

# 机床动态切削力测定试验与时间序列模型预测

张 宝, 赵春雨, 闻邦椿  
(东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819)

**摘 要:** 为获取动态切削力,在数控机床 ETC1625P 上对 12Cr18Ni9 回转件进行外圆切削试验. 利用信号实时采集系统获取刀具在切削平面内两个正交方向运动的位置信息,同时将 KISTLER 传感器安装在机床刀头上,测得加工过程中三个切削方向的实时切削力. 试验数据表明切削力在进给方向随位移而波动性变化. 为研究切削力与切削参数之间的复杂非线性关系,通过时间序列分析建模,实现对动态切削力的预测. 对切削力误差进行分析,得到的预测精度符合要求.

**关 键 词:** 机床;切削试验;动态切削力;时间序列分析;预测建模

**中图分类号:** TH 113      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1005-3026(2019)04-0521-06

## Dynamic Cutting Force Measurement Test and Prediction of Time Series Model for Machine Tools

ZHANG Bao, ZHAO Chun-yu, WEN Bang-chun  
( School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China.  
Corresponding author: ZHAO Chun-yu, E-mail: chyzhao@mail.neu.edu.cn)

**Abstract:** In order to obtain the dynamic cutting force, the experiment of 12Cr18Ni9 revolving parts was carried out on the NC machine tool ETC1625P. The location information of the cutter in the two orthogonal directions of the cutting plane was obtained by the real-time signal acquisition system. Meanwhile, the KISTLER sensor was installed on the tool head of the machine tool to measure the real-time cutting forces in three cutting directions. The experimental data shows that volatility change of the cutting force was produced in the feed direction with the displacement. In order to study the complex nonlinear relationship between the cutting force and cutting parameters, the prediction of dynamic cutting force is realized by time series analysis modeling. The cutting force error is analyzed, and the prediction accuracy obtained meets the requirements.

**Key words:** machine tool; cutting experiment; dynamic cutting force; time series analysis; predictive modeling

制造业直接体现了一个国家的生产力水平,而机床被称为工作母机,其加工性能是否良好影响并制约制造业的发展. 切削力建模对分析切削颤振及切削加工精度等起重要作用,是进行后续加工动力学分析的基础,因此一直都是重点关注问题. 切削力的预测分析主要包括静态预测与动态预测. 静态切削力预测主要包括有限元法、分析建模方法及经验公式法<sup>[1-4]</sup>. 这些方法在预测静态切削力的过程中各有优势,但其预测的前提是对现有切削力数据进行分析,得到与之相应的模型,找出切削力与某些参数之间的关系,而不能动态预测整个切削过程,即无法根据已有数据对将来时刻的切削力状况做出判断.

实际上,通过测量仪器获取的切削力可以视为一组时间历程数据,如果把它们按照时间的先后顺序进行排列,就可以生成一组随时间变化的序列. 因此采用时间序列分析方法<sup>[5-7]</sup>对原始数据进行统计分析,采用外推预测方法可以实现更好的预

测. 目前,分解分析法和回归分析法<sup>[8-9]</sup>已被国内外学者应用于各种时序数据分析中,然而回归分析法首先需要识别切削过程所处的阶段,比如刀具的磨损程度及工件的表面光洁程度等,所处状态的改变将导致回归模型随之变化. 分解分析法进行求解时的一个必备条件是大量的数据,对于数据量较少的场合并不适用. 由此可见,无论是上述哪一种方法,对于动态切削力的建模预测都并不完全适用. 时序分析中的自回归-移动平均混合模型(即 ARMA 模型)可以很好地解决上述问题,并不需要对切削状态进行辨识,对试验数据的需求较低,并且可以达到较高预测精度的目的.

# 1 机床切削试验

## 1.1 试验条件

本次试验的环境温度为 21 ℃,相对湿度 35%. 试验系统如图 1 所示.



(1)—KISTLER 切削力测试装置;(2)—ETC1625P 数控车床;(3)—基于 FANUC 系统的信号实时采集装置;(4)—激光测距仪数据分析装置

图 1 试验系统  
Fig. 1 Test system

在图 1 所示的数控机床 ETC1625P 上对 12Cr18Ni9 回转件  $\phi 50 \times 100$  进行外圆切削加工试验,具体加工参数如表 1 所示.

