

11-20-2019

Identification and Prediction of Room Temperature Delay Neural Network Model for VAV Air Conditioning

Xiuming Li

Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

Jili Zhang

Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

Tianyi Zhao

Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

Tingting Chen

Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Identification and Prediction of Room Temperature Delay Neural Network Model for VAV Air Conditioning

Abstract

Abstract: Aiming at the problem of mathematical description for dynamic response characteristic of indoor temperature time-delay system, the fundamental principle of neural network model identification is introduced in regulation process of variable air volume (VAV) air conditioning system. Considering the model structure of Elman neural network, *this paper presents an optimal selection algorithm for layer delay coefficient in order to determine delay time between indoor temperature and regulation parameters; and a multiple-step prediction model of indoor temperature time-delay system based on Elman neural network is built.* The effectiveness of the proposed method is validated through the simulation experiment.

Keywords

temperature time-delay, neural network, model identification, VAV (Variable air volume)

Recommended Citation

Li Xiuming, Zhang Jili, Zhao Tianyi, Chen Tingting. Identification and Prediction of Room Temperature Delay Neural Network Model for VAV Air Conditioning[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(5): 861-868.

变风量空调室温滞后神经网络模型辨识及预测

历秀明, 张吉礼, 赵天怡, 陈婷婷

(大连理工大学, 辽宁 大连 116024)

摘要: 针对变风量空调系统室温大滞后动态响应特性数学描述问题, 介绍了基于神经网络的模型辨识基本原理。基于 Elman 网络模型结构特点, 提出了一种 Elman 网络层延迟系数最优选择算法, 用以确定室温对系统调节量的滞后时间。在此基础上, 进一步建立了基于 Elman 网络的室温时滞系统多步预测模型。通过仿真试验研究, 验证了提出算法的准确性和有效性。

关键词: 室温滞后; 神经网络; 模型辨识; 变风量空调

中图分类号: TP273 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2019) 05-0861-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.17-0175

Identification and Prediction of Room Temperature Delay Neural Network Model for VAV Air Conditioning

Li Xiuming, Zhang Jili, Zhao Tianyi, Chen Tingting

(Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Aiming at the problem of mathematical description for dynamic response characteristic of indoor temperature time-delay system, the fundamental principle of neural network model identification is introduced in regulation process of variable air volume (VAV) air conditioning system. Considering the model structure of Elman neural network, *this paper presents an optimal selection algorithm for layer delay coefficient in order to determine delay time between indoor temperature and regulation parameters; and a multiple-step prediction model of indoor temperature time-delay system based on Elman neural network is built.* The effectiveness of the proposed method is validated through the simulation experiment.

Keywords: temperature time-delay; neural network; model identification; VAV (Variable air volume)

引言

在变风量空调系统的动态调节过程中, 如末端送风量、送风机转速、排风机转速、冷/热水阀开度、新风比等系统调节量的变化均能引起送风量和送风温度的变化, 且室温动态响应滞后于系统调节量的变化, 这将严重影响变风量空调系统

的控制稳定性和能效效率。

针对大滞后过程控制问题, 自 1957 年 Smith 提出针对时滞系统的预估控制方法以来, 许多学者在这一领域进行了广泛而深入的研究, 相继提出了许多行之有效的控制方法^[1]。在空调系统动态调节过程中, 室温大滞后预测控制方法的研究一直是空调系统自动控制领域公认的难题之一。传统的解决大滞后问题的方法主要有 Smith 预估补偿^[2-4]和广义预测控制^[5-8], 前者通过向控制器提供纯滞后补偿来解决大滞后问题, 后者则利用输入输出时间序列, 通过滚动优化和反馈校正实



收稿日期: 2017-04-20 修回日期: 2017-06-19;
基金项目: 国家自然科学基金(51578102, 51378005);
作者简介: 历秀明(1985-), 男, 辽宁沈阳, 博士生, 研究方向为暖通空调系统智能控制理论与节能技术; 张吉礼(1969-), 男, 安徽萧县, 博士, 教授, 研究方向为建筑节能、空调制冷和可再生能源利用技术等。

