

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/318405797>

Research on Spatial-temporal Spectrum Occupancy Modelal

Thesis · June 2017

CITATIONS

0

READS

123

1 author:



Gengyu Zhu

Sichuan University

6 PUBLICATIONS 1 CITATION

[SEE PROFILE](#)

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



"Research for radio spectrum data mining" [View project](#)



硕士 学位 论 文

题 目 认知无线电中频谱占用时空模型研究

作 者 朱耿宇 完成日期 2017 年 4 月 10 日

培 养 单 位 四 川 大 学

指 导 教 师 龚晓峰 教授

专 业 检测技术与自动化装置

研 究 方 向 自动化装置及集成化技术

授予学位日期 2017 年 月

**Dissertation Submitted to Sichuan University
for the Graduate Degree**

**Research on Spatial-temporal Spectrum Occupancy Model
of Cognitive Radio**

Zhu Gengyu

Supervisor: Prof. Gong Xiaofeng

Sichuan University

Chengdu Sichuan P.R.China

Mar. 2017

认知无线电中频谱占用时空模型研究

检测技术与自动化装置

硕士研究生：朱耿宇 指导老师：龚晓峰教授

无线通信业务持续呈现井喷式发展，由此催生了对无线电频谱资源需求的快速增长，然而，传统固定频谱分配体制无法保证频谱资源被有效利用，随之而来的是频谱资源的紧缺。为此，建立在认知无线电的基础上，动态频谱接入体制被学界提出。动态频谱接入要求通信设备具有智能认知能力，能自主感知无线电环境，实时调整通信机理，主动争取频谱接入机会，在不对其它设备造成干扰的前提下，提高频谱利用效率。研究频谱占用模型，分析频谱使用规律，可以帮助认知设备解释频谱信息，提高频谱动态接入的效率，在提高频谱利用能力的同时，降低设备之间在接入频谱过程中的冲撞率。

频谱占用模型能够帮助认知设备学习无线电环境，适应其它设备的频谱接入行为方式，帮助认知设备进行频谱接入决策，提高频谱利用效率和认知无线电网络的吞吐量和实时性。同时，频谱占用模型还可以帮助认知无线电研究分析处理海量数据，挖掘未知的相关关系，对于认知无线电的研究和实践有着深刻的意义。

现有的频谱占用模型复杂度高，适用性窄，且许多没有实测频谱支持。因此，本文从统计的观点出发，研究频谱占用状态和频谱占用统计量在时间和空间上的变化规律，设计了一系列频谱占用模型，并引入频谱实测数据和仿真模型进行实验验证。本文的主要工作包括：①总结了认知无线电中，频谱动态接入和频谱占用模型的研究现状。②描述了在认知无线电中，利用 20–3000MHz 频谱监测获取实测数据的方法和流程。③设计了切合实际频谱特征的仿真频谱模型。④在频谱监测的场景下，提出了新的频谱感知和频谱特征提取方法，通过设计统计量对频谱占用进行特征化表述。⑤研究了频谱占用状态频繁模式，提出利用条件概率模型预测占用状态的方法，在 GSM 1800 UL 数据集上，利用 0.15s

的训练预测时间，获得了 90%以上的预测准确度。⑥研究了频谱业务活跃度演进规律，建立时间序列模型，充分提取了 GSM 1800 UL 业务活跃度信息，获得理想的预测效果。⑦研究了频谱能量密度的空间分布，基于 ITU.R.P 1546 无线电传播模型，建立决定性频谱空间模型，基于 Kriging 方法，建立相关空间模型，分别解释了 FM 业务的空间能量分布。

关键词：认知无线电；频谱占用模型；频谱监测；频谱感知；频谱预测；时空格局分析

Research on Spatial-temporal Spectrum Occupancy Model of Cognitive Radio

Major: Automation Engineering

Graduate Student: Zhu Gengyu **Supervisor:** Prof. Gong Xiaofeng

Recently, the rapid development of wireless communication significantly lift the growth of radio spectrum resources demanding. However, the traditional Static-Spectrum-Allocation System cannot guarantee efficient use of spectrum resources, which leads to critical unbalance and continuous wasting. Therefore, Dynamic-Spectrum-Allocation System was proposed based on concepts of Cognitive Radio. It demands device abilities such as sensing the surrounding radio environment, adjusting communication pattern and accessing spectrum opportunities, all in real-time. The aim of the new system is to use spectrum effectively, and cause interrupting to other devices. Therefore, the introduction of spectrum occupancy model would be greatly helpful in spectrum information extracting, effective spectrum using as well as between-devices conflicts reducing .

Spectrum occupancy model enables cognitive devices learn on radio environment and spectrum access behavior, which help them to make access decisions, improve real-time performance and network throughput. Meanwhile, the model offer cognitive radio research a reliable tool to analyze Big data and exploit unknown correlation relationships.

The existing spectrum occupancy models challenged by calculation complexity, applicability limitation, and many of them have not yet validated with measurement data. Therefore, this paper studies the spectral occupancy state and statistics for the purpose of building spectrum occupancy models, and verified with field test. Standing on the viewpoint of Statistics, firstly, the procedures of spectrum

monitoring in Cognitive Radio are summarized in this paper. Secondly, a spectrum simulation model is proposed. Thirdly, spectrum sensing and spectral state extraction methods for spectrum monitoring results are discussed. Thirdly, validated with GSM1800 UL and simulation spectral, spectrum occupied state predicting method is proposed with conditional probability model. Fourthly, the Service Congestion Rate is modeled and predicted with the help of time series analysis methods. Finally, The spatial distribution of spectrum energy density of is researched under deterministic spectral space model (ITU.R.P 1546) and empirical correlation space model (Kriging).

Keywords: Cognitive radio; spectrum occupancy model; spectrum monitoring; spectrum prediction; spectrum sensing, spatio-temporal pattern analysis

目 录

1 绪论.....	1
1.1 研究的背景与意义.....	1
1.2 认知无线电的发展与研究现状.....	3
1.2.1 认知无线电与动态频谱接入	3
1.2.2 频谱感知方法与挑战	6
1.3 频谱占用模型的发展与研究现状.....	8
1.3.1 频谱占用时间模型	8
1.3.2 频谱占用空间模型	10
1.3.3 频谱占用模型对动态频谱接入研究的意义	11
1.4 本文的主要工作和内容框架.....	11
2 频谱占用原始数据的获取.....	14
2.1 频谱监测原理.....	14
2.2 频谱监测设备与过程.....	15
2.3 频谱监测结果特征化与频谱统计量.....	19
2.4 基于 M/Geo/C 排队模型的仿真频谱.....	20
2.5 小结.....	22
3 频谱感知与频谱占用特征提取.....	23
3.1 频谱感知与能量检测方法.....	23
3.2 CFAR 阈值选取下的能量检测性能分析	24
3.3 基于能量直方图最优阈值选取的能量检测	25
3.3.1 OTSU 阈值选取法.....	26
3.3.2 ROHT 阈值选取法	27
3.3.3 滑动窗对阈值选取过程的优化	28
3.4 小结.....	29
4 频谱占用时间模型.....	30
4.1 频谱占用状态条件概率预测.....	30
4.1.1 频谱感知与马尔科夫随机过程	30
4.1.2 占用状态条件概率模型	32
4.1.3 基于 CTW-VMM 的占用状态重复模式预测.....	35
4.2 频谱占用统计量时间序列分析.....	37
4.2.1 时间序列性质及其检验方法	37
4.2.2 基于 ARMA 模型的平稳时间序列建模	41
4.2.3 基于 GARCH-SARIMA 的非平稳时间序列建模.....	45
4.3 小结.....	48
5 频谱占用空间模型.....	49

5.1	决定性空间频谱模型.....	49
5.1.1	半经验型无线电传播模型.....	49
5.1.2	ITU.R.P 1546 模型与频谱能量空间变化推测	51
5.2	相关性频谱空间模型.....	52
5.2.1	随机场与变差函数	52
5.2.2	变差云图和理论变差模型.....	54
5.2.3	Kriging 方法与最优无偏空间估计	57
5.3	小结.....	60
6	频谱占用时空模型建立与分析.....	61
6.1	频谱监测结果与仿真频谱数据.....	61
6.2	频谱感知与状态检测.....	67
6.2.1	单用户高斯噪声信号假设下的能量检测.....	68
6.2.2	多用户的 OTSU-ED 和 ROHT-ED 对比	69
6.2.3	加窗 ROHT-ED 检测频谱状态.....	71
6.3	频谱占用时间模型建立.....	71
6.3.1	频谱状态条件概率模型	73
6.3.2	频谱统计量时间序列模型.....	77
6.4	频谱占用空间模型建立.....	82
6.4.1	基于 ITU.R.P 1546 模型的决定性空间模型	82
6.4.2	基于 Kriging 估计的相关性空间模型.....	84
6.5	小结.....	87
7	总结与展望.....	88
参考文献.....	90	
攻读学位期间发表的论文和科研成果.....	98	
论文声明.....	99	
致 谢.....	100	

1 绪论

1.1 研究的背景与意义

随着通信业务由语音转向多媒体和大流量应用，数据传输需要的带宽越来越宽，由此，无线频谱资源的需求量迅速攀升^[1]。然而，在数模/模数（AD/DA）转换速率和信号传播范围的限制下，目前大部分通信业务都拥挤在 6GHz 以下的频谱^[2]。即使未来通信业务向 6GHz 以上搬移，搬移的速度恐怕依然赶不上无线通信应用对带宽需求的增长，因此，频谱资源将持续紧缺^[3]。

与此同时，许多频谱调查报告显示：已分配频谱资源的实际使用效率很低，存在严重的资源闲置现象。在新加坡^[4]，80-5850MHz 的频谱测量显示，被分配的频谱中，平均只有 5.4% 被使用。在欧洲^[5]，测量中 400-3000MHz 的 15 个频段的测量中只有一个频段（GSM900）的频谱使用率超过 24%，10 个频段的使用率低于 5%。在美国^[6]，即使在纽约市区，测量显示也只有 15%-80% 的频谱在使用。在我国，学者在广东江门^[7]，笔者在成都市区^[8]的 20-3000MHz 频谱调查，也揭示了同样严重的频谱浪费现状，90% 以上的已分配频谱处于闲置状态。尤其是传播特性极佳的 700MHz 频谱，由于广播电视台逐年衰退^[9]，已经成为频谱重新分配的焦点。

频谱资源的紧缺和已分配资源的浪费形成鲜明的矛盾，促使人们开始探索新的频谱资源分配体制，用动态频谱分配体制（Dynamic spectrum allocation system）^[10]替代原来的固定频谱分配体制^[11]（Static spectrum allocation system）。新体制将建立在认知无线电（Cognitive radio, CR）^[12]的基础上，要求部分用户通过动态接入已分配频谱，临时性地租借、共享频谱，前提是不影响拥有频谱执照的用户，同时，这些用户将不再拥有固定分配的频段。

认知无线电^[13]一种从软件无线电^[14]（Software defined radio, SDR）演进出的智能无线电系统，它通过在建模扩展 SDR 功能，具有适应通信环境变化、主动改变通信机理的能力。

频谱动态接入是一种提高频谱利用效率的方法，它建立在 CR 的基础上，要求部分用户具有感知无线电环境，动态接入频谱的能力，这部分用户称为认知用户，而拥有频谱执照的用户称为授权用户。DSA 力图实现一种基于“机会主义”的临时性频谱共享^[15]。DSA 的关键步骤包括：①认知用户探测未被授权用户使用的频谱，即如图 1-1 所示的时间和空间分布的“频谱空穴”^[16]。②认知用户伺机接入频谱，获得临时的使用权，进行数据传输，这个过程既要保障一定通信服务质量（Quality of service, QoS），又要避免对授权用户造成干扰^[17]。③一旦授权用户重新回到频谱，认知用户必须立即搬移到其它频段^[18]。④多个认知用户还需要按合适的规则共享频谱资源^[19]。

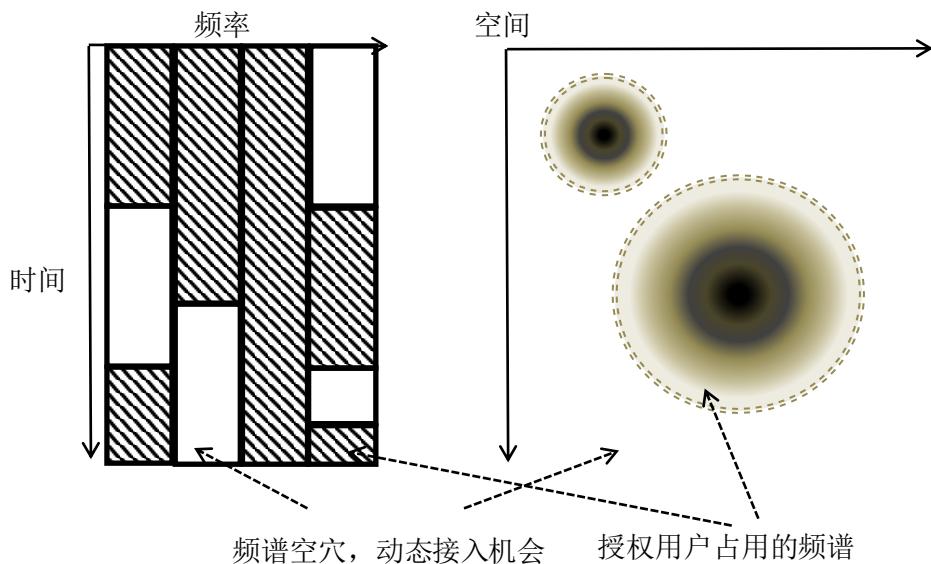


图 1-1 时间域和空间域的频谱空穴示意图

为了实现 DSA，认知用户需要配置认知技术，包括对无线环境、网络环境的实时感知能力，发射/接收端参数的实时调整能力。在多用户构成的认知无线电网络（Cognitive radio network, CRN）中，为了保证多用户博弈过程中的网络性能，也需要用户设备合作认知环境、融合多个认知节点的感知结果。实现对频谱使用情况的认识是认知技术的重要目的。同时，根据频谱使用情况建立频谱占用模型^[20]，帮助认知用户学习授权用户的接入行为，对于 DSA 和 CRN 是有极大助益的。频谱占用模型可以帮助认知用户更好地认识信号传播环境和频

谱环境，提高认知用户对频谱空穴的探测能力和利用效率，降低与授权用户的接入冲突率，提高感知信息增益，降低对设备实时性的要求^[21]。

本文在大规模频谱调查的基础上，在时间域和空间域上，提出了完整的频谱调查、频谱感知和频谱占用模型研究方法并进行了验证，

1.2 认知无线电的发展与研究现状

作为一种解决频谱资源短缺问题的新通信范式，DSA 的实现依赖 CR 的支持，而 CR 的最主要特点在于拥有感知，决策和自适应环境的认知技术。实现对频谱的实时感知是认知技术的核心，也是实现 DSA 的前提保证。

1.2.1 认知无线电与动态频谱接入

认知无线电（CR）的前身是软件无线电（SDR）^[14]，SDR 是一种利用软件编程来定义通信模式，以支持多频段无线电台的框架。1999-2000 年，Mitola 博士在^[22]及其博士论文^[13]中为 CR 做了奠基性的工作，描述了如何通过“无线知识表示语言”（Radio, knowledge representation languages, RKRL）增加通信服务的自由度，并提出了无线认知的推理模型。2005 年，Haykin 对认知无线电在通信中的应用作出了定义，定义它为一个智能无线电通信系统^[23]，可以自主感知无线电环境，学习外界环境变化，自适应地调整通信机理，动态接入空闲频谱。而这一过程的目的是：随时随地的高可靠通信连接，以及频谱资源的充分利用。Haykin 提出了认知用户的四个功能：频谱感知、频谱决策、频谱搬迁和频谱共享。将用户按接入频谱的优先级分为主用户和次用户，主用户又称为授权用户，是频谱资源的拥有者，次用户需要具备感知能力，又称认知用户，次用户必须在不干扰主用户的条件下使用频谱资源。此外，Haykin 还提出了次用户之间需要有效的频谱共享策略解决冲突，以及以功率控制技术作为 DSA 的保障。

FCC（Federal Communications Commission, FCC）描述了 CR 的五个可能的应用领域^[24]：①用于居民稀疏、频谱利用不足地区增加发射功率。②用于向拥有频谱执照的用户租借频谱。③利用用户发射的时空特性进行频谱共享。④利用发射能量控制和环境感知设置 Multi-hop 射频网络。⑤用于不同通信系统的互操作。本文和大部分后续的研究关心的都是第②③个应用领域。

2008 年，YC Liang 在^[25]中对认知用户的频谱感知功能做了性能分析。阐述了频谱感知的两个性能参数：漏检概率和误警概率。提出从认知用户的角度出发，感知的漏检概率越低，对授权用户的影响越小，误警概率越低，网络的吞吐量越高，然而两者互相制约，因此认知无线电网络（CRN）的设计是一个冲突率与吞吐量权衡的问题（trade-off）。IF Akyildiz 2006 年在^[26]中总结阐述了 CRN 和 DSA 在下一代网络中的应用，第一次系统性地介绍了频谱管理、频谱搬迁和频谱共享等功能，对其在路由和传输层协议的性能影响进行了调查，概述了 CRN 的开放性问题和面临的挑战。

CR 用户将采用 DSA 方式接入频谱，以一种“机会主义”的方式共享频谱资源。DSA 的实现目前共有三类模型^[27]：Interweave，Underlay 和 Overlay。其中 Interweave 是最流行的标准模型，它的特点是授权用户有绝对的优先频谱使用权，认知用户从一个或者多个闲置频段中选择一个接入，但绝对不能影响授权用户。Underlay 模型允许认知用户访问授权频段，并让授权用户遭受一定的累计次数干扰。当然，干扰是受到约束的，一种约束的方法是采用超宽带通信，在很宽的频谱上接入认知用户，确保认知用户带来的干扰低于阈值，以降低冲突率。另一种方法定义干扰温度阈值，限制所有认知用户带来的总干扰温度。Underlay 模型在实际工程中面临难以定义，难以选择干扰阈值等困难，因此，FCC 已于 2007 年放弃该模型。Overlay 是一个较新的模型，它通过限制认知用户的传送功率，在保证授权用户的性能不退化的条件下，认知用户和授权用户共同接入频谱，发送数据。它主要通过编码方法提高传输数据率，获得较高的数据吞吐量，创造一个“双赢”的局面。本文采用目前最流行的 Interweave DSA 模型来开展后续讨论。

CR 是一种可编程，能自动检测环境，更改配置参数的智能无线电系统，DSA 是 CR 的核心思想和主要目标，CR 比它的前身 SDR 更智能，更有组织性。CR 的四个基本功能构成了所谓的“认知环”^[23]，如图 1-2 所示。该“认知环”的主要内涵包括，无线频谱探测、信道状态估计、发射功率控制和频谱管理，认知环包含了计算机网络、数字信号处理、人工智能和嵌入式设备实现等领域，符合 CR 的内涵，具有非常重要的指导作用。本文后续采用 Haykin 认知环中的观点开展讨论。

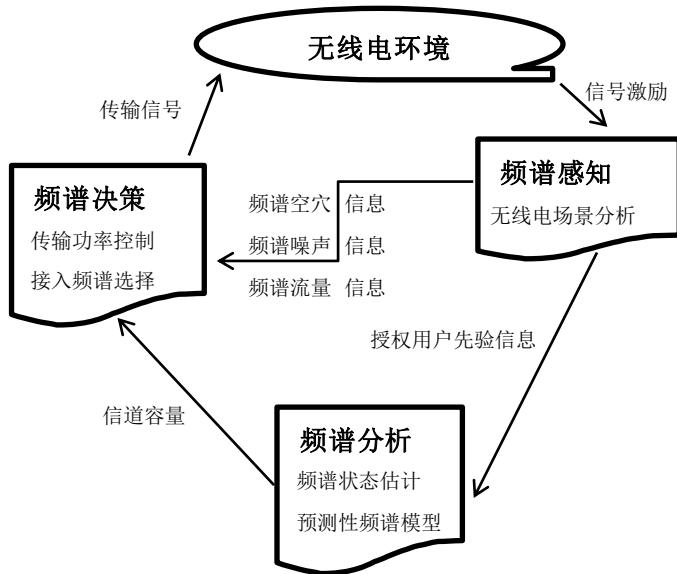


图 1-2 Haykin 提出的认知环结构

CRN 中的认知用户需要探测频谱空穴，检测授权用户的状态，实现频谱共享，动态接入频谱，就要求它具有两大两个重要能力^[23]：①感知能力，认知设备实时获取通信环境信息的能力。②重配置能力，设备成能动态调整信号接收/发送端参数，适应较大频率范围的数据传输的能力。感知能力是 CR 的眼睛和大脑，而重配置能力就是是 CR 的手和脚。CRN 应该满足三个基本原则^[26]：①降低冲突干扰频率，CRN 中的用户都不能干扰授权用户网络。②满足服务质量，CRN 应该在动态的无线电环境和异质的用户中始终满足一定的通信质量。③不间断通信，CRN 应该为所有用户提供连续传送信号的能力。CRN 的三大原则都建立在感知能力的基础上。

目前，CR 受到广泛的关注，它不仅被视为解决频谱供需矛盾的重要方案，还可能是下一代通信技术的新范式。FCC 在 2008 年 11 月宣称将电视频段用于频谱共享，随后 IEEE 802.22 WARN 标准^[28]颁布。随着一系列频段的共享逐步开放，CR 逐步从理论进入应用阶段，例如在超宽度通信、无线局域网、多跳 Mesh 网络和多跳 Ad-hoc 网络。

1.2.2 频谱感知方法与挑战

频谱感知是 CR 中的核心问题和最重要的挑战。2009 年，Yucek T 等学者在^[29]中总结了频谱感知方法，包括能量检测、循环平稳特征检测和匹配滤波等，以及主要挑战，如“隐藏终端”和感知硬件实时性保证。介绍了多维频谱感知（频域、时域和空间域）的概念，研究了频谱流量的统计建模和授权用户行为预测等问题。2007 年，K B Letaief 等学者在^[30]中提出协作频谱感知的概念，力图解决单节点感知存在的一些问题，如对设备灵敏度要求过高，在复杂通信环境下容易感知失败等。提出用多节点协作感知获得合作收益，提高频谱感知性能。随后，2012 年，I F Akyildiz 在^[31]中讨论了协作感知中的合作开销，例如额外的感知时间和延迟等，合作效率和安全性。针对实时宽频带感知的挑战，^[32]利用压缩感知框架，缓解感知端数据采集的压力。Xie S 在^[33]中提出了并行协作频谱感知，指出在一个感知周期可以检测多个频道，并将吞吐量最大化作为关键设计参数。直至今日，频谱感知以及协作频谱感知的讨论仍然热烈，^[34]在协同感知中提出了自适应的双阈值能量检测方法，它利用多个感知节点的信息增益减小感知失败的概率。针对噪声不确定的情形，双阈值能量检测将本地无法确定状态的感知样本进行多节点融合判决，从而在噪声分布不确定，信噪比低的场合提高感知性能。^[35]在^[30]的基础上，改进了双阈值的融合方法，采用多种决策的方法融合感知样本。

能量检测是研究最多的频谱感知方法，它是授权用户信号先验信息未知情况下的最佳感知方法^[36]。它最早在 1967 年由 H Urkowitz 提出^[37]，利用时间窗口的能量累积统计量判定信号是否存在。其中同时提出检测性能曲线（Receiver operation curve, ROC），即误警概率和检测概率曲线，将它作为能量检测的性能判据。2004 年，D Cabric 在^[38]详细论述了能量检测在 CR 中的应用，并对比了匹配滤波与循环平稳特征检测，比较了它们在不同场景下的表现和优势。随后，M Lopez-Benitez 在^[39]中讨论了能量检测性能的两个关键影响因素——信噪比（Signal noise ratio, SNR）和观测时长，提出了能量检测的改进方案。R Tandra 在^[40]提出了“SNR Wall”的概念，认为当 SNR 足够低时，无论检测时间多长，能量检测性能都无法达到某个下界，并为噪声和信道衰落过程建立的数学模型。

能量检测的简便易行，算法时间空间复杂度低，同时不需要额外的授权用户先验信息。2016-2017 年的 IEEE Transactions 论文中，^[41]研究了能量检测性能

的重要影响因素——衰落信道带来的 SNR 变化。^[42]讨论了信号接收机噪声非线性，相位噪声等限制对能量检测性能的影响，提出了新的 ROC 表达式。^[43]讨论了多授权用户 CRN 中的能量检测性能。

阈值选取是能量检测方法的核心。2012 年的^[44]阐述了利用指定误警概率方法（Constant False-alarm Rate, CFAR）来选取阈值的思路，阈值跟随噪声水平动态调整，目标是保证一定的检测概率。2015 年，^[45]在协作频谱感知框架中，讨论了 IEEE 802.22 标准^[46]的频谱感知要求：接收机灵敏度低至-116dBm，信噪比低至-20dB。重新推导了能量检测的 ROC 曲线表达式，优化了阈值选取方法。^[47]在已知 SNR 的条件下，讨论了，ROC 曲线表达式下，多感知节点的最佳阈值选取方法。此外，^[48]也先后讨论了低 SNR，不确定信道和不确定信号下的阈值选取方法。

总之，频谱感知的关键是测量、感知和学习，目标是通过实时宽带频谱监测或者信号检测^[25]，获取授权用户信息，发掘“频谱空穴”，面临的挑战是噪声的不确定性^[39]，“SNR Wall”^[40]和复杂环境、信号多径衰减造成的“终端隐藏”^[31]。频谱感知方法根据感知的对象可以分为发射机感知和接收机感知，其中接收机感知是最理想的，但通常难以实现，一般采用发射机感知，但这就面临着信号传播衰减复杂过程的影响。根据感知过程的认知节点数目，频谱感知方法可以分为本地频谱感知和协作频谱感知^[31]，其中本地频谱感知是指，认知节点进行独立地进行频谱环境检测和空穴探知，协作频谱感知则结合了本地感知结果和多节点融合感知结果，可以减少了“终端隐藏”问题造成的感知失败。

能量检测、匹配滤波器检测和循环平稳特征检测是频谱感知的主要方法^[49]，在协作感知中，还有双阈值能量检测^[34]。能量检测的性能依赖阈值的选择，因此在噪声样本和信号样本重叠的低 SNR 场合，能力检测一定面临误警概率和漏检概率的取舍。匹配滤波检测是平稳高斯噪声下的最优感知器，匹配滤波检测需要授权信号的先验信息如波形和调制方式，同时需要保证噪声的分布，它的优点是需要的观测时长比能量检测短。循环平稳检测利用了调制信号的周期特性，假设噪声弱平稳、没有相关性，而授权信号是谱相关的周期信号，由此可以用周期相关函数代替能量谱检测信号。

除了频谱感知之外，频谱决策、频谱分享和频谱搬迁也是 CR “认知环”的重要组成部分，其中频谱决策的目标是根据感知结果和约束条件选择最佳的频

段进行接入^[15]。决策依赖众多参数，如认知用户的空间位置，频谱空穴的频段宽度、干扰强度、传输路径损耗、链路容错延时等。频段宽度影响认知用户的数据吞吐量，干扰强度和路径损耗决定认知用户需要的信号发射强度，而链路容错延时影响信号调制方式和通信协议的选择。此外，频谱决策也受授权用户频谱接入行为的影响。频谱分享^[19]的目标是在多个认知用户试图接入某一频段时，协调用户之间冲突，分配频谱、提供接入机会。频谱搬移^[50]的目标是在授权用户回到频谱后，认知用户避免冲突，转移到其它空闲频谱，保障通信质量要求，继续传输数据。

1.3 频谱占用模型的发展与研究现状

DSA 对认知用户提出了实时性、服务质量和冲突率等多方面的要求^[51]。实时性要求需要认知用户以低时延感知一个较宽的频段，冲突率则要求认知用户及时准确察觉授权用户的出现，服务质量要求认知用户能选择最优频段接入。通过频谱占用的精确测量感知和有效建模，可以提高认知用户的频谱感知能力，优化频谱接入策略，在高效利用频谱资源，保证通信服务质量的同时，降低冲突率和硬件实时性要求。为此，许多学者提出了频谱建模方法，其中^{[52][53]}提供了基于频谱调查的频谱占用模型综述。频谱占用模型，从模型的维度出发，可以分为时间域频谱占用模型和空间域频谱占用模型；从模型研究的对象出发，又可以分为频谱占用状态模型和频谱占用统计量模型。

1.3.1 频谱占用时间模型

已有的时域频谱占用模型中，有的建立在频谱统计量序列上。2010 年，M Wellens 在^[54]中根据频谱测量数据，定义了频谱使用的特征统计量：信道占用状态，信道占空比和信道空闲时长集合，研究了不同频道频谱空闲时长和周期的时间相关性。同时，Wellens 利用自回归模型研究 DCS 和 DECT 段信道占空比序列，用多个概率分布拟合了空闲时长集合分布，对不同频段的频谱特征进行了分析。M López-Benítez 在^[55]中对频谱占用模型进行了建模，引入了连续时间马尔科夫模型。针对不同的业务（FM 和 DECT），将频谱时间模型分为低时间分辨率（min 级别）和高时间分辨率（ms 级别）两类，采用不同的采集方案（频谱分析仪和 GNU-FPGA 平台）和不同的概率分布模型。S Yin^[7]利用广东省

四个地点 20-3000MHz 的频谱测量数据，先进行初步统计，包括信道空置率、空闲时长等，再用指数分布拟合信道空闲时长，最后指出空闲时长不随时间独立，不同地点，同一业务频谱有显著的时间/空间依赖性。S Yin 还引入 2D-FPM (Frequent pattern mining)，挖掘频谱时间占用状态序列中的重复模式，实现对未来信道的预测。

频谱状态中的重复模式也是时域频谱模型的研究热点，数据挖掘方法是其中常用的实现方法。2014 年，Huang P 在^[56]中引入了 PPPM (Partial periodic pattern mining)，在分析中考虑了频谱感知结果的不完美性，在“闲置”，“占用”状态之外引入了“*”表示信道状态无法确定，实验证明，PPPM 比 FPM 的训练时间更短，能更好地发掘短时相关状态，预测性能也有明显提高，在 GSM 频段样本中，以 5%-9% 的频谱机会遗漏的减少换取 1% 的预测精度损失。频谱数据挖掘的相关工作在^[57]中有综合介绍，包括频谱信息统计学习，CR 节点空间聚类，占用模式频繁模式挖掘和频谱能量标记等。

概率密度函数 (Probability distribution function, PDF) 拟合是常用的频谱统计特性研究方法，一般用于频谱的空置率和频谱空穴窗口集合。^[58]使用 Beta 分布拟合 770MHz 实时频谱测量结果，用 Kolmogorov-Smirnov 测试做验证。^[59]利用指数尾分布拟合频谱空闲时长集合，用于验证频谱占用模型。

隐式马尔科夫模型 (Hidden Markov model, HMM) 是研究较多的频谱占用状态建模方法，^[60]中展示了 HMM 模型作为 2.4GHz ISM 频段频谱占用预测器的性能，通过实验表明 HMM 占用预测器的性能优于 k 阶马尔科夫模型。2015 年的^[61]将 HMM 用于学习授权用户信道接入模式，并应用于改进频谱接入算法，目标是最大化信道利用效率。实验表明 HMM 可以提供 3 倍的信道利用效率改善和显著的冲突率降低，并且 HMM 对授权用户行为的改变是鲁棒的。^[62]比较了 HMM 和人工神经网络 (ANN) 预测信道使用的能力，实验中 HMM 的性能优于误差反向传播-人工神经网络 (BP-ANN)。^[63]利用 HMM 训练 14MHz 带宽的频谱流量序列 (采样间隔 1s)，在 8 分钟的训练中获得了 10.3% 的预测误差率。

整合自回归-滑动平均模型 (ARIMA) 是较常用的频谱时间序列模型，^[64]较早地在 CR 中引入 ARIMA 处理频谱占用时间序列，为 GSM 频谱数据进行占用分析。^[65]引入了季节性 ARIMA (SARIMA) 模型为 GSM 频道功率序列建模，

用于分析频谱占用时间和频道可用性。最新的研究中，^[66]在^[64]的基础上研究了 SARIMA, 广义自回归条件异方差模型 (GARCH), 经验模式分解-支持向量回归 (EMD-SVR) 和小波神经网络在 GSM 频道统计量序列预测上的性能。^[67]利用排队理论对频谱占用进行建模, 从网络容量、等待服务和认知用户平均数量方面分析认知网络 (Cognitive radio, network, CRN) 的性能。

