



# 이미지 인식 기술을 활용한 RoPax 선종의 로딩 컴퓨터 개선

김기수<sup>1,†</sup> · 김문수<sup>2</sup>

울산대학교 조선해양공학부<sup>1,†</sup>

울산대학교 조선및해양공학과<sup>2</sup>

## Improvement of Loading Computer for RoPax Using Image Recognition Technique

Ki-Su Kim<sup>1,†</sup> · Moon-Su Kim<sup>2</sup>

School of Naval Architecture and Ocean Engineering, University of Ulsan<sup>1,†</sup>

Naval Architecture and Shipbuilding, University of Ulsan<sup>2</sup>

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

One of the most prevalent maritime accidents that continues to occur is the loss of stability. This issue is particularly common in RoRo or RoPax ships, which have a high center of gravity. Due to the nature of these ships, which transport vehicles, it is difficult to accurately estimate stability because the cargo weight and loading positions are not standardized. Therefore, this study proposes a method to improve the loading computer using image recognition technology. First, the axle load of cargo vehicles waiting to board the ship is measured. Second, the vehicle's license plate and type are recognized. The position of the vehicles is then tracked using the recognized license plate information and cameras mounted on each deck and ramp. Finally, once the vehicle stops, this information is transmitted to the loading computer. We applied the proposed method to RoPax vessels to evaluate their effectiveness. We modeled a total of two decks and loaded 60 vehicles to verify whether the positions of these vehicles were accurately received by the loading computer through interface. Loading plan was then utilized to assess the ship's stability. This confirmed that the proposed method can be used to improve the accuracy of stability assessments by eliminating human error. As a result, more precise and reliable evaluations of a ship's stability can be achieved using proposed approach.

**Keywords** : Loading computer(로딩 컴퓨터), Image recognition technique(이미지 인식 기술), Stability(복원성), RoPax(RoPax 선종)

## 1. 서론

선박의 설계 기술이 정점에 이른 오늘날에도 해난사고는 끊이지 않고 있다. EMSA (European Maritime Safety Agency, 2023)에서 발표한 바에 따르면 매년 수천 건의 해난사고가 발생하고 있다. 선박의 사고는 대표적으로 충돌, 좌초, 구조 결함에 의해 발생하며, 이를 초래하는 대표적인 이유는 선원의 선박 조작 실수이다 (Petacco et al., 2022). 가장 많은 사고가 발생하는 선종은 화물 운반선이지만, 가장 많은 인명피해를 내는 선종은 RoPax (Roll on/Roll off Passenger) 선박인 것으로 조사되었다 (Hasanudin et al., 2022). 선박의 조작 실수에도 여러 가지 유형이 있으며, 그 중 부적절한 적하에 의한 사고도 존재한다. 부적절한 적하의 경우 화물 종류의 다양성 및 위치의 불확실성이 큰 RoRo (Roll on/Roll off) 선박이나 RoPax(Roll on/Roll off Passenger) 선박에서 주로

발생한다.

차량을 운반하는 RoRo 선박과 차량 및 승객을 함께 운반하는 RoPax 선박은 태생적인 구조에 의해 사고의 위험성이 국제적으로 지적되고 있다. 따라서 기존 여객선 시장의 중심인 유럽연합에서는 선박의 안전을 확보하기 위한 규칙을 비롯해 선령에 대한 제한을 규정하고 있다. 특히 에스토니아호(MS Estonia) 사고 이후 규정된 스톡홀름 협약에서 승객이 탑승하는 선박에 대해 헬리콥터 갑판 설치 및 승객 탈출 해석이 의무화되었으며, 이와 함께 SOLAS(Safety of Life At Sea) 규정들이 강화되었다 (IMO, 1999).

RoRo 선박과 RoPax 선박은 주로 화물, 차량, 승객을 선적한다. 해당 선적물들은 일반 상선에 비해 밀도가 매우 낮은 편에 속하여 많은 화물을 선적하기 위해 여러 개의 데크를 선내에 배치한다. 따라서, 타 상선 대비 무게중심이 높으며, 복원 성능이 좋지 않은 편이다. 또한, 화물의 무게나 선적 위치가 정형화되지 않아



Fig. 1 Representative RoRo/RoPax accidents related to loss of stability

정확한 복원성 추정에도 어려움이 있다. 따라서, RoRo, RoPax 선종에서 복원성 소실에 따른 사고가 자주 일어나고 있으며 본질에서는 대표적인 복원성 소실에 의한 사고 사례를 나열하였다.

2014년 대한민국 남해안에서 기관 고장과 선원의 오작으로 인해 RoPax 선종 중 하나인 세월호가 침몰하는 사고가 발생하였다. 복원성 소실의 원인은 건조 당시의 선급 승인 조건보다 선박평형수를 적게 싣고 있었고, 평형수 대신 화물을 과적한 것이 가장 큰 원인이 되었다. 또한, 적재된 화물을 규정대로 고박하지 않아 초기 경사가 발생하였을 때, 화물이 한쪽으로 쏠리며 더 심한 복원성 소실을 초래하였다.

