



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 103268519 B

(45) 授权公告日 2016. 05. 25

(21) 申请号 201310149968. 6

(22) 申请日 2013. 04. 26

(73) 专利权人 哈尔滨工程大学

地址 150001 黑龙江省哈尔滨市南岗区南通大街 145 号哈尔滨工程大学科技处知识产权办公室

(72) 发明人 彭秀艳 崔艳青 赵新华 闫金山

(51) Int. Cl.

G06Q 10/04(2012. 01)

G06Q 50/06(2012. 01)

(56) 对比文件

CN 102915511 A, 2013. 02. 06,

US 20120316845 A, 2012. 12. 13,

CN 101369322 A, 2009. 02. 18,

审查员 李东

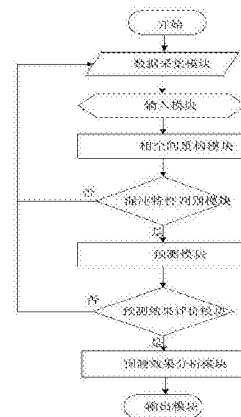
权利要求书3页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

基于改进 Lyapunov 指数的电力系统短期负荷预测方法及装置

(57) 摘要

本发明提供的是一种基于改进 Lyapunov 指数的电力系统短期负荷预测方法及装置。本发明的装置包括依次串行连接的数据采集模块、输入模块、相空间重构模块、混沌特性判别模块、预测模块、预测效果仿真分析模块、预测结果评价模块、输出模块。本发明的方法对计算关联维数的 G-P 算法、计算 Lyapunov 指数的小数据量法、对欧几里德公式进行改进,利用这三种改进方法对最大 Lyapunov 指数预测法进行改进,使预测精度进一步提高,预测结果更准确。



1. 一种基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测方法,其特征是包括如下步骤:

(1)对电网的负荷数据进行采集和处理,形成可用的负荷时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$,其中, N 为负荷序列长度;

(2)对于负荷时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$,利用自相关函数法计算延迟时间 τ 、利用G-P算法计算嵌入维数 m ;

(3)根据所求的延迟时间 τ 和嵌入维数 m 进行相空间重构,

$$X(t)=[x(t), x(t+\tau), \dots, x(t+(m-1)\tau)]^T, t=1, 2, \dots, M, M=N-(m-1)\tau;$$

(4)利用改进小数据量法计算重构相空间相轨迹的最大Lyapunov指数 λ ;

所述改进小数据量法,是在计算最大Lyapunov指数过程中,取多个初始相点的演化过程,让邻近轨道随时间演变多步,并取多个局部发散率的平均值;

(5)确定预测中心点 $X(M)$,在重构相空间寻找预测中心点的最近邻点 $X(K)$,并利用欧几里德公式计算两相点间的距离 L_0 ,

$$L_0=||X(M)-X(K)||;$$

(6)确定最近邻点 $X(K)$ 的下一演化点 $X(K+1)$,则 $X(M+1)$ 的预测值为:

$$||X(M+1)-X(M)||=||X(K+1)-X(K)||e^\lambda$$

式中,只有 $X(M+1)$ 的最后一个分量 $x(N+1)$ 未知,则 $x(N+1)$ 的预测值为:

$$x(N+1)=x(K+1+(m-1)\tau)\pm\left[\left(L_0 * \exp(\lambda)\right)^2 - \sum_{i=0}^{m-1} \left(x(M+1+i\tau)-x(K+1+i\tau)\right)^2\right]^{\frac{1}{2}};$$

(7)判断预测值的正、负取值。

2. 根据权利要求1所述的基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测方法,其特征是所述利用自相关函数法计算延迟时间 τ 的方法为:

首先利用自相关法求取时间延迟,对于负荷时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$,时间跨度为 $j\tau$ 的自相关函数为:

$$R_{xx}(j\tau)=\frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x(t)x(t+j\tau)$$

其中, τ 为延迟时间, j 为整数;

固定 j ,做自相关函数关于 τ 的函数图象, $\tau=1, 2, \dots$,当自相关函数下降到初始值的 $1-1/e$ 倍时,所得的时间 τ 即为重构相空间的延迟时间 τ 。

3. 根据权利要求2所述的基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测方法,其特征是采用改进G-P算法计算嵌入维数 m ,其步骤如下:

(a)对于混沌时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$,根据自相关法求取的时间延迟 τ ,先给定一个小的嵌入维数 m ,对应一个重构的相空间 $X(t)$;

