

文章编号: 2096-1618(2025)02-0151-06

一种基于图像语义分割的洪水检测方法

陈春杉, 李英祥, 钟剑丹

(成都信息工程大学通信工程学院, 四川 成都 610225)

摘要:为了能以图像的方式对洪水发生情况进行有效检测,提出一种基于图像语义分割的洪水检测方法。首先对洪水图像的 Lab 空间 L 分量和 RGB 空间 R 分量进行最大熵分割,将分割结果进行逻辑与运算,然后利用形态学腐蚀去除水纹噪点欠分割和河岸边缘过分割的影响得到预处理图像;在此基础上提出改进区域生长的洪水分割算法,根据洪水区域的分布特点得到初始生长区域,利用图像最大熵设置区域生长的自适应阈值,进行区域生长得到洪水区域分割图像。此分割算法的准确率和平衡 F 分数分别为 97.05%、97.02%,平均交并比为 94.2%,能有效完成洪水图像分割。同时,设计了一种洪水溢流器,能根据算法分割出来的洪水区域,在未发生洪水的基础上计算洪水溢流比,将洪水划为警示、警告、危险 3 个等级,完成洪水检测。

关键词:洪水检测;区域生长;最大熵;语义分割

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

doi:10.16836/j.cnki.jcuit.2025.02.005

0 引言

近年来,全球在雨季经常会有洪水灾害发生。2022年8月13日,四川省彭州市突发山洪,短时间内就造成了7死8伤的惨剧^[1]。在2016年和2018年,美国马里兰州的埃利科特市遭受了山洪暴发的严重破坏^[2]。每年全球洪水造成的损失超过400亿美元^[3],2002–2021年,平均每年有5195人死于洪水,仅2022年因为洪水灾害导致的死亡人数达7954人^[4]。因此,在洪水经常发生的场景下,需要对洪水进行有效检测。

目前,对洪水的实时检测主要基于遥感数据和实地拍摄图像两大方向。Shen等^[5],苗添等^[6–7]利用合成孔径雷达图像对洪水覆盖区域进行识别提取,但是高空视角的遥感数据缺乏时空一致性且成本高昂,难以进行大规模应用。Lo等^[8]利用传统的区域生长分割算法对洪水区域进行分割提取,设计一种基于图像标点的洪水入侵检测器。该方法实时性较好,但分割结果不够准确,且洪水入侵检测器需要针对不同的场景进行人工标注。Menon等^[9]在前者的基础上进行视频流检测应用,开发了一套移动应用程序,但是洪水的分割准确度依然需要提升。Wan等^[10]利用OTSU图像分割结合边缘检测对洪水图像进行处理,通过边缘检测对应的水位标尺的颜色刻度进行洪水水位估计,但这种方法依赖水位刻度尺,一旦水位刻度尺被淹没就无法获取检测信息。Pereira等^[11]利用DenseNet和EfficientNet神经网络对洪水图像进行分类,取得不错

的效果。但此类方法需要收集大量数据进行模型训练,且对边缘设备要求较高,洪水图像的收集和能够加载模型的设备都花费更高的成本。Huang等^[12]利用RCNN网络分割城市中的洪水,借助被洪水淹没的汽车车轮来测量洪水深度。此类方法依赖于汽车车轮不被完全淹没,且各种车型的车轮高度不一致,影响测量准确性。

针对上述洪水检测问题,考虑到洪水图像分割的准确性,以及洪水情况的检测,本文提出一种基于图像语义分割的洪水检测方法。首先利用信息熵的特点,对原洪水图片进行最大熵分割得到初步分割图像;再根据洪水场景的前后景分布特点,用改进的区域生长法获取图像中的洪水区域;最后利用本文提出的洪水溢流检测器,针对洪水图像分割出的洪水区域进行洪水灾情判断,既准确分割出洪水区域,又能对洪水情况进行有效判断。

