DOI:10.20033/j.1003-7241.(2025)06-0149-06

# 基于图像识别的雨量筒异物检测系统的设计与实现

李 季[1,2],李恒昶[1,2],曾 晨[3],陈庆亮[1,2],涂爱琴[1,2]

(1.山东省气象工程技术中心,山东 济南 250031;
2.山东省气象防灾减灾重点实验室,山东 济南 250031;
3.苏州市气象局,江苏 苏州 215000)

**摘 要:** 为了解决落叶等杂物飘落到雨量筒网罩得不到及时清理导致雨量观测数据缺失或异常,影响降水统计和评估准确性的问题,基于YOLOv5(you only look once vison 5)目标检测算法开发并建立了一个雨量筒异物检测识别报警系统,首次将图像识别技术应用在气象装备的维护维修领域。通过该系统对山东省区域自动气象站远程控制和实景监控系统实时抓拍的雨量筒照片进行图像识别,实现了对雨量筒中的异物检测。经实验统计,系统目前已检测识别1万余张雨量筒监控图片,对是否存在异物的识别准确率超过90%。此外,该系统还能够根据判断结果给出提醒,使工作人员可以及时准确地确定问题站点并清理维护。整体而言,该系统在一定程度上能够提高雨量观测的准确度。

**关键词:** 异物图像识别;YOLOv5;检测系统
中图分类号:TP391.413 文献标识码:A 文章编号:1003-7241(2025)06-0149-06

# Design and Implementation of Rain Gauge Foreign Object Detection System Based on Image Recognition

**LI Ji[1,2], LI Heng-chang[1,2], ZENG Chen[3], CHEN Qing-liang[1,2], TU Ai-qin[1,2]**

( 1. Shandong Meteorological Engineering Technology Center, Jinan 250031, China;
2. Key Laboratory for Meteorological Disaster Prevention and Mitigation of Shandong, Jinan 250031, China;
3. Suzhou Meteorology Bureau, Suzhou 215000, China )

**Abstract:** In order to solve the problem of missing or abnormal rainfall observation data due to the lack of timely cleaning of leaves and other debris floating down to the rain gauge mesh, which affects the accuracy of precipitation statistics and assessment, this study develops and establishes a rain gauge foreign object detection and identification alarm system based on the you only look once vison 5 (YOLOv5) target detection algorithm. It is the first time to apply image recognition technology to the field of maintenance and repair of meteorological equipment. By performing the image recognition on the rain gauge photos captured in real time by the remote control and live monitoring system of the regional automatic weather stations in Shandong Province, the system can effectively recognize the foreign objects in the rain gauge. After experimental statistics, the system has now detected and identified more than 10,000 rain gauge monitoring pictures and the identification accuracy of the presence of foreign objects exceeds 90%. Moreover, according to the alert results from the system, staffs can identify the problematic sites correctly and further clean and maintain them in time. In general, this new developed system has capability to help improve the accuracy of rainfall observation to a certain extent.

**Keywords:** foreign objects pattern recognition; you only look once vison 5; detection system

## 0 引言

降水量是检验气象预报准确度的重要因子,是观测保障工作中的重点关注对象,降雨量和降雨强度的准确测定是研究气候变迁、环境监测等方面的重要依据,对生产生活和科学研究具有重要意义[1-5]。相比于其它观测方式,地面站点的规范观测提供了相对准确的降水量信息[6-8]。但是,由于雨量筒安置于室外和翻斗式雨量传感器结构的复杂性等因素,一旦有落叶等随风飘落的细小杂物通过承水器内的小型网罩进入雨量筒内部而不能及时维护清理则会引起堵塞,导致雨量数据缺测或异常,使雨量观测数据质量不能得到保证[9-11]。气象高质量发展纲要(2022年-2035年)指出要加强人工智能、大数据、量子计算与气象深度融合应用,发展高精度、智能化气象探测装备[12]。在仪器设备问题中,雨量传感器堵塞问题是获得高质量实时数据、进行数据质量控制的绊脚石,也是观测智能化实

