

基于深度学习的山火救援与评估 GIS 平台设计与实现

张文焯 于明洋* 陈肖娴 刘耀辉 赵润泽 王兴涛

(山东建筑大学测绘地理信息学院 山东 济南 250101)

摘要 山火是严重的自然灾害之一,科学、有效地进行山火救援以及灾后损失评估极为重要。结合 PIE 二次开发 SDK、SegNet 和 UNet 深度学习模型、遥感等技术,设计并实现具有山火蔓延模拟、灾前灾后建筑物自动化提取、灾后损失科学评估等功能的基于深度学习的山火救援与评估 GIS 平台。该平台可为山火灾害的应急处置和紧急救援提供更加智能化的解决方案。

关键词 深度学习 PIE GIS 山火救援 评估

中图分类号 TP31

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.10.003

GIS PLATFORM FOR MOUNTAIN FIRE RESCUE AND EVALUATION BASED ON DEEP LEARNING

Zhang Wenzhuo Yu Mingyang* Chen Xiaoxian Liu Yaohui Zhao Runze Wang Xingtiao

(School of Surveying and Geo-Informatics, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, Shandong, China)

Abstract Wildfire is one of the serious natural disasters. Scientific and effective rescue of wildfires and post-disaster loss assessment are extremely important. This research combines PIE secondary development SDK, SegNet and UNet deep learning models, remote sensing and other technologies to design and implement a deep learning based GIS platform for mountain fire rescue and evaluation, which includes functions such as wildfire spreading simulation, automatic extraction of buildings before and after disasters, and scientific assessment of post-disaster losses. This platform can provide more intelligent solutions for the emergency treatment and emergency rescue of wildfire disasters.

Keywords Deep learning PIE GIS Wildfire rescue Evaluation

0 引言

山火具有危害性大、发展迅速、难以预测等特点,目前已被联合国粮食及农业组织界定为全球第八大自然灾害。科学、有效地进行山火救援与评估工作,对于人民生命财产安全具有重要意义。

国内外已有诸多学者在山火蔓延预测以及风险评估方面展开研究。山火蔓延的形态模拟主要采用 Rothermel 模型^[1]和王正非模型^[2]。Berjak 等^[3]将 Rothermel 模型与二维元胞自动机模型结合,加大了输入参数。黄华国等^[4]在此基础上加入元胞转换规则,提出三维曲面元胞山火蔓延模型。张菲菲^[5]在王正非模

型基础上,结合元胞自动机原理,提出一种新的山火蔓延模拟模型,综合考虑多个影响因子。彭世扶等^[6]在迷宫算法的支持下,将 Rothermel 模型和经验模型结合使用,实现了火场的空间蔓延动态模拟。在风险评估方面,张校志等^[7]以湖北省为例,基于研究区 NDVI 指数、降雨量等因素与湖北冬春季输电走廊山火发生之间的关系综合分析,提出针对月度输电走廊的一种山火风险评估模型。邓欧^[8]将火险区域进行划分,通过构建 Logistic 林火风险模型,得到林火概率分布图。冯治学等^[9]从山火灾害危险性和电网脆弱性两个角度进行了分析,建立了风险评估模型。目前山火蔓延模拟方面,多数研究集中在利用相关着火点数据进行模拟分析,较少集成深度学习、GIS 应用于实际;在风险评

收稿日期:2021-04-21。国家自然科学基金项目(41801308,51608309);国家对地观测科学数据中心开放基金项目(NODAOP 2020008);河北省地震动力学重点实验室开放基金项目(FZ212203)。张文焯,硕士生,主研领域:深度学习与地理信息工程研发。于明洋,副教授。陈肖娴,硕士生。刘耀辉,讲师。赵润泽,本科生。王兴涛,本科生。

估方面,大多关注于风险区域划分,对建筑物损毁情况的快速响应不足。因此,设计并实现一套用于管理数据、辅助山火救援及经济损失评估的平台,对于山火救援与评估工作意义重大。

本文以四川凉山森林火灾事件为例,结合 PIE SDK、PyTorch、.Net Framework 4.0 等框架,完成基于深度学习的山火救援与评估原型平台的研发。本平台完成山火模拟、救援路径分析、灾区建筑影像识别、灾前灾后比较与成本评估等主要功能模块,可为山火救援与评估提供辅助决策支持。

