

다양한 연안영상에서 월파 탐지를 위한 비지도학습 기반 파도 마스크 추출 모델에 관한 연구

오나연¹, 박성준¹, 김태경², 김진아², 김재일^{1,*}

¹ 경북대학교, ² KIOST

ony9709@gmail.com, sjp611@gmail.com, tkkim@kiost.ac.kr, jakim@kiost.ac.kr,
*threeyears@gmail.com

A Study on Wave Separation Model with Unsupervised Learning for the Detection of Wave Overtopping in Video.

Nayeon Oh¹, Sungjun Park¹, Taekyung Kim², Jinah Kim², Jaeh Kim^{1,*}

¹Kyungpook National University, ²KIOST.

요 약

최근 10 년간 지구온난화의 영향으로 해양 재해로 인한 피해가 급증하면서, 정확한 월파 관측을 통한 재해 분석과 예방의 필요성이 강조되고 있다. 하지만 연안 지형과 구조물에 따라 월파 현상이 다르게 나타나고, 광범위한 관측 구역으로 인하여 실제 연안에 적용 가능한 관측 기술의 개발에 어려움이 있었다. 이러한 월파 관측의 한계점을 극복하기 위한 방법으로 비디오 연안 영상을 활용한 비지도학습 기반 파도 마스크 추출 모델을 제안한다. 제안 기법은 방파제 및 연안을 포함하는 비디오에서 파랑 움직임만을 추출하여, 매시간 월파 발생 여부를 알 수 있도록 구현되었으며, 여러 사이트의 비디오에서 성공적으로 파랑 움직임을 추적할 수 있는 결과를 보여주었다. 제안 기술은 별도의 레이블링 없이 비디오의 연속적 프레임으로부터 움직이는 물체에 대한 마스크 영상을 추출함으로써, 레이블링에 필요한 시간과 비용을 절약할 수 있으며, 다양한 사이트에 적용할 수 있는 장점을 갖는다.

I. 서 론

최근 10 년간 기상재해로 인한 피해가 급증, 재산피해 상위 10 위권 중 7 개가 최근 10 년내에 발생했다. 동해안과 남해안에서는 태풍 외에도 복합적인 원인에 의해 매년 꾸준히 월파가 발생하고, 태풍 때와 달리 규모나 피해정도를 예측하기가 어려워 사전에 대비하지 못하는 경우가 많다. 이러한 이유로 월파 상황을 정확하게 관측할 수 있는 월파 관측 기술이 중요하다.

특히, 월파 피해를 줄이기 위해 연안 구조물을 설계할 때, 파고나 파심 같은 쇄파지표를 정확하게 알 수 있어야 한다. 기존의 많은 연구에서 쇄파파에 대한 수학적 모델을 제안했고, 정량적 평가를 위한 다양한 경험식이 제시되었다. 하지만, 쇄파지표를 정확하게 예측하기 위해서는 연안 역의 다양한 지형을 고려하여 그에 맞는 알고리즘을 적용해야 하고, 광범위한 지역을 관측해야 한다. 심해파형경사를 파라미터로 하는 Goda 형 경험식은 비교적 높은 성능을 보였으나, 사면경사에 따른 오차가 존재함을 확인하였다[1]. 또한, 다층 인공 신경망으로 딥 러닝을 통해 이전에 제안된 경험식에 비해 더 높은 예측 성능을 보인다는 것을 입증했으나 시뮬레이션 데이터를 활용한 실험이었기 때문에, 실제 지형과 연안을 고려한 관측에 적용하기에 한계가 있었다[2].

본 논문은 다양한 실제 연안에 적용 가능한 딥러닝 기반 연안 관측 기술을 제안한다. 실제 연안 영상은 관측 구역이 광범위하고, 시간 길이가 길어서 레이블링이 어렵기 때문에, 비지도 학습으로 비디오에서 움직이는

물체인 파랑을 자동으로 추출하는 기술을 개발하였다. 실험 데이터는 국내 연안 영상 데이터를 활용하였으며, Scene Separation Model 을 통해 얻어낸 Wave Mask 와 수동으로 지정한 프레임별 파도 최고점 비교를 통해 성능 평가를 진행하였다.

