

文章编号: 1002-0446(2008)04-0318-08

基于遗传算法的双臂机器人模糊力/位混合控制

周 军¹, 丁希仑²

(1. 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院, 北京 100083;
2. 北京航空航天大学机械工程及自动化学院, 北京 100083)

摘 要: 近年来, 适用于空间站操作的冗余度双臂机器人系统技术研究得到了较多的重视. 结合已有的研究基础和条件, 本文开展了面向空间舱内作业的冗余度双臂机器人协调控制应用研究. 针对双臂机器人协调操作过程中的受力问题, 提出了一种基于遗传算法的双臂机器人模糊力/位混合控制策略. 该方法把机器人末端的力误差通过模糊控制转变为机器人位置控制器的修正值, 在不改变机器人原有位置控制器的前提下, 实现力/位混合控制. 利用遗传算法离线优化模糊控制规则, 为了提高遗传算法的性能, 总体交叉概率和变异概率都采用了自适应控制策略. 最后, 以冗余度双臂机器人合力协调搬箱为例, 进行了力跟踪的三维仿真和实验, 验证了所提出控制策略的有效性和可靠性.

关键词: 双臂机器人; 力/位混合控制; 遗传算法; 适应度; 变异概率
中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A

Fuzzy Hybrid Force/Position Control of Dual-arm Robot Based on Genetic Algorithm

ZHOU Jun¹, DING Xi-lun²

(1. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China;
2. School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University, Beijing 100083, China)

Abstract: Recent years, research on the technology of redundant dual-arm robot system for space-station operation gets considerable attention. Based on recent research conditions, coordinated control of the redundant dual-arm robot working inside the capsule is studied in this paper. According to the force on dual-arm robot during its coordinating task, a fuzzy hybrid force/position control strategy based on genetic algorithm is presented. The approach transforms force error of robot's end-effector into the position correction of robotic position controller through fuzzy control, so hybrid force/position control can be realized without changing the robotic position controller. The fuzzy control rules are optimized off line with genetic algorithm, and the collectivity crossover probability and the collectivity mutation probability use a self-adaptive control strategy to improve the arithmetic performance. Finally, through 3D simulation and experiment of force following in conveying a box by redundant dual-arm robot, the feasibility and applicability of the control strategy are verified.

Keywords: dual-arm robot; hybrid force/position control; genetic algorithm; fitness; mutation probability

1 引言 (Introduction)

近年来, 冗余度双臂空间机器人技术研究是当前国际机器人领域的重要前沿课题, 美国的 JPL、NASA 和 DARPA、德国的 DLR、俄罗斯空间局、日本的仿人机器人国家研究中心以及欧共体空间技术研究计划等都设专项投资进行研究^[1]. “神州 5 号”载人飞船的成功上天并回收以及最近“嫦娥 1 号”绕月探测飞行的成功, 标志着我国空

间技术又跨上了一个新台阶. 在不远的将来, 我国的载人飞船将遨游于天空, 也将建立自己的空间实验室. 本文开展面向空间舱内作业的冗余度双臂机器人协调控制应用研究, 主要完成几种典型的舱内模拟作业. 例如, 空间实验室晶体生长炉的棒料更换、电路板插拔维修、搬运物体、简单螺栓螺母装配等任务. 双臂机器人在执行这些任务时, 其末端执行器与物体因发生接触而产生相互作用力, 如:

- 在某些情况下，需要在被操作物体上施加一定的力，如双臂机器人靠压力搬运物体；
- 在装配作业中，需要控制装配件的接触力；
- 在一些协调作业中，也只有靠力来监测被抓物体有没有滑动以及两手爪之间是否有扭力存在等。

基于上述诸种因素，如果控制不好这些接触力，就有可能对工件或机械手本身造成损坏，致使任务无法执行。所以，在控制机器人进行作业时，不仅要控制机器人的位置，而且还要对力进行控制。

目前，国内外许多学者对双臂机器人力/位控制开展了广泛的研究并取得了不少成果。研究方向主要有两种，即双臂协调的动力学控制和位置补偿控制，各自具有代表性的文献分别如文 [2] 和文 [3]。前者是把力控制与机器人的动力学相联系，这种方式要计算双臂协调运动的动力学方程，改变机器人的控制器，这对于自己开发且自由度数少的机器人尚可，但对于自由度数多且商品化的机器人来说无异于是难上加难，既复杂又难于应用于实际；而后者是不改变机器人的控制器，把机器人末端所受到的力转变为机器人位置控制器的修正值，如图 1 所示 [4]。在这种方式中，力环在位置环之外，力环的输出作为位置环的输入，因此力控制的实现依赖于位置控制。力/位误差算法大部分都是采用阻抗控制方法（设计阻抗矩阵），或者采用智能控制方法对阻抗参数进行辨识，算法复杂而且大多数只是在理论上进行探讨和仿真，而实际应用的少之又少。

