

基于能效优化的仿人机器人跑步步态优化与控制

杨亮^{1,2} 傅瑜¹ 付根平³ 邓春健¹

(电子科技大学中山学院计算机学院 中山 528402)¹ (广东工业大学自动化学院 广州 510006)²
(仲恺农业工程学院自动化学院 广州 510225)³

摘要 针对高能耗导致的仿人机器人难以大规模实用化的问题,提出了一种新的仿人机器人参数化跑步步态优化方法。分析了不同跑步步态参数对仿人机器人水平、垂直方向的稳定性及能耗的影响,将机器人步态优化问题转化为对步态参数的多目标寻优问题,根据连杆模型得到机器人跑步过程中水平、垂直方向的稳定裕度及能耗表达式,并构造目标函数,采用基于对位学习的遗传算法对机器人参数化跑步步态进行多目标寻优,在保证机器人俯仰、翻滚和偏摆各方向力矩平衡的前提下降低整体能量消耗;针对传统遗传算法早熟及收敛速度慢的问题,提出基于领域知识的精细化初始成员策略,采取生成种群成员对位点的方式更新种群,以加快收敛速度;为提高轨迹跟踪性能,设计了自适应控制器,并给出了稳定性证明。仿真实验表明:该方法能有效降低能耗并保证其稳定性。

关键词 仿人机器人,步态规划,对位学习,遗传算法,多目标优化

中图分类号 TP242.6 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.6.053

Running Gait Planning and Control for Humanoid Robot Based on Energy Efficiency Optimization

YANG Liang^{1,2} FU Yu¹ FU Gen-ping³ DENG Chun-jian¹

(School of Computer Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Zhongshan Institute, Zhongshan 528402, China)¹
(School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)²
(College of Automation, Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou 510225, China)³

Abstract A novel parametric running gait optimization algorithm was proposed for solving the fatal problem of high energy consumption for humanoid robot, limiting the practical application of humanoid robot. After analyzing the impact of different gait parameters on horizontal and vertical stability, the gait planning problem is transformed to the multi-objective optimization problem, and the expressions of stability and energy consumption are obtained according to connective link model. In order to achieve the ideal running gait, a method based on opposite learning generic algorithm was proposed, which helps to reduce energy consumption and obtain good stability margin in pitching, rolling and yawing axis. In view of the problems of early maturing and slow convergence of traditional GA algorithm, an effective policy of initiating population based on domain knowledge was developed and the population was updated by generating opposite entity. To improve the trajectory tracking performance, an adaptive controller was designed and the stability proof was provided. The simulation results prove the validity of the method.

Keywords Humanoid robot, Gait planning, Opposition based learning, Generic algorithm, Multi-objective optimization

1 引言

具备跑步能力的仿人机器人在工业、军事和航空航天等诸多方面都有着广泛的应用前景,然而稳定性较差以及能耗较高的问题已成为仿人机器人实用化进程的两大障碍。被动行走为实现仿人机器人的低能耗运动提供了可能的解决办法,但目前尚难以解决运动速度过慢、鲁棒性不强等问题,这极大限制了被动机器人进一步的应用。传统主动行走机器人

虽然可实现类人行走和跑步,但依赖大力矩驱动的高能耗问题已成为其广泛应用和进一步发展的瓶颈问题之一^[1]。

针对仿人机器人能耗高、运动速度慢的问题,已有学者做了相关研究。Hyeok-Ki Shin等人^[2]基于倒立摆^[3]模型提出了一种机器人步态规划方法,该方法以最小化关节驱动力为目标,对前进速度及完成确定距离所需步数等参数进行优化,得到了满足ZMP^[4,5]稳定判据的步态轨迹,但该方法未考虑机器人上半身姿态对能耗的影响,同时对垂直方向的力矩

到稿日期:2015-03-24 返修日期:2015-07-14 本文受国家自然科学基金(61302115, 61300095),广东高校优秀青年创新人才培养计划项目(2013LYM0104, 2013LYM0103),广东省自然科学基金项目(S2013010015764, S2012040011123, S2013010012307),广东省高等学校优秀青年教师培养计划项目(Yq2013204, Yq2013206, YQ2015242),中山市科技计划项目(2015B2308),广东大学生科技创新培育专项(pdjh2016b0912)资助。
杨亮(1980—),男,硕士,讲师,主要研究领域为机器人系统与技术, E-mail: alex_yangliang@foxmail.com;傅瑜(1962—),男,博士,教授,主要研究领域为智能信息处理;付根平(1984—),男,博士,讲师,主要研究领域为仿人机器人技术及其应用;邓春健(1980—),男,博士,教授,主要研究领域为智能信息系统。

