

文章编号: 1671-6612 (2020) 04-436-06

基于遗传算法的写字楼 中央空调工程系统冷负荷预测研究

徐宏林

(中国中医科学院广安门医院 北京 100053)

【摘要】 在经济高速发展的同时, 滋生了许多环境污染问题, 而问题的根本源于过高的社会总能耗。其中, 中央空调在建筑能耗中的比重较大, 超过了 40%。对目前阶段, 许多中央空调存在大惯性和大滞后等问题, 导致供冷量过剩、能耗浪费的出现。针对此问题, 加之为了响应国家节能减排的号召, 在遗传算法基础上, 对写字楼中央空调工程冷负荷进行了预测研究, 为降低资源浪费, 增加能源的利用率做出了一定的贡献。

【关键词】 遗传算法; 中央空调工程系统; 冷负荷
中图分类号 TP15 文献标识码 A

Research on Cold Load Forecasting of Central Air Conditioning Engineering System of Office Building Based on Genetic Algorithm

Xu Honglin

(China Academy of Chinese Medical Sciences Guanganmen Hospital, Beijing, 100053)

【Abstract】 At the same time of rapid economic development, many environmental pollution problems have arisen, and the root of the problem stems from the excessive total energy consumption of society. Among them, the central air-conditioning has a large proportion in building energy consumption, exceeding 40%. At the current stage, many central air conditioners have problems such as large inertia and large lag, resulting in excessive cooling and energy consumption. In response to this problem, in order to respond to the national call for energy conservation and emission reduction, based on the genetic algorithm, this paper predicts the cooling load of central air-conditioning project in office buildings, and makes a certain contribution to reduce resource waste and increase energy utilization.

【Keywords】 genetic algorithm; central air conditioning engineering system; cold load

作者(通讯作者)简介: 徐宏林(1977.8-), 本科, 中级工程师, E-mail: zengtian199307@163.com

收稿日期: 2019-09-30

0 引言

近年来, 随着科技及经济水平的快速发展, 人们对生活环境的要求更高, 空调系统由于具备有效调节室内外温度的作用, 因此在日常生活中的应用也越来越广泛^[1,2]。中央空调系统为目前社会中常见的空调形式之一, 具有制冷、供暖等功效, 但在

实际应用中仍存在一些问题, 如供冷效率低、能源浪费等问题, 亟待解决^[3]。面对当前中央空调系统存在的能耗过多、供冷过剩等问题, 需要采取行之有效的措施, 使系统能够迎合所需供应对应冷量的目标, 不但能确保系统稳步运作, 而且还能降低运行能耗, 避免能源浪费^[4]。因此, 本文在遗传算法

的基础上,对写字楼中央空调工程系统冷负荷进行了预测研究,以提高中央空调运作效能,实现能源的节约。

1 BP 神经网络模型及其算法分析

1.1 BP 神经网络模型

McClland 和 Rumelhart 等人于 1986 年提出了 BP (Back Propagation) 网络,这是一种多层前馈网络,是依照误差逆传播算法训练实现的,在目前得到了广泛的应用^[5]。在 BP 神经网络中,输入信号首先会途径输入层,接着进入隐含层;其次输入信号会在隐含层中进行相应的处理;最后流经输出层,若无法达到相应的输出标准,那么就会借助反向传播来获取误差信号,进而改变 BP 神经网络的阈值和权值,以得到与目标值相近的值,确保 BP 神经网络的正常运行^[6]。其对应的拓扑结构如图 1 所示。

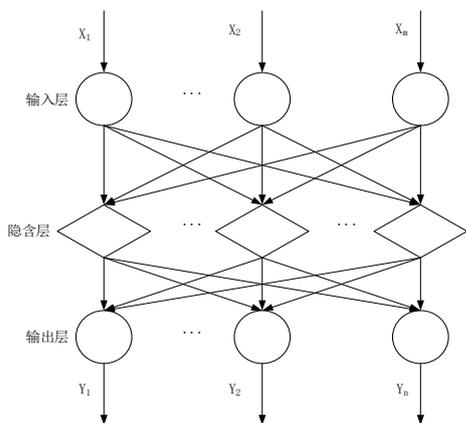


图 1 BP 神经网络对应的拓扑结构图

Fig.1 Topological structure of BP neural network

图 1 中, X 和 Y 分别表示 BP 神经网络的输入与输出,且确定非线性函数关系由 m 个自变量到 n 个因变量来实现的。

1.2 BP 算法

结合图 1, 实现 BP 神经网络正向传递的路径如下:

$$S_j = \sum_{i=0}^{m-1} w_{ij} x_i + b_{ij} \quad (1)$$

$$x_j = f(S_j) \quad (2)$$

其中,第 j 点的输出值和阈值分别由 x_j 和 b_j 表示,激活函数由 f 表示, i 到 j 点间的权值由 w_{ij} 表示。信号正向传递的路径较为单一,可通过以上公

式计算得到,但误差反向传播过程需要依据 Widrow-Hoff 的学习规律来完成,具体如下所示:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^{n-1} (d_j - y_j)^2 \quad (3)$$

式 (3) 为误差函数,期望输出值由 d_j 表示。与上文描述相同,通过不断改变权值和阈值来减小其误差值,从而趋向期望值。此时权重的改变量可通过式 (4) 计算得到。

$$\Delta w_{ij} = -l \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (4)$$

若此时选择式 (5) 作为激活函数,那么经求导后对应的权值更新 w_{ij} 则由式子 (6) 所示,阈值 b_j 由式子 (7) 所示。

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

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \delta_{ij} \cdot x_i \quad (6)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \delta_{ij} \quad (7)$$

以上流程简称纠错学习规则,正因为这种规则才使得 BP 神经网络得到普及,通过改变权值和阈值的方式来降低输出值与实际值间的误差,提高输出值的精确度。

2 参数及网络结构的确定

2.1 输入参数的确定

结合实际状况,影响中央空调系统的因素可归结为两大类:第一,室内因素;第二,室外因素^[7]。故,选取合适的神经网络输入参数对预测效果会显得格外重要,若选取输入参数过多,那么就会抑制神经网络收敛的速度,若选取输入参数过少,那么就会降低预测的精度^[8-10]。为了将中央空调冷负荷预测模型构建出来,此处在前人研究的基础上,结合实际经验,对输入参数进行了确定,经分析,室外干球温度、室内人员负荷、水平太阳辐射强度、室内相对湿度、时刻、 $t-24$ 时刻的系统冷负荷、 $t-1$ 时刻的系统冷负荷是 BP 神经网络输入层主要的影响参数。

2.2 输出参数的确定

中央空调系统的前馈控制可通过提前获取下一时刻的冷负荷量来加以实现。由于空调水系统具有大惯性等特点,因此,通过明确冷负荷需求量的

方式来完成空调水系统的调整工作,能够迎合国家节能减排的号召,故,选定中央空调逐时冷负荷作为BP神经网络输出层的参数。

2.3 网络结构的确定

在确定输出层与输入层后,需要完成隐层节点数的确认工作。对模型性能而言,隐层节点数扮演着重要的角色,并对其性能优越方面起到关键性的作用。因此,本文结合相关预测误差和试凑法,如式(8),完成隐层节点数的确认工作。经计算,隐层最终有11个节点数。

$$h = \sqrt{m + n + \alpha} \quad (8)$$

式中,输入层和输出层节点数分别由 m 和 n 表示,隐含层由 h 表示,此外, $0 < \alpha < 10$ 。因此,隐含层节点数的取值波动在 4~13 之间。借助试凑法,对BP神经网络的预测精度及泛化能力进行考量,得到 h 为 10 时,网络综合指标达到最优。根据上述的分析与计算,完成写字楼中央空调负荷预测模型的构建工作,如图2所示。

