黄小玉,张垚,叶成志,等,2019. 地面积雪天气现象人工智能观测识别研究[J]. 气象,45(9):1189-1198. Huang X Y, Zhang Y, Ye C Z, et al, 2019. Research on artificial intelligence observation and identification of snow cover weather phenomenon on surface[J]. Meteor Mon, 45(9):1189-1198(in Chinese).

地面积雪天气现象人工智能观测识别研究*

黄小玉[1] 张 垚[2] 叶成志[3] 潘志祥[3] 傅承浩[3]

1 国家气象中心,北京 100081

2 北京我去修科技有限公司,北京 100101

3 湖南省气象台,长沙 410118

提 要: 通过在湖南南岳高山气象观测站及怀化国家气候基准站设立的外场试验,采集2018年1—3月两站逐分钟积雪天气现象摄像图片,采用卷积神经网络技术对南岳站积雪试验图片进行建模训练,并用南岳站和怀化站的测试图片进行检验,在此基础上探讨了基于深度学习的积雪天气现象图像识别的采集环境布局要求。主要结论如下:南岳站识别的正确率为99.23%,空判率为0.49%,漏判率为0.28%,白天识别结果优于夜间;判识积雪出现的概率在积雪形成初期明显增加,维持期接近99.99%,且十分稳定,融雪时逐步降低;地面积雪形成初期和积雪结束期凝结物较少时偶尔出现漏判,当有雨凇、雾凇及其他背景污染时会出现个别时刻空判现象。怀化站测试结果与南岳站相似,正确率为97.78%,空判率为1.92%,漏判率为0.3%;但概率曲线波动较大,一方面由于怀化站图片没有参与建模训练,另一方面可能与怀化站的摄像头固定不佳、对焦不准、拍摄不清晰有关。测试结果表明:该人工智能判识模型较好地提取了积雪不同发展阶段的关键特征,识别效果良好,并可通过增加气象要素条件和根据判识的前后一致性进一步消除空漏判,可为此类天气现象自动观测提供重要技术支撑。

关键词: 地面积雪,人工智能,自动识别

中图分类号: P412 **文献标志码:** A **DOI:** 10.7519/j.issn.1000-0526.2019.09.001

Research on Artificial Intelligence Observation and Identification of Snow Cover Weather Phenomenon on Surface

HUANG Xiaoyu[1] ZHANG Yao[2] YE Chengzhi[3] PAN Zhixiang[3] FU Chenghao[3]

1 National Meteorological Centre, Beijing 100081

2 Beijing Woquxiu Science and Technology Ltd. Co., Beijing 100101

3 Hunan Meteorological Observatory, Changsha 410118

Abstract: Based on field experiments at Nanyue Mountain Meteorological Station and Huaihua National Reference Climatological Station in Hunan Province, the camera images of snow cover weather phenomena were collected minutely from January to March in 2018. The convolution neural network technology is employed for modelling and training using the experimental pictures at Nanyue Station, and the results are examined by the testing pictures of Nanyue Station and Huaihua Station. Furthermore, based on deep learning, the environmental layout requirements of snow cover image identification are discussed. The main conclusions are as follows. Recognition accuracy at Nanyue Station is 99.23%, omission rate is 0.49%, false identification rate is 0.28%, and the recognition result at daytime is better than at night.

* 中国气象局2018年小型业务建设项目《综合气象观测智能分析判识系统建设》和中国气象局2019年山洪项目《地面气象自动观测智能分析判识系统建设》共同资助

2018年7月23日收稿; 2018年12月21日收修定稿

第一作者:黄小玉,主要从事短期、短时天气预报工作及研究. Email:hxylry@126.com

The accuracy increases to approximately 99.99% with high stability during the formation stage of snow cover, and it decreases with snow melting. There are a few false cases when the snow cover on the ground is in the early stage of snow cover formation and about to melt. There are occasional misjudgment because of background pollution of fog and rime. The test results of Huaihua Station are similar to those for Nanyue Station, with an accuracy of 97.78%, a false identification rate of 1.92% and 0.3% missed, but less stable. This is because of two reasons. First, the data of Huaihua were not used for modelling, and then the cameras were not well fixed leading to bad images. The test results show that the artificial intelligence identification model established in this paper can extract the key features of snow cover in different stages, and the identification result is well. In addition, the false accept and omission can be further eliminated by including the meteorological element conditions and judging the consistency of the snow cover. This method can provide important technical support for the automatic observation of snow-cover weather phenomena.

Key words: surface snow cover, artificial intelligence, automatic identification

引 言

地面观测包括两部分:要素观测(温、压、湿、风和辐射)和综合观测(云、能见度和天气现象)。天气现象是指发生在大气中、地面上的一些物理过程。包括降水现象、地面凝结现象、视程障碍现象、雷电现象和其他现象等,这些现象都是在一定的天气条件下产生的,是各气象要素变化的综合结果(中国气象局,2003)。

