

doi: 10.7690/bgzdh.2018.02.010

## 基于二氧化碳测量的室内人数估计算法

刘德峰, 袁锁中

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

**摘要:** 根据室内人数与二氧化碳浓度动态变化之间的关系, 设计基于参数模型训练和卡尔曼滤波的室内人数估计算法。该算法包括模型训练阶段和人数估计阶段, 模型训练阶段利用历史测量数据识别描述室内二氧化碳浓度变化的参数模型, 估计阶段利用已识别的参数模型设计卡尔曼滤波器实时估计室内人数。实验结果表明: 该算法可利用历史测量数据准确识别室内二氧化碳浓度变化模型, 在门窗闭合时实时估计室内人数。

**关键词:** 建筑节能; 模型识别; 室内人数估计

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A

## Indoor Occupancy Estimation Method Based on Carbon Dioxide Measurement

Liu Defeng, Yuan Suozhong

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** According to relation of indoor occupancy and carbon dioxide concentration dynamic variation, design the indoor occupancy estimation algorithm based on parameter model training and Kalman filtering. The algorithm includes the model training phase and occupancy estimation phase. The model training phase uses historical measurement data to identify and describe the parameter model indoor carbon dioxide concentration variation, and the estimation phase uses the identified parameter model to design the Kalman filter to estimate indoor occupancy in real time. The test results show that the algorithm can use historical measure data to identify the indoor dioxide concentration variation model correctly, and estimate real time indoor occupancy when door and window are closed.

**Keywords:** building energy conservation; model identification; indoor occupancy estimation

### 0 引言

随着建筑能耗的持续增长, 建筑节能 (building energy conservation, BEC) 成为近年来国内外的研究热点。暖通空调系统 (heating, ventilation and air condition, HVAC) 通过暖气、空调和新风系统等装置对室内的空气进行调节, 目前已在民用建筑内广泛应用。

在安装有 HVAC 系统的建筑体内, HVAC 系统的能耗占室内总能耗的 35%~45%<sup>[1]</sup>, 降低其能耗对于建筑节能具有重要意义; 另外, 物联网和现代传感技术的发展使 HVAC 系统向用户提供更智能的空气调节服务成为可能。实现 HVAC 系统的节能与智能控制, 需要获取建筑内用户的活动状态, 特别是室内人数等信息。例如, 可根据房间中的人数智能控制 HVAC 系统的工作状态, 在房间空闲时限制相关设备的功耗, 而在房间中人数较多时加强空气更新速率, 保持舒适度。因此, 室内人数信息对于建筑节能系统具有重要参考价值。

检测室内人数信息最直接的方式是安装摄像头

等可探测运动物体的硬件设备, 通过检测人体在室内的移动对其进行识别, 国外已有较多文献对此进行研究<sup>[2-5]</sup>, 但是能覆盖整个房间的图像监控系统成本较高, 并涉及用户隐私。

另外一种解决方案则是通过测量室内空气参数, 如二氧化碳浓度、温度、湿度和噪声等信息估计房间中的人数<sup>[6-8]</sup>。文献[6]组合了室内温度、二氧化碳浓度、湿度和光照度等测量装置建立传感器系统, 分别采用了线性判别分析、分类回归树和随机森林等统计分类模型进行室内人数估计; 文献[7]以室内空气参数测量为输入量, 应用机器学习分类算法对室内人数进行估计, 研究了不同空气参数在各种分类算法中的相关系数, 其研究结果表明, 二氧化碳浓度的相关度最高。

笔者提出一种基于二氧化碳浓度测量的室内人数估计算法, 首先对家用个人气象站输出的室内二氧化碳浓度信号进行预处理, 主要包括降噪和同步采样处理; 然后利用历史数据, 求解室内二氧化碳浓度变化的参数模型; 最后通过卡尔曼滤波算法估计室内人数的整数解。

收稿日期: 2017-10-19; 修回日期: 2017-11-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61273050)

