

一种多视觉测量组网规划策略

乔玉晶¹, 谭世征¹, 姜金刚²

¹哈尔滨理工大学机械动力工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080;

²哈尔滨理工大学机器人技术及工程应用研究中心, 黑龙江 哈尔滨 150080

摘要 针对大尺寸三维形貌测量中高覆盖率与高精度的要求,提出了一种兼顾测量覆盖率和三维不确定度的智能组网规划方法。结合视觉测量要求,建立了视觉测量网络的离散化几何模型,确定了组网规划的决策变量,给出了视觉测量网络覆盖率和目标点三维不确定度两个概念。通过分析多种摄像机位姿约束条件,应用多目标遗传算法对组网决策变量进行全局性搜索,最终实现了多视觉的精确组网。对螺旋桨主体结构模型进行了仿真,结果表明测量网络覆盖率可以达到 99.72%,三维不确定度可以收敛至 0.0326 mm。通过单视觉多站式测量实验,验证了该策略的有效性和可行性。

关键词 机器视觉; 多视觉; 组网规划; 遗传算法; 约束条件; 三维形貌测量

中图分类号 TH741

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0515005

Planning Strategy for Multi-Visual Measurement Networking

Qiao Yujing¹, Tan Shizheng¹, Jiang Jingang²

¹*Institute of Mechanical & Power Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin, Heilongjiang 150080, China;*

²*Robotics & Engineering Research Center, Harbin University of Science and Technology, Harbin, Heilongjiang 150080, China*

Abstract In order to meet the requirements of high coverage rate and high precision in large-size three-dimensional profile measurement, an intelligent network planning method considering the measurement coverage rate and three-dimensional uncertainty is proposed. Combined with the requirements of the visual measurement, the discretization geometry model of visual measurement network is determined, the decision variables of network planning are established, and two concepts of the visual measurement network coverage rate and the three-dimensional uncertainty of the target are also given. The multi-visual network is realized accurately by the analysis of several constraint conditions of camera position and globally searching on decision variables through multi-objective genetic algorithm. Simulation of the propeller main structural model is conducted. It is concluded that the coverage rate of measurement network can reach 99.72%, and the three-dimensional uncertainty can converge to 0.0326 mm. The effectiveness and feasibility of the strategy are verified through single vision multi-station measurement experiment.

Key words machine vision; multi-vision; network planning; genetic algorithm; constraint condition; three-dimensional profile measurement

OCIS codes 150.0155; 150.4232; 150.6910

1 引 言

三维视觉测量技术是一种以视觉传感器获取的图像信息作为载体,对空间中待测物体的几何信息进行计算,进而重构目标物体,还原其三维形貌信息的技术。多视觉组网测量技术是近年来发展起来的一种智能网络化测量方法,具有高精度、非接触性以

及高覆盖率等优点,能够实现大尺寸工业零件的三维形貌精确测量,可以有效地测量几米至几十米的大尺寸结构,是现代工业测量的重要发展方向,并广泛应用于船用大型螺旋桨叶面的三维测量、飞机机翼面的三维测量、风力发电叶面的三维测量等领域。对大尺寸复杂构件进行多视觉组网测量时,参与测量任务的每个视觉传感器的位置和姿态都会直接影

收稿日期: 2017-08-30; 收到修改稿日期: 2017-12-14

基金项目: 国家自然科学基金(51675142)

作者简介: 乔玉晶(1972—),女,博士,教授,硕士生导师,主要从事机器视觉等方面的研究。E-mail: qiaoy.j@hrbust.edu.cn

响测量结果^[1-2]。2002年,Olague等^[3]提出了全局性网络优化设计思想,利用离散化组合对参数解空间进行求解,这标志着多视觉组网测量研究的开始。此后,国内外科研工作者也开始对这个领域的问题进行系统的研究。乌萌等^[4]提出了一种基于网格和遗传算法的MScMS传感器网络模块化布局方法,重点研究了在已知测量节点数目的情况下最大覆盖性能的优化;王学娟等^[5]根据像点的误差分布特征估计空间点的协方差,设计了完整的视觉测量网络仿真系统;苑云等^[6]将摄像测量方法应用于大型风力发电叶片力学实验的变形测量中,提出并联式组网测量方法,实现了对大尺寸零件微小形变的精确测量;陈佳毅等^[7-8]将摄影测量网络规划方法应用于大型槽式聚光器的测量中,提出了一种基于遗传算法的摄影测量网络规划方法。以上报道均采用测量精度作为评判标准对网络空间实施规划,缺乏实验的有力验证,并且忽略了测量网络覆盖率对系统完整性的影响,可能导致测量结果不完整或无法重建测量对象的三维全局形貌,因此将测量覆盖率作为对被测物体全局表面测量程度的评价标准是不可忽略的。视觉传感器的布局站位以及相互配合是实现组网规划的关键^[9],所以针对大尺寸零部件进行组网测量时,有必要对摄像机的站位和姿态进行有目的的规划。

