

DOI: 10.7652/xjtuxb201310006

建筑空调系统最优停机时间预测与控制

徐小艳¹, 管晓宏¹, 李黎²

(1. 西安交通大学智能网络与网络安全教育部重点实验室, 710049, 西安;

2. 陕西师范大学计算机科学学院, 710062, 西安)

摘要: 针对建筑空调系统在停机阶段联合优化控制自然通风和室内空调系统,以在满足室内人员舒适的同时尽量减小建筑总能耗的问题,研究了自然通风量、风机盘管和新风送风量为控制输入,室内环境,包括空气温度、空气含湿量为系统状态,建筑总能耗为目标,室内人员舒适度为约束,且控制变量和状态变量受约束的最优控制问题。研究中通过采用神经网络来逼近和预测天气、室内初始环境参数与空调最优停机时间、最优联合控制策略之间的非线性映射关系,找到了一条简单可行、性能较好的非最优策略,极大地提高了联合控制策略的普适性和推广能力;经神经网络结构参数的优化配置后,建筑空调系统停机时间预测和控制的可靠性和精准性有所提高。室内环境状态和建筑能耗的数值比较表明:所提策略在有效降低问题复杂度和计算成本的同时,仿真时间在 1 h 的尺度上可进一步节能约 20%。

关键词: 建筑能耗;建筑空调系统;神经网络;最优控制

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)10-0031-06

Predicting the Optimal Shut-Down Time of Heat, Ventilation, Air-Conditioning and Cooling System in Building

XU Xiaoyan¹, GUAN Xiaohong¹, LI Li²

(1. Ministry of Education Key Laboratory for Intelligent Networks and Network Security, Xi'an Jiaotong University,

Xi'an 710049, China; 2. College of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China)

Abstract: The problem of optimal joint control of heating, ventilation, air-conditioning and cooling (HVAC) as well as natural ventilation during the HAVC shut-down stage is studied for energy saving while maintaining indoor thermal comfort. The problem is formulated as a constrained optimization problem by taking the volume of natural ventilation and the statuses of the supplied air of both FCU and FAU as system inputs, the indoor air temperature and the indoor air moisture content as system states, the total building energy consumption as the optimization objective, and the comfort requirements of indoor personnel as constraints. Results show that a good-enough policy instead of the best policy can be obtained by using ANN to approximate and to predict the relationship among the climate parameters, the initial conditions of indoor environment, the optimal shut-down time of HVAC, and the joint control policy of natural ventilation and HVAC. The policy has higher adaptability and generalization ability, and the predicting accuracy and reliability of ANN can be further improved by optimizing its configuration. Comparisons of both the indoor environment and the building energy consumption

收稿日期: 2012-12-14。 作者简介: 徐小艳(1981—),女,博士生;管晓宏(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60921003);国家“863 计划”资助项目(2007AA04Z154);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(GK201102008)。

show that the good-enough policy further achieves 20% reduction in building energy consumption in one hour simulation.

Keywords: building energy consumption; building air-conditioning system; neural network; optimal control

随着世界各国城市化进程的加快,如何降低建筑能耗具有重要的社会、经济和环境意义,而空调系统能耗占到了建筑总能耗的 30%^[1]。

Shelton 等提出了优化空调冷却塔子系统的方^[2];Braun 等侧重于空调冷冻水子系统的优化^[3];House 等利用遗传算法对空调系统(VAV 系统)的整体性能进行了优化,但未考虑空调各子系统之间的耦合和结构关系^[4],使得优化策略成为局部最优。

利用自然通风可降低建筑能耗,即在白天利用通风来减小空调负荷,降低室内 CO₂ 浓度,在夜间进行建筑预制冷^[5]。Xu 等研究了中国 4 个城市(北京、上海、广州、乌鲁木齐)自然通风和遮阳板控制在夏季的节能潜力^[6],Yao 等研究了中国 4 个城市(北京、上海、广州、乌鲁木齐)自然通风作为免费冷源,而非新风时的节能潜力^[7-8]。

