

自构建小波神经网络的内模控制研究与应用

王华秋, 王斌

(重庆理工大学 计算机科学与工程学院, 重庆 400054)

摘要: 考虑到小波神经网络隐含层神经元的数目决定了整个网络的规模和性能, 根据小波基函数的激励强度和衰减程度可以添加或者删除小波神经网络隐含层神经元, 优化了小波神经网络隐含层结构, 采用自构建小波神经网络辨识内模控制系统的正模型和逆模型, 该模型的神经网络结构可根据性能要求动态调整, 从而改进了神经网络内模控制技术, 实验结果表明, 提出的控制方法比传统方法在鲁棒性和抗扰性方面具有更好的性能表现, 各项指标均优于传统控制方法, 实现氧化铝熟料烧结工艺优化。

关键词: 熟料烧结; 自构建小波神经网络; 内模控制; 系统辨识

Research and Application of Internal Model Control Based on Self-built Wavelet Neural Network

Wang Huaqiu, Wang Bin

(College of Computer Science and Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

Abstract: Considering neurons number in the hidden layer of wavelet neural network determines the size and performance of the entire network, this paper use the excitation intensity and attenuation degree of wavelet function to add or delete the hidden layer neurons of wavelet neural network. Thus the structure of wavelet neural network hidden layer is optimized. the forward model and inverse model of internal model control system is identified by the self-built wavelet neural network, whose neural network structure can be dynamically adjusted based on performance requirements. Experimental results show that the proposed control method has better performance than traditional control methods in aspects of robustness and immunity because each algorithm index is better than traditional control method. Hence optimization of clinker sintering process is achieved.

Keywords: clinker sintering; self-built wavelet neural network; internal model control; system identification

0 引言

氧化铝熟料烧结工艺是一个连续生产过程, 原料和煤粉不断输入, 而产品和废料不断输出, 在生产中, 首先要保证产品质量, 包括熟料中的 Al_2O_3 含量, Fe_2O_3 含量, 二价硫含量, 铝硅比, 熟料粒度等指标。因此必须使烧结炉窑内有适合的温度分布, 例如: 窑尾温度, 烧结带温度。其次, 为了减少生产能耗, 排出的废气温度也应在一个合理范围内。但是在实际生产过程中, 配料成分, 含水量, 下料速度, 煤粉量, 炉窑转速, 风量等生产条件经常会发生变化, 而且有些量的变化无法实时测得, 如: 配料成分, 含水量等化学检测量。在这种情况下, 要做到稳定生产, 低能耗, 对过程控制提出了很高的要求。

以往都是采用机理分析和工艺改造建立脱硅模型, 这需要探索系统内部的理化规律, 从过程控制的角度看, 这种建模方法很难实现, 如果只研究主要控制变量和输出变量之间的相互关系, 那么就可以解决这个问题, 因此本文采用自构建的小波神经网络内模控制方法建立氧化铝熟料烧结模型。

1 熟料烧结的生产流程

熟料烧结的生产工艺流程可分为 3 个系统:

1) 饲料系统。将制备好的生料浆用泥浆泵经喷枪在窑尾雾化喷入窑内。2) 燃料系统。煤粉进入喷煤管被一次风喷入窑内燃烧。3) 收尘系统。废气从窑尾入立式烟道经旋风收尘。

2 设计思路

目前, 已有一些学者采用了专家系统的方法进行过程控制。温艳芳^[1]等人提出了一种带有自适应预测控制器的模糊推理机, 周晓杰等人^[2]提出了一个熟料烧结综合自动化系统, 吴永建等人^[3]在进一步增加了自适应模糊控制器, 王景峰^[4]采用了火焰图像模式识别和多传感器信息融合技术, 建立控制系统。

神经网络已广泛用于内模控制系统中, 如: RBF 网络内模控制^[5-6]、动态神经网络内模控制^[7]、小波神经网络内模控制^[8-9]、模糊神经网络内模控制^[10-11]等。隐含层神经元的数目决定了整个网络的规模和性能, 因此设计一个结构合理的神经网络是有必要的。

