

YIN Hanke, YUAN Jing, ZHAO Shufan, SHEN Xuhui, JIN Xiaoyuan, WANG Qiao, LIAO Li, YANG Dehe. A Robust and High-speed Automated Detection Model for Lightning Whistler (in Chinese). *Chinese Journal of Space Science*, 2025, **45**(5): 1197–1210. CSTR:32142.14.cjss.2024–0132. DOI:10.11728/cjss.2025.05.2024–0132

# 强鲁棒高速闪电哨声波自动检测模型\*

银韩柯<sup>1</sup> 袁 静<sup>1</sup> 赵庶凡<sup>2</sup> 申旭辉<sup>2</sup>  
靳晓媛<sup>1</sup> 王 桥<sup>3</sup> 廖 力<sup>3</sup> 杨德贺<sup>4</sup>

1(防灾科技学院计算机科学与工程学院 廊坊 065201)

2(中国科学院国家空间科学中心 北京 100190)

3(中国地震局地球物理研究所 北京 100081)

4(国家自然灾害防治研究院 北京 100085)

**摘 要** 张衡一号卫星在轨 6 年积累了海量观测数据, 检测其中的闪电哨声波事件 (Lightning Whistler, LW) 对于分析空间物理环境规律具有重要意义. 但现有基于时频图像的方法推理速度过慢, 完成任务需约 40 年. 为此, 研究首次从音频事件检测的角度提出高速的闪电哨声波检测模型 WhisNet, 将检测的时间成本从 40 年压缩至 54 天. 方法为以 4 s 滑动窗截取波形, 提取梅尔频谱特征, 利用轻量级卷积循环神经网络 (CRNN) 提取音频事件特征, 输出层预测 LW 事件起始时间和持续时长. 基于 2020 年 4 月 1–10 日的感应磁力仪 (SCM) 数据实验显示, WhisNet 检测性能与传统方法相当, 但计算量和参数量减少 99%, 速度提升 98%. 进一步在 2020 年 5 月 SCM 数据上的应用结果与 WGLC (全球闪电气候学和时间序列, WWLLN Global Lightning Climatology and time series) 全球闪电密度趋势高度一致, 验证了 WhisNet 在大规模卫星数据处理中的准确性与适用性. 研究结果为挖掘其他海量地球空间事件提供了重要参考.

**关键词** 闪电哨声波, 高速检测, 张衡一号卫星, 卷积循环神经网络

**中图分类号** P352

## A Robust and High-speed Automated Detection Model for Lightning Whistler

YIN Hanke<sup>1</sup> YUAN Jing<sup>1</sup> ZHAO Shufan<sup>2</sup> SHEN Xuhui<sup>2</sup>  
JIN Xiaoyuan<sup>1</sup> WANG Qiao<sup>3</sup> LIAO Li<sup>3</sup> YANG Dehe<sup>4</sup>

1(School of Computer Science and Engineering, Institute of Disaster Prevention, Langfang 065201)

2(National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

3(Institute of Geophysics, China Earthquake Administration, Beijing 100081)

4(National Institute of Natural Hazards, Beijing 100085)

\* 河北省教育厅科学研究项目 (ZC2024028) 和民用航天技术预先研究项目 (D040203) 共同资助

2024-10-22 收到原稿, 2025-03-31 收到修定稿

©The Author(s) 2025. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License  
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

**Abstract** The Zhangheng Satellite has accumulated a vast amount of observational data over its six years in orbit. Detecting all Lightning Whistler (LW) events from this dataset is crucial for comprehensively analyzing the variation patterns of the space physical environment. However, using the current mainstream LW detection technology, which is based on time-frequency spectrograms, it would take approximately 40 years to complete this task. To address the slow inference speed and meet practical engineering demands, this study proposes, for the first time, a high-speed detection model for lightning whistler waves from the perspective of audio event detection — WhisNet. This model reduces the time cost from 40 years to just 54 days. First, waveform data is segmented using a 4-second sliding window; then, Mel-spectrogram audio features are extracted. Next, a lightweight Convolutional Recurrent Neural Network (CRNN) is constructed to further extract the audio event features of LW. Finally, two fully connected networks are created at the output layer to predict the start time and duration of each LW event. To evaluate the model's performance and computational speed, experiments were conducted on data from the SCM (Search Coil Magnetometer) between April 1 and April 10, 2020. The results show that the performance of the WhisNet model is comparable to that of time-frequency image-based methods, but with a 99% reduction in computational and parameter costs and a 98% increase in computational speed. The model was further applied to SCM data from May 2020, and the detection results were statistically analyzed and visually compared to the average lightning density trend from the WLLN Global Lightning Climatology and time series (WGLC) for May 2020. The high consistency between the two further confirms the applicability and accuracy of the WhisNet model in processing large-scale satellite data. This method offers significant reference value for thoroughly exploring other large-scale geospace events.

**Key words** Lightning Whistler (LW), High-speed detection, Zhangheng-1 Satellite, Convolutional Recurrent Neural Network (CRNN)

## 0 引言

1953年 Storey<sup>[1]</sup>借助闪电哨声波 (Lightning Whistler, LW) 首次证明了等离子体层的存在, 并进一步给出了不同频率的波在传播过程中存在不同程度的时间延迟, 其延迟程度与传播路径的等离子体密度有关. 1960年 Helliwell<sup>[2]</sup>和 Smith等<sup>[3]</sup>完善了哨声波的传播理论. 1970年 Edgar<sup>[4]</sup>通过分析磁层反射 LW, 揭示了磁层的结构特征; Walker<sup>[5]</sup>通过 LW 发现了电离层与导管之间的复杂交互区域, 以及导管如何被激发和信号如何从中泄漏的机制. 自此, 高空频发的 LW 成为了探测空间物理环境的一个重要工具<sup>[6-19]</sup>. 例如 Linzmayer等<sup>[20]</sup>基于 DEMETER 卫星的多年观测, 发现雷击产生的 LW 能够诱导辐射带中高达数百 keV 的电子进入损失锥, 并且这一现象在夜间和低磁活动时期更加显著. 同时, Feinland等<sup>[21]</sup>利用 SAMPEX/HILT 等观测结果, 进一步揭示了 LW 可将内辐射带中高达 MeV 能量的电子散射并沉降到大气, 展现了地表雷电活动与空间高能电子

动态之间的重要耦合. LW 在探测空间等离子体环境方面展现出显著的科学价值, 尤其是在解析磁层-电离层的动态耦合及其对辐射带电子能量转换过程中的影响方面, 随着相关研究需求的不断提升, 也催生了 LW 自动检测技术的持续发展.

随着 LW 观测数据量呈指数级增长, LW 自动检测技术也因此受到广泛关注, 并大致经历了两个主要发展阶段. 第一阶段 (约 2008—2014 年) 主要依赖于人工特征的检测方法<sup>[22-24]</sup>. 该类方法检测速度较快, 但因特征的鲁棒性不足而导致检测精度相对较低. 第二阶段 (2014 年至今), 得益于深度学习技术的发展, 自动学习特征的方法逐渐成为主流. Konan等<sup>[25]</sup>利用卷积神经网络从 LW 时频图像中自动提取特征, 先后提出了 SDNN (Sliding Deep Neural Network) 和 YOLO (You Only Look Once) 两种自动检测算法, 大幅提升了检测的鲁棒性. 然而, SDNN 因采用固定时间宽度的定位策略而存在一定的漏检率; YOLO 虽然克服了这一不足, 但计算量显著增加. 随后, Yuan等<sup>[26]</sup>将 YOLO 网络应用于张衡卫星数据,

实现了闪电哨声波的自动检测; Pataki 等<sup>[27,28]</sup> 进一步采用 Mask-Scoring RCNN 方法对闪电哨声波进行精准的实例分割检测并用于后续反演, 取得了理想效果; 随着对星载 LW 检测的需求, Lu 等<sup>[29]</sup> 对 YOLOv5 通过替换损失函数、激活函数与加入注意力机制改进, 在保持高准确率的同时有效降低了模型参数量. 整体而言, 这些算法均基于时频图像, 检测效能高, 但是对算力与时间的消耗也较为显著.

综上所述, 基于自动学习特征的 LW 检测算法已成为现阶段的研究主流, 其中以 YOLO 和 Mask-RCNN 等网络为代表的方法尤为突出. 然而这些基于图像的目标检测算法在应用时仍面临算力资源有限和时间成本高两大挑战, 特别是在处理大规模数据或算力受限的环境中更为明显. 究其原因, 一方面卫星的高采样率导致生成时频图像所需的运算时间与存储成本显著增加, 另一方面基于图像的检测模型本身参数量庞大. 使用现有方法对张衡卫星五年的在轨数据进行处理, 需要长达 40 年的时间. 此外, 受星载平台算力限制, 这些检测算法也难以直接在星上进行部署. 以张衡卫星感应式磁力仪 (SCM) ELF 波段为例, 一段 0.16 s 的波形数据仅占 0.32 kByte 存储空间, 而生成对应时频图像不仅需要耗时约 1.8 s, 而且图像文件体积高达 165 kByte. 由此可见, 从波形到图像的转换在初始阶段就带来了数百倍的存储增量, 显著增加了后续的计算负担和处理成本.

