

混沌理论及在水科学中的应用与存在的问题

王红瑞¹, 宋 宇¹, 刘昌明^{1,2}, 陈家军¹

(1. 北京师范大学环境科学研究所, 北京 100875; 2. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101)

摘要: 在简要介绍表征系统混沌特征常用方法的基础上, 认为混沌理论在水科学中的应用主要集中在水文时间序列性质的判定和非线性预测模型研究上, 并就这两方面的国内外研究进展进行了综述。通过对其应用中存在的主要问题: 延迟时间的确定、数据量大小、噪声等进行分析和讨论, 认为水科学问题中混沌的假设是合理的。但对于任何有限长度和受噪声干扰的时间序列来说, 严格判定其相空间是确定性系统还是随机系统几乎是不可能的, 纯粹的混沌和纯粹的随机都只是数学上的一种理想状态。因此, 对于所研究的水科学问题是否存在混沌现象, 仅采用单一的方法所取得的结论, 不能作为判定依据, 而仅表明可能存在混沌特征。所以有必要采用多种研究方法, 综合刻画某一水科学问题中的混沌迹象, 判定该序列是以混沌成分为主还是以随机性成分为主。提出分形上的混沌动力系统以及混沌与神经网络相结合的方法, 可为水科学问题的研究能提供一些新的思路。

关 键 词: 混沌理论; 水科学; 关联维数; 非线性预测; 延迟时间; 噪声

中图分类号: TV11; P338.9; G353.11

文献标识码: A

文章编号: 1001-6791(2004)03-0400-08

混沌(chaos)是确定性系统由于非线性变量之间的相互作用而产生的貌似随机性现象, 即所谓确定的随机性。它最主要的特征是对初始条件的极端敏感性、内随机性、遍历性、周期点的稠密性等。混沌最早是由美国气象学家 Lorenz 在 1963 年对二无限平面间的大气湍流的模拟研究中提出的, 他发现一个非线性确定系统, 在一定参数下, 表现出非常复杂的结构, 也就是著名的“蝴蝶”效应。此后混沌理论初步形成了鉴别混沌的核心与本质, 以及描述混沌的数学模型的一系列理论方法, 并在其他学科的应用取得了极大的进展, 在气象学、工程学、经济学、医学等领域内出现了一些和混沌学相结合的交叉学科。混沌现象的发现为决定论和随机论之间架设了一座桥梁, 改变了人们以前对随机性和确定性的认识, 被认为是当代科学中革命性的成就之一。

1 混沌系统的识别方法

常用表征系统是否具有混沌特征量为: 连续功率谱、饱和分维数、Lyapunov 指数和 Kolmogrov 熵。

1.1 连续功率谱

功率谱密度函数(简称功率谱)是指单位频率上的能量, 它反映其强度在频率上的分布。是分析时间序列的常用方法, 它可直观地揭示离散数据系列的周期性, 通常, 不同性质的时间序列的功率谱是不同的^[1, 2]。周期性序列的功率谱具有明显的周期性, 而非周期混沌运动的功率谱则像噪声过程一样是连续的, 并且混沌时间序列的频率当超过某一定值后, 功率谱随频率指数衰减, 时间序列的周期表现为稠密。但是功率谱分析只是一种定性的分析方法, 由于实测的数据序列有限, 所以连续功率谱不能区分混沌序列、长周期序列或准周期序列。

1.2 饱和分维数

维数是空间和客体的重要几何参量, 状态空间的维数反映了描述该空间中运动所需的适定的变量个数, 吸引子的维数表明该吸引子所必需的信息量。所谓吸引子是指运动轨迹经过长时间演化后达到的最终形态。动力系统的吸引子有三类: 平衡点、极限环和奇怪吸引子(混沌吸引子)。平衡点是将系统的行为收敛为一个不动

收稿日期: 2003-03-16; 修订日期: 2003-06-20

基金项目: 国家重点基础研究发展规划资助项目 (G1999043601)

作者简介: 王红瑞(1963-), 男, 河南人, 副教授, 博士, 主要从事水文与水资源方面研究。E-mail: henryzsr@bnu.edu.cn

点;极限环将系统收敛为一个周期性的行为;但奇怪吸引子则不同于前二者的收敛行为,它在轨道空间中呈现出无穷尽的扭曲和折叠,无明显规则和次序。单吸引子如固定点、有限环等所测得的维数通常为整数,但对于混沌吸引子来说,由于是分形结构,不存在特征尺度,所以混沌吸引子通常为分数维,分数维定义为^[3]:

$$d(s) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln M(\varepsilon)}{\ln(1/\varepsilon)} \quad (1)$$

式中 s 为 n 维空间中的子集; $M(\varepsilon)$ 为覆盖 s 所需的边长为 ε 的 n 维立方体的最小数目。很多研究成果都是通过计算分维数来进行混沌分析的。

