



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 103208036 B

(45) 授权公告日 2016. 07. 06

(21) 申请号 201310148049. 7

究. 《中国优秀硕士学位论文全文数据库 工程技术 II 辑》. 2005, C042-93.

(22) 申请日 2013. 04. 25

审查员 张伯

(73) 专利权人 国家电网公司

地址 100031 北京市西城区西长安街 86 号

专利权人 上海市电力公司

华东电力试验研究院有限公司

(72) 发明人 罗凌 张浙波 金家培 童旭

(74) 专利代理机构 上海科盛知识产权代理有限公司 31225

代理人 赵志远

(51) Int. Cl.

G06Q 10/04(2012. 01)

G06Q 50/06(2012. 01)

(56) 对比文件

CN 102521674 A, 2012. 06. 27, 说明书第 20-48 段.

CN 102521674 A, 2012. 06. 27, 说明书第 20-48 段.

CN 101619850 A, 2010. 01. 06, 全文.

陈卓. 基于时间序列的设备缺陷预测的研

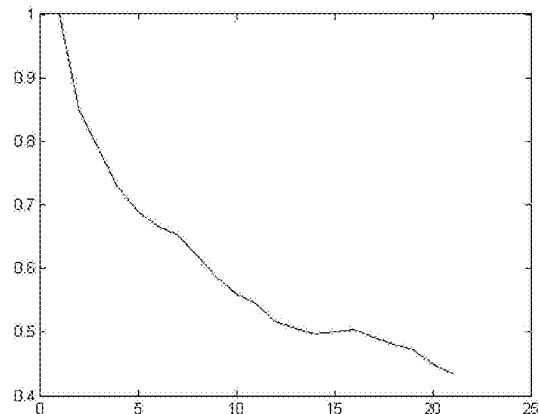
权利要求书2页 说明书4页 附图1页

(54) 发明名称

一种基于电力用户数据的短期负荷预测方法

(57) 摘要

本发明涉及一种基于电力用户数据的短期负荷预测方法, 包括以下步骤: 1) 数据采集单元采集单个电力用户的负荷数据, 并将其传输给数据处理单元; 2) 数据处理单元根据建立的短期负荷预测模型对接收的数据进行处理, 得到下一时刻的负荷预测值。与现有技术相比, 本发明具有预测精度高、预测速度快等优点。



1.一种基于电力用户数据的短期负荷预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

1)数据采集单元采集单个电力用户的负荷数据,并将其传输给数据处理单元;

2)数据处理单元根据建立的短期负荷预测模型对接收的数据进行处理,得到下一时刻的负荷预测值;

所述的短期负荷预测模型根据时间序列方法建立,具体过程如下:

1)建立样本数据的自回归滑动平均模型ARMA,该模型如公式(1)所示,

$$\sum_{i=0}^p \varphi_i y(t-i) = \sum_{j=0}^q \theta_j \alpha_{t-j}, \varphi_0 = \theta_0 = 1 \quad (1)$$

其中 $y(t-p), y(t-p+1), \dots, y(t-1), y(t)$ 是电力用户连续一段时间的负荷数据值; $\alpha_t, \alpha_{t-1}, \dots, \alpha_0$ 是白噪声序列; p, q 分别为自回归阶数和滑动平均阶数; φ_i 和 θ_j 分别为自回归系数和滑动平均系数, $i=1, 2, \dots, p, j=1, 2, \dots, q$;

2)对ARMA模型的进行辨识和参数估计;

所述的对ARMA模型的进行辨识具体过程如下:

21)根据公式(2)对ARMA模型进行零变换,

$$Y(i) = y(i) - \bar{y}, i \in [1, N], \quad (2)$$

其中 $y(i)$ 为第 i 个样本值, $Y(i)$ 为相应的变换后的值, \bar{y} 为所有样本的平均值, N 为样本容量且 $N \geq 50$;

22)根据公式(3)计算ARMA模型的自相关函数 ρ_k 的估计值:

$$\rho_k = \frac{\frac{1}{N-k} \sum_{i=1}^{N-k} Y(i)Y(i+k)}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y(i)^2} \quad (3)$$

其中 k 表示自相关函数的项数;

23)再通过公式(4)计算出偏相关函数 a_{kk} 的估值:

$$\left. \begin{aligned} a_{11} &= \rho_1 \\ a_{k+1, k+1} &= (\rho_{k+1} - \sum_{j=1}^k a_{kj} \rho_{k+1-j}) (1 - \sum_{j=1}^k a_{kj} \rho_j)^{-1} \\ a_{k+1, j} &= a_{kj} + a_{k+1, k+1} a_{k, k-j+1} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中 $j=1, 2, \dots, k$;