1 系统总体设计

1.1 模型基础和关键技术

本平台模型基础和关键技术包括:深度学习、山火蔓延模型、经济损失评估模型和 PIE 与深度学习模型集成等。每部分介绍如下:

(1) 深度学习技术。近年来,深度学习技术发展迅速,已广泛应用于计算机视觉、遥感技术、土地利用规划、灾害评估等领域^[10]。本平台嵌入 SegNet 和 UNet 模型进行建筑物自动提取。

SegNet 模型是 Cambridge 提出旨在解决自动驾驶及智能机器人的图像语义分割深度网络^[11]。SegNet 基于 FCN,搭建编码器和解码器的对称网络,实现了端到端的像素级别图像分割^[12]。SegNet 网络结构如图 1 所示。

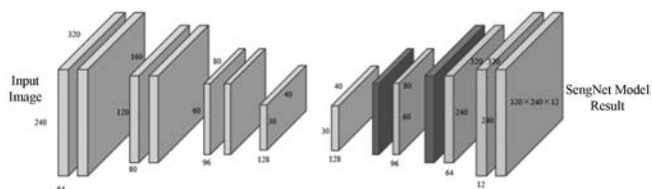


图 1 SegNet 模型

UNet 是由 Ronneberger 等^[13]于 2015 年构建的适用于较少训练集进行端到端训练的网络结构。UNet 在 FCN 基础上,采用编码器和解码器的 U 形结构,实现高精度的图像分割^[14]。UNet 网络结构如图 2 所示。

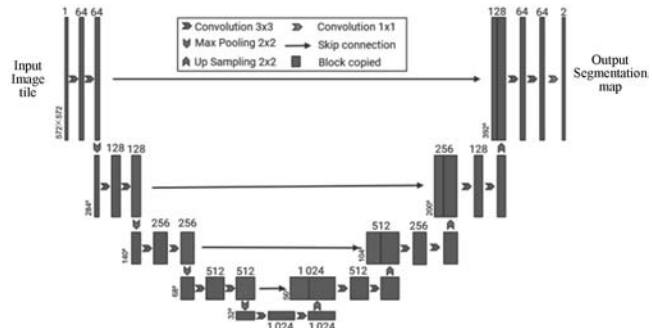


图 2 UNet 网络结构

(2) 山火蔓延模型。本文应用王正非模型进行山火蔓延的模拟。该模型具体计算方式如下:

$$R = R_0 K_S K_W K_\phi \tag{1}$$

$$K_W = e^{0.178 \cdot 3v} \tag{2}$$

$$K_\phi = e^{3.533(\tan\phi) \times 1.2} \tag{3}$$

式中: R_0 为初始蔓延速度; K_W 为风力更正系数; K_ϕ 为地形坡度更正系数; K_S 用来表征可燃物的易燃程度(化学特性)及燃烧的配置格局(物理特性)的修正系数; v 为中午平均风速; ϕ 为火蔓延区域上坡或下坡方向的坡度,上坡时为正值,下坡时为负值。

(3) 经济损失评估模型。本平台依据高昌海等^[15]提出的森林火灾损失评估分类和指标进行山火经济损失评估,其计算式如下:

$$E = E_1 + E_2 + E_3 \tag{4}$$

$$E_1 = D \times B \times S + A_1 + A_2 \tag{5}$$

$$E_2 = C \times B \times S + C_1 \tag{6}$$

$$E_3 = A_{31} + A_{32} + A_{33} + A_{34} \tag{7}$$

式中: E 为总损失; E_1 为直接经济损失; E_2 为间接经济损失; E_3 为扑火损耗损失; D 为单位面积直接经济价值; B 为经济损失价值损失综合系数; S 为受灾面积; A_1 为旅游资源损失; A_2 为财产损失; C 为单位面积间接经济价值; C_1 为停工、停产、停业的损失; A_{31} 为车辆、飞机等租用费; A_{32} 为一次性消耗品费用; A_{33} 为损耗品费用; A_{34} 为扑火人员费用。

(4) PIE 与深度学习模型集成。本平台基于 C# 语言开发,深度学习模型采用 Python 语言实现,本文中借助 IronPython 库将 Python 与 C# 结合,完成 PIE 与深度学习模型的整合。通过创建脚本引擎对象 ScriptEngine,添加 Python 搜索路径,借助创建的 Scope 导入 Python 脚本文件,构造算法参数实现深度学习模型的调用。

