

컴퓨터 비전을 이용한 프로펠러 캐비테이션 평가 연구

이태구* · 김기성* · 홍지우* · 안병권[†] · 이경준**

Study on estimation of propeller cavitation using computer vision

Taegoo Lee*, Ki-Seong Kim*, Ji-Woo Hong*, Byoung-Kwon Ahn[†] and Kyung-Jun Lee**

Abstract Cavitation occurs inevitably in marine propellers rotating at high speed in the water, which is a major cause of underwater radiated noise. Cavitation-induced noise from propellers rotating at a specific frequency not only reduces the sonar detection capability, but also exposes the ship's location, and it causes very fatal consequences for the survivability of the navy vessels. Therefore cavity inception speed (CIS) is one of the important factors determining the special performance of the ship. In this study, we present a method using computer vision that can detect and quantitatively estimate tip vortex cavitation on a propeller rotating at high speed. Based on the model test results performed in a large cavitation tunnel, the effectiveness of this method was verified.

Key Words : Computer Vision(컴퓨터 비전), Propeller(프로펠러), Tip Vortex Cavitation(TVC, 날개 끝 보텍스 캐비테이션), Cavitation Inception Speed(CIS, 캐비테이션 초생 속도)

1. 서론

수중에서 고속으로 회전하는 선박용 프로펠러에는 불가항력적으로 캐비테이션이 발생하며 이는 수중방사소음의 주된 요인이 된다. 함정의 경우 특정 주파수로 회전하는 프로펠러에서 발생하는 캐비테이션 유기소음은 소나 탐지 능력을 감소시킬 뿐만 아니라, 함정의 위치를 노출

시켜 생존성에 매우 치명적인 결과를 초래할 수 있다. 따라서 캐비테이션이 최초로 발생하는 속도(Cavity Inception Speed, CIS)는 함정의 특수 성능을 결정하는 중요한 요소 중 하나이다. 프로펠러에서 발생하는 캐비테이션의 종류는 공기 방울형(bubble), 얇은 층(sheet), 구름형(cloud), 날개 끝 보텍스(tip vortex), 허브 보텍스(hub vortex) 캐비테이션으로 구분할 수 있으며 모형시험을 통해 각 종류별 캐비테이션의 발생 정도를 관측하여 실선의 CIS 성능을 예측하고 있다. 또한 실선에서는 캐비테이션 발생 정도를 평가하기 위해 음향신호 계측과 관측창을 통한 시각적 계측법을 사용하고 있다. 하지만 음향신호 계측과 시각적 계측에 따라 캐비테이션 초생 조건을 판단하는 기준이 서로 동일하지 않고 모형시험이나 실선계측을 통한 시험 기관별 CIS 판정 방법

[†] Department of Naval Architect and Ocean Engineering, Chungnam National University, Professor
E-mail: bkahn@cnu.ac.kr

* Department of Naval Architect and Ocean Engineering, Chungnam National University, Ph.D student

** Samsung Ship Model Basin (SSMB), Samsung Heavy Industries Co.

이 일관되지 않아 이에 대한 기준 정립이 필요한 실정이다.⁽¹⁾ 이에 따라 2020년에 함정설계권조기준을 개정하여 캐비테이션이 시각적으로 최초 발생하는 속력을 가지적으로 확인할 수 있는 VCIS(Visual Cavitation Inception Speed)와 음향학적으로 확인할 수 있는 ACIS (Acoustic Cavitation Inception Speed)를 구분하여 정의하였다. 이때 VCIS의 경우 육안 관측에 의한 관정으로 관측자의 주관성 등 많은 오차가 포함될 수 있기 때문에 영상처리 기법 등을 통한 정량적 평가가 필요한 실정이다.