针对上述问题,本文提出了一种兼顾测量覆盖率和测量不确定度的多视觉测量组网规划方法,建立多视觉测量网络离散化几何模型,并定义组网规划问题的决策变量。为了定量评价组网规划结果的优劣,设定测量网络覆盖率和目标点三维不确定度作为组网规划的两个目标函数,通过测量网络覆盖率保证组网测量的有效性,由目标点的三维不确定度确保组网规划策略的可行性。结合测量网络中摄像机位姿约束条件,应用多目标遗传算法对组网决策变量进行优化求解,最终得出最优的组网规划方案。

2 视觉测量组网规划模型建立

为了实现测量网络中视觉传感器的自动布局,首先根据测量物体的模型定义视觉测量网络的组网决策变量,并确定组网规划的评价标准,再根据评价标准归纳出影响摄像机站位点分布的约束条件。以测量网络覆盖率和目标点三维不确定度分别作为组网测量方法有效性和可行性的评价标准。

2.1 几何模型与决策变量的确定

为了实现摄像机的全局智能组网测量,需确定

测量网络中摄像机的位置信息和姿态信息。采用离散法建立空间测量几何模型,将摄像机模型离散为定位模型和视球模型,利用定位模型和视球模型可分别确定摄像机视点的位置信息和姿态信息。离散化测量几何模型如图1所示,图中节点*i*代表第*i*个摄像机的视点位置, (x_i, y_i, z_i) 表示第*i*个摄像机的节点坐标,由节点的直角坐标可以确定任意两个摄像机间的基线距*B*;采用视球坐标 (α_i, β_i, r_i) 表示第*i*个摄像机的站位姿态。图1中*r*为摄像机节点到测量目标点*P*的距离; α 为光轴与基线间的夹角,也称为摄像机的方位角; β 为摄像机的仰俯角。最终确定组网规划问题中的决策变量 $\mathbf{I} = [x_i, y_i, z_i, \alpha_i, \beta_i, r_i]$ 。

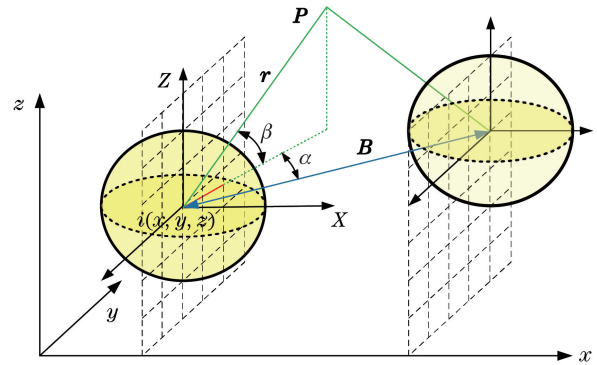


图1 离散化测量几何模型

Fig. 1 Geometric model of discrete measurement

2.2 测量网络覆盖率及相关约束条件

摄像机的覆盖模型如图2所示。图中 \mathbf{v}_a 为视点方向向量; \mathbf{v} 为光轴方向向量; ρ 为视点方向与光轴方向间的夹角,称为入射角;测量目标点*P*的坐标为 (X, Y, Z) ; d_{iP} 为目标点与摄像机节点间的距离。 \mathbf{v}_a 可以由测量目标点与摄像机视点坐标表示; \mathbf{v} 可以由 α 和 β 表示。各参量间关系具体可表示为

$$\begin{cases} d_{iP} = \sqrt{(x_i - X)^2 + (y_i - Y)^2 + (z_i - Z)^2} \\ \mathbf{v}_a = [(X - x_i)(Y - y_i)(Z - z_i)] \\ \mathbf{v} = [\sin\beta \quad \cos\beta \sin\alpha \quad \cos\beta \cos\alpha] \end{cases} \quad (1)$$

若 d_{iP} 在摄像机测量范围之内,且 ρ 小于最大入射角,则认为该目标点被摄像机覆盖。

定义规定区域内被传感器覆盖的目标点数 $N_{p-cover}$ 与总目标点数 N_p 之比为测量网络覆盖率 R_{CR} ,即

$$R_{CR} = \frac{N_{p-cover}}{N_p} \times 100\%, \quad N_{p-cover} < N_p. \quad (2)$$

根据上述分析,视觉测量网络覆盖率与空间中摄像机节点位置的选定、摄像机入射角及测量范围等因素有关。因此得出视觉测量网络覆盖率相关的

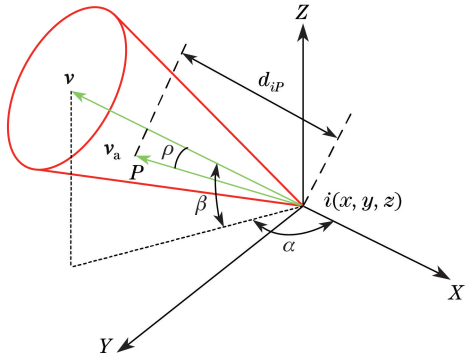


图2 摄像机覆盖模型

Fig. 2 Camera coverage model

布局约束条件如下。

1) 可见性约束。可见性约束示意图如图3所示,设 n 为测量目标点 P 处的法向量;若 n 与传感器视点方向向量夹角等于 90° ,那么右侧的部分无法被采集到。因此可见性约束条件为

$$n \cdot v_a \leq 0. \quad (3)$$

2) 入射角约束。入射角约束示意图如图4所示,在实际视觉测量过程中,为了减小二维成像后像点的误差值,不希望一些视点的位置与被测物体表面共面。定义 θ_{\max} 为入射角,表示 v_a 与 n 之间的最大角度。则入射角约束条件为

$$\pi - \arccos \frac{n \cdot v_a}{\|n\| \|v_a\|} - \theta_{\max} \leq 0. \quad (4)$$

