

## 신경망 모델을 이용한 선박-교각 최대 충돌력 추정 연구

왕지엔\* · 노재규\*\*†

\* 군산대학교 조선해양공학과 박사과정, \*\* 군산대학교 조선해양공학과 교수

Peak Impact Force of Ship Bridge Collision Based on  
Neural Network Model

Jian Wang\* · Jackyou Noh\*\*†

\* Doctor Degree Course, Department of Naval Architecture and Ocean Engineering, Kunsan National University, Kunsan 54150, Korea

\*\* Professor, Department of Naval Architecture and Ocean Engineering, Kunsan National University, Kunsan 54150, Korea

**요 약 :** 선박과 교각이 충돌하면 생명과 안전에 큰 위협이 될 수 있다. 따라서 선박-교각 충돌력 영향 인자를 식별하고 다양한 충돌 조건에서의 충돌력에 대한 연구의 필요성이 있다. 본 논문에서는 선박-교각 충돌의 유한요소 모델을 설정하고, 수치 시뮬레이션을 통해 선적상태, 운항속도, 충돌 각도의 세 가지 입력조건을 조합하여 50가지 케이스에서의 선박-교각 최대 충돌력을 계산하였다. 계산된 유한요소해석 결과를 사용하여 신경망 추정 모델을 학습하고 최대 충돌력을 추정함으로써 빠른 시간에 최대 충돌력을 추정하는 프로세스를 제안하였다. 신경망 예측 모델은 가장 기초적인 역전파 신경망과 시간정보를 고려할 수 있는 순환신경망인 Elman 신경망 2가지 모델을 사용하였다. 10가지 케이스의 테스트 데이터로 시험한 결과 Elman 신경망을 사용했을 경우에 평균상대오차가 4.566%로 역전파 신경망보다 나은 최대 충돌력 추정이 가능함을 확인하였고 8가지 케이스에서 5%이하의 상대오차를 보여 주었다. 본 신경망을 이용한 최대 충돌력 추정법은 유한요소해석을 수행하지 않아도 되므로 계산 시간이 짧아 선박 항해 중 충돌을 회피할 수 없는 경우 피해를 최소화하는 의사결정의 기초 방법으로 사용할 수 있다.

**핵심용어 :** 유한요소해석, 신경망 추정, 선박-교각 충돌, 최대 충돌력, 역전파 신경망, Elman 신경망

**Abstract :** The collision between a ship and bridge across a waterway may result in extremely serious consequences that may endanger the safety of life and property. Therefore, factors affecting ship bridge collision must be investigated, and the impact force should be discussed based on various collision conditions. In this study, a finite element model of ship bridge collision is established, and the peak impact force of a ship bridge collision based on 50 operating conditions combined with three input parameters, i.e., ship loading condition, ship speed, and ship bridge collision angle, is calculated via numerical simulation. Using neural network models trained with the numerical simulation results, the prediction model of the peak impact force of ship bridge collision involving an extremely short calculation time on the order of milliseconds is established. The neural network models used in this study are the basic backpropagation neural network model and Elman neural network model, which can manage temporal information. The accuracy of the neural network models is verified using 10 test samples based on the operating conditions. Results of a verification test show that the Elman neural network model performs better than the backpropagation neural network model, with a mean relative error of 4.566% and relative errors of less than 5% in 8 among 10 test cases. The trained neural network can yield a reliable ship bridge collision force instantaneously only when the required parameters are specified and a nonlinear finite element solution process is not required. The proposed model can be used to predict whether a catastrophic collision will occur during ship navigation, and thus hence the safety of crew operating the ship.

**Key Words :** Finite element method, Artificial neural network prediction, Ship bridge collision, Peak impact force, Backpropagation neural network, Elman neural network

\* First Author : wjza989@hotmail.com

† Corresponding Author : snucurl@kunsan.ac.kr, 063-469-1855

## 1. 서론

선박-교각 충돌로 인한 교각 붕괴는 인명 피해 등 큰 손실을 야기하게 되므로 많은 연구가 이루어지고 있다(Leheta et al., 2014). 정점 충돌력은 선박-교각 충돌 역학 문제의 중점 요소인데, 이러한 선박-교각 충돌력은 선박의 톤수, 선박의 항속, 선박-교각 충돌 각도, 선박 구조 형식, 흐름 속도, 교각(pier)의 기하학적 특징 등 여러 요인의 영향을 받는다. 이러한 각종 영향 요인 때문에 선박-교각 충돌력의 계산 및 예측은 다양한 접근방법을 통해 연구되고 있다.

Consolazio와 Cowan은 바지선이 원형과 사각형 두 교각에 충돌하는 것을 비교함으로써 교각 모양이 배의 충돌력에 큰 차이가 있음을 밝혀냈다(Consolazio and Cowan, 2003). 사각형 교각과 접촉했을 때 충돌력은 즉각적으로 큰 값으로 상승하였으나 충돌력 정점에 도달한 후 바지선의 강도는 급격히 떨어지고, 바지선이 원형 교각과 접촉했을 때는 충돌력과 충돌은 단조증가 관계가 있음을 보여주었다. He 등은 선박의 항속 및 선박 톤수가 배의 충돌력에 큰 영향을 주지만 교각의 크기는 충돌 결과에 영향이 적음을 밝혔다(He et al., 2008). Sha와 Hao은 강체, 탄성체, 비선형 세 가지 재료 단일 교각이 바지선과 충돌할 때 발생하는 충돌력의 차이를 연구하였는데, 수치 시뮬레이션을 통해 교각재료가 선박-교각 충돌 문제에 미치는 영향을 연구하였다(Sha and Hao, 2012). Mao 등은 5,000DWT 선박을 구축하여 뱃머리 모델과 강벽의 충돌을 LS-DYNA 소프트웨어를 사용하여 시뮬레이션함으로써 선박 속도가 높을수록 충돌력이 커지며 충돌 각도가 커지면 충돌력이 감소한다는 것을 밝혔다(Mao et al., 2015). Hu 등은 30만톤급 초대형 유조선을 대상으로 하여 각기 다른 속도에서의 선박-교각 충돌력을 계산하고 수정계수를 도입하여 수정된 Woisin의 시험을 확장하여 초대형 선박-교각 충돌력 추정에도 적용하고자 하였다(Hu et al., 2016). Zhang 등은 같은 적재중량 톤수의 바지선과 벌크선이 같은 속도로 교각에 충돌할 때 충돌시간을 구하여 두 선박이 교각과 충돌하는 충돌력은 큰 차이가 있음을 확인했다(Zhang et al., 2016).

