

基于卷积神经网络的微电机装配故障诊断研究

刘冰洁,陈炳发,丁力平

(南京航空航天大学 机电学院,江苏 南京 210016)

摘要:针对微电机装配质量控制水平低、产线故障发现不及时且难以做出最佳决策等问题,提出一种基于卷积神经网络(CNN)的微电机装配故障诊断方法。该方法将实时采集的微电机装配过程质量特性数据绘制出控制图,采用数值转化为图像的数据预处理方法实现CNN对控制图异常模式的识别,最后通过控制图异常模式向故障映射的方法完成故障诊断。基于该方法开发了一套微电机装配故障诊断原型系统,可用于微电机装配过程的实时监控与故障诊断。

关键词:卷积神经网络;微电机装配;故障诊断;控制图;模式识别

中图分类号:TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2021)03-0171-04

Micro-motor Assembly Fault Diagnosis Based on Convolutional Neural Network

LIU Bingjie, CHEN Bingfa, DING Liping

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: To upgrade the low quality in micro-motor assembly control, the untimely of fault detection along production line and difficulty in making optimal decisions, a method of micro-motor assembly fault diagnosis based on convolutional neural network (CNN) was introduced. By the method, a control chart of the quality characteristic data of the micro-motor assembly process collected in real time was drawn. To realize the identification of the abnormal pattern of the control chart by CNN, the data preprocessing method of converting the value into an image was adopted. The fault diagnosis was completed by way of mapping the abnormal pattern of the control chart to the fault. Based on this method, a micro-motor assembly fault diagnosis prototype system was developed for real-time monitoring and fault diagnosis of micro-motor assembly.

Keywords: convolutional neural network; micro-motor assembly; fault diagnosis; control chart; pattern recognition

0 引言

中国制造 2025 计划强调智能制造在实际生产中的应用,同时也强调“中国质造”,提升产品质量,开启质量管理新模式。而如何提高质量控制的信息化、智能化,实现质量管理模式的升级,成为了中国众多制造型企业,尤其是中小型制造企业面临的难题。

统计过程控制(SPC)作为一种过程控制工具,被广泛运用到质量科学中。控制图是 SPC 的常用方法,是一种借助数理统计方法,通过测定、记录、评估过程质量特性,从而监测过程是否处于受控状态的图^[1]。随着信息技术的发展与应用,控制图从最原始的人工控制图识别阶段,到后来的统计过程控制图软件阶段,现如今已向智能控制图识别阶段发展。控制图模式的智能识别作为现在的热门研究方向,已有不少学者进行了这方面的研究。文献[2]对 6 种控制图异常模式建立了数学模型;文献[3]使用自适应修改学习率 BP 网络和概率神经网络进行控制图异常模式识别;文献[4]结合迁移学习和卷积神经网络 VGG16 研究了控制图识别技术。

故障诊断作为质量管理领域中的一个热门研究方向,已从基于定性经验知识向基于数据驱动发展,数据驱动的故障诊断方法可分为三步:1)信号获取;2)特征提取;3)故障分类^[5]。许多人工智能方法被引入,文献[6]用训练好的网络检测电机早期故障;文献[7]结合神经网络和专家系统提高诊断系统的鲁棒性;文献[8]对比分析了神经网络和支持向量机在故障诊断上的效果;文献[9]结合傅里叶变换和卷积神经网络设计了故障诊断方法;深度学习作为更强大的数学工具也被引入到故障诊断领域中来^[10]。

现有某微电机制造企业,其装配线存在质量控制水平较低、缺少有效的数据分析工具、产线故障发现不及时和难以做出最佳决策等问题。为了解决上述问题,本文提出一种基于卷积神经网络的微电机装配故障诊断方法,将 LeNet-5 模型作为控制图模式识别模型。首先利用装配线实时采集的微电机装配质量特性数据绘制控制图,再将实时控制图数据输入模型进行模式识别,最后通过建立控制图异常模式与产线故障的映射关系,实现微电机装配故障诊断,并为该企业开发了一套在线故障诊断系统。本文就该系统故障诊断的方法设计和实现过程进行阐述。

