

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306409

# 双边剪钢板自动对中系统研究

吴昆鹏 石杰

(北京科技大学国家板带生产先进装备工程技术研究中心 北京 100083)

**摘要:**双边剪切工艺中钢板对中过程需要人工目视激光线进行余量观测,操作复杂且主观判断影响数据准确性。为此设计基于机器视觉的双边剪钢板自动对中系统,依赖沿辊道分布的多组面阵相机进行辊道钢板状态数据采集,利用现场测量数据及钢板目标宽度标定出两条虚拟剪切线,摆脱对传统辅助激光线的依赖。同时系统中采用级联的钢板对象提取模型,采用先粗后精的分步提取思想,提升钢板边缘检测精度。依据钢板轮廓位置与虚拟剪切线位置关系换算出移动距离,从而控制磁力对中装置完成钢板对中过程,提升双边剪工艺的自动化程度。实际应用结果表明,系统对于钢板宽度测量误差小于5 mm,系统自动控制对中误差小于10 mm,满足企业自动控制需求。

**关键词:**双边剪;自动对中;剪切线标定;轮廓提取;级联网络模型

**中图分类号:** TP391.4; TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6060

## Research on automatic centering system for bilateral steel plate cutting

Wu Kunpeng Shi Jie

(National Engineering Technology Research Center of Flat Rolling Equipment,  
University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

**Abstract:** In the double-sided shearing process, the steel plate alignment process requires manual visual observation of the laser beam allowance, which is complex in operation and subjective judgments that affect data accuracy. Therefore, in this paper, an automatic alignment system for double-sided steel plate shearing based on machine vision is designed, which relies on multiple sets of area array cameras distributed along the roller table to collect the status data of the steel plate on the roller table. Using on-site measurement data and the target width of the steel plate, two virtual cutting lines are calibrated, eliminating the dependence on traditional auxiliary laser lines. At the same time, a cascaded steel plate object extraction model is adopted in the system, and the step-by-step extraction idea of "rough first and then fine" is adopted to improve the accuracy of steel plate edge detection. The movement distance is converted based on the relationship between the steel plate contour position and the virtual shear line position, thereby controlling the magnetic centering device to complete the steel plate centering process and improving the automation of the double sided shear process. The actual application results show that the system has a measurement error of less than 5 mm for the width of steel plates, and an automatic control centering error of less than 10 mm, meeting the automatic control requirements of enterprises.

**Keywords:** double-side shear; automatic alignment; shear line calibration; contour extraction; cascade network model

## 0 引言

钢板生产后处理过程中,需要经过双边剪切工艺流程将钢板两侧的边缘部分切除。这其中要尽量保持钢板双边剪切量相同,从而减少卷边、切废、剪切不足等问题

的产生<sup>[1-2]</sup>。目前钢铁企业主要采用人工目视激光线的方式,判断剪切激光线与钢板边界轮廓的相对位置,手动控制磁力对中装置移动钢板使其与剪刀刀口对齐,实现钢板的对中任务。整个过程过度的依赖人工,工作强度较大,且判断出的边部余量数据带有主观性,没有实际测量数据作为参考,大大降低了剪切的效率和精度。

随着国家智能制造 2025 的目标推进,诸多智能化的装备被开发并应用到钢铁企业的测控领域<sup>[3-4]</sup>。双边剪钢板对中的目标在于钢板边界轮廓精细化的定位。当前基于视觉检测的定位及几何测量技术已有了重大进展<sup>[5]</sup>,边界轮廓的测量多利用二值化、纹理特征、形态学变换和边缘检测等方式实现<sup>[6]</sup>。在轻工业场景下利用背光成像<sup>[7]</sup>能够提升边缘分割的难度,田原嫒等<sup>[8]</sup>在零件尺寸测量方面通过对图像的超分辨率重建并利用亚像素技术增加边缘轮廓的检测精度。刘建伟等<sup>[9]</sup>提出了采用双目视觉结构,利用点云配准、三维重建等方法测量零件尺寸,获得较高的测量准确度。王晓杰等<sup>[10]</sup>在低照度情况下利用直方图均衡化算法增强图像的对比度,通过 Zernike 矩边缘检测算法提高了边缘提取能力。

现阶段针对几何测量的研究主要集中于轻工业场景下的零件尺寸测量,对于钢铁生产流程中的复杂环境场景及超大尺寸的轮廓测量还未有过多的研究。然而,得益于深度学习技术在语义分割领域的突破性进展,对目标对象的前景分割及轮廓提取方面给出了基础性的技术支撑。由 Yu 等<sup>[11-12]</sup>学者提出的 BiSeNet 网络模型利用语义和细节的双分支网络结构,在实时分割场景下取得了突破性进展,以远超 Unet<sup>[13]</sup>、FCN<sup>[14]</sup>、ICNet<sup>[15]</sup>等网络的性能在 Cityscapes 数据集上取得超过 78% 的 mIoU (mean intersection over union) 指标,具备实时性的同时拥有较高的准确率指标,其多分支的结构被沿用到后续许多模型<sup>[16]</sup>中。近几年,抠图技术研究也取得突破性进展<sup>[17]</sup>,该方向虽源自语义分割,但更加注重边缘细节部分的精确提取,能够提升目标轮廓的分辨精度。Shen 等<sup>[18]</sup>利用模板对齐方式自动生成三分图,将抠图网络与三分图生成网络连接实现误差反向传播,完成面向自然图像抠图任务的端到端网络训练。Xu 等<sup>[19]</sup>提出一种两阶段的网络,包括编解码阶段和细化阶段,以原始图像和相应的三分图作为输入便可预测 Alpha 图。Ke 等<sup>[20]</sup>提出的 MODNet 相比其他网络,无需额外的三分图输入,采用目标一致性的自监督策略实现了边缘的精细化处理。

