

一种基于位深度变换的无线电频谱数据压缩方法

张承琰¹ 郑明魁¹ 吴孔贤¹ 刘会明²

ZHANG Chengyan ZHENG Mingkui WU Kongxian LIU Huiming

摘要

电磁频谱数据是刻画电磁频谱态势的量化数字集合, 频谱数据具有空间相关性、时间相关性以及频率相关性, 在局部范围内的频谱数据和相邻频率上的数据存在冗余。针对上述问题, 提出了一种基于位深度变换的无线电频谱数据压缩方法, 首先将未经处理的无线电频谱监测数据经过数据转换模块转换成便于后续压缩的频谱子图, 然后采用传统编码方法压缩最高有效字节 (HSB) 频谱子图, 最后设计了一种自回归熵模型来实现最低有效字节 (LSB) 频谱子图的高性能压缩并引入波前并行操作来加快解码速率。实验结果表明, 其压缩率为 39.05%, 与已有的 Huffman 等传统无损压缩方法和无损图像压缩方法相比, 所提出的方法在保证数据准确性的同时有着更好的压缩性能。

关键词

无损压缩; 图像编码; 频谱数据压缩; 神经网络

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.04.032

0 引言

无线电技术的不断进步, 推动了社会各相关应用行业生产效率的持续提升, 也带来了不断增长的无线频谱资源供给需求。为满足频谱资源需求和高质量频谱供给的要求, 频谱监测与管理任务越来越重。当前, 无线电管理机构监测频谱应用效率时, 监测设施会产生海量的频谱监测数据。在当前技术条件下, 既要保证数据的存储与传输的质量, 又要尽可能压缩原始频谱监测数据, 这将对数据的压缩和存储带来大量的挑战。

频谱数据压缩技术可以划分为有损压缩和无损压缩两类, 其中关于有损压缩方法中, 文献 [1] 提出一种宽带频谱数据段压缩算法, 充分利用宽带频谱数据的冗余特征, 将频谱数据划分为不同特征的片段, 并分别进行压缩。文献 [2] 开发了一个高效的异构边缘云学习框架, 用于异构并行频谱数据压缩和重建, 使频谱数据能够以高压缩率进行压缩。文献 [3] 提出一种基于模式识别的频谱有损压缩方法, 通过改进的 K-means 聚类算法对频谱监测数据进行分类并提取相应的模式, 从而实现数据的大幅度压缩。文献 [4] 从数值压缩和帧间压缩的角度提出两种有损压缩算法, 消除对同一频段

多次监测数据的冗余值, 起到了较好的压缩效果。文献 [5] 提出一种基于 UTF-8 编码的实时频谱数据压缩方法, 通过设计了一种多阈值控制的匹配算法, 用少量数据替换所有原始频谱, 以达到压缩的目的。文献 [6-7] 提供了一种压缩方法的新思路, 将电磁频谱监测数据转换成灰度图像, 利用图像编码的方式来实现高性能压缩, 但是上述方法在维度转化时会丢失大量数据, 后续经过归一化的频谱数据会有较大的舍入误差, 在数据重构时带来精度损失。

为达到较高的压缩比, 上述方法均使用了有损压缩, 在编码过程中要丢弃一定的信息, 使得重构后的数据与原始信号相比有一定的失真度。根据率失真原理, 压缩后码率越低, 产生的失真也越大, 从而影响到后续对数据分析与处理的结果。文献 [8-10] 采用几种传统的无线电频谱数据压缩方法, 主要采用 Huffman 和 LZ77 等算法实现。这些方法虽然在普通文件的数据压缩中有着较好的效果, 但是无线电频谱数据易受干扰, 会产生干扰信号, 故上述方法在无线电频谱监测数据中的压缩效果不太理想。为了克服上述问题, 既要保证数据重构时的完整性, 又要有着较好的压缩效果, 本文提出一种基于位深度变换的无线电频谱数据无损压缩方法。该方法将一维高位频谱信号经过数据转换模块分割成两个频谱子图进行压缩, 采用传统编码方法压缩最高有效字节 (HSB) 频谱子图, 并设计了一种自回归熵模型来实现最低有效字节 (LSB) 频谱子图的高性能压缩。

