

引用格式:刘光辉,楚金旺,张博文,等.面向铜冶炼车间的物流搬运设备监控及管理系统研究[J].有色设备,2025,39(5):91-98.

LIU Guanghui, CHU Jinwang, ZHANG Bowen, et al. Equipment monitoring and material tracking management system for copper smelting workshop[J]. Nonferrous Metallurgical Equipment, 2025, 39(5): 91-98.

面向铜冶炼车间的物流搬运设备监控及管理系统研究

刘光辉¹, 楚金旺^{2,3*}, 张博文¹, 殷冠军²

(1. 恩菲雄安科技发展有限公司, 河北 雄安 071800; 2. 中南大学 自动化学院, 湖南 长沙 410083;
3. 中国恩菲工程技术有限公司, 北京 100038)

[摘要] 针对PS转炉铜冶炼多工序协同作业中,因依赖纸质记录与人工沟通导致的信息传递滞后、协同效率低下等瓶颈问题,本文提出并设计了铜冶炼车间物流搬运设备监控及管理系统。该系统分别采用格雷母线和旋转编码器对行车大车和小车方向连续定位,对行车主钩、副钩均安装称重传感器以实现行车吊钩称重,采用激光测距实现对电动平车精准定位,采用图像识别方法对车间内渣包号自动识别,基于车间内全覆盖的无线通讯网络,实现各类智能感知数据的自动采集传递,最终实现对车间内各冶炼炉、行车、渣包等关键设备生产过程的有效监控,以三维可视化技术呈现车间生产全貌,其次,对生产过程中冰铜、粗铜、冷料等各主要金属实物流向连续自动跟踪,并且将物料跟踪数据及时反馈至各冶炼炉。车间内生产信息的自动采集与传递,有效提高了各工序间协同效率,为铜冶炼车间的智能化转型提供了参考。

[关键词] 铜冶炼; 行车定位; 渣包; 图像识别; 物流跟踪; 三维可视化

[中图分类号] TF811

[文献标志码] A

[文章编号] 1003-8884(2025)05-0091-08

DOI: 10.19611/j.cnki.cn11-2919/tg.2025.05.013

在PS转炉铜冶炼过程中,需要熔炼、吹炼、精炼多工序紧密衔接,各工序间主要流转物料为铜锶、粗铜、冷料、炉渣,在多炉同时工作的生产模式中,物料流转高度依赖车间内行车吊运,在生产任务紧张时,冶炼炉、行车、容器等多种设备之间的有效协同已成为影响生产平稳运行的制约环节^[1-2]。而影响作业协同的主要因素为整个车间内参与生产活动的岗位较多、信息化程度低,且缺乏有效地集中管理手段和工具,造成岗位间信息沟通不够及时精准^[3],各设备生产节奏偏离设定目标,进而影响车间的生产流畅运行。针对该问题,本研究开发了铜冶炼车间物流搬运设备监控及管理系统,该系统覆盖熔炼、吹炼、精炼主要工序,实现对主要铜金属物料流转过程中的重量、时间节点信息的自动连续追踪。同时,在生产过程总车间各冶炼炉、渣包、运输设备等关键设备状态的可视化展示,为车间内生产排班和冶炼炉生产节奏控制、行车实时调度指挥提供基础。

1 行车运行流程

本研究涉及的冶炼车间主体工序为熔炼、吹炼、精炼,具体布局如图1所示。熔炼工序包括1座澳斯麦特炉、1台沉降电炉(该电炉分东侧、西侧出铜口);吹炼工序包括4台转炉;精炼工序包括3台精炼炉。承载容器(以下称渣包)主要有3类:冰渣包6个、粗渣包6个、冷料包4个,分别装载铜锶、粗铜、冷料。运载工具主要有2类:地面电动平车4台、跨上行车3台。主要运输工艺路径为:铜锶、冷料、粗铜运转。在主要运输工艺路径之外,行车还承担车间内转炉渣与精炼渣运转等任务。

