

文章编号 1004-924X(2026)12-1940-14

基于 A3C 的大视场摄像机标定

邱 涛, 谢 辉, 欧巧凤*, 熊邦书, 游世勋

(南昌航空大学 信息工程学院, 江西 南昌 330063)

摘要: 由于大尺寸高精度靶标的制作、存储、运输和操作均存在困难, 大视场摄像机的高精度标定依然是视觉领域的挑战之一。为此, 本文提出了一种基于强化学习的高精度大视场摄像机标定方法, 利用 A3C (Asynchronous Advantage Actor-Critic) 算法, 优化张正友标定方法在大视场条件下的小靶标位姿, 获得等效大靶标图像和靶标特征的最佳样本分布, 最终实现标定精度的提升。首先, 将靶标姿态优化问题建模为马尔可夫博弈模型, 然后运用 A3C 算法训练 N 个并行的靶标智能体, 各智能体在独立环境副本中训练以优化靶标姿态, 最后把训练好的策略应用于大视场摄像机标定。对 10 m^2 大视场的摄像机标定进行实验, 其反投影误差可稳定在 0.2 mm 以内, 相比固定散焦方法精度提升约 50% , 相比 MAP-PO 算法精度提升约 12.3% 。本文方法成功应用于旋翼风洞试验中桨叶全场景运动参数测量, 满足试验对摄像机标定高精度和高稳定性的要求。

关键词: 大视场; 靶标位姿优化; 多智能体强化学习; A3C; 马尔可夫博弈

中图分类号: TP391.41; **文献标识码:** A

doi: 10.37188/OPE.20263412.1940

CSTR: 32169.14.OPE.20263412.1940

A3C-based large field of view camera calibration

QIU Tao, XIE Hui, OU Qiaofeng*, XIONG Bangshu, YOU Shixun

(Nanchang Hangkong University, School of Information Engineering, Nanchang 330063, China)

* Corresponding author, E-mail: ou.qiaofeng@nchu.edu.cn

Abstract: High-precision calibration of large field-of-view cameras remains challenging in machine vision, owing to the difficulties in fabricating, storing, transporting and handling large high-precision calibration targets. To address this issue, this paper presented a high-precision calibration method for large field-of-view cameras using reinforcement learning. Based on the Asynchronous Advantage Actor-Critic (A3C) algorithm, the proposed method optimized small-target poses for Zhang's calibration under a large field of view, and obtained the optimal sample distribution of equivalent large-target images and features, thus improving calibration accuracy. The target pose optimization problem was formulated as a Markov game, and N parallel target agents were trained via the A3C algorithm in separate environment instances to optimize target poses. The learned policy was then applied to large field-of-view camera calibration. Experiments on a 10-square-meter field of view show that the reprojection error is stably below 0.2 mm , Compared with the fixed defocus method, accuracy improved by about 50% , and compared with the MAPPO algorithm, accuracy improved by about 12.3% . The proposed method has been successfully applied to full-scene motion parameter measurement of rotor blades in rotor wind tunnel tests, meeting the high-precision

收稿日期: 2026-03-20; 修订日期: 2026-06-16.

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 62365014); 江西省自然科学基金 (No. 20242BAB202072, No. 20242BAB212004)

sion and high-stability requirements of camera calibration.

Key words: large field of view; target pose optimization; multi-agent reinforcement learning; curve fitting; Markov game

1 引 言

视觉测量旨在从图像中定量恢复目标的几何信息,视觉测量技术由于具有非接触、速度快、精度高等优点而被广泛应用于各个领域。根据信息维度,视觉测量可分为二维测量与三维测量:二维测量在图像平面内直接提取特征;三维测量则恢复深度信息,依据是否主动投射光源又分为被动式(如双目立体视觉)与主动式(如结构光、相位轮廓术等)^[1]。近年来,工业应用中对大视场、大尺寸和高精度测量的需求日益增加,典型场景包括:直升机旋翼桨叶的挥舞/摆振形变测量^[2]、风力发电叶片的全场变形监测^[3]、飞机机体结构的三维形变测量^[4]等。摄像机标定是视觉测量的关键步骤,旨在获取摄像机的内部和外部参数,构建二维图像坐标与三维世界坐标之间的映射关系,摄像机标定的精度直接影响视觉测量的准确度。在上述场景中,测量视场常达数米至十余米,被测物体尺度大、形变复杂,对摄像机标定的精度与稳定性提出了极高要求。

现有摄像机标定方法主要分为三类:自标定、主动视觉标定以及基于靶标的标定。其中,基于靶标的标定方法因能够提供具有几何约束的高精度特征点,在大尺寸物体视觉测量中具有高精度、鲁棒性强以及现场部署灵活的显著优势,成为该场景下应用最广泛的标定方法^[5]。

目前,以张正友标定法为代表的基于靶标的标定方法,在小视场条件下因操作简单、精度高而被广泛应用^[6]。但在大视场条件下,大尺寸高精度靶标的制作、存储、运输和操作均存在困难,难以满足高精度标定需求。若直接采用小尺寸靶标进行大视场摄像机标定,虽然能够降低靶标制作和现场操作难度,但其标定精度通常难以保证。其根本原因在于:小靶标所提供的特征点数量和空间覆盖范围有限,采集图像中的有效标定信息往往集中在视场局部区域,难以对大视场边缘、角落及畸变显著区域形成充分约束;同时,小靶标不同位姿之间的空间分布和姿态差异若依

赖人工经验,容易出现样本分布不均、姿态多样性不足等问题,导致摄像机内参、畸变参数及外参求解过程约束不足,参数估计稳定性下降。特别是在大视场测量中,标定误差会随视场尺度放大,并进一步影响三维重建和空间测量精度。因此,如何在不依赖大尺寸靶标的条件下,合理规划小靶标在大视场中的位置和姿态,使其形成具有充分覆盖性的等效大靶标,是提高大视场摄像机标定精度的关键问题。胡浩等^[7]利用小孔成像模型和透视成像模型的截面相似性,实现了摄像机内、外参数的分离标定,避免了直接应用大尺寸靶标进行摄像机标定,但小靶标图像的采集方法依赖于人工经验。针对该问题,许多研究者转而从靶标位姿优化的角度探索自动化的高精度标定方法。史宝全等^[8]设计了基于交比不变性的十字形靶标,通过交比恒定约束布局靶点并实现自动识别,为大视场相机标定提供了一种轻便、高鲁棒性的现场解决方案。杨霁等^[9]提出了一种改进的靶标姿态选择方法,利用天顶角和方位角筛选姿态差异显著的图像,显著提高了标定精度。本课题组在之前的工作中,利用强化学习中的 Q-learning 和 MAPPO 算法^[10],通过最小化标定误差来优化靶标位姿,解决了大视场环境下靶标摆放依赖人工经验的问题,但奖励函数设计的单一性,限制了智能体策略探索的空间,影响了智能体策略的多样性和探索效率。

为进一步优化标定图像采集过程的靶标位姿,提高大视场下摄像机标定的精度,本文将靶标位姿优化问题建模为一个完全协作的马尔可夫博弈模型,并采用 A3C 算法进行求解,通过在多个环境实例中并行训练多个智能体,并利用异步更新的方式来提高策略的探索效率和稳定性。

2 大视场摄像机标定的马尔可夫博弈模型

在大视场摄像机标定的马尔可夫博弈模型

中,所有靶标的位置和姿态信息共同定义系统的全局状态。每个靶标被抽象为一个独立的智能体,其未来的状态仅依赖于当前全局状态和自身采取的动作(平移和旋转),与过去的状态无关。因此,可对靶标状态变化过程进行马尔可夫建模。为了保证摄像机标定精度,靶标应尽量覆盖整个视场。鉴于单个小靶标无法完全覆盖整个大视场,本文提出了一种在大视场环境下靶标位姿优化方法。首先,将单靶标多次位姿优化问题建模成多靶标位姿同步优化问题;然后,把多靶标位姿优化问题视为一个多智能体协作任务;最后,由于每个靶标的行动不仅会影响自身的状态,还会对其他靶标的状态产生影响,进而影响整个系统的标定结果,本文将整个问题抽象为一个马尔可夫博弈过程。

