

文章编号 1004-924X(2008)01-0076-06

基于粒子群算法的 6-DOF 并联坐标 测量机的测量建模

刘得军¹, 刘彩平¹, 韦荣方²

(1. 中国石油大学 机电工程学院, 北京 102249;

2. 中国石油管道天然气压缩技术有限公司, 山东 德州 253020)

摘要: 依据并联机构的位置反解模型, 给出了求解 6-DOF 并联坐标测量机位置正解的无约束优化模型, 并应用粒子群算法(PSO)对该优化问题进行了求解, 由此可将复杂的并联坐标测量机测量建模问题转换为优化问题, 从而求得位置正解。仿真结果表明: 80 个粒子大约经过 55 次的迭代运算后, 收敛精度可达到 $0.5 \mu\text{m}$, 平均运行时间约为 3 s。粒子群算法应用于并联坐标测量机测量建模与求解, 可获得较高的计算速度和计算精度。

关键词: 并联坐标测量机; 测量模型; 粒子群算法; 位置反解; 位置正解

中图分类号: TH721 文献标识码: A

Measurement modeling for 6-DOF parallel-link coordinate measuring machine based on particle swarm optimization

LIU De-jun¹, LIU Cai-ping¹, WEI Rong-fang²

(1. Faculty of Mechanical and Electronic Engineering, China University of Petroleum, Beijing 102249, China;

2. China Petroleum Pipeline Natural Gas Compression Technology Co., Ltd, Dezhou 253020, China)

Abstract: On the basis of the inverse position model of a parallel mechanism, an unconstrained optimal model was established for solving the forward position of a 6-DOF parallel Coordinate Measuring Machine(CMM). The Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm was used for solving the optimization problem, then the forward position could be obtained. The simulation results indicate that the convergent operation precision of 80 particles is about $0.5 \mu\text{m}$ and the average time is about 3 s after iterative operation of 55 times. The PSO algorithm has the higher speed and precision of calculation for measurement modeling and solution of parallel-link CMM.

Key words: parallel-link Coordinate Measuring Machine(CMM); measurement modeling; Particle Swarm Optimization(PSO); inverse kinematics; forward kinematics

收稿日期: 2007-06-01; 修订日期: 2007-07-13.

基金项目: 黑龙江省研究生创新科研项目(No. YJSCX2005-79HLJ); 黑龙江省教育厅科学技术研究项目(No. 10551002)

1 引 言

坐标测量机 (Coordinate Measuring Machine, CMM) 作为一种现代大型精密仪器, 已越来越显示出它的重要性和广阔的发展前景。它可方便地进行空间三维尺寸测量, 实现在线检测及自动化测量。并联坐标测量机是近年发展起来的基于并联运动机构的一种非笛卡尔坐标测量系统, 由于并联运动机构具有运行速度高、末端执行器位姿灵活、误差不叠加、易于模块化设计等优点, 因而将其用作坐标测量机运动机构有望对传统坐标测量机测量精度及测量效率等综合性能进行改善^[1]。目前, 日本东京大学、静冈大学, 美国 Florida Atlantic 大学, 我国哈尔滨工业大学、燕山大学和东北大学等许多同行学者都致力于这方面的研究工作^[1-2]。并联坐标测量机测量建模问题实质上就是并联机构的位置正解求解问题。一般情况下, 并联运动机构的位置正解都是高次非线性方程, 求解难度很大, 且具有明显的多解现象。针对并联机构正解问题的求解, 人们已经做了很多努力, 但基本上都是围绕数值解法和解析

解法进行的。本文则利用并联机构反解比正解容易的特点^[3], 把欲求的位姿坐标假设为已知, 然后利用位置反解求得各个杆长, 由此将并联坐标测量机的位置正解问题转化为已知杆长值与反解杆长值之差的极小优化问题, 并首次尝试使用粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 的全局优化特性来求解并联机构的位置正解。