在本项目中, 为了确保某氧化铝厂的烧结熟料中 Al_2O_3 含量不低于 92%、A/S 大于 4.5 和窑尾废气氧气含量小于 2.0% 的工艺和能耗工程要求。本文研究了影响这些工程要求的技术指标, 结合工艺检测水平, 主要考虑应达到如下三项主要技术指标: 烧结带温度在 1 100~1 350 °C 之间; 窑尾温度在 210~450 °C 之间, 最高不超过 500 °C; 窑尾废气温度不超过 240 °C。为了控制这三项指标达到工艺和能耗工程要求, 本文就采用自构建小波神经网络建立氧化铝熟料烧结过程的正逆模型, 正模型和逆模型的神经网络结构可以根据需要在线调整, 避免了出现过烧与欠烧工况现象, 实现

收稿日期:2014-05-03; 修回日期:2014-06-05。

基金项目:重庆市教委科学技术研究项目(KJ100805)。

作者简介:王华秋(1975-), 男, 重庆人, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事先进过程控制方向的研究。

了熟料烧结过程的关键技术参数的优化调节, 达到了生产工艺和能耗工程要求。

3 自构建小波神经网络

本文的小波神经网络是三层神经网络, 输入层是由输入数据节点组成, 隐含层由小波基传递函数构成, 输出层就是网络的输出数据, 信息前向传递同时误差反向传递以修正网络参数。

设 X_1, X_2, \dots, X_k 是小波神经网络的输入参数, Y_1, Y_2, \dots, Y_m 是预测输出, ω_{ij} 和 w_{jk} 是网络权值。

在输入信号序列为 $x_i (i=1, 2, \dots, k)$ 时, 隐含层输出计算公式为:

$$h(j) = h_j \left[\frac{\sum_{i=1}^k \omega_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right], j = 1, 2, \dots, l \quad (1)$$

其中: $h(j)$ 为隐含层第 j 个节点输出值, ω_{ij} 为输出层和隐含层的连接权值, b_j 为小波基函数 h_j 的平移因子, a_j 为小波基函数的伸缩因子。本文采用 Morlet 小波基函数: $y = \cos(1.75x)e^{\frac{x^2}{2}}$, Morlet 小波不但具有非正交性而且还是由 Gaussian 调节的指数复值小波, 因此 Morlet 小波在时间与频率的局部化之间有着很好的对称性和平衡性^[12], 因此该小波基函数适合本文用来计算激励强度, 从而进行神经元的删减, 优化小波神经网络的结构。

小波神经网络输出层计算公式为:

$$y(k) = \sum_{i=1}^l \omega_{ik} h(i), k = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中: ω_{ik} 为隐含层到输出层权值, $h(i)$ 为第 i 个隐含层节点输出, l 为隐含层输出节点数, m 为输出层节点数。

小波神经网络权值和参数修正采用梯度修正法, 其目的是使得网络预测输出不断逼近期望输出。

(1) 计算神经网络预测误差指标:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (y_n(k) - y(k))^2 \quad (3)$$

其中: $y_n(k)$ 为期望输出, $y(k)$ 为小波神经网络预测输出。

(2) 根据预测误差指标 J 修正小波神经网络和小波基函数系数:

$$\omega_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) + \mu(\omega_{ij}(t) - \omega_{ij}(t-1)) - \eta \frac{\partial J}{\partial \omega_{ij}} \quad (4)$$

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \mu(w_{jk}(t) - w_{jk}(t-1)) - \eta \frac{\partial J}{\partial w_{jk}} \quad (5)$$

$$a_j(t+1) = a_j(t) + \mu(a_j(t) - a_j(t-1)) - \eta \frac{\partial J}{\partial a_j} \quad (6)$$

$$b_j(t+1) = b_j(t) + \mu(b_j(t) - b_j(t-1)) - \eta \frac{\partial J}{\partial b_j} \quad (7)$$

Morlet 小波基函数的输入激励是局部响应, 当输入落入空间中的一个很小的指定区域中时, 隐含层单元才做出响应。因此, 网络的结构学习既是确定隐含层神经元数量, 又是寻找合适的输入控件区域。对于已存在的神经元, 其数学描述可以表示为一个群集。由于在输入控件形成的群集对应于可能存在的神经元, 所以对于每个输入样本, 神经元的激励可以被描述为输入样本属于该群集的程度。第 j 个隐含层神经元在 t 时刻对

样本的激励强度为 $h_j(t)$, 求得 t 时刻隐含层的最大激励强度:

$$h_{\max}(t) = \max_{1 \leq j \leq l} h_j(t) \quad (8)$$

当输入样本 x_i 离已存在的神经元群集距离远时, 其激励强度比较小, 当 $h_{\max}(t)$ 小于某个阈值 $h_{th} \in (0, 1)$ 时, 可知输入样本不属于任何已存在的群集, 故需产生新的神经元。新神经元的参数为: $b_j^{new} = x_i, a_j^{new} = 2, \omega_{ij}^{new} = 0$ 。

