

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2021.044



开放科学(资源服务)标识码(OSID):



# 建筑空调能耗关键变量通用提取方法及工具的开发

沙华晶<sup>1</sup>, 许鹏<sup>1</sup>, 钟文智<sup>2</sup>, 李云飞<sup>2</sup>

(1. 同济大学机械与能源工程学院, 上海 201804; 2. 博锐尚格节能技术股份有限公司, 北京 100089)

**摘要:**建筑空调能耗关键变量是所有可能对建筑空调能耗产生影响的变量中起决定性作用的少数变量。关键变量的确定对于常用的两类能耗预测模型(白箱模型和黑箱模型)都非常重要, 基于关键变量而非全部变量建立模型可大大简化建模过程但不过度损失模型精度。关键变量的确定是比较复杂的过程, 且容易受到初始边界条件的影响。提出1种关键变量通用提取方法, 该方法分别对空调负荷相关和系统相关的特征进行分析, 采用 Morris 法和回归法两种敏感性分析方法从初始变量集中提取出关键变量, 并基于 Python 和 Eppy 开发了关键变量自动提取工具, 该工具适用于不同气候区的各类建筑。案例分析结果表明, 使用该方法提取的关键变量集可以用少数变量较准确地描述空调能耗变化。

**关键词:**空调能耗; 关键变量; 敏感性分析; 参数分析工具

**中图分类号:** TU831.3    **文献标志码:** A    **文章编号:** 2096-6717(2022)04-0176-09

## Method and tool development of key variables identification for building HVAC energy consumption

SHA Huajing<sup>1</sup>, XU Peng<sup>1</sup>, ZHONG Wenzhi<sup>2</sup>, LI Yunfei<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, P. R. China;

2. Persagy Co., Ltd, Beijing 100089, P. R. China)

**Abstract:** The key variables of building HVAC energy consumption are the few decisive variables among all the variables that may influence the energy consumption of building HVAC energy consumption. The HVAC key variables are important for the two commonly used energy consumption prediction models (namely white box model and black box model). The modeling process of key-variables based energy prediction is greatly simplified without excessively sacrificing accuracy compared with traditional way. The determination of key variables is a complicated process and is easily affected by the initial boundary conditions. A general identification method of key variable is proposed in this paper. The key variable are identified separately from HVAC load related variables and system related variables. This method applies both Morris method and regression method for key variable identification. Also an automatic key variable identification

**收稿日期:** 2021-01-26

**基金项目:** 国家重点研发计划(2018YFC0705005)

**作者简介:** 沙华晶(1989-), 女, 博士生, 主要从事建筑节能及负荷能耗研究, E-mail: shj198983@126.com.

许鹏(通信作者), 男, 教授, 博士生导师, E-mail: xupeng@tongji.edu.cn.

**Received:** 2021-01-26

**Foundation items:** National Key Research and Development Program (No. 2018YFC0705005)

**Author brief:** SHA Huajing (1989-), PhD candidate, main research interests: building energy efficiency and energy prediction, E-mail: shj198983@126.com.

XU Peng (corresponding author), professor, doctoral supervisor, E-mail: xupeng@tongji.edu.cn.

tool is developed based on Python and Eppy. This tool is applicable to all kinds of buildings in different climate zones. The case study shows that the key variables identified by the method proposed in this paper is able to accurately describe the variation and feature of HVAC energy consumption with a few variables.

**Keywords:** HVAC energy consumption; key variables; sensitivity analysis; parametric analysis tool

建筑能耗占全球总能源消耗的30%以上,而建筑空调系统是建筑服务系统中能耗最高的系统之一<sup>[1]</sup>。准确的能耗预测是降低建筑空调能耗的重要手段。建筑空调能耗预测主要有两种方法,第1类是基于物理的模型,也叫白箱模型,采用能耗模拟软件就属于这类方法。然而,模拟软件需要大量的输入参数,包括建筑外形、围护结构参数、系统设计及运行参数等,但各参数对能耗的影响程度是不同的,因此,只需确定少数对空调能耗影响重大的变量,建模及计算过程将大大简化<sup>[2]</sup>,将这些对空调能耗变化起到决定性作用的变量称为“建筑空调能耗关键变量”,简称为“关键变量”。第2类能耗预测方法是利用数据驱动模型,也称为黑箱模型。对于新建建筑或没有历史数据记录的建筑,需要借助相似建筑的历史能耗进行迁移预测。相较于目标建筑有历史能耗数据的情况,黑箱模型在以往研究中涉及较少,因为模型的输入特征必须能够表征不同建筑能耗的差异,这很难确定,对于不同的建筑类型、气候区和预测目标,其特征变量不同。已有的建筑能耗迁移预测模型对于输入特征的选取没有做深入探讨,只是根据作者的经验和可用的数据资源做简单的取舍,这就导致模型预测的精度不高<sup>[3-4]</sup>。