地面观测是天气监测与天气预报(吴兑,2006;黄小玉等,2008;胡文东等,2015;蔡荣辉等,2017;赵思雄等,2018;黄艳等,2018;何晓彤和徐国强,2018)、气候分析及预测(王遵娅等,2004;梁苏洁等,2014;吴萍等,2016;林婧婧和张强,2016;毛冬艳等,2018)等工作的基础。目前,随着技术的不断进步,大部分地面气象观测项目已经实现了自动观测,但有些观测项目,如云、天气现象、日照时数、蒸发等气象要素尚未在业务中完全实现自动观测(马舒庆等,2011;行鸿彦等,2017;刘炼烨等,2017)。天气现象业务观测方面存在的问题主要表现为主观性、定性化强而定量化有所欠缺;观测频次相对偏少,不能全面、连续反映天气现象。天气现象自动化观测就是地面目视观测和听觉观测项目的客观化、定量化,通过自动化观测可望获取更多连续性好、定量性强的气象信息。积雪属于天气现象的一种,是灾害性天气之一,对农业、交通、航空、航天、水利、环境、通信、电力以及能源等行业影响很大。目前积雪已经取消了夜间观测,并计划于2020年取消全天观测,为满足气象业务及服务需求,开展积雪自动识别具有重要的意义。

相比常规方法,近年兴起的卷积神经网络(CNN)方法直接由数据本身驱动特征及表达关系的自我学习,对图像具有极强的数据表征能力(Krizhevsky et al,2012)。CNN已在手写字符识别(Alwzwazy et al,2016;Yang,2016;Albu,2009)、人脸识别(Ramaiah et al,2015;Singh and Om,2017;Dobhal et al,2015)、行为识别(Ronao and Cho,2016;王忠民等,2016)以及农作物识别(宋怀波等,2014;高震宇等,2017;周云成等,2017;傅隆生等,2018)等多方面广泛应用,获得了较好的效果,但在天气现象的识别研究与应用较少。本文利用湖南南岳高山气象观测站(以下简称南岳站)、怀化国家气候基础站(以下简称怀化站)外场试验积雪观测资料,探讨基于深度学习的积雪天气现象图像识别的采集环境布局要求;利用南岳站采集的试验图片资料,采用卷积神经网络深度学习进行建模训练,并用南岳站及怀化站的资料进行测试,为地面积雪天气现象自动观测提供技术支持,对有效推进我国地面观测自动化、实现地面观测无人值守具有积极作用。

1 观测环境分析

南岳山地处湖南衡邵盆地,位于衡阳市南岳区境内。南岳站(27°18′N、112°42′E)位于南岳山风景名胜区望日台山顶,观测场海拔高度为1265.9 m,与最高峰祝融峰(1300 m)水平距离仅400 m。南岳站属于高山站,冬季多积雪、雨凇、雾凇等凝结类天

气，怀化站（27°34′N、110°00′E）处于云贵高原东部，海拔较高，冬季降雪相对明显，两站可对基于深度学习的图像识别人工智能判识技术研究提供丰富的样本资料。

怀化站及南岳站外场观测点均选在当地观测场内，观测背景如图 1 所示。通过标尺来拍摄雪深。对比两图可以看出，怀化站摄像头拍摄的距离较近，以草地为主，拍摄的范围小，摄像头仅经一次固定，稳定性欠佳，试验观测期间观测场景经历过多次变动，且由于用于固定摄像头的立杆较高，有 1.2 m，俯拍积雪时，容易背光，使得摄像机光圈吸光量少，成像的图像较暗淡，噪点会增多，图像易模糊。而南岳站的拍摄范围较大，除草地外，还有观测场内的小路。且考虑到南岳站属于高山站，观测环境恶劣，多大风、雷暴天气，因此将摄像头进行了二次加固，稳定性明显改善。同时，用于固定摄像头的立杆仅有 0.8 m，成像效果清晰度较高。

外场试验摄像机选用海康威视 DS-2CD5028FWD/E-IRA 200 万黑光网络摄像机，具有网络护罩一体化、超宽动态红外摄像、人眼仿生技术、多光谱成像技术等功能。图像分辨率为 1920×1080 像素。由于摄像机具有红外功能，试验期间夜间未进行补光。白天、夜间摄像模式所取时间段分别为：07：00—18：59、17：00至次日 06：59。

图 2 是南岳站两张时间相差 20 分钟的图片。根据人工观测，2018 年 1 月 25 日 00：40 开始出现混合凇，16：22 开始出现降雪，一直持续到 18：40。对比图 2 可以发现两者在草地上基本没有变化，以凇类凝结物为主。降雪约 20 min，图 2b 的小路上可以看出有积雪形成，因为较少的积雪在草地上被掩盖，无法对其清晰反映。而在水泥路上，可以清晰看到积雪。根据以上分析，南岳站的观测环境更有利于积雪观测，且南岳站试验期间出现了较长时间的积雪，能提供丰富的样本，因此训练样本选用南岳站资料，而泛化测试用怀化站资料。

2　观测资料分析

图 3a 和 3b 分别为南岳站白天（07：00—18：59）、夜间（17：00 至次日 06：59）的积雪图，白天的图片效果明显好于夜间的效果，但夜间有、无积雪仍然可辨。训练用的样本资料是南岳站 2018 年 1 月 25 日至 3 月 1 日每隔 20 分钟的拍摄图片。本文用两组资料建模进行对比分析，一是将上述资料经过去污染，共有 2947 张图片作为训练样本（简称模型 1，下同）；另一种将白天及晚上有积雪的图片保