1.2 总体架构设计

本平台总体架构分为数据层、应用支撑层、业务逻辑层和表现层,如图 3 所示。

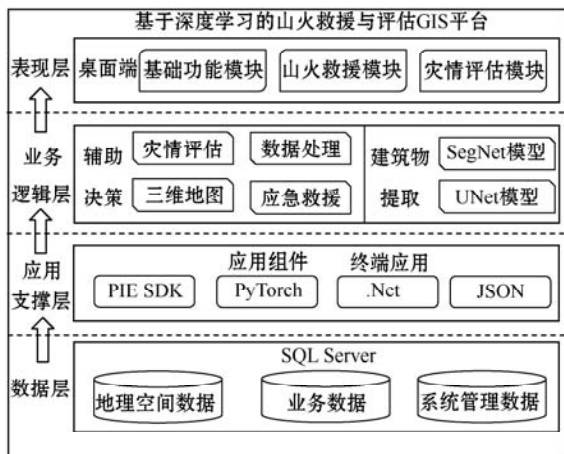


图 3 总体架构

(1) 数据层。数据层是系统数据管理的基础支撑,主要包括地理空间数据、业务数据和系统管理数据三类,数据层具有存储、备份等功能,为系统功能的应用提供数据支持。

(2) 应用支撑层。应用支撑层借助 Net Framework、PyTorch 框架进行系统功能实现,使用 PIE SDK 进行空间数据的发布和管理,为表现层提供服务。

(3) 业务逻辑层。业务逻辑层是系统的核心支撑,表现层提交相关操作后,通过业务逻辑层进行处理,最终返回操作结果。

(4) 表现层。直接面向用户的使用,用户将系统中的不同功能请求发送至业务逻辑层。通过 DevExpress 控件库实现 UI 界面的设计,并通过 UI 组件进行业务逻辑的实现,以完成表现层的功能。

2 系统功能设计

系统由基础功能模块、山火救援模块、建筑灾情评估模块、帮助模块构成,如图 4 所示。

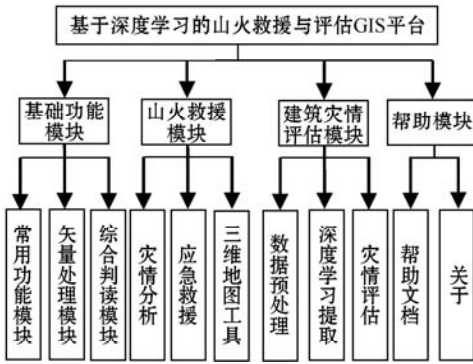


图 4 系统模块结构

2.1 山火救援模块

通过调用 PIE-SDK 以及加载外部模型来搭建系统的山火救援模块,可以实现对于灾情的实时分析、应急救援、三维地图工具。山火救援模块功能如表 1 所示。

表 1 山火救援模块功能介绍

功能模块	功能子模块	功能名称	功能介绍
山火救援	灾情分析	火情分析	提供火情火势的预测分析
		坐标转换	提供空间参考
		剖面分析	提供受灾区火情剖面分析图
	应急救援	开启路网	提供受灾区路况网络
		救援路线分析	提供实时救援路径
		开启三维场景	提供受灾区三维场景
		飞机救援模拟	模拟飞机救援情况
三维地图工具	提供三维场景下的处理工具		

(1) 火情分析:火情分析功能可以实现对山火蔓延的模拟。平台基于 GIS 技术集成王正非模型,通过完成火情蔓延边界的修正用以模拟分析山火蔓延行为。火情分析最终结果如图 5 所示。



图 5 火情分析结果

(2) 救援路线分析:本功能基于路网数据集和山火实时数据,采用 Dijkstra 算法,自动寻找从救援点到受灾地点的最佳救援路径。救援路线分析功能最终结果如图 6 所示。



图 6 救援路径分析结果

2.2 建筑灾情评估模块

建筑灾情评估模块包含数据预处理、UNet 模型、SegNet 模型和灾情评估四个模型。通过加载深度学习模型以及调用 PIE SDK 来搭建建筑灾情评估模块,实现受灾区域建筑物的智能化、高精度提取,应用经济损失评估模型对灾后的成本进行分析,得到山火的总损失额,功能如表 2 所示。

