



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110438284 A

(43)申请公布日 2019.11.12

(21)申请号 201910792250.6

(22)申请日 2019.08.26

(71)申请人 杭州谱诚泰迪实业有限公司

地址 310026 浙江省杭州市西湖区三墩镇  
振华路212号3幢103室

(72)发明人 李培玉 沈国振 王国春 王伟

(74)专利代理机构 杭州中成专利事务所有限公  
司 33212

代理人 周世骏

(51) Int. Cl.

G21C 5/28(2006.01)

G21C 5/46(2006.01)

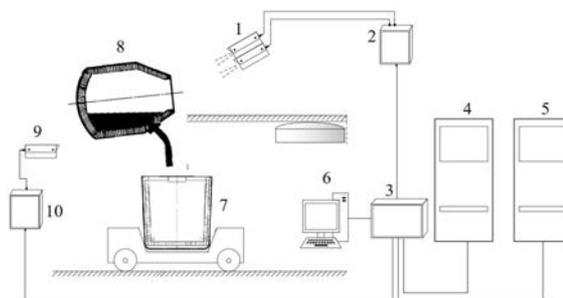
权利要求书2页 说明书6页 附图1页

(54)发明名称

一种转炉智能出钢装置及控制方法

(57)摘要

本发明涉及冶金炼钢技术,旨在提供一种转炉智能出钢装置及控制方法。该装置包括转炉炼钢二级控制系统、转炉下渣检测系统、出钢口挡渣系统、炉口监测模块、出钢监测模块、通信控制模块和深度学习主机;其中,炉口监测模块由炉口监测探头和炉口监测处理单元组成,出钢监测模块由出钢监测探头和出钢监测处理单元组成;通信控制模块通过信号线分别连接至深度学习主机、炉口监测模块、出钢监测模块、转炉炼钢二级控制系统、转炉下渣检测系统和出钢口挡渣系统,实现数据信息和控制信号双向互通。本发明能实现对转炉出钢的智能预测与控制,减少出钢时间,提高出钢效率;出钢过程可复制、可追溯,安全性高;在提高钢水收得率的同时,提升钢水品质。



1. 一种转炉智能出钢装置,包括转炉炼钢二级控制系统、转炉下渣检测系统和出钢口挡渣系统;其特征在于,该装置还包括炉口监测模块、出钢监测模块、通信控制模块和深度学习主机;其中,

炉口监测模块由炉口监测探头和炉口监测处理单元组成,用于实时采集出钢过程中转炉的炉口图像,为深度学习主机分析转炉出钢过程中炉口边界位置、炉内渣液面形态和位置、下渣情况提供现场数据;

出钢监测模块由出钢监测探头和出钢监测处理单元组成,用于实时采集出钢过程中炉口至钢包的钢流图像,为深度学习主机分析转炉出钢过程中出钢口钢流流入大包时的形态、位置、宽度信息提供现场数据;

深度学习主机是集成多路GPU的学习型电脑主机,用于对炉口监测模块和出钢监测模块获取的图像数据进行分析处理,通过神经网络模型进行迭代训练以提高图像中目标状态识别准确率;然后根据神经网络模型反馈的炉口下渣状态和出钢钢流状态,按预设规则生成倾炉动作时机、倾炉目标角度、目标角度停留时间的具体控制参数,并由通信控制模块传送至转炉炼钢二级控制系统由其执行操作;

通信控制模块通过信号线分别连接至深度学习主机、炉口监测模块、出钢监测模块、转炉炼钢二级控制系统、转炉下渣检测系统和出钢口挡渣系统,实现数据信息和控制信号双向互通。

2. 基于权利要求1所述转炉智能出钢装置的转炉智能出钢控制方法,其特征在于,包括以下步骤:

(1) 转炉完成吹炼并取样合格后,启动出钢监测模块和炉口监测模块,开始采集出钢过程中炉口和钢流的实时图像;

(2) 深度学习主机通过通信控制模块向转炉炼钢二级控制系统发送出钢信号,后者控制转炉倾动至预设的初始出钢位置开始出钢;

