

基于混沌理论的城市用电量预测研究

陈敏, 李泽军, 黎昂

(湖南工学院计算机科学系, 湖南 衡阳 421002)

摘要: 阐述了混沌理论及其在城市用电量预测中的具体应用, 针对城市用电量时间序列的非线性特点, 结合混沌理论和神经网络理论, 利用重构相空间的嵌入维数确定神经网络的结构, 建立了基于混沌理论的城市用电量神经网络模型. 并将该模型在H市用电量预测中进行了初步应用, 结果表明, 该方法需要的训练数据较少, 预测结果整体误差的指标较好, 容易确定输入节点个数, 呈现较好的综合预测性能, 在城市用电量预测中有广泛的实用价值.

关键词: 混沌; 城市用电量; 时间序列; 神经网络

Forecast research of urban electricity consumption based on chaos theory

CHEN Min, LI Ze-jun, LI Ang

(Department of Computer Science and Technology, Hunan Institute of Technology, Hengyang 421002, China)

Abstract: This paper discusses the chaos theory and its practical use in electricity consumption prediction. According to the non-linear time series characteristics of urban power consumption, the chaos theory and neural network theory, as well as the use of reconstructed phase space of embedding dimension to determine the structure of neural network, it establishes the neural network model for urban electricity consumption, which is based on chaos theory. The model is put into practice and is used to forecast the electricity consumption in H city. The results show that the method requires less training data, has a better indicator of the overall error, determines the number of input nodes easily, and thus has a better forecasting performance. In general, the model has a wide range of practical value in urban electricity consumption.

Key words: chaos; urban electricity consumption; time series; neural network

中图分类号: O415.5; TP183 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)16-0041-05

0 引言

经济的高速发展带来了城市化与工业生产规模的不断发展, 也使得城市供电系统的供需矛盾变得突出起来, 特别是夏季, 城市电力紧缺的现象越来越普遍. 用电量及负荷预测已成为现代电力系统学科中一个重要的研究领域. 科学地进行用电量及电力负荷的预测, 是电力企业编制近期年计划, 安排季、月度生产任务的基本依据; 是编制电力企业长期计划所不可缺少的工作; 也是电网规划设计的重要内容和依据. 由于用电量及负荷增长受经济发展、产业结构、居民收入水平、气候等诸多因素的影响, 用常规的数学方法来建立模型, 不仅工作量大, 而且精度也难以保证.

混沌理论是非线性动力学的重要发展. 混沌现象的研究自20世纪60年代开始以来, 到20世纪80年

基金项目: 湖南省教育厅2008年科研项目(08C249); 湖南工学院2007年院级科研项目(HGY0720)

代初期已经初步发展成为一个具有独特的概念体系和方法论框架的新学科. 城市用电量的时间序列具有多种不确定性和非线性, 具备混沌特性, 不易建立精确数学模型. 人工神经网络(ANN)具有强大的非线性映射能力、具有自适应、自学习、容错性和并行处理等性质, 应用人工神经网络理论, 则可以克服时间序列预测方法的局限性, 方便、灵活地进行城市用电量的预测. 对于城市用电量, 首先对城市用电量的时间序列进行混沌识别, 如果给定的时间序列具备混沌特性, 则通过应用混沌理论中的相空间重构技术, 把城市用电量时间序列嵌入到重构的相空间中, 然后利用神经网络对数据进行拟合, 进而进行预测. 神经网络与混沌时间序列理论结合, 为城市用电量预测的研究提供一条崭新的途径.

