农业遥感

融合气象与遥感数据的农作物台风灾情快速评估方法 研究^{*}

朱传海^{1,2},陈学泓^{1,2*},叶涛³

(1. 遥感科学国家重点实验室 北京师范大学地理科学学部,北京100875;2. 北京市陆表遥感数据产品工程技术研究中心北京师范大学地理科学学部,北京100875;3. 灾害风险科学研究院北京师范大学地理科学学部,北京100875)

摘要:【目的】通过多尺度数据融合技术结合两种方法的优点,提出一种空间覆盖完整同时 分辨率较高的大范围农田台风灾情快速评估方法。【方法】文章基于2010—2019年对中国 沿海地区农作物损害较大的25个台风样本的省级受灾面积与气象再分析数据(ECMWF Reanalysis v5, ERA5),对农作物的脆弱性模型进行中国区域的参数较准,用以估计粗分辨率 (25 km)农田受损率;然后通过遥感数据计算灾害植被损害指数(Disaster Vegetation Damage Index, DVDI)刻画细分辨率的灾情空间细节,并基于该指标对气象数据驱动的脆弱性 模型估算受灾率结果进行空间降尺度,最终得到250m分辨率的农作物灾情评估结 果。【结果】中国区域参数较准的脆弱性曲线模型可以用于评估大尺度上农作物台风灾情的 空间分布,其估算的省级受灾面积与统计资料一定程度上相关(R²=0.38);通过融合遥感 DVDI数据对该模型受损率估计结果进行降尺度后,进一步增强灾情评估结果的空间细节, 与高分影像目视判读对比显示,融合结果的空间分布细节与实际受灾情况具备较好的一致 性。【结论】该文提出的适用于大区域高分辨率的农作物台风灾情快速评估方法有潜力应用 于台风农田灾情的快速全面评估。

关键词: 脆弱性曲线; DVDI; 降尺度; 台风; 农田灾情; 快速评估 DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20210601

0 引言

台风指风力为12级或以上的热带气旋¹¹,其引起的狂风、暴雨、风暴潮以及次生灾 害¹²对中国沿海地区农作物造成了严重的损害。例如,2018年第22号台风"山竹"造成34.2万ha农作物受灾;2019年第9号台风"利奇马"造成113.97万ha农作物受灾, 9.34万ha农作物绝收¹³。因此,在台风发生后快速评估农作物受灾情况对防灾减灾和保险赔付具有重要意义。

收稿日期: 2021-11-25

第一作者简介:朱传海(1998—),硕士研究生。研究方向:遥感变化检测与灾情监测。Email:zhuchuanhai@mail.bnu.edu.cn

[※] 通信作者简介: 陈学泓(1985—), 副教授。研究方向: 遥感数据融合、变化检测等。Email: chenxuehong@bnu.edu.cn * 基金项目: 国家重点研发计划资助(2018YFC1508903); 国家自然科学基金(41871224)

