

文献标识码: B 文章编号: 1003-0492 (2022) 07-066-05 中图分类号: TP29

转炉智能出钢系统

Converter Intelligent Auto-Tapping System

★ 蔡炜 (中冶南方工程技术有限公司, 湖北 武汉 430223)

摘要: 传统出钢操作缺乏监控手段, 完全依赖人工经验操作, 自动化程度低, 操作者只能凭借经验判断出钢情况, 钢水质量得不到保证。本文的转炉智能出钢系统利用人工智能技术替代人工操作实现自动出钢过程, 使用双激光测距方案实现钢包车自动定位, 通过图像识别技术检测炉口溢渣情况和钢流含渣量, 通过自动控制实现合金自动配料。该系统有助于实现标准化作业, 提升产品质量, 减轻操作工劳动强度, 推进智能制造在钢铁行业的应用。

关键词: 自动出钢; 自动定位; 机器视觉

Abstract: The traditional tapping method lacks monitoring means and completely depends on operator's experience, and has a low degree of automation. The molten steel quality cannot be guaranteed. The converter intelligent tapping system developed by the author uses artificial intelligence technology to replace manual operation to realize automatic tapping process. It uses double laser scheme to realize automatic driver of ladle car, detects slag overflow at furnace mouth and slag content in steel flow through machine vision technology, and realizes automatic alloy batching through automatic control. The system helps to realize standardized operation, improve product quality, reduce the labor intensity of operators, and promote the application of intelligent manufacturing in iron and steel industry.

Key words: Auto-tapping; Auto-positioning; Machine vision

1 前言

当前我国钢铁工业正处在深化供给侧结构性改革、实现高质量发展的关键阶段, 特别是面对国际疫情反弹、世界经济下行风险加剧、不稳定不确定因素显著增多的新形势, 加强科技创新、加快智能制造技术推广应用是推动我国钢铁工业实现高质量发展的重要动力。

钢铁行业中转炉出钢过程以及相关的工艺操作是

行业中典型的工作环境恶劣而且不易实现自动化的岗位, 出钢期间1600°C的钢水要从炉内精确地倾倒入钢包车, 操作人员主要通过人眼观察钢水的落点和带渣情况来完成控制转炉旋转、移动钢包车位置、加合金等操作, 现场工作环境温度往往高达50°C以上且飞溅的钢水极易烫伤操作人员, 且由于缺乏有效的测控手段, 该操作只能依靠人工手动完成。此外由于人工操作水平的参差不齐, 钢水质量无法得到保证, 同时也存在因人工操作失误引发的安全事故, 因此如何使用新技术替代手动出钢操作实现自动出钢, 并进一步实现转炉炉后工序的无人化作业是当前急需解决的问题^[1]。

本文针对人工手动出钢的种种弊端, 在模拟人工操作的基础上结合人工智能技术对出钢过程及其前后工序进行自动化改造, 开发了转炉智能出钢系统。

2 系统组成

针对手动出钢的工序, 为了实现自动出钢操作, 系统增加以下部件:

- (1) 钢包车定位装置3和相关控制程序, 替代人工操作准确控制钢包车位置;
- (2) 转炉倾角测量装置6和相关控制程序, 用于准确测量转炉的位置;
- (3) 炉口视觉检测装置2和相关程序, 拍摄炉内图像, 并利用视觉算法用于对炉口溢渣情况进行检测;
- (4) 下渣检测装置4, 用于检测钢流的含渣量, 能发出夹渣落炉或是下渣抬炉指令;

(5) 钢包称重装置1, 用于检测钢包重量, 用来实时反馈出钢量, 以控制恰当的转炉角度;

(6) 自动加料装置和控制系统, 出钢量达到设定值后精确控制合金溜槽摆动位置使料流能对准钢流中心;