平衡问题未加充分考虑。Liu 等人^[6]提出了一种能耗优化算法,该算法通过计算 ZMP 稳定区域内的能耗极小值,并沿能耗极小值所对应的上体轨迹对机器人步态进行能效优化控制,最终得到满足 ZMP 稳定判据的低能耗步态;然而该方法采用沿梯度方向进行寻优,容易陷入局部极小值。为克服寻优过程中易陷入局部最小值的问题,Fu 等人^[7]利用粒子群优化算法对基于 3 次样条插值方法规划的机器人步态进行优化,从而得到 ZMP 稳定程度大的平滑步态,但该算法仅考虑了步态参数对 ZMP 稳定裕度的影响,未在能量效率的提高方面进行改进。Goswami 等人^[8]采用遗传算法以 ZMP 稳定裕度大为目标,对步行速度、步长等参数进行优化,得到稳定的步态,但同样没有考虑能量效率方面的优化。S. L. Cardenas-Macie^[9]等人以最小化腿部关节驱动力矩小为目标,将机器人步态规划问题转化为一个带约束条件的优化问题,并采用遗传算法对步态参数进行寻优,以获得理想步态。该算法具有能量消耗小的优点,然而依旧采用传统遗传算法进行寻优,收敛速度慢,同时也未考虑偏摆力矩^[10]对垂直方向稳定性的影响。

尽管上述方法在一定程度上解决了机器人能耗过大的问题,但均仅考虑了水平方向力矩平衡的问题,即仅考虑了 ZMP 稳定判据,而未考虑偏摆力矩对垂直方向稳定性造成的影响。机器人在前进的过程中,由于躯干及身体各部分在不同的平面内运动,因此将不可避免地产生绕支撑腿转动的偏摆力矩,从而影响机器人垂直方向的稳定性。当机器人运动速度较快时,偏摆力矩对垂直方向稳定性的影响则更加明显。因此在步态规划过程中,有必要对水平及垂直方向的稳定裕度、能量效率进行多目标优化;另一方面,遗传算法(GA)作为一种全局搜索算法,具有鲁棒性良好及通用性强的优点,但同时由于在优化过程中没有加以针对性地改进,例如对寻优方向进行方向性指引,因此仍存在着收敛速度慢、早熟收敛的问题,不利于实际应用。

针对以上问题,提出了一种参数化跑步步态优化方法,该方法将机器人步态优化问题转化为对步态参数的多目标寻优问题;为解决传统遗传算法收敛速度慢的问题,提出了基于领域知识的精细化初始成员策略,为下一步的寻优提供方向性指引;采用基于对位学习的遗传算法^[11]以稳定裕度大、能量消耗小为目标对步态参数进行多目标寻优,以得到理想步态,并设计了自适应控制器来提高轨迹跟踪性能。

2 跑步步态规划及稳定性分析

2.1 跑步步态参数对稳定性及能耗的影响分析

零力矩点(ZMP)是用于检验仿人机器人稳定性的重要判据,根据 ZMP 的定义可知,ZMP 判据仅能保证它所受的作用力绕 ZMP 的力矩水平分量为 0,但其垂直分量一般不为 0^[12]。由于躯干及身体各部分在向前运动过程中会产生绕支撑腿转动的偏摆力矩,当该偏摆力矩超过地面最大摩擦力矩时,机器人将发生绕支撑腿的转动,特别是在跑步过程中由于速度较快,偏摆力矩过大造成的偏转现象则更为明显,因此在步态规划过程中,有必要考虑水平和垂直两个方向的力矩平衡问题。

由偏摆力矩定义得到其表达式如式(1)所示。

$$M_z = \sum_{i=1}^n m_i \ddot{y}_i (x_i - x_{zmp}) - \sum_{i=1}^n m_i \ddot{x}_i (y_i - y_{zmp}) \quad (1)$$

其中, (x_i, y_i) 为第 i 根连杆的质心位置坐标, m_i 为第 i 根连杆的质量, n 为仿人机器人模型的连杆总数, (x_{zmp}, y_{zmp}) 表示零力矩点的位置坐标。

由文献^[13]可知,机器人质心位置对 ZMP 位置有较大的影响,由于机器人大部分质量均集中在上半身,因此,通过调节髋关节能够达到改变机器人质心位置进而影响 ZMP 位置,同时达到保证水平及垂直方向稳定性的目的,髋关节位置对 ZMP 位置的影响如图 1 所示。

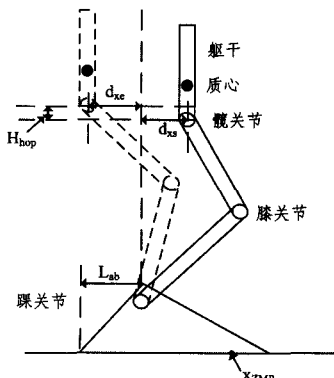


图 1 髋关节位置对 ZMP 位置的影响

其中, d_{xs} 表示支撑腿离地时刻髋关节到支撑腿踝关节的距离, d_{xe} 表示摆腿落地时刻髋关节到支撑腿踝关节的距离, L_{ab} 为 x 方向上踝关节到脚后跟的距离, H_{hop} 为髋关节最大腾空高度。由图 1 可知,通过调节 d_{xs} 、 d_{xe} 参数可达到改变机器人质心的目的,进而影响机器人水平及垂直方向的稳定性。