综上所述,关键变量是所有可能对建筑空调能耗产生影响的变量中起决定性作用的少数变量,无论使用白箱模型还是黑箱模型进行能耗预测,关键变量的确定都至关重要。寻找关键变量是比较复杂繁琐且计算量很大的过程,因此,笔者开发了基于敏感性分析的关键变量自动提取工具,该工具除了可用于确定能耗预测模型的输入特征之外,还有助于建筑节能改造措施的选择及能耗模型校验参数优先级的确定等。

## 1 全局敏感性分析

敏感性分析方法可分为局部敏感性分析和全局敏感性分析。所谓局部敏感性分析,是指固定待研究参数之外的其他参数,依次分析每个变量对目标变量的影响大小。而全局敏感性分析是指所有变量同时变化,综合分析各个变量对目标参数的影响。

局部敏感性分析计算量小,但忽略了参数之间的相互影响;全局敏感性分析计算量大,但更加可靠,其一般步骤如图1所示。首先,确定输入变量和分析目标,建立输入变量和目标之间的映射关系,可用物理模型或者数据驱动模型建立映射关系;其次,需要确定每个输入变量的取值范围和概率分布,并据此进行抽样,得到输入变量矩阵,常用的抽样方法包括拉丁超立方抽样、蒙特卡洛抽样等通用抽样方法,另外,如Morris抽样与敏感性方法对应;接着,根据输入矩阵的抽样值建立若干个模型,计算得到对应的输出结果;最后,量化各输入变量对输出变量的影响程度,得到每个变量的敏感型指标值。表1中列出了采用敏感性分析进行建筑能耗分析的相关研究。通过文献阅读分析,笔者发现建筑能耗相关的既有敏感性分析研究侧重于某一应用场景,得到的敏感变量也不尽相同,这主要是由于边界条件及分析目标的不同引起的。在某一场景下得到的敏感变量不能简单套用到其他场景。另外,既有的建筑能耗相关的敏感性分析研究主要集中在建筑系统的理论设计参数上,如围护结构热性能、设备效率等,没有涉及建筑外形的分析,并且对建筑空调能耗也可能产生重大影响的表征建筑质量和系统运行水平的因素也被忽略了。笔者提出的关键变量筛选方法不仅考虑了包括建筑外形在内的理论设计参数,而且考虑了与施工质量和系统运行水平相关的因素,这些因素被称为“附加因素”。

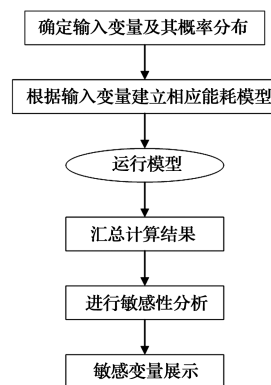


图1 全局敏感性分析一般步骤

Fig. 1 General steps of global sensitivity analysis

表 1 敏感性分析在建筑能耗分析中的应用

Table 1 Application of sensitivity analysis in building energy analysis

参考文献	敏感性分析算法	分析目标	高敏感变量	建筑类型/地区
[5]	Sobol	供热能耗 制冷能耗 碳排放	冷风渗透率、设备功率密度峰值、照明功率密度 人员在室率、设备功率密度峰值、照明功率密度 设备功率密度峰值、照明功率密度	办公建筑/中国天津
[6]	Morris, FAST	制冷能耗	建筑朝向、屋顶太阳辐射吸收率、窗户 SHGC、水平遮阳板凸出比	零碳建筑 / 中国香港
[7]	Sobol	总空调能耗	制热设定温度、屋顶保温系数、设备功率密度、通风率	办公建筑 / 丹麦
[8]	OFAT	年制冷总能耗 年制热总能耗	窗户大小、建筑朝向、玻璃太阳辐射透过率 建筑朝向、窗户大小、玻璃可见光透过率	办公建筑/ 伊朗
[9]	回归法 (SRC), Sobol	年制冷总能耗 年制热总能耗	窗户 SHGC, 冷机 COP 人员密度、窗户传热系数、制热设定温度	办公建筑 / 中国天津
[10]	Morris	年总能耗	照明控制方法、冬季通风率	办公建筑 / 丹麦
[11]	FAST	年制冷总能耗 年制热总能耗	围护结构透明部分占比、建筑紧凑度 围护结构透明部分占比、建筑紧凑度、建筑朝向、外遮阳系数	办公建筑 / 意大利
[12]	Sobol	室内空气温度	冷风渗透率、热交换器效率、地板得热、窗户传热系数	低能耗住宅 / 法国
[13]	回归法	总能耗	南窗 SHGC、北墙窗墙比、非透明围护结构传热系数、东墙窗墙比	住宅/中国山东
[14]	Morris	冷热负荷	设备功率密度、制冷设定温度、制热设定温度、照明功率密度、冷风渗透率	办公建筑/中国北京、 兰州、喀什、拉萨

