

基于粒子群优化的室内动态热舒适度控制方法

段培永¹, 刘聪聪¹, 段晨旭¹, 李 慧²

(1. 山东建筑大学山东省智能建筑技术重点实验室, 山东 济南 250101;

2. 山东建筑大学可再生能源建筑利用技术省部共建教育部重点实验室, 山东 济南 250101)

摘 要: 针对预测平均投票数 (predicted mean vote, PMV) 值在舒适区和节能区之间周期性交替变化的控制方法, 提出了基于 PMV 的动态舒适度冷/热抱怨模型和能耗模型. 基于此模型, 根据用户设定的舒适和节能两者的协调关系, 运用改进的多目标离散粒子群优化算法, 得出动态舒适度控制系统输入参数的寻优方法. 该方法只需实时测量热环境和居住者热感觉数据, 不需建立热环境物理解析模型, 普适性强. 实验证明了上述控制方法的有效性, 该方法可实现动态舒适度的最优控制.

关键词: 预测平均投票数; 动态热舒适度; 多目标粒子群优化算法; 基于数据的控制

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1002-0411(2013)-01-0100-11

Indoor Dynamic Thermal Comfort Control Method Based on Particle Swarm Optimization

DUAN Peiyong¹, LIU Congcong¹, DUAN Chenxu¹, LI Hui²

(1. Shandong Provincial Key Laboratory of Intelligent Buildings Technology, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China;

2. Key Laboratory of Renewable Energy Utilization Technologies in Building of Ministry of Education, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China)

Abstract: A PMV (predicted mean vote)-based dynamic thermal comfort (cool/hot) complaint event model and an energy consumption model are proposed for the control method in which PMV values change alternatively between comfortable and energy-saving zones. An improved multi-objective algorithm based on discrete PSO (particle swarm optimization) is applied to calculating optimal values of parameters in dynamic comfort control system according to the balance (specified by users) between comfort and energy conservation. This method only needs to measure data of thermal environment and occupant's thermal sensation, without building the physical analytic model. Experiment results demonstrate the effectiveness of the proposed control method. In addition, the realizability of the optimal control to dynamic comfort is also verified.

Keywords: PMV (predicted mean vote); dynamic thermal comfort; multi-objective particle swarm optimization algorithm; data-based control

1 引言 (Introduction)

随着生活水平的提高, 人们对室内热环境提出了更高的要求: 舒适、健康、节能等. 在通常情况下, 室内热环境主要通过调节空调系统来满足人体的热舒适性. 空调系统的能耗占建筑总能耗的一半左右, 空调系统能耗问题受到越来越多的关注. 如果采用合理的控制策略, 可使建筑能耗减少 20%~40%^[1]. 传统的热舒适度控制是稳态热舒适度控制^[2], 控制目标是使环境处于热中性区域, 通常选用 PMV 作为评价指标. PMV 指标代表了大多数人的热感觉, 可以表示为 4 个环境变量 (空气温度、空气相对湿

度、空气流速、平均辐射温度) 和 2 个人体参数 (人体新陈代谢率和衣服热阻) 的函数^[3]. 在热舒适度控制中, 舒适和节能这两个目标相互冲突, 属于多目标优化问题. 多目标优化不存在唯一的全局最优解, 只能得到一组最优解的集合 (Pareto 最优解集), 然后通过某种决策方法选择最终解^[4]. 通过建立空调系统的模型, 综合考虑舒适和节能这两个目标, 运用多目标算法可得出空调系统运行参数的最优设定值^[5-6]. 但是, HVAC (heating, ventilation and air conditioning) 系统是一个非线性、离散的复杂系统, 难以采用传统的数学和仿真方法对其建模^[7]. 采用

数据挖掘算法可得出 HVAC 系统模型, 运用多目标优化算法得出 HVAC 系统的最优设定值, 在保证室内舒适度的前提下, 使系统能耗最小^[8]. 上述都是针对稳态热舒适度的研究, 如果人长时间处于稳态热中性的环境中, 会由于缺少热刺激而导致人体热调节机制停止工作, 抗病能力下降^[9]. 近年来, 人们关注动态热舒适度控制策略的研究, 使 PMV 值在一定范围内动态且有规律地变化, 使人们不断地接受冷/热刺激, 有利于身体健康和节能^[10]. 其中, PMV 的设定值以及热环境处于舒适/节能区的持续时间都会对舒适和节能效果产生较大影响. 现有的基于个人偏好的动态热舒适度控制方法评价指标很少, 难以评价个体舒适和节能目标的效果. 同时这两个目标相互矛盾, 需采用多目标优化方法得出该控制系统的最优解. 粒子群优化 (PSO) 算法作为一种多目标群智能优化算法^[11-13], 具有收敛速度快、算法简单等优点^[14]. 本文基于环境实时数据, 得出动态舒适度控制的舒适和能耗指标. 以舒适度和能耗为控制目标, 运用多目标粒子群优化算法得出动态舒适度控制系统最优参数的设定值.

2 室内热环境动态舒适度控制方法与效能评价指标 (The control method and evaluation index of dynamic comfort for indoor thermal environment)

2.1 室内热环境动态舒适度控制方法

室内热环境动态舒适度控制是指将热舒适区分为舒适区和节能区, 使热环境在舒适区和节能区之间周期性交替变化的控制方法. 舒适区和节能区的范围可根据个人舒适区模糊学习算法得到^[10]. 以夏季工况为例, 室内热环境动态舒适度控制示意图如图 1 所示. 图中 P_{\min} 、 P_{\max} 分别是舒适区和节能区的 PMV 设定值, P_c 是舒适区和节能区的分界线. 动态热舒适度控制的关键主要是: (1) 确定 P_{\min} 与 P_{\max} 的值; (2) 确定热环境分别处于舒适区与节能区的持续时间 t_1 、 t_2 . 本文主要通过调节室内温度和风速来改变 PMV 值: 当处于舒适区时, 温度设定值较低或风速较大; 当处于节能区时, 温度设定值较高或风速较小. 控制室内热环境处于舒适区比处于节能区的能耗多, 使人感到舒适与节能两者互相矛盾, 用户可自行设定舒适和节能目标之间的协调关系.

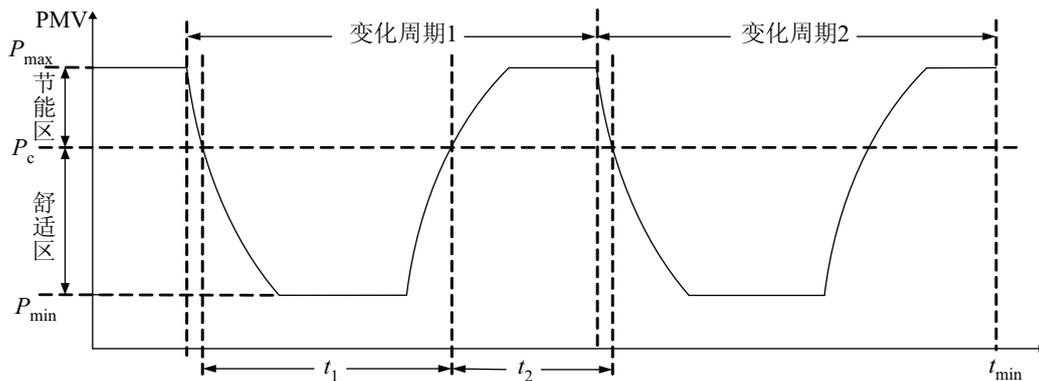


图 1 室内环境动态热舒适度控制策略 (夏季)

Fig.1 The control strategy of indoor dynamic thermal comfort (in summer)

基于 PMV 指标, 热舒适度控制只能在统计意义上满足绝大多数人对热舒适度的要求, 很难保证满足某一个体对热环境的偏好. 本文通过采集室内居住者的实时热感觉信息 (冷、热、OK), 得出基于用户偏好的热环境舒适度评价指标.

