

电动汽车空调系统随机模型预测控制算法研究

管继富¹, 赵宇枫¹, 詹远¹, 曹立²

(1. 北京理工大学 机械与车辆学院 振动与噪声控制研究所, 北京 100081;

2. 内蒙第一机械集团股份有限公司, 内蒙古, 包头 014032)

摘要: 为提高电动汽车空调系统的能量效率, 提出一种基于马尔可夫链的随机模型预测控制算法。热负荷扰动对空调系统的温度性能和能量效率存在较大影响, 因此文中采用移动边界和集总参数方法, 逐步建立了压缩制冷循环和车舱热负荷的动力学模型, 建立的空调系统控制模型中包含了热负荷信息。采用马尔可夫链随机方法预测热负荷干扰, 提出随机模型预测控制算法。仿真结果表明, 该算法提升了空调系统的温度性能和能量效率。

关键词: 空调系统; 模型预测控制; 节能; 电动汽车

中图分类号: TB657.2 文献标志码: A 文章编号: 1001-0645(2021)05-0480-07

DOI: 10.15918/j.tbit1001-0645.2020.091

A Stochastic Model Predictive Control Algorithm for Electric Vehicle Air-Conditioning System

GUAN Jifu¹, ZHAO Yufeng¹, ZHAN Yuan¹, CAO Li²

(1. Institute of Vibration and Noise Control, School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China; 2. Inner Mongolia First Machinery, Baotou, Inner Mongolia 014032, China)

Abstract: A stochastic model predictive control (SMPC) algorithm based on Markov chain was proposed to improve the energy efficiency of the AC (air-conditioning) system. Due to the significant influence of heat load disturbance on the temperature performance and energy efficiency of AC system, the dynamics of the refrigeration cycle and cabin heat load was modeled based on the moving-boundary and lumped parameter method in this paper, and the heat load information was incorporated into the control model of AC system. Then, adopting the Markov chain algorithm to predict the disturbance of heat load, a stochastic model predictive control algorithm was proposed. The simulation results show that the proposed algorithm can improve the temperature performance and energy efficiency of the AC system.

Key words: air-conditioning system; model predictive control (MPC); energy saving; electric vehicles

为减少对化石燃料的依赖和有害排放的产生, 电动汽车有望在不久的将来获得重要的市场份额, 目前, 较短的续航里程是阻碍其发展的主要挑战之一。空调系统是汽车中的重要辅助设备, 用于维持车内温度舒适性, 同时也消耗了车载电池的一部分电能, 进一步缩短了电动汽车的续航里程。因此, 减

少电动汽车空调系统的能量消耗成为当今一个重要的研究目标, 采用合适的控制算法是提高空调系统效率的一个有效途径。

模型预测控制(MPC)是一种更为成功和更具前景的控制算法, 被广泛应用于空调系统的控制, 它具有多目标控制、约束处理、最优控制和抑制扰动等

收稿日期: 2020-05-25

基金项目: 北京市自然科学基金资助项目(3184058)

作者简介: 管继富(1966—), 男, 副教授, 硕士生导师, E-mail:jifuguan@163.com.

通信作者: 赵宇枫(1995—), 男, 硕士, E-mail:zyfbt@163.com.

优点。基于空调系统的动态模型, MPC 算法可以预测系统未来的状态变化并提前制定最优控制变量, 在满足约束条件的情况下最小化目标函数。目标函数可以考虑多个因素, 如空气温度, 系统能耗, 相对湿度, CO_2 浓度, 磨损等^[1-2]。空调系统的主要功能是提供冷负荷以补偿车舱热负荷的持续变化, 将车内温度维持在舒适的范围内。在行驶过程中, 热负荷会随着天气状况, 人员数量, 使用条件等因素而变化, 给空调系统的控制带来了干扰变量。MPC 算法能够对作用在空调系统上的热负荷干扰进行动力学建模, 在计算控制变量期间预测扰动对系统的影响, 并在优化策略中引入前馈变量加以抑制, 这将使得 MPC 算法对热负荷干扰具有鲁棒性^[3]。Aswani 等^[4]采用统计学方法估计出室内热负荷变化, 并在 MPC 算法中补偿热负荷波动来减少空调系统的能量消耗。Oldewurtel 和 Dobbs^[5-6]设计的 MPC 控制器中包含了因天气和环境变化而引起的热负荷扰动信息, 实现了更节能的室内温度控制。He 等^[7-8]提出基于车速预测和乘客数量预测的随机 MPC 控制器分别用于电动汽车和电动公交车的空调系统, 通过预测热负荷干扰以实现节能。