1.3.2 频谱占用空间模型

频谱占用空间模型研究的数量少于频谱占用时间模型, 它们一般作为大规模频谱调查研究的一部分出现。大部分已有的研究都建立在频谱统计量的空间相关性上, Wellens M 较早地在^[68]讨论了空间频谱使用的描述方法, 引入空间统计技术, 研究协作感知的网络配置优化。M López-Benítez 在^[69]中, 对频谱占空比 (Duty cycle, DC) 的空间分布进行建模。引入随机场、变差函数、点过程研究频谱能量的空间统计特性。M López-Benítez 在^[70]中, 利用 DCS 和 UMTS 蜂窝频段的测量数据, 研究频谱占用空间统计特征和空间相关性, 将后者度量为接收机的 SNR 偏差函数, 而不是传统的距离, 还详细论述了频谱调查到频谱空间统计的过程。

空间分析方法是频谱占用空间分析的基础, 空间分析的三大问题包括空间数据操作, 空间数据分析和空间统计分析, 空间数据操作主要是可视化制图, 空间数据分析的目的是发现潜在的空间模式和异常空间数据, 而空间统计分析主要是通过统计方法描述空间相关性, 针对空间过程建立空间预测模型, 研究空间变量对象的分布模式、动态演化过程和相互作用。

克里格方法 (Kriging) 是常用的频谱空间相关性分析和预测方法,^[71]以 CRN 的资源分配和传输自适应为目的, 在 CR 终端构成无线传感器网络, 提出了频谱制图的方法, 利用分布式克里格方法估计终端接收功率的空间分布。^[72]中阐述了用于频谱共享的无线电环境地图 (Radio environment map, REM), 它可以用于减少干扰, REM 可以用克里格方法和路径损耗方法完成, 结果表明前者需要的数据更少, 可以提供更多频谱共享机会。通过克里格方法实现的 REM 是近年来研究的热点, 最早在 2006 年的^[73]中, JH Reed 讨论了 REM 作为 CR 网络支持工具的意义和实施, REM 应该拥有地理特征, 用户信息和用户策略等综合信息, 可以利用 REM 实现认知用户的推理、学习、规划和决策, 提高 CRN

的性能。^[74]总结了 REM 的构建方法，提及 REM 可以帮助解决“隐藏终端”问题。REM 和频谱实测数据的结合可以帮助优化 CRN。

频谱感知，特别是协作频谱感知往往会积累大量的感知结果，其中蕴含了无线电环境信息和授权用户的频谱接入规律，这些信息的有效使用，可以帮助认知用户有效使用频谱资源，提升认知网络的整体性能，而频谱模型是一种有效可行的信息提取器。

1.3.3 频谱占用模型对动态频谱接入研究的意义

授权用户行为的随机特性和无线电环境的复杂多变对认知用户提出了挑战。然而，大量研究表明^{[75][76]}，授权用户的频谱接入存在较强的规律性，如果可以利用频谱占用模型将授权用户的规律总结出来，将带来一系列的好处：

- (1) 为 CR 的后续研究、仿真提供基础。
- (2) 为认知用户的频谱决策和频段选择提供依据。
- (3) 预测频谱状态，降低频谱接入冲突率，提高频谱利用率。
- (4) 为多认知节点感知结果融合提供平台^[77]。

在频谱动态接入研究中，频谱感知是最具有挑战性的环节，而通过将频谱感知和频谱占用模型结合，获得频谱感知结果的“累积经验信息增益”，发掘频谱感知结果中不明确，不易察觉的弱相关关联性，从而降低频谱感知的盲目性，使得认知用户的动态接入行为更有效。

1.4 本文的主要工作和内容框架

CR 中频谱感知和频谱占用情况建模是频谱决策、频道选择和频谱分配的依据。现有的频谱模型研究尚处于初级阶段，而且少有研究将实测数据纳入模型分析、验证和修正环节。本文针对频谱感知和频谱建模，从三个典型场景出发，分别建立了频谱占用状态条件概率模型、频谱占用统计量时间序列模型，频谱能量决定性空间模型，以及相关性空间模型，在频谱监测场景下，利用实测数据和仿真数据分别进行验证，总结 CR 中频谱占用模型建立的一般方法，提出了一些有益的修正，本文的主要贡献体现在：

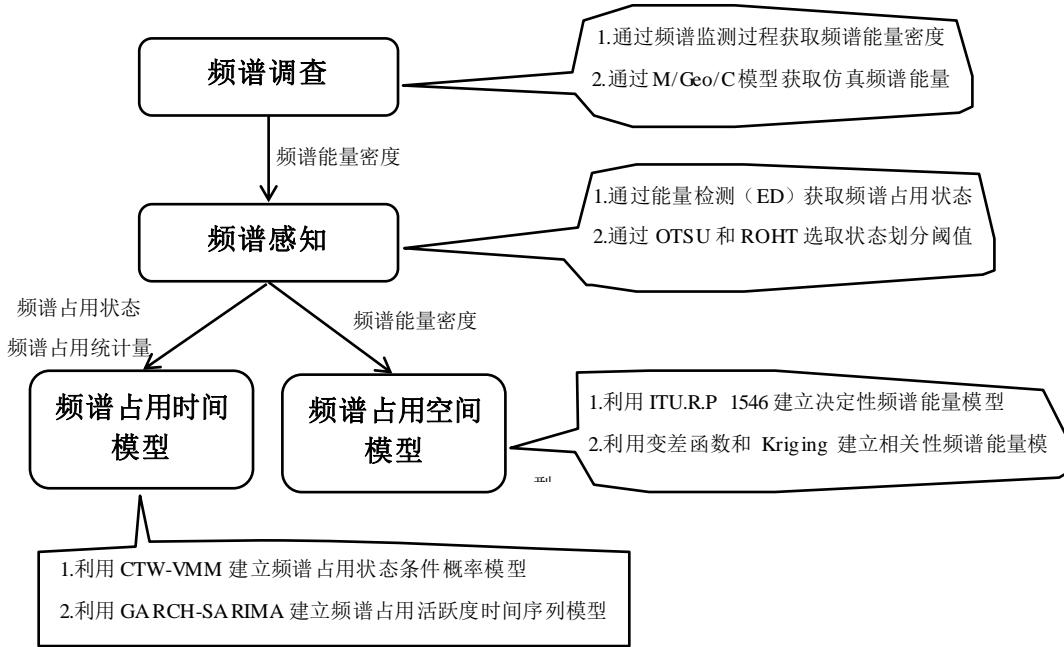


图 1-3 本文的内容框架

(1) 对 20-3000MHz 频段进行了大规模的频谱调查，积累大量时间/空间频谱数据，通过对对其进行初步观察和分析，验证了大量频谱机会存在。

(2) 利用 M/Geo/C 排队模型，设计了仿真频谱生成模型，可以模拟多种不同特征的实测频谱。

(3) 在频谱监测的场景中，修改了频谱感知方法，提出了新的能量检测阈值选取方法，基于大津法的阈值选取和基于单边递归假设检验的阈值选取，在“重负载，随机波动”仿真频谱数据集上，分别获得重复实验平均 4%-6%，2%-17% 的漏检概率-误警概率，在实测 FM 和 GSM 1800 上行频谱集合上也取得了较理想的结果。

(4) 利用基于上下文加权树的可变阶马尔科夫模型，建立了频谱占用状态条件概率模型，在“重负载，随机波动”仿真频谱数据集和 GSM 1800 上行频谱数据集，以 2000 长历史序列，在 0.3s 的训练-预测时间内，分别获得 89% 和 92% 的预测准确度。

(5) 利用广义条件异方差-季节性差分整合自回归滑动模型，建立了频谱活跃度时间序列模型，在 GSM 1800 上行频谱活跃度序列中，获得了符合真实情况的活跃度预测结果。

(6) 利用 ITU.R.P 1546 模型设计了决定性空间频谱能量模型，用变差函数和 Krigie 方法建立了相关性空间模型，用于推测授权用户的空间辐射范围，利用 FM 实测数据进行了演示。

本章从频谱资源短缺的背景出发，对 DSA 和 CR 的核心技术和研究现状做了简要介绍，然后介绍了频谱感知和频谱占用模型的研究现状，最后介绍了本文的主要贡献，现在对全文的内容进行简要的介绍：

第二章介绍了频谱监测的方法，工具，定义了频谱统计指标。

第三章介绍了频谱感知中的能量检测方法，在频谱监测场景下，讨论能量检测的阈值选取方法。最后介绍了频谱仿真数据的生成方法。

第四章论述了频谱占用状态序列和频谱统计指标序列的建模预测方法。

第五章论述了频谱能量的空间建模方法，包括决定性空间模型和相关性空间模型。

第六章介绍了频谱时空模型的建立过程和分析方法。

最后，第七章对全文进行了概述，对主要内容和贡献做了总结和展望。

2 频谱占用原始数据的获取

认知无线电和频谱动态接入的研究开展依赖对频谱的了解，而频谱监测为它们提供了平台，以及数据支持，因此有必要介绍频谱监测的基本原理和方法。本章首先在 2.1 节介绍频谱监测的原理、目标和实现方法；然后，在 2.2 节引入了监测网络、监测任务的概念，介绍频谱监测的重要设备——频谱接收机和监测天线；接着在 2.3 节说明频谱监测结果的特征化过程，定义了一系列频谱特征统计量；最后在 2.4 节提出一种基于 M/Geo/C 排队模型的仿真频谱生成模型。

2.1 频谱监测原理

无线电频谱的使用贯穿全年的每一秒钟，为了解决电磁频谱干扰、确保用户可以收到合格的信号，保护授权用户，排查非法频谱用户，有必要对进行无线电频谱管理，而进行管理的前提，是需要一个持续不断的无线电频谱监测过程，它扮演着频谱管理耳目的角色。

一般来说，频谱监测^[78]覆盖 9kHz-30MHz 的 HF（High frequency）频段和 30MHz-6GHz 的 VHF/UHF（Very high frequency/Ultra high frequency），监测内容涵盖发射机类型、发射功率，发射覆盖范围，发射频谱详细测量（工作频率、频谱占用、电磁场强度、带宽、发射方向、极化方向和调制），监测原始数据或其统计情况会保存在后台数据库中，通过与频谱执照分配表比较，可以判断发现非法用户、找到超出标准发射功率或者存在发射频率偏差的用户。

频谱监测任务^[79]有频率测量、场强和功率密度通量测量、信号带宽确定、调制方式确定、频谱占用情况监测和无线电信号定位测向。完成一次完整的频谱监测任务需要的设备有全向/定向天线、频谱接收机、信号测向机、频率测量计、场强测量计、带宽测量计和记录仪器等。当然，现在很多频谱监测设备可以实现其中一个以上甚至全部的功能，不少功能还可以通过软件实现。频谱监测设备及其信息管理系统构成了频谱监测系统^[78]，简称监测站，有三种主要的监测站类型，分别是固定式监测站（网）、移动式（便携式）监测站和便于拆卸的可搬移监测站。固定监测站是固定选址的监测站，它一般会以一个监测站网络的形式出现，网络的各固定站负责定点的监测活动，并通过网络互相通信。

移动监测站一般搭载在特制的监测车上，它可以承担固定站的部分任务，覆盖一个更大的范围，且造价较低，但需要额外的人力，包括至少一位操作设备的工程师和作为助理工程师的驾驶员，同时空间狭小和缺少供电也限制了移动站的监测设备类型数量，以及监测能力。可搬移监测站以固定站的方式工作，但是可以较方便地拆解搬迁。

2.2 频谱监测设备与过程

固定站和移动站是两种常见的频谱监测系统，它们的架构大体相似，如图 2-1 是一个典型的固定频谱监测网络框架，监测网络拥有一系列空间分布的监测

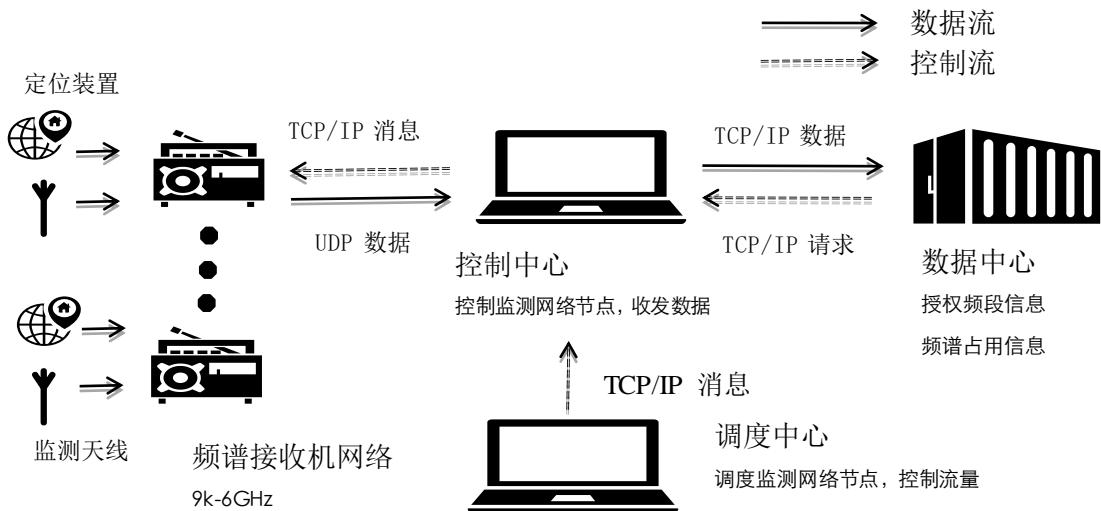


图 2-1 固定频谱监测站的结构框图

节点组成，覆盖一个地区，每个监测节点至少包括一台频谱接收机，一套与之相连的监测天线和定位设备。控制中心负责下达监测任务，控制监测节点，收集监测节点回传的监测频谱数据。调度中心负责控制回传数据流，保证数据量不超过网络带宽，协助控制中心将监测数据保存在数据中心。数据中心负责压缩、存储和统计历史监测数据，同时频谱执照数据库一般也位于数据中心。

移动监测站与固定站的架构基本相似，但一般会将控制中心、调度中心和数据中心部署在一台 PC 主机上，同时只拥有一套频谱接收机、监测天线和定位设

备，整套移动频谱监测一般会搭载在专用的监测车上。一般地，移动监测站会通过在不同的空间位置进行不连续的频谱监测，达到固定站多个监测节点的效果。

频谱接收机和监测天线是频谱监测系统中最重要的组件。频谱接收机实现的功能是从它的天线截取信号中选择一个，在输出端以频域信号的形式重现出信号的特征，这个过程包含一个从时域信号到频域的傅里叶变换和模拟信号数字化的过程。在频段测量中，通过频率选择，峰值电压校正来获得某一段时间内，接收信号各频率分量上的均方根能量，即频谱能量。频谱虽然不能提供信号的完整信息，但它相比时域信号需要的存储空间小，也能更直观地表达频谱占用情况。

早期的频谱接收机多是模拟接收机，但是现在一般是数字接收机，使用数字信号处理技术（DSP）和数模转换（A/D）来实现各种接收机的功能，从检测器输出的数字抽样到完整基带的数字化和 SDR 实现的数字解调，三种常见的数字接收机体制是^[80]，

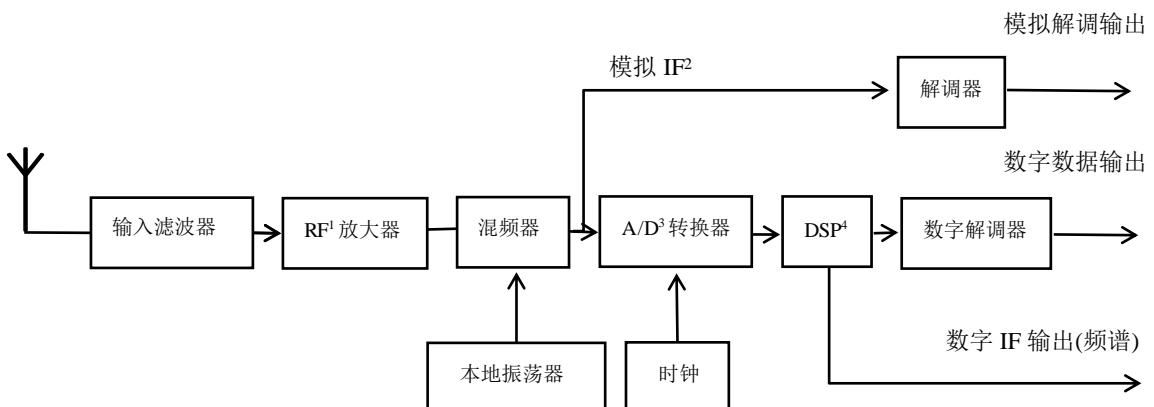
傅里叶分析仪：通过 DSP 做快速傅里叶变换将数字化的时域信号转换到频域，它的分析可以精确到单跳信号，但是在分析的频域宽度、灵敏度和动态范围上有局限性。

矢量信号分析仪：和傅里叶分析仪一样利用的是数字化的时域信号，并利用数字下变频扩展频域分析范围，从而可以实现高精度频谱测量、解调和时域分析。

扫频调谐超外差频谱分析仪：利用超外差技术，使用混频器将接收信号转移到中频。再使用带通滤波器从中频信号中“提取”差频，通过检波获得频谱。

三种接收机中，矢量信号分析仪功能强大但造价高昂，傅里叶分析仪造价较低但性能不佳，超外差分析仪可以在前两者中寻求平衡，同时灵敏性高和动态范围大，所以是一般监测活动的首选。

数字接收机的主要组成部分有，RF(Radio frequency)调谐器，IF(Intermediate frequency) 数字转换器、信号处理器和模拟信号重构器，



注：¹ 射频，² 中频，³ 模拟/数字转换器，⁴ 数字信号处理器

图 2-2 数字式超外差接收机结构框图^[78]

RF 调谐器和 IF 数字转换器组合完成 RF 信号数字化，RF 调谐器包括模拟信号预选，将频谱所需的部分转换到宽带，预处理为 IF 信号，IF 数字转换器利用 A/D 和其它电离对 IF 信号进行数字化。信号处理器对数字化信号进行过滤、调整和解调，随后进一步处理或者记录。模拟信号重构器将数字信号重新模拟化，输出频谱。

ITU-R 建议书^[78]给出的频谱接收机配置意见是，能够提供了以太网接口，可以进行远程操作，能够扫描预定义的频率范围，能够同时扫描数百个频道，能够识别主要的调制方式，存储测量值。本文的频谱监测任务中，移动站任务采用的频谱接收机是成都大公博创信息技术公司设计开发的 QLR2A 超外差数字频谱接收机^{[80][81]}和德国 R&S 公司^[82]设计的 EB500 便携式频谱接收机，固定站设备则包括 EB500 和 R&S 公司的 DDF255 测向频谱接收机^[83]，它们都是符合 ITU 要求的。其中，图 2-3 所示的 EB500 频谱接收机可以提供 8kHz-6GHz，7×24 小时，最大实时带宽 20MHz 的连续频谱监测能力和固定站组网能力，内置操作系统和存储单元。



图 2-3 带操作面板的 R&S EB500 频谱接收机^[82]

监测接收天线的功能是从环境中提取信号，同时将噪声和干扰信号最小化，为了获得最佳的接收结果，天线的主要参数包括方向性和增益。按方向性可以将天线分为全向天线和定向天线，前者的方向辐射性各向同性，用于发射机位置未知的任务，后者在已知发射机位置时可以提高灵敏度。天线按接收信号的极化方向分为垂直极化和水平极化，除了广播电视信号外，大部分信号是水平极化的，但是水平极化不影响广播电视信号的接收，它是视距传播的。

频谱占用测量一般采用水平极化的全向天线，频谱占用测量的原始数据是场强（Field strength）^[78]，通常的单位是 Vm^{-1} 及其十进制的几分之一。从天线直接接收的无线电信号称为信号强度——电平 u_m （单位 $\text{dB}\mu\text{V}$ 或 dBm ），通过缆损耗校正和天线增益校正可以计算出对应的场强 S （单位 $\text{dB}\mu\text{Vm}^{-1}$ 或 Vm^{-1} ）。

严格地说，电磁场中单位 Vm^{-1} 只适用于电场分量（E），但是可以用传播阻抗关系来表示磁场分量（H），在自由空间中，阻抗为 377Ω ，则远场中磁场（H，单位 A/m ）为，

$$H = \frac{E}{377\Omega} \quad (2-1)$$

自由空间中地辐射或者远场中，E 和 H 的能量相等。电天线因子 K_e 和磁天线因子 K_h 一般会附录在天线说明书中。其中， $K_e = E/V_0$ ， $K_h = H/V_0$ ，E 为平面波

的电场强度， \mathbf{H} 为其磁场强度， V_0 为天线在标称负载阻抗（如 50Ω ）下的输出电压 V_0 。远场和自由空间中的 K_e 和 K_h 之间的关系为，

$$K_e = 120\pi \cdot K_h \quad or \quad K_e = K_h + 51.5\text{dB} \quad (2-2)$$

全向天线的的天线增益与 K_e 之间关系可以导为，

$$K_e = \frac{1}{\lambda\sqrt{G}} \cdot \sqrt{\frac{4\pi Z_0}{R_N}} = \frac{9.73}{\lambda\sqrt{G}} = \frac{f}{30.81\sqrt{G}} \quad (2-3)$$

其中 $Z_0 = 377\Omega$ ， $R_N = 50\Omega$ ， f 为频率，单位 MHz。用 $\text{dB}\mu\text{V}$ 和 $\text{dB}\mu\text{Vm}^{-1}$ 分别表示电平和场强，相应的天线因子和天线增益表示为，

$$K_e = 20\log K_e \quad and \quad G = 10\log G \quad (2-4)$$

由接收电平计算场强的过程可以表示为^[8]，

$$\begin{aligned} S_{mdB}(f) &= u_m(f) + g_a(f) + loss \\ S_{mVm}(f) &= 10^{0.05\{[u_m(f)+g_a(f)+loss]-120\}} \end{aligned} \quad (2-5)$$

其中 S_{mdB} 和 S_{mVm} 分别为单位 $\text{dB}\mu\text{Vm}^{-1}$ 和 Vm^{-1} 的场强， u_m 为接收电平（单位 $\text{dB}\mu\text{V}$ ）， $g_a(f) = G$ 为天线增益， $loss$ 为电缆衰减。

2.3 频谱监测结果特征化与频谱统计量

频谱监测过程可以得到场强（单位 $\text{dB}\mu\text{Vm}^{-1}$ ），表征频谱能量密度（Power spectral density, PSD）。在监测过程中，接收机和天线合作，不断调整扫描频率，最终绘制出任务频段的 PSD，这个扫描过程可以描述为^[84]，

$$S(f_c) = \frac{1}{f_d T_d} \times \int_t^{t+T_d} \int_{f_c - \frac{f_d}{2}}^{f_c + \frac{f_d}{2}} P(f, t) df dt \quad (2-6)$$

其中扫描时间为 T_d ，单次扫描目标为带宽为 f_d ，中心频率为 f_c 的频带 $[f_c - f_d/2, f_c + f_d/2]$ ， $S(f_c)$ 为 $P(f, t)$ 的能量密度。

授权用户在接入频谱后会发射信号，增加相应频段的 PSD，因此从发射机检测的角度，可以定义频谱占用状态 CS (Channel status) 表征授权用户信号是否存在，

$$\text{CS}(t, f) \in \Xi, \quad \Xi = \{\xi_0, \xi_1\} \quad (2-7)$$

其中 t 和 f 分别为时间点和频率点， \exists 状态数取 2， ξ_0 代表频谱“闲置”， ξ_1 代表频谱正在被“占用”，对应 $S(f_c)$ 频谱感知结果为“0”和“1”。

对于特定的业务频段，从授权用户出现的频繁程度可以表征授权用户群体的活跃程度，定义业务聚集度 SCR (Service congest rate) ，

$$SCR(t,f) = m/M \quad (2-8)$$

$S(f,t)$ 为频谱扫描结果，其中 t 和 f 分别为一段时间和一个频段， m 和 M 为 t 时段， f 频段内“占用”的扫描样点数和总扫描样点数。特别地，令 $t=t$ ，表示一个时间点，定义频谱占空比 DC (Duty cycle) ，

$$DC(t,f) = \frac{\sum_{f=f_0}^{f_n} CS(t,f)}{N_s(f)} \quad (2-9)$$

其中频段 $f = [f_0, f_n]$ ， $N_s(\cdot)$ 为计数函数。

此外，认知用户临时性接入频谱后，频谱可以提供的通信时长影响认知用户的服务质量，定义频谱持续空闲窗口集合 CVD(t,f) (Channel vacancy duration)，表示 t 时段， f 频段内，频谱空穴时长组成的集合。

四个频谱统计量中，频谱能量密度 PSD 可以用于评估授权用户的信号强度和覆盖范围，是其它三个统计量的基础；频谱状态 CS 指示频谱空穴和频谱接入机会；业务聚集度 SCR 量化授权用户群体的活跃度，指导认知用户频谱接入策略的选择；频谱持续空闲窗口集合 CVD 评估频谱空穴的质量。

2.4 基于 M/Geo/C 排队模型的仿真频谱

研究中，由于频谱执照数据库不完整，因此频谱监测不提供足够的授权用户信息，出于验证感知方法和频谱模型的要求，需要设计一个符合频谱使用规律的模型，产生仿真频谱数据。基于 M/Geo/C 排队模型^[85]，本文提出了一个生成模拟频谱状态和频谱能量序列的模型。

排队模型一般由两个过程组成：等待过程和接入占用过程，它由丹麦数学家 Erlang Z 在 1909 年提出，最早是用于解决电话容量设计问题，随后被推广到通信服务系统建模。排队模型包含三个组成部分：输入过程、排队法则和业务服务，输入过程指的是用户的到达方式，可以用到达时间间隔的概率分布描述；

排队法则指的是用户排队的过程，如何等候服务；而业务服务指能提供服务的窗口数目和客户占用窗口的时长。

图 2-4 是基于 M/Geo/C 排队模型的频谱状态模型，M 为频谱接入次数，Geo 为接入时长，C 为频道数目。假设存在 n 个授权用户，它们等概率间隔出现，间隔时间服从泊松分布，由参数 λ 控制。用户接入频谱后，每个时刻都以一定的概率 p 离开频谱，离开时间服从几何分布。当一个用户在占用频谱，新出现的用户处于等待状态，直到原有用户离开，新用户接入。授权用户等概率出现，由此可以生成频谱状态序列。

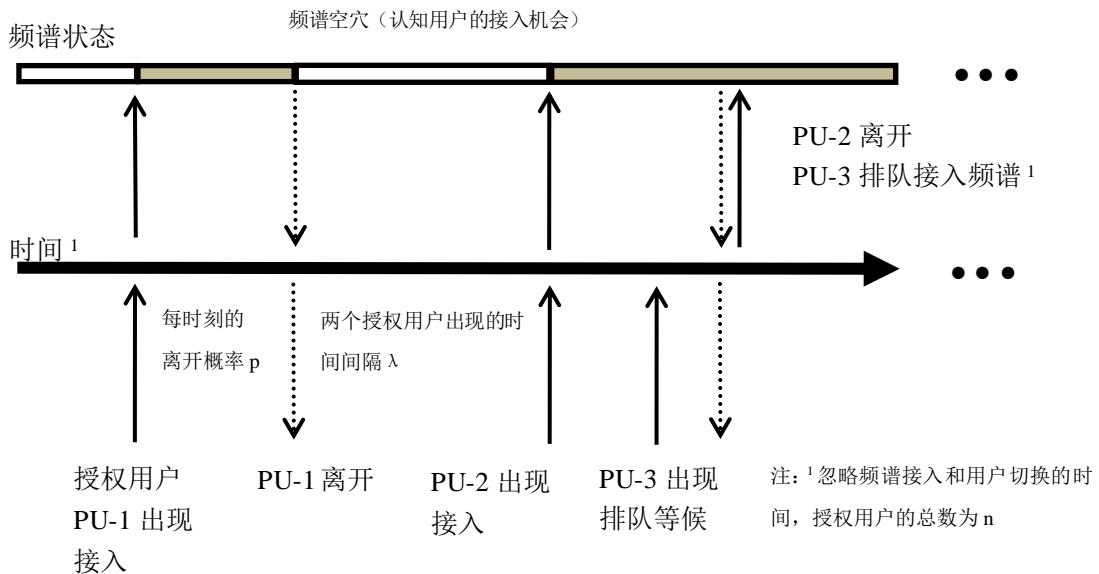


图 2-4 频道数 C=1 时的 M/Geo/C 频谱状态模型

n 个不同的授权用户，它们的信号 $s_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$, $i = 1, \dots, n$ ，其中 N 为正态分布，在后文亦然。假设在某一段内，n 个用户一共接入频谱 M 次，接入时间为 $\{t_1, \dots, t_M\}$, $t_i \in [0, T]$ ，它们的时间间隔服从 λ 控制的泊松分布，

$$P(t) = \frac{e^{-\lambda t} (\lambda t)^n}{n!} \quad (2-10)$$

λ 越大，两次频谱接入发生的时间间隔越大，单次频谱接入的时长服从 p 控制的几何分布，p 越小，用户离开的概率越低。 λ 和 p 越小，频谱接入频率越高，

接入平均时间越长，频谱利用率越高，反之，接入频率降低，接入平均时长变短，频谱利用率变低

$$P(x=k) = (1-p)^{k-1} p \quad (2-11)$$

利用 M/Geo/C 频谱状态模型可以模拟不同业务的频谱特点，如 FM 的长时间占用，GSM 的动态随机性占用等，而通过授权信号和噪声的产生分布可以模拟不同的通信环境，从而为频谱感知和频谱模型方法测试提供符合实际的可靠模拟数据。

2.5 小结

本章介绍了两种频谱数据集合来源——基于频谱监测的频谱实测数据，基于 M/Geo/C 频谱状态模型的频谱仿真数据。其中 2.1-2.3 节分别介绍了频谱监测的原理、设备和数据预处理方法，2.4 章介绍了频谱仿真数据的发生方法。两种数据中，前者可以提供真实的频谱感知原材料和可靠的频谱模型基础，后者则可以协助它们的验证过程。

3 频谱感知与频谱占用特征提取

频谱感知是 CR 中最大的挑战之一，也是后续分析的基础，它在频谱占用模型的研究中充当了特征提取器的角色。值得注意的是，本章讨论的频谱感知和一般意义的频谱感知有所差别，后者研究的场景通常是认知用户在一个时间窗口内观测时域信号，判断有否授权用户存在，本文的场景是从监测频谱出发，建立在已经获取了信号能量基础上，信号检测时长固定为频谱扫描的周期。因此，在本文的场景中，由于缺失了信号的相位信息，能量检测是唯一的选择。

本章将在 3.1 节中首先定义频谱感知问题，表述能量检测方法，3.2 节中在单授权用户，高斯信号/噪声的假设下，利用 CFAR 阈值选取的能量检测的性能；3.3 节引入两种频谱监测场景下的信号/噪声划分阈值选取方法，以及它们的加滑动窗优化方法。

3.1 频谱感知与能量检测方法

2.3 节中定义了频谱状态集合 $\Xi = \{\xi_0, \xi_1\}$ ξ_0 = "闲置", ξ_1 = "占用"，由此，频谱感知问题可以表述为一个二元假设问题^[37]，

$$\begin{aligned} H_0 &\Rightarrow y(n) = w(n) \\ H_1 &\Rightarrow y(n) = h \cdot s(n) + w(n) \quad \text{where} \quad n \in [1, N] \end{aligned} \tag{3-1}$$

其中 y , h , s , w 分别为认知用户接收信号，信道增益，授权用户发射信号和加性白噪声， N 为观测序列长度。而原假设 H_0 表示对应信道状态为“闲置”，不存在授权用户，备择假设 H_1 对应信道状态为“占用”，存在授权用户。二元假设检验选择不总是能得到正确的结果，因此存在两种错误情形，前一类错误概率定义为误警概率，即将实际上为纯噪声的采样判定为有信号；后一类定义为漏检概率，即实际含有信号的采样判定为纯噪声，分别写成，

$$\begin{cases} P_{fa} = \Pr(H_1 | H_0) \\ P_{md} = \Pr(H_0 | H_1) \end{cases} \tag{3-2}$$

从认知用户的角度来说，第一类错误浪费了频谱利用的机会，降低了 CR 网络的数据吞吐量，后一类错误则会给授权用户带来干扰，增大 CR 网络的冲突

率。定义检测概率 $P_d = 1 - P_{md}$ ，好的频谱感知方法对应较高的检测性能指标 P_d/P_{fa} 。

能量检测（Energy detection, ED）是授权用户信号分布未知时的最优感知方法，它的基础是信号加噪声的能量会大于纯噪声的能量，计算目标频带上信号的累积能量检验统计量，然后与预定阈值比较，从而确定授权用户的存在与否，它可以表示为

$$T_i(y_i) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y_i[n]|^2 \xrightarrow[H_0]{H_1} \lambda \quad n \in [1, N] \quad (3-3)$$

其中 T_i 为检测结果， λ 为决策门限，通过将接收信号强度与决策门限比较，高于门限的采样判定为 H_1 ，检测结果支持授权用户存在，信道被“占用”；反之判定为 H_0 ，支持授权用户不存在，信道“闲置”。频谱能量本身就是一段时间时域信号的扫描结果，因此在本文的场景中式（3-3）可以写成，

$$T_i(f, t) = S(f, t) \xrightarrow[H_0]{H_1} \lambda \quad f \in f, t \in t \quad (3-4)$$