(b)计算关联积分

$$C_n(r)=\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N \theta(r-||X(i)-X(j)||)$$

其中, $||X(i)-X(j)||$ 表示相点 $X(i)$ 与 $X(j)$ 之间的距离,这里用 ∞ -范数来表示, $\theta(\cdot)$ 为Heaviside单位函数;

(c)对于 $r \rightarrow 0$ 某个取值范围,关联维数 D 与函数 $C_n(r)$ 应满足对数线性关系
 $dD(m) = d(\ln C_n(r))/d(\ln r)$;

(d)增加嵌入维数 m ,重复计算 $C_n(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N \theta(r - \|X(i) - X(j)\|)$ 、 $dD(m) = d(\ln C_n$

$(r))/d(\ln r)$ 式,直到相应的 D 随 m 的增长在设定误差内不变为止,此时的 D 即为关联维数,根据 $m \geq 2D+1$ 得 m 即为嵌入维数。

4.根据权利要求3所述的基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测方法,其特征是所述改进小数据量法具体包括:

(a)设定相空间中 N_c 个初始点,寻找各初始点 $X(t)$ 的 N_1 个邻近点 $X(k)$;

(b)对相空间中每个初始点 $X(t)$,计算各邻点对经 i 步演化后的距离 $d_t(i,k)$

$$d_t(i,k) = \|X(t+i) - X(k+i)\| \quad i=1,2,\dots,I$$

其中, I 是最大演化时间步,取30-40;

(c)计算 N_1 个邻点对的 i 个演化时间步后的平均距离 $d_t(i)$

$$d_t(i) = \frac{1}{N_1} \sum_{k=1}^{N_1} d_t(i,k) \quad ;$$

(d)对每个演化时间步 i ,计算所有初始点对应的 $d_t(i)$ 的对数平均值 $y(i)$

$$y(i) = \frac{1}{N_c} \sum_{t=1}^{N_c} \ln d_t(i) \quad ;$$

(e)作 $y(i)$ 随 i 变化的曲线,对其直线部分用最小二乘法作回归直线,则直线的斜率就是最大Lyapunov指数。

5.根据权利要求4所述的基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测方法,其特征是所述欧几里德公式为改进的欧几里德公式:

$$L_0 = \| \|X(M) - X(K)\| \|;$$

设,两者间的欧几里德距离公式为:

$$D(A,B) = \left(\sum_{i=1}^n |a_i - b_i - m|^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad m = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)}{n}$$

其中: A 、 B 是两个时间序列, n 为序列长度; a_i 和 b_i 分别为时间序列 A 、 B 的各分量, m 平衡偏移量因子。

6.一种基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测装置,其特征是:包括数据采集卡、计算机系统、数据输出,具体包括数据采集模块、输入模块、相空间重构模块、混沌特性判别模块、预测模块、预测效果仿真分析模块、预测结果评价模块和输出模块,各模块之间的信号流程为依次串行连接,各模块按顺序执行,上一模块的输出是下一模块的输入;所述数据采集模块对电网每天24小时整点负荷进行采集;所述输入模块用于输入历史负荷数据以及数据处理,形成可用的负荷时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$,其中, N 为负荷序列长度;所述相空间重构模块利用自相关函数法计算延迟时间 τ 、利用G-P算法计算嵌入维数 m ,用所求的延迟时间 τ 和嵌入维数 m 进行相空间重构, $X(t) = [x(t), x(t+\tau), \dots, x(t+(m-1)\tau)]^T, t=1, 2, \dots, M, M=N-(m-1)\tau$;所述混沌特性判别模块利用改进小数据量法计算重构相空间相

轨迹的最大Lyapunov指数 λ ,根据其值来进行负荷序列的混沌特性的识别,如果最大Lyapunov指数大于零则进入预测模块,否则返回数据采集模块,重新进行其他时段的数据采集;所述预测模块利用最大Lyapunov指数预测模型进行负荷预测,具体包括:确定预测中心点 $X(M)$,在重构相空间寻找预测中心点的最近邻点 $X(K)$,并利用欧几里德公式计算两相点间的距离 L_0 , $L_0 = \|X(M) - X(K)\|$,确定最近邻点 $X(K)$ 的下一演化点 $X(K+1)$,则 $X(M+1)$ 的预测值为: $\|X(M+1) - X(M)\| = \|X(K+1) - X(K)\| e^\lambda$,式中,只有 $X(M+1)$ 的最后一个分量 $x(N+1)$ 未知,则 $x(N+1)$ 的预测值为:

$$x(N+1) = x(K+1 + (m-1)\tau) \pm \left((L_0 * \exp(\lambda))^2 - \sum_{i=0}^{m-1} (x(M+1+i\tau) - x(K+1+i\tau))^2 \right)^{\frac{1}{2}};$$