1.3 Lyapunov 指数

混沌系统最重要的一个特征就是对初值的极端敏感性, Lyapunov 指数就可表征这种性质。Lyapunov 指数用于量度在相空间中初始条件不同的两条相邻轨迹随时间按指数律吸引或分离的程度,这种轨道收敛或发散的程

度称为 Lyapunov 指数。对于系统 $x_{n+1} = f(x_n)$, Lyapunov 指数可表示为^[4]

$$\lambda(x_0) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \ln \left| \frac{df^n(x_0)}{dx} \right| \quad (2)$$

式中 f 为混沌映射; x_0 为初值。

对于离散时间序列,可通过下式计算其最大 Lyapunov 指数^[7]:

$$\lambda_1 = \frac{1}{t_m - t_0} \sum_{k=1}^m \log_2 \frac{L(t_k)}{L(t_{k-1})} \quad (3)$$

式中 $L(t_k)$ 为 t_k 时刻最邻近两点间的距离; m 为总步数。

Lyapunov 指数为负,说明系统的相体积在该方向上是收缩的,此方向的运动是稳定的。如果某方向上 Lyapunov 指数为正值,则表明系统的相体积在该方向上不断膨胀和折叠,以致吸引子中邻近的轨线变得越来越不相关,从而对于任何初值出现偏差的系统,不可能预测其长期演化行为,即所谓的初值敏感性。此时系统演化呈现混沌,因此混沌系统中至少有一个 Lyapunov 指数是大于零的。而对于不动点吸引子,所有方向上的 Lyapunov 指数均为负,具有周期轨道形式的吸引子(如极限环)则有一个方向上指数为零,其余的指数均为负;所以正的 Lyapunov 指数可以作为奇怪吸引子的标志^[1]。

1.4 Kolmogorov 熵

熵是系统在单位时间内产生的平均信息量的一个上限, Kolmogorov 熵定义为^[2]

$$I(\varepsilon) = - \sum_{i=1}^{M(\varepsilon)} p_i \ln p_i \quad (4)$$

式中 $M(\varepsilon)$ 含义同式(1); p_i 是 $M(\varepsilon)$ 的概率。

Kolmogorov 熵实际上是所有正的 Lyapunov 指数的和,表示系统的无序程度。它也是表征混沌系统的特征之一,研究中可以用 Kolmogorov 熵的倒数作为混沌系统可预报时间的上限。

2 混沌理论在水科学中的应用与进展

由于降雨、洪水、渗流、湍流等诸多水科学过程受众多因素的影响而造成巨大的时空变异性,表现出并非随机却貌似随机的特征,致使传统确定性数学模型对这些水科学过程的模拟遇到了很大的困难,而混沌理论的出现为研究这种高度复杂的系统提供了新的思路。使得从貌似无序的现象中提取出确定性的规律成为可能。所以近年来,混沌理论在水科学中应用研究发展比较迅速。

Packard 和 Takens 分别于 1980 和 1981 年提出的重建相空间理论,为利用时间序列计算混沌吸引子的关联维数和 Lyapunov 指数以及 Kolmogorov 熵提供了理论基础^[5]。这种理论的关键思想就是时滞再造,通过引入延迟时间和嵌入维数把一维时间序列改造成多维相空间以重建原动力系统的吸引子。重建的相空间保持了原来的几何结构,即拓扑结构,并具有同样的动力学特性。基于重建相空间理论,1985 年 Grassberger 和 Procaccia 提出了

一个从单变量时间序列计算吸引子维数的 G-P 算法^[5,6]。Wolf 等提出了如何从单变量时间序列里提取最大 Lyapunov 指数的方法^[7]。自此,混沌研究方法开始被引入水科学领域。笔者认为目前混沌理论在水科学中的研究进展主要集中在两个方面,水文时间序列性质的判定和非线性预测模型的研究。

