(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 104536942 A
(43)申请公布日 2015.04.22

(21)申请号 201410789460.7

(22)申请日 2014.12.17

(71)申请人 中国人民解放军海军航空工程学院
地址 264001 山东省烟台市芝罘区二马路188号科研部

(72)发明人 王永生 李相民 马向玲 代进进 高波 李德栋 王建国 杜彬彬

(51)Int.Cl.
G06F 17/15(2006.01)
G06F 17/14(2006.01)

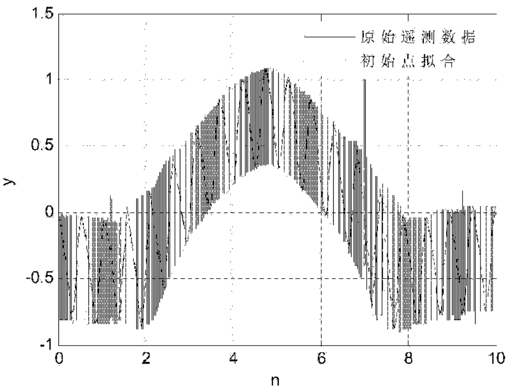
权利要求书1页 说明书7页 附图7页

(54)发明名称

四种数据拟合模型的快速参数初始化方法

(57)摘要

本发明属于数学建模技术领域,涉及对工程中常见的指数上升、高斯拱形、较规则周期型数据,给出Exponent、Gauss、Fourier级数、Sin函数和等4个建模模型。从工程应用考虑,根据采集数据快速计算出模型的初始参数,初始化模型参数,快速建立数学模型,并为后续采用其它方法求解更精确的模型参数提供良好初始点。前两种模型的参数初始算法,利用指数函数参数的一阶和二阶函数特点以及拱形数据有峰值的特点,基于矩阵最小二乘获得模型参数初始值;后两种模型的参数初始算法,利用数据周期性特点,基于FFT、QR分解、矩阵最小二乘获得模型参数初始值。本发明首次给出了4种模型参数初始化算法,适合于工程数据快速建模。



a)

1. 四种数据拟合模型的快速参数初始化方法，其特征在于：包括以下步骤：

1) 对于 Exponent 模型给出了快速参数初始化算法，得到模型的初始参数；

2) 对于 Gauss 模型给出了快速参数初始化算法，得到模型的初始参数；

3) 对于 Fourier 级数模型给出了快速参数初始化算法，得到模型的初始参数；

4) 对于 Sin 函数和模型给出了快速参数初始化算法，得到模型的初始参数。

2. 根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于：所述步骤 1) 中 Exponent 模型参数初始化方法考虑模型基础是指数函数 exp(t)，可以看作是在指数基础上的 t 的一次项函数，通过合理的数据分段化并计算累加和，利用对数比来确定关键的指数项上 t 的系数；最后应用矩阵最小二乘求其余线性系数。

3. 根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于：所述步骤 2) 中 Gauss 模型参数初始化方法考虑模型基础是指数函数 $\exp(t^2)$，可以看作是在指数基础上的 t 的二次项函数，拱形数据一般具有峰值，逐阶求 Gauss 函数指数项上参数；最后应用矩阵最小二乘求其余线性系数。

4. 根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于：所述步骤 3) 中 Fourier 级数模型参数初始化方法考虑周期型数据的频率稳定，先利用快速傅里叶 FFT 变换求取最大主频作为最大基频 ω；然后该最大基频依次倍除阶数 $(k = 1,2,3,4,\cdots)$ 作为基频，利用 QR 分解测试是否最佳基频；最后应用矩阵最小二乘求取其余线性系数。

5. 根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于：所述步骤 4) 中 sin 函数和模型参数初始化方法考虑周期型数据的频率稳定，循环利用 FFT 变换逐次寻找模型各阶频率 $(b_1,b_2,b_3,\cdots)$，找到各阶主频后利用最小二乘求取该阶其它系数信息，记录后消除该阶的影响，再次利用 FFT 变换求取其它阶主频；最后利用求得全部各阶频率，应用三角函数关系和矩阵最小二乘计算其余线性参数。

四种数据拟合模型的快速参数初始化方法

技术领域

[0001]　本发明属于数学建模技术领域，用于对工程中常见的指数上升、高斯拱形、规则周期性数据快速建立数学模型，特别是涉及 Exponent，Gauss，Fourier 级数及 Sin 函数和模型参数初始化方法。

背景技术

[0002]　工程中从系统或设备采集到的数据经常表现线性、指数、拱形、周期等特征，或者它们的组合，对这些数据快速分析并建立其数据模型，可以为研究系统或设备性能的变化规律、分析实际变化与设计值的差异等提供手段，为采取预测控制提供基础。对上述数据类型给出 Exponent、Gauss、Fourier 级数、Sin 函数和等 4 个数学模型。从工程应用考虑，根据采集数据快速计算出模型的初始参数，初始化模型参数，快速建立数学模型，并为后续采用其它的方法求解更精确的解模型参数提供初始点。

[0003]　针对指数、高斯型、周期型数据建模问题，已经取得了一些成果，如发表的文献有：《计算机工程与应用》中 2007 年发表的《同伦交替迭代法在双指数拟合中的应用》，2008 年发表的《差分进化算法在双指数拟合中的应用》，《核电子学与探测技术》中 2010 年发表的《探测器信号波形离散序列的多项式与双指数曲线拟合及其在数字化核能谱中的应用》，《光电工程》中 2013 年发表的《天文观测星图中亮线的去除方法》中高斯数据建模等等。现有的数据建模的算法通常比较复杂，不适合于工程上实时应用。

发明内容

[0004]　1) 要解决的技术问题

[0005]　本发明的目的是对工程中常见的指数上升、高斯拱形、较规则周期型数据，分别建立 Exponent、Gauss、Fourier 级数、Sin 函数和等模型，后两个模型处理周期型数据，从工程应用考虑快速计算出模型的初始参数，快速建立数学模型。

[0006]　2) 技术方案

[0007]　Exponent，Gauss，Fourier 级数及 Sin 函数和模型参数初始化方法其特征在于：包括以下步骤：

[0008]　1) 对于 Exponent 模型给出了快速参数初始化算法，得到模型的初始参数；

[0009]　2) 对于 Gauss 模型给出了快速参数初始化算法，得到模型的初始参数；

[0010]　3) 对 Fourier 级数模型给出了快速参数初始化算法，得到模型的初始参数；

[0011]　4) 对于 Sin 函数和模型给出了快速参数初始化算法，得到模型的初始参数。

[0012]　其中，所述步骤 1) 中 Exponent 模型参数初始化方法考虑模型基础是指数函数 exp(t)，可以看作是在指数基础上的 t 的一次项函数，通过合理的数据分段化并计算累加和，利用对数比来确定关键的指数项上 t 的系数；最后应用矩阵最小二乘求其余线性系数。

[0013]　其中，所述步骤 2) 中 Gauss 模型参数初始化方法考虑模型基础是指数函数 $\exp(t^2)$，可以看作是在指数基础上的 t 的二次项函数，拱形数据一般具有峰值，逐阶求

Gauss 函数指数项上参数；最后应用矩阵最小二乘求其余线性系数。

[0014] 其中，所述步骤 3) 中 Fourier 级数模型参数初始化方法考虑周期型数据的频率稳定，先利用快速傅里叶 FFT 变换求取最大主频作为最大基频 ω；然后该最大基频依次倍除阶数 (k = 1, 2, 3, 4, …) 作为基频，利用 QR 分解测试是否最佳基频；最后应用矩阵最小二乘求取其余线性系数。

