

机器人视觉跟踪轨迹复现的新方法*

林 靖 王月娟 蒋 平 陈辉堂

(同济大学电气工程系·上海, 200092)

摘要: 基于视觉的机器人轨迹跟踪路径规划, 需要把由视觉采集到的离散的采样数据复现成原曲线。本文提出用卡尔曼滤波的方法对数据进行处理, 把滤波后的数据直接用于力矩规划, 控制机械手完成复现的任务。这一方法避免了复杂的曲线拟合, 减少了一个近似的环节, 提高了控制精度并能不经任何改变地应用于任意的光滑曲线。本方法在自行研制的直接驱动机器人上进行了实验, 取得了满意的结果。

关键词: 路径规划; 卡尔曼滤波; 轨迹复现

1 引言

在基于视觉的机器人轨迹跟踪路径规划中, 首先由视觉引导机械手跟踪图纸曲线, 在跟踪的过程中同时将曲线坐标送给计算机完成曲线输入, 然后利用这些采样来的离散数据控制机械手完成轨迹复现。由于采集的数据含有噪声, 其二阶导数变化激烈, 根本无法用它产生合适的前馈力矩, 为此必须经过预处理才能用于轨迹规划以产生控制信号。目前通常采用的处理方法是先对数据滤波, 再用一些特殊的线段(例如直线, 圆弧, B 样条, 三次样条等)来近似拟合。由于通常曲线拟合方法不保证高阶导数收敛, 而[1]中所提出的用直线段和圆弧段来近似拟合二维曲线其缺点是分段比较复杂。另外, 拟合再次对数据进行一次近似, 增加了非直线和圆弧段的曲线复现误差。本文运用卡尔曼滤波方法先对含有噪声的数据进行处理, 然后直接把滤波后的数据送入控制器规划, 控制机械手复现出原曲线, 避免了复杂的曲线拟合。这种方法的优点是能够复现任意光滑曲线并可推广到三维曲线, 而采用通常的曲线拟合方法目前还无法实现。本文所提的方法已用在我们研制的一台用于异型玻璃切割的直接驱动机器人上, 达到了较好的效果。

2 基本原理^[2]

在基于视觉的机器人轨迹跟踪路径规划中, 观测值是由 CCD 摄像头采样来的离散数据(通常用点的空间坐标表示), 它们记录了有关轨线特征的信息, 同时也夹杂了随机干扰信息, 现需估计出要能反映轨线特征的信息, 为此首先需要建立被估计的信息模型。但是, 应建立一个什么样的滤波方程, 才可使得对于任意的光滑曲线皆能适用呢?

考虑机器人轨迹跟踪过程的运动性质, 对跟踪采样来的数据点进行卡尔曼滤波的问题可以看成为运动目标前置点的估计问题, 所以能够借助常用的 α - β - γ 滤波模型建立状态差分方程。对于平面轨线而言, 采样点是用二维坐标表示, 对于空间轨线而言, 采样点是用三维坐标表示, 对各维坐标采取分别处理, 看成为各坐标方向上前置点的估计。由于被测矢量的各分量值之间的关系已经含有各维坐标之间的联系, 可以反映出轨线的特征, 因此在状态方程中对各维坐标分别处理并不会破坏轨线的性质而使曲线变形。这样一来, 对于任意轨线就可以不必考虑如何写出它的函数表达式, 因而大大简化了任务的复杂性, 并且使文中提出的算法具有普遍

* 博士点基金资助项目。

本文于 1995 年 7 月 17 日收到, 1996 年 10 月 8 日收到修改稿。

适用性.

考虑机器人的动力学特性,二阶导数的精度直接影响到机械手力矩规划的精度,我们在平面轨迹跟踪中建立如下数学模型:

$$\mathbf{X}_k = \Phi \mathbf{X}_{k-1} + \Gamma \mathbf{W}_{k-1}. \quad (2.1)$$

其中 \mathbf{W}_{k-1} 是零均值的动态噪声矢量,满足:

$$\textcircled{1} E\mathbf{W}_k = 0,$$

$$\textcircled{2} E\mathbf{W}_k \mathbf{W}_k^T = Q_k \delta_{k1}, Q_k \text{是一非负定阵}, \delta_{k1} \text{为克罗尼克 } \delta \text{ 函数},$$

$$\mathbf{X}_k = [X_k \ \dot{X}_k \ \ddot{X}_k \ \ddot{\ddot{X}}_k \ Y_k \ \dot{Y}_k \ \ddot{Y}_k \ \ddot{\ddot{Y}}_k]^T,$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{2}T^2 & \frac{1}{6}T^3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & \frac{1}{2}T^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{1}{2}T^2 & \frac{1}{6}T^3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \Gamma = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix}.$$