2022 年 Yuan 等<sup>[30]</sup> 将音频识别技术引入 LW 检测中, 发现梅尔频率倒谱系数 (Mel Frequency Cepstral Coefficients, MFCCs) 能够有效捕捉 LW 特征, 并在此基础上, 首次打破基于时频图像识别 LW 的惯例, 直接面向波形数据提出了基于智能语音的闪电哨声波检测方法. 该方法在提升检测效率和降低计算资源消耗方面具有明显优势, 但是由于其实际上是对波形的分类, 因此仍存在两大局限: 一是无法准确定位哨声波的起始时间, 二是难以区分同一时间窗内出现的多个闪电哨声波事件. 针对上述不足, 本研究进一步对 LW 的语音特征进行深入分析, 发现梅尔频谱 (Mel spectrogram) 特征能够同时识别多个闪电哨声波及其起始位置. 基于这一发现, 本文从声音事件检测的视角出发, 提出了一种基于 Mel 频谱的高速

LW 精准检测算法 WhisNet. 与此前的音频识别方法相比, 新算法能更准确地识别多个闪电哨声波事件及其起始位置, 并且与基于时频图像的自动学习特征方法相比, 其在不降低检测效能的前提下, 计算量和参数量均减少约 99%, 计算速度提升约 98%.

## 1 数据介绍

张衡一号卫星 (ZH-1) 采用准太阳同步圆形轨道, 轨道倾角  $97.4^\circ$ , 高度 507 km, 接近电离层顶部和等离子层边界, 这个区域有丰富的 ELF/VLF 频段波动事件, 例如闪电哨声波、准周期辐射等过顶时间为 02:00 LT 和 14:00 LT<sup>[31]</sup>. ZH-1 卫星在运行期间以巡查模式为主, 经过中国区域或者全球地震带上空时调整为详查模式, 日侧和夜侧的升降交点地方时分别为 02:00 LT 和 14:00 LT, 一个轨道周期约为 94.6 min, 重访问周期为 5 d. 其中装载有 8 种载荷, 包括 2 个用于测量粒子通量与能谱的高能粒子检测器 (HEPD, HEPP), 分别用于观测磁场分量和总磁场强度的感应式磁力仪 (SCM) 和高精度磁强计 (HPM), 用于电场检测的电场仪 (EFD), 用于测量电离层中等离子体变化的等离子体分析仪 (PAP) 和 Langmuir 探针 (LAP), 用于测量电离层密度的 GNSS 掩星接收器和三频信标发射机 (TBB)<sup>[32]</sup>.

本研究所使用的数据\*来自 ZH-1 卫星上感应磁力仪 (SCM) 在 2020 年 4 月 1—10 日期间采集的 ELF 波段观测数据. 由于 ZH-1 卫星以 5 d 为一个观测周期, 同时 LW 形状特征较为相似, 因此将 4 月 1—5 日的数据用于训练与验证, 4 月 6—10 日的数用于测试, 以验证精度和效率. 最终, 将训练模型应用于 2020 年 5 月的全部观测数据, 分析全球闪电哨声波在 5 月的时空分布, 并将统计分析结果与 WCLG (全球闪电气候学和时间序列) 的统计结果进行趋势对比, 进一步验证模型的实用性<sup>[33]</sup>.

## 2 WhisNet 模型结构

提出的 WhisNet 模型的目标是从庞大的数据集中快速且高效地检测闪电哨声波事件, 其模型结构 (见图 1) 主要包括音频处理模块、轻量化卷积模块、

\* <https://www.leos.ac.cn/>

循环网络模块和输出模块. 其中, 音频处理模块的主要功能是提取音频特征; 轻量化卷积模块主要用于提取音频特征的频率分布信息; 循环网络模块主要用于提取音频特征的序列信息; 输出模块主要用于输出闪电哨声波的类别和起始时间.

## 2.1 音频处理模块

音频处理模块工作流程如图 2 所示: 将 4 s 的波形数据转化为语音信号; 对其进行预加重并按照 25 ms 帧长将其分成 160 帧; 对每帧进行快速傅里叶变换 (FFT); 采用 40 个带通滤波器 (梅尔滤波器组) 将信号转换到 Mel 频率域, 这些滤波器用来模仿人耳对不同频率声音的特定听觉响应; 在 Mel 频率域中, 对每个滤波器组输出的信号能量进行对数运算, 获取到 Mel 频谱  $\mathbf{F} \in \mathbf{R}^{40 \times 160 \times 1}$ , 其系数能够有效表示 LW 的音频特征<sup>[34]</sup>.

## 2.2 轻量化卷积模块

基于 Sandglass 架构设计了一种卷积层, 专门用于提取 LW 音频特征的频率分布信息, 同时仅在时间维度上融合特征, 该方法有效保留了时序信息, 为后续特征检测提供了优质的特征支持. 由于 Sandglass 策略能够兼顾计算速度快和算力成本低的需求, 目前已广泛应用于计算资源受限的场合<sup>[35]</sup>, 基于此构建轻量化卷积层, 其总体结构包括  $1 \times 1$  卷积模块、复合模块 (由 Sandglass 模块和 MaxPooling 结构组成) 和特征融合模块, 如图 3(a) 所示.

$1 \times 1$  卷积模块计算过程如下.

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_{i,j,k} &= \mathbf{W}_k \mathbf{F}_{i,j} + \mathbf{b}_k, i \in [1, 40], \\ j &\in [1, 160], k \in [1, 128]. \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{W}_k$  是第  $k$  个  $1 \times 1$  的卷积核;  $\mathbf{F}_{i,j}$  表示音频特征  $\mathbf{F}$  在位置  $(i, j)$  上做的乘积和,  $\mathbf{b}_k$  是第  $k$  个输出通道的偏置项, 卷积输出结果是  $\mathbf{S} \in \mathbf{R}^{40 \times 160 \times 128}$ . 该过程采用线性组合重新处理原音频特征  $\mathbf{F}$  以完成特征扩展和重新表达功能, 进而获得更丰富的音频特征.

复合模块. 每个复合模块由 Sandglass 子模块 (结构细节见图 3b) 和 MaxPooling 结构组成, 其计算过程如下:

$$\mathbf{G}_1 = \phi_{1,p} [\phi_{1,d} (\mathbf{S})], \quad (2)$$

$$\mathbf{G}_2 = \phi_{2,d} [\phi_{1,p} (\mathbf{G}_1)] + \mathbf{S}, \quad (3)$$

$$\mathbf{G} = \phi_m (\mathbf{G}_2). \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{G}$  代表一次提取特征得到的结果,  $\phi_{i,p}$  与  $\phi_{i,d}$  分别表示第  $i$  个逐点卷积和深度卷积;  $\phi_m$  表示最大池化; 输出  $\mathbf{G} \in \mathbf{R}^{D_f \times D_T \times M}$ .  $\phi_d$  用来对上一个阶段的特征继续升维, 通过增加特征的通道数或维度, 提升音频特征的表达能力; 接着用  $\phi_p$  做降维, 将重要的特征聚合到一起, 并将次要的特征过滤掉;  $\phi_m$  通过减少特征图的空间维度, 降低计算复杂度, 以提取更为丰富的 LW 音频特征的频率分布信息.

将特征  $\mathbf{S}$  输入由三个复合模块组成的网络结构 (见图 3a 中的复合模块), 输出  $\mathbf{H}_0 \in \mathbf{R}^{2 \times 160 \times 128}$ .

特征融合模块. 将特征  $\mathbf{H}_0$  输入特征融合模块, 输出特征  $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{256 \times 160}$ .