其中 f 和 t 是目标频段和时间段，通过阈值可以判断频点 f 在时间 t 的频谱占用状态。

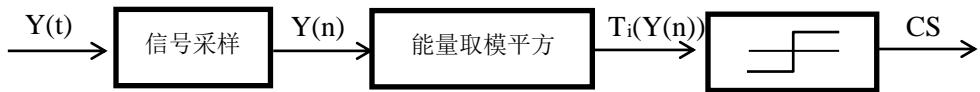


图 3-1 能量检测实现框图

3.2 CFAR 阈值选取下的能量检测性能分析

假设噪声 $w(n) \in \mathcal{N}(0, \sigma_n^2)$ 而信号 $s(n) \in \mathcal{N}(0, \sigma_s^2)$ ， \mathcal{N} 为高斯正态分布，下面对能量检测的性能进行分析^[86]。根据大数定律，采样数目 M 很大 ($M \geq 1000$) 时，式 3-4 中的统计量 $T(y)$ 趋近于高斯正态分布，

$$T(y_i) \sim \begin{cases} \mathcal{N}(M\sigma_n^2, M\sigma_n^4) & H_0 \\ \mathcal{N}((M\sigma_s^2, M\sigma_n^4), 2M(M\sigma_s^2, M\sigma_n^2)^2) & H_1 \end{cases} \quad (3-5)$$

$T(y)$ 的条件均值和条件方差为，

$$E(T(y) | H_0) = \sigma_n^2, \text{Var}(T(y) | H_0) = \frac{1}{M} \sigma_n^4 \quad (3-6)$$

$$E(T(y) | H_1) = (1 + \varphi) \sigma_n^2, \text{Var}(T(y) | H_1) = \frac{1}{M} (1 + 2\varphi) \sigma_n^4$$

其中 $\varphi = \sigma_s^2 / \sigma_n^2$ 是接收信号的信噪比。同时检测概率和误警概率分别为，

$$P_{fa} = P\{T_i(y_i) > \lambda | H_0\} = Q\left(\frac{\lambda - \sigma_n^2}{\sqrt{\frac{1}{M} \sigma_n^4}}\right) = Q\left(\left(\frac{\lambda}{\sigma_n^2} - 1\right) \sqrt{M}\right) \quad (3-7)$$

$$P_d = P\{T_i(y_i) > \lambda | H_1\} = Q\left(\frac{\lambda - (1 + \varphi) \sigma_n^2}{\sqrt{\frac{1}{M} (1 + 2\varphi) \sigma_n^4}}\right) = Q\left(\left(\frac{\lambda}{\sigma_n^2} - \varphi - 1\right) \sqrt{\frac{M}{2\varphi + 1}}\right)$$

其中 $Q(\cdot)$ 是高斯尾分布函数，定义为

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-\frac{x^2}{2}} dx \quad (3-8)$$

在 CFAR (Constant false-alarm rate) 阈值选取方法中^[86]，指定目标误警概率 P_{fa-tar} 或者目标检测概率 P_{d-tar} ，，则阈值应该为，

$$\lambda = \begin{cases} \left(\frac{1}{\sqrt{M}} Q^{-1}(P_{f-tar}) + 1\right) \sigma_n^2 \\ \left(\sqrt{\frac{2\varphi + 1}{M}} Q^{-1}(P_{d-tar}) + \varphi + 1\right) \sigma_n^2 \end{cases} \quad (3-9)$$

其中 $Q^{-1}(\cdot)$ 为逆高斯尾分布函数。误警概率和检测概率是频谱感知的性能指标，能量检测方法依赖阈值的选择，而阈值与噪声方差有关，选择阈值是在两个性能指标之间寻求平衡。

3.3 基于能量直方图最优阈值选取的能量检测

由式 (3-7) 和式 (3-9) 可知能量检测的性能决定于阈值的选择，而阈值受噪声分布的影响，检测性能与信噪比 φ 和信号观测时长 N 有关。在频谱监测场景中，信号观测时长 N 固定为频谱扫描周期，而阈值的选取通常依靠人工，参

考监测系统的噪声门限，例如，若系统不接入信号的底噪为 3dB，不确定度为 ± 2 dB，则选择 5dB 作为为阈值。然而，人工选取阈值不能适应无线电环境的动态特性。

值得注意的是，在进行业务频段分配时，为了避免授权用户信号之间的干扰，会划分空白频段隔开信号，例如立体声 FM，它的频道宽 256kHz，频道两侧至少会划分出 125kHz 的间隔频段。因此一段频域上足够宽频谱能量集合 $S(t,f)$ 一定存在纯噪声样本。假设 $S(t,f)$ 由信号、噪声样本叠加成的，则它的直方图会呈现如图 3-1 所示的“双模”或者“多模”特性。

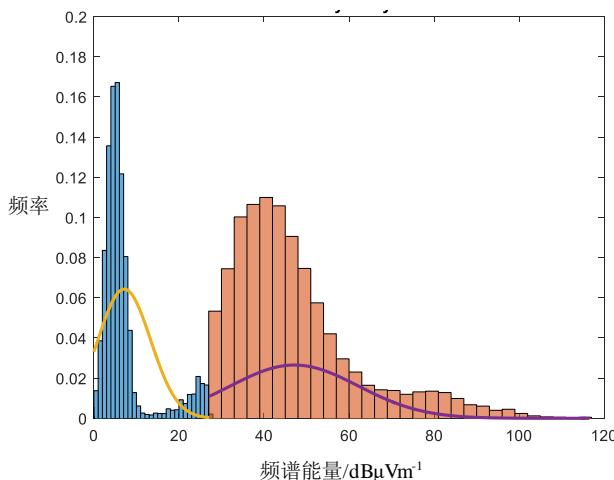


图 3-2 具有“双模”特性的频谱能量样本

受到图像灰度直方图最优阈值选取启发，可以将式（3-1）和式（3-4）的二元假设检验问题转换成信号类、噪声类的分类阈值划分问题，由此出发，下面引入两种阈值选取方法。

3.3.1 OTSU 阈值选取法

大津法（OTSU）是一种灰度直方图阈值划分方法^[87]，1979 年由日本学者大津展之提出，它最初提出的目的是用于图像的二值化，图像的灰度直方图形状特性划分为前景和背景两部分。

假设频谱能量样本中存在信号类 C_s 、噪声类 C_n ，定义 σ_w^2 ， σ_b^2 和 σ_t^2 分别为类内方差、类间方差和全样本集方差，由此有三个最优化分类判据，即，

$$\Theta = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_w^2}, \quad \Delta = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_t^2}, \quad \Psi = \frac{\sigma_t^2}{\sigma_w^2} \quad (3-10)$$

分类依据都是使得类内方差最小同时类间方差最大，式(3-10)的三个判据之间存在如下关系，

$$\begin{aligned} \Psi &= \Theta + 1 \\ \Delta &= \Theta(\Theta + 1) \end{aligned} \quad (3-11)$$

类间方差较大，错分的概率相对较小。利用 Δ 判据可以实现OTSU：先计算样本总体的平均值 μ ，再设定分割阈值 t_1 ，得到大于阈值 t_1 的目标样本占总体样本比例 ω_1 和目标样本平均值 μ_1 ，最后穷举搜索可能的阈值 t_1 寻找使得分类判据 Δ 最大的 t_i 作为最优阈值。

在原始的OTSU阈值划分方法的基础上，有演化出了基于信息论的OTSU^{[88][89]}和二维OTSU^[90]，研究的是每个像素近邻。

OTSU在直方图具有“双模”特性且两个峰之间存在深且尖的“谷”时拥有相对较好的性能，但是如果直方图“双峰”中一峰相比较小，或者一峰较平坦，或者存在加性噪声破坏“双模”特性，OTSU阈值划分都可能存在较大偏差。

3.3.2 ROHT 阈值选取法

实际情况中信号类 C_s 包含的样本可能不止来自一个授权信号，由于授权用户自身特性的差异和与感知节点位置距离的不同，信号类 C_s 的样本可能很复杂，其动态范围可能很大。然而噪声一般是动态范围小的，基于这一假设，递归单边假设检验方法^{[91][84]}（Recursive one-side hypothesis test, ROHT）是可以用于阈值选取的。

ROHT的思想非常简单，它假设直方图样本的一侧分布为单一分布，在每次递归中以一定的置信区间剔除不属于该分布的样本，直到剩下样本在两次剔除中变化不显著停止。能量检测假设噪声小于信号，假设噪声服从单一正态分布，则直方图最左侧的一部分样本一定属于噪声，估计总体分布，剔除其右侧 α 置信度区间外的样本，反复迭代此过程，直到前后两次剩余样本集合的均值、方差变化小于某个极小值 ε ，迭代停止，没有被剔除的样本被当作噪声，输出噪声类和信号类的阈值。

图 3-2 是 99.5% 置信度下的 ROHT 迭代过程，第十次迭代时满足条件停止，可以看到，随着迭代的进行，最右侧的样本被逐渐剔除，最后剩余的样本服从单个正态分布，99.5% 的置信界为阈值。

相比 OTSU, ROHT 对信号样本的分布没有要求，应该能更好地适应动态范围大的频谱感知样本。将 OTSU, ROHT 与能量检测（ED）方法结合，得到 OTSU-ED 和 ROHT-ED，可以用于感知频谱监测样本对应的频谱状态。

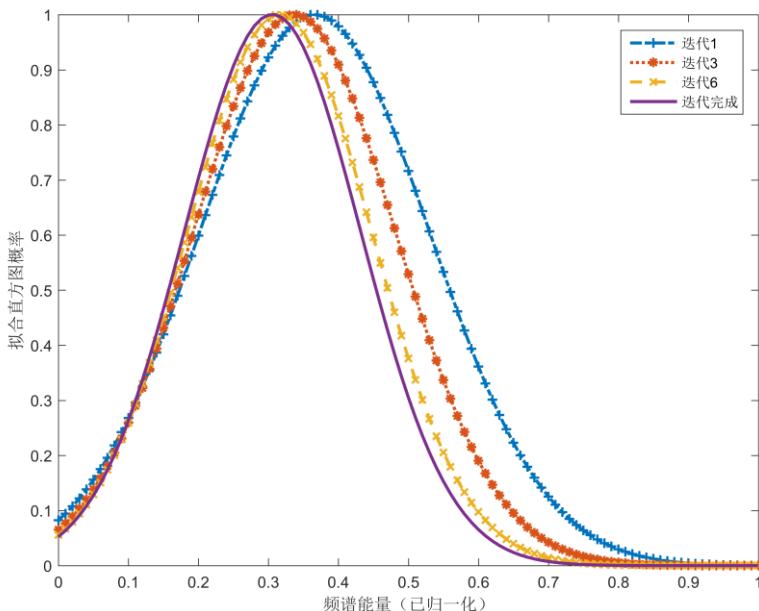


图 3-3 99.5% 置信度的 ROHT 迭代过程

3.3.3 滑动窗对阈值选取过程的优化

OTSU 和 ROHT 都建立在噪声同分布的假设下，然而，由于频谱接收设备在不同频段的噪声限不同，无线电环境在不同频段、时段的背景噪声差异，噪声分布一致有时难以保证。在阈值选取的过程中引入滑动窗可以缓解噪声分布不一致的影响，由此得到加窗 OTSU-ED 和加窗 ROHT-ED。

假设滑动窗口尺寸为 $l \times m$ ，每个频谱能量样本 $S(t, f)$ $t \in \mathbf{t}, f \in \mathbf{f}$ ，都会出现在 Y 个滑动窗中，被独立分类 Y 次，综合 Y 次分类的 $v(i)$ $i = 1, \dots, Y$ 结果可以得到 V。

$$V = \frac{1}{Y} \sum_{i=1}^Y v(i) \quad (3-12)$$

最终的结果可以根据需要选择不同的结合策略，例如，当 $\exists v(i) > 0, CS(t, f) = 1$ ，或者 $v(i) > n/100, CS(t, f) = 1$ ，第一种结合可以降低 P_{md} ，但是会提高 P_{fa} ，第二种则相反。如图 3-3，对于 $f = f_1, \dots, f_{N_f}$, $t = t_1, \dots, t_{N_t}$ ，选择窗口 w_f, w_t 的总计算次数为 $(N_f - w_f + 1)(N_t - w_t + 1)$ ，当 $w_f = N_f, w_t = N_t$ 时，加窗 ED 又变成了 ED。

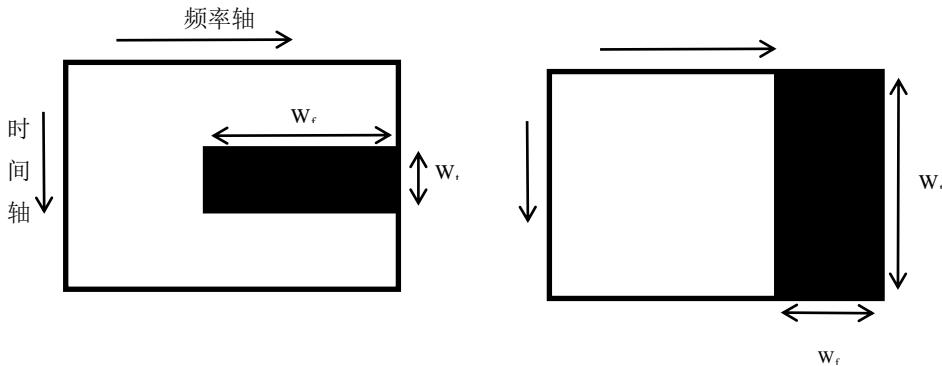


图 3-4 时间/频率上滑动窗口

3.4 小结

本章介绍了频谱监测场景下的频谱感知和能量检测方法，引入了 OUTS 和 ROHT 两种阈值选取方法，介绍了滑动窗保证噪声一致性，优化阈值选取的思路。本章紧接第二章介绍的频谱监测和频谱仿真方法，为时间/频率域上的频谱提供特征提取方法，作为第四章、第五章讨论频谱占用模型的基础。

4 频谱占用时间模型

DSA 的第一要义是检测频谱空穴，临时性地获得频谱使用权。然而，由于授权用户的频谱使用行为具有随机性，认知用户的感知能力和服务质量都面临挑战。频谱的时间模型可以帮助认知用户应对挑战，它的研究至少有以下三个重要意义。第一，发掘授权用户频谱接入规律，提高认知用户的频谱空穴检测能力，同时降低与授权用户的冲撞率。第二，发掘授权用户群体的活跃度周期，及时调整认知用户的频谱接入策略。第三，预测未来频谱状态，降低授权用户感知设备的实时性要求。

下面本节介绍两类频谱时间模型的建立方法：频谱状态模型和频谱统计量序列模型。频谱状态模型通过识别和挖掘历史频谱状态中频繁出现的重复模式，学习授权用户的频谱接入行为，提高频谱利用效率的同时降低与授权用户的冲撞率。频谱统计量序列模型以业务聚集度 SCR 为例，可以通过历史 SCR 序列研究授权用户活跃度的周期性变化，为认知用户的频谱决策提供支撑。

4.1 频谱占用状态条件概率预测

本节介绍频谱状态模型，它通过条件概率树学习历史频谱状态中的重复模式，用于预测特定上下文条件下的频谱状态^[92]。序列模式识别学习，以达到有效序列预测的研究方法在许多领域都出现过，例如，生物基因序列预测、语音分析预测、文本分析和生物行为预测等。

4.1.1 频谱感知与马尔科夫随机过程

随机过程^[93]是带参数指标的离散序列，而平稳随机过程的概率分布随时间变化，假如其中每个随机变量都依赖于前一个随机变量而与之前的条件独立，这个平稳随机过程一般被称为马尔科夫过程。对于频谱感知结果，定义频谱状态空间 $\Xi = \{"0", "1"\}$ 。其中“0”对应无授权用户的频谱“闲置”状态，“1”对应有授权用户时的频谱“占用”状态。一般的，授权用户的频谱接入-离开过程可以看成是一个“占用”—“闲置”二元状态的转换过程，而认知用户的频谱

感知是一个对此转换过程的观察过程，表现为“0” - “1”二元观测状态转换过程。显然，频谱感知不是完美的，“0” - “1”二元过程依赖于“占用” - “闲置”过程，但不是完全对应的关系，这样的双二元状态转换过程在随机过程中可以描述为一个隐式马尔科夫模型（Hidden markov model, HMM）。

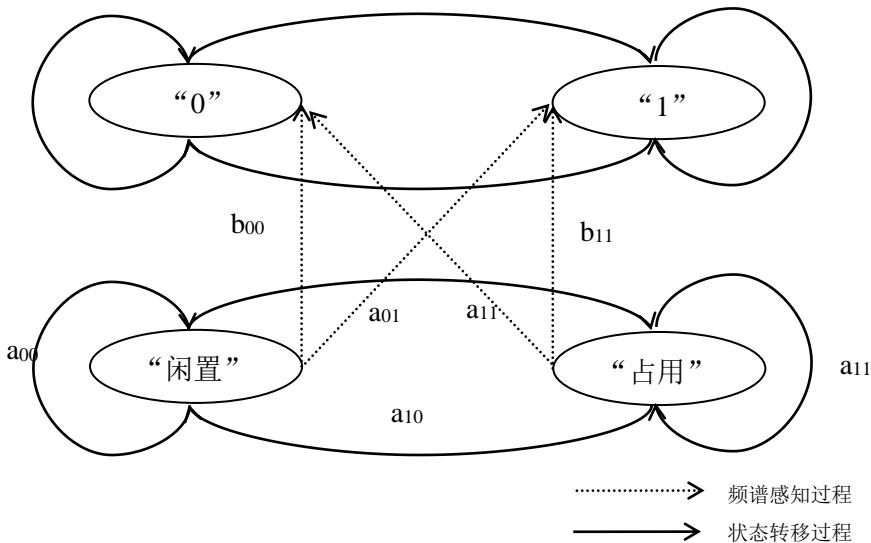


图 4-1 一阶隐式马尔科夫过程表示的频谱感知过程

HMM 是一种常用于序列数据处理和统计学习的概率模型。它先假设存一个马尔科夫状态链，其状态空间为 $\Psi = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ ，由有限的 N 个状态构成，而一个长度为 T 的状态链 $Q_1^T = \{q_1, q_2, \dots, q_T\}, Q \in \Psi$ ，状态链不能被直接观测到。同时观测状态集合为 $\Theta = \{o_1, o_2, \dots, o_M\}$ ，观测结果为 $V_1^T = \{v_1, v_2, \dots, v_T\}, V \in \Theta$ 。状态空间 S 的各状态 s_i, s_j 之间存在一个状态转移概率，记成状态转移矩阵形式 $\mathbf{A} = [a_{ij}]_{N \times N}$ ，其中，

$$a_{ij} = P(q_{t+1} = s_j | q_t = s_i), i, j = 1, 2, \dots, N \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (4-1)$$

表示当时刻 t 到 $t+1$ ，隐含状态从 s_i 转移到 s_j 的概率。同时，隐含状态和观测状态间存在一个一一对应的概率，记成观测概率矩阵 $\mathbf{B} = [b_{jk}]_{N \times M}$ ，其中，

$$b_{jk} = P(v_t = o_k | q_t = s_j), k = 1, 2, \dots, M \quad j = 1, 2, \dots, N \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (4-2)$$

表示在 t 时刻隐含状态为 s_j 的条件下得到 v_k 观测值的概率。最后，设置一个 $t=1$ 时刻的初始概率 $\pi = [\pi_i]_N$ ，其中，

$$\pi_i = P(q_1 = s_i) \quad (4-3)$$

由此用三元符号， $\Lambda = (\pi, \mathbf{A}, \mathbf{B})$ 表示 HMM 过程，其中 π 和 \mathbf{A} 描述了隐含马尔科夫状态链， \mathbf{B} 描述了一个观测随机过程。在频谱状态转换和频谱感知的过程中， π 和 \mathbf{A} 描述了潜藏的授权用户频谱接入行为，对应状态空间{"闲置", "占用"}，而 \mathbf{B} 描述认知用户的频谱感知结果{"0", "1"}与频谱接入行为的关系。

HMM^[94]的三个典型问题分别是学习问题，解码问题和模型评估问题。学习问题是，通过观测序列 V_1^T ，寻找最佳模型参数 $\Lambda = (\pi, \mathbf{A}, \mathbf{B})$ ，使得 $P(V_1^T | \Lambda)$ 最大；解码问题则是从观测序列 V_1^T 和模型参数 Λ 出发，寻找最可能的隐含序列 Q_1^T ；而模型评价问题是从观测序列 V_1^T 和模型参数 Λ 出发，计算 $P(V_1^T | \Lambda)$ ，评估模型和观测序列的匹配程度。

由式 (4-1) 和式 (4-2) 可知，马尔科夫模型中 $t+1$ 时刻的观测状态依赖于 t 时刻观测状态，同时观测结果依赖于隐含状态。频谱状态模型中， n 阶马尔科夫模型可以描述： $t+1$ 时刻的频谱状态依赖于前 n 个时刻的历史频谱状态 Q_{t-n}^t 。而 $t+1$ 时刻的状态 \hat{q}_{t+1} 可以预测为，

$$\begin{cases} P(1 | \Lambda) < P(0 | \Lambda) \Rightarrow \hat{q}_{t+1} = 0 \\ P(1 | \Lambda) \geq P(0 | \Lambda) \Rightarrow \hat{q}_{t+1} = 1 \end{cases} \quad (4-4)$$

其中 Λ 为由历史序列 Q_{t-n}^t 训练的马尔科夫模型。更一般地说，用训练序列 s 估计符号 σ 的条件概率分布 $P(\sigma | s)$, $|s| = n$, 符号 σ 是观测空间 Θ 的元素或者序列。

4.1.2 占用状态条件概率模型

(1) 可变阶马尔科夫模型

马尔科夫模型中，较大的阶数 n 可以记忆更多的历史信息，从而提高预测性能。但是，随着待估计参数增加，模型的复杂度会指数级上升。同时，指定的阶数 n 不一定能与序列的变化模式匹配。因此，可变阶数隐式马尔科夫模型 (Variable markov model, VMM) 是一种好的选择^[95]，它的条件序列 s 长度可变，即 $|s| \leq n$ 。VMM 可以拥有更灵活的结构，充分挖掘序列的高低阶依赖性。

频谱状态序列预测的一般思路是：利用历史序列 s 估计观测空间 Θ 中符号 σ 的条件概率分布 $P(\sigma | s)$ ，用它去逼近真实的频谱占用序列发生源。VMM 中， $|\Theta| = k$ 的符号集合，它的转移概率可以用 k 叉树表述，如图 4-1 所示，(a) 和 (b)

分别是3阶HMM信道状态模型和VMM信道状态模型，每个树节点都对应两个转移概率，可以看到同样深度，VMM概率树的节点数目较少，因此它可以降低模型的复杂度。

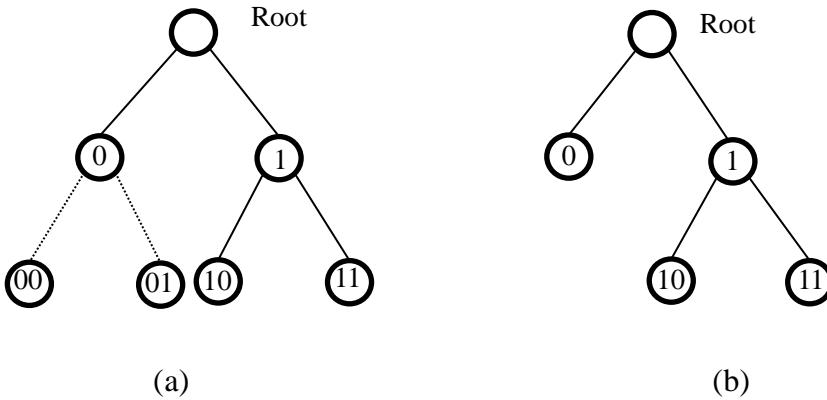


图 4-2 3 阶 HMM 和 VMM 的转移概率树, (a)完全二叉树结构的 HMM 转移概率,(b)非完全二叉树结构的 VMM 转移概率

VMM最重要的应用领域之一是无损压缩^[96]。无损压缩利用编码尽可能地节约存储空间，一般的思路将输入数据映射到某一编码表上，对于出现概率大的重复序列，分配一个短的编码。最后，通过编码表可以实现压缩数据到原始数据的完美重构。无损压缩的编码概率模型是频谱状态预测可以借鉴的，常用的无损压缩方法有 LZW(Lempel-Ziv-Welch)，概率后缀树法(Prediction suffix trees, PST)，部分匹配预测法(Prediction by partial matching, PPM)和上下文加权概率树(Context tree weighted, CTW)。下面本节将采用无损压缩的观点来讨论建立条件概率模型，预测未来的频谱状态。

(2) 条件概率树

频谱感知结果序列为 $Q_1^T = q_1 q_1 \dots q_t \dots q_T, q_i \in \Xi$ ，定义 $s = q_{t-m} \dots q_t$ 为 Q_1^t 中的符号组，长度 $|s| = m$ ，存在组 $s' = q_{t-n} \dots q_t$ ，且 $m < n < t$ ，则组 s' 是组 s 的后缀，如果 $m = n - 1$ ，组 s' 是组 s 的最长后缀。图 4-2 是三棵 VMM 转移概率树，树的节点

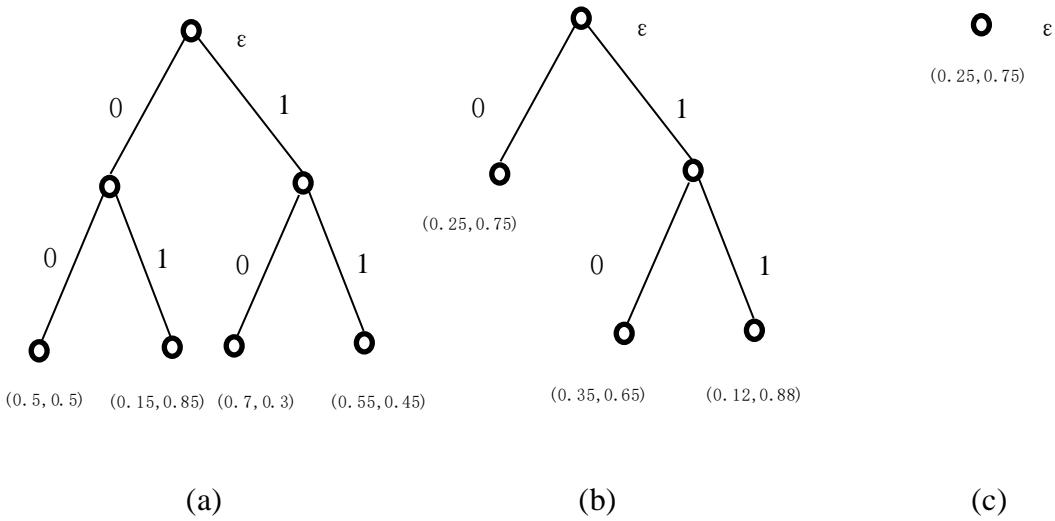


图 4-3 VMM 转移概率树, (a)满二叉概率树, (b)非满二叉概率树, (c)空树模型。

是后缀，对于 D 阶 VMM，定义后缀集合 $s \subseteq M, |s| \leq D$ ，符号 $\sigma \in \Xi$ 。用转移概率树进行未来符号的预测依赖条件概率分布 $\hat{P}(\sigma | s)$ 。对于一个一致独立的概率分布，存在 $\hat{P}(q_t^{t-1}) = \sum_{x_t \in \Xi} \hat{P}(q_1 \dots q_{t-1} q_t)$ ， $t = 1, \dots, T$ ，从而满足条件概率，

$$\hat{P}(q_t | q_1^{t-1}) = \hat{P}(q_1^t) / \hat{P}(q_1^{t-1}), t = 1, \dots, T \quad (4-5)$$

图 4-2 所示的转移概率树可以描述序列产生的特定概率分布，因此在无损压缩中又被称为“源树”，对于 $|\Xi|=2$ 的状态集合，二叉“源树”记作 (M, Θ_M) 。其中， M 由一系列长度不超过 D 的序列 s 组成，称为模型，而 Θ_M 则是每一个 s 在 Ξ 上的概率分布 $\Theta_M = \{\hat{P}_M(\cdot | s)\}_{s \in M}$ 。图 4-2 中，(a)(b)(c) 分别是深度为 2, 2 和 0 的“源树”，叶子到根的通路集合 $s \subseteq M$ ，称为“后缀”。已知“源树” (M, Θ_M) 可以用链式乘法计算序列 $q_1^T = q_1 q_2 \dots q_T, q_i^T \in \Sigma^T$ 产生的概率，

$$P_\varsigma(q_1^T) = \prod_{t=1}^T P_\varsigma(q_T | q_{t-D}^{t-1}) \quad (4-6)$$

例如在图 4-2(a)中，条件序列为“00”时，紧接着出现序列“100”的概率为 $P_a(100|00) = P_a(1|00)P_a(0|01)P_a(0|10) = 0.5 \cdot 0.7 \cdot 0.15 = 0.0525$ 。对于一个一致独立的概率分布，存在 $\hat{P}(q_1^{T-1}) = \sum_{x \in \Xi} \hat{P}(q_1 \dots q_t \dots q_{T-1})$ ， $t = 1, \dots, T$ ，从而满足条件概率，

$$\hat{P}(q_n | q_1^{T-1}) = \hat{P}(q_1^T) / \hat{P}(q_1^{T-1}), t = 1, \dots, T \quad (4-7)$$

由此可知，利用“源树”可以计算条件概率 $\hat{P}(\cdot|\cdot)$ ，预测未来序列。同时，模型 $\hat{P}(\cdot|\cdot)$ 对于测试序列 $q_1^T = q_1 \dots q_i \dots q_T$ 的预测的性能可以用的平均对数损失 $\ell(\hat{P}, q_1^T)$ 来衡量，即，

$$\ell(\hat{P}, q_1^T) = -\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \log \hat{P}(q_i | q_1 \dots q_{i-1}) \quad (4-8)$$

其中 \log 底为 10。 $\ell(\hat{P}, q_1^T)$ 和似然函数 $\hat{P}(q_1^T) = \prod_{i=1}^T \hat{P}(q_i | q_1 \dots q_{i-1})$ 在形式上很相似，事实上， $\ell(\hat{P}, q_1^T)$ 体现了条件概率模型和序列概率分布匹配程度。在无损压缩领域， $-\log P(\sigma | s)$ 对应“自信息量”的概念^[97]，是理想压缩下的编码长度，平均对数损失可以用于衡量文本的压缩率，一个长度为 10 的序列， $\ell(\hat{P}, q_1^T)$ 为 6.9，则文本在此概率模型下可以平均用 6.9 个字符编码表示，平均压缩率为 6.9bit/符号。

4.1.3 基于 CTW-VMM 的占用状态重复模式预测

4.1.2 小节介绍了 VMM 中的条件概率树、如何利用它计算未来序列和如何评估条件概率模型对序列分布的匹配程度，接下来，最重要的步骤就是如何从训练序列中得到一棵条件概率树——“源树”，建立 VMM。

建立 VMM 的过程可以分为频数计算、零值平滑和可变长建模三个步骤。频数计算是在条件序列 s 中对符号 σ 计数计数，作为估计 $P(\sigma | s)$ 的基础；零值平滑是对观测空间 Θ 里没有在条件序列 s 中出现的状态进行处理，毕竟频数为零不代表发生的概率为零，而且零概率状态会给后续的计算造成极大的困扰，因此必须给零频状态一个非零值来平滑；可变长建模则包括选择概率树的拓扑结构，为每个树节点赋条件转移概率值。PST、LZW、PPM 和 CTW 都用在可变长建模部分，其中 CTW 是在理论上证明最优的^[111]，下面简要介绍 CTW 建模的主要思路。

对于任意 D 阶“源树” (M, Θ_M) ， $s(q_{i-D}^{i-1})$ 为 q 在 M 上的“后缀”， $\omega(M)$ 为树分支的权值，则 q_1^T 出现的概率估计为，

$$\begin{aligned} \hat{P}_{CTW}(q_1^T) &= \sum_M \omega(M) \hat{P}_M(q_1^T) \\ \hat{P}_M(q_1^T) &= \prod_{i=1}^T \hat{P}_M(q_i | s_M(q_{i-D}^{i-1})) \end{aligned} \quad (4-9)$$