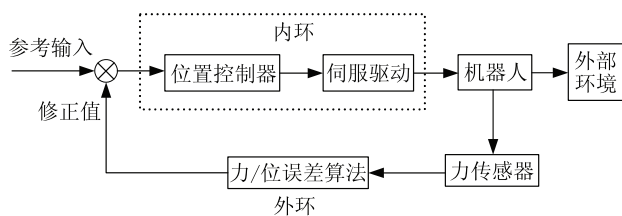


图 1 力/位控制结构

Fig.1 Structure of force/position control

本文利用图 1 的原理设计了一种基于遗传算法的双臂机器人模糊力/位混合控制，在不改变机器人位置控制器的前提下，通过模糊控制将力误差转变为机器人位置控制器的修正值，不用确定阻抗参数，算法简单易于实现。针对模糊控制规则的专家知识和经验，采用遗传算法对其进行优

化。

2 双臂协调控制策略 (Coordinated control strategy of dual-arm)

从运动学角度看，本文协调控制策略的基本思想是双臂仍采用主从控制方式，主臂使用位置控制，从臂使用力与位置混合控制。双臂的位置控制确保机器人协调作业的基本任务，如被操作物体的移动等；力控制是由从臂的六维腕力传感器实时检测所产生的力信息，通过对力误差的控制实现对位置的修正 [4]。

2.1 位置控制

双臂机器人双臂共同搬运单一物体的协调控制是个难点，也是诸多研究者关注的核心问题，本文以双臂机器人“紧协调”操作任务中的合力搬运同一物体为例来分析其运动学关系方程 [5]，如图 2 所示。本文的模糊力/位混合控制方法对双臂机器人的“松协调”操作任务也是适用的。

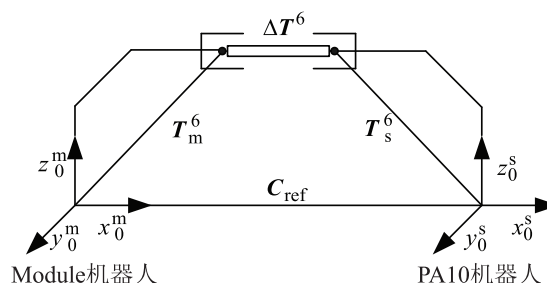


图 2 双臂机器人搬运同一物体的位姿约束关系

Fig.2 The position and orientation relationship of dual-arm robot for conveying a common object

由于空间舱内操作物体的不确定性和不规则性，很难确定物体的运动规律，在此本文认为主臂的运动轨迹已经给定，只推导从臂的运动轨迹。设主臂为 Module 机器人，从臂为 PA10 机器人。 C_{ref} 为两机器人基坐标系的变换矩阵，可通过对机器人坐标系进行标定得到。 ΔT^6 为双臂末端的约束关系，一旦机器人抓住物体，则该关系就确定了，并且在机器人的协调运动中保持不变。 T_m^6 和 T_s^6 分别为主臂 (Master) 和从臂 (Slave) 的变换矩阵。由图 2 可得下列关系式：

$$T_s^6 = (C_{ref})^{-1} T_m^6 \Delta T^6 \tag{1}$$

$$\Delta T^6 = (T_m^6)^{-1} C_{ref} T_s^6 \tag{2}$$

本文采用一种微分运动控制方法，只要在每个周期中得到主臂的位置和方位 T_m^6 ，即可根据约

束关系式(1)求出从臂的位置和方位 T_s^6 ，然后双臂匀速运动实现协调控制。在实时控制过程中，为了弥补延时误差，需要进行递推补偿控制，即根据主臂机器人的位姿值由式(1)解出相应的从臂位姿值，然后再对从臂位姿值预先向前估计一个很小的值。由于篇幅所限，相应的微分控制方法及逆运动学优化方法可参阅文献[6~8]。

2.2 模糊力/位混合控制

上节所导出的双臂机器人协调运动学方程在理论上就可实现机器人的协调控制，由于这种控制方法仅依靠机器人的运动学模型，没有考虑机器人协调作业中的各种力作用，所以称作位置控制。这种纯粹的位置控制方法只适用于低速运动和被操作物体质量小的情况，由位置误差所产生的微小作用力不会影响双臂协调操作的顺利进行。但是，当双臂机器人操作质量大的物体且高速运动，或者要求在被操作物体上施加一定作用力时，位置误差所产生的作用力可能很大，为了不损害机器人或被操作物体，就必须考虑受力问题了。

根据双臂机器人的特点，在位置控制的基础上直接实现力/位控制是一种可行的方案。本文利用图1的原理采用一种模糊力/位混合控制的方法，其系统结构如图3所示[9]。

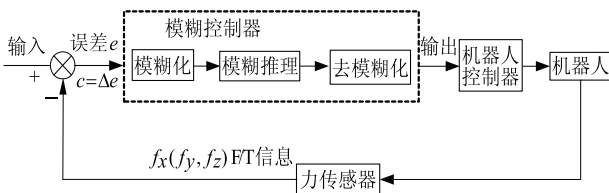


图3 模糊力/位控制系统结构

Fig.3 Structure of the fuzzy force/position control system

输入信号：期望的力信息， f_{x0} 或 f_{y0} 或 f_{z0} ；
 反馈信号：由力传感器实测的力信息， f_x 或 f_y 或 f_z ；
 输出信号：对机器人位置的修正值。力信息有 F_x 、 F_y 、 F_z 三个方向，可以为每个方向上的力设置一个模糊控制器，如图3中虚线框内所示。本文只对机器人末端执行器z轴方向的接触力进行调整。模糊控制器将力信号的误差及误差变化作为输入量，对其进行模糊化后根据控制规则计算出输出量的模糊集合，然后将其进行清晰化计算，最后经过尺度变换得到实际的控制量。

