

基于数据融合的多变量相空间重构方法^{*}

丛蕊^{1)†} 刘树林²⁾ 马锐¹⁾

1) 大庆石油学院机械科学与工程学院 大庆 163318)

2) 上海大学机电工程与自动化学院 上海 200072)

(2007 年 10 月 13 日收到 2008 年 6 月 4 日收到修改稿)

针对单变量时间序列和多变量时间序列相空间重构所存在的问题,提出一种新的多变量融合的相空间重构方法.通过 Bayes 估计理论,将多变量在同一相空间中进行相点的最优融合,得到了更为理想的融合相空间.应用所提出的方法对 Lorenz 系统及耦合 Rössler 系统进行了多变量融合的相空间重构.通过多变量重构图与单变量重构图的比较,发现基于数据融合的多变量相空间重构图包含了所有单变量相空间重构图的重要信息,使重构的相空间更加完备,较全面地反映出吸引子的全貌信息.最后应用该方法对转子油膜涡动故障得到的多变量时间序列进行相空间重构,融合得到的信息使故障特征具有完整性,提高了故障诊断的准确率,进一步表明该方法的有效性.

关键词:多变量时间序列,相空间重构,数据融合, Bayes 估计

PACC: 0545

1. 引言

Takens 延迟嵌入定理^[1]是各种非线性时间序列相空间重构的基础理论,它能够通过一维时间序列反向构造出原系统的相空间结构.单变量相空间重构相应的理论和方法已经得到充分研究^[2-6].然而,对于许多复杂的动力系统,由于单个时间序列信息的不完备性,难以取得理想的重构效果.例如在分析生物学系统时,由于其结构及动力系统的复杂性,很难由一维时间序列通过延迟嵌入法重构出该系统的相空间^[7].又如 Lorenz 系统的 z 时间序列也不能完全重构其系统.随着相空间重构理论与应用的不断深入,许多学者已意识到单变量相空间重构所带来的弊端,开始探索多变量时间序列的相空间重构问题.

目前,对于多变量时间序列的相空间重构问题,一些学者在多变量时间序列相空间重构方法、嵌入维数及延迟时间的选择等方面做了较多的研究工作,取得了一些研究成果. Cao 等^[8]对多变量的相空间重构问题进行理论和应用研究,并论证了其优越性.王海燕等^[9]提出由单变量推广的虚假邻近点法计算多变量时间序列的相空间嵌入维数,对每个变

量分别应用互信息法确定延迟时间. Broomhead 等^[10]提出采用奇异值分解法求取多变量时间序列的嵌入维数. Garcia 等^[11]首次提出基于不同延迟时间的多变量相空间重构方法,突破了传统多变量相空间重构方法的模式.但是,上述方法只是将各变量在相空间上进行拓宽,使得相空间的维数变大,增加了计算工作量,并且对于重构参数的选取也只是将用于单变量的方法在多变量上进行推广.国外学者在多变量的应用研究方面做了一些有益的工作. Kasim^[12]提出应用多变量相空间重构方法对近地温度做非线性预测, Edwin 等^[13]提出应用多变量相空间重构方法构建水文模型等等.以上所有对多变量的研究工作都表明了多变量重构优于单变量重构,从而使得对多变量相空间重构问题的研究越来越受到重视.

本文将相空间重构与数据融合相结合,从全新的角度提出一种多变量相空间重构方法.针对各个变量重构出的吸引子与系统真实吸引子之间存在偏差,提出对各个变量的相点在相空间上的冗余或互补信息依据 Bayes 估计理论进行融合,以获得包含系统所有变量特征的吸引子.将所提出的方法应用到 Lorenz 系统及耦合 Rössler 系统中,通过对单变量和多变量时间序列的相空间重构图信息的比较,可

^{*} 黑龙江省研究生创新基金(批准号: YJSCX2007-0145HLJ)资助的课题.

[†] E-mail: congri126@126.com

以发现利用本文所提出的方法得到的信息不仅能够恢复系统的特征,而且能够比较全面地包括系统所有变量的主要信息特征.最后,对转子油膜涡动故障得到的多变量时间序列应用该方法做相空间重构,融合得到的信息使故障特征具有完整性,提高了故障诊断的准确率,进一步验证所提方法的有效性.

2. 多变量相空间重构

设有 n 个变量的时间序列为 $[U_1, U_2, \dots, U_n]^T$. 实际获得的多变量时间序列的量纲可能不同,首先需对 n 个时间序列做归一化处理. 为了计算简便,应用主分量分析方法^[14]对多变量时间序列提取主分量.

