

文章编号: 1671-6612 (2024) 06-833-06

基于刚性频率的磁悬浮压缩机低频故障参数辨识

金贤松 袁杰 金阿龙 周德强 温素珍

(浙江青风环境股份有限公司 丽水 323000)

【摘要】 受到振动信号采集方式以及采集环境的影响, 在针对磁悬浮压缩机低频故障进行参数辨识时, 通常会振动信号滤波程度较低而导致辨识效果不佳。对此, 提出基于刚性频率的磁悬浮压缩机低频故障参数辨识。首先对振动信号的采样频率进行定义, 并将每个采样值映射到最近的量化级上。然后将量化后的振动信号输入到低通滤波器中, 从而实现信号的滤波运算处理。然后对振动信号进行模态分析, 采用频响函数确定振动信号中的刚性频率。并以特征差异的平方和形式构建出参数辨识函数。最后结合麻雀算法, 通过个体最优值更新的方式, 在搜索空间内对参数辨识可行解进行迭代寻优处理, 从而输出最终的寻优结果。在实验中, 对提出的方法进行了辨识效果的检验。最终的测试结果表明, 采用提出的方法对磁悬浮压缩机低频故障参数进行辨识时, 辨识结果的变异系数较低, 具备较为理想的辨识效果。

【关键词】 刚性频率; 磁悬浮压缩机; 低频故障; 参数辨识; 麻雀算法

中图分类号 TM732 文献标志码 A

Identification of Low Frequency Fault Parameters of Magnetic Suspension Compressor Based on Rigid Frequency

Jin XianSong Yuan Jie Jin Along Zhou Deqiang Wen Suzhen

(Zhejiang Qingfeng Environmental Co., Ltd, Lishui, 323000)

【Abstract】 Due to the influence of vibration signal acquisition mode and acquisition environment, when parameter identification is carried out for low-frequency faults of magnetic suspension compressor, the filtering degree of vibration signal is usually low, which leads to poor identification effect. In this paper, the identification of low-frequency fault parameters of magnetic suspension compressor based on rigid frequency is proposed. Firstly, the sampling frequency of vibration signal is defined, and each sampling value is mapped to the nearest quantization level. Then the quantized vibration signal is input into the low-pass filter, so as to realize the filtering operation of the signal. Then, the modal analysis of the vibration signal is carried out, and the rigid frequency in the vibration signal is determined by frequency response function. The parameter identification function is constructed in the form of the sum of squares of feature differences. Finally, combined with the sparrow algorithm, the feasible solution of parameter identification is iteratively optimized in the search space by updating the individual optimal value, so as to output the final optimization result. In the experiment, the identification effect of the proposed method is tested. The final test results show that when the proposed method is used to identify the low-frequency fault parameters of magnetic suspension compressor, the coefficient of variation of the identification results is low and it has an ideal identification effect.

【Keywords】 Rigid frequency; Magnetic suspension compressor; Low frequency fault; Parameter identification; Sparrow algorithm

0 引言

磁悬浮压缩机作为一种高效、低噪声的制冷设备,在近年来得到了广泛的关注和应用。其工作原理主要基于磁场悬浮技术和压缩机的工作原理相结合,通过精确控制磁场力实现转子的悬浮和旋转,从而完成制冷循环。然而,随着磁悬浮压缩机使用时间的增长,低频故障问题逐渐凸显,这些故障不仅影响了压缩机的运行效率,还可能导致整个制冷系统的失效^[1]。因此,对磁悬浮压缩机低频故障参数的准确辨识,对于保障压缩机稳定运行、提高制冷效率具有十分重要的意义。

在相关研究领域,已有众多学者针对压缩机故障诊断与参数辨识问题进行了深入的研究。例如,文献[2]通过 GLCM-HOG 提取气阀故障图像的特征,然后利用 WOA 算法优化 ELM 网络的参数,从而实现了对压缩机气阀故障的准确诊断。但是在实际实现过程中,WOA-ELM 虽然优化了诊断模型的性能,但在面对大数据量和高维度特征时,其容易陷入局部最优解,影响辨识结果。文献[3]提出了一种稳定的混合特征选择方法,用于对压缩机故障参数进行提取与辨识。但该方法容易受到干扰信号影响,处理非线性、非平稳信号时无法充分提取出故障信号中的关键信息。文献[4]通过 VMD-SDP 对压缩机振动信号进行预处理,提取出故障特征图像,然后利用 CNN 进行故障分类。然而,该方法在故障参数辨识方面仍存在一定的局限性。但压缩机运行状态复杂多变,当压缩机处于自由振动时,该方法可能无法准确提取出故障特征,从而影响故障参数辨识的精度。文献[5]通过 OVMD 对压缩机振动信号进行分解,并利用三维奇异谱提取故障特征,从而实现了对气阀故障的准确识别。但由于三维奇异谱特征提取方法在处理高维度数据时可能面临计算复杂度问题,从而影响故障参数辨识的准确性。