2015년 영국 솔런트(Solent) 해협에서는 Hoegh Osaka 호가 침몰하는 사고가 발생하였다. 해당 선박은 약 1,450대의 차량과 5,814톤의 화물을 선적한 PCTC(Pure Car and Truck Carrier) 선으로 좌초로 인한 복원성 소실에 의해 침몰하였다. Hoegh Osaka 호는 실제 화물 중량 및 적재량이 사전 계획보다 많았으며, 선박평형수의 양을 정확히 측정하지 않고 출항하였다. 결과적으로 좌초에 의해 복원성이 소실되어 많은 재산 피해를 초래하였다.

2019년 미국 조지아주(State of Georgia) 인근 해안에서 대형 PCTC선인 Golden Ray 호가 전복되는 사고가 발생하였다. 해당 사고는 IMO(International Maritime Organization)가 요구하는 복원성 기준을 충족하지 않았으며, 불안정한 상태로 출항하여 복원성 소실에 의해 전복되었다. 해당 선박은 약 4,100대의 차량을 싣고 브런즈윅(Brunswick) 항의 내항에서 외항으로 운항하던 중 복원성 소실에 의해 선체가 기울며 전도되었다. Fig. 1은 앞선 복원성 소실에 의한 대표적인 사고사례를 나타낸 것이다.

선박의 복원성 평가에는 IMO 규정에 따른 전통적인 결정론적 평가 방법이 있다 (IMO, 2007). 하지만 이는 고정된 시나리오를 기반으로 접근하기에 복잡한 비선형 동적 조건에 대한 유동성이 부족하고, 선박의 무게중심 변화를 고려하지 않는다. 또한 확률론적 방법을 이용한 복원성 평가 방법은 다양한 손상 시나리오에 대한 생존 가능성을 계산할 수 있지만, 해양 파의 통계 및 선박별 데이터를 충분히 고려하지 않아 무게중심이 높은 RoPax와 같은 일반적이지 않은 선박에는 적용의 한계가 있다 (Jasionowski, 2012). 이를 극복하기 위해 CFD(전산 유체 역학)를 이용한 복원성 계산도 수행되고 있고, 높은 정밀도의 분석을 제공하지만, 계산에 자원이 많이 소모되고 실시간으로 분석이 어렵다는 한계점이 있다 (Dankowski and Kruger, 2011). 따라서, 복원성 모니터링을 위해 NAPA사에서 개발된 로딩 컴퓨터로 지칭되는 복원성 평가 소프트웨어를 선박에 탑재하고 있으며, 해당 소프트웨어

Table 1 Limitations of current methods for estimating stability

Stability assessment method	Limitation of method
Deterministic method	flexibility and nonlinear behavior
Probabilistic method	long-term wave statistics and CoG change
CFD analysis	Large cost and time consuming tasks
Real time (Loading computer)	Inaccurate loading information due to human error

를 이용해 실시간 복원성 평가를 수행한다. 그리고 해당 소프트웨어에 변경되는 화물의 위치를 입력하기 위해 화물창에서 화물의 위치를 무선으로 송신하고, 선교에서 이를 수신한 후 사람이 수작업으로 입력하는 방식을 현재까지도 사용하고 있다. 다만, 다수의 차량이 단시간 내에 탑재되어야 하는 항구의 일정상 정확한 입력이 되지 않는 문제점 등을 내포하고 있다. Table 1은 현재 복원성 평가를 위한 방법들과 이의 한계점을 요약 정리한 것이다.

RoPax 선박은 화물, 차량, 승객의 효율적인 선적, 하역을 돕기 위해 선수, 선미, 선체 내부에 여러 개의 램프를 장착하고 있으며, 외부로 연결되는 램프의 경우 안벽 선적을 위해 매우 낮은 위치에 설치되어 있다. 그리고 차량 등이 선적되는 화물창에는 적재량 극대화를 위해 수밀 격벽의 개수가 일반적인 상선에 비해 적기에 해난사고에 의해 침수가 일어났을 때 복원성 측면에서 취약한 특징이 있다. 또한 일반적인 상선과는 다르게 적재되는 화물이 대부분 차량인 점을 고려할 때, 선박이 크게 기울었을 때, 고박되어있던 차량이 한쪽으로 쏠려 복원성을 악화시킬 가능성이 있다. 이에 더해, 항구에서의 선적 시간이 한정되어 있기에, 모든 차량의 무게, 무게 중심 그리고 선적된 위치 등을 정확하게 계측하지 못한 채 출항하는 것이 일반적이다. 따라서, 선박 전체의 정확한 무게중심을 예측하기 어려워 잠재적인 위험을 안고 있다.

운항 시에는 환경하중에 의해 횡요가 발생할 수 있기에, 앞선 위험에 더해 복원성 소실에 의한 전복 사고가 일어날 확률이 더욱 높다. 선박 고유의 복원성 문제에 더해 앞서와 설명한 여러 가지 인적 원인에 의해서도 복원성 소실이 추가로 발생할 수 있다. 따라서, 본 연구에서는 이러한 위험을 개선하기 위해 이미지 인식 기술을 활용하여 RoPax 선종에 선적되는 차량의 정확한 위치

와 무게를 인식하고 이를 복원성 계산 프로그램으로 전달하는 방안을 제안하였다.

