

基于本征时间尺度分解和时间序列分析的电能计量误差预测方法

电能计量装置的误差预测是其运行状态预报和故障预警的基础,提出了一种本质时间尺度分解(ITD)和时间序列分析相结合的计量误差预测模型及算法。利用ITD法将电能计量误差自适应分解成1个平稳的趋势分量时间序列和多个不同频段非平稳的旋转分量时间序列。其采用相邻极值点之间分段线性化的方式,可显著提高计量误差各分量在线分解的效率。考虑各误差分量的平稳和非平稳特性,针对性地选择自回归滑动平均和差分自回归滑动平均建立计量误差趋势和旋转分量的预测模型,再将各误差分量的预测结果叠加,最终得到电能计量装置整体误差在未来的变化。利用对四川110 kV桐子梁变电站电能计量装置误差监测数据的实例分析,验证了提出方法的正确性。

万忠兵 谢 智 王 韬/国网四川省电力公司计量中心

0 引言

随着电力行业市场化改革的深入进行,发电上网、跨区输电、跨省输电及省级供电等关口电量交换日益增加,电力企业开始更加关注自身经济利益的维护^[1-2]。如何确保电能计量装置的准确性,维持电力市场公平有序的运转是电力市场当前研究的一个重要课题^[3]。关口电能计量装置运行管理主要包括现场检验及周期轮换,DL/T 448—2000《电能计量装置技术管理规程》规定I类、II类和III类电能表的现场检验周期分别为至少3个月、6个月和1年。目前,这种现场检验方式已难以适应电能计量技术和电力公司精细化管理的要求,主要表现为:

1) 电网规模正在不断扩大,交易电量和电能计量装置也越来越多,在有限的人力条件下实现规范化的技术管理非

常困难^[4-6]。

2) 传统人工现场检验的工作效率低,不能对装置进行实时监测和故障预警,尤其难以及时发现两次现场检验之间出现的计量问题,给电量追补工作带来了很大的困难^[7]。

因此,亟需在线监测电能计量装置的运行状态,对其误差水平进行实时测量和趋势预测,从而克服计量装置现场检验模式的弊端,提高其运行管理水平。特别是电能计量装置误差的变化趋势预测是其运行状态评估的重要环节,对于实现电能计量装置超差预警及优化检验周期具有重要的实用价值。

电能计量装置的误差水平由电能表、电压互感器、电流互感器和二次回路4个部分的误差综合而成^[7-8],由于各部分误差来源的因素多样性和内在关联性,使得电能计量误差时间序列呈现显著的非平稳变化特征。文献[9]分析计量装置的电能表、互感器和二次回路各部分的误差实验室测试数据的概率分布,给出计量装置整体误差水平的区间数描述;文献[10-11]分别研究了谐波条件下和采样值丢帧情况下电能计量误差的量化方法,并给出了合理的处理方式。为了实现电能计量装置误差监测和状态评估,文献[7,12,13]设计电能计量装置的远程监测和工况跟踪系统。文献[14-15]则提出电能计量装置的运行状态评估方法。但前述研究仅对计量装置的误差水平进行在线监测,未给出计量误差趋势预测的具体方法。计量误差预测是其运



万忠兵/高级工程师

关键词/Keywords

电能计量·
误差水平·
本征时间尺度分解·
时间序列·
在线预测·

行状态预报和故障预警的基础,考虑计量误差时间序列的随机性和不确定性,可采用目前普遍用于新能源发电预测^[16]的持续时间法、自回归滑动平均(Auto Regressive Moving Average, ARMA)法、卡尔曼滤波法及其他人工智能方法进行预测,也有研究提出将部分模型组合的预测方法^[17],但是前述方法对于计量误差预测的适应性还需进一步研究。

电能计量误差包含多种时间和频率尺度的分量,直接对该误差进行预测难以准确获得未来误差趋势的估计值。因此,需采用适当的时频分析法将电能误差分解成局部时间和频率尺度的序列分量^[18],进而对各分量分别进行预测,以提高电能计量误差水平预测的准确性。目前主要采用小波变换、经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)和局部均值分解,其中小波变换利用固定的基函数分解时间序列,对其局部特征的特征能力有限,也无法进行自适应分解^[19-20];而文献[20]的经验模式分解法则能把非平稳时间序列自适应地分解为多个本征模式分量,但该方法仍存在端点效应、模式混叠和过/欠包络等不足。为了解决过/欠包络问题和减缓端点效应,文献[21]提出了局部均值分解法将复杂时间序列分解成多个由调幅和调频信号相乘的乘积函数,但该方法的最优平滑步长选择困难,且计算量大无法用于在线分析。

