

皮带机跑偏原因分析及防偏技术研究

肖卫

(河南龙宇能源股份有限公司装备制造分公司 河南 商丘 476600)

摘要:为解决皮带机跑偏问题,文章提出一种基于多任务卷积神经网络的皮带机跑偏检测方法,通过该方法可实现皮带机带货运行的跑偏检测和空机进行时的跑偏检测。通过对输送带图像信息进行灰度化处理、中值滤波处理和特征点位处理后,得到可用于 MT-CNN 的训练集数据。试验结果表明:当 MT-CNN 模型在数据集的检测中其准确率可达到 97.2%,单张图像处理的评价时间为 23.1ms。

关键词:皮带机;跑偏;MT-CNN;图像识别

0 引言

煤矿产业的皮带机是煤炭运输的重要传动设备,因其具有运输量大、运输速度快、可连续作业、可长距离作业、功耗低和传动速度可调等优点被广泛应用在煤炭开采与运输领域当中。但是皮带机在长时间运行后容易出现跑偏的情况,通常的防偏方法只能进行单线程的检测,若同时进行多线程任务会导致计算量大、参数多、运行时间长等问题。对此,本文提出一种以多任务卷积神经网络的皮带机输煤与跑偏检测方法(Multi-Task Convolutional Neural Network, MT-CNN)。MT-CNN 能够实现 2 个任务参数的底层交换,以达到提高识别速度,降低网络计算量和网络体积的目的。

1 皮带机跑偏原因

结合我国煤炭企业皮带机跑偏案例和生产实践经验,总结出皮带机跑偏的几种影响因素:

(1) 机架局部存在倾斜和变形等情况,导致相应托辊组中心线相对的滚筒中心出现一定程度的偏离,造成输送带经过托辊组后给予两侧皮带的张紧程度存在差异,从而形成输送带向一侧跑偏的现象;

(2) 因机尾导料槽两侧设置橡胶围板为达到指定位置,造成围板向内或向往偏移形成输送带两侧压力不均的情况,进而造成输送带向一侧跑偏的情况;

(3) 输送带分段的对接头不平直,造成滚筒两边输送带的线速度存在差异,进而造成皮带向线速度的大的一侧跑偏;

(4) 皮带材料问题。因皮带为橡胶制品,在长期载荷力的作用下其长度会发生永久性变形,导致输送带出现松弛现象,此时皮带对抗不平衡扰动力的能力将会有所下降,进而会出现输送带跑偏的情况;

(5) 因堆放货物长期不均匀放置造成输送带两侧的张

紧程度出现差异,同样可造成输送带跑偏的情况发生。由上述分析可知,造成皮带机发生跑偏现象的根本原因在于输送带两侧的张力变化。因此对皮带机跑偏的监控与治理应当从此处着手。

2 实现方式

2.1 结构设计

通过安装在皮带机上方的图像识别系统拍摄皮带机运行过程中大、中、小和无运输情况下皮带机的跑偏状况,将皮带机的跑偏分为左、右和无跑偏三种现象,然后将跑偏问题视为常规的图像特征目标识别问题进行跑偏检测。上述方法是现阶段检测皮带机跑偏问题的常用方法,为此本文同样基于现有技术,即 VGG Net 模型的基础上构建 MT-CNN。

VGG Net 模型属于一种单任务模型,因输入 RGB 图像拥有丰富的特征结构特征,且使用较小的卷积核和池化核,导致全连接层存在很多通道,所以会导致 VGG Net 模型的体积较大,在处理繁杂任务是需要消耗过多的时间。而皮带机图像预处理后为灰度图,分辨率较大且图像结构简单,对需要同时进行输煤量和跑偏情况检测的实时性要求较高。为此,本文在 VGG Net 模型的基础上,提出增大池化核与卷积核尺度的方法,降低全连接层使用通道的数量设计,进而改变图像输出层结构,将优化后的模型称之为 MT-CNN,其结构如图 1 所示。

