

# 基于 LMBP 神经网络的建筑能耗预测

路 阔, 钟伯成

(上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

**摘 要:** 建筑能耗短期预测对实时性要求较高, 传统神经网络存在收敛速度慢的缺点。为此, 采用 LM 算法改进标准 BP 神经网络, 建立了基于 LM 算法的建筑能耗预测模型。首先通过理论说明该算法的先进性, 然后设计一套建筑能耗数据采集系统和建立基于 LMBP 神经网络的建筑能耗预测模型, 最后采集某建筑一个月的整点电量作为预测模型的实验数据。实验结果表明, 该模型明显提高了训练速度, 且预测精度满足实际需求, 说明了 LMBP 神经网络适用于建筑能耗短期预测。

**关键词:** 建筑能耗; 数据采集; 短期预测; 神经网络; BP 算法; LM 算法

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2015)06-0216-03

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2015.06.048

## Building Energy Consumption Prediction Based on LMBP Neural Network

LU Kuo ZHONG Bo - cheng

(College of Electronic & Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science,  
Shanghai 201620, China)

**Abstract:** The traditional neural network is too slow in term of convergence speed to meet the high real-time requirements of short-term prediction of building energy consumption. Therefore LM algorithm is adopted instead of conventional BP algorithm to establish the building energy consumption model. Firstly through theoretical description of the advanced algorithm, then design a set of data acquisition system to monitor building energy consumption and set up the prediction model based on LMBP neural network. Finally a building's 24-hour power consumption data for one month is collected by the data acquisition system as the experimental samples to verify the model. Empirical results show that the LMBP neural network prediction model significantly improves the training speed, precisely enough to meet the actual demand. Thus, the model is adequate for short-term prediction of building energy consumption.

**Key words:** building energy consumption; data acquisition; short-term prediction; neural network; Back Propagation algorithm; Levenberg-Marquardt's algorithm

## 0 引 言

建筑能耗一般指建筑物在维持运转和使用过程中所消耗的能量, 主要包括取暖、照明和动力。随着社会经济的高速发展, 建筑能耗, 尤其是大型公共建筑能耗问题倍受各界关注。有关统计数据表明, 现在中国建筑能耗在社会能源消费总量中所占的比例已高达 1/3, 与同等气候条件下的发达国家相比, 我国单位建筑面积能耗要高出 2~3 倍<sup>[1]</sup>。然而, 企业和政府在制定用能计划和节能政策时缺乏相关的数据指导, 使得工作的开展具有盲目性, 因此建立合理有效的建筑能耗预测系统迫在眉睫。为此, 很多研究人员利用软件模

拟<sup>[2-3]</sup>、统计分析<sup>[4-5]</sup>、神经网络<sup>[6-9]</sup>以及支持向量机<sup>[10-11]</sup>等方法预测建筑能耗并取得了一定成果。然而, 随着能量和建筑种类越来越多, 以及大型公共建筑能耗的特点, 传统的建筑能耗预测方法暴露出的问题也越来越多, 例如建筑和环境参数的精确化将导致操作难度增加、成本提高; 预测精度较低不能满足实际需要; 预测周期过长不具有实时性; 建筑节能系统管控分离导致能耗控制效果不佳等。这也是研究人员一直试图解决的一系列难题。

针对以上问题, 文中设计和开发了一套建筑能耗预测平台, 其中包括能耗数据采集系统以及能耗预测

收稿日期: 2014-07-02

修回日期: 2014-10-09

网络出版时间: 2015-05-06

基金项目: 上海市教委学科专业建设资助项目(XK121212)

作者简介: 路 阔(1991-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电子监控; 钟伯成, 教授, 研究方向为网络拥塞控制。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150506.1621.010.html>

模型。采集系统负责实时或定时采集能耗数据存储至数据库, 然后对采集并存储到数据库的能耗数据进行时分分项统计, 预测模型经过预处理历史数据继而对未来短期内的建筑能耗进行在线预测。

## 1 能耗数据采集

建筑能耗数据采集基于建筑各耗能点的测量仪表将建筑日常水、电、煤和天然气等能耗指标数据实时采集并传输到后台数据库中, 是建筑能耗管理的基础<sup>[1]</sup>。由于电能耗占很大的比重, 且其他形式能耗可以利用类似方法采集, 这里仅选取电能耗作为采集对象。

