

电磁频谱多维态势压缩测绘技术研究进展

沈锋¹, 丁国如², 李婕¹, 周博¹, 吴启晖¹

(1. 南京航空航天大学电磁频谱空间认知动态系统工业和信息化部重点实验室, 江苏 南京 211106;

2. 陆军工程大学通信工程学院, 江苏 南京 210007)

摘要: 在日益复杂的电磁频谱环境中, 精准获取完备的频谱态势信息是做出准确频谱决策的重要前提。首先, 介绍了频谱测绘并对比了其与传统感知的主要区别。接着, 综述了现有频谱态势生成方法的研究现状。然后, 提出了异构性、大尺度缺失、动态性、环境复杂性等挑战下的多维频谱态势压缩测绘技术研究工作, 有效弥补了传统频谱态势生成方法忽略频谱态势感知过程而导致的频谱测绘框架不完整性, 该研究可进一步为提升频谱利用率、增强频谱安全维护以及强化军事电磁对抗的决策提供更精准的指导。最后, 对未来频谱压缩测绘的发展趋势进行了展望。

关键词: 电磁频谱; 认知无线电; 频谱感知; 频谱测绘

中图分类号: TN911

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023174

Research progress on electromagnetic spectrum multidimensional situation compressed mapping technology

SHEN Feng¹, DING Guoru², LI Jie¹, ZHOU Bo¹, WU Qihui¹

1. Key Laboratory of Ministry of Industry and Information Technology on Electromagnetic Spectrum Spatial Cognitive Dynamic Systems, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China

2. College of Communication Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China

Abstract: In the increasingly complex electromagnetic spectrum environment, accurately obtaining comprehensive spectrum situation is a crucial prerequisite for making precise spectrum decisions. First, the spectrum mapping was introduced and compared with spectrum sensing. Then, an in-depth review of existing spectrum situation generation methods was conducted. Next, multidimensional spectrum situation compressed mapping in the face of challenges such as heterogeneity, large scale missing data, time variability and environmental complexity was proposed. It effectively compensated for the incompleteness of the spectrum mapping framework caused by ignoring the spectrum situation sensing process in traditional spectrum situation generation methods. This could further provide more accurate guidance for enhancing spectrum utilization efficiency, strengthening spectrum security maintenance, and intensifying electromagnetic warfare decision-making. Lastly, the future development trends of spectrum compressed mapping were discussed.

Keywords: electromagnetic spectrum, cognitive radio, spectrum sensing, spectrum mapping

0 引言

随着无线通信技术的迅猛发展, 无线频谱资源变得日益紧张, 频谱环境也变得越来越复杂。电磁

频谱资源出现了3个主要问题: 第一个是频谱赤字问题, 频谱资源是一种有限的自然资源, 众多移动互联网、空天地物联网等无线数据业务的大量涌入, 以及越来越多的智能设备接入无线通信网络,

收稿日期: 2023-06-15; 修回日期: 2023-09-01

通信作者: 吴启晖, wuqihui2014@sina.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61827801)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61827801)

对频谱资源的需求急剧攀升,致使电磁频谱资源严重紧缺;第二个是频谱安全性问题,在使用频谱资源时会遭受频谱窃听、频谱干扰和频谱伪基站等威胁,恶意攻击者通过监听无线通信信号或利用伪基站模拟合法基站与用户设备通信来窃取敏感信息,也会非法侵占频谱资源,干扰无线通信系统正常工作;第三个是电磁频谱对抗问题,电磁频谱空间已成为继陆、海、空、天、网之后的第六维作战空间,电磁频谱军事作战涉及战场态势感知、电子对抗、通信保障等多个方面,完备的战场态势获取有利于降低战场信息不对称,对提高作战效能具有重要意义。为应对这些问题,急需开展面向多维电磁频谱环境的认知技术研究,这对于有效管理频谱资源、提高频谱利用率以及监管电磁频谱活动具有重要的理论价值和实际应用价值^[1]。

为了缓解频谱赤字日益严峻的问题,认知无线电(CR, cognitive radio)^[2-4]相关研究应运而生。其核心技术为动态频谱接入(DSA, dynamic spectrum access),即在不影响授权用户正常通信的前提下,非授权用户可以机会式地接入授权用户没有使用的时、频、空等维度的无线频谱空穴,从而提升频谱利用率^[5-6]。动态频谱接入的工作主要分为2个阶段:频谱感知和频谱利用。前者是后者的基础,后者是前者的目的。频谱感知通过信号检测的方式判定当前时隙频谱状态,一般建模成二元假设检验问题^[7],常用方法包括能量检测^[8]、循环平稳检测^[9]、匹配滤波检测^[10]等。具体地,节点在通信之前对目标频段进行感知,如果发现授权用户占用该频段,则需要等待授权用户通信完毕或者转移到其他空闲频段进行感知。可靠性高的频谱感知算法既能以较高检测概率保证授权用户通信不受干扰,又能以较低虚警概率使认知系统充分利用空闲授权频段进行通信,提高频谱使用效率。除此之外,在协同融合模式和频谱感知维度方面也衍生出诸多研究工作,如文献[11-13]讨论了多传感器协同频谱感知,文献[14-16]在时、频、空等维度对频谱感知研究进行了拓展。也存在一些与人工智能结合的频谱感知方法^[17-18],通过学习输入感知信号特征和输出主用户状态的映射关系来完成对频谱工作状态的判断。

频谱感知技术还可以用于检测非法用户和在电磁战中发现敌方电磁设备。在通信设备使用过程中,可能存在一些非法用户或设备占用频谱资源,导致频谱利用效率低,甚至会直接干扰正常用户通

信。通过频谱感知,可以检测这些非法用户或设备并告警,以保障频谱资源的有效利用和通信设备的正常运作。在电磁战中,精准的频谱感知技术可以协助己方更好地发现敌方电磁设备,从而更好地制定电磁战略和战术,提高作战效果。

虽然频谱感知技术在无线通信领域具有显著的应用价值,但仍存在一些关键性限制。首先,频谱感知仅专注于检测特定频率范围内的信号是否存在,针对动态频谱接入,只能感知已知主信号即主用户(PU, primary user)的工作状态,确保次用户(SU, secondary user)可以访问可用的频谱而不对主用户造成干扰。然而,对于未知信号,频谱感知性能会大打折扣,它们通常被忽略或误判,从而导致频谱资源的浪费和利用率降低。其次,在处理多用户场景时,频谱感知可能会受到干扰和协作等问题影响。例如,当多个用户在相同的频率上进行通信时,频谱感知可能无法准确地识别每个用户信号,从而导致动态频谱访问系统难以实现有效的频谱分配和管理。此外,传统频谱感知技术未能对频谱的时空特性展开深入挖掘,即只能提供频谱中单个点或有限数量点的占用信息,无法反映整个无线环境的空间分布和变化。从频谱数据类型上看,频谱感知也只局限于感知单一时刻的电磁环境综合作用下的信号功率,无法展示如信道增益、辐射源分布、功率谱密度分布等信息,难以适应不同场景和需求。

为了克服频谱感知技术存在的诸多局限性,电磁频谱态势测绘(简称频谱测绘)研究应运而生。频谱测绘是一种通过对电磁频谱的全面监测、感知和分析,建立能表征电磁频谱态势特征且与电磁频谱地理环境逐一映射的频谱地图,以实现无线电磁频谱使用情况和电磁环境变化的实时掌握和评估的技术。电磁频谱态势(简称为频谱态势)指的是电磁频谱资源在时、频、空等维度上的当前状态、综合形势和发展趋势^[19],包括繁忙或空闲的频谱状态、频谱信号强度、频谱调制模式和频谱接入协议等。频谱态势的获取是动态频谱接入的重要基础。当只能获取部分频谱态势数据时,就需要频谱态势生成技术恢复完整频谱态势,该过程称为频谱压缩测绘。

图1展示了频谱感知和频谱压缩测绘的过程对比。首先两者都是通过频谱感知设备对电磁频谱环境进行频谱态势感知获取频谱态势测量值,但对于

感知结果的处理存在差异。在频谱感知中,常见的信号检测方法包括能量检测、循环平稳检测、匹配滤波检测,不同的方法会利用频谱感知结果构建不同的检验统计量,即提取不同的频谱统计特征。对于能量检测^[8]来说,所选统计量为多次信号能量采样值的平方和平均数,并根据统计量与阈值大小关系判断频谱空闲状态,实现最简单。循环平稳检测^[9]则根据不同的调制方式信号会呈现不同的周期特性,利用信号循环自相关函数特征来区别信号是已调信号还是噪声。与噪声相比,主用户信号的周期特性会导致其循环谱出现明显峰值,从而判断主用户是否存在。匹配滤波检测^[10]需要获取授权用户的先验信息(调制方式、脉冲波形、数据包格式等),同时对授权信号进行相干解调,再通过计算其高阶累积量是否为 0 判断主用户是否存在,匹配滤波检测算法可最大化信噪比,对于信号强度微弱、信噪比低的情况效果较好,但匹配滤波检测运算量大,实现复杂度较高。此外,一些结合人工智能的频谱感知方法^[17-18]通过学习输入感知信号特征和输出主用户状态的映射关系来完成对频谱工作状态的判断。所以频谱感知的检测方法是关于目标主用户工作状态的分类问题。相比之下,频谱测绘并不进行某个频谱统计量的构建,其中的态势生成部分是关于未感知区域态势恢复的回归问题。基于估计的频谱地图可以直接或通过频谱态势推理得到电磁空间上的无线电环境信息,并指导各类频谱测绘应用。

频谱测绘所得的频谱地图也称为频谱态势地图或无线电环境地图(REM, radio environment map),是无线电频率环境的数字化表示。它可被视为一个电磁信息数据库,描述和存储目标电磁频谱环境的多域信息,如地理环境特征、频谱数据、信道增益、信号衰落、辐射源位置、通信干扰等不同无线电参数。频谱地图展示各维度的态势分布情况,使人们直观“看到”无线环境中的频谱,相比之下频谱感知结果只是表示目标区域整体的辐射源工作状态,即使知道存在辐射源也无法得知其在各维度的分布情况,难以直观“看到”完整频谱态势,或者说只能“看到”仅有工作(1)和空闲(0)2个状态的频谱。

常见的频谱地图^[20]主要有如下几种。1) 信号覆盖图,它是二元化表示的地图,表明某个地点是否有足够的信号功率来保证规定的通信速率,网络运营商可以用它们来寻找信号覆盖薄弱的区域,并部署新的基站或中继天线。2) 中断概率图,它表明某个地点由于衰减或阴影效应而发生中断的可能性,可用于调整传输参数或选择替代路线来提高蜂窝网络的可靠性。3) 功率图,它表明在某一位置从所有来源收到的信号功率强度,可用于揭示高干扰区域,并确定布置发射机或接收机的位置。4) 功率谱密度图,它表明在一个地点收到的每个频段的信号功率谱密度的函数,可用于识别频谱空洞,最大限度地提高频率重用和动态频谱接入。5) 信道增益图,它展示 2 个地点之间信道衰减程度,可用于资源分配、功率控制、干扰协调或设备间通信。频谱地图的应用处于不断发展和探索的阶段,除了帮助无线电通信系统在无线电环境中进行优化和规划,在智能交通系统、无人机(UAV, unmanned aerial vehicle)、物联网和 5G 等新兴无线通信领域同样有着巨大的研究前景和应用潜力。