2.2 基于用户偏好的室内热环境舒适度评价指标

2.2.1 室内热舒适度预测指标

当室内人员对热环境感到不满意时会发生冷/热抱怨. 通过长时间采集室内居住者发生冷/热抱怨时的 PMV 值, 将多次发生热抱怨时的 PMV 值取均值, 记为 μ_h ; 将多次发生冷抱怨时的 PMV 值取均

值, 记为 μ_l . 基于节能考虑, 在夏季工况下, 控制室内 $PMV \geq 0$, 仅发生热抱怨, 记 $\Delta PMV_h = |\mu_h - P_B|$, 其中 P_B 为室内实时 PMV 值; 在冬季工况下, 控制室内 $PMV \leq 0$, 仅发生冷抱怨, 记 $\Delta PMV_l = |P_B - \mu_l|$. 动态热舒适度控制中, $\Delta PMV_h / \Delta PMV_l$ 越大, 舒适性越好. 因此选择 $\Delta PMV_h / \Delta PMV_l$ 作为舒适度指标, 记为 c . 由于 c 通过发生抱怨时 PMV 序列的均值得出, 所以舒适度指标 c 只能近似计算室内的热舒适度.

2.2.2 基于 PMV 指标的动态热舒适度冷/热抱怨事件模型

为了得出考虑到用户偏好的热舒适度精确评价

指标, Federspiel 提出了稳态环境下基于温度的热舒适度冷/热抱怨事件模型(记为 $M_{s,t}$ 模型)^[15]. 该模型通过实时采集冷/热抱怨事件发生时的温度序列, 基于改进的 level-crossing 理论得出. 但是 $M_{s,t}$ 模型没有考虑到室内湿度、风速和人体的新陈代谢率等参数对热舒适度的影响, 且基于稳态环境得出, 不适用于动态热环境. 为了克服该缺陷, 本文对 $M_{s,t}$ 模型进行改进, 提出动态环境下的基于 PMV 的热舒适度冷/热抱怨事件模型(记为 $M_{d,p}$ 模型).

将多次发生热抱怨时对应的 PMV 值连成一条曲线, 得到 PMV 上临界线; 将多次发生冷抱怨时对应的 PMV 值连成一条曲线, 得到 PMV 下临界线. 将室内 PMV 值和 PMV 上/下临界线均看作随机序列. 将冷/热抱怨事件看作是穿越事件, 当 PMV 高于 PMV 上临界线时, 即触发了一次热抱怨事件; 当 PMV 低于 PMV 下临界线时, 即触发了一次冷抱怨事件. 一个标准的 level-crossing 过程为一个服从平稳的正态分布的随机过程穿越一条水平线的过程, 假设该水平线的幅值为 L , 则该穿越概率 v_x 为

$$v_x = \frac{\sigma'_x}{2\pi\sigma_x} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(L - \mu_x)^2}{\sigma_x^2}\right) \quad (1)$$

$$MV = \begin{cases} PMV + 3d, & PMV \in [P_{\min} + d, P_{\min} + 3d) \\ PMV + 4d, & PMV \in [P_{\min} + 3d, P_{\min} + 4d) \\ PMV - 3d, & PMV \in [P_{\min} + 4d, P_{\max} - 2d) \\ PMV - d, & PMV \in [P_{\max} - 2d, P_{\max} - d) \\ PMV, & PMV \in [P_{\min}, P_{\min} + d) \cup [P_{\max} - d, P_{\max}] \end{cases} \quad (2)$$

$$d = (P_{\max} - P_{\min})/9 \quad (3)$$

经过变换后, 将室内 PMV 值序列记为 P_B , PMV 上、下临界线分别记为 P_H 和 P_L , 当冷、热抱怨发生时的 PMV 值序列分别记为 P_l 和 P_h . 当冷抱怨事件发生时, $P_B = P_L = P_l$; 当热抱怨事件发生时, $P_B = P_H = P_h$. t 时间间隔内发生冷、热抱怨事件次数的均值如式(4)、(5)所示:

$$E(n_{R_h}) = a_h + v_{R_h} \times t \quad (4)$$

$$E(n_{R_l}) = a_l + v_{R_l} \times t \quad (5)$$

其中, n_{R_h} 为 t 时间内热抱怨事件发生的次数, n_{R_l} 为 t 时间内冷抱怨事件发生的次数, a_h 为人员刚刚到达室内时发生热抱怨的概率, a_l 为人员刚刚到达室内时发生冷抱怨的概率, v_{R_h} 为热抱怨事件发生的概

其中, x 为随机过程, v_x 为平均穿越概率, σ'_x 为 x 变化率的标准方差, σ_x 为 x 的标准方差, L 为被穿越的水平线幅值, μ_x 为 x 的均值.

借鉴 $M_{s,t}$ 模型的得出过程, 利用改进的 level-crossing 过程得出 $M_{d,p}$ 模型. $M_{d,p}$ 模型中, 抱怨事件发生过程与标准的 level-crossing 过程主要有 3 点区别:

(1) 动态热环境下 PMV 数据序列不服从正态分布.

(2) 抱怨事件发生时穿越的临界线不是一条水平线, 而是一条曲线.

(3) 室内并不总是有人存在, 即当人们刚到达室内时, 室内的 PMV 值可能远远低于 PMV 下临界线, 或者远远高出 PMV 上临界线.

将动态热环境下 PMV 数据序列按照式(2)进行变换, 使其服从正态分布. 同时, 将 PMV 上、下临界线进行与 PMV 相似的变换. 对变换后的数据经 Shapiro-Wilk 方法^[16] 检验其显著性概率值 P , 若 $P > 0.05$, 则认为转换后的数据服从正态分布. 通过实验数据可验证上述变换的有效性(见 4.1.1 节). 同时, 为了简化计算, 将 PMV 和 PMV 的上、下临界线近似看作服从平稳分布:

率, v_{R_l} 为冷抱怨事件发生的概率, t 为人员处于室内的时间. a_h 和 a_l 可分别由式(6)和式(7)表示:

$$a_h = \int_{-\infty}^{Z_{R_h}} \frac{e^{-\frac{z^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} dz \quad (6)$$

$$a_l = \int_{-\infty}^{Z_{R_l}} \frac{e^{-\frac{z^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} dz \quad (7)$$

假设室内 PMV 与 PMV 上、下临界线这 3 个随机序列互不相关, 则 Z_{R_h} 和 Z_{R_l} 可分别由式(8)和式(9)表示:

$$Z_{R_h} = \frac{\mu_{P_B} - \mu_{P_H}}{(\sigma_{P_H}^2 + \sigma_{P_B}^2)^{\frac{1}{2}}} \quad (8)$$

$$Z_{P_L} = \frac{\mu_{P_L} - \mu_{P_B}}{(\sigma_{P_L}^2 + \sigma_{P_B}^2)^{\frac{1}{2}}} \quad (9)$$

其中, μ_{P_B} 为室内 PMV 值序列的均值, μ_{P_H} 为 PMV 上临界线数值序列的均值, μ_{P_L} 为 PMV 下临界线数值序列的均值, σ_{P_B} 为室内 PMV 值序列的标准方差, σ_{P_H} 为 PMV 上临界线数值序列的标准方差, σ_{P_L} 为 PMV 下临界线数值序列的标准方差.

