

DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2017.0016

爬杆机器人能量最优攀爬运动规划

江 励¹, 管贻生², 王建生¹, 周雪峰³, 苏满佳²

(1. 五邑大学机电工程学院, 广东 江门 529000;

2. 广东工业大学机电工程学院, 广东 广州 510006; 3. 广东省智能制造研究所, 广东 广州 510075)

摘要: 以自行开发的双爪式爬杆机器人 Climbot 为研究对象, 提出一种同时考虑运动学和动力学约束的能量最优的攀爬运动规划方法. 首先对机器人的攀爬运动能量消耗进行了数学描述, 然后提出了一种能量最优运动规划方法, 包括下层关节轨迹规划器、上层路径规划器以及优化路径搜索算法. 最后, 为了验证此种能量最优运动规划方法的有效性, 给出了 Climbot 攀爬运动的算例, 并对计算的结果进行了详细的分析. 计算结果反映了该运动规划方法的有效性和可行性.

关键词: 爬杆机器人; 能量最优; 轨迹规划; 路径规划

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2017)-01-0016-07

Energy-optimal Motion Planning for a Pole-Climbing Robot

JIANG Li¹, GUAN Yisheng², WANG Jianshen¹, ZHOU Xuefeng³, SU Manjia²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuyi University, Jiangmen 529000, China;

2. School of Electro-mechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

3. Guangdong Institute of Intelligent Manufacturing, Guangzhou 510075, China)

Abstract: Based on the self-designed biped climbing robot, named Climbot, an energy-optimal motion planning method is proposed, which considers the kinematics and dynamics constraints simultaneously. Energy consumption for climbing is firstly described by a mathematical model. Then an energy-optimal motion planning method is proposed which contains the joint trajectory planner at lower level, the path planner at upper level and a searching algorithm for optimal path. The effectiveness of the energy-optimal motion planning method is demonstrated by practical example of Climbot, and detailed analysis of the result is provided as well. The result proves the effectiveness and feasibility of the proposed motion planning method.

Keywords: pole-climbing robot; energy-optimal; trajectory planning; path planning

1 引言 (Introduction)

对于户外高空攀爬机器人而言, 摆脱外部供电实现电源的自包含是一个重要的目标. 在电源自给的情况下, 为了延长攀爬和作业时间, 如何在机器人进行攀爬和完成任务的过程中尽可能节省能量是一个核心问题, 是本文的主要研究内容. 而该问题的实质是研究机器人如何从初始位置运动到目标位置使得消耗的能量最少, 即机器人的运动规划问题, 它是机器人研究领域中的一个重要分支^[1-2].

由于机器人的多自由度以及运动学和动力学的非线性, 综合考虑机器人的运动规划问题是极其复杂的^[3]. 目前对机器人运动规划问题的一种主流解

决办法是将其分解为 2 个子问题: 第 1 个子问题是路径规划, 即已知起始点和目标点, 在运动学层面寻找连接两点的有效路径; 第 2 个子问题是路径跟踪, 即在机器人路径确定的情况下, 在动力学层面寻找机器人在该路径上运动的方法, 以实现一些指标的优化, 如运动时间最短或消耗能量最少等等.

但这种解决方法存在一个非常严重的问题: 路径跟踪的解决必须建立在路径规划已成功解决的基础上. 而路径跟踪中的优化目标却又和路径规划问题是相互关联的. 若解决路径规划时仅仅考虑运动学层面的约束, 则会导致最终的优化结果肯定不是最优解, 甚至通过路径规划得出的路径根本无法满足路径跟踪的约束. 因此, 目前对这 2 个子问题的

基金项目: 国家自然科学基金 (51405091); 广东省科学院优秀青年科技人才基金 (rcjj201504); 广东省普通高校青年创新人才项目 (2015KQNCX169); 广东省科技计划 (2016A010102023); 广州市珠江科技新星专项 (201504300920029).

通信作者: 江励, jil19841215@163.com 收稿/录用/修回: 2016-10-10/2016-12-31/2017-01-03

研究分别应用在 2 种完全不同的场合: 路径规划往往用来帮助移动机器人进行最优路径寻找, 其中比较著名的 2 种算法是快速扩展随机树 (RRT) [3-4] 和随机道路图 (PRM) [5-6]; 而路径跟踪通常用来进行工业操作臂的轨迹优化, 如文 [7-8] 介绍了一种基于三次样条曲线的无冲击轨迹规划方法。

