

LAI Chang, WANG Pengchao, LI Qinzeng. Intelligent Identification and Key Parameter Extraction of Middle and Upper Atmospheric Disturbances Based on All-sky Airglow Imaging Observations of the Chinese Meridian Project (in Chinese). *Chinese Journal of Space Science*, 2026, **46**(3): 650–657. CSTR:32142.14.cjss.2025-0081. DOI:10.11728/cjss2026.03.2025-0081

基于子午工程气辉成像观测的中高层大气 波动智能识别及关键参数提取*

赖 昌^{1,2} 汪鹏超¹ 李钦增²

1(重庆邮电大学电子科学与工程学院 重庆 400065)

2(中国科学院国家空间科学中心 太阳活动与空间天气全国重点实验室 北京 100190)

摘 要 针对子午工程海量气辉图像高效处理需求, 研究基于机器学习技术构建了大气重力波与中尺度行进式电离层扰动智能识别及参数提取工具. 通过卷积神经网络分类模型筛选晴朗夜空环境图像, 准确率达 99% (OH 气辉图像) 与 96.9% (OI 气辉图像); 结合快速区域卷积神经网络定位波动结构, 交并比超过 75%. 对大气重力波采用基于二维傅里叶变换的波长、传播方向与水平速度提取方法, 对中尺度行进式电离层扰动采用 Canny 边缘检测与线性拟合提取波动参数. 根据输出的参数数据集统计了大气波动的长期趋势, 丹东站点 (40.0°N, 124.0°E) 通过 OH 气辉观测到的大气重力波发生率在冬夏两季达到峰值, 呈现明显的双峰分布特征, 传播方向冬夏季分别集中在西南方向和东北方向. 兴隆站点 (40.2°N, 117.4°E) 通过 OI 气辉观测到的中尺度行进式电离层扰动事件, 94% 的传播方向主要集中分布于西南方向 (方位角 200°~230°). 这些统计特性与文献中的统计规律一致, 说明基于大气波动参数数据集进行的统计分析是可靠的. 本工具解决了传统人工分析效率低、主观性强的问题, 为大气波动长期统计研究提供了可靠的数据支撑, 数据集已经开源, 程序也即将上网.

关键词 大气重力波, 中尺度行进式电离层扰动, 子午工程, 机器学习, 气辉图像

中图分类号 P351

Intelligent Identification and Key Parameter Extraction of Middle and Upper Atmospheric Disturbances Based on All-sky Airglow Imaging Observations of the Chinese Meridian Project

LAI Chang^{1,2} WANG Pengchao¹ LI Qinzeng²

1(School of Electronic Science and Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065)

2(State Key Laboratory of Solar Activity and Space Weather, National Space Science Center,
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

* 国家重点研发计划项目 (2022YFF0711400) 和中国科学院网信专项项目 (CAS-WX2022SF-0103) 共同资助

2025-05-21 收到原稿, 2025-09-04 收到修定稿

©The Author(s) 2026. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

Abstract To address the demand for efficient processing of massive airglow images in the Meridian Project, this study developed a machine-learning-based method for automatic identification and parameter extraction of Atmospheric Gravity Waves (AGWs) and Medium-Scale Traveling Ionospheric Disturbances (MSTIDs). A Convolutional Neural Network (CNN) classification model was employed to filter clear-night-sky images, achieving accuracies of 99% (OH airglow) and 96.9% (OI airglow). Wave structures were localized using a Fast Region-Based CNN with an Intersection-over-Union (IoU) value exceeding 75%. For AGWs, parameters including wavelength, propagation direction, and horizontal phase velocity were extracted *via* 2D Fourier transform, while Canny edge detection and linear fitting were applied to MSTIDs. Analysis of the extracted parameter dataset revealed long-term trends of atmospheric waves: At the Dandong station (40.0°N, 124.0°E), OH airglow observations showed a bimodal seasonal distribution of AGW occurrence, with peaks during both winter and summer, with propagation directions being predominantly southwestward in winter and northeastward in summer. At the Xinglong station (40.2°N, 117.4°E), 94% of MSTID events detected *via* OI airglow exhibited southwestward propagation (azimuths of 200°~230°). These statistical characteristics align with established patterns in the literature, validating the reliability of the dataset. This tool resolves the inefficiency and subjectivity of traditional manual analysis, providing robust data support for long-term atmospheric wave studies. The associated algorithms and datasets will be open-sourced.

