

全局和声搜索方法及其在仿人灵巧臂逆运动学求解中的应用

任子武, 王振华, 孙立宁

(苏州大学 机器人与微系统研究中心, 江苏 苏州 215021)

摘要: 仿人灵巧臂逆运动学(IK)问题可转化为等效的最小化问题, 并采用数值优化方法求解. 和声搜索(HS)是模拟乐师在音乐演奏中调整音调现象的一种启发式搜索方法, 目前还尚未在机器人机械臂逆运动学问题中得到应用. 本文提出一种基于粒子群体智能的全局和声搜索方法(GHSA), 该方法在和声搜索算法中引入微粒群操作(PSO), 采用粒子群策略替代常规和声搜索算法中的搜索法则创作新和声, 通过粒子自身认知和群体知识更新和声变量位置信息平衡算法对解空间全局探索与局部开发能力; 同时算法还引入变异操作增强算法跳出局部最优解能力. 基准函数测试表明该方法改善了全局搜索能力及求解可靠性. 在此基础上以七自由度(7-DOF)冗余仿人灵巧臂为例, 考虑以灵巧臂末端位姿误差和“舒适度”指标构建适应度函数并采用GHSA算法求解其逆运动学(IK)问题, 数值仿真结果表明了该方法是解决仿人灵巧臂逆运动学问题的一种有效方法.

关键词: 和声搜索算法; 粒子群优化; 七自由度仿人灵巧臂; 逆运动学求解

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

A global harmony search algorithm and its application to inverse kinematics problem for humanoid arm

REN Zi-wu, WANG Zhen-hua, SUN Li-ning

(Robotics and Microsystems Centre, Soochow University, Suzhou Jiangsu 215021, China)

Abstract: The inverse kinematics (IK) problem of humanoid arm can be solved by using numerical optimization method, which is essentially an equivalent minimization problem. The harmony search (HS) is a meta-heuristic optimization method which mimics behaviors of music players in an improvisation process. To the best of our knowledge, there is very little research work on HS for inverse kinematics problem of robot manipulator. In this paper, an effective global harmony search algorithm (GHSA) based on the swarm intelligence is developed to solve the optimization problem. The GHSA combines the particle swarm optimization (PSO) with HS, and adopts the PSO operation to produce new improvisation instead of regular search rules of harmony search. The improvisation step based on the movement of harmony particles with self-cognitive and swarm behavior in GHSA makes the algorithm strive for a well balance between the global exploration and the local exploitation. Also, the GHSA performs the uniform mutation operation to get rid of the local optimum. The experimental results of benchmark functions show that the GHSA algorithm greatly improves both the global optimization performance and the reliability performance. Based on these, the 7-degree of freedom (7-DOF) redundant humanoid arm is used as an example, and the end-effector error (position and orientation) and the comfortable level of the humanoid arm constitute the fitness function of the GHSA. The proposed GHSA has been applied to solve the inverse kinematics problem of the 7-DOF redundant humanoid arm; numerical simulation results demonstrate the effectiveness of this algorithm.

Key words: harmony search algorithm; particle swarm optimization; 7-DOF humanoid arm; inverse kinematics solution

1 引言(Introduction)

给定机器人末端执行器的位置和姿态, 求取相应各关节的角度称为机器人逆运动学. 机器人逆运动学问题在机器人轨迹规划、运动控制及机器人作业空间分析中具有极重要作用^[1].

一般机器人逆运动学问题的求解方法分成封闭解法和数值方法, 其中封闭解法包括有代数法和几何法. 封闭解法求解速度快, 易确定所有可能解, 然而封闭解法较依赖于机器人特定机构的特有几何

特征, 只适宜于求解某些结构简单工业机械臂的逆运动学^[1]. 除封闭解法外, 一些数值方法如 Newton-Raphson法^[2]、神经网络方法^[3]及遗传算法^[4]等在逆运动学问题中得到应用. Newton-Raphson法求解过程相对简单, 但算法基于梯度思想求解最小值问题, 其寻优结果较依赖于初值状态的合理选取; 神经网络方法是通过学习网络权、阈值参数构建机器人笛卡尔空间构形与各关节角度映射关系, 但该方法需要大量的样本数据学习网络, 否则网络泛化性能不

能得到很好保证;遗传算法(genetic algorithm, GA)是利用其全局并行搜索特性求解逆运动学问题,但常规遗传算法在解决优化问题时存有早熟及收敛速度慢等缺陷,特别在解决被优化参数相互关联的优化问题时其优化效率明显减弱^[5].

近年来,一种新颖的启发式搜索方法——和声搜索(harmony search, HS)^[6]引起众多学者兴趣.和声搜索源于乐师们在音乐演奏中调整乐器音调现象的模拟.由于其算法简单并具有良好的搜索性能特性,目前已在一些数值优化、组合优化等工程问题中得到较广泛应用^[7-9].

HS算法由于其潜在的优势及特点已在实际优化问题中得到较多应用,但常规和声搜索方法在解决复杂优化问题时仍存有早熟、收敛停滞等问题,为解决这些问题,近年来相继提出了一些对算法搜索机制改进的和声搜索算法如利用和声库中变量函数的最大差值调节音量调整概率(PAR)及间隔带宽(b_w)^[10]、随进化代数自适应动态调节PAR及 b_w 参数^[11]、修改算法音量调整方式使新和声模拟记忆库中最佳和声^[7,12]及引入非均匀变异操作改进和声搜索^[13]等;并结合其他一些算法如最小二乘法^[14]、混沌搜索^[15]及差分进化^[16-17]等构成混合和声搜索方法,以提高算法优化性能.

本文在和声搜索算法基础上,提出一种全局和声搜索算法(global harmony search algorithm, GHSA),该方法采用微粒群策略替代常规算法中的搜索法则创作新和声,平衡算法对解空间全局探索与局部开发间能力,同时算法还引入变异操作增强算法跳出局部最优解能力;基准函数测试表明该算法改善了全局搜索能力及其优化结果的可靠性.在此基础上将GHSA算法应用于七自由度(7-DOF)仿人灵巧臂逆运动学求解问题中,数值仿真结果表明了该方法的有效性.

2 算法原理及描述(The principle and description of algorithm)

在描述全局和声搜索算法之前,先简单介绍基本和声搜索算法及一些改进的和声搜索算法.

2.1 HS, IHS, GHS 和 SGHS 算法(HS, IHS, GHS and SGHS algorithms)

2.1.1 基本和声搜索算法(Harmony search (HS))

和声搜索^[6]是模拟乐师们在音乐演奏中根据记忆反复调整各乐器音调现象的一种启发式搜索方法.HS算法采用和声搜索更新变量状态,在迭代中根据记忆库创作一新和声,并更新记忆库中个体.