表 1 切削加工条件  
Table 1 Cutting conditions

| 变量         | 参数            |
|------------|---------------|
| 机床         | ETC1625P      |
| 工件材料       | 12Cr18Ni9     |
| 工件布氏硬度     | HB187         |
| 刀具材料       | PVD 涂层微颗粒硬质合金 |
| 刀具前角/(°)   | 12            |
| 刀具后角/(°)   | 7             |
| 刀具主偏角/(°)  | 90            |
| 刀具副偏角/(°)  | 9             |
| 刀具刃倾角/(°)  | 0             |
| 刀尖半径/mm    | 0.8           |
| 刀片切削刃长度/mm | 12            |
| 刀片厚度/mm    | 4             |
| 刀片法后角/(°)  | 0             |
| 刀片形状       | 80°菱形         |

## 1.2 试验方案设计

测试时采用主轴转速( $n$ )为 500,1 000 r/min,切深( $a$ )为 0.05,0.1,0.15,0.2 mm,进给量( $f$ )为 0.1,0.2,0.25 mm/r,具体切削参数如表 2 所示.

表 2 切削参数  
Table 2 Cutting parameters

| 组号 | $n/(r \cdot \min^{-1})$ | $a/\text{mm}$ | $f/(\text{mm} \cdot \text{r}^{-1})$ |
|----|-------------------------|---------------|-------------------------------------|
| 1  | 500                     | 0.20          | 0.10                                |
| 2  | 500                     | 0.15          | 0.10                                |
| 3  | 500                     | 0.10          | 0.10                                |
| 4  | 500                     | 0.05          | 0.10                                |
| 5  | 500                     | 0.20          | 0.20                                |
| 6  | 500                     | 0.15          | 0.20                                |
| 7  | 500                     | 0.10          | 0.20                                |
| 8  | 500                     | 0.20          | 0.25                                |
| 9  | 500                     | 0.10          | 0.25                                |
| 10 | 1000                    | 0.20          | 0.10                                |
| 11 | 1000                    | 0.10          | 0.10                                |

## 1.3 试验结果

试验采用 KISTLER 传感器获得的是时域下的切削力,以表 2 的第 7 组试验为例,3 方向切削力随时间变化曲线如图 2 所示. 通过基于 FANUC 系统的信号采集装置获取进给方向实时位移数据,将切削力转化为随进给方向位移变化的曲线,如图 3 所示.

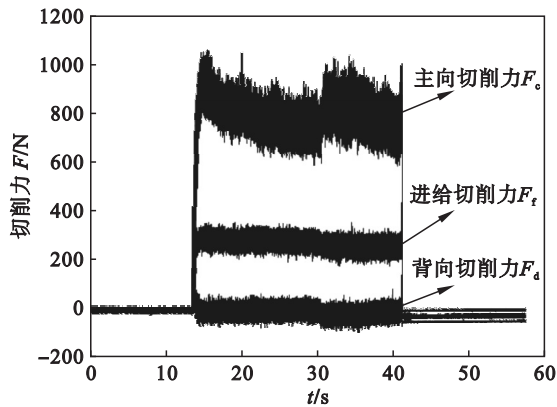


图 2 第 7 组试验 3 方向切削力随时间变化曲线  
Fig. 2 Change of 3 directions cutting force of the seventh group experiment with time

由图 3 可知,在整个切削加工过程中,切削力并不是恒定不变量,而是随进给方向位移的改变而相应变化,且具有波动性. 因此,在对切削力进行预测时,进给方向的位移是一个重要的考虑因素. 同时,切削力随进给位移的变化是平稳的,满足平稳时间序列条件.