## 2 关键变量提取方法及工具

关键变量自动提取工具的框架如图 2 所示,是基于 Python 和 Eppy(用于处理 EnergyPlus 的 IDF 文件的工具包<sup>[15]</sup>)开发的。用户需定义的输入参数包括:建筑所在城市(或天气文件);建筑类型;分析目标,可以为冷、热负荷或是制冷设备能耗。需用户自定义这些边界条件的原因是关键变量的识别会随

其产生变化。该工具包含 3 个主要模块:主程序控制模块、模型生成模块和关键变量提取模块。

### 2.1 主程序控制模块

主程序控制模块用来读取用户输入信息,生成与目标建筑类型一致的基准模型文件,控制子程序的调用、算例的存储和读取以及关键变量的展示。用户输入信息包括建筑类型、所在气候区或地区、分析目标(可以为冷、热负荷或空调设备能耗),这些信息属于边界条件,会影响到最终变量的敏感型排序。

工具基于敏感性分析进行关键变量提取,因此,需要首先确定参与分析的初始变量集。关于初始变量集的选取,综合来讲可分为两类:1) 负荷相关变量,如建筑窗墙比、墙体传热系数值、照明功率密度等;2) 系统相关变量,如空调系统类型、冷机 COP 等。如果将这两种参数混合进行抽样,则样本容量会变得非常大,计算时间难以接受。因此,分别从建筑负荷相关变量和系统相关变量中选取关键影响变量,进行了两次采样和敏感性分析。共考虑了 23 个建筑负荷相关变量和 11 个系统相关变量。如表 2 所示,23 个负荷相关变量分为 4 类:建筑外形、围护结构热工性能、建筑使用运行以及施工质量。在以

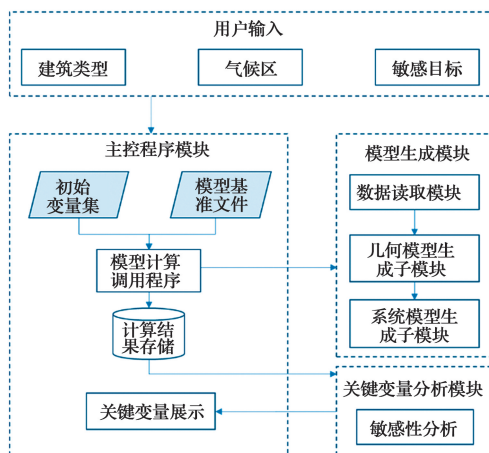


图 2 关键变量自动提取工具框架图

Fig. 2 Framework diagram of key variable automatic identification tool



往的建筑负荷模拟研究中,通常没有考虑施工质量(主要指冷桥,因为施工质量较差或年久失修引起)。但其对建筑负荷的影响可能比较大,因此,笔者将其作为潜在的影响变量之一。根据文献[16],冷桥对建筑负荷的影响可转化为建筑墙体传热系数的增量,如式(1)。

$$U_T = \frac{\sum(\psi \cdot L)}{A_{tot}} + U_0 \quad (1)$$

式中: $U_T$ 为考虑冷桥后的墙体传热系数; $U_0$ 为墙体本身的传热系数; $A_{tot}$ 为非透明墙体面积;冷桥对墙体传热系数的影响折算为线性透射率量  $\psi$ ,  $W/(m \cdot K)$ ;  $L$ 为对应的线性热透过率的长度,  $m$ 。

对于系统相关变量,除理论设计变量外,还包括 4 个附加变量用以描述系统的运行状态,如表 3 所示。

表 2 负荷相关初始变量

Table 2 Building load related initial variables

种类	参数名称	符号	取值范围	单位
建筑外形	窗墙比(北)	NWWR	0.1~0.9	
	窗墙比(南)	SWWR	0.1~0.9	
	窗墙比(东)	EWWR	0.1~0.9	
	窗墙比(西)	WWWR	0.1~0.9	
	建筑面积	AREA	20 000~80 000	m <sup>2</sup>
	层数	NL	5~40	
	体形系数	CR	0.1~0.9	
围护结构热工性能	外墙传热系数	WALLU	0.09~11.1	W/(m <sup>2</sup> ·K)
	外墙热容	WSP	800~2 000	J/(kg·K)
	屋顶传热系数	RU	0.09~4.8	W/(m <sup>2</sup> ·K)
	窗玻璃传热系数	WINU	0.2~9	W/(m <sup>2</sup> ·K)
	窗玻璃太阳辐射得热系数	SHGC	0.1~0.9	
使用运行	外墙太阳辐射吸收系数	WSA	0.1~0.9	
	屋顶太阳辐射吸收系数	RSA	0.1~0.9	
	空调制冷设定温度	SPC	22~28	℃
	空调供热设定温度	SPH	18~24	℃
	照明功率密度	LPD	3~15	W/m <sup>2</sup>
施工质量	人员密度	OPD	0.1~1	P/m <sup>2</sup>
	冷风渗透率	INFIL	0.5~5	ACH
	内遮阳开启程度	ST	0.1~0.9	
施工质量	楼板线性透过率	FLT	0.007~1.842	W/(m·K)
	玻璃线性透过率	GLT	0.03~1.058	W/(m·K)
	墙角线性透过率	CLT	0.036~0.684	W/(m·K)