当 350×350 的灰度图 L^0 从输入层输入后,卷积层下的卷积核会对输入图像的特征参数进行标定,并进行卷积计算和提取图像特征的操作。第一层卷积层使用 7×7 的卷积核对灰度图进行卷积计算,从而获得图像特征,即:

$$z_1 = w^1 \times L^0 + b^1 \quad (1)$$

式中: w^1 —卷积层 1 的权重;

b^1 —卷积层 1 的偏置;

$\times$ —卷积计算。

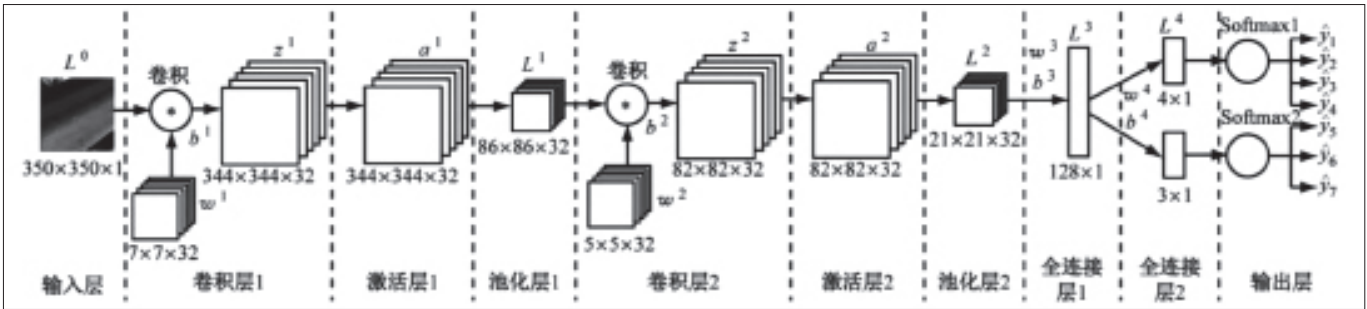


图 1 MT-CNN 结构

因网络中激活层对图像特征的判定属于非线性映射，因此需要提取图像中识别目标复杂的非线性特征。其中激活层 1 使用 ReLU 函数对 z^1 进行非线性转换，从而获得图像识别目标的非线性特征，即：

$$a^1 = \text{ReLU}(z^1) = \max(0, z^1) \quad (2)$$

网络中池化层主要负责在保留图像目标主要特征的基础上，对图像中目标特征进行压缩、降维，进而降低网络计算的复杂度。池化层 1 使用 4×4 大小池化核对 a^1 进行最大池化计算，从而获得降维后的图像，即：

$$L^1 = \max(a^1) \quad (3)$$

后续卷积层 2、激活层 2 以及池化层 2 承担的功能与计算方式与“1”相似故不作详细分析。池化层 2 的计算 L^2 到全连接层，全连接层会对所有特征进行重新映射，达到最大化利用图像特征信息的目的。 L^2 经过全连接层 1 (128 个通道) 的计算后可得：

$$L^3 = \text{ReLU}(w^3 L^2 + b^3) \quad (4)$$

式中： w^3 —全连接层 1 的权重；

b^3 —全连接层 1 的偏置。

同理， L^3 经过全连接层 2 (7 个通道) 的计算后可得：

$$L^4 = \text{ReLU}(w^4 L^3 + b^4) \quad (5)$$

式中： w^4 —全连接层 2 的权重；

b^4 —全连接层 2 的偏置。

网络的输出层使用 2 个 Softmax 计算皮带机输煤量和跑偏的检测结果“ $\hat{y}$ ”：

$$\hat{y} = [\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3, \hat{y}_4, \hat{y}_5, \hat{y}_6, \hat{y}_7]^T \quad (6)$$

式中： $\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3, \hat{y}_4$ —皮带机输煤量的检测结果；

$\hat{y}_5, \hat{y}_6, \hat{y}_7$ —皮带机跑偏的检测结果。

2.2 训练设计

MT-CNN 模型中所有权重 $w^i, i=(1, 2, 3, 4)$ 和偏置 b^i 都需要借助训练的方式进行确定，使用训练和测试两种数据集对 MT-CNN 模型进行训练，训练步骤如下：

