

基于对偶四元数的单目视觉目标位姿测量

李晓刚, 刘晋浩

(北京林业大学, 北京 100083)

摘要: **目的** 在机器人视觉应用领域中, 为控制机器人能够完成焊接、搬运、跟踪等任务, 需要确定摄像机与目标之间的相对位姿关系, 提出一种目标位姿测量方法。**方法** 利用单摄像机获取目标特征, 坐标变换参数表示为对偶四元数的形式, 同时计算旋转矩阵和平移向量, 构建位置向量和方向向量的测量值与模型值之间的误差方程, 利用 Hopfield 神经网络实现拉格朗日乘法, 求解目标位姿最优解。**结果** 利用 Matlab 软件平台, 选择 SVD, DQ 以及文中算法进行比较, 仿真实验结果表明, 基于 Hopfield 神经网络和对偶四元数的位姿测量算法计算出的位姿参数误差最小。随着测量点数量的增大, 文中提出的算法精度更高。**结论** 对偶四元数同时求解位姿变换矩阵的旋转分量和平移分量, 可消除计算误差, 基于 Hopfield 神经网络和拉格朗日乘法, 可快速准确地计算, 并收敛至目标位姿最优解。

关键词: 单目视觉; 对偶四元数; 拉格朗日乘法; Hopfield 神经网络; 位姿

中图分类号: TP249 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2017)05-0018-05

Monocular Vision Measurement of Object Pose Based on Dual Quaternion

LI Xiao-gang, LIU Jin-hao

(Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a method to measure target pose regarding the relative pose relationship between the camera and target to be determined to control robot to complete welding, transporting, tracking, etc. in the application field of robot vision. Target characteristics were acquired with single camera and the coordinate transformation parameters were expressed as dual quaternion. Meanwhile, rotation matrix and translation vector were calculated. The error equation between measured values and model values of position vector and direction vector was built. Hopfield neural network and Lagrange multiplier method were used to solve the optimal solution of target pose. Through Matlab software platform, SVD, DQ and the proposed algorithm were selected for comparison. The simulation test results showed that the error of pose parameters calculated by the pose measurement algorithm based on Hopfield neural network and dual quaternion was the minimum. With the increase in the number of measurement points, the proposed algorithm was of higher accuracy. The simultaneous solution to rotation and translation components of pose transformation matrix for dual quaternion can eliminate calculation errors. Hopfield neural network and Lagrange multiplier method can calculate and converge to the optimal solution of target pose quickly and accurately.

KEY WORDS: monocular vision; dual quaternion; Lagrange multiplier method; Hopfield neural network; pose

摄像机标定^[1-7]、手眼标定^[8-10]是机器人视觉测量与控制技术的重要研究内容, 在机器人领域占有重要地位, 其典型应用包括焊接、喷涂、装配、搬运、定位、跟踪以及视觉避障等, 主要用于目标和机器人末端位姿测量及控制。位姿测量需要确定摄像机与目标之间、摄像机与机器人末端之间的相对关系, 通常采用单目视觉和双目视觉进行测量, 由于单目视觉系

统结构简单、标定步骤少, 不受视场范围限制而更受关注。单目视觉位姿测量是根据获得的目标图像中的几何特征, 例如点、线、面等, 采用方向余弦矩阵、欧拉角、四元数等方法计算目标的位置与姿态。方向余弦矩阵^[11]计算量大, 实时计算困难; 欧拉角三角函数^[11-12]计算复杂, 数值不稳定, 且无法表示任意轴的旋转; 四元数只能表示旋转而无法同时表示旋转和

收稿日期: 2016-09-20

基金项目: 北京市教委科学研究与研究生培养共建项目-重点学科(2015)

作者简介: 李晓刚(1977—), 男, 北京林业大学讲师, 主要研究方向为包装机械及自动化和运输包装。

平移。对偶四元数结合对偶数理论和四元数运算，可同时确定目标的位置与姿态，算法简单高效，因此，文中基于对偶四元数理论，同时求解变换矩阵中的旋转矩阵和平移向量，消除先后计算产生的传递误差，利用神经网络实现拉格朗日乘法，求解目标位姿最优解。最后通过仿真实验验证算法的有效性。