利用室内人员行为信息来优化空调系统启停也是节能的重要手段^[9]。Yang 等利用神经网络(ANN)来预测空调系统的最优开启和停机时间^[10-11],即通过利用 ANN 来逼近,包括地板面积、吊顶高度、墙体类型等与制热系统最优开启、停机时间的映射关系;Huang 等利用现场实验和数据拟合的方法研究了空调系统的最优启停时间^[12];Curtiss 等通过分析某一房间空调系统运行的历史数据,将空调系统最优停机时间用空调系统的预测负荷和负荷递减速率来表示^[13]。

上述研究均基于现场测试数据或者空调运行的历史数据,受限于地理位置和测试误差。徐小艳等采用小样本理论和机器学习的方法将空调系统的最优开启时间用天气参数表示,包括室外空气温度、室外空气焓值、室外太阳总辐射强度,所得的控制策略比经验控制策略节能约 15%,但室内温度约束比较理想,实际应用受限^[14]。

本文利用自然免费资源、室内人员行为信息来优化控制空调系统停机过程,即建筑中自然通风、空调系统(风机盘管(FCU)和新风机组(FAU))的联合优化控制,使得在满足室内人员舒适要求的同时,尽可能降低建筑总能耗。

1 问题描述

1.1 控制目标

控制目标函数如下

$$\min_{u(\tau)} J(u(\cdot)) =$$

$$\int_{\tau_0}^{\tau_f} (E_{\text{FCUfan}}(\tau) + E_{\text{FAUfan}}(\tau) + E_{\text{HVAC}}(\tau)) d\tau \quad (1)$$

式中

$$E_{\text{FCUfan}}(\tau) = \eta_{\text{FCU}} G_{\text{FCUs}}^3(\tau); \quad E_{\text{FAUfan}}(\tau) = \eta_{\text{FAU}} G_{\text{FAUs}}^3(\tau);$$

$$E_{\text{HVAC}}(\tau) = Q_{\text{HVAC}}(\tau) / C_{\text{COP}}(\tau)$$

其中: η 为风机的能耗系数。

1.2 建筑和空调系统热传递过程

根据能量和质量守恒定律,建筑和空调系统(见图 1)的传热传质方程如下

$$c_{\text{pa}} \rho_a v_r \dot{T}_a = \sum_{i=1}^6 F_{\text{w},i} h_{i,a} (T_{\text{w},i} - T_a) +$$

$$F_{\text{win}} h_{\text{win}} (T_o - T_a) + Q_{\text{load}} + G_{\text{FAUs}} c_{\text{pa}} \rho_a (T_{\text{FAUs}} - T_a) +$$

$$G_{\text{FCUs}} c_{\text{pa}} \rho_a (T_{\text{FCUs}} - T_a) + G_{\text{nv}} c_{\text{pa}} \rho_a (T_{\text{oa}} - T_a) \quad (2)$$

$$v_r \dot{m}_a = G_{\text{FAUs}} (m_{\text{FAUs}} - m_a) + G_{\text{FCUs}} (m_{\text{FCUs}} - m_a) +$$

$$G_{\text{nv}} (m_{\text{oa}} - m_a) + m_{\text{occ}} \quad (3)$$

式中: T_a 为室内空气温度; m_a 为室内空气含湿量; G_{FCUs} 为 FCU 的送风量; G_{FAUs} 为 FAU 的送风量; G_{nv} 为自然通风量。

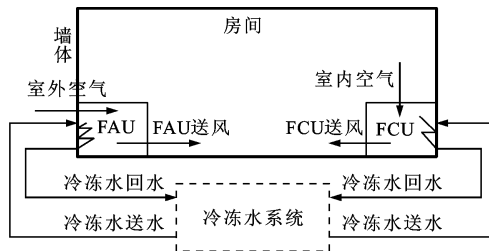


图1 建筑和空调系统示意

建筑围护传热过程的描述方法参见文献^[15],即将建筑的第 i ($i=1,2,\dots,6$) 个围护分为 n 层,第 i 个围护的 $n+1$ 层墙体温度节点间的传热过程表达式如下

$$\frac{1}{2} c_{\text{p},i,1} \rho_{i,1} \Delta x_{i,1} \dot{T}_{i,1,w} = (h_{\text{o},i,1} (T_o - T_{i,1,w}) +$$

$$\frac{k_{i,1}}{\Delta x_{i,1}}(T_{i,2,w} - T_{i,1,w}) + q_{i,1,\text{rad}} + \sum_j h_{i,1,j}(T_{i,w,\text{en},j} - T_{i,1,w}) \quad (4)$$