拟通过优化跑步步态参数向量 $X_i = [d_{xs}, d_{xe}, D_s, H_{hop}, S_f]$, 以获得理想步态,其中 D_s 表示步长,这里一个步长指左右脚各迈一步的距离, S_f 为机器人的前进速度。

2.2 参数化跑步步态

以机器人跑步过程中的一个步长周期为例,其周期性跑步步态可分为以下 6 个阶段:右腿支撑左腿前摆、双腿腾空、左腿落地右腿前摆、右腿前摆准备离地、双腿腾空、右腿着地左腿摆动,为描述方便,分别采用 $t_2 - t_7$ 表示上述 6 个状态,其中机器人各关键时间的径向位姿如图 2 所示。

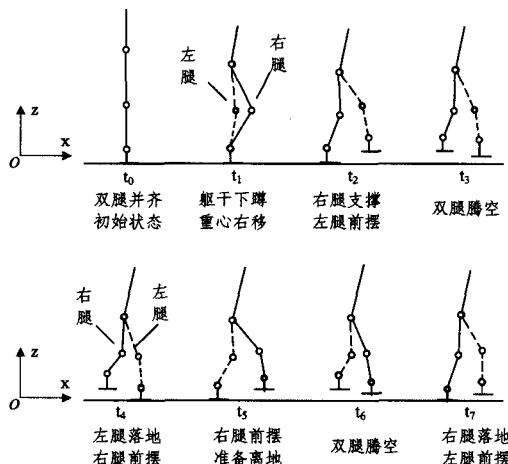


图 2 仿人机器人跑步的径向位姿示意图

图 2 中虚线表示左腿,实线表示右腿,其中 $t_2 - t_4$ 为前半周期,包括一个飞行期、两个单腿支撑期, t_3 时刻腾空高度达到最大, $t_5 - t_7$ 为后半周期,由对称性可知,后半周期的运动过程与前半周期类似,只是左、右脚状态互换。

以髋关节为例,由图 1、图 2 可知,髋关节在 x 方向的位置可表示为:

$$f_{hip}(t) = \begin{cases} L_{ab} + d_{zs}, & t = t_2 \\ L_{ab} + \frac{D_s}{2} - d_{ze} - S_f \sqrt{\frac{2H_{hop}}{g}}, & t = t_3 \\ L_{ab} + \frac{D_s}{2} - d_{ze}, & t = t_4 \end{cases} \quad (2)$$

其中, H_{hop} 为最大腾空高度。因此髋关节在 x 方向的位置可表示为各步态参数的函数,其表达式如式(3)所示。

$$x_{hip} = f_{hip}(d_{zs}, d_{ze}, D_s, H_{hop}, S_f, t) \quad (3)$$

采用同样的办法,膝关节、踝关节各关键时刻关节位姿信息也可表示为类似的参数化形式,拟根据各关键时刻关节的参数化位姿信息,采用 3 次样条插值规划出踝关节、髋关节的步态轨迹,并采用优化算法对得到的参数化步态进行多目标寻优,进而得到能耗低、稳定裕度大的步态。

3 仿人机器人跑步步态优化及控制

为得到稳定裕度大、能量消耗低的理想步态,提出一种基于领域知识的精细化初始成员策略,并以能耗低、水平及垂直稳定裕度大为优化指标,采用基于对位学习的遗传算法对机器人跑步步态进行多目标优化。

3.1 基于对位学习遗传算法的步态优化算法

3.1.1 目标函数的构造

由前文分析可知,为全面衡量机器人跑步过程中的稳定程度,采用 ZMP 稳定裕度 J_H 来表征水平方向的稳定程度,其表达式如式(4)所示。

$$J_H = a \sum_{i=1}^n r_x(i) + b \sum_{i=1}^n r_y(i) \quad (4)$$

其中, $r_x(i)$, $r_y(i)$ 分别表示 x 、 y 轴方向 ZMP 点到足底中心的距离; a 、 b 分别为 x 、 y 方向的加权系数,满足 $a+b=1$,且 $\frac{a}{b} =$

$\frac{W_{ft}}{L_{ft}}$, W_{ft} 表示脚宽, L_{ft} 表示脚长,如图 3 所示。

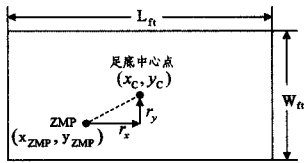


图 3 ZMP 稳定裕度示意图

偏摆裕度 J_V 主要用于表征垂直方向的稳定程度,在无外力干扰的前提下,机器人主要依靠摩擦力矩来抵消偏摆力矩的影响,保持垂直方向的力矩平衡。考虑到静摩擦力矩建模复杂,难以准确获得,采用偏摆力矩大小的平方来表征平衡方向的稳定程度,即:

$$J_V = \|M_z\|^2 \quad (5)$$

其中, M_z 为偏摆力矩,具体大小可由式(1)计算得出, J_V 的值越小表示垂直方向稳定程度越大。

在能耗方面,为准确评估机器人跑步过程中的能耗,采用各关节驱动力矩做功的平均功率来表征能耗指标,即对机器人步行过程中所有关节力矩的瞬时功率进行采样求和并取平均值。假设驱动力矩不做负功,对所有时刻的功率取绝对值,其表达式如式(6)所示。

$$J_T = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^N |\tau_i(j) \dot{\theta}_i(j)| \quad (6)$$

