

基于遗传神经网络的 VAV 空调系统预测模型

陈 奇, 张九根, 曹 华

(南京工业大学 建筑智能化研究所, 南京 211816)

摘要: 针对单纯的机理建模方法难以准确预测变风量空调系统 (VAV) 的参数, 利用 BP 神经网络构建了变风量空调系统的预测模型, 并将遗传算法与 BP 网络相结合, 提出运用遗传算法对神经网络的权值和阈值进行遗传搜索, 寻优后再进行 BP 运算, 以克服 BP 算法收敛速度慢、易陷入局部解的缺点; 通过实验平台采集了大量数据对所建模型进行训练和验证, 结果表明, 模型对空调送风参数以及房间温湿度的预测结果与实测数据能很好拟合, 精确度高, 泛化能力强。

关键词: BP 神经网络; 遗传算法; 变风量空调; 建模

Prediction Model of VAV Air Conditioning Systems Based on GA-ANN

Chen Qi, Zhang Jiugen, Cao Hua

(Intelligent Building Institute, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China)

Abstract: For the mechanism modeling method is difficult to predict the parameters of VAV system accurately, this paper use BP neural network to build a predictive model of VAV system and combine the genetic algorithm with BP network. So that it can overcome the disadvantages of BP algorithm such as low speed converge and easily being subject to the partial minimum, because of using genetic algorithm to search the weights and thresholds of BP network to find the optimal solution before BP operation carried out. After collecting a lot of data for training and verifying model through the experimental platform, the results show that the model predictions can simulate the measured data accurately on the temperature and humidity of the room and the parameters of air conditioning, and with a high generalization capability.

Keywords: BP neural network; genetic algorithm (GA); VAV air conditioning; modeling

0 引言

变风量空调系统 (variable air volume, VAV) 属于全空气空调系统的一种, 通过改变送风量来满足空调区域负荷的变化, 具有突出的节能优势。但是相比于定风量空调系统, 变风量空调的控制复杂, 具有大时滞非线性的特点, 难以建立精确的数学模型^[1-2], 从而对其进行仿真研究得到的结论在实际运行时会出现较大的差距, 难以达到预期效果。因此, 建立能够准确预测变风量空调系统参数的模型是进行后续研究的基础, 对变风量空调控制系统的仿真以及节能性的研究具有重要意义。

鉴于 VAV 空调系统的复杂性, 建立模型需要的变量很多, 变量之间的关系错综复杂, 相互耦合^[1], 单用机理建模的方法很难准确反映 VAV 空调系统的实际情况。本文利用神经网络所具有的自学习能力和良好的逼近非线性映射的能力^[3], 对 VAV 空调系统进行辨识。针对制冷工况 VAV 系统, 采用 BP 神经网络建立 VAV 空调系统的预测模型。同时引入遗传算法 (GA) 对 BP 网络进行训练^[4], 利用 GA 全局寻优的特点, 改善 BP 神经网络学习算法收敛速度慢、易产生局部极小值的缺陷, 实现对 VAV 空调系统的仿真。

1 变风量空调系统

本文的研究对象是单区域的 VAV 空调实验系统。VAV 空调实验系统主要由新风机组、热泵交换机、变频器、变风量末端以及送风管道等结构组成。图 1 是 VAV 空调系统结构原理图, 新风和回风混合后进入空气处理机组, 经过过滤器, 与

冷热源提供的冷热水进行热交换, 处理过的空气通过变频风机送入送风风道, 利用调节变频器的频率来控制送风机转速, 从而控制送风量, 达到调节空调房间温度的目的。

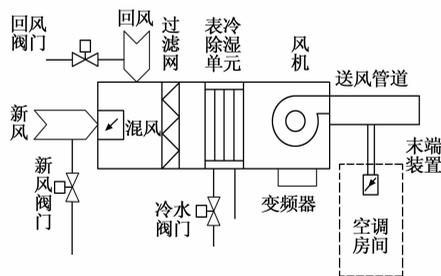


图 1 VAV 空调系统结构原理图

2 VAV 空调系统神经网络预测模型

2.1 VAV 空调系统建模参数选择

VAV 空调系统建模需要的输入参数主要包括空调系统的控制参数, 室外气象参数以及空调房间的状态参数等^[5]; 而模型需要预测的参数则是表征空调输出的送风温度和送风量, 以及表征空调房间状态的室内温度和相对湿度。