## 2. 연구 방법

본 연구에서는 앞서 설명한 대로 이미지 인식 기술을 활용한 복원성 계산 프로그램 개선에 그 목적이 있다. 이를 위해, 본 연구에서는 총 다섯 단계의 과정을 제안하였다. 첫 번째, 선박에 탑승을 위해 대기 중인 화물 차량에 대해 축하 중을 계측한다. 두 번째는 차량 번호판 인식을 통해 차종을 인식한다. 세 번째 선박 램프 내로 진입한 차량에 대해 각 데크의 램프에 장착된 카메라를 통해 차량이 위치한 데크를 추적한다. 네 번째 데크 내에 장착된 카메라를 이용해 차량의 데크 내 주차 위치를 식별한다. 마지막으로 차량의 위치 정보를 복원성 컴퓨터로 송신한다. Fig. 2는 본 연구에서 제안한 방법을 구성도로 나타낸 것이다.

본 장에서는 위 설명된 다섯 가지 과정에 대하여 각 절에서 상세한 방법을 다루었다.

### 2.1 차량의 무게 측정

복원성 계산을 위해서 선박 내 화물의 무게와 위치를 정확히 계측하는 것이 중요하다. 따라서, 우선 화물의 무게를 정확히 계측할 필요가 있다. 일반적인 승용 차량의 경우 공차중량으로 차량의 무게가 선정되어 있다. 물론 차량을 사용하면서 차량 내부에 짐을 싣거나 부가물을 장착하여 무게가 달라질 수 있지만, 승용 차량의 경우 그 변화가 공차중량에 비해 미미하여 무시할 수 있다.

하지만, 적재 중량의 변화가 큰 화물차량의 경우 공차중량으로 차량의 무게를 대표할 수 없다. 차량 중량 기준에는 공차중량 이외에 차량 총중량 혹은 차량 검사 기준이 되는 차량 기준 중량 값이 있다. 다만, RoPax에 탑승하는 화물 차량의 경우 정확한 중량을 계측하여야 하기에 위에서 언급한 세 가지 차량 중량 기준을 사용할 수 없다. 따라서, 화물 차량의 정확한 중량 계측을 위해

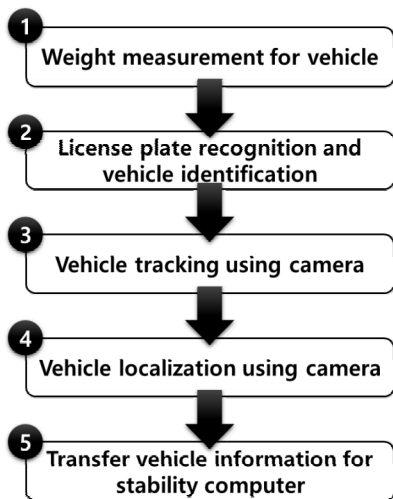


Fig. 2 Configuration of methodology



Fig. 3 Key terms for vehicle weight



Fig. 4 Example of portable weightbridge

축중기를 사용하여야 한다. Fig. 3은 화물 차량의 공차중량과 적재 중량 그리고 두 가지를 합한 차량 총중량을 표시한 것이다.

축중기는 고정식과 이동식 두 가지 방식이 있다. 고정식 축중기는 주로 주행 중인 차량에 대해 동적 계량이 가능하다는 장점이 있지만, 검지 판의 크기가 크고 도로에 매설하여야 하기에 시공과 유지관리가 까다롭다. 이동식 축중기는 도로 주행 차량의 무게를 계측하는 고정식 축중기와는 다르게 설치가 용이하고 이동이 가능하기에 램프 입구에서 화물 차량을 정차시켜 중량을 측정하기에 적합하다. Fig. 4는 이동식 축중기의 설치 예시를 나타낸 것이다. 이동식 축중기는 무선통신 기능이 있기에 이와 연계하여 중량 정보의 송신이 가능하다.

### 2.2 차종 및 차량 번호판 인식

2.1절에서 중량을 측정한 차량의 경우 임의의 식별번호가 주어지고, 일반 승용차량의 경우 중량을 측정하지 않음으로 식별번호가 2.2절을 통해 정해진다. 우선 선박 내에 탑승하는 차량의 번호판을 우선 식별할 필요가 있다. 번호판을 식별하여 각 차량의 식별번호로 사용하고, 이를 이용해 이후 차량 추적을 수행한다. 차량 번호판 식별의 경우, Clova AI의 CRAFT(Baek et al., 2019)를 기반으로 만든 오픈 소스 라이브러리인 EasyOCR을 사용하였다. 코드는 파이썬으로 활용이 가능하고, 딥러닝을 기반으로 텍스트를 이미지나 스캔한 문서에서 추출하는 기능을 제공한다. 라틴 문자 체계를 사용하는 언어뿐만 아니라 아시아 언어 등 80개 이상의 언어를 인식할 수 있다. EasyOCR의 작동 방식은 크게 두 단계로 이루어져 있다. 첫 번째는 텍스트 감지 단계로 이 단계에서는 이미지 내에서 텍스트가 위치한 영역을 감지한다. 이 과정을 통해 이미지 내에서 텍스트가 있는 영역의 좌표를 알 수 있다. 두 번째 단계는 문자 인식 단계로 감지된 텍스트 영역에서 개별 문자를 인식하고 이를 텍스트로 변환한다. 이 과정은 CRNN(Convolutional Recurrent Neural Network) (Shi et al., 2015) 딥러닝 모델을 사용한다. Fig. 5는 EasyOCR을 이용해 차량의 번호판을 인식하고 그 정보를 출력한 예시를 보여준다.