频谱测绘的主要应用场景如图 2 所示,涵盖了频谱态势高效利用、频谱态势安全维护以及军事电磁频谱对抗 3 个主要方面。相比之下,频谱感知的目标是检测辐射源是否存在,所以仅适于图 2 中的频谱管理、认知无线电、频谱安全和电磁频谱战,就单个应用而言其适用程度仍不及频谱测绘。如在频谱管理和认知无线电中,频谱感知主要针对单一固定位置主用户;在频谱安全和电磁频谱战中,同样只能判断是否存在辐射源,无法判断辐射源数量、位置和辐射强度等参数。此外需要说明的是,

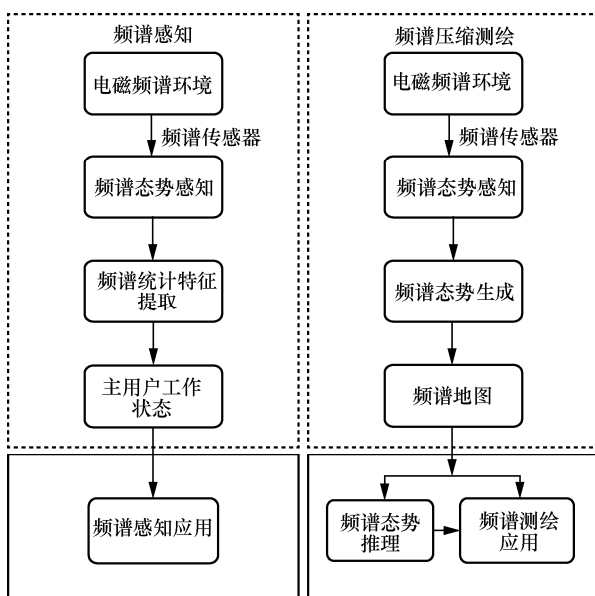


图 1 频谱感知和频谱压缩测绘的过程对比

频谱测绘的目的是提供完备的频谱态势信息，即获得完整的频谱地图，但并不直接进行频谱态势推理和决策，如图 1 所示。

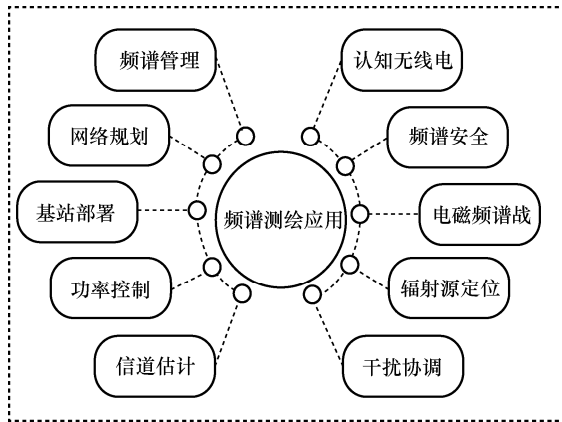


图 2 频谱测绘的主要应用场景

频谱管理：帮助监管机构和运营商有效监测和掌握频谱资源，以更好地规划和管理频谱，确保频谱资源合理利用。

网络规划：指导网络运营商根据不同地区的频谱需求和供应情况设计和优化其网络基础设施，以最大限度地提高网络覆盖范围和信号质量。

基站部署：确定最佳基站或中继天线部署方案，减少无线覆盖死角和盲区，提高网络性能和服务质量。

功率控制：指导调整合理的功率控制策略，减少信号间干扰。

信道估计：帮助进行信道估计，通过对信道特性的分析来优化通信质量和传输速率。

认知无线电：提供必要的频谱信息以指导设备动态、适时地感知和访问未使用或未充分利用的频段，而不对许可用户造成有害干扰。

频谱安全：帮助监测无线信号的合法性和干扰源，及时发现和应对非法信号和干扰源等恶意或未经授权的频谱活动。

电磁频谱战：协助战场电磁频谱环境信息监测，指导频谱决策，确保军事侦察和军事通信的顺利进行。

辐射源定位：通过分析频谱特征和信号强度分布，实现对辐射源的定位。

干扰协调：帮助协调共享或共存于同一频段的不同无线系统之间的干扰管理，协调资源调度和分配，以降低小区间干扰。

1 频谱态势生成方法研究现状

频谱感知构建二元值表示的频谱占用状态，频谱测绘则构建实数值的多维度频谱地图。频谱测绘能帮助人们直观了解频谱状态，并据此设计和部署更高效的无线网络。同时，它还能优化频谱资源的分配和利用，发现潜在的非法用频威胁，以及在军事对抗领域帮助获得电磁优势。因此，频谱测绘对于确保通信系统的稳定性、可靠性和安全性至关重要。现有的频谱测绘研究重点主要集中在如何根据少量频谱态势数据重建完整频谱态势地图，即频谱态势生成方法^[21-24]，根据算法原理不同大致可以分为 3 类：基于模型的生成方法，基于数据的生成方法，以及混合生成方法，如图 3 所示。

1.1 基于模型的生成方法

基于模型的生成方法通常假设已知信号传播模型、信号源相关参数等先验信息。该方法往往适用于己方已知或者信道环境较稳定的特定场景。正演的方法可以区分辐射源参数全部、部分或无法确定的情况。在第一种情况下，直接使用已知的辐射源参数通过传播模型计算频谱信号覆盖范围来进行频谱态势地图构建。这种方法也适于规划无线网络，但如果选择的传播模型不当或未经实际信号测量校准，则会引入不必要的误差。在第二种情况下，如果已知发射功率、天线特性等其他辐射源发射机参数，则需要估计发射机位置再应用第一种情况的频谱态势构建方法。但是，如果只知道发射机的位置，则必须在使用所选传播模型之前估计其他参数。在第三种情况下，在进行频谱态势地图构建之前需要先对所有的辐射源参数进行估计。随着辐射源信息确定，不同的传播模型往往会导致不同的频谱地图，因此需要根据实际场景合理选择传播模型。下面介绍 5 种常见的基于模型的生成方法。

1) 基于先验信息的正演法。该频谱态势生成方法是基于频谱地图生成的所有先验信息，包括辐射源的位置、辐射功率以及传输模型参数，以推导出该区域的电磁场分布。而针对传播模型未知的情形，也可以通过模拟电磁波实际传播的演化过程去推理出最终的频谱态势分布。这类正演法被利用在无线信号传播建模和仿真软件中（如 WinProp^[25]），基于射线跟踪方法^[26]模拟无线信号在不同环境下的传播，例如城市、山区和室内

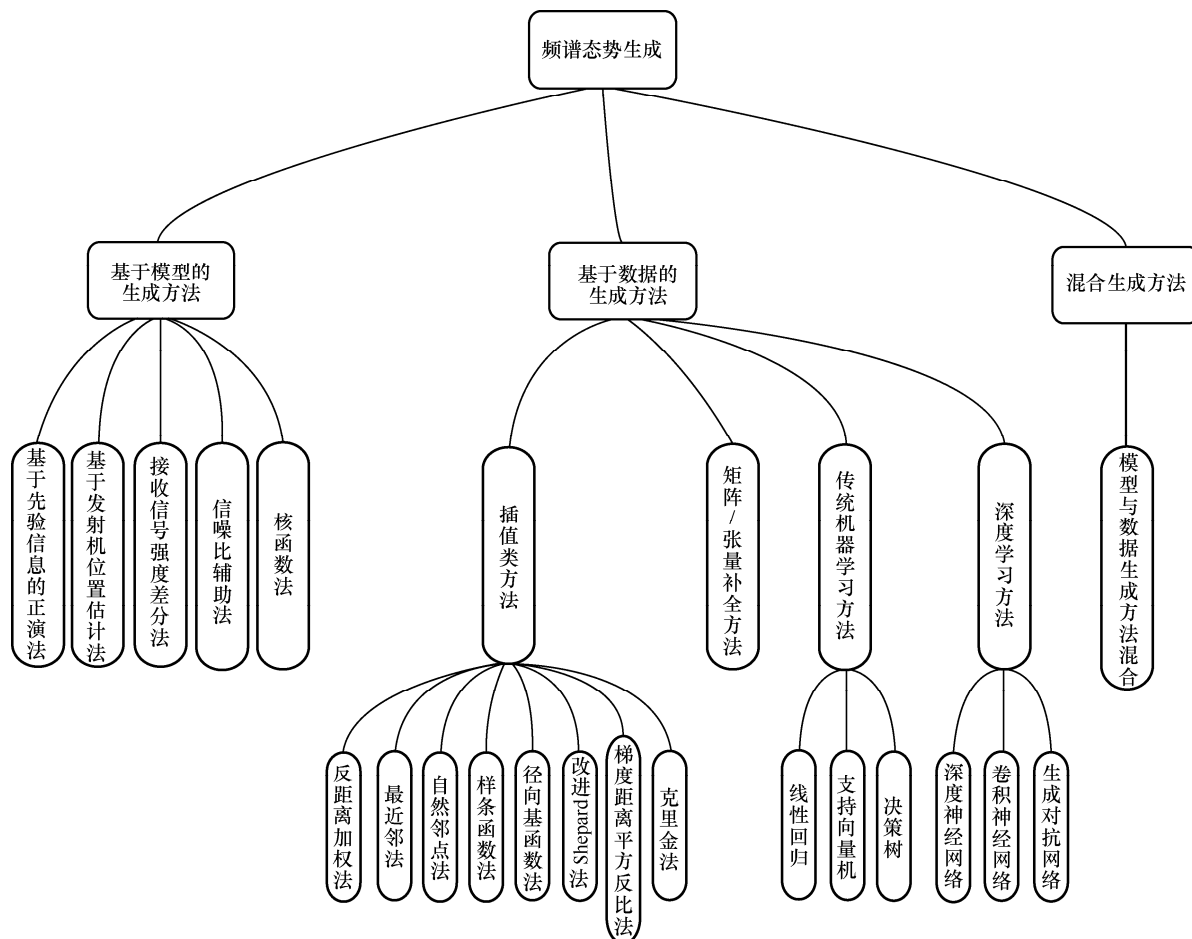


图 3 频谱态势生成方法

环境等，以此可以生成频谱地图，显示不同频率下的信号强度分布情况。

2) 基于发射机位置估计法。这是一种基于接收信号强度的单一有源发射机位置估计方法^[27]。在已知传播损耗模型参数的前提下，通过在不同位置的接收机测量信号功率构建最小二乘优化问题完成发射机位置和发射功率的估计，再配合传播模型估算出目标范围内的信号水平。文献[28]提出了融入辐射源发射信号路径损耗模型的高阶维诺图频谱态势估计方法。首先对辐射源参数进行初步估算，然后利用高阶维诺图将目标区域划分成多个单元格，并在每个单元格内细化传播模型以更准确地考虑墙壁和障碍物造成的信号衰减。然而该方法仅考虑单辐射源和窄带模型，在实际应用中容易受限。

3) 接收信号强度差分法^[29]。该方法也是假设已知辐射源的发射功率，先估计辐射源的位置和相关参数，然后通过将估计的辐射源参数与有效的传播模型结合来进行频谱态势地图构建。该方法的基