观测方程为:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H} \mathbf{X}_k \mathbf{V}_k. \quad (2.2)$$

其中 \mathbf{V}_k 是零均值的观测噪声矢量,满足:

$$\textcircled{1} E\mathbf{V}_k = 0,$$

$$\textcircled{2} E\mathbf{V}_k \mathbf{V}_k^T = R_k \delta_{k1}, R_k \text{是一正定阵}, \delta_{k1} \text{为克罗尼克 } \delta \text{ 函数},$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

利用上面所建立的状态方程和观测方程,选取合适的动态噪声方差阵 Q_k 与观测噪声方差阵 R_k ,及滤波初始值 $\hat{\mathbf{X}}_{\%}$ 和 $\mathbf{P}_{\%}$,就可以根据离散型卡尔曼滤波方程组,随着观测值 \mathbf{Z}_k 的不断输入,由滤波系统不断地给出状态矢量的最佳估计值 $\hat{\mathbf{X}}_{k/k}$ 及估计值的均方误差阵 $\mathbf{P}_{k/k}$.

滤波初值原则上可以任意选取初始值 $\hat{\mathbf{X}}_{\%}$, $\mathbf{P}_{\%}$. 但以这样的初始值对观测的数据进行滤波,会使初始段数据的估计值准确性较差,为了提高估计精度,本文采用两种处理方法:一是,对轨迹连续跟踪两遍以上,取最后一遍的滤波值;二是,对跟踪一遍得来的数据连续进行两次滤波. 如果方差阵估计得合适,滤波将很快地到达稳态,此时滤波增益阵 K_k 为一常数阵.

动态噪声方差阵 Q_k 与观测噪声方差阵 R_k 的正确选取与否直接影响到滤波的效果,但通常对它们的取值没有一个标准的原则,文中采用如下方法取值,再稍作调整. 用机械手跟踪一已知的标准曲线,拟合采样的数据,由曲线方程与采样数据就可算出观测噪声方差. 动态噪声方差则与曲线曲率的大小及变化有关,曲率小且变化缓慢则动态噪声方差可取得小些,曲率大且变化大则方差值取得大些.

如果采集的数据噪声较大,滤波后的数据有可能仍不能满足精度要求. 我们可以在滤波的

基础上再用最佳固定区间平滑方法对数据进行估计.

3 轨迹规划^[3]

由于视觉采样频率低于控制器的伺服频率, 经上述滤波处理后得到的数据还不能直接用于控制机械手, 还需对估计值进行插值和变换计算. 对于工作轨迹(如图 1 所示), 描述机械手的工作状态可采用两种坐标系, ① 直角坐标系 $r(s)$: 定义工作轨线特征, 与时间无关, 不能构成运动轨迹; ② 弧坐标系 $s = f(t)$: 反映机械手运动轨迹, 当机械手运动时, 弧坐标 s 随时间 t 单调增长. 机械手末端操作器每一瞬时的工作状态由这两个坐标函数可以唯一决定, 即机械手末端的运动速度、加速度由轨线特征 k, i, j 及弧坐标运动特征 v, a 唯一确定:

$$\dot{r}(s) = \frac{ds}{dt} \cdot \frac{dr}{ds} = vi(s), \quad (3.1)$$

$$\ddot{r}(s) = \frac{d^2s}{dt^2} \cdot \frac{dr}{ds} + \left(\frac{ds}{dt}\right)^2 \cdot \frac{d^2r}{ds^2} = ai(s) + v^2 k j(s). \quad (3.2)$$

其中 $v = f'(t)$, 为弧坐标下动点运动速度值, $a = f''(t)$ 为弧坐标下动点运动加速度; k 为轨迹曲线在某点的曲率, i 为切向单位向量, j 为法向单位向量.

