

舱外航天服手臂的逆运动学解法

孙 奎, 谢宗武, 王建宇, 刘 宏

(哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 哈尔滨 150001, sun.kui@163.com)

摘 要: 针对航天服手臂的特殊软关节结构和多自由度的特点, 提出了基于最近邻的快速逆运动学解法, 该方法保证在任何测量位置都能得到航天服关节角度的近似解. 采用空间分块二步搜索策略, 解决了基于最近邻方法求解舱外航天服手臂逆运动学中内存占用量大和效率低的缺点. 仿真结果表明, 最近邻的快速逆运动学解法在计算精度和实时性上均能满足测试系统的要求.

关键词: 航天服; 逆运动学; 最邻近算法; 空间二步分块搜索

中图分类号: TH112

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2010)01-0060-04

Algorithm for inverse kinematics of EVA spacesuit

SUN Kui, XIE Zong-wu, WANG Jian-yu, LIU Hong

(State Key Laboratory of Robotic Technology and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China, sun.kui@163.com)

Abstract: Aimed at the special flexible joint structure of a spacesuit arm, an algorithm for fast solution of inverse kinematics, based on the nearest neighbor algorithm is presented. It can obtain the approximate solution of joint angle of spacesuit arm at any measuring position. The two-step spatial searching method is presented and it overcomes the defects of large memory and low searching efficiency in solving the inverse kinematics of the arm of EVA spacesuit. Simulation results from the SGI work station verify that the presented algorithm can meet the requirement of test system very well in calculation precision and real-time capability.

Key words: spacesuit; inverse kinematics; nearest neighbor algorithm; sphere two-step searching method

俄罗斯^[1]和美国^[2-4]分别研制了外置式航天服单关节力学特性测试系统和内置式机器人航天服力学测试系统. 哈尔滨工业大学机器人研究所与北京航天医学工程研究所合作, 研制了国内第一套舱内航天服手臂关节力学特性测试系统^[5-7], 该系统通过6自由度随动机器人与航天服相连, 操作者推动机器人并驱动航天服手臂运动, 利用机器人运动学可以得到机器人末端的位姿; 通过航天服与机器人的坐标变换求出航天服手臂末端位姿, 再利用航天服的逆运动学得到航天服各关节的角度值; 通过机器人与航天服手臂

连接处的6维力/力矩传感器得到航天服末端的力和力矩, 再利用静力学求出航天服各关节的阻力矩, 从而完成航天服手臂关节角度-阻力矩测量. 该系统中, 由于航天服肘关节柔性的特点, 使航天服的逆运动学不能像刚性机器人那样通过固定模型应用传统的逆运算方法求解, 本文针对航天服的特殊结构, 提出一种基于最近邻的快速逆运动学近似解法.

1 航天服模型

本文研究的舱外航天服手臂有5个自由度, 分别为肩部的弯曲/伸展关节、肩部的旋转关节、上臂的旋转关节、肘部的弯曲/伸展关节、腕部的旋转关节. 肘部弯曲/伸展关节的关节角度变化时, 其旋转中心也同时发生移动称之为柔性关节, 这会导致上下臂长度的改变, 相当于机器人的杆

收稿日期: 2008-08-24.

基金项目: 国家高技术研究发展计划资助项目(2008AA12A213);
哈尔滨市青年科技创新基金资助项目(2008RFQXG053).

作者简介: 孙 奎(1974—), 男, 博士, 讲师;

刘 宏(1966—), 男, 博士, “长江学者”特聘教授.

长是时刻变化的. 文献[5]根据中心层长度不变的原理建立了航天服柔性关节模型. 图1为航天服手臂的模型示意图, 其中 L_a 和 L_b 分别为航天服上臂总长度和前臂总长度, L_{a0} 和 L_{b0} 分别为航天服上臂固定部分长度和前臂固定部分长度, L_{ar} 和 L_{br} 分别为航天服上臂柔性部分长度和前臂柔性部分长度. ab 部分为限制部分, 长度保持不变. o 为上臂与前臂的分界点, 即肘关节旋转中心, 关节弯曲时 ab 变为圆弧, 但长度不变, 弯曲 θ_4 角时, 轴由 o 移到 O , L_a 和 L_b 同时亦增加. 其中:

$aO = 2L_{ar}/\theta_4 \tan(\theta_4/2)$, $bO = 2L_{br}/\theta_4 \tan(\theta_4/2)$, 则

$$L_a(\theta_4) = L_{a0} + 2L_{ar}/\theta_4 \tan(\theta_4/2),$$

$$L_b(\theta_4) = L_{b0} + 2L_{br}/\theta_4 \tan(\theta_4/2).$$

航天服手臂末端在其基坐标系中的位姿可描述为

$$T = A_0^1 A_1^2 A_2^3 A_3^4 A_4^5.$$

其中: A_{i-1}^i 表示坐标系 $i-1$ 到 i 的齐次变换矩阵. 从而可得航天服右臂末端在其基坐标系中的位置坐标向量 $[x, y, z]$ 和末端坐标与基坐标之间的夹角 (α, β, γ) .

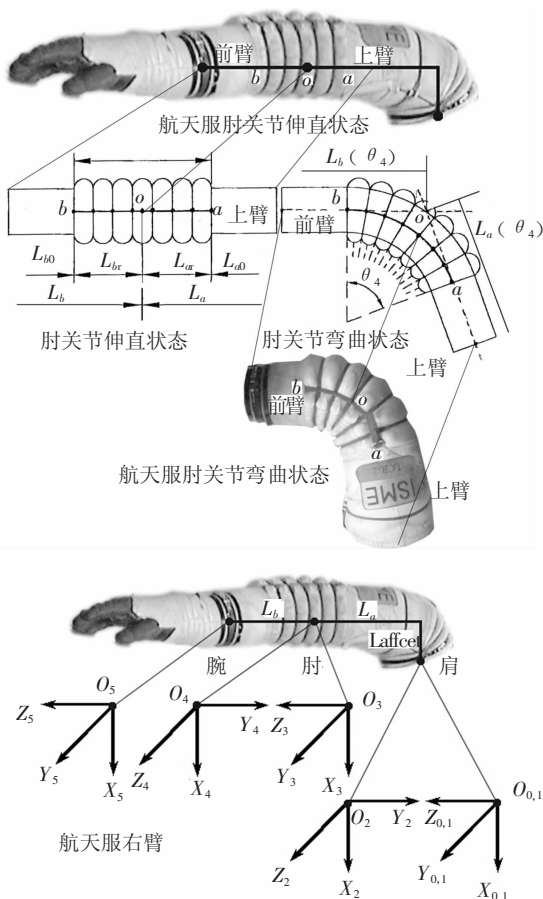


图1 航天服手臂模型

2 基于最近邻的快速逆运动学

最近邻法由 Cover 和 Hart^[8]提出, 所谓最近邻即考察特征空间中与该待识样本距离最近(最相似)的 k 个样本, 根据这 k 个样本的类别来预测待分类样本的类别^[9]. 距离(相似度)的度量可以使用欧氏距离、夹角余弦或者明考斯基距离等. 其数学定义为: 设数据点集 $P = \{p_i, i = 1, 2, \dots, n\}$, 对于 $\forall p \in P$, 待求的 k 个数据点的点集 $Q \subset P$, 使得 $\forall q \in Q, \forall h \in P - Q$. 则 $\|p - q\| \leq \|p - h\|$, 其中 $\|\cdot\|$ 表示点与点之间的欧氏距离. 本文研究中取 $k = 1$.

基于最近邻法求解航天服手臂逆运动学的算法可描述如下:

1) 对所建立的航天服手臂模型, 在各关节转动范围内, 按一定的角度间隔, 由运动学正运算计算出航天服末端所有可能的空间位置 (x, y, z) 和姿态 (α, β, γ) , (姿态用坐标轴之间的夹角表示), 形成一个航天服末端空间位姿的多维样本特征空间.

2) 测量过程中, 实时测得的航天服手臂末端的空间位姿作为待识别样本, 在空间位姿的样本特征空间中, 寻找与航天服末端点之间空间距离最小的样本, 则这一最小空间距离样本所对应的航天服关节角度即为所求的逆运动学近似解.

