

硕士学位论文

小世界复杂网络的混沌及重构研究

作者姓名: 常博源

指导教师: 张路 副教授 四川大学数学学院

学位类别: 理学硕士

学科专业: 不确定性处理的数学

培养单位: 四川大学数学学院

2023 年 6 月

**The chaos of a small world complex network and its sparse
reconstruction**

A thesis submitted to
University of Chinese Academy of Sciences
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Master of Natural Science
in Mathematics
By
Chang Boyuan
Supervisor: Professor Zhang Lu

Institute of Mechanics, Sichuan University

June, 2023

摘要

本文是中国科学院大学学位论文模板 `ucasthesis` 的使用说明文档。主要内容为介绍 `LATEX` 文档类 `ucasthesis` 的用法，以及如何使用 `LATEX` 快速高效地撰写学位论文。

关键词：中国科学院大学，学位论文，`LATEX` 模板

Abstract

This paper is a help documentation for the L^AT_EX class ucasthesis, which is a thesis template for the University of Chinese Academy of Sciences. The main content is about how to use the ucasthesis, as well as how to write thesis efficiently by using L^AT_EX.

Keywords: University of Chinese Academy of Sciences (UCAS), Thesis, L^AT_EX Template

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 研究现状	2
1.2.1 复杂网络混沌、同步动力学研究现状	2
1.2.2 信号的稀疏重构研究现状	3
1.3 本文主要工作和论文结构	4
第 2 章 基础理论	6
2.1 复杂网络和混沌基本理论	6
2.1.1 图论的基本知识	6
2.1.2 规则网络	8
2.1.3 复杂网络	8
2.2 非线性系统的稳定性和混沌	14
2.2.1 非线性系统的稳定性	15
2.2.2 混沌基本理论	18
2.3 复杂网络的同步	25
2.4 稀疏重构基本理论和算法	26
2.4.1 稀疏重构基本理论	26
2.4.2 稀疏重构算法	31
2.5 小结	34
第 3 章 小世界复杂网络的混沌、同步动力学	35
3.1 Duffing-WS 型小世界网络基本模型	35
3.2 Duffing-WS 型小世界网络基本动力学特性研究	39
3.2.1 分岔图分析	39
3.2.2 基于最大李雅普诺夫指数的混沌动力学分析	40
3.2.3 同步性分析	46
3.3 小结	50
第 4 章 混沌信号的稀疏重构算法	51
4.1 基于稀疏重构的混沌信号重构算法	51
4.2 仿真分析	52
4.3 小结	53

第 5 章 结论与展望	55
参考文献	56
致谢	56

图形列表

2.1 规则网络	8
2.2 WS 随机网络的构造	11
2.3 WS 随机网络的聚类系数与重连概率.....	11
2.4 NW 随机网络的平均路径长度	14
2.5 Logistic 迭代的 Feigenbaum 图	21
3.1 不同周期振幅 A 取值时，Duffing 方程输出时域图	36
3.2 不同周期振幅 A 取值时，Duffing 方程输出相图	37
3.3 Duffing 方程随周期振幅 A 变化的分叉图	37
3.4 Duffing-WS 型小世界网络的连接拓扑结构图	38
3.5 分叉图演示	40
3.6 $K = 2$ 时耦合强度对混沌的影响	42
3.7 $K = 20$ 时耦合强度对混沌的影响	42
3.8 $K = 48$ 时耦合强度对混沌的影响	43
3.9 $p = 0$ 时连接度对混沌的影响	44
3.10 $p = 0.5$ 时连接度对混沌的影响	44
3.11 $p = 1$ 时连接度对混沌的影响	45
3.12 重连概率对混沌的影响	46
3.13 不同类型网络混沌的振幅范围	48
3.14 第二大特征值与重连概率的关系	49
3.15 最大特征值与重连概率的关系	50
4.1 OMP 和 CoSaMP 两种算法的去噪能力	52
4.2 OMP 和 CoSaMP 两种算法的重构误差	53

第1章 绪论

1.1 研究背景及意义

从 20 世纪七八十年代开始，随着以互联网为代表的网络信息技术的迅速发展，人类社会已经迈入了复杂网络的时代。人类的生活与生产活动也越来越多地依赖于各种复杂网络的安全可靠和有效运行 [*-*]。同时，许多复杂性问题也都可以从复杂网络的角度去研究，因此在国际上形成了非线性科学和复杂性问题的研究热潮 [*-*]。现在，许多发达国家的科学界和工程界都将这个复杂网络这个新兴领域提上了国家科技发展规划的议事日程。在中国，复杂网络作为基础研究也已列入《国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006-2020 年)》。

系统是由相互作用和相互依赖的若干组成部分结合的具有特定功能的有机整体。而网络和系统通常是密切联系的，如果用节点表示系统的各个组成部分即系统的元素，两个节点之间的连线表示系统元素之间的相互作用，那么网络就为研究系统提供了一种新的描述方式。钱学森将具有自组织、自相似、吸引子、小世界、无标度中部分或全部性质的网络统称为复杂网络 [*]。原则上，任何包含大量组成单元（或子系统）的复杂系统，当我们把构成单元抽象成节点，单元之间的相互作用抽象为边时，都可以当作复杂网络来对其进行研究。用数学的语言来说，复杂网络就是一个有着足够复杂的拓扑结构特征的图。

目前，学者们已在复杂网络的形成机制、网络演化的统计规律和动力学机制、网络结构的稳定性、网络传播以及网络的同步和控制等方面展开研究 [*]，取得了大量研究成果。早期对复杂网络的研究主要集中在规则网络或完全随机网络上。不过，规则网络和完全随机网络都是理想化的模型，而现实世界中的系统往往没有这么理想化，很可能是有序和无序之间的网络（称为小世界网络）[*]。直到 1998 年，Watts 及 Strogatz 教授提出了经典的 Watts-Strogatz (WS) 小世界网络 [*]，该网络在规则网络基础上将每条边以概率 p 进行断边重连后得到。小世界网络中含有大量的局部连边，同时也有少量长程连边，而这些长程连边有效地降低了网络中任意两个节点之间的距离，这正是小世界特性的来源。

随后，研究学者们围绕各种小世界网络的动力学特性展开了研究，包括相应网络演化的统计规律和动力学机制、网络结构的稳定性、网络传播以及网络的同

步和控制等，取得了大量研究成果 [*-*]。事实上，混沌作为确定性系统中出现的一种类随机现象，揭示了自然界及人类社会中普遍存在的复杂性 [*-*]。但由于混沌现象的非线性性以及复杂网络的复杂性，现有文献对小世界网络或者说复杂网络的混沌现象研究较少。以小世界网络方式连接的复杂网络会具有怎样的动力学特性尤其是混沌现象，是非常值得研究的一个问题。与此同时，同步现象作为复杂网络最重要的动力学特性之一普遍存在于各类复杂网络中，对复杂动态网络的同步控制是复杂网络研究和应用的关键环节 [6-8]。对小世界复杂网络的同步现象进行研究，无疑也具有重大的现实研究意义和广阔的应用前景，

此外，混沌信号由于其类噪声特性和长期不可预测性，已被广泛研究并用于保密通信、雷达信号处理、信号检测等诸多领域。但在实际情况下，混沌信号总是会被噪声污染，而混沌信号具有非周期、宽带频谱等特性，一些现有的信号复原方法在处理混沌信号时难以获得理想的效果。因此，研究噪声污染下混沌信号的重构技术具有重要意义，有效的混沌重构技术也将大大提高各种应用的性能。

以压缩感知为典型代表的稀疏理论提出：稀疏的或具有稀疏表达的有限维数的信号可以利用远少于奈奎斯特采样数量的线性、非自适应的测量值无失真地重建出来。该理论一经提出，便在信息论、信号/图像处理、医疗成像、射电天文、模式识别、光学/雷达成像和信道编码等诸多领域引起广泛关注 [*-*]。在信号处理领域，信号的稀疏重构理论仍是一个较新的研究方向，近年来，学者们在该方向已取得了一些显著的研究成功，但很多问题仍需进一步研究。事实上，该理论的应用前提是能够对需处理的信号进行直接或间接的稀疏建模，合理地选取具有等距约束等限制条件的采样矩阵以及提出更高精度、更低复杂度或对噪声更鲁棒的后端恢复算法 [*-*]。此外，含噪混沌信号的稀疏重构问题尚未有完善的研究。因此，能否将稀疏理论用于复杂网络带噪混沌信号的重构具有重要意义，有效的混沌重构算法也将大大提高混沌信号各种应用的性能。

1.2 研究现状

1.2.1 复杂网络混沌、同步动力学研究现状

最早的小世界网络动力学研究在 1998 年 Watts 及 Strogatz 的文章中给出，他们利用相应的小世界模型模拟传染病在人群中传播，研究表明相较于规则网络，小世界网络的传播能力明显要快得多。随后，研究学者们围绕各种小世界网络

的动力学特性展开了研究 [*-*]。2001年, Zhuo Gao 研究了小世界网络的随机共振现象, 发现小世界网络的随机共振效应相比与普通网络有所增强 [*]。2002年, H. Hong 等探讨了小世界网络同步性并发现随着重连概率的增大, 小世界网络中各个振子间同步性显著提高。2001年, Xin-She Yang 对一个非线性时滞混沌小世界网络进行研究, 发现小世界混沌网络的传播要比规则网络速度更快。2012年, Li Ning 提出了一个基于小世界网络的离散复杂网络, 并研究其分叉和混沌等动力学特性后发现相较于规则网络, 小世界网络的混沌现象在适当的参数下会得到控制。

1.2.2 信号的稀疏重构研究现状

稀疏重构是目前最优化领域中非常热门的研究课题, 最早是由美国科学院院士 David Donoho 等人于 1998 年提出来的 [*], 它的本质思想是结合解的稀疏性结构来构建数学模型, 克服欠定线性反问题的不适定性, 进而提升模型的稳定性和准确性。2005 年, 数学家 Emmanuel Candès 与陶哲轩给出了稀疏重构理论的数学理论, 证明在已知信号的稀疏性情况下, 稀疏重构优化模型能够利用极少数的采样数(显著优于奈奎斯特采样定理)来重建原信号, 奠定了稀疏优化模型的理论根基 [*]。在过去的 10 多年中, 稀疏优化模型吸引了学术界与业界的大量关注, 并且在诸如压缩感知、图像科学、机器学习、统计建模和基因组学数据分析等很多领域都取得了成功的应用。

目前已有的稀疏重构求解算法主要可归为三大类:

(1) 凸优化算法: 这类方法是将非凸问题转化为凸问题求解以找到信号的逼近, 如基追踪 (Basis Pursuit, BP)BP 算法, 梯度投影方法等。这类算法的核心思想是将 NP-hard 的 0 范数优化问题转换为可解的凸优化问题, 即 1 范数问题, 随后使用一般的凸优化方法来解决。这种做法需要具备一定条件与限制, 并且算法复杂度高, 迭代时间久。

(2) 贪婪算法: 这类算法是通过每次迭代时选择一个局部最优解来逐步逼近原始信号, 典型的贪婪算法是匹配追踪算法 (MP), 通过一定的选择标准来确定信号的支撑集, 逐步提高其稀疏度。最常见的是正交匹配追踪法 OMP, 又发展出了 StOMP, CoSaMP 等改良算法。总的来说, 贪婪类稀疏重构算法速度快, 然而需要的测量数据多且精度低。

(3) 组合算法: 这类方法要求信号的采样支持通过分组测试快速重建, 如代

表性方法稀疏贝叶斯学习方法 (SBL)。该类方法位于前两者之间，具有强于优化算法的适应性与优于贪婪算法的最终结果。

1.3 本文主要工作和论文结构

本文在经典 Duffing 振子的基础上，提出一个以 WS 小世界网络方式进行连接的 Duffing 复杂网络 (简称 Duffing-WS 型小世界网络)，并研究该复杂小世界网络的混沌现象，分析复杂系统耦合强度、重连概率、邻接度等参数对其混沌特性的影响规律；同时考虑采用稀疏重构理论建立重构算法还原小世界网络生成的带噪混沌信号。

本文的主要工作和论文结构如下：

第 1 章介绍本文的研究背景及意义和研究现状。

第 2 章介绍本文工作涉及内容所需的基础理论。首先介绍复杂网络及小世界网络的基本概念和性质，接着介绍非线性动力系统的混沌以及同步基本理论，最后梳理稀疏重构的基本理论，包括稀疏重构的基本数学模型、实现稀疏重构所需基本条件，以及稀疏重构常见数值算法。

第 3 章针对所提 Duffing-WS 型小世界网络，研究该网络的混沌、同步等基本动力学特性。

(1) 首先在经典 Duffing 振子的基础上，提出一个以 WS 小世界网络方式进行连接的 Duffing 复杂网络 (简称 Duffing-WS 型小世界网络)，利用变分法推导 Duffing-WS 型小世界网络的最大李雅普诺夫指数表达式，以庞加莱截面分岔图和李雅普诺夫指数为工具研究该复杂网络的混沌现象，通过微分方程数值解法进行数值仿真，使用 LE 指数衡量系统的混沌程度与振幅范围，分析小世界网络重连度，重连概率和耦合强度对此复杂网络混沌现象的影响。相应的仿真分析表明，本文所提 Duffing-WS 小世界网络的各个粒子输出也呈现出小尺度周期运动、倍周期分岔、混沌和大尺度周期运动等多种状态，其混沌的参数范围较单个 Duffing 方程更为复杂。网络重连度，重连概率和耦合强度等参数对其混沌区域的影响也较传统规则网络有明显不同。

(2) 接着，同样基于变分法给出本文所提 Duffing-WS 小世界网络 (*) 变法方程所对应的主稳定函数，并由此分析 Duffing-WS 小世界网络的同步性。分析表明，本文所提 Duffing-WS 小世界网络的同步性主要受到小世界网络连接拓扑矩

阵 Laplacian 特征值和耦合强度等参数影响。。。 ZL 注：这里需要根据第 3 章修改结果同步改一下。

第 4 章基于稀疏重构理论提出了一种针对被噪声污染混沌信号的重构算法，仿真实验表明，该方法能较为稳健地恢复受噪声干扰的 Duffing-WS 型小世界网络输出的带噪混沌信号，不仅较具有更高的输出信噪比，而原始信号的混沌特性也能得到较大程度的恢复，这是一般稀疏重构算法不具有的。

第 5 章总结全文。

第 2 章 基础理论

2.1 复杂网络和混沌基本理论

21 世纪是复杂性和网络化的世纪。从 20 世纪七八十年代开始，在国际上形成了非线性科学和复杂性问题的研究热潮。尤其是 20 世纪 90 年代以来，人类已经生活在一个充满各种各样复杂网络的世界中，许多复杂性问题都可以从复杂网络的角度去研究。随着以互联网为代表的网络信息技术的迅速发展，人类社会已经迈入了复杂网络时代。人类的生活与生产活动越来越多地依赖于各种复杂网络系统安全可靠和有效的运行。作为一个跨学科的新兴领域，“网络科学与工程”已经逐步形成并获得了迅猛发展。现在，许多发达国家的科学界和工程界都将这个新兴领域提上了国家科技发展规划的议事日程。在中国，复杂系统包括复杂网络作为基础研究也已列入《国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006-2020 年)》。

网络科学与工程重点研究自然科学技术和社会政治经济中各种复杂系统微观性态与宏观现象之间的密切联系，特别是其网络结构的形成机理与演化方式、结构模式与动态行为、运动规律与调控策略，以及多关联复杂系统在不同尺度下行为之间的相关性等。网络科学与工程融合了数学、统计物理、计算机科学及各类工程技术科学，探索采用复杂系统自组织演化发展的思想去建立全新的理论和方法，其中的网络拓扑学拓展了人们对复杂系统的认识，而网络动力学则更深入地刻画了复杂系统的本质。网络科学既是数学中经典图论和随机图论的自然延伸，也是系统科学和复杂性科学的创新发展。

图论是一种强有力的研究工具和研究方法。图 (Graph) 提供了一种用抽象的点和线表示各种实际网络的统一方法，因而也成为目前研究复杂网络的一种共同的语言。下面我们给出图论的几个基本概念。

2.1.1 图论的基本知识

图是对系统中基本单元（称为节点）集合，以及每两个基本单元之间关系（边）集合之间关系的描述。图可以定义为一个三元组 $G = (V, E, \phi)$ 集合 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 称为节点集；集合 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ 称为边集；

ϕ 是边集 E 到节点集 V 的一个映射，称为关联函数。 V 中的元素称为节点

或顶点 (node 或 vertex)， E 中的元素称为边、弧或连线 (edge, arc 或 line)，且 E 中的每条边 e_m 都有 V 的一对节点 (v_i, v_j) 与之对应。用计算机分析实际网络的性质面临的第一问题就是如何在计算机中表示一个网络。图的矩阵表示架起了图论与矩阵论之间的桥梁，通过这种表示方法就能借助于矩阵的理论和分析方法来研究图论中的问题。邻接矩阵描述了节点与节点之间的邻接关系，通常会用一个方阵 A 来表示，方阵中的元素用 a_{ij} 表示。

记 $G = (V, E)$ 为一个非空图，其中 V 是其顶点集， E 是边集。图中一点 v 的相邻点集记为 $N(v)$ ，顶点的度是指与其相连的边的个数记为 $d(v)$ ，一个图的平均度定义为

$$d(G) := \frac{1}{|V|} \sum_{v \in V} d(v) \quad (2.1)$$

图 G 的一条路径是一个子图，其顶点集与边集描述了原图中某一点到另一点的一条通路。一个圈是指一个子图，描述了以某点为起始点与终止点的一条非平凡路径。一个含有 N 个节点、 M 个边的图 G 的密度定义 ρ 为

$$\rho = \frac{M}{\frac{1}{2}N(N - 1)} \quad (2.2)$$

定义 2.1. 如果非空图 G 中任意两顶点之间均有一条路相连，称图 G 为联通图。

给定子图 $A, B \subseteq V$ 和 $X \subseteq V \cup E$ ，如果 G 的每条 $A - B$ 路均包含 X 中的一个顶点或一条边，称在 G 中 X 分离 (separate) 集合 A 和 B 。下面是图论中一个重要的定理

定理 2.1. 设 $G = (V, E)$ 是一个图且 $A, B \subseteq V$ 。那么，在 G 中分离 A 和 B 的顶点的最小数目等于 G 中互不相交的 $A - B$ 路的最大数目。