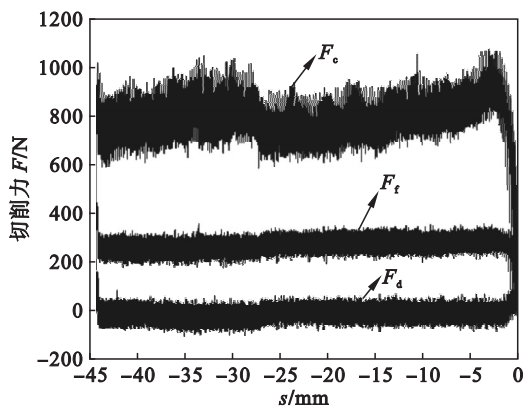


图3 第7组试验3方向切削力随进给位移变化曲线

Fig. 3 Change of 3 directions cutting force of the seventh group experiment with feed displacement

## 2 时间序列分析模型

时序分析中的自回归-移动平均混合模型是平稳随机序列分析方法中的一种使用最为普遍的模型<sup>[10]</sup>,很多学者对其进行了理论性研究<sup>[11]</sup>,经过发展和总结,该模型现已拥有了一套规范、完备、体系化的建模方法,同时拥有统计学意义上的完善性和充实的理论基础。

### 2.1 主要思路

将切削力随进给位移而形成的数据序列视为一个随机时间序列。自回归-移动平均混合模型在数据序列中第  $n$  个时刻的瞬时观测值不但与其前面所有观测值存在依附关系,同时与前面所有瞬时刻进入系统中的扰动存在依附关系,以此作为根据来建立模型,对未来数值进行预测。

### 2.2 建模步骤

自回归-移动平均混合模型,即 ARMA( $p, q$ )模型的结构形式为

$$\left. \begin{aligned} x_t &= \varphi_0 + \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \cdots + \varphi_p x_{t-p} - \\ &\theta_0 - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t, \\ E(\varepsilon_t) &= 0, \\ \text{Var}(\varepsilon_t) &= \sigma_\varepsilon^2, \\ E(\varepsilon_t \varepsilon_s) &= 0, s \neq t, \\ E(\varepsilon_t \varepsilon_s) &= 0, \forall s < t. \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中:  $\varphi_0, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$  为自回归系数;  $\theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  为移动平均系数;  $\{x_t\}$  为进行零均值化后的切削力序列;  $\{\varepsilon_t\}$  为白噪声<sup>[11]</sup>。

基于 ARMA( $p, q$ )模型的动态切削力预测可按下述步骤实现:

1) 对原始数据进行预处理。绘制切削力随进给位移变化的曲线图,判断数据是否平稳,若不是

稳定序列,则需进行差分处理。对零均值后的序列进行自相关性分析,即求取偏自相关函数  $\varphi_{kk}$  和自相关函数  $\rho_k$ 。

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} x'_t \cdot x'_{t+k}}{\sum_{t=1}^n x'^2_t}, \quad (2)$$

$$\varphi_{kk} = \begin{cases} \rho_1, k=1; \\ \rho_k - \frac{\sum_{j=1}^{k-1} \varphi_{k-1,j} \cdot \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \varphi_{j,j} \cdot \rho_j}, k=2, 3, \dots \end{cases} \quad (3)$$

取

$$\varphi_{k,j} = \varphi_{k-1,j} - \varphi_{kk} \cdot \varphi_{k-1,k-j}. \quad (4)$$

假如  $\rho_k$  中的绝大多数都进入到置信区间  $(-2/\sqrt{n}, 2/\sqrt{n})$  中,将会依据 ARMA( $p, q$ )模型进行分析。

2) 建模与估计参数。根据  $\{x'_t\}$  序列的  $\rho_k$  和  $\varphi_{kk}$  来对参数  $p, q$  的阶数进行判别,可以分为3种情况:①假如  $\rho_k$  在  $q$  步截尾,那么  $p$  的值将取为0,此时的模型将变成 MA( $q$ );②假如  $\varphi_{kk}$  在  $p$  步截尾,那么  $q$  的值将取为0,此时的模型将变成 AR( $p$ );③如果  $\rho_k$  和  $\varphi_{kk}$  都拖尾,那么模型将变为 ARMA( $p, q$ )。接着利用相关数学软件,如 Matlab 等,完成模型阶数的确定,得到预测关系式:

$$\begin{aligned} x'_t &= \varphi_0 + \varphi_1 x'_{t-1} + \varphi_2 x'_{t-2} + \cdots + \varphi_p x'_{t-p} - \\ &\theta_0 - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t. \end{aligned} \quad (5)$$

