doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2024.08.005

基于深度学习的非合作目标关键点检测及匹配方法①

宋佳秋^{②***} 朱浩然** 刘福才^{③**}

(*燕山大学工程训练中心 秦皇岛 066004)

(**燕山大学智能控制系统与智能装备教育部工程研究中心 秦皇岛 066004)

摘要 针对非合作目标相对位姿测量任务中特征点检测及双目匹配环节易受环境干扰、鲁棒性弱的问题,提出一种更具实用价值的方法。首先,将具有代表性的某型号卫星模型视为非合作目标实验对象,并针对其结构特点开发了关键点标注软件,以生成数据集并用于深度卷积神经网络(DCNN)模型的训练;之后使用不同算法对 DCNN 模型输出的两类信息进行分析,完成关键点检测;最后通过对识别对象进行双目匹配,从而间接完成关键点双目匹配。将该方法应用到自主搭建的系统平台,并与传统算法进行对比,结果表明,该算法可在实际应用环境中完成非合作目标的关键点检测及其双目匹配,并具有较强的鲁棒性,为非合作目标相对位姿测量任务的关键环节提供了一种新思路。 关键词 非合作目标;相对位姿测量;深度学习;关键点检测;双目立体视觉

可回收火箭技术业已成熟,使得航天器发射成 本大幅降低,随之而来的是空间飞行器数量大幅增 加。然而,因故障或任务结束而被丢弃的卫星仍会 停留在空间轨道,成为太空垃圾。故以清除失效卫 星为主的空间捕获技术的研究愈发必要。但是,失 效卫星属于非合作目标,其不能被其他航天器利用 通信应答机或其他主动传感器进行识别和定 位^[12]。因此作为空间捕获技术的关键环节,非合 作目标的相对位姿测量是该研究领域的热点和难 点。

一些学者针对基于双目的非合作目标相对位姿测量方案开展了相关研究,其主要在特征选取、关键 点提取及其双目匹配算法等处有所不同。例如,文 献[3]采取视差法对特征点进行双目匹配从而获取 目标点云,然后利用最近点迭代(iterative closest point,ICP)^[4]算法对相邻帧进行点云匹配进而解算 出位姿。文献[5]利用霍夫变换等传统图像处理算 法检测出识别对象的直线特征,求解其特定交点作 为双目匹配、三维重建的关键点。文献[6]对算法 流程进行创新,先提取角点作为特征点并进行匹配, 再结合空间几何特征,识别矩形对象关键点,进而三 维重建计算目标相对位姿。

上述研究为该领域后续研究指明了方向,奠定 了研究基础,但大多未同时考虑复杂光线条件、背景 及部分被遮挡或缺失等对实验结果产生的影响,存 在实验假设条件过于理想,不易实际应用等问题。

近年来相较传统算法,深度学习^[7]在计算机视 觉研究领域优势明显。文献[8-13]采用深度学习明 显增强了算法的鲁棒性。其中文献[8,9]多在单幅 图片上进行验证,精度有待优化。文献[10]识别非 合作目标后,根据其长宽比来粗略估算位姿,估计位 姿误差较大。文献[11,12]用两级卷积神经网络 (convolutional neural network,CNN)识别非合作目标 角点的方式实时性有待优化。文献[13]同样需提 升运行速度。

本文将传统方法遇到的困难与当今技术发展趋

① 河北省自然科学基金(F2022203043),载人航天领域预研(2016040301)和省级重点实验室绩效补助经费(22567612H)资助项目。

② 女,1983 年生,硕士;研究方向:目标识别与复杂网络控制;E-mail: songjiaqiu@ysu.edu.cn。

③ 通信作者, E-mail: lfc@ysu.edu.cn (收稿日期:2023-10-26)

势综合考虑,提出一种对具有类太阳帆板结构的非 合作目标进行关键点检测及其双目匹配的方法。本 研究将人造卫星太阳帆板及其支架作为识别对象, 采用深度学习算法对识别对象进行更精细的关键点 检测;为验证方法的合理性及有效性,建立了基于深 度学习的非合作目标关键点检测及其双目匹配系统 平台,通过在背景、光线及部分缺失或遮挡等干扰情 况下的实验,验证了本文所提出的非合作目标关键 点检测及匹配方法的鲁棒性。