24)通过Box-Jenkins定理,以95%概率原则对 ρ_k 和 a_{kk} 进行“拖尾”及“截尾”的判定,并计算自回归阶数 p 和滑动平均阶数 q ;

所述的以95%概率原则对 ρ_k 和 a_{kk} 进行“拖尾”及“截尾”的判定具体为:

如果满足条件 $|\rho_k| < 2/\sqrt{N}$ 的频率小于95%,则判定 ρ_k 具有“截尾”性,而最大的满足 $|\rho_k| < 2/\sqrt{N}$ 条件的 k 值为该模型的阶数 p 值;

同样的,随着 k 的增大,若 ρ_k 趋向于0,则判定其具有“拖尾”性;

继续判定偏相关函数的“截尾”与“拖尾”性,如果满足条件 $|a_{kk}| < 2/\sqrt{N}$ 的频率小于95%,则可判定 a_{kk} 具有“截尾”性,最大的满足 $|a_{kk}| < 2/\sqrt{N}$ 条件的k值为该模型的阶数q值,若 a_{kk} 趋向于0,则可以判定其具有“拖尾”性;

如果 ρ_k “拖尾” a_{kk} “截尾”,则模型判为AR(p),其中 $q=0$;

如果 ρ_k “截尾” a_{kk} “拖尾”,则模型判为MA(q),其中 $p=0$;

如果 ρ_k 与 a_{kk} 均“截尾”,则模型是一个典型的ARMA(p,q)模型。

2. 根据权利要求1所述的一种基于电力用户数据的短期负荷预测方法,其特征在于,所述的对ARMA模型的进行参数估计具体为:

先通过Yule-Walker方程解出 φ 的估计:

$$\begin{bmatrix} \gamma_q & \gamma_{q-1} & \cdots & \gamma_{q-p+1} \\ \gamma_{q+1} & \gamma_q & \cdots & \gamma_{q-p+2} \\ \cdots & & & \cdots \\ \gamma_{q+p-1} & \gamma_{q+p-2} & \cdots & \gamma_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ \cdots \\ \varphi_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{q+1} \\ \gamma_{q+2} \\ \cdots \\ \gamma_{q+p} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中 γ 表示自协方差函数, $\gamma_k = \sum_{t=1}^{N-k} Y(t)Y(t+k) / N$;

将 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ 的估计值代入以后,令 \bar{y} 的协方差函数为 $\bar{\gamma}$,则再通过以下的矩估计法计算出 θ 及 σ_α^2 的估计值:

$$\left. \begin{aligned} \bar{\gamma}_0 &= \sigma_\alpha^2(1 + \theta_1 + \cdots + \theta_q) \\ \bar{\gamma}_1 &= \sigma_\alpha^2(-\theta_1 + \theta_2\theta_1 + \cdots + \theta_q\theta_{q-1}) \\ &\quad \cdots \\ \bar{\gamma}_q &= \sigma_\alpha^2(-\theta_q) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

σ_α^2 表示白噪声序列的方差。

一种基于电力用户数据的短期负荷预测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种负荷预测方法,尤其是涉及一种基于电力用户数据的短期负荷预测方法。

背景技术

[0002] 传统上的电力负荷预测主要关注的是电力系统生产计划和电力系统运行方式的具体安排,具体方法有以下几种。

[0003] 1)最小二乘拟合法。

[0004] 这种方法把负荷序列的发展趋势用方程式表示出来,进而利用趋势方程式来预测负荷未来的变化。最小二乘拟合法具有预测速度快和外推特性好的优势,但是不仅对历史数据要求高,而且仅仅适合负荷序列波动不大的平稳时间序列情况,无法详细地考虑各种影响负荷的因素。

[0005] 2)回归分析法。

[0006] 由给定的多组自变量和因变量的资料,研究各自变量和因变量之间的关系,形成回归方程后,如给定各自变量数值,即能求出因变量值,再形成负荷的预测。回归分析法的优缺点和最小二乘拟合法类似,它对历史上从未出现过的情况有较好的预测值,但同时也存在模型初始化难度大以及用线性方法描述比较复杂的情况过于简单的问题。

[0007] 3)专家系统方法

[0008] 能模拟人类的思维和决策过程,对求解问题给出相当于专家水平的答案。鉴于运行人员经验的重要性和专家系统理论的日益成熟,一般来说,把专家系统应用于短期负荷预测是切实可行的。有效的专家系统是建立在负荷分布之间的逻辑型和句句型关系基础上的,它能帮助经验不足的运行人员识别各种类型的特殊事件等对负荷的影响,得出较为精确的负荷预测结果。这种方法计算量少、预测精度高,但提取系统的有关规则较为困难,而且须花费大量人力、物力、财力来对数据库进行充分的调查分析。