PSO 是由 Kennedy 博士和 Eberhart 博士于 1995 年提出的一种新的仿生优化方法^[4-5], 最初用于处理连续优化问题, 目前该算法的应用已扩展到组合优化问题^[6]。由于 PSO 算法简单、容易实现、调节参数少、全局优化能力强, 现已被广泛应用于函数优化、神经网络训练、模糊系统控制以及其它应用领域^[7]。

2 并联坐标测量机的位置反解模型

2.1 建立反解模型

本文所研究的基于 Stewart 平台的 6-DOF (Six-Degrees-of-Freedom) 并联机构坐标测量机的结构图及理论模型如图 1 所示。 O_B-XYZ 和 O_P-xyz 分别表示基坐标系和可动坐标系。

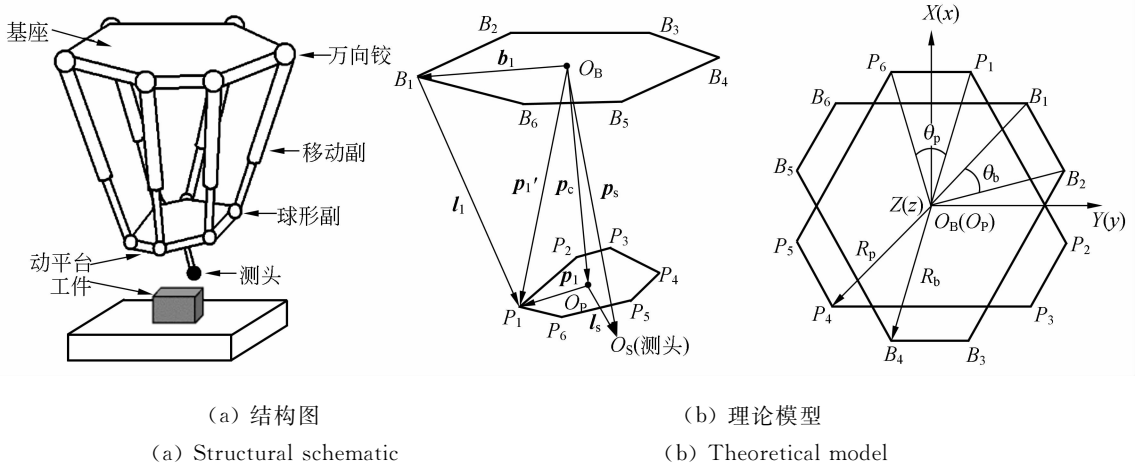


图 1 并联机构坐标测量机结构图及理论模型

Fig. 1 Structural diagram and theoretical model of parallel-link CMM

按图 1(b) 所示方法选定坐标系后, 矢量 \mathbf{b}_i ($O_B B_i$) 和 \mathbf{p}_i ($O_P P_i$) 可表示为:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{b}_i &= (b_{ix} \quad b_{iy} \quad 0)^T = (R_b \cos \theta_{bi} \quad R_b \sin \theta_{bi} \quad 0)^T \\ \mathbf{p}_i &= (p_{ix} \quad p_{iy} \quad 0)^T = (R_p \cos \theta_{pi} \quad R_p \sin \theta_{pi} \quad 0)^T \end{aligned} \right\}, \quad (1)$$

式中, R_b 和 R_p 分别是基座和动平台的外接圆半径; θ_{bi} ($i=1, 2, \dots, 6$) 表示矢量 \mathbf{b}_i 与 X 轴正向的夹角, θ_{pi} ($i=1, 2, \dots, 6$) 表示矢量 \mathbf{p}_i 与 x 轴正向的夹角, θ_{bi} 和 θ_{pi} 可用基座的短边中心角 θ_b 和动平台的短边中心角 θ_p 求得:

$$\begin{cases} \theta_{b1} = 60^\circ - \theta_b/2 \\ \theta_{b2} = 60^\circ + \theta_b/2 \\ \theta_{b3} = 180^\circ - \theta_b/2 \\ \theta_{b4} = 180^\circ + \theta_b/2 \\ \theta_{b5} = 300^\circ - \theta_b/2 \\ \theta_{b6} = 300^\circ + \theta_b/2 \end{cases}, \begin{cases} \theta_{p1} = \theta_p/2 \\ \theta_{p2} = 120^\circ - \theta_p/2 \\ \theta_{p3} = 120^\circ + \theta_p/2 \\ \theta_{p4} = 240^\circ - \theta_p/2 \\ \theta_{p5} = 240^\circ + \theta_p/2 \\ \theta_{p6} = 360^\circ - \theta_p/2 \end{cases}. \quad (2)$$

图 1(b)中,若测头位姿为 $\mathbf{P}_s(x_s, y_s, z_s, \alpha,$

$$\mathbf{R} = [\gamma][\beta][\alpha] = \begin{pmatrix} \cos \gamma \cos \beta & \cos \gamma \sin \beta \sin \alpha - \sin \gamma \cos \alpha & \cos \gamma \sin \beta \cos \alpha + \sin \gamma \sin \alpha \\ \sin \gamma \cos \beta & \sin \gamma \sin \beta \sin \alpha + \cos \gamma \cos \alpha & \sin \gamma \sin \beta \cos \alpha - \cos \gamma \sin \alpha \\ -\sin \beta & \cos \beta \sin \alpha & \cos \beta \cos \alpha \end{pmatrix}.$$

图 1(b)中, l_s 表示测头距离动平台几何中心的长度; $l_i (i=1, 2, \dots, 6)$ 表示 6 个杆长矢量; 测头几何中心点 O_s 相对于坐标系 O_p-xyz 的坐标矢量为 $\mathbf{s} = (0 \ 0 \ l_s)^T$.

根据式(4)可计算出 6 根并联连杆的杆长为

$$l_i = |l_i| = \sqrt{l_{ix}^2 + l_{iy}^2 + l_{iz}^2} \quad (i=1, 2, \dots, 6). \quad (5)$$

2.2 建立优化模型

与上述反解过程相反, 并联坐标测量机正运动学求解是在已知一组杆长 $l_i (i=1, 2, \dots, 6)$ 的情况下, 计算测头的空间位姿坐标 \mathbf{P}_s 。本文将测量模型的求解首先转化为反运动学求解, 即在测头的工作空间内随机产生一组测头位姿坐标 $\mathbf{P}_{sk}(x_{sk}, y_{sk}, z_{sk}, \alpha_k, \beta_k, \gamma_k)$, 再利用上述的位置反解运算过程, 求得与这组测头位姿相对应的杆长值 l'_i , 在此基础上, 建立已知杆长值 l_i 与反解杆长值 l'_i 之差的极小优化模型, 然后取此优化模型的最优解作为最终欲求的测头位姿坐标。式(6)为无约束的极小优化模型, 即适应度函数:

$\beta, \gamma)^T = (\mathbf{P}_s, \mathbf{r})^T$, 由各矢量间的运算关系得:

$$\begin{cases} l_i = p_i' - b_i \\ p_i' = \mathbf{R} \cdot p_i + p_c \quad (i=1, 2, \dots, 6), \\ p_s = \mathbf{R} \cdot s + p_c \end{cases} \quad (3)$$

所以

$$l_i = \mathbf{R} \cdot p_i + p_s - \mathbf{R} \cdot s - b_i (i=1, 2, \dots, 6), \quad (4)$$

式中旋转变换矩阵:

$$F(\mathbf{P}_s) = \min \sum_{i=1}^6 |l_i - l'_i| \quad (i=1, 2, \dots, 6). \quad (6)$$

上述优化模型的计算流程如图 2 所示。

3 粒子群算法(PSO)

3.1 PSO 的介绍

粒子群优化算法的提出受到鸟群觅食行为的启发, 并用于解决优化问题^[8-9]。它的基本思想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解。