2 系统总体方案设计

类似行车、渣包、冶炼炉相互协同作业的场景,在钢铁冶金行业炼钢厂内,已有相关系统实施应用^[7],本系统采用连续定位方式实现对行车位置的

[收稿日期] 2025-06-29

[第一作者] 刘光辉(1987—),男,湖南新化人,工程师,硕士,主要从事有色、钢铁行业数字化、智能化工作。

[通信作者] 楚金旺(1977—),男,山东禹城人,正高级工程师,硕士,主要从事数字技术研发与应用工作。

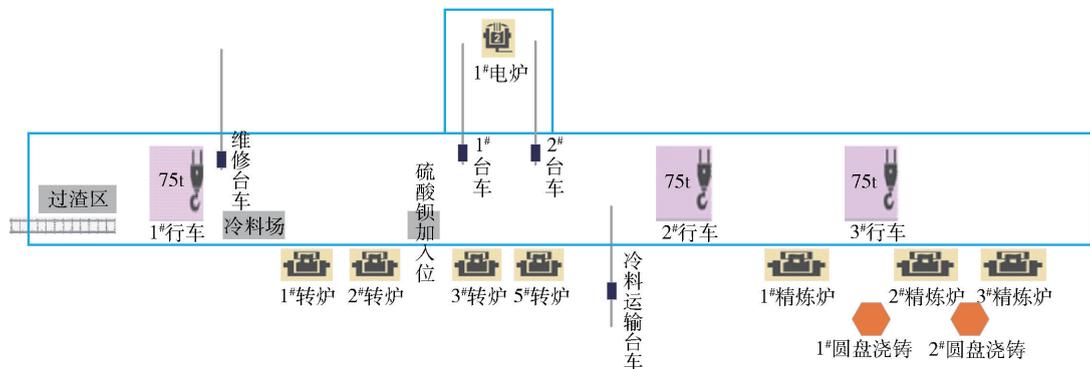


图 1 车间布局示平面示意
Fig.1 Smelt workshop layout

实时检测,在行车上部署称重传感器实现对行车吊运动作的自动识别,在地面固定位置部署摄像头,自动识别车间内渣包号。车间内实施部署无线局域网络,实现服务器与行车的通讯,并通过有线网络连通现有已建成的各冶炼炉 DCS 系统。在机房部署工业互联网平台,实现对行车、冶炼炉等各类数据的集中采集,在工业互联网平台上部署铜冶炼车间物流搬运设备监控及管理系统,实现对车间内行车及金属物质流向追踪管理。

2.1 智能感知设备

系统智能感知设备包括行车定位、行车称重、台车定位、包号识别、视频监控等多个方面。行车定位设备说明:对于行车的定位,存在 X(大车走行方向)、Y(小车走行方向)、Z(起落钩方向)三个方向, X 方向定位,测距长度 305 m,常用的测距方式有激

光定位(定位精度 0.5 ~ 5 mm)、码牌定位(定位精度 1 cm)、格雷母线定位(定位精度 2 mm)、RFID 定位(视安装间隔而定)等,采用激光、码牌测距,通常因粉尘、震动,严重影响测量精度,RFID 射频定位,精度不固定且维护繁琐,格雷母线定位精度高且抗干扰能力强,较好适应该车间环境,钢铁冶金等类似场景亦应用较好^[4-6]。因此,采用格雷母线进行 X 方向定位。现场安装如图 2 所示。

对于 Y、Z 方向,测量距离均较短,采用旋转编码器(定位精度 1 mm),安装在行车小行走机构和钢丝绳滚筒轴旁,通过测量轴旋转,间接测量 Y、Z 方向位置。相较于采用激光测量,抗粉尘干扰能力较强,相较于格雷母线定位,则安装更为便捷,而 RFID 则应安装位置、测量精度,均不满足要求。行车称重说明:将称重压块安装于行车主钩、副钩钢丝绳滚筒