其中, $\tau_i(j)$ 为第 i 个关节第 j 时刻的驱动力矩, $\dot{\theta}_i(j)$ 为第 i 个关节第 j 时刻的角速度, n 为机器人的最大自由度, N 为一个周期内的最大采样数。

因此,以水平方向稳定裕度、垂直方向稳定裕度和平均功率为优化目标建立跑步步态的多目标优化模型:

$$\begin{cases} \min J = J_H + J_V + J_T \\ \text{s. t. } g_i(x) \leq 0, i=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (7)$$

其中, $g_i(x)$ 为第 i 个约束条件,具体的约束条件为各步态参数的取值范围,该取值范围可参考人类跑步的先验知识得到; m 为约束条件个数。应用对位学习遗传算法对式(7)进行求解,得到 Pareto 最优妥协解,进而达到对跑步步态多目标优化的目的。

3.1.2 基于领域知识的精细化种群生成策略

传统遗传算法一般采用随机生成种群成员的方式,尽管这种方式能够保证种群的多样性,但同时由于过度地随机化造成了搜索代价过高的问题。如果能在初始化成员时能考虑某种先验知识,对种群的搜索方向进行指引,将能减少无谓的搜索,提高搜索效率。实际上,人类跑步过程中的步态隐含了大量有用的先验知识,例如人类在跑步过程中为取得更快的速度,步长不宜过大也不宜过小,根据人类跑步经验设定 D_s 的取值范围,以 D_s 为例,其取值范围为 $D_s^- \leq D_s \leq D_s^+$ 。根据领域知识设定步态参数的取值范围,可有效缩短搜索空间。

另一方面,为缩短搜索时间,尽可能在搜索的最初阶段发现更合适的步态参数,拟采用精细的初始成员生成策略,将初始种群分为 3 部分,每部分采用不同的初始化策略生成。第一部分,采用随机分配方式,生成 N_1 个初始成员,以保证种群的多样性与随机性;第二部分,根据领域知识给定 N_2 个能够满足 ZMP 稳定判据的初始成员,以保证即使在最坏情况下也能输出可用步态参数,为搜索提供方向性指引;第三部分,基于已生成的 N_1+N_2 个成员采用生成对位个体^[14,15]的方式产生新的初始成员,保证种群的多样性。

直接给定 N_2 个符合 ZMP 稳定判据的初始成员有助于在初始阶段给搜索方向提供方向性指引,采用文献[16]中的方法,借鉴人类跑步经验,选取 N_2 个满足 ZMP 稳定判据的位姿数据来初始化种群成员。基于领域知识的精细化种群初始化流程如下所示。

Step 1 随机初始化 N_1 个个体,每个个体表示为 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}], i=1, 2, \dots, N$ (N 为种群大小), x_{ij} 为第 i 个个体的 j 维向量,在这个例子中 $X_i = [d_{zs}, d_{ze}, D_s, \theta_{trunk}, H_{hop}, S_f, \dots, x_{ij}]$,每个个体就是一个潜在的解。

Step 2 采用文献[16]中的方法,借鉴人类跑步经验,选取 N_2 个满足 ZMP 稳定判据步态参数。

Step 3 根据定义为已生成的 N_1+N_2 个个体计算对位个体的各分量:

$$\alpha x_{i,j} = a_i + b_j - x_{i,j} \quad (8)$$

其中, a_i , b_j 为第 i 个成员的取值范围。

Step 4 将原个体与对位个体结合在一起构成初始种群。

3.1.3 基于对位学习遗传算法的步态优化

对位学习遗传算法的核心在于借助先验知识提高搜索方向的准确性,并通过生成对位点的方式更新种群,以达到快速

收敛的目的,算法总体框架如图4所示。

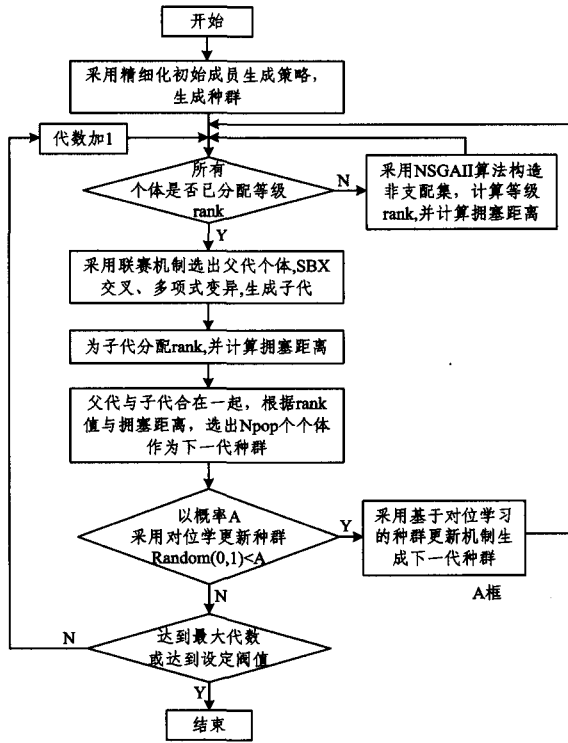


图4 基于对位学习遗传算法的多目标寻优算法流程图

与初始化过程中的对位学习不同,在A框中采用式(8)计算对位个体,计算过程中用到各分量的上、下限是随种群进化而动态变化的,这样做可在一定程度上避免新生的对位个体跳到已搜索过的空间而导致收敛变慢的问题。

3.2 关节角度自适应控制器的设计

由于系统模型不可避免地存在误差,为提高轨迹跟踪性能,设计机器人关节角度自适应控制器。由机器人动力学方程可知:

$$\tau = M(q)\ddot{q} + \left(\frac{1}{2}\dot{M}(q) + C(q, \dot{q})\right)\dot{q} + G(q) + \tilde{\mathcal{R}} \quad (9)$$

式中, $\tau = (\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n)$, 分别表示各关节的驱动力矩, n 为机器人的最大自由度数目, $M(q)$ 为机器人的惯性矩阵, $C(q, \dot{q})$ 为斜对称矩阵, $G(q)$ 为重力项, $\tilde{\mathcal{R}}$ 为系统模型误差项。

设计如下控制器:

$$\tau = M(q)\ddot{q}_r + \left(\frac{1}{2}\dot{M}(q) + C(q, \dot{q})\right)\dot{q}_r + G(q) - K_c s \quad (10)$$

其中, K_c 为正定矩阵, $\dot{q}_r, \ddot{q}_r, s$ 分别表示参考角速度、参考角加速度及参考角速度误差,并满足 $\dot{q}_r = \dot{q}_d - \alpha \tilde{q}$, $\ddot{q}_r = \ddot{q}_d - \alpha \dot{\tilde{q}}$, $s = \dot{q} - \dot{q}_r$, 其中 α 为大于零的正数。

设参数自适应律满足下式:

$$\dot{\hat{\mathcal{R}}} = K_c^{-1} s^T \quad (11)$$

其中, $\hat{\mathcal{R}}$ 为对系统模型的误差估计,系统模型误差满足 $\tilde{\mathcal{R}} = \hat{\mathcal{R}} - \mathcal{R}$ 。

选取如下 Lyapunov 函数:

$$V = \frac{1}{2} s^T M(q) s + \frac{1}{2} \tilde{\mathcal{R}}^T K_c \tilde{\mathcal{R}} \quad (12)$$

对式(12)两边同时求导,得

$$\dot{V} = \frac{1}{2} s^T \dot{M}(q) s + s^T M(q) \dot{s} + \tilde{\mathcal{R}}^T K_c \dot{\tilde{\mathcal{R}}} \quad (13)$$

将式(10)代入式(9)可得系统的误差动力学方程:

$$M(q)\dot{s} + \left(\frac{1}{2}\dot{M}(q) + C(q, \dot{q}) + K_c\right)s + \tilde{\mathcal{R}} = 0 \quad (14)$$

在式(14)两边同乘 s^T 并代入(13)化简得

$$\dot{V} = -s^T (C(q, \dot{q}) + K_c) s - s^T \tilde{\mathcal{R}} + \tilde{\mathcal{R}}^T K_c \dot{\tilde{\mathcal{R}}} \quad (15)$$

考虑到 $\tilde{\mathcal{R}} = \hat{\mathcal{R}} - \mathcal{R}$, 有

$$\dot{\tilde{\mathcal{R}}} = \dot{\hat{\mathcal{R}}} \quad (16)$$

$C(q, \dot{q})$ 是斜对称矩阵,由斜对称矩阵性质可知:

$$s^T C(q, \dot{q}) s = 0 \quad (17)$$

将式(11)、式(16)、式(17)代入式(15),得

$$\dot{V} = -s^T K_c s - s^T \tilde{\mathcal{R}} - \tilde{\mathcal{R}}^T s \quad (18)$$

其中, $s^T \tilde{\mathcal{R}} \in \mathbb{R}$, 等式 $s^T \tilde{\mathcal{R}} = \tilde{\mathcal{R}}^T s$ 成立,且 K_c 为正定矩阵,则有 $\dot{V} < 0$,故系统稳定,又因为 $\dot{V}$ 一致连续,由 Barbalat 定理^[17]可知,系统渐近稳定。

