遗传算法在质量矩导弹姿态控制中的应用

秦 莉 杨 明 郭 庆

(哈尔滨工业大学 控制与仿真中心, 哈尔滨 150001)

摘 要: 研究了三轴稳定控制系统的姿态控制问题. 建立了内部带有3个可移动滑块的数学模型. 利用RBF(Radial Basis Function)网络的快速自学习以及自适应特性, 将其作为控制器不断调整滑块的位置. 同时利用遗传算法(GA)的全局、并行寻优及增强式学习能力对神经网络控制器的权系进行优化. 通过对滑块位置的协调控制, 改变导弹的飞行姿态. 最后讨论了滑块运动特性对系统性能产生的影响并对系统稳定性进行了分析. 仿真结果表明该控制律能在保证系统稳定的情况下有效地实现导弹的姿态调整, 并且提高了系统的动态响应品质.

关 键 词: 质量矩; 姿态控制; RBF; 遗传算法(GA)

中图分类号: V 448.23

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2007)07-0769-04

Moving-mass attitude control law based on genetic algorithm

Qin Li Yang Ming Guo Qing

(Control and Simulation Center, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract The ability of the moving-mass attitude control system was investigated to control a vehicle with three-axial stabilization in intra-atmospheric space. And the general nonlinear motion equations with three internal moving masses were provided. For the fast self-learning and adaptive capacities of radial basis function (RBF) networks, used it as the controller to calculate the moving masses' position. With the coordination of the control, the masses were positioned independently to generate the modest attitude corrections for the vehicle. At the same time, the weights of the networks were optimized by genetic algorithm (GA). At last, the influence to the system performance caused by the moving masses' motion was discussed and the system stability was analyzed. Simulation results show that the system stabilization can be satisfied to realize efficiently attitude adjustment for the vehicle, and the dynamic performances of the system are improved.

Key words: moving mass; attitude control; radial basis function; genetic algorithm

随着人们对导弹运动机动能力要求的不断提高, 以及针对传统控制方式的固有不足, 变质心控制系统正受到越来越多的关注[1-2].

与传统的导弹控制机理不同, 质量矩控制的基本原理[3]是通过调整内部滑块的位置来改变系统质心与气动压心的相对位移, 利用产生的附加气动配平力矩或弹体惯量主轴的偏移来改变导弹的飞行姿态, 达到导弹的机动控制. 设计上的优点[4-5]主要有: 执行机构在弹头内部, 使弹头设计具备良好的气动外形; 无需解决控制机构的高温烧灼问题; 利用弹头所受的空气动力及其力矩对姿态和轨迹进行实时修正, 只需微调质心位置, 就可以获得较大的控制力和控制力矩, 节约了燃料消耗.

本文采用三轴稳定质量矩导弹, 3个轴上的滑块相互配合进行姿态控制. 由于系统是一个非线性多变量时变耦合系统, 需要解决如何协调控制3个滑块相对于弹壳质心的位置来满足需用控制力矩的不断变化[6]. 神经网络控制对复杂不确定、不确知系统实现有效控制而受到广泛关注, 但

收稿日期: 2006-03-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60434010); 黑龙江省杰出青年基金资助项目(JC200606)

作者简介: 秦 莉(1981-)女, 河南焦作人, 博士生, qinlil102@163.com.

是神经网络也有其不足[7], 例如收敛速度慢, 不可避免地存在局部极小、动态特性不够理想, 且对于时变动态系统, 学习精度受一定的限制. 而利用遗传算法的全局、并行寻优及增强式学习能力, 可提高控制系统的性能, 在控制精度、鲁棒性和动态特性方面都可得到改善.

为此, 本文在考虑滑块运动速度和加速度限制的基础上, 采用了基于遗传算法寻优的神经网络控制方式. 仿真结果表明该方法能使弹体姿态快速跟踪期望姿态, 并满足一定的动态和稳态性能要求.

1 姿态控制问题的数学描述

为实现姿态的快速机动控制, 最大限度的减少控制耦合, 设计一个滑块安装在弹壳体坐标系的纵轴上, 其余 2个安装在弹尾的径向平面内的法线和侧向方向, 并通过弹壳的轴线, 见图 1.

