

神经网络相平面分区控制器研究与仿真*

刘叔军 盖晓华

(南阳理工学院电子与电气工程系, 南阳 473004)

摘要 将神经网络的在线学习、即时调节功能与相平面分区的逻辑判断特性相结合提出了一种新的智能控制器——神经网络相平面分区控制器. 该控制器将系统响应的基本性能与相应工况的控制作用力的划分和作用强度在相平面上建立起了实时的相互对应关系, 从而使各分区内的控制参数能随着被控对象的变化在线自动调节参数, 具有自适应能力. 仿真结果表明, 利用该方法设计的控制器闭环性能好、鲁棒性强. 该方法为非线性控制提供了一种有效的控制器设计途径.

关键词 逻辑判断, 神经网络, 相平面分区, 自适应参数调节

引言

PID 控制是工业控制中最常用的方法, 但用其对高阶线性系统和具有复杂非线性特性的对象或过程进行控制难以达到满意的效果. 相平面分区控制是在相平面上将系统动态过程划分为若干运行模式, 并给出每个运行模式下的控制作用 K_i' , 通过控制力合力的作用, 最终使系统稳定在期望输出上^[1]. 并且, 该控制方式已在控制领域有一些成功案例^[2-4]. 图 1 给出了该控制器的相轨迹示意图. 本文采用神经网络相平面分区控制方法, 它不仅具有常规相平面分区控制的控制特性, 而且具有神经网络的非线性映射能力、学习能力和自适应性, 使之成为不依赖模型的控制方式^[5]. 图 2 给出了神经网络相平面分区控制系统的基本结构. 根据反馈向量与设定值的比较, 可以确定误差 e 和误差的导数 \dot{e} . 利用神经网络的自学习功能, 按照图一的控制规则, 通过对 e 和 \dot{e} 的判断, 确定此刻控制力 K_i' 的选择, 并在线自动调节控制作用 K_i' 的大小.

为了方便分析, 将图 1 的五个区域分别称之为 K_i' ($i = 0, 2 \pm, 4 \pm$) 控制作用区域, 例如由 $e \geq e_0$ 和 $\dot{e} \leq -\dot{e}_0$ 所构成的相平面区域称之为 K_{2+}' 控制作用区域. 图中阴影部分 K_0' 为的控制作用区域.

1 相平面分区控制基本原理

系统运动的运行特性, 最直接表征为误差和误

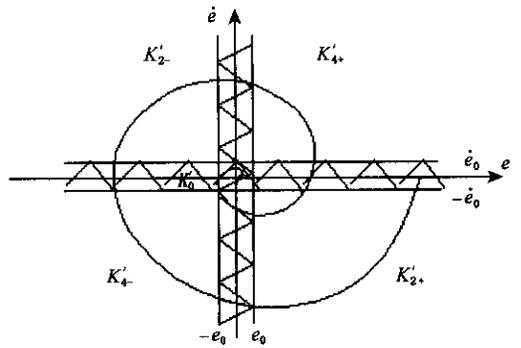


图 1 相平面分区控制系统相轨迹示意图

Fig. 1 Phase locus sketch map phase of the plane division control system

差变化的大小, 这在相平面图上可以得到直接体现. 如果把相平面分成五个区域, 在不同工况下采用不同的控制作用, 使之建立起一一对应关系, 从图 1 中可以看出, 五个工况穷尽了系统运动的所有运行模式, 使系统运行尽可能地逼近理想运动曲线, 从而形成了相平面分区控制器^[6]. 它在对相平面分析的基础上, 间接对系统响应做了完整的划分. 系统响应的基本性能如上升时间、延迟时间、超调量、稳态性能等由相应工况的控制作用唯一决定^[7]. 基本性能对应着系统的最小逻辑单元(工况). 逻辑地对相平面进行分区促成了系统性能的分解, 逻辑判断构成控制器不可缺少的功能, 符合人类思维(即按运行工况抽象为概念从而来判断和控制系统)的特点. 如果各分区的控制作用都选 PID 控制(本文只讨论 P 控制), 且五个 PID 参数都

选同一组参数,即为常规 PID 控制.因此,相平面分区控制器给出了一个相当开放的控制器结构.