<http://www.china-simulation.com>

从上述调控过程可以看出, 如果系统可以依次准确地完成各个部分的调节动作, 系统完全可以快速地、稳定地实现控制功能。但是, 由于室温对各类调节量和内外热源干扰量的大滞后响应特性, 导致变风量末端室温在其设定值范围内反复振荡, 末端风阀不停地被调节, 进一步影响了末端室温控制回路及其他相关控制回路的稳定性。

造成上述问题的原因在于, 室内外冷热负荷、建筑自身热惰性、空调系统热能输配等因素的存在均会影响变风量空调系统的运行和调节过程, 且仅仅实现下一时刻室温的预测并不能完全描述室温大滞后、大惯性的特性。这导致了采用经典及现代控制理论描述室温大滞后的动态响应特性, 并以此为依据进行分析和控制, 在理论和应用上都存在较大的局限性。为此, 室温大滞后特性数学模型及预测问题仍需进一步深入研究。

2 基于神经网络的模型辨识基本原理

训练一个神经网络去描述系统特性的过程称为神经网络模型辨识。下面在不涉及神经网络具体结构的前提下, 讨论时滞系统神经网络模型辨识的基本原理。

若所研究的对象是动态系统, 最直接的方法就是根据系统过去的输入和输出, 把其动态特性引入到需要辨识系统的神经网络模型, 其描述如下:

$$y(t+1) = f(y(t), \dots, y(t-n+1), u(t), \dots, u(t-m+1), d(t), \dots, d(t-m+1)) \quad (1)$$

这样, 系统在 $t+1$ 时刻的输出 $y(t+1)$ 就依赖于过去 n 个输出和 m 个输入。

对于式(1)所描述的系统, 一种较好的系统建模方法就是使网络的输入输出结构与系统的相同, 根据系统的输入输出数据建立网络输入输出之间的非线性映射关系。

系统神经网络模型的输入包括实际系统当前时刻和过去时刻的输入 u 、输出 y 和外扰 d 。为实现对该神经网络模型的训练, 将神经网络模型与

实际系统模型组成并联结构, 实际系统模型与神经网络模型输出量之间的误差 E (预测误差) 将作用于该神经网络训练过程, 从而组成典型的监督学习结构。

图 2 为所示的系统辨识结构, 假定该神经网络经过训练后, 它能很好地描述非线性系统的动态特性, 即 $y=s$ 。这样, 在以后的训练过程中, 该神经网络模型输出 y 可以被反馈到网络的输入端, 即在该神经网络模型训练好以后, 该神经网络模型的输出 y 便可以独立于系统, 代替实际系统的实际输出 s 而反馈到该神经网络的输入端。这样, 根据以上所述的方法, 就可以基于神经网络实现动态系统的辨识。

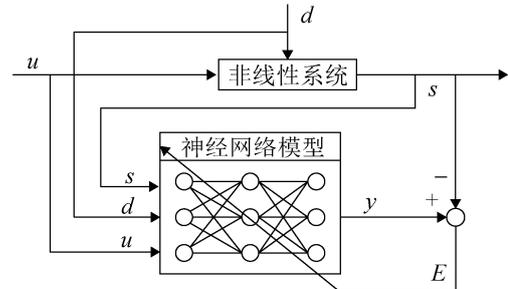


图 2 动态神经网络模型辨识结构
Fig. 2 Dynamic neural network model identification structure

3 基于 Elman 网络的时滞系统辨识及预测

3.1 Elman 网络模型结构及算法

Elman 网络是动态递归神经网络的一种, 具有动态特性和递归作用。该网络之所有具有这些特性, 是因为网络具有反馈层, 即承接层。Elman 网络有部分递归网络和完全递归网络两种, 主要区别在于是否对“反馈”单元的权值进行修正, 但网络的结构相同。

