DOI: 10. 13382/j. jemi. B2306855

粗轧板坯自动转钢系统研究与应用

吴昆鹏! 王孝敏² 崔广礼! 邓能辉! 石 杰!

(1.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;2.江阴兴澄特种钢铁有限公司厚板分厂 无锡 214400)

摘 要:宽厚板生产过程中,其粗轧工艺需控制交叉的锥形辊实现板坯长宽方向的对调,该过程严重依赖人工操作,节奏无法有效控制,制约生产线智能化改造进程。结合视觉检测和自动控制技术设计的粗轧板坯自动转钢系统可有效解决该问题,在粗轧机出入口分别安装视频监控相机,捕捉转钢辊道区域上板坯的状态,利用改进的包含去雾模块的 PIDNet(proportional-integralderivative network)模型提取板坯前景轮廓,通过组合式角度度量方法实时跟踪板坯旋转角度。过程中融合安全限位、位置优选、速度调控、过转修正等策略共同优化转钢控制,保证转钢的安全稳定,自主学习人工经验提升转钢效率。应用结果表明,系统可准确测量板坯角度并实现自动转钢功能,能够替代人工操作,节省能耗,实现智能化生产的目的。

关键词:粗轧;自动转钢;PIDNet;角度跟踪;控制策略

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 and application of automatic steel transfer system for rough rolling billets

Wu Kunpeng¹ Wang Xiaomin² Cui Guangli¹ Deng Nenghui¹ Shi Jie¹

(1. National Engineering Technology Research Center of Flat Rolling Equipment, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China; 2. Jiangyin Xing Cheng Special Steel Co., Ltd. Heavy Plate Branch, Wuxi 214400, China)

Abstract: In the production process of wide and thick plates, the rough rolling process requires the control of intersecting conical rollers to achieve the adjustment of slab length and width direction. This process heavily relies on manual operation, and the rhythm cannot be effectively controlled, which hinders the intelligent transformation process of the production line. The automatic steel transfer system for rough rolling slab, designed by combining visual inspection and automatic control technology, can effectively solve this problem. Video surveillance cameras are installed at the entrance and exit of the rough rolling mill to capture the status of the slab in the steel transfer roller area. The PIDNet model with an improved defogging module is used to extract the foreground contour of the slab, and the slab rotation angle is tracked in real-time through a combination angle measurement method. During the process, strategies such as safety limit, position optimization, speed regulation, and over rotation correction are integrated to jointly optimize the control of the steel conversion process, ensuring the stability and safety of the steel conversion. Autonomous learning of manual experience improves the efficiency of steel conversion function, which can replace manual operation, save energy consumption, and achieve the goal of intelligent production.

Keywords: rough rolling; automatic steel transfer; PIDNet; angle tracking; control strategy

0 引 言

宽厚板生产过程中粗轧阶段需要旋转板坯以实现其

收稿日期:2023-08-29 Received Date: 2023-08-29

长宽方向的对调,从而满足具体的生产工艺需求^[1]。目前钢铁企业多以人工操作控制交叉辊道来完成转钢过程,受限于操作人员的熟练程度,转钢所需要的时间无法 有效控制,增加了生产过程的能耗。尤其对于一些外型 异常的板坯,其转钢效率会进一步下降,限制了生产效能的提升。

深度学习技术的发展带来视觉检测应用的重大变 革,在钢铁企业中表面缺陷检测^[2]、喷码字符识别^[3]、钢 板轮廓分析^[4]等方向上均实现成功应用。通过视觉检测 技术解放双眼,自动控制技术释放双手,达到真正意义上 的自动化生产是智能工厂建设的基础。部分学者已提出 板坯自动转钢系统的设计思路^[5],采用相机进行转钢角 度的监控,进而控制辊道速度实现板坯旋转,达到自动转 钢的目的,然而其缺乏具体的设计细节,在相关模型及策 略上也未进行深入的研究。