使用广义坐标仍然能推导出相似的特点. 设 J 为 Jacobian 矩阵, 且期望工作轨线不经过奇异面, 由机械手逆运动学方程可得

$$\dot{\theta} = J^{-1} \dot{r} = v J^{-1} i(s), \quad (3.3)$$

$$\ddot{\theta} = J^{-1} \ddot{r} - J^{-1} \dot{J} J^{-1} \dot{r} = a J^{-1} i(s) + v^2 [J^{-1} k j(s) - J^{-1} \frac{\partial J}{\partial s} J^{-1} i(s)]. \quad (3.4)$$

令 $\dot{\theta}_{sp} = \frac{d\theta}{ds} = J^{-1} i(s), \quad \ddot{\theta}_{sp} = \frac{d^2\theta}{ds^2} = J^{-1} k j(s) - J^{-1} \frac{\partial J}{\partial s} J^{-1} i(s).$ (3.5)

则有

$$\dot{\theta} = v \dot{\theta}_{sp}, \quad \ddot{\theta} = a \dot{\theta}_{sp} + v^2 \ddot{\theta}_{sp}. \quad (3.6)$$

利用滤波得来的位置信息(离散点的坐标值、空间速度及加速度), 采用前馈补偿加反馈控制的方案进行轨迹复现. 根据运动学方程和动力学方程离线规划出每一伺服周期的关节期望位置、速度、加速度以及前馈补偿力矩, 送入控制器, 并通过反馈回路实现这一控制方案.

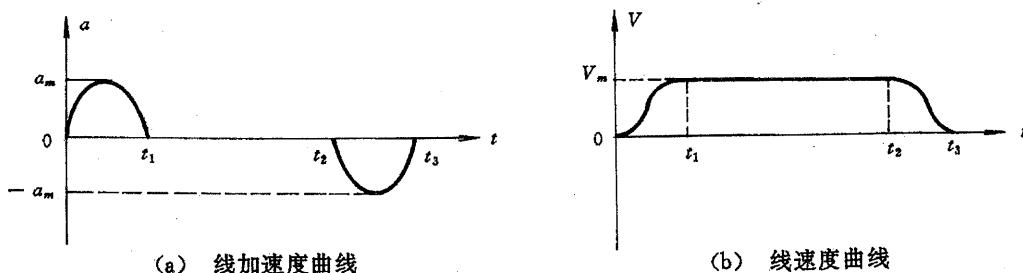


图 2 工作空间的线速度与线加速度规划图

以运动平稳性为目的, 采用如图 2 所示的线速度和线加速度曲线进行规划. 其中, 线速度和线加速度的表达式分别为:

$$v = \begin{cases} \frac{1}{2} v_m [1 - \cos(\frac{2a_m}{v_m} t)], & 0 \leq t \leq t_1, \\ v_m, & t_2 \leq t \leq t_3, \\ \frac{1}{2} v_m [1 + \cos(\frac{2a_m}{v_m} (t - t_2))], & t_2 \leq t \leq t_3, \end{cases} \quad (3.7)$$

$$a = \begin{cases} a_m \sin(\frac{2a_m}{v_m} t), & 0 \leq t \leq t_1, \\ 0, & t_2 \leq t \leq t_3, \\ -a_m [\sin(\frac{2a_m}{v_m} (t - t_2))], & t_2 \leq t \leq t_3. \end{cases} \quad (3.8)$$

式中 v_m 和 a_m 分别表示最大线速度和最大线加速度, 为规划时的给定值; $t_1 = \pi v_m / 2a_m$, $t_3 = t_2 + \pi v_m / 2a_m$, 对于经滤波后的采样点, 用直线段连接相邻的两点来逼近曲线。从第一个采样点开始, 由式(3.7)、(3.8)计算出各采样点的 v, a 。根据 v, a 计算出每次伺服周期所要运动的弧长和所要到达的工作空间位置 X , 并求出 $i = dX/ds$ 和 $Kj = i = d^2X/ds^2$ 。利用坐标变换关系, Jacobian 矩阵以及式(3.3)、(3.4)、(3.5)、(3.6), 把工作空间的期望位置、速度、加速度变换为关节空间的期望位置、角速度、角加速度。对于前馈补偿部分, 则根据计算出来的 $v, a, \theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}$, 由下式

$$\tau_f = a M \dot{\theta}_{sp} + v^2 (M \ddot{\theta}_{sp} + c(\theta, \dot{\theta}_{sp}), \dot{\theta}_{sp}) + G \quad (3.9)$$

计算出前馈补偿力矩 τ_f 。

4 实验结果

本文所述方法已在自行研制的直接驱动机器人上成功地应用。机械手分别对直线、圆弧及任意光滑曲线进行了跟踪。

例 1 跟踪一半径为 198.5mm 的圆。数据预处理前的 $dx/ds, d^2x/ds^2$ 曲线如图 3,4 所示 ($dy/ds, d^2y/ds^2$ 与 $dx/ds, d^2x/ds^2$ 相类似);

