

3 关节单杠体操机器人的动力学参数辨识

李祖枢, 张 华, 古建功, 陈桂强

(重庆大学 智能化研究所, 重庆 400044)

摘要: 在采用拉格朗日方法确定了 3 关节单杠体操机器人动力学模型结构的情况下, 动力学参数的精确辨识对机器人实时控制的实现显得十分重要. 为对体操机器人多个动力学参数的精确辨识, 在传统的遗传算法中, 通过引入混合编码、海明距离、可变精度的交叉操作、正交试验设计、动态编码和反馈式突变等思想, 再加上特殊设计的适应度函数, 形成了一种改进的遗传算法. 该算法在统计上更加合理, 鲁棒性更强, 更容易搜索到接近全局最优的可行解. 通过体操机器人各个关节自由运动实验与模型数值仿真实验数据的实际比较, 验证了所提出改进遗传算法的有效性, 实现了 3 关节单杠体操机器人模型更为优化的动力学参数辨识.

关键词: 3 关节单杠体操机器人; 动力学参数辨识; 改进的遗传算法; 适应度函数

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Dynamic parameter identification of three-link acrobat on horizontal bar

LI Zu-shu, ZHANG Hua, GU Jian-gong, CHEN Gui-qiang

(College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: In modeling the three-link acrobat on horizontal bar using Lagrange equations, the accuracy of dynamic parameters plays an important role in the realization of a real-time control. In this paper, an improved genetic algorithm (IGA) is proposed for parameter identification. The IGA introduces some new operators such as hybrid encoding, variable-precision crossover, integration ideas of orthogonal experiment design, Hamming distance, dynamic encoding and large-size mutation with feedback. In addition, a novel fitness function is used to evaluate the solutions. Therefore, the IGA can be more robust, statistically rational, and easier in obtaining the solutions. Finally, by comparison of data between free response and numerical simulation of each joint, the IGA is shown to be effective in the determination of dynamic parameters of three-link acrobat on horizontal bar.

Key words: three-link acrobat; dynamic parameters identification; improved genetic algorithm(IGA); fitness function

1 引言(Introduction)

近年来, 欠驱动关节型机器人的研究, 包括摆机器人(pendulum robot)、体操机器人(acrobat)等, 引起了学者们的广泛兴趣^[1,2]. 由于 3 关节单杠体操机器人摆起倒立与杠上动作控制本身所固有的高难度和复杂性, 其模型动力学参数的精确辨识对实时控制的实现十分重要.

获得机器人系统动力学参数的方法主要有两种: 1) 直接测量法; 2) 系统辨识法. 对于能精确测量的机器人动力学参数, 可通过直接测量的方法获得, 例如, 质量、长度等; 对于不能直接测量或不便于直接测量的动力学参数, 例如质心轴心距, 转动惯量和摩擦系数等, 常用的方法是参数辨识. 传统的参数辨识

方法有最小二乘法. 此外针对具体的问题, 人们也相继发展了一些其他的参数辨识方法. Mayeda. H, Koji.Yoshida给出了确定哪些参数是基本动力学参数的方法和计算这些参数个数的公式^[3], M. Gautier, W. Khalil给出从能量关系出发, 得到机器人基本动力学参数的方法^[4]. 但这些方法都要求实时准确地测得体操机器人关节的输入转矩, 因此并不十分可行. 20 世纪 80 年代以来, 结合人工智能, 专家系统和神经网络等, 还提出了各种所谓的“智能辨识算法”^[5,6].

本文提出一种改进的遗传算法对体操机器人的动力学参数进行辨识, 不需要测得关节的输入转矩, 只需将机器人自由运动和仿真的响应曲线进行比

较,就能精确辨识其动力学参数.