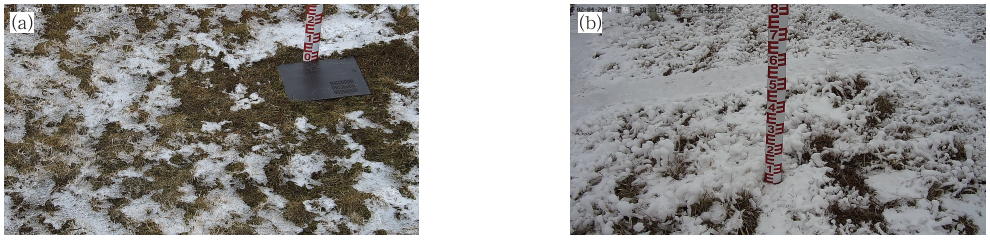

图 1　怀化站（a）、南岳站（b）观测背景对比

Fig. 1　Comparison of observation background images at Huaihua Station (a) and Nanyue Station (b)

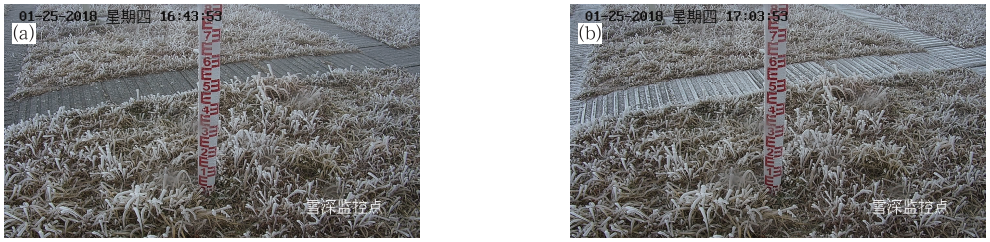

图 2　2018 年 1 月 25 日 16：43（a）和 17：03（b）南岳站积雪观测

Fig. 2　Snow cover observation images at Nanyue Station at 16：43 BT (a) and 17：03 BT (b) 25 January 2018

图3 2018年2月5日12:40(a)和3日04:00(b)南岳站积雪

Fig. 3 Observation images at Nanyue Station at 12:40 BT 5 (a) and 04:00 BT 3 (b) February 2018

存,去掉晚上没有积雪共1854张图片进行训练(简称模型2,下同)。测试样本是南岳站1月25日至3月1日与训练图片不重复的样本及怀化站1月26日至3月8日所有观测资料。

在观测期间,南岳站2018年1月25日17:00至2月9日10:00和2月21日22:00至23日11:40及怀化站1月26日13:43至29日13:43均出现积雪。

由于光线、对焦、天气等原因,拍摄图片大小不一,为了计算方便,统一利用Python的数学库numpy将图片转化成299×299像素(图略)。

3 技术方法

本文将拍摄图片经预处理及简单标注积雪的起止时间后,训练模型通过神经网络自动捕捉地面积雪的形状、色泽、纹理等关键信息,无需利用人工标注,直接用拍摄的整张图片来提取信息特征。

3.1 训练模型简介

采用目前较为先进的Google Inception Net训练模型。该模型通过采用全局平均池化层取代全连接层,极大地降低了参数量,实用性很强,一般称该网络模型为Inception V1。在Inception V2中,引入了Batch Normalization方法,加快了训练的收敛速度。在Inception V3(以下简称V3)模型中,通过将二维卷积层拆分成两个一维卷积层,不仅降低了参数量,同时减轻了过拟合现象。本文网络训练选用V3网络。

在模型的学习过程中,由于历史数据只能代表已发生的结果,所以往往需要在使用模型的过程中,不断根据当前结果对现有模型的权值做出调整,即在使用中不断增强模型,从而完成增强学习。

3.2 卷积神经网络设计及训练

典型的深度学习模型是深层的神经网络,V3总共47层。

3.2.1 网络设计

(1) 将大卷积分解成小卷积

V3一个最重要的改进是分解,将3×3分解成两个一维的卷积(1×3,3×1),其优势在于既可以加速计算(多余的计算能力可以用来加深网络),又可以将1个卷积拆成2个卷积,使网络深度进一步增加,增加了网络的非线性,节约的计算时间可以用来增加滤波器数目。对于一个3×3卷积核卷积的区域,3×3的卷积使用3×1卷积和1×3卷积代替,这种结构在前几层效果有限,但对特征图大小为12~20的中间层效果明显。如果卷积核更大,减小的计算量也明显。值得注意的是网络输入从224×224变为299×299,更加精细地设计了35×35/17×17/8×8的模块。

图片经过处理之后转为[299,299,3],然后经过3层3×3卷积层、1层3×3池化层、1层1×1卷积层,再经过1层3×3卷积层和1层3×3池化层进入基础模块层block1_module1。在基础模块中经过卷积、池化和连接,最后输出模型的特征参数。V3总共47层分别是:5(前)+3(block1_module1)+3(block1_module2)+3(block1_module3)+3(block2_module1)+5(block2_module2)+5(block2_module3)+5(block2_module4)+5(block2_module5)+4(block3_module1)+3(block3_module2)+3(block3_module3)=47层

(2) 使用大尺寸滤波器卷积分解

Google Net的精度增益主要来自维度降低,可

以认为是卷积分解的特例。考虑到网络邻近的激活高度相关,因此集成之前可以降维。Inception 模块(block1_module1)是全卷积的,每个权值对应一个乘法运算,进行卷积分解后可以减少参数数目进行快速训练,以增加滤波器组的大小提升精度。输出到下一层卷积之前,对数据进行一次 1×1 卷积核降维,如原来有 256 个输入特征图,通过 1×1 的卷积核对特征图进行线性组合后,输出降低到 96 个的特征图,这样不会带来信息损失,且减小了下一层卷积的计算量。

