

基于 Solis&Wets 算法的机器人最优测量构形研究

王东署¹, 张志佳²

WANG Dong-shu¹, ZHANG Zhi-jia²

1. 郑州大学 电气工程学院, 郑州 450001

2. 沈阳工业大学 信息工程学院, 沈阳 110023

1. Electrical Engineering School of Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

2. Information Engineering School of Shenyang Industrial University, Shenyang 110023, China

E-mail: wangdongshu@sia.cn

WANG Dong-shu, ZHANG Zhi-jia. Optimal measurement configurations for robot calibration based on solis&Wets algorithm. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(5): 7-9.

Abstract: The selection of measurement configurations in robot calibration is investigated. Condition number of the robot error propagation matrix is achieved through singular value decomposition, using the condition number as the optimization objective function, a set of robot measurement configurations are selected with Solis&Wets algorithm, so that the effect of measurement and modeling errors in parameter estimation can be minimized. Experiment results show that its calibration effect is superior to those of the random selection calibration configurations.

Key words: robot; calibration; Solis&Wets algorithm; optimal measurement configuration

摘要: 研究了机器人标定中最优测量构形的选择, 采用奇异值分解方法获得了机器人误差传播矩阵的条件数, 以该条件数为优化的目标函数, 利用 Solis&Wets 算法来选择机器人的一系列最优测量构形, 以最小化参数估计中测量和建模误差的影响。实验结果表明该方法的标定结果优于随机选择的标定构形的标定结果。

关键词: 机器人; 标定; Solis&Wets 算法; 最优测量构形

文章编号: 1002-8331(2007)05-0007-03 文献标识码: A 中图分类号: TP242.2

1 引言

机器人标定就是通过修改控制软件来提高其精度的过程。在机器人标定过程中, 在一些测量构形处, 位置误差对误差参数不敏感, 当利用在这些构形处测量的位置误差来估计模型参数时, 估计结果就会很不理想^[1-3]。因此, 应该在位置误差对模型误差参数最敏感的构形处进行测量, 所选择的测量构形应该对误差参数有很好的观测效果。因此机器人标定过程中很重要的一步就是如何规划实验, 以找到这样的一系列最优的测量构形。离线选择机器人的最优测量构形可以显著提高运动学参数辨识的效果。

定性地说, 机器人标定最优构形的选择可以描述如下: 在机器人可达关节空间内, 选择一系列测量构形, 使测量噪声对机器人运动学参数估计的影响降至最小。

关于机器人最优测量构形方面的研究, 很多学者进行了有益的探索; Driels 研究了影响机器人标定性能的因素, 指出测量数目对标定结果的影响没有测量构形的影响更为显著^[4]; Borm^[5]和 David^[6]采用待辨识参数雅克比矩阵的留数, Ali 文献采用噪声放大指标^[9], 作为优化的目标函数, 离线计算获得最优测量构形, 但目标函数的推导过程很繁琐, 且基于梯度的算法

易于陷入局部极小; Zhuang 分别利用模拟退火算法^[7]和遗传算法^[8]研究了最优测量构形, 但都只进行了仿真, 没有实验验证方法的有效性。

本文利用 Solis&Wets 算法来获得机器人的最优测量构形, 进而对机器人误差进行实验标定补偿。文章首先利用奇异值分解方法推导了某打磨机器人误差传播矩阵的条件数, 以该条件数为目标函数, 利用 Solis&Wets 算法离线计算获得了该机器人的最优测量构形。在这些最优测量构形处, 利用激光跟踪仪测量机器人的几何误差参数, 对机器人进行了标定补偿。实验表明, 利用 Solis&Wets 算法获得的最优测量构形的标定结果优于通常的随机选择测量构形法。本文所提方法具有通用性, 适用于其它类型机器人的位姿标定。

2 机器人位姿误差观测指标

机器人末端执行器位置和方向误差的通用数学模型可以表示如下:

$$\mathbf{X}=\mathbf{X}(p, \theta) \quad (1)$$

这里 $\mathbf{X}=[x, y, z, \theta_x, \theta_y, \theta_z]^T$ 代表机器人末端执行器的位置和方向向量, $p=[p_1, p_2, \dots, p_n]^T$ 代表 n_p 个模型参数, $\theta=[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]^T$

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863)(the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2004AA001090)。

作者简介: 王东署(1973-), 男, 博士, 讲师, 主要从事智能机器人技术研究; 张志佳(1974-), 男, 博士, 研究领域: 图像处理与分析, 计算机视觉, 数据融合, 模式识别等。

代表机器人的关节变量。当使用参数的名义值时,方程(1)可写为:

$$\mathbf{X}=\mathbf{X}(p, \theta)=\mathbf{X}(p^N+\boldsymbol{\varepsilon}, \boldsymbol{\theta}) \quad (2)$$