本思想是将 2 个不同感知位置观察到的信号功率比与发射器到传感器的距离比相关联，以此建立方程求解。

4) 信噪比辅助法^[30]。该方法同样适合己方频谱地图构建，是在没有发射功率以外信号源信息的情况下进行频谱态势估计。该方法分为 2 个步骤：首先通过多天线传感器估计到达角和接收信号功率，然后进行信噪比辅助融合，估算出信号源的位置，进而结合传播模型得到频谱态势地图。

5) 核函数法。首先，核函数法与下文的样条函数法、径向基函数法本质上都属于无参数估计法，都可以看作基拓展模型，只是选取的基函数有所差别。这里将基于频谱信号传播模型的核函数法归类在基于模型的生成方法中。在该情况下，将无线信道增益建模为围绕传感器位置的核扩展。具体而言，无线信道增益向量由基于每个传感器位置的核函数以及核函数系数的乘积累和表示，核函数法可简化为寻找最佳系数的回归问题，系数数量与传感

器数量成正比。在该非参数方法中,主要挑战在于选择适当的核函数来近似空间上信道增益的真实变化。例如,文献[31]中使用薄板样条径向核函数来建模信道增益,利用功率谱密度基函数数量稀疏性和相邻位置功率谱密度的平滑性进行优化,求得最终的频谱功率谱密度地图。

1.2 基于数据的生成方法

与基于模型的生成方法不同,基于数据的生成方法不依赖信号传播模型,直接将待估计位置的频谱态势表示为已知传感器测量的频谱态势数据的显式或隐式的函数表达。现有研究中广泛应用于频谱地图构建的基于数据的生成方法包括插值类方法、矩阵/张量补全方法、传统机器学习方法以及深度学习学习方法。

1) 插值类方法。该方法利用空间上分散的观测数据直接得到待估计位置频谱态势值,从而得到相应电磁环境信息。根据所用数据多少、构建模型、插值精度可分为 3 种类型。全域和局域插值构建法:全域需用到全域观测数据,而局域只需用到邻近观测数据。地统计学构建法和确定性构建法:前者通过利用空间自相关性来实现,基于观测数据产生具有统计关系的曲面;后者主要利用函数的方法进行插值,研究某区域内部的相似性。精确插值构建法和近似插值构建法:精确插值生成包括所有观测点的曲面,而近似插值生成不包含所有观测点的曲面。具体的插值方法包括反距离加权 (IDW, inverse distance weighting) 法^[32]、最近邻 (NN, nearest neighbor) 法^[33]、自然邻点 (NNI, natural neighbor) 法^[34]、薄板样条 (TPS, thin plate spline) 法^[35]、径向基函数 (RBF, radial basis function) 法^[36]、改进 Shepard 法 (MSM, modified Shepard's method)^[37]、梯度距离平方反比 (GIDS, gradient plus inverse distance squared) 法^[38]和克里金 (Kriging) 法^[39]。

① 反距离加权法。这是一种全域的插值构建法,它假设空间上位置接近的频谱态势值相似,而远离彼此的态势值则不同。为了计算某个位置的插值信号值,使用周围位置的 N 个测量值加权平均。该权重系数与待估计位置和测量位置之间的距离成反比。反距离加权通过修改常数幂或距离衰减参数以调整随着距离增加而减弱的关系强度。文献[32]提出了自适应反距离加权法,将距离衰减参数表示成邻域点模式的函数,根据采样点在邻域中的空间模式来调整权重系数的值并找到最优参数

值,比常数参数方法更好。

② 最近邻法。该方法也被称为邻近插值方法和点采样方法,在频谱态势地图中属于效率很高但准确度很低的方法。针对每一个待估计位置,通过计算待补位置与已测量位置之间的欧氏距离,并选择具有最小欧氏距离的测量值作为待估计位置的态势估计值。除此之外,最邻近法还可以对目标区域构建维诺图,并将所划分的同一区域内的感知结果作为未知位置的估计值。

③ 自然邻点法。和最近邻法相似,它也是一种局域插值方法,区别在于在未知位置的估计值定义为该点自然邻域内已构建感知态势数据的加权平均数。自然邻域以及插值权重也可以从最近邻插值中所用的维诺图计算出来。

④ 薄板样条法。该方法是一种常见的图像插值方法,它是基于径向基函数的平滑插值方法,旨在通过一组控制点和对应的目标值进行插值,生成一个连续的曲面,属于全域插值方法,一个控制点的变化会影响整个曲面。文献[35]提出一种基于功率谱密度的空间模型,使用由薄板样条函数表示的具有有限参数的二维曲面,根据传感器测量结果估算空间功率的分布。

⑤ 径向基函数法。径向基函数是一种只依赖于数据点与某个中心点距离的函数。径向基函数法可以作为一种特殊的核函数法,也可以作为一种构造样条函数的方法,该方法属于非参数构建,不需要对辐射源先验知识做出假设,具有非常好的逼近和泛化能力。文献[36]提出了一种基于自适应高斯径向基函数的频谱测绘框架。该框架将每个位置接收到的信号功率表示为来自不同径向基函数的加权贡献,使用传感器测量值进行径向基函数参数和权重的联合优化,其性能相比半参数方法更出色。

⑥ 改进 Shepard 法^[37]。改进 Shepard 法是一种增强型反距离加权法,它修改了权重函数并引入了具有局部支持的节点函数。这种方法不假设观测数据的频谱特性,而将观测数据视为未知的多元实函数在已知位置的取值。这种方式实现了全局到局部的近似转化,有效避免了由于数据点分布不均导致的估计值振荡和不稳定情况。

⑦ 梯度距离平方反比法。该插值法将多元线性回归 (MLR, multiple linear regression) 与 IDW 插值相结合,类似于上述的改进 Shepard 法,并假设无线频谱态势可以用多元实函数表示。此外,还引

入了一个独立变量代表观测值相对于参考平面的高度, 保证不同高度上的无线电测量都具有意义。对于尚未观测的位置, 首先使用最近邻的 n 个位置进行最小二乘法求解以构建线性回归模型, 计算横向、纵向和高度的梯度系数, 然后利用反距离平方权重来估计未测量位置的信号值。

⑧ 克里金法。该方法又被称为空间自协方差最佳插值法, 它是一种依赖于空间统计学并用于插补随机场中缺失值的方法。假设频谱态势随机场是静止的, 使用平方差分析估计所有位置的信号水平的关系程度, 并考虑信号测量之间的距离和影响程度来确定插值权重。通过相邻观测值的加权线性组合来最小化均方误差, 得到缺失值的线性无偏估计。文献[39]提出了一种高效节能的分布式克里金插值方法, 仅使用相邻传感器节点的可用数据在局部范围内执行无线传感网络空间插值, 克服了传统的插值方法通常需要全局知识或集中式数据处理的缺点。

2) 矩阵/张量补全方法。矩阵/张量补全是一种数据恢复技术, 最早用于推荐系统填补数据缺失。该方法假设矩阵/张量具有低秩性质, 即大多数的信息可以用较少的几个特征向量/矩阵表示。因此可以通过寻找最佳的低秩表示来进行缺失数据的估计。常见的低秩模型包括低秩矩阵补全 (LRMC, low rank matrix completion)^[40-41]、简单低秩张量补全 (SiLRTC, simple low rank tensor completion)、快速低秩张量补全 (FaLRTC, fast low rank tensor completion)、高精度低秩张量补全 (HaLRTC, high accuracy low rank tensor completion)^[42]等。文献[40]提出一种改进低秩矩阵补全方法来构建无线电地图。该方法将 Frobenius 参数引入传统的低秩矩阵补全模型中来控制填充数据时模型解决方案的不稳定性问题, 以及解决环境和设备造成的噪声干扰问题。文献[43]提出了频谱张量的概念来描述多维频谱数据, 如位置、频率、时间和信号强度, 并开发了一种联合张量补全和预测的方案, 将改进的张量补全算法与预测模型相结合以恢复不完整的测量值。文献[44]将具有多个时隙的多个频率点的频谱态势表述为图像, 建立了一种新型三阶频谱张量模型, 并将其转化为张量补全问题来解决, 提出了一种基于张量补全的新型长期频谱预测方案。

3) 传统机器学习方法。机器学习是一种人工智能的分支, 它使用统计学、数学和计算机科学等方

法, 让计算机系统通过分析理解数据。它的基本思想是通过数据构建模型, 并使用这些模型来预测新数据。为了实现该目标, 机器学习方法可分为监督学习、无监督学习和强化学习。监督学习通过使用已经标注的数据来训练模型, 以便对未来的数据进行分类或回归预测。无监督学习则不需要标注数据, 而是通过对数据进行聚类或降维等操作, 从而发现数据中的结构和模式。强化学习则是一种通过反馈机制来训练模型的方法, 模型会不断地试错和调整以最大化长期累积奖励。传统机器学习方法通常采用人工设计的特征表示和浅层次的模型结构, 利用已知频谱态势监测数据对未知位置态势的估计属于监督学习, 常见方法包括线性回归^[45]、支持向量机 (SVM, support vector machine)^[46]和决策树^[47]等。

① 线性回归。在机器学习中, 线性回归主要用于预测任务, 目标是寻找最佳的拟合直线或平面, 以最小化预测值与真实值之间的误差。线性回归也适用于插值任务, 即给定一组输入特征和对应的输出值, 拟合一条直线或一个平面, 使该直线或平面能够尽可能地通过给定的数据点进行插值预测。文献[45]将空间分解方法与线性回归方法相结合, 用于估计无线电环境地图信号水平, 其中, 径向分解能获得更直观表示线性回归模型的样本子集, 而方形分解能提供更好的局部估计精度。

② 支持向量机。这是一种广泛使用的监督学习算法, 数据点被视为在高维空间中的向量, 其主要目标是找到一个最大化数据集间隔的超平面以进行分类。SVM 中还有一个重要分支叫作支持向量回归 (SVR, support vector regression)。SVR 的特点是其样本点最终只有一类, 它所寻求的最优超平面并非如 SVM 那样使样本点间隔最大, 而是尽可能使所有的样本点到超平面的总偏差最小。文献[46]提出了基于支持向量回归的无线电环境地图构建方法, 通过 SVR 构建频谱地图采样点信号值和物理位置之间的非线性映射, 从而降低了离线阶段建立无线电环境地图的工作量并提升了效率。

③ 决策树。决策树是一种使用树形结构进行决策的监督学习算法。在决策树中, 每个节点代表一个属性, 并根据这些属性将数据集分割成更小的子集。通常选择分裂后的子集纯度最高的属性作为分裂属性。决策树的优点是易于理解和有较好的解释性, 并且能够处理大量的数据。梯度提升决策树

(GBDT, gradient boosting decision tree) 是一种集成学习方法, 通过组合多个决策树形成一个更强大的模型。文献[47]应用梯度提升决策树算法从用户设备收集到的稀疏数据构建无线电环境地图, 变种算法 XGBoost^[48]和轻量级梯度提升机 LGBM^[49]相比支持向量机都具有更优越的性能。

4) 深度学习方法。深度学习是一种机器学习方法, 旨在模拟人类大脑中神经元的工作方式, 从而实现大量数据的自动处理和分析。它是一种多层神经网络结构, 通过多层次的非线性变换来提取数据中的高级特征, 实现对复杂关系的建模, 并用于分类、回归、识别等任务。