同时, 由于一次神经元仅起到暂时的作用, 因此需要引入删减策略来删除不必要的神经元。第 j 个隐含层神经元在第 $t+1$ 采样时刻对输出的影响程度为:

$$P_j(t+1) = \begin{cases} P_j(t)e^{-\tau} & h_j(t) < \lambda \\ P_j(t) & h_j(t) \geq \lambda \end{cases} \quad (9)$$

式中, P_j 的初始值为 1, λ 为删除阈值, τ 为删除速度常数。当第 j 个神经元的激励强度小于删除阈值时, 意味着第 j 个神经元对网络输出的影响不大, 其对应的影响程度应当衰减。当影响程度足够小时, 表示相应的神经元对网络的输出已经没有影响, 因此需要删除该神经元以减轻负担。当 $P_j \leq P_{th}$ 时, 删除相应的节点, P_{th} 为影响阈值。

4 自构建小波神经网络内模控制

基于小波神经网络的内模控制方案需要两个神经网络, 一个是正模型作为对象的仿真器, 另一个则是逆模型作为控制器使得输出达到期望值。

4.1 正模型的辨识

对于氧化铝熟料烧结来说, 主要控制量有两个: 喷枪压力 u_1 、炉窑转速 u_2 , 这是生产中的主要调节手段。控制目标有 3 个: 窑尾温度 y_1 、烧结带温度 y_2 和废气温度 y_3 。这 3 处的温度决定了炉窑的温度分布, 它们之间相互耦合, 都是影响烧结质量和能耗的热工制度。从实施角度考虑, 这 5 个工况也是容易实时测量的。因此, 熟料烧结炉窑可近似为一个二输入三输出的非线性动态系统。

熟料烧结的 NARMAX 方程是:

$$y^p(t) = f[y^p(t-1), \dots, y^p(t-n); u(t-1), \dots, u(t-m)] \quad (10)$$

其中: $y(t) = f[y_1(t), y_2(t), y_3(t)]^T, u(t) = f[u_1(t), u_2(t)]^T$ 。

采样周期设定为 1.2 min, 根据经验和试验可得, $n=m=2$ 时已能足够精确地描述系统的动态特征。神经网络模型的结构与系统结构相同, 可以采用下式表示:

$$y^M(t) = f[y^p(t-1), y^p(t-2), y^p(t-3); u(t-1), u(t-2)] \quad (11)$$

定义系统输出与模型输出之间的误差矢量为:

$$e(t) = y^p(t) - y^M(t) \quad (12)$$

则系统辨识的指标函数 J_m 是:

$$J_m = \frac{1}{2T} \sum_{t=1}^T e^T(t)e(t) = \frac{1}{2T} \sum_{t=1}^T (y^p(t) - y^M(t))^T (y^p(t) - y^M(t)) \quad (13)$$

神经网络采用前面介绍的自构建小波神经网络。

4.2 逆模型的辨识

熟料烧结的逆模型可以用下面的 NARMARX 方程描述:

$$u(t) = f^{-1}(r(t+1); y^M(t), y^M(t-1); u(t-1)) \quad (14)$$

这里用 $r(t+1)$ 来取代 $y^m(t+1)$, 因为 $y^m(t+1)$ 是 u

(t) 的作用结果, 在 t 时刻还不知道。

训练逆模型时需要一个已经训练好的正模型, 将参考输入 r 加给逆模型, 逆模型的输出 u 又加给正模型产生 y^m, 得到误差信号:

$$e(t) = r(t) - y_m(t) \tag{15}$$

形成逆模型的指标函数 J_c 为:

$$J_c = \frac{1}{2T} \sum_{t=1}^T e^T(t)e(t) = \frac{1}{2T} \sum_{t=1}^T (r(t) - y_m(t))^T (r(t) - y_m(t)) \tag{16}$$

J_c 反传至逆模型修正其参数, 这样经过充分训练以后, J_c 趋近于 0, 该逆模型便可作为对象的逆模型。用于训练逆模型的神经网络仍然采用自构建小波神经网络。