1 数据预处理

电磁频谱数据是刻画电磁频谱态势的量化数字集合, 无

1. 福州大学物理与信息工程学院 福建福州 350116

2. 福建省无线电监测站 福建福州 350003

[基金项目] 福建省自然科学基金计划资助项目 (2020J01466); 国家自然科学基金 (61902071); 2020 年福建省高等学校科技创新团队 (产业化专项); 福建省无线电监测站技术开发项目 (01102220)

线电频谱数据在频率、空间、时间上具有三维特性，频谱数据在局部范围内以及相邻频率之间存在相关性，甚至有些频点的监测数据会无差别地重现这一特征。但是采集到未经处理的无线电频谱数据通常为一维信号，难以学习到它的高维特征，故而有较差的压缩效果。并且在军事等领域所采集的无线电频谱数据需要被完美地重构出来，所以本文提出了一种数据转换模块，可用于将采集设备收集到的无线电频谱数据转换成便于后续压缩的频谱序列，包括维度转换模块和位深度转换模块。在高维上存在的冗余为频谱数据的压缩提供了可能，可以使用合适的无损压缩方法，对频谱数据存储方式进行编码优化，在不影响频谱数据内容的基础上还能达到节省数据空间的目的，从而加快数据的压缩速度，减少存储空间。

其中维度转换模块将采集到的一维频谱数据转换成二维矩阵，从而增强数据间上下文的高维特征信息。数据频谱数据头信息主要包括检测设备编号、设备信息、检测设备所处位置的经纬度、监测时间、开始频率、扫描步进等信息，一共占据 52 个字节。频谱数据去除头信息后，相邻的样值频谱数据变化较为平滑，可以通过将一维的频谱数据进行维度转换，将一串的包含数据头信息的频谱数据，提取出其中的头信息，将剩下的监测数据以一个二维矩阵的形式进行拼接，这样一来，形成的二维样值数据在两个维度上具有图像类似的分布特征，便于后续的数据压缩。

位深度转换模块将一个高位深度频谱图分成两个低位深度的频谱子图，即最高有效字节（HSB）频谱子图和最低有效字节（LSB）频谱子图。其中 HSB 频谱子图保留了频谱图的高频信息，同一片连通域通常表现为常数，不同连通域之间有清晰的边界，描述了易于压缩的分段平滑结构信息。LSB 频谱子图保留了频谱图中的细节和纹理信息，这些信息之间的相关性较差，为后续的压缩增加了挑战。

2 基于位深度变换的频谱数据无损编码方法

2.1 编码框架概述

本文提出一种基于位深度变换的频谱数据无损压缩方法，整体框架图如图 1 所示，经过位深度模块的频谱图分割成两个频谱子图，并在减少相互冗余的同时对这两个频谱子图进行压缩。其中高比特位子图描述分段平滑结构信息，因此使用传统的无损编码器实现，如 PNG 或 JPEG-LS，以降低复杂性。而更复杂的低比特位子图描述了纹理信息，这些信息使用传统的无损压缩方法，难以学习到频谱子图间的相关特征，压缩效果不理想，故设计了一种以 LSB 频谱子图为条件的自回归熵模型。该模型使用学习的自回归模型来表征像素的概率分布，这些像素的条件概率分布取决于先前编码

的左像素和上像素。本文采用一个简单的神经网络用于获取条件概率模型的参数，从特征提取模块得到每个像素的概率分布，利用算术编码器对像素进行编码。该模型采用逐像素顺序处理编码方法，在训练或编码过程中，由于所有频谱子图的像素都是可用的，因此可以对所有像素并行处理来得到概率分布参数，但是在解码过程中，只有已编码的频谱子图才能使用，同时对所有像素进行解码难以实现并行化。但是，频谱子图的解码不需要按照逐像素顺序来解码，为了加快解码效率，就要引入 HEVC 视频压缩标准中波前并行解码操作来加快解码速率。