表 3 系统相关初始变量

Table 3 System related initial variables

变量种类	变量名称	符号	取值范围	单位	
一般变量	风系统类型	AST	定风量系统、变风量系统、风机盘管系统、一次泵定流量系统、一次		
	水系统类型	WST	泵变流量系统、一次泵定流量二次泵变流量系统		
	送风温度	SAT	8~18	℃	
	冷冻水供水温度	CWST	5~10	℃	
	风机效率	FEffi	0.3~0.8		
	水泵效率	PEffi	0.3~0.8		
	冷机 COP	COP	3~7		
	附加变量	冷冻水供回水温差	TDW	1~6	℃
	换热盘管污垢系数	CFF	0~200		m <sup>2</sup> ·K/W
	冷却塔填料堵塞率	CTFR	0.5~1		
量	风系统过滤器堵塞率	AFFR	1~2		

## 2.2 模型生成模块

模型生成模块的主要功能是建立与输入参数(即由初始变量集抽样得到的若干组参数)对应的能耗模型。对于一个能耗模型,几何部分和系统部分分开建模。几何模型建立的具体工作流程如图 3 所示,主要包括 3 个部分:基准模型文件读取;几何模型生成子模块;参数修改子模块。基准模型文件包含目标类型建筑的基本参数设置、时间表设置、功能空间分配等与建筑类型对应的基本信息,这些参数在整个分析过程中保持一致。几何模型生成子模块的目标是建立与采样参数匹配的建筑模型(包括一个建筑的窗、墙、楼板等部分的位置信息以及除空调设备之外的室内设备参数设置)。参数更改子模块是根据样本值自动更改模型参数(即人员密度、冷风渗透率及照明功率密度等),并创建相应的 IDF 文件。系统生成模型的功能类似,在几何模型的基础上添加空调系统设备的相关信息和参数。完成上述准备步骤后,调用建模引擎(即 EnergyPlus.exe)进行批量建模计算,并存储相应的输出结果,以便进行下一步的敏感性分析。

在所有建筑几何形状相关的参数中,建筑体型系数反映了建筑的紧凑度,是建筑形状的简化数学表示。较高的紧凑度意味着建筑的表面暴露在室外环境较少,对建筑能耗有很大的潜在影响。但是要对体型系数进行参数分析是比较困难的,需要建立与体型系数对应的建筑外形,目前,现有的参数分析

工具(如 JEPlus<sup>[17]</sup>)无法达到这一目的。几何模型生成子模块解决了建筑物形状自动匹配采样参数的问题。笔者建立了建筑外形库来表征不同的建筑紧密程度,包含了 5 种基本的建筑形状,如图 4 所示。建筑平面形状 a~e 的面积相等,周长递增,因此它们的紧密程度递减。笔者提出了 sigma 因子来表示每个形状的紧密型。

$$\sigma = C / \left( \frac{A}{16} \right) \quad (2)$$

建筑体型系数  $C_R$ , 可以用一个函数与 sigma 联系起来。

$$C_R = f(\sigma, A_{total}, N_L) \quad (3)$$

式中:  $C$  为建筑占地面积的周长;  $A$  为建筑占地面积;  $A_{total}$  为建筑面积;  $N_L$  为建筑层数。通过这种方式,几何模型生成模块可以找到最合适的建筑形状来匹配给定的参数(即建筑面积、层数、体型系数),从而完成几何模型的建立。该模块开发的不同形状的三维模型如图 5 所示。相比于既有工具,开发的工具可分析与建筑体形相关的参数,更加灵活全面。