作者简介: 刘德峰 (1991—), 男, 山东人, 在读硕士, 从事滤波算法与组合导航技术研究。

### 1 室内人数估计原理

基于二氧化碳浓度测量的室内人数估计算法原理如图 1 所示。系统工作流程包括模型训练阶段和估计分类阶段。在模型训练阶段，首先选取一段已存储的历史数据对二氧化碳浓度信号进行预处理，采用消噪算法滤除噪声；降噪信号通过端点检测环节提取符合条件的数据段，进行模型参数识别，对二氧化碳浓度变化模型的参数进行最优估计。在估计分类阶段，实时采集同一房间内的二氧化碳浓度信号经过预处理后，首先判断房间与外界的密闭程度，在满足最低密闭条件时进行基于卡尔曼滤波的状态估计算法处理，获取室内人数估计的整数解。

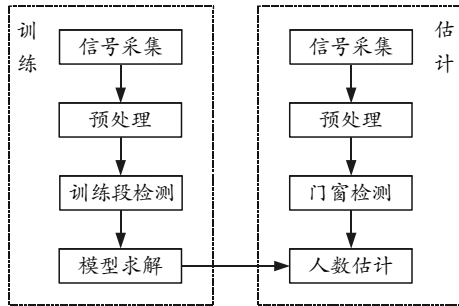


图 1 室内人数估计算法流程

### 2 信号预处理

从个人气象站采集的原始二氧化碳浓度信号中含有高频噪声，因此需采用降噪算法对信号进行预处理。降噪算法要在滤除噪声的同时，尽量不改变描述二氧化碳浓度变化的原始信息。笔者将采用均值滤波、低通滤波和小波滤波法消除信号中的高频噪声。

均值滤波算法对选定某一长度的窗口对信号做均值计算处理，计算简单，能充分滤除高频噪声，但是会导致局部动态信号失真；低通滤波器原理与均值滤波类似，根据选定的截止频率设计低通滤波器滤除高频噪声，某段二氧化碳浓度测量信号的频域分析如图 2 所示，截止频率可选择  $0.3 \times 10^{-3}$  Hz。为实现实时的除噪平滑处理，需采用窗函数对信号进行分段截断处理，笔者采用的是凯泽窗(Kaiser)。

以上 2 种方法都是在频域内对信号进行滤波，其缺点是无法区分原始信号中的高频部分和高频噪声，无法对信号的时域特征进行分析，因此无法在消除噪声的同时充分保留信号的局部动态特征。小波滤波作为一种非线性的滤波方法，信号经过小波分析可分解为一组小波基的线性组合，在时域和

频域内都具有局部性，可在滤除噪声的同时较好地保留信号在局部转折点处的时域特征。

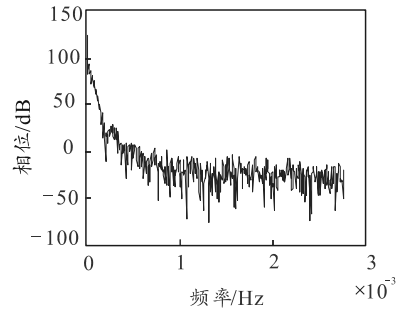


图 2 CO2 测量数据频域分析

小波去噪的流程如图 3 所示，包括小波分解、系数去噪和小波重构 3 个环节。具体步骤：1) 小波分解，选择小波基并对二氧化碳浓度测量信号进行  $N$  层分解；2) 系数去噪，由于测量噪声主要集中在幅值小的高频系数中，因此可采用门限阈值法对高频系数进行阈值量化处理，通常采用阈值或者硬阈值法；3) 小波重构，根据处理后的各层高频系数和第  $N$  层的低频系数对信号进行 1 维重构，得到消噪后的二氧化碳浓度值。实验中对二氧化碳浓度测量信号做去噪处理时，选取 Daubechies 小波基对 Db4 小波做 3 层分解，系数去噪采用无偏似然估计阈值法对高频系数进行阈值量化。