因此, 选取室外气象参数 (太阳辐射强度、室外干球温度、室外相对湿度), 空调房间状态参数 (室内温度、室内相对湿度、人员负荷率), 空调控制参数 (冷水阀门控制电压、风机变频器控制电压、风阀控制电压以及除湿机开启状态) 以及前一时刻的送风量、送风温度、送风相对湿度作为神经网络预测模型的输入, 将下一时刻的送风量、送风温度、室内温度和室内相对湿度作为模型的输出。

2.2 神经网络预测模型的结构

根据 Kolmogorov 定理^[3], 设置一个输入层, 一个输出

收稿日期:2014-08-29; 修回日期:2014-10-23。

作者简介:陈 奇(1990-),男,江苏南京人,硕士研究生,主要从事智能建筑自动化方向的研究。

层, 一个隐层的三层 BP 神经网络已经可以满足建模要求。对于隐层节点数的设置, 确定最佳隐层节点数目的常用方法是试凑法和实验法, 本文采用经验公式^[6]:

$$m = \sqrt{n+l} + \alpha \quad (1)$$

式中, m 为隐含层节点数, n 为输入层节点数, l 为输出层节点数, α 为范围在 1~10 的常数。此处 n 为 13, l 为 4, 因此可以得到 m 取值为 6~14。

之后利用试凑法, 在实验测定的数据结果出来后, 再按确定网络误差的方法确定隐层节点数为 10 个。最终得到的神经网络模型如图 2 所示。

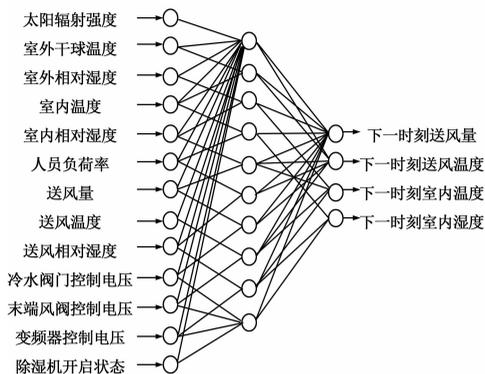


图 2 神经网络预测模型结构图

3 数据采集与归一化处理

3.1 数据采集

在利用神经网络进行系统辨识前, 需先采集室内外环境状态数据, 包括: 太阳辐射强度, 室内外温湿度以及人员负荷率。同时还需采集空调系统的状态数据, 包括: 送风机控制电压、冷水阀门控制电压、风阀控制电压(以上 3 个电压范围均在 0~10 V) 以及除湿机开启状态。

采样周期为 3 分钟, 实验时间从上午 9:00 到下午 5:00, 采集天数为 16 天, 分布在南京夏季 6、7 月份, 每组的采样温度区间是从 32 °C 下降到 25 °C 停止, 耗时不等。按照以上步骤共采集了神经网络模型输入输出样本数据 2 000 组左右。

3.2 数据的归一化处理

为了对神经网络进行训练, 需要对输入数据和对应的输出值进行归一化处理, 即采集后的数据数值需要在区间 [0, 1] 以内, 具体处理方法按式 (2) 进行转化^[3]:

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

式中, \bar{x}_i 为输入参数转化后的采样值; x_i 为输入参数原始采样值; x_{\min} , x_{\max} 分别为输入参数采样区间内的最小值和最大值, 针对本模型 x_{\min} 为 0。

但是对于输入参数采样值的归一化, 式 (2) 并不合适, 因为隐层激发函数 sigmoid 的取值范围为 (0, 1), 对于确定数量的自变量, 函数值无法取到 0 和 1, 因此网络不能充分地逼近目标量的极值, 从而在逆变换时会引起输出与目标量在极值区产生转换误差, 造成输出失真。而且, 网络权值和阈值的调节量与函数的导数成正比, 对于处在极值区的样本, 函数值接近 0 或 1, 而导数趋向于 0, 网络权值无法继续调节, 出现局部麻痹现象, 不能有效降低极值区的训练误差, 还影响了网络的收敛速度。因此可将输入参数的归一化公式改为^[7]:

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \times 0.9 + 0.05 \quad (3)$$

从而使输入参数的归一化值得到了压缩, 消除了逆变换时的失真; 也使函数离开了饱和区, 避免了训练过程中产生的局部麻痹现象。

经过训练后, 得到预测模型的输出值 o_p 也是区间在 (0, 1) 之间的数值, 需要将它转化为实际值, 可采用式 (4)^[3]。

$$y_{po} = y_{\min} + o_p (y_{\max} - y_{\min}) \quad (4)$$

式中, y_{po} 为输出值转换后得到的实际值; y_{\min} , y_{\max} 分别为输出参数原始目标值中的最小值和最大值。

4 预测模型的训练与初值选择

本次使用的 BP 神经网络中, 隐层神经元激发函数为 Sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5)$$