图1展示了大视场摄像机标定过程的马尔可夫博弈模型。每个靶标被看作是一个独立的智能体,负责选择自己的动作,而所有靶标的联合动作会共同影响整个系统的状态。环境根据这些联合动作计算标定过程中的反投影误差,并基于误差分配奖励。每个智能体根据这些奖励调整其策略,优化自身的摆放位姿,以获得最优的靶标摆放位姿组合,从而提高整个系统的标定精度^[11]。

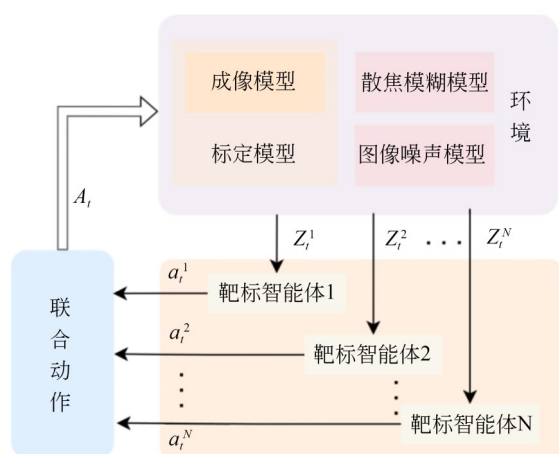


图1 大视场摄像机标定的马尔可夫博弈模型

Fig. 1 Markov game model of the grand field camera

首先对全局环境初始化;然后靶标智能体 i 根据环境得到当前局部观测状态 Z_t^i ,根据当前策

略选择动作 a_t^i ,所有智能体动作构成联合动作 A_t ,环境根据状态转移函数转移到下一环境状态,并依据奖励函数向各个智能体反馈即时奖励;最后各个智能体根据所获即时奖励调整其个体策略,每个靶标智能体都以最大化自身的累计回报为目的,优化自身摆放位姿,从而提高摄像机的标定精度。

2.1 大视场摄像机成像模型

双目立体视觉^[12]是恢复空间三维信息的主要手段之一,其基本原理是利用两台位置不同的摄像机从两个视角同步采集同一场景的图像,通过匹配左右图像中的对应特征点,根据三角测量原理计算出空间点的三维坐标。在这一过程中,摄像机的内、外参数及畸变系数是建立二维图像坐标与三维世界坐标之间映射关系的基础,而标定参数的精度直接影响三维重建的准确性^[13]。本文第4.4节的应用实验正是采用双目立体视觉系统对大尺寸桨叶标记点进行三维测量。下面首先介绍单目摄像机的成像模型,该模型是双目视觉的理论基础。

摄像机标定的本质是建立空间三维点与其在图像平面上的二维投影点之间的精确数学映射。该映射基于小孔成像模型,涉及四个坐标系的逐步变换:世界坐标系、摄像机坐标系、图像坐标系和像素坐标系。设空间中的一点 P 在世界坐标系下的齐次坐标为 $P_w = (X_w, Y_w, Z_w, 1)$,其在图像像素坐标系下的投影点为 $p = (u, v, 1)$ 。根据小孔成像模型,二者之间的变换关系可表达为:

$$sp = K[R \ t]P_w, \quad (1)$$

其中: s 为尺度因子; R, t 分别为从世界坐标系到摄像机坐标系的旋转矩阵和平移向量,构成摄像机的外部参数; K 为摄像机的内部参数矩阵其具体形式为:

$$K = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中: f_x 和 f_y 分别为图像像素坐标系 u 轴和 v 轴上的归一化焦距, (u_0, v_0) 为主点坐标。

实际镜头不可避免存在畸变,主要包括径向畸变和切向畸变。设理想归一化图像坐标为

(x, y) , 畸变矫正后的坐标为 $(x_{\text{corr}}, y_{\text{corr}})$, 畸变模型 可表示为:

$$x_{\text{corr}} = x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + 2p_1 xy + p_2(r^2 + 2x^2), \quad (3)$$

$$y_{\text{corr}} = y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2 xy, \quad (4)$$

其中: $r^2 = x^2 + y^2$, k_1, k_2, k_3 为径向畸变系数, p_1, p_2 为切向畸变系数。

综上所述, 摄像机标定的任务正是通过采集空间坐标的靶标图像, 精确估计上述内参矩阵, 畸变系数以及外参, 从而建立起从三维世界坐标到二维图像坐标的完整映射关系。该模型是本文后续大视场摄像机标定方法的基础, 也是验证标定精度的理论依据

2.2 智能体环境描述

本文的环境模型包括摄像机标定模型与成像模型。其中, 标定模型基于张正友标定原理, 通过提取图像特征点进行几何校正, 实现对摄像机内外参数的准确估计^[14]。成像模型包括小孔成像原理、镜头畸变模型、成像过程中散焦模糊模型和图像噪声模型, 尽量模拟真实成像环境, 增强环境真实性^[15]。

2.3 马尔可夫性假设的合理性分析

本文所建马尔可夫博弈模型的核心假设是靶标智能体下一时刻的状态仅依赖于当前时刻的全局状态和当前执行的动作, 而与之前的历史路径无关。在实际大视场标定场景中, 这一假设是合理且可行的。

首先, 靶标的平移与旋转动作由仿真环境根据设定的步长精确执行, 状态转移完全由当前动作及当前位姿决定, 物理上不存在对历史轨迹的记忆; 在实际操作中, 操作人员每次独立地将靶标摆放到目标位姿, 同样不依赖于之前的移动过程。其次, 仿真环境中的图像噪声与散焦模糊均为时不变的高斯噪声, 其统计特性不依赖于历史状态, 仅影响当前观测的方差, 不会引入对历史路径的依赖。再次, 本文采用 A3C 算法进行训练, 各并行环境副本中的靶标智能体均从随机初始位姿开始探索, 这种随机重置策略天然切断了历史轨迹的关联, 使策略学习无需记忆过去状态。最后, 从任务本质来看, 摄像机标定的精度仅取决于最终采集到的靶标位姿集合所提供的视场覆盖与特征点分布, 靶标如何移动至该位姿

的中间过程对标定结果无影响。因此, 采用马尔可夫性假设不会引入系统性误差。后续实验也表明, 基于该假设训练得到的策略在真实大视场标定中取得了稳定且高精度的结果, 从实证角度间接验证了建模的合理性。

2.4 状态空间定义

状态空间是指靶标智能体在视场中的位置信息和靶标自身的姿态信息的所有可能取值构成的集合。在 t 时刻, N 个参与标定的靶标中, 第 i 个靶标的状态信息表示为:

$$\begin{aligned} p_i &= [\varphi_i^i, \phi_i^i | i = 1, 2, \dots, N] \\ \varphi_i^i &= [X_i^i, Y_i^i, Z_i^i] \\ \phi_i^i &= [\alpha_i^i, \beta_i^i, \theta_i^i] \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $\varphi_i^i = [X_i^i, Y_i^i, Z_i^i]$ 为靶标 i 在大视场中的位置信息; $\phi_i^i = [\alpha_i^i, \beta_i^i, \theta_i^i]$ 为靶标 i 在大视场中的姿态信息; $p_i = [\varphi_i^i, \phi_i^i | i = 1, 2, \dots, N]$ 代表靶标 i 的状态信息。