[0009] 4)人工神经网络方法

[0010] 人工神经网络是模仿人脑工作方式的一种信息处理方式,神经网络可以通过“学习”,自适应地产生适合当前情况的新规则。这种方法通过模拟

[0011] 人脑这种由大量神经元经过复杂的连接而形成的一种高复杂、非线性、并行处理的信息处理系统,来处理大量复杂的数据信息。人工神经网络方法引入了非线性模拟概念,可以充分考虑影响负荷变化规律的因素,因此预测精度较高。但这种方法较为复杂;样本数据要求高,容易出现样本选择困难的问题;网络收敛速度慢,有时陷入局部最小值,出现不收敛的情况。

[0012] 5)灰色预测方法

[0013] 在灰色系统理论的研究中,各类系统被分成白色、黑色和灰色三种:“白”和“黑”指信息完全已知和信息完全未知,“灰”则指信息不完全,部分已知、部分未知。灰色系统理论认为任何随机过程都是在一定幅值范围及一定时间变化内的灰色量,在对灰色过程的处理

上,是通过原始数据的整理(如累加或者累减)来寻找数据规律,其对随机过程的典型性(如平稳性、概率分布等)无任何限制。由于大多数系统都是广义的能量系统,累加后的指数规律便是普遍的一种变化规律,灰色过程经此处理后生成的数列有了较强的规律,随机性得到弱化,因而有可能对变化过程作较长时间的描述,建立起微分方程模型求解。灰色预测方法的优点是:短期预测精度高、要求负荷数据少、不考虑分布规律、不考虑变化趋势、运算方便易于检验。同时此技术也存在以下缺点:数据离散程度越大则预测精度越差;不适合长期预测。

[0014] 综上所述,最小二乘拟合法和回归分析法并不适合短期负荷预测;人工神经网络法过于复杂,在统一的系统内不易产生标准解;专家系统法虽然在短期预测上较为精确,但需要耗费太多的人力物力,且无法实现自动化,不适合应用在面向大量用电客户的反窃电系统上;灰色预测法适合大量随机量的和值,不适合单一用户的随机量预测。

发明内容

[0015] 本发明的目的就是为了解决上述现有技术存在的缺陷而提供一种预测剪度高、预测速度快的基于电力用户数据的短期负荷预测方法。

[0016] 本发明的目的可以通过以下技术方案来实现:

[0017] 一种基于电力用户数据的短期负荷预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

[0018] 1)数据采集单元采集单个电力用户的负荷数据,并将其传输给数据处理单元;

[0019] 2)数据处理单元根据建立的短期负荷预测模型对接收的数据进行处理,得到下一时刻的负荷预测值。

[0020] 所述的短期负荷预测模型根据时间序列方法建立,具体过程如下:

[0021] 1)建立样本数据的自回归滑动平均模型ARMA,该模型如公式(1)所示,

$$[0022] \quad \sum_{i=0}^p \varphi_i y(t-i) = \sum_{j=0}^q \theta_j a_{t-j}, \varphi_0 = \theta_0 = 1 \quad (1)$$

[0023] 其中 $y(t-p), y(t-p+1), \dots, y(t-1), y(t)$ 是电力用户连续一段时间的负荷数据值; a_t, a_{t-1}, \dots, a_0 是白噪声序列; p, q 分别为自回归阶数和滑动平均阶数; φ_i 和 θ_j 分别为自回归系数和滑动平均系数, $i=1, 2, \dots, p, j=1, 2, \dots, q$;

[0024] 2)对ARMA模型的进行辨识和参数估计。

[0025] 所述的对ARMA模型的进行辨识具体过程如下:

[0026] 21)根据公式(2)对ARMA模型进行零变换,

[0027]

$$Y(i) = y(i) - \bar{y}, i \in [1, N], \quad (2)$$

[0028] 其中 $y(i)$ 为第 i 个样本值, $Y(i)$ 为相应的变换后的值, \bar{y} 为所有样本的平均值, N 为样本容量且 $N \geq 50$;

[0029] 22)根据公式(3)计算ARMA模型的自相关函数 ρ_k 的估计值:

[0030]

$$\rho_k = \frac{\frac{1}{N-k} \sum_{i=1}^{N-k} Y(i)Y(i+k)}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y(i)^2} \tag{3}$$

