

黎梦雅,时晓曦,吴晓京,等.基于卷积神经网络的西北太平洋夜间海雾/低云卫星检测方法研究[J].海洋气象学报,2023,43(1):1-11.

LI Mengya, SHI Xiaomeng, WU Xiaojing, et al. Detection of nighttime sea fog/low stratus over western North Pacific based on geostationary satellite data using convolutional neural networks[J]. Journal of Marine Meteorology, 2023, 43(1):1-11. DOI:10.19513/j.cnki.issn2096-3599.2023.01.001. (in Chinese)

基于卷积神经网络的西北太平洋夜间海雾/低云 卫星检测方法研究

黎梦雅^{1,2}, 时晓曦³, 吴晓京⁴, 衣立^{1,2}

(1.中国海洋大学深海圈层与地球系统前沿中心, 山东 青岛 266100; 2.中国海洋大学海洋与大气学院, 山东 青岛 266100; 3.青岛市气象台, 山东 青岛 266003; 4.国家卫星气象中心, 北京 100081)

摘要: 使用 Himawari-8 静止卫星数据, 基于 CALIPSO 卫星云底高度结合云雾水平均匀性特征提取海雾/低云标签, 并使用全卷积神经网络与全连接条件随机场相结合的模型 (Fully Convolutional Network and Conditional Random Field, FCN-CRF), 提出一种夜间海雾/低云卫星检测方法。经过建立与训练模型, 使用 CALIPSO 卫星的海雾/低云观测检验 FCN-CRF 模型和双通道差值法的结果。FCN-CRF 模型表现良好, 其检出率 (probability of detection, POD) 为 0.611, 虚警率 (false alarm ratio, FAR) 为 0.174, 临界成功指数 (critical success index, CSI) 为 0.541, Hanssen-Kuiper 技能分数 (Hanssen-Kuiper Skill Score, KSS) 为 0.436, Heidke 技能分数 (Heidke Skill Score, HSS) 为 0.577, 整体优于双通道差值法。

关键词: 海雾/低云; 卫星; 夜间; 卷积神经网络

中图分类号: P405 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-3599(2023)01-0001-11

DOI: 10.19513/j.cnki.issn2096-3599.2023.01.001

Detection of nighttime sea fog/low stratus over western North Pacific based on geostationary satellite data using convolutional neural networks

LI Mengya^{1,2}, SHI Xiaomeng³, WU Xiaojing⁴, YI Li^{1,2}

(1. *Frontiers Science Center for Deep Ocean Multispheres and Earth System, Ocean University of China, Qingdao 266100, China*; 2. *College of Oceanic and Atmospheric Sciences, Ocean University of China, Qingdao 266100, China*; 3. *Qingdao Meteorological Observatory, Qingdao 266003, China*; 4. *National Satellite Meteorological Center, Beijing 100081, China*)

Abstract: Using Himawari-8 geostationary satellite data, this study makes sea fog/low stratus (SFLS) labels based on cloud base height from CALIPSO satellite and the characteristics of fog/cloud horizontal uniformity, uses a FCN-CRF (Fully Convolutional Network and Conditional Random Field) model, and proposes a nighttime SFLS detection method. After training, the SFLS observation of CALIPSO data is used to test the FCN-CRF model and the dual channel difference (DCD) method. The FCN-CRF model

收稿日期: 2022-02-07; 修订日期: 2022-05-06

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2019YFC1510102); 国家自然科学基金项目 (41975024); 风云卫星应用先行计划 (2021) 项目 (FY-APP-2021.0406); 青岛市气象局重点课题 (2019qdxz02)

第一作者简介: 黎梦雅, 女, 硕士研究生, 主要从事海雾卫星遥感研究, 87331526@163.com。

通信作者简介: 衣立, 男, 博士, 副教授, 主要从事海雾和低云卫星检测的相关研究工作, yili@ouc.edu.cn。

performs well with a probability of detection (POD) of 0.611, a false alarm ratio (FAR) of 0.174, a critical success index (CSI) of 0.541, Hanssen-Kuiper Skill Score (KSS) of 0.436, and Heidke Skill Score (HSS) of 0.577. Overall, it is better than the DCD method.

Keywords: sea fog/low stratus (SFLS); satellite; nighttime; convolutional neural network

引言

海雾是发生在海洋边界层大气中,由于水汽凝结而产生大量水滴(或冰晶)^[1],使得大气水平能见度小于1 km的天气现象。因大气能见度降低,海雾可导致船只碰撞、触礁等事故,给人民生命财产造成巨大损失,夜间尤甚。因此,对于海雾的监测是极其重要的。目前海上观测数据匮乏,海岛、船舶、浮标等离散站点无法对广阔海域的海雾进行实时监测,卫星遥感技术具有高时空分辨率的特点,其逐渐成为研究海雾等天气现象的重要工具和手段^[2-4]。西北太平洋是“一带一路”重点海域,且在全球范围内夏季海雾发生频率最高、覆盖面积最大^[5],具有重要的研究意义。

根据可见光数据、纹理特征等信息,日间海雾卫星检测算法多样化,如通过卫星光谱分析得到区分雾与晴空、低云的固定阈值^[6-7],将红外通道亮温与海表面温度相结合^[8]、引入归一化近红外水汽吸收区指数^[9]的动态阈值法,多波段阈值法融合决策树^[10]等。

而夜间雾区的检测,主要使用基于中红外(约3.7 μm)和热红外(约11 μm)通道亮温差的双通道差值法(dual channel difference, DCD)^[11-15]。由于云雾在热红外波段的发射率接近1,而在中红外波段的发射率仅为0.8~0.9,中红外波段的亮温高于热红外波段通常意味着晴朗或部分多云的天空,中红外波段的亮温较低通常意味着中高云、海洋等^[16-17]。然而,目前在不同海域的DCD法阈值仍难以界定。Gao等^[14]基于MTSAT-1R卫星的3.7 μm 、10.7 μm 通道亮温差数据,选择-5.5~-2.5 K作为黄海夜间海雾/层云的阈值区间。对于西北太平洋海雾/低云(sea fog/low stratus, SFLS),发现该阈值区间内可能混淆有中高云,-2.5 K附近对不同分类的边界划分较难,且无法识别中高云、晴空水体^[18]等其他目标物。图1给出了2016年6月19日一次SFLS个例,DCD法检测该个例存在较多误判。

中长波红外亮温通道对于检测夜间SFLS仍然具有重要作用,SFLS与其他区域存在温差,或许可尝试使用机器学习方法学习不同目标分类之间的差异。考虑到卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[19-20]在语义分割领域具有优秀的处理非线性问题能力,同样适用于卫星图像提取SFLS特征,目前已有多种应用于云雾分类的深度学习模型,在算法中使用边界优化、迁移学习、结合概率图模型等^[21-23]。因此,本研究使用全卷积神经网络与全连接条件随机场相结合的模型,不依赖固定阈值识别西北太平洋夜间SFLS。