2.1 时间序列混沌特征的判定

Hense 最早把上述理论与方法应用于水文领域,他计算了瑙鲁 1008 个月的降水量的关联维数,结果得到较低的饱和关联维数(2.5~4.5),显示降水量时间序列中可能存在混沌现象^[8]。Rodriguez-Iturbe 等运用关联维数法和 Lyapunov 指数法研究了降水量中混沌现象的存在性。他们分析了两组降水记录:①1990 年暴雨量记录;②热那亚过去 148 年的周降水记录。通过 8 Hz 的取样频率,然后在 15 m 的等空间间隔合成。结果发现在暴雨量数据中存在的较低的关联维数(约 3.78),同时进一步计算得到正的 Lyapunov 指数(约 0.002 bits/s),为暴雨量数据中存在混沌现象提供了进一步的支持。但是,运用关联维数法对周降水记录进行分析却没有得到混沌现象存在的特征^[9]。Sharifi 等使用关联维数法对三场暴雨中得到的细微增加的数据进行了检验^[10],这三场暴雨总的的数据点分别为 4000、3991 和 3316,得到的关联维数分别是 3.35、3.75 和 3.6。Tsonis 等利用关联维数法,考察了每收集 0.01 mm 的降水量时,雨量计提供的连续的时间数据^[11],计算得到其关联维数是 2.4,显示水文时间数据存在着一定的混沌迹象^[11]。Islam 等使用关联维数法分析了模拟的雨量密度数据,从一个三维云层模型,以 10 s 的时间间隔得到了 7200 点的数据系列,最后得到一个很低的关联维数值(1.5)^[12]。丁晶等最先论述了将混沌理论用于洪水分析的可能性,指出混沌将确定性和随机性联系在一起,丰富了对水文现象随机性和确定性的辩证统一关系,在重现洪水系统相空间的基础上,探索了洪水系统的混沌性识别和预测方法^[13~17]。王文均等对长江干流 5 个水文站的年径流序列运用关联维数法、Lyapunov 指数法进行混沌分析,发现长江干流年径流序列的相空间维数和正 Lyapunov 指数呈上游大下游小的规律,说明长江年径流变化可能具有混沌特性,而且随流域面积增大更加明显^[18]。Georgakakos 等使用相关维数法,分析了爱荷华城 11 次暴雨记录,其中有 10 次显示可能存在混沌现象,在大尺度范围上,关联维数在 2.8~7.9,在小尺度范围上为 0.5~1.6^[19]。Sangyomi 等通过对 144 年大盐湖容量(15 d 一测)时间序列的分析,研究了其容量变化可能存在的混沌迹象,发现其关联维数大约是 3.4^[20]。傅军等对金沙江屏山水文站汛期日径流过程的混沌分析显示,洪水时间序列具有混沌动力系统的一些特性^[21]。Porporato 和 Ridolfi 对包含 14246 个数据点 Dora Baltea 河的日径流量时间序列,运用关联维数法和非线性预测方法进行了分析后,显示貌似随机的径流变化存在着很强的确定性成分,为 Dora Baltea 河的日流量存在混沌现象提供了线索,并同时为流量作更为细致的分析提供了思路,比如减少噪声、插值等,这些都为径流量数据中的确定特征提供了重要的识别方法^[22]。Liu 等使用非线性预测方法,分析了美洲大陆 28 个监测站流量监测数据,指出在日流量尺度上,某些序列确实存在混沌现象,而某些却可认为是带有附加噪声的周期序列^[23]。Wang 和 Gan 对于径流数据中存在确定的混沌现象进行了深入的研究。他们对 6 条河流不规则流量的关联维数进行了估计,得到的值约为 3.0。然而,根据重新随机抽样后所得数据,其关联维数为 4.0~6.0,他们认为按照以往关联维数的计算方法计算出来的值是被低估了,实际径流关联维数为 7.0~9.0^[24]。魏一鸣等利用九江近百年来年降水时间序列资料,探讨了不同嵌入维数的相空间下时间序列关联维数的变化规律。计算了关联维数和 Kolmogorov 熵,发现年降水时间序列存在混沌特征^[25]。Sivakumar 等运用关联维数法和非线性预测方法研究了新加坡 6 个观测点提供的不同时间记录长度的日降水量数据,并使用代理数据法得到降水量时间序列是非线性的,这为降水过程中混沌现象的存在提供了有力的证据^[26,27]。Sivakumar 等还研究了噪声存在对关联维数和预测精度的影响,提出了通过耦合噪声水平来减少噪声的系统方法。计算结果表明降水中存在确定性成分,并且对以前的研究中出现较低的预测精度的原因进行了分析^[28]。陈亚宁、杨思全对昆仑山叶尔羌河的洪水和天山北坡的四棵树河冰期突发洪水流量时间序列,运用相空间重构技术,计算了关联维数、Lyapunov 指数和 Kolmogorov 熵,探讨了高山区冰川突发洪水过程的混沌机制,研究表明该类洪水时间序列具有混沌动力系统的一些特征^[29]。周寅康等从功率谱结构、关联维数和 Lyapunov 指数,可预报时间方面对淮河流域洪涝变化进行了混沌分析,研究结果表明,洪涝变化时间序列存在混沌特征,不可以进行长期预报,并得到短期预报时

间可能为5~6年^[30]。李强等采用两年的地下水位观测数据作为原始资料,计算了关联维数、二阶熵和最大Lyapunov指数^[31]。指出日地下水水位变化存在混沌特征。并得到在地震前期,水位序列关联维数存在一个急剧的变化^[31]。但Gupta等利用频谱分析的方法研究指出,地下水水位是一个含有周期性和随机性成分的变量,并利用傅立叶序列描述其周期性成分,用自回归模型描述其随机性成分,用实测数据和模型进行拟合求参,然后预测随气候变化的地下水水位^[32]。袁鹏等以四川省6个水文站的月降水量时间序列为例,通过关联维数法,探讨降水系统的混沌特性^[33]。

