

# 基于YOLOv3的烧结机台车算条图像角点定位

廖婷婷<sup>1</sup>, 李宗平<sup>1</sup>, 曾小信<sup>1</sup>, 欧阳攀<sup>2</sup>, 李旭东<sup>1</sup>

<sup>1</sup>中冶长天国际工程有限责任公司, 湖南 长沙

<sup>2</sup>航天科工深圳(集团)有限公司, 广东 深圳

收稿日期: 2023年2月6日; 录用日期: 2023年4月22日; 发布日期: 2023年4月29日

## 摘要

准确抓取台车四个角点对于图像展平处理以及实现烧结机算条智能监控具有重要意义, 由于环境的复杂性, 采用轮廓、特征点查找等方法很难实现角点的精准定位, 而台车图像的高分辨率又给深度学习端到端模式的运行效率带来很大挑战。本文提出了一种深度学习与传统图像处理相结合的烧结机台车图像角点定位方法。首先从四个角点的大致位置提取出小块感兴趣区域, 再采用YOLOv3检测模型, 得到四个角点在感兴趣区域内的坐标, 最后通过坐标换算得到角点的真实位置。通过定位角点可对图像进行畸变矫正, 对计算算条的斜率和间距具有重要意义。实际应用情况表明, 该方法可实现快速精准的角点定位, 并能适应生产场景, 实际运行过程中达到了不低于95%的检测精度和少于1秒钟的检测时间, 这为烧结机算条的智能监控奠定了良好基础。

## 关键词

烧结机, 深度学习, 透视变换, 目标检测

# Corner Location of Sintering Machine Trolley Grate Image Based on YOLOv3

Tingting Liao<sup>1</sup>, Zongping Li<sup>1</sup>, Xiaoxin Zeng<sup>1</sup>, Pan Ouyang<sup>2</sup>, Xudong Li<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Zhongye Changtian International Engineering Co., Ltd., Changsha Hunan

<sup>2</sup>Aerospace Science & Industry Shenzhen (Group) CO., LTD., Shenzhen Guangdong

Received: Feb. 6<sup>th</sup>, 2023; accepted: Apr. 22<sup>nd</sup>, 2023; published: Apr. 29<sup>th</sup>, 2023

## Abstract

Accurately grasping the four corners of the trolley is of great significance for image flattening processing and intelligent monitoring of sintering machine grates. Due to the complexity of the

文章引用: 廖婷婷, 李宗平, 曾小信, 欧阳攀, 李旭东. 基于 YOLOv3 的烧结机台车算条图像角点定位[J]. 机械工程与技术, 2023, 12(2): 205-212. DOI: 10.12677/met.2023.122024

environment, it is difficult to achieve accurate positioning of corners by using contour, feature point search and other methods. The high resolution of the trolley image poses a great challenge to the efficiency of the end-to-end mode of deep learning. This paper proposes a corner location method for sintering machine trolley image based on deep learning and traditional image processing: Firstly, extracting a small region from the approximate position of the four corners. Then, the YOLOv3 detection model is used to obtain the coordinates of the four corners in the small region. Finally, the real position of the corner is obtained by coordinate conversion. The distortion of the image can be corrected by the corner coordinates, which is of great significance for calculating the slope and spacing of the grate. The practical application shows that the method can realize fast and accurate corner location and adapt to the production scene. In the actual operation process, the detection accuracy is not less than 95% and the detection time is less than 1 second, which lays a good foundation for the intelligent monitoring of sintering machine grate.