1 数据与方法

1.1 数据

使用日本葵花8号(Himawari-8)静止卫星(<http://www.jma.go.jp/jma/indexe.html>)所搭载高级成像仪(Advanced Himawari Imagers, AHI)提供的3.9、10.4、11.2 μm 通道红外亮温数据,关注区域为西北太平洋(30°N~60°N, 130°E~160°W),数据时间范围为2016—2020年。该卫星传感器有16个观测波段,包括3个可见光通道、3个近红外通道、10个红外通道^[24]。本文所用L1级数据时间分辨率为10 min,空间分辨率为2 km,等经纬度投影至0.02°×0.02°。

使用CALIPSO极轨卫星(<https://www-calipso.larc.nasa.gov/>)所搭载双波段云-气溶胶正交偏振激光雷达(Cloud-Aerosol Lidar with Orthogonal Polarization, CALIOP)提供的云层、气溶胶垂直特征层分布(Vertical Feature Mask, VFM)产品云底高度数据,结合Himawari-8卫星数据进行样本标签的制作、模型性能测试。本文所用数据水平分辨率为5 km,垂直分辨率为30 m。CALIPSO卫星数据时间位于2次Himawari-8卫星数据(时间分辨率为10 min)之间时,其与最近的Himawari-8卫星数据时间距离为0~5 min; CALIPSO星下点位于Himawari-8卫星数据点(空间分辨率为2 km)网格中时,其与最近的Himawari-8卫星格点空间距离 d 为 $0\sim\sqrt{2}$ km(图2)。

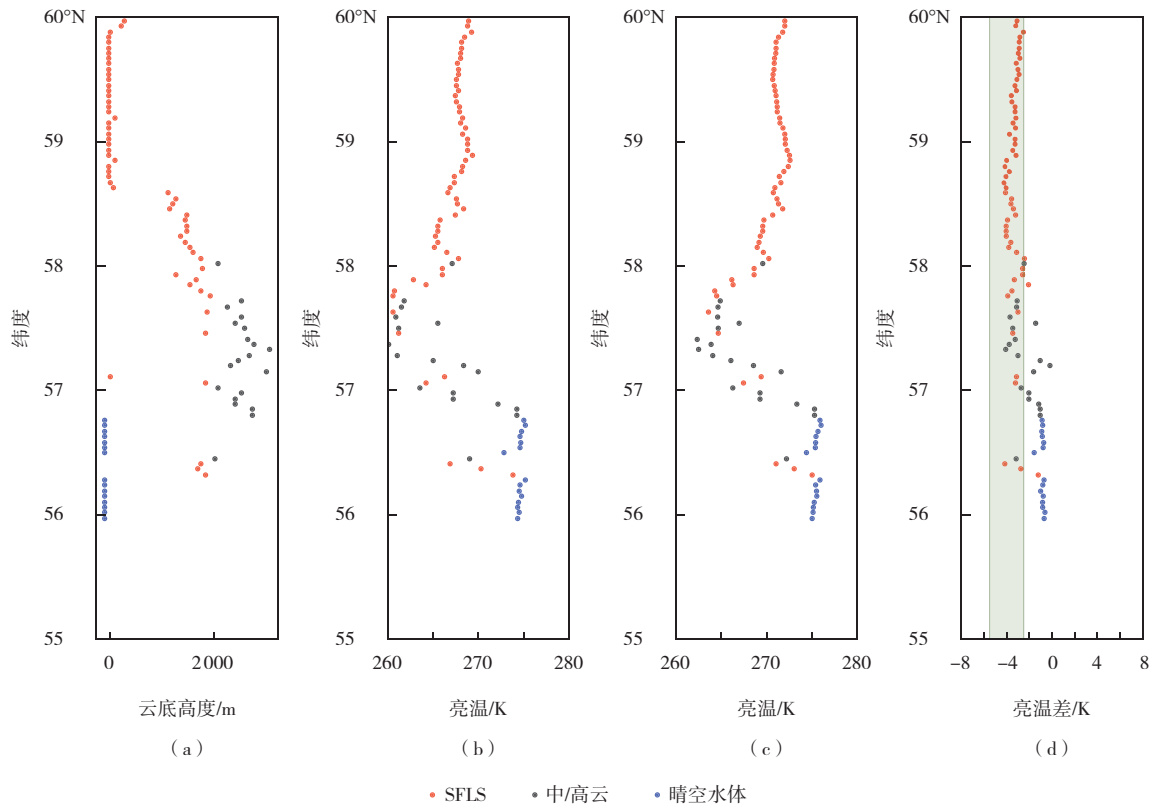


图 1 2016 年 6 月 19 日 13:38 (世界时,下同)CALIPSO 卫星轨迹点的云底高度(a)和 13:40 Himawari-8 卫星对应点的 3.9 μm 通道亮温(b)、10.4 μm 通道亮温(c)、3.9 μm 与 10.4 μm 通道的亮温差(d,浅绿色区间范围为-5.5~-2.5 K)
 Fig.1 Cloud base height (a) from CALIPSO at 13:38 UTC 19 June and bright temperature of 3.9 μm (b), bright temperature of 10.4 μm (c), and bright temperature difference (d, green area ranges from -5.5 K to -2.5 K) of 3.9 μm and 10.4 μm from Himawari-8 at 13:40 UTC 19 June 2016

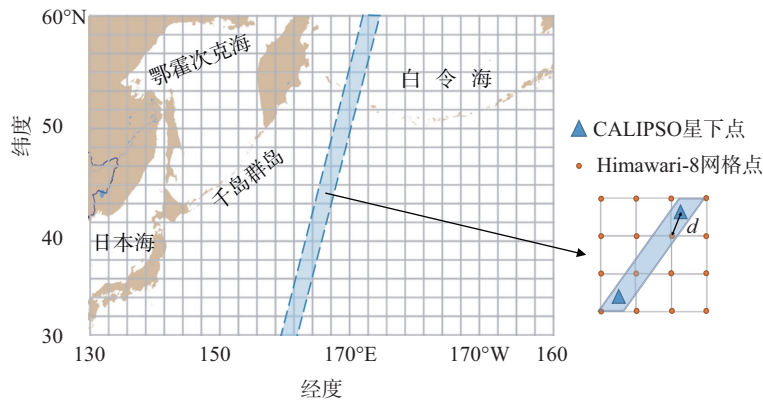


图 2 研究区域及数据示意图
 Fig.2 Study area and data diagram

使用欧洲中期天气预报中心基于多卫星观测的全球海面温度(sea surface temperature, SST;空间分辨率为 $0.05^{\circ}\times 0.05^{\circ}$)逐日数据(<https://cds.climate.copernicus.eu/>)进行 SFLS 检测,空间分辨率插值至与 Himawari-8 卫星数据相同。

