

场时间序列预测方法及其预测能力的 试验分析^{*}

王革丽 杨培才 吕达仁

(中国科学院大气物理研究所, 北京 100029)

摘 要 给出场时间序列预测思想的提出及其理论基础, 并在此基础上, 给出场时间序列预测理论的思路及方法, 并针对一个理想混沌时间序列进行预测能力的试验分析。初步结果表明, 场时间序列预测方法可以提高单点时间序列的“遍历性”, 提高预测精度。

关键词: 场时间序列; 预测分析; 单点时间序列

文章编号 1006-9895 (2004) 04-0536-09 **中图分类号** P435 **文献标识码** A

1 引言

混沌时间序列研究开始于 20 世纪 80 年代。1980 年, Packard 等^[1]提出了重构状态空间(重构奇异吸引子)的思想, 即把一个单变量时间序列重新嵌入到一个状态空间中, 并在这个空间中恢复原来系统的动力学; 在 1981 年, Takens^[2]建立了嵌入定理, 从而奠定了从观测资料和实验资料入手, 研究非线性系统的理论基础。此后, 一系列建立在这些理论基础上的混沌时间序列分析方法和预报方法发展起来。

Farmer^[3]给出用混沌时间序列对单变量时间序列进行预测的方法。Casdagli^[4]针对单变量时间序列比较系统地研究了不同的建模方法, 即全局近似、局域近似和辐射函数基近似这三种非线性预测方法, 并比较了它们的优劣。应当说, 单变量时间序列的分析和预测研究在这十几年中取得了很大的成就。然而在 20 世纪 80 年代末, 单变量时间序列分析理论和方法的应用在学术界引发了一些争论^[5~8], 争论的焦点不在于对大气运动基本性态的认识, 而在于被分析的样本数量和质量能否给出这样的结论^[9]。争论的结果极大地推动时间序列分析理论的发展, 一些有关资料数量限制的理论判据都是在当时的背景条件下应运而生的^[10,11]。

一般说来, 大多数来自实际的时间序列, 特别是描述气候过程的时间序列, 它们的数量是很有限的, 远不及那些理论判据所要求的资料数量, 这个难题被称之为时间序列理论应用上的“数量瓶颈”。从本质上讲, 对于一个系统未来状态的预测, 依赖于对它过去所经历的状态的了解, 这是遍历性的问题。因此, 过短的历史自然不可能对系统的状态集合给出一个完整的描述。

为了解决上述难题, 大气科学家开展了被称之为“多变量时间序列分析”或“场时间序列分析”的试验研究。他们考虑用不同空间位置上的观测资料来重构动力系统,

试图用空间资料来弥补时间资料的不足，以改善系统的遍历性。这些试验首先从气候吸引子的维数估计开始的，并获得了成功。Essex 等^[8]、Keppenne 等^[12]和 Yang 等^[13]的工作表明，利用多变量（或场）时间序列，有可能改善维数的计算。那么能不能把单变量时间序列中所使用的一些预测方法推广到场时间序列的预测分析上呢？答案应该是肯定。杨培才等^[14]参考场时间序列的思想，利用神经网络方法对大气臭氧浓度垂直总量的月平均值在我国的分布进行了预测试验，臭氧距平值的预测场和相应的实况场之间的相关系数对一个月的预报而言，达到 43% 以上。利用场时间序列分析思想，陈伯民等^①改进月动力延伸预报，得到较好的结果；王革丽等^②对内蒙古冬季降水的预测试验，同样得到令人鼓舞的结果。可以说，场时间序列预测理论研究是单变量时间序列研究的一个自然的延伸，或者说是一个必然的发展。尽管这些试验是初步的，但是结果却是令人鼓舞的，我们有理由认为场时间序列分析在区域气候预测领域已显示了一定的应用前景。

2 场时间序列预测分析的理论基础及预测思路

利用单变量时间序列建立非线性预报模式的研究已有十几年的历史^[3,4]，至今它仍是非线性科学最活跃的研究领域之一。非线性预报方法大体上分为两类，即状态空间动力学预报模式和神经网络预报模式。