Hong 등⁽²⁾은 3차원 수중익을 대상으로 날개 끝 보텍스 캐비테이션(Tip Vortex Cavitation, TVC)의 최초 발생특성과 발달과정을 초고속 카메라를 이용하여 면밀히 관찰하고, LDV(Laser Doppler Velocimetry)를 이용하여 후류 유동장을 가지적으로 평가하여 유기소음의 발생특성을 규명한 바 있다. Ji 등⁽³⁾은 U-net 기반의 합성곱신경망(Convolution Neural Network, CNN)을 이용하여 TVC 최초 발생 시점을 자동으로 인식하는 방법에 관한 연구를 진행하였으며, 초고속 촬영 영상의 분석과 딥러닝을 통해 VCIS를 정량적으로 평가할 수 있음을 확인한 바 있다. 위 연구는 움직임이 없는 3차원 수중익에서 발생하는 캐비테이션에 대한 관측 및 해석결과로 모형 프로펠러와 같이 약 25~30 rps로 고속으로 회전하는 날개에서 발생하는 캐비테이션을 평가하기 위해서는 추가적인 연구가 필요하였다.

본 연구에서는 프로펠러에서 최초로 발생하는 캐비테이션을 정확하게 인식하고 평가하기 위해 OpenCV 라이브러리를 기반으로 각 프레임 간의 움직임 변화를 감지하여 학습을 위한 기초 데이터를 추출하고 객체분할(Instance Segmentation)에 사용하는 사전학습 모델인 디텍트론2(Detectron2)를 활용하여 고속으로 회전하는 프로펠러에서 발생하는 TVC를 탐색하고 정량적으로 평가할 수 있는 기술을 개발하였다.

2. 연구 방법

본 연구에서는 60fps CCD카메라로 8.3초 동

안 기록한 SSMB-CT 모형시험 영상을 모션 감지 알고리즘을 통해 해석하여 학습 데이터를 수집하였다. 실선 프로펠러의 경우 다양한 캐비테이션 중 TVC가 가장 먼저 발생하고 그에 따라 캐비테이션의 초생속력이 결정되기 때문에 본 연구에서는 TVC를 기준으로 학습하여 평가하였다. 공기방울, 얇은층형 등 다양한 종류의 캐비테이션에 대해 각각 클래스를 지정하여 학습을 진행하면 종류별 캐비테이션의 검출과 정량적 평가가 가능하다.

2.1 학습 데이터 및 모션 감지 알고리즘

프로펠러 모형시험은 삼성중공업 공동수조(SSMB-CT)에서 수행되었으며, CCD 카메라로 기록된 모형시험 영상에 모션 감지 알고리즘을 적용하여 학습에 필요한 데이터들을 확보하였다. 회전하는 프로펠러에서 발생하는 캐비테이션에 대한 모션 감지 알고리즘을 개발하기 위해 충남대학교 공동수조(CNU-CT)에서 수행한 고정된 3차원 수중익의 캐비테이션 시험 영상을 이용한 선행 연구를 진행하였다.

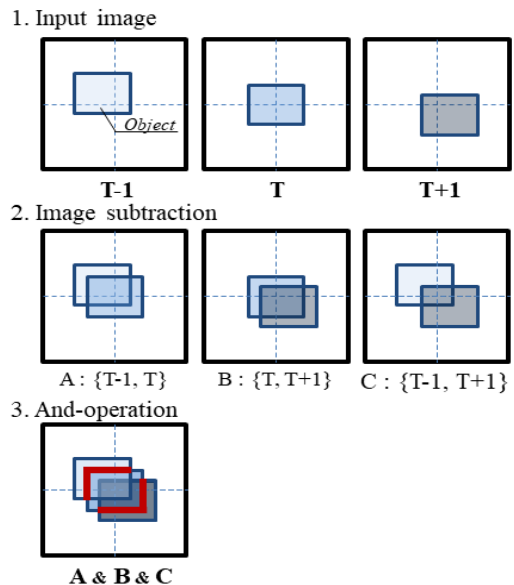


Fig. 1. 3 way-diff algorithm

먼저 3 way-diff 알고리즘(4)을 사용하여 연속된 3개의 프레임에 대하여 각각의 차영상을 통해 움직인 물체의 외곽선을 감지하였다. Fig. 1은 3 way-diff 알고리즘을 도식화한 것으로 (T-1)과 (T)의 차영상(A), (T)와 (T+1)의 차영상(B), (T-1)과 (T+1)의 차영상(C)을 통해 움직인 물체의 잔상을 확인할 수 있으며, A, B, C의 And 연산으로 T 시점의 물체 테두리를 얻을 수 있다. And 연산을 수행하였기 때문에 A, B, C 이미지에 나타나는 대부분의 노이즈는 제거된다.