设个体编码长度为 n ,和声记忆库规模为HMS(harmony memory size),在每次迭代中新和声 $\mathbf{x}'_i = (x'_1, x'_2, \dots, x'_n)$ 通过记忆因素、音量调整和随机选择法则创作产生.记忆因素为以和声记忆因素概

率(harmony memory considering rate, HMCR)在记忆库内搜索新的决策变量,以 $1-HMCR$ 在变量区间范围内随机搜索,即式(1)所示:

$$\mathbf{x}'_i = \begin{cases} x'_i \in \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{\text{HMS}}\}, & \text{rand}(\cdot) \leq \text{HMCR}, \\ x'_i \in S', & \text{其他,} \end{cases} \quad (1)$$

其中 S' 为变量解空间.由记忆因素法则获得的变量再以概率PAR判断是否需要对其音量调整,即

$$\mathbf{x}'_i = \begin{cases} x'_i \pm \text{rand} \times b_w, & \text{rand}(\cdot) \leq \text{PAR}, \\ x'_i, & \text{其他,} \end{cases} \quad (2)$$

式中:rand为区间[0,1]内随机数, b_w 为间隔带宽.新和声产生后,计算其适应度值,若优于记忆库中最劣的和声,则取代记忆库中最劣和声.图1为和声搜索简单流程.

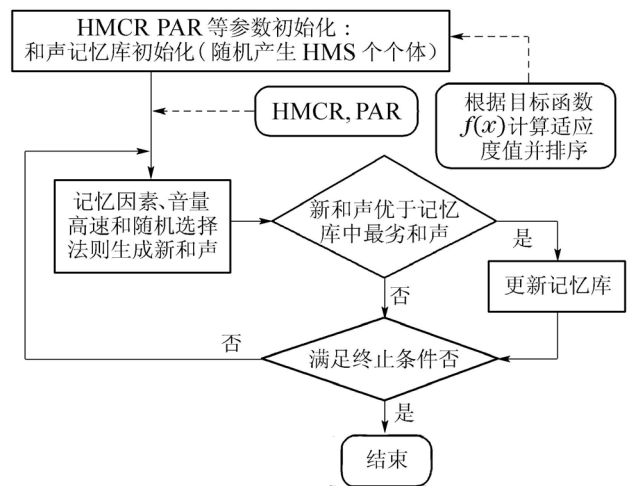


图1 和声搜索算法原理图

Fig. 1 The principle of harmony search algorithm.

2.1.2 改进和声搜索算法(Improved harmony search (IHS))

和声搜索算法中音量调整概率PAR和间隔带宽 b_w 是其中的两个关键参数,在常规HS算法中,这两个参数为常数,在搜索过程中取值固定影响到算法性能.为此Mahdavi等人提出一种改进的和声搜索算法(improved harmony search, IHS)^[11],该算法在解决问题时对此两参数采用如下方式动态更新:

$$\text{PAR}(k) = \text{PAR}_{\min} + \frac{\text{PAR}_{\max} - \text{PAR}_{\min}}{K} k, \quad (3)$$

$$b_w(k) = b_{w\max} \exp\left(\left(\ln\left(\frac{b_{w\min}}{b_{w\max}}\right)/K\right)k\right), \quad (4)$$

式中: K 为最大进化代数, k 为当前进化代数, PAR_{\min} 和 PAR_{\max} 分别为音量调整概率的最小值和最大值, $b_{w\min}$ 和 $b_{w\max}$ 分别为带宽的最小值和最大值.IHS算法采用动态更新PAR和 b_w 参数产生新和声提高了算法寻优精度和收敛速度.

2.1.3 全局最佳和声搜索算法(Global best harmony search (GHS))

受粒子群优化方法搜索机制的启发, Omran和Mahdavi提出一种全局最佳和声搜索算法(global best harmony search, GHS)^[12], 该方法在基本和声搜索方法基础上修改音量调整法则, 利用记忆库中的最佳和声 $\mathbf{x}^b = [x_1^b \ x_2^b \ \dots \ x_n^b]$ 产生新和声变量

$$x'_i = \begin{cases} x'_i \in \{x_1^b, x_2^b, \dots, x_n^b\}, & \text{rand}(\cdot) \leq \text{PAR}, \\ x'_i, & \text{其他}. \end{cases} \quad (5)$$

此外, GHS算法中采用了如式(3)所示的动态音量调整概率; 采用如式(5)所示的音量调整法则使算法在处理连续及离散优化问题时更有效。

2.1.4 自适应全局最佳和声搜索算法(Self-adaptive global best harmony search (SGHS))

受GHS算法的启发, Pan等人提出一种自适应全局最佳和声搜索算法(self-adaptive global best harmony search, SGHS)^[18], 与GHS方法不同, SGHS算法采用一种新的和声创作方式. 由于GHS算法的音量调整法则有可能破坏最佳和声 \mathbf{x}^b 积木块结构, 为此SGHS方法采用如下新的音量调整法则:

$$x'_i = x_i^b, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad \text{rand}(\cdot) \leq \text{PAR}. \quad (6)$$

此外, SGHS方法在记忆因素法则中按如式(7)搜索决策变量以减轻算法易陷入局部最优解问题:

$$x'_i = x_i \pm \text{rand} \times b_w, \quad \text{rand}(\cdot) \leq \text{HMCR}, \quad (7)$$

其中 $x'_i \in \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{\text{HMS}}\}$.

另外, SGHS方法对其算法参数进行自适应调整策略, 其中对间隔带宽 b_w 在迭代过程中进行动态变化:

$$b_w(k) = \begin{cases} b_{w\max} - \frac{(b_{w\max} - b_{w\min}) \times 2k}{K}, & k < K/2, \\ b_{w\min}, & k \geq K/2. \end{cases} \quad (8)$$

对概率参数的调整则通过记录特定进化代数(LP)中新和声可进入记忆库的相应HMCR(PAR)参数历史值, 求取均值HMCRm(PARm)并以标准差0.01(0.05)正态分布于适宜的范围[0.9, 1.0]([0.0, 1.0])内, 其中初始均值HMCRm(PARm)值设定为0.98(0.90); 重复上述过程, 可学习获取适宜于特定问题、特定搜索阶段的概率参数HMCR(PAR).

2.2 全局和声搜索算法(GHSA)

2.2.1 GHSA算法原理及描述(The principle and description of GHSA)

同其他仿生方法相似, HS算法不需要目标函数梯度信息等任何先验知识, 且具有算法简单优点; 然

而HS算法和声记忆库的更新严重依赖于记忆库中过去的经验知识, 这一缺陷限制了常规和声搜索算法的搜索性能, 特别在处理一些高维复杂的优化问题时尤为明显. 粒子群优化算法(PSO)^[19]是一种基于群体智能理论的演化优化方法, 粒子群算法将求解问题时将个体表示为“粒子”, 并生成“粒子”种群, 通过粒子间的竞争与协作, 实现多维空间中最优解的搜索. PSO算法的机理、基本定义和具体实现可参考文献[19–20]. 为减少在优化过程中粒子飞离搜索空间的可能性, PSO算法通常将粒子速度 v_i 限制于 $[-v_i^{\max}, v_i^{\max}]$ 之间, v_i^{\max} 决定了粒子飞行的最大距离, 其中

$$v_i^{\max} = k \times x_i^{\max}, \quad 0.1 < k < 1.0. \quad (9)$$

HS算法记忆库存储的信息对算法优化性能有重要影响, 受粒子群优化群体智能的启发, 提出一种新颖的全局和声搜索算法(GHSA), 该方法在和声搜索算法中引入微粒群操作, 通过粒子群体智能知识调整和声音量并生成新和声. 同HS算法比较, GHSA算法有以下几个方面与HS算法不同:

1) GHSA算法中新引入变异概率参数 P_m , 不存在常规算法中和声记忆选择概率HMCR与和声音量调整概率PAR, 且在音量调整中采用粒子群策略调整和声音量, 替代了常规算法中最大幅值为 b_w 的音量调整随机扰动;

2) 在GHSA算法中, 将记忆库和声(个体)的每一变量充当为一个粒子, 因此PSO操作其种群共有HMS个粒子, 对和声记忆库采用如下策略更新生成新和声:

GHSA产生新和声伪代码

For each $i \in [1, n]$ do

$d \in \{1, 2, \dots, \text{HMS}\}$

$v_i^{d'} = w \cdot v_i^d + c_1 r_1 (p_i^d - x_i^d) + c_2 r_2 (p_i^g - x_i^d)$

$v_i^{d'} = \text{sgn } v_i^{d'} \cdot \min(\text{abs}(v_i^{d'}), v_i^{\max})$

$x_i^{d'} = x_i^d + v_i^{d'}$ % position updating

If $x_i^{d'} > x_i^{\max}$

$x_i^{d'} = x_i^{\max}$

ElseIf $x_i^{d'} < x_i^{\min}$

$x_i^{d'} = x_i^{\min}$

End

If $\text{rand}() < P_m$ then

$x_i^{d'} = x_i^{\min} + \text{rand}() * (x_i^{\max} - x_i^{\min})$

End

End

式中: x_i^d 为记忆库中当前第 d 个和声第 i 维分量, p_i^d 为当前第 d 个和声曾找到最优位置的第 i 维分量, p_i^g 为记忆库全局最佳和声 g 的第 i 维分量, c_1, c_2 为加速系数, $c_1 = c_2 = 2, r_1, r_2$ 为区间[0, 1]内随机数,

x_i^{\min} , x_i^{\max} 分别对应为相应变量范围的下界和上界,粒子的最大飞行速度如式(9)所示.采用微粒群策略对和声记忆库更新生成新和声主要基于如下考虑:在GHSA算法进化初级阶段,记忆库中的和声音符分散在解空间内,群体具有多样性,粒子飞行步长 v_i^d 较大,有利于算法对解空间的全局探索;而在进化后期阶段,记忆库内各和声音符受群体全局最佳和声音符和自身历史获得知识的影响,群体个体间相互差异不大,粒子飞行步长 v_i^d 较小,有利于算法在局部邻域内开发性能更优解;因此GHSA算法在进化初期具有较强全局探索能力,在后期阶段算法对解空间局部开发能力强,通过微粒群策略生成新和声并更新记忆库个体信息能有效平衡算法对解空间的全局探索及局部开发能力,提高算法整体搜索性能.

另外采用微粒群策略更新和声记忆库时为了能保存优秀和声信息,对高适应度值的和声变量更新其粒子飞行速度 v_i^d 较小,低劣适应度值的和声变量更新其粒子飞行速度 v_i^d 较大;因此对不同优劣程度的和声,粒子更新速度选取不同的惯性权系数值^[21],具体如下式:

$$w_i = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \frac{\text{Rank}_i}{\text{HMS}}, \quad (10)$$

式中: w_{\min} 与 w_{\max} 分别表示惯性权系数 w 最小与最大值, Rank_i 为记忆库和声按优劣顺序排列序号.

为增强算法跳出局部最优解能力, GHSA算法还对更新后的和声音调进行概率为 P_m 的均匀变异操作, 均匀变异操作为将选定变量变异为相应域 $[x_i^{\min}, x_i^{\max}]$ 中的均匀随机数^[22], 即

$$x'_i = x_i^{\min} + \text{rand}() * (x_i^{\max} - x_i^{\min}), \quad (11)$$

该操作能使算法出现早熟收敛时, 可跳出局部最优, 进入解空间的其他区域继续进行搜索, 发现性能更优的和声音符.

3) 在GHSA算法中, 通过粒子群操作生成的新和声 x'_i 即使劣于和声记忆库中的最劣和声, 也取代记忆库中最劣和声.

同常规HS算法搜索框架比较, 本文GHSA算法搜索机制同常规HS算法还有如下方面异同之处:

① 常规HS算法同GHSA算法都基于现有的和声记忆库信息更新产生新和声, 其中HS算法以概率HMCR在记忆库内选择和声变量, GHSA算法则以概率1在记忆库内选择和声变量;

② 常规HS算法同GHSA算法都将对记忆库内选择的变量进行音量再调整, 其中HS算法在同时满足选择概率HMCR和调整概率PAR时进行音量调整, 调整的间隔带宽为 b_w , 而GHSA算法则直接以概率1进行音量调整, 调整的步长为粒子飞行速度 v_i^d , HS算法中的带宽 b_w 和GHSA算法中步长 v_i^d 分别决定了各自方法能到达的搜索区域;

③ 常规HS算法同GHSA算法在变量区间内都进行了随机搜索操作, 其中常规HS算法以概率 $1 - \text{HMCR}$ 在变量区间内进行随机搜索, 本文GHSA算法以概率 P_m 在区间内进行均匀变异操作, 两者的目的都为增强各自算法跳出局部最优解能力, 减弱算法易陷入局部最优解的缺陷.

在以上基础上, 本文GHSA算法流程可描述为:

- 1) 给GHSA算法参数赋值, 包括个体编码长度 n , 和声记忆库规模HMS, 粒子群操作惯性权系数 w , 加速因子 c_1, c_2 , 最大飞行速度系数 k 及算法迭代次数 T 等;
- 2) 在和声变量范围内均匀分布产生初始和声记忆库;
- 3) 对和声记忆库采用PSO操作产生新和声;
- 4) 更新和声记忆库, 用产生的新和声 x'_i 取代和声记忆库中的最劣和声;
- 5) 若算法达到允许迭代代数 T , 则输出最优结果, 迭代结束; 否则转向步骤3), 继续迭代搜索.

2.2.2 典型基准函数测试(Benchmark function tests)

为测试本文全局和声搜索算法(GHSA)搜索性能, 以和声搜索(HS)^[6]及近年文献提出的改进和声搜索(IHS)^[11]、全局最佳和声搜索算法(GHS)^[12]、自适应全局最佳和声搜索(SGHS)^[18]作为参照对象, 对以下4个基准函数寻优最小值对算法性能进行测试, 其中: f_1 为Spherical函数, f_2 为Rosenbrock函数, f_3 为Rastigrin函数, f_4 为Ackley函数:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, \quad x_i \in [-100, 100], \quad (12)$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2), \quad x_i \in [-100, 100], \quad (13)$$

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10), \quad x_i \in [-10, 10], \quad (14)$$

$$f_4(x) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) + 20 + \exp(1), \quad x_i \in [-32, 32]. \quad (15)$$

测试函数全局最小值均为 $\min f_i = 0 (i = 1, \dots, 4)$. 各方法参数设置如下: 变量维数 $n = 50$, 最大进化代数 $T = 70000$; 各算法记忆库和声规模都为 $\text{HMS} = 5$; HS, IHS和GHS算法记忆搜索概率HMCR都为0.90; HS算法中音量调整概率 $\text{PAR} = 0.30$, 带宽 $b_w = 0.01$; IHS和GHS算法音量调整概率最小值 $\text{PAR}_{\min} = 0.01$, 最大值 $\text{PAR}_{\max} = 0.99$; IHS算法带宽最小值

$b_{wmin} = 0.0001$, 最大值 $b_{wmax} = (x^{max} - x^{min})/20$; SGHS 算法记忆搜索概率均值 $HMCR_m = 0.98$, 音量调整概率均值 $PAR_m = 0.90$, 带宽参数 $b_{wmin} = 0.0005$, $b_{wmax} = (x^{max} - x^{min})/10$, 特定进化代数 $LP = 100$; 本文 GHSA 算法变异概率 $P_m = 0.005$, 惯性权系数式(10)中 $w_{min} = 0.01$, $w_{max} = 0.50$, 最大飞行速度系数 $k = 0.25$, 将测试函数作为算法适应度函数分别独立运行 20 次, 表 1 分别为 4 个基准函数独立寻优 20 次所对应寻优结果. 从表 1 结果比较可看出:

1) 从常规 HS 算法的搜索结果中可看出, 由于常规算法存在有早熟、局部收敛的缺陷, 其优化结果离期望的全局最优值较有偏差; 对高维复杂函数优

化问题, 采用常规和声搜索方法难以取得较理想的优化结果.