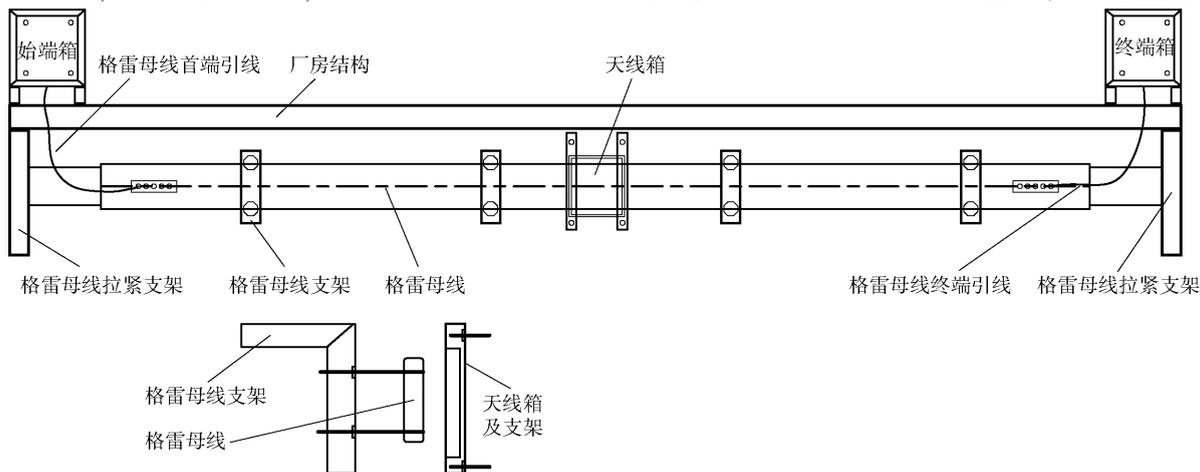


图 2 X 方向定位设备安装
Fig.2 Installation of X-direction positioning

注:技术要求如下。1. 始端箱:安装位置在大车格雷母线首端,距离大车格雷母线首端不能超过 1 m。2. 终端箱:安装位置在大车格雷母线尾端,距离大车格雷母线尾端不能超过 1 m。3. 始端箱、终端箱等安装支架,现场根据厂房实际位置进行调整。

轴承座下方,间接获取行车挂钩负载重量。平车定位说明:平车定位通常可采用激光、极限开关、旋转编码器、格雷母线等方式,其中极限开关、旋转编码器通常处于渣包下方,易受溅渣损坏,格雷母线需要地面开槽敷设,施工难度较大,且感应箱容易因接触地面溅渣物,为了后续配合行车的自动化起吊、放吊包,因此,采用定位精度较高的激光定位,激光位于地面,受烟尘的影响相对较小,此外,激光安装位于地面,定期清理较为便捷。

渣包包号识别分为直接图像识别和高温 RFID 标签识别。其中,高温 RFID 标签识别安装实施、维护成本较高,而且高温 RFID 标签通常容易受高温熔融金属喷溅直接接触而损坏,而图像识别方法在场景适应性强^[8-10]。因此,本系统采用直接图像识别方法。在系统上线前,对每个承载渣包进行包号印制,为抓拍渣包图片,在电炉、转炉、精炼炉炉口等渣包必经路径部署摄像头,如图 3 所示。当行车途径摄像头位置时,系统通过检测行车 X 坐标,自动触发相机抓拍渣包图像并自动保存,用于系统自动识别包号。

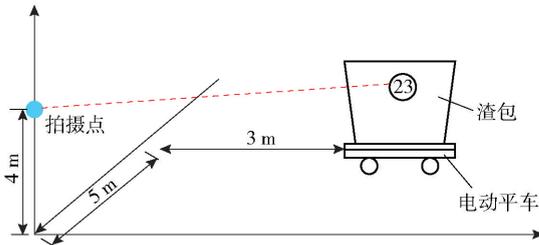


图 3 相机安装位置

Fig. 3 Installation of camera

2.2 通信网络

在车间内部署无线网络,覆盖车间全范围,每台行车上安装车载 AP,用于传输定位、称重等信号,在跨上沿行车运行轨道方向,按一定间距部署无线 AP,用于与行车通讯,行车在沿轨道运行时,车载 AP 在跨上固定 AP 间实现漫游,根据信号强度自动切换连接热点,确保通讯连续,跨上固定 AP 则通过光纤,通过接入交换机连接至机房核心交换机,地面用于包号识别的摄像头,则通过就近视频接入交换机连接至机房核心交换机。具体网络拓扑如图 4 所示。

