

文章编号: 1002-0446(2001)06-0481-06

具有不完全微分的 Fuzzy-GA PID 控制器 及其在智能仿生人工腿中的应用*

谭冠政¹ 李安平¹ 郝颖明²

(1. 中南大学机器人研究所 长沙 410083; 2. 中国科学院机器人学开放研究实验室 沈阳 110016)

摘要: 以模糊推理和遗传算法为基础, 提出了一种新的具有不完全微分的最优 PID 控制器的设计方法. 该控制器由离线和在线两部分组成. 在离线部分, 以系统响应的超调量、上升时间以及调整时间为性能指标, 利用遗传算法搜索出一组最优的 PID 参数 K_p^* 、 T_i^* 和 T_d^* , 作为在线部分调整的初始值. 在线部分, 一个专用的 PID 参数优化程序以离线部分获得 K_p^* 、 T_i^* 和 T_d^* 为基础, 根据系统当前的误差 e 和误差变化率 \dot{e} , 通过一个模糊推理系统在线调整系统瞬态响应的 PID 参数, 以确保系统的响应具有最优的动态和稳态性能. 该控制器已被用来控制由作者设计的智能仿生人工腿中的执行电机. 计算机仿真结果表明, 该控制器具有良好的控制性能和鲁棒性能.

关键词: 模糊推理; 遗传算法; 具有不完全微分的 PID 控制器; 智能仿生人工腿

中图分类号: TP24 文献标识码: B

FUZZY-GA PID CONTROLLER WITH INCOMPLETE DERIVATION AND ITS APPLICATION TO INTELLIGENT BIONIC ARTIFICIAL LEGS

TAN Guan-zheng¹ LI An-ping¹ HAO Ying-ming²

(1. Institute of Robotics, Central South University, Changsha, 410083;

2. Robotics Laboratory, Chinese Academy of Sciences, Shenyang, 110016)

Abstract: An optimal PID controller with incomplete derivation is proposed based on fuzzy inference and genetic algorithms. It consists of the off-line part and the on-line part. In the off-line part, by taking the overshoot, rise time, and setting time of system response as the performance indexes and by means of the genetic algorithm, a group of optimal PID parameters K_p^* , T_i^* , and T_d^* are obtained, which are used as the initial values for the on-line tuning of PID parameters. In the on-line part, based on K_p^* , T_i^* , and T_d^* and according to the system's current error e and its time derivative \dot{e} , a dedicated program is written, which is used to optimize and adjust the PID parameters on-line through a fuzzy inference system to ensure that the system response has optimal dynamic and steady-state performances. This controller has been used to control the executive motor of the intelligent bionic artificial leg designed by the authors. The result of computer simulation shows that this kind of optimal PID controller possesses good control performance and robust performance.

Keywords: fuzzy inference, genetic algorithm, PID controller with incomplete derivation, intelligent bionic artificial leg

1 引言 (Introduction)

在过去 50 年间, 尽管许多先进的控制理论被提出, 以处理更复杂的控制问题或达到更好的控制性能, 但在工业界使用最多还是 PID 控制器. 这主要是

因为 PID 控制器结构简单, 鲁棒性好. 但 PID 控制器性能的好坏完全依赖于其参数的整定. 关于这个问题, 早在 1942 年 Ziegler 和 Nichols 就提出了一种 PID 参数整定方法, 称为 Z-N 法^[1]. 后来, Hang 等人

* 基金项目: 本项目得到中国科学院机器人学开放研究实验室基金资助(RL200002).

收稿日期: 2002-04-17

对 Z-N 法进行了改进,提出了 RZN 法^[2]. RZN 法能有效克服过大的超调量.

