

文章编号: 1001-2486(2000)05-0073-05

混沌信号处理*

王跃科¹, 林嘉宇², 黄芝平¹(1. 国防科技大学机电工程与自动化学院, 2. 电子科学与工程学院², 湖南 长沙 410073)

摘要: 描述了混沌特征参量, 包括 Lyapunov 指数和分形维; 讨论了信号相空间重构和 Takens 嵌入定理, 以及嵌入维数、时间延迟等参数。还阐述应用神经网络进行混沌信号非线性处理。

关键词: 混沌; Lyapunov 指数; 分形维; 相空间重构; 神经网络

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A

Chaotic Signals Processing

WANG Yue-ke, LIN Jia-yu, HUANG Zhi-ping

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defence Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: This paper presents the nonlinear analysis and processing of signals based on chaos aspects. Chaotic invariants are described, including Lyapunov exponents and fractal dimensions. The problems of applying Takens' Embedding Theorem to phase space reconstruction are discussed, including those of embedding dimension and time delay. Then RBF neural network used in nonlinear processing of chaotic signals is presented.

Key words: chaos; Lyapunov exponent; fractal dimension; phase space reconstruction; neural network

近十几年来, 非线性理论中的混沌^[1~3]信号处理为人们提供了分析自然现象的全新方法。人们发现, 自然界中的大量现象是混沌的, 或是近似混沌的。混沌信号兼有确定性信号和随机过程的特性, 它一般具有不规则的波形, 但却由确定性机制产生。混沌信号处理可应用简单的确定性系统解释高度不规则的非线性扰动。

以往, 随机过程常被选作不规则物理现象的模型。当过程自身较复杂, 存在大量独立的、不可或缺的自由度时, 随机过程建模是合适的。但事实上, 人们选用随机过程处理, 往往仅基于数学上的方便, 而不是根据现象的物理根源。混沌信号处理可以弥补这一不足。如果过程是混沌的, 应用混沌信号处理可扎根于深厚的物理背景中, 处理所需的自由度会大大减少。另外, 混沌信号处理的方法一般是非线性的, 可以弥补通常的用线性处理近似非线性过程的不足。

从信号处理的角度, 检查信号是否为混沌, 首先必须从信号的物理背景出发探讨; 其次, 必须实验验证^[1,4]: 1) 信号是有界的; 2) 信号的分形维^[1]有限, 且通常不是整数, 这是不规则信号区别于噪声的根本点之一; 3) 信号的最大 Lyapunov 指数^[1]是正的, 这决定了信号对初始条件的敏感依赖; 4) 信号是局部可预测的, 特别地, 信号的动力学系统可以用确定性模型重建。这里提到的分形维和 Lyapunov 指数是混沌信号的特征量。

从物理背景和实验两方面出发, 都得出结论^[29]: 语音信号中存在有混沌因素。下面的讨论中, 我们将以语音信号为例进行描述。

1 混沌信号特征量

Lyapunov 指数^[1]是混沌过程的一个重要参数, 它给出过程对初始条件敏感依赖的度量。判断信号是否为混沌的, 一个重要的依据在于检查其最大 Lyapunov 指数是否为正。事实上, Lyapunov 指数给出的是动态系统沿其相空间主轴发散或收敛的平均速度。文献[5]介绍了一种从实际数据中计算最大 Ly-

* 收稿日期: 2000-03-06
基金项目: 湖南省自然科学基金项目资助
作者简介: 王跃科(1957), 男, 教授。

Lyapunov 指数的算法。该算法广为人们使用。但近年来,人们并没有停止对 Lyapunov 指数计算的探讨^[6~10]。目前的重点在于,如何给出从时间序列中计算 Lyapunov 指数的算法,算法应具有良好的收敛性、准确性和有效性,能计算一般的 Lyapunov 指数,具有强的排除噪声和其他干扰的能力。

文[28]运用该算法统计了汉语语音最大 Lyapunov 指数的分布,表1引用了他们给出的一部分结果。可以看出,语音信号的最大 Lyapunov 指数大于0。这符合混沌信号对 Lyapunov 指数的要求。