2.3 数据采集

行车定位、称重信号首先接入车载 PLC,并通过

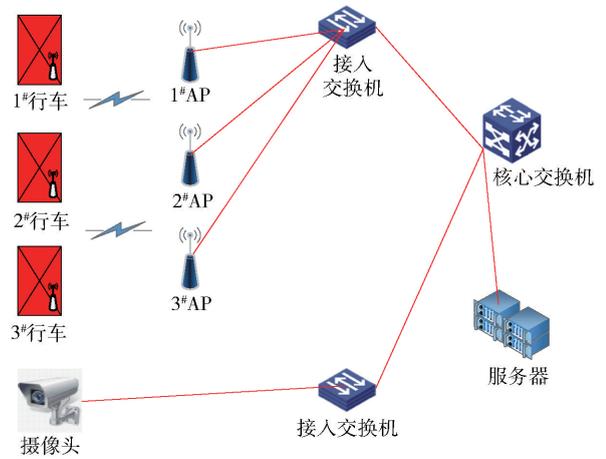


图 4 系统网络拓扑

Fig. 4 System network topology

车载 AP 接入网络,台车定位信号,则将传感器接入就近冶炼炉 DCS 系统,在机房部署工业互联网平台,基于平台 IOT 数采模块,通过 OPC 协议实现对天车、台车等信号的采集。对于车间内各冶炼炉信号,则通过 IOT 数采模块与已建成的 DCS 系统连通,实现对冶炼炉冶炼运行参数采集。对于地面摄像头、车载摄像头,则在应用终端直接获取摄像头视频流,实现对视频信号采集。

2.4 行车动作判别流程

车间内各类渣包流转主要依赖行车,通过行车的起吊、放吊、兑物动作实现。因此,对行车该类型关键动作的准确判定,是实现车间内渣包、物流跟踪的重要基础。为此构建行车状态判断模型,通过行车实时定位、称重数据,通过物重变化特征并结合行车坐标位置,自动判断行车起吊、放吊、兑物行为,精准判断行车关键动作,其实现流程如图 5 所示。

系统自动保存行车运行数据,每秒生成 1 条记录,在进行均方差计算时,定时获取天车最新 n 条运行记录中物重数据,每获取 1 次,计算一次均方差,计算过程如式(1)所示。

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (w_i - \bar{w})^2}{n}} \quad (1)$$

式中: σ 为均方差,kg; n 为总记录条数,根据行车实际运行记录数据调试结果调整; i 为第 i 条记录; w_i 为第 i 条记录物重数据,kg; \bar{w} 为平均物重,kg。

2.5 包号识别算法

针对渣包号识别,开发相应图像识别系统,其主

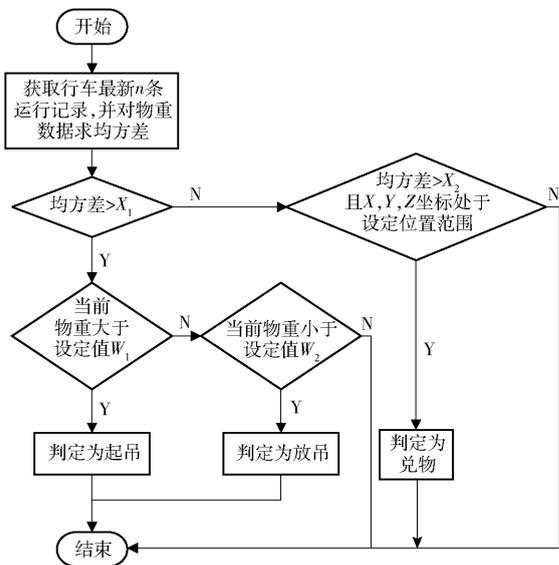


图 5 行车状态判断流程

Fig. 5 Procedure of crane status analysis

要步骤为：(1) 采集足量的钢渣包图像数据，用于训练识别算法模型；(2) 使用卷积神经网络的人工智能算法 YOLOv3，提取钢渣包图像数据的特征；(3) 利用训练好的 YOLOv3 网络，找到图像中用于识别的包号区域和对应的数字；(4) 对不同特征的字符进行自动分类；(5) 将钢渣包号码区域作为有效范围，排除图像中其他位置数字的干扰，再将有效范围内的数字在图像中按 x 坐标排序，最终组合得到渣包号。

在系统上线前，采集超过 2 000 张图像后，采用高斯平滑滤波器对图像进行去噪，再利用图像标注工具对图像集进行标注。标注的类别包含 11 类：ring, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9。其中 ring 代表整个包号并加上外圈，各个数字则代表号码类别，每项标注的信息包括类别和对应像素框的 (x, y, w, h) ，中心 x, y 坐标、像素框宽 w 、高 h 。

