

## 차량 군집 주행에 따른 교량 안전성 분석에 관한 연구

박상원<sup>1</sup>, 장민우<sup>2\*</sup>, 윤덕근<sup>3</sup>, 노민형<sup>4</sup>

### A Study on the Analysis of Bridge Safety by Truck Platooning

Sangwon Park<sup>1</sup>, Minwoo Chang<sup>2\*</sup>, Dukgeun Yun<sup>3</sup>, Minhyung No<sup>4</sup>

**Abstract:** Autonomous driving technologies have been gradually improved for road traffic owing to the development of artificial intelligence. Since the truck platooning is beneficial in terms of the associated transporting expenses, the Connected-Automated Vehicle technology is rapidly evolving. The structural performance is, however, rarely investigated to capture the effect of truck platooning on civil infrastructures. In this study, the dynamic behavior of bridges under truck platooning was investigated, and the amplification factor of responses was estimated considering several parameters associated with the driving conditions. Artificial intelligence techniques were used to estimate the maximum response of the mid span of a bridge as the platooning vehicles passing, and the importance of the parameters was evaluated. The most suitable algorithm was selected by evaluating the consistency of the estimated displacement.

**Keywords:** Truck platooning, Connected-automated vehicle, Dynamic response, Displacement estimation, Artificial intelligence

## 1. 서론

공간 정보를 인식하고 처리하는 인공지능 기술의 발전을 통해, 자율주행 기술이 점진적으로 보편화되고 있다(Khayyam, 2017). 이에 따라 운전자의 수요는 자율주행차량의 도입과 비례하여 감소하며, 관련한 비용 축소로 이어진다. 비용 절감 효과는 전통적 방식의 도로교통에 기반한 물류 시스템을 가지고 있는 미국, 중국과 같은 국가에서 초연결 자율주행(Connected Autonomous Vehicle, CAV) 기술과 맞물려 물류 운송시스템의 대대적 변화를 예고하고 있다(Salid et al., 2022). 초연결 자율주행은 첨단 주행 시스템이 장착된 2대 이상의 차량이 근접 주행할 수 있는 기술이며, 지능형 교통 시스템으로 구동되는 차량으로 소대 또는 군집을 구성하여 운영하는 것을 가능하게 한다(Ramezani et al., 2018).

군집형태의 차량 조합은 특히 같은 목적지를 공유하는 물류 시스템에서 효과가 크게 나타날 수 있다. 국내에서도 도로에 기반한 물류 운송이 상당한 비중을 차지하는 만큼, 자율주

행 기술뿐만 아니라, 신호체계, 교통안전 등의 분야에 많은 연구가 이루어지고 있다. Han et al.(2016)은 Vehicle-to-everything (V2X) 기술을 통하여 통신환경에서 얻은 정보로 개발된 알고리즘과 최적화된 감응식 신호 제어를 활용하는 주행 기법을 제시하였고, 이를 통해 기존 신호제어 알고리즘에 비해 평균 지체, 정지 횟수 등의 개선 효과를 검증하였다. 이러한 신호체계의 발달을 통해 더 많은 차량을 군집으로 구성하여 주행하게 하는 기술이 점진적으로 발전하고 있지만, 이로 인해 발생하는 반복 하중이 구조물에 미치는 영향에 대한 연구는 부족한 실정이다(Ling et al., 2022). 군집주행 차량의 하중은 철도 차량 주행과 유사한 특성을 가지게 되므로, 반복 하중으로 인한 구조물 거동, 특히 교량 동적 거동에 대한 영향 평가가 필요하다(Othman, 2021).

차량 교량 상호작용으로 인해 진동의 영향을 분석하는 연구는 주로 철도 교량을 대상으로 수행되었다. Jeong et al. (2019)은 중-장경간 철도 교량은 강박스 거더교로 이루어져 있지만 교량 아래 공간 확보가 불리하며 소음 문제가 크다. 따라서 40m와 50m 교량을 대상으로 ktx하중의 운행 속도를 반영하여 Midas Civil을 이용하여 시간이력해석을 수행하였고, 동적 거동 분석을 수행하였다. 그 결과 동적 안전성 기준에는 만족하나 40m의 경우 연직가속도가 크게 나와 단면 수정을 통한 연직가속도 감소를 확인하였다. Lee et al.(2020)은 제한 중량을 초과하는 기중기 차량의 통행에 대한 교량의 안전성 평가를 수행하였으며 도로교 설계기준 한계상태 설계법 개발에 적용된 동

<sup>1</sup>정회원, 명지대학교 토목환경공학화 연구원

<sup>2</sup>정회원, 명지대학교 토목환경공학화 조교수

<sup>3</sup>정회원, 한국건설기술연구원 연구전략기획본부

<sup>4</sup>정회원, 한국건설기술연구원 도로교통연구본부

\*Corresponding author: cmw321@mju.ac.kr

Department of Civil Engineering Research Institute, Myongji University, Yongin-si, 17058, Korea

•본 논문에 대한 토의를 2023년 5월 31일까지 학회로 보내주시면 2023년 6월 호에 토론결과를 게재하겠습니다.

