

基于三维曲线网络图优化的空间在轨成形 桁架结构视觉检测方法^{*}

陈展宏¹, 李心宇¹, 孙岩标¹, 回天力², 郝继贵¹

(1. 天津大学精密测试技术及仪器全国重点实验室 天津 300072; 2. 北京卫星制造厂有限公司 北京 100094)

摘要:由于空间在轨成形桁架具有特殊材质及复杂结构,传统视觉三维检测方法难以实现完整的模型重建,进而影响缺陷检测的准确性,故提出一种基于三维曲线网络图优化的桁架结构视觉检测方法,设计了旋转视觉扫描桁架三维检测系统,完整重建三维结构并对其缺陷进行精确定位检测,从而解决了复杂空间桁架结构在轨制造检测难题。首先,通过图像曲线特征识别,结合基于距离标准与曲线一致性约束的曲线特征匹配方法,建立连续图像帧中弱特征细物体之间的对应关系;然后,基于三维曲线网络图结构优化原理,交替迭代更新相机姿态和目标结构,对桁架几何拓扑进行计算补全,并估计杆件直径;进一步,提出基于三维曲率分析的桁架缺陷检测方法,并结合二维图像校验,实现在轨成形桁架产品虚接、断点等典型缺陷精确识别分析。实验结果表明,所提方法相较于基于点特征匹配的传统三维重建方法,在复杂桁架纤细结构重建方面具有更高的质量和效率,几何参数和缺陷检测精度均优于0.3 mm,满足在轨制造现场检测需求,且不依赖外部标定和背景特征,为复杂空间结构在轨制造过程质量控制提供了重要的技术支撑。

关键词:视觉检测;三维曲线;曲率分析;缺陷检测;几何参数

中图分类号: TH164 TH7 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.40

Visual inspection method for space on-orbit forming truss structure based on 3D curve network graph optimization

Chen Zhanhong¹, Li Xinyu¹, Sun Yanbiao¹, Hui Tianli², Zhu Jigui¹

(1. State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China;
2. Beijing Satellite Factory Co., Ltd., Beijing 100094, China)

Abstract: Owing to the unique material properties and complex geometry of on-orbit formed space truss structures, traditional 3D visual inspection methods often fail to achieve complete model reconstruction, thereby compromising defect detection accuracy. This paper presents a vision-based detection method for truss structures that leverages 3D curve network graph optimization and designs a rotating visual scanning system for 3D inspection. This system enables comprehensive structural reconstruction and precise defect localization, addressing challenges in on-orbit manufacturing quality control. First, image curve feature recognition is combined with a curve feature matching approach that incorporates distance criteria and curve consistency constraints to establish correspondence between weak-textured slender objects across sequential image frames. Second, by leveraging the principle of 3D curve network graph structure optimization, the method iteratively updates the camera pose and the target structure, thereby computing and refining the geometric topology of the truss while estimating member diameters. Furthermore, a defect detection method based on 3D curvature analysis is introduced and complemented with 2D image validation, enabling accurate identification of typical defects such as virtual joints and breakpoints. Experimental results indicate that, compared to traditional point-feature-matching-based 3D reconstruction methods, the proposed approach achieves superior reconstruction quality and efficiency for slender truss structures. Both geometric parameters and defect detection accuracy exceed 0.3 mm, meeting the requirements for on-orbit manufacturing site inspections. Notably, this method does not rely on external calibration or background features, providing a robust technological foundation for quality control in the on-orbit

manufacturing of complex space structures.

Keywords: visual inspection; 3D curve; curvature analysis; defect detection; geometric parameters

0 引言

在航天工程领域,空间在轨制造与组装技术是未来航天技术发展的关键方向^[1-3]。可连续制造的空间桁架结构具有在轨易组装、运载限制少、成形标准化等特点^[4],因而常被应用于大型空间望远镜、空间站等关键设施,肩负着支撑仪器设备、维持结构稳定等重任,作为航天器的重要组成部分,其质量状况直接关乎航天器的性能与安全^[5]。然而,桁架结构多采用轻质高强度碳纤维增强树脂材料,在轨制造过程中需经历拉挤成形、纤维缠绕、熔融焊接等工艺环节,易因工艺参数不匹配出现虚焊、断丝等缺陷,导致连接强度不足,逐渐出现杆件位移、结构变形,最终致使桁架性能失效^[6]。同时,桁架结构的杆件长度、直径以及节点位置等几何尺寸参量精度,影响结构的力学性能与可靠性,直接关系到后续组装与整体性能。因此,在轨制造过程中对空间桁架结构的连接工艺质量和尺寸精度进行严格检测把控,是保障空间桁架结构质量、确保航天器在复杂太空环境下安全稳定运行的必要举措。

在轨制造结构检测手段主要可分为2种途径^[1]:一种是基于传统的质量验证方法,如三坐标测量仪^[7],在实验室环境中可以提供准确的测量结果,但在轨复杂环境中难以应用;另一种是基于实时过程监测的测量技术,是目前国内外重点研究方向,包括美国国家航空航天局在内的研究机构长期关注该领域。2019年光学测量系统公司提出了一种无损评估方法,基于测量物体的振动频谱并将其用作独特的声学特征,将激光多普勒振动测量与声共振光谱相结合,可以对增材制造的金属和非金属产品进行原位生产检测,具有非接触、高精度、高灵敏度等优点^[8]。然而,现有检测技术应用于在轨制造检测时仍面临诸多挑战:以声学信号分析为基础的测量方法不适用于真空暴露环境,无法将使用场景拓展至外太空;激光传感器对温度、湿度、气压等因素极为敏感,难以在太空环境中维持稳定的工作条件,进而影响测量精度与稳定性;在轨环境下能源供应有限,高功耗设备难以维持长期有效运行状态^[9]。

针对三维结构检测和缺陷识别定位问题,视觉检测手段通常只需摄像头等光学成像设备和基本数据处理单元,直接获取检测目标表面纹理信息^[10-14],且在功耗方面优势明显,更适合在轨制造环境。基于图像的方法一般通过识别目标纹理特征之间的密集点对应来实现三维重建^[15-17],针对桁架结构目标,传统的视觉检测方法仍存在

较多问题。在几何结构方面,在轨打印桁架属于线状网格结构(单节长度约100 mm,横截面直径<3 mm),且各杆件之间交织遮挡;在材料方面,桁架由树脂-碳纤维复合基材熔融挤出成形,表面纹理少且具有黑色吸光特性。这将影响图像间的有效匹配,从而导致桁架结构三维重建效果不佳。

针对细结构三维重建问题,Tabb等^[18]提出了一种基于体素的新方法,通过将重建问题转化为伪布尔最优化问题来均衡处理误判误差,并搭建了一个数据采集系统,包含数十个预先标定精确位姿的工业级摄像头,使用剪影概率图从多视角图像中重建细结构目标,具有出色的重建效果,但在轨环境中空间受限,难以构建这种复杂且庞大的多相机系统。Kniaz等^[19]利用深度学习模型辅助,能够从复杂背景中分割金属丝结构,利用数百张无人机影像恢复大型网格状建筑精确点云,但这需要利用外部环境丰富的点特征信息预先计算相机位姿,而在轨制造现场不同于地面环境,难以预先设置足够纹理的测量背景环境,并且也易引入前景弱纹理目标分割等问题。

鉴于基于点特征的方法在处理纤细结构时面临挑战,利用结构本身的几何曲线特征实现相机位姿估计和三维重建是在轨制造有限条件下的一种合理思路。许多工作基于运动恢复结构原理,在不需要事先相机固定外参标定的前提下完成细结构重建。Li等^[20]提出一种结合空间曲线和点云的流形表面重建方法,有效解决多视图立体视觉中细结构重建难题,提升重建质量,但对交织遮挡情况的处理能力较差。Liu等^[21]从线状物体本身细结构中生成多段候选曲线段,解决图像间曲线段全局匹配问题,利用少量图像即可重建三维线材模型,然而针对密集线结构目标容易因过多的错误特征匹配导致重建不佳。Wang等^[22]提出将空间曲线结构和相机位姿估计同时进行优化,得到完整的曲线网格结构,但缺乏真实尺度信息,且对初始结构估计质量高度敏感,容易陷入局部最优或产生错误的拓扑连接。这些方法保证了几何结构的精确重建,并减少了相机姿态对外部信息或事先校准的依赖,但仍不适用于密集交织遮挡的桁架结构重建。