状态空间动力学预报模式在本质上是建立在寻求动力学相似的基础之上，亦即利用历史上相似状态的演变来预报当前状态未来的演变。对于一个给定的时间序列，适当选取嵌入维数、延滞时间之后，就可以在一个重构的状态空间中，恢复原来系统的动力学。它表现为一条描述系统状态演变的轨线，这条轨线缠绕在状态空间中的吸引子上，系统状态就按照这个规律演变发展。因此，我们可以在当前状态附近找出一个点域，这个点域中的相点按照轨线所指示的动力学演变到新的相点，结合这些邻近相点的信息，就可以建立当前时刻与未来时刻状态之间的映射关系，并用它来预测当前点未来的演变。

对于一个给定的离散时间序列 $\{X(t)\}$ ，重构状态空间之后，当前状态和未来状态的映射关系可表示如下：

$$x(t+T) = F_T[x(t), a], \tag{1}$$

这里， $x(t)$ 是当前态，它是 $X(t) = \{x(t), x(t-\tau), \dots, x[t-(m-1)]\}$ 的第一个分量， F_T 是一个形式上给定的映射， a 是映射所包含的待定系数。

那么，如何利用给定的时间序列来确定映射 F_T 的具体形式呢？通常，根据用以构造 F_T 的点集的规模，分为局部近似、全局近似和辐射函数基近似三种方法。局部近似法是指，用以产生映射 F_T 的点集只涉及到当前态的某个最邻近点集，最邻近点的定义为：假设当前点为 $y(t_N)$ ，它与集合中其他点 $y(t_k)$ 之间的距离为

① 陈伯民、纪立人、杨培才等，一种与非线性区域预测结合的月动力延伸预报方法，待发表。
② Wang Geli, and Yang Peicai, A compound reconstructed prediction model for non-stationary climate process, revised, 2002.

$$L(t_N, t_k) = \| y(t_N) - y(t_k) \| \quad k = 1, \dots, N - (m - 1)\tau. \tag{2}$$

如果某点 $y(t_{\text{near}})$ 使 $L(t_N, t_k)$ 达到最小, 则称 $y(t_{\text{near}})$ 为 $y(t_N)$ 的最邻近点. 最邻近点集指的是, 按照集合中的点与当前点之间的距离的大小, 由小到大排列, 若取前 r 个点构成一个子集, 则称该子集为当前点的一个容量为 r 的最邻近点集.

局域近似法是一个最常用的建立预报模式的方法, 它的工作量较小, 并且可以事先给出预报精度的阶. 局域近似方法还常常被用于估计分数维、Lyapunov 指数等, 并都取得了良好效果^[3].

下面我们多项式作为标准函数基, 并以外推预报一步为例, 来说明单变量时间序列的局域近似法的基本步骤.

首先假定时间序列 $\{X(t_i)\}$ 已被嵌入到一个维数为 m 的空间中, 其轨线记为

$$y(t_i) = \{x(t_i), x(t_i - \tau), \dots, x[t_i - (m - 1)\tau]\},$$
$$t_i = N_T, N_T + 1, \dots, N; N_T = (m - 1)\tau. \tag{3}$$

如果 $y(t_N)$ 是当前点, 那么, 我们的目标是建立如下预报模式:

$$y(t_{N+1}) = F_1[y(t_N)], \tag{4}$$

这里 F_1 的下标表示预报时间长度 (步数). 实际上, 真正要预报的量是 $y(t_{N+1})$ 的第一个分量 $x(t_{N+1})$, 它的预报方程应为

$$x(t_{N+1}) = F_1^{(1)}[y(t_N)]. \tag{5}$$

Lorenz^[15] 建立了一个最简易的相似预报方程, 在状态空间中按照欧氏范数的意义, 找出了 $y(t_N)$ 的一个最邻近的相点 $y(t_k)$, 用它的映像 $y(t_{k+1})$ 作为当前态 $y(t_N)$ 的预报值, 即