板坏角度度量是实现自动转钢功能的数据基础,计 算角度的前提在干提取出准确的板坏形态,基干深度学 习的语义分割方法在前景提取方面具备较优异的性能。 早期的 FCN^[6]模型通过使用卷积层替换网络输出头的全 连接层实现逐像素点的分类。SegNet^[7]提出采用编码-解 码的网络结构,有效的融合浅层和深层特征,加强边缘信 息的提取,为后续模型网络结构设计奠定基础。ICnet^[8] 网络利用不同分割支路进行模板预测,再通过全局和细 节的整合达到较好的预测效果。DeepLab^[9]系列模型提 出采用空洞空间金字塔池化(atros spatial pyramid pooling, ASPP)优化对于不同目标尺度的分割效果,并通 过空洞卷积扩大感受野提高分割精度。孙耀泽等[10]以 DeepLabV3 为基础,采用轻量化网络 MobileNetV2 和深度 可分离卷积降低模型计算量,并在浅层与深层特征层之 间添加注意力机制进行像素级融合,可保留更多的纹理、 轮廓等细节信息。BiSeNet^[11]采用双分支结构,设计成语 义分支与细节分支的融合模式,能够兼顾全局语义和细 节调优,在实时语义分割指标上取得突破进展。任凤雷 等^[12]通过在 BiSeNet 模型中添加共享卷积骨架消除计 算量的冗余,并在后续结构中使用空间和通道注意力 机制提升特征表达能力。STDCNet^[13]使用拉普拉斯金 字塔更加精确地保存空间细节,并利用细节聚合模块 将细节信息集成到底层,进一步优化了对于边缘细节 的提取。

综上,深度学习语义分割模型已能够在大部分公开 数据集上取得不错的效果,在实时性方面也完全满足常 规视频帧的及时处理需求。精细化的板坯轮廓形态提 取,能够保证对其转动角度的准确计算,这为自动转钢系 统提供了可靠的测量数据基础。在板坯转动控制阶段, 由于受到设备老化、摩擦打滑、扣板异形等多种因素的影 响,控制过程中会出现反应延时、随机、不稳定等情况。 本文从实际生产应用角度出发进行研究,通过设计视觉 检测模型保证实时板坯数据测量的准确性,并构建多种 策略以辅助实现稳定、高效的转钢控制。

1 自动转钢系统

1.1 工艺流程与网络布局

板坯在开坯的过程中需要转动实现长宽方向对调进 行往复轧制。如图1(a)所示,锥形辊道装置分别位于粗 轧机的前后两侧,紧挨机架辊交错布置,区别于普通的传 送辊道,交叉锥形辊两侧直径不同,用于为板坯的旋转提 供扭矩。





在粗轧机前后各安装 1 组采集装置,用以分别监控 轧机前后的转钢区域。其中被测目标为 1 000 ℃以上的 红热板坯,长度和宽度尺寸范围均在 1 500~4 100 mm,转 钢区域范围为 7 200 mm×7 200 mm;采集装置采用 400× 10⁴ pixels(2 560×1 440)视频监控相机,具备拍摄范围 大、宽动态、成本低等优势,支持有红外摄像功能可较好 的兼顾昼夜的光线变化,变焦范围 2.8~12 mm,能保证 合适的视场角及成像清晰。如图 1(b)所示,相机采集的 图像数据通过以太网、光纤或 5G 传输等方式发送到服务 器进行处理,服务器还负责接收自动化一级(L1)发送的 现场工艺及设备的实时数据,依据角度及位置的检测结 果控制辊道、侧导板等设备状态实现自动转钢,转钢过程 中实时数据状态及图像识别结果会传输至终端界面进行 展示。

1.2 系统功能与软件逻辑

板坯运行到粗轧机入口或出口处时,系统接收到来 自L1的数据,包括实时板坯信息(板坯编号、长度、宽度、 厚度)、轧制道次号、转钢允许信号、抛钢信号、手自动切 换信号等,判断是否需要进行转钢操作。

如图 2 所示,通过处理相机返回的图像数据,实时检测转钢区域中板坯的位置状态和外形轮廓,计算板坯中 心位置是否达到候选转钢位置,如未到达,需向 L1 发送 指令调整板坯位置,在到达位置后,则向 L1 发送指令控 制板坯旋转,旋转过程中实时检测板坯旋转角度,并判断 板坯是否达到成功转钢条件,成功时控制侧导板将板坯 夹正,未成功时向 L1 发送指令继续调整,多次调整后仍 未成功则进行报警提醒并切换至手动模式。