Key words Atmospheric gravity waves, Medium-scale traveling ionospheric disturbance, Chinese Meridian Project, Machine learning, Airglow images

0 引言

大气波动是大气中由于各种扰动(例如温度变化、地形抬升、气压差异等)引起的周期性或准周期性的振荡. 这些波动是能量和动量传输的载体^[1-3], 对天气和气候系统有重要影响. 大气重力波 (Atmospheric Gravity Wave, AGW) 与中尺度行进式电离层扰动 (Medium-Scale Traveling Ionospheric Disturbance, MSTID) 均为大气波动的基本形式之一. 空气分子在浮力和重力共同作用下产生扰动, 该扰动可在大气中传播, 即形成 AGW, 将能量从低层大气传播到高层大气. 中尺度行进式电离层扰动是电离层中的不规则结构, 能以扰动的形式引起电离层内多种物理量变化. 通过统计分析可以对 AGW 和 MSTID 的特征进行研究. Ichihara 等^[4]通过对北海道雷达在 2007 年 1 月至 2009 年 7 月夜间观测到的 MSTID 进行统计分析, 发现向北传播的 MSTID 在特定时间出现率较高. Ern 等^[5]基于卫星观测的大气红外临边发射数据, 提出了含有重力波垂直波长和沿轨迹水平波数的典型分布(纬向平均与全球地图)、重力波温度方差、势能和绝对动量通量的全球重力波分布数据集 (GRACILE). Mandal 等^[6]使用来自 Ahmedabad (23°N, 72.5°E; 14.9°N) 的数字测高仪测

量数据, 通过对白天无线电和气辉发射数据联合研究, 初步反演出重力波的特征. Günzkofer 等^[7]利用 EISCAT 甚高频非相干散射雷达 (EISCAT VHF Incoherent Scatter Radar) 和北欧流星雷达簇 (Nordic Meteor Radar Cluster) 的同步测量数据确定 AGW 与行进式电离层扰动 (Traveling Ionospheric Disturbance, TID) 的垂直以及水平波参数, 对 AGW 和 TID 进行更广泛的数据收集.

全天空气辉成像仪 (All-Sky Airglow Imager, ASAI) 可以通过近红外波段观测 AGW 在 87 km 附近高度的 OH 气辉中触发的扰动^[8,9], 或通过 630 nm 波段拍摄 MSTID 在 250 km 附近高度的 OI 气辉中产生的波动^[10]. ASAI 的夜间观测能够获得大气波动的平面结构和演化过程. 2008 年中国启动子午工程^[11], 中国科学院国家空间科学中心部署了 20 余个气辉观测站点^[12,13]. 这些站点的 ASAI 一个夜晚能拍摄上万张气辉图像, 为研究大气波动的长期变化机制提供了数据基础. 但如何高效可靠地从大量气辉数据中提取有科研价值的波动信息, 成为提升子午工程气辉数据科学价值亟待解决的问题.

机器学习是近几年新兴的人工智能领域的技术和方法, 使计算机能够从数据中学习和改进性能, 而无需借助先验知识编程. 机器学习在空间天气的数据

处理领域具有广泛应用. Clausen 等^[14] 使用 TensorFlow 的 Inception-v4 预训练神经网络, 采用岭分类法, 自动分类极光数据. Chakrabarti 等^[15] 以全天空气辉图像训练地球电离层等离子体结构探测模型. Zhong 等^[16] 开发了一种基于深度学习方法的程序, 自动检测赤道等离子体气泡 (EPBs). 由此可见, 机器学习是解决大量气辉数据处理困难的有效途径.

利用子午工程的数据训练机器学习模型, 生成 AGW 智能识别及关键参数提取工具和 MSTID 智能识别及关键参数提取工具, 能准确识别 AGW 和 MSTID, 并从子午工程积累的大量气辉图像中高精度地提取大气波动的关键参数. 相较传统的人工方法, 基于机器学习的自动提取更加高效快捷, 同时也能避免人为主观误差. 两个参数提取工具采取了相同架构: 第一步, 利用基于卷积神经网络 (Convolutional Neural Network) 的分类模型对气辉原始图像进行分类, 选出适合观测的晴朗夜空环境下拍摄的照片; 第二步, 利用基于快速区域卷积神经网络 (Faster Region-based Convolutional Neural Network) 的波动识别模型在经过预处理的气辉投影图像中定位波动结构. 最终, 通过波动参数提取程序提取波动的波长、传播方向、水平波速和强度等关键物理量, 形成参数数据集. 相关工具与数据集发布在 <https://doi.org/10.12176/01.05.00140-V01> 和 <https://cstr.cn/14804.11.01.05.00140-V01>.