(1) 需要获取皮带机在不同影响下的图像，进行预处理后截取 ROI。

(2) 需要从中选取无、小、中、大、无跑偏、左跑偏、右跑偏 7 种情况的图像各若干张，以此组成坪地街道图像的样本集。

(3) 根据表 1 和表 2 中数据对皮带机图像样本集下的

图像进行标注，标签值 $y = [y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6, y_7]^T$ 。

最后，参照图 2 所示流程进行 MT-CNN 模型的训练。

3 试验与分析

3.1 检测准确性

设置学习的迭代次数 s 为 25，学习率 R 为 0.01，对 MT-CNN 模型进行训练，并利用测试数据集对输煤量和跑

表 1 输煤量标签值

标签值	无	小	中	大
y_1	1	0	0	0
y_2	0	1	0	0
y_3	0	0	1	0
y_4	0	0	0	1

表 2 跑偏标签值

标签值	无	左	右
y_5	1	0	0
y_6	0	1	0
y_7	0	0	1

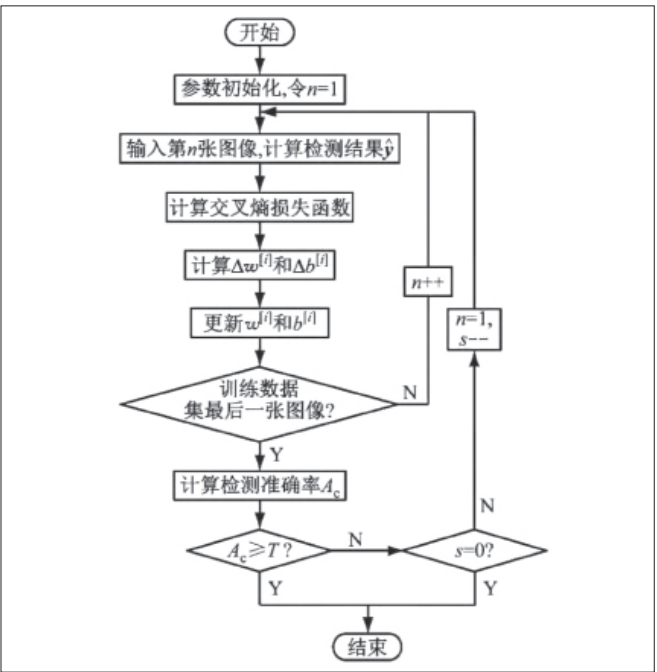


图 2 MT-CNN 训练流程

偏检测的准确率进行计算,取两者均值作为本文所提方法检测的准确率。准确率随 25 次迭代次数的变化曲线如图 3 所示。

由图 3 数据可知,MT-CNN 的收敛速度随着迭代次数的增加而加快,并且检测准确率会逐渐提高,在第 20 ~ 25 次迭代中基本稳定在 92.4%。

获取模型检测错误的所有图像进行分析,发现出现检测错误的图像可分为两大类:第一类,ROI 中皮带机只有部分区域有煤料的图像;第二类,输煤量或跑偏情况属于分类判断结果之间临界状态的图像。结合训练数据集后发现,第一类检测错误的图像有 36 张,占训练数据集的 0.6%。明确模型训练缺陷之后进行优化,第二次皮带机训练集的图像识别精准率可达 97.2%。第二类检测图像误差因只能通过经验进行分类,所以模型无法彻底除此误差。

3.2 检测时效性

借助测试数据集对 MT-CNN 模型进行训练,训练分为 4 次分别输入 1 张、10 张、100 张和 1000 张图像进行检测,每组训练均进行 10 次并取 10 次的平均值,详细结果见表 3。

由表 3 所列数据可知,本文所提方法处理 1000 张图像所用时间约为 23.5ms,实际处理速度较快。

3.3 性能对比

为证实 MT-CNN 模型在皮带机跑偏图像识别准确性与实时性上的优势,本文将与 VGG Net 模型进行对比。因 VGG Net 模型属于单任务模型,所以设置 2 个 VGG Net 模型与 1 个 MT-CNN 模型进行皮带机输煤量与跑偏图像的检测。对比结果如图 4 和图 5 所示。