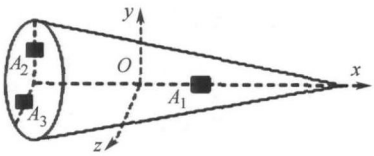


图 1 滑块布局示意图

其中 x 向滑块 A_1 的质量为 m_1, y 向滑块 A_2 为 m_2, z 向滑块 A_3 为 m_3, 弹壳体质量 m, 全弹质量 m_T, 滑块各自导轨中心在弹壳体系中的水平偏移量为 a, b, c, 系统相对于质心系的瞬时转动惯性张量阵为 $\boldsymbol{I}_c$.

当把弹体视为刚体时, 根据多刚体动力学知识分析可知, 关于系统质心的绝对动量矩可表示为

$$\boldsymbol{H}^c = \boldsymbol{I}^c \cdot \boldsymbol{\omega} + \sum_{i=1}^{3} \mu_i \boldsymbol{r}^c_{A_i/o_1} \times \dot{\boldsymbol{r}}^c_{A_i/o_1} - \sum_{i=1}^{3}\sum_{j=i+1}^{3} \mu_{ij} (\boldsymbol{r}^c_{A_i/o_1} \times \dot{\boldsymbol{r}}^c_{A_j/o_1} + \boldsymbol{r}^c_{A_j/o_1} \times \dot{\boldsymbol{r}}^c_{A_i/o_1}) \quad (1)$$

式中, $\boldsymbol{r}^c_{A_i/o_1}$, $\dot{\boldsymbol{r}}^c_{A_i/o_1}$分别为第 A_i 滑块相对于弹壳质心的相对位移和相对速度在质心系中分量. 弹体质心坐标系是动坐标系, 根据动量矩定理有

$$\mathrm{d}\boldsymbol{H}^c/\mathrm{d}t = \Delta\boldsymbol{H}^c/\mathrm{d}t + \boldsymbol{\omega} \times \boldsymbol{H}^c = \boldsymbol{M}^c \quad (2)$$

可得绕质心系统动力学方程为

$$\left.\begin{aligned} M_x &= I_{11}\dot{\omega}_x + I_{12}\dot{\omega}_y + I_{13}\dot{\omega}_z + M_1 \\ M_y &= I_{12}\dot{\omega}_x + I_{22}\dot{\omega}_y + I_{23}\dot{\omega}_z + M_2 \\ M_z &= I_{13}\dot{\omega}_x + I_{23}\dot{\omega}_y + I_{33}\dot{\omega}_z + M_3 \end{aligned}\right\} \quad (3)$$

式中, M_x, M_y和 M_z为作用在系统质心上的外力矩在 3个坐标轴上的分量; M_1, M_2和 M_3是由系统耦合产生的附加力矩.

2 姿态控制规律设计

由于只能利用 3个通道的姿态角和角速度, 3个方向上的等效力矩可以表示为

$$\left.\begin{aligned} M_\gamma &= k_1\Delta\gamma + k_2\Delta\omega_x \\ M_\psi &= k_3\Delta\psi + k_4\Delta\omega_y \\ M_\vartheta &= k_5\Delta\vartheta + k_6\Delta\omega_z \end{aligned}\right\} \quad (4)$$

式中, M_γ, M_ψ和 M_ϑ分别为滚转、偏航和俯仰通道对当前姿态角与期望姿态角的偏差和偏差变化率的加权函数, 主要用来表征控制优先级.

针对上述系统特点, 设计神经网络自校正姿控律. 系统控制原理框图如图 2所示. 将系统的期望与实际姿态角的差值以及角速度的差值送入神经网络控制器在线调整网络权值, 计算控制输出. 系统模型根据滑块的实际位置计算出新的系统姿态角, 从而构成姿态控制系统回路.

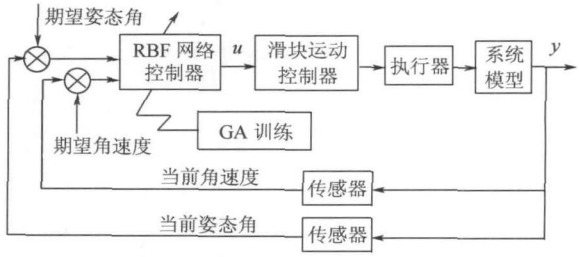


图 2 姿态控制系统原理框图

基于 GA 训练的神经网络控制系统, 由 GA 进行网络权系优化, 将神经网络学习算法由 GA 来替代. 采用网络结构为 $N_{6\,8\,3}$的 3层前馈网络来控制滑块的运动. 网络结构如图 3所示.