- 第33卷第6期

近年来,国内外许多学者对台风灾情评估进行了研究。根据数据类型的不同,可大 致将这些研究分为两类,气象数据驱动模型与遥感数据驱动模型。气象数据驱动模型— 般采用风速、降雨量、气压等致灾因子,通过层次分析法[4-7]、综合加权法[8-12]和脆弱性 曲线^[13-14]等方法开展灾情评估工作。例如, Zhang等^[7]利用广东省37个气象站数据, 通 过层次分析法从四个方面、17个指标对台风灾害风险进行评价: Wen 等^[12] 基于多个参考 数据库和社会经济数据,推导出不同部门热带气旋损失与风速、降雨量之间的关系; Masutomi等^[14]利用脆弱性曲线模型估算了1991—2007年期间袭击日本的42个台风所造 成的水稻损害面积。气象数据驱动模型可以实现大尺度的台风灾情快速评估,但是空间 分辨率较粗,难以刻画细尺度上的灾情空间差异。遥感数据驱动模型一般采用多时相的 遥感影像数据,通过经验指数^[15-18]、变化检测或机器学习^[19-2]等方法捕捉台风过境前后 的地物变化从而评估台风灾情程度。例如,Lu等^[15]采用灾害植被损害指数(Disaster Vegetation Damage Index, DVDI)对2000-2018年中国两广地区(广东省、广西壮族自 治区和香港、澳门特别行政区)台风植被损害空间特征进行了研究。E Rossi 等¹⁶ 从灾 前和灾后增强植被指数(EVI)数据中表征了2007年尼加拉瓜北大西洋自治区因飓风 "菲利克斯"造成的森林破坏。Hu等^[17]使用Landsat-8和Sentinel-2数据研究了2017年飓 风 "玛丽亚"对多米尼加岛和波多黎各岛的植被破坏情况。陈帮乾等^[18] 使用Landsat和 Sentinel-2时序数据计算海南省西部橡胶林龙卷风灾前和灾后的NDVI、EVI等植被指数, 监测橡胶林受灾情况。欧阳华璘等^[19]基于台风"海燕"登陆前、后的遥感影像,采用面 向对象的变化检测方法对菲律宾独鲁万市市区的受灾情况进行了评估。崔燕等^[3]通过 NOAA、Sentinel、GF-1等卫星影像对台风"伊代"重灾区贝拉港开展了房屋、道路淹没 范围的遥感监测。遥感数据驱动模型分辨率较高,能够呈现地物受灾程度的更多空间细 节。但是现有研究方法多限于单区域或者单台风事件的案例研究,这可能是由于不同地 区的植被类型等地物不同,使得遥感方法涉及的参数存在较大的区域差异。此外,遥感 数据在台风期间可获取性较差,高质量的数据覆盖难以保证。因此,遥感方法还难以在 业务化运行的快速评估系统中应用^[24]。

针对上述气象数据驱动模型与遥感数据驱动模型的优缺点,文章提出了一种融合气 象数据驱动模型与遥感数据驱动模型的方法,在大尺度上利用脆弱性曲线模型评估农作 物受损率的总体空间格局,在小尺度上融合遥感数据对该受损率进行降尺度以增加灾情 评估的空间细节,最终实现了大面积高分辨率的农作物台风灾情快速评估。

1 研究区域与数据来源

1.1 研究区

研究区位于中国大陆沿海地区,为台风灾害多发地,包括福建省、浙江省、江苏省等14个省(自治区、直辖市)。据中国统计年鉴^[25]显示,该地区2019年农作物播种面积总计7623.8万ha,主要农作物有小麦、水稻、玉米等。据中国气象局热带气旋资料中心(tedata.typhoon.org.cn)^[26-27]资料显示,2000—2019年,共有76个台风登陆该区域,对农

2021年12月-

作物造成巨大的影响,是该区域农作物最重要的致灾因子之一。

1.2 数据来源

1.2.1 台风数据

该文对2010—2019年登陆中国的台风进行了筛选,从中选择登陆风速等级等于或大于11级的25个台风作为研究对象(图1)。受台风影响的农作物受灾面积统计数据来源于中国气象灾害年鉴^[3]以及网上新闻查阅^[28]。



Fig.1 Illustration of study area

1.2.2 气象数据

现有对台风灾情评估的研究多使用地面站点数据,虽然地面站数据对地表状况的记录较为准确,但是数量有限、空间分布不均。因此,在该文中采用欧洲中期天气预报中心第五代全球气候与大气再分析数据(ECMWF Reanalysis v5, ERA5)^[29]中的10 m高风速数据和降水数据,空间分辨率为0.25°。根据 Masutomi等^[14]的研究,2 m高最大风速与累积降雨量对于作物损坏有直接影响,因此该文通过对数风廓线方程^[30]将ERA5 10 m高风速校正为2 m高风速,再分别计算台风登陆期间的最大风速和累积降雨量。 1.2.3 递感数据

台风登陆前后研究区大部分时间会被云覆盖,因而很难从单一影像获取有用信息。 该文采用中分辨率成像光谱仪的表面反射率产品 MOD09GQ^[31];该数据提供空间分辨率 250 m,时间分辨率1天的红光和近红光波段表面光谱反射率估计值,可用以计算归一化 植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)时序。为减少云的影响,在谷 歌地球引擎中(Google earth engine, GEE)中将 MOD09GQ 中标记为云的像元去除后,再 通过最大值合成方法,生成台风影响时间段前后7 d 的合成 NDVI影像。