在生成样本特征空间时, 对手臂的每个关节 θ_i 都从其活动范围的最小值 $\theta_i^{\min}$ 以间隔 θ_i^{int} 到最大值 $\theta_i^{\max}$ 取点, 各形成了一个点集, 间隔 θ_i^{int} 的大小由测试系统的精度决定. 从每个点集中各取一点, 即得到了各个关节角度值的一种组合 $(\theta_1^i, \theta_2^j, \theta_3^{kl}, \theta_4^m, \theta_5^{nn})$, 利用手臂正运动学即可求出末端位姿的表示 $(x, y, z, \alpha, \beta, \gamma)$. 穷尽关节角所有可能的取法, 便得到了手臂初始化样本特征空间表(由于该空间只在初始化时形成, 为了便于区分称之为初始化样本特征空间). 因为该表的每一行都包含了各关节的角度(数目等于其自由度 n_{DOF})及末端位姿(6个量), 所有这些量均存储为单精度浮点型(float, 4Byte), 而其行数为所有关节角度组合的数目, 则其需要的内存为

$$M_{\text{cap}} = \left(\prod_{i=1}^{n_{\text{DOF}}} ((\theta_i^{\max} - \theta_i^{\min}) / \theta_i^{\text{int}} + 1) \right) \times 4.$$

对于舱外航天服 $n_{\text{DOF}} = 5$, 如果仍取 $\theta_i^{\text{int}} = 1^\circ$, 则其需要内存为 2 712. 8 Gbyte, 这是不可接受的. 若取 $\theta_i^{\text{int}} = 5^\circ$, 则需要内存为 1 020. 6 Mbyte, 这虽然可以接受, 但如此庞大的表, 在查询时仍需

要花费大量的时间.

3 样本特征空间生成

航天服末端空间位姿 $(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma})$ 构成的样本是6维向量,是由5个关节角计算得到的.由文献[10]可知,航天服手臂腕部的旋转自由度 θ_5 对姿态角 $\boldsymbol{\gamma}$ 和末端点的位置 $(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z})$ 没有影响,可把样本特征空间分两部分建立,即已知关节角度 $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4)$ 建立样本特征空间

$$A = \{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i, \mathbf{z}_i, \boldsymbol{\gamma}_i \mid i = 1, 2, \dots, n\},$$

已知关节角度 $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5)$ 建立样本特征空间

$$B = \{\boldsymbol{\alpha}_i, \boldsymbol{\beta}_i \mid i = 1, 2, \dots, n\}.$$

两个样本特征空间 A 和 B 的建立时间和搜索步骤如下:

Step1 在测量初始化时建立样本空间 A ,这样可节约在线计算时间.测量时根据得到的待识别样本 $(x_{un}, y_{un}, z_{un}, \gamma_{un})$ 在样本空间 A 中寻找最近邻 $(x_k, y_k, z_k, \gamma_k) \in A$,则认为样本 $(x_k, y_k, z_k, \gamma_k)$ 所对应的关节角度 $(\theta_1^k, \theta_2^k, \theta_3^k, \theta_4^k)$ 就是待识别样本 $(x_{un}, y_{un}, z_{un}, \gamma_{un})$ 的关节角.

Step2 把第5关节角 θ_5 按照一定的间隔 θ_5^{int} 细分,和已得到的关节角 $(\theta_1^k, \theta_2^k, \theta_3^k, \theta_4^k)$ 组合,得到样本特征空间 B .在样本空间 B 中寻找待识别样本 $(\boldsymbol{\alpha}_{un}, \boldsymbol{\beta}_{un})$ 的最近邻 $(\boldsymbol{\alpha}_m, \boldsymbol{\beta}_m) \in B$,则认为样本 $(\boldsymbol{\alpha}_m, \boldsymbol{\beta}_m)$ 所对应的关节角度 $(\theta_1^m, \theta_2^m, \theta_3^m, \theta_4^m, \theta_5^m)$ 就是待识别样本 $(x_{un}, y_{un}, z_{un}, \boldsymbol{\alpha}_{un}, \boldsymbol{\beta}_{un}, \gamma_{un})$ 的关节角最优值.

为了解决内存占用的问题,在初始化建立样本空间 A 时,先采用较大的间隔 θ_5^{int} ,这样不但样本空间 A 占用的内存量满足实用要求,而且由于样本点变疏而使搜索速度加快,在Step1步得到 $(\theta_1^k, \theta_2^k, \theta_3^k, \theta_4^k)$ 后在此点附近进行细化,以提高计算精度.细化的具体作法是在 $(\theta_1^k, \theta_2^k, \theta_3^k, \theta_4^k)$ 前后各扩展一个 θ_5^{int} ,再以 $\theta_5^{int}/10$ 为间隔生成细化样本空间 A' ,在 A' 中继续搜索待识别样本的最近邻之后进入Step2.由于细化部分不像生成初始化样本空间那样仅在测量开始时生成一次,而是每测一个点都要临时生成,且它是一个多重循环,每次循环都包含大量乘除运算,所以其循环次数的多少直接决定了程序实时性的好坏.若采用 $\theta_5^{int}/10$ 间隔来细化,相当于每个关节要计算21个点,则总循环次数为 $21^{n_{DOF}}$,可见 A' 生成要比传统最近邻方法减少 $1/21$ 次循环.