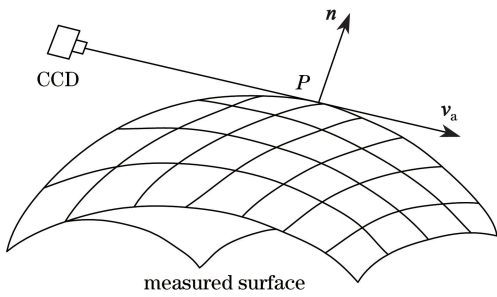


图3 可见性约束示意图

Fig. 3 Schematic of visibility constraint

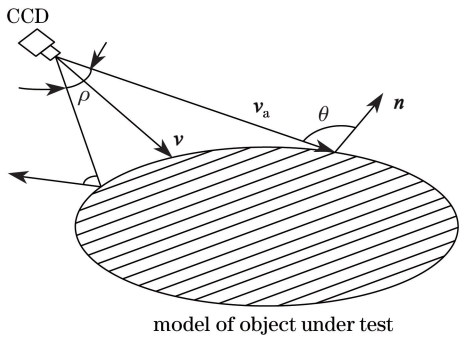


图4 入射角约束示意图

Fig. 4 Schematic of incident angle constraint

3) 视场约束。视场约束示意图如图5所示, a', b', c', d' 共同表示 CCD 尺寸, a, b, c, d 共同表示摄像机的测量距离边界。受镜头焦距和 CCD 尺寸的限制,摄像机只能采集到一定角度内的图像,图像范围称为视场,要求特征表面在摄像机的视野范围之内,即视场约束条件为

$$\|v\| \|v_a\| \cos(\rho/2) - v \cdot v_a \leq 0. \quad (5)$$

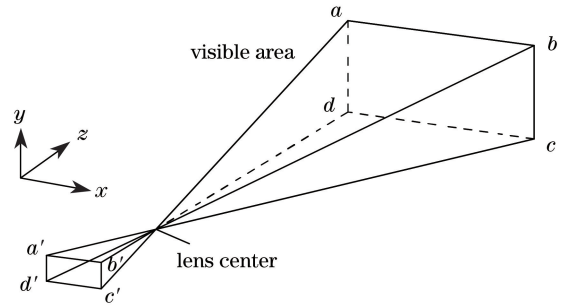


图5 视场约束示意图

Fig. 5 Schematic of field of view constraint

4) 景深约束。景深约束示意图如图6所示,指沿着摄像机光轴方向拍摄,能够得到良好图像质量的拍摄距离范围的约束,摄像机的前后景深将摄像机可视区分分为四棱台形状^[10]。景深约束条件为

$$\begin{cases} \frac{fu}{f + 0.25(u - f)F/u} - z \leq 0 \\ z - \frac{fu}{f - 0.25(u - f)F/u} \leq 0 \end{cases}, \quad (6)$$

式中: z 为摄像机的拍摄距离; u 为聚焦距离; f 为镜头焦距; F 为摄像机光圈系数。

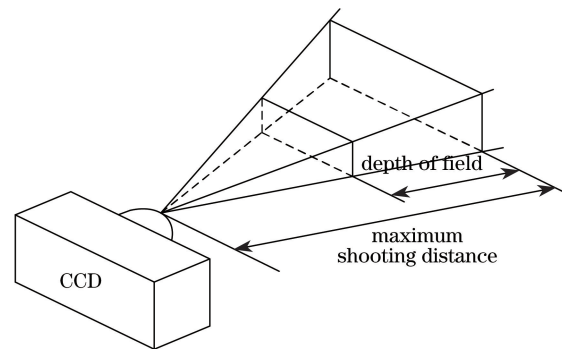


图6 景深约束示意图

Fig. 6 Schematic of depth constraint

当摄像机节点位置与待测物体模型离散点间的关系满足上述约束条件时,可以认为在摄像机图像中能够清晰地显示该目标点,即认为该离散点被覆盖。将所有的离散覆盖点一一统计,再根据(2)式即可得到视觉测量网络规划的覆盖率。