对时间序列 $[U_1, U_2, \dots, U_n]^T$ 通过归一化处理及主分量提取可获得如下 r ($r < n$) 个主分量:

$$Y = \begin{bmatrix} y_{1,1} & y_{1,2} & \cdots & y_{1,N} \\ y_{2,1} & y_{2,2} & \cdots & y_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{r,1} & y_{r,2} & \cdots & y_{r,N} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中 N 为时间序列的数据点个数. 对这 r 个主分量分别通过虚假临近点法和平均位移法确定嵌入维数 $m_1, m_2, \dots, m_r$ 和延迟时间 $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_r$. 将 r 个主分量分别嵌入到同一相空间中,为了保证各个变量都能完全地展开并且不失真,取最大的嵌入维数 m 和最小的延迟时间 τ 作为相空间的重构参数,

$$m = \max(m_i) \quad (i = 1, 2, \dots, r), \quad (2)$$

$$\tau = \min(\tau_i) \quad (i = 1, 2, \dots, r). \quad (3)$$

由此可得 r 个重构相空间,其中第 i 个主分量 $Y_i = (y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,N})$ ($i = 1, 2, \dots, r$) 的重构相空间为

$$Q = \begin{bmatrix} y_{i,1} & y_{i,1+\tau} & \cdots & y_{i,1+(m-1)\tau} \\ y_{i,k} & y_{i,k+\tau} & \cdots & y_{i,k+(m-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{i,M} & y_{i,M+\tau} & \cdots & y_{i,M+(m-1)\tau} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

这里 k 为时间序列中任意坐标点, $\{y_{i,k}, y_{i,k+\tau}, \dots, y_{i,k+(m-1)\tau}\}$ 表示第 i 个主分量的第 k 个相点, M 为相空间点的总数, $M = N - (m - 1)\tau$.

3. 基于 Bayes 估计的相点融合

相空间重构的目的是在高维相空间中恢复混沌

吸引子. 混沌吸引子作为混沌系统的特征之一,体现着混沌系统的规律性,意味着混沌系统最终会落入某一特定的轨迹之中. 如图 1 所示,假定流形 AB 为上述多变量混沌系统在 m 维相空间中吸引子轨迹的小段流形. 在同一相空间中取上述 r 个主分量的第 k 个相点,

$$Q_i = \{y_{i,k}, y_{i,k+\tau}, \dots, y_{i,k+(m-1)\tau}\} \quad (i = 1, 2, \dots, r).$$

原则上,每个变量的相空间重构图都应该近似地恢复系统真实吸引子的特性,但由于单个变量数据本身的不完备性使其重构的图形与系统真实吸引子有一定的偏差,所以 r 个相点有的落在真实吸引子的位置,有的偏离真实吸引子,不能较好地反映系统的真实特性. 所以,提出在相空间中通过 Bayes 估计理论将 r 个相点进行融合,使 r 个相点相互补充、相互完善,那些偏离较远的相点近似地回到原位,从而得到一个既包含 r 个相点主要特征又能近似逼近流形 AB 的最优相点.

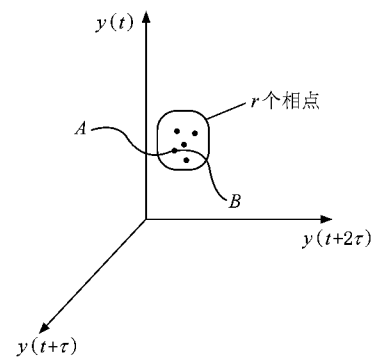


图 1 相空间中的相点分布

下面对 r 个相空间中的所有相点依据 Bayes 估计理论^[15]进行融合. 设融合集为

$$D_k = [y_{1,k+(q-1)\tau}, y_{2,k+(q-1)\tau}, \dots, y_{r,k+(q-1)\tau}] \quad (k = 1, 2, \dots, M; q = 1, 2, \dots, m), \quad (5)$$

令

$$\begin{aligned} x_1 &= (y_{1,k}, y_{1,k+\tau}, \dots, y_{1,k+(m-1)\tau}), \\ x_2 &= (y_{2,k}, y_{2,k+\tau}, \dots, y_{2,k+(m-1)\tau}), \\ &\vdots \\ x_r &= (y_{r,k}, y_{r,k+\tau}, \dots, y_{r,k+(m-1)\tau}), \end{aligned} \quad (6)$$