1 基于图像语义分割的洪水检测方法

本文在分析大量洪水图像颜色、形态等特征的基础上,提出一种基于图像语义分割的洪水检测方法,主要分为洪水图像分割和洪水情况检测两部分。首先将获取的洪水图像转化为Lab颜色空间图像,并保留RGB颜色空间图像,对RGB颜色空间的R分量以及Lab空间的L分类进行最大熵分割,分别得到两张二值化图像。为避免最大熵分割的过分割影响,将两张图像进行逻辑与运算,然后进行腐蚀操作以便提取区域生长的感兴趣区域。将感兴趣区域作为区域生长的

种子点进行区域生长,获得分割的洪水区域,最终通过洪水溢流器对分割得到的洪水区域进行洪水情况检测。具体流程如图 1 所示。

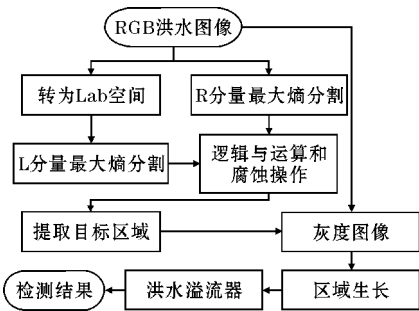


图1 洪水检测方法流程图

1.1 洪水图像特征及图像预处理

收集的洪水图像中,大多数图像主要由天空、洪水、非结构性河道以及河道上的房屋等背景物构成。经过分析,洪水图像主要有以下特征:洪水作为水体,在流动过程中部分角度反光,产生浪花,相比河道以及周围的背景物,洪水区域与天空区域亮度值明显较大;洪水图像一般呈红棕色或者黄棕色,在图像边缘处颜色呈现得更深;大多数洪水众包图像或洪水监控图像包括洪水、河岸背景物、天空;部分在岸边以俯视角度拍摄到的洪水图像中只有洪水与河岸背景物;靠近河岸边的洪水因为岸边物体倒影,亮度值较图像中间的洪水低,整体看洪水区域与河岸有明显色彩差异,如图 2 所示。

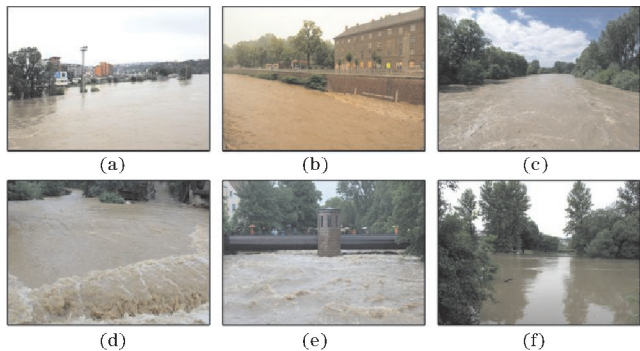


图2 洪水特征表现

通过对洪水图像的特征分析,针对洪水区域的分割,需要对图像做预处理。利用图像信息熵的特点,采用最大熵分割对洪水图像进行预处理。最大熵分割法的原理是:当图像的前景区域与背景区域的信息熵之和取得最大的时候,图像子块分布最均匀。

这是一种将信息熵的理论应用于阈值分割的算法,通过计算最佳阈值,将图像分割成二值化图像,对于前景与背景之间界限模糊的图像分割效果较好^[13]。

洪水图像样本如图 3 (a),根据洪水图像特征(图 2a、2e),对洪水的分割首先考虑其亮度值。Lab 颜色空间中 L 分量为亮度分量,保留了图像细节信

息,且能体现图像的纹理特征^[14],适合于洪水图像分割。对于特征(图 2b),为避免图像中洪水区域靠近天空一侧边缘的岸边亮度值较高所产生过分割的影响,由于 RGB 颜色空间中 R 分量保留有较多洪水区域颜色信息,因此选择提取 R 分量进行图像分割。洪水图像 L 分量和 R 分量如图 3 (b) 和图 3 (c) 所示。