这里 p^N 代表参数名义值, $\boldsymbol{\varepsilon}=[\delta p_1, \delta p_2, \dots, \delta p_n]$ 是误差参数。由于参数误差的存在,末端执行器实际位姿和期望位姿总有微小偏差,此微小偏差可近似表示如下:

$$d\mathbf{X} \cong \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial \boldsymbol{\varepsilon}}|_{\boldsymbol{\varepsilon}=0} \cdot \boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{e}(p^N+\boldsymbol{\varepsilon}, \boldsymbol{\theta})|_{\boldsymbol{\varepsilon}=0} \cdot \boldsymbol{\varepsilon} \quad (3)$$

对于6自由度的机器人, $\mathbf{e}(p^N+\boldsymbol{\varepsilon}, \boldsymbol{\theta})|_{\boldsymbol{\varepsilon}=0}$ 为 $(6 \times n_p)$ 维的误差传播矩阵。为估计误差参数,需要在机器人的不同构形处测量末端执行器的一系列位置。误差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 可通过下面的方程估计:

$$\mathbf{Y}=\mathbf{E}|_{\boldsymbol{\varepsilon}=0} \cdot \boldsymbol{\varepsilon} \quad (4)$$

这里 $\mathbf{Y}=[d\mathbf{X}_1^T, d\mathbf{X}_2^T, \dots, d\mathbf{X}_M^T]^T$, 其中 $d\mathbf{X}_i$ 为位置误差, $\mathbf{E}=[\mathbf{e}_1^T, \mathbf{e}_2^T, \dots, \mathbf{e}_M^T]^T$, 其中 \mathbf{e}_i 为第 i 个测量构形处的误差传播矩阵, \mathbf{M} 为测量的位姿数。由于 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 中的部分元素不能被完全观测到,通过降低 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 的维数可形成一个可观测的误差向量 $\boldsymbol{\varepsilon}^*$, 这样就避免了参数估计中的奇异问题。因此,方程(4)可以写成如下的形式:

$$\mathbf{Y}=\mathbf{E}^* \cdot \boldsymbol{\varepsilon}^* \quad (5)$$

这里 $\boldsymbol{\varepsilon}^*=(\boldsymbol{\varepsilon}_1, \boldsymbol{\varepsilon}_2, \dots, \boldsymbol{\varepsilon}_L)^T$, 其中 L 为可观测的误差参数空间的维数, $\mathbf{E}^*=[\mathbf{e}_1^{*T}, \mathbf{e}_2^{*T}, \dots, \mathbf{e}_M^{*T}]^T$ 。假设在 M 个构形处进行测量,利用奇异值分解方法^[9],方程(5)可以写为如下形式:

$$\mathbf{Y}=\mathbf{G} \sum \mathbf{Q}^T \boldsymbol{\varepsilon}^* \quad (6)$$

$\mathbf{G}=[g_1, g_2, \dots, g_{6M}]^T$, $\mathbf{Q}=[q_1, q_2, \dots, q_L]$ 均为正交矩阵,如果 $6M > L$, 则 \sum 为 $(6M \times L)$ 维的对角矩阵,其主对角线上的元素从上到下依次为 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_L$, 其它元素全为零,这里 σ_i 为矩阵 \mathbf{E}^* 的奇异值且 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_L$ 。经过整理,方程(6)可写为如下形式:

$$\mathbf{Y}=\sum_{i=1}^L \sigma_i (\mathbf{q}_i^T \boldsymbol{\varepsilon}^*) \mathbf{g}_i \quad (7)$$

从方程(7)可以看出,当 $\|\boldsymbol{\varepsilon}^*\|$ 是常数时, \mathbf{Y} 的分布是一超椭球体且满足如下的表示式:

$$\sigma_L \leq \frac{\|\mathbf{Y}\|}{\|\boldsymbol{\varepsilon}^*\|} \leq \sigma_1 \quad (8)$$

对于给定的误差参数,式(8)表示的超椭球体提供了一个位置误差的敏感测量区域,在这个区域内对机器人的位姿误差参数进行测量可以获得更好的辨识效果。因此,如果定义如下的误差可观测指标,即机器人误差传递矩阵的条件数:

$$\text{cond}(\mathbf{E}^*)=\frac{\sigma_1}{\sigma_L} \quad (9)$$

显然, $\text{cond}(\mathbf{E}^*) \geq 1$, $\text{cond}(\mathbf{E}^*)=1$ 是观测误差参数的理想状况, $\text{cond}(\mathbf{E}^*)=\infty$ 表示至少一个误差参数不能被观测到。随着条件数的降低,误差参数 $\boldsymbol{\varepsilon}^*$ 对机器人位置误差的影响更为明显,而测量和未建模误差因素对位置误差的影响则逐步减小,可以获得更好的参数估计效果。因此,机器人标定过程中最优测量构形的选择,转化为寻找使式(9)最小的条件数值。下一部分将介绍如何利用 Solis&Wet 算法获得式(9)的最小值。

