本科毕业设计（论文）

基于互信息的双通道脑电信号同步分析

燕 山 大 学

2012 年 6 月

本科毕业设计（论文）

基于互信息的双通道脑电信号同步分析

学　　院：_____

专　　业：_____

学生 姓名：_____

学　　号：_____

指导 教师：_____

答辩 日期：_____

燕山大学毕业设计（论文）任务书

学院：信息科学与工程学院　　系级教学单位：电子与通信工程系

<table>
<tr><td>学
号</td><td></td><td>学生
姓名</td><td></td><td>专 业
班 级</td><td></td></tr>
<tr><td rowspan="4">题
目</td><td>题目名称</td><td colspan="4">基于互信息的双通道脑电信号同步分析</td></tr>
<tr><td>题目性质</td><td colspan="4">1.理工类：工程设计 （　　）；工程技术实验研究型（　　）；
理论研究型（　　）；计算机软件型（ √ ）；综合型（　　）
2.文管理类（　　）；3.外语类（　　）；4.艺术类（　　）</td></tr>
<tr><td>题目类型</td><td colspan="4">1.毕业设计（ √ ）　　2.论文（　　）</td></tr>
<tr><td>题目来源</td><td colspan="4">科研课题（　　）　生产实际（　　）自选题目（ √ ）</td></tr>
<tr><td>主
要
内
容</td><td colspan="5">脑电信号表达了神经细胞的电活动，直接反映脑组织的电生理活动和大脑的功能状态，脑电信号分析已成为脑部疾病的机理分析、诊断和治疗，以及脑和认知科学研究的主要途径。分析双通道脑电信号的同步特性，有助于分析大脑功能连接。研究基于互信息的方法双通道神经振荡同步分析的方法，并用于分析实际的脑电信号。</td></tr>
<tr><td>基
本
要
求</td><td colspan="5">[1]通过学习相应书籍和查阅资料，了解有关脑电信号的基本知识；了解几种双通道神经振荡同步分析方法，掌握互信息方法；
[2]学习并掌握常用的仿真语言 MATLAB；
[3]根据算法原理进行软件编程，用所研究方法分析实际脑电信号，得出一定结论。</td></tr>
<tr><td>参
考
资
料</td><td colspan="5">[1] Ernesto Pereda, Rodrigo Quian Quiroga, Joydeep Bhattacharya, Nonlinear multivariate analysis of neurophysiological signals, Progress in Neurobiology 77 (2005) 1 –37
[2] Olivier David, Diego Cosmelli,, and Karl J. Friston, Evaluation of different measures of functional connectivity using a neural mass model, NeuroImage 21 (2004) 659-673
[3] 其他相关文章</td></tr>
<tr><td>周 次</td><td>第 1～4 周</td><td>第 5～8 周</td><td>第 9～12 周</td><td>第 13～14 周</td><td>第 15～17 周</td></tr>
<tr><td>应完
成的
内容</td><td>查找参考书
熟悉课题内容
收集资料
确定设计思路</td><td>学习 Matlab 语言，理解和熟悉设计中使用的算法</td><td>编制程序并上机进行调试，以及对软件进行优化</td><td>实验结果整理及其总结</td><td>课题总结
撰写论文
答辩</td></tr>
<tr><td colspan="3">指导教师：
职称：　　年 月 日</td><td colspan="3">系级教学单位审批：
年 月 日</td></tr>
</table>

摘要

同步是大脑不同区域建立起来通信联系的一个关键的特征,不论是在大脑正常活动还是处于病理情况下，神经信号的同步都是一种重要的潜在机制。通过对双通道脑电信号的建模及同步分析,有助于深入理解脑功能紊乱机理，尤其对神经功能疾病的诊断、预防和治疗具有重要意义。

针对脑电同步分析在癫痫发作研究中的重要意义,本文研究了基于排序模式的互信息估计方法。该方法通过对时间序列排序模式进行分类,来实现复杂的概率分布估计,从而直接估计出时间序列的信息量。通过耦合 Henon 映射模型模拟生成耦合时间序列，仿真分析排序互信息方法的性能。随着耦合系数的增大，驱动系统 X 对响应系统 Y 的作用越大。基于排序模式的互信息估计方法能更好的刻画模型耦合系数的变化，而且抗噪声干扰能力更强。

关键词　同步；癫痫；脑电信号；互信息

Abstract

Synchronization is a key characteristic of different regions of the brain to establish communication links, whether it is in the normal activity of the brain or in pathological cases, the synchronization of neural signals are an important potential mechanism. Modeling and synchronization of dual-channel EEG analysis, insights into the mechanism of brain dysfunction, in particular on neurological diseases, diagnosis, prevention and treatment of great significance.

In this paper, the mutual information estimation method based on the sort mode for the EEG analysis in the study of seizures. The classification of time series ordering mode to achieve the complex probability distribution is estimated, thereby directly estimate the amount of information of the time series. By coupling Henon mapping model simulation to generate the coupled time series, simulation analysis of sorting performance of the mutual information method. As the coupling coefficient increases , the drive system X , the greater the role of the response system Y.Based on the mutual information of the ordering mode estimation method can be a better characterization of changes in model coupling coefficient, and noise immunity stronger.

Keywords Synchronous; Epilepsy; EEG; Mutual Information

目 录

摘要

Abstract

第 1 章 绪论

1.1 课题背景

1.1.1 选题的依据和意义

1.1.2 脑电信号分析研究现状

1.2 脑电信号介绍

1.2.1 脑电信号概述

1.2.2 脑电信号的特征

1.3 论文主要研究内容

第 2 章 脑电信号分析方法

2.1 引言

2.2 脑电信号分析常用方法

2.2.1 单通道脑电信号分析方法

2.2.2 双通道脑电信号分析方法

2.2.3 多通道脑电信号分析方法

2.3 本章小结

第 3 章 基于互信息的双通道仿真分析

3.1 双通道脑电信号同步分析算法

3.1.1 互相关

3.1.2 一致性

3.1.3 非线性独立性

3.2 互信息

3.3 排序互信息

3.3.1 排序互信息的算法

3.3.2 排序互信息的算法流程图

3.4 耦合的　　映射

3.5 排序互信息的性能分析 24
3.5.1 互信息计算参数选取.....24
3.5.2 耦合系数对互信息估计的影响.....24
3.5.3 数据长度对互信息估计的影响.....24
3.5.4 噪声对互信息估计的影响.....25
3.6 癫痫脑电信号的互信息分析 25
3.7 本章小结 25
结论.....27
参考文献.....29
致谢.....31
附录 1.....32
附录 2.....36
附录 3.....41
附录 4.....45

第 章 绪论

课题背景

癫痫是仅次于脑血管病的第二大脑部疾病，癫痫发作的直接原因是大脑异常放电，显著的临床特征是长期的、反复的、突发的。由于癫痫患者的颅内记录方法趋于成熟，通过对癫痫患者的脑电信号分析发现了癫痫发作前的预先征兆，极大地推动了癫痫脑电信号分析与处理的发展。若能够可靠地检测到癫痫发作前的预先征兆，对患者实施充分的预防和保护措施，就能极大的降低癫痫发作造成的伤害，提高患者的生活质量。因此，癫痫脑电信号的分析与处理成为该领域的一个重要的研究问题。

选题的依据和意义

癫痫是一种慢性的、由各种原因引起的脑部疾病，以脑部神经元过度放电引起突然反复和短暂的中枢神经系统功能失常为特征。癫痫发作是指这种过度放电被病人感觉到或被观察者察觉到的表现。癫痫可以造成运动、感觉、意识、植物神经、精神等不同障碍。现在，国内外已经有学者提出将非线性动力学分析方法用于癫痫的预报和控制，这给发作预报的临床应用带来了希望。

基于信息理论的信息熵特别适合研究刺激与响应间关系，这种方法的重要性早被人们认识。人们利用它测量突触的连接，获得了比传统线性方法更好的效果。该方法还被用来估计通过神经元点燃速率所能传递的最大信息。互信息被证明用它来评价不同刺激在神经元编码过程中产生的各种信息的价值非常有用，因为人们认为表达刺激特征是通过神经元处理完成的。同时用它来计算编码模型传输绝对信息量以便评价模型的有效性。有实验表明精神病人大脑半球内和半球之间，其互信息均高于正常人，同样的结果也出现在老年痴呆症患者额叶和前颞叶间。对癫痫病人来讲，互信息可作为癫痫发作的预测器。因此，基于互信息的双通道脑电信号分析对于癫痫疾病的研究具有很重要的意义，为癫痫疾病的预防、诊断、和治疗提供了有力的支持和帮助。

脑电信号分析研究现状

脑电信号具有高时间分辨率、可以反映时间上的信息传递和处理等特性的优异的研究手段，并已成为脑部疾病的机理分析、诊断和治疗的主要手段。脑电信号分析初期，记录在脑电图纸上的多导脑电信号需要通过专家目测分析，对脑电信号中的基本和异常特征主要依赖于专家的经验。直到二十世纪七十年代，随着计算机技术和信息处理技术的迅猛发展，脑电信号分析才进入了计算机定量分析的阶段。特别二十世纪八十年代以来，随着非线性动力学理论的发展，极大地推动了脑电信号分析与处理的研究。随着研究的深入，从90年代开始，一些研究者开始对脑电的非线性进行了进一步的探讨，越来越多的观点认为脑电可能是高维混沌信号，并致力于发展适合分析可能是源自于高维系统的脑电的非线性分析方法。除了用混沌理论分析癫痫脑电信号外，其它信号处理的方法也用于脑电信号分析。根据分析处理脑电信号的通道数目，可以分为单通道脑电分析方法、双通道脑电分析方法和多通道脑电分析方法。

