

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205979

# 轧辊磨床屏幕智能相机与图像识别方法研究

陆兆刚 朱旋

(广西柳州钢铁集团有限公司 柳州 545002)

**摘要:**针对轧辊磨床屏幕数据只能依靠人工抄录无法自动获取的问题,设计了一种轧辊磨床屏幕智能相机及轧辊磨床关键参数自动识别与记录的方法。将专门设计的小型屏幕智能相机安装于磨床数控屏幕上方,通过45°倾角“L”型方式设计相机结构,可以在不影响师傅作业的情况下,对磨床数控屏幕进行拍照。首先,通过边缘定位和透视变换方法,对获得的屏幕图像进行配准和矫正;其次,通过训练后的YOLOv5模型,对图像中的磨床参数进行识别;最后将磨床关键参数导入数据库,完成轧辊磨床参数的实时记录和传送,为相关后续生产工序的调整,提供及时、准确的关键设备参数。另外,针对屏幕图像中普遍存在的摩尔纹现象,通过设计偏振视窗和去摩尔纹处理算法相结合的方式,有效的滤除摩尔纹,显著降低了摩尔纹对识别精度的影响。系统运行半年以来,磨床屏幕数据的识别率超过了99%,显著降低了劳动强度和人工误差,提高了生产率。

**关键词:** 屏幕数据识别;智能相机;去摩尔纹;畸变校正

**中图分类号:** TP391.4; TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8060

## Research on screen intelligent camera of roller grinder and image recognition method

Lu Zhaogang Zhu Xuan

(Guangxi Liuzhou Iron and Steel Group Co., Ltd., Liuzhou 545002, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the screen data of roll grinder can only be obtained by manual transcription, we designed a method of automatic identification and recording of key parameters of roll grinder screen. The specially designed smart camera is installed above the CNC screen of the grinder, and the camera structure is designed with the angle of 45° “L”, which can take photos of the CNC screen without affecting the work of the master. Firstly, the screen image is registered and corrected by edge positioning and perspective transformation. Secondly, grinder parameters in the image were identified by the trained YOLOv5 model. Finally, the key parameters of the grinder are imported into the database to complete the real-time recording and transmission of the parameters, so as to provide timely and accurate key equipment parameters for the adjustment of related subsequent production processes. In addition, in view of the common Moire pattern phenomenon in screen images, the design of polarization window and Moire pattern removal algorithm is combined to effectively filter Moire pattern, which significantly reduces the influence of Moire pattern on the recognition accuracy. Since the system has been running for half a year, the recognition rate of grinding machine screen data has exceeded 99%, which significantly reduces labor intensity and manual error, and improves productivity.

**Keywords:** screen data recognition; intelligent camera; Moire pattern; distortion correction

## 0 引言

在冶金工业生产中,轧辊广泛应用于工业金属塑形。轧辊在使用过程中,会受震动、摩擦、润滑等因素的影响,造成轧辊表面出现缺陷,影响金属表面的塑形效果,影响

产品质量<sup>[1]</sup>,这时需要对轧辊进行磨削修复方能投入生产。磨削后的轧辊需要将磨削量、磨后直径、同轴度、凸度等参数记录下来,以便进行轧辊登记入库、后续工序参数调整、成本统计与报废周期估算等。由于老式磨床多采用封闭式数控平台<sup>[2]</sup>,无法联网且不具备数据自主记录功能,因此磨削数据需要手抄记录并手动上传至数据

库,由于需要磨削轧辊数量大,且磨削参数位数多,人工抄录工作量大、易出错,并且实时性不足。大批量更换先进磨床设备成本极高,因此如何在有限成本内实现磨床设备智能化升级,对降本增效,提高生产效率具有重要的作用。

目前,在相关行业领域内还没有通过视觉手段解决磨床屏幕数据识别的案例。由于磨床操作空间小,安装位置受限,且不能影响师傅操作,因此屏幕识别相机需要安装在数控屏幕正上方,并且体积要尽可能的小,这就导致相机抓拍的到屏幕图像存在严重的摩尔纹现象<sup>[3]</sup>和图像畸变。文献[4]提出一种基于小波分解和卷积神经网络相结合的去摩尔纹算法。文献[5]提出一种新的高效注意力融合的小波域去摩尔纹网络。文献[6]提出一种水下透视投影图像校正方法,将相机透过多界面拍摄的水下图像转化为空气中相机拍摄目标的透视投影图像。文献[7]提出了一种基于空间转换的鱼眼图像畸变校正算法。现有去摩尔纹方法大多是通过结合多尺度网络结构处理摩尔纹多频率的特性,虽然有一定的处理效果,但是存在信息丢失的问题。本文基于 UHDM 数据库采用带有跳跃连接的编码-解码网络 ESDNet,可以增强处理不同尺寸下带有摩尔纹图片的能力,避免图像信息丢失。针对图像倾斜畸变,本文采用透视变换方法进行图像校正,不需要镜头参数即可完成图像整体校正,满足屏幕数据识别需求,具有快捷高效的优点。最后对于处理后的屏幕图像进行分区域处理,采用 YOLOv5s 作为最终模型实现轧辊磨床屏幕数据识别。