伴随国内工业智能化的发展趋势,亟需对双边剪工艺流程进行智能化升级改造,提升剪切效率。本文中针对双边剪切自动对中系统进行探索,利用视觉测量技术结合自动控制,实现手眼协动的新一代智能装备系统。主要有如下几方面工作:

1) 设计了基于机器视觉的双边剪自动对中系统,采用多组相机布局辊道平面,标定虚拟剪切线位置,结合钢板轮廓定位,控制磁力对中装置实现自动对中控制。

2) 设计了级联的钢板前景提取网络模型,相较于单一的语义分割结构,能够更加准确地检测边缘轮廓,为自动对中所需移动的距离提供数据基础。

3) 系统在实际应用中可达到小于 5 mm 的测量误

差,以及小于 10 mm 的控制误差,实现了双边剪切工艺中的钢板自动对中,提升了对中效率。

## 1 系统设计

### 1.1 工艺流程与硬件设计

双边剪区域主要由剪刀、磁头、运行辊道等组成,如图 1(a)所示,其中剪刀分为固定侧和移动侧,固定侧刀头在距辊道的固定位置不动,移动侧刀头则依据待剪切钢板的目标宽度进行移动定位。钢板进入剪切工艺段后,通过比对两刀头上平行发射出的激光线与钢板边界轮廓的相对位置来确定钢板是否对中,如未对中,则控制辊道下方的磁力装置抬起、上磁吸附、横向移动钢板从而达到对中的目的。

自动对中系统设计在每个磁力对中装置上方搭建龙门架结构,龙门架上安装一组 2 000 万像素的面阵相机(本文以单相机为例,在具体应用中可根据检测精度需求增加每组所包含的相机数量,辊道横向布置更多的相机能够同步缩小宽度测量的误差,各相机根据标定参数独立计算相关数据,无需进行图像的横向拼接处理)采集辊道钢板图像。如图 1(b)所示,数据经过运算处理服务器中的语义分割网络模型识别定位到钢板边界轮廓位置,并依据事先标定出的虚拟剪切线计算出钢板的偏移量,发送到 L1 控制磁力对中装置按偏移量调整钢板的位置,实现钢板在线对中调整。

对中完成后的测量数据发送至终端显示,异常或对中后不满足剪切要求的情况将会报警提示。

### 1.2 参数标定

#### 1) 相机畸变矫正

开阔场景下选择的镜头焦距相对较小,会存在明显的径向畸变,此类畸变主要由镜头径向曲率产生,导致真实成像点向内或向外偏离理想成像点,对于测量的几何精度产生影响。为此本文采用张正友标定法校正镜头畸变,如图 2 所示,以不同位置、不同角度、不同姿态采集棋盘格图像,提取棋盘格角点并通过数据拟合计算得到相机内参,利用内参中包含的畸变系数进行图像重映射可消除畸变。

#### 2) 现场参数标定

标定过程中选择的标定基准面为辊道护板平面,相机镜头分辨率为  $f$ ,在辊道宽度方向上相机的靶面尺寸为  $u$ ,标定的参数信息包括:

标定基准平面上的像素分辨率  $\gamma$  如式(1)所示:

$$\gamma = \frac{D}{m} \quad (1)$$

如图 3 所示,以护板上距离辊道两侧最近的两个孔作为标定孔,利用米尺实际测量两个定位孔之间的距离

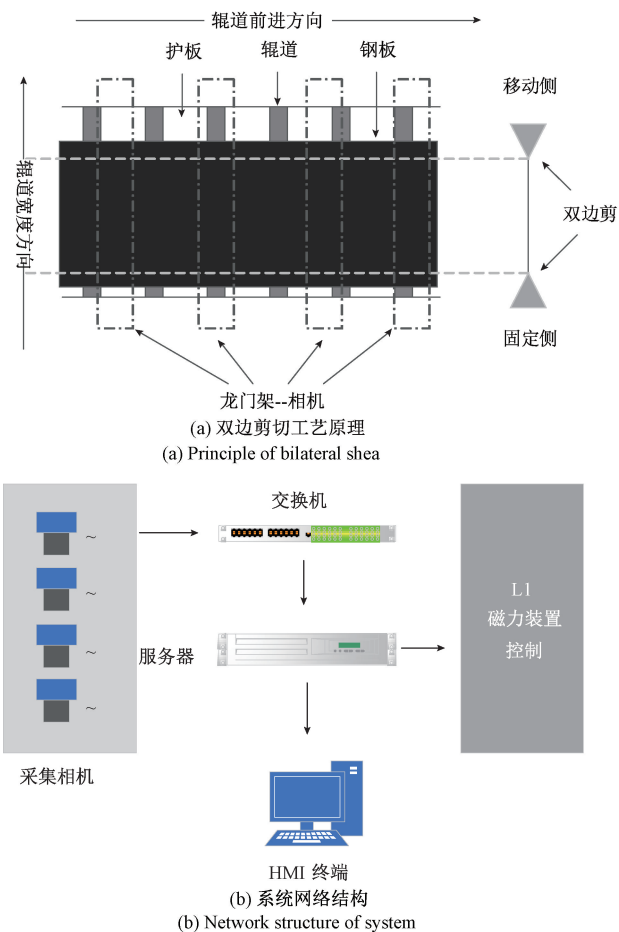


图 1 钢板自动对中系统

Fig. 1 Automatic steel plate alignment system

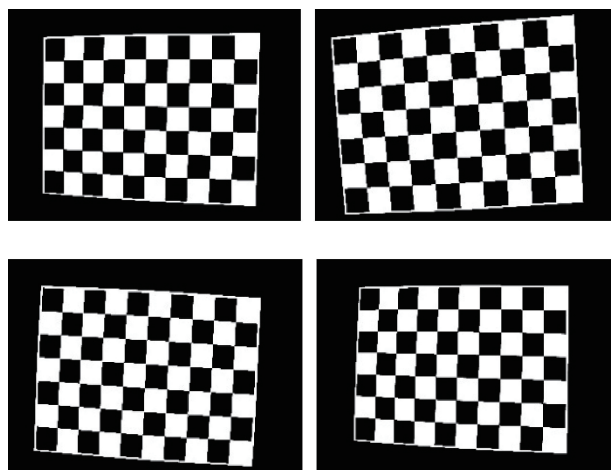
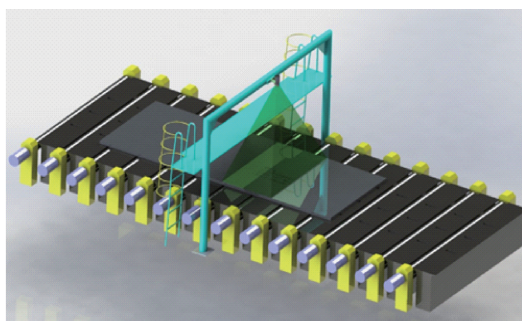


图 2 棋盘格标定图像

Fig. 2 Checker calibration image

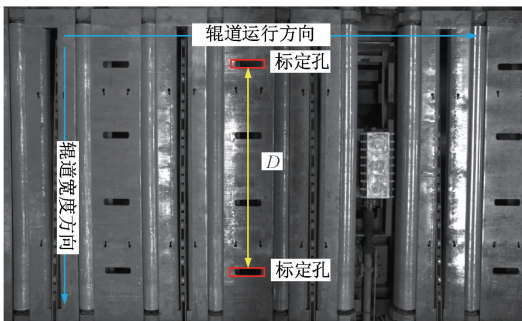
$D$ , 并统计出辊道宽度方向两定位孔之间的像素个数  $m$ 。

相机的安装高度  $h$  如式(2)所示:



(a) 相机安装示意图

(a) Camera installation diagram



(b) 相机标定参考

(b) Camera calibration reference

图 3 实际现场数据标定

Fig. 3 Calibration of actual on-site data

$$h = f \times \frac{w_{\text{guard}}}{u} \quad (2)$$

其中,  $w_{\text{guard}}$  为护板平面下相机在辊道宽度方向上能够照射到的实际范围可由式(3)计算得到。

$$w_{\text{guard}} = \gamma \times n \quad (3)$$

其中,  $n$  为采集图像中辊道宽度方向上总的像素个数。

### 3) 虚拟剪切线

如图 4(a) 所示, 定义钢板平面为测量平面, 测量平面上的相机分辨率  $\gamma_{\text{steel}}$  由式(4)得到:

$$\gamma_{\text{steel}} = \frac{(h - h_{\text{low}} - t) \times u}{f \times n} \quad (4)$$

其中,  $h_{\text{low}}$  为辊道水平面与护板水平面的高度差,  $t$  为钢板的实际厚度。

固定刀侧的剪刀位置在距辊道前进方向右边沿指定距离位置, 如图 4(b) 所示, 当存在钢板时, 由于厚度的影响, 在相机成像时剪切线在图像中标记的像素位置会向侧方偏移, 具体的偏移量计算如式(5)所示:

$$d_{\text{offset}} = \frac{d_l(h_{\text{low}} + t)}{h - h_{\text{low}} - t} \quad (5)$$

其中,  $d_l$  为相机中心距离固定剪切线的水平距离,  $h_{\text{low}}$  为辊道水平面与护板水平面的高度差,  $t$  为钢板的实际厚度,  $h$  为相机距离护板水平面的垂直高度。



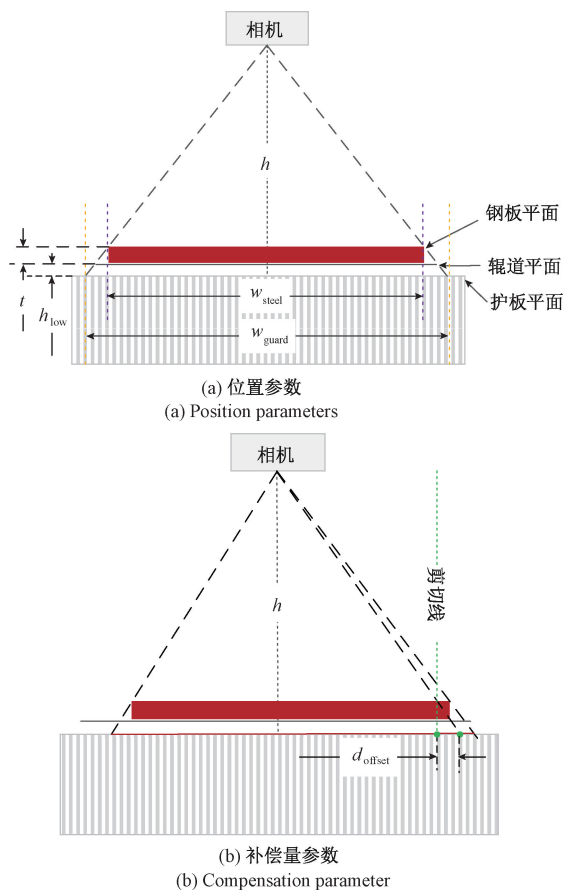


图4 数据测量示意图

Fig. 4 Schematic diagram of data measurement

虚拟固定侧剪切线的像素坐标位置由式(6)得到:

$$I_{x\_base} = \frac{d - d_{offset}}{\gamma} \quad (6)$$

其中,  $d$  为实际中固定剪刀到辊道前进方向右边沿的距离,  $d_{offset}$  为剪切线在投影上的偏移值,  $\gamma$  为基准平面下的相机分辨率。