2) 与另 4 种算法 20 次独立运行的优化解适应度值结果比较, 本文 GHSA 算法的最优、平均及最差优化解精度都高于另 4 种算法; 特别对 f_1, f_4 函数 GHSA 算法 20 次独立运行中获得最差解质量都小于另 4 种算法的最优解质量; 说明粒子群优化策略的引入提高了和声搜索算法的全局搜索能力.

3) 从独立运行 20 次得到优化解标准差值比较比较, 本文 GHSA 优化算法得到解的适应度值标准差也都小于另 4 种算法优化解标准差值, 说明在求解质量上 GHSA 算法比另四种算法更具有稳定性.

表 1 5 种算法独立运行 20 次结果比较(变量维数 $n = 50$, 进化代数 $T = 70000$)

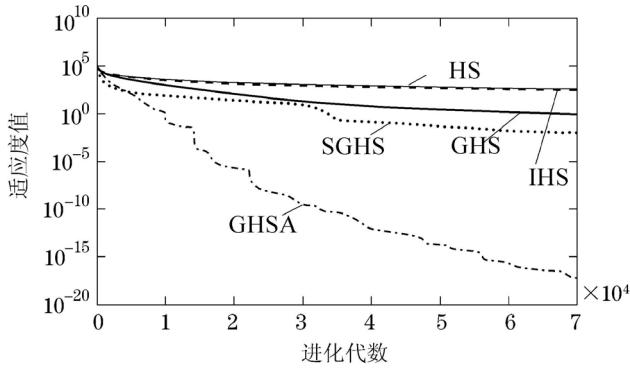
Table 1 Results over 20 independent runs of five algorithms(dimension $n = 50$, generations $T = 70000$)

函数	结果	HS	IHS	GHS	SGHS	GHSA
f_1	最优	2.0568E+02	1.8083E+02	2.4973E-05	1.6747E-08	4.0978E-19
	平均	3.4225E+02	2.9901E+02	8.1459E-01	6.9811E-03	6.1632E-18
	最差	5.5785E+02	4.3901E+02	9.3504	1.2840E-01	2.5307E-17
	标准差	8.5296E+01	7.0253E+01	2.0562	2.8689E-02	6.8839E-18
f_2	最优	3.3401E+05	4.3442E+05	2.5389E+01	8.0946E+01	7.6859E-02
	平均	7.5784E+05	9.1835E+05	8.1562E+02	1.9302E+03	4.1511E+02
	最差	1.3086E+06	1.7121E+06	8.6427E+03	1.0070E+04	4.3180E+03
	标准差	2.9893E+05	3.3408E+05	1.9227E+03	3.3708E+03	9.8154E+02
f_3	最优	3.9261E+01	5.2763E+01	4.2857E-03	9.9504E-01	8.8818E-15
	平均	5.4689E+01	6.2705E+01	1.5168	3.0807	9.9506E-02
	最差	6.5732E+01	7.0956E+01	7.6154	6.9647	9.9496E-01
	标准差	6.8370	5.0661	2.0506	1.7642	3.0620E-01
f_4	最优	3.7460	3.7567	3.2288E-03	4.9279E-05	2.1651E-10
	平均	4.5187	4.4944	1.6644E-01	2.3812E-03	8.6453E-10
	最差	5.2861	5.2450	8.5898E-01	4.5927E-02	4.5216E-09
	标准差	3.6420E-01	3.3966E-01	2.0871E-01	1.0250E-02	9.3116E-10

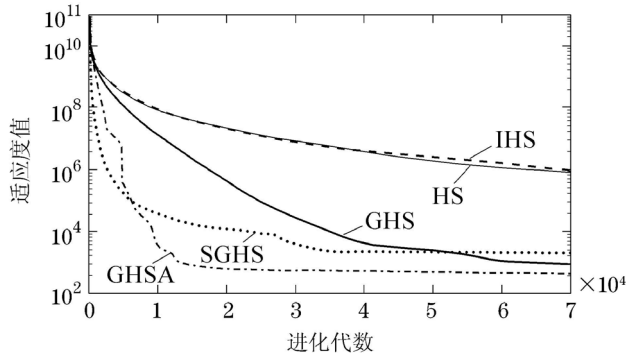
图 2 为采用 HS, IHS, GHS, SGHS 和 GHSA 算法对上 4 个测试函数独立运行 20 次时最优适应度平均值进化过程的比较曲线. 由于 GHSA 算法与另外 4 种方法在新和声创作方式上有明显不同, IHS, GHS 和 SGHS 3 种算法是在 HS 算法基础上仅对算法参数动态调节或对算法搜索法则进行修改, 在新和声产生机制上仍主要通过记忆因素、音量调整和随机选择法则生成, 记忆库更新依赖于记忆库中过去的经验知识, 易陷入局部最优; 而 GHSA 算法是采用粒子群策略创作新和声, 新和声的生成是通过空间内粒子间的竞争与协作产生, 在搜索空间内能找到性能更优的解. 因此从图 2 中也可看出, GHSA 算法收敛速度快, 进化曲线更接近于横轴, 算法全局搜索能力优于另 4 种方法, 改善了

算法的优化性能, 也验证 GHSA 算法的有效性. 另由于不同的测试函数存有着不同的搜索复杂性, Rosenbrock 函数是一很难极小化的的病态函数, 因此 GHSA 算法 f_2 函数在进化后期其进化曲线变化较为平滑缓慢.

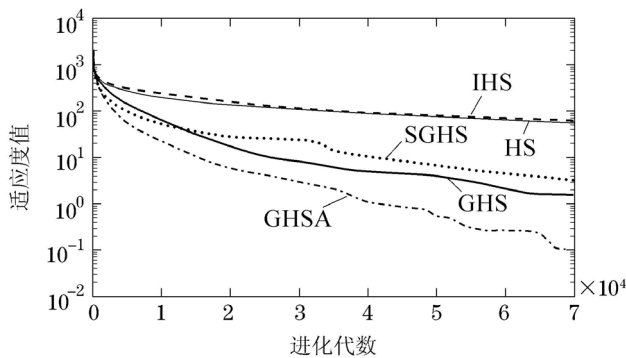
分析上基准测试函数寻优最小值过程中对各算法需计算的适应度值次数, 各算法每进化一代通过记忆库中信息产生一个新和声来替代记忆库中最劣和声, 5 种算法在寻优过程中所花费的适应度值计算次数相同都为 $T = 70000$, 可得算法搜索寻优的计算复杂度为 $C = T \times O(n)$, 其中 $O(n)$ 表算法评估计算一次适应度值的复杂度. 因此 GHSA 算法同另四种方法计算复杂度的差异表现为算法评估一次适应度值复杂度间的区别.



