

## AI 기반의 발파진동 계수 예측 및 보정계수 산정에 관한 연구

유광호<sup>1)</sup>, 송명규<sup>2)</sup>, 이현구<sup>3)</sup>, 김남중<sup>4)\*</sup>

### Prediction and Determination of Correction Coefficients for Blast Vibration Based on AI

Kwang-Ho You, Myung-Kyu Song, Hyun-Koo Lee, Nam-Jung Kim

**Abstract** In order to determine the amount of explosives that can minimize the vibration generated during tunnel construction using the blasting method, it is necessary to derive the blasting vibration coefficients,  $K$  and  $n$ , by analyzing the vibration records of trial blasting in the field or under similar conditions. In this study, we aimed to develop a technique that can derive reasonable  $K$  and  $n$  when trial blasting cannot be performed. To this end, we collected full-scale trial blast data and studied how to predict the blast vibration coefficient ( $K$ ,  $n$ ) according to the type of explosive, center cut blasting method, rock origin and type, and rock grade using deep learning (DL). In addition, the correction value between full-scale and borehole trial blasting results was calculated to compensate for the limitations of the borehole trial blasting results and to carry out a design that aligns more closely with reality. In this study, when comparing the available explosive amount according to the borehole trial blasting result equation, the predictions from deep learning (DL) exceed 50%, and the result with the correction value is similar to other blast vibration estimation equations or about 20% more, enabling more economical design.

**Key words** Vibration, Test blasting, Blasting vibration coefficients, Deep learning, Correction value

**초 록** 발파공법을 이용한 터널 건설 시 발생하는 진동을 최소화할 수 있는 폭약량의 결정을 위해서는 현장에서 시험발파, 혹은 유사조건에서의 진동기록을 분석하여 발파진동계수  $K$ ,  $n$ 을 도출해야 한다. 본 연구에서는 시험발파를 수행하지 못할 경우, 합리적인  $K$  및  $n$ 을 도출할 수 있는 기법의 개발을 목적으로 하였다. 이를 위해 실규모 시험발파 자료를 수집한 후, 심층학습(DL)을 활용하여 화약류의 종류, 심발공법, 암반의 성인 및 종류, 암반등급에 따라 발파진동계수( $K$ ,  $n$ )를 예측할 수 있는 방법을 연구하였다.

또한 시추공 시험발파 결과의 한계성을 보완하고, 현실에 좀 더 부합하는 설계 수행을 목적으로 실규모 및 시추공 시험발파 결과 간의 보정값을 산정하였다. 본 연구결과 시추공 시험발파 결과식에 따른 사용 가능한 폭약량을 비교하였을 경우, 심층학습(DL)에 의한 결과는 50%이상, 보정값을 반영한 결과는 기타 발파진동 추정식과 유사하거나 약 20% 더 사용할 수 있어서 보다 경제적 설계가 가능하였다.

**핵심어** 진동, 시험발파, 발파진동계수( $K$ ,  $n$ ), 심층학습, 보정값

1) 수원대학교 건설환경공학과

2) 한양대학교 자원공학과

3) ㈜아이콘트

4) 수원대학교 일반대학원 토목공학과

\* 교신저자: k67j68@empal.com

접 수 일 : 2023년 8월 31일

심사완료 : 2023년 9월 07일

게재승인 : 2023년 9월 19일

## 1. 서론

터널 공사를 위한 천공 및 발파는 진동으로 말미암아 보안물건에 대한 피해와 민원 야기로 인해 공사비 증액과 공기 연장 등을 초래한다. 이런 결과를 방지하기 위해선 진동을 차단하는 것이 가장 좋겠지만, 현실적으로 불가능하다. 따라서 차선책으로 진동을 최소화할 수 있는 발파공법을 적용하는 것이 바람직하다.

발파작업을 수행하기 위해선 설계단계에서 많은 준비와 조사가 필요하며, 여기에는 주변 현장조사에 의한 보안물건 현황 및 발파허용기준, 지반조사를 통한 암중, 암질, 지반공학적 특성, 화약류(폭약 및 뇌관 종류) 등이다. 다음으로 발파공법(일반발파 및 제어발파)을 선정할 수 있는 발파설계 인자(발파진동 추정식, 소음레벨식, 진동레벨식) 산정이며, 이들 중 발파진동 추정식은 설계 및 시공에 직접적인 영향을 미칠 수 있는 매우 중요한 설계인자이다. 따라서 발파진동 추정식을 얻기 위해 시험발파 결과, 유사현장 결과식, 국내·외 연구 및 경험식을 활용한다. 이중 시험발파 결과는 현장의 지반조건 및 이해관계(보안물건, 민원)가 반영된 환산거리(scale distance)로 구성되므로 설계시 최적의 조건식이 될 수 있다.

설계단계에서는 실 시공단계와 같이 시험발파를 할 수 없는 경우가 많고, 이를 대신할 수 있는 최신의 방법으로 주로 수행하는 시험발파는 시추공 시험발파이다. 그러나 시추공 시험발파는 화약류를 점화 행위만 같을 뿐 발파라고 할 수 없을 것이다.

시추공 시험발파 및 최근 인공지능을 활용한 발파 분야 연구동향은 시추공 시험발파는 자유면이 없는 상태에서 수행되어 진동이 크게 발생하므로 그 결과를 설계에 적용하기엔 무리수가 있다. 시추공 시험발파의 이러한 한계성에 대하여 시추공 발파 자료의 터널설계 적용성에 관한 연구(임성식과 양형식, 2003)에서 터널 및 지하공동 설계에 이용된 16개 지역 23개 구간의 578개의 시추공 진동 data와 일반터널 4개 지역으로 부터 221개 data를 이용하여 시추공발파의 진동전달 특성을 분석하였다. 시추공발파와 일반발파의 진동속도 감쇠 경향을 비교·분석한 결과 시추공발파의 입지상수들이 크게 분석되는 것으로 나타났으며, 환산거리 증가에 따른 두 진동식의 최대 허용장약량

은 시추공발파가 적었다. 두 경우의 연구에서 회귀분석 결과 반영은 신뢰구간 95%에 대해서 비교하였으며, 발파 시 동일조건(폭약량, 계측거리, 암반조건 등)에서는 시추공 시험발파의 결과는 터널발파 보다 진동이 크게 발생한다는 것이다. 시추공 시험발파는 대상 지반의 진동전달 특성을 어느 정도 예측하는 데 유용하나 일반적인 시험발파와는 달리 실제 터널을 굴착할 때 발생하는 진동의 전달 특성과는 차이가 있으므로 본 발파를 시행하기 전에 반드시 자유면이 있는 상태의 시험발파를 시행하고, 이를 시추공 시험발파의 결과와 비교하여 실제 터널굴착에 적합한 진동식과 보안물건을 고려한 최대허용 장약량을 산정하여야 한다고 하였다.