4 仿真实验及结果分析

以仿人机器人先从直立状态起步,再进行周期跑步两种步态仿真来验证所述方法的有效性。机器人的结构参数如表1所列。

表1 仿人机器人的结构参数

	躯干	大腿	小腿	脚掌
质量(kg)	1.382	0.533	0.423	0.158
长度(m)	0.28	0.14	0.11	0.16

在 Matlab 7.11 环境下,首先规划出仿人机器人参数化步态,再利用基于对位学习的遗传算法 (Opposition Based Learning Genetic Algorithm, OBLGA) 对步态参数进行寻优,得到稳定裕度大、能耗小的理想步态。实验相关的步态参数如下:跑步周期 $T=0.6s$,采样周期 $\Delta T=0.01s$,初始种群 $N=120$,其中随机生成的初始成员个数 $N1=30$,满足 ZMP 稳定判据的成员个数 $N2=30$,采用对位计算方式生成的成员个数为 60,最大迭代次数为 60,交叉率 $Cr=0.9$,随机跳转率 $Jr=0.3$ 。

为更好评估 OBLGA 与传统 GA 及 PSO 算法的寻优性能的差异,采用 NFC (Number of Function Calls)^[14] 和平均加速率 (Average Acceleration Rate, AAR), AAR 的表达式如式(15)所示:

$$AAR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{NFC_{GA/PSO}^i}{NFC_{OBLGA}^i} \quad (19)$$

其中, n 为最大实验次数,当 $AAR > 1$ 时,意味着 OBLGA 收敛速度更快。

为去除随机干扰,在相同环境下,分别采用 OBLGA 及传统 GA、PSO 算法对步态优化 50 次,其中 PSO 算法采用 Fu 等人在文献[7]中提出的方案,比较结果如表2所列。

表2 3种方法优化结果对比

	陷入局部最优解次数	平均 NFC	ARR
GA	12	12.67	1.81
PSO	7	10.13	1.44
OBLGA	0	7	1

由表2可知,在仿人机器人步态优化中,提出的 OBLGA 与传统 GA 相比,在收敛速度上大约有 44.7% 的提

升;与 Fu 等人的提出的 PSO 算法相比,收敛速度大约有 30.8% 的提高。

采用本文方法完成步态参数的优化并求得优化后的参数化步态,如图 5 所示,其中,右腿用短虚线表示,左腿用长虚线表示,躯干部分用实线表示,前 0.6s 为起步阶段,后面 3 个周期为连续的跑步周期;径向平面步态图如图 6 所示,由图 8 中可看出机器人在起步阶段完成重心的下移,之后开始周期跑步,身体重心在地面的投影始终在两脚中间位置周期波动,步态平稳、流畅。

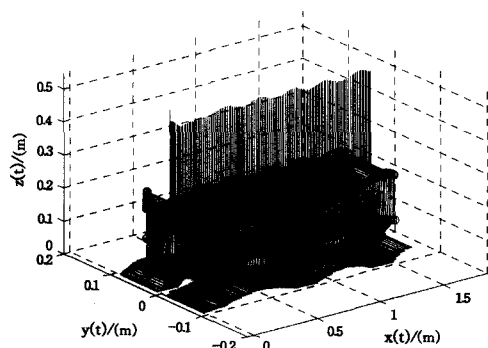


图 5 仿人机器人跑步步态的 3 维示意图

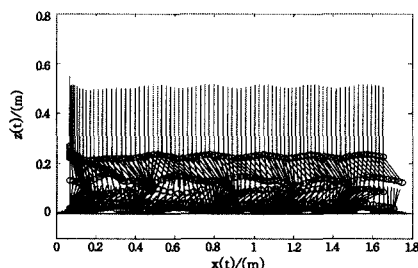


图 6 仿人机器人跑步的径向位姿示意图

右腿各关节角轨迹如图 7 所示,其中实线为髋关节角度轨迹,短虚线表示膝关节角度轨迹,长虚线为踝关节角度轨迹,由图中轨迹可知,经过步态优化后的关节角轨迹基本平滑,没有明显的尖锐突变。

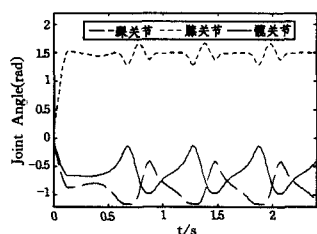


图 7 右脚各关节的角度轨迹

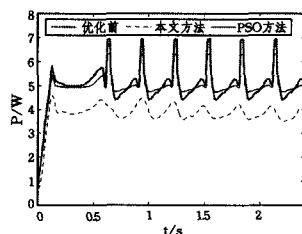


图 8 平均功率比较

图 8 为平均功率的比较,平均功率可由式(6)计算得出。优化前的平均功率用虚线描述,采用 PSO^[7] 方法优化的平均功率用实线描述,本文方法优化的平均功率采用长虚线表示。由图 8 可看出,在 $0 < t < 0.6$ s 起步阶段,在 0.13s 时刻,即机器人重心移向支撑腿,摆动腿即将离地时,出现了第一个“尖峰”,随后在周期跑步过程中由于支撑腿蹬地动作,分别在 0.65、0.95、1.25、1.55、1.84、2.14 等时刻出现了“尖峰”,采用本文方法优化后的平均功率相对于 PSO 方法平均功率下降了约 22.6%,相对于优化前的平均功率下降了约 24%,由于 Fu 等人的提出的 PSO 算法^[7] 仅考虑了 ZMP 稳定裕度,