本征时间尺度分解法(Intrinsic Time-scale Decomposition, ITD)是文献[22]为克服前述方法的不足提出的自适应时频分析方法,该方法将非平稳时间序列分解为多个合理的旋转分量,其在抑制端点效应和计算效率方面均优于前述方法。为满足计量装置运行状态在线评估的要求,需实时跟踪预测其误差水平的变化情况。因此本文利用ITD法在线分解出计量误差时间序列的多个非平稳旋转分量和趋势变化分量,再选择适当的时间序列分析法对各分量进行针对性预测以及叠加综合,由此建立基于ITD和时间序列分析的计量误差预测模型。最后,利用四川广安110 kV桐子梁变电站的电能计量装置的误差监测数据,验证本文方

法的正确性。

1 基于本征时间尺度的电能计量误差分解

若从0~ t 时刻获取的计量装置误差时间序列 $x(t)$,ITD法可将该历史时间序列分解为 $x_{R1}(t)$, $x_{R2}(t)$, $\dots$, $x_{Rn}(t)$ 共 n 个旋转分量和1个趋势分量 $x_T(t)$ 。设时间序列 $x(t)$ 包含 M 个极值点 X_i ,对应的出现时刻为 $T_i(i=1,2,\dots,M)$,为获取 $x(t)$ 的基线(低频趋势)信号,引入 $x(t)$ 中任意相邻极值点间的基线提取算子 L ,通过线性变换计算各相邻极值点间的基线信号。在 T_i 至 T_{i+1} 两个极值点的时间段内基线信号提取运算如下

$$\begin{cases} Lx(t) = L_i + \left(\frac{L_{i+1} - L_i}{X_{i+1} - X_i} \right) [x(t) - X_i], & t \in [T_i, T_{i+1}] \\ L_{i+1} = \alpha \left[X_i + \left(\frac{T_{i+1} - T_i}{T_{i+2} - T_i} \right) (X_{i+2} - X_i) \right] + (1 - \alpha) X_{i+1} \end{cases} \quad (1)$$

式中, L 为分段线性的基线提取算子; $\alpha \in [0,1]$ 为常数(一般取0.5)。

基线信号提取的极值点出现时刻 $T_0=0$ 且仅提取 $T_{i-2} \sim T_{i-1}$ 时间段。将原始时间序列 $x(t)$ 减去基线信号 $Lx(t)$ 后可得到第1个旋转分量 $x_{R1}(t) = x(t) - Lx(t)$,据此可定义旋转分量提取算子 H ,且有 $Hx(t) = (1 - L)x(t)$ 。该旋转分量提取算子用于分离出原始时间序列中的高频分量。利用基线提取算子 L 和旋转分量提取算子 H 可将原始时间序列依次分解为

$$\begin{aligned} x(t) &= Lx(t) + Hx(t) = L(L + H)x(t) + Hx(t) \\ &= [H(1 + L) + L^2]x(t) = [H(1 + L + L^2) + L^3]x(t) \\ &= \left(H \sum_{j=0}^{n-1} L^j + L^n \right) x(t) \end{aligned} \quad (2)$$

式(2)中原始时间序列 $x(t)$ 被分解为 n 个旋转分量和1个趋势分量,即为

$$x_{Rn}(t) = HL^{n-1}x(t), x_T(t) = L^n x(t) \quad (3)$$

利用式(1)和式(3)可逐步分解出 $x(t)$ 的旋转分量 $x_{Rn}(t)$ 和趋势分量 $x_T(t)$ 。当趋势分量 $x_T(t)$ 为单调或者常函数时,则停止分解输出原始时间序列的各个分量。其中采用相邻极值点间分段线性的方式有效提高了在线分解效率,同时也很好地保留了原始信号的在时间尺度上的信息。

利用四川110 kV桐子梁变电站电能计量装置监测终端在2011年12月27日~2012年1月11日的误差检测数据,如图1所示。其中每隔约2 h自动检测1次,通过ITD方法进行分解得到3个旋转分量 $x_{R1}(t)$ 、 $x_{R2}(t)$ 和 $x_{R3}(t)$ 及趋势分量 $x_T(t)$,如图2所示。图2中电能计量误差变化在 $\pm 0.2\%$ 范围内,从 $x_{R1}(t) \sim x_{R3}(t)$ 各旋转分量的频率范围逐渐上升, $x_T(t)$ 则反映各个极值点间的平均误差变化趋势。由于3个旋转分量(非平稳时间序列)主要保留计量误差的随机特性,趋势分量(平稳时间序列)主要蕴含计量误差水平的平稳变化规律,因此须有针对性地建立相应的非平稳、平稳时间序列预测模型。