本文的研究对象是攀爬机器人 Climbot. 在前期的工作中, 我们已对 Climbot 的攀爬步态和控制方式进行了分析研究 [9-10], 如图 1 所示. 本文将主要关注 Climbot 的单步攀爬运动规划, 综合考虑机器人运动学和动力学的约束, 以能量为优化目标, 在保证机器人运动路径和轨迹可行的同时得出优化的运动路径。

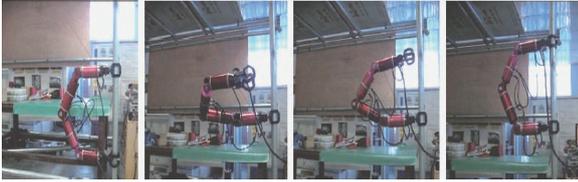


图 1 机器人单步攀爬

Fig.1 A single step climbing of Climbot

2 机器人运动能耗的数学描述 (Mathematical description of the energy consumption for robot motion)

当机器人运动到目标点后, 其势能和动能的总改变量即为运动过程中电机对机器人所做的功. 但实际上, 电机对机器人所做的功并不等于电机的能量消耗, 往往只是电机能量消耗的一小部分, 而机器人运动过程中电机的总能耗可以分为以下 3 个部分。

第 1 部分能耗为电机对机器人所做的正功, 为关节力矩与运动方向一致时对运动速度的积分:

$$J = \int_{\dot{\theta}_i(t)}^{\dot{\theta}_i(t')} \tau_i d\dot{\theta}_i, \quad \dot{\theta}_i \cdot \tau_i < 0 \quad (1)$$

第 2 部分能耗为电机对机器人所做的负功, 为关节力矩与运动方向相反时对运动速度积分的绝对值:

$$J = \left| \int_{\dot{\theta}_i(t)}^{\dot{\theta}_i(t')} \tau_i d\dot{\theta}_i \right|, \quad \dot{\theta}_i \cdot \tau_i > 0 \quad (2)$$

第 3 部分耗能为电机所消耗的热能, 是机器人不动时电机通电发热的能耗:

$$J = \int_t^{t'} (\tau_i^2 / \tau_L) dt, \quad \dot{\theta} \cdot \tau = 0 \quad (3)$$

式 (3) 中, τ_L 代表电机的阻抗系数, t 为工作时间. 由于并不能确定机器人在运动时何时做正功, 何时

做负功, 分别求出这 3 部分能耗是非常麻烦的, 因此部分学者对机器人运动时的能耗采用一种更为简单的数学描述方式 [11], 如式 (4) 所示:

$$J = \int_t^{t'} \tau_i^2 dt \quad (4)$$

这种数学描述虽然并不能直接求解出机器人运动时总的能耗, 但是能反映出运动规划对能量消耗的影响。

3 基于能量最优的运动规划方法 (Energy-optimal motion planning)

3.1 基于加速度连续的下层轨迹规划

在关节空间的规划中, 若要保证关节能够达到若干中间点, 且在中间点处具有连续的加速度, 则至少需要三次曲线来连接关节空间中相邻两点. 本文采用文 [7] 的方法, 进行下层关节轨迹规划. 若采用三次样条曲线, 则对它的二次微分, 即关节的加速度关于时间的变化应是线性的:

$$\ddot{\theta}_i^j(t) = \frac{t_{i+1}-t}{t_{di}} \ddot{\theta}_i^j(t_i) + \frac{t-t_i}{t_{di}} \ddot{\theta}_i^j(t_{i+1}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

式中, t_{di} 为第 j 关节在第 i 和 $i+1$ 点间的运动时间, 若对上式进行两次积分, 并考虑边界条件 $\theta^j(0) = 0$, $\theta^j(t_n) = \theta_g$, 可以得到:

$$\begin{aligned} \theta_i^j(t) = & \frac{(t_{i+1}-t)^3}{6t_{di}} \ddot{\theta}_i^j(t_i) + \frac{(t-t_i)^3}{6t_{di}} \ddot{\theta}_i^j(t_{i+1}) + \\ & \left(\frac{\theta_i^j(t_{i+1})}{t_{di}} - \frac{t_{di} \ddot{\theta}_i^j(t_{i+1})}{6} \right) (t-t_i) + \\ & \left(\frac{\theta_i^j(t_i)}{t_{di}} - \frac{t_{di} \ddot{\theta}_i^j(t_i)}{6} \right) (t_{i+1}-t), \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (6)$$