基于自构建小波神经网络的内模控制系统如图 1 所示, 图中非线性被控对象是熟料烧结窑, 神经网络正模型经过训练后, 在工作范围内能较好地近似熟料烧结窑的输入输出特性。因此, 可以选择熟料烧结窑的逆模型作为控制器, 然后再设计滤波器来满足鲁棒性和物理可实现性的要求。

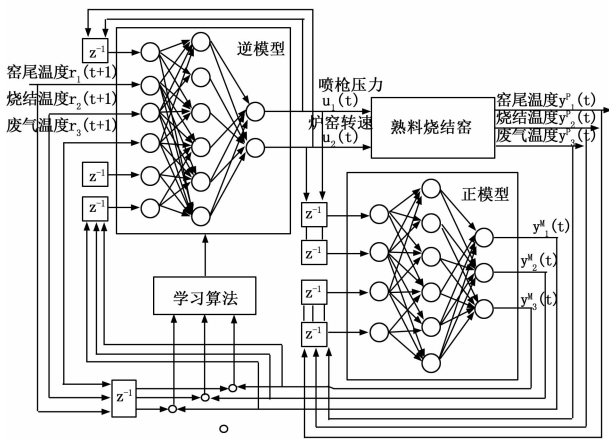


图 1 自构建小波神经网络内模控制

5 仿真结果与分析

5.1 学习数据

为了测试本文的熟料烧结内模控制方法的有效性, 我们收集了 2012 年 7 月到 9 月某氧化铝厂熟料烧结工艺过程的运行数据, 正模型输入数据为: 喷枪压力 u₁、炉窑转速 u₂, 正模型输出数据为: 窑尾温度 y₁、烧结带温度 y₂ 和废气温度 y₃, 逆模型的输入数据还要增加设定的窑尾温度、烧结带温度和废气温度, 输出数据就是控制量喷枪压力和炉窑转速。将数据集分为 3 个独立的部分: 50% 组成训练数据集用来进行模型训练, 25% 组成验证数据集用于检验模型的正确性, 剩余 25% 数据集来进行试运行模型。

5.2 数据预处理

假设数据量为 N, 则每条数据的偏离度 V(i) 为:

$$V(i) = \frac{|x_i - \bar{X}|}{S^2} = \frac{|x_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i|}{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^2} \tag{17}$$

当 V(i) ≥ 1.1 时, 该数据为“不良数据”; 当 V(i) ≤ 1.1 时, 该数据为有效数据。对于任一个有效数据, 采用如

下方法进行 max-min 规范化, 经过规范化后的数据可作为网络的学习参数。

5.3 性能指标设计

本文的内模控制有正模型和逆模型, 因此需要两个指标函数来分别衡量模型的准确性, 正模型的指标函数 J_m 采用公式 (13) 计算, 逆模型的指标函数 J_c 采用公式 (16) 计算, 这里不再累述。

5.4 模型学习过程

首先要明确, 本文的内模控制系统控制目标是窑尾温度、烧结温度和废气温度, 控制量是喷枪压力和炉窑转速。系统运行时, 会根据当前的喷枪压力和炉窑转速, 利用正模型预测出熟料烧结窑的窑尾温度、烧结温度和废气温度, 再将这 3 个预测结果连同设定的这 3 个值以及历史的喷枪压力和炉窑转速一同作为逆模型的输入, 推导下一步的控制量是多少。最终使得熟料烧结窑的窑尾温度、烧结温度和废气温度平稳地达到设定的 3 个控制目标。

5.5 控制效果分析

为了分析控制效果, 本文进行了鲁棒性实验和抗扰性实验。

5.5.1 鲁棒性实验

依据本文方法进行工艺过程辨识和控制器设计, 将控制结果与文献 8 的小波神经网络内模控制方法进行比较。为了自构建小波神经网络隐含层结构, 本文实验中设置 h_{in} = 0.4, λ = 0.6, P_{in} = 0.2。

