

仿真数据驱动的汽车装配虚拟调试 关键技术研究

王玲¹, 王雪琪², 刘银华²

1. 西门子工业软件(上海)有限公司 上海 200000

2. 上海理工大学 机械工程学院 上海 200093

摘要: 提取了汽车装配场景下机器人装配路径学习与虚拟调试中的关键技术并开展研究, 并且结合汽车轮毂装配案例对所提出的方法开展应用验证。

关键词: 虚拟调试; 人工智能; 机器人; 汽车装配

DOI:10.16173/j.cnki.ame.2024.07.013

装配是汽车生产制造过程中的重要环节, 是指将各类汽车零件按规定的技术要求组装起来, 并经过调试、检验使之成为合格产品。在传统汽车制造模式中, 工作人员需要提前规划汽车装配工艺流程, 重复多次开展试生产工作, 根据现场生产情况总结分析各项工艺问题的形成原因, 并采取改进措施^[1]。整体过程效率较低, 同时制造精度也严重依赖于人工经验, 稳定性难以得到保证。

虚拟调试技术降低人工经验对装配精度的影响, 已成为制造过程的关键环节。虚拟调试允许工程师在真实生产开始之前, 根据车间情况与生产信息构建数学模型, 开展仿真实验, 通过仿真软件对装配过程可行性进行检测和优化。然而, 由于仿真环境与实际环境间存在差异, 虚拟调试结果到落地应用过程中依然需要人工进行实机调试。

本文提出了汽车装配虚拟调试技术路线, 它基于

仿真数据驱动, 将人工智能与虚拟调试相融合, 以减少现场调试、交付工作周期为目的, 构建从数模到数据、从数据到仿真、从仿真到应用的智能化流程。为解决某些问题提供了技术支持, 例如: 虚实环境分布的差异性大、真实数据量少、数据采集繁琐等。所提流程主要可分为三个阶段: 装配孔位识别阶段、孔位姿态估计阶段以及机器人装配轨迹生成阶段。

装配孔位识别阶段是装配过程的关键起点, 其准确性直接影响到整个装配过程的质量和效率。进一步, 孔位姿态估计研究的是在相机坐标系中, 精确描述物体在三维 (3D, Three-Dimensional) 空间中的位置和姿态。主要通过坐标系之间的平移矩阵和旋转矩阵来表示物体和相机的几何映射关系。然而, 大规模测量点云对现有孔位识别及位姿估计方法^[2-3]的精度与效率提出了更高的要求。机器人被广泛应用于各种类型的自动化生产装配线, 代替人类完成装配作业。为

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (No.51875362); 上海市自然科学基金 (21ZR1444500); 上海市浦江人才计划 (22PJD048)。

保证装配效率与安全要求, 高效无碰的机器人装配轨迹规划算法为机器人平稳地执行任务提供了基础。然而, 传统的以快速随机探索树 (RRT, Rapidly-Exploring Random Trees) 算法^[4]为核心的规划方法难以适用于非结构化作业环境。为此, Zhao等人^[5]提出了一种终身学习框架, 提高规划算法面对长距离规划任务时的效率。结合上述研究基础, 本文将提取汽车装配场景下机器人装配路径学习与虚拟调试中的关键技术并开展研究, 最后, 结合汽车轮毂装配案例对所提出的方法开展应用验证。

关键技术

1. 机器人自主装配路径规划算法与开发流程

目标物体的位姿估计阶段是实现精确装配的核心, 轨迹规划阶段是实现高效装配的关键。合理的轨迹规划不仅能提高装配效率, 还能降低机器人对装配件的潜在损害。

首先,为了解决真实数据难以支撑深度学习训练,开发了全自动的样本数据生成插件,基于仿真技术搭建真实场景的1:1映射模型,通过对汽车装配过程的模拟,实现自动化的点云数据到装配孔位、装配位姿和机器人装配轨迹的映射样本全自动生成。这些数据将作为后续模型训练与精度验证的基础。

其次, 构建多任务联合学习模型, 并基于所生成的仿真数据实现从环境点云到机器人作业轨迹的端到端映射模型的学习。在此过程中, 针对场景特点的模式构建、合适的优化算法选择、仿真环境到真实环境的迁移及输出结果的优化是提高模型在实际场景中的准确性和泛化能力的基础。