$$\frac{1}{2}(c_{p,i,i}\rho_{i,i}\Delta x_{i,i+1} + c_{p,i,i-1}\rho_{i,i-1}\Delta x_{i,i-1})\dot{T}_{i,i,w} = \frac{k_{i,i-1}}{\Delta x_{i,i-1}}(T_{i,i,w} - T_{i,i-1,w}) + \frac{k_{i,i+1}}{\Delta x_{i,i+1}}(T_{i,i+1,w} - T_{i,i,w}) \quad (5)$$

$$\frac{1}{2}c_{p,i,n+1}\rho_{i,n+1}\Delta x_{i,n+1}\dot{T}_{i,n+1,w} =$$

$$(h_{i,n+1}(T_a - T_{i,n+1,w}) + \frac{k_{i,n+1}}{\Delta x_{i,n+1}}(T_{i,n+1,w} - T_{i,n,w}) + \sum_j h_{i,n+1,j}(T_{i,n,j} - T_{i,n+1,w}) + q_{i,n+1,\text{trs}}) \quad (6)$$

式中: $T_{i,1,w}$ 为第 i 个围护在第 1 层节点的温度; $T_{i,i,w}$ 为第 i 个围护在第 i 层节点的温度; $T_{i,n+1,w}$ 为第 i 个围护在第 $n+1$ 层节点的温度; $h_{i,n+1,j}$ ($j=1, 2, \dots, n+1$) 为第 i 个围护中第 $n+1$ 层节点与第 j 层节点间的传热系数。

空调系统中 FCU 和 FAU 热交换器的传热方程如下

$$c_{\text{heFAU}}\dot{T}_{\text{heFAU}} = -h_{\text{heFAU}}v_{\text{airFAU}}^{2/3}A_{\text{heFAU}}(T_{\text{heFAU}} - T_{\text{FAUs}}) - \kappa_{\text{FAU}}h'_{\text{heFAU}}\min[p(T_{\text{heFAU}}) - p_{\text{FAUs}}, 0] + Q_{\text{FAUin}} \quad (7)$$

$$c_{\text{heFCU}}\dot{T}_{\text{heFCU}} = -h_{\text{heFCU}}v_{\text{airFCU}}^{2/3}A_{\text{heFCU}}(T_{\text{heFCU}} - T_a) - \kappa_{\text{FCU}}h'_{\text{heFCU}}\min[p(T_{\text{heFCU}}) - p_{\text{FCUs}}, 0] + Q_{\text{FCUin}} \quad (8)$$

式中: T_{heFAU} 为 FAU 中水侧盘管温度; T_{heFCU} 为 FCU 中水侧盘管温度; $[\cdot]$ 为整数; v_{airFAU} 为 FAU 换热器水与空气有效接触体积; v_{airFCU} 为 FCU 换热器水与空气有效接触体积。

Q_{heFAU} 、 Q_{heFCU} 表示 FAU 和 FCU 热交换器盘管中能量由水侧向风侧传递, 则

$$Q_{\text{heFAU}} = h_{\text{heFAU}}v_{\text{airFAU}}^{2/3}A_{\text{heFAU}}(T_{\text{heFAU}} - T_{\text{FAUs}}) \quad (9)$$

$$Q_{\text{heFCU}} = h_{\text{heFCU}}v_{\text{airFCU}}^{2/3}A_{\text{heFCU}}(T_{\text{heFCU}} - T_{\text{FCUs}}) \quad (10)$$

FCU 和 FAU 送风温度的计算式如下

$$\rho_a c_{pa} V_{\text{heFAU}} \dot{T}_{\text{FAUs}} = G_{\text{FAUs}} \rho_a c_{pa} (T_o - T_{\text{FAUs}}) + G_{\text{FAUs}} \rho_a K_{\text{wvFAU}} (p_o - p_{\text{FAUs}}) + Q_{\text{heFAU}} + \kappa_{\text{FAU}} h'_{\text{heFAU}} \min[p(T_{\text{heFAU}}) - p_{\text{FAUs}}, 0] \quad (11)$$

$$\rho_a c_{pa} V_{\text{heFCU}} \dot{T}_{\text{FCUs}} = G_{\text{FCUs}} \rho_a c_{pa} (T_a - T_{\text{FCUs}}) + G_{\text{FCUs}} \rho_a K_{\text{wvFCU}} (p_a - p_{\text{FCUs}}) + Q_{\text{heFCU}} + \kappa_{\text{heFCU}} h'_{\text{heFCU}} \min[p(T_{\text{heFCU}}) - p_{\text{FCUs}}, 0] \quad (12)$$