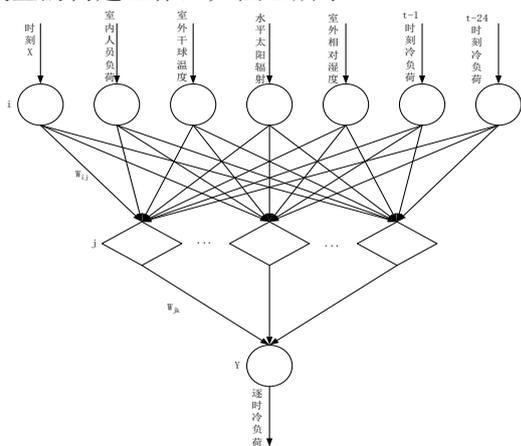


图2 写字楼中央空调负荷预测模型

Fig.2 Central air conditioning load forecasting model of office building

图中,输入层有7个节点数,输出层有1个节点数,隐含层有10个节点数。但BP神经网络会存在以下几点不足之处:第一,隐含层无法得到理论支撑,需要通过近似选取获得;第二,在训练中,原始数据会被新的数据替代,无法存留下来;第三,无法得到全局最优质;第四,随着迭代时间的推移,且无法达到相应的标准时,那么会抑制其收敛速度及学习效率。

3 改进方法的选取

本文针对BP神经网络的不足,对以下几种改进方法进行了比拟,并为改进BP神经网络的不足选取了适当的改进方法加以改进,具体如下:

3.1 附加动量项法

该方法的改进手段对误差曲面变化趋势的影响项进行考虑。在BP神经网络撞见极小值背景下,添加附加动量项后,会有效避免局部最优的出现,降低极小值对BP神经网络造成的干扰。总而言之,该方法是将动量因子添加到梯度下降法上的一种方法,对权值和阈值起到有效的调节作用,对应公式如下所示:

$$\Delta w_{ij}(k+1) = (1 - mc)\eta\delta_i p_j + mc\Delta w_{ij}(k) \quad (9)$$

$$\Delta b_i(k+1) = (1 - mc)\eta\delta_i + mc\Delta b_i(k) \quad (10)$$

其中,附加动量因子和迭代次数分别由 mc 和 k 表示。同时,在使用该方法改进时还需注意以下几点事项:第一,当调整权值时速率超出了正常的速率值且训练不全面时,应当放弃目前的修正速率,停止动量因子的工作,抑制BP神经网络误差面值产生;第二,当误差变化超出了预期标准时,应当放弃当前的变化率,并为附加动量项方法提供一个合理的变化空间,以增进误差曲面的平滑度。

3.2 自适应学习率法

学习速率的选取是根据实际工程的需要及相关的经验来确定的,虽然这样选取的学习速率能有效解决训练前中期的问题,但无法迎合后期的训练变化,导致出现较差的训练效果。针对BP神经网络此问题,此处提出了自适应学习率法,以满足BP神经网络训练的要求,对应的计算公式如式(11)所示。

$$\eta(k+1) = \begin{cases} 1.05\eta(k), & E(k+1) < E(k) \\ 0.7\eta(k), & E(k+1) > 1.04E(k) \\ \eta(k), & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

3.3 贝叶斯正则化法

该方法是通过约束BP神经网络的权值来达到抑制拟合现象发生的目的,增强BP神经网络的泛化能力。即通过改变对应的误差函数来实现性能指标的改变,进而抑制BP神经网络权值。BP神经网络常常会用到的性能指标函数称之为均方误差,对应的计算公式如式(12)所示。

$$mse = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - y_i)^2 \quad (12)$$

其中,第 i 个训练点的预测输出和目标输出分

别由 d_i 和 y_i 表示。在贝叶斯正则化法的性能指标中附加了惩罚项，对应的计算公式如下所示。

$$msereg = \gamma \times mse + (1 - \gamma) \times msw \quad (13)$$

$$msw = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_j^2 \quad (14)$$

其中，正则化系数由 γ 表示，且是网络训练中

主要的影响因素，若该值选取过小，那么会导致训练不足问题的发生，若该值选取过大，那么会导致拟合现象的出现。将惩罚项附加到性能指标函数中，能够将与预测结果无关的神经元有效地剔除掉，进而增加 BP 神经网络的泛化能力。每种改进方法都存在着各自的优缺点及局限性，为了更好的比较，此处对以上这三种常用的 BP 神经网络改进方法进行了比较，具体如表 1 所示。