首先进行了鲁棒性实验。首先让期望输入在工作点附近随机变化, 观测控制输出变化, 实验结果如图 2 所示。图中实线代表期望输入值, 点线代表控制输出值。

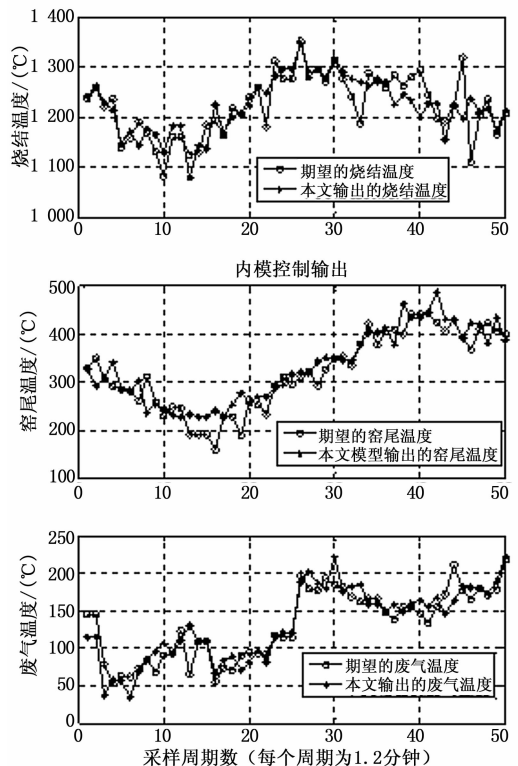


图 2 内模控制鲁棒性实验

由图 2 可以看出, 经过内模控制后, 系统期望输出和实际输出基本上是一致的。本文采用 J_m 和 J_c 作为衡量鲁棒性的指标, J_m 表示对象和正模型的辨识误差, J_c 表示内模控制系统逆模型的跟踪误差。

采用文献 [8] 的方法得到的 J_m 和 J_c 值分别为 17.38 和 3.27, 而采用本文方法得到的 J_m 和 J_c 值分别为 6.47 和 1.52, 两项误差指标均低于文献 [8], 结果显示本文方法具有更好的鲁棒性和跟踪性。

5.5.2 抗扰性实验

在正常工况下, 保持参考输入不变, 依次加入两种扰动。

干扰 1: 在 $t=15$ 时, 使下料速度增大 10%。

干扰 2: 在 $t=30$ 时, 使生料浆水分减少 20%。

内模控制系统抗扰性实现结果如图 3 所示, 图中有 3 个输出对干扰的响应变化。图中实线代表期望输入值, 点线代表控制输出值。

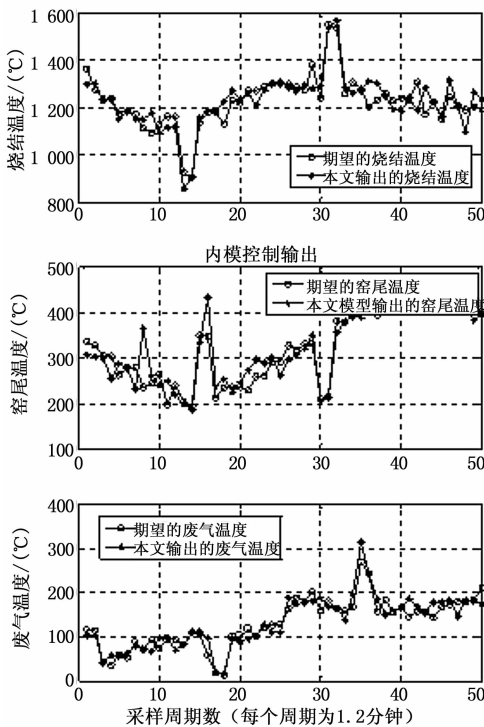


图 3 内模控制抗扰性实验

在这两种扰动下, 系统的输出最终能恢复到正常值, 说明内模控制具有良好的抗扰性。为了更准确说明本文方法和常规方法内模控制抗扰性的差异, 采用扰动后恢复稳态的训练次数 k 作为抗扰性指标, 较小的值意味着较好的抗扰性。

文献 [8] 方法受到干扰后需要 13 次训练才能恢复稳态, 本文方法则只需要 4 次训练就能恢复稳态, 结果表明本文方法具有更好的抗扰性。

6 应用简况

6.1 控制模型应用

熟料烧结内模控制系统采用本文的控制策略实现熟料烧结

窑喷枪压力和炉窑转速的稳定, 将其对系统造成的干扰程度降到最小。根据熟料烧结窑的实时工况, 通过正模型辨识和逆模型控制, 输出当前工况下最佳的喷枪压力和炉窑转速, 保证窑内热工制度稳定。

设计的内模控制系统就是利用熟料烧结现场采集的数据进行辨识和控制, 通过模型进行实时监测和控制喷枪压力和炉窑转速的运行曲线。

6.2 经济效益分析

1) 使用内模控制模型前, 由于窑尾温度和烧结带温度经常波动而不能及时跟踪, 喷枪压力一般设为每公斤熟料需要 0.154 kg 煤粉, 炉窑转速一般设为 $12.5664 \omega / (\text{rad} \times \text{min}^{-1})$ 。