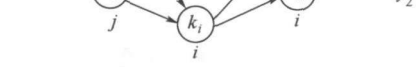


图 3 RBF网络结构

网络输入向量为期望姿态角与实际姿态角之差及期望角速度与实际角速度之差, 记 $\boldsymbol{x} = [x_1, x_2, \cdots, x_n]^{\mathrm{T}}$, 输出为控制量. 网络输入层的输入:

$$O_j^{(1)} = x(j) \qquad j = 1, 2, \cdots, n \quad (5)$$

输入层节点直接传递信号到隐含层, 采用高斯激活函数. 隐含层到输出层实现线性映射, 即

$$O_l^{(3)}(k) = \sum_{i=1}^{q} \omega_{li} h_i \quad (6)$$

式中, w_{li}为隐层第 i个节点至输出层第 l个节点的权重; q为隐含层节点数.

在设计性能函数时, 为了防止控制能量过大,

在函数中加入控制量的平方项. 另外设计了对攻角和侧滑角的惩罚函数, 以降低空气动力对系统的影响, 如下:

$$J = \int_0^{\infty} (w_1 \mid e(t) \mid + w_2 u(t)^2 + w_4 \mid \mathrm{d}e(t) \mid) \mathrm{d}t + w_3 t_s + w_5 \mid \alpha \mid + w_6 \mid \beta \mid \tag{7}$$

式中, $e(t)$为本时刻与上一时刻姿态角的差值; $\mathrm{d}e(t)$为当前时刻的姿态角速度或姿态角的变化率; $u(t)$表示控制量 (滑块位置); w_i是加权系数.

在 GA 训练模块中, 将神经网络的权值进行二进制编码. 设定进化代数, 子群个数为 N, 每一参数位串长 l, 决策变量个数 N. 首先随机产生初始生成种群规模如下:

$$g_{\mathrm{in}}(i) = \mathrm{random}(\cdot)\ i = 1, \cdots, N \times l \times N \tag{8}$$

设 $w_{ij}(k)$为解空间的实际权值, 变化范围视为 $(w_{ij})_{\min} \sim (w_{ij})_{\max}$. $w_{bij}(k)$为在 GA 空间的权的位串表示值 (整数). 二者之间的关系为

$$w_{ij} = (w_{ij})_{\min} + w_{bij}[(w_{ij})_{\max} - (w_{ij})_{\min}]/(2^d - 1) \tag{9}$$

式中, d是二进制位串的位数. 定义适应度:

$$f = 1/(J + \Delta) \tag{10}$$

式中, Δ是一非常小的值. 可见, 当性能函数增大时, 对应的适应度函数就会减小.

计算单个子群中每个个体的适应度 f_i ($i = 1, \cdots, l$)并对其按照从小到大的顺序进行排序, 得到最大值 $f_{\max}$和最小值 $f_{\min}$, 同时记录每个个体对应的位置标记为 $f(i)$, 那么每个子群适应度最大 (性能指标最优)的一组控制器参数表示为

$$T(k) = g_{\mathrm{in}}(f(l-1) \times N + k) \tag{11}$$

$$w_{bij}(k) = (w_{bij_\max}(k) - w_{bij_\min}(k)) \times T(k) + w_{bij_\min}(k) \tag{12}$$

将得到的参数 $w_{bij}(k)$ ($k = 1, \cdots, N$)保存下来, 以便与下一代的参数进行比较.

为避免早期收敛, 增加系统的多样性, 进行适应度的调整如下:

$$\left.\begin{aligned} a &= \bar{f}/(f_{\max} - \bar{f}) \\ b &= (f_{\max} - 2\bar{f})\bar{f}/(f_{\max} - \bar{f}) \end{aligned}\right\} \quad f_{\min} > 2\bar{f} - f_{\max}$$

$$\left.\begin{aligned} a &= \bar{f}/(\bar{f} - f_{\min}) \\ b &= f_{\min}\bar{f}/(\bar{f} - f_{\min}) \end{aligned}\right\} \quad f_{\min} \leqslant 2\bar{f} - f_{\max} \tag{13}$$

