

基于数据的建筑能耗分析与建模

刘丹丹^{1,2}, 陈启军¹, 森一之³, 木田幸夫⁴

(1. 同济大学 电子信息工程学院, 上海 201804; 2. 上海电力学院 计算机与信息工程学院, 上海 200090;
3. 日本三菱电机先端技术研究所, 日本 尼崎 661-8661; 4. 日本三菱电机福山制作所, 日本 福山 720-8647)

摘要: 对建筑能耗数据进行深入分析, 提出了建立建筑电力能耗模型的方法. 首先对建筑能耗进行了分项计量, 统计了建筑逐时照明能耗数据, 办公设备能耗数据以及办公人数, 同时调查了建筑管理控制方式. 经过分析可知, 办公设备能耗数据与办公人数线性相关, 而照明能耗数据与办公人数以及太阳辐射强度相关, 但为非线性关系. 根据不同类型数据的特点, 分别建立了线性回归模型以及决策树模型. 该模型可以预测建筑能耗并评估建筑管理方式对能耗的影响.

关键词: 建筑电力能耗; 线性回归算法; 决策树; 分类与回归树

中图分类号: TK 01; TP 311

文献标识码: A

Data-based Analysis and Modeling of Building Electricity Energy Consumption

LIU Dandan^{1,2}, CHEN Qijun¹, Mori Kazuyuki³, Kida Yukio⁴

(1. College of Electronics and Information, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. School of Computer and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China; 3. Advanced Technology R & D Center, Mitsubishi Electric Corporation, Amagasaki 661-8661, Japan; 4. Fukuyama Works, Mitsubishi Electric Corporation, Fukuyama 720-8647, Japan)

Abstract: The building electricity energy consumption models were established based on the analysis of building electricity energy consumption. Data were collected by hours about the office equipment energy consumption, lighting energy consumption and number of people. Investigations were made into the building management modes. Based on the collected data, a close relationship between equipment electricity energy consumption and number of people was found and the linear regression model was then developed. Lighting energy consumption was found to be related with

number of people and solar radiation intensity, but the relationship was nonlinear. A classification model was developed with the decision tree algorithm. With the models, electricity consumption can be predicted hourly and the impact of building management mode on power demands can be assessed.

Key words: building electricity energy consumption; linear regression algorithm; decision trees; classification and regression trees

建筑能耗分析是确定合理的节能策略的基础, 是节能降耗工作的研究热点之一, 国内外很多学者对于建筑能耗分析与建模方法进行了深入的研究, 这些研究可分为两类. 第一类研究^[1-4]主要以建筑结构为研究对象, 在建筑设计阶段使用建筑能耗逐时模拟软件对于能耗进行预测. 模拟软件多以热力学理论为基础, 综合考虑影响建筑能耗的多种内扰(人, 使用方式等)、外扰(环境)因素, 列出热力学方程进行求解, 得出建筑在满足人的需求以及达到人体舒适度的情况下所需的能耗. 代表性的软件为美国能源部主导开发的 DOE-2, EnergyPlus, 中国清华大学开发的 DeST 软件等. 软件模拟的方法在建筑设计阶段起到很大的辅助作用, 深入研究了建筑本身的固有特性(如结构、围护等)对能耗的影响. 而在建筑使用阶段, 由于人对于建筑物的使用方式具有不确定性, 导致建筑设计中对能耗的预测分析结果与实际情况有较大区别.

而建筑能耗数据包含了建筑在运行阶段的所有信息. 研究能耗数据可以了解能耗的产生规律, 由此选择合理的建筑管理方案与节能策略. 因此第二类

收稿日期: 2010-03-20

基金项目: 上海市重点学科建设基金资助项目(B004); 科技部国际科技合作资助项目(2009DFA12520); 上海市科委国际合作资助项目(10160704500)

