

基于卫星遥感数据的恶劣气象监测 预警系统设计

吴瑾¹, 崔沂峰², 姜紫阳¹, 傅学振¹, 孙齐¹, 杨昆¹

(1. 临沂市气象局, 山东 临沂 276700; 2. 临沂大学, 山东 临沂 276700)

摘要: 针对传统恶劣气象监测预警系统的检测准确率低、预警时效性较差的问题, 提出基于卫星遥感数据的恶劣气象监测预警系统; 利用 GDAL 软件自带的读写功能, 处理已读取的遥感影像基本信息, 再根据辐射定标与亮温计算数值, 完成卫星遥感数据的预处理模块设计; 连接插件模块的逻辑结构, 利用待集成的平台插件, 控制下级遥感信息显示与预警模块, 实现恶劣气象监测预警系统的设计与应用; 按照系统多线程的同步与通信关系, 完成遥感数据的云识别处理, 实现卫星遥感程序与恶劣气象监测预警模块之间的实时交互; 选取风向指标作为恶劣气象监测预警对象, 分析对比实验数据可知, 在不同风向条件下, 卫星遥感型监测系统所检测出的风向指标数值与实际值十分接近, 风速最大值接近 5.0 m/s, 对恶劣气象的预警耗时平均值为 1.6 s, 能够及时响应系统主机的预警指令, 准确监测预警恶劣气象信息。

关键词: 卫星遥感; 恶劣气象; 监测预警; GDAL 软件; 插件模块; 同步通信

Design of Severe Weather Monitoring and Early Warning System Based on Satellite Remote Sensing Data

WU Jin¹, CUI Yifeng², JIANG Ziyang¹, FU Xuezhen¹, SUN Qi¹, YANG Kun¹

(1. Linyi Meteorological Bureau, Shandong 276700, China;

2. Logistics College, Linyi University, Shandong 276700, China)

Abstract: Aiming at the problems of low detection accuracy and poor timeliness of early warning in traditional severe weather monitoring and early warning system, a severe weather monitoring and early warning system based on satellite remote sensing data is proposed. The read-write function of Geospatial Data Abstraction Library (GDAL) software is used to process the basic information of remote sensing image that has been read, then according to the radiation calibration and brightness temperature results, the pre-processing module design of satellite remote sensing image is completed. The logical structure of plug-in module is connected, and the platform plug-in is used to be integrated, which controls the lower-level remote sensing information display and early warning module to realize the design and application of severe weather monitoring and early warning system. According to the system multi-threaded synchronization and communication relationship, the cloud recognition processing of remote sensing data is completed, and the real-time interaction between satellite remote sensing program and severe weather monitoring and early warning module is realized. The wind direction index is selected as the object of severe weather monitoring and early warning. The analysis and comparison of experimental data shows that, under different wind direction conditions, the value of wind direction index detected by the satellite remote sensing monitoring system is very close to the actual value, and the maximum wind speed is close to 5.0 m/s, the average time of severe weather early warning is 1.6 s, the early warning commands of system host can timely responded, and the early warning severe weather information is accurately monitored.

Keywords: satellite remote sensing; severe weather; monitoring and early warning; GDAL software; plug-in module; synchronous communication

0 引言

遥感影像通常是卫星及普通飞行器使用传感器直接拍摄的影像, 在应用计算机处理遥感影像的过程中, 影像预处理是保障卫星遥感信息传输准确性的关键处理步骤^[1]。遥感影像的数据格式和表现内容相对较为复杂, 除了最基

础的像元信息之外, 还包括波段参数、投影、坐标等其他类型的相关数据参量。在实施预处理之前, 需要对遥感影像信息进行初步的读取, 由于信息数据的排列方式并不唯一, 所以需要借助 ArcGIS、ENVI 等商业软件来打开原始的遥感图像^[2], 实现卫星遥感数据的预处理。

收稿日期: 2021-09-24; 修回日期: 2021-12-08。

作者简介: 吴瑾(1990-), 女, 山东临沭人, 硕士研究生, 工程师, 主要从事综合气象观测方向的研究。

通讯作者: 杨昆(1983-), 男, 山东青岛人, 硕士研究生, 高级工程师, 主要从事气象通讯方向的研究。

引用格式: 吴瑾, 崔沂峰, 姜紫阳, 等. 基于卫星遥感数据的恶劣气象监测预警系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(5): 1-5, 12.