일한 방법을 기중기 차량 활하중계수 보정에 적용하였다. 이 연구에서는 다중 센서 퓨전 기술을 사용하여 단일 측정을 통해 교량의 정적 응답과 동적 응답을 분리하여 동적증폭계수 (Dynamic Amplification Factor, DAF)를 평가하는 새로운 체계를 제안하였고 측정 시간 단계에서 추출된 동적, 정적 응답의 비율을 계산하여 시간 변화에 따른 동적 증폭을 생성하였다. Hong and Roh(2018)는 교량 내하력 측정을 위해 교량 폭방향 하중재하를 통한 충격계수 응답스펙트럼 분석을 수행하였다. 편측 이동하중 재하시 충격계수와 응답계수를 분석한 결과, 최대 정적 및 동적 변위 모두 증가하지만 정적 변위의 증가량이 더 크기 때문에 충격계수는 감소하게 되어 하중재하 방식에 따른 영향은 미미한 것으로 나타났다. Jeong et al.(2022)은 고속열차(HST) 주행의 반복적인 하중이 HSR 교량과 상호작용으로 인한 동적 응답을 증폭시킬 수 있으며 DAF는 열차가 교량을 통과할 때 최대 동적 응답과 정적 응답 사이의 비율로 산정하였다. 이 연구는 DAF를 평가하기 위한 방법을 제시하며 다중 센서 융합 기술을 활용한 각각의 정적 응답에 대한 동적 응답의 비율을 계산하여 동적 시간 간격을 생성하였다.

이 연구에서는 수치해석을 통해 군집주행 시 상호작용에 따른 교량의 동적 거동을 평가하고 안전성을 분석하는 연구에 초점을 맞추었다. 이를 위해 프리캐스트 거더와 가로보의 격자모델로 구성되어 있는 1등급 용담교의 유한요소 모델을 활용하여, 군집주행 조건을 고려한 동해석을 수행하였다. 해당 교량에 대한 응답 추정 신뢰도를 높이기 위해서 주행 시나리오에는 차량 하중, 주행 간격, 주행 속도, 차량수, 차량 전장 등을 고려하여 구성하였다. 시간이력해석을 통해 시나리오별 최대 처짐을 산출하였고, 차량 이동하중 함수를 표현하고 동특성 해석을 통한 교량의 고유 진동수 및 최대 휨 모멘트가 발생하는 구간을 중심으로 살펴보았다. 활용한 주요 변수에 대한 영향을 평가하고, 이를 활용하여 인공지능 기법 기반 최대응답을 예측하는 알고리즘에 대한 평가를 수행하였다.

## 2. 교량 유한요소 모델을 활용한 동해석

도로교 설계기준에 의하면 1등급은 DB24, 2등급은 DB18, 3등급은 DB13.5 차량 운행이 가능하도록 설계가 이루어져야 한다(Design Standards for Highway Bridges 2016). 다양한 군집차량의 주행조건을 고려하기 위해, 1등급인 용담교 유한요소 모델을 대상으로 동해석을 수행하고, 각 주행 시나리오에 따른 최대 처짐을 추정하였다.

### 2.1 용담교 유한요소 모델

대상 교량은 Fig. 1과 같이 프리캐스트 거더와 가로보의 격

자모델에 바닥판이 타설되는 격자모델로 모사한 용담교의 유한요소 모델을 활용하였다. 용담교는 경기도 양평군 양서면에 위치한 3경간 연속 PSC I형교로써, 전체 교량의 길이와 폭은 각각 46m, 8m이다. 상용 해석 프로그램인 Midas로 구현한 유한요소 모델은 거더와 가로보의 격자 형태로 주경간을 모델링하였고, 거더의 강성에 바닥판 강성을 포함하였다(Midas Civil On-line Manual 2018). 복부 콘크리트는 단면 강성에 포함되지 않으나, 질량으로는 포함되게 구성되어 있다. 동특성 해석 결과, 1차 모드 고유주파수는 0.2185Hz인 것으로 나타났다. 교량 중앙 경간의 최외측 절점의 처짐을 각 시나리오에 따른 처짐의 대표값으로 정의하였다.

### 2.2 차량 이동하중 모델링

차량의 설계 하중은 DB24, DB18, DB13.5 세 가지로 고려하였으며, Fig. 2에 나타난 바와 같이 차축을 통해 3개의 지점에 분배하여 전달된다. 차량의 주행속도에 따라, 각 절점에 도달하는 시간이력 함수 그래프는 하중이 점점 증가하다가 감

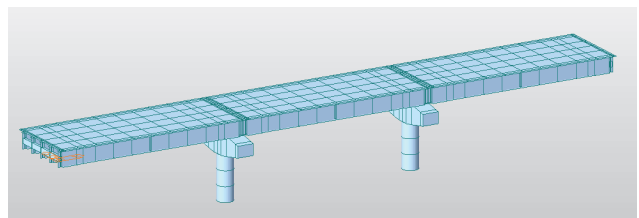


Fig. 1 3-Span bridge finite element model

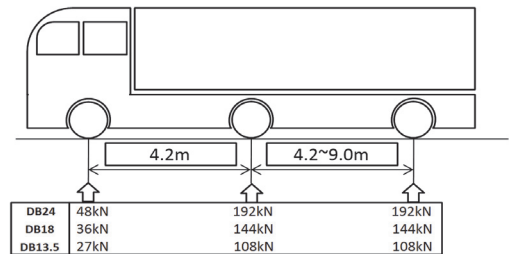


Fig. 2 Truck model

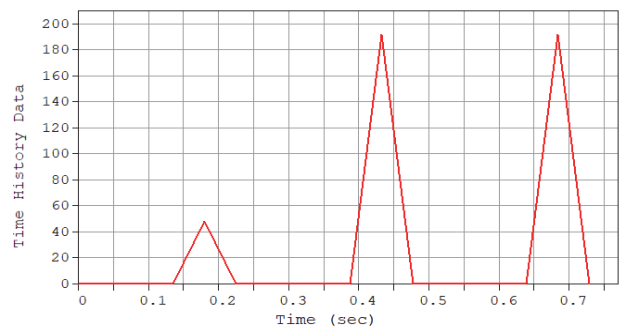


Fig. 3 60km/hr time history function

소하는 삼각형의 형태로 이상화하였다. Fig. 3은 유한요소 모델의 차량이동 경로에 위치한 지점에서 DB24 차량 주행시 전달되는 하중의 시간이력 예이다. 각 차량들이 CAV기술이 장착된 주행 시스템과 V2X기반 통신기술과 맞물려 후행차량들이 각 선행차량을 향해 일정한 간격을 이루며 군집주행을 하는 것으로 묘사하였다.