虚拟移动侧剪切线的像素坐标位置由式(7)得到:

$$I_{x\_move} = I_{x\_base} + \frac{w_{target}}{\gamma_{steel}} \quad (7)$$

其中,  $w_{target}$  为待剪切钢板的目标宽度,  $\gamma_{steel}$  为钢板平面上的相机分辨率。

### 1.3 边界轮廓提取模型

钢板边界轮廓提取模型采用级联的语义分割模型,如图5所示,其中第1阶段模型输入为相机采集到的原始图像,输出为粗略的钢板边界轮廓;第2阶段模型的输入则是以第1阶段模型输出的钢板左右轮廓线为中心,按指定的图像尺寸沿轮廓线方向在原始图像上遍历裁剪得到的 ROI(region of interest) 区域的组合,模型输出结果按裁剪的位置对应的覆盖一阶段模型的输出图,得到最

终钢板轮廓提取结果。

第1阶段语义分割模型采用 BiSeNet 网络,利用2分支的结构,其中细节分支采用较宽的通道和较浅的特征层,用于捕捉底层特征细节;语义分支采用较窄的通道和较深的特征层,用于获取高级的语义特征;通过一个引导聚合层(aggregation layer)增强并融合两分支的信息要素。

边缘提取模块以一阶段语义分割模型输出对象的轮廓边缘线为基础,采用遍历的方式沿轮廓线截取  $512 \times 512$  尺寸的图像,图像中包含有钢板的边界信息,相邻图像之间设定有 32 pixels 的重合。

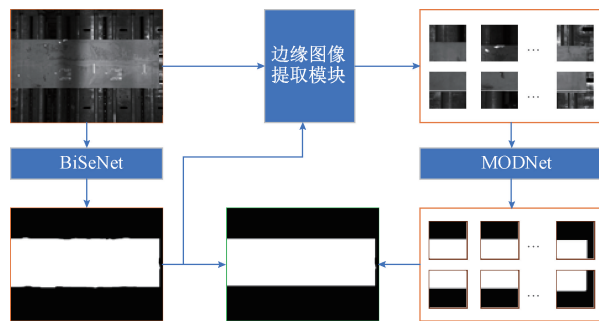


图5 边界轮廓提取模型

Fig. 5 Boundary contour extraction model

第2阶段语义分割模型采用 MODNet 网络,该模型是不需要 Trimap 标识的实时抠图算法,包含了 S 分支(semantic estimation)、D 分支(detail prediction)、F 分支(semantic-detail fusion),S 分支用于进行前景的定位,D 分支进行高分辨率特征的提取,F 分支结合 S 分支和 D 分支的输出实现前景抠图。模型中采用的融合多尺度特征图 e-ASPP(efficient atrous spatial pyramid pooling) 利用可分离卷积替换传统的空洞卷积方式提升效率,并交换通道融合和多尺度特征图融合的顺序提升语义分割效果。

### 1.4 磁头移动控制

通过边界轮廓提取模型识别到钢板轮廓后,进行磁头位置初始化,其中  $i$  号磁头沿辊道宽度方向的初始化位置坐标如式(8)所示:

$$P_{x\_mag}^i = \left( \frac{I_{x\_left}^i [I_{y\_mag}^i] + I_{x\_right}^i [I_{y\_mag}^i]}{2} + (I_{x\_right}^i [I_{y\_mag}^i] - I_{x\_base}) \right) \times \gamma_{steel} \quad (8)$$

其中,定义  $i$  号磁头的中心在图像中的沿辊道方向的像素位置坐标为  $I_{y\_mag}^i$ ,  $I_{x\_right}^i [I_{y\_mag}^i]$  为  $I_{y\_mag}^i$  位置处钢板右轮廓线在图像宽度方向的坐标,  $I_{x\_left}^i [I_{y\_mag}^i]$  为  $I_{y\_mag}^i$  位置处钢板左轮廓线在图像宽度方向的坐标。

接下来进行钢板位置的粗调,以固定剪刀侧设置最小剪切量进行  $i$  号磁头位置的移动,移动量由式(9)得到:



$$d_{move1}^i = (I_{x\_right}^i [I_{y\_mag}^i] - I_{x\_base}) \times \gamma_{steel} + w_{min\_offset}$$

(9)

其中,  $w_{min\_offset}$  为现场设定的剪切容许的最小余量。  
最后进行钢板位置的精调,位置精调时以左右侧边部余量均衡为主进行  $i$  号磁头位置的移动,移动量由式(10)得到:

$$d_{move2}^i = \frac{1}{2} (I_{x\_move}^i - I_{x\_left}^i [I_{y\_mag}^i]) - I_{x\_right}^i [I_{y\_mag}^i] - I_{x\_base}) * \gamma_{steel}$$

(10)

2 试验与应用分析

2.1 现场数据标定结果

通过相机标定得到的内参矩阵如式(11)所示:

$$A = \begin{bmatrix} f/dx & 0 & c_x \\ 0 & f/dy & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3\,599.6 & 0 & 2\,600.1 \\ 0 & 3\,601.9 & 1\,824.6 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(11)

其中,  $f$  为镜头分辨率,  $dx$ 、 $dy$  为像素的物理尺寸,图像原点相对于光心成像点的纵横偏移量  $c_x$  和  $c_y$ 。  
径向畸变是指图像像素以畸变中心为原点,沿着径向产生位置偏差,从而导致图像形变;切向畸变是由于在安装时产生安装偏差,使镜头不完全平行于镜头平面而造成的畸变。

畸变系数标定结果如式(12)所示:

$$Dist = \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ p_1 \\ p_2 \\ k_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.103\,602\,89 \\ 0.087\,931\,25 \\ 0.000\,160\,14 \\ -0.000\,113\,38 \\ -0.003\,636\,92 \end{bmatrix}$$

(12)

其中,径向畸变系数为  $k_1$ 、 $k_2$ 、 $k_3$ ,切向畸变系数为  $p_1$ 、 $p_2$ 。

标定相机分辨率的具体数据如表 1 所示,其中起始位置为图 3(b)中上方标定孔下边沿在图像中辊道宽度方向的像素位置,结束位置为图 3(b)中下方标定孔上边沿在图像中辊道宽度方向上的像素位置。实际距离是在实际现场条件下利用米尺测量得到,测量误差为 1 mm。