v_{P_H} 和 v_{P_L} 分别可由式 (10) 和式 (11) 表示:

$$v_{P_H} = \frac{1}{2\pi} \left(\frac{\sigma_{P_H}^2 + \sigma_{P_B}^2}{\sigma_{P_H}^2 + \sigma_{P_B}^2} \right)^{\frac{1}{2}} \exp \left(-\frac{1}{2} \frac{(\mu_{P_B} - \mu_{P_H})^2}{(\sigma_{P_H}^2 + \sigma_{P_B}^2)} \right) \quad (10)$$

$$v_{P_L} = \frac{1}{2\pi} \left(\frac{\sigma_{P_L}^2 + \sigma_{P_B}^2}{\sigma_{P_L}^2 + \sigma_{P_B}^2} \right)^{\frac{1}{2}} \exp \left(-\frac{1}{2} \frac{(\mu_{P_B} - \mu_{P_L})^2}{(\sigma_{P_L}^2 + \sigma_{P_B}^2)} \right) \quad (11)$$

其中, σ_{P_B} 为室内 PMV 值序列的变化率的标准方差, σ_{P_H} 为 PMV 上临界线数值序列的变化率的标准方差, σ_{P_L} 为 PMV 下临界线数值序列的变化率的标准方差.

室内 PMV 和抱怨发生时的 PMV 值可以通过实验实时测量, 而 PMV 上、下临界线的数值 P_H 和 P_L 不能实时测量, 则 μ_{P_H} 、 μ_{P_L} 、 σ_{P_H} 、 σ_{P_L} 、 σ_{P_H} 和 σ_{P_L} 为未知参数, 这 6 个未知参数可通过式 (12) ~ (17) 得出:

$$\mu_{P_H} = \frac{\mu_{P_H} \sigma_{P_B}^2 - \mu_{P_B} \sigma_{P_H}^2}{\sigma_{P_B}^2 - \sigma_{P_H}^2} \quad (12)$$

$$\mu_{P_L} = \frac{\mu_{P_L} \sigma_{P_B}^2 - \mu_{P_B} \sigma_{P_L}^2}{\sigma_{P_B}^2 - \sigma_{P_L}^2} \quad (13)$$

$$\sigma_{P_H}^2 = \frac{\sigma_{P_H}^2 \sigma_{P_B}^2}{\sigma_{P_B}^2 - \sigma_{P_H}^2} \quad (14)$$

$$\sigma_{P_L}^2 = \frac{\sigma_{P_L}^2 \sigma_{P_B}^2}{\sigma_{P_B}^2 - \sigma_{P_L}^2} \quad (15)$$

$$\sigma_{P_H}^2 = \frac{4 \times \pi^2 \times v_{P_H}^2 \times \sigma_{P_B}^4}{\sigma_{P_B}^2 - \sigma_{P_H}^2} \exp \left(\frac{(\mu_{P_B} - \mu_{P_H})^2}{\sigma_{P_B}^2 - \sigma_{P_H}^2} \right) - \sigma_{P_B}^2 \quad (16)$$

$$\sigma_{P_L}^2 = \frac{4 \times \pi^2 \times v_{P_L}^2 \times \sigma_{P_B}^4}{\sigma_{P_B}^2 - \sigma_{P_L}^2} \exp \left(\frac{(\mu_{P_B} - \mu_{P_L})^2}{\sigma_{P_B}^2 - \sigma_{P_L}^2} \right) - \sigma_{P_B}^2 \quad (17)$$

其中, μ_{P_H} 为热抱怨发生时 PMV 值序列的均值, μ_{P_L} 为冷抱怨发生时 PMV 值序列的均值, σ_{P_H} 为热抱怨发生时 PMV 值序列的标准方差, σ_{P_L} 为冷抱怨发生时 PMV 值序列的标准方差.

以夏季工况为例, 计算抱怨发生次数步骤的可以归纳为

(1) 采集室内实时 PMV 值以及热抱怨发生时的 PMV 值.

(2) 将室内 PMV 序列按照式 (2) 进行变换, 同时将热抱怨发生时的 PMV 序列进行相似的变换.

(3) 根据变换后的 PMV 值序列, 分别计算 μ_{P_B} 、 σ_{P_B} 、 σ_{P_B} ; 根据变换后的热抱怨发生时的 PMV 值序列, 计算 μ_{P_H} 和 σ_{P_H} .

(4) 根据步骤 (3) 计算得出的参数, 由式 (12)、(14)、(16) 分别计算出 μ_{P_H} 、 σ_{P_H} 、 σ_{P_H} , 即可得出热抱怨事件模型, 简记为 $E(n_{P_H}) = f(\mu_{P_B}, \sigma_{P_B}, \sigma_{P_B}, t)$.

(5) 在后续的系统运行中, 根据室内 PMV 值变化序列, 计算 μ_{P_B} 、 σ_{P_B} 、 σ_{P_B} , 由式 (6)、(8)、(10) 得出 a_h 和 v_{P_H} ; 根据人员处于室内的时间 t , 由式 (4) 即可得到 t 时间内热抱怨发生的次数.

2.2.3 基于计算实验的温度和风速设定值的确定

冬季通过控制温度间接改变 PMV, 夏季通过控制温度和风速间接改变 PMV. 以夏季为例, 当 PMV 期望值确定后, 基于计算实验方法可确定室内温度和风速设定值, 计算流程图如图 2 所示.

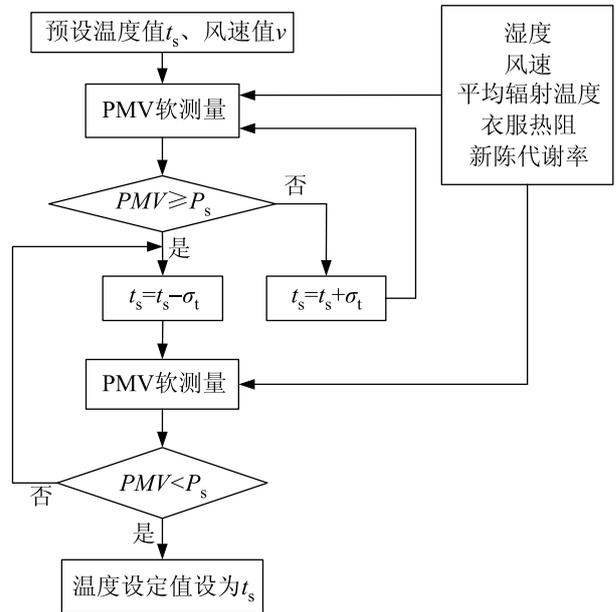


图 2 基于计算实验的温度和风速设定值的确定

Fig.2 Determination of the settings of temperature and wind velocity based on computational experiments

图 2 中, P_s 是 PMV 期望值, t_s 是与 P_s 对应的温度设定值, v 是风速预设值, σ_t 是每次调整的温度增量. PMV 软测量就是通过构造数学模型将可测量的室内温度、湿度、风速、平均辐射温度参数值和人为设定的衣服热阻、新陈代谢率快速、准确地估计出其不可直接测量的 PMV 值^[17]. 为了模拟自然风变化, 设定风速值 v 在 0.1 m/s、0.4 m/s、0.7 m/s 这 3 个值中轮流交替变化. 当风速 v 确定后, 根

据 P_s , 采用 PMV 软测量得出温度设定值, 具体方法为 [10]: 先预设一个温度值, 比较由 PMV 软测量得出的 PMV 值与 P_s 的大小, 若 PMV 与 P_s 相等, 则保持温度设定值不变; 若 PMV 偏大, 则减小温度设定值; 若 PMV 偏小, 则增加温度设定值, 修改完成后再接着循环比较, 直到温度设定值满足要求为止。