模糊控制的优点是无需知道受控对象的精确模型,而是模仿人类的实际经验去决定控制量的大小. Zhao 等人提出了 PID 控制器的一种模糊增益调节方案^[3]. 在这种方案中,根据系统的误差及其变化率 \dot{e} ,通过模糊规则和模糊推理来调节 PID 参数. Visioli 提出了一种 PID 控制器的设计方法. 在这种方法中,输入信号给定值被乘以一个加权系数,这个系数由一个模糊推理系统根据系统的误差及其变化率来调整^[4]. 这种方法既可以减小系统的超调量又可以缩短调节时间.

在本文中,作者以模糊推理和遗传算法为基础,提出了一种新的具有不完全微分的最优 PID 控制器的设计方法,称为具有不完全微分的 Fuzzy-GA PID 控制器. 该控制器由离线和在线两部分组成. 在离线部分,我们以系统的超调量、上升时间以及调整时间为性能指标,利用遗传算法搜索出一组最优的 PID 参数 K_p^* 、 T_i^* 和 T_d^* ,作为在线调节的初始值. 在线部分主要用来实时调整系统瞬态响应的 PID 参数,以确保系统的响应具有最优的动态和稳态性能. 在这一部分,一个专用的 PID 参数优化程序以 K_p^* 、 T_i^* 和 T_d^* 为基础,根据系统当前的误差 e 和误差变化率,通过一个模糊推理系统来实现 PID 参数的在线调整. 这种具有不完全微分的 Fuzzy-GA PID 控制器已被用来控制由作者设计的智能仿生人工腿中的执行电机. 计算机仿真结果表明,与传统的 PID 控制器相比,该控制器在系统响应的动态性能方面具有更优秀的性能.

2 具有不完全微分的 PID 公式 (PID formula with incomplete derivation)

一般来说,引入微分控制可以改善系统的动态性能. 但是,在这种情况下系统的输出对干扰非常敏感. 为了克服这一缺陷,可以在 PID 公式中引入一个一阶惯性环节. 该环节是一个低通滤波器,其传递函数为: $G(s) = 1/(1 + T_f s)$. 这里, T_f 是一个时间常数. 具有一阶惯性环节的微分控制称为不完全微分控制. 具有不完全微分的 PID 控制器的传递函数可以表示为

$$U(s) = \left(K_p + \frac{K_p}{T_i s} + \frac{K_p T_d s}{1 + T_f s} \right) E(s) \\ = U_p(s) + U_i(s) + U_d(s) \quad (1)$$

式中, K_p 是比例增益, T_i 是积分时间常数, T_d 是微

分时间常数, $E(s)$ 是系统的输入量与输出量之间的误差, $U(s)$ 是控制量. 在离散时间域内, PID 控制律可以表示为

$$u(k) = u_p(k) + u_i(k) + u_d(k) \\ = K_p e(k) + K_i \sum_{j=1}^k e(j) + u_d(k) \quad (2)$$

式中, $K_i = K_p T / T_i$, T 为采样周期. $u_d(k)$ 可采用以下的推导方法得出. 因为

$$U_d(s) = \frac{K_p T_d s}{1 + T_f s} E(s) \quad (3)$$

将(3)式转换成以下的微分方程

$$u_d(t) + T_f \frac{du_d(t)}{dt} = K_p T_d \frac{de(t)}{dt} \quad (4)$$

在离散时间域内, (4) 式可以写成

$$u_d = K_d (1 - \lambda) [e(k) - e(k-1)] + \lambda u_d(k-1) \\ = \lambda^k u_d(0) + K_d (1 - \lambda) \sum_{j=1}^k \lambda^{k-j} \Delta e(j) \quad (5)$$

式中, $\lambda = T_f / (T_f + T) < 1$ 是一个常数, $u_d(0)$ 是 $u_d(k)$ 的初始值, $K_d = K_p T_d / T$.