[0031] 其中k表示自相关函数的项数；

[0032] 23)再通过公式(4)计算出偏相关函数 a_{kk} 的估值：

[0033]

$$\left. \begin{aligned} a_{11} &= \rho_1 \\ a_{k+1,k+1} &= (\rho_{k+1} - \sum_{j=1}^k a_{kj} \rho_{k+1-j}) (1 - \sum_{j=1}^k a_{kj} \rho_j)^{-1} \\ a_{k+1,j} &= a_{kj} + a_{k+1,k+1} a_{k,k-j+1} \end{aligned} \right\} \tag{4}$$

[0034] 其中 $j=1, 2, \dots, k$ ；

[0035] 24)通过Box-Jenkins定理，以95%概率原则对 ρ_k 和 a_{kk} 进行“拖尾”及“截尾”的判定，并计算自回归阶数p和滑动平均阶数q。

[0036] 所述的以95%概率原则对 ρ_k 和 a_{kk} 进行“拖尾”及“截尾”的判定具体为：

[0037] 如果满足条件 $|\rho_k| < 2/\sqrt{N}$ 的频率小于95%，则判定 ρ_k 具有“截尾”性，而最大的满足 $|\rho_k| < 2/\sqrt{N}$ 条件的k值为该模型的阶数p值；

[0038] 同样的，随着k的正大，若 ρ_k 趋向于0，则判定其具有“拖尾”性；

[0039] 继续判定偏相关函数的“截尾”与“拖尾”性，如果满足条件 $|a_{kk}| < 2/\sqrt{N}$ 的频率小于95%，则可判定 a_{kk} 具有“截尾”性，最大的满足 $|a_{kk}| < 2/\sqrt{N}$ 条件的k值为该模型的阶数q值，若 a_{kk} 趋向于0，则可以判定其具有“拖尾”性；

[0040] 如果 ρ_k “拖尾” a_{kk} “截尾”，则模型判为AR(p)，其中 $q=0$ ；

[0041] 如果 ρ_k “截尾” a_{kk} “拖尾”，则模型判为MA(q)，其中 $p=0$ ；

[0042] 如果 ρ_k 与 a_{kk} 均“截尾”，则模型是一个典型的ARMA(p,q)模型。

[0043] 所述的对ARMA模型的进行参数估计具体为：

[0044] 先通过Yule-Walker方程解出 φ 的估计：

[0045]

$$\begin{bmatrix} \gamma_q & \gamma_{q-1} & \dots & \gamma_{q-p+1} \\ \gamma_{q+1} & \gamma_q & \dots & \gamma_{q-p+2} \\ \dots & & & \dots \\ \gamma_{q+p-1} & \gamma_{q+p-2} & \dots & \gamma_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ \dots \\ \varphi_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{q+1} \\ \gamma_{q+2} \\ \dots \\ \gamma_{q+p} \end{bmatrix} \tag{5}$$

[0046] 其中 γ 表示自协方差函数， $\gamma_k = \sum_{i=1}^{N-k} Y(i)Y(i+k)/N$ ；

[0047] 将 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ 的估计值代入以后，令 \bar{y} 的协方差函数为 $\bar{\gamma}$ ，则再通过以下的矩估计法计算出 θ 及 σ_a^2 的估计值：

[0048]

$$\left. \begin{aligned} \bar{y}_0 &= \sigma_\alpha^2(1 + \theta_1 + \dots + \theta_q) \\ \bar{y}_1 &= \sigma_\alpha^2(-\theta_1 + \theta_2\theta_1 + \dots + \theta_q\theta_{q-1}) \\ &\dots \\ \bar{y}_q &= \sigma_\alpha^2(-\theta_q) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

[0049] σ_α^2 表示白噪声序列的方差。

[0050] 与现有技术相比,本发明具有以下优点:

[0051] 1、预测精度高,采用时间序列方法,不仅计算速度快,还可以反映负荷近期变化的连续性,在短期预测上较为准确;

[0052] 2、能基于采集的用户负荷数据对用户的短期负荷进行预测;

[0053] 3、具有较快的预测速度,满足实用性的要求。

附图说明

[0054] 图1为连续一个月负荷数据的自相关系数示意图;