(3) 降低特征图大小

池化用来降低特征图大小,能更有效地保存图像信息,在池化之前增加滤波器数目,同时进行步长为 2 的卷积和池化,然后串联。

3.2.2　模型训练

使用 tf. contrib. slim,基于 V3 网络结构,删除其中的全连接层,减少参数规模的同时增强网络的泛化能力,自定义了全卷积神经网络,其结构如表 1。

卷积神经网络的训练过程分为两个阶段。第一个阶段是数据由低层次向高层次传播的阶段,即前向传播阶段。另外一个阶段是,当前向传播得出的结果与预期不相符时,将误差从高层次向低层次进行传播训练的阶段,即后向传播阶段(图 4)。模型主要的训练参数如表 2。

表 1　V3 结构表

Table 1　Structure table of V3

类型	kernel 尺寸/步长(或注释)	输入尺寸
卷积	3×3/2	299×299×3
卷积	3×3/1	149×149×32
卷积	3×3/1	147×147×32
池化	3×3/2	147×147×64
卷积	1×1/1	73×73×64
卷积	3×3/1	71×71×80
池化	3×3/2	35×35×192
Inception 模块组	3 个 Inception Module	35×35×256
Inception 模块组	5 个 Inception Module	17×17×768
Inception 模块组	3 个 Inception Module	8×8×1280
池化	8×8	8×8×2048
线性	logits	1×1×2048
卷积	1×1/1	1×1×1000
Softmax	分类输出	1×1×1000

表 2　参数列表

Table 2　List of training parameters

训练步骤	学习率	批训练图片数	批检验图片数	检验时间间隔/min
4000	0.01	100	100	10

4　结果分析

本文用南岳站和怀化站去污染后独立于训练样本的测试图片集对训练模型进行检验。≥50%的概率判断为有积雪,<50%判为无积雪。

4.1　南岳站图片测试效果分析

用 2018 年 1 月 25 日至 3 月 1 日预留没有参加训练的样本,模型 1 共计 2465 张测试图片,验证结果如图 5a,正确率:2446/2465=99.23%,空判率:12/2465=0.49%,漏判率:7/2465=0.28%;模型 2 共计 1768 张图片,验证结果如图 5b,正确率:1759/1768=99.49%,空判率:7/1768=0.40%,漏判率:2/1768=0.11%。去掉晚上没有积雪的图片,识别的准确率有所增加,但不明显,说明晚上清晰的图片对于识别积雪影响不大,因此以下的分析主要针对模型 1 的图片。

图 5 中红线之间为两次积雪过程。第一次过程从 1 月 25 日积雪形成后,1 月 25 日 15:03 的概率

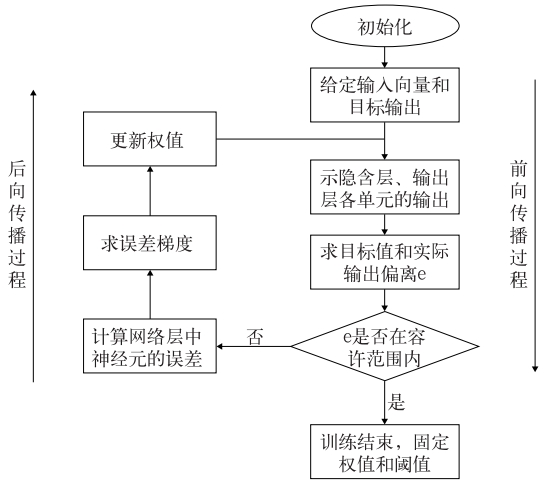

图4 训练过程图

Fig. 4 Training process

为79.22%，过程开始时出现了6张图片空判；17:23概率为97.41%后，就一直稳定在99.99%左右；2月7日开始融雪，概率有所下降，至2月9日积雪完成融化，过程结束出现了6张漏判。2月22—23日过程中与前次过程相似，积雪形成时概率逐渐增加，而消融时概率减小，过程开始前出现了一张图片空判，消融过程出现了一张图片漏判。当积雪稳定时，概率在99%左右，没有空漏判。

南岳站2465张测试图片中出现了7张漏判。出现漏判的情况一般是积雪临近融完时，由于积雪少，偶尔出现漏判(图6)。

南岳站还出现了12张空判图片。出现空判主要在积雪初期，南岳高山站由于温度低，容易形成雨凇、雾凇。2018年1月25日15:03(图7a)出现了混合凇，2月11日07:03(图7b)出现了雾凇，两张图片与积雪比较相似，出现了空判。另外值得关注的是，2月12日10:40—11:10由于观测人员维护雪深尺，概率增加，10:50达到了84.01%(图7c)，说明摄像的环境与背景的变动会造成判识准确率下降。

4.2 怀化站图片测试效果分析

用怀化站的图片资料对训练模型进行泛化测试，2018年1月26日13:43至3月8日23:43(其中2月11—20日及2月24日至3月6日缺资料)模型1共计1352张测试图片，判识正确率：1322/1352=97.78%，空判率：26/1352=1.92%，漏判率：4/1352=0.3%；模型2共741测试图片，判识正确率：726/741=97.98%，空判率：13/741=1.75%，漏判率：2/741=0.27%。结果与南岳站一致，模型2比模型1的准确率略有上升。总体上怀化站的正确率较南岳站略有下降，但仍然比较高。比较怀化站(图8，红线之间为积雪期)与南岳站(图5)的曲线图，南岳站概率曲线比较平稳，而怀化站曲线波动较大。究其原因，一方面由于怀化站图片资料没有参与模型训练，另一方面与怀化站的摄像头固定不佳、对焦不准、拍摄不清晰有关；怀化站积雪开始时没有图片，从融雪过程来看，随着积雪的减少，概率逐渐降低，图9中随着积雪的快速融化，概率也明显下降，两小时内从98.36%下降到9.14%；当积雪较稳定时，概率均在90%以上(图略)。尽管怀化站的测试效果较南岳站差一些，但仍有97.78% 的高判识准确率，说明该训练模型较好地提取了积雪特征，对于识别积雪有良好的效果。

