논문 2022-17-34

딥러닝 기반 소형선박 승선자 조난 인지 시스템

(Deep Learning based Distress Awareness System for Small Boat)

전 해 명, 노 재 규*
(Haemyung Chon, Jackyou Noh)

Abstract : According to statistics conducted by the Korea Coast Guard, the number of accidents on small boats under 5 tons is increasing every year. This is because only a small number of people are on board. The previously developed maritime distress and safety systems are not well distributed because passengers must be equipped with additional remote equipment. The purpose of this study is to develop a distress awareness system that recognizes man over-board situations in real time. This study aims to present the part of the passenger tracking system among the small ship's distress awareness situational system that can generate passenger's location information in real time using deep learning based object detection and tracking technologies. The system consisted of the following steps. 1) the passenger location information is generated in the form of Bounding box using its detection model (YOLOv3). 2) Based on the Bounding box data, Deep SORT predicts the Bounding box's position in the next frame of the image with Kalman filter. 3) When the actual Bounding Box is created within the range predicted by Kalman-filter, Deep SORT repeats the process of recognizing it as the same object. 4) If the Bounding box deviates the ship's area or an error occurs in the number of tracking occupant, the system is decided the distress situation and issues an alert. This study is expected to complement the problems of existing technologies and ensure the safety of individuals aboard small boats.

Keywords : Distress awareness system, Small boat, YOLOv3, Deep SORT, Re-identification

Ⅰ. 서 론

최근 소득 증가와 여가 확보가 가능한 근무 환경 등으로 해양레저 스포츠, 낚시 등을 즐기는 인구가 급증하고 있다. 해양레저 스포츠와 낚시에는 주로 5톤 미만의 소형선박을 많이 이용한다 [1]. 5톤 미만 소형선박이 위와 같은 용도로 이용될 때 선체 크기와 사용 용도의 특성상 운전자만 탑승하거나, 승선자의 수가 2~3인으로 적은 인원만 승선하게 된다. 적은 수의 인원만 탑승하기 때문에 소형선박은 추락 및 전복 사고에 대한 조난 상황이 발생하면 인명피해로 이어질 가능성이 매우 높다. 표1과 그림1에서 확인할 수 있는 바와 같이 2016년부터 2020년까지 5톤 미만 선박의 사고 발생 횟수는 증가하는 추세에 있으며 전체 해양사고에서도 사고 비중이 확대되고 있다 [2]. 이는 선박의 크기가 5톤 이상으로 크고 평균적으로 5인 이상 탑승하는 여객선, 화물선의 경우 조난 상황에 대한 대응 시스템이 갖춰져 있지만 소형선박은 그렇지 못하기 때문으로 분석된다.

국제항해에 종사하는 여객선, 총톤수 300톤 이상의 선박 또는 원양어선은 법적으로 조난 상황에 대응할 수 있는 GMDSS (Global Maritime Distress and Safety System)시스템을 갖추어야 한다 [3]. 선박 조난 사고 발생 시 이를 효율적으로 구조하기 위해 1992년부터 범 세계적인 조난·안

표 1. 2016-2020년 톤수별 사고 발생 현황 (단위: 척)
Table 1. 2016-2020 Accident by tons

	2016	2017	2018	2019	2020
Total	2,839	3,160	3,434	3,820	3,778
~5tons	1,234	1,503	1,641	1,811	1,888
5tons~ 20tons	678	787	786	909	901
20tons~ 100tons	574	548	609	647	585
100tons~ 500tons	157	131	165	219	182
500tons~	196	191	233	234	222

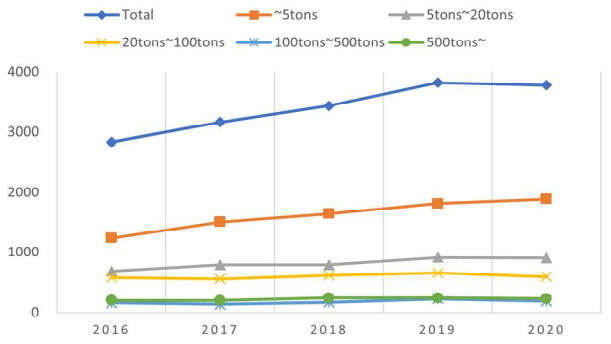


그림 1. 2016~2020년 톤수별 사고 발생 현황 그래프 (단위: 척)
Fig. 1. 2016-2020 Accidents by tons graph

*Corresponding Author (snucurl@kunsan.ac.kr)
Received: Jun.. 24, 2022, Revised: Jul. 27, 2022, Accepted: Sep. 19, 2022.
J.K. Noh: Kunsan National University (Prof.)
H.M. Chon: Kunsan National University (Ph.D. Student)

ⓒ IEMEK J. Embed. Sys. Appl. 2022 Oct. 17(5) 281-288
ISSN : 1975-5066
http://dx.doi.org/10.14372/IEMEK.2022.17.5.281

전 시스템 GMDSS가 운용되고 있다. GMDSS의 도입 이전에 시행되는 조난 안전 시스템은 VHF, 무선전화, MF, 무선전신을 이용하여 이루어졌으며 조난선에서 인근의 타 선박이나 육상기지국으로 조난 신호가 전송되는 방식으로 시행되고 있었다. 하지만 해상이라는 특수한 환경에서는 기존 조난 신호 송수신의 단점을 극복할 수 없었으며. 이를 극복하기 위해 위성을 이용한 새로운 통신방식의 GMDSS 시스템을 도입하는 등 해상 안전에 기여할 수 있는 연구는 꾸준히 수행돼왔다.

이와 같은 GMDSS 시스템은 조난 상황 발생 시 구조 신호 송신을 위해 버튼을 조작해야 한다. 이는 소형선박일수록 긴급 상황에 민첩하게 시스템을 작동시키지 못하는 문제를 발생시킬 수 있다. 또한, GMDSS는 운용 능력 부족으로 인한 오작동 및 미작동이 발생하는 문제점이 있다. 이러한 GMDSS의 수동적인 작동 방식은 적은 수의 인원만 탑승하는 5톤 미만 소형선박에서 운용되기에는 적합하지 않다. 따라서 소형선박에도 해양 조난·침몰 사고에 대응할 수 있는 시스템 연구가 필요하다.