作者简介: 刘丹丹(1980-), 女, 博士生, 主要研究方向为能耗建模与分析. E-mail: 2009lddala@tongji.edu.cn

陈启军(1966-), 男, 教授, 工学博士, 博士生导师, 主要研究方向为机器人与智能系统. E-mail: qjchen@tongji.edu.cn

研究集中在对于能耗数据的分析上. 对建筑的能耗数据进行深入研究与调研, 使用线性回归算法^[5-8], 人工智能方法^[9-10]或者数据挖掘算法^[11]寻找能耗数据与影响因素之间的关系, 由此预测与分析建筑能耗. 但是这些文献的研究对象一般为一个城市或一个地区的用电量, 同时大多以月耗电量或者年耗电量为研究分析对象, 对于建筑的逐时耗电量分析几乎没有涉及, 因此对于能耗规律的描述过于粗略, 不能完全满足短期负荷预测的需要.

本文在对能耗数据以及建筑的运行方式深入研究的基础上, 提出了基于数据的建筑能耗的建模方法. 根据不同类别能耗数据的特点的不同, 分别利用线性回归算法以及决策树算法建立了能耗模型. 该模型可预测建筑的逐时能耗, 预测准确率较高. 同时, 也可使用能耗模型评估建筑的管理方式对电力消耗的影响.

1 原理与方法

对建筑能耗数据分项计量, 不同类型的能耗数据具有不同的特点. 因此必须选择不同的算法进行描述.

1.1 线性回归分析算法

回归分析算法是一种很实用的统计分析方法, 其基本功能是研究某一变量和其他有关变量之间的依赖关系, 能够根据已知信息对其建立数学模型, 并利用该模型做出估计或预测.

其主要步骤为: ①从一组数据出发确定某些变量之间的定量关系式, 即建立数学模型并估计其中的未知参数. 估计参数的常用方法是最小二乘法. ②对这些关系式的可信程度进行显著性检验. ③在许多自变量共同影响着一个因变量的关系中, 判断哪个(或哪些)自变量的影响是显著的, 哪些自变量的影响是不显著的, 将影响显著的自变量选入模型中, 而剔除影响不显著的变量. ④利用所求的关系式对某一生产过程进行预测或控制^[12].

1.2 决策树算法

决策树是一种从无次序、无规则的样本数据集中推理出决策树表示形式的分类规则方法. 分类与回归树(classification and regression trees, CART)算法是一种产生二叉决策树的技术. 其利用历史数据中包含的信息建立决策树, 也可利用已经建立的规则对数据进行预测. CART 决策树算法包括以下三个部分:

(1) 建立决策树

CART 算法对每次样本集的划分计算 Gini 系数, Gini 系数越小分裂越合理. 假设样本集 T 中含有 m 类数据, 则:

$$\text{Gini}(T) = 1 - \sum_{i=1}^m p_i^2 \quad (1)$$

其中 p_i 为类别 C_i 在 T 中出现的概率. 若 T 被划分为 T_1 和 T_2 , 则此次划分的 Gini 系数为

$$\text{Gini}(T_1, T_2) = \frac{T_1}{T} \text{Gini}(T_1) + \frac{T_2}{T} \text{Gini}(T_2) \quad (2)$$

对于候选属性集中的每一个属性, CART 算法计算该属性上每种可能划分的 Gini 系数, 并找到最小的 Gini 系数作为该属性上的最佳划分, 同时 CART 算法将比较所有候选属性上最佳划分的 Gini 系数, 拥有最小划分 Gini 系数的属性成为最终分类的依据与规则^[13].

(2) 选择最佳决策树

CART 算法先产生最大的决策树, 而后采用交叉验证(cross validation)算法对决策树进行剪枝. 该方法将训练集分为 N 份, 取第 1 份作为测试集, 其余 $N-1$ 份作为训练集, 经过一次剪枝, 得到一棵局部决策树. 以此类推, 直到整个模型中的 N 份样本集都做一次测试集为止.

(3) 利用已经建立的决策树分类新的数据

利用已经建立的决策树的分类规则, 将新观测的自变量的值分配到各个终端节点上, 由此预测因变量的值.

