

# 基于改进 NSGA-II 的仿人机器人上楼梯运动规划方法<sup>①</sup>

许宪东<sup>②\*</sup> 关毅<sup>\*</sup> 洪炳容<sup>\*</sup> 朴松昊<sup>\*</sup> 钟秋波<sup>\*\*</sup> 蔡则苏<sup>\*</sup>

(<sup>\*</sup> 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)

(<sup>\*\*</sup> 宁波工程学院电子与信息工程学院 宁波 315211)

**摘要** 针对当前仿人机器人运动优化算法多采用对能耗、稳定性及速度等单目标优化而存在一定的局限性的问题,提出了一种基于多目标优化的仿人机器人上楼梯运动优化方法。针对 NSGA-II——经典的带精英策略的非支配排序遗传算法(NSGA)的快速非支配排序效率较低的问题,提出了一种基于自调整二叉搜索树的改进 NSGA-II 方法,并采用改进的 NSGA-II 算法实现了仿人机器人上楼梯运动参数优化。通过仿真和实际实验对比了优化前后仿人机器人的能耗和稳定性。实验表明,采用这种方法能克服单目标优化的缺点,在同时满足多个目标需求的同时有效地实现仿人机器人上楼梯。

**关键词** 仿人机器人, 多目标优化, 带精英策略的非支配排序遗传算法(NSGA-II), 自调整二叉搜索树

## 0 引言

目前,仿人机器人主要应用环境为室内环境,仿人机器人能够在复杂的室内环境中自由行走是其进一步应用的前提。室内环境通常存在一些常见静态障碍物,如桌子、楼梯和椅子等,在对仿人机器人室内运动进行规划时,面对不同障碍物,可采用不同对应策略。例如一些较高的障碍物(如桌子等)只能避障,而另外一些较低的障碍物则可以跨越,还有些障碍物如楼梯等机器人则可以在上面行走。楼梯是室内环境中非常常见的障碍,由于楼梯是不同楼层之间必经之路,因而我们不能单纯地采用障碍策略,一般希望仿人机器人能够通过爬楼梯完成不同楼层的运动规划。

仿人机器人爬楼梯运动属于局部环境约束下的行走规划和控制问题,是一个有约束的优化问题。关于仿人机器人上下爬楼梯运动,目前国内已经进行了一些研究。Gutmann 等人<sup>[1]</sup>提出了一种基于双目视觉的仿人机器人爬楼梯方法,通过立体视觉系统捕捉楼梯图像进行平面分割来完成楼梯识别。Sato<sup>[2]</sup>等人提出了一种在线上楼梯方法,将楼梯看

作一个虚拟的斜坡,在虚拟斜坡上进行轨迹规划。Sugahara<sup>[3]</sup>等人通过控制腰关节轨迹预设零力矩点(zero moment point, ZMP)轨迹,从而实现稳定的上下楼梯。Mombaur<sup>[4]</sup>使用数值优化技术来为一个类人机器人创建自平衡跑步运动,采用高效的最优控制技术和稳定的优化,实现开环平稳跑步运动。Buschmann 等<sup>[5]</sup>提出了一种基于非线性参数优化方法。该方法已成功地用于 17 个自由度的机器人“Johnnie”行走轨迹优化。由于仿人机器人本身是一个复杂的非线性系统,其运动难于精确控制,人们往往采用一些方法优化其运动。对于上楼梯运动来说,可以通过进化算法优化机器人步行轨迹保证双足机器人稳定爬楼梯。进化算法是仿人机器人优化控制的常用方法,仿人机器人步态优化方法通常是针对单目标进行优化,这种方法能保证某一方面得到优化,如能耗、稳定性等,但是其它方面目标很难保证。目标函数超过一个并且需要同时处理的最优化问题称为多目标优化问题(multi-object optimization problems, MOPs)。多目标进化算法(multi-objective evolutionary algorithm, MOEA)是一类模拟生物进化机制而形成的全局性概率优化搜索方法,在 20 世纪 90 年代中期开始迅速发展,经历了两个阶

<sup>①</sup> 863 计划(2007AA041603),国家自然科学基金(61075077)和黑龙江省自然科学基金(F201323)资助项目。

<sup>②</sup> 男,1975 年生,博士生;研究方向:智能机器人,计算机视觉;联系人,E-mail: xuxiandong1975@163.com  
(收稿日期:2014-04-23)

段。第一阶段主要有两种方法,即不基于 Pareto 优化的方法和基于 Pareto 优化的方法;第二个阶段在此基础上提出了外部集这个概念,外部集存放的是当前第 I 代的所有非支配个体,从而使解集保持较好的分布度,这个时期提出的多目标进化算法更多地强调算法的效率和有效性,比较常用的典型多目标进化算法有 NSGA (nondominated sorting genetic algorithm, 非支配排序遗传算法)-II、PESA2 和 SPEA2<sup>[6-8]</sup> 等。本文提出了一种基于改进 NSGA-II 算法的爬楼梯参数优化方法,它可以较好地兼顾各方面的要求,完成仿人机器人的上楼梯运动。设计实现该算法的基本思想如下:通过建立自调整非支配二叉搜索树来完成非支配排序;建立上楼梯模型,确定需要的上楼梯步态参数,设定约束条件;把上楼梯步态优化问题看作有约束运动参数优化问题;构建适应度函数,通过改进 NSGA-II 进行参数优化,实现能较好满足高稳定性、低能耗、较快速度的仿人机器人上楼梯运动。

