

# 딥러닝을 이용한 함정 대피 경로 탐색

박주헌<sup>1</sup> · 유원선<sup>2,†</sup> · 이인석<sup>3</sup> · 최원철<sup>4</sup>  
충남대학교 선박해양공학과 대학원<sup>1,3</sup>  
충남대학교 선박해양공학과<sup>2,4</sup>

## Naval Ship Evacuation Path Search Using Deep Learning

Ju-hun Park<sup>1</sup> · Won-sun Ruy<sup>2,†</sup> · In-seok Lee<sup>3</sup> · Won-cheol Choi<sup>4</sup>  
Grad. School, Dept. of Naval Architecture & Ocean engineering, Chung-nam National University<sup>1,3</sup>  
Dept. of Naval Architecture and Ocean Engineering, Chung-nam National University<sup>2,4</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.

Naval ship could face a variety of threats in isolated seas. In particular, fires and flooding are defined as disasters that are very likely to cause irreparable damage to ships. These disasters have a very high risk of personal injury as well. Therefore, when a disaster occurs, it must be quickly suppressed, but if there are people in the disaster area, the protection of life must be given priority. In order to quickly evacuate the ship crew in case of a disaster, we would like to propose a plan to quickly explore the evacuation route even in urgent situations. Using commercial escape simulation software, we obtain the data for deep neural network learning with simulations according to aisle characteristics and the properties and number of evacuation person. Using the obtained data, the passage prediction model is trained with a deep learning, and the passage time is predicted through the learned model. Construct a numerical map of a naval ship and construct a distance matrix of the vessel using predicted passage time data. The distance matrix configured in one of the path search algorithms, the Dijkstra algorithm, is applied to explore the evacuation path of naval ship.

**Keywords** : Deep learning(딥러닝), Evacuation path(대피 경로), Numerical map(수치 지도), Dijkstra algorithm(다익스트라 알고리즘)

## 1. 서론

해군 함정은 고립된 해상에서 다양한 위협을 받을 수 있다. 특히, 적의 공격에 의한 피격, 화재 및 침수는 함정이 회복할 수 없는 손상을 입힐 가능성이 매우 큰 재해로 정의된다. 이러한 재해는 인명 손상 또한 발생할 위험이 상당히 크다. 따라서 재해가 발생하면 신속하게 진압해야 하지만, 재해 발생 지역 내 인명이 있다면 인명 보호를 우선해야 한다. 인명 보호를 위해 재해 발생 지역에서 안전 지역으로의 대피를 위해 합리적인 경로 탐색으로 재해 지역의 인원을 안전하게 대피할 수 있도록 유도해야 한다. 하지만 재해 지역에서 대피할 인원이 한 명이 아닌 다수의 인원이 이동할 경우 함정의 특성상 좁은 통로에서 병목 현상이 발생하여 화재 및 연기 등 재해에 의한 인명 손상의 위험이 더 커질 가능성이 있다.

A\*, Dijkstra 알고리즘과 같은 일반적인 경로 탐색 알고리즘으로는 해군 함정의 대피 경로를 탐색할 시 물리적으로 가장 가까

운 거리를 갖는 경로를 탐색하게 된다. 이때 일반적인 경로 탐색 알고리즘으로 탐색된 경로는 통로의 특성 및 인원수를 반영하지 못하여 합리적인 경로인지 확인할 수 없다. 따라서, 함정의 재해 및 사고 상황에서 인명 손상을 막기 위한 대피 경로 탐색 방안으로 일반적인 경로 탐색 알고리즘은 적절한 방안이라 하기 어렵다.

본 연구에서는 함정 대피 경로 탐색의 정밀도를 높이기 위해 딥러닝을 이용하여 일반적인 경로 탐색 알고리즘을 보완하여 통로의 폭, 인원수 등 이동에 대한 현실적인 여러 영향을 반영하고, 함정의 긴박한 상황에서도 실시간으로 대응할 수 있도록 계산비용을 획기적으로 절감할 수 있는 함정 대피 경로 탐색 방안을 제시하고자 한다.

본 연구의 2장에서는 대피/탈출에 관한 연구에 대해 정리하였으며, 3장에서는 상용 대피 SW 시뮬레이션을 이용하여 통로 특성과 대피 인원수에 따른 학습 데이터 확보에 관해 기술하였다. 4장에서는 확보한 데이터를 이용한 딥러닝 모델 설계에 관해 기술하였다. 딥러닝은 Keras 오픈 소스 라이브러리를 이용하여 학습하였으며, 학습의 결과로 통로의 통과시간을 예측한다. 5장에서

는 학습된 학습모델을 기반으로 예측된 통로 통과시간을 경로 탐색 알고리즘에서 사용하는 Distance Matrix 설계에 관해서 기술하였다. 6장에서는 Dijkstra 경로 탐색 알고리즘을 적용하여 함정의 대피 경로 탐색결과에 관하여 기술하였다.

## 2. 관련 연구 현황

재난 상황 시 함정/선박 및 구조물에서 대피/탈출의 중요성에 따라 관련 연구가 최근까지 다양하게 진행되었다. 특히, 다양한 재난 환경에서의 대피와 보행자의 행동을 고려한 대피 시뮬레이션에 관한 연구가 활발히 진행되었다. 또한, 기계학습 및 최적화 기법을 활용하여 대피 시뮬레이션 및 대피 경로를 탐색하는 연구 또한 활발히 진행되었다.