GMDSS 시스템 운용이 어려운 소형선박을 대상으로 하는 해양 조난·침몰 사고에 대응하기 위한 시스템에 관한 연구는 꾸준히 이루어져 왔다. 해상 조난자를 위한 WSN (Wireless Sensor Network) 기반의 조난 신호 발생 장치와 조난자를 모니터링하는 시스템에 관한 연구의 경우 승선자가 장비한 구명조끼에는 지그비 (zigbee) 송신기와 GPS 모듈을 부착한다. 승선자가 조난되었을 때에는 송신기의 조난 신호 발생 스위치를 누르거나 물 스위치가 물을 흡수해 자동으로 시스템이 작동되고 구조 요청 신호와 GPS 정보가 송신된다 [4].

비콘 (beacon)을 활용한 선박 승선자 위치 확인 시스템 연구에서는 승선자가 블루투스 태그 (tag)를 소지하면 이를 통해 수집되는 이동 경로로 사용자의 동선을 파악한다. 생성된 승선자 동선 패턴은 선박 사고 발생 시 신속한 구조에 활용된다 [5].

해양선박사고 대응을 위해 사물인터넷 (IoT)을 적용한 부이형 스마트 포인트 시스템을 제안한 연구에서는 구명조끼 탑재형의 라이프 디바이스를 착용한 승선자가 조난되었을 때, 디바이스가 착용자의 위치 및 활동 정보를 획득하고 게이트웨이인 부이형 스마트포인트로 신호를 전송하여 구조 신호를 발생시킨다 [1].

LoRa WAN 통신 기반의 승선자 측위 및 위험 상황 감지 시스템 연구에서는 승선자가 소지하는 LoRa 통신 모듈을 통해 선박 내부에서는 비콘이, 선박 외부에서는 GPS 모듈이 승선자 위치를 특정한다. 또한, 승선자가 소지한 통신 모듈에는 가속도 센서가 탑재되어 승선자의 상황을 인지한다. 특정된 승선자의 위치 정보와 상황 데이터는 위험 상황 감지에 사용된다 [6].

또한, 딥러닝을 활용해 위급 상황에 대처하는 시스템의 연구도 진행되었다. 드론에 부착된 카메라로 획득한 영상 속에서 조난자를 탐지하는 연구에서는 딥러닝의 CNN 모델을 사용하였다. CNN 모델은 4k의 영상 속에서 작게 검출되는 조난자를 탐지하고 구조를 위한 위치 정보를 생성한다 [7].

영상에 등장하는 인물들의 행동을 인지하는 연구에서는 YOLO 모델을 사용하여 등장인물이 균형을 잃고 넘어지는 행동을 탐지하고 위급 상황을 인식한다 [8].

이와 같은 해양 조난·침몰 사고에 대응하기 위한 연구들은 승선자가 선박에 탑승할 때 추가적인 장치의 장비가 필요하며, 조난 신호 발생을 위해 임의의 조작을 요구로 하는 수동적인 시스템이다. 또한, 착용하거나 소지해야 하는 장치들은 선박 내부 전원이 아닌 배터리를 통해 전원을 공급받으므로 장비에 대한 지속적인 관리가 필요하다. 그리고 영상을 기반으로 조난, 위급 상황에 대응하는 시스템들은 조난이 일어난 후 조난자의 탐색에 집중되어 있으며 획득한 영상 안에 위급한 상황에 놓인 인물이 위치해야 한다는 한계가 있다. 따라서 승선자가 추가로 장치를 장비하지 않으며 선박 내 영상에서 소실되었을 때 즉각적으로 반응할 수 있는 시스템의 연구가 필요하다.

본 논문에서는 해양 안전장치로 운영되고 있던 GMDSS 시스템이 소형선박에 적합하지 않은 점과 기존 개발된 기술들이 가지는 한계를 보완할 수 있는 조난 인지 시스템을 제안하고자 한다. 이를 위해 승선자가 장치를 소지하지 않아도 조난 상황을 인지할 수 있도록 선박 내부에 설치한 CCTV를 통해 승선자의 영상을 획득하여, 영상 속에서 승선자를 실시간으로 추적함으로써 위치를 파악하고 조난 상황이 발생하면 이를 인지하고 조난 알람을 발생시키는 조난 인지 시스템을 제안하였다.

발생하는 조난 알람은 VHF-DSC와 같은 조난 구조 신호 발생 장치와 연동되어 구조 신호를 송신하므로 직접 구조 신호 송신 기능을 작동시켜야 하는 기존 GMDSS의 작동 방식을 보완할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 시스템 구현을 위해 조난자 인식 알고리즘에 영상으로부터 객체 탐지·추적에 좋은 성능을 보여주는 딥러닝 기법을 적용하였다.

2장에서는 본 논문에서 제안하는 조난 인지 시스템에 대하여 상세히 기술하고, 3장에서는 제안된 시스템의 성능에 대한 실험 및 분석을 기술하였다. 4장에서는 결론과 향후 연구를 기술하였다.

Ⅱ. 조난 인지 시스템

1. 제안한 조난 인지 시스템의 구성

본 논문에서는 소형선박의 추락 및 전복 사고와 같은 조난 상황에 의한 사고 비중이 높아짐에 따라 기존의 기술과 제품의 단점을 극복하고 소형선박에 탑승하는 개인의 안전을 보장할 수 있는 기술을 제안하고자 한다. 제안하는 조난 인지 시스템은 획득한 승선자의 영상을 기반으로 작동하므로 선박 승선자의 추가적인 장치의 장비가 필요하지 않으며 실시간으로 조난 사고 발생 상황을 인지하고 조난 알람을 발생한다.