天气会对人们的生产生活造成严重影响,恶劣天气更是会直接威胁人们的生命与财产安全^[3]。据资料显示,接近百分之九十的自然灾害现象都是由恶劣天气引起的,在倡导资源可持续发展的今天,如何避免人类的生命与财产安全免受恶劣天气影响,已经成为了一项极为关键的发展任务,因此,对恶劣气象进行监测与预警就显得尤为重要。

文献 [4] 提出基于 NB-IoT 技术的气象监测系统通过研究气象灾害行为的方式,确定恶劣气象数据信息之间的关联性,再借助 MODIS 模块,对气象监测信息进行深入分析。文献 [5] 提出基于融合网关技术的气象灾害信息推送系统。通过传感器信息数据采集网络、网关融合系统、移动通信网和 GPS 网络数据,组成气象信息遥感监测模块,对相关气象数据进行采集。并通过智能终端推送至客户端。上述方法均具有一定的有效性,但其检测准确率及预警时效性仍有提升空间。

为解决上述问题,引入卫星遥感数据,设计一种新型的恶劣气象监测预警系统。

1 恶劣气象监测预警系统硬件设计

通过插件模块逻辑设计、平台插件管理与模块集成、遥感信息显示与预警模块连接的处理流程,实现恶劣气象监测预警系统硬件的设计。

1.1 插件模块逻辑设计

对于恶劣气象监测预警系统而言,为实现对卫星遥感数据的定向化分析,硬件功能区域必须包含多个功能模块,再借助一个逻辑应用结构,完成对相关软件程序的集中驱动(如图 1 所示)^[11-12]。其中,插件模块能够控制恶劣气象遥感数据的整个监测生命周期,且由于 Main、ShowPluginUI、Over () 三类程序命令的存在,与恶劣气象相关的预警插件可在结构主机中直接读取,并可根据运行程序的启动行为,完成后续的卸载与应用指令。Main 程序在系统插件模块中,负责对卫星遥感数据进行读取,一般来说,随着遥感数据量的增大,恶劣气象监测预警插件可快速加载,并可在相关数据库主机中进行暂时存储。ShowPluginUI 程序则主要掌管基于监测预警指令的插件启动行为,在一个完整的系统生命周期内,该程序能够对插件启动起

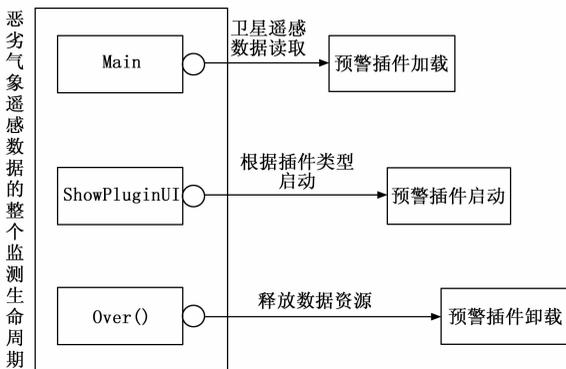


图 1 插件模块的逻辑设计结构

到一定的促进性作用。在系统插件模块结构中,Over () 程序主要负责释放已存储的卫星遥感数据资源,由于上级软件程序指令的存在,预警插件可跟随遥感数据的传输行为而进行自由卸载,这也是新型系统能够及时响应主机预警指令的主要原因。