다양한 재난 환경에서의 대피 시뮬레이션에 관한 연구에는 Ha et al. (2013a)은 손상 선박의 자세를 계산하고, 계산된 선박의 경사를 승객 탈출 시뮬레이션에서 승객에 작용하는 물리적인 외력을 고려한 탈출 시뮬레이션을 수행하였다. Liu et al. (2022a)은 화재 시 승객을 안전한 구역으로 대피시키기 위해 경로 용량, 위험도를 고려한 대피 전략을 제안하였다. 경로 위험도는 일산화탄소 농도, 가시성, 온도 세 가지 요소를 고려하여 3단계로 구분하여 위험도가 높은 구역에 있는 승객을 우선하여 대피시키는 시뮬레이션을 수행하였다. Kang and Joo (2016)은 화재, 침수 등 다양한 위험요소와 해당 재난의 특성을 고려할 수 있는 A\*알고리즘 기반 대피 유도 시스템 제안하였으며, 해당 시스템을 이용한 가상 구조물 및 선박의 재난 상황을 가정하여 최적의 탈출 경로를 설정하는 방안을 제안하였다.

대피 보행자의 행동을 고려한 시뮬레이션에 관한 연구에는 Park et al. (2010)은 대피 상황에서 승객의 회전 행동을 고려하기 위해 수평면에서 병진운동과 수직축을 따라 회전하는 강체로 모델링하여, 뉴턴의 제2 법칙에 따라 인체에 작용하는 힘을 통해 가속도를 계산하고, 이를 적분하여 보행 속도를 얻는 가속도 기반 모델을 이용하여 승객의 이동 시뮬레이션을 수행하였다. Ha et al. (2013b)은 보행 방향 포텐셜 함수를 도입하여 승객의 보행 방향 결정을 하여 여객선 대피 시뮬레이션을 수행하였다. 또한, 마주 오는 승객에 의한 특성을 반영하기 위해 역류 알고리즘과 승객의 집단행동을 표현하기 위해 집단행동 알고리즘을 적용하였다. Kim et al. (2004)은 선박의 경사 및 동요 효과를 구현할 수 있는 통로 모형을 제작하여 집단 이동, 개인 이동 등 실제 시험을 통해 선박의 경사 및 동요 효과가 대피 승객의 이동성에 미치는 영향에 관하여 연구하였다.

기계학습 및 최적화 기법을 활용한 대피 시뮬레이션 및 대피 경로 탐색에 관한 연구를 살펴보면 다음과 같다. Choi and Yoo (2021)는 강화학습 기법을 이용하여 다층 구조에서 출구의 위치와 화재의 위치를 고려한 최단 경로를 예측하며, 밀집 정도에 따라 최적 경로와 차선 대피경로로 분산시키는 모델을 제안하였다.

Seo et al. (2022)는 독성 가스 누출과 같은 재난 상황에서 기상 조건, 누출 강도 및 대피 정보를 포함한 대피 시나리오를 고려하여 심층 신경망 대피 모델을 통해 피해 지역의 정량적 위험을 평가하여 최적의 대피 경로를 결정하는 시스템을 제안하였다. Wang et al. (2020)은 해상 플랫폼의 화재 시나리오에서 최적화된 대피 경로를 결정하기 위해 실제 해양 플랫폼의 수치지도(GIS)를 이용한 도로망을 구성하였으며, 화재 시뮬레이션을 이용하여 구성된 도로망에 화재 시뮬레이션을 적용하였다. 또한, 화재의 고온, 연기 등 위험요소가 대피에 미치는 영향을 연구하기 위해 개미 군집 알고리즘을 개선하여 동적 최적화 모델을 제안하였다. Liu et al. (2022b)은 크루즈선에서 비상상황 시 승객과 승무원의 행동 시뮬레이션을 통해 혼잡한 상황이 대피 속도에 미치는 영향을 반영한 다중 경로 탐색 문제를 해결하기 위해 개선된 인공 물고기 군집 알고리즘(IAFSA, Improved Artificial Fish Swarm Algorithm)을 제안하였다.

위 연구들에서는 재난 환경과 보행자의 행동을 고려한 시뮬레이션을 수행하였다. 정밀한 시뮬레이션을 위해 계산비용이 자연스럽게 증가하고, 가변적인 긴박한 현실 조건에서 실시간 경로 제시가 어려운 단점이 있다. 따라서, 본 연구에서는 함정에서 재난 발생 시 대피를 위한 시뮬레이션과 경로 탐색을 결합한 방안을 제시하고자 한다. 또한, 위 연구들에서 다루지 않았던 딥러닝을 이용하여 함정의 재난 상황에서 대피 인원수에 따른 합리적인 대피 경로를 신속하게 탐색하는 방안을 제시하고자 한다.

## 3. 딥러닝 데이터 획득을 위한 PathFinder 시뮬레이션

### 3.1 시뮬레이션을 위한 통로 모델 설계

딥러닝을 위해 대피 시뮬레이션 상용 SW인 PathFinder를 이용하여 통로 종류, 인원수, 통로 폭에 대한 통로 통과시간을 획득하기 시뮬레이션을 수행하였다.

