基于复数卷积神经网络烧结台车定位跟踪算法

张海峰，苏志祁，李艳萍，祝若松
（广西柳钢东信科技有限公司，广西 柳州 545002）

摘要： 烧结台车定位跟踪是非稳态烧结高质量过程控制的基础，同时也是台车状态监控的关键。针对现有烧结生产过程中的物料跟踪和过程控制的问题，提出了一种全新的台车定位跟踪算法。该算法针对烧结台车定位场景设计了复数卷积神经网络结构，运用复数网络的俯角解决了相位从360°到0°跳变时定位系统误差大的问题；同时采用GradCAM技术解析网络的工作原理，以确保模型的泛化能力；通过在台车上加装定位二维码来二次确认定位信息的准确性。经过长达一年半的论证，证明系统具有高度的可靠性和稳定性，并能够有效地应用于烧结生产过程中的物料跟踪和过程控制。

关键词： 烧结；物料跟踪；台车定位；复数神经网络；定位二维码
中图分类号： TF046.4；TP391.41；TF31 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764(2023)06－0132－07
doi： 10.13403/j.sjqt.2023.06.094

Positioning and tracking algorithm for sintering trolleys based on convolutional neural network of complex number

ZHANG Haifeng，SU Zhiqi，LI Yanping，ZHU Ruosong
（Guangxi Liuzhou Steel Dongxin Technology Co.，Ltd.，Liuzhou 545002，Guangxi，China）

Abstract: The positioning and tracking of sintering trolleys is the basis for high-quality process control of unsteady sintering，and it is also the key to the condition monitoring of trolleys. In view of the problem of material tracking and process control in the existing sintering production process，a new trolley positioning and tracking algorithm is proposed. The algorithm designs a convolutional neural network structure of complex number for the positioning scenario of sintering trolleys，and uses the depression angle of the complex number network to solve the problem of large positioning system error when the phase jumps from 360° to 0°. At the same time，GradCAM technology is used to analyze the working principle of the network to ensure the generalization ability of the model. In addition，the accuracy of the positioning information is confirmed twice by installing a positioning QR code on trolleys. After a year and a half of demonstration，it has been proved that the system has a high degree of reliability and stability，and can be effectively applied to material tracking and process control in the sintering production process.

Key words: sintering；material tracking；trolley positioning；complex neural network；positioning QR code

烧结生产是一项复杂的工艺过程，其原料多样，机理复杂，传统的控制方法难以对其实现有效的生产控制。模型预测控制方案是一种有效的解决方案，但要实现精确的物料跟踪控制，必须依靠准确的物料定位跟踪系统。由于高温和机械挡害等原因，传统的定位计数方法如编码器和光电开关无法准确实现对物料的准确跟踪。刘福龙等[1]提出了一种基于时间间隔采样的方法对物料进行稳态生产中的跟踪，但由于烧结台车在实际生产中受到各种异常扰动，数据时间错位的问题会降低预测模型的精度。因此需要开发一种基于图像处理的台车定位跟踪算法，以实现物料跟踪功能。

收稿日期： 2023－03－07；**修回日期：** 2023－05－31
作者简介： 张海峰(1980—)，男，正高级工程师，博士，从事钢铁信息智能化方面的研究。
通信作者： 苏志祁(1985—)，男，工程师，博士，从事图像处理方面的研究。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

近年来，随着图像处理技术的不断发展，其在烧结生产过程中的应用也越来越普及。张伟[2]提出了一种通过检测图像中的圆形部分来确定台车轮位置并计算台车位置的方法。然而由于现场普遍存在挡害问题，本研究须使用广角鱼眼相机，因此该方法不适用于本文涉及的现场环境。另外，程明森[3]使用机械连杆和接触开关实现台车定位，但其主要目的是驱动给脂机器人而不是物料跟踪，因此该方法不能区分台车正反转以及累积计数错误问题。一些研究者开始探索深度学习算法在烧结生产过程中的应用。如：滕培培等[4]通过 Apriltags 实现烧结炼铁上料小车的定位；王月明等[5-6]使用 YOLOv3 算法实现烧结炉箅条破损的自动识别，基于卷积神经网络 DeepLabV3 + 检测烧结机台车侧板裂缝；徐志豪等[7]基于 GRU 网络以及多源信息联合预测烧结混合料水分值。张智峰等[8]利用 GA 算法的特点优化了 BP 神经网络，实现对烧结矿 FeO 含量的预测。人工智能与图像处理技术尽管在炉箅条以及烧结台车车轮表面缺损检测、烧结过程数据统计预测等方面有了一些研究成果，但目前聚焦于将人工智能相关技术具体应用于烧结台车定位与跟踪的研究还很少。