[0015] 其中，所述步骤 4) 中 sin 函数和模型参数初始化方法考虑周期型数据的频率稳定，循环利用 FFT 变换逐次寻找模型各阶频率 ($b_1, b_2, b_3, \cdots$)，找到各阶主频后利用最小二乘求取该阶其它系数信息，记录后消除该阶的影响，再次利用 FFT 变换求取其它阶主频；最后利用求得全部各阶频率，应用三角函数关系和矩阵最小二乘计算其余线性参数。

[0016] 3) 有益效果

[0017] 本发明对比现有方法具有以下创新点：

[0018] (1)Exponent、Gauss、Fourier 级数、Sin 函数和模型参数快速初始方法。

附图说明

[0019] 图 1Exponent 模型初始点拟合，其中，a) 图原始数据为指数函数 $y = 0.05\exp(0.0005t)$，$t = 1, 2, \cdots, 2000$，拟合数据是用 1 阶 Exponent 模型参数初始化算法求出初始点后拟合结果；b) 图原始数据为指数函数 $y = 0.05\exp(0.0005t)+0.3\exp(0.006t)$，$t = 1, 2, \cdots, 2000$，拟合数据是用 2 阶 Exponent 模型参数初始化算法求出初始点后拟合结果。

[0020] 图 2 遥测数据 2 阶 Exponent 模型初始点拟合，其中，原始数据为经幅度压缩和坐标压缩后的某遥测 20000 点数据，拟合数据是用 2 阶 Exponent 模型参数初始化算法求出初始点后拟合结果。

[0021] 图 3Gauss 模型初始点拟合，其中，原始数据为 3 阶高斯函数：$y = 1.8\exp\left(-\left(\frac{t-80.2}{4.8}\right)^2\right) + 1.5\exp\left(-\left(\frac{t-45.6}{3.7}\right)^2\right) + 1.2\exp\left(-\left(\frac{t-11.7}{5.2}\right)^2\right)$，$t = 1, 1.01, 1.02, \cdots, 100$，拟合数据是用 3 阶 Gauss 模型参数初始化算法求出初始点后拟合结果。

[0022] 图 4 遥测数据 Gauss 模型初始点拟合，其中，a) 图原始数据为经幅度压缩和坐标压缩后的某遥测 9000 点数据，拟合数据是 3 阶 Gauss 模型求出初始点拟合结果；b) 图拟合数据是 3 阶 Gauss 模型求出初始点后用 Levenberg-Marquardt 算法迭代 6 次拟合结果。

[0023] 图 5 遥测数据 Fourier 级数模型初始点拟合，其中，a) 图原始数据为经幅度压缩和坐标压缩后的某遥测 45000 点数据，a) 图拟合数据是用 4 阶 Fourier 级数模型参数初始化算法求出初始点后拟合结果；b) 图原始数据为经幅度压缩和坐标压缩后的某遥测 45000 点数据，b) 图拟合数据是用 4 阶 Fourier 级数模型参数初始化算法求出初始点后拟合结果。

[0024] 图 6 遥测数据 Sin 函数和模型初始点拟合之一，其中，a) 图原始数据为经幅度压缩和坐标压缩后的某遥测 45000 点数据，拟合数据是用 6 阶 Sin 函数和模型参数初始化算法求出初始点后拟合结果；b) 图原始数据为经幅度压缩和坐标压缩后的某遥测 45000 点数据，拟合数据是用 4 阶 Sin 函数和模型参数初始化算法求出初始点后拟合结果。

[0025] 图 7 遥测数据 Sin 函数和模型初始点拟合之二，其中，a) 图原始数据为经幅度压缩和坐标压缩后的某遥测 9000 点数据，拟合数据是用 8 阶 Sin 函数和模型参数初始化算法

求出初始点后拟合结果；b) 图为 a) 图局部放大。

具体实施方式

[0026] 通常工程中对采集数据要先进行预处理，去除粗大误差，剔除野值等，假设已完成上述预处理过程。将要处理的采集数据序列转换为 (y, t)，其中 y 为采集数据，t 为对应采集时序，y 和 t 均为 m 维列向量，m 即为所获得的采集数据的个数。

[0027] 一、数学模型表达式

[0028] (1)Exponent 模型，以 2 阶 Exponent 模型为例，表达式如下：

[0029] $$y=\Phi(x,t)=a_1e^{b_1t}+a_2e^{b_2t} \tag{1}$$

[0030] 其中，$x=(a_1,b_1,a_2,b_2)$ 为待求模型参数，模型参数个数 $n=4$。

[0031] (2)Gauss 模型，以 3 阶 Gauss 模型为例，表达式如下：

[0032] $$y=\Phi(x,t)=a_1\exp\left(-\left(\frac{t-b_1}{c_1}\right)^2\right)+a_2\exp\left(-\left(\frac{t-b_2}{c_2}\right)^2\right)+a_3\exp\left(-\left(\frac{t-b_3}{c_3}\right)^2\right) \tag{2}$$

[0033] 其中，$x=(a_1,b_1,c_1,a_2,b_2,c_2,a_3,b_3,c_3)$ 为待求模型参数，模型参数个数 $n=9$。

[0034] (3)Fourier 级数模型，以 4 阶模型为例，表达式如下：

[0035] $y=\Phi(x,t)=a_0+a_1\cos(\omega t)+b_1\sin(\omega t)+a_2\cos(2\omega t)+b_2\sin(2\omega t)+$

[0036] (3)

[0037] $a_3\cos(3\omega t)+b_3\sin(3\omega t)+a_4\cos(4\omega t)+b_4\sin(4\omega t)$

[0038] 其中，$x=(a_0,a_1,b_1,a_2,b_2,a_3,b_3,a_4,b_4,\omega)$ 为待求模型参数，ω 为基频，模型参数个数 $n=10$。

[0039] (4)Sin 函数和模型，以 6 阶模型为例，表达式如下：

[0040] $y=\Phi(x,t)=a_1\sin(b_1t+c_1)+a_2\sin(b_2t+c_2)+a_3\sin(b_3t+c_3)$

[0041] (4)

[0042] $+a_4\sin(b_4t+c_4)+a_5\sin(b_5t+c_5)+a_6\sin(b_6t+c_6)$

[0043] 其中，$x=(a_1,b_1,c_1,a_2,b_2,c_2,a_3,b_3,c_3,a_4,b_4,c_4,a_5,b_5,c_5,a_6,b_6,c_6)$ 为待求模型参数，模型参数个数 $n=18$。

[0044] 二、模型参数初始化算法

[0045] (1)Exponent 模型

[0046] 算法求 1 阶 Exponent 模型初始参数：

[0047] 步骤 1：令 $q=\lfloor m/2\rfloor$，将数据序列 y 二等分，并分段求和记为 s_1, s_2。

[0048] 步骤 2：计算横坐标 t 的差分序列，并取均值，即 mt = mean(diff(t))。

[0049] 步骤 3：如果 $mt\leqslant 0$，$b_1=1$；否则 $b_1=\ln\left(\left(\frac{s_2}{s_1}\right)^{1/q}\right)/mt$。

[0050] 步骤 4：最后用最小二乘求取另外一个系数 a_1

[0051] $$\begin{bmatrix} \exp(b_1 t_1) \\ \exp(b_1 t_2) \\ \vdots \\ \exp(b_1 t_m) \end{bmatrix}_{m\times 1} a_1 = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} \quad (5)$$