인공지능을 활용한 발파 연구에 있어서 암반공학 분야에 적용된 인공지능 알고리즘 분석(김양균, 2021)에서 인공지능에 대한 이해와 그 활용도를 더욱 증진시키기 위하여, 암반공학 기술의 주된 적용 대상인 터널설계 및 광산과 관련된 최근의 국내외 연구 중 인공지능이 활용된 논문들에서 그 알고리즘의 종류와 적용방법을 분석하였고, 터널설계에서는 암반분류, 암석파열, TBM 굴진을 및 막장 전방 지질 예측과 발파 중 암반의 파쇄도 및 비산거리, 광산에서는 폐광의 침하 가능성 예측에 주로 활용되고 있으며 이들 대부분은 기계학습의 다양한 알고리즘 중 인공신경망이 압도적으로 많이 활용되고 있는 것으로 조사되었다.

이상의 연구내용 중, 빅 데이터를 활용한 발파진동 추정식 예측과 관련된 부분은 안전성, 경제성, 시공성이며, 이들 중 가장 중요한 안전성은 발파 시 발생하는 비석의 거리와 진동의 크기에 의해 좌우된다 하였다. 따라서 발파작업을 보다 안전하고 효율적으로 수행하기 위한 다양한 기술적 노력들이 국내·외적으로 진행되고 있으며 이에 따라 인공신경망의 활용도 증가하고 있다고 하였다.

발파진동 관련 연구로 Parida and Mishra(2015)는 철광산에서 수집된 발파진동 데이터를 입력인자로 하는 인공신경망 분석을 실시하였으며, 그 결과를 USBM 및 Langefors-Kihlstrom 등의 경험식 결과들과 실제 측정된 발파진동과의 차이를 비교한 바 다른 방법보다 더 양호한 결과를 도출한 것으로 결론지었다.

Das et al.(2019)도 노천탄광에서 수집된 암반밀도, 천공수, P파속도, 폭약밀도 등의 데이터를 입력 인자

로 하는 인공신경망으로 분석하고 그 결과를 USBM 발파진동 추정식 등과 같은 기존의 다양한 경험식과 비교한 결과 기타 경험식에 의한 결과보다 월등하게 양호한 결과를 얻을 수 있다는 연구결과를 도출하였다.

김민주 등(2021) 발파 분야에서 많이 활용되고 있는 인공신경망, 퍼지 이론, 유전자 알고리즘, 폐 지능, 서포트 벡터머신과 같은 인공지능 기법 소개와 기법을 이용한 발파진동, 비석, 암석 파쇄도, 폭풍압, 여굴 예측에 대한 연구들을 조사, 정리하였다. 이들 연구 중 발파진동에 대한 연구로 최근 ANN으로 대표되는 AI(Artificial intelligence) 기법을 활용한 지반 진동 예측에 관한 연구가 많은 연구자들에 의해 보고되고 있다. Torano와 Rodriguez(2003)와 Lu et al.(2011)은 폭 발파의 거동을 연구하기 위한 인위적인 진동을 생성 시켜 PPV를 예측할 수 있는 유한요소해석 기법을 사용하였다. GörgÜlÜ et al.(2013)은 터키의 노천광산에서 측정된 발파진동 연구결과는 폭약 특성과 발파설계, 암반의 물리·역학적 특성에 영향을 받는 것으로 나타났다. ANN 모델은 발파지점으로 부터의 거리, 최대 지발당 장약량, 발파공 수, 천공길이, 전색깊이, 공간격, 최소저항선, RMR, 전기비저항, 탄성파속도를 고려하여 학습한 후 발파진동을 예측하였으며, 기존의 환산거리에 기반한 발파진동 예측치에 비해 실측값에 더 유사한 결과를 얻었다. 그러나 ANN 모델은 암석의 탄성계수, 포아송비, 밀도, 경도, 발파공 직경, 총장약량, 초과천공(subdrill)과 같은 인자들은 고려되지 않았으며 단순한 수학적 형태로 표현되지 않기 때문에 유사한 다른 광산에서 활용하기에는 한계가 있는 것으로 보고되었다. Saadat et al.(2014)은 (back propagation)기반 ANN 모델을 사용하여 이란의 한 철광산에서의 발파진동 예측을 수행하였다. 4개의 은닉층을 가진 ANN 모델에서는 최대 지발당 장약량, 발파지점까지의 거리, 전색깊이, 발파공 길이를 입력 인자로 PPV를 출력인자로 사용하였으며, Alvarez-Vigil et al.(2012)은 ANN 모델을 사용하여 스페인의 노천광산에서 PPV와 진동수를 예측하고자 하였다. 모델에서는 RMR, 발파지점까지의 거리, 발파공 직경, 발파공 길이, 발파공 간격, 최소저항선, 장약량, 발파공 수, 폭약의 폭굉속도 등이 입력인자로 사용되었고 두 경우 모두 예측된 발파진동과 다중회귀분석 및 환산

거리 식 비교한 결과 ANN 모델이 다른 방법에 비해 우수한 결과를 보이는 것으로 나타났다.