在 t 时刻, N 个参与标定的靶标中, 靶标 i 的局部观测表示为:

$$\begin{aligned} Z_t^i &= [P_t^i, \|P_t^i - P_t^{i*}\|, P_t^i] \\ P_t^i &= \max(X_t^i - X_t^{i*}, Y_t^i - Y_t^{i*}, Z_t^i - Z_t^{i*}) \end{aligned} \quad (6)$$

其中: $P_t^i - P_t^{i*}$ 表示靶标 i 与其他靶标的状态差异, 其中 P_t^{i*} 代表除靶标 i 之外的其他靶标的状态信息。 $X_t^i - X_t^{i*}$, 其中 X_t^{i*} 代表除其他靶标 i 之外的其他靶标的 X 轴位置信息, P_t^i 表示靶标之间切比雪夫距离, 反映靶标之间的位置信息的差异。

t 时刻的全局状态为所有靶标局部观测状态集合:

$$S_t = (Z_t^1, Z_t^2, \dots, Z_t^N). \quad (7)$$

2.5 动作空间定义

在大视场摄像机标定仿真环境中, 从靶标的动作方向来说将靶标的动作分为沿 X, Y, Z 轴方向上的动作。在每个方向靶标有移动与旋转两类动作。移动动作的步长为 d_x, d_y, d_z , 旋转动作指 X, Y, Z 靶标绕轴做旋转运动, 旋转动作的步长为 l_x, l_y, l_z 。靶标的每个方向的动作空间维度为 9, 靶标的动作总空间维度为 $9^3 = 729$, 动作空

间定义为:

$$\begin{aligned} Action &= [a_x, a_y, a_z] \\ a_x &= \{[a_{\text{still}_d}, a_{x_{\text{up}}}, a_{x_{\text{down}}}], [a_{\text{still}_l}, a_{x_c}, a_{x_a}]\}, \\ a_y &= \{[a_{\text{still}_d}, a_{y_{\text{up}}}, a_{y_{\text{down}}}], [a_{\text{still}_l}, a_{y_c}, a_{y_a}]\}, \\ a_z &= \{[a_{\text{still}_d}, a_{z_{\text{up}}}, a_{z_{\text{down}}}], [a_{\text{still}_l}, a_{z_c}, a_{z_a}]\} \end{aligned} \quad (8)$$

其中: a_x 表示靶标在 X 方向动作, 其中 $[a_{\text{still}_d}, a_{x_{\text{up}}}, a_{x_{\text{down}}}]$ 表示靶标沿 X 方向的移动动作, $[a_{\text{still}_l}, a_{x_c}, a_{x_a}]$ 表示靶标沿 X 方向的旋转动作; 其中 a_{still_d} 表示靶标保持位置不变, a_{still_l} 表示靶标保持姿态不变; $a_{x_{\text{up}}}$ 表示靶标沿着 X 轴正方向移动, $a_{x_{\text{down}}}$ 表示靶标沿着 X 轴负方向移动; a_{x_c} 表示靶标沿着 X 轴负方向移动顺时针旋转, a_{x_a} 表示靶标沿着 X 轴负方向移动逆时针旋转。

2.6 奖励函数定义

在摄像机标定中, 反投影误差是评价标定精度的关键指标, 可以直接反映摄像机标定参数是否准确。本文以验证靶标的反投影误差作为主要的评估标准, 以交互靶标之间的切比雪夫距离作为辅助标准, 两部分加权构成奖励函数, 具体表示为:

$$\begin{aligned} E(S_i) &= e \times (1 - \gamma) \\ e &= \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (P_{ij}^{S_i} - P_{ij})^2}{IJ}}, \\ \gamma &= \lambda \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M P_m^{n'}}{MN} \end{aligned} \quad (9)$$

其中: e 表示所有验证靶标上圆形标记点的反投影误差平均值, 其中 $P_{ij}^{S_i}$ 表示验证靶标上的特征点, 这些特征点根据交互靶标的标定结果被投影到世界坐标系下的三维坐标; I 表示验证靶标的个数; J 表示单个验证靶标上的特征点数量; P_{ij} 表示特征点的理想三维坐标。式中 γ 表示这些交互靶标之间的切比雪夫距离的平均值, λ 平衡两项的权重系数, $P_m^{n'}$ 表示验证靶标 n 与其他靶标之间的切比雪夫距离。

本文使用验证靶标的平均反投影误差和交互靶标之间的平均切比雪夫距离来引导靶标均匀摆放, 当验证靶标的平均反投影误差越小, 可以确保摄像机标定的精度越高, 当交互靶标之间的平均切比雪夫距离越大, 能够确保靶标摆放越均匀。在大视场摄像机标定环境下, 所有靶标完全协作、目标一致, 因此靶标智能体共享奖励函

数。公共奖励函数设置如下:

$$r(S_i, a_i) = -\bar{E}(S_i), \quad (10)$$

其中: $r(S_i, a_i)$ 为交互靶标 S_i 状态下选取动作 a_i 获取的奖励, 设定为验证靶标的平均反投影误差的相反数。

3 大视场摄像机标定马尔可夫博弈模型求解

3.1 算法动机与对比分析

本课题组前期工作已尝试将强化学习应用于大视场摄像机标定中的靶标位姿优化问题, 先后采用了 Q-learning 和 MAPPO 算法。然而, Q-learning 作为值函数方法在处理连续或高维动作空间时存在局限性; MAPPO 虽支持多智能体协作, 但其中心化训练-去中心化执行的框架需要维护额外的价值网络, 且策略更新为同步批次更新, 样本效率有待提升。更重要的是, 前期工作中的奖励函数仅依赖反投影误差, 容易导致智能体陷入局部最优, 难以获得视场全覆盖的等效大靶标效果。针对上述不足, 本文所提方法在以下三个方面具有本质区别:

(1) 问题建模完整性: 前期工作将多个靶标的摆放问题简化为单智能体序贯决策或简单协作, 忽略了靶标之间的实时相互影响。本文将其建模为完全协作的马尔可夫博弈, 每个靶标作为独立智能体, 其动作联合影响全局状态, 更准确地描述了大视场标定中多靶标协同优化的真实场景。

(2) 算法机制的高效性: 本文采用的 A3C 算法引入了异步优势演员-评论家结构, 通过多个并行环境副本独立探索、异步更新全局网络, 显著提高了样本效率和训练稳定性。与 MAPPO 相比, A3C 无需维护中心化价值网络, 各智能体通过全局网络的异步参数同步实现协作, 更适合动作空间较大、探索需求高的靶标位姿优化问题。

(3) 奖励函数的精细化设计: 本文在奖励函数中引入了靶标间切比雪夫距离作为辅助项, 引导智能体在减小反投影误差的同时保持靶标在视场内的均匀分布, 从而获得更优的等效大靶标覆盖效果。这一设计有效平衡了标定精度与视

场覆盖率,克服了前期工作中奖励函数单一导致策略探索空间受限的问题。

上述区别使得本文方法在标定精度和稳定性上优于 MAPPO 的前期工作(详见第 4 节对比实验)。

3.2 基于 A3C 算法的大视场摄像机标定框架

A3C 框架是 AC(Actor-Critic)方法的扩展。它通过分离策略和价值估计,采用主—多从网络结构,并结合异步更新机制,优化了 AC 方法的训练过程^[16]。A3C 算法网络框架如图 2 所示,它包含一个全局网络和多个局部网络,全局网络存储并更新策略与价值函数的参数,传递给各局部网络;每个局部网络在独立线程中采样训练,计算策略梯度后定期更新全局网络。这种并行处理方式加快了收敛,提升了模型训练效率。