则(5)式可简写为

$$D_k = [x_1, x_2, \dots, x_r].$$

这里 $x_1, x_2, \dots, x_r$ 分别表示任意 r 个相空间点. 令 μ_k 为融合后的相空间点,参数 μ_k 的 Bayes 估计为

$$p(\mu_k | x_1, x_2, \dots, x_r) = \frac{p(\mu_k, x_1, x_2, \dots, x_r)}{p(x_1, x_2, \dots, x_r)}. \quad (7)$$

若参数 μ_k 服从 $N(\mu_0, \sigma_0^2)$, 且 D_k 服从 $N(\mu_k, \sigma_h^2)$ 分布, 令

$$\alpha = \frac{1}{P(x_1, x_2, \dots, x_r)},$$

因此

$$\begin{aligned} &P(\mu_k | x_1, x_2, \dots, x_r) \\ &= \alpha \prod_{h=1}^r \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_h}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_h - \mu_k}{\sigma_h}\right)^2\right] \\ &\quad \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\mu_k - \mu_0}{\sigma_0}\right)^2\right] \\ &= \alpha \exp\left[-\frac{1}{2}\sum_{h=1}^r \left(\frac{x_h - \mu_k}{\sigma_h}\right)^2 - \frac{1}{2}\left(\frac{\mu_k - \mu_0}{\sigma_0}\right)^2\right]. \end{aligned} \tag{8}$$

(8) 式中的指数部分是关于 μ_k 的二次函数. 因此 $P(\mu_k | x_1, x_2, \dots, x_r)$ 仍为正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$, 即

$$P(\mu_k | x_1, x_2, \dots, x_r) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\mu_k - \mu}{\sigma}\right)^2\right]. \tag{9}$$

比较(8)(9)两式的参数可得

$$\mu = \frac{\sum_{h=1}^r \frac{x_h}{\sigma_h^2} + \frac{\mu_0}{\sigma_0^2}}{\sum_{h=1}^r \frac{1}{\sigma_h^2} + \frac{1}{\sigma_0^2}}. \tag{10}$$

因此 μ_k 的 Bayes 估计 $\hat{\mu}_k$ 可表示为

$$\hat{\mu}_k = \int_{\Omega} \mu_k \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\mu_k - \mu}{\sigma}\right)^2\right] d\mu_k = \mu. \tag{11}$$

所以, 得到 $D_k = [x_1, x_2, \dots, x_r]$ 的最优融合相点 $\hat{\mu}_k$.

由以上过程可得到新的空间相点 $Z_k = \hat{\mu}_k$, 该相点融合了 r 个相点的主要特征, 并且能够近似地逼近系统的真实吸引子. 依据(7)–(11)式将(5)式中所有相点进行融合, 最后获得新的 m 维相空间

$$Z = [Z_1, Z_2, \dots, Z_M]^T, \tag{12}$$

式中 $Z_i = (z_i, z_{i+\tau}, \dots, z_{i+(m-1)\tau})^T$, $i = 1, 2, \dots, M$, i 为时间序列中任意坐标点.

新的相空间 Z 的每一相点均融合了每个单变量的信息, 所以由新的相空间重构出的吸引子能够包含每个单变量的重构特征, 获得的信息更丰富, 更能表现原系统的特性.

4. 多变量相空间重构算法

通过以上对多变量相空间重构方法的分析, 其

算法可分为四步进行.

1) 将 n 个变量的时间序列 $[U_1, U_2, \dots, U_n]^T$ 进行归一化处理, 并从中提取 r 个主分量 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_r]^T$.

2) 对 Y 中 r 个主分量分别求嵌入维数 $m_1, m_2, \dots, m_r$ 及延迟时间 $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_r$. 依据(2)(3)式确定新的相空间的嵌入维数 m 与延迟时间 τ .

3) 将 r 个变量分别重构到新的相空间中, 得到 r 个主分量的重构相空间, 其中第 i 个主分量 ($i = 1, 2, \dots, r$) 的重构相空间如(4)式所示.

4) 对 r 个相空间中相对应的相点依据 Bayes 估计方法融合为最佳的相空间点. 将(5)式中相应的数据点按照(11)式所给出的方法融合为最优的相空间点 Z_i , 最终得到新的融合相空间 $Z = [Z_1, Z_2, \dots, Z_M]^T$.

5. 仿真及效果分析

将所提出的方法应用到 Lorenz 系统和耦合 Rössler 系统^[16, 17]产生的多变量时间序列中, 通过多变量时间序列重构图与单变量时间序列重构图的比较, 验证所提出方法的有效性.