① 深度神经网络 (DNN, deep neural network) 是由多层神经元组成的复杂神经网络结构。与传统的浅层神经网络相比, DNN 具有更多的中间层, 每个中间层都由众多神经元组成, 从而能够更好地捕捉输入数据的复杂特征。DNN 可应用于各种任务, 包括图像分类、语音识别、自然语言处理等。文献[50]考虑到动态频谱接入系统的感知能力有限, 针对无传感器区域的估计问题, 提出了一种基于深度神经网络的方法。该方法使用自由空间路径损耗数据和中间环境数据作为新特征来改善频谱地图估计的精度。文献[51]则提出了一种新颖的基于数据学习频谱传播规律的频谱制图方法, 采用自编码器深度神经网络架构来挖掘频谱地图的流形结构。

② 卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network) 是一种特殊的神经网络结构, 具有层次化网络结构, 包括卷积层、池化层、全连接层等。其最主要的特点是卷积操作, 其中每个神经元只对其输入图像中的一小块进行处理, 而不是像传统神经网络那样对整张图像进行处理。卷积操作使 CNN 能有效处理高维输入数据, 如图像和视频等, 从而提高了处理效率和准确性。文献[52]针对无线电环境地图估计提出了一种新颖的卷积神经网络 (SICNN, spatial interpolation convolutional neural network) 结构, 其能够提取全局和局部无线电特征即路径损耗和阴影特征, 并研究了 SICNN 中内核设计对估计精度的影响, 以证明存在最佳内核大小。

③ 生成对抗网络 (GAN, generative adversarial network) 是一种深度学习模型, 由生成器和判别器 2 个部分组成。生成器的任务是生成与真实数据相似的新数据, 而判别器的任务则是将生成器生成的数据与真实数据进行区分。GAN 的训练过程可以被

视为一种博弈, 生成器和判别器之间不断地进行对抗和协作, 生成器生成越来越逼真的数据, 判别器则不断提高识别真假数据的能力。最终, 生成器能够生成接近真实数据的新数据。文献[53]提出了一种基于 GAN 的图估计 (MEGAN, map estimation GAN) 算法, 设计了类似自动编码器的生成器, 判别器利用深度卷积结构来识别生成的频谱功率地图, 通过两者的不断交互迭代达到准确的频谱功率地图估计性能。

1.3 混合生成方法

混合生成方法融合了上述基于模型的生成方法和基于数据的生成方法。这类方法通过数据对实际环境参数进行估计并结合经验传播模型, 旨在提高生成频谱态势的准确性。文献[54]提出了一种基于迭代交替最小化算法的电磁频谱地图构建方法, 该方法首先基于传播模型构建接收功率关于辐射源信息的幂函数表达式, 然后通过迭代优化算法对辐射源信息进行估计, 最后利用这些估计结果和传播模型, 完成电磁频谱地图的构建。文献[23]提出了一种模型和数据混合驱动的电磁频谱态势测绘方法。该方法将基于自回归的预填充模型和反距离加权算法结合, 实现无人机采样下缺损频谱态势的精确测绘。文献[55]为了从有限和不均匀的观测中捕获频谱功率分布, 提出了一种基于代表性样本的方法, 从已知区域中选择代表性样本, 使用样本复制和字典学习来估计缺失的无线电功率谱密度值。文献[56]提出了一种基于期望最大化 (EM, expectation maximization) 的新型地图构建方法, 结合了可用测量数据和统计信道模型专家知识, 关键思想是将可用数据点分成不同组, 每组共享相同的建模参数值, 并将确定参数值定为具有潜在变量的最大似然估计问题, 通过期望最大化算法高效解决。

1.4 现有研究的不足和面临的挑战

模型驱动的频谱态势生成方法依赖于先验信息, 如传播模型参数、发射机位置、发射机功率等, 对于经验信号传播模型适用的场景理论上精度高, 但在复杂电磁环境中或资源有限情况下往往难以完整描述信号传播规律, 不能很好地模拟多源多路径损耗等情况, 因此并不适于所有场景。

数据驱动的频谱态势生成方法不假定电磁传播模型, 但是高度依赖采样数据或者训练样本数据。插值类方法模型简单, 实现容易, 效率高, 但忽略了现实环境的复杂性, 仅使用位置信息, 精度

较低, 适合处理均匀分布的采样点数据。矩阵/张量补全方法考虑了采样点分布, 模型更符合实际, 缺点是依赖于初始采样, 态势大尺度缺失尤其是整行整列态势数据缺失下无法适用, 精度受限, 结果可解释性差。传统机器学习方法相对简单, 适于不同频谱环境, 频谱地图精度高于前 2 种方法, 但是需要大量标注数据, 特征选择依赖经验。深度学习方法则能够自动学习有效特征, 精度较高, 但是它需要更加大量的标注数据用于训练, 模型复杂性高, 解释性差。精度由低到高为插值法、矩阵/张量补全法、传统机器学习方法、深度学习方法。

混合生成方法是模型驱动方法与数据驱动方法的结合, 因此同时具有两者的特点。利用少量频谱感知数据来对传播模型参数或者辐射源等先验信息进行估计, 进一步辅助模型驱动方法获得精度更高的频谱态势恢复结果。一般情况下, 混合生成方法比单独的模型或数据驱动方法适用性更强, 不足之处是合适的态势估计数学模型选择较难以及模型数据驱动混合对计算资源的要求更高。

此外, 现有频谱测绘研究主要集中在如何利用有限的频谱态势数据来重建完整频谱态势地图。这通常默认已具备部分态势数据, 而并不关注获取这些频谱态势数据的过程即频谱态势感知问题, 导致频谱测绘框架不完整。在实际应用中, 面对各种场景约束, 例如环境先验信息是否可知、采样位置的物理可达性、采样设备能耗限制等因素, 需相应地采取不同的频谱采样策略。因此, 频谱态势稀疏采样作为频谱测绘的重要环节, 应当融入整体优化框架中, 而非仅采用固定或随机产生的方式。

除了以上讨论的现有频谱态势生成方法的不足, 面向复杂电磁频谱环境下的频谱测绘还面临多重挑战。首先, 异构性问题导致不同感知设备获得的频谱信息存在差异, 这可能会影响频谱监测技术与合作频谱感知的性能。其次, 大尺度缺失问题导致频谱态势数据难以覆盖整个感知区域和获取完整的频谱信息, 影响频谱测绘的精度和可靠性。动态性问题则要求处理算法能够快速响应和处理态势变化, 以满足频管中心实时做出用频优化决策的需求。最后, 复杂性问题涉及多个维度的信息, 例如频率、时间、地理位置、功率等, 以及信道特征的复杂性, 这使频谱态势变得更加复杂和多样化, 需进行有效的特征提取和降维。综上所述, 继续深入推进频谱测绘研究具有重要意义。

2 多维态势压缩测绘技术概述

针对现有频谱态势生成方法存在的整体不足与面临的挑战, 进一步开展频谱压缩测绘研究可归纳出 3 个主要问题。

1) 如何挖掘频谱态势感知数据相关性的问题。电磁频谱呈现大带宽、大空间分布等特点, 感知网络和计算平台自身存在资源和算力限制, 任务场景存在无法到达区域等, 导致获得的频谱态势数据是有限的, 难以覆盖整个感知空间。在这种情况下, 如何从有限的采样数据出发获取完整的频谱信息变得尤其重要。在频谱态势感知中, 由于节点间电磁环境的共享, 不同节点采集的感知数据往往是相关的。忽略这种相关性会导致有限的传感资源的低效利用和频谱态势地图重建的不准确。传统的思路是依据已知数据的线性或者非线性函数来拟合待估计数据, 这往往难以真正挖掘出数据的相关性, 因此需要从其他角度来考虑空间电磁频谱产生的本质原理。此外, 频谱态势感知数据的相关性挖掘还需要考虑不同的维度拓展。从地理空间位置、频率、时间、先验信息可利用性等多维度来刻画复杂的频谱信息将对相关性挖掘带来更多挑战。

2) 如何确定频谱测绘最优采样位置的问题。在给定采样数量的前提下, 不同采样点的位置选取对频谱测绘的效果是不同的。传统的频谱感知或者测绘并不关注这个关键问题, 而是采用最简单的随机选取或者固定采样位置。直观上讲, 在频谱态势变化剧烈的区域应当比平稳区域进行更多的频谱态势感知以获得更多的态势信息。这些区域可能存在多种因素导致频谱态势的变化, 例如辐射源干扰、设备故障、突发事件、障碍物遮挡等。从数学分析的角度看, 保证一定采样数量态势数据更高的非相关性, 才能获取更多的全局态势信息, 以进一步保证准确恢复原始频谱态势。因此, 在资源有限的情况下, 如何优化电磁频谱空间内的采样位置即频谱采样矩阵值得深入研究。

3) 如何进行高精度频谱态势恢复的问题。根据优化的采样矩阵获得所对应的部分频谱态势信息后, 就需要进行完备态势的恢复重构。针对缺失数据补全, 传统的方法包括插值类方法, 通过利用已知数据的加权平均对未知区域进行估计, 插值误差的大小取决于插值函数的形式和已知数据点的分布, 如果已知数据点过于稀疏或者分布不均匀, 则

插值误差可能会很大。另外的方法如深度学习类算法,则需要大量的训练数据和计算资源,获取足够多的高质量标签数据和训练一个泛化能力较强的模型是一项巨大的挑战。当然,针对不同的频谱环境,如有无先验信息、信道条件优劣程度、有无态势时变性等,应该有不同的频谱测绘策略,包括采样位置的优化、态势的恢复方式等。

因此,深入挖掘频谱态势相关性、优化态势采样并设计高效且适应不同场景约束和挑战的频谱测绘算法是关键。本文构建如图 1 所示的完整频谱测绘框架,以态势感知与生成为整体考虑测绘性能,更符合实际频谱测绘的内涵。除此之外,针对现有研究未考虑或考虑不充分的挑战即异构性、大尺度缺失、动态性及环境复杂性等,本文进一步从环境先验信息已知和环境先验信息未知 2 个方面,涉及时空频多维度、固定和移动辐射源、模型驱动和数据驱动等情形开展多维频谱态势压缩测绘工作,并区别于传统的频谱感知,如图 4 所示。首先,面向多辐射源的三维空域频谱压缩测绘^[57],构建了立体空间异构态势感知采样优化和生成恢复一体模型,确保在大尺度缺失下的感知结果仍能准确重构态势。其次,针对增加频率维度对硬件能力和能耗水平受限的感知设备采集宽带频谱态势信息带来的难题,构建了面向立体空间宽频带态势的三维空时频频谱压缩测绘模型^[58]。接着,考虑无环境先验信息条件下的频谱测绘,一类是己方电磁频谱环境,即物理环境可到达。当电磁环境较为复杂时,需要考虑如建筑物、地形、植被等因素导致的信号衰减、多径传播、阻挡等现象。另外,辐射源的移动性会带来频谱态势动态性,需要在有限的时间内完成频谱测绘并准确跟踪态势的时序变化,为此提出了含移动辐射源的时变频谱压缩测绘^[59]。最后,针对无法提前获知环境先验信息的第二类情况如电磁对抗场景,不仅缺乏目标电磁环境先验信息,物理环境难以准确模拟,还受到诸如探测能力、探测范围等物理限制的约束,提出了感兴趣区域驱动下的在线频谱压缩测绘^[60],通过测绘设备在线的频谱态势感知与态势地图恢复迭代完成未知电磁频谱环境的准确测绘。值得注意的是,频谱压缩测绘旨在获得完备的频谱态势地图,它并不包含频谱决策/应用。具体地,可根据频谱测绘所得频谱地图直接得出或者通过态势推理出态势决策信息包括信号覆盖、信道质量、干扰情况、频谱使用状况等,