假设初始化有 M 个随机粒子(随机解)。粒子 i 在 N 维空间的位置表示为 $\mathbf{X}_i = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, 飞行速度 $\mathbf{V}_i = (v_1, v_2, \dots, v_N)$ 。每个粒子都有一个由适应度函数决定的适应值, 并且知道自己到目前为止发现的最好位置($p_{best,i}$), 即个体极值, 该值可以看作是粒子 i 自己的飞行经验。除此之外, 每个粒子还知道到目前为止整个群体中所有粒子发现的最好位置(g_{best}), 即全局极值, 该值可以看作是粒子同伴的经验。粒子就是通过自己的经验和同伴中最好的经验来决定下一步的运动。粒子在解空间内不断跟踪个体极值 p_{best} 与全局极值 g_{best} 进行搜索, 直到达到规定的运行代数或满足规定的误差标准为止。第 k 次迭代的第 i 个粒子的速度和位置分别为:

$$v_i = \omega \times v_i + c_1 \times \text{rand}() \times (p_{best,i} - x_i) + c_2 \times \text{rand}() \times (g_{best} - x_i), \quad (7)$$

$$x_i = x_i + v_i. \quad (8)$$

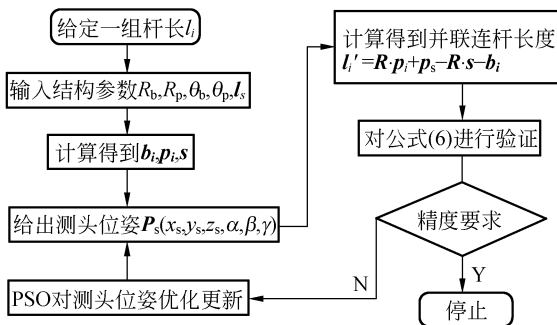


图 2 优化模型流程图

Fig. 2 Flowchart of optimization model

3.2 PSO 的初始参数

式(7)中的 ω 为惯性权重系数,它随着运行代数的增加呈线性下降,即:

$$\omega = \omega_{\max} - k(\omega_{\max} - \omega_{\min})/k_{\max}, \quad (9)$$

式中: ω_{\max} 、 ω_{\min} 为初始和终止的惯性权值, ω 的引入使 PSO 算法性能有了很大提高。 ω 使粒子保持着运动惯性,从而具有扩展搜索空间的趋势,有能力探索新的区域,针对不同的搜索问题,可以调整全局和局部搜索能力,也使得 PSO 算法能成功的应用于很多实际问题。 k_{\max} 为最大的运行代数,可根据精度要求来设置; c_1 和 c_2 为学习因子,一般 $c_1 = c_2$,并且取值范围在 $0 \sim 4$ 之间,如果令 $c_1 = c_2 = 0$,粒子将一直以当前的速度飞行,直到边界; $\text{rand}()$ 是介于 $(0, 1)$ 之间的随机数;粒子数 M 一般取 $20 \sim 40$,对较难或特定类别的问题可以取到 $100 \sim 200$ 。

为了减少粒子离开搜索空间的范围,可以限定粒子的飞行速度不能超过算法设定的最大速度 v_{\max} 。也可根据具体情况,将搜索空间范围限制在 x_{\max} 和 x_{\min} 之间。

在计算机仿真中,粒子的位置 X_i 就是测头的位姿,式(6)为适应度函数,然后通过学习因子、极值和公式(8)对位姿进行优化更新,使测头的位姿逐渐逼近位置的正解。

4 仿真结果

本文的算法和仿真图形是在 P4 微型计算机上使用 Java 语言对测量模型进行仿真验证后获得的,采用上述的粒子群算法对 6 自由度并联坐

标测量机的位置正解问题进行了全局优化。具体方法为:首先给定粒子群算法的初始参数(表 1)及 6 自由度并联坐标测量机的几何结构参数(表 2),然后输入一组杆长 l_i ,随机给出一组 P_s (随机粒子),根据位置反解的运算过程计算出杆长 l'_i ,最后使用粒子群算法对式(6)的极小优化模型进行优化,来验证测量模型的正确性。