由图 4 和图 5 可看出,MT-CNN 模型与 VGG Net 模型相比具有检测准确率高和图像识别所需时间短等优点。出现该现象的主要原因在于 MT-CNN 模型的底层可实现 2 个任务共享网络结构和参数的目的,只需经过 1 个网络即可实现输煤量与跑偏特征的采集,网络实际计算量较小且运行时间较短;而使用 2 个 VGG Net 模型分别检测皮带机输煤量和跑偏情况时,同等训练集下的图像数据只能实现参数的单独计算,无法进行数据的共享。因此,VGG Net 模型在每个任务样本数量均不及 NT-CNN 模型的情况下,仍不能表现出较高的检测精度和效率。由此可证明,本文所提方法能够有效提高皮带机跑偏的预警精准度,可以在皮带机出现跑偏情况之前及时发现并报警,从而降低皮带机跑偏带来的影响。

表 3 运行时间

图像数量 / 张	1	10	100	1000
平均时间 /ms	0.0216	0.2284	2.3151	23.5142

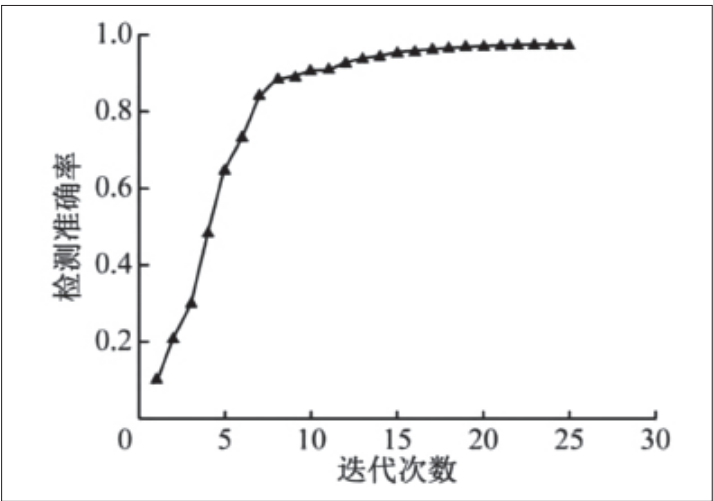


图 3 检测准确率随迭代次数变化曲线

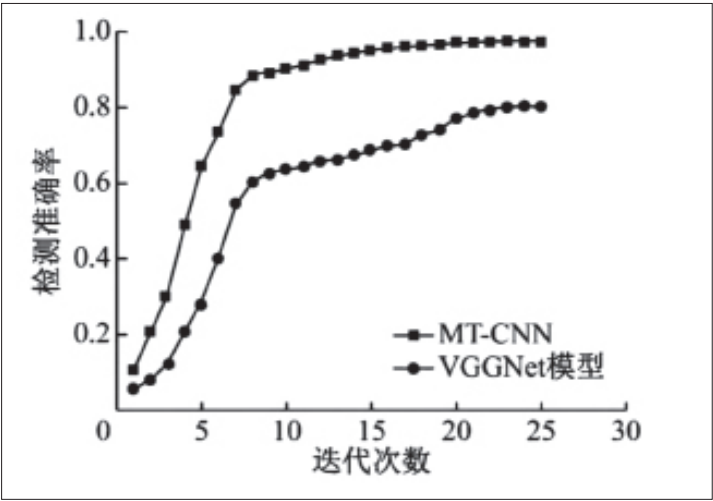


图 4 检测准确率对比

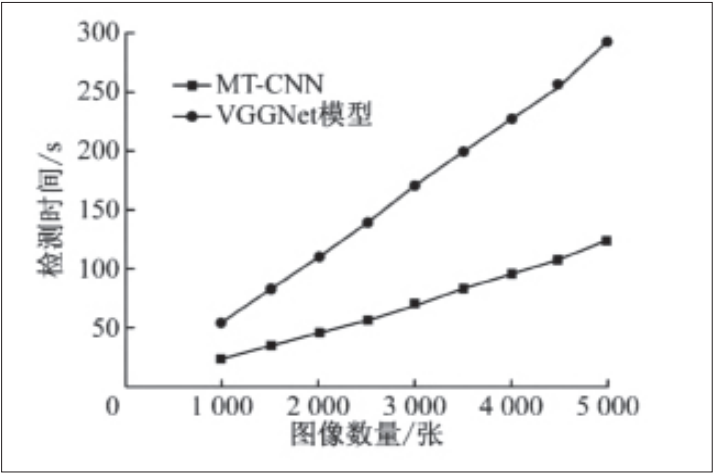


图 5 运行时间对比

4 结语

综上所述,本文对皮带机跑偏的原因进行分析, (下转第 112 页)



图7 产品结构树(运行后)

4 结语

本文采用 CATIA 二次开发技术, 通过其自带的 VBA 编辑器进行编程, 可以实现装配中快速地批量重命名实例的功能, 大大减少了重复性体力劳动, 缩短了工作时间, 提高了数模质量, 为最终获得优质产品结构打下了坚实基础。且该方法计算速度快, 程序运行稳定,

结果准确无误, 特别适合处理飞机、汽车、船舶、兵器、机械、模具工装等大型装配件的产品结构树, 程序稍加修改后也可以用于零件数量统计、零件编号更改、产品属性读取等方面, 非常值得推广应用。

参考文献:

- [1] 高长银. CATIA V5R21 基础教程 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2018.
- [2] 李自胜, 朱莹, 向中凡. 基于 CATIA 软件的二次开发技术 [J]. 四川工业学院学报, 2003, 22(1): 16-18.
