

文章编号:1001-9081(2007)01-0071-03

机器人逆标定方法研究

王东署¹, 付志强²

(1. 郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001;

2. 河南交通职业技术学院 计算机科学系, 河南 郑州 450005)

(wangdongshu@126.com)

摘 要: 在分析传统机器人位姿标定方法的基础上, 提出了一种新的机器人标定方法: 基于神经网络的逆标定方法。这种标定方法把机器人实际位姿和相应的关节角误差分别作为前馈神经网络的输入和输出来训练网络, 从而获得机器人任意位姿时的关节角误差值, 通过修改关节值来提高机器人的位姿精度。这种标定方法把所有因素引起的误差均归结为关节角误差, 无须求解机器人逆运动学方程, 实现了误差的在线补偿。把标定结果与基于运动学模型的参数法的标定结果进行了比较分析。仿真和试验结果均证明了这种方法比传统方法标定效果更好, 且更方便简单, 避免了其他传统标定方法繁琐的建模及参数辨识过程。

关键词: 机器人; 位姿误差; 神经网络; 逆标定

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A

Study on robot inverse calibration

WANG Dong-shu¹, FU Zhi-qiang²

(1. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou Henan 450001, China;

2. Department of Computer Science, Henan Communication Vocational Technology College, Zhengzhou Henan 450005, China)

Abstract: An innovative robot calibration approach: inverse robot calibration based on neural network, was proposed in this paper, based on the analysis of traditional calibration approach. This method took the robot actual poses and corresponding joint errors as inputs and outputs of a feed-forward neural network respectively, so as to achieve the real-time joint errors in arbitrary pose through the neural network, and pose accuracy was improved only through correcting the joints angles. This calibration came down all error effects to joint errors and need not resolve the inverse kinematics model, and achieved arbitrary joint errors real-time compensation. Calibration results were compared with those obtained by traditional parametric methodologies. Simulation and experimental results show that this method is more effective compared with the traditional calibration methods, and avoids the complex modeling and parameters identification.

Key words: robot; pose error; neural network; inverse calibration

0 引言

虽然工业机器人的重复精度很高, 但其绝对精度却很差, 对于没有标定的机器人, 绝对精度误差可以达到几毫米。因此在很多应用中必须对机器人进行精确的标定。

机器人静态标定的传统方法是基于运动学模型的参数标定法^[1~5]。该方法可以达到很高的精度, 很多情况下能够达到机器人的重复精度。但这些方法几乎都没有考虑非几何尺寸因素引起的位姿误差, 且需要建立复杂的误差模型, 进行繁琐的离线标定, 在动态变化的环境中缺乏柔性^[6]。同时由于测量仪器的限制, 对机器人姿态误差的标定研究较少。

为克服参数法存在的不足, 有学者提出基于神经网络的机器人逆运动学标定法^[7~11]。该方法以关节角值和其对应误差分别作为神经网络的输入和输出来训练网络, 得到在任意关节角时的误差值, 通过修正关节角来实现位姿误差的补偿。和参数标定法相比, 该方法更简单使用, 精度更高。但由于要求解逆运动学方程, 该方法计算量大且在奇异点附近标定效果不理想。

针对上述逆标定方法存在的不足, 本文从机器人整个位姿的角度出发, 提出了一种新的基于前馈神经网络的机器人逆标定法, 对一激光加工机器人的位姿进行了精确的标定。该方法不要求解逆运动学问题, 计算量小, 实现了误差的在线补偿, 对于不存在退化问题的机器人的标定有一定的借鉴作用。

1 激光加工机器人运动学模型

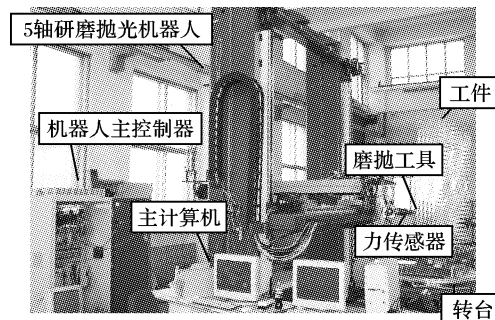


图1 机器人结构示意图

收稿日期: 2006-06-01 基金项目: 国家 863 计划资助项目 (2004AA001090)