실제 선박-교각 충돌을 시험하기에는 현실적인 한계가 있으므로 유한요소해석을 통해 선박-교각 충돌 발생 후 선박 및 교각의 응력 상태 및 구조 응답에 관한 연구도 이루어졌다. Marcus 등은 인공지능 기반 예측을 통해 구조역학 비선형 문제에 적용해 가능성을 증명하였다(Marcus et al., 2018). 하지만 선박-교각 최대 충돌력에 영향을 주는 선박의 적재 상태, 선속, 충돌 각도를 모두 포함하는 수치해석 후 결과를 이용하여 추정식을 도출하여 선박-교각 최대 충돌력을 추정하는 연구는 문헌을 찾을 수 없었다.

본 논문은 선박-교각 충돌에 관한 유한요소 모델을 만들어 비선형해석을 수행하고 계산된 결과를 이용하여 인공지능 경망 학습을 통해 선박-교각 최대 충돌력의 예측 모델을 수립하였다. 유한요소해석은 선박의 적재 상황(만재, 무적재), 선박의 항속, 선박-교각 충돌 각도의 세 가지 조건을 조합하여 서로 다른 50종류의 상황에서의 선박-교각 최대 충돌력을 계산하였다. 인공지능 경망 예측 모델은 유한요소해석 결과 데이터를 이용하여 역전파 신경망(BPNN, Back-Propagation Neural Network)과 Elman 신경망(SRNN, Simple Recurrent Neural Network)에 적용하여 학습하고 선박-교각 충돌력 예측 모델을 생성하였다. 다만 역전파신경망과 달리 Elman 신경망은 순환신경망으로 데이터의 시간정보를 고려할 수 있는 신경망이다. 그리고 학습 후 도출된 예측 모델에서의 선박-교각 최대 충돌력 추정값과 유한요소해석 결과 데이터와 비교하여 두 종류(BPNN, SRNN)의 신경망 네트워크 예측 능력을 비교하고 정확성을 검증하였다.

## 2. 연구 이론과 방법

### 2.1 선박-교각 충돌 유한요소해석 방법

선박-교각 충돌 운동 방정식은 다음과 같다(Liu et al., 2002).

$$[M]\{a\} + [C]\{v\} + [K]\{x\} = \{F\} \quad (1)$$

위 식에서:  $[M]$ 은 총질량 행렬,  $[C]$ 는 총감쇠 행렬,  $[K]$ 는 총강도 행렬,  $\{a\}$ 는 가속도 벡터,  $\{v\}$ 는 속도벡터,  $\{x\}$ 는 변위 벡터,  $\{F\}$ 는 외력 벡터이다.

충돌 충격 문제를 해결하는 데 적합한 중심차분법을 사용하여 선박-교각 충돌 역학 문제를 계산하였다. 또한 선박과 교각주의 Master-slave surface을 정의함으로써 선박과 교각의 접촉 여부를 확인함으로써 접촉이 발생하지 않으면 계산하지 않고 접촉이 발생하면 벌칙함수법을 통해 계산하였다. 중심차분법에서 시간 스텝  $\Delta t$ 는 임계시간 스텝  $\Delta t_{cr}$ 보다 작거나 같게 설정한다.

$$\Delta t \leq \Delta t_{cr} = \min(L_e/C) \quad (2)$$

식(2)에서  $L_e$ 는 유한요소의 특성 길이,  $C$ 는 응력파속도이다.

### 2.2 재료 모델링

#### 2.2.1 선박 재료 물성치

선박-교각 충돌은 저속의 고에너지 순간 충돌 과정이다.

따라서 충돌 구역에 접촉하면 큰 소성 변형이 생길 수 있다. 유한요소해석에서 Cowper와 Symonds 모델을 사용하고 선체 재료의 민감한 변형률 영향을 고려하여 선박용 연강(mild steel) 소재를 사용하였다(Liu and Gu, 2002; Zhao et al., 2015). 연강 재료의 물성치는 Table 1과 같다.

Table 1. Ship material parameters

Parameters	Value	Unit
Density	7850	kg·m <sup>-3</sup>
Elastic modulus	210	GPa
Poisson's ratio	0.3	
Hardening modulus	1180	MPa
Yield stress	235	MPa
Strain rate parameter C	40.4	
Strain rate parameter P	5	

2.2.2 교각 재료 모델

선박이 교각에 충돌할 때, 교각에 부딪힌 부위는 선박압출작용에 많은 영향을 받으므로, HJC 콘크리트 구조 모델을 사용하여 Large strain, 높은 변형 속도(strain rate)에 의한 교각 콘크리트 재료의 Mechanical behavior를 구성하였다(Polanco et al., 2008). HJC 콘크리트 구조 모델 강도 표현식은 다음의 식 (3)과 같다.

$$\sigma^* = [A(1 - D) + BP^{*N}](1 + C \ln \dot{\epsilon}^*) \quad (3)$$

위 식에서  $\sigma^*$ 는 dimensionless 상당응력,  $P^*$ 는 dimensionless 압력,  $\dot{\epsilon}^*$ 는 변형 속도, A는 cohesive forces 강도, B는 stress hardening 계수, C는 strain rate, D는 손상도, N은 stress hardening 지수이다.