在系统的插件模块中,主要使用了单例模式、多例模式两种逻辑设计结构,前者能够拉近相关硬件设备之间的物理连接距离,后者则能较好实现对监测预警指令的定向化控制。

1.2 平台的插件管理与模块集成

系统插件平台通过动态链接库的形式对数据插件结构进行公开处理,且由于反射机制的存在,已存在于插件模块中的代码信息可快速反馈回系统监测预警主机中,一方面实现了对上机位序列号的按序发送,另一方面也可对相关呈现进行启用与禁用处理^[13]。

通常情况下,集成后的平台插件管理模块主要负责处理发送预警、影像剪裁、遥感数据预处理、气象数据提取等几类执行程序,且为保证监测预警行为的输出一致性,该模块中传输的所有指令版本号都保持为 v1.0 的形式^[14]。卫星遥感数据的发送与处理不能脱离恶劣气象监测预警系统而独立存在,因此所有指令程序的传输都必须借助上机位、行列号等软件应用结构,随着启用/禁用选择行为的不同,模块内正在执行插件的名称形式也有所不同。

1.3 遥感信息显示与预警模块

遥感信息显示与预警模块主要负责处理小区域的恶劣气象卫星影像,当遥感影像太大或所需查看区域较小时,必须针对原始图像中的特定位置进行缩放处理,这就需要系统信息显示与预警模块的积极配合^[15-16]。图 2 为恶劣气象遥感影像的显示效果图。

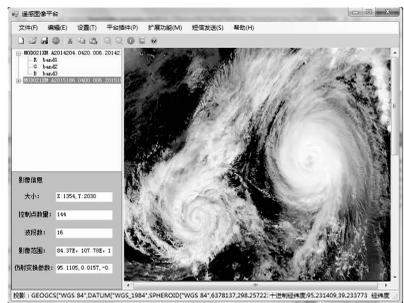


图 2 遥感影像显示效果图

根据遥感影像显示效果图的不同,系统信息显示与预警模块的集成处理可从如下几方面同时进行。

1) 恶劣气象遥感影像的显示大小应为: X 值等于 1 354 dt、Y 值等于 2 030 dt;

2) 在恶劣气象遥感影像中,预警节点均匀分布于纵横曲线交界处,其具体数值水平应处于 100~150 个之间;

3) 为保证遥感信息的稳定显示,预警模块中影像数据的波段数设置结果,应随控制点数量水平的改变而不断变化;

4) 恶劣气象遥感影像的选取范围不宜过大,但必须囊括所有相关的卫星数据节点。

2 卫星遥感数据预处理模块的设计

卫星遥感数据预处理模块需要同时执行基本信息读取、软件程序读写、辐射定标与亮温计算三类应用指令,具体设计流程如下。

2.1 遥感影像基本信息读取

在恶劣气象监测预警系统中,遥感影像基本信息的读取必须借助预处理模块的编程能力才能实现,一般来说,所使用的编程语言的C#,遥感数据所处开发环境为 visio studio。

C#是面向卫星遥感数据的高级应用程序,具有较为高级的语言特性与优势,在实施基本信息读取时,首先定义比较集中的遥感影像数据,再定义比较分散的遥感影像数据,最后再对所有信息参量进行统一的编码处理。

visio studio是一种集成型的软件开发架构,可同时兼容C#、C++等多种编程语言,一般来说,遥感影像基本信息的排列顺序相对混乱,而在 visio studio 软件的作用下,这些信息参量可按照由小到大的顺序反馈至下级插件结构中,这也是读取后信息参量能够保持较强传输敏感性的主要原因。

完整的遥感影像基本信息读取流程如图3所示。

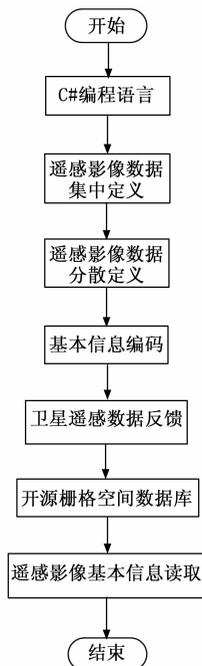


图3 遥感影像基本信息的读取流程图

为保证卫星遥感数据与地物景观之间的一一对应性,在实施基本信息读取时,应使用开源栅格空间数据库对数据信息参量进行读取,一方面能够在较短内存存储大量的卫星遥感数据文件,另一方面也可将遥感影像信息转换成统一的传输格式^[6]。