군집주행으로 인해 동일한 하중이 주기에 따라 반복해서 작용하기 때문에, 교량의 처짐이 단일 하중보다 크게 발생할 수 있고, 이를 고려한 최대 변위 응답에 대한 평가가 필요하다. 이 연구에서는 차량 하중, 주행 간격, 주행 속도, 차량수, 차량 전장을 매개변수로 하여 군집주행 시 최대 변위 응답을 평가하고 증폭률을 분석하였다.

### 2.3 군집 주행 시나리오 구성

군집 주행 차량수는 동적 거동 비교를 위한 단독주행을 포함하여 최대 3대까지를 고려하였으며, 주행간격은 인공지능 기술 발달의 특성을 고려하여 근접 주행이 가능하다는 전제하에 20m~40m 사이 매 5m 간격으로 5가지 경우로 구성하였고, 주행 속도는 고속도로를 주행하는 상황을 간주하여 60km/hr~90km/hr까지 5km/hr 단위, 총7가지로 구성하였다. 화물 차량의 전장은 Fig. 2에 나타난 바와 같이 일반적으로 앞바퀴와 중간바퀴는 4.2m 고정이며 중간과 뒷바퀴 사이는 4.2m~9.0m로 이루어져 있다. 중간과 뒷바퀴 사이 간격은 4.2m, 5m, 6m, 7m, 8m, 9m로 총 6가지를 고려하여 시나리오를 구성하였다. 차량 하중은 DB24, DB18, DB13.5로 하여, 차량수(3종)×주행 간격(5종)×주행 속도(7종)×차량 전장(6종)×차량 하중(3종) = 총 1,890개의 시나리오를 구성하였다. 모든 주행 조건에서 차량은 약 11초를 전후로 교량을 통과하게 되며, 통과 이후 교량은 자유진동을 하는 것으로 간주하여 동해석을 수행하였다.

### 2.4 동적 거동 분석

동적 거동 분석은 Midas Civil 상용 프로그램을 활용하였으며(Midas Civil On-line Manual 2018), 시간이력해석(Time History Analysis)과 고유치 해석을 통해 구조물의 변위와 가속도, 고유진동수를 구하였다. 군집 차량 주행 조건에 따른 교량의 처짐을 비교하기 위해, 교량 진폭 및 이에 따른 처짐량에 가장 큰 영향을 미치는 1차 모드의 진동수와 유사한 이동 하중을 가지는 경우에 대해 비교 분석을 수행하였다. 차량 하중과 차량 전장은 DB18와 13.2m로 고정하였다. Fig. 4는 주행속도에 따른 처짐을 비교한 결과이며 각 서브플롯에는 차량수(3종)×주행 속도(7종) = 총 21개의 시나리오가 활용되었다. 그 결과 차량 간격 20, 30, 40m에 따른 특정 주행 속도 65~80km 구간에서 응답 증폭이 발생하는 것을 확인할 수 있다. 교량이 다자유도 시스템이고, 편축 하중인 점, 하중 함수가 이상화 된

이유 등으로 인해 응답의 크기가 선형성에 기반하여 커지는 것은 아니지만, 반복하중에 의한 영향인 것은 분명한 것으로 판단된다.

군집 차량 주행으로 인해 발생하는 응답의 증폭을 평가하기 위해, 각 시나리오에 따라 차량 1대 주행에 대비  $n$ 대 군집 주행시 최대 변위비  $\gamma$ 를 아래와 같이 정의하였다.

$$\gamma(v,s,l,c) = \frac{disp_{max}(n,v,s,l,c)}{disp_{max}(1,v,s,l,c)} \quad (1)$$

식 (1)에서,  $disp_{max}$  은 변수 차량수( $n$ ), 주행 속도( $v$ ), 주행 간격( $s$ ), 차량 전장( $l$ ), 차량 하중( $c$ ) 에 따른 최대 변위이다.  $\gamma$ 의 변화를 통해, 단일한 차량 주행 대비 군집 주행에 따라 응