## 1 改进 NSGA-II 的多目标进化算法

2002 年 Deb<sup>[6]</sup> 等学者通过对非支配排序遗传算法 (NSGA) 进行改进,提出了非常经典的算法即带精英策略的非支配排序遗传算法 (NSGA-II),它是目前较流行的多目标优化算法。NSGA 的缺点在于其非支配排序有很高的复杂性,并且可能会有某些优良的个体在进化中丢失,通常需要指定共享参数。而 NSGA-II 通过快速非支配排序降低了算法的复杂度。并且通过精英策略,使得采样空间得以扩大,保证某些优良的个体在进化中不被过早丢弃。通过定义拥挤度和拥挤度比较算子替代适应度共享。通过以上方法,NSGA-II 克服了 NSGA 的上述缺点。但是 NSGA-II 所用快速非支配排序效率较低,且所采用的模拟二进制交叉算子 (simulated binary crossover, SBX) 搜索性能较弱。针对以上问题,本文提出一种基于自调整二叉搜索树 (self-adjusting binary search trees) 的改进 NSGA-II 方法。采用基于自调整二叉搜索树完成非支配排序,同时利用自适应算子提高搜索效率。

### 1.1 基于自调整二叉搜索树的非支配排序算法

NSGA-II 算法通过将一个大小为  $n$  的种群  $P$  排序成  $K$  层非支配前沿  $F_1, F_2, \dots, F_k$  ( $k >= 1$ ), 同一层次个体间无支配关系,但每一层次至少被其前一层次的一个个体所支配,即:  $F_1 < F_2 < \dots < F_k$ 。所

用方法为快速非支配排序算法,这种排序方式的时间复杂度是  $O(Kn^2)$ 。

二叉查找树 (binary search tree) 又称二叉排序树,是具有如下性质的二叉树:其左子树上所有节点的值均小于它的根节点的值;其右子树上所有结点的值均大于它的根节点的值;其左、右子树也分别为二叉排序树。其缺点是易失去平衡,为实现树的近似平衡,出现了 AVL 树、红黑树等。但这些方法实现较复杂,文献[9]提出了一种自调整二叉搜索树,它是二叉搜索树的改进,与二叉搜索树一样具有有序性。其核心思想是通过 Splay 操作进行自我调整,从而获得平衡。本文采用了这种自调整二叉搜索树 (Splay 树) 的方法,通过构建自调整非支配二叉搜索树来完成非支配排序。

非支配二叉树采用二叉排序树来描述种群中个体间的支配关系。在每一个节点内保存种群  $P$  的部分个体集合,集合元素的部分属于同一支配前沿。对于二叉排序树,同一节点内的个体间无支配关系,但不同节点间存在支配关系,即某一节点 I 的右子树中的个体支配节点 I 内的个体。另一方面,节点 I 内的个体支配其左子树内的个体。它是二叉查询树的改进,但与二叉查询树一样具有有序性。构建非支配二叉排序树时,若新插入节点与根节点不存在支配关系,则将被插节点并入当前根节点,即新插入节点与当前根节点属于同一前沿。构建非支配二叉树的方法与二叉排序树基本相同,区别主要在其插入过程。其插入个体的算法流程如图 1 所示。

### 1.2 基于自调整二叉搜索树的改进 NSGA-II 算法的完整算法

基于自调整二叉搜索树的改进 NSGA-II 算法的完整算法步骤如下:

(1) 初始化种群,随机产生规模为  $N$  的初始种群  $P$ 。

(2) 对初始种群  $P$  进行选择,交叉、变异三个基本操作得到第一代子代种群。

从第 2 代开始重复以下步骤:

(3) 新产生的种群与父代种群合并,形成一个种群  $Q$ , 种群大小  $2N$ 。

(4) 对  $Q$  应用自我调整二叉搜索树非支配排序,得到前沿  $F_1, F_2, \dots, F_n$ 。应用精英策略,将  $F_i$  ( $i = 1$ ) 放入到新父代种群  $P_{t+1}$  中。

(5) 若  $P_{t+1}$  的个数为  $N$ , 则应用自适应交叉算子交叉、变异,产生新子代种群  $Q_{t+1}$  跳到(7)否则跳至(6)。

(6) 若  $P_{t+1}$  的个数大于  $N$ , 则对其进行拥挤度排序, 只选择前  $N$  个。若其个数小于  $N$ , 则继续向  $P_{t+1}$  中添加下一前沿  $F_2, F_3, \dots$ , 直到添加  $F_i$  时种群大小超出  $N$ 。对  $F_i$  中的个体使用拥挤度比较算子, 取前  $N$ -number( $F_1 + F_2 + \dots + F_{i-1}$ ) 个加入, 构成  $P_{t+1}$ , 其个体个数为  $N$ 。返回(5)。

(7) 判断是否到达最大进化代数,若是则输出,否则返回(3)。

上面的算法选择  $P_{t+1}$  中个体的原则:对于两个个体 I 和个体 J, 对其进行比较。如果个体 I 优于个体 J, 或者具有相同的等级但且个体 I 比个体 J 拥挤距离更大。