1.2.4 农作物相关数据

农田空间分布是评估农作物受损情况的基础数据,该文采用30m分辨率地表覆盖数

据 GlobeLand30-2010 的农田图层^[32],分别重采样为 250 m 和 25 km 分辨率的农田盖度图。 考虑到农作物在不同物候期具有不同的脆弱性,Masutomi 通过计算台风登陆时间与抽穗 期的时间差来计算其脆弱性参数^[14],因此也收集中国 1 km 物候数据集^[33]用于脆弱性模 型的参数输入。因为研究区农作物种类复杂,抽穗期相差较大,所以选择台风季节生长 的主要农作物(水稻、玉米)的抽穗期进行插值处理,得到研究区 1 km 分辨率农作物抽 穗期。

第33卷第6期

2 研究方法

该文首先基于脆弱性曲线模型,综合考虑台风期间风速、降雨以及物候期等因素对农 作物的影响,估算粗分辨率农作物的受损率,进一步然后融合遥感DVDI指数对受损率进 行空间降尺度,从而实现高分辨率的农作物受损率的快速评估,技术路线如图2所示。



2021年12月-

2.1 脆弱性曲线模型

脆弱性曲线是用来衡量致灾因子强度与承灾体相应损失(率)之间关系的模型,其 机理较为明确,是最常用的灾情评估方法^[34-35]。该文使用Masutomi等在2012年提出的水 稻受台风灾害影响的脆弱性曲线模型^[14]估算农作物受损概率。

该模型假设农作物的受损概率(Pr)符合与致灾因子强度和农作物抵抗力相关的韦伯分布函数为:

$$\Pr = 1 - e^{-\left(\frac{I}{\lambda}\right)^{\kappa}} \tag{1}$$

式(1)中,*I*为台风强度,由风速和降雨量计算得到;λ为与*k*(韦伯分布函数)的 形状与尺度参数,主要与作物的抵抗力相关。由于该模型的输入气象数据分辨率较粗 (0.25°),多为混合像元,则粗像元的农作物受损率(*P*_{coarse})可进一步表示为受损概率与 农田盖度(*f*)的乘积:

$$P_{\text{coarse}} = \Pr{\cdot f} \tag{2}$$

由于ERA5气象数据的空间分辨率为0.25°,在研究区约等于25 km,因此该脆弱性曲 线模型预估的农作物受损率分辨率为25 km。

2.1.1 台风强度

台风主要通过强风与暴雨两种方式对农作物造成损坏。强风会导致农作物倒伏、折 枝伤根、叶片受损,其最大损害情况通常决定于台风期间的最大风速;暴雨引起的洪涝 则使农作物根系长期处于淹水状态,严重损害农作物健康,其损害程度与累积降雨量紧 密相关。因此,参照现有对台风致灾因子^[36]的研究,台风强度通常表示为台风登陆期间 的最大风速与累积降雨量的线性组合^[14,36]:

$$I = m \cdot w + n \cdot r \tag{3}$$

式(3)中, w和r分别表示台风影响期间的最大风速和累积降雨量, m和n则分别表示最大风速和累积降雨量的加权系数。

2.1.2 农作物抵抗力

农作物在不同生长阶段对于灾害的抵抗力是不同的, Masutomi等^[14] 指出水稻在抽穗 期对强风和洪水的抵抗力最低,并给出了水稻抵抗力模型。该文将水稻抵抗力作用于研 究区所有农作物,得到农作物抵抗力模型为:

$$\lambda = a (WD - HD)^{2} + b (WD - HD) + c$$
(4)

式(4)中,WD与HD分别为的最大风速日期与农作物抽穗期,a、b、c为模型参数。一般而言,最大风速日期与抽穗期越接近,农作物对台风的抵抗力越弱。 2.1.3 脆弱性曲线模型参数较正

脆弱性曲线模型中包括6个参数*a*、*b*、*c*、*k*、*m*、*n*, Masutomi等^[14]根据日本水稻损 失面积的统计资料拟合得到最优数值及置信区间,该组最优参数在其他区域如菲律宾也 具备适用性^[13]。其中,*m*和*n*是这6个参数中最为敏感的参数,其置信区间也相对较 大^[14],因此我们根据中国台风受灾面积统计资料对这两个参数进行较正,其余参数则采 用 Masutomi等^[14]推荐的最优数值。通过最小化统计省级受灾面积^[3]与模型估算省级受 灾面积之差搜索针对中国区域最优参数。其中,模型估算省级受灾面积(*S*)通过对粗像

$$S = \sum_{i} P_{\text{coarse},i} \cdot s \tag{5}$$

式(5)中, *s*为粗像元面积, *P*_{coarse,i}为省域内粗像元*i*的作物受损率。为避免过拟合, 此处参数拟合采用十折交叉验证的方式进行,即将所有样本随机分成10份,一份(10%) 作为测试样本,其余9份(90%)作为训练样本,轮替10次得到10次参数估算结果,最 终参数取这10次估算结果的平均值。