시스템이 작동되면 CCTV로 영상이 획득되며 사용자는 승선자의 수를 직접 입력한다. 획득되는 영상의 프레임 하나는 그림 2와 같은 과정으로 입출력이 반복되며 조난 상황 인지 지속해서 판단된다. 동영상의 프레임은 시스템에 입력되어 (a)단계에서 커스텀 데이터셋으로 전이학습된 1-stage

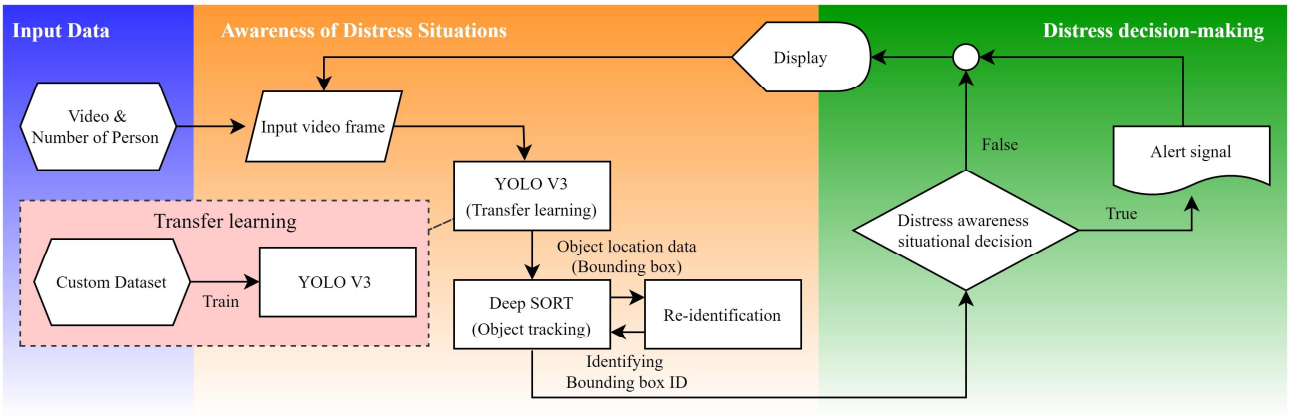


그림 2. 조난 인지 시스템의 데이터 입출력 과정
Fig. 2. Data input and output procedure of the Distress Awareness Situational System

detector 모델인 YOLOv3를 이용해 승선자를 탐지하고 위치 정보를 예측박스 (bounding box) 형태로' 출력한다 [9]. 출력된 예측박스 데이터들은 (b)단계의 Deep SORT 알고리즘을 통해 같은 객체를 탐지하고 있는 중복된 예측박스끼리 하나로 합쳐져 ID를 부여함으로써 객체를 추적한다 [10]. 또한, Deep SORT는 칼만 필터를 기반으로 작동하기 때문에 추적해야 하는 객체의 가속도가 0에 가까울수록 성능이 낮아지는 문제가 있다. 이를 보완하기 위해 본 연구에서는 (c)단계에서 Fast ReID 알고리즘이 작동되며 ID를 부여받은 예측박스 영역의 특이값을 이용한 유사도 검증으로 지속적으로 추적될 수 있도록 성능을 향상시키는 방법을 추가적으로 제안하였다 [11]. 이를 통해, 선박이라는 좁은 공간에서도 움직임이 거의 없는 승선자들이 추적될 수 있도록 하였다. Fast ReID 알고리즘의 적용으로 향상된 성능은 2장에 서술하였다. (d)단계에서는 추적된 객체의 예측박스가 조난 상황 조건에 부합하였는지 판단하여 조난 상황일 경우 (e)단계에서 알람을 생성하고 조난 상황이 아닌 경우 (f)단계에서 예측박스가 오버랩 된 프레임이 사용자에게 송출되고 다음 프레임으로 위 과정을 반복한다. 이후 절에서는 제안하는 조난 인지 시스템에 사용된 영상 시료 제작과 객체 검출 모델, 객체 추적 알고리즘과 조난 상황 의사 결정 알고리즘에 대해서 자세히 서술한다.

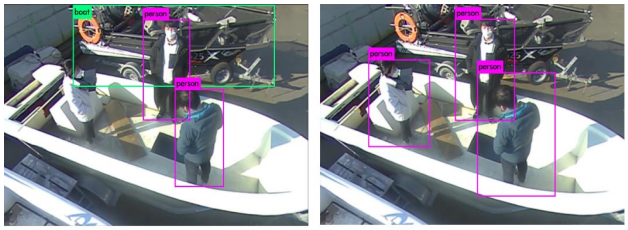
2. 승선자 탐지, 추적 및 재인식 알고리즘

2.1 YOLOV3를 이용한 승선자 탐지

소형선박에 설치되는 카메라, CCTV와 같은 영상장치를 이용해 선박 승선자의 수상 안전사고 발생 상황을 실시간으로 인지할 수 있도록 기존 비전 알고리즘들보다 영상 인식과 관련된 문제에서 좋은 성능을 보여주는 딥러닝을 사용하였다. 객체 탐지 (object detection) 딥러닝 기법은 크게 1-stage detector와 2-stage detector로 나뉘는데, 두 객체 탐지 모델의 차이점은 객체 분류 (classification)와 위치 정보 생성 (localization)을 수행하는 순서의 차이가 있다. 1-stage detector는 분류와 위치 정보 생성을 동시에 수행하기 때문에 탐지 속도가 빠르지만, 정확도가 낮으며, 2-stage detector는 분류와 위치 정보 생성을 각각 수행하기 때문에 탐지 속도가 느리지만, 정확도가 높다 [9, 12]. 또한, 객체 탐지 모델은 mAP (mean Average Precision)로 성능을 측정하는데 이는 ms당 객체 탐지 정확도를 의미한다. mAP가 높을수록 실시간 객체 탐지 성능이 좋다고 분석할 수 있다. 조난 인지 시스템이 실시간으로 조난 상황을 빠르게 인지해야 하는 기능적 측면을 고려하여 1-stage detector 모델 중 YOLOv4, YOLOv5보다 파라미터 개수는 많지만 mAP가 높은 YOLOv3를 임베디드 환경에서 승선자를 탐지하기 가장 적합하다고 판단되어 채택하였다 [9].