能耗数据采集系统采用三层架构设计, 如图 1 所示, 分别为现场监测层、网络通信层以及管理层。现场监测层是建筑内各用能设备的能耗数据采集的执行人(电表)。网络通信层负责对实现能耗计量设备上传的数据信息进行数据编码和格式转化(485 转换器)并向管理层(计算机)传达, 485 转换器含有多个 RS485 接口, 每个接口最多同时可连接 32 台能耗计量设备。能耗数据的储存以及能耗预测都在管理层完成。其中, 现场监测层与网络通信层之间采用 MODBUS-RTU 通信协议, 网络通信层与管理层之间采用 UDP 协议进行通讯。

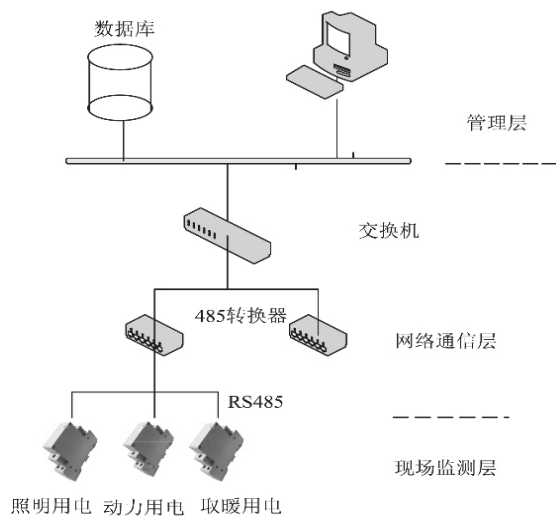


图1 数据采集系统结构示意图

计算机主动发送指令经过 485 转换器与各智能电表进行通讯, 智能电表在接收到指令后首先进行地址校验, 校验地址正确则发送数据给 485 转换器, 否则不予回复。485 转换器在接收回复后先校验地址, 判断正确后将采集到的数据打包, 然后经过转换器的 RJ45 网络接口上传至计算机。

系统可实时或定时发送指令, 采集建筑的各分项电量数据。这里采集内容包括能耗电路的电压、电流、有功功率、有功电量、功率因数。由于数据采集点比较多, 存储周期比较长, 数据量比较大, 因此将采集的数

据存入数据库中, 然后系统按年、月、日、时对建筑的取暖用电量、照明用电量和动力用电量进行时分分类统计, 再将能耗数据内容以曲线图和柱状图直观地表现出来, 最终实现数据的查询、统计、分析以及输出功能<sup>[12]</sup>。

## 2 能耗预测

### 2.1 Levenberg - Marquardt 算法

与传统方法相比, 人工神经网络可以拟合出任意复杂的非线性关系, 不需要复杂的数学建模, 因此被越来越广泛地应用到建筑能耗中。文献[6-7]利用 BP 神经网络预测建筑能耗取得了比较好的效果, 说明了该方法在建筑能耗预测中的可行性。然而标准 BP 算法只允许误差沿着减小的方向发展, 当误差函数在局部极小值邻域就很难跳出, 因此标准的 BP 神经网络存在训练时间长、容易陷入局部极小的缺点<sup>[13]</sup>。在建筑能耗预测, 尤其是短期在线预测, 系统对预测结果的实时性往往要求的很高。为此, 文中采用 BP 神经网络建立能耗预测模型, 采用 LM 算法(Levenberg - Marquardt algorithm)改进 BP 神经网络以提高收敛速度, 实现快速训练, 满足短期在线预测对实时性的要求。

LM 算法是一种改进的高斯 - 牛顿法, 权值和阈值的调整方式如下:

$$\Delta X = - [J^T(X) J(X) + uI]^{-1} J(X) e(X)$$

式中,  $J(X)$  为 Jacobian 矩阵;  $u$  为大于零的常数;  $I$  为单位矩阵;  $e(X)$  为误差。

在训练过程中, 随着迭代的不断进行,  $u$  也不断减小, 当  $\lim_{u \rightarrow 0} \Delta X = - [J^T(X) J(X)]^{-1} J(X) e(X)$ , 即高斯 - 牛顿法, 由于其具备二阶收敛速度, 所以比基于梯度下降法的 BP 算法快得多, 并且还具备误差越接近最小值, 计算速度越快、精度越高的特点。因此, 利用 LM 算法在大大提高收敛速度的同时, 也保证了较高的精度。