[0052] $B\times a_1 = Y$

[0053] $a_1 = (B^TB)^{-1}B^TY$ (6)

[0054] 或者直接估计$a_1 = \dfrac{\sum_{i=1}^{m} y_i}{\sum_{i=1}^{m}\exp(b_1 t_i)}$

[0055] 注意，在算法中要适当调整选取的数据段，避免出现 $s_1 = 0$。

[0056] 算法求 2 阶 Exponent 模型初始参数：

[0057] 步骤 1：令$q = \lfloor m/4 \rfloor$，将数据序列 y 四等分，并分段求和记为 s_1, s_2, s_3, s_4。

[0058] 步 骤 2： 令 $tmp = \sqrt{s_1^2 s_4^2 - 6s_1 s_2 s_3 s_4 - 3s_2^2 s_3^2 + 4s_1 s_3^3 + 4s_2^3 s_4}$， $tmp_1 = s_1 s_4 - s_2 s_3$， $tmp_2 = 2s_2^2 - s_1 s_3$，计算 $z_1 = (tmp - tmp_1)/tmp_2$，$z_2 = (tmp + tmp_1)/tmp_2$。

[0059] 步骤 3：计算横坐标 t 的差分序列，并取均值，即 mt = mean(diff(t))。

[0060] 步骤 4：如果 $mt \leqslant 0$，$b_1 = b_2 = 1$；否则 $b_1 = \ln\left(z_1^{1/q}\right)/mt$， $b_2 = \ln\left(z_2^{1/q}\right)/mt$。

[0061] 步骤 5：最后用最小二乘求取另外两个系数 (a_1, a_2)

[0062] $$\begin{bmatrix} \exp(b_1 t_1) & \exp(b_2 t_1) \\ \exp(b_1 t_2) & \exp(b_2 t_2) \\ \vdots & \\ \exp(b_1 t_m) & \exp(b_2 t_m) \end{bmatrix}_{m\times 2} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} \quad (7)$$

[0063] $$B\times\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = Y$$

[0064] $$\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \left(B^T B\right)^{-1} B^T Y \quad (8)$$

[0065] (2)Gauss 模型

[0066] 以 3 阶 Gauss 模型为例，算法如下。

[0067] 步骤 1：循环 3 次求取 3 个 Gauss 函数参数

[0068] 1) 找到数据中的最大值的索引 k，令 a 等于最大数据值，即 $a = y_k$，b 等于最大值对应的坐标，即 $b = t_k$。

[0069] 2) 寻找所有大于零且小于 a 的数据值，即 id = (y > 0)&(y < a)；如果没有满足条件的数据则退出，不再寻找其它阶 Gauss 函数参数。

[0070] 3) 根据上次寻到的数据索引，估算该阶 Gauss 函数的 c 值，即

[0071] $$c = E\left(\frac{|t_i - b|}{\sqrt{\ln\left(a/y_i\right)}}\right) \Big/ \left(2 \times Rank - k\right)$$

[0072] 其中，分子部分是对寻找的满足要求的数据计算均值，分母部分中的 Rank 是采用的模型阶数，本例即为 3；k 是已经找到初始参数的 Gauss 函数个数。

[0073] 4) 从数据序列中除去该阶 Gauss 函数数据。

[0074] 步骤 2：如果步骤 1 中 (2) 出现找不到满足条件的数据，则采用如下措施

[0075] 1) 先找到还差几阶 Gauss 函数参数没有找到。

[0076] 2) 根据最小和最大横坐标进行差值排序（说明：主要用在数据没有按照横坐标大小顺序排列的情况）。

[0077] 3) 待求的其余阶 Gauss 函数参数的 b 即取前面排列的最后几个数据。

[0078] 4) 待求的其余阶 Gauss 函数参数的 a 均取余下数据序列 y 的最大值。

[0079] 5) 待求的其余阶 Gauss 函数参数的 a 均取第 (2) 步排序后的第 2 个数减第 1 个数的值。

[0080] 步骤 3：最后根据获得的各阶 Gauss 函数的参数 (b, c)，再次利用最小二乘求系数 (a_1, a_2, a_3)。

[0081] $$\begin{bmatrix} \exp\left(-((t_1-b_1)/c_1)^2\right) & \exp\left(-((t_1-b_2)/c_2)^2\right) & \exp\left(-((t_1-b_2)/c_2)^2\right) \\ \exp\left(-((t_2-b_1)/c_1)^2\right) & \exp\left(-((t_2-b_2)/c_2)^2\right) & \exp\left(-((t_2-b_2)/c_2)^2\right) \\ \vdots & & \\ \exp\left(-((t_m-b_1)/c_1)^2\right) & \exp\left(-((t_m-b_2)/c_2)^2\right) & \exp\left(-((t_m-b_2)/c_2)^2\right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} \qquad (9)$$

[0082] $$B \times \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = Y$$

[0083] $$\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = \left(B^T B\right)^{-1} B^T Y \qquad (10)$$

[0084] (3)Fourier 级数模型

[0085] 以 4 阶 Fourier 级数模型为例，算法如下。

[0086] 步骤 1：利用 FFT 变换求取最大频率

[0087] Fy = FFT(y)

[0088] $$\omega_{peak} = 2\pi \frac{\max(0.5, \max\_loc - 1)}{t_m - t_1} \qquad (11)$$

[0089] 其中，max_loc 为 FFT 变换序列 Fy 前一半的最大值索引号，记 $\omega_{best} = \omega_{peak}$。

[0090] 步骤 2：令 $k = 1, 2, \cdots, 4$，$\omega = \omega_{peak}/k$，normr = Inf，循环完成以下测试

[0091] (1) 构造如下矩阵

[0092] $$A=\begin{bmatrix}1 & \cos(t_1\omega) & \sin(t_1\omega) & \cos(2t_1\omega) & \sin(2t_1\omega) & \cdots\cos(4t_1\omega) & \sin(4t_1\omega)\\ 1 & \cos(t_2\omega) & \sin(t_2\omega) & \cos(2t_2\omega) & \sin(2t_2\omega) & \cdots\cos(4t_2\omega) & \sin(4t_2\omega)\\ \vdots & & & & & & \\ 1 & \cos(t_m\omega) & \sin(t_m\omega) & \cos(2t_m\omega) & \sin(2t_m\omega) & \cdots\cos(4t_m\omega) & \sin(4t_m\omega)\end{bmatrix}_{m\times 9}$$

[0093] (2) 对 A 矩阵进行 QR 分解 :[Q,R,E] = qr(A,0)

[0094] (3) 求取矩阵 R 的秩,令 p = rand(R),取矩阵 Q 的前 p 列,即 Q = Q(:,1:p)

[0095] (4) 求取拟合序列 $y_{fit}=Q\times(Q^T\times y)$

[0096] (5) 如果 $||y-y_{fit}||<normr$,则 $normr=||y-y_{fit}||$,且最佳基频 $\omega_{bset}=\omega$。

[0097] 步骤 3 :最后根据最佳基频 ω_{bset}再次利用最小二乘求取其它模型系数

[0098] $$A=\begin{bmatrix}1 & \cos(t_1\omega_{best}) & \sin(t_1\omega_{best}) & \cdots\cos(4t_1\omega_{best}) & \sin(4t_1\omega_{best})\\ 1 & \cos(t_2\omega_{best}) & \sin(t_2\omega_{best}) & \cdots\cos(4t_2\omega_{best}) & \sin(4t_2\omega_{best})\\ \vdots & & & & \\ 1 & \cos(t_m\omega_{best}) & \sin(t_m\omega_{best}) & \cdots\cos(4t_m\omega_{best}) & \sin(4t_m\omega_{best})\end{bmatrix}_{m\times 9}$$