作者简介: 王东署 (1973-), 男, 河南舞钢人, 讲师, 博士, 主要研究方向: 机器人标定及离线编程技术; 付志强 (1971-), 男, 河南林州人, 讲师, 主要研究方向: 电工电子。

本文以 5 轴激光加工机器人为研究对象,系统结构如图 1 所示,该机器人前三个关节为运动方向相互垂直的平动关节,后两个关节为轴线垂直相交的转动关节。根据工程中常用的方法建立机器人的坐标系如图 2 所示。由于关节 4 和关节 5 轴线实际上可能既不垂直也不相交,引入两个参数 α, d 来描述其相对位置关系,机器人末端执行器坐标系 6 和第 5 关节之间的位置关系用 a_6 和 d_6 来表示,具体含义如图 2 坐标系所示。

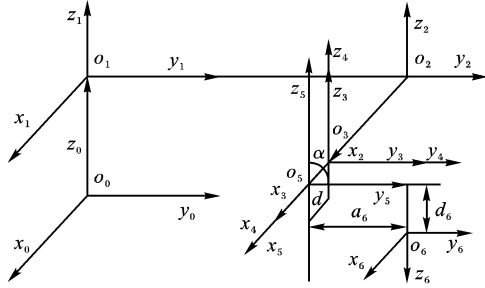


图2 机器人坐标系

按图 2 的坐标系,可得:

$$T_{6 ideal}^0 = T_{1 ideal}^0 T_{2 ideal}^1 T_{3 ideal}^2 T_{4 ideal}^3 T_{5 ideal}^4 T_{6 ideal}^5$$

$$= \begin{bmatrix} \cos\theta_4 \cos\theta_5 & -\sin\theta_4 & \cos\theta_4 \sin\theta_5 & X \\ \sin\theta_4 \cos\theta_5 & \cos\theta_4 & \sin\theta_4 \sin\theta_5 & Y + a_6 \\ \sin\theta_5 & 0 & \cos\theta_5 & Z - d_6 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, X, Y, Z 分别为在 X_2, Y_1, Z_0 轴上的移动量, θ_4, θ_5 分别为关节 4 和 5 的转角。定义末端执行器位姿如下: $S = [x_g \ y_g \ z_g \ u_x \ u_y \ u_z]^T$, 其中 x_g, y_g, z_g, u_x, u_y 和 u_z 分别是末端执行器坐标系相对于机器人基坐标系的位置坐标及与三坐标轴夹角。

为估计机器人误差,定义如下三个表达式:

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

$$E_{\cos} = \arccos(l_x \cdot l_x' + l_y \cdot l_y' + l_z \cdot l_z') \quad (3)$$

$$E_{tot} = E_{xyz} + h \cdot E_{\cos} \quad (4)$$

其中, E_{xyz} 是位置误差, E_{\cos} 是姿态误差, E_{tot} 是位姿误差, $l_x = \cos(u_x), l_x' = \cos(u_x')$, 依此类推。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 3 所示。其中:

$$S_c = [x_g' \ y_g' \ z_g' \ u_x' \ u_y' \ u_z']^T$$

$$S_a = [x_g \ y_g \ z_g \ u_x \ u_y \ u_z]^T$$

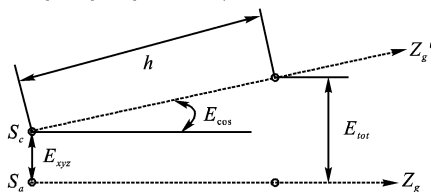


图3 机器人位姿误差示意图

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:

$$\begin{cases} \bar{E} = \sum_{i=1}^N E_i / N \\ \sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2 / N - 1} \\ RP = \bar{E} + 3\sigma \end{cases} \quad (5)$$