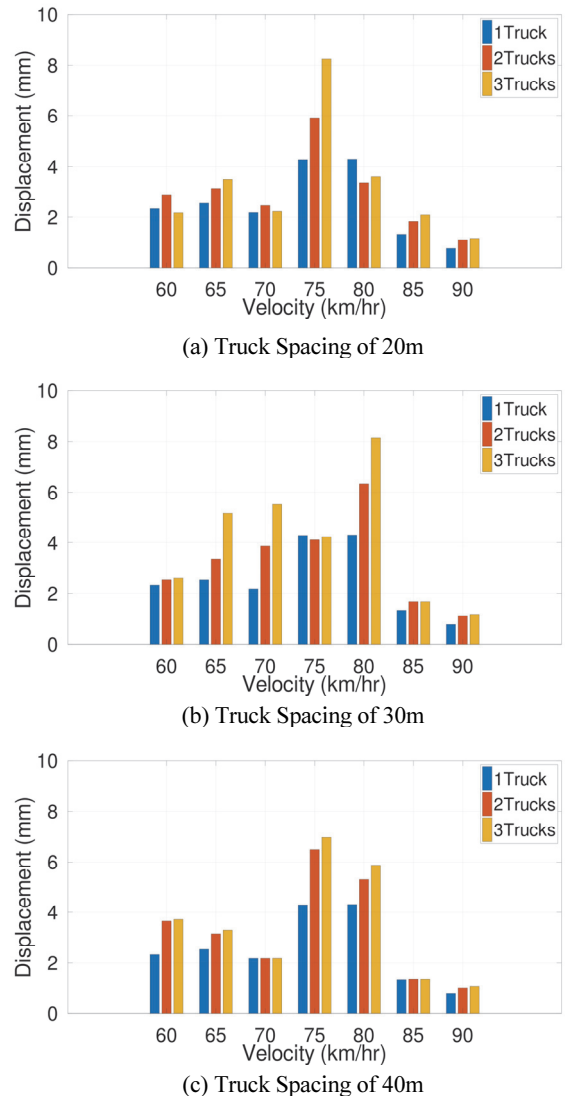


Fig. 4 Maximum displacement comparison depending on the number of trucks and velocity

답의 크기 변화를 추정할 수 있다. 이를 시각적으로 확인하기 위해 등치선도를 활용하였다. Fig. 5의 차량수  $n = 3$ , 차량 하중은 DB24인 경우만을 고려하였고, 차량 전장에 따른 등치선도에는 주행 간격(5종)×주행 속도(7종) = 총 35개의 시나리오가 활용되었다.

증폭계수의 값이 커질수록 노란색, 반대일 경우 검은색에 근접한다. 차량 전장에 따라 차량 이동 하중이 절점에 도달하는 시간이 소폭 변화하게 되고 이로 인해 응답의 최대 변화가 발생하는 주행 조건이 미세하게 차이가 나는 것을 확인할 수 있다. 주행 속도와 간격은 고유진동수와의 유사한 반복 하중을 야기하는 주요 요소이다. 이를 회피한 교량에서의 주행 속도를 결정하기 위해, 차량 전장을 추가적으로 고려해야함을 알 수 있다. 한편, 차량 하중은 최대응답의 크기에는 큰 영향을 미쳤지만, 차량수 증가에 따른 증폭계수에는 영향이 미미한 것으로 나타났다.

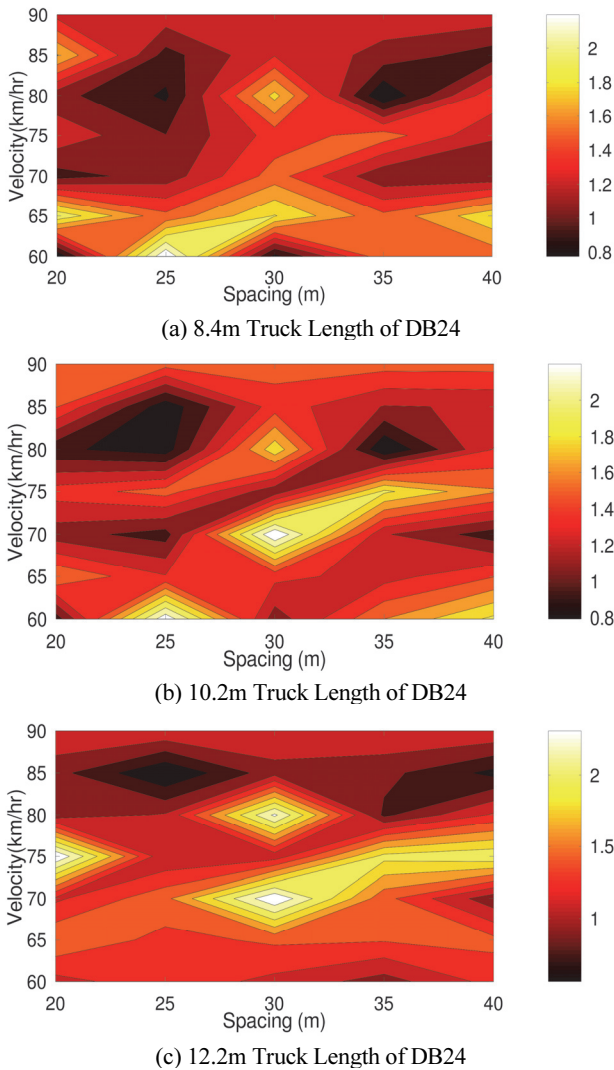


Fig. 5 Maximum displacement amplification factor

### 3. 주행 조건별 응답 평가 및 최대 변위 추정 알고리즘

동적 거동 분석 데이터를 기반으로 인공지능 기반 최대 변위 추정 연구를 수행하였다. 입력 변수는 주행속도( $v$ ), 주행간격( $s$ ), 차량 전장( $l$ ), 차량 하중( $c$ ), 차량수( $n$ )로 5개를 활용하였다. 인공지능 모델 학습은 무작위로 추출한 90%의 데이터만 활용하였고, 나머지 10%의 데이터는 평가에 활용하였다. 입력 변수의 주요 통계적 지표는 Table 1에 나타난 바와 같다.

인공지능 기법에 기반하여 군집주행 시나리오에 따른 교량의 최대 변위 추정을 수행하였다. 각 기법의 변위 추정모델의 정확성을 평가하고, 중요도 평가를 통해 최대 변위 추정 최적 기법을 제시하였다.