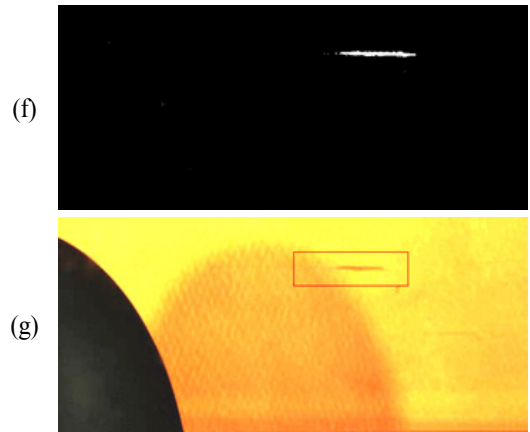
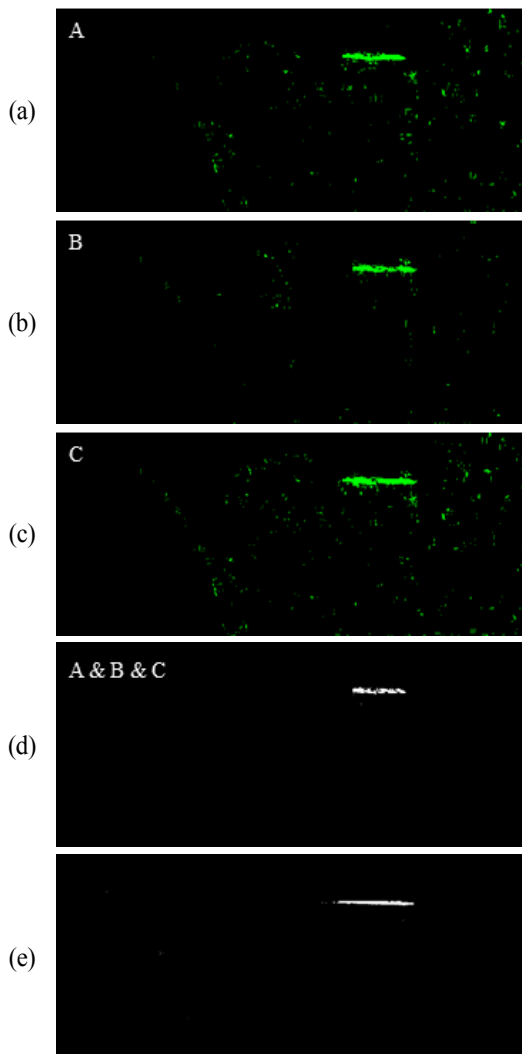


Fig. 2. Cavitation and motion detection process (a)subtraction (T-1) and (T), (b)subtraction (T) and (T+1), (c)subtraction (T-1) and (T+1) (d)3 way-diff, (e)KNN with Morphology, (f)3 way-diff + KNN (g)result

위 알고리즘을 통해 얻은 이미지는 T 시점의 물체 테두리이므로 캐비테이션의 경우 소실되는 영역이 많이 발생한다. 이에 따라 하나의 캐비테이션이 조각조각으로 나뉘어 인식되는 문제점이 발생한다. 위 문제를 해결하기 위해 KNN(K-nearest neighbour) 기반의 배경 분리법⁽⁵⁾을 함께 적용하였다. KNN 기반의 배경 분리법은 이전 프레임과 현재 프레임의 차이에서 발생하는 잔상을 이용한 차영상 기법으로 노이즈 억제력이 좋은 알고리즘이다. 하지만 일반적으로 원래 물체보다 크게 검출되는 문제가 있다. 3 way-diff를 통해 도출한 이미지와 KNN을 수행하고 Morphology-erosion 기능으로 크기를 줄이며 얻은 이미지를 이용하여 캐비테이션의 중심부가 되는 데이터를 생성, 결합하는 방식으로 두 알고리즘의 문제점을 보완할 수 있다(Fig. 2). 고속으로 회전하는 프로펠러의 경우 고정된 수중익에 비해 복잡한 캐비테이션 발생 양상을 보이지만 본 연구에서 개발된 알고리즘을 통해 TVC 등 움직이는 대상들을 성공적으로 인식하는 것을 확인하였다.