2.3 신경망 기본 원리

신경망 네트워크는 대량의 인공 기억 뉴런이 원단위로 서로 연결되어 구성된 연산 모형이며 Fig. 1과 같다. Fig. 1에서  $x_i(i=1,2, \dots, n)$ 는 입력 뉴런,  $w_i(i=1,2, \dots, n)$ 는 입력에 상응하는 가중치,  $\theta$ 는 바이어스,  $f$ 는 전달함수,  $y$ 는 출력으로 계산 표현식은 아래 식 (4)와 같다.

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + \theta\right) \quad (4)$$

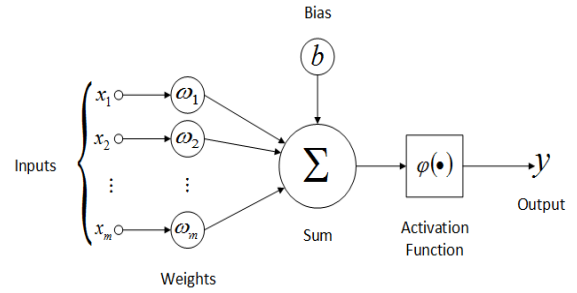


Fig. 1. Mathematical model of artificial neuron (Rodrigo et al., 2017).

신경망은 비선형 문제를 처리하는 능력을 가지고 있어 좋은 데이터 테스트 방법 중 하나로 신경망 테스트 모형은 훈련 표본 집합의 법칙을 찾아 그 안에서 법칙을 이용하여 주어진 입력된 데이터를 테스트한다(Hasnaoui et al., 2017). 본 논문과 같은 역학기반 신경망 모델의 테스트 영역에 많이 사용되는 신경망으로는 역전파 신경망(BPNN), 방사상기저함수 신경망(Radial Basis Function Neural Network), Elman 신경망(SRNN) 등이 있다.

2.4 선박-교각 최대 충돌력 신경망 테스트 프로세스

우선 선박-교각 충돌 유한요소 모델을 수립하고 선박의 적재 상태, 선박의 항속 및 선박-교각 충돌 각도의 세 가지 조건을 조합 선택하여 50개의 상황을 설정하고 유한요소해석을 진행하여 선박-교각 최대 충돌력 값을 계산한다. 이어 선박-교각 충돌력의 신경망 테스트 모형을 만들고 유한요소 계산 결과를 입력 데이터로 활용해 훈련 데이터, 테스트 데이터, 밸리데이션 데이터로 랜덤하게 나누어 학습에 따른 오버피팅을 회피하고 정확성을 확보하였다. 이러한 신경망 테스트 프로세스를 Fig. 2에 나타내었다.

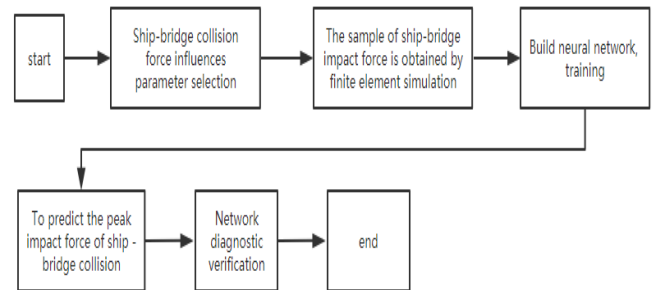


Fig. 2. Integrated FEM and Neural Network framework.

### 3. 선박-교각 충돌 유한요소해석

#### 3.1 선박-교각 충돌 유한요소 모델 수립

6600 DWT 벌크화물선 유한요소 모델링 시에 뱃머리 외판의 곡면은 복잡하여 요소 자동 생성을 하면 그에 상응하는 노드를 맞추기가 어렵다. 따라서 매핑 방법을 이용하여 선수부 외판 위에 그리드 셀을 형성하였다. 구체적으로는 2차원 평면에 규칙에 따라 그리드 노드를 배치하고 노드를 선수부 외판 기하학적 영역에 매핑해 노드를 연결해 해당 그리드 셀을 생성하였다. 이어 곡물의 변화가 큰 부분의 그리드 셀은 encryption 처리하여 뱃머리 외판 요소를 생성하였다. 그리고 선박 충돌구역 내부 구조 형식이 충돌 과정의 변형과 응력 분포에 큰 영향을 미치므로 Table 2에 제시된 선박 주요치수를 고려하고 일반배치도, 기본구조도, 선수부 구조도 등을 참고하여 선체구조 모델링을 수행하였다.

Table 2. Principal dimensions of the ship

	Value	Unit
LOA(length over all)	99.89	m
Width	16	m
Depth	8.4	m
Lightweight draft	1.7	m
Design draft	5.8	m
Design displacement	7842.6	ton

선박-교각 접촉 충돌과정 작용시간은 1~2 sec 정도이므로 선박-교각 충돌 작용 영역을 충돌한 교각에만 위치하도록 모델링 하였다. 따라서 bearing platform을 포함한 교각 모형을 만들면 보다 정확한 시뮬레이션 결과를 얻을 수 있고, 모델링 및 계산시간을 크게 줄일 수 있다(Feng and Wu, 2013).

선박-교각 충돌의 경우 유체 매질이 항상 관여된다. 선박 부가 질량의 형태를 사용하여 주변 유체 매질이 충돌 작용에 미치는 영향을 고려 일반적으로 경험적 공식 추계 방식을 사용하여 부가 질량을 구한다.

minorsky는 선박의 드리프트 운동 중 선체 부가 질량을 가정하면 식(5)과 같다.

$$m_{yy} = 0.4m \quad (5)$$

m는 선체 질량이다.