本文利用遗传算法 (genetic algorithm, GA) 对模糊控制规则进行优化，为了提高遗传算法的性能，交叉和变异算子都采用了自适应控制策略。综合

所述，双臂力/位混合轨迹规划过程如图4所示。

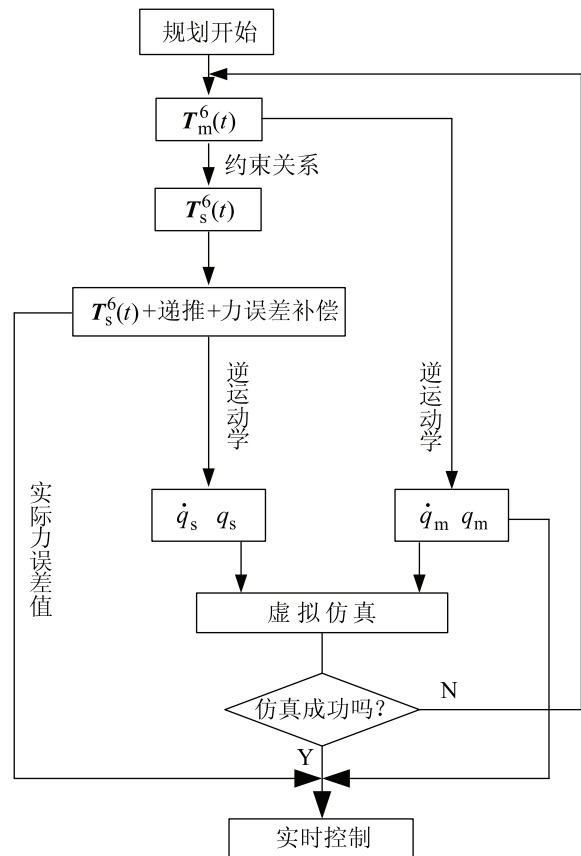


图4 双臂轨迹规划流程图

Fig.4 The flow chart of trajectory planning for dual arms

3 力控制系统硬件组成 (The hardware of force control system)

从机器人的力控制系统硬件组成如图5所示，主要由控制计算机、机器人运动控制器、PA10 机器人、伺服驱动器、F/T 传感器、F/T 控制卡和一些连接电缆等组成。

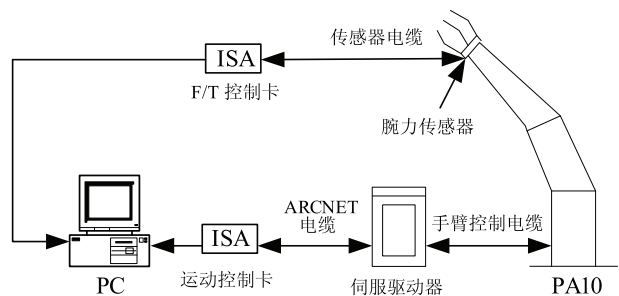


图5 系统硬件结构

Fig.5 Hardware structure of the system

其中，控制计算机既可以接受来自上层的命令，也可以在该层独立编程，实现对机器人的控

制. 控制计算机内装有 ISA(MHI-D6780) 运动控制卡, 它主要计算与机器人末端位姿相应的每个关节的速度命令值. PA10 机器人的伺服驱动器通过 ARCNET 电缆接收控制计算机发送来的控制命令, 将机器人控制到某一确定位姿. PA10 机器人是日本三菱公司生产的一种七自由度机器人, 它提供了一个动态链接库, 可以在 VC++ 环境下对机器人进行编程控制. F/T 传感器购自美国 ATI 公司, 它主要由变送器和数据处理器组成, 具有较高的测试精度和处理速度. 该传感器通过 ISA F/T 控制卡完成数据的采集和处理, 可以实时地把应变数据转换为笛卡儿空间的力和力矩, 通过 PC 总线接口和离散 I/O 端口进行通讯, 其测量范围如下:

x 、 y 方向的力范围是: $\pm 130\text{ N}$

z 方向的力范围是: $\pm 260\text{ N}$

x 、 y 、 z 方向的力矩范围是: $\pm 10\text{ N}\cdot\text{m}$

4 模糊控制规则的遗传优化 (Fuzzy control rule optimized by genetic algorithm)

模糊控制规则对模糊控制算法的实现起着至关重要的作用, 它的获得一般是基于专家知识或经验的, 但是对于不同的控制对象, 专家的知识 and 经验只能起到一个指导性作用, 控制规则也应随被控对象的变化而变化, 应通过一定的寻优方法来获得与被控对象最匹配的规则. 遗传算法是模拟自然进化中优胜劣汰、适者生存的原理来进行自学习和寻优的, 它特别适合于模糊系统规则的优化.