2.2 频谱子图编码模块

如图 1 所示，HSB 频谱子图描绘的是相对容易压缩的分段平滑结构信息，而 LSB 频谱子图描绘的是较难压缩的互补纹理信息。对于 HSB 频谱子图，采用传统的 JPEG-LS 无损图像编解码器来降低复杂度，JPEG-LS 有着较好的兼容性，并且基于 LOCO-I 算法来实现更高的压缩效率。对于 LSB 频谱子图，本文提出一种自回归熵模型来实现 LSB 频谱子图的高性能压缩，以减少 HSB 频谱子图与 LSB 频谱子图之间的相互信息。

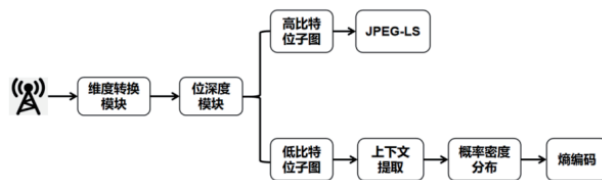


图 1 频谱无损编码框架

然而，传统的无损压缩方法在 LSB 频谱子图上的压缩效果不太理想，无法有效提取到 LSB 频谱子图内的特征，本文提出一种简单的自回归模型，受文献 [11] 的启发，提供了一种基于 CNN（卷积神经网络）的架构来加速神经网络的训练，并借助掩膜卷积结构来提取频谱子图间的相关特征。本文采用一个简单的神经网络用于获取条件概率模型的参数，网络结构如图 2 所示，将频谱子图整体送入该模型进行训练，从而得到用于后续算术编码的熵参数。该模型共有 5 个卷积层，第一层采用一个卷积核为 5×5 的掩膜卷积层，使用掩膜卷积确保网络在预测输出系数时不会看到未编码的系数，从而有着更好的预测效果。其余层的核大小为 1×1 ，这样依赖范围仅取决于第一个掩膜卷积模块的内核大小，即卷积核的高度和宽度。每一层之间使用 ReLU 作为激活函数。

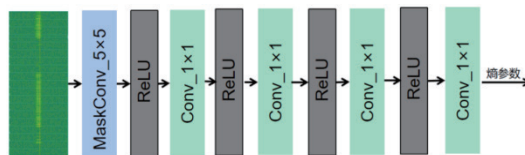


图 2 网络结构图

频谱子图的像素值表示的是频谱的幅值，像素为单通道，则像素 x 的概率质量函数（PMF）通过离散化高斯混合模型（GMM）定义如下：

$$p_x(x; \alpha, \mu, \delta) = \sum_{m=1}^k \alpha_m [F((x + 0.5 - \mu_m)/\delta_m) - F((x - 0.5 - \mu_m)/\delta_m)] \quad (1)$$

式中： $F()$ 是标准高斯分布的累积分布函数（CDF）， α 、 μ 和 δ 分别是第 m 个 GMM 的平均值、标准差和权重。频谱子图的像素 C_{ij} 的条件概率表示为：

$$p(x_{ij}|c_{ij}) = p_x(x_{ij}; \alpha(C_{ij}), \mu(C_{ij}), \delta(C_{ij})) \quad (2)$$

式中： $C_{ij} = \{X_{[i-h:i-1, j-h:j+h]}, X_{[i, j-h:j-1]}\}$ 表示概率模型所依赖的之前编码/解码的相邻像素， h 表示水平依赖长度， $\alpha(C_{ij})$ 、 $\mu(C_{ij})$ 和 $\delta(C_{ij})$ 构成熵参数，由深度熵模型神经网络处理 C_{ij} 像素产生。本文所提出的神经网络的训练，采用随机梯度下降，故训练无损编码的深度熵模型的损失函数是：

$$L = - \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N \log_2(p(x_{ij}|C_{ij})) \quad (3)$$