因此, 本文针对电动汽车空调系统节能控制需求, 提出了一种随机 MPC 算法。首先, 建立了空调系统制冷循环的动态模型和车舱热负荷模型, 在建立空调系统控制模型时考虑了热负荷信息。随后, 设计了一个基本 MPC 算法用于参考对比, 在基本 MPC 的基础上, 采用马尔可夫链随机方法预测热负荷扰动, 提出了随机 MPC 算法。MPC 算法在实车上进行性能测试需要大量的成本、人力和时间, 在实车测试之前可以通过仿真验证其性能, 本文在 Matlab/Simulink 中对所提出随机 MPC 算法进行仿真验证。

1 空调系统控制模型

1.1 空调压缩制冷循环动态模型

图 1 是空调控制系统的能量流动图, 包含车舱能量平衡和压缩制冷循环。制冷剂在进入蒸发器之前为低温、低压的两相状态, 在蒸发器中吸收热量后转变为过热蒸气。随后, 蒸气制冷剂被压缩为高温、高压蒸气, 送入冷凝器中。在冷凝器中制冷剂被冷却, 历经两相状态, 最终转变为高压液态制冷剂。最后, 高压液态制冷剂经膨胀阀节流, 压力下降至蒸发器压力, 转变为低压、低温两相状态, 此为一个制冷

循环。压缩制冷循环的动力学模型包含这 4 个主要部件的动力学。

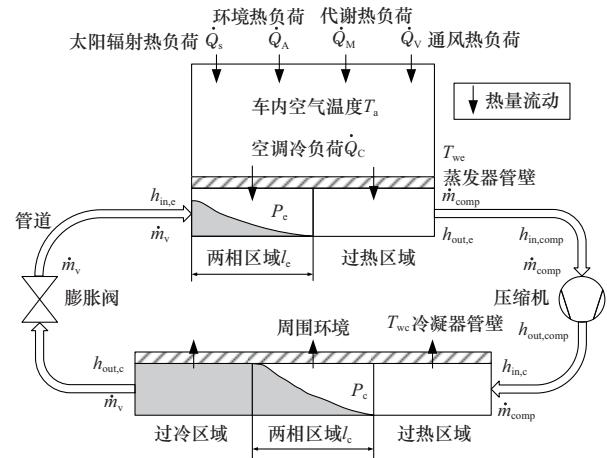


图 1 空调控制系统能量流动图

Fig. 1 Energy flow diagram of air-conditioning control system

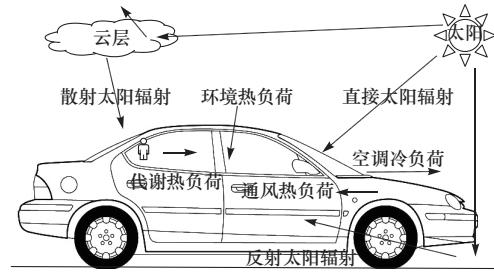


图 2 电动汽车车舱热负荷构成

Fig. 2 Heat load of electric vehicle cabin room

压缩机和膨胀阀的动力学相比于热交换器要快上一个数量级, 可以采用经验方程式对其进行建模^[9]

$$\dot{m}_{\text{comp}} = N_{\text{comp}} V_d \eta_v \rho_{\text{comp}} \quad (1)$$

$$h_{\text{out, comp}} = \eta_{\text{is}} [h_{\text{is}} - h_{\text{in, comp}}] + h_{\text{in, comp}} \quad (2)$$

$$\dot{m}_v = C_v A_{s,v} \sqrt{\rho_v (P_c - P_e)} \quad (3)$$

式(1)和式(2)分别描述的是通过压缩机的制冷剂质量流量和比焓变化, 式(3)是通过膨胀阀的制冷剂质量流量。公式中各变量的含义如表 1 中所示, 例如 $h_{\text{out, comp}}$ 表示压缩机出口比焓。

依据制冷剂的状态, 换热器可划分为过冷区域、两相区域和过热区域, 如图 1 中所示。两相区域的长度动态变化, 并采用集总参数建模; 应用质量守恒和能量守恒原则, 换热器的动力学模型为^[9]

$$h_{\text{le}} \rho_{\text{le}} (1 - \bar{\gamma}_e) A_{s,e} \frac{dl_e}{dt} = \dot{m}_v (h_{\text{ge}} - h_{\text{in, e}}) - \alpha_{ie} \pi D_{ie} l_e (T_{we} - T_{re}) \quad (4)$$

$$A_{s,e} L_e \frac{d\rho_{\text{ge}}}{dP_e} \frac{dP_e}{dt} = \dot{m}_v \frac{h_{\text{ie}} - h_{\text{le}}}{h_{\text{le}}} - \dot{m}_{\text{comp}} +$$