1 混沌识别

用混沌理论研究城市用电量问题的前提是确定城市用电量序列是混沌的, 这就涉及到混沌判别的

问题。对于貌似无规则变化的复杂的时间序列，要鉴别它究竟是混沌的还是随机的，是一个相当困难却又十分重要的问题。严格来说，纯粹的混沌和纯粹的随机都只是“理想化的极限”，大量的实际序列可能既有确定性的成分，也有随机性的成分。同时，对于长度 N 有限的时间序列，无法研究有无大于 $N/2$ 的周期，因而无论给定什么样的精度，原则上都既可以用确定性的模型来拟合，也可以用随机的模型来拟合。从这种意义上讲，是不可能绝对地分辨出一个有限长的实际序列究竟是随机的还是混沌的。但是，人们仍然可以在一定的置信度上判断一个序列究竟以何为主，或者说它更接近于哪种性质的序列。在实际应用中，判断一个系统的动态行为是否混沌，即是否有混沌吸引子，一般从混沌吸引子的两个基本特征来判断：（1）系统相空间中的吸引子是否具有自相似结构的分形维特征；（2）系统对于初始条件是否具有敏感性。如果所研究的吸引子具备这两个特征，那么，我们就可以认为该吸引子是混沌吸引子，系统的行为是混沌的。一般从定性、定量两个途径来进行时间序列性质的鉴别^[1]，定性分析方法主要是根据观测序列在时域或频域内表现出的特殊性质对序列的主要特性进行粗略分析，常用的有相图法、功率谱法、庞加莱截面法和代替数据法等^[2]。定量分析的方法主要是对描述混沌系统的重要特性指标包括关联维数^[3]、最大Lyapunov指数^[4-6]和Kolmogorov熵^[3,7]等特性指标定量分析，从而进行混沌识别。

2 相空间重构

近十几年来，混沌信号处理为人们提供了分析自然现象的全新方法。混沌吸引子的相空间重构一般是分析混沌动力学系统的第一步，Packard等人最早提出了相空间重构的方法^[8]，Takens用数学为之奠定了可靠的基础^[9]。混沌动力学研究表明，系统任意分量的演化是由与之相互作用着的其它分量决定。而这些相关分量的信息就隐含在任意分量的发展过程中，因此，可以从某一分量的时间序列数据中提取和恢复出系统原来的规律，这种规律是高维空间下的一种轨迹。Packard等建议用原始系统的某变量的延迟坐标来重构相空间，即将在某些固定时间延迟点上的观测值作为新维来处理，从而通过“嵌入”方法可以构造出一个与原系统等价的相空间，在这个空间中可以恢复原有动力系统，并研究其吸引子的性质。相空间重构可表述如下：

设时间序列 $\{x(t), t = 0, 1, 2, \dots, n\}$ ，由此序列嵌入 m 维相空间，可得到一系列 m 维相空间的相点为：

$$\begin{aligned} X_1 &= (x(1), x(1+\tau), \dots, x(1+(m-1)\tau)) \\ X_2 &= (x(2), x(2+\tau), \dots, x(2+(m-1)\tau)) \\ &\vdots \\ X_N &= (x(N), x(N+\tau), \dots, x(N+(m-1)\tau)) \end{aligned} \quad (1)$$

其中： m 为嵌入维数， τ 为延迟时间， $N = n - (m-1)\tau$ 。

Takens的嵌入定理证明了一维时间序列在无限长且无噪声的情况下，延迟时间取任意值时都能重构原系统相空间。但实际上，实测时序是有限长的，且不可避免地被噪声污染，因此延迟时间取任意值不能重构原系统相空间，嵌入定理也没有提供嵌入维数的选取方法。因此对实测时序相空间重构的关键是其参数的选取。

2.1 延迟时间的选取方法

延迟时间是一个重要的相空间重构参数。最佳延迟时间 τ 不能选的太大也不能太小，当 τ 选择的太小时，延迟矢量各坐标值之间有很强的相关性，这时重构矢量被压缩在相空间的主对角线的周围，信息不易显露，产生冗余误差；而当 τ 选择的太大时，重构矢量各坐标值之间的关系几乎变成随机的，破坏了原系统各变量之间的内在关系，这时吸引子沿着与主对角线垂直的方向发散，将使得重构矢量包含的原动力系统信号失真。因此应该选取合适的 τ 使重构矢量保持原动力系统各变量之间的关系。

关于延迟时间 τ 与嵌入维数 m 的选取，一种认为 τ 与 m 互不相关，即 τ 与 m 的选取是独立进行的，方法主要有自相关法^[2,6]、复自相关法^[10,11]、去偏自相关法^[12]、互信息法^[13,14]和AD法^[15]。另一种则认为 τ 与 m 的选取是相互依赖的，方法有时间窗口法^[16]、C—C方法^[17]。

