

浅埋地下工程间歇空调最优启停时间的神经网络控制

解放军理工大学 王 琴[☆] 程宝义 缪小平 茅靳丰

摘要 将影响最优启停时间的四个主要因素作为控制输入,最优启停时间作为系统输出,建立了最优启停时间的神经网络预测模型。分析了考虑岩土蓄热作用下室内热环境的变化,应用 CFD 模拟软件建立了采用间歇空调时室内空气与周围岩土的耦合传热模型,将模拟所得数据用来训练神经网络模型,得出的最优模型可用于预测各种复杂的非线性条件下的最优启停时间。通过一小型系统模型验证了该神经网络控制的有效性。

关键词 浅埋地下工程 间歇空调 最优启停时间 耦合传热 人工神经网络

ANN control on optimum on/off time of intermittent air conditioning systems in shallow underground projects

By Wang Qin[★], Cheng Baoyi, Miao Xiaoping and Mao Jinfeng

Abstract Taking four main affecting factors as input and optimum on/off time as output, develops an artificial neural network (ANN) prediction model. Analyses the variation of indoor thermal environment under the influence of soil heat storage. Based on a CFD simulation, builds up a coupling heat transfer model of indoor air and envelopes when using intermittent air conditioning. The outcomes of simulation are taken as inputs to train the neural network model. The optimized neural network model can be used to predict the optimum on/off time under various complicated non-linear conditions. Verifies the ANN control by a small system model.

Keywords shallow underground project, intermittent air conditioning, optimum on/off time, coupling heat transfer, artificial neural network

★ PLA University of Science & Technology, Nanjing, China

①

0 引言

大多数地面建筑如商场、写字楼、餐厅等均采用间歇空调,许多平战结合的人防工程甚至指挥所同样也采用间歇空调系统。对于地下工程而言,岩土的蓄热作用对间歇空调的启停影响更为突出。不同热惰性的岩土对室内外温度波及热流波存在不同的延迟和衰减作用。一般情况下需要提前启动空调系统进行预冷(热),使房间在使用时间段内室温处于要求的范围内,但预冷过早会造成能量浪费,预冷过晚又达不到控制所要求的指标。另外,空调制冷机组停机后,其冷却系统中仍有一部分剩余冷量,可以继续利用送风机将这部分冷量送入房

间,因此可以提前停机以减少能耗(如图 1 所示)。从图 1 可以看出,间歇空调系统运行时间相对房间使用时间存在一定的偏移和缩减。通过神经网络模型对这一多输入单输出的带有大滞后环节的最优启停时间进行合理预测,不但可以精确保证在使用时

①[☆] 王琴,女,1979 年 11 月生,在读博士研究生
210007 江苏省南京市海福巷 1 号解放军理工大学工程兵工程学院研究生一队
(025) 84878239 (0) 13512541659
E-mail: galary163@163.com
收稿日期:2005-06-09
一次修回:2005-11-25
二次修回:2006-10-11

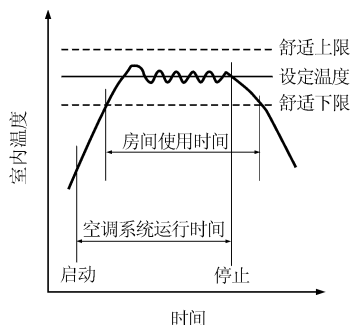


图1 间歇空调房间室内温度变化曲线

间内达到所要求的参数范围,而且能达到节能效果。

针对地下工程岩土强蓄热特性,着重分析间歇运行工况下周围岩土与室内空气的耦合传热作用对室内空气温度的影响,主要借助软件 PHOENICS 3.4 模拟室内温度及其变化率。这可以为神经网络控制提供大量实时样本数据,不仅可以弥补实验条件有限的不足,而且可以方便地提供各种工况下的样本数据。在此基础上,使用 MATLAB 中的人工神经网络工具箱设计一个人工神经网络(artificial neural network, ANN)模型,对间歇空调的启停时间进行预测控制。本文结合 CFD 模拟及人工智能控制针对浅埋地下工程间歇空调的最优启停时间进行的特殊性研究,同样也适用于其他任何场合间歇空调系统的最优启停控制。