利用相机分辨率结合图像像素个数计算得到相机沿辊道宽度方向的实际照射宽度,相机靶面尺寸和焦距由所选相机决定,通过以上参数利用相似三角形原理得到相机安装高度,具体信息如表 2 所示。

表 1 相机分辨率标定数据

Table 1 Calibration data for camera resolution

参数类型	相机 1	相机 2	相机 3	相机 4
起始位置/pixel	570	560	439	563
结束位置/pixel	2 450	2 460	2 354	2 422
像素距离/pixel	1 880	1 900	1 915	1 859
实际距离/mm	2 818.5	2 818.5	2 821	2 821
相机分辨率	1.499 202	1.483 421	1.473 107	1.517 482

表 2 相机安装高度标定数据

Table 2 Calibration data for camera installation height

参数类型	相机 1	相机 2	相机 3	相机 4
镜头焦距	8	8	8	8
靶面尺寸	8.755	8.755	8.755	8.755
横向像素	5 472	5 472	5 472	5 472
纵向像素	3 648	3 648	3 648	3 648
相机分辨率	1.499 202	1.483 421	1.473 107	1.517 482
照射宽度	5 469.0	5 411.5	5 373.8	5 535.7
安装高度	4 997.4	4 944.8	4 910.4	5 058.3

计算钢板宽度时需要充分考虑其自身厚度对相机分辨率的影响,根据式(13)可计算出单位厚度变化  $\Delta t$  对相机分辨率的影响  $\Delta \gamma$ 。

$$\Delta \gamma = \frac{\Delta t \times u}{f \times n}$$

(13)

以本文中所使用的相机为例,当被测钢板厚度变化 1 mm 时,相应产生的相机分辨率变化为 0.000 299,在钢板宽度方向上占用 3 000 pixels 时,带来的宽度测量偏差达到 0.89 mm。因此本文在计算钢板宽度时所使用的式(4)中充分考虑了钢板厚度对于像素分辨率的影响并加以补偿。

2.2 轮廓检测结果分析

1) 数据集构建

本文所用的数据集来源于企业现场采集得到,图像经过畸变矫正和透视变换后得到尺寸为 5 400×3 600 的原始图像作为一阶段数据集共计 1 267 张。通过 Labelme 工具进行钢板对象标注,其中前景钢板的类别为 1,其余背景区域类别为 0,如图 6(a)所示。

以一阶段样本标注的钢板边界为基准上下对称的沿边界线从原始图像和对应标签图像中同步位置截取出尺寸为 512×512 的子图作为二阶段数据集共计 18 534 张,二阶段数据集能够更加清晰的观察边界细节,如图 6(b)所示。

2) 评价指标

常规的语义分割度量方法多采用 mIoU 指标进行衡量,所有前景像素点均会参与到计算过程中,该指标更加关注整体形态上的分割效果,降低了对于钢板轮廓边界处分割效果的关注,而边界轮廓恰恰是影响双边余量计

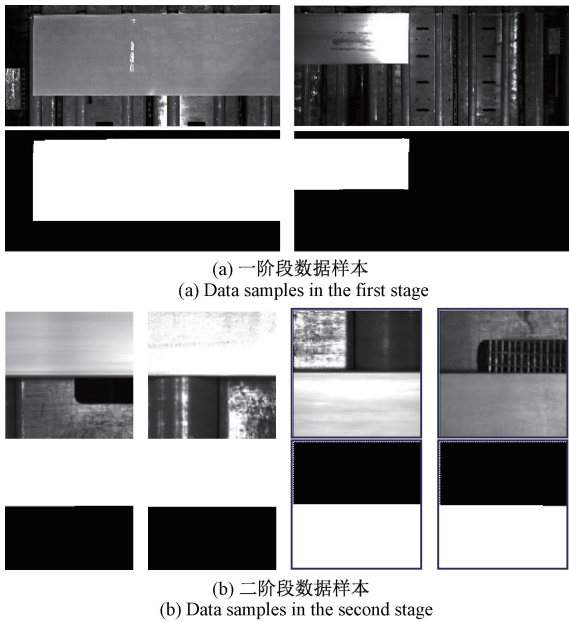


图 6 边界轮廓数据集  
Fig. 6 Datasets of boundary contour

算的关键特征。

为此本文中重新针对钢板轮廓边界处设计了局部 mIoU 指标 (p-mIoU), 用于在实验过程中进行更加全面的

表 3 一阶数据集下模型测试指标

Table 3 Test indicators of different models under first-order datasets						
模型	数据集	原始图像尺寸	模型输入尺寸	时间/ms	mIoU/%	p-mIoU/%
BiSeNet	一阶	5 400×3 600	5 400×3 600	432	94. 14	86. 41
MODNet	一阶	5 400×3 600	5 400×3 600	549	94. 02	91. 22
BiSeNet	一阶	5 400×3 600	1 024×1 024	16	93. 67	88. 54
MODNet	一阶	5 400×3 600	1 024×1 024	22	92. 56	91. 34

二阶数据集中充分保留边界细节信息, 利用此数据集训练后的 BiSeNetV2 和 MODNet 模型在处理时间和检测指标上均能保持相对均衡。如表 4 所示, 从具体指标上也可发现 MODNet 模型相较于 BiSeNetV2 模型在 p-mIoU 指标上更具有优势, 更加适合作为级联模型中的第 2 阶段模型, 而 BiSeNetV2 具备更快的速度, 在粗略提取钢板轮廓时节省时间消耗, 适合作为第 1 阶段模型。

表 4 二阶数据集下模型测试指标

Table 4 Test indicators of different models under second-order datasets						
模型	数据集	原始图像尺寸	模型输入尺寸	时间/ms	mIoU/%	p-mIoU/%
BiSeNet	二阶	512×512	512×512	9	93. 67	88. 54
MODNet	二阶	512×512	512×512	11	95. 56	94. 34