本文提出了一种轧辊磨床屏幕智能相机及轧辊磨床关键参数自动识别与记录的方法。通过设计一种满足

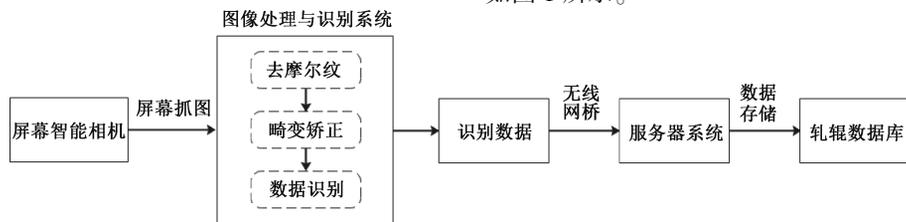


图 1 系统处理流程

Fig. 1 System processing flow

## 1.2 轧辊磨床智能监测相机

轧辊磨床智能监测相机安装于磨床数控屏幕上方,为了避免对磨床工人作业产生干扰,相机整体结构设计需精简紧凑。如图 2 所示,相机总体设计采用“L”型结构向下延伸,将相机镜头距离屏幕 193 mm 处以 45° 倾角拍摄数控屏幕,可实现对数控屏幕的全局成像,同时不遮挡磨床师傅观察数控屏幕。为提升数据识别准确率,在智能监测相机镜头前端加装了偏振片视窗,偏振片视窗

45° 倾角的“L”型小型屏幕智能识别相机,可以在不影响师傅作业的情况下,对磨床数控屏幕进行拍照;采用在相机镜头前增加偏振视窗与 ESDNet 神经网络处理算法相结合的方式滤除摩尔纹;再通过边缘定位和透视变换方法,对获得的屏幕图像进行配准和矫正;最后通过 YOLOv5 模型对图像进行识别,并将提取的磨床参数导入数据库,实现轧辊磨床参数实时获取与记录。

## 1 轧辊磨床屏幕数据识别系统组成

### 1.1 系统总体设计

轧辊磨床屏幕数据识别系统由屏幕智能相机、图像处理与识别系统、服务器系统和轧辊数据库组成。通过在磨床数控屏幕上方架设屏幕智能相机,通过外部按钮触发和自动抓拍的方式采集磨床数控屏幕图像数据。采集到的图像数据通过网络传输至图像处理与识别系统,依次完成去摩尔纹处理、图像畸变矫正、屏幕数据识别。最终将识别出的轧辊关键数据通过无线网桥传输至后端服务器中,并上传至轧辊数据库。

轧辊磨床屏幕数据识别系统在屏幕智能相机旁边安装了触控显示屏,可实时显示数据识别结果,可方便现场磨床工人对比数据识别结果与磨床屏幕真实数据,核验数据识别结果是否正确。当屏幕数据识别错误时,磨床工人可通过触控屏幕执行重新抓拍识别操作或者直接在触控屏幕上修改数据识别结果,并一键上传至服务器系统。所有磨床屏幕识别数据均存储在轧辊数据库中,用于数据追溯核验。轧辊磨床屏幕数据识别系统处理流程如图 1 所示。

可滤除小部分摩尔纹与大部分杂散光,将数控屏幕外界环境对数据识别的干扰降到最低。

## 2 轧辊磨床屏幕数据识别算法

轧辊磨床操作台空间有限,且磨床作业模式为双轴移动,给线缆铺设带来难题。普通工业相机安装位置与角度受限,相机最优架设位置在数控屏幕正上方。由于相机感光元件的空间频率和磨床屏幕中条纹的空间频率