(7) 智能出钢控制系统7, 能接收传感器装置信号并能协调传动结构对出钢系统各个部件进行控制。

如图1所示。

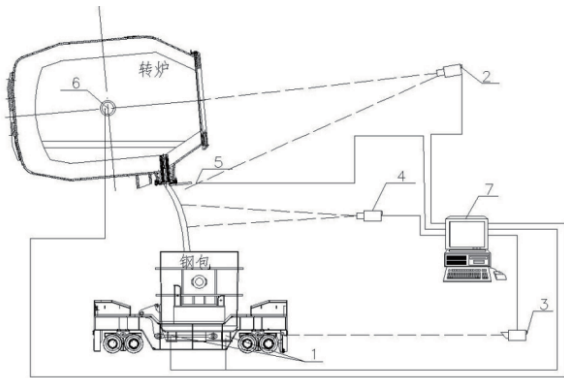


图1 智能出钢系统主要组成结构

3 钢包车位置控制

一般的物体位置测量方式包括ZigBee、GPS、激光测距、格雷母线等方式, 钢包车始终只是在其轨道上运行, 因此激光测距和格雷母线方式都是可行方案, 但格雷母线方式造价高且对周围环境要求较高, 最终本文选择成本低、方便的激光测距方式^[2]。激光会受到人员穿越轨道等情况的干扰, 因此本文设计了使用两套激光测距仪互为备用的测量方案。

两套激光测距仪分别安装在钢包车左右两侧, 如图2所示, 我们期望两台激光测距仪测量得到的钢包车距离相同, 但实际上安装位置误差、安装方向偏差以及车辆上两个激光反射面不在同一个平面上等各种因素都会导致两台激光测距仪测量的钢包车位置不同, 因此先需要对两台激光测距仪的值进行校准, 即求解出两台测量值相互对应关系。

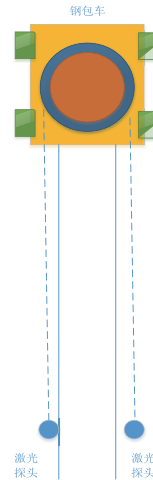


图2 双激光测距安装位置

两台激光测距仪的测距原理可以抽象表示如图3所示, 两台激光测距仪之间的差异被归结为安装的位置偏差 X 以及激光方向偏差 α 、 β , 其中 α 表示激光1的激光束方向与车辆运行方向, 即轨道方向的夹角, β 表示激光2的激光束方向与车辆运行方向, 即轨道方向的夹角。

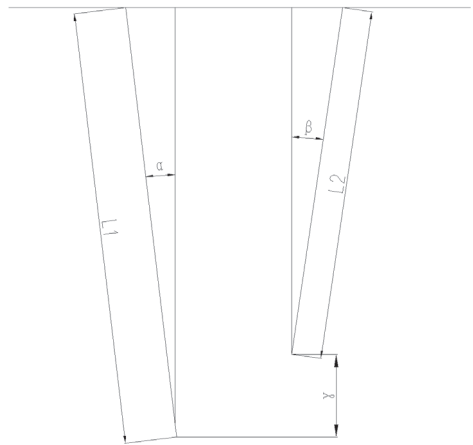


图3 双激光测距关系

L_1 、 L_2 分别是激光1和激光2的测量结果, 从图中可见两者关系如式(1)~式(4)所示:

$$L_1 \cos \alpha - L_2 \cos \beta = X \quad (1)$$

$$L_1 = \frac{\cos \beta}{\cos \alpha} L_2 + \frac{X}{\cos \alpha} \quad (2)$$

$$L_1 = KL_2 + B \quad (3)$$

$$K = \frac{\cos\beta}{\cos\alpha}, \quad B = \frac{X}{\cos\alpha} \quad (4)$$

可见 L_1 、 L_2 之间存在线性关系， K 、 B 是常数可以通过测量2台激光测距仪读数正常时一段范围内的 L_1 和 L_2 的值回归计算得到。

让车辆从A点运行到B点，对应 L_1 的测量范围是 $[a, b]$ ，以 L_1 为基准，程序按照一定距离间隔在区间 $[a, b]$ 上采样2台激光测距仪的采样数据如下 $L_{11}, L_{12}, \dots, L_{1N}, L_{21}, L_{22}, \dots, L_{2N}$ ，将2台激光测距仪位置对应关系写成矩阵形式，如式(5)所示：

$$\begin{bmatrix} L_{21} & 1 \\ L_{22} & 1 \\ \dots & 1 \\ L_{2N-1} & 1 \\ L_{2N} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{11} \\ L_{12} \\ \dots \\ L_{1N-1} \\ L_{1N} \end{bmatrix} \quad (5)$$

