

DOI:10.16356/j.1005-2615.2024.01.005

智能辊压成形装备(系统)及其应用案例分析

任银旺¹, 贺靖晟¹, 刘江¹, 熊自柳¹, 肖骏峰², 吴康¹, 孙勇¹

(1. 电子科技大学(深圳)高等研究院, 深圳 518110; 2. 深思有形(深圳)科技有限公司, 深圳 518110)

摘要: 辊压成形是一种通过顺序排布的成形模具渐近横向弯曲金属带材和板材的塑性加工工艺。由于其低成本、高效率、柔性化的特点,已成为中国新能源、航空航天、轨道交通等多个领域实现轻量化、节能、减排和安全性提升的重要技术之一。但是,该工艺的工序复杂性和离散性、材料厚向性能的不均匀性、设备信息化和柔性化自动化的低水平等问题,导致了它类似于“黑匣子”,使得产品质量难以预测,调试生产高度依赖人工经验,可成形截面受限,成品率不稳定。为此,本文提出了一种数据驱动的智能辊压成形装备(系统),并介绍了该装备(系统)的技术架构和特点。通过搭建基于人工智能的数据架构,该系统将传统辊压成形中的离散数据进行采集、筛选、集成、储存和分析。同时融合数字孪生、人工智能、轮廓检测技术和多智能体协同控制等来构建可以替代人工经验的自纠偏的生产模式。针对新能源汽车行业,本文给出了利用该系统解决的一个辊压成形的动力电池包结构件的回弹控制案例,并对该系统的发展给出了建议和展望。

关键词: 辊压成形;智能装备;数字孪生;工业人工智能

中图分类号: TP2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2024)01-0055-10

Intelligent Roll Forming Equipment (System) and Analysis of Its Application Cases

REN Yinwang¹, HE Jingsheng¹, LIU Jiang¹, XIONG Ziliu¹, XIAO Junfeng²,
WU Kang¹, SUN Yong¹

(1. Shenzhen Institute for Advanced Study, University of Electronic Science and Technology of China, Shenzhen 518110, China; 2. ShenSi Shape (Shenzhen) Technology Co., Ltd, Shenzhen 518110, China)

Abstract: Roll forming is a plastic processing technology that gradually bends metal strips and sheets laterally using sequentially arranged forming dies. Due to its low cost, high efficiency, and flexibility, it has become one of the important technologies for lightweighting, energy saving, emission reduction, and safety improvement in various fields such as new energy, aerospace, and rail transportation in China. However, the complexity and discreteness of the process, uneven material thickness properties, and low level of equipment informatization and flexibility automation have made it similar to a “black box”, making it difficult to predict product quality, highly dependent on manual experience for production debugging, limited in formable cross-sections, and unstable in yield. Therefore, this paper proposes a data-driven intelligent roll forming equipment (system) and introduces in detail its technical architecture and characteristics. By building a data architecture based on artificial intelligence, this system collects, screens, integrates, stores, and analyzes discrete data in traditional roll forming. Meanwhile, it integrates digital twins, artificial intelligence, contour detection technology, and multi-agent collaborative control to construct a self-correcting production mode that

基金项目: 深圳市科技创新计划 (ZDSYS20210813095534001, JCYJ20210324123202008, JCYJ20210324115412035); 广东省基础与应用基础研究基金 (2022A1515010363); 高性能复杂制造国家重点实验室开放课题 (Kfkt2021-05)。

收稿日期: 2024-01-05; **修订日期:** 2024-01-20

通信作者: 孙勇, 男, 博士, 副研究员, E-mail: yong_sun@uestc.edu.cn。

引用格式: 任银旺, 贺靖晟, 刘江, 等. 智能辊压成形装备(系统)及其应用案例分析[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(1): 55-64. REN Yinwang, HE Jingsheng, LIU Jiang, et al. Intelligent roll forming equipment (system) and analysis of its application cases[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(1): 55-64.

can replace manual experience. For the new energy vehicle industry, this paper provides a case study of using this system to solve springback control of structural components of roll-formed battery packs. Finally, suggestions and prospects for the development of this system are given.

Key words: roll forming; intelligent equipment; digital twin; artificial intelligence

辊压成形工艺是利用顺序排列的多道次成形模具,逐渐将单张金属板材或卷材横向弯曲,以制成具有特定断面的金属型材的一种塑性加工工艺,如图1所示。该工艺不仅生产效率高、节约材料,而且产品强度高、质量稳定,成形过程受零件截面形状限制少,不受零件长度限制,对于年产上百万件的大批量产品生产,采用辊压成形所产生的经济效益更为可观。由于其低成本、高效率、柔性化的特点,已逐渐成为应对中国新能源汽车、航空航天、轨道交通等领域的轻量化、节能减排、安全性提升等要求的重要技术手段之一。

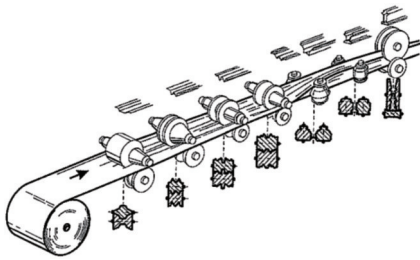


图1 辊压成形图

Fig.1 Roll forming diagram

在辊压成形过程中,横向弯曲变形是最重要且必不可少的变形方式,其主要用途是将金属板材弯曲成具有预期横截面的产品。然而,由于成形长度不足和不连续性,包括长轴应变等冗余变形无法避免,同时复杂变形机理会在材料中形成残余应力。通过模具设计和工艺优化可以在一定程度上减少产品缺陷,但这也导致该工艺高度依赖人工经验,从而存在一定的风险,良率的稳定性也受到影响。