对于利用脑电信号预测癫痫发作的研究，在八十年代末九十年代初，非线性动力学方法开始应用于脑电分析，发现在癫痫发作前几分钟时间，脑电信号的一些特征发生了变化。从脑电活动的动力学角度来看，局灶性癫痫发作前期即从发作间隙期向发作期转化阶段，脑电活动由复杂向简单转化。

经过30多年的努力，在癫痫发作预测研究领域取得了大量的成果[1]。特别是针对局灶性癫痫发作，一系列证据表明癫痫发作前存在一个预发作状态，这个阶段的脑电活动有别于发作间隙期和发作期,这为癫痫发作预测奠定了理论基础。但是这些研究成果距离癫痫发作预测临床化还有很多工作需要完成，癫痫发作预测是一项非常艰巨而又复杂的工程。对于癫痫预测的最新研究显示,一部分学者的着眼点在于如何更深刻地理解癫痫的发作机理和改善癫痫预测技术;还有部分学者的着重点在于如何推动癫痫预测技术进入临床领域。总之，发展脑电信号分析处理方法,提出新的癫痫发作预测算法，不但能促进癫痫发作预测早日进入临床领域,也有助于深入理解癫痫发作机理。

脑电信号介绍

脑电信号概述

大脑又称端脑，是脊椎动物脑的高级的主要部分，由左右两半球组成及连接两个半球的中间部分，即第三脑室前端的终板组成。它是控制运动、产生感觉及实现高级脑功能的高级神经中枢。大脑是人的身体中高级神经活动中枢，控制着人体这个复杂而精密的系统，对人脑神经机制及高级功能进行多层次、多学科的综合研究已经成为当代脑科学发展的热点方向之一。

人的思维、语言、感知和运动能力都是通过大脑对人体器官和相应肌肉群的有效控制来实现的。人的大脑由大约10^{11}个互相连接的单元体组成，其中每个单元体有大约10^{4}个连接，这些单元体称做神经元。在生物学中，神经元是由三个部分组成：树突、轴突和细胞体。神经元的树突和其他神经元的轴突相连，连接部分称为突触。神经元之间的信号传递就是通过这些突触进行的。生物电信号的本质是离子跨膜流动而不是电子的流动。每有一个足够大的刺激去极化神经元细胞时，可以记录到一个沿轴突波形传导的峰形电位-动作电位。动作电位上升到顶端后开始下降，产生一些小的超极化波动后恢复到静息电位（静息电位（Resting Potential, RP）是指细胞未受刺激时，存在于细胞膜内外两侧的外正内负的电位差）。这个变化过程的电位是局部电位。局部电位是神经系统分析整合信息的基础。细胞膜的电特性决定着神经元的电活动。当神经元受到外界刺激时，神经细胞膜内外两侧的电位差被降低从而提高了膜的兴奋性，当兴奋性超过特定阈值时就会产生神经冲动或兴奋，神经冲动或兴奋通过突触传递给下一个神经元。由上述可知，膜电位是神经组织实现正常功能的基本条件，是兴奋产生的本质。膜电位使神经元能够接收刺激信号并将这一刺激信号沿神经束传递下去。在神经元内部，树突的外形就像树根一样发散，由很多细小的神经纤维丝组成，可以接收电信号，然后传递给细胞体。如果说树突是树根的话，那么细胞体就是树桩，对树突传递进来的信号进行处理，如果信号超过特定的阈值，细胞体就把信号继续传递给轴突。轴突的形状像树干，是一根细长的纤维体，它把细胞体传递过来的信号通过突触发送给相邻神经元的树突。突触的连接强度和神经元

的排列方式都影响着神经组织的输出结果。而正是这种错综复杂的神经组织结构和复杂的信息处理机制，才使得人脑拥有高度的智慧。我们的大脑无时无刻不在产生着脑电波，对脑来说，脑细胞就像是脑内一个个“微小的发电站”[17]。如图1-1和1-2为人脑图和脑神经元图。

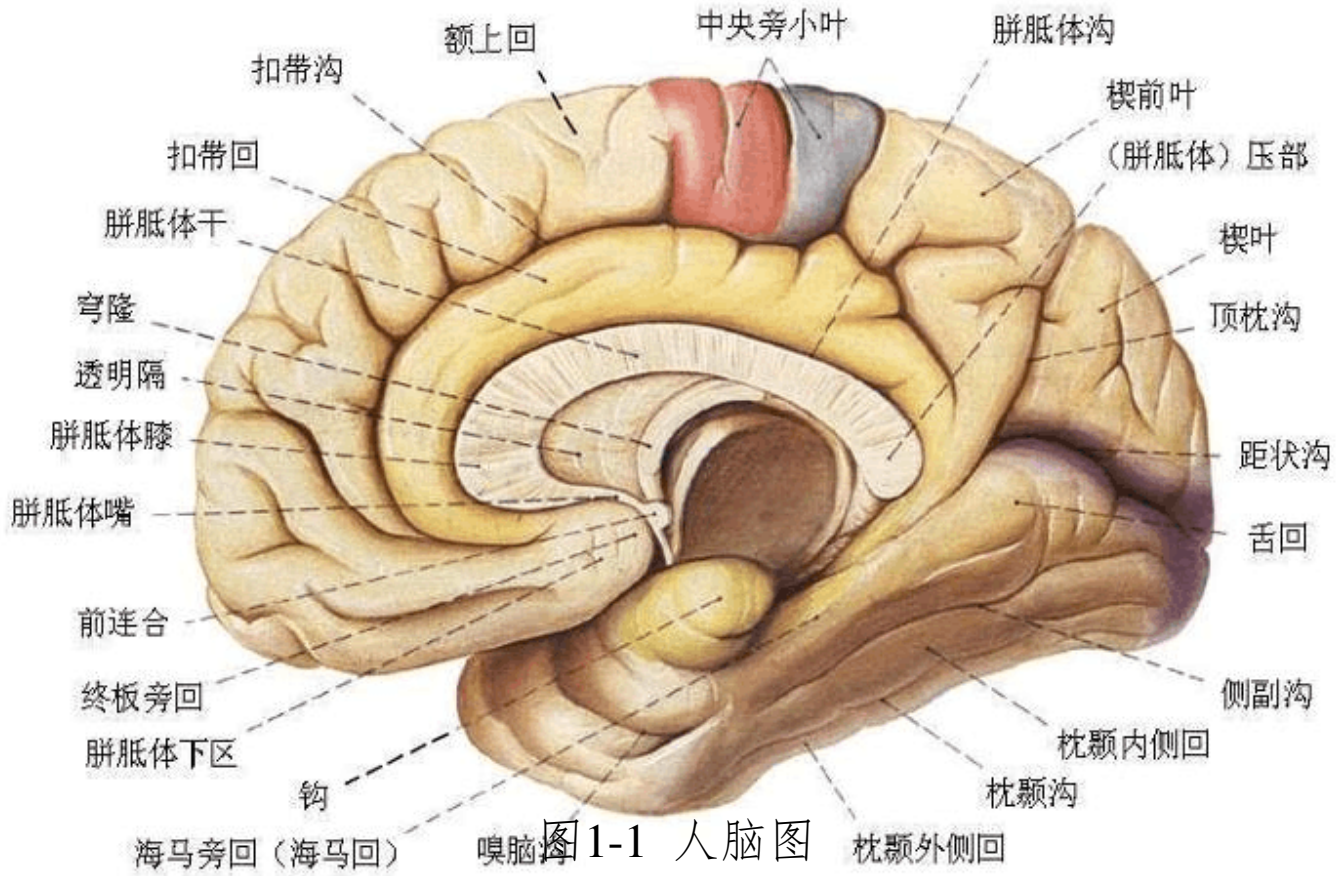


图1-1 人脑图

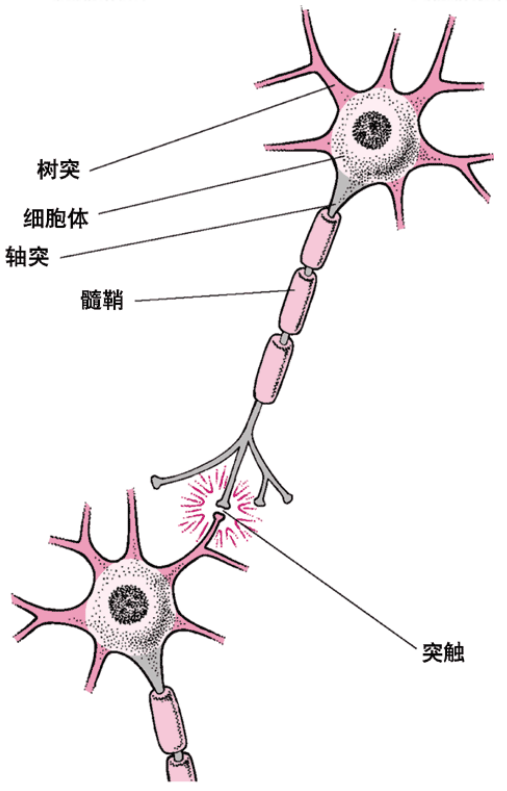


图1-2 神经元

脑电信号主要是由皮层内大量神经元突触后电位同步总和所形成的，是

许多神经元共同活动的结果。

大脑是一个非线性、非平稳的，且由大量神经元群相互连接形成的复杂动力学系统，人们获取大脑信息的手段基本上分为三种：通过脑结构的解剖图像获得静态的信息，例如广泛使用的电子计算机X射线断层扫描技术(computerized X-ray tomography,CT)和磁共振成像(magnetic resonance imaging,MRI)；通过功能活动时的代谢活动图像而获得动态的信息，例如功能磁共振成像技术(functional magnetic resonance imaging, fMRI)和正电子发射断层扫描(positronemission tomography, PET)；通过大脑对信息处理的反应而获得脑的动态信息，这类手段有局部场电位(local field potentials, LFP)，脑电信号图(electroencephalography,EEG)和脑磁图(magnetoencephalograpy, MEG)[2]。

