

数据集上实验,采用平均任务完成时间进行衡量模型的效率,其实验结果如图4所示。

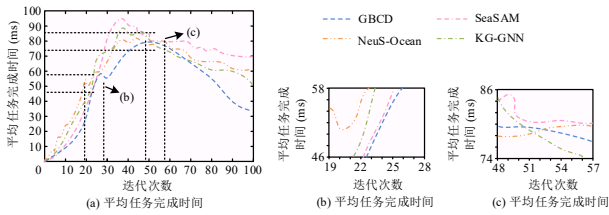


图4 模型指标测试结果

图4(a)直观展示出,进行100次迭代后,GBCD模型的平均任务完成时间最低,最终结果为34.11ms,SeaSAM模型的时间最长,达到69.87ms。在图4(b)与(c)中,可以看出在迭代初期GBCD模型的平均任务时长要低于其余三种模型,但在中期时,平均任务花费时间处于中间水平。由以上结果可知,GBCD模型具备优秀的实时处理性能,具有更快的特征提取与参数更新效率。这归功于CA机制的引入,使得模型能够更快速定位底质类型所在区域,结合GCN模块的卷积操作,提升模型梯度计算与特征校准的效率与精度,实现识别性能与计算效率的良好平衡。最后,研究为了证明各模块的有效性,研究在ACSON数据集上通过消融实验测试,并通过独立样本t检验进行显著性检验,检验其性能差异是否具有统计学意义,判断指标采用分类准确率指标,其实验结果如图5所示。

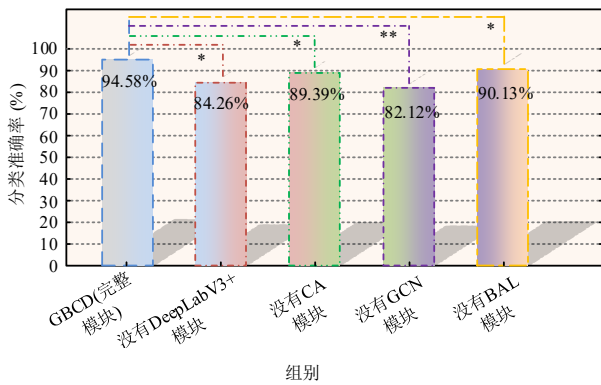


图5 各组别指标测试结果

注: * 与 ** 表示其余组别与GBCD具有显著性差异,*表示 $p < 0.05$, ** 表示 $p < 0.01$ 。

如图5所示,完整的GBCD模型在ACSON数据集上测试的分类准确率为94.58%,其余消融模块组别均与

GBCD模型具有显著性差异, $p < 0.05$,其中分类准确率最低的是消除GCN模块的组别,相比于研究所提模型下降了12.46%,且具有显著性差异, $p < 0.01$ 。由以上结果可知,GBCD优秀的海洋底质类型识别性能来源于不同模块的协同合作,其中的GCN模块充分发挥了在海洋底质样本间捕捉空间拓扑关系的作用,利用相邻样本节点间的结构依赖信息,提升复杂地质条件下的类别判别能力。此外,DeepLabV3+模块的性能影响略低于移除GCN模块的结果,消除CA机制与BAL组别也出现了不同程度的性能减弱,但相较于完整模型仍存在统计学意义上的差距。

4 结论

由于进行海洋底质类型鉴别过程中时常出现特征提取不充分、类别分布不均匀及空间结构关系利用不足等局限性现象,因此,研究提出了一种基于改进DeepLabV3+算法的GBCD海洋底质类型识别模型。该模型通过结合GCN、BA、CA、DeepLabV3+四种模块,进行空间结构建模,增强类别判别能力,提升整体的识别性能。实验结果显示,在整体识别方面,GBCD模型在两个底质数据集上的F1分数分别达到93.56%与91.90%,具有出色的泛化性能。同时,GBCD模型的Kappa系数与MIoU分别达到0.942与0.896,显著优于所有对比模型。在计算效率上,GBCD模型的平均推理耗时仅为34.11ms。在消融实验中更是证实了各模块的贡献,完整GBCD模型在ACSON数据集上的分类准确率达到94.58%,移除GCN模块导致的性能下降最为剧烈。综上所述,GBCD模型具有识别一致性、分割精度与抗混淆能力的优势,有效提升了海洋底质类型识别的计算效率,为海洋地质调查提供了更稳健的技术方案,具备实际应用价值。

参考文献

- [1] 蒋廷臣,孟皓凡,王晓,等.改进区域生长算法的海洋航道浅剖底质层界智能识别[J].测绘学报,2024,53(3):493-502.
- [2] 郝翰林,姜兆霞,陈亮,等.海洋沉积物不同程度溶解行为的岩石磁学识别:以西赤道印度洋沉积物为例[J].地球物理学报,2025,68(11):4350-4362.
- [3] 胡悦,王启明,朱瑞虎,等.基于连续全场动力响应自编码学习的海洋桩基损伤识别[J].科学技术与工程,2025,25(27):11505-11513.
- [4] 徐天,罗鸣,基于频域Hampel识别的海洋MT数据脉冲噪声压制方法[J].石油物探,2025,64(4):667-678.
- [5] 张建兴,宋永东,王传波,等.测深侧扫声呐在近岸海洋工程中的应用——以海底管道调查为例[J].海洋地质前沿,2025,14(11):47-57.