最后,以样本自动化生成和映射学习模型为基础,开发数据生成到模型学习的集成系统,实现三维模型到样本数据,再到深度学习模型训练与落地应用的自动化。所开发的集成系统包含了孔位识别、装配位姿估计和机器人装配轨迹规划等关键技术,总体开发流程如图1所示。

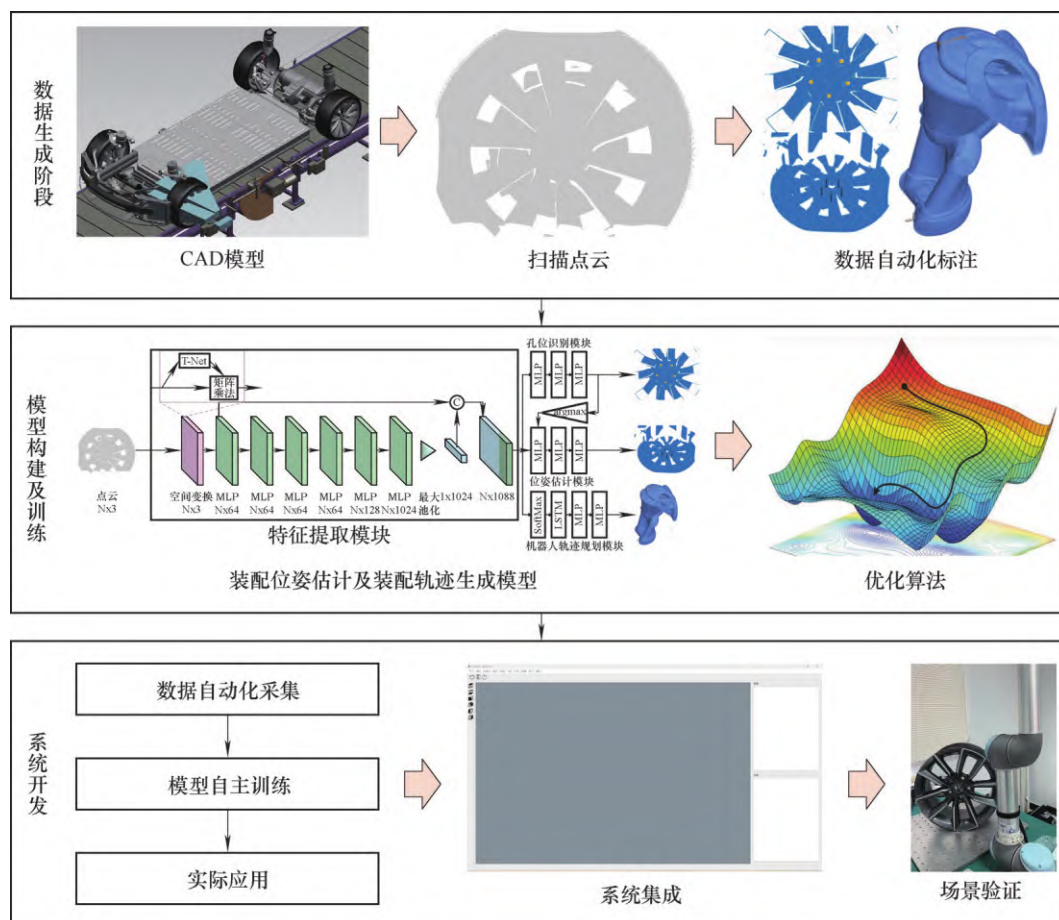


图1 自主装配算法开发流程

2. 装配孔位识别

装配孔位识别是指识别装配过程中的关键部件或位置，以汽车轮毂装配为例，装配孔位识别就是对轮毂孔的识别。装配孔位是用于固定零部件或连接不同部件的重要位置，其准确定位和识别对于正确完成装配任务至关重要。

为提高装配环境点云到孔位识别、位姿估计及机器人装配轨迹的多任务的映射关系学习效率，本文采用PointNet对点云数据的高维特征进行提取，如图2所示。PointNet是一种直接处理点云的深度学习网络，它通过使用对称函数来保证输入数据的无序性，有效地提取出局部和全局特征。在基于点云的装配孔位识别应用中，PointNet可以更好地提取轮毂的独特几何结构和拓扑特征，以保证后续孔位识别的准确性和可信度。