1 基于 DCNN 的识别对象关键点检测

本文所论述的非合作目标关键点检测及匹配方 法源于常规的基于双目立体视觉的相对位姿测量算 法原理^[5-6]。当存在多个识别对象时,为简化双目 匹配等后续环节的难度,需设法从图像中提取关键 点名称及位置、识别对象与关键点的隶属关系等更 多有效信息。故主要采用深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN)模型以及二分 图匹配来进行关键点的检测及解析组合。

1.1 前期准备

1.1.1 识别对象的选择

识别对象的选择并非一蹴而就,其与关键点检 测算法选择、算法复杂度以及实际可行性密切相关。 本文选取太阳帆板及其支架的组合作为识别对 象。定义关键点 P_q 的坐标为 d_q ,其中 $q \in \{0, \dots, Q\}$,本文 Q = 4。边框线段定义为 L_c ,其中 $c \in \{0, \dots, C\}$,本文 C = 4。如图 1 所示,以 P_0 为起点,顺时 针依次为 $P_0 \sim P_4$,点间边框线段依次为 $L_0 \sim L_4$ 。



1.1.2 网络模型的选择

将非合作目标相对位姿测量与人体姿态估计的 相似之处作类比,本文选择如图 2 所示的 DCNN 模 型作为核心网络模型。该模型由文献[14]提出,其 在包含不同姿态、肤色、衣着及身材的 COCO 公共数 据集上对人体关键点检测表现出色,而且可对同框 的多人进行检测。其效果与关键点周围纹理信息、 关键点组成的结构等有较大关系。

如图 2 所示,该网络结构包含上下 2 个分支,共 分为 t 阶段。F 为图像经 VGG-19 网络后得到的特 征图。不同分支、阶段以及 F 之间的关系如图 2 所 示。C¹、C²分别为2个特定结构的CNN。两个分支



图 2 用于单目识别对象关键点检测的 DCNN 结构示意图

最终输出分别为K'、S',分别为关键点置信图、关键 点亲和域,分别与关键点(keypoint)以及点之间的 边框线段(segment)直接相关,各包含关键点位置和 关键点间的连接信息。具体如式(1)和(2)所示。

$$\boldsymbol{K}^{t} = \boldsymbol{\rho}^{t}(\boldsymbol{F}, \, \boldsymbol{K}^{t-1}, \boldsymbol{S}^{t-1}), \, \forall t \ge 2$$
(1)

$$\mathbf{S}^{t} = \boldsymbol{\varphi}^{t}(\mathbf{F}, \mathbf{K}^{t-1}, \mathbf{S}^{t-1}), \quad \forall t \ge 2$$
(2)

式中, $\rho' \langle \varphi' \rangle$ 分别为分支 1 $\langle 2 \rangle$ 在 t 阶段 CNN 接口。

由图 1 可知,识别对象分别有 5 类关键点和 5 类边框线段,关键点置信图还需加上 1 个背景图,故 K'为6 维, S'为 10 维,其每一维分别包含一类关键 点的位置信息及关键点间的连接信息。

1.1.3 检测算法原理

直接依赖神经网络输出不能获得识别对象与关键点间的隶属关系,而这正是简化匹配的关键信息。 故网络输出要经过二分图匹配,借助模型输出的关键点亲和域将全部关键点进行解析组合,最终完成 单目下识别对象的关键点检测,如图 3 所示。



图 3 单目识别对象的关键点检测原理图

1.2 主要工作

由于识别对象及其关键点发生改变,其训练数 据集、网络模型结构及训练等也需要进行相应调整。 1.2.1 生成识别对象的关键点检测训练数据集

在非合作目标相对位姿测量领域并没有公共训 练数据集可以应用。因此当网络模型确定时,使用 DCNN 进行关键点检测的关键和难点则在于训练数 据集的生成。

首先,采集数量足够多、类型足够全(光照、背 - 834 ---

景、遮挡或缺失)的非合作目标图像,数量分布如 表1所示。其中特殊光照包括使识别对象表面反 光、环境光线人为减弱或增强等,标注后图像如图4 所示。

表1 数据集图像类型数量分布

环境类型	背景 纯色/随机	光照 自然/特殊
无识别对象	13/105	112/6
存在残缺对象	184/102	86/201
识别对象完整	287/41	187/140