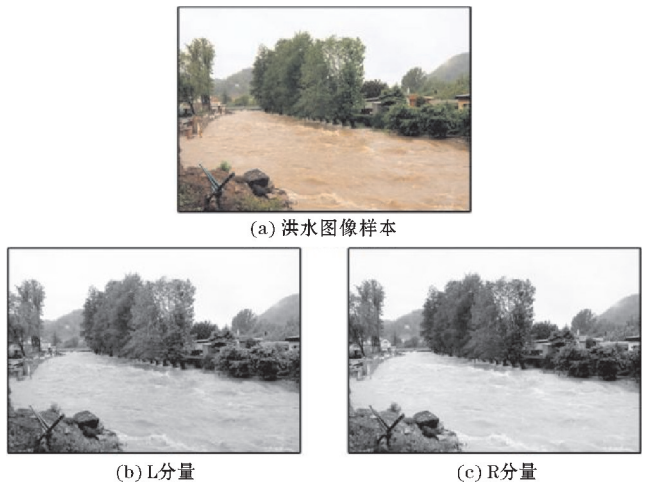


图3 洪水图像样本及其 L 分量、R 分量

洪水图像的 L 分量和 R 分量图的取值范围都为 $[0,255]$,其灰度级为 256。首先画出灰度直方图(图 4), n_i 为每一级灰度的像素量,再计算其对应的概率分布, p_i 表示每一级灰度的概率分布, P_b 表示图像背景的灰度级概率之和。

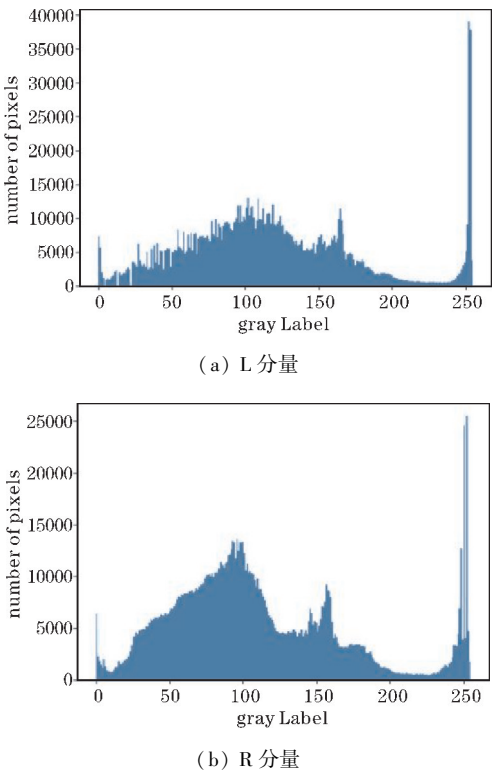


图4 灰度直方统计图

从灰度级 s 处将洪水图像分为背景 B 和前景 F , 分别计算背景 B 和前景 F 的信息熵,计算公式如下:

$$P_b = \sum_{i=0}^s p_i$$
$$H(B) = - \sum_{i=0}^s \frac{p_i}{P_b} \lg \left(\frac{p_i}{P_b} \right)$$



(a) L 分量



(b) R 分量

图 5 L 分量、R 分量最大熵分割

由图 5 可以看出,L 分量的最大熵分割在洪水区域边缘存在过分割,与天空区域连为一体。在其余样本图像中,L 分量相比 R 分量的最大熵分割图像,在部分河岸背景物体处更易产生过分割。针对此类问题,将 L 分量和 R 分量进行最大熵分割得到的两张洪水二值图像进行逻辑与运算,再利用一个结构为 3×3 的值为 1 的卷积核对运算后的图像进行腐蚀,从而得到最终的预处理图像。图像相与过后,消除了洪水边界的部分过分割影响,使用 3×3 的卷积核进行腐蚀,使河岸背景区域进一步闭合,初步分割的洪水区域呈完整的闭合状态,同时产生更少的噪点影响,最终预处理图像如图 6 所示。