再对上式进行微分, 并考虑到:

$$\ddot{\theta}_i^j(t_{i+1}) = \ddot{\theta}_{i+1}^j(t_{i+1}), \quad i = 2, 3, \dots, n-1 \quad (7)$$

$$\dot{\theta}_i^j(t_{i+1}) = \dot{\theta}_{i+1}^j(t_{i+1}), \quad i = 2, 3, \dots, n-1 \quad (8)$$

$$\dot{\theta}_1^j(t_1) = 0, \quad \dot{\theta}_n^j(t_n) = 0 \quad (9)$$

便可以得到关于 $\ddot{\theta}_i^j(t_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 的 n 个等式, 写成矩阵的形式为

$$\mathbf{A} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1^j(t_1) \\ \ddot{\theta}_2^j(t_2) \\ \vdots \\ \ddot{\theta}_n^j(t_n) \end{bmatrix} = \mathbf{B} \quad (10)$$

式中,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & & 0 \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & \\ & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ & & & \vdots \\ 0 & & a_{n(n-1)} & a_{nn} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 2 & 1 & & & & \\ t_{d1} & \frac{2(t_{d1} + t_{d2})}{t_{d2}} & & 1 & & \\ & t_{d2} & & & & \\ & t_{d2} & \frac{2(t_{d2} + t_{d3})}{t_{d3}} & & 1 & \\ & t_{d3} & & & & \vdots \\ & & & & & 1 & 2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{6(\theta_2 - \theta_1)}{t_{d1}^2} \\ \left(\frac{6(\theta_3 - \theta_2)}{t_{d2}} - \frac{6(\theta_2 - \theta_1)}{t_{d1}} \right) / t_{d2} \\ \left(\frac{6(\theta_4 - \theta_3)}{t_{d3}} - \frac{6(\theta_3 - \theta_2)}{t_{d2}} \right) / t_{d3} \\ \vdots \\ \frac{6(\theta_n - \theta_{n-1})}{t_{dn}^2} \end{bmatrix} \quad (12)$$

若令时间矩阵 $\mathbf{t}_d = [t_{d1} \ t_{d2} \ \dots \ t_{d(n-1)}]$ ，并令 $t_f = \sum_{i=1}^{n-1} t_{di}$ ，则可以通过求解式 (10)，得到 $\dot{\theta}_i^j(t), \ddot{\theta}_i^j(t)$ 关于 $t_d, \theta_i^j(t)$ 的描述，其中 $t \in [0, t_f]$ 。即只要给定适当的 $t_d, \theta_i^j(t)$ ，便能够确定关节的轨迹。

3.2 基于连续空间曲线的上层路径规划

对于空间中机器人攀爬的起始点和终止点 p_s, p_g ，只需要选择一条合适的空间曲线连接 2 点来作为机器人的攀爬运动路径，这条曲线可以由下式表示：

$$\begin{cases} \varphi(x, y, z) = 0 \\ \phi(x, y, z) = 0 \\ \varphi(x_s, y_s, z_s) = 0 \\ \varphi(x_g, y_g, z_g) = 0 \\ \phi(x_s, y_s, z_s) = 0 \\ \phi(x_g, y_g, z_g) = 0 \end{cases} \quad (13)$$

式中， $\varphi(x, y, z)$ 与 $\phi(x, y, z)$ 为空间中 2 个任意曲面。上式表示的曲线是 2 个曲面的交线。若将能够影响曲线（曲面）的参数个数和约束的个数之和称为它的自由度，则该曲线的自由度由相应 2 个曲面的自由度决定。对于空间曲线来说，自由度越高则可能拥有的形状也越多，而从这些曲线中找出最优解

的可能性也越大。但同时，多自由度带来大计算量。因而，选取合适自由度的空间曲线对优化算法非常重要。对于连接已知 2 点的空间曲线来说，其自由度应该至少是 4。（自由度为 3 的空间曲线实际上退化成了平面中的抛物线。）而当空间曲线自由度为 n 时，曲面 $\varphi(x, y, z)$ 和 $\phi(x, y, z)$ 的自由度之和应该为 $n + 4$ ，考虑到经过已知 2 点的空间曲面的自由度最低为 3，相交生成的空间曲线便拥有 m 种采用不同自由度曲面相交的构建方案，其中 $m = (n + 1) / 2$ 为向变小方向取整的值。而在这 m 种方案中，3 自由度曲面和 $n + 1$ 自由度曲面相交所构成的曲线是最为简单的，它可以看成用一个绕 $\overline{p_s p_g}$ 旋转的平面切割 $n + 1$ 自由度空间曲面所得到的边界曲线。更进一步，另一个 $n + 1$ 自由度空间曲面也可以简单地取为一条 $n - 1$ 次样条曲线绕直线 $\overline{p_s p_g}$ 旋转得到。通过这种方法选取得到的空间曲线有 2 个优点：1) 容易在笛卡儿坐标中描述出来；2) 在不减少曲线自由度的前提下能保证机器人运动的平稳性，不会产生上下或来回的波动。