Fig. 5 Recognition of license plate using EasyOCR

또한 차종을 인식하기 위해서 객체 인식을 위해 사용되는 대표적인 단일 스테이지 알고리즘인 YOLOv7(Wang et al., 2022)을 사용하였다. YOLOv7은 이전 버전에 비해 속도가 120% 정도 향상되었으며 정확도 또한 2AP 가량 증가하였다. 따라서, 본 연구에서는 해당 모델을 이용하여 차종을 학습하였다. 학습을 위한 데이터는 과학기술정보통신부 산하의 AI Hub (MSIT, 2020)에서 제공하는 ‘자동차 차종/연식/번호판 인식용 영상’을 이용하였다. 해당 데이터를 YOLOv7을 이용해 학습시킨 결과 차량 연식과 모델 식별 정확도는 mAP기준 80%를 달성하였다. 다만, 해당 수치는 아직 현업에서 사용하기에는 부족한 정확도라 판단되며, 이에 지속적으로 해당 모델을 업데이트해야 할 필요가 있다.

이렇게 식별된 차량번호와 차종 정보를 이용하고 공공데이터 포털에서 제공 중인 국토교통부의 자동차종합정보 (MOLIT, 2024)를 이용하여 차량의 공차중량 정보를 획득하였다. 승용차의 경우 공차중량 정보를 그대로 활용하였으며, 무게중심은 차량 중심으로 가정하였다. 그리고 화물차량의 경우 앞서 측정된 축 중량을 기준으로 차량 중량을 산정하였고, 무게중심은 역시 차량 중심으로 설정하였다.

### 2.3 카메라를 이용한 차량 추적 및 위치 판단

2.2절에서 설명한 것과 같이 램프를 진입하며 인식된 차량의 번호판 정보는 차량을 추적하기 위한 식별정보로 활용된다. RoPax 선종에는 모든 차량 데크 진입부 천장부에 카메라를 설치하여 활용하고 있다. 따라서, 모든 데크 램프의 카메라에 번호판 인식 모델을 적용해 마지막으로 탐지된 데크에 차량이 선적되는 것으로 판단할 수 있다. 또한 차량의 정확한 위치도 차량 데크 내의 카메라를 이용해 판단할 수 있다. 이 때, 카메라의 초기 위치와 차량 데크내의 라싱홀의 위치정보를 이용한다. 차량 데크 내에는 차량 고박을 위해 필요한 라싱홀이 설치되어 있다. 라싱홀의 위치는 일반적으로 고정되어 있기에, 카메라의 위치 데크 내 라싱홀의 위치를 이용하면 간단하게 차량의 위치를 판단할 수 있다. 3차원상에서 차량의 위치를 p, 카메라의 위치를 q라 하면 식 (1)을 통해 카메라로부터의 차량의 거리를 확인할 수 있다.

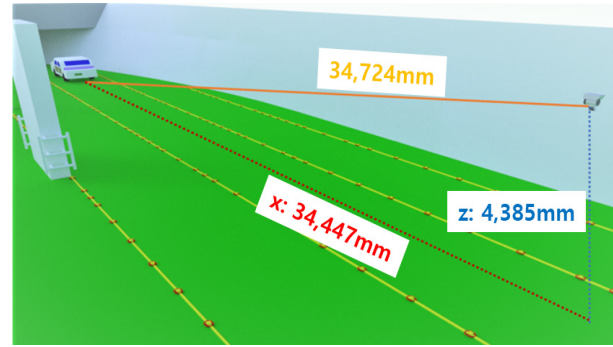


Fig. 6 Estimate position of car in deck using lashing hole

$$\sqrt{(q_1 - p_1)^2 + (q_2 - p_2)^2 + (q_3 - p_3)^2} \quad (1)$$

식 (1)의 위치를 차량의 최후미라 판단하면, 이와 앞서 차량 번호판 정보로 식별된 차량 정보를 이용하여 차량의 중심위치를 판단할 수 있고, 해당 위치에 차량 총중량이 집중하므로 가해진다고 판단할 수 있다. 차량이 움직임을 멈추어 더 이상 위치가 변하지 않는다고 판단되면, 해당 정보를 로딩 컴퓨터로 송신한다. Fig. 6은 카메라의 위치와 라싱홀의 위치를 이용해 카메라로부터 차량까지의 거리를 계산한 예시를 보여준다.

### 2.4 로딩 컴퓨터로 차량 무게 및 위치 정보 송신

로딩 컴퓨터는 선적 화물에 의한 복원성 변화량을 판단하기 위해 선박에 탑재되는 솔루션으로, 일반적으로 로딩 컴퓨터는 사람의 수작업을 이용해 정보가 입력된다. 현재 RoPax에 차량이 탑재되면 사람이 해당 차량의 최종위치를 판단하여 브릿지의 선원에게 무전기를 이용해 차량 정보와 위치를 알려주는 방식으로 로딩 컴퓨터를 사용한다. 다만, 차량의 선적 속도가 굉장히 빠르고