- [3] 周桂生, 陆文龙. CATIA 二次开发技术研究与应用 [J]. 机械设计与制造, 2010(1): 81-83.
- [4] 陈磊, 胡平. 基于 CATIA 二次开发的数模信息批量导入方法 [J]. 航空科学技术, 2016, 27(12): 73-76.
- [5] 胡挺, 吴立军. CATIA 二次开发技术基础 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2006.
- [6] 林卓然. VB 语言程序设计 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2020.
- [7] 周建斌. 基于 CATIA 二次开发的飞机质量特性批量提取方法 [J]. 民用飞机设计与研究, 2011(3): 48-51.
- [8] 刘圣, 郝泳涛. 基于 CATIA 二次开发的产品 BOM 属性自动提取 [J]. 电脑知识与技术, 2012, 8(7): 1550-1552.
- [9] 刘顺涛, 陈雪梅, 赵正大, 等. 基于 CATIA 二次开发的数模信息提取及组织技术研究 [J]. 航空制造技术, 2014(19): 78-80.
- [10] 梁锋, 钟建强, 罗培锋, 等. CATIA VBA 二次开发在装配中批量搜索零件的应用 [J]. 汽车实用技术, 2021(1): 32-35.

(上接第 107 页)

并基于跑偏原因提出一种基于 MT-CNN 算法的皮带机跑偏检测技术, 该技术实现对运输煤量与跑偏问题的结合, 实现在网络架构底层数据共享的目的, 极大降低网络结构的复杂性, 提高算法检测皮带机跑偏的准确率。由试验分析可证明本文所提方法具有较高的实用性, 可为相关皮带机跑偏改进优化作业提供参考帮助。

参考文献:

- [1] 曹胜华, 袁平刚, 隋孝利, 等. 承德钢铁 360m²

烧结机“跑偏”原因分析及治理措施 [J]. 烧结球团, 2019, 44(01): 28-31+73.

- [2] 张立福, 程明森, 刘爽. 宝钢烧结皮带机胶带防撕裂技术的应用实践 [J]. 烧结球团, 2019, 44(03): 18-21.

- [3] 董征, 张旭辉, 王泰华, 等. 基于机器视觉的矿用带式输送机跑偏故障检测系统 [J]. 智能矿山, 2022, 3(02): 60-65.

作者简介: 肖卫 (1990-), 男, 汉族, 河南永城人, 本科, 助理工程师, 研究方向: 矿用皮带机设计。