[0099] $A\times[a_0\ a_1\ b_1\ \cdots\ a_4\ b_4]^T=Y$ (12)

[0100] $[a_0\ a_1\ b_1\ \cdots\ a_4\ b_4]^T=(A^T A)^{-1}A^TY$ (13)

[0101] (4)Sin 函数和模型

[0102] 以 6 阶 SumSin 模型为例,算法如下。

[0103] 步骤 1 :利用 FFT 变换先求出第 1 阶主频 b_1

[0104] Fy = FFT(y)

[0105] $$b_1=2\pi\frac{\max(0.5,\max\_loc-1)}{t_m-t_1} \quad (14)$$

[0106] 其中,max_loc 为 FFT 变换序列 Fy 前一半的最大值索引号。

[0107] 步骤 2 :求取 b_1相关的 a_1和 c_1的信息 $[a_1\ \cos c_1\ a\sin c_1]$

[0108] $$\begin{bmatrix}y_1\\ y_2\\ \vdots\\ y_m\end{bmatrix}_{m\times 1}=\begin{bmatrix}\sin b_1t_1 & \cos b_1t_1\\ \sin b_1t_2 & \cos b_1t_2\\ \vdots & \\ \sin b_1t_m & \cos b_1t_m\end{bmatrix}_{m\times 2}\begin{bmatrix}a_1\cos c_1\\ a_1\sin c_1\end{bmatrix}_{2\times 1} \quad (15)$$

[0109] $$Y=X\times\begin{bmatrix}a_1\cos c_1\\ a_1\sin c_1\end{bmatrix}_{2\times 1} \quad (16)$$

[0110] 采用最小二乘方法求取 :

[0111] $$\begin{bmatrix}a_1\cos c_1\\ a_1\sin c_1\end{bmatrix}_{2\times 1}=(X^TX)^{-1}X^TY \quad (17)$$

[0112] 步骤 3 :记录 b_1,并求取如下余数 res

[0113] $$res=\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}_{m\times 1}-\begin{bmatrix} \sin b_1t_1 & \cos b_1t_1 \\ \sin b_1t_2 & \cos b_1t_2 \\ \vdots & \\ \sin b_1t_m & \cos b_1t_m \end{bmatrix}_{m\times 2}\begin{bmatrix} a_1\cos c_1 \\ a_1\sin c_1 \end{bmatrix}_{2\times 1} \quad (18)$$

[0114] 步骤4：利用余数res，继续采用上述方法求取其余各阶主频 $(b_1, b_2, \cdots, b_6)$。注意，避免选取前次FFT序列的峰值索引，可以在每次FFT变换后将前次FFT序列的峰值索引处的值置零，然后再求前一半最大峰值的索引号。

[0115] 步骤5：在求取全部各阶主频 $(b_1, b_2, \cdots, b_6)$，再次采用步骤3的思路求取各阶非主频参数信息，即用最小二乘求取：

[0116] $$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}_{m\times 1}=\begin{bmatrix} \sin b_1t_1 & \cos b_1t_1 & \cdots & \sin b_6t_1 & \cos b_6t \\ \sin b_1t_2 & \cos b_1t_2 & \cdots & \sin b_6t_1 & \cos b_6t \\ \vdots & & & & \\ \sin b_1t_m & \cos b_1t_m & \cdots & \sin b_6t_1 & \cos b_6t \end{bmatrix}_{m\times 12}\begin{bmatrix} a_1\cos c_1 \\ a_1\sin c_1 \\ \vdots \\ a_6\cos c_6 \\ a_6\sin c_6 \end{bmatrix}_{12\times 1} \quad (19)$$

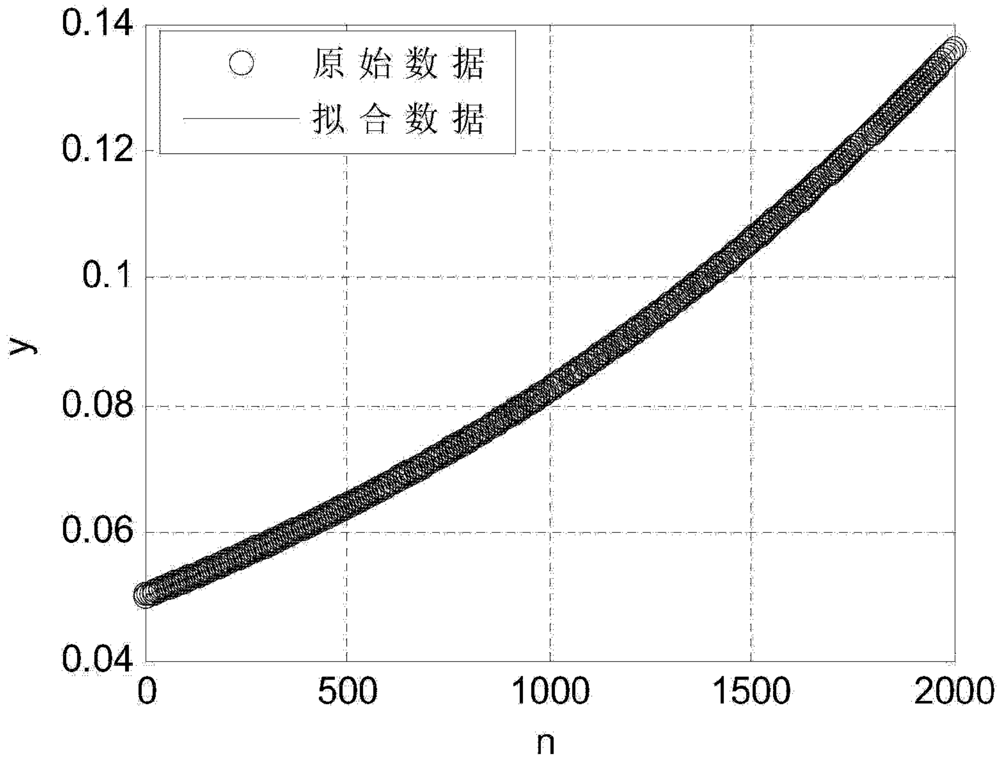
[0117] $$Y=X_E\times\begin{bmatrix} a_1\cos c_1 \\ a_1\sin c_1 \\ \vdots \\ a_6\cos c_6 \\ a_6\sin c_6 \end{bmatrix}_{12\times 1} \quad (20)$$

[0118] $$\begin{bmatrix} a_1\cos c_1 \\ a_1\sin c_1 \\ \vdots \\ a_6\cos c_6 \\ a_6\sin c_6 \end{bmatrix}_{12\times 1}=(X_E^TX_E)^{-1}X_E^TY \quad (21)$$