网络中节点的距离定义为连接这两个点的最小所经边数目。网络的平均长度定义为

$$L = \frac{1}{\frac{1}{2}N(N - 1)} \sum_{i \neq j} d_{ij} \quad (2.3)$$

其中 d_{ij} 为节点 i, j 之间的距离。如果图本身并不联通，则只计算相连两点的距离的算术平均数。一个图的直径 D 定义为任意两个节点之间距离的最大值。

定义 2.2. 图中一个节点 i 的聚类系数 C_i 定义为

$$C_i = \frac{E_i}{(k_i(k_i - 1))/2} = \frac{2E_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (2.4)$$

其中 k_i 为该节点的度， E_i 为其 k_i 个邻节点之间存在的边的数目。还有一种聚类系数的几何定义，两个定义并不等价，一般会加以说明

$$C_i = \frac{\text{包含节点 } i \text{ 的三角形的数目}}{\text{以节点 } i \text{ 为中心的连通三元组的数目}} \quad (2.5)$$

图的聚类系数定义为节点的聚类系数的均值

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (2.6)$$

2.1.2 规则网络

如果系统中节点及其与边的关系是固定的，每个节点都有相同的度数，就可以用规则图来表示这个系统。这样的网络就称为规则网络。常见的规则网络包括：全局耦合网络；最近邻耦合网络；星形耦合网络。

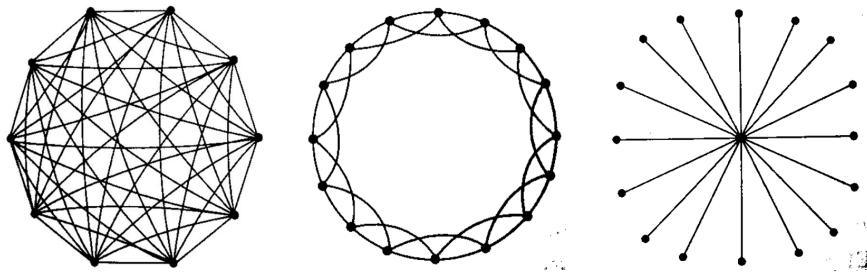


图 2.1 规则网络

2.1.3 复杂网络

系统是由相互作用和相互依赖的若干组成部分结合的具有特定功能的有机整体。从三个方面理解系统的概念：① 系统是由若干要素（部分）组成的。② 系统有一定的结构。③ 系统有一定的功能。系统有如下的属性：集合性、相关性、层次性、整体性、涌现性、对环境的适应性。从图论意义上理解网络，网络是指由节点和连线构成的图。有时用带箭头的连线表示从一个节点到另一个节点存在的某种顺序关系。有时在节点或连线旁标出数值，称为点权或线权，有时不标任何数。网络和系统通常是密切联系的，如果用节点表示系统的各个组成部分即系统的元素，两个节点之间的连线表示系统元素之间的相互作用，那么网络就为研究系统提供了一种新的描述方式。一般认为复杂系统具有以下特征：非线性与动态性、非周期性和开放性、奇怪吸引性、结构自相似性（分形）。另外，复杂系

统还具有突现性、不稳定性、不确定性、不可预测性等特征。复杂网络可以看作由一些具有独立特征的又与其他个体相互连接的节点的集合，每个个体可视为图中一个节点，节点间的相互连接视为图中的边。复杂网络包括两个层面：作为其连接拓扑结构的图和作为其状态和功能的系统。

钱学森给出了复杂网络的一个较严格的定义：具有自组织、自相似、吸引子、小世界、无标度中部分或全部性质的网络称为复杂网络。原则上说，任何包含大量组成单元（或子系统）的复杂系统，当我们把构成单元抽象成节点，单元之间的相互作用抽象为边时，都可以当作复杂网络来研究。

复杂网络是指不规则、度分布不均匀的网络模型，常见的复杂网络模型有全随机方式生成的 ER 随机图，在规则网络上进行修改的小世界模型。本节内容会给出这几种的复杂网络模型的生成方法与其性质。

2.1.3.1 ER 随机图

与完全规则网络相反的是完全随机网络。典型的模型是 Erdős 和 Rényi 于 40 多年前开始研究的 ER 随机图模型，其顶点采用完全随机连边的方式进行连接，它是一种完全随机图，是随机性最强的图。下面我们首先给出具有固定次数连接独立两点的 ER 随机图 $G(N, M)$ 的构造算法：

(1) 初始化：给定 N 个节点和待添加的边数 M 。

(2) 随机连边：

1) 随机选取一对没有边相连的不同的节点，并在这对节点之间添加一条边。

2) 重复步骤 1)，直至在 M 对不同的节点对之间各添加了一条边。

然后是以一定概率连接各独立顶点的 ER 随机图 $G(N, p)$ 构造算法

(1) 初始化：给定 N 个节点以及连边概率 $p \in [0, 1]$ 。

(2) 随机连边：

1) 选择一对没有边相连的不同的节点。

2) 生成一个随机数 $r \in (0, 1)$ 。

3) 如果 $r < p$ ，那么在这对节点之间添加一条边；否则就不添加边。

4) 重复步骤 1)-3)，直至所有的节点对都被选择过一次。

对第二种 $G(N, M)$ 进行性质分析。首先生成的随机图恰好具有 M 条边的概

率为

$$P(M) = \binom{C_N^2}{M} p^M (1-p)^{C_N^2 - M} \quad (2.7)$$

其中, $C_N^2 = \binom{N}{2}$, $\binom{C_N^2}{M}$ 表示具有 N 个节点和 M 条边的简单图的数量, $p^M (1-p)^{C_N^2 - M}$ 表示有 M 对节点之间添加了边, $C_N^2 - M$ 对节点之间没有添加边。边数分布的平均值为:

$$\langle M \rangle = \sum_{n=0}^{C_N^2} n P(n) = \binom{C_N^2}{2} p = p \frac{N(N-1)}{2} \quad (2.8)$$

边数分布的方差:

$$\sigma_M^2 = \langle M^2 \rangle - \langle M \rangle^2 = p(1-p) \frac{N(N-1)}{2} \quad (2.9)$$

$G(N, M)$ 中节点度的概率分布符合泊松分布。

$$P(k) = \binom{N-1}{k} p^k (1-p)^{N-1-k} \quad (2.10)$$

根据概率统计中的内容, 其期望与方差分别为

$$\langle k \rangle = p(N-1) \quad (2.11)$$

$$\sigma_k^2 = p(1-p)(N-1) \quad (2.12)$$

由于两个节点之间不论是否具有共同的邻居节点, 共连接概率均为 p , 所以聚类系数为

$$C = p = \langle k \rangle / (N-1) \quad (2.13)$$

2.1.3.2 WS 小世界模型

WS 小世界模型是通过在规则图上做带有随机性的更改形成的。

WS 模型构建算法

(1) 从规则图开始: 给定一个含有 N 个点的环状最近邻耦合网络, 其中每个节点都与它左右相邻的各 $K/2$ 个节点相连, K 是偶数。

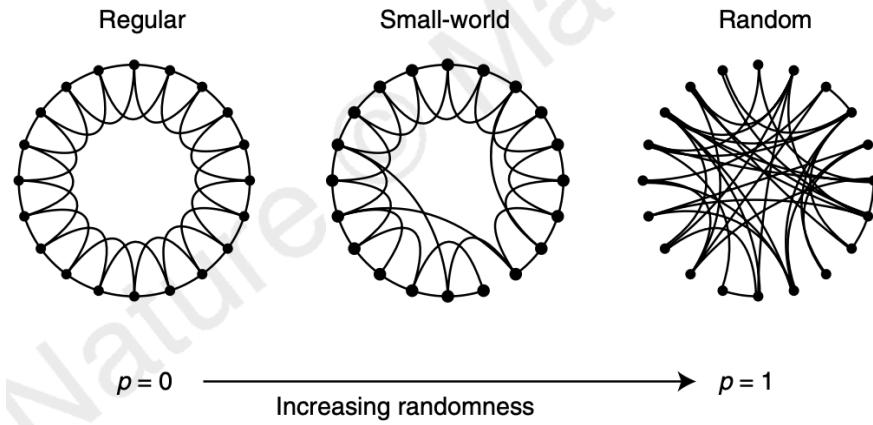


图 2.2 WS 随机网络的构造

(2) 随机化重连: 以概率 p 随机地重新连接网络中原有的每条边, 即把每条边的一个端点保持不变, 另一个端点改取为网络中随机选择的一个节点。其中规定不得有重边和自环。

可以看出, $p = 0$ 时是完全规则的网络, $p = 1$ 时是完全随机的网络。WS 模型的聚类系数与平均路径长度时关于重连概率 p 的函数其关系如图 WS 模型的

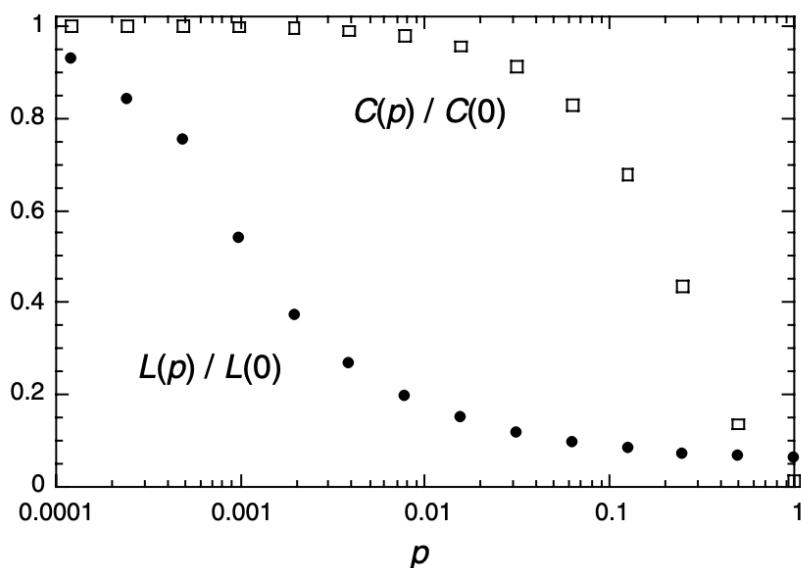


图 2.3 WS 随机网络的聚类系数与重连概率

聚类系数的估计如下

$$\begin{aligned}
 \tilde{C}_{WS}(p) &\triangleq \frac{M_0(1-p)^3 + O(1/N)}{K(K-1)/2} \\
 &= \frac{3K(K-2)/8}{K(K-1)/2}(1-p)^3 + O(1/N) \\
 &= \frac{3(K-2)}{4(K-1)}(1-p)^3 + O(1/N) \\
 &= C_{nc}(1-p)^3 + O(1/N)
 \end{aligned} \tag{2.14}$$

下面来研究 WS 模型的度分布，在 $p > 0$ 时，每个节点仍与顺时针方向的 $K/2$ 条原有的边相连，即每个节点的度至少为 $K/2$ 。为此，记节点 i 的度为 $k_i = s_i + K/2$ 。 s_i 又可分为两部分： $s_i = s_i^1 + s_i^2$ ， s_i^1 表示在原有的与节点 i 相连的逆时针方向的 $K/2$ 条边中保持不变的边的数目，其中每条边不变的概率为 $1-p$ ； s_i^2 表示通过随机重连机制连接节点 i 上的长程边，每条这样的边的概率为 p/N 。有

$$\begin{aligned}
 P_1(s_i^1) &= \binom{K/2}{s_i^1} (1-p)^{s_i^1} p^{K/2-s_i^1} \\
 P_2(s_i^2) &\simeq \frac{(pK/2)^{s_i^2}}{(s_i^2)!} e^{-pK/2} \text{ 当 } N \text{ 充分大时.}
 \end{aligned} \tag{2.15}$$

对于任一度为 $k \geq K/2$ 的节点， $s_i^1 \in [0, \min(k - K/2, K/2)]$ 。当 $k < K/2$ 时， $P(k) = 0$ ，当 $k \geq K/2$ 时

$$P(k) = \sum_{n=0}^{\min(k-K/2, K/2)} \binom{K/2}{n} (1-p)^n p^{K/2-n} \frac{(pK/2)^{k-(K/2)-n}}{(k-(K/2)-n)!} e^{-pK/2} \tag{2.16}$$

2.1.3.3 NW 小世界模型

NW 小世界模型是通过在规则图上有随机性的增加长程边形成的，相比 WS 模型，这是一种更常见的小世界模型。

NW 模型构建算法

- (1) 从规则图开始：给定一个含有 N 个节点的环状最近邻耦合网络，其中每个节点都与它左右相邻的各 $K/2$ 个节点相连， K 是偶数。
- (2) 随机化加边：以概率 p 在随机选取的 $NK/2$ 对节点之间添加边，其中规定不得有重边和自环。

首先讨论聚类系数，NW 模型的聚类系数采用几何聚类系数来讨论， $p = 0$ 时，网络中的三角形数量为 $\frac{1}{4}NK\left(\frac{1}{2}K-1\right)$ 。 $p > 0$ 时，现在我们需要计算在添

加了长程边之后新增加的三角形的数量。网络中长程边的平均数为 $\frac{1}{2}NKp$, 这些边可以在 $\frac{1}{2}N(N - 1)$ 个点对之间添加, 每一对节点之间有长程边相连的概率为

$$\frac{\frac{1}{2}NKp}{\frac{1}{2}N(N - 1)} = \frac{Kp}{N - 1} \approx \frac{Kp}{N} \quad (2.17)$$

包含一条长程边的三角形数量可以近似为一个与 N 无关的常数:

$$N \times \frac{Kp}{N} = Kp \quad (2.18)$$

当网络规模趋于无穷时, 这一常数与最近邻网络的三角形数量相比是可以忽略不计的。因此, 对于 $0 \leq p \ll 1$ 模型中的三角形的数量近似为 $\frac{1}{4}NK\left(\frac{1}{2}K - 1\right)$ 每条长程边都可以与 N 条边的两个端点之一形成连通三元组, 因此包含一条长程边的连通三元组的平均数量为

$$\frac{1}{2}NKp \times K \times 2 = NK^2p \quad (2.19)$$

如果一个节点与 $m > 1$ 条长程边相连, 那么从中任选两条长程边就构成一个连通三元组, 共有 $\frac{1}{2}m(m - 1)$ 种可能。平均一个节点与 Kp 条长程边相连, 因此网络中以一个节点为中心的包含两条长程边的连通三元组数量的均值为

$$N \times \frac{1}{2}Kp(Kp - 1) \approx \frac{1}{2}NK^2p^2 \quad (2.20)$$

因此, NW 模型中总的连通三元组的数量的均值为

$$\frac{1}{2}NK(K - 1) + NK^2p + \frac{1}{2}NK^2p^2 \quad (2.21)$$

综上所述, 当 $0 \leq p < 1$ 时, NW 小世界网络模型的聚类系数的估计值为

$$\begin{aligned} \tilde{C}_{NW}(p) &= \frac{3 \times \frac{1}{4}NK\left(\frac{1}{2}K - 1\right)}{\frac{1}{2}NK(K - 1) + NK^2p + \frac{1}{2}NK^2p^2} \\ &= \frac{3(K - 2)}{4(K - 1) + 4Kp(p + 2)} \end{aligned} \quad (2.22)$$

小世界模型的平均路径长度具有如下形式

$$L = \frac{N}{K}f(NKp) \quad (2.23)$$

$f(x)$ 被称为普适标度函数, NW 模型的平均路径长度有如下近似

$$f(x) = \frac{2}{\sqrt{x^2 + 4x}} \operatorname{artanh} \sqrt{\frac{x}{x + 4}} \quad (2.24)$$

在 x 远大于 1 时, 可以简化为

$$f(x) \simeq \frac{1}{\sqrt{x^2 + 4x}} \ln \frac{\sqrt{1 + 4/x} + 1}{\sqrt{1 + 4/x} - 1} \simeq \frac{\ln x}{x}, \quad x \gg 1 \quad (2.25)$$

将 $f(x)$ 代入, 最后得出

$$L = \frac{\ln(NKp)}{K^2 p}, \quad NKp \gg 1 \quad (2.26)$$

由图看出, 这种近似效果优异。

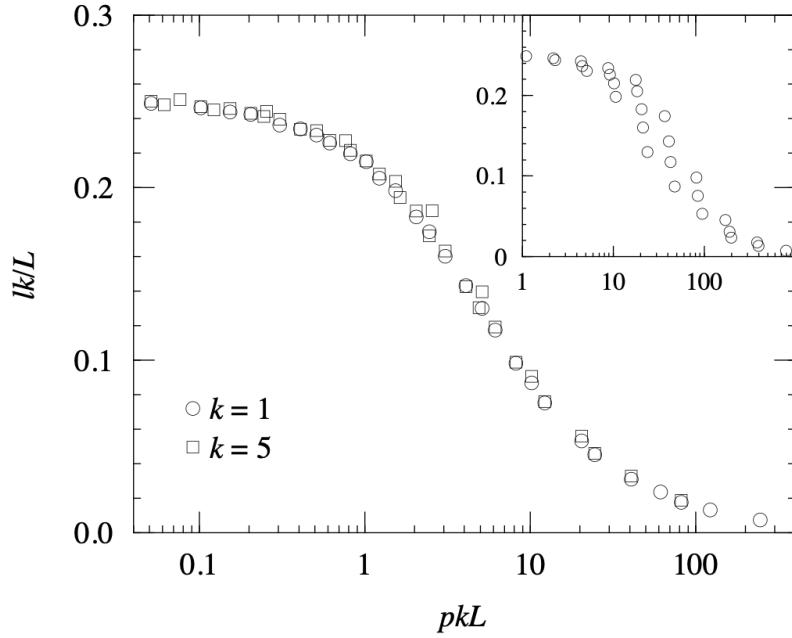


图 2.4 NW 随机网络的平均路径长度

下面讨论度分布, 由于每对节点之间有边相连的概率为 $Kp/(N - 1)$, 因此

$$P(k) = \binom{N-1}{k-K} \left[\frac{Kp}{N-1} \right]^{k-K} \left[1 - \frac{Kp}{N-1} \right]^{N-1-k+K} \quad (2.27)$$

NW 模型中长程边的平均数为 $\frac{1}{2}NKp$, 涉及的端点数目为 NKp 。因此, 网络中长程边的数量为 Kp , 即 $\langle k - K \rangle = Kp$ 。当网络中节点数 N 充分大时, 可近似写为泊松分布:

$$P(k) = \frac{(Kp)^{k-K}}{(k-K)!} e^{-Kp} \quad (2.28)$$

2.2 非线性系统的稳定性和混沌

在刘慈欣的著作《三体》中提到了一个经典的天体物理问题——三体问题, 这个问题的一个重要特点是三体系统的不稳定性, 即在微小扰动的影响下, 依托

于一定时间内已知的位置与运动信息预测出将来的位置具有很大的变化。现实中很难把握系统中全部的微信息，例如一个原子的微小扰动几乎是难以描述的，如果模型自身对这种微小差异敏感度极高，那意味着这个系统几乎没有可以预测的可能性，预测出的结果与现实差异会随着时间轴指数级放大。衡量非线性系统的稳定性研究主要由李雅普诺夫稳定性入手。

