第 55 卷 第 2 期 2006 年 2 月
1000-3290/2006/55(02)/0564-08

物 理 学 报
ACTA PHYSICA SINICA

Vol.55, No.2, February, 2006

基于时变耦合映像格子模型的信号初值估计*

刘 英[1)†] 沈民奋[1)] 陈和晏[2)]

1)(汕头大学科学研究院数字图像处理重点实验室，汕头 515063)

2)(香港大学工学院，香港)

(2005 年 1 月 7 日收到；2005 年 6 月 13 日收到修改稿)

从耦合映像格子中，恢复系统初始条件是耦合系统求逆问题，也是信号处理研究中的一个关键性问题.本文在符号动力学方法的基础上，对映像系数进行修正，针对耦合单峰 Logistic 映射，提出一种基于时变映像系数恢复信号初值的新方法.在映像过程无噪或受到高斯白噪声污染时，本文方法都能够较好地恢复信号初值的统计特性，而且具有较小的偏差和均方误差，并与原信号之间具有较强的相关性，从而能够更好和更加合理地刻画实际信号的物理过程，对系统初值做出更优的估计.

关键词：耦合映像格子，恢复初值的统计特性，时变映像系数

PACC：0545，0250

1. 引 言

耦合映像格子系统(CML，Coupled Map Lattices)是人们研究非线性时空系统行为极其重要的一类模型.CML 系统是一个将时间和空间离散化，但状态变量仍保持连续的动力学系统.最初由 Kaneko 于 1984 年提出[1]，近年来，随着混沌理论的进一步成熟和完善[2]，对耦合映像格子系统的研究也取得了一定的进展[3,4]，特别是一维耦合映像格子已逐步应用于各种实际系统中，在气象预报、地震预报、保密通信、神经网络、经济学、生物医学等很多方面都得到了广泛的推广和应用[5—10].

目前的研究主要是利用了混沌映射正时间方向的行为特征，而忽略掉其初始的暂态过程.然而，在许多实际信号处理过程中，这些被忽略的暂态初始信息对我们的研究更加重要.在系统初始条件无法直接获知的情况下，需要利用系统的演变信息来反演其物理过程，对信号初值做出估计，即涉及到耦合系统求逆问题.同时，混沌映像作为一种高自由度的复杂的动力学系统，其重要的特征之一就是初值敏感性.随着迭代次数的增加，初始相邻点将以指数速度分离，初始估计误差也会指数倍增大，造成误差的传播.为了避免误差的传播，提高对信号估计的精度，对一维单峰映射，在恢复初值时，往往采用后向递推的算法如最大似然估计和折半方法等[11,12].这些方法随着信躁比的增大(高于 40dB 左右)逐渐收敛于 Cramer-Rao 下界，成为优效估计方法，但其普适性能较差.符号动力学理论在混沌和耦合映像中的引入和推广，为信号的初值估计问题提供了新的方法.在系统映射函数已知的情况下，可以利用获得的符号序列和系统演变状态，反演其物理过程，恢复初始条件.但是，这种方法是针对单个格点而言的，对于由大量格点耦合而成的多维映像格子系统，从严格意义上要恢复其中每一格点的初值是很困难的，只能着眼于整个格子的初值分布，粗略恢复信号初值.目前，对该方法的研究，也仅限于用时不变映像系数来恢复初值的统计特性，由于没有考虑到 CML 格点之间的耦合作用，在恢复初值方面比较粗糙[13].实际上，时空系统往往是不断变化的，而且各个格点之间存在着一定的耦合作用，即使在映射函数已知的条件下，利用这种方法也无法准确捕获信号的动态变化信息，导致恢复的信号初值比较粗糙.为了更好地刻画实际信号的物理过程，必须对信号初值做出更优的估计，这就需要进一步提高对信号估计的精度.本文充分考虑由信号间的耦合项所提

* 国家自然科学基金(批准号：60271023，60571066)资助的课题.

† 通讯联系人.E-mail：g_yliu@stu.edu.cn

供的有用信息,针对单峰 Logistic 映射,提出一种基于时变映像系数的 CML 恢复初值的新方法.数值实验表明,在弱耦合的情况下,该方法不仅能够更好地恢复初值的统计特性,而且具有较小的偏差和均方误差(MSE),并与原信号之间具有较强的相关性,能够对信号初值做出更优的估计,从而更加适合于对实际系统进行分析和建模.