为计算公式(2)~(5)表示的误差,必须把机器人控制

器中末端执行器位姿矩阵 S 中的方向矩阵 R 转化为与基坐标系三坐标轴的夹角 α, β 和 γ ,进而计算其余弦值:

$$\text{即若 } S = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & P \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

则有:

$$\begin{cases} \alpha = \text{atan2}(-a_x, a_y) \\ \beta = a \tan 2(\sin \alpha \cdot \alpha_x - \cos \alpha \cdot a_y, a_z) \\ \gamma = a \tan 2(-\cos \alpha \cdot o_x - \sin \alpha \cdot o_y, \cos \alpha \cdot n_x + \sin \alpha \cdot n_y) \end{cases} \quad (6)$$

2 标定前位姿误差计算

为计算标定前机器人的精度和重复精度,构建如下的结构参数: $L = L_n + \Delta L_c + \Delta L_r$, 其中 L_n 是名义参数, ΔL_c 是常值误差, ΔL_r 为随机误差。其中常值误差 ΔL_c 是采用位姿匹配原理^[12], 利用非线性优化算法^[2] 估算出来的。机器人各关节随机误差 ΔL_r 的值计算过程如下: 设机器人各平动关节位移量的误差分布符合均值为 0, 标准偏差为 0.1mm 的正态分布, 两转动关节位移量的误差分布符合均值为 0, 标准偏差为 0.01° 的正态分布, 并设此假设的置信度为 $1 - \alpha = 0.95$, 则根据概率论知识, 此置信度时的置信区间为: $(\bar{X} \pm \sigma \cdot z_{\alpha/2} / \sqrt{n})$ 。其中 \bar{X} 为机器人各关节位移量理论值, σ 为标准偏差, n 为所计算的位姿数, 这里取 81, $\alpha = 0.05$ 。据此计算公式就可以得到机器人关节坐标的随机误差。设其他参数的随即误差符合均值为 0.1 标准偏差为 0.5mm 的正态分布, 利用前述公式可得相应的随机误差。最后得如表 1 所示的机器人几何尺寸。

定义如下的位姿: $S^{th} = F(Q, L_n)$ 为理论位姿,

$$S^a = F(Q, L_n + \Delta L_c + \Delta L_r)$$

表示全局实际位姿, 包含常值误差和随机误差, 机器人精度用 S^{th} 和 S^a 之间的差异来表示。在机器人工作空间中随机产生 106 个位姿, 其中 81 个位姿做测试集, 25 个做检验集。利用前述公式(2)~(5), 可以分别得到如表 2 和表 3 所示的机器人标定前精度和重复精度的值。其中, E_{xyz}, E_{tot} 的单位为 mm, E_{\cos} 的单位为 mrad。

表 1 机器人几何参数值

L	L_n	ΔL_c	ΔL_r
X	-	0.16	(-0.0218, 0.0218)
Y	-	0.13	(-0.0218, 0.0218)
Z	-	0.23	(-0.0218, 0.0218)
θ_4	-	0.212°	(-0.0022°, 0.0022°)
θ_5	-	0.212°	(-0.0022°, 0.0022°)
a_6	140.9	0.53	(-0.01, 0.21)
d_6	318.4	0.94	(-0.01, 0.21)

表 2 标定前机器人精度

	测试集(81)		检验集(25)	
	平均值	最大值	平均值	最大值
E_{xyz}	0.3781	0.5979	0.3252	0.5298
E_{\cos}	1.5712	1.5719	1.5709	1.5718
E_{tot}	0.4253	0.6450	0.3985	0.6179

3 机器人神经网络逆标定仿真

基于神经网络的机器人位姿逆标定, 就是通过神经元

网络找出各关节角误差值,从而通过修改关节角值来降低位姿误差的方法。神经网络的作用是模拟所有影响末端执行器误差的因素而无需对其建模,因此这种方法不要求对可能造成机器人位姿误差的因素进行复杂的分析,也不需要建立参数标定法所必须的误差模型。由于输入输出的高度非线性,同时为简化训练过程,最小化学习时间,神经网络采用三层前馈神经网络,其结构示意图如图 4 所示,所有层之间采用全连接,图中 1 表示为避免在学习率较大时权值发生振动而加入的动量因子。网络只有一个隐含层,含 7 个神经元,其传递函数采用正切 S 型函数,输出层采用线性函数。