2.3 三维不确定度分析

假设空间中所有参与测量任务的摄像机均无畸

变,则空间点重构的过程即为线性变换过程。对于测量目标点 $P(X, Y, Z)$, 根据测量网络中的 n 个摄像机从不同角度以不同姿态获取测量目标的图像信息, 进而确定待测目标点的三维不确定度, 则像点坐标与空间点坐标的关系为

$$\begin{cases} u_i = -f \frac{m_{11}^i X + m_{12}^i Y + m_{13}^i Z + m_{14}^i}{m_{31}^i X + m_{32}^i Y + m_{33}^i Z + m_{34}^i}, \\ v_i = -f \frac{m_{21}^i X + m_{22}^i Y + m_{23}^i Z + m_{24}^i}{m_{31}^i X + m_{32}^i Y + m_{33}^i Z + m_{34}^i} \end{cases}, \quad (7)$$

$$\mathbf{M}_i = \begin{bmatrix} m_{11}^i & m_{12}^i & m_{13}^i & m_{14}^i \\ m_{21}^i & m_{22}^i & m_{23}^i & m_{24}^i \\ m_{31}^i & m_{32}^i & m_{33}^i & m_{34}^i \end{bmatrix}, \quad (8)$$

式中: (u_i, v_i) 为目标点 P 在第 i 幅图像上的像点坐标; \mathbf{M}_i 为投影矩阵; m_{jk}^i 为第 i 幅图像上对应投影矩阵中的元素, $j=1, 2, 3, k=1, 2, 3, 4$ 。

将(7)式转化为矩阵形式可得

$$\begin{bmatrix} m_{31}^i u_i + f m_{11}^i m_{32}^i u_i + f m_{12}^i m_{33}^i u_i + f m_{13}^i \\ m_{31}^i v_i + f m_{21}^i m_{32}^i v_i + f m_{22}^i m_{33}^i v_i + f m_{23}^i \\ -f m_{14}^i - u_i m_{34}^i \\ -f m_{24}^i - v_i m_{34}^i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -f m_{14}^i - u_i m_{34}^i \\ -f m_{24}^i - v_i m_{34}^i \end{bmatrix}. \quad (9)$$

根据最小二乘法可以将(9)式表示为

$$\mathbf{A}_i \mathbf{P} = \mathbf{b}_i, \quad \mathbf{P} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b}, \quad (10)$$

式中 $\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1 \quad \mathbf{A}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{A}_i \quad \cdots \quad \mathbf{A}_n]^T$, $\mathbf{b} = [b_1 \quad b_2 \quad \cdots \quad b_i \quad \cdots \quad b_n]^T$ 。

由(10)式可知, 只要确定网络空间中的每个摄像机成像点图像坐标 (u_i, v_i) , 就可以重构出空间目标点 P 的三维坐标。

通过(10)式设定网络空间中的目标点重构计算函数为

$$\mathbf{P} = f(\mathbf{p}). \quad (11)$$

在空间点的重构过程中, 由协方差传播律 $\Delta \mathbf{P} = \left[\frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial \mathbf{p}} \right] \Delta \mathbf{p} \left[\frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial \mathbf{p}} \right]^T$ 可以得出测量目标点的测量不确定性估计, 并且这是一个近似值, 其中 $\Delta \mathbf{P}$ 为空间点 P 的重构协方差矩阵, $\Delta \mathbf{p}$ 为像点的协方差矩阵, $\left[\frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial \mathbf{p}} \right]$ 为重构函数对像点的雅可比矩阵, 可表示为

$$\left[\frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial \mathbf{p}} \right] = \left[\frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial p_1} \quad \frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial p_2} \quad \cdots \quad \frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial p_i} \quad \cdots \quad \frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial p_n} \right], \quad (12)$$

式中 $\frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial p_i}$ 为重构函数 $f(\mathbf{p})$ 对每个像点的偏导数矩阵, $\frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial p_i} = \left[\frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial u_i} \quad \frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial v_i} \right]$, $\frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial u_i}$ 和 $\frac{\partial f(\mathbf{p})}{\partial v_i}$

分别为 $f(\mathbf{p})$ 对像点两坐标的偏导数。

定义协方差矩阵 $\Delta \mathbf{P}$ 的对角线元素分别为目标点 P 在 X, Y, Z 方向上的重构不确定度, 记为 $\sigma^2(X), \sigma^2(Y), \sigma^2(Z)$, 通过协方差传播律, 针对测量空间中的 k 个目标点, 取每个目标点的重构协方差矩阵对角线元素平均值作为这个空间点三维测量不确定度, 即

$$\sigma(i) = \frac{\sum_{i=1}^k \text{tr}(\Delta \mathbf{P}_i)}{3k}, \quad (13)$$

式中 $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹。

根据以上分析, 视觉测量网络不确定度与摄像机间的变换矩阵、视场条件以及摄像机节点基距等因素有关, 当待测物体特征表面在摄像机的视野范围内时, 可以根据(13)式计算得出视觉测量网络中空间目标点的三维不确定度。