Fig. 2 Software flow of automatic steel transfer process

转钢成功与否的条件是依据板坯转钢完成后的长宽 比进行设定,其中长度方向为辊道的运行方向,宽度方向 为辊道的宽度方向,当长宽比小于 0.5 时,转钢成功的角 度范围定义为 85°~95°,在其他情况下,转钢成功的角度 范围定义为 80°~100°。

为保证板坯移动过程稳定,以及对转钢过程的实时 角度控制,自动转钢系统的宽度方向定位误差要求控制 在±50 mm,角度定位误差控制在±2°。

2 模型设计

2.1 视觉检测模型

1)模型结构

板坯定位及角度计算的前提是有效的将其从采集图像中分割出来,设计的板坯前景分割模型以高性能语义 分割模型 PIDNet^[14] 网络结构为基础,同时考虑生产场景 中雾气干扰的影响,会造成图像细节模糊,降低模型分割 精度^[15],将改进 AODNet^[16]结构得到的去雾模块融合到 分割模型特征骨架中,以降低雾气对分割精度的产生的 损失。模型整体结构如图 3 所示。

在双分支的语义分割模型中,细节分支的分辨率往 往远高于上下文语义分支,两分支直接融合的过程中不



Fig. 3 Segmentation model of slab foreground

可避免的会产生过冲现象。PIDNet 模型设计时针对双 分支结构存在特征融合时高阶语义掩盖低阶细节的问 题,通过在卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)和比例积分微分控制器(proportional-integralderivative control, PID)之间建立对应关系,提出具备3个 分支的分割模型结构。

分割网络结构具有 3 个单独的分支,分别用来解析 细节信息(P 分支)、上下文信息(I 分支)、边界信息(D 分支)。其中特征骨架采用改进的卷积模块和去雾模块 学习的特征共同拼接得到;像素注意力引导融合模块 (Pag)用来选择性的学习语义信息来辅助 P 分支进行细 节解析;金字塔池化模块(pyramid pooling module, PPM) 用于聚合不同尺度的上下文特征,同时利用并行化和压 缩通道数量实现较高的推理速度;边界注意力引导融合 模块(Bag)利用边界注意力引导融合细节和上下文;S-Head 结构采用卷积块的堆叠用于输出最终结果。

卷积模块的构建借鉴了 YOLOv5 中 Focus^[17] 的思想,利用图像分片的方式快速实现下采样,如图 4 所示, 能够大大的减少计算量。通过轻量化的提取特征结构, 将特征尺寸快速下降到原来的 1/4。

去雾模块中使用的 AODNet 针对大气散射模型进行 改进,如式(1)和(2)所示,先通过网络预测中间参数 K (x),然后依据式(1)得到清晰图像。

$$J(x) = K(x)I(x) - K(x) + b$$
(1)

$$K(x) = \frac{\frac{1}{t(x)}(J(x) - A) + (A - b)}{I(x) - 1}$$
(2)

其中,I(x)是存在雾气的图像,J(x)是待恢复清晰 图像,A代表大气光强,t(x)代表传输矩阵,b是常量偏 置,默认为1。

如图 5 所示,去雾模块训练时利用成对的图像学习 K(x),在应用于板坯前景分割模型时,以中间学习的特 征进行 4 倍下采样后同卷积模块输出的特征拼接用于后 续网络。



Fig. 4 Convolutional module



相机采集图像经过透视变换后输入到前景分割模型 中,输出具备语义特性的二值化分割图,图像中前景区域 (板坯)数值为1,其余区域数值均为0,通过对板坯边界 进行计算分析得到其位置和角度。

2)组合式角度测量

角度的计量过程以板坯的标准外接矩形和最小外接 矩形的交并比(intersection over union, IoU)作为判断依据 进行计算方式的转换。

当 IoU>0.8 时,使用方式 1:以最小外接矩形与辊道 方向所成的锐角角度 θ 为视觉测量角度,如图 6(a)所示。

当 IoU ≤0.8 时,使用方式2:利用标准外接矩形与板 坯外轮廓所成的3个交点计算锐角角度为视觉测量角 度。当板坯中心点落在左侧区域内时,利用最右侧的b 点和最下方的 c 点连成的直线进行角度计算,当板坯中 心点落在右侧区域内时,利用最左侧的b 点和最上方的 a 点连成的直线进行角度计算,如图 6(b)所示。