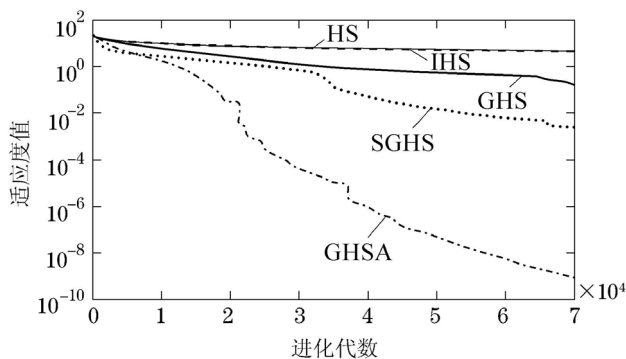
(a) f_1 -Spherical函数



(b) f_2 -Rosenbrock函数



(c) f_3 -Rastigrin函数



(d) f_4 -Ackley函数

图2 5种不同算法独立运行20次平均进化曲线比较图($n = 50, T = 70000$)

Fig. 2 Average evolution curves over 20 independent runs of five algorithms($n = 50, T = 70000$)

在同一计算机下及相同适应度值计算次数(70000次)下, 5种算法测试上函数(以 f_1 为例)耗时上比较有

$$T_{SGHS}(14.32\text{ s}) > T_{GHSA}(13.09\text{ s}) >$$

$$T_{IHS}(8.87\text{ s}) > T_{HS}(7.34\text{ s}) > T_{GHS}(5.19\text{ s}),$$

因此与IHS, HS和GHS算法比较, GHSA算法进化评估一次适应度值的CPU耗时上较多, 但由于CPU耗时时间与计算机硬件配置、操作系统、编程语言及代码编写技巧等多种因素有关, 算法更关注的是在相同适应度值函数计算次数下解决问题最后寻优解的质量. 从此角度看本文GHSA算法有更好搜索性能.

3 GHSA算法用于仿人灵巧臂(7-DOF)逆运动学求解(Inverse kinematics problem for 7-DOF humanoid arm using GHSA)

在以上GHSA方法基础上, 将其应用于七自由度仿人灵巧臂逆运动学求解中, 下面先分析该七自由度仿人灵巧臂的正运动学.

3.1 七自由度仿人灵巧臂正运动学分析(Kinematics analysis of 7-DOF humanoid arm)

考虑图3所示由哈尔滨工业大学机器人所设计的七自由度仿人灵巧右臂(HIT-ARM)关节结构模型, 图中: 灵巧臂肩宽为 D , 肩心至肘心长度为 L_1 , 肘心至腕心长度为 L_2 , 腕心至球拍中心长度为 L_3 , \sum_w 表示世界坐标系^[2]; 表2为HIT-ARM型七自由度仿人灵巧臂各关节角度范围.

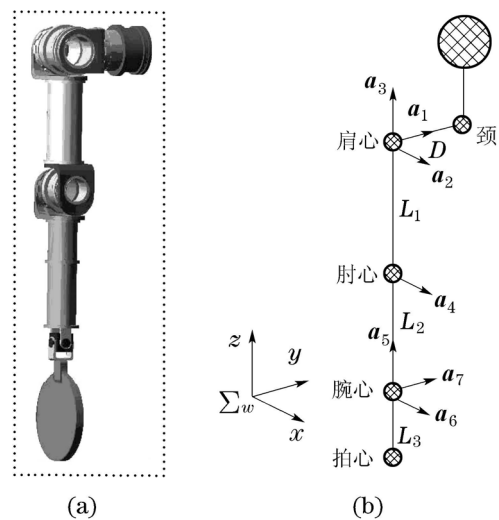


图3 七自由度仿人臂实物(左)及关节结构模型图(右)

Fig. 3 Practical model (left) and joint model (right) of 7-DOF humanoid arm

从图3可得, 仿人灵巧臂7个关节轴矢量 $a_1 \sim a_7$ 分别为

$$\begin{cases} \mathbf{a}_1 = (0, 1, 0), \mathbf{a}_2 = (1, 0, 0), \\ \mathbf{a}_3 = (0, 0, 1), \mathbf{a}_4 = (1, 0, 0), \\ \mathbf{a}_5 = (0, 0, 1), \mathbf{a}_6 = (1, 0, 0), \\ \mathbf{a}_7 = (0, 1, 0). \end{cases} \quad (16)$$

定义灵巧臂从肩至腕之间的7个关节角矢量为

$$\mathbf{q} = (q_1, q_2, q_3, q_4, q_5, q_6, q_7),$$

分析仿人灵巧臂正运动学, 计算灵巧臂各连杆位姿($\mathbf{p}_j, \mathbf{R}_j$):

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_j &= \mathbf{p}_i + \mathbf{R}_i \mathbf{b}_j, \\ \mathbf{R}_j &= \mathbf{R}_i \mathbf{R}_{\mathbf{a}_j}(q_j), \end{aligned} \quad (17)$$

式中: $\mathbf{p}_i, \mathbf{R}_i$ 表示母连杆在世界坐标系下的绝对位姿; $\mathbf{a}_j, \mathbf{b}_j$ 为母连杆坐标系中关节轴矢量及坐标原点位置; $\mathbf{R}_{\mathbf{a}_j}(q_j)$ 为绕轴 \mathbf{a}_j 转动 q_j 时的旋转矩阵, 旋转矩阵可通过以下Rodrigues式求取^[2]:

$$\begin{cases} \mathbf{R}_{\mathbf{a}_j}(q_j) = \\ \exp\{\hat{\mathbf{a}}_j q_j\} = E + \hat{\mathbf{a}}_j \sin q_j + \hat{\mathbf{a}}_j^2 (1 - \cos q_j), \\ \hat{\mathbf{a}} = \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix}^\wedge = \begin{bmatrix} 0 & -a_z & a_y \\ a_z & 0 & -a_x \\ -a_y & a_x & 0 \end{bmatrix}. \end{cases} \quad (18)$$

式中 E 为单位矩阵.