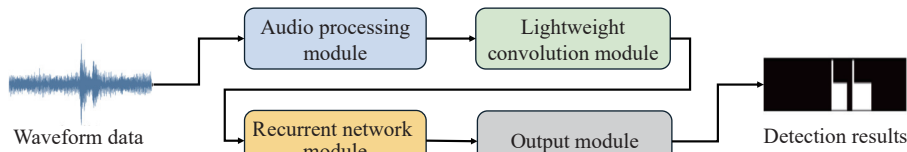


图 1 WhisNet 模型结构

Fig. 1 Framework of the WhisNet model

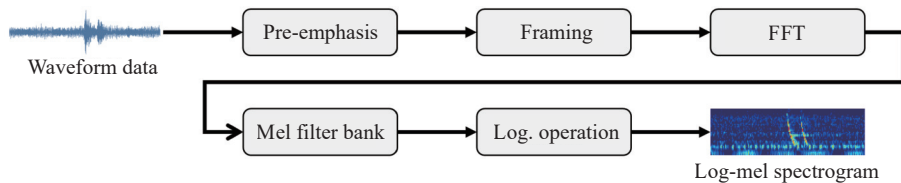


图 2 音频处理模块工作流程

Fig. 2 Diagram of the audio processing module

### 2.3 循环网络模块

循环网络模块主要用来提取 LW 音频特征的序列信息, 由于 BiGRU (Bidirectional Recurrent Neural Network) 循环网络具有强大的序列特征建模能力, 采用两个 BiGRU 结构进行序列特征建模, 其结构如图 4(a) 所示, 该结构中每个 GRU 网络如图 4(b) 所示, 网络中每个 BiGRU 神经元如图 4(c) 所示, 可见 GRU 神经元是循环网络的基本单元. 其主要包括更新门和重置门, 更新门的作用是控制当前时刻的隐藏状态  $\tilde{h}_t$  保留多少历史信息以及当前输入的信息, 重置门的主要作用是控制应该“遗忘”多少隐藏状态  $\tilde{h}_{t-1}$  所代表的历史信息. 门控值  $r_t=0$  时, 表示完全遗

弃过往信息, 则  $\tilde{h}_t$  只包括当前信息.

GRU 神经元计算过程如下:

$$r_t = \text{sigmoid}(\mathbf{W}_r \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{U}_r \mathbf{x}_t + \mathbf{b}_r), \quad (5)$$

$$z_t = \text{sigmoid}(\mathbf{W}_z \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{U}_z \mathbf{x}_t + \mathbf{b}_z), \quad (6)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh[\mathbf{W}_h(r_t \mathbf{h}_{t-1}) + \mathbf{U}_h \mathbf{x}_t + \mathbf{b}_h], \quad (7)$$

$$\mathbf{h}_t = (1 - z_t) \cdot \mathbf{h}_{t-1} + z_t \cdot \tilde{h}_t. \quad (8)$$

其中,  $r_t$  为重置门输出,  $z_t$  为更新门输出,  $t$  代表当前时刻,  $\tilde{h}_t$  为输入  $\mathbf{x}_t$  与上一隐藏层输出结果  $\mathbf{h}_{t-1}$  的汇总,  $\mathbf{W}_r, \mathbf{W}_z, \mathbf{W}_h, \mathbf{U}_r, \mathbf{U}_z, \mathbf{U}_h$  是 GRU 单元的权重参数,  $\mathbf{b}_r, \mathbf{b}_z, \mathbf{b}_h$  是 GRU 单元的偏置参数; 通过以上计算得到  $t$  时刻 GRU 隐层状态的输出值  $\mathbf{h}_t$ .

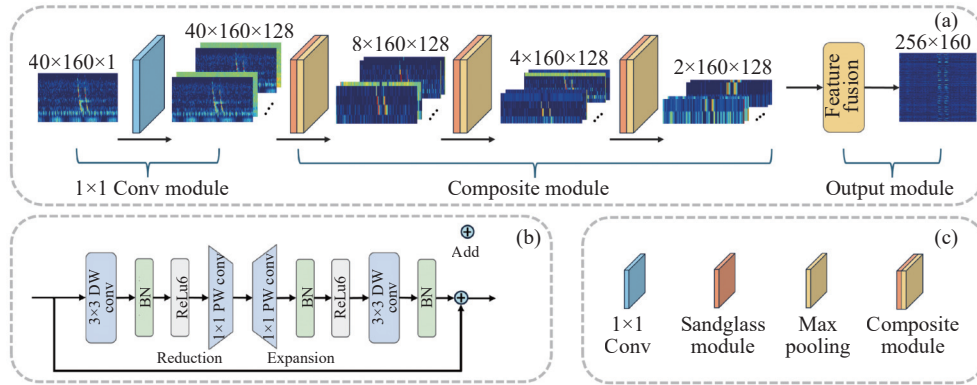


图 3 轻量化卷积层. (a) 总体结构, (b) 子模块 Sandglass 的结构细节, (c) 各子模块图例  
Fig. 3 Lightweight convolutional layer. (a) Overall structure, (b) structural details of the submodule Sandglass, (c) legend for each submodule

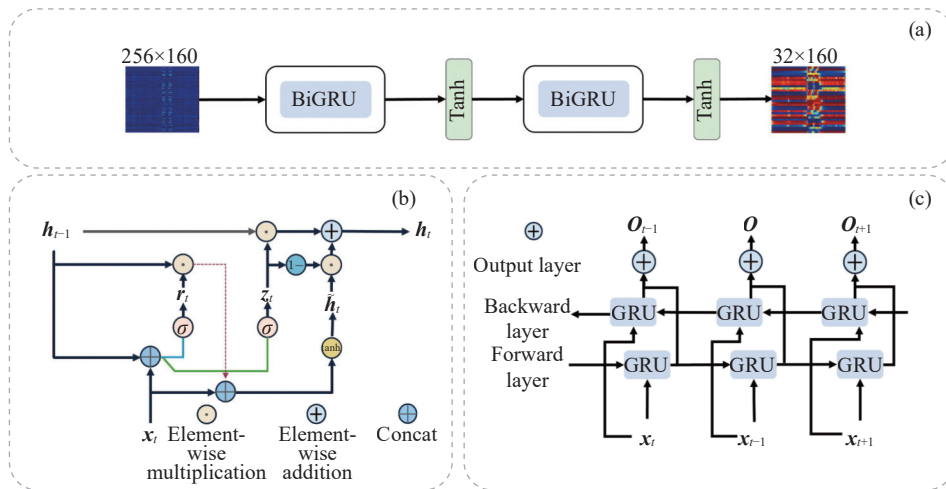


图 4 循环网络层. (a) 总结结构, (b) 单个 GRU 神经元结构, (c) BiGRU 结构  
Fig. 4 Recurrent network layer. (a) General structure, (b) structure of a single GRU neuron, (c) BiGRU structure

在 BiGRU 神经网络的前向层中, GRU 按照正向顺序依次读取输入的音频特征  $(x_1, \dots, x_t)$ , 并计算对应于每个向量的前向隐藏层状态, 即  $(h_1, \dots, h_t)$ ; 同理, 在 BiGRU 神经网络的反向层中, GRU 按照倒序的方式依次读取输入音频特征  $(x_t, \dots, x_1)$ , 并计算对应的隐藏层状态, 即  $(h_t, \dots, h_1)$ , 详细计算过程如下:

$$u_{f,t} = \text{gru}(h_{t-1}, x_t), \quad (9)$$

$$u_{b,t} = \text{gru}(h_{t-1}, x_t). \quad (10)$$

其中, f 代表前向, b 代表反向. 最后将 GRU 的前向和反向隐藏层状态级联在一起, 构成 BiGRU 的隐藏层状态  $O_t$ , 即

$$O_t = u_{f,t} + u_{b,t}. \quad (11)$$

经过上述计算过程可以得到新的音频特征  $F = \{O_1, O_2, \dots\} \in \mathbf{R}^{32 \times 160}$ .

## 2.4 输出模块

通过构建两层全连接网络输出模块输出哨声波位置信息, 其结构如图 5 所示. 特征图  $F$  的每个时间帧作为网络输入, 经过两个中间层 (每个中间层有 32 个神经元) 输出哨声波信息, 其输出由 2 个神经元组成, 第一个神经元表明该位置是否存在起始的哨声波, 第二个神经元表明该位置是否存在持续发生的哨声波. 将  $F$  所有的时间帧输入该网络, 得到一个矩阵:  $P \in \mathbf{R}^{2 \times 160}$ , 该矩阵的第一行存储哨声波是否起始, 第二行存储哨声波是否处于持续存续状态.

为进一步提升精度, 针对 LW 的固有特性对矩阵  $P$  进行后处理, 将其表示为

$$X_i = \begin{cases} 1, & P_i > 0.5; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $i$  为矩阵的索引.

随后进行标签依赖性建模. 哨声波起始位置  $X_{1,t}$  为 1 时, 哨声波发生的位置  $X_{2,t}$  同样应为 1; 同时, 若前一个时刻没有发生哨声波, 当前时刻发生了哨声波, 哨声波的起始时间应为 1, 即  $X_{2,t}$  为 1; 当  $X_{2,t-1}$  为 0 时,  $X_{1,t}$  必然为 1, 该关系表达如下:

$$P_{2,t} = \begin{cases} 1, & X_{1,t} = 1, \\ X_{2,t}, & \text{otherwise;} \end{cases} \quad (13)$$

$$P_{1,t} = \begin{cases} 1, & X_{2,t} = 1, \quad X_{2,t-1} = 0, \\ X_{1,t}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

其中,  $P_{1,t}$  为最终哨声波起始位置,  $P_{2,t}$  为最终哨声波发生位置,  $t$  为时间帧, 该后处理确保了模型的输出与哨声波事件的固有特性良好对齐.

