

使用零力矩点轨迹规划的四足机器人步态进化方法

刘 飞, 陈小平

(中国科学技术大学计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230027)

摘 要: 通过对 AIBO 机器人行走时身体摇摆现象的研究, 提出一种使用零力矩点轨迹规划的步态控制方法. 与此同时, 使用基于遗传算法的进化学习方法对步态控制参数进行优化. 实验使用 AIBO 机器人进行测试, 机器人使用该进化学习方法可自主地得到最优步态, 其最优步态在保证稳定性的基础上最大速度达到了 455 mm/s. 实验结果表明, 应用该方法进行步态控制, 机器人获取的最优步态不仅满足稳定性要求, 而且对不平地形也具有较好的适应能力.

关键词: 四足步行机器人; 线性倒立摆; 零力矩点; 曲线拟合; 遗传算法

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2010)-03-0398-07

Gait Evolving Method of Quadruped Robot Using Zero-Moment Point Trajectory Planning

LIU Fei, CHEN Xiaoping

(School of Computer Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: This paper presents a gait control method using ZMP (zero-moment point) trajectory planning by studying the body sway phenomenon of AIBO robots during walking. Meanwhile, an evolutionary learning method based on genetic algorithm is used to optimize those gait control parameters. In the experiments, the AIBO robots can obtain the optimal gait autonomously, and its maximum speed reaches 455 mm/s with stability. The experimental results show that the robots can obtain the optimal gait with better stability and stronger adaptability to uneven terrain by using the proposed gait control method.

Keywords: quadruped walking robot; linear inverted pendulum; zero-moment point; curve fitting; genetic algorithm

1 引言 (Introduction)

四足步行机器人与两足步行机器人相比, 更容易适应不平的地形. 它既能使用静态稳定的步态缓慢平滑地行走, 又能以动态稳定的步态跑动; 如果安装了操作手, 在站立时还可以成为一个稳定和灵活的工作平台. 因此, 四足步行机器人是步行机器人中最有可能首先实用化的机型之一. 在对四足步行机器人的研究中, 具有重要意义的课题是步态控制器的研制. 为步态控制器设计好的步态控制方法可以有效地提高机器人的行走速度和能量效率, 增强机器人在行走过程中的越障能力和对不平地形的适应能力.

近年来, RoboCup 国际联盟在机器人及人工智能等领域开展了一系列具有挑战性的研究. 其中, RoboCup 标准平台组使用相同硬件配置的机器人,

例如 AIBO 四足步行机器人、NAO 人形机器人, 进行研究工作. AIBO^[1] 机器人是索尼公司生产的一类典型的仿哺乳动物型四足步行机器人, 它具有 20 个自由度, 其中每条腿 3 个, 头部 4 个. 为了满足实际工作环境和复杂任务的要求, 需要机器人具有稳定快速的行走能力以及对于不平地形的适应能力. 以 RoboCup 机器人足球比赛为例, RoboCup 标准平台组比赛场地是一块不超过 7.5 m×5 m 大小 (采用 2008 年的规则) 的绿色地毯, 其摩擦力较小, 并且各区域表面凹凸程度不同. 比赛时每方 5 个机器人参与比赛, 机器人之间比较拥挤, 经常发生双方机器人共同争抢球的现象. 在这一过程中, 双方机器人同时向球所在地点运动, 其间经常发生碰撞, 显然运动速度快、稳定性好、对不平地形适应性好的的一方将具有强大的优势.