表 2 建筑灾情评估模块功能

功能模块	功能子模块	功能名称	功能介绍
建筑灾情	数据预处理	影像预处理	提供影像预处理的各种操作
		样本训练	根据影像样本对网络进行训练
	UNet 模型	建筑物提取	对影像进行建筑物的自动化提取
		精度评价	提供对提取建筑物的精度的评价

续表 2

功能模块	功能子模块	功能名称	功能介绍
评估模块	SegNet 模型	样本训练	根据影像样本对网络进行训练
		建筑物提取	对影像进行建筑物的自动化提取
		精度评价	提供对提取建筑物的精度的评价
	灾情评估	成本分析	提供对此次山火的成本分析
		灾前灾后对比	提供影像的同步实时对比

(1) 样本训练:应用样本数据对深度学习模型进行训练,提高模型对受灾区相关要素的识别敏感度,样本训练功能如图 7 所示。



图 7 样本训练功能

(2) 建筑物提取:建筑物提取功能可以自动化、智能化提取系统图层中无人机影像的建筑物。该功能调用样本训练完成的深度学习模型,逐像素扫描图像中的每个像元,并标记目标地物像元。建筑物提取功能执行结果以及面向对象方法的提取结果如图 8 所示。

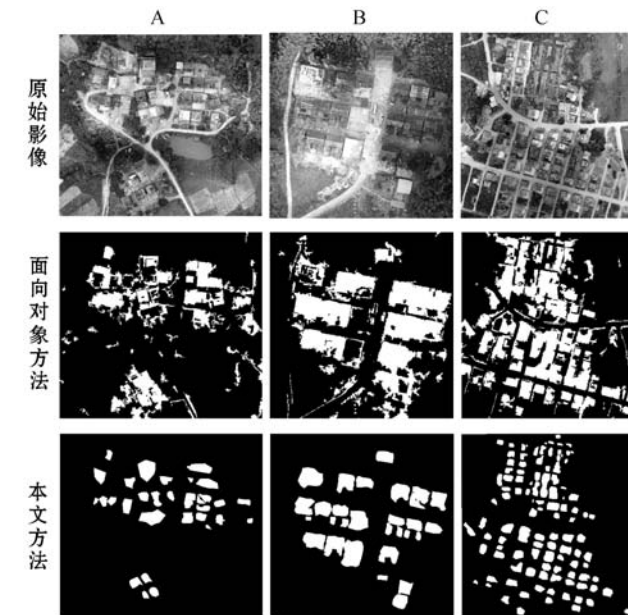


图 8 本平台方法和面向对象方法建筑物提取结果

图 8 中 A、B、C 为三幅不同的测试无人机影像,白色、黑色分别为建筑物、背景的预测。如图 8 所示,基于面向对象方法的建筑物提取结果中出现了严重的椒盐现象,有许多道路被错分为建筑物;基于本平台所采用的深度学习提取的建筑物轮廓较为清晰,建筑物结构完整,可以有效地抑制建筑物周围的道路和植被等背景的干扰。

(3) 精度评价:该功能通过多个精度评价指标对深度学习模型建筑物提取的识别精度进行评价。具体公式如下:

$$O_A = \frac{T_P + T_N}{T_P + T_N + F_P + F_N} \quad (8)$$

$$P_{\text{recision}} = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (9)$$

$$R_{\text{ecall}} = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (10)$$

$$F_1 = \frac{2}{\left(\frac{1}{P_{\text{recision}}}\right) + \left(\frac{1}{R_{\text{ecall}}}\right)} \quad (11)$$

$$I_{\text{oU}} = \frac{T_P}{T_P + F_P + F_N} \quad (12)$$

式中: T_P 代表预测为正例,实际为正例; F_P 代表预测为正例,实际为负例; T_N 代表预测为负例,实际为负例; F_N 代表预测为负例,实际为正例; O_A 代表所有正确分类的像元占总像元的比例; P_{recision} 代表各类分类结果中正确像元所占的比例; R_{ecall} 代表各类正确分类的像元占真值的比例; F_1 代表总体精度和精确度的调和平均; I_{oU} 是预测区域和地面真值区域在其并集上的交集的平均值精度。评价功能结果如表 3、表 4 所示。