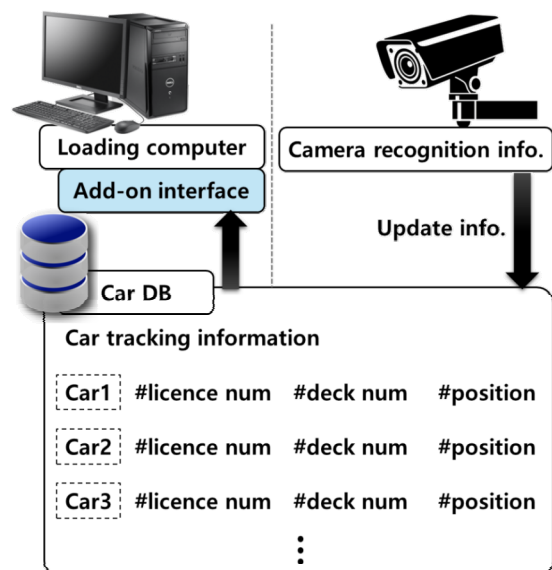


Fig. 7 Configuration of car database



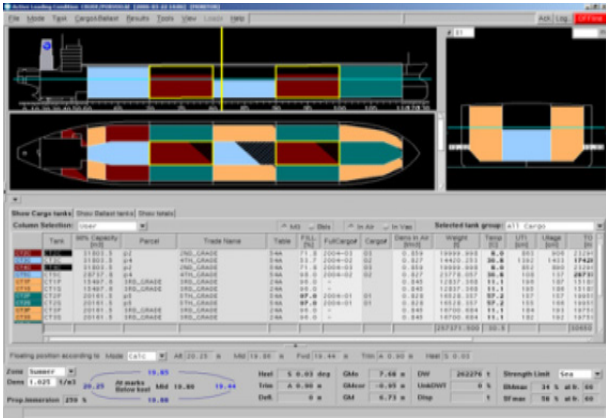


Fig. 8 Example of loading computer for stability assessment

차량 데크가 넓음으로 이를 항상 정확하게 수행하기 어렵다. 따라서, 현재 사람이 무전기를 이용해 브릿지로 전달하는 정보를 로딩 컴퓨터의 API를 사용해 곧바로 수신할 수 있도록 에드온 인터페이스를 개발하였다. Fig. 7은 차량 식별 데이터베이스와 그 연결 구조를 나타낸 것이다. 각 램프와 데크에 있는 카메라를 통해 식별된 정보는 정의된 차량 데이터베이스의 정보를 지속 업데이트한다. 이때, 업데이트의 기준이 되는 정보는 번호판 정보이다. 업데이트 주기가 기준시간 이하로 들어오면 해당 차량이 선적을 마쳤다고 판단하고, 이를 로딩 컴퓨터의 에드온 인터페이스로 전송된다.

2.4절에서 최종 판단된 차량 무게 정보와 위치 정보를 로딩 컴퓨터의 API를 이용해 자동으로 입력받게 되고, 브릿지에서는 별다른 수작업 없이 차들이 어떤 데크와 위치에 선적되었는지 확인할 수 있고 실시간으로 변경되는 복원성 정보를 확인할 수 있다. Fig. 8은 로딩 컴퓨터의 예시를 표현한 것이다.

### 3. RoPax 선종에의 적용

#### 3.1 시뮬레이션을 위한 3차원 모델링

본 연구에서는 RoPax에 선적되는 차량의 정확한 위치를 자동으로 예측하여 로딩 컴퓨터로 전달하는 방법을 연구하였다. 다만, 현재 본 연구의 제원을 실제 배에 탑재하여 수행하기에는 해당 설비의 구축이 필요하며, 라싱홀의 위치와 카메라 내 차량 위치와 같이 필요 정보 획득을 위해 실사용 튜닝이 필요하다. 또한, 관계 법령 등을 확인하여야 한다. 따라서, 본 연구에서는 실선 적용 전 오토데스크사의 나비스워크를 이용하여 본 연구에서 제안한 방법을 테스트하였다.

본 연구에서는 길이 약 170미터, 폭 25미터, 높이 28미터의 RoPax 선종을 활용하였으며, 차량의 선적 시뮬레이션을 위해 3, 4번 차량 데크를 모델링하였다. 차량 선적을 위해 선미 램프와 3번과 4번 데크 사이의 무버블 램프(movable ramp)를 모델링하였다. Fig. 9는 나비스워크를 이용해 모델링한 RoPax 선체를 나타낸 것이다.