其中，EEG 是大脑组织中大量的神经元群突触后电流的在大脑皮层或头皮表面的综合表现，EEG 具有简易、无创、高时间分辨率等优点，脑电信号处理可以获取大量的功能与疾病信息，例如通过 EEG 检查，可以对癫痫、脑肿瘤、颅脑损伤、中枢神经系统疾病，以及精神疾病和智能障碍等疾病提供信息，从而对脑功能分析及疾病诊断、预后和治疗提供有效的方法；也可利用人对不同的感觉、运动或认知活动的脑电的不同，通过对脑电信号的有效的提取和分类达到某种控制目的。

脑电信号的特征

脑电信号是大脑大量细胞群的自发性生物电活动，是一种复杂的综合波，总的来说，脑电信号具有以下几个特点[2]：

(1) 信号微弱、噪声和干扰强　EEG信号的幅度一般只有5μv 左右，最大也只有100μv，且背景噪声和干扰很强，例如工频干扰、心电信号(electrocardiogram,ECG)电信号、眼电信号(electro-oculogram,EOG)电信号(electromyogram, EMG)、由于空间电磁干扰产生的伪迹等，因此脑电信号分析和处理的关键问题之一是如何有效的消除脑电信号中的噪声和干扰成分。

(2) 随机性和非平稳性　脑电信号非常复杂，人们很难找到确定的规律来描述脑电信号，很多规律只能从统计的角度进行分析，且脑电信号随时间、

随大脑的状态变化迅速，对外界的影响也很敏感，使得脑电信号表现出很强的非稳性。

(3) 非线性　现代科学研究表明，神经细胞膜上可以观察到混沌行为，一个单独的神经细胞就是一个高度的非线性系统,神经元作为大脑基本的结构和功能单位,彼此之间通过轴突和树突连接起来,神经突触更是达到了10_{14}数量级，形成一个巨大而复杂的神经网络，可以想象整个神经网络工作时的复杂程度，脑电中的非线性已经成为一个不争的事实。

(4) 频域特征突出　脑电信号频率成份丰富，各个不同的频率分量与大脑的活动状态关系密切，因此与其他生理电信号相比较，进行脑电信号分析时，考虑脑电信号的频谱分布具有重要的意义。

(5) 耦合特性　脑电信号一般采用多电极测量，源发出的信号经过颅骨等传播到大脑表皮，同一源发出的信号会同时被多个电极记录，同时，大脑对信息的处理也是通过多个神经网络相互协作完成,大脑各区域信号之间存在着耦合。

论文主要研究内容

脑电信号是研究癫痫的一个重要而有力的工具,在临床医学和脑科学的研究中都起着不可替代的重要作用。由于传统的非线性动力学分析方法需要假设脑电是低维混沌信号，对脑电信号的数据长度及平稳度要求较高，且对脑电信号中的噪声很敏感,用这些方法去分析研究脑电的复杂非线性行为是有局限性的，因此发展适合分析强烈非平稳脑电的新方法是当前的迫切需求。针对大脑这一复杂巨系统,本论文立足于癫痫发作脑电研究的要求,发展了一系列脑电信号分析与处理新方法,研究癫痫发作各阶段脑电活动的非线性特征，为将来癫痫发作临床应用及深入理解癫痫发作机理提供理论方法，同时也为脑与认知科学研究提供新的技术工具。论文的主要结构如下：

第2章，系统介绍脑电信号的分析方法，根据脑电信号研究的通道数，从单通道脑电信号,双通道脑电信号以及多通道脑电信号三方面来说明对脑电信号同步的研究。

第3章，在第2章的基础上，具体介绍双通道脑电信号的分析方法，由此

提出基于互信息的双通道脑电信号的研究，通过仿真分析介绍该方法的性能。

论文最后是总结和展望，指出了下一步需要研究的工作。

第　章 脑电信号分析方法

引言

癫痫是一种慢性的、由各种原因引起的脑部疾病，以脑部神经元过度放电引起突然反复和短暂的中枢神经系统功能失常为特征。癫痫发作时损害大脑，引起记忆障碍、智力下降、性格改变、反应迟钝，同时反复频繁发作，易引起血压升高，大脑缺氧，引发肢体瘫痪。目前，癫痫病人治疗的首选方法是药物治疗，然而传统的抗癫痫药物在药动学方面存在许多不足，而且稍增量即发生剂量依赖性中毒。手术和外界干扰大脑放电是两种新的治疗癫痫病方法。对于手术方法，癫痫病灶的确定是棘手的问题；而外界干扰大脑放电的效果主要依赖于对癫痫发作的预报。对癫痫患者实施充分的预防和保护措施，可以降低癫痫发作造成的伤害，提高患者的生活质量。

1848年德国神经电生理学家Du Bois. eymond首次利用电流计观察到了神经系统中的电信号，德国的HansBerge于1924年用两根白金针状电极通过头部外伤患者的颅骨缺损部位插入大脑皮层,成功的记录到了有规则的脑电活动，并将脑电活动称为脑电图，这一发现揭开了脑电信号研究的序幕。图2-1概述了目前大多数的脑电信号分析方法，根据算法针对的脑电信号的通道数，可分为单通道、双通道和多通道脑电分析方法。

脑电信号分析常用方法

单通道脑电信号分析方法

人们对脑电信号的研究是从单通道脑电信号分析开始的。单通道脑电信号的研究法法主要有时域分析法、频域分析法、时频分析法、非线性动力学、信息熵等。

(1) 时域分析方法　直接从时域提取特征是最早发展起来的方法，如过零截点分析、直方图分析、方差分析、峰值检测及波形参数分析以及脑电瞬态特征的提取等等，有很多重要信息在时域上表现明确，但脑电信号中仍有很多信息仅仅在时域是体现不出来的。

(2) 频域分析方法　频域分析方法主要基于各频段功率。经典谱估计

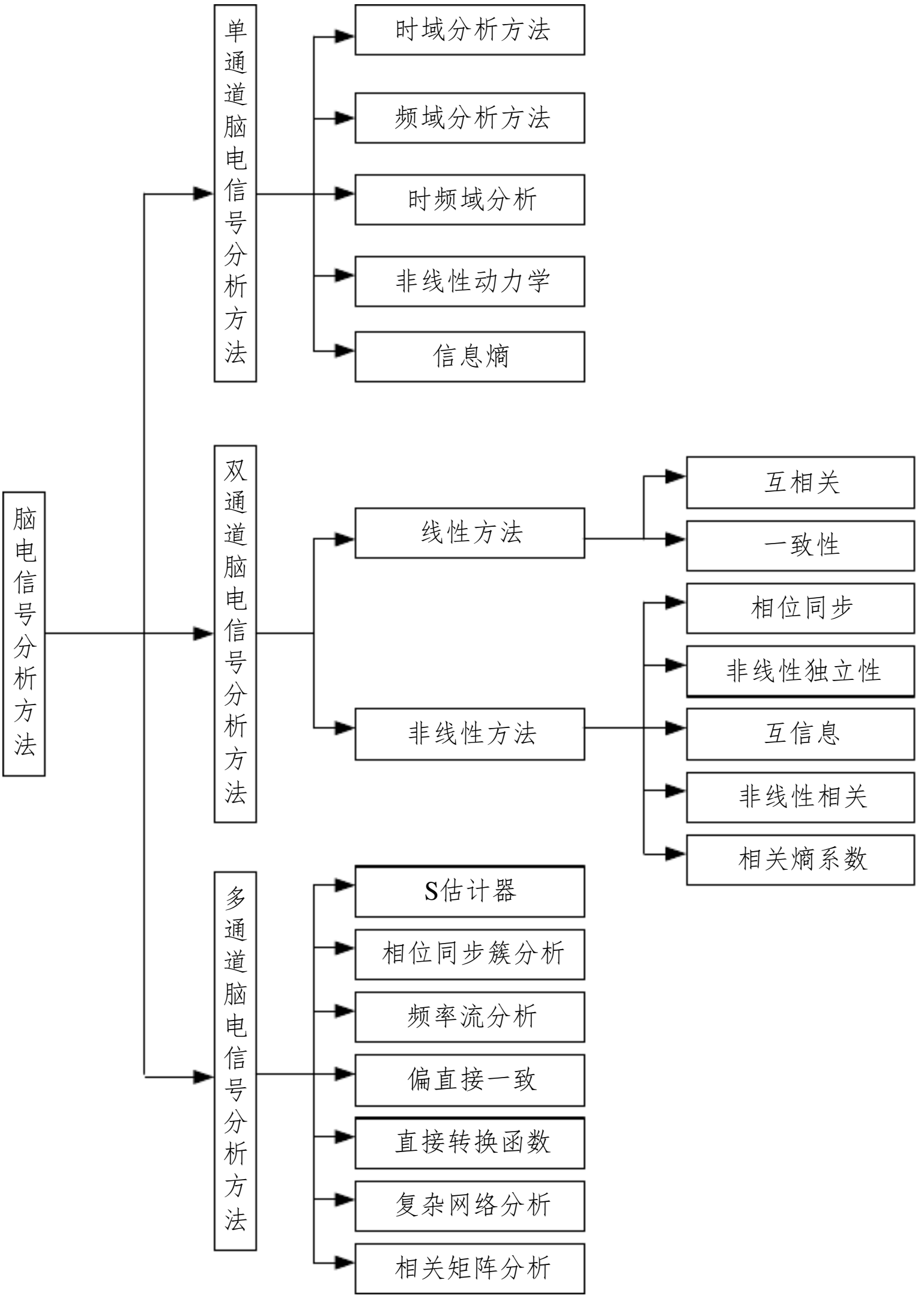


图2-1 脑电信号分析方法

方法是直接按定义用有限长数据来估计，即以短时间数据的傅氏变换为基础的周期图法，参数模型估计方法对数据处理能得到高分辨率的谱分析结果。功率谱分析虽然可以有效地反映信号的二阶信息，却丢失了包括相位信息在内的高阶信息，对于高斯随机分布而言，双谱可以作为随机信号偏离高斯分布的一个测度，对EEG信号分析很有意义。