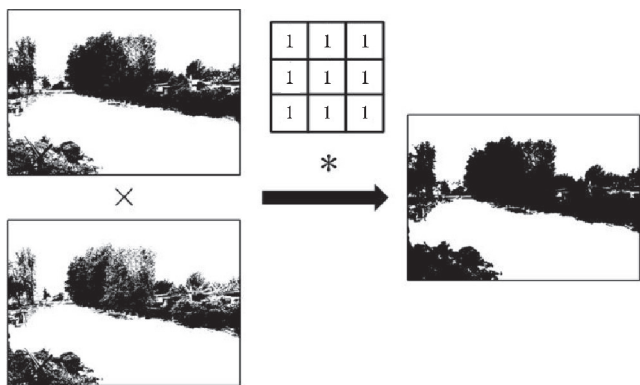


图 6 获取最终预处理图像

1.2 改进区域生长

区域生长法是一种利用图像像素间的连续性与相似性进行目标区域分割的算法^[15]。区域生长法具有 3 要素:目标种子点;生长规则;生长终止条件。传统的区域生长算法需要手动选取种子点,且种子点往往是单一或者分散的,而生长条件往往也是使用固定的阈值,如果任务场景发生切换,则需要在算法应用上投入更多的工作量。文献[8]在监控摄像头拍摄到的洪

$$H(F) = - \sum_{i=s+1}^{255} \frac{p_i}{1-P_b} \lg \left(\frac{p_i}{1-P_b} \right)$$

背景 B 和前景 F 的信息熵之和为

$$H_s = H(F) + H(B)$$

对洪水图像灰度级 $[0, 255]$ 进行遍历,找到灰度级 s 使 H_s 值最大, s 即为最大熵分割的最佳阈值。基于 L 分量和 R 分量的最大熵分割如图 5 所示。

水图像中使用了 GrowCut 算法进行区域生长,相比传统的区域生长法,GrowCut 通过迭代的方式更新前景与背景之间的差异进行区域生长,此方法依然需要根据目标图像手动标定种子点,手动设定生长阈值。

在最大熵分割获得的预处理图像图 6 中,图像的前景区域包括洪水、天空以及河岸边背景物中的因为噪声产生的区域,而洪水与天空是图像中占据面积最大的两个区域。本文提出的改进的区域生长算法将摒弃传统的手动选择种子点的弊端,在预处理图像中自动选取种子点。首先利用边界跟随算法^[16]提取预处理图像中面积最大的两个区域的轮廓,若以俯视角度拍摄的洪水图像仅包含洪水和河岸背景物,则直接取面积最大的区域轮廓;若是类似图 6 的洪水图像,则根据最大两个区域轮廓来获取各自的中心点坐标,纵坐标最大的中心点所属轮廓即为洪水区域轮廓。本文提出的改进区域生长的洪水分割算法主要是针对图像中洪水区域进行分割,所以洪水中的漂浮物不予考虑,同时为了避免洪水波浪所产生的噪点影响,更多的种子点能够提升区域生长的速度,本文将轮廓内所有点作为区域生长的种子点,如图 7 所示。

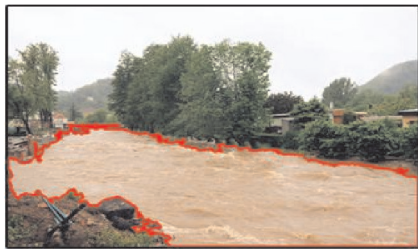


图 7 自动设置种子点

以预处理图像中的洪水区域为种子点,将其映射至洪水图像的灰度图像上执行区域生长,生长起始点坐标为 (x_i, y_i) ,在洪水图像的向其 8 领域中非种子点的像素执行生长过程,如图 8 所示。