将(5)式代入(2)中,可得

$$u(k) = K_p e(k) + K_i \sum_{j=1}^k e(j) + \lambda^k u_d(0) \\ + K_d (1 - \lambda) \sum_{j=1}^k \lambda^{k-j} \Delta e(j) \quad (6)$$

虽然与传统的 PID 控制器相比,具有不完全微分的 PID 控制器的算法要复杂一些,但由于它具有良好的控制性能和鲁棒性能,近年来得到越来越广泛的应用.

3 基于遗传算法的 PID 参数初始值的离线优化 (Off-line optimization of initial values of PID parameters based on the genetic algorithm)

3.1 遗传算法

3.1.1 编码

利用遗传算法进行问题求解时,首先要确定变量和目标函数,然后将每个变量编码成一个数字串. 在本文中, PID 参数 K_p 、 T_i 和 T_d 被选择为变量,而目标函数则由系统的超调量 σ 、上升时间 t_r 以及调整时间 t_s 组合而成,其具体表达式将在 3.1.4 节给出.

本文采用十位二进制数分别对 K_p 、 T_i 和 T_d 进行编码.

3.1.2 选择

选择以适应度评价作为基础. 适应度越大的个体被选择的可能性也越大. 本文采用适应度比例选

择法对个体进行选择, 选择公式为

$$P_{si} = f_i / \sum_{j=1}^m f_j \quad (7)$$

其中, f_i 为第 i 个个体的适应度, m 为种群大小, P_{si} 为第 i 个个体被选择的概率。

3.1.3 交叉和变异

在遗传算法中, 交叉率 P_c 和变异率 P_m 对算法的收敛速度有较大影响。由于在进化初期, 个体差异一般较大, 大交叉率和小变异率有助于加快收敛速度; 而在进化后期, 小交叉率和大变异率有助于防止算法过早地陷入局部最优点。基于这个原因我们采用如下公式计算 P_c 和 P_m :

$$P_c(k+1) = P_c(k) - [P_c(1) - 0.3] / \text{MAXGEN} \quad (8)$$

$$P_m(k+1) = P_m(k) + [0.3 - P_m(1)] / \text{MAXGEN} \quad (9)$$

式中, k 是遗传代数(迭代次数), $k=1 \sim \text{MAXGEN}$, MAXGEN 是最大的遗传代数; $P_c(1)$ 和 $P_m(1)$ 分别是第一代的交叉率和变异率。至于交叉和变异的方法, 本文采用单点交叉法和基本变异法。

3.1.4 适应度函数的设计

在本文中, 适应度函数的设计以系统动态性能

指标 σ , t_r 及 t_s 为基础。首先, 以 σ , t_r 以及 t_s 作为自变量构造三个函数 y_1 , y_2 及 y_3 , 它们分别被定义为

$$y_1 = 1.0 - \exp[-(2\sigma/\sigma_0)^2] \quad (10)$$

$$y_2 = 1.0 - \exp[-(2t_r/t_{r0})^2] \quad (11)$$

$$y_3 = 1.0 - \exp[-(2t_s/t_{s0})^2] \quad (12)$$

其中, σ_0 , t_{r0} 以及 t_{s0} 是以 Z-N 法得到的性能指标。其次, 利用函数 y_1 , y_2 及 y_3 构造一个单一函数 y , y 被定义为

$$y = ay_1 + by_2 + by_3 \quad (13)$$

式中, a , b 及 c 为加权系数, 分别取 0.6, 0.1 和 0.3。 σ , t_r 及 t_s 的约束条件取为

$$\begin{cases} \sigma < \sigma_0 \\ t_r < t_{r0} \\ t_s < t_{s0} \end{cases} \quad (14)$$

适应度函数 f 被定义为

$$f = \begin{cases} 1/y, & \text{如果约束条件(14) 被满足} \\ \delta, & \text{如果约束条件(14) 不被满足} \end{cases} \quad (15)$$