#### 3.1 변위 예측 변화량 모델 알고리즘

이 연구에서 Linear Regression, Random Forest, KNN, AdaBoost, ExGBT(Extreme Gradient Boosted Trees), 5가지 인공지능 기법을 활용하였다. Linear Regression은 비선형 데이터인 최대 변위를 추정하기에 적합한 모델은 아니지만, 선형 데이터의 경우 가장 직관적인 해석이 가능하기 때문에 성능비교의 기저로 활용하였다. 인공지능 모델은 모두 Python v.3.8.8(Van and Drake, 1995)에서 구현하였으며, 주요한 학습 및 검증을 위한 모듈은 'sklearn'을 활용하였고, 코드의 작성 및 실행은 'Jupyter Notebook' 어플리케이션 환경하에서 수행하였다.

Fig. 6와 같이 전체적인 모델 알고리즘의 데이터 흐름을 순서도를 표현하였다. 먼저 입력 매개변수 데이터를 만들고 이에 따른 응답 증폭 계수를 단일 차량 기준으로 3대까지의 증폭비로 계산하였다. 그리고 학습 데이터를 90%와 테스트 데이터를 10%로 설정하여 R2-Score(결정계수)를 알아보았고 학습 데이터를 통한 검증 결과가 0.8 이상인 것을 최상위 모델

Table 1 A summary of statistical details of the input and output dataset

	Inputs					Output
	$v$ (km/hr)	$s$ (m)	$l$ (m)	$c$	$n$	$disp_{max}$ (mm)
count	1,710	1,710	1,710	1,710	1,710	1,710
mean	74.91	30.02	10.72	333.38	1.99	2.43
std	9.98	7.03	1.66	77.20	0.81	1.76
min	60	20	8.4	243	1	0.16
25%	65	25	9.2	243	1	1.13
50%	75	30	11.2	324	2	1.90
75%	85	35	12.2	432	3	3.25
max	90	40	13.2	432	3	11.99

로 판단하고 0.8 미만인 모델은 차상위 모델로 분리하였다. 그리고 최상위 모델의 입력 매개변수의 중요도를 살펴보고 최종적으로 테스트 데이터를 통한 검증 결과, 결정계수가 0.8 이상인 모델을 최상위 모델로 하도록 순서도를 구성하였다.

**Linear regression(선형회귀)**: 선형회귀법은 변수들 사이에서 종속변수와 독립변수 간 대수적 관계를 활용하여 예측하는 방법이다(Su et al., 2012). 이 연구에서는 둘 이상의 독립변수에 기반한 다중 선형 회귀를 활용하였으며, 이러한 선형 회귀 모델을 통하여 주어진 데이터에 대한 예측 함수와 종속변수 값을 추정한다.

**Random forest(랜덤 포레스트)**: 의사결정나무(Decision tree)에 의해 추정하는 기법의 정확도를 높이기 위해, 랜덤포레스트는 원데이터를 Bootstrapping에 의하여 분류하고, 각각의 서브셋으로부터의 의사결정 결과의 가중치 평균을 통해 최적 예측값을 평가하는 기법이다(Liaw and Wiener, 2002). 일반적으로 데이터의 양이 충분할 때, 과적합 위험성이 낮아지고, 성능이 향상된다.

**KNN(K-Nearest Neighbor)**: KNN은 별도의 모델 생성 없이 입력과 제일 근접한 k개의 요소를 찾아, 분류(classification)을 수행하고, 회귀분석을 통해 k개의 이웃들의 대표값으로 예측 결과를 추정하는 기법이다(Guo et al., 2003). k값이 너무 크거나 작을 경우 각각 과소적합, 과적합의 우려가 있기 때문에, cross validation을 통하여 최소 오차를 가지는 k를 구하여 결정한다.

**AdaBoost(에이다부스트)**: 에이다부스트란 분류 기반 기계 학습 모형으로, 예측 성능이 조금 낮은 학습기를 다량 조합하여 가중치 수정을 통해 좀 더 나은 성능을 만드는 알고리즘이다(Schapire, 2013). 가중치를 반복적으로 수정 및 결합을 통

하여 정확도를 높이며 학습 데이터에 대한 과적합 현상이 낮게 발생하고, 예측 성능을 저하하지 않게 된다. 그러나 원데이터들만 학습하는 경우, 새로운 변인에 대한 학습이 이루어지지 않은 채로 예측을 수행하기 때문에, 정확한 예측이 어렵다는 단점이 있다.

**ExGBT(Extreme Gradient Boosted Trees)**: ExGBT는 Gradient Boosting 알고리즘을 분산 환경에서도 실행할 수 있도록 구현해놓은 알고리즘이며, 회귀와 분류에 따른 문제를 모두 해결하여 고성능과 고효율을 보여주고 과적합 규제 기능을 지원한다(Yazdanpanah et al., 2023). 분류한 데이터를 바탕으로 여러 개의 의사 결정 나무로부터의 결과를 조합해서 예측값을 도출한다.