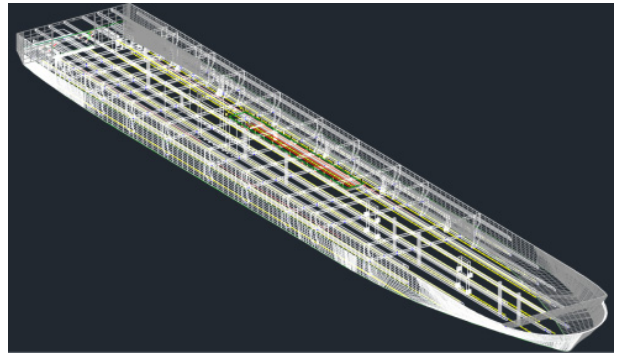


Fig. 9 3D modeling of RoPax using Navisworks

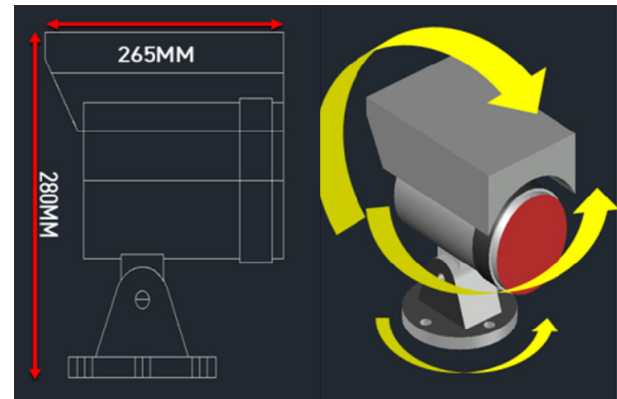


Fig. 10 3D modeling of CCTV for RoPax

각 차량 데크에서 차량을 인식하고 추적하기 위한 카메라는 Seanet Marine Planet사의 SFC-1000EX이다. 따라서, 본 연구에서는 해당 카메라를 모델링하여 활용하였다. 해당 카메라는 하부 원판을 이용해 좌우 360도 회전이 가능하고 종 방향으로 38도 화각 횡 방향으로는 72도 화각을 가지고 있다. 통상 차량 데크에 배치 시 30~50미터 거리의 번호판 식별이 가능하며, 권장 거리인 약 40미터이다. Fig. 10은 데크에 설치되는 CCTV를 나비스워크를 이용해 모델링한 제원과 결과를 표시한 것이다.

차량 데크 내에 선적되는 모든 차량을 추적하고 위치를 판단하기 위해서는 앞서 설명한 카메라의 제원에 따라 약 40미터마다 한 대의 카메라가 필요하다. 따라서, 선체와 카메라 화각을 판단하여 현재 시뮬레이션을 위한 RoPax에는 각 차량 데크마다 총 6대의 카메라가 필요한 것으로 판단하였다. 또한, 선미 램프와 4번

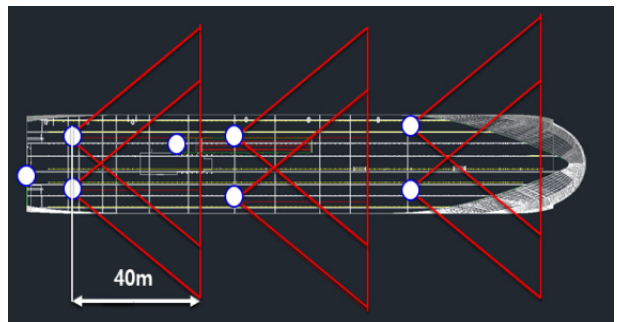


Fig. 11 Layout of camera for car decks

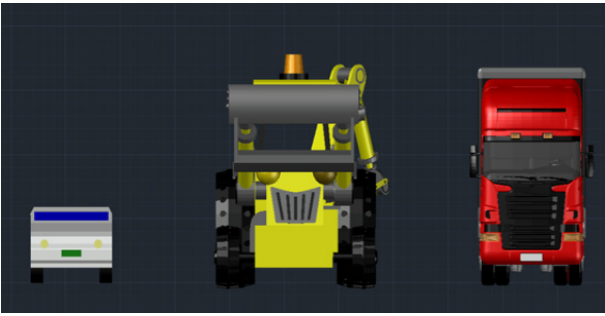


Fig. 12 Three types of car for simulation

데크로 올라가는 차량의 판단을 위해 램프에 한 대씩 카메라를 추가로 배치하였다. Fig. 11은 차량 데크 내에 설치한 카메라의 배치이며, Fig. 12는 세가지 차량 종류를 나타낸 것이다.

### 3.2 차량 선적 시뮬레이션

본 연구에서 제안한 방법의 효율성을 확인하기 위해 3.1절에서 설명한 세 가지 차량을 나비스위크 시뮬레이션을 이용해 선적하였으며, 해당 정보를 로딩 컴퓨터로 원활히 보낼 수 있는지 확인하였다.

첫 번째로, 차량이 선미 램프를 통해 선내로 진입하기 이전 이 동식 측정기를 이용해 차량의 무게를 측정하였다. 이후 선미 램프의 카메라를 이용해 차량 번호판 정보를 확인하며, 확인된 번호판 정보와 2.2절에서 설명한 자동차 종합정보를 비교하여 차량의 정보를 완성한다. 이후 번호판 정보가 차량 인식 번호로 부여되며, 최종 데크 내 위치를 결정할 때까지 해당 차량 번호로 차량을 추적한다. 또한, 선미 램프를 통과하고 선박 내 무버블 램프를 이용하여 상층 차량 데크인 4번 데크로 이동하였다. 그리고 카메라로 라싱홀의 위치와 차량의 거리를 판단하여 최종 차량 위치를 확인하고 식별된 결과를 로딩 컴퓨터로 전달하기 위한 정보를 확인하였다. Fig. 13은 화물 차량이 RoPax 선내로 선적되는 시나리오를 시간순으로 표시한 것이다. 이와 마찬가지로, 특수차량 및 승용 차량의 경우도 원활히 시뮬레이션이 수행되는 것을 확인하였다.