## Keywords

Sintering Machine, Deep Learning, Perspective Transformation, Object Detection

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

烧结工艺在不断改进,但在烧结过程中算条的糊堵和掉落仍是一个需关注的问题。文献[1]讨论了糊堵的产生原因,如水分与粉尘结合、固态废料等。糊堵严重会造成烧结机台车通风面积下降,影响烧结产量和质量,制约烧结机的生产。且由于高温和热胀冷缩、磨损等原因,算条卡槽会锈蚀松动,产生掉落问题,形成一定面积的缝隙,严重情况会造成矿石掉落影响烧结。因此,重点阶段需人为24小时监控,及时发现异常并处理。

随着图像技术的发展,国内外提出了利用视频监控来实现算条智能监控诊断的思路,为解决人工监控的痛点,文献[2]中提出基于轮廓提取的方法提取算条区域,并基于轮廓间距判断篦条故障。文献[3]中提到采用YOLOv3算法对算条进行缺失检测。但对图像的获取质量偏理想化,由于工业环境的复杂性,粉尘大,温度高,设备安装空间限制等原因,实际的工况获取的图像将大大增加算条故障检测的难度。

生产中无法保证待测台车垂直出现在相机视野中间,获取图像存在一定形变,本文聚焦图像预处理的矫正问题,针对图像无明显特征点,传统方法无法实现该工况中的角点定位的问题,提出了基于深度学习YOLOv3模型与传统图像处理相结合的方法,实现台车角点定位,基于角点定位完成图像展平和找出实际台车区域,为后续算条的糊堵、间距和倾角求取打下基础。

## 2. 图像预处理和坐标关系换算

### 2.1. 图像预处理

烧结机台车底面篦条区域为 $5 \times 1.5 \text{ m}^2$ ,由于采集空间限制,系统采用双相机同步获取图像,保证视野覆盖单个台车底面,相机安装位置如图1红色箭头所示。

由图1可知,台车沿着曲轨顺序经过采集区域,在预处理中基于篦条纹理分布,得到台车行驶过程中的最佳位置图像,如图2所示。得到最佳位置图像后,再采用SIFT图像拼接算法[4],得到单台台车

底面完整的篦条图像，如图 3 所示。

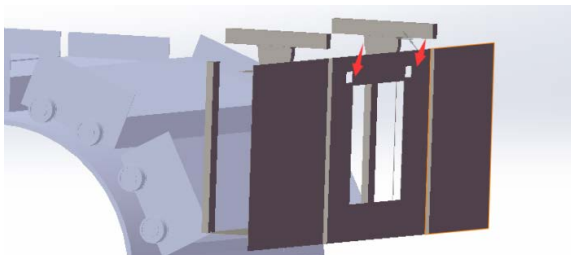


Figure 1. Diagram of the camera installation location

图 1. 相机安装位置示意图

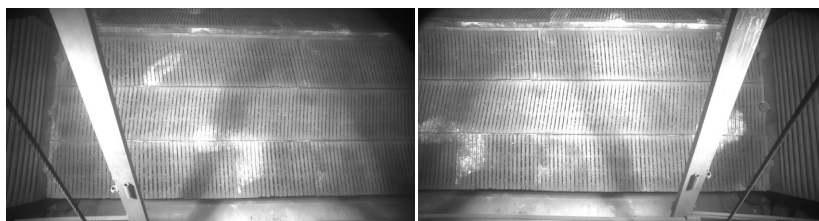


Figure 2. The left and right camera monitoring images of sintering machine grate bar