### 3.2 변위 추정 결과

인공지능 기법의 성능 검증을 위해 추정 예측값과 동해석 수행한 결과의 상관도를 표현하는 결정계수(R2)를 활용하였다. 일반적으로 결정계수가 0.8 이상인 경우 관여한 인자와 예측치 사이 강한 상관관계가 있는 것을 의미한다. Table 2에 나타난 바와 같이 RF와 ExGBT의 알고리즘이 0.9 이상의 결과를 보여주었으며 테스트 데이터셋을 활용한 성능 시험 결과 ExGBT 알고리즘만 0.9 이상의 결과를 보여주었고, 그 외 기법들은 0.8의 미만의 상관관계를 가져 적합하지 않다고 판단된다. 낮은 결정계수의 주요 원인은 충분하지 못한 학습데이터로부터 비롯한 Underfitting 문제인 것으로 판단된다. 단일 차량과 2대의 군집 주행 차량의 상호 간 증폭비를 계산하여 데이터셋을 확보하여 학습시킨 결과 결정계수는 0.8미만을 가지는 차상위 모델만 존재한 반면, 3대의 군집주행 데이터셋을 추가하여 해석한 결과 결정계수가 0.8 이상인 최상위 모델까지 나타나는 것으로 확인되었다. 따라서, 더 많은 매개변수와 차량수를 기반으로 추가적인 학습 데이터셋을 확보한다면, 더 높은 예측정확도를 가질 수 있을 것으로 판단된다.

훈련 데이터 결정계수가 0.9이상인 ExGBT와 랜덤포레스트 기법에 한하여 변위 응답 추정의 결과를 비교하고, 입력 변수의 중요도를 평가하였다. Fig. 7에서 활용한 기법의 예측 결과를 유한요소 모델을 통해 구한 값 비교하였다. ExGBT가 랜

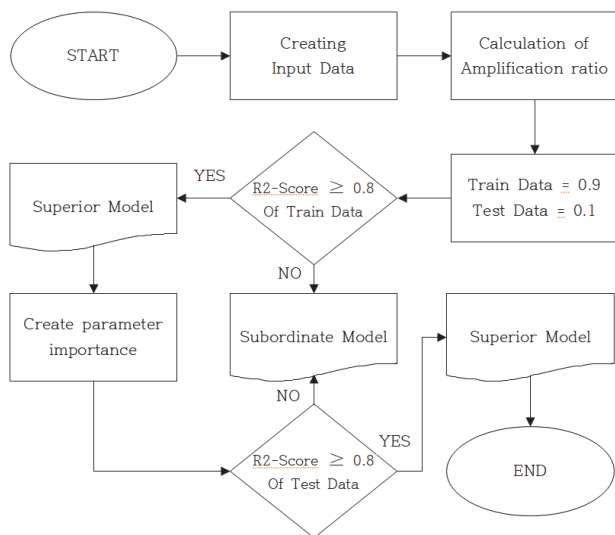


Fig. 6 Model algorithm flowchart

Table 2 R2-Score error score

Model Algorithms	R2-Score Error	
	Train	Test
Linear Regression	0.268	0.257
Random Forest	0.938	0.746
KNN	0.458	0.400
AdaBoost Regressor	0.474	0.499
ExGBT	0.988	0.939