앞서 3.1에서 설명한 RoPax 선종의 두 개의 데크와 세 종류의 차량을 이용해 앞서 설명한 시뮬레이션 과정을 통해 한 대씩 차량을 선적하였으며, 해당 시뮬레이션으로 선적된 차량의 위치를 로딩 컴퓨터의 인터페이스를 통해 전송하였다. 충분히 많은 차량에 적용이 가능함을 확인하기 위하여 승용차량 총 30대, 특수차량 총 20대, 그리고 화물차량 총 10대를 탑재하였으며, 해당 차량들 각각의 위치가 로딩 컴퓨터에 잘 수신되었는지 확인하였다. 또한, 수신된 로딩 컴퓨터의 화물 위치를 통해 복원성 평가가 원활히 수행되는지 확인하였다. Fig. 14는 로딩 컴퓨터의 인터페이스를 통해 4번 데크에 선적된 차량의 위치 정보와 이를 통해 계산된 복원성 계산 결과(황요)를 표현한 것이다. 나비스위크 시뮬레이션과 본 연구에서 제안한 과정을 통해 로딩 컴퓨터로 전달된 탑재 차량의 위치 및 무게가 동일함을 Fig. 14와 같이 확인하였

다. 다만, 이는 실제 선적 과정에서 검증된 결과는 아니기에 실제 제안된 연구가 적용되기 위해서는 현업에서 충분한 검증 과정이 필요할 것으로 예상된다.

## 4. 결론 및 향후 연구계획

본 연구에서는 화물의 위치와 무게들이 항해마다 달라지고 그 정보의 정확한 계측이 어려운 RoPax 선종에 탑재되는 로딩 컴퓨터

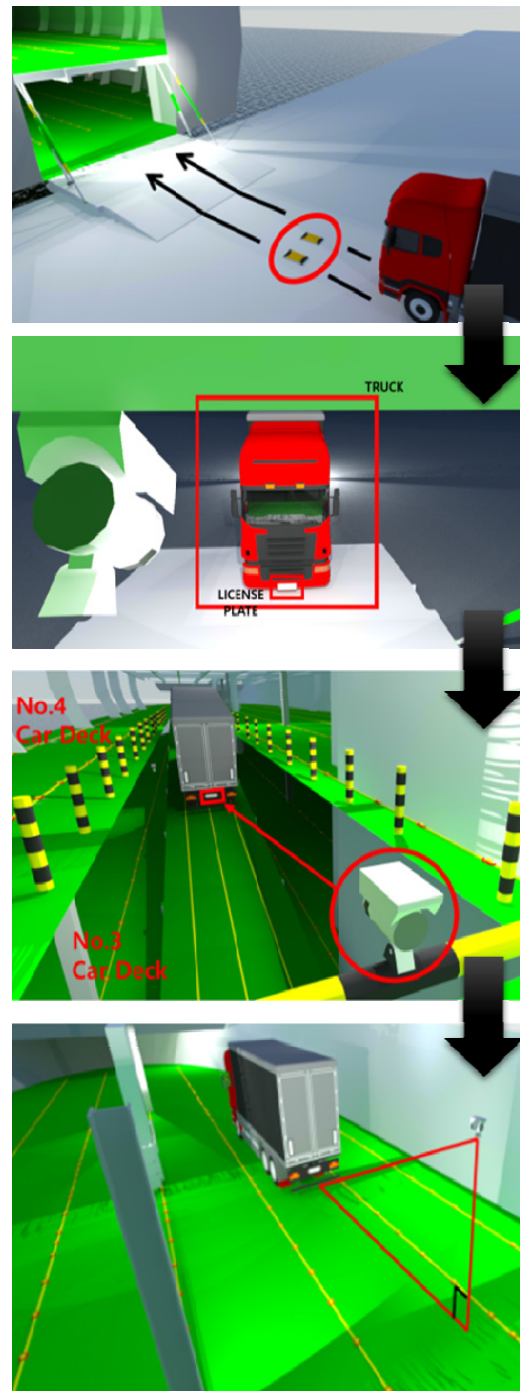


Fig. 13 Scenario for cargo truck entering RoPax

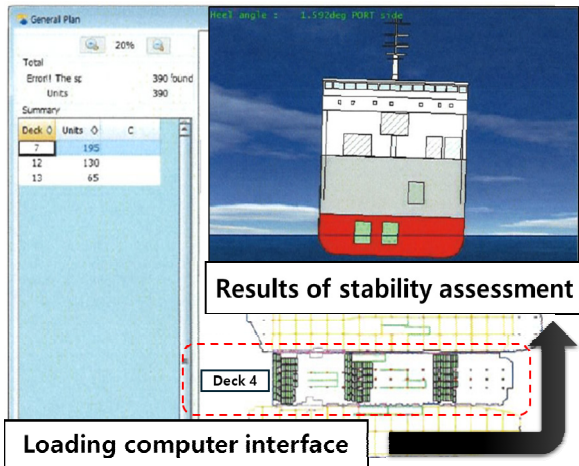


Fig. 14 Results of stability assessment through loading computer

를 개선하기 위해 이미지 인식 방법을 활용하는 방안을 제안하였다. RoPax에 선적되는 차량의 정보를 정확하게 로딩 컴퓨터에 전달하기 위해, 첫 번째로 차량의 무게가 정형화되어 있지 않은 화물차량의 경우 이동식 축중기를 이용해 차량 중량을 측정하였다. 이후 램프를 통과할 때, 차량의 번호판을 인식하여 해당 차량 정보를 습득하고, 이를 통해 차량의 추적을 시작한다. 이후 데크 간의 램프 혹은 데크 천장의 카메라를 통해 얻은 이미지와 데크 내의 카메라, 라식홀 위치 정보를 이용하여 차량을 추적한다. 차량이 움직이지 않아 더 이상 추적 정보의 변동이 없다고 판단되면 차량 데이터베이스에 저장된 정보를 로딩 컴퓨터로 송신한다. 이와 같은 과정을 통해 데크 내 차량의 정확한 위치와 중량 정보를 로딩 컴퓨터로 전송할 수 있다. 이를 통해 로딩 컴퓨터의 정확성을 높이고 항해에서 중요한 복원성의 신뢰도를 높일 수 있다.