该算法流程如图 2 所示。

### 2.2 数据的预处理

以某建筑作为研究对象, 利用上述数据采集系统定时采集该建筑一个月(31 天)的整点用电情况, 其中每条数据包括电压、电流、有功功率、有功电量、功率因数, 从中提取前 28 天取暖用电的有功电量作为网络的训练样本, 其余 3 天的作为测试样本。

根据神经网络的数据处理特点, 需要对输入数据进行归一化处理, 采用文献[14]的方法把数据归一化在  $[-1, 1]$  之间, 方法如下:

$$x' = 2 \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} - 1$$

式中,  $\hat{x}$  为归一化后的变量值;  $x$  为原始变量值;  $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$  分别为原始变量的最大值与最小值。

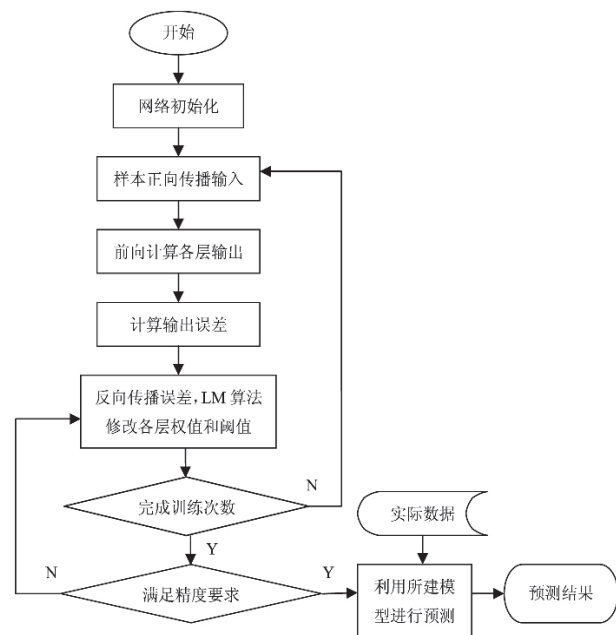


图2 LMBP神经网络流程图

### 2.3 网络的结构

选取前 22 h 的有功电量作为训练样本的输入变量, 后 2 h 的有功电量作为训练样本的输出变量。所以, 输入层神经元个数为 22 个, 输出层神经元个数为 2 个, 经过反复实验比较隐含层神经元选 16 个效果较

好, 网络中间层的神经元传递函数采用 S 型正切函数 tansig, 输出层神经元传递函数采用纯线性函数 purelin。最终选定了 22-16-2 的网络模型如图 3 所示。

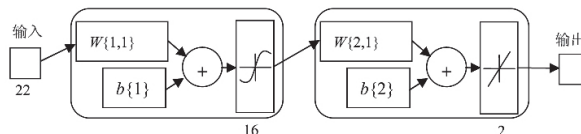


图3 三层 LMBP神经网络模型

其中学习速率取 0.01, 学习目标为  $10^{-3}$ , 最大学习次数为 8 000。

### 2.4 结果分析

分别利用标准 BP 算法和 LM 算法改进的神经网络进行训练。经过大量的仿真实验得到, 标准 BP 算法在训练开始不久后就趋于局部极小, 并且直到最大学习次数 8 000 时依然未完成学习目标。然而 LM 算法仅仅用了 697 次学习就完成了学习目标, 由此可见基于 LM 算法的神经网络能够明显地提高预测速度。

对未来 3 天 22:00 和 23:00 进行预测, 预测结果见表 1。由表 1 可以看出, 预测结果与实际数据的相对误差都在 10% 以内, 平均误差仅为 4.3%, 可以满足实际预测的要求。在接下来的预测中, 通过不断利用采集到的新数据, 在线更新网络的训练样本, 进而对网络做进一步的快速训练, 最终提高网络长期预测的精度<sup>[6]</sup>。

表1 LMBP建筑能耗短期在线预测模型误差表

整点 时间	29 日 预测值	29 日 实测值	相对 误差 / %	30 日 预测值	30 日 实测值	相对 误差 / %	31 日 预测值	31 日 实测值	相对 误差 / %
22:00	22.24	22	1.09	20.97	19	1.04	19.63	20	1.85
23:00	22.13	24	7.79	19.79	20	1.05	21.18	21	0.86