$$\frac{\alpha_{ie}\pi D_{ie}l_e(T_{we}-T_{re})}{h_{lge}} \quad (5)$$

$$(C_p m)_{we} \frac{dT_{we}}{dt} = \alpha_{oe} A_{oe} (T_{ae} - T_{we}) - \alpha_{ie} \pi D_{ie} l_e (T_{we} - T_{re}) - \alpha_{icsh} \pi D_{ic} (L_c - l_c) (T_{we} - T_{re}) \quad (6)$$

$$m_t - m_p = A_{s,c} [\rho_{le} l_e (1 - \bar{\gamma}_e) + \rho_{ge} l_e \bar{\gamma}_e + \rho_{she} (L_e - l_e)] + A_{s,c} [\rho_{lc} l_e (1 - \bar{\gamma}_c) + \rho_{gc} l_c \bar{\gamma}_c + \rho_{shc} (L_c - l_c)] \quad (7)$$

$$A_{s,c} L_c \frac{d\rho_{gc}}{dP_c} \frac{dP_c}{dt} = \dot{m}_{comp} - \frac{\alpha_{ic} \pi D_{ic} l_c (T_{re} - T_{wc})}{h_{lge}} \quad (8)$$

$$(C_p m)_{wc} \frac{dT_{wc}}{dt} = \alpha_{oc} A_{oc} (T_{ac} - T_{wc}) -$$

$$\alpha_{ic} \pi D_{ic} l_c (T_{wc} - T_{re}) - \alpha_{icsh} \pi D_{ic} (L_c - l_c) \times \left(T_{wc} - \frac{T_{re} + T_{in,c}}{2} \right) \quad (9)$$

式(4)描述的是蒸发器两相区域中制冷剂到蒸发器管壁的能量交换,式(5)是蒸发器管道中蒸气制冷剂的变化速率,式(6)是蒸发器管壁的能量平衡。式(7)是换热器中的制冷剂质量,和蒸发器相似,式(8)是冷凝器管道中蒸气制冷剂的变化速率,式(9)是冷凝器管壁的能量平衡。表 1 为参数说明列表。

蒸发器(冷凝器)空气侧换热系数 α_{oe} (α_{oc})与风扇转速 N_e (N_c)相关,可以拟合为多项式函数^[10]

$$\alpha_{oe} = \alpha_{oe}^0 (k N_e / \dot{m}_a^0)^m \quad (10)$$

表 1 主要结构仿真材料参数

Tab. 1 Materials properties

变量	说明	变量及符号	说明
A	表面积/m ²	Δt	车舱内表面与车内温差/℃
A_s	横截面积/m ²	δ	每层材料厚度/m
a, b, c	经验系数	λ	导热系数/[W·(m·K) ⁻¹]
C_v	流量系数	τ	玻璃透射率
C_p	比热容/[J·(kg·K) ⁻¹]	β	车舱平面(玻璃)吸热率
D	管道内径/m	ξ	空气再循环系数
h	制冷剂比焓/(J·kg ⁻¹)	η_v, η_{is}	容积效率,绝热效率
I_s, I_d, I_f, I_r	当地,直射,散射,反射太阳辐射强度/(W·m ⁻²)	A, S, M, V, C	环境,辐射,代谢,通风,冷却
i_A	车舱平面与太阳夹角/°	a	空气
K_A	平面总传热系数/[W·(m ² ·K) ⁻¹]	e, c	蒸发器,冷凝器
l	管道两相区域长度/m	comp	压缩机
L	管道总长度/m	v	膨胀阀
m	质量/kg	i, o	内部,外部
\dot{m}	质量流量/(kg·s ⁻¹)	in, out	入口,出口
N	转速/(r·min ⁻¹)	ie, ic	两相区域内部传热系数
N_{oc}	车内心数	icsh	过热区域内部传热系数
\dot{Q}	每秒热负荷/W	is	绝热
P	换热器内部压力/Pa	g, l	气体,液体
T	温度/℃	lg	制冷剂汽化潜热
V_d	容积排量/(m ³ ·r ⁻¹)	re, rc	饱和制冷剂
v	空气流速/(m·s ⁻¹)	we, wc	管壁
α	传热系数/[W·(m ² ·K) ⁻¹]	w, n	车舱内,外表面传热系数
ρ	密度/(kg·m ⁻³)	p	管道
$\bar{\gamma}$	两相区域平均空隙率	t	总质量(总辐射强度)