2.2.1 非线性系统的稳定性

考虑自治系统

$$\dot{x} = f(x) \quad (2.29)$$

其中， $f : D \rightarrow R^n$ 是从定义域 $D \subset R^n$ 到 R^n 上的局部利普希茨映射。假定 $\bar{x} \in D$ 是其平衡点，即 $f(\bar{x}) = 0$ 。不失一般性，所有定义和定理都是对平衡点在 R^n 上的原点，即 $\bar{x} = 0$ 时的情况而言。因为经过变量代换总可以把平衡点变换为原点。假设 $\bar{x} \neq 0$ ，经 $y = x - \bar{x}$ 变换后， y 的导数为

$$\dot{y} = \dot{x} = f(x) = f(y + \bar{x}) \stackrel{\text{def}}{=} g(y), g(0) = 0 \quad (2.30)$$

对于变量 y ，系统在原点有平衡点。

定义 2.3. 对于平衡点 $x = 0$ ，如果对于每个 $\varepsilon > 0$ ，都存在 $\delta = \delta(\varepsilon) > 0$ ，满足

$$\|x(0)\| < \delta \Rightarrow \|x(t)\| < \varepsilon, \quad \forall t \geq 0 \quad (2.31)$$

则该平衡点是稳定的。如果稳定，且可选择适当的 δ ，满足

$$\|x(0)\| < \delta \Rightarrow \lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = 0 \quad (2.32)$$

则该平衡点是渐近稳定的。

下面的李雅普诺夫稳定性定理是判断平衡点稳定的重要方法，它能够用某些其他函数代替能量以确定平衡点的稳定性。设 $V : D \rightarrow R$ 是连续可微函数， $\dot{V}(x)$ 是 $V(x)$ 沿方程轨线的导数。即

$$\begin{aligned} \dot{V}(x) &= \sum_{i=1}^n \frac{\partial V}{\partial x_i} \dot{x}_i = \sum_{i=1}^n \frac{\partial V}{\partial x_i} f_i(x) \\ &= \left[\frac{\partial V}{\partial x_1}, \frac{\partial V}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial V}{\partial x_n} \right] \begin{bmatrix} f_1(x) \\ f_2(x) \\ \vdots \\ f_n(x) \end{bmatrix} = \frac{\partial V}{\partial x} f(x) \end{aligned} \quad (2.33)$$

定理 2.2. 设 $x = 0$ 是方程的一个平衡点, $D \subset R^n$ 是包含原点的定义域。设 $V : D \rightarrow R$ 是连续可微函数, 如果

$$\begin{aligned} V(0) &= 0, \quad V(x) > 0 \quad \text{在 } D - \{0\} \text{ 内} \\ \dot{V}(x) &\leq 0 \quad \text{在 } D \text{ 内} \end{aligned} \tag{2.34}$$

那么, 原点 $x = 0$ 是稳定的。此外, 如果

$$\dot{V}(x) < 0 \quad \text{在 } D - \{0\} \text{ 内} \tag{2.35}$$

那么, 原点 $x = 0$ 是渐近稳定的。

满足式 (2.33) 的连续可微函数 $V(x)$ 称为李雅普诺夫函数。对于某个 $c > 0$, 曲面 $V(x) = c$ 称为李雅普诺夫面或等位面。下面是 Barbashin-Krasovski 定理。

定理 2.3. 设 $x = 0$ 是方程的平衡点, $V : R^n \rightarrow R$ 是一个连续可微函数, 且满足

$$\begin{aligned} V(0) &= 0 \text{ 且 } V(x) > 0, \quad \forall x \neq 0 \\ \|x\| \rightarrow \infty &\Rightarrow V(x) \rightarrow \infty \\ \dot{V}(x) &< 0, \quad \forall x \neq 0 \end{aligned} \tag{2.36}$$

下面是 Chetaev 定理, 用于确定非稳定平衡点的不稳定性。

定理 2.4. 设 $x = 0$ 是方程 (4.1) 的平衡点。设 $V : D \rightarrow R$ 是连续可微函数, 满足 $V(0) = 0$, 且对于任意小 $\|x_0\|$ 的某一点 x_0 , 有 $V(x_0) > 0$ 。定义集合 $U = \{x \in B_r \mid V(x) > 0\}$, 并假设在 U 内有 $\dot{V}(x) > 0$, 那么 $x = 0$ 就是非稳定平衡点。

接下来讨论非线性系统线性化的方法, 定义线性系统

$$\dot{x} = Ax \tag{2.37}$$

该系统在原点处有一个平衡点, 当且仅当 $\det(A) \neq 0$ 时, 该平衡点是孤立的。如果 $\det(A) = 0$, 则矩阵 A 有一个非平凡零空间。 A 的零空间内的每一点都是系统的平衡点, 进而系统有一个平衡点子空间。线性系统不可能有多个孤立的平衡点, 因为如果 \bar{x}_1 和 \bar{x}_2 是系统的两个平衡点, 那么连接 \bar{x}_1 和 \bar{x}_2 两点的直线上的

每一点都是系统的平衡点。原点的稳定性质由矩阵 A 的特征值位置决定。对于给定的初始状态 $x(0)$, 系统的解为

$$x(t) = \exp(At)x(0) \quad (2.38)$$

转换为若尔当标准型

$$P^{-1}AP = J = \text{block diag } [J_1, J_2, \dots, J_r] \quad (2.39)$$

$$J_i = \begin{bmatrix} \lambda_i & 1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_i & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & \ddots & & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & & 0 \\ \vdots & & & & \ddots & 1 \\ 0 & \dots & \dots & \dots & 0 & \lambda_i \end{bmatrix}_{m \times m} \quad (2.40)$$

因此

$$\exp(At) = P \exp(Jt) P^{-1} = \sum_{i=1}^r \sum_{k=1}^{m_i} t^{k-1} \exp(\lambda_i t) R_{ik} \quad (2.41)$$

定理 2.5. 当且仅当 A 的所有特征值都满足 $\operatorname{Re} \lambda_i \leq 0$, 对于每个 $\operatorname{Re} \lambda_i = 0$, 代数重数 $q_i \geq 2$ 的特征值满足 $\operatorname{rank}(A - \lambda_i I) = n - q_i$ 时 (n 为 x 的维数), 方程 $\dot{x} = Ax$ 的平衡点 $x = 0$ 是稳定的。当且仅当 A 的所有特征值满足 $\operatorname{Re} \lambda_i < 0$ 时, 平衡点 $x = 0$ 是全局渐近稳定的。

回到非线性系统 (2.29), $f : D \rightarrow \mathbb{R}^n$ 是从 $D \subset \mathbb{R}^n$ 到 \mathbb{R}^n 的连续可微映射。假设原点 $x = 0$ 在 D 内, 且为系统的一个平衡点, 即 $f(0) = 0$ 。根据均值定理

$$f_i(x) = f_i(0) + \frac{\partial f_i}{\partial x}(z_i)x \quad (2.42)$$

其中 z_i 是连接 x 与原点之间的线段上的一点。由于 $f(0) = 0$

$$f_i(x) = \frac{\partial f_i}{\partial x}(z_i)x = \frac{\partial f_i}{\partial x}(0)x + \left[\frac{\partial f_i}{\partial x}(z_i) - \frac{\partial f_i}{\partial x}(0) \right]x \quad (2.43)$$

所以

$$f(x) = Ax + g(x) \quad (2.44)$$

其中

$$A = \frac{\partial f}{\partial x}(0), \quad g_i(x) = \left[\frac{\partial f_i}{\partial x}(z_i) - \frac{\partial f_i}{\partial x}(0) \right]x \quad (2.45)$$

并且

$$|g_i(x)| \leq \left\| \frac{\partial f_i}{\partial x}(z_i) - \frac{\partial f_i}{\partial x}(0) \right\| \|x\| \quad (2.46)$$

$$\frac{\|g(x)\|}{\|x\|} \rightarrow 0, \text{ 当 } \|x\| \rightarrow 0 \quad (2.47)$$

这就是说在原点的一个小邻域内，可以用对系统在原点的线性化方程

$$\dot{x} = Ax, \quad \text{其中 } A = \frac{\partial f}{\partial x}(0) \quad (2.48)$$

下面定理指出当原点是非线性系统的平衡点时，其稳定性可以通过研究线性系统在该平衡点的稳定性得出。

定理 2.6. 设 $x = 0$ 是非线性系统 $\dot{x} = f(x)$ 的一个平衡点，其中 $f : D \rightarrow \mathbb{R}^n$ 是连续可微的，且 D 为原点的一个邻域。设

$$A = \left. \frac{\partial f}{\partial x}(x) \right|_{x=0} \quad (2.49)$$

如果 A 的所有特征值都满足 $\operatorname{Re} \lambda_i < 0$ ，则原点是渐近稳定的。如果 A 至少有一个特征值满足 $\operatorname{Re} \lambda_i > 0$ ，则原点是不稳定的。

2.2.2 混沌基本理论

2.2.2.1 混沌定义

从牛顿力学创立之初，人们就坚信 Laplace 确定论思想，即对确定性动力系统施加确定性输入，将得到确定性的输出。这一结论对于线性系统是正确的，但对于非线性系统，则可能出现一种不可预测的、类随机的运动，即混沌 (chaos)。由于混沌的奇异性、复杂性尚未被彻底揭示，其定义至今尚不统一。首先来介绍 Li-Yorke 定义。

定理 2.7. (Li-Yorke) 若 $f(x)$ 为 $[a, b]$ 上的连续自映射，且 $f(x)$ 有 3 周期点，则 $\forall n \in \mathbb{Z}^+, f(x)$ 存在 n 周期点。

定义 2.4. (Li-Yorke) 区间 I 上的连续自映射 $f(x)$ 具有混沌现象，若其满足：

(1) f 的周期点的周期无上界，

(2) I 上存在不可数子集 S ，有

(i) 对任意 $x, y \in S, x \neq y$ 时， $\lim_{n \rightarrow \infty} \sup |f^n(x) - f^n(y)| > 0$ ；

(ii) 对任意 $x, y \in S, \lim_{n \rightarrow \infty} \inf |f^n(x) - f^n(y)| = 0$ ；

(iii) 对任意 $x \in S$ 和 f 的任意周期点 y ，有 $\lim_{n \rightarrow \infty} \sup |f^n(x) - f^n(y)| > 0$ 。

由定义可知：闭区间 I 上的连续函数 $f(x)$ ，若存在 3 周期点，则必存在任意正整数周期点，即存在混沌现象。定义中，条件 (i)、(ii) 表明子集中的点 x 与 y 相当分散又相当集中，条件 (iii) 意味着子集不会趋近于任意周期点。Li-Yorke 定义准确刻画了混沌运动的三个重要特征：(1) 存在不可数无穷多稳定非周期轨道；(2) 至少存在一个不稳定的非周期轨道；(3) 存在可数无穷多稳定周期轨道。

接下来是下一种定义混沌的方法——Devaney 混沌定义。

定义 2.5. (Devaney) 设 V 是一度量空间，称映射 $f : V \rightarrow V$ 为混沌的，若其满足：

- (1) 初值敏感性， $\exists \delta > 0, \forall \varepsilon > 0$ 与 $\forall x \in V, \exists y \in O_x(\varepsilon)$ 与 $n \in \mathbb{N}$, s.t. $d(f^n(x), f^n(y)) > \delta$ ；
- (2) 拓扑传递性，对 V 上任意开集 $X, Y, \exists k > 0, f^k(X) \cap Y \neq \emptyset$ (如映射有稠轨道，则其显然是拓扑传递的)；
- (3) f 的周期点集在 V 中稠密。

Devaney 定义从另外的角度刻画了混沌的重要特征，包括：(1) 初值敏感性：任意两点 x, y 即使非常靠拢，它们之间的距离在 f 作用多次后都将扩大到一定的程度，任意微小的初始误差，经多次迭代后都将导致计算 f 轨道的失败；(2) 拓扑传递性：在 f 的作用下，任意点的邻域将遍及整个度量空间 V ，表明 f 无法分解为在 f 下互不相影响的两个子系统；(3) 周期点集稠密性：意味系统具有很强规律性与确定性，形似混乱实则有序。

混沌的复杂运动状态为非线性动力系统所特有，但非共有，只有在适当的系统参数下才可能出现混沌运动，此外系统仍表现为通常的确定性运动。系统进入混沌运动主要有以下三种途径：倍周期分岔、Hopf 分岔以及 Hamilton 系统的 KAM 环面破裂。

2.2.2.2 混沌的特征

1976 年，P.Myrberg 发表的《具有极复杂动力学的简单数学模型》对混沌理论研究起到了重要作用，文中指出了一些具有分岔、混沌等极为复杂的动力学行为的简单数学模型。随后 M.Feigenbaum 发现了倍周期分岔中的标度性和普适常数，即通过周期不断地加倍而产生混沌，途径为：不动点 \rightarrow 2 周期点 \rightarrow 4 周期点

$\rightarrow \dots \rightarrow$ 极限点 \rightarrow 奇异吸引子。以一维 Logistic 映射为例，展现上述过程。Logistic 映射为

$$x_{n+1} = \mu x_n (1 - x_n), \quad x_i \in [0, 1], \mu \in [0, 4]. \quad (2.50)$$

首先求周期 1 解，即经过一次迭代后的不动点 $x_{n+1} = x_n$ 。由 $x_n = \mu x_n (1 - x_n)$ ，解得 $x_1^* = 0, x_2^* = 1 - 1/\mu$ 。因 $x_i \in [0, 1]$ (由模型代表的客观实际所决定，如某物种在自然界所占百分比)，而当 $0 \leq \mu < 1$ 时， $x_2^* < 0$ 不符合。另外稳定性要求 $|\partial x_{n+1}/\partial x_n| < 1$ ，令 $A = |\partial x_{n+1}/\partial x_n| = \mu (1 - 2x_n)$ ，则有：

(1) $0 \leq \mu < 1$ 时，映射有一个周期 1 不动点 $x_1^* = 0$ ，且 $A = |\partial x_{n+1}/\partial x_n|_{x^*=0} = \mu (1 - 2x_n)_{x^*=0} = \mu$ ，故其是映射在 $[0, 1]$ 内稳定的周期 1 不动点。

(2) $1 < \mu < 3$ 时，映射有两个周期 1 不动点 $x_1^* = 0, x_2^* = 1 - 1/\mu$ 。又因 $A = |\partial x_{n+1}/\partial x_n|_{x^*=0} = \mu > 1$ ，故 $x_1^* = 0$ 为不稳定不动点； $A = |\partial x_{n+1}/\partial x_n|_{x^*=1-1/\mu} = 2 - \mu$ ，则 $|A| = |2 - \mu| < 1$ ，故 $x_2^* = 1 - 1/\mu$ 是映射的稳定不动点。

(3) $3 < \mu < 1 + \sqrt{6}$ 时，两个不动点所对应的 $|A|$ 均大于 1，故不动点 x_1^*, x_2^* 均失稳，此时系统无周期 1 解，只能考虑周期 2 解(迭代两次后的不动点)。2 次迭代后的映射为

$$x_{n+2} = \mu x_{n+1} (1 - x_{n+1}) = \mu^2 x_n (1 - x_n) [1 - \mu x_n (1 - x_n)], \quad (2.51)$$

该映射有四个不动点，其中 $x_1^* = 0, x_2^* = 1 - 1/\mu$ 不稳定(由上)，而不动点 $x_3^* = [1 + \mu + \sqrt{(\mu + 1)(\mu + 3)}]/2, x_4^* = [1 + \mu - \sqrt{(\mu + 1)(\mu + 3)}]/2$ 稳定(证明同上)，故此时系统有两个周期 2 解。

(4) 如此继续，出现四周期、八周期情形。

最终当 $\mu = 3.5699$ 时，迭代数列不再具有稳定的周期性，系统进入混沌状态。

为观测 μ 对迭代格式 $x_{n+1} = \mu x_n (1 - x_n)$ 的影响，将区间 $(0, 4]$ 以步长 $\Delta\mu$ 离散化。对每个离散的 μ 值进行迭代，忽略前 50 个迭代值，把点 $(\mu, x_{51}), (\mu, x_{52}), \dots, (\mu, x_{100})$ 显示在坐标平面上，构成 Feigenbaum 图，它反映了分岔与混沌的基本特性。从 Feigenbaum 图可以看出，当 $\mu \in (0, 1)$ 时，0 是稳定的不动点；当 $\mu \in (1, 3)$ 时，0 是排斥点， $\mu_4 = (\mu - 1)/\mu$ 是稳定的不动点；当 $\mu \in (3, 3.4494897)$ 时，迭代变为 2 周期轨道， $\mu_1 = 3$ 是第一个分岔点；当 $\mu \in (3.4494897, 3.544090)$ 时，迭代变为 4 周期轨道， $\mu_2 = 3.4494897$ 是第二个分岔点；当 $\mu \in (3.544090, 3.564407)$

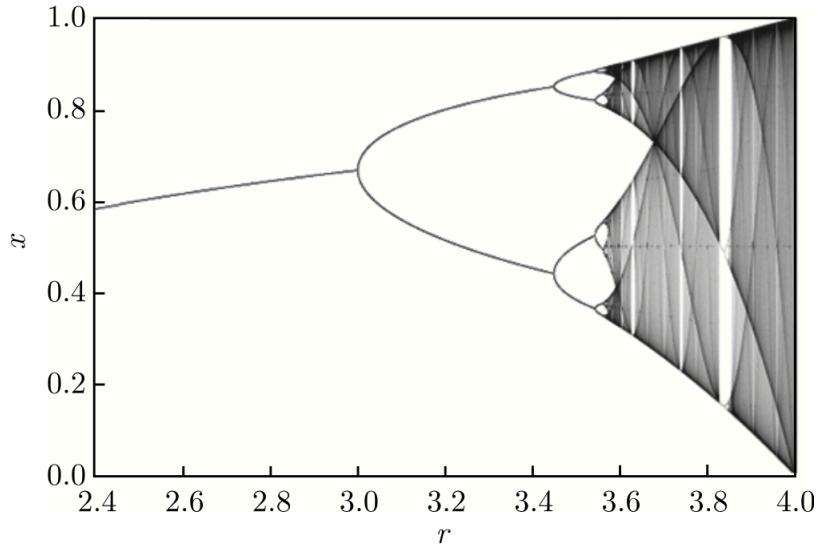


图 2.5 Logistic 迭代的 Feigenbaum 图

时，迭代变为 8 周期轨道， $\mu_3 = 3.544090$ 是第三个分岔点；下面迭代将依次分叉为 16 周期、32 周期、64 周期……这种分岔形式称为倍周期分岔，相应的分岔点为

$$\mu_4 = 3.564407, \mu_5 = 3.568759, \mu_6 = 3.569692, \mu_7 = 3.569891, \mu_8 = 3.569934,$$