1 辊压成形工艺研究现状

Paralikas等^[1]利用有限元方法研究了辊压成形工艺参数,包括辊压线速度、辊间距、辊缝和辊轮直径对质量特性的影响,以及最终轮廓上的纵向和横向应变的分布、总的弹性纵向应变以及沿着成形方向在带材边缘处的纵向残余应变的特征。Safdarian等^[2]研究了辊压成形中弯曲角增量、带材厚度、截面凸缘宽度、截面腹板宽度、轧辊和带材接触中的摩擦力等参数对产品边缘纵向应变和弯曲缺陷的影响。Panthi等^[3]从材料特性方面进行了分析,对比了杨氏模量、屈服应力、硬化系数等材料

力学性能参数和圆角半径、弯曲角度等几何参数以及时间对回弹量的影响,并阐述了板材的回弹机理。韩飞等^[4]采用试验与有限元仿真相结合的方法,分析了不同弯曲方法、圆角半径、板材厚度对回弹的影响,并对不同弯曲方法辊压成形过程中的应力应变分布情况进行了分析,揭示了不同弯曲方法中辊压成形的回弹机理。郑子君等^[5]通过建立基于欧拉网格的有限元模型,对工件局部厚度具有正态分布的误差时的辊压过程进行了蒙特卡洛模拟,分析了原始工件的厚度不均匀对辊压产品的形状产生影响。孙达等^[6]研究板材辊压成形中弯曲角的分配方式,改善辊压过程中出现的边波和纵向弯曲等各种缺陷,提高成形精度与质量,首先提出五边界条件成形角分配函数,并进行成形角度优化,得到最优的成形角分配方法。陈凌霄等^[7]以型材变曲率辊压成形工艺为研究对象,如图2所示,推导了考虑弯曲中性层位置的型材辊压成形回弹半径计算公式,给出了型材变曲率辊压成形工艺控制方法。

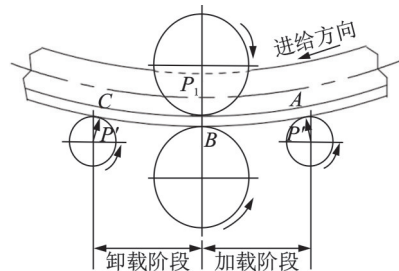


图2 成形示意图^[7]

Fig.2 Forming schematic diagram^[7]

近几十年来,研究人员提出了包括辊冲成形、柔性辊压、3D辊压等创新概念进一步推动了这一领域的发展。常规辊压成形适合超高强钢零件的成形,但其成形过程存在冗余变形,从而致使存在残余应力进而影响零件精度,并可能导致延迟开裂。Ding等^[8]提出了基于延长有效成形长度的辊冲成形,如图3所示,该工艺结合辊压的高效率和冲压的强约束特点,特别适合超高强钢及变截面梁类零件的生产。如图4所示,Sun等^[9]基于辊冲成形展开了大量工艺参数和目标零件质量的相关研究。该工艺通过扩大虚拟圆弧半径来延伸有限成形长度,将成形过程变成一种近似于连续成形的方式,该过程类似于具有超巨大辊轴半径的辊压成

形过程。研究表明,辊冲零件的质量和工艺参数有直接关系,尤其是虚拟半径等。刘倩等^[10]考虑到微孔洞剪切变形对材料劣化的影响,建立适用于压应力状态的剪切修正模型,将修正模型应用到辊冲工艺有限元模拟中预测断面质量,并进行试验验证。

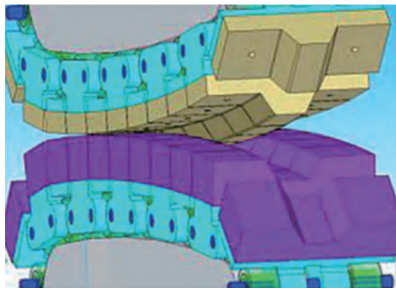


图3 辊冲设备样机模型^[8]

Fig.3 Prototype model of chain-die forming equipment^[8]

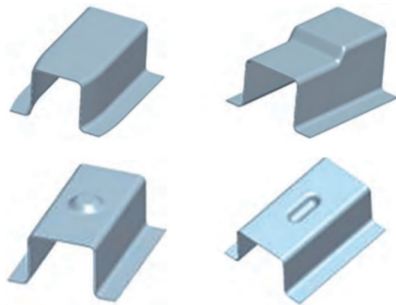


图4 常见辊冲工艺产品^[9]

Fig.4 Common chain-die forming process products^[9]

随着人们对个性化定制产品的需求与日俱增和对产品更新换代的速度要求越来越高,一种新型的辊压成形技术——变截面型材柔性多向辊压成形技术开始引起了学术和工业界的关注^[11],如图5所示。通过对成形辊轮的运动轨迹进行控制,可以同时 在型材纵向、横向及高度方向进行局部连续塑性变形,从而成形出所需不同大小和形状的变截面型材构件,如图6所示。相对于传统塑性成形技术,柔性辊压成形技术在研制多品种、小批量产品生产和复杂金属构件研制等方面具有独特优势。金属柔性辊压技术作为当今世界制造技术发展的前沿科技越来越受到工业界及制造业的关注和推广。

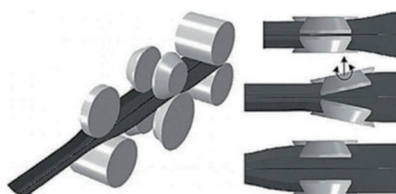


图5 柔性辊压设备示意图^[11]