并进一步指导频谱态势高效利用、频谱态势安全维护以及电磁频谱对抗等各类频谱测绘应用。

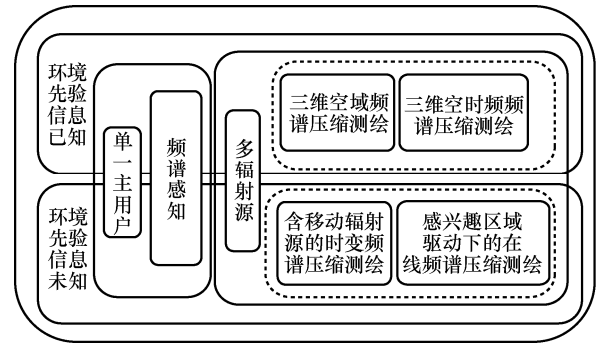


图 4 电磁频谱多维态势压缩测绘技术研究内容

2.1 三维空域频谱压缩测绘

针对三维空域频谱测绘任务,可将整个三维空间离散化为三维空域频谱态势张量 $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{N_1 \times N_2 \times N_3}$,如图 5 所示,其中 N_1 、 N_2 和 N_3 分别表示空域张量 \mathcal{X} 在 x 、 y 、 z 维度上的网格数。在频谱测绘过程中,由于资源受限等原因,不能对每个立方体进行空间频谱信号强度测量,其目标是在尽可能少的合适采样位置进行频谱态势感知,避免盲目采样。利用采样位置之间的空间相关性,通过部分采样来恢复所有未采样位置的频谱态势,以获得完整的三维频谱地图。当然,如果采样率过小,会严重破坏所有采样点之间的空间相关性,导致恢复精度较差。此外,即使采样率相同,不同的采样位置组合也会导致不同的恢复精度。

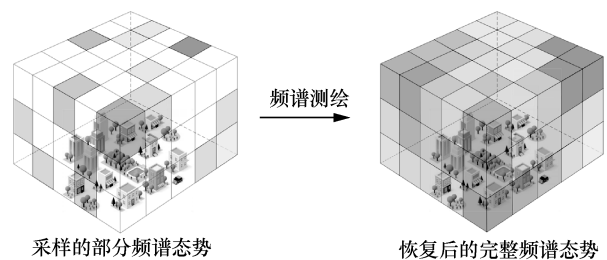


图 5 三维空域频谱态势压缩测绘示意

通过挖掘三维空域频谱态势的固有稀疏性特征,将压缩感知(CS, compressive sensing)^[61-62]理论应用空域态势压缩测绘任务并建模,如图 6 所示,相应的优化目标为

$$\hat{s}_x = \arg \min_{s_x} \|s_x\|_1 \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \|\mathbf{y}^{3\text{DSM}} - \Phi^{3\text{DSM}} \hat{s}_x\|^2 \leq \sigma^2 \quad (2)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{\mathcal{X}} = \Psi^{3\text{DSM}} \hat{\mathbf{s}}_{\mathcal{X}} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{s}_{\mathcal{X}} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 是一个稀疏信号, 其稀疏度即非零元素个数为 k , 对应三维空间中的 k 个信号源; $\Psi^{3\text{DSM}}$ 是态势的稀疏表示矩阵; $\mathbf{x}_{\mathcal{X}} = \Psi^{3\text{DSM}} \mathbf{s}_{\mathcal{X}}$ 表示空域频谱态势; $\mathbf{y}^{3\text{DSM}} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 表示采样信号; $\Phi^{3\text{DSM}}$ 表示采样矩阵, 每一行都有一个元素“1”代表采样位置。给定采样率 r 的情况下, 总共可以找到 $\frac{(N_1 N_2 N_3)!}{(r N_1 N_2 N_3)! ((1-r) N_1 N_2 N_3)!}$ 种采样点部署方案。如果 $N_{\mathcal{X}}$ 很大, 这个解集规模也将会非常大, 无法通过穷举搜索来解决。

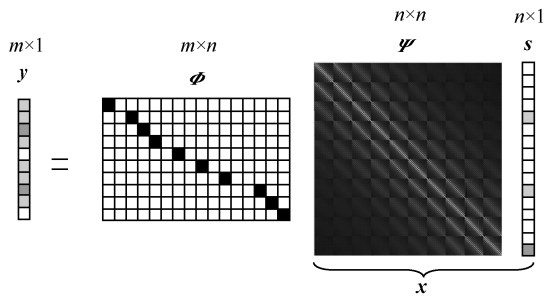


图 6 三维空域频谱态势压缩测绘模型

因此从保证矩阵 $\Phi^{3\text{DSM}} \Psi^{3\text{DSM}}$ 可逆性优劣的角度来优化采样矩阵, 矩阵的可逆性可以通过条件数来衡量, 条件数被定义为矩阵的最大和最小奇异值的比率。更重要的是, 条件数可以通过优化矩阵的行列式、迹或谱半径等谱参数而间接地被约束^[63], 利用基于列主元的 QR 分解方法将目标转化为

$$\begin{aligned} |\det \mathbf{M}_\gamma| &= |\det(\Phi \Psi)| = |\det(\mathbf{QR})| = \\ &= |\det \mathbf{Q}| |\det \mathbf{R}| = |\det \mathbf{R}| = \prod_i |a_{ii}| \end{aligned} \quad (4)$$

即将最大化矩阵 \mathbf{M}_γ 的前 m 个特征值的目标转化为最大化矩阵 \mathbf{R} 的前 m 个对角线项的乘积。

在态势重构问题上, 传统正交匹配追踪算法在 3D 频谱态势恢复中效果不佳, 可加入空域子空间对其改进, 在第 t 次迭代中, 所选择的位于 3D 空域子空间中心的列为

$$\pi_t^c = \arg \max_{i=1,2,\dots,n} \langle \mathbf{q}_{t-1}, \boldsymbol{\delta}_i \rangle \quad (5)$$

其中, \mathbf{q}_{t-1} 表示残差, $\boldsymbol{\delta}_i$ 表示传感矩阵的第 i 列。引入半径空域子空间, 并在子空间集合中找到使残差最小的最小二乘解为

$$\|\mathcal{X}^{\pi_t^c} - \mathcal{X}^{\pi_t^c}\|_2 \leq d_{\text{SS}} \quad (6)$$

$$\hat{\theta}_{\pi_t^c}^{\text{SS}} = \arg \min_{\theta_{\pi_t^c}^{\text{SS}}} \|\mathbf{y}^{3\text{DSM}} - (\mathcal{A} \cup \{\boldsymbol{\delta}_{\pi_t^c}\}) \theta_{\pi_t^c}^{\text{SS}}\|_2 \quad (7)$$

其中, \mathcal{A} 是所有已选最优列, $\boldsymbol{\delta}_{\pi_t^c}$ 是空域子空间中的第 j 项, $\hat{\theta}_{\pi_t^c}^{\text{SS}}$ 是在 \mathcal{A} 中加入 $\boldsymbol{\delta}_{\pi_t^c}$ 时态势稀疏表示的估计值, 并根据式(3)求得最终态势恢复结果。

2.2 三维空时频频谱压缩测绘

针对覆盖多个信号源的三维宽频带频谱测绘过程如图 7 所示, \mathcal{X}_S 和 \mathcal{X}_R 表示采样和恢复的宽频带频谱态势张量, $\mathcal{X}_S^i \in \mathbb{R}^{l \times q}$ 和 $\mathcal{X}_R^i \in \mathbb{R}^{l \times q}$ 表示 n 个离散空间中第 i 处采样和恢复的 q 长度频率态势向量。一般地, 三维空间只有部分位置的部分频点处于占用状态, 相比完整空间和频率维度是稀疏的。

根据上述发现, 建立宽频带态势 \mathbf{r}_f 的稀疏表示, 即 $\mathbf{r}_f = \mathbf{H} \mathbf{s}_f$, 其中, \mathbf{H} 为稀疏基矩阵, \mathbf{s}_f 为联合空间频率态势稀疏表示向量。由于不知道信号源在真实物理环境中的位置, 因此假定在每个位置存

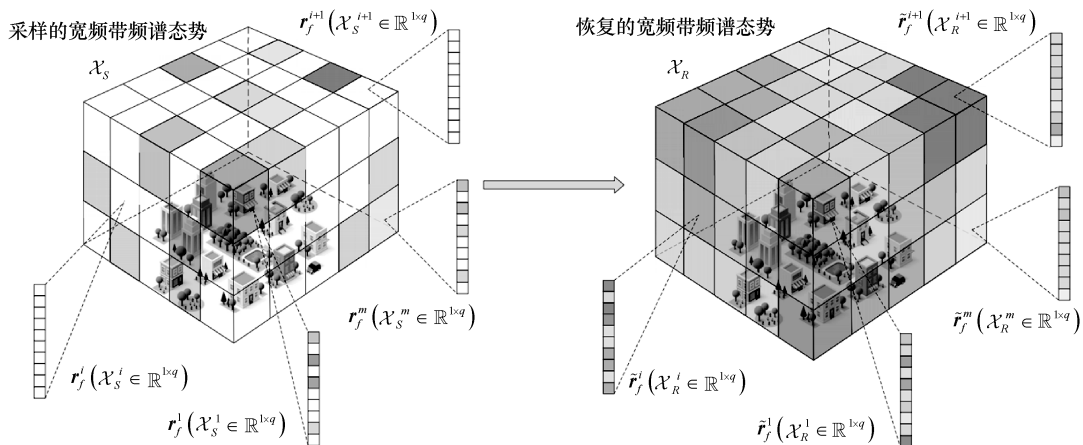


图 7 三维宽频带频谱测绘过程

在信号源，可能是真实信号源（发射功率为 p_{f_v} ）或无信号源（发射功率为 0）。

$$\mathbf{s}_f^j = [s_{f_1}^j, s_{f_2}^j, \dots, s_{f_q}^j] \in \mathbb{R}^{1 \times q} \quad (8)$$

$$s_{f_v}^j = \begin{cases} p_{f_v}, & \text{位置 } j \text{ 的频点 } f_v \text{ 被占用} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

因此整个三维空间宽频带态势测绘过程为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{G} \mathbf{D} \mathbf{L} \mathbf{H} \mathbf{s}_f + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (10)$$

其中， \mathbf{L} 表示空间压缩采样矩阵，即

$$\mathbf{L}_{ij} = \begin{cases} \mathbf{I}, & \mathcal{X}_f^j \text{ 是第 } i \text{ 个采样位置} \\ \mathbf{0}, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