2.2 클러스터링 알고리즘

프로펠러에서 발생하는 캐비테이션은 무작위적이며 동시다발적으로 발생하기 때문에 각각의 개체를 독립적으로 인식할 수 있는 방법이 필요하다. 전처리를 통해 발생한 캐비테이션의 좌표를 얻은 후 DBSCAN(Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise) 알고리즘을 사용하여 각각의 캐비테이션을 구분하였다.⁶⁾ DBSCAN 알고리즘은 비지도 학습 군집 분석으로, 동일 군집에 속하는 데이터는 서로 가까이 분포한다는 가정을 바탕으로 한 밀도 기반의 알고리즘이다. 주요 파라미터인 ϵ 는 데이터 포인트를 중심으로 하는 원의 반지름이며, Min_point 는 그 원 안에 속해야 하는 최소 데이터들의 수를 의미한다. 원 안에 Min_point 이상의 점들이 있다면, 그 안에 속하는 데이터들은 서로 같은 군집에 속하며, 이를 만족하지

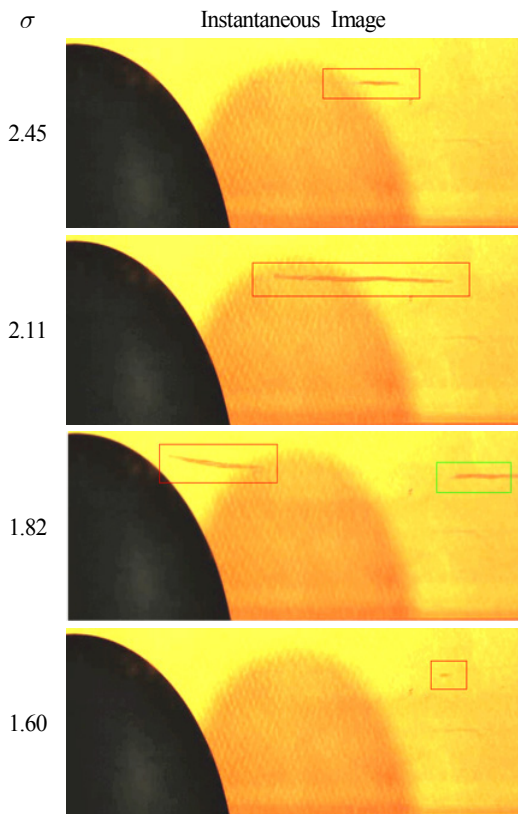


Fig. 3. Results of DBSCAN algorithm

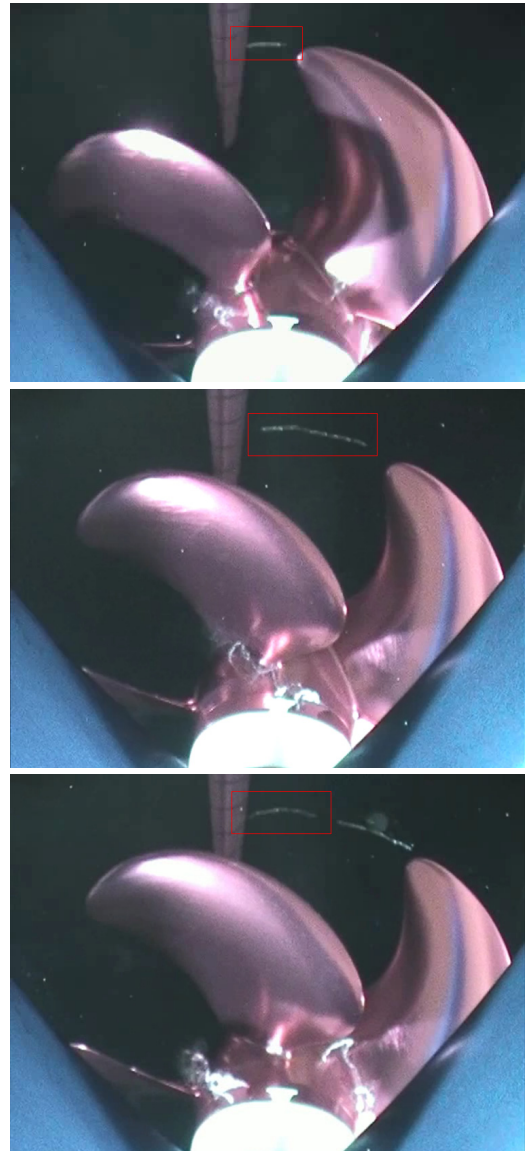


Fig. 4. Motion detection result SSMB model scale propeller

못한다면 다른 군집이 된다. 이때 어떤 군집에도 포함되지 못하는 데이터들은 노이즈로 인식된다. Fig. 3은 위에서 얻은 이미지를 DBSCAN 알고리즘을 적용하여 수행한 결과이다. 탐지된 캐비테이션에 대하여 Bounding box 처리 후 저장하여 학습에 필요한 데이터로 이용할 수 있도록 하였다. Fig. 4는 위에서 설명한 기법을 삼성중공업 프로펠러 모형시험 영상에 적용한 결과

이다. 움직이는 객체로 프로펠러와 캐비테이션이 검출되었으며 각각의 객체는 Bounding box로 처리되어 저장되었다. 이후 이미지의 크기로 재분류하여 학습에 사용할 수 있는 캐비테이션 이미지만 구별하였다.

2.3 딥러닝 모델 학습