1 对偶四元数理论

对偶四元数^[13]可表示为 $\hat{q} = r + \epsilon s$ ，其中 r, s 均为四元数， $\epsilon^2 = 0, \epsilon \neq 0$ 。可用对偶向量和对偶角表示：

$$\hat{q} = \begin{bmatrix} \sin(\hat{\theta}/2) \hat{n} \\ \cos(\hat{\theta}/2) \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$r = \begin{bmatrix} \sin(\theta/2) n \\ \cos(\theta/2) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$s = \begin{bmatrix} (d/2) \cos(\theta/2) n + \sin(\theta/2) pn \\ -(d/2) \sin(\theta/2) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中： $\hat{\theta}$ 为旋转和平移时的对偶角；对偶向量 \hat{n} 为 3D 空间中的一条直线，坐标系绕其旋转和平移； θ 为坐标系绕 \hat{n} 旋转的角度； n 为单位向量，表示旋转轴的方向和平移的方向； p 为 \hat{n} 上任意一点的位置向量； d 为坐标系沿着 \hat{n} 平移的距离。四元数 r 和 s 满足 2 个约束： $r^T r = 1, r^T s = 0$ 。

对偶向量与对偶角分别为：

$$\hat{n} = n + \epsilon pn \quad (4)$$

$$\hat{\theta} = \theta + \epsilon d \quad (5)$$

坐标系的旋转与平移见图 1，其中 t 为坐标系平移向量。

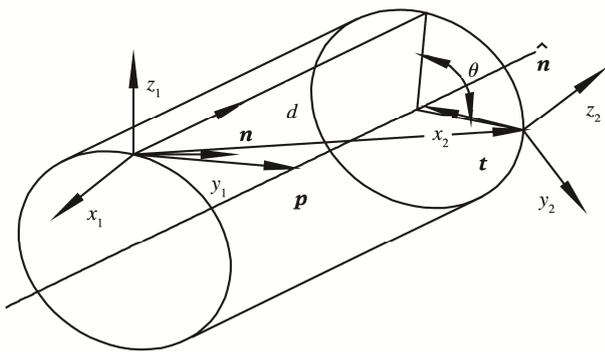


图 1 坐标系的旋转与平移

Fig.1 Illustration of rotation and translation of coordinate system

2 目标位姿测量算法

目标上点的位置四元数和单位向量的方向四元数分别定义为：

$$p_i = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} p \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$n_i = \begin{bmatrix} n \\ 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中： p 为目标上点的位置向量，记为 (x, y, z) ； n 为目标上提取的单位向量。

目标上点的位置四元数和单位向量的方向四元数的测量值分别为 \tilde{p}_i 和 \tilde{n}_i 。用对偶四元数表示坐标变换矩阵的平移部分 t 和旋转部分 R ，则目标上点的位置四元数和单位向量的方向四元数的理论值表示为：

$$p_{li} = W(r)^T s + W(r)^T Q(r) p_i^0 \quad (8)$$

$$n_{li} = W(r)^T Q(r) n_i^0 \quad (9)$$

式中： p_{li}^0, p_i^0 分别为坐标变换前后的点的位置四元数的理论值； n_{li}^0, n_i^0 为坐标变换前后的单位向量的方向四元数的理论值； $W(r), Q(r)$ 为四元数矩阵。

$$\begin{bmatrix} R & 0 \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} = W(r)^T Q(r) \quad (10)$$

$$t = W(r)^T s \quad (11)$$

$W(r)$ 和 $Q(r)$ 的定义为：

$$W(r) = \begin{bmatrix} r_4 & r_3 & -r_2 & r_1 \\ -r_3 & r_4 & r_1 & r_2 \\ r_2 & -r_1 & r_4 & r_3 \\ -r_1 & -r_2 & -r_3 & r_4 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$Q(r) = \begin{bmatrix} r_4 & -r_3 & r_2 & r_1 \\ r_3 & r_4 & -r_1 & r_2 \\ -r_2 & r_1 & r_4 & r_3 \\ -r_1 & -r_2 & -r_3 & r_4 \end{bmatrix} \quad (13)$$

确定目标的位姿就是要计算出 r 和 s ，使测量值与理论值 \tilde{p}_i 和 p_{li} 以及 \tilde{n}_i 和 n_{li} 之间的误差达到最小。令误差方程为：

$$L = \sum_{i=1}^k \alpha_i (n_{li} - \tilde{n}_i)^2 + \sum_{i=1}^l \beta_i (p_{li} - \tilde{p}_i)^2 \quad (14)$$