1.2 车舱热负荷模型

电动汽车的车舱可视为一个受控空间,各种热负荷能够进入该空间,分为太阳辐射热负荷 \dot{Q}_s , 环

境热负荷 \dot{Q}_A , 代谢热负荷 \dot{Q}_M , 通风热负荷 \dot{Q}_V , 以及空调系统冷负荷 \dot{Q}_C , 如图 2 中所示。为了简化计算,车舱的所有内外表面都被考虑为平面,车内空气

的温度平衡如下所示^[11]

$$m_a C_{p,a} \frac{dT_a}{dt} = \dot{Q}_H - \dot{Q}_C = \dot{Q}_S + \dot{Q}_A + \dot{Q}_M + \dot{Q}_V - \dot{Q}_C \quad (11)$$

太阳辐射热负荷是由穿过车窗玻璃的辐射通量引起的,可以分为直射,散射和反射辐射热负荷 3 个部分

$$\dot{Q}_S = \sum \tau A I_t = \sum \tau A (I_d + I_f + I_r) \quad (12)$$

环境热负荷是环境空气通过外部对流、车身面板传导和内部对流这 3 个过程传递给车厢空气的热负荷,计算公式为^[7,12]

$$\begin{aligned} \dot{Q}_A &= \sum K_A A \left[\left(\frac{\beta I_t}{\alpha_w} + T_A \right) - T_a \right] \\ K_A &= \left(\sum \frac{\delta}{\lambda} + \frac{1}{\alpha_w} + \frac{1}{\alpha_n} \right)^{-1} \\ \alpha_w &= 1.163(4 + 12 \sqrt{v_o}) \\ \alpha_n &= \begin{cases} a + b \Delta t, & \Delta t < 5^\circ C \\ c \Delta t^{0.25}, & \Delta t > 5^\circ C \\ 8.7 \sim 29, & \end{cases} \quad v_i \in [0.25, 0.5] \text{ m/s} \\ &\quad v_i \in [0.5, 3] \text{ m/s} \end{aligned} \quad (14)$$

代谢热负荷的释放是由一系列复杂的化学变化引起,一般采用经验公式计算^[11]

$$\dot{Q}_M = N_{occ} \times \dot{Q}_{occ} \quad (15)$$

通风系统用于维持所需的室内空气质量,同时也伴随热量的交换,计算公式为^[7]

$$\dot{Q}_V = \dot{m}_{ae} (1 - \xi) C_{p,a} (T_a - T_{we}) \quad (16)$$

空调冷负荷计算公式为

$$\dot{Q}_C = \alpha_{oe} A_{oe} (T_{ae} - T_{we}) \quad (17)$$

1.3 控制模型

如图 1 所示,空调系统蒸发器吸收车舱获得的热负荷,将车内温度维持在舒适的范围内。将车内空气温度 T_a ,蒸发器压力 P_e ,蒸发器两相长度 l_e ,蒸发器管壁等效温度 T_{we} ,冷凝器压力 P_c 以及冷凝器管壁等效温度 T_{wc} 选取为整个系统的状态变量,控制模型的状态向量为

$$\mathbf{X} = [l_e \ P_e \ T_{we} \ P_c \ T_{wc} \ T_a] \quad (18)$$

系统的输入为压缩机转速 N_{comp} ,蒸发器风扇频率 N_e ,冷凝器风扇频率 N_c ,控制输入向量为

$$\mathbf{U} = [N_{comp} \ N_e \ N_c] \quad (19)$$

控制模型的输出为车内空气温度 T_a ,综合式(1)~式(17),可将控制模型改写成状态空间表达形式

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}} = g(\mathbf{X}, \mathbf{U}) \\ \mathbf{Y} = \mathbf{C}\mathbf{X} \end{cases} \quad (20)$$

2 模型预测控制算法

MPC 算法适用于复杂多变量过程的高性能控制,包括 3 个步骤^[13]:① 根据预测模型,权重和约束条件,构建一个有限时域内的最优控制问题,此步骤称为预测。② 实际上,最优控制问题求解的结果是一组最佳控制序列,只有最优控制序列中的第一个元素,也就是当前时刻的控制动作,被施加到系统;序列中其余的元素,也就是未来时刻的控制动作,都被抛弃;在下一个时刻,将基于新的初始状态求解一个向后推移的有限时域最优控制问题,该步骤称为滚动优化控制。③ 由于在每个时刻的控制输入取决于当前的测量(估计)状态,这相当于提供了一个反馈校正步骤。

式(20)中的控制模型为高度复杂的非线性模型,难以用于设计实时 MPC 控制算法。线性 MPC 可以解决这一问题,在稳态工作点时,车舱热负荷为定值,其线性离散化模型为