1 研究情况分析

由于间歇空调系统的复杂性和受传统算法的限制,一直以来预测结果都存在一定的误差。文献[1-4]曾对建筑物内 HVAC 设备的衰减时间用数学公式表示,但是由于强烈的非线性及建筑负荷响应的不断变化导致结果误差较大。金洪文等人在对空调系统间歇运行的时间延迟问题进行讨论时,分别对全空气空调系统和风机盘管空调系统进行了分析[5],但在建立室内空气热平衡方程的过程中,由于对围护结构传热存在很大程度上的简化,即采用空调冷负荷估算指标对传热量进行计算,不能及时有效地反映实际的强烈非线性复杂变化,因此精度不能得到有效保证。张雪萍等人对智能楼宇定风量空调系统的启停控制提出采用最优化方法中的非线性规划问题解法,即外点罚函数法[6],这一方法不但需要系统停止使用前 30 min 内的工程用电量、平均人员数、室内平均温度和室外平均温度数据,同时必须通过采集各种历史数据,并应

用统计的方法,经过回归分析运算得出各系数,因此这一方法也不是很适用。

神经网络模型(neural network model, NNM)可以在不同程度和层次上模拟人脑神经系统的信息处理、存储和检索功能,具有很强的适应复杂环境和多目标控制要求的自学习能力,适用于那些具有不确定性或高度非线性的对象建模及控制。同时反向传播(back-propagation, BP)算法可以在隐层单元足够多的时候以任意精度逼近任意复杂非线性映射关系,属于全局逼近方法,因此具有较好的泛化能力。文献[7]归纳了 NNM 在暖通空调领域各个方面的应用,如预测负荷、能源管理、系统辨识、故障诊断、非线性控制系统和智能控制等。本文采用 NNM 对浅埋地下工程间歇空调进行最优启停时间控制。

2 间歇空调最优启停时间的神经网络预测模型

综合以上研究分析,间歇空调最优启动时间取决于启动前室内温度、室外气象条件、建筑结构的热物性及内热源和空调送冷(热)量等;而最优提前停机时间也受停机前室内外温度、内部照明、办公设备和人员散热、空调设备容量及温差等诸因素影响。因此,可将影响空调最优启停时间的典型因素归结为室内空气温度、室内空气温度变化率及室外空气温度和室外空气温度变化率,可以分别用 x_1 , x_2 , x_3 和 x_4 表示神经网络的输入量,输出量只有一个,即为最优启动或停机时间 $\hat{y}$ (见图 2),则有

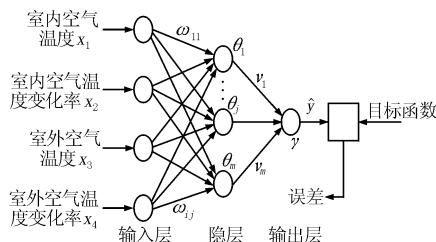


图2 间歇空调最优启停控制的神经网络结构

$$\hat{y} = f\left(\sum_{j=1}^m v_j f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_j\right) - \gamma\right) \quad (1)$$

式中 m 为隐层的变量个数; v_j 为相应隐层各变量到输出层的连接权值; n 为输入变量的个数; ω_{ij} 为相应输入层各变量到隐层的连接权值; θ_j 为隐层各神经元的输出阈值; γ 为输出层神经元的输出阈值(此处仅有一个单元)。