2.2 GDAL对遥感影像的读写

恶劣气象监测预警系统所记录的卫星遥感数据一般包含多项辅助说明信息,若不能将这些信息文件分别存储于不同的数据结构中,将不利于对遥感影像进行分发、管理与统计处理。GDAL软件程序的存在,不但满足了恶劣气象监测预警系统对于卫星遥感数据的持续读写需求,也验证了已读取遥感影像基本信息的应用有效性^[7-8]。如果遗失了一个信息文件,不但会导致卫星遥感数据的不全面,也会使得系统所测得指标的显著性能力大幅下降。GDAL软件通过构建数据集合的方式,对已读取的遥感影像信息进行整合处理,而在此过程中,数据格式多次发生改变,因此其最终存储位置并不能完全固定。

设 w 、 e 分别代表两个不同的影像信息读写条件, ζ_c 、 ζ_w 代表不同读写条件下的卫星遥感数据特征值,联立上述物理量,可将GDAL软件程序对于遥感影像的读写表达式定义为:

$$R = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{\beta}{2} \sum_{w=1}^e |\zeta_c - \zeta_w|^2 \quad (1)$$

式中, ω 表示与系统主机匹配的数据感应系数, β 表示特定条件下GDAL读写软件的运行强度值。根据卫星遥感数据读取进度的不同,GDAL软件对于遥感影像的读写处理结果也会有所不同。

2.3 辐射定标与亮温计算

将插件模块所记录到的恶劣气象数据通过公式转换的方式,改写成可被监测预警系统直接识别的辐射定标,这也是完成卫星遥感数据反演与定量化处理的必要执行步骤。图4为辐射定标处理前后的恶劣气象遥感影像对比情况。

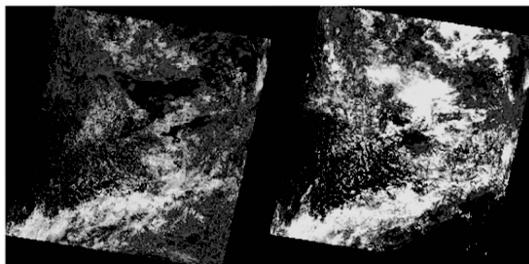


图4 辐射定标处理前后的恶劣气象遥感影像

在定标处理的同时,对系统传感器中的卫星遥感数据进行二次统计,该过程也叫数据信息的亮温计算,这也是系统主机中所有遥感影像都不具备畸变能力的主要原因^[9]。一般情况下,亮温计算处理的局限性较强,仅适用于对风向恶劣气象指标进行检测。

卫星遥感影像的预处理模块可同时处理长度为36个栅格波段的数据信息,且为保证系统预警行为的有效性,所有已读取的遥感影像基本信息中均应涉及像元经纬度、方位角、天顶角等指标参量。恶劣气象监测预警文件中的所有卫星遥感数据都是通过仪器定标处理直接获得的,因此全部保持16位存储格式,这也为后续辐射定标与亮温计算