二步搜索策略是建立在两个样本特征空间 A

和 B 的基础上的,在两个样本特征空间中分别需要定义一个距离函数 d_A 和 d_B ,它们表示两个样本之间差异的大小.若简单的采用欧氏距离可能导致当从样本空间中寻找与待识别样本相似的训练样本时,会把所有属性的影响做同样的处理从而导致维度灾难.克服此问题的方法是为每一个位置量和姿态量加特征权参数,让位置量和姿态量在分类中起不同的作用.从欧氏空间上就是拉长相关属性对应的轴,缩短无关属性对应的轴.本文定义样本特征空间 A 中的距离为

$$d_A = \sqrt{w_1 [\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2] + w_2 \Delta \gamma^2}.$$

其中:权参数 $w_1 = 0.44$, $w_2 = 1.56$ 是通过试验得到的,样本间的相似程度更依赖于姿态角 $\boldsymbol{\gamma}$.样本特征空间 B 中的每个样本是由航天服手臂末端姿态 $(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta})$ 构成,定义样本特征空间 B 中的距离为

$$d_B = \sqrt{\Delta \boldsymbol{\alpha}^2 + \Delta \boldsymbol{\beta}^2}.$$

4 空间分块快速搜索方法

空间分块搜索是将 n 维样本特征空间根据一定原则划分为若干个大小相同的超立方体,并依次进行编码,然后使样本特征空间中的每个点归入到相应的子空间内,最后利用子空间内点的信息对每个候选点进行最近邻域的搜索.

设样本集中样本为 n 维 m 个,每个样本都可表示成特征向量 $(\mathbf{x}_{1j}, \mathbf{x}_{2j}, \dots, \mathbf{x}_{nj} \mid j \leq m)$.首先计算包含所有样本的最小超立方体空间:

$$V_{All} = \prod_{i=1}^n (x_{imax} - x_{imin}).$$

设样本集最小超立方体将划分为 N 个体积相同的子空间,子空间的边长为 L .则

$$N = \prod_{i=1}^n \left\lceil \frac{x_{imax} - x_{imin}}{L} \right\rceil \approx \prod_{i=1}^n \left(\frac{x_{imax} - x_{imin}}{L} \right), \quad (1)$$

其中 $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整.假设各子空间内平均样本的数目为 s ,则有

$$s = m/N. \quad (2)$$

将式(1)代入(2)中,整理后可得到边长 L 的计算公式

$$L = \lambda \sqrt[n]{\prod_{i=1}^n (x_{imax} - x_{imin})}.$$

其中: $\lambda = \sqrt[n]{s/m}$,可用于调节子空间的边长大小.子空间边长确定后,最小超立方体在各维数的分辨率为 $L_i = \lceil (x_{imax} - x_{imin})/L \rceil$.

空间分块搜索的具体算法描述如下:

Step1 对样本特征空间进行子空间的划分,将每个样本都存放对应的子空间中,子空间的

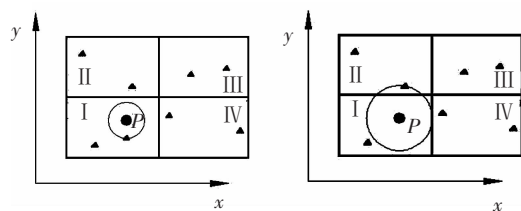
索引号为 $\text{SubSpace}[I_1][I_2]\cdots[I_n]$.

Step2 测量得到待识别样本,根据其各维的数值确定其所在的子空间.

Step3 计算待识别样本 P 到其所在子空间 n 个侧面的距离,用数据结构 $D[2n]$ 记录,数组的 ID 表示具体针对哪一个面的距离,并将这些距离按照升序排列.这是因为算法要判定待识别样本在子空间中的位置,即该样本在子空间中靠近哪一个侧面.