采用组合式的测量策略的优势在于当存在遮挡的情况下也能保证较高的角度测量准确度。

当 IoU>0.8 且存在遮挡时,如图 6(c)所示,得到的 最小外接矩形相对准确,采用方式1得到的角度准确度 较高,而采用方式2中三交点进行计算时,由于交点与标 准外接矩形相距较近,不足以应对轮廓提取误差的影响。



(a) IoU>0.8且无遮挡 (a) IoU>0.8 without obstruction



(b) IoU≤0.8且无遮挡 (b) IoU≤0.8 without obstruction



(c) IoU>0.8且存在遮挡 (c) IoU>0.8 with obstruction



(d) IoU≤0.8且存在遮挡
 (d) IoU≤0.8 with obstruction
 图 6 角度计算示意图
 Fig. 6 Schematic diagram of angle calculation

当 IoU ≤0.8 且存在遮挡时,如图 6(d)所示,此时在 计算最小外接矩形时得到的外接矩形有可能与标准外接 矩形相同,此时利用方式 1 中最小外接矩形的角度反映 实际钢坯角度会出现计算错误,而利用方式 2 中三交点 进行计算能很好的避免该问题。

从静态角度出发,图像中可得到的角度测量范围仅为[0°,90°),而从动态角度考虑,板坯实际可转过的角度范围为($-\infty$,+ ∞)。因此,视觉测量角度 θ 到实际板坯旋转角度 α 的转换关系如式(3)所示:

 $\alpha = \varphi \times 90^{\circ} + \theta \tag{3}$

其中, φ 初始值为 0, φ 值的变化受到 θ 的时刻变化 影响,如式(4)所示。

$$\varphi_{i} = \begin{cases} \varphi_{i-1} - 1, \theta_{i} - \theta_{i-1} > 45^{\circ} \\ \varphi_{i-1} + 1, \theta_{i} - \theta_{i-1} < 45^{\circ} \\ \varphi_{i}, -45^{\circ} \le \theta_{i} - \theta_{i-1} \le 45^{\circ} \end{cases}$$
(4)

当相邻两次视觉测量角度差大于 45°时 φ 减 1,相邻 两次视觉测量角度差小于-45°时 φ 加 1,其他时刻 φ 保 持不变。

2.2 转钢控制策略

采用安全限位、位置优选、转速调控、过转修正等策 略进行板坯旋转过程控制,能够保证转钢过程的稳定并 提升转钢效率。

1)安全限位策略

受到设备遮挡、视角不佳的影响,相机可监控区域要 小于实际可转钢的辊道范围,仅以监控区域作为转钢候 选区域会减少可选转钢位置的数量,降低转钢的成功率, 而盲目的扩大转钢范围会使得板坯有转进轧机的风险。

因此本文中将板坯实际可进行旋转的区域的左右边 界线定义为外侧安全线,该安全线处于摄像机监控画面 以外,板坯在抛钢后,利用前景分割模型处理得到板坯的 像素长度值 a 和像素宽度值 b,将外侧安全线以辊道运行 方向板坯最长覆盖像素 l 向内部缩放得到内侧安全线, 如图 7 所示。

*l*的计算如式(5)所示,内侧安全线处于摄像机监控 画面内部。

$$l = | a\cos\theta | + | b\cos(90^\circ - \theta) |$$
(5)

依据板坯标准外接矩形的左边界到右内侧安全线的 距离和板坯标准外接矩形的右边界到左内侧安全线的距 离为标准判断板坯旋转是否安全,当距离值大于0为安 全状态,其他情况为不安全状态,不安全状态时将重新移 动板坯到下一转钢位置,安全限位可以依据转钢过程中 板坯的像素宽度变化实时更新,从而适应长宽比变化较 大的情况。

2) 位置优选策略

转钢辊道在长期使用中出现磨损,会造成转钢打滑, 实际生产现场中人工会择选到易于转钢的位置进行操 作。本文运用人工数据自主学习,以板坯长度、宽度为区 分要素进行优选位置的记录。

如图 8(a) 所示,记录人工操作转动板坯过程数据, 其中 x 轴为时序(以 100 ms 为间隔)单位,图中实线为板 坯角度变化曲线,虚线为图像中捕捉到板坯的像素位置 变化,其中出现角度明显变化的拐点即为最佳转钢位置。 图 8(b)中展示为板坯在转动过程中出现打滑后发生了 横向移动,人工操作辊道拉回到转钢位置再次进行转动。