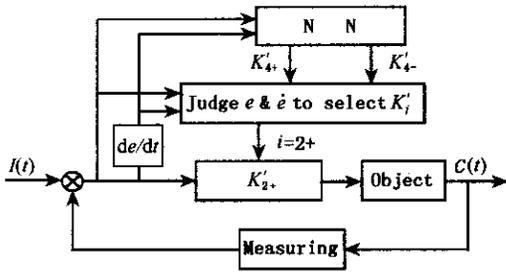


图 2 神经网络相平面分区控制系统的基本结构

Fig. 2 Brief structure of the NN phase plane division control system

相平面分区控制器五个工况中力的作用原则^[6]为

$$K'_{4+} \leq K'_{2+} \leq K'_0 \leq K'_{2-} \leq K'_{4-} \quad (1)$$

或

$$K'_{4+} \geq K'_{2+} \geq K'_0 \geq K'_{2-} \geq K'_{4-} \quad (2)$$

2 神经网络相平面分区控制器

图 2 中相平面分区控制器根据图 1 的控制策略选择控制参数 K'_i .神经网络 NN 根据系统的状态变化在线调节相平面分区控制器的参数 $K'_i (i = 0, 2 \pm, 4 \pm)$.神经网络实现的非线性映射以及相平面分区控制的控制策略(逻辑关系)使相平面分区控制器成为非线性参数的控制器.作者采用三层 BP 网络,如图 3 所示.

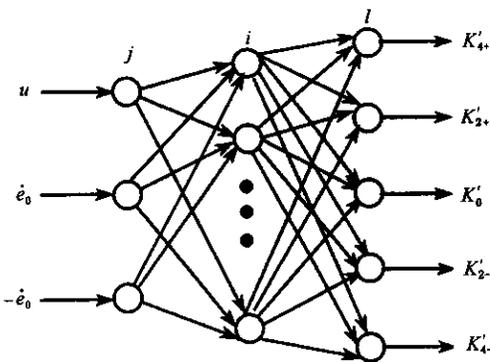


图 3 BP 神经网络结构图

Fig. 3 The Structure diagram of BP Network

相平面分区控制器增量式控制算法为:

$$u(k) = u(k-1) + K'_i (e(k) - e(k-1)) \quad (3)$$

其中 K'_i 由图 1 的控制策略确定.网络输入层的输

入为

$$O_j^{(1)} = x(j) \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

式中,输入变量的个数 $M = 3$,分别为系统的输入、误差及误差变化率.隐层的输入、输出为:

$$net_i^{(2)}(k) = \sum_{j=0}^M w_{ij}^{(2)} O_j^{(1)} \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (5)$$

$$O_i^{(2)}(k) = f(net_i^{(2)}(k)) \quad i = 1, 2, \dots, Q \quad (6)$$

式中, $w_{ij}^{(2)}$ 为隐含层加权系数,上角标(1)、(2)、(3)分别代表输入层、隐含层和输出层.隐层神经元的个数 $Q = 10$.

隐含层的激活函数取正负对称的 Sigmoid 函数

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (7)$$

网络输出层的输入输出为

$$net_l^{(3)}(k) = \sum_{j=0}^Q w_{lj}^{(3)} O_j^{(2)} \quad (8)$$

$$O_l^{(3)}(k) = g(net_l^{(3)}(k)) \quad l = 1, 2, \dots, 5 \quad (9)$$

$$O_1^{(3)}(k) = K'_{4+} O_2^{(3)}(k) = K'_{2+} O_3^{(3)}(k) = K'_0 O_4^{(3)}(k) = K'_{2-} O_5^{(3)}(k) = K'_{4-} \quad (10)$$