따라서 본 연구는 시험발파를 할 수 없을 경우, 현재까지와는 다른 방법으로 발파진동계수(K, n)를 산정할 수 있는 새로운 방법이 필요하다고 생각되어 발파진동 추정식 예측 시 용이한 접근과 합리적이고 객관적인 결과를 도출할 수 있는 방법을 찾고자 수행하게 되었으며, 연구결과 적용으로 설계시간 단축 및 시공성과 안정성을 확보할 수 있는 설계를 하고자 하였다.

연구방법은 전국에서 수행된 현장 실규모발파 결과를 화약류의 종류, 심방공법, 암반 성인 및 종류, 등급에 따라 case(2,048개)별로 기계학습(AI)을 기반으로 하여 발파진동계수(K, n)를 예측할 수 있었다. 그러나 분석결과 현재까지 모든 경우의 수(2,048개)를 예측할 수 있는 만족할 수준의 데이터 수집이 되지 못한 관계로 본 논문에서는 많은 case(2,048개) 중 모든 case(화약류, 공법, 암반의 성인 및 종류, 등급을 내포)가 포함된 발파진동계수(K, n)를 예측하는 한정된 방향으로 우선하여 연구하였다. 또한 필연적으로 수행할 수 밖에 없는 시추공 시험발파 결과에 대한 한계성을 보완하기 위하여 수집한 데이터(실규모 및 시추공)를 각각 회귀분석 하여 두 시험에 대한 보정값을 산출하였으며, 이 결과를 시추공 시험발파에 반영한 결과와 기계학습(AI) 결과 및 기타 발파식과 비교·검토 후 효율적 설계가 가능한 발파진동 추정식을 최종 선정하는 데 활용하고자 한다.

## 2. 시험발파 및 기존 발파진동 예측방법

### 2.1 시험발파

발파란 산업현장에서 폭약의 폭발로 발생하는 충격파에 의해 암반을 파괴하고, 가스압으로 파괴된 암반을 이동시키는 것이며, 진동은 파괴와 이동에 의해 소모된 에너지를 제외한 잔여 에너지에 의해 생성된다.

시험발파는 특정 위치의 현장에 대한 발파진동 추정식을 예측하기 위한 각종 현장시험이며 통상 발파 설계 시 수행하는 시험발파에는 시추공, 누두공, 및 실규모 발파 등이 있다. 시추공 및 누두공 시험발파는 설계 시에는 현장 접근이 제한되므로 주로 지반조

**Table 1.** Blasting Vibration Estimation Formula

Classification	The United States and Mining Administration (USBM)	Ministry of Land, Infrastructure and Transport Korea Expressway Corporation. Open blast design and Construction instructions		Devine et al.(1966)
		2006. Previous	2006. After	
Blasting Vibration Estimation Formula	$V = K(\frac{D}{\sqrt{W}})^{-n}$			
K	160	160	200	0.675 ~ 4.04
n	1.6	1.6	1.6	1.083 ~ 2.346
A case study	서울 지하철 3, 4호선 시공구간 중 10개 현장 시험발파 결과에 의한 서울지역 화강암과 편마암에 대한 예측 발파진동식, 화강암 : $K = 0.037Sc + (50 \sim 80)$ , 편마암 : $K = 0.021Sc + (30 \sim 60)$			

사를 위해 천공된 시추공에서 수행되거나 특정 위치 또는 유사현장에서 별도로 천공하여 수행된다.

시추공 시험발파는 자유면이 없는 상태에서 발파를 수행할 뿐만 아니라 누두공발파나 실규모 발파와 같이 암반을 파쇄하는 목적이 아니므로 동일조건(폭약량 및 측정거리)에서 진동이 크게 발생하며 측정된 진동으로 발파진동계수를 산출하므로 설계 중 보수적 결과가 될 수밖에 없으므로 설계 시 심사숙고하여 적용할 필요가 있다.

누두공 시험발파는 발파위치의 암반이 공기와 접한 면을 자유면, 폭약의 중심에서 자유면까지의 최단 거리를 최소저항선(B)이라하고 1자유면 암반에 폭약을 장전하여 발파하면 발파 후 암반에는 원추형의 썩기형태의 파쇄부가 형성된다. 이때 누두공의 반경(R)과 최소저항선(B)과의 비를 누두지수( $cn=R/B$ )라 하고  $cn=1$ 일 때의 장약량을 표준장약량이라 하며  $cn>1$ 이면 과장약,  $cn<1$ 이면 약장약으로 간주한다. 따라서 누두공발파로 표준장약량을 산출하기 위해선 수회에 걸쳐 발파를 수행해야 하는 경우도 발생한다. 단, 발파 후 형상이 이론과 같이 원추형의 썩기형태로 되지는 않으므로 형상에 따라 주관적 판단에 의하여 장약량을 조절하여야 한다.

실규모 시험발파는 설계조건과 유사한 현장을 수배하여 진행한다. 시험현장은 터널, 노천(부지조성), 지하터파기 현장 등이 있으며 시험의 내용은 다각적 발파공법 즉, 일반발파, 제어발파, 심발공법 등을 최대한 응용하여 시험할 수 있으므로 매우 좋은 설계인자(발파진동계수 등)를 취득할 수 있다. 그러나 각종 현장을 수배하기가 매우 어려울 뿐만 아니라 시험을

위한 경비, 설계 종료 시까지 시간적 한계 등을 충족하기는 쉽지 않다.

**2.2 기존 발파진동 예측방법**

설계단계에서 발파진동 예측방법은 크게 두 가지 방법이 있으며 각종 현장특성이 반영된 시험발파 결과와 경험식을 사용하는 것이다. 시험발파는 2.1항에 서술한 방법에 의한 것이고, 경험식은 국내·외의 많은 연구자와 기술자 그리고 관련 기관에서 발파진동 추정식을 예측할 수 있는 발파진동 추정식을 제안하였으며 일반적으로 설계 시 접할 수 있는 자료는 국토교통부 도로공사 노천발파 설계·시공 지침편의 제안식, 미광무국식, Devine, Langefors 등이 있으며 대표적으로 Table 1과 같다.