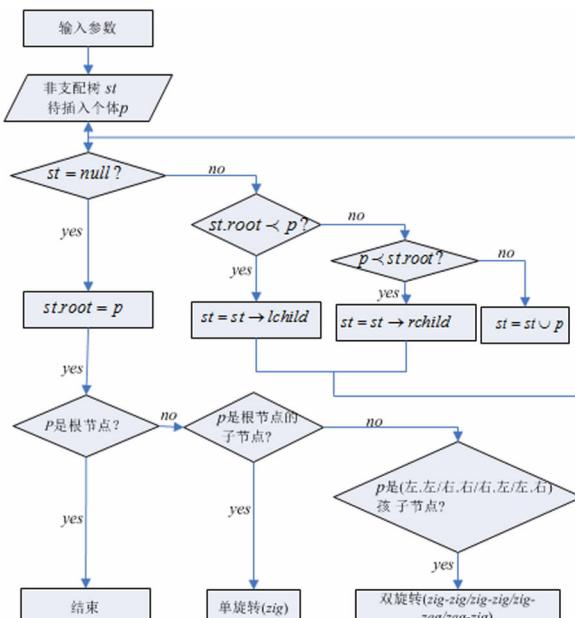


图1 非支配二叉树插入个体的算法流程

自适应交叉算子的选择: NSGA-II 算法采用模拟二进制交叉算子(SBX)作为进化策略, 包括交叉和变异操作。在多目标优化中, SBX 算子容易出现陷入局部最优解的问题, 造成迭代效率低。因此, 这里考虑使用自适应参数改进该算子。本文采用文献 [10] 中提出的自适应交叉算子法提高搜索效率, 使交叉概率  $p_c$  和变异概率  $p_m$  依据种群适应度的变化而自适应地调整。其计算方法如下式所示:

$$\begin{aligned}
 p_c &= \begin{cases} k_1 \frac{f_{\max} - f'}{f_{\max} - f_{\text{ave}}}, & f' \geq f_{\text{ave}} \\ k_3, & f' < f_{\text{ave}} \end{cases} \\
 p_m &= \begin{cases} k_2 \frac{f_{\max} - f}{f_{\max} - f_{\text{ave}}}, & f \geq f_{\text{ave}} \\ k_4, & f < f_{\text{ave}} \end{cases}
 \end{aligned} \quad (1)$$

其中  $f_{\text{ave}}$  为平均适应度,  $f_{\max}$  为最大适应,  $f'$  为交叉操作时双方个体较大适应度,  $f$  为个体适应,  $0 \leq k_i \leq 1$ 。

对于构建好的非支配二叉搜索树, 利用中序遍历可输出排序后的非支配前沿。

## 2 仿人机器人上楼梯运动分析

### 2.1 仿人机器人上楼梯模型

仿人机器人上楼梯与平地行走类似, 同样分为仿人机器人单腿支撑相和双腿支撑相。令  $T_s$  表示步行所需时间,  $T_d$  为双腿支撑周期所需时间, 依据人类行走的特点可知  $T_d/T_s = 0.2$ 。设仿人机器人自由度为  $n$ , 单腿支撑相和双腿支撑相的坐标为  $q = (q_1, q_2, \dots, q_n)^T$ 。在双腿支撑期, 向量  $q$  受到的完整约束可以写成式

$$\begin{aligned}
 C_1(q(t)) &\equiv [\overline{o_1 o_2}]_X - S_w = 0 \\
 C_2(q(t)) &\equiv [\overline{o_1 o_2}]_Z - S_h = 0 \quad t \in [T_d, T_s] \\
 C_3(q(t)) &\equiv \varphi(q(t)) = 0
 \end{aligned} \quad (2)$$

式中  $C_1, C_2$  为仿人机器人前脚踝关节处的笛卡尔坐标约束,  $C_3$  为仿人机器人前脚的角度约束。

图2所示为仿人机器人上楼梯摆动足运动模型, 其中  $S_w, S_h$  分别为楼梯的宽度和高度。 $[\overline{o_1 o_2}]_X, [\overline{o_1 o_2}]_Z$  为投影分量。图中  $X_1$  为机器人初始位置时左脚中心距离楼梯的距离,  $X_2$  是右脚中心距离楼梯的距离,  $X_3$  为终止位置左脚中心距离楼梯的距离<sup>[11]</sup>。受完整约束的双足机器人动力学方程可以用拉格朗日动力学推导为

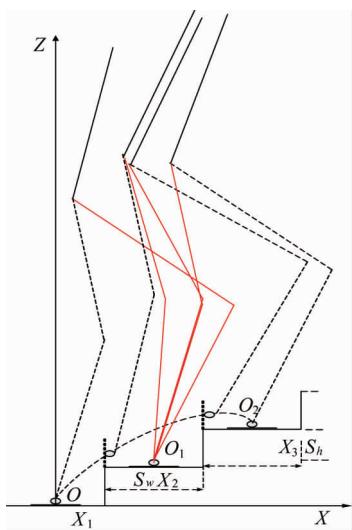


图2 上楼梯摆动足运动模型

$$I(q)\ddot{q} + F(q,\dot{q})\dot{q} + G(q,\dot{q}) = B\tau + J^T(q)\lambda \quad (3)$$

式中:  $I$ —惯量矩阵,  $F$ —哥氏矩阵,  $G$ —重力矢量,  $B$ —转换矩阵,  $\tau$ —关节驱动力矩,  $J$ —雅客比矩阵。