YOLOv3 算法使用 darkNet53 卷积神经网络作为特征提取的基础网，YOLOv3 算法识别渣包号过程具体步骤为：(1) 按将图像划分为 $S \times S$ 固定的网格，如果目标中心落在对应网格，该网格负责这个目标的检测；(2) 每个网格对落在网格中的 B 个物体进行分类，得到物体所属类别的概率，然后回归预测其位置信息，最后将位置坐标和类别概率整合为一串信息；(3) 由于每个物体包含多个预测框，使用非极大值抑制算法，筛选出每个物体概率最高的边框；(4) 最终输出每个网格的对应类别和位置信息。

其中，YOLOv3 算法采用的损失函数如式 (2) 所示。

$$\begin{aligned}
 Loss = & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \\
 & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [(\sqrt{\omega_j^i} - \sqrt{\hat{\omega}_j^i})^2 + (\sqrt{h_j^i} - \sqrt{\hat{h}_j^i})^2] - \\
 & \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [\hat{C}_j^i \log(C_j^i) + (1 - \hat{C}_j^i) \log(1 - C_j^i)] - \\
 & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{noobj} [\hat{C}_j^i \log(C_j^i) + (1 - \hat{C}_j^i) \log(1 - C_j^i)] - \\
 & \sum_{i=0}^{S^2} I_{ij}^{obj} \sum_{c \in \text{classes}} [\hat{p}_i^c \log(p_j^i) + (1 - \hat{p}_i^c) \log(1 - p_j^i)]
 \end{aligned} \tag{2}$$

式中，一共是 $S \times S$ 个网格，每个网格产生 B 个候选框，最终会得到 $S \times S \times B$ 个边界框； I_{ij}^{obj} 表示第 i 个网格的第 j 个边界框，该值判断是否为正样本，是为 1，否则为 0。损失函数等式右侧前两项分别为中心坐标误差和宽高坐标误差， $\hat{x}, \hat{y}, \hat{\omega}, \hat{h}$ 分别代表预测框的 (x, y) 坐标和宽高，第三项是存在预测对象的候选框的置信度误差，第四项是不存在预测对象的候选框的置信度误差， \hat{C} 表示预测框物体所代表的类别，第五项是分类误差，分类误差选择了交叉熵作为损失函数。 \hat{p} 表示预测类别的概率。

模型训练的过程，为能够收敛速度快、更稳定地获取计算结果，使用自适应梯度下降算法，按照学习率多次迭代，求得损失函数得最后解。梯度下降基本形式为式 (3)。

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \nabla_{\theta} L(\theta_t) \tag{3}$$

式中： θ_t 为第 t 次迭代的参数； η 为学习率； $\nabla_{\theta} L(\theta_t)$ 为损失函数 $L(\theta)$ 关于参数 θ 的梯度。

采用 Adam 优化器，通过引入动量项 m_t ，加速梯度下降在相关方向上的收敛，同时抑制震荡，计算梯度的一阶矩估计 (Momentum)。

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) \nabla_{\theta} L(\theta_t) \tag{4}$$

通过计算梯度的平方和 v_t 可以自适应地调整每个参数的学习率，使得在梯度较大的方向上学习率较小，在梯度较小的方向上学习率较大，计算梯度的二阶矩估计 (加权的梯度平方和)：

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) (\nabla_{\theta} L(\theta_t))^2 \tag{5}$$

由于 β_1 和 β_2 的存在，初始时刻的 m_t 和 v_t 会偏向于零，因此需要进行偏差修正：

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \tag{6}$$

$$\hat{v}_i = \frac{v_i}{1 - \beta_2'} \quad (7)$$

结合动量项和二阶矩估计,动态调整学习率,并进行参数更新:

$$\theta_{i+1} = \theta_i - \eta \frac{\hat{m}_i}{\sqrt{\hat{v}_i + \varepsilon}} \quad (8)$$