4.1 初始种群的生成

4.1.1 输入输出模糊空间划分及隶属度函数

在本文中, 将偏差 e 、偏差 e 的变化 c 以及输出 u 都变换到论域 $[-3, 3]$, 对论域上的 e^* 、 c^* 和 u^* 定义模糊分割如下:

对 e^* 和 c^* 都定义 7 个模糊集合, 分别代表 (NB, NM, NS, ZE, PS, PM, PB); 对 u^* 定义 8 个模糊集合, 分别代表 (NB, NM, NS, NE, PE, PS, PM, PB).

为了计算简单和编程方便, 所有的隶属度函数均采用表格的形式表示, e^* 和 c^* 的隶属度函数一样, 如表 1; u^* 的隶属度函数如表 2.

此外, 模糊推理中的“and”运算采用求交(取小)的方法; 合成运算“o”采用最大—最小方法; 蕴含运算“ \rightarrow ”采用求交的方法; 采用加权平均法进行清晰化计算^[10].

表 1 输入 e^* 和 c^* 的隶属度函数

Tab.1 The membership function of input e^* and c^*

	-3	-2	-1	0	1	2	3
NB	1	0.3	0	0	0	0	0
NM	0.3	1	0.3	0	0	0	0
NS	0	0.3	1	0.3	0	0	0
ZE	0	0	0.3	1	0.3	0	0
PS	0	0	0	0.3	1	0.3	0
PM	0	0	0	0	0.3	1	0.3
PB	0	0	0	0	0	0.3	1

表 2 输出 u^* 的隶属度函数

Tab.2 The membership function of output u^*

	-3	-2	-1	0	1	2	3
NB	1	0.3	0	0	0	0	0
NM	0.3	1	0.3	0	0	0	0
NS	0	0.3	1	0.3	0	0	0
NE	0	0	0.3	1	0	0	0
PE	0	0	0	1	0.3	0	0
PS	0	0	0	0.3	1	0.3	0
PM	0	0	0	0	0.3	1	0.3
PB	0	0	0	0	0	0.3	1

4.1.2 编码和解码

为保证规则的完整性和一致性, 按照顺序将两输入变量值 e^* 和 c^* 固定, 只对模糊控制规则表中的输出语言变量值 u^* 进行编码. 输出语言变量 u^* 有 (NB, NM, NS, NE, PE, PS, PM, PB)8 个值, 在程序中可将这 8 个值依次表示为 (0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7), 形成一个控制量矩阵, 如下:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 2 & 4 & 4 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 2 & 3 & 3 \\ 0 & 0 & 1 & 2 & 3 & 6 & 6 \\ 0 & 0 & 1 & 4 & 6 & 7 & 7 \\ 1 & 1 & 3 & 5 & 6 & 7 & 7 \\ 4 & 4 & 5 & 6 & 6 & 7 & 7 \\ 3 & 3 & 5 & 6 & 6 & 7 & 7 \end{bmatrix}$$

要对矩阵进行优化, 首先要确定控制规则的编码法则, 因为二进制编码具有搜索能力强, 编码和解码比较简单, 交叉和变异也容易实现的优点, 所以采用二进制编码方法. 同

时为了便于解码, 采用行优先的方法, 对每个输出变量值用三位二进制码来表示, 即可将(NB,NM,NS,NO,PO,PS,PM,PB)8 个值依次编码为(000,001,010,011,100,101,110,111). 将上面控制量矩阵所示的模糊控制规则进行二进制编码, 并依次排列组成一条 147 位的染色体:

000 000 001 001 010 100 100 ... 101 110 110 111

4.1.3 种群的确 定

初始种群的质量和数量对遗传算法计算的复杂性和能否快速收敛都有很大的影响, 现在还没有成熟的理论来指导如何确定初始种群的规模. 由于该问题的解空间较大, 又完全没有专家经验的指导, 导致遗传算法需要的搜索空间很大, 所以吸取截断选择法的部分思想, 采用以下初始筛选种群的方法:

(1) 随机抽取 n 个 7×7 的矩阵作为控制量值的矩阵, 每个矩阵中的数为 0 到 7 之间的随机整数;

(2) 分别计算每个个体的适应度, 将这 n 个个体按适应度大小进行排序;

(3) 去掉适应度差的 m 个个体, 剩下的 $n-m$ 个个体作为初始种群 S . 这里的种群大小取法可根据具体问题来定. 经多次实验研究发现: 一般 n 和 m 分别取 100~200、20~50 之间的整数较好.

4.2 适应度函数的确定

利用遗传算法获取规则必须解决个体评估问题, 以便评价每个个体的优劣. 在每一个学习周期, 适应度较低的个体将被淘汰, 适应度最高的个体被认为是最满意解. 在模糊规则生成的问题中, 对于给定的一些训练实例, 预测输出与模糊推理系统的实际输出之间的误差越小, 说明该个体的适应度就越高, 预测输出就越接近模糊推理系统的实际输出, 这样生成的模糊规则越合理. 在这里, 适应度的评估覆盖所有训练实例. 假设给定 n 组训练数据, 用 $fitness$ 表示其适应度函数, y_d^* 表示模糊推理系统实际输出, y_d 表示其期望输出, 则 $fitness$ 可以表示成:

$$fitness = \frac{1}{\sum_{d=1}^n (y_d^* - y_d)^2 / n} \quad (3)$$

4.3 选择操作

为了解决遗传算法在优化过程中出现成熟前收敛和陷于停滞状态的问题, 本文采用非线性排

序选择机制和最佳个体保留策略.