(3) 时频分析　脑电信号是非平稳时变信号，不同时刻有不同的频率成分，时域分析方法仅给出信号在时间上的分辨率，而没有考虑信号在频率上的分辨率；频域分析方法建立在假设脑电信号具有平稳特性的基础上，也只是考虑了信号的频域信息，而忽略信号在时间上的分辨率。时频分析着眼于真实信号组成成份的时变谱特征，即将一维的时域信号或者频域信号以二维的时间-频率密度函数的形式表示出来，揭示信号中包含频率的分布以及各频率分量随时间变化的规律。最简单的时频方法是短时傅里叶变换(short time Fourier transform, STFT)，其缺点是必须在时间分辨率和频率分辨率之间进行权衡。目前广泛应用的时频方法主要有Wigner分布和小波分析。Wigner 分布(Wigner distribution, WD)是一种时频混合的信号表示方法，具有最简单的形式，可以同时进行时域和频域分析，与短时傅里叶变换相比，在时间和频率域上都有很高的分辨率，而且WD的各阶矩具有明确的物理意义，适合脑电信号的特征提取。小波(Wavelet)分析方法，在时域和频域两个方面都具有表征信号局部特征的能力，不同的变换尺度等效为不同中心频率的带通滤波器，可以用于提取癫痫波中的尖波、棘波、慢波等不同频率特征的波[3,4]，广泛应用于脑电信号分析。

(4) 非线性动力学　近20多年来，非线性理论得到了长足的发展，相关维数是传统意义上维数的推广，用于描述系统的自由度，李亚普诺夫指数可以在相空间重构的基础上衡量轨道的收敛率或发散率，最初脑电的相关维数和最大的李雅普诺夫指数显示脑电是低维的混浊[5,6]，从90年代开始，更多的研究者认为脑电可能是高维混沌信号。递归图量化分析方法对信号长度及其平稳度的要求较低，受噪声影响小，且无需考虑其是否具有低维混沌特性，非常适合分析脑电信号，从而成为刻画脑电信号非线性特征的有效手段。应用非线性动力学分析不同生理或病理状态下脑电信号的动力学特征，取得了

许多有意义的研究成果[7]。

(5) 信息熵　目前熵的概念广泛的应用于癫痫预测、麻醉深度分析以及睡眠脑电信号的分析。熵的计算有Kolmogorov熵、近似熵[8,9]、样本熵、排序熵、多尺度熵、傅立叶熵、小波熵、Renyi熵等。基于排序模式，Bandt和Pompe分析提出了排序熵，具有计算简单、速度快、抗噪能力强等优点，应用于麻醉深度检测发现随着麻醉药物浓度逐渐增加，排序熵逐渐减小。

双通道脑电信号分析方法

单通道脑电信号分析方法从时频域、非线性动力学、复杂度等方面对信号进行分析，可以从不同的角度获得脑电信号的重要特征。但是大脑是一个复杂的协同工作的系统，大脑信息的传递需要靠众多神经元群共同协作完成，目前多通道采集系统也得到广泛的应用,分析多通道脑电信号之间的同步关系，可以获得大脑不同区域之间信息整合、传递、处理的重要信息，同时，发现很多难以治愈的神经性疾病例如癫痫、老年痴呆症、帕金森症、精神分裂症、孤独症等都与脑电信号的异常同步有关。双通道同步分析方法主要用于分析两导脑电信号之间的相互关系，可以分为线性和非线性的方法，线性的方法包括互相关和基于谱的一致性等。大脑具有明显的非线性特征，基于非线性的双通道同步分析方法发展迅速。例如相位同步、非线性独立性、互信息和非线性相关等。

相位同步指对于两个耦合的非线性振荡器，即使它们的振幅不相关，其相位也可能是同步的，即利用相位关系来分析信号间的相关性，提取信号相位的方法有希尔伯特变换(Hilbert transform, HT)和小波变换(wavelet transform, WT)。HT主要用于提取宽带信号的相位信息，但是宽带信号脑电信号中含有大量的噪声和干扰，各频率成分在不同情况能表征不同的含义，且该方法需要的脑电数据较长，数据短时相位相关性的计算不准确，因此直接用HT很难准确的计算信号的相位，也不适合分析宽带非平稳的脑电信号WT相当于一个带通滤波器，可以利用小波变换提取感兴趣的频带后再估计其相位。对两种提取相位的方法HT和WT的研究表明，首先对感兴趣的频带进行预滤波再应用HT和直接应用WT具有相同的结果。

非线性独立性(nonlinear interdependency)是测量广义同步的一种方法。首先要将二时间序列进行相空间重构，根据嵌入维数和延迟时间获得重建的延迟向量，通过计算延迟向量之间的距离获得两个系统之间的相互依赖关系。非线性独立性是一种非对称的测量，但是计算过程需要进行相空间重构，很难保证其准确性，且运算量较大。

互信息(mutual information, MI)以信息论为基础，通过测量两个时间变量各自及其联合概率密度分布，利用熵的概念，来量化两个时间变量之间的统计独立性。估计互信息最关键问题是从时间序列中准确的估计其状态变量的概率分布函数，最简单的方法就是直方图法，但是这种方法需要较长的数据，且如何恰当的划分直方图所在的区间是需要解决的问题，如果区域化的过小，会出现状态变量的概率为零的情况，自适应的方法能够较好的选择区域的大小。近年来基于时域的、频域和基于参数的互信息估计方法广泛的应用到分析大脑各区域脑电活动的相互作用，例如老年痴呆的患者长距离区域之间的互信息要小于正常人，而癫痫发作时病灶区域各通道之间的互信息要高于其他区域和癫痫间歇期[10]。

非线性相关系数(nonlinear correlation coefficient)采用一种最一般的方法来描述变量X对Y的依赖性，把X的值看作是Y的一个函数，则Y值可以由X根据一个非线性回归曲线预测给出，根据回归曲线，通过从X值中预测Y值的准确程度来得到二者之间的依赖性。非线性相关系数是一种非对称性测量，可以用于分析双变量脑电信号之间的耦合方向，例如对癫痫神经网络进行时空分析，并给出大脑不同区域之间因果耦合的方向。

多通道脑电信号分析方法

目前，双通道脑电信号分析方法逐步完善和成熟，多通道脑电记录技术也得到广泛的应用，若利用双变量同步算法来分析多变量脑电数据，通常的做法是对每一对脑电信号重复应用双变量分析方法，显然通道数据较多时多通道脑电信号的拓扑细节会变的非常混乱，也无法直接获得多通道脑电之间的全局同步信息。近几年来，基于多变量的脑电信号同步分析方法得到了发展[8]，主要有相位同步簇分析、S估计器、相关矩阵分析、多变量因果关系、

频率流分析、复杂网络分析以及从多通道脑电信号建模的角度进行分析等。

相位同步簇分析(phase synchronization cluster analysis, PSCA)是一个真正的多变量同步分析方法，其主要的贡献是提出了统计相位同步簇的概念，假设多通道脑电信号包含一个同步簇，且同步簇具有一个共同的节律，则各振荡器以不同的程度作用于这个簇，通过最小化均方误差的和可以得到每个通道对簇的相位同步强度的最大似然估计。PSCA已经成功的应用于许多不同的领域。基于多变量相位同步的理论，PSCA也能够通过分析细胞周期特定基因表示数据，根据其特定的生物学过程寻找基因群。但是这种方法仅仅能够描述单一的统计平均簇，且假设振荡器的动力学行为能够通过一个平均区域的概念进行解耦，当条件不满足时，PSCA方法得出的每个通道的参加强度与实际情况偏差较大，导致均方误差的和有较大的数值。

S估计器是一种基于主分量分析(principal component analysis, PCA)和嵌入维数技术的方法，S估计器的值反比于观测非线性动力学现象的嵌入维数，正比于同步的强度，算法非常简单。首先，构造多通道脑电信号之间的等时相关系数矩阵，进行特征值分解并对特征值进行归一化处理，然后利用熵的概念量化特征值的分布，得到S估计器的值，S估计器是一种全局同步索引，可以量化大脑一定区域范围内的同步强度。S估计器是一种宽带估计器，更适合分析宽带的同步现象，更重要的是S估计器在本质上就是一种多变量的同步估计器，非常适合用于分析高密度的EEG同步分析[11]。

相关矩阵分析(correlation matrix analysis, CMA)是基于双变量同步分析、随机矩阵理论(random matrix theory, RMT)和代理数据方法的一种多变量脑电信号分析方法。人类大脑在静息状态下，其多通道EEG信号相关矩阵的特征值和特征向量构成的统计量与随机矩阵极为相似，而当人类脑部进行活动或者处于病理状态下时，由于大脑各个区域存在的同步性，相关矩阵特征值和特征向量构成的统计量就会偏离随机矩阵。因此比较相关矩阵与随机矩阵特征值和特征向量的差别，可以刻画大脑各个区域之间的同步特性。CMA通过分析从大脑不同区域记录的神经数据，能够量化和描述多通道神经同步群的个数、全局同步强度和每个通道参与同步的程度。CMA是一种简单的方法，以双变量同步强度矩阵为基础，对于不同特点的神经数据，可以采用

不同的双变量相关方法，例如线性相关、相位同步和事件相关等。

偏直接一致(partial directed coherence,PDC)和直接转换函数(directed transferfunction,DTF)是基于多变量自回归模型(multivariateautoregressive, MAR)，对Granger因果关系在频域的一种描述，是一种线性的方法，可以描述特定频带内多通道信号之间的驱动关系。