1 AGW 智能识别与参数提取

训练模型使用的包含 AGW 的 OH 气辉图像来自子午工程临朐站点 (36.2°N, 118.7°E) 和丹东站点 (40.0°N, 124.0°E) 的 ASAI. ASAI 的主体光学成像部分由广角鱼镜头、远心成像光路、滤光片、CCD 光敏器件构成^[17], 能够在夜间通过滤光片选取近红外波段, 观测 87 km 高度附近的 OH 气辉层中的 AGW 波动. 在预处理过程中, 存储的数据首先从 16 进制转换为 10 进制的气辉原始图像. 经过方位校正和消除星光后, 气辉原始图像被投影到地理坐标上, 并通过差分法去除噪声, 以呈现清晰的波动结构^[18], 投影图像的空间分辨率为 1 km·pixel⁻¹.

1.1 AGW 分类与识别模型

分类模型根据拍摄时的环境将 OH 气辉原始图

像分为 a 星空、b 曝光条、c 云层、d 月亮、e 曙暮光、f 明亮云层共 6 个类别^[19]. 其中仅 a 类的星空环境适合观测 AGW, 可以排除波动状云层对识别的干扰. 为了避免图像边缘人工光源的干扰, 分类模型的判别区域为原始图像中心附近 512×512 pixel 的区域. 鱼镜头在视场边缘的畸变导致分辨率下降, 通常仅对气辉原始图像的中间部分进行投影, 因此截取原始图像的中心区域进行分类不影响后续操作.

模型基于人工标注的 1818 张图像构建训练集, 并通过将图像旋转 90°扩增至 7272 张样本. 分类模型结构包括两层卷积、两层池化、三层丢弃层和一个全连接层, 最终通过 Softmax 函数输出 6 类标签. 该 CNN 分类器在验证集上准确率达到 99%^[20], 由于实际应用中仅需识别是否为 a 类星空图像, 因此在真实场景下准确率更高.

在 AGW 的识别与定位中, 采用 Faster R-CNN 架构建立深度目标检测模型. 该模型能够在气辉投影图像中自动识别, 并框定多个传播方向、波长和相速度各异的波动结构. 该模型基于 faster_rcnn_resnet101_voc07 的预训练模型构建^[21], 通过 TensorFlow Object Detection API 实现训练优化, 训练数据集由 1060 张人工标注的包含 AGW 的气辉投影图像组成. Faster R-CNN 采用四步训练流程: 第一步, 使用预训练模型初始化共享的卷积特征提取网络; 第二步, 训练区域建议网络 (Region Proposal Network, RPN), 生成候选目标区域 (Region Proposals); 第三步, 固定 RPN 权重, 训练 Fast R-CNN 子网络, 对建议区域进行目标分类与框回归; 第四步, 联合微调整个网络结构, 提升整体检测性能与定位精度. 模型经过 25 万轮训练后, 总损失降至 0.1 以下, 达到稳定收敛.

在参数提取阶段, 对于每个被检测到的波面区域, 程序会在每个波面所在局域通过二维傅里叶变换 (2D-FFT) 计算其波参数, 包括传播方向、波长和相速度. 若图中识别到两个或多个波动结构, 置信度最高的识别框对应的区域会被识别模型记录并输出 (见图 1). 参数提取程序也会计算这些区域中波动结构的相关参数. 模型涵盖常见的平面波、环形波和小尺度的涟漪等多种典型波形, 能够识别不同尺度的波动结构.

此外, 为增强模型在非理想气象条件下的识别鲁

棒性,系统还引入了波长一致性校验机制,可有效过滤如云层、薄雾等易与波动混淆的条状结构.在与2014年临朐站人工识别结果的对比中,模型展现出较高准确率与一致性,仅在波动事件边界存在少量漏判^[19].考虑到模型主要服务于统计分析,在模型部署中采用较高的置信度阈值(设为50%),以牺牲少量召回率换取更高的识别准确性,从而确保自动识别结果在实际应用中的可靠性与可信度.

1.2 分类与识别模型的输出

分类模型以包含投影图像的上级目录路径作为输入,识别结果以txt文本文件格式输出,每行记录一张图像的文件名及其对应的环境类别(见表1).

识别模型使用图像所在目录的上层路径与分类结果文件作为输入,输出亦为txt文件,每行对应一张图像的识别结果.输出内容包括观测站、时间戳、一个或多个识别框的位置信息、每个识别框对应的置信度以及该图像的环境分类(见表2).