输出层的激活函数

$$g(x) = f(x) \quad (11)$$

取性能指标为

$$E(k) = \frac{1}{2} (r(k) - y(k))^2 = \frac{1}{2} e^2(k) \quad (12)$$

采用一阶梯度下降法动态学习网络的权值,为使搜索快速收敛附加动量项

$$\Delta w_{ii}^{(3)}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ii}^{(3)}(k)} + \alpha \Delta w_{ii}^{(3)}(k-1) \quad (13)$$

式中, η 为学习速率; α 为惯性系数.

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{ii}^{(3)}(k)} = \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial O_l^{(3)}(k)} \times \frac{\partial O_l^{(3)}(k)}{\partial net_l^{(3)}(k)} \frac{\partial net_l^{(3)}(k)}{\partial w_{ii}^{(3)}(k)} \quad (14)$$

$$\frac{\partial net_l^{(3)}(k)}{\partial w_{ii}^{(3)}(k)} = O_j^{(2)}(k) \quad (15)$$

由于 $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$ 未知,所以近似用符号函数 $sgn\left(\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}\right)$ 取代,由此带来计算不精确的影响可

以通过调整学习速率 η 来补偿. 式中

$$\frac{\partial u(k)}{\partial O_l^3(k)} = e(k) - e(k-1) \quad l = 1, 2, \dots, 5 \quad (16)$$

因此, 可以得到网络输出层权的学习算法为

$$\Delta w_{li}^{(3)}(k) = \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k-1) + \eta \delta_l^{(3)} O_i^{(2)}(k) \quad (17)$$

$$\delta_l^{(3)} = e(k) \operatorname{sgn}\left(\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}\right) \frac{\partial u(k)}{\partial O_l^3(k)} \times g'(net_l^{(3)}(k)) \quad l = 1, 2, \dots, 5 \quad (18)$$

同理可得隐含层加权系数的学习算法

$$\Delta w_{li}^{(2)}(k) = \alpha \Delta w_{li}^{(2)}(k-1) + \eta \delta_i^{(2)} O_j^{(1)}(k) \quad (19)$$

$$\delta_i^{(2)} = f'(net_i^{(2)}(k)) \sum_{l=1}^5 \delta_l^{(3)} w_{li}^{(3)}(k) \quad i = 1, 2, \dots, Q \quad (20)$$

式中, $g'(\cdot) = f'(\cdot) = (1 - f^2(x))/2$

该控制器算法归纳如下:

(1) 确定 BP 网络的结构, 即确定输入层节点数 M 和隐含层节点数 Q , 并给出各层加权系数的初值 $w_{ij}^{(1)}(0)$ 和 $w_{li}^{(2)}(0)$, 选定学习速率 η 和惯性系数 α , 此时 $k = 1$;

(2) 采样得到 $r(k)$ 和 $y(k)$, 计算该时刻误差 $e(k) = r(k) - y(k)$;

(3) 计算神经网络 NN 各层神经元的输入、输出, NN 输出层的输出即为相平面分区控制器的五个可调参数 $K_i (i = 0, 2 \pm 4 \pm)$.

(4) 由式(3)计算相平面分区控制器的输出 $u(k)$;

(5) 进行神经网络学习, 在线调整加权系数 $w_{ij}^{(1)}(k)$ 和 $w_{li}^{(2)}(k)$, 实现相平面分区控制参数的自适应调整;

(6) 置 $k = k + 1$, 返回到(1).

神经网络的权值初值由试验的方法选取.