图 4 不同情况下的数据集标注结果

其次,设计简洁、能够对大批量识别对象进行关 键点标注的工作流程,据此改写开源软件,最后生成 标注文件。本文开发的标注软件具有关键点及识别 对象标注可视化、快捷键快速标注、数据集格式合法 性自动检查及数据集可视化检查等功能。这极大加 速了标注过程,保证其准确性。

该软件界面如图 5 所示,首先完成对 732 张图 像中的 1 215 个识别对象的标注,并对最后生成的 数据集进行可视化检查。

1.2.2 网络模型训练

(1) 数据增强

本文主要在训练过程中对数据集进行了处理: 对采集到的图像数据进行一定幅度的随机放缩、旋转、翻转和裁剪。

(2) 损失函数的定义

训练过程中指定阶段t的1、2分支损失函数分



图 5 基于 labelme 开发的非合作目标关键点标注软件

别为

$$f_{1}^{t} = \sum_{q=0}^{Q} \sum_{p} \| \mathbf{K}_{q}^{t}(\mathbf{p}) - \mathbf{K}_{q}^{*}(\mathbf{p}) \|_{2}^{2}$$
(3)

$$f_{2}^{t} = \sum_{c=0}^{C} \sum_{p} || S_{c}^{t}(p) - S_{c}^{*}(p) ||_{2}^{2}$$
(4)

式中,p 为图像中任一点的像素坐标值, $K_q^*(p)$ 、 $S_e^*(p)$ 分别是 $K_q^t(p)$ 、 $S_e^t(p)$ 的真值。

总体损失函数为

$$f = \sum_{i=0}^{I} (f_1^i + f_2^i)$$
 (5)

式中, T 为训练总阶段数, $T \in N_{\circ}$

(3) 真值的定义

因为非合作目标识别对象的关键点及边框线段 极少存在重叠现象,故关键点置信图真值为

$$\boldsymbol{K}_{q}^{*}(\boldsymbol{p}) = \exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{p} - \boldsymbol{x}_{q}\|_{2}^{2}}{\sigma^{2}}\right)$$
(6)

式中, σ 为常数, \mathbf{x}_{q} 为关键点 P_{q} 的坐标真值。

关键点亲和域真值为

$$S_{c}^{*}(\boldsymbol{p}) = \begin{cases} \boldsymbol{v} & \boldsymbol{p} \text{ 在边框线段 } L_{c} \perp \\ 0 & \text{ 其他} \end{cases}$$
(7)

式中, $v = (x_{q_2} - x_{q_1}) / ||x_{q_2} - x_{q_1}||_2$, 是一个单位向 量。p 如果满足以下条件, 即p 在边框线段 L_e 上: 0 $\leq v \cdot (p - x_{q_1}) \leq g_e$, $|x_{\perp} \cdot (p - x_{q_1})| \leq \sigma_L$, 其中 L_e 的宽度为 σ_L , 长度为 $g_e = ||x_{q_2} - x_{q_1}||_2$ 。

依据上述定义,数据集共有 732 张图片,含 1 215个识别对象的标注数据。在训练中,进行了 13 500次迭代,共耗时 2 h 52 min 55 s。将记录的训 练信息在 tensorboard 上进行可视化并导出,用 Matlab 绘制如图 6 所示的误差曲线,最终 3 种误差曲线 趋于平稳,其中前2000步误差下降最明显。