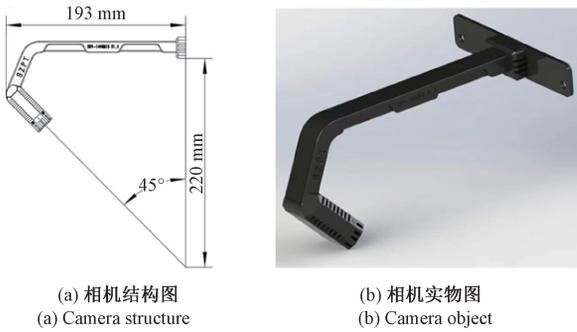


图 2 屏幕智能相机  
Fig. 2 On-screen smart camera

接近,会使图片出现彩色的高频率不规则条纹,这种条纹也称作摩尔纹。另外,由于相机安装空间条件限制,导致相机的拍摄视角以 45° 倾斜角度在屏幕的斜上方拍摄,采集的图像也是倾斜畸变的。为了保证图像识别的准确性,需要对采集的屏幕图像进行预处理,预处理主要包括去摩尔纹处理和畸变校正。经过预处理后的图像最后采用 YOLOv5 目标检测算法,实现磨床数控屏幕图像的数据识别。

### 2.1 去摩尔纹方法

针对图像中出现的摩尔纹现象。除了图像处理层面,常见的物理消除图像摩尔纹方法包括改变相机角度、改变相机位置、改变相机镜头的焦点、改变相机镜头的焦距等。这些方法都属于对相机硬件的变动,通过硬件调整,避免相机感光元件的空间频率和影像中条纹的空间频率相近。虽然方法理论上具有可行性,但是受安装环境的限制,安装设备的空间狭小、成像规格等要求,无法随意调整相机各个硬件参数。因此需要采用图像处理算法,对拍摄后的图像进行处理,从而达到去摩尔纹的效果。

本文采用的 ESDNet 深度神经网络<sup>[8]</sup>如图 3 所示。其主体框架是一个带有跳跃连接的编码-解码网络,网络中的主干结构核心又是由多个尺度感知模块堆叠组成,其目的是增强网络处理不同尺寸下带有摩尔纹图片的能力。其中,ESDNet 网络训练的数据集是基于 UHDM 数据库,该数据库有大量不同场景分布,既包含文档、杂志屏幕,又有风景旅游壁画、体育视频等。另外,拍摄视角也来自不同方向。这些多种样式数据,可以使网络学习到更广泛信息,使模型更具泛化性。

