

在现场共采集了2 000张不同带宽、不同跑偏位置图像数据,进行透视变换处理后保存为图像数据集。然后通过人工标定的方法,手动标出图像中的带材区域作为真实标签,将图像数据与对应的标签数据保存为数据集 CSI_Dataset,共2 000组,部分数据如图3所示。将 CSI_Dataset 按照8:1:1的比例划分为训练集 CSI_Trainset、验证集 CSI_Valset 和测试集 CSI_Testset,用于后续模型训练及性能测试,划分后数据集分布如表1所示。

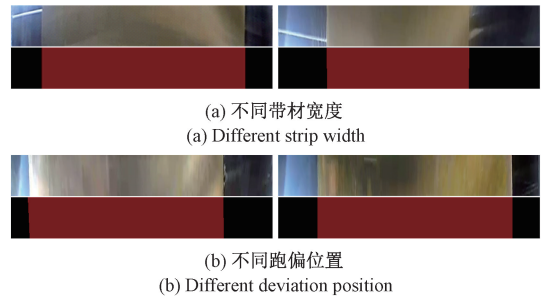


图3 图像数据及对应标签

Fig. 3 Image data and corresponding labels

表1 划分后数据集分布

Table 1 Dataset distribution after dividing

数据集	带材宽度/mm	数据量	总计
CSI_Trainset	320	448	1 600
	348	584	
	420	568	
CSI_Valset	320	56	200
	348	73	
	420	71	
CSI_Testset	320	56	200
	348	73	
	420	71	

2 带材区域分割

采用基于全卷积神经网络的语义分割算法进行带材

区域分割研究。利用训练集 CSI_Trainset 和验证集 CSI_Valset 训练语义分割算法,得到带材区域分割模型。然后利用测试集 CSI_Testset 验证模型性能,将性能最优的模型参数保存为 SRS_M 模型。带材区域分割模型的构建流程如图 4 所示。

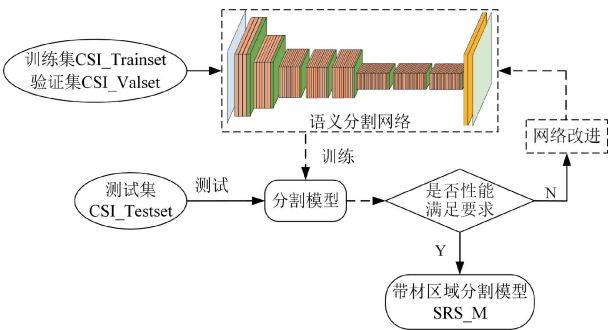


图 4 带材区域分割模型构建流程

Fig. 4 Process of building strip region segmentation model

2.1 分割模型

图像分割方法通常可分为传统图像分割方法和基于深度学习的图像分割方法两类。传统图像分割方法具有简单高效、可解释性强等特点,但通常需要针对特定场景进行人工特征设计,分割精度在很大程度上取决于人工特征设计的质量,在处理复杂场景、应对环境变化等方面的能力较弱,鲁棒性低、泛化能力差。如图 5 所示,冷轧带材生产环境复杂,昼夜光照强度变化较大,生产过程还会产生大量油雾,采用传统图像分割方法容易产生误判。

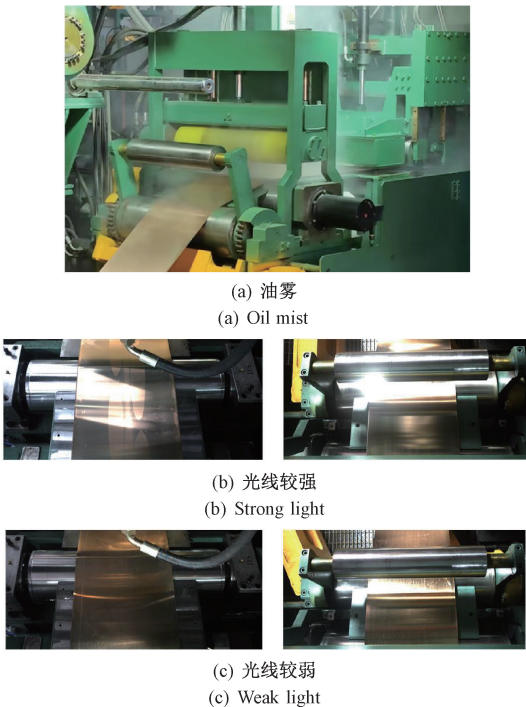


图 5 生产现场环境

Fig. 5 Production site environment

相比之下,基于深度学习的图像分割方法能够自动学习数据集中关键语义特征,充分利用有效信息实现图像的语义分割。通过大量数据训练,模型能够适应各种复杂环境的变化,具有较高的鲁棒性。近年来,硬件技术的发展使大规模并行计算成为可能,加快了深度学习模型的训练和推理速度。而新型轻量化网络结构的创新以及剪枝、蒸馏等模型压缩技术的出现,使得深度学习模型在保持高性能的同时,能够在受限资源中高效运行,为深度学习模型在工业领域的广泛应用奠定了基础^[23-25]。

本文将采用一种具有 U 型结构的深度卷积神经网络 UNet^[26] 进行研究。UNet 主要包括收缩路径、扩展路径和连接结构,其中收缩路径和扩展路径呈对称排布,连接结构在收缩路径和扩展路径间,允许网络将浅层特征图与深层特征图进行融合。但 UNet 参数量较大,当样本规模有限时,容易出现过拟合问题。此外,由于网络结构的特点,较远距离的特征图之间依赖性较弱。为提高收缩路径对特征的捕捉能力,以及突出连接结构对目标特征的感知能力,本文分别从收缩路径和连接结构两方面对 UNet 网络进行改进。