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \frac{\partial g}{\partial \mathbf{X}} \Big|_{\mathbf{x}^0, \mathbf{u}^0} \mathbf{x} + \frac{\partial g}{\partial \mathbf{U}} \Big|_{\mathbf{x}^0, \mathbf{u}^0} \mathbf{u} \\ \mathbf{u} &= \mathbf{A}(\mathbf{x}_0, \mathbf{u}_0) \mathbf{x} + \mathbf{B}(\mathbf{x}_0, \mathbf{u}_0) \mathbf{u} \end{aligned} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{Ax}(k) + \mathbf{Bu}(k) \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{Cx}(k) \end{aligned} \quad (22)$$

式中: \mathbf{x}_0 和 \mathbf{u}_0 分别为状态向量和控制输入向量在稳态工作点的值; \mathbf{x} 和 \mathbf{u} 分别为与 \mathbf{x}_0 和 \mathbf{u}_0 的较小动态偏差。

2.1 基本模型预测控制算法

为了验证所提出控制算法的有效性,设计一个基本 MPC 算法作为参考对比。空调系统的控制问题是一个典型的跟踪问题,系统的输出变量 T_a 被期望尽可能地接近设定值,且消耗最小的能量,MPC 的结构如图 3 所示。在每个采样时刻,有限时域优化问题的目标函数为

$$\begin{aligned} J(\mathbf{u}, \mathbf{x}(0)) &= \mathbf{e}^T(N) \mathbf{Pe}(N) + \sum_{k=0}^{N-1} [\mathbf{e}^T(k) \mathbf{Q} \mathbf{e}(k) + \\ &\quad \mathbf{u}^T(k) \mathbf{R}_u \mathbf{u}(k) + \Delta \mathbf{u}^T(k) \mathbf{R}_{\Delta u} \Delta \mathbf{u}(k)] \\ &\quad \text{s. t.} \end{aligned}$$

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{\min} \leqslant \mathbf{x}(k) \leqslant \mathbf{x}_{\max} & k = 1, 2, \dots, N \\ \mathbf{x}(0) = \mathbf{x}(t) \\ \mathbf{u}_{\min} \leqslant \mathbf{u}(k) \leqslant \mathbf{u}_{\max} & k = 0, 1, \dots, N-1 \\ \Delta \mathbf{u}_{\min} \leqslant \Delta \mathbf{u}(k) \leqslant \Delta \mathbf{u}_{\max}, & k = 0, 1, \dots, N-1 \end{cases} \quad (23)$$

式中: N 为预测范围; \mathbf{u} 为待优化的控制变量; $e(k)$ 为系统输出和输出参考的差值; $e(k) = \mathbf{y}(k) - \mathbf{r}(k)$.

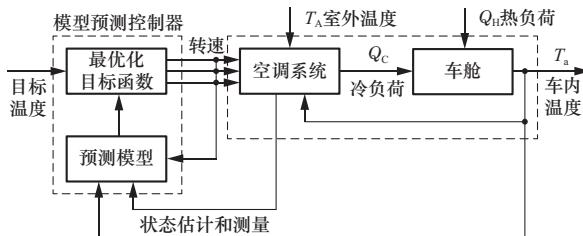


图 3 空调系统模型预测控制算法结构图

Fig. 3 Structure diagram of air-conditioning system MPC algorithm

2.2 随机模型预测控制算法

基本 MPC 算法的预测模型是在稳态工作点处线性化而来, 此时的车舱热负荷为定值 \dot{Q}_{H0} . 实际上, 车舱热负荷会因环境、设备使用、行驶工况等因素而发生改变, 真实热负荷 \dot{Q}_H 与 \dot{Q}_{H0} 的差值将作为干扰作用于系统, 影响基本 MPC 控制性能。车舱的几何形状、结构、材料固定不变, 热负荷计算模型中的变量为: 环境温度、太阳辐射强度、空调通风模式、汽车行驶速度和方向。在实际应用中, 可以通过 GPS 和在线天气服务获取车辆的行驶方向、环境温度和太阳辐射强度^[7]。环境因素变化缓慢, 因此, 通过测量和预测汽车的行驶速度, 可计算当前时刻和预测未来时刻的车舱热负荷 \dot{Q}_H . 本节将采用随机马尔可夫链方法预测热负荷干扰, 提出空调系统随机 MPC 算法。