$$\hat{y}(t_{N+1}) = y(t_{k+1}). \tag{6}$$

这个方法曾被 Lorenz 用来做大尺度运动的预报, 但是结果并不好. 为了得到更高的预报精度, 可以在当前点 $y(t_N)$ 附近找出一个容量为 W 的最邻近点集合 $\{y(t_{N,j}), j = 1, 2, \dots, W\}$, 然后利用这个最邻近点的点集来构造 F . 通常 F 被假定为一个线性映射 (零阶方程、一阶方程) 或二阶非线性映射 (二阶方程). 方程的系数, 可根据 W 个最邻近点 $\{y(t_{N,j}), j = 1, 2, \dots, W\}$ 以及它们所对应的映像 $\{y'(t_{N+1,j}), j = 1, 2, \dots, W\}$, 通过最小二乘估计来计算出来.

上面我们概述了利用单变量时间序列在状态空间建立预测模式的一些基本思想. 在那里, 我们并没涉及到被分析和预测的变量在空间上的分布. 要了解事物性态的变化, 仅从时间这个单一的方向去观察它们是远远不够的, 必须通过时间和空间两个方向来研究它们. Essex 等^[7] 和 Keppenne 等^[12] 给出了另一种时空系统的重构方法, 这种方法是单变量时间序列思想的一个推广. 他们的做法是: 对于空间区域的每一个点上的时间序列, 采用前面所介绍的方法, 在一个 m 维的嵌入空间中, 可以建立一条描写系统动力学的轨线段, 如果每个空间点上的时间序列都是同一动力学系统的控制下, 那么, 这些轨线段都缠绕在同一个吸引子上^[12]. 一个很长的轨线发散率的平均, 可以用一些从不同初始点出发的短的轨线的发散率的平均来代替. 也就是说, 我们通过对缠绕在同一个吸引子上的这些轨线段的研究, 可以得到整个吸引子的统计特性的认识, 从而了解整个时空系统的动力学行为.

作为单变量时间序列的推广, 下面我们介绍场时间序列的局域近似方法的基本思

路。

首先，对空间区域的某一个点，重构其状态空间。如果空间区域上的所有点都是处在同一个动力学系统控制之下，那么经过状态空间重构后，这些描写系统动力学的轨线段都将缠绕在同一个吸引子上。也就是说，对于空间区域内的某一个点，它的信息不仅保留在它自身的发展序列中，而且还应“保留”在整个区域内的其他空间点中。

为了寻找吸引子上某个相点的最邻近点，我们不局限于它自身的时间序列，而是在区域内所有点的时间序列所构成的轨线上寻找，或者说是在整个吸引子上寻找。

假设在吸引子上对应于空间点 P 的轨线段上的当前点为 $y(P, t_N)$ ，它的最邻近点 $y(q^*, t_k)$ 应满足

$$\|y(P, t_N) - y(q^*, t_k)\| = \min_{\substack{q=1,2,\dots,Q \\ i=1,2,\dots,N-(m-1)\tau}} \{ \|y(P, t_N) - y(q, t_i)\| \}, \tag{7}$$

其中， Q 是区域内的站点数目。上式表示 $y(P, t_k)$ 的最邻近点是在区域中所有的站点的轨线段上挑选出来的。 $y(P, t_N)$ 的最邻近点集则表示在吸引子上与当前点距离最近的前若干个相点的集合。

在此意义下寻找的最邻近点，是单变量时间序列动力学预报思想的推广，也就是说，要综合考虑空间区域其他点的信息，用空间资料来弥补时间资料的不足，以求改善系统的遍历性。然后，对于得到的最邻近点的集合以及它们所对应的映象，参照单变量时间序列的局域近似法的思想，建立映射关系。

3 场时间序列分析预测能力的试验比较

由于观测上或技术上的某些原因，大多数来自实际的时空序列，都不可避免地受到噪声的污染，或者在采样的时间长度和空间间隔上受到某些限制。无疑，这些因素将直接影响着时空资料的数量和质量。进一步弄清这些因素对时空序列预测精度的影响，对改善预测结果有着重要意义。