3 基于遗传算法的多视觉测量组网规划

遗传算法是根据生物界适者生存规律演变而来的一种随机性寻优方法^[10-13], 其主要方法是通过对所测目标进行概率化的寻优操作, 自适应地拟定寻优方向, 多目标遗传算法主要基于全局性的概率搜索法对两个及两个以上目标分别进行优化收敛^[14-15]。这里采用多目标遗传算法对摄像机网络布局进行组网优化, 设定测量网络覆盖率为第一目标函数, 目标点的三维不确定度为第二目标函数, 结合所确定的约束条件, 对视觉测量组网问题的决策变量进行逐步优化求解。

3.1 视觉测量组网规划的编码形式

在视觉测量网络规划的编码过程中, 应用离散建模法对待测模型进行几何建模, 利用三维直角坐标系确定摄像机视点的空间位置, 通过建立视球模型确定摄像机空间姿态。

应用遗传算法对摄像机组网规划进行求解时, 编码过程采用二进制编码形式。二进制编码的优点在于种群个体的交叉, 可以增加寻找最优解的概率^[16]。应用多目标遗传算法对决策变量 $\mathbf{I} = [x_i, y_i, z_i, \alpha_i, \beta_i, r_i]$ 的所有可能解的集合进行搜索, 能够准确并快速地求得摄像机的最优位姿组合。

3.2 视觉测量组网规划的适应度函数

根据遗传算法的进化规律, 利用适应度值来评价当前种群个体与最优解的趋近程度, 遗传算法的适者生存原则就是选择适应度值较高的个体。由于组网规划问题存在多个约束条件, 所以在遗传算法

求解过程中,先利用罚函数简化法对测量网络覆盖率函数进行处理,得到第一适应度函数,再应用最小值优化法对三维不确定度函数进行处理,得到第二适应度函数,两个适应度函数可分别表示为

$$F_1(\mathbf{I}) = \delta + \epsilon R_{CR} - \lambda g_i, \\ F_2(\mathbf{I}) = c_{\max} - \sigma(i), \sigma(i) \leq c_{\max}, \quad (14)$$

式中: δ 和 ϵ 为常数因子; λ 为惩罚因子; g_i 为约束条件函数; c_{\max} 为一个适当的、较大的常数。

3.3 视觉测量网络规划的遗传算子

选择算子,在群体中按照一定概率选择初始适应度值大的网络个体进行遗传操作。算法中,根据个体适应度值的大小选择适应度较高的个体,适应度较高的个体被遗传到下一代群体中的概率较高,反之,适应度低的个体则不容易被选中并遗传到下一代群体中,这样可以使子群体中个体的适应度值向最优解不断趋近。

在生物自然进化过程中,交叉过程又称为重组过程,交叉算子是按照一定概率从群体中随机选择两个个体,将两个个体的某个部位交换。这里应用二进制编码方式对测量网络个体的摄像机站位参数组合 $(x_i, y_i, z_i, \alpha_i, \beta_i, r_i)$ 进行编码,并对其进行随机交叉操作,这样可以有效地提高算法的寻优能力。

变异算子和交叉算子都起到重要的作用,在遗传算法中,交叉操作起到全局搜索的作用,可得到最优解在解空间中的大致位置,而变异算子只在个体染色体上小部分位置进行操作,起到局部微调的作用^[17],两者共同作用,才能保证个体更好地趋近最优解。

4 视觉网络测量组网规划仿真及实验研究

4.1 视觉测量网络规划的仿真分析

仿真中,选取螺旋桨结构作为测量对象,实际测量模型示意图如图7所示。测量对象仿真模型如图8所示,其直径为5.2 m,高度为0.8 m,将模型表面的网格节点作为标志点。相机的参数为:焦距 $f=20$ mm,工作距离为1000 mm,分辨率为 $2048 \text{ pixel} \times 1536 \text{ pixel}$,光圈系数为8。在仿真程序设计过程中,设置种群数量为50,遗传代数数为100代。结合组网规划的约束条件,给定决策变量初始范围 $\alpha \in (0^\circ, 90^\circ), \beta \in (0^\circ, 90^\circ)$ 。对摄像机组网站点布局的解空间实施优化搜索。

将测量网络覆盖率作为第一目标函数,通过罚函数法处理为适应度函数1,应用遗传算法求解,得到第一目标函数的收敛过程如图9所示;组网规划

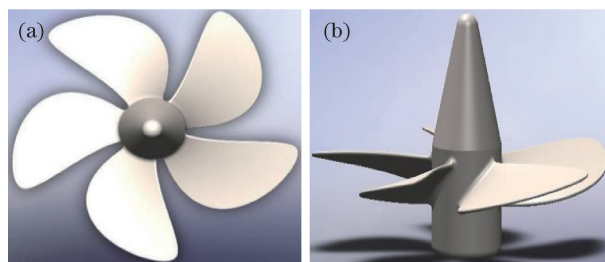


图7 实际测量模型示意图。(a)螺旋桨俯视结构;
(b)螺旋桨正视结构

Fig. 7 Schematic of practical measurement model.