使用最小二乘法可以方便地计算出 K 和 B 的最优回归值。这样就完成了对2台激光测距仪之间的标定。实际的标定过程中往往无人监视，某1台激光或者2台激光可能出现被异物，如钢渣等遮挡的情况，这样会导致对2台激光位置关系的回归计算出现偏差，除此以外反射面的不平整等因素也会影响回归结果，因此有必要剔除异常的采样结果，异常结果的主要特征是两台激光之间的关系不满足 $L_1 = KL_2 + B$ ，因此在第一次计算 K 、 B 回归值的基础上，以第一次回归的关系作为判断依据，即不满足 $L_1 = KL_2 + B$ 的采样点视为异常，即采用鲁棒最小二乘法^[3]，具体实施方法如下：

利用上一步的回归结果，通过2号激光的采实际值样集合 L_2S 计算出1号激光的估计值并与1号光的采实际值样集进行比较得到偏差的集合 ES 如式(6)所示：

$$ES = \begin{bmatrix} E_1 \\ E_2 \\ \dots \\ E_{N-1} \\ E_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{21} & 1 \\ L_{22} & 1 \\ \dots & 1 \\ L_{2N-1} & 1 \\ L_{2N} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K \\ B \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} L_{11} \\ L_{12} \\ \dots \\ L_{1N-1} \\ L_{1N} \end{bmatrix} \quad (6)$$

偏差越大对应的这组采样序列异常的可能性越大，因此我们对 ES 的元素从大到小的排序，剔除掉其中前 $\eta\%$ ($0 \leq \eta \leq 20$)的误差值对应的采样值，然后使用剩下的采样值再次进行回归计算 K 和 B 的值就能得到2台激光间更准确的关系。

4 炉口溢渣检测

自动出钢过程中转炉的倾角会根据炉内钢水重量按照转炉容积模型来调整，但容积模型存在部分参数测不准的情况：首先炉内钢水重量需要通过转炉装入量减去钢包内钢水质量来得到，由于测量误差以及炼钢过程中的喷溅等原因，转炉装入量测量结果可能不准确，其次转炉容积模型是根据理想的转炉结果计算获得，实际转炉由于侵蚀或者结渣会导致实际情况与模型有误差，因此需要直接的检测手段来修正模型的误差，防止因为模型不准确而出现的炉口钢渣溢出故障。

作者提出在炉后挡火门上方设置一台红外相机，正对出钢时的转炉炉口拍摄可以观察到钢水在转炉内的情况来对转炉角度进行修正，如图4所示。图中三种物体：钢液（钢渣）、炉口外部和背景，它们的温度从高到低分布，从图像的灰度直方图中可以清晰地看到这三种物体和它们灰度的分布情况。

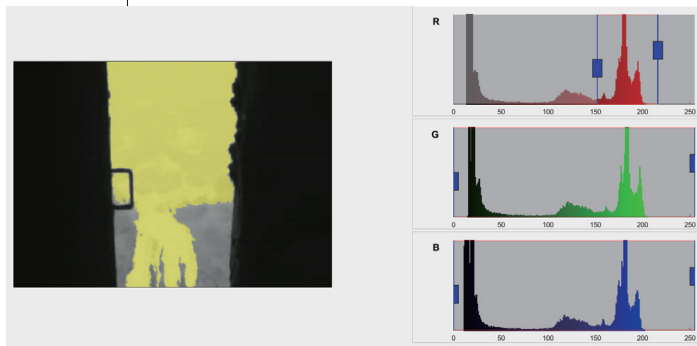


图4 出钢时转炉炉口的红外图像

通过设定阈值 $Th1$ 和 $Th2$ 就可以将这三类物体区分开，作者提出使用二维最大类间方差方法来计算最优的 $Th1$ 和 $Th2$ ^[4, 5]，假设图像包含 N 个像素和 L 个灰度水平(1,2,...)。假设灰度水平为 i 像素在整个图像中所占的比率为 P_i 。将这些像素分为3类，分别是背景 $C1$ （灰度范围 $[0, Th1]$ ），炉口 $C2$ （灰度范围 $[Th1+1, Th2]$ ），钢流 $C3$ （灰度范围 $[Th2+1, L]$ ）。这三类的权重分别如式(7)~式(9)所示：