PathFinder는 사람의 평균 보행 속도, 밀집 구역에서의 사람의 행동 및 충돌 효과 등 현실적인 여러 영향을 반영하여 본 연구에서 필요한 다수 인원의 통로 이동에 대해 현실적인 데이터를 확보할 수 있었다 (Thunderhead Engineering, 2020). 학습 데이터 획득을 위한 통로 모델은 수평 통로 모델 Fig. 1과 경사 통로 모델 Fig. 2와 같이 설계하였다. 각 모델의 통로 폭과 Fig. 2의 경사 통로 모델에서 통로 각도는 시뮬레이션 변수로 활용하였다.

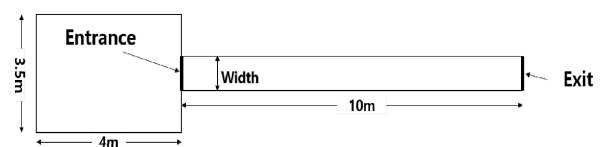


Fig. 1 Horizontal path model

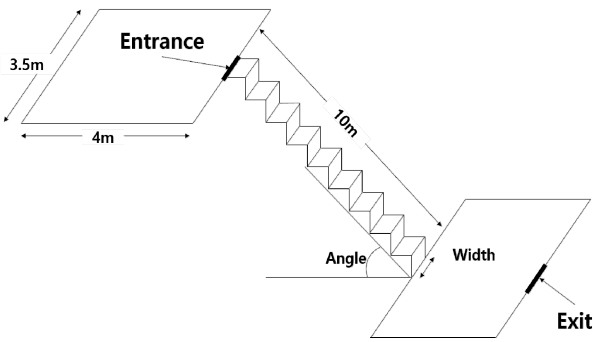


Fig. 2 Slope path model

### 3.2 학습 데이터 획득을 위한 PathFinder 시뮬레이션

PathFinder 시뮬레이션은 유클리드 거리를 최소화하는 경로를 탐색하는 것을 확인할 수 있었다. 본 연구에서는 유클리드 거리를 최소화하는 경로가 아닌 함정의 수밀구조로 인해 통로 폭, 통로 길이 등 통로의 특성이 연속되지 않고 변경되므로, 이동 시 변경되는 각각의 통로 특성을 반영하여 효율적인 경로를 탐색하기 위해 딥러닝을 적용하였다.

3.1절에서 설명한 Fig. 1, Fig. 2의 통로 모델을 기반으로 대피 시뮬레이션을 통해 통로 통과시간을 도출하였다. Fig. 3, Fig. 4는 데이터 획득을 위한 PathFinder 모델링 및 시뮬레이션 예시이며, 수평 통로 모델의 경우 통로 폭, 대피 인원을 변수로 하여 통과시간을 도출하였다. 경사 통로 모델도 통로 폭, 대피 인원을 변수로 사용하였으며, 통로 각도를 통로의 경사 조건으로 추가하여 오르내리는 이동에 대한 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션의 인원 분포에 따른 이동 속도 편차를 반영하기 위해 같은 조건의 시뮬레이션을 세 번씩 수행하여 평균값으로 학습 데이터를 획득하였다.

Table 1은 수평 통로 시뮬레이션의 변수, 변수 간격, 총 시뮬레이션 수를 기술하였다. 이동 속도의 경우 급박한 상황에서의 사람의 이동 속도를 2~4 m/s로 가정하였다. Table 2는 경사 통로 시뮬레이션의 변수, 변수 간격, 총 시뮬레이션 수를 기술하였다. 경사 통로 모델의 통로 경사각의 음수 구간은 내리막을 의미하며, 양수 구간은 오르막 경사를 의미한다. 경사 통로 모델에서 경사각 0도 일 때 수평 통로 모델과의 중복되는 데이터 750개를 제외하여 딥러닝을 위해 획득한 데이터는 4170개를 획득하였다. 학습 및 검증을 위해 Training data를 3127개, Validation data를 1043개로 설정하여 딥러닝을 수행하였다.

Table 1 Horizontal path parameter

Parameter	Entity	Unit(interval)
Walking speed	2~4	1(m/s)
Path width	500~1500	100(mm)
Number of persons	1~10	1(-)
Total number of simulation	330	

Table 2 Slope path parameter

Parameter	Entity	Interval(Unit)
Walking speed	2~4	1(m/s)
Path width	300~1000	100(mm)
Number of persons	1~10	1(-)
Path angle	-80~80	10(degree)
Total number of simulation	4590	

### 4. 통로 통과시간 예측 딥러닝 모델 설계

PathFinder 시뮬레이션으로 획득한 학습 데이터를 기반으로 Keras Sequential 모델 (Keras, 2016)로 학습을 수행하였으며, 딥러닝의 적절한 완전 연결 층 구성을 위해 Table 3과 같이 다섯 가지의 연결 층 구성과 세 가지 옵티마이저 대해 검증데이터의 평균 절대오차를 비교하여 가장 작은 결과를 갖는 구성으로 완전 연결 층을 구성하였다.