## 3 实验与分析

为评估本模型的各项性能, 首先在验证集上得到模型的超参数 (见表 1), 然后在训练集上开展监督学习得到模型, 进而在测试集上对模型进行定量评估和定性评估, 并结合实际应用情况, 对模型进行综合评价. 本文实验平台硬件条件 CPU 为 Intel-i5-13600 KF, 运行内存 64 G.

### 3.1 定量评估

为评估本模型的性能, 将其与自动特征学习的模型进行比较, 这些方法包括 YOLOv8s, YOLOv8m, YOLOv8l, YOLOv5-Upgraded, Mask R-CNN<sup>[36]</sup>, Mask Scoring R-CNN<sup>[37]</sup>, 并采用下列指标进行定量

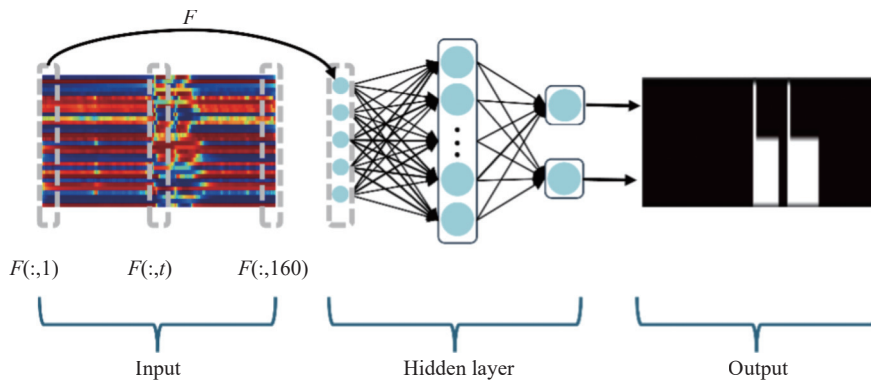


图 5 输出层结构.  $F(:,x)$  为输入的第  $x$  列特征

Fig. 5 Output layer structure.  $F(:,x)$  denotes the  $x$ -th column feature of the input

评价, 定量评价结果列于表 2.

精度

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}}. \quad (15)$$

召回率

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}}. \quad (16)$$

$F_1$  分数

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R}. \quad (17)$$

式中, 真阳性 (TP) 定义为正确识别的闪电电哨声波数量 (数学符号  $N_{TP}$ ); 假阳性 (FP) 表示被误识别为闪电电哨声波的非目标事件数量 (数学符号  $N_{FP}$ ); 假阴性 (FN) 指的是未能检测到的闪电电哨声波数 (数学符号  $N_{FN}$ ). 每秒浮点运算次数 (FLOPS) 为执行一次前向传播的浮点运算数量. 模型参数量 (Params) 表示模型所时间成本 (Cost time) 为计算一个月的数据所消耗的时间, 包括从数据预处理到完成识别全过程所需的总时间, 单位 h.

观察表 2 可以发现, WhisNet 的精确度与 YOLO

系列方法的性能相当, 但是计算速度提高了 95% 左右; 在  $F_1$  分数方面的综合表现最佳, 速度最快; 在召回率方面, 其性能比 Mask R-CNN 与 Mask Scoring R-CNN 稍差一些, 但计算速度相比其提高了约 99%, 例如处理一个月的数据, 本文模型所需时间为 18 h, 而 Mask R-CNN 与 Mask Scoring R-CNN 分别需要 842.1 h 和 935.61 h; 在计算量和模型参数量方面, WhisNet 模型表现依然最优. 这表明 WhisNet 在闪电电哨声波检测任务上表现出优越的精度和高效的速度, 其综合表现显著优于现有方法, 更适用于处理海量卫星数据.

3.2 定性评估

为直观展示不同模型在 LW 检测任务中的性能, 对检测结果进行可视化处理 (见图 6). 其中, 图 6(a) 显示了原始波形与时频, 图 6(b) 为 WhisNet 检测结果, 图 6(c)~(g) 则展示了其他主流算法的检测结果. 由于 WhisNet 未使用时频图像, 其检测结果在图 6(b) 中以橙色点和蓝色线条表示: 橙色点对应 LW 事件的起始时间, 紧随其后的蓝色线段对应该事件的持续时长; 由图中可见 3 个 LW 事件均被成功检测到. 对比图 6(c) 和图 6(d), Mask R-CNN 与 Mask Scoring R-CNN 均呈现出较高的召回率, 但在图中 LW 事件区域内产生了多个检测框, 这是实例分割过程中的高敏感性导致的过度检测现象. 进一步观察图 6(e)~(h), 可见 YOLO 系列模型均能有效识别闪电电哨声波, 展示了较好的检测能力.

综上所述, 所有模型在闪电电哨声波的检测任务上均表现出优越的性能. WhisNet 和 YOLOv8 系列模型均展示了强大的定位能力和实用性. Mask R-

表 1 模型超参数  
Table 1 Hyperparameters of the model

| 超参数  | 值                         |
|------|---------------------------|
| 损失函数 | Binary Cross Entropy Loss |
| 优化器  | Adam                      |
| 学习率  | 0.001                     |
| 批大小  | 128                       |
| 训练轮次 | 50                        |

表 2 模型性能评估  
Table 2 Performance evaluation of the model

| Model              | Precision/(%) | Recall/(%)  | $F_1$ /(%)  | FLOPS/GByte | Params /MByte | Cost time/h  |
|--------------------|---------------|-------------|-------------|-------------|---------------|--------------|
| WhisNet            | 93.3          | 89.4        | <b>91.3</b> | <b>0.17</b> | <b>0.09</b>   | <b>18.15</b> |
| Mask R-CNN         | 85.1          | 95.2        | 89.8        | 144         | 44.32         | 842.16       |
| Mask Scoring R-CNN | 85.2          | <b>96.3</b> | 90.2        | 181         | 62.75         | 935.61       |
| YOLOv5-Upgraded    | 91.6          | 90.0        | 90.8        | 31.7        | 13.78         | 579.86       |
| YOLOv8s            | 91.3          | 90.1        | 90.6        | 28.6        | 11.2          | 574.43       |
| YOLOv8m            | 92.5          | 89.9        | 91.2        | 78.9        | 25.9          | 591.82       |
| YOLOv8l            | <b>94.0</b>   | 88.8        | <b>91.3</b> | 165.2       | 43.7          | 622.61       |

注 表中加粗的数字表示该指标下的最佳结果.