例 1 Lorenz 系统

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= \sigma(y - x), \\ \frac{dy}{dt} &= ax - y - xz, \\ \frac{dz}{dt} &= xy - bz, \end{aligned} \tag{13}$$

取 $\sigma = 10$, $b = 8/3$, $a = 28$. 系统初始条件为 $x_0 = y_0 = z_0 = 0.1$, 经数值积分可以得到三维时间序列, 每个时间序列均取 1500 个点作为仿真数据.

例 2 耦合 Rössler 系统

$$\begin{aligned} \dot{x}_{1,2} &= -\omega_{1,2}y_{1,2} - z_{1,2} + \varepsilon(x_{2,1} - x_{1,2}), \\ \dot{y}_{1,2} &= \omega_{1,2}x_{1,2} + 0.15y_{1,2}, \\ \dot{z}_{1,2} &= 0.2 + z_{1,2}(x_{1,2} - 10), \end{aligned} \tag{14}$$

取 $\omega_1 = 0.99$, $\omega_2 = 0.95$, $\varepsilon = 0.05$. 系统初始条件为 $x_1 = 0.1$, $y_1 = 0.2$, $z_1 = 0.3$, $x_2 = y_2 = 0$, $z_2 = 15$, 系统(14)是两个不完全相同的 Rössler 系统的耦合, 经数值积分可以得到六维时间序列, 每个时间序列均取 2000 个点作为仿真数据.

针对方程(13)与方程(14)产生的时间序列, 按照上述的计算步骤进行分析. 首先, 对两组数据分

别进行归一化处理并提取主分量,所确定的两组数据的主分量个数分别为 $r_L = 2, r_R = 2$.

对 Lorenz 系统与耦合 Rössler 系统的主分量分别计算嵌入维数 m_i ($i = 1, 2$)及延迟时间 τ_i ($i = 1, 2$) 结果如表 1 所列.

依据 (2) (3) 式对 Lorenz 系统所确定的相空间重构参数值为 $m = 3, \tau = 12$; 对耦合 Rössler 系统所确定的相空间重构参数值为 $m = 3, \tau = 13$. 将 Lorenz 系统和耦合 Rössler 系统的两个分量 y_1, y_2 分

别嵌入到新的相空间中. 最后,在相空间中依据 (11) 式将两个系统各分量的相点做最优融合,分别得到两个系统的融合相空间.

表 1 系统重构参数的计算值

重构参数	m_i	τ_i
Lorenz 系统 y_1	3	14
Lorenz 系统 y_2	3	12
耦合 Rössler 系统 y_1	3	13
耦合 Rössler 系统 y_2	3	17