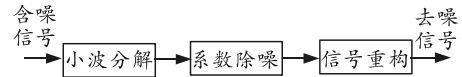


图 3 小波去噪流程

### 3 模型训练

#### 3.1 室内二氧化碳浓度动态模型

不考虑火灾和室内存在大量绿色植物等极端情况，如果某房间的门窗处于闭合状态时，其室内二氧化碳的浓度  $C_{in}$  变化模型可用下式表示：

$$V \frac{dC_{in}}{dt} = Q(C_{in} - C_{out}) + N \times G \tag{1}$$

式中： $V$  为房间体积； $Q$  为室内外空气交换流量； $C_{out}$  为室外二氧化碳浓度； $N$  为室内人数； $G$  为每个人呼吸的平均二氧化碳排放速率。

模型中的待定参数为房间的体积  $V$ 、室内外空气交换流量  $Q$  和人均二氧化碳排放速率  $G$ ，可用向量  $\theta$  表示：

$$\theta = (V \quad Q \quad G)。$$

#### 3.2 训练段检测和参数模型求解

求解待定参数向量  $\theta$  时，首先进行训练段检测，

即从历史数据中分别截取房间中有人和无人时二氧化碳浓度变化的测量数据。训练段的起始点和结束点检测采用双门限法，比如在检测房间中有人的起止点时，对于室内二氧化碳浓度的变化率，分别设置 2 个大小不同的门限  $T_h$  和  $T_l$ ，门限  $T_h$  用于锁定满足参数求解的训练段，门限  $T_l$  则用于检测该训练段的准确起止点。

获取训练段后，笔者采用最小二乘法估计模型参数  $\theta$ ，

$$E(\theta) = \min_{\theta} \sum_{i=0}^N (\tilde{C}_i - \hat{C}_i(\theta))。 \quad (2)$$

式中： $N$  为训练段的长度； $\tilde{C}$  为二氧化碳浓度测量值； $\hat{C}$  为待定参数模型对二氧化碳浓度的估计值。

由于  $\theta$  中有 3 个待定参数，为减少不同待定参数之间的互相干扰，可首先预设人均二氧化碳排放速率  $G$ ，对于房间中有人的训练段，采用二氧化碳浓度较低时的数据段估计房间体积  $V$ ，而在二氧化碳浓度较高时估计空气流量  $Q$ ，然后采用无人时二氧化碳浓度下降的训练段对初步估计的  $V$  和  $Q$  进行修正，最后返回到有人的数据段对人均二氧化碳排放速率  $G$  进行修正。

#### 4 基于卡尔曼滤波的状态估计算法

卡尔曼滤波作为一种状态估计算法，利用已获取的系统参数模型和系统状态的统计特性等先验知识以及观测量来获得最优估计。笔者以上一章识别的二氧化碳浓度动态模型为基础，设计卡尔曼滤波算法实时估计房间内的人数。

以室内二氧化碳浓度  $C_{in}$ 、房间内的人数、周围环境中的二氧化碳浓度  $C_{out}$  为系统状态量，则滤波器的状态向量可定义为：

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} C_{in} \\ N \\ C_{out} \end{pmatrix}。 \quad (3)$$

系统模型可由以下动态模型描述：

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{F}\mathbf{x} + \mathbf{G}\mathbf{w}。 \quad (4)$$

其中  $\mathbf{w} = (w_1 \ w_2 \ w_3)$  为系统噪声向量，系统矩阵  $\mathbf{F}$  和系统噪声  $\mathbf{G}$  分布矩阵：

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} -\frac{Q}{V} & \frac{G}{V} & \frac{Q}{V} \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}；$$

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}。$$

观测模型

$$y = \mathbf{H}\mathbf{x} + v。 \quad (5)$$

其中：观测量  $y$  为二氧化碳浓度测量； $v$  为观测噪声，观测矩阵

$$\mathbf{H} = [1 \ 0 \ 0]。$$

将上述系统模型和观测模型离散化，可得卡尔曼滤波器的状态更新和观测更新方程：

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \mathbf{f}_{k,k-1}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{\Gamma}_{k-1}\mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{H}_k\mathbf{x}_k + v_k \end{aligned} \right\}。 \quad (6)$$

式中： $\mathbf{f}_{k,k-1}$  为状态转移矩阵； $\mathbf{\Gamma}_{k-1}$  为噪声分布矩阵。可由下式计算得到：

$$\mathbf{f}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^N [F(t_k)T]^i / i!； \quad (7)$$

$$\mathbf{\Gamma}_{k,k-1} = \left\{ \sum_{i=1}^N [F(t_k)T]^{i-1} / i! \right\} G(t_k)T。 \quad (8)$$