High Precision Positioning of Industrial Assembly Line Equipment and Robot Calibration Accuracy Improvement Strategy

Xingliang Wu

Nostel Measurement Technology (Beijing) Co., Ltd., Beijing, 100025, China

Abstract

To address challenges in constructing large-scale industrial production lines for high-end manufacturing, this solution focuses on two core pain points: (1) repeatability calibration of collaborative robots' positioning accuracy, and (2) alignment error control caused by inconsistent interface standards among multi-vendor large-scale equipment during assembly line positioning. The solution employs laser trackers as the primary measurement tool, implementing a dual strategy: firstly, leveraging their high-precision characteristics to calibrate robotic kinematic parameters for enhanced repeatability; secondly, applying dynamic compensation to resolve cumulative errors from interface inconsistencies across equipment manufacturers, achieving unified global benchmarks. By integrating multi-sensor data with adaptive iterative algorithms, the robot's positioning accuracy is improved to $\pm 0.02\text{mm}$, while the positioning accuracy of large-scale equipment is controlled within $\pm 0.05\text{mm}$.

Keywords

large equipment positioning; laser tracker; dynamic error compensation

工业流水线设备高精度落位与机器人校准精度提升策略

吴星亮

诺斯顿测量技术(北京)有限公司, 中国·北京 100025

摘要

针对高端制造中大型工业产线建设面临的挑战, 本方案聚焦于两大核心痛点: 一是协作机器人的重复定位精度校准, 二是多厂家大型设备在流水线落位时因接口标准不一导致的对齐误差控制。本方案以激光跟踪仪为核心测量手段, 实施双重策略: 一方面利用其高精度特性校准机器人的运动学参数以提升重复定位精度; 另一方面, 针对大型设备落位, 通过动态补偿解决不同厂家设备接口不一致带来的累积误差, 实现全局基准统一。通过融合多传感器数据与自适应迭代算法, 机器人的定位精度提升至 $\pm 0.02\text{mm}$, 大型设备的落位对接精度控制在 $\pm 0.05\text{mm}$ 以内。

关键词

大型设备落位; 激光跟踪仪; 动态误差补偿

1 引言

在工业 4.0 驱动下, 制造业向柔性无人化、智能化转型。汽车、航空航天等产业对微米级公差的要求, 迫使输送装置与协作机器人必须具备极高的空间定位精度。然而, 大型流水线工程规模庞大且工期紧迫, 不仅面临设备定位偏差与机器人校准误差频发的难题, 更存在不同供应商设备间接口定义不一致、基准难以统一的严峻挑战。传统静态测量手段效率低下, 难以克服基础沉降及温变引发的动态形变, 导致累积误差; 机器人则因连杆形变、关节间隙及负载变化, 实际轨迹偏离理论模型, 引发抓取失误甚至设备碰撞。现有的校

准体系往往割裂了单体机器人精度与整线设备落位精度的关联, 忽视了在多厂家设备混用场景下, 因接口差异导致的系统性对齐误差, 限制了整体制造精度的提升。高端制造的核心挑战在于构建一套能够同时覆盖机器人运动学校准与大型设备跨厂商高精度落位对齐的协同优化体系。

2 误差源分析与精度影响机制

2.1 设备落位误差机制

输送线以及定位基台等固定设备, 它实际安放的位置和预设的坐标框架之间所存在的偏移, 形成了设备落位误差, “地基不均匀沉降将导致流水线发生宏观扭曲变形。同时, 车间内温度场分布不均(如阳光直射区及空调出风口附近)会引发钢结构显著的热胀冷缩效应。测算表明, 对于长度超过 50 米的流水线, 仅 1°C 的温差即可产生约 0.6 毫米的形变, 该数值已明显超出公差允许范围, 严重影响运行精度。

【作者简介】吴星亮(1987-), 男, 中国福建人, 本科, 侧重新能源技术创新与行业赋能, 多模态数据融合、在各行各业智慧数字化建设中的应用与创新。

本文以诺斯顿测量技术(北京)有限公司的工程实践为基础,系统剖析精密测量误差源,创新提出基于激光跟踪动态测量的全流程精度提升方案。该策略聚焦“测量-控制-补偿”闭环反馈机制,旨在为复杂工业环境下的高精度自动化产线构建,提供一套可复制、可推广的技术路径。