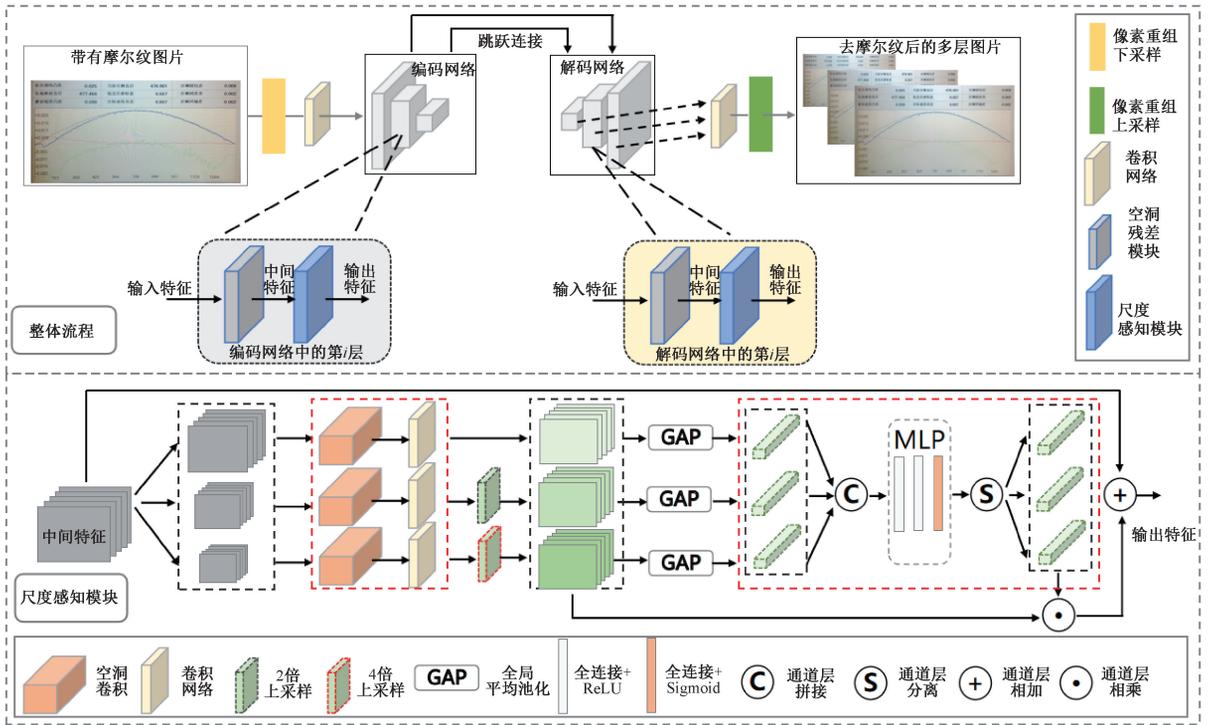


图 3 去摩尔纹深度神经网络  
Fig. 3 Moore-striated deep neural network

数据集共有 5 000 对(一张带摩尔纹,一张去除摩尔纹)图像,其中 4 500 对用于模型训练,500 对用于验证,图像的分辨率处在 4 032×3 024~4 624×3 472 之间。为

了使模型训练快速收敛,总的损失函数由像素配对损失函数和特征感知损失函数结合组成。

## 2.2 畸变矫正方法

由于相机采用一定的俯视角度对屏幕进行拍照,导致屏幕产生一定畸变,导致拍摄屏幕一些关键性的数据不清晰,从而影响观测和识别。为了矫正图像,本文采用透视变换<sup>[9-10]</sup>的方式来对图像进行处理,透视变换对畸变图像的校正需要取得畸变图像的一组 4 个点的坐标,和目标图像的一组 4 个点的坐标,通过两组坐标点可以计算出透视变换的变换矩阵,之后对整个原始图像执行式(1)的变换,通过这一过程<sup>[11-12]</sup>可以实现图像校正。

$$[x', y', w'] = [u, v, w] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$(u, v)$  是原始图片坐标,  $(x, y)$  对应得到变换后的图片坐标,写成增广向量形式,  $w = 1$ , 变换后得到式(2):

$$x = x'/w', y = y'/w' \quad (2)$$

变换矩阵  $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$  可以分作 4 部分来理解,

$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$  表示线性变换,  $[a_{31} \ a_{32}]$  表示平移,  $[a_{13} \ a_{23}]^T$  产生透视,重写变换公式可以得到式(3):

$$\begin{aligned} x &= \frac{x'}{w'} = \frac{a_{11}u + a_{21}v + a_{31}}{a_{13}u + a_{23}v + a_{33}} \\ y &= \frac{y'}{w'} = \frac{a_{12}u + a_{22}v + a_{32}}{a_{13}u + a_{23}v + a_{33}} \end{aligned} \quad (3)$$

图像原始坐标点已知,如果能够指定原始图像中几个点对应变换后的坐标。则可通过式(1)~(3)计算得到变换矩阵中各分量的值。从而通过变换矩阵得到变换后的图像。由于正方形的特殊性,选择正方形作为中间过度。将任意四边形先变换到正方形,再由正方形变换到四边形。通过这种方式便可将一个任意四边形变换到另一个任意四边形,如图 4 所示。

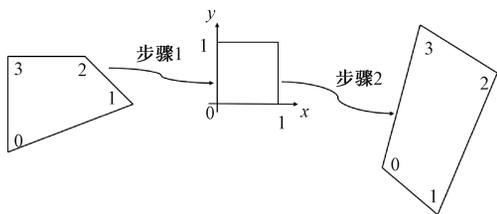


图 4 透视变换示意图

Fig. 4 Schematic diagram of perspective transformation

## 2.3 屏幕数据识别

YOLO 模型是图像目标检测识别项目中常用的网络模型, YOLO 网络结构是由 24 个卷积层和 2 个全连接层

组成,卷积层基本上是用  $3 \times 3$  和  $1 \times 1$  的卷积核组成<sup>[13]</sup>。YOLOv5 模型则是在原有 YOLO 模型的基础上,具备更复杂的网络结构和训练策略技巧,使其具有更优的检测精度和更快的推理速度<sup>[14]</sup>。YOLOv5 模型在网络结构上可以划分为输入端、主干网络 (Backbone)、颈网络 (Neck)、预测头 (Head) 4 个部分<sup>[15]</sup>, 其主干特征提取网络 (Backbone) 采用了与 YOLOv4 类似的 CSP Darknet, Neck 部分采用 FPN (feature pyramid networks) 结合 PAN (path aggregation network) 的结构,进行网络的特征融合和加强提取<sup>[16]</sup>。YOLOv5 模型整体结构如图 5 所示。