2.2 DVDI指数

灾害植被损害指数(DVDI)是Di等^[37]在2018年提出的表征灾害前后植被长势差异的植被指数:

$$DVDI = mVCI_{after} - mVCI_{before}$$
(6)

式(6)中,mVCI_{after}和mVCI_{before}分别为灾害发生后和灾害发生前的修正植被状况指数(mVCI)。mVCI通过方程式(6)计算,公式为:

$$mVCI = \frac{NDVI - NDVI_{median}}{NDVI_{max} - NDVI_{median}}$$
(7)

式(7)中,NDVI为特定日期的归一化差异植被指数,NDVI_{max}、NDVI_{median}分别为特定日期的历史记录中最大值和中值归一化差异植被指数。mVCI>0表示植被生长状况好于历史平均值,mVCI<0则表示比历史平均值差。如果灾害前后植被状况明显恶化,则DVDI为负值,且DVDI越小表征植被的损伤程度越大。而DVDI为正值表明植被没有受到灾害的损伤。

DVDI由 MODIS逐日反射率数据 MOD09GQ 计算得到,空间分辨率为 250 m。由于台风登陆前后,遥感影像受云的影响较大,很多地区长时间被云覆盖,想要得到准确反映农作物损害情况的 DVDI值,需要对台风前后一段时间的 NDVI数值进行最大值合成以得到无云下的 NDVI 观测。图 3 统计了所有台风登陆前后不同合成日期的有效观测像元比例。可以看出,在台风登陆前采取 10 d的合成天数可以使台风登陆前后的有效观测像元的比例均达到 80% 以上。采用更长的 NDVI 合成天数可以进一步减少云的影响。但是,更长的合成天数一方面降低了快速评估的时效意义,另一方面由于作物长势变化较快,更长的合成时间会导致作物自然长势变化与灾害影响相混淆。因此,综合台风登陆前后的有效观测像元比例,该文采用台风前后各 10 d的合成天数。

2.3 融合脆弱性模型与DVDI的受灾率降尺度方法

受云的影响,DVDI存在一定空缺值,且DVDI的空间格局对台风灾损的大尺度空间 格局刻画并不准确。考虑到DVDI的缺陷以及气象数据空间分辨率较粗,该文提出了一种 融合高分辨遥感DVDI指数的方法对气象数据驱动的脆弱性曲线模型输出的农作物受损率 进行降尺度,以获得高空间分辨率的农作物灾情评估结果。其基本思想是在保持降尺度 前后期望受灾面积不变的前提下,根据细像元的DVDI数值,将粗像元(25 km×25 km) 的作物受损率(脆弱性曲线模型估算结果)重新分配至对应的100×100个250 m分辨率细 像元,具体步骤如下。

①考虑到 DVDI 值域变化较大容易出现异常值,首先应用经验 Logistic 函数将非空的





Fig.3 Percentage of effective observation pixels for different composition periods

DVDI压缩到为值域为0-1的修正植被受损指数 (mDVDI):

$$mDVDI = \begin{cases} \frac{1}{1 + e^{(2DVDI + 3)}}, DVDI < 0\\ 0, DVDI \ge 0 \end{cases}$$
(8)

②由于mDVDI受植被类型、遥感数据系统偏差等影响,其数值在区域间可能存在较 大差异,但是在小尺度上能较好反映植被受损情况;因此利用细像元上的mDVDI指数与 农田盖度对粗像元内的作物受损率进行重分配,得到细分辨率的作物受损率为:

$$P_{\text{fine}} = \begin{cases} P_{\text{coarse}} \cdot \frac{\text{mDVDI}_{j}}{\sum_{k} \text{mDVDI}_{k} \cdot f_{k} / \sum_{k} f_{k}} \cdot \frac{f_{j}}{f}, & \text{mDVDI}_{j} \ge 0\\ P_{\text{coarse}} \cdot \frac{f_{j}}{f}, & \text{mDVDI}_{j} = \text{NoData} \end{cases}$$
(9)