使用全球海洋-大气综合数据集(International Comprehensive Ocean-atmosphere Data Set, ICOADS)补充检验测试集的个例(<http://icoads.noaa.gov/>)。ICOADS 数据来源于全球船舶、浮标、沿海观测站等平台开展的海洋、大气观测,包含能见度、天气现象、

气温、气压、风速、风向和 SST 等与雾相关的要素。下文将能见度小于等于 1 km 并且当时天气现象记录为雾的观测归类为海雾。

1.2 方法

1.2.1 FCN-CRF 模型

本研究使用全卷积神经网络与全连接条件随机场相结合的模型 (Fully Convolutional Network and Conditional Random Field, FCN-CRF), 在 Tensorflow 2.1 框架上搭建 FCN32s 模型 (<https://github.com/fengshilin/tf2.0-FCN>)。该模型在经典 CNN 网络结构 Visual Geometry Group 16 (VGG16)^[25] 的基础上, 去掉

全连接层, 增加分类层、反卷积层^[20], 可对样本逐像素分类。同时, 为弥补 FCN 上采样操作使分类结果细节丢失、边缘过于平滑的缺点, 使用 CRF (<https://github.com/lucasb-eyer/pydensecrf>) 后处理 FCN 结果。CRF 能够将每个像素点与其他像素点相连接^[26], 得到更细致的分类边界。图 3 为 FCN-CRF 模型的结构, 卷积层按照设置的卷积核大小, 滑动提取输入信号的特征; 池化层基于局部相关性原理进行下采样操作, 在减少数据量的同时保留有用信息^[27]; 卷积操作降低了图像的分辨率, 反卷积操作将分辨率恢复到原样本尺寸^[20]; 最后经过 CRF 细化分类结果。

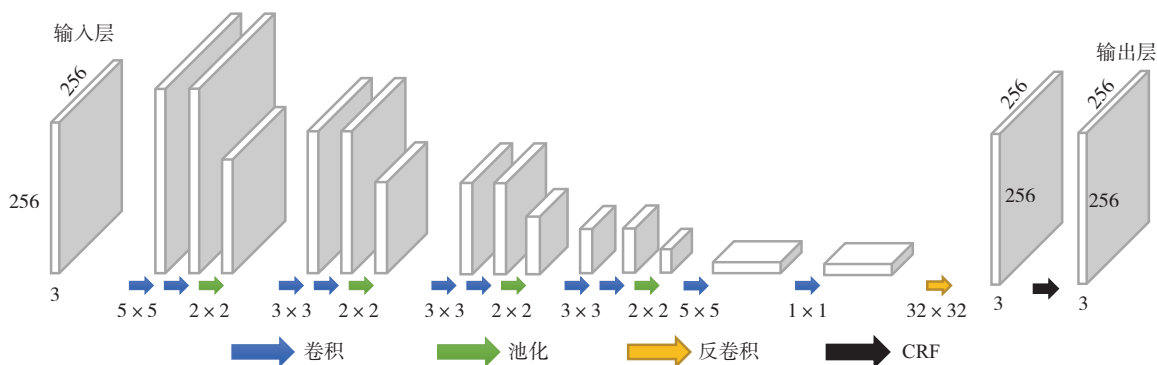


图 3 检测夜间 SFLS 的 FCN-CRF 模型结构 (箭头下方的数字乘积为卷积层、池化层、反卷积层的卷积核大小)
Fig.3 FCN-CRF structure for nighttime SFLS detection (the number product below the arrow is the convolution kernel size for the convolution, pooling, and deconvolution layers)

1.2.2 夜间海雾/低云检测方法

图 4 为基于 FCN-CRF 模型的夜间 SFLS 检测方法设计流程。首先对 Himawari-8 卫星的亮温数据进行投影、插值等数据预处理, 然后根据 CALIPSO 卫星 VFM 产品的云底高度数据得到目标分类, 结合亮温数据进行数据时空匹配、数据增强, 得到夜间 SFLS 样本, 加入海陆模板、SST 数据形成 FCN 数据集 (包含训练集和测试集)。对于训练集, 经过调整参数和通道, 得到最佳 FCN, 结合 CRF 的后处理操作构成 FCN-CRF 模型。对于测试集, 根据 FCN-CRF 模型的检测结果, 对比 VFM 产品、DCD 法、ICODS 观测数据以测试模型性能。

1.2.3 评估方法

本研究根据二分类混淆矩阵 (表 1)^[27], 其中 TP、FN、FP、TN 分别代表真阳性、假阴性、假阳性和真阴性的样本总数, 使用总体准确度 (overall accuracy, OA)、检出率 (probability of detection, POD)、虚警率 (false alarm ratio, FAR)、临界成功指

数 (critical success index, CSI)、Hanssen-Kuiper 技能分数 (Hanssen-Kuiper Skill Score, KSS) 和 Heidke 技能分数 (Heidke Skill Score, HSS) 这 6 种指标^[28-29] 进行夜间 SFLS 检测模型性能评价 (表 2)。利用 OA 和损失 (loss) 判断 FCN 的训练效果, OA 代表正确分类的概率, loss 代表预测值与标签分类的差异程度。

表 1 夜间 SFLS 的混淆矩阵
Table 1 Confusion matrix of nighttime SFLS

预测标签	样本标签	
	SFLS	非 SFLS
SFLS	TP (true positive)	FN (false negative)
非 SFLS	FP (false positive)	TN (true negative)

2 模型训练

2.1 标签与样本制作

大量高准确度的训练数据对于深度学习方法至关重要, 由于缺少实时海上观测, 本研究选择卫星遥感数据, 即使用 CALIPSO 卫星 VFM 产品的云底高

度数据定义训练样本的标签(图 5)。

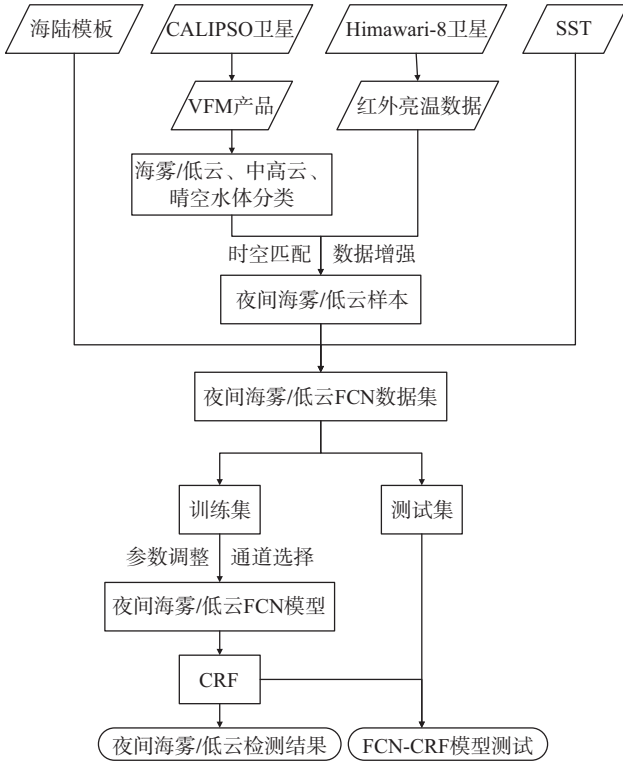


图 4 夜间 SFLS 检测方法流程

Fig.4 Workflow of nighttime SFLS detection

表 2 夜间 SFLS 检测结果的评价指标

Table 2 Evaluation metrics of nighttime SFLS detection results

评价指标	公式
总体准确度	$OA = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN}$
检出率	$POD = \frac{TP}{TP+FP}$
虚警率	$FAR = \frac{FN}{TP+FN}$
临界成功指数	$CSI = \frac{TP}{TP+FN+FP}$
KSS 技能分数	$KSS = POD - FAR$
HSS 技能分数	$HSS = \frac{2(TP \times TN - FN \times FP)}{(TP+FP)(FP+TN) + (TP+FN)(FN+TN)}$