2 问题定义(Problem definition)

2.1 3关节体操机器人的动力学模型^[7](The dynamic model of three-link acrobot)

3关节体操机器人的动力学模型如式(1)所示:

$$A(X) = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \cos(\theta_2 - \theta_1) & A_{13} \cos(\theta_3 - \theta_1) \\ A_{12} \cos(\theta_2 - \theta_1) & A_{22} & A_{23} \cos(\theta_3 - \theta_2) \\ A_{13} \cos(\theta_3 - \theta_1) & A_{23} \cos(\theta_3 - \theta_2) & A_{33} \end{bmatrix},$$

$$B(X, \dot{X}) = \begin{bmatrix} B_{11} & c_2 + B_{12} \sin(\theta_2 - \theta_1) \dot{\theta}_2 & B_{13} \sin(\theta_3 - \theta_1) \dot{\theta}_3 \\ c_2 - B_{12} \sin(\theta_2 - \theta_1) \dot{\theta}_1 & B_{22} & c_3 + B_{23} \sin(\theta_3 - \theta_2) \dot{\theta}_3 \\ -B_{13} \sin(\theta_3 - \theta_1) \dot{\theta}_1 & c_3 - B_{23} \sin(\theta_3 - \theta_2) \dot{\theta}_2 & B_{33} \end{bmatrix},$$

$$C(X) = \begin{bmatrix} C_1 \sin \theta_1 \\ C_2 \sin \theta_2 \\ C_3 \sin \theta_3 \end{bmatrix}, D = \begin{bmatrix} 0 \\ u_1 \\ u_2 \end{bmatrix}.$$

A_{ij}, B_{ij}, C_{ij} 与模型参数有关,表达式如下:

$$A_{11} = m_1 l_1^2 + J_1 + (m_2 + m_3 + mc_1 + mc_2) L_1^2,$$

$$A_{12} = (m_2 l_2 + (m_3 + mc_2) L_2) L_1,$$

$$A_{22} = m_2 l_2^2 + J_2 + (m_2 + m_3 + mc_2) L_2^2,$$

$$A_{23} = m_3 l_3 L_2, A_{33} = m_3 l_3^2 + J_3,$$

$$B_{11} = -(c_1 + c_2),$$

$$B_{12} = (m_2 l_2 + (m_3 + mc_2) L_2) L_1,$$

$$B_{13} = m_3 l_3 L_1, B_{22} = -(c_2 + c_3),$$

$$B_{23} = m_2 l_3 L_2, B_{33} = -c_3,$$

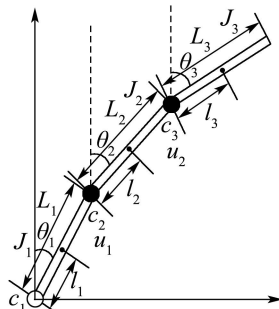
$$C_1 = (m_1 l_1 + (m_2 + m_3 + mc_1 + mc_2) L_1) g,$$

$$C_2 = (m_2 l_2 + (m_3 + mc_2) L_2) g, C_3 = m_3 l_3 g.$$

L_i, l_i, m_i, J_i 分别表示第*i*杆的长度、质心轴距、质量以及以质心为转动轴的转动惯量, c_i 表示第*i*关节的摩擦力矩系数($i = 1 \sim 3$), u_1, u_2 分别为肩关节与髋关节的输入力矩.



实物模型



抽象模型

图1 3关节单杠体操机器人模型

Fig. 1 Model of three-link acrobot

$$A(X) \ddot{X} = B(X, \dot{X}) \dot{X} + C(X) + D. \quad (1)$$

式中: $X = [\theta_1, \theta_2, \theta_3]^T$ 表示3杆与垂直位置的夹角, $\dot{X}$ 和 $\ddot{X}$ 分别表示对应的角速度和角加速度向量. 其中:

2.2 解的定义(The definition of solution)