(3) 炉口监测模块将实时监测的炉口图像发送给深度学习主机,深度学习主机利用神经网络模型对图像中的炉口边界和渣液面边界位置进行分析后形成矢量化参数;通过与存储于神经网络模型的数据库中的既有数据进行比对,判断炉口是否已下渣或是否存在下渣风险;

(4) 出钢监测模块将实时监测的钢流图像发送给深度学习主机,深度学习主机利用神经网络模型对图像中的钢流形态、位置、宽度和出钢时间进行分析后形成矢量化参数;通过与存储于神经网络模型的数据库中的既有数据进行比对,判断钢流是否存在卷渣或下渣现象;

(5) 深度学习主机根据神经网络模型反馈的炉口下渣状态和出钢钢流状态,按预设规则生成倾炉动作时机、倾炉目标角度、目标角度停留时间的具体控制参数,并由通信控制模块传送至转炉炼钢二级控制系统由其执行操作。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,在倾炉操作的后期,当转炉下渣检测系统检获下渣信号,由通信控制模块同步传送信号至深度学习主机;深度学习主机经通信控制模块向转炉炼钢二级控制系统发出指令,由其控制出钢口挡渣系统执行挡渣操作;完成操作后,出钢口挡渣系统传送出钢结束信号至炼钢二级控制系统,后者按照预定方案回倾转炉。

4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,深度学习主机从出钢钢流状态和炉口状态变化的图像数据中提取炉口即将下渣、已下渣或钢流卷渣的异常目标数据,并将对应的图像数据作为新的样本输入神经网络模型中进行迭代训练,用以提升识别准确率。

5. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述神经网络模型是YOLO神经网络模型,其训练过程如下:对神经网络模型构造进行设计通过卷积层提取特征向量,连接层获取预测值;不同的状态目标,层数设计就不尽相同;完成设计后进行预训练,调整均方差损失函数,对不同部分的权重进行区分;之后通过非极大值抑制算法得出最有可能的结果作为预测值,通过样本数量的增加迭代模型训练,优化神经网络最终达到满足条件的结果;

利用神经网络模型对炉口下渣状态和出钢钢流状态的图像数据进行分析,包括如下步骤:调整图像的宽度和高度,每个图像由像素值矩阵表示,通过行或列堆叠成多个长向量;分别计算图像沿水平的X轴和垂直的Y轴的差异以计算图像梯度,然后将其合成为二维矢量;用矢量掩模或滤波器去除不必要参数后,加载YOLO神经网络模型并设置输入进行预处理;由YOLO神经网络模型分类后给出概率向量,利用其值对钢流边界位置和卷渣边界位置进行标定;进而通过概率向量分析钢流形态,统计出钢时间数值,将转化出的信息进行处理后,与存储在神经网络模型的数据库中已有的数据进行比对,并判断是否异常。

## 一种转炉智能出钢装置及控制方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于冶金炼钢技术领域,特别涉及一种转炉智能出钢装置及控制方法。

### 背景技术

[0002] 转炉炼钢过程中,当钢水的成分和温度都达到当前钢种要求时,即开始准备出钢。出钢时倾动转炉炉体到达预定角度,钢水通过出钢口注入钢水包里。出钢过程中,出钢工在炉后观察窗口观察出钢钢流、炉内液位、大包净空等综合情况,不断加大转炉的倾动角度,同时调整钢包车和渣罐车的位置,避免转炉内钢液面离出钢口太近导致钢水卷渣流入钢包,另外又不能倾炉太快而导致炉内钢渣钢水从转炉炉口溢出。在出钢末期,如果观察到出钢口下渣时就应及时终止出钢,并将转炉摇至零位,钢包车驶出出钢位,整个过程中至少需要2~3名经验丰富的操作人员相互配合才能完成。