## 2.2 仿人机器人上楼梯运动规划

建立了 7 连杆的仿人机器人模型。假设机器人的各个部分(双臂和头部除外)是由刚性的连杆组成,各连杆之间由关节相连接。运动过程中,通过对机器人各个关节的转动角度的控制带动多连杆运动。图 3 所示为仿人机器人上楼梯参数示意图。图中  $r_i$  为关节点到连杆质心的距离,  $l_i$  是连杆的长度 ( $i = 1, 2, \dots, 7$ ),  $\theta_i$  为机器人关节  $i$  的转动角度,  $m_i$  为连杆  $i$  的质量。

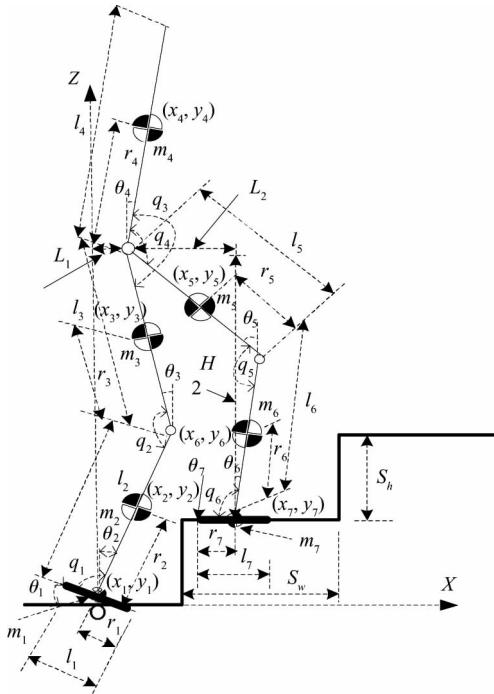


图 3 上楼梯模型参数示意图

为简化处理,假设仿人机器人在一个运动周期内其摆动腿的足部在经过楼梯上方时刚好垂直于楼梯,则根据三次多项式插值方式,可以确定摆动足(踝关节)的轨迹如公式

$$z_f(x) = d_0 + d_1x + d_2x^2 + d_3x^3 \quad (4)$$

所示。其中:

$$\begin{cases} x = 0, & z_f = 0 \\ x = S_w - X_1, & z_f = S_h + l_1/2 \\ x = 2S_w - X_1, & z_f = 2S_h + l_1/2 \\ x = 2S_w - X_1 + X_3, & z_f = 2S_h \end{cases} \quad (4)$$

式中  $z_f$  为踝关节  $x$  坐标和  $z$  坐标的轨迹函数,  $d_i$  ( $i = 0, 1, 2, 3$ ) 分别为待定系数;  $l_1$  为机器人左(右)脚的宽度。这里假设机器人左右脚宽度相同。

类似于踝关节的轨迹的获得,我们可以确定髋关节的轨迹  $(x_p(t), z_p(t))$ ,而且为了满足运动学约束,在双腿支撑相,髋关节的位置应该被限定在一个可行的区域内。考虑到腿长的限制,髋关节的笛卡尔坐标应满足下式:

$$\begin{cases} x_p^2 + z_p^2 \leq (l_2 + l_3)^2 \\ (x_p + S_w)^2 + (z_p + S_d)^2 \leq (l_2 + l_3)^2 \end{cases} \quad (5)$$

其中  $l_2, l_3$  分别为如图 2 所示的小腿和大腿的长度。

仿人机器人上下楼梯运动过程中,躯干的倾斜角度会较大地影响其稳定性,因此可通过公式

$$\theta^{up} = k \frac{S_d}{S_w} \quad (6)$$

控制躯干倾角调整稳定性。可设置躯干角度与楼梯的梯度成正比。当确定踝关节轨迹、髋关节轨迹以及躯干倾角轨迹后,则利用逆运动学可以获得机器人下肢各部分的轨迹。

## 3 基于改进 NSGA-II 多目标进化算法的爬楼梯参数优化

### 3.1 基本原理

如 2.2 节所述,当确定楼梯的宽度和高度  $S_w, S_h$  后,则可用一个向量  $walkPm = (T_d, T_s, \theta_i, k, \theta^{up})$  作为参数确定其步态。这些参数值约束条件,如公式 (2) – (6) 所示。通过三次样条插值法可得到一个连续的步行轨迹,改变这些参数就得到不同的步态。显然,爬楼梯步态参数直接影响到机器人行走过程中的稳定性、能量消耗、速度等多个方面。如果将仿人机器人爬楼梯的一组爬楼梯步态参数定义为一个染色体,则通过对染色体的优化可以实现步态轨迹参数的优化,这样就可以把爬楼梯运动规划优化问题看做是参数优化问题。在单目标仿人机器人步态优化中,优化目标为某单一目标如能耗等,而将其它目标函数作为约束条件,这样得到的解能很好地满足某一方面要求,但可能是极端的靠近某些约束的边界点的解。而多目标优化算法可以提供较丰富的选择项,避免取得极端解。因此,本文采用多目标优化方法完成上楼梯步态优化,所采用的多目标优化方法为改进的 NSGA-II 算法。