2. 模型和估计方法

典型的最近邻局部耦合 CML 模型为[4]

$$x_i(n+1)=(1-\varepsilon)f(x_i(n))+\frac{\varepsilon}{2}[f(x_{i-1}(n))+f(x_{i+1}(n))],\tag{1}$$

其中 $i=1,2,\cdots,L$ 代表格点位置,L 代表格子大小,n 代表时间步,ε 是耦合系数,采用周期边界条件 $x(i+L)=x(i)$.动力学系统 $f(x)$ 为映射函数.本文采用典型的单峰 Logistic 映射,即 $f(x)=\lambda x(1-x)$,其离散化形式为 $x(n+1)=\lambda x(n)(1-x(n))$.

符号动力学是对动力学系统的一种粗粒化描述,它只考虑每一时间步系统所处的相空间,而不考虑具体的相点值.对紧致度量空间中的动力学系统 X,若它的相空间 H 可分为有限个不相交子空间的集合 $\{H_0,H_1,\cdots,H_{L-1}\}$,即满足 $\bigcap_{i=0}^{L-1}H_{\{i\}}=\phi$,$\bigcup_{i=0}^{L-1}H_{\{i\}}=H$.定义序列 $S=\{0,1,2,\cdots,L-1\}$ 是系统的一个符号集,则系统运动时,若轨道上的点 $x(n)\in H_{\{i\}}$,$n=0,1,2,\cdots$,则符号 s_n 赋值 i,即 $s_n=i$,$i\in S$.这样,对给定的动力学系统函数 $f(x)$,从 x_0 出发的运动轨道可以通过其所对应的符号序列 $s_0,s_1,s_2,\cdots,s_n,\cdots$确定出来[14].若在每一个子空间 $H_{\{i\}}$ 上,$f(\cdot)$ 是可逆函数,即 f^{-1}存在,当 $n\to\infty$,可从符号序列 S 唯一确定初值[11]

$$x_0=\lim_{n\to\infty}f_{s_0}^{-1}\circ f_{s_1}^{-1}\circ f_{s_2}^{-1}\circ\cdots\circ f_{s_{n-1}}^{-1}(x_n),\tag{2}$$

其中符号$\circ$表示映射的集合.对独立满 Logistic 映射,其相空间可以分成两个不相交的子区间,$H_0=[0,0.5]$ 和 $H_1=(0.5,1]$,符号序列 $s_n=\begin{cases}0, & x(n)\in H_0\\ 1, & x(n)\in H_1\end{cases}$,由(2)式可知,随着 n 的增大,对初始值 x_0 的估计也越精确.此外,随着 n 的增大所产生的线性区间相应地增大,信息量也增多,两者之间的关系可以用系统的测度熵 $h(f)$来表示[11],即

$$-\frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1}\ln\frac{\left|\bigcap_{i=0}^{n+1}f^{-i}H_{\{s_i\}}\right|}{\left|\bigcap_{i=0}^{n}f^{-i}H_{\{s_i\}}\right|}\approx h(f),\tag{3}$$

式中$|\cdot|$表示信号值所在的集合,$f^{-i}H_{\{s_i\}}$表示 $H_{\{s_i\}}$ 经过 i 步迭代后所得到的点的集合,估计误差的上界为[11]

$$|x(0)-\hat{x}(0|n)|\leqslant\left|\bigcap_{i=0}^{N-1}f^{-i}H_{\{s_i\}}\right|\approx D\cdot \mathrm{e}^{-h(f)N},\tag{4}$$

其中 D 代表吸引子维数的大小.在系统无噪的情况下,用符号动力学后向递推的方法,估计误差以指数速度收敛.一维单峰映射 $h(f)$等于李雅普诺夫指数,其值为 $\lambda=\ln 2$,因而估计误差近似等于 $1/2^N$,当 $N=50$ 时,估计误差可以小到 10^{-15}.

对于独立单峰 Logistic 映射,

$$\begin{aligned}\hat{x}_i(n)&=f_{s_i(n)}^{-1}(x_i(n+1))\\&=[1+(2s_i(n)-1)\\&\quad\times\sqrt{1-4x_i(n+1)/\lambda}]/2,\end{aligned}\tag{5}$$

其中 $s_i(n)$是前面所得到的符号序列值,本文采用满 Logistic 映射,即 $\lambda=4$.