基金项目:江苏省重点研发计划项目(BE2017062)

第一作者简介:刘冰洁(1995—),女,江苏盐城人,硕士研究生,研究方向为数字化设计与制造。

1 微电机装配流程与故障诊断原理

本节所阐述的相关研究包括微电机装配、控制图模式和卷积神经网络(CNN)。

1.1 微电机装配

本文的研究对象是微电机装配过程。微电机是“微型电动机”的缩写,常被用在控制系统中实现机电信号的放大与转换等功能,被广泛运用于航空航天、国防以及人类生活等领域。

该企业微电机的装配过程已实现自动化,其装配工艺流程如图1所示。

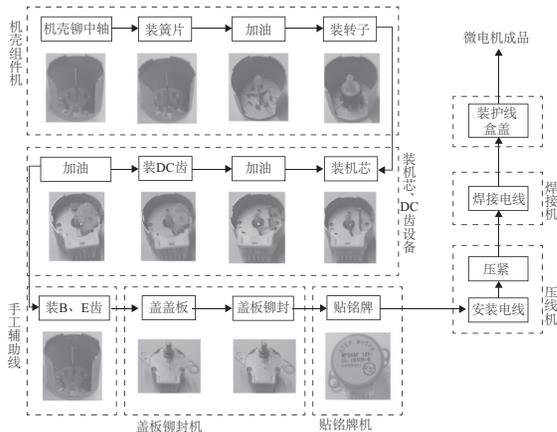


图1 微电机的装配工艺流程

影响微电机产品整体性能的关键质量特性有自定位转矩、牵入转矩、空载牵入频率、空载牵出频率、外观及安装尺寸等。装配阶段作为微电机产品生命周期中的核心阶段,决定了产品最终质量的形成。

1.2 控制图模式

控制图判断过程异常的依据主要有两个方面,一是有数据点落在控制限范围以外,二是数据点在控制限内的排列不具有随机性。在GB/T4091—2000的判异准则中给出了控制图的异常模式,研究人员经过抽象与归纳,将控制图的异常定义为了6种具有泛化性的模式(图2)包括正常模式、向上趋势模式、向下趋势模式、向上阶跃模式、向下阶跃模式和周期模式。

本文以控制图作为微电机装配过程质量统计分析与监控的工具,并对控制图模式进行识别。当识别结果为“正常模式”时,则装配过程处于正常受控状态;当识别结果为其他5种模式,即异常模式时,说明此时的装配过程出现了系统性故障。

1.3 卷积神经网络

卷积神经网络是一种前馈人工神经网络,用卷积运算代替传统的矩阵乘法运算,专门用来处理例如时间序列数据、图像数据等具有类似网格结构的数据^[11]。它受到生物学的启发,为哺乳动物的视觉皮层提供了一个简单的模

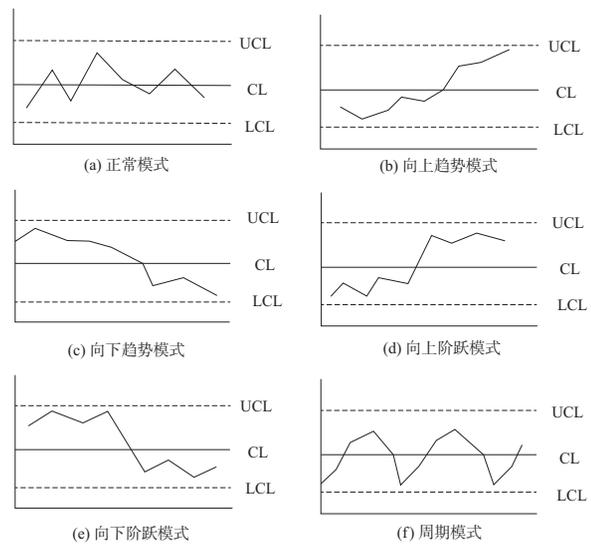


图2 控制图的6种模式

型,如今已被广泛使用到图像识别领域^[12]。

在卷积神经网络中有3种关键的层:1)卷积层;2)池化层;3)全连接层。其中,卷积层用于进行特征提取,根据输入计算得到输出特征图;池化层用于根据输入图像计算出下采样输出图像;全连接层位于网络的末尾位置,起到“分类器”的作用。