即实现了整个建模过程。

3) 预测。运用式(4)进行动态切削力预测。一般来说,使用的数据越多,ARMA( $p, q$ )模型预测的精确度就越高。

## 3 动态切削力仿真与预测

按照 ARMA( $p, q$ )模型对动态切削力进行预测,在 Matlab 软件中通过编程实现。首先将11组试验数据经20次最小二乘拟合求出平均值,仍以第7组试验为例,结果如图4所示。

将所有试验组的主向切削力数据组合在一起,然后按照间隔为3000选取测试数据,按照间隔为7000选取验证数据。将选取的测试数据和验证数据再次组合在一起,构成整体向量。测试数据、验证数据如图5、6所示。

将原始测试数据与原始验证数据组合成整体向量后,进行稳定性判断。调用 Matlab 软件中的 adfext 函数命令,计算得到返回值  $H$  为0,可知该

整体数据为稳定的,不需进行差分处理. 整体数据的自相关函数图  $MA(q)$  和偏自相关函数图  $AR(p)$  如图 7 所示.

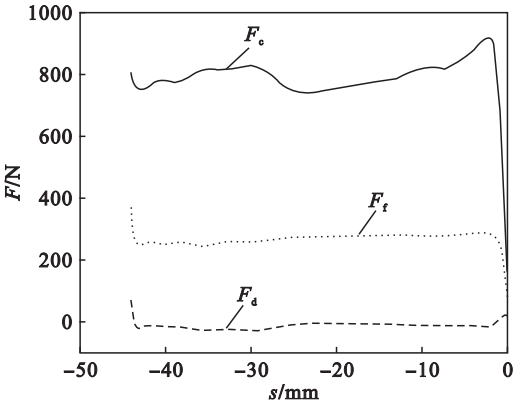


图 4 第 7 组试验 3 方向切削力均值随进给位移变化曲线  
Fig. 4 Change of 3 directions average cutting force of the seventh group experiment with feed displacement

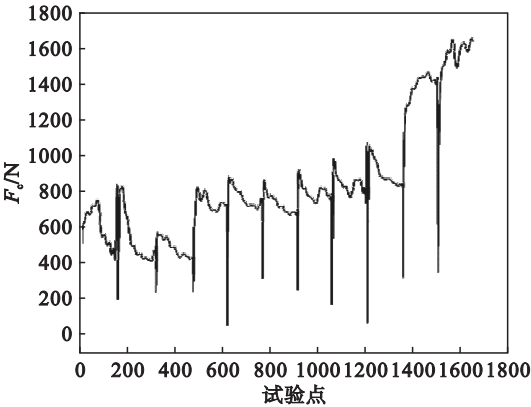


图 5 原始测试数据  
Fig. 5 Original test data

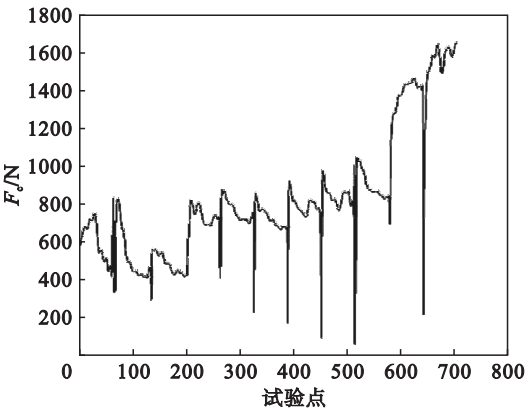


图 6 原始验证数据  
Fig. 6 Original verification data

由图 7 可知整体数据的自相关函数呈现缓慢的线性衰减趋势,并且大多落入置信区间  $(-2/\sqrt{n}, 2/\sqrt{n})$ ,则按照  $ARMA(p,q)$  模型进行时间序列分析. 选定预测模型  $ARMA(p,q)$  后,需确定  $p,q$  的值. 首先假定  $p,q$  的取值范围为  $1 \sim 10$ ,在

Matlab 中通过循环语句找出对应 FPE 最小及 AIC 值最小的模型. 经计算得到  $p$  值为 3,  $q$  值为 7,进而得到预测模型的形式为  $ARMA(3,7)$ . 按照相同的方法得到背向切削力预测模型的形式为  $ARMA(2,8)$ ,进给切削力预测模型的形式为  $ARMA(3,2)$ .