(a) Top view of propeller body; (b) front view of propeller body

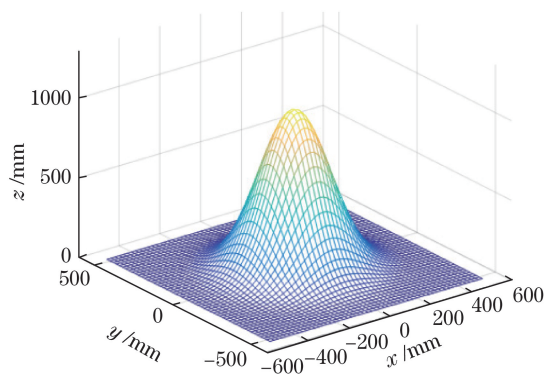


图8 测量对象仿真模型

Fig. 8 Simulation model of measured object

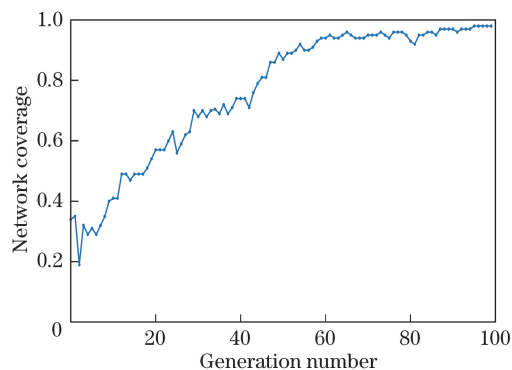


图9 第一目标函数的收敛过程

Fig. 9 Convergence procedure of first objective function

问题中,第二目标函数为测量点的三维不确定度,在仿真分析中,通过最小值求解法处理为适应度函数2,应用遗传算法求解,得到第二目标函数收敛过程如图10所示。

由上述仿真分析可知,在遗传算法应用到第100代时,两个目标函数均达到收敛状态,其中测量网络覆盖率可达99.72%,目标点的三维不确定度可收敛到0.0326 mm,得到组网规划中决策变量组合的最佳结果时,视觉测量组网规划布局如图11所示。

由图11可知,经过多目标遗传算法优化后的视觉测量网络已经兼顾测量覆盖率与三维不确定度的

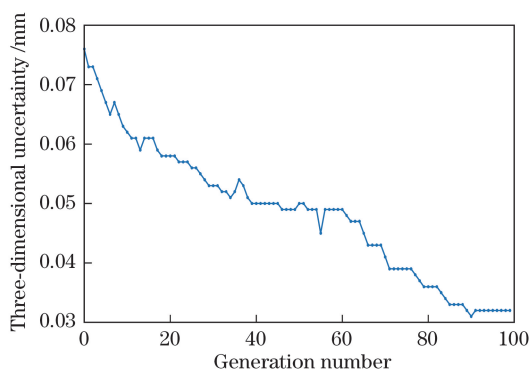


图 10 第二目标函数收敛过程

Fig. 10 Convergence procedure of second objective function

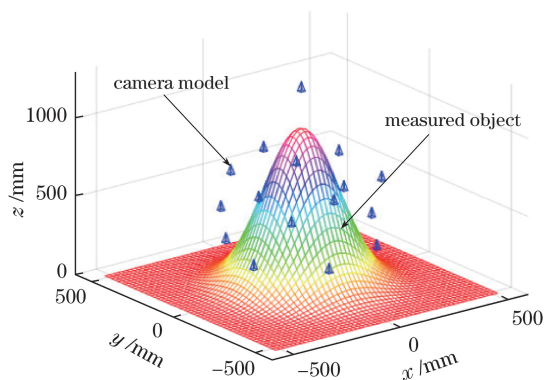


图 11 视觉测量组网规划布局

Fig. 11 Network layout of visual measurement

要求,本实例通过规划测量空间中 20 个视觉传感器,验证了算法的可行性,仿真结果满足测量要求,其中测量覆盖率可以达到 99.72%,测量精度可以达到 0.0326 mm,能在一定程度上满足大尺寸工业零件组网测量的要求。在实际测量过程中,需要根据测量对象合理选择测量网络中的传感器布局个数,并通过该策略完成组网规划,寻找最优站点点,从而保证测量系统的稳定性与高效性。

4.2 测量网络覆盖率与三维不确定度的实验验证

为了进一步分析和验证视觉测量网络覆盖率和

测量精度对系统的影响,选取图 12 所示的测量模型。模型表面贴附有 100 个测量标志点,所有标志点可以覆盖测量模型的完整表面,视觉传感器型号为 DHMER-130-30UM。通过 Motoman 机器人搭载图像传感器,沿仿真结果所确定的空间位姿信息进行定位拍摄,得到每个定位点所获取的图像,结合理论分析模型,分别设置 5,10,15,20 个站点点,在不同布局站点数量条件下验证视觉测量网络覆盖率和测量精度。

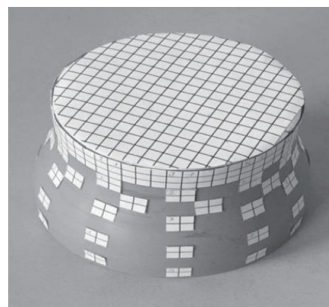


图 12 测量模型

Fig. 12 Measurement model

分别采用数据统计和三维重构两种方式对组网规划策略进行验证分析,统计数据结果以获得所定义目标函数的具体收敛趋势。利用三维重构进行实验验证,还原测量对象的完整形貌,直观地描述该方法的覆盖性能。