式(9)中, *P*_{fine}为细像元的作物受损率, *f*为粗像元的农田盖度, mDVDI_j与*f*_j分别为 该粗像元内第*j*个细像元的 mDVDI 与农田盖度, mDVDI_k与*f*_k分别为该粗像元内第*k*个有 mDVDI 有效观测的细像元的 mDVDI 与农田盖度。式(8)表示当细像元不存在有效 mDVDI 观测时,则农作物受损率按照该像元的农田盖度加权分配到细像元上; 而当细像 元存在有效 mDVDI 观测时,则农作物受损率按照该像元的农田盖度加权分配到细像元上; 而当细像 元存在有效 mDVDI 观测时,则农作物受损率按照该像元的农田盖度与 mDVDI 相乘后的 权重分配到细像元上。该方程在考虑 mDVDI 与农田盖度的分配权重时,保持了降尺度前 后粗像元平均受损率不变。

3 结果分析

3.1 Masutomi 脆弱性曲线模型中国区参数校正结果

根据2.1.3交叉验证的拟合结果,最终确定中国区域的最优参数m=0.1715, n=1.0246。

其他参数参照 Masutomi^[14]的推荐值*a*=0.000 175 7, *b*=-0.000 769 2, *c*=2.007, *k*=6.725。如 图 4 所示,交叉验证样本的模型估算省级受灾面积与统计资料总体上存在正相关(R²= 0.38),意味着气象数据驱动的脆弱性曲线模型能够在大尺度上估计作物受灾面积。



Fig.4 Relationship between the crop damaged areas estimated by the fragility model and those documented in the census data

尽管受统计口径差异、模型本身不确定性等因素影响,决定系数R²数值不高,但是 模型估计的受损率空间分布在大尺度上看较为合理。图5与图6分别展示台风"利奇马" 与"山竹"的粗分辨率受灾率与相应的最大风速与累积降雨分布。无论是台风"利奇马" 还是"山竹",其影响区域与其台风轨迹都较为吻合,并且各省(自治区、直辖市)的评 估受灾面积与实际统计受灾面积大致相当。因此,从整体上看,脆弱性模型估计的粗分 辨率受灾率可以反映当地的真实受灾情况。但是该脆弱性模型对台风"山竹"对广东省 造成的作物受灾面积存在明显低估,这可能是由于单一的脆弱性模型参数无法适应所有 区域。

3.2 融合遥感数据的受损率降尺度结果

如图7~8所示,由于ERA5气象数据的空间分辨率较低(25 km),导致脆弱性曲 线模型直接输出的农作物受损率空间分辨率较粗。经过融合遥感DVDI指数数据的降 尺度处理,得到的农作物受损率空间分辨率提高到250 m,空间细节更加丰富。而对 于DVDI而言,尽管之前的研究显示其能够在一定程度上反映局部地区台风造成的植 被损害^[15],但是对于全国区域的农作物而言,DVDI在大尺度上的空间特征与实际灾 情并不吻合。例如,图7b的DVDI分布图显示"利奇马"台风在河北北部地区造成明 显灾损,而这与实际情况不符。这可能是因为DVDI数值的绝对大小与各地作物长势 有关,导致大尺度上存在系统差异,无法直接用于大面积的灾情评估。而与脆弱性曲 线模型结果相融合后,其大尺度的灾情评估结果覆盖更为完整,受损率估计也更为 合理。 2021年12月



0 37.5 75 150 225 300 km

图 5 针对"利奇马"的脆弱性模型输入输出数据空间分布: a. 输出作物受损率,b. 输入最大风速,c. 输入累计降雨 Fig.5 Maps of the input and output data of the fragility model for "Lekima"







0 62.5 125 250 375 500

图 7 针对"利奇马"不同模型估计的农作物受损率分布:a. 脆弱性模型估计(25 km), b. DVDI(250 m),c. 降尺度模型估计(250 m)

Fig.7 Maps of crop damage rate estimated by different models for "Lekima"