表 1 6-DOF 并联坐标测量机的粒子群算法的初始参数

Tab. 1 Initialization parameters of 6-DOF parallel-link CMM based on PSO algorithm

最大运行代数 k_{\max}	500	收敛精度 $\epsilon/\mu\text{m}$	0.5
粒子数	80	空间维数	6
初始惯性权值 ω_{\max}	0.5	终止惯性权值 ω_{\min}	0.1
学习因子 $c_1 = c_2$	1.8	最大速度 v_{\max}	1

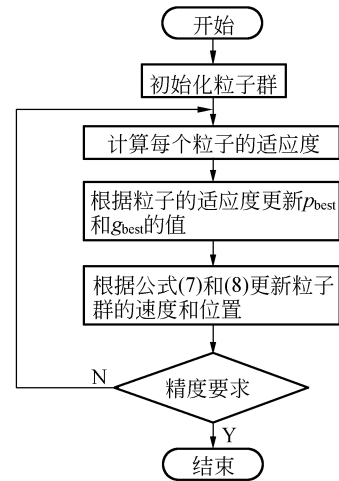


图 3 粒子群算法的流程图

Fig. 3 Flowchart of PSO algorithm

表 2 6-DOF 并联坐标测量机的几何结构参数

Tab. 2 Geometrical structure parameters of 6-DOF parallel-link CMM

几何参数	R_i/m	R_p/m	l_s/m	$\theta_b = \theta_p/(\text{°})$	l_{\min}/m	l_{\max}/m
	0.500	0.225	0.180	30°	0.750	0.970

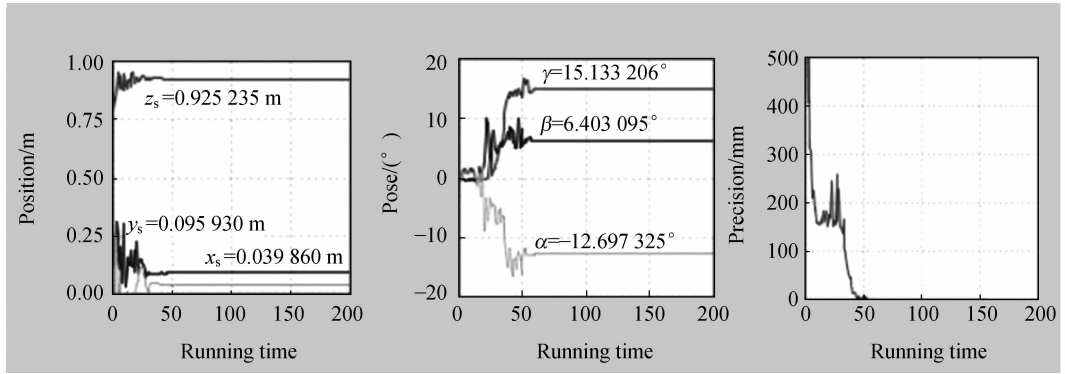
以群体中的一个粒子为例进行仿真计算,结果如图 4 所示。由图中可以看出,大约经过 55 次的迭代运算后,位姿坐标值的精度可达到 $0.5 \mu\text{m}$,平均运行时间约为 3 s。由图 4(b)还可以看出此粒子的极小优化模型的精度随着运行代

数的变化而变化,经过大约 55 次的迭代后就已经变得非常小,能够满足微米级的精度要求。由此可充分证明本文所提出的基于粒子群算法的 6-DOF 并联坐标测量机测量模型求解过程的正确性。