2.2 非线性预测研究

在水文时间序列的非线性预测方面,Jayawardena和Lai为了验证混沌现象的存在性,针对香港的三组各包含4015个降水量的数据点和两组分别为7300、6205个径流数据点,运用关联维数法、Lyapunov指数法、Kolmogorov熵法建立非线性模型进行降水量和径流的预测,他们的研究对于香港的日降水量和径流数据存在混沌现象提供了令人信服的证据。尽管预测精度还不是很高,但他们还是发现,非线性的差分回归法优于线性自回归滑动平均法^[34]。Waelbroeck等使用径向基函数法模拟了不同时间间隔的降水量数据,他认为累积10d的降水量预测效果更准确^[35]。Puente和Obregon指出在波士顿暴雨观测中存在混沌现象,他们通过使用关联维数法,Kolmogorov熵法、伪邻域法和Lyapunov指数法分析了1990个数据点的时间序列,提出了一个用来模拟暴雨的确定性成分的多重分形法(FM)。并且对实测的数据和满足FM方法的数据进行了详细的比较,得出使用FM方法可以有效地模拟波士顿的暴雨情况,同时亦显示过去建立的雨量模拟的随机模型不适合用于模拟存在混沌特征的雨量变化^[17]。然而,几乎同时Koutsoyiannis和Pachakis却认为在水科学研究过程中应使用随机模型,而不是混沌模型。他们指出,当分析那些15min间隔测量得到的降水量数据时,由随机模型产生的降水量数据反而会比使用混沌模型更为符合实际^[37]。赵永龙等利用小波网络模型,将混沌重建相空间理论和小波网络模型相结合,对金沙江屏山站汛期日径流量进行拟合和预测^[38]。金菊良等使用遗传算法优化门限值和自回归系数,并用之进行浅层地下水水位预测,得到了比线性模型更理想的预测精度^[39]。权先璋等以葛洲坝水库为例,计算得到日径流序列的最大Lyapunov指数为0.00487,并针对河川径流非线性动力学混沌过程,采用神经网络对其日径流进行预报,取得了满意的结果^[40]。尤卫红等将小波分析与混沌耦合建立了不同时间尺度的气候预测模型,对滇中月降水距平值在月、季、年三种尺度上进行了预测^[41]。王文圣等将门限自回归模型引入日流量随机模拟,建立了金沙江流域屏山站日流量随机模拟的门限自回归模型^[14]。蒋传文等利用小波变换原理将具有非平稳特征的径流序列进行分解,使其平稳项和随机项分离。对平稳项采用传统的AR模型加以预测,对随机项进行混沌特征研究,进而提出了基于非线性混沌动力学的预测模型方法^[15]。

3 存在的问题和研究展望

尽管近20年来混沌理论在水科学上的应用取得了迅速的发展,但是由于混沌现象识别方法所要求的基本假设对于水科学问题和水文过程来说十分严格,比如,无限性和无噪声性的时间序列,和水科学问题时间序列内在的有限性和有噪声性之间的矛盾。使混沌在水科学问题中的应用研究存在一些争议。本文着重从以下三个方面进行一些讨论。

3.1 延迟时间

很多文献^[42~45]都涉及到了选取适当的延迟时间 τ 的问题,因为适当的选取 τ 可以在最小的嵌入相空间内对相邻轨道实行最优分离。如果 τ 太小,那么在相空间中每个向量的分量间几乎不包含新信息,因此会导致关联维数被低估。相反,如果 τ 太大且动力系统是混沌的,相空间重建的相关信息就会被丢失,因为相邻轨道分叉,而且时间或空间上的平均值失去意义,这样会高估关联维数。

对于延迟时间 τ 合理选择的问题,目前存在很多方法。其中比较常用的是自相关函数法,互信息法和广义相关积分法。自相关函数法由于其计算简单使用最为广泛。Holzfuss和Mayer-Kress建议 τ 取自相关函数第一次通过零线时的值^[42]。但有些研究则认为 τ 是自相关函数为0.1或0.5时所对应的值^[44,45]。但是,Frazer和

Swinney 的研究认为, 自相关函数法测量的是连续时间序列之间的线性依存关系, 对非线性系统可能并不适合, 认为使用局部互信息的最小值, 可以度量在连续点之间的一般依存关系, 并推断如果选择与互信息的最小值一致, 那么重构的状态向量将拥有最小互信息的成分, 所以建议使用最小互信息法确定 τ ^[43]。Tsonis 认为虽然互信息法是在确定 τ 的各种方法中比较先进的一种, 但是这种方法要求有大量的数据(除非维数比较小), 否则计算会非常复杂^[45]。另外, Liebert 和 Schster 提出一种和互信息法有点类似的方法即广义相关积分法, 这种方法不像互信息法那样要求大量的数据, 他们使用相关积分对数的第一个最小值作为值^[44]。王军则提出了根据不同嵌入维数下的吸引子所包含的信息量 Shannon 熵随 τ 变化情况, 采用几何方法确定吸引子的 τ 值^[16]。