因此该算法在能量效率方面的改进不大,实验结果也验证了该点。

结束语 本文提出了一种新的参数化跑步步态优化方法,在保证机器人俯仰、翻滚、偏摆各方向力矩平衡的前提下对能效指标进行优化,通过对跑步步态参数的优化大幅降低了机器人整体能耗。仿真结果表明了该方法规划的跑步步态稳定裕度大、能耗小,各关节角轨迹平滑,同时较传统遗传算法在收敛速度上有 44.7% 的提升。

参考文献

- [1] Wang Li-yang, Liu Zhi, Zeng Xiao-jie, et al. Gait control based on energy-efficiency optimization for biped robots[J]. Control Theory & Application, 2011, 28(5): 667-674 (in Chinese)
王丽杨, 刘治, 曾小杰, 等. 基于能效优化的两足机器人步态控制方法[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(5): 667-674
- [2] Shin H K, Kim B K. Energy-Efficient Gait Planning and Control for Biped Robots Utilizing the Allowable ZMP Region[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2014, 30(4): 986-993
- [3] Kalyanakrishnan S, Goswami A. Learning to Predict Humanoid Fall[J]. International Journal of Humanoid Robotics, 2011, 8(2): 245-273
- [4] Vukobratovi Ć M, Borovac B, Potkonjak V. ZMP: A review of some basic misunderstandings[J]. International Journal of Humanoid Robotics, 2011, 3(3): 153-175
- [5] Vukobratovi Ć M, Borovac B. Zero-moment point—thirty five years of its life[J]. International Journal of Humanoid Robotics, 2004, 1(1): 157-173
- [6] Liu Z, Wang L Y, Chen C L P, et al. Energy-efficiency-based gait control system architecture and algorithm for biped robots[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2011, 42(6): 926-933
- [7] Fu Gen Ping, Yang Yi Min, Huang Chun Lin. Walking Pattern Optimization Based on Particle Swarn Optimization For Biped Robot[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science), 2011, 39(Z2): 355-358 (in Chinese)
付根平, 杨宜民, 黄春林. 基于粒子群优化算法的双足机器人步态优化[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2011, 39(Z2): 355-358
- [8] Dip G, Prahlad V, Kien P D. Genetic algorithm-based optimal bipedal walking gait synthesis considering tradeoff between stability margin and speed[J]. Robotica, 2009, 27(3): 355-365
- [9] Cardenas-Maciel S L, Castillo O, Aguilar L T. Generation of walking periodic motions for a biped robot via genetic algorithms[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(8): 5306-5314
- [10] Xing D P, Su J B. Arm/trunk motion generation for humanoid robot[J]. Science China Information Sciences, 2010, 53(8): 1603-1612
- [11] Li Yong, Chen Jian-chang, Wang Yu. Multi-objective Genetic Algorithm Based on Opposition Learning[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(24): 7801-7804 (in Chinese)
李勇, 刘建昌, 王昱. 基于对立学习的多目标遗传算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(24): 7801-7804
- [12] Kajita S. Humanoid robots [J]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007 (in Chinese)

梶田秀司. 仿人机器人[M]. 北京:清华大学出版社,2007

- [13] Fu Gen-ping. Research on Gait Planning and Walking Control for Humanoid Robot[D]. Guangzhou:Guangdong University of Technology. 2013(in Chinese)
付根平. 仿人机器人的步态规划和步行控制研究[D]. 广州:广东工业大学,2013
- [14] Tizhoosh H R. Opposition-Based Learning: A New Scheme for Machine Intelligence[C]//CIMCA-IAWTIC'06. 2005:695-701
- [15] Rahnamayan S, Tizhoosh H R, Salama M M A. Opposition-based differential evolution[J]. IEEE Transactions on Evolu-

tionary Computation, 2008, 12(1):64-79

- [16] Zhang L, Huang Q, Lv S, et al. Humanoid motion design considering rhythm based on human motion capture[C]// 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2006:2491-2496
- [17] Min Ying-ying, Liu Yun-gang. Barbalat Lemma and its application in analysis of system stability[J]. Journal of Shandong University(Engineering Science), 2007, 37(1):51-55(in Chinese)
闵颖颖, 刘允刚. Barbalat 引理及其在系统稳定性分析中的应用[J]. 山东大学学报(工学版), 2007, 37(1):51-55

(上接第 228 页)

下概念格的分布式集成的两种算法:添加式集成算法和二路归并式集成算法。这两种方式具有各自的优缺点,当子概念格的数目较少时,可以选择算法 TWMerge,而当子概念格的数目达到一定数量(300 以上),则采用算法 ALMerge 较好。在不同的情况下,采取不同的集成方式,最终提高了概念格集成过程中的时空效率。异构环境下概念格的分布式集成中相关理论和思路,对于同构环境下概念格的分布式集成也是适用的。因此,概念格的分布式集成在现实生活中具有广阔的应用前景。