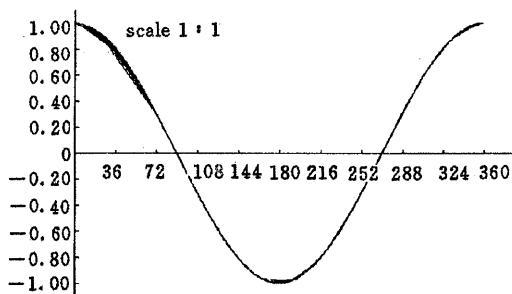


图 3 滤波前的 dx/ds

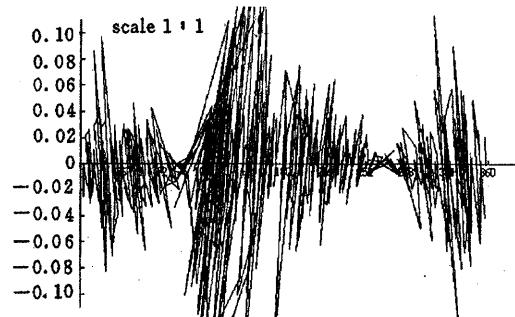
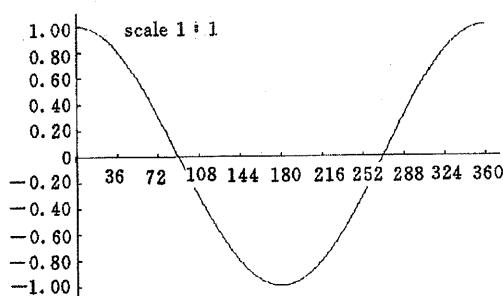
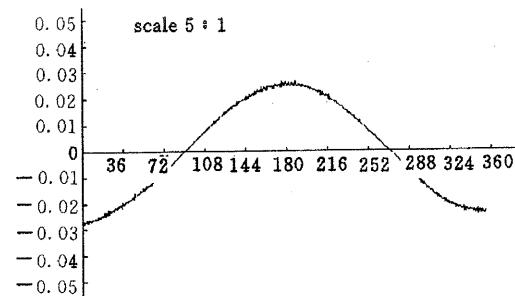


图 4 滤波前的 d^2x/ds^2

取 $Q_k = \begin{bmatrix} 0.005 & 0 \\ 0 & 0.005 \end{bmatrix}$, $R_k = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix}$, $T = 0.1$,

进行滤波及平滑处理后的 $dx/ds, d^2x/ds^2$ 曲线如图 5,6 所示。由图可见, 未经预处理的数据其一阶导数不连续、二阶导数变化激烈, 根本无法用来规划前馈控制力矩, 无法用于复现曲线; 而采用本文所提的方法 $dx/ds, d^2x/ds^2$ 都相当光滑, 可以进行前馈控制力矩规划, 结果表明能较精确的实现轨迹复现。

图 5 滤波及平滑后的 dx/ds 图 6 滤波及平滑后的 d^2x/ds^2

例 2 跟踪一任意光滑曲线. 取

$$Q_k = \begin{bmatrix} 20 & 0 \\ 0 & 20 \end{bmatrix}, \quad R_k = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix}, \quad T = 0.1,$$

进行滤波及平滑处理. 如图 7 所示, 用预处理后的数据画出的轨迹与用采样得来的离散数据画出的轨迹很好地重合在一起(图中曲线的不光滑是由于未经预处理的数据含有噪声所造成的), 这一结果表明了本方法具有普遍性和实用性.