(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

为更加清晰地展现降尺度前后受损率估计的空间细节差异,该文选择了两处受灾前 后存在少云Sentinel-2影像观测的区域进行比较。第一块区域位于山东省临淄区,如图9a 和d所示,通过目视可以判别在"利奇马"登陆之前,区域1中的河流处于半干涸状态, 而在"利奇马"登陆后,暴雨使得河流水位上涨,许多农作物被淹没。在降尺度的受灾 率分布图中,河流附近农作物的受损率明显高于周边。第二块区域位于浙江省台州市, 如图10所示。"利奇马"登陆后,区域2出现了明显的涝灾,大片农田被淹没,NDVI较 台风登陆之前明显下降。降尺度的受灾率分布图可以明显体现这一细节。降尺度的受损 率将脆弱性模型的气象特征和DVDI植被指数相结合,相较于原受灾率,其空间细节更加 丰富,更容易捕捉小尺度上的农作物受灾情况。



图 9 山东省临淄区"利奇马"登陆前后影像:a. "利奇马"登陆前(2019.08.08)Sentinel-2影像,b. "利奇马" 登陆前 NDVI影像,c. 原始估计农作物受损率分布,d. "利奇马"登陆后(2019.08.15)Sentinel-2影像, e. "利奇马"登陆后 NDVI影像,f. 降尺度受损率分布

Fig.9Images before and after "Lekima" landing in Linzi, Shandong Province



图 10 浙江省台州市"利奇马"登陆前后影像:a. "利奇马"登陆前(2019.08.08)Sentinel-2影像, b. "利奇马"登陆前 NDVI 影像,c. 原始估计农作物受损率分布,d. "利奇马"登陆后(2019.08.15) Sentinel-2影像,e. "利奇马"登陆后 NDVI 影像,f. 降尺度受损率分布 Fig.10 Images before and after "Lekima" landing in Linzi, Shandong Province

4 结论

该文综合考虑了遥感数据与气象数据的优缺点,提出了融合气象数据驱动的脆弱性 曲线模型与遥感DVDI指数的台风灾情快速评估方法,克服了气象数据空间分辨率粗、 灾情空间细节不清晰的问题,以及遥感数据质量受云量影响有效观测少的缺陷。应用该 文提出的方法对2010—2019年登陆中国的25个台风样本的进行受损率评估。结果显示, 模型评估的省级受灾面积与统计受灾面积具有较好的相关性,表明脆弱性曲线模型能够 在大尺度上合理反映出农作物受灾空间格局。相对于单纯基于气象数据的脆弱性曲线模 型输出的受损率结果,该文方法通过融合遥感DVDI数据将农作物受损率估计结果的空 间分辨率提高到250 m,农作物受灾情况的空间细节明显增强;在两处区域与高分影像 目视判读结果对比显示,融合两种方法的受损率分布与实际受灾情况较为相符。因此, 该文提出的方法有潜力应用于农作物台风灾情的大范围高分辨率快速评估。

但是,受限于多种因素的影响,该文还存在一些不足有待改进:(1)由于全国作物 类型众多,存在明显的地域差异,脆弱性曲线模型中同一组参数无法准确反映各地情况。 但是目前针对我国的作物脆弱性研究还十分缺乏^[38],未来应该根据作物种植区域划分不 同的模型参数。(2)由于作物灾情的统计数据样本有限且粒度较粗,目前采用的脆弱性 曲线模型未能考虑不同地区的作物差异,评估得到的受灾面积与统计数据仍存在不小的 差异;未来应收集更多更细粒度的灾情样本数据与作物类型分布数据进一步对脆弱性曲 线模型进行精细较正。(3)在遥感数据源上,该文仅采用MODIS光学数据,在台风期间 受大量云覆盖影响,有效观测较少,无法对灾情进行动态监测;下一步研究拟采用微波 遥感数据以减少云雾干扰对遥感数据的影响^[39]。(4)该文采用简单的经验数据融合方 法,将来需进一步考虑构建机制更合理的物理模型或统计模型以提高融合效果。(5)该 文对于降尺度受损率评估结果仅进行定性分析,还缺少定量验证,这是由于目前可用于 检验的调查数据多为行政单元的统计资料,检验数据本身缺乏空间细节;因此,未来需 要考虑收集更多的细尺度灾情资料用于定量验证降尺度的受损率评估结果。