UNet 中的收缩路径遵循典型特征提取结构。截至目前,针对特征提取结构,已有许多学者从模型精度和实时性两方面进行过研究。其中,VGGNet^[27]、ResNet^[28] 和 MobileNet^[29-30] 是最具代表性的 3 种网络。最早提出的 VGGNet 证明了增加网络深度能有效提高网络性能,但过度追求深度会带来梯度爆炸、过拟合等问题。拥有残差结构的 ResNet 在一定程度解决了上述问题,但模型复杂度会随着网络深度的增加而增加,导致模型推理速度下降。随后有学者提出了轻量级 MobileNet 系列网络,其中 MobileNetV2 提出倒残差结构和线性瓶颈层结构,在保证一定性能的前提下极大提高模型推理速度。本文首先从收缩路径入手进行改进,分别采用 VGG16、MobileNetV2 和 ResNet50 这 3 种网络的卷积部分,替换 UNet 中原始的收缩路径,如图 6 所示。

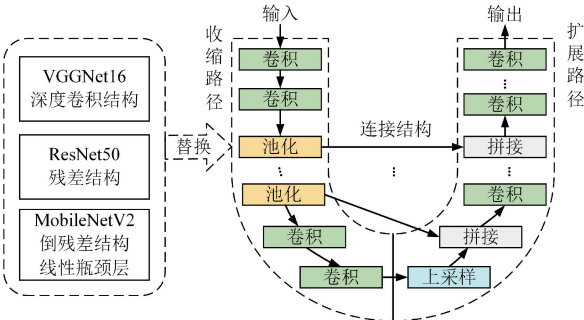


图 6 收缩路径的改进

Fig. 6 Improved contracting path

通道注意力模型可通过将多个特征通道进行加权融

合,能提升对主要特征图中关键目标的感知理解能力。本文将通道注意力模型 ECA_Module^[31] 嵌入 UNet 网络的连接结构,其结构如图 7 所示。ECA_Module 在全局平均池化层后通过一维卷积生成通道权重,在避免通道维度降低的同时可有效进行跨通道交互捕捉,将其嵌入收缩路径和扩展路径间的连接结构中,达到提高浅层特征图对带材区域敏感程度的目的。

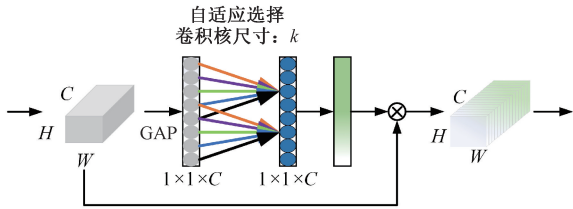


图 7 通道注意力 ECA_Module 模块

Fig. 7 Channel attention ECA_Module

图 8 所示为以 VGG16 替换 UNet 原收缩路径的网络示意图。由于 UNet 对输入图像的尺寸有一定限制,为适应不同尺寸的输入图像,图像输入网络前在保证不失真的前提下,统一将图像大小调整为 $512 \times 512 \times 3$ 。图像经过收缩路径不断进行下采样,得到 4 个不同阶段的浅层特征图以及最终特征图。扩展路径对最终特征图进行上采样,并通过嵌入 ECA_Module 的连接结构拼接来自收缩路径不同阶段的浅层特征图,最后一层通过 Sigmoid 函数完成背景和前景分类。根据收缩路径的具体结构以及是否在连接结构中嵌入 ECA_Module,本文共构建了 6 种不同网络结构,用于模型训练和测试,结果如表 2 所示。

分别使用构建的训练集 CSI_Trainset 和验证集 CSI_Valset 训练表 2 中的 6 种网络。为了验证网络的性能,训练前不加载任何预训练权重。训练学习率采用按步衰减策略(式(3))。初始学习率 lr_0 设置为 0.000 1,每训练