指令的实施节省了大量时间^[10]。

设 p_1 、 p_2 代表两个不同的卫星遥感数据反演系数，联立公式 (1)，可将恶劣气象遥感影像的辐射定标表达式定义为：

$$I = \frac{2p_1}{L_s \left(\frac{1+p_2}{R} \right)} \quad (2)$$

式中， L 为恶劣气象数据的定标统计系数； s 为恶劣气象数据的实际定标处理量。

设 λ 表示恶劣气象遥感影像的亮温系数， E 表示像元经纬度参量均值，联立公式 (1)，可将恶劣气象遥感影像的亮温计算式表示为：

$$\epsilon = \frac{R}{\sqrt{\lambda E}} \quad (3)$$

在同一幅恶劣气象遥感影像中，辐射定标式、亮温计算式数值始终保持较高水平的一致性。

3 卫星遥感程序与监测预警模块的交互

在恶劣气象监测预警系统中，按照多线程同步与通信关系建立、遥感数据云识别的处理流程，实现卫星遥感程序与硬件监测预警模块之间的交互。

3.1 多线程的同步与通信

为保持卫星遥感数据的传输敏感性，恶劣气象监测预警系统的多线程同步通信关系构建必须同时采用全局变量与静态变量，且由于同一进程下总是存在大量可共享的栈空间结构，所以类成员的定义需要完全参考线程指令的现有寄存位置^[17-18]。规定 d_1 、 d_2 代表两个不同的监测线程同步系数，在数据通信量最小值为 χ_{\min} 、最大值为 χ_{\max} 的情况下，联立公式 (3)，可将 d_1 、 d_2 两个系数指标分别表示为：

$$\begin{cases} d_1 = \frac{\left| y - \mu \sum_{\chi_{\min}}^{\chi_{\max}} I \sqrt{c+v} \right|}{\sum_{\chi_{\min}}^{\chi_{\max}} \epsilon^2} \\ d_2 = \sqrt{\frac{f}{u-1}} \cdot \epsilon \left(\frac{\gamma}{g} \right)^2 \end{cases} \quad (4)$$

其中： y 表示预警线程的传输敏感性系数， μ 表示全局变量系数， I 表示静态变量系数， c 、 v 分别代表两个不同的预警指令传输标量系数， f 代表既定的预警指令特征值， u 代表特定的数据信息监测系数， γ 代表特定情况下的遥感数据感应系数， g 代表恶劣气象遥感影像数据的反向传输条件。

设 S 表示监测预警系统在单位时间内所能承载的恶劣气象遥感影像数据均值， ξ 表示既定的遥感系数项， ρ 表示恶劣气象遥感影像数据的传输密度值， h 表示特定的预警指令线程同步系数项，联立上述物理量，可将恶劣气象监测预警系统的多线程同步通信表达式定义为：

$$K = \frac{d_1}{d_2} h \left[2 \sqrt{1 - 3 \frac{\rho}{\xi \cdot S}} \right] \quad (5)$$

多线程同步通信表达式可作为函数条件对恶劣气象遥感影像数据进行约束，在数据信息的传输过程中，由于该项表达式条件的存在，系统主机可在较短时间内对相关传

输指令做出反应，从而实现对各級检测指标显著性表现行为的有效促进。

3.2 遥感数据云识别

遥感数据云识别能够剔除恶劣气象遥感影像数据中的干扰项信息。一般来说，识别前的图像反射率水平较低，且随着系统监测与预警指令的执行，这些干扰性信息极易使气象图像的清晰度水平受到影响，并最终使应用指令的传输位置发生改变^[19-20]。对于风向指标而言，遥感影像中景观对象在红外波段、可见光波段与其他指标数据的反射率与辐射亮温数值差距相对较大，因此，在实施遥感数据的云识别过程中，必须保障卫星影像数据的传输稳定性。

在已知多线程同步通信表达式的情况下，规定 j_1 、 j_2 、 \dots 、 j_n 分别代表 n 个不同的恶劣气象遥感影像数据参量值，其中 n 表示数据信息的云识别次数。在上述物理量的支持下，联立公式 (5)，可将遥感数据云识别表达式定义为：

$$B = \sum_{\alpha_1}^{\alpha_n} \frac{|z_1(j_1)| + |z_2(j_2)| + \dots + |z_n(j_n)|}{n \cdot |K|^2} \quad (6)$$