조난 인지 시스템의 YOLOv3를 활용한 승선자 탐지 단계는 그림 2에서 입력되는 프레임을 처음으로 처리하는 (a)이다. 주변 배경으로부터 승선자만을 인지하고 예측박스를 생성해야한다. YOLOv3가 필요한 성능을 보여줄 수 있도록 커스텀 데이터셋을 이용해 전이학습 (transfer learning) 하여 승선자 탐지 성능을 향상시켰다.

YOLOv3 객체 탐지 모델을 전이학습하기 위한 커스텀 데이터셋은 총 5,700장의 “person”라벨을 가진 사람 영상으로 구성하였다. 또한, 조난 인지 시스템에 입력되는 승선자의 모습이 다양한 각도로 획득될 것을 고려하여 커스텀 데이터셋의 사람 영상을 Top-view, Side-view 그리고 Bottom-view로 획득하여 구성하였다. 그리고 YOLOv3 객체 탐지 모델의 학습 (train)에 4,560장, 검증 (validation)에 1,140장을 할당하여 8대2의 비율로 전이학습하였다. 데이터셋이 학습에 사용될 때는 반전 (flip), 잘라냄 (crop), 회전 (rotate)의 데이터증강 (data augmentation)이 무작위로 적용되었다. 전이학습은 에포크가 1,469회였을 때까지 진행되었고, 이는 학습 조기 종료 (early stopping) 기법으로 손실값 (loss)이 0.3 이하로 수렵하였을 때 값이 증가하면 멈추도록 설정하였기 때문이다. 학습결과 손실값이 0.2953에 수렴하였다. 전이학습하지 않은 YOLOv3의 mAP는 77.38%였으며 커스텀 데이터셋으로 전이학습 한 YOLOv3의 mAP는 99.79%로 mAP가 22.41% 향상되었을 확인할 수 있었다. 또한 “person”만을 탐지하도록 전이학습하였기 때문에 그림 3과 같이 person에 대한 클래스 (class)만 객체 위치 정보를 생성한다.



(a) YOLO V3 Object Detection Before Transfer Learning (b) YOLO V3 Object Detection After Transfer Learning

그림 3. 전이학습 전, 후 YOLOv3 객체 탐지
Fig. 3. Object detections in YOLOv3 before and after transfer learning

(a) YOLOV3 : Object Detection (b) DeepSORT : Object Tracking

그림 4. YOLOv3 승선자 탐지와 DeepSORT의 승선자 추적 결과
Fig. 4. of YOLOv3 Detection and DeepSORT Tracking Results

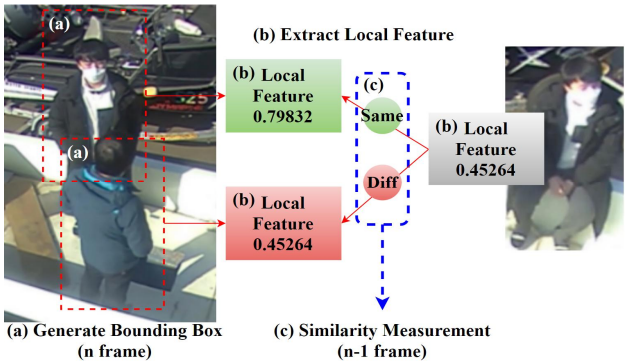


그림 5. Fast ReID 알고리즘 작동 방법
Fig. 5. Fast ReID algorithm process

2.2 Deep SORT를 이용한 승선자 추적

객체 탐지를 수행하는 YOLOv3는 승선자끼리 겹쳐지면 객체 탐지가 일시적으로 중단되었다가 겹쳐지는 상황이 종료되어야 다시 탐지되므로 겹쳐짐 문제를 해결할 수 없다. 또한, 그림 4의 (a)와 같이 YOLOv3는 영상의 프레임 안에 존재하는 하나의 승선자에 대하여 중복된 예측박스를 생성할 수 있다. 이러한 겹쳐짐 문제를 해결하기 위해 YOLOv3 다음에 Deep SORT (Simple Online and Real-time Tracking) 알고리즘을 추가하여 그림 2 조난 인지 시스템의 (b)단계에서 승선자 추적을 수행하였다. 수행된 Deep SORT 알고리즘의 승선자 추적 결과는 그림 4의 (b)와 같이 생성되며 한 명의 승선자에 대한 ID와 예측박스를 생성한다.

객체 추적 (object tracking)은 각 객체에 ID를 부여하는 것이며 ID (identification)가 부여된 객체는 추적당하는 동안 프레임이 흘러가도 중복되지 않는 ID를 가져야 한다. 조난 인지 시스템의 그림 2 (b)단계의 Deep SORT는 고유한 ID를 보유한 객체의 위치 정보가 프레임에서 예측박스 형태로 검출되면 칼만필터 (kalman-filter)를 이용해 다음 프레임에서 객체가 위치할 예측 범위를 구한다 [10]. 다음 프레임에서 예측박스가 생성되고 예측 범위 안에 위치한다면 같은 객체로 판단하고 고유한 ID를 재부여한다. 위 과정을 재귀적으로 반복해 조난 인지 시스템은 승선자를 지속적으로 추적한다.