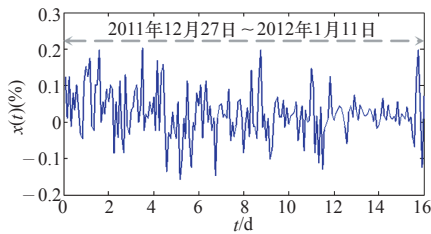


图1 桐子梁变电站计量误差监测数据

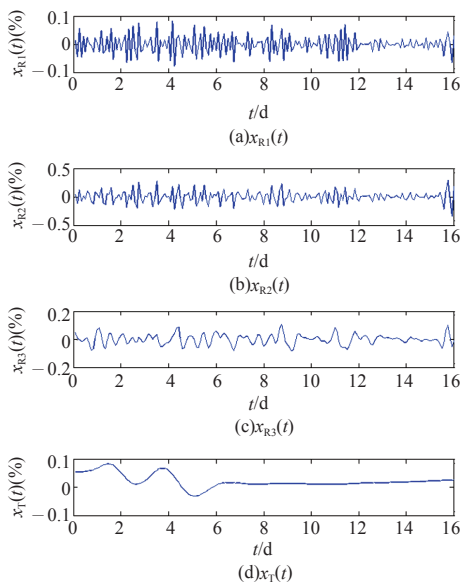


图2 桐子梁变电站计量误差ITD分解结果

图3显示了采用ITD、EMD和LMD 3种方法分解时前3个(高频)分量与原始时间序列的相关系数和计算耗时(分解10次的平均耗时),其中第1~第3个分量相关系数依次减小,前两个分量与

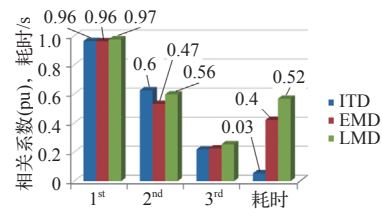


图3 3种时间序列分解法结果对比

原始信号的相关性较强,采用ITD得到的第1个相关系数和其余两种方法基本一致,但其第2个相关系数高于EMD和LMD法。此外,ITD法的计算耗时明显低于其他方法,可见ITD在保留原始时间序列信息和在线分解方面均具有一定优势。

2 电能计量误差的时间序列分析预测建模

2.1 电能计量误差时间序列预测建模流程

由前述可知,电能计量误差由平稳时间序列(趋势分量)和3个不同频段的非平稳时间序列(旋转分量)构成,前者采用ARMA模型可进行预测,而后者为非平稳时间序列通过差分自回归滑动平均(Auto Regressive Integrated Moving Average, ARIMA)模型能获得更好的预测效果。采用时间序列分析法建立计量误差预测模型时,先对各分量的时间序列进行平稳性检验,对于非平稳的旋转分量需通过差分运算对其进行平稳化处理^[23]。平稳趋势分量时间序列 $x_T(t)$ 的ARMA(p, q)模型为

$$\begin{cases} \varphi_p(z^{-1})x_T(t) = \theta_q(z^{-1})\varepsilon(t) \\ \varphi_p(z^{-1}) = 1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i z^{-i}, \theta_q(z^{-1}) = 1 - \sum_{j=1}^q \theta_j z^{-j} \end{cases} \quad (4)$$

式中, z^{-i} 为单位延时算子; $\varphi_p(z^{-1})$ 和 φ_i 为自回归函数(p 阶)和系数; $\theta_q(z^{-1})$ 和 θ_j 为滑动平均函数(q 阶)和系数; $\varepsilon(t)$ 为白噪声时间序列。

对于非平稳旋转分量 $x_{Rn}(t)$,差分处理后提取其蕴含的趋势信息,建立相应ARIMA(p, d, q)模型为

$$\varphi_p(z^{-1})[(1-z^{-1})^d x_{Rn}(t)] = \theta_q(z^{-1})\varepsilon(t) \quad (5)$$