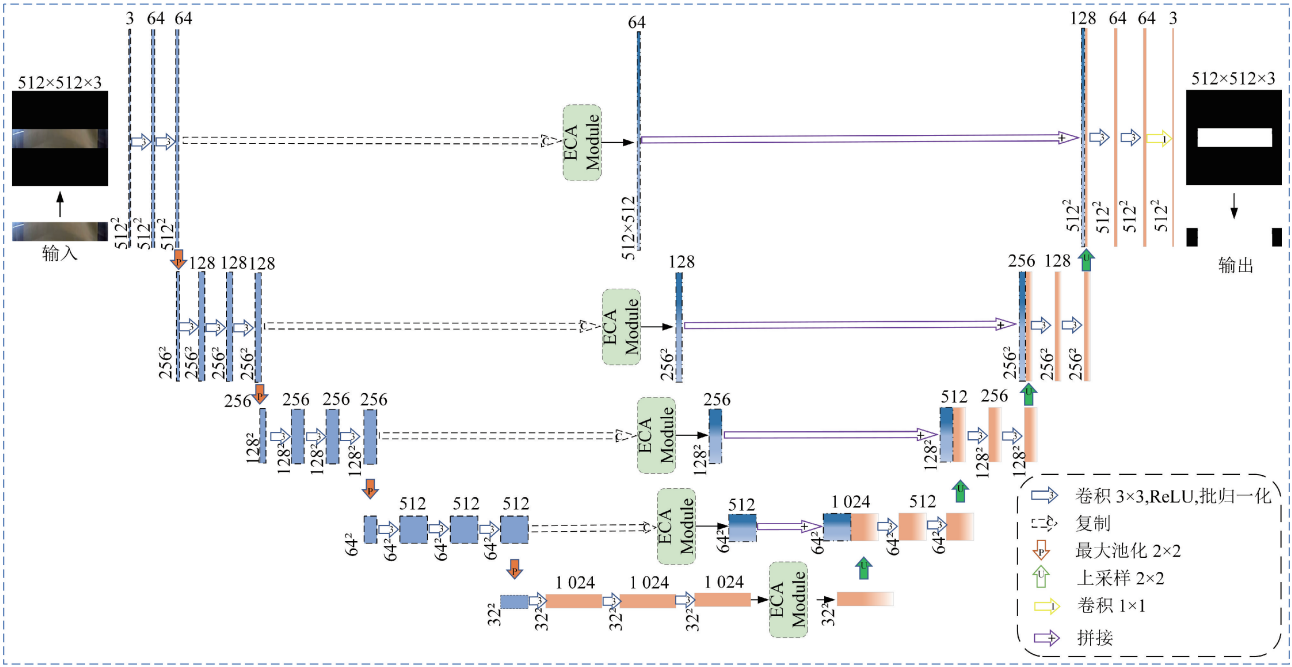


图 8 改进后的 UNet 网络示意图

Fig. 8 The improved UNet network

表 2 构建的 6 种不同网络

Table 2 Constructed structures of six different network			
序号	分割网络	收缩路径	通道注意力模块
1	UNet	MobileNetV2	无
2	UNet	MobileNetV2	ECA_Module
3	UNet	VGG16	无
4	UNet	VGG16	ECA_Module
5	UNet	ResNet50	无
6	UNet	ResNet50	ECA_Module

一个 epoch,则下一次学习率衰减为上一次的 γ 倍, γ 设置为 0.96;Batch-size 设置为 8;最大训练迭代次数设置为 200 步,在 Epoch 迭代到 100 步时重新调整学习率为 0.000 01,防止网络过拟合;优化器选择 Adam;使用 DiceLoss 损失函数来评价模型训练情况(式(4))。

$$lr_i = lr_0 \times \gamma^i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$D_{\text{loss}} = 1 - \frac{2 | \mathbf{X} \cap \mathbf{Y} |}{| \mathbf{X} | + | \mathbf{Y} |} \quad (4)$$

式中: D_{loss} 为 DiceLoss 损失函数; $\mathbf{X}$ 为真实图像的像素标签矩阵; $\mathbf{Y}$ 为模型预测图像的像素标签矩阵。

2.2 训练结果与分析

分别从模型精度、复杂度和推理时间来评价模型性能。分割模型精度最常用的评价指标有交并比(intersection over union, IoU)和像素精度(pixel accuracy, PA)。假设一个任务中共有 $k+1$ 个类别(k 表示要预测的类别个数加上一个背景类别), p_{ii} 代表真实类别为 i 并且预测正确的像素数量; p_{ij} 代表真实类别为 i 但被预测为类别 j 的像素数量; p_{ji} 代表真实类别为 j 但被预测为类别 i 的像素数量。PA 代表某类别预测正确的像素占真实像素的比例, mPA 为所有类别 PA 的平均值。IoU 代表某类别预测像素与真实像素的交集与并集的比, mIoU 为所有类别 IoU 的平均值。评价指标公式如下:

$$\left\{\begin{array}{l} \text{PA} = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}} \\ \text{mPA} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij}} \\ \text{IoU} = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=1, j=0, i \neq j}^k (p_{ij} + p_{ji} - p_{ii})} \\ \text{mIoU} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \end{array}\right. \quad (5)$$

使用测试集 CSI_Testset 来测试 6 种模型精度, 结果如表 3 所示。可以看出, 6 种模型在两个评价指标中均有较好的表现。对比模型 1、3、5, 收缩路径替换为 MobileNetV2 的模型精度最高, mIoU 和 mPA 分别达到 98.70% 和 99.22%。在嵌入 ECA_Module 模块后, 模型精度进一步得到提升, 平均提升了 0.13%。在 6 种模型中基于 Mobile-ECA-UNet 的模型精度最高, mIoU 和 mPA 分别达到了 98.83% 和 99.36%。

模型 1 和 2 最后 1 层的类激活图(class activation map, CAM)如图 9 所示。CAM 可将卷积神经网络最后 1 层的权重映射到特征图上, 进而展示模型做出分类决策的依据主要来自哪些区域。其中, 中心颜色越深的区域代表重要程度越高, 反之, 代表重要程度越低。由图 9 可以看出, 模型 2 相较于模型 1 可以给出更准确的分类决策, 说明 ECA_Module 能够提升浅层特征图对目标特征的感知能力。

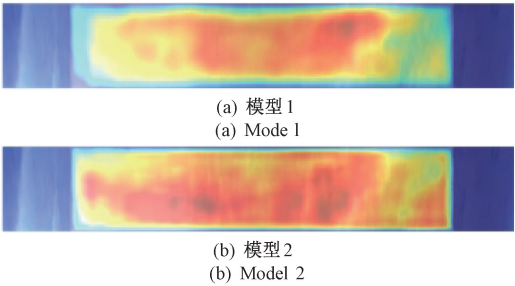


图 9 模型 1、2 最后 1 层类激活图
Fig. 9 Class activation maps of the last layer for model 1 and 2

表 3 6 种模型在测试集 CSI_Testset 上的性能
Table 3 Performance of six models on CSI_Testset (%)