[0055] 图2为连续一个月负荷数据的偏相关系数示意图。

具体实施方式

[0056] 下面结合附图和具体实施例对本发明进行详细说明。

[0057] 实施例

[0058] 如果用户负荷数据无法满足自相关函数和偏相关函数的“拖尾”与“截尾”性,则可以对数据进行周期性差分,再判断差分后数据的自相关系数和偏相关的“拖尾”与“截尾”性。某电力用户连续一个月的负荷数据的自相关函数与偏相关函数如图1和图2所示。这时自相关函数的“拖尾”性并不是很好,可以进行通过观测用户负荷数据选取周期项进行差分。如果用户负荷是每15分钟采集一次,那么一天将连续采集96个负荷数据,这样周期项可以选择 $T=96$ (一天),或者 $T=96*7$ (一周)。对差分后的数据再观察自相关函数和偏相关函数的“拖尾”与“截尾”性,然后再通过时间序列方法建模,并完成此电力用户的短期负荷预测。

[0059] 假设当前采集的数据序列为 $y(i), i=1, 2, \dots, T, T+1, \dots, T+t$,我们要预测的值为 $y(T+t+1)$ 则以 T 为周期项的差分方法如下:

[0060] $z(i) = y(T+i) - y(i), i=1, 2, \dots, t$

[0061] $z(i), i \in [1, t]$ 即为差分后的数据,通过时间序列对 $z(i)$ 进行建模,预测出 $z(t+1)$,然后再通过以下计算返回 $y(T+t+1)$ 的预测值:

[0062] $y(T+t+1) = y(t+1) + z(t+1)$

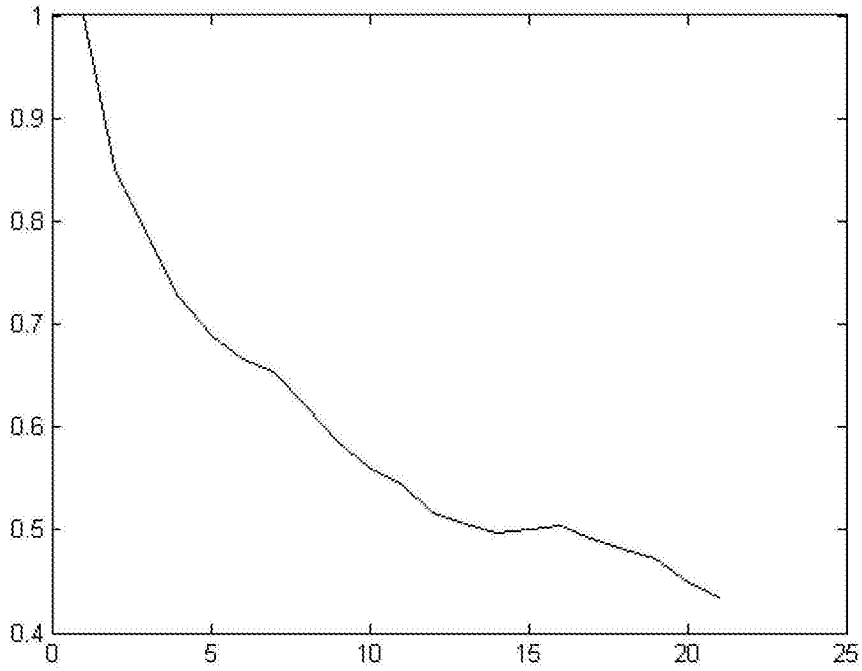


图1

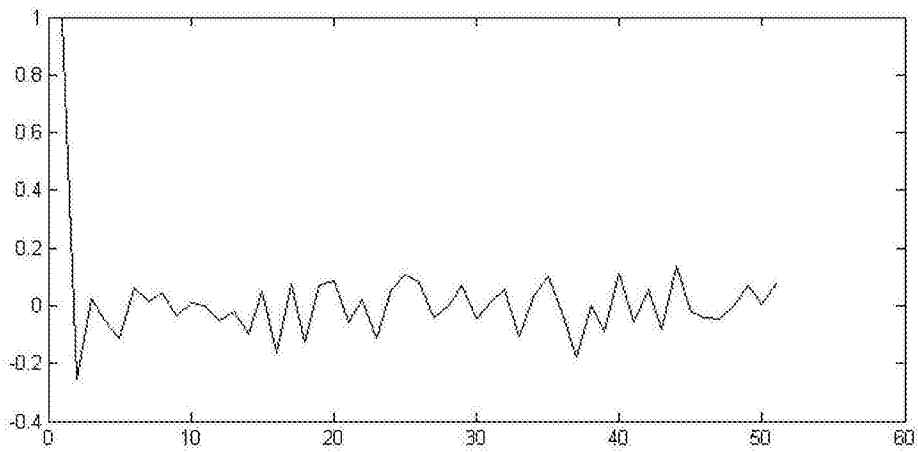


图2