只有当识别框的置信度高于设定阈值且环境分

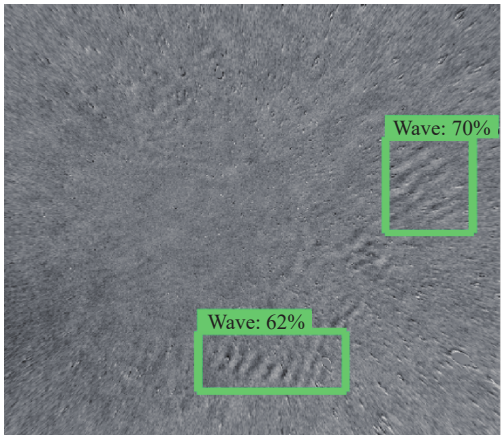


图1 AGW的识别(绿框为识别区域,百分数为置信度)

Fig. 1 Identification of AGW (The green box is the detection area, and the percentage is the confidence score)

类为a类星空时,系统才判断该图像中存在真实的AGW波动结构.若环境分类为非a类,则高置信度区域可能是云层扰动,而非气辉波动.此流程可以排除云层或光带等波动结构的干扰.

1.3 AGW 参数的提取

在参数提取过程中,采用二维傅里叶变换方法来确定频域的主频特征,并以此作为AGW事件的空间频率基础来推导其他关键参数.这种方法对于单色波和准单色波这类频谱集中的AGW事件能够提供较为准确的参数提取结果.然而考虑到实际波源的复杂性,特别是对流天气系统激发的AGW通常表现出较宽的频率分布特性,二维傅里叶变换仅能提取单一主导波长,可能会忽略其他非主导波长成分.针对这类具有宽频带特征或离散频谱的AGW事件,可以采用小波分析方法对波面进行多尺度分解,将不同频率范围的波动成分分离后,再分别提取对应的特征参数^[22],以更全面地捕捉复杂波场中的多尺度特征.

参数提取程序需要输入根据识别模型输出的.txt文档和对应的气辉投影图片上层路径.波动参数以Excel表格形式输出.前11列的参数依次是Station(站点名)、Time(时间)、Box1(识别框1左上角和右下角坐标)、Socres_Box1(置信度)、Wave_length1(波长)、Period1(周期)、Speed1(水平速度)、Direction1(传播方向)、Relative_Intensity1(相对强度=振幅/背景亮度)、Amplitude1(振幅)、Background1(识别框背景亮度).

2 MSTID 的智能识别与参数提取

采用的OI气辉图像来自子午工程兴隆站点(地理坐标:40.5°N,117.5°E.地磁坐标:34.2°N,190.2°E).观测MSTID的ASAI采用加强630 nm波段的OI气辉的滤光片,可以记录250 km高度附近的OI气

表1 AGW 分类模型输出文本说明

Table 1 Description of output text from the AGW classification model

示例行	含义说明
proj_yyyymmddhhmmss_LQu408_7_8658_60000_B1_G3.png a	图像文件名+环境分类符
yyymmddhhmmss	图像拍摄时间,精确到秒
LQu	图像采集站点(例如“临朐”)
a	环境分类结果

辉数据. 预处理过程与 OH 气辉图像相同, 包含方位校正、去除星光、地理坐标投影和差分去噪 4 个步骤, 投影图像的空间分辨率为 $1 \text{ km} \cdot \text{pixel}^{-1}$.

2.1 MSTID 的分类与识别模型

MSTID 分类模型的架构与 AGW 的分类模型类似, 能够根据拍摄环境将 OI 气辉原始图像分为星空、过曝光、月光、曝光条和云层 5 个类别, 在输出结果中依次用 a~e 的代码表示. 训练数据集包括 1554 张人工分类的 OI 气辉原始图像, 模型在测试集上的准确度达到 96.9%^[23].

MSTID 的识别模型同样采用 Faster R-CNN 架构, 能够在投影后的 OI 气辉图像中, 识别并定位每一个 MSTID 波面. 如图 2 所示, 在气辉图像中, 可能观

测到呈现相似带状结构的银河, 因此将银河列为波面之外的另一类目标, 以排除干扰. Faster RCNN 在对目标进行识别时, 除了分析其位置、形状和轮廓等特征, 还会根据目标图像的材质进行判断. 由图 2 可以看出, MSTID 具有清晰的边缘、明显的波谷和波峰, 与银河的边缘和材质均有区别.

由于 MSTID 的波形较为相似, 识别模型的训练数据集包含了 336 张 MSTID 波面的投影气辉图像和 250 张随机函数生成的模拟图像, 以增强模型的鲁棒性. 生成模拟波面的随机函数, 即

$$y = \left\lceil \frac{1}{dp} \cdot x^2 \right\rceil + n. \quad (1)$$

其中, $\lceil \cdot \rceil$ 表示四舍五入取整, 因为像素坐标均为整数; d , p 和 n 为随机整数, 控制波面形状、方向和位置. 识别模型能够准确定位 MSTID 波面, 交并比即人工标注框与识别框的交集比上两个框的并集普遍高于 75%^[23].