Input layer의 노드는 통로 폭, 통로 각도, 보행 속도, 대피 인원 총 4개의 변수로 설정하였다. Hidden layer의 경우 2개 층을 갖게 하였으며, 첫 번째 층은 128개의 노드로 설정하였으며, 활성화 함수는 ReLU로 설정하였다. 두 번째 층에서는 64개의 노드로 설정하였으며, 활성화 함수는 첫 번째와 같게 ReLU로 설정하였다. Output layer의 경우 출력 노드는 1개이며 통로 통과시간을 출력하도록 설정하였다(Table 4). 3.2절에서 기술한 학습 데이터를 이용하여 학습을 수행하였으며, 학습에 사용되는 하이퍼 파라미터는 Table 5에 정리하였다.

학습률(learning rate)은 딥러닝 네트워크 Loss의 기울기 가중치를 조정하여 학습의 속도를 제어하는 하이퍼 파라미터이며, 효율적인 학습을 위해 학습률 및 옵티마이저는 Table 3의 결과에 따라 결정하였다. Training Data의 Loss와 Validation Data의 Loss의 비교 결과 Epoch이 진행됨에 따라 감소하며, 과적합 없이 학습이 잘 됨을 확인하였다 (Fig. 5).

Table 3 Validation data Mean Absolute Error(sec)

Dense Hidden Layer	8×4×1	16×8×1	32×16×1	64×32×1	128×64×1
Optimizer					
Adam(Learning rate=0.001)	1.4749e-03	8.5221e-04	6.1287e-04	5.7174e-04	5.3470e-04
Adam(Learning rate=0.01)	6.5287e-04	5.4408e-04	5.3318e-04	5.5239e-04	<b>4.2081e-04</b>
RMSprop	1.8067e-03	1.1857e-03	6.6833e-04	7.3732e-04	5.6770e-04

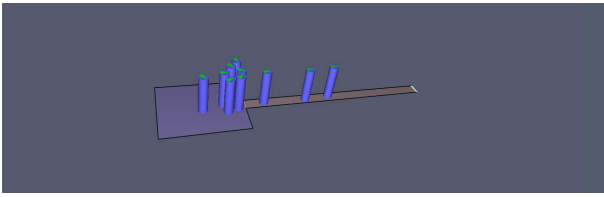


Fig. 3 Horizontal path evacuation simulation

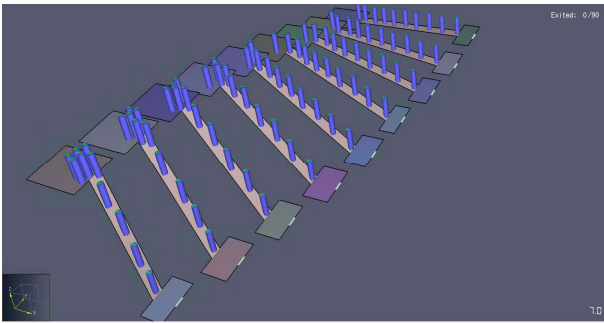


Fig. 4 Slope path evacuation simulation

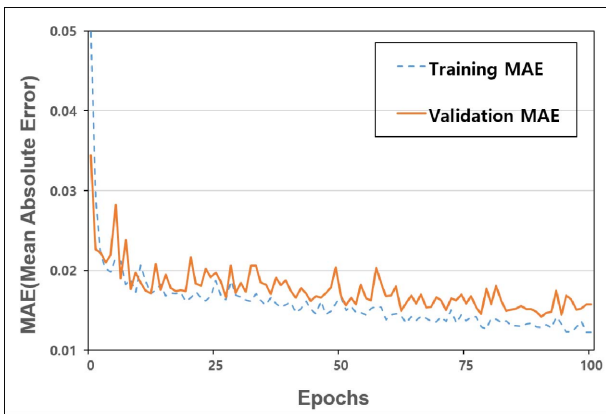


Fig. 5 Comparison of MAE(Mean Absolute Error) between training data and validation data

## 5. 딥러닝 모델을 이용한 대피 경로 탐색

### 5.1 함정 수치 지도 모델 설계

함정에서의 대피 경로 탐색을 위해 함정의 수치 지도를 설계하였다. 수치 지도는 지리 정보 시스템(GIS)을 활용하여 대피 경로 탐색에서 필요한 데이터를 수치화하여 저장·활용하는 지도를 뜻한다. 본 연구에서 사용한 함정 수치 지도의 Layer의 종류 및 설계는 Park et al. (2020)을 참고하였다.

대피 시뮬레이션을 위한 함정의 수치 지도 모델은 Fig. 6과 같이 Main Deck와 O-1 Deck 2층으로 구성된 모델을 사용하였으며, 통행 시 통로 폭에 대한 영향을 극대화하여 실험해 보기 위해 Main Deck의 점선 사각형으로 표시된 좌현 통로의

Table 4 Deep neural network fully connected layer design

Layer	Nodes
Input layer	4
1 <sup>st</sup> Hidden layer	128
2 <sup>nd</sup> Hidden layer	64
Output layer	1

Table 5 Deep learning hyper parameter

Hyper parameter	Entity
Training data	3,127
Validation data	1,043
Batch size	32
Optimizer	ADAM
Epochs	200

폭을 1.6 m에서 0.6 m로 조정하였다. 표시된 좌현 통로를 제외하고 나머지 통로의 폭은 실제 거리로 설정하였으며, 격실을 통과하는 통로의 경우 격실의 가장 좁은 폭을 통로의 폭으로 설정하였다.