参数 μ 收敛到 μ_∞ ，次收敛序列可表示为

$$\mu_n = \mu_\infty - c/\delta^n, \quad n \gg 1 \quad (2.52)$$

式中 δ 称为 Feigenbaum 常数，

$$\delta = 4.6692016091, \quad c = 2.6327, \quad \mu_\infty = 3.5699456 \quad (2.53)$$

20 世纪 40 年代，Landau 与 Hopf 先后独立提出了一种湍流发生的机制，其基本思想是：在雷诺数 Re 由极小逐渐增大的过程中，流体依次经历与时间无关的层流状态，此时对应相空间的稳定不动点；一次 Hopf 分岔，流体因频率为 ω_1 的振荡出现失稳；二次 Hopf 分岔，出现新的频率为 ω_2 的振荡，这种准周期运动使流体运动更加复杂；随着 Re 继续增大，将出现更多频率的准周期运动，最后出现极复杂的准周期运动，即为湍流。然而，试验证明该湍流理论并不符合实际。

为此，Ruelle 与 Takens 对上述湍流发生机制作出了修正，将湍流看作具有无数个频率耦合而成的振荡现象，且只需经过 4 次分岔，而非 Landau 和 Hopf 所

认为的需经过无数次。4维环面上具有4个不可公约的频率的准周期运动通常并不稳定，经扰动后转变为奇异吸引子，即著名的 $T^4 \rightarrow$ 混沌道路。随后，代之以 $T^2 \rightarrow$ 混沌道路，其典型途径为：不动点（平衡态） \rightarrow 极限环（周期运动） \rightarrow 二维环面（准周期运动） \rightarrow 奇异吸引子（混沌运动）。KAM 定理指出：近 Hamilton 系统的轨线分布在一些层层相套的环面（KAM 环面），而混沌区充满了两个环面之间。若为可积 Hamilton 系统，双曲平衡点与椭圆平衡点交替出现，相平面被鞍点连续分割，各部分运动互不相混；若为不可积 Hamilton 系统，鞍点连线破断，剧烈振荡出现在鞍点附近，这种振荡与 Smale 马蹄结构等价，从而导致混沌运动。

2.2.2.3 研究混沌常用方法

考虑几个基本问题：能否判定一个系统将出现混沌；可否对混沌作定量刻画；可否在某些非线性系统因混沌而无法长期预报的同时，得到混沌信号中的有用信息。分析系统混沌运动常用的方法有：观测法、相空间重构法、分频采样法、Poincaré 截面法等等，以下主要介绍自功率谱密度分析与 Lyapunov 指数法。首先来看自功率谱密度分析。设周期信号 $x(t)$ 的周期为 T ，其 Fourier 级数展开形式为

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{jn\omega_0 t} \quad (2.54)$$

式中

$$c_n = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x(t) e^{-jn\omega_0 t} dt \quad (2.55)$$

其物理意义表明：任意周期运动可由基频 $\omega_0 = 2\pi/T$ 与谐振 $n\omega_0$ 叠加而成。而准周期运动也可分解为一系列频率不可约的正弦谐波地叠加，两者的频率谱均为离散谱。设 $x(t)$ 为非周期信号，若满足绝对可积条件：

$$\int_{-\infty}^{\infty} |x(t)| dt < \infty \quad (2.56)$$

则其 Fourier 积分的展开式为

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (2.57)$$

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j\omega t} dt \quad (2.58)$$

表明非周期信号具有连续谱。可通过混沌信号自相关函数 $R_{xx}(\tau)$ 的 Fourier 变换反映其频域特性，并根据所得的自功率谱密度函数 $S_{xx}(f)$ 对混沌的频域特征进

行分析。

$$\begin{aligned} S_{xx}(f) &= \int_{-\infty}^{\infty} R_{xx}(\tau) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \\ R_{xx}(\tau) &= \int_{-\infty}^{\infty} S_{xx}(f) e^{-j2\pi f \tau} df \end{aligned} \quad (2.59)$$

混沌运动的功率谱为噪声背景宽峰的连续谱，其中的尖峰与周期运动相对应，反映出混沌轨道访问各混沌带的平均周期；而周期运动的功率谱中，尖峰只出现在基频及其倍频处；对于准周期的功率谱，尖峰在几个不可公约的基频及其频率叠加处出现；发生倍周期分岔时，功率谱图中的尖峰将在分频及其倍频频点上出现；由此，可判别运动的混沌、随机、周期、准周期特征。

2.2.2.4 LE 指数

最大 Lyapunov 指数是判断非线性时间序列是否为混沌系统的重要指标，混沌运动的基本特点是运动对初始条件的扰动极为敏感，两个靠近的初始值所产生的轨道，随时间推移按指数方式分离，Lyapunov 指数就是用以描述这一现象的量。在一维动力系统 $x_{n+1} = F(x_n)$ 中，初始两点迭代后互相分离或者靠拢，取决于导数 $\left| \frac{dF}{dx} \right|$ 的值。若 $\left| \frac{dF}{dx} \right| > 1$ ，则两点分开；若 $\left| \frac{dF}{dx} \right| < 1$ ，则得两点靠拢。有时在迭代过程中， $\left| \frac{dF}{dx} \right|$ 的值也随之而变化，呈现出时而分离时而靠拢的情况。为了从整体上看相邻两个状态，将对时间（或迭代次数）取平均。设平均每次迭代所引起的指数分离中的指数为 λ ，相距为 ε 的两点经过 n 次迭代后距离为

$$\varepsilon e^{n\lambda(x_0)} = |F^n(x_0 + \varepsilon) - F^n(x_0)| \quad (2.60)$$

取 $\varepsilon \rightarrow 0, n \rightarrow \infty$

$$\lambda(x_0) = \lim_{n \rightarrow \infty} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{1}{n} \ln \left| \frac{F^n(x_0 + \varepsilon) - F^n(x_0)}{\varepsilon} \right| = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \ln \left| \frac{dF^n(x)}{dx} \right|_{x=x_0} \quad (2.61)$$

可简化为

$$\lambda(x_0) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \ln \left| \frac{dF(x)}{dx} \right|_{x=x_0} \quad (2.62)$$

λ 与初值的选取没有关系，称为原动力系统的 Lyapunov 指数，表示系统在多次迭代中平均每次迭代所引起的指数分离中的指数。若 $\lambda < 0$ ，则意味着相邻点要靠拢合并成一点，这对应于稳定的不动点和周期运动；若 $\lambda > 0$ ，则意味着相邻点要分离，对应于轨道的局部不稳定。对于 n 维动力系统，设 F 为 $\mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$ 上的 n 维映射，设 n 维离散动力系统： $x_{n+1} = F(x_n)$ 。将系统的初始条件域取为一

个无穷小的 n 维小球，由于演化过程中球将变成椭球。将椭球上所有主轴按其长度顺序排列，第 i 个 Lyapunov 指数为第 i 个主轴的长度 $P_i(n)$ 的增加速率，其定义为

$$\sigma_i = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \ln \left| \frac{P_i(n)}{P_i(0)} \right|, (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2.63)$$

对于系统是否存在动力学混沌，从最大 Lyapunov 指数是否大于零非常直观的判断出来：一个正的 Lyapunov 指数，意味着系统相空间中，初始接近的两条轨线，其差别都会随着时间的演化而成指数率的增加以致达到无法预测，这就是混沌现象。下面给出 LE 指数计算方法的理论依据。

设动力学系统由方程式决定： $\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{F}(\mathbf{X})$ 并考虑轨道相邻两点 \mathbf{X} 和 \mathbf{X}' ，设 $\xi = \mathbf{X} - \mathbf{X}'$ ，将系统线性化得

$$\dot{\xi} = T(\mathbf{X}(t)) \cdot \xi \quad (2.64)$$

其中 $\mathbf{T} = (\partial F / \partial \mathbf{X})$ 是雅可比矩阵， ξ 是切平面上的切矢量，将上式积分有

$$\xi(t) = \mathbf{A}' \xi(0) \quad (2.65)$$

其中， \mathbf{A}' 是切向量 $\xi(0)$ 到 $\xi(t)$ 的线性映射算子，因此得到平均指数增长率为

$$\lambda(\mathbf{X}(0), \xi(0)) = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\|\xi(t)\|}{\|\xi(0)\|} \quad (2.66)$$

对于重构相空间中的某一点 \mathbf{X}_i ，与 \mathbf{X}_i 点距离小于 ϵ 的所有点记为 $\{\mathbf{X}_{k_i}, i = 1, 2, \dots\}$ ，位移矢量为

$$\{\mathbf{Y}^i\} = \left\{ \mathbf{X}_{k_i} - \mathbf{X}_i \mid \|\mathbf{X}_{k_i} - \mathbf{X}_i\| \leq \epsilon \right\} \quad (2.67)$$

经过时间 t 后，演化为 $\mathbf{X}_i \rightarrow \mathbf{X}_{i+t}$, $\mathbf{X}_{k_i} \rightarrow \mathbf{X}_{k_i+t}$ ，因此原位移矢量 $\{\mathbf{Y}^i\}$ 映射为

$$\{\mathbf{Z}^i\} = \left\{ \mathbf{X}_{k_i+t} - \mathbf{X}_{i+t} \mid \|\mathbf{X}_{k_i} - \mathbf{X}_i\| \leq \epsilon \right\} \quad (2.68)$$

如果半径 ϵ 足够小，位移矢量 $\{\mathbf{Y}^i\}$ 和 $\{\mathbf{Z}^i\}$ 可以近似为切平面上的切矢量，从 \mathbf{Y}^i 到 \mathbf{Z}^i 的矩阵 \mathbf{A}_j 满足

$$\mathbf{Z}^i = \mathbf{A}_j \mathbf{Y}^i \quad (2.69)$$

使用最小二乘法，可以矩阵 \mathbf{A} , QR 分解矩阵 \mathbf{A} ，在不同的时间段内进行 Gram-Schmidt 正交化，即可得到所需的 Lyapunov 指数 $\lambda_i, i = 1, 2, \dots, d$ 。

2.3 复杂网络的同步

本节内容来探讨复杂网络中一个重要性质，网络中不同节点的同步性，在一些条件下，原本不协调的各个节点会彼此同步，首先需要一个衡量同步性的指标。考虑如下动力方程

$$\dot{x}_i = f(x_i) + c \sum_{j=1}^N a_{ij} (H(x_j) - H(x_i)), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.70)$$

其中 x_i 与 $H(x_i)$ 分别是节点 i 的状态与输出， c 为耦合强度， A 为网络模型的邻接矩阵。记

$$l_{ij} = -a_{ij}(i \neq j), \quad l_{ii} = \sum_{j=1}^N a_{ij} \quad (2.71)$$

则动力学方程改写为

$$\dot{x}_i = f(x_i) - c \sum_{j=1}^N l_{ij} H(x_j) \quad (2.72)$$

记 $L = l - ij$ ，称为该网络的 Laplacian 矩阵，其每行的元素之和为 0，即

$$\sum_{j=1}^N l_{ij} = 0 \quad (2.73)$$

记矩阵 L 的特征根为

$$0 = \lambda_1 < \lambda_2 \leq \lambda_3 \leq \dots \leq \lambda_N \quad (2.74)$$

那么有

$$\lambda_2 \leq \frac{N}{N-1} k_{\min} \leq \frac{N}{N-1} k_{\max} \leq \lambda_N \leq 2k_{\max} \quad (2.75)$$

如果 $t \rightarrow \infty$ 时，有

$$x_i(t) - x_j(t) \rightarrow 0, \quad i, j = 1, 2, \dots, N \quad (2.76)$$

则称网络是完全同步的，若有 $s(t)$ 使得

$$x_i(t) \rightarrow s(t), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.77)$$

则称网络的所有节点同步于 $s(t)$ ，称 $s(t)$ 为同步状态。将状态方程运用 $s(t)$ 线性化，令 ξ_i 为该节点的度， i 的变分，有

$$\dot{\xi}_i = Df(s)\xi_i - \sum_{j=1}^N cl_{ij} DH(s)\xi_j \quad (2.78)$$

这里 $\mathbf{D}\mathbf{f}(s)$ 和 $\mathbf{D}\mathbf{H}(s)$ 分别是 $f(s)$ 和 $H(s)$ 关于 s 的 Jacobi 矩阵, 再令 $\xi = [\xi_1, \dots, \xi_N]$, 则上式可以写为

$$\dot{\xi} = \mathbf{D}\mathbf{f}(s)\xi - c\mathbf{D}\mathbf{H}(s)\xi\mathbf{L}^T \quad (2.79)$$

记 $\mathbf{L}^T = \mathbf{U}\Lambda\mathbf{U}^{-1}$ 为矩阵的对角分解, $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_N)$ 。再令 $\eta = [\eta_1, \dots, \eta_N] = \xi\mathbf{U}$, 则有

$$\dot{\eta} = \mathbf{D}\mathbf{f}(s)\eta - c\mathbf{D}\mathbf{H}(s)\eta\Lambda \quad (2.80)$$

上式等价于

$$\begin{aligned} \dot{\eta}_1 &= \mathbf{D}\mathbf{f}(s)\eta_1, \\ \dot{\eta}_k &= [\mathbf{D}\mathbf{f}(s) - c\lambda_k\mathbf{D}\mathbf{H}(s)]\eta_k, \quad k = 2, \dots, N \end{aligned} \quad (2.81)$$

定义主稳定方程

$$\dot{y} = [\mathbf{D}\mathbf{f}(s) - \alpha\mathbf{D}\mathbf{H}(s)]y \quad (2.82)$$

该方程的最大 Lyapunov 指数 L_{\max} 是关于实变量 α 的函数, 称为网络系统的主稳定函数。把使得主稳定函数 L_{\max} 为负的实数 α 的取值范围 S 称为网络系统的同步化区域, 它是由孤立节点的动力学函数 $f(\cdot)$ 和输出函数 $H(\cdot)$ 确定的。如果耦合强度与 Laplacian 矩阵的每个非零特征值之积都属于同步化区域, 即

$$c\lambda_k \subseteq S, \quad k = 2, \dots, N \quad (2.83)$$

那么同步流形是渐近稳定的。

2.4 稀疏重构基本理论和算法

2.4.1 稀疏重构基本理论

该节介绍了压缩感知理论的定义以及基础数学知识, 通过探寻不同的限制与不同的感应矩阵性质给出稀疏重构问题解的唯一性与存在性的等价条件。如若未说明, 本节内容只讨论实向量空间, 可拓展至复数的会单独指明。

2.4.1.1 稀疏重构问题的定义

假设信号 $x = (x_i)_{i=1}^n \in \mathbb{R}^n$ 具有稀疏性质, 或者在一个正交变换后具有这样的性质即 $\|x\|_0 := \#\{i : x_i \neq 0\}$ 远小于 n 或 $x = \Phi c$, Φ 是正交矩阵且 c 稀疏。取 $m \times n$ 的矩阵 A , 其中 $m < n$ 。令

$$y = Ax, y = A\Phi c \quad (2.84)$$

稀疏重构问题是指在已知原向量 x 中零元素足够多的情况下从 y 与 A 中还原出 x ，矩阵 A 被称为感应矩阵。

2.4.1.2 最优化理论

在 x 本身是稀疏的条件下还原条件在优化问题中的表述为

$$(P_0) \quad \min_x \|x\|_0 \quad s.t. \quad y = Ax \quad (2.85)$$

这个问题是 NP 难问题，无法在有限迭代找出最优解，但是问题

$$(P_1) \quad \min_x \|x\|_1 \quad s.t. \quad y = Ax \quad (2.86)$$

有解，并且 $\|x\|_1$ 的减小可以促进稀疏性，因此 $\|x\|_1 = \|x\|_0$ 何时成立是稀疏还原的一个核心问题，这取决于 x 本身的稀疏度与感应矩阵 A ，并且对于超大数据量的情况，最小化 $\|x\|_1$ 的方法也无法解决问题，本文会介绍在这种情况下启发式算法的应用与性能。接下来给出 NP 困难的证明，下面定理说明了 (P_0) 问题可以在多项式时间复杂度内约化为集合的精确覆盖，这是一个经典的 NP-hard 问题。

定理 2.8. 对于任意的 $\eta \geq 0$ 问题

$$\min_x \|x\|_0 \quad s.t. \quad \|Ax - y\|_2 \leq \eta \quad (2.87)$$

对于一般的矩阵 $A \in \mathbb{C}^{m \times N}$ 与向量 $y \in \mathbb{C}^m$ 都是 NP-hard 的。也就是说，找不到多项式时间复杂度的算法解决这一问题。

2.4.1.3 稀疏重构解的唯一性的条件

这里对 0 范数和 1 范数分别给出其等价条件。

定义 2.6. 取 $m \times N$ 的矩阵 A ， $\text{spark}(A)$ 是 A 的列向量线性相关的最小向量数目。

引理 2.9. 记 $\mathcal{N}(A)$ 为矩阵 A 的零空间，则

$$\text{spark}(A) = \min \{k : \mathcal{N}(A) \cap \Sigma_k \neq \{0\}\} \quad (2.88)$$

并且 $\text{spark}(A) \in [2, m + 1]$ 。

下面是 0 范数意义 P_0 下解的唯一性的等价条件。

定理 2.10. 令 A 是 $m \times N$ 阶矩阵, 且 $k \in \mathbb{N}$, 则下述 2 个条件等价

- (i) 若存在 P_0 下解使得 $\|x\|_0 \leq k$, 则解唯一。
- (ii) $k < \text{spark}(A)/2$ 。

证明. (i) \Rightarrow (ii), 采用反证法, 若 (ii) 不成立, 则 $\exists h \in \mathcal{N}(A), h \neq 0$, 同时 $\|h\|_0 \leq 2k$ 。因此存在 x 和 \tilde{x} 满足 $h = x - \tilde{x}$ 并且 $\|x\|_0, \|\tilde{x}\|_0 \leq k$, 但是 $Ax = A\tilde{x}$, 矛盾。