上式恢复信号初值是针对单个格点而言的,并未考虑到格点之间的耦合作用.实际上,当 L 个一维系统耦合构成多维 CML 时,Logistic 映射已成为变参数和变尺度的映射,所获得的符号序列也是振荡参数下的符号序列.在恢复初值时,如果仍采用独立满射的参数,就单个格点而言,这样恢复的信号初值很粗糙.重新考虑模型(1)并设

$$g(n)=\frac{\varepsilon}{2}[f(x_{i-1}(n))+f(x_{i+1}(n))],$$

则有

$$x_i(n+1)=(1-\varepsilon)\lambda x_i(n)(1-x_i(n))+g(n),\tag{6}$$

由上式解得

$$x_i(n)=\frac{1+(2s_i(n)-1)\sqrt{1-\frac{4x_i(n+1)}{(1-\varepsilon)\lambda}+\frac{4g(n)}{(1-\varepsilon)\lambda}}}{2},$$

$$(\text{其中 }\varepsilon\neq 1)\tag{7}$$

令 $y_i(n)=\sqrt{1-\frac{4x_i(n+1)}{(1-\varepsilon)\lambda}+\frac{4g(n)}{(1-\varepsilon)\lambda}}$,$z_i(n)=\sqrt{1-4x_i(n+1)/\lambda}$,比较(5)和(7)式,可得出以下结论:

$$\begin{cases} x_i(n+1) < \dfrac{g(n)}{\varepsilon} = \dfrac{1}{2}[f(x_{i-1}(n)) + f(x_{i+1}(n))], y_i(n) > z_i(n) \\ x_i(n+1) = \dfrac{g(n)}{\varepsilon} = \dfrac{1}{2}[f(x_{i-1}(n)) + f(x_{i+1}(n))], y_i(n) = z_i(n) \\ x_i(n+1) > \dfrac{g(n)}{\varepsilon} = \dfrac{1}{2}[f(x_{i-1}(n)) + f(x_{i+1}(n))], y_i(n) < z_i(n). \end{cases} \tag{8}$$

由上式可知,当 $x_i(n+1) = \frac{g(n)}{\varepsilon}$ 时,$y_i(n) = z_i(n)$,此时采用时不变映像系数下的符号动力学方法是可行的.下面仅对 $x_i(n+1) \neq \frac{g(n)}{\varepsilon}$ 的情况进行分析.为了计算方便,在弱耦合情况下,可忽略 ε^2 项的作用.这样,第 i 个格点状态随时间的演化,可以由以下三个映像的耦合近似[3]:

$$\begin{cases} x_{i-1}(n+1) \approx f(x_{i-1}(n)), \\ x_i(n+1) = (1-\varepsilon)f(x_i(n)) + \dfrac{\varepsilon}{2}[f(x_{i-1}(n)) + f(x_{i+1}(n))], \\ x_{i+1}(n+1) \approx f(x_{i+1}(n)), \end{cases} \tag{9}$$

定义门限值

$$\begin{aligned} \eta_n &= \frac{1}{2}[f(x_{i-1}(n)) + f(x_{i+1}(n))] \\ &\approx \frac{1}{2}[x_{i-1}(n+1) + x_{i+1}(n+1)], \end{aligned} \tag{10}$$

由此定义另一符号序列 $\tau_i(n+1) = \begin{cases} 1, x_i(n+1) > \eta_n \\ 0, x_i(n+1) < \eta_n \end{cases}$ 由(5)—(10)式可导出表 1 结论,其中 $x_i(n)$ 表示原信号真实值,$\hat{x}_i(n)$ 表示按(5)式恢复的信号值.

表 1 恢复信号值与真实值之间的关系

$\tau_i(n+1)$	$s_i(n)$	$y_i(n)$ 和 $z_i(n)$ 关系	$\hat{x}_i(n)$ 和 $x_i(n)$ 关系	由(5)式恢复初值需修正方向
0	0	$y_i(n) > z_i(n)$	$x_i(n) < \hat{x}_i(n)$	减小恢复值
0	1	$y_i(n) > z_i(n)$	$x_i(n) > \hat{x}_i(n)$	增大恢复值
1	0	$y_i(n) < z_i(n)$	$x_i(n) > \hat{x}_i(n)$	增大恢复值
1	1	$y_i(n) < z_i(n)$	$x_i(n) < \hat{x}_i(n)$	减小恢复值