Fig.5 Schematic diagram of flexible roll forming equipment^[11]



图6 变截面产品^[11]

Fig.6 Variable cross-section products^[11]

Kasaei等^[12]对柔性辊压成形过程的变形力学重新进行了研究,提出了一种基于起皱极限曲线的新判据,用于在有限元分析中预测起皱的概率。Wang等^[13]开发了一个数学模型,可以对导致板材起皱的工艺不稳定性进行分析预测,分析模型根据相关几何特征可以确定造成起皱的型材凸缘最大纵向压应力。Abeyrathna等^[14]开发了一种可变速弯方法以克服宽度可变的柔性辊压成形汽车部件中的回弹和端面外扩缺陷等问题,并使用商业软件 Copra FEA 对柔性辊压成形工艺进行了模拟。Sedlmaier等^[15]研制出一套新型3D柔性辊压成形系统,将辊压成形机架(每侧一个)安装在并联机器人上,通过机器人对成形辊的空间位置和姿态不断进行调整以成形出截面连续变化的型材构件。

随着型材强度的增加和截面形状变得更加复杂,柔性辊压成形技术面临着迫切的研究需求。由于辊压工艺在工序的复杂性和离散性、材料厚向性能的影响,以及设备信息化和自动化程度的不足方面的局限,这一工艺似乎成为了一个“黑匣子”。这些限制导致了产品质量难以预测、成品率不稳定,以及高度依赖人工现场经验的工艺控制,进而限制了可加工产品的种类和降低了产品的附加值。这些挑战突显了传统方法在应对复杂成形过程中的局限性,并强调了寻找新解决方案的重要性。

如何完全掌握辊压成形机理本质上是如何解耦材料、工艺、经验、设计、误差累积(装配和精度)等物理信息的非线性耦合问题。智能制造在多个复杂问题上得到了尝试,并被证明可以有效解决复杂耦合问题^[16]。通过高级数据融合,分析、自动化调整和实时监控,智能制造有能力应对上述挑战,提高成形工艺的精确性和可靠性。本文提出的数据驱动的智能辊压成形装备(系统)正是基于这一理念。该系统将传统辊压成形中的离散数据进行采集、筛选、集成、储存和分析。同时,它融合了数字孪生、人工智能、轮廓检测以及多智能体协同控制等技术,构建了一个能够替代人工经验的自我校

正的生产模式。本文还展示了一个实际案例,说明了如何利用这些技术解决电池包结构件回弹控制的问题。

2 智能辊压装备系统

智能辊压装备系统采用了一个4层次的架构设计,以提高辊压成形的效率和精确性,如图7所

示。最上层的应用端负责系统的智能决策、控制和预测。云端层次则提供智能诊断和基于数据-知识的决策支持。边缘端作为工业互联网的一部分,关注于数据标准化和数字孪生技术的轻量化处理。底层的设备端包括实际的辊压设备和传感器,是整个系统的物理基础。这4个层次共同协作,形成了一个高度集成且功能强大的智能辊压装备系统。



图7 智能辊压装备系统架构

Fig.7 Intelligent roll forming equipment system architecture

本文以电子科技大学(深圳)高等研究院深思实验室的辊压成形设备为研究对象,如图8所示,进行了智能辊压设备系统的搭建和应用。该设备由16个道次组成,其中第6至11道次为主要成形道次,配备了两个伺服电机,用于控制上辊的垂直运动。第12至16道次则被界定为关键成形道次,配备4个伺服电机,既能控制上下辊的垂直运动,也能调节道次本身的左右移动,展现了设备的高自由度和灵活性。



图8 辊压成形设备

Fig.8 Roll forming equipment

2.1 数字孪生

2.1.1 虚拟场景构建

数字孪生虚拟场景是数字孪生系统的核心组成部分,主要用于辊压成形过程中的视觉监控和人

机交互。该部分的构建首先涉及对实体模型的处理和转换,随后将其按照特定格式导入Unity中。在这个过程中,重点在于根据智能辊压成形装备在实际物理场景中的位置和布局特点,进行精确的场景还原,以确保虚拟和实际场景的一致性。

在虚拟场景的建立中,本文应用一系列先进的虚拟仿真技术,包括但不限于光源设置、刚体模拟、用户界面设计、碰撞检测、透视控制和事件管理。这些技术的应用使得虚拟场景在视觉上更加逼真,如图9所示,同时也提高了用户交互的直观性和效率。特别是通过Canvas组件,笔者在虚拟场景中创建了布局,并将用户界面与功能进行了紧密绑定。此外,本文还利用Unity提供的图形用户界面元素,如按钮、标签和文本框,构建了一个直观友好的用户界面,进一步强化了与用户的交互能力。



图9 数字孪生系统虚拟场景

Fig.9 Virtual scene of digital twin system

2.1.2 数据采集处理模块

在智能辊压成形装备系统中,数据采集不仅是功能实现的基础,更是优化和自动化的关键。整体数据采集架构,如图 10 所示,展示了数据流的复杂性和系统的高度集成性。这一架构确保了各种数据的有效捕获,支持系统的高级决策和控制策略。在该系统中,主要的数据来源是可编程逻辑控制器(Programmabel logic controller, PLC)和传感器,如图 11 所示。