式中: T_{FAUs} 为 FAU 送风温度; T_{FCUs} 为 FCU 送风温

度; p_o 为室外空气压力; p_{FAUs} 为 FAU 送风压力; p_{FCUs} 为 FCU 送风压力。

FCU 和 FAU 送风含湿量的计算式如下

$$K_{\text{wvFAU}} \dot{m}_{\text{FAUs}} = \kappa_{\text{FAU}} \frac{h'_{\text{heFAU}}}{H_{\text{FAU}} v_{\text{heFAU}}} \min[m(T_{\text{heFAU}}) - m_{\text{FAUs}}, 0] + K_{\text{wvFAU}} \frac{G_{\text{FAUs}}}{V_{\text{heFAU}}} (m_o - m_{\text{FAUs}}) \quad (13)$$

$$K_{\text{wvFCU}} \dot{m}_{\text{FCUs}} = \kappa_{\text{FAU}} \frac{h'_{\text{heFCU}}}{H_{\text{FCU}} v_{\text{heFCU}}} \min[m(T_{\text{heFCU}}) - m_{\text{FCUs}}, 0] + K_{\text{wvFCU}} \frac{G_{\text{FCUs}}}{V_{\text{heFCU}}} (m_a - m_{\text{FCUs}}) \quad (14)$$

式中: m_{FCUs} 为 FCU 送风的含湿量; m_{FAUs} 为 FAU 送风的含湿量。

1.3 控制变量和状态变量约束

状态变量及其约束如下

$$\left. \begin{aligned} T_a(\tau) &\in [T_a^{\text{low}}, T_a^{\text{upp}}] \\ H_a^R(\tau) &\in [H_a^{\text{Rlow}}, H_a^{\text{Rupp}}], \quad \tau \in [\tau_o, \tau_f] \\ T_a(\tau_f) &\in [T_{a,f}^{\text{low}}, T_{a,f}^{\text{upp}}] \\ H_a^R(\tau_f) &\in [H_{a,f}^{\text{Rlow}}, H_{a,f}^{\text{Rupp}}], \quad \tau = \tau_f \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

控制变量及其约束如下

$$\left. \begin{aligned} W_{\text{or}}(\tau) &\in [0, 1], \quad n_{\text{FCU}}(\tau) \in N_{\text{FCU}} \\ V_{\text{FCU}}(\tau) &\in M_{\text{FCU}}, \quad V_{\text{FAU}}(\tau) \in M_{\text{FAU}} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

至此, 建筑内空调系统和自然通风的联合最优控制(包括式(1)~(13))可定义为问题 K ; 建筑中 FCU 和 FAU 的热传递方程(2)~(12)可描述系统状态; 控制变量, 即 FCU 开启数、FCU 的风机转速、FAU 的风机转速、窗户开度记为 $u = [n_{\text{FCU}}, V_{\text{FCU}}, V_{\text{FAU}}, W_{\text{or}}]$; 空调负荷扰量, 即室外的空气温度、空气含湿量、太阳辐射强度及室内人员和设备的产热记为 $d = [T_o, m_o, Q_{\text{solar}}, Q_{\text{in}}]$ 。

2 预测方法

最优控制问题 K 是一种非线性的离散-连续混合变量且控制和状态变量具有约束的优化问题。当实际问题规模较大时, 动态规划在求解问题时会出现计算速度过慢而难以在线实时应用及维数灾等问题, 且最优策略的结构复杂, 实际中不易实施。为解决这些问题, 本文提出采用动态规划与 ANN 相结合的方法对空调系统停机时间和控制方法进行预测, 具体步骤如下。