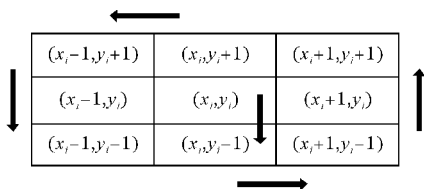


图8 种子邻域及其生长过程

生长规则除图8所标注的生长顺序外,还需要满足:

$$|G(x_i, y_i) - G(x_j, y_j)| \leq Th$$

式中 $G(x_i, y_i)$ 表示当前种子点灰度值, $G(x_j, y_j)$ 表示生长目标点的灰度值, Th 为生长阈值。图像的最大熵目前被广泛应用于图像分割中^[13, 17-18], 根据前文图像预处理分析, L分量和R分量的最大熵能够很好表征洪水图像中洪水与其余背景的差异。因此, 本文将传统的固定阈值优化为动态阈值, 公式如下:

$$Th = \sigma \times (H_s(L) + H_s(R))$$

其中, $H_s(L)$ 和 $H_s(R)$ 分别表示洪水图像L分量和R分量的最大熵值, σ 是一个经验系数。大量实验表明, 当 σ 为0.5时洪水图像的区域生长效果最佳, 处于特殊环境下可以适当调整 σ 来改进区域生长效果。改进的区域生长法最终分割效果如图9所示。



图9 改进的区域生长法分割效果

1.3 洪水溢流器

文献[8-9]及文献[19]提出的对洪水情况检测是通过在河岸边人工标注警戒点, 判断洪水区域是否覆盖这些警戒点及覆盖点位数, 来发出相应的洪水等级通知完成洪水检测。洪水易发生的河道往往是非结构性的, 如果人为标注警戒点, 则需要考虑河岸是浅滩还是石壁等地形地貌因素。因此, 本文在基于改进的区域生长法完成洪水区域分割后, 提出一种洪水溢流器对分割的洪水进行检测, 公式如下:

$$R = \frac{P_{fb} + P_{bf}}{G_f} \times 100\%$$

其中 G_f 表示未发生洪水, 即通常干燥的河岸未被淹没的情况下, 真实图像中属于水域的像素数目, P_{fb} 表示分割图像中属于洪水但在正常情况下不属于水域的像素数目, P_{bf} 表示分割图像中不属于洪水但在正常情况下属于水域的像素, R 表示洪水溢流比, 引入 P_{bf} 能够避免部分场景下洪水欠分割的影响。当 R 超过 30%

时认为此时洪水达到警示级别, 超过 50% 时认为洪水达到警告级别, 超过 80% 时则认为是危险级别。

2 实验与分析

2.1 洪水分割实验

为对提出的洪水分割算法的有效性进行验证, 本文从欧洲洪水数据集^[20]选取 70 张图片, 并利用 Labelme 工具在其基础上制作分割标签, 形成一个小型的分割数据集。实验在 CPU 为 AMD 5800X-3.80 GHz, RAM 为 16G 的平台上进行。实验结果如图 10 所示, 其中图 10(a) ~ (c)、(d) ~ (f)、(g) ~ (i)、(j) ~ (l) 分别展示了 4 个实验样本的洪水分割效果。