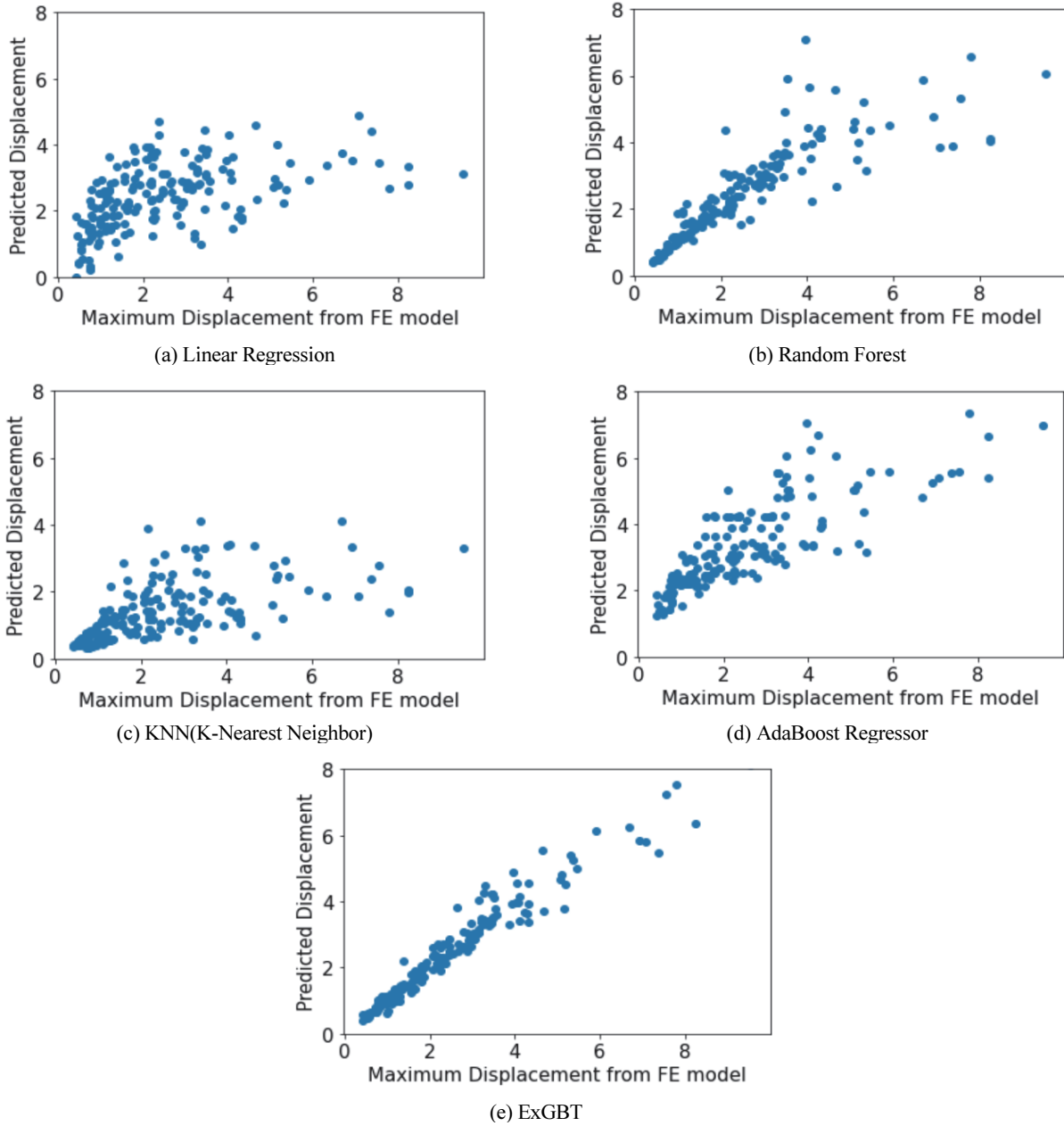


Fig. 7 Displacement linear relationship distribution plot

덤프레스트에서 높은 선형 정도를 보임을 확인할 수 있다. 특히, 랜덤 포레스트는 학습 데이터의 숫자가 낮은 것으로 추정되는 높은 변위에 해당하는 결과의 예측 정확도가 매우 낮게 나오는 것을 확인할 수 있다. 이는 랜덤 포레스트가 의사결정 나무를 구성시 데이터를 분류하면서 적은 수의 그룹에서는 예측 모델의 오차가 크게 발생하는 특징이 반영된 것으로 평가된다.

입력변수의 중요도 평가 결과는 Fig. 8에 나타난 바와 같다. 전체적인 중요도 순위에는 큰 차이가 없는 것으로 나타났으나, ExGBT는 랜덤 포레스트에 비해 주행 속도( $v$ )와 차량 전장

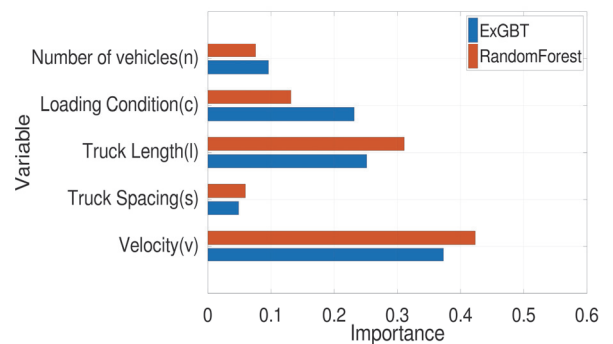


Fig. 8 Importance comparison of feature

( $l$ )의 중요도를 일부 낮게 평가하는 반면, 차량하중( $c$ )은 차량 전장( $l$ )과 유사한 정도의 중요도를 가지는 것으로 평가하였다.

#### 4. 결론

이 연구에서는 군집 주행 차량이 프리캐스트 거더와 가로보의 바닥판이 격자모델로 모사한 3경간 용담교를 주행하는 경우 동적 거동을 분석하여 응답을 추정하고, 인공지능 기법을 활용하여 최대 변위 추정하였다. 차량 하중, 하중 조합, 주행 간격, 차량 속도, 차량수를 변수로 하여 총 1,890개 시나리오를 구성하고, 각 시나리오에 따른 교량 중앙에서의 응답을 평가하였다. 군집 주행 차량수를 늘릴수록 응답의 증폭이 나타나는 것을 확인하였으며, 전반적으로 최대 증폭이 발생하는 주행속도는 65~80km/hr인 것으로 나타났다.

차량 교량 상호작용의 영향을 분석하기 위해, 차량수를 제외한 모든 시나리오를 대상으로 1대 차량이 주행하는 경우와 군집 주행이 이루어지는 경우를 비교하여 교량 중앙에서 발생한 변위의 비율을 증폭계수로 정의하였다. 증폭계수에 영향을 미치는 주된 인자로 차량의 속도와 전장이 크게 나타났으며 상대적으로 차량 하중과 주행 간격의 영향은 낮게 평가되었다. 이로부터 군집주행 시 시설물 주행을 위한 설계속도에 결정에 주행조건 변수가 반드시 고려될 필요가 있음을 확인할 수 있다.

활용한 매개 변수의 중요도를 평가하고 최대 변위 추정을 위해, 인공지능 기법을 활용하였다. 군집주행 시나리오를 분류하여 90%의 데이터는 인공지능 모델 학습에 활용하고, 나머지 10%의 데이터를 통해 성능 검증을 수행하였다. 활용한 5개의 기법 중, ExGBT가 최대 변위 추정에 가장 높은 정확도를 가지는 것으로 나타났다. ExGBT 입력 변수의 중요도를 평가한 결과, 주행속도, 전장, 하중 조합 순으로 큰 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 차량수와 차량 간격은 상대적으로 중요도가 낮게 평가되었다. 이러한 결과는 최대 처짐 추정 시 편측 하중, 차량 구조물 상호작용으로 인하여 교량 응답이 차량수와 간격에 대해 선형성에 기반하여 증가하지 않는 점이 주요 원인인 것으로 판단된다. 하지만 증폭이 발생하는 특정 속도 대역에서는 반복 하중이 미치는 영향이 분명한 것으로 판단되며, 이를 통해서도 군집주행시 주행 속도의 영향을 고려할 필요성이 입증된다.