$$W_1(Th1) = \sum_{i=0}^{Th1} P_i \quad (7)$$

$$W_2(Th1, Th2) = \sum_{i=Th1+1}^{Th2} P_i \quad (8)$$

$$W_3(Th2) = \sum_{i=Th2+1}^L P_i \quad (9)$$

这三类的均值分别如式 (10) ~ 式 (12) 所示:

$$U_1(Th1) = \sum_{i=0}^{Th1} iP_i / W_1 \quad (10)$$

$$U_2(Th1, Th2) = \sum_{i=Th1+1}^{Th2} iP_i / W_2 \quad (11)$$

$$U_3(Th2) = \sum_{i=Th2+1}^L iP_i / W_3 \quad (12)$$

图像的均值如式 (13) 所示:

$$U = \sum_{i=0}^L iP_i \quad (13)$$

则类间方差如式 (14) 所示:

$$\sigma^2 = \sum_{k=1}^3 W_k (U_k - U)^2 \quad (14)$$

求解目标就是计算 σ^2 关于参数Th1和Th2的最大值, 由于这是一个非线性函数, 这里使用依靠先验知识的穷举法来计算 σ^2 的最大值, 根据炉口温度的分布规律: 钢液、炉口和背景的温度有一定落差的逐级降低, 取L为整幅图像的最高亮度(温度)值, Th1的取值范围为0.3L~0.5L, Th2的取值范围为0.6L~0.9L, 在Th1和Th2解空间内搜索时可以使用较大的步长, 例如每次步进搜索间隔3个灰度级别而不是1个。经过上述方法改进后, 可以实现炉口图像的实时快速分割, 分割效果如图5所示。

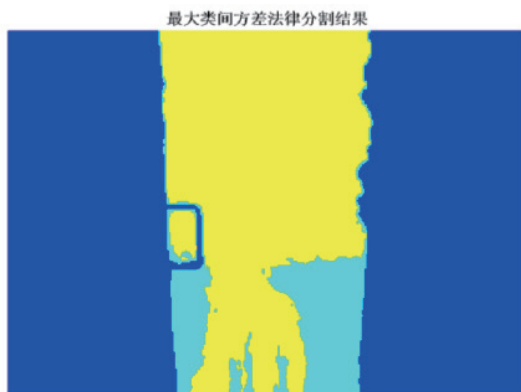


图5 最大类间方差法炉口红外图像分割结果

在图像分割的基础上, 进一步提取炉口和钢水的轮廓, 根据钢水与炉口的位置差异和出钢的工艺需求,

将其分类中为3种情况: (1) 钢水溢出炉口; (2) 钢水液面远离炉口; (3) 钢水液面到炉口距离适中。如图6所示。



(1) (2) (3)

图6 钢水在炉内的三种情况

这三种情况所表现出来的视觉特征和对应的控制策略总结如下:

(1) 钢液出现在整个画面的下部或者钢水与炉口轮廓的外接矩形框有很高的重叠因为溢出的钢渣会向下流动, 且钢渣具一定粘性会部分沾粘在炉口和炉壳上, 所以钢渣溢出后的一段时间内画面底部一定能检测到高亮度的钢渣, 此时应停止转炉倾动或者执行抬炉操作。

(2) 钢水和炉口分界位置的梯度很高, 主要原因是钢液面距离炉口较远, 导致热辐射未传导到炉口, 此种情况应增加转炉角度。

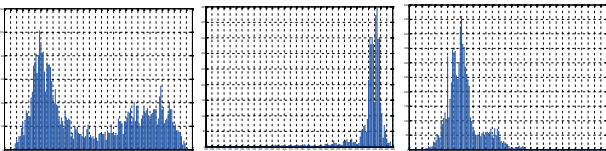
(3) 钢液未出现在整个画面的下面, 且炉口处图像的灰度(温度)的垂直方向的梯度适中, 这表明钢液面在合适的位置, 无需对倾动角度进行调整。

5 钢水含渣量检测

在转炉炼钢过程中, 钢渣浮在钢水的上部, 二者的温度基本相同。但是由于钢渣在远红外区的热辐射率要比钢水的大很多, 所以当有熔融的钢渣流入钢包时, 红外热像仪将会检测到相对较热的熔融钢渣信号, 红外图像上钢渣和钢液会呈现出不同的亮度, 在此基础上利用红外热像仪采集钢流的图像并对其进行特征提取以及图像分析, 就可以获得渣的出现时间和钢渣在钢流中所占的比例等信息^[6]。