**3. 기계학습(AI)기반 발파진동계수 예측과 보정계수 산정**

**3.1 인공지능 신경망 모델**

인공신경망의 종류는 매우 다양하나, 일반적으로는 ANN, DNN, CNN, 그리고 RNN으로 구분할 수 있다. 심층 신경망(Deep Neural Network, DNN)은 입력층(input layer)과 출력층(output layer) 사이에 여러 개의 은닉층(hidden layer)들로 이뤄진 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)이다. 심층 신경망은 일반적인 인공신경망과 마찬가지로 복잡한 비선형 관계(non-linear relationship)들을 모델링할 수 있다. 대상의 분류 모델을 위한 심층 신경망 구조에서는 각 대상의 기본적 요소들의 특징적인 구성으로 표현될

수 있다. 이때, 추가 계층들은 점진적으로 모여진 하위 계층들의 특징들을 규합시킬 수 있다. 심층 신경망의 이러한 특징은, 비슷하게 수행된 인공신경망에 비해 더 적은 수의 노드(unit, node)들 만으로도 복잡한 데이터를 모델링할 수 있게 해준다.

합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)은 최소한의 사전처리를 사용하도록 설계된 다층 퍼셉트론의 한 종류로서 하나 또는 여러개의 합성곱 계층과 그 위에 올려진 일반적인 인공신경망 계층들로 이루어져 있다. 다른 딥러닝 구조들과 비교해서 영상, 음성 인식 모두에서 좋은 성능을 보여준다.

순환 신경망(Recurrent Neural Network, RNN)은 유닛간의 연결이 순환적 구조를 갖는 특징을 가지고 있어서 지금 들어온 입력데이터와 신경망 내부에 상태를 저장할 수 있도록 과거에 입력받았던 데이터를 동시에 고려할 수 있다. 신경망 내부에 상태를 저장할 수 있게 해줌으로써 내부의 메모리를 이용해 시퀀스 형태의 입력을 처리하여 필기체 인식이나 음성인식과 같이 시변적 특징을 가지는 데이터를 처리하는데 용이하다.

### 3.2 기계학습(AI)을 활용한 발파진동계수 예측

설계단계에서 수행하기 쉽지 않은 실규모 시험발파 결과를 대신하여 적용 할 수 있는 발파진동 추정식은 경험식과 연구 결과식 그리고 현지 사업장에서 수행할 수 있는 시추공 시험발파 결과식이며, 경험식과 연구 결과식은 새로운 사업현장의 지질학적 조건이 반영된 신뢰할 수 있는 발파진동계수(추정치  $K, n$ )를 얻을 수 없다. 시추공 시험발파는 사업현장의 지질학적 조건은 적용될 수 있으나 발파의 요건 중 가장 중요한 자유면이 없는 상태의 발파로서 그 결과를 적용면 매우 안전적(보수적)인 설계가 된다.

그러나 현장의 발파 시 다양한 조건이 반영된 발파진동계수  $K$ 와  $n$ 을 갖는 최대입자속도(PPV) 진동식 (1)을 얻기 위해서는 모든 조건을 반영할 수 있는 위치에서 시험발파를 수행하면 해결될 것이다.

$$PPV = K \left( \frac{D}{\sqrt{W}} \right)^{-n} \quad (1)$$

여기서, PPV: 최대 입자 속도(cm/sec), D: 이격거리(m)

W: 지발당 장약량(kg/delay), K 및  $n$  : 발파진동계수

또 다른 방법은 화약류의 종류나 암종 및 암질별, 발파공법(심발공법)별 등과 같은 다양한 조건을 갖는 진동측정 데이터를 확보하면, 각각의 경우에 대한  $K$ 와  $n$ 을 일반적인 회귀분석으로도 구할 수 있다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해 PPV와 관련이 있는 다양한 매개 변수를 포함한 기계학습(AI)을 활용하여 진동기록 데이터와 기타 조건이 없을 경우의 특정 조건에 대한  $K$ 와  $n$ 을 예측하고자, 수집된 데이터를 학습할 수 있는 단순 신경망(Simple Neural Networks)을 채택하였다. 그러나 현재는 특정 조건(예, 화약류 종류, 각 암종, 발파공법 등)에 대한 데이터가 충분치 않아 원하는 결과를 얻을 수 없었다.

따라서 본 논문에서는 여러 조합 중 모든 case가 포함된 발파진동계수( $K, n$ )를 예측하는 방법을 연구하였으며, 향후 데이터의 보완에 따라 전자에 언급된 특정 조건에 따른 각각의 새로운 case에 대한 발파진동계수( $K, n$ )를 얻을 수 있을 것으로 기대할 수 있다.

### 3.3 단순 신경망 모델 학습

#### (Training of simple neural networks model)

본 연구에 적용한 모델의 프레임워크는 GPU용 파이토치 1.10이다. 네트워크 모델은 현장 및 여러 조건을 입력하면 식 (1)의 발파진동계수  $K, n$ 이 도출되는 모델로서 기존기록(알고 있는)의 경우에 대한 진동계수( $K, n : 656$ 가지)와 폭약 및 뇌관의 종류, 암석 유형, 심발컷 유형과 같은 추가정보 사이의 관계에서 누락된 경우의 진동계수( $K, n : 1,392$ 가지)를 추론할 수 있도록 학습되었다.

연구를 위해 현재까지 수집된 데이터간의 특정 조건의 항목으로서 폭약 종류로는 에멀전, 함수폭약, 정밀폭약, 비구분 폭약(모든 폭약) 조합의 4가지이고, 뇌관 종류는 전기, 비전기, 전자뇌관, 비구분 뇌관(모든 뇌관) 4가지, 심발컷의 종류는 경사컷, 실린더컷, TBM, 심발라인드릴링, 분착식 다단발파, 선대구경, 수직구, 모든 심발, 8가지, 암반 종류는 화성암, 변성암, 퇴적암, 비구분 암종(모든 암종)으로 4가지이다. 암석명은 펠스암(규장질 암), 사암, 석회암, 섬록암, 셰일, 안산암, 응회암, 편암, 편마암, 화강반암, 화강

암, 모든 암석으로 12가지이다. 여기서 “모든”이란 각 조합성분에 대하여 구분 없이 모든 것을 포함한다는 것이다.