#### 감사의 글

이 연구는 한국연구재단 기초연구사업의 지원(G2022R1G1A1006194)과 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 연구비 지원(22AMDP-C160881-02)을 받아 수행된 연구입니다.

#### References

1. Sajid, S., Chouinard, L., Legeron, F., Ude, T., He, E., and Ajrab, J. (2022). Reliability analysis of bridges for autonomous truck platoons. *Transportation Research Record*, 03611981221103235.
2. Ramezani, H., Shladover, S. E., Lu, X. Y., and Altan, O. D. (2018). Micro-simulation of truck platooning with cooperative adaptive cruise control: Model development and a case study. *Transportation Research Record*, 2672(19), 55-65.
3. Jeong, Y. D., Go, H. I., Kang, Y. S., Eom, K. H., and Lee, S. T. (2019). Analytical Research on Dynamic Behavior of Steel Composite Lower Railway Bridge. *Journal of the Korea Institute for Structural Maintenance and Inspection*, 23(1), 27-35.
4. Lee, S. J., Yoo, S. S., Park, Y. H., and Baek, I. Y. (2020). Safety Evaluation of Concrete Bridges for Passage of Crane Vehicle Exceeding Weight Limit. *Journal of the Korea Institute for Structural Maintenance and Inspection*, 24(6), 92-101.
5. Hong, S. H., and Roh, H. S. (2018). Investigation of Impact Factor and Response Factor of Simply Supported Bridges due to Eccentric Moving Loads. *Journal of the Korea Institute for Structural Maintenance and Inspection*, 22(6), 105-113.
6. Design Standard for Highway Bridges (Limit State Design Method). (2016). General Bridges Volume.
7. Khayyam, H., Javadi, B., Jalili, M., and Jazar, R. N. (2020). Artificial intelligence and internet of things for autonomous vehicles. *Nonlinear Approaches in Engineering Applications: Automotive Applications of Engineering Problems*, 39-68.
8. Han, E., Park, S., Jeong, H., Lee, C., and Yun, I. (2016). The Development of an Algorithm for the Optimal Signal Control for Isolated Intersections under V2X Communication Environment. *Journal of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, 15(6), 90-101.
9. Jeong, S., Kim, H., Kim, S. I., and Lee, K. C. (2022). Dynamic Amplification Assessment of High-Speed Railway Bridge Under Resonance Condition Using Multi-Sensor Fusion. *International Journal of Rail Transportation*, 10(4), 456-475.
10. Othman, K. (2021). Impact of Autonomous Vehicles on the Physical Infrastructure: Changes and Challenges. *Designs*, 5(3), 40.
11. Su, X., Yan, X., and Tsai, C. L. (2012). Linear regression. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 4(3), 275-294.
12. Liaw, A., and Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomForest. *R News*, 2(3), 18-22.
13. Guo, G., Wang, H., Bell, D., Bi, Y., and Greer, K. (2003). *KNN model-based approach in classification*. In *On The Move to Meaningful Internet Systems 2003: CoopIS, DOA, and ODBASE: OTM Confederated International Conferences, CoopIS, DOA, and ODBASE 2003*, Catania, Sicily, Italy, November 3-7, 2003. Proceedings (pp. 986-996). Springer Berlin Heidelberg.
14. Schapire, R. E. (2013). *Explaining adaboost*. *Empirical Inference: Festschrift in Honor of Vladimir N. Vapnik*, 37-52.
15. Yazdanpanah, O., Dolatshahi, K. M., and Moammer, O. (2023). Rapid Seismic Fragility Curves Assessment of Eccentrically Braced Frames Through an Output-Only Nonmodel-Based Procedure and Machine Learning Techniques. *Engineering Structures*, 278, 115290.

16. Ling, T., Cao, R., Deng, L., He, W., Wu, X., and Zhong, W. (2022). Dynamic Impact of Automated Truck Platooning on Highway Bridges. *Engineering Structures*, 262, 114326.
17. Midas (2018) Civil On-line Manual - Civil structure design system.
18. Van Rossum, G., and Drake Jr, F. L. (1995). *Python tutorial* (Vol. 620). Amsterdam, The Netherlands: Centrum voor Wiskunde en Informatica.

Received : 02/15/2023

Revised : 03/29/2023

Accepted : 03/30/2023

---

**요 지** : 인공지능 제반 기술의 발전에 힘입어 도로교통에서 자율주행이 점진적으로 보편화되고 있는 추세이다. 물류 운송 체계에 있어 화물차량의 군집주행은 물류수송의 효율을 극대화할 수 있는 장점이 있기 때문에, 이를 위한 초연결 자율주행 (Connected-Automated Vehicle) 기술이 빠르게 진화하고 있다. 그러나 군집주행으로 인한 반복 하중이 시설물에 미치는 영향에 대한 구조적 검토는 미흡한 편이다. 이 연구에서는 군집 주행 시 발생하는 교량의 동적 거동을 분석하고, 운행 안전성을 확보하기 위해 다양한 시나리오 구성하여 매개변수에 따른 응답의 증폭을 비교하였다. 주행 조건에 따른 동적 거동의 변화를 평가하기 위해 인공지능 기법을 활용하여 군집주행시 최대응답을 추정하고, 활용된 매개 변수의 중요도를 평가하였다. 인공지능 기법에 따른 추정 변위의 정합성을 평가함으로써, 최적합 알고리즘을 선정하였다.

**핵심용어** : 군집 주행, 초연결 자율주행, 동적 거동, 변위 추정, 인공지능

---