表 2 7-DOF仿人灵巧臂关节角度范围

Table 2 Joint range of 7-DOF humanoid arm

关节	q_1	q_2	q_3	q_4	q_5	q_6	q_7
下限/(°)	-120	-130	-170	-20	-130	-90	-60
上限/(°)	40	10	90	120	130	90	60

定义颈部的位姿为 $\mathbf{p}_0, \mathbf{R}_0$, 各连杆在世界坐标系下的位姿分别描述为 $\mathbf{p}_i, \mathbf{R}_i (i = 1, 2, \dots, 7)$, 则各连杆在世界坐标系下姿态矩阵和位置坐标分别为

$$\begin{cases} \mathbf{R}_1 = \mathbf{R}_0 \cdot \mathbf{R}_y(q_1), \mathbf{R}_2 = \mathbf{R}_1 \cdot \mathbf{R}_x(q_2), \\ \mathbf{R}_3 = \mathbf{R}_2 \cdot \mathbf{R}_z(q_3), \mathbf{R}_4 = \mathbf{R}_3 \cdot \mathbf{R}_x(q_4), \\ \mathbf{R}_5 = \mathbf{R}_4 \cdot \mathbf{R}_z(q_5), \mathbf{R}_6 = \mathbf{R}_5 \cdot \mathbf{R}_x(q_6), \\ \mathbf{R}_7 = \mathbf{R}_6 \cdot \mathbf{R}_y(q_7), \end{cases} \quad (19)$$

$$\begin{cases} \mathbf{p}_1 = \mathbf{p}_0 + \mathbf{R}_0 \cdot \mathbf{b}_1, \mathbf{b}_1 = [0 \ -D \ 0]^T, \\ \mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_1 + \mathbf{R}_1 \cdot \mathbf{b}_2, \mathbf{b}_2 = [0 \ 0 \ 0]^T, \\ \mathbf{p}_3 = \mathbf{p}_2 + \mathbf{R}_2 \cdot \mathbf{b}_3, \mathbf{b}_3 = [0 \ 0 \ 0]^T, \\ \mathbf{p}_4 = \mathbf{p}_3 + \mathbf{R}_3 \cdot \mathbf{b}_4, \mathbf{b}_4 = [0 \ 0 \ -L_1]^T, \\ \mathbf{p}_5 = \mathbf{p}_4 + \mathbf{R}_4 \cdot \mathbf{b}_5, \mathbf{b}_5 = [0 \ 0 \ -L_2]^T, \\ \mathbf{p}_6 = \mathbf{p}_5 + \mathbf{R}_5 \cdot \mathbf{b}_6, \mathbf{b}_6 = [0 \ 0 \ 0]^T, \\ \mathbf{p}_7 = \mathbf{p}_6 + \mathbf{R}_6 \cdot \mathbf{b}_7, \mathbf{b}_7 = [0 \ 0 \ 0]^T. \end{cases} \quad (20)$$

3.2 基于GHSA的仿人灵巧臂(7-DOF)逆运动学求解(Inverse kinematics solution for 7-DOF humanoid arm based on GHSA)

采用GHSA方法求解仿人灵巧臂(7-DOF)的逆运动学, 需定义评价记忆库中和声的目标函数.

3.2.1 仿人灵巧臂逆运动学求解基本思想(Basic ideas of inverse kinematics solution for humanoid arm)

考虑采用正运动学, 通过返回其计算的目标连杆位姿误差函数值err, 利用本文全局和声搜索算法在未知关节角参数 $q_i (i = 1, 2, \dots, 7)$ 所有可能取值组合的可行解集合中找出最优或接近最优解, 使定义的灵巧臂目标连杆位姿误差函数最小, 这就是仿人灵巧臂逆运动学求解基本思想.

3.2.2 逆运动学数值求解适配函数的选取(The fitness function selection for inverse kinematics numerical solution)

一组好的关节角参数组合经正运动学计算后可使灵巧臂目标连杆的位姿(\mathbf{p}, \mathbf{R})接近于给定的目标连杆位姿($\mathbf{p}^{\text{ref}}, \mathbf{R}^{\text{ref}}$), 即使优化算法所定义的适应度函数值最小化. 位姿误差为0的连杆位姿状态可以描述为 $\Delta \mathbf{p} = \mathbf{0}$ 且 $\Delta \mathbf{R} = E$.

由于七自由度仿人灵巧臂是一冗余机构系统, 因此存有无穷多组逆运动学解可满足灵巧臂末端位姿要求. 根据图3的关节结构模型并考虑实际HIT-ARM型灵巧臂各关节角度范围, 在仿人灵巧臂逆运动学求解中定义如下“舒适度”(表灵巧臂远离关节限位程度)指标使其最小化以确定其唯一逆解.

$$\begin{aligned} \mu &= \\ &\max\left[\left|\frac{q_1 - q_1^{\text{mid}}}{(q_1^{\text{max}} - q_1^{\text{min}})/2}\right|, \dots, \left|\frac{q_i - q_i^{\text{mid}}}{(q_i^{\text{max}} - q_i^{\text{min}})/2}\right|, \right. \\ &\left. \dots, \left|\frac{q_7 - q_7^{\text{mid}}}{(q_7^{\text{max}} - q_7^{\text{min}})/2}\right|\right], \quad i = 1, 2, \dots, 7, \end{aligned} \quad (21)$$

式中: $q_i^{\text{min}}, q_i^{\text{mid}}$ 和 q_i^{max} 分别指关节角 i 下限、中值及上限值, μ 值越小表示灵巧臂的各关节角越远离关节角限位, $\mu > 1$ 表示求取的逆解存有超关节角限位.

根据以上仿人臂目标连杆位姿要求及“舒适度”优化指标最小化要求, GHSA算法适配函数定义为

$$\min f(\mathbf{q}) = \text{err}(\Delta \mathbf{p}, \Delta \mathbf{R}) + \alpha \cdot \mu, \quad (22)$$

式中: \mathbf{q} 表示灵巧臂关节角矢量, “舒适度”定义如式(21)所示, $\alpha > 0$ 为固定的小“舒适度”权值, 对

灵巧臂末端位姿误差和“舒适度”间加以平衡;目标连杆位姿误差函数 $\text{err}(\Delta \mathbf{p}, \Delta \mathbf{R})$ 可定义如下^[2]:

$$\begin{cases} \text{err}(\Delta \mathbf{p}, \Delta \mathbf{R}) = \\ \text{err}(\mathbf{p}^{\text{ref}} - \mathbf{p}, \mathbf{R}^{\text{T}} \mathbf{R}^{\text{ref}}) = \|\Delta \mathbf{p}\|^2 + \|\Delta \boldsymbol{\omega}\|^2, \\ \Delta \boldsymbol{\omega} = (\ln \Delta \mathbf{R})^{\vee} = \\ \begin{cases} [0 \ 0 \ 0]^{\text{T}}, & \Delta \mathbf{R} = \mathbf{E}, \\ \frac{\theta}{2 \sin \theta} \begin{bmatrix} \Delta r_{32} - \Delta r_{23} \\ \Delta r_{13} - \Delta r_{31} \\ \Delta r_{21} - \Delta r_{12} \end{bmatrix}, & \Delta \mathbf{R} \neq \mathbf{E}, \end{cases} \end{cases} \quad (23)$$

其中:

$$\Delta \mathbf{R} = \begin{bmatrix} \Delta r_{11} & \Delta r_{12} & \Delta r_{13} \\ \Delta r_{21} & \Delta r_{22} & \Delta r_{23} \\ \Delta r_{31} & \Delta r_{32} & \Delta r_{33} \end{bmatrix}, \quad (24)$$

$$\theta = \arccos\left(\frac{\Delta r_{11} + \Delta r_{22} + \Delta r_{33} - 1}{2}\right). \quad (25)$$

显然上面由末端位姿误差和灵巧臂“舒适度”构建的适应度函数,需应设置合适的权系数 α 值,通常可通过一定的先验信息或多次试验调整确定其适宜值。

4 仿真实验(Simulation)