2.2 机器人校准误差机制

机器人末端执行器的实际位置和理论位置之间出现了偏差,也就是校准误差,那么连杆长度偏差、关节零点偏移、连杆扭角误差等这些方面,共同来构成了运动学参数误差,

出厂标定的参数,在运输安装以及长期负载运行当中会逐渐地发生改变。关节刚度不足所引发的弹性形变,以及减速器背隙和摩擦力的非线性特性,这些方面共同构成了主要的非运动学误差源,在高速启停以及重载运行的过程当中,弹性形变会引发末端出现毫米级的偏移。手眼标定以及工具坐标系标定要是存在偏差,那就会直接导致系统性误差的出现,会引发视觉定位准确但实际抓取失败的问题。表1把各类误差来源进行了详尽罗列,并且对它们给最终精度所造成的影响程度进行了估算。

表1 工业流水线系统主要误差源及贡献度分析

误差类别	具体误差源	产生原因	典型量级 (mm)	对系统精度贡献度 (%)	特性
设备落位误差	基础沉降	地质条件、荷载分布	0.5-2.0	25	缓慢时变
	热变形	环境温度变化、日照	0.2-1.5	20	周期性变化
	安装累积	加工公差、装配工艺	0.1-0.8	15	随机/累积
机器人校准误差	运动学参数	制造公差、磨损	0.05-0.3	20	静态为主
	弹性变形	负载惯性、关节刚度	0.1-0.5	15	动态非线性
	外参标定	标定算法、操作误差	0.05-0.2	5	系统性

3 高精度落位与校准提升策略

3.1 基于激光跟踪仪的全局动态落位技术

这个技术致力于对传统静态分段测量方式开展革新工作,来实现全场统一的高精度动态坐标系的建立,在厂房的稳固区域开展布设永久性强制基准坐标点位的工作,其数量不少于四个,这样来构成高稳定性的全局控制网基准;激光跟踪仪凭借它覆盖半径达120米的广域测量能力,借助多站点自动对齐技术,把整条流水线整合到统一坐标系当中,这样就能确保基础装配精度优于每米0.8微米。为了应对热效应方面所带来的挑战,系统在核心工位开展了密集的无线测温传感补偿,这个网络和激光跟踪仪以及0.5寸SMR动态靶标同时进行协同运作,从而得以实现实时的闭环补偿体系;传感器网络以秒级频率开展环境温度信息的获取工作,并且马上把这些信息向中央控制单元传送;控制单元所内置的材料热膨胀系数库以及热变形预测模型,可以马上开展解算工作,从而得出当前温差条件下的理论形变矢量;激光跟踪仪开展测量工作的时候,会把计算得出的形变矢量反过来叠加到初始测量值当中,借助这种方式来消除由于热胀冷缩所引起的系统误差,最终输出冷态等效坐标。

3.2 机器人运动学与非运动学联合校准

借助联合校准策略,把参数辨识以及误差映射技术开展融合工作,机器人绝对定位精度得以显著提高,机器人末端位置的实际坐标会借助激光跟踪仪在不同姿态下来进行捕捉,并且构建了一个包含超过27个运动学参数的误差模型。借助Livebubblelevelsensor优化方法,开展对非线性最小二乘问题的拟合工作,这样就能精确识别出机械臂的连杆尺寸以及零点偏移等关键参数,接着把这些参数更新到机器人的控制单元内部模型当中。针对弹性变形以及背隙误差,

开展了刚度与间隙补偿。负载以及姿态的刚度矩阵,它的建立过程,是补偿的核心,已知把载荷施加在不同方向,去测量末端的变形量,关节刚度参数就得以实现辨识。把前馈补偿机制融入到控制算法当中,凭借负载以及加速度的实时数据来对形变量进行预估,然后对指令位置开展反向调整工作,手眼协同系统借助三维视觉技术,来实现了在线自校准功能。机器人会定期前往标定板位置,然后视觉系统会去检测特征点的偏差,并且自动计算TCP与手眼矩阵的漂移量,来实现周期性的自校正。

3.3 数字孪生驱动的闭环反馈机制

物理产线以及数字孪生体之间,把即时性的映射关联建立起来了,那么激光跟踪仪开展设备落位实测数据的采集工作,并且把机器人校准参数同步输入到数字孪生平台当中,虚拟模型状态会马上随之刷新,从而实现虚实状态的同步得以实现。在数字空间当中,来实现生产流程的模拟,它可以预见设备振动以及热量积聚所造成的精度衰减走向,那么当系统检测出预测值超过了预设的阈值时,就会自动地生成调整建议,或者对工艺参数开展调整工作,比如降低运行速度、改变作业路径。通过开展视觉质检数据驱动校准系统的优化工作,生产流程得以实现动态调整,系统识别得出批量尺寸偏差之后,马上自动去追溯误差的源头,并且启动机器人参数或者设备定位的自主补偿程序。

4 工程应用与效果验证

4.1 实施过程

在项目启动阶段,经过测量得出的测量数据显示,厂房的温差十分显著,这就使得输送线的直线度出现了1.2毫米的偏差,并且机器人的绝对定位误差也超出了1.5毫米,也就是未能契合工艺标准。基准重建阶段,借助借助APIR-