利用目标向量 T_{op} 以及网络的实际输出 $\hat{y}$ 计

算得神经网络样本学习的总误差 $\epsilon_{\text{总}}$ 为

$$\epsilon_{\text{总}} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p (\hat{y}_k - T_{\text{opk}})^2 \quad (2)$$

$$\Delta v_j = v_j(N+1) - v_j(N) = \alpha(\hat{y}_k - T_{\text{opk}}) T_{\text{opk}} (1 - T_{\text{opk}}) f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_j\right) \quad (3)$$

$$\Delta \gamma = \gamma(N+1) - \gamma(N) = \alpha(\hat{y}_k - T_{\text{opk}}) T_{\text{opk}} (1 - T_{\text{opk}}) \quad (4)$$

式(3),(4)中 α 为学习步长, $0 < \alpha < 1$ 。输入层与隐

式中 p 为样本数。

隐层与输出层之间的权值 v_j 以及输出层的输出阈值 γ 的修正值采用梯度法求得, 即

$$\omega_{ij}(N+1) = (1-c)\omega_{ij}(N) + \beta f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_j\right) \left[1 - f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_j\right)\right] (\hat{y}_k - T_{\text{opk}}) T_{\text{opk}} (1 - T_{\text{opk}}) v_j x_i \quad (5)$$

$$\theta_j(N+1) = (1-c)\theta_j(N) + \beta f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_j\right) \left[1 - f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_j\right)\right] (\hat{y}_k - T_{\text{opk}}) T_{\text{opk}} (1 - T_{\text{opk}}) v_j \quad (6)$$

式(5),(6)中 c 为弹回系数, $0 < c < 1$; β 为学习步长, $0 < \beta < 1$ 。

结合上述有弹回的 BP 算法, 通过 MATLAB 构造一个三层网络结构的前向神经网络结构模型, 中间层采用 5 个神经元, 第一个传递函数采用 sigmoid 型正切函数, 第二个传递函数采用 sigmoid 型线性函数, 其主要程序如下:

```
%构造一个前向 BP 网络
net=newff(minmax(p),[ 5,1],{'tansig',
'purelin'},'trainrp','leargnd','msereg');
%设置训练参数
net.trainparam.show=500;
net.trainparam.epochs=2500;
net.trainparam.goal=0.01;
%训练网络
net=train(net,p,t);
%仿真
y=sim(net,p);
%误差向量
error=y-t;
%设置性能参数
net.performparam.ratio=20/(20+1);
%网络性能评估
perf=msereg(error,net);
end
```

3 间歇空调室内空气与岩土耦合传热模拟

为了给上述神经网络预测模型提供各种不同条件下的学习样本数据, 笔者在做了少量采样实验的基础上采用计算机模拟的方法来获得室内空气温度及其变化率数据。针对地下工程土壤蓄热特

性, 首先需要对间歇运行工况下室内空气与岩土之间的耦合传热进行分析。间歇运行工况与连续运行工况下传热的不同之处在于前者需要考虑系统停止运行期间岩土的蓄热与室内空气温度场之间的作用。作如下简化假设:

- 1) 主要考虑岩土蓄热作用对室内空气的影响, 因此将围护结构与周围岩土视为一个整体, 采用统一的物性参数(λ_s, α_s);
- 2) 室内综合热源对室温的作用只考虑对流换热, 且其间歇过程与房间使用的间歇过程一致;
- 3) 围护结构材料为均质材料, 各内表面温度均相同, 故各内表面之间的辐射不予考虑, 也不存在冷桥作用;
- 4) 不考虑围护结构中的内热源;
- 5) 所研究房间室内空气温度均匀, 保持定值;
- 6) 空调系统 8:00~12:00 及 14:00~18:00 这两个时间段开启, 其他时间停机。

在运行阶段, 岩土壁面会由室内热空气的对流换热引起升温, 而在间歇阶段, 室内空气与壁面仍存在一定温差, 促使空气继续向岩土传递热量; 同时这部分热量还不断地向岩土深处传递。在这样一个周期过后(只要间歇时间不是无限长), 岩土在一定的热影响厚度范围内将贮存部分热量, 这种状况将对下一个周期的运行阶段产生一定影响。因此随着周期数的增加, 岩土蓄热特性将表现得越明显, 在一定周期之后, 间歇阶段时的室内空气与岩土壁面的传热将变成岩土向室内空气传热, 岩壁温度将趋向于自然恢复的态势。