综上可得 $\begin{cases} \tau_i(n+1) \otimes s_i(n) = 0 \quad x_i(n) < \hat{x}_i(n) \quad \text{需要减小恢复值}, \\ \tau_i(n+1) \otimes s_i(n) = 1 \quad x_i(n) > \hat{x}_i(n) \quad \text{需要增大恢复值}. \end{cases}$ (11)

根据以上分析,如果要较好地恢复信号初值,必须按(11)对(5)式中 λ 做必要的修正.本文采用一种时变映像系数对 λ 进行修正,以期对信号初值做出更好的估计.目前,主要采用的时变映像系数形式有:$\lambda' = 4 - \exp(-c_1)\sin\{\exp[-c_2 x_i(n)]\}$[5],其中 c_1, c_2 是给定的常数,其变化范围一般取 1.0—10.0,$x_i(n)$ 是格点的信号值,对独立满 Logistic 映射,$x_i(n)$ 取值范围为[0,1],对应的映像系数 $\lambda' \in [3.6904, 4)$.但是,如果直接用 λ' 代替 λ,则恒有 $\lambda > \lambda'$,据(5)式,当 $s_i(n) = 0$ 时,使恢复值增大;当 $s_i(n) = 1$ 时,使恢复值较小,不能满足(11)式的修正要求.因此,需要对 λ' 作必要调整,本文引入符号序列 $\tau_i(n+1)$,定义新的时变映像系数为

$$\begin{aligned} \lambda_n = 4 &- [2\tau_i(n+1) - 1]\exp(-c_1) \\ &\times \sin\{\exp[-c_2 x_i(n)]\}, \end{aligned} \tag{12}$$

其中,$x_i(n)$,c_1,c_2 取值范围同前.引入 λ_n 后,分析恢复值的变化情况如表 2 所示.

表 2　采用时变映像系数恢复信号值的变化

$\tau_i(n+1)$	$s_i(n)$	λ_n 变化	时变映像系数下恢复值变化
0	0	$\lambda_n > \lambda$	使恢复值减小
0	1	$\lambda_n > \lambda$	使恢复值增大
1	0	$\lambda_n < \lambda$	使恢复值增大
1	1	$\lambda_n < \lambda$	使恢复值减小

综上可得

$$\begin{cases} \tau_i(n+1) \otimes s_i(n) = 0 & \text{使恢复值减小,} \\ \tau_i(n+1) \otimes s_i(n) = 1 & \text{使恢复值增大.} \end{cases} \tag{13}$$

可见采用这种时变映像系数同前面的修正要求是一致的. 当 $x_i(n+1) = \frac{g(n)}{\varepsilon}$ 时,可采用独立单峰映像系数 λ 以获取最优估计值. 当 $x_i(n+1) \neq \frac{g(n)}{\varepsilon}$ 时,采用时变映像系数 λ_n,随着时间步数的增加,λ_n 发生相应的变化,各个不同位置的格点依前一步格点值而做出实时调整. 由于时变映像系数既考虑到局部格点的映射过程,又考虑到耦合项的扩散作用,因而能够更好地利用系统的动态信息恢复系统初值,具有更好的灵活性,可对实际系统做出更优的估计.

3. 统计特性分析

3.1. 参数的选择

首先对时变参数进行训练,以获取参数最优值. 数据实验中,以 Van der Pol-Duffing 振子产生的混沌序列作为初值,并对其进行归一化处理,然后对信号按模型(1)进行耦合映射. 恢复信号初值时,分别训练参数 c_1,c_2,即固定一个参数不变,另一个参数值从 1.0 变化到 10.0,步长为 1,对基于时不变映像系数和时变映像系数的符号动力学方法恢复初值的均值和 MSE 情况进行比较,综合这两方面因素,选取参数最优值. 限于篇幅,这里只绘出了 $c_2 = 3$,训练 c_1 的结果,如图 1 所示. 当 $c_1 = 1, 2, 3$ 时性能都较好,文中如无特殊说明,采用 $c_1 = 2$, $c_2 = 3$.