调整后单个子群中每个个体的适应度为

$$f_i = af_i + b \tag{14}$$

使用轮盘赌法选择计算子群中个体 i被选中的概率:

$$p_i = f_i \Big/ \sum_{j=1}^{L} f_j = f_i / f_{\mathrm{sum}} \tag{15}$$

式中, f_i表示个体 i的适应度; f_{sum}表示单个子群的总适应度; p_i表示个体 i的选择概率, 具体选择步骤如下: ①在第 t代, 设单个子群规模为 P_{i-1}, 由式 (15)分别求出 p_i与 f_{sum}; ②产生 {0, 1}的随机数 rand(·), 求 s = rand(·) × f_{sum}; ③求 $\sum_{i=1}^{k'} f_i \geqslant s$ 中最小的 k', 则第 k'个个体被选中; ④进行 l次步骤 ②, ③的操作, 得到 l个个体, 成为第 $t = t + 1$代的子群规模 P_i.

对第 i($i = k' + 1, \cdots, l$)个个体对应的初始生成种群 $g_{\mathrm{in}}(i)$进行重新繁殖如下:

$$T(n \times N + k) = g_{\mathrm{in}}(f(i) \times N + k) \tag{16}$$

式中, $n = 1, \cdots, k'$; $k = 1, \cdots, l$.

根据适应度从小到大的顺序排列, 得到更新的初始生成种群为

$$g_{\mathrm{in}}(i \times N + k) = T(i \times N + k) \tag{17}$$

式中, $i = 1, \cdots, l$; $k = 1, \cdots, N$.

为避免早熟现象, 提高搜索效率, 对交叉、变异概率 (p_c, p_m)分别进行自适应调整.

最后注入最优个体, 得到对应的最优决策变量值为

$$w_{bij}(k) = (w_{bij_\max}(k) - w_{bij_\min}(j)) \times f_{\max} + w_{bij_\min}(k) \tag{18}$$

将 GA 所有的个体译码至解空间, 得到控制器的控制力 $u(t)$, 作用于系统, 产生下一时刻的输出, 直至满足条件, 则优化 W (权值)的 GA 结束.

通过上述操作, 便可得到滑块的位置信息, 将其送入执行机构来控制每一个滑块的运动.

3　系统稳定性分析

对于质量矩导弹姿态控制系统, 由于各通道间存在强烈的耦合, 3个滑块的运动位置、速度和加速度对姿态角、姿态角速度相互影响很大, 系统能控与否直接与滑块运动产生的空气动力矩及附加力矩的相对大小有关. 当气动力矩远大于附加力矩时, 可以很容易通过滑块的运动来实现对姿态的控制; 反之, 要设计出有效的滑块控制规律来实现姿态的控制就比较困难.

通过分析, 系统能控与否与导弹马赫数大小、压心位置的变化范围有很大的关系. 当导弹的速度衰减较快时, 系统的压心与弹体理论尖点的距离减小也较快, 而轴向滑块的运动使系统质心轴向的位置变化范围有限. 如果当系统在控制结束

时,滑块位于导轨的前端但压心与系统质心的相对位移大于零,则系统就处于静不稳定状态,即系统不可控.

4 仿真实验

假设质量矩拦截器初始姿态角 $\psi = -26°$, $\vartheta = 25°$, $\gamma = 5°$,初始角速度 $\omega_x = \omega_y = \omega_z = 0(°)/s$,期望姿态角 $\varphi = -16°$, $\theta = 15°$, $\lambda = 0°$,期望角速度均为 0.控制步长取 10ms,仿真步长取 1ms. GA 参数: $(N, L, T) = (50, 720, 500)$, p_c, p_m 采用自适应调整. 遗传算法中性能指标函数的权值为: $w_1 = 0.95$, $w_2 = 0.01$, $w_3 = 2.0$, $w_4 = 100$, $w_5 = 0.08$, $w_6 = 0.08$.

下面轴向滑块最大偏移量取 0.1m,以轴向滑块响应时间为 4ms,径向滑块响应时间分别为 6ms和 8ms进行仿真.

从图 4和图 5可以看出,在末段经过大约 4s 可以将弹体姿态角和角速度分别从初始值迅速平稳地调整到期望值.并且经过遗传算法寻优的系统可以快速而平稳地收敛到期望姿态,其性能明显优于未经寻优的系统.

