

非线性时变系统的小波预测控制

黄 啸 江青茵 曹志凯

(厦门大学化学工程与生物工程系, 福建 厦门 361005)

摘要:从小波分析原理出发,给出了一种正交小波网络辨识非线性动态系统的方法,并以此网络作为预测模型,同时通过递推最小二乘法在线修正模型;采用遗传算法优化控制器输出,通过对遗传算子和优化指标的修改,减少了在线寻优计算量。仿真实验表明该算法对非线性时变系统有良好的控制效果。

关键词:小波网络;预测控制;非线性时变系统

中图分类号:TQ018

文献标识码:A

文章编号:0253-4320(2004)S2-0179-03

Predictive control of nonlinear time-varying systems based on wavelet neural networks

HUANG Xiao, JIANG Qing-yin, CAO Zhi-kai

(Department of Chemical Engineering and Bioengineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: A method for nonlinear dynamic system identification based on wavelet neural networks, which is subsequently used as predictive model in model predictive control with online modification by RLS, is presented. A modified optimization strategy including improved genetic algorithm and simplified performance index is adopted while the quantity of computing is greatly reduced. The validity of the proposed algorithm is demonstrated by the simulation results.

Key words: wavelet neural network; model predictive control; nonlinear time-varying system

模型预测控制技术是目前在工业过程中广泛应用的先进控制技术,它以预测模型为基础,采用在线滚动优化性能指标和反馈校正等策略来克服受控对象建模误差和结构、参数等不确定因素的影响,因而鲁棒性较强,较适用于工业过程;目前商业软件多采用工业过程的阶跃响应和脉冲响应数据来获得过程的线性模型,但不少复杂工业过程具有强非线性时变特性,因此此类系统的预测控制也引起人们的重视,如采用多线性模型逼近非线性系统的预测控制^[1]、结合自适应控制算法发展而来的修正的 GPC 算法等。

神经网络是用于非线性系统辨识与模拟的有效工具^[2],在解决高度非线性和严重不确定性系统控制方面有巨大潜力。应用神经网络作为预测模型,目前使用较多的是 BP 网和 RBF 网。BP 网属全局网络,学习时易陷入局部极小,收敛慢,需要离线学习,无法进行在线辨识和校正。RBF 网属局部逼近网络,虽无局部最小问题,但网络隐层节点数目选定复杂,隐层节点的中心难求,使该网络的应用受限制。

小波网络源于小波分解,由 Zhang 等^[3]提出,是建立在小波研究基础上的前馈型基函数网络。因小波基函数良好的时频域局部特性,小波网络具有学习收敛速度快以及模型结构紧凑等优点,尤其权值

成线性关系,使得网络具有在线调整的能力。

本文从小波网络理论出发,给出了基于小波网络的非线性动态系统辨识方法^[4-5],并由此建模,采用递推最小二乘法进行模型在线校正,给出了非线性动态时变对象控制仿真结果。

1 动态系统正交小波网络建模

不失一般性,考虑用如下的离散式子表示多人单出动态过程:

$$\begin{aligned} y(t) &= f[y(t-1), \dots, y(t-n_y), \\ &\quad \mathbf{u}(t-1-\tau), \dots, \mathbf{u}(t-n_u-\tau)] \end{aligned} \quad (1)$$

式中 τ 为模型的滞后时间。 $y \in R$, $\mathbf{u} \in R^L$, 将 y 、 \mathbf{u} 作为统一输入看待,即令

$$\begin{aligned} \mathbf{X}(t)^\tau &= \\ &[y(t-1) \dots y(t-n_y) \mathbf{u}(t-1-\tau)^\tau \dots \mathbf{u}(t-n_u-\tau)^\tau] \end{aligned}$$

则有 $y(t) = f(\mathbf{X}(t))$ (2)