排序选择策略的主要思想是对群体中的所有个体按其适应度大小进行排序, 基于这个排序来分配各个体被选中的概率. 在具体选择个体时, 排在前面的个体选择两份, 排在中间的个体选择一份, 排在后面的个体不选择, 以保持群体中总个数的不变.

最佳个体保留策略的基本思想是, 如果遗传算法在第 k 代具有的优值个体 $E(k)$ 优于第 $k+1$ 代具有的优值个体 $E(k+1)$, 即 $E(k) > E(k+1)$, 则用 $E(k)$ 取代第 $k+1$ 代群体中的最差个体.

4.4 交叉和变异概率的自适应控制策略

在标准遗传算法中, 交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 在整个进化过程中是保持不变的, 这是导致算法性能下降的重要原因. 因此, Srinivas 等^[11] 提出了自适应遗传算法, 使交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 在进化过程中自适应地改变. 此后的许多学者都在此基础上进行了改进, 但是这些自适应控制算法都是以个体为单位来改变 P_c 和 P_m , 缺乏整体的协作精神. 因此, 在某些情况下(如整体进化的停滞期), 该算法不容易跳出局部最优解. 同时, 由于对每个个体都要分别计算 P_c 和 P_m , 算法复杂、实现困难, 也会影响程序的执行效率.

针对上述算法的缺点, 本文采用一种改进的自适应控制策略^[12], 根据适应度集中程度, 自适应地改变整个群体的 P_c 和 P_m , 并采用群体的最大适应度 fit_{max} 、最小适应度 fit_{min} 和平均适应度 fit_{ave} 三个变量来衡量群体适应度的集中程度.

fit_{min} 与 fit_{max} 的接近程度反映了整个群体的集中程度, 二者越接近, 遗传算法越可能陷于局部最优解, 也就是适应度越“集中”. 当 $\frac{fit_{min}}{fit_{max}} > a$ 时, 认为个体集中, 其中参数 $0 < a < 1$. 参数 a 越接近于 0, 该式就越容易满足, 从而越容易判断为“集中”. fit_{ave} 与 fit_{max} 的接近程度反映了群体内部适应度的分布情况, 二者越接近, 表明该代个体越集中. 当 $\frac{fit_{ave}}{fit_{max}} > b$ 时, 认为个体集中, 其中参数 $0.5 < b < 1$. 参数 b 越接近于 0.5, 该式就越容易满足, 从而越容易判断为“集中”.

当 $\frac{fit_{min}}{fit_{max}} > a$ 且 $\frac{fit_{ave}}{fit_{max}} > b$ 时, 判断为群体“集中”, 此时应使 P_c 和 P_m 根据群体的集中程度自适应变化; 当不满足该条件时, 判断为群体“分散”, P_c 和 P_m 则保持最初的较小初值. 如下式所示:

$$P_c = \begin{cases} P_{c0} \frac{1}{1 - \frac{fit_{min}}{fit_{max}}} & \frac{fit_{min}}{fit_{max}} > a \text{ 且 } \frac{fit_{ave}}{fit_{max}} > b \\ P_{c0} & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m0} \frac{1}{1 - \frac{fit_{ave}}{fit_{max}}} & \frac{fit_{min}}{fit_{max}} > a \text{ 且 } \frac{fit_{ave}}{fit_{max}} > b \\ P_{m0} & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

4.5 遗传算法流程

遗传算法的整个流程如图6所示.

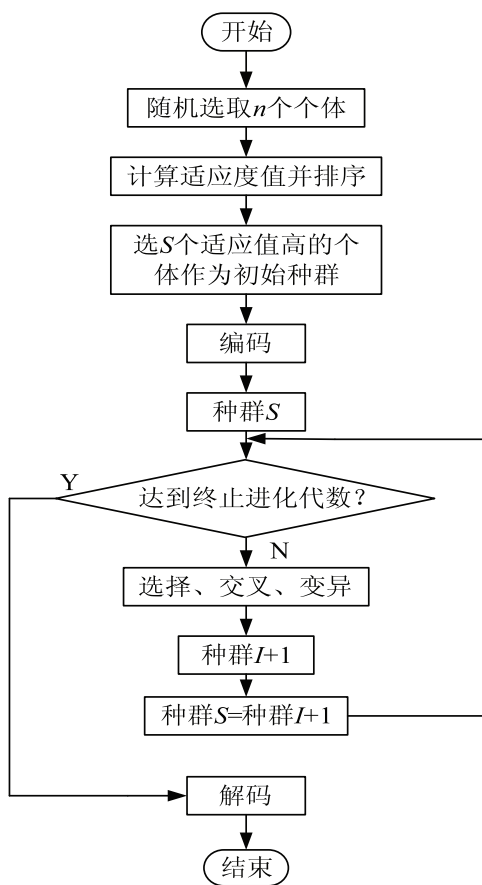


图6 遗传算法流程图
Fig.6 The flow chart of genetic algorithm

5 程序编制 (Programming)

5.1 训练数据的获取

以双臂机器人靠压力搬运一箱体为例, 通过实验测定, 当接触压力最小为 -2 N 时 (腕力传感器 z 轴正向向上), 双臂才能夹持住物体. 为了留出一定的裕量, 设定期望接触力为 -3 N, 同时为了保证协调操作的安全性, 设定最大接触力为 -5 N. 这样, 受力范围为 [-2, -5] N, 则力误差范围为 [-2, +1] N, 力误差变化范围为 [-30, +30] N/s, 力传感器的采样周期为 0.1 s.