2 建筑能耗模型的实现

2.1 数据分析

选择一栋办公建筑为实验对象, 对该建筑的能耗数据进行了逐时分项测量, 同时也调查了建筑内的逐时办公人数以及建筑的管理与控制方式. 测量的能耗数据有: 办公设备能耗数据以及照明能耗数据. 建筑的管理方式有以下几个特点: 办公人员的办公时间不固定; 照明设备除人为控制开关之外, 还随太阳辐射强度的变化而自动调整照度.

图 1 与图 2 分别为办公设备逐时能耗数据(electricity energy consumption of office equipment, EECO)与办公人数(number of people, PNum)逐时数据在一周之内的时序图. 从图中可以看出, 这些变量随时间变化的特性比较明显. 同时, 在人数为零的情况下, 办公设备能耗数据并不为零. 这也说明某些办公

设备在接入电路时,即使在未使用的情况下也会耗电,如笔记本电源等.根据数据特点,将办公设备逐时能耗数据分为“人数为零”时产生的数据以及“人数非零”时产生的数据两部分.“人数为零”部分的能耗数据几乎为常数,因此仅分析“人数非零”部分能耗的产生规律.图 3 描述了该部分数据人数与办公设备能耗的相关关系.从图中可以推断,二者之间的关系为正线性关系.

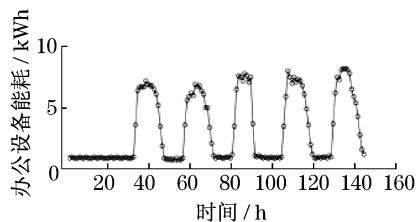


图 1 办公设备逐时能耗数据时序图

Fig.1 Measured hourly electricity energy consumption of office equipment over time

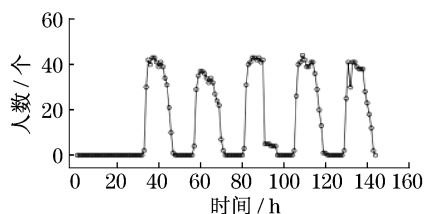


图 2 办公人数时序图

Fig.2 Measured hourly number of people over time

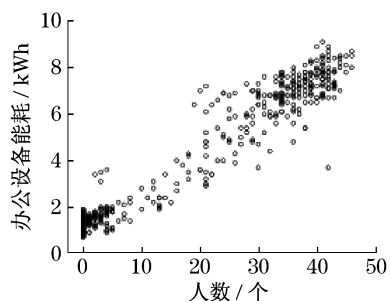


图 3 办公人数与办公设备能耗的关系

Fig.3 Relationship between number of people and electricity energy consumption of office equipments

图 4 则表示了逐时照明能耗(lighting electricity energy consumption, EECL)在一周内的变化趋势.根据建筑的管理方式,工作日中午 12 时将会统一关闭所有照明,但根据需要,用户可重新打开照明设备.图 5 为逐时照明能耗数据与人数的关系.与办公设备能耗不同的是,人数多少对照明能耗有一定的影响,但当人数值大于某一个值时,其影响变弱,二者之间的关系明显为非线性.同时根据建筑的管理

方式可知,照明设备根据太阳辐射强度自动调整照度,而大多数情况下太阳辐射强度在一天之内跟随时间有规律地变化.因此可认为照明能耗数据与时间有关.由此可知,该种类型的能耗数据的影响因素应为办公人数以及时间.图 6 表示了三者之间的关系.

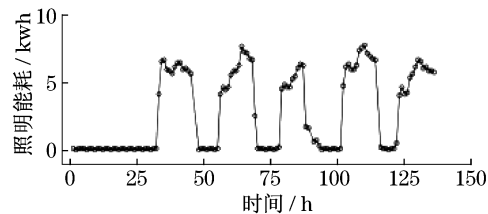


图 4 照明逐时能耗数据时序图

Fig.4 Measured hourly lighting electricity energy consumption over time

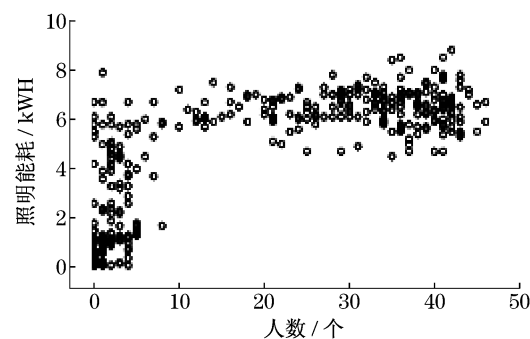


图 5 照明能耗与人数的关系

Fig.5 Relationship between number of people and lighting electricity energy consumption