1.2.3 多识别对象的关键点解析组合

如图 7 所示的非合作目标图像经神经网络可直接输出如图 8 所示的识别对象关键点的位置信息, 通过非极大值抑制算法即可获得较为精确的关键点 坐标。



然而,当处于如图 8 所示的情况进行关键点的 双目匹配时,如果不借助其他信息,则最坏会出现如 图 9所示的组合情况。需要借助 S' 对多识别对象 的关键点进行解析组合。其核心思想是,由于图 2 中分支 2 预测 S' 已对全局纹理信息进行编码,故可 将多点对多点匹配转换为单点对单点之间的二分图 匹配问题,从而使得局部最优,进而达到整体匹配最 优,实验结果证明该方法可行。



图 9 最坏的关键点组合情况示意图

定义 DCNN 检测到的候选点集为 $D_{q} = \{d_{q}^{m}\}, q \in \{0, \dots, Q\}, m \in \{1, \dots, N_{q}\}\}, 其中 N_{q}$ 为关键点 P_{q} 的候选总数, d_{q}^{m} 为关键点 P_{q} 的第 m 个候选点的 坐标。变量 $z_{q_{1}q_{2}}^{mn} \in \{0,1\}$ 表示 $d_{q_{1}}^{m} = d_{q_{2}}^{m}$ 是否匹配。 目标是求取所有关键点之间的匹配关系,定义 $Z = \{z_{q_{1}q_{2}}^{mn}\}, q_{2} \in \{0, \dots, Q\}, m \in \{1, \dots, N_{q_{1}}\}, n \in \{1, \dots, N_{q_{2}}\}\}, N_{q_{1}}, N_{q_{2}}$ 分别为关键点 $P_{q_{1}}, P_{q_{2}}$ 的候选 点总数。

求取匹配关系,主要分为以下3步。

(1) 对 *S*。两两关键点间进行线积分,用于评价 其匹配度。

$$E_{c} = \int_{u=0}^{u=1} \mathbf{S}_{c}(P(u)) \cdot \frac{\mathbf{d}_{q_{2}} - \mathbf{d}_{q_{1}}}{\|\mathbf{d}_{q_{2}} - \mathbf{d}_{q_{1}}\|_{2}} du \qquad (8)$$

$$P(u) = (1 - u)d_{q_1} + ud_{q_2}$$
(9)

式中, P(u)为 d_{q_1} , d_{q_2} 间插值。

(2) 对两两关键点进行二分图匹配。即求取使 各个边框线段 *L_e* 两端关键点匹配度的评价函数 *E_e* 最大时的匹配关系 *Z_e*。可用匈牙利算法^[15] 对其进 行求解。

$$\max_{Z_c} E_c = \max_{Z_c} \sum_{m \in D_{q_1} n \in D_{q_2}} E_{mn} z_{q_1 q_2}^{mn}$$
(10)

与此同时,为保证此时同一类关键点不被2个 边框线段共享,还需满足:

$$\forall m \in D_{q_1}, \sum_{n \in D_{q_2}} z_{q_1 q_2}^{mn} \le 1$$
 (11)

$$\forall n \in D_{q_2}, \sum_{m \in D_{q_1}} z_{q_1 q_2}^{mn} \le 1$$
 (12)

(3)获得全局匹配 Z。即为满足上一步条件的 每个边框线段 L。两端的关键点匹配 Z。的并集。

— 836 —

$$\max_{Z} E = \sum_{c=0}^{C} \max_{Z_c} E_c$$
(13)

2 关键点匹配

本文采用基于识别对象匹配的方法,将显而易 见且表现稳定的宏观特征作为匹配的评判标准,具 有简单、稳定和鲁棒性强的特点。

在非合作目标相对位姿测量任务中,最终目的 仅为位姿解算而非全部点的三维重建,故只需提取 少数关键点并对其进行双目匹配即可,无需对大量 特征点进行复杂耗时的双目匹配。

相较传统关键点检测算法,本文采用的关键点 检测方法可提取更多识别对象及其关键点的有效信息,如 $d_q^{i_i}$, $d_q^{i_j}$ 分别代表左、右目中第i、j个匹配候选 对象的关键点 P_q 的坐标。同理, $P_q^{i_i}$, $P_q^{i_j}$ 分别代表 左、右目中第i、j个匹配候选对象的关键点 P_q 。在 本文实验中i、 $j \in \{1, 2\}$ 。因此匹配难度及计算量 得以大幅降低。