为了提升参数辨识效果,本文提出基于刚性频率的磁悬浮压缩机低频故障参数辨识。创新性地通过滤波处理降低干扰信号的影响,同时降低计算复杂度。以压缩机处于自由振动时的刚性频率作为切入点,通过分析非线性、非平稳信号,提取压缩机在刚性频率下的低频故障响应特性;利用麻雀算法对参数辨识个体最优值的不断更新,结合警戒原理,避免陷入局部最优解,实现参数辨识。

1 基于刚性频率的磁悬浮压缩机低频故障参数辨识

1.1 磁悬浮压缩机低频故障振动信号滤波处理

磁悬浮压缩机振动信号中往往包含多种频率成分,其中既有反映压缩机运行状态的有用信号,也有由环境噪声、机械振动等引起的干扰信号^[6]。为保留或增强有用信号,本文首先针对压缩机振动信号进行采样与量化,从而得到数字信号,并对其进行滤波处理。

本文根据压缩机振动信号的频率范围,确定合适的采样频率 f_s , 然后以采样频率 f_s 对振动信号进行等间隔采样,采样频率应至少为信号最高频率 f_{\max} 的两倍^[7], 即 $f_s \geq 2f_{\max}$ 。得到一系列离散的样本值 $x[n] = x(t_n)$ 。其中: $x(t_n)$ 代表磁悬浮压缩机连续时间的振动信号; $x[n]$ 代表采样后的离散信号; t_n 代表采样时刻。在完成振动信号采样后,对其进行量化处理。量化是将采样后得到的振动信号样本值映射到有限数量的离散值的过程。首先根据信号的特点和精度要求,确定量化级数 q 。量化级数决定了量化后的精度,级数越多,精度越高。然后根据量化级数和信号的最大幅值,对量化间隔 Δ 进行计算,该值可以通过计算相邻两个量化级之间的差值得到。然后将每个采样值映射到最近的量化级上,得到量化后的值,其具体量化公式如式(1)所示^[8]:

$$x_q[n] = \Delta \cdot \left(\text{round} \left(\frac{x[n]}{\Delta} \right) \right) \quad (1)$$

其中: $\text{round}(\cdot)$ 代表取整函数,用于将 $\frac{x[n]}{\Delta}$ 的结果四舍五入到最近的整数。通过上述步骤即可完成对于振动信号采样以及量化处理,然后本文将预处理后的信号输入到低通滤波器中,进行滤波运算,具体计算公式如式(2)所示^[9]:

$$y_n = \sum_{k=0}^N b_k \cdot x_{n-k} - \sum_{k=0}^M a_k \cdot y_{n-k} \quad (2)$$

其中, x_n 代表输入的压缩机振动信号; y_n 代表滤波输出结果; b_k 代表滤波器的分子系数; a_k 代表滤波器的分母系数; N 和 M 分别代表分子系数以及分母系数的个数。

通过上述步骤即可完成对于磁悬浮压缩机振动信号的滤波处理。首先对振动信号的采样频率进

行定义, 并将每个采样值映射到最近的量化级上。然后将量化后的振动信号输入到低通滤波器中, 从而实现信号的滤波运算处理。

1.2 基于刚性频率的辨识函数构建

在完成对振动信号的滤波处理后, 本文首先通过对振动信号进行模态分析, 采用频响函数确定振动信号中的刚性频率。

刚性频率是压缩机结构在自由振动时表现出的特定频率。当外部激励的频率与压缩机的刚性频率相接近时, 压缩机结构会发生共振, 导致振幅显著增大。频响函数通常表示为复数形式, 包含了振幅和相位信息。在频响函数的图形表示中, 峰值对应着系统对某一频率的强烈响应, 这些峰值往往与系统的固有频率相对应。因此刚性频率对应的是频响函数的峰值。对此, 振动信号模态分析的频响函数表达式如式 (3) 所示^[10]。