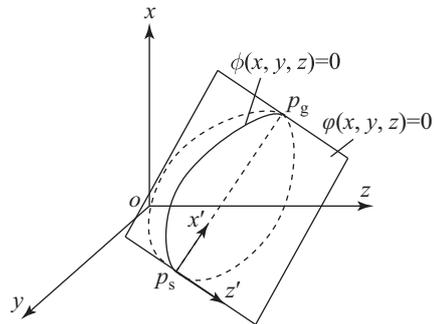


图 2 空间曲线在笛卡儿坐标系下的描述
Fig.2 Space curve in Cartesian coordinates

如图 2 所示，首先建立坐标系 $x'p_s z'$ ，并认为该坐标系是通过将基坐标系平移并绕欧拉角旋转得到的，于是该坐标系中的点 $[x' \ y' \ z']$ 可通过下式转化到基坐标系中：

$$[x \ y \ z]^T = \mathbf{P}_s + \mathbf{R}_z(\alpha)\mathbf{R}_y(\beta)[x' \ y' \ z']^T \quad (14)$$

式中， $\alpha = \arctan(y_g/x_g)$ ， $\beta = \arctan(-z_g/\sqrt{y_g^2 + x_g^2})$ ，而曲面 $\varphi(x, y, z)$ 和 $\phi(x, y, z)$ 在 $x'p_s z'$ 坐标系中可分别表示为

$$y' \cos \gamma + z' \sin \gamma = 0 \quad (15)$$

$$\begin{cases} \sqrt{y'^2 + z'^2} = a_n x'^n + a_{n-1} x'^{n-1} + \dots + a_2 x' + a_1 \\ a_n |p_s p_g|^n + a_{n-1} |p_s p_g|^{n-1} + \dots + a_2 |p_s p_g| + a_1 = 0 \end{cases} \quad (16)$$

式中， $\gamma, a_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 分别为控制 2 个曲面的参数， a_i 控制曲线的形状， γ 控制曲线平面绕 $\overline{p_s p_g}$

旋转的角度. 通过联立式 (15)、(16), 并利用式 (14) 进行坐标转换, 便可以完成该曲线在基坐标系下的描述.

3.3 优化模型的建立和运动路径优化算法

若机器人的运动路径和关节轨迹都得到确定, 则机器人的关节力矩关于时间的表达式便可以通过机器人的动力学模型求出, 写为

$$\begin{aligned} \tau_i^j(t) &= f(\theta_i^j(t), \dot{\theta}_i^j(t), \ddot{\theta}_i^j(t)) \\ &= g(t_{di}, \theta_i^j(t), \theta_{i+1}^j(t)) \end{aligned} \quad (17)$$

式中, f 表示牛顿-欧拉动力学递推的隐函数, g 则为将 $\theta_i^j(t), \dot{\theta}_i^j(t), \ddot{\theta}_i^j(t)$ 三项用 $t_{di}, \theta_i^j(t), \theta_{i+1}^j(t)$ 表示后函数 f 的转化. 于是第 j 关节能耗的描述可写为

$$\begin{aligned} J^j &= \int_0^T \tau_i^j{}^2 dt = \sum_{i=1}^{n-1} \int_{t_{di}}^{t_{d(i+1)}} \tau_i^j{}^2 dt \\ &= \sum_{i=1}^{n-1} \int_{t_{di}}^{t_{d(i+1)}} g^2(t_{di}, \theta_i^j(t), \theta_{i+1}^j(t)) dt \end{aligned} \quad (18)$$

其中, 根据上层路径规划器的推导, $\theta_i^j(t)$ 可由 γ, a_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 来描述. 考虑到 a_i 的取值范围不容易确定, 可改用另一组参数来描述空间曲线 h_i ($i = 1, 2, \dots, n$). 其中, h_i 表示曲线上第 i 个形状控制点到 $\overline{p_s p_g}$ 的距离. 改用此参数后, h_i 可以反映出整个路径的长度. 一般来说, h_i 越大, 路径也越长, 过长的路径显然不是所期望的, 也不会是能量最优的. 可以将 h_i 的约束写为