本文所设计的级联网络模型先将尺寸为 5 400×

比对分析, p-mIoU 指标计算如式 (14) 所示。

$$p - mIoU = \frac{Dilate(Laplacian(y)) \cap Dilate(Laplacian(y'))}{Dilate(Laplacian(y)) \cup Dilate(Laplacian(y'))} \quad (14)$$

其中,  $y$  为样本标签数据,  $y'$  为模型输出数据,  $Laplacian(*)$  表示进行拉普拉斯变换,  $Dilate(*)$  表示图像的形态学膨胀操作, 本文中膨胀率设置为 7。

3) 试验对比分析

本文训练用到的 GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3080 Ti, 语言环境为 Python 3. 8, 深度学习环境为 Pytorch1. 9. 1。

利用一阶段数据集分别训练 BiSeNetV2 和 MODNet 模型, 先以尺寸 5 400×3 600 的原始图像训练模型, 如表 3 所示, 模型推理时间相对较长, 而且训练样本尺寸较大时对于显存的需求相对较高, 训练难度较大, 不适合实际的生产应用。因此表 3 中还测试了将输入图像尺寸调整为 1 024×1 024 后的模型效果, 经过指标结果对比分析可得, 降低输入图像尺寸后, 虽然在推理时间上有较大提升, 但也不可避免的降低了模型的识别准确度; 同时可以发现模型在 mIoU 指标相近的情况下, 利用本文提出的 p-mIoU 能够更加有效的判定模型对于钢板边界提取的准确性, 方便进行模型的评估和选择。

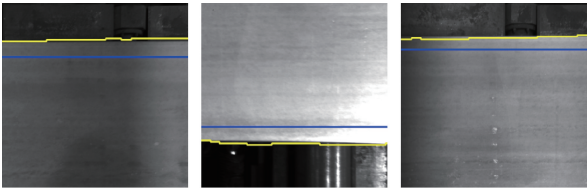
3 600 的原始图像调整尺寸到 1 024×1 024 后输入到 BiSeNetV2 模型中得到粗略的边界, 然后通过边缘提取模型截出约 22 张尺寸为 512×512 的子图输入到 MODNet 模型中, 得到精细的边界贴补到一阶段模型输出结果上, 得到最终的钢板分割图。如表 5 所示, 从检测指标中可以看出在处理时间上相较于直接进行原图预测节省了 50% 以上的运算时间, 同时在 p-mIoU 指标上相较单独使用一个模型时提升了 4%。

表 5 级联模型测试指标

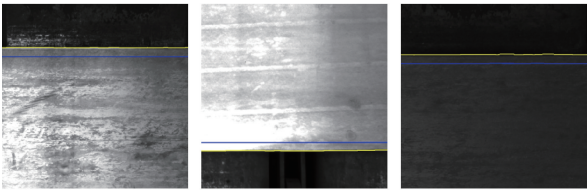
Table 5 Test indicators cascade model						
模型	数据集	原始图像尺寸	模型输入尺寸	时间/ms	mIoU/%	p-mIoU/%
本文	一阶	5 400×3 600	1 024×1 024	16	93. 67	88. 54
	二阶	512×512	512×512×22	240	96. 42	95. 28

如图 7(a) 所示为原始图像 (尺寸为 5 400×3 600) 输

入到 MODNet 模型得到的输出结果图像,如图 7(b)所示为原始图像输经过级联模型处理得到的输出结果图像,从两模型输出的钢板边界的分割效果可以看出,级联模型具备更好的轮廓提取效果,得到的边界更加平滑,具备较强的鲁棒性。



(a) MODNet模型提取轮廓效果  
(a) Extracting contour effects from MODNet



(b) 本文模型提取轮廓效果  
(b) Extracting contour effects of the model in this article

图 7 不同模型检测效果对比

Fig. 7 Comparison of different model detection effects

采用基于深度学习的级联模型,能够充分学习复杂

场景下的钢板轮廓特征,对于不同钢种所形成的背景差异有良好的适应性,同时在应对光线干扰时具备更佳的鲁棒能力。这些是基于灰度、梯度等单一特征边界提取方法所不具备的,可以有效降低系统对于相机成像的要求。

由于钢板具备一定厚度,在进行光学成像时其边缘灰度无明显的梯度跳变,而是存在一定的渐变特性。因此在宽度测量时需考虑如下处理过程:(1)在成像时设计相机位于钢板上方,向两侧进行钢板边缘的捕捉,可以避免由于钢板下边缘出现在图像中对轮廓提取产生的影响;(2)在进行级联语义分割模型样本标注时,以钢板上边缘位置作为其提取轮廓线,形成测量位置标准的统一,模型在预测推理时将以此位置作为目标进行输出。

2.3 系统应用分析

为了验证系统的实际性能指标,本系统在国内某钢铁企业进行实际应用,并进行数据统计与分析。

1) 钢板轮廓测量误差分析

在钢板宽度方向上的边界轮廓测量准确度,是钢板对中成败与否的关键,通过利用米尺在实际钢板上测量得到宽度与对中系统测量宽度进行比较,可以计算出系统宽度测量误差,表 6 中展示了部分钢板的测量数据对比结果。

表 6 部分钢板测量数据

Table 6 Measurement data of some steel plates (mm)

设定宽度	现场实际测量值			对中系统测量值			宽度误差	左侧余量	右侧余量
	钢板宽度	左侧余量	右侧余量	钢板宽度	左侧余量	右侧余量		误差	误差
3 610	3 717	54	53	3 716.2	52.1	54.1	-0.8	-1.9	1.1
3 530	3 635	46	52	3 630.5	49.7	50.8	-4.5	3.7	-1.2
2 979	3 098	59	55	3 095.1	59.8	56.3	-2.9	-2.5	1.3
2 610	2 705	43	46	2 703.3	45.5	47.8	-1.7	2.5	1.8
2 520	2 595	31	37	2 591.8	33.4	38.4	-3.2	2.4	1.4
2 010	2 100	47	46	2 098.6	44.5	44.1	-1.4	-2.5	-1.9