由于人造卫星大多具有2个太阳帆板,存在对 关键点进行误匹配的可能性。经检测后虽然可得识 别对象数量以及各自包含的关键点数量及名称信 息,但无法直接分辨识别对象名称从而进行双目匹 配。

为解决这个问题,以双太阳帆板为例,利用人造 卫星 2 个太阳帆板及其支架对称、平行分布的先验 知识,以此判断双目中的识别对象是否匹配。以左 目中第 i 个候选识别对象 T^{i_i} 为例,主要思想为:首 先以 $P_4^{i_i}$ 为坐标原点,以 $d_3^{i_j} - d_4^{i_i}$ 方向为 x 轴正方向、 $d_4^{i_j} - d_1^{i_i}$ 方向为 y 轴正方向建立 T^{i_i} 的坐标系;之后分 别计算 T^{i_i} 对应的 $(d_4^{i_j} - d_0^{i_j}) + (d_1^{i_j} - d_0^{i_i})$ 的单位向 量 n_{i_i} ,同理可得 n_{i_j} ;最后分别计算识别对象特征向 量 n_{i_i} 、雨_{ij}夹角 $\theta_{i_{i_j}}$,如其小于参数 φ 即可认为左右目 中识别对象 T^{i_i} 、 T^{i_j} 匹配。进而将其转化为左右目中 1 对 1 的识别对象关键点匹配问题。又因为 $\theta_{i_{i_j}}$ 可 等价于左右目中向量 $d_4^{i_j} - d_1^{i_i}$ 、 $d_4^{i_j} - d_1^{i_j}$ 夹角,并且 P_1 、 P_4 不似 P_0 易被遮挡,其值更加稳定可靠。故用其作 为判断左、右目图像中识别对象是否匹配的标准,具 体包括以下主要步骤:

步骤1 分别获取左右目中候选识别对象的关键点坐标 $d_0^{l_1} \sim d_4^{l_2} \sim d_4^{l_2}$ 。

步骤2 剔除缺失 P_0 、 P_1 或 P_4 关键点的识别对 象及其关键点。

步骤3此时,针对双太阳帆板分2种情况:左 右目中识别对象个数为0-0、(1-1、1-2、2-1、2-2)2类 进行识别对象的匹配。

步骤4如果为0-0,这对识别对象的匹配终止;其余情况则计算左右目中所有识别对象的特征向量夹角,用角度制表示如下:

 $θ_{l_i r_j} = 180/\pi \cdot \arccos(n_{l_i} n_{r_j} / | n_{l_i} n_{r_j} |)$ (14) 其中, $n_{l_i} = d_4^{l_i} - d_1^{l_i} \langle n_{r_j} = d_4^{r_j} - d_1^{r_j} \beta$ 别为左、右目中 第 i, j个候选识别对象的特征向量。当 $θ_{l_i r_j} \leq \varphi$,则 认为 2 个识别对象的特征向量夹角相似,判定其匹 配成功;否则,结束这对识别对象的匹配。

步骤5 对已成功匹配的识别对象 *Tⁱ、T^{rj}* 进行 关键点匹配。

因为实验中最多有 2 个识别对象,故 $\varphi = 90$ 。 即可保证关键点匹配的正确率。经 3.4 小节的较长 距离、连续多点实验可证明,这种基于识别对象匹配 的双目关键点匹配方法在关键点检测无重大失误的 前提下,有较高的匹配正确率和稳定性。

3 实验及分析

3.1 基于深度学习的非合作目标关键点检测及其 双目匹配系统平台构成

为验证算法合理及有效性,自主搭建如图 10 所 示的非合作目标关键点检测及其双目匹配系统平 台。在进行本文实验时,主要应用了平台的以下部 分。

(1) 双目立体视觉系统。主要由 2 个相同型号的维视工业相机及 GigE 通信线缆组成。其为彩色相机,分辨率为 640 × 480 像素,帧率为 30 Hz。但由于神经网络尺寸原因,对输入图像、输出矩阵均进行比例放缩。