从图 8 中可以看出角度曲线拐点的坐标所对应的板 坯位置为较优的转钢位置。上述角度曲线为离散数据点 组成,无法通过直接求导计算出拐点位置,因此本文采用



Fig. 7 Schematic diagram of safety limit principle

如下伪代码获得拐点位置。

for angle $\leftarrow -10$ to 60 do
$angle_{min} \leftarrow angle, angle_{max} \leftarrow angle + 5$
num $\leftarrow 0$, time _{select} $\leftarrow 0$
for time $\leftarrow 0$ to time _{max} do
if $angle_{min} < data_{angle} [time] < angle_{max}$ then
num \leftarrow num +1, time _{select} \leftarrow time
end
end
if num > 25 then
data _{angle} [time _{select} : time _{select} +20]→利用 PCA ^[18-19] 计算
主方向斜率 k
if $k > 0.5$ then
保留 data _{pos} [time _{select}]作为候选位置
end
end
and

为实现较高的转钢成功率,以及最大程度的保证转 钢效率,转钢位置点的选择尤为重要。如表1所示,将可 转钢的位置依据板坯长度和宽度分别以100 mm 为间隔 进行候选位置的存储,然后利用 Mean Shift^[20-21]算法进行 聚类分析,得到5个最优的转钢位置。





图 8 人工转钢过程数据曲线

Fig. 8 Data curve of manual steel conversion process

表1 位置优选过程数据统计

Table 1 Data statistics for location optimization process

板坯长度/	板坯宽度/	候进位署/nival	优选位署/nival
mm	mm	医远位直/ pixei	Mule main pixer
1 200	1 200	240, 350, 378, 388, 398,	400, 428, 240,
1 500	1 500	414, 430, 494, 768,	350, 452
1 200	1 400	188, 240, 244, 246, 264,	324, 248, 274,
1 500	1 400	272, 288, 310, 314,	302, 371
1 200	1 500	196, 224, 294, 308, 334,	393, 301, 196,
1 300	1 500	394, 396, 448, …	224, 321
4 200	4 100	26, 38, 52, 56, 132, 166,	248, 215, 274,
4 300	4 100	180, 208, 208, 210,	299,48
1 200		-42, 88, 128, 130, 130,	272, 318, 292,
4 300	4 200	132, 136, 142, 144,	224, 150
4 200	1 200	12, 58, 84, 152, 182, 274,	302, 349, 71,
4 300	4 300	278, 298, 300, …	12, 152

进行自动转钢时,获取同一类型板坯中记录的优选 位置,转钢过程中在这些位置循环进行转动测试,每个位 置点共测试 m 次,m 次后未成功转钢,则轮询到下一位 置进行转钢测试,优选位置全部轮询后转钢不成功则报 警切换为手动转钢。

3)转速调控策略

转钢过程采用三级速度调控,速度计算见如(6)所示,板坯起始转动时采用一级速度进行旋转,可提供较大的动力克服辊道摩擦;当旋转角度大于45°且不超过60°时采用二级速度,二级速度受到板坯实时角速度的调控,可有效进行速度控制;当旋转角度大于60°后采用三级速度进行旋转,利用角速度控制辊道速度的衰减,可在一定程度防止板坯过转,当达到判定成功转钢的角度范围后停止转动。

$$v = \begin{cases} 1.5 & \alpha < 45^{\circ} \\ 1.2 + 0.3e^{-0.2\omega} & 45^{\circ} \le \alpha \le 60^{\circ} \\ 0.8 + 0.5e^{-0.5\omega} & \alpha > 60^{\circ} \end{cases}$$
(6)

其中,ω为利用板坯角度变化计算得到的角速度值, α为板坯实际角度值。

4) 过转修正策略

受到板坯转动过程电机响应速度与板坯自身惯性的 影响,依据转速调控策略并不能保证 100%达到判定成功 转钢的角度要求。因此当旋转角度超过判定转钢成功所 需角度范围时,需进行反转修正,否则会因推床无法夹正 而导致此次转钢失败。

过转修正策略以微调的方式使转钢角度满足条件, 采用一级转钢速度,以脉冲进行触发,使该速度维持指定 时间后即控制电机停止,观看板坯角度变化,如此反复直 到角度达到所需范围。该策略以较大的速度克服板坯摩 擦力使其发生转动,又能及时的控制板坯停止,减少板坯 在转钢成功所需角度范围前后波动的风险。