Motora 등은 선박의 드리프트 운동 부가질량을 모델링 하고 수동력 분석을 통해 선박 충돌 시 부가질량 값은 충돌 시

간에 따라 변화하며 충돌이 오래 지속될 수록 부가질량이 커진다고 밝혔다(Motora et al., 1971). 그 변화 범위는 식(6)과 같다.

$$m_{yy} = (0.4 \sim 1.3)m \quad (6)$$

그 운동 방향의 부가질량  $m_{xx}$ 은 선체 질량 m에 비해 매우 작다. 변화 범위는 식(7)과 같다.

$$m_{xx} = (0.02 \sim 0.07)m \quad (7)$$

선박-교각 충돌 상황이 발생할 때 일반적으로 세로 방향 운동을 하면서 0.04 m의 추가 질량을 취하여 유체 매질이 충돌 작용에 미치는 영향을 시뮬레이션하였다. 이는 선체 재료 밀도를 변경하여 선박 유한요소 모델에 부가질량이 추가된다. 경하중량 조건에서 선박 유한요소 모델의 질량을 1292 t으로 얻었다. 만재 조건에서 선박 유한요소 모델의 질량을 8156 t으로 얻었다.

선박-교각 충돌 유한요소 모델은 Fig. 3과 같다. 모든 접촉 충돌 과정은 충돌 로딩 단계와 충돌 언로딩 단계로 나뉜다. 충돌 로딩할 때 선수부가 점점 파쇄 현상을 보이고 선수부가 소성 변형되어 선수부의 충돌 깊이가 점점 증가한다. 충돌 언로딩 할 때 선수부의 파쇄 정도는 거의 변하지 않는다. 선박-교각 최종적으로 분리되고 충돌이 끝난다. 유한요소 모델의 요소 수는 선박이 124,865개, 교각은 103,840개이다.

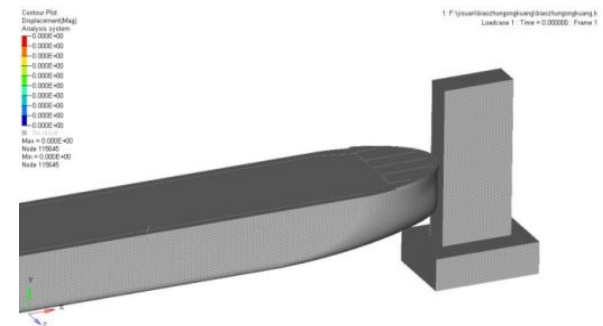


Fig. 3. Finite element model of ship-bridge collision.

#### 3.2 충돌 시뮬레이션

선박이 만재한 상태에서 3 m/s의 항속력으로 교각과 충돌하는 경우의 유한요소해석을 수행하였다.

유한요소해석은 MSC Nastran을 사용하였다. 충돌 과정에서 선체 내부 구조가 점점 변형·좌굴·파괴되면서 충돌이 끝난 후에 선수부에 큰 소성변형이 발생하였으며 von Mises 응

력 분포와 선박 구조 손상을 Fig. 4에 나타내었다. Fig. 4에서 보면 선수부 충돌 접촉 영역에 큰 응력값을 보이고, 비접촉 영역은 상대적으로 작은 응력값을 보이며, 충돌 손상은 강한 국소성을 나타낸다.

유한요소 시뮬레이션 충돌 과정을 진행할 때, 충돌력이 시간에 따라 변하는 규칙은 매우 중요한데 충돌 과정에서 충돌력의 크기가 끊임없이 변하기 때문이며 이는 Fig. 5에 나타내었다. 본 연구에서 사용한 vertical-profile 선수형상을 가지는 선박과 방형 교각이 충돌할 때 충돌력은 즉각적으로 최대값에 이르고 있음을 알 수 있다. 곡선이 여러 개의 파구, 파곡(wave trough)이 나타나면서 비선형과 과동성이 뚜렷하게 나타났고 최대 충돌력은 43.988 MN 이었다. 선박-교각 충돌 시간이 0.9s일 때, 충돌 과정이 하중 제거에 들어가면서 충돌력이 급격히 0까지 떨어졌고, 충돌 과정의 총 접촉 시간은 1.253s였다.

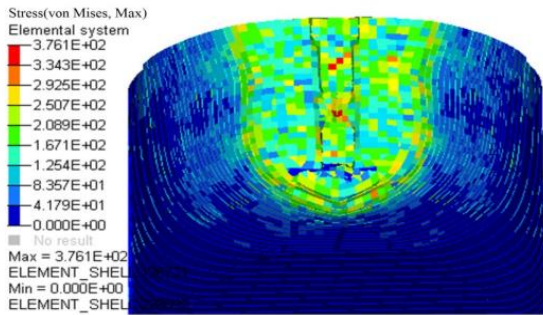


Fig. 4. von Mises stress nephogram of ship.

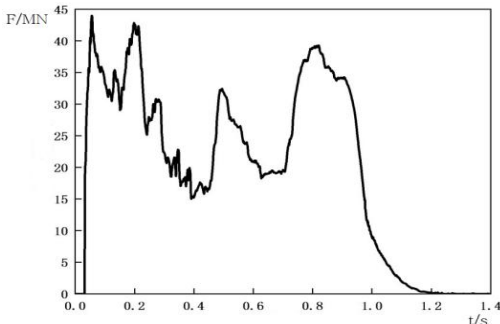


Fig. 5. Time-history curve of ship-bridge collision force.