但是烧结反应中, 物料温度分布以及熟料烧结窑自身的转速都是实时变化的, 煤粉喷入量大于需要量, 可能会导致物料过烧, 出现物料的液化现象; 另一方面, 如果煤粉喷入量小于需求量, 则会出现欠烧的可能。因此固定的煤粉喷入量无法经济运行的目的, 最终会导致熟料中某些指标不达标。

2) 内模控制模型的应用, 实现了喷煤量随窑尾温度和烧结带温度实时调整, 其调整策略如下:

欠烧工况下: 内模控制系统会将喷枪压力调整为 0.162 ~ 0.169 kg (1 kg 熟料) 左右, 炉窑转速调整为 $10 \sim 11 \omega / (\text{rad} \times \text{min}^{-1})$ 范围, 而此时物料温度分布既能够保证烧结反应完全, 也可以合理的利用回转窑自身的转速, 达到节约能源的目的。

过烧工况下: 对当前实际生产中喷枪压力调整至 0.147 ~ 0.141 kg (1 kg 熟料) 附近, 炉窑转速调整为 $13 \sim 14 \omega / (\text{rad} \times \text{min}^{-1})$ 范围, 既能满足生产要求, 又能达到节能的目的。

正常工况下: 将喷枪压力和炉窑转速保持设定值即可。

实践证明, 内模控制下的煤粉喷入量实时调整和合理使用, 不仅使该厂实现了煤粉喷入量闭环循环目标, 而且保证了熟料烧结产品的质量, 节约了生产成本, 取得了较好的经济效益。

7 结论

本文采用自适应调节方式优化了小波神经网络的隐含层的结构, 并用改进后的神经网络构建内模控制器用于氧化铝熟料烧结工艺过程, 改变了以往依靠人工经验构造控制规则而进行的半自动控制模式。仿真实验结果表明, 自构建小波神经网络的内模控制器具有良好的鲁棒性和抗扰性。

参考文献:

[1] 温艳芬, 李化民, 卫会玲. 智能控制技术在氧化铝熟料烧结回转窑中的应用 [J]. 矿山机械, 2004, 7: 55-55.
 [2] 周晓杰, 徐德宝, 张莉, 等. 氧化铝熟料烧结回转窑过程综合自动化系统 [J]. 吉林大学学报 (工学版), 2004, (1): 350-353.
 [3] 吴永建, 周晓杰, 柴天佑, 等. 氧化铝熟料烧结回转窑智能控制系统设计与应用 [J]. 华东理工大学学报 (自然科学版), 2006, 32 (7): 745-749.
 [4] 王景峰. 氧化铝生产熟料烧结回转窑专家控制系统 [J]. 中国科技

博览, 2012, 14: 54-54.

[5] 杨平, 彭道刚, 王志萍, 等. 热工过程时滞对象的神经网络内模控制 [J]. 计算机测量与控制, 2004, 12 (9): 835-837.

[6] Sridhar Seshadri, Karthik Balakrishnan. Output Feedback Control of Nonlinear Systems Using RBF Neural Networks [J]. IEEE Trans. On Neural Network, 2000, 11 (1): 69-112.

[7] 周涌, 陈庆伟, 吴晓蓓, 等. 基于动态神经网络解耦线性化的内模控制 [J]. 南京理工大学学报 (自然科学版), 2004, 28 (6): 566-570.

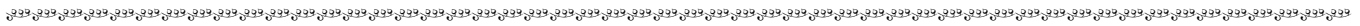
[8] 吕朝霞, 吴晓蓓, 郭建, 等. 基于小波网络的非线性内模控制 [J]. 控制与决策, 2001, 16 (1): 65-68.

[9] 王建平, 米晓东, 白俊峰, 等. 小波神经网络内模控制的性能研究 [J]. 现代电力, 2009, 1: 77-82.

[10] 陈高华, 张井岗, 赵志诚. 基于模糊神经网络的二自由度内模控制 [J]. 电气自动化, 2011, 33 (1): 1-3, 9.

[11] Chia-Peng Juang. A Tsk-Type Recurrent Fuzzy Network for Dynamic Systems Processing by Neural Network and Genetic Algorithms [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2002, 10 (2): 155-170.