序号	网络	IoU		mIoU	PA		mPA
		strip	background		strip	background	
1	Mobile-UNet	99.17	98.22	98.70	99.81	98.63	99.22
2	Mobile-ECA-UNet	99.25	98.40	98.83	99.71	99.02	99.36
3	VGG-UNet	98.94	97.74	98.34	99.70	98.37	99.03
4	VGG-ECA-UNet	99.14	98.06	98.60	99.58	98.99	99.29
5	Res-UNet	99.14	98.17	98.66	99.81	98.56	99.19
6	Res-ECA-UNet	99.16	98.19	98.67	99.84	98.52	99.18

模型复杂度一般通过模型规模、参数量和计算量 3 个指标进行评价。其中, 浮点计算量用来衡量时间复杂度; 参数量(parameters, params)用来衡量空间复杂度。当网络输入为 512×512×3 时, 6 种模型的规模、参数量以及计算量如表 4 所示。当收缩路径替换为 MobileNetV2 时, 无论从模型规模、参数量还是计算量上均要远低于 VGG16 和 ResNet50。收缩路径替换为 ResNet50 时虽然

模型规模和参数量最大, 但由于其结构上的特点, 计算量仅为 VGG16 的 40%。而嵌入 ECA_Module 后模型复杂度仅增加 1.5%。

推理时间是指 1 张图像输入模型到给出分割结果所用的时间。6 种模型单张图像的推理时间和帧率如表 5 所示。可以看出, 收缩路径替换成 MobileNetV2 时推理时间最短, 仅需 39.59 ms, 而收缩路径替换为 VGG16 和

表 4 6 种模型的复杂度对比

Table 4 Comparison of complexity of the six models

网络结构	输入尺寸	模型规模 /MB	Params /($\times 10^7$)	浮点数 /GFLOPs
MobileNetV2-UNet	512×512×3	51.49	1.343 2	53.417
MobileNetV2-ECA-UNet	512×512×3	52.28	1.343 2	53.419
VGG16-UNet	512×512×3	94.97	2.489 1	225.970
VGG16-ECA-UNet	512×512×3	95.23	2.489 1	226.000
ResNet50-UNet	512×512×3	167.91	4.393 3	91.983
ResNet50-ECA-UNet	512×512×3	170.57	4.393 3	91.996

表 5 6 种模型单张图像推理时间

Table 5 Running time for a single image by six models

序号	网络	平均推理时间/ms	帧率/fps
1	Mobile-UNet	39.59	25.3
2	Mobile-ECA-UNet	40.57	24.6
3	VGG16-UNet	117.30	8.5
4	VGG16-ECA-UNet	118.44	8.4
5	Res-UNet	58.85	17.0
6	Res-ECA-UNet	59.84	16.7

ResNet50 时模型推理时间分别达到了 117.30 ms 和 58.85 ms,为 MobileNetV2 的 3 倍和 1.5 倍。嵌入 ECA_

Module 后模型推理时间略有增加,其中 MobileNetV2、VGG16 和 ResNet50 分别提高了 0.98、1.14 和 0.99 ms,单就收缩路径替换为 MobileNetV2 而言,仅增加了 2.4% 的推理时间。

综合考虑模型精确、复杂度以及推理时间,可以看出网络 Mobile-ECA-UNet 训练得到的模型的综合性能最优,故将其训练权重保存,作为后续的带材区域分割模型,记为 SRS_M,后续跑偏量检测将沿用此模型。

3 带材跑偏量检测

3.1 检测模型

经过 SRS_M 检测得到的图像分割结果如图 10 所示,空白区域为分割出的带材,黑色部分为背景,可以看出图 10 已经包含了带材边缘的位置信息,为获取带材跑偏量,还需要设计带材边缘位置提取算法,算法流程如表 6 所示。



图 10 模型 SRS_M 分割结果

Fig. 10 Segmentation results of model SRS_M

表 6 带材边缘位置提取算法

Table 6 The edge position extraction algorithm for strip

带材边缘位置提取算法	
Input: M_{pred} —分割图像二维矩阵, h —矩阵高, w —矩阵宽, w_{roll} —板形辊实际宽度, $G(i,j)$ 为矩阵中灰度值;	
1 Initialize: 创建基准高度变量基准高度 H_1, H_2, H_3 ,创建保存带材在图像基准高度上带材位置标号的集合 $S'(t = 1, 2, 3)$, S'_t 为集合 S' 的子元素,设置临时变量 $t = 1, v = 1$;	
2 令 $H_1 = \left\lfloor \frac{1}{4}h \right\rfloor, H_2 = \left\lfloor \frac{1}{2}h \right\rfloor, H_3 = \left\lfloor \frac{3}{4}h \right\rfloor$;	
3 for t in range(3);	
4 for v in w ;	
5 if $G(H_t, v) = 255$;	
6 $v \rightarrow S'_t$	
Output: 基准高度 H_1, H_2, H_3 保存有带材位置的集合 $S' = \{S'_1, S'_2, \dots, S'_n\} (t = 1, 2, 3)$	

通过上述算法可以得到 3 个不同基准高度的带材位置集合 $S' = \{S'_1, S'_2, \dots, S'_n\}$,再通过式(6)计算 3 个不同基准高度带材边缘平均位置。

式中: $t=1, 2, 3$; P_{op} 为操作侧带材边缘平均位置; P_{dr} 为传动侧带材边缘平均位置。

最终,带材跑偏量为:

$$\delta = \frac{1}{2}(P_{op} + P_{dr} - 2w) \times \frac{w_{roll}}{w}$$

(7)