Detectron2는 FAIR(Facebook Artificial Intelligence Research)에서 제작한 PyTorch 기반 오픈 소스 플랫폼으로 학습을 위한 환경을 구현하지 않고 모델 개발에 초점을 맞출 수 있다는 장점이 있다.^(7,8) Mask R-CNN, RetinaNet, Faster R-CNN, RPN, Fast R-CNN, TensorMask, PointRend, DensePose 등 다양한 모델이 내장되어 있으며 Object Detection, Semantic Segmentation을 모두 수행할 수 있다. 또한, 다양한 모델에 대한 사전 학습 모델(pre-trained model)을 제공하지만 TVC에 대한 사전학습 모델이 없기 때문에 TVC에 대한 데이터가 필수적이다. 학습을 위한 데이터는 충남대학교와 삼성중공업의 공동수조에서 수행한 TVC가 발생한 시험의 영상들을 통해 확보할 수 있었다. 학습을 위해서는 각각의 이미지에 대하여 파일의 경로, 구별을 위한 Classes, Segmentation을 위한 Points, 이미지의 높이, 너비 등의 정보가 담긴 COCO(Common Objects in Context) JSON 형식으로 데이터를 변환하여야 한다. 학습에 적용한 Batch size는 10으로 10개의 데이터를 한번에 학습시키고, 초기 학습률(Learning Rate)을 0.0025로 설정하였다. 일반적인 경우 학습률이 크면 학습 손실(Loss)의 감소율이 적어 학습에 불리하지만 Detectron2의 경우 학습에 의한 손실이 감소함에 따라 유동적으로 학습률이 감소하여 손실이 효과적으로 0에 근접할 수 있다. 클래스의 경우 TVC만 검출하는 것이기 때문에 1개로 설정하였으며, 총 919개의 데이터를 사용하여 학습을 진행하였다. Fig. 5는 학습결과에 대한 손실과 정확도의 변화에 따른 학습률을 보여준다. 그래프의 x축은 반복계산수(Iteration)를 나타내며 y축은 손실을 보여준다. 학습이 진행됨에 따라 손실은 점차 감소하며 40,000

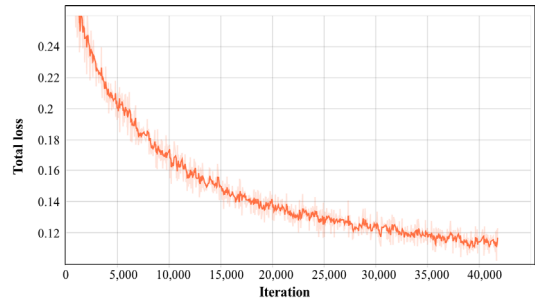


Fig. 5. Total loss

회의 반복계산에서 손실이 대체로 0.11의 값으로 수렴하는 양상을 보였다. 본 연구에 40,000회의 학습결과를 사용하였다.