2.2 嵌入维数的选取方法

设原始系统的吸引子维数为 D ，嵌入维数为 m 。在Takens的嵌入定理中， $m > 2D$ 仅仅只是充分条件。Eckmann证明 m 可以在 $(D, 2D+1)$ 中取值^[18]。嵌入维数 m 太小，重构吸引子不能完全打开； m 太大，实际建模就需要更多的观测值，对计算Lyapunov指数等不变量带来大量不必要的计算，而且在 m - $m\epsilon$ 空间中（ $m\epsilon$ 为最佳嵌入维数），动力系统不再起作用，噪声起支配地位^[19]。这样就增大了舍入误差和仪器测量误差等噪声污染的作用。

在目前确定嵌入维数的方法中，伪邻点法^[6]、奇异值分解法^[20]、Cao法^[21]、饱和关联维数法^[22]是比较好的方法，但是各自都有些不足。下面只简要介绍Cao法^[21]。

采用Cao法来求取嵌入维数的具体步骤为：

1) 对于时间序列 $\{x(t), t=0, 1, 2, \dots, n\}$, 重构 m 维和 $m+1$ 维相空间, $X_i^{(m+1)}$ 为 $m+1$ 维相空间中的第 i 个点, $X_j^{(m)} (j=1, 2, \dots, k)$ 为 $X_i^{(m)}$ 的最近邻域点, $\| \cdot \|$ 为欧氏距离, 计算 $a(i, m)$:

$$a(i, m) = \frac{\|X_i^{(m+1)} - X_j^{(m+1)}\|}{\|X_i^{(m)} - X_j^{(m)}\|} \quad (2)$$

2) 计算 $a(i, m)$ 的平均值:

$$E(m) = \frac{1}{n - m\tau} \sum_{i=1}^{n - m\tau} a(i, m) \quad (3)$$

3) 计算 $E_1(m)$:

$$E_1(m) = \frac{E(m+1)}{E(m)} \quad (4)$$

4) 如果负荷时间序列是混沌时间序列, 则 $E_1(m)$ 将随 m 的增加而趋于饱和。当目测标量 $E_1(m)$ 随着嵌入维数增大的变化趋势不再随 m 的增加而变化时, 此时的 m 就被确定为最佳嵌入维数。也可以根据 $E_1(m)$ 是否随 m 的增加而趋于饱和可以判断时间序列是否为混沌时间序列。在实际确定最佳嵌入维数时, $E_1(m)$ 这个量往往是波动的, 从而不同的人将得出不同的结果。

3 基于混沌理论的城市用电量预测的步骤

设 $\{x(t), t=0, 1, 2, \dots, n\}$ 表示要研究的离散时间序列, 选择适当的延迟时间 τ 和嵌入维数 m 对该时间序列进行相空间重构, 得到系统动力学特性的一个拓扑表示如下:

$$\{Y(t) | Y(t) = [x(t), x(t + \tau), \dots, x(t + (m-1)\tau)], \quad (5)$$

$$t = 0, 1, 2, \dots, n - (m-1)\tau\}$$

并由 Takens 嵌入定理知, 存在光滑映射 $f: R^n \rightarrow R$ 满足:

$$x(t + m\tau) = f(Y(t)) = f(x(t), x(t + \tau), \dots, x(t + (m-1)\tau)) \quad (6)$$

理论上满足上式的 f 是唯一的, 但是实际中可用数据总是有限的, 因而不可能真正求得 f , 而只能由有限的的数据构造映射 $\hat{f}: R^m \rightarrow R$ 使 \hat{f} 充分逼近 f 。

神经网络用于时间序列预测, 就是构造一个神经网络模型。首先用该神经网络模型来拟合理论上满足公式 (6) 的这种函数关系, 然后利用训练好的神经网络来推导未来的值, 即用时间序列的前 m 个值 $x(t), x(t - \tau), \dots, x(t - (m-1)\tau)$ 去预测下个值 $x(t + \tau)$ 。

综合全文, 结合神经网络和混沌理论的用电量预测的具体步骤如下:

步骤1. 用混沌识别的方法判断得到的用电量时间序列 $\{x_k : k=0, 1, 2, \dots, n\}$ 是否为混沌的:

步骤2. 若用电量是混沌序列, 用本文的方法求出最佳嵌入维数和延迟时间, 进行相空间重构;

步骤3. 用神经网络对重构后的混沌时间序列进行拟合;