本文选用卷积神经网络作为微电机装配质量特性控制图模式的识别工具,是因为卷积神经网络在图像模式识别分类的邻域已发展得十分成熟。如何将微电机装配质量特性控制图转换为图像输入卷积神经网络的方法将在故障诊断方法的设计中作详细阐述。

2 数据采集方案

要进行故障诊断,首先需要实时采集微电机装配过程质量数据作为数据基础。本节就质量监测点设置和硬件布局两方面进行数据采集方案设计。

2.1 质量监测点设置

综合考虑影响产品整体性能的关键质量特性,客户的验收指标,工艺复杂、合格率低的质量特性以及消费者反馈问题,在微电机装配线中的贴铭牌工位前设置质量监测点,具体的检测工位及其负责检测的质量特性见表1。

表1 检测工位及检测项目

检测工位	检测项目
堵力测试	自定位转矩
高频测试	空载牵入频率;空载牵出频率
耐压测试	击穿电压
外观检测	盖板形状;铆脚形状;挤孔盲孔;输出轴高;耳朵变形;输出轴颜色;扁势高度;盖板间隙

2.2 数据采集管理硬件布局

微电机装配过程质量数据采集管理的硬件布局如图

3 所示。堵力测试、高频测试、耐压测试及外观检测分别使用力传感器、光纤传感器、耐压测试仪和图像传感器实现。传感器采集的信号经过采集卡转换为数字量后存储到数据库服务器中,然后基于企业内部局域网通讯,使用 TCP/IP 协议完成服务器到客户端的通讯。

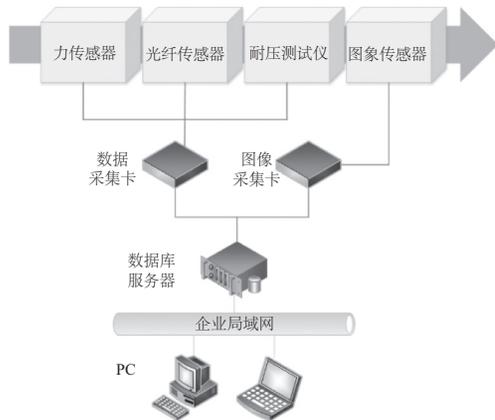


图3 质量数据采集管理硬件布局

3 基于卷积神经网络的故障诊断方法

本文提出的基于卷积神经网络的故障诊断方法可以通过四步实现:首先用采集到的微电机装配过程质量特性数据绘制出实时控制图,然后将质量特性数值转换为灰色图像,之后通过设计好的卷积神经网络对图像模式进行识别,最后通过异常模式向具体故障映射,检索案例库,完成故障诊断。该方法的框架结构如图 4 所示。

