

文章编号: 2095-4980(2022)01-0053-06

面向非合作无线网络的频谱态势预测方法

李 高¹, 王 威¹, 李 婕¹, 况婷妍¹, 丁国如²

(1.南京航空航天大学 电子信息工程学院, 江苏 南京 210016; 2.陆军工程大学 通信工程学院, 江苏 南京 210007)

摘 要: 在复杂电磁环境背景下, 针对非合作无线网络的频谱态势预测问题展开研究。借助机器学习理论, 提取已侦测到频谱态势数据的时、空、频三维特性, 并充分挖掘其三维特征内在的相关性, 构建有针对性的频谱预测框架, 从而有效预判非合作方通信节点的频率调整行为。相关研究表明, 当非合作无线网络通信过程中存在频率调整行为时, 只要能够截获足够的频谱数据, 利用开发的频谱预测框架对未来时刻的频率调整行为有效地进行单步或多步预测, 就可实现对目标系统未来可能使用的工作频率的精准锁定。精确地瞄准锁定目标系统未来可能使用的工作频率, 可为后续通信跟踪及干扰等任务提供关键的技术支持。

关键词: 非合作无线网络; 频率调整; 频谱态势预测; 长短期记忆

中图分类号: TN92

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA2021155

Spectrum situation prediction for non-cooperative wireless networks

LI Gao¹, WANG Wei¹, LI Jie¹, KUANG Tingyan¹, DING Guoru²

(1.School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 210016, China;
2.College of Communication Engineering, PLA Army Engineering University, Nanjing Jiangsu 210007, China)

Abstract: The spectrum situation prediction of non-cooperative wireless network in the complex electromagnetic environment is investigated. Based on machine learning theory, the three-dimensional characteristics of time, space, and frequency of collected spectrum situation data are extracted; the inherent correlations in the three-dimensional characteristics are fully data mined; and the spectrum prediction frameworks are built to predict frequency adjustment behavior of non-cooperative communication nodes. The results show that the single-step or multi-step prediction for the frequency can be performed on the frequency adjustment for future moments by exploiting the spectrum prediction frameworks as long as sufficient spectrum situation data can be intercepted when the frequency adjustment exists in the communication process of non-cooperative wireless networks. Therefore, the possible frequency used in the future for the target system can be accurately locked in. This work can provide key technical support for the subsequent communication tracking and interference tasks.

Keywords: non-cooperative wireless networks; frequency adjustment; spectrum situation prediction; Long Short-Term Memory

近年来, 大规模无线信息网络成为当代组网行动的关键, 对非合作方无线信息网络的侦察和分析显得格外重要。对非合作方无线信息网络频谱态势的侦察和分析有助于掌握非合作方网络的用频信息, 在此基础上进行频谱预测是对非合作方的通信进行干扰的前提, 也是掌握非合作方网络频谱态势的重点和难点, 对于我方通信有着很重要的现实意义。

早期频谱预测方面的研究主要集中于时域频谱预测。加利福尼亚大学的 Acharya 教授首次引入线性预测机制, 推演时域频谱空洞出现的时刻和持续时间^[1]。后续的研究主要是将各种预测模型用于时域频谱预测来提升预测性能, 代表性的成果包括线性回归模型、时间序列模型、马尔科夫模型、神经网络模型等。伴随着基于频谱实测的数据分析工作的不断深入, 频域相关性现象(即不同信道频谱状态演化之间的关联关系)逐渐引起研究者的关注^[2-3], 基于频域相关性的多信道联合的频域频谱预测算法也不断涌现。美国田纳西大学的 LI H 博士通过建模

任一频谱数据与其相邻信道的“邻居”数据之间的相关性,先后提出了基于信念传播理论^[4]和基于贝叶斯网络理论^[5]的多信道联合频谱预测算法;香港科技大学的张黔教授团队设计了基于频繁模式挖掘的多信道联合频谱预测算法,并通过实测数据论证了该算法相对于单信道时域频谱预测算法的有效性^[6]。后续出现了基于历史频谱数据不完整条件下时-频二维预测算法,并通过实测频谱数据进行验证^[7]。此外,空域频谱预测研究也取得了阶段性研究成果,基于空域卡尔曼滤波理论,实现了多用户分布式空域频谱预测算法^[8]。