2.3 频谱子图解码模块

在训练或编码过程中，由于所有像素都是可用的，因此可以将整个图像馈送到图 2 中的 CNN，并对所有像素进行并行处理，得到它们的概率分布参数。在解码过程中，像素需要按照从左到右、从上到下的顺序逐个生成，不能实现同时对所有像素进行解码，无法实现并行化，导致解压缩速度较慢，降低压缩效率。本文采用局部自回归模型，当前像素的预测仅依赖于左侧和上面的少量像素，允许某些像素可以独立解码，从而实现更高效并行解压缩。本文通过调整掩码卷积层的参数来控制依赖范围。图 3 展示了本文的并行解码拓扑顺序，以一个 9×9 的图像为例，在解码过程中，设定卷积核为 5×5 来控制依赖范围，图 3 中被标记为时间 7 的三个像素是相互独立的，彼此之间并不干扰，因此可以并行解码，同理其他位置的像素值也可以按照这种解码顺序进行并行解码，从而提升了解码速率，波前并行解码的总时间 $T=36$ 。而在完全自回归模型中，解码的方式是逐像素进行，无法实现并行化，解码时间将为 $T=81$ ，提高了解压缩的速度，特别是在处理庞大的频谱数据时，波前并行解码方式能更好地节省解码时间。

1	2	3	4	5	6	7	8	9
4	5	6	7	8	9	10	11	12
7	8	9	10	11	12	13	14	15
10	11	12	13	14	15	16	17	18
13	14	15	16	17	18	19	20	21
16	17	18	19	20	21	22	23	24
19	20	21	22	23	24	25	26	27
22	23	24	25	26	27	28	29	30
25	26	27	28	29	30	31	32	33
28	29	30	31	32	33	34	35	36

图 3 并行解码拓扑顺序图

3 实验结果

本文主要采用压缩率来对数据进行分析 and 评估。本次实验以实际已采集的 7 个文件的监测数据为例，对 $0 \sim 3000$ MHz 的频率范围进行采样，开始频率为 30 MHz，经过数据转换模块的二维频谱图大小都设置成 400×400 ，共 2243 张频谱图按照 8:1:1 的比例划分训练集、测试集和验证集。本实验是在 Ubuntu18.04 系统上，电脑配置是 Intel® Xeon(R) Silver 4210R CPU @ 2.40 GHz $\times$ 40，NVIDIA GeForce RTX 3090 GPUs，并且采用 adam 优化器用于优化，学习率设置成 10^{-4} ，训练轮次是 1000 epoch。

为了验证本文所提出的基于类小波变换的无线频谱数据无损压缩方法的有效性，性能指标用压缩比来衡量压缩效果。鉴于无线电频谱数据压缩均采用，将本文方法与常用的传统的 Huffman 算法以及常用的图像无损压缩编码中 PNG、JPEG-LS 进行对比，如表 1 所示，本文提出的频谱数据无损压缩方法压缩率约为 39.05%，压缩效果不仅远远超过 Huffman 算法等传统的无损压缩方法，而且比常用的 PNG 无损图像压缩以及 JPEG-LS 无损压缩效果也提高了 10% 以上。

表 1 四种压缩方法压缩效果对比

压缩方法	压缩率 /%
Huffman	79.37%
PNG	65.17%
JPEG-LS	50.01%
本文方法	39.05%

4 结论

本文提出了一种基于位深度变换的频谱数据压缩方法，首先通过数据转换模块将未经处理的一维频谱数据转换成二维的 HSB 和 LSB 频谱子图。针对 HSB 频谱子图，采用 JPEG-LS 等传统编码器进行压缩，并验证了 JPEG-LS 的有效性。同时，设计了一个有效的自回归熵模型来压缩 LSB 频谱子图，并引入波前并行解码操作来加快解码效率，实现解码的并行化处理。实验结果表明，与传统的无损图像压缩方法和现有研究相比，该方法在无线电频谱数据上比现有方法的压缩效果提升了 10% 以上，具有更好的压缩性能。后续还可以深入研究，在保证频谱数据分析准确性的前提下进一步提高压缩性能的方法，如可以采用特征编码的方法，提高 HSB 频谱子图与 LSB 频谱子图上下文相关性进行编码，进一步提高编码效率。

参考文献：

[1] LI Y, GAO Z, HUANG Z, et al. A wideband spectrum data segment compression algorithm in cognitive radio net-