汽车的行驶速度可以建模为马尔科夫随机过程 $\omega(\cdot), \omega(k) \in \mathbf{W}, k \in \mathbb{Z}_{0+}$; 生成 ω 的随机过程被建模为具有状态集合 $\mathbf{W} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_s\}$ 的马尔可夫链, 对于所有的 $i \in \{1, 2, \dots, s\}, \omega_i \in \mathbf{W}$ ^[14]. 状态之间的演变由转移概率矩阵 $T \in \mathbb{R}^{s \times s}$ 决定, 当前状态只与上一时刻状态相关^[15]. 在任意时刻 k , 当前时刻的车速 $\omega(k)$ 可以测量, 下一时刻的车速 $\omega(k+1)$ 的概率分布使用转移概率矩阵 \mathbf{T} 预测, 计算公式为^[16]

$$P_r[\omega(k+1) = \omega_j | \omega(k) = \omega_i] = [\mathbf{T}_{ij}] \quad (24)$$

本文使用最大似然法选取 $k+1$ 时刻车速, 将热负荷干扰作为系统的测量输入 $v(k)$, 并作为状态的增广, 随机 MPC 算法的预测模型如式(25)和式(26)所示, 可以为该预测模型构建一个相似的最优控制问题.

$$\bar{\mathbf{x}}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k) \\ v(k) \end{bmatrix}, \quad \bar{\mathbf{A}} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B}_v \\ \mathbf{0} & \mathbf{E} \end{bmatrix}, \quad \bar{\mathbf{B}} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{C} = [\mathbf{C} \quad \mathbf{0}] \quad (25)$$

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}(k) = \bar{\mathbf{A}}\bar{\mathbf{x}}(k) + \bar{\mathbf{B}}\mathbf{u}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \bar{\mathbf{C}}\bar{\mathbf{x}}(k) \\ P_r[\omega(k+1) = \omega_j | \omega(k) = \omega_i] = [\mathbf{T}_{ij}] \end{cases} \quad (26)$$

3 仿真结果和分析

环境状况和车速是影响车舱热负荷的重要因素, 图 4 为一个晴天的每小时天气数据, 包含太阳辐射强度和环境温度, 最大太阳辐射强度对应的环境数据用于仿真模拟, 为 860 W/m^2 , 环境温度为 35°C . 图 5 中的 SC03 (speed correction driving schedule) 循环工况是美国整车试验工况中的一个补充工况, 用于测试空调使用对汽车性能的影响, 时长 600 s, 平均车速 9.7 m/s , 最高车速 24.5 m/s , 本文选用该循环工况测试电动汽车空调系统在两种控制算法下的能耗表现. 图 6 为在上述环境条件和车速下的热负荷变化曲线, 和图 5 对比可知, 汽车的行驶速度对车舱热负荷有着显著影响, 因此本文所提出的随机 MPC 算法通过预测车速对热负荷进行预测.

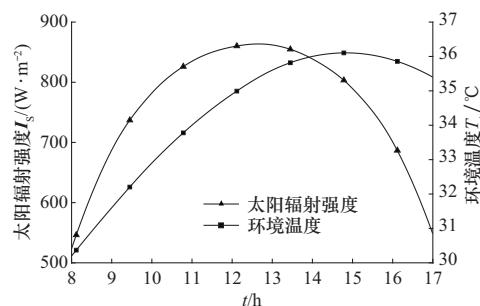


图 4 太阳辐射强度和环境温度数据

Fig. 4 Weather data on solar radiation and ambient temperature

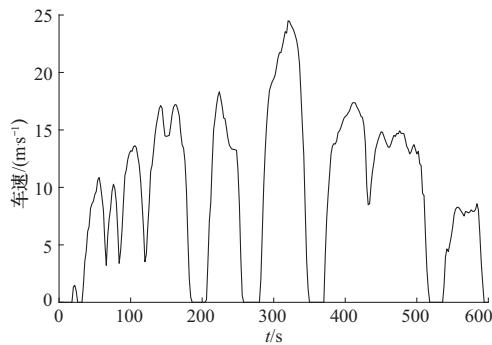


图 5 SC03 循环驾驶工况的速度曲线

Fig. 5 Vehicle speed of SC03 driving cycle

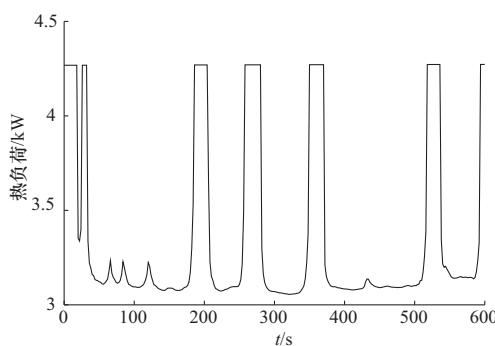


图 6 SC03 工况下的热负荷曲线

Fig. 6 Heat load curve under SC03 driving cycle

表 2 是本文 MPC 控制器的参数。一个较大的输出权重用于保证温度控制性能;控制权重的选取用于尽可能降低压缩机转速,保证能量效率;较大的控制增量权重增加系统鲁棒性;较大的终端权重带来更好的闭环稳定性^[9]。压缩机和风扇转速的取值范围也如表 1 中所示。车内初始温度为 35 °C。