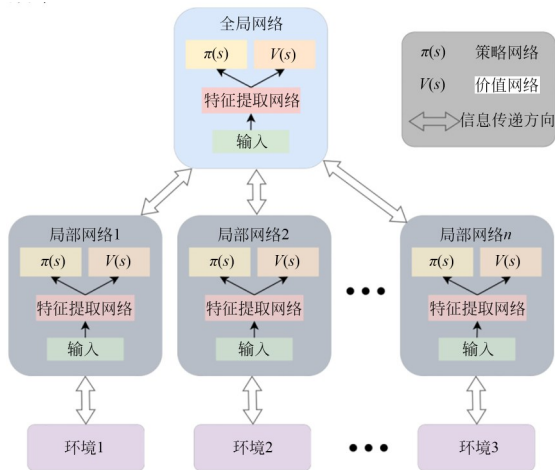


图2 算法网络结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the algorithm network structure

在 Actor-Critic 架构中,Actor 网络根据当前状态输出一个动作的概率分布,并从中选择一个动作来执行。而 Critic 网络则负责评估这个动作的价值,为 Actor 网络提供反馈。本文 A3C 算法中的 Actor 网络和 Critic 网络均采用全连接前馈神经网络。两个网络共享前两个隐藏层,每层包含 256 个神经元,Actor 网络的输出层使用 Softmax 激活函数,输出维度等于智能体的动作空间大小。Critic 网络的输出层为线性激活,其输入维度与全局状态信息的维度相同,输出是当前状态的价值函数,其输出维度为 1。Actor 网络与 Critic 网络的网络结构如图 3 所示。

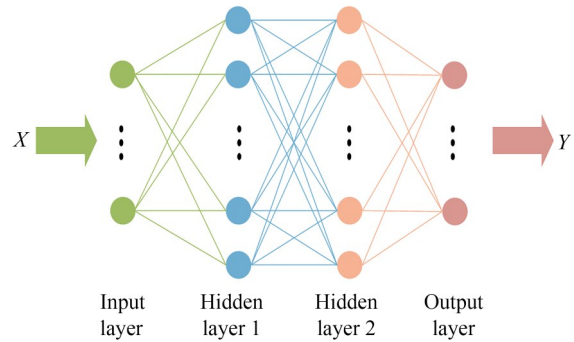


图3 Actor 与 Critic 网络结构

Fig. 3 Actor and critic network structure

本文基于 A3C 算法框架,将交互靶标定义为子智能体,其交互环境由其他子智能体的状态构成,各子智能体之间相互独立,分别与各自环境交互,进行策略更新;将训练靶标定义为主智能体,接收各子智能体的交互经验,通过分布式学习实现协同优化。A3C 框架具体结构及执行流程如图 4 所示。

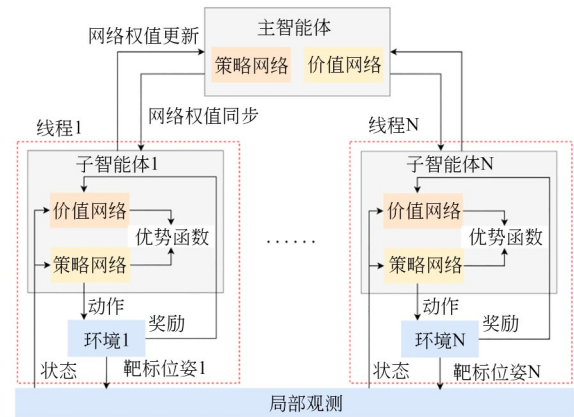


图4 基于 A3C 的大视场摄像机标定框架

Fig. 4 A large field camera calibration framework based on A3C

大视场摄像机标定过程中靶标姿态问题的求解方法,分为两个阶段:①训练阶段,利用多线程使每个交互靶标在其相应环境中,独立并行探索动作空间,并将获得的经验传递给全局网络,从而提高模型的训练效率;②评估阶段,全局网络根据局部网络传递的经验,进行状态价值的评估,更新 AC 网络参数,并将 AC 网络参数传递给局部网络。首先,所有独立的子智能体从主智能体中获得初始的网络权值,利用 DQN 经验回放

技巧,各自独立与环境交互探索,交互一定次数后,该子智能体根据自身的网络权值 φ_1 和优势函数 $A(s_t, a_t)$ 进行训练,得到网络更新梯度 $\nabla\varphi_1$;然后,子智能体会将得到的梯度信息传递给主智能体,主智能体根据每个子智能体的梯度信息,不断更新自身网络权值;最后,经过一定的时间步长主智能体会将新的网络权值同步更新给各个子智能体,更新后的子智能体继续与环境交互,重复上述流程。每个子智能体按上述步骤不断并行迭代更新,直到主智能体模型收敛。

3.3 策略优化

在一个时间步长 t 内,每个子智能体在其独立的工作线程中,根据其局部观测 Z_t^i ,通过策略网络输出相应的 X 轴、 Y 轴、 Z 轴的旋转平移动作 a_t 。随后,环境根据所有靶标智能体的联合动作 A_t 进行状态转移 $S_t \rightarrow S_{t+1}$,根据奖励函数反馈一个公共奖励 r_t ,根据价值网络得到 V_t ,通过这些公共奖励和状态价值,更新工作线程的网络参数,从而不断调整和优化智能体的行为策略。靶标智能体与大视场环境交互过程如图5所示。

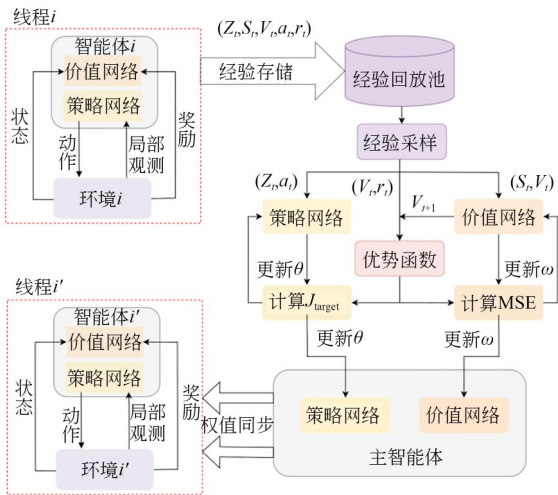


图5 靶标智能体参数更新

Fig. 5 Target agent interaction process

在大视场摄像机标定过程中,每个工作线程都有一个独立的局部环境,它们各自独立地与环境交互,获取经验数据,并将这些经验存储到经验回放池中。每个工作线程与环境交互一次,就往经验回放池 B 存入一条经验 $E_t = (Z_t, S_t, V_t, a_t, r_t)$ 。设置一个回合中单个靶标智能体 i 分别与环境交互 M 次,当经验回放池存储

的样本数量满足设定容量时,经验回放池中的经验被采样用于训练全局网络,全局网络根据采样的经验计算优势函数和均方误差,从而更新策略网络和价值网络的参数。并将更新后的参数同步到其他线程的局部网络,以指导后续的决策,更新完毕后清空经验回放池 B 。通过这种方式,全局网络能够从多个工作线程的经验中学习,实现更高效的策略优化。

表1 基于A3C的大视场摄像机标定方法伪代码

Tab. 1 Pseudo-code of calibration method based on A3C

输入:摄像机参数;

输出:Actor网络参数;

For each episode:

初始化靶标位置和姿态;

初始化主智能体的Actor参数 θ 和Critic参数 ω ;

复制主智能体参数到每个子智能体;

初始化经验回放池 B ;

For each step:

for each Worker i :

根据局部观测 Z_t^i 和Actor网络选择动作;

执行状态转移: $P_t^i \rightarrow P_{t+1}^i$;

环境根据联合动作 a_t 转移状态: $S_t \rightarrow S_{t+1}$;

计算公共奖励 r_t ,存储经验 $(Z_t, S_t, V_t, a_t, r_t)$ 到 B ;

If B is full:

从 B 中抽样,计算 J_{target} 和MSE;

For each update epoch:

更新主智能体的 θ 和 ω ;

将主智能体的 θ 和 ω 同步到其他子智能体;