(ii) \Rightarrow (i), 令 x 和 \tilde{x} 是满足条件的两个解, 则有 $x - \tilde{x} \in \mathcal{N}(A)$, 并且有 $\|x - \tilde{x}\|_0 \leq 2k < \text{spark}(A)$, 由引理得, $x - \tilde{x} = 0$ 。 \square

现在引入一个记号 1_Λ , 其中 Λ 是 $1, 2, \dots, N$ 的一个子集。

$$(1_\Lambda x)_i = \begin{cases} x_i & : i \in \Lambda, \\ 0 & : i \notin \Lambda, \end{cases} \quad i = 1, \dots, n. \quad (2.89)$$

定义 2.7. 令 A 是 $m \times n$ 阶矩阵, 称 A 具有 k 阶空空间性质 (NSP), 如果对于 $\forall h \in \mathcal{N}(A), h \neq 0$ 且对于 $\forall |\Lambda| \leq k$, 均有

$$\|1_\Lambda h\|_1 < \frac{1}{2}\|h\|_1 \quad (2.90)$$

下面是 1 范意义 P_1 下解的唯一性的等价条件。

定理 2.11. 令 A 是 $m \times N$ 阶矩阵, 且 $k \in \mathbb{N}$, 则下述 2 个条件等价

- (i) 若存在 P_1 下解使得 $\|x\|_0 \leq k$, 则解唯一。
- (ii) 矩阵 A 具有 k 阶空空间性质。

2.4.1.4 稀疏重构解存在的充分性条件

本节内容旨在分析 P_0 与 P_1 的解的一致性, 首先讨论 P_0 问题的解的存在性问题。

定理 2.12. 对于任意的 $N \leq 2k$, 存在矩阵 $A \in \mathbb{R}^{m \times N}$, 其中 $m = 2k$, 使得 k 稀疏的条件下 P_0 有解。

证明. 取范德蒙矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ t_1 & t_2 & \cdots & t_N \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ t_1^{2k-1} & t_2^{2k-1} & \cdots & t_N^{2k-1} \end{bmatrix} \quad (2.91)$$

令 $S = \{j_1 < \cdots < j_{2k}\}$ 是指标集, 构造方阵 A_S , 行列式为

$$\det(A_S) = \begin{vmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ t_{j_1} & t_{j_2} & \cdots & t_{j_{2k}} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ t_{j_1}^{2k-1} & t_{j_2}^{2k-1} & \cdots & t_{j_{2k}}^{2k-1} \end{vmatrix} = \prod_{s < \ell} (t_{j_\ell} - t_{j_s}) > 0 \quad (2.92)$$

根据定理 2.8 与矩阵 A_S 的可逆性可以得出问题 P_0 的存在唯一性的条件, A 的解只需根据指标集 S 按位置取出即可。 \square

定义 2.8. 令 A 是 $m \times N$ 阶矩阵, a_i 为其第 i 个列向量, 矩阵相关性指数 $\mu(A)$ 定义为

$$\mu(A) = \max_{i \neq j} \frac{|\langle a_i, a_j \rangle|}{\|a_i\|_2 \|a_j\|_2}. \quad (2.93)$$

显然当 A 有两列成比例时, 相关性指数达到最大值 1。

引理 2.13. 令 A 是 $m \times N$ 阶矩阵, 那么

$$\mu(A) \in \left[\sqrt{\frac{N-m}{m(N-1)}}, 1 \right] \quad (2.94)$$

通过这个结果可以给出一个使 0 范数与 1 范数的一致的充分条件。

定理 2.14. 令 A 是 $m \times N$ 阶矩阵, $x \in \mathbb{R}^N \setminus \{0\}$ 是 (P_0) 问题的一个解, 并且有

$$\|x\|_0 < \frac{1}{2} (1 + \mu(A)^{-1}). \quad (2.95)$$

那么 x 是 (P_0) 和 (P_1) 问题的唯一解。

定义 2.9. 令 A 是 $m \times N$ 阶矩阵, 称 A 具有 k 阶有限等距性质 (RIP), 如果 $\exists \delta_k \in (0, 1)$, 使得 $\forall x \in \Sigma_k$, 均有

$$(1 - \delta_k) \|x\|_2^2 \leq \|Ax\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|x\|_2^2 \quad (2.96)$$

下面的定理说明 P_1 问题的解与真实解在欧氏距离下被控制住。

定理 2.15. 令 A 是 $m \times N$ 阶具有 $2k$ 阶有限等距性质 (RIP) 的矩阵, 其中 $\delta_{2k} < \sqrt{2} - 1$ 。令 $x \in \mathbb{R}^n$, \hat{x} 是 (P_1) 的一个解, 那么

$$\|x - \hat{x}\|_2 \leq C \cdot \left(\frac{\sigma_k(x)_1}{\sqrt{k}} \right) \quad (2.97)$$

其中 C 是某个关于 δ_{2k} 的常数。

令

$$C^n = \{x \in \mathbb{R}^N : \|x\|_1 \leq 1\} \quad (2.98)$$

定理 2.16. 令 A 是 $m \times N$ 阶矩阵, 多面体 $P = AC^N \subseteq \mathbb{R}^m$, 下述条件等价。

- (i) P 的 k 面数与 C^N 的 k 面数相等。
- (ii) $(P_0) = (P_1)$

如下方法说明, 随机矩阵是大概率满足 RIP 性质的矩阵, 因而稀疏度问题可以转化为更容易的形式。

定理 2.17. 令 A 是 $m \times N$ 阶矩阵, 并且每个列向量都是归一化的。

- (i) $\text{spark}(A) \geq 1 + \frac{1}{\mu(A)}$ 。
- (ii) A 满足 k 阶 RIP 性质, 其中 $\delta_k = k\mu(A), \forall k < \mu(A)^{-1}$ 。
- (iii) 假设 A 具有 $2k$ 阶 RIP 性质, 其中 $\delta_{2k} < \sqrt{2} - 1$, 如果

$$\frac{\sqrt{2}\delta_{2k}}{1 - (1 + \sqrt{2})\delta_{2k}} < \sqrt{\frac{k}{N}} \quad (2.99)$$

则 A 有 $2k$ 阶 NSP 性质。

下面来总结一些特殊感应矩阵的稀疏度与相关性指数。首先是 $m \times N$ 阶范德蒙矩阵 A , 它的稀疏度是

$$\text{spark}(A) = m + 1 \quad (2.100)$$

如果是由两个相互无偏正交基构成的矩阵, 则其相关性指数为

$$\mu([\Phi_1 \mid \Phi_2]) = \frac{1}{\sqrt{m}} \quad (2.101)$$

从一些已知结构生成的矩阵，如 Alltop 序列或格拉斯曼框架生成出的 $m \times m^2$ 阶矩阵，则其相关性指数为

$$\mu(A) = \frac{1}{\sqrt{m}} \quad (2.102)$$

引理 2.18. 令 $\epsilon \in (0, 1)$, $x_1, x_2, \dots, x_p \in \mathbb{R}^N$, 并且 $m = O(\epsilon^2 \log p)$ 是一个正整数。则存在一个李普希茨映射 $f : \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^m$, 使得

$$(1 - \epsilon) \|x_i - x_j\|_2^2 \leq \|f(x_i) - f(x_j)\|_2^2 \leq (1 + \epsilon) \|x_i - x_j\|_2^2 \quad \forall i, j \in \{1, \dots, p\} \quad (2.103)$$

对于 $\forall x \in \mathbb{R}^N$, 由某个概率分布产生的随机矩阵 A 对应的变换满足引理条件的概率为

$$\mathbb{P}\left((1 - \epsilon)\|x\|_2^2 \leq \|Ax\|_2^2 \leq (1 + \epsilon)\|x\|_2^2\right) \leq 1 - 2e^{-c_0\epsilon^2 m} \quad (2.104)$$

定理 2.19. 令 $\delta \in (0, 1)$, 若由某个概率分布产生的随机矩阵 A 在 $\epsilon = \delta$ 时满足上式中的条件, 那么存在两个常数 c_1, c_2 , 在概率不大于 $1 - 2e^{-c_2\delta^2 m}$ 的条件下, A 满足 $k \leq \frac{c_1\delta^2 m}{\log(n/k)}$ 阶 RIP 性质。

由此可见, 通过随机构建一个列数够大的矩阵, 即 $m > \delta^{-2}k \log(N/k)$ 就可以满足 RIP 性质的要求。

2.4.2 稀疏重构算法

经过上节的讨论得知, 某些情况下 P_0 问题可以转换为 P_1 问题, 而 P_1 是经典的基追踪问题, 是可解的, 首先说明这种情况, 下述定理从理论上说明了若找的 P_1 的唯一解, 则这个解的稀疏度可以得到控制。

定理 2.20. 令 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times N}$, 其列向量为 $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_N$, 假设存在唯一的解 \mathbf{x}^\sharp 使得

$$\underset{\mathbf{z} \in \mathbb{R}^N}{\text{minimize}} \|\mathbf{z}\|_1 \quad \text{subject to } \mathbf{A}\mathbf{z} = \mathbf{y} \quad (2.105)$$

则 $\{\mathbf{a}_j, j \in \text{supp}(\mathbf{x}^\sharp)\}$ 是线性无关的, 并且

$$\|\mathbf{x}^\sharp\|_0 = \text{card}(\text{supp}(\mathbf{x}^\sharp)) \leq m \quad (2.106)$$

证明. 使用反证法, 假设 $\{\mathbf{a}_j, j \in S\}$ 是线性相关的, 其中 $S = \text{supp}(\mathbf{x}^\sharp)$, 也就是说, 存在非零向量 $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^N$ 使得 $\mathbf{Av} = \mathbf{0}$ 并且支撑在 S 上。对任意 $t \neq 0$

$$\|\mathbf{x}^\sharp\|_1 < \|\mathbf{x}^\sharp + t\mathbf{v}\|_1 = \sum_{j \in S} |x_j^\sharp + tv_j| = \sum_{j \in S} \text{sgn}(x_j^\sharp + tv_j) (x_j^\sharp + tv_j) \quad (2.107)$$

如果 $|t| < \min_{j \in S} |x_j^\sharp| / \|\mathbf{v}\|_\infty$, 有

$$\text{sgn}(x_j^\sharp + tv_j) = \text{sgn}(x_j^\sharp) \quad \text{for all } j \in S \quad (2.108)$$

因此, 在这种情形下

$$\begin{aligned} \|\mathbf{x}^\sharp\|_1 &< \sum_{j \in S} \text{sgn}(x_j^\sharp) (x_j^\sharp + tv_j) = \sum_{j \in S} \text{sgn}(x_j^\sharp) x_j^\sharp + t \sum_{j \in S} \text{sgn}(x_j^\sharp) v_j \\ &= \|\mathbf{x}^\sharp\|_1 + t \sum_{j \in S} \text{sgn}(x_j^\sharp) v_j. \end{aligned} \quad (2.109)$$

由于总能找到 $t \neq 0$ 使得 $t \sum_{j \in S} \text{sgn}(x_j^\sharp) v_j \leq 0$, 产生矛盾。 \square

所以可以转化为经典的基追踪问题如下

$$\mathbf{x}^\sharp = \underset{\mathbf{z}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{z}\|_1 \quad \text{subject to } \mathbf{Az} = \mathbf{y} \quad (2.110)$$

基追踪问题可以转换为线性规划问题。

$$\min_{x,u} \sum_i u_i \quad \text{subject to} \quad \begin{cases} x_i - u_i \leq 0 \\ -x_i - u_i \leq 0 \\ Ax = b \end{cases} \quad (2.111)$$

进而用一般的线性规划算法求解即可。

2.4.2.1 贪心策略

下采用贪心策略的启发式算法, 并不一定能收敛到最优解, 但是对条件的适应性强, 同时有令人满意的速度。首先是最经典的正交追踪, 这个算法通过不断引入在我们期望的方向上投影最大的向量, 逐步达到问题条件的同时满足构造较小的支撑集。

下面的引理指出 $\underset{j \in [N]}{\operatorname{argmax}} \left\{ \left| (\mathbf{A}^* (\mathbf{y} - \mathbf{Ax}^n))_j \right| \right\}$ 确实是一个好的贪心策略, 确实满足了条件在欧氏距离下的最佳逼近。

Orthogonal matching pursuit (OMP)

Input: measurement matrix \mathbf{A} , measurement vector \mathbf{y} .

Initialization: $S^0 = \emptyset$, $\mathbf{x}^0 = \mathbf{0}$.

Iteration: repeat until a stopping criterion is met at $n = \bar{n}$:

$$S^{n+1} = S^n \cup \{j_{n+1}\}, \quad j_{n+1} := \operatorname{argmax}_{j \in [N]} \left\{ |(\mathbf{A}^*(\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}^n))_j| \right\}, \quad (\text{OMP}_1)$$

$$\mathbf{x}^{n+1} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{z} \in \mathbb{C}^N} \left\{ \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{z}\|_2, \operatorname{supp}(\mathbf{z}) \subset S^{n+1} \right\}. \quad (\text{OMP}_2)$$

Output: the \bar{n} -sparse vector $\mathbf{x}^\sharp = \mathbf{x}^{\bar{n}}$.

引理 2.21. 令 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times N}$ 是列归一化矩阵, 给定的 $S \subset [N]$, \mathbf{v} 支撑在 S 上, 并且 $j \in [N]$, 如果

$$\mathbf{w} := \operatorname{argmin}_{\mathbf{z} \in \mathbb{C}^N} \left\{ \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{z}\|_2, \operatorname{supp}(\mathbf{z}) \subset S \cup \{j\} \right\} \quad (2.112)$$

那么有

$$\|\mathbf{y} - \mathbf{Aw}\|_2^2 \leq \|\mathbf{y} - \mathbf{Av}\|_2^2 - \left| (\mathbf{A}^*(\mathbf{y} - \mathbf{Av}))_j \right|^2 \quad (2.113)$$

证明. 任取 $t \in \mathbb{C}$, 形如 $\mathbf{v} + t\mathbf{e}_j$ 的向量都支撑在 $S \cup \{j\}$ 上, 并且

$$\|\mathbf{y} - \mathbf{Aw}\|_2^2 \leq \min_{t \in \mathbb{C}} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}(\mathbf{v} + t\mathbf{e}_j)\|_2^2 \quad (2.114)$$

设 $t = \rho e^{i\theta}$, 有

$$\begin{aligned} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}(\mathbf{v} + t\mathbf{e}_j)\|_2^2 &= \|\mathbf{y} - \mathbf{Av} - t\mathbf{Ae}_j\|_2^2 \\ &= \|\mathbf{y} - \mathbf{Av}\|_2^2 + |t|^2 \|\mathbf{Ae}_j\|_2^2 - 2 \operatorname{Re} (\bar{t} \langle \mathbf{y} - \mathbf{Av}, \mathbf{Ae}_j \rangle) \\ &= \|\mathbf{y} - \mathbf{Av}\|_2^2 + \rho^2 - 2 \operatorname{Re} (\rho e^{-i\theta} (\mathbf{A}^*(\mathbf{y} - \mathbf{Av}))_j) \\ &\geq \|\mathbf{y} - \mathbf{Av}\|_2^2 + \rho^2 - 2\rho \left| (\mathbf{A}^*(\mathbf{y} - \mathbf{Av}))_j \right| \end{aligned} \quad (2.115)$$

最后一式在 $\rho = \left| (\mathbf{A}^*(\mathbf{y} - \mathbf{Av}))_j \right|$ 时取最小, 即

$$\min_{t \in \mathbb{C}} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}(\mathbf{v} + t\mathbf{e}_j)\|_2^2 = \|\mathbf{y} - \mathbf{Av}\|_2^2 - \left| (\mathbf{A}^*(\mathbf{y} - \mathbf{Av}))_j \right|^2 \quad (2.116)$$

□

正交匹配追踪算法有一个问题，一旦选择了不正确的索引，它就会保留下
去，在 s 次迭代内没有办法修正。下面的CoSaMP算法增加了迭代次数，通过
阈值的引入增加了每次选取的个数，采用了更有意义的索引机制来减小陷入局部
解的可能性。设 $\mathbf{z} \in \mathbb{C}^N$ ，令

$$L_s(\mathbf{z}) := s\text{个最大绝对条目的索引集} \quad (2.117)$$

$$H_s(\mathbf{z}) := \mathbf{z}_{L_s(\mathbf{z})} \quad (2.118)$$

其中非线性算子 H_s 称为 s 阶硬阈值运算符，它将保留绝对值最大的前 s 项，并
将其他项置为0。

Compressive sampling matching pursuit (CoSaMP)

Input: measurement matrix \mathbf{A} , measurement vector \mathbf{y} , sparsity level s .

Initialization: s -sparse vector \mathbf{x}^0 , typically $\mathbf{x}^0 = \mathbf{0}$.

Iteration: repeat until a stopping criterion is met at $n = \bar{n}$:

$$U^{n+1} = \text{supp}(\mathbf{x}^n) \cup L_{2s}(\mathbf{A}^*(\mathbf{y} - \mathbf{Ax}^n)), \quad (\text{CoSaMP}_1)$$

$$\mathbf{u}^{n+1} = \underset{\mathbf{z} \in \mathbb{C}^N}{\operatorname{argmin}} \left\{ \|\mathbf{y} - \mathbf{Az}\|_2, \text{supp}(\mathbf{z}) \subset U^{n+1} \right\}, \quad (\text{CoSaMP}_2)$$

$$\mathbf{x}^{n+1} = H_s(\mathbf{u}^{n+1}). \quad (\text{CoSaMP}_3)$$

Output: the s -sparse vector $\mathbf{x}^\sharp = \mathbf{x}^{\bar{n}}$.