频率流分析用于描述多通道脑电信号在时频平面上瞬时频率的变化，即给定时间段内每个频率流包含的同步振荡器的个数，频率流分析可以追踪和刻画非平稳多变量脑信号的相位同步时频动力学特性，是用于研究脑同步动力学特征的一个新方法，应用频率流分析发现，癫痫发作期间多通道脑信号的瞬时频率存在趋于一致的现象[1]。

本章小结

本章对脑电信号同步的分析方法进行了研究，从单通道脑电信号的分析，双通道脑电信号的分析和多通道脑电信号的分析三方面进行了介绍,阐明了脑电信号研究的逐层深入的研究方法以及各个研究方法对脑电信号研究的意义，揭示了脑电信号研究的重要性。

第　章 基于互信息的双通道仿真分析

双通道脑电信号同步分析算法

大脑是一个非常复杂的由大量神经元相互作用组成的动力学系统,各个通道脑电信号之间存在着耦合,越来越多的仪器能够同时记录神经生理学信号,多变量同步分析可以给出不同的大脑结构之间的相互联系以及神经群之间的同步现象[12],为分析大脑正常和非正常状态下的工作机理提供了新的途径。

互相关

互相关函数是一种古老典型、算法简单的相关性测量方法,广泛应用于计算两路信号之间的线性相关。

设x和y是经过归一化的具有零均值和单位方差的双变量信号,互相关函数的定义如下:

$$c_{xy}(\tau)=\frac{1}{N-\tau}\sum_{K=1}^{N-\tau}x(k+\tau)y(k) \qquad (3-1)$$

其中,N 为信号采样点数,为二通道延迟时间。互相关函数的值域范围是从-1(完全线性反相关)到 1(完全线性相关)。若互相关函数的值 C_{xy}(τ)=0,表示二信号在延时为τ 时不存在线性相关;若 Cxy(τ)>0,表示二信号正相关,反之表示反相关。

一致性

一致性(coherence)可以从频域上量化双变量信号的线性相关性,一致性又称为幅度均方一致性或一致谱。其定义为两信号间的互谱密度函数对各自谱密度函数的归一化。实际中,通常采用滑动平均技术来改进谱估计器的性能,将EEG信号分为*M*个等长的时段,对每个时段进行谱估计后进行平均,一致性通常可由以下公式计算:

$$K_{xy}{}^{2}(f)=\frac{\left|\langle S_{xy}(f)\rangle\right|^{2}}{\left|\langle S_{xx}(f)\rangle\right|\left|\langle S_{yy}(f)\rangle\right|} \qquad (3-2)$$

式中$\langle\rangle$表示 M 段数据的平均。$S_{xy}(f)$ 为双变量信号的互谱密度函数，$S_{xy}(f)$和 $Sxy(f)$ 分别为二信号的自普密度函数。$K^2_{xy}(f)$ 的取值范围从 0（特定频率处二信号不相关）到 1（特定频率处二信号完全相关），广泛应用于检测脑电信号在一段频带范围内的一致性。

非线性独立性

非线性独立性（Non-linear interdependency，NLI）是一种量化广义同步的方法。对于两个时间系统 X 和 Y 的时间变量，首先重构其延迟向量 $x_n=(x_n,\ \ ,x_{n-(m-1)\tau})$和 $y_n=(y_n,\ \ ,y_{n-(m-1)\tau})$，这里$n=1,\ \ ,N,m$ 称为嵌入维数，τ 称为延迟时间。令 $r_{n,j}$ 和 $s_{n,j}$，$j=1,\ \ ,k$ 分别表示与 x_n 和 y_n 最近的延迟向量的两个索引，对于每个 x_n，其最近的 k 个延迟向量的均方欧几里德距离定义为：

$$R^{(k)}_n(X)=\frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k}(x_n-x_{r_{n,j}})^2 \tag{3-3}$$

以 Y 为条件的均方欧几里德距离定义为：

$$R^{(k)}_n(X|Y)=\frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k}(x_n-x_{s_{n,j}})^2 \tag{3-4}$$

定义独立性测量 S^k（X| Y）：

$$S^{(k)}(X|Y)=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\frac{R^{(k)}_n(X)}{R^{(k)}_n(X|Y)} \tag{3-5}$$

$S^{(K)}(X|Y)$的值在 0 和 1 之间，较低的值表示 X 和 Y 是独立的，而较高的值表示 X 和 Y 之间存在同步。

互信息

基于信息熵的测量已经广泛的用于分析非线性系统，信息熵可以用来描述时间序列随机性的程度，可以量化随机变量之间概率分布的差异，互信息可以用于测量信号之间的统计独立性[11]。

对于两个随机变量X和Y，其概率密度函数分别为$p(x)$和$p(y)$，定义随机变量X和Y的熵：

$$H(X)=-\int p(x)\log(p(x))dx \tag{3-6}$$

$$H(Y)=-\int_{y}^{x} p(y)\log(p(y))dy \tag{3-7}$$

熵的值越大表明随机变量的不确定性越高。

设随机变量X和Y的联合概率密度分布函数为$p(x,y)$，可定义随机变量X和Y的联合熵：

$$H(X,Y)=-\iint_{xy} p(x,y)\log(p(x,y))dxdy \tag{3-8}$$

对于离散随机变量 X，概率密度函数的估计方法各不相同， 最经典的方法就是直方图法，即将离散随机变量 X 分为 b 个区域，$X=\{x_1, x_2□, x_b\}$，考察离散序列的值落在每个区间的个数，可以获得变量 X 在各个区域的概率，即事件$\{X=x_i\}$的概率：

$$p(x_i)=P(X=x_i) \tag{3-9}$$

那么根据离散随机序列变量 X 的概率密度函数 p_x，即可得到离散序列的信息熵：

$$H(X)=-\sum_{i=1}^{b} p_x\log(p_x) \tag{3-10}$$

类似，可以定义离散随机变量位于 $b\times b$ 个区域中的概率，获得事件$\{X=x_i, Y=y_i\}$的概率：

$$p(x_i,y_i)=P(X=x_i,Y=y_i) \tag{3-11}$$

根据离散随机变量 X 和 Y 的联合概率密度 p_{xy}，获得离散序列的联合熵：

$$H(X,Y)=-\sum_{i=1}^{b}\sum_{j=1}^{b} p_{xy}\log(p_{xy}) \tag{3-12}$$

基于信息熵，可以定义互信息：

$$\begin{aligned} I(X;Y)&=H(X)+H(Y)-H(X,Y) \\ &=H(X)-H(X|Y)=H(Y)-H(Y|X) \end{aligned} \tag{3-13}$$

I(X;Y)具有以下特点：

(1) I(X;Y)=I(Y;X);

(2) I(X;Y)= 0;