在这类问题的研究中，人们通常先在一些“理想”的试验资料上进行分析。所谓“理想”资料是指，它们可以满足分析试验所要求的各种条件，如噪声水平可以降低、资料长度也可增加等等。这样的“理想”资料通常来自于一些为人们所熟知的或被广泛研究过的非线性动力系统，人们可以选择精确的试验方法或求解方法，从这样的系统得到所需要的分析资料。这样的系统有时也被称作“理想”资料“发生器”，我们首先也要建立一个这样的时空混沌序列“发生器”。

1963 年，Lorenz^[16] 在研究长期天气的可预报性问题时，用 Garlerkin 方法把二维 Benard 对流问题变成了一个只包含三个谱模分量的方程组（Lorenz 系统），在这样一个确定性的非线性耗散系统中，发现了混沌。Curry 等^[17] 和杨培才^[18] 分别将谱模增加到 14 和 33 个，他们的工作表明，模态的增加导致了新的相变过程。基于上面的这些工作，我们选择 33 模 Lorenz 系统做为二维 Benard 对流的截谱方程，并用它给出的对流系统的流场和扰动温度场的时间变化，作为“理想”时空混沌序列。

对于我们得到的时空序列，它们满足以下条件：（1）在计算误差允许的范围內，序列无污染；（2）在积分过程中，所有的参数都是不变的，时间序列是平稳的；（3）

功率谱都具有红噪声谱的特征；吸引子是一个维数为 6.1 的分形；存在正的 Lyapunov 指数，是混沌时空序列^[19]。

对 33 模 Lorenz 系统得到的时空序列，我们将采用前面介绍的场时间序列的局域近似方法建立预测方程。在重构状态空间时，如果没有特别说明，将总是取时滞参数 $\tau=4$ ，嵌入维数 $m=4$ ，邻近点取为 100，并用一阶映射关系建立预测方程。为了了解模式的预报能力，我们给出了一些由统计方法得到的结果。

3.1 与持续性预报的比较

持续性预报是预报方法中最初级的一种，它几乎没有预报技巧可言。与这种方法比较，只是为了验证时空序列预报理论和方法的基本能力。图 1 给出了两种方法的预报结果。

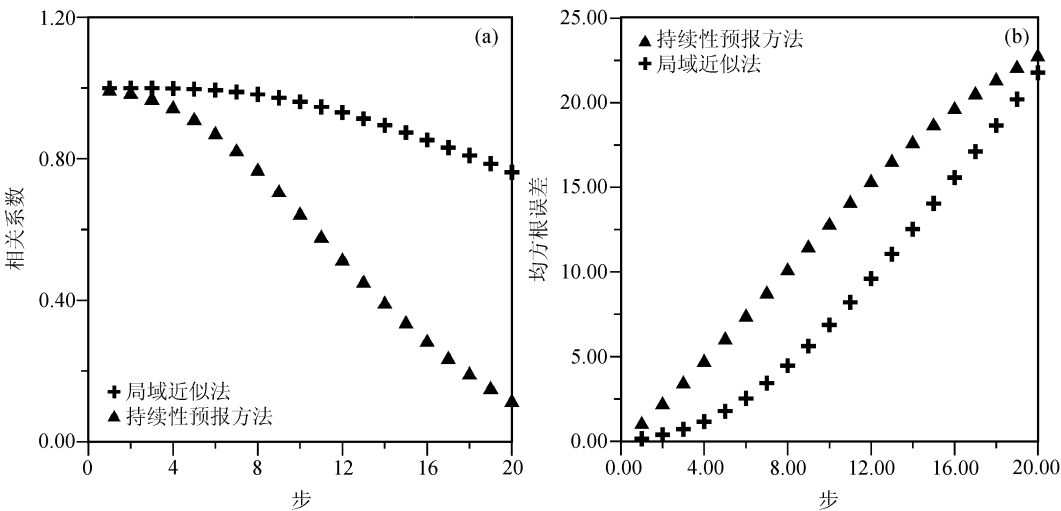


图 1 场时间序列的局域近似方法与持续性预报方法比较
(a) 两种方法相关系数的比较；(b) 两种方法均方根误差的比较

从图 1 可以看出，时空序列局域近似方法和持续性方法给出的预报在前 1~3 步，预报场与实况场的相关系数都很高，两种方法得到的结果比较接近。但是，随着预报步数的增加，局域近似方法逐渐显示出优越性，在第 20 步时，持续性预报方法所得到的预报场与实况场的相关系数已经趋近于零，而局域近似方法在第 20 步得到的相应的相关系数高达 0.70 以上。预报场和实况场的均方根误差比较也可得到类似的结果。