出现漏判的4张图片主要由于摄像机固定欠佳，拍摄场景经常变动，如图10a中1月26日15:03积雪的面积较大，概率为98.13%；而20分钟后由于拍摄场景变化，积雪面积减小，概率降为17%，出现了漏判(图10b)；15:43拍摄场景再次改变，积雪特征明显，概率又升至96.81%(图10c)。

空判出现的情况主要是夜间模式转为白天模式(定为07:00)，由于光线不足，冬季地面草变枯，与积雪较为相似，出现空判(图11a)。另外，摄像头晃动造成拍摄图片不清晰时，也偶尔会出现空判(图11b)。

根据南岳站及怀化站的测试结果，识别的准确率均超过97%，训练模型较好地提取了积雪特征，对于识别积雪有很好的效果。虽然用南岳站图片训练的模型对怀化站图片测试效果也较好，但相对南岳站测试结果来看，还有一定的差距。因此，为了增加自动观测识别的准确性，在资料足够时，建议采用“一站一模型”。

空判与漏判主要出现在积雪初期及结束期凝结物较少时，并且错判率很低。可以通过以下改进措施进一步提高识别准确率：一方面可以增加气象要素条件对雾凇、雨凇造成的空判进行消空；另一方面由于积雪属于连续性较好的天气现象，可以根据判识的前后一致性进一步消除空漏判。由于外场试验的时间较短，对于人工智能判识积雪的观测规范及建模还将进一步加强研究。

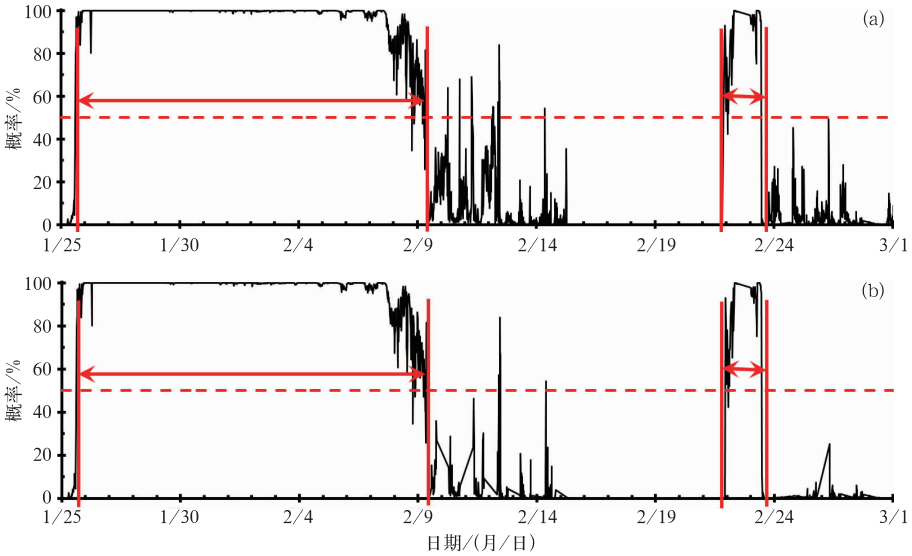

图 5　2018 年 1 月 25 日 00:03 至 3 月 1 日 12:20 模型 1(a)和
模型 2(b)南岳站测试概率时序图

Fig. 5　Time series diagram of the test probability at Nanyue Station from 00:03 BT
25 January to 12:20 BT 1 March 2018
(a) Model 1, (b) Model 2

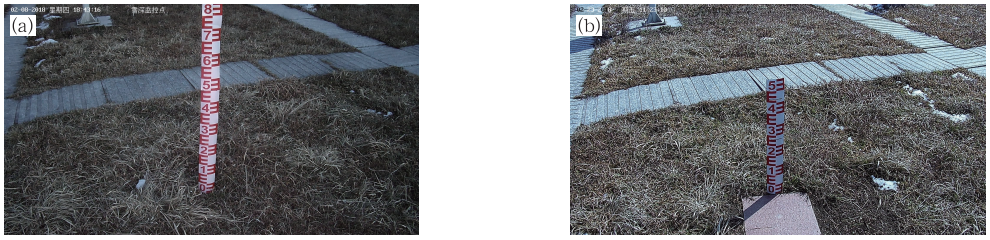

图 6　2018 年 2 月 8 日 18:43(a,概率:34.53%)和 23 日 11:23(b,概率:9.94%)
南岳站积雪漏判图

Fig. 6　Omissions of snow cover at Nanyue Station at 18:43 BT 8 (a, probability:34.53%)
and 11:23 BT 23 (b, probability: 9.94%) February 2018

图 7　2018 年 1 月 25 日 15:03(a,概率:79.22%)、2 月 11 日 07:03(b,概率:69.03%)
和 2 月 12 日 10:50(c,概率:84.01%)南岳站积雪空判图