$$-\omega |p_s p_g| \leq h_i \leq \omega |p_s p_g| \quad (19)$$

式中, ω 为一个选定的固定系数. 此时, 优化模型最终转化为

$$\begin{aligned} \min & \sum_{j=1}^{\text{DOF}} \sum_{i=1}^{n-1} \int_{t_{di}}^{t_{d(i+1)}} \xi^2(t_{di}, h_1, h_2, \dots, h_n, \gamma) dt \quad (20) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} \tau_{lb}^j \leq \xi(t_{di}, h_1, h_2, \dots, h_n, \gamma) \leq \tau_{ub}^j \\ -\omega |p_s p_g| \leq h_i \leq \omega |p_s p_g| \\ \theta_{lb}^j \leq \theta_i^j \leq \theta_{ub}^j \\ \dot{\theta}_{lb}^j \leq \dot{\theta}_i^j \leq \dot{\theta}_{ub}^j \\ \ddot{\theta}_{lb}^j \leq \ddot{\theta}_i^j \leq \ddot{\theta}_{ub}^j \end{cases} \quad (21) \end{aligned}$$

从以上模型可以发现, 若在进行下层规划时选定了合适的 t_{di} , 则整个问题便转化为对空间曲线的参数进行优化的问题.

解决该问题最大的难点在于目标函数是一个极其复杂的隐函数. 此时, 一些传统的间接方法, 如

牛顿法、简约梯度法等, 都无法优化此类模型. 而一些智能算法 (如遗传算法和神经网络算法等等) 虽也能求解该问题, 但存在求解速度过慢的问题. 本文根据文 [6] 所介绍的格点搜索法进行直接搜索, 其流程如图 3 所示.

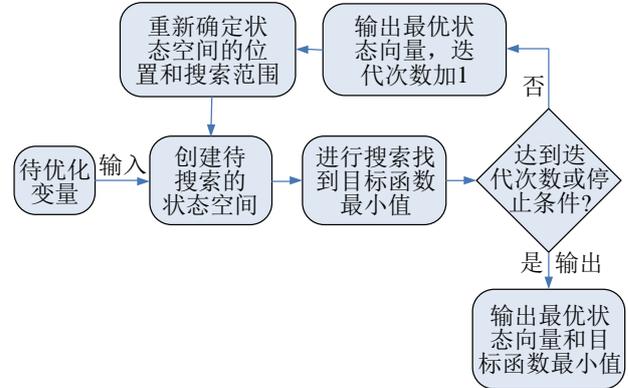


图 3 优化路径搜索算法流程

Fig.3 Flow chart of the optimal path searching algorithm

4 Climbot 攀爬运动规划算例 (Calculation example of motion planning of Climbot)

4.1 Climbot 动力学参数

为了验证上文提出的能量最优运动规划方法的有效性, 本文以自行研发的攀爬机器人 Climbot 为研究对象, 以其进行杆间攀爬过渡为例, 在 Matlab 环境下进行了仿真计算. 该机器人采用了模块化设计方法, 上、下两段完全对称: 首尾两端为夹持器模块, 用于夹持杆件; 中间躯干部分由 2 种关节模块构成, 靠近夹持器的模块转动方向与连杆轴重合, 中间模块转动方向与连杆轴垂直^[9]. 图 4 为机器人 Climbot 的样机及机构简图.

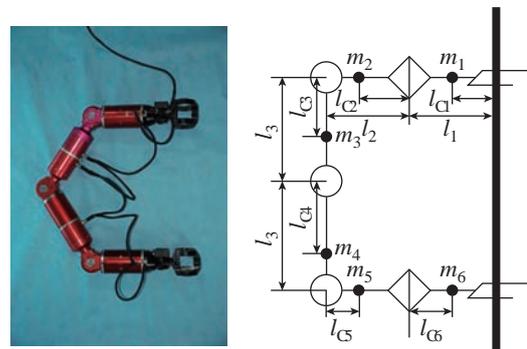


图 4 Climbot 样机和机构简图

Fig.4 The prototype and configuration of Climbot

经实际测量和计算, Climbot 的参数如下:

$$\begin{aligned} l_1 &= 280; \quad l_2 = 106; \quad l_3 = 375; \\ l_{c1} &= 147.3, \quad l_{c2} = 33.7, \quad l_{c3} = 188, \\ l_{c4} &= 261.3, \quad l_{c5} = 72.3, \quad l_{c6} = 132.7 \end{aligned}$$

$${}^c I_1 = \begin{bmatrix} 19 & & \\ & 17 & \\ & & 5.0 \end{bmatrix}, \quad {}^c I_2 = \begin{bmatrix} 4.2 & & \\ & 4.2 & \\ & & 1.7 \end{bmatrix},$$

$${}^c I_3 = \begin{bmatrix} 3.4 & & \\ & 29 & \\ & & 29 \end{bmatrix}, \quad {}^c I_4 = \begin{bmatrix} 4.2 & & \\ & 74 & \\ & & 74 \end{bmatrix},$$

$${}^c I_5 = \begin{bmatrix} 1.7 & & \\ & 4.2 & \\ & & 4.2 \end{bmatrix}, \quad {}^c I_6 = \begin{bmatrix} 19 & & \\ & 17 & \\ & & 5.0 \end{bmatrix}$$