图 4 所示为仿人机器人爬楼梯步态优化流程图。从图 4 可以看出,本文以仿人机器人爬楼梯优

化的三个目标——高稳定性、低能耗和高速度来进行优化,因此需要构建对应多目标优化适应度函数。

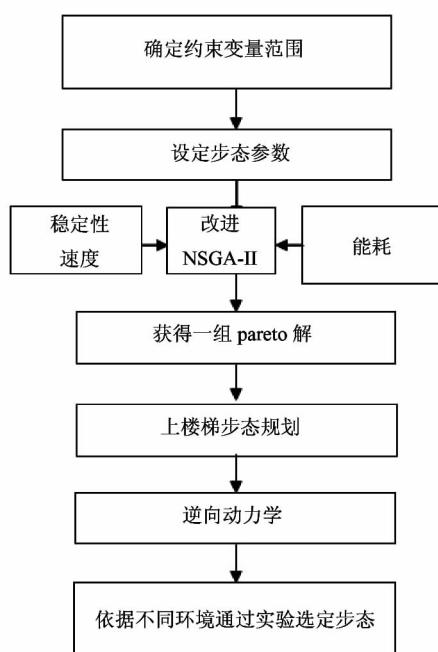


图 4 仿人机器人爬楼梯步态优化算法流程图

### 3.2 适应度函数的建立

在多目标优化过程中,选择合适的适应度函数是进化算法能够向问题最优解逼近的关键因素,针对仿人机器人上楼梯运动关键因素,构建了稳定性、能耗和速度等三个子目标函数。

#### (1) 稳定性函数 $\Delta ZMP$

仿人机器人在上楼梯时,由于其重心偏移较大,很容易导致机器人摔倒,保证稳定性是关键。比较广泛使用的判别机器人动态步行稳定性的方法是零力矩点(ZMP)。在动态行走过程中,当实际 ZMP 与期望 ZMP 重合,始终位于支撑区域内,则机器人行走处于稳定状态,故保证双足机器人动态步行的稳定性需要选取合理的运动参数以使实际的 ZMP 随时间变化的轨迹尽可能在支撑区域中心附近。实际应用中,ZMP 的检测可以通过公式

$$\begin{aligned} x_{zmp} &= \sum_{n=1}^N x_n F_{zn} / \sum_{n=1}^N F_{zn} \\ y_{zmp} &= \sum_{n=1}^N y_n F_{zn} / \sum_{n=1}^N F_{zn} \end{aligned} \quad (7)$$

等效为对压力中心( center of pressure, COP) 的检测。 $F$  为各压力传感器的数值,实时获得 ZMP 位置。采用这种方法可以实时获得 ZMP 位置。在离线仿真

时,可假设各传感器值相同,从而得到支撑中心位置。由于 ZMP 作为优化目标难于度量,因此建立了新的评价步行稳定性的目标函数如公式

$$\Delta ZMP = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \sqrt{(x_{zmp}(kT_s) - x_{dzmp}(kT_s))^2 + (y_{zmp}(kT_s) - y_{dzmp}(kT_s))^2} \quad (8)$$

所示,希望使得当前支撑中心与期望的 ZMP 之间的距离相差最小。式中  $x_{dzmp}$ 、 $y_{dzmp}$  是期望 ZMP,  $x_{zmp}$ 、 $y_{zmp}$  是支撑中心位置,显然  $\Delta ZMP$  的值越小稳定性越好。

#### (2) 最小能耗评价函数

能耗可通过平均功率度量,由于仿人机器人能耗主要是由各个关节电机的转动产生,电机的功率可由驱动力矩与关节角速度的乘积获得,而关节的角度可以由逆运动学求得。平均功率由下式计算:

$$P = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \int_0^T |\tau(t) \cdot \dot{\theta}_{i,j}(t)| dt \quad (9)$$

式中  $\tau$  是机器人电机的驱动力矩,  $\dot{\theta}$  为各个关节角速度。显然优化的目标是平均功率的损耗最小,即  $P$  值应越小越好。

#### (3) 爬楼梯速度

在保证稳定性,降低能耗的同时,我们也希望机器人能以尽量快的速度爬上台阶,因此选择机器人前进的平均速度为衡量移动性能的指标。同时,为了保持优化目标的一致性,即都以目标函数的最小值为目标,这里选择机器人上楼梯前进速度的倒数作为子目标函数,如下式所示:

$$f_{upstair} = \frac{1}{v} \quad (10)$$

## 4 实验与结果分析

根据上述的仿人机器人爬楼梯步态优化算法,在离线状态对上楼梯运动进行仿真。采用实数编码方法,每一个编码对应一种步态方案。所用优化算法的参数如表 1 所示。

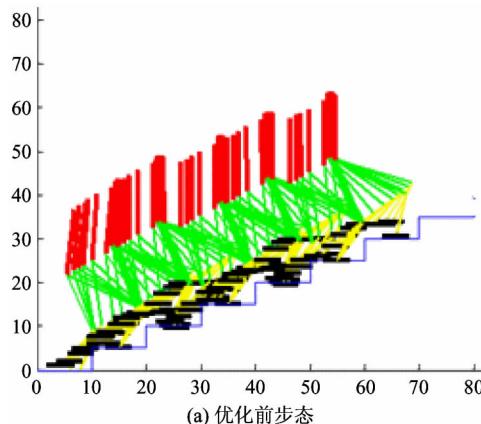
表 1 多目标优化算法运行参数

参数	数值	参数	数值
种群个体数	50	交叉概率	0.9
最大进化代数	100	变异概率	0.1

通过改进 NSGA-II 算法计算后的 Pareto 前沿的分布如图 5 所示。可以看到,其 Pareto 解近似沿着

三维空间的对角线分布。位于空间中心的是无偏最优解,当我们希望满足步态优化的3个优化目标时,可选取无偏最优解为优化方案。

采用多目标优化算法能在一次优化计算中获得多个 Pareto 解,从而满足不同的需要,给了步态选择足够的选择空间,这是单目标优化算法无法实现的。为了比较两种方法,在文本中选取了满足较快速度的极端解作为优化前的步态,而选择无偏最优解作为多目标优化后的步态。两种步态实现上楼梯的仿真效果如图6所示。