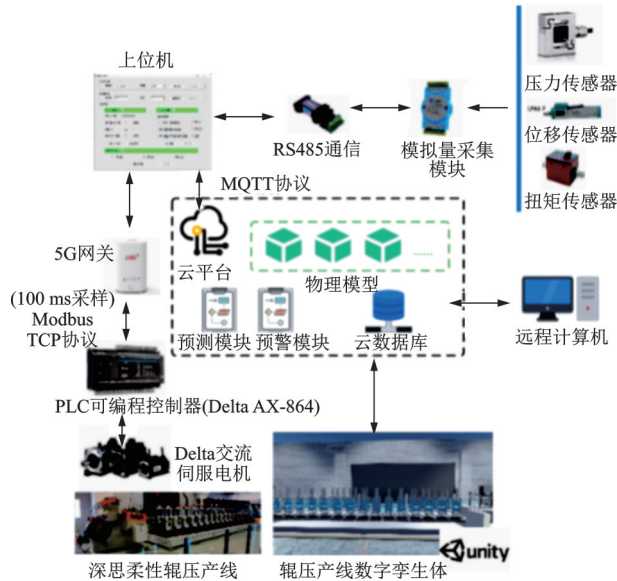


图 10 PLC 数据采集架构

Fig.10 PLC data acquisition architecture

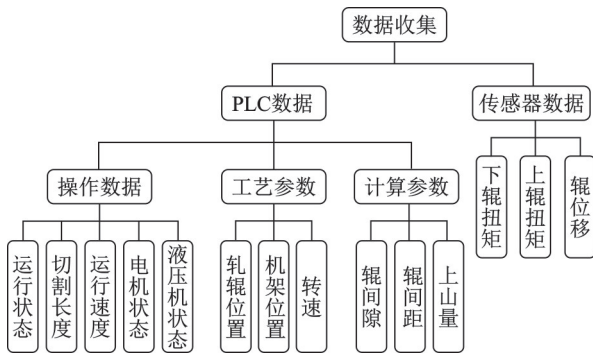


图 11 辊压成形参数图

Fig.11 Roll forming parameter diagram

采集模块是用 C# 开发的,并设置了定时器来定义采集频率。数据采集系统通过 Modbus 协议访问 I/O 点,循环触发访问操作,读取伺服电机状态信息反馈。实验中使用的传感器具有标准的电流值输出,数据需要通过量程转换进行处理。动态数据采集可能会产生干扰效应。实验中选取 50 个数据点为一组,取平均值,得到采集的输出信号。所选传感器刷新率 100 kHz 以上,采集速度满足 0.1 ms 的频率。

PLC 内存中的数据通过 Modbus TCP 协议以

二进制字符串格式传输到数据采集模块。在进行数据采集后,需要进行进一步的处理。以台达的 PLC 为例,数据在内存中以小端存储的方式存储。通过与 Modbus TCP 报文格式进行比较,可以获得报文中小端字节编码的端序值,确保正确解析数据。

PLC 数据通常以实数和浮点数的形式表示。为了得到实际的数值,需要进行数据转换操作。这一步骤根据具体的数据格式和编码方式进行,以获得正确的实数和浮点数值。

2.1.3 关键节点运动控制模块

关键节点运动控制模块是智能辊压成形装备系统的执行部分,负责执行算法的输出结果。如图 12 所示,运动模块的工艺参数分为道次的左右运动,单个道次上辊的上下运动和下辊的上下运动。

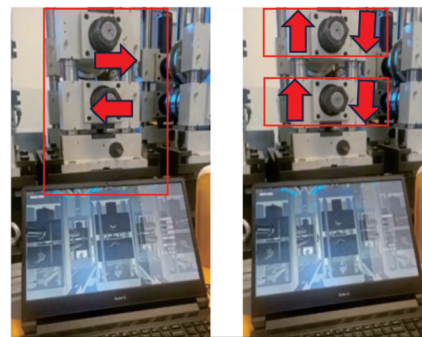


图 12 运动示意图

Fig.12 Motion diagram

在 Unity 环境下,使用 C# 语言编写脚本以实现虚拟模型的运动控制。通过使用 Unity 引擎提供的编辑接口 (Application programming interface, API),可以实现模型的位置和姿态变换。通过脚本,可以控制每个道次的上辊和下辊的上下运动,以及成形道次的左右运动。

针对 PLC 控制的智能辊压成形装备,实现自动控制设备运动状态需要进行通信协议和内存寻址分析。选择适合的通信协议 (如 Modbus TCP/IP 或 OPC UA),使用通信库或 API 与 PLC 进行连接。通过内存寻址分析,确定关键单元位置、移动速度等数据在 PLC 内存中的地址。利用通信库或 API 提供的函数,读取和修改这些数据,实现远程调整设备运动状态,运动控制的架构如图 13 所示。特定功能的实现可根据需求编写相应代码,通过传输数据到 PLC 的指定内存地址触发相应功能。

2.2 人工智能模型

智能辊压成形装备系统中的人工智能模型,与数字孪生系统紧密集成,共同推动了自适应回弹控制方法的发展。如图 14 所示,这种集成不仅利用历史数据构建回弹预测模型,还优化工艺参数以适