$$H(\omega) = \frac{Y(\omega)}{F(\omega)} \quad (3)$$

其中: $Y(\omega)$ 代表响应信号的频谱; $H(\omega)$ 代表频响函数; $F(\omega)$ 代表激励信号的频谱; ω 代表角频率。通过对频响函数 $H(\omega)$ 的峰值进行寻找, 可以确定压缩机的刚性频率。在完成刚性频率提取后, 本文以振动信号的功率谱密度作为提取指标, 对压缩机频率特征进行提取, 具体提取公式如式 (4) 所示。

$$F = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} s^2(t) dt}{H(\omega)} \quad (4)$$

其中: F 代表功率谱密度提取结果; $s(t)$ 代表振动信号刚性频率分布密度^[11]。需要注意的是, 由于实际系统中可能存在多个固有频率, 因此可能需要寻找多个峰值点来确定压缩机的不同刚性频率。假设共提取了 n 个低频故障特征 f_1, f_2, \dots, f_n , 设定需要辨识的低频故障参数 p_1, p_2, \dots, p_m 共有 m 个, 则目标函数可以构造为基于特征差异的平方和形式, 其具体函数表达式如式 (5) 所示^[12]。

$$\min F(f_i') = \frac{1}{\sum_{i=1}^n |f_i|^2} \lambda_i \cdot |p_i|^2 \quad (5)$$

其中: f_i' 代表根据低频故障参数预测得到的第 i 个特征值; λ_i 代表正则化系数; $|p_i|^2$ 代表对低频故障参数进行正则化的项, 用于防止参数过大导致过拟合。

通过上述步骤即可构建出关于低频故障参数辨识的函数, 通过最小化实际特征与预测特征之间的差异, 并对正则化系数进行调整, 从而可以在特征拟合与参数复杂度之间找到一个平衡。

1.3 低频故障参数辨识

针对上述构建出的低频故障参数辨识函数, 本文通过结合麻雀搜索算法对其进行寻优求解, 通过更新适应度值以及个体的最优位置, 从而实现参数辨识, 整体求解流程如图 1 所示。

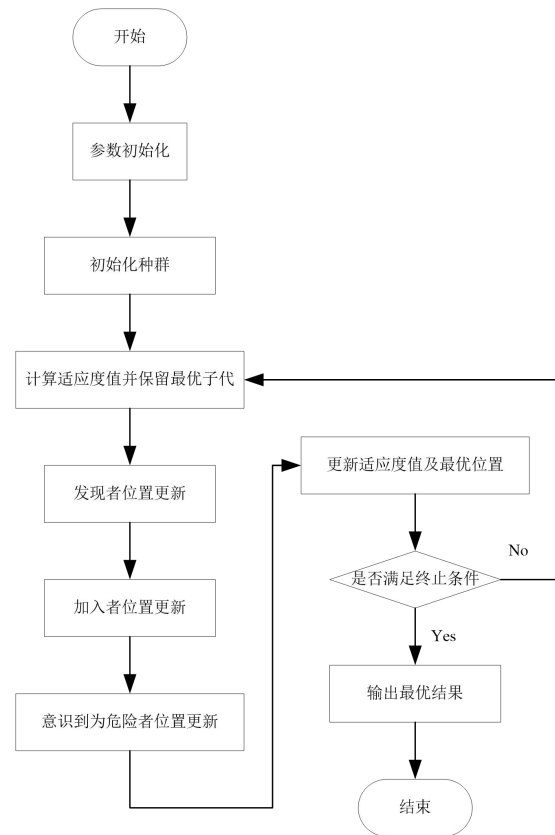


图 1 低频故障参数辨识流程图

Fig.1 Flowchart of low-frequency fault parameter identification

在采用麻雀算法对参数辨识函数进行寻优求解时, 本文设定麻雀的每个位置为参数辨识的可行解。那么由 n 只麻雀所组成的可行解空间以及适应度值搜索空间表达式如式 (6)、式 (7) 所示^[13,14]。