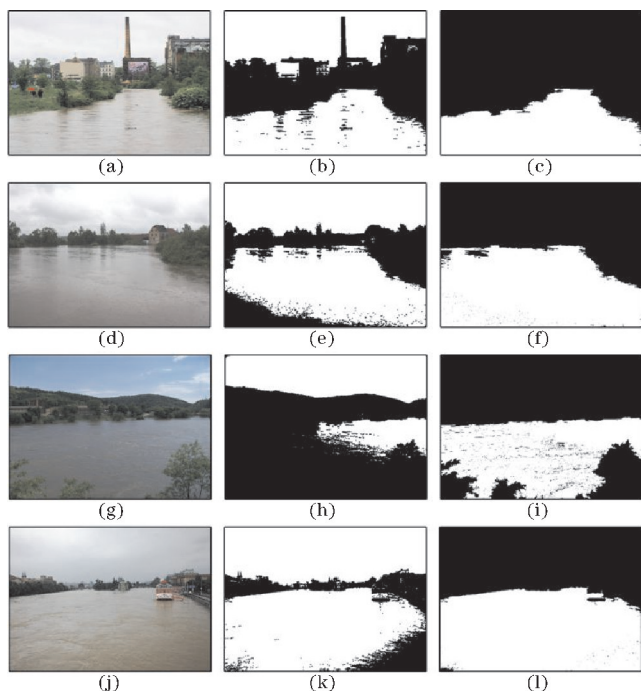


图10 洪水分割实验效果

可以看出, 图 10(f) 因为岸边树木产生的阴影较深, 图 10(i) 因为生长区域较小产生了部分噪点从而导致了欠分割, 但总体都完成了洪水区域的分割。

2.2 算法评价

为验证本文提出的洪水分割算法的良好分割效果, 引入了以下评估指标: Accuracy (准确率), F-score (平衡 F 分数), mIoU (平均交并比)。公式如下:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (8)$$

$$F\text{-score} = \frac{2TP}{2TP + FN + FP} \quad (9)$$

$$mIoU = \frac{1}{2} \times \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (10)$$

其中 TP、TN、FN、FP 表示样本像素分类情况, 如表 1 所示。

表 1 样本像素分类情况

真实情况	预测情况	
	正例	反例
正例	TP(真正例)	FN(假反例)
反例	FP(假正例)	TN(真反例)

将本文提出的分割算法分别与 OTSU 算法、K-means 算法、GrowCut 算法、传统的区域生长算法和深度学习模型 V-FloodNet 算法^[21] 进行对比,其中 GrowCut 算法和区域生长算法的生长种子点均由人工手动选取,生长阈值为 5,实验结果如表 2 所示。

表 2 不同分割算法实验结果对比

算法	Accuracy	F-score	mIoU
OTSU	57.43	57.41	40.27
K-means	47.56	47.52	31.17
GrowCut ^[8]	50.47	50.3	33.65
传统区域生长	83.49	82.78	70.77
V-FloodNet ^[21]	95.27	94.65	89.87
本文算法	97.05	97.02	94.2

OTSU 和 K-means 算法由于没有单独提取洪水区域,导致其评估结果较差;由于洪水区域边缘与中心灰度值变化较大,文献[8]提出的 GrowCut 算法无法适用各种复杂场景的洪水分割;传统的区域生长因为场景变化导致过分割和欠分割同时存在,也难以完成任务;由于洪水图像的收集成本比较昂贵,而文献[21]提出的 V-FloodNet 需要大量洪水图片进行训练学习,在小样本任务上会产生精度缺失。从表 2 可以看出,本文提出的算法 Accuracy 达 97.05%, F-score 达 97.02%, mIoU 达94.2%,在分割精度上优于其他 5 种算法,能满足真实发生洪水的情况下,对洪水区域进行分割提取的要求。

2.3 洪水检测

为验证本文提出的洪水溢流器对洪水情况能否进行有效检测,对来自 Water Segmentation Dataset^[22] 数据集的两组不同场景下的监控图片进行实验,如图 11 (a)、(c)所示。通过本文提出的算法进行洪水分割,并进行洪水溢流比计算。两组图像中,河岸未被淹视为正常情况,以正常情况的水域覆盖面积为基准,第一组图像的溢流比分别为 69.86% 和 233%,超过了 50% 和 80% 的基准,洪水溢流器将其判定为警告和危险两种级别;第二组图像的溢流比分别为31.93% 和 32.93%,超过了 30% 的基准,洪水溢流器将其判定为警示级别。溢流器对正常、警示、警告和危险 4 种情况分别赋予绿色、黄色、橙色和红色 4 种不同颜色的掩膜,如图 11(b)、(d)所示。经过和实际图像中的洪水情况进行对比,本文提出的方法成功检测了洪水发生的情况。