\mathbf{D} 表示频率压缩采样矩阵，若 $\mathbf{L}_{ij} = \mathbf{0}$ ，则 $\mathbf{D}_{ij} = \mathbf{0}$ ，以及

$$\mathbf{D}_{ij}^v = \begin{cases} 1, & \text{位置 } \mathcal{X}_f^j \text{ 处的频点 } f_v \text{ 被第 } i \text{ 个采样} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

\mathbf{G} 表示离散傅里叶变换逆矩阵， Φ 表示时域压缩的高斯随机采样矩阵进行亚奈奎斯特采样， \mathbf{y} 表示空频时联合压缩采样信号， $\boldsymbol{\varepsilon}$ 表示复加性白高斯噪声。

针对空间位置优化，以最大化行列式目标推导 $\max |\det(\Phi \mathbf{G} \mathbf{D} \mathbf{L} \mathbf{H})| = \max |\det(\Phi \mathbf{G} \mathbf{D})| |\det(\mathbf{L} \mathbf{H})| = \max |\det(\mathbf{L} \mathbf{H})| = \max |\det(\mathbf{Q} \mathbf{R})| = \max |\det \mathbf{Q}| |\det \mathbf{R}| = \max |\det \mathbf{R}| = \max \prod_i |a_{ii}| \quad (13)$

由于不同位置不同频率点优先级不同，给定空间采样率，按照每个位置频率块优先级 $\mathcal{Y}_{\text{block},j}$ 选择最优采样位置， $\mathcal{Y}_{q(j-1)+1:jq}$ 表示各位置频点优先级序列。

$$\mathcal{Y}_{\text{block},j} = \text{sum}(\mathcal{Y}_{q(j-1)+1:jq}), j=1, 2, \dots, n \quad (14)$$

在态势重构恢复上，根据式(10)可构建优化目标式(15)，由于在宽频带态势的测绘过程涉及时频变换而非没有域变换的单域或联合域的信号，因此采用基于交替方向乘子法（ADMM, alternating direction method of multiplier）^[64]求解。

$$\min_{\mathbf{s}_f} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{G} \mathbf{D} \mathbf{L} \mathbf{H} \mathbf{s}_f\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{s}_f\|_1 \quad (15)$$

引入辅助变量 \mathbf{z} 和 $\boldsymbol{\mu}$ ，构建增广拉格朗日函数为

$$\mathcal{L}(\mathbf{s}_f, \mathbf{z}, \boldsymbol{\mu}) = \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{G} \mathbf{D} \mathbf{L} \mathbf{H} \mathbf{s}_f\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{z}\|_1 + \boldsymbol{\mu}^\top (\mathbf{s}_f - \mathbf{z}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{s}_f - \mathbf{z}\|_2^2 \quad (16)$$

迭代更新 \mathbf{s}_f 、 \mathbf{z} 和 $\boldsymbol{\mu} = \frac{\boldsymbol{\mu}}{\rho}$ ，使 $\mathcal{L}(\mathbf{s}_f, \mathbf{z}, \boldsymbol{\mu})$ 最小。

$$\mathbf{s}_f^{(j)} = \left((\Phi \mathbf{G} \mathbf{D} \mathbf{L} \mathbf{H})^\top \Phi \mathbf{G} \mathbf{D} \mathbf{L} \mathbf{H} + \rho \mathbf{I} \right)^{-1} \cdot \left((\Phi \mathbf{G} \mathbf{D} \mathbf{L} \mathbf{H})^\top \mathbf{y} + \rho (\mathbf{z}^{(j-1)} - \mathbf{w}^{(j-1)}) \right) \quad (17)$$

$$\mathbf{z}^{(j)} = S_{\frac{\lambda}{\rho}} \left(\mathbf{w}^{(j-1)} + \mathbf{s}_f^{(j)} \right) \quad (18)$$

$$\mathbf{w}^{(j)} = \mathbf{w}^{(j-1)} + \mathbf{s}_f^{(j)} - \mathbf{z}^{(j)} \quad (19)$$

其中， $S_{\frac{\lambda}{\rho}}(\cdot)$ 表示软阈值函数，进而求得宽频带频谱态势估计值 $\mathbf{r}_f = \mathbf{H} \mathbf{s}_f$ 。

2.3 含移动辐射源的时变频谱压缩测绘

针对环境先验信息未知的复杂城市环境频谱测绘，传统假设中已知的统计信号传播模型不再适用。此时可通过频谱数据推断空间传播特征，以获取更真实的信道环境。图 8 是包含了移动和固定辐射源（ SS_i ）的时变频谱态势压缩测绘示意。

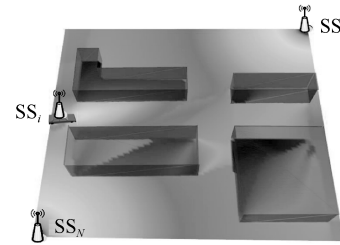


图 8 时变频谱态势压缩测绘示意

区别于 2.1 节和 2.2 节，考虑 b 个连续时隙的 \mathbf{x}_t 堆叠形成二维时空频谱态势矩阵 $\mathbf{X}_b \in \mathbb{R}^{n \times b}$ ，并利用本征正交分解（POD, proper orthogonal decomposition）^[65]方法进行模态分解提取和降维，得到空间频谱态势数据线性表示或秩 r 近似 Ψ_r ，如图 9 所示。

$$\mathbf{X}_b = \Psi_r \mathbf{S}_b^r$$

图 9 空域频谱态势的约减基表示

$$X_b = \Psi_{n_s} S_b \approx \Psi_r S_b^r \quad (20)$$

由此建立如图 10 所示的基于态势约减基的频谱压缩测绘过程

$$y = \Phi_m \Psi_r s + \varepsilon \quad (21)$$

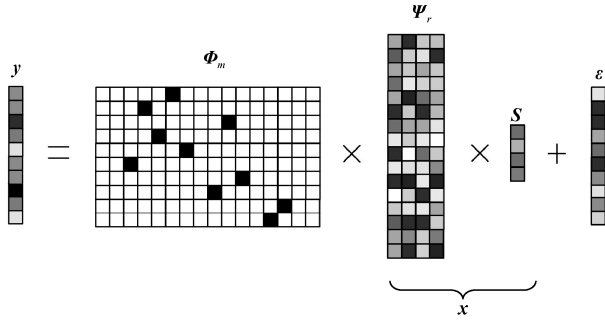


图 10 基于态势约减基的频谱压缩测绘过程

其中, y 是态势采样值, s 是低秩约减基表示系数, ε 是加性白高斯噪声, Φ_m 是采样矩阵, $\Phi_i = \begin{bmatrix} \Phi_{i-1} \\ \phi_i \end{bmatrix}$, ϕ_i 即采样位置的更新优化过程满足

$$\phi_i = \begin{cases} \arg \max_{\phi_i} \det(\Phi_i \Psi_r (\Phi_i \Psi_r)^T), & i \leq r \\ \arg \max_{\phi_i} \phi_i \Psi_r ((\Phi_{i-1} \Psi_r)^T \Phi_{i-1} \Psi_r)^{-1} (\phi_i \Psi_r)^T, & i > r \end{cases} \quad (22)$$

基于优化采样矩阵, 可对时变态势估计做出如下推导: 在式 (21) 两边乘矩阵 $U = GP^\dagger$, $G = ((P^T)^+)^T$, $(\cdot)^+$ 表示矩阵列空间的正交基。

$$P^\dagger = (\Phi_m \Psi_r)^\dagger = ((\Phi_m \Psi_r)^T (\Phi_m \Psi_r))^{-1} (\Phi_m \Psi_r)^T \quad (23)$$

进而得到 $\tilde{y} = GP^\dagger \Phi_m \Psi_r s + U\varepsilon = Gs + \tilde{\varepsilon}$ 。此外, 加入空间平滑性约束 $\hat{Q} = Q + V$, 其中 Q 是空间邻接矩阵, 针对相邻和不相邻位置 $Q(i, j) = 1$ 或 0 。最终的时变频谱压缩测绘目标为

$$\arg \min_s \|\tilde{y} - Gs\|_2^2 + \lambda \|\hat{Q} \Psi_r s\|_2^2 \quad (24)$$

通过求解出闭式解为

$$s^* = (G^T G + \lambda \Psi_r^T \hat{Q}^T \hat{Q} \Psi_r)^{-1} G^T \tilde{y} \quad (25)$$

因此, 估计的频谱态势是 $x^* = \Psi_r s^*$ 。

2.4 感兴趣区域驱动下的在线频谱压缩测绘

针对目标电磁环境先验信息完全未知且物理环境也难以达到或建模的情形, 前 3 类频谱测绘手段无法应用。为在有限采样下获取最关键信息, 可设置感兴趣区域 (ROI, region of interest), 并将 ROI

中的点称为感兴趣点 (POI, point of interest)。感兴趣区域内往往存在信号源, 将以信号源为中心、 R_{ROI} 为半径的三维球面空间定义为 ROI 空间。

对于未知的三维空间, 更关注 ROI 的频谱测绘精度。对于不感兴趣的区域, 即使测绘误差很大, 也不会对其产生太大影响。因此, 在线频谱压缩测绘目标可转化为利用无人机采样设备以较少的能耗在尽可能多的 ROI 中进行频谱感知, 并恢复所有未采样区域态势以获得完整的三维频谱图。整个在线频谱压缩测绘流程如图 11 所示, 包含预采样、频谱态势估计、ROI 驱动下的无人机位置部署以及频谱态势地图恢复 4 个步骤。

1) 预采样。由于没有目标区域的任何先验信息, 在预采样步骤中考虑随机部署方案, 即

$$\mathcal{X}^{i*} = \arg \max_{\mathcal{X}^i} \frac{1}{E_{ji}} \quad (26)$$

其中, E_{ji} 表示无人机从 \mathcal{X}^j 飞到 \mathcal{X}^i 然后在 \mathcal{X}^i 悬停采样的总能量消耗。

2) 频谱态势估计。利用已经采样的点来初步估计整个 3D 频谱空间的态势

$$\widehat{POI}_{\mathcal{X}^i} = \sum_{j \in S} \omega_{\mathcal{X}^j} POI_{\mathcal{X}^j} \quad (27)$$

其中, 系数 $\omega_{\mathcal{X}^j}$ 满足

$$\omega_{\mathcal{X}^j} = \frac{1}{d_{ij}^n \sum_{j \in S} \frac{1}{d_{ij}^n}} \quad (28)$$

3) ROI 驱动下的无人机位置部署。

① 能耗计算。无人机从一个采样位置到下一个采样位置的能耗为飞行能耗 E_{route} 和悬停能耗 E_{hover} 的总和, 即

$$E_{ji} = E_{route} + E_{hover} \quad (29)$$

但是大多数情况无人机是斜向飞行, 因此定义斜向飞行的能耗为

$$E_{route} = (1 - \cos \theta) E_{ji}^{vertical} + \cos \theta E_{ji}^{horizontal} \quad (30)$$

其中, $E_{ji}^{horizontal}$ 和 $E_{ji}^{vertical}$ 分别是水平和垂直方向的能耗, θ 是 X^j 和 X^i 之间仰角的绝对值, $\theta = 0$ 和 $\frac{\pi}{2}$ 分别对应水平飞行和垂直飞行。