其中： α_1 代表恶劣气象遥感影像数据的最小辐射亮温数值， α_n 代表最大的辐射亮温数值， z_1 、 z_2 、 \dots 、 z_n 分别代表 n 个不同的气象遥感影像数据传输反射系数。

在卫星遥感数据的支持下，恶劣气象监测预警系统可同时处理多幅影像图片，不但保障了通信进程之间的传输同步性，也实现了对各类硬件设备结构的按需集成。

遥感数据云识别技术的实现流程如图 5 所示。

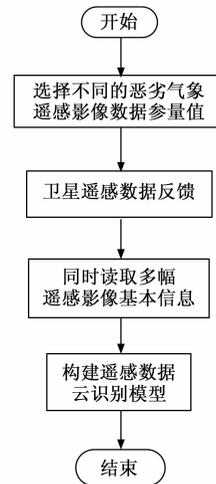


图 5 遥感数据云识别技术流程图

如图 5 所示，首先选取不同的恶劣气象遥感影像数据参量值，将卫星遥感数据读取的遥感影像信息输入遥感数据云识别模型，结合数据信息及参量值得出遥感数据云识别模型，并通过多线程的同步与通信将数据结果传输至恶劣气象监测预警系统，实现卫星遥感程序与硬件监测预警模块之间的交互。

4 实例分析

为验证所设计基于卫星遥感数据的恶劣气象监测预警系统的有效性，设计对比实验。本次实验选用恶劣气象实

验对象为风向指标数据。通过本文设计的卫星遥感数据的预处理模块对各类风向指标数据进行采集、处理与加工。利用数据仪表对所采集到的信息参量进行存储。将所采集到的数据信息参量平均分成两部分,其中实验组数据输入基于卫星遥感数据的恶劣气象监测预警系统中,对照组数据输入基于NB-IoT技术的气象监测系统。

图6记录了实验组、对照组风速指标的具体数值变化情况。

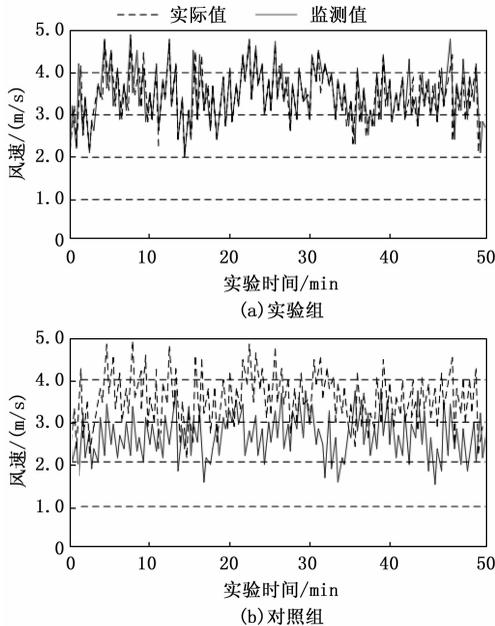


图6 风速时序图

分析图6可知,实验组、对照组风速时序均保持来回波动的数值变化趋势,在整个实验过程中,实验组风速数值与实际值十分接近,最大值接近5.0 m/s;而对照组的风速数值与实际值相差较大,最大值仅能达到3.8 m/s。

在此基础上测试两种系统的风速实时监测预警时效性,对比结果如图7所示。

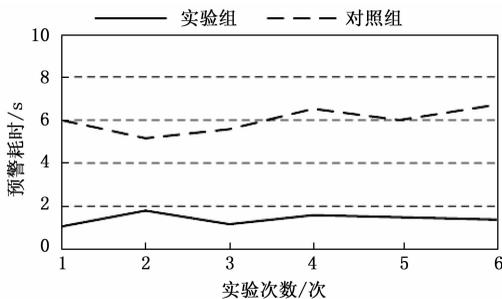


图7 风速实时监测预警对比结果

分析图7可知,在6次测试过程中,实验组对恶劣气象的预警耗时平均值为1.6 s,对照组对恶劣气象的预警耗时平均值为6.1 s,由此可见所设计基于卫星遥感数据的恶劣气象监测预警系统的预警时效性较好,能够及时发生恶劣气象的预警指令。