由上述分析得知, 考虑岩土蓄热情况下的浅埋地下工程室内空气与周围岩土物性及温度变化、室

内空调参数及室外气象参数的变化密切相关。室外气象条件取短时期内(同一季节的数日)某典型地区的气象参数;室内温度设计值为 $(20\pm 2)^{\circ}\text{C}$;考虑受地表气温影响的地层温度波的衰减和延迟后,原始地层温度随深度 y 和时间 τ 变化的关系如下:

$$t(y,\tau) = t_0 + \theta_d \exp\left(-\sqrt{\frac{\pi}{aT}}y\right) \cos\left(\omega\tau - \sqrt{\frac{\pi}{aT}}y\right) \tag{7}$$

式中 $t(y,\tau)$ ——地层任意深度 y 处在任意时刻 τ 的温度, $^{\circ}\text{C}$;

t_0 ——地表面温度的年平均值, $^{\circ}\text{C}$;

θ_d ——地表面年周期性温度波幅, $^{\circ}\text{C}$,

$\theta_d = t_{\max} - t_0$, 其中 $t_{\max}$ 为最热月(一般是 7 月份)的地面平均温度;

a ——地层材料的热扩散率, m^2/h ;

T ——温度波的年周期, $T = 24\text{ h} \times 365 = 8\,760\text{ h}$;

ω ——温度波的年周期性波动频率,

$$\text{h}^{-1}, \omega = \frac{2\pi}{24 \times 365} = \frac{2\pi}{8\,760}^{\circ}$$

计算岩土温度场的初始条件以特征深度 y_0 处的原始地层温度为依据,即 $t_0 + \theta_d \exp\left(-\sqrt{\frac{\pi}{aT}}y_0\right) \cdot \cos\left(-\sqrt{\frac{\pi}{aT}}y_0\right)$, 这一特征深度处的原始地层温度通常在某较长时间段内视为定值。

针对某一单体式浅埋地下工程,考虑在两个典型工作日内空调间歇运行时岩土蓄热对室内空气温度的影响,并通过现有的 CFD 商业软件模拟得出室内空气温度及岩土壁面温度的实时数据。模型将室内空气与周围岩体综合考虑,因此取空调房间及其周围热影响厚度范围内的岩体作为研究对象,并采用整场求解方法,建立流体和固体的统一求解区域,由此将室内空气和岩土之间的复杂耦合换热边界转化为内部边界来简化迭代求解过程^[8]。但必须注意,在处理耦合界面广义扩散系数时要采用其调和平均值来满足界面热流连续这一物理条件。选择 PHOENICS 3.4 建模,软件本身将各求解变量在界面的广义扩散系数设定为调和平均取值。因此利用这一商业软件对南京地区某地下埋深为 1 m 的浅埋地下建筑(尺寸为 $3\text{ m} \times 3\text{ m} \times 4\text{ m}$

(长 $\times$ 宽 $\times$ 高))进行数值模拟。由于该建筑在 x 方向及 y 方向上具有对称性,因此模拟时选择其四分之一作为研究对象,建立的物理模型如图 3 所示。

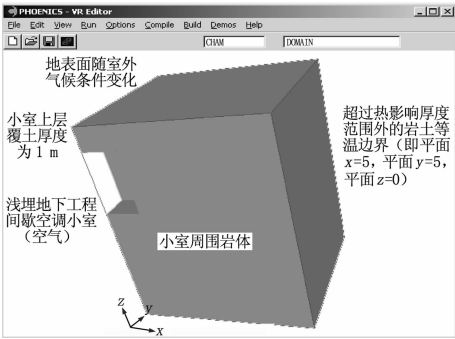


图 3 某浅埋地下工程研究对象的物理模型

在求解过程中,计算区域的外部边界选择超过热影响范围外的某一恒温边界(平面 $x=5\text{ m}$, 平面 $y=5\text{ m}$, 平面 $z=0$),与室外接触的部分采用周期性变化的温度边界条件,在对称面上采用绝热边界条件。进口边界条件为速度边界,出口边界为压力边界,间歇过程采用软件本身的程序语言 PATCH 和 COVAL 命令进行设置,流动采用 LVEL 模型,时间步长的设定根据计算的实际过程来选择,各求解变量的松弛因子设置见表 1。