3.2 与四阶自回归方法的比较

优化的自回归方法是一种常用的对样本序列拟合、建模和预测的线性方法。对时间序列的 p 阶自回归模型，可以采用 AIC 准则^[20]进行模型的最优阶数识别。

运用 AIC 准则，我们对 33 模 Lorenz 系统产生的混沌时间序列进行优化自回归预测模型的建立。对于我们所选用的试验个例，它的最佳自回归阶数为 4，记为 AR(4)。我们根据 33 模 Lorenz 系统轨线在相平面 $(\varphi_{11}, \theta_{11})$ 的投影图，进行了一个划分 (图 2)：当 $-50 < \varphi_{11} < 50$ 时，表示相点从吸引子的某一叶到另一叶的过渡带 (转型期)；其他情况，表示相点在吸引子的某一叶上运动。

我们分区的目的是为了考察对于吸引子上的不同预报开始点，或者是在不同的预

报时段内，预报能力的变化情况。

首先，我们选择预报开始点处在吸引子的左叶（图 2）。在这种情况下，由场时间序列局域近似方法和 AR(4)得到的预报试验结果列在表 1，从表 1 我们可以看到，对于这个时域，场时间序列的局域近似方法比四阶自回归方法预报精度稍高一点，但没有显著优势。

如果我们的预报开始点选择在两个叶之间的过渡带(图 2)上，那么情况就发生了变化，结果列在表 2。

可以看出，在这段时域上，场时间序列的局域近似方法的预报结果要好得多。图 3 为 20 步的逐步预报的结果。在开始的几步，两种方法的预报与实况的相关系数很接近，随着预报步数的增加，利用四阶自回归方法所得到的相关系数下降很快，到第 20 步时，预报与实况的相关系数已降到 0.4 以下；而相对应的场时间序列局域近似方法在此时的预报与实况的相关系数仍在 0.7 以上。

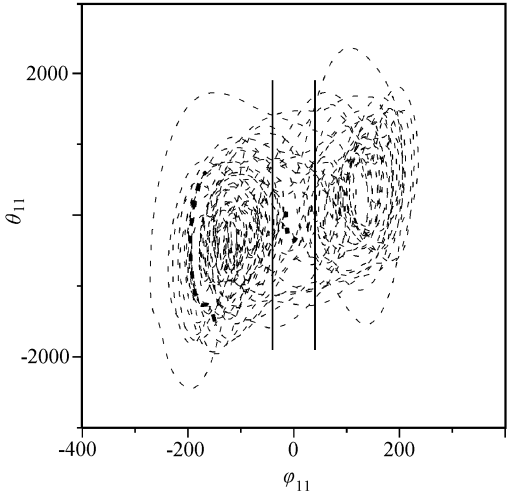


图 2 33 模 Lorenz 系统在相平面 (φ_{11} , θ_{11}) 的投影图

随着预报步数的增加，利用四阶自回归方法所得到的相关系数下降很快，到第 20 步时，预报与实况的相关系数已降到 0.4 以下；而相对应的场时间序列局域近似方法在此时的预报与实况的相关系数仍在 0.7 以上。

表 1 相点在吸引子的左叶运动时
两种方法的预报结果对比

预报步数	场时间序列局域近似法	四阶自回归法
1 步	$J_{\text{fg}}=0.3, r=0.99997$	$J_{\text{fg}}=1.006, r=0.9989$
5 步	$J_{\text{fg}}=5.2, r=0.9971$	$J_{\text{fg}}=9.37, r=0.9932$
10 步	$J_{\text{fg}}=17.12, r=0.9819$	$J_{\text{fg}}=23.12, r=0.9724$
20 步	$J_{\text{fg}}=30.44, r=0.9622$	$J_{\text{fg}}=39.18, r=0.9615$