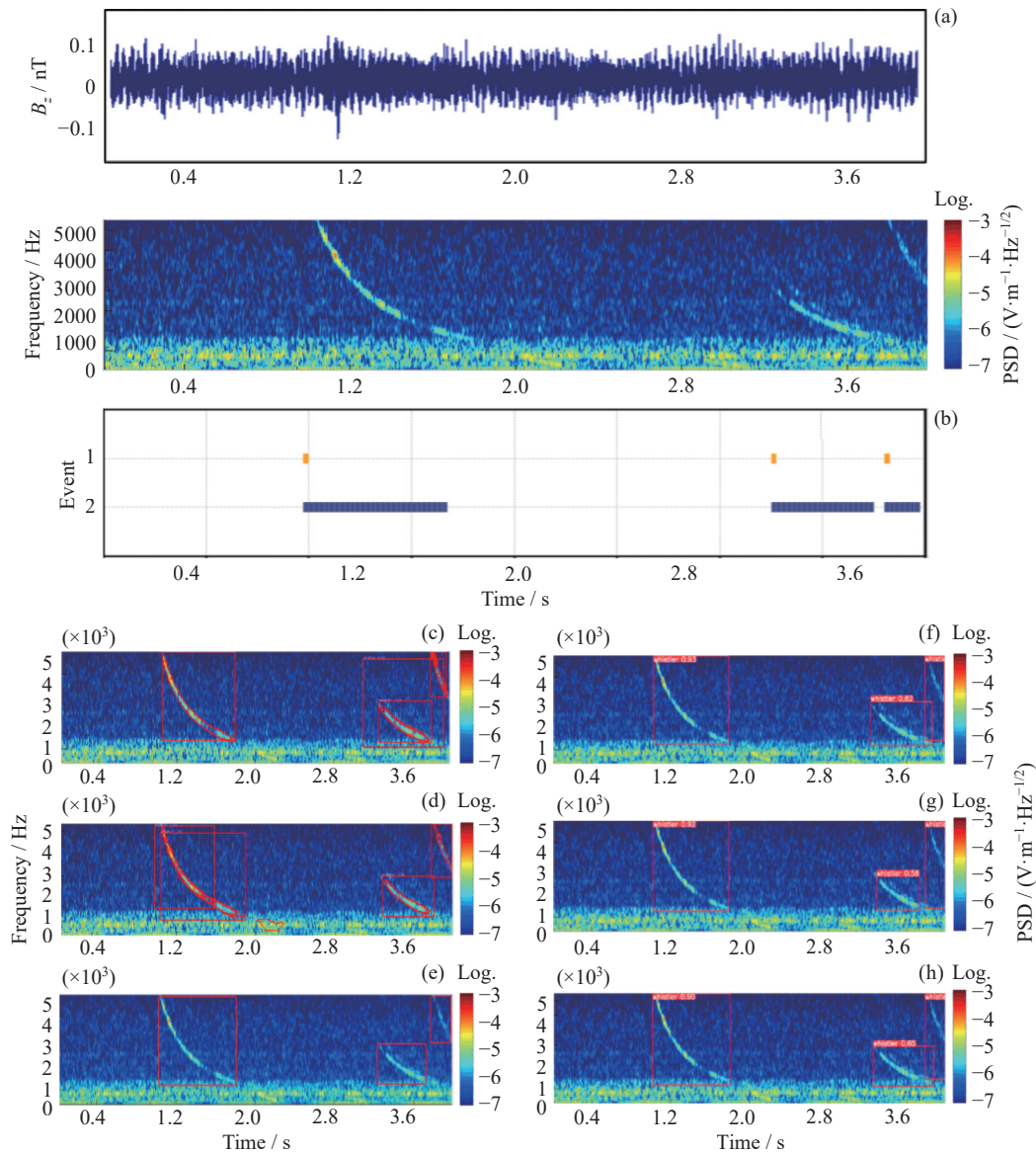


图6 不同模型检测哨声波的效果. (a) 原始波形与时频图, (b) WhisNet, (c) Mask R-CNN, (d) Mask scoring R-CNN, (e) YOLOv5-Upgraded, (f) YOLOv8s, (g) YOLOv8m, (h) YOLOv8l

Fig. 6 Performance of different models in detecting whistlers. (a) Original image, (b) WhisNet, (c) Mask R-CNN, (d) Mask scoring R-CNN, (e) YOLOv5-Upgraded, (f) YOLOv8s, (g) YOLOv8m, (h) YOLOv8l

CNN 系列模型虽然在避免漏检方面做得很好, 但仍有将同一个 LW 重复检测出多个框的问题. 为进一步评测模型性能, 图 7 列出了 WhisNet 检测结果, 总体而言, 本文提出的算法具有比较准确的精准识别能力和定位能力.

### 3.3 实际应用情况

对比分析张衡卫星 5 月份的哨声波检测结果与 2020 年 WGLC 针对 5 月份统计的平均闪电密度, 结果如图 8 所示. 从图 8(a) 可以看出, 根据 WGLC 的

统计数据, 北美中部及南部、南美北部、非洲北部与中部以及亚洲中部均存在明显的高密度闪电区域, 以亮黄色和橙色表现出闪电活动的强度. 利用 WhisNet 对张衡卫星 2020 年 5 月的观测数据进行检测, 并对结果进行点密度估计, 从图 8(b) 可以看出, 这些高密度区域与 WGLC 数据呈现高度相似的分布特征, 尤其体现在北美中部及南部、南美北部、非洲北部与中部以及亚洲中部等地区. 为进一步量化和分析两组数据间的相似度, 采用 Kriging 插值方法绘制了

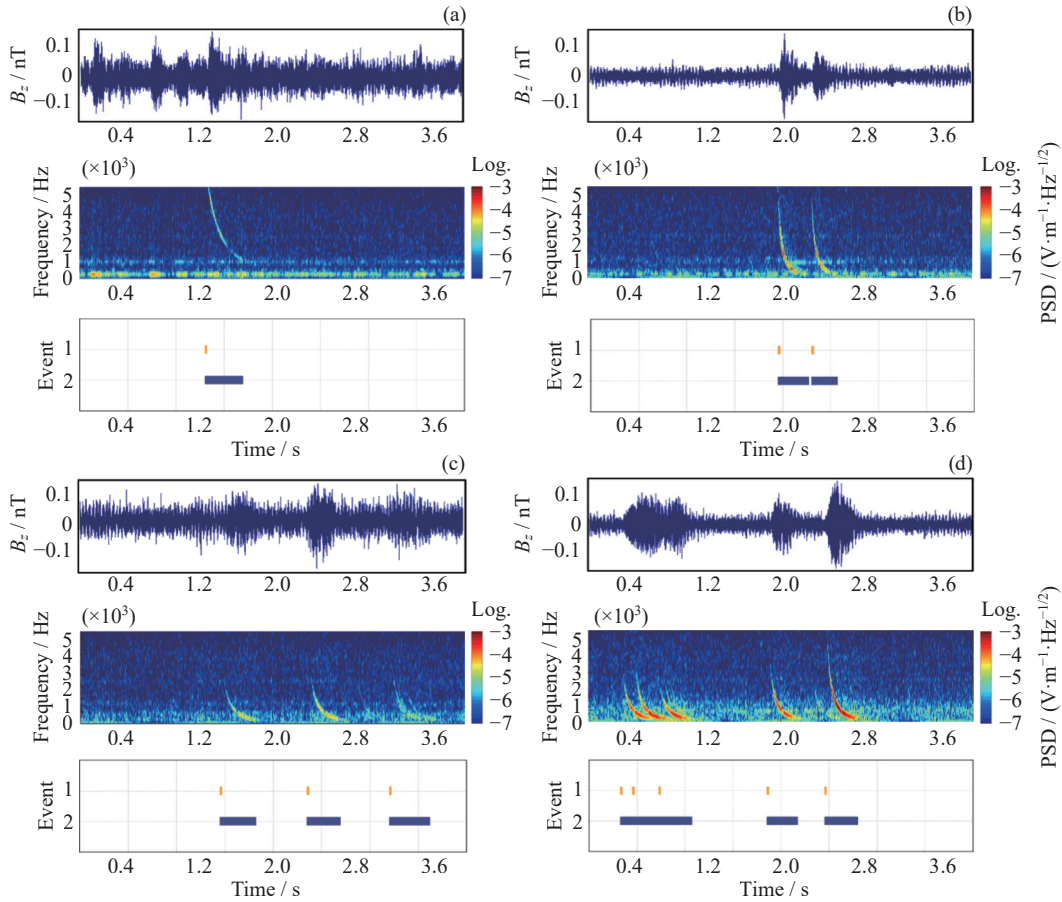


图7 检测效果. (a) 单条哨声波, (b) 两条哨声波, (c) 三条哨声波, (d) 五条哨声波

Fig. 7 Detection results. (a) Single whistler, (b) two whistlers, (c) three whistlers, (d) five whistlers

基于张衡卫星 2020 年 5 月观测数据的全球闪电哨声波分布, 如图 8(c) 所示. 与 2020 年 5 月 WGLC 闪电密度相比, 其趋势高度一致, 表明闪电是哨声波的主要激发源, 从另一个角度证明了 WhisNet 网络在检测哨声波方面具有比较高的可靠性. 然而闪电密度与闪电哨声波密度之间仍存在差异, 尤其是在赤道区域, 哨声波数量显著偏少. 关于这一现象的可能原因, 将在第 4 节展开详细讨论和分析.

## 4 讨论

分析 WhisNet 模型的作用机制以及模型的实际应用情况.

### 4.1 WhisNet 网络的作用机制

为进一步解释 WhisNet 模型的有效性, 这里对每个模块的输出进行可视化分析, 结果如图 9 所示.