图 3 为 Elman 网络的标准结构, Elman 网络由输入层、隐含层、承接层和输出层组成。Elman 神经网络的特点是隐含层的输出通过承接层的延迟与存储, 自联到隐含层的输入。这种自联方式使其

对历史状态的数据具有敏感性, 内部反馈网络的加入增加了网络本身处理动态信息的能力, 从而达到了动态建模的目的。图 3 中 x_i 表示 Elman 神经网络的输入值; y_k 表示 Elman 网络的预测输出值; IW_{ij} 和 b_{ij} 分别表示输入层到隐含层的权值和阈值; LW_{jk} 和 b_{jk} 分别表示隐含层到输出层权值和阈值; JW_{jl} 表示承接层的权值。

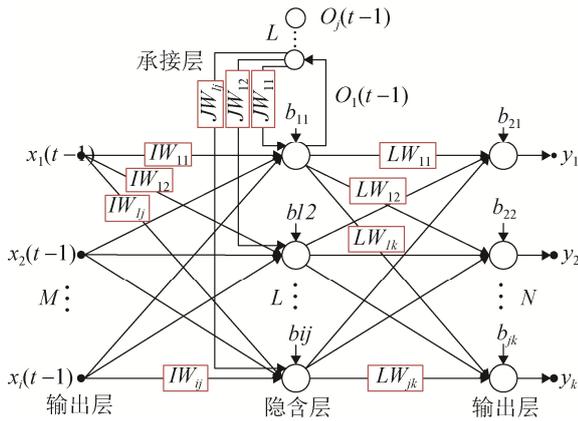


图 3 Elman 网络模型结构
Fig. 3 Elman network model architecture

Elman 网络的非线性空间表达式为:

$$\begin{cases} C(t) = O(t-1) \\ O(t) = f(X(t-1) \cdot IW + C(t) \cdot JW) \\ Y(t) = g(O(t) \cdot LW) \end{cases} \quad (2)$$

式中: X, Y, O, C 分别表示输入层输入向量、输出层输出向量、隐含层输出向量和承接层输出向量; $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 分别表示隐含层和输出层的神经元函数。

3.2 Elman 网络层延迟系数最优选择算法

在 Elman 神经网络中, 承接层从隐含层接收反馈信号, 通过联接记忆将先前的隐含层输出反馈到输入层, 并同当前时刻的网络输入一起作为隐含层的输入, 相当于状态反馈。如果将输入层输入定义为 $x(t)$, 隐含层输出定义为 $c(t)$, 层延迟系数定义为 d , 该网络在当前时刻的总输入为:

$$[x(t), c(t), c(t-1), \dots, c(t-d)] \quad (3)$$

可以看出, 层延迟系数反映了 Elman 网络局部记忆和反馈时间长度以及对先验知识的依赖程

度, 即网络输入对网络输出的延迟时间, 其大小将直接影响网络的收敛速度和学习精度。为此, 这里将提出一种 Elman 网络层延迟系数自适应选择算法, 该算法使 Elman 网络在学习调整权值的同时对网络的层延迟系数进行自适应的选择和修正, 用以计算网络层延迟系数的最优值, 使网络训练在最短时间内达到最佳效果。

图 4 为 Elman 网络层延迟系数自适应选择算法, 其基本思想是通过设置不同的网络层延迟系数, 分析比较在不同延迟系数下的网络性能评价指标, 并选择最优网络指标所对应的层延迟系数。为此, 针对 Elman 网络模型结构特点, 首先建立了一种 Elman 网络性能评价函数。