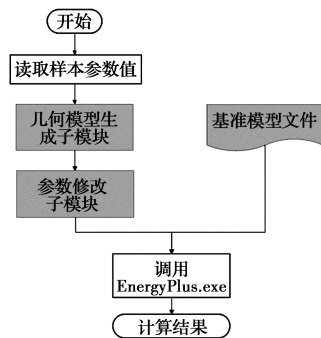


图 3 几何模型建立流程图

Fig. 3 Flowchart of geometric model development

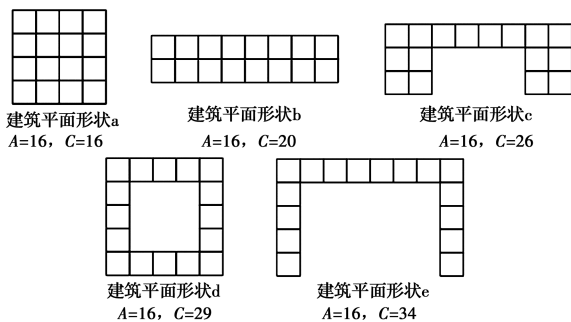


图 4 外形匹配算法平面示意图

Fig. 4 Schematic diagram of shape matching algorithm

### 2.3 关键变量提取模块

基于敏感性分析进行关键变量的提取。建筑能耗分析常用的全局敏感性分析方法有回归法、

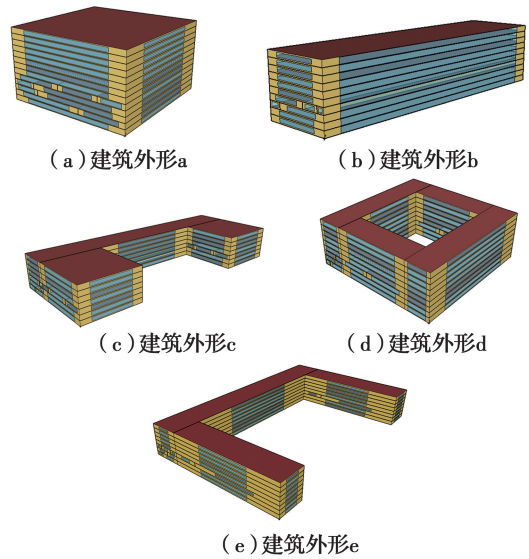


图 5 5 种建筑外形

Fig. 5 Five building shapes

Morris 法、Sobol 法和 FAST 法<sup>[18]</sup>等。考虑到回归方法和 Morris 方法的便利性及有效性,笔者采用了这两种方法。

回归方法因其易解释性被广泛使用,其通过线性方程建立输入、输出变量之间的映射关系<sup>[19]</sup>。每个输入变量的回归系数可以用来表示该变量的重要性。两个常用的衡量指标是标准化回归系数(SRC)和偏相关系数(PCC),但这两个指标只能用于线性模型。SRC 和 PCC 的秩变换(即标准化秩回归系数(SRRC)和偏秩相关系数(PRCC))通常用于非线性模型。

Morris 方法又称为元效应分析法,因其计算量小而备受欢迎<sup>[20]</sup>。假设一个模型包含  $k$  个自变量  $X_i, i=1, \dots, k$ , 每个自变量分为  $p$  个水平。因此,输入空间被划分为一个  $p$  级栅格空间  $\Omega$ 。  $X$  的第  $i$  维的初等效应定义为

$$EE_i = [y(X_1, X_2 \dots X_{i-1}, X_i + \dots X_k) - y(X_1, X_2 \dots X_k)] / \Delta \quad (4)$$

式中:  $\Delta$  从  $\left\{ \frac{1}{p-1}, \dots, 1 - \frac{1}{p-1} \right\}$  的集合中选择,以确保  $X + e_i \Delta$  仍然在  $\Omega$  内,  $e_i$  是第  $i$  维的单位向量。基本效应的分布记为  $F_i$ , 那么  $EE_i \sim F_i$ 。 Morris 方法的敏感度指标  $\mu$  是  $F_i$  均值的估计。但是,当  $F_i$  同时包含正值和负值时,使用  $\mu$  作为指标可能会产生误导。因此,常用的估计方法是用  $|EE_i|$  的均值  $\mu^*$  作为敏感度指标。

### 3 案例分析

#### 3.1 目标建筑

案例分析的目标建筑为酒店类建筑,目标变量为冷机制冷能耗,所处地区为夏热冬冷地区。建筑模型中有 7 个功能空间。各个功能空间的面积比例可以反映一个典型的酒店建筑用途,功能空间及对应面积比例分别为:大堂 0.1,服务间 0.1,餐厅 0.075,厨房 0.03,会议室 0.025,健身房 0.02,客房 0.65。每个功能空间的使用也与酒店的特点一致,时间表设置参考文献[21]。需要说明的是,当使用本工具进行其他类型建筑的关键变量提取时,功能空间类型、面积配比、时间表需根据分析目标和建筑类型进行修改。

#### 3.2 关键变量提取结果

分两个阶段进行关键变量提取,第 1 阶段分别采用 Morris 法和回归法进行敏感性分析,选取影响建筑负荷相关的关键变量。对于 Morris 方法,在 23 个输入参数采样范围内抽样得到 240 组参数,进行 240 次模拟计算,并根据计算得到的结果进行敏感性分析,结果如图 6(a)所示(图中横坐标符号含义参见表 2、表 3)。参数  $\mu^*$  的值越高,越敏感。回归方法采用拉丁超立方采样方法对 23 个输入参数进行采样,生成 6 000 个样本进行模拟计算和敏感性分析。由于建筑空调负荷与各个输入变量之间呈非线性关系,所以采用 SRRC 和 PRCC 作为敏感性指标进行计算,结果如图 6(b)所示。各参数指标的绝对值表示其重要性。图 6(b)中的输入参数按敏感度递增顺序排序。两个回归指标 SRRC 和 PRCC 给出了相同的结果。Morris 方法和回归方法的结果对前 10 个最敏感的变量也有较高的一致性。由于只对高敏感度变量感兴趣,因此,这两种方法的分析结果都被认为是有效的。确定 SPC、OPD、INFIL、CR、LPD、SHGC 作为建筑热负荷水平的高灵敏度变量。