表 1 各求解变量松弛因子的设置

	压力	x 方向速度分量	y 方向速度分量	z 方向速度分量	温度
松弛因子	-1	0.5	0.5	0.8	50

注:负值表示线性松弛因子,正值表示虚拟时间步长松弛因子。

模拟结果见图 4、5。图 4 显示了室内空气温度在两个工作日内随时间变化的情况,这些实时数据将为以下最优启停时间的预测提供样本数据基础;图 5 显示了岩土壁面在这两个工作日内的温度变化情况及与实测数据的比较,这对分析地下岩土蓄热特性以及研究岩土与室内空气之间的耦合传热规律提供了参考。从图 5 可以看出,模拟数据与

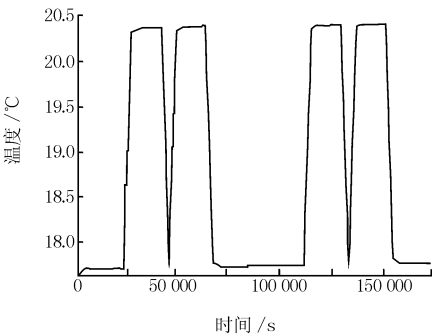


图 4 室内空气温度随时间的变化(两个工作日)

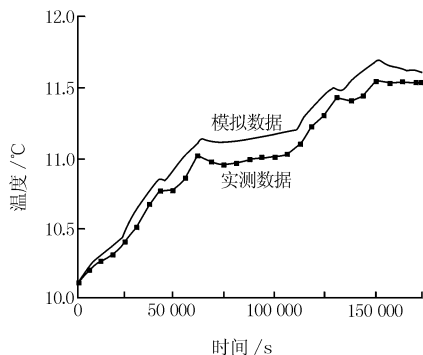


图5 岩土壁面模拟温度与实测数据的比较(两个工作日)

实测数据的均方差在允许范围之内,故可进一步证明所研究的简化模型对于大部分情况是适用的^[6]。

将模拟得出的室内温度及其变化率数据与给定的室外气象参数及室外气温变化率等样本数据作为上述间歇空调最优启停时间神经网络控制模型的自变量参数,并结合少量实验测定的最优启停时间数据作为因变量参数,通过训练得出图6所示的网络性能曲线。经过将近2500步的训练后,均方差规范化函数MSEREG达到0.011441,因此可以认为已经接近训练目标误差0.01。此时的神经网络性能最优,故可将此模型用于以后各种间歇空调工况下的最优启停时间预测控制中。

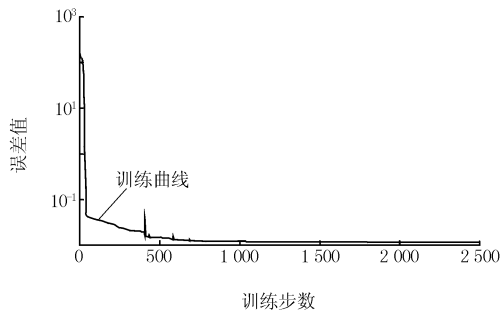


图6 神经网络模型训练的误差曲线

4 结果验证

在南京地区采用一小型的系统模型对上述神经网络控制的有效性及其正确性进行验证。实验台大小为 $2.5\text{ m} \times 2.5\text{ m} \times 4\text{ m}$ (长 $\times$ 宽 $\times$ 高),实验小室(即控制系统)的大小为 $1.5\text{ m} \times 1.5\text{ m} \times 2\text{ m}$ (长 $\times$ 宽 $\times$ 高),配备一台容量为300 W的空调器,其启停是通过设计好的神经网络控制器对制冷机组进行控制,室内综合扰动源为一台间歇开关的1 kW电加热器。空调工况下室内温度控制在 $19 \sim 21\text{ }^{\circ}\text{C}$ 范围内。实验小室的温度由设置在离壁面0.3 m远,离小室地面1.4 m高处的铂电阻温度计