根据系统参数辨识的定义, 本文是在已知体操机器人动力学模型结构的基础上, 选择一组动力学参数, 使得模型能够较好地代替实际的机器人进行控制器设计. 若选择仿真和实体自由运动响应曲线之间误差的平方和作为评价标准, 那么优化问题就可以被定义为

$$\begin{cases} \min E(Z), Z \in [L, U], \\ E(Z) = \sum_{i=1}^3 \sum_{\tau=1}^n ((\theta_i(\tau) - \hat{\theta}_i(\tau))^2 + (\dot{\theta}_i(\tau) - \hat{\dot{\theta}}_i(\tau))^2). \end{cases} \quad (2)$$

式中: $Z = (m_1, m_2, m_3, l_1, l_2, l_3, J_1, J_2, J_3, c_1, c_2, c_3)$ 表示待辨识的动力学参数; $\theta_i(\tau), \dot{\theta}_i(\tau), \hat{\theta}_i(\tau), \hat{\dot{\theta}}_i(\tau)$ 分别表示实际系统和仿真系统第*i*关节在 τ 时刻的角度与角速度, $[L, U]$ 定义了参数 Z 的可行解空间.

3 改进的遗传算法(Improved genetic algorithm)

为了克服传统遗传算法“近亲繁殖”以及“早熟收敛”等缺陷, 本文提出了一种融合了混合编码、海明距离、可变精度的交叉操作、正交试验设计、混合变异、反馈式突变与动态编码等重要思想的改进遗传算法, 能够有效地解决3关节单杠体操机器人动力学参数辨识问题.

3.1 混合编码产生初始种群(Generation of initial population by hybrid encoding)

在遗传算法中, 每个解向量都被编码成种群中的一个染色体, 染色体的基因对应于解向量的参数, 种群由一定数量的染色体构成. 混合编码兼有浮点实数编码和二进制编码的优点, 编码精度高、初始种群均衡分散性比较好. 具体的编码如下:

$$\begin{cases} x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}, \\ x_i = l_i + \beta(u_i - l_i), \beta \in \{0, 0.1, 0.2, \dots, 1\}. \end{cases} \quad (3)$$

式中: x 表示染色体, x_i 表示染色体的第 i 个基因, u_i 和 l_i 分别表示第 i 个基因解空间的上、下限, β 为随机数, $\beta \in \{0, 0.1, 0.2, \dots, 1\}$.

若仅采用混合编码的方式产生染色体, 染色体基因的精度不能够满足实际要求, 需要引入一种可变精度的交叉操作(见3.3节).

3.2 选择操作(Selection operation)

当染色体的海明距离小于2时, 交叉操作将不能产生新的染色体. 因此在选择操作中, 总是选择两个海明距离不小于2的染色体. 这里两个染色体的海明距离被定义为染色体之间不同的基因数. 例如两个染色体 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 和 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, 其海明距离为

$$\begin{cases} D_{\text{Haiming}}(x, y) = \sum_{i=1}^N d_i, \\ d = d_1, d_2, \dots, d_N, d_i = \begin{cases} 1, & x_i \neq y_i, \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

当两个染色体之间的海明距离小于2时, 采取了两种不同的方法. 即如果两个染色体之间的海明距离为0, 就通过混合编码的方式产生一个新的染色体代替其中的一个染色体进行交叉操作. 若 $D_{\text{Haiming}}(x, y) = 1$, 且 $x_i \neq y_i$, 则随机选择一个交叉点 $j, j \neq i$, 有

$$y'_j = l_j + \beta(u_j - l_j), y'_j \neq y_j. \quad (5)$$

由于正交矩阵试验在染色体不同的基因之间进行, 所以引入海明距离能够减少正交矩阵试验进行的次数, 尤其是在种群进化的后期.