注： J_{fg} 为均方根误差； r 为相关系数。

表 2 相点在过渡带运动时两种方法预测结果比较

预报步数	场时间序列局域近似法	四阶自回归法
1 步	$r=0.999975$	$r=0.99985$
5 步	$r=0.9964$	$r=0.9834$
10 步	$r=0.941$	$r=0.847$
15 步	$r=0.761$	$r=0.585$
20 步	$r=0.517$	$r=0.364$

注： J_{fg} 为均方根误差； r 为相关系数。

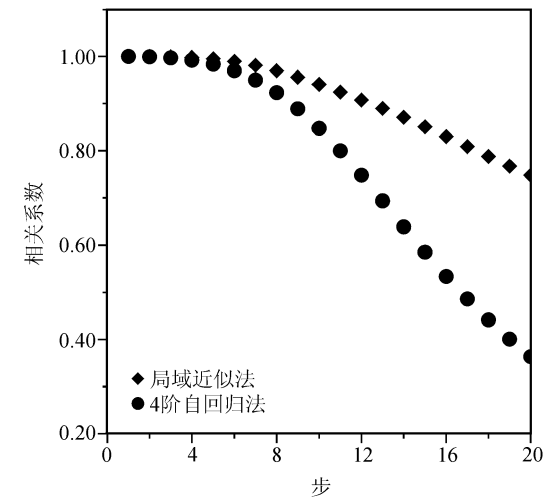


图 3 在过渡带时域场时间序列局域近似方法与 4 阶自回归方法得到的前 20 步预测的相关系数的比较

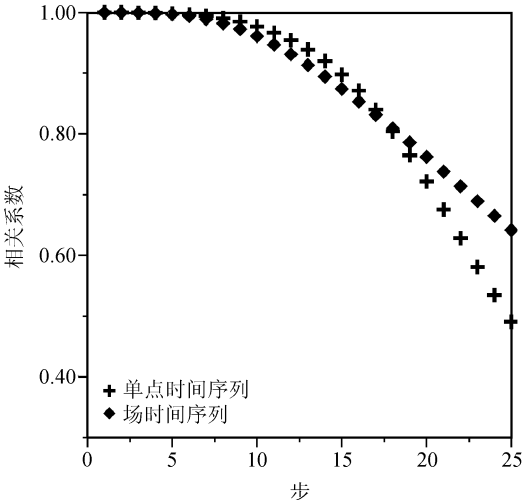


图 4 在过渡带运动时场时间序列与单点时间序列预测结果的比较

3.3 与单点时间序列比较

对于上面给出的时空资料，如果应用局域近似方法对各个空间格点上的时间序列来预报其自身未来的变化，然后与时空序列局域近似方法得到的结果进行比较，我们能否看到后者由于遍历性的改善而得到的好处呢？

我们仍然选择两个处于不同时域的轨线段进行预报试验比较。当选择的预报开始点落在从吸引子的某一叶向另一叶转变的过渡带时，我们作了 25 步的预测试验（图 4），发现场时间序列在第 25 步时的预报与实况的相关系数仍在 0.6 以上，而单点时间序列得到的预测与实况的相关系数已降到 0.5 以下。这表明在过渡带，场时间序列随着预报步数的增加而显示出一定的优越性。

当选择的预报开始点落在吸引子的左叶上时，我们同样做了 25 步的逐步预测试验。在这个情况下，如果邻近点选取 200 个时，单点时间序列和场时间序列的预测效果都是很好的，在第 25 步时预测与实况的相关系数都可以达到 0.95 以上，这时单点时间序列得到的结果稍好于场时间序列。这可能是因为，在这段区域中，由于吸引子在某一叶上运动，有较好的可预报性，当选择适当的邻近点个数时（较多的邻近点），单点时间序列依赖自身序列寻找邻近点建立方程也会得到良好的效果（图 5）。