[0119] 步骤6：最后用三角函数关系求出 $(a_1, c_1, \cdots, a_6, c_6)$，得到全部参数的初始值。

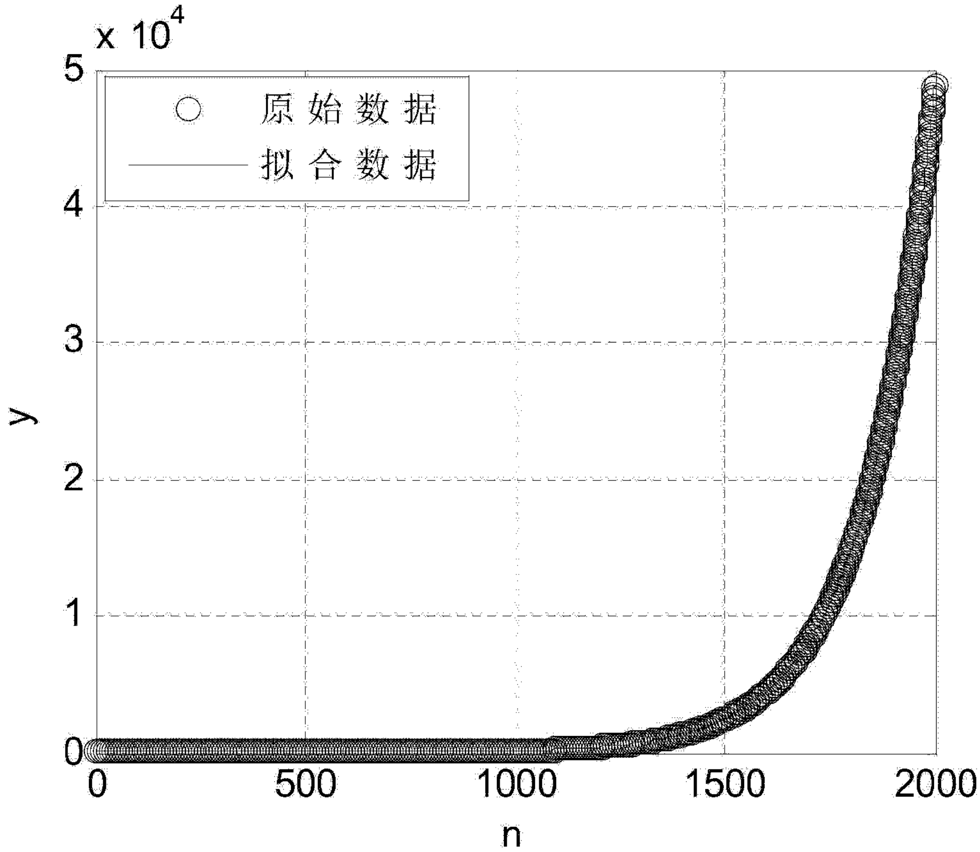
[0120] 此实施例通过一系列计算，根据采集数据快速求取Exponent、Gauss、Fourier级数、Sin函数和模型参数初始值，能够快速建立数据模型，满足工程中对数据实时建模的需要，各种算法实验效果有附图详细说明。

[0121] 以上结合附图对本发明的具体实施方式作了说明，但这些说明不能理解为限制了本发明的范围，使用本发明可以提供上述算法的Matlab代码，本发明的保护范围有随附的权利要求书限定，任何在本发明权利要求基础上的改动都是本发明的保护范围。



0.14
0.12
0.1
0.08
0.06
0.04
y
0
500
1000
1500
2000
n
原始数据
拟合数据

a)



x 10^4
5
4
3
2
1
0
y
0
500
1000
1500
2000
n
原始数据
拟合数据

b)