3 控制器性能分析

由第二节的算法可知, 神经元之间的连接权值根据学习样本进行调整, 实现有监督的学习过程. 因此, 神经网络相平面分区控制器能随着被控对象的变化在线自动调节参数, 具有自适应能力. 当被控对象参数发生变化或有干扰时, 神经网络在线学

习, 即时调节, 从而使相平面分区控制参数成为自适应时变参数^[8]. 神经网络相平面分区控制器应对被控对象参数变化能力或抗干扰性能, 还来自于该控制器的逻辑结构. 误差 e 和误差 \dot{e} 的变化率用来判断系统的运行工况(即 K_i 的选择), 逻辑控制占主导, 误差进入前向通道只是参与系统控制的微调. 因此, 从控制方式上看, 它兼有闭、开环控制系统特征, 又优于 Bang-Bang 控制. 可见, 神经网络相平面分区控制器比常规的 PID 控制器甚至某些智能 PID 控制器的鲁棒性强.

神经网络相平面分区控制器将系统响应的基本性能与相应工况的控制作用力的划分以及它和作用强度在相平面上建立起了相互对应关系. 根据误差 e 和误差 \dot{e} 的导数的大小, 及其所处相平面分区在线自动地改变该区域内控制作用力的大小, 使其相轨迹适度弯曲, 进入下一个相平面分区或收敛于原点. 因此突破了相平面分区控制作用力应该满足式(1)或(2)的限制, 使各作用力调节范围更加灵活, 各作用力在其相平面分区内更明确的对应系统的诸性能指标, 在系统响应的整个过程中均能有效地发挥其作用.

当然, 神经网络的初始权值的选取会影响控制器的性能. 这里我们采用反复试验的方法找到参数初始权值, 另文给出初始权值最优选取方法.

4 仿真结果

将神经网络相平面分区控制器应用到非线性模型控制中.

例 被控对象模型为^[9]

$$y(k) = \frac{0.86y(k-1) + 2u(k-1)}{1 + 0.5y^2(k-1)}$$

为了说明神经网络相平面分区控制方案的有效性, 作者对神经网络相平面分区控制算法和基于 GA 优化的神经网络 PID 算法进行了对比, 两种算法的收敛性对比曲线如图 4(a) 所示. 其中, 在 $t = 0.2 \text{ s}$ 时加入幅值为 0.1 的干扰量.

神经网络相平面分区控制器输出曲线如图 4(b) 所示. 由仿真曲线图可见, 神经网络相平面分区控制器控制效果理想, 当系统参数发生变化时, 系统动态品质的劣化程度较小, 这说明系统具有较强的鲁棒性.

仿真中,神经网络的隐层元为 10 个,学习速率 $\eta = 0.2$,惯性系数 $\alpha = 0.02$,神经网络初始值为

$$\begin{aligned}
 \omega_i &= \\
 &\begin{bmatrix} 0.61599 & -0.33777 & -0.98801 & 0.53447 & 0.48857 & 0.11243 & -0.50618 & -0.64636 & 0.63538 & -0.65148 \\ -0.8510 & -0.57854 & -0.24738 & -0.17741 & -0.34986 & -0.0588 & 0.12993 & 0.05937 & 0.58805 & 0.38967 \\ -0.89212 & -0.57103 & 0.18495 & -0.54014 & -0.22048 & 0.37647 & -0.21234 & 0.35685 & 0.11449 & 0.15109 \end{bmatrix} \\
 \omega_w &= \\
 &\begin{bmatrix} 0.28028 & -0.040809 & -0.80276 & -0.71998 & 0.37614 & -0.2214 & 0.61682 & 0.91647 & 0.51632 & 0.69679 \\ 0.044565 & -0.84637 & -0.61662 & 0.53563 & 0.63315 & -0.9133 & 0.23744 & 0.4182 & -0.25414 & -0.088137 \\ -0.12412 & 0.46746 & 0.82964 & -0.38269 & -0.18226 & -0.61589 & 0.12783 & -0.4713 & 0.30858 & 0.64592 \\ 0.37137 & -0.64139 & 0.67853 & 0.57386 & 0.57386 & 0.42959 & 0.65062 & 0.71595 & 0.6029 & 0.73527 \\ -0.06742 & -0.15055 & 0.079471 & -0.66663 & 0.16284 & 0.39915 & -0.44391 & 0.62407 & -0.74849 & -0.91091 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