其中, δ 为一个很小的正数。

3.2 PID 参数初始值优化过程的流程图

利用遗传算法搜索最优 PID 参数 K_p^* , T_i^* 和 T_d^* 的过程如图 1 所示。

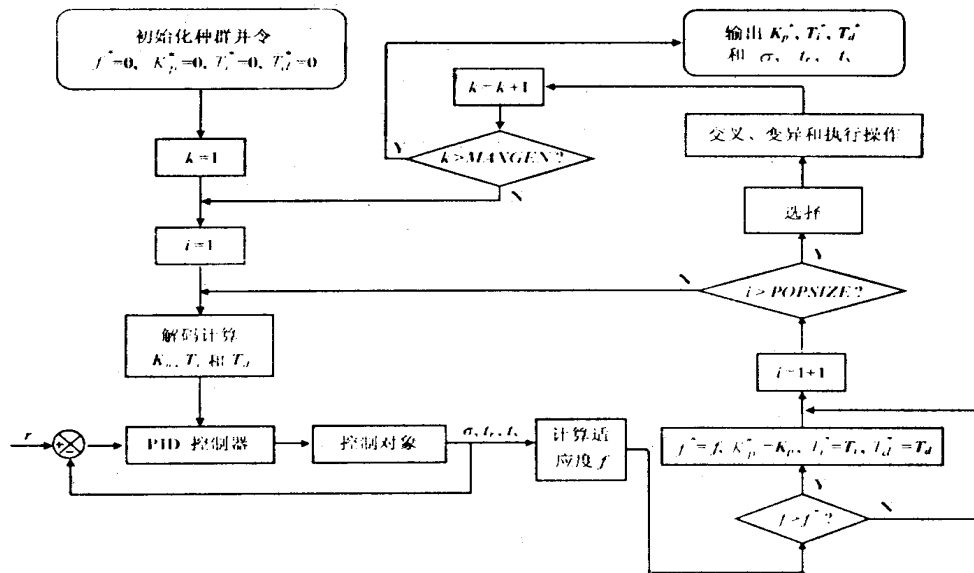


图 1 PID 参数初始值优化过程流程图

Fig. 1 Flow chart for optimization process of initial values of PID parameters

首先, 必须产生一个初始种群, 并确定种群中个体的总数(用 POPSIZE 表示)。此外, 必须确定最大遗传代数 MAXGEN。然后, 利用上面介绍的选择、交叉和变异方法以及适应度函数值的计算方法, 根据图 1 就可以获得最优的 PID 参数 K_p^* , T_i^* 和 T_d^* 。在图

1 中, i 代表个体序号, $i=1 \sim \text{POPSIZE}$; k 代表遗传代数, $k=1 \sim \text{MAXGEN}$; f^* 中存放的是最大的适应度值。

假设给定对象的传递函数为 $G(s) = 6068 / [s(s^2 + 110s + 6068)]$, $\text{POPSIZE} = 50$, $\text{MAXGEN} =$

180, $P_c(1) = 0.8, P_m(1) = 0.01, \lambda = 0.8$, 那么根据图 1 可得出 $K_p^* = 66.750, T_i^* = 1.6887, T_d^* = 0.0139$ 以及 $\sigma = 5.3\%, t_s = 0.1632$ 秒. 图 2 是在遗传过程中, 每一代中最优个体的适应度函数值的变化曲线. 从该图可以看出, 最优个体的适应度函数值在大约第 40 代时趋于稳定. 这表明当遗传到第 40 代左右时, 系统的动态性能指标, 即 σ, t_r 和 t_s , 不再变化. 所以, 在这个例子中, 最优的 PID 参数 K_p^*, T_i^* 以及 T_d^* 大约出现在第 40 代.