(1) 由动态规划获得问题 K 在 320 种天气参数和室内初始环境参数下自然通风和空调系统最优联合控制策略集。

(2) 采用参数正交化分析来确定 ANN 输入、输出参数集。例如: 天气参数, 包括室外的空气温度、

空气含湿量、空气焓值、水平面太阳总辐射强度;室内参数,包括各墙体节点温度、室内初始空气温度、空气含湿量、室内空气焓值。室外空气温度和太阳辐射强度具有耦合性,但耦合性较弱,而室外空气焓值与室外的空气温度、空气含湿量之间具有较强的非线性函数关系。为满足预测精度和输入参数独立性的要求,选取室外空气温度和含湿量作为输入参数。

(3)对最优策略集进行学习训练,在满足预测精度要求下,优化配置 ANN 的结构参数。影响 ANN 预测精度的因素包括 ANN 的隐含层数、隐含层神经元数、学习率、网络收敛条件等。通过分析不同结构参数下 ANN 的预测误差与结构参数的关系,得出预测误差最小时 ANN 结构参数为最优配置参数。

(4)在非样本数据下,由 ANN 来预测空调系统停机时间和自然通风、空调系统的联合最优策略。

3 仿真分析

3.1 单房间模型

单房间模型中,房间长为 10 m,宽为 5 m,高为 3 m;单窗南向,窗体长为 5 m,宽为 1.5 m。室内空调系统包含 5 个 FCU,1 个 FAU,FCU 和 FAU 的风机可调挡数为 1~3,且不能连续调节。室内空气温度控制目标为 24~26℃。

3.2 多输入单输出 ANN 参数优化配置

影响空调系统最优停机时间的参数包括:天气参数、室内初始环境参数和建筑物热特性参数,本文主要分析前二者与空调最优停机时间的关系。通过参数正交化分析选取出的多输入单输出(MISO) ANN 的输入参数分别为室外空气温度、室外空气含湿量、室外水平面太阳辐射强度、室内初始空气温度、室内初始空气含湿量、各墙体节点平均温度的变化率,输出参数为空调系统最优关闭时间 t_{MISO} 。MISO ANN 系统结构如图 2 所示。

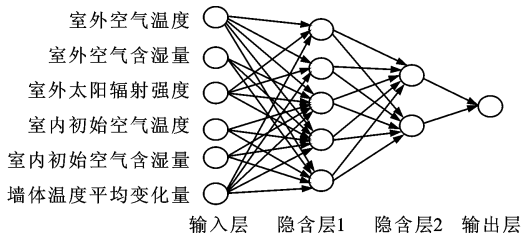


图 2 MISO ANN 系统结构

在进行 ANN 训练前,先对训练数据进行正规化处理,消除各个输入变量在量纲上的差异对训练结果造成的影响,即利用

$$x = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad x_{\min} = \min\{x\}, \quad x_{\max} = \max\{x\} \quad (17)$$

方法将输入变量归一化到[0,1]。

两层 ANN 网络可以逼近任意的非线性函数^[16],因此本文选取了 2 个隐含层的 ANN 网络。MISO ANN 中学习次数、测试误差 e 与网络学习率、隐含层数、隐含层神经元数的关系如图 3~4 所示。从图 3 看出,学习率为 0.4 时,学习次数和测试误差均最小。

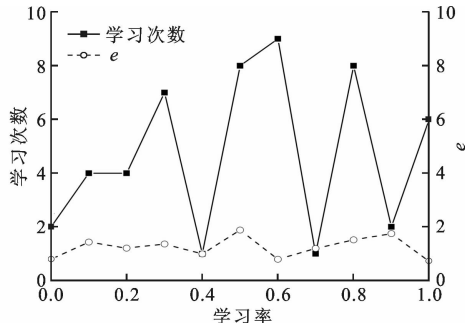


图 3 MISO ANN 的学习次数、测试误差与学习率的关系

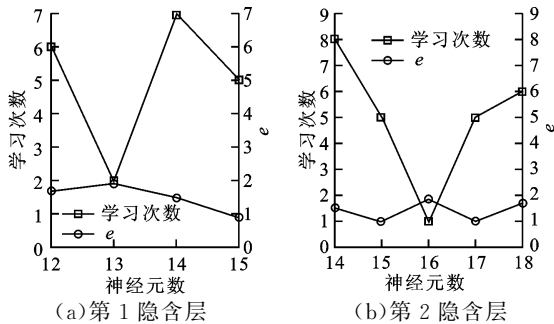


图 4 MISO ANN 的学习次数、测试误差与神经元数的关系

从图 4 看出:当第 1 隐含层神经元数为 13 和 15 时,学习次数和测试误差相对较小;当第 2 隐含层神经元数为 16 和 17 时,学习次数和测试误差相对较小。因此,MISO ANN 的第 1 隐含层神经元数选为 15,第 2 隐含层神经元数选为 16。