式中 $y \in R$, $\mathbf{X} \in R^{n_y+L \times n_u}$, 由小波分析及由多分辨分析(MRA)理论,当 M 选取足够大时,对 $f(\mathbf{X}) \in L^2(R)$ 都可得到只用尺度函数 φ 表示的近似展开

$$f(\mathbf{X}) \approx \sum_k \langle f, \varphi_{M,k} \rangle \varphi_{M,k}(\mathbf{X}) = \sum_k c_k \varphi_{M,k}(\mathbf{X}) \quad (3)$$

正交小波网络结构如图 1。中间节点 φ_k 为尺度函数, k 为节点个数, $\mathbf{X}(t)$ 为输入向量。已知学习数据集 $T_N = \{(\mathbf{X}_i, g(\mathbf{X}_i))\}_{i=1}^N$, $g(\mathbf{X}_i) \in L^2(R)$ 为

待逼近的函数。建模过程可分为两步:确定节点个数及节点函数 φ_k ;确定 φ_k 后,可得到集合 $S_N = \{(\varphi(X_t), g(X_t))\}_{t=1}^N$, 由 S_N 按误差 $e_N(f, g) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [f(X_t) - g(X_t)]^2$ 最小的原则选定最优的 C_k , 因 C_k 和 φ_k 为线性关系,易通过线性优化方法如最小二乘或梯度下降法^[3]求解,并可通过递推最小二乘在线更新权值,实现在线辨识。

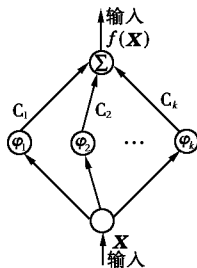


图 1 小波网络结构图

对给定的 M ,要覆盖函数支撑 $[-1/2, 1/2]^d$ 的最少节点个数为 $K = (2^M + p)^d$, 其中 d 为输入维数, $p \geq 1$ 为小正整数。 M 越大,逼近精度越高,但网络泛化能力下降。由于 K 与 d 呈指数关系,多维情况易出现“维数灾难”和学习数据不足的问题。事实上实际工业过程有效信号频率较低,在精度要求不太高的条件下有可能用较少节点实现其动态系统的逼近^[5],但节点的确定算法需改进,式(3)可进一步表示为:

$$f(\mathbf{X}) = \sum_n \langle f, \varphi_{M,n} \rangle \varphi_{M,n}(\mathbf{X}) = \sum_n \langle f, \varphi_{M,n} \rangle 2^{M/2} \varphi(2^M \mathbf{X} - n) = \sum_n \theta_n \varphi[R_a(\mathbf{X} - b_n)] \quad (4)$$

式中 θ_n 为系数, R_a 是调整尺度空间的参数; b_n 是神经元的中心; R_a, b_n 通过以下步骤确定^[6]:

(1) 归一化,确定输入变量的变化范围;

(2) 选定隐层神经元数目及节点中心,将输入空间用 n_i 等分,将神经元置于等距的网格之上,则神经元的总数为 $N = \prod n_i$;

(3) R_a 从一小的初始值开始,通过最小二乘法用学习集的数据估计权值参数,并用检测集测试结果;增加 R_a 的值直到结果令人满意为止;