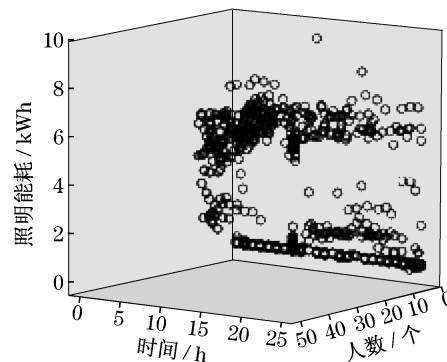


图 6 照明能耗与时间以及人数之间的关系

Fig.6 Relationship among number of people, time and lighting electricity energy consumption

2.2 办公设备能耗模型

根据上文对办公设备能耗数据的分析,线性回归算法可用以描述该类型的能耗数据.由于其“人数为零”部分的能耗数据几乎为常数,因此选择“人数非零”部分的数据进行研究.选择逐时办公人数为回

归模型的自变量,该线性回归方程可描述如下:

$$E_{ECO} = C_1 + \alpha P_{Num} \quad (3)$$

式中: E_{ECO} 代表办公设备逐时能耗, kWh; P_{Num} 代表办公人数; C_1 为截距; α 为回归系数.

利用最小二乘法计算回归系数, C_1 的值为 1.459, α 值为 0.15. 回归系数为正, 表示以上根据散点图的推断是正确的. 考虑到“人数为零”部分的数据, 回归方程可重新描述如下:

$$E_{ECO} = \begin{cases} 1.459 + 0.15P_{Num}, & P_{Num} \neq 0 \\ 0.2, & P_{Num} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

线性回归方程不能直接用于实际问题的分析, 还须对方程进行各种统计检验. 本例中 R^2 值为 0.883, 说明办公设备能耗的 88.3% 可由自变量来解释. 同时, 回归模型通过了显著水平为 1% 的假设检验. 而残差分析图(见图 7)进一步表明了模型是可靠的. 在模型通过各种检验的基础上, 利用式(4)即可预测办公设备能耗. 图 8 表示了预测值与实际值之间的差异.

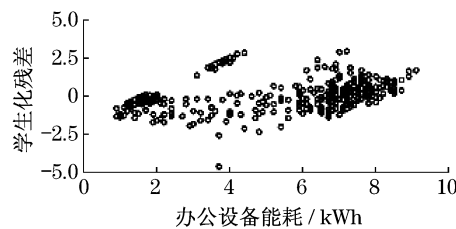


图 7 办公设备能耗数据残差图

Fig.7 Plot of studentized residuals

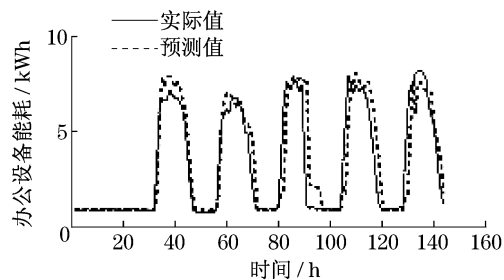


图 8 办公设备能耗数据预测值与实际值的对比曲线

Fig.8 Comparative curves between estimated results and real values of E_{ECO}

采用准确率计算式(5)可进一步计算模型预测的正确率

$$R = \left[1 - \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2} \right] \times 100\% \quad (5)$$

式中: R 为正确率; n 为样本中的数据总数; e_i 为文献[14]中定义的相对误差. 计算结果为预测精度等于 93%, 表明该能耗模型预测准确度较高.