当前, AIBO 四足步行机器人的步态控制方法大多是从运动学模型出发, 通过控制机器人运动时身体的姿态、腿部的轨迹, 建立机器人腿部的反向运动学模型, 计算得到各关节的角度. 这些方法的思想基础是, 假设将机器人安放在某一工作台上, 驱动机器人进行步行运动, 此时足部的运动形式是在空中以某种轨迹划动. 因此, 足部在地面上做这样的周期性运动即可驱动机器人身体的运动. 这种方法在 AIBO ERS-210/210A 和 ERS-7 型机器人的步行设计中得到了大量研究和应用, 取得了较好的效果: 如新南威尔士大学 (UNSW) 在 2000 年用参考步态轨迹法首次实现了基于固定模式的行走, 其后又成功地实现了参数化的行走^[2]; 随后得克萨斯大学奥斯汀分校 (UT Austin) 在离线步态规划中设计了椭圆形足部轨迹^[3]. 我国研究人员也做了许多相关的研究工作, 如清华大学和同济大学分别使用圆弧模型^[4]和椭圆轨迹^[5]进行了足部轨迹规划, 而中国科学技术大学则使用曲线拟合的方法实现了足部的 3 维轨迹^[6]规划. 步态控制方法研究的另一个难点是如何在复杂的控制器设计中对大量的控制参数进行优化. 手工优化需要耗费大量的人力和时间, 并且可能对机器人的部件造成不必要的损耗. 因此, 常见的方法是引入机器学习的方法对控制器加以优化. Hornby^[7]首次将进化学习应用到 AIBO 机器人上, 这是首次在实体机器人上进行的进化学习实验, 取得了良好的效果. 此后, RoboCup 标准平台组也广泛采用此类方法, 如得克萨斯大学奥斯汀分校使用的强化学习方法^[3]、中国科学技术大学^[6]和同济大学^[5]使用的进化学习方法等. 但是上述 RoboCup 标准平台组的研究工作均是从运动学模型出发, 缺乏对机器人动力学特性的考虑, 因而获得的快速步态缺乏足够的稳定性和适应性. 而在一般机器人研究领域, 针对机器人的动力学特性已经进行了大量的理论及实验研究. Vukobratovic 首先提出零力矩点 (ZMP) 理论^[8], 将其作为机器人稳定性判据. ZMP 被定义为地面上的一点, 机器人的惯性力与重力的合力矩在该点水平方向上的分量为 0. 研究表明, 如果 ZMP 处于机器人足底与地面形成的支撑多边形内, 此时的 ZMP 与压力中心点是一致的, 机器人的步行将保持稳定状态. 该理论随后被许多学者采用, 如 Yoneda 和 Hirose 等^[9-10]提出的身体摇摆补偿控制以及在人形机器人领域最常见的 ZMP 搜索法^[11]. 因此, 需要对这些成果加以借鉴.

本文通过对 AIBO 机器人行走时身体摇摆现象的研究, 提出一种使用零力矩点轨迹规划的步态控

制方法. 与此同时, 本文使用基于遗传算法^[12]的进化学习方法对步态控制参数进行优化. 实验结果表明, 应用该方法进行步态控制, 机器人获取的最优步态不仅满足稳定性要求, 而且对不平地形也具有较好的适应能力, 从而证明了该方法的有效性和可行性.

2 ZMP 轨迹规划方法 (ZMP trajectory planning method)

本文设计的是对角小跑 (trot) 步态. 步态控制方法采用基于模型的方法, 分为 3 部分: 身体姿态控制、步态控制和足部轨迹控制. 实验表明, 由于机器人腿部关节刚性不够和足部打滑等因素的影响, 在足部轨迹控制中运动学规划的轨迹与实际运动轨迹不相符, 特别是在足部支撑相时轨迹偏差更加明显. 这一问题造成机器人无法准确按照预先设计的方式运动. 因此, 在足部轨迹控制中引入 ZMP 轨迹规划方法.

使用 ZMP 轨迹规划方法的目的是为机器人规划在地面支撑相时足部相对于躯体的运动轨迹. 其算法思想是 ZMP 控制方法. 假定四足机器人全身的质量集中于机器人的重心, 可以把机器人的模型简化为线性倒立摆模型. 根据线性倒立摆模型和 ZMP 理论, 如果四足机器人运动时保持 ZMP 位于机器人足底与地面形成的支撑多边形内, 将保证机器人运动的动态稳定性. 因此, 在支撑多边形内规划 ZMP 轨迹, 可以从中找到机器人最佳行走步态. 算法流程如图 1 所示.

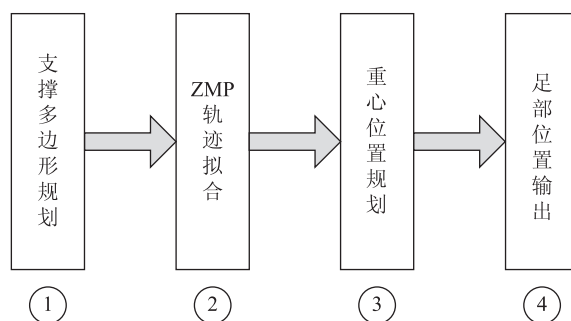


图 1 ZMP 轨迹规划方法流程图

Fig.1 Flow chart of ZMP trajectory planning method

2.1 支撑多边形规划

支撑多边形是能包容机器人足底与地面之间的所有接触点的最小多边形区域, 因此首先在机器人自身坐标系 (将机器人身体重心在地面的投影点定义为坐标原点 O , 头部正前方为 x 轴正方向, 左方为 y 轴正方向, 向上为 z 轴正方向) 中计算这一多边形区域最外围的接触点. 以左前腿为例, 如图 2