PointNet可以直接把原始点云作为输入。首先，对输入数据进行归一化处理，以消除尺度和位置的差异；其次，利用可学习的转换矩阵，对输入点云进行空间变换，增强模型对不同视角和姿态的鲁棒性；再次，基于共享权重的多层感知机（shared Multi-Layer Perceptron, sMLP）提取每个点的局部特征，并利用最大池化层输出全局特征；最后，将得到的每个点的特征向量作为梯度下降算法的输入量，实现结果的优化。具体优化过程如下。

定义一个损失函数来衡量预测位置和真实位置之间的误差：

$$L(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (1)$$

式中 θ ——模型的可学习参数；

$\hat{y}_i$ ——是预测的孔位位置；

y_i ——实际的孔位位置， N 是样本数量。

使用梯度下降迭代更新模型参数 θ ，如公式（2）

（3）所示。重复计算梯度和更新参数的过程，直至损失函数趋于最小或达到迭代次数。

$$\nabla_{\theta} L(\theta) = \left[\frac{\partial L}{\partial \theta_1}, \frac{\partial L}{\partial \theta_2}, \dots \right] \quad (2)$$

$$\theta_{new} = \theta_{old} - \alpha \nabla_{\theta} L(\theta_{old}) \quad (3)$$

式中 α ——学习率。

3. 姿态估计

前述步骤的孔位识别为后续机器人装配轨迹的生成提供了基础，然而仅依赖孔位点云无法完全限制装配过程的自由度，难以保证所规划的机器人装配轨迹的精度。为此，本论文在此基础上，提出融合孔位信息的装配位置和姿态的估计方法，以确保后续机器人装配的准确性和稳定性。具体来说，基于装配孔位预测概率对数据进行初步筛选，实现孔位点云的位姿特征粗筛选。同时，本文考虑轮毂特点，利用平均池化层求取孔位位姿的全局特征，最后经过sMLP的处理得到位姿编码特征向量，最后输出每个装配位置的位姿估计结果。

4. 轨迹生成

机器人装配轨迹生成是指生成机器人执行装配任务所需的运动路径。通过自动生成装配轨迹，可以提高装配效率并减少人工干预，从而降低成本和提高生产效率。传统机器人装配轨迹规划方法通常采用数值求解与优化求解两种方式，然而，随着装配场景的复

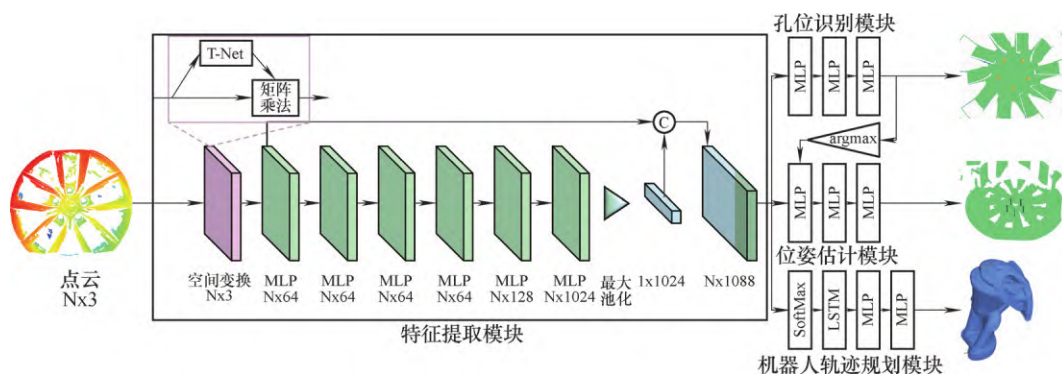


图2 所提出网络的整体架构

杂程度提升，现有规划方法难以满足实时性的需求。为此，本文提出了一种基于学习的机器人装配轨迹规划方法，来提升轨迹规划的效率与精度。

具体地说，为了更好地利用PointNet所提取的点云高维特征，在点云特征输入到轨迹规划模块时，采用SoftMax函数对点云权重进行计算，衡量每个点的重要程度。为使点云到轨迹的映射模型学习精度更高，本文提出基于长短时记忆 (LSTM， Long-Short Time Memory) 神经网络对点云特征进行映射，提取两者之间的关联关系，并输入至sMLP层中。最后，模型输出每帧下的机器人轨迹信息，即完成点云到机器人装配轨迹的映射学习。