발파진동계수(K, n)를 도출할 수 있는 Case는 2,048가지이며 조합 가지수는 Case 1 조합 : 폭약 종류(4), 뇌관 종류(4), 암종(4), 심발공법(8) → (4×4×4×8 = 512), Case 2 조합 : 폭약 종류(4), 뇌관 종류(4), 암석명(12), 심발공법(8) → (4×4×12×8 = 1,536)로서 총 조합수는 512+1,536 = 2,048 가지가 된다.

진동은 폭약(T), 뇌관 종류(D<sub>T</sub>), 심발컷 공법(C) 및 암석 종류(R<sub>N</sub>)에 의존한다고 가정한다. 암석 종류 외에도 암석 유형만 알려진 경우, 입력의 추가적인 유연성을 위해 암석유형(R<sub>T</sub>)이 포함된다. 즉, PPV = f(T, D<sub>T</sub>, C, R<sub>N</sub> 또는 R<sub>T</sub>)이다. 예로써 화강암에서 심발공법 경사컷(V-cut)을 적용하고 에멀전 폭약과 전기 뇌관의 사용했을 경우 식 (1)의 발파진동계수 K와 n은 동일암종에서 심발공법 평행컷(Parallel-cut)을 적용하고 고성능 폭약과 전자뇌관을 사용한 경우의 발파진동계수 K와 n은 다를 것이다.

Fig. 1은 모델의 구조를 나타내며, 입력층(input layer)은 폭약 및 뇌관의 종류, 그리고 암석 및 심발컷, 규칙화를 위한 drop out이 있는 두 개의 은닉층, 해당 계수 K 및 n에 대한 출력층을 취한다.

Fig. 2는 다수의 국내 터널 현장에서 수집된 전체 진동 기록들(3,117개)을 보여주며 이 자료들은 다양한

종류의 폭약, 뇌관, 암종, 암석 및 모든 심발공법이 포함된 터널 현장에서 시공 전과 시공 중의 시험발파 결과를 분석한 것이다.

Fig. 3(a) 및 (b)에서 각 점(point)는 발파진동계수 (K, n)의 조합을 나타내는 것으로서 Fig. 3(a)는 도출 가능한 모든 경우의 가지수 2,048건 중 현재 수집된 자료로 도출 가능한 656가지의 경우를 분석한 계수 K와 n을 보여주며, 따라서 1,392(2,048 - 656) 건이 누락되어 있다. Fig. 3(b)는 Fig. 3(a) 656가지를 입력변수로 활용하여 모델 학습 후 계수 K와 n의 모든 경우의 가지수 2,048건을 보여준다. 따라서 심층학습(Deep Learning, DL) 모듈은 수집된 자료에서 누락된 다양한 경우의 계수를 예측할 수 있다.

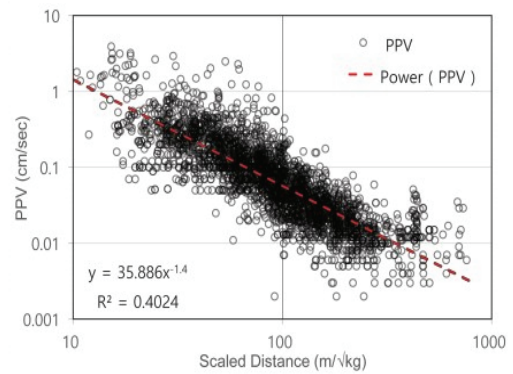


Fig. 2. Vibration records from tunnel blasting.

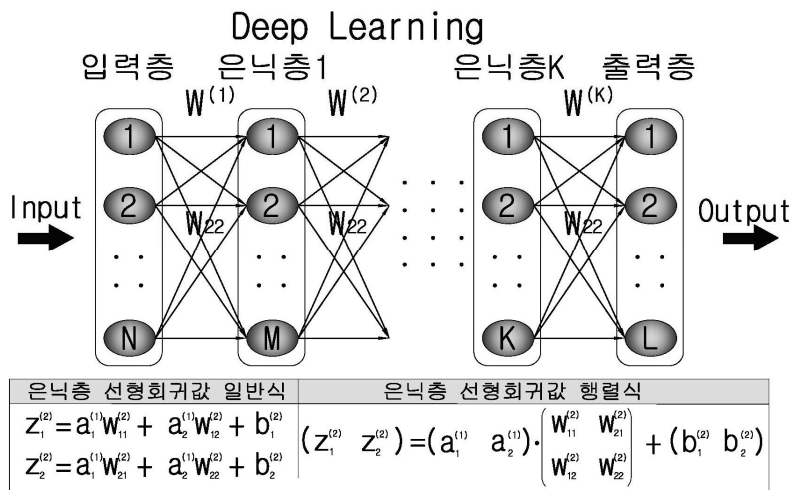


Fig. 1. Schematic diagram of deep learning model.

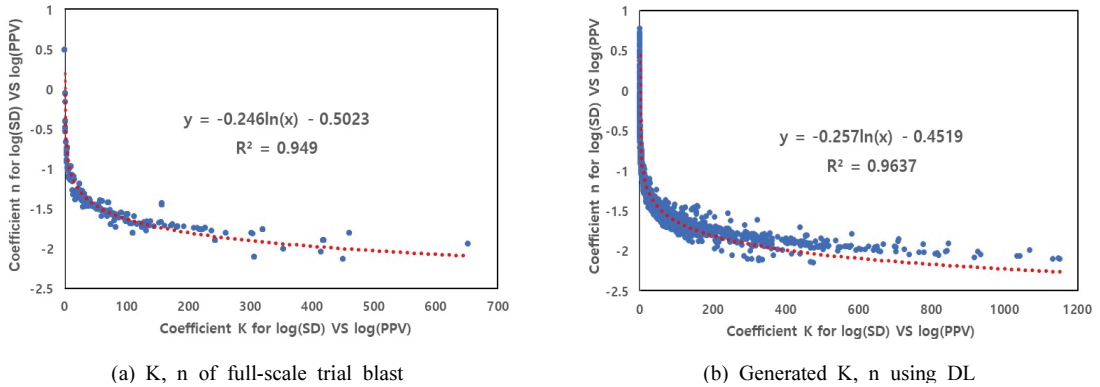


Fig. 3. Distribution of K and n of the equation of vibration records.