3 试验与应用分析

3.1 角度测量分析

训练和测试环境为: Windows10 专业版系统, Python3.8.8 编译环境, GeForce RTX 2080Ti 12 G显卡, Pytorch1.9 深度学习框架。

模型共计训练 300 轮,其中训练集样本共计 8 623 张,测试集样本共计 1 756 张,语义类别数量 *C* 为 2,图像 宽度 *W* 和图像高度 *H* 归一化为 1 024×1 024。

去雾模块的参数需要成对的数据进行训练,在生产 场景中无法获得,本文中去雾模型参数使用公开数据集 NYU2进行学习,得到的最优参数直接应用于去雾模型 参数的初始化,如图9所示,可以看出迁移来的参数对于 板坯数据集仍能实现较好的去雾效果,能够起到提升图 像细节的作用。在前景分割模型训练时将去雾模块的参 数冻结,进行其余参数的学习。

为验证图像去雾后是否对模型分割起到积极作用, 采用 AODNet 与 PIDNet 级联的方式,也即通过 AODNet 得到去雾图像,再将去雾后的图像输入到 PIDNet 中得到



Fig. 9 Output effect of defogging

分割结果,从表2中数据可以看出增加去雾处理后分割结果在mloU指标上提升了0.9%,证明去雾后可提升分割质量。对比添加去雾后的处理时间可以发现,模型级联处理相较于只使用 PIDNet 模型处理花费了更多的时间,不符合实时处理的需求。

本文设计的模型一方面考虑使用轻量化的卷积模块 减少参数量,另一方面认识到具体生产场景中的雾气形 态与公开数据集中的一般雾气形态还存在一定的特殊 性,而在模型级联处理时会忽略这种特殊性,因此本文集 成的去雾模块将具备*K*(*x*)信息的特征保留并与卷积模 块输出的特征进行融合作为后续支路的输入,表2结果 表明这种结构设计不仅提升了mloU指标,而且保证了处 理速度满足实时性要求。

表 2 不同处理方式对比

 Table 2
 Comparison of different processing methods

方法	mIoU/%	处理时间/ms
PIDNet	98.3	38.2
模型级联	99.2	51.1
本文	99.4	39.8

对比常用模型的分割效果指标如表 3 所示,除常用 指标 mIoU 外,还增加了对于角度测量准确率的统计,定 义角度误差在±2°内均判定为正确。

表 3 分割模型指标对比

Table 3 Comparison of segmentation model indicators

方法	mIoU/%	角度计算准确率/%	处理时间/ms
SegNet	87.2	95.6	43.4
BiseNetV1	96.7	97.9	29.6
PIDNet	98.3	98.8	38.2
本文	99.4	99. 9	39.8

分析表 3 数据可知,本文模型相比原始模型 mIoU 指标提升 1.1%,且处理时间可满足 25 fps 的实时数据流;同时能够发现,模型分割精度在一定程度上会影响到最终角度计算的准确率,分割精度越高,角度测量的准确率越高。板坯角度测量效果如图 10 所示,分别展示了不同类型板坯的角度测量结果。



(c) Large angle

(d) 小角度 (d) Small angle

图 10 角度测量结果 Fig. 10 Result of angle measurement

3.2 控制过程分析

图 11 展示的是转钢过程交叉辊的速度控制曲线,曲 线中分别包含初始阶段、转钢阶段、平移阶段、过转修正 阶段、结束阶段。



其中初始阶段为板坯由粗轧机抛钢后的移动过程, 相邻交叉辊转向一致,移动板坯到初始的转钢位置;转钢 阶段中交叉辊速度相反形成扭矩实现板坯转动;平移阶 段是当上一个转钢位置无法成功完成转钢时,需要移动 到下一个位置点进行尝试;过转修正阶段并非每次都被 执行到,只有当板坯因为惯性影响旋转角度过大,无法保 证侧导板夹正时才会触发;结束阶段需要判断板坯是否 在需要停放的位置。

控制过程中安全限位策略有效利用相机无法拍摄或 被遮挡的转钢辊道区域,可以在很大程度上拓展板坯可 选转动位置,增加板坯自动转钢的成功率。速度调控策 略和过转修正策略用于控制辊道的转速,能够保证转钢 过程的平稳,增强系统鲁棒能力。