2.2 MSTID 分类与识别模型的输出

气辉投影图像的识别结果在输出的文本文档中用两行表示. 第一行是波面的识别结果, 依次是拍摄地点、拍摄时间、拍摄环境分类代码、四个识别框左上角和右下角坐标、置信度、识别对象 (wave) 和识别符. 识别符判定的置信度阈值为 90%, 图中有波面为 1, 反之为 0. 第二行是识别对象为银河 (galaxy) 时的结果, 格式相同, 但最后的识别符仍然是判断是否有波面.

2.3 MSTID 参数的提取

由于 MSTID 的波面在识别框中占比较小, 且波面曲率半径很大, 所以直线拟合比二维傅里叶变换更适合提取 MSTID 的波长、传播方向、速度和强度等波动参数. 在识别框内的局域中, 首先通过 Canny 边缘检测算子将图像二值化, 可以找出波面的轮廓. 逐行扫描得到各行波面中点的坐标, 对这些中点进行线性拟合, 即可得到代表波面位置的直线. 如果一张气辉投影图像中检测到多个波面, 则相邻两条拟合直线中心之间的距离为 MSTID 的波长. 拟合直线的垂线就是波传播的方向. 拟合直线到时序上后一张照片中对应波面拟合直线中心的距离为波面的位移, 该位移除以两张照片拍摄时间间隔即为波面水平速率. 同一波面在时序上, 前后两张图像对应的拟合直线之间的夹角除以拍摄时间间隔为波面的角速度.

参数提取程序需要输入识别模型输出的文本文档和对应的气辉投影图像上一层目录的路径. 提取的

表 2 AGW 识别模型输出文本说明
Table 2 Description of output text from the AGW detection model

字段示例	含义说明
LQu	观测站点 (临朐)
20140127223747	拍摄时间, 精确到秒
[x11 y11 x12 y12]	第一个识别框的左上角与右下角坐标
0.9998467	第一个识别框的置信度
[x21 y21 x22 y22]	第二个识别框 (若有)
0.0001094	第二个识别框的置信度
a	环境分类结果

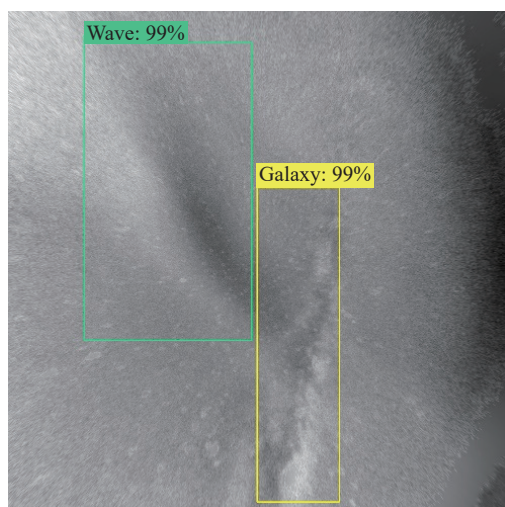


图 2 MSTID (绿框) 与银河 (黄框) 的识别

Fig. 2 Identification of MSTID (green) and galaxy (yellow)

波动参数以 Python 字典形式存储, 既可通过记事本打开查看, 也可使用 Python 读取后按字典调用. 其中 name 为图片名, 后缀 Box_1 表示第一个识别框中波面的参数, 具体如表 3 所示. 如果图像的 MSTID 是孤波, 仅有一个波面, 则波长为 9999.

3 应用示例

图 3 为利用大气重力波及关键参数提取工具, 基于气辉原始图像分类数据集和波动识别数据集统计的丹东台站 2016 年各月 AGW 发生率. 发生率的定义是事件时长与有效观测时长 (clear-sky duration) 的比, 可用于研究 AGW 的激发源. 基于总图片数、分类为 a 的气辉原始图片数及对应总观测时长, 计算

得到有效观测时长. ASAI 的开机时间是日落后到日出前, 因此, 冬季 (11—2 月) 观测时长长于夏季 (5—8 月). 11 月观测时长较低可能是由于设备损坏所致. 当地气候冬天相对干燥, 夏季降雨较多, 所以夏季的有效观测时长少于冬季. 从图 3 红色 AGW 发生率曲线可以看出, 发生率在夏季达到峰值, 同样在冬季有一个稍小的峰值. 这与 Kim 等^[24]在 Mt. Bohyun (36.2°N, 128.9°E) 和 Li 等^[17]在兴隆 (40.2°N, 117.4°E) 得出的 AGW 发生率随季节变化趋势接近. 在北纬 40°附近, 冬季的风切变和锋面活动, 夏季的雷暴等强对流天气以及冬夏季的季风均可能激发 AGW, 造成图 3 中发生率随季节变化的趋势.