通过比较, LM 算法极大地提高了训练速度, 缩短了训练时间, 在兼顾精度的情况下满足了建筑短期能耗在线预测对实时性的要求。由此可见, 基于 LMBP 神经网络的建筑能耗预测模型适用于建筑短期能耗的在线预测。

## 3 结束语

不同于以往的能耗预测, 建筑能耗短期在线预测在保证精度的前提下, 往往对预测的实时性要求较高。利用神经网络取代传统的模拟软件法可以简化步骤, 节约成本, 仅利用历史数据即可实现预测, 操作简单灵活, 预测精度较高, 能够满足应用需要。利用 LM 算法改进标准 BP 神经网络提高训练速度, 时效性强, 可以进行实时快速预测。为进一步提高预测效率, 结合能耗数据采集系统, 实现了采集和预测同时进行。最后将该系统应用于某建筑短期能耗预测中, 实验结果表

明, 基于 LM 改进的 BP 神经网络可以实现建筑能耗的快速训练, 有效地避免了陷入局部极小。文中为建筑能耗短期在线预测提供了一种方案, 这将有助于相关管理部门获得及时的数据依据, 从而做出规划, 也为解决其他短期在线预测问题提供了参考。

### 参考文献:

- [1] 钟伯成. 建筑能耗智能监控与管理系统研究[J]. 上海工程技术大学学报, 2012, 26(3): 200-204.
- [2] Crawley D B, Lawrie L K, Winkelmann F C, et al. EnergyPlus: creating a new-generation building energy simulation program[J]. Energy and Buildings, 2001, 33(4): 319-331.
- [3] 胡艳军, 张雪梅, 芦鹏寅, 等. 基于 eQUEST 软件的建筑能耗分析方法研究[J]. 浙江工业大学学报, 2012, 40(1): 75-79.
- [4] 蒲清平, 李百战, 喻伟. 重庆城市居住建筑能耗预测模型

(下转第 223 页)

随着相关性逐渐减弱, MSE 始终为  $-6$  dB, 自适应算法的 MSE 增益始终要比 GPC 算法大;  $\beta = 0.001$  的情况下, 自适应算法的 MSE 增益要比 GPC 算法的大接近 22 dB。由此也说明, 在相关性比较高的情况下, 文中自适应算法要比 GPC 算法好很多。

## 5 结束语

文中针对 MIMO 反馈系统的延迟问题, 提出了一种基于 Grassmann 流形的自适应量化方案。该方案中动态码本的设计, 首先对切向矢量进行高斯近似, 生成高斯码本, 然后映射到格拉斯曼流形上得到 Grassmann 码本。仿真结果表明, 动态量化预测算法, 利用动态 Grassmann 码本能够很大程度上提高量化分辨率, 同时可以补偿系统的反馈延迟, 改善系统性能。