同样嵌入维数 m 也不宜过大或过小, 因为 m 过小, 将无法容纳所研究系统的吸引子, 因而无法全面展示该系统的动力特性; m 过大, 除加大计算工作量外, 还将减少可使用数据长度, 使所建相空间中的相点显得过于稀疏。一般的作法是从小到大尝试不同的嵌入维数值, 直到维数的变化对关联维数大小不产生显著的影响。赵永龙等认为影响重建相空间质量的因素, 不仅仅在于如何选取 τ 和 m , 更重要的是将两者结合起来的嵌入窗宽 $\tau_w = (m - 1)\tau$ 的选定。因为在这样的嵌入窗宽内所包含的信息量, 才能真正决定相点的未来运动规律^[46]。

另外, 需进一步说明的是, 对于某些吸引子来说, 无论使用自相关函数、互信息法、还是广义相关积分法进行值的估计, 结果都相差不大。比如, Tsonis 检验 Rossler 系统时, 使用上述各种方法所得到 τ 的估计值都大致等于平均轨道周期的四分之一^[11]。但是, 对另外一些吸引子来说, τ 的估计值和选择的方法密切相关。很明显, 前面提到的方法中, 没有一种对于 τ 的选择是特别适宜的, 但是相对来说, 由于互信息法可以测定时间序列之间的一般依存关系, 包括线性和非线性的关系, 因此经常得以采用。目前在值的选择还缺乏明确的理论指导下, 不应采用单一的方法确定 τ 值, 比较好的办法是选择不同的 τ 值并研究它对关联维数的影响。

3.2 数据量大小

由于使用相关积分法计算关联维数时, 维数是从 $\log C(r) - \log r$ 图表区域的斜率计算出来的。因为小尺度区域很难确定斜率而且误差较大, 所以通常只有大尺度区域才能确定斜率。理论上, 对于重建的相空间来说, 由于无限长度的数据系列能形成大尺度区域, 所以不存在上述问题。但是在实际问题中, 如果数据量是有限的, 就会使很少的点出现在重建的相空间中, 这就使斜率确定变得比较困难。因此对于维数估计来说, 是需要大数据量的, 但在进行实际计算时不可能拥有特别多的数据量。

确定数据点的最小值 ($N_{\min}$) 实际上非常困难, Smith 首先开展了这方面的研究, 他认为这个值应该等于 42^m , 这里 m 是大于吸引子维数的最小整数^[47]。这就意味着, 当 $m = 4$, $N_{\min} = 3\,111\,696$ 。这也就是说, 对于一个水文监测站而言, 如果连续不停地每天收集日降水数据, 那么要持续 8 350 年才能完成。这实际上等于排除了水科学过程采用混沌理论的可能性。Nerenberg 和 Essex 指出 Smith 的估计是有缺陷的^[48], 他们建议 $N_{\min}$ 约为 $10^{2+0.4m}$ 。Havstad 和 Ehler 使用邻近维法计算从 Mackey-Glass 公式产生的时间序列的维数, 这个序列的确切维数是已知的, 结果只使用了 200 个数据, 计算得到的维数比实际维数仅小了 11 %。所以从这个例子可以看出, 数据量对于维数计算的影响并没有想象中的显著^[49]。

尽管没有任何研究成果能够对关联维数估计中的最小数据量大小作出明确的指导。但是为了获得理想的结果, 关联维数计算仍需大数据量的。同时, 并不是仅有大数据量就能解决所有的问题, 由于重建的嵌入向量只是未知动力系统实际变量的替代, 所以其他一些因素, 例如取样频率亦十分重要的。但是这方面的理论研究鲜有报道, 只是 Georgakakos 等对不同取样频率得到的数据点做过一些研究^[19]。随着现代计算机技术及优化算法的发展, 以及 GIS 工具的使用使得解决数据量不足的问题成为可能。

3.3 噪 声

对于确定性混沌系统, 在很大程度上, 噪声影响判定、模拟、预测和控制等方面的工作。一些典型噪声影响表现为: ①吸引子的自相似性被破坏; ②重建的相空间在小尺度上出现高维数; ③相邻的轨道不是指数地、而是扩散性地分叉; ④不论采用什么方法和多大的数据量, 预测误差被跳跃性的放大。系统混沌特征的确定和演化预测的影响程度在相当范围内取决于噪声的性质和水平。一般来说, 即使噪声水平达到很小的比