3.3 可变精度的交叉操作(Variable precision crossover operation)

可变精度的交叉操作采用单点切入交叉, 部分思想源于管理学的凸集理论. 具体算法为

若两个父染色体 x 和 y 在第 i 个基因进行交叉运算, 产生的子孙就为

$$\begin{aligned} x' &= \{x_1, x_2, \dots, x'_i, y_{i+1}, \dots, y_N\}, \\ y' &= \{y_1, y_2, \dots, y'_i, x_{i+1}, \dots, x_N\}, \\ x'_i &= x_i + \beta(y_i - x_i), y'_i = l_i + \beta(u_i - l_i). \end{aligned} \quad (6)$$

新的基因 x'_i 由随机变量 β , x_i 和 y_i 产生, 在不同的代中, 它们的值是不同的. 如果向量 x 第 i 个基因经常被选择, 那么在搜索过程中, 第 i 个基因取值的精度

就会被扩展, 因此这种动态扩展精度的方法能够将解空间拓展为高精度.

3.4 正交实验(Orthogonal experiment)

正交试验按照正交表安排, 可通过比较产生较好子孙, 找到最优参数组合. 相关内容, 可以参考文献[8]或者相关的数理统计资料.

3.5 混合变异(Hybrid mutation)

混合变异操作采用单点变异和多点变异相结合的方式, 二者以概率的方式进行选择. 多点变异是为了增强种群中基因的多样性.

3.6 动态编码与反馈式突变相结合(Integrate ideas of large-size mutation with feedback)

动态编码是指动态地改变变量的解空间, 逐步明晰搜索范围, 使得可行解的范围更接近全局最优解. 反馈式突变从根本上可克服种群的“早熟收敛”. 用随机生成的新个体代替通过突变被消灭的个体, 可以大大提高种群的多样性, 同时保持了种群大小的稳定^[10]. 动态编码与反馈式突变相结合, 即根据整个种群的适应度以及最优个体的适应度决定是否进行动态编码和反馈式突变. 这时整个种群的适应度由下式进行计算:

$$f_{\text{population}} = \frac{\sum_{i=0}^n f_i}{M \cdot f_{\text{optimal}}}. \quad (7)$$

式中: f_{optimal} 表示种群中最优个体的适应度, f_i 表示种群中第 i 个个体的适应度, M 表示种群的大小. 由动态编码产生染色体的具体算法如下:

$$y_i = \mu \cdot x_i + \beta \cdot \nu \cdot x_i. \quad (8)$$

式中: μ 和 ν 均为小于1的常数, x_i 为种群中最优个体的第 i 个基因, y_i 是动态编码产生染色体的第 i 个基因.

3.7 适应度函数的选取(Selection of fitness function)

适应度函数的选取在遗传算法中很重要^[10]. 在确定适应度函数之前, 研究函数 $E(Z)$ 的变化规律非常必要. 表1为试验时的记录数据, 百分数表示仿真中所取动力学参数和真实动力学参数的比值. 显然函数 $E(Z)$ 是多峰函数, 且自变量不同, 函数值差别很大. 直接选择函数 $E(Z)$ 作为适应度函数可能造成适应度较差的个体没进行任何遗传操作就已“死亡”. 为此, 借鉴信号处理中信噪比的概念, 修改适应度函数为

$$f(Z) = 10 \log \frac{1}{E(Z)} = -10 \log E(Z). \quad (9)$$

事实上表2表明, 在3个不同的初始姿态 $X_1 =$

$[\frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{5}, \frac{\pi}{2}]^T$, $X_2 = [\frac{2\pi}{3}, \frac{\pi}{3}, \frac{3\pi}{4}]^T$, $X_3 = [-\frac{\pi}{2}, -\frac{\pi}{3}, -\frac{\pi}{2}]^T$, 和初始角速度均为零, 即 $\dot{X} = [0, 0, 0]^T$ 时, 得到的适应度函数值是不同的. 这说明虽然一组动力学参数对某个初始状态的适应度函数值可能较小, 但对另一个初始状态的适应度函数值也可能较大, 亦即该组动力学参数陷入了“局部最优”.