进行测量,实验台示意图见图7。经测量所得的室内温度数据及处理得出的温度变化率数据,加上已知的南京地区室外空气温度及室外空气温度变化率数据这四个变量作为神经网络控制器的输入变量,输出变量为最优启停时间,操纵执行器对制冷机组进行启停控制。图8为实验小室温度控制误差分布,从图中可以看出,温度控制的误差基本上都不大于 $\pm 0.8\text{ }^{\circ}\text{C}$,最大的误差也只有 $\pm 1.4\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。因此实验结果表明,应用本文的控制方法,控制精度较普通控制方法有很大提高,舒适性要求也比较容易满足;同时系统耗电量与普通情况相比节约30%以上,节能效果显著。

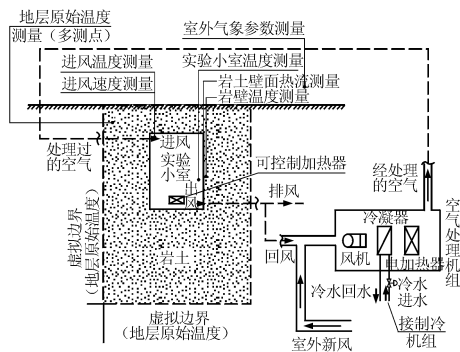


图7 实验小室间歇空调启停控制实验台示意图

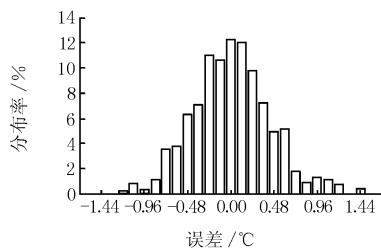


图8 间歇空调实验小室温度控制误差分布

5 结论与展望

本文在浅埋地下工程间歇空调的启停控制中采用了神经网络控制方法,总结了影响最优启停时间的四个主要因素,并将其作为控制输入,最优启停时间作为系统输出,建立了一个最优启停时间神经网络控制器。然而在对神经网络模型进行训练时的训练数据采集来源一部分是实验,绝大多数是来自计算机模拟得出的数据。为了更快捷广泛地采集各种情况下的训练样本,本文借助PHOENICS 3.4软件对浅埋地下工程间歇工况进行了简化分析模拟,其模型的建立是基于对室内空气与周围岩

(下转第10页)

计算式,这时需要对围护结构传热系数进行修正,即

$$\sum Q = 24Z \left[\sum_{j=1}^m \epsilon_j K_j F_j (t_i - \bar{t}_e) + (t_i - \bar{t}_e) c_p \rho NV - Q_c \right] \tag{4}$$

式中 ϵ_j ——围护结构传热系数修正系数。

3 结果分析

对于建筑围护结构外表面无太阳辐射作用的情况,围护结构各部分逐时热负荷均为正值。而对于有太阳辐射作用的情况,由于南向窗户太阳辐射得热量大,不仅抵消了温差传热损失,而且还使得整个房间热负荷在中午前后为负值,能耗为零,这时认为房间多余的热量被散出。因此南向窗户太阳辐射得热对房间热负荷的影响并不与窗墙面积比呈线性关系,即南窗的修正系数是变化的。图 1 给出了窗墙面积比从 0.25 变化到 0.50 时南窗传热系数修正系数。可见南窗应采用变系数修正,按