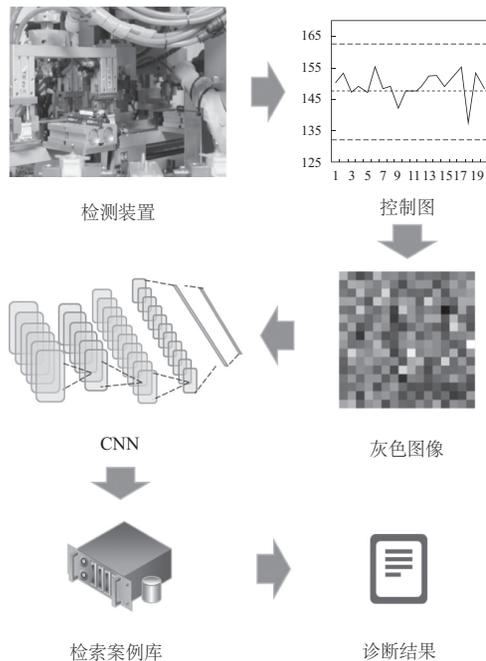


图4 故障诊断方法框架结构

3.1 数据到图像的预处理方法

为了能将控制图上的质量特性数据输入到卷积神经

网络中,本文采用一种有效的数据预处理方法,将数值型数据转化为图像。

如图 5 所示,在数值到图像的转换方法中,控制图中的原始质量特性数据按顺序排列到灰色图像的像素点中。

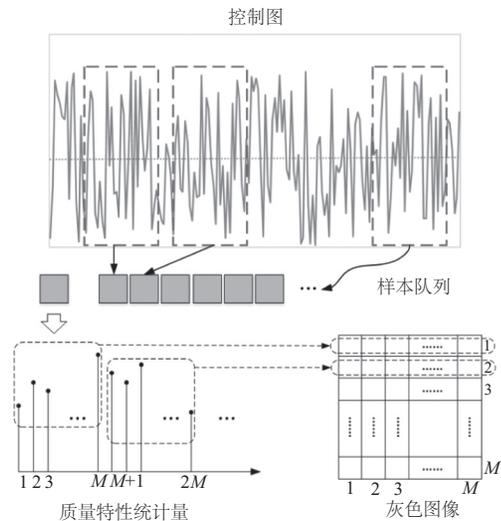


图5 数值到图像的转换方法

要生成大小为 $M \times M$ 的图像,就要从控制图上任意取到连续的容量大小为 M^2 的质量特性样本集。用 $L(i)$ 表示所取样本集中质量特性的数值,其中 $i = 1, \dots, M^2$,用 $P(j, k)$ 表示灰色图像中第 j 行第 k 列的像素强度,其中 $j = 1, \dots, M, k = 1, \dots, M$ 。从质量特性数值到像素强度的转换公式为:

$$P(j, k) = \text{round} \left\{ \frac{L[(j-1) \times M + k] - \text{Min}(L)}{\text{Max}(L) - \text{Min}(L)} \times 255 \right\}$$

将图像所有的像素值归一化在 0~255 之间,作为灰色图像的像素强度。6 种控制图模式在经过上述数据预处理方法转化后的图像如图 6 所示。

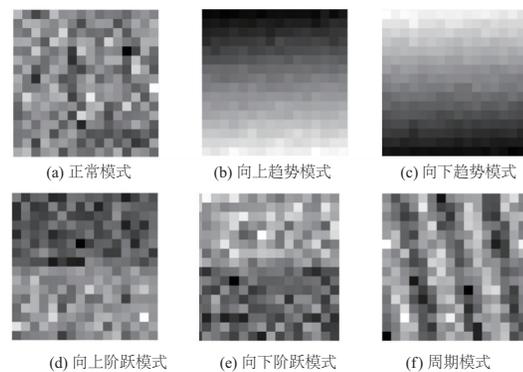


图6 6种控制图模式转换为图像的结果

从转化后的 6 张图片可以直观地发现,控制图不同模式转化成的灰色图像彼此之间有很明显的区别。

3.2 卷积神经网络结构

本文的 CNN 模型是基于 LeNet-5 模型设计的。LeNet-5 是一个经典的 CNN 模型,被应用在手写体和印刷体的识别任务中,它能够有效地识别图像模式。本文根

据研究对象的实际情况改善网络结构。根据实际样本容量大小,规定输入图像的大小为 16×16 ,该网络包括2个卷积层、2个最大池化层和1个全连接层。全连接层的神经元数量由不同数量下的网络测试准确率实验结果决定,选用准确率最高的神经元数量为8的全连接层。具体的CNN网络各层参数设置见表2。

表2 CNN模型各层的参数设置

层	CNN模型
L1	Conv(3×3×16)
L2	Maxpool(2×2)
L3	Conv(3×3×64)
L4	Maxpool(2×2)
L5	Dense(8)