表1 部分汉语语音最大 Lyapunov 指数 λ 的分布

Tab.1 Distribution of the maximum Lyapunov exponents of some Chinese speech signals

音节	<i>sh</i>	<i>j</i>	<i>z</i>	<i>b</i>	<i>G</i>	<i>D</i>
λ	5.50~ 7.31	3.34~ 4.20	3.20~ 4.88	1.26~ 1.81	0.95~ 1.35	0.91~ 1.57
音节	<i>l</i>	<i>l</i>	<i>ian</i>	<i>uo</i>	<i>A</i>	<i>U</i>
λ	0.40~ 0.63	0.79~ 1.38	0.65~ 1.17	0.47~ 0.54	0.39~ 0.95	0.24~ 0.43

分形维^[1]是刻画动力学系统奇异引子复杂度的重要参数。分形维有各种定义,如容量维、信息维、Hausdorff 维、相关维、Lyapunov 维、Minkowski-Bouliqand 维等。其中,容量维最为常用,其计算方法为计盒算法。

表2 不同发音人的汉语语音时域波形分形维

Tab.2 Fractal dimensions of Chinese speeches' time-domain waveforms of different speakers

说话人	女1	女2	女3	男1	男2	男3	男4	男5	男6
分形维均值	1.676	1.685	1.601	1.655	1.634	1.640	1.658	1.653	1.632
分形维方差	0.044	0.036	0.038	0.034	0.036	0.027	0.099	0.078	0.055

文[28]用记盒算法对汉语语音信号的分形维进行了统计,见表2。可见,汉语语音的分形维大概在1.65左右。当然,信号的分形维值和具体所使用的分形维类型、计算算法以及计算数据量有关。但是,基本上可以肯定,语音信号的分形维在1.6左右。语音信号的分形维有限,且不是整数,这也符合混沌信号对分形维的要求。

2 相空间重构和 Takens 嵌入定理

2.1 Takens 嵌入定理

通过分析系统相空间^[1],可了解系统的动力学特性。但通常对实际系统,仅能知道表现为时间序列形式的系统观察值。因此,从时间序列重构系统相空间具有重要意义。

Takens^[11]和Packard等人^[12]各自独立地提出了解决问题的方法,称为Takens嵌入定理。该定理指出,任意 m 维的紧的超平面,可被微分同胚地嵌入变换为等价的对应维数的欧氏空间。其中,微分同胚指嵌入变换及其逆变换是可导的;等价的对应维数指嵌入维数 M , $M \geq 2m+1$ 就可以了。Takens 嵌入定理可应用延时坐标法重构相空间,延迟法应用延迟坐标形成相空间向量,即

$$X_k = [x_k, x_{k+\tau}, \dots, x_{k+(m-1)\tau}]$$

其中, x_i 是已经离散化的待研究系统的观测值; τ 称时间延迟, m 称嵌入维(重构维)。图1给出了应用延时坐标法的语音信号的二维相空间重构图。Takens 嵌入定理是混沌信号非线性处理的基础。

2.2 嵌入维数

Takens 嵌入定理指出,在重构相空间时,如果嵌入维数大于吸引子维数的2倍,延迟坐标向量可构成原可微流形在欧氏空间中的微分同胚。嵌入定理其实是将系统相空间向嵌入空间投影,若嵌入维数选得太小,相空间轨迹向低维空间投影,会产生许多错误的交叉。随着嵌入维数的增大,错误交叉数量会减少,当取了足够大的嵌入维数时,原系统相空间就被解折叠了。当然,嵌入维数大于吸引子维数的2倍,仅仅是相空间重构的充分条件,在实际应用中,嵌入维数并非取得越大越好。如果嵌入维数取得太大,观测数据中的噪声会占满该嵌入空间的大部分,原系统吸引子退缩一隅,重要性被噪声掩盖。同