3. 캐비테이션의 정량적 평가

Fig. 6은 삼성중공업 캐비테이션 터널에서 촬영한 영상을 학습된 모델로 해석한 결과이다. 영상에서 캐비테이션과 함께 프로펠러, 다수의 공기 방울 등 많은 노이즈 요소가 함께 관측되지만 캐비테이션만 탐색·분리하여 캐비테이션 위치에서의 Bounding box, 색, 캐비테이션일 확률을 출력한다. 후처리 과정으로 캐비테이션이 차지하고 있는 부분은 흰색, 아닌 부분은 검은색으로 구별하여 더욱 뚜렷하게 나타내었다. TVC 발생을 정량적으로 평가하기 위해서 식 (1)를 통해 정량화를 수행하였다. 이때 C_f 는 캐비테이션 면적비, A_C 는 캐비테이션의 면적, A_P 은 프로펠러 회전면 면적을 나타낸다. 특히 캐비테이션의 면적의 경우 하나의 픽셀에 대한 실제 길이(Length of Pixel, LP)를 확인하기 위한 길이가 교정이 반드시 필요하다. 해석을 수행한 영상들에서 프로펠러 후방에 위치한 러더에 표기된 눈금으로 교정을 수행한 결과 LP는 0.30mm로 계측되었다.