### 3.3 선박-교각 최대 충돌력 계산 및 분석

선박-교각 충돌 문제에서 각 영향 요소의 미세한 변화는 충돌 결과에 실질적인 변화를 가져올 수 있다(Xiang et al., 2002). 따라서 선박 적재 상태, 선박 항속 및 선박-교각 충돌 각도 세 가지 파라미터를 선택하고 50개 상황을 설정하였다. 비선형 유한요소해석을 수행하였으며 각 상황에서의 최대

충돌력 값을 계산하였으며 결과 데이터는 Table 3에 나타내었다.

Fig. 6과 Fig. 7은 선박-교각 충돌 시 최대 충돌력이 선박 적재 상태(lightweight, fully loaded)에 따른 선박 운항 속도와 선박-교각 충돌 각도의 변화에 따라 어떻게 변화하는 지를 나타낸 것이다. 선박의 항속과 선박-교각의 충돌 각도를 고정하고 보면 만재 상태에서의 최대 충돌력은 무적재 상태에서의 최대 충돌력보다 큰 것을 알 수 있다. 선박의 적재 상황과 선박-교각 충돌 각도를 고정하면 최대 충돌력은 선박의 속도가 커지면서 증가한다. 또한 선박-교각의 최대 충돌력은 충돌 각도가 커지면서 감소하는 경향을 보이고 있다. 이는 충돌 각도가 크면 선박과 방형 교각의 에지가 접촉하게 되는데, 이때 충돌 과정이 계속되면서 교각 에지에 선수부 구조가 파괴되는 현상에 기인한 것이다.

따라서 선박이 만재 상태에서 높은 속도로 교각에 부딪힐 경우 큰 충돌력을 일으킬 수 있어 위험하므로 선박-교각 충돌의 우려가 있는 경우에는 선박의 항속 속도를 낮추고 항해 방향에 주의해야 한다는 것을 알 수 있다.

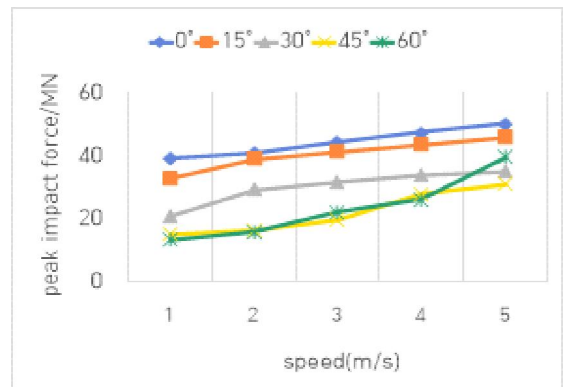


Fig. 6. Peak impact force under fully loaded condition.

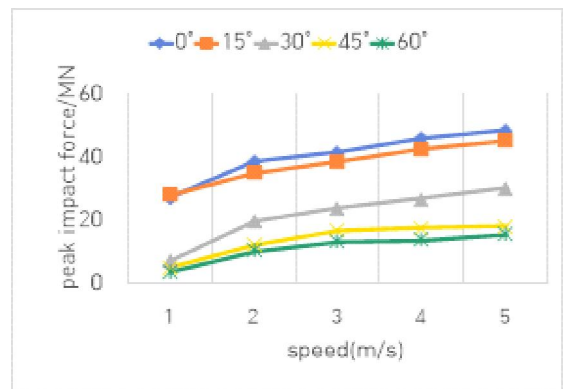


Fig. 7. Peak impact force under lightweight condition.

Table 3. Peak impact force of ship-bridge collision under different working conditions

Case	Loading conditions	Speed (m/s)	Collision angle (°)	Peak impact force (MN)	Case	Loading conditions	Speed (m/s)	Collision angle (°)	Peak impact force (MN)
1	fully loaded	1	0	38.804	26	lightweight	1	0	27.058
2	fully loaded	1	15	32.682	27	lightweight	1	15	27.897
3	fully loaded	1	30	20.818	28	lightweight	1	30	6.653
4	fully loaded	1	45	14.702	29	lightweight	1	45	4.669
5	fully loaded	1	60	12.887	30	lightweight	1	60	3.588
6	fully loaded	2	0	40.449	31	lightweight	2	0	38.431
7	fully loaded	2	15	38.686	32	lightweight	2	15	34.832
8	fully loaded	2	30	29.094	33	lightweight	2	30	19.248
9	fully loaded	2	45	16.008	34	lightweight	2	45	11.737
10	fully loaded	2	60	15.589	35	lightweight	2	60	10.067
11	fully loaded	3	0	43.989	36	lightweight	3	0	41.449
12	fully loaded	3	15	41.053	37	lightweight	3	15	38.545
13	fully loaded	3	30	31.712	38	lightweight	3	30	23.442
14	fully loaded	3	45	19.361	39	lightweight	3	45	16.320
15	fully loaded	3	60	21.924	40	lightweight	3	60	13.106
16	fully loaded	4	0	47.225	41	lightweight	4	0	45.760
17	fully loaded	4	15	43.351	42	lightweight	4	15	42.611
18	fully loaded	4	30	33.903	43	lightweight	4	30	26.569
19	fully loaded	4	45	27.644	44	lightweight	4	45	17.303
20	fully loaded	4	60	26.001	45	lightweight	4	60	13.563
21	fully loaded	5	0	49.951	46	lightweight	5	0	48.383
22	fully loaded	5	15	45.679	47	lightweight	5	15	45.148
23	fully loaded	5	30	34.963	48	lightweight	5	30	29.840
24	fully loaded	5	45	30.639	49	lightweight	5	45	17.916
25	fully loaded	5	60	39.260	50	lightweight	5	60	15.485

#### 4. 선박-교각 최대 충돌력 신경망 예측

신경 네트워크는 이미 수학 모델로서 광범위하게 사용되고 있다. 선박-교각 충돌력 신경망 예측 모델은 선박-교각 충돌 유한요소 해석에 따른 시뮬레이션 데이터를 통해 신경망을 목표 학습 정밀도에 도달하도록 학습하였다. 학습이 완료된 선박-교각 충돌력 예측 모델에 선박 적재 상황, 선박 속도, 충돌 각도를 입력하면 학습된 파라미터 통해 계산된 최대 충돌력 추정값을 알 수 있다. 학습이 완료된 신경망 예측 모델은 유한요소 해석을 통해 많은 시간을 들여서 계산을 구하는 것을 피할 수 있게 해준다. 학습이 완료된 신경망 예측 모델은 입력값에 대한 출력 추정 계산시간이 msec 단위이므로 선박의 현재 항행상황에 따른 최대 충돌력 값을 아주 짧은 시간에 획득할 수 있게 해준다.