以上现有的频谱态势预测的大量研究工作主要是针对己方的,目的是更好地进行无线电秩序管理,提升频谱利用效率。在电磁频谱战中,对非合作方的频谱态势预测能够更好地预判非合作方无线网络节点的频率调整行为,在对非合作方通信网络实施精准的干扰和打击中起着关键性作用。非合作方通常使用跳频通信系统来提高自身的通信能力。经证明,跳频序列具有混沌特性,可以利用混沌时间序列的短期可预测性来预测跳频序列。文献[9]基于混沌理论,利用混沌系统的相空间重构并提出了基于关联度而不是常用的欧几里得距离的预测方法。文献[10]使用贝叶斯网络预测模型进行跳频序列预测。随着混沌理论的发展,文献[11]提出基于径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络进行跳频序列的非线性预测和对使用多个跳频序列的信号进行分离的方法。由于跳频序列的周期长,非线性复杂度高,构造机制多种多样等因素,这些方法在实际应用时,不同情况下效果不尽相同,且目前对于非合作方频谱态势的研究主要还处于利用统计学习方法进行预测的阶段。对于大量的频谱数据,传统统计学习的方法并不能充分挖掘频谱数据内在的相关性,其准确性和可靠性都有待提升。在面临技术演进推进速度快等巨大压力下,对非合作无线网络的频谱进行监测、侦察、分析,利用机器学习构造新的频谱态势预测模型的研究迫在眉睫。

本文面向非合作无线网络,尝试在复杂多变的电磁环境中,研究如何利用机器学习充分地建模、分析、挖掘,利用频谱数据的内在相关性实现对未知频谱数据的推断,即如何利用提前侦测到的非合作方的频谱态势数据,根据其时、空、频特征充分挖掘其内在相关性,开发有效的采用深度学习方法的频谱预测框架,预判非合作方通信节点的频率调整行为,以便后续对其进行连续的高效率的跟踪干扰。

1 面向非合作无线网络的频谱态势预测技术

通过频谱感知可以获得时间、频率、空间等稀疏的频谱数据样本。频谱预测是在频谱感知的基础上,利用频谱数据之间的相关性,实现由已知频谱数据样本推演未知频谱数据,由历史频谱样本推演未来频谱态势的技术。国内外频谱实测数据分析表明:任何一个频谱数据都不是孤立存在的,在时间、频率、空间各个维度上具有密切的相关性。充分地建模、分析、挖掘、利用这些内在的相关性,能进行频谱预测。在现代信息战日益激烈的形势下,无线通信是保障现代通信的主要手段。为提高自身通信系统抗各种干扰的能力,跳频通信越来越广泛地用于保密通信领域中,成为目前通信抗干扰领域应用范围最广的一种通信方式,是现代无线通信抗干扰的主要手段。利用跳频通信系统,只要对方不清楚频率跳变的规律,就可以提高系统的抗搜索、抗截获、抗干扰能力。跳频通信技术具有优良的抗干扰性能和多址组网性能,对在恶劣的电磁环境中保障畅通的通信指挥,具有重大意义。但非合作方无线网络通信频率在跳频图案算法的控制下,在一定范围内伪随机跳变,大大增加了我方侦察和预测的难度。

在对非合作方频谱态势进行预测的过程中,最核心的是控制载波频率跳变的跳频序列,它具有伪随机的性质。跳频序列始终是通过确定的模型生成的,具有一定的规律性,这意味着我方只要通过研究跳频序列的性质,找到它的规律,就可以在截获足够量频点的基础上对后续非合作方的频谱态势进行预测,最终达到跟踪干扰的目的。近年来,机器学习作为人工智能领域的一个重要分支,在数据分析和模式发现等方面显示出独特的优势,因此本文利用机器学习方法对频谱数据内在关联性进行挖掘和分析。