表 1 三种改进方法的比较

Table 1 Comparison of three improved methods

改进方法	附加动量项法	自适应学习率法	贝叶斯正则化法
优点	加快网络收敛的速度，降低局部最优现象的出现。	加快网络收敛的速度（高于附加动量项法）	能够增强网络的泛化能力
缺点	无法做到全局调整，只是用于局部调整。	网络的振荡现象依然存在	无法大幅度提高网络的收敛速度
适用范围	大部分网络	大部分网络	大部分网络

可以看出，在这三种改进方法中，只有贝叶斯正则化法能够提高网络的泛化能力。而回顾到中央空调系统的特点，需要通过精准的冷负荷预测来实现中央空调系统前馈控制的目的，即需要较强的网络泛化能力作为支撑。因此，本文选择该方法来改进 BP 神经网络，强化网络的泛化能力，以提高网络预测的精度。

4 实验研究

4.1 数据的采集

以某写字楼中央空调工程作为研究对象，将 2019 年 5 月 1 日至 2019 年 8 月 23 日共计 2760 小时收集到的数据作为训练样本集，将 2019 年 8 月 24 日到 2019 年 8 月 26 日共计 72 小时的冷负荷数据作为测试样本集，经实测，部分冷负荷如图 3 所示。

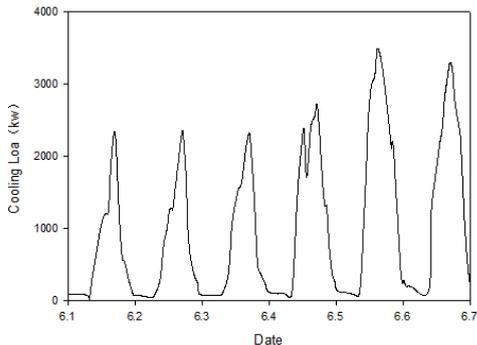


图 3 某写字楼中央空调冷负荷实测部分数据

Fig.3 Some measured data of cooling load of central air conditioner of an office building

图中展示的是 2019 年 5 月 1 日—5 月 7 日写字楼中央空调实测冷负荷。可以看出，供冷量随着天气温度的升高而增多。此外，深夜也存在冷负荷消耗。因为中央空调具有大惯性、大滞后等特点，所以在启动或停止这类操作都会造成较大的耗电量及干扰，故即使在深夜也会保持中央空调稳定的运行。为了便于干球温度、太阳辐射强度以及相对湿度等方面数据获取及收集，本文将小型室外气象数据采集站建立在写字楼楼顶，实测得到的输入样本部分数据如表 2 所示。

表 2 部分实测输出样本数据

Table 2 Partial measured output sample data

时间	时刻	干球温度	太阳辐射强度	相对湿度
5月1日	0	29.49	0.00	22.08
5月1日	1	29.63	0.00	25.18
5月1日	2	27.70	0.00	28.74
5月1日	3	26.78	0.00	18.47
5月1日	4	25.02	0.00	19.84
5月1日	5	25.17	3.40	25.05
5月1日	6	24.57	41.37	30.45
5月1日	7	24.16	87.45	34.34
5月1日	8	24.00	138.13	36.38

5月1日	9	24.10	188.16	36.12
5月1日	10	24.44	231.47	33.88
5月1日	11	24.02	262.25	30.42
5月1日	12	24.49	276.12	35.61

续表 2 部分实测输出样本数据

时间	时刻	干球温度	太阳辐射强度	相对湿度
5月1日	13	25.07	271.07	31.25
5月1日	14	26.60	247.82	27.86
5月1日	15	27.01	209.74	35.71
5月1日	16	27.29	162.10	24.67
5月1日	17	27.41	111.00	24.89
5月1日	18	27.37	62.20	26.05
5月1日	19	27.13	0.00	28.13
5月1日	20	26.70	0.00	31.00
5月1日	21	26.06	0.00	34.25
5月1日	22	25.24	0.00	38.48
5月1日	23	24.30	0.00	42.35