式中： $T$  为离散周期； $N$  表示模型离散化时的泰勒展开次数。

假定系统噪声  $\mathbf{w}$  的各分量及测量噪声  $v$  相互独立，则系统噪声协方差矩阵和观测噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} \sigma_{w1}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{w2}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{w3}^2 \end{pmatrix}； \quad (9)$$

$$V = \sigma_v^2。 \quad (10)$$

式中各噪声分量的方差见表 1。

表 1 系统噪声和测量噪声方差

$\sigma_{w1}^2$ /ppm	$\sigma_{w2}^2$ /number	$\sigma_{w3}^2$ /ppm	$\sigma_v^2$ /ppm
1	0.01	1	12

## 5 实验与结果分析

### 5.1 实验环境

二氧化碳浓度的测量采用的是法国 Netatmo 公司的个人气象站，其二氧化碳测量模块的参数特性见表 2。

验证实验在 4 个选定的房间中展开，各房间的体积和 VMC 安装情况见表 3。将 Netatmo 个人气象站安装到各个房间中，设计实验进行测试，测量数据集通过 Netatmo 提供给用户的云存储平台获取。

表 2 二氧化碳传感器参数

测量参数	测量范围/ppm	测量精度/%
CO <sub>2</sub> 浓度	0~5 000	±5

表 3 实验房间参数

m <sup>3</sup>			m <sup>3</sup>		
房间	体积 V	VMCQ	房间	体积 V	VMCQ
1	89	有	3	39	无
2	115	无	4	72	无

5.2 降噪结果与分析

为验证平滑滤波、低通滤波和小波去噪对二氧化碳浓度测量数据的降噪性能，试验中分别应用以上方法对从 Netatmo 获取的测量数据进行去噪处理，采用信噪比 (SNR) 和均方根误差 (RMSE) 进行降噪性能分析，SNR 和 RMSE 的计算公式分别为：

$$SNR = 10 \log_{10} \left( \frac{\|x\|^2}{\|\hat{x} - x\|^2} \right); \quad (11)$$

$$RMSE = \frac{\sqrt{\|\hat{x} - x\|^2}}{N}. \quad (12)$$

从房间 1 中采集的某段二氧化碳浓度测量数据的去噪结果如图 4 所示，降噪后的 SNR 和 RMSE 计算结果见表 4。

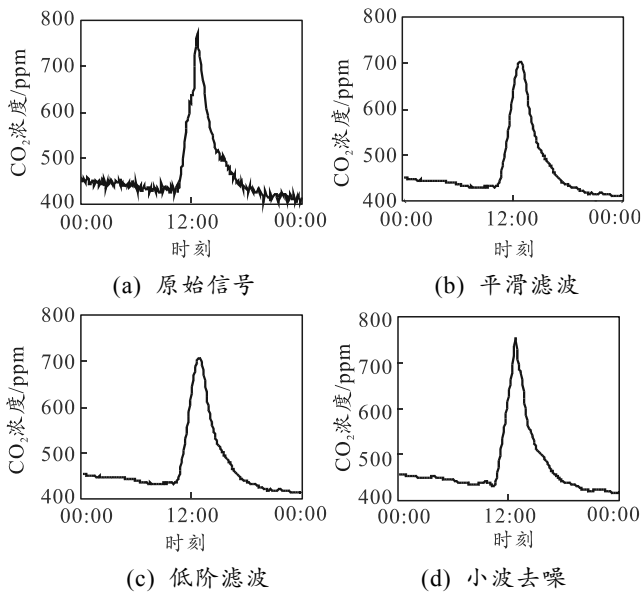


图 4 原始信号及去噪结果

表 4 不同方法降噪后的 SNR 和 RMSE

去噪方法	SNR/dB	RMSE/ppm
均值滤波	70.802 1	21.101 5
低通滤波	63.742 2	17.020 5
小波去噪	91.064 2	9.383 7