[12] Grinsted A, Jevrejeva S, Moore J. Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series [J]. Nonlinear Processes in Geophysics, 2004, 11: 561-566.



(上接第 2796 页)

使能。WR1 将系统数据总线中的数据 DB_in=32' hffffceb 写入到内部总线 DB, 同时存入命令寄存器, 由于 DB [30:18] =111, 执行复位命令, 系统各模块复位, 输出 y=64' h0, RDrequest=1' b1。同理, DB_in=32' hffffceb 时执行数据信息写入命令, WR2 启动脉冲分配器, 经命令和内部脉冲时序控制, 数据由数据转存存储器寻址存入映像存储器相应存储单元, 此时输出 y 和 RDrequest 不变, 得 y=64' h0, RDrequest=1' b1; DB_in=32' h7ffffceb 时执行数据刷新命令, 输出映像寄存器中的 64 位数据传输到 PLC 输出端口, 得 y=64' h00bbdffffceb000e, 数据映像存储器完成数据写入操作后 IP 核发出读请求信号, 此时发出读请求脉冲 RDrequest=1' b0; DB_in=32' h5ffffceb 时执行数据信息读取命令, 数据由映像存储器存入数据转存存储器并写入数据总线, 此时输出不变 y=64' h00bbdffffceb000e, 数据输出寄存器及数据总线其中数据变为 DB_out = 32' hbbbbbbbb, DB = 32' hbbbbbbbb;

输出控制 IP 核从数据总线获取命令和数据后根据内部时序自主完成数据在存储单元的读写操作, 不需要 PLC 处理器参与控制。充分利用了 FPGA 并行工作的特点, 实现了 PLC 数据输出控制的并行处理, PLC 不同功能 IP 核间的并行工作, 提升了 PLC 数据存储与处理的速度。通过仿真实验验证, 设计可以满足既定要求, 但对于系统的控制效率和成熟程度有待进一步完善。用 FPGA 实现 PLC 的相关功能必将在 PLC 系统运行速度、智能性和稳定性上发挥一定的优势。

参考文献:

[1] 李木国, 黄影, 刘于之. 基于 FPGA 的 PCIe 总线接口的 DMA 传输设计 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 23 (1): 233-235.

[2] 袁瑞佳, 白宝明, 童胜. 10 Gbps LDPC 编码器的 FPGA 设计 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33 (12): 2942-2947.

[3] Gawali, D, Sharma, V. K. FPGA based micro-PLC design approach [A]. Proceedings of the 2009 International Conference on Advances in Computing, Control, & Telecommunication Technologies (ACT 2009) [C]. 2009, 660-663.

[4] Ichikawa, S, Akinaka, M, Ikeda, R. Converting PLC instruction sequence into logic circuit: A preliminary study [J]. 2006 IEEE International Symposium on Industrial Electronics [J]. 2006, 2930-2935.

[5] Du D H, Liu Y D, Guo X G. Study on LD-VHDL conversion for FPGA-based PLC implementation [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009, 40 (11-12): 1181-1190.

[6] Chmiel M, Mocha J. Usability of FPGA devices' specific properties for building a PLC central processing unit [J]. Elektronika, 52 (9): 167-170, 2011.

[7] Milik A. Hardware supported selective control program execution in a PLC [J]. Pomiary Automatyka Kontrola, 2007, 53 (7): 69-71.

[8] 李宝峰, 窦勇. 位平面编码存储优化算法及 FPGA 设计 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20 (12): 1535-1539.

[9] 蔡启仲, 李克俭, 潘绍明, 等. PLC 输出数据刷新、读写与时序控制器 [P]. 中国专利: CN 202904557U, 2013. 4. 24.



图 8 输出控制 IP 核运行仿真图

并行数据输出 IP 核系统经 Synplify 综合后产生的 RTL 电路图显示, 系统由 7 个主要的功能模块组成, 相对原理图多出一个封装优化模块, 电路结构与设计原理图一致。Actel A3P1000 芯片的 Core 和全局连接线资源分别消耗 5.56% 和 36.67%。实验验证了设计从原理到现实的硬件电路可行性和功能可行性。

4 结语

本文介绍了一种用 FPGA 实现 PLC 数据输出控制的方法, 并形成可以灵活调用的 IP 核。FPGA 输出控制 IP 核是一个由硬连接控制电路构建, 数个模块构成且协同工作的系统。