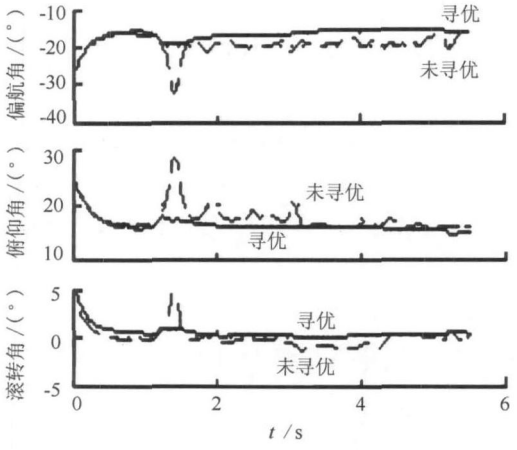


图 4 姿态角变化曲线

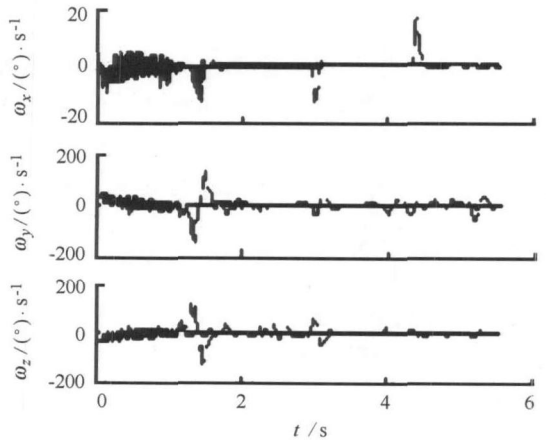


图 5 角速度变化曲线

图 6表明在初始阶段,由于弹体处于静不稳定状态,需要迅速建立攻角和侧滑角,之后经过三个滑块的协调控制,弹体变为静稳定,攻角和侧滑角的逐渐减小.

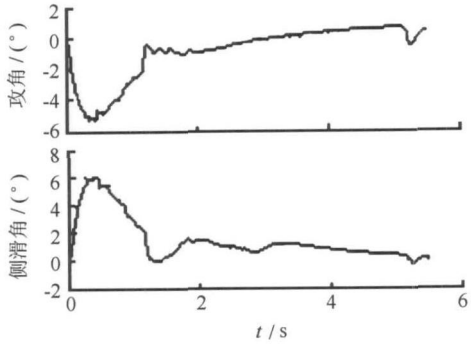


图 6 攻角、侧滑角曲线

5 结 束 语

本文在建立三轴稳定质量矩导弹姿态运动模型的基础上,提出了一种基于遗传算法寻优的 RBF网络姿态控制规律.以期望姿态角与实际姿态角的误差及误差变化率作为 RBF控制器的输入,通过遗传算法对神经网络的权值进行寻优,从而对 3个滑块的位置进行协调控制.同时讨论了滑块运动特性对系统性能的影响并对系统的稳定性进行分析.实验结果表明,采用这种控制律可以对弹体姿态进行任意调整,提高了系统的动态响应品质并能保证系统的静稳定性.

参考文献 (References)

[1] Menon P K. Integrated guidance and control of moving mass actuated kinetic energy kill vehicles [C]// Optimal Synthesis INC. Losaltos, CA: [s n], 2001

[2] Menon P K, Sweriduk G D, Ohlmeyer E J. Integrated guidance and control of moving mass actuated kinetic warheads [J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2004, 27(1): 118-126

[3] Robinet C R D, Rainwater B. Moving mass trim control for aerospace vehicles [J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1996, 19(5): 1064-1079

[4] Woolsey C A, Leonard N E. Moving mass control for underwater vehicles [J]. American Control Conference, 2002: 2824-2829

[5] Byrne R H, Sturgis B R, Robinett R D. A moving mass trim control system for reentry vehicle guidance [R]. AIAA-96-3438, 1996

[6] Raymond H B, Rush D R. Moving mass trim control system design [R]. AIAA-96-3826, 1996

[7] 徐丽娜. 神经网络控制 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2003: 203-212
Xu Lina. Neural net control [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003: 203-212 (in Chines)

(责任编辑: 张 嵘)