红外图像的分析包括钢流检测和钢渣检测两个部分。钢流跟踪是下渣检测技术的关键, 传统的钢流跟踪算法需要人工划定ROI区域再利用阈值进行钢流分割, 系统鲁棒性差、镜头的震动以及钢包位置的变化都会引起错误检测, 本系统采用基于深度卷积神经网络的MobileNet+SSD快速目标检测算法对钢流位置进行实

时检测^[7, 8]，并辅以核相关滤波算法（KCF）对钢流位置进行跟踪判定^[9]，这样可以有效地排除烟雾和胡须的干扰，提高图像识别准确率。传统的钢渣检测技术需要人工输入钢渣设定温度阈值来分割钢和渣，由于不同炉次出钢温度和镜头积灰等因素的影响，钢和渣的温度阈值会发生变化导致钢渣识别不准确，本系统持续跟踪出钢过程中的钢流亮度，利用直方图模式识别技术动态地计算钢渣分割阈值，如图7所示，可以排除上述因素引起的钢渣检测误差。



(1) 钢渣混出情况 (2) 全渣情况 (3) 全钢情况

图7 钢流亮度的直方图统计

6 合金配料控制

本文提出在转炉冶炼过程中根据当前冶炼钢种的成分要求，并预估本炉次的合金成分，大致计算出所需的合金需求量，并预先配出计算量的80%~90%的合金进行称量并加入到合金汇总斗中，当转炉冶炼完成后，再根据实测的钢水中的合金含量和钢种的成分要求，精确

计算出本炉次应该配置的合金量，并减去之前已经预称量的合金量得到剩余的合金需求量，将剩余的合金称量完成后再进行出钢操作^[10]。

在出钢过程中，智能出钢系统根据转炉的倾动角度自动打开卸料闸门让合金通过旋转溜槽加入到钢包中，系统还会根据转炉的倾动角度的变化不断调整合金旋转溜槽的位置，保证合金料流始终对准钢流，这有利于合金充分溶解于钢水中，减少合金起团、未化开等异常发生，可以充分提高合金收得率。

7 结论

截至目前，智能出钢系统已先后在武钢CSP1#/2#转炉、鄂钢1#/2#/3#转炉投入运行，并达到90%的自动出钢率，平均节约出钢时间10s，减少渣层厚度10mm，为企业创造了经济效益。该系统的投用，实现了炉后操作无人化，将人员从环境恶劣的岗位中解放出来，大大提高了转炉生产安全性，提升了产品质量。AP

作者简介：

蔡炜（1983-），男，湖北武汉人，高级工程师，硕士，现就职于中冶南方工程技术有限公司，主要研究方向为工业领域人工智能。

参考文献：

- [1] 高志滨. 转炉自动出钢控制技术的开发与应用[J]. 冶金信息导刊, 2018, (3) : 48 - 52.
- [2] 戴至前, 赵雨鸥, 尹凤, 等. 钢包台车位置检测及传动系统的改造[J]. 冶金设备, 2005, (004) : 70 - 72.
- [3] Holland P W, Welsch R E. Robust regression using iteratively reweighted least-squares[J]. Communications in Statistics, 1977, 6 (9) : 813 - 827.
- [4] Otsu, N.. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms[R]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9 (1) : 62 - 66.
- [5] Wong A K C, Sahoo P K. A gray-level threshold selection method based on maximum entropy principle[J]. Systems Man & Cybernetics IEEE Transactions on, 1989, 19 (4) : 866 - 871.
- [6] 张子淼, 刘斌, 赵盼, 等. 基于红外测温原理的转炉下渣检测系统[J]. 红外与激光工程, 2014, 43 (2) : 469 - 473.
- [7] Sandler M, Howard A, Zhu M, et al. MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks[J]. IEEE, 2018.
- [8] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector[J]. Springer, Cham, 2016.
- [9] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. High-Speed Tracking with Kernelized Correlation Filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37 (3) : 583 - 596.
- [10] 王胜利, 许胜利. 转炉合金加料系统自动控制的实现[C]. 中国钢铁节能环保与自动化会议暨第十一届全国自动化应用技术学术交流会.