复数神经网络(complex-valued neural network，CVNN)是一种基于复数运算的神经网络模型。相比于传统的实数神经网络，CVNN 在处理复数信号和多维实数信号时具有更好的表达能力和适应性。CVNN 已经在图像处理、语音识别、自然语言处理等领域得到了广泛应用。TRABELSI 等[9]研究提供了复数深度神经网络的关键组成部分，并将其应用于卷积前馈网络和卷积 LSTM，证明其与实数模型相比具有竞争力，实现了音频相关任务上的最先进性能。ZHANG 等[10]在典型的极坐标合成孔径雷达图像分类任务中进行了测试，表明复数卷积神经网络相较传统实值网络分类误差进一步降低，复数网络的性能可与现有的最先进方法相媲美。

传统的图像处理算法在实现台车定位方面具有通用性不佳的问题，当现场环境或摄像头角度变化时，需要花费大量精力重新调整测试算法，给工程实施带来不便。为了解决这一问题，提出了一种基于复数卷积神经网络的少样本自学习台车定位跟踪系统。相较于传统算法，该算法具有更高的适应性和灵活性，无需现场调试过程，能够实现更加精准和可靠的台车定位和跟踪。本文对该系统进行了详细阐述，以便为该系统的广泛应该提供技术支持。

1　系统框架

涉及的系统处理流程：在调试阶段，使用带有标签的图片训练复数卷积神经网络，将训练好的模型部署在后端；在运行时，调用图像处理服务器获取视频流，复数网络根据当前图像计算出当前台车经过摄像头正前方的百分比；后处理模块对百分数进行滤波和累积，以得到从系统启动到运行中总共经过的台车数量。由于网络中断和系统故障可能会导致台车漏数问题，系统在部分台车的侧壁两个轮子之间焊接二维码贴牌，这些二维码贴牌的 ID 与每个台车的编号一一对应。通过在图像中识别二维码 ID，系统可以验证前述的台车计数模型，若出现匹配不上的情况可以及时对模型计算的结果进行调整。台车依次紧密相连，因此一旦获得了一块台车的位置，即可计算某一时刻所有台车的位置。得到所有台车历史位置随时间变化的关系后，将这些信息写入时序数据库 Influxdb，前端页面采用 NET 框架进行可视化展示，方便岗位工随时查看以供物料跟踪系统使用。

系统图像采集设备安装在点火炉膛立柱上，如图 1 所示。图 1 中白色部分为摄像头背部，图 2 为采集到的原始图像。由于挡害和安装规范的原因，图像不能看到整个台车。台车轮运动到图像边部时，台车轮在图像中不是圆形，因此不能简单使用 Hough 变换检测台车轮位置。为解决这个问题，提出使用复数神经网络检测台车相位。



图 1　图像采集设备安装示意

Fig. 1　Installation diagram of image acquiring device

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

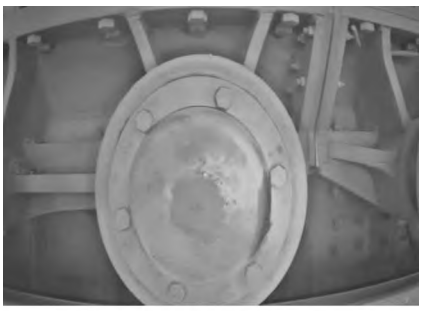


图2 采集的原始图像

Fig. 2 Original image acquired by the device

2 台车定位跟踪图像处理算法

整个系统的核心难点在于搭建神经网络模型以准确可靠的识别台车位置，解释训练后神经网络的检测机理以确保模型的泛化能力，以及通过Apriltags检测算法确保定位跟踪结果的正确性。