表 3 基于粒子群算法的 6-DOF 并联坐标测量机的仿真数据

Tab. 3 Simulation results of 6-DOF parallel-link CMM based on PSO algorithm

已知的并联连杆长度 l_i/m						所求的测头空间位置 p_s/m			所求的测头空间姿态 $r/(\circ)$		
l_1	l_2	l_3	l_4	l_5	l_6	x_s	y_s	z_s	α	β	γ
0.750	0.780	0.800	0.900	0.870	0.850	0.039 860	0.095 930	0.925 235	-12.697 325	6.403 095	15.133 206



(a) 空间位姿随运行代数的变化

(b) 精度随运行代数的变化

(a) Position and pose change with the running times

(b) Precision changes with the running times

图 4 基于粒子群算法的测量模型计算及精度评价仿真示意图

Fig. 4 Simulation diagram of measurement model calculation and precision evaluation based on PSO algorithm

5 结 论

本文以基于 Stewart 平台的 6 自由度并联坐标测量机为例,将并联坐标测量机的测量建模(位置正解)问题转化为已知杆长值与反解杆长值之差的极小优化问题,并应用一种新的基于群体的非数值并行算法—粒子群算法求解此优化模型,

从而求得位置正解。粒子群算法具有模型简单、易于实现的特点,需要的可调参数很少,全局优化能力较强,克服了数值解法求解并联机构位置正解时解的精度易受初值影响的缺点。仿真结果表明:80 个粒子大约经过 55 次的迭代运算后收敛精度可达到 $0.5 \mu\text{m}$,平均运行时间约为 3 s。将该算法应用于并联坐标测量机测量建模与求解,可获得较高的计算速度和微米级的计算精度。

参考文献:

- [1] 刘得军,车仁生,罗小川,等. 坐标测量机的新发展-并联运动机构坐标测量机[J]. 光学精密工程, 2000,8(5): 497-502.
LIU D J, CHE R SH, LUO X CH, *et al.*. New type of CMM-parallel mechanism coordinate measuring machine [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2000,8(5):497-502. (in Chinese)
- [2] 陈修龙,赵永生,鹿玲. 新型并联机器人坐标测量机仿真建模的实现[J]. 光学精密工程, 2006, 14(6):1025-1031.

- CHEN X L, ZHAO Y SH, LU L. Research on novel parallel robot coordinate measuring machine simulation modeling [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(6): 1025-1031. (in Chinese)
- [3] BRUCK J, GOODMAN J W. A generalized convergence theorem for neural networks [J]. *IEEE Trans. on Inform. Theory*, 1988, 34(4): 1089-1092.
- [4] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, Perth, WA, Australia, 1995: 1942-1948.
- [5] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. *Proceedings of Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, Nagoya, Japan, 1995: 39-43.
- [6] FUKUYAMA Y. Fundamentals of particle swarm techniques [M]//LEE K Y, EL-SHARKAWI M A. *Modern Heuristic Optimization Techniques with Applications to Power Systems*. IEEE Power Engineering Society, 2002: 45-51.
- [7] 崔长彩,黄富贵,张认成,等. 粒子群优化算法及其在圆柱度误差评定中的应用[J]. *光学精密工程*, 2006, 14(2): 256-260.
- CUI CH C, HUANG F G, ZHANG R CH, *et al.*. Research on cylindricity evaluation based on the particle swarm optimization (PSO)[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(2): 256-260. (in Chinese)
- [8] KENNEDY J. The particle swarm: social adaptation of knowledge[C]. *Proc. IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation*, Indianapolis, 1997:303-308.
- [9] 李爱国,覃征,鲍复民,等. 粒子群优化算法[J]. *计算机工程与应用*, 2002, 38(21): 1-3.
- LI A G, QIN ZH, BAO F M, *et al.*. Particle swarm optimization algorithms[J]. *Computer Engineering and Application*, 2002,38(21): 1-3. (in Chinese)

作者简介:刘得军(1965—),男,教授,博士后,博士生导师,主要研究方向为智能仪器与自动测量系统、计算机辅助测试技术和现代坐标测量技术。E-mail: liudj01@yahoo.com.cn