Cotton 等^[30]提出海洋层积云和雾的动力学形成机制少有明显区别,且层积云和层云在时间尺度、液态水含量等方面与雾的差异较小。层积云和层云云底高度低于 2 km^[31],因此本文将云底高度 2 km 以下的 CALIPSO 卫星轨迹点定义为 SFLS 点,同理得到云底高度 2 km 以上为中高云点、无云为晴空水体点(图 5a)。连续 10 个以上相同分类的点视为一个样本区域(图 5b),考虑到中高云水平尺度相对较小,连续 5 个以上中高云点则视为一个中高云区,视

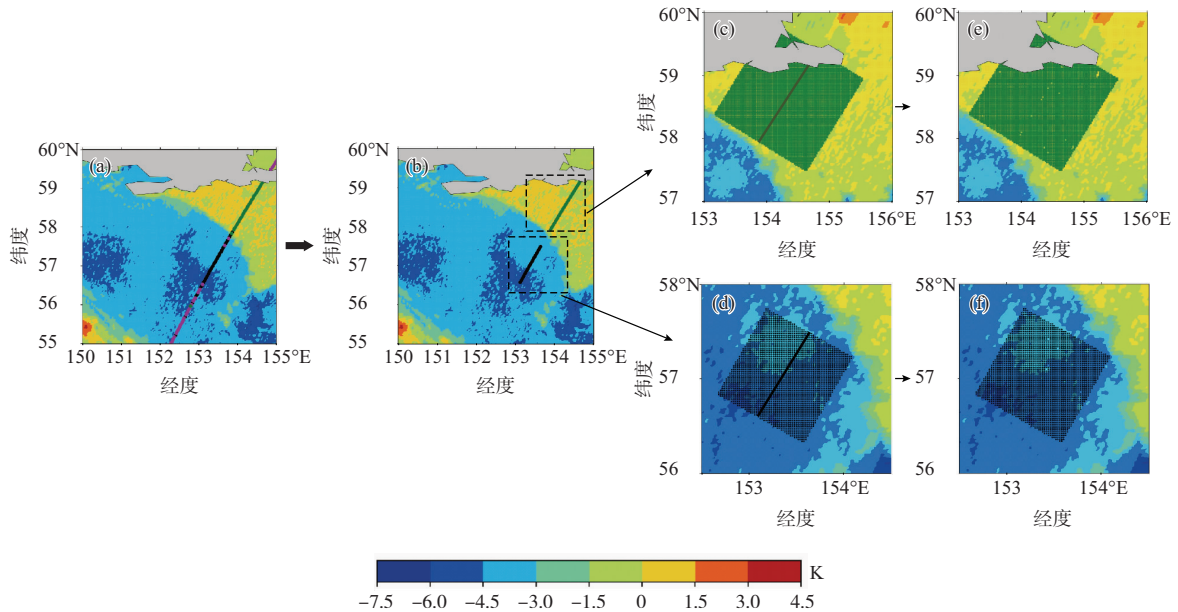


图 5 2017 年 5 月 3 日 16:20 SFLS 样本制作示意图(a. CALIPSO 原始轨迹线;b. CALIPSO 连续分类区域(原始样本)筛选;c、d.动态区域增长,线段为原始样本,正方形色块为增长后的样本;e、f.虚假增长区域消除(正方形色块中的空缺);a、b 中绿色线为 SFLS、黑色线为晴空水体、紫色线为中高云,色阶为 3.9 μm 与 10.4 μm 通道亮温差)

Fig.5 Sample making diagram of a SFLS case at 16:20 UTC 3 May 2017 (a. CALIPSO original track line; b. CALIPSO continuous classification area (original samples) filtering; c/d. dynamic area growth, lines are original samples and squares are samples after growth; e/f. false growth area elimination (empty points in squares); in Fig.5a and Fig.5b, green line is SFLS, black line is clear, and purple line is medium/high cloud, color scale is bright temperature difference between 3.9 μm and 10.4 μm)

为原始样本区域 a 。即在 CALIPSO 卫星轨迹上,所选 SFLS、晴空水体样本的长度不少于 50 km,中高云不少于 25 km。

将 CALIPSO、Himawari-8 卫星数据时空匹配(由 1.1 节得,时间误差 $t \leq 5$ min,空间误差 $h \leq \sqrt{2}$ km),根据云雾在一定时间空间内稳定维持、水平区域各个方向上微物理特征相似,将所选样本视为均匀的云雾区,对于 Himawari-8 卫星数据在 a 处动态区域增长。若 a 的长度为 x ,以 a 做中心垂直线,长度 x 以内的数据点视为相同分类标签,得到边长为 x 的正方形样本区域(图 5c、d)。结合 a 处前后 1 h 内数据、增长区域滞后 10 min 的前后 1 h 内数据,采用因果分析方法^[32]消除虚假增长区域(图 5e、f)。为方便模型训练,样本像素值设为 256×256 ,即每个样本含 $256 \times 256 = 65\,536$ 个 Himawari-8 卫星数据点。训练样本 a 区域及增长区域以外的数据点定义为不确定,不参与训练。多层云的情况下, Himawari-8 卫星无法穿透高层云、探测较低的 SFLS,因此根据 CALIPSO 卫星观测到的云层数剔除了多层云样本。

经过筛选,得到 2 095 个存在 SFLS 点的 CALIPSO 卫星时次。根据 2.1 节提出的标签定义方法,得到 SFLS、中高云、晴空水体样本数量分别为 2 117、3 146、2 292 个。为避免不同类别样本的数量不平衡使模型训练效果下降^[33],中高云、晴空水体样本随机抛弃至与 SFLS 样本数量相等,以 4:1 的比例随机分为训练集(4 763)和测试集(1 888)。