### 3.4 시추공 시험발파와 실규모 시험발파 간의 보정계수

시추공 시험발파는 무자유면 상태의 공내에서 화약이 폭발되므로 에너지의 많은 양이 진동으로 변환되어 높은 진동값이 발생하고, 실규모 시험발파(터널 및 노천)는 자유면이 활용되므로 시추공 시험발파 보

다는 낮은 진동값이 발생한다. 시추공 시험발파 시 무자유면의 구속 영향을 검토하기 위해서 동일 압중에 대하여 시추공 시험발파와 실규모 시험발파 결과를 비교하기 위하여 수집한 화강암 및 편마암의 진동 기록 자료를 각각 회귀분석을 수행하였다. Fig. 4(a)와

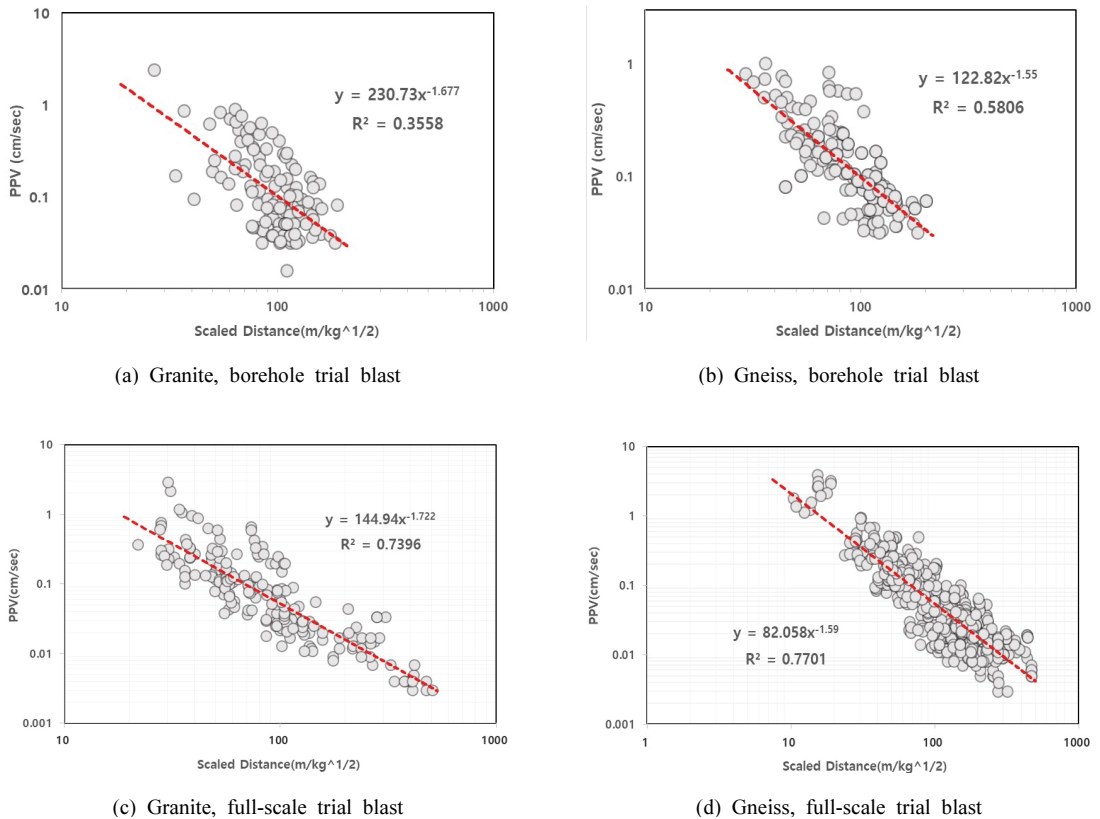


Fig. 4. Vibration records of borehole trial blast and full-scale trial tunnel blast.

**Table 2.** National widely collected borehole trial blasting and full-scale trial blasting analyses

Classification		Blasting Vibration coefficient				Correction value(ratio)	
		Borehole trial blast		Full-scale trial blast		(Full-scale/Borehole)	
		K	n	K	n	K	n
Rock type	Granite	230.73	-1.677	144.94	-1.722	0.628	1.027
	Gneiss	122.82	-1.550	82.058	-1.590	0.668	1.026

(b)는 시추공 시험발파 분석결과 이, Fig. 4(c)와 (d)는 실규모 시험발파 분석결과이다. Table 2는 시추공 및 실규모 시험발파 결과치와 두 발파간의 차이를 보여 준다.

분석결과 화강암의 경우 실규모 시험발파(현장) K는 시추공 시험발파 K의 약 63%, 편마암의 경우 실규모 시험발파 계수 K는 시추공 시험발파 K의 약 67%이다. 또한 감쇠지수 n은 두 압중에 대해 유사한 비율로 변화가 나타났다. 따라서 종합적으로 유추할 수 있는 사항은 시추공 시험발파 결과는 실규모 시험발파 결과보다 약 30~40% 안전적 설계가 가능하다. 이 결과는 현재 각종 설계 시 수행한 시추공 시험발파 결과와 유사한 결과이다. 따라서 자료수(진동기록)가 만족할 수 있도록 충분하지는 않지만 실규모 시험발파와 시추공 시험발파와 간의 K값에 대한 비는 평균 약 0.65, n값에 대한 비는 평균 1.0265로서 각각의 비율을 두 시험발파 간의 K, n에 대한 보정값으로 간주할 수 있다.