图 1

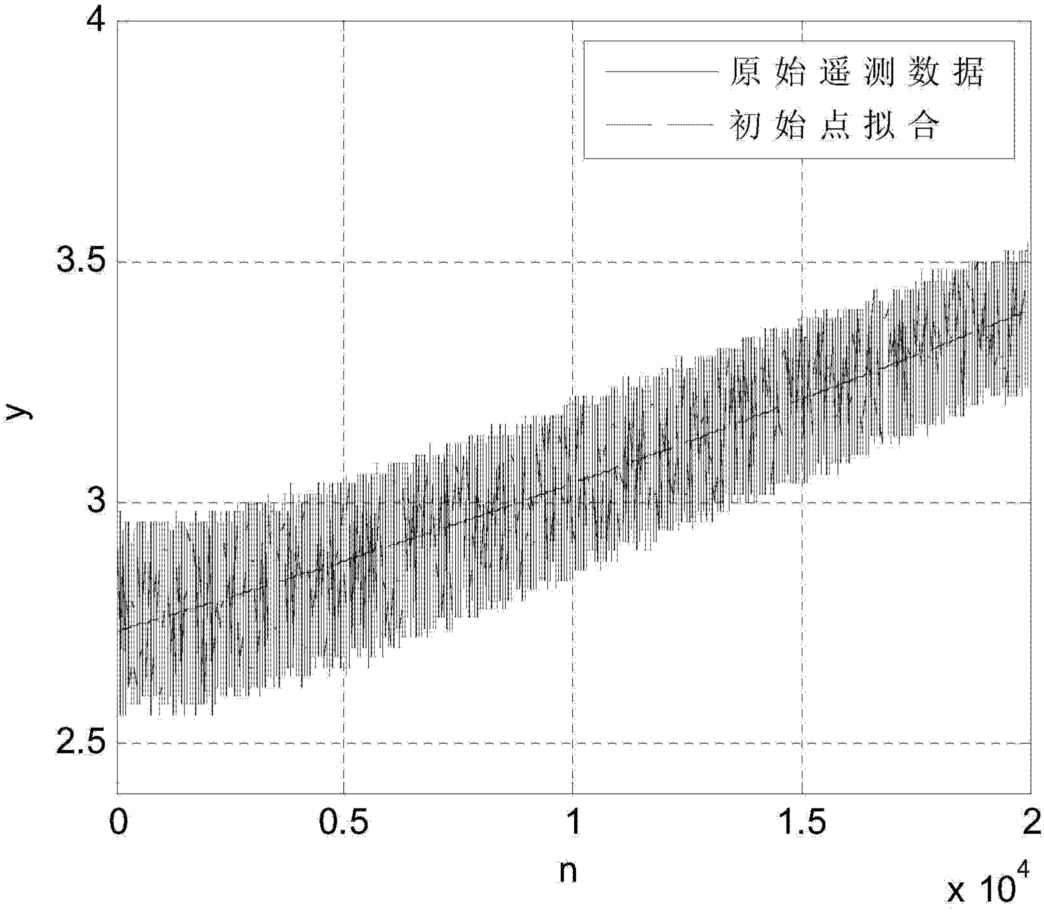


图 2

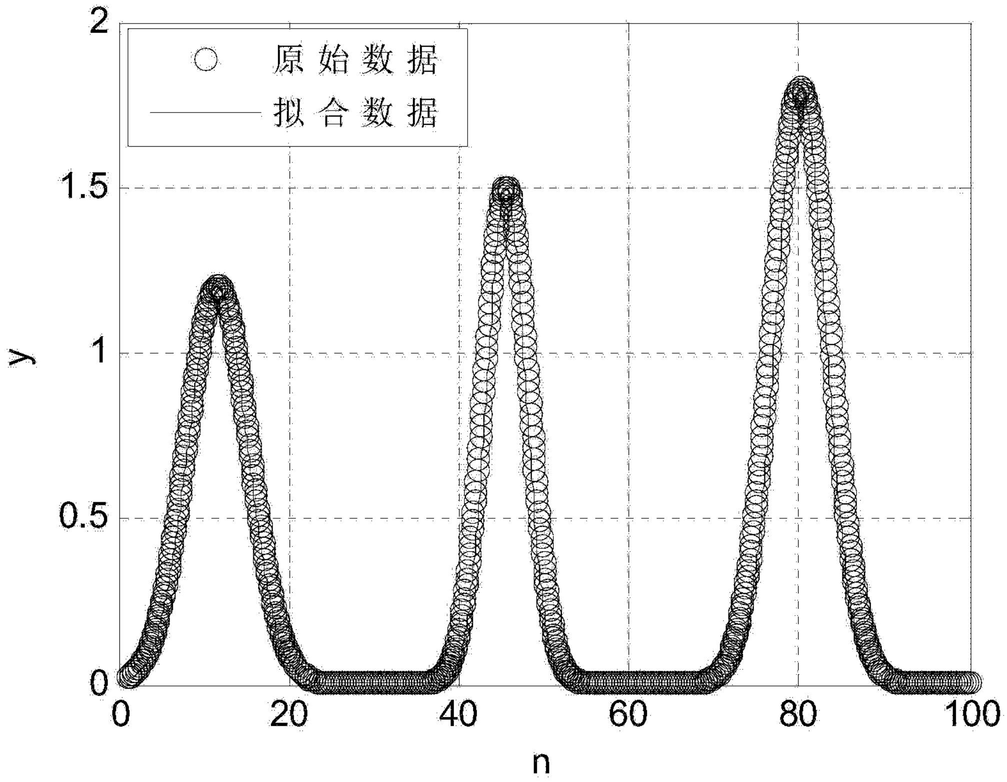
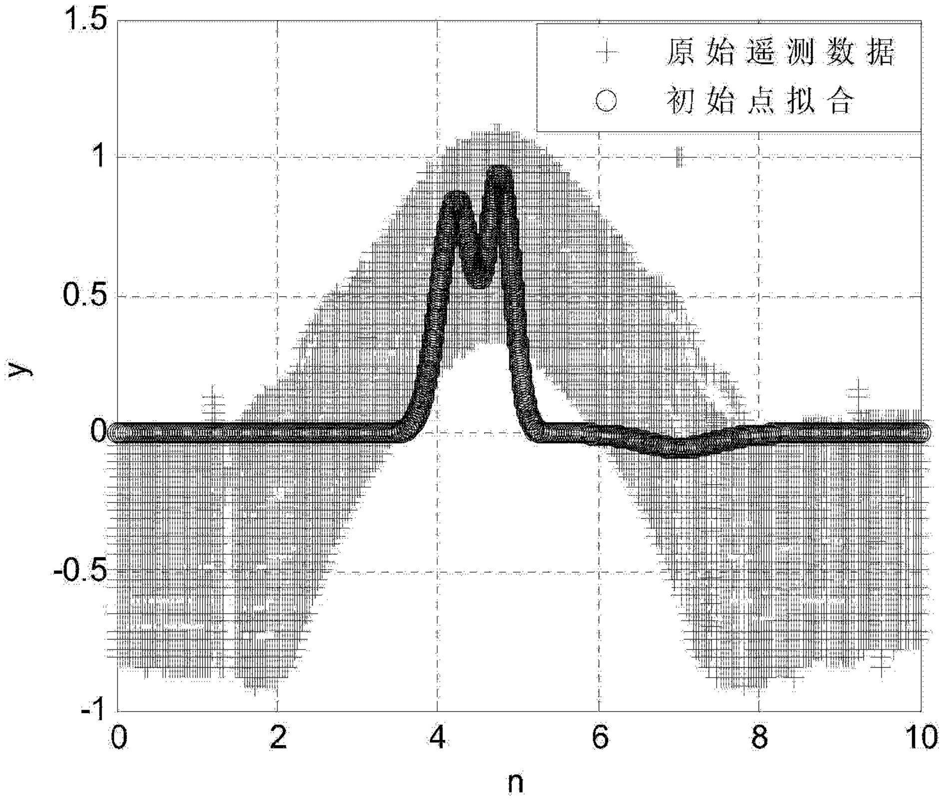
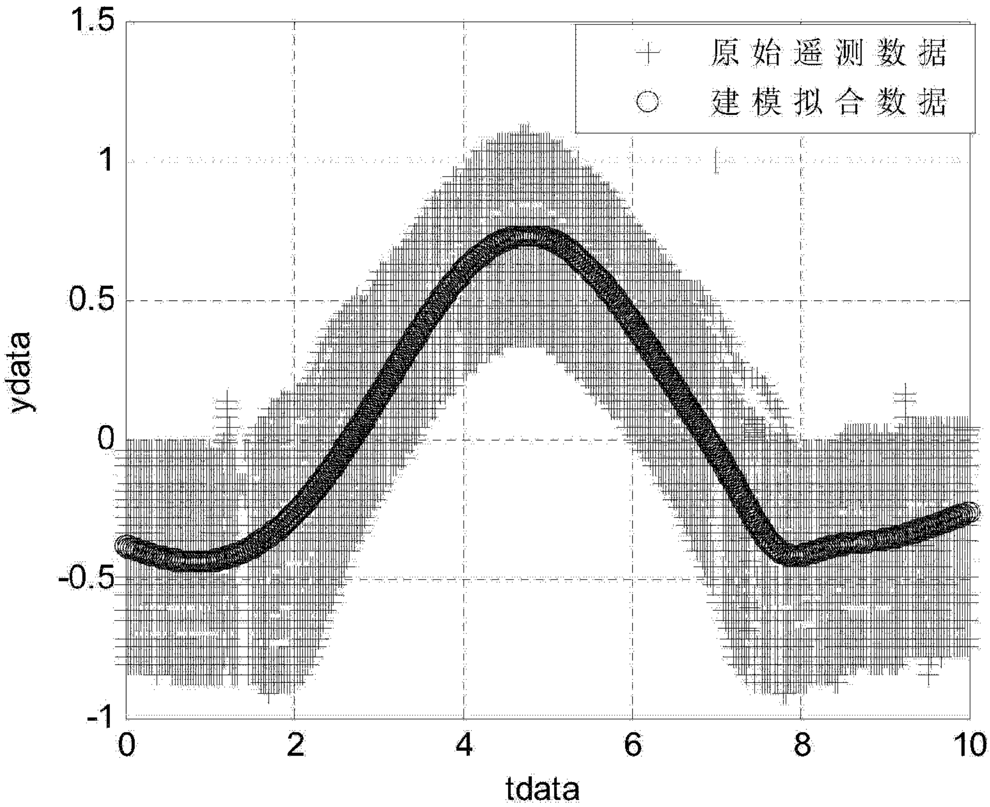