$$C_f[\%] = \frac{A_C}{A_P} \times 100 \quad (1)$$

Fig. 7~9는 유속을 변경하면서 500프레임 동안 발생한 TVC를 검출하고 정량적으로 평가한

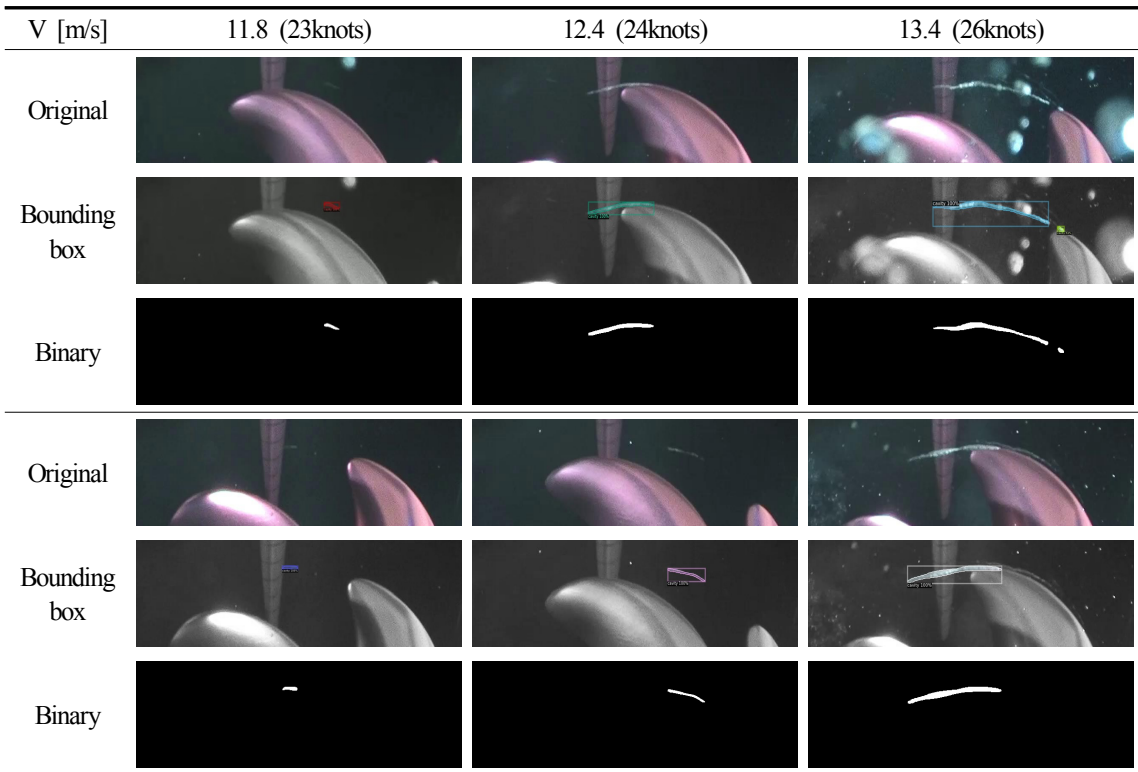


Fig. 6. Propeller tip vortex cavitation detection and segmentation

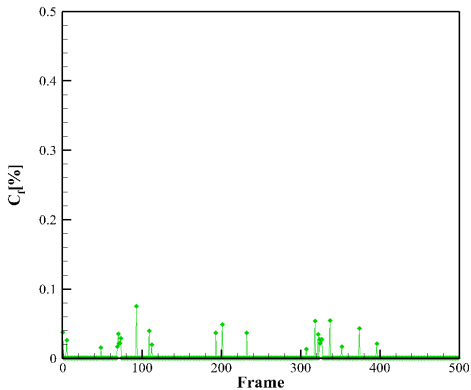


Fig. 7. Cavity fraction at V=11.8 m/s

결과이다. 낮은 유속에서 TVC는 매우 드물게 발생하며 크기 또한 매우 작게 확인되었다. 이후 유속이 증가함에 따라 TVC 발생 빈도가 증가하였고 C_f 또한 크게 증가하였다.

Fig. 10은 각 실험 유속에서 발생한 TVC의 발생 정도를 히스토그램으로 나타낸 결과이다. 유속

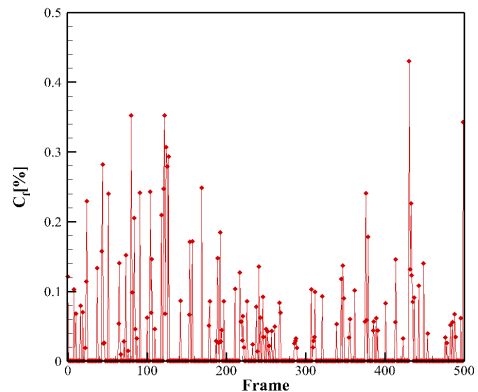


Fig. 8. Cavity fraction at V=12.4 m/s

이 증가할수록 TVC의 발생량과 빈도는 증가하며 13.4m/s의 유속 조건에서는 C_f 값이 0.2인 TVC가 50회 가량 발생했음을 알 수 있다. TVC 크기에 대한 정량적 평가와 함께 주요 파라미터인 발생 빈도를 평가하기 위해 위에서 얻은 C_f 의 시간에 대한 평균을 구하여 Fig. 11에 도시하였다.