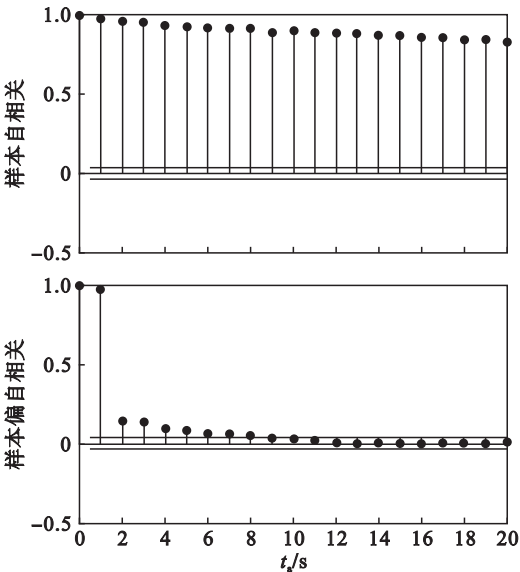


图 7 整体数据的自相关和偏自相关图  
Fig. 7 Autocorrelation and partial autocorrelation maps of global data

拟合过程开始时,首先将原始测试数据转化为 Matlab 可以识别的数据形式,然后代入到预测模型中,得到预测值,将预测值与实际值对比,并作残差分析,结果如图 8 所示.

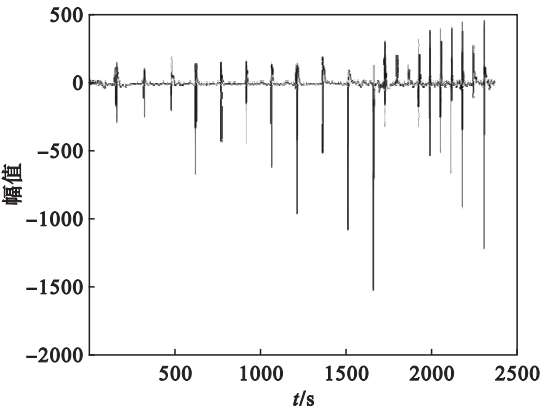


图 8 主向切削力测试值预测残差序列  
Fig. 8 Prediction residual sequence of main cutting force test value

主向切削力测试值预测残差序列的自相关和偏自相关如图 9 所示.

由图 9 可知残差序列的自相关函数和偏自相关函数呈现有峰值但按照近似正弦形式衰减趋势,满足所需的置信水平. 开始预测过程后,将原

始验证数据代入到模型中,对于背向切削力与进给切削力,按照同样的方法进行计算得到预测值.

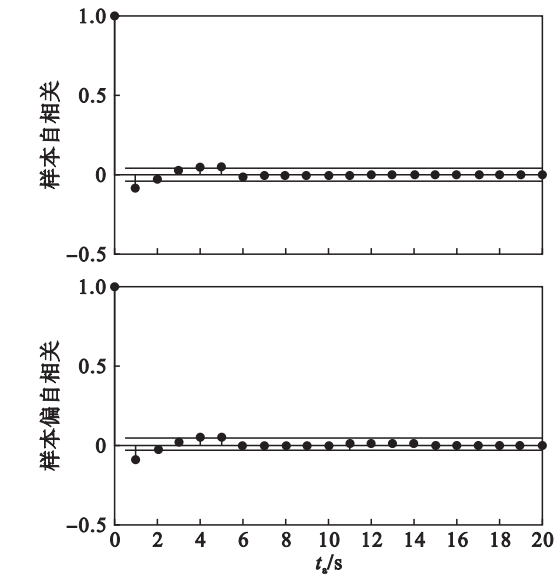


图9 主向切削力测试值预测残差序列的自相关和偏自相关  
Fig. 9 Autocorrelation and partial autocorrelation maps of prediction residual sequence of main cutting force test value

图10为运用上述创建的模型对验证数据进行预测得到的3方向切削力预测值与试验值的对比图,可见具备较高的重合度.计算平均误差率分别为9.784 5%,16.450 8%,3.523 6%.