在上面各参数中，长度的单位为 mm，质量的单位为 kg，惯性矩的单位为 $g \cdot mm^2$ 。根据 Climbot 的实际负载能力，其动力学约束为

$$-0.7 \leq \dot{\theta}_i \leq 0.7, \quad i = 1, 2, \dots, 5$$

$$-0.52 \leq \ddot{\theta}_i \leq 0.52, \quad i = 1, 2, \dots, 5$$

$$-70 \leq \tau_i \leq 70, \quad i = 1, 2, \dots, 5$$

式中，角速度的单位为 rad/s，角加速度的单位为 rad/s^2 ，力矩的单位为 $N \cdot m$ 。

4.2 Climbot 攀爬过渡运动规划算例

杆间攀爬过渡是机器人攀爬时最为复杂的场景，本文选用该场景来验证所提出的运动规划算法的正确性。如图 5 所示，攀爬场景设置如下，机器人需要从一根竖直的杆攀爬过渡到一根水平杆上。水平杆到机器人上端夹持器的距离为 200 mm，水平杆上的目标点到竖直杆的距离为 1000 mm。基准坐标系建立在机器人上端夹持固定处，机器人末端的初始位置坐标为 $(-720, 0, -80)$ 。

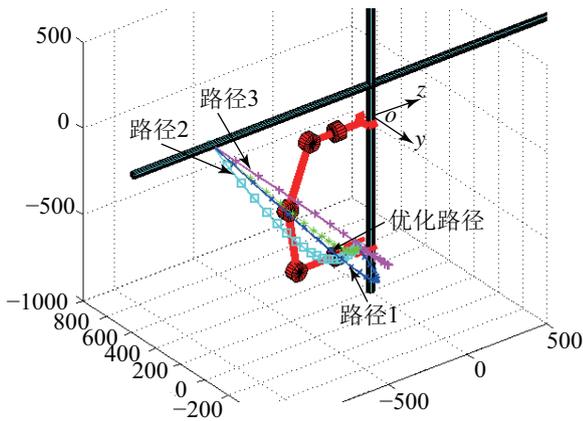


图5 Climbot 攀爬过渡时的不同攀爬路径
Fig.5 Different paths in Climbot transition climbing

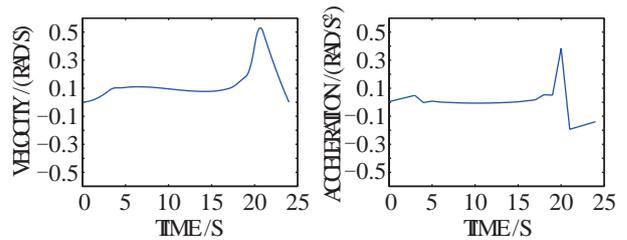
本文所提出的运动规划方法得到的能耗最优攀爬路径如图 5 所示，路径 1、2、3 为对比路径。表 1 为这些路径所对应的不同参数及能耗对比。从表中数据可以看出，采用本文提出的规划方法所得到

的运动路径，是所有路径中机器人在相同运动时间内能量消耗最少的。同时，机器人攀爬时各关节的角速度、角加速度和力矩曲线如图 6 所示，从该图可以看到 Climbot 采用本文的运动规划方法进行攀爬时，完全能够满足其运动学和动力学约束。