设如图3所示7-DOF仿人灵巧臂关节结构模型,其中:肩宽 $D = 0.14$ m,上臂肩心至肘心长度 $L_1 = 0.26$ m,下臂肘心至腕心距离 $L_2 = 0.25$ m,腕心至拍心距离 $L_3 = 0.14$ m;设定肩心为世界坐标系的原点,颈部位姿分别为 $\mathbf{p}_0 = [0.00 \ 0.14 \ 0.00]^{\text{T}}$ m, $\mathbf{R}_0 = \mathbf{E}$;若仿人灵巧臂目标连杆球拍心位置为 $\mathbf{p}_8 = [0.25 \ 0.14 \ -0.25]^{\text{T}}$ m,球拍姿态为 $\mathbf{R}_8 = \mathbf{R}_{\text{rpy}}(\pi/2, -\pi/2, 0) = \mathbf{R}_z(0)\mathbf{R}_y(-\pi/2)\mathbf{R}_x(\pi/2)$,通过球拍位姿求取灵巧臂连杆末端的位置及姿态分别为

$$\mathbf{R}_7 = \mathbf{R}_8, \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_7 &= \mathbf{p}_8 - \mathbf{R}_7 \cdot [0 \ 0 \ -L_3]^{\text{T}} = \\ & [0.25 \ 0 \ -0.25]^{\text{T}}, \end{aligned} \quad (27)$$

下面采用HS^[6], IHS^[11], GHS^[12], SGHS^[18]和本文GHSA算法求解上述7-DOF灵巧臂逆运动学问题,并相互比较搜索解性能。各方法参数设置如下:变量维数为灵巧臂关节自由度 $n = 7$;根据表2所示7个关节角 $q_i (i = 1, 2, \dots, 7)$ 变量范围分别为

$$\begin{aligned} & [-120^\circ, 40^\circ], [-130^\circ, 10^\circ], [-170^\circ, 90^\circ], \\ & [-20^\circ, 120^\circ], [-130^\circ, 130^\circ], [-90^\circ, 90^\circ], \\ & [-60^\circ, 60^\circ], \end{aligned}$$

适应度函数式(22)中“舒适度”权系数 $\alpha = 10^{-5}$;最大进化代数 $T = 50000$;各算法记忆库和声规模

均为 $\text{HMS} = 7$; HS, IHS和GHS算法记忆搜索概率HMCR都为0.90; HS算法中音量调整概率 $\text{PAR} = 0.30$,带宽 $b_w = 0.01$; IHS和GHS算法音量调整概率 $\text{PAR}_{\text{min}} = 0.01$, $\text{PAR}_{\text{max}} = 0.99$; IHS算法带宽 $b_{w\text{min}} = 0.0001$, $b_{w\text{max}} = (x^{\text{max}} - x^{\text{min}})/20$; SGHS算法记忆搜索概率均值 $\text{HMCR}_m = 0.98$,音量调整概率均值 $\text{PAR}_m = 0.90$,带宽参数 $b_{w\text{min}} = 0.0005$, $b_{w\text{max}} = (x^{\text{max}} - x^{\text{min}})/10$,特定进化代数 $\text{LP} = 100$;本文GHSA算法变异概率 $P_m = 0.12$,惯性权系数式(10)中 $w_{\text{min}} = 0.01$, $w_{\text{max}} = 0.50$,最大飞行速度系数 $k = 0.25$,采用式(22)所示的位姿误差作为算法适应度函数;分别用HS^[6], IHS^[11], GHS^[12], SGHS^[18]和GHSA算法独立运行10次,表3为灵巧臂逆运动学问题各算法独立寻优10次所对应的结果。

表3 仿人灵巧臂逆运动学问题独立运行10次结果比较

Table 3 Results over 10 independent runs of inverse kinematics problem for 7-DOF humanoid arm

	最优	平均	最差	标准差
HS	3.0108E-4	1.2813E-3	2.1508E-3	6.2001E-4
IHS	4.0206E-5	3.9845E-4	2.4668E-3	7.5645E-4
GHS	3.1471E-2	1.2420E-1	2.1103E-1	4.9980E-2
SGHS	1.2351E-4	1.2206E-3	6.4138E-3	2.3005E-3
GHSA	7.1646E-6	4.2629E-5	1.6827E-4	7.0254E-5

从表3可看出, GHSA算法求解七自由度灵巧臂逆运动学问题独立运行10次的最优、平均、最劣优化精度及优化的标准差值均优于另4种方法的相应值,说明GHSA算法在求解灵巧臂逆运动学问题上不但具有较高精度,也具有相对稳定性;图4为5种不同方法求解灵巧臂逆运动学问题平均进化曲线比较图,图中比较曲线也验证本文GHSA方法对求解7自由度仿人灵巧臂逆运动学问题的有效性。

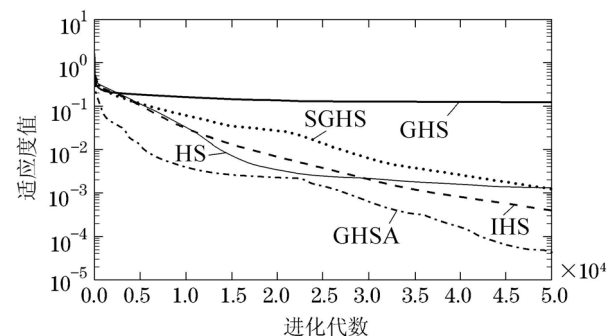


图4 不同算法求解灵巧臂逆运动学问题平均进化曲线
Fig. 4 Average evolution curves of different algorithms on inverse kinematics problem of humanoid arm

为进一步描述本文GHSA算法求取7-DOF仿人灵巧臂逆运动学求解过程, 图5为GHSA算法求解上述逆运动学问题取最优解 $f = 7.1646 \times 10^{-6}$ 时适配函数进化过程图, 对应误差 $\text{err}(\Delta p, \Delta R) = 1.1290 \times 10^{-6}$, “舒适度” $\mu = 0.6036$, 相应灵巧臂关节角解为

$$\mathbf{q} = [-0.7799 \quad -0.7846 \quad 0.0077 \quad 1.6100 \\ 0.9395 \quad 0.5034 \quad -0.5755] \text{rad.}$$

从图5中可看出, GHSA算法适配函数进化曲线快速地向横轴靠近, 能够获取求解精度较高的逆运动学解. 图6为对所求取灵巧臂逆运动学解经Adams运动学仿真后的连杆位姿构型图. 图6中所示的七自由度仿人灵巧臂连杆位姿构型图验证了球拍中心位置及球拍姿态满足要求, 球拍拍面为一种左右水平正向前的姿态, 表明所求取逆运动学解的有效性.