[0003] 目前大多数钢厂采取人工控制转炉出钢方式,人工控制出钢存在以下问题:转炉倾动过快,钢渣钢水容易从大炉口流出;转炉倾动过慢,出钢过程容易引起卷渣流入大包;转炉倾动角度与钢包车位置配合不佳,导致钢水没有流入钢包或搅拌不充分;合金旋转流槽摆动与转炉倾动角度及钢包车移动位置配合有误,导致合金加入时机和加入量出现偏差或混合搅拌不均匀;未及时判断出出钢结束时机,导致钢渣卷入钢包中,影响钢水品质;出钢量大于钢包承载量,导致钢包中钢水溢出;多人配合协同作业,沟通过程容易出现操作错误,存在安全隐患;由于钢水处于炽热状态,工作环境恶劣,长期用肉眼观察炽热钢水的状态不利于工人的劳动保护。

[0004] 因此,有必要提供一种更加全面的装置和方法来解决上述问题,转炉智能出钢系统可以大大减少因人工操作不当引起的安全事故,大大减少钢渣进入钢包,缩短出钢时间,提高出钢效率,改善工人的操业环境,并成为智能化工厂中的重要一环。

### 发明内容

[0005] 本发明要解决的技术问题是,克服现有技术中的不足,提供一种转炉智能出钢装置及控制方法。

[0006] 为解决技术问题,本发明的解决方案是:

[0007] 提供一种转炉智能出钢装置,包括转炉炼钢二级控制系统、转炉下渣检测系统和出钢口挡渣系统;该装置还包括炉口监测模块、出钢监测模块、通信控制模块和深度学习主机;其中,

[0008] 炉口监测模块由炉口监测探头和炉口监测处理单元组成,用于实时采集出钢过程中转炉的炉口图像,为深度学习主机分析转炉出钢过程中炉口边界位置、炉内渣液面形态和位置、下渣情况等提供现场数据;

[0009] 出钢监测模块由出钢监测探头和出钢监测处理单元组成,用于实时采集出钢过程中炉口至钢包的钢流图像,为深度学习主机分析转炉出钢过程中出钢口钢流流入大包时的形态、位置、宽度等信息提供现场数据;

[0010] 深度学习主机是集成多路GPU的学习型电脑主机,用于对炉口监测模块和出钢监测模块获取的图像数据进行分析处理,通过神经网络模型进行迭代训练以提高图像中目标状态识别准确率;然后根据神经网络模型反馈的炉口下渣状态和出钢钢流状态,按预设规则生成倾炉动作时机、倾炉目标角度、目标角度停留时间的具体控制参数,并由通信控制模块传送至转炉炼钢二级控制系统由其执行操作;

[0011] 通信控制模块通过信号线分别连接至深度学习主机、炉口监测模块、出钢监测模块、转炉炼钢二级控制系统、转炉下渣检测系统和出钢口挡渣系统,实现数据信息和控制信号双向互通。

[0012] 本发明进一步提供了基于前述转炉智能出钢装置的转炉智能出钢控制方法,包括以下步骤:

[0013] (1) 转炉完成吹炼并取样合格后,启动出钢监测模块和炉口监测模块,开始采集出钢过程中炉口和钢流的实时图像;

[0014] (2) 深度学习主机通过通信控制模块向转炉炼钢二级控制系统发送出钢信号,后者控制转炉倾动至预设的初始出钢位置开始出钢;

[0015] (3) 炉口监测模块将实时监测的炉口图像发送给深度学习主机,深度学习主机利用神经网络模型对图像中的炉口边界和渣液面边界位置进行分析后形成矢量化参数;通过与存储于神经网络模型的数据库中的既有数据进行比对,判断炉口是否已下渣或是否存在下渣风险;

[0016] (4) 出钢监测模块将实时监测的钢流图像发送给深度学习主机,深度学习主机利用神经网络模型对图像中的钢流形态、位置、宽度和出钢时间进行分析后形成矢量化参数;通过与存储于神经网络模型的数据库中的既有数据进行比对,判断钢流是否存在卷渣或下渣现象;

[0017] (5) 深度学习主机根据神经网络模型反馈的炉口下渣状态和出钢钢流状态,按预设规则生成倾炉动作时机、倾炉目标角度、目标角度停留时间的具体控制参数,并由通信控制模块传送至转炉炼钢二级控制系统由其执行操作。