3 Solis&Wets 寻优算法

Solis&Wets 算法是一种全局寻优算法,该算法随机生成预优化的数列,数列中元素数目等于预优化的变量数目。该算法

以随机生成的数列为初始数列,在随机搜索过程中根据目标函数数值的上升或下降来自适应调整搜索的方向和步长,最终获得全局最优解。关于其收敛性的证明请参阅文献[10]。下面结合本文研究的5轴打磨机器人最优测量构形的选择对该算法作简要介绍。机器人系统结构如图1所示,该机器人前3个关节为运动方向相互垂直的平动关节,后2个关节为轴线垂直相交的转动关节。



图1 机器人结构示意图

将打磨机器人第 i 个关节变量的值作为分量 $X_i, i=1, \dots, 5$, 而机器人的一个测量构形是一个数列 $\mathbf{X}=[X_1, \dots, X_5]$ 。首先选取阈值参数 $K_{\max}, \text{scent}, \text{fcent}, \sigma_{ub}, \sigma_{lb}, \text{ex}, \text{ct}$, 且初始化变量 $k=0, \text{scent}=0, \text{fcent}=0, \sigma_0=1, \mu_0=0$ 。其中, k 为搜索次数, k_{\max} 为最大搜索次数, 文中取 100, scent 和 fcent 为循环搜索过程中的暂态变量, 分别表示在循环中目标函数 f 下降时连续成功和失败的次数, $\text{Scent}, \text{Fcent}$ 分别为 scent 和 fcent 的比较阈值, 本文分别取 5 和 3。 σ_0 为 Gaussian 随机变量的初始方差, σ_{ub}, σ_{lb} 分别为方差比较阈值的上下限, 对应取 3 和 0.1。 ex, ct 是方差步进系数, 即目标函数下降时连续成功或失败的次数达到或超过设定的相应阈值时对方差 σ_{k-1} 所进行的扩大或缩小的操作系数, 本文分别取 2 和 0.5。 μ_0 为 Gaussian 随机变量的初始均值。将随机生成的数列 X 作为初始搜索数列 X_0 , Solis&Wets 运算过程如下:

(1) 设置方差变量为

$$\sigma_k = \begin{cases} \text{ex} \cdot \sigma_{k-1} & \text{scent} > \text{Scent} \\ \text{ct} \cdot \sigma_{k-1} & \text{fcent} > \text{Fcent} \\ \sigma_{ub} & \sigma_{k-1} < \sigma_{lb} \\ \sigma_{k-1} & \text{other} \end{cases}$$

(2) 生成一个多维 Gaussian 随机变量:

$$\xi_k = N(\mu_k, \sigma_k)$$

(3) 计算目标函数值

① 如果 $f(X_k) > f(\xi_k)$, 则:

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= \xi_k \\ \mu_{k+1} &= 0.2\mu_k + 0.4(\xi_k - X_k) \\ \text{scent} &= \text{scent} + 1 \\ \text{fcent} &= 0 \end{aligned}$$

② 如果 $f(\xi_k) \geq f(X_k) > f(2X_k - \xi_k)$, 则:

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= 2X_k - \xi_k \\ \mu_{k+1} &= \mu_k - 0.4(\xi_k - X_k) \\ \text{scent} &= \text{scent} + 1 \\ \text{fcent} &= 0 \end{aligned}$$

③ 否则:

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= X_k \\ \mu_{k+1} &= 0.5\mu_k \\ \text{fcent} &= \text{fcent} + 1 \\ \text{scent} &= 0 \end{aligned}$$

(4) 如果 $k=k_{\max}$, 停止 Solis&Wets 运算。否则 $k=k+1$, 返回到(1)。

需说明一点, 上述迭代过程中 $f(X_k)$ 表示数列 X_k 所对应测量构形的误差传递矩阵的条件数, 依此类推。

4 实验

4.1 位姿误差计算公式

首先进行实验前的一些准备工作, 定义机器人末端执行器位姿表达式如下: $S=[x_g \ y_g \ z_g \ u_x \ u_y \ u_z]^T$, 其中 x_g, y_g, z_g, u_x, u_y 和 u_z 分别是末端执行器相对于机器人基坐标系的位置坐标及与三坐标轴夹角的余弦, 且 $u_x^2+u_y^2+u_z^2=1$ 。