- works[C]//2017 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE, 2017:1-6.
- [2]WU G, ZHOU F, DING G, et al. An efficient heterogeneous edge-cloud learning framework for spectrum data compression[J].IEEE transactions on mobile computing, 2023, 22: 3823-3839.
- [3] 尉茜茜. 基于模式识别的频谱数据压缩方法研究[D]. 成都: 西华大学, 2018.
- [4] 雷啸. 频谱监测数据的有损压缩及压缩并行算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [5]ZHOU M, DENG B, KONG M, et al.A real-time spectrum data compression method based on character encoding[C]//2022 7th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP). Piscataway:IEEE,2022:410-414.
- [6]ZHANG X. Design and implementation of electromagnetic spectrum monitoring data compression based on JPG algorithm[C]//2022 IEEE 4th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT). Piscataway: IEEE, 2022:113-116.
- [7] 刘红杰, 陈鹏, 张政, 等. 基于 DCT 自适应量化的频谱数据有损压缩算法[J/OL]. 移动通信 :1-6[2023-11-26].http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1301.TN.20230530.1052.002.html.
- [8] 贾曼鑫. 智能频谱监测系统的关键技术研究[实现][D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
- [9] 李昂. 电磁频谱监测系统关键技术与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2016.
- [10] 汪紫薇. 电磁频谱监测系统数据传输关键技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2017.
- [11] AAERON VAN DEN O, LASSE E, NAL K, et al. Conditional image generation with PixelCNN decoders[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 29, vol. 7. La Jolla, CA: Neural Information Processing Systems, 2016:4797-4805.

【作者简介】

张承琰(1997—), 男, 湖北武汉人, 硕士研究生, 研究方向: 频谱编码与图像编码。

郑明魁(1976—), 通信作者(email: zhengmk@fzu.edu.cn), 男, 副教授, 博士, 研究方向: 点云编码与视频编码。

(收稿日期: 2024-01-15)

(上接第 141 页)

- [11]YANG G, ZHANG H, SHI Z, et al. Asymptotic outage analysis of spatially correlated rayleigh MIMO channels[J]. IEEE transactions on broadcasting, 2020, 67(1): 263-278.
- [12]FEMENIAS G, RIERA-PALOU F, ÁLVAREZ-POLEGRE A, et al. Short-term power constrained cell-free massive-MIMO over spatially correlated rician fading[J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2020, 69(12): 15200-15215.
- [13]ZHENG J, ZHANG J, BJÖRNSON E, et al. Impact of channel aging on cell-free massive MIMO over spatially correlated channels[J]. IEEE transactions on wireless communications, 2021, 20(10): 6451-6466.
- [14]CHAUDHARI M S, MAJHI S, JAIN S. CNN-Attention-DNN design for CFO estimation of non-pilot-assisted OFDM system[J]. IEEE communications letters, 2022, 27(2): 551-555.
- [15]SANDELL M, TSIMBALO E, JARDAK S, et al. Estimation of wideband IQ imbalance in MIMO OFDM systems with CFO[J]. IEEE transactions on wireless communications, 2021, 20(9): 5821-5830.
- [16] 王红星, 张力凡, 陆发平, 等. 双模椭圆球面波多载波索引调制解调方法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(2): 694-701.
- [17] 郭漪, 王翊卿, 樊媛媛, 等. 基于子载波补给索引调制的 OFDM 传输方案[J]. 通信学报, 2023, 44(2): 104-111.
- [18] 杨彭莉. 索引调制关键技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.

【作者简介】

董鹏鹏(1995—), 男, 河南商丘人, 硕士研究生, 研究方向: 无线通信与卫星导航信号处理。

曹瑞(1983—), 男, 四川成都人, 博士, 讲师, 研究方向: 宽带通信信号处理、通信感知一体化系统设计。

张光明(1971—), 通信作者(email: gmzhang@cafuc.edu.cn)男, 四川成都人, 硕士, 教授, 硕士生导师, 研究方向: 民航航行新技术、现代导航理论、信号处理技术。

丁卓航(1996—), 男, 四川成都人, 工程师, 研究方向: 通航飞机维护管理。

(收稿日期: 2024-01-05)