(2) 非合作目标实验对象。比例为1:35 的某 型号北斗卫星模型,其翼展约50 cm、高约22 cm、宽 约10 cm。其表面纹理及2个太阳帆板的结构特征 在双翼人造卫星中具有一定代表性。

(3) 深度学习计算机。主要包括 3 块型号为 NVIDIA GeForce GTX 1080Ti 的显卡,有助于对 DC- NN 模型进行高效训练和预测运算。

(4) 双 KUKA 机器人系统。2 个型号同为 KR6 R900 Sixx 的 6 自由度 KUKA 机械臂,重复定位精度 为 0.03 mm。建立机器人控制器与深度学习计算机 的通信,并进行位姿解算,用于获取双目相机与非合 作目标的相对距离。



图 10 基于 DCNN 的非合作目标关键点检测及匹配实验平台

3.2 不同条件下的关键点检测及其双目匹配实验

如图 11 所示,实验中匹配环节分 2 种情况: (1)当相机距离目标较远,图像中太阳帆板及其支 架结构成像完整时,检测得到 5 种关键点并进行双 目匹配;(2)当检测到支架但太阳帆板不完全时,仅 对支架上的 3 种点进行双目匹配。每类关键点以不 同的颜色加以区分,且左右目中匹配成功的关键点 以细线相连。



图 11 关键点置信图、亲和域可视化结果

3.2.1 模拟太空光照条件

在黑暗环境中,用手机 LED 闪光灯模拟主动光 源或太阳光,在保证识别对象肉眼可见的情况下进 行实验。此时,即使太阳帆板反光明显,关键点及边 框线段受到光照的强烈干扰,但本文方法在一定程 度上依然能够对关键点进行正确检测及匹配。实验 结果如图 12 所示。

3.2.2 边框遮挡或关键点缺失

用白色胶带包裹太阳帆板非关键点部位,进行 边框被遮挡实验。同时,将目标移至关键点2、3不 在视野范围,进行关键点缺失实验,实验结果如图 13所示。在中远距离时,本文方法表现良好。



图 12 模拟太空光照条件下的实验结果



图 13 边框遮挡或关键点缺失条件下的实验结果

3.2.3 不同距离、位姿及背景条件

实验中,当识别对象位姿、相机与其相对距离、 背景不同时,本文方法能够克服复杂背景的干扰,实 现对识别对象关键点的检测,并由识别对象的双目 匹配结果得到对应关键点的双目匹配。实验结果如 图 12、14 所示,本文方法表现良好。



图 14 相机与目标相距较近情形下的实验结果

3.3 关键点匹配算法的实验对比与分析

为验证本文关键点匹配算法效果,将其与经典特征点匹配算法进行比较,先后在随机背景、部分被 遮挡以及特殊光照条件下,采用 OpenCV 中的快速 最近邻搜索包(fast library for approximate nearest neighbors,FLANN)对尺度不变特征转换(scale-invariant feature transform, SIFT)、加速稳健特征(speeded up robust features, SURF)以及定向二进制简单 描述符(oriented brief, ORB)算法提取的特征点进行 双目匹配;然后对匹配点进行筛选及优化;最后绘制 于图像,以验证本文算法是否解决了复杂环境中背 景、光线及部分被遮挡造成的干扰问题。

3.3.1 随机背景情况

在随机背景下进行实验,对比结果如下。

图 15 中的关键点杂乱分布于识别对象及背景中,无法单纯依靠自身算法对识别对象与背景进行 区分,必须凭借其他算法对识别对象与背景分割开 来,并且该算法对匹配点筛选及优化后仍存在误匹 配点。



图 15 ORB 特征匹配

图 16 中本文算法将不同类别的关键点及边框 用渐变的颜色进行区分,同一类关键点及边框用相 同颜色表示,颜色围绕识别对象边缘顺时针依次变 浅,两个识别对象关键点及边框颜色中心对称分布。 并通过绘制细线将检测并匹配的双目关键点进行连 接。