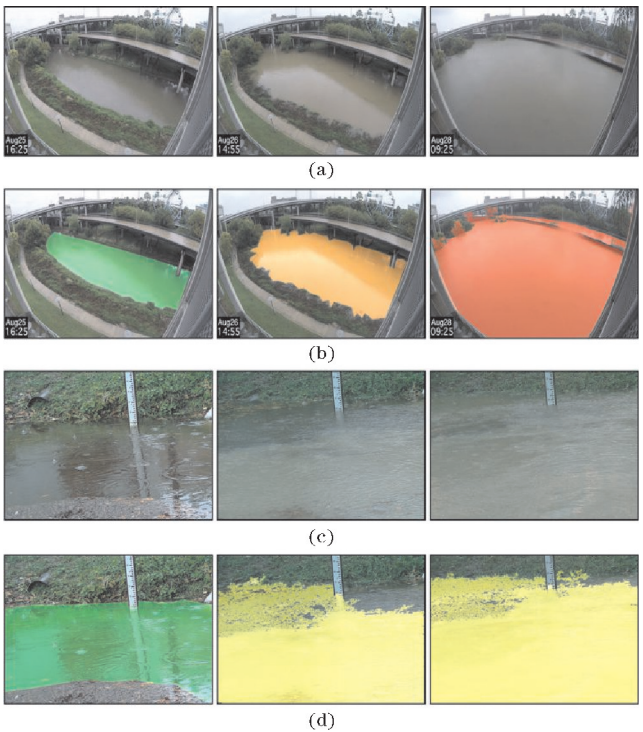


图 11 洪水情况检测实验

3 结束语

随着全球极端气候频发,对各种灾害进行检测预防的需求增加。本文提出一种基于图像语义分割的洪水检测方法,针对洪水场景,提出了一种改进的区域生长算法对洪水进行分割,分割的准确率、平衡 F 分数和平均交并比分别达到了97.05%、97.02% 和94.2%,在此基础上设计了一种洪水溢流器,能成功通过计算洪水的溢流比来判断洪水情况。后续研究将会把本文算法应用于边缘设备,结合各种数据传感器在复杂场景中进行洪水检测。

参考文献:

[1] 张晴丹. 专家警告“汛期雨季不进山”[N]. 中国科学报,2022-08-17.

[2] Basnyat B, Roy N, Gangopadhyay A. Flood Detection using Semantic Segmentation and Multimodal Data Fusion[C]. 2021 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops and other Affiliated Events (PerCom Workshops). IEEE, 2021.

[3] Co-Operationdevelopment O. Financial Management of Flood Risks[J]. Water Intelligence Online, 2016, 15: 1-138.

[4] CRED. 2022 Disasters in numbers[R]. Brussels: CRED, 2023.