参考文献

- [1]中国气象局. 台风的定义. http://www.cma.gov.cn/2011xzt/kpbd/typhoon/2018050901/201807/t20180717_473579. html,2021-12-05.
- [2] 卢莹,赵海坤,赵丹,等.1984-2017年影响中国热带气旋灾害的时空特征分析.海洋学报,2021,43(6):45-61.
- [3]中国气象局.中国气象灾害年鉴.北京:气象出版社,2019.
- [4]尚志海,周铭毅,梁其胜,等.广东省湛江市水稻台风灾害风险评估.灾害学,2021,36(3):85-90.
- [5]顾小丽,陈有利,钱燕珍,等.宁波市台风灾情评估和基于层次分析法的风险评估.热带气象学报,2018,34(4): 489-498.
- [6] 巩在武,胡丽. 台风灾害评估中的影响因子分析. 自然灾害学报, 2015, 24(1): 203-213.
- [7] Zhang J, Chen Y. Risk assessment of flood disaster induced by typhoon rainstorms in Guangdong province, China. Sustainability, 2019, 11(10):2738.
- [8] Al-Amin H M, Stuart P, Chris R, et al. Assessing tropical cyclone risks using geospatial techniques. Applied Geography, 2018,98:22-33.
- [9] 刘方田,许尔琪.海南省台风特点与灾情评估时空关联分析.灾害学,2020,35(2):217-223.

2021年12月-

- [10] 史军,肖风劲,穆海振,等.上海地区台风灾害损失评估.长江流域资源与环境,2013,22(7):952-957.
- [11] Wang G, Chen R, Chen J. Direct and indirect economic loss assessment of typhoon disasters based on EC and IO joint model. Natural Hazards, 2017, 87(3):1751–1764.
- [12] Wen S, Su B, Wang Y, et al. Economic sector loss from influential tropical cyclones and relationship to associated rainfall and wind speed in China. *Global and Planetary Change*, 2018, 169:224–233.
- [13] Blanc E, Strobl E. Assessing the impact of typhoons on rice production in the Philippines. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2016, 55(4):993–1007.
- [14] Masutomi Y, Jizumi T, Takahashi K, et al. Estimation of the damage area due to tropical cyclones using fragility curves for paddy rice in Japan. *Environmental Research Letters*, 2012,7(1):014020.
- [15] Lu L, Wu C, Di L. Exploring the spatial characteristics of typhoon-induced vegetation damages in the southeast coastal area of China from 2000 to 2018. *Remote Sensing*, 2020, 12(10):1692.
- [16] Rossi E, Rogan J, Schneider L. Mapping forest damage in northern Nicaragua after Hurricane Felix (2007) using MODIS enhanced vegetation index data. GIScience & remote sensing, 2013, 50(4): 385–399.
- [17] Hu T, Smith R B. The impact of Hurricane Maria on the vegetation of Dominica and Puerto Rico using multispectral remote sensing. *Remote Sensing*, 2018, 10(6):827.
- [18]陈帮乾,云挺,安锋,等.基于Landsat和Sentinel-2时间序列影像的海南西部橡胶林龙卷风灾情评估.遥感学报, 2021,25(3):816-829.
- [19] 欧阳华璘,沈敬伟,周廷刚.面向对象分类方法在台风灾害信息提取中的应用研究.自然灾害学报,2016,25(6): 9-17.
- [20] 崔京路,毛克彪,陈日清,等.基于高分辨率遥感影像的农作物灾损评估研究.中国农业信息,2018,30(6):63-70.
- [21] 陈燕璇,刘合香,谭金凯.基于等距特征映射降维的台风灾情概率神经网络预评估模型.灾害学,2016,31(3):20-25,30.
- [22]刘晓庆,唐丹玲,隋广军,等.利用 Elman 神经网络模型评估广东热带气旋灾情.数学的实践与认识,2013,43 (16):104-111.
- [23] 崔燕,聂娟,刘明,等.卫星遥感技术在热带气旋监测中的应用——以"伊代"为例.中国农业信息,2019,31(5): 49-56.
- [24] 卢山,李秀芳. 台风灾害快速损失评估模型研究. 保险研究, 2016, 11: 26-40.
- [25]中华人民共和国国家统计局.中国统计年鉴.北京:中国统计出版社,2020.
- [26] Ying M, Zhang W, Yu H, et al. An overview of the China Meteorological Administration tropical cyclone database. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2014, 31(2):287-301.
- [27] Lu X, Yu H, Ying M, et al. Western north pacific tropical cyclone database created by the china meteorological administration. Advances in Atmospheric Sciences, 2021, 38(4):690-699.
- [28] 应急管理部国家减灾中心. 台风"利奇马"致9省份1160余万人受灾. http://www.ndrce.org.en/zxzq/12233.jhtml, 2021-12-05.
- [29] Hersbach H, Bell B, Berrisford P, et al. The ERA5 global reanalysis. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2020, 146(730):1999-2049.
- [30] Tennekes H. The logarithmic wind profile. Journal of Atmospheric sciences, 1973, 30(2):234-238.
- [31] Vermote E, R Wolfe. MOD09GQ MODIS/Terra Surface Reflectance Daily L2G Global 250 m SIN Grid V006. https://doi. org/10.5067/MODIS/MOD09GQ.006,2021-12-05.
- [32] Chen J, Chen J, Liao A, et al. Global land cover mapping at 30 m resolution: a POK-based operational approach. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 103:7–27.
- [33] Luo Y, Zhang Z, Chen Y, et al. ChinaCropPhen1km: a high-resolution crop phenological dataset for three staple crops in China during 2000—2015 based on leaf area index (LAI) products. *Earth System Science Data*, 2020, 12(1):197–214.
- [34]张馨仁,王瑛,刘天雪,等.山洪灾害建筑物脆弱性曲线研究进展.山地学报,2021,39(3):356-366.
- [35] 周瑶,王静爱.自然灾害脆弱性曲线研究进展.地球科学进展,2012,27(4):435-442.
- [36] Lin Y C, Wang W H, Lai C Y, et al. Typhoon type index: a new index for understanding the rain or wind characteristics of typhoons and its application to agricultural losses and crop vulnerability. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2020, 59(5):973-989.
- [37] Di L, Yu E, Shrestha R, et al. DVDI: A new remotely sensed index for measuring vegetation damage caused by natural disasters. IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 2018:9067–9069.
- [38]尚志海,曹海玲,林妙萍,等.国内农业台风灾害风险评估研究进展.灾害学,2019,34(2):168-172.
- [39] 韩东,杨浩,杨贵军,等. 基于Sentinel-1 雷达影像的玉米倒伏监测模型. 农业工程学报, 2018, 34(3): 166-172.