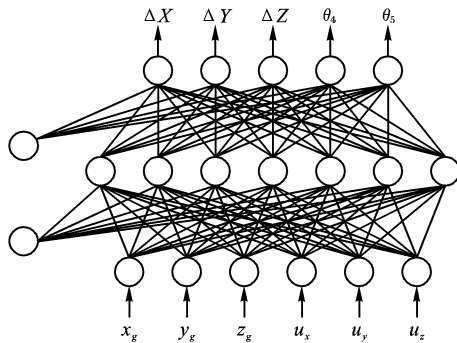


图 4 前馈神经网络结构

在机器人工作空间内随机选取 81 个位姿作为神经网络的输入训练参数,实际关节角可由表 1 中关节角数据得到,其与角理论值之差作为网络输出训练参数。网络性能评价函数取均方误差函数:

$$E = 1/n \cdot \sum_{i=1}^n (D_i - A_i)^2 \quad (7)$$

其中 n 为输出层神经元个数, D_i, A_i 分别为第 i 个输出神经元的期望输出和实际输出。权值的调整量按梯度下降的原则进行,可得:

$$\Delta W_{ij}(t+1) = -\eta(\partial E / \partial W_{ij}) + \alpha \Delta W_{ij}(t) \quad (8)$$

这里 η 为学习率,本文取 0.6, ΔW_{ij} 为连接第 j 个神经元与第 i 个神经元的权值改变量, α 为动量因子,本文取 0.9。

当均方误差函数值小于 0.001 时停止训练,认为网络已训练好。然后在机器人工作空间内随机选取 25 个位姿作为检验集来验证网络的优化效果,利用公式(2)~(5),得如表 3 所示的精度值。

表 3 仿真标定后精度

	测试集(81)		检验集(25)	
	平均值	最大值	平均值	最大值
E_{xyz}	0.049 1	0.056 2	0.052 4	0.057 6
E_{\cos}	1.112 0	1.489 1	1.125 1	1.421 3
E_{tot}	0.082 5	0.099 6	0.086 1	0.098 6

比较表 3 和表 2 的精度值可以看出,经过前馈神经网络优化的机器人位姿平均误差降低到标定前的 20% 左右,最大误差降低到初始值的 15% 左右,证明了该方法在机器人位姿误差标定方面的效果。

4 神经网络逆标定实验

为进一步验证上述逆标定算法的效果,如图 5 所示,在机器人工作空间内,利用 6 维激光跟踪仪随机选取 81 个位姿作为前馈网络的输入样本,关节角理论值与实际值(码盘值)之差作为网络的输出,离线训练网络。待网络训练完毕后,在机器人工作空间内再随机选取 25 个位姿作为检验集,带入神经

网络进行在线标定补偿,并将其与机器人理论位姿进行比较,获得如表 4 所示的标定后的精度值。

表 4 实验获得的机器人精度

	测试集(81)		检验集(25)	
	平均值	最大值	平均值	最大值
E_{xyz}	0.051 3	0.054 1	0.049 5	0.052 2
E_{\cos}	1.101 3	1.227 8	1.152 1	1.258 7
E_{tot}	0.084 3	0.089 2	0.084 1	0.088 6