式中: β_1 和 β_2 为衰减率,用于控制一阶矩和二阶矩的衰减速度; ε 为一个小常数,用于防止分母为零。

模型训练完成后,在用于检测渣包号时,根据其坐标确定包号所在的范围,将中心点不在设定范围的数字排除,剩下的数字,按照 x 坐标排序,组合为最终识别的包号。

3 物流搬运设备监控与管理系统

3.1 行车定位子系统

X 定位说明:沿行车大车运行方向安装格雷母线,行车大车上则安装地址天线箱,地址发生器按照40 ms一个周期循环发送‘R0\R1\G12\G11...G1\G0\G0’的地址载波信号,载波频率为48 K,地址载波信号传递到格雷母线,格雷母线与地址天线箱之间产生无线感应,地址天线箱在不同位置会感应到不同的地址信号,传递到车检地址检测器,地址检测器处理不同的地址信号,计算出地址并输出到端口,从而获得当前行车 X 定位。对于 Y 、 Z 方向定位:行车小行走机构和钢丝绳滚筒轴旁安装旋转编码器,通过旋转编码器旋转圈数、小车车轮、钢丝绳滚筒直径,间接换算得到 Y 、 Z 方向位置。 X 、 Y 、 Z 方向定位数据均接入车载PLC,PLC则通过连通无线AP,最终经无线AP将行车定位数据传递至地面。在获取行车准确位置信息之后,根据冶炼车间内各设备元素分布,按比例布局映射至行车定位系统页面,形成参照,其次,通过已采集的行车 X 、 Y 、 Z 定位及称重 W 数据,实时驱动行车在画面上走行,确保画面行车位置与现场实际位置保持一致,对已采集的行车数据自动保存,形成行车运行历史记录,为进一步统计分析使用。

3.2 渣包管理子系统

渣包管理子系统是实现车间物流精细化管理的一部分,其功能设计围绕渣包的履历管理与动态实时跟踪管理展开。

3.2.1 渣包履历管理

渣包履历管理通过包位管理,对车间内渣包进

行位置初始化。操作人员通过可视化界面可实时查看车间内各渣包所分布位置,完成系统初始化。在渣包的后续流转中使用,当涉及维修的操作时,系统提供录入页面,记录渣包维修过程,保障了设备的安全运行与完整性。

3.2.2 渣包跟踪管理

在系统上线前,对车间内各冶炼炉、渣包工位进行位置标定,为实现对渣包在各工位间移动的自动识别提供数据基础。行车在不同位置间转运时,通过自身位置与已标定的位置进行匹配,经过行车起放吊动作逻辑判断,实现对渣包位置的连续跟踪,从而间接实现对车间内铜铕、粗铜、冷料、炉渣等主要金属物质流转的连续跟踪。其次,当基于行车的渣包跟踪失败时,通过渣包号自动识别,实现对渣包位置的校准。图6为跟踪过程中行车起吊典型特征曲线,系统可根据该曲线自动判定起吊行为,类似地行车放吊、兑物关键动作判定亦如此。图7为根据动作判定结果,自动生成的渣包跟踪记录,从电炉放吊空包至满包起吊,装入转炉,折返电炉的全过程,其中动作标识设定,1为起吊,2为放吊,3为兑物。

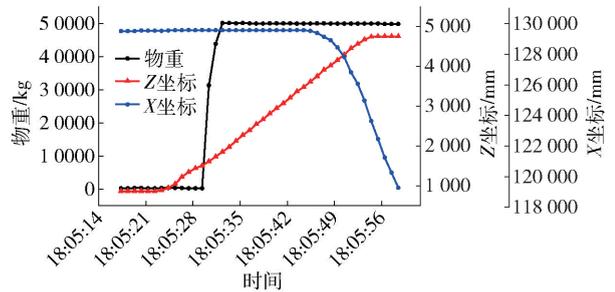


图6 动作判定过程历史记录

Fig.6 Record of crane action analysis

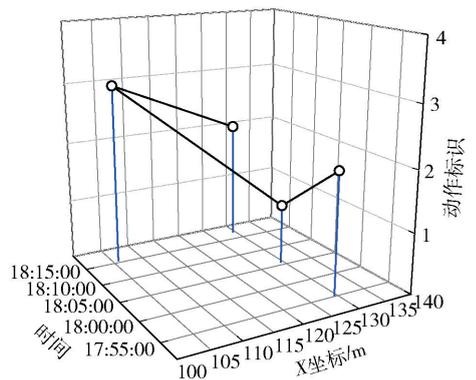


图7 渣包自动跟踪记录

Fig.7 Result of container tracking

3.3 设备监控子系统

该系统参照车间实际布局,将各冶炼炉、运输设备、渣包、渣包工位,并结合车间布局结构,通过 unity 3D 虚拟现实技术,形成车间三维视图。其中,基于行车定位子系统的行车实时数据,DCS 系统的冶炼炉生产数据,以及冶炼炉通过炉体倾动、炉次状态等参数,驱动动画实时展示冶炼炉当前工作状态,对于行车、台车等运输设备,通过数据实时驱动显示器当前车辆所在位置,并结合行车称重信息、物流跟踪信息,实时反馈行车负载重量、渣包、物料等。各类设备根据数据实时驱动,共同构成车间内设备监控系统,为车间调度员提供直观判断依据,确保生产节奏顺畅。