该模糊力控制器是一个双输入—单输出系统, 其给定 n 组期望输入—输出数据对为:

$$(x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, y^1), (x_1^{(2)}, x_2^{(2)}, y^2), \dots, (x_1^{(n)}, x_2^{(n)}, y^n)$$

其中, x_1, x_2 为输入, y 为输出, 要根据这 n 组输入—输出数据对控制规则进行评价. 根据实验, 测定了几次双臂机器人搬箱过程中的受力信息, 以此作为实际接触力的训练数据, 由这些实际接触力的训练数据即可得出力误差和力误差变化量. 输出量是位置的补偿值, 根据实验设定输出量的范围为 [-2, +2] mm, 期望的输出量根据经验直接指定, 与期望输入配对组合.



图7 遗传算法对话框
Fig.7 The dialog of genetic algorithm

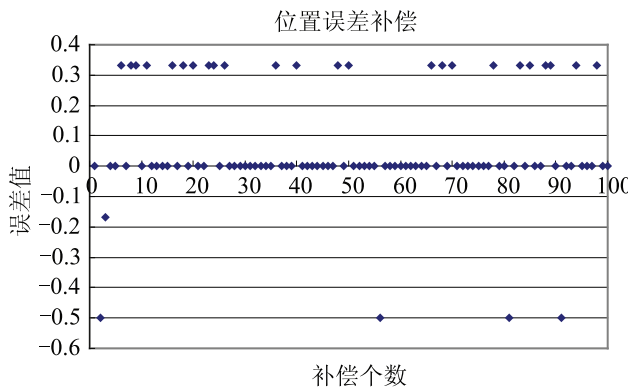
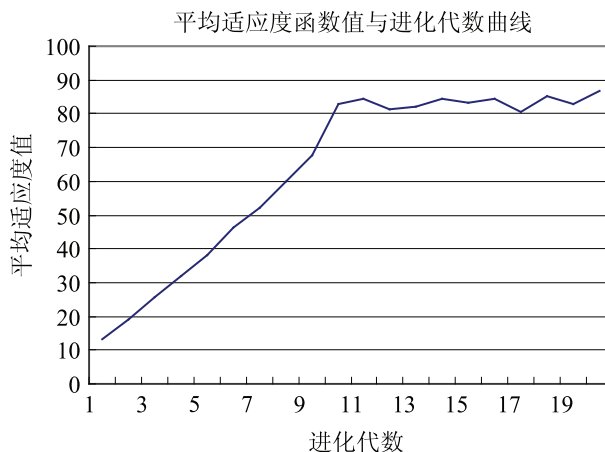


图8 图形曲线
Fig.8 The figure curve

5.2 遗传算法程序

遗传算法程序用 VC++6.0 和 Matcom 相结合的方法进行编制, 基于单文档视图, 点击菜单弹出遗传算法对话框, 在视图中显示相关图形. 程序中定义了一个遗传算法类 Class GA, 它包含以下主要成员函数:

```

void Initialization(int all, int remove);
double Fitness(Mm chrom);
void Selection(int number);
void Crossover(double pc, int number);
void Mutation(double pm, int number);
void Sort(int number);
double Cross_probability(double pc);
double Mutate_probability(double pm);
Mm Recode(CString newchrom)

```

程序界面如图 7 所示, 通过计算可得到最优解及相应的图形显示, 见图 8.

5.3 控制程序

控制程序采用 Visual C++6.0 编制, 六维腕力传感器提供了一个 ActiveX 控件, 可以利用该控件的 NewData 事件实时采集力传感器所测得的受力信息. 利用该控件的 EventRate 属性, 设定力传感器的采样周期为 0.1 s. 在每个周期内, 控制系统对力误差进行模糊力/位解算, 把位置输出量作为机器人位置控制器的修正值, 从而跟踪期望的接触力, PA10 机器人端的控制程序界面如图 9 所示.