测量网络覆盖率与测量精度数据对比如表 1 所示。表 1 通过数据统计的方式给出了不同数量下视觉传感器的测量网络覆盖率、实际测量精度和仿真目标函数数值之间的数值关系,其中 X_s 、 Y_s 和 Z_s 分别表示当前测量环境条件下所有覆盖的可测点在 X、Y 和 Z 方向上的测量标准差。由(12)式可确定仿真目标的函数值,并对测量数据和仿真目标函数值进行对比分析,得到三维不确定度与标准差均值对比分析如图 13 所示。

表 1 测量网络覆盖率与测量精度对比

Table 1 Comparison of measurement network coverage and measurement accuracy

Number of layout	Number of coverage points	Coverage rate /%	Standard deviation /mm			Mean value of standard deviation /mm	Simulation target value /mm
			X_s	Y_s	Z_s		
5	75	75	0.1805	0.1271	0.1472	0.1516	0.0828
10	88	88	0.1149	0.0807	0.0993	0.0983	0.0554
15	96	96	0.0826	0.0554	0.0714	0.0698	0.0396
20	99	99	0.0684	0.0399	0.0426	0.0503	0.0326

由表 1 和图 13 可以看出,随着视觉传感器布局点位数量的增多,测量网络覆盖率和系统测量精度均有所提高,采用 20 个点位布局时,仿真目标函数

收敛至最优值,同时实际测量网络覆盖率及测量精度也更趋近于理论目标函数的最优值。对测量标志点进行统计,可以得出测量网络覆盖率达到 99%,

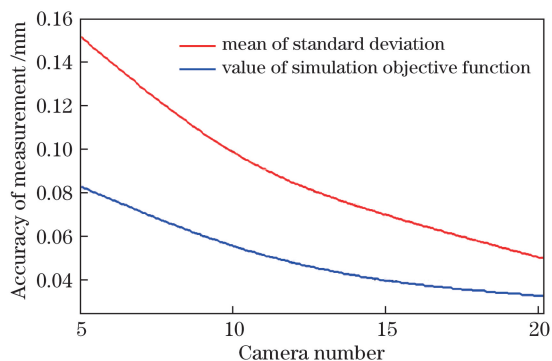


图 13 三维不确定度与标准差均值的对比

Fig. 13 Comparison of three-dimensional uncertainty and standard deviation

计算有效测量标志点的精度可达到 0.0503 mm。但测量精度与理想模型下的三维不确定度值有差距,其主要原因在于实验装置简陋、镜头畸变、标志点贴附误差、测量方法以及图像配准等系统误差。

为了直观地验证组网策略的可行性与有效性,通过 20 个布局点位组成的测量网络摄取测量目标图像,对所获取的图像进行预处理后,由 OpenCV 重构软件对测量对象进行三维重建,最终得到测量对象的三维重建效果如图 14 所示。

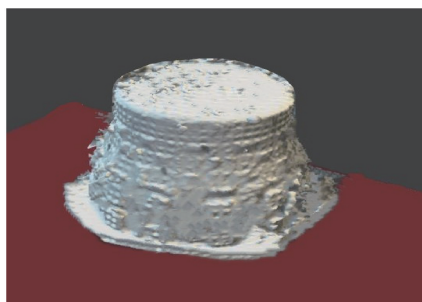


图 14 测量对象的三维重建效果图

Fig. 14 Three-dimensional reconstruction effect of measurement object

从图 14 的三维重建结果可以看出,重建图像中一些相似的特征点会产生冗余现象,所粘贴的标志点并没有在重建的三维图像中完全显现出来,但重构结果基本还原了被测对象的三维形貌。产生上述结果的原因在于:实验室及实际测量环境不能满足所要求的测量环境条件,且现阶段的三维重构算法存在缺陷。后续研究会将三维重建作为部分研究重点,并考虑更加全面的约束条件,进一步提高算法的智能性和实验装置的测量准确度,为智能组网规划研究提供有力的技术支撑。

5 结 论

提出了一种兼顾测量覆盖率与系统三维不确定

度要求的视觉测量网络规划方法,研究了描述摄像机位姿的参数化模型。确定组网规划目标为测量覆盖率和三维不确定度,考虑了可见性等多种摄像机位姿约束条件,应用多目标遗传算法解得最优参数组合。结合理论分析对螺旋桨主体结构模型进行了仿真,并在实际条件下,通过实验验证了不同视觉传感器数量条件下测量网络覆盖率以及测量精度对组网测量系统的影响,确保了该方法的可行性。该研究为实现大尺寸工业结构的视觉组网测量研究提供了理论基础和技术支持。