[0018] 本发明中,在倾炉操作的后期,当转炉下渣检测系统检获下渣信号,由通信控制模块同步传送信号至深度学习主机;深度学习主机经通信控制模块向转炉炼钢二级控制系统发出指令,由其控制出钢口挡渣系统执行挡渣操作;完成操作后,出钢口挡渣系统传送出钢结束信号至炼钢二级控制系统,后者按照预定方案回倾转炉。

[0019] 本发明中,深度学习主机从出钢钢流状态和炉口状态变化的图像数据中提取炉口即将下渣、已下渣或钢流卷渣的异常目标数据,并将对应的图像数据作为新的样本输入神经网络模型中进行迭代训练,用以提升识别准确率。

[0020] 本发明中,所述神经网络模型是YOLO神经网络模型,其训练过程如下:对神经网络模型构造进行设计通过卷积层提取特征向量,连接层获取预测值;不同的状态目标,层数设计就不尽相同;完成设计后进行预训练,调整均方差损失函数,对不同部分的权重进行区分;之后通过非极大值抑制算法得出最有可能的结果作为预测值,通过样本数量的增加迭代模型训练,优化神经网络最终达到满足条件的结果;

[0021] 利用神经网络模型对炉口下渣状态和出钢钢流状态的图像数据进行分析,包括如下步骤:调整图像的宽度和高度,每个图像由像素值矩阵表示,通过行或列堆叠成多个长向

量;分别计算图像沿水平的X轴和垂直的Y轴的差异以计算图像梯度,然后将其合成为二维矢量;用矢量掩模或滤波器去除不必要参数后,加载YOLO神经网络模型并设置输入进行预处理;由YOLO神经网络模型分类后给出概率向量,利用其值对钢流边界位置和卷渣边界位置进行标定;进而通过概率向量分析钢流形态,统计出钢时间数值,将转化出的信息进行处理后,与存储在神经网络模型的数据库中已有的数据进行比对,并判断是否异常。

[0022] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:

[0023] 1、能实现对转炉出钢的智能预测与控制,减少出钢时间,提高出钢效率;

[0024] 2、出钢过程可复制、可追溯,安全性高;

[0025] 3、在提高钢水收得率的同时,能减少钢渣流入大包,提升钢水品质;

[0026] 4、精简转炉出钢操作人员,降低工人劳动强度与操作危险性。

## 附图说明

[0027] 图1为本发明优先实施例的转炉智能出钢装置示意图。

[0028] 图中的附图标记为:1炉口监测探头;2炉口监测处理单元;3通信控制模块;4转炉炼钢二级控制系统;5转炉下渣检测系统;6深度学习主机;7钢包车;8转炉;9出钢监测探头;10出钢监测处理单元。

## 具体实施方式

[0029] 首先需要说明的是,本发明涉及深度学习型神经网络技术的应用,是人工智能技术在工业控制领域的一种应用。申请人认为,如在仔细阅读申请文件、准确理解本发明的实现原理和发明目的以后,在结合现有公知技术的情况下,本领域技术人员完全可以运用其掌握的深度学习型神经网络技术实现本发明。

[0030] 本发明中,部分设备均为现有设备或现有技术。例如,转炉炼钢二级控制系统、转炉下渣检测系统、出钢口挡渣系统均为国内外大型炼钢企业已经广泛应用的通用型设备。

[0031] 下述实例中,炉口监测探头1可采用监测探头组合的方式,例如采用美国菲力尔公司的FLIR A615型号的机器视觉热像仪,配合海康威视公司的DS-NXCN3A204型号的高温摄像机,实现对转炉炉口在可见光区域和远红外光波长区域的双重监测。炉口监测处理单元2可选用德国西门子公司的S7-200SMART型号PLC,配套相应外围控制电路和控制软件。出钢监测探头9可采用美国菲力尔公司的FLIR A615型号的机器视觉热像仪。出钢监测处理单元10可选用德国西门子公司的S7-200SMART型号PLC,配套相应外围控制电路和控制软件。深度学习主机6是集成多路GPU的学习型电脑主机,可选择DELL公司的T7920型号双路GPU服务器。YOLO神经网络模型是成熟技术,具体应用过程中可根据实际需要进行参数调整。