基于以上分析,提出了一种基于三维曲线网络图优化的桁架结构重建与缺陷检测方法,并根据桁架结构一维连续性,设计了一种全新的旋转视觉扫描桁架三维检测系统,利用图像曲线特征估计图像位姿并生成初始三维曲线网络,并逐步添加观测图像,迭代优化得到最终桁架结构高精度模型,并根据三维重建结果,结合三维曲率分析和二维图像校验实现桁架典型缺陷和几何尺寸参量精确定位检测。该方法不依赖外部提供的相机位姿信息

与背景纹理特征,大大简化了系统结构设计和标定流程,克服了在轨有限资源条件下复杂交织网格结构几何检测难题,为在轨制造质量控制提供了新的技术方案。

核心创新点可以总结为:1)设计了一套不依赖外部标定和背景特征匹配的旋转视觉扫描系统,通过采集多视角图像为桁架三维重建提供数据;2)提出了基于距离标准与曲线一致性约束相结合的曲线特征匹配和交替更新策略的三维曲线网络图优化方法,完整恢复桁架空间拓扑结构;3)提出了基于三维曲线网络的拓扑结构与曲率分布特性的桁架缺陷检测技术,实现了在轨制造过程中缺陷检测与识别。

1 旋转视觉扫描桁架三维检测系统

1.1 桁架几何结构分析

在轨连续制造空间桁架采用预浸胶热塑性碳纤维-树脂复合基材,通过拉挤缠绕成形并冷却固化,通常呈三棱柱式结构设计,具有强度高、重量轻、标准化以及一体成形等特点。其杆件可依结构特征划分为弦杆和腹杆两类。如图1所示,弦杆是组成水平桁架上、下边缘的杆件,桁架上弦杆和下弦杆之间的杆件称为腹杆,腹杆又分为竖杆和斜杆。弦杆和腹杆相交形成节点,弦杆上相邻两节点之间的水平距离称为节间长度^[2]。

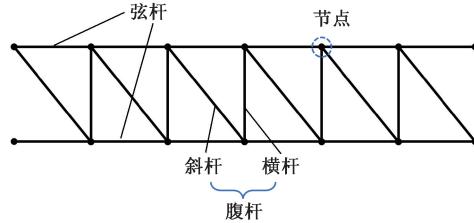


图1 桁架结构杆件分类

Fig. 1 Classification of truss structure members

图2(a)所示为人字型桁架平面构型示意图,每种灰度分别代表一根连续缠绕的腹杆,弦杆上的每个节点都有两根腹杆相交以确保结构稳定。图2(b)所示为该种构型平面内的最小三角形单元,其中 L 为单元长度,构成最小单元的三角形左右跨距不相等,满足 $L_1 = 1/3L, L_2 = 2/3L$ 。

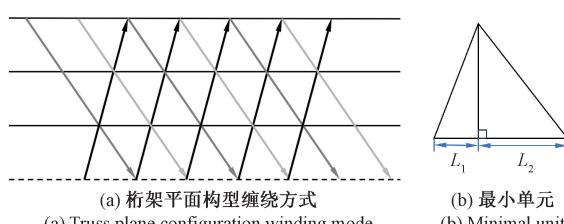


图2 人字型桁架结构平面展开示意图

Fig. 2 Herringbone truss structure plane diagram

以上述平面构型为基础,建立最小单元为三棱锥形状的空间构型,如图3所示。

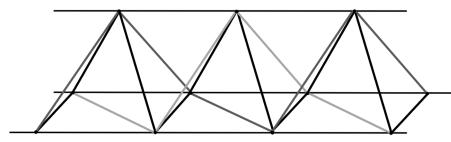


图3 桁架空间构型示意图

Fig. 3 Spatial configuration diagram of truss

这种特殊的结构形式和材料特性对视觉检测方法带来了显著挑战:其杆件数量众多,在三维空间内相互交织遮挡,这种复杂的几何形态使得从二维图像中准确获取完整的桁架三维信息变得极具挑战性;桁架所采用碳纤维增强树脂材料,其表面缺乏丰富的纹理特征。同时,黑色材料本身容易吸收光线,进一步降低了图像对比度,使得基于表面纹理的传统视觉匹配和三维重建算法难以奏效。

1.2 旋转视觉扫描系统

为简化三维结构重建过程,将桁架纤细结构定义为连接的广义圆柱体的集合,其中每个广义圆柱体都为沿其骨架曲线具有变化半径的扫描表面。因此,用连接三维骨架曲线的网络表示细网格结构,简称为曲线网络,在骨架曲线上定义半径函数,以恢复实际直径。

针对桁架交织遮挡和一维连续延展的结构特点,设计了旋转视觉扫描桁架三维检测系统,如图4所示。

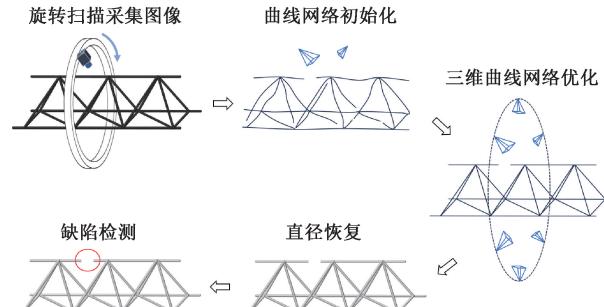


图4 旋转视觉扫描检测系统工作流程

Fig. 4 Rotary visual scanning system inspection process

首先通过高分辨率工业相机与精密旋转机构配合,围绕桁架轴心等角度间隔采集图像,相机主光轴垂直于桁架轴向,确保目标始终位于成像视野中心。多视角数据覆盖桁架全周表面,为后续三维重建提供充分观测信息。采集完成后,以双视图信息完成曲线网络初始化,通过有限视图的可靠匹配为全局优化提供初始几何拓扑。接着,逐步添加其余图像,动态扩展曲线网络并修正累积误差。在三维曲线网络收敛后,利用多视角投影信息恢复杆件直径,最终形成高精度三维桁架模型。最后,系统

基于三维曲线网络的拓扑结构与曲率分布特性,精确定位并测量桁架典型缺陷。

整个流程实现了从二维图像序列到三维几何参量的高精度映射,解决在轨环境下弱纹理、复杂遮挡结构的检测难题,为空间桁架制造质量控制提供了新颖的技术手段。

2 基于三维曲线网络的桁架检测方法

2.1 图像曲线特征识别

在完成图像采集工作后,对旋转扫描图像进行预处理,并提取目标骨架曲线特征,如图 5 所示。

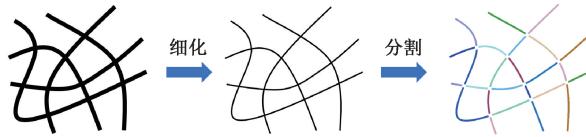


图 5 图像曲线特征提取

Fig. 5 Image curve feature extraction

用 I_n 表示采集到的图像帧, N 为图片数量, 对每个输入图像进行二值化分割, 获得前景细结构目标的二进制掩码, 用骨架细化算法^[23]从二值化图像中提取出单像素宽的二维骨架曲线, 用 b_n 表示。进而利用主成分分析法^[24](principal component analysis, PCA)提取曲线特征, 计算每个骨架点的加权协方差矩阵以获取方向信息。

$$\mathbf{M} = \sum_{a,b} h(a,b) \cdot e^{-\frac{d^2}{2r^2}} \cdot \begin{bmatrix} (a-x)^2 & (a-x)(b-y) \\ (a-x)(b-y) & (b-y)^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $d = \sqrt{(a-x)^2 + (b-y)^2}$; (a,b) 为骨架点 (x,y) 邻域内的像点坐标; h 为该点的二值灰度; r 为邻域半径。基于 \mathbf{M} 的特征值 l_0, l_1 , 筛选出方向强度 s 较大的点作为候选曲线点, 反之则为分支点。

$$s = \frac{l_0^2}{l_0^2 + l_1^2} \quad (2)$$

最后, 从分支点开始, 采用广度优先搜索算法 (breadth-first search, BFS) 沿边追踪路径, 直到遇到分支点或端点停止, 实现图像曲线特征提取与分割。