Step4 计算待识别样本 P 所在子空间内所有样本与 P 的距离,找到最小距离 d_1 ,如果 $d_1 \leq D[i]$, $D[i]$ 是 $D[2n]$ 中的最小距离,则表示已经找到符合条件的最近邻,结束搜索.如果 $D[\zeta] \leq d_1 \leq D[k]$, ($1 < k \leq 2n$), $D[\zeta]$ 是指 $D[2n]$ 中所有小于 $D[k]$ 的距离.则样本 P 为圆心以 $D[m]$ ($D[m]$ 为 $D[\zeta]$ 中次短距离) 为半径作球,在与该球相干涉的所有子空间中搜索,如果搜索到的最近邻到 P 的距离小于 d_1 ,则搜索结束,最近邻即为所求.若不符合条件,按照上述的方法,依次类推,直到找到符合条件的最近邻.

以二维空间为例说明搜索原理.如图2所示,首先搜索待识别样本 P 所在子空间 I.如图2(a)所示, P 到最近邻的距离小于到子空间 I 最近侧面的距离,则搜索结束.如果不满足结束条件,如图2(b)所示,则继续搜索以 P 为圆心 P 到子空间 I 次近侧面距离为半径的圆相干涉的子空间 II,如果仍没满足搜索终止条件,则依此类推,直到找到符合条件的最近邻,结束整个搜索过程.



(a) 搜索一个子空间 (b) 搜索多个子空间

图2 子空间搜索示意图

5 工作站仿真验证

为检验最邻法求解舱外航天服手臂逆运动学的算法有效性,本文利用 SGI 图形工作站进行仿真.图3显示了工作站仿真的效果.

工作站中建模用到的所有参数均通过与主控计算机通讯获得.测量机器人的关节角由传感器实时测量得到,而航天服各关节角由逆运动学求解算法得到,二者是相互独立的数据,由于测量机器人和航天服二者末端的位姿都完全取决于其关节角,因此末端位姿重合的效果可以直观地反映

逆运动学计算结果的好坏.同时在测试时还将最近邻法中得到的位姿与实际测量得到的位姿之间的误差进行了输出(见表1),由此可以了解每一次最近邻法的精确度.

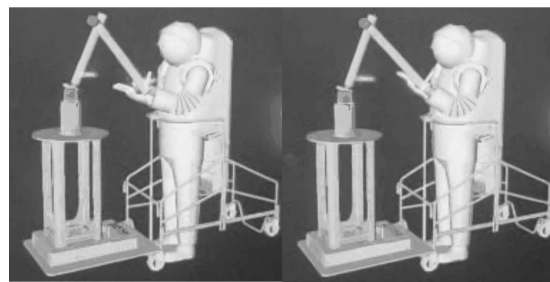


图3 工作站仿真

表1 最近邻法误差输出

位姿	P_x/mm	P_y/mm	P_z/mm	$\alpha/(\circ)$	$\beta/(\circ)$	$\gamma/(\circ)$
平均误差	-1.47	-3.14	-3.70	1.20	1.07	2.87

由仿真效果和输出误差可知:

1) 由末端位置的误差计算 $w_1[\Delta P_x^2 + \Delta P_y^2 + \Delta P_z^2] = 11.27$, 由姿态误差计算 $w_2\Delta\gamma^2 = 12.84$, 二者处在同一数量级之内,且数值大小很接近.说明引入权参数后,末端位置和姿态 γ 对分类起的作用处于同样的重要地位.

2) α, β 误差都很小.说明通过第五关节的旋转,可有效地控制 X, Y 轴的方向误差.

另外,按正常的速度对测量机器人操作,关节角度-力矩曲线平滑,工作站对实际测量的仿真也十分流畅,证明算法的实时性能够满足测试系统的要求.

6 结论

1) 基于最近邻的逆运动学解法能够保证在任何测量位置都能得到航天服关节角度的最佳近似解,但传统的最近邻法存在着算法时间复杂度较高,过量占用计算资源,难以保证计算精度.

2) 基于空间分块二步搜索的最近邻方法,将样本空间分二步搜索,主要解决了内存占用量大的问题,每一步中将样本空间分块搜索可加快最近邻的搜索速度,使最近邻法在航天服手臂逆运动学求解的应用中取得了较好的效果.

3) 仿真结果表明,该算法满足舱外航天服手臂力学特性测量所要求的精度.

参考文献:

- [1] 王昊. 基于随动式机器人的航天服关节力学特性测试系统研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2004.

(下转第68页)