清空 B ;

end if

end for

end for

4 大视场摄像机标定实验

4.1 仿真实验

为了验证所提方法的有效性,开展了不同摄像机模型的标定仿真实验。在PyCharm平台上使用Python语言完成了算法的仿真实现,其中的神经网络基于PyTorch框架搭建。仿真实验模拟了两组不同的视场环境,生成虚拟交互靶标,使用本文方法获得最佳靶标姿态,对具有不同参数的虚拟摄像机进行标定。两组仿真实验的参

数设置如表 2 所示。

交互靶标在大视场 X, Y, Z 方向下的移动步长分别是 100 mm, 100 mm 和 500 mm。在模拟散焦模糊时,二维高斯函数靠近摄像机位置的标准差被设定为 5,而在测量位置的标准差则被设定为 1。在模拟图像噪声时,一维高斯函数的标准差在最接近摄像机的位置被设定为 0.5,而在测量位置的标准差则设为 0.2。A3C 算法的超参数设置如表 3 所示。

本文以圆形标记点作为靶标的标记特征点,其特征点行列数为 8×9 ;特征点圆心距为 50 mm;特征点直径为 30 mm。采用 30 个标定靶标进行实验,并在大视场范围内随机初始化 30 个靶标的位置与姿态。

表 2 两组仿真实验参数
Tab. 2 Two sets of simulation parameters

项目	第一组参数	第二组参数
摄像头焦距/mm	12	50
图像分辨率/pixels	2 040×1 024	2 048×1 280
测量距离/m	5	10
测量视场/m ²	4.6×2.3	4.0×2.5
摄像机内参	$A = \begin{bmatrix} 2\,240 & 0.000 & 985.6 \\ 0.000 & 2\,240 & 546.1 \\ 0.000 & 0.000 & 1.000 \end{bmatrix}$	$A = \begin{bmatrix} 5\,181 & 0.000 & 1\,030 \\ 0.000 & 5\,184 & 630 \\ 0.000 & 0.000 & 1.000 \end{bmatrix}$
畸变系数	$p = [0.000\,0 \quad 0.000\,0 \quad 0.000\,0]$	$p = [0.000 \quad 0.000 \quad 0.000]$

表 3 A3C 算法超参数
Tab. 3 Super parameters of A3C algorithm

参数名称	值
学习率 a	5×10^{-4}
折扣因子 ρ	0.9
权重 λ	0.001
每个回合交互次数 M	25
经验回放池大小	1 000
批量大小	40
GAE 参数	0.95
裁剪参数	0.2
策略熵	0.01
数据复用次数	15
优化器	Adam
激活函数	Tanh, Softmax

4. 1. 1 第一组仿真结果

在第一组实验条件下,采用本文所提方法求解马尔可夫博弈模型,获得交互靶标在视场中的优化位姿,探索靶标在视场中的最优摆放位置与姿态,并与多智能体近端策略优化(Multi-Agent Proximal Policy Optimization, MAPPO)算法进行对比。在训练过程中,智能体每次与环境交互 25

次,以 100 000 回合为训练的总回合数。每隔 1 000 回合,对靶标智能体的策略进行一次评估。图 6 展示了单个智能体靶标的累计奖励曲线。

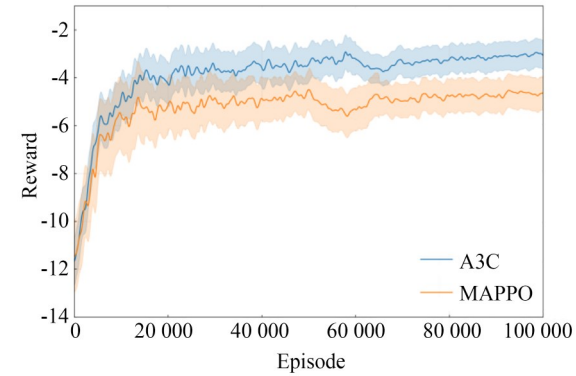


图 6 主网络靶标的累计奖励
Fig. 6 Cumulative reward of the main network

从图 6 可看出, A3C 算法与 MAPPO 算法均在约 70 000 回合后达到稳定收敛,两者的收敛速度相近。然而,得益于 A3C 的异步并行架构,每个训练回合的平均耗时显著低于同步更新的 MAPPO。在相同的硬件环境(Intel(R) Core(TM) i7-6700HQ CPU+RTX 3060 GPU)下,平均耗时约 2.6 s,而 MAPPO 每回合平均耗时约

4.1 s。完成全部 100 000 回合训练,A3C 总耗时约 72 h,MAPPO 约 114 h,训练时间缩短约 37%。此外,A3C 的奖励曲线波动幅度明显小于 MAPPO,表明其训练过程更加稳定。因此,A3C 算法在训练效率和稳定性方面均优于 MAPPO。为详细分析靶标智能体位姿优化的结果,选取上述 A3C 训练过程中的一组数据进行展示,给出了靶标的空间分布。靶标在大视场环境中的初始分布如图 7(a)所示,靶标在大视场环境中优化后的分布如图 7(b)所示。

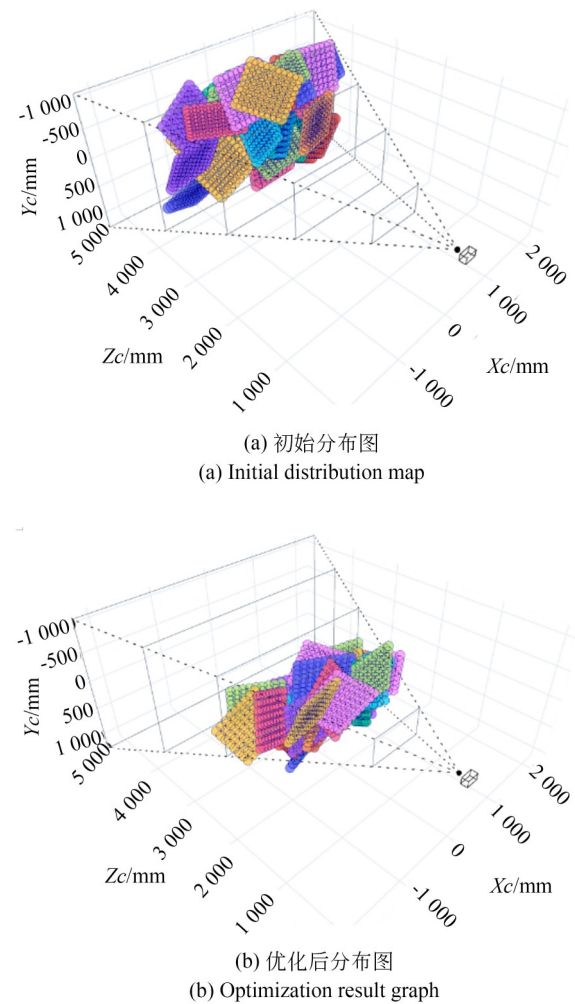


图 7 靶标位姿 3D 示意图

Fig. 7 Target position 3D schematic

从图 7 可以看出,迭代后的靶标移动到了散焦位置,形成了等效的大靶标。图 8 给出了靶标特征点的成像分布。初始分布情况如图 8(a)所示,优化后分布情况如图 8(b)所示。从图 8 可以