$$X = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \dots & x_1^d \\ x_2^1 & x_2^2 & \dots & x_2^d \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_n^1 & x_n^2 & \dots & x_n^d \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{F}(x) = \begin{bmatrix} f([x_1^1 x_1^2 \dots x_1^d]) \\ f([x_2^1 x_2^2 \dots x_2^d]) \\ \dots \\ f([x_n^1 x_n^2 \dots x_n^d]) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中： X 代表麻雀种群集合； d 代表优化问题即故障参数辨识的变量维度； $\mathbf{F}(x)$ 代表适应度值。通过在上述搜索空间中，采用迭代寻优的方式对发现者以侦察者的位置进行更新，从而实现个体最优值的不断更新。假设 X_{ij}^t 代表麻雀群体中第 i 只个体在第 j 维度下的飞行位置， T_s 代表安全阈值，那么麻雀个体的位置更新表达式如式 (8) 所示^[15]。

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_{ij}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{s \cdot r_{\max}}\right), l_a \leq T_s \\ X_{ij}^t + Q \cdot L, l_a \leq T_s \end{cases} \quad (8)$$

其中： s 代表随机生成数； Q 代表正态分布调整参数； r_{\max} 代表迭代次数限值； L 代表故障参数辨识变量维度矩阵； l_a 代表麻雀飞行过程中的警戒值。通过上述步骤，不断对麻雀个体位置进行更新，并遵循警戒原理，当群体遇到威胁时对移动方向进行调整，即可得到参数辨识可行解的最优方案。

通过上述步骤即可完成对于压缩机低频故障辨识处理。通过结合麻雀算法，在搜索空间内对参数辨识可行解进行迭代寻优处理，从而输出最终的寻优结果。将本节内容与上述提到的信号滤波处理以及参数辨识函数等相关内容进行结合，至此，基于刚性频率的磁悬浮压缩机低频故障参数辨识方法设计完成。

2 实验论证

为了证明本文提出的基于刚性频率的磁悬浮压缩机低频故障参数辨识方法在实际辨识效果方面优于常规的低频故障参数辨识方法，在理论部分的设计完成后，构建实验环节，对本文方法的实际

辨识效果进行检验。

2.1 实验说明

为验证本文提出的基于刚性频率的磁悬浮压缩机低频故障参数辨识方法在实际辨识效果方面的优越性，本次实验选取了两组常规的低频故障参数辨识方法作为对比对象，分别为基于深度学习的低频故障参数辨识方法，以及基于神经网络的低频故障参数辨识方法。通过构建实验平台，采用三种辨识方法对同一组低频故障振动信号数据进行仿真参数辨识，对比不同方法下的实际辨识效果。

2.2 实验对象

本次实验所选取的磁悬浮压缩机型号为 MVC-150，功率为 150kW，配备数字式无级调速控制系统，在额定转速下，振动加速度小于 0.5m/s^2 。为对该压缩机的振动信号进行提取，从而构建出本文的数据集，本文首先使用高精度振动传感器安装在压缩机的关键部位，如轴承、气缸等。传感器量程为 $0\text{--}10\text{mm/s}$ （峰值），精度为 $\pm 0.5\%FS$ ，具备足够的灵敏度和带宽，能够捕捉压缩机在不同工况下的振动信号。然后通过数据采集系统对振动传感器输出的信号进行实时采集和记录，采集时间间隔为 100ms 。在数据采集过程中，需要设定不同的工况条件，如不同的转速、负载和温度等，以获取压缩机在不同状态下的振动信号。每个工况条件下，应采集足够长时间的振动数据，以充分反映压缩机的振动特性。具体工况条件设定如表 1 所示。

表 1 工况设定条件

Table 1 Setting conditions

序号	转速/rpm	负载/%	温度/ $^{\circ}\text{C}$	数据采集时长/min
01	3000	50	25	60
02	4000	75	30	30
03	5000	100	20	25
04	3500	60	35	40
05	5500	80	30	50
06	6000	90	40	45
07	2500	80	40	35
08	3500	60	30	45
09	4500	75	35	50
10	5500	50	20	40

以表 1 中设定的工况条件为准，对压缩机在不同状态下的振动信号进行采集。同时，为了确保数

据的准确性和可靠性, 每个工况条件下的数据采集应重复多次, 以减小随机误差和偶然因素的影响。此外, 为提高实验结果的真实性和可靠性, 本文利用故障模拟装置, 在压缩机上引入不同类型的低频故障, 并在每种故障状态下使用数据采集系统采集相应的振动信号和参数数据。由此, 本文所得到的部分振动信号波动情况如图 2 所示。