4.2 数据的归一化处理

因为在对写字楼中央空调冷负荷的预测中，会涉及到大量的数据，而数据的种类又具有多样化的特点，所以在网络训练期间会存在异常结果出现的可能，或训练时间过程等问题的发生。此时，常常通过归一化处理手段来完成 BP 神经网络输入参数的处理工作，进而加快网络的收敛速度。通常会通过最大最小化法和平均数方差法来完成数据的归一化的处理工作，且区间设定为[0,1]。其中，对第一种处理方法而言，会以 1 作为每一类数据中的最大值，以 0 作为每一类数据中的最小值，除了最大值和最小值的限定，其余值则根据其自身的大小归纳到设定的区间中，即归一化到[0,1]中；对第二种处理方法而言，是通过获取每一类数据的平均值，并根据平均值的大小对这类数据归一化到[0,1]中。通过归一化处理后，最终得到的输出结果会在区间[0,1]内，这样无法与目标数据产生明确的比对，因此，需要对输出数据进行方归一化处理获取预测的真实值，如式（15）所示。

$$y_k = y_{\min} + y_k(y_{\max} - y_{\min}) \quad (15)$$

4.3 参数的设置

本文借助贝叶斯正则化法对 BP 神经网络进行改进，从而借助改进后的 BP 神经网络完成写字楼中央空调冷负荷的预测工作。此时输入层有 7 个节

点数，输出层有 1 个节点数，隐含层有 10 个节点数，以 2000Epochs 作为训练的最大时长，学习率和目标误差分别设置为 0.15 和 10⁻⁵，选择 logsig 作为隐含层节点的传递函数，选择 tansig 作为输入层节点的传递函数，选择叶斯正则化函数 trainbr 作为训练函数，选择 BP 学习规则 learngd 作为网络学习函数，具体如图 4 所示。

```
net=train(net,input,outputn);%初始化网络结构
net=newff(inputn,outputn,10,['logsig','tansig'],'trainbr','learngd');%初始化网络结构

net.trainParam.epochs=2000;net=train(net,input,outputn);%初始化网络结构
net=newff(inputn,outputn,10,['logsig','tansig'],'trainbr','learngd');%初始化网络结构

net.trainParam.epochs=2000;

net.trainParam.lr=0.15;%学习率
net.trainParam.goal=0.00001;%误差期望值
%net.trainParam.mc=0.05;%动量项系数
%网络训练
net=train(net,inputn,outputn);
```

图 4 BP 神经网络参数的设置

Fig.4 BP neural network parameters settings

4.4 实验结果分析

借助优化后的 BP 神经网络对写字楼中央空调 2019 年 7 月 22 日—25 日的冷负荷进行预测，并借助 matlab 软件进行仿真，得到的结果如图 5 所示。

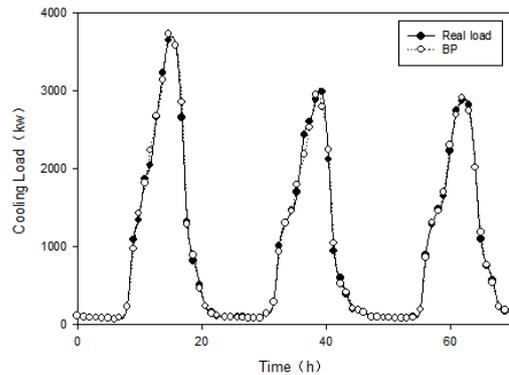


图 5 预测值与实际值的拟合情况

Fig.5 Fitting of predicted and actual values

可以看出，得到的预测值与实际值的拟合度较高，且误差在实际工程允许的误差范围之内。肯定了优化后的 BP 神经网络算法在写字楼中央空调冷负荷中的预测能力。

5 小结

本文首先对中央空调系统结构及制冷原理进行了阐述，接着对 BP 神经网络模型及算法进行了

分析,除了知道中央空调系统具有大惯性的特点外,还了解了 BP 神经网络算法的不足。其次,针对 BP 神经网络的不足,提出并对比了三种常用的改进方法,如附加动量项法、自适应学习率法以及贝叶斯正则化法,通过比对选取了贝叶斯正则化法来对 BP 神经网络算法进行优化。最后以某写字楼中央空调工程为例,对写字楼中央空调冷负荷进行了预测,并与实际结果进行了比拟,肯定了经贝叶斯正则化法优化后, BP 神经网络算法预测中央空调冷负荷的可行性。