2.5 小结

第3章 小世界复杂网络的混沌、同步动力学

本章针对一种新型的 Duffing-WS 型小世界网络，首先利用变分法推导其最大李雅普诺夫指数表达式，并以李雅普诺夫指数作为混沌现象的判断标准研究该复杂网络的混沌现象，同时讨论了网络混沌现象对网络各个参数的依赖关系。接着分析同步。。。研究表明，Duffing-WS 型小世界网络具有比单个 Duffing 方程更为复杂的混沌特性。。。

3.1 Duffing-WS 型小世界网络基本模型

Duffing 方程作为研究最为充分的混沌连续动力系统模型之一，具有丰富的非线性动力学行为 [15]。早在 1918 年，Duffing 首次引入 Duffing 方程用来描述机械问题中具有硬弹簧效应的非线性振子。后来到 1979 年，牧恩 (Moon) 和霍尔姆斯 (Holmes) 将其修改为描述处在两个永久磁铁非均匀场中的支架梁的强迫振动。一般的 Duffing 振子可由如下的方程描述：

$$\ddot{x} + \gamma \dot{x} + \partial V(x)/\partial x = f(t) \quad (3.1)$$

其中， $\gamma > 0$ 为阻尼系数， $V(x)$ 表示物体所受势场力， $f(t)$ 表示外激励力。当 $V(x)$ 和 $f(t)$ 取不同的形式时，便可得不同形式的 Duffing 方程。

规范化的 Holmes 型 Duffing 方程如下：

$$\ddot{x} = -\gamma \dot{x} + ax - bx^3 + A \sin(\Omega t) \quad (3.2)$$

令 $y = \dot{x}$ ，则上述方程可以改写为：

$$\begin{cases} \dot{x} = y, \\ \dot{y} = ax - bx^3 - \gamma y + A \sin(\Omega t), \end{cases} \quad (3.3)$$

当周期振幅为 0 时，通过令方程组 (*) 右式为 0 可得 Holmes 型 Duffing 方程 (*) 具有三个平衡点： $S = (0, 0)$, $F_1 = \left(\sqrt{\frac{a}{b}}, 0\right)$, $F_2 = \left(-\sqrt{\frac{a}{b}}, 0\right)$ 。其中 F_1, F_2 是稳定的焦点，而 S 是不稳定的鞍点。

此外，它的相空间体积为：

$$div V = \frac{\partial y}{\partial x} + \frac{\partial(ax - bx^3 - \gamma y)}{\partial y} = -\gamma < 0 \quad (3.4)$$

所以上述 Duffing 系统是一个耗散动力系统。

当外加周期驱动力不存在 (即 $A = 0$) 时, 受迫的 Holmes 型 Duffing 方程 (*) 退化为无摄动的 Duffing 方程, 方程的解 $x(t)$ 将以螺旋形式 (衰减振荡) 趋于两稳定焦点之一, 并且初始条件决定着系统将最终趋于哪一焦点。在其他参数固定的情况下, 周期驱动力的幅值 A 从 0 开始逐渐增加到 1 时, 方程的解会经历同宿轨道、分岔、混沌和大尺度周期等各个状态。图 * 给出了当 A 取不同值时 Duffing 方程输出响应的时域图, 图 * 则给出了其输出的相图, 展示了 Duffing 振子从吸引子状态, 再通过倍周期分岔走向混沌的过程。

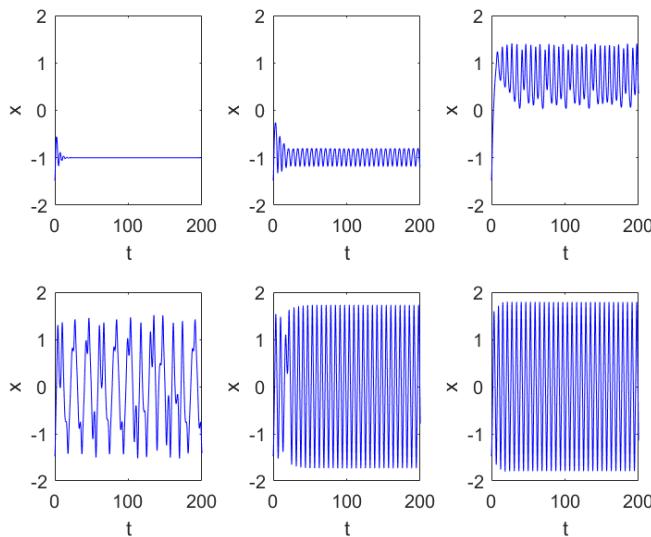


图 3.1 不同周期振幅 A 取值时, Duffing 方程输出时域图

所谓分岔是指对于含参数的系统, 当参数变动并经过某些临界值时, 系统的定态性质 (如平衡状态或者周期运动的数目和稳定性) 会发生突然的变化。分岔图则绘制了系统的庞加莱截面输出随参数的变化图, 可用于比较微小参数扰动对系统指标的影响, 是系统稳定性的直观衡量。下图 * 给出了 Duffing 方程输出 x 随周期驱动幅度 A 变化的分岔图 (借助庞加莱截面), 也可以看到随着周期驱动幅度 A 的变化, Duffing 方程从吸引子走向混沌、大周期运动的过程。

基于上述经典的 Holmes 型 Duffing 方程 (3.1), 本文提出如下具有 N 个节点的以 WS 小世界网络方式进行连接的 Duffing 复杂网, 即 Duffing- WS 型小世界网络, 其动力学方程为:

$$\ddot{x}_i = -\gamma \dot{x}_i + ax_i - bx_i^3 + \epsilon \sum_{j=1}^N a_{ij} (x_j - x_i) + A \sin(\Omega t), i = 1, 2, \dots, N \quad (3.5)$$

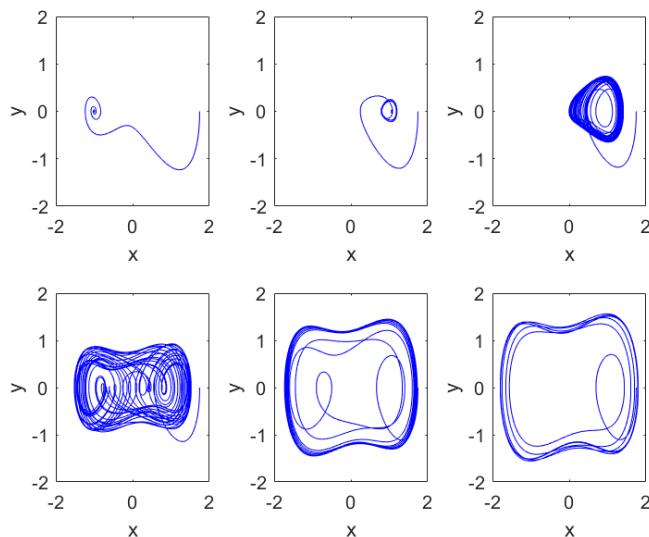


图 3.2 不同周期振幅 A 取值时, Duffing 方程输出相图

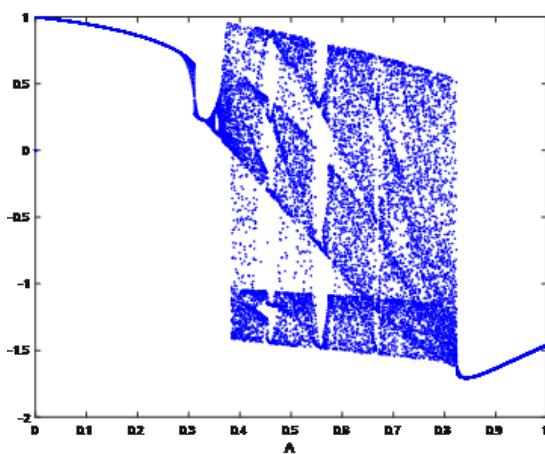


图 3.3 Duffing 方程随周期振幅 A 变化的分叉图

其中, $x_i(t)$ 为第 i 个节点的输出状态变量, $i = 1, 2, \dots, N$ 。 $A \sin(\Omega t)$ 为周期驱动力, $\epsilon \sum_{j=1}^N a_{ij} (x_j - x_i)$ 表示其它节点对第 i 个节点的耦合作用项, 称为耦合项, ϵ 为网络耦合强度, $(a_{ij})_{N \times N}$ 为网络的邻接矩阵。一般的, 对于一个无权无向的简单连通网络来说, 如果第 i 个节点和第 j 个节点之间有连接, 则 $a_{ij} = 1$; 否则 $a_{ij} = 0$ 。

这里我们采用 Watts 和 Strogatz 提出的 WS 小世界网络作为网络连接拓扑结构 [3], 其连接方式按如下方式进行:

(1) 首先, N 个节点连接形成一个规则的相邻网络, 每个节点与它最近邻的 K 个节点相连, 这里 K 称为重连度; (2) 而后以概率 p (称为重连概率) 随机地重新连接网络中的每条边, 即将边的一个端点保持不变, 而另一个端点取为随机选择的一个节点, 且规定任意两个不同的节点之间至多只能有一条边, 每一个节点都不能有边与自身相连。

对于 WS 小世界网络而言, 当 $p = 0$, 模型为规则网; 当 $p = 1$ 时则为随机网; 当 $0 < p < 1$, 则得到介于规则网与随机网之间的小世界网络。

图 * 给出了节点数为 $N = 50$, 连接度为 $K = 4$, 重连概率 $p = 0.5$ 的 Duffing-WS 型小世界网络的连接拓扑结构图。通过引入 Laplacian 矩阵为 $L =$

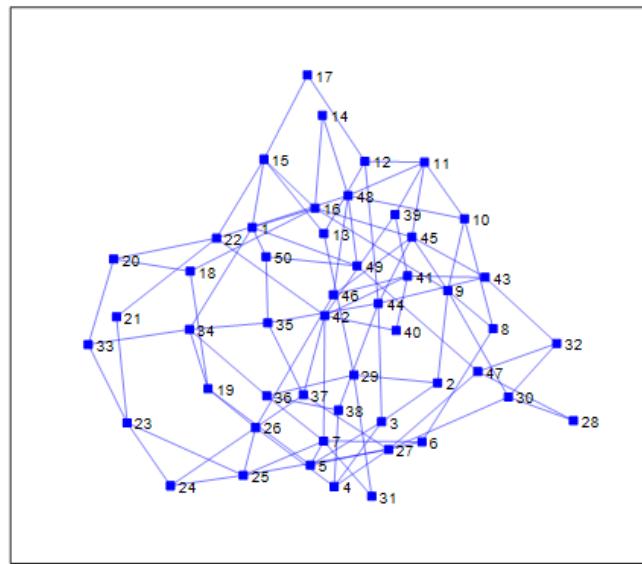


图 3.4 Duffing-WS 型小世界网络的连接拓扑结构图

$$(l_{ij})_{N \times N}, l_{ij} = \begin{cases} -a_{ij}, i \neq j \\ \sum_{j \neq i} a_{ij}, i = j \end{cases}, \text{ 则方程 (3.2) 可以改写为如下形式:}$$

$$\ddot{x}_i = -\gamma \dot{x}_i + ax_i - bx_i^3 + A \sin(\Omega t) - \varepsilon \sum_{j=1}^N l_{ij} x_j \quad (3.6)$$

由 Laplacian 矩阵的性质可知, L 是一个实对称的弱对角占优矩阵, 且对角元均非负, 所以是半正定的。事实上, 复杂网络的邻接矩阵或 Laplacian 矩阵全面地刻画了网络节点之间的相互关系, 其特征值和特征向量则揭示了网络拓扑及其整体行为的信息。

3.2 Duffing-WS 型小世界网络基本动力学特性研究

3.2.1 分岔图分析

我们的研究发现, 当驱动力幅度 A 值在 $(0,1)$ 范围变化时, 随着 A 值的变化, Duffing-WS 小世界网络的各个粒子输出也将呈现小尺度周期运动。我们的研究发现, 当驱动力幅度 A 值在 $(0,1)$ 范围变化时, 随着 A 值的变化, Duffing-WS 小世界复杂网络 (*) 的各个节点输出也将呈现小尺度周期运动、倍周期分岔、混沌和大尺度周期运动等状态。我们首先借助庞加莱截面给出 Duffing-WS 小世界网络的分岔图。分岔图绘制了系统的庞加莱截面输出随参数的变化图, 可用于比较微小参数扰动对系统指标的影响, 在本文中用来衡量混沌现象。

取庞加莱截面为 $t = jT, T = 2\pi/\Omega$, 在此截面上引入如下宏观变量 $\sigma(jT)$ 来描述系统的集体行为:

$$\sigma(jT) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i(jT) \quad (3.7)$$

图 (a) 中给出了借助庞加莱截面单个 Duffing 方程的解随驱动力幅度 A 变化的分岔图。图 (b) 给出了借助 $\sigma(jT)$, 节点个数为 $N = 100$ 的 Duffing-WS 型小世界网络关于幅度 A 的变化的分岔图。和图 1 中单个 Duffing 方程关于幅度 A 的分岔图对比可知, Duffing-WS 型小世界网络的分岔图事实上也历经了小尺度周期运动、倍周期分岔、混沌和大尺度周期运动等状态, 在大尺度周期状态之后又进入了短暂的混沌状态, 因此其分岔图具有更为复杂的特性。

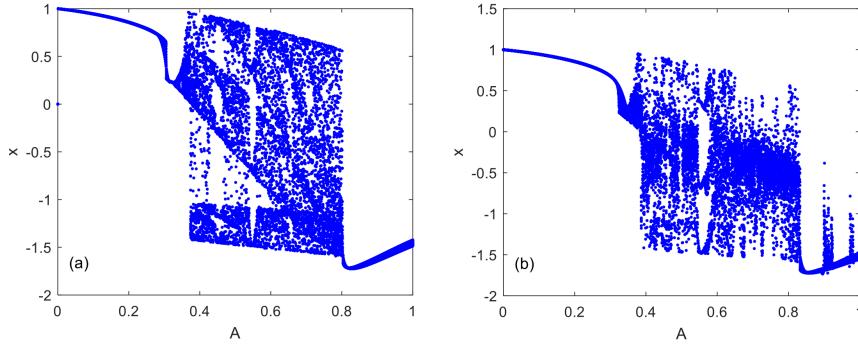


图 3.5 分岔图演示

3.2.2 基于最大李雅普诺夫指数的混沌动力学分析

从 3.1 节可以看出，通过分岔图并不容易定量分析复杂系统的混沌行为，而对耦合系统混沌进行分析的另外一个指标为系统的最大 Lyapunov 指数 (LE 指数)。LE 指数是衡量系统动力学特性的一个重要定量指标，表现了系统在相空间中相邻轨道间收缩或发散的平均指教率。

这一节我们利用变分法推导 Duffing-WS 型小世界网络的最大 LE 指数表达式，利用最大 LE 指数来研究其混沌现象，并分析小世界网络重连度 K ，重连概率 p 和耦合强度 ϵ 等对复杂系统处于混沌运动状态参数范围的影响。其中，LE 指数采用数值模拟的方式给出，其计算方法的理论依据已在第二章给出。通过令

$$z_i = \Omega t, z_i|_{t=0} = 0$$

可将 Duffing-WS 型小世界网络模型 (*) 的非自治方程变成如下的自治方程组：

$$\begin{cases} \dot{x}_i = y_i \\ \dot{y}_i = -\gamma y_i + ax_i - bx_i^3 + A \sin(z_i) - \epsilon \sum_{j=1}^N l_{ij} x_j \\ \dot{z}_i = \Omega \end{cases} \quad (3.8)$$

假设 $s(t)$ 是单个 Duffing 方程 (1) 的解，引入变分：

$$\delta_{xi} = x_i(t) - s(t), \delta_{yi} = y_i(t) - \dot{s}(t), \quad (3.9)$$

并结合自治方程组 (*) 可得到 Duffing-WS 小世界网络的变分方程为：

$$\begin{cases} \dot{\delta}_{xi} = \delta_{yi} \\ \dot{\delta}_{yi} = -\gamma \delta_{yi} + a \delta_{xi} - 3b x_i^2 \delta_{xi} + A \cos(z_i) \delta_{zi} - \epsilon \sum_{j=1}^N l_{ij} \delta_{xj} \\ \dot{\delta}_{zi} = 0 \end{cases} \quad (3.10)$$

在不失去普遍性的情况下, 在上述变分方程中令集合 $\delta_{zi} = 0$, 则变分方程可以简化为:

$$\begin{cases} \dot{\delta}_{xi} = \delta_{yi} \\ \dot{\delta}_{yi} = -\gamma\delta_{yi} + a\delta_{xi} - 3bx_i^2\delta_{xi} - \varepsilon \sum_{j=1}^N l_{ij}\delta_{xj} \end{cases} \quad (3.11)$$

则根据定义, 本章所提 Duffing-WS 型小世界网络的最大 LE 指数表达式为:

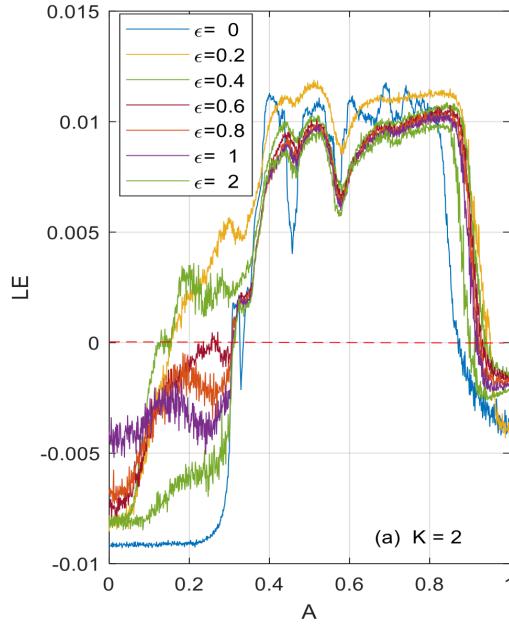
$$\lambda_{\max} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\log \left(\sqrt{\sum_{i=1}^N |\delta_{xi}(T)| + |\delta_{yi}(T)|} \right)}{T} \quad (3.12)$$

在下面的章节中, 我们利用上式计算不同参数情况下的 Duffing- WS 型小世界网络平均最大 LE 指数关于周期幅度变化的曲线, 其中 LE 指数大于 0 的区域被视为系统处于混沌运动的区域。网络的粒子个数固定为 $N = 100$, 每条曲线均是对 50 个样本轨道平均后所得。Duffing 方程中的参数固定为 $a = 1, b = 1, \gamma = 0.5, \Omega = 1$ 。此外, 本文 Duffing- WS 型小世界网络 (*) 及其对于变分方程组 (*) 的数值模拟均基于我们在第 * 节给出的微分方程四阶龙格库塔算法。