(3) I(X;Y)= min{H(X),H(Y)}。

互信息是对称的度量 X 和 Y 的相互关系，且是一个非负的度量指标，当且仅当 X 和 Y 相互独立时 I(X;Y)=0。可定义归一化互信息 NMI：

$$NMI=I(X;Y)/\min\{H(X),H(Y)\} \tag{3-14}$$

式中，NMI 在 0-1 变化。当随机变量 *X* 和 *Y* 相互独立式，NMI=0；当随机变量 *X* 和 *Y* 完全相关时，NMI=1。

互信息可以衡量一个变量携带另一个变量测度，其值越大，表明二随机变量相关程度越强，反之相关性越小。

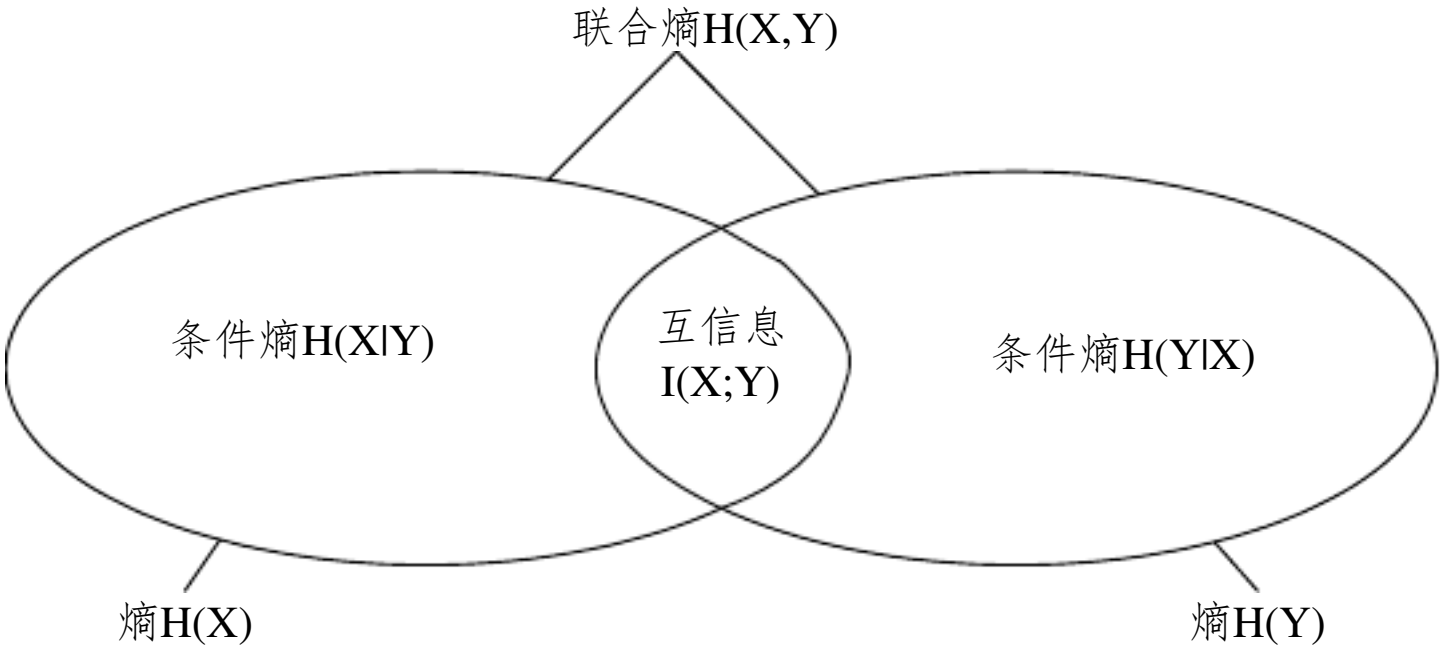


图 3-1 互信息与熵的关系

排序互信息

排序互信息的算法

最近，学者Bandt和Pompe提出了排序模式时间序列分析的新方法，将m维相空间等分为$m!$个排序区域，然后对时间序列排序模式的分布进行统计分析，从而直接估计出时间序列的信息量，克服了传统方法相空间最优分割的难点，该方法具有计算简单，速度快，抗噪能力强等优点。给定脑电序列X和Y，嵌入到m维空间中，得到向量$X_i=(x_i,x_{i+\tau},\ \ ,x_{i+(m-1)\tau})$和$Y_i=(y_i,y_{i+\tau},\ \ ,y_{i+(m-1)\tau})$，$m$为嵌入维数，τ 为延迟时间。分别对向量$X_i$和$Y_i$中的元素按照升序重新排列，若序列中存在某两个值相等时，就按照对应的j的大小来进行排序。因此，在m维空间中的每个向量，都能唯一的映射到$m!$种排序模式π_i。如取嵌入维数$m=3$，延迟时间$\tau=1$，那么在3维状态向量空间中共有6种排序模式π。首先对分别单通道脑电信号 X的排序模式进行分析，将所有排序模式相同的的向量归为一组， 统计出每一种排序模式出现的次数$C_1,\ C_2,\ \ ,C_m$，就可以得到每一种模式出现的概率

$P(X=\pi_1), P(X=\pi_2), \quad , P(X=\pi_{m!})$，计算如下：

$$P(X=\pi_i)=C_i/L-(m-1)\tau \tag{3-15}$$

…

定义脑电信号X 的排序模式概率分布为p_x，相似地可得到脑电信号Y的排序模式概率分布p_y。分析双通道脑电信号，首先分析在同一时刻向量X_k和Y_k的排序模式π_i和π_j，这样一共有$m!*m!$种联合排序模式，统计出每一种联合排序模式出现的次数C_{ij}，就可以得到每一种联合排序模式出现的概率：

$$P(X=\pi_{i,}Y=\pi_j)=C_{ij}/L-(m-1)\tau \tag{3-16}$$

相似地定义脑电信号 X 和 Y 排序模式的联合概率分布为 p_{xy}，基于信息理论，计算脑电信号 X 和 Y 的排序熵和排序联合熵：

$$PE(X)=-\sum_{i=1}^{m!} p_x\log(p_x) \tag{3-17}$$

$$PE(Y)=-\sum_{i=1}^{m!} p_y\log(p_y) \tag{3-18}$$

$$PE(X,Y)=-\sum_{i=1}^{m!}\sum_{j=1}^{m!} p_{xy}\log(p_{xy}) \tag{3-19}$$

熵 H(X)和 H(Y)反应了脑电信号 X 和 Y 各自包含信息量的多少；联合熵 H(X,Y)反应了脑电信号 X 和 Y 的联合概率分布的散布状态，进而得到脑电信号 X 和 Y 基于排序模式分析的互信息，排序互信息 PMI:

$$PMI(X;Y)=PE(X)+PE(Y)\big|PE(X,Y) \tag{3-20}$$

定义归一化排序互信息 NPMI:

$$NPMI=\frac{PMI(X;Y)}{\min\{PE(X),PE(Y)\}} \tag{3-21}$$

式中，NPMI 在 0-1 变化，NPMI 值越大表明脑电信号 X 和 Y 的相互作用越强。

排序互信息的算法流程图

根据上述排序互信息的算法，我们可以对其中的原理公式进行编程，在此之前我们可以总结出求得排序互信息的流程，其具体布骤如图 3-2 所示。在流程图中，可以看出整个算法基本都是基于信息论与概率论来进行的，基于互信息的算法具有它明显的优点。

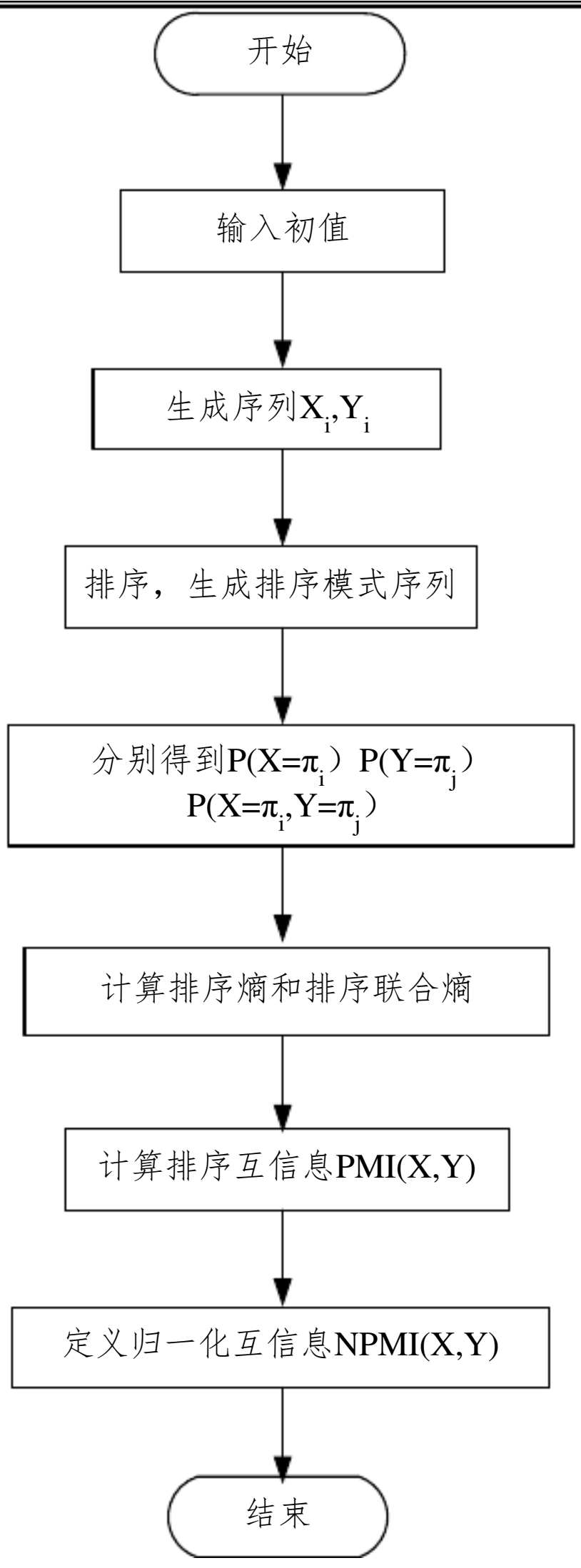


图 3-2 排序互信息的算法流程图

耦合的　　映射

考虑耦合的 Henon 映射，假设 X 为驱动系统，表达式如下：

$$x_1(i+1)=1.4-x_1(i)^2+b_1x_2(i) \tag{3-22}$$

$$x_2(i+1)=x_1(i) \tag{3-23}$$

Y 为响应系统，表达式如下：

$$y_1(i+1)=1.4-\left[cx_1(i)y_1(i)+(1-c)y_1(i)^2\right]+b_2y_2(i) \tag{3-24}$$

$$y_2(i+1)=y_1(i) \tag{3-25}$$

式中，c 为耦合系数，取值范围为 0-1，c 值越大表示驱动系统 X 对响应系统 Y 的作用越大，如图 3-1、3-2、3-3、3-4 所示驱动 X 与响应 Y 的关系。通过调节耦合系数 c，Henon 模型生成不同耦合条件的映射序列。

根据 X 与 Y 的映射关系可以得到用 Matlab 实现 Henon 映射的如下程序：

```
x1=1.4-xx1.^2+bx*xx2;
x2=xx1;
y1=1.4-(c*xx1*yy1++(1-c)*yy1.^2)+by*yy2;
y2=yy2;
```