位置优选策略可以提升转钢效率,增加位置优选策略后,分别统计多种规格的板坯数据,对比随机选择位置和位置优选时的转钢时间,统计数据如表4所示,使用位置优选策略后,相较于随机选择位置在转钢效率上可提升约2s,证明转钢位置选择对于能否快速完成转钢至关重要。

表 4 转钢位置选择的影响

Table 4 Influence of the selection of steel transfer position

长度/mm	宽度/mm	方式	数量/块	平均用时/s
2 600	2 600	随机选择	35	10.5
2 800	3 000	位置优选	51	9.1
2 000	2 000	随机选择	29	8.8
3 000	3 900	位置优选	46	6.3
2 700	1 800	随机选择	33	14.6
2 700	1 800	位置优选	52	13.3
3 500	2 100	随机选择	39	12.8
		位置优选	65	10.5

3.3 现场实际应用

自动转钢系统的终端画面如图 12 所示,画面中可查 看到粗轧机前后的转钢辊道区域的视觉监控及识别情况,同时可显示实时辊道转速及 L1 接收的板坯规格和设 备状态等信息。系统支持历史数据查询、手自动切换、报 警提醒等功能。



图 12 终端画面 Fig. 12 Interface of terminal program

根据相机窄边实际拍摄到的转钢区域,统计其约占

1000 个像素点,计算相机的分辨精度为 7200/1000 = 7.2 mm/pixel,由表 3结果可知转钢角度的定位误差满足 ±2°的检测要求,误差主要来自于板坯轮廓的分割精准 度。在执行机构的控制过程中,针对存在的辊道启动延 时、板坯惯性、运动打滑等影响,采取位置优选、过转修正 等控制策略可进行改善。

统计生产现场中连续 3 天的转钢数据,如表 5 所示, 根据人工转钢先验知识,按照不同宽度范围统计,宽度不 大于 2 300 mm 的板坯转钢成功率为 90.3%,宽度大于 2 300 mm 的板坯转钢成功率为 97.8。其中判定转钢是 否成功的依据为 30 s 内是否达到成功转钢所需角度。

表 5 生产现场统计转钢数据

宽度/mm	数量/块	成功率/%	平均用时/s
≤2 300	368	90.3	14.4
>2 300	827	97.8	7.9

综合结果表明,宽度越小的板坯与辊道接触面积小, 对应的摩擦力降低,难以形成扭矩,所以宽度较小的板坯 转钢难度大。

4 结 论

本文设计的粗轧自动转钢系统,通过视觉检测和自 动控制技术完成自动转钢过程,可以取代人工操作实现 此工艺段的自动化生产,同时提升转钢效率,减少能耗损 失。其中采用的融合去雾模块改进的前景分割模型及组 合式的角度测量方法能够在有遮挡的情况下准确的计算 板坯角度,并跟踪得到板坯实际动态旋转角度,为成功转 钢提供基础数据。采用的多种控制策略优化转钢过程, 保证了转钢的稳定性、安全性,其中优选位置策略较大的 提升了转钢的稳定性、安全性,其中优选位置策略较大的 提升了转钢的效率,综合各策略可提高整体转钢成功率。 在后续的研究中,还需要通过模拟仿真,对惯性、板形、执 行机构的影响进行更深入的探索,从而设计有效的控制 策略,改善和提升自动转钢系统的性能,更好的服务于钢 铁冶金制造的智能化发展。

参考文献

[1] 汪杰.无立辊轧机宽厚板矩形度控制研究[D].马鞍山:安徽工业大学,2017.

WANG J. Research on rectangle control of wide and thick plate in non vertical roll rolling mill [D]. Maanshan: Anhui University of Technology, 2017.

[2] 邓能辉,吴创嘉,杨朝霖,等.中厚板表面缺陷检测关 键技术的研究与应用[J].冶金自动化,2021,45(5): 86-92. DENG N H, WU CH J, YANG CH L, et al. Research and application of key technologies for surface defect detection of medium and thick plates [J]. Metallurgical Automation, 2021,45 (5): 86-92.