在 CTW-VMM 中，构建“源树”可以分为三步：1) 如何有效估计所有分支

的概率 $\hat{P}_M(\sigma | s)$ ，2) 如何选择权值 $\omega(M)$ 和 3) 如何计算结合所有的分支。

首先利用 KT(Krichevsky-Trofimov)估计式估计 $|S|$ 中符号的概率，对于非空序列 q ，

$$\hat{P}_{KT}(0 | q) = \frac{N_0(q) + 1/2}{N_0(q) + N_1(q) + 1} \quad (4-10)$$

$$\hat{P}_{KT}(1 | q) = 1 - \hat{P}_{KT}(0 | q)$$

$N_0(\cdot)$ 和 $N_1(\cdot)$ 分别对“0”和“1”元素的计数。在序列 x_1^n 上定义它在后缀 s 后的有序非连续符号子序列 $SUB_s(x_1^n)$ ，例如 $x_1^8 = 01100101$, $s=0$ ，则截取每次 s 出现后的符号组成 $SUB_s(x_1^8) = 1011$ 。在序列 q 中，令 $q_s = SUB_s(q)$ ，则以 s 为上下文，测试序列 x_1^T 出现的 KT 估计概率为，

$$\hat{P}_{KT}^s(x_1^T | q) = \prod_{i=1}^T \hat{P}_{KT}(x_i | q_s) \quad (4-11)$$

然后是为 $s \subseteq M$ 分配权值，如下，

$$\begin{aligned} \omega(M) &= 2^{-C_d(M)} \\ C_d(M) &= |\{s \in M\}| - 1 + |\{s \in M : |s| < d\}| \end{aligned} \quad (4-12)$$

最后是结合所有分支计算概率，由于 VMM 要求阶数可变，因此 CTW 采用递归计算适应不同的深度 $d \leq D$ ，

$$\hat{P}_{CTW}^s(x_1^T) = \begin{cases} \frac{1}{2} \hat{P}_{KT}^s(x_1^T | q) + \frac{1}{2} \hat{P}_{CTW}^{0s}(x_1^T) \hat{P}_{CTW}^{1s}(x_1^T), & \text{if } |s| < d \\ \hat{P}_{KT}^s(x_1^T | q) & |s| = d \end{cases} \quad (4-13)$$

在训练过程中，CTW-VMM 可以表示为一个四元组 $CTW(D, p_{\min}, \alpha, \gamma)$ ，其中 D 为 VMM 的阶数， p_{\min} 为新的“源树”节点最小概率要求， α 预测计算中是否需要子节点的阈值， γ 是否停止添加下一层节点的阈值，表示为节点表示的组 s 后“1”出现和“0”出现的概率差异度 P_{dif} 是否足够大，

$$P_{dif} = \left| \frac{N_s(0) - N_s(1)}{N_s(0) + N_s(1)} \right| \quad (4-14)$$

从初始两个节点 $S = \{"0", "1"\}$ 开始训练，计算节点 $s \in S$ 处的概率差异度，如果 $P_{dif}(s) < \gamma$ 则在 s 中添加信息生成 s' 。若 $p(s') > p_{\min}$ 同时 $P_{dif}(s') - P_{dif}(s) > \alpha$ ，则 s' 添加为树节点，直到节点 $|s| = D$ 。

4.2 频谱占用统计量时间序列分析

本节介绍频谱特征统计量序列模型。通过建立历史统计量的广义指数异方差-周期整合自回归滑动平均模型（Generalized auto-regressive conditional heteroskedasticity-Seasonal autoregressive integrated moving average model，GARCH-SARIMA），发掘特征统计量序列的周期性、滞后性、自相关性和条件异方差性规律，预测未来频谱特征。

4.2.1 时间序列性质及其检验方法

随机事件 $x \in \mathbb{R}$ 的演进过程变化记录 x_t 被称为时间序列，时间序列可以用于研究对象的变化规律，预测未来走势^[98]。频谱特征统计量在时间上的演进构成了时间序列。时间序列的研究方法可以分为描述性时序分析方法和统计时序分析方法，前者通过直观地数据比较和观测绘图完成，后者依赖数理统计原理。统计时序分析方法包括频域分析和时域分析两类，前者通过把序列分解为不同频率的周期波动揭示时序的规律，后者则从序列时间自相关的角度，把时序分析建立在“事件发展的惯性”上，其方法理论基础深厚，结果易于解释。本文采用的是时域统计分析方法。

(1) 时间序列的统计性质

对于时间序列 $\{x_1^T \in \mathbb{R}\}$ ，它的概率分布族定义为，

$$F_{t_1, t_2, \dots, t_m}(x_1, x_2, \dots, x_n), \forall n \in (1, 2, \dots, m), \forall t_1, t_2, \dots, t_m = 1, \dots, T \quad (4-15)$$

它可以完整地描述时间序列的所有统计性质。然而，概率分布族是难以得到的，一般通过序列的低阶矩，如期望，方差，自协方差和自相关系数描述它的代表性统计特性。时间序列期望，方差，自协方差和自相关系数的样本估计为，

$$\begin{aligned} E(x_t) &= \mu = \sum_{t=1}^T x_t / T \\ Var(x_t) &= \sigma^2 = E((x_t - E(x_t))^2) \\ Cov(x_t, x_s) &= \gamma_{|s-t|} = E((x_t - \mu)(x_s - \mu)) \end{aligned} \quad (4-16)$$

$$\rho_{ks} = \frac{\gamma_k}{\gamma_s} = \frac{\sum_{t=k+1}^T (x_{t-s} - \mu)(x_{t-k} - \mu)}{\sum_{t=1}^T (x_{t-s} - \mu)^2} \quad 0 \leq k, s \leq T-1 \quad (4-17)$$

特别地，自相关系数衡量的是过去期数序列对当前期的影响。

序列的偏自相关函数（Partial auto-correlation function, PACF）是经过调整 $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-k+1}$ 后， y_t 与 y_{t-k} 的相关系数，即消除 $t-1$ 到 $t-k+1$ 滞后期影响后的相关系数，它定义为，

$$\rho_{x_t, x_{t-k} | x_{t-1}, \dots, x_{t-k+1}} = \frac{E[(x_t - \hat{E}x_t)(x_{t-k} - \hat{E}x_{t-k})]}{E[(x_{t-k} - \hat{E}x_{t-k})^2]} \quad 0 \leq k, t \leq T-1 \quad (4-18)$$

PACF 单纯测度了 x_{t-k} 对 x_t 的影响。

时间序列建模的一般思路是，先由序列特征选择则模型，然后利用样本拟合模型，确定模型参数，然后检验模型残差是否为纯随机序列，序列自相关信息是否提取完整，接着检验模型参数的显著性，优化模型，最后通过模型进行预测。

平稳性和自相关性是时间序列的重要统计性质。严格平稳序列要求序列的概率分布族不随时间推移发生变化，一般地，平稳序列只要求低阶矩不变化，满足， $E(x_t)^2 < \infty, E(x_t) = \mu, Cov(x_t, x_s) = Cov(x_k, x_{k+s-t}), \forall t, s, k, k+s-t \in [1, T]$ ，即均值常数、方差齐性，同时自相关函数（Auto correlation function, ACF）只与时间平移长度有关，与时间起点无关。平稳性意味着估计概率分布族需要的样本量较少，同时，平稳时间序列有一套完善的建模分析方法。非平稳序列有两种情形：期望随时间变化，方差随时间变化，它的建模过程中一般需要先进行平稳化。自相关性意味着时间序列各期之间存在“惯性”，不具有自相关性的序列称为纯随机序列，白噪声序列是典型的纯随机序列。纯随机序列没有“惯性”，序列中没有值得关注的相关信息。

（2）时间序列统计性质的检验

平稳性可以利用时序图和 ACF 进行判断，平稳序列具有短时相关性的特征，无长期趋势和周期性，同时波动有界。例如，ACF 正弦波动的序列一般具有周期变化规律。ADF 检验可以检验序列是否为平稳序列，对于 p 阶回归过程，

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \dots + \phi_p x_{t-p} + \mu + \varepsilon_t \quad (4-19)$$

其中 ϕ 为各期滞后系数， ε_t 为噪声序列， μ 为序列均值，ADF 检验原假设 H_0 为序列不平稳，它通过检验它的特征方程，

$$\lambda^p - \phi_1 \lambda^{p-1} - \dots - \phi_p = 0 \quad (4-20)$$

ADF 检验通过检查特征根是否在单位圆内 ($|\lambda_i| < 1$)，判断序列是否平稳，其原假设为序列不平稳。

当且仅当 $\forall k > 0, \rho_k = 0$ ， x_t 非序列相关。因此，一般地，不具有自相关性的序列，ACF 会随着期数 k 增长快速收敛到显著性水平以下（2 倍标准差）。LB 检验可以检验序列是否具有自相关性，其统计检验量为，

$$Q_{LB}(m) = T(T+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{T-k} \quad (4-21)$$

通过将检验量 $Q_{LB}(m)$ 在 α 置信度下与 m 自由度的卡方分布统计量 $\chi_\alpha^2(m)$ 比较。原假设为序列没有自相关性，若 $Q_{LB}(m) > \chi_\alpha^2(m)$ ，拒绝原假设，认为序列存在自相关性。

序列的方差可能随时间变化，被称为条件异方差性。它的存在可能会影响参数估计过程，LM 检验可以判断非平稳序列是否具有异方差性。它的检验统计量为

$$Q_{LM} = TR^2 \sim \chi^2(m) \quad (4-22)$$

其中 T 为样本总量， R^2 为模型残差平方回归方程的可决系数。

假设检验问题可以用 p 值（Probability value）法进行，p 值是由检验统计量的样本观察值得出，可以拒绝原假设的最小显著性水平，

$$p = P\{Z \geq z_\alpha\} \quad (4-23)$$

其中 α 为置信度或者显著性水平，指定 α 后， $p \leq \alpha$ ，则称可以在 α 显著性水平下拒绝原假设。

(3) 时间序列分析的方法性工具

时间序列分析过程中有一系列方法性的工具，下面进行简要介绍。相距一期的两个序列值之差为 d 阶差分，

$$\begin{aligned}\nabla x_t &= x_t - x_{t-1} \\ \nabla^d x_t &= \nabla^{d-1} x_t - \nabla^{d-1} x_{t-d}\end{aligned}\quad (4-24)$$

相距 k 期的两个序列值之差为 k 步差分，

$$\nabla_k x_t = x_t - x_{t-k} \quad (4-25)$$

定义时移算子 L ，满足 $L^j x_t = x_{t-j}$ ，则 d 阶差分和 k 步差分可以表示，

$$\begin{aligned}\nabla^d x_t &= (1-L)^d x_t \\ \nabla_k x_t &= (1-L^k) x_t\end{aligned}\quad (4-26)$$

1938 年，H. Wold 提出了 Wold 分解^[99]：任何一个平稳时间序列 $\{x_1^T \in R\}$ 可以分解成两个不相关序列，确定性序列 V_t 和随机性序列 ε_t 之和，即

$$x_t = V_t + \varepsilon_t \quad (4-27)$$

其中， V_t 包含趋势分量 m_t 和周期分量 s_t 。1961 年，Cramer 将 Wold 分解推广到非平稳时间序列，将 $\{x_1^T \in R\}$ 表示为，多项式决定的确定性趋势和零均值误差成分。Cramer 分解是现代时间序列分析方法的基础，表示为，

$$x_t = \mu_t + \varepsilon_t = \sum_{j=0}^d \beta_j t^j + \varphi(L) a_t \quad (4-28)$$

其中， d 有界， β_1, \dots, β_d 为常系数， a_t 是零均值白噪声序列， L 为时移算子，存在，

$$\begin{aligned}E(\varepsilon_t) &= \varphi(L) E(a_t) = 0 \\ E(x_t) &= E(\mu_t) = \sum_{j=0}^d \beta_j t^j\end{aligned}\quad (4-29)$$

分别度量了确定性影响和随机性影响，对应了非平稳的两种情形：趋势性非平稳和随机分量方差非齐性非平稳。

时间序列的确定性趋势分量可以用线性拟合和非线性拟合提取，确定性周期分量可以用 m 期移动平均提取。此外，一阶差分可以实现线性趋势平稳，二阶

到三阶差分可以提取曲线趋势，实现平稳化。对于周期为 m 的时间序列，m 步差分可以提取周期信息。

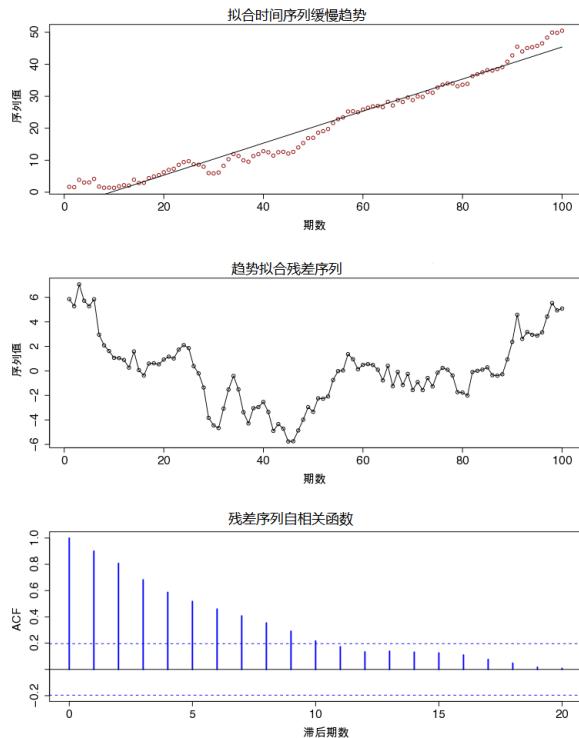


图 4-4 时间序列的趋势提取

4.2.2 基于 ARMA 模型的平稳时间序列建模

1970 年，Box 和 Jenkins 提出了 ARIMA^[100]，ARMA 模型是它的一部分，它是针对单变量、同方差非平稳序列的线性模型建立方法。在讨论非平稳序列前，先讨论平稳序列的 ARMA 建模方法。实际上，ARIMA 先将非平稳序列平稳化，再利用 ARMA 进行建模。ARMA 考察的是序列各期值之间的依存结构。

(1) 平稳序列的 ARMA 建模方法

利用时移算子 L ，可以将式 (4-16) 的 p 阶回归过程可以简写为，

$$\Phi(L)x_t = \mu + \varepsilon_t \quad (4-30)$$

其中 $\Phi(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p$ ，称为自回归模型 AR(p)，它可以描述过去 p

期序列值对当前序列值的综合影响。AR(p)模型的 ACF 具有 p 阶拖尾性 (p 期 ACF 超出显著范围)，呈现负指数衰减特征。

类似的，定义包含 ε_t 滞后项的 q 期的滑动平均模型 MA(q)，

$$x_t - \mu = \Theta(L)\varepsilon_t \quad (4-31)$$

其中 $\Theta(L) = (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \dots + \theta_q L^q) \varepsilon_t$ 。

AR(p)和 MA(q)中假设，在弱平稳条件下，遥远滞后时期的扰动 ε 对当前期 x_t 的影响很小，即 $\exists i \rightarrow \infty, Cov(\varepsilon_{t-i}, x_t) \rightarrow 0$ ，因此 AR(p)考虑最近 p 期 x_{t-p+1}^{t-1} 对 x_t 的影响，而 MA(q)考虑了最近 q 期 $\varepsilon_{t-q+1}^{t-1}$ 对 x_t 的影响。AR(p)和 MA(q)合并得到 ARMA(p,q)，表示成，

$$\Phi(L)x_t = \mu + \Theta(L)\varepsilon_t \quad (4-32)$$

ARMA(p,q)基于 Wold 时间序列分解的思想，理论上可以将任何同协方差的平稳随机过程 x_t^{t-1} 分成不相关的两部分，确定性部分和随机性部分，将 x_t 表达为两者的线性组合。

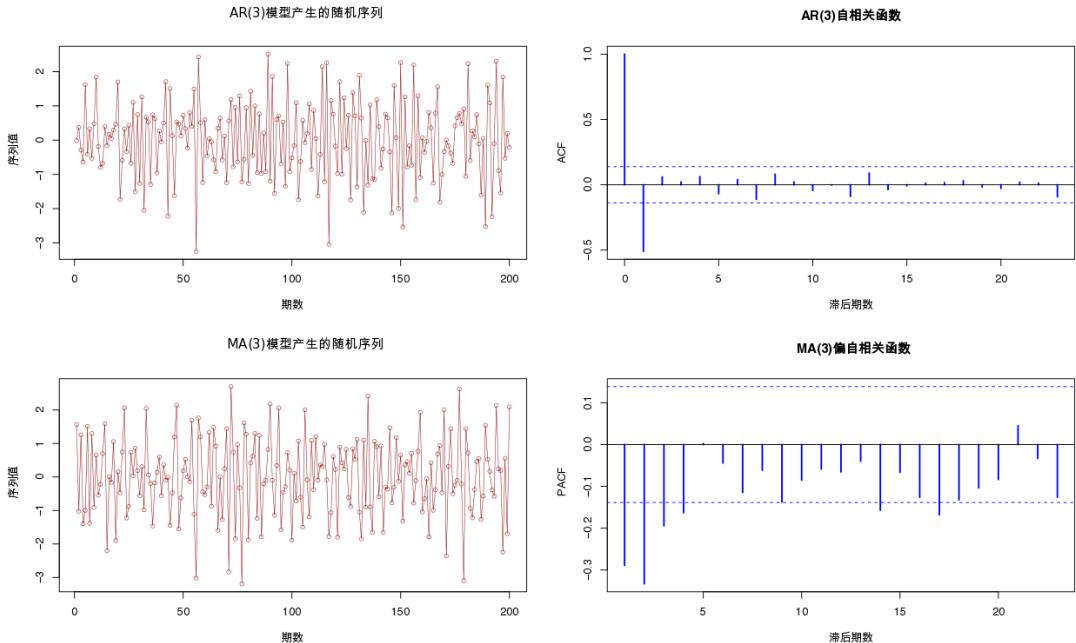


图 4-5 AR(3)和 MA(3)模型

ARMA(p,q)的模型阶数 p, q 确定可以通过 ACF 和 PACF 的 k 期截尾性确定

(k 期之后函数值不再显著非零)。但这只是粗略的判断,更一般的阶数选择方法是利用 AIC (Akaike information criterion) 判据或者 BIC (Bayesian Information criterion) 判据。其中 AIC 判据为,

$$\begin{aligned} \text{AIC} &= -2 \ln L + 2k \ln T \\ k &= p + q \end{aligned} \quad (4-33)$$

其中 $\ln L$ 为最大似然函数的对数值, k 为模型参数的个数, T 为样本容量。AIC 判据和 BIC 判据旨在提高模型的似然度和降低复杂度,一般选择判据值最小的一组 (p, q)。在 ARMA(p, q) 模型中,在多元正态分布假设下,对数似然函数为,

$$\begin{aligned} L(\tilde{\beta}; x_1, \dots, x_n) &= \infty - \frac{n}{2} \ln(\sigma_\varepsilon^2) \\ \tilde{\beta} &= (\phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q) \end{aligned} \quad (4-34)$$

(2) ARMA 模型的参数估计和模型检验

在确定 p, q 的值后,需要估计参数 $\phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q$,常用的参数估计方法有,矩估计、极大似然估计和最小二乘估计。根据辛钦大数定律, X 的 k 阶矩存在,则 X 样本 x 的 k 阶矩依概率收敛于总体阶矩,于是,矩估计利用 $p+q$ 个样本的自相关系数估计总体,

$$\left\{ \begin{array}{l} \rho_1(\phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q) = \hat{\rho}_1 \\ \dots \dots \\ \rho_{p+q}(\phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q) = \hat{\rho}_{p+q} \end{array} \right. \quad (4-35)$$

矩估计虽然计算量少,但因为只利用了低阶矩信息,估计精度较差,一般作为后两种估计方法的起始点。

极大似然估计认为样本应当来自使其出现概率最大的总体,因此参数是使得似然函数最大的值,利用样本分布密度构造似然函数来估计参数。

$$\begin{aligned} L(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_k, x_1, \dots, x_n) &= \max \{P(x_1, \dots, x_n), \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k\} \\ \beta &= (\phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q) \end{aligned} \quad (4-36)$$

由于分布未知,一般假定它服从多元正态分布。

最小二乘估计中，估计式表述为，

$$\begin{aligned}\tilde{\beta} &= (\phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q)^\top \\ F_t(\tilde{\beta}) &= \phi_1 x_{t-1} + \dots + \phi_p x_{t-p} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}\end{aligned}\quad (4-37)$$

其中残差项和残差平方和为，

$$\begin{aligned}\varepsilon_t &= x_t - F_t(\tilde{\beta}) \\ Q(\tilde{\beta}) &= \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2\end{aligned}\quad (4-38)$$

使得 $Q(\tilde{\beta})$ 最小的一组 $\tilde{\beta}$ 值即为最小二乘估计结果。假定 $x_t = 0, \forall t \leq 0$ ，得出残差序列的多项式，

$$\varepsilon_t = \frac{\Phi(L)}{\Theta(L)} x_t \quad Q(\tilde{\beta}) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 \quad (4-39)$$

由此求出的 $\tilde{\beta}$ 称为条件最小二乘法估计。

在估计参数后需要进行模型检验，检验的内容包括两部分：模型的显著有效性和参数的显著非零性。通过 LB 检验检验残差序列是否为纯随机序列可以判断模型的显著有效性。参数的显著非零性要求参数对应的自变量对因变量影响显著，可以通过构造假设检验 $H_0: \beta_j = 0$, $H_1: \beta_j \neq 0, \forall 1 \leq j \leq (p+q)$ 的 t 检验统计量，

$$\begin{aligned}T &= \sqrt{n-(p+q)} \frac{\beta_j - \tilde{\beta}_j}{\sqrt{a_{jj}Q(\tilde{\beta})}} \sim t(n-(p+q)) \\ (X'X)^{-1} &= \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1(p+q)} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{(p+q)1} & \cdots & a_{(p+q)(p+q)} \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (4-40)$$

$$\tilde{\beta} = (X'X)^{-1} X' x_1^t$$

当 $T \geq t_{1-\alpha/2}(n-p-q)$ 时，拒绝原假设，认为 β_j 显著非零，否则可以剔除该参数和对应项，精简模型。

(3) ARMA 模型的预测方法

建立 ARMA(p,q)模型后，可以利用观测样本对未来某期的值进行预测，常用的预测方法是线性方差最小预测方法，对于平稳 AR(p)模型， $x_t = \varepsilon_t / \Phi(L)$ ，由它的特征根， $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ 可以定义 Green 函数， $G_j = \sum_{i=1}^p k_i \lambda_i^j \quad j = 1, 2, \dots$ 。对于平稳 MA(q)模型， $x_t = \Theta(L)\varepsilon_t$ ，满足可逆性，可以得到它的逆函数 $I(L)$ ，满足 $\varepsilon_t = I(L)x_t$ ， $I(L)$ 可以由递推关系得到，

$$\begin{cases} I_l = 1 & l = 0 \\ I_l = \sum_{j=1}^l \theta_j I_{l-j} & l \geq 1 \end{cases} \quad (4-41)$$

其中 l 为时移算子的阶数。由 Green 函数和逆函数可以将序列描述为，

$$\begin{aligned} x_t &= \sum_{i=0}^{\infty} G_i \varepsilon_{t-i} \\ \varepsilon_t &= \sum_{j=0}^{\infty} I_j x_{t-j} \end{aligned} \quad (4-42)$$

然后可以把未来期 x_{t+l} 的序列值表示为历史序列的线性组合，

$$\begin{aligned} x_{t+l} &= \sum_{i=0}^{\infty} Q_i \varepsilon_{t-i-1} \\ Q_i &= \sum_{j=0}^{\infty} G_i I_j \end{aligned} \quad (4-43)$$

由线性函数的可加性， $x_{t+l+1}, x_{t+l+2}, \dots$ 也可以表示出来。在预测方差最小的约束下可以进行序列预测，

$$\begin{aligned} e(l) &= x_{t+l} - \hat{x}_{t+l} \\ \arg \hat{x}_{t+l}, \text{ s.t. } &\min\{Var[e(l)]\} \end{aligned} \quad (4-44)$$

可以证明，条件无偏最小方差估计在平稳条件下，预测方差只与预测步长 l 有关，与预测时间起点无关，因此，短期预测比长期预测的精度更高。

4.2.3 基于 GARCH-SARIMA 的非平稳时间序列建模

上文介绍了平稳序列的 ARMA 建模方法，然而，许多时间序列不满足平稳条件，一类非平稳序列是趋势性序列，即期望不平稳，这时需要单独提取确定性趋势，实现非平稳序列的平稳化。确定性增减趋势可以用直线或者曲线方程

拟合， k 周期波动可以用 k 步差分或者 k 期平均提取。随机性趋势可以通过 x_t 的 d 阶差分提取。

(1) SARIMA 的非平稳序列平稳化

4.2.1 节讨论了序列确定性趋势的提取方法，非平稳序列的随机性趋势可以用 d 阶差分提取，一般地，线性趋势可以通过 1 阶差分提取，非线性趋势则需要 2 阶或者 3 阶差分，趋势信息的提取充分与否可以通过 LM 检验判断。其中 $d=1$ 时为，

$$\begin{aligned} x_t - x_{t-1} &= \delta_1 + y_t - y_{t-1} \\ \Phi(L)\Delta x_t &= \phi(1)\delta_1 + (1-L)\Theta(L)\varepsilon_t \end{aligned} \quad (4-45)$$

其中 δ_1 为趋势系数，这种由趋势系数和差分描述非平稳序列的模型被记作 ARIMA(p,q,d)，写成，

$$\Phi(L)(1-L)^d x_t = \delta + \Theta(L)\varepsilon_t \quad (4-46)$$

然后，利用 4.2.2 节介绍的 ARMA 阶数选择方法、参数估计估计方法和模型显著性检验，可以建立 ARIMA(p,q,d) 模型，可以利用 x_1^{t-1} 序列预测 x_t 。

4.2.1 节只讨论序列周期性波动的提取，但是，ARIMA(p,d,q) 只考虑了最近 p 和 q 个滞后期的序列值，没有考虑一类特殊的滞后期——周期随机波动。由于人群活动影响频谱使用情况，频谱统计量一般会随人群获得的周期（日、月、年）波动，例如 GSM 业务使用量每天在凌晨都会到达低谷，因此，可以预计的，GSM 的业务聚集度序列每天凌晨同期值会存在相关关系。SARIMA 可以用于描述这种周期性波动。

SARIMA 引入了一个季节周期为 s 的 ARIMA 过程，它的 P 期自回归、Q 期滑动平均和 D 阶季节差分分别表示为，

$$\begin{aligned} \Omega(L) &= 1 - \omega_1 L^s - \omega_2 L^{2s} - \cdots - \omega_p L^{ps} \\ N(L) &= 1 + \varpi_1 L^s + \varpi_2 L^{2s} + \cdots + \varpi_q L^{qs} \\ y_t &= \Delta_s^D x_t \end{aligned} \quad (4-47)$$

由此，乘积季节模型 SARIMA(p,d,q) \times (P,D,Q) 为，

$$\Phi(L)\Omega(L)\Delta^d \Delta_s^D x_i = \delta + \Theta(L)\text{N}(L)\varepsilon_t \quad (4-48)$$

where $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$

SARIMA 的分析方法和 ARIMA 一致，只是它考察的是滞后期数间隔 s 的同期依存关系。

(2) GARCH 模型描述序列的异方差性质

SARIMA 建立在序列同方差的基础上，异方差是另一类非平稳情形，在其中不能体现。由于授权用户的活跃度变化幅度在时间上不一致，例如 GSM 业务聚集度的波动在白天可能更明显，凌晨处于低潮期。GARCH 可以用于描述这种异方差效应，或者称波动聚集效应。

GARCH 模型来源于 ARCH 模型^[101]，它利用残差平方序列的 q 阶移动平均，拟合各期异方差值，GARCH 在 ARCH 的基础上，考虑了异方差函数的 p 阶自相关性，因此可以拟合具有记忆性的异方差函数。

一般地，GARCH(p,q)模型可以表示为，

$$\begin{aligned} \varepsilon_t &= \sigma_t \nu_t \\ \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i \sigma_{t-i}^2 \end{aligned} \quad (4-49)$$

其中 ε_t 为一个独立同分布地随机变量，它的均值为 0，方差为 1。系数 $\alpha_0 > 0$ ， $\alpha_i \geq 0$ ， $\beta_i \geq 0$ ，且 $\sum_{i=1}^{\max(p, q)} (\alpha_i + \beta_i) < 1$ ，定义 $\eta_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$ ，式 (4-33) 可以写成，

$$\begin{aligned} \varepsilon_t^2 &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^{\max(p, q)} (\alpha_i + \beta_i) \varepsilon_{t-i}^2 + \eta_t - \sum_{i=1}^q \beta_i \sigma_{t-i}^2 \\ \sigma^2 &= E(\varepsilon_t^2) = \frac{\alpha_0}{1 - \sum_{i=1}^{\max(p, q)} (\alpha_i + \beta_i)} \end{aligned} \quad (4-50)$$

用时移动算子 L 表示为，

$$A(L)\sigma_t^2 = \alpha_0 + B(L)\varepsilon_t^2 \quad (4-51)$$

其中 $A(L) = 1 - \sum_{i=1}^p \alpha_i L^i$ ， $B(L) = \sum_{i=1}^q \beta_i L^i$ ，因此波动的随机变量可以表示成，

$$\sigma_t^2 = \frac{\alpha_0}{A(1)} + \frac{B(L)}{A(L)} \varepsilon_t^2 \quad (4-52)$$

序列的异方差效应可以用 LM 检验判断，若存在，可以通过调整式 (4-35)

中 p, q 的值对它进行建模，知道残差序列不再显现异方差效应。

总而言之，GARCH-SARIMA 模型的建立过程如表 4-1

表 4-1 GARCH-SARIMA 模型的建立过程

序列 X, GARCH(m,n)+SARIMA(p,q,d)x(P,D,Q)s

- 1.用 LB 检验序列 X 的自相关性，若是，退出，若不是，继续
- 2.用 ADF 检验序列 X 的平稳性，若是，d=0, m=0, n=0 跳转第 6 步，若不是继续
- 3.用 LM 检验序列 X 的异方差性，若不是，m=0, n=0 跳转第 6 步
- 4.调整 m, n 使得 GARCH(m,n)拟合序列 X 后的残差序列 X-grch 在 LM 检验不为异方差
- 5.从 d=0 开始，提取 s 周期、拟合确定趋势，对 X 进行 d 阶差分，得到 X-d，直到 X-d 在 ADF 检验下为平稳序列
- 6.利用 AIC 或 BIC 判据选择 X-d 的 p,q 值，利用 s 同期序列 X-s 选择 P, Q.
- 7.用参数估计方法（极大似然法，条件最小二乘法）估计模型参数
- 8.用 LM 检验模型拟合残差的自相关性，若存在，返回第 6 步，若不存在，继续
- 9.检验模型参数的显著性，剔除不显著的参数项
- 10.预测未来 L 期的序列值

4.3 小结

本章介绍了两种频谱时间模型——频谱占用状态模型和频谱占用统计量时间序列，以及它们的建立方法。频谱状态模型通过统计历史状态中出现的重复模型，用 VMM 建立条件概率模型，指出在某一条件下，随后出现状态的概率，以此达到预测的目的。频谱统计量时间序列从时间序列分析的观点出发，通过对历史序列建立模型，分析最近序列值、周期同期序列值的依存关系，提取历史序列的信息，以此预测未来统计量的发展和趋势。

频谱状态模型可以帮助认知用户分析授权用户的频谱接入行为，从历史状态的频繁重复模式出发，根据最近的变化预测未来的授权用户行为，为认知用户寻找频谱空穴，降低与授权用户的冲突提供决策支撑。

频谱统计量时间序列可以帮助认知用户分析授权用户群体的活跃度变化，掌握授权用户群体的周期性、趋势性和波动性规律，预测未来的活跃度，为认知用户的频谱接入策略选择提供支撑。

5 频谱占用空间模型

频谱空间模型的研究有三个必要性。第一，DSA 要求认知用户利用未被授权用户未接入的闲置频谱，闲置频谱不仅可以是时间上频谱机会，也可以是空间的。由此，认知用户在空间上为频谱使用统计量建立模型，可以极大地帮助其发掘频谱空穴、进行频谱决策。第二，在试图解决信道深衰减和潜藏终端问题的过程中，协作频谱感知的概念被提出，它要求多个认知用户分享感知结果，获得信息增益。但由此也产生了异质认知用户难以合作的问题，同样的，频谱空间模型也可以解决这个问题，它能为不同的用户提供一个统一信息共享平台。第三，频谱调查或者频谱监测是认知无线电和动态频谱接入研究的重要支点，它们的数据分析依赖合适的频谱空间模型。

下面，本章介绍两类频谱空间模型的建立方法：决定性模型和经验相关性模型。决定性模型，顾名思义，是指通过授权用户的信息（位置、发射功率、信号传播环境等）建立一个完整的频谱空间模型，通过它推测认知用户在不同位置受到的影响。这种方法的复杂性是显然的，尤其是在处理授权用户分布和信号传播环境时。经验相关性模型，它建立在频谱实测数据的基础上，描述频谱统计量的空间依赖性。两类建模方法相比较，建立经验模型需要的参数较少，可靠性也有实测数据支持，但其中的授权用户信息不能改变，否则模型只能重新建立，而决定性模型需要额外的授权用户信息，但它更具解释性。