式中, $(1-z^{-1})^d$ 为 d 次差分运算算子。

在利用ITD法分解出计量误差的各个分量后,需对各分量进行平稳性判别及平稳化处理,如图4所示。识别与各分量相符合的时间序列分析模型

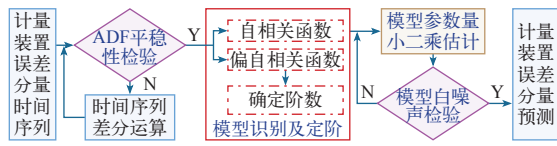


图4 电能计量误差时间序列预测建模流程

并确定阶数，再对式（4）和式（5）的自回归、滑动平均系数进行估计，直至其残差序列满足白噪声检验，由此建立电能计量误差各个分量的时间序列预测模型。

2.2 电能计量误差时间序列平稳性及模型识别

图4中采用增广单位根检验法（Augmented Dickey-Fuller, ADF）判断计量误差分量的平稳性，其通过在检验模型中引入滞后差分项，消除了单位根检验法的自相关现象。计量误差时间序列 $x(t)$ 的ADF平稳性检验模型为

$$(1 - z^{-1})x(t) = \delta x(t-1) + \sum_{k=1}^m \beta_k (1 - z^{-1})x(t-k) + \varepsilon(t) \quad (6)$$

式中， δ 为检验参数； k 为滞后时间； β_k 为滞后差分项系数。

当ADF检验中的 T 统计量^[24]小于给定显著性水平的临界值，并且检验参数 $\delta = 0$ ，则认为该组时间序列不存在单位根（是平稳时间序列）。对不满足平稳检验的旋转分量，通过依次差分运算进行平稳化处理。利用计量误差时间序列自相关系数和偏自相关系数（见图4）的截尾和拖尾特性，可识别各个误差分量适用的时间序列分析模型^[25]。其中 $x(t)$ 的自相关系数表征相隔滞后时间 k 的观测序列之间的相关性为

$$\rho(k) = \frac{\sum_{i=0}^{N-k} [x(i) - \bar{x}][x(i+k) - \bar{x}]}{\sum_{i=0}^N [x(i) - \bar{x}]^2} \quad k = 1, 2, \dots \quad (7)$$

式中， N 为 $x(t)$ 时间序列的总样本量； $\bar{x}$ 为样本数据的算术平均值。

自相关系数 $\rho(k) \in [-1, 1]$ ，其绝对值越小则自相关程度越高。偏自相关系数则表征时间序列 $x(t)$ 在给定 $x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-k+1)$ 条件下， $x(t)$ 与 $x(t-k)$ 之间的条件相关性。该相关程度由偏

自相关系数 $\varphi(k, k) \in [-1, 1]$ 衡量，具体计算式为

$$\varphi(k, k) = \begin{cases} \rho(k) & k = 1 \\ \frac{\rho(k) - \sum_{j=1}^{k-1} \varphi(k-1, j)\rho(k-j)}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \varphi(j, j)\rho(j)} & k = 2, 3, \dots \end{cases} \quad (8)$$

$$\varphi(k, j) = \varphi(k-1, j) - \varphi(k, k)\varphi(k-1, j-1) \quad k = 1, 2, \dots, k-1 \quad (9)$$

利用自相关系数和偏自相关系数确定计量误差分量的时间序列分析模型后，还需确定ARMA和ARIMA模型的阶数。本文采用从低阶至高阶逐次增加的试探法，选择赤池信息量 $AIC(p, q) = 2/N \times (p + q - \ln L)$ 最小时（ L 为模型的似然函数值^[24]）对应的模型阶数。

2.3 电能计量误差时间序列预测模型参数估计

对于ARMA和ARIMA模型均需估计其 p 个自回归系数和 q 个滑动平均系数，两者采用参数估计方法相同仅ARIMA利用时间序列的差分数据进行参数估计。由式（4）可将时间序列 $x(t)$ 表示为

$$\begin{aligned} x(t) &= \sum_{i=1}^p \varphi_i z^{-i} x(t) - \sum_{j=1}^q \theta_j z^{-j} \varepsilon(t) + \varepsilon(t) \\ &= [x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-p), \\ &\quad -\varepsilon(t-1), -\varepsilon(t-2), \dots, -\varepsilon(t-q)] \cdot \\ &\quad [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q]^T + \varepsilon(t) \\ &= \mathbf{X}^T(t, p, q) \boldsymbol{\beta} + \varepsilon(t) \end{aligned} \quad (10)$$