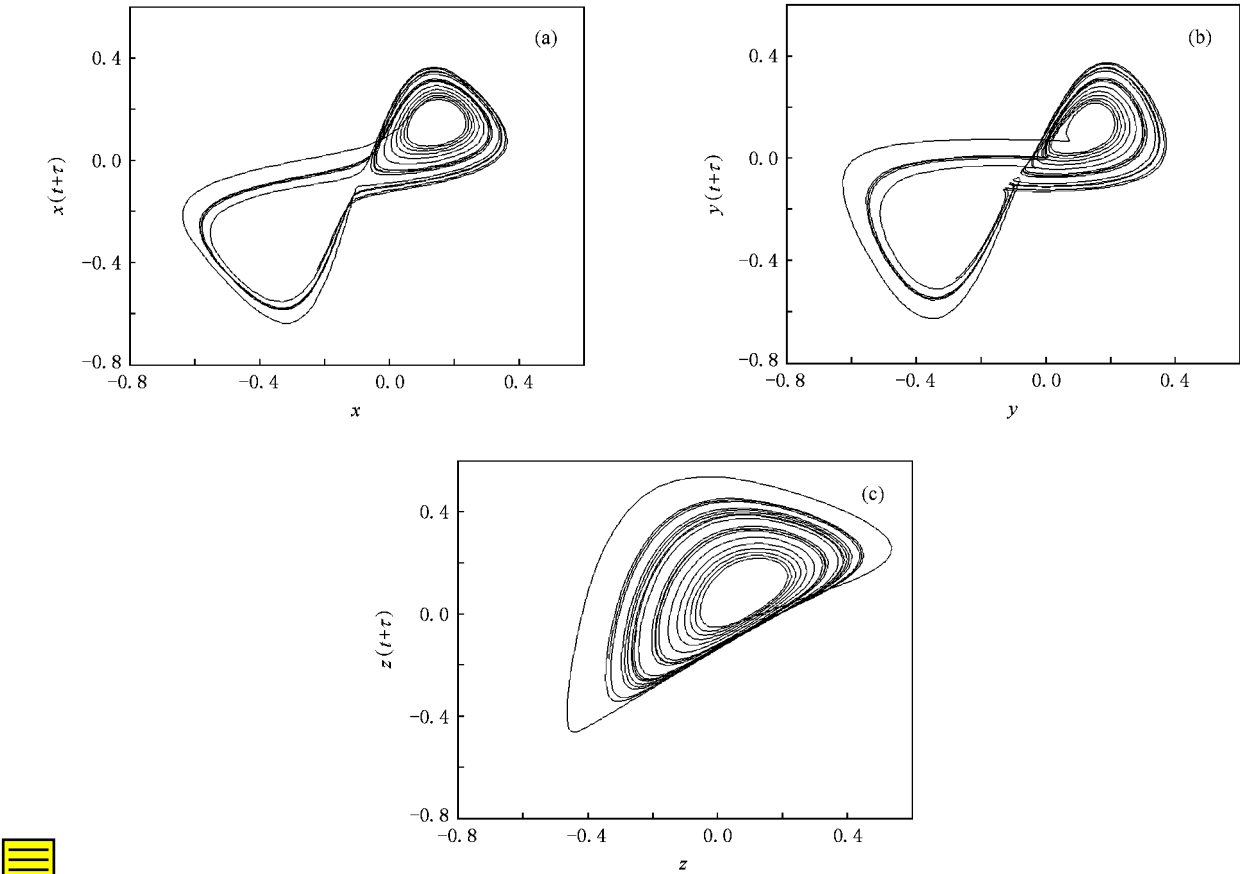


图 2 Lorenz 系统单变量时间序列重构图 (a) x 时间序列重构图 (b) y 时间序列重构图 (c) z 时间序列重构图

图 2 为 Lorenz 系统由单变量时间序列重构的结果. 由图 2 可以看出, Lorenz 系统的 x 和 y 时间序列均能重构出原系统吸引子的主要特征(“8”字形),但 z 时间序列的重构信息仅能表现原系统吸引子的部分特征. 图 3 为多变量时间序列的融合重构图,该图不但能够反映出原系统的“8”字形特征,即包含了 x 和 y 时间序列的特征,而且该图右侧类似于扇形的吸引子恰恰体现了图 2(c)的重构信息. 因此, Lorenz 系统获得的融合相空间信息能够较全面地包括 x, y 和 z 时间序列的主要特征.

图 4 为耦合 Rössler 系统由单变量时间序列重

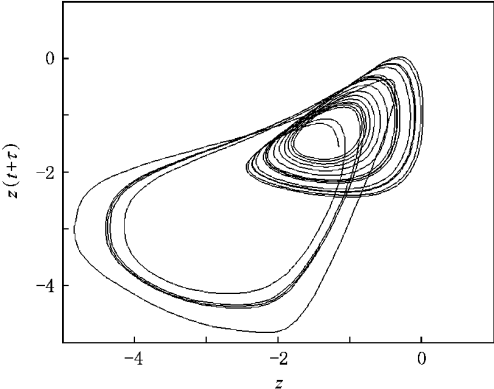


图 3 Lorenz 系统多变量时间序列的融合重构图

构的结果,且在图上标记出了该系统的三个局部特征.由图4可以看出,只有 x 时间序列和 y 时间序列能够重构出原系统吸引子的主要特征(环形),而 z 时间序列重构的结果不完全.此外,任意一个单变量时间序列均不能完全地包括图上三个局部特征,从而进一步表明并非任意一维时间序列都可以完全地重构出系统的特征.图5为耦合Rössler系统多变量时间序列的融合重构图,该图从整体上看是一个近似环形,同样能够恢复系统的环形,该图右侧

的尖角体现了图4(a)右侧尖角的信息,该图上方出现线的交叉情况与图4(b)上方线的交叉情况类似,并且其左下角处出现的拐角正是图4(c)中所标记的局部特征3的体现.所以,耦合Rössler系统获得的融合相空间信息同样也包含了 x 、 y 和 z 时间序列的全部主要特征.