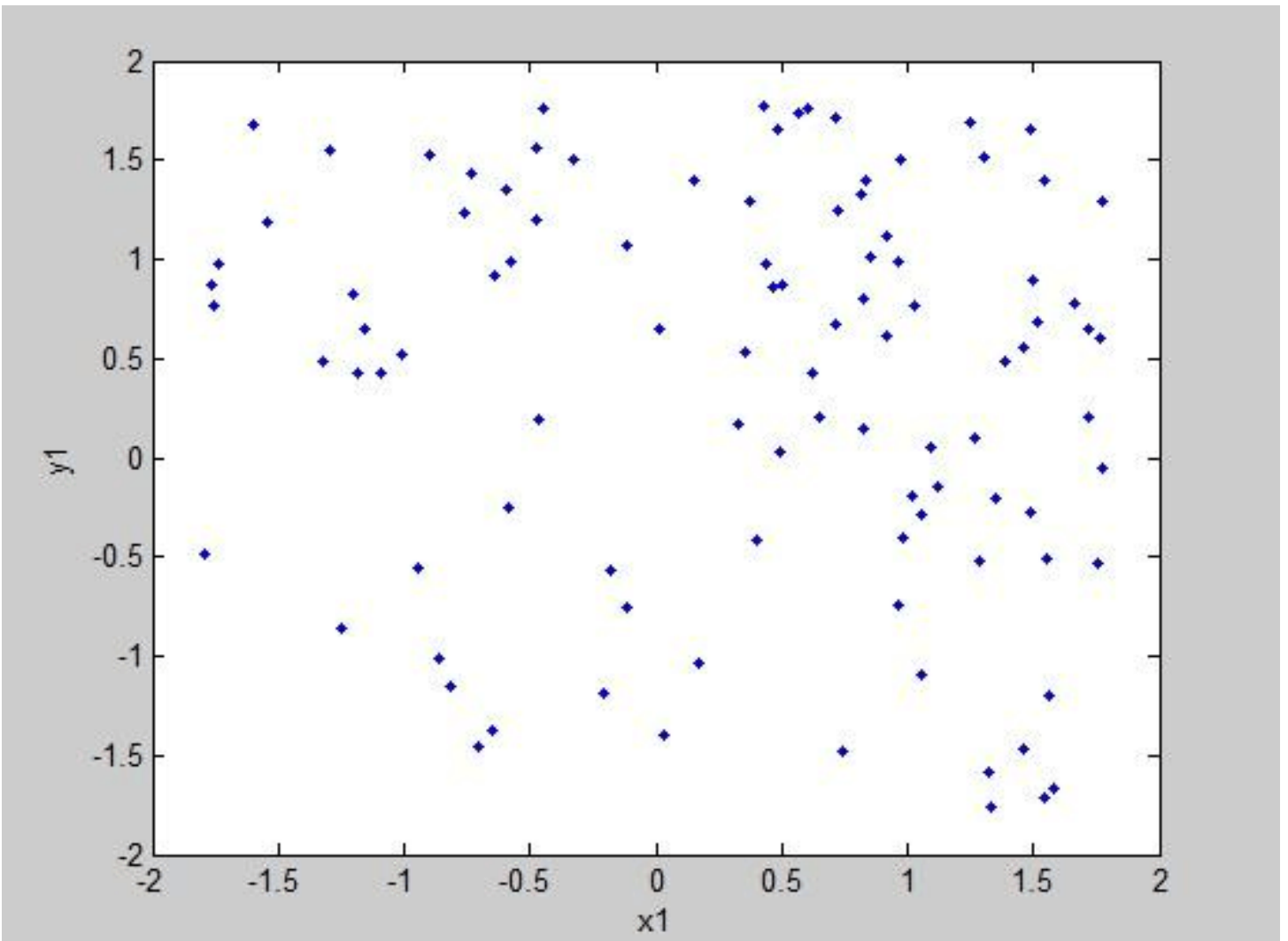


图 3-3　c=0 时

当耦合系数 *c*=0 时，*x* 与 *y* 的相互关系：由图 3-3 中点的分布情况，我们可以看出，*x1* 与 y1 之间的相互作用并不明显，两者之间并没有很大的相关性，驱动系统 *X* 对产生的响应系统 *Y* 的作用并不显著，在此耦合系数下，Henon 映射生成的时间序列关系如上图。

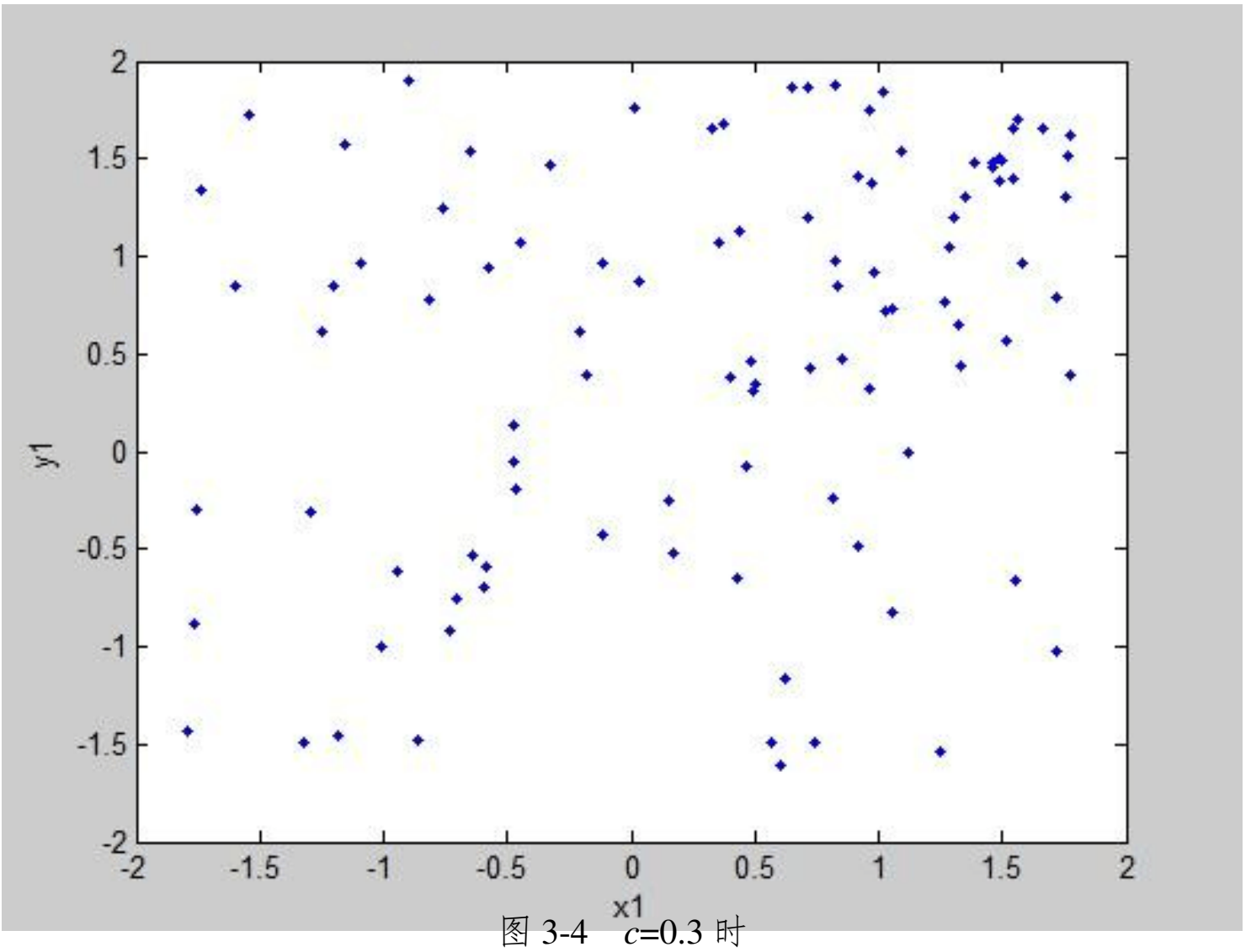


图 3-4　*c*=0.3 时

当耦合系数 *c*=0.3 时，由图 3-4 点分布可以看出，此时 *x1* 与 *y1* 的相互关系较 *c*=0 时明显一些，则在此耦合系数下，驱动系统 *X* 对响应系统 *Y* 的作用与 *c*=0 时相比趋于明显。

在图 3-5 中，当耦合系数 *c*=0.6 时，*x1* 与 *y1* 之间的耦合关系开始表现的更加明显，此时耦合系数继续增大，如图 3-6 所示，*x1* 与 *y1* 的点在图中几乎快要重合，由此可以看出驱动系统 *X* 对响应系统 *Y* 的作用将要达到最大。

由这组图可以得到，Henon 映射中，在耦合系数 *c* 的取值范围 0-1 内，随着 *c* 的增大，驱动系统 *X* 对响应系统 *Y* 的作用越来越大。可以清楚地得到，在 *c* 趋于 1 时，*X* 与 *Y* 之间的耦合关系达到最大。