图 16 本文关键点匹配算法

由此可知本文算法借助对识别对象的先验信息,克服了随机背景的干扰,对出现在视野中的10 个关键点进行了准确无误的检测,并识别了不同类 别的关键点及其边框,最终对关键点进行了正确的 匹配。

3.3.2 部分被遮挡情况

为了控制实验变量从而在部分被遮挡情况下分 析结果,该实验在单一背景下进行实验。如图 17 和 图 18 所示,用 2 条白色胶带分别遮挡目标中 2 个太 阳帆表面,对比遮挡对不同算法的影响。

图 17 中的特征点主要分布于机械臂及识别对 象的非遮挡区域,能够将目标与背景区分开来。但 是,由于遮挡的存在,导致匹配的特征点减少,显著 影响基于点云匹配的位姿测量算法的精准度。



图 17 ORB 特征匹配

本文的关键点检测及其双目匹配造成任何影响。

图 18 中识别对象非关键点部位的遮挡并未对

图 18 本文关键点匹配算法

3.3.3 复杂光照条件

本小节的实验同样在单一背景下进行。用人造 光源照射右下方的太阳帆,可见其反光强烈,光照干 扰明显。由图 19 可知,光照对特征点提取算法造成



图 19 ORB 特征的匹配

了类似于遮挡的效果,其光照部分的特征点明显减少,因此造成匹配的特征点数量的减少。然而由图 20可知,光照使得识别对象与背景的区别更为明显,对本文关键点检测算法未造成不利影响。



图 20 本文的关键点匹配算法

综上所述,经典特征匹配算法在非单一背景下 未能有效区分识别对象,易受遮挡及光照的干扰,有 较多特征点是明显的误匹配点,效果欠佳。而本文 算法凭借先验信息在关键点检测及匹配过程中明显 克服了实际环境中随机背景、部分被遮挡及复杂光 线的干扰,表现出较强的鲁棒性。

3.4 相对距离对实验结果的影响及其分析

对本算法自身进行对比实验,分析相对位姿测 量中的关键变量即距离对关键点检测及匹配的影 响。同样,本实验在进行过程中无需改变算法参数。

为更客观地展现本文实验效果,将2个太阳帆板及其支架置于双目视野内,分别命名为1、2号识别对象,同时观测记录实验结果。在随机背景下,将双目相机放置于目标正前方70~190 cm(与目标大小、双目视野范围等有关)的直线上进行实验,每隔1 cm 对其进行一次数据采集记录。为保证实验数据的客观性,在短时间内连续进行121个位置的数据采集与记录。最后对其进行统计,定量分析距离对本文算法检测及匹配结果所产生的影响。由图21、22可知,在70~190 cm 的相对距离范围内,





图 22 距离对右目视野中 1 号识别对象算法影响

本文算法能够及时地对进入左、右目中的1号识别 对象关键点进行检测,进而对双目视野内1号识别 对象的关键点进行正确匹配。与此同时,如图23、 24所示该算法能够对2号识别对象进行同样效果 的关键点检测和匹配。实验过程中2个识别对象的 关键点在左右目中同时被正确地检测和匹配,结果 无缺失或错误,证明了该关键点检测及匹配算法的 有效性和稳定性。



4 结论

本文针对基于双目的非合作目标相对位姿测量 任务中的关键环节易受环境干扰的问题,提出一种 对类太阳帆板结构进行关键点检测及双目匹配的方 法。与传统算法相比,本文方法及实验充分考虑背 景、光线干扰,采用 DCNN 对其进行关键点的检测, 后经解析组合,通过基于识别对象匹配的算法对其 - 840 -- 进行双目关键点匹配,最终显著减弱了复杂环境对 算法结果的干扰。实验中,目标位于相机正前方70 ~190 cm,本文算法能够对单目视野中的关键点进 行及时、正确地检测,并对双目视野中共同关键点进 行正确匹配,且运行速度维持在10~15 帧·s⁻¹。 实验结果表明,本文所提出的关键点检测及匹配方 法在无需参数更改的情况下,完成了非合作目标的 关键点检测及其双目匹配,为非合作目标相对位姿 测量任务的关键环节提供了一种新思路。