由于实际旋转机构的定位精度不足, 不能直接提供精确的相机位姿, 所以将整个三维重构过程总结为相机位姿和三维曲线网络的同步优化问题, 即:

$$F(\{\mathbf{R}_n, \mathbf{t}_n\}; \mathbf{B}) = \sum_{n=1}^N d^2(b'_n, b_n) \quad (3)$$

式中: 每个输入图像的相机位姿属性由各自的相机旋转矩阵 \mathbf{R}_n 和平移向量 \mathbf{t}_n 表示; \mathbf{B} 为待重构目标整体的三维

曲线网络; $d^2(b'_n, b_n)$ 表示三维曲线 B 在图像上的投影 b'_n 与 b_n 之间的距离, 即:

$$d^2(b'_n, b_n) = \int_{p \in b'_n} \min_{q \in b_n} \|p - q\|_2^2 \quad (4)$$

式中: p 表示投影 b'_n 上的二维采样点; q 表示 b_n 上的像点; $\|p - q\|_2$ 表示两点之间的欧式距离。

对于三维曲线网络 B , 以图结构 $G = (V, E)$ 表示, 其中顶点集 V 对应三维曲线上的离散点序列, 初始边集 E 为空。基于最小生成树算法的思想, 构建拓扑图采用的策略为:

首先, 通过空间邻近性准则生成候选边集。对于任意两空间点 P_i, P_j , 当且仅当其欧式距离小于 θ 时, 将这两点所构成的边对纳入候选边集 E' , 而阈值参数 θ 控制曲线网络的连接密度:

$$E' = \{(P_i, P_j) \mid \forall P_i, P_j \in P, i \neq j, \|P_i - P_j\| < \theta\} \quad (5)$$

然后, 将 E' 中的边按长度升序排列, 对于每条候选边, 需满足 2 项拓扑约束条件方可加入正式边集 E : 1) 该边的引入不得在现有图 G 中形成新的环路; 2) 当存在潜在环路时, 该环路的周长必须大于预设阈值 η , 以避免生成过短的局部闭合环。

上述过程迭代执行直至遍历全部候选边, 值得注意的是, 由于曲线网络优化过程中会多次涉及新回路生成和异常边剔除, 后续每次迭代更新三维点后立即重新生成拓扑图 G 。

2.2 三维曲线网络优化方法

实现高质量曲线网络重构的前提是准确有效的初始化过程。基于双视图几何原理生成目标初始三维点, 设置旋转视觉扫描检测系统单次采集 120 张图像序列, 选择第 1 和第 10 张图像作为初始图像对, 在保证平移的前提下具有较高的重叠度, 以实现可靠深度估计。

经过细化的骨架曲线缺乏图像邻域信息, 并不能使用传统的点特征匹配方法获得两视图中的像点对应关系, 因此结合光流估计^[25], 采用二维曲线匹配方法^[26]计算曲线段之间的像素对应, 并基于光束法平差联合估计这两帧的相机姿态和目标三维点云。

当生成可靠的初始三维曲线网络后, 不断添加新的图像帧, 从而逐渐形成精确完整的最终三维曲线网络结构。首先要解决迭代过程中三维曲线网络在图像上的投影与像点之间的三维-二维对应问题, 简单的选择策略是直接寻找最接近投影点 p_j 的像点 q_j , 但由于桁架本身交织遮挡的结构特性, 这种方法将造成大量的错误匹配。而观察到局部曲线是具有连续性的, 因此使用一种新的像点匹配策略, 将基于距离的标准与曲线一致性约束相结合, 如图 6 所示。

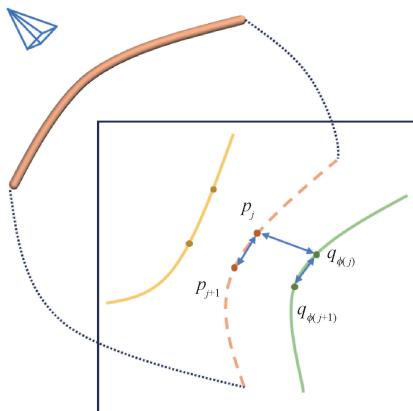


图 6 曲线匹配示意图

Fig. 6 Curve matching diagram

对于两个连续的采样点,它们的匹配点位于图像骨架曲线的同一局部分支上并且彼此临近,即:

$$E(B, b_n) = \lambda \sum_j \|p_j - q_{\phi(j)}\| + \sum_j \|(p_j - p_{j+1}) - (q_{\phi(j)} - q_{\phi(j+1)})\| \quad (6)$$

其中, λ 表示距离项系数, p_j 表示三维曲线网络在图像上的投影点, $q_{\phi(j)}$ 表示候选的图像骨架曲线上的点, 其属于候选集 ϕ , 将投影点 8 个像素范围的点归入候选点集。

在完成曲线匹配后, 将迭代优化目标函数离散参数化以便求解, 改写式(3)为:

$$F(\{\mathbf{R}_n, \mathbf{t}_n\}; B) = \sum_n \sum_{P_j \in B} G(P_j, I_n) \cdot e_{n,j} \quad (7)$$

式中: $e_{n,j}$ 表示距离误差项, 代表三维曲线网络投影与图像骨架曲线 b_n 之间的欧式距离, 可以具体展开为:

$$e_{n,j} = \min_{q \in b_n} \|p_j - q\|^2 \quad (8)$$

而 $G(P_j, I_n)$ 为遮挡判别因子, 不但在局部曲线匹配过程中需要考虑遮挡问题, 而且从曲线网络优化过程中应当排除在视图中对应的被遮挡部分。对匹配环节中每个三维点 P_j 及其匹配像点 $q_{\phi(j)}$, 使用局部窗口检查的 $q_{\phi(j)}$ 邻域像素, 建立一个点集 \bar{P} , 包含与局部窗口中的像点匹配的所有三维点。进而计算空间紧凑因子 δ_j , 即 \bar{P} 中的点到其中心平均欧式距离的均方差。如果 $\delta_j > \delta$, 则说明 \bar{P} 中的三维点空间分布于不同的桁架分支上, 因此点 P_j 是被遮挡的, 其判断因子 $G(P_j, I_n)$ 为 0, 不参与优化; 反之, 如果 $\delta_j \leq \delta$ 且 \bar{P} 中的所有点都来源于曲线网络的同一局部分支, 则点 P_j 不是被遮挡的。

在优化式(7)的实际过程中, 如果将曲线网络固定, 仅调整相机姿态 $\{\mathbf{R}_n, \mathbf{t}_n\}$ 是并不合理的, 曲线网络应通过优化逼近实际目标结构, 但在单轮迭代中同时优化相机位姿和曲线网络会因参数过多无法收敛。因此, 采用一种交替更新的策略: 在每轮迭代中, 首先优

化相机姿势同时固定曲线网络, 然后在固定相机姿势时优化曲线点。

在曲线网络更新阶段, 直接通过点对间的欧式距离拟合计算量较大, 基于二维曲线拟合^[27]的思路来减少计算开销, 将式(8)所表示的距离误差用二维曲线法向分量和切向分量的线性组合替代, 将式(7)重写为:

$$\tilde{F}(\{\mathbf{R}_n, \mathbf{t}_n\}; B) = \sum_n \sum_{P_j \in B} (G(P_j, I_n) \cdot \tilde{e}_{n,j} + \beta F_s) \quad (9)$$

式中: 距离误差项 $\tilde{e}_{n,j}$ 由曲线法向分量 γ_1 、切向分量 γ_2 以及偏置系数 ω 构成, 即:

$$\tilde{e}_{n,j} = \gamma_1^2 + \omega \gamma_2^2 \quad (10)$$

而 β 为正则项系数, F_s 为正则项, 如式(11)所示。

$$F_s = \|P_{j+1} - 2P_j + P_{j-1}\|^2 \quad (11)$$

值得注意的是, 相机姿态 $\{\mathbf{R}_n, \mathbf{t}_n\}$ 和三维曲线网络 B 交替更新时, 匹配点 q 将随着曲线投影 p 的变化而重新进行计算, 以确保及时剔除错误匹配。