2.3 Fast ReID를 이용한 승선자 추적 성능 향상

Deep SORT는 칼만필터를 통해 객체의 위치를 추적하기 때문에 객체의 가속도가 0에 가까울수록 추적 성능이 낮아진다. 따라서 선박 내부와 같이 좁은 공간에서 객체를 추적해야 한다면 객체의 위치 이동에 공간으로 인한 제약이 크기 때문에 걷거나 달리는 객체에 비해 낮은 추적 성능을 보여준다. Deep SORT의 문제점을 보완하기 위해 칼만필터가 예측박스로부터 받아들이는 파라미터에 가중치를 주어 추적해야 하는 승선자의 작은 가속도 변화에도 민감하게 반응하도록 하였지만 완전히 멈춰있는 승선자에 대해서는 추적 성능의 한계가 있었다. 그래서 승선자의 지속적인 추적이 가능하도록 Fast ReID 알고리즘을 활용한 승선자 재인식을 통해 성능을 보완하였다. 그림 2 조난 인지 시스템의 (c)단계에서 승선자 재인식을 수행하는 Fast ReID는 객체의 영상으로부터 OSNet을 활용한 특징 추출을 통해 획득한 특징값을 비교함으로써 같은 객체인지 유사도를 계산하는 알고리즘이다 [11, 13]. 카메라로 수집된 영상으로 한번 인식한 객체의 국부적 특징 (local feature)으로 다른 시야를 가진 카메라가 동일한 객체를 인식하는 것을 목표로 한다. 본 연구에서는 ReID 알고리즘의 국부적 특징 추출 기능을 활용하여 영상의 이전 프레임과 다음 프레임의 객체 유사도를 판별하여 객체 탐지 성능을 향상시키는 추가적인 방법을 제안한다. 그림 2 조난 인지 시스템 (c)단계의 Fast ReID가 (b)단계의 Deep SORT로부터 예측박스와 ID 정보를 전달받으면 이전 프레임에서 획득했던 승선자 형상의 유사도와 예측박스 위치의 승선자 형상을 그림 5와 같이 비교하여 같은 객체인지 재검증한다. 그림 5의 (a)에서 영상의 현재 프레임에 대하여 승선자가 탐지되고 예측박스가 생성된다. 생성된 예측박스의 국부적 특징은 그림5의 (b)와 같이 ReID 알고리즘으로부터 추출된다. 영상의 이전 프레임에서 생성된 국부적 특징값과 현재 프레임에서 생성된 국부적 특징값의 차를 그림5의 (c)에서 비교하여 가장 유사한 것끼리 같은 객체라고 판단한다. 또한, 추적되지 못한 승선자에 대해서 Deep SORT가 예측박스와 ID 정보를 Fast ReID에 전달하지 못하면 1프레임 사이에 승선자의 위치 이동이 크지 않을 것을 고려하여 이전 프레임에서 생성되었던 예측박스 위치에 승선자의 위치가 유지되고 있을 것으로 가정하고 이전 프레임에서의 국부적 특징값을 사용해 승선자의 형상에 대한 유사도를 비교한다.

Fast ReID 알고리즘을 사용하지 않은 조난 인지 시스템에서는 현재 프레임과 다음 프레임에서 동일한 승선자를 추적하지 못하였다가 재탐지 된 횟수가 10개의 실험 동영상에서 총 149번 발생하였다. Fast ReID 알고리즘을 사용한 조

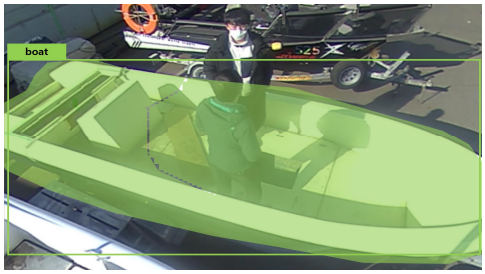


그림 6. YOLACT의 인스턴스 세그멘테이션을 활용한 선내 영역 정의
Fig. 6. Using YOLACT to define on-board areas

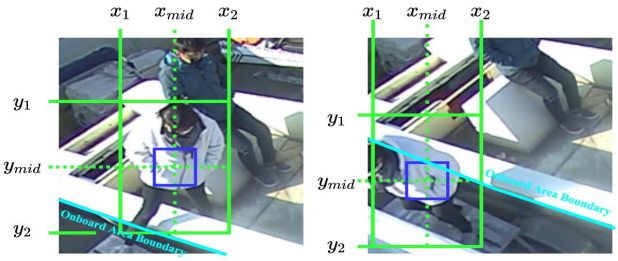


그림 7. 승선자의 선내 영역 탈피 두 번째 조건
Fig. 7. Second condition for the distress awareness situation

난 인지 시스템에서는 총 45번의 재탐지가 발생하였다. 따라서, Fast ReID 알고리즘을 사용함으로써 승선자 추적 성능을 향상시킬 수 있었다.

선박에 설치된 CCTV로부터 획득하는 영상은 그림 2 (a)의 YOLOv3의 승선자 탐지 단계를 거쳐 (b)단계의 Deep SORT를 활용한 승선자 추적 알고리즘과 추적 성능을 보완하는 (c)단계의 Fast ReID을 통해 영상 속 승선자의 위치 정보를 예측박스 형태로 특정하고 고유한 ID를 부여한다. 각 단계를 거쳐 특정된 승선자의 위치 정보를 활용하여 조난 인지 시스템이 조난 상황에 대해 인지할 수 있도록 한다.

3. 조난 상황 의사 결정 알고리즘

조난 인지 시스템이 획득하는 영상에서 승선자의 소실 상황이 발생하여 조난 상황 알람을 발생하기 위해서는 시스템이 조난 상황임을 인지할 수 있는 조건이 필요하다. 조난 상황의 조건을 설정하기 위해 소형선박의 선내 영역 조건, 승선자의 선내 영역 탈피 조건을 설정하였다.

소형선박의 선내 영역을 정의하기 위해서는 영상에서 선박 영역에 대해 자동으로 마스크 (mask)를 검출할 수 있는 기술이 필요하다. 이를 위해 인스턴스 세그멘테이션 (instance segmentation)을 수행할 수 있는 오픈소스로 제공되는 YOLACT 모델을 사용하였다 [14]. YOLACT은 실시간으로 객체를 탐지하고 객체를 분할하는 모델로서, 빠른 속도로 영상 내 사물 영역만을 검출한다.