2.1 复数神经网络的搭建

网络结构依次为7×7卷积层(输出8特征)、批标准化、ReLU、最大池化层、7×7卷积层(输出16特征)、批标准化、ReLU、最大池化层、3×3卷积层(输出32特征)、批标准化、ReLU、最大池化层、3×3卷积层(输出64特征)、批标准化、ReLU、最大池化层、Dropout层($P=0.05$)、最后使用全连接层输出相位结果。训练测试中发现通过增加Dropout层，模型的抗干扰能力显著提升，即使有少量异物进入图像中，模型仍然可以正确定位。通过将前两个卷积层的卷积核大小从3×3提高到7×7，整个网络更加关注全局的特征，使得网络更稳定。整个网络结构如图3所示。

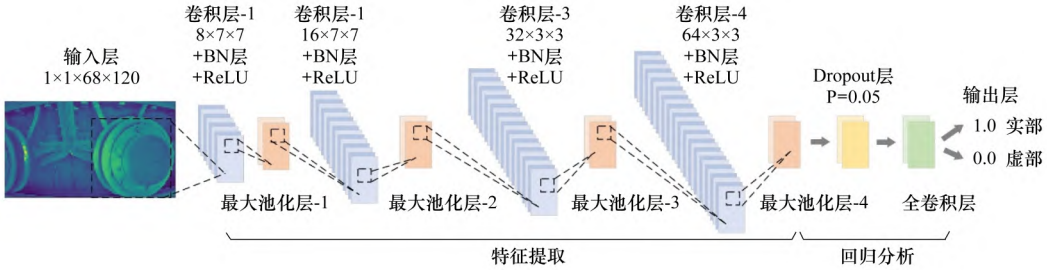


图3 复数神经网络结构

Fig. 3 Structure of complex neural network

复数在描述相位角时相较实数有显著的优势。通过实数表示相位时，0°和359°实际仅相差1°，但在实数范围中却相差359°。这导致当相位从359°增长到0°时，实数网络会由于函数连续性，输出值会从359°连续的降至0°，而实际相位应该直接跳变到0°。该问题的本质原因是无法告知实数神经网络0°等于360°。为解决这个问题，引入模为1，辐角为相位值的复数标签替换标签。这种标签不会在相位从359°增长到0°时出现大幅突变，可以大大提高网络的稳定性[11-12]。图4、5分别显示了实数网络和复数网络训练1 000次后的效果。由图4、5可以看出，实数网络在0°和360°附近误差很大，而复数网络没有出现较大的误差。

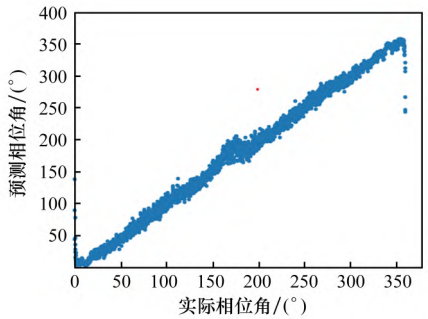


图4 实数网络中实际值和预测值对比

Fig. 4 Comparison of real number network truevalues and inference values

2.2 数据集制作与预处理

固定在烧结台车一侧的摄像头获取烧结机台车运行工作的监控数据，选取1 h的视频作为训练数据，逐帧抽取图像，图像尺寸均为1 920×1 080像素，将其缩放至120×68像素，并把彩色图像转换成灰度图。人工标注出台车轮经过摄像头正前方的时刻。利用台车循环连续移动的特性，假设台车匀速移动，将走过一辆完整台车的图像赋予$[0,2\pi]$连续数据，利用三角函数将$[0,2\pi]$的数转化为复数作为图像标签，标注好的烧结台车数据图片如图6所示。其中$[1,0]$表示此时的台车车轮图像的标签，意味着台车车轮运行到这里时走完了完整的一圈，共获得38 340张图像，分配