在所有视图参与迭代优化后, 三维曲线网络已能精确表征目标桁架空间位置, 但仍缺乏表面信息。在 1.2 节中, 桁架几何结构被简化为包含直径信息的三维曲线网络结构, 广义圆柱体的投影是输入图像中的二维掩码, 通过来自所有输入视图的观测值计算曲线网络中每个点对应的直径。因此, 如图 7 所示, 计算前景分割掩模中的条带两侧的距离 $\tilde{d}_{n,j}$ 来表示 P_j 点处杆件投影的宽度。

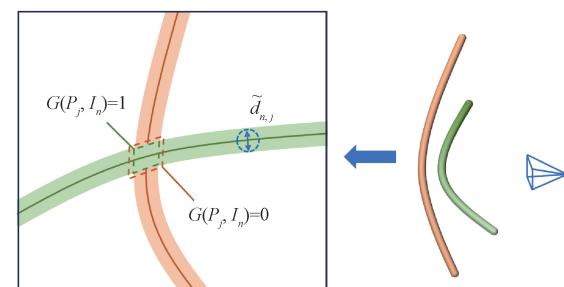


图 7 直径估计示意图

Fig. 7 Diameter estimation diagram

单张图像视图中得到的截面直径如式(12)所示。

$$d_{n,j} = \frac{\tilde{d}_{n,j}}{f} \cdot \text{depth}(P_j, I_n) \quad (12)$$

式中: f 是摄像机的焦距; 深度 $\text{depth}(P_j, I_n)$ 是点 P_j 相对于图像 I_n 的深度。将最终估计的直径定义为所有输入图像的平均值, 且不包括被遮挡的部分, 即:

$$\bar{d}_j = \frac{1}{m} \sum G(P_j, I_n) d_{n,j} \quad (13)$$

式中: m 表示未遮挡的有效视图计数。

2.3 基于三维曲率分析的典型缺陷检测

在空间桁架在轨制造过程中,断点和虚接作为典型质量缺陷会显著降低结构安全性能。通过分析桁架几何结构特征,提出基于三维曲率分析的桁架缺陷检测方法,如图 8 所示。

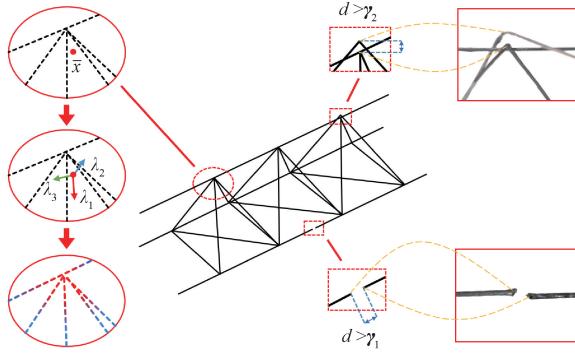


图 8 基于三维曲率分析的桁架缺陷检测

Fig. 8 Truss defect inspection method based on three-dimensional curvature analysis

首先进行点云拓扑分割,将整体桁架拆分为基本几何要素(连接边与节点)。针对节点区域识别,根据多向杆件交汇导致的局部曲率突变特性,通过计算点云曲率梯度场,将曲率变化剧烈的核心区域判定为节点邻域,进而将节点周边点云分割为独立曲线段。针对连接边识别,根据 2 个核心判据:1)局部曲率一致性准则,要求沿杆件延伸方向的点云平均曲率波动不超过预设阈值。2)拓扑连通性约束,规定两点间最短路径必须避开节点分割区域。

通过主成分分析计算局部点云曲率,设局部点云集合为 $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^n$,其协方差矩阵如式(14)所示。

$$\mathbf{C} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (14)$$

其中, $\bar{\mathbf{x}}$ 表示点云中心。如果点云曲率较低,这些点属于杆件平滑部位;反之,则位于多杆件交汇节点。对 \mathbf{C} 进行特征分解,得到特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$,从而计算点云曲率 k 。

$$k = \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (15)$$

断点缺陷的检测基于空间拓扑不连续特征:无损连接边的端点数恒为 2,断点缺陷产生额外端点。沿连接边曲线方向逐点计算相邻点欧式距离,当超过预设阈值 γ_1 时,标记为潜在端点。最终统计端点数超过 2 的连接边即为断点缺陷,其异常端点三维坐标可精确表征断点位置及其几何尺寸。虚接缺陷的识别则通过分析节点处曲线段的空间关系实现。理想熔接状态下,所有腹杆

子段端点应严格位于弦杆子段上。当存在至少一个腹杆端点偏离弦杆子段距离超过阈值 γ_2 ,则判定发生虚接缺陷,通过计算偏离端点坐标与弦杆位置之间的距离,获得虚接缺陷尺寸。

针对基于三维点云单一模态检测缺陷易由于重建效果不佳导致虚检的问题,采用结合三维几何信息与二维纹理特征的交叉验证策略,将三维点云中的缺陷边界点重投影到未遮挡图像,形成待验证的候选缺陷区域。以重投影点 $(u_i, v_i)_{i=1,2}$ 为中心,确定带状分析区域 D ,即:

$$D = \left\{ (x, y) \mid \frac{w \cdot \sqrt{(u_2 - u_1)^2 + (v_2 - v_1)^2}}{2} \right\} \quad (16)$$

式中: w 为区域宽度,即杆件估计直径 \bar{d}_j 在图像中的投影宽度。

通过灰度均值 μ_D 与背景比例 ρ_D 综合验证缺陷,即真实缺陷同时需满足 $\mu_D < \mu_{th}$ 和 $\rho_D \geq \rho_{th}$ 。

$$\mu_D = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in D} I(x,y) \quad (17)$$

$$\rho_D = \frac{|\{(x,y) \in D \mid I(x,y) \geq T\}|}{|D|} \quad (18)$$

式中: $I(x,y)$ 为像素灰度值; N 为总像素数; T 为灰度阈值。

3 仿真分析试验

3.1 实验设置

为验证基于三维曲线重构的空间桁架检测方法的有效性,利用 Blender 软件生成三种典型空间桁架构型的仿真模型,分别为人字型 Truss_1_base、交叉型 Truss_2_base、单斜型 Truss_3_base,如图 9 所示。

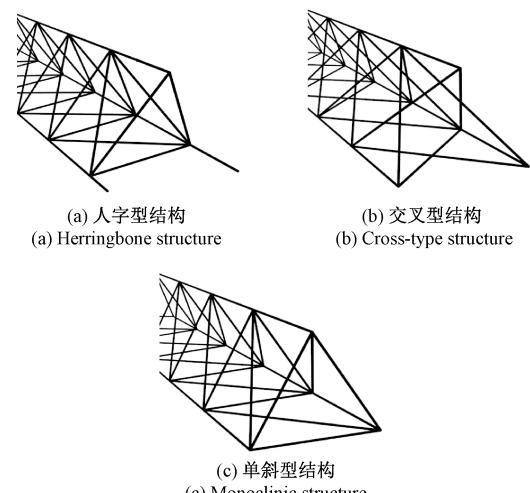


图 9 典型空间结构桁架仿真模型

Fig. 9 Truss simulation models of typical space structure

桁架骨架横截面均为等边三角形,其边长为 100 mm,弦杆和腹杆直径均为 2 mm。根据 1.2 节的旋转视觉扫描系统结构设计,将模拟相机设置在距离桁架轴心 200 mm 处,且主光轴垂直于桁架轴心,相机环绕桁架目标一周,等间距连续拍摄 120 张图片,图像分辨率为 1 224 pixels×1 024 pixels,等效焦距为 8 mm,像元尺寸为 9.8 $\mu\text{m} \times 9.8 \mu\text{m}$,图 10 展示了 Truss_1_base 模型的第 1 张采集图片。