例,对一些混沌参数的估计仍然是不准确的。

因为关联维数一般是用来识别混沌现象的,所以它对于噪声的敏感度是非常重要的,噪声对相关维数估计的影响主要来自于尺度区域的确定,噪声会破坏所有尺度上的其它混沌特征行为,例如Lyapunov指数、预测精度等等。尤其是对小尺度区域的影响很大。所以为使研究结果更为准确,水科学问题数据中出现的噪声不能被忽略。首先就是通过对噪声性质和水平的估计确认它对数据分析的影响,如果发现噪声水平是中等的,这就暗示着数据信号中存在很强的确定性成分,然后就可以进一步从噪声中分离确定性成分。尽管在过去的文献中出现了许多削减噪声的方法^[50,51],但是除了Sivakumar等、Porporato和Ridolf研究外^[22,26,27],在其它的关于水科学混沌现象的研究中还没有对数据中噪声水平进行研究。今后应加强这方面的研究工作。

3.4 展 望

综上所述,尽管混沌科学在水科学领域中的应用取得了很大的进展,但是由于目前的研究方法不能准确提供混沌存在的确切证据,所以对于混沌理论能否应用于水科学本身以及水文过程中是否存在混沌现象仍存在一些争议。笔者认为对于有限长的时间序列来说,严格判定其相空间是确定性系统还是随机系统是不可能的,纯粹的混沌和纯粹的随机都只是数学上的一种理想状态,任何实测数据都不可避免受到噪声的影响。因此,对于所研究的水科学问题是否存在混沌现象,仅采用单一的方法所取得的结论,不能作为判定依据,而只能说明可能存在混沌特征。因而有必要采用多种研究方法,综合刻划某一水科学问题中的混沌迹象,来判定该序列是以随机性成分为主,还是以混沌性成分为主。目前已经有一些研究使用了多种方法,在这些现有的研究方法中,非线性时间序列预测和轨迹预测被认为是最有发展前景的。因为任何一个水文过程都可以看成是由非线性机制确定的输入输出系统,如果不规则的水文现象是一种混沌迹象,则非线性预测不仅本身就能够刻划混沌特征,更为重要的是它可以直接和实际结果相对比。目前存在的非线性预测方法,大致可分为全局预测和局部预测。局部预测由于计算简便,而被广泛应用。而且这些方法在数据量小的情况也很有效。

由于降水或暴雨的时空分布、洪水的时空分布、径流过程的分形特征、产汇流模型中的尺度问题、河床表面形态及其演变、渗流湍流过程等水科学问题普遍存在统计意义上的自相似现象,所以利用分形的混沌动力系统对水科学问题的研究能提供一些新的思路。将混沌与神经网络相结合,使神经网络由最初的混沌状态逐渐退化到一般的神经网络,利用中间过程的混沌状态的动力学特性使神经网络逃离局部极小点,从而保证全局最优,可用于洪涝灾害控制、降水主因子识别、气液两相流压力参数的识别、湍流的基本机理研究等。

4 结 语

混沌是一个内涵和外延十分丰富的概念,其本身处于快速发展阶段,尚有不少理论和实际计算问题亟待解决,甚至一些最基本的问题也没有取得一致的看法。例如,混沌的确切定义、混沌的学科所属问题、混沌描述与概率描述的沟通等。目前应用混沌理论对水科学问题进行研究仍存在着一些争议,一方面,由于这样的过程受到很多变量的影响,因此它可能是随机的。另一方面,目前的研究也强有力地表明,貌似高度无规则的水科学问题可能是含有多个自由量的确定性系统。在水科学的许多问题中,如降水、径流、洪涝、渗流、湍流等的发生机制尚不特别明晰的情况下,混沌理论应用是很有前景的。因此,水科学问题中混沌的假设是合理的,并且能够为刻划和模拟水科学问题和水文过程的动力学特征提供新的思路和研究方法。显然,关于这方面的研究工作才刚刚起步,今后加强混沌的理论研究和应用混沌理论解决水科学问题必将获得更广泛的关注。

参考文献:

- [1] 陈予恕.非线性动力学中现代分析方法[M].北京:科学出版社,1992. 24 - 26.
- [2] 刘式达,刘式适.非线性动力学和复杂现象[M].北京:气象出版社,1989. 45 - 46.
- [3] 宋学锋.混沌经济学理论及其应用研究[M].徐州:中国矿业大学出版社,1996. 15 - 21.
- [4] 王树禾.微分方程模型与混沌[M].合肥:中国科学技术大学出版社,1999. 441 - 442.
- [5] Grassberger P, Procaccia I. Measuring the strangeness of strange attractors[J]. Physica, 1983, D9: 189 - 208.