이는 조난 인지 시스템이 다양한 소형선박에 사용될 수 있도록 하고 영상을 획득하는 각도와 선내 영역의 형태가 개발 환경과 다르더라도 작동할 수 있도록 한다. 그림 6은 선내 영역 정의를 위해 YOLACT의 인스턴스 세그멘테이션을 적용했을 때 검출된 소형선박 선내 영역을 가시화한 것

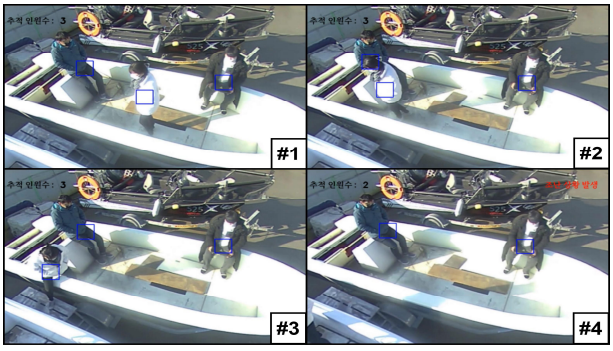


그림 8. 조난 인지 시스템 조난 상황 알람 발생 계측화면
(순서 : #1-#2-#3-#4)
Fig. 8. Instrumentation screen for distress condition alarm in Distress Awareness System

이다. 소형선박 선내 영역 검출을 위한 YOLACT 모델은 조난 인지 시스템이 작동되고 영상 입력이 확인된 후 약 1000프레임 (약 30초) 동안 작동하여 선내 영역이 충분히 정의되면 종료된다.

승선자의 선내 영역 탈피 조건은 두 가지로 정의하였다. 첫 번째는 조난 인지 시스템 작동 시 사용자가 입력하는 탑승 인원수보다 Deep SORT에서 승선자를 추적할 때 생성되는 ID의 개수가 100프레임 (약 3초) 동안 일치하지 않으면 탈피로 결정하는 조건이다. 두 번째는 그림 7과 같이 승선자의 예측박스 x_1,x_2의 중간값 x_{mid}, y_1,y_2의 중간값 y_{mid}를 중심으로 한 면이 20pixel인 정사각형을 생성하고, 정사각형의 네 꼭짓점이 전부 정의된 선내 영역을 벗어난 후 100프레임 (약 3초) 경과 하면 탈피로 결정하는 조건이다. 조난 인지 시스템에서 정의한 탈피 조건이 만족하면 승선자를 조난으로 인지하고 조난 상황에 대한 알람을 그림 8의 4번 프레임과 같이 계측화면의 우측 상단에 발생시켜 확인하였다.

4. 임베디드 환경에서의 구현

조난 인지 시스템은 선박이 운용되는 해양환경이라는 특

표 2. 조난 인지 시스템 구성 환경
Table 2. Environment of Distress Awareness Situational System

Hardware	NVIDIA Jetson Xavier-NX
	Hanhwa XNF-8010RV CCTV
	ipTIME WiFi 공유기
OS	Linux Ubuntu 18.04.6 LTS
Library	Cuda 10.2.89
	cudnn 8.2.4
	Python 3.7.11
	Cython 0.29.24
	h5py 3.1.0
	keras 2.7.0
	lxml 4.6.4
	matplotlib 3.4.3
	numpy 1.19.5
	opencv-python 4.2.0.34
	tensorflow-gpu 2.6.0
	torch 1.5.0
	torchvision 0.6.0

성으로 인해 임베디드 환경에서 작동되어야 한다. 따라서 임베디드 시스템으로의 개발을 위해 딥러닝 기술 구현에 특화되어있는 하드웨어 플랫폼으로 NVIDIA사의 Xavier-NX를 사용하였다. 또한, 360°로 사각지대 없이 영상을 획득할 수 있도록 Hanhwa의 XNF-8010RV CCTV를 영상획득 장치로 사용하였다. Xavier-NX와 CCTV는 선내 자유로운 장착을 위해 Wi-Fi 공유기를 이용한 무선 통신 방법을 채택하였다. 조난 상황 인지 시스템의 환경은 표2와 같이 구성되었다.

Ⅲ. 실험 및 분석

1. 조난 인지 시스템 성능 지표

추적해야 하는 클래스가 다양하고 하나의 프레임에 2개 이상의 예측박스가 생성되어야 하는 다중 객체를 추적하는 기술의 성능 평가는 MOTA(Multiple Object Tracking Accuracy), MOTP (Multiple Object Tracking Precision)와 같은 성능지표를 사용한다 [15]. 하지만 본 연구에서 제안하는 조난 인지 시스템과 같이 특정한 목표를 가지는 기술의 실시간 성능에 대한 평가가 필요할 때에는 부적합하다. 그래서 본 연구에서는 MOTA와 MOTP에서 하나의 프레임에 미탐지 객체, 부정오류 그리고 겹쳐짐 문제에 대해 고려하는 것을 참고하여 조난 인지 시스템의 성능지표는 탐색정확도, 탐색유지시간 그리고 인지정확도의 도달 수준을 평가하는 것으로 설정하였다.

탐색정확도는 조난 인지 시스템이 영상을 입력받았을 때 추적 승선자 수와 프레임에 등장하는 실제 승선자 수가 일치하는 여부를 판단하는 성능지표이다. 하나의 영상에 대해서 f_{total}은 영상의 전체 프레임 수이고 f_i는 현재 프레임이라 가정하였을 때, 수식 (1)과 같이 계산된다. 탐색유지시간은 영상에서 확인할 수 있는 모든 승선자가 예측박스로 추적될 때, 지속적으로 추적되는 시간을 평가하는 성능지표이다. 하나의 영상 시료에 대해서 탐색유지시간은 수식 (2)와 같이 계산되며 n은 영상에 등장하는 승선자의 수이다. 인지정확도는 추적하던 승선자의 조난 상황이 발생하였을 때, 이를 인지하고 알람을 생성하는 여부를 기준으로 평가하는 성능지표이다. 1=알람 발생, 0은 알람 미발생으로 하나의 영상에 대해서 인지정확도는 수식 (3)과 같이 계산된다.

$$\text{탐색정확도} = \sum_{f_i=0}^{f_{total}} \frac{\text{추적 탑승자수}}{i\text{프레임의 실제 탑승자수}} \times 100(\%) \quad (1)$$

$$\text{탐색유지시간} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(\text{승선자}i\text{의 탐색유지시간})}{n}(\text{min}) \quad (2)$$

$$\text{인지정확도} = \text{조난 상황 알람 발생 여부} \quad (3)$$

시스템의 성능 분석을 위해 총 10개의 시나리오로 구성된 실험 동영상을 제작하였다. 제작한 10개의 실험 동영상은 표 3과 같이 승선자의 수와 행동 양식이 다른 시나리오로 구성되었다. 실험 동영상의 시나리오에는 1인~3인의 승선자가 출현하며 승선자는 실험 동영상에서 일부를 발췌한 그림 9와 같이 (a)대기, (b)앉기, (c)이동, (d)교차, (e)소실의 행동을 취한다. 실험 동영상은 FHD (1080×720) 30fps 규격 10분 길이로 제작하였다.