看出,迭代后的靶标特征点基本覆盖了整个视场,符合靶标覆盖整个视场的约束条件。

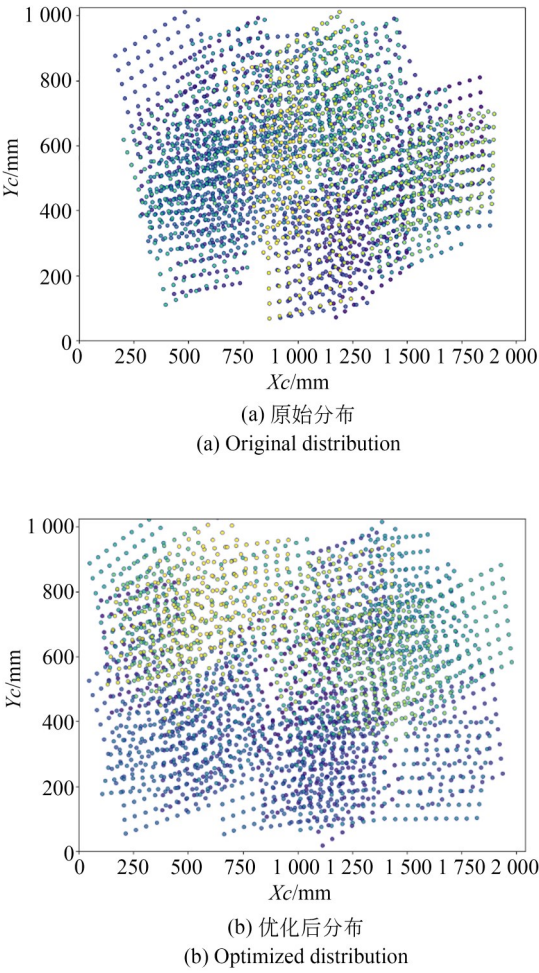


图 8 靶标二维分布图

Fig. 8 Target 2D map

根据上述仿真结果给出的靶标位姿,进行仿真标定,得到第一组摄像机参数如表 4 所示。

从仿真实验中得到表 4 的摄像机参数,并基于这些参数对位于测量位置的验证靶标进行了

表 4 第一组实验结果

Tab. 4 Results of the first set of experiments

项目	参数
内部参数	$A = \begin{bmatrix} 2\,240.706 & 0.000 & 985.675\,7 \\ 0.000 & 2\,240.585 & 546.073\,8 \\ 0.000 & 0.000 & 1.000 \end{bmatrix}$
畸变系数	$[-0.097\,7 \quad 0.372\,1 \quad 0.000\,0 \quad 0.000\,0 \quad 0.000\,0]$

反投影误差的计算。计算结果显示,平均反投影误差为 0.196 mm,验证靶标的反投影误差分布如图 9 所示。从图中可以看出,测量位置视场中心区域的靶标反投影误差较低,而视场边缘和角落区域的靶标反投影误差较高。进一步结合图 8 中的特征点分布情况进行综合分析,可以明显看出,视场边缘和角落区域特征点数量的不足是导致这些区域靶标反投影误差较高的主要原因。

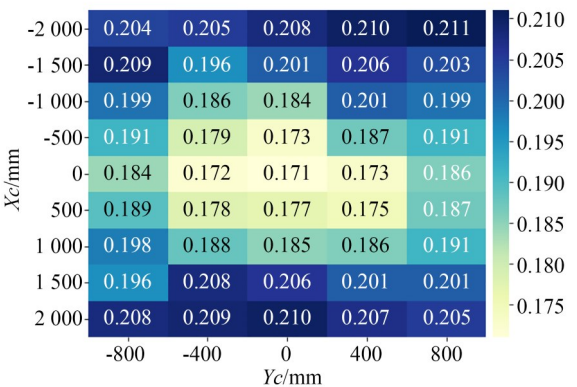


图 9 验证靶标反投影误差分布图

Fig. 9 Validation Target back-projection error distribution map

4.1.2 第二组仿真结果

在第二组实验条件下,通过所提方法求解马尔可夫博弈模型,获得靶标在视场中的优化摆放位置姿态。其第二组实验结果如表 5 所示。

表 5 第二组实验结果		
Tab. 5 Results of the second group of experiments		
项目	参数	
内部参数	$A = \begin{bmatrix} 5\,181.223 & 0.000 & 1\,030.076 \\ 0.000 & 5\,184.184 & 629.317 \\ 0.000 & 0.000 & 1.000 \end{bmatrix}$	
畸变系数	$\begin{bmatrix} -0.107\,59 & 0.066\,875 & 0.000\,0 & 0.000\,0 & 0.000\,0 \end{bmatrix}$	

根据表 5 给出的摄像机内参,对位于测量位置的验证靶标进行了反投影误差的计算,得出平均测试反投影误差为 0.203 mm。所提方法在以上两种不同型号摄像机条件下进行标定获得的测试反投影误差均小于 0.3 mm,摄像机各内参

的方差表明标定结果稳定性较好,优化后的靶标位置姿态与主观经验一致,初步验证了强化学习在大视场摄像机标定中的有效性。

本文奖励函数采用反投影误差与切比雪夫距离加权之和的形式,其中权重 λ 用于平衡标定精度与靶标分布均匀性。理论上 λ 过小则均匀性项贡献不足,靶标易聚集于视场中心; λ 过大则均匀性项主导,可能过度分散靶标而牺牲精度。因此,存在一个合理的 λ 区间使两者达到平衡。

本文仿真环境中,平均切比雪夫距离约为 300 mm。为使两项在奖励函数中贡献大致相当,权重系数 λ 理论上应选取 0.001 量级。在固定其他超参数的条件下,本文比较了 λ 取 0.000 5, 0.001, 0.002 时的训练效果,结果表明在 0.000 5~0.002 范围内,反投影误差与靶标均匀性的变化均不明显。因此,本文选取 $\lambda=0.001$ 作为最终权重。真实实验在此权重下取得了 0.144 mm 的高精度结果,进一步验证了该权重设置的合理性和鲁棒性。

4.2 真实实验

为验证所提方法的有效性,选择第一组视场环境,在真实环境中进行了大视场摄像机标定的实验。本文采用德国 BASLER 公司生产的工业摄像机进行实验,摄像机具体参数见表 6。

表 6 摄像机参数	
Tab. 6 Camera parameters	
项目	参数
摄像机型号	Basler acA2000-340 km
分辨率	2 040 pixels×1 024 pixels
感光芯片尺寸	11.3 mm×6 mm
镜头焦距	12 mm
像素尺寸	5.5 μm×5.5 μm
帧率	340 fps
色彩	黑白
测量视场	4.6 m×2.3 m

在实际环境下采集标定图像,为了将交互靶标精确摆放优化得到的目标位置姿态处,将目标位置姿态四个角点的圆心像素坐标相连并显示在采集标定图像软件视窗,操作人员依据该轮廓线,通过平移与旋转物理靶标,使其与显示轮

廓达到重合状态,进而采集一张标定图像。在此过程中,各目标位姿对应的靶标轮廓依次在显示界面上呈现,为操作人员提供靶标位置调整的可视化参考。图像采集软件视窗画面如图 10 所示,其中红色线框是用强化学习方法优化结果中靶标四个角点连成的轮廓,用于引导真实交互靶标的摆放位置(彩图见期刊电子版)。