Fig. 7　False identification of snow cover at Nanyue Station at 15:03 BT 25 January (a,
Probability:79.22%%), 07:03 BT 11 February (b, Probability:69.03%) and
10:50 BT 12 February (c, Probability:84.01%) 2018

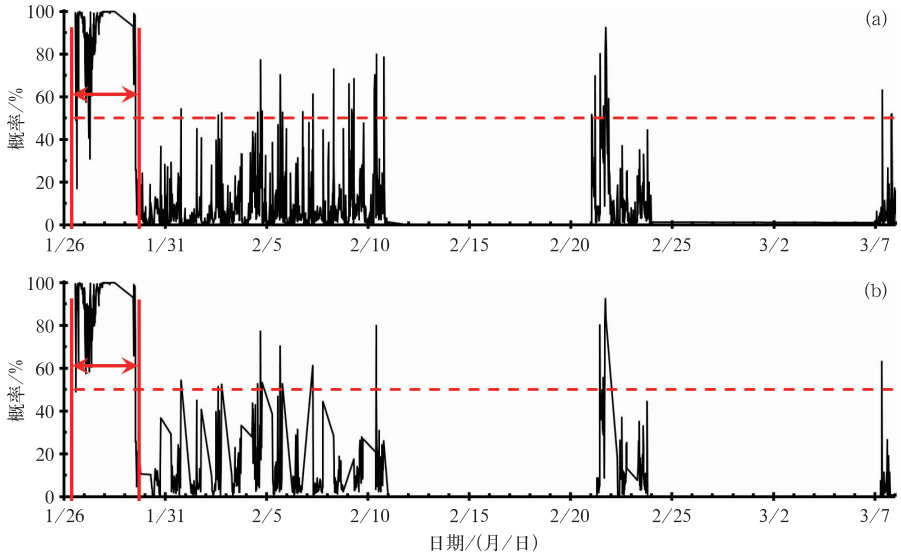

图 8 同图 5,但为 2018 年 1 月 26 日 19:23 至 3 月 8 日 23:43 怀化站

Fig. 8 Same as Fig. 5, but at Huaihua Station from 19:23 BT 26 January to 23:43 BT 8 March 2018

图 9 2018 年 1 月 29 日 12:03(a,概率:98.36%)、13:03(b,概率:25.44%)和 14:03(c,概率:9.14%)怀化站融雪过程

Fig. 9 Melting process of snow cover at Huaihua Station at 12:03 BT (a, probability: 98.36%), 13:03 BT (b, probability: 25.44%), and 14:03 BT (c, probability: 9.14%) 29 January 2018

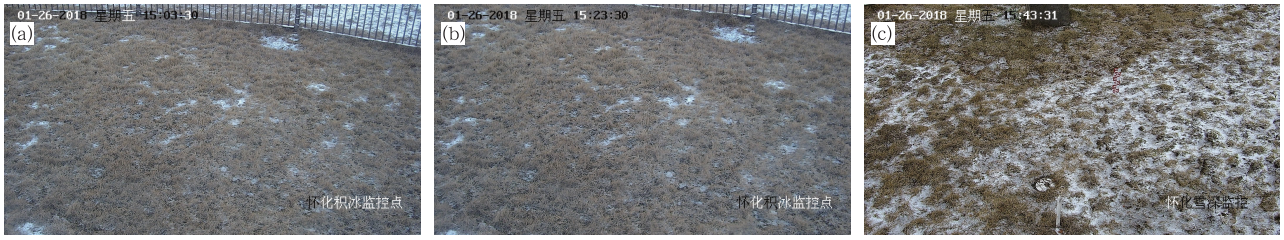

图 10 2018 年 1 月 26 日 15:03(a,概率:98.13%),15:23(b,概率:17%)和 15:43(c,概率:96.81%)怀化站积雪漏判图

Fig. 10 Omissions of snow cover at Huaihua Station at 15:03 BT (a, probability: 98.13%), 15:23 BT (b, probability: 17%) and 15:43 BT (c, probability: 96.81%) 26 January 2018

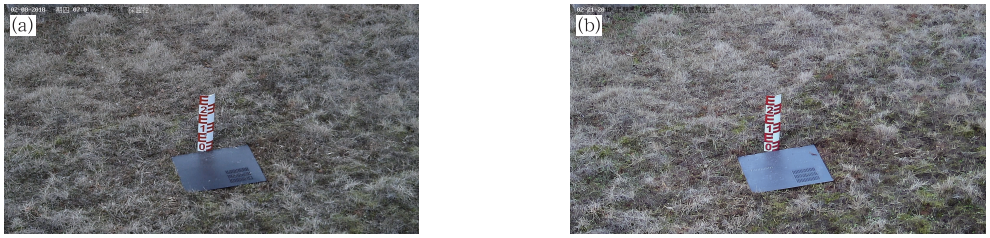

图 11 2018 年 2 月 8 日 07:03(a,概率:72.88%)和 21 日 17:23(b,概率:92.42%)怀化站积雪空判图

Fig. 11 False identification of snow cover at Huaihua Station at 07:03 BT 8 (a, probability: 72.88%) and 17:23 BT 21 (b, probability: 92.42%) February 2018

5 结　论

本文应用湖南省南岳站及怀化站外场地面积雪摄像的试验图片，采用目前较先进的卷积神经网络技术对南岳站试验图片进行建模，并用南岳站和怀化站的测试数据进行验证。在此基础上，对地面积雪天气现象人工智能图片采集环境条件进行有益探讨，主要结论如下：