图 7 是基本 MPC 算法和随机 MPC 算法的温度仿真结果,图 8 是控制输入。从图中可以看出,随机 MPC 的温度控制性能要优于基本 MPC,将温度维持在更小区间内。当热负荷增加时(例如 350 s),随机 MPC 的温度升高低于基本 MPC,因为随机

表 2 MPC 控制器的参数

Tab. 2 Parameters of model predictive controller

采样时间/s	预测范围 N	输出权重 Q	控制权重 R_u	控制增量权重 $R_{\Delta u}$	终端权重 P	压缩机转速 $N_{comp}/(r \cdot min^{-1})$	蒸发器、冷凝器转速 $N_e, N_c/Hz$
2	10	100 000	$\begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1000 & 0 \\ 0 & 0 & 1000 \end{bmatrix}$	$1000Q$	$[0 \sim 6000]$	$[0 \sim 60]$

MPC 能预测热负荷干扰的增加,更早地将压缩机和蒸发器转速升高。同样,当热负荷下降时(例如 370 s),随机 MPC 的过冷低于基本 MPC,因为随机 MPC 将压缩机转速迅速降至一个较低值,以提供与当前热负荷相对应的低冷却负荷;相反,基本 MPC 无法将空调系统的冷却负荷及时降低到适当的低值,恢复到目标温度的时间也要长于随机 MPC。图 9 是整个仿真过程中随机 MPC 和基本 MPC 的能量消耗曲线。随机 MPC 算法的预测模型中包含当前和未来时刻的热负荷信息,在优化控制变量时,可预测热负荷干扰对控制系统状态和输出的影响,能更优地调节压缩机和蒸发器的转速以适应热负荷的变化;因此,在整个仿真期间内,随机 MPC 的能耗都低于基本 MPC。如表 3 所示,相比于基本 MPC 算法,随机 MPC 算法能够节约 10% 的能量。综上,随机 MPC 算法有效提高了空调系统的温度控制性能并且减少了能量消耗。