3.3 控制图异常模式向故障的映射

CNN完成对控制图异常模式的识别后,建立控制图异常模式与故障之间的映射关系,实现故障诊断。本文使用案例推理的方法,通过对应质量特性控制图异常模式的识别结果,搜索以往成功解决过的类似控制图模式的故障案例,参考以前的知识和信息,完成当下的故障诊断任务。可以将案例表示为:

$$C_{ase_i} = \{C_{mn}, R_i, M_i\}$$

其中: C_{ase_i} 表示第*i*个案例,微电机装配共有*q*个装配质量特性; C_{mn} 表示第*m*个质量特性的控制图模式为第*n*种异常模式; R_i 表示第*i*个案例的异常原因; M_i 表示第*i*个案例的解决办法和效果评价。

建立控制图异常模式与故障的映射关系,如表3所示。

表3 控制图异常模式与故障的映射关系

异常模式	故障情况
趋势模式	1) 刀具磨损,设备性能衰退;2) 人员疲劳;3) 车间环境问题,如温度、湿度、噪声、震动等
阶跃模式	1) 校验方式、标准、手段改变;2) 工艺变动;3) 装配线设备突发故障;4) 装配工具设备更换
周期模式	1) 车间周期性震动;2) 电流电压波动

根据长期经验的积累及工作总结,针对不同质量特性的异常情况,具体化映射关系及案例库的内容,并对案例库进行完善与补充。

4 微电机装配故障诊断原型系统

基于上述方法和 Visual Studio .NET 开发出一套微电机装配故障诊断系统。从图7可以看出,用户选择具体装配线和质量特性后,可对对应控制图进行实时监控。当后台监测到控制图模式异常时,检索案例库进行故障诊断并在客户端进行报警。如图8所示,用户可以查看具体故障信息,并提供修改功能,以更新案例库。



图7 软件运行界面



图8 故障详细信息界面

5 结语

本文提出了一种基于卷积神经网络和控制图异常模式识别的微电机装配故障诊断方法,并基于该方法开发了微电机装配故障诊断原型系统。该方法将微电机装配控制图上的质量特性统计量转换为灰色图像,输入到CNN模型中,成功实现了控制图异常模式的智能识别;再通过控制图异常模式向故障的映射,实现了微电机装配故障诊断,帮助企业的装配质量管理水平向信息化、智能化升级。

参考文献:

- [1] 王庚,管于华,孙瑞博. 现代工业统计与质量管理[M]. 北京: 中国人民大学出版社,2011.
- [2] 郑再象,徐诚,陈效华,等. 基于控制图异常模式自动识别的故障诊断[J]. 机械设计,2005,22(11):39-42.
- [3] 管涛,费仁元,王民. 基于神经网络的控制图异常模式识别研究[J]. 北京工业大学学报,2006,32(8):673-676.
- [4] 徐旭东,马立乾. 基于迁移学习和卷积神经网络的控制图识别[J]. 计算机应用,2018,38(增刊2):290-295.
- [5] LEI Y G, JIA F, LIN J, et al. An intelligent fault diagnosis method using unsupervised feature learning towards mechanical big data[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(5): 3137-3147.
- [6] CHOW M Y, MANGUM P, THOMAS R J. Incipient fault detection in DC machines using a neural network[C]// Twenty-Second Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 1988: 706-709.
- [7] BINGZHEN CHEN J Z, SHEN J Z. A hybrid ANN-ES system for dynamic fault diagnosis of hydrocracking process[J]. Computers & Chemical Engineering, 1997, 21: S929-S933.

(下转第189页)

2)整个系统成本较低,可供更多的 AEB 行人测试和研发单位使用,有助于推进 AEB 行人检测系统更新提升。

本文的 AEB 行人检测系统也存在一定的不足。比如,假人目标没有考虑雷达的反射特性;此外,对欧洲新车评估规程(E-NCAP)等国外测试规范没有很好的适用性。

5 结语

本文设计了一种 AEB 行人检测系统,可以根据 C-NCAP和 AEB 行人测试的法规要求,对假人移动过程的进行精准控制,实现了 AEB 行人检测系统与驾驶机器人的实时无线通信。

根据测试实验结果可知,本文设计的 AEB 行人检测系统对假人目标的速度和位移控制精度达到 96%,与驾驶机器人的联动测试一次成功率达到 90%。所开发的假人目标具备人体特征及红外反射特性,能够用于行人危险工况的测试实验,其测试精度较高,是汽车 AEB 系统功能测评和相关产品开发的有效支撑工具。

参考文献:

- [1] 吴俊,向国梁,杨俊辉,等. 汽车自动紧急制动(AEB)行人检测系统的开发与测试[J]. 汽车安全与节能学报,2018,9(4):401-409.
- [2] MATTHIAS GSUL,胡子红,周旋,等. 道路交通安全发展报告(2017)[J]. 中国应急管理,2018(2):48-58.