5.1 决定性空间频谱模型

本节介绍决定性空间频谱模型，它通过授权用户的先验发射信息，刻画其频谱接入行为的空间影响效应，其中，无线电传播模型是它的实现方法。

5.1.1 半经验型无线电传播模型

无线电传播模型出现于 1960 年代末，它的主要目标是精确估计无线电信号在环境中的传播衰减。从粗略简单的自由空间（Free space）^[102]到精确复杂的射线（Ray tracing）传播估计方法^[103]，无线电传播模型在计算复杂度和计算精度

之间寻求平衡。本文并不准备考虑特定的地形或者建筑物反射折射方式对电磁波传播的影响，与一些蜂窝网络基站覆盖范围估计^[104]工作类似，本文考虑的是半经验的传播模型，这类工作中常用的传播模型有 Okumura-Hata 模型^[105]、COST231 模型^[106]和 ITU.R.P 1546 模型^[107]。

Okumura-Hata 模型的研究对象是 150-1500MHz 无线电信号在城市环境中的传播衰减，它研究的传播距离为 1-10km，发射天线高度为 30-200m。Okumura-Hata 模型表述为，

$$\begin{aligned}
 L_u &= 69.55 + 26.16 \log_{10} f - 13.82 \log_{10} h_b - C_h + \dots \\
 &\quad [44.9 - 6.55 \log_{10} h_b] \log_{10} d \\
 C_h &= 0.8 + (1.1 \log_{10} f - 0.7) h_m - 1.56 \log_{10} f \quad \text{for small cities} \\
 C_h &= \begin{cases} 8.29(\log_{10}(1.54h_m))^2 - 1.1 & , \text{if } 150 \leq f \leq 200 \\ 3.2(\log_{10}(11.75h_m))^2 - 4.97 & , \text{if } 200 \leq f \leq 1500 \end{cases} \quad \text{for big cities}
 \end{aligned} \tag{5-1}$$

其中 L_u 为传播衰减，单位 dB， h_b 和 h_m 分别是信号发射端和接收端的高度，单位 m， f 是信号传播频率，单位 MHz， C_h 天线高度校正因子， d 是发射基站和接收端的距离，单位 km。

COST231 模型的研究对象是 1500-2000MHz 的城市和郊区，相比 Okumura-Hata 模型，它研究的传播范围扩大到 20km。COST231 模型表述为，

$$\begin{aligned}
 L_c &= 46.3 + 33.9 \log f - 13.82 \log h_b - a(h_r, f) + \dots \\
 &\quad [44.9 - 6.55 \log h_b] \log d + C \\
 a(h_r, f) &= (1.1 \log f - 0.7) h_r - (1.56 \log f - 0.8) \\
 C &= \begin{cases} 0 \text{ dB} & \text{for medium cities and suburban areas} \\ 3 \text{ dB} & \text{for metropolitan areas} \end{cases}
 \end{aligned} \tag{5-2}$$

其中 L_c 为传播衰减， f 是信号传播频率， h_b 和 h_r 分别是信号发射基站天线有效高度和接收端的天线有效高度， d 是它们的距离。

5.1.2 ITU.R.P 1546 模型与频谱能量空间变化推测

Okumura-Hata 模型和 COST231 模型的频率都不适合本文的研究（20-3000 MHz），而 ITU.R.P 1546 模型适用于 30-3000MHz 的陆地和水上区域，它研究的传播范围为 1-1000km，基站高度 1-3000m，同时，它比前两种模型拥有更多的校正参数，如传播路径上散布物平均高度，气候条件和地形净空角等。

ITU.R.P 1546 模型适用于广播、陆地移动、水上移动和等点对点业务的无线电波传播场强（单位 $dB\mu Vm^{-1}$ 或者 dBm ）推测。与 Okumura-Hata 模型和 COST231 模型不同，它没有经验公式，而是依据无线电发射/接收参数，在经验导出场强曲线的基础上进行外推/内插得到结果。场强曲线是场强对距离、发射/接收天线高度、发射信号频率、传播地形环境和测量时间百分比¹的函数。

图 5-1 是 ITU.R.P 1546 模型中的主要参数示意图，认为发射天线的类型为各向同性，发射天线向接收天线传播信号，忽略大气散射、建筑物吸收、遮蔽等因素。

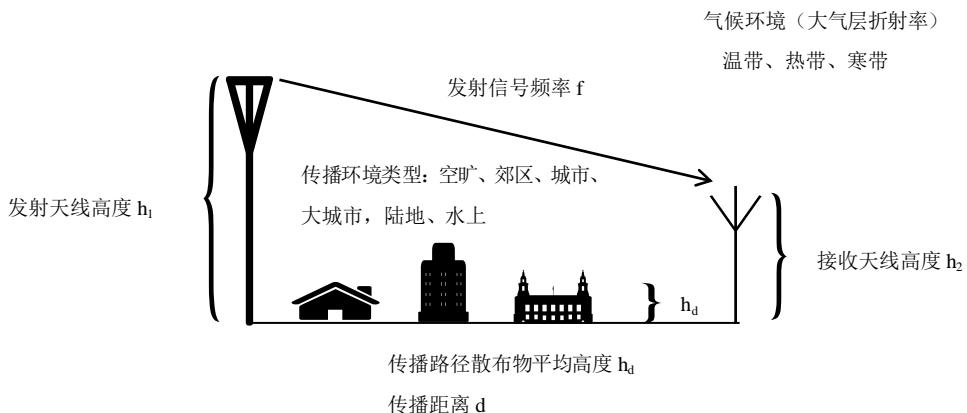


图 5-1 ITU.R.P 1546 模型的主要参数

利用无线电波传播规律建立决定性频谱空间模型，可以在已知授权用户部分信息（发射功率、发射频率、位置和天线高度等）的基础上推测认知用户在空间内某一位置接收到的授权用户信号强度，反之，在协作频谱感知中，可以利用各认知节点的感知结果反推授权用户的信息。在这个过程中，授权用户和传

¹ 在完全相同的发射条件和传播环境下，接收场强大于某值的时间百分比。

播环境的已知信息越多，频谱空间模型越准确，但是这需要大量的实测数据修正，同时需要进一步将模型解析表达。

5.2 相关性频谱空间模型

5.2.1 随机场与变差函数

随机场属于地统计（Geostatistic）^[108]，是空间统计的一部分，它的主要对象是空间散布的点-值关系，随机场将它们描述为一个空间的随机过程。地统计起源于对土壤性质的研究，例如矿物的聚集分布情况，但如今已经被广泛应用于空间统计研究中，定义空间 $D, D \in \mathbb{R}^2$ 或 $D \in \mathbb{R}^3$ 内的空间随机场 $Z(s)$ 为，

$$Z(s) = \mu + \vartheta(s) \quad (5-3)$$

其中 μ 是 $Z(s)$ 的均值， $\vartheta(s)$ 是随机项， $s \in D$ 是空间位置，由此，认知网络中 n 个用户的感知结果集合表示为 $z_s = \{z(s_1), \dots, z(s_i), \dots, z(s_n)\} \quad s_i \in D$ 。

地统计原本的主要目标是可靠地估计未被采样区域地土壤性质，估计的依据来源于“地统计第一假设”²。由此可以定义空间两点 s_j 到 s_i 的半变差函数（Variogram） γ 为，

$$\gamma(\mathbf{h}) = \frac{1}{2} E(Z(s) - Z(s + \mathbf{h}))^2 \quad (5-4)$$

$$\mathbf{h} = s_i - s_j$$

\mathbf{h} 为 s_j 到 s_i 的位置位移向量。假设 $Z(s)$ 满足弱平稳条件，则 γ 依赖于两点的相对位置 \mathbf{h} 而不是绝对位置。进一步地，假设 $Z(s)$ 各向同性，式 (5-4) 中可以用 $\|\mathbf{h}\|$ 代替 \mathbf{h} ，同时，可以定义空间自协方差函数（Autocovariance），

$$C(\mathbf{h}) = E[(Z(s) - \mu)(Z(s + \mathbf{h}) - \mu)] = C(\mathbf{0}) - \gamma(\mathbf{h}) \quad (5-5)$$

其中 $C(\mathbf{h})$ 表示滞后 \mathbf{h} 的自协方差， $C(\mathbf{0})$ 是整个随机场的方差。

协方差函数归一化后可以得到自相关函数 $\rho(\mathbf{h}) = C(\mathbf{h})/\sigma^2$ 。协方差函数、自相关函数和半变差函数的关系如图 5-2 所示。在地统计中，半变差函数常写成，

$$\gamma(\mathbf{h}) = \tau^2 + \sigma^2(1 - \rho_0(\mathbf{h}/\varphi)) \quad (5-6)$$

² 1969 年由 Tobler 提出，“任何事物都空间相关，距离近的事件相关性强”，它指导了空间相关性和异质性特征的研究。

其中采样误差 $\tau^2 \in \mathbb{R}^+$ 被称为块金系数 (Nugget)，基台值 (Sill) 为 $\sigma^2 \in \mathbb{R}^+$ ，变程 (Range) 为 $\varphi \in \mathbb{R}^+$ ，它们定义为，

$$\begin{aligned}\tau^2 &= \lim_{|h| \rightarrow 0} \gamma(\mathbf{h}) \\ \sigma^2 &= \lim_{|h| \rightarrow \infty} \gamma(\mathbf{h}) \\ \varphi &= \max |\mathbf{h}|\end{aligned}\quad (5-7)$$

超出变程的点被认为不再相关，因此，在实际中，也有人将变程定义为 95% 基台值对应的位移长度 $|\mathbf{h}|$ ，即有效影响范围。

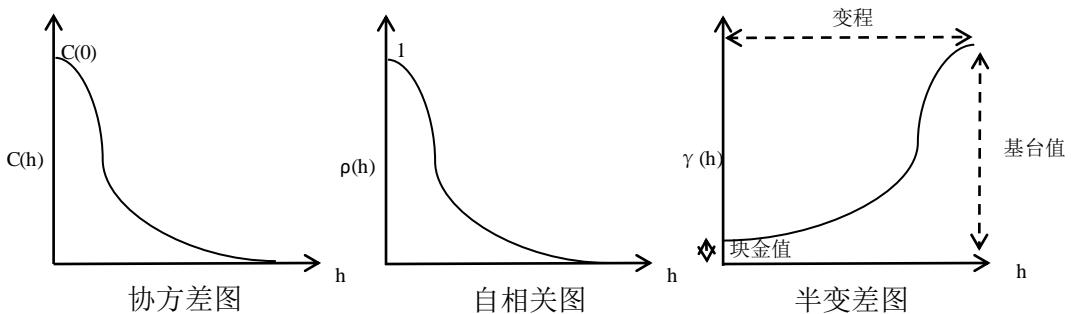


图 5-2 协方差、自相关系数与半变差值与变程 h 的关系

在后续的讨论中，本文采用地统计的观点来讨论频谱能量的空间分布，分析其空间相关性，它的基础是频谱统计量的空间依赖性，度量方法是变差函数。根据地统计第一假设，容易得到一种朴素的空间值估计方法，反距离加权法 (Inverse distance weighted, IDW)^[109]，它根据近邻点的平均值估计未知点的值。

$$\hat{Z}(s_e) = \frac{\sum_{i=1}^n \omega(s_i) Z(s_i)}{\sum_{i=1}^n \omega(s_i)} \quad (5-8)$$

$$\omega(s_i) = \|s_i - s_e\|^{-p}$$

其中 $Z(s_i)$ 为观测值， $\omega(s_i)$ 是每一个观测值在估计中的权值， $Z(s_e)$ 是待估计位置值， p 是反距离幂指数，一般取 2-5，距离权重保证了反距离加权法收敛成一个最近邻域的计算，当 p 增大时，局部效应增强，近邻点的影响力增大，

曲面的光滑度下降。然而，IDW 忽略了观测值之间的相关性，且当空间异质或者具有方向性时，权重幂值的完全选择依赖经验。

5.2.2 变差云图和理论变差模型

式 (5-4) 和式 (5-6) 定义了半变差函数^[108]，如何由样本 $z(s_i), i = 1, \dots, n$ 估计空间变差函数呢？ n 个观测样本可以分成 $n(n-1)/2$ 个距离对，用 $\|\mathbf{h}\|$ 距离对 (s_i, s_j) 的值差可以估计 \mathbf{h} 处的半变差 $\gamma_{i,j}^*$ 。考虑到减少异常样本对结果的影响，将距离对分到 K 类中，使得 $\bigcup_{k=1}^K H_k$ 覆盖所有的 $|\mathbf{h}| \leq \max_{i,j=1,\dots,n} |s_i - s_j|$ ，从而得到估计子 $\gamma_{i,j}^*(H_k)$ 为，

$$\gamma_{i,j}^*(H_k) = \frac{1}{2|N(H_k)|} \sum_{(s_i, s_j) \in N(H_k)} (z(s_i) - z(s_j))^2, k \in \mathbb{N} \quad (5-9)$$

其中 $|N(H_k)|$ 样本对向量的元素数目。 $\gamma_{i,j}^*(H_k)$ 被称为实验半变差函数，由 $\gamma_{i,j}^*(H_k) - \|\mathbf{h}\|$ 组成的变差云图是估计 $Z(s)$ 空间相关性的基础。

一种常见的情况是 $Z(s)$ 不满足各向同性，即 $\gamma^*(\mathbf{h}) = \gamma_0^*(|\mathbf{h}|)$ 不成立，例如有些无线电信号的发送和接收是方向性的。一般的处理方法是将区域 $D \in \mathbb{R}^2$ 按方位角分成 m 个部分，如取 $m=4$ 时，四个方位区域为 $[0, \pi/4)$, $[\pi/4, \pi/2)$, $[\pi/2, 3\pi/4)$ 和 $[3\pi/4, \pi)$ ，然后在四个区域内分别计算 $\gamma_{i,j}^*(h)$ 。

实验半变差函数包含了空间相关信息，但不能直接使用，需要一个参数化模型去描述和代替它，这个模型就是理论变差模型。式 (5-7) 给出了一般理论变差模型的三个重要参数块金系数、基台值和变程。其中块金系数是变量在原点的阶跃值，相当于纯随机部分，基台值是变量在空间中的总变差量，变程是变量在空间上具有相关性的范围，超出范围认为变量不再相关。由此可以得到一系列理论变差模型。令 a 为变程， b 为基台值。 $\gamma(\cdot)$ 为变差函数， $C(\cdot)$ 为协方差函数，则有块金效应模型为，

$$\begin{aligned} \gamma_{nug}(\mathbf{h}) &= \begin{cases} 0 & |\mathbf{h}| = 0 \\ b & otherwise, \end{cases} \\ C_{nug}(\mathbf{h}) &= \begin{cases} b & |\mathbf{h}| = 0 \\ 0 & otherwise, \end{cases} \end{aligned} \quad (5-10)$$

球状模型为,

$$\begin{aligned}\gamma_{sph}(\mathbf{h}) &= \begin{cases} b\left(\frac{3}{2}\frac{|\mathbf{h}|}{a} - \frac{1}{2}\left(\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right)^3\right) & \text{if } 0 \leq |\mathbf{h}| \leq a \\ b & \text{otherwise,} \end{cases} \\ C_{sph}(\mathbf{h}) &= \begin{cases} b\left(1 - \frac{3}{2}\frac{|\mathbf{h}|}{a} + \frac{1}{2}\left(\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right)^3\right) & \text{if } 0 \leq |\mathbf{h}| \leq a \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (5-11)\end{aligned}$$

指数模型为,

$$\begin{aligned}\gamma_{exp}(\mathbf{h}) &= b - \left(1 - \exp\left(-\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right)\right) \quad \text{for } |\mathbf{h}| \geq 0 \\ C_{exp}(\mathbf{h}) &= b \exp\left(-\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right) \quad \text{for } |\mathbf{h}| \geq 0 \quad (5-12)\end{aligned}$$

高斯模型和马特模型分别为,

$$\begin{aligned}\gamma_{gau}(\mathbf{h}) &= b - \left(1 - \exp\left(-\frac{|\mathbf{h}|^2}{a^2}\right)\right) \quad \text{for } |\mathbf{h}| \geq 0 \\ C_{gau}(\mathbf{h}) &= b \exp\left(-\frac{|\mathbf{h}|^2}{a^2}\right) \quad \text{for } |\mathbf{h}| \geq 0 \quad (5-13)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma_{mat}(\mathbf{h}) &= b - \left[1 - \frac{1}{2^{v-1}\Gamma(v)}\left(\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right)^v K_v\left(\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right)\right] \quad \text{for } |\mathbf{h}| \geq 0 \\ C_{mat}(\mathbf{h}) &= b - \left[\frac{1}{2^{v-1}\Gamma(v)}\left(\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right)^v K_v\left(\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right)\right] \quad \text{for } |\mathbf{h}| \geq 0 \quad (5-14)\end{aligned}$$

其中式 (5-14) 中 $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数, $v \in \mathbb{R}^+$ 是模型光滑系数, K_v 是第二类贝塞尔函数, 当 $v = 1/2$ 或者 $v \rightarrow \infty$ 时, 马特模型分别变成了指数模型和高斯模型。

式 (5-10) 的线性模型和式 (5-11) 中的球状模型变程 $|\mathbf{h}| \rightarrow a$ 时, 变差模型值都会达到基台值 b , 而马特模型和它的两种近似情况都只会趋近于基台值。同时,

在所有的模型中，变差值和协方差值都是非负的，变程 a 越小，基台值 b 共同决定模型形状，而马特模型比其它模型有更大的自由度。

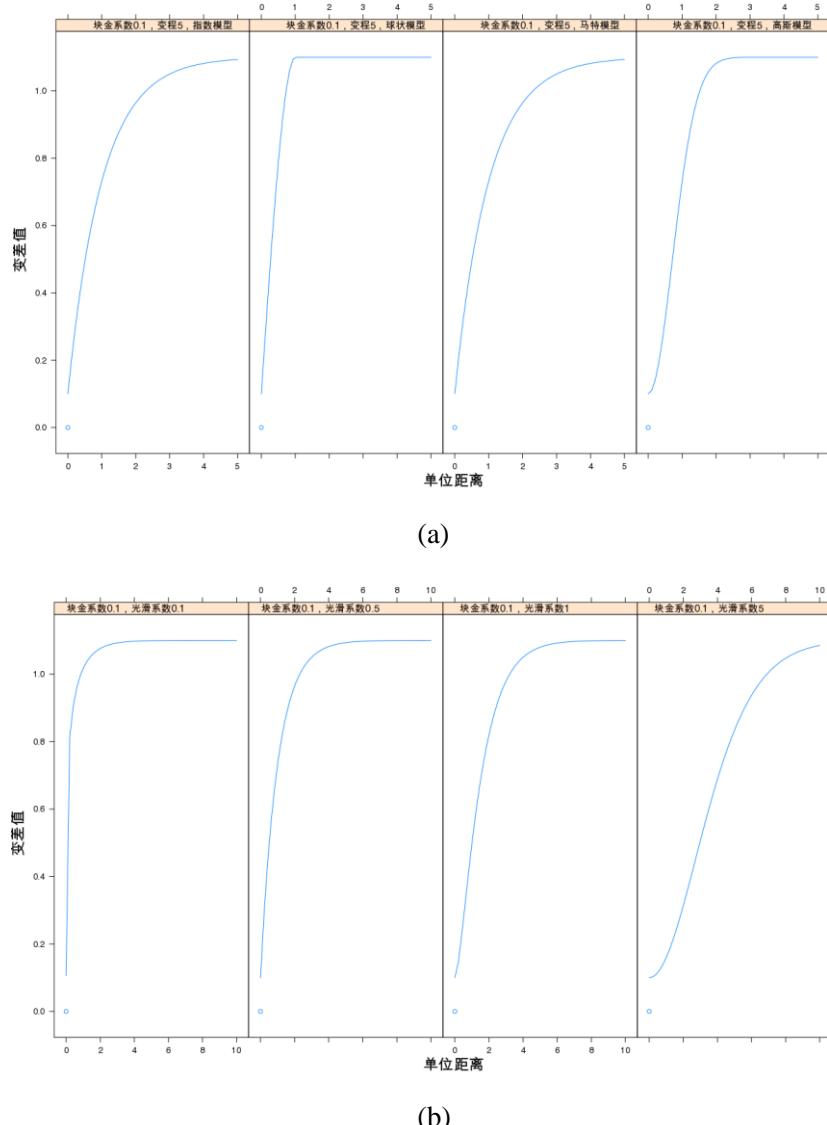


图 5-3 系数对理论变差模型曲线的影响, (a)指数模型、高斯模型、球状模型和马特模型的形状, (b)马特模型形状随光滑系数的变化

通过式 (5-9) - (5-13) 列举的简单变差模型组合可以获得更复杂的模型，从而改善模型的拟合效果，例如指数模型和块金效应模型的叠加可以表示为，

$$\gamma_{nugg+exp} = c_0 + \gamma_{exp}(\mathbf{h}) \quad (5-15)$$

协方差和半变差函数 $C(\mathbf{h})$, $\gamma(\mathbf{h})$ 建立了连续空间面数据的依赖性测度方法, 是后续空间估计的基础。

5.2.3 Kriging 方法与最优无偏空间估计

Kriging 方法^[108]是由南非采矿工程师 D.G.Krige 提出, 法国数学家 Georges Matheron 总结的一套地统计方法^[110], 它可以实现最优线性无偏估计。Kriging 方法利用样本的二阶矩, 如变差和协方差建立指标值的空间结构, 从而估计随机场 $z = Z(s)$ 内任意感兴趣的位置 s_0 上的值。

Kriging 估计子可以表述为,

$$\hat{Z}(s_0) = \lambda_0 + \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{Z} = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \omega_i Z(s_i) \quad (5-16)$$

其中 $\lambda_0 \in \mathbb{R}$ 为常数均值, $\boldsymbol{\omega} = (\omega_1, \dots, \omega_n)^T \in \mathbb{R}^n$ 为 n 个样本 $Z(s_i)$ 的权值, 由于权值和 $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$, 它能实现无偏估计, 即期望误差 $E[Z(s_0) - \hat{Z}(s_0)] = 0$, 同时估计方差 $Var[Z(s_0) - \hat{Z}(s_0)]$ 最小, 等同于均方差 $MSE(\hat{Z}(s_0)) = E[(Z(s_0) - \hat{Z}(s_0))^2]$ 最小。在分配权值的过程中, 较近的样本会获得更高的权值。

常用的 Kriging 估计方法包括简单 Kriging (SK), 普通 Kriging (OK), 泛 Kriging (UK)。其中, SK 假设变量在空间上的变化趋势定常, 而且均值已知; OK 假设均值未知, 利用观测样本进行局部最优估计, 用邻近数据取代趋势量; UK 是带趋势项的 Kriging 方法, 趋势项随空间位置变化而变化。在 SK, OK 和 UK 的基础上, 还发展出了预测区块的块 Kriging (BK) 和多个变量协同预测的 CK。

OK 是 Kriging 方法中的代表, 下面简要介绍 OK 估计的思路。假设样本 $z = Z(x_i) \quad i=1, \dots, n$ 来自一个二阶平稳的随机场 $Z(x)$, 则任意位置 x_0 的值估计为已知样本的线性组合,

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \omega_i Z(x_i) = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{Z} \quad (5-17)$$

其中 $\boldsymbol{\omega} = (\omega_1, \dots, \omega_n)^T \in \mathbb{R}^n$ 是一组未知的权值, 它们代表了每个样本对估计结果的影响。 $\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{1} = 1$, $\mathbf{1} = [\underbrace{1, \dots, 1}]$ 保证估计是无偏。估计的目标是在无偏约束下获得使预测方差 σ_E^2 最小的权值序列 $\boldsymbol{\omega}$, 于是估计问题可以写成,

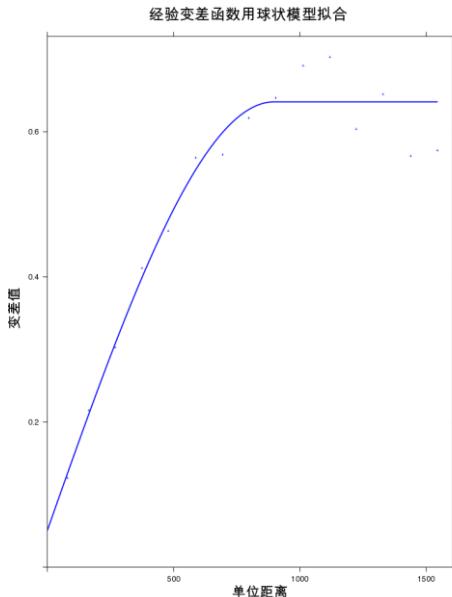


图 5-4 实验变差函数的拟合

其中 $\Gamma_{i,j} = \gamma(x_i - x_j)$, $i, j = 1, \dots, n$ 是两点之间的变差, 样本点到待估计点的变差为 $\gamma_0 = (\gamma(x_1 - x_0), \dots, \gamma(x_n - x_0))^T \in \mathbb{R}^n$ 。利用拉格朗日乘法算子 φ ,

$$\begin{aligned} \varphi: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R} &\rightarrow \mathbb{R} \\ (\omega, \lambda) \rightarrow \varphi(\omega, \lambda) &= -\omega^T \Gamma \omega + 2\omega^T \gamma_0 - 2\lambda(\omega^T \mathbf{1} - 1) \end{aligned} \quad (5-18)$$

要解决时 (5-18) 的约束问题, 令 φ 相对于 λ 和 ω 的一阶偏微分为 0, 先对 ω 求偏微分,

$$\frac{\partial \varphi(\omega, \lambda)}{\partial \omega} = -2\Gamma\omega + 2\gamma_0 - 2\lambda\mathbf{1}^T = 0 \quad (5-19)$$

从而得到,

$$\Gamma\omega + \lambda\mathbf{1} = \gamma_0 \quad (5-20)$$

再对 λ 求偏微分,

$$\frac{\partial \varphi(\omega, \lambda)}{\partial \lambda} = -2(\omega^T \mathbf{1} - 1)^T = 0 \quad (5-21)$$

由于存在的无偏性条件约束 $\omega^T \mathbf{1} = 1$, φ 对 λ 的偏微分恒为 0。回到式 (5-17), 对于 OK 估计, 有,

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n \omega_j^{OK} \gamma(x_i - x_j) + \lambda_{OK} &= \gamma(x_i - x_0) \quad \text{for } i = 1, \dots, n \\ \sum_{j=1}^n \omega_j^{OK} &= 1 \end{aligned} \tag{5-22}$$

结合式(5-21), $\Gamma \boldsymbol{\omega}_{OK} + \lambda_{OK} \mathbf{1} = \gamma_0$ 成立, 由此解式(5-24)可以得到一组最优权值 $\boldsymbol{\omega}_{OK}$, 并得到估计的最小预测误差

$$\tilde{\boldsymbol{\Gamma}} \boldsymbol{\omega}_{OK} = \tilde{\gamma}$$

$$\left[\begin{array}{ccccc} \gamma(x_1 - x_1) & \gamma(x_1 - x_2) & \cdots & \gamma(x_1 - x_n) & 1 \\ \gamma(x_2 - x_1) & \gamma(x_2 - x_2) & \cdots & \gamma(x_2 - x_n) & 1 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \gamma(x_n - x_1) & \gamma(x_n - x_2) & \cdots & \gamma(x_n - x_n) & 1 \\ 1 & 1 & \cdots & 0 & 0 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} \omega_1^{OK} \\ \omega_2^{OK} \\ \cdots \\ \omega_n^{OK} \\ \omega_1^{OK} \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c} \gamma(x_1 - x_0) \\ \gamma(x_2 - x_0) \\ \cdots \\ \gamma(x_n - x_0) \\ \gamma(x_2 - x_0) \end{array} \right]$$

$$\tilde{\gamma} = (\gamma_0^T, 1)^T \in \mathbb{R}^{n+1} \tag{5-23}$$

$$\tilde{\boldsymbol{\Gamma}} = \left[\begin{array}{c|c} \boldsymbol{\Gamma} & \begin{matrix} 1 \\ \cdots \\ 1 \end{matrix} \\ \hline 1 & \cdots & 1 & 0 \end{array} \right] \in \mathbb{R}^{(n+1) \times (n+1)}$$

$$\boldsymbol{\omega}_{OK} = \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \left[\gamma_0 - \mathbf{1} \left(\frac{\mathbf{1}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \gamma_0 - 1}{\mathbf{1}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{1}} \right) \right], \lambda_{OK} = \frac{\mathbf{1}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \gamma_0 - 1}{\mathbf{1}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{1}}$$

将估计出的权值代回式(5-17)可以得到一个 s_0 的估计值, 反复进行上述过程可以获得区域内所有位置的估计值。

由于 OK 已有残差最小保证, 所以不能用残差来检验 OK 估计的效果。可以采用交叉检验方法来衡量 OK 估计的效果, 对于观测位置 s_i , 忽略其观测值 y_i , 利用剩余观测值估计 s_i 处的值, 得到 \hat{y}_i , 估计误差 $\sigma_i^2 = (\hat{y}_i - y_i)^2$ 。若 n 个样本的 OK 估计充分, 则存在,

$$\begin{aligned} (1/n) \{(\hat{y}_i - y_i)/\sigma_i\}^2 &\rightarrow 0 \\ [(1/n) \{(\hat{y}_i - y_i)/\sigma_i\}^2]^{1/2} &\rightarrow 0 \end{aligned} \tag{5-24}$$

由此构造 Kriging 预测的评估统计量

$$\frac{1}{n} \text{PRESS} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5-25)$$

它的值越小，表明估计结果越好。此外通过估计误差的散点图可以评价估计的一致性。

变差模型对 OK 的预测效果有着决定性的影响，块金值被高估会减小权重，增大预测方差，低估的结果则相反。变程仅影响估计方差而理论变差的形状在原点处改变加快，近邻点权重增加，局部效果加强。

5.3 小结

本章介绍了两种频谱空间模型——决定性模型和相关性模型，以及它们的建立思路。决定性模型希望得到尽可能多的授权用户和传播环境信息，并以此推测授权用户对一个区域空间内认知用户的理解，反之，区域空间内多个认知用户也可能通过协作感知推测授权用户的信息。但是，决定性模型受限于授权用户信息的匮乏和传播环境的复杂多变。另一种空间模型，相关性模型，是“数据驱动”的，它可以通过多个认知用户感知结果之间的相关性，补全区域空间的授权用户信息。然而，相关性模型也可能受限于认知用户的异质性（感知结果不兼容），认知用户数量稀少和空间分布不均匀。

频谱空间模型可以帮助认知用户进行协作频谱感知，获得信息增益，从而提高空间频谱空穴的利用效率，同时降低在空间上与授权用户冲突的几率。

6 频谱占用时空模型建立与分析

前四章分别介绍了频谱数据的获取过程、频谱感知预处理方法，以及频谱时空模型原理，包括频谱占用状态模型、频谱统计量序列模型和频谱统计量空间模型，在此基础上，本章将介绍频谱时空模型的建立流程与分析方法。

首先，6.1 节将介绍本文的频谱监测任务，并对频谱监测结果进行观察和初步分析。然后，6.2 节在监测结果和 M/Geo/C 频谱仿真数据上测试频谱感知方法，利用 OUTS-ED 和 ROHT-ED，提取频谱占用特征，并进行性能对比。接着，6.3.1 小节将利用 CTW-VMM 建立频谱占用状态的条件概率模型，预测频谱状态；6.3.2 节将以 SCR 序列为例，利用 GARCH-SARIMA 建立频谱统计量时间序列模型，预测授权用户活跃度。最后，6.4 节将演示决定性频谱空间模型和相关性空间模型的建立方法。

本章的实验平台为 Matlab 2015b 和 R 3.3。其中，6.1 节和 6.2 节利用 Matlab 处理频谱监测数据，生成 M/Geo/C 仿真频谱数据。6.2 节参考了^[111]的 VMM 平台³，它是一个由 Java 构建，用 Matlab 调用的无损压缩算法解决方案。6.3 节利用了 R 中的 astas^[112]和 forecast^[113]包完成时间序列分析。6.4 节利用了 ITU.R.P 1546 Calculator⁴工具和 R 平台的 gstat^[114]和 spactime^[115]进行空间数据分析。笔者已经将本章相关的代码和部分数据开源在 GitHub 项目 SpectrumOccupancyModel⁵。

6.1 频谱监测结果与仿真频谱数据

（1）频谱监测任务

本文 6.2-6.3 节的监测数据来自固定站频谱监测结果，由国内某市的无线电监测网络完成，监测任务参数如表 6-1 所示，6.4 节监测数据来自移动站监测结果，任务参数如表 6-2 所示。其中，固定站监测任务从 2015 年 12 月 15 日 19 点持续到 2015 年 12 月 22 日 16 点，共有 75 个监测节点，覆盖了整个监测城市区域 20-3000MHz 的频谱，扫描频率间隔为 25kHz，小于表 6-3 中所有目标无线