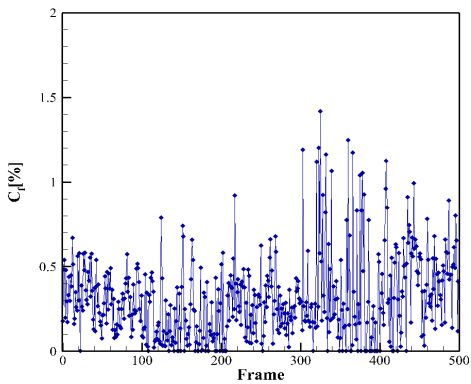


Fig. 9. Cavity fraction at V=13.4 m/s

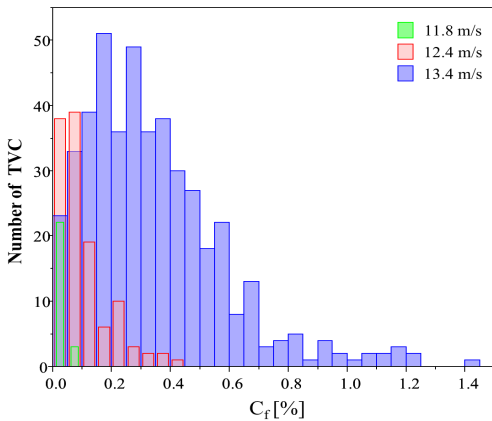


Fig. 10. TVC distribution

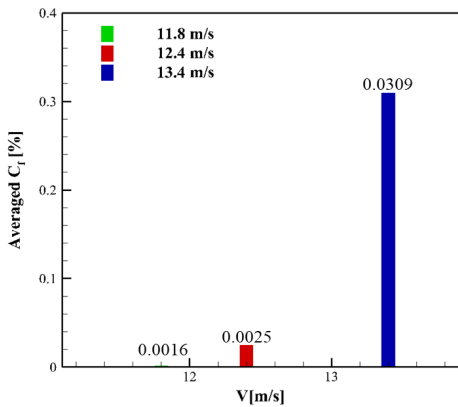


Fig. 11. Averaged cavity fraction

유속이 11.8m/s보다 낮은 경우에는 TVC가 검출되지 않았으며 최초로 TVC가 발생한 11.8m/s에

서는 TVC의 크기가 매우 작고 발생 빈도가 적어 평균 C_f (Avg C_f) 값이 0에 가까웠다. 유속이 증가함에 따라 TVC 크기와 발생 빈도가 증가하고 평균 C_f 도 증가함을 보인다.

4. 결론

본 연구는 VCIS를 평가함에 있어 관측자의 육안 판정 방법을 보조하여 영상처리 및 기계학습 알고리즘을 통해 캐비테이션을 정량적으로 평가할 수 있는 기술 개발을 목적으로 수행되었다. 삼성중공업 공동수조에서 수행된 모형시험 영상 이미지를 대상으로 고속회전하는 물체의 움직임을 감지할 수 있는 이미지 해석 기법을 개발하고 이를 통해 기계학습에 필요한 데이터를 획득하였다. 획득한 이미지들을 바탕으로 Detectron2 플랫폼을 이용해 기계학습으로 캐비테이션을 탐색·검출하였으며 이를 정량적으로 평가하였다. 기계학습을 통한 캐비테이션 정량적 판정 기술 개발을 통해 기존 육안 관측 방법 대비 정확성 및 신뢰성이 향상된 CIS 평가법을 확보하였다. 이를 통해 추진기 성능평가를 위한 VCIS 판정 관련 절차 및 기준 정립에 도움이 될 것으로 예상된다. 이후 본 연구 결과를 TVC뿐만 아니라 얇은 층 캐비테이션(Sheet cavitation) 등 다양한 캐비테이션을 검출할 수 있는 3차원 영상 인식 기술로 발전시킬 계획이다.

후기

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단(No.2019R1A2C1084306)과 삼성중공업의 지원으로 수행된 연구임.

REFERENCE

1) Lee, P.H., Ahn, B.K., Lee, C.S & Lee, J.H., 2011. "An experimental study on noise characteristics of propeller cavitation inception," Journal of the Society of Naval Architects of Korea, 48(1) pp.1-7.

- 2) Ji-Woo Hong, Byoung-Kwon Ahn., 2021, "Study on visualization of vortex flow on hydrofoils," Journal of The Korean Society of Visualization, 19(2), 48-55.
- 3) Bahan Ji, Byoung-Kwon Ahn., 2021. "A Study on Autonomous Cavitation Image Recognition Using Deep Learning Technology," Journal of the Society of Naval Architects of Korea, 58(2), 105-111.
- 4) Chang-Min Kim, Kyu-Woong Lee., 2017. "Motion Area Detection Algorithm based on Irregularity of Light," Journal of KIISE, 44(10), 1094-1104.
- 5) Zoran Zivkovic and Ferdinand van der Heijden., 2006, "Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction." Pattern recognition letters, 27(7):773-780.
- 6) Ester, Martin, et al., 1996, "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise," kdd. Vol. 96. No. 34.
- 7) Wu, Y., Kirillov, A., Massa, F., Lo, W. Y. and Girshick, R., 2019, Detectron2, Github, <https://github.com/facebookresearch/detectron2>, (last date accessed: 3 November 2022).
- 8) Detectron2. <https://detectron2.readthedocs.io/en/latest/tutorials/training.htm>.(last date accessed: 3 November 2022).