由于磨床数控屏幕中显示的数据很多,屏幕尺寸较大,且待识别数据在整张屏幕图片中所占的范围较小。因此,磨床屏幕数据存在可利用特征少、定位精度要求高、小目标聚集等一系列问题,导致对屏幕关键数据的识别存在误识别、漏识别的情况。为了解决这一问题,本文在使用 YOLOv5 模型训练数据之前,采用了先分割、再训练模型的方法,对于去摩尔纹处理和畸变矫正后的屏幕图像,进行分区域处理,实现轧辊磨床屏幕数据识别。

通过选取待识别区域,并作为训练网络模型的输入图像,避免了要识别检测的物体所占图片特征小的问题。图像分区域处理过程如图 6 所示。

获取到区域数据图像后,基于 YOLOv5 模型构建目标识别网络。YOLOv5 模型包含不同大小的结构,如 YOLOv5n (最小模型)、YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x (最大模型)<sup>[17]</sup>。模型的精度随模型大小的增大而增大,而执行速度随模型的增大而降低。具体模型的选择,还需要根据实际需求和配置环境做判断,本文我们选择 YOLOv5s 作为最终模型。

为了构建网络模型训练数据集,本文对分区域处理的数据区域后图片进行数据标注,分别设定 -1~9 总共 11 个类别,其中 0~9 表示数字, -1 表示小数点。然后将数据集输入网络进行训练,训练完成后的模型具备准确识别数字的能力。接着根据识别结果的坐标,对识别数据重新组合,将单个数字或小数点拼接成一个完整有效数据。

## 3 实验结果分析

### 3.1 实验环境搭建

屏幕数据识别算法训练环境基于 Pytorch 开源框架,硬件平台采用搭载 Windows10 64 位操作系统的服务器进行模型训练,中央处理器 (CPU) 为 Intel (R) Core (TM) i7-11700K CPU @ 3.6 GHz,显卡 (GPU) 为 NVIDIA RTX 3080,显存 10 GB,并配置深度学习 Conda 环境为: Python = 3.8.0 + torch = 1.7.1 + torchvision = 0.8.2, CUDA 版本为 10.0。