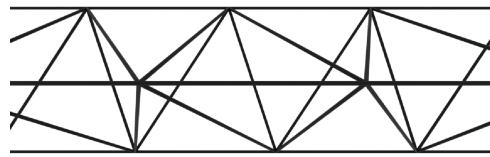


图 10 仿真环境采集图像

Fig. 10 The image collected in the simulation environment

由于实际制造过程中杆件直径会随着工艺参数调整而改变,因此,为评价所提算法对杆件直径变化的适应性,对每种空间构型生成额外的桁架模型:以 base 模型为基础构建 thick 模型,其腹杆保持不变,弦杆加粗为原来的 2 倍,如图 11(a)所示;以 thick 模型为基础构建 grad 模型,其腹杆从中间最窄处 1 mm 逐渐加粗至两端 4 mm,如图 11(b)所示。

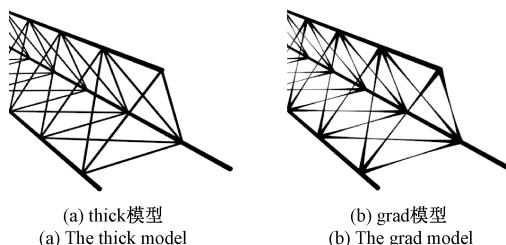


图 11 不同杆件直径的桁架仿真模型

Fig. 11 Truss simulation models with different bar diameters

3.2 重建精度

通过 3 个核心指标对桁架结构的三维重建精度和相机姿态估计精度进行定量评估:1) 平均重建误差 (mean reconstruction error, MRE), 计算重建模型上的点到参考模型网格的带符号欧式距离的平均值, 反映三维重建的全局位置精度;2) 重建标准差 (standard deviation of reconstruction error, SDRE), 衡量点云重建误差相对于均值的离散程度, 表征重建结果的空间一致性;3) 绝对轨迹误差 (absolute trajectory error, ATE), 计算相机估计轨迹和真实轨迹的绝对位置差值, 用均方根误差 (root mean square error, RMSE) 表示, 衡量全局定位精度。

$$MRE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i \quad (19)$$

$$SDRE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - \bar{d})^2} \quad (20)$$

$$ATE_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \|t_{est,i} - t_{ref,i}\|^2} \quad (21)$$

式中: N 为点云总点数; d_i 为第 i 个点的带符号到参考模型最近网格的距离; \bar{d} 即 MRE 值; M 为轨迹点总数; $t_{est,i}$ 表示估计轨迹的第 i 个位置坐标; $t_{ref,i}$ 表示参考轨迹的第 i 个位置坐标。

根据式(19)~(21)计算所提方法所重建的桁架目标重建误差和相机轨迹误差,重建点云与估计轨迹均通过迭代最近点算法 (iterated closest points, ICP) 完成配准,如表 1 所示,重建效果最好的目标为 Truss_1_thick,其 MRE 和 SDRE 均显著低于其他实验组。

表 1 桁架重建误差与相机轨迹误差数据

Table 1 Truss reconstruction error and camera trajectory error data

目标	平均重建误差	重建标准差	绝对轨迹误差
Truss_1_base	0.128	0.089	2.858
Truss_2_base	0.101	0.071	0.917
Truss_3_base	0.104	0.070	1.377
Truss_1_thick	0.061	0.063	2.843
Truss_2_thick	0.119	0.111	1.217
Truss_3_thick	0.118	0.093	2.874
Truss_1_grad	0.117	0.085	1.434
Truss_2_grad	0.112	0.111	1.198
Truss_3_grad	0.112	0.090	1.361

对于不同构型的桁架目标,平均重建误差均处于 0.13 mm 以下,最大重建标准差为 0.111 mm,这表明所提方法能够满足各类桁架高精度重建需求,并且在不同结构形式及尺寸参数下展现出良好的泛化性。同时,对于相机轨迹误差数据,所有绝对轨迹误差均低于 3 mm,考虑到轨迹真值长度为 1 256 mm,相机轨迹偏差小于总长度的 0.25%,图 12 展示了 Truss_2_base 实验组的估计轨迹与真实轨迹对比结果,两者基本重合,证明所提方法在相机姿态估计方面的准确性。

将人字型结构的 3 个模型误差分布以标量场表示在重建模型上(单位为 mm),如图 13 所示,base 模型的重建误差均匀分布于各杆件,局部杆件的误差总偏向一侧;而 thick 模型和 grad 模型的重建误差集中于节点处。分析其原因,模型重建误差一方面来自模型本身的结构误差,另一方面来自模型配准时的姿态误差,因此,后两个

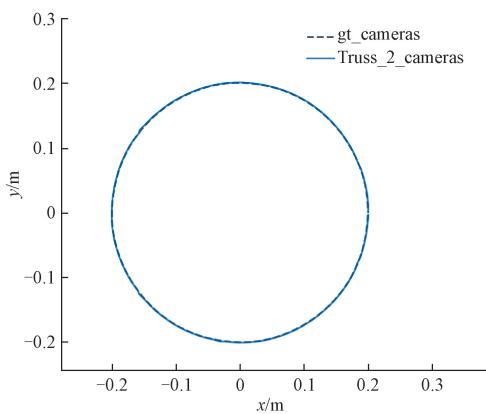


图 12 Truss_2_base 估计轨迹与真实轨迹对比

Fig. 12 Comparison between the estimated trajectory and the ground truth trajectory of Truss_2_base

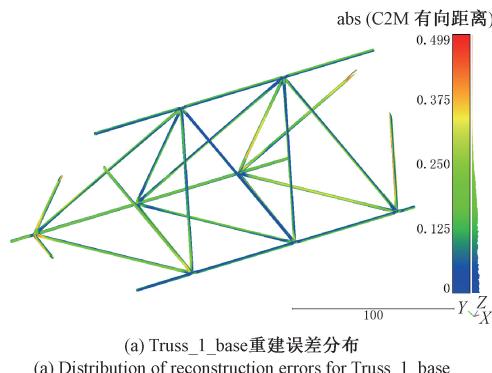
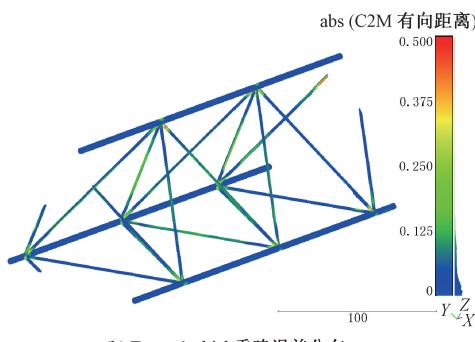
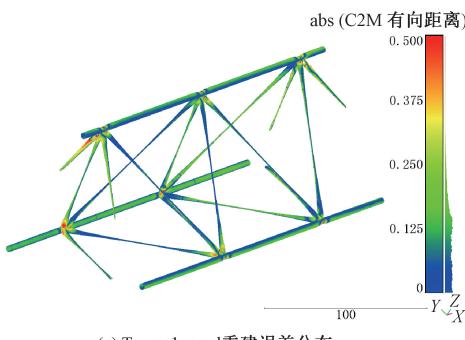
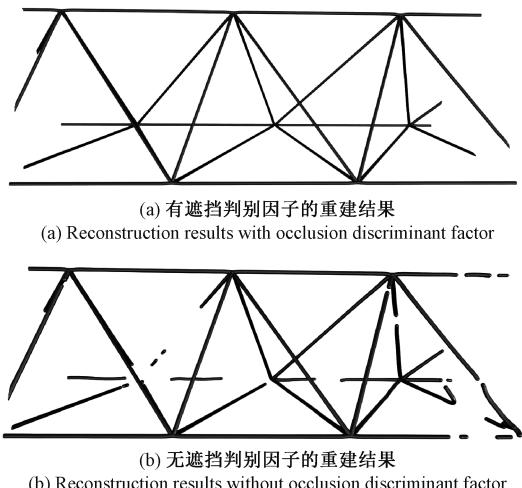
(a) Truss_1_base 重建误差分布
(a) Distribution of reconstruction errors for Truss_1_base(b) Truss_1_thick 重建误差分布
(b) Distribution of reconstruction errors for Truss_1_thick(c) Truss_1_grad 重建误差分布
(c) Distribution of reconstruction errors for Truss_1_grad

图 13 人字型结构重建误差分布示意图

Fig. 13 Schematic diagram of the reconstruction error distribution of the herringbone structure