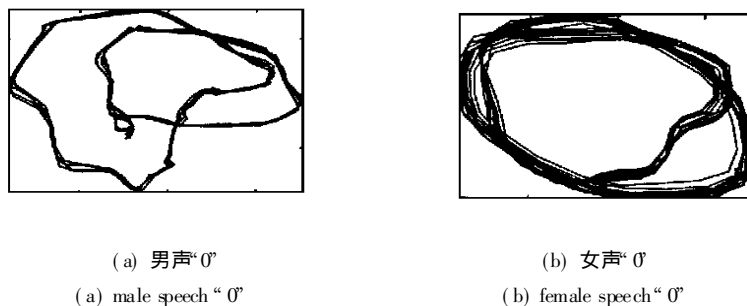


图1 不同信号的典型二维相空间重构图(500个样点)

Fig. 1 Phase space reconstruction figures of different signals (500 samples)

时, 嵌入维数越大, 一般计算量也越大。因此, 有必要寻求适合的最小嵌入维。

理论上, 如果求得了系统的分形维, 系统的嵌入维数就可以确定; 但也可直接求系统重构的嵌入维数值。求适合最小嵌入维的较有价值的方法有: 虚邻点法(False Nearest Neighbors-FNN)^[13]; 摆动乘积法(Wavering Product)^[13, 14]; Aleksic 方法^[15]; 主分量分析(PCA)法^[16]; SSA 法^[17]; SVD 法^[18]; 互信息量法^[19]; δ 测试法^[20]等。以上方法可以分为三类。前三者为第一类, 使用上述去虚假交叉(即虚假相邻点)的想法; 其次三者为一类, 分析系统的主分量; 最后两者为一类, 利用信息论分析系统变量的相互依赖性。

2.3 时间延迟

Takens 嵌入定理重构相空间, 所取的观察值是对原时间序列以一定间隔重新采样的, 该间隔就是时间延迟^[1]。时间延迟的意义在于让参加系统重构的相邻数据尽可能不相关, 从而让嵌入空间中的样点所包含的关于原吸引子的信息尽可能大。从这一点看, 时间延迟应取得大一些。但是, 类似 Nyquist 定律, 时间延迟也不能取得太大, 必须保证原系统的信息尽可能地被传递到嵌入空间中去。如果时间延迟 τ 太小, 相空间矢量 X_k 的相邻延迟坐标元素间差别较小, 冗余度(redundance)较大, 重构相空间轨迹向相空间主对角线压缩, 重构相空间样点所包含的关于原吸引子的信息不大; 如果 τ 太大, 混沌系统所导致的相邻轨迹的混沌分离, 可能使得一个相空间矢量相邻的含噪延迟坐标元素间的相互信息丢失, 即不相关(irrelevance), 另外, 可能出现相空间轨迹的折叠现象, 这时, 重构相空间都不能较好地反映原动力学系统的特性。因此, τ 的适当选择是很重要的。

现有的时间延迟的选择方法一般都基于如下的两个广为应用的准则之一:

(1) 序列相关法。让 X_k 内元素之间的相关性减弱, 同时 X_k 包含的原动力学系统的信息不丢失;

(2) 相空间扩展法。重构相空间轨迹应从相空间的主对角线(τ 很小时)尽可能地扩展, 但又不会出现折叠。

自相关法^[21]、互信息量法^[22]、高阶相关法^[23]等属于第一类准则; 而填充因子法^[24]、摆动量法^[25]、平均位移法^[26]、SVF 法^[27]等属于第二类准则。事实上, 这两类准则是统一的。随着 τ 的增大, 相空间轨迹从相空间的主对角线逐渐扩展, 相空间矢量元素间相关性逐渐减弱; 但如果 τ 取得太大, 相空间轨迹发生折叠, 其扩展度下降, 相空间矢量元素间又将相关。

3 使用神经网络的混沌信号处理

神经网络非常适合应用于重构混沌过程的非线性动力系统。首先, 神经网络本质上是非线性的, 而非线性性是混沌过程存在的基础; 其次, 许多类型的神经网络是通用近似器, 能以适合的精度近似任意连续的输入输出映射; 第三, 神经网络的分布式并行处理计算能力很强; 第四, 神经网络可以自适应训练自己, 具备从环境中学习的能力。