*基金项目:山东省气象局大气探测技术保障中心年度科技创新项目(2021sddt02);山东省气象局面上课题基金(2019sdqxm06)
收稿日期:2023-12-07

现的障碍之一[10]。

图像识别技术现已逐渐应用于气象领域，黄亮等通过改进VGG16模型结构，实现了高效率的公路能见度识别，为高速公路团雾监测和应急处置提供了新思路[13]。郭挺提出了视频图像识别降雨的分析技术及算法，为判断降雨等级提供了参考[14]。陈草基于图像识别算法设计了一种能够实时获取路面气象状态信息的方法，编写了路面气象状态监测软件[15]。综上所述，结合山东省部分气象观测站点远程实景监控应用情况，运用图像识别和机器学习的方法，通过Python语言建立一个实时的雨量筒异物检测识别系统，采用YOLOv5目标检测算法对雨量筒图片进行检测并提示，使业务人员能够及时维护清理雨量筒，减少雨量筒堵塞问题的发生，在提高雨量观测准确度的同时提高业务人员的工作效率和维护及时性。

## 1 硬件和图像获取方法

雨量筒图片通过山东省气象局布设在观测站点的实景监控系统获得。实景监控系统摄像头安装原则以不影响现有站点观测活动为准，安装点如图1所示，以雨量筒为中心，在半径3 m−3.5 m范围内选择安装点，绿色圆弧部分为优选安装点，圆弧其他部分次之。摄像头可远程控制，自动或手动抓拍雨量筒图片。雨量筒图片通过4G传输，实时保存在本地数据库。图2为徂徕山站点和东营港站点通过实景监控系统分别在昼夜抓拍到的雨量筒图片。

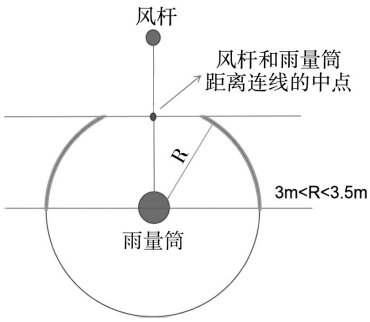



图1 雨量筒图片抓拍硬件设备安装位置



(上为徂徕山站点，下为东营港站点)

图2 雨量筒昼夜抓拍图片

## 2 图像识别与机器学习算法

雨量筒中是否存在异物，可以转化为只包含两种目标(存在异物与不存在异物)的基于单帧图像的目标检测任务。通过预训练的目标检测算法实现最终的检测。

### 2.1 模型算法比较

单次多框检测器(single shot multibox detector,SSD)、基于区域卷积神经网络(region−based convolutional neural network,R−CNN)、Fast R−CNN(faster region−based convolutional neural network)模型算法、Faster R−CNN以及YOLOv5等模型算法均可以用于雨量筒目标检测任务。针对5种模型算法分别从检测帧率、检测精度、误检率和算法类型4个方面进行了对比，以同一张图片为检测对象，对比结果如表1所示，YOLOv5和SSD为One−stage算法，R−CNN、Fast R−CNN和Faster R−CNN为Two−stage算法，YOLOv5的检测帧率在5种算法中优势明显，YOLOv5和Faster R−CNN的检测精度表现较好，SSD误检率最低。通过对比发现，YOLO系列目标检测器的优点在于速度快，精度高，能够避免将背景信息误检测为目标。由于雨量筒设置在户外，背景中常含有树叶等异物，与待检测的雨量筒中目标异物相同，考虑气象保障工作对及时性的要求，认为YOLOv5目标检测器更适用于雨量筒异物检测的场景。

表1 模型算法对比表

| 模型 | 检测帧率/FPS | 检测精度/% | 误检率/% | 算法类型 |
|---|---|---|---|---|
| Yolov5 | 102 | 99.7 | 0.07 | One-stage |
| SSD | 59 | 99.6 | 0.06 | One-stage |
| R-CNN | 10 | 98.8 | 0.09 | Two-stage |
| Fast R-CNN | 15 | 99.3 | 0.07 | Two-stage |
| Faster R-CNN | 21 | 99.7 | 0.07 | Two-stage |