2.3 室内热环境能耗指标

以夏季工况为例, 通过空调来调节室温, 通过风扇调节风速. 室内热环境的能耗主要包括空调和风扇的耗电量, 其中空调的耗电量主要与空调温度设定值、室外温度和空调的运行时间有关 [18]. 设与 P_{max} 和 P_{min} 对应的温度值分别为 t_{max} 和 t_{min} . 对动态热舒适度而言, 空调的运行时间是指从温度设定值为 t_{max} 或 t_{min} 时, 压缩机首次启动至空调设定值发生改变之间的时间. 记空调温度设定值为 t_s , 室外温度为 t_o , 空调运行时间为 T_{run} , 空调耗电量为 J , 时刻 \hat{t} 的干扰为 $\delta(\hat{t})$, 上述参数的关系可用非线性函数表示:

$$J = f(t_s, t_o, T_{run}, \delta(\hat{t})) \quad (18)$$

HCMAC (hyperball cerebellar model articulation controller) 神经网络具有结构简单、学习速度快等优点, 可有效地用于非线性函数逼近 [19]. 采用 HCMAC 神经网络逼近该非线性函数, 即可得出空调的耗电量模型.

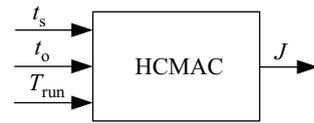


图3 空调的耗电量模型

Fig.3 Energy model of air conditioner

风扇的耗电量公式为

$$P = M \times n_f \times r \quad (19)$$

其中, P 是功率, n_f 是转速, M 是扭矩, r 是系数. 可见, 风扇的转速越高, 消耗功率越大. 室内热环境的能耗 z 为空调和风扇耗电量之和, 即:

$$z = J + P \quad (20)$$

3 室内热环境动态舒适度最优控制方法 (The optimal control method of dynamic comfort for indoor thermal environment)

3.1 室内热环境动态舒适度最优控制模型

动态舒适度控制系统的示意图如图 4 所示. 该控制系统参数最优设定值得出的步骤为: 首先, 采集室内环境的温湿度和风速、室外环境的温湿度、室内人员冷/热抱怨发生时的 PMV 值, 通过第 2 节中所述方法得出舒适度指标 c 、抱怨次数 n_{R_h}/n_{R_l} 和

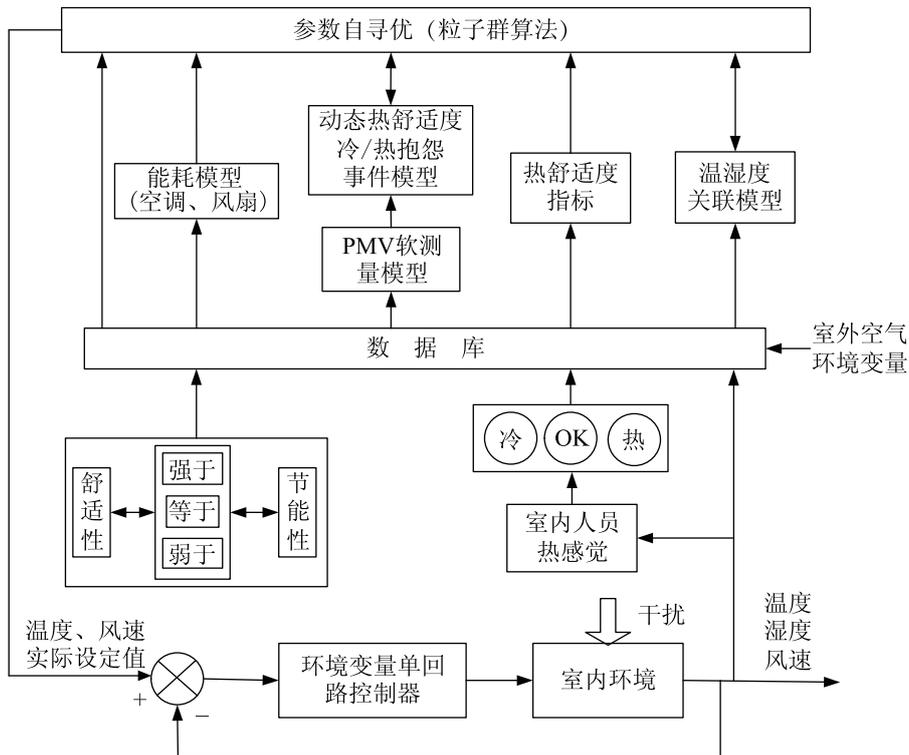


图4 动态热舒适度最优控制系统框架

Fig.4 Framework of optimal control for dynamic thermal comfort

能耗指标 z ; 然后, 基于舒适度指标 c 和能耗指标 z , 考虑到用户设定的舒适和节能指标协调关系, 通过多目标粒子群算法进行参数寻优, 得出动态舒适度控制系统的最优设定值 (温度、风速和处于舒适/节能模式的时间). 在系统运行过程中, 通过动态热舒适度冷/热抱怨事件模型, 实时修正舒适度指标. 另外, 由于室内外温湿度参数间具有非线性、强耦合等特点, 所以采用温湿度关联模型, 由室外温湿度和室内温度数据, 来预测室内湿度^[20].

动态舒适度多目标优化的数学模型为

$$\min f(x) = (c(\mathbf{u}), w(\mathbf{u})) \quad (21)$$

舒适模式下:

$$PMV(t_s, v) \in [P_{\min}, P_c]$$

节能模式下:

$$PMV(t_s, v) \in [P_c, P_{\max}]$$

其中, $\mathbf{u} = [t_s, v, t']$, 为系统决策向量, 包含温度设定值 t_s 、风速 v 和处于舒适/节能区的时间 t' 3 个元素; c 是舒适度指标; w 是能耗指标. $PMV(t_s, v)$ 是软测量模型, 输入是 t_s 和 v (设定衣服热阻和新陈代谢率为固定值, 平均辐射温度等于室内温度, 室内湿度由温湿度关联模型得出), 输出是室内 PMV 值.

3.2 基于集合的离散粒子群优化算法及其改进

3.2.1 基于集合的单目标离散粒子群优化方法^[21]

文 [21] 中提出了一种基于新型的 PSO 算法——S-PSO (set-based PSO)——来求解离散空间的组合优化问题. S-PSO 的基本特征为: (1) 采用集合描述方法使得求解离散的组合优化问题成为可能; (2) 粒子的位置用明确集合表示, 速度用一个由概率组成的集合表示. 在 S-PSO 算法中, 对速度和位置更新中的所有操作算子都进行了重新定义.

速度更新公式为

$$v_i^j(k+1) = \omega v_i^j(k) + c_1 r_1^j (l_i^j(k) - X_i^j(k)) + c_2 r_2^j (g^j(k) - X_i^j(k)) \quad (22)$$

其中, $v_i^j(k)$ 为 k 时刻第 i 个粒子速度的第 j 维分量, $X_i^j(k)$ 为 k 时刻第 i 个粒子位置的第 j 维分量, $l_i^j(k)$ 是到 k 时刻为止第 i 个粒子发现的最好位置的第 j 维分量, $g^j(k)$ 是到 k 时刻为止整个群体发现的最好位置的第 j 维分量, $\omega \in [0, 1]$ 是惯性权重, c_1 和 c_2 是学习因子 ($c_1, c_2 > 0$), r_1^j 和 r_2^j 是随机数 ($r_1^j, r_2^j \in [0, 1]$). 当 ω 从 0.9 递减到 0.4, $c_1, c_2 > 1$ 时, 算法在全局探索和局部收敛方面能够达到较好

的均衡.