参 考 文 献

- [1] Deng H, Xie J, Meng G Y, *et al.* Repeat positioning accuracy measurement technology based on machine vision[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2014, 37(12): 45-48.
邓辉, 谢俊, 孟广月, 等. 基于机器视觉的重复定位精度测量技术[J]. *电子测量技术*, 2014, 37(12): 45-48.
- [2] Li W, Dong M L, Sun P, *et al.* Relative orientation method for large-scale photogrammetry with local parameter optimization[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(9): 2053-2060.
李巍, 董明利, 孙鹏, 等. 大尺寸摄影测量局部参数优化相对定向方法[J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(9): 2053-2060.
- [3] Olague G, Mohr R. Optimal camera placement for accurate reconstruction[J]. *Pattern Recognition*, 2002, 35(4): 927-944.
- [4] Wu M, Zhang X D, Duan W C, *et al.* Geometry splicing and measurement of wide range image in mobile measurement system[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2016, 33(4): 415-420.
乌萌, 张晓东, 段渭超, 等. 移动测量系统宽幅影响的集合拼接与量测[J]. *测绘科学技术学报*, 2016, 33(4): 415-420.
- [5] Wang X J, Wang J, Dong M L, *et al.* Research on camera planning based on multiple constraints and genetic algorithm[J]. *Tool Engineering*, 2008, 42(2): 64-67.
王学娟, 王君, 董明利, 等. 基于多约束条件和遗传算法的摄像机网络规划研究[J]. *工具技术*, 2008, 42(2): 64-67.
- [6] Yuan Y, Zhang X H, Zhu Z K, *et al.* Deformation measurement of large-scale wind turbine blades using videometrics[J]. *Journal of Computer Applications*, 2012, 32(S1): 114-117.
苑云, 张小虎, 朱肇昆, 等. 大型风力发电叶片变形的摄像测量方法研究[J]. *计算机应用*, 2012, 32(S1): 114-117.

- [7] Chen J Y, Dong M L, Wang J, *et al.* Photogrammetric network design for large-scale trough concentrator surface measurement[J]. *Renewable Energy Resources*, 2016, 34(3): 353-359.
陈佳毅, 董明利, 王君, 等. 大型槽式聚光器面形摄影测量网络规划方法研究[J]. *可再生能源*, 2016, 34(3): 353-359.
- [8] Qiao Y J, Wang H R, Zhao Y J. Study on binocular vision measurement network layout for large curved surface parts[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(4): 913-918.
乔玉晶, 王浩然, 赵燕江. 大尺寸曲面零件的双目视觉测量网络规划研究[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(4): 913-918.
- [9] Yang Y, Li C, Miu W P, *et al.* Global optimal design of wind turbines blade based on multi-object genetic algorithm[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(14): 192-198.
杨阳, 李春, 缪维跑, 等. 基于多目标遗传算法的风力机叶片全局优化设计[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(14): 192-198.
- [10] Liang S T, Yang J F, Xue B. A new phase diversity wave-front error sensing method based on genetic algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(4): 1015-1019.
梁士通, 杨建峰, 薛彬. 基于遗传算法的改进相位差法波前误差传感器技术研究[J]. *光学学报*, 2010, 30(4): 1015-1019.
- [11] Pan Y Y, Guo J, Zhang L Y, *et al.* Optimal embattling method based on adaptive genetic algorithm[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2013, 32(5): 62-64.
潘焯焯, 郭洁, 张林颖, 等. 基于自适应遗传算法的优化布站方法研究[J]. *国外电子测量技术*, 2013, 32(5): 62-64.
- [12] Tang Y H, Wu Q Y, Chen X Y, *et al.* Optimization design of the meridian line of progressive addition lenses based on genetic algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(9): 0922005.
唐运海, 吴泉英, 陈晓翌, 等. 基于遗传算法的渐进多焦点镜片子午线优化设计[J]. *光学学报*, 2014, 34(9): 0922005.
- [13] Yang J, Zhao H Y. The research of floating-point coding improved genetic algorithm flatness error evaluation[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(3): 706-711.
杨健, 赵宏宇. 浮点数编码改进遗传算法在平面度误差评定中的研究[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(3): 706-711.
- [14] Creaco E, Pezzinga G. Embedding linear programming in multi objective genetic algorithms for reducing the size of the search space with application to leakage minimization in water distribution networks[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2015, 69(C): 308-318.
- [15] Yang C X, Li S K, Wang X Z. Pixelated source mask optimization based on multi chromosome genetic algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(8): 0811001.
杨朝兴, 李思坤, 王向朝. 基于多染色体遗传算法的像素化光源掩模优化方法[J]. *光学学报*, 2016, 36(8): 0811001.
- [16] Gao H, Xue L Y. Back propagation neural network based on improved genetic algorithm fitting LED spectral model[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(7): 072302.
高航, 薛凌云. 基于改进遗传算法的反向传播神经网络拟合 LED 光谱模型[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(7): 072302.
- [17] Yang G T, Dong R F, Wu H L, *et al.* Viewpoint optimization using genetic algorithm for flying robot inspection of electricity transmission tower equipment[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2014, 23(2): 426-431.