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

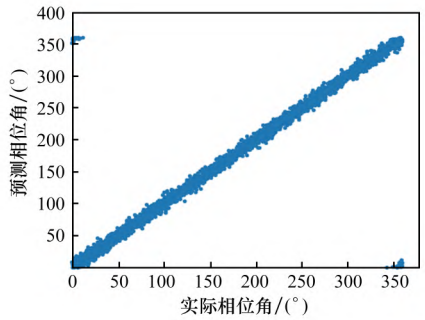


图 5　复数网络中实际值和预测值对比

Fig. 5　Comparison of complex network truevalues and inference values

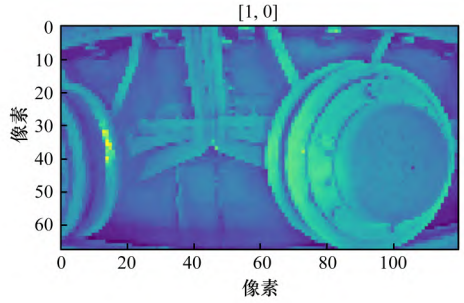


图 6　标注复数标签的烧结台车车轮图像

Fig. 6　Image of sintering trolley wheels labeled with complex labels

26 838 张为训练集，11 502 张共享的测试集和验证集。

2.3　复数神经网络训练

为简化训练过程，提出了一种半监督训练方法，其具体步骤：① 利用标签数据对模型进行初始训练，训练次数为 1 000 个 epoch，batch size 为 1 024，学习率初始值设定为 0.000 1。复数网络训练的损失函数为预测值和目标值的均方差误差（S_{MSE}），如公式（1）所示；② 使用训练好的模型对一天的视频进行推理；③ 对推理结果进行去噪中值滤波，从而得到准确的台车位置，并经人工校验后得到准确的标签；④ 使用滤波后的台车位置再次训练模型。因为第三步中有准确的标签，因此实际不满足匀速假设并不会影响最终模型效果。

$$S_{\mathrm{MSE}} = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i) \cdot (y_i - \hat{y}_i) \tag{1}$$

式中：y_i 表示第 i 个样本的真实值，$\hat{y}_i$ 表示第 i 个样本的预测值，n 是样本数量。

2.4　GradCAM 分析

为了验证训练模型是否真正掌握了图像的规律而非单纯记忆样本集，采用神经网络导出各层的中间结果，并对网络结构进行了 GradCAM 分析[13]。

整个网络结构中，第一次卷积之后输出的 8 个特征包含简单的灰度值增强、反色、边沿增强、拉普拉斯变换；第二次卷积之后输出的 16 个特征包含了提取指定亮度范围和提取台车肋板之类的细长条特征；虽然第三次卷积以及之后的处理就已经很难直观分析网络的工作原理，通过 GradCAM 技术分析整个网络的注意力点，能粗略解释网络是根据图像中哪些部位决策。图 7 中的红色区域是网络重点关注的图像特征。



图 7　GradCAM 神经网络关注点分析热力图

Fig. 7　Heatmap analyses of attention points of neural network generated by GradCAM

由图 7 可知，经过训练的神经网络模型的工作原理是通过卷积层检测出两个台车接缝处的位置，并使用全连接层对应的系数实现了查表法的表格。最终，通过将激活区域与查表法的系数相乘相加，得到了所需的相位值。测试效果表明当卷积核进一步增大时，网络不仅会关注台车接缝处，还会关注台车轮的上半部分。试验中发现由于增大卷积核并没有显著提高识别精度却大幅提高计算量，因此不推荐使用更大的卷积核。

2.5　Apriltags 二维码校验

复数卷积神经网络方法是一种增量式计数方法，若出现数错、数漏、网络中断或死机等情况，则会导致后续台车全部跟踪错误。为避免这种情况，在台车上做标记以标识台车号。在部分台车侧壁上焊接 Apriltags 二维码，并通过识别二维码检测当前台车的台车号[14-15]。由于 Apriltags 的准确率远高于神经网络，当神经网络计数与识别的二维码不一致时，强制设定跟踪器为观测到的台车 ID 号。但由于现场环境恶劣，有时会造成二维