为了客观地评价动力学参数的优劣, 最终选择适应度函数为

$$H(Z) = \begin{cases} \sum_{i=1}^3 E_i(Z, X_i), & H(Z) \leq M, \\ M, & H(Z) > M, \end{cases} \quad (10)$$

表1 相同初始条件下输入不同的动力学参数时函数 $E(Z)$ 的取值
Table 1 $E(Z)$ of different dynamic parameters in the same initial condition

	$m_1/\%$	$m_2/\%$	$m_3/\%$	$l_1/\%$	$l_2/\%$	$l_3/\%$	$J_1/\%$	$J_2/\%$	$J_3/\%$	$c_1/\%$	$c_2/\%$	$c_3/\%$	$E(Z)$
1	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0
2	84	90	105	108	100	89	80	98	92	98	88	92	155.47
3	101	102	100	99	101	103	101	99	98	100	99	103	0.395
4	102	98	102	102	98	102	98	102	98	102	98	102	81.042
5	105	108	99	115	104	108	108	106	113	103	100	108	8.45
6	94	108	100	99	120	104	101	108	108	100	112	108	24.52

表2 不同初始姿态时 $E(Z)$ 的值
Table 2 $E(Z)$ in different initial gestures

$[Z]$	X		
	X_1	X_2	X_3
1	0	0	0
3	0.395	0.138	0.377
6	24.52	6.66	12.96

3.8 算法描述(Algorithm description)

- 1) 采用混合编码的方法产生初始可行解.
- 2) 计算种群中个体的适应度, 并按适应度降序排列种群.
- 3) 计算种群的适应度 $f_{\text{population}}$.
- 4) 如果 $f_{\text{population}} > \alpha$, 如果 $f_{\text{optimal}} > \sigma$ 则进行动态编码与反馈式突变相结合的突变; 否则进行普通的反馈式突变.
- 5) 选择操作. 使用轮盘赌的方法, 选择2个不同的染色体.
- 6) 可变精度的交叉操作.
- 7) 对交叉后的两个染色体进行正交矩阵试验, 产生一个最优的子孙.
- 8) 混合变异. 由变异率 P_m 决定变异的可能性.
- 9) 重复步骤5)~8), 产生 $M \cdot \frac{P_c}{2}$ 个新的子孙.

$$f(Z) = \delta - 10 \log H(Z), \delta > 10 \log M.$$

(11)

式中: M 是一个较大的正实常数, δ 也是一个正的实常数. 考虑到如果多组动力学参数的 $H(Z)$ 值都比较大, $H(Z)$ 的值将不宜“线性”地判断动力学参数的优劣. 因此, 给 $H(Z)$ 值赋予一个较大的值, 也就是给它们一个限幅的“生存”机会. 常数 δ 能够被看作一个调控因子, 一方面它保证适应度函数值总为正; 另一方面它调控着较差染色体被选择的概率. 这样, 整个优化问题被定义为

$$\max f(Z), L < Z < U. \quad (12)$$

10) 将先辈种群与后代种群一起按照适应度降序排列.

11) 选择 M 个较好个体作为下一代的先辈种群.

12) 满足终止条件算法终止, 否则重复3)~11).

4 数值仿真与对比分析(Numerical simulation and analysis)

4.1 实验结果(Experiment results)