式中: δ 为带材跑偏量; w_{roll} 为板形辊辊身实际长度; w 为图像宽度。

$$\begin{cases} P_{op} = \left\lfloor \frac{1}{4}S_1^t \right\rfloor \\ P_{dr} = \left\lfloor \frac{1}{4}S_n^t \right\rfloor \end{cases}$$

(6)

3.2 整体流程

将带材区域分割模型 SRS_M 和带材跑偏量检测模型集成后,可以实现对冷轧带材跑偏量的精确检测,整体流程如图 11 所示。

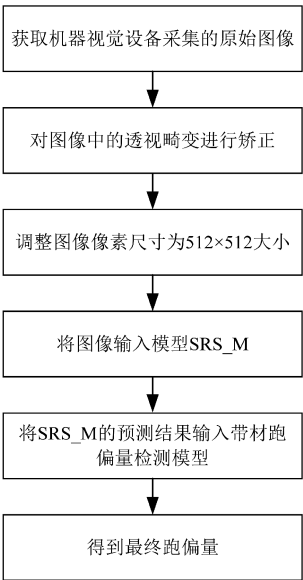


图 11 冷轧带材跑偏量检测方法整体流程

Fig. 11 Overall process of cold-rolled strip deviation detection method

首先,通过安装在现场的图像采集设备(高速摄像机),实时采集带材图像数据并传输到上位机;然后计算机对接收到的原始图像数据进行预处理,主要包括透视畸变矫正操作和图像尺寸调整操作;然后将预处理后的图像输入到 SRS_M 中,输出带材和背景的分割结果;将分割结果输入到带材跑偏量检测模型中,输出带材跑偏量。

3.3 实例验证

生产现场安装有一套基于红外传感器的边缘检测装置,实物如图 12 所示。此装置检测器分为左、右两部分,分别检测带材左、右边缘,检测信号经过前置放大器和主放大器,最终计算出跑偏量。该装置数据采集周期为 2 次/s。而本文图像采集周期为 30 fps。为方便两者进行结果对比,分别取每个采集周期第 8 帧和第 23 帧图像用于模型输入,将其保存为 SDD_Dataset 数据集,共 1 503 个样本数据。

利用本文方法可以得到 SDD_Dataset 的跑偏量计算值。SDD_Dataset 计算值与真实值(边缘检测装置)的对比结果如图 13 所示。图 13(a)为 1 503 个样本的跑偏量计算值与真实值对比,三角形折线代表计算值,正方形折线代表真实值,可以看出计算值与真实值的曲线走势吻合很好。图 13(b)为所有样本跑偏量计算值与真实值间的绝对误差散点图,绝对误差较大的样本集中在

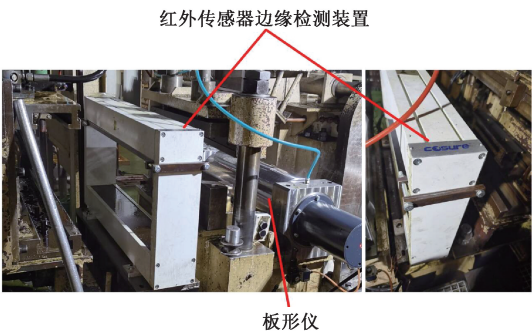
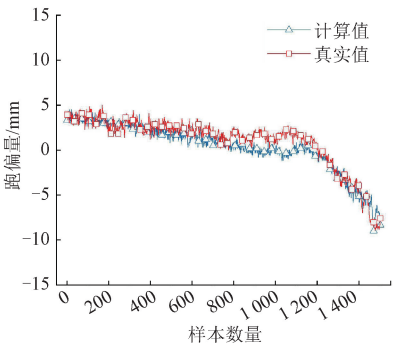
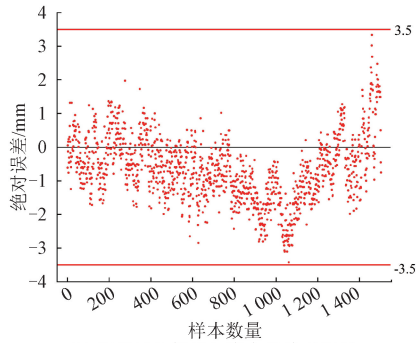


图 12 红外传感器边缘检测装置实物

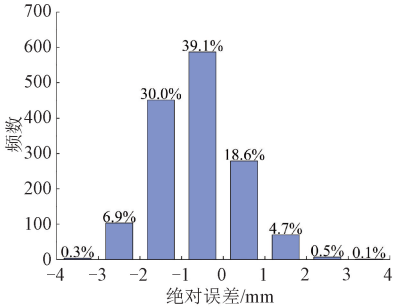
Fig. 12 Physical picture of edge detection device based on infrared sensor



(a) Line chart of calculated value and actual value of deviation



(b) Scatter plot of absolute error between calculated value and real value of deviation



(c) Histogram of absolute error distribution for all samples

图 13 本文方法的跑偏量计算值与真实值结果对比

Fig. 13 Comparison of the deviation result between calculated value and the true value

900~1 100,与图 13(a)趋势吻合,且 1 503 个样本的平均绝对误差仅为 1.063 4 mm。图 13(c)为所有样本绝对误差分布直方图,可以看出有一半以上数量的样本绝对误差在 ± 1 mm,92.28%的样本绝对误差值均在 2 mm,并且所有样本绝对误差均在 ± 3.5 mm 之间,能够满足生产要求。