参考文献:

- [1] 游明福. 浅谈中央空调系统技改节能实践运用[J]. 江西建材,2017(24):60,64.
- [2] 朱肖晶,朱兵,王科,等. 中央空调节能控制系统的技术应用分析[J]. 电力需求侧管理,2018,20(2):25-28.
- [3] 王丹. 中央空调节能改造的探讨[J]. 科学与财富,2017,(26):00368.
- [4] 余锡华. 基于中央空调系统节能的几点思考[J]. 江西建材,2017,(23):74.
- [5] 任爽,刘航,菅锐. 基于神经网络模型的中央空调房间温度预测控制[J]. 沈阳大学学报(自然科学版),2015,27(3):233-237.
- [6] 郑萌,王振华,王晓江,等. 基于神经网络的中央空调遗传算法优化研究[J]. 煤气与热力,2016,36(5):13-16.
- [7] 王蓓蓓,朱峰,嵇文路,等. 中央空调降负荷潜力建模及影响因素分析[J]. 电力系统自动化,2016,40(19):44-52.
- [8] 张经博,郭凌,王朝霞,等. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的供暖系统热负荷预测模型[J]. 兵器装备工程学报,2014,35(4):152-156.
- [9] 高冲. 航站楼蓄冷空调系统的负荷预测和运行优化方法研究[D]. 天津:中国民航大学,2016.
- [10] 魏一鸣,刘晓聪,程会林. 中央空调系统的数据分析与控制策略[J]. 电脑迷,2017,(12):77-78.

(上接第 421 页)

- 主客观实验研究[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版),2015,48(2):103-110.
- [4] 孙贺江,李卫娟,杨斌. 客机座舱新型个性座椅送风系统的数值仿真[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版),2013,46(1):16-21.
- [5] P O Fanger. Thermal Comfort[M]. Robert E. Krieger Publishing Company, 1982.
- [6] 何乐. 客机机舱环境热舒适研究[D]. 天津:天津大学,2010.
- [7] ASHRAE. ANSI/ASHRAE Standard 161-2007, Air Quality within Commercial Aircraft[S]. Atlanta: American Society of Heating, Refrigerating, and Air-Conditioning Engineers, 2007.
- [8] GJB7489-2019, 民用飞机环境控制系统通用要求[S].2014.
- [9] GJB1129-91, 军用飞机座舱温度评定的方法和生理学要求[S].1991.

(上接第 435 页)

- [5] 周光辉,刘寅,张岑,等. 太阳能辅助空气源复合热泵冬季供热特性实验研究[J]. 太阳能学报,2011,32(11):1662-1664.
- [6] 旷玉辉,王如竹,于立强. 太阳能热泵供热系统的实验研究[J]. 太阳能学报,2002,23(4):1-6.
- [7] 陈冰,罗小林,毕方琳,等. 温室太阳能与空气源热泵联合加温系统的试验[J]. 中国农业科技导报,2011,13(1):55-59.
- [8] 孟翔宇,杨福胜,邓建强,等. 新型太阳能热泵干燥系统的设计与理论研究[J]. 太阳能学报,2010,31(5):568-574.
- [9] 魏翠琴,王丽萍,贾少刚,等. 太阳能热泵应用现状与性能分析[J]. 制冷与空调,2017,37(2):159-163.
- [10] 卜其辉,秦红,梁振南,等. 直膨式太阳能热泵系统特性分析及优化[J]. 广东工业大学学报,2010,27(2):61-64.
- [11] 高志宏,贾少刚,魏翠琴,等. 平板型太阳能热水装置性能实验研究[J]. 太阳能,2015,(11):59-62.
- [12] 魏翠琴,高志宏,贾少刚,等. 太阳能热泵热水装置性能实验研究[J]. 机械设计与制造,2016,(7):265-268.
- [13] 孙冰冰,张晨阳,毛力,等. 太阳能热泵系统的试验研究与分析[J]. 水电能源科学,2012,30(4):198-201.

[14] 陈阳,张晨阳,张哲,等.太阳能热泵系统性能的试验研

究[J].流体机械,2011,39(11):77-80.