最后，本文将网络的损失函数定义为三种任务的损失之和，如公式 (4) 所示：

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{det} + \mathcal{L}_{pos} + \mathcal{L}_{tra} \quad (4)$$

式中 $\mathcal{L}_{det}$ ——装配孔位的识别损失函数；
 $\mathcal{L}_{pos}$ ——装配位置的位姿估计损失函数，基于均方差损失函数进行计算；
 $\mathcal{L}_{tra}$ ——机器人轨迹规划的损失函数，基于均方差损失函数进行计算。

仿真与实验验证

本文基于PyTorch框架，实现网络模型，并使用Adam优化器对网络模型进行训练。学习率设为0.001，训练了100个周期。硬件平台为3.4GHzIntel Core i7 CPU、NVIDIA GeForce GTX 1080 GPU和16GB RAM的台式PC机。对某车型轮毂进行测试，扫描得到的点数约为25万个点，耗时约1.8s。

1.仿真验证

在仿真环境中搭建由UR5机器人、深度相机及轮毂组成的机器人装配场景，用于验证本文所提出数据自动采集、孔位及其位姿的智能识别与估计及机器人自主规划流程的有效性。有效性的评估依据依赖与对算法计算结果与仿真环境下理论位置之间的差异性计算。

对模型所涉及多任务的结果进行了定性的评估，展示了所提算法在各任务模块下的识别、估计及规划的效果如图3所示。

表1中也给出了模型结果的量化数值。其中，识别、估计及规划模块的评价指标分别采用识别准确率、距离误差与夹角误差及角度误差进行评估。在孔位识别模块中，识别准确率为0%~100%，准确率越大，代表算法的孔位识别精度越高。在装配位姿估计模块中，位置误差通过计算算法估计位置与理论位置之间的距离所获得，夹角误差通过计算算法估计矢量方向与理论矢量方向之间的夹角所获得，两者的数值均为越小越好。轨迹规划模块通过计算算法规划结果的机器人关节角度与理论关节角度之间的差值所获得，其值也是越小越好。

表1 不同任务阶段下的算法预测精度

任务	孔位识别 (%)	装配位置估计 / mm	装配姿态估计 (°)	轨迹生成 (°)
精度	98	0.43	0.01	±0.025

从表中可以看出，孔位识别的准确率达到了98%，装配姿态估计的结果达到了0.01°，所规划的装配轨迹

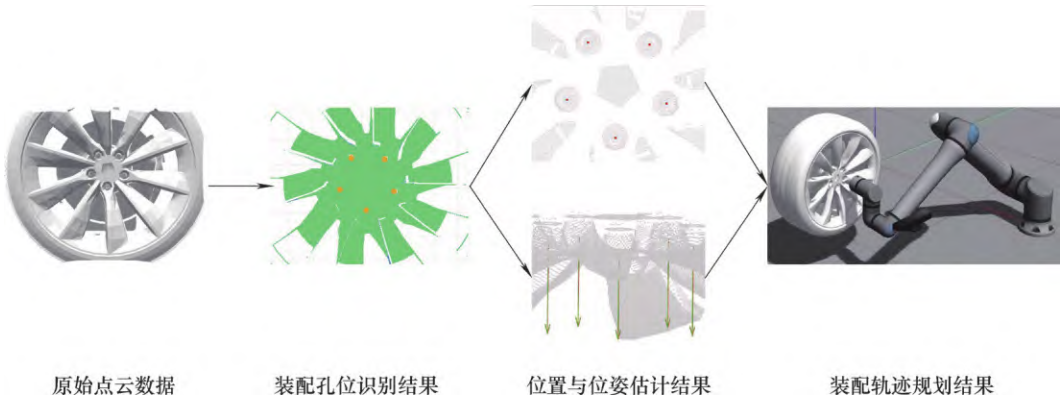


图3 算法输出结果可视化

同理论值相比仅有 $\pm 0.025^\circ$ 的偏差量。表明该方法可有效生成机器人装配轨迹，在保证机器人装配准确率同时，显著提高了机器人装配效率。

2. 实际装配工位验证

本文搭建了真实装配场景对所提算法的泛化性进行验证，通过所提算法在真实环境中的表现也可以对所提出的基于仿真数据的虚拟调试流程的有效性进行验证。其中，真实环境下的孔位位姿与装配轨迹理论值为人工定义所得，通过对数据的人工处理获取理论真值，便于后续算法计算结果误差的评估。