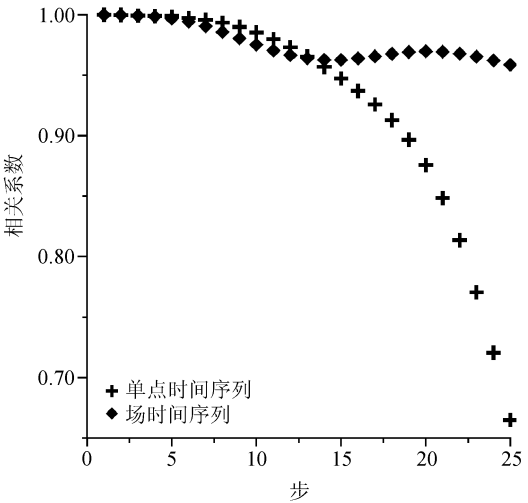
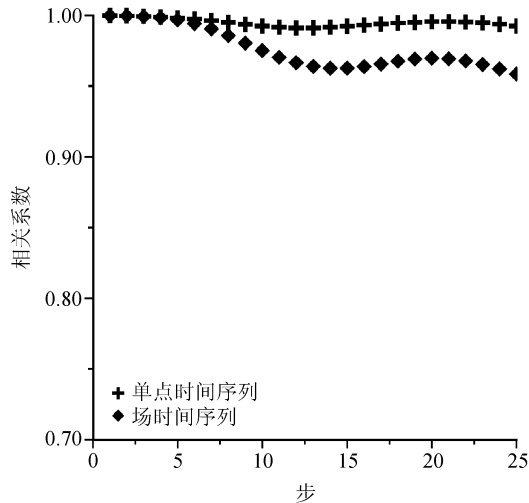


图 5 在吸引子的某一叶上运动时场时间序列与单点时间序列分析预测结果对比（邻近点取为 200）

图 6 同图 5，但邻近点为 30

当邻近点取为 30 时，发生了一些变化。试验结果表明（图 6），两种方法在 13 步之前预测效果相差甚微，但在随后的预报中，随着预报步数的增加，由单点时间序列得到的相关系数逐渐降低，场时间序列在第 25 步的相关系数仍可达 0.95，而单点时间序列此时的相关系数已降到 0.65。在这个条件下，场时间序列展示了一定的优越性。这可能是因为，对于单点时间序列而言，它只能在自身的序列中寻找邻近点，当邻近点取得较少时，毕竟单点时间序列只能依靠自身序列的较少信息，寻找邻近点，并建立方程；而对于场时间序列，可以在整个区域的范围内寻找邻近点，尽管此时的邻近点取得较少，但是可以找到相对较好的邻近点。

通过场时间序列和单点时间序列的预测对比试验，我们可以得出这样的结论，利

用场时间序列能有效地改善单点时间序列的遍历性，提高预测精度。

4 小结

利用 33 模 Lorenz 系统得到的“理想”混沌时空序列，作为时空混沌序列“发生器”。通过状态空间重构，利用场时间序列的局域近似方法建立预测模型，检验场时间序列方法的预测能力，得到初步的结论：

(1) 对于某些个例的预测来说，持续性预报方法得到的相关系数接近于零，而场时间序列方法得到的相应的相关系数在 0.7 以上。另外，对于预测开始点处于吸引子的某一叶上时，4 阶自回归方法与场时间序列的局域近似方法都可以得到较好的预测结果；但是，当预测开始点处于吸引子的过渡带时，4 阶自回归方法得到的相关系数为 0.4，而相对应的局域近似方法得到的相关系数仍在 0.7 以上。这些都说明场时间序列的局域近似方法与一些常用统计预测方法相比，有较高的预测能力。

(2) 通过与单点时间序列的对比试验说明，场时间序列方法可以有效地改善单点时间序列的遍历性，提高预测精度。

尽管这些试验仍是初步的，另外对于一些参数的选取（如嵌入维数、时滞参数以及邻近点）虽然目前有一些求取方法，但仍存在一定的人为性。不过，场时间序列分析方法在区域预测中已经显示了一定的应用前景，充分利用历史资料，把非线性动力学预测思想引入区域气候预测中可能不失为一种新思路、新途径。

参 考 文 献

1 Packard, N. H., J. P. Crutchfield, J. D. Farmer et al., Geometry from a time series, *Phys. Rev. Lett.*, 1980, **45**, 712~715.