图 2. 烧结机算条的左、右相机监控图像

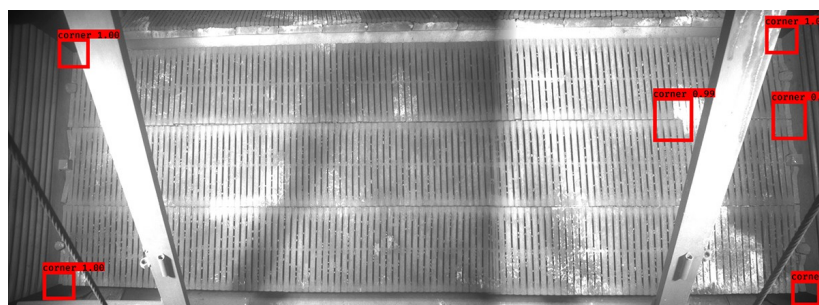


Figure 3. Corner positioning effect based on the original image

图 3. 基于原图的角点定位效果

实际采集图像难免存在一定的梯形畸变，且包含小部分台车侧栏板区域。为减少栏板条纹纹理以及梯形畸变带来的误检，本文提出基于台车四个角点对图像进行矫正和区域提取。观察篦条图像，其角点区域存在一定遮挡，且全图纹理结构单一，角点区域无明显特征，将拼接后的原始图像直接送入 YOLOv3 进行角点检测，会存在一些误检区域，如图 3 所示，且整体检测速度很慢。

因此，本文根据台车运行轨迹的先验知识，先提取出四个角点的感兴趣区域，能有效减少冗余数据，提高训练速度，综合图像分辨率、系统运行速度、角点图像大小、数据集制作等多个因素，本文将大尺寸图像批量转换为  $416 \times 416$  分辨率的小尺寸图像，最终得到一些列角点区域图像，如图 4 所示。

## 2.2. 坐标关系换算

在预处理中，提取出图像中四个角点的感兴趣区域，如图 5 中黄色方框所示。图中，mg 表示感兴趣区域在原图中与左右边界的距离值，sq 表示感兴趣区域的大小值，C\_lt、C\_lb、C\_rt 和 C\_rb 表示四个角点。

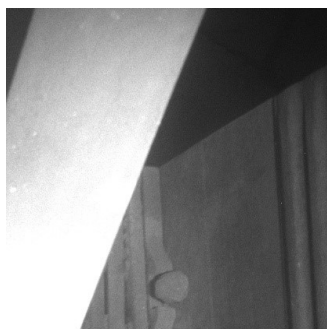


Figure 4. Corner image after cutting  
图 4. 裁切后的角点附近图像

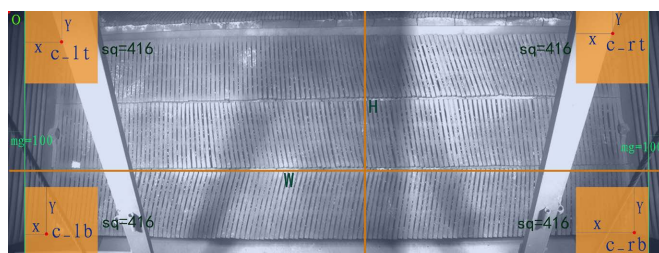


Figure 5. Coordinate transformation diagram on the pieced diagram  
图 5. 在拼好的图上坐标变换示意图

根据目标区域的大小和在原图中的位置，角点坐标(X, Y)换算到原图中的坐标公式如下：

左上角 C\_lt:  $(X + mg, Y)$

左下角 C\_lb:  $(X + mg, H - sq + Y)$

右上角 C\_rt:  $(W - mg - sq + X, Y)$

右下角 C\_rb:  $(W - mg - sq + X, H - sq + Y)$

其中，W, H 表示原图的宽和高，mg 的取值根据经验所得。

### 2.3. 四点透视变换

获得角点坐标后，可基于透视变换将篦条图像进行校正。透视变换[5] [6] (Perspective Transformation)是将图片投影到一个新的视平面(Viewing Plane)，也称作投影映射(Projective Mapping)，其变换公式如下所示：

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

根据几何原理，已知四个点的坐标和目标四个点的坐标，即可求出式(1)右侧的变换矩阵，将图像与矩阵相乘即可得出新的图像。为便于观察，并保持图像的真实长宽比(台车的真实长宽比约为 3:1)，本文设置四个目标点的位置分别距边界一定距离，之后根据透视变换即可展平图像。