##### 4.1 신경망 학습

선박-교각 충돌 시뮬레이션에 선박 적재 상황, 선박 항속 및 선박-교각 충돌 각도 등의 입력 데이터와 최대 충돌력인

출력 데이터 사이에는 차원(dimension)이 다르다. 즉 차원이 다르기 때문에 예측 모델의 정밀도에 영향을 미칠 수가 있다. 이를 피하기 위해 원본 데이터를 [-1,1] 구간의 수치로 변환하는 정규화(normalization)의 필요성이 있다. 본 연구에서는 입력과 출력 데이터 모두 정규화 과정을 적용하였다. 신경망 모델이 선박-교각의 최대 충돌력을 추정할 때는 추정 출력 데이터를 unnormalized 처리하여 원래의 도메인으로 변환함으로써 선박-교각 최대 충돌력을 추정하도록 하였다 (Sheng and Chen, 2018). 유한요소 해석을 통한 각 공정에서의 최대 충돌력 값을 계산하여 얻은 50개 샘플 데이터를 정규화한 후에 80%인 40개는 학습용 샘플로 선택하고 나머지 20%인 10개는 테스트(verification) 샘플로 채택하였다. 또한 신경망으로 학습할 때 학습 정확도를 만족시키도록 평균제곱오차(Mean Square Error)를 적용하였으며 평균제곱오차 계산 공식은 아래와 같다(Cooper and Dimaio, 2018).

$$mse = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2 \quad (8)$$

식(8)에서 mse는 평균제곱오차, n은 샘플 수, y는 출력값, t는 출력 목표값이다. Fig. 8과 Fig. 9는 각각 역전파 신경망(BPNN)과 Elman 신경망(SRNN)의 반복(iteration)과정을 보여주고 있다. 본 연구에서는 학습 완료를 위한 목표(Goal) 평균제곱오차는 0.001로 설정하였다.

#### 4.2 신경망 예측 및 분석

테스트 샘플 10개를 사용하여 역전파 신경망(BPNN)과 Elman 신경망(SRNN)이 추정한 선박-교각 충돌 시 최대 충돌력과 동일조건에서의 유한요소 해석 결과 데이터를 비교하였다. 비교한 내용은 Fig. 10과 Fig. 11에 나타내었다. 입력조건 및 추정값과 해석값의 자세한 내용은 Table 4에 나타내었다.

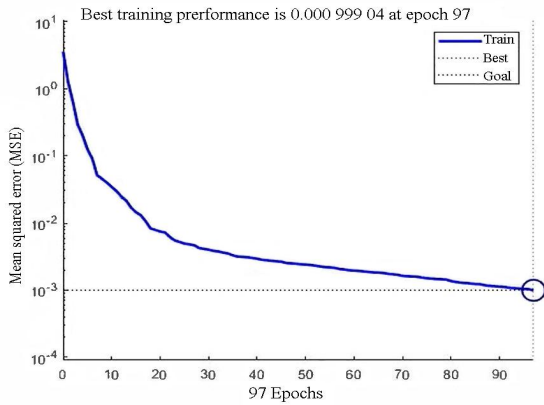


Fig. 8. BP neural network training curve.

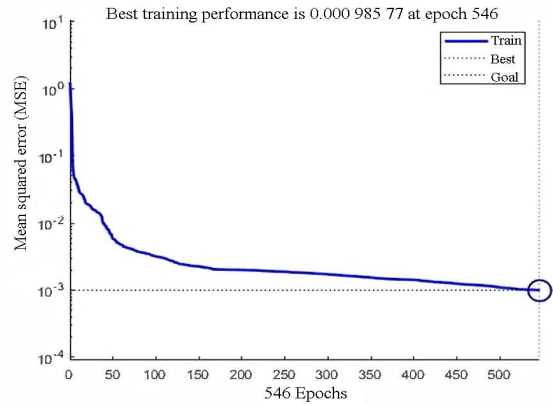


Fig. 9. Elman neural network training curve.

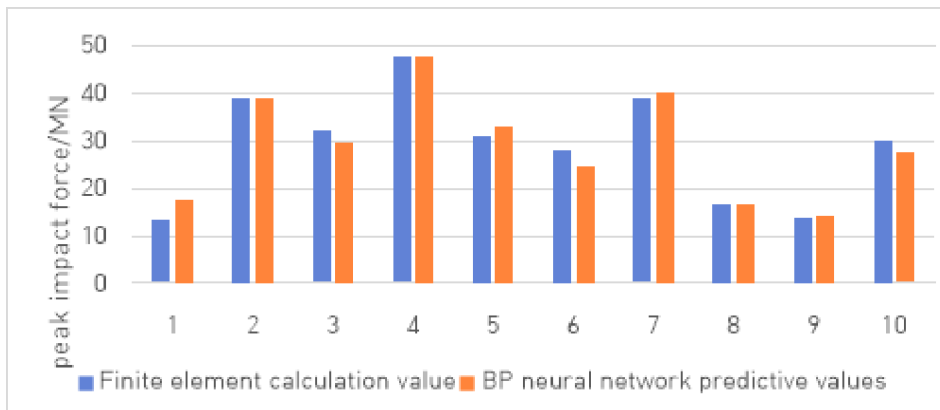


Fig. 10. Comparison between BP neural network predictive values and finite element simulation values.