- [6] Grassberger P, Procaccia I. Estimation of the Kolmogorov entropy from a chaotic signal[J]. Phys Rev, 1983, A 28: 2591 - 2593.
- [7] Wolf A, Swift J B, Swinney H L, *et al.* Determining Lyapunov exponents from a time series[J]. Physica D, 1985, 16: 285 - 317.
- [8] Hense A. On the possible existence of a strange attractor for the southern oscillation[J]. Beitr Phys Atmos, 1987, 60 (1): 34 - 47.
- [9] Rodriguez-Iturbe I, De Pover F B, Shari8 M B, *et al.* Chaos in rainfall[J]. Water Resour Res, 1989, 25 (7): 1667 - 1675.
- [10] Sharifi M B, Georgakakos K P, Rodriguez-Iturbe I. Evidence of deterministic chaos in the pulse of storm rainfall[J]. J Atmos Sci, 1990, 47: 888 - 893.
- [11] Tsonis A A, Elsner J B, Georgakakos K P. Estimating the dimension of weather and climate attractors: important issues about the procedure and interpretation[J]. J Atmos Sci, 1993, 50: 2549 - 2555.
- [12] Islam S, Bras R L, Rodriguez-Iturbe I. A possible explanation for low correlation dimension estimates for the atmosphere[J]. J Appl Meteor, 1993, 32: 203 - 208.
- [13] 丁 晶. 洪水混沌分析[J]. 水资源研究, 1992, 13(3): 14 - 18.
- [14] 王文圣, 袁 鹏, 丁 晶, 等. 门限自回归模型及其在水文随机模拟中的应用[J]. 四川水力水电, 2001, 20(增刊): 47 - 50.
- [15] 蒋传文, 侯志俭, 李 涛, 等. 基于小波分解的径流非线性预测[J]. 上海交通大学学报, 2002, 36(7): 1053 - 1056.
- [16] 王 军, 石炎福, 余华瑞. 相空间重构中最优滞时的确定[J]. 四川大学学报, 2001, 33(2): 47 - 51.
- [17] 丁 晶, 邓育仁, 付 军. 探索水文现象变化的新途径——混沌分析[J]. 水利学报, 1997(增刊): 242 - 246.
- [18] 王文均, 叶 敏, 陈显维. 长江径流时间序列混沌特性的定量分析[J]. 水科学进展, 1994, 5(2): 87 - 94.
- [19] Georgakakos K P, Sharifi M B, Sturdevant P L. Analysis of high-resolution rainfall data[A]. In: Kundzewicz Z W. New Uncertainty Concepts in Hydrology and Water Resources[C]. New York: Cambridge University Press, 1995. 114 - 120.
- [20] Sogoyomi T B, Lall U, Abarbanel H D I. Nonlinear dynamics of the Great Salt Lake: dimension estimation[J]. Water Resour Res, 1996, 32(1): 149 - 159.
- [21] 傅 军, 丁 晶, 邓育仁. 洪水混沌特性初步研究[J]. 水科学进展, 1996, 7(3): 226 - 230.
- [22] Porato A, Ridolfi L. Nonlinear analysis of river time sequences[J]. Water Resour Res, 1997, 33(6): 1353 - 1367.
- [23] Liu Q, Islam S, Rodriguez-Iturbe I, *et al.* Phase-space analysis of daily streamflow: characterization and prediction[J]. Water Resour, 1998, 21: 463 - 475.
- [24] Wang Q, Gan T Y. Biases of correlation dimension estimates of streamflow data in the Canadian prairies[J]. Water Resour Res, 1998, 34(9): 2329 - 2339.
- [25] 魏一鸣, 孙国栋, 胡平昭, 等. 九江年降水时间序列的混沌特性[J]. 江西科学, 1999, 16(3): 141 - 145.
- [26] Sivakumar B. Chaos theory in hydrology: important issues and interpretations[J]. J Hydrol, 2000, 227: 1 - 20.
- [27] Sivakumar B, Liong S Y, Liaw C - Y, *et al.* Singapore rainfall behavior: chaotic[J]. Hydrol. Engng, ASCE, 1999, 4(1): 38 - 48.
- [28] Sivakumar B, Phoon K K, Liong S Y, *et al.* A systematic approach to noise reduction in observed chaotic time series[J]. J Hydrol, 1999, 219 (3~4): 103 - 135.
- [29] 陈亚宁, 杨思全. 高山区突发洪水混沌机制研究[J]. 自然灾害学报, 1999, 6(1): 48~52.
- [30] 周尹康, 王腊春, 张 捷. 淮河流域洪涝变化混沌特征[J]. 自然灾害学报, 1999, 8(1): 42 - 74.
- [31] 李 强, 徐桂明, 黄 耘. 地下水位的混沌和多重分形特征演化及其中短期预报意义[J]. 地震, 1999, 19(3): 274 - 280.
- [32] Gupta RK, Rudra RP, Dickinson WT, *et al.* Stochastic analysis of groundwater levels in a temperate climate[J]. Water Res, 1992, 36(1): 51 - 55.
- [33] 袁 鹏, 李谓新, 王文圣, 等. 月降雨量时间序列中的混沌现象[J]. 四川大学学报, 2002, 34(1): 16 - 19.
- [34] Jawardena A W, Lai F. Analysis and prediction of chaos in rainfall and stream flow time series[J]. J Hydrol, 1994, 153: 23 - 52.
- [35] Waelbroeck H, Lopez-Pena R, Morales T, *et al.* Prediction of tropical rainfall by local phase space reconstruction[J]. J Atmos Sci, 1994, 51(22): 3360 - 3364.
- [36] Puente C E, Obregon N. A deterministic geometric representation of temporal rainfall: results for a storm in Boston[J]. Water Resour Res, 1996, 32(9): 2825 - 2839.
- [37] Koutsoyiannis D, Pachakis D. Deterministic chaos versus stochasticity in analysis and modeling of point rainfall series[J]. J Geophys Res, 1996, 101(D21): 26441 - 451.
- [38] 赵永龙, 丁 晶, 邓育仁. 相空间小波网络模型及其在水文中长期预测中的应用[J]. 水科学进展, 1998, 9(3): 252 - 257.