步骤4. 根据学习好神经网络来预测未来值。

4 实例计算

用中南地区H市2008年3~6月的用电量数据训练, 进行相空间重构和建模, 对2008年7月的用电量数据进行预测。采用自相关法计算延迟时间为6, 用GP算法计算关联维数, 发现当关联维数到1.92时不再增大, 由于混沌时间序列的关联积分是呈指数衰减的, 其关联维数作为关联积分的幂指数, 随嵌入维数的增加逐渐趋于一个定值, 当达到某个特定的嵌入维数后, 基本不再增大, 所以可以判断该时间序列是混沌序列。用Cao法计算得到其嵌入维数为5, 采用BP神经网络进行拟合和预测, 在实际训练过程中, 取输入层个数为5, 隐层数为8, 训练3216次之后, 得到的用电量实际值与拟合值见图1, 本文提出的结合神经网络和混沌理论得到的预测值及灰色模型得到的预测值见表1。

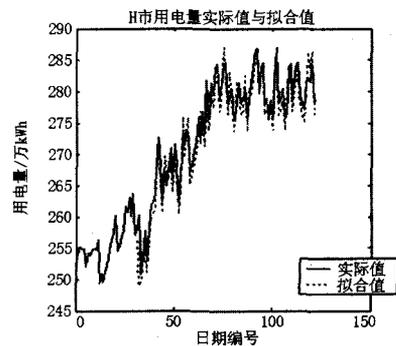


图 1 H 市用电量的实际值与拟合值

Fig.1 The real value and fit value of H city's electricity consumption

从表 1 可以看出, 用结合混沌理论和神经网络的方法对 7 月 1 日到 6 日的用电量预测较为准确, 与灰色模型的预测结果相比, 本文的预测结果整体误差的指标较好, 呈现较好的综合预测性能。BP 神经网络结合混沌理论, 可以对城市用电量有效地做出正确的短期预测, 其拟合效果好, 预测精度高,

而且 BP 神经网络本身就是一种辨识模型, 结合混沌理论, 很容易确定输入节点个数, 不需要建立以实际系统数学模型为基础的预测模型, 可以省去在预测前对系统建模这一步骤。但是对于长期预测, 目前的结果其精度还不尽人意。

表 1 本文提出的方法的预测值与灰色模型的预测值

Tab.1 The predictive value of the proposed method in this paper and the gray model

日期	实际用电量 /万 kWh	灰色模型得到的 预测值/万 kWh	结合混沌理论和 神经网络方法得 到预测值/万 kWh
2008-7-1	280.51	277.32	278.63
2008-7-2	275.66	274.02	276.77
2008-7-3	286.81	283.21	284.93
2008-7-4	281.47	279.42	279.59
2008-7-5	284.36	281.33	282.48
2008-7-6	279.50	282.57	281.61
2008-7-7	283.80	280.65	287.92
2008-7-8	282.69	276.56	285.80
2008-7-9	287.31	280.43	281.43
2008-7-10	285.31	293.35	289.43
2008-7-11	285.31	290.48	273.43
2008-7-12	291.20	277.29	279.32
2008-7-13	291.12	277.32	290.24
2008-7-14	285.24	270.35	282.36

5 结论

结合混沌理论和神经网络理论, 建立了基于混沌理论的城市用电量神经网络模型。该方法需要的训练数据较少, 通过对用电量系统进行相空间重构, 由重构相空间的嵌入维数确定神经网络的结构, 选择神经网络的最佳输入模式, 解决了一般 BP 神经网络理论进行时间序列预测难以确定输入节点这一关键问题。并用此模型, 对 H 市的用电量进行预测, 取得了较为满意的效果, 较好地解决了用电量预测问题。算法与模型设计相对简单, 不依赖于特定应用背景, 避免了传统的时间序列分析的模型结构辨识和模型检验的繁琐过程, 具有较强的应用推广价值。