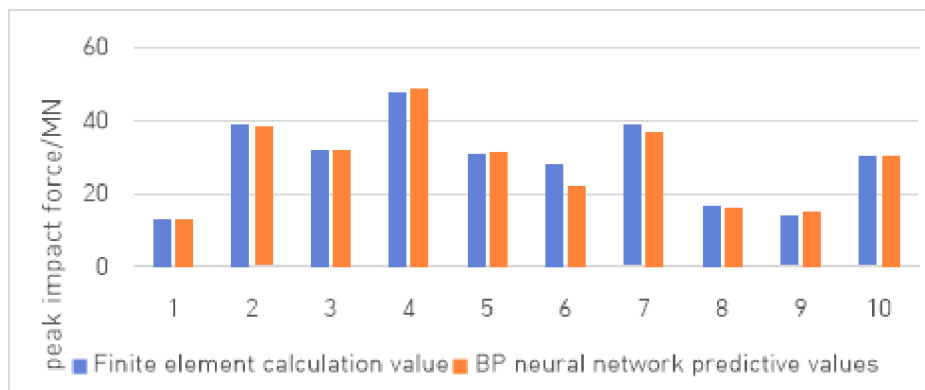


Fig. 11. Comparison between Elman neural network predictive values and finite element simulation values.

Table 4. Verification results of neural networks

Case	Loading condition	Speed (m/s)	Collision angle(°)	FEM (MN)	BP neural network predictive value (MN)	BP absolute error	BP relative error (%)	Elman neural network predictive value (MN)	Elman absolute error	Elman relative error (%)
1	fully loaded	1	60	12.886	17.283	4.397	34.122	12.697	0.189	1.467
2	fully loaded	2	15	38.688	38.560	0.128	0.331	37.904	0.784	2.206
3	fully loaded	3	30	31.712	29.483	2.229	7.029	31.584	0.128	0.404
4	fully loaded	4	0	47.227	47.530	0.303	0.642	48.432	1.205	2.552
5	fully loaded	5	45	30.640	32.740	2.100	6.854	31.218	0.578	1.886
6	lightweight	1	15	27.895	24.342	3.553	12.737	22.122	5.773	20.695
7	lightweight	2	0	38.430	40.026	1.596	4.153	36.489	1.941	5.051
8	lightweight	3	45	16.320	16.538	0.218	1.336	15.930	0.390	2.390
9	lightweight	4	60	13.563	14.030	0.467	3.443	14.774	1.211	8.929
10	lightweight	5	30	29.840	27.118	2.722	9.122	29.918	0.078	0.261

10개 테스트 데이터의 신경망 추정값과 유한요소 해석결과를 비교해 보면 역전과 신경망의 절대오차의 합은 17.713, 평균 상대오차는 7.977%, Elman 신경망의 절대오차의 합은 12.277, 평균 상대오차는 4.566%로 나타났다. 본 테스트 결과만으로 보면 Elman 신경망이 선박-교각 최대 충돌력 추정에서 역전과 신경망보다 더 나은 결과를 보여주고 있음을 알 수 있다. 이는 Elman 신경망 예측 프로세스는 순환신경망의 일종으로 단순한 역전과 신경망보다 이전 정보를 활용하여 학습하기 때문에 선속, 충돌각도와 같은 증감 경향이 있는 데이터에서 학습 및 추론 성능이 좋아 역전과 신경망보다 정확도 더 나은 결과를 나타내었다고 추정된다.

Elman 신경망 추정에서 선박 만재상태에서의 선박-교각 최대 충돌력의 다섯 가지 테스트에서 평균 상대 오차 1.667%로 정확도가 무적재 상태보다 높았다. 또한 무적재 상태에서는 선박 속도 1 m/s와 충돌 각도 15°로 교각에 충돌하는 경우가 상대 오차가 20.695%로 가장 크고 선박 속도 4 m/s와 충돌 각도 60°로 교각에 충돌하는 경우에 상대오차가 8.929%로 그 다음으로 높은 오차를 나타내었지만 다른 8개의 테스트에서는 오차가 낮음을 알 수 있다.

Elman 신경망 네트워크는 각종 선박의 적재 상황, 선박의 운항 속도와 선박-교각의 충돌 각도에서의 선박-교각 충돌력 피크를 잘 예측 할 수 있다. 뿐만 아니라 Elman 신경망 네트워크 방법을 기초로 선박-교각 충돌 충돌력 피크를 예측하면 뛰어난 적용성이 있다.

## 5. 결론

본 논문은 비선형 유한요소해석에 따른 오랜 계산시간이 걸리는 선박-교각 최대 충돌력 계산을 빠른 시간 내에 추정할 수 있는 신경망 추정 모델 적용 프로세스에 관하여 연구하였다. 선박-교각 최대 충돌력 계산 및 추정에 필요한 입력 조건으로는 선박 적재 상태(2가지), 선박 항속(5가지), 선박-교각 충돌 각도(5가지)의 세 가지 파라미터를 선택하였으며 50개의 조합을 구성하였다. 40개 경우의 유한요소해석 결과 데이터를 사용하여 신경망 예측 모델을 학습하였으며 10개 경우의 유한요소해석 결과 데이터를 사용하여 선박-교각 최대 충돌력 테스트를 수행하였다. 유한요소해석 결과 및 신경망 예측 모델의 비교를 통하여 다음과 같은 결론을 도출하였다.