如图 9(a) 所示, 音频处理模块输出的音频特征

能够清晰呈现两个 LW 事件 (红色矩形框标出). 在轻量化卷积模块中, 每个子模块输出的特征如图 9(b) 所示. 其中  $1 \times 1$  卷积层主要保留 LW 事件的全局结构特征; 复合模块 1、复合模块 2 和复合模块 3 依次强调局部特征; 子模块的特征融合部分则同时兼顾全局和局部特征. 进入循环神经网络模块后, 各子模块的输出特征如图 9(c) 所示. LW 音频细节逐渐变得更为清晰, 并主要集中于 LW 事件发生的区域, 与目标无关的信号被有效过滤, 表明循环神经网络模块有助于捕捉 LW 音频信号的局部细节特征. 通过输出模块得到的特征如图 9(d) 所示, LW 相关信息进一步被精炼和整合, 不必要的干扰也得到大幅削弱. 相比之下, 基于音频识别 LW 方案实际上只是一个分类任务, 只能判定当前波形是否含有哨声波, 而无法判断具体有多少个哨声波事件. 借助轻量化卷积等模块的融合, WhisNet 则能够有效检测同一时间窗内的多个 LW 事件. 整体而言, WhisNet 模型的各个模块在哨

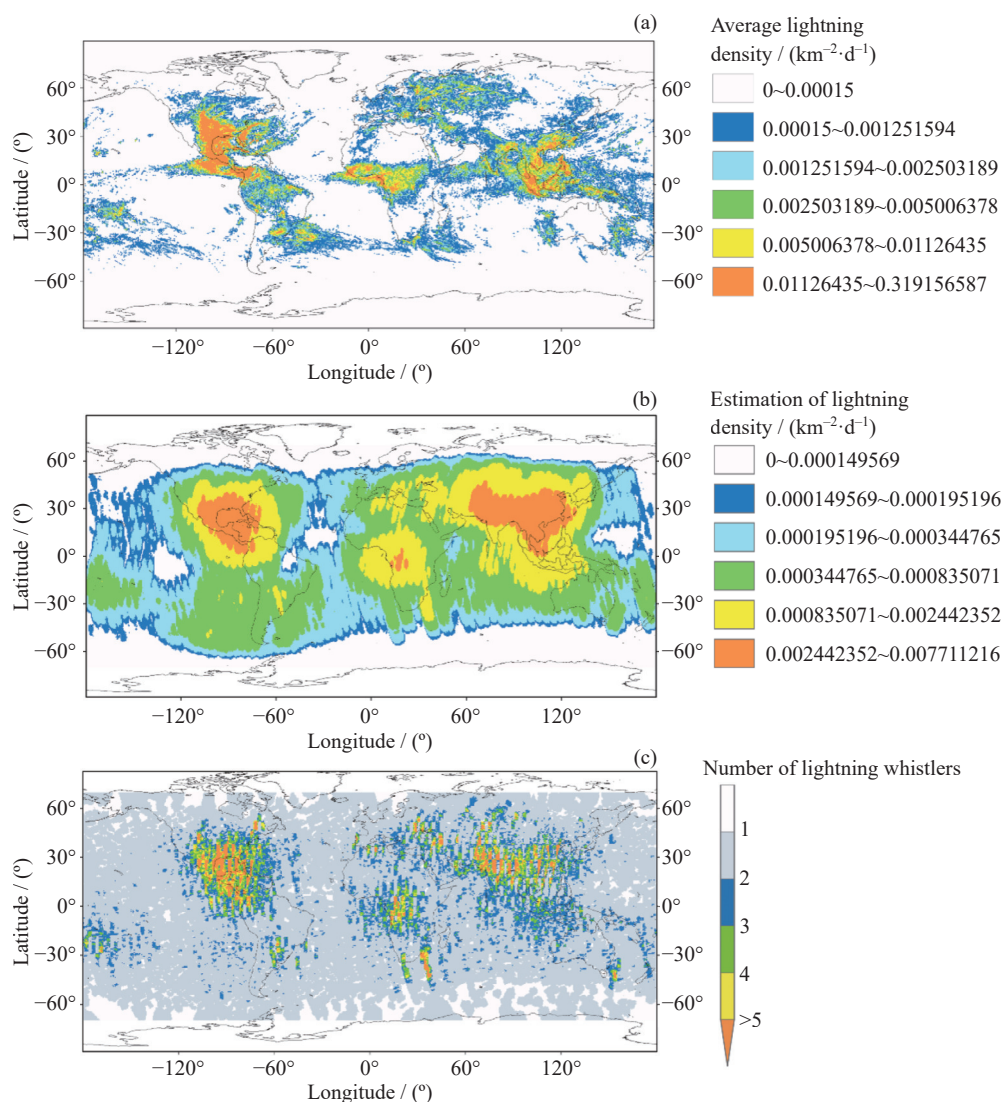


图8 模型实际应用情况. (a) WGLC 在 2020 年 5 月份的平均闪电密度, (b) WhisNet 模型自动检测张衡卫星 LW 的密度估计, (c) Kriging 插值法

Fig. 8 Practical application. (a) Average lightning density in May 2020 recorded by WGLC, (b) density estimation of lightning whistlers from the Zhangheng Satellite LW detected automatically by WhisNet, (c) Kriging interpolation method

声波检测中均发挥了积极作用, 验证了模型的有效性. 然而, 当一个 LW 事件尚未结束、另一个 LW 事件已开始时, WhisNet 仍难以准确判定哨声波的结束时间 (见图 10), 说明其在重叠 LW 事件方面仍需进一步改进.

#### 4.2 闪电密度与闪电哨声波密度差异性分析

采用 WhisNet 模型处理 2020 年 5 月份张衡卫星 SCM 载荷的观测数据, 以自动提取其中的闪电哨声波事件, 并对其结果进行分析, 发现赤道区域哨声波的分布与闪电分布存在差异, 即赤道区域闪电哨声

波数量较少, 分析后认为, 影响该现象的因素可能有以下方面.

(1) 低纬度和赤道区域地磁场的水平排布. 哨声波的传播主要受地磁场线的引导. 在低纬度和赤道区域, 地磁倾角非常低, 几乎是水平的, 这使得闪电产生的哨声波在尝试向上传播穿透电离层时面临较大困难. 由于地磁场线的水平排布, 哨声波必须沿更长的水平路径传播, 尝试进入更高层的电离层和磁层. 这种延长的传播路径不但增加了哨声波在电离层中的散射和吸收概率, 而且显著降低了其穿透效率. 因此,

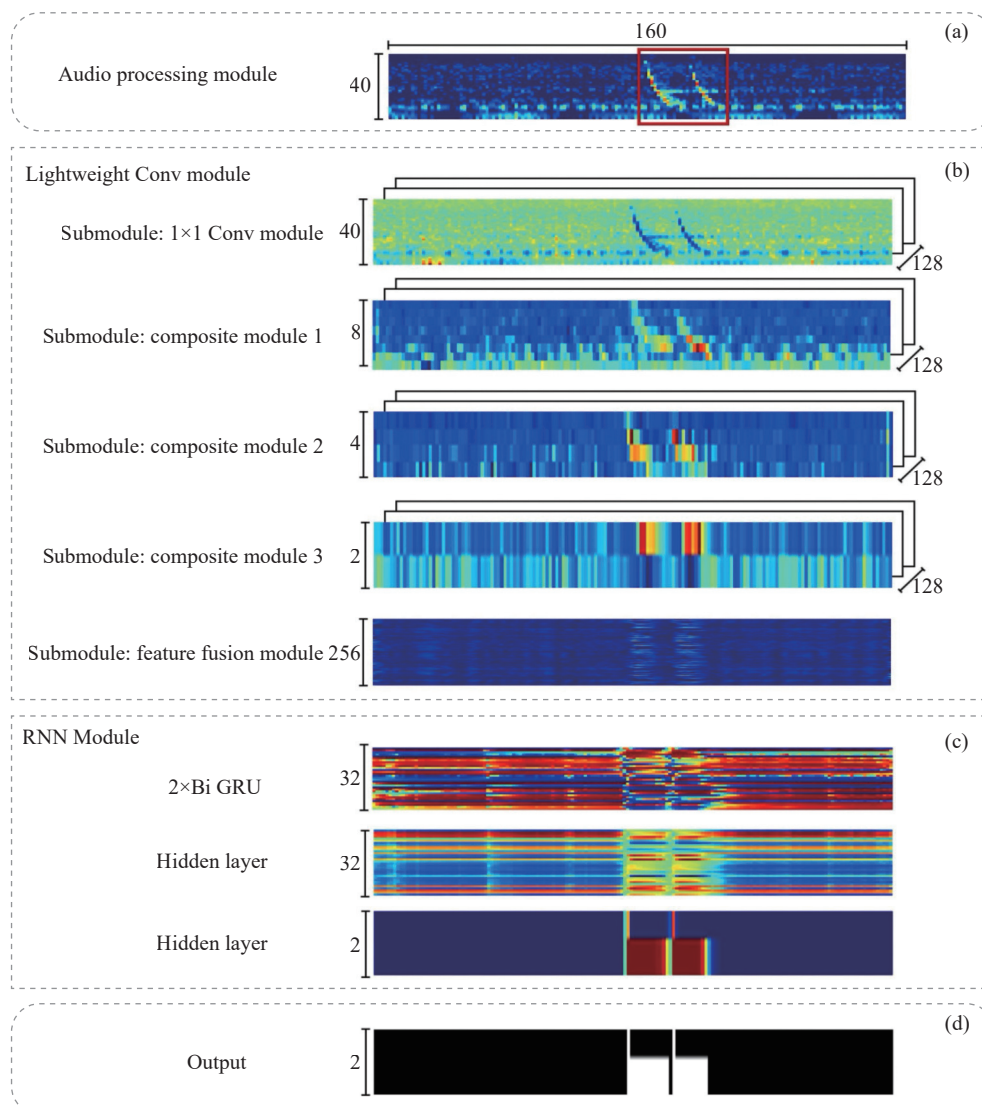


图 9 各模块输出的特征. (a) 音频处理模块, (b) 轻量化卷积模块, (c) 循环神经网络模块, (d) 输出模块. 图中数字表示相应特征图的维度

Fig. 9 Feature maps output by each module. (a) Audio processing module, (b) lightweight convolutional module, (c) recurrent neural network module, (d) output module. The numbers indicate the corresponding dimensions of the feature maps

哨声波在赤道及低纬地区的探测率较低, 主要是由于其在电离层中遭遇的显著能量损失, 这直接影响了哨声波的有效传输和探测率<sup>[38]</sup>.