通过以上两个实例的分析可以表明:应用所提出的方法获得的融合相空间信息不仅能够恢复系统的特征,而且比任何一个单变量获得的重构信息更

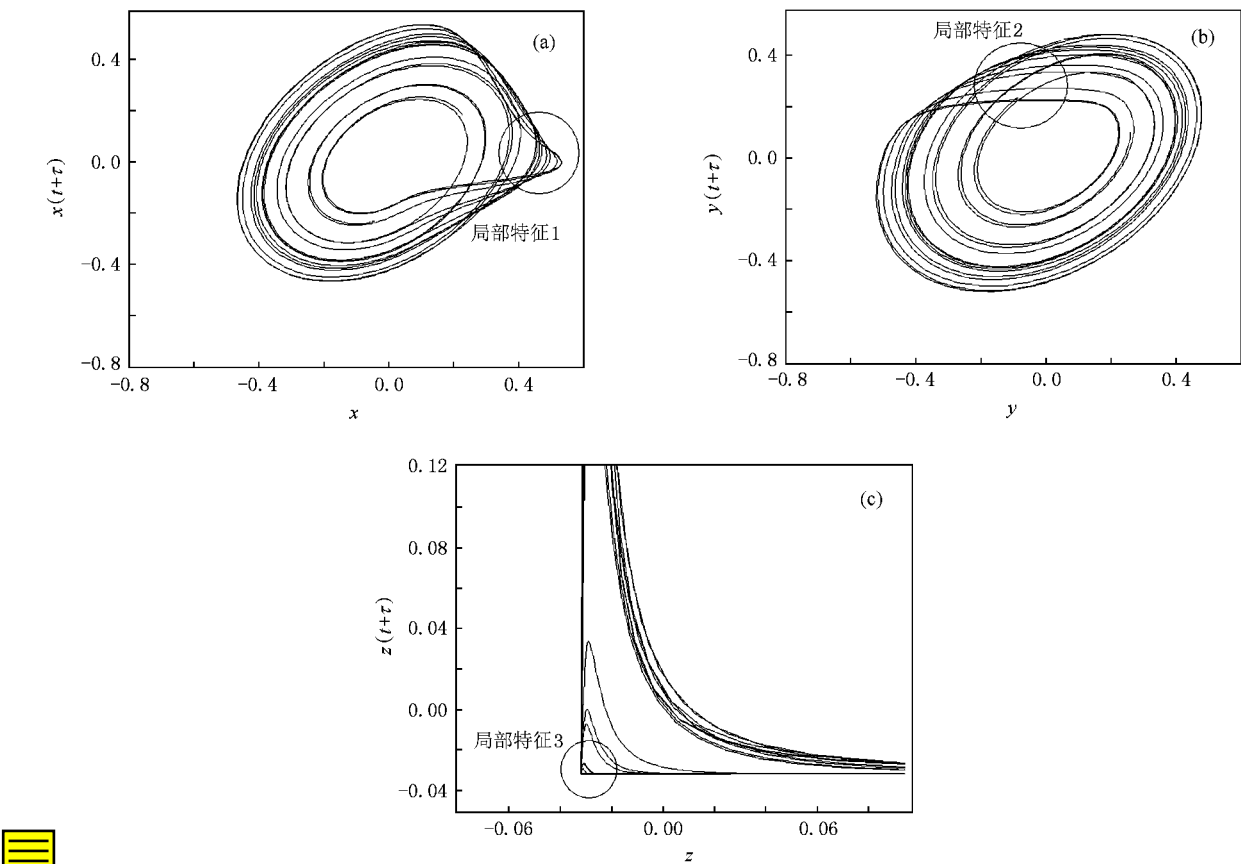


图4 耦合Rössler系统单变量时间序列重构图 (a) x 时间序列重构图 (b) y 时间序列重构图 (c) z 时间序列重构图

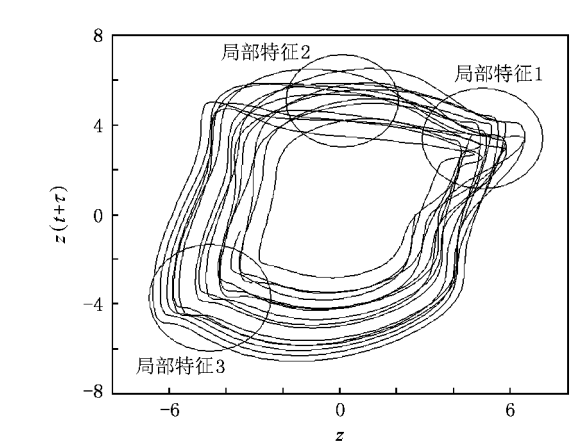


图5 耦合Rössler系统多变量时间序列的融合重构图

丰富,更能够全面地体现系统所有变量的主要信息特征.

6. 应用实例

故障特征信息提取是机械故障诊断中最重要、最关键的问题之一,它直接关系到故障诊断的准确性和早期故障预报的可靠性^[18].混沌吸引子的信息能够直接表征故障特征^[19].对于任意传感器采集到的数据虽然能够重构出系统的部分信息,但由于重构信息差别较大,会给故障的准确识别带来困难.因此将各数据的重构信息融合,得到能够包含机械

设备较全面的信息特征的吸引子,以使故障特征具有完整性和鲁棒性,提高故障诊断的准确率.