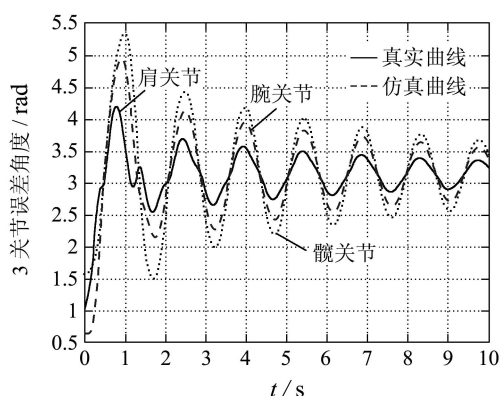
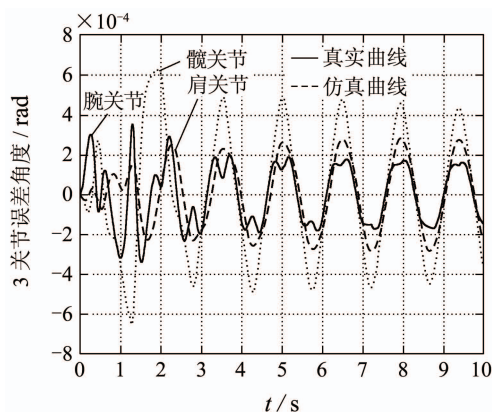
在数值仿真试验中, 选择种群大小为200, 交叉率 P_c 为0.1, 变异率 P_m 为0.02, 进化代数为2000, $\alpha = 0.999$, $\sigma = 5$, $\mu = 0.95$, $\nu = 0.1$, $M = 1000$, $\delta = 35$; 仿真时间10s, 步长为0.005s, 采用的算法是4阶龙格-库塔法; 3关节体操机器人真实的动力学参数 $Z_R = [0.23, 1.15, 0.414, 0.07605, 0.065, 0.11635, 0.0004434, 0.010875, 0.0109, 0.03056, 0.03056, 0.03056]$, 已知参数 Z 的可行解空间为 $[0.8Z_R, 1.25Z_R]$; 体操机器人的初始姿态分别为 X_1, X_2, X_3 , 初始角速度均为 $\dot{X} = [0, 0, 0]^T$.

表3是用改进遗传算法进行动力学参数辨识获得的实验结果, 最优个体的 $H(Z)$ 进化曲线如图4. 选择表3中的最后一组动力学参数进行自由运动的仿真试验, 结果如图2、图3所示.

表3 通过改进遗传算法进行动力学参数辨识的一些实验结果

Table 3 Some simulation results of dynamic parameters identification by IGA

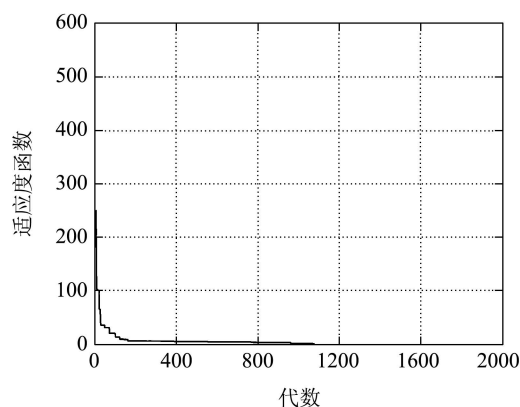
	m_1	m_2	m_3	l_1	l_2	l_3	J_1	J_2	J_3	c_1	c_2	c_3	$E(Z)$
1	0.2208	1.104	0.3974	0.07301	0.0624	0.1117	0.0004	0.0104	0.01046	0.0293	0.0293	0.029	266.2
2	0.2392	1.196	0.4306	0.09126	0.0676	0.1233	0.0005	0.0113	0.01134	0.0318	0.0318	0.032	199.5
3	0.1932	1.041	0.4355	0.08213	0.0650	0.1041	0.0004	0.0100	0.01068	0.0181	0.0269	0.028	155.5
4	0.2668	1.196	0.4140	0.09126	0.0676	0.1247	0.0005	0.0113	0.01134	0.0293	0.0318	0.033	66.3
5	0.2152	1.242	0.4140	0.09126	0.0676	0.1257	0.0005	0.0113	0.01131	0.0306	0.0342	0.033	44.1
6	0.2392	1.225	0.4140	0.09126	0.0676	0.1257	0.0005	0.0113	0.01134	0.0287	0.0308	0.033	27.3
7	0.2208	1.225	0.3974	0.08700	0.0676	0.1257	0.0005	0.0113	0.01090	0.0330	0.0308	0.032	15.2
8	0.2407	1.242	0.4108	0.08732	0.0676	0.1255	0.0005	0.0116	0.01121	0.0306	0.0337	0.033	8.5
9	0.2425	1.254	0.4140	0.09126	0.0676	0.1256	0.0005	0.0117	0.01128	0.0334	0.0328	0.033	0.6
10	0.2254	1.173	0.4058	0.0760	0.0649	0.1163	0.0004	0.0107	0.01068	0.0299	0.0300	0.030	0.01