3.4 物流管理子系统

铜铈跟踪及管理:主要实现从电炉摆空冰渣包开始,记录冰渣包所承载电炉铜铈批次、时间,记录装入转炉的重量、时间,并将其对应转炉炉次,及时更新转炉炉内物料量,为转炉冶炼提供依据。粗铜跟踪及管理:主要实现从转炉安全坑摆粗渣包开始,

记录粗渣包所承载转炉炉次、时间,自动记录粗铜装入精炼炉的重量、时间,并对应精炼炉浇次,及时将装载重量反馈至精炼炉,为精炼炉处理提供依据。冷料跟踪及管理:转炉冷料主要有两种来源,一种是行车吊运冷料包装载,另一种是通过皮带输送,使用行车装载的,系统通过行车兑物动作判定,获取装料前后行车重量差,实现转炉装冷料重量的自动统计,对于不同种类冷料的装载统计,则通过冷料存储区位置关联区分。通过皮带输送的冷料,则使用皮带称重计量,自动统计炉次装料量。最终将行车冷料装入量、皮带冷料装入量、装料时间,反馈至转炉控制系统,为转炉冶炼提供数据基础。

经 1 周时间内跟踪数据统计,冷料、铜铈和粗铜连续自动跟踪准确率约 90%,数据基本满足生产调度使用,部分异常情况需人工干预。转炉车间内 1 d 的物料消耗统计时长由原来的人工耗时约 2 h 降低至系统自动统计的秒级,大幅提高了工作效率。随机查询转炉炉次号为 24BC00121 的跟踪精确数据见表 1。

表 1 炉次跟踪数据
Table 1 Result of heat tracking

转炉炉次跟踪汇总						
参数	行车装冰铜总重/t	行车装冷料总重/t	皮带装冷料总重/t	皮带装石英砂总重/t	炉次装入开始时间	炉次出铜开始时间
数值	177.4	38.6	40.5	9.8	18:10	02:32
行车装冰铜明细						
参数	装入行车	冰渣包号	冰铜批次号	装入开始时间	装入结束时间	装入重量/t
数值	CRA001	CON105	24VA02712	18:10:23	18:15:03	31.9
	CRA001	CON102	24VB02825	18:21:42	18:26:01	31.2
	CRA001	CON105	24VA02713	18:32:15	18:36:51	29.7
	CRA001	CON102	24VB02826	18:42:27	18:46:32	24.8
	CRA001	CON103	24VA02717	23:00:12	23:05:03	33.6
	CRA001	CON103	24VB02828	23:43:27	23:47:55	26.2
行车装冷料明细						
参数	装入行车	冷料包号	装入开始时间	装入结束时间	装入重量/t	
数值	CRA002	CON301	18:55:16	18:57:02	22	
	CRA002	CON304	20:03:15	20:05:42	16.6	

4 结语

本文针对转炉车间工序间信息传递效率不足的瓶颈问题,通过构建集智能感知、可靠通信与集中管控于一体的物流监控系统,实现车间物料流转的自动化管理,从而提升生产效率与稳定性。

为实现上述目标,本研究设计了一套完整的解决方案。

1)对未实现数据自动采集的行车分别安装格雷母线、旋转编码器、称重传感器,完成行车定位与称重信息采集,在渣包必经位置,安装摄像头自动抓拍渣包图像,构建车间内通信网络,实现行车、冶炼炉数据的集中汇总,为车间内关键数据获取与数据传递提供了基本条件;通过建立行车动作判断流程、渣包号图像自动识别算法,为车间内渣包位置的持续准确跟踪提供了判断依据。

2)建立了铜冶炼车间物流搬运设备监控与管理系统,实现车间内各行车实时位置和物重的展示,各冶炼炉状态的实施展示,实现车间内各关键设备生产过程的实时监控,通过对渣包位置的连续追踪,间接对车间内冷料、铜铈、粗铜关键物质流向进行持续跟踪。

3)经现场1周时间内跟踪数据统计,物料连续自动跟踪准确率达到约90%,基本满足生产调度使用。该系统将转炉车间内1d的物料消耗统计时长

由原来的人工耗时约2h,缩短至系统自动统计的秒级,大幅提升了工作效率。

本研究不仅有效解决了铜冶炼车间的实际生产难题,也为同类企业的智能化升级提供了有价值的技术参考。

[参考文献]