- [3] 徐萌,王雪飞.基于 BiLSTM-Attention 的钢板表面手写板号识别算法[J].中国冶金,2021,31(10):86-93.
 XU M, WANG X F. Algorithm for handwritten plate number recognition on steel plate surface based on BiLSTM-Attention [J]. China Metallurgy, 2021, 31 (10): 86-93.
- [4] 胡远. 基于机器视觉的中厚钢板轮廓检测系统的研究[D]. 杭州:浙江理工大学,2017.

HH Y. Research on contour detection system of medium and thick steel plate based on machine vision [D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2017.

[5] 王璐.宽厚板轧制过程中基于图像处理系统的全自动 转钢和展宽技术[J].山西冶金,2018,41(1):88-89,113.

WANG L. Fully automatic steel conversion and widening technology based on image processing system during the rolling process of wide and thick plates [J]. Shanxi Metallurgy, 2018,41 (1): 88-89,113.

- [6] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J].
 IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39(4):640-651.
- [7] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017,39(12):2481-2495.
- 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.
- [9] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40 (4): 834-848.
- [10] 孙耀泽,高军伟. 基于 DeepLabV3+的轮对踏面损伤分 割算法[J].电子测量技术,2022,45(23):113-118.
 SUN Y Z, GAO J W. Wheel tread damage segmentation algorithm based on DeepLabV3+ [J]. Electronic Measurement Technology, 2022,45 (23): 113-118.
- [11] YU C, WANG J, PENG C, et al. BiSeNet: Bilateral segmentation network for real-time semantic segmentation [C].

European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2018.

[12] 任凤雷,杨璐,周海波,等.基于改进 BiSeNet 的实时图像语义分割[J].光学精密工程,2023,31(8):
1217-1227.

REN F L, YANG L, ZHOU H B, et al. Real time image semantic segmentation based on improved BiSeNet [J].
Optical Precision Engineering, 2023, 31 (8): 1217-1227.

- [13] FAN M, LAI S, HUANG J, et al. Rethinking BiSeNet for real-time semantic segmentation [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021:9716-9725.
- [14] XU J C, XIONG Z X, BHATTACHARYYA S P. PIDNet: A real-time semantic segmentation network inspired from PID controller [J]. arXiv preprint arXiv: 2206.02066, 2022.
- [15] 郑凤仙,王夏黎,何丹丹,等. 单幅图像去雾算法研究 综述[J]. 计算机工程与应用,2022,58(3):1-14.
 ZHENG F X, WANG X L, HE D D, et al. Overview of single image defogging algorithms [J]. Computer Engineering and Applications, 2022,58 (3): 1-14.
- [16] LI B, PENG X, WANG Z, et al. AOD-Net: All-in-one dehazing network [C]. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice: IEEE, 2017: 4770-4778.
- [17] 吕禾丰,陆华才. 基于 YOLOv5 算法的交通标志识别 技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 137-144.

LYU H F, LU H C. Research on traffic sign recognition technology based on YOLOv5 algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (10): 137-144.

- [18] 唐加山,段丹丹.文本分类中基于 CHI 和 PCA 混合特 征的降维方法[J].重庆邮电大学学报(自然科学版), 2022,34(1):164-171.
 TANG J SH, DUAN D D. Dimension reduction method based on mixed features of CHI and PCA in text classification [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2022,34 (1): 164-171.
- [19] 彭明松,王二化,张屹.基于 PCA 和 SVM 的微铣刀磨 损状态识别[J].组合机床与自动化加工技术,2022, 575(1):130-133.
 PENG M S, WANG ER H, ZHANG Y. Identification of micro milling cutter wear status based on PCA and SVM [J]. Combined Machine Tool and Automation Processing Technology, 2022, 575 (1): 130-133.

 [20] 周爱军,张松,杜宇人.基于 MeanShift 的跟踪学习检测目标跟踪改进算法[J].实验室研究与探索,2020, 39(9):7-12.

> ZHOU AI J, ZHANG S, DU Y R. Improved algorithm for target tracking detection based on mean-shift in tracking learning [J]. Laboratory Research and Exploration, 2020,39 (9): 7-12.

[21] 杨玉锋,潘雄,卿晨昕,等.基于半参数均值漂移模型的BDS卫星钟差异常探测与修复[J].仪器仪表学报, 2020,41(8):47-54.

> YANG Y F, PAN X, QING CH X, et al. Detection and repair of BDS satellite clock deviation anomalies based on a semi parametric mean shift model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41 (8): 47-54.

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.