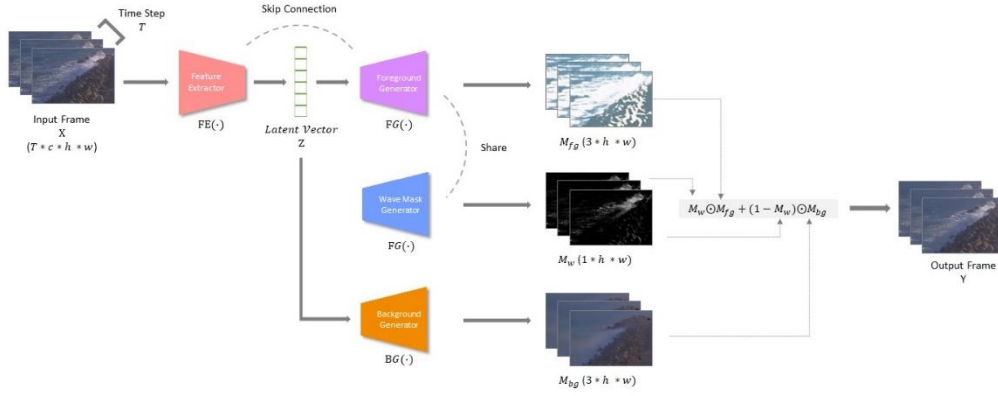
II. 본론

그림 1 은 파도 추출을 위해 도입한 Scene Separation Model 의 구조를 보여준다[3]. Scene Separation Model 은 Feature Extractor(FE(·))와 Foreground Generator(FG(·)), Wave Mask Generator(WMG(·)), Background Generator(BG(·))로 구성된다. 이때 네트워크는 입력 값과 출력 값의 차이를 최소화하도록 학습하고, 이 과정을 수행하면서 FE(·)에서 잠재된 특징을 추출하게 된다, $z = e(x)$. 출력은 Foreground, Wave, Background 세가지 Mask 로 구성되며, 세가지 Mask 의 조합으로 입력 프레임을 복원하게 된다. 복원과정에서 간단하면서도 효과적인 업데이트 절차를 수행하기 위해 Eq(1)을 사용한다.

$$Y_t = M_{wt} \odot M_{ft} + (1 - M_{wt}) \odot M_{bg}, 0 < M_{wt} < 1, \quad (1)$$

여기서 M_{wt} 는 WMG(·)를 통해 생성된 Wave Mask 를 나타내며, M_{ft} 는 FE(·)를 통해 생성된 Foreground Mask, M_{bg} 는 BG(·)를 통해 생성된 Background Mask 이다.

손실 함수로는 L_{recon} 과 $L_{sparsity}$ 함수를 사용한다. L_{recon} 과 $L_{sparsity}$ 는 아래와 같이 구성된다



[그림 1] Scene Separation Model Architecture

$$L_{recon} = \frac{1}{THW} \sum_{i=1}^H \sum_{j=0}^W \sum_{k=0}^T (y_{t,w,h} - \hat{y}_{t,w,h})^2, \quad (2)$$

$$L_{sparsity} = \frac{1}{THW} \sum_{i=0}^H \sum_{j=0}^W |M_{w_{i,j}}|, \quad (3)$$