表 6 中“设定宽度”为钢板剪切后的目标宽度,生产现场中由于考虑剪刀的移动误差,为了保证剪切后的宽度满足客户需求,设定宽度数值是在实际目标宽度基础上增加 10 mm 得到的。现场实际测量值中钢板宽度是在相机正下方位置测得,左侧余量和右侧余量为实际剪切后的废料中测量得到;对中系统测量值是通过标定参数和边界轮廓识别模型输出结果共同计算得到,其中的左侧余量和右侧余量为钢板边界轮廓到虚拟剪切线的距离值。

综合表中统计数据,钢板宽度测量误差小于 5 mm,可以满足实际生产需求。进一步分析认为导致宽度测量误差的主要来源是钢板边缘的倒角形态,该形态会导致在成像中边部过渡带较长,为样本标记及模型检测增加了难度,这种情况可以通过合理的成像以及进一步优化检测模型来解决。左右两侧的余量误差一方面来自于数

据的测量及标定误差,另一方面也会受到实际生产过程中钢板由测量点到剪切点处的运动偏离误差以及剪刀移动误差的影响,可以作为下一步的研究重点。

2) 系统对中控制误差分析

对中过程中考虑到钢板抬起后钢板高度的变化对成像的影响,在控制磁力对中装置抬起吸住钢板后先从图像中固定侧虚拟剪切线附近截取 ROI 区域,计算得到钢板边界坐标位置作为初始参考值,在钢板移动过程中实时采集图像,根据此 ROI 区域中钢板边界坐标位置的变化确定钢板实际移动量是否达到所需要的移动量,达到后控制磁力对中装置停止并下降,同时再次测量钢板双边余量值,如未满足剪切要求,则报警提醒并进行人工验证。

控制钢板移动的过程会受设备老化、运动惯性、升降震动等多方面的影响,会使得控制精度出现较大误差,需



要进行分析并加以补偿。

如图 8(a) 所示,统计发现运动惯性的影响与钢板厚度具备相关性,厚度越大,控制停止所需的时间越长,造成的位置偏差也越大,因此在实际控制过程中根据厚度进行移动量补偿,提前控制钢板停止。

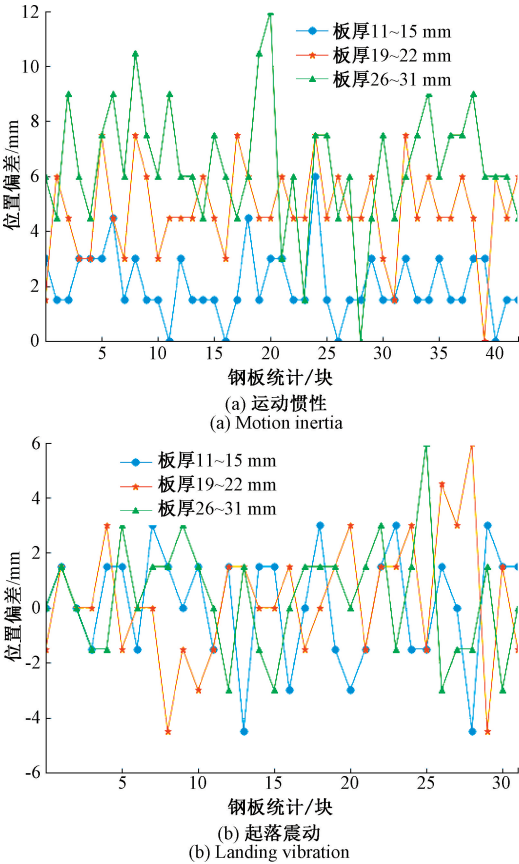


图 8 控制误差分析

Fig. 8 Analysis of control errors

起落震动的影响主要是分析磁力对中装置在升降时带来钢板横向移动所造成的位置偏差,如图 8(b) 所示,该因素在控制过程中产生的误差较为随机,且误差不可控,无法进行监测和补偿,这也是控制精度损失的重要原因,后续研究可以再进一步分析磁力对中装置于钢板相对位置的影响,找出相关因素,降低此类误差。

综合实际数据分析可知,系统的控制误差可保证在小于 10 mm 的范围,在控制误差较大时可以依据检测验证手段进行报警提醒,满足可靠稳定的要求。

3) 系统对中效率分析

钢板对中的过程包括如下阶段:(1) 进行钢板的位置检测,得到钢板需要移动的量;(2) 控制磁头(磁力对中装置)上升、磁头启动、钢板移动、磁头下降几个步骤;(3) 再次验证钢板两侧余量信息是否满足剪切要求。

如表 7 所示,其中磁头上升、磁头启动、磁头下降 3

个过程受限于硬件设备,所需时间无法进行优化,初始位置检测过程可以和磁头上升过程同步在两个线程中同时进行,最终得到系统对中时间范围在 17 ~ 24 s,人工对中时间一般在 20~28 s,本系统在对中效率上相较人工每块钢板可提升 3 s 左右。

表 7 系统对中所用时间统计

Table 7 Time statistics of system alignment						
阶段	初始位置检测	磁头上升	磁头启动	钢板移动	磁头下降	验证位置检测
时间/s	3~4	3	2	6~12	3	3~4