应用神经网络的非线性处理“早已有之”, 但是, 一般是从神经网络的角度出发, 缺乏从对象角度出发的理论基础。例如, 如何选择适合于信号的神经网络结构, 目前并没有较好的理论上的指导与结论, 大都靠经验与实验做出选择; 而适合于信号的神经网络结构, 应该和信号的特性具有极大关系。必须指出, 混沌信号处理的工具, 一般落实于神经网络。研究者们已运用了许多种类神经网络, 主要集中于如

下几类: 多层感知器(MLP)、自组织网络(SOM)、时间延迟网络(TDNN)、自回归网络(RNN)、RBF 网络等。

基于混沌理论的语音信号非线性处理, 事实上是将预测问题从动力学系统重构角度解释。语音信号的分形维并不高, 即语音信号动力学系统从混沌角度上看并不十分复杂, 这为将神经网络应用于语音信号的动力学系统重构创造了条件。

如何选择最佳结构的神经网络, 目前并没有理论上的指导与结论, 大都靠经验与实验做出选择。用于语音非线性处理的神经网络至少必须具备如下特性: 首先, 神经网络应是通用近似器, 这样才能对非线性动力学系统进行重构; 其次, 神经网络的训练速度较快, 这符合语音信号非平稳特性的要求。MLP 是通用近似器, 但它依照 BP 算法训练, 训练时间较长, 常常需要训练数据重复输入, 因此不大适合于解决即时性问题; RNN 网络的计算复杂度为网络中神经元个数的 4 次幂, 计算量太大, 为减少 RNN 的计算量可以采取一些措施, 但并没有从根本上解决问题; SOM 一般并不用于系统重构的近似器中。

事实上, RBF (Radial Basis Function) 网络是符合语音信号非线性处理综合要求的较好工具。RBF 网络是通用近似器。它对其隐含层节点的中心位置是非线性的, 但它输出权重函数的连接却是线性的, 可以运用线性自适应的方法调节, 计算量远小于 BP 算法; 它的局部性能、稳定性能都较好。

基于混沌理论的语音信号非线性处理, 可应用 RBF 网络实现语音信号动力学系统重构。Takens 嵌入定理仅要求使用原系统任意的一类观测量, 我们可以直接使用语音信号。RBF 网络的节点由语音信号嵌入维确定, 输入数据根据时间延迟重新采样。训练 RBF 网络, 对其节点中心、宽度形成码本, 应用于语音预测时从码本中选取预测增益最高的参数, 节点的输出连接权值则直接用线性自适应方法训练。

应用 RBF 网络的语音编码可以采用前向或后向工作方式。另外, 可以将 RBF 网络做为语音处理系统中的一个部分, 替换原来的线性预测部分, 能提高原语音处理性能。

5 总结

本文主要介绍基于混沌理论的信号非线性分析和处理。文章讨论了混沌信号特征参量, 包括 Lyapunov 指数和分形维; 解释了 Takens 嵌入定理和信号相空间重构, 阐述了嵌入维数、时间延迟等。混沌信号非线性处理, 可以应用神经网络进行。基于信号的实际物理背景, 通过其混沌特性的分析, 研究其非线性处理方法, 建立信号精确模型, 可以为信号分析和处理开辟一条新途径, 以进一步改善信号处理效果。

参考文献:

- [1] Parker T S, Chua L D. Chaos: a tutorial for engineers [J]. Proc of IEEE, 1987, 75(8): 982~ 1008
- [2] Haykin S, Principe J. Making sense of a complex world [J]. IEEE SP Mag, 1998, 15(3): 66~ 81
- [3] Abarbanel H D I, et al. Obtaining order in a world of chaos [J]. IEEE SP Mag, 1998, 15(3): 49~ 65
- [4] Haykin S, Li X B. Detection of signals in chaos [J]. Proc of IEEE, 1995, 83(1): 95~ 122
- [5] Wolf A, et al. Determining Lyapunov exponents from time series [J]. Physica D, 1985, 16: 285~ 317
- [6] Stoop R, Parisi J. Calculation of Lyapunov exponents avoiding spurious elements [J]. Physica D, 1991, 50: 89~ 94
- [7] Barna G, Tsuda A I. New method for computing Lyapunov exponents [J]. Phy Lett A, 1993, 175(6): 421~ 427
- [8] Dieci L, Vleck E V. Computation of a few Lyapunov exponents for continuous and discrete dynamical systems [J]. Appl Numer Math, 1995, 17(3): 275~ 291
- [9] Dechert W D, Gencay R. Topological invariance of Lyapunov exponents in embedded dynamics [J]. Physica D, 1996, 90: 40~ 55
- [10] Bremen H F V, et al. An efficient QR based method for computation of Lyapunov exponents [J]. Physica D, 1997, 101: 1~ 6
- [11] Takens F. Detecting strange attractor in turbulence. in *Dynamical systems and turbulence*, Warwick, 1980, Lecture Notes in Mathematics [C], Vol 898, 1981, Rand and Young eds: 366~ 381
- [12] Packard N, et al. Geometry from a time series [J]. Phy Rev Lett, 1980, 45(9): 712~ 716
- [13] Kennel M B, Brown R, Abarbanel H D I. Determining embedding dimension for phase space reconstruction using geometrical construction [J]. Phy Rev A, 1992, 45: 3403~ 3411
- [14] Buzig T, Pfister G. Comparison of algorithms calculating optimal embedding parameters for delay time coordinates [J]. Physica D, 1992, 58: 127~ 137
- [15] Aleksic Z. Estimating the embedding dimension [J]. Physica D, 1991, 52: 362~ 368

-
- [16] Broomhead D S, King G P. Extracting qualitative dynamics from experimental data[J]. *Physica D*, 1986, 20: 217~ 236
- [17] Vautard R, Yiou P, Ghil M. Singular-spectrum analysis: A toolkit for short, noisy chaotic signals[J]. *Physica D*, 1992, 58: 95~ 126
- [18] Mees A I, Rapp P E. Singular-value decomposition and embedding dimension[J]. *Phys Rev A*, 1987, 36(1): 340~ 346
- [19] Fraser A M. Information and entropy in strange attractors[J]. *IEEE Tr on IT*, 1989, 35(2): 245~ 262
- [20] Hong Pi, Peterson C. Finding the embedding dimension and variable dependencies in time series[J]. *Neu Comput*, 1994, 6: 509~ 518
- [21] Albano A M, et al. SVD and Grassberger-Proccaccia algorithm[J]. *Phy Rev A*, 1988, 38: 3017~ 3026
- [22] Fraser A M. Information and entropy in strange attractors[J]. *IEEE Tr on IT*, 1989, 35(2): 245~ 262
- [23] Albano A M, et al. Using higher order correlations to define an embedding window[J]. *Physica D*, 1991, 54: 85~ 97
- [24] Buzig T, Pfister. Optimal delay time and embedding dimension for delay-time coordinates by analysis of the global static and local dynamical behavior of strange attractors[J]. *Phy Rev A*, 1992, 45: 7073~ 7084
- [25] Buzig T, Pfister G. Comparison of algorithms calculating optimal embedding parameters for delay time coordinates[J]. *Physica D*, 1992, 58: 127~ 137
- [26] Rosenstein M T, Collins J J, Luca C. Reconstruction expansion as a geometry-based framework for choosing proper delay time[J]. *Physica D*, 1994, 73: 82~ 98;
- [27] Kember G, Fowler A C. A correlation function for choosing time delays in phase portrait reconstructions[J]. *Phy Lett A*, 1993, 179: 72~ 80;
- [28] 韦岗, 陆以勤, 欧阳景正. 混沌、分形理论与语音信号处理 [J]. *电子学报*, 1996, 24(1): 34~ 39
- [29] 林嘉宇. 语音信号非线性分析与处理 [D]. 国防科技大学(博士论文), 1998