### 5.2 딥러닝 모델을 이용한 Distance Matrix 구성

함정 대피 경로 탐색을 위해서는 경로 탐색 알고리즘 중 하나인 Dijkstra Algorithm을 활용하였으며, 경로 탐색을 위한 Distance Matrix 구성은 식 (1)과 같이 정의하였다. 기존 Dijkstra Algorithm에서는 Distance Matrix는 절점과 절점의 유클리드 거리로 구성되나, 본 연구에서는 딥러닝 모델을 적용하기 위해 식 (1)을 통해 절점과 절점의 통과시간으로 구성하였다. 이를 통해 통로 폭, 통로 각도 및 인원수에 따른 통로 통과시간을 반영하였다.

$$t_p = \frac{L_p \times t_r}{L_r} \quad (1)$$

여기서,  $t_p$ 는 현재 경로 통과시간(s),  $L_p$ 는 현재 경로 거리(m),  $t_r$ 은 딥러닝 결과(s),  $L_r$ 은 학습모델 통로 거리(10 m)를 의미한다.

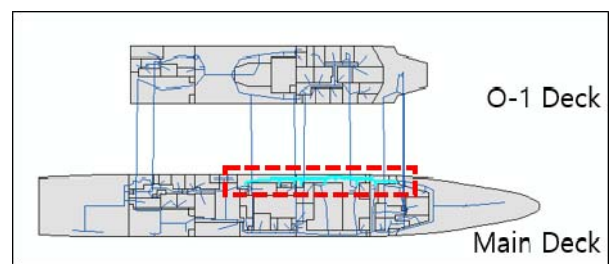


Fig. 6 Naval ship model for evacuation simulation

## 6. Dijkstra Algorithm을 이용한 함정 대피 경로 탐색

딥러닝을 이용한 대피 경로 탐색의 검증을 위해서 기존의 유클리드 거리기반 Distance Matrix를 이용한 탐색결과와 비교하였다. 기존의 방법에서는 통로의 폭과 대피 인원수에 따른 지연 및 병목 현상에 대해 대응할 수 없으므로, 5.1절에서 기술한 수정된 통로 폭에 대해 대응하지 못하는 결과가 도출되며, 딥러닝 모델을 이용한 결과에서는 통로 폭이 좁은 구간을 우회한 경로를 탐색하는 결과가 도출되었다. 6.1절에 경로별 Case를 정리하였다. 6.2절에서는 6.1절의 경로 Case를 토대로 대피 인원별 대피시간 예측에 대해 정리하였다.

### 6.1 경로별 Case 결과정리

대피 경로 탐색 검증은 세 가지 경로에 대해 수행하였다. 특히, Fig. 6에서 경로 폭을 조정된 Main Deck 좌현 통로를 지나가는 경로에 대해 검증하고자 하였다. 딥러닝 모델을 이용한 경우 대피 인원을 5명으로 가정한 결과를 표시하였다. 또한, Main Deck와 O-1 Deck의 이동은 경사 사다리와 수직 사다리로 이동한다. 이때, 경사 사다리와 수직 사다리의 거리는 2D 수치 지도의 직선거리가 아닌 실제 거리로 치환하였다 (Park et al., 2020).

Fig. 7은 첫 번째 Case의 결과이며, Main Deck의 후방 격실에서 O-1 Deck의 전방 격실로의 경로 탐색으로 기존 경로 탐색 알고리즘에서는 Main Deck의 좌현 통로를 이용하는 것을 확인하였

고, 딥러닝 모델을 이용한 결과에서는 Main Deck 좌현 통로를 우회하여 탐색하는 결과를 확인하였다. 특히, 첫 번째 Case에서 딥러닝 모델을 이용해도 대피 인원이 1~4명일 때 기존 알고리즘과 같은 경로가 탐색 되었으며, 대피 인원이 5명일 때부터 Fig. 7의 아래 그림과 같은 경로를 탐색하였다. 첫 번째 Case의 딥러닝