[0032] 下面结合附图与具体实施方式对本发明作进一步详细描述:

[0033] 转炉智能出钢装置(如图1所示)包括转炉炼钢二级控制系统4、转炉下渣检测系统5和出钢口挡渣系统;以及炉口监测模块、出钢监测模块、通信控制模块和深度学习主机6;炉口监测模块由炉口监测探头1和炉口监测处理单元2组成,由炉口监测探头1实时采集出钢过程中转炉的炉口图像,炉口监测处理单元2通过其PLC控制炉口监测探头的开启、关闭、温度控制、除尘等,最大限度保障监测探头长期稳定运行,并将炉口监测图像通过以太网发送给深度学习主机6;出钢监测模块由出钢监测探头9和出钢监测处理单元10组成,出钢监

测探头9实时采集出钢过程中出钢口至钢包的钢流图像,出钢监测处理单元10通过其PLC控制监测探头的开启、关闭、温度控制、除尘等,最大限度保障监测探头长期稳定运行,并将出钢监测图像通过以太网发送给深度学习主机6;深度学习主机6是集成多路GPU的学习型电脑主机,用于对炉口监测模块和出钢监测模块获取的图像数据进行分析处理,并通过神经网络模型进行迭代训练以提高图像中目标状态识别准确率;通信控制模块通过以太网分别连接至深度学习主机6、炉口监测模块、出钢监测模块、转炉炼钢二级控制系统4、转炉下渣检测系统5和出钢口挡渣系统,实现数据信息和控制信号双向互通。

[0034] 基于该转炉智能出钢装置的转炉智能出钢控制方法,包括以下步骤:

[0035] (1) 转炉完成吹炼并取样合格后,启动出钢监测模块和炉口监测模块,开始采集出钢过程中炉口和钢流的实时图像;

[0036] (2) 深度学习主机6通过通信控制模块向转炉炼钢二级控制系统4发送出钢信号,后者控制转炉8倾动至预设的初始出钢位置开始出钢;

[0037] (3) 炉口监测模块将实时监测的炉口图像发送给深度学习主机6,深度学习主机6利用神经网络模型对图像中的炉口边界和渣液面边界位置进行分析后形成矢量化参数;通过与存储于神经网络模型的数据库中的既有数据进行比对,判断炉口是否已下渣或是否存在下渣风险;

[0038] (4) 出钢监测模块将实时监测的钢流图像发送给深度学习主机6,深度学习主机6利用神经网络模型对图像中的钢流形态、位置、宽度和出钢时间进行分析后形成矢量化参数;通过与存储于神经网络模型的数据库中的既有数据进行比对,判断钢流是否存在卷渣或下渣现象;

[0039] (5) 深度学习主机6根据神经网络模型反馈的炉口下渣状态和出钢钢流状态,按预设规则生成倾炉动作时机、倾炉目标角度、目标角度停留时间的具体控制参数,并由通信控制模块传送至转炉炼钢二级控制系统4由其执行操作。

[0040] 在倾炉操作的后期,当转炉下渣检测系统5检获下渣信号,由通信控制模块同步传送信号至深度学习主机6;深度学习主机6经通信控制模块向转炉炼钢二级控制系统4发出指令,由其控制出钢口挡渣系统执行挡渣操作;完成操作后,出钢口挡渣系统传送出钢结束信号至炼钢二级控制系统4,后者按照预定方案回倾转炉8。

[0041] 深度学习主机6从出钢钢流状态和炉口状态变化的图像数据中提取炉口即将下渣、已下渣或钢流卷渣的异常目标数据,并将对应的图像数据作为新的样本输入神经网络模型中进行迭代训练,用以提升识别准确率。