### 2.2 YOLOv5模型算法

YOLO系列目标检测器将图像分割为几千个甚至更多的网格，每个网格只检测该网格中心点的图像信息，各网格的输出信息包括图像物体边界框信息、图像中物体类别概率信息。只需要检测一次输入的图像就可以识别其中的物体位置及其所属类别的信息[16]。YOLOv5包含数据增强、骨干网络(Backbone)、颈部(Neck)、损失函数(Loss function)4个部分。

#### 2.2.1 数据增强

YOLOv5的输入端采用的是Mosaic数据增强方式。

#### 2.2.2 骨干网络(Backbone)

YOLOv5模型的骨干网络主要由Focus、Conv卷积块、CSP(cross stage partial networks)等模块构成。

首先通过Focus模块将输入的图片进行切片，减小图像的高度和宽度输出图片同时通过Concat将切片图像的高度和宽度整合，增加输入图像的通道数至64。之后对

整合后的图像通过大小为3，步长为2的Conv卷积模块进行特征提取，输出128通道的特征图像。然后对提取的特征图经过3组CSP1(骨干网络中的CSP模块)和Conv卷积操作，得到图像特征图后输入SSP模块以提升检测精度。SSP模块对图像分别进行1×1、5×5、9×9、13×134次最大池化操作提取特征，后通过 Concat的方式将四组池化后的特征图进行聚合。

#### 2.2.3 颈部(Neck)

YOLOv5的颈部由CSP2(Neck网络中的CSP模块)模块和PANet模块构成，通过上采样操作得到512通道的特征图，上采样过程由2组CSP2、大小为1、步长为1的Conv卷积、Upsample上采样，最终通过Concat连接得到特征图。

#### 2.2.4 损失函数(Loss function)

对于loss函数的计算，总体分为类别损失、置信度损失和定位损失三部分，在类别损失和置信度损失上采用BCE-loss：

$$loss(o,t)=\frac{-1}{n}\sum_{i}(t[i]*\log(o[i])+(1-t[i])*\log(1-o[i])) \tag{1}$$

式中，$t[i]$代表第$i$个样本的预测值，取值范围[0,1]，$o[i]$代表第$i$个样本的真实值。

对于定位损失，即$w$、$h$、$x$、$y$的损失函数，采用了GIoU-loss：

$$loss=1-\frac{Inter\,sec\,tion(o,t)}{Union(o,t)}+\frac{R-Inte\,sec\,tion(o,t)}{R} \tag{2}$$

式中，$Inter\,sec\,tion(o,t)$为真实框$o$与预测框$t$的交集，$Union(o,t)$为其并集，$R$为真实框$o$与预测框$t$的最小外接矩形。

YOLOv5包含有使用MS COCO数据集以及ImageNet数据集预训练的模型，但是上述数据集中并不包含与雨量筒异物相关的类别，本系统在预训练模型的基础之上，训练了雨量筒异物的类别。训练数据的标注使用自开发的labeling软件，标记单幅图像中雨量筒位置以及雨量筒内是否存在异物。同时，因为可以不断获取新的图片，在图片标记达到一定量时将进行新的分类器学习。

## 3 系统设计与实现

### 3.1 系统功能与模块设计

雨量筒异物检测系统包含两项主要功能，分别是对已有图像的推断(检测)功能和基于已有图像的自训练功能。如图3所示，系统包括图像采集、算法、辅助标记、自学习、系统设置和数据存取六个功能模块。

#### 3.1.1 图像采集模块

图像采集模块实现图像读取以及算法模块调用。本模块读取文件夹路径，获取文件夹下全部的文件列表，解析文件名，生成站名列表，以及相应的时间列表，保存或者更新至数据库。在标记过程中，本模块根据路径打开一张图片，进行预处理后显示至界面，并调用算法模块提取出图像特征。