## 3. YOLOv3 角点检测模型

### 3.1. 选择 YOLOv3 模型的考虑

采用传统的 SIFT 特征点查找等方法，具有很大的不确定性，结果并不能完全确定角点的位置，也不能适应拍摄光照场景和角度的变化。实验发现通过二值图像处理的轮廓提取、霍夫直线变换等方法也不

能确定角点位置[7]。图 6 展示了采用 SIFT 特征提取后的效果，其特征点分布杂乱且数量众多。

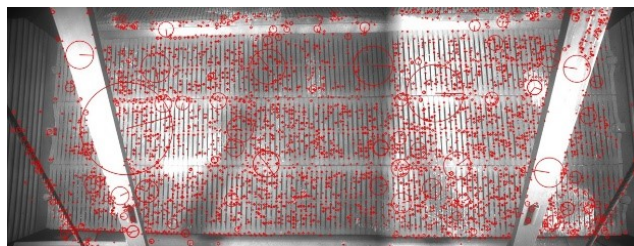


Figure 6. Results of the SIFT feature detection  
图 6. SIFT 检测特征点结果

检测位置台车位于圆形曲轨区域，由于生产环境具有大量粉尘，基于视觉在线分析台车算条图像最佳位置，因此每张图像的台车运行角度具有一定差异，直接确定角点坐标不可行。

需要采用一种具有鲁棒性的，自适应性的角点查找方法，而且系统运行过程中需要能够快速定位角点，就目前来讲，这种方法只能依靠深度学习，而 YOLOv3 是目标检测领域速度和精度能兼顾得最好的深度学习模型之一，对比效果如图 7 所示。

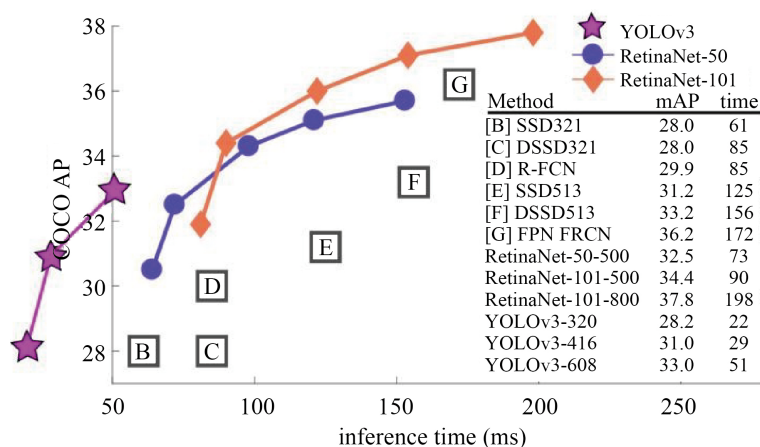


Figure 7. YOLOv3 is compared with other AP models.  
图 7. YOLOv3 与其他模型 AP 对比

### 3.2. YOLOv3 模型介绍

YOLO 是目标检测的经典模型，以速度快精度高著称，YOLOv3 是 YOLO 网络的第三代，在前代的基础上对小目标检测、检测速度等方面有所提升[8]。其原理是：首先通过特征提取网络对输入图像提取特征，得到一定大小的特征图，比如  $13 \times 13$  (相当于  $416 \times 416$  图片大小)，然后将输入图像分成  $13 \times 13$  个 grid cells，接着如果 GT 中某个目标的中心坐标落在哪个 grid cell 中，那么就由该 grid cell 来预测该目标，如图 8 所示。每个 grid cell 都会预测 3 固定数量的边界框(YOLOv1 中是 2 个，YOLOv2 中是 5 个，YOLOv3 中是 3 个，这几个边界框的初始大小是不同的)。

预测得到的输出特征图有两个维度是提取到的特征的维度，比如  $13 \times 13$ ，还有一个维度(深度)是  $B*(5+C)$ ，注：YOLOv1 中是  $(B*5+C)$ ，其中 B 表示每个 grid cell 预测的边界框的数量(比如 YOLOv1 中是 2 个，YOLOv2 中是 5 个，YOLOv3 中是 3 个)；C 表示边界框的类别数(没有背景类，所以对于 VOC 数据集是 20)，5 表示 4 个坐标信息和一个目标性得分。