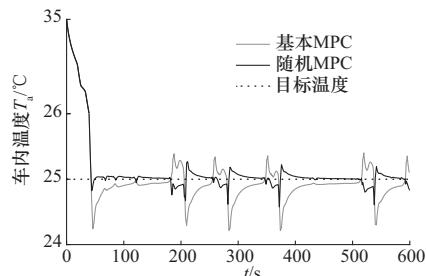


图 7 基本 MPC 和随机 MPC 的温度曲线

Fig. 7 Temperature curve of basic MPC and SMPC

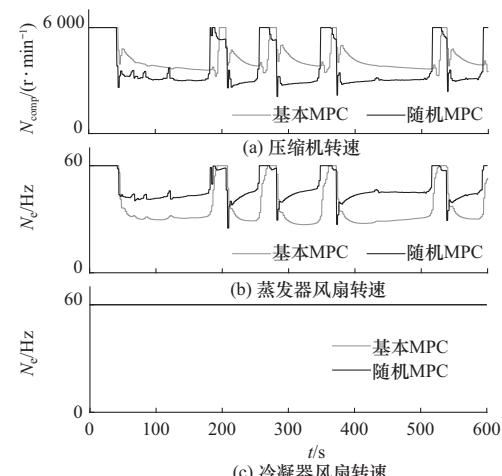


图 8 基本 MPC 和随机 MPC 算法的控制输入

Fig. 8 Inputs of basic MPC and SMPC algorithms

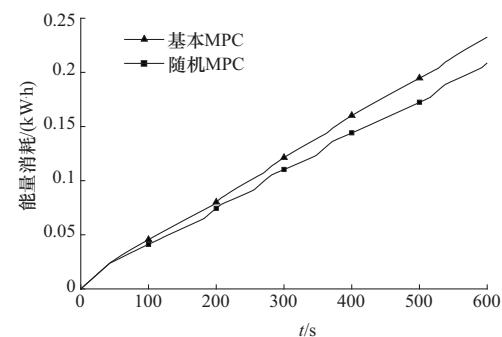


图 9 基本 MPC 和随机 MPC 算法的能量消耗

Fig. 9 Energy consumption of basic MPC and SMPC algorithms

表 3 随机 MPC 和基本 MPC 算法的能量消耗

Tab. 3 Energy consumption of basic MPC and SMPC algorithms

控制算法	能量消耗/(kW·h)	节约能量/%
基本 MPC	0.233	—
随机 MPC	0.209	10.3

4 结 论

本文基于移动边界和集总参数方法,建立了空调系统制冷循环和车舱热负荷模型,在控制模型中考虑了车舱热负荷信息。随后,采用马尔可夫链随机方法预测汽车行驶速度实现车舱热负荷预测,提出了随机模型预测控制算法。仿真结果表明,通过预测热负荷扰动,随机模型预测控制算法提高了空调系统的温度控制性能和能量效率,在仿真条件下节省约 10% 的能量。仿真模拟是研究控制算法的重要手段之一,但和真实系统存在一定偏差,后续需对文中的控制算法进行实验验证。

参考文献:

- [1] CHRISTIAN Dullinger, WALTER Struckl, MARTIN Kozek. A general approach for mixed-integer predictive control of HVAC systems using MILP [J]. Applied Thermal Engineering, 2018, 128: 1646 – 659.
- [2] MEI Jun, XIA Xiaohua. Energy-efficient predictive control of indoor thermal comfort and air quality in a direct expansion air conditioning system[J]. Applied Energy, 2017, 195: 439 – 452.
- [3] ABDUL Afram, FARROKH Janabi-Sharifi. Theory and applications of HVAC control systems-A review of model predictive control(MPC)[J]. Building and Environment, 2014, 72: 343 – 355.
- [4] ANIL Aswani, NEAL Master, JAY Taneja, et al. Reducing transient and steady state electricity consumption in HVAC using learning-based model-predictive control [J]. Proceedings of the IEEE, 2011, 100(1): 240 – 253.
- [5] FRAUKE Oldewurtel, DAVID Sturzenegger, MANFRED Morari. Importance of occupancy information for building climate control[J]. Applied Energy, 2013, 101: 521 – 532.
- [6] JUSTIN R Dobbs, BRANDON M Hencsey. Model predictive HVAC control with online occupancy model[J]. Energy and Buildings, 2014, 82: 675 – 684.
- [7] HE Hongwen, JIA Hui, SUN Chao, et al. Stochastic model predictive control of air conditioning system for electric vehicles: sensitivity study, comparison, and improvement[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(9): 4179 – 4189.
- [8] HE Hongwen, YAN Mei, SUN Chao, et al. Predictive air-conditioner control for electric buses with passenger amount variation forecast [J]. Applied Energy, 2018, 227: 249 – 261.
- [9] HUANG Yanjun, AMIR Khajepour, FARSHID Bagheri, et al. Optimal energy-efficient predictive controllers in automotive air-conditioning/refrigeration systems [J]. Applied Energy, 2016, 184: 605 – 618.
- [10] HUANG Yanjun, AMIR Khajepour, FARSHID Bagheri, et al. An energy-saving set-point optimizer with a sliding mode controller for automotive air-conditioning/refrigeration systems[J]. Applied Energy, 2017, 188: 576 – 585.
- [11] HAMID Khayyam, ABBAS Z Kouzani, HU Eric J, et al. Coordinated energy management of vehicle air conditioning system [J]. Applied Thermal Engineering, 2011, 31(5): 750 – 764.
- [12] MYOUNG SuOh, JAE HwanAhn, DONG WooKim, et al. Thermal comfort and energy saving in a vehicle compartment using a localized air-conditioning system [J]. Applied Energy, 2014, 133: 14 – 21.
- [13] GABRIELE Pannocchia, ALBERTO Bemporad. Combined design of disturbance model and observer for offset-free model predictive control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2007, 52(6): 1048 – 1053.
- [14] STEFANO Di Cairano, DANIELE Bernardini, ALBERTO Bemporad, et al. Stochastic MPC with learning for driver-predictive vehicle control and its application to HEV energy management[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 22(3): 1018 – 1031.
- [15] 胡玉文, 姜岩, 龚建伟, 等. 应用于地面无人车辆的窗口约束马尔可夫定位[J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(4): 353 – 357.
- HU Yuwen, JIANG Yan, GONG Jianwei, et al. Window constrained Markov localization for unmanned ground vehicle[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2014, 34(4): 353 – 357. (in Chinese)
- [16] ZOU Yuan, KONG Zehui, LIU Teng, et al. A real-time Markov chain driver model for tracked vehicles and its validation: its adaptability via stochastic dynamic programming[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(5): 3571 – 3582.

(责任编辑:孙竹凤)