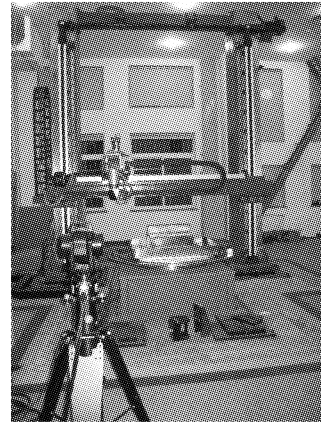
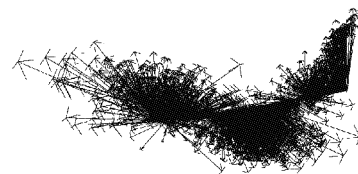
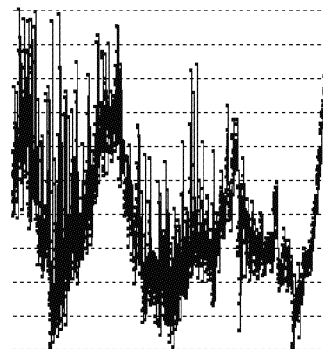


图 5 利用激光跟踪仪进行位姿误差标定

把表 4 的数据与表 2 的数据对应进行比较可以看出,基于神经网络的逆标定方法可以把机器人位姿误差降低到初始值的 20% 左右,且可以进行在线补偿,证明了该标定方法的有效性。图 6 所示为与表 4 对应的机器人位姿误差的分布情况,其中(a)为放大 10 000 倍后的效果示意图,(b)为误差分布数据图。从图 6 的数据可以看出,经前馈神经网络逆标定后的机器人位姿精度在所标定的工作空间内有较好的一致性,表明该标定方法是非常有效的。



(a) 误差分布示意图



(b) 误差分布数据图

图 6 机器人位姿误差分布

为将本文提出的逆标定方法的标定效果与传统的基于运动学模型的参数表标定效果进行比较,采用位姿匹配原理^[12],应用参数标定法中的非线性优化算法^[2],重复前述的位姿测量过程,获得机器人精度值如表 5 所示。

(下转第 76 页)

表1 实验数据

关系	元组个数	属性个数	属性平均取值个数
R1/R2	150	3	3
R3/R4	500	5	6
R5/R6	1 000	6	10

表2 实验结果

关系	<mins,minc,na>	Data corrupt	Minconf	Rate1	Rate2
R1	<30%,70%,6>	5%	0.8	0.49	0.67
R2	<30%,70%,123>	10%	0.8	0.81	0.84
R3	<25%,65%,13>	15%	0.85	0.47	0.65
R4	<25%,65%,352>	10%	0.85	0.75	0.79
R5	<35%,80%,19>	10%	0.9	0.69	0.75
R6	<35%,80%,370>	20%	0.9	0.85	0.91

5 结语

在数据库系统检测到发生了错误时,利用模糊依赖信息提供了所需要数据在被破坏情况下可接受的模糊值,满足了实时应用的要求。本文先给出模糊依赖的概念并讨论其在数据库中的应用,研究了数据挖掘技术在其中的应用。但模糊

值技术并不能保证所使用数据的正确性,将会给数据库带来潜在的错误。下一步的工作重点是如何产生更精确的模糊值以及在数据库恢复完成后如何消除使用模糊值后给数据库带来的潜在错误。

参考文献:

- [1] VALSANGKAR V, PANDA B. An Architecture for Making Data Available Ceaselessly During Recovery[A]. Proceeding of the 2003 IEEE Workshop on Information Assurance, United States Military Academy[C]. 2003.
- [2] PANDA B, PATNAIK S. A Recovery Model for Defensive Information Warfare[A]. Proceedings of the 9th international Conference on Management of Data[C]. 1998.
- [3] DARWEN H, DATE C. The role of functional dependencies in query decomposition[A]. Relational Database Writings 1989 - 1991 [C]. 1992.
- [4] SRIKANT R, VU Q, AGRAWAL R. Mining association rules with item constraints[A]. Proceedings of the Third International Conference on KDD[C]. 1997. 67 - 73.
- [5] DELGADO M, MARIN N, MARTIN - BAUTISTA MJ, *et al.* Mining Fuzzy Association Rules: An Overview[D]. Department of Computer Science and AI, University of Granada, 2003.