在第 2 阶段进行系统相关变量的敏感性分析时,由于 Morris 方法的特殊性,要求每个变量的变化维度相同,但对于非数值型变量,如系统类型,仅有 3 个变化水平。因此 Morris 方法不适用,这部分只使用了回归方法。数值型变量采用拉丁超立方采样方法共生成 600 个样本,结合两个非数值变量(风

系统类型和水系统类型)的 9 个组合,共得到 5 400 个样本。回归方法的各敏感性指标排序如图 7 所示。确定冷机的 COP、AST 和 WST 作为系统相关的关键变量。

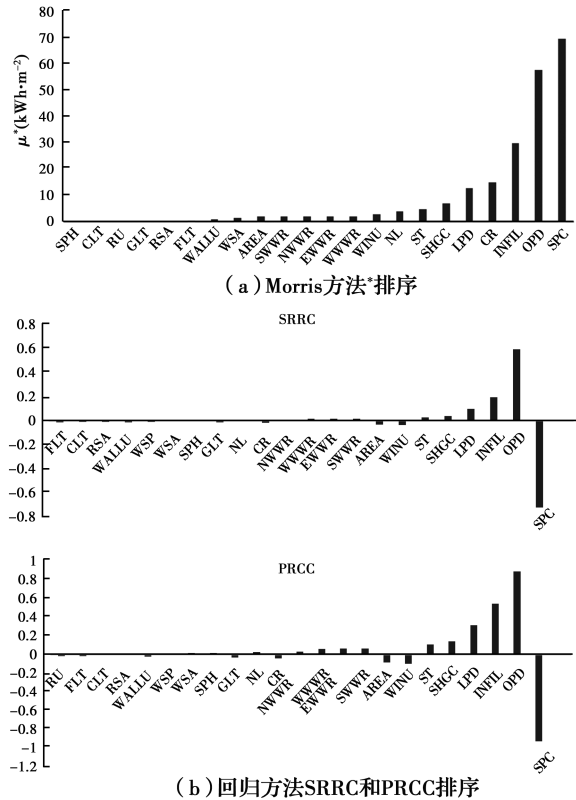


图 6 负荷相关变量敏感性分析结果

Fig. 6 Sensitivity analysis results of load related variables

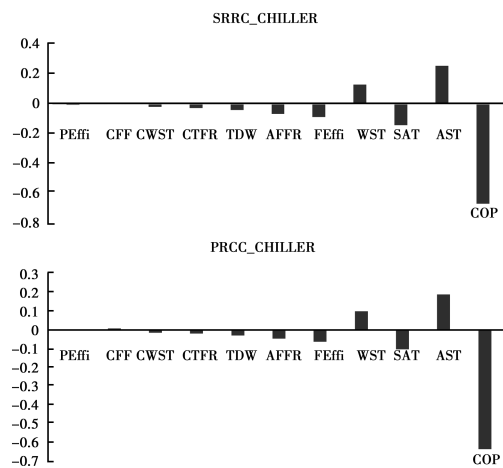


图 7 系统相关变量敏感性分析结果

Fig. 7 Sensitivity analysis results of system related variables

#### 3.3 关键变量有效性验证

为了验证所提关键变量提取方法的有效性,基于一栋典型酒店建筑模型进行了对比分析。酒店建筑模型来自美国 DOE 的典型建筑模型库[21],可以

反映酒店建筑的基本特征,其外形如图 8(a)所示。在对比分析中共设置了 3 组模型,基准模型即为原典型酒店建筑模型,没有经过任何更改。与基准模型相比,对比模型 I 保持关键变量不变(关键变量为表 4 中加粗部分),与基准模型一致,仅改变非关键变量的值。而对比模型 II 同时改变了关键变量和非关键变量。模型参数设置如表 4 所示,各参数值的变化都朝着提高输出变量(即冷机能耗)的方向作改变,对比模型的外形如图 8(b)所示,与基准模型相比,对比模型有相同的面积和层数,外形简化为体形系数相同的长方体。3 组模型的冷机能耗计算结果如图 9 所示。很明显,两组对比模型的计算结果差异很大。在保持关键变量与基准模型相同的情况下,虽然两组模型的外形不同,但对比模型 I 的冷机耗电量与基准模型偏差仅为 8.6%。而当关键变量发生变化时,偏差显著增加至 47.8%。这证明了分析得到的关键变量对冷机耗电量有显著影响,验证了所提的关键变量提取方法的可行性。