图 4(c) 为神经网络相平面分区控制器各作用力输出,可以看出,五个作用力不再受式(1)或(2)的限制,并且,通过参数的实时调整实现抗干扰。图 4(d) 给出了该系统的误差输出。

上述仿真例子表明,神经网络相平面分区控制器可实现具有对复杂非线性特性的对象的控制,且鲁棒性较强,突破了常规相平面分区控制器参数调整的限制。

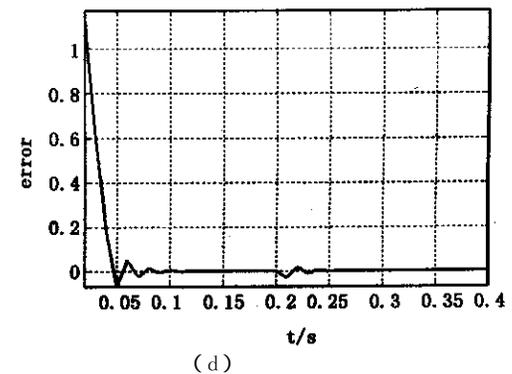
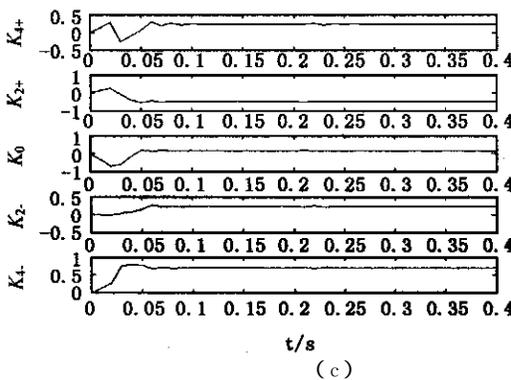
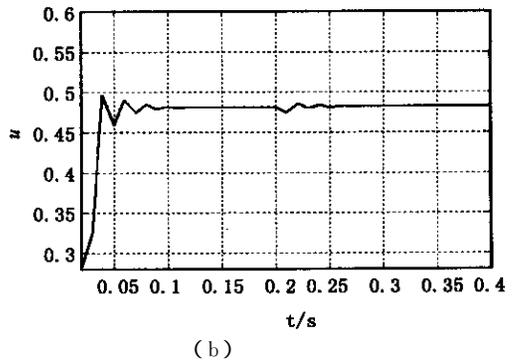
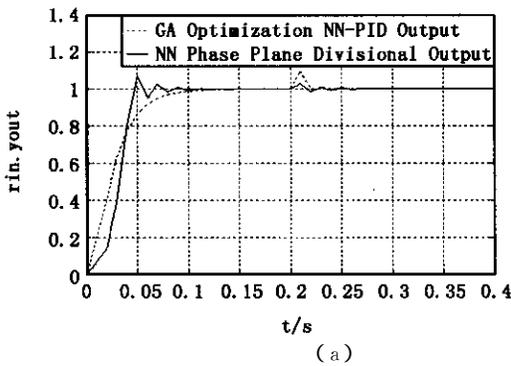


图 4 神经网络相平面分区控制输出

Fig. 4 Neural network phase plane divisional control output

5 结论

本文提出的神经网络相平面分区控制将神经网络的参数自学习,自适应特性及作用力在相平面

分区上的逻辑划分与运算相结合,能随着被控对象的变化在线自动调节参数,具有自适应能力,从而使控制作用力的调节更加灵活。该方法为非线性被控对象的控制提供了一种新型控制器设计途径。当