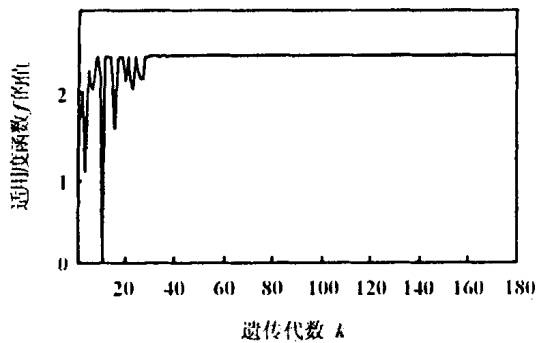


图 2 每一代中最优个体的适应度函数值的变化

Fig. 2 Variation of fitness value of optimal individual

4 基于模糊推理的 PID 参数的在线调整 (On-line turning of PID parameters based on fuzzy inference)

4.1 系统瞬态响应阶段 PID 参数变化的分析

在这一部分, 将根据瞬态响应过程中系统的误差 e 及其变化率 \dot{e} , 利用模糊推理在线调整 PID 控制器的三个参数. 为了找出 PID 参数与误差 e 及其变化率 \dot{e} 的关系, 可从具有不完全微分的 PID 表达式分析开始. 根据(6)式, 具有不完全微分的 PID 控制算法的增量表达式为

$$\begin{aligned} \Delta u(k) &= u(k) - u(k-1) \\ &= [K_p + K_d(1-\lambda)]\Delta e(k) + K_i e(k) \\ &+ (\lambda-1)\lambda^{k-1}u_d(0) - K_d(1-\lambda)^2 \sum_{j=1}^{k-1} \lambda^{(k-1)-j} \Delta e(j) \end{aligned} \quad (16)$$

为了分析 $\Delta u(k)$ 与系统误差 e 及其变化率 \dot{e} 之间的关系, $\Delta u(k)$ 可以用 e 和 \dot{e} 表示为

$$\begin{aligned} \Delta u(k) &= [K_p + K_d(1-\lambda)]T\dot{e}(k) + K_i e(k) \\ &+ (\lambda-1)\lambda^{k-1}u_d(0) - K_d(1-\lambda)^2 T \sum_{j=1}^{k-1} \lambda^{(k-1)-j} \dot{e}(j) \end{aligned} \quad (17)$$

由(17)式可以看出, 增量 $\Delta u(k)$ 的大小与 e, \dot{e} 密切相关. 一般说来, 采样周期 T 非常小, 所以 $\lambda = T_f / (T_f$

$+ T) \approx 1, (1-\lambda)^2 \approx 0$. 于是, $\Delta u(k)$ 可简化为

$$\begin{aligned} \Delta u(k) &\approx K_p [T + (1-\lambda)T_d] \dot{e}(k) \\ &+ K_i e(k) + (\lambda-1)\lambda^{k-1}u_d(0) \end{aligned} \quad (18)$$

$u(k)$ 可以表示为

$$\begin{aligned} u(k) &= u(k-1) + \Delta u(k) \\ &\approx u(k-1) + K_p [T + (1-\lambda)T_d] \dot{e}(k) \\ &+ K_i e(k) + (\lambda-1)\lambda^{k-1}u_d(0) \end{aligned} \quad (19)$$

在本文中, T_d 在瞬态响应过程中都等于 T_d^* , 是一个常数. 图 3 表示出了系统的误差 e 和误差变化率 \dot{e} 在瞬态响应阶段的符号变化.