输出层激发函数为线性函数:

$$f(x) = kx \quad (6)$$

BP 网络的训练大多采用基于梯度下降的 BP 算法来训练网络^[4], 但是常规的 BP 算法含有缺陷: 训练速度慢; 初始权值随机选择的“盲目性”导致的陷入局部最小; 容易产生振荡效应等^[8]。本次建模采用了一种改进的遗传算法 (GA) 来训练 BP 网络, 主要是利用 GA 所具有的全局搜索特性, 以克服 BP 算法易于陷入局部解的弊端。先通过对包含解的群体中的个体进行选择、交叉、变异等遗传操作来模拟生物进化过程, 产生具有更好表现的群体来搜索解空间, 得到最优的权值和阈值, 再将得到的权值和阈值解码后送入网络进行 BP 运算。这样充分利用了遗传算法和 BP 算法各自的优点, 达到了收敛速度快, 预测结果精确的目的。基于 GA-BP 算法的神经网络训练流程如图 3 所示。

训练流程中, 初始化种群时设定初始种群大小 $n=30$, 交叉概率 $P=0.08$, 初始父代群体采用完全随机方法产生, 适应度函数为均方差函数的倒数:

$$f_{\max} = \sqrt{\frac{n-1}{\sum d_k^2}} \quad (7)$$

式中, d_k 为第 k 个模型输出值与期望输出值之差。

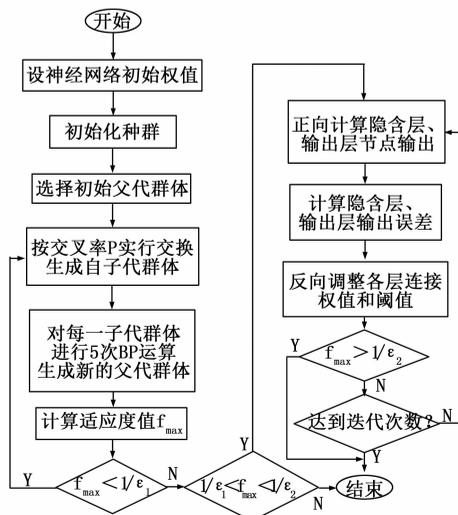


图 3 神经网络预测模型训练流程图

由于遗传算法没有权值、阈值的外推功能, 初始值选取的过小或过大都会对网络收敛产生不良影响。根据经验, 初始值取 (-0.3, +0.3) 之间的随机数不仅可以较好地保证 BP 神

经网络的正常训练, 其训练速度也比初始值取 $(-1, +1)$ 之间的网络快, 并能使网络进入较理想的开始状态。若网络初始权值选择 $(-0.3, +0.3)$ 之间的随机数不能使网络正常训练, 则需要根据预测变量特点对其进行修正。

5 预测模型训练结果与分析

在采集的数据中先随机抽取 100 组数据预留为测试样本, 其余数据作为训练样本, 经归一化处理在 matlab 下用 GA-BP 算法对神经网络预测模型进行训练。

训练结束后, 为了验证神经网络预测模型对输出参数的泛化性和准确性, 将 100 组测试样本输入神经网络中, 得到的归一化结果。选取室内温度与空调送风量两个对象进行分析, 经过还原后的输出如图 4~7 所示。