式 (22) 中的操作算子定义为

$$\omega v_i^j = \{e/p'(e) | e \in X_i^j\}$$

$$p'(e) = \begin{cases} 1, & \text{if } \omega \times p(e) > 1 \\ \omega \times p(e), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

$$l_i^j(k) - X_i^j(k) = \{e | e \in l_i^j(k) \text{ and } e \notin X_i^j(k)\} \quad (24)$$

$$c'(l_i^j(k) - X_i^j(k)) = \{e/\hat{p}(e) | e \in (l_i^j(k) - X_i^j(k))\},$$

$$\hat{p}(e) = \begin{cases} 1, & \text{if } c' > 1 \\ c', & \text{otherwise} \end{cases}, \quad c' \text{ 为常数} \quad (25)$$

若速度集合:

$$V_1 = \{e/p_1(e) | e \in E\}, \quad V_2 = \{e/p_2(e) | e \in E\}$$

则:

$$V_1 + V_2 = \{e/\max(p_1(e), p_2(e)) | e \in E\} \quad (26)$$

其中, E 是 e 的全集. 位置更新公式为

$$X_i(k) \leftarrow u(X_i(k), V_i(k)) \quad (27)$$

$u(X_i(k), V_i(k))$ 的计算流程图如图 5 所示. 其中, $c_\alpha(V_i^j) = \{e | e/p(e) \in V_i^j \text{ and } p(e) \geq \alpha\}$, $\alpha \in (0, 1)$ 是随机数.

3.2.2 S-PSO 的改进

动态热舒适度最优控制的目标是找到一组输入参数 (温度、风速和热环境处于舒适/节能区的持续时间), 在满足用户设定的舒适和节能目标协调关系的条件下, 使得舒适度和能耗这两项指标均达到最小. S-PSO 只适用于求解单目标的组合优化问题, 需要对 S-PSO 进行改进, 使其适用于动态热舒适度控制系统中基于不同目标协调关系的多目标参数寻优. 另外, 当 E_j 中元素较多时, 先以一定的间隔取出 E_j 中的部分元素, 在大范围内搜索, 找到最优点, 然后对最优点附近的元素进行局部搜索, 直到找到最优解, 提高算法的效率.

多目标优化中, 由于目标之间往往是冲突的, 即不存在使所有目标函数同时达到最优的解, 只能在综合考虑各个目标的情况下得出一个合适的解. 采用多目标粒子群寻优时, 关键是如何确定个体极值 l_i 和全局极值 g . 本文采用精英保持策略^[22], 并且结合用户设定的不同目标协调关系来确定 l_i 和 g . 精英保持策略即每次迭代后筛选出粒子群中的非劣解, 加入精英集, 进行外部存档, 并且根据下次迭代时粒子群中的非劣解实时更新外部档案. 基于用户

设定的两个目标协调关系的最优值选择策略为:

(1) 若用户设定为“某目标更重要”,则在 Pareto 前沿上,对该目标进行从优到劣排序,排在最前面的赋予“1”,其后的赋予“2”,以此类推,序号越小的解被选择的可能性越大^[22];

(2) 若用户设定为“两目标同等重要”,则对 2 个目标都进行从优到劣排序,排在最前面的赋予“1”,

其后的赋予“2”,以此类推,将每一点各目标值对应的序列号求差,差的绝对值越小的解被选中的可能性越大.

g 是按照不同目标的轻重关系从外部档案中选取某个非劣解. l 的选择方法是^[23]: 如果与前一次迭代时的 l 相比,此次迭代的粒子位置占优,则用当前粒子位置更新 l ; 反之,则保持 l 不变.

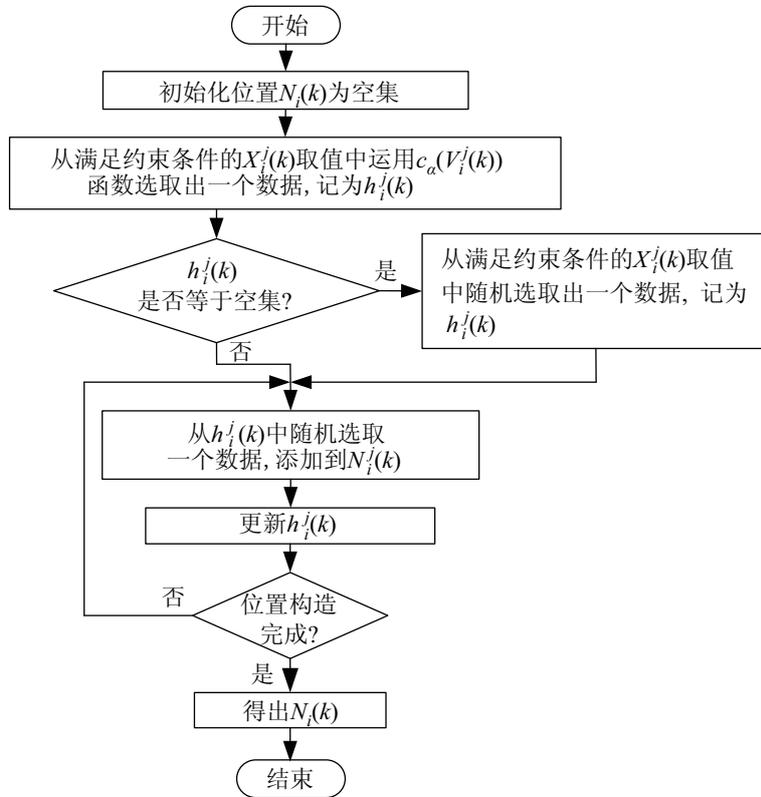


图 5 $u(X_i(k), V_i(k))$ 算法流程

Fig.5 Procedure of $u(X_i(k), V_i(k))$

3.3 基于改进 S-PSO 算法的动态热舒适度优化算法

动态热舒适度控制系统的输入参数为温度 t_s 、风速 v 和处于舒适/节能区的时间 t . 令集合 $A = \{\hat{E}_1, \hat{E}_2, \hat{E}_3\}$ 是待优化问题的所有解构成的集合. \hat{E}_1 、 \hat{E}_2 和 \hat{E}_3 分别是由温度、风速和处于舒适/节能区的时间的候选值构成的集合. 动态热舒适度最优控制的目标是寻找一个满足约束条件的集合 A 的子集, 在满足用户设定目标协调关系的条件下, 使得舒适度指标和能耗指标均最小. 用户设定目标协调关系: 舒适性强于、等于、弱于节能性. 算法步骤为:

(1) 设定粒子群的规模为 S , 最大迭代次数为 N , 外部精英集 Q 为空集. 时间 t 的候选解较多, 因此先以间隔 d 选出部分元素组成 \hat{E}_3 . 从 \hat{E}_1 、 \hat{E}_3 中分别随机选择一个元素, 记为 \hat{X}_i^1 、 X_i^3 ; 根据 \hat{X}_i^1 的数值, 通过温湿度关联模型和 PMV 软测量, 由舒适区的

范围计算风速的取值范围. 从 \hat{E}_2 中随机选取该风速取值范围内的一个元素, 记为 \hat{X}_i^2 . \hat{X}_i^1 、 \hat{X}_i^2 和 X_i^3 分别代表舒适模式下温度、风速和时间的设定值. 令粒子 i 的初始位置 $\hat{X}_i = (\hat{X}_i^1, \hat{X}_i^2, X_i^3)$; 对 \hat{X}_i 中的元素分别随机赋予概率值, 得出粒子 i 的速度 \hat{V}_i . 令粒子 i 的历史最优位置 $l_i = \hat{X}_i$, 迭代次数为 $n_d = 0$.