(a) 优化前步态

图6 仿人机器人上楼梯仿真对比

对改进前后算法的排序比较次数和运行时间进行了比较,表2所示为NSGA-II快速排序算法与改进算法个体比较次数对比。

表2 改进前后非支配排序比较次数

种群个体数	前沿数	SPLAY_NDT 比较次数	快速非支配排序 比较次数
50	12	2378	2864
100	20	10742	12636
150	26	48072	58624

图7为不同大小种群下改进算法花费时间和采用快速非支配排序的NSGA-II算法所用时间对比,

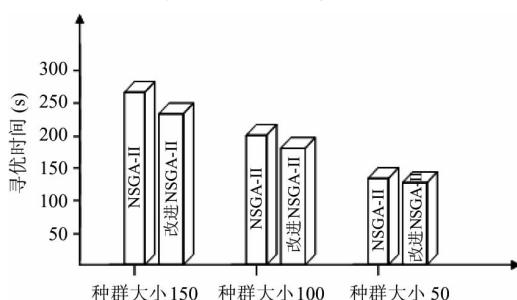


图7 不同种群算法寻优时间比较

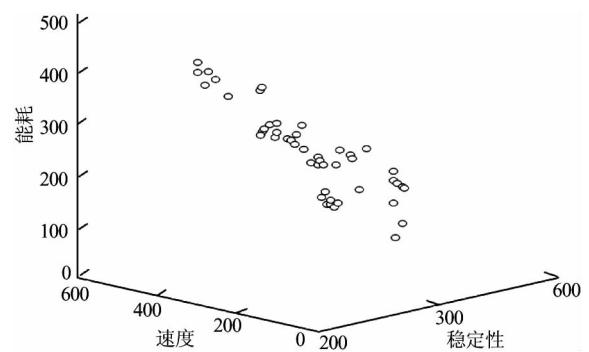
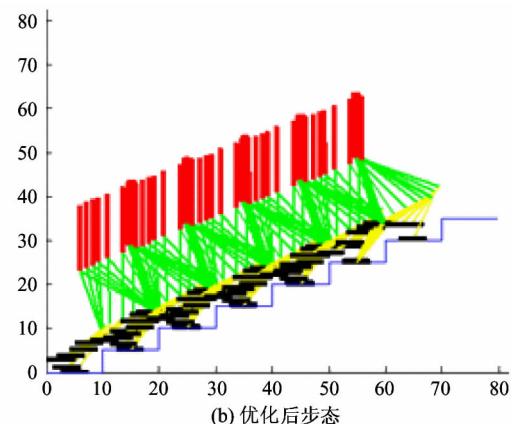


图5 Pareto 解分布情况



(b) 优化后步态

当其种群大小分别为50、100和150时,NSGA-II及其改进算法寻优所花费的时间。以种群大小150为例,NSGA-II大概为280s左右,而改进NSGA-II参数化寻优方式则为240s左右,改进后的算法有效地提高了寻优速度。可以看出,改进NSGA-II算法在解决多目标步态优化问题上是有效的。

将另一较常用的多目标优化算法SPEA-II与NSGA-II算法及改进后的NSGA-II算法分别应用于仿人机器人上楼梯参数优化,比较了三种算法的优化速度。如图8所示,NSGA-II算法所需时间要少

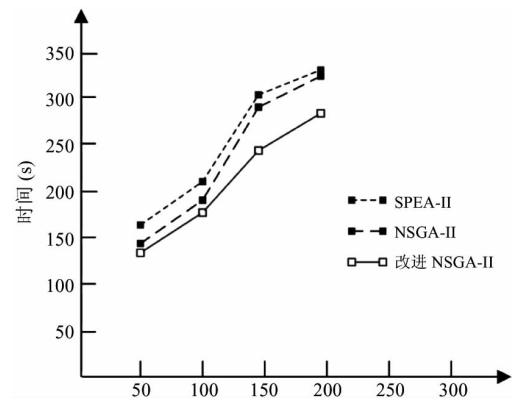


图8 三种算法寻优时间比较

于 SPEA-II,但随着种群的变大二者逐渐接近。而改进 NSGA-II 算法性能要优于前两者,并且在随着种群增大后更为明显。

图 9 为优化前后 ZMP 的对比,图 10 为优化前后的能量消耗对比。可以看出,优化后的步态能量消耗较小,优化后的能量消耗要减少约 28%。并且优化后的上楼梯运动更稳定,其 ZMP 在边界内。而优化前的步态能量消耗较大,且计算所得 ZMP 超出了支撑范围,稳定性较差。

为了验证算法的有效性,将仿真实验所获步态参数应用于实际机器人,采用 NAO 机器人作为实验平台,实验中机器人初始状态如图 11 所示,仿人机器人的初始位姿为双足并齐站立。