## 参考文献:

- [1] Love D J, Heath R W, Lau V K N, et al. An overview of limited feedback in wireless communication systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications 2008 26(8): 1341–1365.
- [2] Zhu Pengcheng, Tang Lan, Wang Yan, et al. Quantized beamforming with channel prediction – transactions letters [J]. IEEE Trans on Wireless Communications 2009 8(11): 5377–5382.
- [3] Inoue T, Heath R W. Grassmannian predictive coding for limited feedback multiuser MIMO systems [C]//Proc of 2011 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing. Prague: IEEE 2011: 3076–3079.
- [4] Inoue T, Heath R W. Grassmannian predictive coding for delayed limited feedback multiuser MIMO systems [C]//Proc of 47th annual Allerton conference on communication, control, and computing. Allerton: IEEE 2009: 783–788.
- [5] Zhu Dalin, Zhang Yu, Wang Gang, et al. Prediction based quantization and optimization for transmit beamforming MIMO with outdated channel direction information [C]//Proc of WCNC. [s. l.]: IEEE 2012: 852–857.
- [6] Zhu Dalin, Zhang Yu, Wang Gang, et al. Grassmannian subspace prediction for precoded spatial multiplexing MIMO with delayed feedback [J]. IEEE Signal Processing Letters 2011, 18(10): 555–558.
- [7] Zhu Dalin, Lei Ming. On the quantization and prediction and prediction for precoded mimo with delayed limited feedback [C]//Proc of vehicular technology conference. Yokohama: IEEE 2012: 1–6.
- [8] Zhang Yu, Lei Ming. Robust Grassmannian prediction for limited feedback multiuser MIMO systems [C]//Proc of wireless communications and networking conference. Shanghai: IEEE, 2012: 863–867.
- [9] Edelman A, Arias T A, Smith S T. The geometry of algorithms with orthogonality constraints [J]. SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications 1998 20(2): 303–353.
- [10] Golub G H, van Loan C H. Matrix computations [M]. Maryland: The Johns Hopkins University Press, 1996.
- [11] Lee J M. Introduction to smooth manifolds (graduate texts in mathematics) [M]. [s. l.]: Springer 2003.
- [12] Schwarz S, Heath R W, Rupp M. Adaptive quantization on a Grassmann – manifold for limited feedback beamforming systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing 2012, 61(18): 4450–4462.
- [13] Inoue T, Heath R W. Grassmannian predictive coding for limited feedback in multiple antenna wireless systems [C]//Proc of CORR. [s. l.]: [s. n.] 2011.
- [14] Kaibin H, Heath R W. Limited feedback beamforming over temporally – correlated channels [J]. IEEE Transactions on Signal Processing 2009 57(5): 1959–1975.
- [15] Li Q, Meng Q, Cai J, et al. Applying support vector machine to predict hourly cooling load in the building [J]. Applied Energy 2009 86(10): 2249–2256.
- [16] Zhao H X, Magoulés F. Parallel support vector machines applied to the prediction of multiple buildings energy consumption [J]. Journal of Algorithms & Computational Technology, 2010 4(2): 231–249.
- [17] 陈立定, 舒庆予. 建筑能耗监测管理平台设计 [J]. 自动化与仪表 2012 27(10): 42–44.
- [18] 赵希人, 彭秀艳, 姜广宇. 基于神经网络方法的大型电网短期负荷预报 [J]. 系统仿真学报 2006 18(6): 1677–1680.
- [19] 吕志民, 隋筱玥. 基于多输入层遗传神经网络的热轧产品性能预测 [J]. 数据采集与处理 2012(5): 625–629.
- [20] Ekici B B, Aksoy U T. Prediction of building energy consumption by using artificial neural networks [J]. Advances in Engineering Software 2009 40(5): 356–362.
- [21] Li Q, Meng Q, Cai J, et al. Applying support vector machine to predict hourly cooling load in the building [J]. Applied Energy 2009 86(10): 2249–2256.
- [22] Zhao H X, Magoulés F. Parallel support vector machines applied to the prediction of multiple buildings energy consumption [J]. Journal of Algorithms & Computational Technology, 2010 4(2): 231–249.
- [23] 陈立定, 舒庆予. 建筑能耗监测管理平台设计 [J]. 自动化与仪表 2012 27(10): 42–44.
- [24] 赵希人, 彭秀艳, 姜广宇. 基于神经网络方法的大型电网短期负荷预报 [J]. 系统仿真学报 2006 18(6): 1677–1680.
- [25] 吕志民, 隋筱玥. 基于多输入层遗传神经网络的热轧产品性能预测 [J]. 数据采集与处理 2012(5): 625–629.

(上接第 218 页)

[J]. 中南大学学报: 自然科学版 2012 43(4): 1551–1556.

- [5] Lei F, Hu P. A baseline model for office building energy consumption in hot summer and cold winter region [C]//Proc of international conference on management and service science. [s. l.]: [s. n.] 2009: 1–4.
- [6] 夏栋良, 龚延风. 基于多规则实时学习组合型 BP 神经网络的城市建筑能耗预测模型 [J]. 建筑科学 2008 24(6): 90–94.
- [7] Wei Yu, Li Baizhan, Lei Yarong, et al. Analysis of a residential building energy consumption demand model [J]. Energies, 2011 4(3): 475–487.
- [8] Yalcintas M, Akkurt S. Artificial neural networks applications in building energy predictions and a case study for tropical climates [J]. International Journal of Energy Research 2005 29(10): 891–901.
- [9] Ekici B B, Aksoy U T. Prediction of building energy consumption by using artificial neural networks [J]. Advances in Engineering Software 2009 40(5): 356–362.