[0042] 所述神经网络模型是YOLO神经网络模型,其训练过程如下:对神经网络模型构造进行设计通过卷积层提取特征向量,连接层获取预测值;不同的状态目标,层数设计就不尽相同;完成设计后进行预训练,调整均方差损失函数,对不同部分的权重进行区分;之后通过非极大值抑制算法得出最有可能的结果作为预测值,通过样本数量的增加迭代模型训练,优化神经网络最终达到满足条件的结果;

[0043] 利用神经网络模型对炉口下渣状态和出钢钢流状态的图像数据进行分析,包括如下步骤:调整图像的宽度和高度,每个图像由像素值矩阵表示,通过行或列堆叠成多个长向量;分别计算图像沿水平的X轴和垂直的Y轴的差异以计算图像梯度,然后将其合成为二维矢量;用矢量掩模或滤波器去除不必要参数后,加载YOLO神经网络模型并设置输入进行预

处理;由YOLO神经网络模型分类后给出概率向量,利用其值对钢流边界位置和卷渣边界位置进行标定;进而通过概率向量分析钢流形态,统计出钢时间数值,将转化出的信息进行处理后,与存储在神经网络模型的数据库中已有的数据进行比对,并判断是否异常。

[0044] 本发明中,深度学习主机6主要用于机器视觉部分,通过将特定状态特征图片的数据进行分析处理,使计算机能够自主识别并标记出指定目标或状态。通过在计算机程序内部各模块间直接传递参数,达到减少不必要的人工操作的目的。在本系统中主要应用于钢流形态、宽度、炉口边界位置、炉内渣液面位置、炉口是否下渣、渣液面表面形态等状态进行分析判断。深度学习主机6在硬件上采用集成多路GPU的学习型电脑主机。其内置的软件算法部分使用神经网络模型,在目标样本数量不断累积到足够多的情况下构建完成神经网络后,目标识别准确率高达95%以上。同时在系统运行过程中,也能够通过不断采集新的目标样本,进行继续迭代模型训练,优化神经网络,提高目标状态识别的准确率。

[0045] 示例的神经网络模型训练过程如下:

[0046] 首先设计选用YOLO神经网络模型(参考:<https://pjreddie.com/darknet/yolo/>),通过卷积层提取特征向量,连接层获取预测值。不同的状态目标,层数设计就不尽相同。设计完成后,在网络上进行预训练,调整均方差损失函数,对不同部分的权重进行区分。之后,通过非极大值抑制算法(non maximum suppression)得出最有可能的结果作为预测值,通过样本数量的增加,迭代模型训练,优化神经网络最终达到满足条件的结果。

[0047] 以判断炉口是否下渣为例,在出钢过程中将来自炉口监测模块实时传回的出钢炉口视频SPV作为输入信息,模型中的机器识别子系统MIS通过像素值函数快速变化的区域算出一阶导数的极值区域,就可以自动标记炉内渣液面边界位置、炉口边界位置等,进一步计算渣液面边界是否超出炉口边界即可判断炉口是否下渣。

[0048] 下面通过一个具体示例,对转炉智能出钢装置的控制方法说明如下:

[0049] (1) 转炉完成吹炼,取样合格后,一键启动智能出钢,出钢监测模块、炉口监测模块启动工作;

[0050] (2) 深度学习主机6根据智能出钢初始模型,通知通信控制模块发出出钢信号给转炉炼钢二级控制系统4,转炉炼钢二级控制系统4倾动转炉至预设的初始出钢位置开始出钢;

[0051] (3) 出钢监测模块监测到出钢钢流,将出钢钢流图像信息预处理后发送给深度学习主机6,深度学习主机6通过YOLO神经网络模型对图像中钢流形态、位置、宽度、出钢时间等进行分析;示例的流程如下:首先,调整图像的宽度和高度。每个图像由像素值矩阵表示,矩阵可以通过行或列堆叠成一个个长向量,计算图像梯度的最简单的方法是分别计算图像沿水平(X)和垂直(Y)轴的差异,然后将它们合成为二维矢量。用矢量掩模或滤波器去除不必要参数后,根据需要加载YOLO神经网络并设置输入预处理。分类后网络给出一个概率向量,通过该值,程序就可以自行对钢流边界位置、卷渣边界位置等进行标定。进而通过概率向量分析钢流形态,统计出钢进行时间等值,将这些转化出的信息进行后续处理比对存储模型数据库中已有的值判断是否异常。