然,采用神经网络的控制系统学习速度慢、训练时间长限制了其在实时控制中的应用,令文给出其改进措施。仿真结果说明了该方法设计的控制器闭环性能好、鲁棒性强。而且,与PID控制一样,不需要建立被控对象的数学模型。可见,相平面分区控制与智能算法的综合,可以得到一种新型的智能控制器,具有良好的控制性能和广泛的应用价值。

参 考 文 献

- 1 张南纶. 新控制原理. 北京:国防工业出版社,2005 (Zhang Nanlun. New Control Principle. National Defence Industry Press, 2005 (in Chinese))
- 2 过学迅,胡朝峰. 九点控制电机在手动变速器换挡同步中的应用. 动力学与控制学报,2005,3(3):83~85 (Guo Xuexun, Hu Zhaofeng. Application of Nine Point Control for Motor in Manual Transmission Shift Synchronism. *Journal of Dynamics and Control*, 2005, 3(3):83~85 (in Chinese))
- 3 吴炜,雷升印,陈雷,邱国廷. 九点控制器用于隧道窑温度控制系统的仿真. 湖北工学院学报,2004,19(3):38~39 (WU Wei, LEI Shengyin, CHEN Lei, QIU Guoting. The Study of the Application of Nine-point Controller in Tunnel Kiln Temperature Control System. *Journal of Hubei Polytechnic University* 2004, 19(3) 38~39 (in Chinese))
- 4 陈进,吕锋. 水泥磨配料过程仿真模型. 计算机仿真, 2002,19(2):79~81 (Chen Jin, Lu Feng. Simulation Model of Dispensation of Materials in the Production Process of Cement Mill. *Journal of computer simulation*, 2002, 19(2):79~81 (in Chinese))
- 5 徐丽娜. 神经网络控制. 北京:电子工业出版社,2003 (Xu Lina. Neural Network Control. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003 (in Chinese))
- 6 孙晓明,张南纶. 九点控制器. 第四届世界智能控制与自动化大会论文集. 上海:华东理工大学出版社, 2002. 644~648 (Sun Xiaoming, Zhang Nanlun. Nine-point Controller. The 4th World Congress on Intelligent Control and Automation. Shanghai: East China University of Science & Technology Press, 2002. 644~648 (in Chinese))
- 7 张南纶,邱国廷,季玲莉. 九点五态控制器及其仿真分析. 第五届世界智能控制与自动化大会论文集. 杭州:浙江大学出版社,2004. 2570~2574 (Zhang Nanlun, Qiu Guoting, Ji Lingli. Nine-point Five-state Controller and its Simulation Analysis. The 5th World Congress on Intelligent Control and Automation. Hangzhou: Zhejiang University Press, 2004. 2570~2574 (in Chinese))
- 8 Chen Shyiming, Huang Chungming. Generating weighted fuzzy rules from relational database systems for estimating null values using genetic algorithms. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 2003, 11(4):495~506
- 9 张明君,张化光. 基于遗传算法优化的神经网络PID控制器. 吉林大学学报(工学版),2005,35(1):91~96 (Zhang Mingjun, Zhang Huaguang. Neural network PID controller optimized by GA. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2005, 35(1):91~96 (in Chinese))

RESEARCH AND SIMULATION OF NEURAL NETWORK PHASE PLANE DIVISIONAL CONTROL *

Liu Shujun Gai Xiaohua

(*Department of Electronics and Electrical Engineering ,Nanyang Institute of Technology ,Nanyang 473004 ,China*)

Abstract This paper combines neural network with phase plane divisional control to generate a new intelligent controller—neural network phase plane divisional controller , which establishes , in the phase plane , real time corresponding relationships between the basic performance of the system response and not only the action logic division but also acting intensity , making control parameters in each divisional area able to automatically online regulate in accordance with the changes of the controlled object. The simulation result shows that the controller designed with this method has better close-loop performance and robustness. This method provides an effective controller designing way for nonlinear control system.

Key words logic judgment , neural network , phase plane divisional , self-tuning parameter adjustment