3 结 论

本研究中开发的双边剪钢板自动对中系统通过相机采集辊道钢板轮廓状态,使用级联边界轮廓提取模型由粗到细的实现边界分割,并结合位置标定数据判断双边余量,并以此控制磁力对中装置调整钢板位置,达到自动对中的目的,摒弃了人工目视激光线进行对中判定的传统方式,不仅降低了人工成本,提升了生产效率,而且不必使用激光线进行辅助,降低了设备维护成本。通过在具体应用中对影响控制误差的因素进行分析,梳理了影响控制误差的多种因素,包括运动惯性、起落震动等影响,经分析运动惯性的规律可依赖厚度情况进行一定的补偿,而起落震动过程数据较为随机,此因素的影响还需进一步探究,以提升自动对中过程的精确控制。

参考文献

[ 1 ] 陆俊,王云波,王彦龙. 基于动态位置跟踪算法的双边剪同步控制[J]. 冶金自动化, 2013, 37(5): 71-75.  
LU J, WANG Y B, WANG Y L. Bilateral shear synchronization control based on dynamic position tracking algorithm[J]. Metallurgical Automation, 2013, 37(5): 71-75.  
[ 2 ] 黄庆刚,李晶晶,李长龙,等. 首钢 4 300 mm 中厚板双边剪自动系统改造及创新[J]. 冶金自动化, 2021, 45(1): 73-78.  
HUANG Q G, LI J J, LI CH L, et al. Transformation and innovation of the automatic system for double sided shear of shou gang 4 300 mm medium thick plate[J]. Metallurgical Automation, 2021, 45(1): 73-78.  
[ 3 ] 刘艳菊,王秋霖,赵开峰,等. 基于卷积神经网络的热轧钢条表面实时缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(12): 211-219.  
LIU Y J, WANG Q J, ZHAO K F, et al. Real time surface defect detection of hot-rolled steel bars based on convolutional neural networks [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(12): 211-219.  
[ 4 ] 徐冬,刘克东,王晓晨,等. 粗轧中间坯镰刀弯在线检

- 测系统的研发与应用[J]. 中国冶金, 2019, 29(2): 61-66.
- XU D, LIU K D, WANG X CH, et al. Development and application of an online detection system for sickle bending of rough rolling intermediate billets[J]. China Metallurgy, 2019, 29(2): 61-66.
- [5] 宋帅帅, 黄锋, 江燕斌. 基于机器视觉几何量测量技术研究进展分析[J]. 电子测量技术, 2021, 44(3): 22-26.
- SONG SH SH, HUANG F, JIANG Y B. Analysis of research progress in geometric measurement technology based on machine vision[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(3): 22-26.
- [6] 郭瑞峰, 袁超峰, 杨柳, 等. 基于 OpenCV 的机器视觉尺寸测量研究[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(9): 253-257.
- GUO R F, YUAN CH F, YANG L, et al. Research on machine vision size measurement based on openCV[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(9): 253-257.
- [7] 戴知圣, 潘晴, 钟小芸. 基于机器视觉的工件尺寸和角度的测量[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(2): 27-29.
- DAI ZH SH, PAN Q, ZHONG X Y. Measurement of workpiece size and angle based on machine vision[J]. Computer Measurement and Control, 2016, 24(2): 27-29.
- [8] 田原媛, 黄合成, 谭庆昌, 等. 基于机器视觉的零件尺寸测量[J]. 激光与光电子学进展, 2010, 47(1): 82-90.
- TIAN Y Y, HUANG H CH, TAN Q CH, et al. Measurement of part dimensions based on machine vision[J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2010, 47(1): 82-90.
- [9] 刘建伟, 梁晋, 梁新合, 等. 大尺寸工业视觉测量系统[J]. 光学精密工程, 2010, 18(1): 126-134.
- LIU J W, LIANG J, LIANG X H, et al. Large scale industrial visual measurement system[J]. Optical Precision Engineering, 2010, 18(1): 126-134.
- [10] 王晓杰, 莫绪涛, 陶新宇, 等. 基于机器视觉的低对比度物体尺寸测量研究[J]. 光学技术, 2022, 48(1): 27-33.
- WANG X J, MO X T, TAO X Y, et al. Research on low contrast object size measurement based on machine vision[J]. Optical Technology, 2022, 48(1): 27-33.
- [11] YU C, WANG J, PENG C, et al. BiSeNet: Bilateral segmentation network for real-time semantic segmentation[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 325-341.
- [12] YU C, GAO C, WANG J, et al. BiSeNet v2: Bilateral network with guided aggregation for real-time semantic segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129(11): 3051-3068.
- [13] 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 (MICCAI). Cham: Springer, 2015: 234-241.
- [14] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(4): 640-651.
- [15] ZHAO H, QI X, SHEN X, et al. Icnet for real-time semantic segmentation on high-resolution images[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 405-420.
- [16] XU Q, MA Y, WU J, et al. Faster BiSeNet: A faster bilateral segmentation network for real-time semantic segmentation[C]. 2021 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2021: 1-8.
- [17] HOU Q Q, LIU F. Context-aware image matting for simultaneous foreground and alpha estimation[C]. Proceedings of IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 4129-4138.
- [18] SHEN X Y, TAO X, GAO H Y, et al. Deep automatic portrait matting[C]. Proceedings of European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2016: 92-107.
- [19] XU N, PRICE B, COHEN S, et al. Deep image matting[C]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2017: 311-320.
- [20] KE Z, SUN J, LI K, et al. MODNet: Real-time trimap-free portrait matting via objective decomposition[C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2022: 1140-1147.

## 作者简介



吴昆鹏(通信作者), 2014 年于北京科技大学获得学士学位, 2022 年于北京科技大学获得硕士学位, 现为北京科技大学设计研究院有限公司图像处理算法工程师, 主要研究方向为计算机视觉、智能制造。

E-mail: wkp1008@126.com

**Wu Kunpeng** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from University of Science and Technology Beijing in 2014, M. Sc. degree from University of Science and Technology Beijing in 2022, respectively. Now he is an image processing algorithm Engineer in the Design and Research Institute Co., Ltd. of University of Science and Technology Beijing. His main research interests include computer vision and intelligent manufacturing.