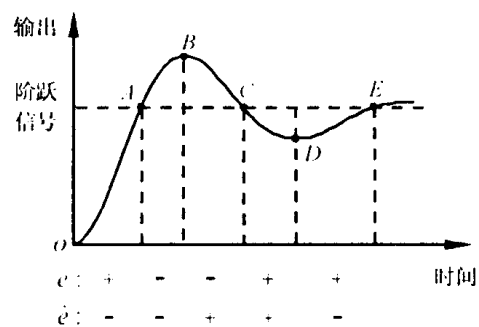


图 3 e 和 \dot{e} 在动态响应过程中的符号变化

Fig. 3 Sign change of e and \dot{e} during dynamic response

利用图 3, 可以确定参数 K_p 和 K_i 在图中各段的变化趋势. 例如, 在 OA 段, 在起始时刻 O 点处, 控制信号 $u(k)$ 应取较大的值, 以便系统的输出量能尽快达到给定的输入信号值. 当系统的输出量接近给定的输入信号值时 (即在 A 点处), $u(k)$ 的值应该减小, 以避免输出量出现过大的超调. 所以, 在这一段上, $u(k)$ 的值应该由大变小. 从图 3 可以看出, 在 OA 段上, $e > 0, \dot{e} < 0$. 所以, 根据公式(19), K_p 的值应该由小变大, 而 K_i 的值应该由大变小, 以满足在这一段上对控制信号 $u(k)$ 的变化要求. 类似地, 参数 K_p 和 K_i 在 AB, BC, CD, DE 各段上的变化趋势也能被确定, 如表 1 所示.

表 1 瞬态过程中各段上 K_p 和 K_i 的变化趋势

Table 1 Change trend of K_p and K_i in each section during dynamic response

段名 \ 参数	OA	AB	BC	CD	DE
K_p	↗	↘	↗	↘	↗ 趋于稳定值
K_i	↘	↗	↘	↗	↘ 趋于稳定值

4.2 PID 参数的在线调整方法

在系统瞬态响应过程中, PID 参数的调整是通过一个在线调整因子 $\alpha(t)$ 来实现的. 关于 PID 参数与 $\alpha(t)$ 之间的关系, He 等人提出了三个公式^[5]. 我们对这些公式做了一些修改, 现给出 PID 参数与 $\alpha(t)$ 之间的关系如下:

$$\begin{cases} K_p = \rho\alpha(t)K_p^* \\ T_i = \omega[1 + \alpha(t)]T_i^* \\ T_d = T_d^* \end{cases} \quad (20)$$

式中, ρ 和 ω 是两个正常数, 取值范围分别为 $\rho \in (1, 1.4)$, $\omega \in (0.5, 1)$. 在本文中, ρ 和 ω 分别取 1.2 和 0.6. $\alpha(t)$ 的值限制在范围 $(0, 1)$ 内, 并可利用下面的公式递推计算^[5]

$$\alpha(t) = \begin{cases} \alpha(t-1) + \gamma h(t)[1 - \alpha(t-1)] \\ \alpha(t-1)[1 + \gamma h(t)] \\ \alpha(t-1) > 0.5 \\ \alpha(t-1) \leq 0.5 \end{cases} \quad (21)$$

式中, γ 是一个正常数, 其取值范围是 $[0.2, 0.6]$; $h(t)$ 是模糊推理系统的输出. 模糊推理系统的输入是系统的误差 e 和误差变化率 \dot{e} . 在本文中, γ 取 0.4, $\alpha(t)$ 的初始值取为 0.5, 即 $\alpha(0) = 0.5$.

下面介绍利用模糊推理确定 $h(t)$ 的方法.

e 、 \dot{e} 和 $h(t)$ 的模糊变量分别用 E 、 EC 和 H 来表示. 它们的模糊集都选为 $\{NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB\}$. 系统的误差 E 和误差变化率 EC 的模糊论域定义为: $\{-6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, +1, +2, +3, +4, +5, +6\}$; 模糊推理系统输出量 H 的模糊论域定义为: $\{-3, -2, -1, 0, +1, +2, +3\}$. 模

糊规则的选择是模糊控制器设计的关键.

模糊规则可以采用下面的分析方法确定. 例如, 在瞬态响应的起始点 O 处, 根据 4.1 节的分析, K_p 应该取较小的值, K_i 应该取较大的值, 以获取较大的控制信号 $u(k)$. 由于 $K_i = K_p T / T_i$, 所以在 O 点 T_i 应该取较小的值. 根据 (20) 式, 在这种情况下 $\alpha(t)$ 应该取较小的值. 从 (21) 式可知, $h(t)$ 也应该取较小的值. 由于在 O 点处, $E = PB, EC = ZO$, 所以下面的模糊规则可用来确定点 O 处 H 的值:

IF $E = PB$ and $EC = ZO$ then $H = ZO$

利用类似的分析方法, 根据图 3 以及 (18) ~ (21) 式, 可以得到 49 条模糊规则, 如表 2 所示.