下一步的工作是模糊概念格的分布式集成的拓展,进一步构造基于模糊概念格的分布式集成算法。在此基础上,如何进一步提高概念格的构造效率,以及概念格的集成在现实中的应用也是未来的工作方向。

参 考 文 献

- [1] Ganter B, Wille R. Formal Concept Analysis: Mathematical Foundations[M]. Germany:Springer-Verlag, 1999
- [2] Chai Yu-mei, Wang Chun-li, Wang Li-ming. An Algorithm for Mining Complement-Alternative Relationship Based on Frequent Itemsets[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(1):157-165(in Chinese)
柴玉梅, 王春丽, 王黎明. 基于频繁项集的互补替代关系挖掘算法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(1):157-165
- [3] Wang Li-ming, Zhang Zhuo. An Algorithm for Mining Closed Frequent Itemsets Based on Apposition Assembly of Iceberg Concept Lattices [J]. Journal of Computer Research and Development, 2007, 44(7):1184-1190(in Chinese)
王黎明, 张卓. 基于 iceberg 概念格并置集成的闭频繁项集挖掘算法[J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(7):1184-1190
- [4] Zhang Zhuo. Research on Web Database Extraction Based on Formal Concept Analysis[D]. Wuhan: Wuhan University, 2011 (in Chinese)
张卓. 基于形式概念分析的 Web 数据库抽取研究[D]. 武汉:武汉大学, 2011
- [5] Fu H, Nguifo M. A parallel algorithm to generate formal concepts for large data[C]// New York: Springer-Verlag, 2004. 2014:394-401
- [6] Kuznetsov S O, Obiedkov S A. Comparing performance of algorithms for generating concept lattices[J]. Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence, 2002, 14(2/3):189-216
- [7] Lindig C. Fast Concept Analysis: 2000[C]// Aachen. Germany:

Shaker-Verlag, 2000:152-161

- [8] Godin R, Missaoui R, Alaoui H. Incremental concept formation algorithms based on Galois (concept) lattices[J]. Computational Intelligence, 1995, 11(2):246-267
- [9] Belohlavek R. Fuzzy Galois Connections[J]. Math. Logic Quarterly, 1999, 45(4):497-504
- [10] Valtchev P, Missaoui R. Building Concept (Galois) Lattices from Parts: Generalizing the Incremental Methods[M]// Conceptual Structures: Broadening the Base. Springer Berlin Heidelberg, 2001:290-303
- [11] Valtchev P, Missaoui R, Lebrun P. A partition-based approach towards constructing Galois (concept) lattices [J]. Discrete Mathematics, 2002, 256(3):801-829
- [12] Zhi Hui-lai, Zhi Dong-jie, Liu Zong-tian. Theory and Algorithm of Concept Lattice Union[J]. Acta electronica Sinica, 2010, 38(2):455-459(in Chinese)
智慧来, 智东杰, 刘宗田. 概念格合并原理与算法[J]. 电子学报, 2010, 38(2):455-459
- [13] Chai Yu-mei, Zhang Zhuo, Wang Li-ming. An Algorithm for Mining Global Closed Frequent Itemsets Based on Distributed Frequent Concept Direct Product[J]. Chinese Journal of Computers, 2012, 35(5):990-1001(in Chinese)
柴玉梅, 张卓, 王黎明. 基于频繁概念直乘分布的全局闭频繁项集挖掘算法[J]. 计算机学报, 2012, 35(5):990-1001
- [14] Krajca P, Outrata J, Vychodil V. Parallel Recursive Algorithm for FCA[J]. Concept Lattices and Their Applications, 2008, 433(2008):71-82
- [15] Liu Bao-xiang, Li Yan. Construction Principles and Algorithms of Concept Lattice Generated by Random Decision Formal Context[J]. Computer Science, 2013, 40(6A):90-92(in Chinese)
刘保相, 李言. 随机决策形式背景下的概念格构建原理与算法[J]. 计算机科学, 2013, 40(6A):90-92
- [16] Krajca P, Outrata J, Vychodil V. Parallel algorithm for computing fixpoints of Galois connections[J]. Annals of Mathematics and Artificial Intelligence, 2010, 59(2):257
- [17] Zhang Zhuo, Du Juan, Wang Li-ming. Load balance-based algorithm for parallelly generating fuzzy formal concepts[J]. Control and Decision, 2014, 29(11):1935-1942(in Chinese)
张卓, 杜鹃, 王黎明. 基于负载均衡的模糊概念并行构造算法[J]. 控制与决策, 2014, 29(11):1935-1942
- [18] Ma F, Yu J, Zeng Z, et al. A Distributed Concept Lattices Vertical Union Method[J]. International Conference on Artificial Intelligence & Computational Intelligence, 2010, 3:469-473