(2) 记 $\hat{X}_i^1 = \hat{X}_i^1 + \Delta t$ 、 $\hat{X}_i^3 = T - \hat{X}_i^3$, 其中, Δt 是舒适区与节能区的温度设定值之差, T 是变化周期. 根据 \hat{X}_i^1 的数值, 通过温湿度关联模型和 PMV 软测量, 由节能区的范围计算风速的取值范围. 从 \hat{E}_2 中随机选取该风速取值范围内的一个元素, 记为 \hat{X}_i^2 . \hat{X}_i^1 、 \hat{X}_i^2 和 \hat{X}_i^3 分别代表节能模式下温度、风速和时间的设定值.

(3) 计算舒适度指标 c 和能耗指标 z , 更新外部精英集 Q .

(4) 根据不同目标轻重关系的最优值选择策略,

从 Q 中选择全局最优位置 g .

(5) 按照式 (22)、(27) 更新粒子种群, 同时更新 l_i .

(6) 令 $n_d \leftarrow n_d + 1$, 循环执行步骤 (3) ~ (5), 直到达到最大迭代次数 N , 输出位置 $\hat{X} = \{\hat{X}^1, \hat{X}^2, \hat{X}^3\}$.

(7) 重新定义 $\hat{E}_3 = (\hat{X}^3 - d, \hat{X}^3 - d + 1, \dots, \hat{X}^3 + d)$, 按照步骤 (1) ~ (6) 重新搜索, 达到最大迭代次数时, 输出最优解; 系统实时运行过程中, 根据式 (4)、(5) 中的抱怨次数指标, 实时更新外部精英集 Q , 以得出更精确的最优解.

4 实验与仿真 (Experiment and simulation)

4.1 动态热舒适效能评价指标实验

4.1.1 动态热舒适度抱怨控制实验

实验房间尺寸为长 \times 宽 \times 高 = 7.6 m \times 7.2 m \times 3.6 m, 实验装置采用瑞典 SWEMA 公司的热舒适度

测试系统和一台由无线传感器网络控制的空调器. 热舒适测试系统中集成了 SWA 03 万向微风速及风温探头、HygroClip 相对湿度及温度探头、黑体温度探头和 Swema 3000 多功能主机, 实验中使用上述 3 个探头分别测量室内的风速和温度、相对湿度、平均辐射温度. 若人为输入衣服热阻和新陈代谢率的数值, 则该测试系统能够自动计算出 PMV 值. 空调器制冷量为 7500 W, 能耗比为 2.83. 以夏季工况为例, 假设仅发生热抱怨 (实验过程中控制空调设定值不低于 25°C). 假设衣服热阻为 0.3 clo, 新陈代谢率为 1.2 met. 实验中采用空调降温和提高风速, 来降低 PMV 值, 设置“冷”、“热”和“OK”3 个热感觉评价按钮. 实验过程如图 6 所示. 实验时间为 2011 年 7 月 10 日 ~ 14 日和 7 月 20 日 ~ 25 日, 共采集了 11 天的数据, 采集时间为每天上午 8:00 到下午 5:30, 数据采样间隔为 1 min.

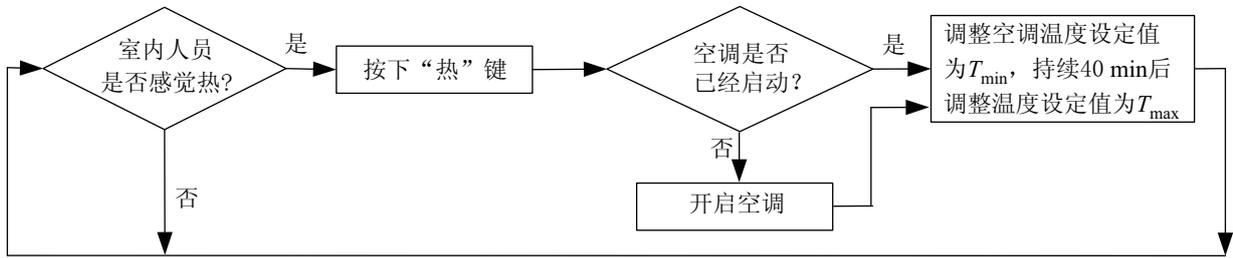


图 6 动态热舒适度抱怨控制实验过程示意图

Fig.6 Experiment process of dynamic thermal comfort complaint control

将采集的室内 PMV 数据按照式 (2) 进行变换, 对变换后的数据进行 Shapiro-Wilk 检验, 得到概率 P 为 0.205, 说明变换后的数据满足正态性假设. 同时, 将 PMV 上、下临界线进行与 PMV 相同的变换. 由于上述实验中仅发生热抱怨, 所以仅检测了经过变换后的 PMV 上临界线是否服从正态分布. 经过 Shapiro-Wilk 检验, 变换后 PMV 上临界线的概率 P 为 0.200, 说明变换后 PMV 上临界线的数据亦满足正态性假设. 变换后的 PMV 数据和 PMV 上临界线的直方图如图 7、8 所示.

根据实验中采集的 PMV 实时数据和热抱怨事件发生时的 PMV 值, 按照 2.2.2 节中的步骤求出 $M_{d,p}$ 模型中的未知参数 μ_{R_h} 、 σ_{R_h} 和 σ_{R_h} , 如表 1 所示.

由表 1 中的数据得出实验房间的 $M_{d,p}$ 模型为

$$E(n_{R_h}) = \int_{-\infty}^{\tilde{z}_{R_h}} \frac{e^{-\frac{z^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} dz + \tilde{v}_{R_h} \times t \quad (28)$$

其中,

$$\tilde{z}_{R_h} = \frac{\mu_{R_h} - 0.85}{(7 \times 10^{-4} + \sigma_{R_h}^2)^{\frac{1}{2}}}$$

$$\tilde{v}_{R_h} = \frac{1}{2\pi} \left(\frac{0.0026 + \sigma_{R_h}^2}{7 \times 10^{-4} + \sigma_{R_h}^2} \right)^{\frac{1}{2}} \times \exp \left(-\frac{1}{2} \frac{(\mu_{R_h} - 0.85)^2}{(7 \times 10^{-4} + \sigma_{R_h}^2)} \right)$$

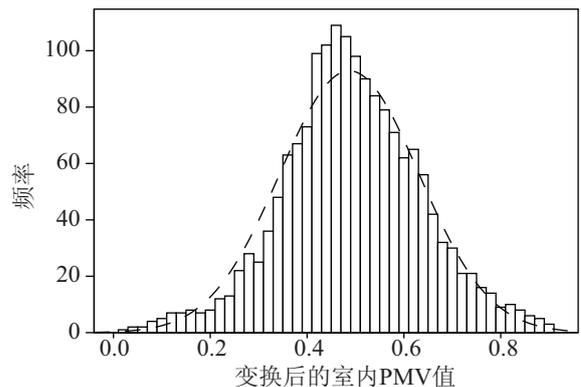


图 7 变换后的 PMV 分布直方图及正态分布拟合曲线
Fig.7 Histogram of converted PMV distribution and fitted curve of normal distribution

为了验证该模型的有效性,选取了5组数据对其进行检验,检验结果如表2所示.从表中看出,一般情况下,热抱怨次数期望值与估计值相同, $M_{d,p}$ 模型有效.