模型较粗的弦杆在点云配准时引入更大的权重,导致模型杆件部分配准效果更好,从而突出节点处的误差。

为验证遮挡判别因子 $G(P_j, I_n)$ 对桁架重建效果的影响,对 Truss_1_base 模型分别测试了所提方法在考虑和未考虑遮挡判别因子的情况下的重建效果,如图 14 所示,当考虑遮挡判别因子时,其重建桁架结构连接完整,与真实模型仅存在微小的局部点云差异,而未考虑遮挡判别因子则导致了较多杆件缺失,尽管重建结果仍能够保持桁架总体结构正确,但过多的“伪断点”和“伪虚接”将严重影响后续对桁架缺陷的检测判断。

图 14 遮挡判别因子对重建效果的影响
Fig. 14 Effect of occlusion discriminant factor on reconstruction

在实际图像采集过程中,相机抖动易导致图像拖影(也称为运动模糊),为探究相机抖动对最终重建效果的影响,通过对图像线状卷积来模拟不同程度的抖动效果,如图 15 所示,图像受抖动的影响逐级提升。

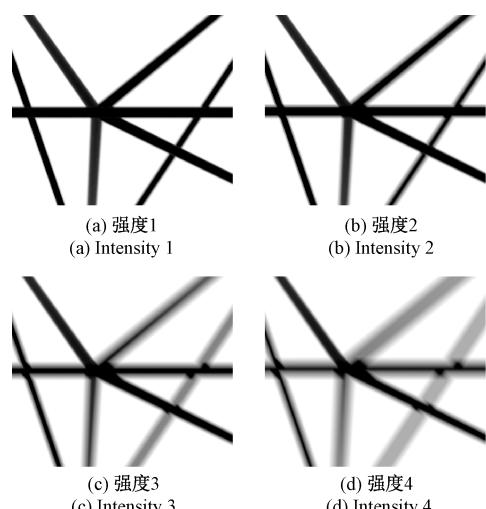


图 15 相机抖动影响下的图片

Fig. 15 Images under the effect of camera shake

另外,由于实际光照不均匀等因素,图像边缘分割可能存在一定的噪声,通过对分割掩膜边缘添加高斯噪声来模拟不同程度的桁架目标图像分割失真,如图 16 所示,分割噪声同样逐级提升。

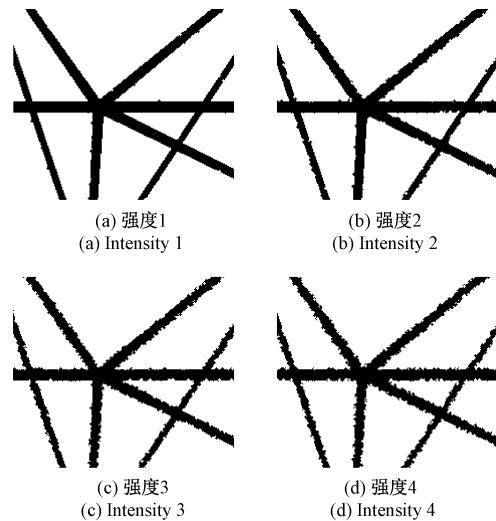


图 16 分割噪声影响下的图片

Fig. 16 Images under the effect of segmentation noise

表 2 展示了不同级别相机抖动和分割噪声对 Truss_1_base 模型重建结果的影响,重建误差受相机抖动影响较大,平均重建误差和重建标准差都有明显增大的趋势;分割误差同样对重建效果产生影响,平均重建误差随分割噪声强度提升而增大,而标准差并没有受到明显的影响,其原因可能在于高斯噪声的均匀分布。由此,在桁架检测过程中,需注意运动轨道的平稳性并尽量缩短相机曝光时长,以此减小相机抖动;布置合理的照明条件以提高前背景对比度,从而降低分割噪声。

表 2 相机抖动和分割噪声对重建结果的影响

Table 2 Effects of camera shake and segmentation noise on reconstruction results (mm)

类别	强度	平均重建误差	重建标准差
相机抖动	1	0.241	0.157
	2	0.350	0.180
	3	0.594	0.248
	4	0.845	0.355
分割噪声	1	0.115	0.086
	2	0.117	0.079
	3	0.144	0.097
	4	0.165	0.072

4 桁架实测试验

根据旋转视觉扫描结构设计与仿真参数,搭建桁架检测样机,由 1 台 Baumer VCXU-51M 相机搭配 8.5 mm Kowa LM8JC10M 镜头、1 台 57HSE1.2N 步进电机搭配 DV556C 驱动器以及自行设计的旋转轨道和转接工装组成,相机分辨率为 2 448 pixels×2 048 pixels,像元尺寸为 3.45 $\mu\text{m} \times 3.45 \mu\text{m}$ 。旋转轨道外圈直径为 398 mm,齿数为 392,对应步进电机上的 22 齿驱动轮。如图 17 所示,检测系统通过转接工装连接至桁架制造单元输出端,直接对制造成形后的桁架产品进行在线检测评估。在三维检测过程中,驱动器根据上位机指令控制步进电机运转,带动旋转轨道上的工业相机环绕被测桁架进行图像采集,图像上传至数据分析单元生成检测结果。

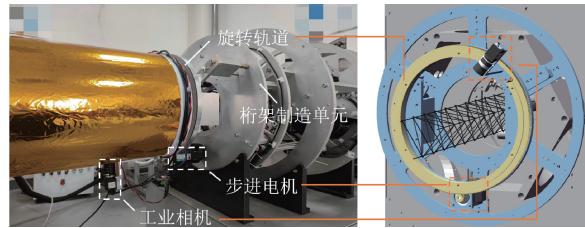
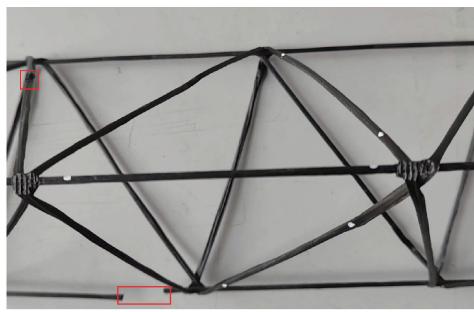


图 17 旋转视觉扫描系统样机

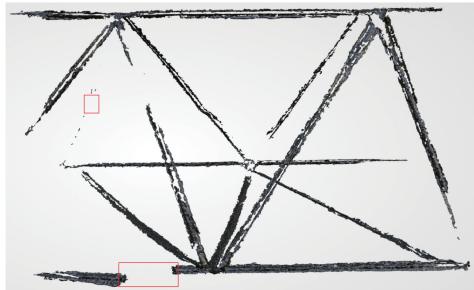
Fig. 17 Rotary visual scanning system prototype

分别使用 COLMAP^[28]、Gaussian Surfels^[29]以及所提方法对图 18(a)所示的桁架样件(预置两处断点缺陷)进行重建,比较重建模型结果。COLMAP 是目前最广泛使用的三维重建开源项目之一,具有较高的模型重建质量和相机姿态估计精度,使用其默认参数进行重建并生成最终网格模型,图 18(b)所示为该方法所重建的模型,虽然保持了良好的基础结构,但是杆件具有较多空洞,多处出现明显的断连现象,并且有一处断点未成功重建。Gaussian Surfels 是基于二维高斯基元的表面重建方法,如图 18(c)所示,其重建结果中杆件未出现明显断连,两处断点缺陷成功重建,但杆件边缘存在大量毛刺,右侧标记处的局部杆件出现明显失真。相比之下,基于曲线网络优化方法的重建模型几何结构表示清晰,杆件连续性好,无明显空洞和断连,两处缺陷清楚可见,且杆件表面保持光滑,如图 18(d)所示,但重建模型的节点处细节纹理有所缺失。可以看出,相较于基于点特征匹配和二维高斯基元的三维重建方法,所提方法对桁架纤细结构重建具有明显优势。

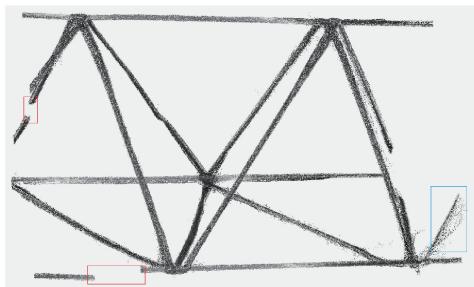
此外,对比了 3 种方法的计算平台和平均运行时间,实验中使用的 CPU 型号为 Intel i7-13700KF, GPU 型号为 Nvidia RTX4070ti 16 GB,如表 3 所示,文中方法在仅使用 CPU 的情况下,运行时间领先于其余 2 种方法,这是由于对桁架结构表示进行了简化,从而摆脱了复杂且耗时的密集匹配任务。