（1）对比分析南岳站及怀化站外场试验图片，南岳站的图像采集设备布设环境条件优于怀化站，与人工观测环境相似，适宜作为积雪天气现象自动观测的环境。

（2）用南岳站 2018 年 1 月 25 日至 3 月 1 日预留没有参加训练的样本共计 2465 张，对模型进行验证，其中正确率为 99.23%，空判率为 0.49%，漏判率为 0.28%。用怀化站 1 月 16 日至 3 月 8 日共计 1352 张测试图片对模型进行泛化测试，其正确率为 97.78%，空判率为 1.92%，漏判率为 0.3%。测试结果表明训练模型较好地提取了积雪特征，对于识别积雪有很好的效果。

（3）积雪稳定期的判识准确率大于 99%，在形成的初期及结束期，凝结物较少时偶尔出现空漏判。因此可以采取以下措施和方法进一步减少空漏判：一是增加夜间拍摄图的清晰度，建议补光；二是利用气象要素对雾凇、雨凇造成的空判进行消空；另外由于积雪属于连续性较好的天气现象，可以根据判识的前后一致性进一步消除空漏判。

（4）虽然用南岳站图片训练的模型对怀化站图片测试效果也较好，但相对南岳站测试结果来看，还有一定的差距。观测在气象业务中的作用十分重要，因此在资料足够时，建议建立“一站一模型”，增加观测识别的准确性。由于外场试验的时间较短，对于人工智能判识积雪的观测规范及建模还将进一步加强研究。

参考文献

蔡荣辉，姚蓉，黄小玉，等，2017. 洞庭湖区域雷暴大风分型及预报分析研究[J]. 气象，43(5)：560-572. Cai R H，Yao R，Huang X Y，et al，2017. Synoptic situation classification and forecast analysis of thunderstorm in Dongting Lake[J]. Meteor Mon，43(5)：560-572(in Chinese).

傅隆生，冯亚利，Tola E，等，2018. 基于卷积神经网络的田间多簇猕猴桃图像识别方法[J]. 农业工程学报，34(2)：205-211. Fu L S，Feng Y L，Tola E，et al，2018. Image recognition method of multi-cluster kiwifruit in field based on convolutional neural networks[J]. Trans Chin Soc Agric Eng，34(2)：205-211(in Chinese).

高震宇，王安，刘勇，等，2017. 基于卷积神经网络的鲜茶叶智能分选系统研究[J]. 农业机械学报，48(7)：53-58. Gao Z Y，Wang A，Liu Y，et al，2017. Intelligent fresh-tea-leaves sorting system research based on convolution neural network[J]. Trans Chin Soc Agric Mach，48(7)：53-58(in Chinese).

何晓彤，徐国强，2018. 1513 号台风苏迪罗云系演变特征及模拟分析[J]. 气象，44(8)：998-1008. He X T，Xu G Q，2018. Characteristics and simulation analysis of cloud evolution of Typhoon Soudelor (2015)[J]. Meteor Mon，44(8)：998-1008(in Chinese).

胡文东，杨侃，黄小玉，等，2015. 一次阵风锋触发强对流过程雷达资料特征分析[J]. 高原气象，34(5)：1452-1464. Hu W D，Yang K，Huang X Y，et al，2015. Analysis on a severe convection triggered by gust front in Yinchuan with radar data[J]. Plateau Meteor，34(5)：1452-1464(in Chinese).

黄小玉，黎祖贤，李超，等，2008. 2008 年湖南极端冰冻特大灾害天气成因分析[J]. 气象，34(11)：47-53. Huang X Y，Li Z X，Li C，et al，2008. Analysis on extreme freeze catastrophic weather of Hunan in 2008[J]. Meteor Mon，34(11)：47-53(in Chinese).

黄艳，俞小鼎，陈天宇，等，2018. 南疆短时强降水概念模型及环境参数分析[J]. 气象，44(8)：1033-1041. Huang Y，Yu X D，Chen T Y，et al，2018. Analysis of conceptual models and ambient parameter of short time severe rainfall in South Xinjiang[J]. Meteor Mon，44(8)：1033-1041(in Chinese).

梁苏洁，丁一汇，赵南，等，2014. 近 50 年中国大陆冬季气温和区域环流的年代际变化研究[J]. 大气科学，38(5)：974-992. Liang S J，Ding Y H，Zhao N，et al，2014. Analysis of the interdecadal changes of the wintertime surface air temperature over mainland China and regional atmospheric circulation characteristics during 1960－2013[J]. Chin J Atmos Sci，38(5)：974-992(in Chinese).

林婧婧，张强，2016. 中国西北地区气候态变化对极端天气监测的影响[J]. 中国沙漠，36(6)：1659-1665. Lin J J，Zhang Q，2016. Influence of climate state change to weather extreme monitoring in Northwest China[J]. J Desert Res，36(6)：1659-1665(in Chinese).

刘炼烨，兰明才，朱歆炜，等，2017. FY-2G 卫星两种云订正产品在湖南的对比分析[J]. 暴雨灾害，36(2)：164-170. Liu L Y，Lan M C，Zhu X W，et al，2017. Comparative analysis of two cloud products from FY-2G Satellite in Hunan Province[J]. Torrent Rain Dis，36(2)：164-170(in Chinese).

马舒庆，吴可军，陈冬冬，等，2011. 天气现象自动化观测系统设计[J]. 气象，37(9)：1166-1172. Ma S Q，Wu K J，Chen D D，et al，2011. Automated present weather observing system and experiment[J]. Meteor Mon，37(9)：1166-1172(in Chinese).