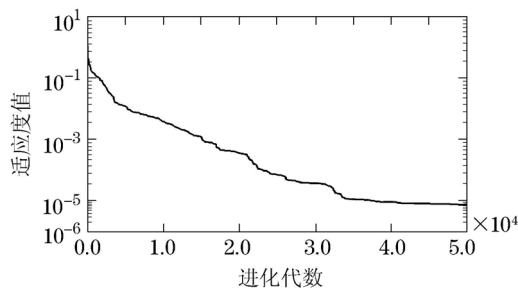


图5 GHSA算法典型适配函数值进化曲线图

Fig. 5 Typical evolution curves of fitness value of GHSA

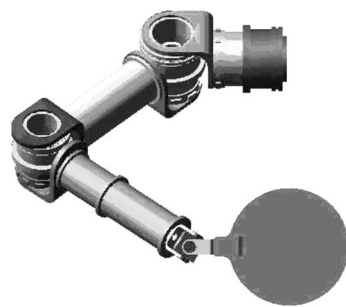


图6 七自由度仿人灵巧臂连杆位姿构型图

Fig. 6 Position and orientation of 7-DOF humanoid arm configurations

在实时性很强的机器人作业中(如乒乓球作业中默认1ms内需完成灵巧臂逆运动求解、击球时刻速度求取、正运动学计算、动作轨迹规划及伺服控制等所有的数值计算), 采用上述GHSA算法通过数值迭代计算求解7-DOF仿人灵巧臂的逆运动学问题, 并搜索出满足球拍某一位姿情形下的灵巧臂各关节角解, 对分析推导灵巧臂几何空间中逆运动学解的解析公式有着重要指导作用.

5 结论(Conclusion)

本文提出一种全局和声搜索算法(GHSA), 该方法基于粒子群体智能知识创作新和声, 通过粒子自身认知和群体知识更新和声变量的位置平衡算法对解空间全局探索与局部开发间能力, 加快算法收敛速度; 同时其变异操作也减弱算法在解决复杂优化问题时早熟缺陷. 典型高维基准函数测试表明相比于其他4种改进和声搜索算法该方法性具有较明显优势. 在此基础上提出一种基于GHSA算法的七自由度仿人灵巧臂逆运动学求解方法, 采用以灵巧臂末端位姿误差和“舒适度”指标构建适应度函数, 并进行灵巧臂正运动学计算验证, 仿真实例表明了所求取灵巧臂逆运动学关节角解的有效性.

将来工作将进一步分析该方法参数如和声记忆库规模、变异操作概率等对算法优化性能的影响, 分析“舒适度”权系数的参数效应等; 并将该方法应用于机器人领域其他一些优化问题中, 如机器人系统的参数辨识、控制器设计等.

参考文献(References):

- [1] YIN F, WANG Y N, WEI S N. Inverse kinematic solution for robot manipulator based on electromagnetism-like and modified DFP algorithms [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(1): 74 – 82.
- [2] 梶田秀司. 仿人机器人 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2007. (SHUJI KAJITA. *Humanoid Robots* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007.)
- [3] KOKER R, OZ C, CAKAR T, et al. A study of neural network based inverse kinematics solution for a three-joint robot [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2004, 49(3/4): 227 – 234.
- [4] 张立彬, 王志恒, 杨庆华, 等. 气动柔性五自由度手指运动分析及控制 [J]. *中国机械工程*, 2008, 19(22): 2661 – 2665. (ZHANG Libin, WANG Zhiheng, YANG Qinghua, et al. Movement analysis and control of flexible pneumatic 5-DOF finger [J]. *Chinese Mechanical Engineering*, 2008, 19(22): 2661 – 2665.)
- [5] FOGEL D B. *Evolutionary Computation: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence* [M]. New York: IEEE, 2000.
- [6] GEEM Z W, KIM J H, LOGANATHAN G V. A new heuristic optimization algorithm: harmony search [J]. *Simulation*, 2001, 76(2): 60 – 68.
- [7] ZOU D X, GAO L Q, WU J H, et al. Novel global harmony search algorithm for unconstrained problems [J]. *Neurocomputing*, 2010, 73(16/18): 3308 – 3318.
- [8] DAS S, MUKHOPADHYAY A, ROY A, et al. Exploratory power of the harmony search algorithm: analysis and improvements for global numerical optimization [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2011, 41(1): 89 – 106.
- [9] GEEM Z W, KIM J H, LOGANATHAN G V. Harmony search optimization: application to pipe network design [J]. *International Journal of Model Simulation*, 2002, 22(2): 125 – 133.
- [10] 孔芝, 高利群, 王立谦. 自适应和声搜索算法及在粗糙集属性约简中的应用 [J]. *控制与决策*, 2009, 24(10): 1580 – 1584. (KONG Zhi, GAO Liqun, WANG Liqian. Adaptive harmony search algorithm and its application in rough set reduction [J]. *Control and Decision*, 2009, 24(10): 1580 – 1584.)

- [11] MAHDAVI M, FESANGHARY M, DAMANGIR E. An improved harmony search algorithm for solving optimization problems [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 188(2): 1567 – 1579.
- [12] OMRAN M G H, MAHDAVI M. Global-best harmony search [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, 198(2): 634 – 656.
- [13] JABERIPOUR M, KHORRAM E. Two improved harmony search algorithms for solving engineering optimization problems [J]. *Communications in Nonlinear Science and Simulation*, 2010, 15(11): 3316 – 3331.
- [14] 高淑芝, 高宪文, 王介生. 基于和声搜索优化多T-S模糊神经网络的聚合釜过程软测量建模 [J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(3): 495 – 500.
(GAO Shuzhi, GAO Xianwen, WANG Jiesheng. Soft-sensor modeling of polymerizing process based on multi T-S fuzzy neural network optimized with harmony search algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, 32(3): 495 – 500.)
- [15] ALATAS B. Chaotic harmony search algorithms [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2010, 216(9): 2687 – 2699.
- [16] LI L P, WANG L. Hybrid algorithms based on harmony search and differential evolution for global optimization [C] // *Proceedings of the 1st ACM/SIGEVO Summit on Genetic and Evolutionary Computation*. New York: ACM, 2009: 271 – 278.
- [17] 邹德旋, 高利群, 吴建华, 等. 混合差分进化-和声搜索算法在结构工程中的应用 [J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2010, 31(6): 769 – 772.
(ZOU Dexuan, GAO Liqun, WU Jianhua, et al. Application of HDEHS algorithm to structural engineering [J]. *Journal of Northeastern University(Natural Science)*, 2010, 31(6): 769 – 772.)
- [18] PAN Q K, SUGANTHAN P N, TASGETIREN M F, et al. A self-adaptive global best harmony search algorithm for continuous optimization problems [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2010, 216(3): 830 – 848.
- [19] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*. Piscataway, NJ: IEEE, 1995: 1942 – 1948.
- [20] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer [C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation*. [S.l.]: IEEE, 1998: 69 – 73.
- [21] PANDI V R, PANIGRAHI B K. Dynamic economic load dispatch using hybrid swarm intelligence based harmony search algorithm [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(7): 8509–8514.
- [22] 王秀峰. 实数编码的遗传算法及其在逆变器馈电交流电机中的应用 [J]. *自动化学报*, 1998, 24(2): 250 – 253.
(WANG Xiufeng. Genetic algorithm using floating encoding and its application to inverter-fed induction machines [J]. *Acta Automatica Sinica*, 1998, 24(2): 250 – 253.)

作者简介:

任子武 (1976–), 男, 助理研究员, 研究方向为计算智能理论与应用、复杂系统仿真, E-mail: zwren@iipc.zju.edu.cn;

王振华 (1976–), 男, 副教授, 目前研究方向为机器人技术, E-mail: wzh@hit.edu.cn, 本文通信作者;

孙立宁 (1964–), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为机器人技术, E-mail: lnsun@hit.edu.cn.