② 新采样位置更新。根据估计 POI 值、无人

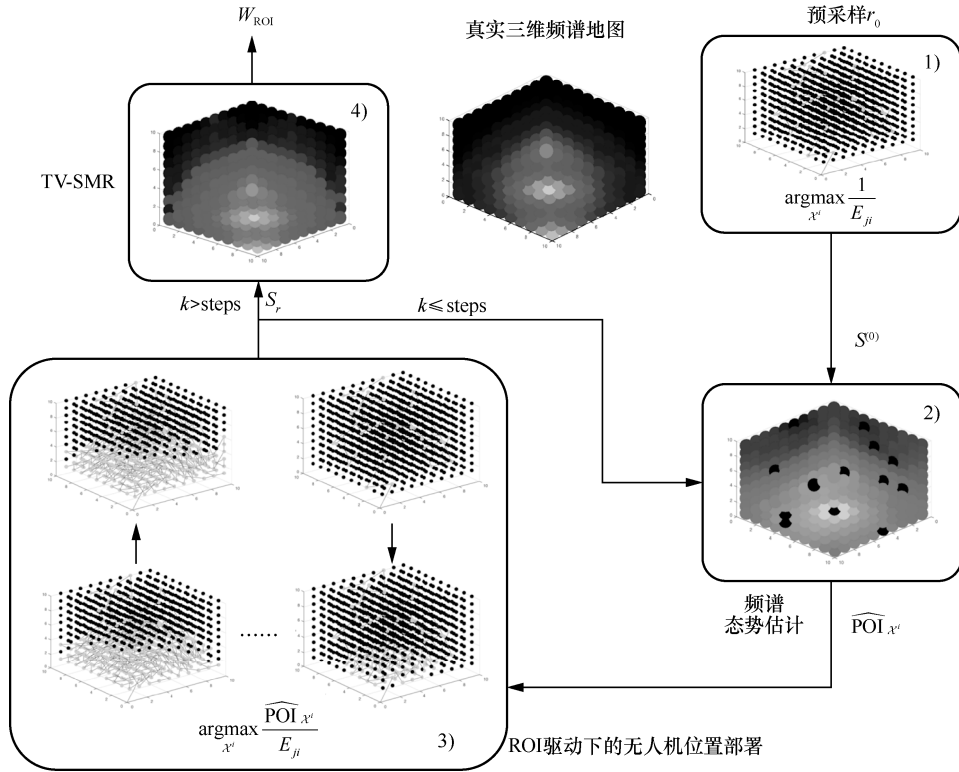


图 11 整个在线频谱压缩测绘流程

机能耗分析，迭代地选择 POI 估计值 POI_{x^i} 与飞行能耗比最大的新采样点，即

$$x^{i*} = \operatorname{argmax}_{x^i} \frac{\text{POI}_{x^i}}{E_{ji}} \quad (31)$$

态势估计和无人机部署会循环进行直到迭代次数 k 超过设定次数 steps 。

4) 频谱态势地图恢复。将三维频谱地图的缺失值补全问题转化为基于全变分 (TV, total variation) 模型^[66-67]的受损图像恢复问题，代价函数为

$$J_\lambda(u) = \int_{D \cup Q} r(|\nabla u|) dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_Q |u - u^0|^2 dx dy \quad (32)$$

其中， u 是整个图像的像素， D 和 Q 分别是待恢复像素点和已采样像素点的集合， $r(x)$ 是一个非负实函数， ∇u 是 u 的梯度， λ 是实数参数， u^0 是图像恢复前的值。使 $J_\lambda(u)$ 值最小的 u 应满足

$$-\nabla \cdot \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) + \lambda_e (u - u^0) = 0 \quad (33)$$

其中， $\nabla \cdot$ 是散度算子；针对 D 和 Q 中像素， λ_e 分别为 1 和 0。

$$\sum_{P \in A_0} \frac{1}{|\nabla u_p|} (u_O - u_p) + \lambda_e(O) (u_O - u_O^0) = 0 \quad (34)$$

其中， A_0 表示待恢复像素点 O 的 4 个相邻位置集合， $P \in A_0$ ， p 是对应于 P 方向的折中点位置， ∇u_p 是由 p 决定的参数，化简得态势恢复迭代表达式为

$$u_O^n = \sum_{P \in A_0} h_{OP}^{n-1} u_P^{n-1} + h_{OO}^{n-1} u_O^{n-1} \quad (35)$$

$$\begin{cases} w_p = \frac{1}{\sqrt{|\nabla u_p|^2 + a^2}} \\ h_{OP} = \frac{w_p}{\sum_{P \in A_0} w_p + \lambda_e(O)} \\ h_{OO} = \frac{\lambda_e(O)}{\sum_{P \in A_0} w_p + \lambda_e(O)} \end{cases} \quad (36)$$

其中， a 为提升参数， w_p 为扩散系数。最终通过迭代进行频谱态势估计、ROI 驱动下的无人机位置部署和频谱态势地图恢复，可完成对目标区域的在线频谱态势压缩测绘并输出测绘误差 W_{ROI} 。

3 展望

随着无线通信技术逐渐向空、天、地、海等多维度空间拓展，在如何更有效地管理和分配跨越多

个领域的电磁频谱资源以及如何确保频谱利用的安全和可靠性上, 本文还面临许多开放性的问题值得研究以适应更广阔的应用前景, 可从以下 4 个方面展开进一步的研究。

1) 开展多模态频谱态势数据融合研究。在电磁频谱信号的基础上, 结合来自雷达、红外和光学传感器等不同来源的信息, 有助于对电磁环境的全面认识, 可以提高频谱测绘的整体准确性和可靠性。未来的多模态数据融合技术研究可以探索如何将不同类型的数据源信息整合到统一的测绘框架中, 提取和利用它们之间的相关性, 研究如何在不同数据源之间平衡权重和优先级, 以改善频谱测绘结果。

2) 研究多分辨率频谱测绘研究。针对不同应用场景和需求, 研究多分辨率频谱测绘技术, 实现在不同空间、时间和频率等尺度下的频谱资源多尺度管理和利用。这将有助于实现更灵活、更精细化的频谱分析和处理。为了实现这一目标, 可以研究如何根据实际需求动态调整频谱测绘的精度和范围, 以及如何设计适应不同分辨率需求的频谱测绘算法。同时, 对于多分辨率测绘结果的融合和分析也是一个值得关注的研究方向。

3) 开展含异常干扰的频谱测绘研究。在复杂的电磁环境中, 可能存在各种异常干扰, 如恶意干扰、突发事件干扰等, 这会对频谱测绘的结果造成影响甚至直接干扰频谱决策。研究如何在含异常干扰的环境中进行有效的频谱测绘, 提高测绘结果的鲁棒性和可靠性显得至关重要。针对该问题, 一种方法是直接对异常干扰进行检测、识别和定位, 并将这些结果与频谱测绘结果相结合, 但更值得研究的是如何在频谱测绘的框架内融入异常检测, 自主剔除奇异值并输出测绘结果, 从而实现对复杂电磁环境的准确测绘。此外, 如何设计针对不同类型干扰的鲁棒频谱测绘算法, 以及如何在实际应用中实时调整测绘策略以应对异常干扰, 也是值得进一步研究的问题。

4) 开展基于语义信息的频谱测绘研究。传统频谱测绘方法主要关注电磁信号的物理特性, 而语义频谱测绘旨在从信号中提取更高层次的信息, 如信号的用途、来源和行为等。研究如何将语义信息与物理信息相结合, 实现更智能和灵活的频谱测绘和管理。为了这一目标, 可以探索如何利用深度学习和其他先进的特征分析技术, 从

原始信号数据中自动提取语义特征, 并将这些特征整合到频谱测绘框架中。同时, 根据不同应用场景的需求, 设计出适应性强的语义频谱测绘方法。例如, 对于对抗领域, 可以关注侦察、通信干扰和电子对抗等方面; 对于通信领域, 可以关注频谱共享、频谱拥塞和信道质量等问题, 根据语义测绘结果指导频谱资源的分配和优化。

4 结束语

针对日益复杂的电磁频谱环境所带来的频谱短缺、频谱安全以及电磁频谱对抗等问题, 本文深入开展了电磁频谱多维态势压缩测绘理论方法研究。首先, 介绍了频谱测绘的含义并阐述了与频谱感知在概念和研究方法上的差异。接着, 详细讨论了频谱测绘中频谱态势生成方法研究现状, 包括基于模型的生成方法、基于数据的生成方法和混合生成方法。然后, 针对现有频谱态势生成方法忽略频谱态势感知过程而导致频谱测绘框架不完整, 以及多维态势测绘面临异构性、大尺度缺失、动态性、环境复杂性等多重挑战, 进一步介绍了多维频谱态势压缩测绘研究工作, 包括三维空时频频谱压缩测绘、三维空时频频谱压缩测绘、复杂环境下的时变频谱压缩测绘以及感兴趣区域驱动下的在线频谱压缩测绘。相较于频谱感知仅判断频谱占用状态, 多维频谱态势压缩测绘方法可以更准确、更全面地推断和刻画不同电磁场景需求和约束下的整个电磁频谱态势分布情况, 进而为频谱资源的管理、分配及电磁频谱活动的监管提供强有力的信息支撑。最后, 本文对未来频谱态势压缩测绘的研究趋势进行了展望, 将进一步探索多模态频谱态势数据融合、多分辨率频谱测绘、含异常干扰的频谱测绘以及基于语义信息的频谱测绘。

参考文献:

- [1] 吴启晖, 丁国如, 孙佳琛. 电磁频谱数据挖掘理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2020.
WU Q H, DING G R, SUN J C, Electromagnetic spectrum data mining theories and applications[M]. Beijing: Science Press, 2020.
- [2] LIANG Y C. Dynamic spectrum management: from cognitive radio to blockchain and artificial intelligence[M]. Singapore: Springer Singapore, 2020.
- [3] HAYKIN S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005,