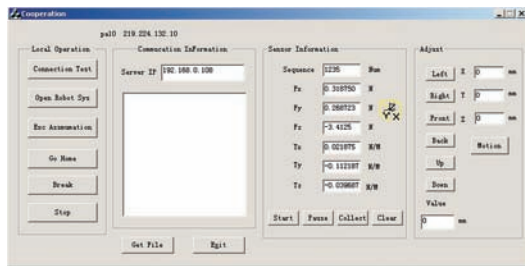


图 9 PA10 机器人力/位控制界面

Fig.9 The force/position control interface of PA10 robot

6 仿真和实验 (Simulation and experiment)

遗传算法的初始种群大小选为 60, 遗传代数为 30 (图 8 中只显示了前 20 代), 交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的初始值分别为 0.25 和 0.01, 在进化过程中自适应调节. 训练数据采用一次双臂协调搬箱过程的受力, 共有 100 组, 运算时间大约为 30 s. 最终, 在进化到第 11 代时, 平均适应度值为 86.83, 并且在以后代数中变化不大. 图 8 是进化到 20 代

时平均适应度值的变化情况. 此时得到了最佳适应度值, 其值为 89.86, 相应的最优模糊控制规则矩阵向量为:

$$\begin{bmatrix}
 6 & 5 & 7 & 2 & 6 & 3 & 0 \\
 7 & 7 & 3 & 6 & 2 & 5 & 5 \\
 5 & 1 & 4 & 0 & 2 & 7 & 7 \\
 6 & 2 & 2 & 6 & 3 & 6 & 0 \\
 0 & 2 & 6 & 4 & 2 & 6 & 2 \\
 6 & 7 & 2 & 5 & 5 & 0 & 3 \\
 3 & 5 & 1 & 5 & 7 & 2 & 5
 \end{bmatrix}$$

与之相对应的模糊控制规则表如表 3.

表 3 模糊控制规则表
Tab.3 The fuzzy control rule

e^* \ c^*	-3	-2	-1	0	1	2	3
-3	1.68	1.0	1.2	0.08	0.92	0.0	-1.2
-2	0.75	0.75	0.0	0.5	-0.25	0.25	0.25
-1	0.25	-0.5	0.0	-0.75	-0.25	0.75	0.96
0	0.5	-0.25	-0.25	0.5	0.0	0.5	-0.75
1	-0.75	-0.25	0.92	0.36	-0.25	0.5	-0.25
2	0.5	0.75	-0.25	0.25	0.25	-0.75	0.0
3	0.68	0.25	-0.5	0.25	0.75	-0.25	-0.08

实验前, 可先进行离线仿真, 利用训练数据对本文所提出的控制策略进行预演, 如图 10 所示. 虽然仿真结果与实际情况有所出入, 但相差不大, 这主要是由于实验中的实际受力与训练数据中的实际受力有细微差别. 但是, 我们仍可根据仿真结果很好地判断协调控制策略的优劣.

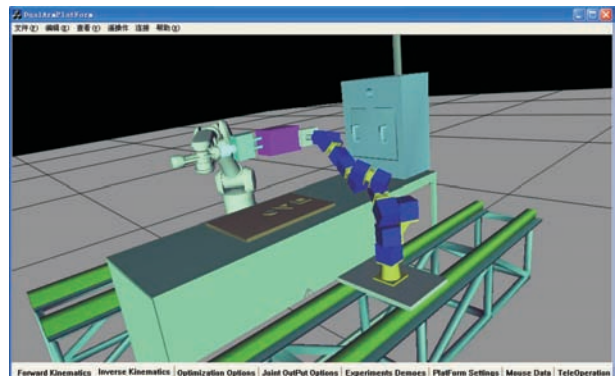


图 10 双臂协调搬运箱体的三维仿真

Fig.10 The 3D simulation for dual arms conveying a box cooperatively

实验前先进行受力标定, 此时的腕力传感器受力为 0. 初始状态时, 双臂机器人末端夹持箱体,

力传感器测得 z 轴受力为 -3 N 。双臂机器人开始协调搬运箱体运动时, 机器人末端所受到的接触力可实时地显示在控制界面上。同时, 力控制器进行模糊推理计算, 不断调整机器人末端的位置以使机器人跟踪期望接触力。任务完成后, 点击 Stop 按钮, 停止采集和运算, 再单击 Collect 按钮, 可把受力信息、力误差和力误差的变化信息以及相应的位置补偿信息分别保存到文本文件中, 以便查看。

双臂机器人协调搬运箱体过程如图 11, 在搬运过程中, 箱体姿态保持不变, 只移动位置。在 10 s 内, 双臂机器人将箱体沿主臂基系的 X 轴正向、 Y 轴负向、 Z 轴正向同时匀速移动 30 mm、50 mm、60 mm。



图 11 双臂机器人协调搬箱实验

Fig.11 The experiment of conveying a box by dual-arm robot

图 12 是实验中机器人实际接触力跟踪期望接触力的曲线图。从图中可以看出, 实际接触力被控制在有效范围内, 可以很好地跟踪期望接触力。

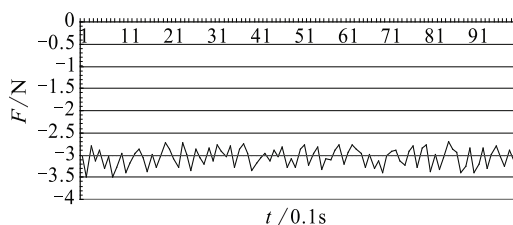


图 12 实际接触力跟踪期望接触力曲线图

Fig.12 The curve of real force following expected force

7 结论 (Conclusion)