³ http://www.cs.technion.ac.il/~ronbeg/vmm/code_index.html

⁴ <https://cn.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/25099-itu-r-p-1546-calculator>

⁵ <https://github.com/KevinLoudi/SpectrumOccupancyModel>

电应用的最小频道宽度。每隔五分钟，监测节点向控制中心返回一次频谱能量密度和节点状态位置信息。由于控制中心实时数据流极大，只保存了感兴趣的频段频谱，如表 6-1 所示。另外，由于控制中心到监测节点的通信偶尔出现中断和丢包，部分数据没有返回，在后续处理中用“NaN”代表这些“缺失值”。

表 6-1 固定站监测任务参数

参数	参数值	参数单位
任务开始时间	2015-12-15 19:00	年-月-日 时:分
任务截至时间	2015-12-22 15:55	年-月-日 时:分
数据返回间隔	5	分钟
监测频段	60-137, 600-800, 825-960, 1710-1790, 2010-2050, 2300-2390	MHz
监测节点数	75	个
监测设备型号	R&S EB500, R&S DDF255	
扫描频率间隔	25	kHz
扫描模式	“Panorama Scan” (全景扫描)	
扫描动态带宽	20	MHz
扫描灵敏度	0.1	dB μ V ⁻¹
检波方式	“Auto”	
衰减增益设置	“Auto”	
监测天线类型	不详，监测网络自动进行天线校正	

表 6-2 移动站监测任务参数

参数	参数值	参数单位
任务开始时间	2015-10-5 9:00	年-月-日 时:分
任务截至时间	2015-10-8 17:15	年-月-日 时:分
数据返回间隔	每个位置五帧数据	
监测频段	20-3600	MHz
监测节点数	1 (可移动)	个
监测设备型号	R&S EB500, DGBQ QLR2A	
扫描频率间隔	25	kHz
扫描模式	“Fix-frequency Scan” (定频扫描)	
扫描动态带宽	25	kHz
扫描灵敏度	0.1	dB μ V ⁻¹
检波方式	“Peak”	
衰减增益设置	“Close”	
监测天线类型	DG-A2010 20-3600MHz 全向监测天线	

移动站监测是由成都大公博创信息技术公司开发的频谱监测车完成，先后搭载了两套设备：大公博创公司设计开发的 QLR2A 频谱接收机，德国 R&S 公司的 EB500 频谱接收机，频谱监测车在一个城市区域不同的位置测量，详细过程在笔者的^[8]中有讨论。两次监测任务是“无线电频谱数据挖掘及其应用”项目的一部分，作为大公博创公司的工程人员，笔者参与完成两次频谱监测工作。

表 6-3 20-3000MHz 频谱分配表^[8]

无线电应用	英文简称	分配频段/MHz	典型频道宽度/MHz
调频广播	FM	88-108	0.125
广播电视 ³	TV	48.5-92 167-223 470-798	0.600-8
2G 无线通信	CDMA	UL ¹ :825-830 DL:870-880	0.125
	GSM900	UL:885-915 DL:930-960	0.2
	GSM1800	UL:1710-1740 DL:1805-1835	0.2
3G 通信	CDMA2000	UL:1920-1935 DL:2110-2125	1.25
	WCDMA	UL:1940-1960 DL:2130-2150	5
	TD-SCDMA	2010-2025	1.6
4G 通信 ²	FDD-LTE	UL:1745-1780 DL:1840-1875	1.4-20
	TD-LTE	1880-1900 2300-2390 2555-2655	1.25-20
数字无绳电话	DECT	1905-1920	
无线局域网	WiFi 2G	2400-2483.5	20-40

¹UL: 上行链路, 从手机到基站传输数据, DL: 下行链路, 从基站到手机传输数据。

²部分地区 4G 频段可能有调整。

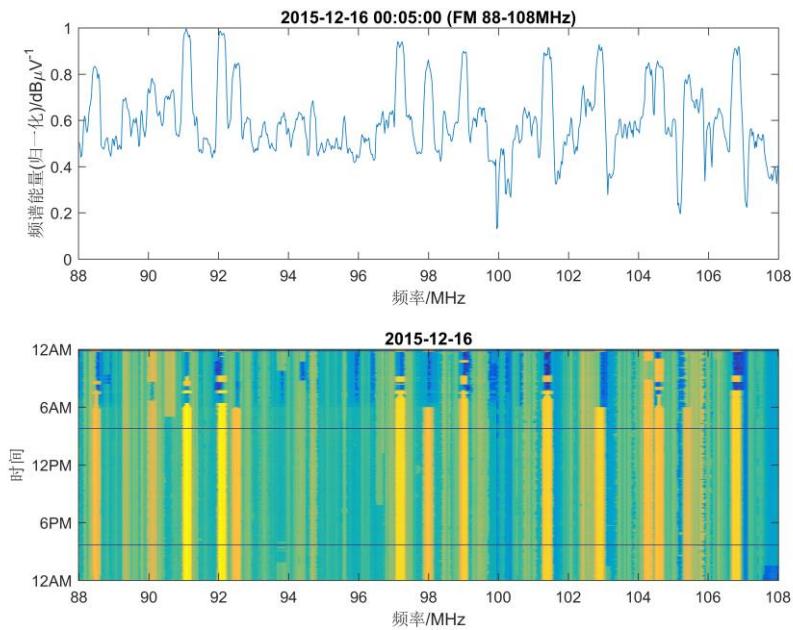
³地区频段有差异, 一般 470MHz 以下分配给模拟电视, 470MHz 以上分配给数字电视。

(2) 频谱监测结果

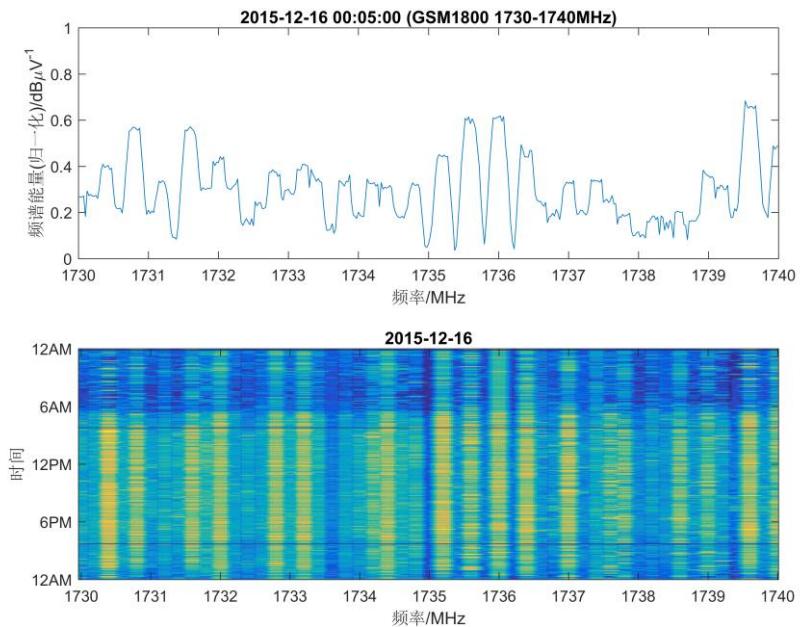
图 6-1 是部分固定站监测结果, 频谱能量密度 (PSD), 出于数据提供方的需要, 原始数据值及监测节点经纬度位置均做归一化处理。其中图 6-1(a)表示一个时刻目标频段的频 PSD, 简称频谱图, 图 6-1(b)表示一段时间某频段的 PSD, 称为谱阵图。

从图 6-1(a)中可以看出, FM 频段被数十个频道宽 125kHz 的信号占用, 有的信号较强而有的信号很弱, 甚至肉眼几乎无法分辨。这是因为, FM 电台的发射能量有强有弱, 与监测节点的距离有近有远, 而且信号传播的环境也存在差异。同时, 大部分电台都是早晨 6、7 点开机, 持续一整天。图 6-2(b)的 GSM1800 UL 频段用于传送 GSM1800 制式手机对基站发送的上行信号, 相比于 FM 频段, 它的频谱表现出更强的随机性, 在 6 点到 23 点的时段能量更强, 这符合人群生活习惯的。FM 和 GSM1800 频谱在大部分时段都是繁忙的, 但是 6-2(c)的 TV

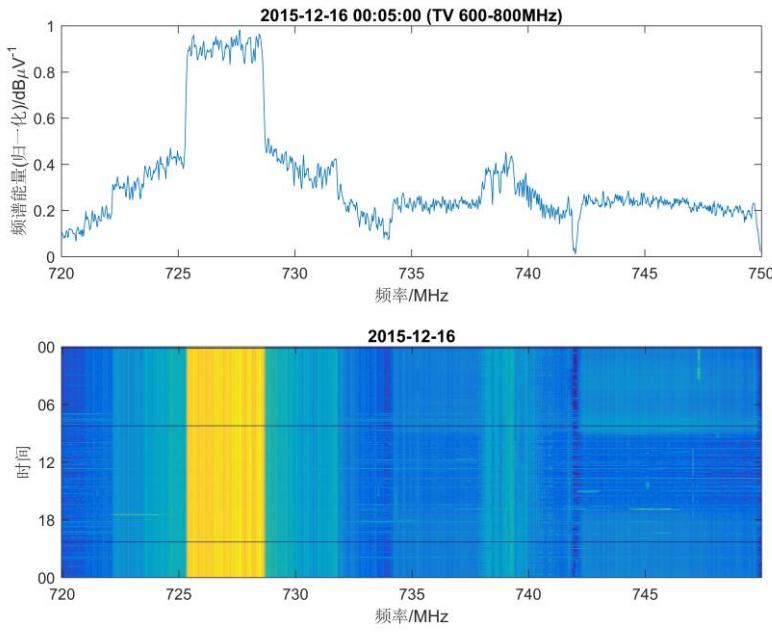
业务频段全天都处于闲置状态，这也证实了 700MHz TV 业务频段的低利用率。



(a)



(b)



(c)

图 6-1 部分固定站频谱监测结果 (a)FM 频段, (b) GSM1800 UL, (c)TV

FM 和 GSM1800 代表了两种典型的频谱占用模式，“固定占用”和“随机占用”，前者的特征是被占用的频段常常持续较长时间，存在连续长时频谱空穴，后者的特征是占用持续时间短，存在间断短时的频谱空穴。FM 和 GSM1800 属于“重负载”频谱，拥有大量频繁接入的授权用户，而 TV 频段属于“轻负载”类型，授权用户数量少，接入模式简单，在不同的频谱占用模式下，授权用户的行为方式不同，认知用户需要采取的频谱接入策略也不同。

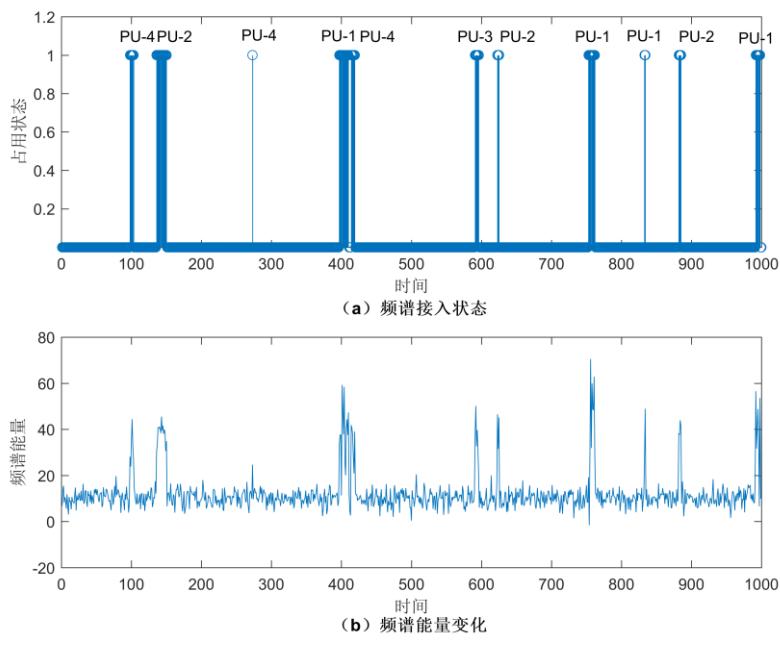
(3) 仿真频谱结果

频谱监测数据没有提供可供参照的授权用户状态，因此引入 M/Geo/C 排队模型，生成的频谱仿真数据，帮助验证频谱感知和频谱建模方法。从监测数据观察可以总结出四类频谱占用模式：轻负载、重负载、固定占用和随机占用。轻负载频谱如图 6-1(c)，重负载如图 6-1(a)和(b)。此外，图 6-1(a)还表现出固定占用模式，单个授权用户接入频谱的时间长。图 6-1(b)表现为随机占用模式，多个授权用户频繁接入离开，频谱处于快速切换状态。

利用 M/Geo/C 排队模型，通过调整参数可以模拟四类典型频谱占用特征，增大用户停留概率 p 和用户数量 n 可以提高频谱的负载，减小用户接入平均间隔 λ 可以使频谱趋于波动特征，反之趋于固定特征。设置 M/Geo/C 的参数为 $\lambda = 80$, $p = 0.2$, $n=4$, 同时, 授权用户 PU-1 到 PU-4 的高斯信号 $s_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i)$, $\mu_i \sim \mathcal{N}(40,20)$, $\sigma_i \sim \mathcal{N}(10,3)$, $i = 1, \dots, 4$, 背景噪声 $noise \sim \mathcal{N}(10,3)$, 如表 6-4 设置模型参数可以得到仿真频谱状态和仿真频谱能量, 如图 6-2 所示信道数 C=1 和 C=9 时的仿真频谱状态和频谱能量密度。

表 6-4 四种典型频谱仿真数据的 M/Geo/C 模型参数

	授权用户数 n	用户接入间隔 λ	用户离开概率 p	$10\log(\mu_e/\mu_n)$	典型占空比 DC
轻负载	4	80	0.2	0.602	0.08
重负载, 固定占用	4	20	0.05	0.602	0.78
重负载, 随机占用	8	5	0.8	0.602	0.24
重负载, 低信噪比	4	20	0.8	0.058	0.22



(a)

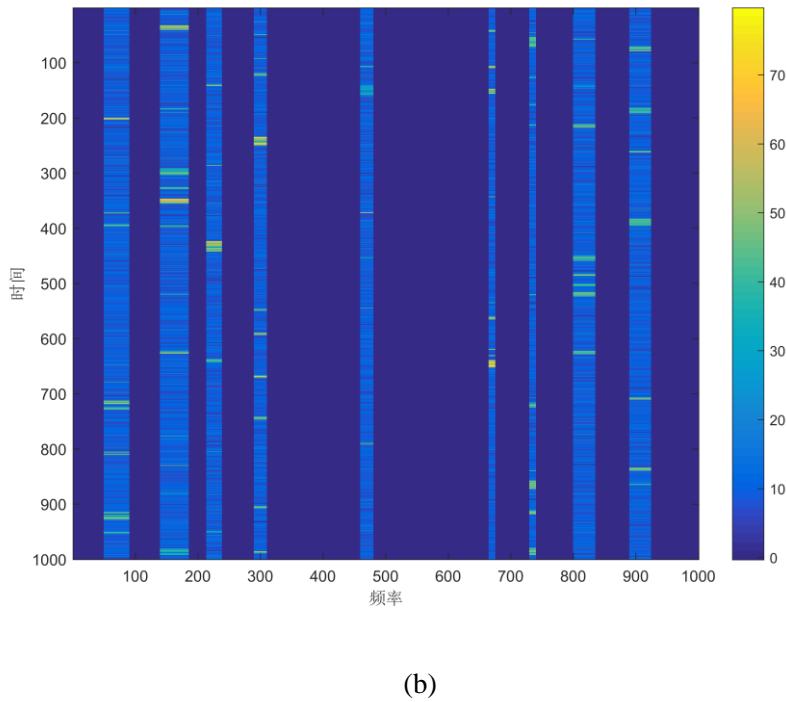


图 6-2 M/Geo/C 模型生成的频谱接入状态和频谱能量, (a) C=1, (b) C=9

在 M/Geo/C 中, 增大授权用户数目 n 可以提高频谱接入的复杂度。减小授权用户的接入间隔 λ 可以提高频谱的占用比率, 增加授权用户的出现频率。减小授权用户的离开概率 p 可以增长接入的持续时长, 模拟“固定占用”, 反之则可以模拟出“随机占用”。调整信号噪声的均值比和标准差比可以模拟出不同信噪比的频谱。此外, 当 λ 和 p 随时间变化时, 还可以模拟非平稳的频谱使用。

调整 M/Geo/C 模型参数, 可以获得图 6-3 所示的仿真频谱能量密度序列, 可以用于后文讨论频谱感知和频谱模型建立方法

6.2 频谱感知与状态检测

频谱感知的主要目的是获取频谱能量样本中的授权用户信息, 本文将讨论局限在授权用户的存在性。首先 6.2.1 将在 3.2 节的基础上讨论信号噪声高斯分布假设下, CFAR 固定阈值选取能量检测性能随 SNR 降低的退化。然后 6.2.2 中,

展示 OUTS-ED 和 ROHT-ED 的性能对比。最后 6.2.3 中，加窗的 ROHT-ED 将被应用在监测频谱数据集上，验证其可行性。

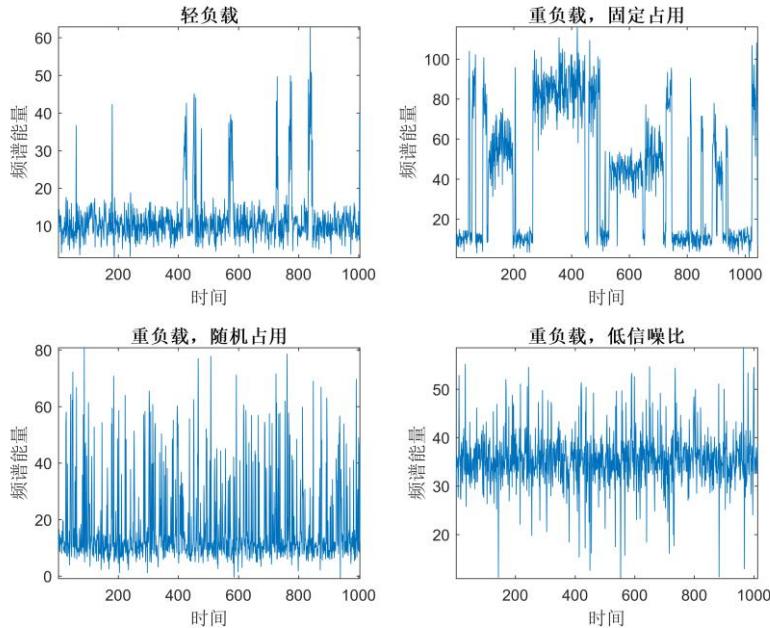


图 6-3 随机生成的四种典型仿真频谱

6.2.1 单用户高斯噪声信号假设下的能量检测

3.2 节中，在固定误警概率（CFAR）选择能量检测阈值的过程中，误警概率与信噪比的平方成反比。利用蒙特卡洛实验⁶，以目标误警概率为自变量，信噪比 SNR 为条件，可以得到能量检测的 ROC 曲线。如图 6-3 是实验结果，其中实线是理论上的误警概率-检测概率变化，虚线是实验结果，实验序列时长 1000，观测时长固定为 15。可以看出，在每组试验中，以误警概率增大的代价可以换取检测概率的提高，同时随着 SNR 的降低，曲线向内压缩，能量检测性能 P_d / P_{fa} 退化。

⁶ 通过构造问题的概率模型，产生服从问题概率分布的随机变量，进行重复实验，考察估计量。

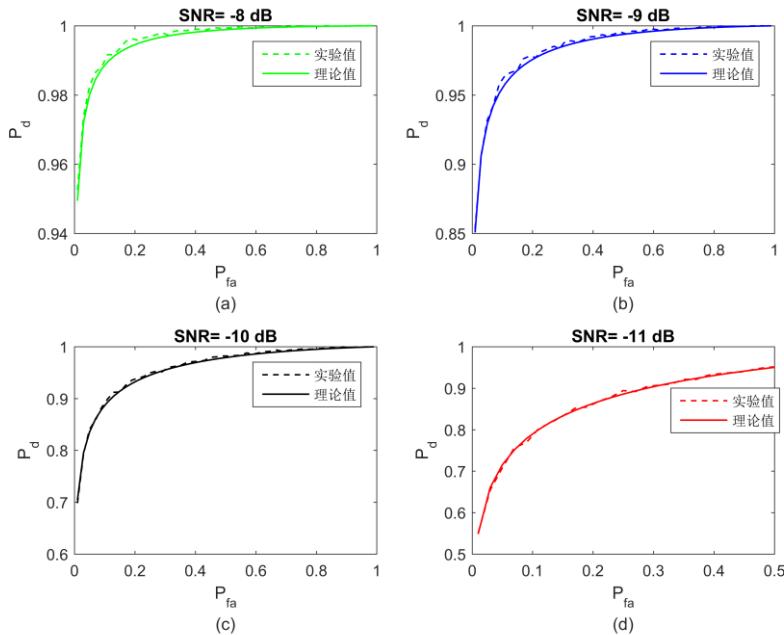


图 6-4 高斯假设下能量检测在低信噪比下的表现, (a) SNR=-8dB, (b) SNR=-9dB, (c) SNR=-10dB, (d) SNR=-11dB

6.2.2 多用户的 OTSU-ED 和 ROHT-ED 对比

实际情况中, 信号不太可能服从一个简单分布, 且受多个信号源的影响。由此, 3.3 节提出了 OTSU-ED 和 ROHT-ED, 前者建立在二分类判据的基础上, 后者建立在频谱能量直方图中, 噪声在左侧呈现单峰性的前提下。

置信度是 ROHT 阈值选择中的重要参数, 它决定了每次“剔除”行为的幅度, 选用“重负载, 固定占用”的仿真频谱进行测试, 在图 6-5 中, 随着选取的置信度增大, 每次样本剔除的幅度增大, 误警概率显著下降而漏检概率上升, 在置信度为 0.85-0.9 时, 误警概率和漏检概率可以达到一个平衡。

OTSU 阈值选择不需要设置额外的参数, 但它易受直方图分布形状的影响。选择 0.90 的置信度, 将 OTSU-ED 和 ROHT-ED 应用于表 6-4 的 M/Geo/C 模型仿真频谱数据中, 其中误警概率和漏检概率越低越好, 性能判据越高越好。结果如表 6-5 所示, 可以看到 OTSU-ED 在前三类频谱中占优, 这是因为它们服从“双模”特征, 且拥有宽而深的“沟”, 在低信噪比情形下, ROHT-ED 以提高误警概率的代价换取漏检概率下降, 性能判据提升。

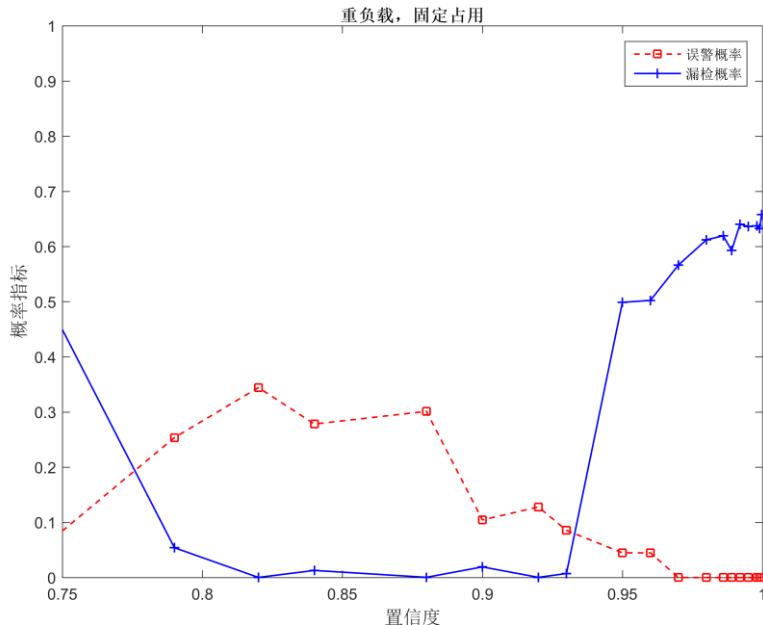


图 6-5 置信度与 ROHT-ED 性能指标的关系

表 6-5 ROHT-ED 和 OTSU-ED 在仿真频谱数据集上的性能对比, (a)OTSU-ED,

(b)ROHT-ED

(a)

实验方案	OTSU-ED 实验结果 (重复次数 1000 次, 观测长度 1000)					
	漏检概率 P_{md}		误警概率 P_{fa}		性能判据 $(1-P_{md})/P_{fa}$	
	Mean	Worst	Mean	Worst	Mean	Worst
轻负载	0.004	0.034	0.112	0.516	8.89	1.93
重负载, 固定占用	0.136	0.435	0.108	0.267	8.00	3.09
重负载, 随机占用	0.048	0.114	0.067	0.426	14.21	2.19
重负载, 低信噪比	0.103	0.173	0.171	0.803	5.2	1.13

(b)

实验方案	ROHT-ED 实验结果 (重复次数 1000 次, 观测长度 1000)					
	漏检概率 P_{md}		误警概率 P_{fa}		性能判据 $(1-P_{md})/P_{fa}$	
	Mean	Worst	Mean	Worst	Mean	Worst
轻负载	0.001	0.037	0.484	0.740	2.13	1.35
重负载, 固定占用	0.005	0.740	0.144	0.389	6.9	2.57
重负载, 随机占用	0.018	0.135	0.373	0.708	2.84	1.42
重负载, 低信噪比	0.096	0.207	0.148	0.579	6.18	1.66

由此可知，OTSU-ED 的性能较稳定，但 ROHT-ED 可以检出更多的小信号，代价是误警概率上升，这通常是可以接收的，毕竟对授权用户带来干扰比浪费频谱接入机会的后果更严重。

6.2.3 加窗 ROHT-ED 检测频谱状态

在频谱监测监测的场景下，加窗的 OHT-ED 可以更好地保证噪声分布的一致性，从而提高检测性能。滑动窗的时间宽度可以选取一天，包含一个完整的周期，频率宽度可以按照业务频道宽度的两倍选取，包含信号样本和纯噪声样本。图 6-6 是 $w_f = 250\text{kHz}$, $w_t = 24\text{h}$ 的加窗 ROHT-ED 检测效果。可以看到，加窗后可以检测出更多的小信号，它检测概率提高了，然而，后者检测出可能不是信号的干扰，它的误警概率可能也会增大。

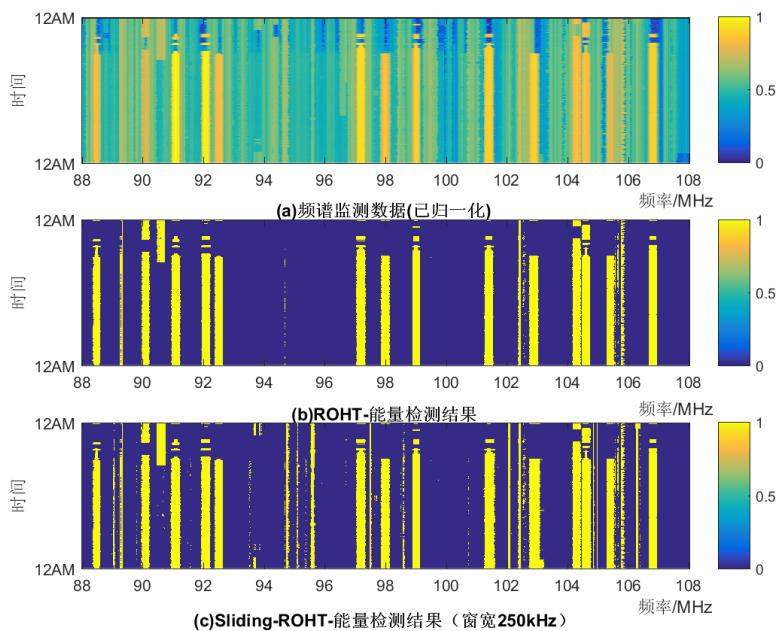


图 6-6 ROHT-ED 用于 FM 段部分频谱监测结果

6.3 频谱占用时间模型建立

频谱时间模型的研究对象是频谱统计量，包括频谱占用状态 CS，业务聚集度 SCR 和频谱空闲持续时长集合 CVD。如图 6-7、6-8 分别是 FM 和 GSM1800

UL 段的 CS 谱阵图、SCR 时间序列和 CVD 直方图。

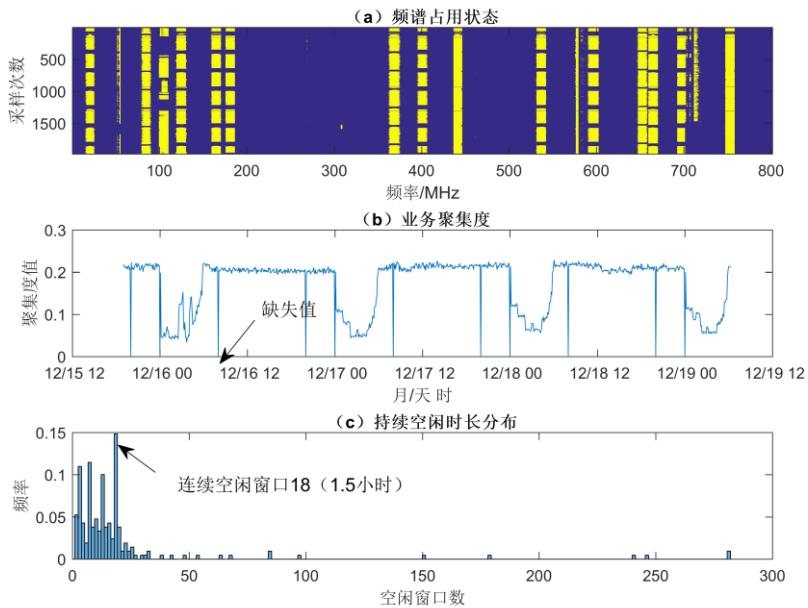


图 6-7 FM 段部分频谱统计量, (a)CS, (b)SCR, (c)CVD

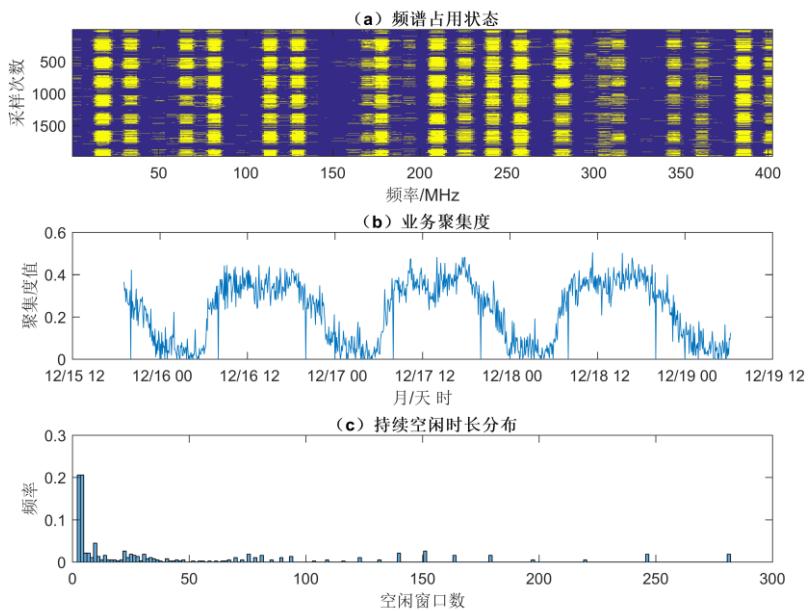


图 6-8 GSM 1800 UL 段部分频谱统计量, (a)CS, (b)SCR, (c)CVD

由对比可以看出，FM 段频谱属于“固定占用”模式，白天的业务聚集度几乎保持不变，而图 6-8 (b) 中 GSM1800 UL 属于“波动占用”模式，同时，两者都属于“重负载”模式，变化周期为一天。由 6-7 (c) 和 6-8 (c) 可知，“固定占用”的 FM 可以提供长时频谱空穴，而“波动占用”的 GSM1800 UL 提供大量短时频谱空穴。下面本节 6.3.1、6.3.2 小节分别讨论频谱占用状态条件概率模型和频谱统计量时间序列模型，以 GSM1800 UL 的 CS 集合和 SCR 序列为例，同时，也会利用 M/Geo/C 模型产生的仿真频谱状态。

6.3.1 频谱状态条件概率模型

频谱占用规律的研究可以通过频谱占用状态 CS 进行， $CS(t, f) = 0$ 代表频谱空穴存在，认知用户可以临时性地接入频谱。利用基于 VMM 的条件概率模型可以从历史 CS 序列中发掘重复模式，学习授权用户的频谱接入规律，达到预测未来 CS 状态的目的。