所述预测结果评价模块判断预测值的正、负取值,检验预测精度的各种误差指标;所述预测效果的仿真分析模块对负荷预测效果进行模拟测试及分析,如果符合要求则进入输出模块显示和输出负荷的预测结果,如果不符合要求则返回数据采集模块,重新进行其他时段的数据采集。

基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及的是一种电力系统负荷预测方法,本发明也涉及一种电力系统负荷预测装置。具体地说是一种电力系统短期负荷预测方法及装置。

背景技术

[0002] 在电力系统运行、控制和计划管理中,负荷预测决定了发电、输电和配电的合理安排,是电力系统规划的重要组成部分。其中,短期负荷预测最主要的应用是为发电计划程序提供数据,用来确定满足安全要求、运行约束、以及自然环境和设备限制的运行方案,对电网运行的安全性、可靠性和经济性起着重要作用。如何提高预测精度是目前研究短期负荷预测理论与方法的中心和重点,准确的短期负荷预测已成为实现电力系统管理现代化的重要内容之一。

[0003] 长期以来,国内外学者对电力系统负荷预测理论进行了广泛而深入的研究,提出了许多有效的方法,如回归分析法,时间序列法,神经网络法,小波分析法等。然而在实际问题中,短期电力负荷往往表现为非线性,近年来,基于混沌理论的非线性时间序列预测模型在日负荷预测中的应用引起了人们的广泛兴趣,越来越多的基于混沌理论的预测方法应用于电力系统短期负荷预测。其中,基于最大Lyapunov指数预测法以其简单的原理、较小的计算量得到了较为广泛的应用。但在某些实际预测中,该方法然存在预测精度不高的问题。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于提供一种预测精度更高的基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测方法。本发明的目的还在于提供一种预测精度更高的基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测装置。

[0005] 本发明的目的是这样实现的:

[0006] 本发明的基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测方法包括如下步骤:

[0007] (1)对电网的负荷数据进行采集和处理,形成可用的负荷时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$,其中, N 为负荷序列长度;

[0008] (2)对于负荷时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$,利用自相关函数法计算延迟时间 τ 、利用G-P算法计算嵌入维数 m ;

[0009] (3)根据所求的延迟时间 τ 和嵌入维数 m 进行相空间重构,

[0010] $X(t)=[x(t), x(t+\tau), \dots, x(t+(m-1)\tau)]^T, t=1, 2, \dots, M, M=N-(m-1)\tau$;

[0011] (4)利用改进小数据量法计算重构相空间相轨迹的最大Lyapunov指数 λ ;

[0012] 所述改进小数据量法,是在计算最大Lyapunov指数过程中,取多个初始相点的演化过程,让邻近轨道随时间演变多步,并取多个局部发散率的平均值;

[0013] (5)确定预测中心点 $X(M)$,在重构相空间寻找预测中心点的最近邻点 $X(K)$,并利用欧几里德公式计算两相点间的距离 L_0 ,

[0014] $L_0=||X(M)-X(K)||$;

[0015] (6)确定最近邻点 $X(K)$ 的下一演化点 $X(K+1)$,则 $X(M+1)$ 的预测值为:

$$[0016] \quad ||X(M+1)-X(M)|| = ||X(K+1)-X(K)|| e^\lambda$$

[0017] 式中,只有 $X(M+1)$ 的最后一个分量 $x(N+1)$ 未知,则 $x(N+1)$ 的预测值为:

[0018]

$$x(N+1) = x(K+1+(m-1)\tau) \pm \left((L_0 * \exp(\lambda))^2 - \sum_{i=0}^{m-1} (x(M+1+i\tau) - x(K+1+i\tau))^2 \right)^{\frac{1}{2}};$$

[0019] (7)判断预测值的正、负取值。

[0020] 本发明的基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测方法还可以包括:

[0021] 1、所述利用自相关函数法计算延迟时间 τ 的方法为:

[0022] 首先利用自相关法求取时间延迟,对于负荷时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$,时间跨度为 $j\tau$ 的自相关函数为:

$$[0023] \quad R_{xx}(j\tau) = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x(t)x(t+j\tau)$$

[0024] 其中, τ 为延迟时间, j 为整数;

[0025] 固定 j ,做自相关函数关于 τ 的函数图象, $\tau=1, 2, \dots$,当自相关函数下降到初始值的 $1-1/e$ 倍时,所得的时间 τ 即为重构相空间的延迟时间 τ 。

[0026] 2、所述的利用G-P算法计算嵌入维数 m ,是采用改进G-P算法计算嵌入维数 m ,其主要步骤如下:

[0027] (a)对于混沌时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$,根据自相关法求取的时间延迟 τ ,先给定一个较小的值 m ,对应一个重构的相空间 $X(t)$;

[0028] (b)计算关联积分

$$[0029] \quad C_n(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N \theta(r - \|X(i) - X(j)\|)$$

[0030] 其中, $\|X(i) - X(j)\|$ 表示相点 $X(i)$ 与 $X(j)$ 之间的距离,这里用 ∞ -范数来表示, $\theta(\cdot)$ 为Heaviside单位函数;

[0031] (c)对于 $r \rightarrow 0$ 某个取值范围,关联维数 D 与函数 $C_n(r)$ 应满足对数线性关系

$$[0032] \quad dD(m) = d(\ln C_n(r)) / d(\ln r);$$

[0033] (d)增加嵌入维数 m ,重复计算 $C_n(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N \theta(r - \|X(i) - X(j)\|)$ 且 $dD(m) = d$

$(\ln C_n(r)) / d(\ln r)$ 式,直到相应的 D 随 m 的增长在一定误差内不变为止,此时的 D 即为关联维数,根据 $m \geq 2D+1$ 得 m 即为嵌入维数。

[0034] 3、所述改进小数据量法具体包括:

[0035] (a)设定相空间中 N_c 个初始点,寻找各初始点 $X(t)$ 的 N_l 个邻近点 $X(k)$;

[0036] (b)对相空间中每个初始点 $X(t)$,计算各邻点对经 i 步演化后的距离 $d_t(i, k)$

$$[0037] \quad d_t(i, k) = |X(t+i) - X(k+i)| \quad i=1, 2, \dots, I$$

[0038] 其中, I 是最大演化时间步,取30-40;

[0039] (c)计算 N_l 个邻点对的 i 个演化时间步后的平均距离 $d_t(i)$

$$[0040] \quad d_t(i) = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} d_t(i, k) ;$$

[0041] (d)对每个演化时间步*i*,计算所有初始点对应的 $d_t(i)$ 的对数平均值 $y(i)$

$$[0042] \quad y(i) = \frac{1}{N_c} \sum_{t=1}^{N_c} \ln d_t(i) ;$$

[0043] (e)作 $y(i)$ 随*i*变化的曲线,对其直线部分用最小二乘法作回归直线,则直线的斜率就是最大Lyapunov指数。

[0044] 4、所述欧几里德公式为改进的欧几里德公式:

$$[0045] \quad L_0 = ||X(M) - X(K)|| ;$$

[0046] 设,两者间的欧几里德距离公式为:

$$[0047] \quad D(A, B) = \left(\sum_{i=1}^n |a_i - b_i - m|^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad m = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}{n}$$

[0048] 其中:A、B是两个时间序列,n为序列长度; a_i 和 b_i 分别为时间序列A、B的各分量,m平衡偏移量因子。

[0049] 本发明的基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测装置包括依次串行连接的数据采集模块、输入模块、相空间重构模块、混沌特性判别模块、预测模块、预测效果仿真分析模块、预测结果评价模块、输出模块,电网的历史负荷通过数据采集模块后,经过输入模块进行数据处理,处理后的可用数据进入相空间重构模块,重构后的空间向量为混沌特性判别模块的输入,如果最大Lyapunov指数大于零则进入预测模块、否则返回数据采集模块重新进行其他时段的数据采集,仿真分析模块及结果评价模块对预测结果进行精度要求检验,如果符合要求则进入输出模块、如果不符合要求则返回数据采集模块重新进行其他时段的数据采集。