(2) 赤道电离层特性. 赤道电离层异常 (EIA) 现象在赤道两侧造成了电子密度的显著增高, 这显著增强了哨声波在电离层中的能量耗散. 赤道地区电离层结构的复杂性也对哨声波的传播方向和速度产生了影响, 进一步降低其传播效率和探测概率. 在穿越赤道电离层时, 哨声波遇到的高电子密度和电离层的动态变化导致了能量的显著散射和吸收. 这些因素不仅

改变了哨声波的传播路径, 还可能导致哨声波在尝试穿透电离层时遭受到的能量大幅衰减<sup>[39]</sup>.

综上所述, 哨声波在赤道及低纬度区域探测率较低主要归因于两个关键因素: 一是地磁场的水平排布限制了哨声波沿垂直方向的有效传播, 导致其必须沿更长的水平路径穿透电离层, 从而增加了能量散射与吸收的概率; 二是赤道电离层异常增加了电子密度, 使得哨声波在尝试穿透电离层时遇到更强烈的能量耗散和阻碍. 这两个因素共同作用, 显著降低了哨声波在赤道及低纬度区域的传播效率和探测概率.

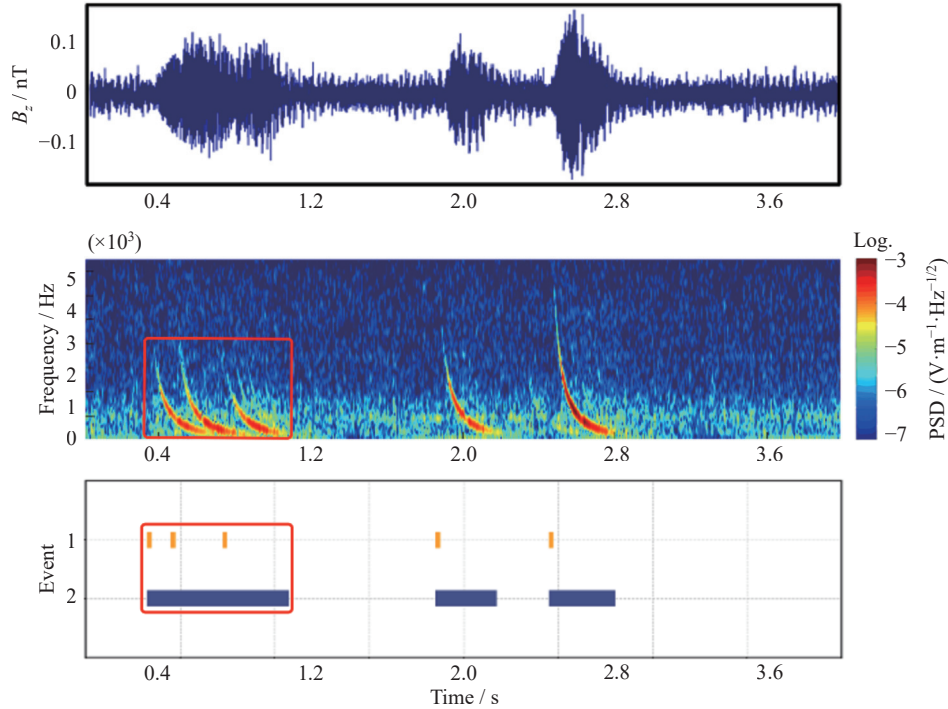


图 10 交叠的 LW 检测效果 (红色框所示). 其余 LW 为正常情况

Fig. 10 Overlapping LW detection results (as shown in the red box). The remaining LWs are in normal condition

4.3 星载计算机检测 LW 可能性

为探讨 WhisNet 在星载计算机上实现闪电哨声波 (LW) 检测的可行性, 这里重点分析特征生成和模型计算量两方面的资源消耗, 具体结果见表 3. 在特征生成阶段, 传统方法需先生成时频图像, 每幅图像约耗时 1.7 s 且占用 165 kByte 存储空间; 而 WhisNet 的特征提取仅采用 Mel 频谱方式, 单个波形的处理时间缩短至 0.003 s, 占用存储空间为 25 kByte. 换言之, 计算时间缩减至原方法的约 1/567 (减少约 99.8%), 存储需求也降至原方法的 1/6.6 (减少约 84.8%). 在模型推理阶段, 相比当前基于时频图像方法中计算量最小的 YOLOv8s (28.6 GByte FLOPS), WhisNet 仅需 0.17 GByte FLOPS, 相当于将计算量降低至原来的 1/168 (减少约 99.4%). 由于星载计算平台通常在功耗与算力上存在严格限制, WhisNet 通过削减特征生成与模型推理的资源消耗, 显著提升了实时检测 LW 的可能性. 总体而言, WhisNet 既保留了较高的检测精度与召回率, 又在计算量与存储占用方面实现了数量级的降低, 为后续在星载计算机上实时处理海量 LW 数据奠定了基础.

表 3 生成单个特征所需时间

Table 3 Time to generate a single feature

| 特征名称   | Time/s | Size/kByte |
|--------|--------|------------|
| Mel 频谱 | 0.003  | 25         |
| 时频图    | 1.7    | 165        |

5 结论

张衡卫星在轨 6 年期间积累了海量观测数据, 但是现有基于时频图像的 LW 检测技术难以高效处理如此庞大的数据量. 为此, 提出了 WhisNet 高速检测模型, 大幅提升了检测效率, 将原本预计 40 年的处理时间缩短至 54 天. 在 Intel-i5-13600 KF 处理器上进行的计算测试表明, WhisNet 在保持与传统基于时频图像检测方法性能相当的同时, 计算量与模型参数量减少约 99%, 计算速度提升约 98%. 此外, WhisNet 模型对 2020 年 5 月份数据的检测结果与全球闪电密度的趋势高度一致, 表明了其在大规模卫星数据处理中的有效性与准确性. 该方法也为进一步挖掘其他海量地球空间事件提供了重要参考. 然而, WhisNet 在处理互相重叠的 LW 时仍存在不足, 即无法精

确判断哨声波的结束时间, 也无法提取闪电哨声波的物理参数. 针对这两个问题, 未来可从两方向进行改进: 令模型同时输出每个哨声波的起止位置; 让模型具备拟合 LW 物理参数的能力, 进一步完善对哨声波事件信息提取.

**致谢** 本工作使用了中国国家航天局和中国地震局支持的张衡一号卫星观测数据, 感谢应急管理部国家自然灾害防治研究院 (<https://www.leos.ac.cn>) 中国地震台网中心国家地震科学数据中心 (<https://data.earthquake.cn/>) 提供数据支撑.