3.4 与传统方法对比分析

为分析本文方法与传统方法的性能差异,选取 3 种经典传统图像分割方法进行对比,包括基于阈值方法的 OTSU 算法、基于聚类方法的 K-means 算法和基于区域方法的区域生长算法。为保证实验结果的客观性,统一采用 3.3 节的 SDD_Dataset 数据集进行验证,并且所有实验均在 Intel i5 9300H CPU,16 GB 运行内存和 NVIDIA GTX 1660ti GPU 平台上进行。实验结果如表 7 所示,其中所有方法的计算时间均包含了后续带材跑偏量的计算,因此表 7 中本文方法平均推理时间相较于表 5 略有增加。

表 7 本文方法与传统方法性能对比

Table 7 Performance comparison between the proposed method and traditional methods		
分割方法	平均绝对误差/mm	平均推理时间/ms
OTSU	79.7	8.3
K-means	38.2	35.2
区域生长	$\alpha = 15$	82.4
	$\alpha = 30$	20.6
	$\alpha = 48$	5.2
本文	1.1	42.9

由表 7 可以看出,OTSU 算法的平均推理时间最短,仅为 8.3 ms,但计算的跑偏量平均误差达到 79.7 mm,说明 OTSU 算法无法正确分割出图像中的带材区域。本文研究只需将图像分割为带材和背景两部分,因此将 K-means 算法中的聚类数量设置为 2,K-means 算法平均误差为 38.2 mm,比 OTSU 算法有所降低,但平均推理时间也明显增加。区域生长算法的整体性能受相似性阈值参数 α 影响较大,表 7 中给出区域生长算法在不同 α 值下的性能。可以看出,随着 α 值的增大,误差降低,但计算复杂度增加,导致平均推理时间增大。当 α 值为 48 时,平均误差为 5.2 mm,但此时平均推理时间已经达到 342.2 ms,说明区域生长算法可以在牺牲计算速度的情况下达到一定的精度。而本文方法平均误差为 1.1 mm,显著低于上述 3 种方法,并且平均推理速度仅为 42.9 ms。由此可见,本文方法相较于传统方法在性能上具有较大优势,能够精确、高效检测冷轧带材跑偏量。

3.5 带材纠偏控制

目前部分冷轧机组配备有带材对中纠偏装置 CPC,根据带材宽度中心跑偏量对开卷机卷筒位置进行控制^[32-33]。CPC 装置主要包括纠偏执行机构、位移传感器、液压伺服阀、液压缸、数字控制单元、液压站等设备。CPC 系统原理如图 14 所示,可通过本文方法对带材位置进行检测,一旦检测到带材发生跑偏,跑偏量计算值通过上位机传输至数字控制单元,并经过控制算法生成纠偏控制信号,然后将控制信号传输至液压伺服系统,最后通过液压系统带动纠偏执行机构调整带材位置,实现纠偏。

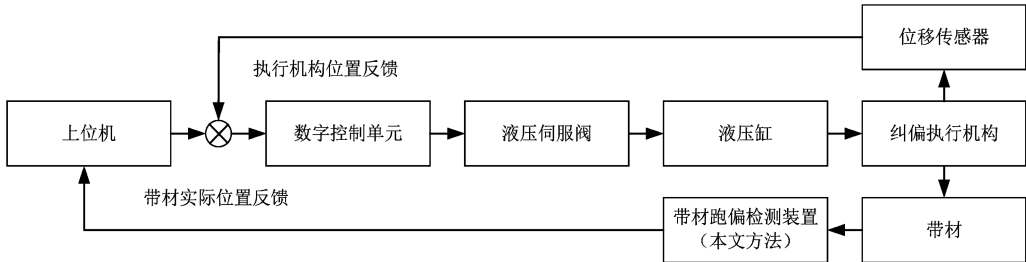


图 14 CPC 系统原理
Fig. 14 Schematic diagram of the CPC system principle

此外,冷轧带材跑偏还会直接影响板形仪检测精度。某 27 通道板形仪实际检测的压力分布如图 15(a)所示,实物板形为对称双边浪。但由于带材发生了跑偏,导致操作侧有连续 5 个通道的压力值接近于 0,而传动侧只有连续两个通道的压力值接近于 0,压力分布关于轧制中

心线变为不对称的型式。在缺少带材跑偏信息的情况下,计算出的板形如图 15(b)所示,呈现明显的操作侧单边浪板形(与实际板形不符),据此进行板形控制会带来严重的板形问题,甚至造成断带。如果将本文检测跑偏量数值输入板形检测系统,则可避免这一问题。

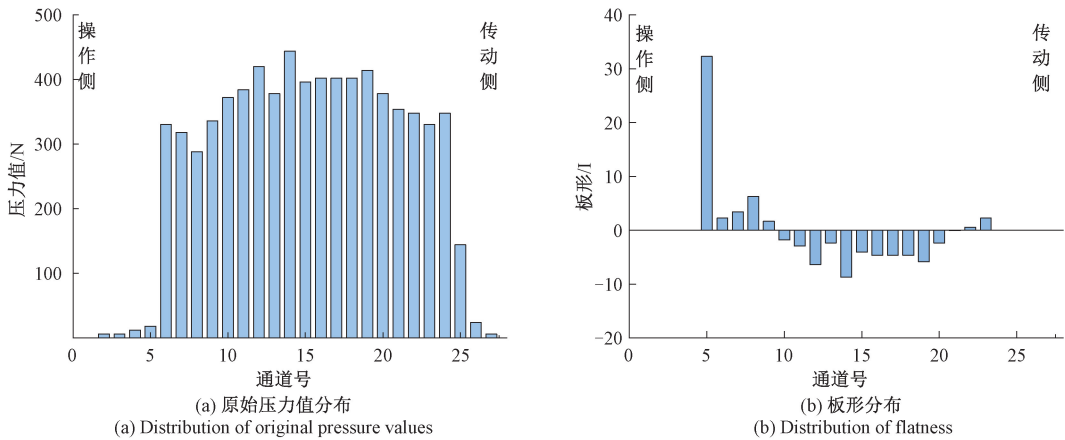


图 15 跑偏状态下板形仪压力检测值和对应板形计算值

Fig. 15 The detection pressure and corresponding calculation flatness of flatness meter under deviation state