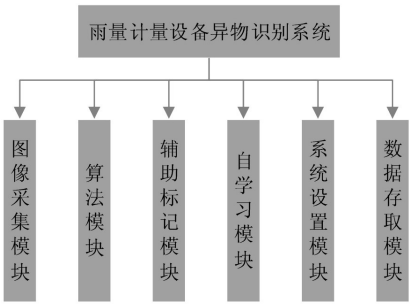



图3 雨量筒异物检测识别系统功能模块

#### 3.1.2 算法模块

在软件运行过程中，图像采集模块调用特征提取器和分类器，算法模块实现特征提取、推断功能，对应于算法模块中包含的两个部分：特征提取以及数据推断，从而判断图像中雨量筒是否含有异物。

#### 3.1.3 辅助标记模块

辅助标记模块包含记录使用过程中人工对系统识别结果的标记和自动记录使用过程中的图像特征两个功能。辅助标记用于人工标记图像是否分类正确。在运行过程中，如果发现检测结果错误，如将不含异物的图像标记为含有异物或反之，可利用本模块进行错检标记。

#### 3.1.4 数据存取模块

数据存储模块包括图像文件存储路径的解析和参数数据存储两方面。图像文件存储路径的解析方式有两种：人工选择以及自动生成。人工选择需要两个条件分别是时间和摄像头ID，选择两项条件后生成可选择的文件列表，选择文件列表可以打开相应的图像进行检测，或者通过这种方式查看识别结果；自动生成方式存在两种情况，依据时间选择最近未预测的图片进行显示(后续称之为时间最近原则)和延续上一次系统结束运行时的未检测图片位置进行检测。

参数数据存取用于读取与存储系统运行过程中所需的参数与产生的数据，其触发条件包括系统启动时自动读取，并根据时间自动保存和用户自主启动数据读取，并保存用户更改的信息。

#### 3.1.5 系统设置模块

系统设置模块实现前述各模块的可设置参数的更改。其相应的json文件字段同时在该部分中定义。

### 3.2 数据库字段与部分程序代码

#### 3.2.1 数据库字段设计

文件数据首先保存至数据库中，数据库文件位于主目

| | 名称 | Data type | Primary Key | Foreign Key | 唯一 | 条件 | Not NULL | 排序规则 | Default value |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | number | BIGINT | | | | | | | NULL |
| 2 | filename | STRING | 🔑 | | ■ | | ⊘ | | NULL |
| 3 | manual_label | INT | | | | | | | NULL |
| 4 | is_trained | BOOLEAN | | | | | ⊘ | | NULL |
| 5 | model_label | INT | | | | | | | NULL |
| 6 | id | CHAR | | ⊞ | | | | | NULL |
| 7 | time | DATETIME | | ⊞ | | | ⊘ | | NULL |

图4 file_history 表字段信息

| | 名称 | Data type | Primary Key | Foreign Key | 唯一 | 条件 | Not NULL | 排序规则 | Default value |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | id | CHAR | 🔑 | | ■ | | ⊘ | | NULL |

图5 list_IDs 表字段信息

| | 名称 | Data type | Primary Key | Foreign Key | 唯一 | 条件 | Not NULL | 排序规则 | Default value |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | time | CHAR | 🔑 | | ■ | | ⊘ | | NULL |

图6 list_time 表字段信息

录下，名为 files.db，其中包含三张表：file_history 表(图4)，用于存储文件推断历史；list_IDs 表(图5)和 list_time 表(图6)存储的是摄像头 ID 列表以及时间列表，用于界面条件选择区域显示。