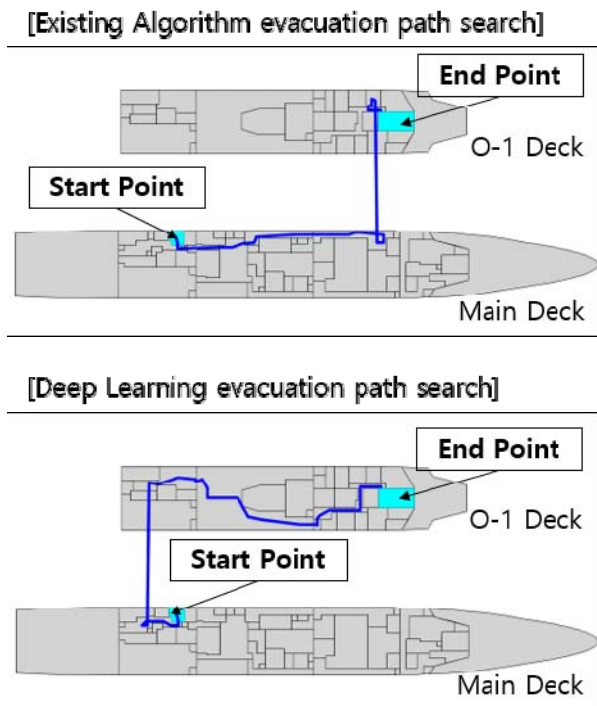


Fig. 7 Evacuation simulation case 1

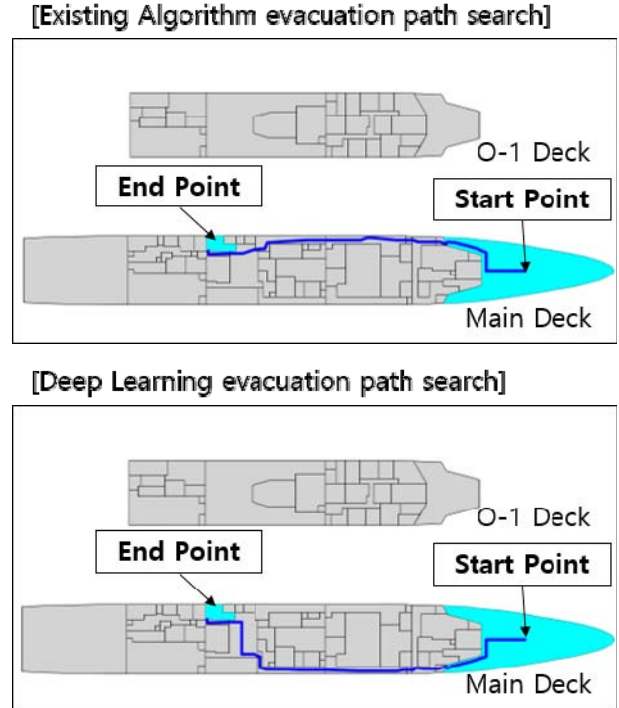


Fig. 8 Evacuation simulation case 2

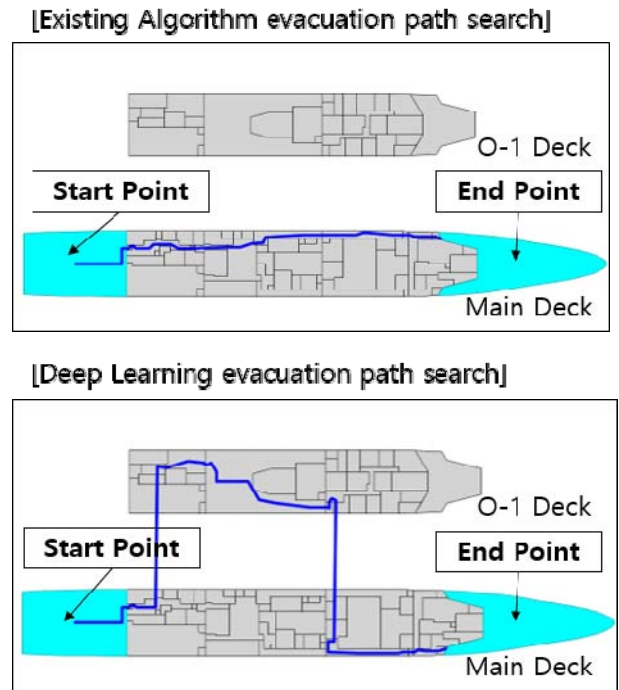


Fig. 9 Evacuation simulation case 3

을 이용한 경로 탐색의 소요 시간은 평균 10.81초 소요되었다. Fig. 8은 두 번째 Case의 결과로 Main Deck 선수부에서 후방 격실로의 경로 탐색으로 딥러닝 모델을 이용한 경로 탐색에서 첫 번째 Case와 함께 Main Deck 좌현 통로를 우회하는 경로를 탐색하였다. 또한, 두 번째 Case에서는 대피 인원이 1명인 경우부터 Fig. 8의 아래 그림과 같이 대피 경로를 탐색하였다. 두 번째 Case의 딥러닝을 이용한 경로 탐색의 소요 시간은 평균 10.58초 소요되었다.

Fig. 9는 세 번째 Case로 Main Deck의 선미부에서 선수부로 의 경로 탐색으로 딥러닝 모델에서 다른 Case들과 함께 Main Deck 좌현 통로를 우회하는 경로를 탐색하였으며, 두 번째 Case와 함께 대피 인원이 1명일 때부터 Fig. 9의 아래 그림과 같은 탐색결과를 도출하였다. 세 번째 Case의 딥러닝을 이용한 경로 탐색의 소요 시간은 평균 9.91초 소요되었다. 또한, 같은 세 번째 Case에서 Park et al. (2020)이 제안한 폐쇄구역을 추가하였을 때 신경망 모델이 제시한 대피 경로가 아닌 폐쇄구역을 우회하는 대피 경로를 확인하였다(Fig. 10).