对非合作方无线通信网络的频谱态势进行预测的框架如图1所示,首先进行非合作方的频谱数据采集,主要依赖己方接收机前端对方频谱数据的接收、检测及处理。此阶段的研究基础包括频谱态势感知、频谱数据补全以及频谱态势可视化;然后根据感知到的频谱数据进行用频情况分析,建立适当的模型对用频情况做出预测;最后对未来用频数据进行输出。

在前期已有的频谱信号检测、频谱态势感知、频谱数据补全和频谱态势可视化的研究基础上,在复杂的动态用频环境中,利用面向非合作方无线网络的频谱态势预测技术,其目的在于对非合作方的历史用频情况进行分析和对未来用频情况进行预测,最后根据预测数据输出对非合作方做出动态干扰决策。频谱态势预测方法主要包括基于时域和频域的频谱态势演化预测和基于时、频、空三维的频谱态势演化预测两个方面。两者都能够充分挖掘频谱数据的相关性,最后通过对其模式变换进行分析和预测来预判非合作方节点的频率调整行为。

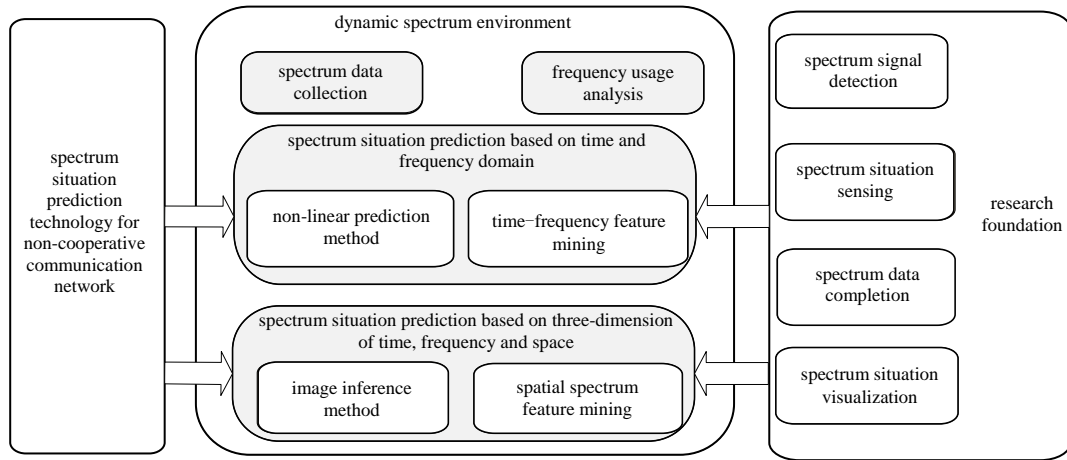


Fig.1 Framework of spectrum situation prediction
图 1 频谱态势预测框架

1.1 基于时域和频域的频谱态势演化预测

频谱数据是在时间顺序上相关的一串序列。常用的时间序列预测机制有自回归移动平均(Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA)线性预测方法、高斯过程回归(Gaussian Process Regression, GPR)等方法, 这些方法同机器学习方法相比, 并不能很好地挖掘频谱数据内在的相关性。从以往的研究来看, 循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)在解决时间序列问题方面是优越的, RNN 网络允许将历史输入的信息存储在网络的内部状态中, 从而利用截至当前时间的所有可用输入信息。从理论上讲, RNN 可以学习任何时间序列的特征。但实验证明, 由于梯度消失或梯度爆炸, RNN 网络的性能受到限制, 为解决 RNN 网络面临的梯度问题, 引入一个名为记忆单元的结构得到改进的长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络。深度学习中的 LSTM 网络已被证实具有很强的解决时间序列问题的能力, 利用 LSTM 可充分发掘频谱数据在时域上的特征, 很好地捕获频谱数据的固有相关性, 并对未来频谱进行更有效的预测。频谱数据中每个频点都有其独特的演化趋势, 如果执行时频组合预测, 则可能对彼此施加负面影响。因此, 使用具有时间相关性的单谱点数据进行预测。该频谱预测是通过挖掘历史频谱数据的内部关系来预测下一时隙的频谱状态, 即给定 T 个时隙(当前时隙和过去时隙)的历史频率数据 $x_{t-T+1}, x_{t-T+2}, \dots, x_t$ 作为预测方法输入, 通过训练或其他相关方法发现其内部关系, 然后输出下一个时隙的预测值 x'_{t+1} , 利用逐时隙预测, 一旦接收到下一时隙的真实频率 x_{t+1} , 或使用预测频率作为下一时隙的真实频率(此时为多步预测), 便可继续预测未来时隙的频率 x'_{t+2} , 以此类推, 数学表达式为:

$$\begin{cases} x'_{t+1} = LSTM(x_{t-T+1}, x_{t-T+2}, \dots, x_t) \\ x'_{t+2} = LSTM(x_{t-T+2}, x_{t-T+3}, \dots, x_{t+1}) \\ x'_{t+3} = LSTM(x_{t-T+3}, x_{t-T+4}, \dots, x_{t+2}) \\ \dots \end{cases} \quad (1)$$

此过程利用的是 LSTM 滑窗法进行的基于时序的频谱态势预测。如图 2 所示, 设置一定长度的固定窗口 W , 保持向前移动, 每次滑窗便可进行下一时隙的预测输出。训练过程中使用监督学习来处理频谱预测, 训练神经网络以使预测值 x'_{t+1} 尽可能接近实际值 x_{t+1} 。

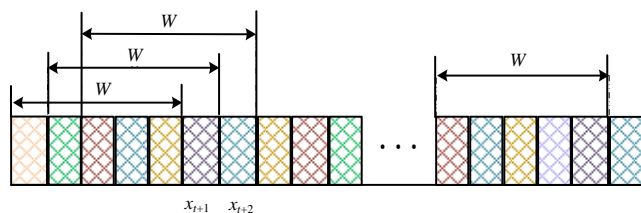


Fig.2 Time series based spectrum situation prediction
图 2 基于时序的频谱态势预测

基于时序的频谱预测模型只利用到频谱数据的一维特性, 在此基础上进一步研究基于时频图二维的频谱预测。图 3 为含有 n 个信道的跳频图案, 即根据历史时隙在每个信道的频谱占用状态绘制的时频图, 根据已知的时

频数据挖掘历史数据的时频二维特征,可预测下一时隙及未来多个时隙的频谱占用状态。预测所用的方法包括RNN、LSTM、GRU等时间序列预测方法。文献[12]对常见的跳频信号进行分析及预测,研究表明,在一定误差范围内,LSTM频率预测方法有很好的预测性能。