在 RK4 型本特利转子实验台上获取了油膜涡动故障水平和垂直方向(x,y 方向)上的振动数据,每个时间序列均取 2000 个点进行研究.对两个时间序列分别进行归一化处理,并提取所需重构参数值如表 2 所列.

表 2 故障数据重构参数值

m_x	m_y	m	τ_x	τ_y	τ
6	8	8	2	3	2

依据表 2 所列的参数值得到 x 和 y 时间序列的单变量时间序列重构图如图 6 所示.图 6(a)与(b)的重构信息有较大差别, x 的重构信息中不包含 y 的特征,而 y 的重构信息中也不包含 x 的特征,因此不能将 x 重构的信息或 y 重构的信息作为该转子系统油膜涡动的特征信息.图 7 为依据所提出的多变量相空间重构方法对 x 方向和 y 方向的时间序列做

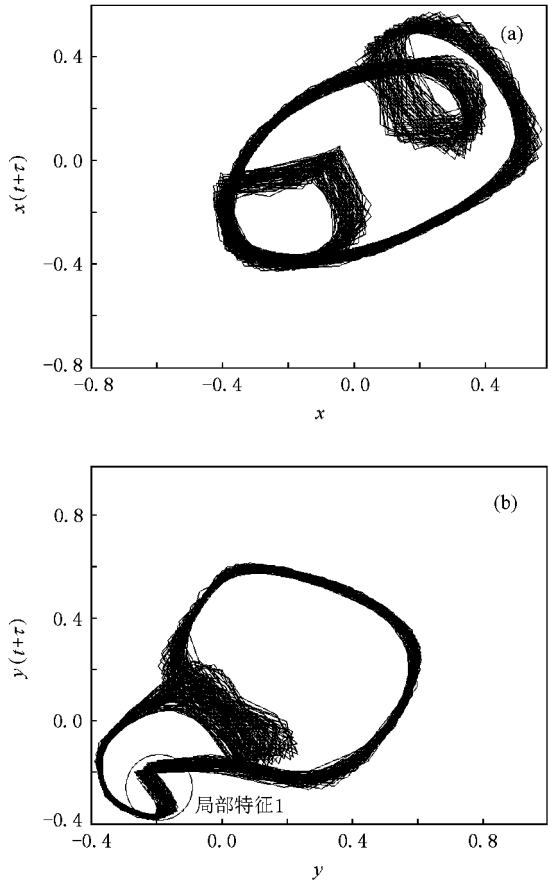


图 6 转子系统的单变量时间序列重构图 (a) x 时间序列重构图 (b) y 时间序列重构图

相空间融合的结果.从整体上看,图 7 与图 6(a)的形状相似,含有两个圆(中间位置处的圆及左下角处未全封闭圆)的主要特性,且其局部特征 1 体现了图 6(b)左下角弯钩的特征.因此,该系统获得的融合相空间信息较全面地包含了 x 和 y 时间序列的主要特征,将该转子系统油膜涡动的特征较全面地表现出来,可以此作为该转子系统油膜涡动故障的特征信息.

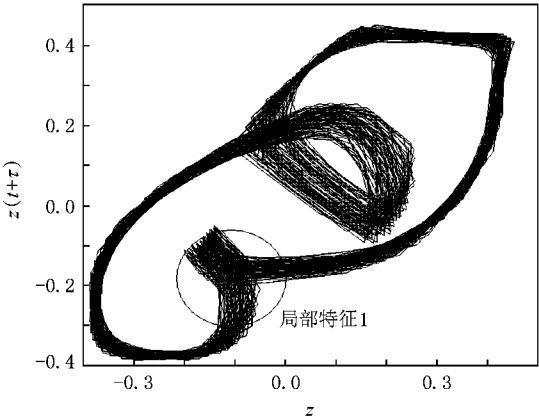


图 7 转子系统多变量时间序列的融合相空间图

上述应用实例表明,本文所提出的多变量相空间重构方法能够得到机械设备较全面的信息特征,使故障特征具有完整性和鲁棒性,提高了故障诊断的准确性.