2.3 照明能耗模型

根据上文描述的照明能耗数据特征, 利用 CART 算法建立了自变量为时间与办公人数的决策树模型. 以图 9 为例介绍该决策树模型的建立方法. 首先将时间分为两种时段: “1”代表太阳辐射强度较弱的时段; “2”代表太阳辐射强度较强的时段. 将办公人数分为 3 种类型: 较多; 中; 较少, 由此建立决策树. 当太阳辐射较弱且人数较多的情况下, 照明能耗较高. 当太阳辐射较强且人数较少的情况下, 照明能耗较低. 其余情况下照明能耗为中等水平.

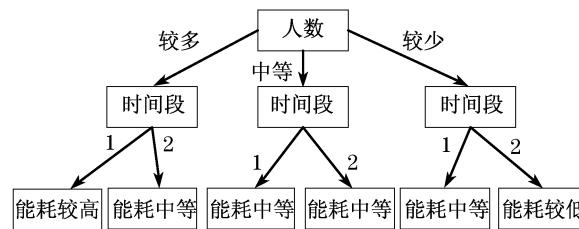


图 9 一个简单的照明能耗决策树的例子

Fig.9 A simple sample of decision tree for EECL

事实上, 能耗决策树模型远比图 9 复杂. 其中时间数据为从 1 到 24 的整数, 分别代表一天 24 个小时. 根据上文描述的 CART 算法, 该回归与分类树共有 8 层, 包含 35 个节点, 20 个终结点. 表 1 显示了 20 类数据的基本统计特征. 该 20 类数据可描述如下: (1) 在类 15, 22, 31, 13, 29, 27, 28, 32 及 30 中, 人数值为 0, 但时间属性各不相同; (2) 在类 25, 9, 35, 38, 26, 37, 35 及 24 中, 人数较少(小于 5 人), 但时间属性以及电能能耗完全不同; (3) 在其余类中, 人数值分布在 10~45 之间, 同时, 中午 12 时照明数据被完全分配在数据类 12 中, 从另外一个侧面证明决策树方法分类数据的可靠性.

表 1 各个终结点数据的统计特征

Tab.1 Gain summary for nodes

序号	终结点 序号	数据 数目	方差	序号	终结点 序号	数据 数目	方差
1	6	178	6.596 1	11	33	16	1.056 2
2	11	60	5.936 7	12	22	15	1.000 0
3	9	20	4.665 0	13	24	10	0.820 0
4	25	14	4.185 7	14	31	13	0.476 9
5	12	20	3.185 0	15	13	30	0.450 0
6	35	21	2.309 5	16	29	30	0.400 0
7	38	11	1.990 9	17	27	90	0.212 2
8	26	15	1.466 7	18	28	90	0.165 6
9	37	10	1.230 0	19	32	33	0.163 6
10	15	34	1.058 8	20	30	10	0.150 0

用该模型预测能耗数据,并计算模型精度.利用式(5)得到模型的预测精度为 87%.采用式(6)也可计算模型的预测精度:

$$R = \left[\left(\sum_{i=1}^n \frac{|V_{A_i} - V_{ES_i}|}{V_{A_i}} \right) / n \right] \times 100\% \quad (6)$$

式中: V_{A_i} 为第 i 个测量值; V_{ES_i} 为模型的第 i 个预测值; n 为样本集中的数据个数.利用该公式计算模型的预测精度为 92%.这两种精度计算方法的结果都表明了模型的正确性.而图 10 体现了预测值与实际值之间的相似程度.