综上所述,随着基于卫星遥感数据监测预警系统的应用,预测所得的风速时序依然能够保持较高的数值水平,在此情况下,对大风恶劣气象的预警较为准时,不但有助于提升风力指标的表达显著性,也能保证系统主机对于预警指令的及时响应。

5 结束语

本文提出基于卫星遥感数据的恶劣气象监测预警系统,从风力指标表达显著性较弱的角度入手,借助插件模块、显示预警模块等多个硬件设备结构,在控制多线程同步通信关系的同时,完成对遥感数据的云识别与处理。通过系统多线程的同步通信云端识别遥感数据,实现卫星遥感程序与恶劣气象监测预警模块之间的实时交互。从实用性角度来看,预测所得的风速时序能够维持较高的数值水平,Perrson特性数值、双侧特性数值也可以长时间保持高水平的存在状态,即提升了风力指标的表达显著性,也实现了系统主机对于预警指令的及时响应,具有较强的实际应用价值。

参考文献:

- [1] 张哲晗,方薇,杜丽丽,等. 基于编码-解码卷积神经网络的遥感图像语义分割[J]. 光学学报, 2020, 40(3): 46-55.
- [2] 周建伟,吴一全. MRELP特征、Franklin矩和SVM相结合的遥感图像建筑物识别方法[J]. 测绘学报, 2020, 49(3): 355-364.
- [3] 路明月,毛远翔,孟昭林,等. 面向web三维应用的气象雷达矢量剖面生成[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(1): 166-171.
- [4] 张李元,左少华,江锦春. 基于NB-IoT技术的小型自动气象站监测系统设计[J]. 气象科技, 2020, 48(6): 816-822.
- [5] 郑延庆. 基于融合网关技术的气象灾害信息推送系统设计研究[J]. 环境科学与管理, 2020, 45(1): 49-52.
- [6] 杨建宇,周振旭,杜贞容,等. 基于SegNet语义模型的高分辨率遥感影像农村建设用地提取[J]. 农业工程学报, 2019, 35(5): 251-258.
- [7] 郭亚宁,林伟,潘泉,等. 基于推广流形学习的高分辨率遥感影像目标分类[J]. 自动化学报, 2019, 45(4): 720-729.
- [8] 么嘉棋,陈继溢,陈赞,等. 联合深度学习和条件随机场的遥感影像云检测[J]. 测绘科学, 2019, 44(12): 121-127.
- [9] 牛明慧,陈福春,陈桂林. 静止轨道遥感仪器可见光通道月球定标方法研究[J]. 量子电子学报, 2019, 36(1): 108-115.
- [10] 梁红丽,张鹏,陈林,等. 基于梯度提升树的大气分层透过率快速计算方法[J]. 气象学报, 2020, 78(5): 853-863.
- [11] 李明明,王建,熊小伏,等. 高温天气下架空线路运行温度与弧垂超限预警方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(2): 25-33.
- [12] 孙京,肖艳蛟,冷亮. 基于多普勒天气雷达体扫资料的下击暴流预警方法研究[J]. 自然灾害学报, 2019, 28(2): 118-126.
- [13] 李玉,张黎明,张兴国,等. 基于气象监测网络的森林火险快速预警模型[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(12): 2317-2325.

(下转第12页)

参考文献:

[1] CHENG G, HAN J. A Survey on Object Detection in Optical Remote Sensing Images [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 117: 11 - 28.

[2] ZHANG J, XIE C, XU X, et al. A contextual bidirectional enhancement method for remote sensing image object detection [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 4518 - 4531.

[3] 姚 远, 姜志国, 张浩鹏. 基于层次化分类器的遥感图像飞机目标检测 [J]. 航天返回与遥感, 2014, 35 (5): 88 - 94.