毛冬艳，曹艳察，朱文剑，等，2018. 西南地区短时强降水的气候特征分析[J]. 气象，44(8)：1042-1050. Mao D Y，Cao Y C，Zhu W J，et al，2018. Climatic characteristics of short time severe precipi-

tation in Southwest China[J]. Meteor Mon, 44(8): 1042-1050 (in Chinese).

宋怀波,张卫园,张欣欣,等,2014. 基于模糊集理论的苹果表面阴影去除方法[J]. 农业工程学报,30(3):135-141. Song H B, Zhang W Y, Zhang X X, et al, 2014. Shadow removal method of apples based on fuzzy set theory[J]. Trans Chin Soc Agric Eng, 30(3): 135-141(in Chinese).

王忠民,曹洪江,范琳,2016. 一种基于卷积神经网络深度学习的人体行为识别方法[J]. 计算机科学,43(S2):56-58,87. Wang Z M, Cao H J, Fan L, 2016. Method on human activity recognition based on convolutional neural networks[J]. Comput Sci, 43(S2):56-58,87(in Chinese).

王遵娅,丁一汇,何金海,等,2004. 近50年来中国气候变化特征的再分析[J]. 气象学报,62(2):228-236. Wang Z Y, Ding Y H, He J H, et al, 2004. An updating analysis of the climate change in China in recent 50 years[J]. Acta Meteor Sin, 62(2):228-236(in Chinese).

吴兑,2006. 再论都市霾与雾的区别[J]. 气象,32(4):9-15. Wu D, 2006. More discussions on the differences between haze and fog in city[J]. Meteor Mon, 32(4):9-15(in Chinese).

吴萍,丁一汇,柳艳菊,等,2016. 中国中东部冬季霾日的形成与东亚冬季风和大气湿度的关系[J]. 气象学报,74(3):352-366. Wu P, Ding Y H, Liu Y J, et al, 2016. Influence of the East Asian winter monsoon and atmospheric humidity on the wintertime haze frequency over central-eastern China[J]. Acta Meteor Sin, 74(3):352-366(in Chinese).

行鸿彦,张金玉,徐伟,2017. 地面自动气象观测的技术发展与展望[J]. 电子测量与仪器学报,31(10):1534-1542. Xing H Y, Zhang J Y, Xu W, 2017. Development and prospect of automatic meteorological observation technology on the ground[J]. J Electron Meas Instrum, 31(10):1534-1542(in Chinese).

许小峰,2004. 雷电灾害与监测预报[J]. 气象,30(12):17-21. Xu X F, 2004. Lightning induced disasters and its detecting and forecasting[J]. Meteor Mon, 30(12):17-21(in Chinese).

赵珊珊,高歌,张强,等,2010. 中国冰冻天气的气候特征[J]. 气象,36(3):34-38. Zhao S S, Gao G, Zhang Q, et al, 2010. Climate characteristics of freezing weather in China[J]. Meteor Mon, 36(3):34-38(in Chinese).

赵思雄,孙建华,鲁蓉,等,2018. "7·20"华北和北京大暴雨过程的分析[J]. 气象,44(3):351-360. Zhao S X, Sun J H, Lu R, et al, 2018. Analysis of the 20 July 2016 unusual heavy rainfall in North China and Beijing[J]. Meteor Mon, 44(3):351-360(in Chinese).

中国气象局,2003. 地面气象观测规范[M]. 北京:气象出版社:21-27. China Meteorological Administration, 2003. Standards of Ground Meteorological Observation[M]. Beijing: China Meteorological Press: 21-27(in Chinese).

周云成,许童羽,郑伟,等,2017. 基于深度卷积神经网络的番茄主要器官分类识别方法[J]. 农业工程学报,33(15):219-226. Zhou Y C, Xu T Y, Zheng W, et al, 2017. Classification and recognition approaches of tomato main organs based on DCNN[J]. Trans Chin Soc Agric Eng, 33(15):219-226(in Chinese).

Albu R D, 2009. Human face recognition using convolutional neural networks[J]. J Electr Electron Eng, 2(2):110-113.

Alwzwazy H A, Albehadili H M, Alwan Y S, et al, 2016. Handwritten digit recognition using convolutional neural networks[J]. Int J Innov Res Comput Commun Eng, 4(2):1101-1106.

Dobhal T, Shitole V, Thomas G, et al, 2015. Human activity recognition using binary motion image and deep learning[J]. Procedia Comput Sci, 58:178-185.

Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E, 2012. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]// Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems. Lake Tahoe, Nevada: ACM: 1097-1105.

Ramaiah N P, Ijjina E P, Mohan C K, 2015. Illumination invariant face recognition using convolutional neural networks[C]// Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Signal Processing, Informatics, Communication and Energy Systems. Kozhikode, India: IEEE: 1-4.

Ronao C A, Cho S B, 2016. Human activity recognition with smartphone sensors using deep learning neural networks[J]. Expert Syst Appl, 59:235-244.

Singh R, Om H, 2017. Newborn face recognition using deep convolutional neural network[J]. Multimed Tools Appl, 76(18):19005-19015.

Yang W X, Jin L W, Tao D C, et al, 2016. DropSample: A new training method to enhance deep convolutional neural networks for large-scale unconstrained handwritten Chinese character recognition[J]. Pattern Recogn, 58:190-203.