表 3 精度评价分析结果

编号	OA	Precision	Recall	F1 score	IoU
A	0.89	0.88	0.83	0.85	0.73
B	0.81	0.91	0.82	0.86	0.78
C	0.85	0.90	0.89	0.89	0.77
均值	0.85	0.89	0.84	0.86	0.76

表 4 面向对象方法精度评价指标

编号	OA	Precision	Recall	F1 score	IoU
A	0.73	0.70	0.85	0.77	0.62
B	0.69	0.58	0.87	0.70	0.53
C	0.71	0.64	0.59	0.61	0.45
均值	0.71	0.64	0.77	0.69	0.53

面向对象的建筑物提取精度评价指标如表 4 所示,本文采用的模型在 OA、Precision、Recall、F1 score、IoU 各项评价指标上分别比面向对象方法提高了 0.14、0.25、0.07、0.17、0.23。对比可见,本平台模型具有明显的精度优势,能够准确进行建筑物提取。

(4) 成本分析:成本分析功能是通过经济损失评估计算本次山火的总损失额,如图 9 所示。

图9 成本分析功能

3 结 语

本文以四川山火为例,将自然资源空间数据与业务属性数据相结合,基于 C#语言实现 PIE SDK 与深度学习模型的代码级无缝融合,进一步构建山火救援与评估 GIS 平台;平台应用王正非模型进行山火蔓延模拟,获得较为准确的模拟预测结果,便于掌握火势扩散情况;将深度学习技术与遥感信息提取相结合,采用 SegNet、UNet 等深度学习模型,实现遥感影像中建筑物的高精度、自动化提取,与传统方法相比,提取精度结果较高,可进一步完成实时、精准、全面的灾情评估。

本文所完成的基于深度学习山火救援与评估 GIS 平台,在火势分析、山火救援、灾情评价等方面具有实际应用价值,可为相关部门的山火火势预测、应急救援、成本分析等提供辅助决策支持,有效提高应急处理效率,达到智能化处理水平。本文可为其他智能化监测预警及综合应对平台提供有效的借鉴和参考。

今后工作将集中于以下两方面:(1) 研发更多精准高效的模型,对受灾区建筑物进行智能化提取;(2) 进一步结合云计算平台,增强系统对大规模海量数据处理的能力,不断优化系统的性能。

参 考 文 献

- [1] Rothermel R C. A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels[J]. USDA Forest Service General Technical Report, 1972, 115: 1 - 40.
- [2] 王正非. 山火初始蔓延速度测算法[J]. 山地研究, 1983 (2): 42 - 51.
- [3] Berjak S G, Hearne J W. An improved cellular automaton model for simulating fire in a spatially heterogeneous Savanna system[J]. Ecological Modelling, 2002, 148(2): 133 - 151.
- [4] 黄华国, 张晓丽, 王蕾. 基于三维曲面元胞自动机模型的山火蔓延模拟[J]. 北京林业大学学报, 2005, 27(3): 94 - 97.
- [5] 张菲菲. 基于地理元胞自动机的山火蔓延模型与模拟研究[D]. 汕头: 汕头大学, 2011.
- [6] 彭世扶, 余光浑, 封维忠. 山火仿真系统模拟[M]//赵宪文. 森林火灾遥感监测评价. 北京: 中国林业出版社, 1995.
- [7] 张校志, 李陶, 陈志国, 等. 基于卫星遥感与降雨的山火风险评估[J]. 消防科学与技术, 2018, 37(1): 106 - 110.
- [8] 邓欧. 黑龙江省森林火灾时空模型与火险区划[D]. 北京: 北京林业大学, 2012.
- [9] 冯治学, 陆愈实, 孙艺博, 等. 云南电网山火灾害风险评估[J]. 自然灾害学报, 2014, 23(5): 219 - 224.
- [10] Liu Y H, Zhou J, Qi W H, et al. ARC-Net: An efficient network for building extraction from high-resolution aerial images[J]. IEEE Access, 2020, 8: 154997 - 155010.
- [11] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(12): 2481 - 2495.
- [12] 青晨, 禹晶, 肖创柏, 等. 深度卷积神经网络图像语义分割研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(6): 1069 - 1090.
- [13] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015: 234 - 241.
- [14] 马书浩. 全卷积神经网络实时语义分割方法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2020.
- [15] 高昌海, 顾香凤, 荆玉惠. 森林火灾损失评估方法的研究[J]. 林业科技, 2007, 32(4): 39 - 40.