- [1] 俞秋红. 铜闪速冶炼智能化应用探索[J]. 有色金属(冶炼部分),2020(2):49-54.
- [2] 陈一波. 铜火法冶炼智能生产管理系统的應用[J]. 铜业工程,2021(1):52-55.
- [3] 林成东,周天驰,张沅,等. 铜冶炼厂三维数字孪生虚拟工厂平台研究与应用[J]. 冶金自动化,2021,45(4):12-19.
- [4] 贾思柔,邓焯堃,谢云. 铜矿库无人天车系统的研究与应用[J]. 制造业自动化,2022,44(8):114-117.
- [5] 颜晶. 天车定位及物料跟踪系统在无人天车中的研究与应用[J]. 冶金自动化,2016,40(3):11-14.
- [6] 展恩颖,王成和. 浅谈格雷母线行车定位系统[J]. 数字化用户,2018,24(26):15.
- [7] 夏华刚. 天车定位及物流跟踪管理系统在炼钢厂中的应用[J]. 中国金属通报,2018(6):286-287.
- [8] 孙凯明,刘彤军,郝明,等. 基于机器视觉的钢包号识别方法[J]. 自动化技术与应用,2022,41(5):26-28,44.
- [9] 吴经纬. 基于卷积神经网络的包号识别方法及其应用[J]. 软件,2021,42(11):149-153.
- [10] 陈国栋. 微波定位和AI视觉识别技术在炼钢物流跟踪项目中的应用[J]. 中国计量,2024(3):146-149.

Equipment monitoring and material tracking management system for copper smelting workshop

LIU Guanghui¹, CHU Jinwang^{2,3*}, ZHANG Bowen¹, YIN Guanjun²

(1. ENFI Xiong'an Technology Development Co., Ltd., Xiong'an 071800, China;

2. School of Automation, Central South University, Changsha 410083, China;

3. China ENFI Engineering Corporation, Beijing 100038, China)

Abstract: To address the bottleneck issues of delayed information exchange and low collaborative efficiency in the multi-process collaborative operations of PS converter copper smelting, which traditionally rely on paper-based records and manual communication, this paper proposes and designs a monitoring and management system for logistics and handling equipment in copper smelting workshops. The system employs Gray-coded bus and rotary encoders for the continuous positioning of overhead cranes in their long-travel and cross-travel directions, respectively. Load cells are installed on both the main and

auxiliary hooks to achieve crane load weighing. Laser ranging is utilized for the precise positioning of electric transfer carts, and an image recognition method is implemented for the automatic identification of slag ladle numbers. Based on a workshop-wide, full-coverage wireless communication network, the automatic acquisition and transmission of various intelligent sensing data are achieved. Consequently, the system enables effective monitoring of the production processes of key equipment, such as smelting furnaces, overhead cranes, and slag ladles, presenting a comprehensive overview of the workshop's production through 3D visualization technology. Furthermore, it facilitates the continuous and automatic tracking of the flow of primary metallic materials, including matte, blister copper, and cold charge, with tracking data being fed back to each smelting furnace in real-time. The automated acquisition and transmission of production information significantly enhance the collaborative efficiency between processes, serving as a valuable reference for the intelligent transformation of copper smelting workshops.

Keywords: copper smelting; crane positioning; slag ladle; image recognition; material tracking; 3D visualization ▲

敬告读者

为了加快稿件处理速度,缩短稿件出版周期,方便广大作者投稿及查询稿件处理情况。本刊开通由中国知网提供的“腾云”网络采编系统,作者投稿请注册并登录本刊主页上的“作者投稿系统”进行相关操作,网址 <https://yssb.cbpt.cnki.net/>。注册登录后可以向本刊投稿并查询稿件处理状态。请勿重复注册,否则可能导致您的信息查询不完整。

本刊文章数字版可在中国知网(<http://www.cnki.net>)、万方数据知识服务平台(<https://www.wanfang-data.com.cn/>)、维普网(<http://www.cqvip.com/>)等数据平台下载使用。

本刊从未委托任何单位或个人组稿或代收、代转稿件,作者咨询投稿事宜请拨打编辑部办公电话 010 - 63936591、010 - 63933053 联系。

《有色设备》编辑部