마지막으로 함정 전체 구역 수치 지도 모델을 이용하여 기존 경로 탐색 알고리즘과 딥러닝 모델 경로 탐색을 비교하였다. 이때, 위 세 Case와는 달리 Main Deck의 좌현 통로의 통로 폭을 수정하지 않은 모델을 통해 경로 탐색을 수행하였다. Fig. 11은 기존 경로 탐색 알고리즘 대피 경로 탐색 결과(좌)와 딥러닝 모델 대피 경로 탐색 결과(우)를 비교하였다. 기존 경로 탐색을 이용한 결과는 좁은 통로를 이용하여 물리적으로 더 가까운 통로를 이용하였으며, 딥러닝 모델은 더 넓은 구역을 이용한 경로로 우회하는 경로를 탐색하였다.

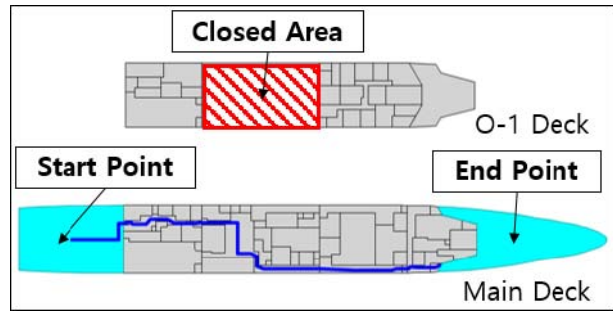


Fig. 10 Evacuation simulation case 3 with closed area

딥러닝 대피 경로 탐색으로 진행한 위 네 가지 Case에서 통로 폭이 더 좁은 Main Deck 좌현 통로를 우회하여 더 넓은 구역을 통과하는 경로를 탐색하였다. 또한, 다른 두 Case와 다르게 첫 번째 Case에서 5명일 때부터 우회경로를 탐색한 이유는 첫 번째 Case의 도착지 위치가 Main Deck 좌현 통로에서 다른 Case보다 더 가깝게 위치하여 4명의 인원이 대피하더라도 가장 이른 시간 안에 도달할 수 있기에 첫 Case에서 5명일 때부터 우회경로를 탐색한 것으로 확인하였다.

## 6.2 대피 인원별 대피시간 예측

6.1절의 경로 Case를 기반으로 대피 인원수에 따른 대피 경로 도달 시간에 대해 Table 6에 정리하였다. 이때, 사람의 이동 속도는 해군 함정 승조원의 연령대를 고려하여 2 m/s로 가정하였다.

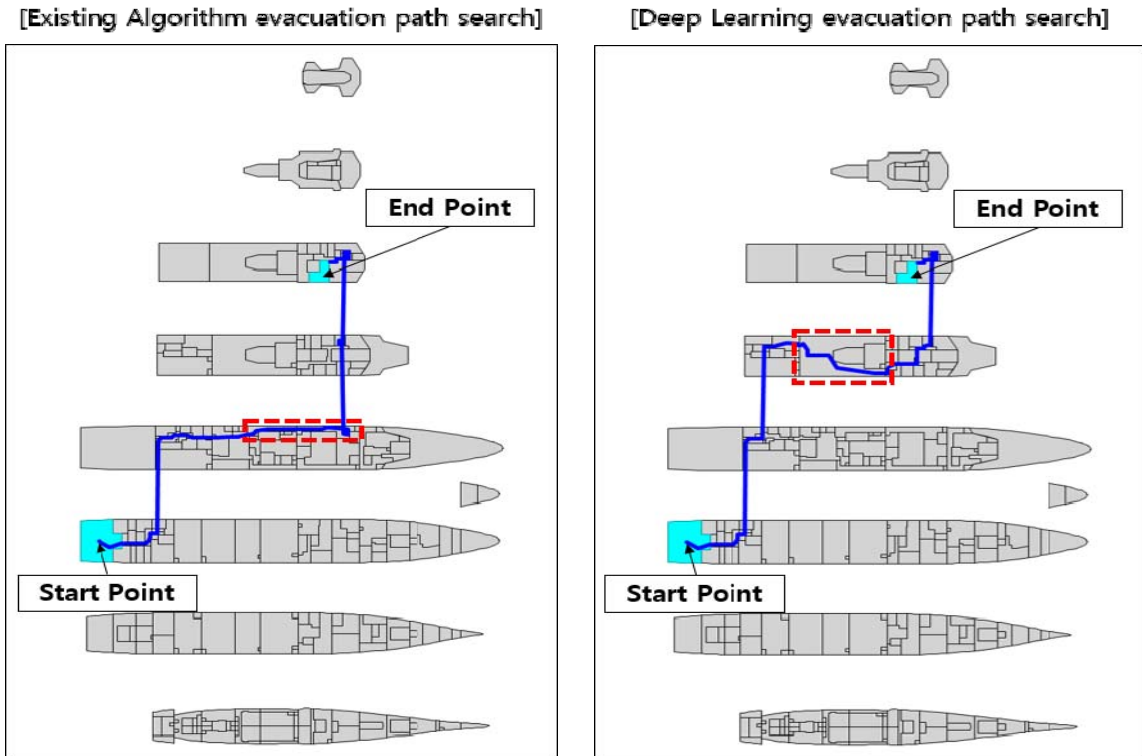


Fig. 11 Comparison of whole ship model evacuation path search

Table 6 Evacuation time of according to the number of persons by case

Case Persons	Case 1	Case 2	Case 3
1	33.4 sec	33.2 sec	40.4 sec
2	38.6 sec	39 sec	46.7 sec
3	40.5 sec	39.4 sec	48 sec
4	48.2 sec	45.8 sec	55.3 sec
5	47.9 sec	46.4 sec	56 sec
6	51.3 sec	46.7 sec	57.4 sec
7	56.1 sec	52 sec	63.3 sec
8	58.3 sec	56.7 sec	68.1 sec
9	62 sec	58.3 sec	70.7 sec
10	66.1 sec	62.7 sec	75 sec