Study on rapid assessment method of crop typhoon disaster based on meteorological and remote sensing data

Zhu Chuanhai^{1, 2}, Chen Xuehong^{1, 2}, Ye Tao³

(1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Faculty of Geography Science, Beijing Normal University, Beijing 100875;2. Beijing Municipal Engineering and Technology Center for Land Surface Remote Sensing Data Products, Faculty of Geography Science, Beijing Normal University, Beijing 100875;3. Institute of Disaster Risk Science, Faculty of Geography Science, Beijing Normal University, Beijing 100875)

Abstract: [Purpose] In this study, by combining the advantages of the above two methods with multi-scale data fusion technology, we proposed a crop damage assessment method for typhoon disaster, which is expected to produce the assessment result with complete spatial coverage and high spatial resolution. [Method] Firstly, based on the provincial crop damaged area for the 25 typhoons in coastal areas of China from 2010 to 2019 and ECMWF Reanalysis v5 (ERA5), the crop fragility model was adjusted and used to estimate the crop damage rate at coarse resolution of 25 km in China. Then, the Disaster Vegetation Damage Index (DVDI) was calculated by Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) data to capture the spatial details of the crop damage at 250 m resolution. Based on DVDI, the estimated crop damage rate at coarse resolution was spatially downscaled into a fine resolution of 250 m. [Result] The experimental results show that the fragility model adjusted by the census data of China can be used to evaluate the spatial distribution of typhoon induced crop damage at a large scale, and the estimated provincial crop damage area is positively correlated with the census data $(R^2 = 0.38)$. The spatial details of the crop damage rate were further enhanced by the proposed downscaling technique with fusing DVDI data derived from remote sensing. Visually comparison with two high-resolution images acquired before and after "Lekima" typhoon show that the spatial details of the downscaling crop damage rate are well consistent with the actual crop damage. [Conclusion] Therefore, the proposed crop damage assessment method for typhoon disasters has potential for rapidly assessing the typhoon induced crop damage with complete spatial coverage and high spatial resolution.

Key words: Vulnerability curve; DVDI; downscaling; typhoon; farmland disaster; rapid assessment