参考文献

- [1]梁斌,徐文福,李成,等.地球静止轨道在轨服务技术研究现状与发展趋势[J]. 宇航学报,2010,31(1):1-13.
- [2] 梁斌,杜晓东,李成,等. 空间机器人非合作航天器在 轨服务研究进展[J].机器人,2012,34(2):242-256.
- [3] TERUI F, KAMIMURA H, NISHID S. Motion estimation to a failed satellite on orbit using stereo vision and 3D model matching [C] // International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Singapore: IEEE, 2006:1-8.
- [4] ZHOU C Y, LI Y, ZOU Z R. Three-dimensional cloud ICP algorithm improvement [J]. Computer Technology and Development, 2011,21(8):75-81
- [5] 徐文福,刘宇,梁斌,等. 非合作航天器的相对位姿测 量[J].光学精密工程,2009,17(7):1570-1581.
- [6] 蔡晗,张景瑞,翟光,等. GEO 非合作目标超近距相对 位姿视觉测量[J]. 宇航学报,2015,36(6):715-722.
- [7] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J].
 Nature, 2015, 521(7553):436.
- [8] CHEN Y, GAO J, ZHANG K. R-CNN-based satellite components detection in optical images [J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2020(3):1-10.
- [9] PIAZZA M, MAESTRINI M, LIZIA P D. Deep learningbased monocular relative pose estimation of uncooperative spacecraft[C]//Proceedings of the 8th European Conference on Space Debris. Darmstadt, Germany: ESA Space Debris Office, 2021:919920.
- [10] 蒋明,陈雨,周青华,等. 适用于非合作目标捕获的轻 量级位姿估计算法[J]. 计算机工程,2022,48(6): 235-242.
- [11] CASSINIS L P, FONOD R, GILL E, et al. Evaluation of

tightly and loosely coupled approaches in CNN-based pose estimation systems for uncooperative spacecraft[J]. Acta Astronautic, 2021,182(1):189-202.

- [12] 杨兴昊,佘浩平,李海超,等. 基于深度学习的非合作 航天器姿态估计[J]. 导航定位与授时,2021,8(3): 90-97.
- [13] CHEN Y L, GAO J M, ZHANG Y, et al. Satellite components detection from optical images based on instance seg-mentation networks[J]. Journal of Aerospace Compu-

ting, Information and Communication, 2021, 18(1):1-11.

- [14] CAO Z, SIMON T, WEI S, et al. Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields [C] // 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE, 2017:1302-1310.
- [15] KUHN H W. The Hungarian method for the assignment problem [J]. Naval Research Logistics, 1955, 2 (1-2): 83-97.

Key point detection and matching method for non-cooperative targets based on deep learning

SONG Jiaqiu * ** , ZHU Haoran ** , LIU Fucai **

(* Engineering Training Center, Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

(** Engineering Research Center of Ministry of Education for Intelligent Control System

and Intelligent Equipment, Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

Abstract

To address the challenges in the non-cooperative target relative pose measurement tasks, where feature point detection and binocular matching are prone to environmental interference and exhibit limited robustness, a more practical approach is proposed. Firstly, the satellite model is selected as a non-cooperative target for experimental evaluations. A keypoint annotation software based on its structural characteristics is developed to generate a dataset for training the deep convolutional neural network (DCNN) model. Subsequently, the analysis of the two types of information produced by the DCNN model is conducted by utilizing various algorithmic methods for keypoint detection. Consequently, the binocular matching of keypoints is achieved indirectly through the process of object recognition. Finally, this approach has been implemented within an independently developed system platform and its efficacy has been compared with that of traditional algorithms. The results indicate that the algorithm can complete keypoint detection and binocular matching of non-cooperative targets in practical application environments, with strong robustness. It provides a new perspective for the critical steps in non-cooperative target relative pose measurement tasks.

Key words: non-cooperative target, relative pose measurement, deep learning, key point detection, binocular stereo vision