2.2 参数与通道选择

FCN 的初始化权重函数选择双线性上采样函数,激活函数选择线性整流函数^[34],在池化层中使用平均池化方法,根据不同参数的准确率和损失变化趋势优化 FCN。模型迭代轮次设置为 50,即对整个训练集覆盖训练 50 次,每个轮次更新权重、获得损失值,训练样本总次数约 23.8 万。

选择 Himawari-8 卫星通道 7、13、14 和 SST(表 3)训练 FCN,具有不同通道组合的 6 个特征集(表 4)将在 3.1 节中依据 FCN 训练结果进行比较。FCN 加载了 VGG16 模型中的 ImageNet 及其网络权重,以提高训练的收敛速度;由于 ImageNet 限制 3 通道输入,下文方案均使用 3 种数据通道。

表 3 FCN 所用卫星通道及其他辅助数据

Table 3 Satellite channels and other auxiliary data channels potentially useful for FCN

温度/K	中心波长/ μm	含义	应用
B7	3.9	中波红外亮温	发射率差异 ^[16]
B13	10.4	长波红外亮温	云顶温度 ^[35]
B14	11.2		
SST	—	海面温度	云/雾 ^[8]
B7-B13	—	中、长波红外亮温差	粒子尺度 ^[36]
SST-B13	—	海面温度与长波红外亮温差	云/雾顶高度 ^[37]

注: B7、B13 和 B14 分别为 Himawari-8 卫星第 7、13 和 14 个通道的亮温,“—”表示无中心波长信息。

表 4 六种数据通道及损失函数组合方案的训练效果

Table 4 Evaluation of 6 feature sets including different data channels and loss functions

特征集	数据通道	损失函数	OA	loss
1	B7、B13、B14	softmax loss	0.908	0.825
2	B7、B13、B14	softmax cross entropy with logits	0.917	0.843
3	B7、B13、B14	categorical crossentropy	0.901	0.229
4	B7、B13、B7-B13	categorical crossentropy	0.912	0.225
5	B7、B7-B13、SST	categorical crossentropy	0.924	0.146
6	B7、B7-B13、SST-B13	categorical crossentropy	0.921	0.135

3 结果与讨论

3.1 FCN 训练结果分析

通过调整网络结构和参数,使用特征集 6 的 FCN 性能最佳(表 4),其 OA 为 0.921,loss 为 0.135。OA 略低于使用 SST 数据的特征集 5,但具有最低的 loss 值,表明该模型的泛化能力最优、预测值与真实值最接近。因此,使用 B7、B7-B13、SST-B13 数据建立 FCN。

在特征集 1、2、3 中,对于相同数据通道选择不同的损失函数,结果表明交叉熵损失函数更适用于夜间 SFLS 检测,该函数表示实际输出与期望输出分类概率的差异,另外两种 softmax 损失函数在训练中下降趋势不明显,无法达到优化目的^[38]。对比特征集 3 和 4,以 B7-B13 代替单独使用卫星不同波段,效果提升不明显,可能是因为 FCN 主动学习到不同通道数据之间的关系。对比特征集 4、5、6,额外加入 SST 相关数据明显提升了训练效果。有研究发现云雾顶部与海表面之间的温差(SST-B13)在 SFLS 检测中起到明显作用^[8,39],该数据同样适用于本研究。

3.2 FCN-CRF 测试对比

基于训练所得 FCN,结合 CRF 后处理模块,得到测试集检测结果。在 CRF 部分,调整了与 FCN 分类结果相关的一元势能,将差异较大的像素分配给不同标签的二元势能参数。根据 CALIPSO 卫星的分类,对比 FCN-CRF 与 DCD 法(表 5),FCN-CRF 的 OA 为 0.819,POD 为 0.611,FAR 为 0.174,CSI 指数为 0.541,KSS 评分为 0.436,HSS 评分为 0.577。在 DCD 法中,SFLS 的阈值区间为 $-7 \sim -1$ K 时检测效果最好,且 POD 略高于 FCN-CRF,但误判率 FAR 明显过高,其他评分指数均低于 FCN-CRF;当 DCD 法的阈值上限提高,POD 与 FAR 数值同时增大。相对于此类固定阈值方法,FCN-CRF 可将像素点关联起来,感知更大区域的数据,更好地顾及纹理、边界及其他空间信息。

表 5 FCN-CRF 和 DCD 方法测试集检测结果的评估

方法	取值范围*	OA	POD	FAR	CSI	KSS	HSS
FCN-CRF		0.819	0.611	0.174	0.541	0.436	0.577
DCD	$[-5.5, -2.5]$	0.740	0.357	0.276	0.314	0.081	0.331
	$[-6.0, -2.5]$	0.741	0.362	0.276	0.318	0.086	0.335
	$[-7.0, -2.5]$	0.742	0.363	0.276	0.319	0.087	0.335
	$[-7.0, -2.0]$	0.768	0.483	0.271	0.409	0.212	0.429
	$[-7.0, -1.0]$	0.795	0.685	0.305	0.526	0.379	0.536
	$[-7.0, -0.5]$	0.696	0.762	0.469	0.455	0.293	0.384

注:“*”表示阈值区间为 SFLS 的 $3.9 \mu\text{m}$ 、 $10.4 \mu\text{m}$ 双通道亮温差取值范围。

3.3 海雾/低云检测个例分析

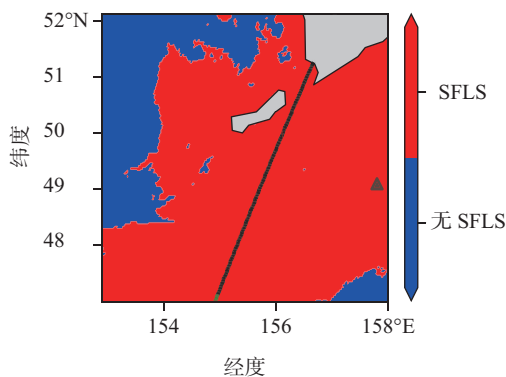
图 6、7、8 为 FCN-CRF 对于测试集的夜间 SFLS 检测个例,并与 DCD 法、CALIPSO 卫星分类、Himawari-8 卫星红外通道亮温对比,图 6、8 个例区域内具有 ICOADS 观测记录。FCN-CRF 能检测出具有清晰边界的各分类,且区域范围明显依赖亮温

特征。2017 年 5 月 7 日个例(图 6)中,FCN-CRF 的 SFLS 范围与 CALIPSO 轨迹、DCD 方法相似(图 6a、b),ICOADS 观测站点处检测正确。结合红外通道亮温图像(图 6c、d), $47^\circ \sim 49^\circ\text{N}$, $157^\circ \sim 158^\circ\text{E}$ 亮温变化较大的区域可能为晴空水体与少量中高云,DCD 法误判为大范围 SFLS。FCN-CRF 检测结果为中高云及少量晴空水体,FCN 将该区域分类为连续晴空水体,CRF 存在过度消除。