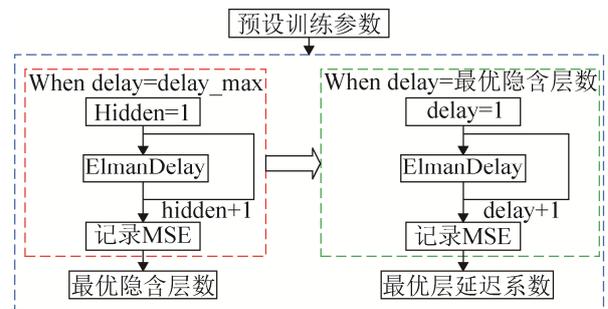


图 4 Elman 网络层延迟系数自适应选择算法流程
Fig. 4 Flow of Elman network layer delay coefficient adaptive selection algorithm

$$[P, MSE] = \text{ElmanDelay}(X, Y, \text{Delay}, \text{Hidden}) \quad (4)$$

式中: MSE 表示网络实际输出值与期望值的均方误差; P 表示训练的网络; X 表示网络输入; Y 表示 Elman 网络期望输出; Delay 表示网络层延迟系数; Hidden 表示网络隐含层数。

该算法的具体实施步骤如下:

步骤 1: 预设训练参数, 如隐含层数、层延迟系数的初始值和最大值;

步骤 2: 取层延迟系数为最大值, 依次计算不同隐含层数下的 MSE , 然后通过比较记录隐含层数最优值;

步骤 3: 取层延迟系数为最优隐含层数, 依次计算不同层延迟系数下的 MSE , 然后通过比较记录层延迟系数最优值;

步骤 4: 记录最优隐含层数、最优层延迟系数及 MSE。

由于神经网络初始化权值和阈值具有随机性, 使得每次训练结束时的 MSE 存在差异。考虑到神经网络训练是一个不断迭代的过程, 每次训练并未到达最优解, 只是最大程度地接近最优解。为此, 可以采用连续多次训练的方式, 通过对比分析多次训练结束时的 MSE 得到最优的隐含层数及层延迟系数, 以保证计算结果的准确性。

3.3 室温时滞系统 Elman 网络多步预测模型

在控制周期和采样周期形相同的条件下, 只要预测知道下一时刻系统响应就能实现预测控制。但从控制系统实时性和抗干扰性要求来看, 采样周期应尽量短些, 这样系统状态的变化可以迅速地获取, 避免控制过程中产生较大的延迟。可见, 对于室温时滞系统, 仅仅预先知道下一时刻系统响应是无法保证预测控制效果的。为此, 这里将研究基于 Elman 网络的室温时滞系统多步预测模型, 实现对室温时滞系统未来动态响应特性的预测, 为实现预测控制提供模型条件。

图 5 为时滞系统 Elman 网络多步预测模型, 该模型以在 $t-1$ 时刻系统输入和输出值为网络输入, 对在 t 时刻的系统输出值进行预测。这样, 就可以利用训练好的 Elman 网络模型描述系统的动态响应特性, 实现根据系统在当前时刻的输入和输出, 对系统未来时刻的综合响应特性进行预测。由于室温时滞系统的未来响应特性不但与当前时刻系统输出值(室温测量值)有关, 还与当前时刻及过去时刻系统输出的变化趋势有关, 这里考虑将在 $t-1$ 时刻系统输出值的一阶导数和二阶导数引入到网络输入层。

对于离散系统, 网络输入向量为:

$$[y(k-1), y'(k-1), y''(k-1), d(k-1), u(k-1)] \quad (5)$$

为便于计算, y 的一阶导数和二阶导数可采用差分方程表示, 其在采样周期下的简化差分方程为:

一阶导数和二阶导数为:

$$y'(k-1) = y(k-1) - y(k-2)$$

$$y''(k-1) = y'(k-1) - y'(k-2) \quad (6)$$

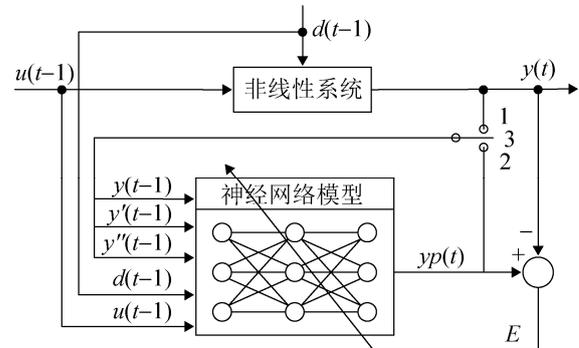


图 5 时滞系统 Elman 神经网络多步预测模型

Fig. 5 Elman neural network multi-step prediction model for time-delay system

具体算法如下:

(1) 开关 3 与 1 相接, 以系统实际输出 y 为目标, 以系统状态和输入为网络输入, 对时滞系统 Elman 神经网络多步预测模型进行辨识, 直至网络预测值 yp 可以代替系统实际输出值 y ;

(2) 开关 3 与 2 相接, 将 $t-1$ 时刻的系统输入值 $u(t-1)$ 、扰动量 $d(t-1)$ 、系统的状态 $y(t-1)$ 及其变化趋势 $y'(t-1)$ 或 $y''(t-1)$ 作为网络的输入, 即预测系统在 t 时刻的输出状态 $yp(t)$;

(3) 将预测的网络输出值 $yp(t)$ 、系统输入值 $y(t-1)$ 、扰动量 $d(t-1)$ 一起输入到训练好的 Elman 神经网络, 计算 $yp(t+1)$;

(4) 将 $yp(t+1)$ 替代第 3 步的 $yp(t)$, 并计算相应的 $yp'(t+1)$ 或 $yp''(t+1)$, 计算 $yp(t+2)$;

(5) 返回到第 3 步, 重复 3 和 4 步, 并连续预测 n 步 (n 取决于滞后时间与采样周期的比值), 便可依次计算网络预测值 $yp(t), yp(t+1), yp(t+2), \dots, yp(t+n)$, 并将这些值与系统将来 n 个时刻的实际值进行比较, 考察预测结果;

(6) 读取下一组样本数据, 返回 1 步, 重复上述过程。

4 变风量空调系统仿真与分析

4.1 样本数据

本文已经提出了基于 Elman 网络的室温时滞系统神经网络模型辨识及预测方法, 包括层延迟系数最优选择算法和多步预测模型。大量研究表明, 在变风量空调系统动态调节过程中, 室温对末端变风量箱风阀开度和送风转速的滞后响应特性, 可以用具有时滞环节的一阶惯性传递函数来表示。为此, 这里将根据变风量空调室温滞后响应特性构建仿真试验样本数据, 然后通过仿真试验研究, 验证提出的神经网络模型及算法的准确性和可行性。

如图 6 所示, 该样本数据以 1#房间为研究对象, 假定送风机转速、1#和 3#末端变风量箱风阀开度变化均会对 1#室温测量值及送风量产生影响。其中, 1#房间和 3#房间相邻, 3#风阀开度的变化对 1#送风量的影响较小, 不会引起 1#室温实测值变化。

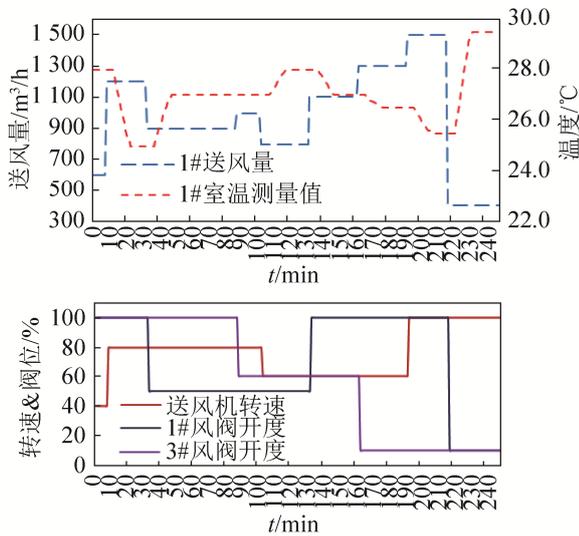


图 6 仿真样本数据

Fig. 6 Simulation sampling data

Elman 网络训练样本数据由 250 组输入输出时间序列组成。其中, 训练数据占总数的 70%, 测试数据和校验数据各占 15%。样本数据的采样时间间隔为 1 min, 室温对送风机和末端变风量箱风