丹东台站 2015—2017 年冬季 (图 4a) 和夏季 (图 4b) 观测到的 AGW 事件传播方向分布如图 4 所

表 3 MSTID 波动参数名说明		
Table 3 MSTID parameter name description		
序号	参数名	说明
1	Speed	水平速率
2	Speed_angle	角速度
3	Angle	速度方向
4	Intensity	相对强度
5	Absolute_intensity	绝对强度
6	Background_mean_value	背景均值
7	Wavelength	波长
8	Score	置信度

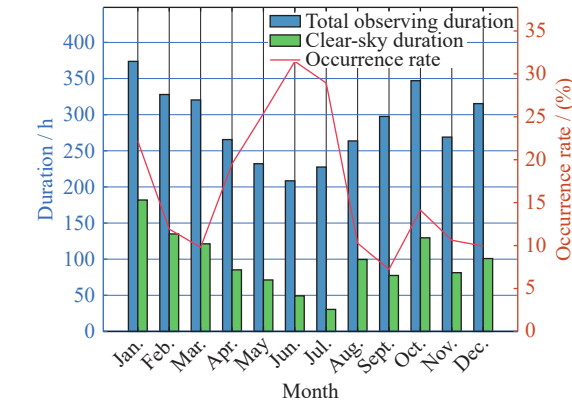


图 3 丹东台站 AGW 发生率
Fig. 3 AGW occurrence rate at Dandong station

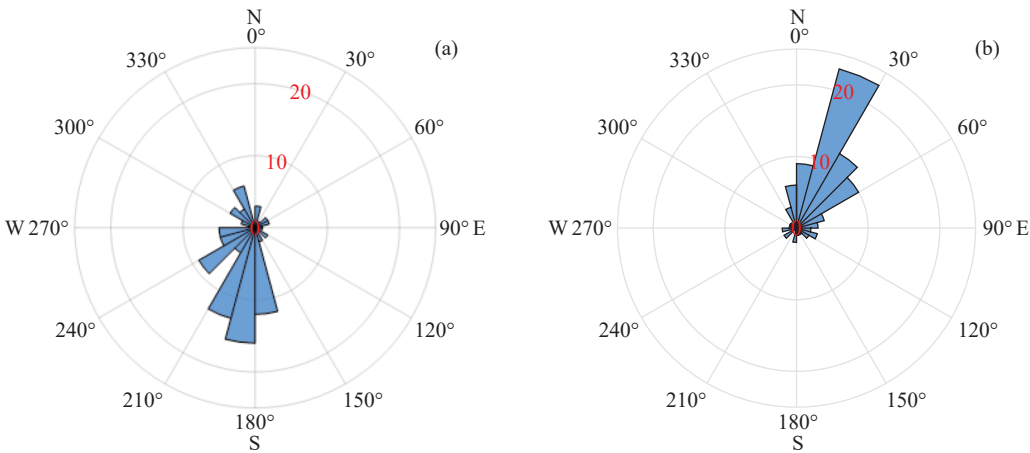


图 4 丹东台站冬夏季 AGW 传播方向统计 (红色数字为事件个数)
Fig. 4 Statistical analysis of AGW propagation directions at Dandong station during winter and summer (Red numbers indicate the number of AGW events)

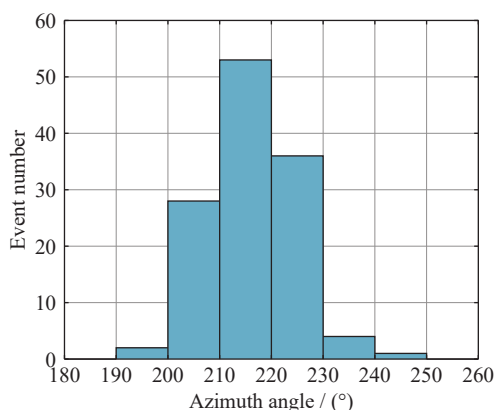


图5 MSTID传播方向统计

Fig. 5 MSTID propagation direction statistics

示,图4中每个扇形代表一个15°角度区间,其半径表示该方向上观测到的波动事件数.冬季AGW事件的传播方向主要分布在165°—240°区间,而夏季则集中在0°—60°区间.这与同为北半球中纬度地区的中国兴隆台站(40.2°N, 117.4°E)^[17]和日本Shigaraki(34.9°N, 136.1°E)^[25]观测到的AGW传播方向季节规律一致.传播方向的季节特征可由冬季的西风急流和夏季的东风急流以及波源的分布解释.