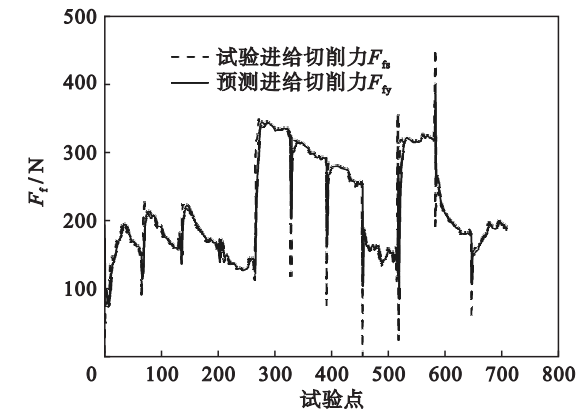
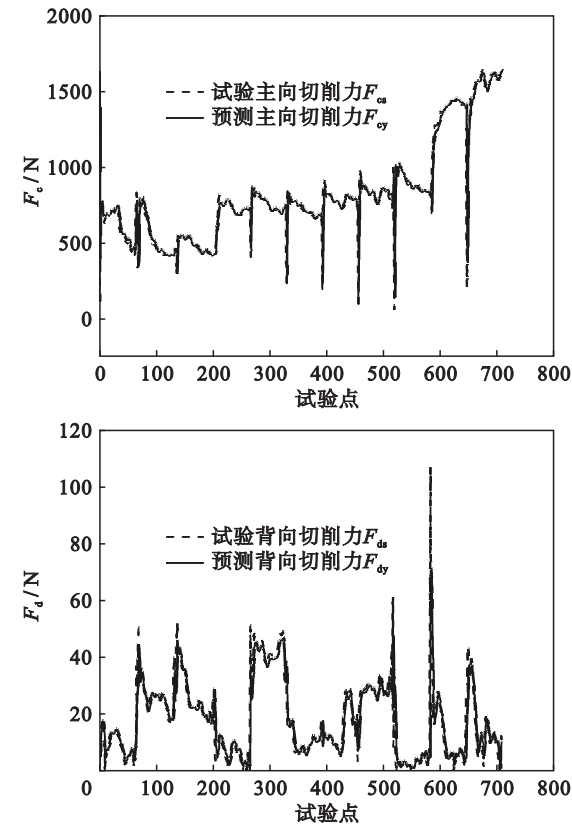


图10 3方向切削力试验值与预测值对比  
Fig. 10 Comparison of test values and predicted values of 3 directions cutting force

## 4 结 论

针对目前关于动态切削力仿真与预测分析的不足,本文尝试使用时间序列分析方法对动态切削力进行预测.该方法适用于处理数据量较少的信号序列,对于动态切削力建模,使用该方法能够实现不以已知刀具状态等工况参数为前提,而凭借较好的自适应性实现高精度建模.本文通过整合经试验获取的不同切削参数条件下的3方向动态切削力数据,经分析并提取其特征量(拟合平均值),运用时间序列分析建模,得到的预测切削力平均误差分别为9.784 5%,16.450 8%,3.523 6%,符合精度要求.

## 参考文献:

- [1] Biró I, Szalay T. Extension of empirical specific cutting force model for the process of fine chip-removing milling [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2016, 88(9/10/11/12): 1–9.
- [2] Yu F, Wu L, Wang H, et al. Experiential formula of cutting force established in turning high temperature alloy [J]. *International Journal of Control & Automation*, 2015, 8(10): 287–294.
- [3] Liu J, Han R, Li Z. Study on the effect of jet flow parameters with water vapor as coolants and lubricants in green cutting [J]. *Industrial Lubrication & Tribology*, 2013, 59(6): 278–284.
- [4] Zhou Z H, Zhang C Y, Xie Y, et al. Research on modeling of cutting force on CNC lathe based on orthogonal experiment [J]. *Advanced Materials Research*, 2014, 912/913/914: 748–752.
- [5] Huang S J, Shih K R. Short-term load forecasting via ARMA model identification including non-Gaussian process considerations [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2003, 18(2): 673–679.
- [6] Zhou Y, Huang M. Lithium-ion batteries remaining useful life prediction based on a mixture of empirical mode decomposition and ARIMA model [J]. *Microelectronics Reliability*, 2016, 65: 265–273.