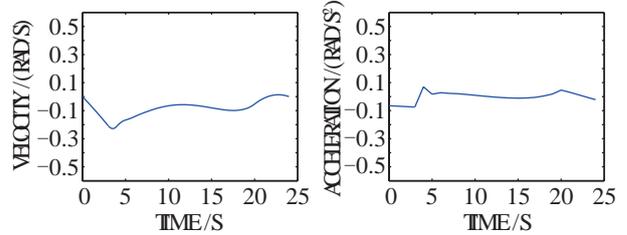
表 1 不同攀爬路径能耗对比

Tab.1 Comparison of energy consumption under different paths

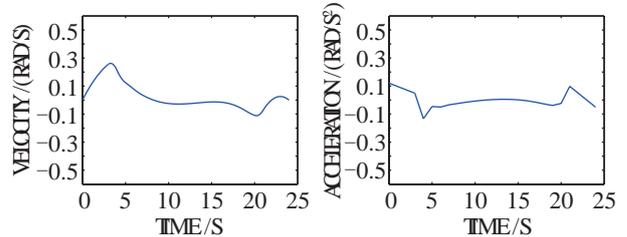
路径编号	能耗描述量 $/(N^2 \cdot m^2 \cdot s)$	曲线参数	运动时间 /s
1	3.32×10^4	$h_1 = -650,$ $h_2 = -650, \gamma = 1.41$	24
2	2.42×10^4	$h_1 = -350,$ $h_2 = -450, \gamma = 1.2$	24
3	3.10×10^4	$h_1 = -650,$ $h_2 = -650, \gamma = 1.57$	24
优化路径	2.12×10^4	$h_1 = -359.1,$ $h_2 = -452.8, \gamma = 1.41$	24



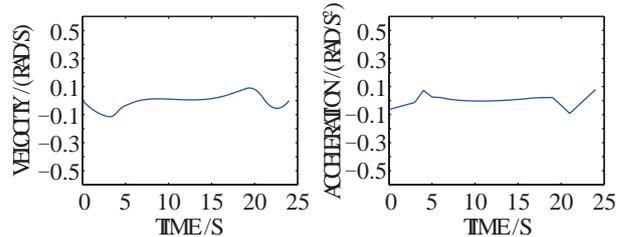
(A) 第1关节角速度和角加速度



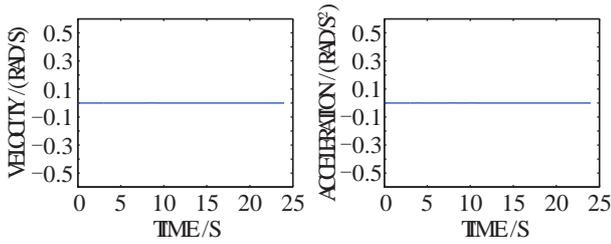
(B) 第2关节角速度和角加速度



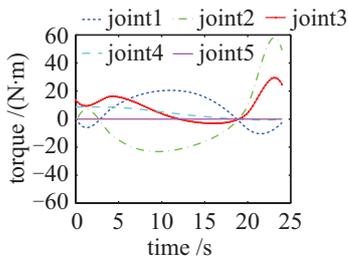
(C) 第3关节角速度和角加速度



(D) 第4关节角速度和角加速度



(E) 第 5 关节角速度和角加速度



(f) 5 个关节力矩

图 6 Climbot 运动学和动力学指标

Fig.6 The kinematics and dynamics indexes of Climbot

5 对结果的分析 and 讨论 (Discussion and analysis on the results)

从表 1 可以看到, 在对机器人的优化路径进行计算时, 连接起始点和目标点的空间曲线选取了 3 个可变参数, 总的运行时间选取为 24 s. 而当这些参数发生改变时, 得到的结果又会如何呢? 下面, 本文就针对曲线参数的个数和运动时间的选取对得到优化路径的影响进行分析.

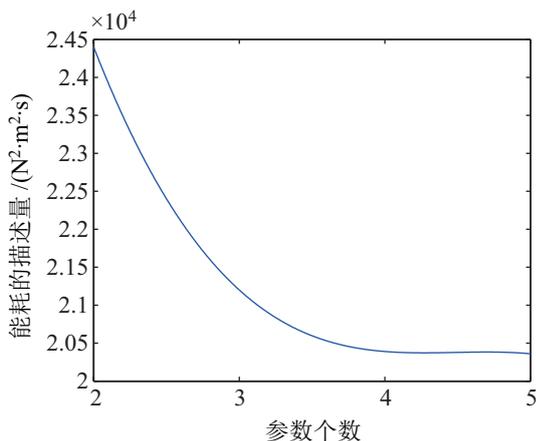


图 7 曲线参数个数对优化结果的影响

Fig.7 The influence of the number of parameters on the optimization results

图 7 为选取不同个数的空间曲线参数时对机器人攀爬能耗的影响 (运动时间依然都选为 24 s). 从该图可以看出参数个数越多时, 所得到的优化路径的攀爬能耗也越低, 但当参数个数超过 3 个时, 所得到的结果的变化就非常小. 但参数个数每增

加 1 个, 整个待搜索的状态空间就会增加 1 维, 造成整个搜索计算次数的成倍增加. 本文使用 Matlab 在相同的计算环境下 (Windows 操作系统, CPU 2.6 GHz) 对参数个数为 2、3、4、5 时的情况进行仿真, 优化搜索时间分别为 2.1 s、12.9 s、70.2 s 和 440.6 s. 因此, 综合考虑能耗优化结果和计算时间, 建议取 3 个参数.