所示. K 表示左前腿膝关节所在的位置; F_0 表示左前腿足部的触地点, 该点位于地面 α (即平面 Oxy) 上, 坐标为 $(a_0, b_0, 0)$; S 表示左前腿肩关节所在的位置, 该点位于平面 β 上, 坐标为 (a, b, c) . 平面 β 表示机器人身体左侧所在平面, 定义 $\beta \perp \alpha$, 其交线为直线 CD . 由此可知, $\beta \parallel$ 平面 Oxz , $CD \parallel x$ 轴. 此时可利用线段 SK 和 KF_0 分别对左前腿上臂和下臂进行建模 [13], 使用反向运动学计算得到关节角度. 然而, 在做实际的支撑多边形规划时机器人除使用足部外还将使用下臂的一部分与地面接触, 此时用单个点对下臂与地面的接触部分进行建模具有一定的局限性, 因此本文将其改进为多点建模方法: 将左前腿上臂的模型——线段 SK 延长后与地面 α 相交, 形成左前腿下臂最外围的触地点 F'_0 . 如图 2 所示, 本文使用线段 SK 和 $\Delta F_0 F'_0 K$ 分别对左前腿的上臂和下臂进行建模, 下面计算 F'_0 的坐标 $(a'_0, b'_0, 0)$. 根据足部触地点 F_0 的坐标 $(a_0, b_0, 0)$ 进行反向运动学计算可得到 q_1 ($\angle ASB$) 和 q_2 ($\angle F'_0 SA$), 详见文 [13]. 图 2 中 SA 及 SF'_0 的长度为:

$$|SA| = \frac{|SB|}{\cos q_1} = \frac{c}{\cos q_1} \quad (1)$$

$$|SF'_0| = l_1 + l_3 = \frac{|SA|}{\cos q_2} = \frac{c}{\cos q_1 \cos q_2} \quad (2)$$

根据正运动学计算得到 F'_0 的坐标 $(a'_0, b'_0, 0)$ 为:

$$\begin{pmatrix} a'_0 \\ b'_0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix}^T \text{rot}_y(-q_1) \text{rot}_x(q_2) \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ -|SF'_0| \\ 1 \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} \frac{c \sin q_1}{\cos q_1} + a \\ \frac{c \sin q_2}{\cos q_1 \cos q_2} + b \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

本文分别针对右后腿有单个及多个触地点的情况进行建模, 通过大量实验研究发现, 右后腿单点建模比多点建模能够更加有效地提高机器人运动的速度和灵活性. 因此, 下面假定右后腿只有 1 个触地点, 由左前腿的 2 个触地点和右后腿 1 个触地点确定的支撑多边形如图 3 所示.