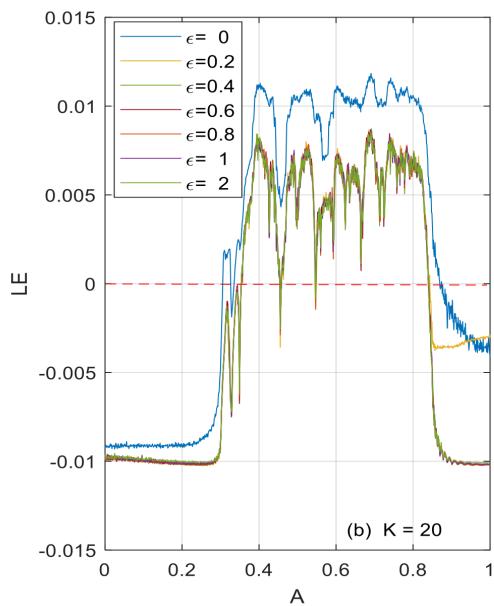
耦合强度 ε 对混沌的影响

图 (a)-(c) 给出了不同的耦合强度 ε 下平均最大 LE 指数随幅度 A 变化的曲线, 重连概率均为 $p = 0.5$ 。在图 (a) 中 $K = 2$, 当耦合强度 ε 较小时 (如 $\varepsilon = 0, 0.2, 0.4$), 随着 ε 的增大, LE 指数大于 0 的混沌区域扩大; 当耦合强度 ε 较大时 (如 $\varepsilon = 0.6, 0.8, 1, 2$), 随着 ε 的增加, LE 指数大于 0 的混沌区域则逐渐收缩, 混沌受到抑制。在这种情况下, 由于重连度非常小节点之间的连接程度不够, 小的耦合强度的增强反而增强系统的混沌运动; 而只有耦合强度大到一定程度, 更大的耦合强度使得系统协同性增强, 才能抑制系统的混沌运动。

在图 (b) 中 $K = 20$, 可以看到, 当 $\varepsilon = 0$ 时, 小世界网络退化成独立的 N 个 Duffing 系统, 此时混沌区域最大, 而当 $\varepsilon > 0$ 时, 小世界网络各个节点之间存在耦合作用, 网络的混沌区域收缩; 而此时由于重连度 K 值较大, 平均 LE 指数随幅度 A 变化的曲线在不同的耦合强度 ε 下基本一致, 也就是说此时小世界网络的混沌运动区域对耦合强度 ε 具有鲁棒性。同样, 在图 (c) 中 $K = 48$, 可以看到, 随着 ε 增加, 混沌区域的变化同样不明显。综上可以看到, 和传统的规则网络不同, 本文所提 Duffing-WS 型小世界网络的耦合强度 ε 对混沌区域的影响并不是线性的, 当重连度 K 较小时, 随着耦合强度的增加混沌区域呈现出先扩大后缩小的变化, K 较大时 ε 的增强对混沌区域影响不明显。

图 3.6 $K = 2$ 时耦合强度对混沌的影响

在图 (a) 中 $K = 2$, 当耦合强度 ϵ 较小时 (如 $\epsilon = 0, 0.2, 0.4$), 随着 ϵ 的增大, LE 指数大于 0 的混沌区域扩大; 当耦合强度 ϵ 较大时 (如 $\epsilon = 0.6, 0.8, 1, 2$), 随着 ϵ 的增加, LE 指数大于 0 的混沌区域则逐渐收缩, 混沌受到抑制。在这种情况下, 由于重连度非常小节点之间的连接程度不够, 小的耦合强度的增强反而增强系统的混沌运动; 而只有耦合强度大到一定程度, 更大的耦合强度使得系统协同性增强, 才能抑制系统的混沌运动。

图 3.7 $K = 20$ 时耦合强度对混沌的影响

在图 (b) 中 $K = 20$, 可以看到, 当 $\epsilon = 0$ 时, 小世界网络退化成独立的 N 个 Duffing 系统, 此时混沌区域最大, 而当 $\epsilon > 0$ 时, 小世界网络各个节点之间存在耦合作用, 网络的混沌区域收缩; 而此时由于重连度 K 值较大, 平均 LE 指数随幅度 A 变化的曲线在不同的耦合强度 ϵ 下基本一致, 也就是说此时小世界网络的混沌运动区域对耦合强度 ϵ 具有鲁棒性。

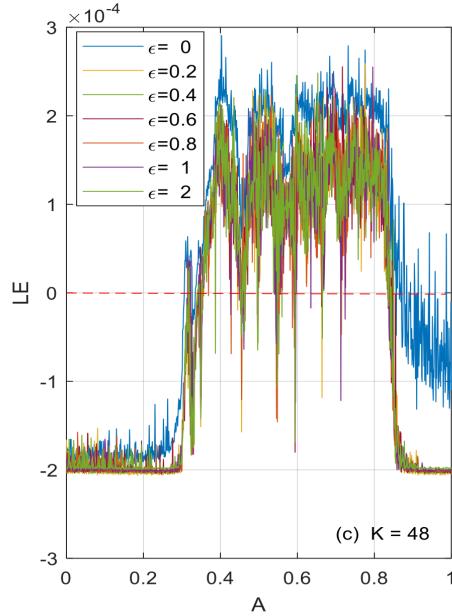


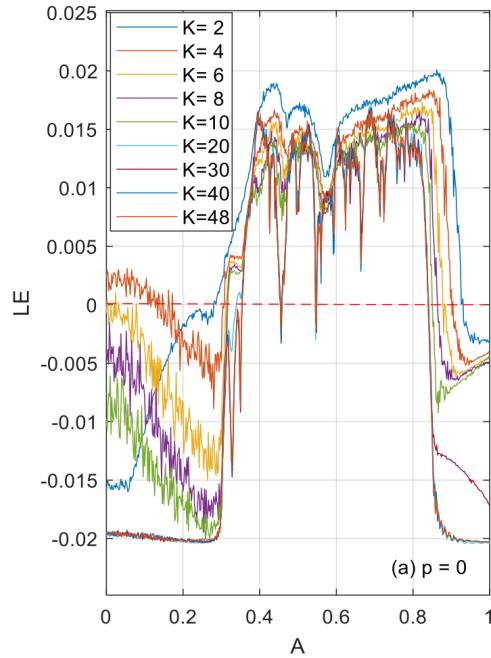
图 3.8 $K = 48$ 时耦合强度对混沌的影响

同样, 在图 (c) 中 $K = 48$, 可以看到, 随着 ϵ 增加, 混沌区域的变化同样不明显。综上可以看到, 和传统的规则网络不同, 本文所提 Duffing-WS 型小世界网络的耦合强度 ϵ 对混沌区域的影响并不是线性的, 当重连度 K 较小时, 随着耦合强度的增加混沌区域呈现出先扩大后缩小的变化, K 较大时 ϵ 的增强对混沌区域影响不明显。

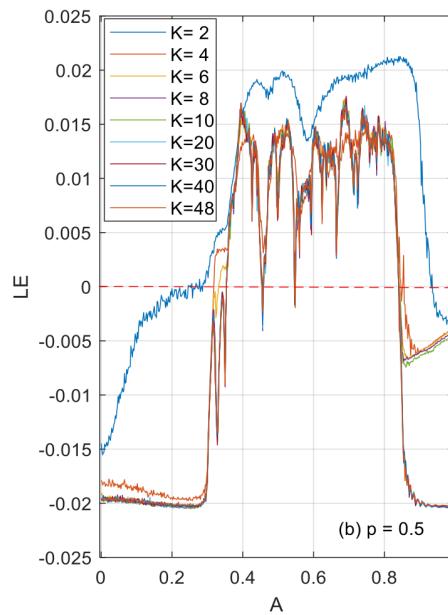
重连度 K 对混沌的影响

我们接着分析重连度 K 对 Duffing- WS 型小世界网络混沌现象的影响。图 (a)-(c) 给出了不同的重连度 K 下平均 LE 指数随幅度 A 变化的曲线, 耦合强度均为 $\epsilon = 0.5$ 。

可以看出, 在图 (a) 中 $p = 0$, 耦合网络为规则的最近邻耦合网络, 当重连度 K 较小时 ($K = 2, 4, 6, 8, 10$), 随着重连度 K 的增加, LE 指数大于 0 的混沌区域先扩大再收缩, 当 $K = 4$ 时混沌区域达到最大; 随后, 随着重连度 K 增加到一定程度

图 3.9 $p = 0$ 时连接度对混沌的影响

以后 ($K = 20, 30, 40, 48$), 混沌区域随着 K 值的增加而有略微地缩小, 但总体上差异不大。这说明对于规则网络, 只有足够大的重连度才会抑制系统混沌, 较小的重连度反而增加系统的混沌运动。

图 3.10 $p = 0.5$ 时连接度对混沌的影响

在图 (b) 中 $p = 0.5$, 此时网络为标准的小世界模型。 $K = 2$ 与 K 值 LE 曲线

有显著不同, 所对应的混沌区域最大, LE 指数在各个振幅处的值都最高, 可见重连度 K 较低时更容易产生较大的混沌范围。 $K = 4, 6$ 比起 $K = 2$ 的 LE 曲线, 其大于 0 的区域明显缩小, 即重连度的增加明显抑制了网络混沌运动; 随着 K 值进一步增加, 系统 LE 曲线几乎没有变化, 这是因为当重连度足够高时, 系统各节点输出间差异很小, 混沌区域几乎一致。

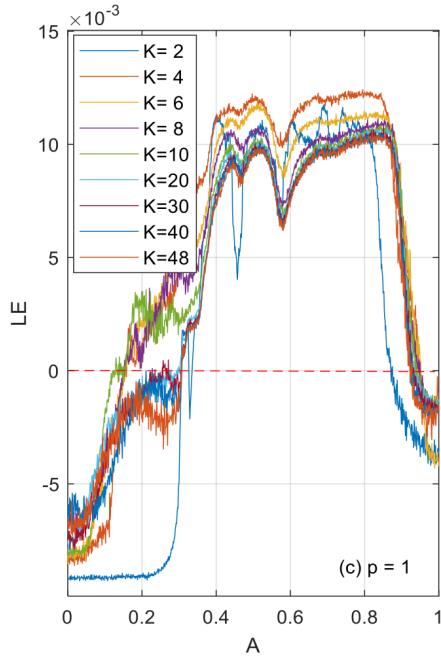


图 3.11 $p = 1$ 时连接度对混沌的影响

在图 (c) 中 $p = 1$, 此时网络为完全的随机网络。可以看出, K 足够大时 LE 曲线的一致性会被打破, 重连度对混沌区域的控制不再呈现明显的规律。当 $K = 2$ 时混沌区域反而最小, 而中间大小的重连度 ($K = 4, 6, 8, 10$) 混沌区域却最大。同时, 对比完全规则网络 ($p = 0$) 与小世界网络 ($p = 0.5$), 完全随机网络的混沌区域更大且 LE 指数更低。

重连概率 p 对混沌的影响

最后我们分析重连概率 p 对 Duffing- WS 型小世界网络混沌现象的影响。图 (a)-(c) 给出了不同的重连概率 p 下平均 LE 指数随幅度 A 变化的曲线, 耦合强度均为 $\epsilon = 0.5$ 。图 (a)-(c) 给出了不同的重连概率 p 下平均 LE 指数随幅度 A 变化的曲线, 耦合强度均为 $\epsilon = 0.5$ 。在图 (a) 中 $K = 2$, 在图 (b) 中 $K = 20$, 可以看出, 不同重连概率 p 对混沌区域的影响不明显, 差异主要体现在 LE 指数的高低上, 重连概率 p 越大, LE 指数值越小。在图中 $K = 48$, 在这种情形下混沌区域明显后

移。总的来说，此时小世界网络的混沌区域对重连概率 p 具有鲁棒性。

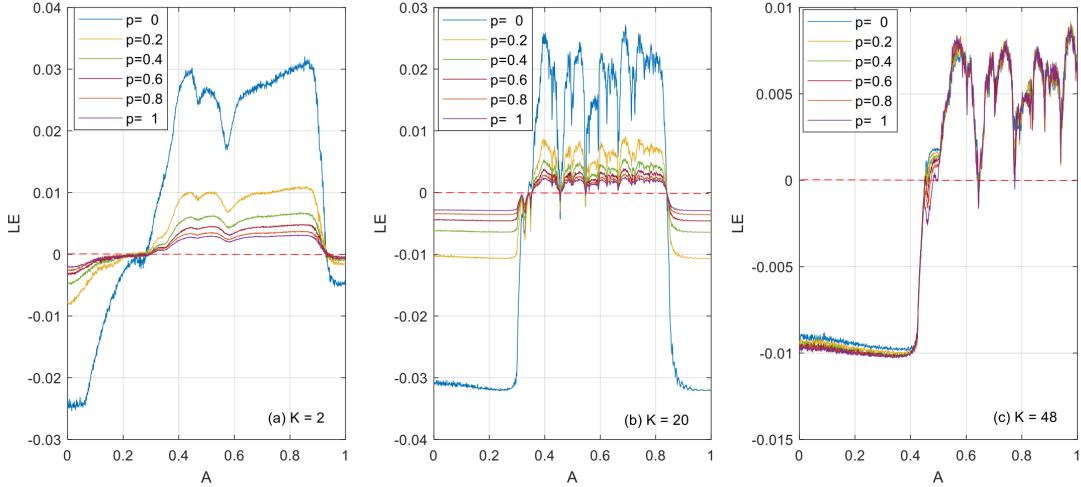


图 3.12 重连概率对混沌的影响

3.2.3 同步性分析

事实上，大量耦合粒子的同步化问题最早由 1998 年给出的基于变分方程的主稳定函数方法而得到妥善地解决 [*]。下面我们仍然基于变分法给出本章所提 Duffing-WS 小世界网络 (*) 的主稳定函数，并由此分析 Duffing-WS 小世界网络的同步性。Duffing-WS 小世界网络的变分方程已由 (*) 式给出，令

$$\boldsymbol{\delta}_i = [\delta_{xi}, \delta_{yi}, \delta_{zi}]^T,$$

则 Duffing-WS 小世界网络的变分方程 (*) 可以简化为如下的矢量形式：

$$\dot{\boldsymbol{\delta}}_i = Df(\mathbf{S})\boldsymbol{\delta}_i - c \sum_{j=1}^N l_{ij} H \boldsymbol{\delta}_j, i = 1, 2, \dots, N \quad (3.13)$$

其对应的孤立节点动力学函数为

$$f(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} y \\ -\gamma y + ax - bx^3 + A \sin(z) \\ \Omega \end{bmatrix},$$

节点内连矩阵为：

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

令同步流形为 $\mathbf{S}(t) = (s(t), \dot{s}(t), \Omega t)^T$, 即孤立节点动力学方程 $\dot{\mathbf{S}}(t) = f(\mathbf{S})$ 的解。 $Df(\mathbf{S})$ 则为单节点动力学函数在同步流形 $\mathbf{S}(t) = (s(t), \dot{s}(t), \Omega t)^T$ 处的雅可比矩阵, 有

$$Df(\mathbf{S}) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ a - 3bs^2(t) & -\gamma & A \cos(\Omega t) \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

令 $\boldsymbol{\delta} = (\boldsymbol{\delta}_1, \dots, \boldsymbol{\delta}_N)$, 则 (3.11) 式可以改写为

$$\dot{\boldsymbol{\delta}} = Df(\mathbf{S})\boldsymbol{\delta} - cH\boldsymbol{\delta}L^T \quad (3.15)$$

不妨假设 Laplacian 矩阵可对角化(即为无向图情况)), $L^T = P\Lambda P^{-1}$, $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_N)$, 令 $\boldsymbol{\eta} = \boldsymbol{\delta}P$, 则方程组又等价于如下的方程组:

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{\eta}}_1 &= Df(\mathbf{S})\boldsymbol{\eta}_1, k = 1, 2, \dots, N \\ \dot{\boldsymbol{\eta}}_k &= [Df(\mathbf{S}) - c\lambda_k H]\boldsymbol{\eta}_k, k = 2, \dots, N \end{aligned} \quad (3.16)$$

第一式对应于与同步流形平行方向的扰动, 为保证同步流形的稳定性, 需要第二式描述的 $N - 1$ 个子系统是渐近稳定的。注意到除非 $s(t)$ 是平衡点, 否则第二式中的每个子系统都是时变系统, 判断同步流形稳定的一个常用判据是要求主稳定方程的所有 Lyapunov 指数全为负值。方程组 (*) 所对应的主稳定方程可以写为:

$$\dot{\mathbf{y}} = \mathbf{M}(\alpha)\mathbf{y} \quad (3.17)$$

其中 $\mathbf{M}(\alpha) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ a - 3bs^2(t) - \alpha & -\gamma & A \cos(\Omega t) \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$, $\alpha = c\lambda_k$ 。这里假设主稳定方程

的最大李亚普洛夫指数为 $LE(\alpha)$ 。

将主稳定方程和单个节点的 Duffing 方程联立, 得到

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{s}_1 = s_2 \\ \dot{s}_2 = -\gamma s_2 + as_1 - bs_1^3 + A \sin(\Omega t) \\ \dot{y}_1 = y_2 \\ \dot{y}_2 = (a - 3bs_1^2 - \alpha)y_1 - \gamma y_2 + A \sin(\Omega t)y_3 \\ \dot{y}_3 = 0 \end{array} \right. \quad (3.18)$$

于是，其最大 Lyapunov 指数由下式给出：

$$LE(\alpha) = \lim_{T \rightarrow +\infty} \frac{\ln(|y_1(T)| + |y_2(T)|)}{T} \quad (3.19)$$

下面的图绘制了当周期驱动幅度 A 在 $[0,1]$ 范围内时，主稳定方程 (*) 平面 Lyapunov 指数的相图，即其最大 Lyapunov 指数关于参数 α 和振幅 A 的变化图，其中黑色区域为最大 Lyapunov 指数非负即不同步的区域。同样，我们按照不同初始值取了 50 次平均得到最后的结果。

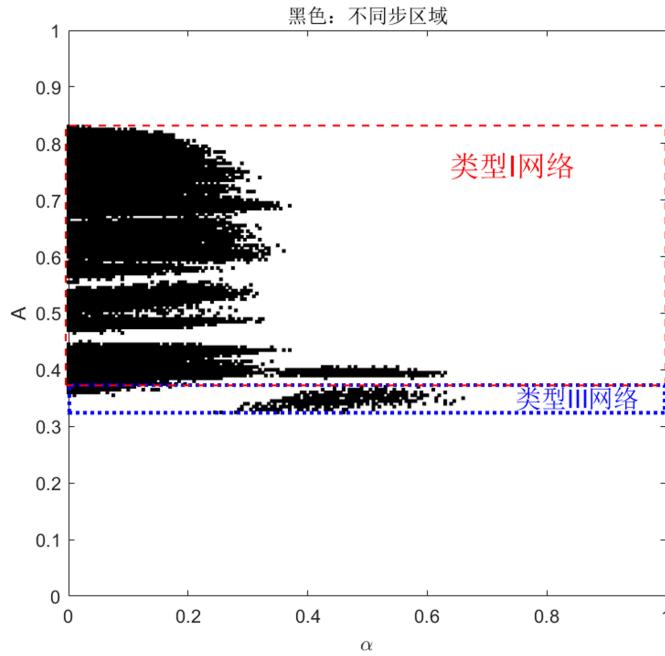


图 3.13 不同类型网络混沌的振幅范围

分析图 (*), 我们可以得出如下结论：

- (1) 当 $A \in [0, 0.32] \cup [0.83, 1]$ 时，主稳定方程的最大 LE 指数全为负数，即我们考虑的 Duffing-WS 小世界网络 (*) 的同步化区域为全区域 $SR = (0, +\infty)$ ，这时候的系统总是可以达到完全同步 (和耦合网络结构小世界特性无关)；
- (2) 当 $A \in [0.33, 0.37]$ 时，网络属于类型 III 的网络，其同步化区域为不连通的多区域 $SR = (0, \alpha_1) \cup (\alpha_2, +\infty)$ ，这时候系统要达到完全同步，必须满足 $c\lambda_k \in SR, k = 2, 3, \dots, N$ ，而要同时调整耦合强度和所有特征值全部落入不连通的同步化区域 SR。此时，如果满足 $c\lambda_2 > \alpha_2$ ，则 $\alpha_2 < c\lambda_2 \leq \dots \leq c\lambda_N$ 时，都有 $LE(\alpha) < 0$ ，同步流形总是稳定的，系统总能同步。