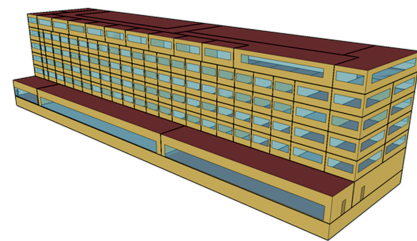
表 4 对比模型参数设置

Table 4 Parameter setting of comparative models

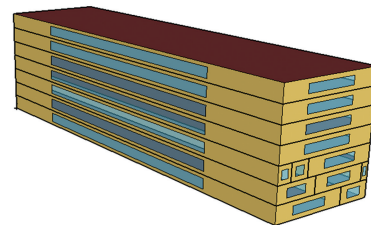
类型	参数名	变量值		单位	
		基准模型	对比模型		
系统 相关 变量	NWWR	0.26	0.33		
	SWWR	0.37	0.44		
	EWWR	0.24	0.31		
	WWWR	0.24	0.31		
	AREA	11 345	11 345	m <sup>2</sup>	
	NL	6	6		
	<b>CR</b>	0.56	0.5		
	WALLU	0.45	0.8	W/(m <sup>2</sup> ·K)	
	WSP	2 000	1 640	J/(kg·K)	
	RU	0.228	0.56	W/(m <sup>2</sup> ·K)	
	负荷	WINU	2.2	2.6	W/(m <sup>2</sup> ·K)
	相关 变量	<b>SHGC</b>	0.39	0.48	
		WSA	0.7	0.9	
		RSA	0.7	0.9	
		<b>SPC</b>	24	23	℃
		SPH	21	22	℃
		<b>LPD</b>	12	13	W/m <sup>2</sup>
		<b>OPD</b>	20	15	P/m <sup>2</sup>
		<b>INFIL</b>	0.2	0.25	ACH
ST		0.9	0.7		
FLT		0.007	0.190 5	W/(m·K)	
GLT	0.03	0.132 8	W/(m·K)		
CLT	0.036	0.100 8	W/(m·K)		

续表 4

类型	参数名	变量值		单位
		基准模型	对比模型	
系统 相关 变量	AST	风机盘管系统	风机盘管系统	
	WST	一次泵定流量	一次泵定流量	
		二次泵变流量	二次泵变流量	
	<b>SAT</b>	12.8	13.8	℃
	CWST	6.7	6.2	℃
	FEffi	0.6	0.55	
	PEffi	0.9	0.85	
	<b>COP</b>	5.7	4.7	
	TDW	8.3	7.8	℃
	CFF	100	120	m <sup>2</sup> ·K/W
CTFR	0.5	0.65		
AFFR	1	1.3		



(a) 基准模型



(b) 对比模型

图 8 基准模型与对比模型外形对比

Fig. 8 Shape comparison of base model and comparative model

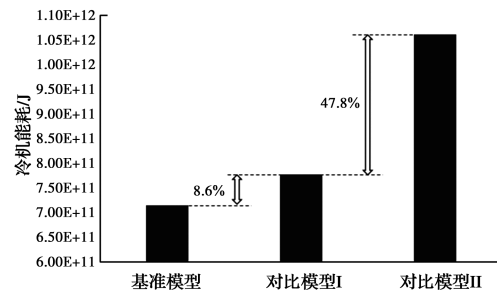


图 9 基准模型与对比模型的冷机能耗

Fig. 9 Chiller energy consumption of base model and comparative models



## 4 结论

提出一种基于敏感性分析的建筑空调能耗关键变量通用提取方法,并基于 Python 语言开发了相应的关键变量自动提取工具。该方法适用于各种建筑类型和分析目标。为了验证所提方法的有效性,以夏热冬冷地区酒店建筑为例展开了关键变量的提取过程,识别出 9 个冷机能耗关键变量,即 SPC、OPD、INFIL、CR、LPD、SHGC、冷水机组 COP、AST 和 WST。对比分析结果表明,这些关键变量保留了能够描述冷机能耗变化特征的大部分信息,从而验证了所提关键变量提取方法的有效性。但是,在使用所提方法时,需注意以下几点:

1) 关键变量的选取会受到边界条件的影响,因此,对于不同的建筑类型或者处于不同气候区的建筑需要分别进行分析,结果不能简单套用。

2) 不同敏感性分析算法的结果可能略有不同。为了避免漏掉重要的参数,通常使用多种方法的组合结果。

3) 关键变量的选择是相对主观的。用户可以根据具体情况选择任意数量的关键,选择变量越多精度越高,但对后续工作(如建立预测模型)来讲,信息搜集的成本越大。敏感性分析结果只提供了各变量的理论重要性。在实际工程中,用户必须根据特定的目的和实际情况(例如经济、技术等方面等)选择合适的关键变量。