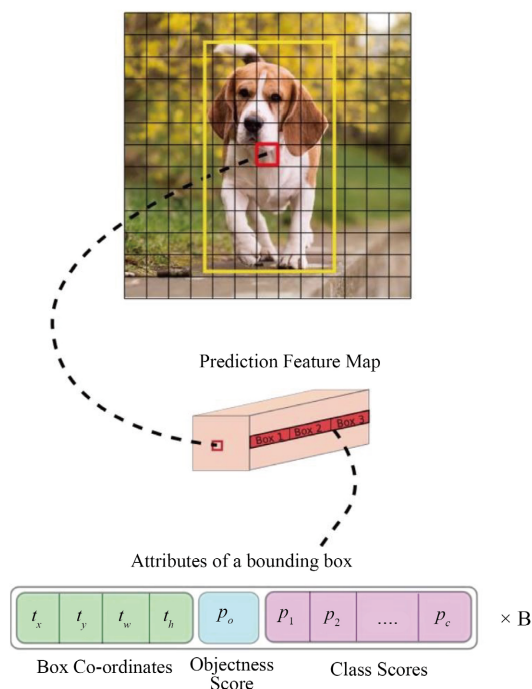


Figure 8. Principle of YOLOv3

图 8. YOLOv3 原理示意

### 3.3. 标注和迁移学习

本文选用 Pascal VOC 数据集上应用广泛的 labelImg 标注工具, 标注 500 张图, 其中 90% 划分为训练集, 10% 为测试集。标注时将角点置于标注框中央, 在后续预测时即可通过求取中心点坐标判断为角点的坐标, 再通过文中 1.2 提到的坐标换算得到整张图中角点的真实坐标。

标注完成后, 修改 YOLOv3 的 cfg 配置文件, 如类别数、图片大小等, 调试训练轮数、学习率等超参数, 在 Ubuntu 下的 darknet 框架中进行训练[9], 采用 Pascal VOC 数据集 yolo 预训练的权重文件(不含全连接层)进行迁移学习。如图 9 所示, 损失值随训练批次呈下降趋势。

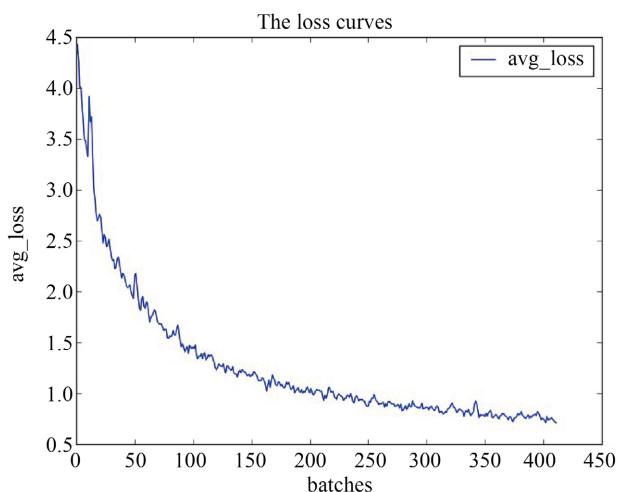


Figure 9. Change of training loss value

图 9. 训练损失值变化情况

实际训练过程中，虽然采用了迁移学习，YOLOv3 仍需要设置数据增强参数，通过旋转角度、调整饱和度、曝光量、色调来生成更多样本，减小过拟合。

## 4. 结果分析

### 4.1. 实际测试结果

由于运行平台是基于 windows 的，在 ubuntu 系统 darknet 框架中训练得到的权重文件需转换成 Keras 框架下的.h5 文件，实际运行平台为 Win10+Xeon E5-1650+Quadro K2000，后端引擎为 Tensorflow-gpu。