表 2 模糊规则表

Table 2 Fuzzy control table

H \ EC		E						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
EC	NB	NB	NB	NB	ZO	PS	PM	PM
	NM	NB	NM	NS	ZO	PS	PB	PB
	NS	NM	NM	NS	ZO	PM	PM	PB
	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO
	PS	PB	PM	PM	ZO	NS	NM	NM
	PM	PB	PM	PS	ZO	NS	NM	NB
	PB	PM	PM	PS	ZO	NB	NB	NB

图 4 为 PID 参数的在线调整原理图, 表示出了使用具有不完全微分的 Fuzzy-GA PID 控制器的整个系统的仿真结构图. 图中, 系统的输入为一个阶跃信号.

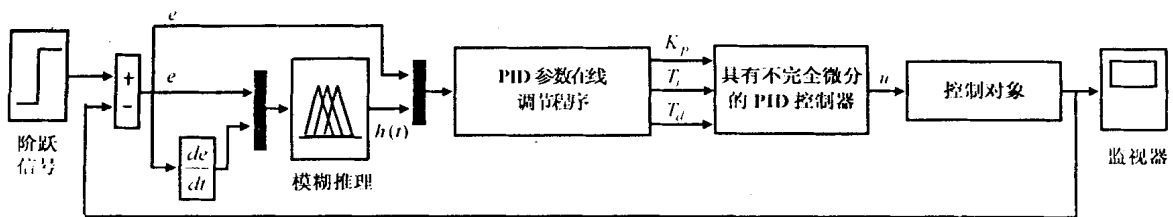


图 4 使用具有不完全微分的 Fuzzy-GA PID 控制器的系统的仿真结构图

Fig. 4 Simulation structure of the system using fuzzy-GA PID controller with incomplete derivation

5 计算机仿真实例 (Computer simulation example)

上面设计的具有不完全微分的 Fuzzy-GA PID 控制器已被用来控制由作者设计的智能仿生人工

腿. 该人工腿主要由膝关节、小腿和脚组成^[6-8]. 其中, 膝关节是最重要的部件. 在膝关节中, 装有步速传感器、尾部带有小型电机的气缸、微处理器以及电池等. 步速传感器被用来实时检测人工腿的步行速度. 气缸是驱动部件, 它被用来控制膝关节的弯曲和

伸展运动. 电机被用来控制气缸内一个针阀的开度. 调节针阀的开度可改变膝关节弯曲和伸展的速度, 因此可以改变人工腿步行的速度. 微处理器根据步速的测量值控制电机的运动以调节针阀的开度, 从而使人工腿的运动能与另一侧健康腿的运动相协调. 整个控制系统由小型锂电池供电.

本文设计的这种 PID 控制器被用来控制气缸尾部的执行电机. 该电机的传递函数可表示为: $G(s) = 6068 / [s(s^2 + 110s + 6068)]$. 我们已经进行了计算机仿真实验. 在仿真实验中, 系统的输入量为一单位阶跃信号, 仿真时间取 0.3 秒, 其它参数与 3.2 节相同. 系统的单位阶跃响应如图 5 所示. 图中, 第一条为利用经典的 Z-N 法获得的响应曲线(Z-N), 第二条为利用遗传算法获得的响应曲线(GA), 第三条为利用模糊推理加遗传算法获得的响应曲线(F-GA). 系统单位阶跃响应的性能指标如表 3 所示. 从表 3 可以看出, 使用具有不完全微分的 Fuzzy-GA PID 控制器, 系统单位阶跃响应的超调量 σ 等于零, 而调节时间为 0.1455 秒. 与其它两种方法相比, 不仅超调量大幅减小而且调节时间也大大缩短.