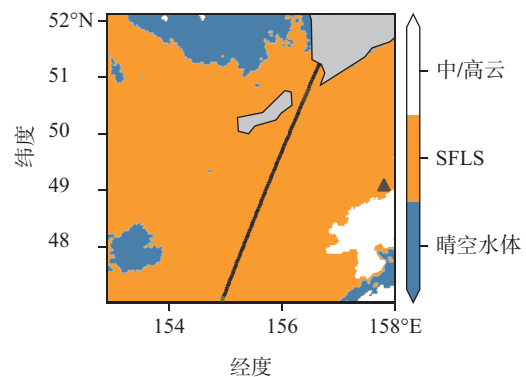
图 7、8 为 2020 年 6 月 25 日个例,16:09 个例(图 7)DCD 法及 FCN-CRF 的 SFLS 检测结果均偏大(图 7a、b)。对于 $45^\circ \sim 46^\circ\text{N}$ 分类边缘区域,FCN-CRF 略优于 DCD 法,且识别出大部分中高云点。根据 CALIPSO 卫星数据,该个例 SFLS 的云/雾顶高度较低,与晴空水体交界处仅为 $70 \sim 190 \text{ m}$,因此 SFLS、晴空水体的红外亮温差异较小,识别困难。

该个例的中高云点云底高度均高于 8000 m ,结合红外亮温图像(图 7c、d), $43^\circ \sim 45^\circ\text{N}$ 、 $156^\circ \sim 158^\circ\text{E}$ 为高云及晴空水体。但 CALIPSO 卫星的中高云及晴空水体的分类边界,与 Himawari-8 卫星红外亮温的高低边界存在偏差,可能由于两种数据存在时空误差,高云较快的移动速度也会加大偏差。根据 CALIPSO 卫星数据, 45°N 附近的晴空水体与高云之间有云区和气溶胶过渡层,VFM 产品将其大部分识别为云,与红外亮温高于 275 K 的区域对应。因此该区域的 VFM 产品云检测可能存在误差,从而造成边界检测的误差。虽然范围较小,但一定程度上会影响附近数据的分类。

18:00 个例(图 8)ICOADS 观测站点处检测正确(图 8a、b),FCN-CRF 的 SFLS 分类区域与 $3.9 \mu\text{m}$ 红外亮温图像(图 8c)特征相似,低亮温区域(图 8c、d)可能为中高云,未被检测出。



(a) DCD法检测结果(SFLS阈值区间 $[-7, -1]$)



(b) FCN-CRF检测结果

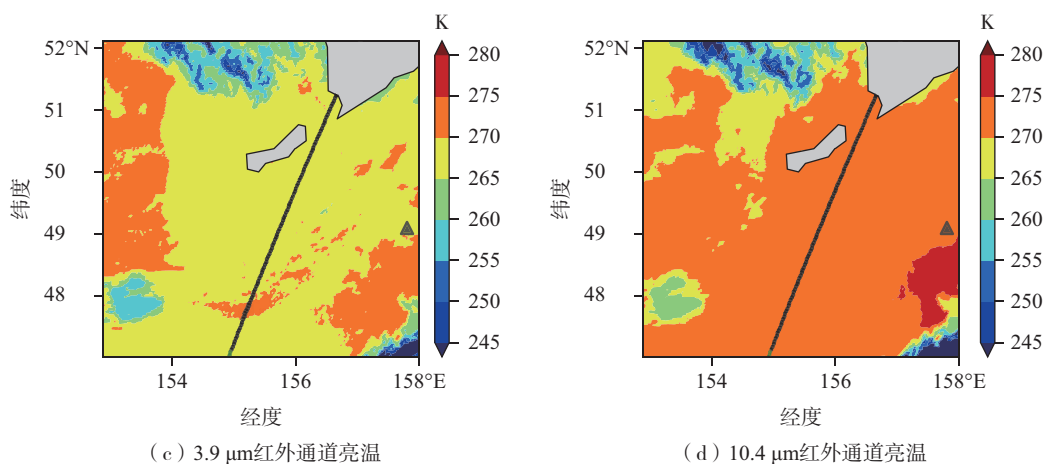


图6 2017年5月7日15:58 SFLS个例(实线为CALIPSO卫星轨迹,黑色线为SFLS,绿色线为晴空水体,黑色三角为16:00 ICOADS观测为雾的站点)

Fig.6 SFLS case at 15:58 UTC 7 May 2017 (solid line is CALIPSO track line, black line is SFLS, green line is clear, and black triangle is station observed with fog from ICOADS at 16:00 UTC)