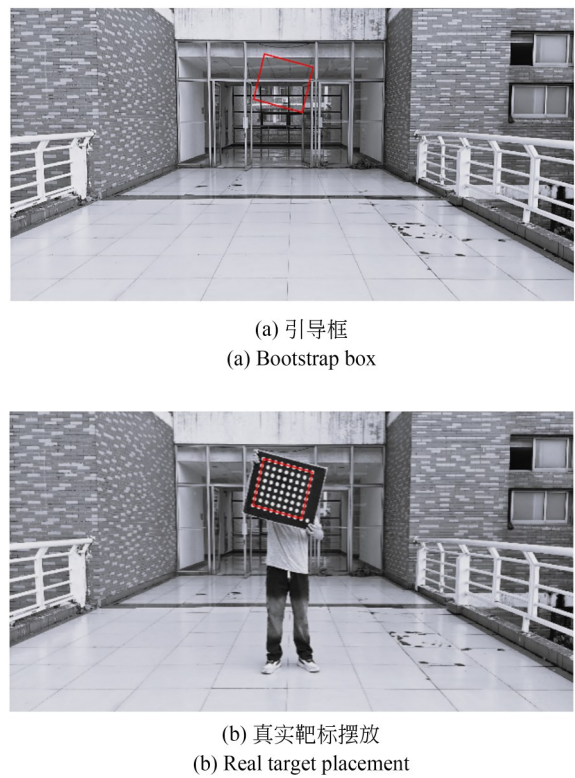


图 10 真实实验标定示意图
Fig. 10 Real experimental calibration schematic

根据优化后的位姿摆放靶标,采集标定图像进行标定,真实场景下大视场摄像机参数如表 7 所示。验证靶标反投影误差平均值为 0.144 mm。

表 7 工业摄像机参数
Tab. 7 Industrial camera parameters

项目	参数
内部参数	$A = \begin{bmatrix} 2\,231.372 & 0.000 & 1\,02.376\,6 \\ 0.000 & 2\,235.157 & 566.728 \\ 0.000 & 0.000 & 1.000 \end{bmatrix}$
畸变系数	$[-0.965\,71 \ 0.376\,42 \ 0.000\,0 \ 0.000\,0 \ 0.000\,0]$

4.3 对比实验

为了评估所提方法在大视场摄像机标定方面的性能表现,设计了仿真对比实验和真实对比实验,并与其他方法进行了对比分析。为确保实验的一致性,使用第一组摄像机进行对比,每种方法都使用 30 张标定图像进行标定,并重复 10 次。所提方法与以下两种方法进行了对比:

- (1)固定散焦^[17]:该方法是在固定散焦平面附近,对视场进行网格化划分,然后将靶标放置在网格内,进行标定图像的采集;
- (2)MAPPO:该方法是利用 MAPPO 算法,优化靶标智能体的位置姿态摆放策略,然后根据优化后的策略,获取靶标的位置姿态,进行标定图像的采集。

如图 11 与表 8 所示,固定散焦方法的平均测试反投影误差为 0.340 8,MAPPO 方法的平均测试反投影误差为 0.218 7,而 A3C 方法的平均测试反投影误差为 0.203 1。因此,在仿真大视场环境下,所提方法与固定散焦和 MAPPO 方法相比,能得到更优的靶标位姿摆放策略,在精度和稳定性方面均表现出色。

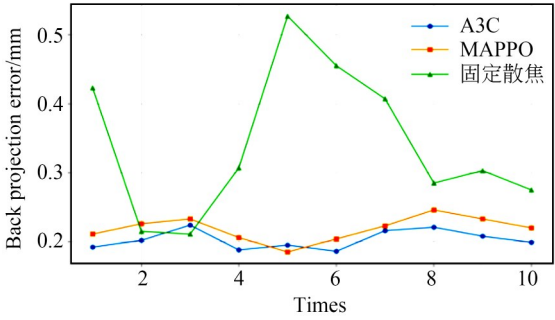


图 11 仿真标定实验对比
Fig. 11 Simulation calibration experiment comparison

表 8 仿真标定实验测试误差
Tab. 8 Industrial camera parameters

标定方法	平均测试反投影误差/mm	方差/ 10^{-3}
固定散焦	0.340 8	11.282 2
MAPPO	0.218 7	0.311 1
A3C	0.203 1	0.186 1

如图 12 与表 9 所示,在真实的大视场环境中,固定散焦方法的平均测试反投影误差为

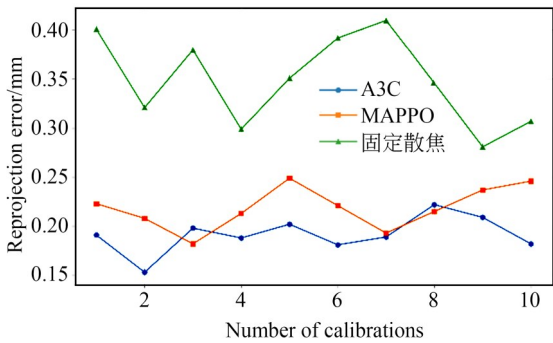


图 12 真实标定实验对比

Fig. 12 Actual calibration experiment comparison

表 9 真实标定实验测量误差

Tab. 9 Actual calibration error

标定方法	平均测试反投影误差/mm	方差/ 10^{-3}
固定散焦	0.348 8	2.102 2
MAPPO	0.218 7	0.465 6
A3C	0.191 5	0.343 4

0.348 8, MAPPO 方法的平均测试反投影误差为 0.218 7, 而 A3C 方法的平均测试反投影误差为 0.191 5。所提方法与文献中的固定散焦和 MAPPO 方法相比, 其优势更为明显。该方法能够精准地得出更优的靶标位姿摆放策略, 这一优势与仿真实验的结果是一致的。

4.4 应用实验

为验证本文方法在真实工程场景中的适用性, 将其应用于中国直升机设计研究所旋翼塔的大尺寸桨叶全场景运动参数测量任务, 提升课题组前期工作中提出的直升机桨叶挥舞量全场景视觉测量方法性能, 该测量方法的系统构建及具体计算流程详见课题组已发表的论文^[18], 实验布置如图 13 所示: 在 4.6 m×2.3 m 的侧向视场内, 采用第 4.2 节所述的工业摄像机两台, 基线 40 mm, 以 12 mm 镜头采集桨叶表面 17 组圆形反光标记点 (圆心距 90 mm, 直径 44 mm)。桨叶旋转半径 2.1 m, 试验转速 750 rpm, 总距 0°~8.5°可调。

利用本文基于 A3C 优化得到的 30 组靶标位姿完成大视场摄像机标定后, 将标定参数导入课题组自主开发的立体视觉测量软件, 实时解算桨叶标记点的三维坐标, 并以桨毂坐标系为基准计

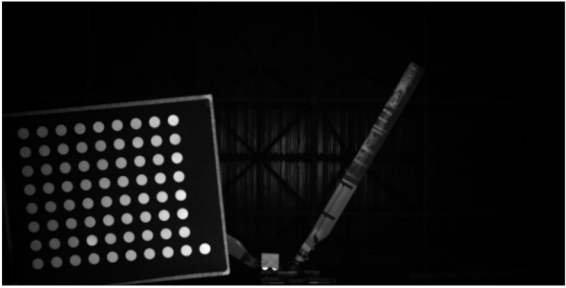


图 13 本文方法应用于大尺寸桨叶运动参数测量

Fig. 13 Proposed method applied in the measurement of large-scale blade motion parameters

算挥舞量。整个试验流程如下:

(1) 标定阶段: 按图 8(b) 所示的引导框摆放 30 个交互靶标, 采集标定图像; 平均反投影误差 0.146 mm, 外参稳定。

(2) 测量阶段: 同步触发左右摄像机, 采集 360° 周期的桨叶图像序列; 对每帧图像进行圆心提取、立体匹配, 获得 17 组标记点的三维轨迹。

(3) 数据处理阶段: 通过拟合桨叶轴线并计算其相对于旋转平面的夹角变化, 得到桨叶在整个 360° 旋转周期内的挥舞量变化曲线; 统计分析挥舞量的均值、均方根误差等参数, 评估桨叶动态形变特性。

实验结果如表 10 所示: 在 4.6 m×2.3 m 大视场内, 桨叶全场景挥舞量均方根误差仅为 0.912 mm, 挥舞角误差低至 0.028°, 均满足旋翼动力学试验 <1 mm 的精度门槛。上述结果表明本文提出方法在真实、大尺寸、高速旋转环境下的有效性, 实现了直升机桨叶运动参数的高精度、非接触、全域测量, 为旋翼性能评估与故障诊断提供了可靠的数据支撑。