由以上结果可知：小波去噪法的 SNR 最高，RMSE 最低，去噪效果优于其他 2 种方法。考虑到小波分析的算法复杂度远远高于均值滤波和低通滤波，要根据实际应用中的性能指标要求选择合适

的去噪算法：在仅需要确定房间中是否有人应用场合，如根据房间占有率估计其耗能情况，对人数估计结果的精确度要求不高时，可采用低通滤波或者均值滤波算法；对于对人数估计的精确度和实时性都有较高要求时，则可考虑采用小波去噪算法。

5.3 模型参数识别结果

对 4 个实验房间返回的数据进行训练段检测和模型参数识别，房间体积 V 的估计结果见表 5。

表 5 各房间体积 V 训练结果

m <sup>3</sup>			m <sup>3</sup>		
房间	测量值	估计值	房间	测量值	估计值
1	89	93	3	39	35
2	115	131	4	72	63

实验房间 1 中安装有可控新风系统 (VMC)，在 3 种不同风速的工作模式下室内外空气交换流量 Q 的估计结果见表 6。

表 6 房间 1 空气流量 Q 训练结果

VMC 状态	测量值	估计值
关闭	0	21
低速	34	56
高速	64	89

笔者利用已识别的参数模型，对实验房间内的二氧化碳浓度变化进行拟合，并采用以下函数计算二氧化碳估计结果对测量数据的拟合度：

$$fit = \left( 1 - \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{y}(i) - y(i))^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y(i) - \bar{y})^2}} \right) \times 100\%. \quad (13)$$

式中：N 表示数据段长度；y 表示测量向量； $\bar{y}$  表示测量平均值； $\hat{y}$  表示模型输出的估计值。

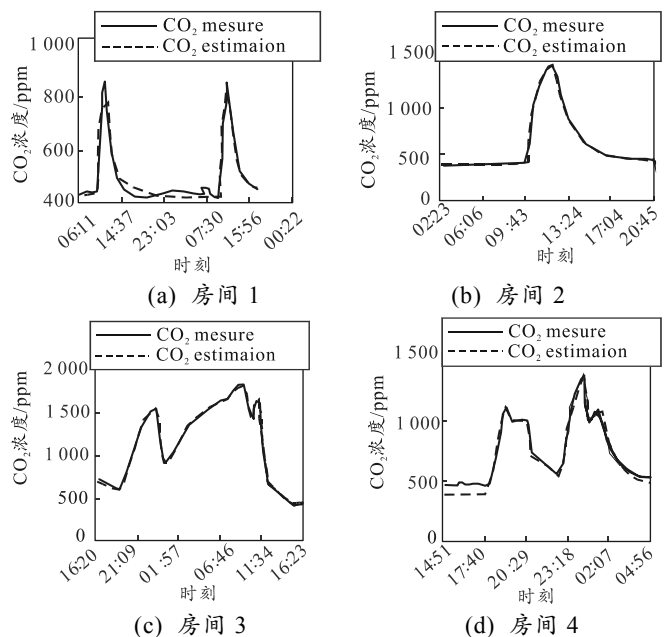


图 5 利用参数模型拟合二氧化碳浓度

4 个实验房间的拟合结果如图 5 所示，拟合度 fit 计算结果见表 7。

表 7 人数估计的识别精度 RA 和均方差 MSE

房间	拟合度 fit/%	识别精度 RA/%	均方差 MSE
1	85.16	73.75	0.281 3
2	94.30	88.81	0.131 0
3	92.17	81.14	0.200 8
4	80.77	71.22	0.796 9

### 5.4 人数估计结果与分析

为验证卡尔曼滤波器的性能，对 4 个实验房间内采集的二氧化碳测量数据做人数估计，以识别精度 (recognition accuracy, RA) 和均方误差 (mean squared error, MSE) 作为评价指标分析实验结果。

$$RA(\hat{o}) = \frac{N - \sum_{k=1}^N \|o(k) - \hat{o}(k)\|}{N} \times 100\%; \quad (14)$$

$$MSE(\hat{o}) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \|o(k) - \hat{o}(k)\|^2. \quad (15)$$