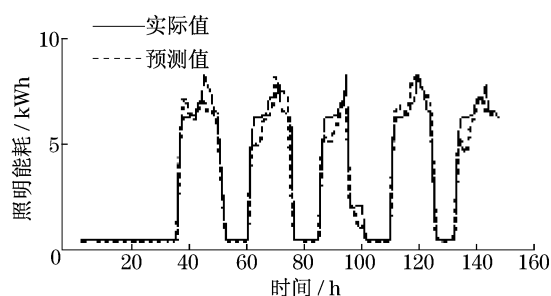


图 10 照明能耗数据预测值与实际值的对比曲线

Fig.10 Comparative curves between estimated results and real values of EECL

3 结论与展望

本文提出了建筑能耗数据的建模方法.从数据分析可知,办公设备能耗数据与办公人数有较强的线性关系,可使用线性回归算法进行描述,预测精度进一步证明了模型的正确性.而照明能耗数据的分析相对较为复杂,其与办公人数以及太阳辐射强度都具有相关性,并且为非线性的.在这种情况下,可使用决策树模型描述三者之间的关系,预测的结果表明了算法应用的正确性.

能耗数据的建模是建筑节能优化的第一步.利用该模型的预测以及分类结果可进一步研究建筑异常能耗的自动检测方法,通过分析异常能耗的产生原因研究建筑节能策略.同时,该模型还可评估建筑的管理模式对能耗的影响,如模拟影响因素在不同的变化规律下的能耗状况,有利于选择更为合理的建筑管理与控制模式,最终达到节能的目的.

参考文献:

- [1] Winkelmann F C. DOE - 2 BDL summary (Version 21E) [Z]. Berkeley: Energy and Environment Division, Lawrence Berkeley National Laboratory, University of California, 1993.
- [2] Lawrence Berkeley National Laboratory, University of Illinois, University of California. Energyplus 1. 01 manual [Z]. Berkeley: Lawrence Berkeley National Laboratory, 2002.
- [3] Crawley D B, Lawrie L K, Frederick C, et al. Energyplus: creating a new-generation building energy simulation program [J]. Energy and Building, 2001, 33(4): 319.
- [4] Crawley D B, Lawrie L K, Frederick C, et al. Energyplus: new capabilities in a whole-building energy simulation program [C]//Seventh International IBPSA Conference. [S. l.]: Rio de Janeiro, 2001: 13 - 15.
- [5] Le Comte D M, Warren H E. Modeling the impact of summer temperatures on national electricity consumption [J]. Journal of Applied Meteorol, 1981, 20(12): 1415.
- [6] Manish Ranjan, Jain V K. Modeling of electrical energy consumption in Delhi [J]. Energy, 1999, 24: 351.
- [7] Lam J C, Tang H L, Li H W. Seasonal variations in residential and commercial sector electricity consumption in Hong Kong [J]. Energy, 2008(33): 513.
- [8] Mohamed Z, Bodger P. Forecasting electricity consumption in New Zealand using economic and demographic variables [J]. Energy, 2005(30): 1833.
- [9] Lai T M, To W M, Lo W C, et al. Modeling of electricity consumption in the Asian gaming and tourism center-Macao SAR, People's Republic of China [J]. Energy, 2008(33): 679.
- [10] Egolioglu F, Mohamad A A, Guven H. Economic variables and electricity consumption in North Cyprus [J]. Energy, 2001, 26: 355.
- [11] 栗然, 刘宇, 黎静华, 等. 基于改进决策树算法的日特征负荷预测研究 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(23): 36.
LI Ran, LIU Yu, LI Jinghua, et al. Study on the daily characteristic load forecasting based on the optimized algorithm of decision tree [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(23): 36.
- [12] 冯力. 回归分析方法原理及 SPSS 实际操作 [M]. 北京: 中国金融出版社, 2004.
FENG Li. Regression analysis method and SPSS operation [M]. Beijing: China Financial Publishing House, 2004.
- [13] Han Jiawei, Kamber M. Data mining: concepts and techniques [M]. 2nd ed. Beijing: China Machine Press, 2006.
- [14] 牛东晓, 曹树华, 赵磊, 等. 电力负荷预测技术及其应用 [M]. 北京: 中国电力出版社, 1998. 6 - 9.
NIU Dongxiao, CAO Shuhua, ZHAO Lei, et al. The methods and application of power system load forecasting [M]. Beijing: China Electric Power Press, 1998. 6 - 9.