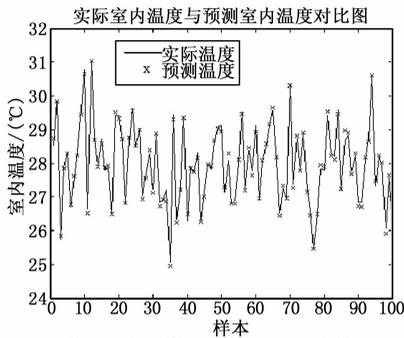


图 4 室内温度预测输出对比图

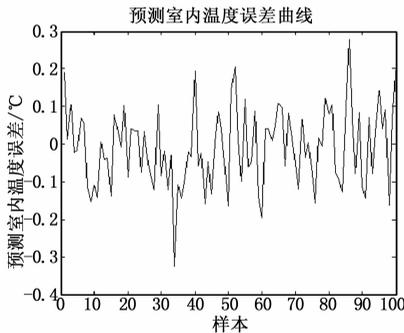


图 5 室内温度预测误差曲线图

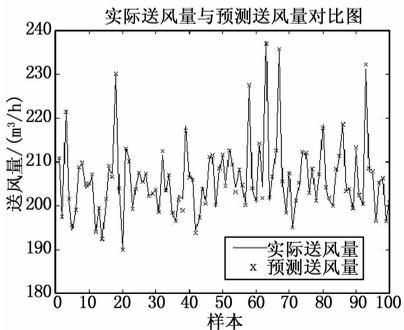


图 6 送风量预测输出对比图

图 4, 图 6 是神经网络预测输出与实际值的对比图, 图中横坐标是 100 组测试样本的编号, 纵坐标是还原后的输出值 (其中用实线连接的是实际输出, ‘x’ 标出的是神经网络模型的预测输出), 分别代表 $k+1$ 时刻的室内温度和空调送风量。图 5, 图 7 分别是室内温度和空调送风量与实际值的误差曲线。

从输出的预测值与实际值对比图以及误差曲线可以看出:

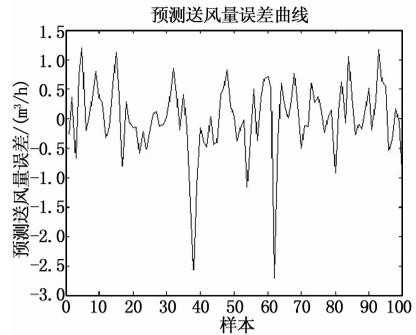


图 7 送风量预测误差曲线图

对于室内温度的预测, 误差范围基本在 ± 0.2 °C 之内, 但也有个别预测值误差较大, 其中第 34 组数据的预测温度误差最大, 为 -0.32 °C。对于空调送风量的预测, 从误差曲线来看, 偏差基本在 ± 1 m³/h 之内, 最大偏差为 -2.7 m³/h, 相对于 200 m³/h 的送风量, 误差仅为 1% 左右, 预测准确度很高; 从送风量曲线来看, 送风量集中在 190~220 m³/h 之间, 似乎没有体现变风量空调风量可变的特点, 其原因为本次试验的空调房间负荷变化较小, 大部分时间空调处在恒定的运行状态里, 只需维持一定的风量即可满足负荷要求, 因此风量变化不明显。

总体而言, 本次试验建立的神经网络预测模型能较好预测出下一时刻的室内温湿度和空调送风参数, 模型预测结果与实验实际测量数据基本吻合, 能高准确度的反映空调系统的内在映射关系, 具有较高的泛化能力。

6 结论

VAV 空调系统是一个复杂的多变量系统, 难以建立精确的数学模型实现对系统参数的预测。本文利用 BP 神经网络建立了 VAV 系统的预测模型, 并结合遗传算法效率高、速度快的优点, 将遗传算法应用于 BP 神经网络的训练, 既保证了神经网络预测模型良好的泛化性和准确性, 又克服了收敛速度慢和易陷入局部极小点的弊病。通过对训练完的模型进行验证的结果可以表明, 所建模型能准确预测 VAV 空调系统的动态行为, 预测结果与实测数据拟合良好, 误差范围小, 可以作为 VAV 空调系统预测模型, 为进一步的研究与仿真提供了方便准确的平台。

参考文献:

- [1] 吴 晔, 赵哲身. 变风量空调系统风道分布参数的研究与建模 [J]. 节能技术, 2006, 140 (4): 487-490.
- [2] Jin X Q, Ren H G, Li X F. Analysis of outdoor air ventilation and distribution control for VAV systems [J]. HV&AC, 2001, 31 (6): 1-4.
- [3] 韩力群. 神经网络教程 [M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2001.
- [4] 闵悦琳, 刘国华. 神经网络结合遗传算法在建模和优化中的应用 [J]. 计算机应用研究, 2002, 1: 79-80.
- [5] 杨怡, 任庆昌, 褚俊英. 基于 RBF 网络的变风量空调送风量软测量研究 [J]. 计算机测量与控制, 2010, 18 (12): 2721-2723.
- [6] 沈花玉, 王兆霞, 高成耀, 等. BP 神经网络隐含层单元数的确定 [J]. 天津理工大学学报, 2008, 24 (5): 13-15.
- [7] 孙 敬, 曹建培, 张九根. 基于改进 BP 网络的空调系统负荷预测 [J]. 微计算机信息, 2006, 22 (9-2): 199-201.
- [8] 周国雄, 陈秀清. 基于 Elman 神经网络变风量空调系统研究 [J]. 控制系统, 2009 (4): 35-38.