2 Takens, F, Detecting strange attractors in turbulence, *Dynamical Systems and Turbulence*, Springer-Verlag, 1981, 366~381.

3 Farmer, J. D., and J. Sidorowich, Predicting Chaotic Time Series, *Phys. Rev. Lett.*, 1987, **59**, 845~848.

4 Casdagli, M., Nonlinear Prediction of Chaotic time Series, *Phys. D.*, 1989, **35**, 335~356.

5 Grassberger, P., Do climatic attractors exist, *Nature*, 1986, **323**, 609~612.

6 Grassberger, P., Evidence for climatic attractors, *Nature*, 1987, **326**, 523~524.

7 Essex, C., T. Lookman, and M. A. H. Nerenberg, The climate attractor over short timescales, *Nature*, 1987, **326**, 64~66.

8 Tsonis, A. A., and J. B. Elsner, The weather attractor over very short time scales, *Nature*, 1988, **333**, 545~547.

9 杨培才，场时间序列、时空混沌和区域预测——混沌时间序列分析的一个新台阶，现代大气科学前沿与展望，北京：气象出版社，1997，189~193.

10 Smith, L. A., Estimating dimension in noisy chaotic time series, *J. R. Statist. Soc. B.*, 1992, **54**, 329~351.

11 Ellner, S., Detecting low-dimensional chaos in population dynamics data; a critical review, in: *Does Chaos Exist in Ecological System?* University Press of Virginia, Charlottesville, VA, 1991, 65~92.

12 Keppenpe, C. L., and C. Nicolis, Global properties and local structure of the weather attractor over western Europe, *J. Atmos. Sci.*, 1989, **46**, 2356~2370.

13 Yang Peicai, G. P. Brasseur, J. C. Gille et al., Dimensionalities of ozone attractors and their global distribu-

tion, *Physica D*, 1994, **76**, 331~343.

14 Yang Peicai, Zhou Xiuji, and Bian Jianchun, A nonlinear regional prediction experiment on a short-range climatic process of the atmospheric ozone, *J. Geophys. Res.*, 2000, **105** (D10), 12253~12258.

15 Lorenz, E., Atmospheric predictability as revealed by naturally occurring analogues, *J. Atmos. Sci.*, 1969, **26**, 636~646.

16 Lorenz, E., Deterministic nonperiodic flow, *J. Atmos. Sci.*, 1963, **20**, 130~141.

17 Curry, J. H., J. R. Herring, J. Loncaric et al., Order and disorder in two and there dimensional Benard convection, *J. Fluid. Mech.*, 1978, **147**, 1~38.

18 杨培才, 33 模 Lorenz 系统的某些总体特征, 大气科学, 1987, **11**, 48~57.

19 王革丽, 时空序列和区域气候非线性预测中的某些问题, 中国科学院大气物理研究所博士学位论文, 2000.

20 Akaike, H., A new look at the statistical model identification, *IEEE Trans. Auto. Control.*, 1974, **19**, 716~723.

Method of Spatio-Temporal Series and Tests Analysis
on Its Predictable Skill

Wang Geli, Yang Peicai, and Lü Daren

(Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029)

Abstract Basic ideas of the spatio-temporal series analysis method are given, and the prediction roles of this method are given furthermore. Also, an ideal non-noise spatio-temporal series (33 modes Lorenz system) is used as a generator for chaotic spatio-temporal series in comparison and sensitive tests on the predictable skill. The preliminary results show that the spatio-temporal series analysis can efficiently improve the ergodicity to increase the predictability comparing with the single point time series analysis.

Key words: spatio-temporal series analysis; single point series analysis