3.3 多输入多输出 ANN 参数优化配置

多输入多输出(MIMO) ANN 的输出参数分别为空调系统最优停机时间 t_{MIMO} 、FCU 平均开启数 $\bar{n}_{\text{FCU}}$ 、FCU 风机平均开启档数 n'_{FCU} 、FAU 风机平均开启档数 n'_{FAU} ,MIMO ANN 系统结构如图 5 所示。MIMO ANN 中学习次数与学习率、隐含层数、隐含层神经元数的关系如图 6 所示,其中测试误差 e_j 表示在第 j ($j=1,2,\dots,10$) 组测试样本下,学习次数和测试误差随学习率的变化。从图 6 看出,当学习

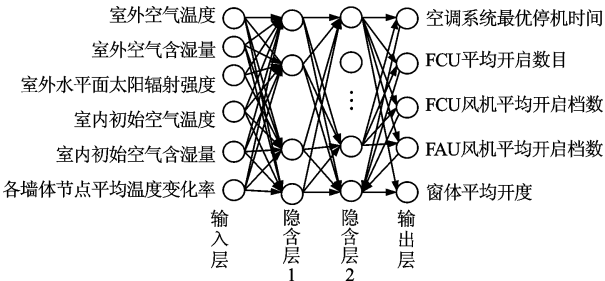


图 5 MIMO ANN 系统结构

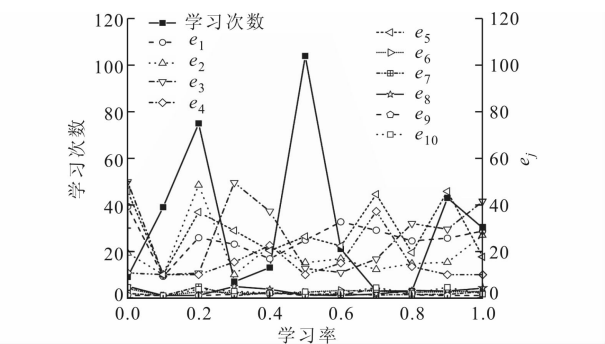


图 6 MIMO ANN 的学习次数和测试误差与学习率的关系

率为 0.8 时,学习次数和测试样本的误差均比较小。
学习次数和测试误差与神经元数的关系如图 7 所示。从图中看出,当第 1、第 2 隐含层神经元数分别为 37 和 35 时,学习次数和测试样本误差相对较小。