照不同的窗墙面积比取不同的修正系数。

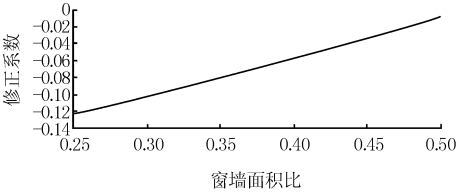


图 1 对应不同窗墙面积比的南窗传热系数修正系数

计算得出了拉萨围护结构传热系数修正系数值,见表 3。与节能标准提供的其他城市围护结构传热系数修正系数值相比,拉萨南墙和屋顶的修正系数值是最小的,南窗的修正系数为负值,而且随着窗墙面积比增大,修正系数变大。

表 3 拉萨围护结构传热系数修正系数

	南墙	东墙	西墙	北墙	屋顶	东窗	西窗	北窗	南窗					
									0.25 ¹⁾	0.30	0.35	0.40	0.45	0.50
修正系数	0.66	0.81	0.88	0.96	0.66	0.32	0.56	0.81	-0.12	-0.10	-0.08	-0.06	-0.03	-0.01

1) 此行数据为窗墙面积比。

4 结论

依据典型气象年气象参数,采用全年能耗动态计算方法可以得出围护结构各部分传热系数修正系数值。对于太阳能资源非常丰富的西藏,南墙和屋顶的修正系数值比其他供暖地区都小,南窗的修正系数为负值,而且随着窗墙面积比的增大,修正系数变大,因此南窗应采用变系数修正方法。

参考文献

[1] 中国建筑科学研究院. JGJ 26—95 民用建筑节能设计标准(采暖居住建筑部分)[S]. 北京:中国工业出版社,1996

[2] 张晴原, Huang J. 中国建筑用标准气象数据库[M]. 北京:机械工业出版社,2004

[3] 彦启森,赵庆珠. 建筑热过程[M]. 北京:中国工业出版社,1986

(上接第 26 页)

土的耦合传热分析基础上,并采用整场求解的方法。结合 CFD 技术的神经网络控制系统在实际应用中对间歇空调启停时间的控制效果通过一个小型的模型实验得到了验证。

浅埋地下工程室内空气与岩土耦合传热模型的进一步完善,即考虑全年气象参数变化以及复杂室内综合热源的随机性,是下一步工作需要解决的重点。神经网络控制与各种理论结合起来在实际应用中存在极大潜力,因此是一个很有前途的研究空间,需要大力推广 NNM 的实践应用。

参考文献

[1] Mac Arthur J W, Mathur A, Zhao J. On-line recursive estimation for load profile prediction[G]// ASHRAE Trans, 1989, 95 (2): 621-628

[2] Kawashima M, Dorgan C E, Mitchell J W. Hourly

thermal load prediction for the next 24 hours by ARIMA, EWA, LR, and an artificial neural network [G]// ASHRAE Trans, 1995, 101 (1): 186-200

[3] Yang In-Ho, Kim Kwang-Woo. Prediction of the time of room air temperature descending for heating systems in buildings[J]. Building and Environment, 2004, 39(1): 19-29

[4] Jun Tanimoto, Aya Hagishima. State transition probability for the Markov model dealing with on-off cooling schedule in dwellings [J]. Energy and Buildings, 2005, 37(3): 181-187

[5] 金洪文,韦节廷,张晓燕. 空调系统间歇运行的时间延迟[J]. 长春工程学院学报:自然科学版, 2000, 1 (1): 39-42

[6] 张雪萍,刘作军,李练兵. 智能楼宇定风量空调系统的启停控制[J]. 河北工业大学学报, 2001, 30(6): 98-101

[7] 李玉云,王永骥. 人工神经网络在暖通空调领域的应用研究发展[J]. 暖通空调, 2001, 31(1): 38-41

[8] 王琴. 间歇加热时深埋地下工程内部环境与岩石耦合传热的动态模拟[D]. 解放军理工大学, 2004: 7-8