[0050] 本发明提供了一种基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测方法及实现装置,采用了模块化结构,同时对计算关联维数的G-P算法、计算Lyapunov指数的小数据量法、对欧几里德公式进行改进,利用这三种改进方法对最大Lyapunov指数预测法进行改进,使预测精度更进一步提高,预测结果更准确。

[0051] 本发明具有原理简单,预测精度更高,易于工程应用等特点。

附图说明

[0052] 图1是基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测装置的模块组成框图。

[0053] 图2是基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测方法的流程图。

[0054] 图3基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测方法及装置的仿真结果图。

具体实施方式

[0055] 下面结合附图举例对本发明做更详细的描述:

[0056] 结合图1,本发明的基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测装置采用了模块化结构,模块化结构利于装置升级和维护;同时在线实时采集负荷数据、在线建模、在线预报,是实时在线预报装置;与以往装置相比提出增加了预测效果仿真分析模块、预测结

果评价模块,使应用者实时掌握预测误差,做出正确的判断、和决策。

[0057] 本发明的装置由数据采集卡、计算机系统、数据输出接口组成。具体包括数据采集模块、输入模块、相空间重构模块、混沌特性判别模块、预测模块、预测效果仿真分析模块、预测结果评价模块、输出模块,这些模块应用C++语言和MATLAB语言实现。所述数据采集模块用于对电网每天24小时整点负荷(单位为:MW/h)进行采集;所述输入模块可以用于输入历史负荷数据以及数据处理;所述相空间重构模块用于计算重构相空间的参数-延迟时间和嵌入维数;所述混沌特性判别模块用于计算最大Lyapunov指数,根据其值来进行负荷序列的混沌特性的识别;所述预测模块用于利用最大Lyapunov指数预测模型进行负荷预测;所述预测结果评价模块用于检验预测精度的各种误差指标;所述预测效果的仿真分析模块用于对负荷预测效果进行模拟测试及分析;所述输出模块用于显示和输出负荷的预测结果。

[0058] 各模块之间的信号流程为数据采集模块、输入模块、相空间重构模块、混沌特性判别模块、预测模块、预测效果的仿真分析模块、预测结果评价模块和输出模块依次串行连接。各模块必须按顺序执行,上一模块的输出是下一模块的输入。电网的历史负荷通过数据采集模块后,经过输入模块进行数据处理;处理后的可用数据进入相空间重构模块;重构后的空间向量为混沌特性判别模块的输入;如果最大Lyapunov指数大于零则进入预测模块,否则返回数据采集模块,重新进行其他时段的数据采集;利用仿真分析模块及结果评价模块对预测结果进行精度要求检验,如果符合要求则进入输出模块,如果不符合要求则返回数据采集模块,重新进行其他时段的数据采集。

[0059] 结合图2,本发明的基于改进Lyapunov指数的电力系统短期负荷预测的方法,是一种新的、更有效的预测方法。对计算关联维数的G-P算法、计算Lyapunov指数的小数据量法、对欧几里德公式进行改进,利用这三种改进方法对最大Lyapunov指数预测法进行改进,使预测精度更进一步提高,预测结果更准确。具体实现步骤如下:

[0060] (1)对电网的负荷数据进行采集和适当处理,形成可用的负荷时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$;

[0061] 其中,N为负荷序列长度。

[0062] (2)对于负荷时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$,利用自相关函数法计算延迟时间 τ 、利用改进G-P算法计算嵌入维数 m ;

[0063] 首先利用自相关法求取时间延迟,对于负荷时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$,时间跨度为 $j\tau$ 的自相关函数为:

$$[0064] \quad R_{xx}(j\tau) = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x(t)x(t+j\tau) \quad (1)$$

[0065] 其中, τ 为延迟时间; j 为整数。

[0066] 由此可固定 j ,做自相关函数关于 τ ($\tau=1, 2, \dots$)的函数图象,当自相关函数下降到初始值的 $(1-1/e)$ 倍时,所得的时间 τ 即为重构相空间的延迟时间 τ 。

[0067] 然后采用改进G-P算法计算嵌入维数 m 。

[0068] G-P算法计算嵌入维数 m 的主要步骤包括:

[0069] (a)对于混沌时间序列 $\{x(t), t=1, 2, \dots, N\}$,根据自相关法求取的时间延迟 τ ,先给定一个较小的值 m ,对应一个重构的相空间 $X(t)$ 。

[0070] (b)计算关联积分

$$[0071] \quad C_n(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N \theta(r - \|X(i) - X(j)\|) \quad (2)$$