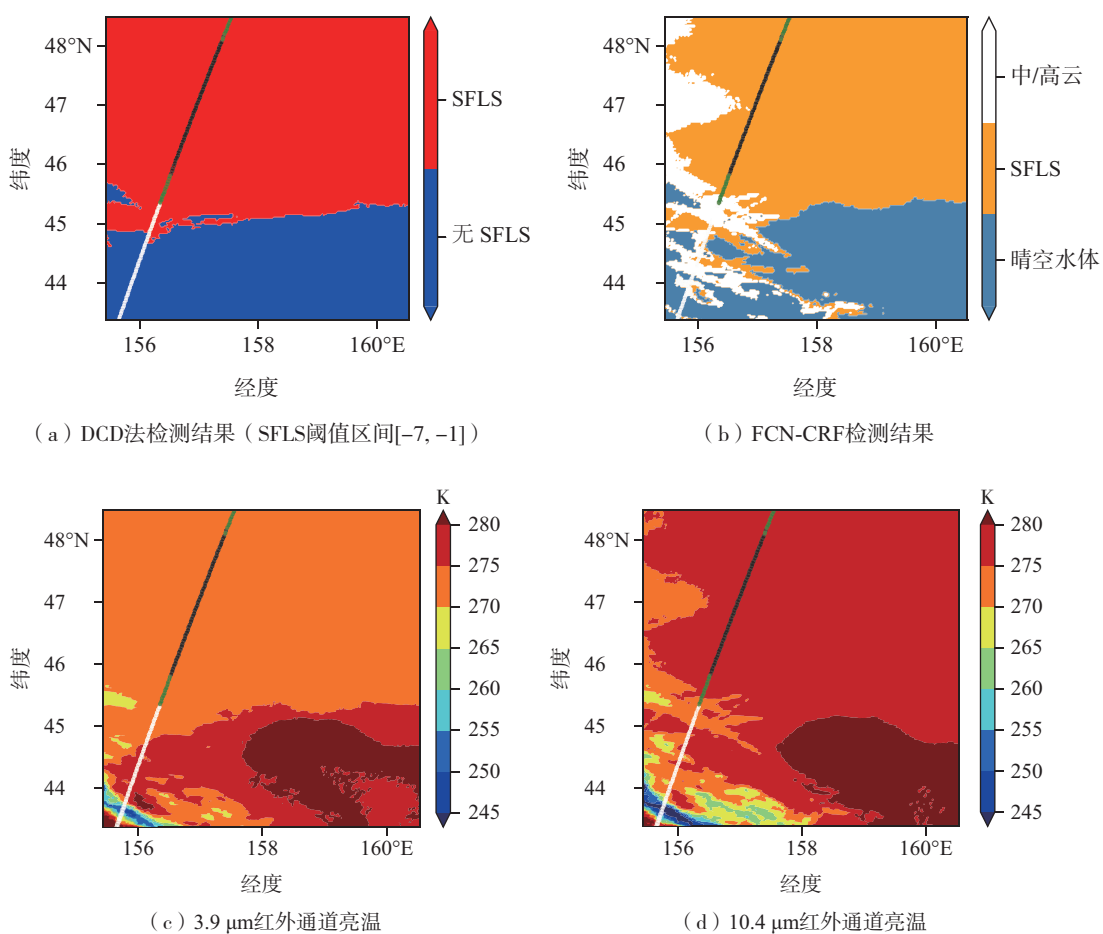


图7 2020年6月25日16:09 SFLS个例(实线为CALIPSO卫星轨迹,黑色线为SFLS,白色线为中高云,绿色线为晴空水体)

Fig.7 SFLS case at 16:09 UTC 25 June 2020 (solid line is CALIPSO track line, black line is SFLS, white line is medium/high cloud, and green line is clear)

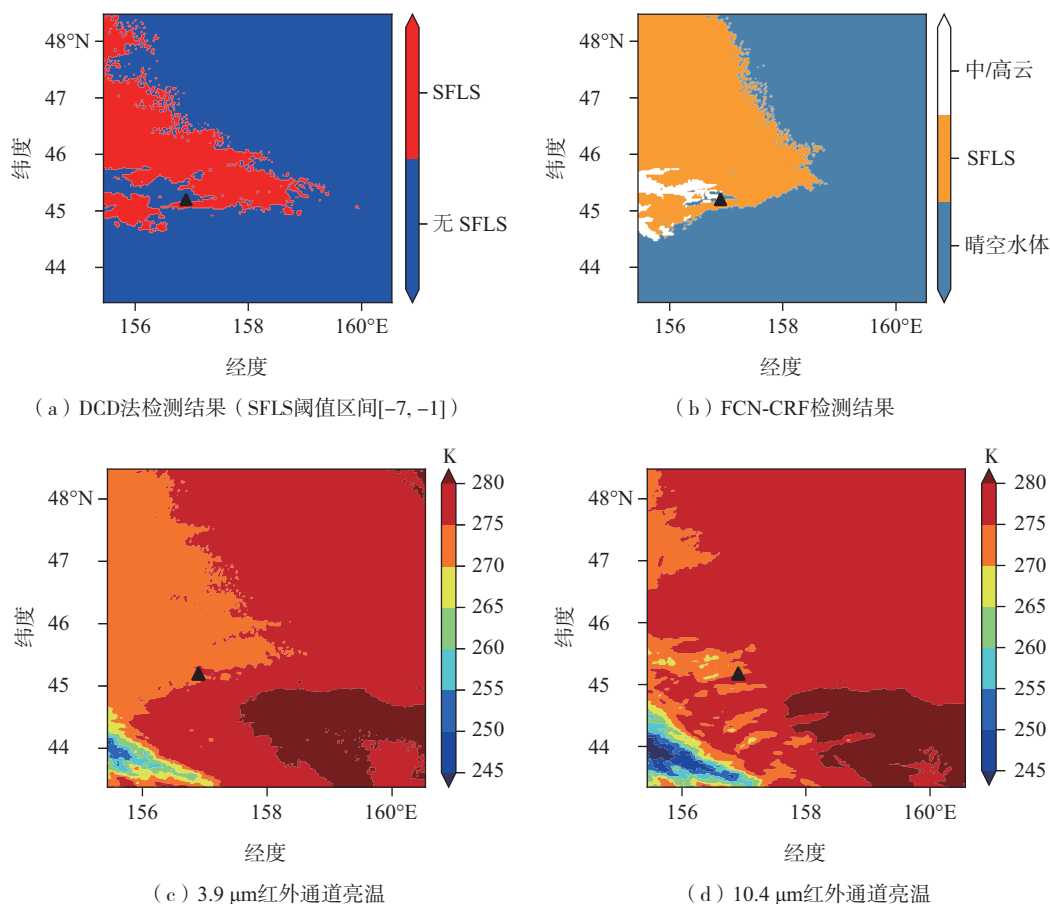


图 8 2020 年 6 月 25 日 18:00 SFLS 个例(黑色三角为 18:00 ICOADS 观测记录为雾的站点)

Fig.8 SFLS case at 18:00 UTC 25 June 2020 (black triangle is station observed with fog from ICOADS at 18:00 UTC)

4 结论

本研究使用 CALIPSO、Himawari-8 卫星数据,基于卷积神经网络提出了西北太平洋夜间海雾/低云检测方法,主要结论如下:

(1) 在海上实时观测数据匮乏的情况下,根据云雾的时间持续性、水平均匀性特征,使用 CALIPSO 卫星的云底高度数据制作深度学习训练所需的各分类标签,并与 Himawari-8 卫星数据相结合,通过数据增强处理得到较高空间分辨率样本,为夜间 SFLS 检测提供可行性。

(2) 根据 2016—2020 年 2 095 个时次的夜间 SFLS,得到 4 763 个训练样本,构建 FCN-CRF 模型。经过测试集的性能评估,该模型 OA 为 0.819, POD 为 0.611, FAR 为 0.174, CSI 指数为 0.541, KSS 评分为 0.436, HSS 评分为 0.577,整体优于 DCD 法。

(3) 夜间 SFLS 个例显示,FCN-CRF 模型能够检

测出具有清晰边界的各分类区域,对于细节的处理仍有改进空间,但结果较准确,且分类明显依赖红外通道亮温数值的特征。

因海上的观测数据较少,对于夜间海雾/低云检测,标签的获取和制作仍然是难点,其准确性影响了模型训练效果。更大规模真实准确的分类标签、更先进的目标识别增长方法、更能针对细节的深度学习模型,能够有利于本研究方法的优化改进。

致谢: Himawari-8 卫星数据由日本气象厅提供 (<http://www.jma.go.jp/jma/indexe.html>), CALIPSO 卫星数据由 CALIPSO 网站提供 (<https://www-calipso.larc.nasa.gov/>), SST 数据由欧洲中期天气预报中心提供 (<https://cds.climate.copernicus.eu/>), ICOADS 数据由 NOAA 提供 (<http://icoads.noaa.gov/>)。FCN 模型基础代码来自 <https://github.com/fengshilin/tf2.0-FCN>, CRF 模型基础代码来自 <https://github.com/>

lucash-eyer/pydensecrf。谨致谢意。

参考文献:

- [1] 王彬华.海雾[M].北京:海洋出版社,1983.
- [2] 吴晓京,朱小祥,毛紫阳,等.风云二号气象卫星红外观测在云团降水监测中的应用[J].海洋气象学报,2019,39(3):1-10.
- [3] 王新,唐世浩,曹治强.风云气象卫星“一带一路”热带气旋监测能力与最新进展[J].海洋气象学报,2020,40(2):10-18.
- [4] 吴晓京,李三妹,廖蜜,等.基于20年卫星遥感资料的黄海、渤海海雾分布季节特征分析[J].海洋学报,2015,37(1):63-72.
- [5] KORACIN D, DORMAN C E. Marine fog: challenges and advancements in observations, modeling, and forecasting [M]. Switzerland: Springer International Publishing,2017.
- [6] BENDIX J, THIES B, NAUSS T, et al. A feasibility study of daytime fog and low stratus detection with TERRA/AQUA-MODIS over land [J]. Meteorol Appl, 2006,13(2):111-125.
- [7] CERMAK J, BENDIX J. A novel approach to fog/low stratus detection using Meteosat 8 data[J]. Atmos Res, 2008,87(3/4):279-292.
- [8] ZHANG S P, YI L. A comprehensive dynamic threshold algorithm for daytime sea fog retrieval over the Chinese adjacent seas[J]. Pure Appl Geophys,2013,170(11):1931-1944.
- [9] WU X J, LI S M. Automatic sea fog detection over Chinese adjacent oceans using Terra/MODIS data[J]. Int J Remote Sens,2014,35(21):7430-7457.
- [10] 蒋璐璐,魏鸣.FY-3A 卫星资料在雾监测中的应用研究[J].遥感技术与应用,2011,26(4):489-495.
- [11] ELLROD G P. Advances in the detection and analysis of fog at night using GOES multispectral infrared imagery [J]. Wea Forecasting,1995,10(3):606-619.
- [12] UNDERWOOD S J, ELLROD G P, KUHNERT A L. A multiple-case analysis of nocturnal radiation-fog development in the Central Valley of California utilizing the GOES nighttime fog product [J]. J Appl Meteorol, 2004,43(2):297-311.
- [13] CERMAK J, BENDIX J. Dynamical nighttime fog/low stratus detection based on Meteosat SEVIRI data: a feasibility study [J]. Pure Appl Geophys, 2007,164(6/7):1179-1192.
- [14] GAO S H, WU W, ZHU L L, et al. Detection of nighttime sea fog/stratus over the Huanghai Sea using MTSAT-1R IR data[J]. Acta Oceanol Sin,2009,28(2):23-35.
- [15] 鲍献文,王鑫,孙立潭,等.卫星遥感全天候监测海雾技术与应用[J].高技术通讯,2005,15(1):101-106.
- [16] HUNT G E. Radiative properties of terrestrial clouds at visible and infra-red thermal window wavelengths [J]. Quart J Roy Meteor Soc,1973,99(420):346-369.
- [17] BENDIX J, BACHMANN M. Ein operationell einsetzbares Verfahren zur Nebelerkennung auf der Basis von AVHRR-Daten der NOAA-Satelliten [J]. Meteorol Rundsch,1991,43:169-178.
- [18] CHAI D F, NEWSAM S, ZHANG H K, et al. Cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery based on deep convolutional neural networks[J]. Remote Sens Environ, 2019,225:307-316.
- [19] LeCUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep Learning[J]. Nature,2015,521(7553):436-444.
- [20] LONG J, SELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C/OL]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, MA, June 7-12,2015:3431-3440. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7298965>.
- [21] 刘树霄,衣立,张苏平,等.基于全卷积神经网络方法的日间黄海海雾卫星反演研究[J].海洋湖沼通报,2019,41(6):13-22.
- [22] WOHLFARTH K, SCHRÖER C, KLAB M, et al. Dense cloud classification on multispectral satellite imagery[C/OL]//2018 10th IAPR Workshop on Pattern Recognition in Remote Sensing (PRRS), Beijing, August 19-20, 2018: 1-6. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8486379>.
- [23] WU W, GAO X Y, FAN J, et al. Improved mask R-CNN-based cloud masking method for remote sensing images [J]. Int J Remote Sens, 2020,41(23):8910-8933.
- [24] BESSHO K, DATE K, HAYASHI M, et al. An introduction to Himawari-8/9: Japan's new-generation geostationary meteorological satellites [J]. J Meteor Soc Japan, 2016,94(2):151-183.
- [25] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C/OL] ICLR 2015, San Diego, CA, May 7-9, 2015.[2022-02-07]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.

- [26] SUTTON C, MCCALLUM A. An introduction to conditional random fields[J]. *Found Trends Mach Learn*, 2012,4(4):267-373.
- [27] 周志华.机器学习[M].北京:清华大学出版社,2016.
- [28] 赵诗童,时晓喙,吴晓京,等.三种经典夜间陆地雾遥感反演方法的适用性对比分析[J].*海洋气象学报*,2021,41(1):45-57.
- [29] YANG J H, YOO J M, CHOI Y S. Advanced dual-satellite method for detection of low stratus and fog near Japan at dawn from FY-4A and Himawari-8[J]. *Remote Sens*,2021,13(5):1042.
- [30] COTTON W R, BRYAN G H, VAN DEN HEEVER S C. Storm and cloud dynamics: the dynamics of clouds and precipitating mesoscale systems[M]. 2nd ed. Academic Press,2011.
- [31] NORTH G R, PYLE J A, ZHANG F Q. Encyclopedia of atmospheric sciences [M]. 2nd ed. Academic Press, 2015:141-160.
- [32] LIANG X S. Information flow and causality as rigorous notions ab initio[J]. *Phys Rev E*, 2016, 94(5):052201.
- [33] HENSMAN P, MASKO D. The impact of imbalanced training data for convolutional neural networks [D]. Stockholm: KTH Royal Institute of Technology,2015.
- [34] HAHNLOSER R H R, SARPESHKAR R, MAHOWALD M A, et al. Digital selection and analogue amplification coexist in a cortex-inspired silicon circuit [J]. *Nature*, 2000,405(6789):947-951.
- [35] SAUNDERS R W, KRIEBEL K T. An improved method for detecting clear sky and cloudy radiances from AVHRR data[J]. *Int J Remote Sens*,1988,9(1):123-150.
- [36] EYRE J R, BROWNSCOMBE J L, ALLAM R J. Detection of fog at night using Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) imagery [J]. *Meteor Mag*,1984,113(1346):266-271.
- [37] SHIN D, KIM J H. A new application of unsupervised learning to nighttime sea fog detection [J]. *Asia-Pac J Atmos Sci*,2018,54(4):527-544.
- [38] AWAD M, KHANNA R. Efficient learning machines: theories, concepts, and applications for engineers and system designers [M]. Berkeley, CA: Apress, 2015: 39-66.
- [39] GULTEPE I, PAGOWSKI M, REID J. A satellite-based fog detection scheme using screen air temperature [J]. *Wea Forecasting*,2007,22(3):444-456.