시추공 시험발파 결과로 설계를 할 경우 시공 중 인접 건물 피해 예방 및 민원방지 측면에서는 매우 좋은 설계내용이 될 수 있지만, 과대 설계로 인한 공사비 증액, 공기 연장 등이 불가피하다. 그러므로 발파현장과 관련된 보안물건 피해 예방과 민원방지를 할 수 있는 안전하고 효율적인 발파설계를 위해선 합리적인 발파진동 추정식 산정이 필요하다.

따라서 설계 중 부득이 시추공 시험발파 결과를 적용할 경우는 본 연구결과와 같이 시추공 및 실규모 발파간의 상호 보완할 수 있는 정량적 값(보정값 또는 보정계수라 함)을 산정하여 보정하거나 기타 방법을 적용한 결과를 발파설계 인자로 활용하는 것이 타당하다고 판단한다.

## 4. 기계학습(AI) 활용 및 시험발파 보정계수를 적용한 설계 사례

### 4.1 적용사례 현장 및 분석 결과

설계적용 사업은 고속철도사업 ○○~○○ 2복선화(2021~2022), ○○○○지하화(2022.), GTX-○○(2023), 남양주 왕숙 국도○○ 지하화 사업으로서 연구결과인 신경망 모델과 실규모 발파 및 시추공 발파간의 보정계수를 적용하였다. 이들 사업 중 GTX-○○ 실시설계에 반영한 적용사례를 검토하여 보면, 발파진동 추정식 선정 과정은 시추공 시험발파 → 기계학습(AI) 활용 발파진동계수(K, n) 산정 → 수집한 실규모 및 시추공 진동기록자료 회귀분석 → 보정계수 산정 → 발파진동식 간 비교(기계학습(AI) 결과 발파진동 추정식과 보정계수 반영된 시추공발파 보정식 → 안전을 고려한 최종 발파진동 추정식 선정 순으로 진행하였다.

시추공 시험발파 주변은 중랑천 자전거도로와 체육시설이 위치하고 활동 중인 시민이 많은 관계로 민원 및 안전사고 예방을 위하여 지반조사 결과를 상세히 검토한 후 발파계획을 수립하였다. 시추공발파 제원은 천공심도 80m, 발파순서 및 횡수는 공저부로부터 공구쪽으로 4회에 걸쳐 실시하였다. 지질조사 결과 지표에서 -15m까지는 매립~풍화암, 20~50m 구간은 파쇄대가 중간, 중간 존재하였다.

이러한 지질조건에 의해서 1회 발파(심도 60m, 0.125kg), 2회 발파(심도 50m, 0.125kg), 3회 발파(심도 20m, 0.4375kg), 4회 발파(심도 15m, 0.3125kg)와 같이 시추공 상태 및 주변 상황을 파악하며 발파위치와 장약량을 조절하여 수행하였다. 여러 조건을 고려한 발파로 인해 측정된 데이터는 16개이며, 이상치 값은 분석에서 제외하였다. Fig. 5(a)는 시추공 시험발파 패턴이며 Fig. 5(b)는 회귀분석 결과이다.



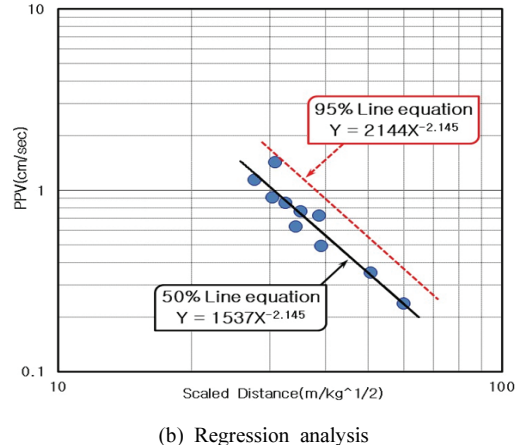
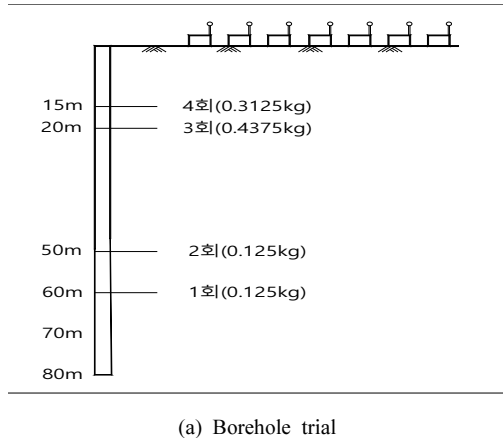


Fig. 5. Borehole trial blast pattern and regression analysis.

시추공 시험발파 자료를 회귀분석한 결과는 식 (2)와 같다.

$$PPV_{95\%} = 2,144 \left( \frac{D}{\sqrt{W}} \right)^{-2.145} \quad (2)$$

Fig. 6(a)는 수집된 실규모 발파 자료를 활용한 기계학습(AI) 활용에 의한 발파진동계수(K, n) 산정 결과로서 현재 수집된 자료로 도출 가능한 656가지의 경우를 분석한 계수 K와 n을 보여주며 Fig. 6(b)는 수집된 실규모 및 시추공 시험발파 진동기록 자료를 분석한 결과로서 보정계수를 산정하기 위한 그래프이다. 여기서, 시추공 발파 분석결과는 기존자료에 추가된 자료(발파진동기록 추가)로 분석된 결과이다.