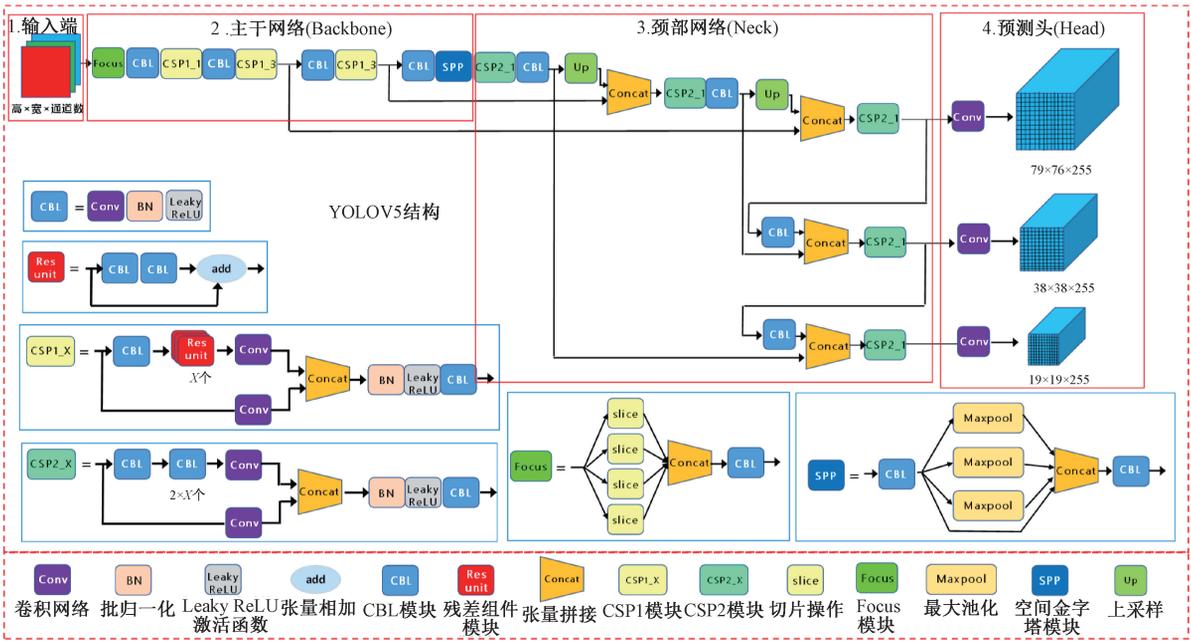


图 5 YOLOv5 模型结构  
Fig. 5 YOLOv5 model structure diagram

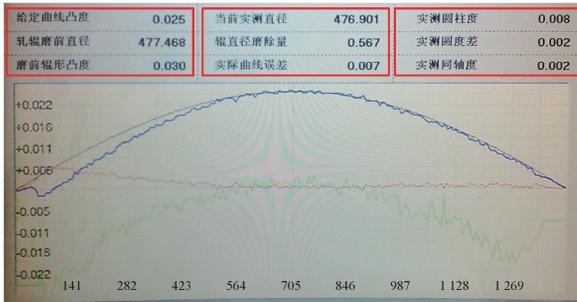


图 6 分区域处理数据区域  
Fig. 6 Regions deal with data regions

### 3.2 模型训练

训练参数设置,基于 YOLOv5s 的预训练模型进行训练,设置迭代次数 (epoch) 200,每次加载数据 (batch size) 16 张,模型的输入尺寸 (width×height) 是 640×640,使用随机梯度下降法 (stochastic gradient descent,SGD) 更新模型参数。初始学习率 (lr) 0.01,最终学习率 (lr final) 0.000 1,动量 (momentum) 参数 0.98。损失函数由目标置信度 (objectness score) 得分、目标分类 (class probability score) 得分、矩形框回归 (bbox regression score) 得分组成。在模型训练过程中采用所有类别平均精度 AP 值的平均值 MAP 来评估模型训练性能<sup>[18-20]</sup>。

ESDNet 的训练参数需要设置迭代次数 (epoch) 150,每次加载数据 (batch size) 1 张,模型的输入尺寸 (width×height) 是 768×768,在原有训练数据随机裁剪尺寸大小为 768×768 的图像块,使用自适应运动估计算法 (Adam) 更新模型参数。参数  $\beta_1$  设置成 0.9, $\beta_2$  设置成 0.999,初始学习率 (lr) 0.000 2。

本文训练参数的设定,主要从任务的种类、硬件配置、训练数据集规模 3 个主要方面考虑。对于图像生成类的任务每次训练需要的显存明显要比目标检测大,因此 batchsize 数值较小;硬件配置越好,参数也能适当调大;最后是训练数据集的规模,对于较大规模数据,为了让网络更好学习有效信息并拟合参数,也会适当调整参数。

### 3.3 实验数据采集与分析

本文在轧辊磨床设备的磨床操作屏幕和涡流探伤屏幕上方均安装了屏幕智能相机和图像处理与识别系统。并在磨床屏幕旁边安装了触控显示屏,用于实时显示磨床屏幕数据识别结果。轧辊磨床现场设备安装布局如图 7 所示。

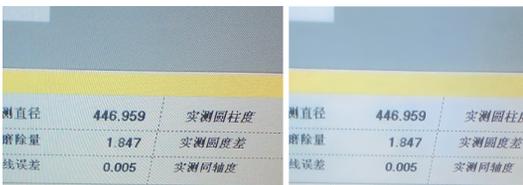
去摩尔纹实验结果如图 8 所示,原始图片中央具有摩尔纹,经过网络输出后的图片,摩尔纹被消除,而原有的信息完全保留,没有收到影响。

基于透视变换方法校正后的屏幕图像如图 9 所示。如图 10 所示,轧辊磨床智能监测相机抓拍到待识别数据界面后,会自动分区域识别屏幕界面中的关键数据。



图 7 现场设备安装

Fig. 7 Field equipment installation



(a) 原始图像 (a) Original image  
(b) 去摩尔纹图像 (b) Remove mole image

图 8 去摩尔纹结果

Fig. 8 Result of the remove mole grain



(a) 原始图像 (a) Original image  
(b) 校正图像 (b) Corrected image

图 9 校正效果图

Fig. 9 Correction renderings



图 10 屏幕数据识别结果

Fig. 10 Screen data identification result

本实验为了进一步测试屏幕识别算法的准确率,屏幕智能相机安装部署在磨床设备上后,从 2022 年 3 月~2022 年 8 月期间连续采集了 6 个月的屏幕图像数据,每两个月统计一次屏幕识别算法准确率,每项屏幕数据识别测试结果如表 1 所示。从表 1 可发现在 3~4 月期间,由于采集的屏幕图像数据量较少,屏幕识别算法精度