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

码污损，Apriltags 可能存在漏检，所以本文并未使用 Apriltags 完全取代复数神经网络跟踪计数。

为了尽可能避免二维码污损，现场用激光将二维码雕刻在铝牌上，再将铝牌固定在两个台车轮的凹槽内，该位置能避免掉落的烧结矿覆盖在二维码牌上或者异物刮伤。安装位置比燃烧层最低位置低 2 dm，不会出现高温氧化变色问题。实践表明，该方法简单、可靠、易行，且准确率极高，有效保证了台车定位跟踪信号的正确性。



图 8 台车上的二维码

Fig. 8 Apriltags on the trolley

3 效果与验证

3.1 模型评价指标

为了进一步验证本文所提方法的准确性及有效性，分别计算文献[8]中所提模型、模型 1 与模型 2 的均方根误差(S_{RMSE})、平均绝对误差(S_{MAE})，线性拟合(R^2)计算式分别见式(2)～(4)。

$$S_{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y^{(i)}-\hat{y}^{(i)}\right)^2} \tag{2}$$

$$S_{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y^{(i)}-\hat{y}^{(i)}\right| \tag{3}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(y^{(i)}-\hat{y}^{(i)}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(y^{(i)}-\bar{y}^{(i)}\right)^2} \tag{4}$$

式(2)～(4)中：$y^{(i)}$为样本真实值；$\hat{y}^{(i)}$为预测值；$\bar{y}^{(i)}$为样本平均值；n为样本数量。

3.2 结果与讨论

模型将图像数据进行预处理，提取台车车轮走到摄像头正前方的图像作为台车的 0 点。假设台车匀速行驶，对于对比试验中的实数神经网络，将走过一辆完整台车的图像赋予区间为[0,1]的连续数据，以此作为图像标签。计算各模型的性能评价指标，结果如表 1 所示。

表 1 不同神经网络算法进行台车定位的性能对比

Table 1 Performance comparison of different neural network algorithms for trolley positioning

台车定位模型	R^2	S_{RMSE}	S_{MAE}
GRU 神经网络	0.838 7	0.053 7	0.002 9
GA + BP 神经网络	0.809 0	0.036 5	0.001 3
复数卷积神经网络	0.959 8	0.024 7	0.000 6

由表 1 可以看出，复数神经网络在各个指标上均优于实数神经网络。这是因为，台车走完一圈，图像标签从 1 回到 0 时，由于实数网络的函数连续性，输出值会从 1 连续的降至 0，与实际不符，出现偏差。而复数神经网络凭借其在描述相位和辐角上的优势，可以准确稳定的反应台车走完一圈的状态，提供有效的台车定位值。

模型通过复数网络和 Apriltags 识别即可实现台车的精确定位。当图像中央检测到 1# 台车 Apriltags 后，程序自动重置 1#台车位置为 0，并定义当前时刻为计数时刻起点。假设在这个时刻后 20 min 复数神经网络检测出经过了 13.6 块台车(走过一块台车对应复角转 360°，0.6 块台车对应复角 216°)，每块台车宽度 1.5 m，那么 1#台车在 20 min 后位置为$(0+13.6\times1.5)$ m = 20.4 m。柳钢 360 m^2 烧结机共 147 块台车，烧结机的台车轨道周长为 220.5 m，位置超过 220.5 后自动清零。

系统在柳钢 3#360 m^2 烧结机上进行了为期一年半的验证，并取得了较好的效果。该系统输出的 1 号台车位置随时间变化的关系如图 9 所示。从图 9 中能看到台车工作的历史状态，大约在8:00左右进行了检修，停车 1 h，有利于管理人员直观了解生产情况。除了支撑物料跟踪系统外，该