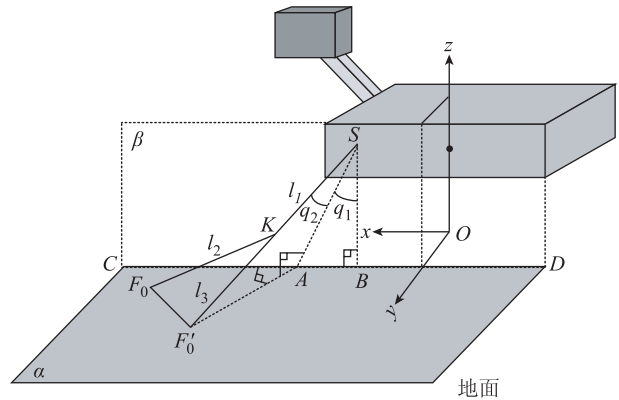


图 2 左前腿模型

Fig.2 Front left leg's model

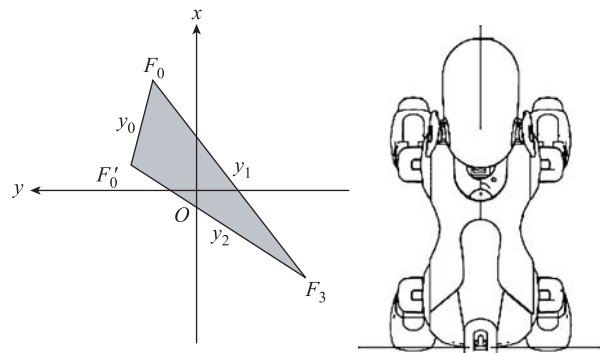


图 3 对角两足部形成的支撑多边形

Fig.3 Support polygon formed by two diagonally opposite legs

在平面 Oxy 内, F_3 表示机器人右后腿足部的触地点, F_0, F'_0 和 F_3 的坐标分别定义为 $(a_0, b_0, 0)$ 、 $(a'_0, b'_0, 0)$ 和 $(a_3, b_3, 0)$. 支撑多边形 $\Delta F_0 F'_0 F_3$ 由 3 条直线 $F_0 F'_0$ 、 $F_0 F_3$ 和 $F'_0 F_3$ 所包围, 分别用 y_0 、 y_1 和 y_2 表示如下:

$$y_0 = b_0 + \frac{b_0 - b'_0}{a_0 - a'_0}(x - a_0) \quad (4)$$

$$y_1 = b_0 + \frac{b_0 - b_3}{a_0 - a_3}(x - a_0) \quad (5)$$

$$y_2 = b'_0 + \frac{b'_0 - b_3}{a'_0 - a_3}(x - a'_0) \quad (6)$$

2.2 ZMP 轨迹拟合

确定支撑多边形以后, 在此支撑多边形内规划 ZMP 点. 由图 3 可知, 支撑多边形包围的区域可表示为:

$$\begin{cases} y_1 \leq y \leq y_2, & a_3 \leq x < a'_0 \\ y_1 \leq y \leq y_0, & a'_0 \leq x \leq a_0 \end{cases} \quad (7)$$

由 x 轴自后向前确定 $m+1$ 个点, 作为规划的 ZMP 位置点. 为保证平滑的重心运动, 根据选取的 ZMP 点位置进行曲线拟合. 拟合曲线的表达式采用多项式拟合曲线 $y = f(x) = r_0 + r_1 x + r_2 x^2 + \dots +$

$r_n x^n$, $r_n \neq 0$, 则根据曲线拟合的最小二乘法原理可得法方程为:

$$\mathbf{X}\mathbf{R} = \mathbf{Y} \quad (8)$$

其中:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} m+1 & \sum_{i=0}^m x_i & \cdots & \sum_{i=0}^m x_i^n \\ \sum_{i=0}^m x_i & \sum_{i=0}^m x_i^2 & \cdots & \sum_{i=0}^m x_i^{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=0}^m x_i^n & \sum_{i=0}^m x_i^{n+1} & \cdots & \sum_{i=0}^m x_i^{2n} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_0 \\ r_1 \\ \vdots \\ r_n \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^m y_i \\ \sum_{i=0}^m x_i y_i \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^m x_i^n y_i \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中, $(x_i, y_i)_{i=0}^m$ ($m \geq n$) 为采样点集, r_0, r_1, \dots, r_n 为所求拟合曲线的参数, 求解上述公式即可得到所求拟合曲线.

2.3 重心位置规划

根据拟合的 ZMP 轨迹依次选择 ZMP 点, 分段计算出机器人所需要的重心运动, 由此得到可以实现规划的 ZMP 轨迹的步行运动. 下面介绍这一重心位置规划方法.

设机器人质量集中于重心, 重心的坐标表示为 (x_g, y_g, z_g) . 假定地面是平的, 机器人重心到地面的高度 z_g 是常量, 则 ZMP 的位置 $(x_{zmp}, y_{zmp}, 0)$ 可通过下式得到^[11]:

$$\begin{bmatrix} x_{zmp} \\ y_{zmp} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_g \\ y_g \end{bmatrix} - \frac{z_g}{g} \begin{bmatrix} \ddot{x}_g \\ \ddot{y}_g \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中 g 表示重力加速度, \ddot{x}_g 和 \ddot{y}_g 分别表示机器人重心沿 x 轴和 y 轴方向上的加速度. 上式可改写为:

$$\ddot{x}_g = \frac{g}{z_g} (x_g - x_{zmp}) \quad (13)$$

$$\ddot{y}_g = \frac{g}{z_g} (y_g - y_{zmp}) \quad (14)$$

解微分方程 (13) 得到:

$$\begin{bmatrix} x_g(t) \\ \dot{x}_g(t) \end{bmatrix} = \mathbf{Q}(t) \begin{bmatrix} x_{g0} \\ \dot{x}_{g0} \end{bmatrix} + (\mathbf{I} - \mathbf{Q}(t)) \begin{bmatrix} x_{zmp} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中, x_{g0} 和 \dot{x}_{g0} 表示在初始时刻 ($t=0$) 机器人重心在 x 轴上的位置和速度, $x_g(t)$ 和 $\dot{x}_g(t)$ 表示在时刻 t 机器人重心在 x 轴上的位置和速度. \mathbf{I} 是 2×2 单位矩阵, $\mathbf{Q}(t)$ 是只依赖于时间 t 的状态转移矩阵:

$$\mathbf{Q}(t) = \begin{bmatrix} \cosh(qt) & \frac{1}{q} \sinh(qt) \\ q \sinh(qt) & \cosh(qt) \end{bmatrix}, \quad q = \sqrt{\frac{g}{z_g}} \quad (16)$$

定义线性倒立摆随时间 t 变化的状态矩阵 $\mathbf{D}(t)$ 为:

$$\mathbf{D}(t) = \begin{bmatrix} x(t) & y(t) \\ \dot{x}(t) & \dot{y}(t) \end{bmatrix} \quad (17)$$

其中 $x(t)$ 和 $y(t)$ 表示时刻 t 机器人重心在 x 轴和 y 轴上的位置, $\dot{x}(t)$ 和 $\dot{y}(t)$ 表示时刻 t 机器人重心沿 x 轴和 y 轴的速度. 当 ZMP 轨迹规划的输入为:

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} x_{zmp} & y_{zmp} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

可解得:

$$\mathbf{D}(t) = \mathbf{Q}(t)\mathbf{D}(0) + (\mathbf{I} - \mathbf{Q}(t))\mathbf{Z} \quad (19)$$

由此可知, 只要知道当前 ZMP 位置和初始时刻的重心位置, 就可以计算出下一时刻的重心位置, 由此完成重心位置规划. 根据基于模型的步态控制方法, 假定机器人身体不动而足部运动, 使用坐标变换即可由重心位置得到相对的足部运动位置, 从而得到足部位置输出.

3 步态进化学习方法 (Gait evolutionary learning method)

本文设计了一个监督学习的实验, 通过使用遗传算法, 机器人能够自动地进化步态控制参数. 下面分为算法描述和算法流程两部分来介绍.

3.1 算法描述

本文使用基于精英保留策略的简单遗传算法 (SGA), 具体描述如下:

(1) 个体编码

将步态控制器参数集作为个体, 并采用直观的实数编码方案. 个体中的基因由身体姿态控制参数集、步态控制参数集、前腿和后腿足部轨迹控制参数集以及 ZMP 采样点集组成.

(2) 初始种群的生成

选择现有的基于运动学模型的步态参数初始化种群, ZMP 采样点集则采用随机数生成。

(3) 适应度评估检测

设计适应度评估函数为 $Fitness = v - \delta - \sigma - \mu$, 其中 v 表示机器人行走的平均速度, δ 表示机器人行走方向与规划方向的平均偏差, σ 表示机器人加速度传感器的平均变化率, μ 表示机器人视觉传感器的平均丢帧率, σ 和 μ 表征机器人行走时的稳定程度, σ 和 μ 的值越大, 说明机器人行走的稳定性越差。

(4) 选择操作

选择操作采用精英保留策略, 每一代种群适应度最高的个体都将进入下一代种群。在生成下一代种群时, 首先按照适应度的高低对当代种群中的个体进行降序排序, 保留当代种群中好的一半个体; 对余下的差的一半个体则通过随机地选择好的个体, 使用遗传操作产生新的个体加以替换。

(5) 交叉操作

使用内推法, 选择两个双亲个体生成一个新的子代个体。新的子代个体中每个基因使用如下公式产生:

$$V_{\text{child}} = V_{\text{father}} \times \rho + V_{\text{mother}} \times (1 - \rho) + \gamma_{\text{rand}} \times |V_{\text{mother}} - V_{\text{father}}| \quad (20)$$

(6) 变异操作

随机选择父代个体中的基因进行变异。新的子代个体中的基因使用如下公式产生:

$$V_{\text{child}} = V_{\text{father}} + \gamma_{\text{rand}} \times S_{\text{amount}} \times E_{\text{range}} \quad (21)$$

3.2 算法流程

本算法在机器人自身系统上运行, 算法流程如下:

(1) 假定种群规模为 M 。首先使用基于运动学模型的步态参数和随机生成的 ZMP 点集初始化种群, 然后对初始种群中所有个体进行测试以保证机器人可使用这些控制参数完成行走运动。去除不符合这一要求的个体, 直到完成 M 个个体的选取。