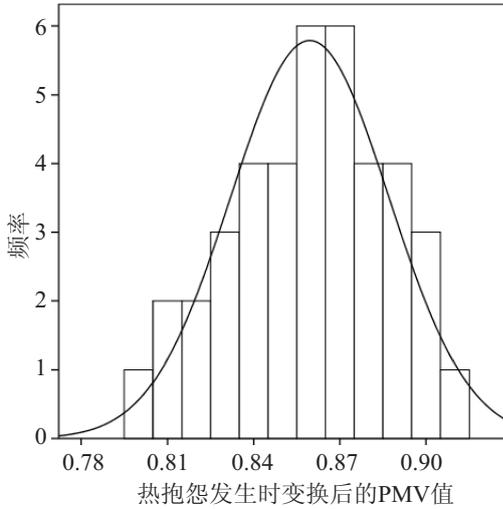


图8 抱怨数据分布直方图及正态分布拟合曲线

Fig.8 Histogram of complaint data distribution and fitted curve of normal distribution

表1 $M_{d,p}$ 模型的未知参数

Tab.1 Unknown parameters of $M_{d,p}$ model

日期	热抱怨次数	μ_{Ph}	σ_{Ph}^2	σ_{Ph}^2
7月10日~14日	31	0.85	7×10^{-4}	0.0026

表2 冷抱怨次数期望值与估计值比较

Tab.2 Comparison between the expected and the estimated numbers of cold complaints

日期	时间段	热抱怨次数期望值	热抱怨次数估计值
7月23日	上午 9:30 ~ 11:10	1	1
7月23日	下午 2:30 ~ 4:30	2	2
7月24日	上午 8:30 ~ 11:45	4	4
7月25日	上午 8:30 ~ 12:45	6	5
7月20日	上午 8:30 ~ 12:10, 下午 1:30 ~ 4:30	8	8

4.1.2 热环境耗电量实验

本实验采集了2011年7月10日~14日和7月20日~25日的空调耗电量数据,采集时间为每天上午8:00到下午5:30,采样间隔为5min.室外的温度变化范围为28°C~35°C.从采集数据中选取部分数据作为学习样本,对HCMAC神经网络进行训练. HCMAC神经网络的输入为室内温度设定值、室外温度和空调运行时间,输出为耗电量.选取HCMAC神经网络超闭球半径为0.07,系数 $\sigma =$

3, $\alpha = 0.7, \beta = 1$,学习误差如图9所示.为了检验耗电量模型的有效性,选取一些未经过学习的样本测试其泛化能力,泛化误差如图10所示.

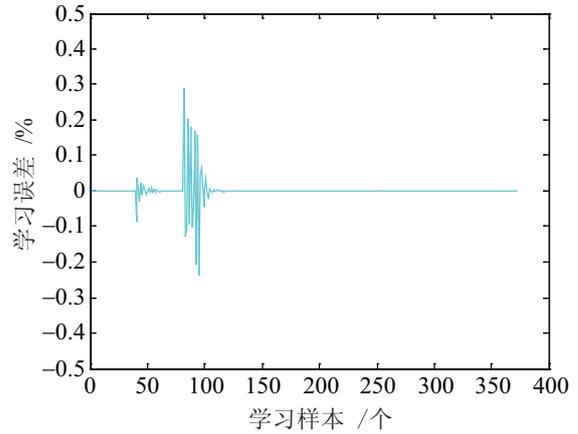


图9 学习样本误差

Fig.9 Errors of study sample

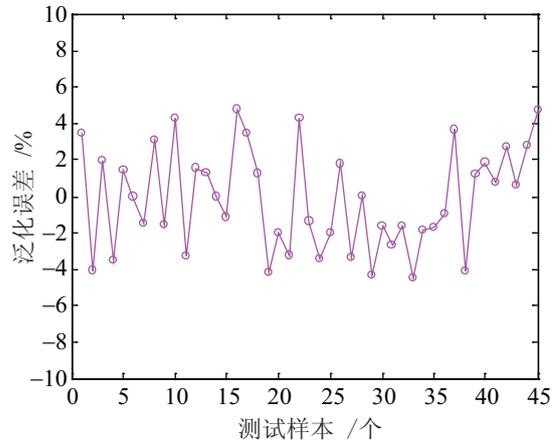


图10 泛化误差

Fig.10 Generalization errors

4.2 动态热舒适最优控制仿真结果

以夏季工况为例,设定 t_s 的取值为25°C、26°C、27°C、28°C;风速 v 的取值为0.1 m/s、0.4 m/s、0.7 m/s;设定周期 $T = 60 \text{ min}$,为了让热环境动态变化,设定处于舒适区的时间 $t_1 \in [20 \text{ min}, 45 \text{ min}]$ 且 $t_1 \in N$,则处于节能区的时间 $t_2 = T - t_1$.令温度的变化范围为 $\Delta t = 2$,则节能区的温度设定值 $t_{\max} = t_s + 2$.取时间的取值间隔 $d = 5$.采用粒子群算法求解时, $\hat{E}_1 = \{25, 26, 27, 28\}$, $\hat{E}_2 = \{0.1, 0.4, 0.7\}$, $\hat{E}_3 = \{20, 25, \dots, 45\}$.设定粒子群规模为100,最大迭代次数为30,惯性权重系数从0.9到0.4线性递减,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$.当室外温度为30°C,相对湿度为62%时,所得动态热舒适度的最优解曲线如图11所示,图中标示了当用户设定不同偏好信息时的最优解.表3列出了当用户选择不同目标间轻重关系时,动态热舒适度最优控制系统的设定值.

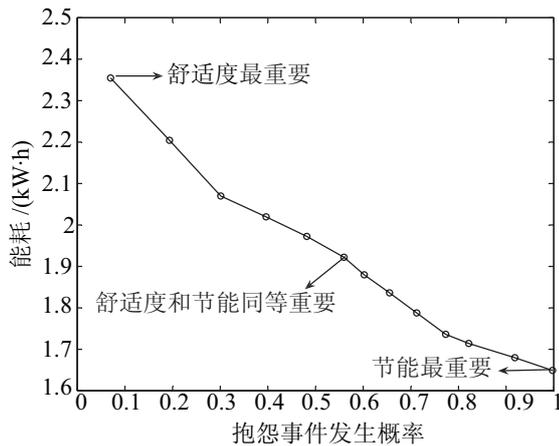


图 11 动态热舒适度的最优解曲线

Fig.11 The curve of optimal solution for dynamic thermal comfort

表 3 动态热舒适度最优控制系统的设定值

Tab.3 Parameter settings of optimal control for dynamic thermal comfort

设定模式	待优化参数	舒适性最重要	节能最重要	舒适性和节能同等重要
舒适模式	温度/°C	26	28	27
	风速/(m/s)	0.3	0.5	0.4
	持续时间/min	20	25	25
节能模式	温度/°C	28	30	29
	风速/(m/s)	0.8	1	0.5
	持续时间/min	40	35	35

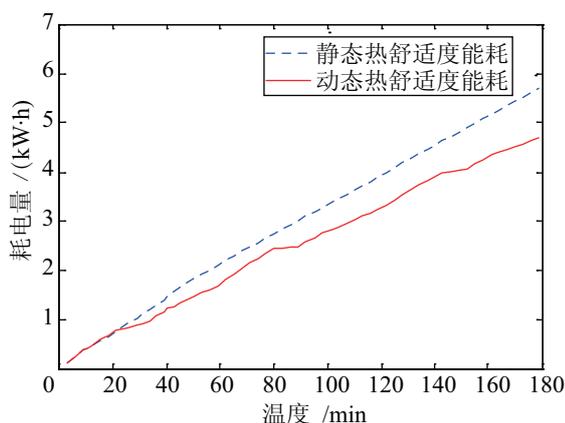


图 12 动态热舒适度、静态热舒适度能耗比较

Fig.12 The comparison of consumed energy for dynamic and static thermal comfort

为了说明该控制方法的优越性,以用户偏好为舒适度最重要的情况为例,在舒适度指标相同的情况下,比较了该方法与传统的稳态热舒适度控制方法^[24]的能耗,如图 12 所示.在同样的运行时间下,稳态热舒适总能耗为 5.7 kW·h,动态热舒适控制其总能耗为 4.7 kW·h,节能达到 17.5%.