图 3

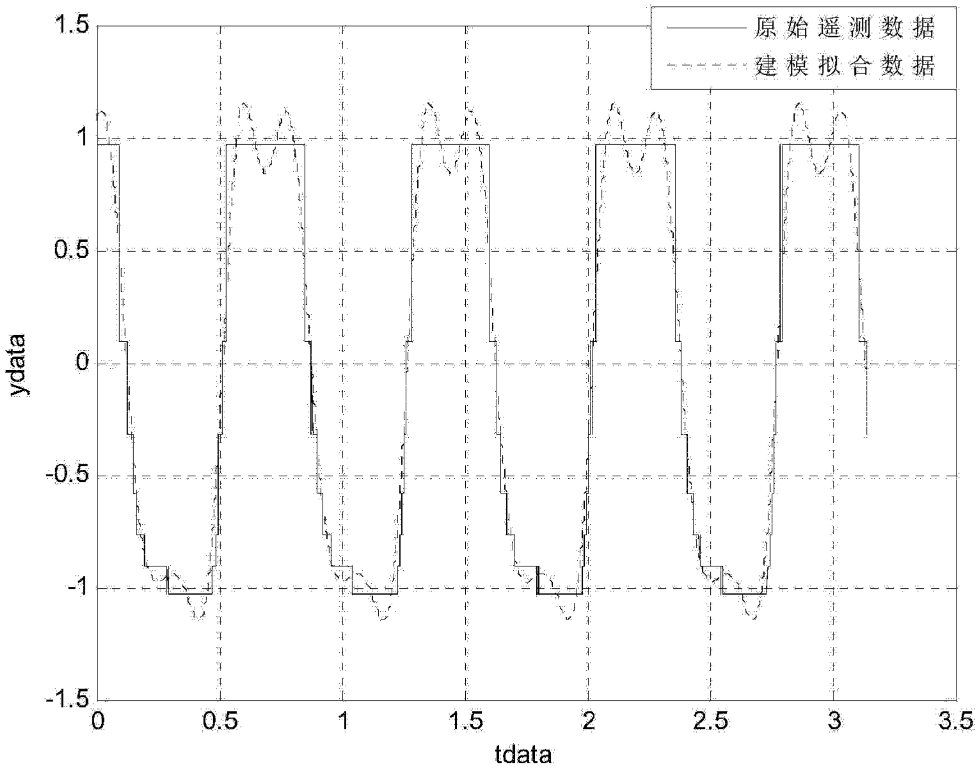

原始遥测数据
初始点拟合
y
n
1.5
1
0.5
0
-0.5
-1
0
2
4
6
8
10

a)

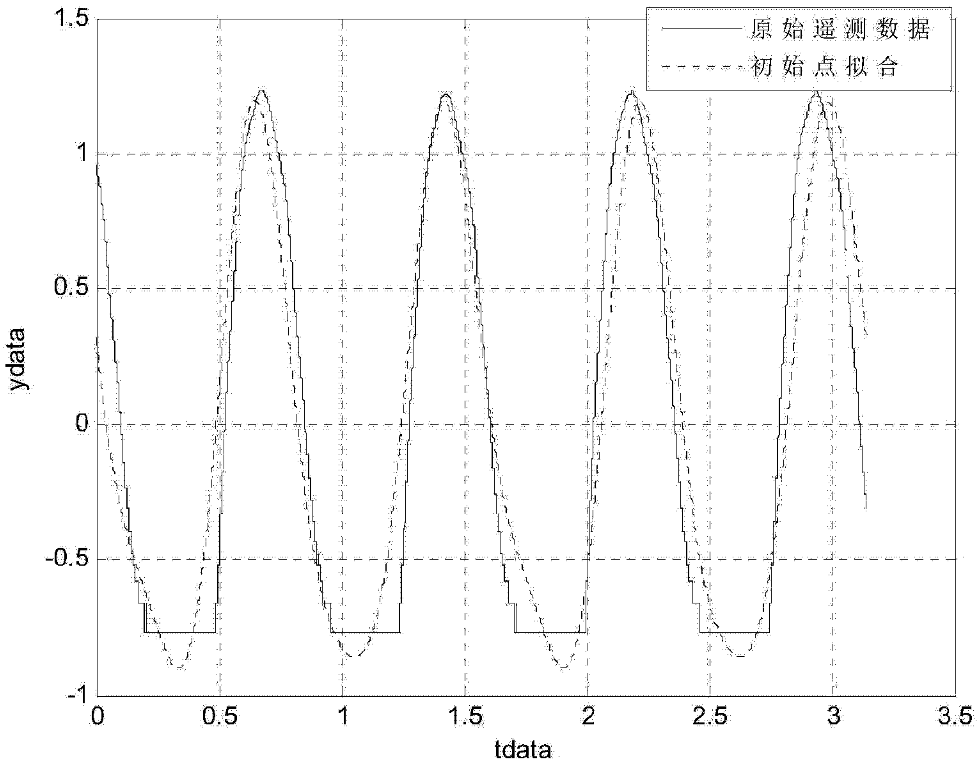

原始遥测数据
建模拟合数据
ydata
tdata
1.5
1
0.5
0
-0.5
-1
0
2
4
6
8
10

b)

图 4

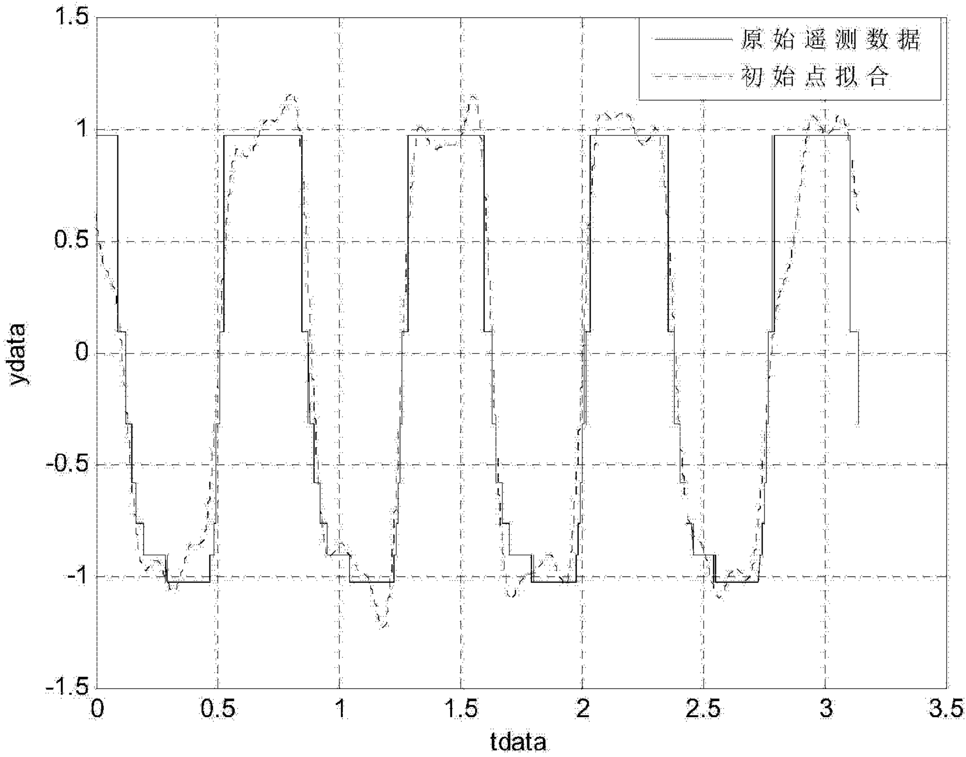

原始遥测数据
建模拟合数据
ydata
tdata
1.5
1
0.5
0
-0.5
-1
-1.5
0
0.5
1
1.5
2
2.5
3
3.5

a)