图2 真实和仿真的自由相应曲线之间的对比
Fig. 2 Comparison between simulation and real free-response curves图3 真实和仿真的自由相应曲线之间的误差
Fig. 3 Errors between simulation and real free-response curves

4.2 实验结果分析(Results analysis)

将仿真试验结果和文献[7]的结果对比, 最优个体的适应度收敛较慢. 原因有二: 1) 每次交叉、变异操作后产生的新子孙较少; 2) 较差个体有了更多的“生存机会”. 这两种改进在一定程度上增强了种群中基因的多样性, 能够使进化向更深层次的方向进行. 采用混合编码生成的初始种群质量更高; 引入变精度的交叉操作, 能够在更高精度

的解空间中搜索可行解; 加上选取了新的适应度函数, 因此能够更加客观合理评价染色体的优劣. 所以对体操机器人动力学参数的辨识精度更高, 可行解的误差更小. 表3中第10组动力学参数的误差分别达到了2.0%, 2.0%, 1.99%, 0.10%, 0.09%, 0.03%, 3.02%, 1.98%, 2.01%, 2.03%, 2.00%, 2.00%.

图4 最优个体的 $H(Z)$ 进化曲线
Fig. 4 Evolutionary curves of $H(Z)$ for optimal chromosomes

5 结束语(Conclusion)

数值仿真试验验证了本文提出的改进遗传算法能有效地解决3关节单杠体操机器人模型动力学参数的辨识问题. 将要进行的工作是进一步改善该遗传算法的全局收敛性, 并将所得的模型用于3关节单杠体操机器人摆起倒立及其他杠上体操动作的仿人智能控制器的设计.

参考文献(References):

- [1] DAN Y H, LI Z SH, WEN Y L. Structural design and discussion of key parameters in swing-up and handstand control of a cart-double pendulum system[C]//Proceedings of SICE Annual Conference. Okayama, Japan: Okayama University, 2005: 2483 – 2488.
- [2] SPONG M W. The swing up control problem the acrobat[J]. IEEE Control System Magazin, 1995, 15(3): 49 – 55.

参考文献(References):

- [1] DATE R A, CHOW J H. A parameterization approach to optimal H_2 and H_∞ decentralized control problems [J]. *Automatica*, 1993, 29(2): 457 – 463.
- [2] ZHAI G, IKEDA M, FUJISAKI Y. Decentralized H_∞ controller design: A matrix inequality approach using a homotopy method[J]. *Automatica*, 2001, 37(4): 565 – 573. .
- [3] CHEN N, GUI W H. Robust decentralized H_∞ control of multi-channel systems with norm-bounded parametric uncertainties[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2007, 18(4): 871 – 878.
- [4] MURAO S, ZHAI G, IKEDA M, et al. Decentralized H_∞ controller design: An LMI Approach[C]//*Proceedings of the 41st SICE Annual Conference*. Osaka, Japan: [s.n.], 2002: 2734 – 2739.
- [5] 程储旺. 不确定时滞大系统的分散鲁棒 H_∞ 控制[J]. 自动化学报, 2001, 27(3): 361 – 366.
(CHENG Chuwang. Decentralized robust H_∞ control of uncertain delay large-scale systems[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2001: 27(3): 361 – 366.)
- [6] 桂卫华, 谢永芳, 吴敏, 等. 基于LMI的不确定性关联时滞大系统的分散鲁棒控制[J]. 自动化学报, 2002, 28(1): 155 – 159.
(GUI Weihua, XIE Yongfang, WU Min, et al. Decentralized robust control for uncertain interconnected systems with time-delay based on LMI approach[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2002, 28(1): 155 – 159.)
- [7] HU Z. Decentralized stabilization of large scale interconnected systems with delays[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1994, 39(1): 180 – 182.
- [8] 胥布工, 许益芳, 周有训. 关联时滞大系统的分散镇定: 线性矩阵不等式方法[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(3): 475 – 478
(XU B, XU Y, ZHOU Y. Decentralize stabilization of large-scale interconnected time-delay systems: an LMI approach[J]. *Control Theory & Applications*, 2002, 19(3): 475 – 478.)
- [9] PETERSEN I R. A stabilization algorithm for a class of uncertain linear systems[J]. *Systems & Control Letters*, 1987, 8(1): 351 – 357.