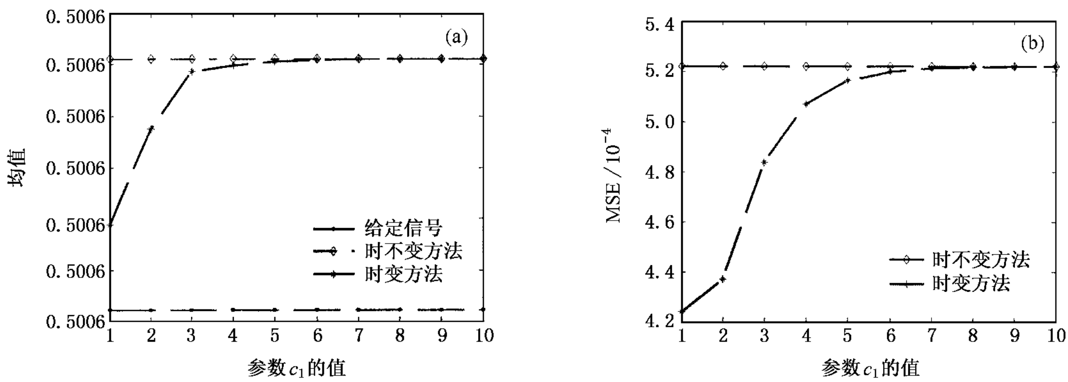

图 1　恢复信号的均值与 MSE 随参数 c_1 的变化情况

3.2. 恢复信号初值的统计特性分析

CML 所有格点初始信号选取高斯分布信号,即 $x(n) = s(n) + w(n)$,其中 $x(n) \sim N(\mu, \sigma^2)$,$w(n) \sim N(0, \sigma^2)$,对初始信号按模型(1)进行耦合映像,并记录符号序列值,然后根据前述方法恢复信号初值,将新方法与时不变映像系数下的符号动力学方法恢复初值的统计性能进行比较. 实验结果如图 2 所示,实验中均采用 $N = 50$ 步映射.

图 2(a,b)表示 $\mu = 0.5$,$\sigma = 0.05$,$\varepsilon = 0.1$ 时,分别采用两种方法恢复信号的均值和方差随格点长度的变化情况. 其中格点数从 100 变化到 20000,步长不等. 图 2(c,d)表示格点数 $L = 10000$,$\sigma = 0.05$,$\varepsilon = 0.1$,给定信号均值从 0.25 变化到 0.75,步长为 0.05 时,恢复信号统计特性的比较情况. 实验结果表明,采用时变方法恢复的信号均值近似等于给定信号均值,恢复的信号方差略小于给定信号方差;恢复信号的统计特性随着格点长度的增加而逐渐收敛;在信号均值 0.5 附近,方差减小不明显,与 Logistic 映射的概率分布规律吻合.