在这种情况下，网络 Laplacian 矩阵的第二大特征值 λ_2 的大小可以作为衡量网络同步化能力的指标， λ_2 越大则系统越容易达到同步，也就是系统的同步化能

力越强。如果 $\alpha_1 < c\lambda_2 < \alpha_2$, 则同步流形不稳定, 系统不能同步。如果 $c\lambda_2 < \alpha_1$, 则要求 $c\lambda_N < \alpha_1$ ($\lambda_N/\lambda_2 < c$) 或者 $\alpha_2 < c\lambda_3$, 则同步流形稳定, 此时系统同步相对于前面两种情况更不容易实现。

(3) 当 $A \in [0.38, 0.82]$ 时, 网络属于类型 I 的网络, 其同步化区域为无界区域 $SR = (\alpha_3, +\infty)$, 即当 $\alpha_3 < c\lambda_2 \leq \dots \leq c\lambda_N$ 时, 都有 $LE(\alpha) < 0$, 即 $c\lambda_2 > \alpha_3$, 同步流形总是稳定的, 系统总能同步。在这种情况下, Laplacian 矩阵的第二大特征值 λ_2 的大小也是可以作为衡量网络同步化能力的指标。

综上可知, 对于不同的 A 值, 当 Laplacian 矩阵的第二大特征值 λ_2 和耦合系数的乘积 $c\lambda_2$ 充分大时, 系统总能实现同步; 给定耦合系数 c , Laplacian 矩阵的第二大特征值 λ_2 决定了系统的同步能力, 当 λ_2 的值较小时, 系统则很有可能不能同步。但是当增加耦合系数 c 大于某个值时, 对于系统也总能实现同步。

下图给出了粒子个数为 $N = 20, 100$ 时, Duffing-WS 小世界网络 Laplacian 矩阵的第二大特征值 λ_2 在不同的 K 值下随重连概率 p 变化的曲线(平均 100 次)。可以看到当连接度较小 ($K = 1$) 时, 第二大特征值 λ_2 随着重连概率增加先减小后增加, 说明此时较小或较大的重连概率均有利于增加系统同步; 随着连接度增加(左图, $K = 2, 3, 4, 5, 6$), 第二大特征值 λ_2 随着重连概率增加先增加后减小, 说明此时适当大小的重连概率有利于增加系统的同步; 当连接度继续增加而接近 $N/2$ 时, 第二大特征值 λ_2 随着重连概率增加而减小, 说明较小的重连概率有利于增加系统的同步。

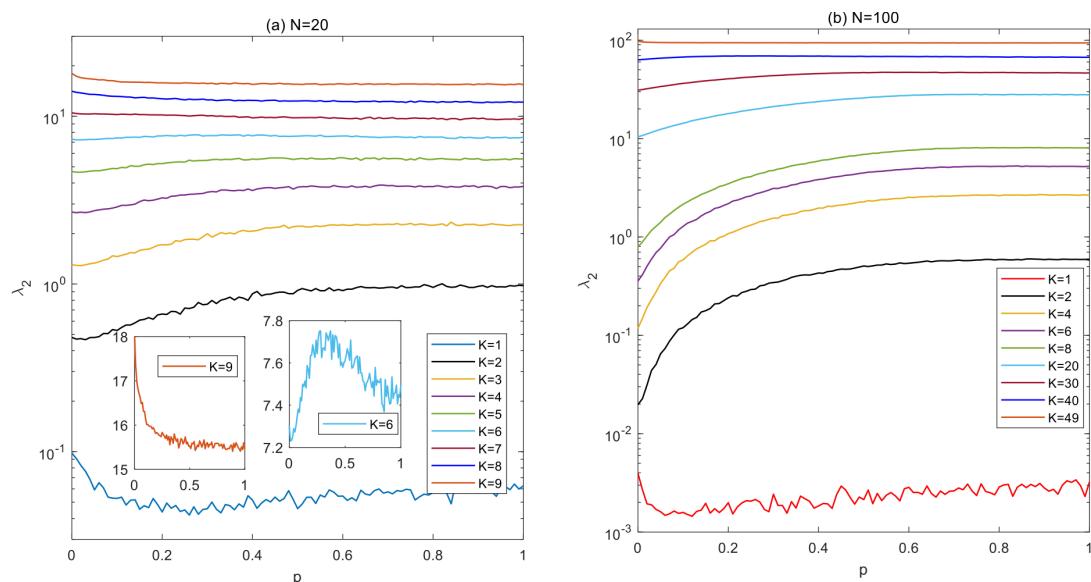


图 3.14 第二大特征值与重连概率的关系

下图则给出了粒子个数为 $N = 20, 100$ 时, Duffing-WS 小世界网络 Laplacian 矩阵的最大特征值 λ_N 在不同的 K 值下随重连概率 p 变化的曲线(平均 100 次)。可以看出, 在 $N = 20$ 时, 最大特征值随着重连概率的增加而增大, 连接度越大则最大特征值越大。在 $N = 100$ 时, 连接度小于 40 时随着重连概率的增大最大特征值增大, 但是在连接度为 40 时发生突变, 形成先下降后增加的趋势, 随后变化不明显。

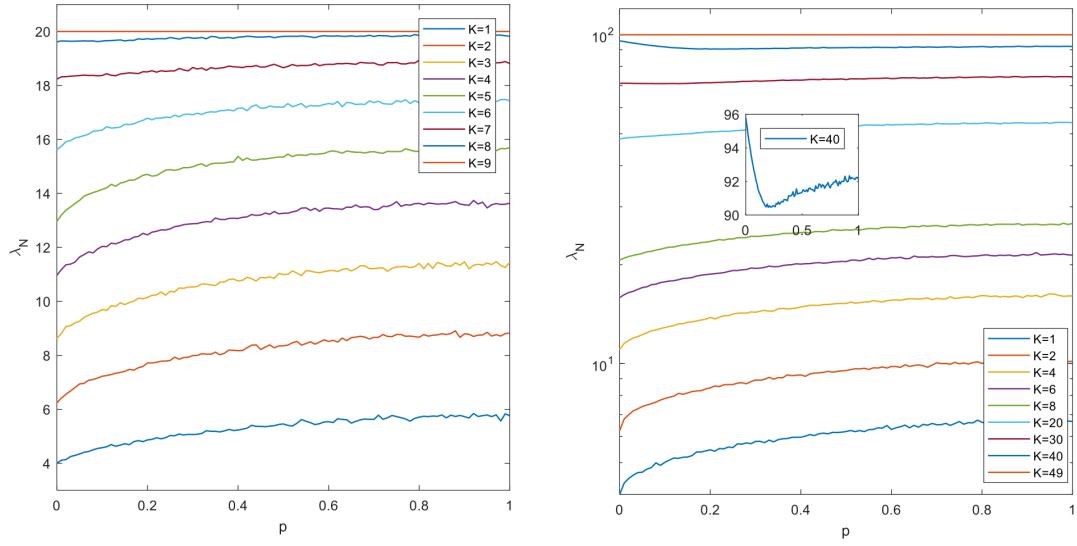


图 3.15 最大特征值与重连概率的关系

3.3 小结

本文基于经典的 Duffing 振子, 提出了一个以 WS 小世界网络方式进行连接的 Duffing 型复杂网络(简称 Duffing-WS 型小世界网络), 利用变分法推导该网络的最大李雅普诺夫指数表达式, 以庞加莱截面分岔图和李雅普诺夫指数为工具研究其混沌现象, 并分析小世界网络重连度, 重连概率和耦合强度等参数对其混沌运动状态参数范围的影响。研究表明, Duffing-WS 小世界网络的各个粒子输出也呈现出小尺度周期运动、倍周期分岔、混沌和大尺度周期运动等多种状态, 其混沌的参数范围较单个 Duffing 方程更为复杂。网络重连度, 重连概率和耦合强度等参数对其混沌区域的影响也较传统规则网络有明显不同。

第4章 混沌信号的稀疏重构算法

在实际情况下，混沌信号总会被噪声污染，又由于混沌信号的非周期、宽带频谱等特性，使得一些现有的信号重构方法在处理混沌信号时难以获得理想的效果。为此，本章基于稀疏重构理论提出了一种针对被噪声污染混沌信号的重构算法，而随后的以第3章提出的 Duffing-WS 小世界网络输出混沌信号为例的仿真实验也表明，该方法能较为稳健地恢复受噪声干扰的 Duffing-WS 型小世界网络输出的带噪混沌信号，不仅较具有更高的输出信噪比，而原始信号的混沌特性也能得到较大程度的恢复，这是一般稀疏重构算法不具有的。

4.1 基于稀疏重构的混沌信号重构算法

设 Duffing-WS 小世界网络 (*) 某个节点输出的离散化带噪混沌信号序列为：

$$u[n] = x[n] + w[n], n = 1, 2, \dots, N \quad (4.1)$$

其中 $x[n]$ 为原始混沌序列， $w[n]$ 为零均值和方差为 σ 的高斯白噪声。因此，方程 (*) 又写成矢量形式为：

$$\mathbf{u} = \mathbf{x} + \mathbf{w} \quad (4.2)$$

我们知道 Duffing-WS 小世界网络输出的混沌信号在时域上并不是稀疏信号，但它可能具有某类特定的变换基 Ψ ，使得在此基上的变换系数服从幂指数递减，这也说明该信号在此变换域中具有较强的可压缩性。这里不妨假设 $\mathbf{x} = \Psi \mathbf{a}$, \mathbf{a} 为稀疏表示系数，我们保留所有系数中绝对值最大的 s 个系数得到真正的稀疏系数 $\hat{\mathbf{a}}_s$ ，基于稀疏重构理论的混沌信号重构问题便是需要求解如下的基于 l_1 范数的稀疏重构最优化问题：

$$\min \|\hat{\mathbf{a}}_s\|_1, \text{ s.t., } \|\Psi \hat{\mathbf{a}}_s - \mathbf{y}\|_2 \leq \epsilon \quad (4.3)$$

我们知道，基于 l_1 范数的稀疏重构算法有利于保持信号的稀疏性，也称为基追踪算法。目前针对该问题的重构算法主要可归为凸优化算法、贪婪算法和组合算法三大类。其中，贪婪算法通过每次迭代时选择一个局部最优解来逐步逼近原始信号，简单、易于理解且快速方便。典型的贪婪算法有匹配追踪 (MP) 算法，而改进的有正交匹配追踪 (OMP) 算法和压缩采样匹配追踪 (CoSaMP) 算

法等。压缩采样匹配追踪 (CoSaMP) 算法是由 Needell 与 Tropp 提出的一个针对 OMP 的改进算法，具有比 MP 和 OMP 更好的数值表现，该算法是结合 OMP 思想与采样技巧，在每次迭代中将一些随机样本加入到选定的支撑集中，并采用最小二乘法对所选支撑集进行解的估计。

本章考虑基于 CoSaMP 算法对带噪的混沌信号进行重构，其中而稀疏变换基选择离散傅里叶变换基。这是因为混沌信号虽然具有时域类随机性但它可看成低频信号，因此其傅里叶系数在高频区域将大幅度衰减，因此我们可将其高频傅里叶系数置零将其离散信号转换为近似稀疏向量。

算法的输入为采样矩阵 Φ (这里设置为高斯随机矩阵) 和采样信号 \mathbf{u} (即 Duffing-WS 小世界网络某个节点输出的带噪混沌信号)，并假设采样信号截断处理后的傅里叶基表示系数 \mathbf{a} 的稀疏度为 s ；算法的输出为 s 维的压缩后的信号 \mathbf{a} ，利用傅里叶逆变换即可重构原始混沌信号。

4.2 仿真分析

这一节我们给出用 OMP 和 CoSaMP 两种稀疏重构算法对混沌信号的稀疏采样后还原的仿真结果对比和分析，其中混沌信号选择为模型 Duffing-WS 小世界网络第一个节点的输出，并叠加一定强度的高斯白噪声。

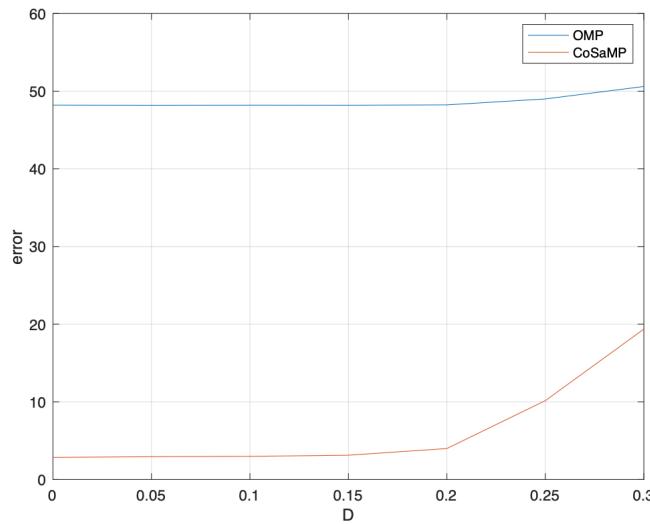


图 4.1 OMP 和 CoSaMP 两种算法的去噪能力

图 (*) 给出了 OMP 和 CoSaMP 两种算法的重构误差关于噪声强度的变化图，其中重构误差定义为重构输出信号和真实信号差的 L_2 范数。可以看到，

CoSaMP 算法在噪声强度小于 0.2 时具有非常低的重构误差，即较好的抗噪重构性能，但之后因噪声强度的增加其误差有快速增长，但其重构性能始终优于经典的 OMP 算法。经典的 OMP 算法对于混沌信号始终存在较大的重构误差。由此可见，CoSaMP 算法相较于传统 OMP 算法有更出色的重构抗噪声能力。

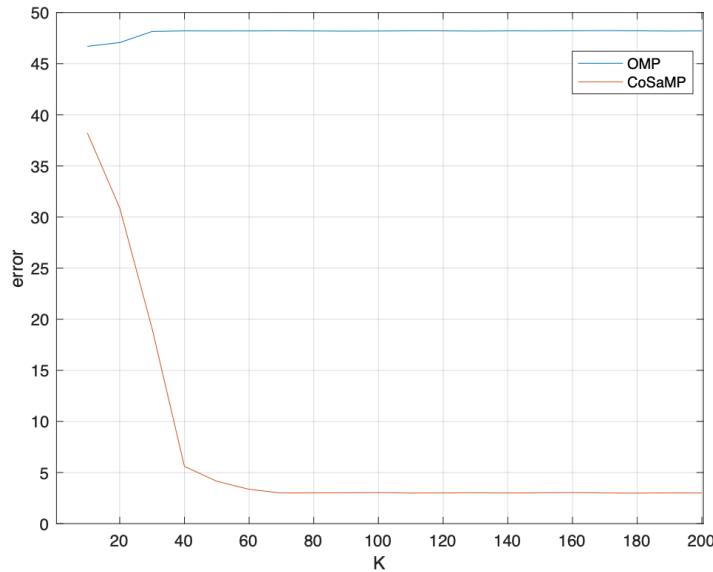


图 4.2 OMP 和 CoSaMP 两种算法的重构误差

图 (*) 则给出了选择不同稀疏度 K 值时，OMP 和 CoSaMP 两种算法相应的重构误差。可以看出，CoSaMP 算法在稀疏度增加时重构误差显著减小，在 $K = 60$ 左右趋于稳定，也说明该混沌信号经过离散傅里叶变换之后的稀疏系数取为 $K = 60$ 即可较为稳健地恢复该信号，而 OMP 算法对该混沌信号的重构能力一直不佳。

由此可见，含噪声的混沌信号稀疏重构问题目前尚未有完善的研究，常规的稀疏重构算法也对混沌信号的重构性能不佳，以 OMP 算法为例，该算法在常规情况有很好的性能，但是在混沌信号情形的效果不佳。因此对混沌信号重构对传统稀疏重构算法提出了新的挑战。

4.3 小结

混沌信号作为复杂网络常见的输出形式，构建相应混沌信号在噪声干扰下的重构方法，对复杂网络的混沌控制和混沌信号的各种应用都具有重要的意义。本章针对复杂网络输出的混沌信号，运用稀疏采样还原算法成功压缩且高精度还原了带噪声的混沌信号，并且对比了不同算法和在混沌信号情形下的性能。仿

真实验表明, 该方法能较为稳健地恢复受噪声干扰的 Duffing-WS 型小世界网络输出的带噪混沌信号, 不仅较具有更高的输出信噪比, 而原始信号的混沌特性也能得到较大程度的恢复, 这是一般稀疏重构算法不具有的。

第5章 结论与展望

致 谢

感激 `casthesis` 作者吴凌云学长, `gbt7714-bibtex-style` 开发者 `zepinglee`, 和 `ctex` 众多开发者们。若没有他们的辛勤付出和非凡工作, \LaTeX 菜鸟的我是无法完成此国科大学位论文 \LaTeX 模板 `ucasthesis` 的。在 \LaTeX 中的一点一滴的成长源于开源社区的众多优秀资料和教程, 在此对所有 \LaTeX 社区的贡献者表示感谢!

`ucasthesis` 国科大学位论文 \LaTeX 模板的最终成型离不开以霍明虹老师和丁云云老师为代表的国科大学位办公室老师们制定的官方指导文件和众多 `ucasthesis` 用户的热心测试和耐心反馈, 在此对他们的认真付出表示感谢。特别对国科大的赵永明同学的众多有效反馈意见和建议表示感谢, 对国科大本科部的陆晴老师和本科部学位办的丁云云老师的细致审核和建议表示感谢。谢谢大家的共同努力和支持, 让 `ucasthesis` 为国科大学子使用 \LaTeX 撰写学位论文提供便利和高效这一目标成为可能。