7. 结 论

从全新的角度提出了一种新的多变量相空间重构方法,将数据融合与相空间重构相结合,在相空间中进行相点的最优融合,从而得到最优的融合相空间.通过对 Lorenz 系统及耦合 Rössler 系统的仿真研究表明,基于数据融合的多变量相空间重构图包含了所有单变量相空间重构图的重要信息,使重构的相空间更加完备,较全面地反映出了吸引子的全貌信息,体现了所提出方法的有效性.作为应用实例,对转子系统油膜涡动故障特征进行了研究,结果表明多变量融合后的相空间故障特征明显优于单变量相空间故障特征.这为设备故障诊断提供了一种有效手段,同时也进一步证明了所提出新方法的有效性.本文的工作也为应用多变量数据进行其他非线性分析提供了一种可行方法.

[1] Takens F 1981 *Lect. Notes Math.* **898** 361

[2] Xiao F H , Yan G R , Han Y H 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 550 (in Chinese)[肖方红、阎桂荣、韩宇航 2005 物理学报 **54** 550]

[3] You R Y , Chen Z , Xu S C 2004 *Acta Phys. Sin.* **53** 2882 (in Chinese)[游荣义、陈 忠、徐慎初 2004 物理学报 **53** 2882]

[4] Meng Q F , Peng Y H , Sun J 2007 *Chin. Phys.* **16** 3220

[5] Meng Q F , Zhang Q , Mu W Y 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 1666 (in Chinese)[孟庆芳、张 强、牟文英 2006 物理学报 **55** 1666]

[6] Meng Q F , Peng Y H , Xue P J 2007 *Chin. Phys.* **16** 1252

[7] Kantz H , Schreiber T 1997 *Nonlinear Time Series Analysis* (Cambridge : Cambridge University Press) p7

[8] Cao L Y , Mees A 1998 *Physica D* **121** 75

[9] Wang H Y , Sheng Z H , Zhang J 2003 *J. Southeast Univ.* (Natural Science Edition) **33** 115 (in Chinese)[王海燕、盛昭瀚、张 进 2003 东南大学学报(自然科学版) **33** 115]

[10] Broomhead D S , King G P 1986 *Physica D* **20** 217

[11] Garcia S P , Almeida J S 2005 *Phys. Rev. E* **72** 027205

[12] Kasim K 2004 *Ecol. Model.* **173** 1

[13] Edwin A , Roehl J 2006 *7th International Conference on Hydroinformatics* (Riviera : South Carolina Publishing) p1

[14] Wang J F , Shi T L , Liu S Y 2005 *China Mech. Eng.* **16** 1954 (in Chinese)[王峻峰、史铁林、刘世元 2005 中国机械工程 **16** 1954]

[15] Reinhart J , Wolfgang B 2006 *Exper. Brain Res.* **174** 528

[16] Lu S , Wang H Y 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 572 (in Chinese)[卢山、王海燕 2006 物理学报 **55** 572]

[17] Zhang H , Ma X K , Yang Y 2005 *Chin. Phys.* **14** 86

[18] Wang W J , Chen J , Wu Z T 2000 *J. Vib. Eng.* **13** 361 (in Chinese)[汪慰军、陈 进、吴昭同 2000 振动工程学报 **13** 361]

[19] Xiao N , Jin N D 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 5149 (in Chinese)[肖楠、金宁德 2007 物理学报 **56** 5149]

An approach to phase space reconstruction from multivariate data based on data fusion^{*}

Cong Rui^{1†} Liu Shu-Lin²⁾ Ma Rui¹⁾

1 ❶ College of Mechanic Science and Engineering , Daqing Petroleum Institute , Daqing 163318 , China)
2 ❷ School of Mechatronics Engineering and Automation , Shanghai University , Shanghai 200072 , China)

(Received 13 October 2007 ; revised manuscript received 4 June 2008)

Abstract

To cope with the problem of phase space reconstruction from univariate time series and multivariate time series , the novel approach to phase space reconstruction from multivariate data based on data fusion is presented in this paper. According to Bayes estimation theory , the phase points in the same phase space reconstructed from multivariate data are fused , then an optimal fusion phase space could be determined. The approach is applied to multivariate phase space reconstructions of Lorenz system and Rössler system , respectively. Compared with the figures reconstructed from univariate datas , the information reconstructed from multivariate data includes the main characters of all univariate data and represents the comprehensive information of system attractor , which makes the phase space reconstructed more abundant. At last , the approach is applied to multivariate phase space reconstruction of oil film whirling in the rotor system. The information reconstructed includes all the characters of the system , which improves the veracity for fault diagnosis. So all the analysis further shows that the approach presented here is effective.

Keywords : multivariate time series , phase space reconstruction , data fusion , Bayes estimation

PACC : 0545

^{*} Project supported by the Innovation Foundation for Graduate Students of Heilongjiang Province ,China(Grant No. YJSCX2007-0145HLJ).

[†] E-mail :congrui126@126.com