(1) CTW-VMM 的建立过程

CTW-VMM 的基本原理是利用树形结构“记忆”历史 CS 序列中出现的频繁模式，在某一上下文条件下，联想预测紧接出现某个“状态”的概率。CTW-VMM 的初始模型参数列在表 6-6 中，Lzms-VMM 曾经在^[116]中被用于信道状态预测，这里作为对照，数据集选择表 6-4 中“重负载，随机占用”组（序列长 $T=1 \times 10^5$ ）和图 6-8(a) 的 GSM 1800 UL 谱阵图（序列长 8×10^4 ）。

表 6-6 CTW-VMM 和 LZms-VMM 的初始超参数^[111]

算法	超参数	设置的取值
CTW	D	{10}
LZ-ms	m	{0,2,...,6,8}
	s	{0,2,...,16,18}

为了减少过拟合和偶然因素的影响，实验中选择了五折交叉检验，即将数据序列等分为五组，每次选择一组作为测试集，剩余四组作为训练集，最后选择五次实验的结果性能排名中位的一组参数作为代表，取 VMM 最高阶数 D=10。对于完成训练的模型，从测试集合中抽取长 110 的序列，以最前面的 10 个符号作为“上下文”条件 s，不断预测后续的符号 σ ，后推的过程中同时用真实序列

更新“上下文” s ，做单步预测，以预测结果的错误率作为条件概率模型的性能判据。“重负载，随机占用”组数据集合的实验过程如图 6-9 所示，随着训练的进行，预测误差下降，训练序列长度超过 10000 后预测准确度稳定在 91% 左右，预测时间开销在 0.15s 附近波动，训练时间与序列长度呈线性关系。值得注意的是，预测性能与数据集合的成分有关，“重负载，随机占用”组数据集合中“1”状态占 32.1%，因此 VMM 的预测效果是显著的。

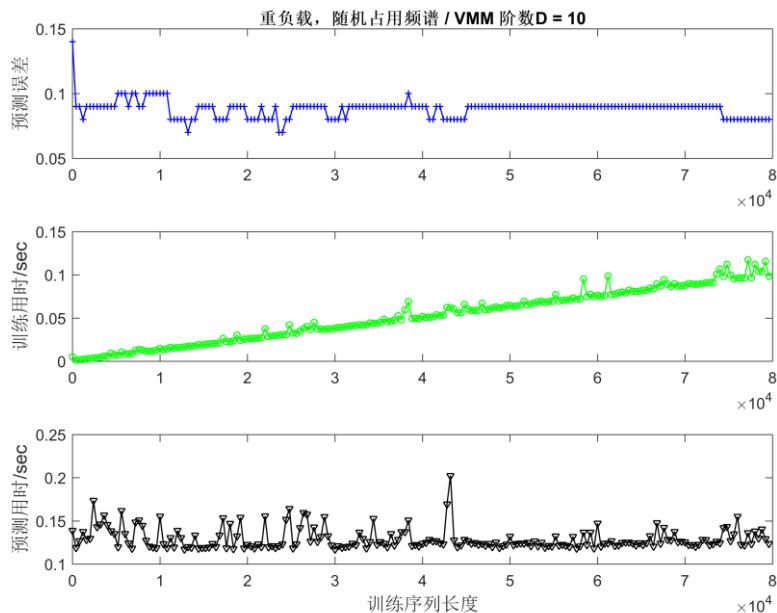


图 6-9 CTW-VMM 模型的训练过程与预测性能变化（“重负载，随机占用”集）

GSM1800 UL 序列在相同的参数条件下利用五折交叉检验进行实验，两组实验过程列举在图 6-9 中。从图 6-10 可以看到，随着训练序列的增长，预测误差显著下降，在训练序列长度超过 10000 后预测准确度稳定在 85%，预测时间开销的波动比“重负载，随机占用”组数据集大，这是因为实际环境不平稳，序列不会像仿真数据一样服从特定分布，同样，VMM 的预测效果在 GSM1800 UL 数据集上是显著的。

然后讨论 CTW-VMM 在频谱类型对性能的影响，固定训练序列集合长 2×10^4 ，调整授权用户的到达时间间隔 λ 和业务持续概率 p ，可以得到图 6-10。随着 λ 取值减小，授权用户的出现频率更密集，等待情形增加，频谱状态的相关性减弱，从而预测性能退化。而业务持续概率 p 的增大也会产生类似的影响。

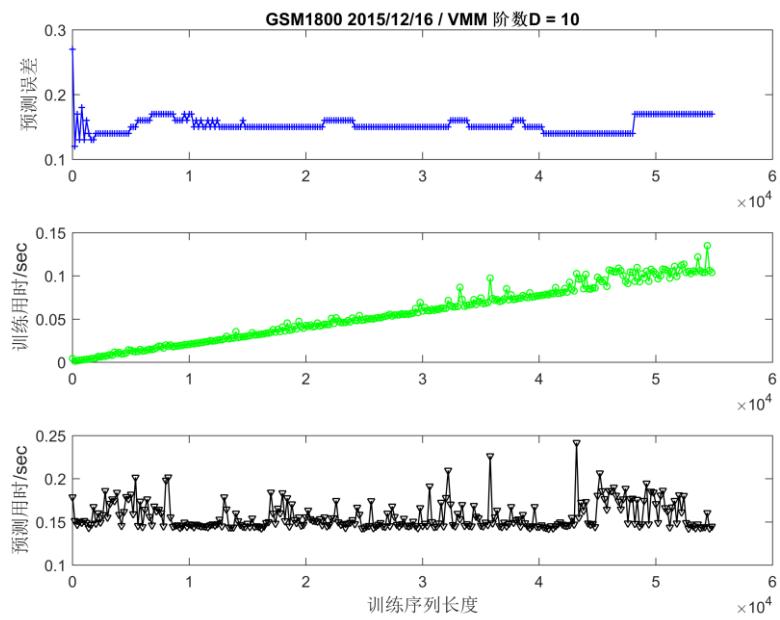


图 6-10 CTW-VMM 模型的训练过程与预测性能变化 (GSM1800 UL 数据集)

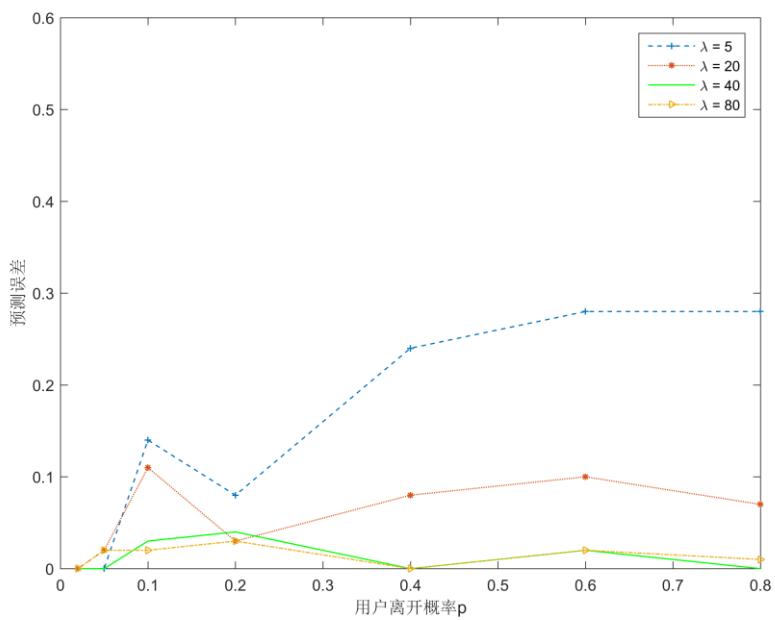


图 6-11 CTW-VMM 模型预测准确度与频谱参数的关系

D 是 VMM 模型的最高阶数, 拥有更高阶次意味着可以模型挖掘高阶的状态

相关关系。图 6-11 对比了不同最高阶数选择下 VMM 模型的预测能力和训练时长，可以看到，低阶模型 $D=3$ 和高阶模型 $D=40$ 的预测性能明显不如 $D=5$ 和 $D=10$ 时，后两者在训练序列长度超过 3000 和 10000 后性能达到稳定，同时序列时长也明显较少，而高阶模型在性能退化的同时，训练时间也出现大幅振荡。高阶模型由于树的深度较深，可能引入一些长序列状态，在序列本身不平稳的情况下容易出现性能退化。 $D=5$ 或者 $D=10$ 是较理想的，但这也与序列的特定结构有关。

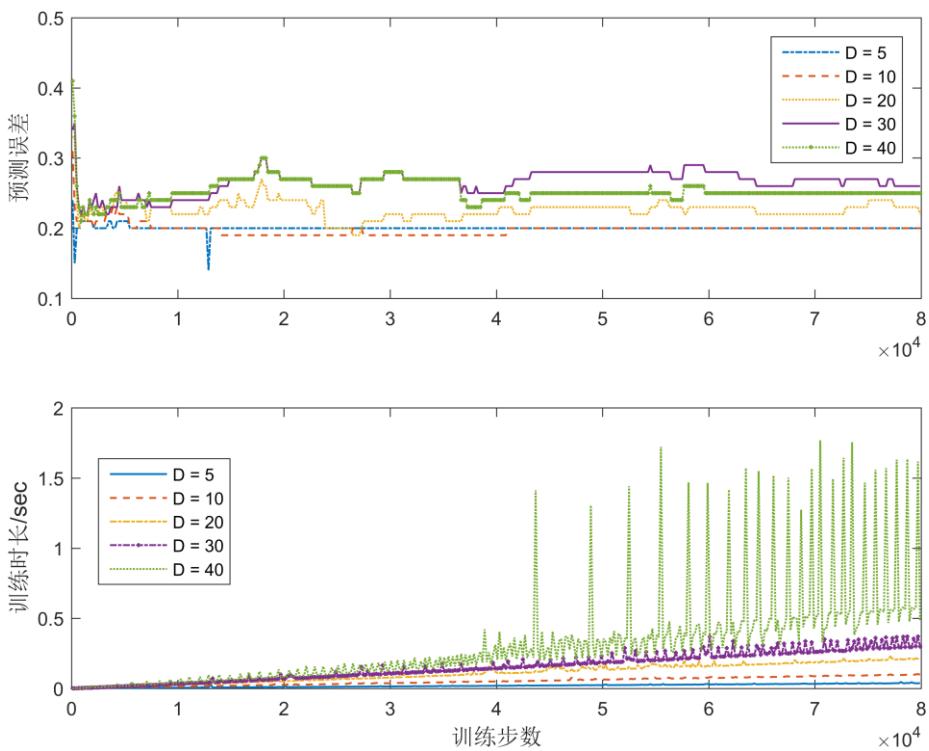


图 6-12 CTW-VMM 模型阶数与性能指标的关系

LZms 是另一种常用的无损压缩算法，表 6-7 展示了两种 VMM 模型在两个数据集合上的预测效果，对于 $D=10$ 的 VMM，“上下文”长度最长为 10。可以看出，LZms-VMM 和 CTW-VMM 给出的预测结果接近，后者更接近真实情况，更重要的是。CTW-VMM 的平均对数损失小于 LZms-VMM，这意味着它的模型与序列更匹配，可以期望得到更好的预测效果。

表 6-7 CTW-VMM 和 LZms-VMM 的预测性能和结果, (a) “重负载, 随机占用” 仿真频谱状态数据集, (b)GSM1800 UL 频谱状态集。

算法	(a)					
	平均对数损失	平均预测准确度	P(0 000)	统计情况	P(1 111)	统计情况
LZms-VMM	0.825	83.4%	82.2%	80.4%	61.4%	63.8%
CTW-VMM	0.767	88.6%	81.8%		62.7%	
(b)						
算法	平均对数损失	平均预测准确度	P(0 000)	统计情况	P(1 111)	统计情况
LZms-VMM	0.503	90.3%	77.5%	79.6%	87.7%	93.1%
CTW-VMM	0.495	91.7%	82.2%		90.9%	

6.3.2 频谱统计量时间序列模型

授权用户群体的活跃度研究可以通过频谱占用统计量 SCR 进行, 认知用户在不同的活跃度下可以采用不同的频谱接入策略, 从而优化 DSA 过程, 4.2 节中的 GARCH-SARIMA 模型以历史 SCR 序列为基础, 分析其中的时间相关性、周期性和异方差性规律, 从而预测未来的 SCR 值, 从而为频谱接入策略的调整提供支撑。

下面介绍 SCR 的 GARCH(m,n)-SARIMA(p,d,q) $\times(P,D,Q)_s$ 建模过程, 为了简化讨论, 图 6-8 中的 GSM1800 UL SCR 序列按小时取平均, 从而去除序列中的缺失值 “NaN”, 得到的 SCR-H 序列如图 6-12 所示。对 SCR-H 序列进行时间序列分析, 首先利用 ADF 检验、LB 检验和 LM 检验判断 SCR-H 序列的平稳性, 自相关性和异方差性, 在置信度 $\alpha = 5\%$ 下, 检验结果如下,

=====

Conduct ADF test

Not stationary, Test Result = 0, pValue = 0.423329

Reach stationary after 1 - order difference, with pValue = 0.001000

=====

Conduct LB test ...

Auto-correlated, Test Result = 0, pValue = 0.280421

=====

由此可知, 序列各期值之间存在自相关性, 可以进行后续分析。序列不平稳,

通过一阶差分实现平稳，因此取 $d=1$ 。然后判断模型的特征，图 6-13 为 SCR-H 序列的 ACF 和 PACF，由 ACF 的振荡特性可判断序列存在明显的周期，周期为 24 期。

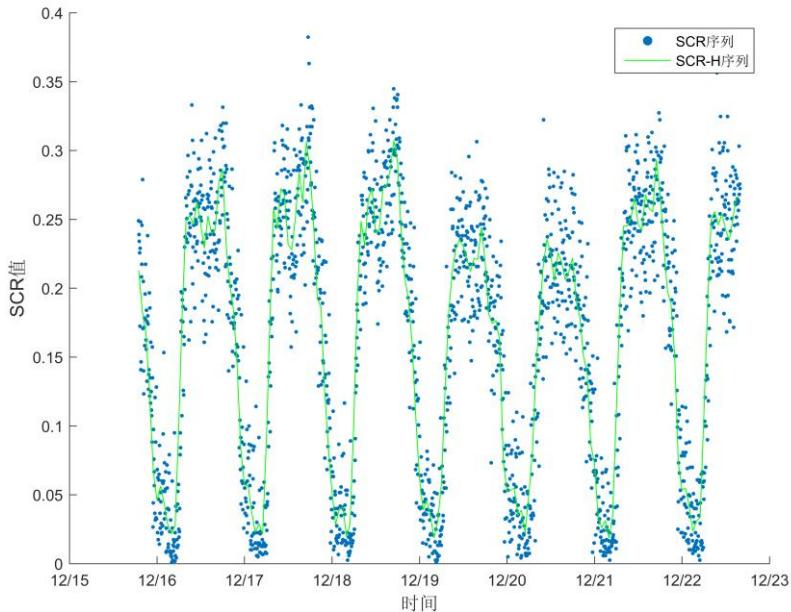


图 6-13 按时平均的 SCR-H 序列

通过 Cramer 分解，序列可以分为确定性分量和随机性分量。如图 6-14 所示是 SCR-H 序列的缓慢趋势分量、纯周期分量和纯随机分量，序列的周期为 24 期，即按天重复。实际上，由于序列的时间较短，趋势部分很有可能是更长周期的波动，这需要进一步的更长时间的频谱检测才能进行讨论。

序列的趋势部分可以用趋势系数拟合，纯周期部分和纯随机部分则可以通过 SARIMA 模型进行拟合，拟合的第一步需要确定模型的阶数，通过图 6-14 的 ACF 和 PACF 可以初步判定 $p=3, q=2$ ，但是更精确的结果需要利用 AIC 判据或者 BIC 判据。表 6-8 是 SCR-H 序列的 AIC 判据表，从检索待估计参数量的角度，选择 AIC 值最小的 $p=2, q=1$ 模型。同期季节模型用同样的方法选择为 $P=1, D=0, Q=1$ 。

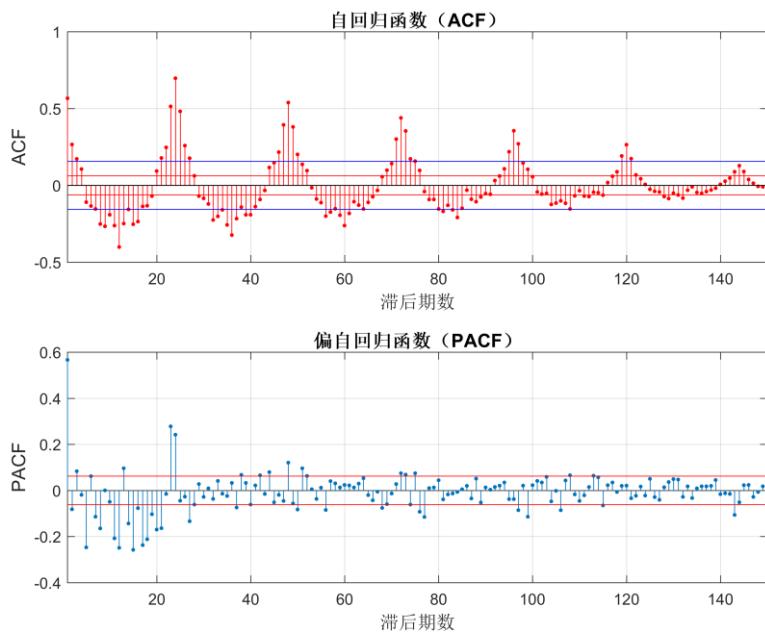


图 6-14 SCR-H 序列的自相关函数和偏自相关函数

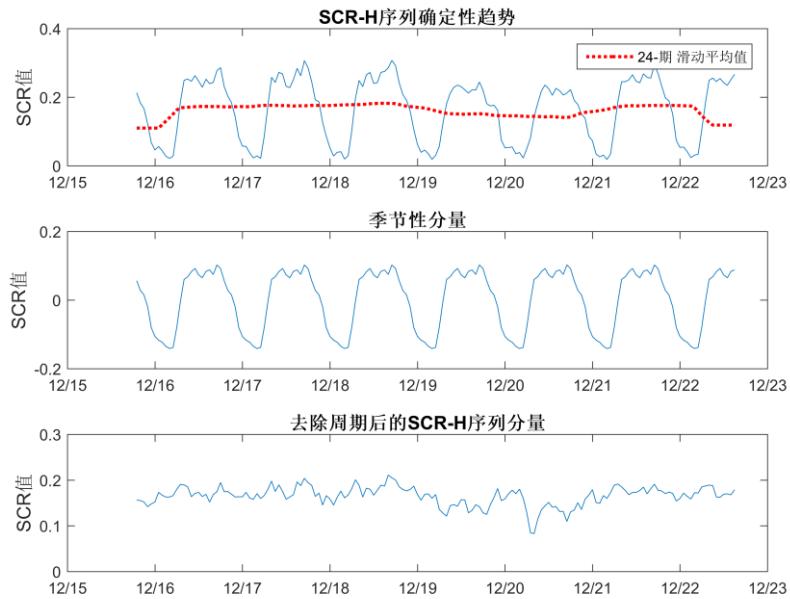


图 6-15 SCR-H 序列的确定性趋势提取

表 6-8 ARMA(p,q)阶数选择的 AIC 判据值

	q					
	1	2	3	4	5	6
1	-723.26	-719.46	-715.88	-727.12	-705.15	-705.17
2	-779.84	-670.84	-666.68	-657.03	-644.52	-637.24
p 3	-709.15	-670.99	-660.59	-635.45	-622.01	-619.67
4	-730.36	-700.33	-648.27	-656.42	-612.43	-610.73
5	-699.36	-661.56	-644.32	-626.41	-615.73	-602.32

然后对于模型 GARCH(0,0)-SARIMA(2,1,1) \times (0,0,1)₂₄进行参数估计，选用条件最小二乘法，估计样本用 12 月 16 日到 12 月 21 日的 SCR-H 值，“预测”12 月 22 日的 SCR-H 值为图 6-15，可以看到，预测值与实际值基本吻合，95% 置信区间包含了真实 SCR-H 值。

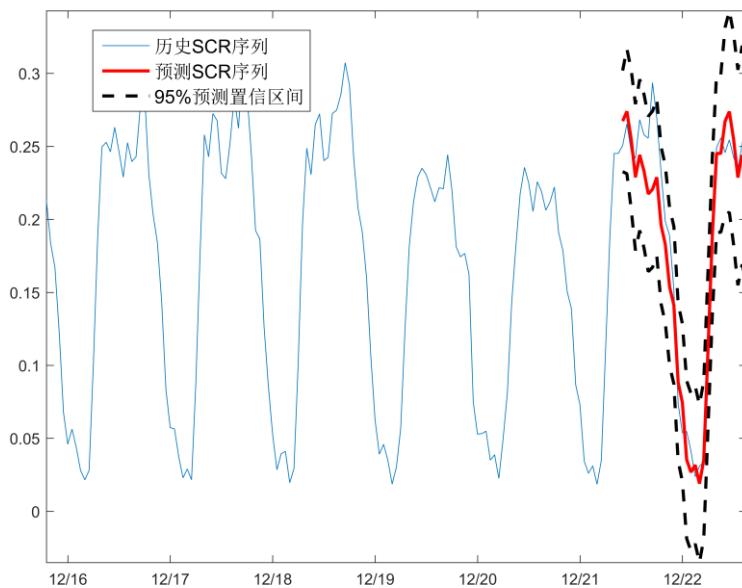


图 6-16 GARCH-SARIMA 模型在 SCR-H 序列上的预测效果

检验模型拟合残差的条件异方差性，LM 检验结果表明残差序列不具有条件异方差性，GARCH(m,n)模型中 m=n=0，如果检验结果表明残差存在异方差性，则需要调整 m 和 n 的值，拟合残差序列，指导 GARCH 拟合残差不具有条件异方差性。因为 SARIMA 建立同方差假设上，所以残差的异方差性不能在模型中

体现，异方差条件拟合的 SARIMA 会影响预测精度。

Conduct LM test ...

No heteroscedasticity, Test Result = 0, pValue = 0.204537

最后检验模型的显著性，显著性分为两部分：参数显著性，即参数非零，和模型有效显著性，即残差服从正态分布。残差序列 ACF 不显著，LB 检验表明残差序列不存在自相关性，而 Q-Q 图的分位线基本为 45° 表明残差服从正态分布，SCR-H 序列中的自相关信息已经提取完整，因此模型是可以接收的。

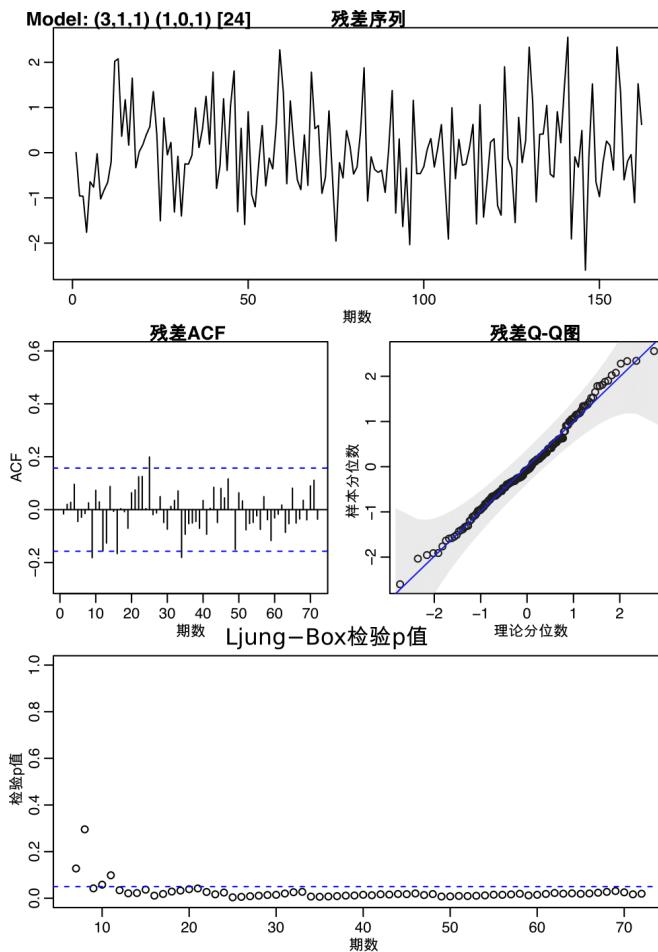


图 6-17 GARCH-SARIMA 模型在 SCR-H 序列上的模型残差检验

6.4 频谱占用空间模型建立

FM 业务覆盖范围大，而且通常在区域内只存在一个授权发射用户——广播电视塔，因此可以简化频谱空间模型的研究。6.4.1 小节首先通过 ITU.R.P 1546 建立的决定性模型进行频谱能量密度的空间推测，6.4.2 小节利用移动站采集的 FM 101.7MHz 频谱能量密度，以变差函数和 Kriging 方法为基础建立经验性空间相关模型，

6.4.1 基于 ITU.R.P 1546 模型的决定性空间模型

ITU.R.P 1546 是一个半经验型无线电传播模型，它的经验场强曲线来源于不同环境下的，大规模场强测量和经验总结，可以反映无线电传播中许多难以清晰用公式表述的规律。图 6-1 中，默认的发射频率为 100MHz，发射高度为 100m，接收高度为 5m，地形净空角为 10° ，散布物体平均高度为 50m。单独调整发射高度、接收高度、发射频率和传播环境可以得到不同条件的经验场强衰减曲线。可以看到，发射高度越高，相同传播距离的场强衰减越小，接收高度的影响亦然；发射频率增大，传播范围明显减小；大城市的场强衰减显著大于空旷地和郊区。当场强衰减到认知用户接收端的灵敏度以下，认知用户不可能再接收到授权用户信号，传播范围以外的频谱闲置，认知用户可以动态接入。

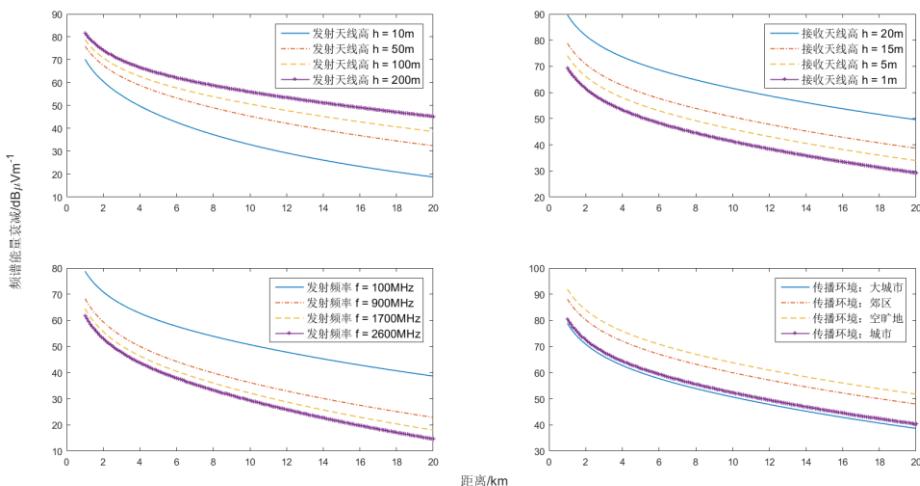


图 6-18 ITU.R.P 1546 模型给出的不同条件下频谱能量衰减曲线。

假设单个授权用户的发射传播信息如表 6-1，在由泊松随机场生成的如图 6-2(a)所示的地形环境，由此可以推测出认知用户在空间内不同位置受到的授权用户影响，如图 6-2(b)所示。授权用户位于 (0.91, 0.75)，随着认知用户到授权用户的距离增加，可以接收到频谱能量减小。假如授权用户的噪声限为 $10dB\muVm^{-1}$ ，位于 (0.0, 0.0) 位置的认知用户应该是不受授权用户影响，因此只要它的发射功率不足以影响授权用户，它可以接入该授权用户正在使用频谱。同样的，从多个不同位置的认知用户的感知结果出发，依据空间模型可以推测出授权用户的位置，尤其是在用户移动的过程中，实时进行感知信息和空间模型更新可以减少两者的冲突。

表 6-9 授权用户的发射信息

	发射频率/MHz	发射高度/m	接收高度/m	地形净空角/ $^{\circ}$	传播环境
用户参数	100	200	5	10	“Land” “Dense urban”

然而，实际的无线电环境是复杂的，建筑物的吸收和屏蔽效应，大气层的折射和灰尘的吸收和散射效应，这些都可能使得电磁波已快于决定性模型的速率

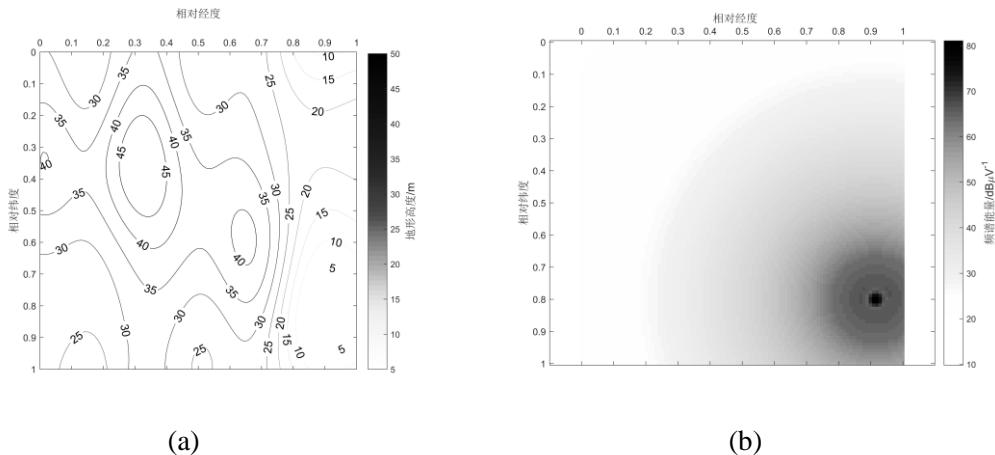


图 6-19 单授权用户发射下的空间频谱能量分布推测，(a) 随机模拟地形，(b) ITU.R.P 1546 模型给出的能量分布。

衰减。此外，许多授权用户信号可能不止来自一个空间位置，利用 FM 电台有中继站，蜂窝网络则更复杂，决定性模型往往难以单独处理这些问题。

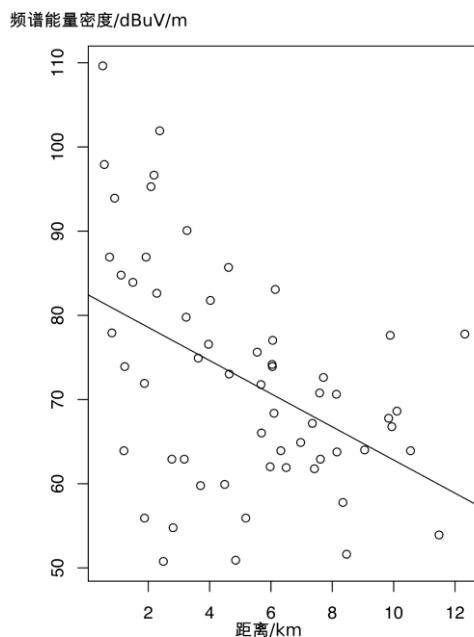
6.4.2 基于 Kriging 估计的相关性空间模型

不同于决定性模型，相关模型是“数据驱动”，它通过提取多个认知节点感知结果之间的依赖性，达到推测授权用户信息的目的，本小节将利用某地移动站获得的 FM 101.7MHz 频谱能量分布演示频谱空间相关模型的建立分析过程。在图 6-3(a)所示的区域内分布着 60 个频谱感知节点，同时将该区域等间距划分为 100×100 的网格，FM 发射塔位于 $(0.6, 0.5)$ 的位置，区域内网格到 FM 发射塔的距离从 0.5km 到 14.5km 不等，利用 Haversine 公式可以通过两点的经纬度计算距离，

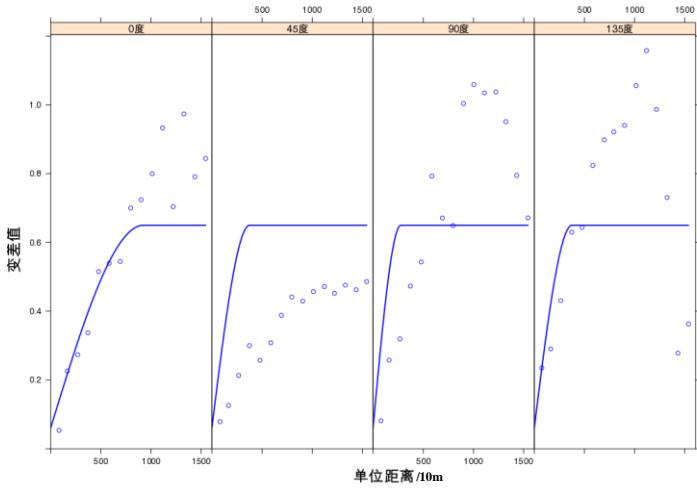
$$\begin{aligned} a &= \sin^2(\Delta\varphi / 2) + \cos\varphi_1 \cos\varphi_2 \sin^2(\Delta\lambda / 2) \\ c &= 2 \cdot \text{atan}2(\sqrt{a}, \sqrt{1-a}) \\ d &= R \cdot c \end{aligned} \quad (6-1)$$