(2) 在相同的实验环境和初始条件下, 机器人选择一个步态参数个体完成行走测试实验。当完成一次行走测试后, 使用从实验中获得的数据, 按照适应度评估函数公式计算这一个体的适应度值。重复这一过程, 直到当前种群中所有个体都进行了测试。

(3) 对适应度值进行判定, 如果本代中有个体达到设定的阈值或者达到处理的代数, 则算法停止, 转向 (5), 否则转向 (4)。

(4) 对本代种群进行选择、交叉和变异操作, 得到新一代种群, 然后转向 (2)。

(5) 算法停止, 得到当前初始条件和适应度阈值设定下的最优步态控制参数集。

4 实验结果与分析 (Experimental results and analysis)

4.1 学习实验

本文为步态优化实验搭建了一套实验平台, 由场地、实时测量系统和学习系统 3 部分组成。场地是 RoboCup 标准平台组使用的绿色地毯; 实时测量系统由一台安放在天花板垂架上的摄像头和运行图像处理程序的本地个人电脑组成, 此系统实时向外广播机器人的位置和朝向信息; 学习系统是运行在机器人自身系统上的决策处理程序, 其作用是接收外部信息和自身各个传感器的信息并加以处理, 与此同时控制机器人自动地进行实验。

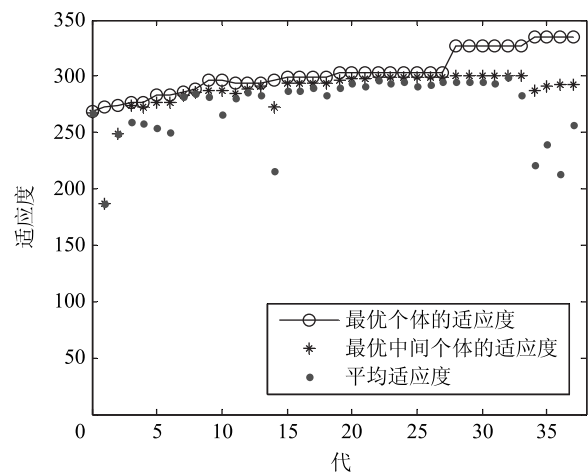


图4 遗传算法实验结果

Fig.4 Results from genetic algorithm experiment

目前为止, 使用本文所提的方法得到的最好实验结果是, 机器人在保持较好稳定性的情况下行走的最快速度达到了 455 mm/s。图 4 记录了机器人在一次步态进化学习实验中产生的数据。其中横坐标代表进化的代数, 纵坐标代表当前种群中最优个体 (图中横圈), 最优中间个体 (图中星) 和所有个体平均 (图中点) 的适应度值。从图中最优个体的适应度变化过程可以看出, 进化的整体趋势是向着最优个体的方向前进。由于初始种群中都是事先经过优化的步态参数个体, 而遗传操作的目标又集中于局部范围内的搜索, 因此算法收敛速度较快。此外, 观察图中平均适应度的变化可以发现, 不是每一代的性能都优于前一代, 这是因为在变异操作时产生了不良的步态参数, 导致某一代种群的实验中掺杂了一

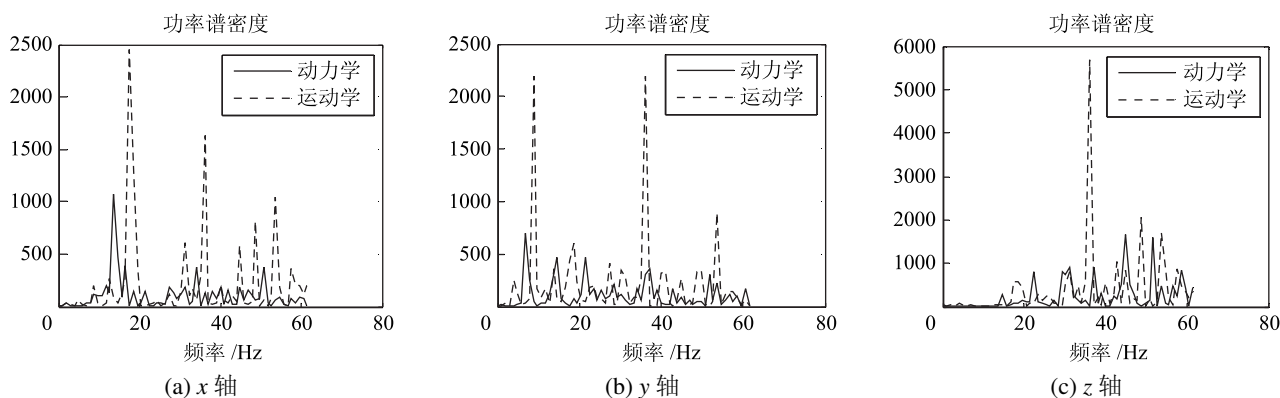


图 5 基于运动学和动力学规划的步态加速度功率谱密度比较

Fig.5 Comparison of acceleration power spectral density from gaits based on kinematic and dynamic planning