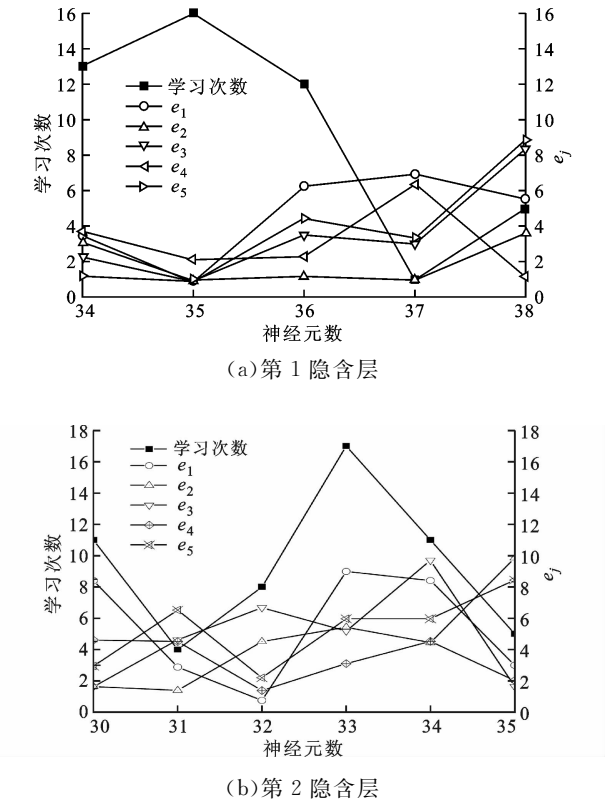


图 7 MIMO ANN 的学习次数和测试误差与神经元数的关系

通常采用 3 种方法来评价一个训练的 ANN 网络的收敛性,即测试误差目标、学习次数最大值、误差收敛标准,所以本文通过分析神经网络的均方误差(MSE)、网络学习次数最大值、测试误差来确定学习次数最大值,如表 1 所示。

表 1 MISO ANN 中学习次数最大值、测试误差、均方误差三者的关系

均方误差	学习次数最大值	e
0.01	2 221	0.397 2
0.001	145	0.701 5
0.000 1	10 000	0.247 4
0.000 01	10 000	0.202 7
0.000 001	1 750	0.182 0

3.4 室内温度和建筑能耗比较

经验策略:提前 30 min 关闭空调系统、终止自然通风。
预测最优策略:提前 15 min 关闭空调,在此之前 $\bar{n}_{FCU}=1, n'_{FCU}=2, n'_{FAU}=1, W_{or}=0.2$ 。
随机选取 5($i=1,2,\cdots,5$)个测试时刻,在经验策略、ANN 预测策略下室内温度和能耗对比如图 8、图 9 所示,图中 T_{aHi} 表示第 i 个测试时刻在经验策略下的室内温度变化, T_{aPi} 表示第 i 个测试时刻在预测策略下的室内温度变化。从图 8 看出,室内状态停留在舒适区域的时间相对较长,人员舒适度较高。从图 9 看出,ANN 预测策略在 4 个测试时刻的能耗均低于经验策略下相应时段的能耗,其中 E_{Hi} 表示第 i 个测试时刻在经验策略下的建筑总能耗, E_{Pi} 表示第 i 个测试时刻在预测策略下的建筑总能耗。

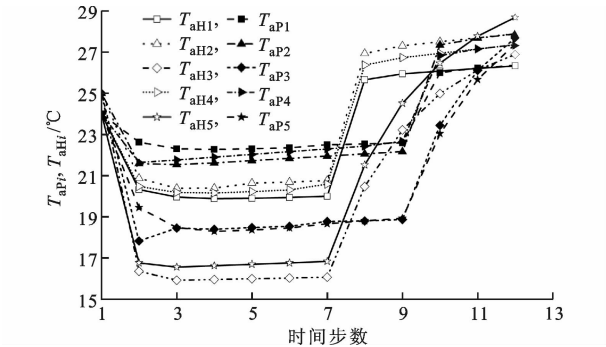


图 8 室内温度

3.5 预测方法评估

MISO 和 MIMO 的 ANN 最优参数配置如表 2 所示。通过比较预测数据和原样本数据的一致性可评价 ANN 最优参数配置的精准性和可靠性,结果如图 10 所示。从图 10 看出,ANN 预测数据能很好