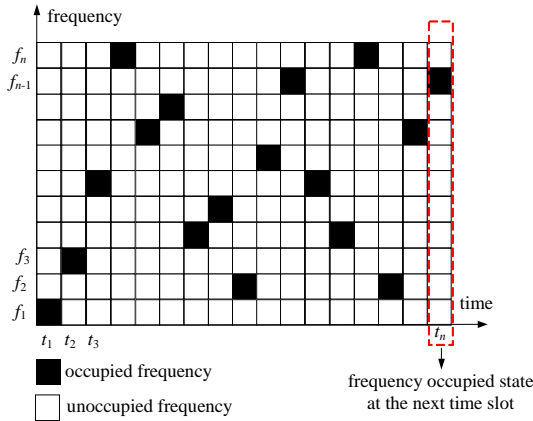


Fig.3 Time-frequency diagram based spectrum situation prediction
图3 基于时频图的频谱态势预测

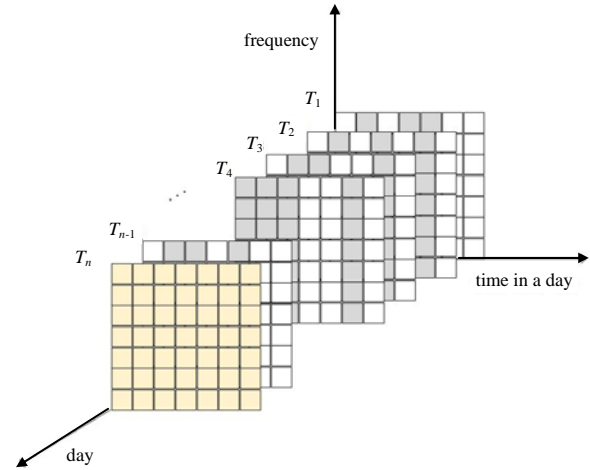


Fig.4 Time,space and frequency based spectrum situation prediction
图4 基于时、空、频三维的频谱态势预测

1.2 基于时、频、空三维的频谱态势演化预测

该频谱预测模型适用于时、频、空三维频谱数据。基于时、频、空三维的频谱态势演化预测从历史数据和演化规律出发,通过对历史频谱数据的关联分析、分类分析等找到频谱数据在时、频、空三维空间上的特点及规律,搭建自适应、大粒度的态势演化预测模型,可以满足复杂多样的频谱环境趋势分析的需要。如图4^[13]所示,对历史频谱数据进行处理,把一天内多个时隙的多个频点(频带)数据看作一张图像;然后利用足够的历史频谱数据生成多张时频图像,建立三维频谱张量模型;最后基于过去多张频谱图像预测下一张图像,预测出未来一天的完整频谱态势,即已知前 $T_1, T_2, T_3, \dots, T_{n-1}$ 天的频谱态势,预测第 T_n 天的频谱态势,数学表达式为:

$$T_n = f(T_1, T_2, T_3, T_4, \dots, T_{n-1}) \quad (2)$$

此过程中,在第 T_n 天的频谱数据完全不可知的情况下应用张量补全是不可行的,因此对第 T_n 天的频谱进行预测之前,需对其部分频谱数据进行预填充操作,即在进行张量补全操作之前先对 T_n 天的部分频谱数据进行预测。根据已有的历史频谱数据和进行部分预测后的 T_n 天的频谱数据,利用搭建的张量数据集的低秩性质来恢复其缺失的元素,最终实现基于时、频、空三维的频谱态势演化预测。文献[13]通过对卫星采集到的真实频谱数据进行分析及预测,结果表明,基于时、频、空三维的图像推断预测方法有很好的预测性能。

2 未来研究方向

2.1 频谱可预测性的理论界

众所周知,对于随机掷硬币这样的事件,假设每次掷出正面和反面的概率均为0.5,如果猜测下一次掷出的是正面还是反面,任何高效的预测算法的可预测性(预测准确率)往往也只能维持在0.5左右。实际中,不同无线频段的频谱可预测性往往存在显著差异。现有研究在追求高精度度频谱预测算法的同时,忽略了对频谱状态演化可预测性的基础理论研究。类似于香农容量定理给出了各种具体调制方案和编码算法可以达到的容量上界一样,频谱可预测性研究可以给出具体频谱预测算法的理论性能上界。

2.2 基于稀疏异常频谱数据样本的频谱态势预测

未来研究的频谱数据应当从理想训练样本条件,逐步拓展到非理想训练样本条件。频谱预测算法通常包含样本训练和测试应用两个环节,样本训练阶段主要用来确定算法的参数设置,是测试应用阶段算法运行可靠高效的基础。现有大部分研究假设训练样本是理想的、完备的,考虑到维度升高带来的数据采集、存储、处理方面的开销、数据采集设备误差带来的不确定性以及无线环境开放性等,稀疏异常样本条件下的频谱预测方法研究显得更为迫切和重要,如何基于稀疏异常本来推理多维频谱状态是一个应用前景广泛、但同时极具挑战性的研究方向。