表 10 桨叶形变全景测量结果

Tab. 10 Panoramic measurement results of blade deformation

参数	值
桨叶长度	2 100 mm
挥舞量均方根误差	0.912 mm
挥舞角均方根误差	0.028°
最大挥舞量(8.5°总距下)	85.6 mm
最小挥舞量(0°总距下)	12.3 mm

5 结 论

针对大视场摄像机标定中靶标位姿优化依赖人工经验、标定精度不稳定等难题,本文提出基于多智能体强化学习的创新解决方案。通过构建马尔可夫博弈模型将靶标协同摆放问题转化为智能体协作任务,采用A3C算法实现多靶标并行训练和异步更新机制,显著提高了学习效率和训练效率;同时,结合反投影误差与空间分布距离指标设计更为精确的奖励函数,有效平衡标定精度与视场覆盖率;此外,设计了靶标多维动作空间实现靶标位姿的精准调控。实验表明,该方法在4.6

m×2.3 m大视场下反投影误差降至0.2 mm以下,较MAPPO算法精度提升12.3%,且在不同焦距、分辨率的工业摄像机中均保持稳定性能。

作者贡献声明:

邱 涛:文献调研、方法设计、实验设计及数据分析、论文撰写;

谢 辉:A3C方法等的编程实现和调试;

欧巧凤:论文构思、指导修改、监督与资金获取、数据管理;

熊邦书:实验方案讨论指导;

游世勋:论文校稿、实验数据整理。

参考文献:

- [1] 张宗华,刘巍,刘国栋,等. 三维视觉测量技术及应用进展[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(6): 1483-1502.
ZHANG Z H, LIU W, LIU G D, *et al.* Overview of the development and application of 3D vision measurement technology [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2021, 26(6): 1483-1502. (in Chinese)
- [2] 游滔,熊邦书,朱金浩,等. 基于随转视觉的直升机桨叶挥舞量测量及分析[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(11): 229-240.
YOU T, XIONG B S, ZHU J H, *et al.* Measurement and analysis of helicopter rotor blade flapping based on rotating stereo vision[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(11): 229-240. (in Chinese)
- [3] 傅超智. 风力发电叶片裂缝监测技术及运用分析[J]. 电力设备管理, 2025(2): 153-155.
FU C Z. Wind power generation blade crack monitoring technology and application analysis[J]. *Electric Power Equipment Management*, 2025(2): 153-155. (in Chinese)
- [4] 臧云飞,徐辉,郝琦,等. 视觉测量技术在飞机修复中的应用[J]. 航空维修与工程, 2025(10): 73-76.
ZANG Y F, XU H, HAO Q, *et al.* Application of visual measurement technology in aircraft repair[J]. *Aviation Maintenance & Engineering*, 2025(10): 73-76. (in Chinese)
- [5] 关玮童,罗哉,江文松,等. 基于多目视觉的立体靶标位姿测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(4): 218-227.
GUAN W T, LUO Z, JIANG W S, *et al.* A stereoscopic target position measurement method based on multi-camera vision[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(4): 218-227. (in Chinese)
- [6] LIU Q, SUN K J, TANG X Y, *et al.* Camera calibration based on lightweight fan-shaped target detection and fitness-distance-balance chaotic marine predators algorithm [J]. *Optics & Laser Technology*, 2024, 176: 110883.
- [7] 胡浩,魏斌,梁晋,等. 大视场远距离视觉测量系统的分步标定[J]. 光学精密工程, 2022, 30(4): 369.
HU H, WEI B, LIANG J, *et al.* Two-step calibration for vision measurement system with large field of view and high depth[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(4): 369. (in Chinese)
- [8] 史宝全,侯轩哲,贺谦,等. 基于交比不变性的十字形标定靶标及其识别方法[J]. 光学精密工程, 2025, 33(18): 2914-2928.
SHI B Q, HOU X Z, HE Q, *et al.* A cross-shaped calibration target based on cross-ratio invariance and its identification method[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2025, 33(18): 2914-2928. (in Chinese)
- [9] 杨霁,殷玉龙,卢荣胜,等. 基于方向性靶标和多约束优化的双目相机标定[J]. 光学学报, 2022, 42(8): 0815002.
YANG P, YIN Y L, LU R S, *et al.* Binocular camera calibration based on directional target and multi-constraint optimization[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(8): 0815002. (in Chinese)

- [10] OU Q F, XIE Q Q, CHEN F H, *et al.* Reinforcement learning-based calibration method for cameras with large FOV [J]. *Measurement*, 2022, 202: 111732.
- [11] GAO Z, ZHU M Z, YU J Z. A novel camera calibration pattern robust to incomplete pattern projection [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21 (8): 10051-10060.
- [12] 郑放, 叶青, 王浩, 等. 基于双目相机的手术机器人视觉深度测量方法[J]. 计量科学与技术, 2025, 69(11): 25-33.
- ZHENG F, YE Q, WANG H, *et al.* Visual depth measurement method of surgical robots based on binocular camera [J]. *Metrology Science and Technology*, 2025, 69(11): 25-33. (in Chinese)
- [13] 李佳, 王震宇, 李敬亚, 等. 一种大视野摄像机标定准确性验证方法[J]. 自动化与仪表, 2025, 40 (12): 78-82.
- LI J, WANG Z Y, LI J Y, *et al.* A calibration accuracy verification method for large field camera [J]. *Automation & Instrumentation*, 2025, 40 (12): 78-82. (in Chinese)
- [14] 陈泽, 袁嫣红, 乐珂. 基于预标定内参的数字体视显微系统标定方法[J/OL]. 电子科技, 1-8 [2026-03-17]. <https://doi.org/10.16180/j.cnki.issn1007-7820.2026.10.010>.
- CHEN Z, YUAN Y, LE K. Calibration Method for Digital Stereoscopic Microscopy System Based on Pre-calibrated Internal Parameters [J/OL]. *Electronic Science and Technology*, 1-8 [2026-03-17]. <https://doi.org/10.16180/j.cnki.issn1007-7820.2026.10.010>.
- [15] YANG X Y, CHEN F H, JIANG J W, *et al.* MARL-based calibration for cameras with large FOV [J]. *Journal of Modern Optics*, 2024, 71(1/2/3): 52-62.
- [16] 公培磊, 王兆坡, 解方程, 等. 基于 A3C 算法的变电站主接线动态调控研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2026(2): 131-134, 139.
- GONG P L, WANG Z P, XIE F C, *et al.* Research on dynamic control of substation main wiring based on A3C algorithm [J]. *Automation & Instrumentation*, 2026 (2): 131-134, 139. (in Chinese)
- [17] 余淑真, 欧巧凤, 熊邦书, 等. 基于散焦图像的大视场立体视觉标定方法[J]. 应用科学学报, 2019, 37(6): 795-805.
- YU S Z, OU Q F, XIONG B S, *et al.* A calibration method based on defocused image for stereo vision sensor with large FOV [J]. *Journal of Applied Sciences*, 2019, 37 (6): 795-805. (in Chinese)
- [18] 欧巧凤, 肖佳兵, 陈彦锋, 等. 直升机桨叶挥舞量的全场景视觉测量及分析[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(1): 146-156.
- OU Q F, XIAO J B, CHEN Y F, *et al.* Full-scene measurement and analysis of helicopter blade flaps based on vision [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42 (1): 146-156. (in Chinese)

作者简介:



邱 涛(2000—),男,江西宜春人,硕士研究生,2024年于无锡太湖学院获得学士学位,主要从事计算机视觉方面的工作。E-mail: 17826116056@163.com

通讯作者:



欧巧凤(1981—),女,博士,教授,2007年于西北工业大学获得硕士学位,2018年于西北工业大学获得博士学位,主要从事计算机视觉,人工智能等方面的研究。E-mail: ou.qiaofeng@nchu.edu.cn