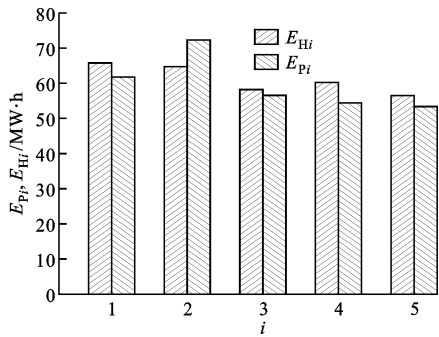


图 9 能耗比较

地反映原样本数据的变化趋势。

表 2 MISO 和 MIMO 的 ANN 最优参数配置

隐含层数	神经元数	传递函数	学习率	均方误差
2	15,16	plp	0.4	0.000 1
2	37,35	plp	0.8	0.000 01

注:p:purelin; l:logistic。

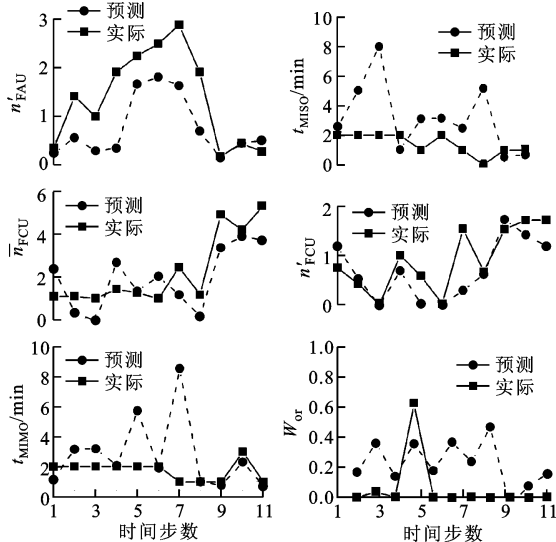


图 10 实际测试数据和预测数据的一致性分析结果

引入 3 个参数(见表 3)来评估 ANN 预测数据的可靠性和精确性,即:精确度 $L, L=N_{in}/n$,用来评估预测数据和样本数据的准确度;决定系数 $A, A=1-(\sum(N(i)-N^*(i))^2/\sum(N(i)-\bar{N})^2, \bar{N}=\sum(N(i)/n)$,用来评估预测数据相对于样本数据均值的分散度;调和参数 $F, F=2LA/(L+A)$ 用来平衡参数 A 和 L 的优点和缺点^[17]。其中, n 表示预测数据的个数, $N(j)$ 表示第 j 个样本数据, $N^*(i)$ 表示第 i 个预测数据, $\bar{N}$ 表示样本数据的平均值, N_{in} 表示落入精确度在 10% 范围内的预测数据的个数。从表 3 知:MISO ANN 下,空调最优停机时间的预测数据分散度较好,精确度达到 60%;MIMO ANN

下,空调最优停机时间和各控制策略的分散度较好, $\bar{n}_{FCU}, \bar{n}'_{FAU}$ 和 W_{or} 的精准度都达到 50% 以上。

表 3 对应参数下的决定系数、精确度和调和参数

参数	t_{MISO}	t_{MIMO}	$\bar{n}_{FCU}$	$\bar{n}'_{FCU}$	$\bar{n}'_{FAU}$	W_{or}
A	0.150	0.230	0.120	0.11	0.11	0.012
L	0.627	0.315	0.502	0.32	0.44	0.938
F	0.242	0.337	0.156	0.19	0.18	0.024

4 结 论

本文研究了在满足室内环境舒适要求的情况下,室内人员离开房间之前实施的自然通风和室内空调系统的联合控制策略,这样建筑总能耗较低。研究的主要结论如下。

(1) 空调停机过程中采用自然通风与室内 FCU、FAU 联合控制的优化模型,利用动态规划可获得多种天气和室内初始时环境下的最优联合控制策略集。

(2) 基于参数正交化分析和训练学习,通过建立并优化配置 MISO 和 MIMO ANN 结构参数来逼近天气参数,包括室外空气温度、室外空气含湿量、室外水平面太阳辐射强度、墙体平均温度变化率、空调系统最优停机时间与控制策略的非线性映射关系。

(3) MISO ANN 在最优结构参数配置(MISO ANN 输入层的参数数为 4,最优 MISO ANN 的第 1 隐含层神经元数为 15,第 2 隐含层神经元数为 16,ANN 输出层的参数数为 1)下的最优学习率为 0.4;MIMO ANN 在最优结构参数配置(MIMO ANN 的输入层的参数数为 4, MIMO ANN 的第 1 隐含层神经元数为 35,第 2 隐含层神经元数为 37,输出层的参数数为 5)下的最优学习率为 0.8。室内空气温度和建筑总能耗的对比分析表明,ANN 预测策略下,室内空气温度在舒适区平均停留时间比经验策略下长 10 min,且能耗相对较低,从而验证了本文方法的可行性。

参考文献:

- [1] MCQUADE J M. A system approach to high performance buildings [EB/OL]. [2012-12-10]. <http://gop.science.house.gov/media/hearing/energy09/april28/mcquade.pdf>.
- [2] SHELTON S V, JOYCE C T. Cooling tower optimization for centrifugal chillers [J]. ASHRAE Journal, 1991, 36(6): 28-36.

(下转第 61 页)