式中： α_i, β_i 为恒正权重因子。

误差方程也可写成四元数 r 和 s 的二次函数：

$$L = r^T F_1 r + s^T F_2 s + s^T F_3 r + c \quad (15)$$

式中： F_1, F_2, F_3, c_0 ^[14] 为与权重因子 α_i, β_i ，点位置四元数和单位向量方向四元数的矩阵 $W(r), Q(r)$ 有关的参数。

在服从 $r^T r = 1, r^T s = 0$ 这 2 个约束的前提下，计算 r 和 s ，使误差方程达到最小。将约束条件与误差方程联立起来，拉格朗日乘子 λ_1, λ_2 分别与约束条件相乘，把求解最优对偶位置和方位的约束优化问题转化为无约束优化问题，则拉格朗日函数为：

$$\tilde{L}(r, s, \lambda_1, \lambda_2) = L(r, s) + \lambda_1 (r^T r - 1) + \lambda_2 (s^T r) \quad (16)$$

然后利用神经网络技术实现拉格朗日乘法，寻求全局最优，得到误差方程的最优解。

Hopfield 神经网络^[15-18]是一种单层反馈型神经网络，是最简单且应用最广泛的网络模型。连续型 Hopfield 网络常用于求解优化问题，即把目标函数转

化为网络的能量函数,把问题的变量对应于网络的状态。当网络的能量函数收敛于极小值时,网络的状态就对应于问题的最优解^[19-23]。

能量函数可定义为:

$$E = a(\mathbf{r}^T \mathbf{r} - 1) + b(\mathbf{r}^T \mathbf{s}) + c(\mathbf{r}^T F_1 \mathbf{r} + \mathbf{s}^T F_2 \mathbf{s} + \mathbf{s}^T F_3 \mathbf{r} + c_0) \quad (17)$$

式中: a, b, c 为权重系数,非负。

由式(14)可知,能量函数 $E > 0$ 。对时间进行求导,得:

$$\frac{dE}{dt} = -C_1 \left(\frac{d\mathbf{r}}{dt} \right)^2 - C_2 \left(\frac{d\mathbf{s}}{dt} \right)^2 \quad (18)$$

式中: C_1, C_2 为输入电容,均大于 0,因此满足

$\frac{dE}{dt} < 0$,证明能量函数随时间下降,能够达到极小值,即网络稳定状态。当系统运行趋于稳定时, Lyapunov

函数达到能量 E 极小值,即满足 $\frac{dE(Q)}{dt} = 0$ 时,式(17)

对 Q_j 求导后便可得到网络的非线性动态方程:

$$C_i \frac{du_i}{dt} = -c \frac{\partial L(Q)}{\partial Q_j} - a \frac{\partial(\mathbf{r}^T \mathbf{r} - 1)}{\partial Q_j} - b \frac{\partial(\mathbf{r}^T \mathbf{s})}{\partial Q_j} \quad (19)$$

式中: Q 为误差方程(15)中的设计变量,即 $Q = [\mathbf{r} \ \mathbf{s}]^T$ 。此时的网络状态就是这个问题的最优解,误差方程取最小值。

3 仿真实验

利用 Matlab 进行编程,进行仿真分析,选择奇异值分解法(SVD)、对偶四元数法(DQ)作为基本算法,与文中提出的算法进行比较,分析 3 种算法的精确性和性能。位姿测量数据来自方形木板,尺寸为 200 mm×200 mm×45 mm,见图 2。方形木板上提取

的点和直线见图 3。



图 2 方形木板
Fig.2 Wood board

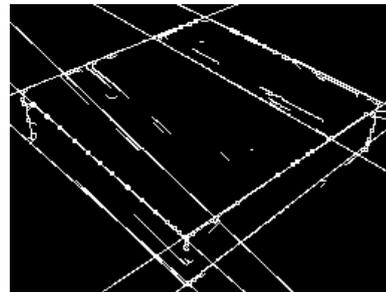


图 3 提取的点和直线
Fig.3 Extracted points and lines

仿真实验所需 3D 点从方形木板的顶点及提取的边线上随机选取,选取 5, 10, 20, 30 个点作为输入点,所需方向向量来自长方体提取的直线和边线。对应的测量点首先绕 z 轴逆时针旋转 30° , 然后平移(0, 0, -50)而生成的。这些测量数据和模型数据用于计算方向和平移参数。为了简化仿真,误差方程中的权重 α_i 和 β_i 设为 1。位姿标准偏差曲线见图 4。