图5是兴隆台站2019年观测到的MSTID事件传播方向的分布统计结果.可以看出94%的MSTID事件传播方向集中在200°—230°区间.这与北半球MSTID事件主要向西南传播的统计特征相符^[26,27].

4 分析与结论

基于机器学习技术,构建了大气重力波(AGW)和中尺度行进式电离层扰动(MSTID)的智能识别及参数提取工具,实现了对子午工程大量气辉数据的高效自动化处理. AGW与MSTID的分类模型基于卷积神经网络,能够高精度地筛选出适合波动观测的晴朗夜空环境图像.识别模型基于快速区域卷积神经网络架构,能够准确识别和定位波动结构.若晴朗夜空环境的气辉图像同时具有较高的波动识别置信度,说明图像中存在AGW或MSTID波面,需提取波动参数.

在识别波动的基础上,采用二维傅里叶变换提取AGW的参数,采用线性拟合提取MSTID的参数,形成数据集,为分析大气波动的长期趋势提供数据支持.智能识别及参数提取工具可以应用于训练站点以外的其他站点,根据其参数数据集得到的统计结果可

以有效反映大气重力波的长期变化趋势.基于丹东台站2016年的AGW参数数据集统计的发生率,在冬夏两季达到峰值,呈现明显的双峰分布特征.丹东台站2015—2017年冬夏季的AGW事件统计显示,冬夏两季主要的传播方向分别是西南方和东北方.这些特征与相关文献描述的特征相符.基于兴隆台站2019年的MSTID参数数据集统计的事件传播方向分布显示MSTID西南向传播的特性,这与此前众多统计研究的报道一致.

本研究的成果解决了从子午工程大量气辉数据中高效准确地提取科学数据的问题,将为大气波动的长期统计研究提供数据支持.相关算法代码与参数数据集即将开源,以提升子午工程气辉数据的科研价值.

致谢 研究所用气辉数据来自国家重大科技基础设施子午工程.

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突.

参考文献

- [1] FRITTS D C. Gravity wave saturation in the middle atmosphere: a review of theory and observations[J]. *Reviews of Geophysics*, 1984, **22**(3): 275-308
- [2] FRITTS D C, ALEXANDER M J. Gravity wave dynamics and effects in the middle atmosphere[J]. *Reviews of Geophysics*, 2003, **41**(1): 1003
- [3] SUZUKI S, SHIOKAWA K, OTSUKA Y, *et al.* Gravity wave momentum flux in the upper mesosphere derived from OH airglow imaging measurements[J]. *Earth, Planets and Space*, 2007, **59**(5): 421-428
- [4] ICHIHARA A, NISHITANI N, OGAWA T, *et al.* Northward-propagating nighttime medium-scale traveling ionospheric disturbances observed with SuperDARN Hokkaido HF radar and GEONET[J]. *Advances in Polar Science*, 2013, **24**(1): 42-49
- [5] ERN M, TRINH Q T, PREUSSE P, *et al.* GRACILE: a comprehensive climatology of atmospheric gravity wave parameters based on satellite limb soundings[J]. *Earth System Science Data*, 2018, **10**(2): 857-892
- [6] MANDAL S, PALLAMRAJU D, KARAN D K, *et al.* On deriving gravity wave characteristics in the daytime upper atmosphere using radio technique[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2019, **124**(8): 6985-6997
- [7] GÜNZKOFER F, POKHOTILOV D, STÖBER G, *et al.* Inferring neutral winds in the ionospheric transition region from Atmospheric-Gravity-Wave Traveling-Ionospheric-Disturbance (AGW-TID) observations with the EISCAT VHF radar and the Nordic Meteor Radar Cluster[C]//Special Issue on the Joint 20th International EISCAT Symposium and 15th International Workshop on Layered Phenomena in the Mesopause Region. Eskilstuna, Sweden: Co-