令时间序列预测模型残差和最小的参数估计向量为 $\boldsymbol{\beta}$ ，即为电能计量各误差分量模型参数的最小二乘估计值，计算公式为

$$Q(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{t=p+1}^n [x(t) - \mathbf{X}^T(t, p, q) \boldsymbol{\beta} + \varepsilon(t)]^2 \quad (11)$$

时间序列 $x(t)$ 预测模型在 t 时刻的误差残差和，是关于参数向量 $\boldsymbol{\beta}$ 的非线性函数。因此，本文以式（11）最小为目标函数，采用拟牛顿法的BFGS算法^[26]估计各计量误差分量的预测模型参数，之后再对各个时间序列预测子模型进行白噪声检验，若存在显著差异则调整参数重新建立预测模型。

3 基于ITD和时间序列分析的电能计量误差预测方法

3.1 基于ITD和时间序列分析的电能计量误差预测结构

对于电能计量误差在线分解的趋势分量和旋转分量，可采用适当的时间序列分析法进行预测建模。因此，本文提出将ITD与时间序列分析相结合的电能计量误差预测方法。如图5所示，利用ITD分解法在线分离出计量误差历史时间序列的旋转分量和趋势分量，对于平稳变化的趋势分量采用ARMA模型进行误差建模预测，对于其他非平稳变化的旋转分量则由ARIMA模型实现该部分误差的预报。最后，将所有误差分量预测模型的预报值叠加综合，实时计算电能计量误差的预测结果。



图5 基于本征时间尺度分解和时间序列分析的预测模型

3.2 基于ITD和时间序列分析的电能计量误差预测步骤

设从在线监测终端获取包含 N 个样本数据的电能计量误差历史时间序列 $x(t)$ ，利用该历史时间序列进行电能计量误差预测步骤如下。

1) 将计量误差历史时间序列 $x(t)$ 由ITD法分解成 n 个旋转分量 $x_{R1}(t)$ ， $x_{R2}(t)$ ， $\cdots$ ， $x_{Rn}(t)$ 和1个趋势分量 $x_T(t)$ 。

2) 对分解获得的各个计量误差分量，根据图5建立 n 个旋转分量的ARIMA预测子模型 M_{R1} ， M_{R2} ， $\cdots$ ， M_{Rn} 和趋势分量的ARMA预测子模型 M_T ，得到旋转分量预测模型系数 φ_{Rni} 和 θ_{Rnj} ，以及趋势分量模型系数 φ_{Ti} 和 θ_{Tj} ($i=1, 2, \cdots, p$ 和 $j=1, 2, \cdots, q$)。

3) 利用各计量误差分量预测模型，采用式(12)和式(13)分别预测趋势分量和旋转分量在未来 $\tau=t+1, t+2, \cdots$ 时刻的变化。

$$x_T(\tau) = \sum_{i=1}^p \varphi_{Ti} x_T(\tau-i) - \sum_{j=1}^{p-1} \varphi_{Tj} \varepsilon_T(\tau-j) \quad (12)$$

$$\left\{ \begin{aligned} x_{Rn}(\tau) &= \sum_{i=1}^p \varphi_{Rni} [x_{Rn}(\tau-i) - y_{Rn}(\tau-i)] - \sum_{j=1}^{p-1} \theta_{Rnj} \varepsilon_{Rn}(\tau-j) + \sum_{k=1}^d (-1)^k C_d^k x_{Rn}(\tau-k) \\ y_{Rn}(t) &= \sum_{k=1}^d (-1)^k C_d^k x_{Rn}(t-k) \end{aligned} \right. \quad (13)$$

4) 将电能计量误差各分量预测值叠加，可得未来 τ 时刻误差预测结果为

$$x(\tau) = x_T(\tau) + \sum_{i=1}^n x_{Ri}(\tau) \quad (14)$$

4 算例分析

4.1 电能计量误差预测模型验证

以图2中四川110 kV桐子梁变电站计量误差检测数据的第1个旋转分量 $x_{R1}(t)$ 为例，先由ADF法检验其平稳性检验，可得 $x_{R1}(t)$ 时间序列差分化前后的ADF校验结果，如表1所示。其中原始误差分量时间序列的 T 统计量为 -0.6057 ，均大于1%、5%和10%三种显著性水平的临界值，并且ADF检验参数 δ 为0.4115，此时满足存在单位根条件该序列为非平稳时间序列。当对 $x_{R1}(t)$ 进行一阶差分化后，