- [3] 李刚,杨志,吴迪. 汽车二级自动紧急制动系统控制研究[J]. 机械设计与制造,2020(7):134-138.
- [4] 包崇美. 聚焦国内外 AEB 测试[J]. 世界汽车,2018(4):86-93.
- [5] 刘宏伟,张杰,朱恩利,等. 基于线控制动系统的 AEB 功能开发[J]. 汽车工程学报,2020,10(3):207-212.
- [6] 陈达兴,张强,梁锋华,等. AEB 测试技术研究[J]. 试验研究,2015(2):13-20.
- [7] 中国汽车技术研究中心. C-NCAP 管理规则(2018 年版):行人自动紧急制动系统实验[Z]. 天津:中国汽车技术研究中心,2017.
- [8] 王海镜. 车辆紧急避撞算法研究[D]. 杭州:浙江大学,2020.
- [9] 石博. 乘用车自动紧急制动系统研究[D]. 长春:吉林大学,2019.
- [10] 冯海鹏. 汽车自动紧急制动系统建模及控制策略研究[D]. 镇江:江苏大学,2019.
- [11] 杨为,赵胡屹,舒红. 自动紧急制动系统行人避撞策略及仿真验证[J]. 重庆大学学报,2019,42(2):1-10.
- [12] 刘颖,贺锦鹏,刘卫国,等. 自动紧急制动系统行人测试场景的研究[J]. 汽车技术,2014(3):35-39.
- [13] 张照杰. 网络 RTK 定位原理与算法研究[D]. 青岛:山东科技大学,2007.
- [14] 刘伟,朱为国,单东升,等. 汽车智能制动系统(IBS)电磁场温度场分析[J]. 机械制造与自动化,2020,49(1):154-157.

收稿日期:2020-09-24

(上接第 170 页)

参考文献:

- [1] 国家铁路局. 2018 年铁道统计公报[R]. 2019.
- [2] 宋新江. 高速铁路接触网知识读本[M]. 北京:中国铁道出版社,2012:6-9.
- [3] 白瑞敏. 基于图像处理的接触网吊弦和受电弓滑板的检测与识别[D]. 成都:西南交通大学,2017.
- [4] 徐钥斌. 图像处理在接触网吊弦缺陷检测中的应用[D]. 成都:西南交通大学,2018.
- [5] 武国龙. 高速铁路接触网支持悬挂装置故障检测算法[D]. 石家庄:石家庄铁道大学,2016.
- [6] 周玉,彭召意. 运动模糊图像的维纳滤波复原研究[J]. 计算机工程与应用,2009,45(19):181-183.

- [7] 张玉雪,唐振民,钱彬,等. 融入视觉注意机制的路面裂缝检测与识别[J]. 计算机工程,2018,44(4):287-293.
- [8] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[M]// Computer Vision-ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016:21-37.
- [9] DYER D, STEWART R M. Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis[J]. ASME Transactions Journal of Mechanical Design, 1977, 100: 229-235.

收稿日期:2020-03-20

(上接第 174 页)

- [8] JACK L B, NANDI A K. Support vector machines for detection and characterization of rolling element bearing faults [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2001, 215(9): 1065-1074.
- [9] 李恒,张氢,秦仙蓉,等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2018,37(19):124-131.
- [10] 文成林,吕菲亚,包哲静,等. 基于数据驱动的微小故障诊断

- 方法综述[J]. 自动化学报,2016,42(9):1285-1299.
- [11] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553):436-444.
- [12] INCE T, KIRANYAZ S, EREN L, et al. Real-time motor fault detection by 1-D convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(11): 7067-7075.

收稿日期:2020-06-19