些很低的适应度评分，进而影响了整体的平均适应度。但是由于使用了精英保留策略，这些不良个体并不影响最优个体的选取及算法的最终收敛。

4.2 步态对比实验

AIBO 机器人自身带有加速度传感器，能够感知运动过程中自身加速度的变化情况。对记录的加速度数据作傅里叶变换及频谱分析，可以得知机器人运动时身体的振动情况^[14-15]，进而用于检验步态的稳定性。在下面的实验中，机器人将在平地直线行走一段固定距离，本文将对加速度传感器测量的数据做频谱分析，比较两种步态（分别对应于以往的运动学规划和本文的动力学规划）在稳定性上的差异。当机器人以 310 mm/s 的速度运动时对记录的加速度数据作傅里叶变换，得到相应的功率谱密度，如图 5 所示。其中实线表示采用基于动力学规划方法获得的步态功率谱密度，虚线表示采用基于运动学规划方法获得的步态功率谱密度。从图 5 可以看出，应用动力学规划方法进行步态控制，振动情况有了明显降低，机器人运动的稳定性得到了很大的提高。

4.3 不平地面上的实验

如图 6 所示，地面上由小木棒排列形成了一段不平的地形，机器人以不同的速度在该地形上运动，测试机器人通过该地形的成功率。此实验的目的是检验机器人所用步态对地形的适应能力。对于稳定性不好的步态，机器人会由于地面障碍物的阻挡而无法维持直线行走，进而无法成功通过测试。在针对本文提出的动力学规划的步态和以前的运动学规划的步态分别进行实验后，得到结果如表 1 所示。

在表 1 中“成功次数”记录了完全成功的次数和部分成功的次数。“部分成功”是指机器人在测试时至少能够通过一半的不平地形。从表中可以看

出，动力学规划的步态比运动学规划的步态成功率更高，其对不平地形的适应性更好。再次进行实验，调整了小木棒的摆放规则，形成由稀疏到密集的地形，考察机器人在高速运动情况下的表现。此次实验结果表明，在不提前告知机器人地形变化信息的情况下，机器人的运动都出现了困难，成功率有所降低，但是动力学规划的步态在多数情况下仍然能够通过整段路径。这说明动力学规划方法有一定的适应性，步态本身有较好的鲁棒性。

表 1 基于运动学和动力学规划的步态鲁棒性比较

Tab.1 Comparison of robustness about gaits based on kinematic and dynamic planning

步态类型	速度范围	测试次数	成功次数	成功率
动力学规划	低速 (200 mm/s)	30	16/9	53.3%
	中速 (300 mm/s)	30	16/6	53.3%
	高速 (400 mm/s)	30	20/9	66.7%
运动学规划	低速 (200 mm/s)	30	8/9	26.7%
	中速 (300 mm/s)	30	12/16	40%
	高速 (400 mm/s)	30	9/15	30%



图 6 机器人在不平地面上的行走实验

Fig.6 Experiment that the robot walks on uneven terrain

5 结论 (Conclusion)

通过对 AIBO 机器人行走时身体摇摆现象的研究, 本文提出一种使用零力矩点轨迹规划的步态控制方法: 控制机器人运动时的身体姿态来改变机器人足部与地面形成的支撑多边形, 同时使用 ZMP 轨迹规划方法生成机器人在支撑相时足部的轨迹. 与此同时, 本文使用基于遗传算法的进化学习方法对步态控制参数进行优化. 该方法由于有效地使用了基于模型的步态控制方法, 降低了采用完全动力学规划方法的计算复杂度, 满足了算法实时性的要求. 实验使用 AIBO 机器人进行测试, 机器人使用进化学习方法可自主地得到最优步态, 其最优步态在保证稳定性的基础上速度达到了 455 mm/s. 实验结果表明, 应用该方法进行步态控制, 机器人获取的最优步态不仅满足稳定性要求, 而且对不平地形也具有较好的适应能力, 从而证明了该方法的有效性和可行性. 在实际应用中, 以 RoboCup 机器人比赛为例, 机器人使用这种稳健的步态运动, 经常比对方先到达目标位置, 并且在与对方碰撞的过程中仍然能较好地保持身体的稳定性.