[0072] 其中, $\|X(i) - X(j)\|$ 表示相点 $X(i)$ 与 $X(j)$ 之间的距离, 这里用 ∞ -范数来表示, $\theta(\cdot)$ 为 Heaviside 单位函数。

[0073] (c) 对于 $r \rightarrow 0$ 某个取值范围, 关联维数 D 与函数 $C_n(r)$ 应满足对数线性关系

$$[0074] \quad D(m) = \ln C_n(r) / \ln r \quad (3)$$

[0075] (d) 增加嵌入维数 m , 重复计算 (2)、(3) 式, 直到相应的 D 随 m 的增长在一定误差内不变为止, 此时的 D 即为关联维数。根据 $m \geq 2D+1$ 可得 m 即为嵌入维数。

[0076] 通过分析可见, 以往为确定合适 r 的取值采用的试凑法是不可取的。对此问题, 提出了对 G-P 算法的改进方法, 即计算 $\ln C_n(r)$ 对 $\ln r$ 的导数:

$$[0077] \quad dD(m) = d(\ln C_n(r)) / d(\ln r) \quad (4)$$

[0078] 用此式代替 (3) 式。

[0079] (3) 根据所求的延迟时间 τ 和嵌入维数 m 进行相空间重构;

$$[0080] \quad X(t) = [x(t), x(t+\tau), \dots, x(t+(m-1)\tau)]^T, t=1, 2, \dots, M, M=N-(m-1)\tau$$

[0081] (4) 利用改进小数据量法计算重构相空间相轨迹的最大 Lyapunov 指数 λ ;

[0082] 对小数据量法的改进, 就是在计算最大 Lyapunov 指数过程中, 取多个初始相点的演化过程, 让邻近轨道随时间演变多步, 并取多个局部发散率的平均值。具体计算过程如下:

[0083] (a) 设定相空间中 N_c 个初始点, 寻找各初始点 $X(t)$ 的 N_l 个邻近点 $X(k)$ 。

[0084] (b) 对相空间中每个初始点 $X(t)$, 计算各邻点对经 i 步演化后的距离 $d_t(i, k)$

$$[0085] \quad d_t(i, k) = \|X(t+i) - X(k+i)\|, i=1, 2, \dots, I \quad (5)$$

[0086] 其中, I 是最大演化时间步, 常取 30-40。

[0087] (c) 计算 N_l 个邻点对的 i 个演化时间步后的平均距离 $d_t(i)$

$$[0088] \quad d_t(i) = \frac{1}{N_l} \sum_{k=1}^{N_l} d_t(i, k) \quad (6)$$

[0089] (d) 对每个演化时间步 i , 计算所有初始点对应的 $d_t(i)$ 的对数平均值 $y(i)$

$$[0090] \quad y(i) = \frac{1}{N_c} \sum_{t=1}^{N_c} \ln d_t(i) \quad (7)$$

[0091] (e) 作 $y(i)$ 随 i 变化的曲线, 对其直线部分用最小二乘法作回归直线, 则该直线的斜率就是最大 Lyapunov 指数。

[0092] (5) 确定预测中心点 $X(M)$, 在重构相空间寻找预测中心点的最近邻点 $X(K)$, 并利用欧几里德公式计算两相点间的距离 L_0 ;

$$[0093] \quad L_0 = \|X(M) - X(K)\| \quad (8)$$

[0094] 设 A, B 是两个时间序列, 两者间的欧几里德距离公式为:

$$[0095] \quad D(A, B) = \left(\sum_{i=1}^n |a_i - b_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

[0096] 其中, n 为序列长度; a_i 和 b_i 分别为时间序列 A, B 的各分量。

[0097] 由于在现实中的时间序列往往受到平移、伸缩、噪声等问题的干扰,为了克服以上种种干扰,使得欧几里德距离公式作为相似度量更加正确、合理。本发明将欧氏距离公式进行了改进,公式具体形式为:

$$[0098] \quad D(A, B) = \left(\sum_{i=1}^n |a_i - b_i - m|^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad m = \sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2 \quad (10)$$

[0099] 其中, m 平衡偏移量因子。

[0100] 用改进后的算法公式(10)替换原来的欧氏距离公式(9)。

[0101] (6) 确定最近邻点 $X(K)$ 的下一演化点 $X(K+1)$, 则 $X(M+1)$ 的预测值为:

$$[0102] \quad ||X(M+1) - X(M)|| = ||X(K+1) - X(K)|| e^\lambda \quad (11)$$

[0103] 式中, 只有 $X(M+1)$ 的最后一个分量 $x(N+1)$ 未知, 则 $x(N+1)$ 的预测值为:

[0104]

$$x(N+1) = x(K+1 + (m-1)\tau) \pm \left((L_0 * \exp(\lambda))^2 - \sum_{i=0}^{m-1} (x(M+1+i\tau) - x(K+1+i\tau))^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

[0105] (7) 判断预测值的正、负取值, 可根据前两个相似日的平均值决定。

[0106] 通过预测效果的仿真模块对预测效果进行分析, 仿真结果如图3所示。

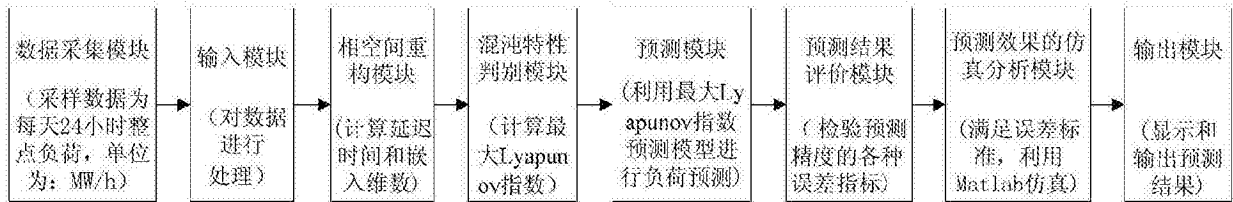


图1

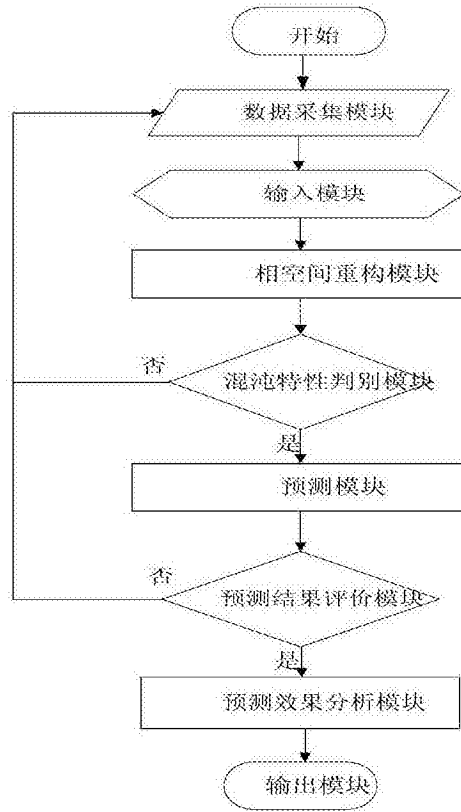


图2

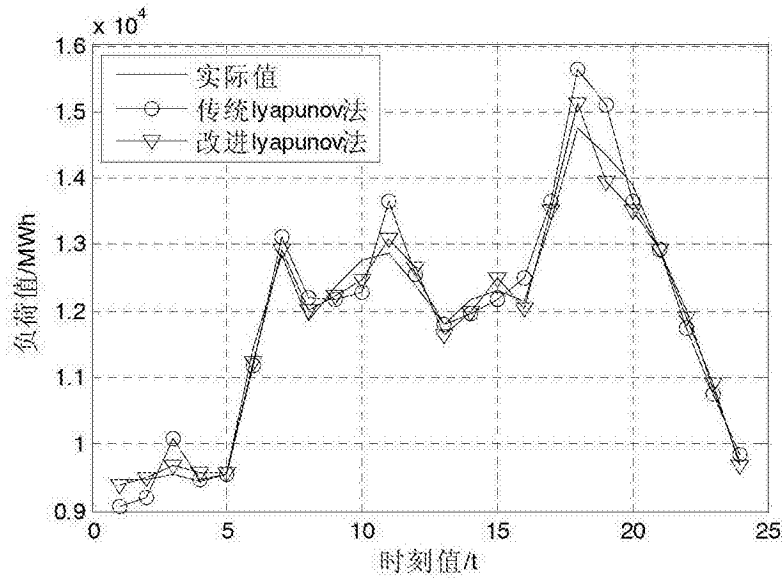


图3