其中 $\Delta\varphi$ 和 $\Delta\lambda$ 分别为两点经度之差和纬度之差， R 为地球半径（约 6317km）。

图 6-20(a)展示了空间频谱能量采样值与采样值到信号发射塔距离的关系，(b)展示了多个方向上的实验变差函数 $\gamma(h)$ 。



(a)



(b)

图 6-20 频谱能量实验变差函数（空心点）及其理论变差模型拟合（实线），(a)空间内的点与授权用户的距离，(b)观测点的经验变差函数及指数变差模型拟合的结果

反距离加权(IDW)是空间统计中最直观的方法，图 6-4 是幂指数取 4 的 IDW 估计结果，可以看到 FM 发射塔位置 (0.6, 0.5) 附近聚集了一系列能量较强的的点，几个深衰落的节点也可以辨别。IDW 没有考虑认知结果的空间相关性，这是重要的协作信息增益。在图 6-3(b)变差模型的基础上，利用式 (5-4) 的 OK 权值估计方法可以得到一组权值，将任意点的频谱能量估计为节点样本的线性组合。图 6-5(a)(b)分别是 OK 估计结果和估计方差，如式 (5-16)，相比 IDW，OK 的估计结果更平滑，因为后者建立在变差函数的基础上，利用了空间相关性，更符合无线电传播规律。OK 估计在样本节点位置的估计方差最小，在节点稀疏的区域估计方差显著增大。

利用 Kriging 交叉检验和评估统计量可以得到 OK 估计的方差和估计的一致性，如表 6-9 所示。

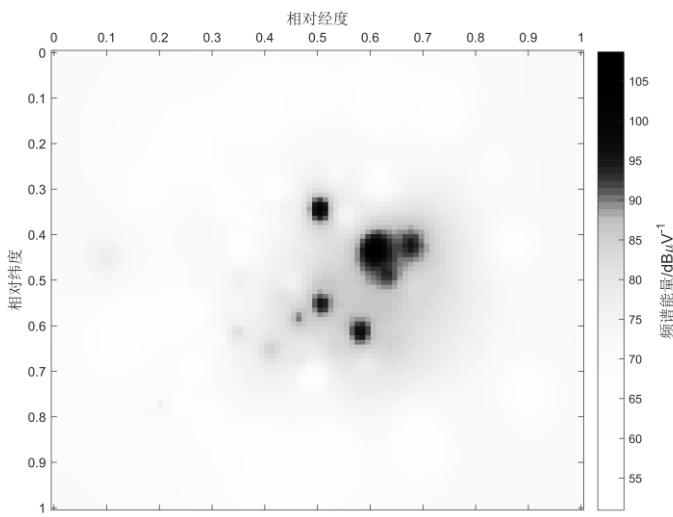
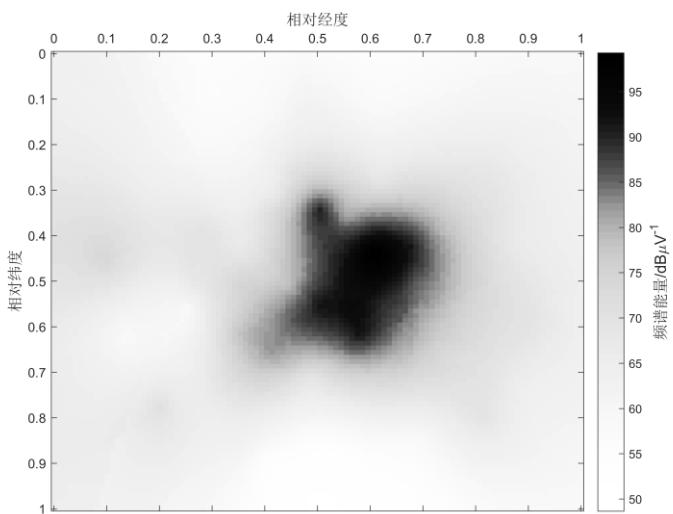


图 6-21 FM 段频谱能量的 IDW 空间估计结果

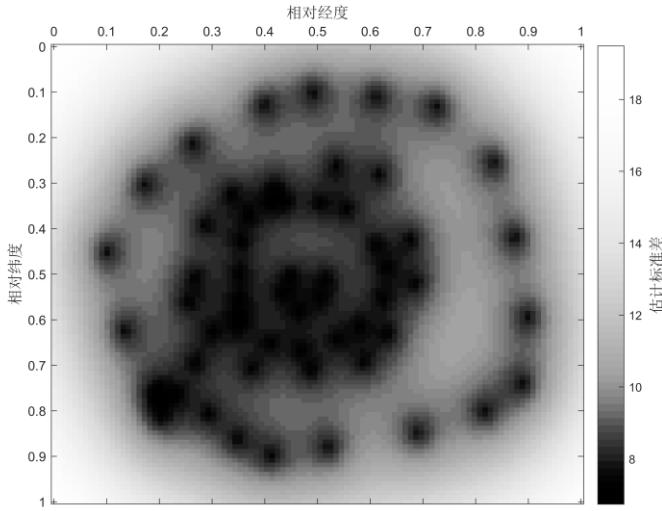
表 6-10 OK 估计的交叉检验结果

Mean_Err ¹	MSE ²	Cor_OBS ³	Cor_PRE ⁴	IQR ⁵
-0.3507	74.65	0.7571	0.0507	10.03

¹ 交叉检验残差（理想情况为 0），² 均方误差（理想情况为 0），³ 观测值和预测值之间的相关性（理想情况为 1），⁴ 残差和预测值的相关性（理想情况为 0），⁵ 残差的分位数（越小越好）



(a)



(b)

图 6-22 FM 段频谱能量的(a)OK 空间估计结果及(b)估计方差

6.5 小结

本章演示了频谱监测数据特征提取和频谱模型的建立。利用频谱监测可以可以获取频谱能量密度，不同业务的频谱能量时间序列或空间分布具有显著差异的特征，而差异的特征可以通过 M/Geo/C 模型模拟出来。实验证明，OTSU-ED 和 ROHT-ED 可以有效地提取频谱占用状态，实现频谱能量样本特征化描述。基于 CTW-VMM 的条件概率模型可以有效地利用频谱占用样本中地重复模式，预测频谱状态。基于 GARCH-SARIMA 的时间序列模型可以有效地提取频谱业务聚集度中的自相关、周期和异方差信息，预测业务聚集度的演进趋势。决定性空间模型可以利用用户的发射信息，推测其影响范围，从而发掘空间分布的频谱空穴，相关性空间模型可以利用认知网络的感知结果推测授权用户发射信息，它比决定性模型更能适应变化的环境。

7 总结与展望

本文围绕着认知无线电中的频谱占用特征建模展开了研究,讨论了频谱数据获取、频谱感知方法、频谱占用时空特征模型,主要贡献如下,

①设计总结了 20-3000MHz 频谱的监测方案,包括固定监测站的 7×24 小时频谱测量和移动站的单帧频谱调查。

②设计引入了频谱特征指标,包括频谱能量 PSD、频谱占用状态 CS, 频段业务聚集度 SCR 和持续空闲时长集合 CVD, 对频谱占用情况进行特征化表述。

③利用 M/Geo/C 排队模型设计了频谱模拟数据发生器,可以产生不同场景的随机频谱数据。

④讨论了能量检测(ED)方法在监测数据集上的应用,引入了加窗 ROHT 和 OTSU 自适应选择 ED 阈值,结合模拟频谱数据讨论加窗 ROHT-ED 在处理不同场景频谱数据(“随机占用”、“固定占用”、“重负载”、“多用户”)的性能,并将其应用于监测数据。研究表明加窗 ROHT-ED 和 OTSU-ED 可以有效处理异质的频谱监测结果,在误警概率和漏检概率之间达到平衡。

⑤引入 CTW-VMM 条件概率模型,应用于“波动占用”模式的频谱占用状态建模与预测,并与 LZms-VMM 方法做性能对比。研究表明,CTW-VMM 以接近 90% 的准确度预测未来频谱状态。频谱预测能力可以帮助认知用户发掘频谱空穴,降低频谱接入的冲突率。

⑥引入 GARCH-SARIMA 自回归模型,建立频谱指标——SCR 序列的相关性模型,分析 SCR 的规律预测它的趋势。掌握频谱指标序列的发展规律可以帮助认知用户指定频谱接入测量。

⑦引入无线电传播模型解析授权用户先验信息。引入变差模型和 Kriging 方法,建立频谱指标的空间相关性模型,分析预测频谱指标的空间结构。频谱指标空间模型可以帮助认知网络中的多个认知用户进行协作频谱感知,为它们共享频谱感知结果提供基础。

本文的研究工作尚处于起步阶段,笔者认为,对于频谱模型和频谱感知的研究,还有许多可做的工作,

①持续时间更长，覆盖范围更广的同步频谱监测活动。由于国内重要城市一般都部署了无线电频谱监测固定站甚至监测网络，它们积累了数月甚至数年的实测数据，这些数据可以为频谱模型的研究提供更多支持，体现在：（1）更长周期的监测数据可以发掘出更多的频谱使用规律，本文中固定站的监测过程只持续了一周，但是更多以月、年为周期的大尺度规律一定存在。（2）更多的监测节点，包括不同环境下的节点，如商业中心、城市、郊区和乡村等，可以用于发现更多频谱使用差异。（3）多个节点的协同测量，多个节点在可以共享测量频谱的基础上协同工作，可以提供数据支持协作频谱感知模型的研究，本文的固定站监测，由于监测节点的配置不一致，难以进行对比，因此更多同条件的节点可以提供更有效的支持。

②频谱感知手段的扩展。本文中由于频谱执照数据库不完整，难以获取授权用户信息，因此只能采用无用户先验知识的能力检测方法，事实上，授权用户信息（如位置和调制方式）的存在可以极大地提高认知用户地感知能力，因此后续地研究可以继续拓展感知手段。

③频谱占用状态模型地扩展。由于感知手段的限制，本文采用了二状态模型，同时由于监测数据的限制，难以研究空闲时长集合（CVD），考虑到频谱状态可能不是突变的、对空闲时长的预测比突变状态更重要，后续的占用状态模型可以引入中间状态、引入空闲时长量、并同时预测多个潜在可用频道，研究认知用户的接入策略。

④频谱时空模型的研究。本文单独讨论了频谱指标时间序列和空间结构，实际上，通过时空克里格方法，两者可以在同一个模型中讨论，只是本文由于固定站的配置不统一，数据在时空模型中效果不佳所以未做讨论，频谱时空模型可以更好地切合协作感知的需要。

参考文献

- [¹] Kaushik M. Spectrum Sacrcity[J]. Business Today, 2008.
- [²] Vijay A. 5G Systems: The mmMAGIC Project Perspective on Use Cases, Challenges and Spectrum between 6GHz and 100 GHz[C]// IEEE Wireless and Network Conference. IEEE, 2016.
- [³] Walker J. Spectrum Shortage?[J]. Reason, 2001.
- [⁴] Islam M, Koh C, Oh S. W, et al. Spectrum Survey in Singapore: Occupancy Measurements and Analyses[C]// International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, 2008. Crown com. IEEE Xplore, 2008:1-7.
- [⁵] Valenta V, Marlek R, Baudoin G, et al. Survey on Spectrum Utilization in Europe: Measurements, Analyses and Observations[C]// Proceedings of the Fifth International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications. IEEE, 2010:1-5.
- [⁶] Federal Communication Commission,Spectrum Policy Task Force Report [S], FCC ,Nov.2002
- [⁷] Yin S, Chen D, Zhang Q, et al. Mining Spectrum Usage Data: A Large-Scale Spectrum Measurement Study[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012, 11(6):1033-1046.
- [⁸] Zhu G, Gong X, Luo R. Characterizing and Mapping of Exposure to Radio-frequency Electromagnetic Fields (20-3000 MHz) in Chengdu, China[J]. Health Physics, 2017, 112(3):266-267.
- [⁹] Cramton P, Skrzypacz A, Wilson R. The 700 MHz Spectrum Auction: An Opportunity to Protect Competition In a Consolidating Industry[C]// Report for Frontline Wireless. 2007:279-291.
- [¹⁰] Leaves P, Moessner K, Tafazolli R, et al. Dynamic spectrum allocation in composite reconfigurable wireless networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2004, 42(5):72-81.
- [¹¹] 胡丽. 无线电频谱资源用益权制度研究[D]. 重庆大学, 2010.
- [¹²] Nolan K. Research and development efforts in software-defined radio (SDR), cognitive radio (CR), and Dynamic spectrum access (DSA) technologies.[C]// Cognitive Radio and Software Defined Radios: Technologies and Techniques, 2008 IET Seminar on. IET, 2008:1-24.

- [¹³] Mitola J I. Cognitive Radio: An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio, PhD Dissertation[J]. 2000.
- [¹⁴] Jondral F K. Software-Defined Radio” Basics and Evolution to Cognitive Radio[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2005, 2005(3):275-283.
- [¹⁵] Sung K W, Kim S L, Zander J. Temporal Spectrum Sharing Based on Primary User Activity Prediction[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(12):3848-3855.
- [¹⁶] Tandra R, Mishra S M, Sahai A. What is a Spectrum Hole and What Does it Take to Recognize One?[J]. Proceedings of the IEEE, 2009, 97(5):824-848.
- [¹⁷] Zhao Q. Spectrum Opportunity and Interference Constraint in Opportunistic Spectrum Access[J]. 2007, 3(3):III-605-III-608.
- [¹⁸] Masonta M T, Mzyece M, Ntlatlapa N. Spectrum Decision in Cognitive Radio Networks: A Survey[J]. IEEE Communications Surveys& Tutorials, 2013, 15(3):1088-1107.
- [¹⁹] Etkin R, Parekh A, Tse D. Spectrum Sharing for Unlicensed Bands[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2007, 25(3):517-528.
- [²⁰] Lopez-Benitez M, Casadevall F. Spectrum Usage Models for the Analysis, Design and Simulation of Cognitive Radio Networks[J]. 2012, 62(5):2091 - 2104.
- [²¹] Wang J W, Adriaman R. Analysis of opportunistic spectrum access in cognitive radio networks using hidden Markov model with state prediction[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2015, 2015(1):10.
- [²²] Mitola J I, Maguire G Q J. Cognitive Radio: Making Software Radios More Personal[J]. IEEE Pers Commun, 1999, 6(4):13-18.
- [²³] Haykin S. Cognitive Radio: Brain-empowered Wireless Communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 23(2):201-220.
- [²⁴] McHenry M. Frequency Agile Spectrum Access Technologies[J]. Proc Fcc Workshop on Cognitive Radio, 2003.
- [²⁵] Liang Y C, Zeng Y, Peh E C Y, et al. Sensing-Throughput Tradeoff for Cognitive Radio Networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(4):1326-1337.
- [²⁶] Akyildiz I F, Lee W Y, Vuran M C. NeXt Generation Dynamic Spectrum Access/Cognitive Radio Wireless Networks: a Survey[J]. Computer Networks, 2006, 50(13):2127-2159.
- [²⁷] D. Hlavacek, M. J. Chang. A layered approach to cognitive radio network security: A survey[J]. Computer Networks, 2014, 75: 414-436.
- [²⁸] Standard for Recommended Practice for Installation and Deployment of IEEE 802.22 Systems, IEEE 802.22.2-2012(TM), Sep. 28, 2012.

- [²⁹] Yucek T, Arslan H. A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications[J]. IEEE Communications Surveys& Tutorials, 2009, 11(1):116-130.
- [³⁰] Letaief K B, Zhang W. Cooperative Spectrum Sensing[J]. Cognitive Wireless Communication Networks, 2007:115-138.
- [³¹] Akyildiz I F, Lo B F, Balakrishnan R. Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks: a Survey[J]. Physical Communication, 2011, 4(1):40/62.
- [³²] Romero D, Leus G. Wideband Spectrum Sensing From Compressed Measurements Using Spectral Prior Information[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(24):6232-6246.
- [³³] Xie S, Liu Y, Zhang Y, et al. A Parallel Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(8):4079-4092.
- [³⁴] Xie J, Chen J. An Adaptive Double-Threshold Spectrum Sensing Algorithm under Noise Uncertainty[C]// IEEE, International Conference on Computer and Information Technology. IEEE, 2012:824-827.
- [³⁵] Tan R. Research on Adaptive Cooperative Spectrum Sensing[J]. 2016.
- [³⁶] Yucek T, Arslan H. A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications[J]. IEEE Communications Surveys& Tutorials, 2009, 11(1):116-130.
- [³⁷] Urkowitz H. Energy detection of unknown deterministic signals[J]. Proceedings of the IEEE, 1967, 55(4):523-531.
- [³⁸] Cabric D, Mishra S M, Brodersen R W. Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios[M]. 2004.
- [³⁹] Lopez-Benitez M, Casadevall F. Improved energy detection spectrum sensing for cognitive radio[J]. Iet Communications, 2012, 6(8):785-796.
- [⁴⁰] Tandra R, Sahai A. SNR Walls for Signal Detection[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2008, 2(1):4-17.
- [⁴¹] Chatziantoniou E, Allen B, Velisavljevic V, et al. Energy Detection based Spectrum Sensing over Two-wave and Diffuse Power Fading Channels[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017:1-1.
- [⁴²] Boulogeorgos A A A, Chatzidiamantis N D, Karagiannidis G K. Energy Detection Spectrum Sensing Under RF Imperfections[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(7):2754-2766.
- [⁴³] Furtado A, Irio L, Oliveira R, et al. Spectrum Sensing Performance in Cognitive Radio Networks with Multiple Primary Users[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 99(3):1-1.

- [⁴⁴] Plata D M M. Evaluation of energy detection for spectrum sensing based on the dynamic selection of detection-threshold[J]. Procedia Engineering, 2012, 35(35):135--143.
- [⁴⁵] Atapattu S, Tellambura C, Jiang H, et al. Unified analysis of low-SNR energy detection and threshold selection[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(11):1-1.
- [⁴⁶] Cordeiro C, Challapali K, Birru D, et al. IEEE 802.22: the first worldwide wireless standard based on cognitive radios[M]. 2005.
- [⁴⁷] Digham F F, Alouini M S, Simon M K. On the energy detection of unknown signals over fading channels[J]. Communications IEEE Transactions on, 2007, 55(1):21-24.
- [⁴⁸] Chatterjee S, Maity S P, Acharya T. On optimal threshold selection in cooperative spectrum sensing for cognitive radio networks: an energy detection approach using fuzzy entropy Maximization[J]. Wireless Personal Communications, 2015, 84(3):1-21.
- [⁴⁹] Bhargavi D, Murthy C R. Performance comparison of energy, matched-filter and cyclostationarity-based spectrum sensing[C]// IEEE Eleventh International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications. IEEE, 2010:1-5.
- [⁵⁰] Christian I, Moh S, Chung I, et al. Spectrum mobility in cognitive radio networks[J]. Communications Magazine IEEE, 2012, 50(6):114-121.
- [⁵¹] 蒋师, 屈代明, 吴露露, 等. 动态频谱接入技术的分类和研究现状[J]. 通信技术, 2008, 41(11):20-22.
- [⁵²] Chen Y, Oh H. A survey of measurement-based spectrum occupancy modeling for cognitive radios[J]. Communications Surveys & Tutorials IEEE, 2014, 18(1):1-1.
- [⁵³] Das D, Das S. A survey on spectrum occupancy measurement for cognitive radio[J]. Wireless Personal Communications, 2015, 85(4):2581-2598.
- [⁵⁴] Wellens M, Riihijrvi J, Mhnen P. Empirical time and frequency domain models of spectrum use[J]. Physical Communication, 2009, 2(1/2):10-32.
- [⁵⁵] Lopez-Benitez M, Casadevall F. Time-dimension models of spectrum usage for the analysis, Design, and Simulation of Cognitive Radio Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(5):2091-2104.
- [⁵⁶] Huang P, Liu C J, Xiao L, et al. Mining frequent partial periodic patterns in spectrum usage data[C]// IEEE, International Workshop on Quality of Service. IEEE, 2012:1-4.
- [⁵⁷] Ren F, Wang X, Peng T, et al. Work in progress: Spectrum data mining in the cognitive radio[C]// International Conference on Communications and NETWORKING in China. 2014:554-557.
- [⁵⁸] Ghosh C, Pagadarai S, Agrawal D P, et al. A framework for statistical wireless spectrum occupancy modeling[J]. Wireless Communications IEEE Transactions on, 2010, 9(1):38-44.

- [⁵⁹] Ghosh C, Roy S, Rao M B, et al. Spectrum occupancy validation and modeling using real-time measurements[C]//ACM Workshop on Cognitive Radio Networks. ACM, 2010:25--30.
- [⁶⁰] Chatziantoniou E, Allen B, Velisavljevi V. An HMM-based spectrum occupancy predictor for energy efficient cognitive radio[C]//IEEE, International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications. IEEE, 2013:601-605.
- [⁶¹] El Din M S, El-Tarhuni M, Assaleh K, et al. An HMM-based spectrum access algorithm for cognitive radio systems[C]// International Conference on Information and Communication Technology Research. IEEE, 2015:116-119.
- [⁶²] Karia D C, Lande B K, Daruwala R D. Performance analysis of HMM-and ANN-based spectrum vacancy predictor behaviour for cognitive radios[J].International Journal of Ad Hoc & Ubiquitous Computing, 2012, 11(4):206-213.
- [⁶³] Melin-Gutirrez L, Zazo S, Blanco-Murillo J L, et al. HF spectrum activity prediction model based on HMM for cognitive radio applications[J].Physical Communication, 2013, 9:199/211.
- [⁶⁴] Wang Z, Salous S. Time series arima model of spectrum occupancy for cognitive radio[C]// Cognitive Radio and Software Defined Radios:Technologies and Techniques, 2008 IET Seminar on. 2008:1 - 4.
- [⁶⁵] Pedraza LF, Hernandez C A, Rodriguez-Colina E. Modeling of GSM spectrum based on seasonal ARIMA model[C]//Latincom. 2014.
- [⁶⁶] Pedraza LF, Hernandez C A, Rodriguez-Colina E. et al. Study of models to forecast the radio-electric spectrum occupancy[J]. Indian Journal of Science and Technology, 2017, 9(48).
- [⁶⁷] Zaman B, Abbas Z H, Li F Y. A lightweight spectrum occupancy and service time model for centralized cognitive radio networks[J].Wireless Personal Communications, 2016:1-20.
- [⁶⁸] Wellens M, Riihijrvi J, Mhnen P. Spatial statistics and models of spectrum use[J]. Computer Communications, 2009, 32(18):1998-2011.
- [⁶⁹] Lopez-Benitez M Tez M, Casadevall F. Spatial duty cycle model for Cognitive Radio[C]// IEEE, International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications. IEEE Xplore, 2010:1631-1636.
- [⁷⁰] Lopez-Benitez M, Casadevall F. Space-dimension models of spectrum usage for cognitive radio networks[J].IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016:1-1.
- [⁷¹] Boccolini G, Hernández-Péaloza G, Beferull-Lozano B. Wireless sensor network for Spectrum Cartography based on Kriging interpolation[C]//IEEE, International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. IEEE, 2012:1565-1570.
- [⁷²] Sato K, Fujii T. Kriging-based interference power constraint for spectrum sharing based on radio environment map[C]//IEEE GLOBECOM Workshops. IEEE, 2015:1-6.

- [⁷³] Reed J H. Chapter 11 - Network Support: The radio environment map[M]//Cognitive Radio Technology. Elsevier Inc. 2006:325-366.
- [⁷⁴] Scozzaro A. Method for reconstructing the map of an environment surrounding a wireless device and wireless device implementing such method[J]. 2017.
- [⁷⁵] Yin L, Yin S X, Hong W, et al. Spectrum behavior learning in Cognitive Radio based on artificial neural network[J]. IEEE, 2011:25 - 30.
- [⁷⁶] Aslam S, Shahid A, Lee K G. Primary user behavior aware spectrum allocation scheme for cognitive radio networks [J]. Computers & Electrical Engineering, 2015, 42(C):135-147.
- [⁷⁷] Wu M, Song T, Shen L, et al. Novel cooperative sensing algorithm for spatial spectrum distribution with unknown noises[J]. Journal of Southeast University, 2016.
- [⁷⁸] International Telecommunication Union. Handbook for spectrum monitoring[B]//. Geneva: ITU; 2011.
- [⁷⁹] Spectrum Monitoring[M]// The radio spectrum: managing a strategic resource. ISTE, 2010:161-175.
- [⁸⁰] 刘幸福, 龚晓峰. 中频数字接收机在 SoC 上的实现[J]. 电子技术应用, 2014, 40(9):21-23.
- [⁸¹] 成都大公博创信息技术有限公司. 无线电信号仿真训练系统[J]. 中国无线电, 2016(8):70-71.
- [⁸²] 罗德与施瓦茨中国有限公司. 符合 ITU 建议的高性能无线电监测接收机 R&S EB500[J]. 中国无线电, 2011(1):77-78.
- [⁸³] 罗德与施瓦茨公司. R&S DDF 255——高集成度的精确测向设备[J]. 中国无线电, 2008(10):65-65.
- [⁸⁴] Datla D, Wyglinski A M, Minden G J. A spectrum surveying framework for dynamic spectrum access networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(8):4158-4168.
- [⁸⁵] Dickson D C M, Hughes B D, Lianzeng Z. The density of the time to ruin for a Sparre Andersen process with Erlang arrivals and exponential claims[J]. Scandinavian Actuarial Journal, 2005, 2005(5): 358-376.
- [⁸⁶] Zhang W, Mallik R K, Letaief K B. Optimization of cooperative spectrum sensing with energy detection in cognitive radio networks[J]. IEEE transactions on wireless communications, 2009, 8(12).
- [⁸⁷] Ohtsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. Systems Man & Cybernetics IEEE Transactions on, 1979, 9(1):62-66.

- [88] Wong A K C, Sahoo P K. A gray-level threshold selection method based on maximum entropy principle[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1989, 19(4):866-871.
- [89] Ridler T W, Calvard S. Picture thresholding using an iterative selection method[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1978, 8(8):630-632.
- [90] Zhang J, Hu J. Image segmentation based on 2D Otsu method with histogram analysis[C]// International Conference on Computer Science and Software Engineering. IEEE Computer Society, 2008:105-108.
- [91] Beielstein T, Markon S. Threshold selection, hypothesis tests, and DOE methods[C]// Evolutionary Computation, 2002. CEC '02. Proceedings of the 2002 Congress on. IEEE, 2002:777-782.
- [92] Laird P, Saul R. Discrete sequence prediction and its applications[J]. Machine Learning, 1994, 15(1):43-68.
- [93] 孙荣恒. 随机过程及其应用[M]. 清华大学出版社, 2004.
- [94] Rabiner L R. A tutorial on hidden Markov models and selected[J]. Applications in Speech Recognition”, Proceedings of the IEEE, 2010, 77(2):257 - 286.
- [95] Nunez-Yanez JL, Chouliaras V A. A configurable statistical lossless compression core based on variable order Markov modeling and arithmetic coding[J]. IEEE Transactions on Computers, 2005, 54(11):1345-1359.
- [96] Begleiter R, El-Yaniv R, Yona G. On prediction using variable order markov models[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2011, 22(1):385--421.
- [97] 曲炜. 信息论与编码理论[M]. 科学出版社, 2005.
- [98] 史代敏. 应用时间序列分析[M]. 高等教育出版社, 2011.
- [99] Wold H. A study in the analysis of stationary time series[J]. 1939.
- [100] Eric R. Ziegel. Time series analysis, forecasting, and control[M]. Holden-day, 1976.
- [101] Lamoureux C G, Lastrapes W D. Heteroskedasticity in stock return data: Volume versus GARCH Effects[J]. The Journal of Finance, 1990, 45(1):221-229.
- [102] 李焜, 王喆. 无线通信电波传播模型的研究[J]. 无线通信技术, 2008, 17(1):10-12.
- [103] Kuchkuda R. An Introduction to ray tracing[J]. 1988, 34(2):417-417.
- [104] 曹星, 贾坤, 朱银川, 等. 微蜂窝中电波传播预测模型的改进[J]. 电讯技术, 2004, 44(1):60-64.

- [¹⁰⁵] Hata M. Empirical formula for propagation loss in land mobile radio services[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1980, 29(3):317-325.
- [¹⁰⁶] Andersen J B, Rappaport T S, Yoshida S. Propagation measurements and models for wireless communications channels[J]. IEEE Communications Magazine, 1995, 33(1):42-49.
- [¹⁰⁷] 海霞. ITU-R P.1546-3 建议书的相关修正方法[J]. 广播与电视技术, 2008, 35(9):124-126.
- [¹⁰⁸] Isaaks E H, Srivastava R M. Applied geostatistics /[M]// Applied geostatistics. Oxford University Press, 1989.
- [¹⁰⁹] Tovar A. Inverse distance weight function to interpolate values based on the sampled points[J]. 1945.
- [¹¹⁰] Matheron G. Principles of geostatistics[J]. Economic Geology, 1963, 58(8):1246-1266.
- [¹¹¹] Begleiter R, El-Yaniv R, Yona G. On prediction using variable order markov models[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2011, 22(1):385--421.
- [¹¹²] David Stoffer (2016). astsa: Applied statistical time series analysis. R package version 1.7. <https://CRAN.R-project.org/package=astsa>
- [¹¹³] Hyndman RJ and Khandakar Y (2008). Automatic time series forecasting: the forecast package for R.[J]. Journal of Statistical Software, 26(3), pp. 1-22.
- [¹¹⁴] Pebesma E J, Pebesma M E J. The gstat package[J]. Computers & Geosciences, 2004, 30(7):683–691.
- [¹¹⁵] Pebesma E. spacetime : Spatio-temporal data in R[J]. Journal of Statistical Software, 2012, 51(7):1-30.
- [¹¹⁶] Devanarayana C, Alfa A. Predictive channel access in cognitive radio networks based on variable order markove Models[C]. IEEE Global Telecommunications Conference, Houston, TX, USA, 2011: 1-6

攻读学位期间发表的论文和科研成果

一、攻读硕士学位期间发表的论文：

Zhu G, Gong X, Luo R. Characterizing and Mapping of Exposure to Radio-frequency Electromagnetic Fields (20-3000MHz) in Chengdu, China[J]. Health Physics, 2017, 112 (3):266-267.

二、攻读硕士学位期间参加的科研项目

(15H1106)：无线电频谱数据挖掘及其应用 2015.9-至今

论文声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得四川大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

本学位论文成果是本人在四川大学读书期间在导师指导下取得的，论文成果归四川大学所有，特此声明。

学位论文作者签字：_____

指导教师签字：

签字日期： 年 月 日

致 谢

白驹过隙，七年在蓉城川大的生活恍惚是从昨天开始的，追忆往昔，四年的本科学习和三年的研究生学习让我收获良多，收获的不仅是知识，还有友情和爱情，以及对生活的态度。我从迷惘盲从中逐渐理会了自己思考、自己学习、自己生活。

在这篇论文即将收笔之际，我思绪万千，在回忆和展望之际，我还希望能表达对我在求学过程中有过帮助的老师、同学、同事和亲人的感谢。我首先要感谢我的导师，龚晓峰老师，感谢他对我的指导和关心，给我创造学习和研究条件。感谢雒瑞森老师对我学业的指导和热心帮助，雒老师为本文的工作提供了许多建设性的建议。然后我想感谢大公博创公司的师兄师姐们，没有它们的帮助和指导就没有这篇文章的最终成型，感谢蔚微师姐和武瑞娟师姐为我解答专业领域的问题，感谢肖柳师兄带我一起解决工程问题，感谢夏苗同学在这项工作中的努力和合作，感谢张继宏师兄和杨阳师兄的指导和鞭策。还要感谢李晶晶师兄影响我去探索编程世界。

三年的研究生生活中，要感谢14级自动化班同学的陪伴，要感谢同实验室的刘镇鸣，何元利，肖美龄和刘凤同学。它们一直陪伴我进步。要感谢寝室同学周渝、尤金、周运鸿和陈代斌等等对我在生活上的照顾和学习上的督促。要特别感谢刘书琳同学，她是我生活、学习和精神上的伴侣和支撑。还要感谢我的父母和亲人，是它们一直在支持我学习，解决我求学道路上的顾虑，谢谢你们。

最后，对电气信息学院的老师和参与本文评审各位专家表示最衷心的感谢。

朱耿宇

2017年4月于四川大学启秀楼B208