[0052] (4) 炉口监测模块监测到炉口画面后,将炉口图像信息预处理后发送给深度学习主机6,深度学习主机6使用训练完成的神经网络模型对图片进行处理,分析出炉口边界、渣液面边界位置等值,进而判断炉口是否下渣或存在下渣风险;

[0053] (5) 深度学习主机6根据智能出钢神经网络模型的反馈输出的炉口下渣状态、出钢钢流是否异常等信息指导炼钢二级控制系统的倾炉动作时机、倾炉目标角度、目标角度停留时间；

[0054] (6) 当转炉下渣检测系统发出下渣报警信号时，深度学习主机6同步检测到该信号，输出控制指令给出钢口挡渣系统进行挡渣操作，并发出出钢结束信号给炼钢二级控制系统4，二级系统按照预定方案回倾转炉；

[0055] (7) 出钢结束，深度学习主机6根据当前次出钢过程出钢钢流状态变化图像、炉口状态变化图像，当出现异常目标（炉口即将下渣或下渣、钢流卷渣）时，图像将会作为新的样本输入神经网络学习模型进行迭代训练，提升后续的识别准确率，等待下一次出钢。

[0056] 最后，需要注意的是，以上例举的仅是本发明的具体实施例。显然，本发明不限于以上实施例，还可以有很多变形。本领域的普通技术人员能从本发明公开的内容中直接导出或联想到的所有变形，均应认为是本发明的保护范围。

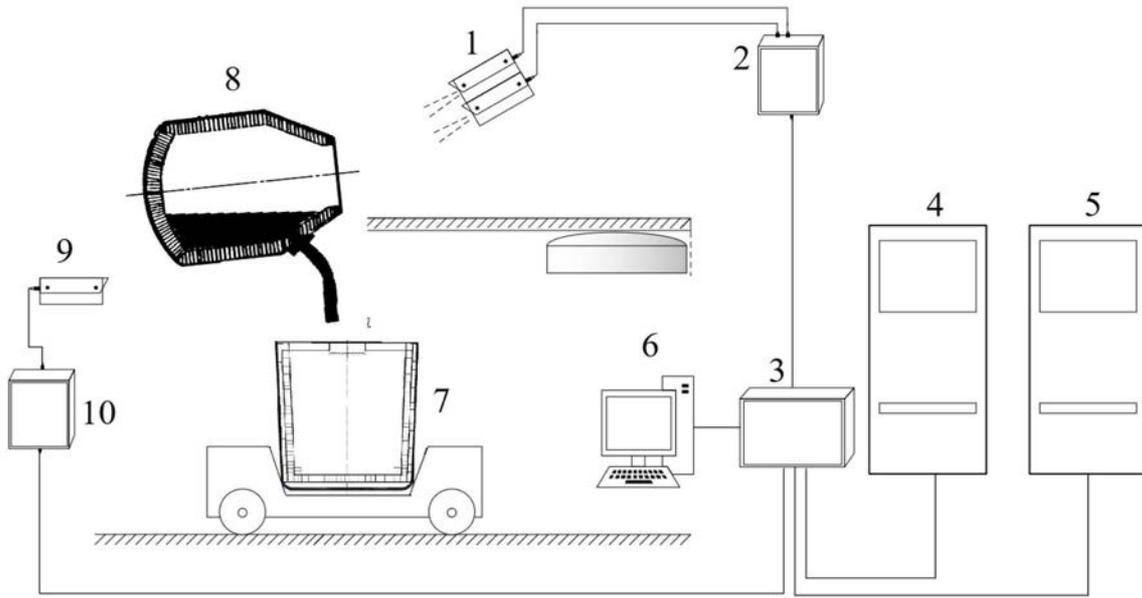


图1