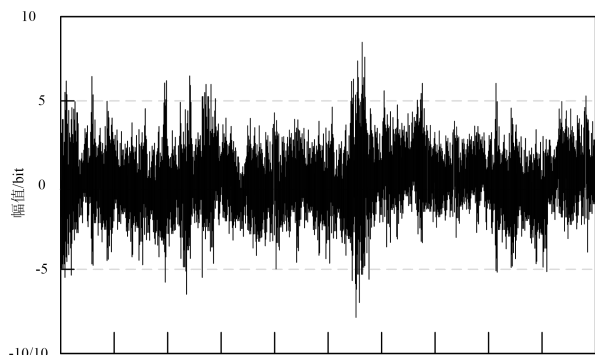


图 2 压缩机振动信号波形

Fig.2 Compressor vibration signal waveform

在采用本文算法对振动信号进行故障参数辨识时, 需要对本文算法的参数进行设定。对此, 本文设定滤波器分子系数 b_k 为 0.5; 分母系数 a_k 为 1.8; 设定正则化系数 λ_i 为 0.01, 并设定寻优算法的最大迭代次数为 100。通过采用三种方法对实验数据集进行模拟故障参数辨识, 待实验完成后, 对不同方法下的辨识结果进行记录, 从而实现实验对比。

2.3 参数辨识结果对比

采用本文方法对模拟出的压缩机故障振动信号进行参数辨识后, 所得到的辨识结果如表 2 所示。

表 2 本文方法下的压缩机低频故障参数辨识结果

Table 2 Identification results of compressor low frequency fault parameters in this method

故障类型	故障程度	辨识结果: 刚性频率值/Hz	辨识精度/%
不平衡故障	轻度	58.26	95.4
	重度	55.67	94.1
	重度	51.90	92.8
对中故障	轻度	62.15	96.3
	重度	59.32	95.0
	重度	54.78	91.5
轴承故障	轻度	60.89	95.8
	重度	57.46	93.4
	重度	56.28	92.7

由表 2 可知, 本文方法可以针对不同工况下的采集信号进行参数辨识, 从而为故障诊断提供可靠帮助。为提高实验结果的可靠性, 本次实验选取了不同噪声干扰下的辨识结果数据进行对比, 并以不同干扰程度下的辨识结果变异系数作为对比指标, 用于衡量方法的实际辨识效果。在相同噪声干扰的条件下, 辨识结果的变异系数越小, 代表方法的实际辨识结果越好。将文献[2]方法、文献[3]方法作为对比方法, 与本文方法在同样的输入条件下进行对比实验, 其具体对比结果如图 3 所示。

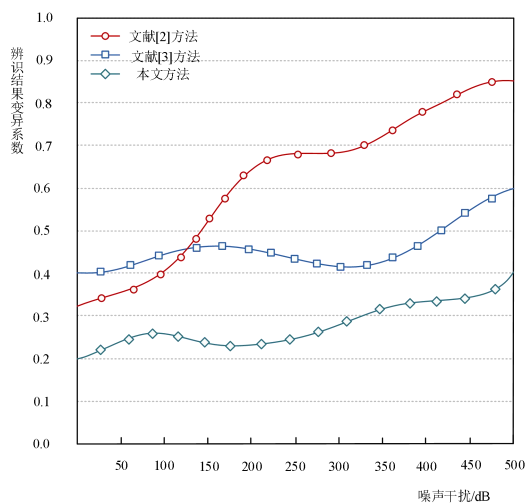


图 3 不同方法下的变异系数对比结果

Fig.3 Comparison of the coefficient of variation results under the different methods

通过图 3 可以看出, 随着噪声干扰成分的不断增加, 不同方法下的辨识稳定性也受到了一定的影响。通过对比不同辨识结果的变异系数可以明显看出, 本文提出的基于刚性频率的磁悬浮压缩机低频故障参数辨识方法在实际辨识效果方面明显优于其他两种辨识方法。

3 结论

本文提出的基于刚性频率的磁悬浮压缩机低频故障参数辨识方法, 对振动信号进行滤波运算处理, 通过模态分析, 采用频响函数提取振动信号的刚性频率特征; 构建参数辨识目标函数, 采用麻雀算法求解目标函数, 输出最终的寻优结果。实验结果表明, 在不同干扰程度下采用所提方法对磁悬浮压缩机低频故障参数进行辨识, 辨识结果的变异系数较低, 具备较优的辨识效果, 可以为压缩机的故