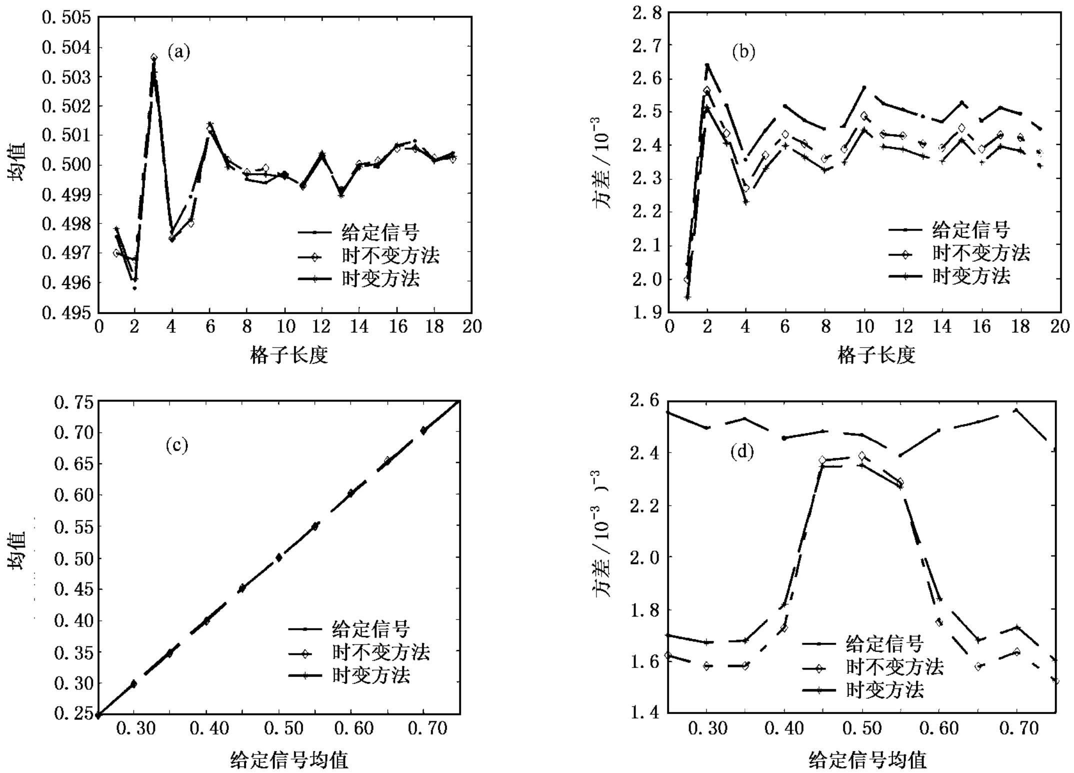

图 2 不同情况下,恢复信号的均值与方差和给定信号的比较情况

4. 估计性能分析与讨论

从统计特性上看,两种方法性能相似.我们知道,估计算法最基本的特征体现在偏差与 MSE 上,可以根据其拟合程度来衡量估计性能的优劣.本文分别采用以上两个指标对恢复值估计性能进行分析.定义偏差 $e_i(n)=x_i(n)-\hat{x}_i(n)$.图 3(a,b)分别表示 CML 初始信号均匀分布于[0,1],步长为 0.01,在系统无噪和受到 $w(n)\sim N(0,0.01^2)$ 的高斯白噪声污染两种情况下,恢复信号初值与给定信号值的比较.其中 $N=50$,$\varepsilon=0.1$.从图中可以明显看到,在无噪和有噪两种情况下,时变方法都具有较小的偏差,与原信号值之间的逼近程度较高,性能明显优于传统方法.两种方法的差值在 0.5 两侧呈对称分布,在 $x(n)\in H_0$ 时,恢复信号值略小于给定信号值;在 $x(n)\in H_1$ 时,恢复信号值略大于给定信号值.当 $x\to0.5^-$ 时,取得正向最大偏差;$x\to0.5^+$ 时,取得负向最大偏差.时不变映像系数下恢复的信号值与原信号之间的偏差波动范围较大;而时变映像系数下的偏差波动范围都很小,即使在 $x\to0.5$ 附近,偏差的绝对值也很小,更加逼近于原始信号,与其达到很好的拟合.由于偏差值呈现对称分布特性,因此恢复信号的均值保持不变,而恢复信号的方差在一定程度上明显减小.此外,由图 3(b)可知,本模型通过单元项的耦合作用,还能对噪声起到一定的抑制作用,鲁棒性较好.在耦合映像过程中存在噪声污染的情况下,也能较好地恢复信号初值.

设 $\mathrm{MSE}=\sum_{k=1}^{L}[x_k(0)-\hat{x}_k(0)]^2/L$,其中 L 代表格点个数,$\hat{x}_k(0)$ 代表第 k 个格点信号恢复值,$x_k(0)$ 代表第 k 个格点原始信号真实值.图 4(a,b) 分别对应图 2 中随格点长度和给定信号均值变化的 MSE.图 4 表明不同情况下,本文提出的时变方法都具有较小的 MSE 值,与信号真实值的逼近程度较高.两种方法的 MSE 都随格点长度的增加而逐渐收敛,但时变方法收敛速度更快;MSE 关于均值 0.5 呈现对称分布,并在 0.5 处取得最小值.

为了表征初值恢复结果与原始信号的相关程度,我们还分别研究了以上两种情况下恢复信号值与原信号之间的相关系数,如图 5 所示.从相关系数曲线可以看出,不同情况下,时变方法都具有较大的相关系数值.图 5(a)中时变方法相关系数均在 0.976 以上,比时不变方法提高了 0.01 以上,且随格