(4) 增加 n_i 的值重复(2)、(3)的步骤,获得对检测集而言误差最小的最佳网络。

2 基于小波网络的预测控制

基于小波网络的预测控制结构如图 2 所示,它

同样包含了预测控制的 3 大要素:预测模型、滚动优化和反馈校正。上面已经介绍了小波网络建模过程,下面将就滚动优化和实时校正做进一步讨论。

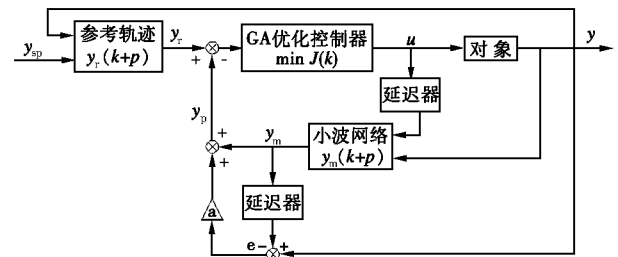


图 2 预测控制结构图

2.1 遗传算法寻优

对式(2),系统输出 $y(k-i)$ 为系统测量值,故小波预测模型输出值可写成 u 的函数即

$$Y^p(k) = f(U(k)) \quad (5)$$

那么图 2 中的控制器部分的任务就是根据优化指标函数 $J = \| Y^s(k) - Y^p(k) \|$ 进行寻优,得到最优的 $U(k)$,使得 J 最小。对于线性预测模型,这一滚动优化过程是可以求解析解的,而对于非线性模型则往往需要数值求解,造成难以满足实时控制的要求,本文采用遗传算法进行寻优。遗传算法是模拟生物的遗传和长期进化过程发展起来的一种搜索和优化算法,具有全局性、并行性、快速性和自适应性,可处理约束、非凸性和多极值优化问题。出于实时性考虑,本文对滚动优化过程做了如下修改:

(1) 遗传算法初始化。考虑到优化问题是在限定的空间上寻优这一特殊性,种群初始化时考虑采用固定值和随机值相结合的方法,保证初始种群在解空间上分布的均匀性,确保次优值的精度在一定范围内;同时,直接将上一步的输出结果作为一个初始个体,在控制器输出稳定的情况下,将极大减少计算量。

(2) 遗传操作策略:选择过程中直接保留每代最优个体到下一代。交叉算子采用选择(轮盘赌法)、交叉和变异,在保证进化方向的同时,直接保留每代的最优个体到下一代中,保证寻优过程至少有一个次优解。

(3) 单值优化。在时刻为 k , 已知数据: $y(k-1), \dots, y(k-n); u(k-1), \dots, u(k-n); y_r(n) n > 0$ 。假设 y 对 u 响应存在 p 步滞后,即 $y(k+1)$ 到 $y(k+p-1)$ 步的输出已经由过去的控制输入决定,并且可以通过预测模型计算得到。为了得到当前到以后 m 步的控制器输出序列 $u(k), \dots, u(k+$

$m-1$),需要通过优化第 $y(k+p)$ 到第 $y(k+p+m-1)$ 步的系统输出:

$$J(k) = \min \sum_{i=1}^m [y_{sp}(k+p+i-1) - y_p(k+p+i-1)]^2 \quad (6)$$

其中 y_p 为校正后的预测输出 $y_p = y_m + a * e$, y_m 为模型输出, e 为上步偏差, a 为校正系数,取 0 时无反馈校正。当 m 取 1 时称之为单步预测,控制器输出为单值而非序列,优化控制器计算量最小,优化指标变为:

$$J(k) = \min [y_{sp}(k+p) - y_p(k+p)]^2 \quad (7)$$

2.2 反馈校正

预测控制属于闭环控制算法,它利用实测信息对模型预测进行实时修正。反馈校正的形式多样,可在保持预测模型不变的基础上对未来的误差做出预测并加以补偿,即上节中提到的采用上步模型预测值与实测值偏差 e 进行校正,这种方式可以消除建模带来的稳态误差,但不适用于过程模型发生改变的情况。

另一种是根据在线辨识的原理直接修改预测模型。小波网络的权值可通过递推最小二乘法在线修正,这是 BP 网所不能比拟的。因此基于小波网络预测模型的预测控制适用于时变非线性过程。