障诊断和预防性维护提供有力支持。应用本文方法准确辨识低频故障参数,可以及时发现潜在问题,预测压缩机的运行状况,从而避免故障的发生或减轻故障对系统的影响。这不仅能够保障制冷系统的稳定运行,提高制冷效率,还能降低维修成本,延长压缩机的使用寿命。但本文的研究重点主要集中于辨识准确性上,应用麻雀算法可能会延长辨识时间。因此未来研究将进一步缩减辨识时间,提升辨识的实时性能。

参考文献:

- [1] 袁镇华,茅大钧,李玉珍.基于注意力机制与 XBOA-Bi-LSTM 的离心式压缩机故障预警方法[J].机电工程,2024,41(3):400-408.
- [2] 李颖,吴仕虎,杨鑫杰,等.基于 GLCM-HOG 和 WOA-ELM 的往复压缩机气阀故障诊断方法[J].电子测量技术,2023,46(20):156-163.
- [3] Mochammad S, Kang Y J, Noh Y, et al. Stable hybrid feature selection method for compressor fault diagnosis[J]. IEEE Access, 2021,9:97415-97429.
- [4] 王海峰,王则林.基于 VMD-SDP 融合图像和 CNN 的往复压缩机故障诊断[J].噪声与振动控制,2023,43(4):116-121.
- [5] 刘岩,康丽,苏庆勇,等.OVMD 与三维奇异谱特征融合的往复压缩机气阀故障识别方法[J].机床与液压,2023,51(9):226-232.
- [6] 黄文霞,刘军峰.DW-15/6 往复式压缩机轴瓦故障原因及解决对策[J].化工设备与管道,2023,60(5):55-58.
- [7] 李占锋,张军昌.IMRPE 和 AO-SVM 在往复压缩机故障识别中的应用[J].机电工程,2023,40(12):1983-1990.
- [8] 刘嘉辉,董强.基于梯度傅里叶级数的四量子比特计算机验证[J].牡丹江师范学院学报:自然科学版,2023,(2):22-27.
- [9] 孙彪,滕召胜,唐思豪,等.联合时变低通与改进形态学滤波的智能在线称量方法研究[J].仪器仪表学报,2021,42(6):29-36.
- [10] 陈涛,褚志刚,李沛然,等.基于伪频响函数矩阵法的运行模态分析方法[J].机械工程学报,2021,57(20):266-276.
- [11] 宋美萍,王金东,赵海洋,等.基于改进的 CEEMDAN 和 CHDE 的往复压缩机气阀故障诊断[J].机床与液压,2023,51(1):202-207.
- [12] 张小波,张芳,龚高.磁悬浮离心压缩机支承特性参数辨识及低频故障[J].船舶工程,2019,(6):48-53.
- [13] 回立川,陈雪莲,孟嗣博.多策略混合的改进麻雀搜索算法[J].计算机工程与应用,2022,58(16):71-83.
- [14] 左亚辉,谢源,邹定江,等.基于混沌麻雀搜索算法的 PMSM 直接转矩控制[J].组合机床与自动化加工技术,2023,3(2):174-177.
- [15] 闫丽梅,洪益民,王登银,等.基于佳点集-t 分布变异的麻雀算法 VSG 控制策略研究[J].微特电机,2024,52(3):70-77.

(上接第 832 页)

- [8] 付旺,孙丽颖.置换通风条件下污染物分布特性的模拟研究[J].流体机械,2010,38(2):67-72
- [9] Brohus H, PV Nielsen. Dispersal of exhaled air and personal exposure in displacement ventilated rooms [J]. Indoor Air, 2010,12(3):147-164.
- [10] Li Y. Role of air distribution in SARS transmission during the largest nosocomial outbreak in Hong Kong [J]. Indoor Air, 2005,15(2):83-95.
- [11] 王汉青.通风工程(第二版)[M].北京:机械工业出版社,2019.
- [12] 朱颖心.建筑环境学(第三版)[M].北京:中国建筑工业出版社,2010.
- [13] Tao-Sheng J, FU Li-Xin. Intake Fraction: an Evaluation of Vehicle Emission Health Effects [J]. Journal of Environment and Health, 2006,8(4):54-60.