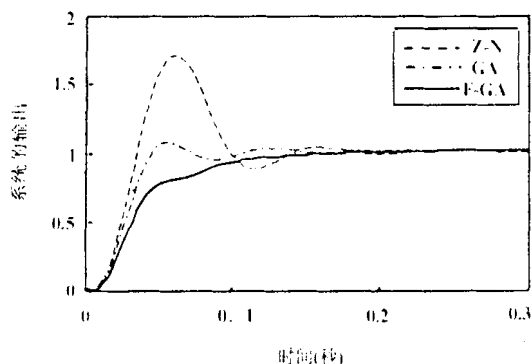


图 5 系统的单位阶跃响应

Fig. 5 System's unit step responses

表 3 三种控制方法的 PID 参数和系统性能指标

Table 3 PID parameters and system's performance indexes of the three methods

PID 控制方法	K_p	T_i	T_d	$\sigma(\%)$	$t_s(s)$
Z-N	66.000	0.0403	0.0097	70.14	0.1975
GA	66.750	1.6887	0.0139	5.300	0.1632
F-GA	变化	变化	0.0139	0.000	0.1455

6 结论(Conclusion)

本文以模糊推理和遗传算法为基础, 提出了一种具有不完全微分的最优 PID 控制器的设计方法. 从计算机仿真实例可得出如下结论: 这种具有不完全微分的最优 Fuzzy-GA PID 控制器的设计方法是正确和有效的. 与传统的 PID 控制器相比, 该控制器在瞬态响应性能方面具有更优秀的性能. 它具有良好的控制性能和鲁棒性能, 可用于控制各种不同的对象和过程.

参考文献 (References)

- [1] Ziegler J G, Nichols N B. Optimum setting for automatic controllers. ASME Transactions, 1942, 759- 768
- [2] Hang C C, Astrom K J, and Ho W K. Refinements of the Ziegler-Nichols tuning formula. IEE Proceedings of Control Theory Application, Series D, 1991, 138, 111- 118
- [3] Zhao Z Y, Tomizuka M, and Isaka S. Fuzzy gain scheduling of PID controllers. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1993, 23(5): 1392- 1398
- [4] Visioli A. Fuzzy logic based set-point weight tuning of PID controller. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics- Part A: Systems and Humans, 1999, 29(6): 587 - 592
- [5] He S Z, Tan S H, Xu F L, et al. Fuzzy self-tuning of PID controllers. Fuzzy Sets and Systems, 1993, 56(2): 37- 46
- [6] 谭冠政, 吴立明. 国内外人工腿研究的进展及发展趋势. 机器人, 2001, 23(1): 91- 96
- [7] 谭冠政, 陈勇旗, 王越超. Research on motion control system of intelligent artificial legs based on fuzzy PID control strategy and DSP. Proceedings of IEEE The Third International Conference on Control Theory and Applications, Pretoria, South Africa, 2001: 256- 260
- [8] 谭冠政, 肖宏峰, 王越超. Optimal fuzzy PID controller with incomplete derivation and its simulation research on application of intelligent artificial legs. 控制理论与应用 (英文版), 2002, 19(3): 462- 466

作者简介:

谭冠政 (1962-), 男, 中南大学机器人研究所所长, 工学博士, 教授, 模式识别与智能系统学科博士生导师. 研究领域: 人工智能与机器人, 仿生机器人, 智能仿生系统, 先进控制理论与先进算法.

李安平 (1977-), 男, 中南大学硕士研究生. 研究领域: 仿生机器人, 先进控制理论与先进算法.

郝颖明 (1966-), 女, 副研究员. 研究领域: 机器人视觉, 图像处理, 三维测量.