3 仿真研究

3.1 时不变非线性系统仿真

考虑如下非线性系统

$$y(k+1) = 0.7 * y(k) + 0.273 * (y(k) + 0.1) * u(k-4) \quad (8)$$

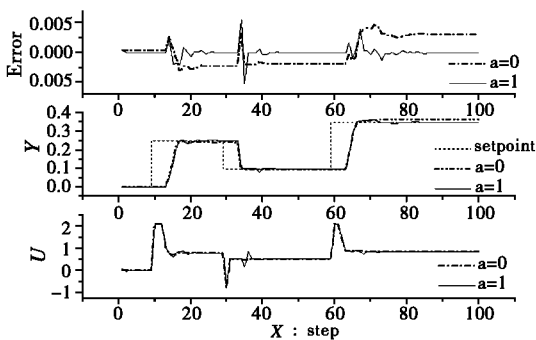


图3 补偿校正消除稳态误差

限定控制器输出 u 范围为 $[-3.265, 2.0947]$ 。采用小波网络建模输入为 $y(k-1)$ 和 $u(k-5)$,输出为 $y(k)$,隐层 4 个节点,各取 300 作为学习集和测试集,学习和泛化曲线与实际过程基本重合(曲线略),优化方案如上所述,采用补偿校正(补偿校正系

数 a 取 1)和不进行反馈校正(a 取 0)时的仿真结果如图 3。由 y 及模型误差 Error 可以看出,通过补偿校正,可以消除建模误差带来的稳态偏差,使得校正后的模型误差趋于零。

采用 BP 网作为预测模型,网络输入和隐层节点数选取同上,通过 BP 算法 200000 步迭代建立预测模型,控制效果基本上与上述结果一致(结果略)。

3.2 时变非线性系统仿真

补偿校正对于时变对象,即过程模型发生较大变化情况下无法收到预期效果,此时需要对预测模型进行在线修正。而 BP 网属静态模型,缺乏在线模型修正的能力;小波网络则可通过权值的在线修正以匹配模型变化的状况。如将式(8)系统改为如下时变非线性系统采用上面的 BP 网络模型进行控制,结果如图 4。在给定值 0.35 的情况下,模型误差稍大,由于补偿校正的缘故,控制有些震荡,但基本能够保持稳定,尤其在给定值向下阶跃到 0.2 时,控制效果相当明显,但是在 100 步以后,模型发生变化,预测模型误差急剧增大,由于缺乏模型在线修正,无法进行有效控制。

$$y(k+1) = 0.7 * y(k) + 0.273 * (y(k) + 0.1) * u(k-4) \quad 0 \leq k \leq 100$$

$$y(k+1) = 0.5 * y(k) + 0.473 * (y(k) + 0.1) * u(k-4) \quad k > 100$$

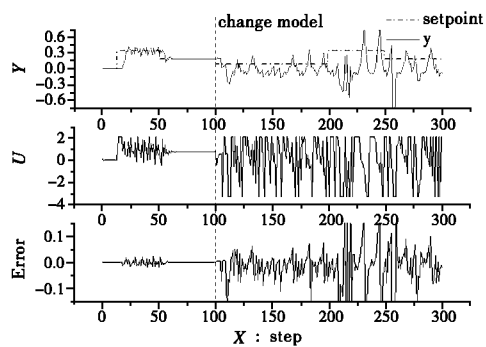


图4 时变对象的 BP 网预测控制

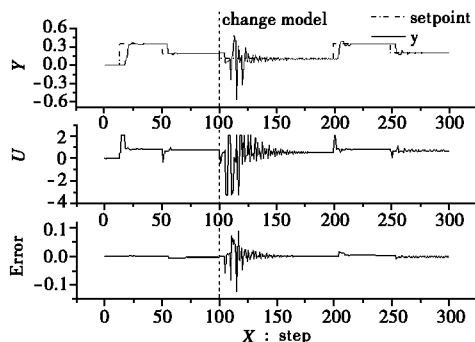


图5 时变对象的小波网预测控制

为0,否则取值罚系数为 C 。

由于上述目标函数是非线性函数,所以水污染控制系统规划是求解非线性规划问题,笔者将应用列队竞争算法来求解。

2 列队竞争算法

列队竞争算法是一种群体并行搜索、多层次竞争的全局优化搜索算法,此算法在求解非线性规划问题和组合问题方面表现出了良好的特性,特别是对规模越大越难求解的全局优化问题,越能表现出该算法的稳健性和搜索效率^[3]。

应用列队竞争算法求解连续变量问题的基本步骤为:

(1)在搜索空间中按均匀分散产生 m 个个体,代表 m 个家族,组成初始解群,并计算各个个体的目标函数值。

(2)按照目标函数值的大小对 m 个个体排序:求全局最小值问题采用升序,求全局最大值问题采用降序。

(3)根据各个个体在列队中的位置,按一定比例确定其相应的搜索空间,处于第一位的搜索空间最小,处于最末位的搜索空间最大。

(4)各个体在各自的相应搜索空间内进行无性繁殖,产生 n 个彼此差异性尽可能大的子代个体, n 个子代个体与父代一起进行生存竞争,将其中最优秀的一个个体保留下来,代表它所属的家族参加下次列队地位的竞争。

(5)整体收缩搜索空间,然后转到第2步。终止

(上接第181页)

采用上节的小波网预测模型,并用递推最小二乘法进行权值在线修正,得到图5结果。由于泛化能力略好,0~100步内控制效果较好;模型发生变化时,权值经过100~150步间的短暂调整,使得预测模型能够适应对象变化,这点从预测模型误差曲线清楚的反应出来。

4 结论

从以上理论分析和仿真实验结果不难看出,小波网络作为预测模型,不仅有BP网的非线性拟合能力和良好的泛化能力,而且由于权值与网络节点输出呈线性关系,更容易做到在线递推校正,从而能够满足时变系统的要求。

同时采用遗传算法解决非线性优化问题,并针

条件为搜索空间收缩到接近于一点或达到指定的进化代数。

列队竞争算法的主要特性在于其可以有效地处理好全局搜索与局部搜索,个体的相互竞争与相互协作这样2对对立统一的矛盾。通过按优劣对各个家族排序,并根据列队顺序按一定比例搜索子空间,使得在列队中越优秀的个体分配的搜索子空间越小,这有利于加速局部搜索速度,而列队中越差的个体分配的搜索子空间越大,这有利于进行全局搜索。在搜索过程中,即使所有的个体都聚集在某一局部最优点的附近,也不容易陷入局部最优点(除非收缩太快)。这是因为竞争推动力是一个相对量,只要个体间存在目标函数值的差异,彼此之间就存在相当大的竞争推动力而具有完全不同的搜索空间。处在列队后面的个体由于有较大的搜索空间,足以使它跳出局部最优点,一旦它跳出此点,找到更优的点而位于列队的前面时,原先在列队前面的个体就会排到列队后面,从而获得较大的竞争推动力使搜索空间增大,跳出此局部最优点,这一特性体现了竞争与合作的对立统一关系。由于上述特性,形成了各个家族你追我赶、地位交替上升、竞相争夺列队名次的态势,只要推动力不为零,竞争将一直进行下去。竞争的结果使列队中的首位个体不断地被其他家族个体所取代或其值被更新,快速地向最优点逼近。

3 应用实例

新疆乌鲁木齐市水磨河是以泉水补给为主,季节性地面水补给为辅的河流。20世纪90年代以

对控制器输出优化问题的特点对遗传算法初始化、遗传操作策略和优化指标函数进行修改,大大减少计算量。通过仿真实验可见,这些滚动优化策略在满足实时要求的条件下获得了满意的控制效果。

参考文献

- [1] 席裕庚,王凡.[J].自动化学报,1996,22(4):456-460.
- [2] Narendra K S, Parthasarathy K.[J].IEEE Trans Neural Networks, 1990, 1(1):4-27.
- [3] Zhang Q, Benvensite A.[J].IEEE Trans Neural Networks, 1992, 3(6): 889-898.
- [4] Jun Zhang, Walter G G, Miao Y, et al.[J].IEEE Trans Signal Processing, 1995, 43(6):1485-1497.
- [5] 黄德先,金以慧.[J].控制理论与应用,2001,18(增刊):63-68.
- [6] Huang Dexian, Jin Yihui, Zhang Jie, et al.[J].Chinese J Chem Eng, 2002, 10(4):435-433. ■