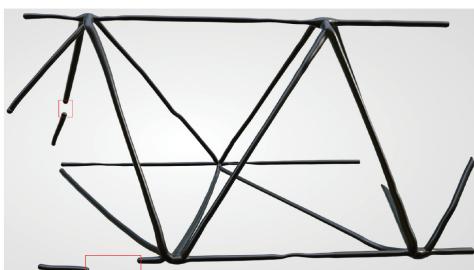
(a) 被测桁架样件
(a) Test truss sample



(b) COLMAP重建结果
(b) Reconstruction result of COLMAP



(c) Gaussian Surfels重建结果
(c) Reconstruction result of Gaussian Surfels



(d) 文中方法重建结果
(d) Our reconstruction result

图 18 桁架重建结果对比

Fig. 18 Comparison of results of truss reconstruction

表 3 计算平台和重建平均运行时间比较

Table 3 Comparison of calculation platform and reconstruction average running time

方法	硬件平台	运行时间/min
本文方法	CPU	4.5
COLMAP	CPU+GPU	8.6
Gaussian Surfels	CPU+GPU	15.4

为验证算法在桁架实际制造过程中的几何参量检测效果,标记桁架杆件长度测量段与直径测量位置,并使用高精度数显游标卡尺(检校精度为 ± 0.02 mm)获取几何参量真值。实验共测量9段杆件(弦杆3组、腹杆6组),采用所提方法实现相机位姿估计与三维结构重建,将标记点投影至三维重建模型,将模型对应位置的点对距离与截面直径作为测量结果,如表4和5所示。

表 4 桁架杆件长度测量结果

Table 4 Measurement results of truss member length
(mm)

类别	序号	标准值	实测值	误差	RMSE
弦杆	1	82.582	82.788	-0.206	0.186
	2	64.564	64.628	-0.064	
	3	75.004	74.979	0.025	
腹杆	1	76.400	76.111	0.289	0.139
	2	76.342	76.469	-0.127	
	3	71.148	71.051	0.097	
	4	83.102	82.815	0.287	
	5	71.904	71.644	0.260	
	6	86.324	86.244	0.078	

表 5 桁架杆件直径测量结果

Table 5 Measurement results of truss member diameter
(mm)

类别	序号	标准值	实测值	误差	RMSE
弦杆	1	2.164	2.071	0.093	0.139
	2	2.102	1.828	0.274	
	3	2.168	2.048	0.120	
腹杆	1	2.262	2.123	0.139	0.139
	2	2.144	2.170	-0.026	
	3	1.704	1.613	0.091	
	4	2.026	1.941	0.085	
	5	2.060	2.226	-0.166	
	6	2.360	2.475	-0.115	

由表4和5可知,杆件长度测量的均方根误差为0.186 mm,最大误差为0.289 mm,杆件直径的均方根误差为0.139 mm,最大误差为0.274 mm,均控制在 ± 0.3 mm以内,验证了三维曲线网络图优化和直径估计方法在真实检测环境中的有效性。

为评估在桁架实际制造过程中的缺陷检测识别能力,对桁架样品预置断点、虚接两种缺陷,如图19所示,由于构造缺陷后桁架整体力学性能降低,使用固化胶提高杆件的连接强度,从而保证缺陷在检测过程中保持稳

定,并使用高精度数显内测千分尺(检校精度为 $\pm 0.007\text{ mm}$)获取缺陷尺寸真值。

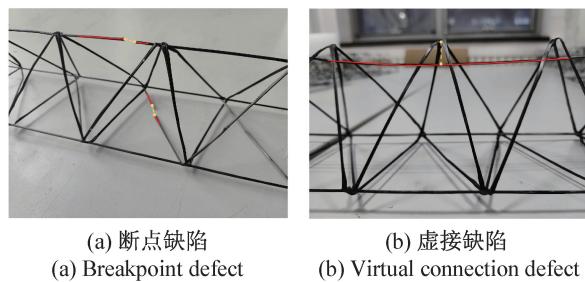


图 19 桁架预制缺陷示意图

Fig. 19 Schematic diagram of truss prefabricated defects

图 20 为含有虚接缺陷的桁架样件重建结果示例,成功检测两处虚接。

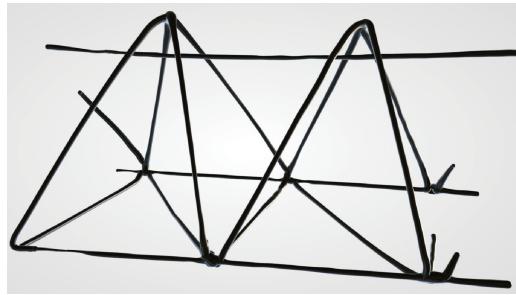


图 20 含有虚接缺陷的桁架样件重建结果

Fig. 20 Reconstruction result of truss sample with virtual connection defects

如表 6 所示,实验中共检测到 9 处典型缺陷(6 处断点和 3 处虚接),虚接处的误差总体较高,其原因可能在于将杆件点云之间的最近距离作为虚接缺陷尺寸,从而引入杆件直径估计误差。最大缺陷尺寸误差出现在虚接 3 处,为 0.277 mm ,满足桁架缺陷检测精度优于 $\pm 0.3\text{ mm}$ 的现场测量需求,证明了所提出的多维缺陷检测方法的可靠性。

表 6 桁架缺陷检测结果

Table 6 Results of truss defect inspection (mm)

类型	序号	标准值	实测值	误差
断点	1	18.562	18.524	0.038
	2	8.286	8.089	0.197
	3	6.044	6.112	-0.068
	4	9.361	9.575	-0.214
	5	8.140	8.299	-0.159
	6	15.302	15.143	0.159
虚接	1	18.282	18.086	0.196
	2	15.566	15.820	-0.254
	3	16.187	15.910	0.277

5 结 论

以空间在轨成形桁架结构作为三维检测目标,提出了一种基于三维曲线网络图优化的视觉检测方法。该方法将桁架结构简化为具有变化直径的三维曲线网络,通过曲线特征提取与匹配技术,有效克服了桁架表面弱纹理导致的图像匹配困难问题,基于曲线网络图结构优化方法,实现复杂交织遮挡结构的几何拓扑高精度重建,并且为精确定位与测量桁架在轨制造过程中的典型缺陷,结合三维曲率分析与二维图像交叉验证,提出桁架缺陷定量化检测方法。对不同杆件直径与构型的泛化性验证表明,桁架平均重建误差均低于 0.13 mm ,可适应在轨制造工艺参数的变化需求。在真实场景实验中,所提出的方法相比传统基于点特征匹配的几何重建方法,模型重建效果更佳,高保真恢复纤细目标的拓扑连续结构,在几何尺寸参量重建与缺陷检测的结果均优于 $\pm 0.3\text{ mm}$,满足在轨制造场景下的桁架检测精度要求。相较于依赖外部标定的传统多相机系统,所设计的旋转扫描系统结构紧凑、标定流程简化,能够适应太空环境中的资源约束与复杂工况。

目前检测系统能够在受限条件下实现高精度桁架三维重建,但要求目标在检测过程中静止,影响桁架连续成形效率。未来研究将围绕桁架制造过程中的同步检测与连续模型拼接技术,优化系统结构与采集模式,扩展至多自由度桁架结构与非均匀材料的检测场景,以适配更多的在轨检测应用场景。

参考文献

- [1] 张从发,李林,李潇,等.国外在轨制造和装配技术发展现状及启示[J].空间电子技术,2021,18(3):97-104.
ZHANG C F, LI L, LI X, et al. Development status and enlightenment of foreign on-orbit manufacturing and assembly technologies[J]. Space Electronic Technology, 2021, 18(3): 97-104.
- [2] 樊一源,王珂,蒋敬尧,等.航天桁架结构 AR 装配中的配准技术[J/OL].中国测试,1-12[2025-04-20].
FAN Y Y, WANG K, JIANG J Y, et al. Registration technology in AR assembly of aerospace truss structures[J/OL]. China Measurement & Test, 1-12[2025-04-20].
- [3] 王巍,郭佩,尹钊.空间站航天技术试验发展与展望[J].空间科学与试验学报,2024,1(1):1-12.
WANG W, GUO P, YIN ZH. Development and prospect of space technology experiments in space station [J]. Journal of Space Science and Technology, 2024, 1(1):

1-12.