### 3.2.2 部分程序代码

截取实现系统平台功能的算法和界面部分程序代码与注释如下：

```
class MAIN_GUI():
def __init__(self,mainUI,pms):
self.mainUI=mainUI
self.current_filepath=''
self.th=''
self.auto=BooleanVar()
#获取文件信息
self.pms=pms
self.pms.load_json()
self.pms.dblogin()
self.pms.img_dir_parser()#获取文件夹里最新的文件
self.pms.read_idlist_from_db()
self.pms.read_timelist_from_db()
#pms.dblogout()
#检测模型设置
self.alg=Algorithm.detecting()
self.alg.load_model('best.pt')
#设置窗口
self.mainUI.title("雨量筒异物检测")#窗口名
self.mainUI.geometry('1320×800+10+10')
self.mainUI.resizable(0,0)
#主窗口菜单栏
root_menu=Menu(self.mainUI)
self.mainUI['menu']=root_menu
#顶级菜单栏
#设置菜单
root_menu.add_cascade(label='设置',command=self.sys_conf)
#关于
root_menu.add_cascade(label='关于',command=self.about)
```

## 3.3 系统平台的实现

系统工作流程如图7所示。

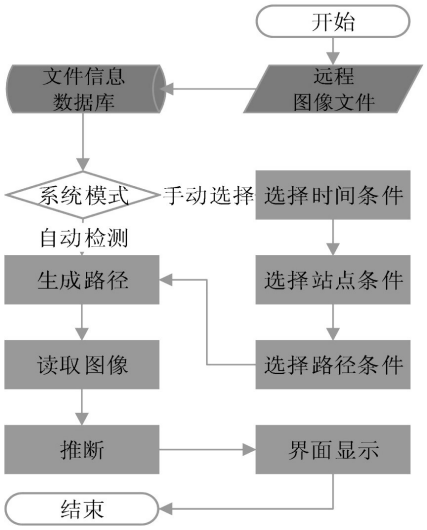



图7 雨量筒异物检测识别系统工作流程

如图7所示，软件在启动后，首先读取位于服务器的图像文件，扫描图像文件列表并将新文件加入文件信息

数据库，之后读取系统操作模式。在自动检测模式下，系统自动生成图像路径并依次读取图像，通过算法模块进行推断，并将推断结果显示至界面。在手动选择模式下，通过人工依次选择“时间条件”“站点条件”“路径条件”后，系统可以生成图像路径并依次读取图像，通过算法模块进行推断，并将推断结果显示至界面。

如图8所示，本检测系统软件主界面包含四部分，分别是标题与菜单区域、图像显示区域、操作选择区域以及辅助标记区域。图像显示区域左侧为原始图像显示区，右侧为推断结果显示区。推断结果为推断标记与区域标记。辅助标记区域包含“自动检测”选项“时间选框”“ID选项”“文件名选项”以及辅助标记按钮。当“自动检测”选项前出现选定标记时，系统处于自动检测状态。人工取消选定标记后，系统将退出自动模式，通过选择时间、ID与文件名进行人工选择标记。推断结果以“normal”和“abnormal”显示在图片中，同时显示推断概率，以起到报警和警示作用。当推断结果正确时，通过“检完”按钮，可以实现标记并快速进行下一图像的推断。当推断结果出现错误时，可以通过“重检”按钮进行辅助标记，用以辅助实现系统的自学习功能。