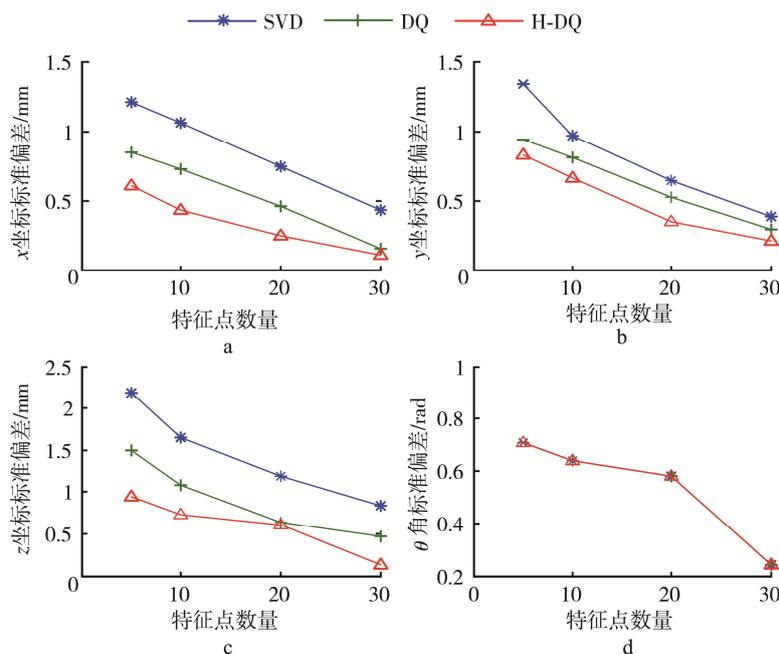


图 4 位姿标准偏差曲线
Fig.4 Standard deviation curve of pose

由图 4 可以看出, 随着输入的特征点数量的增加, 3 种方法计算出来的位姿参数的标准偏差逐渐降低。在计算平移向量方面, Hopfield-DQ 法比 SVD 法和 DQ 法的标准偏差小, 但在计算旋转分量方面, 3 种方法的标准偏差完全一样。该结果充分说明, 使用文中提出的基于 Hopfield 神经网络和对偶四元数的位姿测量算法来测量目标物体位姿更为精确。

4 结语

为使机器人视觉技术广泛应用于焊接、装卸搬运、跟踪等领域, 需要机器人能够精确测量出目标相对于机器人及摄像机的位姿关系。文中提出了基于 Hopfield 神经网络和对偶四元数的位姿测量算法, 该算法以目标上的特征点作为输入点, 计算目标相对于摄像机的位姿变换矩阵, 并用对偶四元数表示。利用拉格朗日乘子法, 构建目标位姿的误差函数, 用 Hopfield 神经网络写出误差函数对应的能量函数, 即可准确地计算出目标位姿最优解, 并快速收敛至最优解。通过仿真实验对文中提出的方法进行了验证, 从仿真结果可以看出, 该方法达到了预期的效果。

参考文献:

- [1] TSAI R Y. A Versatile Camera Calibration Technique for High-accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-shelf TV Cameras and Lens[J]. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 1987, 3(4): 323—344.
- [2] FAUGERAS O D, TOSCANI G. The Calibration Problem for Stereo[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1986.
- [3] MA S D. A Self-calibration Technique for Active Vision System[J]. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 1996, 12(1): 114—120.
- [4] BASU A. Active Calibration: Alternative Strategy and Analysis[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1993.
- [5] DU F, BRADY M. Self-calibration of the Intrinsic Parameters of Camera for Active Vision System[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1993.
- [6] HARTLEY R. Self-calibration of Stationary Cameras[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 5—23.
- [7] YOSHIMI B H, ALLEN P K. Active Uncalibrated Visual Servoing[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1994.
- [8] 熊春山, 黄心汉, 王敏. 手眼立体视觉的算法与实现[J]. 机器人, 2001, 23(2): 113—122.
XIONG Chun-shan, HUANG Xin-han, WANG Min. Algorithm for Hand-eye Stereo Vision and Implementation[J]. Robot, 2001, 23(2): 113—122.
- [9] 杨世强, 傅卫平, 王红涛. 机器人手眼立体视觉标定研究[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(33): 196—199.
YANG Shi-qiang, FU Wei-ping, WANG Hong-tao. Research on Calibration for Hand-eye Stereo Vision[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(33): 196—199.
- [10] ALBADA G D, LAGERBERG J M, VISSER A. Eye in Hand Calibration[J]. Industrial Robot, 1994, 21(6): 14—17.
- [11] 孙丽, 秦永元. 捷联惯导系统姿态算法比较[J]. 中国惯性技术学报, 2006, 14(3): 6—10.
SUN Li, QIN Yong-yuan. Comparison of Attitude Algorithms of SINS[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2006, 14(3): 6—10.
- [12] 李洁, 丁全心, 王鹏. 基于四元数的单目视觉物体位姿测量方法[J]. 航空计算技术, 2011, 41(6): 16—19.
LI Jie, DING Quan-xin, WANG Peng. Monocular Vision Measurement Method of Object Position and Orientation Based on Quaternions[J]. Aeronautical Computing Technique, 2011, 41(6): 16—19.
- [13] CLIFFORD W K. Preliminary Sketch of Bi-quaternions[J]. Proceedings of London Mathematical Society, 1873(4): 381—395.
- [14] WALKER M W, SHAO L J, VOLZ R V. Estimating 3-D Location Parameters Using Dual Number Quaternions[J]. Cvgip Image Understanding, 1991, 54(3): 358—367.
- [15] HOPFIELD J J. Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA, 1982, 79(8): 2554—2558.
- [16] HOPFIELD J J. Neurons with Graded Response Have Collective Computational Properties Like Those of Two-state Neurons[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA, 1984, 81(10): 3088—3092.
- [17] HOPFIELD J J, TANK D W. "Neural" Computation of Decisions in Optimization Problems[J]. Biological

- Cybernetics, 1985, 52(3): 141—152.
- [18] HOPFIELD J J, TANK D W. Computing with Neural Circuits: A Model[J]. Science, 1986(36): 625—633.
- [19] 胡迎春, 李尚平, 廖廷华. 基于 Hopfield 神经网络的结构优化算法研究[J]. 中国机械工程, 2007, 18(12): 1456—1459.
HU Ying-chun, LI Shang-ping, LIAO Ting-hua. Research on Structural Optimization Algorithm Based on Hopfield Neural Network[J]. China Mechanical Engineering, 2007, 18(12): 1456—1459.
- [20] 陈果, 殷国富, 王皓辉, 等. 基于 Hopfield 神经网络的滚动轴承优化设计方法[J]. 机械工程与自动化, 2007(1): 4—6.
CHEN Guo, YIN Guo-fu, WANG Hao-hui, et al. Study on Optimum Design Methods of Rolling Bearing Based on Hopfield Neural Network[J]. Mechanical Engineering & Automation, 2007(1): 4—6.
- [21] 吴涛, 原思聪, 李彩云, 等. 基于 Hopfield 神经网络的单级直齿圆柱齿轮减速器优化设计[J]. 机械设计, 2009, 26(5): 24—27.
WU Tao, YUAN Si-cong, LI Cai-yun, et al. Optimization Design on the Single Staged Cylindrical Spur Gear Reducer Based on Hopfield Neural Network[J]. Journal of Machine Design, 2009, 26(5): 24—27.
- [22] 李宇洁, 李章政. 基于 Hopfield 神经网络的结构优化算法[J]. 四川建筑科学研究, 2013, 39(1): 27—30.
LI Yu-jie, LI Zhang-zheng. Structural Optimization Algorithm Based on Hopfield Neural Network[J]. Sichuan Building Science, 2013, 39(1): 27—30.
- [23] 马向玲, 田宝国. Hopfield 网络应用实例分析[J]. 计算机仿真, 2003, 20(8): 64—66.
MA Xiang-ling, TIAN Bao-guo. Analysis on Discrete and Continuous Hopfield Neural Networks Applications[J]. Computer Simulation, 2003, 20(8): 64—66.