本文提出的基于遗传算法的双臂机器人模糊力/位混合控制策略不会破坏机器人的位置伺服系统, 不需要精确的机器人模型和详细的约束环境

几何信息, 而是利用力反馈数据和高精度的机器人位置伺服能力来实现双臂的协调控制。该方法可以将机器人末端所受到的力控制到某一范围之内, 使系统能够实时可靠地跟踪期望力。仿真和实验的结果也验证了双臂协调控制策略以及模糊控制规则遗传优化的有效性和可靠性。虽然双臂的运行速度不快, 但该方法误差小, 位姿精度高, 减小了双臂协调过程中的力误差, 不必计算系统的动力学, 很适合本系统面向空间舱内作业的任务特点。

参考文献 (References)

- [1] 丁希仑. 容错冗余度双臂空间机器人系统的协调控制及遥操作研究 [R]. 北京: 北京航空航天大学, 2003.
Ding Xilun. Coordinating Control and Teleoperation of Fault-tolerance Redundant Dual-arm Space Robot System[R]. Beijing: Beihang University, 2003.
- [2] Xie H P. Real-time Cooperative Control of a Dual-arm Redundant Manipulator System[D]. London, Canada: The University of Western Ontario, 2000.
- [3] Horspool K R. Cartesian-space Adaptive Control for Dual-arm Force Control Using Industrial Robots[D]. Albuquerque, USA: The University of New Mexico, 2003.
- [4] 舒婷婷. 操作臂机器人运动规划算法研究与实现 [D]. 武汉: 华中师范大学, 2001.
Shu Tingting. Design and Implementation on Robotic Manipulator Motion Planning Algorithm[D]. Wuhan: Central China Normal University, 2001.
- [5] 蒋新松. 机器人与工业自动化 [M]. 石家庄: 河北教育出版社, 2003. 405~407.
Jiang Xinsong. Robot and Industrial Automation[M]. Shijiazhuang: Hebei Education Press, 2003. 405~407.
- [6] Lim J, Chyung D H. On a control scheme for two cooperating robot arms[A]. Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1985. 334~337.
- [7] Zghal, H, Dubey, R V, Euler J A. Efficient gradient projection optimization for manipulators with multiple degree of redundancy[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1990. 1006~1011.
- [8] Chan T F, Dubey R V. A weighted least-norm solution based scheme for avoiding joint limits for redundant manipulators[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1993. 395~402.
- [9] 王秀俊, 葛运建, 肖波, 等. 人工智能在机器人力控制系统中的应用研究 [J]. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2004, 32(Sup): 65~67.
Wang Xiujun, Ge Yunjian, Xiao Bo, et al. Application study of robotic force control system based on artificial intelligence[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition), 2004, 32(Sup): 65~67.

般较容易获得, 几何参数中质心位置可采用悬挂法获取(如果需要精确质心位置), 其它几何参数直接量测得到, 质量可以称量得到, 轮子惯量可计算得到, 总体惯量需要巧妙获得. 也可通过系统辨识法获取模型参数.

后续工作一方面是将算法数字化, 在 DSP 上实现, 并在实际系统上试用; 另一方面是研究在模型类型已知、模型参数不准确或部分不准确的情况下, 如何提高算法的鲁棒性.

参考文献 (References)

- [1] Huang L, Yu W, Jhajharia S K. Speed control of differentially driven wheeled mobile robots – tracking and synchronization[A]. Proceedings of the IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003. 1407~1412.
- [2] Borenstein J, Koren Y. Motion control analysis of a mobile robot[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Transactions ASME, 1987, 109(2): 73~79.
- [3] Otten D. Building MITEE mouse III: Part 1[J]. Circuit Cellar Ink Magazine, 1990, 1(15): 32~39.
- [4] Jones J L, Flynn A M, Seiger B A. Mobile Robots: Inspiration to Implementation[M]. Natick, MA, UK: AK Peters, Ltd., 1999.
- [5] Sarkar N, Yun X, Kumar V. Control of mechanical systems with rolling constraints: Application to dynamic control of mobile robots[J]. The International Journal of Robotics Research, 1994, 13(1): 55~69.
- [6] 绪方胜彦. 现代控制工程 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- Katsuhiko Ogata. Modern Control Engineering[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006.
- 作者简介:**
- 陈晓鹏 (1982-), 男, 博士, 讲师. 研究领域: 机器人视觉, 机器人控制.
- 李成荣 (1961-), 男, 博士后, 研究员. 研究领域: 智能控制, 语音识别, 智能机器人.
- 李功燕 (1979-), 男, 博士生. 研究领域: 计算机视觉.
-
- (上接第 325 页)
- [10] 孙增圻, 张再兴, 邓志东. 智能控制理论与技术 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1997. 52~62.
- Sun Zeng-qi, Zhang Zai-xing, Deng Zhi-dong. Intelligent Control Theory and Technology[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1997. 52~62.
- [11] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656~667.
- [12] 王蕾, 沈庭芝, 招杨. 一种改进的自适应遗传算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(5): 75~78.
- Wang Lei, Shen Ting-zhi, Zhao Yang. An improved adaptive genetic algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2002, 24(5): 75~78.
- 作者简介:**
- 周 军 (1978-), 男, 博士生. 研究领域: 机器人双臂协调控制, 机器人智能控制.
- 丁希仑 (1967-), 男, 工学博士. 研究领域: 机器人运动学, 动力学与控制, 空间机器人.