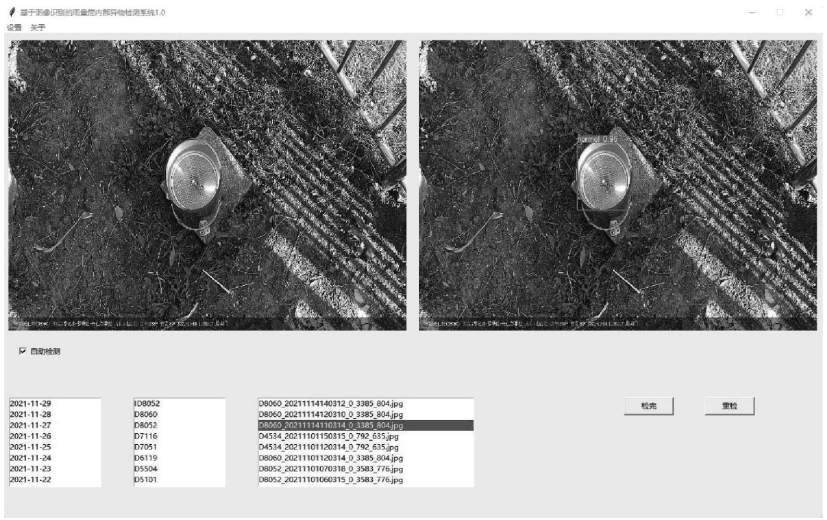



图8 雨量筒异物检测识别系统界面




图9 雨量筒异物检测识别系统设置界面

通过“设置”菜单，可以打开如图9所示的设置内容。包括存储图像文件目录、标记文件存储路径、特征文件存储目录、站点容量、时间容量、文件容量、是否自动显示和刷新时间间隔等内容。当设置的内容错误时(如路径不存在)，系统将自行设置无效字段为默认值。

### 3.4 检测结果案例

目前，系统训练并识别了2021年9月1日−10月31日共计12 295张雨量筒图片，经统计检测结果准确度超过90%。通过检测发现，雨量筒中存在落叶等异物的情况时常发生，且通常异物存在时间3−7天不等，特别是无人值守站点和部分区域站受周围环境影响，经常有落叶进入雨量筒。