真实场景下算法面向不同任务的计算结果如图4所示。

表2给出了真实场景下的算法计算结果的定量结果。由于真实点云数据具有更大的噪声，因此对算法

的精度产生了较大的影响，因此，算法在真实场景中的精度略有下降。最终算法对于孔位识别的准确率达到了95%，装配位姿估计的精度分别为0.80mm和 0.01° ，机器人装配轨迹精度为 $\pm 0.03^\circ$ 。

表2 真实场景中不同任务下的算法预测精度

任务	孔位识别准确率 (%)	装配位置估计精度 / mm	装配姿态估计精度 ($^\circ$)	轨迹生成精度 ($^\circ$)
精度	95	0.80	0.01	± 0.03

通过对数据的分析，可以得出以下结论：虽然真实环境下的算法输出误差略大于仿真结果，但是依然保证了装配的精度，位置度误差小于1mm。结果证明了所提算法在不同环境下的泛化性，也证明了人工智能技术与虚拟调试技术相融合可以有效降低现场调试时间，提高交付效率。

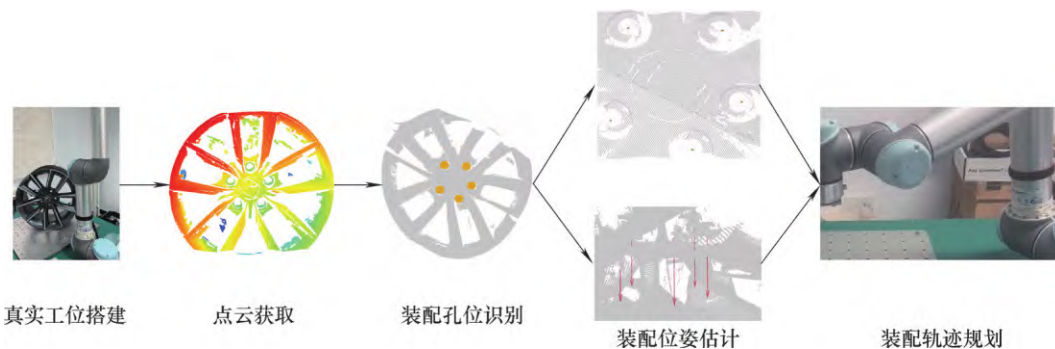


图4 真实场景下的算法输出结果可视化

结语

本文针对仿真环境与物理环境间的差异性所导致虚拟调试结果可信度差的问题，研究虚拟调试技术与人工智能技术融合的可行性，提出一种基于仿真数据驱动的汽车装配虚拟调试方法。所提方法以点云作为输入量，构建点云到机器人装配轨迹的端到端人工智能模型，通过虚拟仿真和模型训练，将仿真和训练的结果直接应用到实际现场，以达到减少现场调试、交付工作周期的目的。同时，考虑到虚拟数据采集具有繁琐、耗时等问题，本文开发了自动化仿真数据采集插件，极大地提高了数据采集效率。实验结果表明，所提算法在仿真与物理环境下可以准确地输出装配孔位、装配位姿及机器人装配轨迹，实现实机调试效率的提升，验证了本文方法的有效性。

参考文献：

- [1] 何礼. 虚拟制造技术在汽车装配工艺中的应用[J]. 汽车测试报告, 2023 (24) : 70-72.
- [2] 王良涛. 多型号复杂轮廓零件视觉识别技术在汽车制造业中的应用[J]. 汽车工艺师, 2024 (1-2) : 32-36.
- [3] 王世昌, 华宝成, 周依尔, 等. 基于TEASER算法的空间非合作目标位姿估计[J]. 空间控制技术与应用, 2024, 50 (1) : 25-34.
- [4] 张振, 李新宇, 董昊臻, 等. 基于约束采样RRT的机械臂运动规划[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28 (6) : 1616-1626.
- [5] Zhao, Cong, et al. A novel direct trajectory planning approach based on generative adversarial networks and rapidly-exploring random tree[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23 (10) : 17910-17921. **AUTO1950**