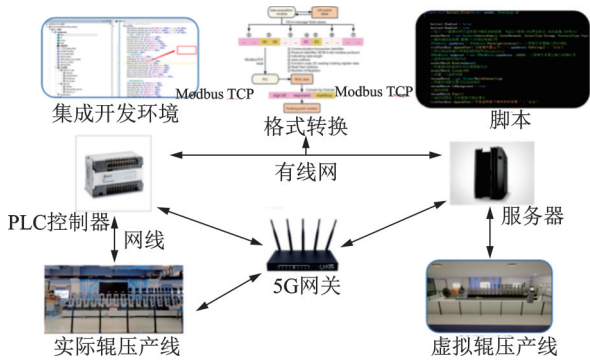


图13 运动控制构架图

Fig.13 Architecture diagram of motion control

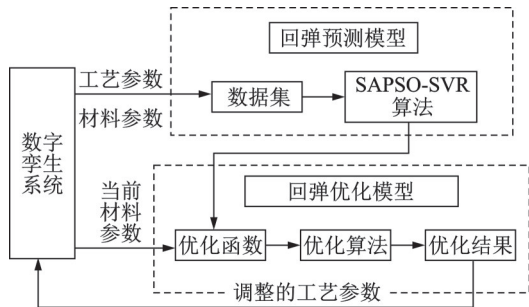


图14 数字孪生驱动的辊压成形自适应回弹控制方法

Fig.14 Digital twin-driven adaptive springback control method for roll forming

应不同的材料条件。通过这些优化结果实时反馈给数字孪生系统,实现了对辊压成形装备的精确控制,并能够对生产过程做出快速反应,减小板材在成形过程的回弹量,确保了成形质量的稳定性和一致性。

回弹的优化效果如图15所示,目标截面(蓝色),回弹后零件截面(红色),优化后零件截面(绿色)。

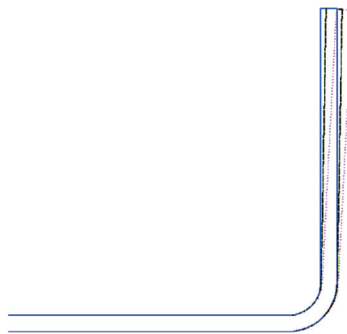


图15 回弹优化示意图

Fig.15 Springback optimization schematic

2.2.1 回弹预测模型

支持向量回归 (Support vector regression, SVR)算法作为机器学习领域的一种主流技术,特别适用于小样本、高维和非线性问题的处理。它通过构造支持向量和超平面,有效地解决了复杂数据模式的回归问题^[17]。

SVR模型的性能大大依赖于其关键参数的选择,包括不敏感损耗系数 ϵ 、惩罚系数 C 和宽度系数 γ ,这些参数之间存在复杂的耦合关系。正确的参数配置对于模型的预测精度至关重要。在传统的机器学习实践中,手动调整这些参数通常比较耗时且效率低下。为了提高模型的自适应性和准确性,本文引入模拟退火粒子群优化 (Simulated annealing-particle swarm optimization, SAPSO)算法。该算法在SVR模型的参数优化过程中发挥作用,能够根据不同数据集的特性自动调整关键参数。这种自适应机制显著增强了模型面对多变数据环境时的鲁棒性和准确性。

在实验测试中,SAPSO-SVR模型展现了其优异的性能。该模型能在极短的时间(约0.04 s)内完成对500条数据的预测,这种快速响应能力是实现辊压成形过程实时监控和控制的关键。此外,通过这种方法,不仅提高了模型的预测准确率,还能够根据生产环境的变化自动调整,从而提高整个辊压成形系统的效率和质量。

2.2.2 回弹优化模型

在成功实现高精度的回弹预测后,本文进一步探索了利用蝙蝠算法和遗传算法等先进优化算法,以寻求最佳的辊压成形工艺参数。优化算法以构建的SAPSO-SVR回弹预测模型的回弹预测值为目标函数,在使得目标函数最小,即回弹取得最小的情况下,找到符合条件的最优工艺参数集合。这些算法的应用标志着从数据驱动的预测到实际工艺优化的重要转变。在构建的回弹优化模型中,将工艺参数和材料参数作为自变量,而回弹量则作为因变量。通过这种方法,不仅能够精确地预测回弹量,还能够基于这些预测建立一个高效的回弹优化模型。

在优化过程的初期,关键是确定数字孪生系统当前处理的板材数据。这些数据为优化算法提供了必要的输入,使算法能够在多变的生产条件下搜索到最适合的工艺参数。这种方法在实现实时优化方面具有显著优势。尤其当面对不同板宽和材料的零件时,该优化方法能够自动确定最佳工艺参数,这一过程完全自动化,减少了人工干预的需要。此外,通过将这些优化后的参数反馈到数字孪生模型中,能够在实际生产环境中实时调整和优化制造过程。这种实时优化的能力意味着系统能够适应各种生产需求,无论是面对不同规格的材料还是不同的设计要求,都能够自动调整,确保最终产品的质量和一致性。

2.3 在线检测设备

图像数据在成形质量检测中扮演着重要的角

色,它可以用于计算关键指标,如回弹量等,这些数据能够细致地描述优化措施对辊压成形过程的影响。为了确保过程的稳定性和精度不受影响,实验室开发了一种安置于设备后部的在线检测设备,如图 16 所示。该设备能够对成形过程中的优化措施进行量化评估,将详细记录每次成形操作的相关数据,并利用在线检测设备进行实时监测。通过在线检测设备把回弹作为一个优化目标,收集到的数据不仅用于评估优化函数的有效性,而且还将用于根据实际生产情况对其进行调整和优化。