## 7. 결론

본 연구에서는 함정 재해 대피 시뮬레이션과 경로 탐색을 결합하여 좁은 통로에서 다수의 인원이 이동할 때 발생할 수 있는 영향을 반영하고, 딥러닝을 이용하여 합리적인 경로를 탐색하는 방안을 제안하였다.

딥러닝을 위해 상용 대피 시뮬레이션 SW인 PathFinder를 이용하여 통로 특성 및 대피 인원수에 따른 특성을 고려한 현실적인 학습 데이터를 확보하고, 확보된 데이터를 이용하여 딥러닝으로 함정 통로의 절점과 절점의 통과시간을 예측하는 모델을 구성하였다. 구성된 모델로 실제 함정 수치 지도를 이용한 경로 탐색 Distance Matrix를 구성하고 Dijkstra 알고리즘을 이용하여 대피 경로를 탐색하는 방안을 구성하였다.

함정에서 재해 발생 시 긴박한 상황에 신속하게 대응할 수 있으며, 발생한 재해 및 사고 상황에서 인명 보호를 위한 합리적인 대피 경로 탐색에 딥러닝을 이용하여 신속하게 탐색하고 합리적인 경로를 탐색하는 방안을 제시하였다.

## 후 기

본 연구는 한국산업기술진흥원(사업명 : 산업혁신인재성장지원사업, 과제번호: P0001968)과 국방기술품질원의 지원(사업명: 글로벌 방위산업 강소기업 육성사업, 과제번호: E200012)하에 수행되었습니다.

## References

Choi, S.H. and Yoo, S.J., 2021. Q-learning based optimal

escape route decision in a disaster environment. *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, 46(4), pp.638–650.

Ha, S., Cho, Y.O., Ku, N.K., Lee, K.Y. and Roh, M.I., 2013a. Passenger ship evacuation simulation considering external forces due to the inclination of damaged ship. *Journal of the Society of Naval Architects of Korea*, 50(3), pp.175–181.

Ha, S., Cho, Y.O., Ku, N.K., Park, K.P., Lee, K.Y. and Roh, M.I., 2013b. Passenger ship evacuation simulation using algorithm for determination of evacuating direction based on walking direction potential function. *Journal of the Society of Naval Architects of Korea*, 50(5), pp.307–313.

Kim, H.T., Lee, D.K., Park, J.H. and Hong, S.K., 2004. The effect on the mobility of evacuating passengers in ship with regard to sist and motion. *IE interfaces*, 17(1), pp.22–32.

Kang, M.B. and Joo, Y.I., 2016. Intelligent evacuation systems for accidents aboard a ship. *Journal of the Korean Society of Marine Engineering*, 40(9), pp.824–829.

Keras, 2016. Keras API reference [Online] (Updated 12 April 2020) Available at: <https://keras.io/> [Accessed 2 September 2022].

Liu, Y., Zhang, H.J., Zhan, Y., Deng, K.X. and Dong, L.Z., 2022a. Evacuation strategy considering path capacity and risk level for cruise ship. *Journal of Marine Science and Engineering*, 10(3), pp.398.

Liu, L., Zhang, H., Zhan, Y., Su, Y. and Zhang, C., 2022b. Intelligent optimization method for the evacuation routes of dense crowds on cruise ships. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 117.

Park, K.P., Cho, Y.O., Ha, S. and Lee, K.Y., 2010. Acceleration based passenger evacuation simulation considering rotation of passenger on horizontal plane. *Korean Journal of Computational Design and Engineering*, 15(4), pp.306–313.

Park, J.H., Ruy, W.S., Chung, J.H. and Kim, S.K., 2020. A study on the path search for the rapid suppression of naval ships casualties. *Journal of the Society of Naval Architects of Korea*, 57(4), pp.221–229.

Seo, S. K., Yoon, Y. G., Lee, J. S., Na, J. G. and Lee, C. J., 2022. Deep neural network-based optimization framework for safety evacuation route during toxic gas leak incidents. *Reliability Engineering & System Safety*, 218.

Thunderhead Engineering, 2020. *Pathfinder technical reference manual*, [Online] (Update 28 March 2022) Available at : <https://support.thunderheadeng.com/docs/>

[pathfinder](#) [Accessed 20 June 2022].

Wang, Y. F., Ma, W. K., Wang, T., Liu, J. L., Wang, X. J., Sean, M. K., Yang, Z. L. and Wang, J., 2020, Dynamic optimisation of evacuation route in the fire scenarios of offshore drilling platforms. *Ocean Engineering*, 247.