本文目前提出的步态控制方法都在机器人自身系统上运行, 无法进行耗时长的复杂计算. 因此, 本文在考虑机器人动力学特性时进行了必要的简化, 如将机器人模型简化为线性倒立摆模型, 忽略了腿部质量对机器人自身动力学特性的影响及摆动腿着地时的动力学影响. 今后, 将考虑采用离线计算的方式, 对上述问题加以研究和讨论.

6 致谢 (Acknowledgement)

感谢中国科学技术大学蓝鹰队的刘津甦、王锋、吉建民及其他队员的通力合作, 使本文的工作在为蓝鹰队获得 RoboCup2008 标准平台组世界亚军的赛场上发挥了作用.

参考文献 (References)

- [1] Fujita M. AIBO: Toward the era of digital creatures[J]. International Journal of Robotics Research, 2001, 20(10): 781-794.
- [2] Hengst B, Ibbotson D, Pham S B, et al. Omnidirectional locomotion for quadruped robots[M]//Lecture Notes in Artificial Intelligence, vol.2377. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2002: 368-373.
- [3] Kohl N, Stone P. Policy gradient reinforcement learning for fast quadrupedal locomotion[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 2619-2624.
- [4] 张楫, 赵明国, 董浩. 基于圆弧模型的四足机器人步态规划[J]. 机器人, 2006, 28(5): 536-539.
Zhang Ji, Zhao Mingguo, Dong Hao. Gait planning of four-legged robot based on arch-shaped model[J]. Robot, 2006, 28(5): 536-539.
- [5] 许涛, 陈启军. 四腿机器人步态参数自动进化研究与实现[J]. 机器人, 2009, 31(1): 72-76,81.
Xu Tao, Chen Qijun. Research and implementation of automatic gait evolution for 4-legged robot[J]. Robot, 2009, 31(1): 72-76,81.
- [6] 徐凯, 陈小平. 一种有腿机器人步态轨迹生成算法[J]. 小型微型计算机系统, 2008, 29(5): 854-858.
Xu Kai, Chen Xiaoping. A gait generation algorithm for legged robots[J]. Mini-Micro Systems, 2008, 29(5): 854-858.
- [7] Hornby G S, Takamura S, Yamamoto T, et al. Autonomous evolution of dynamic gaits with two quadruped robots[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(3): 402-410.
- [8] Vukobratovic M, Borovac B. Zero-moment point: Thirty five years of its life[J]. International Journal of Humanoid Robotics, 2004, 1(1): 157-173.
- [9] Hirose S, Yoneda K, Furuya R, et al. Dynamic and static fusion control of quadruped walking vehicle[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1989: 199-204.
- [10] Kurazume R, Yoneda K, Hirose S. Feedforward and feedback dynamic trot gait control for quadruped walking vehicle[J]. Autonomous Robots, 2002, 12(2): 157-172.
- [11] Liu J, Veloso M. Online ZMP sampling search for biped walking planning[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 185-190.
- [12] 陈国良, 王煦法, 庄镇泉, 等. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996.
Chen Guoliang, Wang Xufa, Zhuang Zhenquan, et al. Genetic algorithms and application[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 1996.
- [13] Röfer T, Laue T, Burkhard H D, et al. GermanTeam robocup 2004[EB/OL]. (2004-12-03) [2009-08-01]. <http://www.germanteam.org/GT2004.pdf>.
- [14] Futami S, Kyura N, Hara S. Vibration absorption control of industrial robots by acceleration feedback[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1983, 30(3): 299-305.
- [15] 常西畅, 赵力行. 频谱分析仪及其在故障诊断中的应用[M]. 北京: 中国宇航出版社, 2006.
Chang Xichang, Zhao Lixing. Spectrum analyzer and its application in fault diagnosis[M]. Beijing: China Astronautic Publishing House, 2006.

作者简介:

刘 飞 (1981-), 男, 博士生. 研究领域: 机器人运动控制, 机器学习.

陈小平 (1955-), 男, 工学博士, 教授, 博士生导师. 研究领域: 智能体形式化建模, 多机器人系统关键技术.