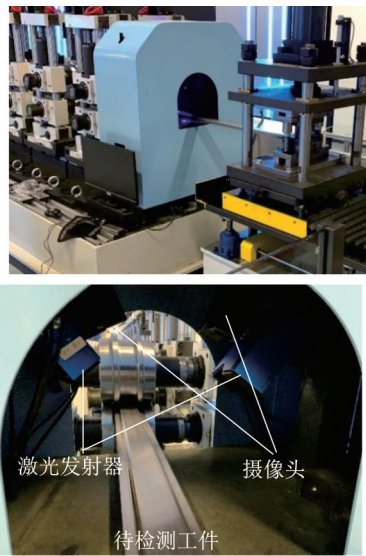


图 16 在线检测设备
Fig.16 Online inspection equipment

激光发射器发射激光,在辊压成形工件表面形成高亮度的线条,线条被高速相机捕捉后计算得到工件轮廓表面的点云集,通过试验设备采集到的点云数据,经过点云配准和数据清洗等操作,获取精确的数据。随后,可以选择不同的点云数据段进行测量,包括角度、厚度、长度等一系列数据,并将测量结果标注在图像中,如图 17 所示。

数字孪生系统在智能辊压设备中起到了关键作用,它涵盖了数据采集处理模块和关键节点运动控制模块这两个关键方面。数据采集处理模块负责从 PLC 内部、传感器和图像检测中收集和数据处理数据。这些数据不仅用于构建数据集,以供训练算法使用,同时也作为算法的输入。关键节点运动控制模块承担着设备关键节点运动的低时延控制,负责执行算法的输出结果。人工智能模型则给出优化参数,作为人机交互的执行的的数据源。图像数据在成形质量检测中具有重要意义,可用于计算回弹量等关键指标,对成形过程中的优化措施进行量化评估。

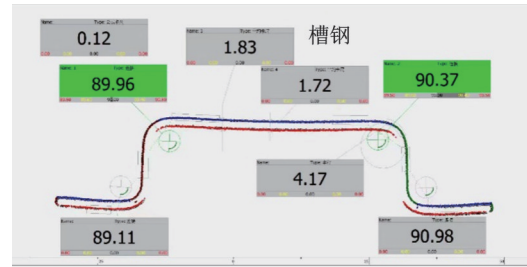


图 17 角度测量示意图
Fig.17 Angle measurement diagram

3 实际案例

3.1 实验设计与方案

3.1.1 目标零件

新能源电池包是电动车的关键组件之一,对其结构件进行研究可以在轻量化、节能、安全性等方面取得显著的成果,为新能源汽车的发展和推广提供重要的技术支持。

本案例对新能源电池包的结构件中的帽形件展开研究,其形状截面如图 18 所示。

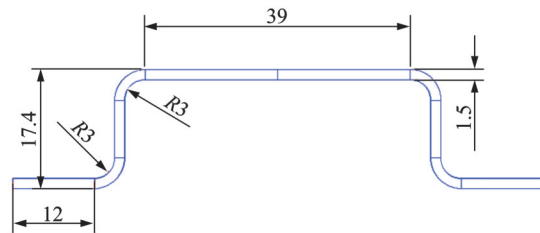


图 18 目标零件截面图
Fig.18 Cross-section diagram of target part

该帽形件采用 3003 系、5052 系、6061 系铝材,力学性能如表 1 所示,初始板材的长度为 1 200 mm,厚度为 1.5 mm,为了成形不同法兰长度的帽形件,考虑宽度为变量。

表 1 力学性能

Table 1 Mechanical performance

材料	杨氏模量/GPa	屈服强度/MPa	泊松比
3003	70.47	195.05	0.3
5052	77.76	183.24	0.3
6061	78.12	119.11	0.3

3.1.2 实验设计

为了得到最优的帽形件成形方案,该智能辊压系统中的图像识别系统将实时采集成形结果回弹,记录数据供给回弹预测系统使用,回弹优化系统将基于回弹预测模型得到最优的成形方案使得回弹量最小,最终将该方案反馈给数字孪生系统进行设备实时调控。成形方案涉及的工艺参数包括辊缝大小、上山量,材料参数包括成形所使用的铝材型号、初始板材宽度。不同型号铝材屈服强度不同。

为了在得到尽可能全面的数据集的同时最大限度地减少优化时间和成本,本案例设计正交实验组完成实验,采集该帽形件的成形数据。使用正交实验设计可以在有限的时间内,通过有计划、系统的实验设计,获得最大的信息量,实验结果数据有综合性、可靠性、全面性的特点。各个参数的取值如表2所示。

表2 自变量参数取值

参数	水平
铝材型号	3003,5052,6061
板宽/mm	85,90,95,100
辊缝/mm	1.48,1.49,1.5,1.51,1.52
上山量/mm	0,2.5,5,7.5,10

3.1.3 结果测量

本案例对帽形件的弯角回弹进行优化。因帽形件的对称结构,左右两对弯角互相对称,故只对一边进行测量,即对图19中的角1和角2测量。

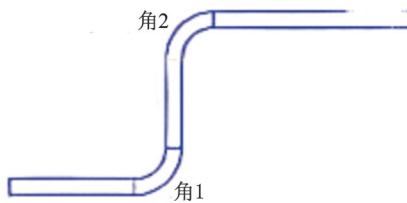


图19 角1和角2示意图

Fig.19 Diagram of Angles 1 and 2

测量方法为分别对成形件的1/4、1/2、3/4处的截面的两个弯角进行测量,如图20所示。这样做的优点在于综合考虑了整个板材的成形情况,而板材两端的变形并不稳定,因此没有取板材长度方向起点和终点的两个截面。理论上,经过人工智能模型优化后最优的结果应为两个弯角的平均回弹量均接近于0。因存在过弯道次,最终成形角度在无回弹情况下角1应为93°、角2应为92.5°。