[4] 黎经文, 厉小润, 赵辽英. 基于边缘线分析与聚合通道特征的港口舰船检测 [J]. 光学学报, 2019, 39 (8): 217 - 226.

[5] LECUN Y, BOTTOU L. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86 (11): 2278 - 2324.

[6] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York: IEEE Press, 2014: 580 - 587.

[7] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2018, 87 (8): 101 - 104.

[8] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector [C] // Proceedings of the European Conference on computer Vision, 2016: 21 - 37.

[9] 欧 攀, 张 正, 路 奎, 等. 基于卷积神经网络的遥感图像目标检测 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56 (5): 74 - 80.

[10] 周雪珂, 刘 畅, 周 滨. 多尺度特征融合与特征通道关系校准的 SAR 图像船舶检测 [J]. 雷达学报, 2021, 10 (4): 531 - 543.

[11] 汪亚妮, 汪西莉. 基于注意力和特征融合的遥感图像目标检测模型 [J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58 (2): 363 - 371.

[12] 张 暄, 高跃清. 基于卷积神经网络的雷达目标检测方法 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (2): 49 - 52.

[13] LAW H, DENG J. CornerNet: detecting objects as paired keypoints [M] // FERRARI V, HEBERT M, SMINCHISESCU C, et al. Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2018, 11218: 765 - 781.

[14] 刘 宏, 王天正, 晋 涛, 等. 基于气象灾害监测雷达基数据质量控制方法探讨 [J]. 科技通报, 2019, 35 (8): 1 - 5, 12.

[15] 刘丽丽, 李英华, 王雪莲, 等. 基于观测系统模拟试验的海表气象观测站点布局方案研究 [J]. 气候与环境研究, 2019, 24 (6): 711 - 722.

[16] 官元红, 任 杰, 鲍艳松, 等. 基于一维变分算法的红外高光谱 (IASI) 卫星遥感大气温湿廓线研究 [J]. 大气科学学报, 2019, 42 (4): 602 - 611.

[17] 宋广南, 卢海梁, 李 浩, 等. 复杂天气及海风对地基被动干涉微波辐射无源探测系统性能的影响 [J]. 电子与信息学报,

[14] TIAN Z, SHEN C, CHEN H, et al. FCOS: Fully Convolutional One-Stage Object Detection [C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 9627 - 9636.

[15] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York: IEEE Press, 2016: 770 - 778.

[16] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C] // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York: IEEE Press, 2018: 7132 - 7141.

[17] LIU S, HUANG D. Receptive field block net for accurate and fast object detection [C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision. 2018: 385 - 400.

[18] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions [C] // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015: 1 - 9.

[19] ZHENG Z H, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression [C] // Proceedings of AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34 (7): 12993 - 13000.

[20] LI K, WAN G, CHENG G, et al. Object detection in optical remote sensing images: A survey and a new benchmark [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 159: 296 - 307.

[21] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39 (6): 1137 - 1149.

[22] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York: IEEE Press, 2017: 936 - 944.

[23] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module [M] // FERRARI V, HEBERT M, SMINCHISESCU C, et al. Computer Vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2018, 11211: 3 - 19.

[18] 李 芬, 杨 勇, 胡 超, 等. 基于天气类型识别的跟踪式光伏发电系统能量评估及优化 [J]. 太阳能学报, 2020, 41 (11): 112 - 119.

[19] 刘文雯, 段菁春, 胡京南, 等. 基于环境监测数据的大气重污染应急减排措施效果评估 [J]. 环境科学研究, 2019, 32 (5): 734 - 741.

[20] 闫文辉, 黄兴友, 李盈盈, 等. 基于多普勒天气雷达的低空多普勒速度的切变识别算法研究 [J]. 热带气象学报, 2019, 35 (2): 253 - 261.

[20] 2020, 42 (11): 2607 - 2614.

~~~~~ (上接第 5 页) ~~~~~