在 93.5%~95.6%之间,且越靠近屏幕边缘的数据,识别正确率越低,这是由于图像边缘畸变造成的影响。随着数据量的积累,在 5~8 月期间屏幕识别算法重新训练升级,数据识别整体正确率为 99% 以上。其中处于磨床屏幕边缘的数据识别准确率在 99.2%~99.3% 之间,处于磨床屏幕中间区域的数据识别准确率较高,识别准确率在 99.4%~99.6% 之间。

表 1 屏幕数据识别测试  
Table 1 Test screen data recognition

时间	曲线凸度	磨前直径	辊型凸度	实测直径	磨除量	曲线误差	圆柱度	圆度差	同轴度
3~4 月	93.5	93.8	95.2	95.4	95.6	95.7	94.3	93.1	92.3
5~6 月	99.2	99.2	99.4	99.5	99.6	99.6	99.4	99.2	99.3
7~8 月	99.3	99.3	99.4	99.5	99.6	99.3	99.5	99.3	99.2

## 4 结 论

针对轧辊磨床屏幕数据只能依靠人工抄录无法自动获取的问题,本文提出了一种轧辊磨床屏幕智能相机及轧辊磨床关键参数自动识别与记录的方法。通过设计一种45°倾角“L”型小型屏幕智能相机,并安装于磨床数控屏幕上方,可以在不影响师傅作业的情况下,对轧辊磨床数控屏幕全局成像并拍照采集图像数据。针对屏幕图像中普遍存在的摩尔纹现象,通过设计偏振视窗和ESDNet神经网络算法相结合的方式,有效的滤除摩尔纹,显著降低了摩尔纹对识别精度的影响。再通过边缘定位和透视变换方法,对获得的屏幕图像进行配准和矫正,最后通过YOLOv5模型对图像进行识别,并将提取的磨床参数导入数据库,完成轧辊磨床参数的实时记录和传送,为相关后续生产工序的调整,提供及时、准确的关键设备参数。系统运行半年以来,磨床屏幕数据的识别率超过了99%,显著降低了劳动强度和人工误差,提高了生产率。

## 参考文献

[ 1 ] 肖艳军, 齐浩, 周围, 等. 锂电池极片轧机轧辊表面缺陷检测与识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 148-156.  
XIAO Y J, QI H, ZHOU W, et al. Detection and recognition of roll surface defects in lithium battery pole rolling mill [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(10): 148-156.

[ 2 ] 丁国龙, 邱兆祥, 汤明俊. 基于 OPC-UA 的轧辊磨床 PC 端数控软件开发[J]. 机床与液压, 2020, 48(14): 78-82.  
DING G L, QIU ZH X, TANG M J. Development of PC end CNC software for roll grinder based on OPC UA [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2020, 48(14): 78-82.

[ 3 ] DE S, CHATTERJEE J, CHAKRABORTY S, et al. Refractive index measurements of liquids using moiré pattern[C]. Progress in Optomechatronics: Proceedings of the 20th International Symposium on Optomechatronic Technology (ISOT 2019), India. Springer Singapore, 2020: 157-163.

[ 4 ] ABRAHAM E. Moiré pattern detection using wavelet decomposition and convolutional neural network [C]. 2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI). IEEE, 2018: 1275-1279.

[ 5 ] 孙春云. 基于注意力机制的小波域去摩尔纹研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2021.  
SUN CH Y. Research on removing Moire pattern in wavelet domain based on attention mechanism [D]. Urumqi: Xinjiang University, 2021.

[ 6 ] 姚钦舟, 庄苏锋, 屠大维, 等. 水下透视投影图像非线性畸变校正方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2): 176-183.  
YAO Q ZH, ZHUANG S F, TU D W, et al. Non-linear distortion correction method for underwater perspective projection image [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(2): 176-183.

[ 7 ] 蔡梦姚, 王鹏. 空间转换的鱼眼图像畸变校正[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(3): 9-13.  
CAI M Y, WANG P. Distortion correction of fisheye image based on spatial conversion[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(3): 9-13.

[ 8 ] YU X, DAI P, LI W, et al. Towards efficient and scale-robust ultra-high-definition image demoiréing [C]. Computer Vision-ECCV 2022: 17th European Conference, Tel Aviv, Israel, October 23-27, 2022, Proceedings, Part XVIII. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 646-662.