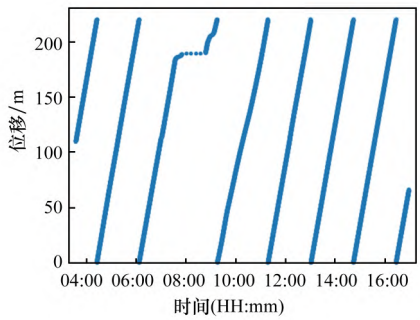


图 9 1#台车的位置随时间变化曲线

Fig. 9 Time variation curve of the position of the 1# trolley

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

系统还对于台车跟踪和维修方面的问题有明显的帮助，得到了岗位人员的一致好评。这也表明该系统应用效果较好，为实际生产带来一定的便利。

系统寿命和可靠性受到二维码标签寿命问题的限制。经过长达一年半的测试，在烧结台车上焊接了 35 块二维码牌，其中有 3 块二维码牌因污损而无法被正确识别。不过，这些污损的二维码牌只会导致漏识别的情况，而不会被错误地识别为其他 ID。只要在这些二维码牌中有一块能够被正常识别，就能够确保台车定位跟踪系统的正常运行。即使在未来的 5 a 后大部分二维码都无法被识别，只需要重新焊接新的二维码标识牌即可。因此，该系统具有极高的可靠性和极长的寿命。但该系统在更换台车位置后需要修改配置文件，手工输入新的台车顺序。将来系统将尝试当检测到台车长时间不运转而重新启动后，自动根据 Apriltags、OCR、复数网络获取台车顺序。

4　结　论

本文提出了一种基于复数卷积神经网络实现烧结台车定位的方法。与传统基于 Hough 圆检测的台车定位方法相比，复数卷积神经网络方法更具有普适性，对现场环境要求低，调试时间短，同时具有检测多个特征相互印证，可靠性高的优点。该方法还可适用于任何周期性图像的定位，使用复数的辐角作为训练标签可以避免传统 360°到 0°跳变点误差极大的问题。结合二维码校验信息，台车定位系统可以做到自动复位，解决了累积定位误差的问题。本文提出的基于复数卷积神经网络的烧结台车定位方法具有较好的实用性和推广价值，可以为烧结生产过程的自动化控制和智能化管理提供有效的技术支持。

参考文献:

[1] 刘福龙，田超，胡宝成，等. 烧结过程控制关键技术在唐钢的应用实践 [J]. 冶金自动化，2010，36(6)：63－65；69.
LIU Fulong，TIAN Chao，HU Baocheng，et al. Application practice of key technology of sintering process control in Tanggang [J]. Mentallurgical Industry Automation，2010，36(6)：63－65；69.

[2] 张伟. 基于机器视觉的环冷台车轮表面缺陷检测的研究与设计 [D]. 马鞍山：安徽工业大学，2022.
ZHANG Wei. Research and design of surface defect detection on circular cooler pallet car wheels based on machine vision [D]. Ma'anshan：Anhui University of Technology，2022.

[3] 程明森. 宝钢烧结台车轮给脂机器人系统应用 [J]. 冶金设备，2021(5)：71－74.
CHENG Mingsen. Application of sintering pallet wheel lubrication system based on industrial robot in Baosteel [J]. Metallurgical Equipment，2021(5)：71－74.

[4] 滕培培，张海峰，苏志祁，等. 基于 ArUco 码的轨道运输设备定位系统的研究及应用 [J]. 冶金自动化，2022，46(5)：36－42.
TENG Peipei，ZHANG Haifeng，SU Zhiqi，et al. Research and application of track transportation equipment positioning system based on ArUco marker [J]. Mentallurgical Industry Automation，2022，46(5)：36－42.

[5] 王月明，李世翔，翟容清，等. 基于 YOLOv3 算法的烧结厂台车算条缺失检测研究 [J]. 烧结球团，2021，46(5)：30－34；53.
WANG Yueming，LI Shixiang，ZHAI Rongqing，et al. Research on detection of missing trolley grate bars in sintering plant based on YOLOv3 algorithm [J]. Sintering and Pelletizing，2021，46(5)：30－34；53.

[6] 王月明，黄文鑫，圣园园，等. 基于 DeepLabV3 + 网络结构的烧结机台车侧板裂缝检测系统 [J]. 烧结球团，2021，46(3)：16－21.
WANG Yueming，HUANG Wenxin，SHENG Yuanyuan，et al. eck detection system of trolley side plate of sintering machine based on DeepLabV3 + [J]. Sintering and Pelletizing，2021，46(3)：16－21.