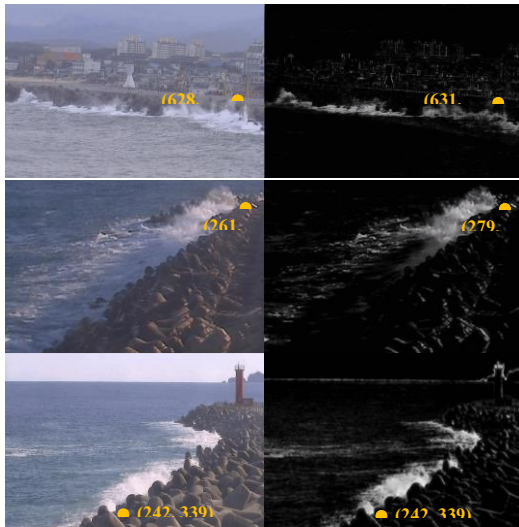
여기서 T 는 timestep, H 는 height, W 는 weight 이다. L_{recon} 과 $L_{sparsity}$ 를 결합해서 최적화함으로써 Scene Separation Model 은 배경 분리에 효과적인 매너를 보인다. 최종적으로 배경분리를 위해 Scene Separation Model 은 하이퍼파라미터 α 를 따라 Eq(4)를 최적화함으로써 훈련된다

$$L_{final} = L_{recon} + \alpha L_{sparsity}, \quad (4)$$

III. 실험

성능 평가를 위하여 한국해양과학기술원에서 제공한 주문진, 속초, 삼척의 연안 영상 데이터를 활용하였다. 데이터셋은 날짜 별 오전 9 시부터 오후 6 시까지의 연안을 촬영한 영상이다.

[그림 2] 주문진, 속초, 삼척 연안의 Input Frame 과 Wave Mask



학습 영상의 해상도는 주문진 720*480, 속초 256*312, 삼척 720*480 이며, 프레임별로 영상을 사용하기 위해 영상데이터는 초당 5 장의 이미지로 슬라이싱 하여 사용하였다. 학습데이터는 주문진 50,000 개, 속초 50000 개, 삼척 2,999 개를 사용하며, 평가데이터는 주문진 13,215 개, 속초 3133 개, 삼척 2804 개를 사용한다. 평가는 Scene Separation Model 을 통해

생성된 Wave Mask 이미지와 기존 영상의 가장 높은 파고 위치를 프레임 별로 비교하였다. 가장 높은 파고 위치 차이는 다음 식(Eq(5))을 사용해 산출하였다.

$$D_{position} = \sqrt{(Ori_x - WM_x)^2 + (Ori_y - WM_y)^2}, \quad (5)$$

여기서 Ori_x 는 Input Frame 에서 가장 높은 파고의 x 좌표, Ori_y 는 Input Frame 에서 가장 높은 파고의 y 좌표, WM_x 는 Wave Mask 에서 가장 높은 파고의 x 좌표, WM_y 는 Wave Mask 에서 가장 높은 파고의 y 좌표이다. 평가 진행 결과는 표 1 과 같다. 검증 결과 주문진은 10.14, 속초는 21.62, 삼척은 9.59 로 삼척에서 가장 낮은 오차를 보였다.

	주문진	속초	삼척
Distance 평균 오차	10.14	21.62	9.59

[표 1] 가장 높은 파고 좌표의 위치 차이 평균 결과

IV. 결론

본 논문은 Scene Separation Model 을 사용하여 연안 영상 데이터에서 Wave Mask 를 분리하고, Mask 를 추적하여 월파를 관측하는 기술을 구현하였다. 이를 통해 비지도학습으로 시간과 비용을 절약하고, 다양한 연안 영상 데이터를 활용할 수 있을 것으로 기대한다. 향후 파고를 시각화하고, 실제 파고의 높이 값을 산출하는 Georeferencing 기술을 보완하여 실제 연안에서 정확한 월파 관측이 가능할 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었음(과제번호 22AATD-C163269-02).

참 고 문 헌

- [1] Liu, Y., Niu, X. and Yu, X. (2011). A new predictive formula for inception of regular wave breaking. Coastal Engineering 58(9), 877-889
- [2] Lee, K.H., Kim, T.G. and Kim, D.S. (2020). Prediction of wave breaking using machine learning open source platform. Journal of Korean Society of Coastal and Ocean Engineers, 32(4), 262-272.
- [3] Carl Vondric, Hamed Pirsiavash, Antonio Torralba. Generating Videos with Scene Dynamics. In NIPS, 2016