(上接第 73 页)

表5 非线性优化方法获得的精度值

	测试集(81)		检验集(25)	
	平均值	最大值	平均值	最大值
E_{xyz}	0.053 6	0.059 4	0.059 5	0.061 2
E_{cos}	1.533 1	2.172 3	1.623 5	2.013 3
E_{tot}	0.099 6	0.124 6	0.108 2	0.121 6

比较表 4 和表 5 的精度值可以看出,应用神经网络对机器人进行逆标定后获得的精度值优于传统方法,如基于运动学模型的参数标定法,但二者差距不明显。这是由于参数法只对几何因素引起的误差进行了标定补偿,而基于神经网络的机器人逆标定方法则把所有引起机器人位姿误差的因素全部归结为关节角误差,通过对关节角补偿来对位姿进行了补偿,所以其标定效果要优于单纯的参数标定法。同时由于本文研究的激光加工机器人几何误差占总误差的比例达 80% 左右,所以应用逆标定方法的标定效果与参数标定法相比,虽有提高但幅度不大。但在对机器人精度要求非常高的场合或几何尺寸误差占机器人总误差比例较小的机器人,本文所提的逆标定法还是非常有用的。

5 结语

本文结合某激光加工机器人的位姿标定,提出一种基于前馈神经网络的机器人逆标定方法,这种标定方法把机器人的实际位姿和关节角误差分别作为网络的输入输出训练参数,通过训练网络得到机器人在任意实际位姿时的关节角误差值,通过修改关节角误差值来达到降低位姿误差的目的。由于该标定方法无须求解逆运动学问题,计算量小,实现了对机器人位姿误差在线补偿。仿真和实验结果均证明了该方法能有效提高无退化问题的机器人的位姿精度。

参考文献:

- [1] ELATTA AY, LI PG, FAN LZ, *et al.* An overview of robot calibra-

tion techniques[J]. Information Technology Journal, 2004, 3(1): 74 - 78.

- [2] OMODEI A, LEGNANI G, ADAMINI R, *et al.* Three methodologies for the calibration of industrial manipulators: experimental results on a SCARA robot[J]. Journal of Robotic System, 2000, 17(6): 291 - 307.
- [3] CALAFIORE G, INDRI M, BONA B. Robot dynamic calibration: optimal excitation trajectories and experimental parameter estimation [J]. Journal of robotic systems, 2001, 18(2): 55 - 68.
- [4] CHEN IM, YANG GL. Kinematics calibration of modular reconfigurable robots using product of exponentials formula[J]. Journal of robotic systems, 1997, 14(11): 807 - 821.
- [5] FANTUZZI C, SECCHI C, VISIOLI A. On the fault detection and isolation of industrial robot manipulators[EB/OL]. <http://www.dismi.unimore.it/download/syroco2003.pdf>, 2003.
- [6] LU TF, GRIER CI. An on-line relative position and orientation error calibration methodology for work-cell robot operations[J]. Robotics & Computer-integrated manufacturing, 1997, 13(2): 89 - 99.
- [7] ZHONG XL, LEWIS J, N-NANG FL. Inverse robot calibration using artificial neural networks[J]. Artificial intelligence, 1996, 9(1): 83 - 93.
- [8] KOZAKIEWICZ C, OGISO T. Calibration analysis of a direct drive robot[A]. IEEE international workshop on intelligent robots and system IROS 90[C]. 1990. 213 - 220.
- [9] GUEZ A, AHMAD Z. solution to the inverse kinematics problem in robotics by neural networks[A]. ICNN'88[C]. 1988. 617 - 624.
- [10] SURYANARAYANAN S, NARENDER PR, VINEET G. Artificial neural networks for estimation of joint angle from EMG signals[A]. 1995 IEEE-EMBC and CMBEC[C]. 1995. 823 - 824.
- [11] ZHONG XL, LEWIS JM. A new method for autonomous robot calibration[A]. IEEE international conference on robotics and automation[C]. 1995. 1790 - 1795.
- [12] 刘振宇. 制约机器人向先进制造系统集成若干问题研究[D]. 中国科学院沈阳自动化研究所, 2002.