다만, 2.2절에서 설명한 차량 번호판 및 차종 인식 정확도는 조도, 각도, 차량 높이에 따라 달라질 수 있으며, 서로 상이한 속도로 진입하는 차량에 대해서는 인식률이 떨어지는 단점이 있다. 따라서, 실제 사용 환경에서의 데이터를 추가로 수집, 학습함으로써 해당 문제를 개선할 필요가 있다. 또한, RoPax의 특성상 차량 데크 내에 화물을 적재하는 경우, 라식홀이 가려질 수 있고, 차량뿐만 아니라 추가적인 적치물 또는 화물이 있어 라식홀 위치 판별을 어렵게 할 수 있다. 이러한 어려움들을 극복하기 위해, 카메라의 추가 장착을 통한 다양한 화각에서의 차량 위치를 판단하는 방법을 고려해야 할 필요가 있다. 다만, 이 경우 추가적인 장비가 선체 내에 장착되어야 하기에, 실제 적용을 위해서 선주 또는 조선소와의 협의가 필요할 것으로 예상된다.

또한, 현재 제안된 방법의 효용성을 높이기 위해 구성요소 고도화가 필요하다. 차량 인식 및 번호판 인식의 정확도를 높이기 위해 YOLO v7에서 추가로 개선된 버전인 YOLO v8(Hussain, 2023) 혹은 개선된 객체 인식 및 세그멘테이션 모델을 접목할 예정이다. 또한 제안된 방법의 실사용을 통한 현업 전문가의 피드백을 통해 추가적인 수정을 진행할 예정이다.

## 후 기

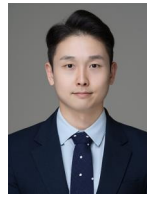
본 연구는 (1) 울산대학교, (2) 2024년도 교육부의 재원으로 한국연구재단의 지자체-대학 협력기반 지역혁신 사업(2021RIS-003), (3) 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원(P0017006, 2024년 산업혁신인재성장지원사업)을 받아 수행된 연구 결과임을 밝히며, 이에 감사드립니다.

## References

- Baek, Y.M., Lee, B.D, Han, D.Y, Yun, S.D. and Lee, H.S., 2019. Character region awareness for text detection. *Computer Vision and Pattern Recognition*, arXiv:1904.01941.
- Dankowski, H. and Krüger, S., 2011. On the safety level of the SOLAS 2009 damage stability rules for RoPax vessels. *Marine Systems & Ocean Technology*, 6(2), pp.87-96.
- EMSA(European Maritime Safety Agency)., 2023. *Annual overview of marine casualties and incidents 2023*. Ares (2023)7311770.
- Hasanudin, H., Zubaydi, A. and Aryawan, W., 2022. Stability assessments of RoPax open car deck on longitudinal wave. *The 3<sup>rd</sup> Maritime Safety International Conference 2022*, Surabaya, Indonesia, 16-17 July 2022.
- Hussain, M., 2023. YOLO-v1 to YOLO-v8, the rise of YOLO and its complementary nature toward digital manufacturing and industrial defect detection. *Machines*, 11(7), pp.677.
- IMO, 1999. *Interim guidelines for a simplified evacuation analysis on RO-RO passenger ships*. MSC/Circ.909.
- IMO, 2007. *Revised guidance to the master for avoiding dangerous situations in adverse weather and sea conditions*. MSC.1/Circ.1228.
- Jasionowski, A., 2012. *Study on the specific damage stability parameters of Ro-Ro passenger vessels according to SOLAS 2009 including water on deck calculation*. European Maritime Safety Agency.
- MOLIT(Ministry of Land, Infrastructure and Transport), 2024. *Comprehensive automobile information API service*, URL: <http://data.go.kr> [Accessed 24 August 2024].
- MSIE(Ministry of Science and ICT), 2022. *Video for car model/year/license plate recognition*, URL: <http://aihub.or.kr> [Accessed 24 August 2024].
- Petacco, N., Ruggiero, V. and Gualeni, P., 2022. *Intact Stability Assessment of Ro-Ro Pax vessel in the framework of second generation intact stability criteria with a specific focus on the operational profile*. Progress in Marine Science and Technology, Volume 6: Technology and Science for the Ships of the Future.

Shi, B., Bai, X. and Yao, C., 2015. An end-to-end trainable neural network for image-based sequence recognition and its application to scene text recognition. *Computer Vision and Pattern Recognition*, arXiv:1507.05717.

Wang, C., Bochkovskiy, A. and Liao, H., 2022. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. *Computer Vision and Pattern Recognition*, arXiv:2207.02696.



김기수



김문수