[4] 陶新宇. 面向在轨连续制造的一维桁架结构构型设计与优化研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2024.

TAO X Y. Configuration design and optimization of one-dimensional truss structures for on-orbit continuous manufacturing [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2024.

[5] 赵锐. 空间三棱柱桁架在轨一体化成型方案及优化方法研究[D]. 廊坊: 北华航天工业学院, 2023.

ZHAO Y. Research on on-orbit integrated forming scheme and optimization method for spatial triangular prism truss structures [D]. Langfang: Beihua University of Aeronautics and Astronautics, 2023.

[6] 耿超. 基于CF/PEEK带材的空间桁架结构在轨连续制造技术研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2024.

GENG CH. Research on on-orbit continuous manufacturing technology of space truss structures based on CF/PEEK tape [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2024.

[7] 胡成昕, 刘心宇, 刘广东. 三坐标测量机在航空航天飞行器零部件检测中的应用[J]. 机械工程师, 2022(9): 141-143.

HU CH X, LIU X Y, LIU G D. Application of coordinate measuring machine in the inspection of aerospace vehicle components [J]. Mechanical Engineer, 2022(9): 141-143.

[8] TROLINGER J D, DIOUMAEV A K, LAL A K, et al. In-situ monitoring and quality control for in-Space additive manufacturing using laser acoustic resonance spectroscopy [J]. Applied Optical Metrology III, 2019, 11102: 1-17.

[9] BOYD I D, BUENCONSEJO R S, PISKORZ D, et al. On-orbit manufacturing and assembly of spacecraft [R]. Columbia: IDA Science & Technology Institute, 2017, 8335: 1-74.

[10] 邹定海, 叶声华, 王春和, 等. 用于在线测量的视觉检测系统[J]. 仪器仪表学报, 1995(4): 337-341.

ZOU D H, YE SH H, WANG CH H, et al. Visual inspection system for online measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 1995(4): 337-341.

[11] 赵进, 郭寅, 尹仕斌, 等. 强环境噪声下的双目视觉受电弓轨旁异常检测[J]. 光学精密工程, 2025, 33(3): 438-451.

ZHAO J, GUO Y, YIN SH B, et al. Binocular vision pantograph trackside anomaly detection under strong environmental noise [J]. Optics and Precision Engineering, 2025, 33(3): 438-451.

[12] 杨占山, 张瀛, 杜弘志, 等. 基于融合差分卷积的受电弓安全触发目标实时检测定位方法[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(18): 1-9.

YANG ZH SH, ZHANG Y, DU H ZH, et al. Real-time detection and localization method of pantograph safety trigger targets based on fusion differential convolution [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(18): 1-9.

[13] 郑好, 段发阶, 白子博, 等. 一种基于重投影和3D-DIC的曲面变形测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(8): 268-285.

ZHENG H, DUAN F J, BAI Z B, et al. A surface deformation measurement method based on reprojection and 3D digital image correlation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(8): 268-285.

[14] 王文琪, 刘巍, 刘洋, 等. 基于双拟合优化的聚焦深度三维形貌测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(11): 30-38.

WANG W Q, LIU W, LIU Y, et al. A focused depth three-dimensional topography measurement method based on dual fitting optimization [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(11): 30-38.

[15] 汤澳, 许四祥, 宋昱宸, 等. 基于二维熵与低维度描述符的双目视觉测量[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(3): 169-176.

TANG AO, XU S X, SONG Y CH, et al. Binocular vision measurement based on 2D entropy and low-dimensional descriptors [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(3): 169-176.

[16] 刘韵婷, 高宇, 戴佳霖, 等. 融合ECA注意力层和轻量正则化的多视图三维重建[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(7): 179-186.

LIU Y T, GAO Y, DAI J L, et al. Multi-view 3D reconstruction based on fused ECA attention layer and lightweight regularization [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(7): 179-186.

[17] 章家威, 李昊冉, 罗天慧, 等. 融合多组双目视觉系统的管道尺寸测量技术研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(6): 137-146.

ZHANG J W, LI H R, LUO T H, et al. Research on pipeline size measurement technology based on multi-group binocular vision systems [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(6): 137-146.

[18] TABB A. Shape from silhouette probability maps: Reconstruction of thin objects in the presence of silhouette extraction and calibration error [C]. 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 161-168.

- [19] KNIAZ V V, ZHELTOV S Y, REMONDINO F, et al. Wire structure image-based 3D reconstruction aided by deep learning[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2020; 435-441.
- [20] LI SH W, YAO Y, FANG T, et al. Reconstructing thin structures of manifold surfaces by integrating spatial curves[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018; 2887-2896.
- [21] LIU L J, CEYLAN D, LIN CH, et al. Image-based reconstruction of wire art [J]. ACM Transactions on Graphics, 2017, 36(4CD): 3073682.
- [22] WANG P, LIU L J, CHEN N L, et al. Vid2Curve: Simultaneous camera motion estimation and thin structure reconstruction from an RGB video[J]. ACM Transactions on Graphics, 2020, 39(4): 3392476.
- [23] ZHANG T Y, SUEN C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns [J]. Communications of the ACM, 1984, 27(3): 236-239.
- [24] 毕鹏飞. 基于鲁棒性主成分分析的图像特征提取方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2021.
- BI P F. Research on image feature extraction method based on robust principal component analysis [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2021.
- [25] KROEGER T, TMOFTEL R, DAI D X, et al. Fast optical flow using dense inverse search[C]. European Conference on Computer Vision, 2016; 471-488.
- [26] KRAEVOY V, SHEFFER A, VAN DE PANNE M. Modeling from contour drawings[C]. 6th Eurographics Symposium on Sketch-Based Interfaces and Modeling, 2009; 37-44.
- [27] POTTMANN H, LEOPOLDSEDER S, HOFER M. Approximation with active B-spline curves and surfaces[C]. 10th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications, 2002; 8-25.
- [28] SCHONBERGER J L, FRAHM J M. Structure-from-motion revisited[C]. 29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016; 4104-4113.

- [29] DAI P X, XU J M, XIE W X, et al. High-quality surface reconstruction using gaussian surfels[J]. ArXiv preprint arXiv: 2404.17774, 2024.

作者简介



陈展宏,2023 年于天津大学获得学士学位,现为天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室硕士研究生,主要研究方向为光电测量及计算机视觉检测技术,航天制造过程缺陷检测技术,三维场景智能感知技术。
E-mail:3019202197@tju.edu.cn

Chen Zhanhong received his B.Sc. degree from Tian University in 2023. Now he is a M.Sc. candidate at Tianjin University (State Key Lab of Precision Measuring Technology & Instruments). His main research interests include photoelectric measurement and computer vision inspection, aerospace manufacturing process defect detection and 3D scene intelligent perception technology.



孙岩标(通信作者),2010 年于武汉大学获得学士学位,2015 年于北京大学获得博士学位,现为天津大学副教授,主要研究方向为大尺寸视觉精密坐标测量。

E-mail:yanbiao.sun@tju.edu.cn

Sun Yanbiao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Wuhan University in 2010 and his Ph. D. degree from Peking University in 2015. Now he is an associate professor at Tianjin University. His main research interest is large scale visual precision coordinate measurement.



回天力,2002 年于四川大学获得学士学位,2012 年于中国空间技术研究院获得硕士学位,现为北京卫星制造厂有限公司高级工程师,主要研究方向为航天器试验与检测技术。

E-mail:huitianl@sina.com

Hui Tianli received his B. Sc. degree from Sichuan University in 2002 and his M. Sc. degree from China Academy of Space Technology in 2012. Now he is a senior engineer at Beijing Spacecrafts. His main research interests include spacecraft testing and inspection technology.