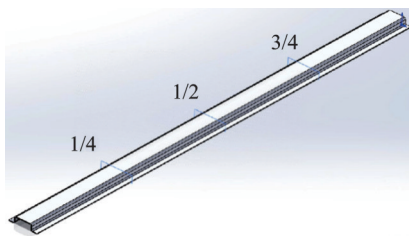


图20 测量位置示意图

Fig.20 Measurement location diagram

3.2 实验结果与讨论

3.2.1 实验结果

实验得到的所有数据如表3所示。

表3 实验结果

材料型号	板宽/mm	上山量/mm	辊缝/mm	角1平均度数/(°)	角2平均度数/(°)
3003	85	2.5	1.49	93.08	91.94
3003	85	7.5	1.49	93.22	91.84
3003	90	5.0	1.51	93.02	91.90
3003	90	10.0	1.48	93.41	92.07
3003	95	0.0	1.48	93.12	91.91
3003	95	7.5	1.48	93.44	91.90
3003	95	10.0	1.49	93.36	92.22
3003	100	2.5	1.50	93.16	91.90
3003	100	10.0	1.51	93.76	91.64
5052	85	5.0	1.49	91.06	90.49
5052	85	5.0	1.51	90.39	89.69
5052	85	7.5	1.52	90.08	91.12
5052	85	10.0	1.51	91.16	91.23
5052	90	0.0	1.51	91.79	90.84
5052	90	2.5	1.49	91.59	91.44
5052	90	2.5	1.52	92.03	90.88
5052	90	5.0	1.49	92.68	92.56
5052	95	0.0	1.50	91.64	91.00
5052	95	2.5	1.50	92.65	91.43
5052	95	2.5	1.51	92.76	90.61
5052	95	5.0	1.52	92.04	91.16
5052	95	10.0	1.49	92.03	91.03
5052	100	10.0	1.50	92.27	90.60
5052	100	10.0	1.52	92.61	90.39
6061	85	2.5	1.48	92.18	91.78
6061	90	2.5	1.50	92.75	91.00
6061	90	10.0	1.51	91.70	90.67
6061	95	0.0	1.51	92.24	90.59
6061	95	5.0	1.51	93.03	90.67
6061	95	7.5	1.52	92.34	91.57
6061	100	5.0	1.50	92.24	90.53
6061	100	7.5	1.50	93.11	91.69

将所有实验数据输入 SAPSO-SVR 回弹预测模型后,得到的预测模型评价指标如表4所示。其中: R^2 为决定系数,MSE指均方误差,RMSE指均方根误差,RRMSE指相对均方根误差。

表4 回弹预测模型评价

指标	角1回弹预测模型	角2回弹预测模型
R^2 系数	0.77	0.78
MSE	0.08	0.09
RMSE	0.29	0.30
RRMSE	0.23	0.24

针对于材料型号为5052的铝材,板宽为95 mm的条件下,基于该模型使用遗传算法优化模型进行调控,优化收敛过程如图21所示。得到的最优工艺条件和初始默认工艺条件的结果对比如表5所示。

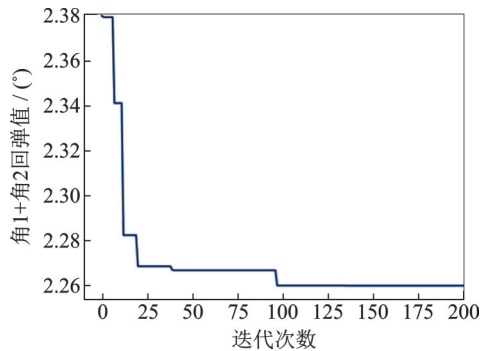


图 21 优化迭代过程

Fig.21 Optimization iteration process

表 5 工艺结果对比

Table 5 Process result comparison

参数	默认工艺	优化后的工艺
辊间隙/mm	1.50	1.487
上山量/mm	0.00	9.91
角 1 回弹/(°)	1.36	1.19
角 2 回弹/(°)	1.50	1.06

3.2.2 结果分析

结果显示,经过优化模型调控后,帽形件的两个弯角的回弹量分别降低了 0.17° 和 0.44° 。优化后的实验结果表明,弯角 1 和弯角 2 的回弹得到了控制。与优化前相比,回弹量减少,使得结构件的形状更加符合设计要求,提高了成品率和产品质量。

本次优化实验结果充分验证了智能辊压成形系统的优势,其精确的数据采集和实时控制功能有效地降低了回弹现象,使得成形过程更加稳定可靠。智能辊压成形系统在提升结构件成形精度方面发挥了显著作用。

4 结 论

本文提出并实现了一种基于数据驱动的自纠偏的智能辊压成形系统。该系统集成了数字孪生技术、在线检测设备和人工智能模型,共同构成了一个闭环的自适应辊压成形装备。在这一系统中,数字孪生扮演着至关重要的角色。数据采集处理模块从 PLC 内部、传感器和图像检测设备中收集和 处理数据,为算法提供了必要的输入。同时,关键节点运动控制模块负责执行算法的输出,实现了设备关键节点运动的低时延控制,确保了数据处理的高效性和关键节点控制的精准性。在线检测设备不断监测成形过程中的关键参数,并实时将数据反馈给数字孪生系统,从而实现了成形过程的实时调整和优化。人工智能模型则通过对数据进行深入分析和预测,为生产过程提供了关键的决策支持,特别是在控制回弹方面取得了重要成果。