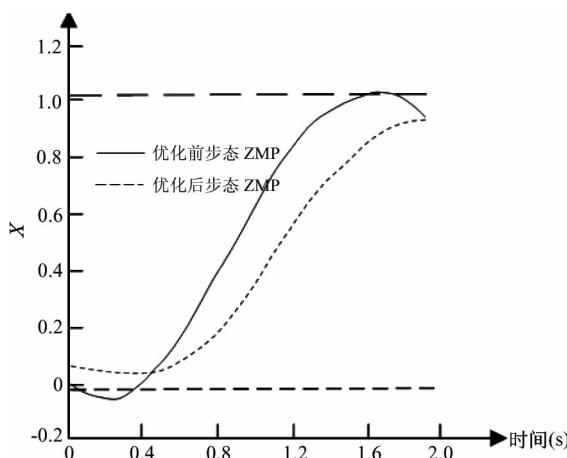


图 9 优化前后 ZMP 比较

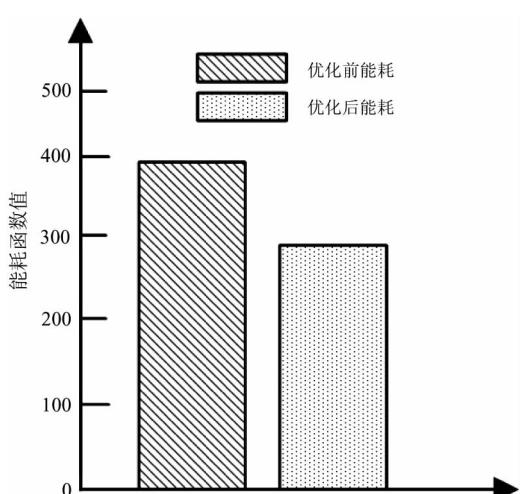


图 10 优化前后能耗函数比较

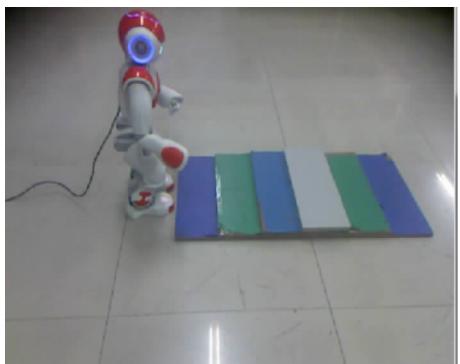


图 11 机器人初始状态

图 12 和图 13 分别为优化前后参数应用仿人机器人 NAO 得到的一组上楼梯图片。

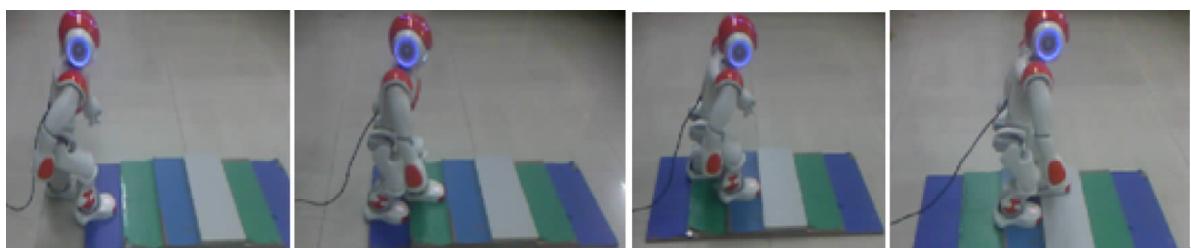


图 12 优化前一组上楼梯图片



图 13 优化后一组上楼梯图片

图 14, 图 15 分别为仿人机器人上台阶运动左膝和左髋关节的优化前后轨迹比较。可见, 优化后的仿人机器人关节运动轨迹具有更好的平滑性, 说明机器人动作较平稳。

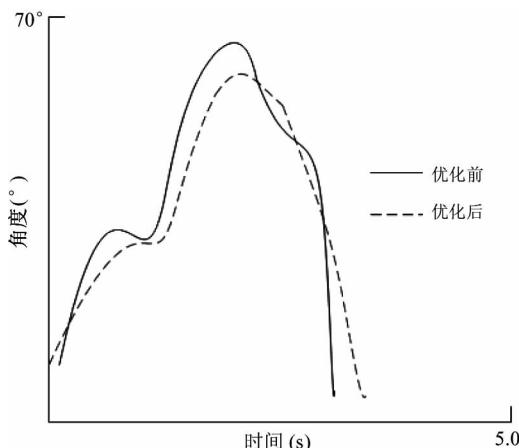


图 14 优化前后膝关节轨迹变化图

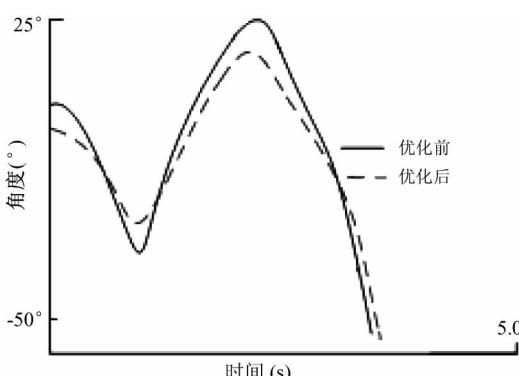


图 15 优化前后髋关节轨迹变化图

在实际应用中, 我们测试了优化前后不同步态下仿人机器人踝关节、膝关节和髋关节的能量变化。如表 3 所示, 从表中可以看出, 实际应用中, 优化后的步态能量消耗减少。