표 3. 실험 동영상 시나리오
Table 3. Test video scenario

No.	Action	Number of passenger
1	passenger 1 - waiting, distress	1
2	passenger 1 - moving, distress	1
3	passenger 1 - sitting, waiting, distress	1
4	passenger 1 - waiting passenger 2 - waiting, distress	2
5	passenger 1 - waiting, occluding passenger 2 - waiting, occluding, distress	2
6	passenger 1 - moving, occluding passenger 2 - moving, occluding, distress	2
7	passenger 1 - moving, occluding passenger 2 - waiting, occluding, distress	2
8	passenger 1 - waiting passenger 2 - waiting passenger 3 - waiting distress	3
9	passenger 1 - waiting, occluding passenger 2 - waiting, occluding passenger 3 - waiting, occluding, distress	3
10	passenger 1 - moving, occluding passenger 2 - moving, occluding passenger 3 - moving, occluding, distress	3

(a)Waiting (b)Sitting (c)Moving (d)Occluding (e)Distress

그림 9. 영상 시료 속 승선자 행동 양식
Fig. 9. Passenger behavior form in test video

표 4. 조난 인지 시스템 성능지표
Table 4. Evaluation metrics of Distress Awareness System

No.	Stream time	Detected number of person	Result		
			Detection accuracy	Detection hold time	Decision accuracy
1	10min 15sec	1	100%	10min 15sec	Alarm Occurred
2	10min 35sec	1	100%	10min 35sec	Alarm Occurred
3	10min 43sec	1	100%	10min 41sec	Alarm Occurred
4	10min 30sec	2	100%	10min 30sec	Alarm Occurred
5	10min 13sec	2	100%	10min 10sec	Alarm Occurred
6	10min 23sec	2	100%	10min 21sec	Alarm Occurred
7	10min 41sec	2	100%	10min 38sec	Alarm Occurred
8	10min 18sec	3	100%	10min 15sec	Alarm Occurred
9	10min 15sec	3	100%	10min 13sec	Alarm Occurred
10	10min 24sec	3	100%	10min 20sec	Alarm Occurred

제작한 실험 동영상을 이용해 제안한 조난 인지 시스템의 성능을 분석해보았다. 동영상에서 하나의 프레임에 대한 추적 승선자의 수와 예측박스 데이터 그리고 조난 알람 발생 여부는 시스템이 구동되며 생성하는 로우데이터를 통해 .csv 포맷으로 확인할 수 있다. 10개의 실험 동영상에 대하여 탐색정확도, 탐색유지시간, 인지정확도 성능은 표 4에 정리하였다.

실험 결과 본 논문에서 제안한 조난 인지 시스템은 각 실험 동영상에 대하여 탐색정확도 100%의 성능을 확인할 수 있었으며 모든 실험 동영상에 대하여 평균 탐색정확도도 100%다. 이는 조난 인지 시스템 작동 후 사용자가 입력한 승선자의 수와 추적되는 승선자의 수가 모든 프레임에서 일치한다는 것을 의미하며 조난 인지 시스템은 승선자의 대기, 앉기, 이동, 교차의 다양한 행동 양식에 구분 없이 탑승자 추적이 가능하다고 분석된다.

조난 인지 시스템은 평균 약 10분 24초의 탐색유지시간 성능을 보여주었다. 조난 인지 시스템이 보여주는 탐색유지시간의 평균값은 실험 동영상의 평균 재생 시간이 약 10분 25초로 구성되어 있기 때문으로 분석된다. 따라서, 조난 인지 시스템은 10분 이상의 승선자 추적이 가능하며 실험 성능지표에서는 최대 10분 41초의 승선자 추적이 가능했다. 조난 인지 시스템의 10분 이상 동영상에 대한 탐색유지시간 성능 확인을 위해 약 60분 길이의 동영상으로 추가적인 실험을 진행해본 결과 지속적인 객체 추적이 가능한 것을 확인할 수 있었다.

조난 인지 시스템은 인지정확도 성능지표에 대하여 10개의 실험 동영상에서 승선자의 소실이 일어났을 때 모두 조난 알람을 발생하였다. 이는 승선자가 조난되었을 조난 인지 시스템이 조난 상황 의사 결정 알고리즘에 의해 조난 알람 발생이 가능한 것으로 분석된다. 또한, 소실이 일어나지 않은 상황에 대해서도 잘못된 조난 상황 의사 결정이 생성되지 않았다고 판단할 수 있다.

Ⅳ. 결 론

레저 선박 시장이 성장함에 따라 5톤 미만 소형선박에 대한 안전의 중요성도 커지고 있다. 본 논문에서는 해양환경에서 소형선박 중심으로 발생하는 조난 상황에 대응하기 위한 시스템을 제안하였다. 제안하는 조난 인지 시스템은 사용자가 선박에 탑승할 때 추가적인 장치의 장비 없이 승선자의 조난을 인지할 수 있는 시스템으로써, 영상 인식 분야에서 좋은 성적을 보여주는 객체 탐지 모델 YOLOv3와 Deep SORT 알고리즘 사용하였다. YOLOv3는 시스템에 알맞은 성능을 보여줄 수 있도록 커스텀 데이터셋을 이용해 전이학습하였다. 전이학습 된 YOLOv3와 객체 추적 알고리즘 Deep SORT를 연동하여 승선자를 지속적으로 추적할 수 있도록 하였다. Deep SORT가 가지는 칼만필터의 추적 성능 보완을 위해 Fast ReID 알고리즘을 활용한 승선자의 재인식을 수행하였다. 그리고 YOLACT 모델의 인스턴스 세그멘테이션으로 선박 영역을 마스크로 정의한 후 승선자의 탈피를 인지할 수 있는 알고리즘에 활용하였다. 승선자 추적 알고리즘과 승선자 탈피 결정 알고리즘을 융합하여 임베디드 환경에 구현함으로써 조난 인지 시스템을 구성하였다.