表1 差分化前后的ADF检验结果

原始的 $x_{R1}(t)$ 时间序列		
ADF检验参数 δ	0.4415	T 统计量
ADF检验 T 统计量		-0.6057
1%显著性水平		-2.6924
不同显著性水平临界值	5%显著性水平	-1.9602
	10%显著性水平	-1.6071
差分化后的 $x_{R1}(t)$ 时间序列		
ADF检验参数 δ	0	T 统计量
ADF检验 T 统计量		-7.0388
1%显著性水平		-3.8315
不同显著性水平临界值	5%显著性水平	-3.0299
	10%显著性水平	-2.6552

其 T 统计量为 -7.0388 ，均小于1%、5%和10% 3个显著性水平的临界值且检验参数 δ 为0，因此拒绝含有单位根的原假设，即该 $x_{R1}(t)$ 的一阶差分时间序列是平稳的。

对图2计量误差的趋势分量ADF检验后得到其满足平稳性条件，而旋转分量 $x_{R2}(t)$ 和 $x_{R3}(t)$ 分别进行2阶和1阶差分运算后才转换为平稳时间序列。由式(7)和式(8)计算旋转分量 $x_{R1}(t)$ 一阶差分 and 趋势分量 $x_T(t)$ 的时间序列的自相关系数和偏自相关系数，如图6所示。图6中 $\rho(k)_{R1}$ 、 $\varphi(k,k)_{R1}$ 、 $\rho(k)_T$ 和 $\varphi(k,k)_T$ 均呈现拖尾性（各系数迅速下降至0附近，之后呈振荡收敛趋近于0），可见 $x_{R1}(t)$ 、 $x_T(t)$ 分别适合采用一阶ARIMA、ARMA模型进行预测，在根据赤池信息量准则确定两者的模型阶数分别为ARIMA(2,1,1)和ARMA(3,1)。同理，通过模型识别及定阶确定 $x_{R2}(t)$ 、 $x_{R3}(t)$ 分别适合ARIMA(2,2,1)和ARIMA(2,1,2)模型。

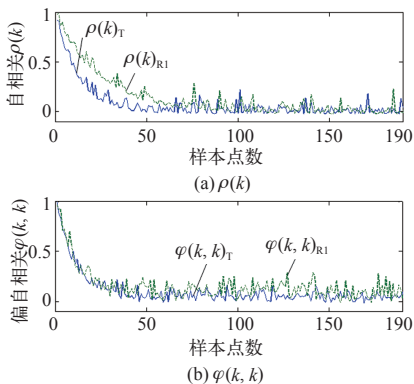


图6 旋转和趋势分量自相关和偏自相关系数

采用非线性最小二乘估计得到计量误差旋转分量和趋势分量的ARIMA和ARMA预测模型，如表2所示。图7为第1个旋转分量 $x_{R1}(t)$ 和趋势分量 $x_T(t)$ 的最终模型与历史时间序列拟合曲线及残差，可见本文方法建立的预测模型与历史数据基本吻合。

表2 旋转和趋势分量预测模型估计参数

模型参数	φ_1	φ_2	φ_3	θ_1	θ_2
计量误差分量					
$x_{R1}(t)$	0.224 9	0.414 9	—	-0.878 7	—
$x_{R2}(t)$	0.162 5	0.202 1	—	-0.692 4	—
$x_{R3}(t)$	0.524 5	0.797 9	—	0.319 9	0.229 2
$x_T(t)$	0.252 5	0.124 3	0.114 7	-0.758 2	—

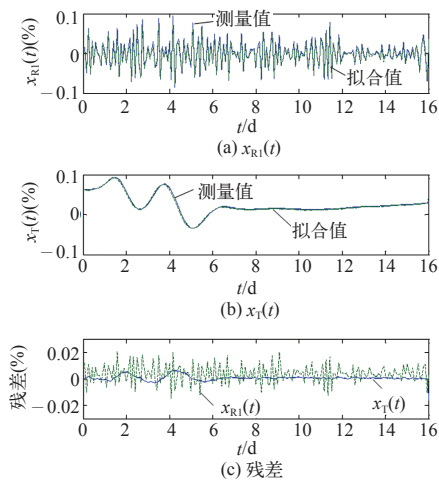


图7 旋转和趋势分量拟合结果及残差

合。两个电能计量误差分量的残差均符合白噪声检验条件，且 $x_{R1}(t)$ 预测模型的残差大于 $x_T(t)$ 模型的残差。

4.2 电能计量误差预测结果分析

利用四川110 kV桐子梁变电站2014年5月1~10日的电能计量误差监测数据进行测试验证，采用动态预测方式以1天作为估计区间（共12个监测数据），对提前12个数据点进行1次多步预测，每个预测数据点都是采用前面的预测数据计算新的预测值。由于有10天的测试样本数据，因而需对计量误差进行10次多步预测。通过ARIMA、EMD与ARIMA相结合（EMD-ARIMA）以及本文方法共3种模型对计量误差测试数据进行预测，可得10次12个数据点的预测结果和计量误差实际值，如图8所示。