点长度的增加逐渐收敛.图 5(b)中随给定信号均值的变化,相关系数值有所波动,在信号均值为 0.5 两

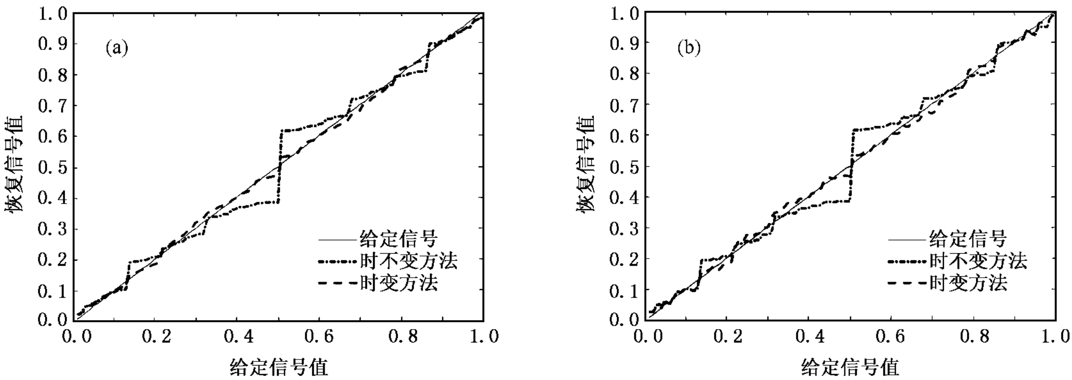

图 3　无噪声和有噪声污染两种情况下恢复信号与给定信号值的比较

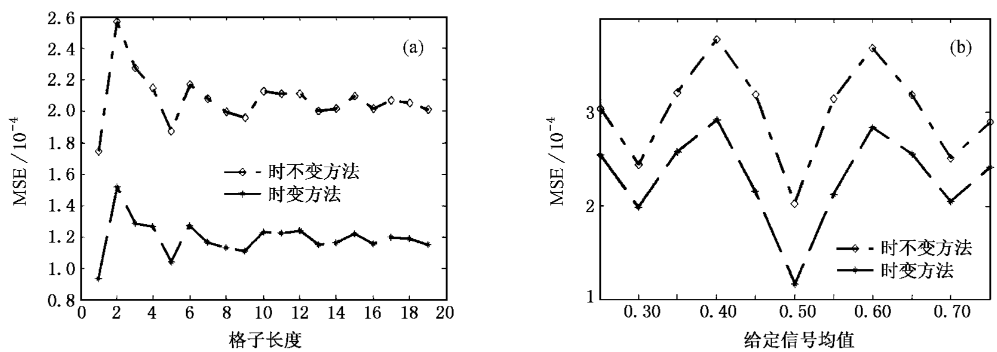

图 4　不同情况下,恢复信号与原信号的 MSE 比较情况

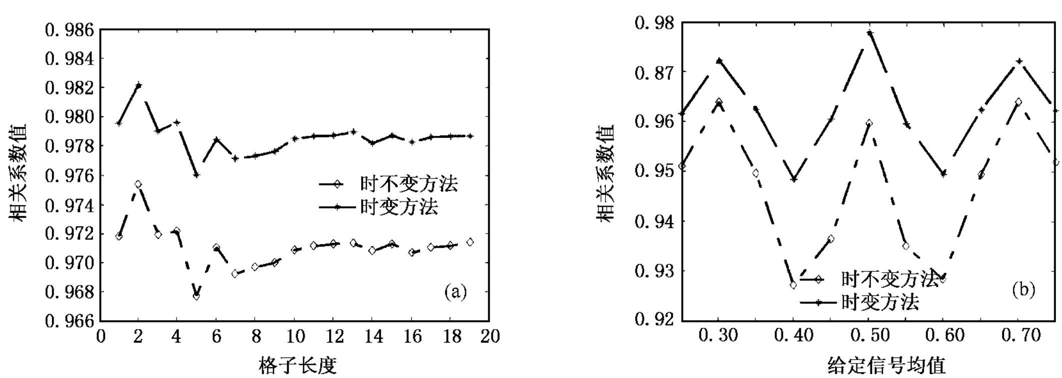

图 5　不同情况下,恢复信号与原信号之间的相关系数比较情况

侧呈对称分布,且在 0.5 处取得最大值.