## 参考文献

- [1] STOREY L R O. An investigation of whistling atmospherics[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences*, 1953, **246**(908): 113-141
- [2] HELLIWELL R A. Whistlers and related ionospheric phenomena[J]. *Geophysical Journal International*, 1966, **11**(5): 563-564
- [3] SMITH R L, HELLIWELL R A, YABROFF I W. A theory of trapping of whistlers in field-aligned columns of enhanced ionization[J]. *Journal of Geophysical Research*, 1960, **65**(3): 815-823
- [4] EDGAR B C. The Structure of the Magnetosphere as Deduced from Magnetospherically Reflected Whistlers [R]. No. NSSDC-ID-66-049A-17-PM. Greenbelt, MD: NASA National Space Science Data Center, 1972
- [5] Walker A D M. The theory of whistler propagation[J]. *Reviews of Geophysics*, 1976, **14**(4): 629-638
- [6] TANG R X, YUAN A, LI H M, *et al.* Influence of solar wind dynamic pressure on distribution of whistler mode waves based on van Allen probe observations[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2023, **128**(4): e2022JA031181
- [7] WOODFIELD E E, GLAUERT S A, MENIETTI J D, *et al.* Rapid electron acceleration in low-density regions of Saturn's radiation belt by whistler mode chorus waves[J]. *Geophysical Research Letters*, 2019, **46**(13): 7191-7198
- [8] WOODFIELD E E, GLAUERT S A, MENIETTI J D, *et al.* Acceleration of electrons by whistler-mode hiss waves at Saturn[J]. *Geophysical Research Letters*, 2022, **49**(3): e2021GL096213
- [9] SANTOLÍK O, PARROT M, INAN U S, *et al.* Propagation of unducted whistlers from their source lightning: a case study[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2009, **114**(A3): A03212
- [10] ZHOU Huaibei, XIAO Zuo, SUN Chuanli. A study of cloud-earth lightning parameters by using whistler spectrum[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 1989, **4**(1): 1-7
- (周怀北, 肖佐, 孙传礼. 根据哨声频谱反演云—地闪电参数[J]. *电波科学学报*, 1989, **4**(1): 1-7)
- [11] CHEN Y P, NI B B, GU X D, *et al.* First observations of low latitude whistlers using WHU ELF/VLF receiver system[J]. *Science China Technological Sciences*, 2017, **60**(1): 166-174
- [12] CARPENTER D L, ANDERSON R R. An ISEE/whistler model of equatorial electron density in the magnetosphere[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 1992, **97**(A2): 1097-1108
- [13] SINGH A K, VERMA U P, BHARGAWA A. Remote sensing of mid/upper atmosphere using ELF/VLF waves[J]. *Global Journal of Science Frontier Research: A Physics and Space Science*, 2018, **18**(10): 11-21
- [14] OIKE Y, KASAHARA Y, GOTO Y. Spatial distribution and temporal variations of occurrence frequency of lightning whistlers observed by VLF/WBA onboard Akebono[J]. *Radio Science*, 2014, **49**(9): 753-764
- [15] BAYUPATI I P A, KASAHARA Y, GOTO Y. Study of dispersion of lightning whistlers observed by Akebono satellite in the Earth's plasmasphere[J]. *IEICE Transactions on Communications*, 2012, **E95. B**(11): 3472-3479. DOI: 10.1587/transcom.E95.B.3472
- [16] CLIVERD M A, NUNN D, LEV-TOV S J, *et al.* Determining the size of lightning-induced electron precipitation patches[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2002, **107**(A8): SIA10
- [17] KISHORE A, DEO A, KUMAR S. Upper atmospheric remote sensing using ELF-VLF lightning generated tweek and whistler sferics[J]. *The South Pacific Journal of Natural and Applied Sciences*, 2016, **34**(1): 12-20
- [18] PARROT M, PINÇON J L, SHKLYAR D. Short-fractional hop whistler rate observed by the low-altitude satellite DEMETER at the end of the solar cycle 23[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2019, **124**(5): 3522-3531
- [19] HORNE R B, GLAUERT S A, MEREDITH N P, *et al.* Space weather impacts on satellites and forecasting the Earth's electron radiation belts with SPACECAST[J]. *Space Weather*, 2013, **11**(4): 169-186
- [20] LINZMAYER V, NĚMEC F, SANTOLÍK O, *et al.* Lightning-induced energetic electron precipitation observed in long-term DEMETER spacecraft measurements[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2024, **129**(8): e2024JA032713
- [21] FEINLAND M, BLUM L W, MARSHALL R A, *et al.* Lightning-induced relativistic electron precipitation from the inner radiation belt[J]. *Nature Communications*, 2024, **15**(1): 8721
- [22] LICHTENBERGER J, FERENCZ C, BODNÁR L, *et al.* Automatic whistler detector and analyzer system: automatic whistler detector[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2008, **113**(A12): A12201

- [23] STANFORD VLF GROUP. Automated Detection of Whistlers for the TARANIS Space[R]. Stanford, CA: Stanford University, 2009
- [24] DHARMA K S, BAYUPATI I P A, BUANA P W. Automatic lightning whistler detection using connected component labeling method[J]. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 2014, **66**(2): 638-645
- [25] KONAN O J E Y, MISHRA A K, LOTZ S. Machine learning techniques to detect and characterise whistler radio waves[OL]. arXiv: 2002.01244. (2020-02-04) [2023-10-15]. <https://arxiv.org/abs/2002.01244>. DOI: 10.48550/arXiv.2002.01244
- [26] YUAN Jing, WANG Qiao, YANG Dehe, *et al.* Automatic recognition algorithm of lightning whistlers observed by the Search Coil Magnetometer onboard the Zhangheng-1 Satellite[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2021, **64**(11): 3905-3924 (袁静, 王桥, 杨德贺, 等. 张衡一号感应磁力仪数据闪电哨声波自动识别 [J]. *地球物理学报*, 2021, **64**(11): 3905-3924)
- [27] PATAKI B Á, LICHTENBERGER J, CLILVERD M, *et al.* Monitoring space weather: using automated, accurate neural network based whistler segmentation for whistler inversion[J]. *Space Weather*, 2022, **20**(2): e2021SW002981
- [28] HARID V, LIU C, PANG Y, *et al.* Automated large-scale extraction of whistlers using mask-scoring regional convolutional neural network[J]. *Geophysical Research Letters*, 2021, **48**(15): e2021GL093819
- [29] LU Chao, ZEREN Zhima, YANG Dehe, *et al.* Lightweight automatic detection model for lightning whistle waves based on improved YOLOv5[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2024, **44**(3): 458-473 (路超, 泽仁志玛, 杨德贺, 等. 改进 YOLOv5 的闪电哨声波轻量化自动检测模型 [J]. *空间科学学报*, 2024, **44**(3): 458-473)
- [30] YUAN Jing, WANG Zijie, ZEREN Zhima, *et al.* Automatic recognition algorithm of the lightning whistler waves by using speech processing technology[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2022, **65**(3): 882-897 (袁静, 王子杰, 泽仁志玛, 等. 基于智能语音技术的闪电哨声波自动识别 [J]. *地球物理学报*, 2022, **65**(3): 882-897)
- [31] ZEREN Z M, HU Y P, PIERSANTI M, *et al.* The seismic electromagnetic emissions during the 2010 Mw 7.8 Northern Sumatra Earthquake revealed by DEMETER satellite[J]. *Frontiers in Earth Science*, 2020, **8**: 572393
- [32] HUANG J P, LEI J G, LI S X, *et al.* The Electric Field Detector (EFD) onboard the ZH-1 satellite and first observational results[J]. *Earth and Planetary Physics*, 2018, **2**(6): 469-478
- [33] KAPLAN J O, LAU K H K. The WGLC global gridded lightning climatology and time series[J]. *Earth System Science Data*, 2021, **13**(7): 3219-3237
- [34] MERMELSTEIN P. Distance Measures for Speech Recognition, Psychological and Instrumental[M]//CHEN C H. Pattern Recognition and Artificial Intelligence. New York: Academic Press, 1976: 374-388
- [35] ZHOU D Q, HOU Q B, CHEN Y P, *et al.* Rethinking bottleneck structure for efficient mobile network design[C]//Proceedings of the 16th European Conference on Computer Vision. Glasgow: Springer, 2020: 680-697. DOI: 10.1007/978-3-030-58580-8\_40
- [36] HE K M, GKIOXARI G, DOLLÁR P, *et al.* Mask R-CNN[C]//Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice: IEEE, 2017: 2980-2988
- [37] HUANG Z J, HUANG L C, GONG Y C, *et al.* Mask scoring R-CNN[C]//Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach: IEEE, 2019: 6402-6411
- [38] ZHAO Shufan, LIAO Li, ZHANG Xuemin. Trans-ionospheric VLF wave power absorption of terrestrial VLF signal[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2017, **60**(8): 3004-3014 (赵庶凡, 廖力, 张学民. 地面 VLF 波穿透电离层的能量衰减变化 [J]. *地球物理学报*, 2017, **60**(8): 3004-3014)
- [39] BALAN N, LIU L B, LE H J. A brief review of equatorial ionization anomaly and ionospheric irregularities[J]. *Earth and Planetary Physics*, 2018, **2**(4): 257-275

## 作者简介



银韩柯 男, 2000 年 11 月出生, 现为防灾科技学院在读研究生, 主要研究方向为机器学习、计算机视觉。  
E-mail: [hankeyin@gmail.com](mailto:hankeyin@gmail.com)



赵庶凡 (通信作者) 女, 1985 年出生, 现为中国科学院国家空间科学中心研究员, 博士生导师, 主要研究方向为地震电离层耦合机理及电波传播。  
E-mail: [zsf2008bj@126.com](mailto:zsf2008bj@126.com)