5 结论 (Conclusion)

现有的动态热舒适度控制并没有根据舒适和节能这一对冲突目标给出最优控制方法.本文通过建立基于用户偏好的热舒适度指标来近似预测室内的热舒适度,通过基于 PMV 的热舒适度冷/热抱怨事件模型来精确衡量动态热环境的舒适度,采用基 CMAC 神经网络的软测量方法建立家用热环境能耗模型.基于舒适度和能耗这 2 项指标,通过多目标离散粒子群优化方法得出动态舒适度控制系统的最优输入参数.动态热舒适度优化控制方法不仅可以提高环境的热健康水平,而且更加节能.该控制方法不需考虑室内环境的物理特殊性,直接根据采集的环境数据和人体热感觉数据建模,由多目标参数寻优方法得出最优设定值,简便易行.由于空气质量也是影响居住环境的一个重要因素,所以如何将空气质量与动态热舒适控制相结合是今后的研究方向.

参考文献 (References)

- [1] Yang I H, Yeo M S, Kim K W. Application of artificial neural network to predict the optimal start time for heating system in building[J]. Energy Conversion and Management, 2003, 44(17): 2791-2809.
- [2] Tse W L, Albert T P. Implementation of comfort-based air-handling unit control algorithms[J]. ASHRAE Transactions, 2000, 106(1): 29-43.
- [3] Fanger P O. Thermal comfort[M]. Copenhagen, Danmark: Danish Technical Press, 1970.
- [4] Deb K. Multi-objective optimization using evolutionary algorithms[M]. New York, NJ, USA: John Wiley & Sons, 2001.
- [5] Nassif N, Kajl S, Sabourin R. Optimization of HVAC control system strategy using two-objective genetic algorithm[J]. HVAC&R Research, 2005, 11(3): 459-486.
- [6] Marijt R. Multi-objective robust optimization algorithms for improving energy consumption and thermal comfort of buildings[D]. Leiden, Nederland: Leiden University, 2009.
- [7] He M, Cai W J, Li S Y. Multiple fuzzy model-based temperature predictive control for HVAC systems[J]. Information Sciences, 2005, 169(1/2): 155-174.
- [8] Kusiak A, Tang F, Xu G L. Multi-objective optimization of HVAC system with an evolutionary computation algorithm[J]. Energy, 2011, 36(5): 2440-2449.
- [9] 端木琳, 于连广, 胡文军. 动态环境下热舒适问题的探讨[J]. 制冷与空调, 2004, 4(5): 24-31.
Duan M L, Yu L G, Hu W J. The discussion on thermal comfort in a dynamic environment[J]. Refrigeration and Air-conditioning, 2004, 4(5): 24-31.
- [10] 李慧, 张庆范, 段培永. 基于用户学习的智能动态热舒适度控制系统[J]. 四川大学学报: 工程科学版, 2011, 43(2): 128-135.
Li H, Zhang Q F, Duan P Y. Intelligent dynamic thermal comfort control system with users' learning[J]. Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition, 2011, 43(2): 128-135.

- [11] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [12] 付荣, 居鹤华. 基于粒子群优化的时间最优机械臂轨迹规划算法[J]. 信息与控制, 2011, 40(6): 802-808.
Fu R, Ju H H. Time-optimal trajectory planning algorithm for manipulator based on PSO[J]. Information and Control, 2011, 40(6): 802-808.
- [13] 陈志敏, 薄煜明, 吴盘龙, 等. 基于新型粒子群优化的粒子滤波雷达目标跟踪算法[J]. 信息与控制, 2012, 41(4): 413-418.
Chen Z M, Bo Y M, Wu P L, et al. A particle filter radar target tracking algorithm based on novel particle swarm optimization[J]. Information and Control, 2012, 41(4): 413-418.
- [14] Yuan X H, Wang L, Yuan Y B. Application of enhanced PSO approach to optimal scheduling of hydro system[J]. Energy Conversion and Management, 2008, 49(11): 2966-2972.
- [15] Federspiel C C. Predicting the frequency of hot and cold complaints in buildings[J]. HVAC&R Research, 2000, 6(4): 289-305.
- [16] 何平. 测量数据正态性分布的检验方法[J]. 自动化仪表, 1994, 15(7): 34-36.
He P. Method for testing the normality of data[J]. Process Automation Instrumentation, 1994, 15(7): 34-36.
- [17] 李慧, 段培永. CMAC 神经网络在热舒适度测试中的应用[J]. 山东建筑工程学院学报, 2004, 18(4): 54-57.
Li H, Duan P Y. The implementation of CMAC neural network in measuring thermal-comfort-degree[J]. Journal of Shandong University of Architecture and Engineering, 2004, 18(4): 54-57.
- [18] 任俊, 刘加平. 广州居住建筑空调能耗实测研究[J]. 暖通空调, 2004, 34(5): 18-22.
Ren J, Liu J P. Research on energy consumption of residential air conditioning in Guangzhou[J]. Heating Ventilating & Air Conditioning, 2004, 34(5): 18-22.
- [19] 段培永, 邵惠鹤. 一种 CMAC 超闭球结构及其学习算法[J]. 自动化学报, 1999, 25(6): 816-819.
Duan P Y, Shao H H. CMAC with hyperball structure and its learning algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 1999, 25(6): 816-819.
- [20] 段培永, 郭东东, 李慧, 等. 一种基于数据的夏季居住环境热舒适度控制方法[J]. 山东建筑大学学报, 2011, 26(1): 1-7.
Duan P Y, Guo D D, Li H, et al. A novel data-based thermal comfort control method for living environments in summer[J]. Journal of Shandong Jianzhu University, 2011, 26(1): 1-7.
- [21] Chen W N, Zhang J, Henry S, et al. A novel set-based particle swarm optimization method for discrete optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2010, 14(2): 278-300.
- [22] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Particle swarm optimization method in multi-objective problems[C]//ACM Symposium on Applied Computing. New York, USA: ACM Press, 2002: 603-607.
- [23] 余进, 何正友, 钱清泉. 基于偏好信息的多目标微粒群优化算法研究[J]. 控制与决策, 2009, 24(1): 66-75.
Yu J, He Z Y, Qian Q Q. Study on multi-objective particle swarm optimization algorithm based on preference[J]. Control and Decision, 2009, 24(1): 66-75.
- [24] Moon J W, Kim J J. ANN-based thermal control models for residential buildings[J]. Building and Environment, 2010, 45(7): 1612-1625.

作者简介:

段培永 (1968-), 男, 博士. 研究领域为智能环境和网络化控制, 智能家居系统工程等.

刘聪聪 (1987-), 女, 硕士. 研究领域为智能环境控制, 模糊控制等.

段晨旭 (1957-), 男, 博士. 研究领域为家居智能化, 无线传感器网络及嵌入式系统设计.