5. 结　论

本文在符号动力学恢复 CML 系统初始条件的基础上,针对单峰 Logistic 耦合映射,对映像系数进行了修正,提出了一种基于时变映像系数恢复信号初值的新方法.实验结果表明,在映像过程无噪或受到高斯白噪声污染的情况下,时变方法都可以较好地恢复初值的统计特性,特别是在弱耦合情况下,能够使恢复值更接近于原始信号真实值,从而可以更加合理地刻画信号的实际物理过程,提高初始信号

的估计精度.这对于今后的研究与应用有一定的意义.在实际的耦合系统中,系统的初始信息往往不可直接获知,需要根据测得的多路信息对系统的初始条件做出估计.对信号的逼近程度或估计精度越高越能合理地描述实际系统中各种信号源的强弱特性.如在气象学上,根据获得的气象数据,推断气压、气温、湿度等对气象变化影响的强弱,从而对气象时间序列做出更精确的预测.在生物医学工程领域,把生物神经系统看成一个复杂的耦合混沌系统,根据测得的多通道脑电数据推测脑内神经元活动的强弱[15].因此,耦合映像格子模型为生物神经系统建模提供了一种具体的实践模型.通过耦合映像格子对生物神经系统建模,对脑电逆问题的求解也就相应地转化为耦合系统的初值估计问题.

[1] Kaneko K 1984 *Prog. Theor. Phys.* **72** 480

[2] Chen S G 1992 *Image and Chaos* (in Chinese) (Beijing: National Defense Industry Press) p24 (in Chinese) [陈式刚 1992 映象与混沌(国防工业出版社) p24]

[3] Yang W M 1994 *Spatiotemporal Chaos and Coupled Map Lattice* (in Chinese) (Shanghai: Shanghai Scientific and Technological Education Publishing House) p12 (in Chinese) [杨维明 1994 时空混沌和耦合映象格子(上海科学技术教育出版社) p12]

[4] Wang Z B, Hu G 2001 *Acta Phys. Sin.* **50** 1666 (in Chinese) [王志斌、胡 岗 2001 物理学报 **50** 1666]

[5] Jin Y Y 2002 *Progress in Natural Science* **12** 56 (in Chinese) [金友渔 2002 自然科学进展 **12** 56]

[6] Luo X S, Fang J Q 2000 *Chin. Phys.* **9** 333

[7] Lü H P 2004 *Chin. Phys.* **13** 625

[8] Zhang X, Shen K 2001 *Acta Phys. Sin.* **50** 624 (in Chinese) [张 旭、沈 柯 2001 物理学报 **50** 624]

[9] Wang J L, Chen G Z 1999 *Acta Phys. Sin.* **48** 1605 (in Chinese) [王金兰、陈光旨 1999 物理学报 **48** 1605]

[10] Wang H X, He C 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 2409 (in Chinese) [王宏霞、何 晨 2003 物理学报 **52** 2409]

[11] Ling C, Wu X F, Sun S G 1999 *IEEE Trans. on Signal Proc.* **47** 1424

[12] Steven K, Venkatesh N 1995 *IEEE Trans. on Signal Proc.* **43** 2013

[13] Zeng Y C, Tong Q Y 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 285 (in Chinese) [曾以成、童勤业 2003 物理学报 **52** 285]

[14] Jorg S, Thomas S 2001 *IEEE Trans. Circuits and Systems.* **48** 1269

[15] Freeman W J 1992 *Int. J. Bifurcation & Chaos.* **2** 451

Recovery of statistical property of initial conditions based on time-varying parameter from coupled map lattices*

Liu Ying[1)†] Shen Min-Fen[1)] Chan Francis H Y[2)]

1)(Science Research Centre, Shantou University, Shantou 515063, China)

2)(College of Engineering, University of Hong Kong, Hong Kong, China)

(Received 7 January 2005; revised manuscript received 13 June 2005)

Abstract

To recover the initial conditions of coupled map lattices (CML), which goes athwart the coupled systems, is one of key tasks of signal processing. Based on the common symbolic dynamic method, a novel time-varying symbolic dynamic method is proposed. The Logistic map is used to test the properties of the method. Numerical simulation shows that the new scheme can recover the statistical property of the initial conditions from coupled map lattices for both noiseless and noisy signals. The performance of the proposed method is significantly superior to the common method. Moreover, the proposed algorithm has small biases, small mean square errors and a high correlation for the given data. Our new approach is more appropriate to the analysis of practical systems and measurement of coupled systems.

Keywords: coupled map lattices, statistical property of signals recovery, time-varying parameter

PACC: 0545, 0250

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 60271023, 60571066).

† Corresponding author. E-mail: g_yliu@stu.edu.cn