4 结 论

本文提出一种基于机器视觉技术的冷轧带材跑偏量智能检测方法。采用工业高速相机采集冷轧带材生产图像数据,利用透视变换原理矫正空间倾角导致的透视畸变。其次,为适应工业生产需求,对经典的 UNet 网络进行轻量化改进,搭建了一种 Mobile-ECA-UNet 网络。该网络在测试集上的精度指标 mIoU 和 mPA 分别达到了 98.83% 和 99.36%,单张图像的平均推理时间为 40.57 ms,模型大小仅有 52.28 MB。最后,通过现场安装的边缘检测装置获得的跑偏量真实值验证本文方法。本文方法在 1 503 个样本上的平均绝对误差为 1.063 4 mm,并且 92.82% 样本的绝对误差均在 ± 2 mm,全部样本的绝对误差均在 ± 3.5 mm,可以满足实际生产要求。

参考文献

[1] 王国栋,刘振宇,张殿华,等. 钢铁企业创新基础设施及研究进展[J]. 钢铁,2023,58(9):2-14.
WANG G D, LIU ZH Y, ZHANG D H, et al. Steel enterprise innovation infrastructure (SE II) and its research development[J]. Iron and Steel, 2023,58(9): 2-14.

[2] 刘宏民,刘军,于丙强,等. 带钢冷轧机整辊无线式板形仪和智能板形控制系统[J]. 机械工程学报,2017,53(12):87-93.
LIU H M, LIU J, YU B Q, et al. Entire roller wireless shape meter and intelligent shape control system for cold steel strip mill[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017,53(12): 87-93.

[3] 于华鑫,张桐源,张帅,等. 整辊式板形辊挠曲影响信号的快速识别和消除[J]. 仪器仪表学报,2021,42(3):192-200.

YU H X, ZHANG T Y, ZHANG SH, et al. Fast recognition and elimination of the interference signal caused by bending deformation of the whole roller seamless flatness meter[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021,42(3):192-200.

[4] 郝亮,邸洪双,龚殿尧,等. 气动轴承板形仪测量原理与应用[J]. 轻合金加工技术,2011,39(12):31-33,43.
HAO L, DI H SH, GONG D Y, et al. Working principle and application of air bearing shape meter [J]. Light Alloy Fabrication Technology, 2011,39(12): 31-33,43.

[5] GUAN B, ZANG Y, HAN X H, et al. Cold-rolled strip steel stress detection technology based on a magnetoresistance sensor and the magnetoelastic effect [J]. Sensors, 2018,18(5):1638.

[6] 杨西荣,王快社,张兵,等. 激光热轧板带钢板形检测方法的研究[J]. 重型机械,2005(4):17-19.
YANG X R, WANG K SH, ZHANG B, et al. Study on laser profile measurement in hot rolling [J]. Heavy Machinery, 2005(4): 17-19.

[7] 刘江,姜丽华,王长松,等. 直线型激光板形检测系统[J]. 钢铁研究学报,2003(5):60-63.
LIU J, JIANG L H, WANG CH S, et al. Study on linear laser system for steel strip flatness control[J]. Journal of Iron and Steel Research, 2003(5): 60-63.

[8] 谷田,王海涛,王麒,等. 酸轧机组高强钢跑偏断带问题控制技术研究[J]. 轧钢,2022,39(1):78-83.
GU T, WANG H T, WANG Q, et al. Research on the control technology of high strength steel strip deviation and breakage in PL-TCM [J]. Steel Rolling, 2022, 39(1): 78-83.