[5] Shen X, Wang D, Mao K, et al. Inundation Extent

- Mapping by Synthetic Aperture Radar: A Review [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(7):879.
- [6] 苗添, 曾虹程, 王贺, 等. 基于迭代阈值分割的星载 SAR 洪水区域快速提取[J]. *系统工程与电子技术*, 2022, 44(9):2760-2768.
- [7] Filonenko A, Wahyono, DC Hernández, et al. Real-time flood detection for video surveillance [C]. *Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. IEEE, 2016.
- [8] Lo S W, Wu J H, Lin F P, et al. Cyber Surveillance for Flood Disasters [J]. *Sensors*, 2015, 15(2):2369-2387.
- [9] Menon K P, Kala L. Video surveillance system for realtime flood detection and mobile app for flood alert [C]. *International Conference on Computing Methodologies and Communication*, 2017.
- [10] Wan A A, Pebrianti D, Ronny, et al. Image Processing-Based Flood Detection [C]. *National technical seminar on underwater system technology*. Magister of Computer Science, Universitas Budi Luhur, Jakarta 12260, Indonesia; Magister of Computer Science, Universitas Budi Luhur, Jakarta 12260, Indonesia, Faculty of Electrical and Electronics Engineering, Universiti Malaysia Pahang, Pekan, Malaysia; Fac, 2019.
- [11] Pereira J, Monteiro J, Silva J, et al. Assessing flood severity from crowdsourced social media photos with deep neural networks [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(35/36).
- [12] Huang J, Kang J, Wang H, et al. A Novel Approach to Measuring Urban Waterlogging Depth from Images Based on Mask Region-Based Convolutional Neural Network [J]. *Sustainability*, 2020, 12.
- [13] 易三莉, 张桂芳, 贺建峰, 等. 基于最大类间方差的最大熵图像分割[J]. *计算机工程与科学*, 2018, 40(10):1874-1881.
- [14] 杨超, 刘本永. 基于 Lab 颜色空间纹理特征的图像前后景分离[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(12):59-64.
- [15] 吴骅跃, 段里仁. 基于 RGB 熵和改进区域生长的非结构化道路识别方法[J]. *吉林大学学报: (工学版)*, 2019(3):727-735.
- [16] Satoshi, Suzuki. Topological structural analysis of digitized binary images by border following [J]. *Computer Vision Graphics & Image Processing*, 1985, 30(1):32-46.
- [17] 于晓, 吕欣欣, 高强, 等. 基于最大熵生长检测器的模糊红外图像分割算法[J]. *激光杂志*, 2019, 40(3):6.
- [18] 黄鹤, 茹锋, 王会峰, 等. 基于单峰偏移最大熵阈值分割雾天道路能见度检测方法 [P]. CN111275698A, 2020.
- [19] Mijic A. Deep Learning Semantic Segmentation for Water Level Estimation Using Surveillance Camera [J]. *Applied Sciences*, 2021, 11.
- [20] Barz B, Kai S, M Münch, et al. Enhancing Flood Impact Analysis using Interactive Retrieval of Social Media Images [J]. *arXiv e-prints*, 2019.
- [21] Liang Y, Li X, Tsai B, et al. V-FloodNet: A video segmentation system for urban flood detection and quantification [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2023, 160:105586.
- [22] Liang Y, Jafari N, Luo X, et al. WaterNet: An adaptive matching pipeline for segmenting water with volatile appearance [J]. *Computational Visual Media*, 2020(1):14.

A Flood Detection Method based on Image Semantic Segmentation

CHEN Chunshan, LI Yingxiang, ZHONG Jiandan

(College of Communication Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: To effectively detect the occurrence of floods through images, this paper proposed a flood detection method based on image semantic segmentation. Firstly, the method used the maximum entropy segmentation on the L component of Lab space and R component of RGB space to segment the flood image, and multiplied the segmentation results. Then, it used morphological erosion to remove the effects of under-segmentation of water wave noise and over-segmentation of riverbank edges, after the above operation, it got a preprocessed image. On this basis, this paper proposed an improved region growth flood segmentation algorithm, according to the distribution characteristics of the flood area, it extracted the initial growth area, so that it obtained the segmentation image of the flood area by using an adaptive threshold which got from the maximum entropy. The accuracy and F-score of this segmentation algorithm reached 97.05%、97.02%, and mIoU reached 94.2%, it can effectively complete flood image segmentation. This paper also proposed a method of flood overflow calculation, which can calculate the flood overflow ratio based on the flood segmentation algorithm, and classify the flood into caution, warning, and danger levels, it completed the flood detection.

Keywords: flood detection; region growth; maximum entropy; semantic segmentation