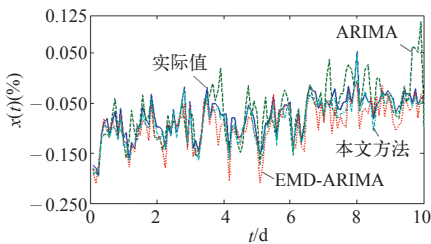


图8 不同模型的预测结果

图9为3种计量误差预测模型的预测结果绝对误差曲线，可见直接采用ARIMA模型时预测值的最大绝对误差将达0.15%，EMD-ARIMA的最大绝对误差为0.086%，而本文方法的最大绝对误差

仅为0.041%，明显优于前述两种方法。ARIMA和EMD-ARIMA两种方法在第4天、第5天和第10天等多个计量误差的拐点处，均出现了预测值过度突增或突降的现象，而本文方法则能对计量误差突变进行适当反应，确保预测值紧跟误差的实际值。可见采用ITD分解和有选择的时间序列预测模型结合的方法，能更好地预报出各个计量误差分量的趋势变化规律。

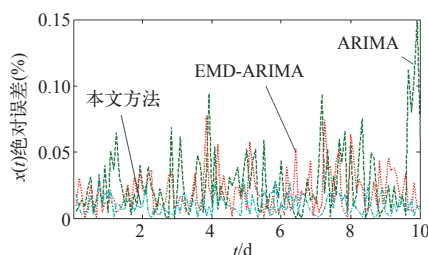


图9 不同模型预测的绝对误差

为了定量直观地比较不同模型的预测结果，采用文献[17]定义的归一化绝对平均误差、均方根误差和最大绝对误差3个指标衡量模型的预测效果，如表3所示。其中EMD-ARIMA和本文方法的归一化均方根误差为12.834 4%和6.249 7%，均小于ARIMA的18.951 1%。相较于EMD-ARIMA法，本文方法除了改进计量误差的分解外，还建立其时间序列的组合预测模型，因而其预测准确度得到有效改善（归一化均方根误差仅为EMD-ARIMA法的1/2）。此外，通过四川110 kV桐子梁变电站大量的现场监测数据测试表明，本文方法对计量误差预测结果的归一化均方根误差小于10%左右，但对负荷大幅波动过程中的预测归一化均方根误差将达约15%。此时，仍需考虑变差影响的其他因素，进一步改进计量误差预测效果。

表3 不同模型预测的误差指标对比

预测模型	归一化绝对平均误差(%)	归一化均方根误差(%)	归一化最大绝对误差(%)
ARIMA	13.715 8	18.951 1	76.431 2
EMD-ARIMA	10.153 7	12.834 4	38.756 0
本文方法	5.043 9	6.249 7	16.777 2

5 结束语

针对电能计量装置误差水平预测的问题，本

文提出了一种ITD和时间序列分析法相结合的计量误差预测模型及算法。利用四川110 kV桐子梁变电站的电能计量装置监测数据，对本文方法进行模型验证和结果测试，表明本文方法具有更好的预测准确度和更少的计算时间。前级采用ITD法在线分解计量误差时间序列的不同特征分量，其算法复杂度得到有效减小，计算耗时优于EMD和LMD分解法。针对计量误差的不同特征分量，后级针对性地选择时间序列分析法进行预测建模，进而提高本文方法的预测准确度。此外，本文方法在电能计量误差突变拐点的跟踪上明显优于ARIMA和EMD-ARIMA法。利用电能计量装置误差水平在线预测结果，可进一步预报计量装置的运行状态并制定误差越限的报警策略，从而指导电能计量装置质量监督和运行管理。