参考文献

- [1] 席剑辉.混沌时间序列的长期预测方法研究(博士学位论文)[D].大连:大连理工大学,2005.
XI Jian-hui. Study on Long-term Prediction Technology of Chaotic Time Series, Doctoral Dissertation[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2005.
- [2] 吕金虎,陆君安,陈士华.混沌时间序列分析及其应用[M].武汉:武汉大学出版社,2002.
Lü Jin-hu, LU Jun-an, CHEN Shi-hua. Chaotic Time Series Analysis and Its Applications[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2002.
- [3] 赵贵兵,石炎福.从混沌时间序列同时计算关联维和 Kolmogorov 熵[J].计算物理,1999,16(3): 309-315.
ZHAO Gui-bing, SHI Yan-fu. Computing Fractal Dimension and the Kolmogorov Entropy from Chaotic Time Series[J]. China Journal of Computation Physics, 1999,16(3): 309-315.
- [4] Rosenstein M T, Collins J J, Deluca C J. A Practical Method for Calculating Largest Lyapunov Exponents from Small Data Sets[J]. Physics D, 1993,65:117-134.
- [5] 李兰友,杜杰,邵定宏,等.最大 Lyapunov 指数短期电力负荷预测模型仿真[J].计算机工程与设计, 2007,28(24): 5935-5939.
LI Lan-you, DU Jie, SHAO Ding-hong, et al. Largest Lyapunov Exponent of Short-term Electric Load Forecasting Model Simulation[J]. Computer Engineering and Design, 2007,28(24):5935-5939.
- [6] 郁俊莉,王其文,韩文秀.经济时间序列相空间重构与混沌特性判定研究[J].武汉大学学报(理学版), 2004,50(1):33-37.
YU Jun-li, WANG Qi-wen, HAN Wen-xiu. Theory and Practice on Reconstructed Phase Space of the Economic Time Series and Chaotic Characteristics[J]. Wuhan University Journal(Natural Science Edition), 2004,50(1): 33-37.
- [7] 王平立,宋斌,王玲.混沌时间序列的 Kolmogorov 熵的应用研究[J].计算机工程与应用,2006,42(21):162-164.
WANFG Ping-li, SONG Bin, WANG Ling. Study on Kolmogorov Entropy Based on Chaotic Time Series[J]. Computer Engineering and Applications, 2006,42(21):162-164
- [8] Packard N H. Geometry from a Time Series[J]. Phys Rev Lett, 1980, 45(9):712-716
- [9] Takens F. On the Numerical Determination of the Dimension of an Attractor[M]. Dynamical Syst and Turbulence, Lecture Notes in Mathematics, Berlin: Springer-Verlag, 1981.230-241.
- [10] 林嘉宇,王跃平,黄芝平,等.语音信号相空间重构中的时间延迟的选择-复自相关法[J].信号处理, 1999,15(3),220-225.
LIN Jia-yu, WANG Yue-ke, HUANG Zhi-ping, et al. Selection of Proper Time-Delay in Phase Space Reconstruction of Speech Signals[J]. Signal Processing, 1999, 15(3), 220-225.
- [11] 马红光,李夕海,王国华,等.相空间重构中嵌入维和时间延迟的选择[J].西安交通大学学报,2004,38(4): 335-338.
MA Hong-guang, LI Xi-hai, WANG Guo-hua, et al. Selection of Embedding Dimension and Delay Time in Phase Space Reconstruction[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2004,38(4): 335-338.
- [12] 高华东,霍达,陶连金.混沌神经网络在深基坑开挖侧移预测中的应用[J].工业建筑, 2005,35(4):55-59.
GAO Hua-dong, HUO Da, TAO Lian-jin. Application of Chaotic Neural Network Method in the Lateral Displacement Predication of Deep Excavation[J].