在系统上实际运行一天的结果显示，正常发现角点的图片占到了 95%以上，检测单张大图时间少于 1 秒钟，准确率和速度均满足了要求，图 10 为角点定位结果。

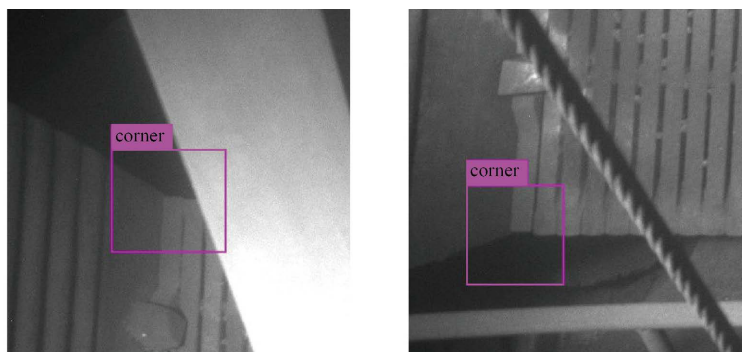


Figure 10. Result of corner location  
图 10. 角点定位结果

### 4.2. 透视变化效果及后续结果影响

如图 11 所示，图像展平后对倾角和糊堵面积均有影响，得到了更加接近真实情况的结果，且减少了栏板区域的边缘纹理带来的干扰，有利于后续智能诊断的预警设置。



Figure 11. Influence of flattening image on results  
图 11. 展平图像对结果的影响

## 5. 结束语

本文深入研究了实际工况中烧结机台车角点定位问题,在完全基于现有图像的基础上,通过 YOLOv3 模型训练网络权重,对台车角点进行定位。实验证明,基于角点定位对原图像透视变换后,能提高检测的准确性,并能保证检测速度。对实际运行情况进行了统计,通过分析结果,验证了算法的可行性,且算法的鲁棒性较好,若后续光照或拍摄角度等信息发生变化,只要加入一些新的样本进行训练即可,算法扩展性强,为下一步算条智能分析打下了基础。由于工控机使用了 GPU,有些工控机并没有 GPU,下一步还需考虑 CPU 环境下系统的运行效率问题。

## 参考文献

- [1] 韩明明,孙文杰,邹一波,赵利明,戚功亮,翟立伟. 烧结机台车篦条检测方法[P]. ZL201410558164.6, 2018-03-09.
- [2] 秦立鹏. 基于图像处理的烧结台车篦条监测系统设计[J]. 信息通信, 2018, 3(3): 115-116.
- [3] 王月明,李世翔,翟容清,吴永刚. 基于 YOLOv3 算法的烧结厂台车篦条缺失检测研究[J]. 烧结球团, 2021(5): 31-35.
- [4] 陈宁,刘志坚,苏雪平,等. 基于改进的 SIFT 算法的集成电路图像拼接[J]. 国外电子测量技术, 2021(6):159-164.
- [5] 王永森,刘宏哲. 基于单目视觉的车辆下边沿和透视变化的车距测量[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(7): 10.
- [6] 周亚峰,杨扬. 基于深度学习的光伏图像透视变化算法优化[J]. 新型工业化, 2021, 11(2): 3.
- [7] Joe Minichino. OpenCV 3 计算机视觉[M]. 第二版. 刘波,苗贝贝,史斌,译. 北京:机械工业出版社,2017.
- [8] 弗朗索瓦·肖莱. Python 深度学习[M]. 第二版. 张亮,译. 北京:人民邮电出版社,2018.
- [9] 李珣,刘瑶,李鹏飞,等. 基于 Darknet 框架下 YOLOv2 算法的车辆多目标检测方法[J]. 交通运输工程学报, 2018, 8(6): 142-157.