为估计机器人误差, 定义如下 3 个表达式:

$$E_{xyz} = \sqrt{(x_g - x_g')^2 + (y_g - y_g')^2 + (z_g - z_g')^2} \quad (10)$$

$$E_{cos} = \arccos(u_x \cdot u_x' + u_y \cdot u_y' + u_z \cdot u_z') \quad (11)$$

$$E_{tot} = E_{xyz} + h \cdot E_{cos} \quad (12)$$

其中, E_{xyz} 是位置误差, E_{cos} 是姿态误差, E_{tot} 是位姿误差, 为说明姿态误差对位姿误差的影响, 取 $h=30\text{ mm}$ 为例进行说明, 三种误差之间的关系如图 2 所示。其中, $S_c=[x_g' \ y_g' \ z_g' \ u_x' \ u_y' \ u_z']^T$, $S_g=[x_g \ y_g \ z_g \ u_x \ u_y \ u_z]^T$ 。

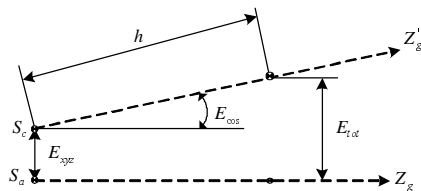


图 2 机器人位姿误差示意图

对任意位姿集合, 定义位姿误差的平均值、标准方差及重复精度如下:

$$\bar{E} = \frac{\sum_{i=1}^N E_i}{N}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2}{N-1}} \quad (13)$$

$$RP = \bar{E} + 3\sigma$$

4.2 实验过程

为验证本文所提方法的位姿测量效果, 在机器人工作空间内随机选取 10 个测量位姿作为初始数列 X_0 , 利用第 2 部分介绍的寻优算法进行离线计算, Solis&Wets 运算结束后返回最优的测量构形数列 X_k , 即最优测量构形。然后利用 6 维激光跟踪仪进行机器人实际位姿的测量计算, 过程如下所述: 利用文献[11]建立的该打磨机器人的位姿误差模型, 在这 10 个最优测量构形处, 利用 6 维激光跟踪仪测量待辨识的几何误差参数, 测量现场如图 3 所示, 采用非线性优化算法^[12]辨识这些参数, 把 10 次辨识的平均值作为该几何参数的实际值, 带入误差模型, 就可以获得该机器人实际位姿误差模型。然后, 在机器人工作空间范围内, 随机选取 36 个位姿作为理论位姿, 使机器人运动到这些理论位姿处, 利用激光跟踪仪测量这些对应的实际位姿, 每个位姿测量 10 次, 利用公式(13)-(16), 可以获得如表 1 所示的精度值。

为了比较 Solis&Wets 算法获得的最优测量构形的标定效

果, 本文同时采用随机选择测量构形的方法来计算机器人的标定效果。在机器人工作空间范围内, 随机选择 36 个位姿, 重复上述的测量过程, 并把所得结果放入表 1 中。



图 3 利用激光跟踪仪进行位姿误差标定实验

表 1 两种测量方法精度比较

					μm
算法	误差类别	平均距离	标准偏差	最大距离	重复精度
本文算法	E_{xyz}	54.7	7.1	55.8	76.0
	E_{cos}	51.2	6.2	55.7	69.8
	E_{tot}	56.2	6.3	57.2	75.1
随机方法	E_{xyz}	62.4	9.6	67.9	91.2
	E_{cos}	54.2	11.8	55.7	89.6
	E_{tot}	64.0	10.3	69.4	94.9

从表 1 的结果可以看出, 采用 Solis&Wets 算法获得的最优测量构形法的精度值明显优于随机构形选择测量法, 其中机器人平均位姿精度提高 12.2%, 重复精度提高 20.9%, 这说明所选测量构形可以显著提高机器人的标定精度。

进一步地, 把表 1 的结果与文献[11]表 1 中机器人标定前的精度对比可知(以其中的 36 个位姿的标定结果为例), 最优测量构形法可以把位置误差的平均值降低到标定前的 19.3%, 重复精度降低到标定前的 23.5%, 充分说明了本文所获得的最优测量构形可以有效提高机器人的标定精度。

5 结论

本文首先利用奇异值分解法推导了某打磨机器人误差传播矩阵的条件数, 以该条件数为目标函数, 利用 Solis&Wets 算法获得了该机器人最优测量构形, 对机器人的误差参数进行了标定补偿, 并把此标定结果与随机选择测量构形所获得的标定进行了比较, 实验表明本文所提方法能有效提高机器人参数辨识的精度, 提高了标定精度。(收稿日期: 2006 年 11 月)

参考文献:

- [1] Borm Jin-Hwan, Menq Chia-Hssang. Determination of optimal measurement configurations for robot calibration based on observability measure[J]. International Journal of Robotics Research. 1991, 10(1): 51-63.
- [2] Liu Lu -sin. Enhancing robot positioning accuracy using optimal configuration data[J]. Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers, 2005, 22(6): 443-450.
- [3] Zakharov A, Halasz S. Parameter identification of a robot arm using genetic algorithms[J]. Periodica Polytechnica Ser EL Eng, 2001, 45(3): 195-209.