- [39] 金菊良, 丁 晶, 魏一鸣. 基于遗传算法的门限自回归模型在浅层地下水位预测中的应用[J]. 水利学报, 1999(7):230 - 234.
- [40] 权先璋, 蒋传文, 张勇传. 径流预报的混沌神经网络理论及应用[J]. 武汉城市建设学院学报, 1999, 16(3):33 - 37.
- [41] 尤卫红, 杞明辉, 段 旭. 小波变换在短期气候预测模型[J]. 高原气象, 1999, 18(1):39 - 46.
- [42] Holzfuss J, Mayer-Kress G. An approach to error-estimation in the application of dimension algorithms[A]. In: Mayer-I Cress, G (Ed.). Dimensions and Entropies in Chaotic Systems, Springer[C]. New York, 1986, 114 - 122.
- [43] Frazer A M, Swinney H L. Independent coordinates for strange attractors from mutual information[J]. Phys Rev, 1986, A 33 (2):1134 - 1140.
- [44] Liebert W, Schuster H G. Proper choice of the time delay for the analysis of chaotic time series[J]. Phys Lett, 1989, A 141:386 - 390.
- [45] Tsonis A A, Elsner J B. The weather attractor over very short timescales[J]. Nature, 1988, 333: 545 - 547.
- [46] 赵永龙, 丁 晶. 混沌分析在水文预测中的应用和展望[J]. 水科学进展, 1998, 9(2):181 - 186.
- [47] Smith L A. Intrinsic limits on dimension calculations[J]. Phys Lett, 1988, A 133 (6):283 - 288.
- [48] Nerenberg M A H, Essex C. Correlation dimension and systematic geometric effects[J]. Phys Rev, 1990, A 42 (12):7065 - 7074.
- [49] Havstad J W, Ehlers C L. Attractor dimension of nonstationary dynamical systems from small data sets[J]. Phys Rev, 1989, A 39 (2):845 - 853.
- [50] Schreiber T. Extremely simple nonlinear noise reduction method[J]. Phys rev E, 1993, 47(4):2401 - 2404.
- [51] Schreiber T, Grassberger P. A simple noise reduction method for real data[J]. Phys Lett, 1991, A 160:411 - 418.

Application and issues of chaos theory in hydrosience^{*}

WANG Hong-rui¹, SONG Yu¹, LIU Chang-ming^{1,2}, CHEN Jia-jun¹

(1. Institute of Environmental Sciences, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. Institute of Geographical Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: The common methods characterizing chaotic system are briefly introduced in this paper. The most domestic and overseas advance in this filed are summarized, it is concluded that the main applications of chaos theory in hydrosience focused on hydrologic time series analysis and nonlinear prediction model. The most problems revealed in the past studies, such as delay time, data size, noise, are analyzed and discussed in this paper, so the hypothesis of chaotic character of hydrosience problems is reasonable. But as for any finite and noisy time series, it is almost impossible to determine strictly whether the phase-space is a determinate or stochastic system because whether pure stochastic or chaos is an ideal state of mathematics. Any observation achieved through single method may not be used as evidence of chaos in hydrosience problems, can only be regarded as chaotic character. Various ways should be employed to characterize chaos of hydrosience and define whichone, chaos or stochastic is dominating. Finally, we suggest that the fractal chaos dynamical system and the mean of combining chaos with neural net provide several new methods in the future studying.

Key words: chaos theory; hydrosience; correlation dimension; nonlinear prediction; delay time; noise

* The project is supported by the National Basic Research Program of China(No. G1999043601).