图10为不同时间段异物检测系统对同一站点(薛城

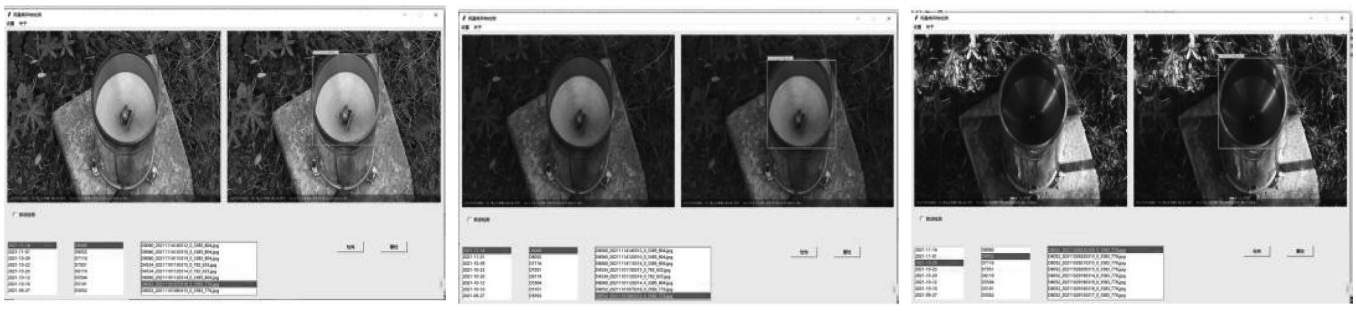


图10 薛城陶庄不同时段异物检测系统识别结果

陶庄)雨量筒图片进行的检测识别。

由图10可见,异物检测系统对昼夜拍摄的图片均能够准确识别,且推断异物存在概率达到96%。

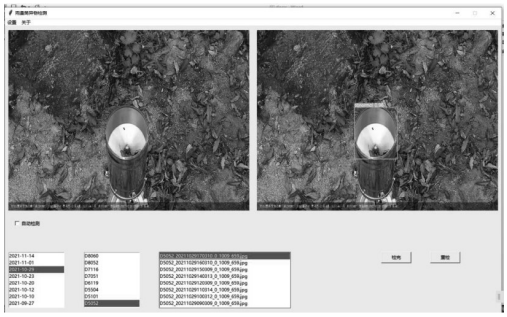


图11 蒙阴雨王庙站识别结果

图11为对蒙阴雨王庙站点雨量筒图片的判断结果,相比于薛城陶庄站点图片,蒙阴雨王庙摄像头距离相对较远,但判断结果仍认为雨量筒中存在异物的可能性为96%。

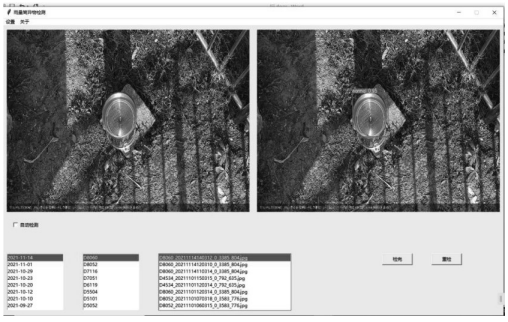


图12 薛城兴仁站识别结果

薛城兴仁站点的雨量筒安装了防堵滤网,由图12中结果可知,防堵滤网不影响检测结果,说明检测系统可以将防堵滤网正确识别为背景信息,正确判断雨量筒中是否存在异物。

## 4 结束语

本文将图像识别技术应用于气象观测用雨量筒设备的维护和维修领域,以山东省前期在部分观测站点布设的远程实景监控系统为基础,基于YOLOv5目标检测算法和机器学习方法,运用Python语言开发并建立了雨量筒中异物检测识别系统,对远程实景监控系统抓拍的1万余张雨量筒监控图片进行图像识别,识别准确率超过90%,能够对值班和维护人员起到提醒作用,从而及时清理雨量筒中的异物,减少雨量筒发生堵塞现象,在一定程度上可以提高雨量观测的准确度。后续研究中将继续模型的自学习和实现新模型的学习,同时人工标记识别有误图片,在标记达到一定量的时候进行新的分类器学习,以期达到更高的识别准确率,为业务人员日常观测和维护工作提供帮助。

**参考文献**:

[1] 丁苑,行鸿彦.基于雨声识别的雨量测量方法[J].气象科技,2019,47(1):35-40.

[2] 唐慧强,匡亮,施珮.基于WSN的高精度称重式雨量计设计[J].测控技术,2014,33(5):1-4.

[3] 行鸿彦,黄春虹.基于最大类间方差算法的雨滴特征提取研究[J].气象科技,2017,45(3):409-414.

[4] 李昕翼,肖国杰,白爱娟,等.成都地区降水时空分布变化[J].气象科技,2011,39(4):417-422.

[5] 李亚丽,任芝花,陈高峰,等.自记与自动观测降雨量的差异及相关分析[J].气象科技,2011,39(2):227-230.

[6] Schneider U.The GPCC quality-control system for gauge measured precipitation data[C]//Proc.Analysis Methods for Precipitation on a Global Scale:Report of a GEWEX Workshop,1993:A5-A9.

[7] Morrissey M L,Shafer M A,Postawko S E,et al.The Pacific rain gage rainfall database[J].Water Resources Research,1995,31(8):2111-2113.

[8] Nie S P,Luo Y,Li W P,et al.Quality control and analysis of global gauge-based daily precipitation dataset from 1980 to 2009[J].Advances in Climate Change Research,2012,3(1):45-53.

[9] 孟庆勇,丽东.SL3-1型雨量传感器的构件改进和维护方法[J].气象科技,2014,42(4):597-600,604.

[10] 赵晓东,杜慧.雨量传感器自动防护系统[J].电脑知识与技术,2019,15(10):178-180.

[11] 周桃成,魏明明,金锐.一种便携式自动气象站雨量校准装置[J].气象科技,2018,46(4):840-844.

[12]《气象高质量发展纲要(2022—2035年)》国发〔2022〕11号.

[13] 黄亮,张振东,肖鹏飞,等.基于深度学习的公路能见度分类及应用[J].大气科学学报,2022,45(2):203-211.

[14] 郭挺.基于视频图像的降雨识别方法研究[D].南京:南京信息工程大学,2019.

[15] 陈草.基于图像识别的人工智能路面气象状态监测算法及实现[D].南京:东南大学,2020.

[16] 张勇.深度学习下的图像识别算法[J].计算机产品与流通,2020(2):151.

作者简介:李季(1992-),女,硕士,工程师,研究方向:综合气象观测数据分析与应用。

通信作者:涂爱琴(1983-),女,博士,高级工程师,研究方向:综合气象观测数据分析与应用。