作者简介:

陈 宁 (1970—), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为大系统、奇异大系统分散鲁棒控制及参数稳定性理论研究及应用, E-mail: ningchen@mail.csu.edu.cn;

张小峰 (1980—), 男, 硕士生, 主要研究方向为时滞大系统分散鲁棒控制与滤波等;

桂卫华 (1950—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为工业大系统递阶和分散控制理论及应用、鲁棒控制、复杂生产过程建模与控制等;

李金洲 (1986—), 男, 主要研究方向为大系统的分散控制与滤波等.

(上接第246页)

- [3] YOSHIDA M H K. Base parameters of manipulator dynamic models[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1990, 6(3): 312 – 320.
- [4] GAUTIER M, KHALIL W. Direct calculation of minimum set of inertial parameters of serial robots[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1990, 6(3): 368 – 372.
- [5] CHU S R, TENORIO M. Neural Networks for System Identification[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 1990, 10(1): 31 – 35.
- [6] KRISTINSSON K, DUMONT G A. System identification and control using gas[J]. *IEEE Transactions Systems, Man and Cebenetics*, 1992, 22(6): 1033 – 1046.
- [7] 古建功, 李祖枢, 张华. 三关节单杠体操机器人的模型参数辨识[C]//中国人工智能协会第11届全国学术年会论文集: 中国人工智能进展(2005). 北京: 北京邮电大学出版社, 2005: 594 – 599.
(GU Jiagong, LI Zushu, ZHANG Hua. The model Parameters Identification of Three-link Acrobot on Horizontal bar[C]// *Progress of Artificial Intelligence in China(CAAI11)*. Beijing: Beijing University of Post and Telecommunication Publishing House, 2005: 594 – 599.)
- [8] TSAI Jinn-Tsong, LIU Tung-Kuan, CHOU Jyh-Horng. Hybrid taguchi-genetic algorithm for global numerical optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(4): 365 – 377.
- [9] 边润强, 陈增强, 袁著祉. 一种改进的遗传算法及其在系统辨识中的应用[J]. 控制与决策, 2000, 15(5): 623 – 625.
- (BIAN Runqiang, CHEN Zengqiang, YUAN Zhuzhi. Improved genetic algorithm and its application in system identification[J]. *Control and Decision*, 2000, 15(5): 623 – 625.)
- [10] 王茹, 方丹, 林辉. 一种新型改进遗传算法在优化中的应用[J]. 测控技术, 2005, 24(1): 623 – 625.
(WANG Ru, FANG Dan, LIN Hui. A novel improved genetic algorithm and its application in optimization[J]. *Measurement & Control Technology*, 2005, 24(1): 623 – 625.)

作者简介:

李祖枢 (1945—), 男, 教授, 目前研究方向为智能控制理论与应用、人工智能、人工生命、计算智能、智能机器人控制等, E-mail: zushuli@vip.sina.com;

张 华 (1969—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为智能控制理论与应用、机器人控制与应用、嵌入式系统等;

古建功 (1980—), 男硕士, 目前研究方向为智能控制理论、机器人控制、进化计算;

陈桂强 (1977—), 男, 硕士生, 目前研究方向为智能控制理论、机器人控制、进化计算.