(1) 선박-교각 충돌력은 여러 가지 원인에 의해 큰 영향을 받는다. 구체적으로는 선박 적재 상황, 선박 항속, 선박-교각 충돌 각도의 변화 모두 최대 충돌력의 변화에 영향을 끼친다. 또한 각 요인이 선박-교각 충돌력 피크에 미치는 영향은 비선형 관계가 있다.

(2) 유한요소해석 결과 데이터를 사용하여 학습한 역전과 신경망과 Elman 신경망은 평균 오차가 각각 7.977%와 4.566%로 비교적 낮은 오차를 보이며 정확도가 높게 선박-교각 최대 충돌력을 추정하고 있음을 알 수 있다. 특히 시계열정보를 다룰 수 있는 Elman 신경망이 좀 더 나은 추정 성능을 보여주고 있음을 알 수 있다.



결론적으로 특정 선박의 적재 상황, 선박의 항속, 선박-교각 충돌 각도에서의 최대 충돌력 예측이 필요한 경우 기존 유한요소해석에 의한 결과 데이터를 활용하여 신경망 예측 모델을 수립한다면 빠른 시간에 비교적 높은 정확도로 최대 충돌력 추정이 가능함을 보여주었다.

또한 본문에서 제시한 최대 충돌력 추정 모델을 사용하면 선박의 장애물 충돌 시 피해 최소화를 위한 운항조건 의사 결정을 위한 판단 근거를 실시간으로 제공하여 피해를 최소화 할 수 있는 조건을 제시하는 연구에 적용이 가능할 것이라 생각된다.

## References

- [1] Consolzaio, G. R. and D. R. Cowan(2003), Nonlinear analysis of barge crush behavior and its relationship to impact resistant bridge design, *Computer&Structure*, pp. 547-557.
- [2] Cooper, S. B. and D. Dimaio(2018), Static load estimation using artificial neural network: Application on a wing rib, *Advances in Engineering Software*, pp. 113-125.
- [3] Feng, Q. H. and H. B. Wu(2013), Method for ship-bridge collision force calculation based on energy, *Journal of Wuhan University of Technology*, Vol. 37, No. 5, pp. 943-946.
- [4] Hasnaoui, H., M. Krea, and D. Roizard(2017), Neural networks for the prediction of polymer permeability to gases, *Journal of Membrane Science*, pp. 541-549.
- [5] He, Y., W. L. Jin, and A. H. Zhang(2008), Nonlinear collision simulation on dynamic interaction between ship-bridge, *Journal of Zhejiang University*, Vol. 42, No. 6, pp. 1065-1070.
- [6] Hu, Z. B., Y. H. Fu, W. S. Cai, and Y. Jin(2016), Numerical simulation of nonlinear dynamic behaviors of VLCC collision, *Navigation of China*, Vol. 39, No. 4, pp. 81-86.
- [7] Leheta, H. W., A. M. Elhewy, and W. Mohamed(2014), Finite element simulation of barge impact into a rigid wall, *Alexandria Engineering Journal*, Vol. 53, No. 1, pp. 11-21.
- [8] Liu, J. C. and Y. N. Gu(2002), Response and damage of bridge pier during ship-bridge collision, *Highway*, pp. 33-41.
- [9] Liu, J. C., Y. N. Gu, and Z. Q. Hu(2002), Simulation of the whole process of ship-bridge collision, *China Ocean Engineering*, Vol. 16, No. 3, pp. 368-382.
- [10] Mao, Y. F., W. Q. Liu, D. Zhou, and Y. Zhuang(2015), Stiffness simplified model of bow in ship bridge collision, *Journal of Nanjiang Tech University*, Vol. 37, No. 5, pp. 67-72.
- [11] Marcus, S., B. Franz, and M. Bernd(2018), Artificial neural networks and intelligent finite elements in non-linear structural mechanics, *Thin-Walled Structures*, pp. 102-106.
- [12] Motora, S., M. Fujino, M. Sugiura, and M. Sugita(1971), Equivalent added mass of ships in collisions, *Society of Naval Architects of Japan*, pp. 128-138.
- [13] Polanco, L. M., O. S. Hopperstad, and T. Borvok(2008), Numerical predictions of ballistic limits for concrete slabs using a modified version of the HJC concrete model, *International Journal of Impact Engineering*, Vol. 35, No. 5, pp. 290-303.
- [14] Rodrigo, M. S., C. F. Ramon, J. B. Fabricio, P. S. Adriano, F. Z. Ronaldo, F. Wellington, and D. Victor(2017), A System Based on Artificial Neural Networks for Automatic Classification of Hydro-generator Stator Windings Partial Discharges, *Journal of Microwaves, Optoelectronics and Electromagnetic Applications*, pp. 2179-1074.
- [15] Sha, Y. Y. and H. Hao(2012), Nonlinear finite element analysis of barge collision with a single bridge pier, *Engineering Structures*, pp. 63-76.
- [16] Sheng, M. J. and P. H. Chen(2018), Estimation method for damage area after low-velocity impact of composite material based on neural network, *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, pp. 30-35.
- [17] Xiang, H. F., L. C. Fan, and J. J. Wang(2002), State of art of ship collision design for bridges and future research, *Journal of Tongji University*, Vol. 30, No. 4, pp. 386-392.
- [18] Zhang, J. B., X. Z. Li, and L. Xiao(2016), Difference of impact forces for two sorts of vessel-bridge collisions and bridge dynamic response analysis, *Journal of Vibration and Shock*, Vol. 35, No. 4, pp. 156-161.
- [19] Zhao, N., J. J. Liu, and Z. J. Li(2015), Research of store ship broadside collision damaged environment, *Journal of Ship Mechanics*, Vol. 19, No. 8, pp. 950-957.

---

Received : 2022. 01. 12.

Revised : 2022. 02. 08. (1st)

: 2022. 02. 14. (2nd)

Accepted : 2022. 02. 25.