- Industrial Constrial, 2005, 35(4): 55-59.
- [13] 吕小青,曹彪,曾敏,等. 确定延迟时间互信息法的一种算法[J]. 计算物理, 2006,23(2):184-188.
Lü Xiao-qing, CAO Biao, ZENG Min, et al. An Algorithm of Selecting Delay Time in the Mutual Information Method[J]. Chinese Journal of Computational Physics, 2006,23(2):184-188.
- [14] Fraser A M,Swinnery H I. Independent Coordinates for Strange Attractors from Mutual Information[J].Phys Rev A,1986,33:1134-1140.
- [15] 陈铿,韩伯棠. 混沌时间序列分析中的相空间重构技术综述[J]. 计算机科学, 2005,32(4): 67-70 .
CHEN Keng, HAN Bo-tang. A Survey of State Space Reconstruction of Chaotic Time Series Analysis[J]. Computer Science, 2005,32(4): 67-70 .
- [16] Rosenstein M T,Collins J J,de Luca Carlo J. Reconstruction Expansion as a Geometry-based Framework for Choosing Proper Delay Times[J]. Physics D,1994,73:82-98.
- [17] 陆振波,蔡志明,姜可宇. 基于改进的 C-C 方法的相空间重构参数选择 [J]. 系统仿真学报, 2007,19(11): 2527-2529.
LU Zhen-bo,CAI Zhi-ming,JIANG Ke-yu. Determination of Embedding Parameters for Phase Space Reconstruction Based on Improved C-C Method[J]. Journal of System Simulation, 2007,19(11):2527-2529.
- [18] Eckmann J P, Ruelle D. Fundamental Limitations for Estimation Dimensions and Lyapunov Exponents in Dynamical Systems[J]. Physica D, 1992, 56: 185-187
- [19] Kennel M,Brown R,Abarbanel H.Determining Embedding Dimension for Phase-space Reconstruction Using a Geometrical Construction[J].Phys Rev A, 1992,45(6): 3403-3406
- [20] 任晓华,蔡述明,任宪友. 奇异值分解法在湖北省农业土地利用时空变化研究中的应用[J]. 华中师范大学学报(自然科学版),2004,38(4):516-518.
REN Xiao-hua,CAI Shu-ming,REN Xian-you. Application of Singular Value Decomposition in Investigation of Land Use in Hubei Province[J]. Journal of Central China Normal University(Natural Sciences),2004,38(4):516-518.
- [21] 雷绍兰, 孙才新, 周淙等. 电力短期负荷的多嵌入维一阶局域预测[J]. 电网技术. 2005, 29(13): 45-49.
LEI Shao-lan, SUN Cai-xin, ZHOU Quan, et al. Short-term Load Forecasting Using One-rank Local-region Method in Multi-Denension Embedding Phase Space[J]. Power System Technology, 2005,29(13): 45-49.
- [22] Grassberger P, Procaccia I. Measuring the Strangeness of Strange Attractors[J]. Physica D, 1983, 9: 189-208.

收稿日期: 2008-09-01; 修回日期: 2008-11-26

作者简介:

陈敏(1978-), 男, 讲师, 硕士, 主要从事神经网络、混沌时间序列、数据挖掘等研究。E-mail: milechen@163.com

(上接第 40 页 continued from page 40)

- [4] 万庆祝, 陈建业, 王赞基. 电气化铁道系统计算机仿真的研究进展[J]. 机车电传动, 2006, (3): 1-5.
WAN Qing-zhu, CHEN Jian-ye, WANG Zan-ji. Progresses on Study of Computer Simulation for Electrified Railway Systems[J]. Electric Drive for Locomotives, 2006, (5): 2-5.
- [5] 何天健, 池云莉, 邵乐基, 等. 电气化铁道动力供电系统模拟[J]. 交通运输系统工程与信息, 2005, 5(3): 93-107.
HE Tian-jian, CHI Yun-li, SHAO Le-ji, et al. Traction Power System Simulation in Electrified Railways[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2005, 5(3): 93-107.
- [6] XIE Shao-feng. Study on Methods to Reducing Rail Potential of High-Speed Railway[A]. in: Proceedings of 32nd Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society[C]. France: 006.
- [7] 曹建猷. 电气化铁道供电系统[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2005.
- [8] SI Pao-hsiang, CHEN Shi-lin, LI Ray-jong. Simulating On-line Dynamic Voltages of Multiple Trains Under Real Operating Conditions for AC Railways[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1999, 14(2): 452-459.
- [9] 何正友, 方雷, 郭东, 等. 基于 AT 等值电路的牵引网潮流计算方法[J]. 西南交通大学学报, 2008, 43(1): 1-7.
HE Zheng-you, FANG Lei, GUO Dong, et al. Algorithm for Power Flow of Electric Traction Network Based on Equivalent Circuit of AT-Fed System[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2008, 43(1): 1-7.

收稿日期: 2008-09-25

作者简介:

王奇(1983-), 男, 硕士研究生, 研究方向为铁道电气化及牵引供电系统分析; E-mail: kongling435@qq.com

刘志刚(1975-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为现代信号处理技术及其在电力系统中的应用、轨道交通电气化自动化技术;

白玮莉(1986-), 女, 硕士研究生, 研究方向为 HHT 及其在电力系统中的应用。