[ 9 ] 常睿, 桑海峰. 泊车中小型障碍物检测技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 169-177.  
CHANG R, SANG H F. Research on parking small obstacle detection technology [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6): 169-177.

[ 10 ] 李一航, 周东兴, 韩东升. 一种基于透视变换的远距离双目测距方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(7): 93-99.  
LI Y H, ZHOU D X, HAN D SH. Long-distance binocular ranging method based on perspective transformation[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(7): 93-99.

[ 11 ] 魏振婷, 张仁杰, 江磊. 基于人脸识别与畸变图像校正的监控研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(14): 110-117.  
WEI ZH T, ZHANG R J, JIANG L. Monitoring research based on face recognition and distortion image correction[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(14): 110-117.

[ 12 ] 柴世豪, 郭晨霞, 李建鑫. 轮廓测量系统中摄像机的光学畸变校正方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(21): 158-162.  
CHAI SH H, GUO CH X, LI J X. Optical distortion correction method for cameras in contour measuring system [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(21): 158-162.

[ 13 ] 徐晓光, 李海. 多尺度特征在 YOLO 算法中的应用研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(6): 96-101.  
XU X G, LI H. Application research of multi-scale

- features in YOLO algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (6): 96-101.
- [14] 刘璿瑛, 曹晖, 郭彬彬, 等. 基于改进 YOLO v5 复杂场景下肉鹅姿态的检测算法研究[J]. 南京农业大学学报, 2023, 46(3): 606-614.  
LIU Y Y, CAO X, GUO B B, et al. Research on detection algorithm about the posture of meat goose in complex scene based on improved YOLO v5 [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2023, 46 (3): 606-614.
- [15] 朗松, 曹选, 张艳微, 等. 融合改进\_YOLOv5\_算法的图像全站仪全自动测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 120-127.  
LANG S, CAO X, ZHANG Y W, et al. Fully automated measurement method of image total station based on the improved YOLOv5 algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 120-127.
- [16] 代桢, 赵旭, 李连鹏. 基于改进 YOLOv5 的复杂背景红外弱小目标检测算法发[J]. 红外技术, 2022, 44(5): 504-512.  
DAI J, ZHAO X, LI L P. Improved YOLOv5-based infrared dim-small target detection under complex background [J]. Infrared Technology, 2022, 44(5): 504-512.
- [17] 马燕婷, 赵红东, 阎超, 等. 改进\_YOLOv5\_网络的带钢表面缺陷检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 150-157.  
MA Y T, ZHAO H D, YAN CH, et al. Strip steel surface defect detection method by improved YOLOv5 network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 150-157.
- [18] 徐印赞, 江明, 李云飞, 等. 基于改进 YOLO 及 NMS 的水果目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 114-123.  
XU Y Y, JIANG M, LI Y F, et al. Fruit target detection based on improved YOLO and NMS [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 114-123.
- [19] 石欣, 卢灏, 秦鹏杰, 等. 一种远距离行人小目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 136-146.  
SHI X, LU H, QIN P J, et al. A long-distance pedestrian small target detection method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 136-146.
- [20] 史雨馨, 朱继杰, 凌志刚. 基于特征增强\_YOLOv4\_的无人机检测算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 16-23.  
SHI Y X, ZHU J J, LING ZH G. Research on UAV detection method based on feature enhanced YOLOv4 algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(7): 16-23.

### 作者简介



**陆兆刚** (通信作者), 2000 年于广西大学获得学士学位, 现为广西柳州钢铁集团有限公司冷轧板带厂电气高级工程师, 主要研究方向钢铁企业电气自动化、智能化、数字化的开发和应用。

E-mail: lzg\_work@163.com

**Lu Zhaogang** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Guangxi University in 2000. Now he is a senior electrical engineer in Cold Rolled Strip Factory of Guangxi Liuzhou Iron and Steel Group Co., Ltd. His main research interests include the development and application of electrical automation, intelligence and digitalization in iron and steel enterprises.



**朱旋**, 2005 年于内蒙古科技大学获得学士学位, 现为广西柳州钢铁集团有限公司冷轧板带厂电气高级工程师, 主要研究方向为钢铁企业智能化、数字化的应用。

E-mail: 68344810@qq.com

**Zhu Xuan** received his B. Sc. degree from Inner Mongolia University of Science and Technology in 2005. He is now a senior electrical engineer at the Cold Rolled Strip Plant of Guangxi Liuzhou Iron and Steel Group Co., Ltd. His research interests include intelligent and digital applications in iron and steel enterprises.