以新能源电池包帽形件的生产为例,本文通过实验验证了智能辊压成形系统的优化效果。优化前后的对比实验结果清晰表明,弯角的回弹得到了有效控制,使结构件的形状更加符合设计要求,并显著提高了成形精度和稳定性。这一结果充分证明了智能辊压成形系统在提高生产效率和产品质量方面的显著优势。

本文聚焦于智能辊压成形系统在辊压制造业中的应用,并通过融合数字孪生技术、在线检测设备以及人工智能模型取得了显著成果。然而,系统的各个部分仍存在一定的局限性,这为未来的研究方向带来了新的挑战。特别是在高速辊压成形情况下,在线检测设备在测量回弹角度的准确性方面面临挑战。未来的工作应专注于提高高速成形过程中实时测量的精度,这个过程不仅涉及硬件质量的升级,还有图像数据处理算法的优化。在人工智能模型方面,尽管取得一些进展,但数据样本的充足性仍需关注。未来研究应引入更多样本,覆盖更广泛的材料和成形截面,以提升预测模型和优化模型的通用性和准确性。考虑到系统的复杂性,可以研究使用深度学习等技术来处理更复杂的模型,提高系统对多变工况的适应性,更好地适应复杂的生产环境。

参考文献:

- [1] PARALIKAS J, SALONITIS K, CHRYSOLOURIS G. Investigation of the effects of main roll-forming process parameters on quality for a V-section profile from AHSS[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009, 44(3): 223-237.
- [2] SAFDARIAN R, MOSLEMI NAEINI H. The effects of forming parameters on the cold roll forming of channel section[J]. Thin-Walled Structures, 2015, 92: 130-136.
- [3] PANTHI S K, RAMAKRISHNAN N, AHMED M, et al. Finite element analysis of sheet metal bending process to predict the springback[J]. Materials & Design, 2010, 31(2): 657-662.
- [4] 韩飞, 孙玮隆, 张若青. 不同弯曲方法对辊弯成形回弹的影响研究[J/OL]. 中国机械工程: 1-11[2023-09-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20230602.0942.004.html>.
HAN Fei, SUN Weilong, ZHANG Ruoqing. Study on the influence of different bending methods on the springback of roll bending forming[J/OL]. Chinese Mechanical Engineering: 1-11[2023-09-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20230602.0942.004.html>.

- [5] 郑子君, 陶裕梅. 工件厚度不均匀性对辊弯成形曲率半径的影响[J]. 锻压技术, 2022, 47(9): 58-65.
ZHENG Zijun, TAO Yumei. Influence of workpiece thickness inhomogeneity on the curvature radius of roll bending forming[J]. Forging Technology, 2022, 47(9): 58-65.
- [6] 孙达, 苏春建, 张志国. 基于成形角度分配优化函数的辊弯成形边波及纵向弯曲缺陷研究[J]. 精密成形工程, 2022, 14(2): 110-116.
SUN Da, SU Chunjian, ZHANG Zhiguo. Study on the edge wave and longitudinal bending defects in roll bending forming based on the optimization function of forming angle distribution[J]. Journal of Precision Forming Engineering, 2022, 14(2): 110-116.
- [7] 陈凌霄. 型材变曲率滚弯成形工艺研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2017.
CHEN Lingxiao. Research on roll forming process of profile with variable curvature[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2017.
- [8] DING S C, ZHANG Y K. Chain-die forming, is it a right forming method to make structural parts of motor vehicles with UHSS material[C]//Proceedings of International Conference on Advanced Vehicle Technologies and Integration. Changchun, China: [s.n.], 2012: 541-547.
- [9] SUN Yong, WU Benzhaoh, ZHANG Dongxing, et al. Research state of roll stamping compound forming[J]. Journal of Plasticity Engineering, 2022, 29(11): 67-84.
- [10] 刘倩, 刘靖, 杨德望, 等. 基于剪切修正GTN损伤模型的辊冲工艺数值模拟[J]. 工程科学学报, 2016, 38(3): 401-409.
LIU Qian, LIU Jing, YANG Dewang, et al. Numerical simulation of roll forming process based on shear-corrected GTN damage model[J]. Chinese Journal of Engineering Science, 2016, 38(3): 401-409.
- [11] YAN Y, LI Q. FEM modeling and mechanics analysis of flexible roll forming[J]. Applied Mechanics and Materials, 2010, 132: 44-47.
- [12] KASAEI M M, HASSAN M N, ABBASZADEH B, et al. On the prediction of wrinkling in flexible roll forming[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 113: 2257-275.
- [13] WANG T, GROCHE P. An analytical model for designing defect-free sheet metal profiles with height-variable cross sections manufactured by flexible roller beading[J]. International Journal of Material Forming, 2022, 15: 49-76.
- [14] ABEYRATHNA B, GHANEI S, ROLFE B, et al. Springback and end flare compensation in flexible roll forming[C]//Proceedings of International Deep-Drawing Research Group (IDDRG 2020). Seoul, South Korea: IOP, 2020, 967: 012048.
- [15] SEDLMAIER A, DIETL T, HARRASSER J. 3D roll forming in automotive industry[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Steels in Cars and Truck. Amsterdam, The Netherlands: SCT, 2017: 18-22.
- [16] TIAN Wei, CAO Yu. Evaluation model and algorithm optimization of intelligent manufacturing system on the basis of BP neural network[J]. Intelligent Systems with Applications, 2023, 20: 200293.
- [17] MUHAMMED YAZIR S, EDWIN RAJA DHAS J, DARWINS A K, et al. Modelling of weld residual stress parameters by SVR approach[J]. Materials Today: Proceedings, 2022, 64: 338-344.

(编辑: 胥橙庭)