表 3 优化前后步态实际能耗比较

步态	踝关节 能耗	膝关节 能耗	髋关节 能耗	总能耗
优化前步态	0.6952	0.8825	0.6214	2.1991
优化后步态	0.5116	0.7091	0.5212	1.7419

将实际 ZMP 与目标 ZMP 位置进行比较, 采用式(8)计算实际 ZMP 到边界的最小距离  $\Delta ZMP$ , 优化前后的  $\Delta ZMP$  轨迹对比如图 16 所示。

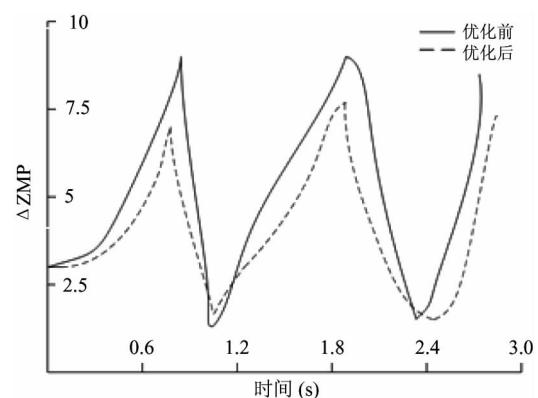


图 16  $\Delta ZMP$  变化情况(优化前后)

可以看出, 优化后的 ZMP 轨迹与参考 ZMP 比较吻合, 两者间差值较小, 说明优化后的稳定性更好。

## 5 结 论

相对于传统的依靠单目标优化的方法, 多目标优化在仿人机器人参数优化方面能考虑到更多的因素。本文设计了一种采用改进 NSGA-II 的多目标优化算法的仿人机器人上台阶运动方法, 研究了仿人机器人上楼梯多目标优化方法。从研究结果来看, 改进 NSGA-II 的多目标优化算法能有效地提高寻优速度。采用改进的 NSGA-II 多目标参数优化方法能避免单目标优化可能带来的极端解问题, 较好地满足能耗、速度和稳定性等多个目标需求, 有效地实现仿人机器人上楼梯运动, 具有较好的稳定性和较低的能耗。同时, 多目标优化方法一次计算可以获得多个步态, 可使得用户依据不同环境需要选择不同的步态。

## 参 考 文 献

- [1] Gutmann J S, Fukuchi M, Fujita M. Stair climbing for humanoid robots using stereo vision. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Sendai, Japan, 2004. 1407-1413
- [2] Sato T, Sakaino S, Ohashi E, et al. Walking trajectory planning on stairs using virtual slope for biped robots. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, (58):1385-1396
- [3] Sugahara Y, Ohta A, Lim H, et al. Walking up and down stairs carrying a human by a biped locomotor with parallel mechanism. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Sys-

- tems, Edmonton, Canada, 2005. 1489-1494
- [ 4 ] Mombaur K. Using optimization to create self-stable human-like running. *Robotica*, 2009, (27):321-330
- [ 5 ] Buschmann T, Lohmeier S, Ulbrich H, et al. Optimization based gait pattern generation for a biped robot. In: Proceedings of the 5th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, Tsukuba, Japan, 2005. 98-103
- [ 6 ] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Trans On Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197
- [ 7 ] 公茂果, 焦李成, 杨咚咚等. 进化多目标优化算法研究. 软件学报, 2009, 20(2): 271-289
- [ 8 ] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm. In: Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control with Applications to Industrial Problems. Berlin: Springer-Verlag, 2002. 95-100
- [ 9 ] Sleator D D, Tarjan R E. Self-adjusting binary search trees, *JACM*, 1985, 32: 652-686
- [ 10 ] Corne D W, Jerram N R, Knowles J D, et al. PESA-II: Region-based selection in evolutionary multi-objective optimization. In: Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation. San Francisco, USA, 2001. 283-290
- [ 11 ] 陈恩, 付成龙等. 仿人机器人理论与技术. 北京: 清华大学出版社, 2010

## A method for the motion planning of humanoid robots' stepping upstairs based on an improved NSGA-II

Xu Xiandong\*, Guan Yi\*, Hong Bingrong\*, Piao Songhao\*, Zhong Qiubo\*\*, Cai Zesu\*

(\* School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

(\*\* College of Electronic and Information Engineering, Ningbo University of Technology, Ningbo 315016)

### Abstract

Based on the analysis of the certain limitations of current methods for optimization of humanoid robots' motion caused by their optimization of single objectives such as energy, stability and speed, a optimization method based on multi-objective optimization to optimize the motion parameters of a humanoid robot in stepping upstairs was presented. In consideration of the low efficiency of fast nondominated sorting of the NSGA-II, a typical nondominated sorting genetic algorithm (NSGA) with the elitist tactics, an improved NSGA-II method based on self-adjusting binary search trees was proposed, and by using it, the motion parameter optimization for a humanoid robot in stepping upstairs was achieved. The humanoid robot's energy consumption and stability before and after the optimization were measured and compared by computer simulations and experiment. The experimental results show that the use of this method can overcome the disadvantages of the single objective optimization, and effectively realize the humanoid robot's motion planning when it stepping upstairs in the circumstances of meeting multiple objectives requirements.

**Key words:** humanoid robot, multi-objective optimization, nondominated sorting genetic algorithm (NSGA) with the elitist tactics (NSGA)-II, self-adjusting binary search trees