- pernicus Publications, 2023
- [8] BATISTA P P, TAKAHASHI H, GOBBI D, *et al.* First airglow all sky images at 23° S[J]. *Advances in Space Research*, 2000, **26**(6): 925-928
 - [9] LI Q Z, YUSUPOV K, AKCHURIN A, *et al.* First OH airglow observation of mesospheric gravity waves over European Russia region[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2018, **123**(3): 2168-2180
 - [10] STEFANELLO M B, MUELLA M T A H, AMORIM D C M, *et al.* OI 630.0 nm all-sky image observations of medium-scale traveling ionospheric disturbances at geomagnetic conjugate points[J]. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 2015, **128**: 58-69
 - [11] WANG C, XU J Y, LIU L B, *et al.* Contribution of the Chinese Meridian Project to space environment research: highlights and perspectives[J]. *Science China Earth Sciences*, 2023, **66**(7): 1423-1438 (王赤, 徐奇遥, 刘立波, 等. 国家重大科技基础设施子午工程在空间环境领域的亮点研究进展[J]. 中国科学: 地球科学, 2023, **66**(7): 1423-1438)
 - [12] LI Q Z, XU J Y, GUSMAN A R, *et al.* Upper-atmosphere responses to the 2022 Hunga Tonga–Hunga Ha’apai volcanic eruption *via* acoustic gravity waves and air–sea interaction[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2024, **24**(14): 8343-8361
 - [13] LI Q Z, XU J Y, LIU H L, *et al.* How do gravity waves triggered by a typhoon propagate from the troposphere to the upper atmosphere?[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2022, **22**(18): 12077-12091
 - [14] CLAUSEN L B N, NICKISCH H. Automatic classification of auroral images from the Oslo Auroral THEMIS (OATH) data set using machine learning[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2018, **123**(7): 5640-5647
 - [15] CHAKRABARTI S, PATGIRI D, RATHI R, *et al.* Optimizing a deep learning framework for accurate detection of the Earth’s ionospheric plasma structures from all-sky airglow images[J]. *Advances in Space Research*, 2024, **73**(12): 5990-6005
 - [16] ZHONG J, ZOU Z M, WU K, *et al.* Automatic detection and feature extraction of equatorial plasma bubbles from all-sky airglow image based on machine learning[J]. *Space Weather*, 2025, **23**(5): e2025SW004336
 - [17] LI Q, XU J, YUE J, *et al.* Statistical characteristics of gravity wave activities observed by an OH airglow imager at Xinglong, in northern China[J]. *Annales Geophysicae*, 2011, **29**(8): 1401-1410
 - [18] LAI C, YUE J, XU J Y, *et al.* Detection of large-scale concentric gravity waves from a Chinese airglow imager network[J]. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 2018, **171**: 269-276
 - [19] LAI C, XU J Y, YUE J, *et al.* Automatic extraction of gravity waves from all-sky airglow image based on machine learning[J]. *Remote Sensing*, 2019, **11**(13): 1516
 - [20] LIN Z S, WANG Q Y, LAI C. Analysis of airglow image classification based on feature map visualization[J]. *Applied Sciences*, 2023, **13**(6): 3671
 - [21] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, *et al.* Microsoft COCO: common objects in context[C]//Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision - ECCV 2014. Zurich: Springer, 2014: 740-755
 - [22] LAI C, LI W, XU J Y, *et al.* Extraction of quasi-monochromatic gravity waves from an airglow imager network[J]. *Atmosphere*, 2020, **11**(6): 615
 - [23] LAI C, XU J Y, LIN Z S, *et al.* Statistical characteristics of nighttime medium-scale traveling ionospheric disturbances from 10-years of airglow observation by the machine learning method[J]. *Space Weather*, 2023, **21**(5): e2023SW-003430
 - [24] KIM Y H, LEE C S, CHUNG J K, *et al.* Seasonal variations of mesospheric gravity waves observed with an airglow all-sky camera at Mt. Bohyun, Korea (36°N)[J]. *Journal of Astronomy and Space Sciences*, 2010, **27**(3): 181-188
 - [25] EJIRI M K, SHIOKAWA K, OGAWA T, *et al.* Statistical study of short-period gravity waves in OH and OI nightglow images at two separated sites[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2003, **108**(D21): 4679
 - [26] LI H, ZHANG J, WANG W, *et al.* An observation of medium-scale traveling ionospheric disturbances by mid-latitude SuperDARN radars in Asia[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2025
 - [27] HUANG F Q, DOU X K, LEI J H, *et al.* Statistical analysis of nighttime medium-scale traveling ionospheric disturbances using airglow images and GPS observations over central China[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2016, **121**(9): 8887-8899

作者简介



赖 昌 男, 1980 年 1 月出生于四川省内江市, 现为重庆邮电大学电子科学与工程学院教授, 研究生导师, 主要研究方向为中高层大气波动、气辉图像智能识别等。
E-mail: laichang@cqupt.edu.cn



汪鹏超 男, 2002 年 7 月出生于重庆市长寿区, 现为重庆邮电大学电子科学与工程学院硕士研究生, 物理学专业。
E-mail: s240601007@stu.cqupt.edu.cn



李钦增 (通信作者) 男, 1982 年 9 月出生于山东省潍坊市, 现为中国科学院国家空间科学中心副研究员, 研究生导师, 主要研究方向为中高层大气动力学、地基和卫星遥感数据反演和分析等。
E-mail: qzli@spaceweather.ac.cn