参考文献

- [1] 周孝信，鲁宗相，刘应梅，等. 中国未来电网的发展模式和关键技术 [J]. 中国电机工程学报，2014，34 (29)：4999-5008.
- [2] 周京阳，王斌，周劫英，等. 市场机制下智能电网调度控制系统调度计划应用模型及分析 [J]. 电力系统自动化，2015，39 (1)：124-130.
- [3] 唐毅，江波，李红斌，等. 数字电能计量系统检定方法综述 [J]. 电工技术学报，2013，28 (增刊2)：372-377.
- [4] 苏慧玲，刘建，龚丹，等. 大规模电能计量器具智能检定的优化调度策略探讨 [J]. 电力系统保护与控制，2015，43 (11)：75-79.
- [5] 王永辉，董增波，张颖琦，等. 电能计量装置智能仓储系统研究及其运维管理 [J]. 电测与仪表，2015，52 (7)：15-18.
- [6] 陈应林，黄德祥. 数字式电能计量系统及检定装置设计 [J]. 电力自动化设备，2009，29 (4)：114-117.
- [7] 杨帅，陈向群，赵丹，等. 关口电能计量故障监测报警装置及主站研究 [J]. 电测与仪表，2014，51 (13)：21-28.
- [8] 郭琳云，徐芝贵，张乐平，等. 高压电能计量装

- 置整体误差校验台 [J]. 电测与仪表, 2010, 47 (529): 18-21.
- [9] 吴涛. 电能计量装置的计量误差分析方法 [J]. 电测与仪表, 2002, 39 (443): 17-19, 16.
- [10] 汪妮, 乐健, 梁海涛, 等. 谐波条件下时分割乘法器计量误差的量化分析 [J]. 电力系统自动化, 2014, 38 (23): 71-76.
- [11] 唐毅, 江波, 李红斌. 数字电能计量采样值丢帧处理方法 [J]. 电工技术学报, 2014, 29 (增刊1): 444-448.
- [12] 程瑛颖, 侯兴哲, 肖冀. 一种关口电能计量装置状态管理系统的设计与实现 [J]. 电测与仪表, 2013, 50 (572): 87-92, 120.
- [13] 高毅, 王思彤, 沈燕生, 等. 关口电能计量装置运行工况跟踪与分析系统 [J]. 中国电力, 2008, 41 (6): 85-88.
- [14] 黄俐萍, 王卉, 杜卫华. 电能计量装置运行评价方法研究 [J]. 华东电力, 2014, 42 (11): 2322-2326.
- [15] 程瑛颖, 吴昊, 杨华潇, 等. 电能计量装置状态模糊综合评估及检验策略研究 [J]. 电测与仪表, 2012, 49 (564): 1-6.
- [16] 陈宁, 沙倩, 汤奕, 等. 基于交叉熵理论的风电功率组合预测方法 [J]. 中国电机工程学报, 2012, 32 (4): 29-34.
- [17] 张学清, 梁军, 张熙, 等. 基于样本熵和极端学习机的超短期风电功率组合预测模型 [J]. 中国电机工程学报, 2013, 33 (25): 33-40.
- [18] 刘兴杰, 米增强, 杨奇逊, 等. 基于经验模式分解和时间序列分析的风电场风速预测 [J]. 太阳能学报, 2010, 31 (8): 1037-1041.
- [19] 解志杰, 宋宝玉, 郝明晖, 等. 自适应时间尺度分解方法及其应用 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2015, 47 (1): 33-39.
- [20] Huang N, Shen Z, Long S, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society A, 1998, 454: 903-995.
- [21] Smith J. The local mean decomposition and its application to EEG perception data [J]. Journal of the Royal Society Interface, 2005, 2 (5): 443-454.
- [22] Frei M, Osorio I. Intrinsic time-scale decomposition: time-frequency-energy analysis and real-time filtering of non-stationary signals [J]. Proceedings of the Royal Society A, 2007, 463: 321-342.
- [23] 田中大, 李树江, 王艳红, 等. 基于小波变换的风电场短期风速组合预测 [J]. 电工技术学报, 2015, 30 (9): 112-120.
- [24] 王振龙. 应用时间序列分析 [M]. 北京: 中国统计出版社, 2010.
- [25] 孙国强, 卫志农, 翟玮星. 基于RVM与ARMA误差校正的短期风速预测 [J]. 电工技术学报, 2012, 27 (8): 187-193.
- [26] 郭科, 陈聆, 魏友华. 最优化方法及其应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2007: 130-132.

(收稿日期: 2016-10-20) **EA**

欢迎订阅 欢迎投稿 欢迎刊登广告