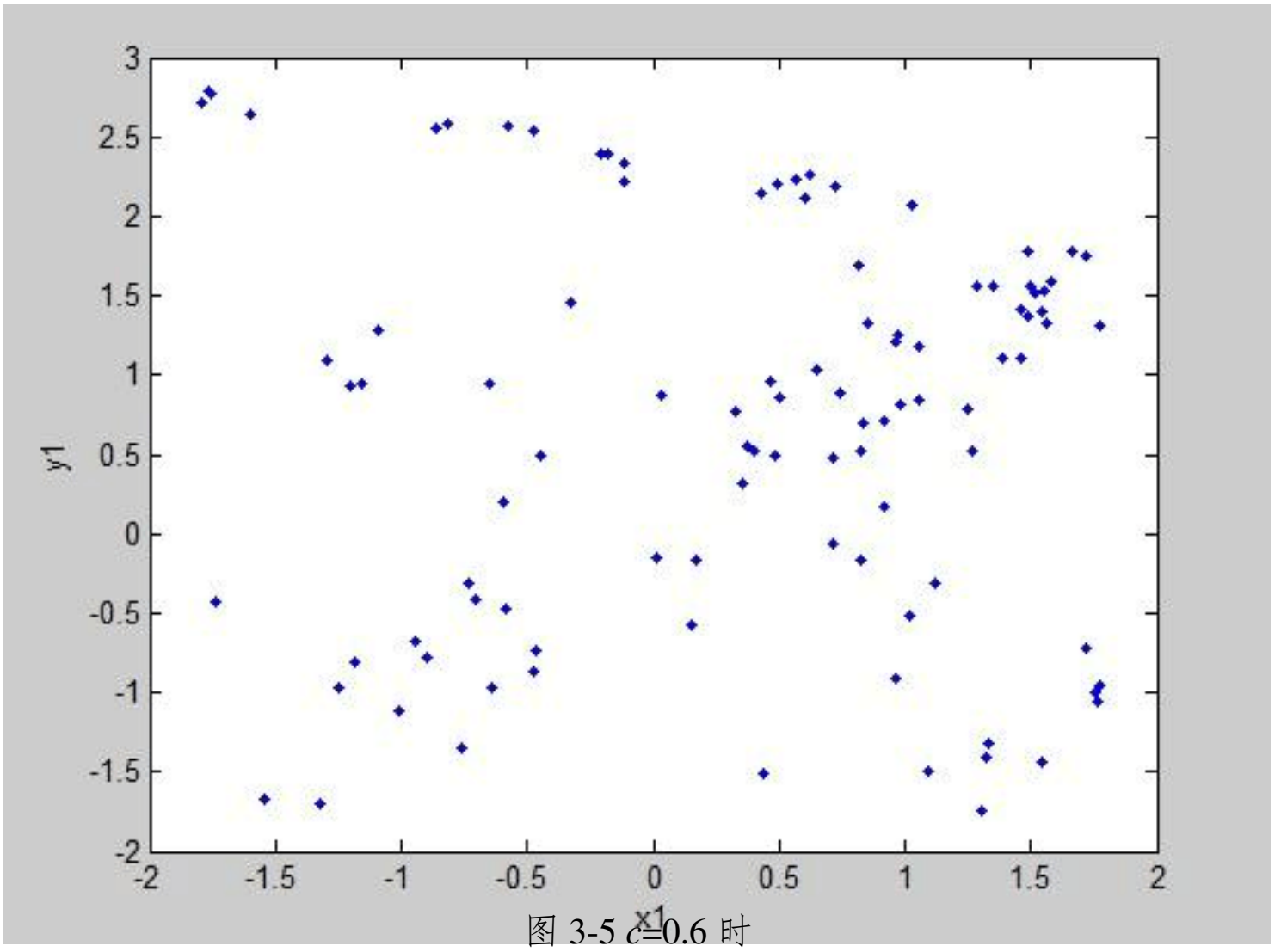


图 3-5 c=0.6 时

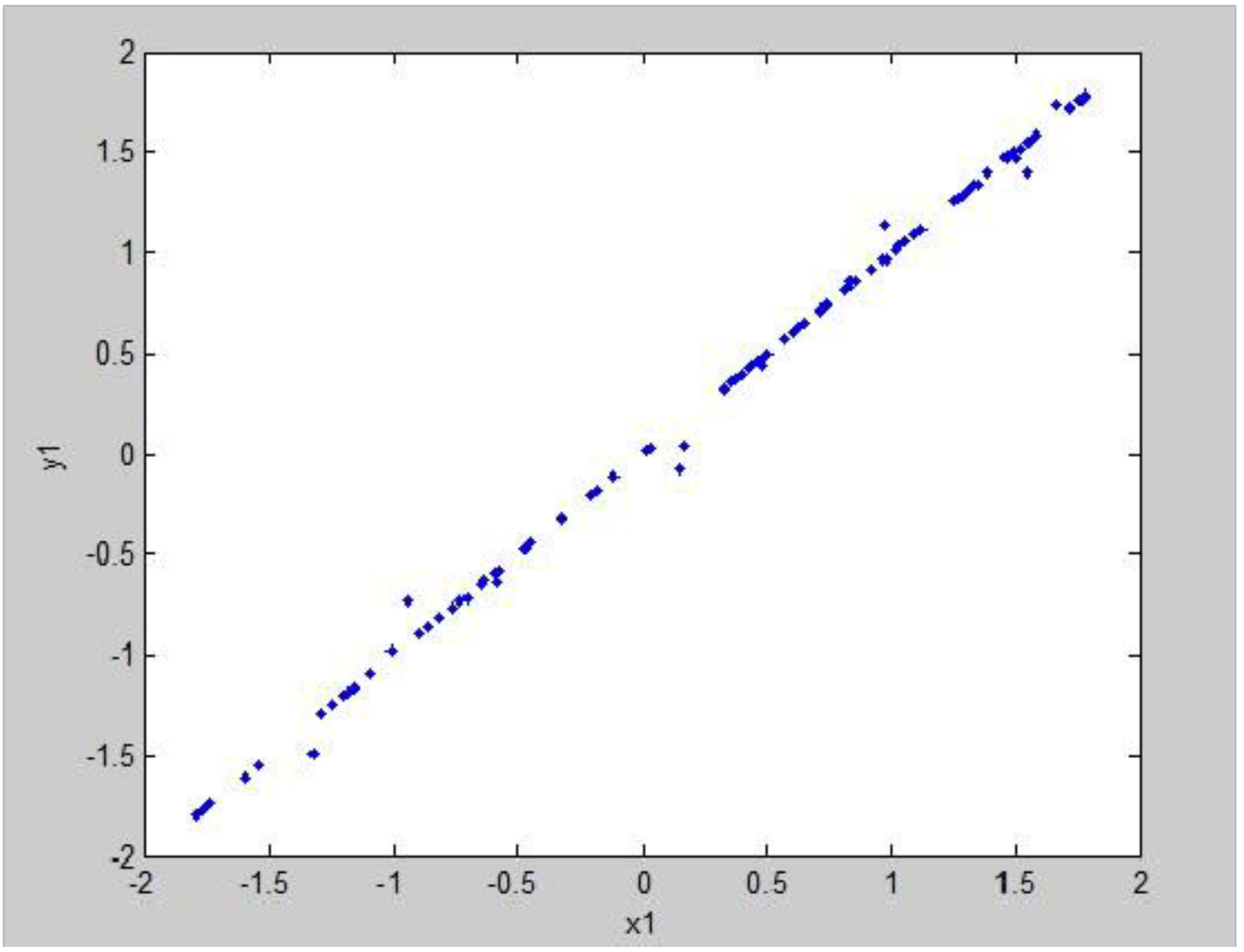


图 3-6 c=0.9 时

排序互信息的性能分析

互信息计算参数选取

嵌入维数m 和延迟时间τ 是计算脑电信号互信息两个关键的参数。若维数m 选取的太小(小于3)，则状态向量只有很少的排序模式，使得排序互信息计算偏差很大；若维数m 选取的太大，分析有限数据长度的脑电信号，会使有些排序模式因为数据限制而无法出现，导致不正确地排序模式概率估计，使得排序互信息出现有偏估计，通常导致互信息值高估。因此，只选取较低的维数分析脑电信号的互信息。

另一个重要的参数是延迟时间τ ，理论上在没有噪声的情况下，τ 是可以任意选取的，但是在噪声情况下，τ 的选取极大地影响互信息的计算。如果延迟时间τ 选取太小，将导致状态矢量非常接近，每个状态向量携带大量的冗余信息，使得状态向量所包含的原始信号的信息偏小；相反，如果τ 太大，那么状态向量不相关，导致信息丢失。因此，太大或太小的延迟时间τ 都会使得状态向量包含原始信号的信息偏小，从而导致低估互信号值。因此，计算不同延迟时间τ 的互信息，然后选取最大的互信息值估计脑电信号的互信息。

耦合系数对互信息估计的影响

首先，分析耦合Henon映射序列在不同耦合系数c时的互信息估计。当耦合系数c=0时，两个Henon映射系统取不同的初值，由于混沌系统的初值敏感性，两个Henon映射系统的轨迹是不相干的。当耦合系数c逐渐增加时驱动系统X对响应系统Y的作用越来越强，以致达到完全同步。归一化互信息随着耦合系数c的增加而逐渐从0开始增加，当耦合系数c大于0.7时，两个系统达到完全同步，此时归一化互信息值达到最大值1。这表明互信息方法能够刻画耦合Henon模型序列随耦合系数c变化的同步关系。并且，归一化互信息NPMI值在耦合系数c大于0.1时就逐渐从0开始增加。

数据长度对互信息估计的影响

分析数据长度对互信息估计的影响，若当数据长度为 400 时，取嵌入维

数 m=4，计算的排序互信息明显偏大，这是因为维数 m=4 时有 24*24 种联合排序模式，当脑电信号太短时某些排序模式不能出现，使得估计的排序模式联合概率分布变得更为陡峭，联合熵估计值偏低，从而导致互信息估计偏高。当脑电信号数据长度逐渐增加时，排序模式概率密度分布估计更具有统计意义，互信息值逐渐减小。当取嵌入维数 m=3 时，数据长度大于 1000 时，估计的互信息值已经稳定在一个相对平稳的区域波动。

噪声对互信息估计的影响

分析噪声对互信息估计的影响，分别对脑电信号叠加白噪声，生成信噪比为 0dB 到 20dB 的噪声脑电信号。当信噪比为 0dB 时，由于叠加的噪声强度太大，完全破坏了原始脑电信号的内在特性，导致估计的归一化互信息值非常接近于 0，随着信噪比值的增加互信息值也逐渐增加。排序互信息具有更好的抗噪声性能。

癫痫脑电信号的互信息分析

将互信息的方法应用于分析脑电信号，利用癫痫监测系统采集局灶性癫痫病人的颅内脑电信号。为了获得较高的信噪比，减少虚假动作电位，成网条状或条状在癫痫发作区域直接放置电极。

在癫痫发作时，脑电信号呈现明显的高幅值放电。癫痫脑电信号的互信息显著较大，即使在发作间隙期，发作区域脑电信号也存在较强的相互作用关系，表明脑电信号同步是大脑各个区域间进行信息传递和处理的一个重要特征，并且脑电信号的互信息随着癫痫发作的时间逐渐增加，在完全发作时达到最大值，维持较高的互信息值，直到癫痫发作结束才逐渐减小。脑电信号的超同步放电也是癫痫发作的重要特征，癫痫发作时发作区域神经网络间的相关性达到最高值，此时脑电信号的互信息最大。

本章小结

本章提出了双通道脑电信号的具体分析方法，并且具体介绍了双通道脑电信号分析中的基于互信息的研究方法，在此基础上研究了基于排序模式的互信息估计方法，简单有效的在高维空间中计算排序模式概率分布密度，从

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：https://d.book118.com/077064201005006063