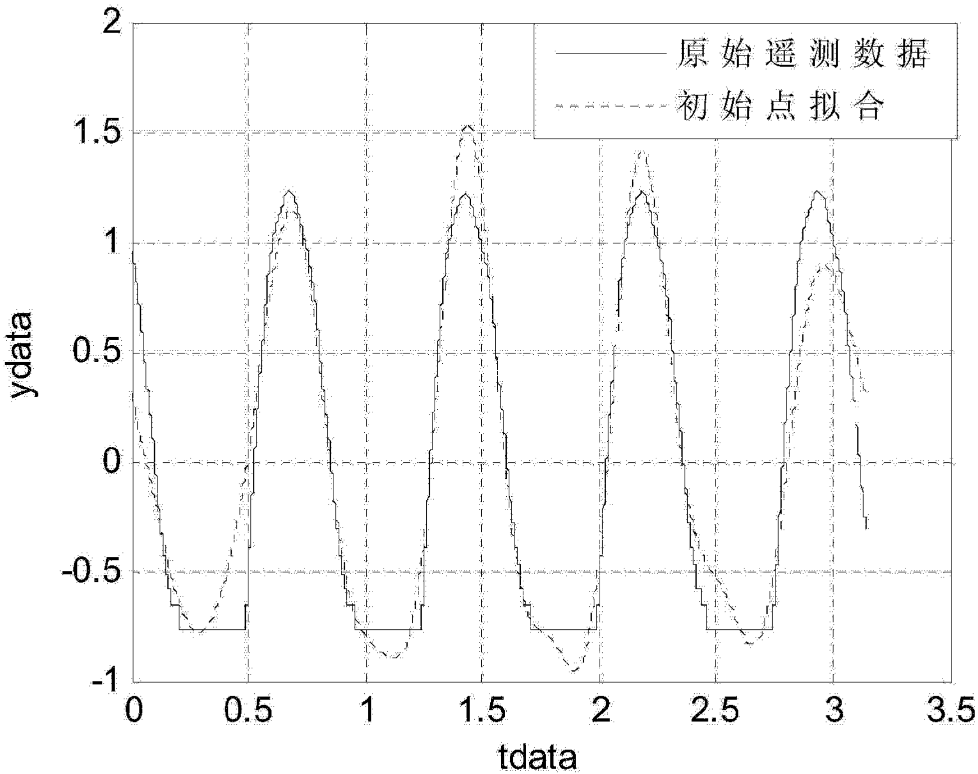

原始遥测数据
初始点拟合
ydata
tdata
1.5
1
0.5
0
-0.5
-1
0
0.5
1
1.5
2
2.5
3
3.5

b)

图 5

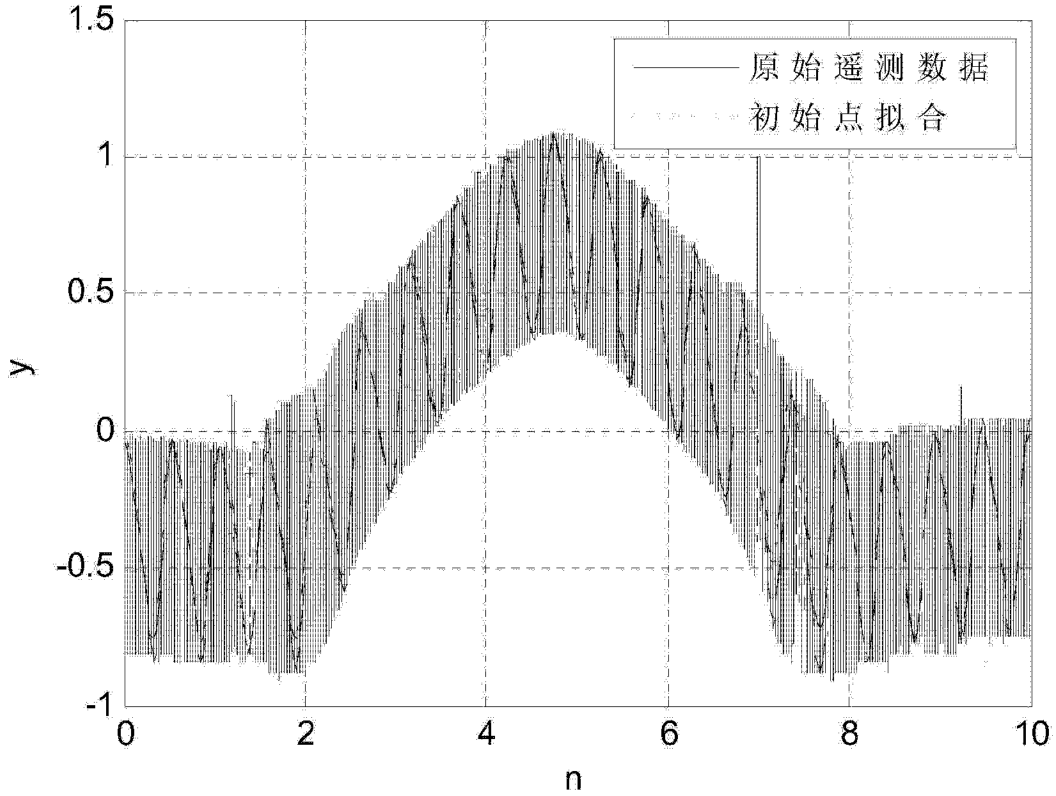

原始遥测数据
初始点拟合
ydata
tdata
1.5
1
0.5
0
-0.5
-1
-1.5
0
0.5
1
1.5
2
2.5
3
3.5

a)

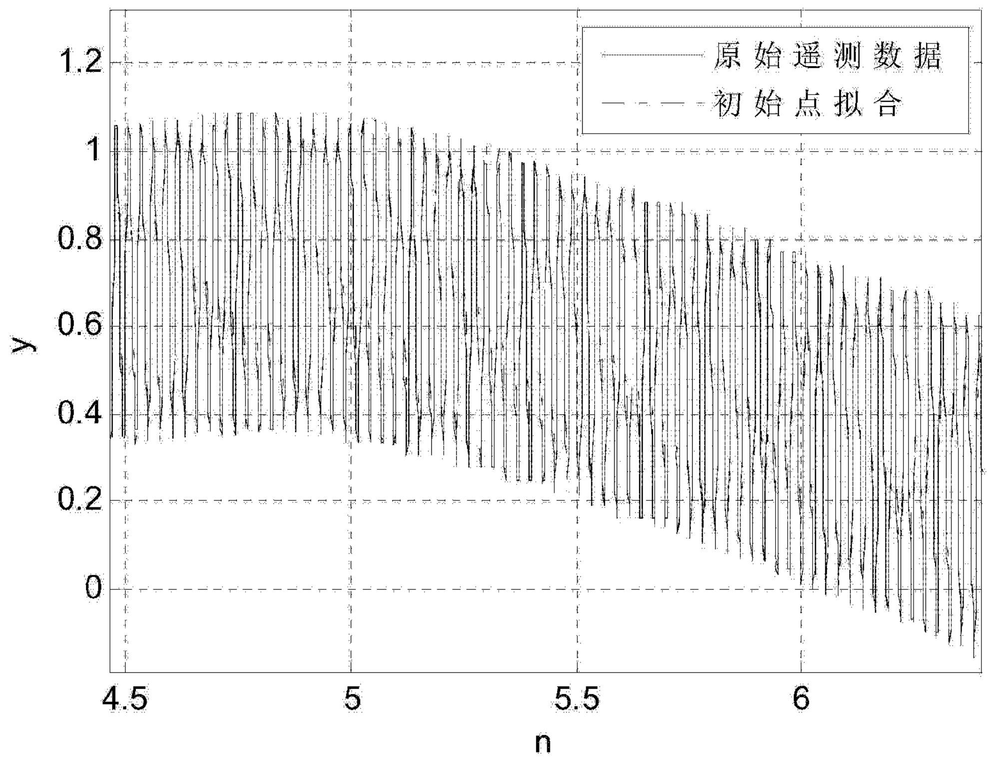

原始遥测数据
初始点拟合
ydata
tdata
2
1.5
1
0.5
0
-0.5
-1
0
0.5
1
1.5
2
2.5
3
3.5

b)

图 6


1.5
1
0.5
0
-0.5
-1
y
0
2
4
6
8
10
n
原始遥测数据
初始点拟合

a)


1.2
1
0.8
0.6
0.4
0.2
0
y
4.5
5
5.5
6
n
原始遥测数据
初始点拟合

b)

图 7