[9] 白振华,李秀军,李建中,等. 超薄宽幅高品质冷轧板带工业化生产关键技术概述[J]. 轧钢, 2021,

- 38(3):1-8.
- BAI ZH H, LI X J, LI J ZH, et al. Overview of key technologies for industrial production of ultra-thin and wide high quality cold rolled strip [J]. Steel Rolling, 2021,38(3):1-8.
- [10] 杨荃,何安瑞,郭德福,等. 2250 常规热连轧楔形成因分析与控制[J]. 钢铁,2012,47(8):43-47.
- YANG Q, HE AN R, GUO D F, et al. Analysis and control of strip wedge in 2250 conventional continuous hot rolling[J]. Iron and Steel,2012,47(8):43-47.
- [11] 王鹏飞,张殿华,刘佳伟,等. 冷轧板形测量值计算模型的研究与应用[J]. 机械工程学报,2011,47(4):58-65.
- WANG P F, ZHANG D H, LIU J W, et al. Research and application of the flatness measurement calculation model on cold rolling mill [J]. Journal of Mechanical Engineering,2011,47(4):58-65.
- [12] 何汝迎,顾廷权,徐锋,等. 一种基于板形检测的冷轧带材跑偏自动识别方法:CN201410487793.4[P]. 2016-08-24.
- HE R Y, GU T Q, XU F, et al. A method for automatic deviation detection of cold rolled strip based on flatness detection; CN201410487793.4[P]. 2016-08-24.
- [13] 曹忠华,秦大伟,张岩,等. 根据板形辊所测径向力确定带钢宽度与带钢跑偏量的方法:CN201610113436.0[P]. 2018-11-06.
- CAO ZH H, QIN D W, ZHANG Y, et al. A method for strip width and deviation detection based on radical force measured by flatness meter; CN201610113436.0[P]. 2018-11-06.
- [14] 王东城,徐扬欢,段伯伟,等. 基于板形检测数据的带材跑偏量识别方法:CN202011485673.2[P]. 2021-11-09.
- WANG D CH, XU Y H, DUAN B W, et al. A method for deviation detection of strip based on flatness data; CN202011485673.2[P]. 2021-11-09.
- [15] 潘金文,童世震,邵长星,等. 电感式对中传感系统设计与实现[J]. 传感器与微系统,2013,32(3):117-119,123.
- PAN J W, TONG SH ZH, SHAO CH X, et al. Design and realization of inductive centre sensing system [J]. Transducer and Microsystem Technologies,2013,32(3):117-119,123.
- [16] 孟凡超,费胜巍,韩强. 金属带材边缘追踪错边收卷伺服系统[J]. 传感器与微系统,2020,39(12):106-108.
- MENG F CH, FEI SH W, HAN Q. Metal strip edge tracking wrong edge winding servo system [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(12):106-108.
- [17] 周菜,宋仲康. 超声波在纠偏系统中的应用[J]. 仪表技术,2010(9):40-41,44.
- ZHOU C, SONG ZH K. Application of ultrasonic in web guiding system [J]. Instrumentation Technology, 2010(9):40-41,44.
- [18] 刘洋,徐冬,王晓晨,等. 热连轧运行非对称测控系统研究与应用[J]. 冶金自动化,2020,44(1):48-54.
- LIU Y, XU D, WANG X CH, et al. Application and research of the asymmetric measurement and control system in hot rolling [J]. Metallurgical Industry Automation,2020,44(1):48-54.
- [19] 刘洋,王晓晨,杨荃,等. 热连轧机架间带钢跑偏测控系统研究与应用[J]. 冶金自动化,2020,44(6):43-49.
- LIU Y, WANG X CH, YANG Q, et al. Research and application of strip running deviation measurement and control system between strands of hot strip mill [J]. Metallurgical Industry Automation,2020,44(6):43-49.
- [20] CARRUTHERS-WATT B N, XUE Y Q, MORRIS A J. A vision based system for strip tracking measurement in the finishing train of a hot strip mill [C]. 2010 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2010:1115-1120.
- [21] LEMOS A D F, DE SILVA L A R, FURTADO E C, et al. Positioning error estimation of steel strips in steckel rolling process using digital image processing [C]. 2017 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting, 2017:1065-1072.
- [22] LEMOS A D F, DE SILVA L A R, NAGY B V. Automatic monitoring of steel strip positioning error based on semantic segmentation [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 110(11/12):2847-2860.
- [23] 陈睿星,吴军,赵雪梅,等. 顾及长尾分布的机载 LiDAR 点云 CNN 语义分割[J]. 仪器仪表学报,2023,44(7):282-295.
- CHEN R X, WU J, ZHAO X M, et al. CNN semantic segmentation of airborne LiDAR point cloud considering long-tailed distribution [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2023,44(7):282-295.
- [24] 曹文卓,王太固,徐兵,等. 基于语义分割的船闸水位检测方法研究[J]. 仪器仪表学报,2023,44(2):238-247.
- CAO W ZH, WANG T G, XU B, et al. Research on water level detection of ship lock based on semantic segmentation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023,44(2):238-247.

- [25] 赵朗月, 吴一全. 基于机器视觉的表面缺陷检测方法研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1): 198-219.
ZHAO L Y, WU Y Q. Research progress of surface defect detection methods based on machine vision[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(1): 198-219.
- [26] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015: 234-241.
- [27] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. ArXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [28] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 770-778.
- [29] HOWARD A G, ZHU M L, CHEN B, et al. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J]. ArXiv preprint arXiv:1704.04861, 2017.
- [30] SANDLER M, HOWARD A G, ZHU M L, et al. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018: 4510-4520.
- [31] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 11531-11539.

- [32] 王艳斌. 冷轧生产线纠偏系统原理分析[J]. 电子测试, 2018(14): 48, 127.
WANG Y B. Analysis of the principle of correction system for cold rolling production line[J]. Electronic Test, 2018(14): 48, 127.
- [33] 宋征. 基于冷轧带卷产生错层缺陷的 CPC/EPC 优化[J]. 冶金自动化, 2020, 44(4): 63-69.
SONG ZH. CPC/EPC optimization based on staggered layer defects of cold rolled strip[J]. Metallurgical Industry Automation, 2020, 44(4): 63-69.

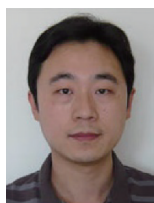
作者简介



段伯伟, 2019 年于大连交通大学获得学士学位, 现为燕山大学博士研究生, 主要研究方向为图像处理与机器视觉测量。

E-mail: bwduan1@163.com

Duan Bowei received his B.Sc. degree from Dalian Jiaotong University in 2019. He is currently pursuing his Ph.D. degree at Yanshan University. His main research interests include image processing and machine vision measurement.



王东城(通信作者), 2009 年于燕山大学获得博士学位, 现为燕山大学副教授, 主要研究方向为板带材轧制与精整过程产品质量检测与控制、板带轧制过程智能化理论与技术等。

E-mail: wdc-731@163.com

Wang Dongcheng (Corresponding author) received his Ph.D. degree from Yanshan University in 2009. He is currently an associate professor in the school of Mechanical Engineering at Yanshan University. His main research interests include strip product quality detection and control for rolling and finishing process and intelligent theory and technology of strip rolling process, et al.