式中：N 表示数据段的长度；o 表示真实值；ô 表示估计值。

各房间的人数估计结果如图 6 所示，对应的识别精度 RA 和均方误差 MSE 见表 7。

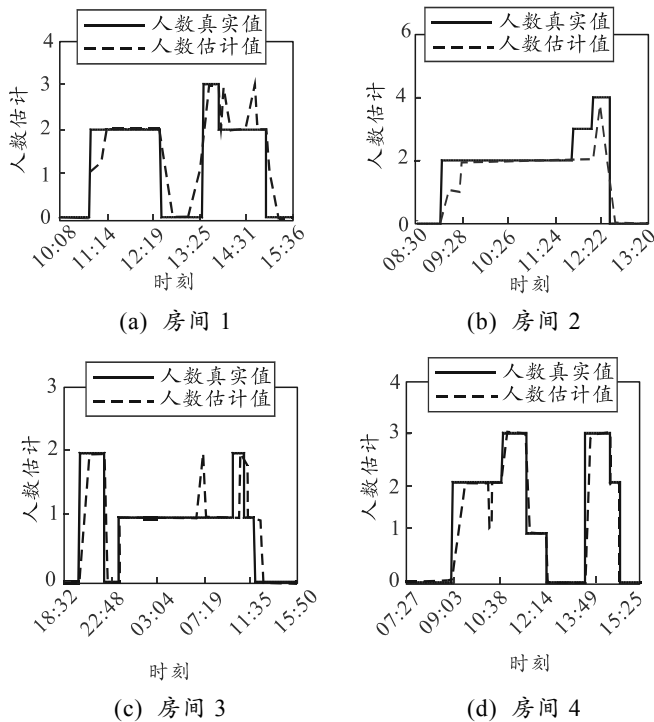


图 6 各实验房间人数估计结果

由表 7 结果可知：各房间室内人数估计结果与参数模型的精度正相关，参数模型的拟合度 fit 越高，则人数估计的识别精度越高，均方差越低，算

法的精确度越高；因此，该人数估计算法的性能依赖于模型训练阶段的样本规模，样本训练集越大，模型越准确，室内人数估计结果越精确。

### 6 结论

笔者根据室内人数与二氧化碳浓度变化的关系设计了基于参数模型和卡尔曼滤波的室内人数估计算法，数据预处理阶段应用了不同滤波算法对二氧化碳浓度的测量数据进行降噪处理，模型训练阶段利用历史测量数据识别二氧化碳室内动态参数模型，估计阶段设计了卡尔曼滤波器对室内人数进行估计。室内人数信息对建筑节能系统具有重要的参考价值。本文中算法的室内人数估计结果可应用于 HVAC 系统、照明系统的智能控制以及建筑能耗的预测与分析。

### 参考文献：

- [1] HARISH V, KUMAR A. A review on modeling and simulation of building energy systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 56: 1272-1292.
- [2] PAGE J, ROBINSON D, MOREL N, et al. A generalised stochastic model for the simulation of occupant presence[J]. Energy and buildings, 2008, 40(2): 83-98.
- [3] ERICKSON V L, LIN Y, KAMTHE A, et al. Energy efficient building environment control strategies using real-time occupancy measurements[C]//Proceedings of the First ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Buildings. ACM, 2009: 19-24.
- [4] BENEZETH Y, LAURENT H, EMILE B, et al. Towards a sensor for detecting human presence and characterizing activity[J]. Energy and Buildings, 2011, 43(2): 305-314.
- [5] ERICKSON V L, CARREIRA-Perpiñán M Á, Cerpa A E. Occupancy modeling and prediction for building energy management[J]. ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN), 2014, 10(3): 42.
- [6] HAILEMARIAM E, GOLDSTEIN R, ATTAR R, et al. Real-time occupancy detection using decision trees with multiple sensor types[C]//Proceedings of the 2011 Symposium on Simulation for Architecture and Urban Design. Society for Computer Simulation International, 2011: 141-148.
- [7] ANG I B A, SALIM F D, HAMILTON M. Human occupancy recognition with multivariate ambient sensors[C]//2016 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops). IEEE, 2016: 1-6.
- [8] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE transactions on information theory, 1995, 41(3): 613-627.