제안하는 조난 인지 시스템을 분석하기 위해 다양한 시나리오로 구성된 실험 동영상을 제작하였다. 제작한 실험 동영상을 활용하여 탐색정확도, 탐색유지시간 그리고 인지정확도의 성능지표로 조난 인지 시스템의 성능을 분석하였다. 조난 인지 시스템의 분석 결과, 탐색정확도는 평균 100%, 탐색유지시간은 평균 약 10분 25초 그리고 인지정확도는 모든 실험 동영상에서 발생하는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 조난 인지 시스템은 1~3명의 승선자를 지속적으로 추적하고 조난 상황 발생 시 이를 인지할 수 있다고 분석된다.

본 논문에서 제안하는 조난 인지 시스템은 현행 기술과 제품이 가지고 있는 한계를 보완할 수 있으며 1인부터 최대 3인의 소형선박 조난 사고 발생에 대해 개인의 안전을 보장받을 수 있는 기술의 역할을 수행할 것으로 기대된다. 또한, 소형선박의 최대 승선 인원수가 증가하였을 때의 실시간 성능을 유지할 수 있도록 알고리즘을 좀 더 경량화하여 낮은 사양의 임베디드 시스템에서도 추적 및 인지가 가능하도록 향후 추가적인 연구를 수행할 필요가 있다.

References

[1] J. S. Yoo, S. J. Baek, Y. S. Lee, “Marine Distress/Rescue System for Marine Vessel Accident Response,” Proceeding of KIIT Conference., pp. 463-465, 2017 (in Korean).

[2] Korea Coast Guard, “2020 Statistical Yearbook of Marine Accident,” 2020 (in Korean).

[3] B. H. Jeong, “The Operational Concept and Technology Development of GMDSS, a Global Distress Safety System for Ships,” Journal of Semiconductor Technology and Science., Vol. 24, No. 10, pp. 1250-1254, 1997 (in Korean).

[4] J. J. Kim, C. H. Hong, D. J. Kim, B. B.l Lee, J. D. Kim, K. N. Ko “The Device for Generation the Distress Signal and Monitoring System for a Survivor based on WSN,” Proceeding of KIIT Conference., pp. 215-217, 2010 (in Korean).

[5] S. J. Jeong, J. H. Yim, “Implementation of the Passenger Positioning Systems using Beacon,” Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering., Vol. 20, No. 1, pp. 153-160, 2016 (in Korean).

[6] J. S. Yoo, S. J. Baik, Y. S. Lee, “Rescue System for Marine Vessel Accident Response,” Proceedings of KIIT Conference., pp. 463-465, 2017 (in Korean).

[7] K. Yun, L. Nguyen, T. Nguyes, D. Kim, S. Eldin, A. Huyen, E. Chow, “Small Target Detection for Search and Rescue Operations Using Distributed Deep Learning and Synthetic Data Generation,” In Pattern Recognition and Tracking XXX, Vol. 10995, pp. 38-43, SPIE, 2019

[8] M. E. N. Gomes, D. Macêdo, C. Zanchettin, P. S. G. de-Mattos-Neto, A. Oliveira, “Multi-human fall Detection and Localization in Videos,” Computer Vision and Image Understanding, 220, 103442, 2022.

[9] J, Redmon, A. Farbadi, “YOLOv3: An Incremental Improvement, ”arXiv preprint, arXiv:1804.02767, 2018.

[10] N. Wojke, A. Bewley, D. Paulus, “Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric,” IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pp. 3645-3649, 2017.
[11] L. Zheng, Z. Bie, Y. Wang, J. Su, C. Wang, S, Q. Tian, “Mars: A Video Benchmark for Large-scale Person Re-identification,” In European Conference on Computer Vision, pp. 868-884, 2016.
[12] S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun, “Faster R-CNN: Toward Real-time Object Detection with Region Proposal Networks,” Advances in Neural Information Processing System, No. 28, 2015.
[13] K. Zhou, Y. Yang, A. Cavallaro, T. Xiang, “Omni-scale Feature Learning for Person Re-identification,” In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision., pp. 3702-3712, 2019
[14] D. Bolya, C. Zhou, F. Xiao, Y. J. Lee, “YOLACT: Real-time Instance Segmentation,” In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, pp. 9157-9166, 2019.
[15] A. Milan, L. Leal-Taixé, I. Reid, S. Roth, K. Schindler, “MOT16: A Benchmark for Multi-Object Tracking,” arXiv preprint, arXiv:1603.00831, 2016.

Haemyung Chon (전 해 명)

2003 Naval Architecture and Ocean Engineering from Kunsan National University (B.S.)
2011 Naval Architecture and Ocean Engineering from Kunsan National University (M.S.)
2010~Naval Architecture and Ocean Engineering from Kunsan National University (Ph.D. Student)
Field of Interests: Deep Learning Application
Email: tipptipp@kunsan.ac.kr

Jackyou Noh (노 재 규)

1996 Naval Architecture & Ocean Engineering from Seoul National University, Seoul, Republic of Korea (B.S.)
1998 Naval Architecture & Ocean Engineering from Seoul National University, Seoul, Republic of Korea (M.S.)
2009 Naval Architecture & Ocean Engineering from Seoul National University, Seoul, Republic of Korea (Ph.D.)
2010~Naval Architecture & Ocean Engineering, in Kunsan National University (Prof.)
2014~Korean J. of Computational Design and Engineering, Associate Editor
2021~The Korean Society of Mechanical Engineers, Member of board of directors
Field of Interests: Systems Control, and Deep Learning
Email: snucurl@kunsan.ac.kr