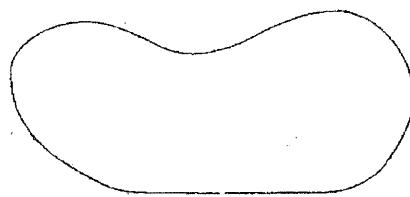


图 7 跟踪的任意曲线及复现结果

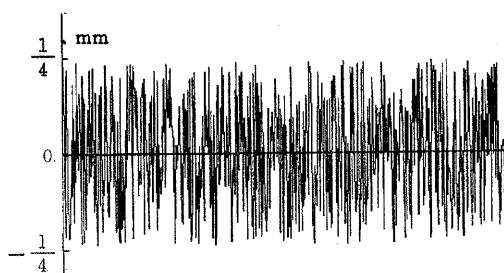


图 8 叠加在空间曲线上上的噪声

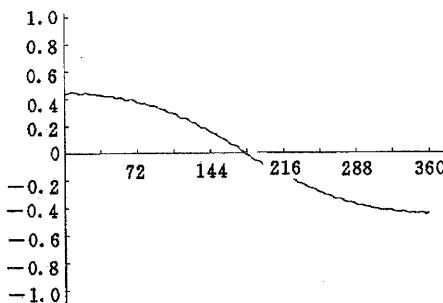
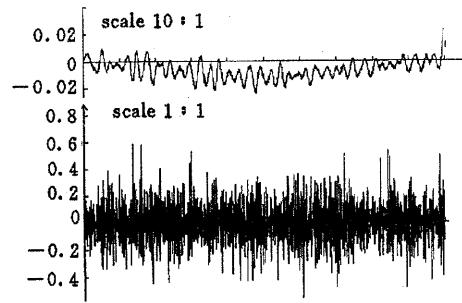
例 3 对空间曲线

$$x = r \sin u, \quad y = r \cos u, \quad z = r \sin(u/2), \quad r = 200\text{mm}$$

进行仿真. 在空间曲线上以等弧长的方式, 记下每隔 1mm 空间曲线上的点 (x, y, z) , 然后分别对 x, y, z 三个方向上叠加如图 8 所示的噪声, 噪声强度为弧长的 $\pm 25\%$. 取

$$Q_k = \begin{bmatrix} 20 & 0 \\ 0 & 20 \end{bmatrix}, \quad R_k = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix}, \quad T = 0.1,$$

进行滤波平滑处理后的 $dz/ds, d^2z/ds^2$ 曲线如图 9,10 所示, 结果表明本文所提的方法可以推广应用到任意光滑的空间曲线.

图 9 滤波及平滑后的 dz/ds 图 10 滤波及平滑后(上)和滤波前(下)的 d^2z/ds^2

有一点需加以说明,由于本文是采用统计的思想进行最优信息估计,因此必须有充分的新息(innovation)反映线型特征,才会取得较好的效果.

5 结 论

本文提出了一种新的数据预处理方法,并且避开复杂的曲线拟合,直接利用预处理后的数据规划出机械手的工作数据.由于我们所采用的卡尔曼滤波方程不用考虑轨线的函数关系,使得问题简单化.该方法还可以推广到任意光滑的空间曲线,具有普遍适用性.

参 考 文 献

- 1 雷鸣,王月娟,蒋平.视觉引导的机器人轨迹跟踪路径规划的一种新方法.机器人,1995,17(6):332—336
- 2 David, B. Westmore and Willian J. Wilson. Direct dynamic control of a robot using an end-point mounted camera and Kalman filter position estimation. Proc. IEEE Conf. Robotics and Automation, 1991, 2376—2384
- 3 蒋平,陈辉堂,王月娟.力矩受限时的最优轨迹规划方案.同济大学学报,1993,21(1):49—56

A New Method of Reproducing a Trajectory Tracked by a Vision Guided Robot

LIN Jing, WANG Yuejuan, JIANG Ping and CHEN Huitang

(Department of Electrical Engineering, Tongji University • Shanghai, 200092, PRC)

Abstract: This paper presents a new method for reproducing a trajectory tracked by a vision guided robot. Kalman filter is used to estimate data optimally which are read by a CCD camera mounted on the end-effector of the manipulator and are corrupted by noise. After filtering, the data are sent directly into the controller to plan controlling torque. Comparing with previous methods, this way avoids doing complicated curve fitting and can be generalised to any kind of smooth curves including space curves without any modifications. Experiments have been implemented on our D.D. robot and give out satisfactory results.

Key words: path planning; Kalman filter; trajectory reproducing

本文作者简介

林 靖 1973年生.1996年获同济大学工业自动化硕士学位,现攻读博士学位.

王月娟 1935年生.1958年毕业于西安交通大学电机工程系,现为同济大学自动控制教研室教授,博士生导师.研究方向为机器人控制与智能机器人.

蒋 平 1963年生.1985年、1988年、1992年于西安交通大学分别获自动控制学科学士、硕士、博士学位,现为同济大学自动控制教研室教授.研究方向为机器人控制与智能机器人.

陈辉堂 1933年生.1953年毕业于上海交通大学,1956年毕业于上海交通大学工业企业电气化研究生.现为同济大学自动控制教研室教授,博士生导师.研究方向为机器人控制及智能机器人.