[7] 徐志豪，张海峰，潘东. 基于多源信息融合的烧结混合料水分智能在线检测方法 [J]. 烧结球团，2022，47(4)：18－24；42.
XU Zhihao，ZHANG Haifeng，PAN Dong. Intelligent online detection method of sintering mixture moisture based on multi-source information fusion [J]. Sintering and Pelletizing，2022，47(4)：18－24；42.

[8] 张志峰，刘小杰，李欣，等. 基于 MIV-GA-BP 模型预测烧结矿 FeO 含量 [J]. 中国冶金，2022，32(10)：75－81.
ZHANG Zhifeng，LIU Xiaojie，LI Xin，et al. Prediction of FeO content in sinter based on MIV-GA-BP model [J].

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

China Metallurgy,2022,32(10):75 – 81.

[9] LEE C Y,HASEGAWA H,GAO S. Complex-valued neural networks: A comprehensive survey [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica,2022,9(8):1406 – 1426.

[10] ZHANG Z,WANG H,XU F,et al. Complex-valued convolutional neural network and its application in polarimetric SAR image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2017,55(12):7177 – 7188.

[11] LEVINE S, KOLTUN V. Learning complex neural network policies with trajectory optimization [C]//International Conference on Machine Learning. Beijing: PMLR, 2014:829 – 837.

[12] SAMARASINGHE S. Neural networks for applied sciences and engineering: from fundamentals to complex pattern recognition [M]. Leiden: Crc Press,2016.

[13] LINARDATOS P, PAPASTEFANOPOULOS V, KOTSIANTIS S. Explainable ai: A review of machine learning interpretability methods [J]. Entropy,2020,23(1):18.

[14] GARID J S,MUOZ S R,MADID C F J,et al. Generation of fiducial marker dictionaries using mixed integer linear programming [J]. Pattern Recognition. 2016,51: 481 – 491.

[15] 邓文尧,段学超,靖明阳. 基于 ArUco Marker 及稀疏光流的动态目标实时跟踪技术 [J]. 电子机械工程,2021,37(1):59 – 64.
DENG Wenrao, DUAN Xuechao, JING Mingyang. Dynamic target real-time tracking technology based on ArUco marker and sparse optical flow [J]. Electro-Mechanical Engineering,2021,37(1):59 – 64.

(上接第115页)

[7] 刘俊杰,张东升,邵慧君,等. 基于 BP 神经网络的烧结过程预报模型 [J]. 冶金动力,2019(1):1 – 3;9.
LIU Junjie, ZHANG Dongsheng, SHAO Huijun, et al. Prediction model of sintering process based on BP neural network [J]. Metallurgical Power,2019(1):1 – 3;9.

[8] 刘加达,于帆,温治,等. 基于 BPNN 和 RNN 模型的烧结矿质量预测方法对比及分析 [J]. 冶金自动化,2020,44(5):20 – 26.
LIU Jiada,YU Fan,WEN Zhi et al. Comparison and analysis of sinter quality prediction methods based on BPNN and RNN model [J]. Metallurgical Industry Automation,2020,44(5):20 – 26.

[9] BREIMAN L. Bagging predictors [J]. Machine Learning. 1996,24:123 – 140.

[10] GARRIDO-MERCHÁN C E,HERNÁNDEZ-LOBATO D. Dealing with categorical and integer-valued variables in Bayesian Optimization with Gaussian processes [J]. Neurocomputing,2019,380(C):20 – 35.

[11] SUN Deliang, WEN Haijia, WANG Danzhou. A random forest model of landslide susceptibility mapping based on hyperparameter optimization using Bayes algorithm [J]. Geomorphology,2020,362:107201.

[12] WANG Shibao,ZHUANG Jianqi,ZHENG Jia. Application of bayesian hyperparameter optimized random forest and XGBoost model for landslide susceptibility mapping [J]. Frontiers in Earth Science,2021,9:712240.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net