2.3 基于环境自适应频谱数据样本的频谱态势预测

非合作方无线网络为了提高自身的抗干扰、抗侦察能力,往往会采用各种能够根据环境自适应动态调整频率的跳频技术,如使用变速跳频技术,可改变跳频频率集频率的技术等。因为采取相应技术的频谱数据时,变性和随机性更强,更难捕捉其数据相关性,因此对能基于环境自适应动态调整的频谱数据的预测比较困难。随着抗干扰技术的发展,相应的侦察和预测技术的提升也迫在眉睫,如果能构建有效处理自适应动态调整的频谱数据的预测模型,在实际应用场景中就可以实施更加有效的跟踪式干扰。

2.4 基于频谱数据样本的多粒度频谱态势预测

目前实现的频谱态势预测大多是对基于时隙观测尺度获得的频谱数据进行的预测,较粗粒度的观测尺度(如分钟,小时)往往也能提供很有用的频谱状态信息。而且在实际中,往往捕获不到如时隙级这种高密度的频谱占用信息,有必要根据不同尺度的频谱状态信息,构建相应的多粒度频谱态势预测模型。如利用分钟级预测模型、小时级、逐天预测模型等,实现多粒度频谱态势预测。

3 结论

本文面向非合作无线通信网络,针对海量频谱监测数据难以充分挖掘其内在相关性的问题,研究基于机器学习的电磁频谱信息提取方法,提出多维电磁频谱态势预测算法,构建了基于时域和频域的频谱态势演化预测模型和基于时、频、空三域联合的频谱态势演化预测模型,有效提高了频谱态势预测准确度。面向非合作无线网络的频谱态势预测技术为非合作无线网络的侦察、监测技术提供了新的解决思路,所提出的频谱态势预测技术利用机器学习算法能够充分挖掘历史频谱数据的相关性建立模型,从而达到高精度预测非合作无线网络频谱态势的研究目标。该研究对非合作无线网络的频谱进行侦察、分析和预测具有重要意义与创新价值,为后续通信跟踪及干扰等任务提供关键的技术支持,最终大大提升我方通信跟踪和干扰的能力。

参考文献:

- [1] KUMAR-ACHARYA P A,SINGH S,ZHENG H. Reliable open spectrum communications through proactive spectrum access[C]// The First International Workshop on Technology and Policy for Accessing Spectrum. New York,NY,USA:Association for Computing Machinery, 2006:1-5.
- [2] HOSSAIN K,CHAMPAGNE B. Wideband spectrum sensing for cognitive radios with correlated subband occupancy[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011,18(1):35-38.
- [3] OSSAINK H,CHAMPAGNE B,ASSRA A. Cooperative multiband joint detection with correlated spectral occupancy in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012,60(5):2682-2687.
- [4] LI H. Reconstructing spectrum occupancies for wideband cognitive radio networks:a matrix completion via belief propagation[C]// 2010 IEEE International Conference on Communications(ICC). Cape Town,South Africa:IEEE, 2010:1-6.
- [5] LI H,QIU R C. A graphical framework for spectrum modeling and decision making in cognitive radio networks[C]// 2010 IEEE Global Telecommunications Conference(GLOBECOM). Miami,FL,USA:IEEE, 2010:1-6.
- [6] 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.
- [7] DING G,WANG J,WU Q,et al. Joint spectral-temporal spectrum prediction from incomplete historical observations[C]// 2014 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing. Atlanta,Georgia,USA:IEEE, 2014:1325-1329.
- [8] KIM S J,DALL' ANESE E,GIANNAKIS G B. Cooperative spectrum sensing for cognitive radios using Krige Kalman filtering[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011,5(1):24-36.
- [9] TENG Z,QIAN B,FENG Y. A frequency prediction of RS code FH based on chaotic theory[C]// 2010 Third International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems. Shenyang,China:IEEE, 2010:197-200.
- [10] WANG W,YANG Y,LI Y. Multi-step prediction of frequency hopping sequences based on Bayesian inference[C]// IET International Conference on Information and Communications Technologies. Beijing,China:IET, 2013:94-99.
- [11] LEI Z,ZHENG L,DING H,et al. Prediction and separation of synchronous-networking frequency hopping signals based on RBF neural network[C]// 2016 8th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops(ICUMT). Lisbon,Portugal:IEEE, 2016:427-431.