### 参考文献:

- [1] 刘猛, 衷逸群, 陈希, 等. 商业综合体冷站用能分析与优化 [J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2019, 41(3): 154-161.  
LIU M, ZHONG Y Q, CHEN X, et al. Refrigeration system operation and design optimization of commercial complex [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2019, 41(3): 154-161. (in Chinese)
- [2] MALJKOVIC D, BASIC B D. Determination of influential parameters for heat consumption in district heating systems using machine learning [J]. Energy, 2020, 201: 117585.
- [3] PAN Y, ZHANG L M. Data-driven estimation of building energy consumption with multi-source heterogeneous data [J]. Applied Energy, 2020, 268: 114965.
- [4] FAN C, SUN Y J, XIAO F, et al. Statistical investigations of transfer learning-based methodology for short-term building energy predictions [J]. Applied Energy, 2020, 262: 114499.
- [5] TIAN W, DE WILDE P, LI Z Y, et al. Uncertainty and sensitivity analysis of energy assessment for office buildings based on Dempster-Shafer theory [J]. Energy Conversion and Management, 2018, 174: 705-718.
- [6] LI H X, WANG S W, CHEUNG H. Sensitivity analysis of design parameters and optimal design for zero/low energy buildings in subtropical regions [J]. Applied Energy, 2018, 228: 1280-1291.
- [7] PETERSEN S, KRISTENSEN M H, KNUDSEN M D. Prerequisites for reliable sensitivity analysis of a high fidelity building energy model [J]. Energy and Buildings, 2019, 183: 1-16.
- [8] DELGARM N, SAJADI B, AZARBAD K, et al. Sensitivity analysis of building energy performance: A simulation-based approach using OFAT and variance-based sensitivity analysis methods [J]. Journal of Building Engineering, 2018, 15: 181-193.
- [9] TIAN W, LIU Y L, ZUO J, et al. Building energy assessment based on a sequential sensitivity analysis approach [J]. Procedia Engineering, 2017, 205: 1042-1048.
- [10] HEISELBERG P, BROHUS H, HESSELHOLT A, et al. Application of sensitivity analysis in design of sustainable buildings [J]. Renewable Energy, 2009, 34(9): 2030-2036.
- [11] MECHRI H E, CAPOZZOLI A, CORRADO V. Use of the ANOVA approach for sensitive building energy design [J]. Applied Energy, 2010, 87(10): 3073-3083.
- [12] SPITZ C, MORA L, WURTZ E, et al. Practical application of uncertainty analysis and sensitivity analysis on an experimental house [J]. Energy and Buildings, 2012, 55: 459-470.
- [13] 房涛, 李洁, 王崇杰, 等. 基于回归分析的住宅冷热量需求预测模型研究 [J]. 建筑科学, 2019, 35(12): 69-75.  
FANG T, LI J, WANG C J, et al. A prediction model



- of heating and cooling demand of residences based on regression analysis [J]. *Building Science*, 2019, 35 (12): 69-75. (in Chinese)
- [14] 高枫, 朱能. 寒冷地区办公建筑负荷敏感性差异分析及应用[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2020, 52(4): 180-186, 194.
- GAO F, ZHU N. Analysis and application of sensitivity difference of office buiding loads in cold regionsn [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2020, 52(4): 180-186,194. (in Chinese)
- [15] PHILIP S, TANJUATCO L. Eppy tutorial [EB/OL]. [https://pythonhosted.org/eppy/Main\\_Tutorial.html](https://pythonhosted.org/eppy/Main_Tutorial.html), 2017-07-15/2021-03-22.
- [16] MORRISON H L. Building envelope thermal bridging guide [R]. BC Hydro Power Smart, 2016.
- [17] ZHANG Y. JEPlus: An parametric tool for EnergyPlus and TRNSYS [EB/OL]. <http://www.jeplus.org/wiki/doku.php>, 2020-09-15/2021-03-22.
- [18] SALTELLI A, RATTO M, TARANTOLA S, et al. Update 1 of: Sensitivity analysis for chemical models [J]. *Chemical Reviews*, 2012, 112(5): 1-21.
- [19] HYGH J S, DECAROLIS J F, HILL D B, et al. Multivariate regression as an energy assessment tool in early building design [J]. *Building and Environment*, 2012, 57: 165-175.
- [20] SALTELLI A, TARANTOLA S, CAMPOLONGO F, et al. Sensitivity analysis in practice[M]. Chichester, UK: John Wiley & Sons, Ltd, 2002.
- [21] U. S. Department of Energy, Commercial prototype building models [EB/OL]. [https://www.energycodes.gov/development/commercial/prototype\\_models](https://www.energycodes.gov/development/commercial/prototype_models), 2020-08-17/2021-03-22.

(编辑 胡玲)