表 2 不同运动时间下的优化路径与能耗

Tab.2 Comparison of optimal paths and energy consumption under different motion duration-time

编号	能耗描述量 / (N ² ·m ² ·s)	曲线参数	运动时间 /s
1	1.78×10 ⁴	$h_1 = -359.1,$ $h_2 = -445.9, \gamma = 1.41$	20
2	2.12×10 ⁴	$h_1 = -359.1,$ $h_2 = -452.8, \gamma = 1.41$	24
3	2.47×10 ⁴	$h_1 = -359.1,$ $h_2 = -452.8, \gamma = 1.41$	28
4	2.82×10 ⁴	$h_1 = -359.1,$ $h_2 = -452.8, \gamma = 1.41$	32

从表 2 可以看到, 当总运动时间由 20 s 变为 32 s 时, 虽然运动的能耗发生了较大的变化, 但求出的优化路径变化很小, 甚至时间为 24 s、28 s 和 32 s 时所得到的优化路径是一样的. 而当选取的运动时间小于 20 s 时, 机器人则无法在其动力学限制下到达目标位置. 对于以上结果, 可以理解为运动时间的改变对优化结果影响不大.

6 结论 (Conclusion)

本文以攀爬机器人 Climbot 作为研究对象, 对机器人攀爬能耗最优的运动规划问题进行了研究. 首先采用了一种简单有效的方式对机器人攀爬的总能耗进行数学描述. 在此基础上提出了一种基于攀爬能耗最优的运动规划方法. 该运动规划方法由 3 部分组成: 第 1 部分是基于加速度连续的下层轨迹规划, 第 2 部分是基于连续空间曲线的上层路径规划, 第 3 部分是优化模型的整体构建与路径搜索算法. 该运动规划方法最主要的特点是综合考虑了机器人的运动学和动力学约束, 并通过合理的构架和上、下层规划器的建立简化了该问题的复杂性. 最后, 在 Matlab 环境下, 以 Climbot 的实际运动学和动力学约束为限制, 进行仿真计算, 并分析了曲线参数个数和运动时间这 2 个参数对最终规划结果的影响. 以上仿真和计算的结果都表明了本文所提出的运动规划方法的正确性和有效性.

参考文献 (References)

- [1] Latombe J C. Robot motion planning[M]. Boston, USA: Kluwer, 1991.
- [2] LaValle S M. Planning algorithms[M]. Cambridge, UK: Cambridge University, 2006.
- [3] Hsu D, Latombe J C, Motwani R. Path planning in expansive configuration spaces[J]. International Journal of Computational Geometry and Applications, 1999, 9(4/5): 495-512.
- [4] LaValle S M, Kuffner J J Jr. Rapidly exploring random trees: Progress and prospects[M]//Algorithmic and Computational Robotics: New Directions. Natick, USA: A K Peters, 2001: 293-308.
- [5] Simeon T, Laumond J P, Nissoux C. Visibility-based probabilistic roadmaps for motion planning[J]. Advanced Robotics, 2000, 14(6): 477-493.
- [6] LaValle S M, Branicky M S, Lindemann S R. On the relationship between classical grid search and probabilistic roadmaps [J]. International Journal of Robotics Research, 2004, 23(7/8): 673-692.
- [7] Wang C H, Horng J G. Constrained minimum time path planning for robot manipulators via virtual knots of the cubic B-spline functions[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1990, 35(5): 573-577.
- [8] Constantinescu D, Croft E A. Smooth and time-optimal trajectory planning for industrial manipulators along specified path[J]. Journal of Robotic Systems, 2000, 17(5): 233-249.
- [9] 江励, 管贻生, 蔡传武, 等. 仿生攀爬机器人的步态分析[J]. 机械工程学报, 2010, 46(15): 17-22.
Jiang L, Guan Y S, Cai C W, et al. Gait analysis of a novel biomimetic climbing robots[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(15): 17-22.
- [10] 蔡传武, 管贻生, 周雪峰, 等. 双手爪式仿生攀爬机器人的摇杆控制 [J]. 机器人, 2012, 34(3): 363-368.
Cai C W, Guan Y S, Zhou X F, et al. Joystick-based control for a biomimetic biped climbing robot[J]. Robot, 2012, 34(3): 363-368.
- [11] Gregory J, Olivares A, Staffetti E. Energy-optimal trajectory planning for robot manipulators with holonomic constraints[J]. Systems and Control Letters, 2012, 61(2): 279-291.

作者简介:

江 励 (1984-), 男, 博士, 讲师. 研究领域: 模块化机器人.