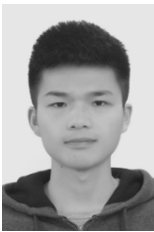
- 23(2): 201-220.
- [4] KANG X, LIANG Y C, GARG H K, et al. Sensing-based spectrum sharing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58(8): 4649-4654.
- [5] WANG J L, DING G R, WU Q H, et al. Spatial-temporal spectrum hole discovery: a hybrid spectrum sensing and geolocation database framework[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2014, 59(16): 1896-1902.
- [6] LIANG Y C, ZHANG Q Q, LARSSON E G, et al. Symbiotic radio: cognitive backscattering communications for future wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2020, 6(4): 1242-1255.
- [7] HEUMANN C, SCHOMAKER M, SHALABH. *Introduction to statistics and data analysis*[M]. Berlin: Springer, 2022.
- [8] ALOM M Z, GODDER T K, MORSHED M N, et al. Enhanced spectrum sensing based on energy detection in cognitive radio network using adaptive threshold[C]//*Proceedings of International Conference on Networking, Systems and Security*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 138-143.
- [9] YANG M C, LI Y, LIU X F, et al. Cyclostationary feature detection based spectrum sensing algorithm under complicated electromagnetic environment in cognitive radio networks[J]. *China Communications*, 2015, 12(9): 35-44.
- [10] VADIVELU R, SANKARANARAYANAN K, VIJAYAKUMARI V. Matched filter based spectrum sensing for cognitive radio at low signal to noise ratio[J]. *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, 2014, 62(1): 107-113.
- [11] DING G R, WANG J L, WU Q H, et al. Robust spectrum sensing with crowd sensors[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2014, 62(9): 3129-3143.
- [12] WU K Y, JIANG H, TELLAMBURA C. Cooperative sensing with heterogeneous spectrum availability in cognitive radio[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2022, 8(1): 31-46.
- [13] AKYILDIZ I F, LO B F, BALAKRISHNAN R. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks: a survey[J]. *Physical Communication*, 2010, 4(1): 40-62.
- [14] WU Q H, DING G R, WANG J L, et al. Spatial-temporal opportunity detection for spectrum-heterogeneous cognitive radio networks: two-dimensional sensing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(2): 516-526.
- [15] ZHANG Z, WEN X B, XU H X, et al. Sensing nodes selective fusion scheme of spectrum sensing in spectrum-heterogeneous cognitive wireless sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(1): 436-445.
- [16] WANG Y, TIAN Z, FENG C Y. Collecting detection diversity and complexity gains in cooperative spectrum sensing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(8): 2876-2883.
- [17] ZHANG Y P, ZHAO Z J. Limited data spectrum sensing based on semi-supervised deep neural network[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 166423-166435.
- [18] ZHENG S L, CHEN S C, QI P H, et al. Spectrum sensing based on deep learning classification for cognitive radios[J]. *China Communications*, 2020, 17(2): 138-148.
- [19] 吴启晖, 任敬. 电磁频谱空间认知新范式: 频谱态势[J]. *南京航空航天大学学报*, 2016, 48(5): 625-632.
- WU Q H, REN J. New paradigm of electromagnetic spectrum space: spectrum situation[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2016, 48(5): 625-632.
- [20] ROMERO D, KIM S J. Radio map estimation: a data-driven approach to spectrum cartography[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2022, 39(6): 53-72.
- [21] 夏海洋, 查淞, 黄纪军, 等. 电磁频谱地图构建方法研究综述及展望[J]. *电波科学学报*, 2020, 35(4): 445-456.
- XIA H Y, ZHA S, HUANG J J, et al. Survey on the construction methods of spectrum map[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2020, 35(4): 445-456.
- [22] BI S Z, LYU J B, DING Z, et al. Engineering radio maps for wireless resource management[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2019, 26(2): 133-141.
- [23] 李泓余, 沈锋, 韩路, 等. 一种模型和数据混合驱动的电磁频谱态势测绘方法[J]. *数据采集与处理*, 2022, 37(2): 321-335.
- LI H Y, SHEN F, HAN L, et al. A method of electromagnetic spectrum situation mapping driven by model and data[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2022, 37(2): 321-335.
- [24] PESKO M, JAVORNIK T, KOSIR A, et al. Radio environment maps: the survey of construction methods[J]. *Transactions on Internet and Information Systems*, 2014, 8(11): 3789-3809.
- [25] HOPPE R, WÖLFLE G, JAKOBUS U. Wave propagation and radio network planning software WinProp added to the electromagnetic solver package FEKO[C]//*Proceedings of International Applied Computational Electromagnetics Society Symposium*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-2.
- [26] YUN Z Q, ISKANDER M F. Ray tracing for radio propagation modeling: principles and applications[J]. *IEEE Access*, 2015, 3: 1089-1100.
- [27] YILMAZ H B, TUGCU T. Location estimation-based radio environment map construction in fading channels[J]. *Wireless Communications & Mobile Computing*, 2015, 15(3): 561-570.
- [28] LEE M, HAN D. Voronoi tessellation based interpolation method for Wi-Fi radio map construction[J]. *IEEE Communications Letters*, 2012, 16(3): 404-407.
- [29] ALFATTANI S, YONGACOGLU A. Indirect methods for constructing radio environment map[C]//*Proceedings of IEEE Canadian Conference on Electrical & Computer Engineering*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [30] SUN G L, BEEK V D. Simple distributed interference source localization for radio environment mapping[C]//*Proceedings of IFIP Wireless Days*. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1-5.
- [31] BAZERQUE J A, MATEOS G, GIANNAKIS G B. Group-lasso on splines for spectrum cartography[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(10): 4648-4663.
- [32] LU G Y, WONG D W. An adaptive inverse-distance weighting spatial

- interpolation technique[J]. *Computers & Geosciences*, 2008, 34(9):1044-1055.
- [33] ALTMAN N S. An introduction to kernel and nearest-neighbor non-parametric regression[J]. *The American Statistician*, 1992, 46(3): 175-185.
- [34] FAN Q, EFRAT A, KOLTUN V, et al. Hardware-assisted natural neighbor interpolation[C]//*Proceedings of the Seventh Workshop on Algorithm Engineering and Experiments and the Second Workshop on Analytic Algorithmics and Combinatorics*. Piscataway: IEEE Press, 2005: 111-120.
- [35] MATEOS G, BAZERQUE J A, GIANNAKIS G B. Spline-based spectrum cartography for cognitive radios[C]//*Proceedings of Conference Record of the Forty-Third Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1025-1029.
- [36] HAMID M, BEFERULL-LOZANO B. Non-parametric spectrum cartography using adaptive radial basis functions[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 3599-3603.
- [37] TAN B, LIN C S, YANG Y Q, et al. Boundary interpolation constraint of geomagnetic field based on modified Shepard method[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*. Piscataway: IEEE Press, 2010: 375-379.
- [38] ANGJELICINOSKI M, ATANASOVSKI V, GAVRILOVSKA L. Comparative analysis of spatial interpolation methods for creating radio environment maps[C]//*Proceedings of 19th Telecommunications Forum*. Piscataway: IEEE Press, 2012: 334-337.
- [39] UMER M, KULIK L, TANIN E. Spatial interpolation in wireless sensor networks: localized algorithms for variogram modeling and Kriging[J]. *GeoInformatica*, 2010, 14(1): 101-134.
- [40] WANG Z, ZHANG L Y, KONG Q, et al. Fast construction of the radio map based on the improved low-rank matrix completion and recovery method for an indoor positioning system[J]. *Journal of Sensors*, 2021, 2021: 1-12.
- [41] FATHI H, RANGRIZ E, POURAHMADI V. Two novel algorithms for low-rank matrix completion problem[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2021, 28: 892-896.
- [42] LIU J, MUSIALSKI P, WONKA P, et al. Tensor completion for estimating missing values in visual data[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(1): 208-220.
- [43] TANG M Y, DING G R, WU Q H, et al. A joint tensor completion and prediction scheme for multi-dimensional spectrum map construction[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 8044-8052.
- [44] SUN J C, WANG J L, DING G R, et al. Long-term spectrum state prediction: an image inference perspective[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 43489-43498.
- [45] ACHTZEHN A, RIIHIJÄRVI J, MÄHÖNEN P. Exploring spatial decomposition methods and linear regression in radio environment maps[C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications Workshops*. Piscataway: IEEE Press, 2015: 41-42.
- [46] ZHU D L, ZHANG H H, FENG W M. Research on the construction of radio-map based on support vector regression[C]//*Proceedings of Fourth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control*. Piscataway: IEEE Press, 2014: 77-80.
- [47] RUFAlDA S I, LEU J S, SU K W, et al. Construction of an indoor radio environment map using gradient boosting decision tree[J]. *Wireless Networks*, 2020, 26(8): 6215-6236.
- [48] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]//*Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: ACM Press, 2016: 785-794.
- [49] KE G L, MENG Q, FINLEY T, et al. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree[C]//*Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. New York: ACM Press, 2017: 3149-3157.
- [50] ITO S, HAYASHI T. Radio propagation estimation in a long-range environment using a deep neural network[C]//*Proceedings of 15th European Conference on Antennas and Propagation*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [51] TEGANYA Y, ROMERO D. Data-driven spectrum cartography via deep completion autoencoders[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-7.
- [52] HASHIMOTO R, SUTO K. SICNN: spatial interpolation with convolutional neural networks for radio environment mapping[C]//*Proceedings of International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 167-170.
- [53] HAN X, XUE L, SHAO F C, et al. A power spectrum maps estimation algorithm based on generative adversarial networks for underlay cognitive radio networks[J]. *Sensors*, 2020, 20(1): 311.
- [54] ZHA S, HUANG J J, QIN Y J, et al. An novel non-parametric algorithm for spectrum map construction[C]//*Proceedings of International Symposium on Electromagnetic Compatibility*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 941-944.
- [55] ZHANG S Y, YU T H, TIVALD J, et al. Exemplar-based radio map reconstruction of missing areas using propagation priority[C]//*Proceedings of IEEE Global Communications Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1217-1222.
- [56] LI K, LI P M, ZENG Y, et al. Channel knowledge map for environment-aware communications: EM algorithm for map construction[C]//*Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1659-1664.
- [57] SHEN F, WANG Z, DING G R, et al. 3D compressed spectrum mapping with sampling locations optimization in spectrum-heterogeneous environment[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(1): 326-338.
- [58] SHEN F, DING G R, WU Q H, et al. Compressed wideband spectrum mapping in 3D spectrum-heterogeneous environment[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(4): 4875-4886.
- [59] SHEN F, DING G R, WU Q H. Time-variant spectrum mapping via reduced basis representation and greedy sampling locations optimization

tion[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(3): 991-995.

- [60] WU Q H, SHEN F, WANG Z, et al. 3D spectrum mapping based on ROI-driven UAV deployment[J]. IEEE Network, 2020, 34(5): 24-31.
- [61] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [62] ELAD M. Optimized projections for compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(12): 5695-5702.
- [63] MANOHAR K, BRUNTON B W, KUTZ J N, et al. Data-driven sparse sensor placement for reconstruction: demonstrating the benefits of exploiting known patterns[J]. IEEE Control Systems Magazine, 2018, 38(3): 63-86.
- [64] BOYD S, PARIKH N, CHU E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. Foundations and Trends® in Machine Learning, 2010, 3(1): 1-122.
- [65] TAIRA K, BRUNTON S L, DAWSON S T M, et al. Modal analysis of fluid flows: an overview[J]. AIAA Journal, 2017, 55(12): 4013-4041.
- [66] RUDIN L I, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1/2/3/4): 259-268.
- [67] SHEN J H, CHAN T F. Mathematical models for local nontexture inpaintings[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 62(3): 1019-1043.

[作者简介]



沈锋 (1994-), 男, 浙江嘉兴人, 南京航空航天大学博士生, 主要研究方向为认知信息论、认知无线电、频谱感知、频谱测绘等。



丁国如 (1986-), 男, 河南新乡人, 博士, 陆军工程大学教授, 主要研究方向为认知无线电、统计信号处理、机器学习以及无线网络大数据分析等。



李婕 (1992-), 女, 河南洛阳人, 博士, 南京航空航天大学副研究员, 主要研究方向为频谱认知、雷达通信一体化设计、智能信号处理、阵列信号处理等。



周博 (1991-), 男, 安徽巢湖人, 博士, 南京航空航天大学教授, 主要研究方向为智能无线网络、信息年龄/信息新鲜度、电磁频谱态势感知与预测等。



吴启晖 (1970-), 男, 安徽黄山人, 博士, 南京航空航天大学教授, 主要研究方向为认知信息论、电磁空间频谱智能管控、天地一体化信息网络和无人机集群智能通信等。