阀的滞后时间为 5 min。

4.2 Elman 层延迟系数最优选择算法仿真

本节将仿真研究基于 Elman 网络层延迟系数最优选择算法, 以实现在送风量调节过程中室温对系统调节量滞后时间的辨识。

为保证计算结果收敛且准确, 本节将采用分组多次训练的方式, 分别以 5, 10, 15, 20 和 25 为迭代次数, 进行 5 组试验。表 1 为训练结果, 其中最优隐含层数分布在 9~12 之间, 最优层延迟系数分布在 4~6 之间。可见, 层延迟系数最优值与室温对系统调节量的滞后时间基本保持一致, 即经过多次训练后计算得到的最优层延迟系数收敛。

表 1 训练结果

Tab. 1 Training result

迭代次数	隐含层数	层延迟系数	MES
5	12	6	0.047
10	14	5	0.027
15	9	6	0.028
20	13	4	0.056
25	9	4	0.043

为进一步验证训练结果的准确性, 取 1~80 样本数据为研究对象, 分别取隐含层数为 14、层延迟系数为 5, 对模型进行训练。图 7 为训练结果, 可见网络输出值与样本期望值的均方差为 0.011, 完全满足模型精度要求。

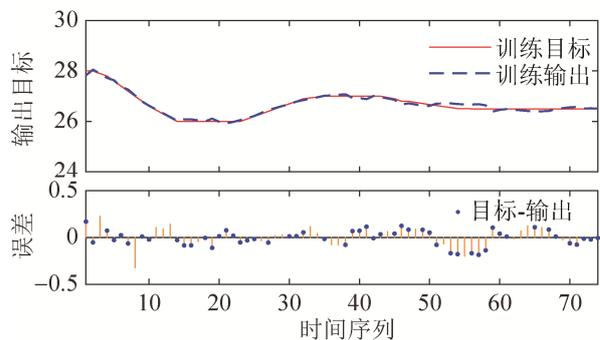


图 7 Elman 网络模型验证结果

Fig. 7 Validation result of Elman network

4.3 单步预测仿真

为验证本文提出的基本 Elman 网络的室温时

滞系统模型对当前及过去时刻系统状态变化趋势依赖程度, 本节将依次引入在 $t-1$ 时刻系统输出的一阶导数和二阶导数作为网络输入, 对比分析室温时滞系统 Elman 网络单步预测效果。根据上文研究结果, 室温时滞系统输入量为送风机转速、排风机转速、1#末端风阀开度和新风阀开度, 其输出量为 1#室温测量值, 其训练结果如图 8 所示。

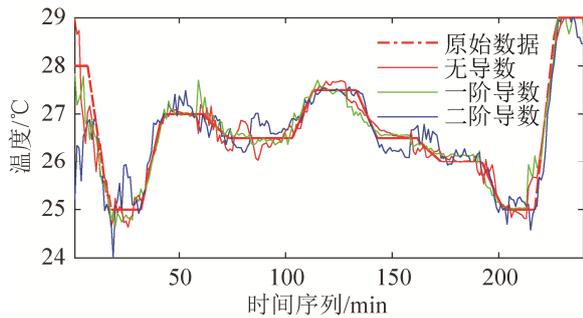


图 8 室温时滞系统 Elman 网络单步预测结果

Fig. 8 Elman network single-step prediction result of indoor temperature time-delay system

根据训练结果, 可以得到以下结论:

(1) 将在 $t-1$ 时刻的系统输出(1#室温测量值)的一阶导数引入到网络输入, 可以得到较为满意的预测结果, 预测误差约为 ± 1 °C;

(2) 相对于将在 $t-1$ 时刻的系统输出一阶导数引入到网络输入层, 与不引入导数的预测值与室温实际值相比, 在训练刚开始时的误差较大;

(3) 相对为引入无导数和引入一阶导数的情况, 引入二阶导数的预测值与室温实际值相比, 在拐点处的预测效果略差一些, 其误差超过 1 °C。

可见, 仅将系统输出的一阶导数引入到网络输入层, 可以得到较好的预测效果。

4.4 多步预测仿真

根据上节研究结果, 本节将以 $t-1$ 系统输入量、系统输入量及一阶导数为网络输入, 根据时滞系统 Elman 网络多步预测模型对未来时刻系统输出进行预测, 对比分析室温时滞系统 Elman 网络多步预测模型预测效果。同样, 系统输入量为

送风机转速、排风机转速、1#末端风阀开度和新风阀开度, 输出量为 1#室温测量值。这里分别选取 5~15 和 100~110 两段样本数据, 分析多步预测效果, 其训练结果如图 9 和 10 所示。

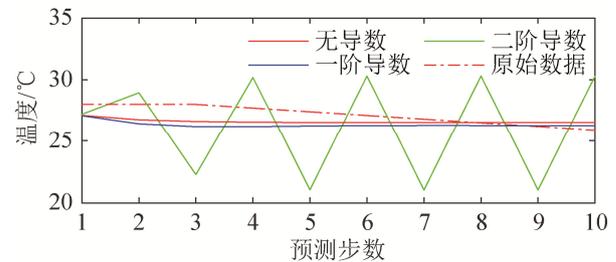


图 9 第 I 段(5~15)预测值与实际值

Fig. 9 Predicted value and actual value in section I (5~15)

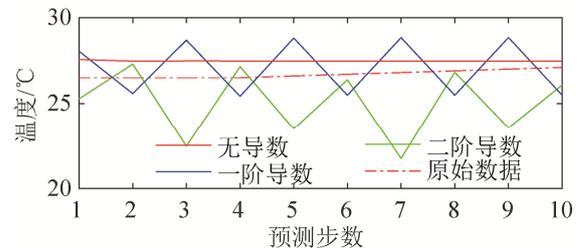


图 10 第 II 段(100~110)预测值与实际值

Fig. 10 Predicted value and actual value in section II (100~110)

根据预测值与实测值之间误差的绝对值(即多步预测误差), 可以得到如下结论:

(1) 连续多步预测中, 前几步的预测效果较差, 原始是由于实际模型与网络模型的变换造成的;

(2) 不将一阶导数和二阶导数引入到网络输入层, 网络预测值与实际值的误差在第 5 步后逐渐减小, 误差在 ± 1 °C 之内, 可以满足预测控制要求;

(3) 将一阶导数或二阶导数引入到网络输入层, 预测值在实际值附近发生震荡, 不收敛。

根据预测控制的需要, 多步预测的前几步结果并不重要, 关键是在系统滞后时间时刻附近的结果。为比较不同工况下多步预测效果的好坏, 只要保证当预测步数等于滞后时间与采样周期比值($n=5$)时, 预测值与实际值的误差满足控制要

求, 就可以保证整个控制过程的预测效果。

5 结论

首先, 本文介绍了基于动态神经网络的时滞系统模型辨识方法, 给出了动态神经网络模型辨识结构, 为基于神经网络实现动态系统的辨识提供了理论基础。然后, 根据 Elman 神经网络模型结构特点, 提出了 Elman 网络延迟系数最优选择算法, 用以确定系统输出对输入的滞后时间。以此为基础, 提出了时滞系统 Elman 网络多步预测模型。最后, 通过构建的变风量空调系统送风量调节过程室温对系统调节量的仿真样本数据, 分别对室温时滞系统 Elman 层延迟系数最优选择算法、单步预测算法、多步预测算法进行了仿真研究, 验证了上述算法的有效性和实用性, 并得出如下结论:

(1) 基于 Elman 网络层延迟系数最优选择算法计算的层延迟系数具有收敛性, 与室温对系统调节量的滞后响应时间基本保持一致;

(2) 基于 Elman 网络将系统输出的一阶导数引入到网络输入层, 可以得到较好的单步预测效果;

(3) 当预测步数等于滞后时间与采样周期的比值时, 基于 Elman 网络多步预测模型得到的预测结果完全满足误差控制要求, 可以保证多步预测控制需求。

参考文献:

- [1] Richard J. Time-delay systems: an overview of some recent advances and open problems [J]. Automatic 8 (S0005-1098), 2003, 39(10): 1667-1694.
- [2] 季春光, 王朋, 李士勇, 等. 基于神经网络的时变大滞后系统的 Smith 预估控制 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2003, 35(3): 303-306.
Ji Chunguang, Wang Peng, Li Shiyong, et al. Neural networks based smith pre-estimated control for time-varying systems with large time delay[J]. Journal of the Harbin Institute of Technology, 2003, 35(3): 303-306.
- [3] 蒋红梅, 任庆昌. 变风量空调的自适应 Smith 控制仿真研究[J]. 计算机仿真, 2012, 29(10): 228-231.

- Jiang Hongmei, Ren Qingchang. Simulation of variable air volume air conditioning used adaptive Smith prediction control [J]. Computer Simulation, 2012, 29(10): 228-231.
- [4] 徐凯, 李琦. 变风量空调的自适应模糊 PID 复合控制 [J]. 计算机仿真, 2011, 28(10): 151-155.
Xu Kai, Li Qi. Smith self-adaptive fuzzy-PID compound control in VAV air-conditioning system [J]. Computer Simulation, 2011, 28(10): 151-155.
- [5] 白燕, 任庆昌. 变风量集中空调变静压广义预测自校正控制与节能技术研究[J]. 暖通空调, 2012, 42(12): 103-108.
Bai Yan, Ren Qingchang, Variable static pressure self-tuning control and energy saving technologies in VAV central air conditioning system based On GPC algorithm [J]. HVAC, 2012, 42(12): 103-108.
- [6] 张丹. 基于广义预测控制的 VAV 空调系统风管静压控制特性研究 [J]. 工业控制计算机, 2012, 25(6): 50,53.
Zhang Dan. Static pressure control based on general prediction control in VAV air-condition system [J]. Industrial Control Computer, 2012, 25(6): 50,53.
- [7] 白建波, 王孟, 苗国厂, 等. 基于广义预测控制算法的表冷器出风温度控制[J]. 制冷与空调, 2015, 29(1): 78-82.
Bai Jianbo, Wang Meng, Miao Guochang, et al. Control the outlet air temperature of cooling coils based on generalized predictive control [J]. Refrigeration & Air Conditioning, 2015, 29(1): 78-82.
- [8] 白燕. 变风量空调系统递阶结构协调优化控制研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2013.
Bai Yan. The research on coordination optimal control for hierarchical system of variable air volume central air conditioning system [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2013.
- [9] 宋虹, 任庆昌, 白燕, 等. 变风量空调末端双闭环系统的模型辨识和仿真 [J]. 计算机仿真, 2012, 29(10): 396-399, 413.
Song Hong, Ren Qingchang, Bai Yan, et al. Model identification and simulation of variable air volume air-conditioning terminal double closed-loop system [J]. Computer Simulation, 2012, 29(10): 396-399, 413.
- [10] 张吉礼. 模糊-神经网络控制原理与工程应用 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004.
Zhang Jili. Control principle and engineering application of fuzzy-neural network [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology press, 2004.