실규모 시험발파 자료를 통한 발파진동계수(k, n)를 예측할 수 있는 방정식은 Fig. 6(a)에서 알 수 있듯이  $Y = -0.246 \ln(X) - 0.5023$ 이며, 여기서  $Y = n$ ,  $X = K$ 이다. 만약  $X(K)=200$ 일 경우  $Y(n) = -1.8056 \approx -1.806$  으로서  $V = 200 \left( \frac{D}{\sqrt{W}} \right)^{-1.806}$  이다. 또한 실규모 시험발파와 시추공 시험발파 간의 K, n에 대한 보정값은 Fig. 6(b)에 결과에 의하면  $K_{보정값} \approx 0.56$ ,  $n_{보정값} \approx 1.0$ 이 되며 시추공 시험발파 결과 식 (2)  $PPV = 2,144 \left( \frac{D}{\sqrt{W}} \right)^{-1.145}$  은 보정값을 반영하면 식 (3)이 된다.

$$PPV = 1,200 \left( \frac{D}{\sqrt{W}} \right)^{-2.145} \quad (3)$$

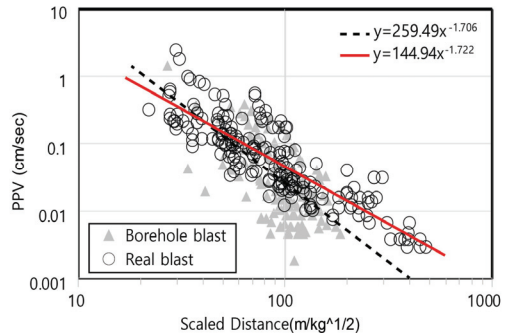
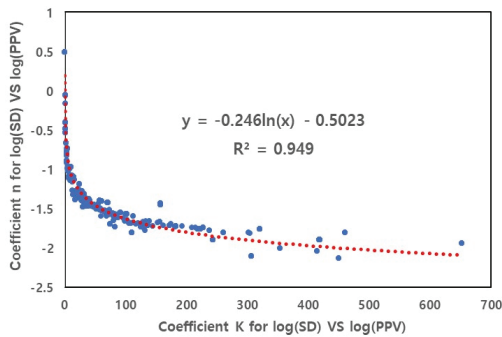


Fig. 6. AI results and the correction factor.

**Table 3.** Review of the amount of charge for the acceptable criteria of 0.2 cm/sec

Classification	Dongbu main line underground development	Youngdong main road underground space development	GTX--○○ design			AI Prediction (K, n)
			Basic design		Implementation design	
			South of the Han River	North of the Han River	Correction value application	
45m	0.53	0.63	0.47	0.52	0.61	0.96
50m	0.66	0.78	0.58	0.64	0.75	1.19
55m	0.80	0.94	0.70	0.77	0.91	1.44
60m	0.95	1.12	0.83	0.92	1.08	1.71

따라서 실규모 시험발파와 시추공 시험발파 간의 K에 대한 보정값 0.56에 대한 의미는 시추공 시험발파 결과를 설계에 적용할 경우 약 40% 정도 안전적(보수적) 설계가 가능하다. 그러나 연장이 긴 도심지 통과구간에 대한 발파설계를 안전적 결과로 도출되는 시추공 시험발파 및 공에 의해 전 구간을 동일시하여 안전적인 면만 고려된 설계를 할 경우 공사비 및 공사기간에 막대한 지장을 초래할 수 있으므로 합리적인 설계가 될 수 없다.

따라서 최소한 본 연구와 같은 결과나 그 외 합리적 결과를 반영하여 민원 및 보안물건에 대한 피해를 예방하여 사업 리스크를 최소화할 수 있는 발파진동 추정식을 적용함이 타당할 것으로 판단한다. 물론 이들 결과 즉, 예측된 K, n과 시추공 시험발파 K, n에 대한 보정값은 향후 각각의 자료(진동기록자료)가 보충될 경우, 그때의 결과는 변화가 있을 것이므로 항상 고정된 보정값은 될 수 없다.

**4.2 연구결과 및 기타 발파진동식과 비교 후 선정**

연구결과와 기타 발파진동 추정식을 비교함으로써 연구내용에 대한 검토와 향후 데이터 보완으로 미진 행된 연구 방향을 계획할 수 있다. 비교 방법은 연구결과와 참여사업의 지질이 고려된 동일암종 또는 유사현장 조건에서 도출된 각 발파진동식에 대하여 임의의 진동허용기준에 대한 이격거리별 허용장약량(kg)의 수준을 검토하였으며 Table 3과 같다.

검토 결과 Table 3에서 알 수 있듯이 보정계수를 반영한 시추공 시험발파 결과는 기타 발파진동 추정식과 유사하거나 15~30% 즉, 약 20% 정도 장약량을 더 사용할 수 있는 경제적 설계가 가능하나 예측된

K, n의 결과보다는 약 30~40% 정도 안전적(보수적) 설계가 가능하다. 반면에 예측에 의한 결과를 적용하게 되면 안전적인 설계 측면에서는 다소 불리하지만 경제성과 시공성을 더 추구할 수 있다.

GTX--○○의 터널 구간은 한강 이남 일부를 제외 하곤 대부분이 도시를 통과하는 관계로 발파공사 시 주변 보안물건에 미치는 피해보다는 민원을 대비한 안전한 설계가 필요로 하여 Table 3의 비교식 중 가장 안전한 설계가 가능할 수 있는 기본설계 식 중 강남에서 수행한 결과식을 적용하였다. 단, 본 발파 전 시험발파를 통한 발파진동 추정식을 재 산정하여 구간별 현장에 적합한 결과를 적용할 것을 제시하였다.

**5. 결론**

본 연구는 국내에서 수행된 실규모 및 시추공 시험발파결과 자료와 진동측정 기록자료를 수집하여 기계학습(AI) 활용한 발파진동계수(K, n)를 예측하고, 실규모 시험발파와 시추공 시험발파간의 발파진동계수(K, n)에 대한 보정값을 산정 후 설계단계에 필요한 발파진동 추정식을 도출하는 연구를 하였으며 주요 결과는 다음과 같다.

- 1) 기계학습(AI) 활용한 예측된 발파진동계수(K, n)에 의한 결과는 일반적인 시추공 시험발파와 보정값을 반영한 결과보다 사용 가능한 장약량은 약 50% 이상 더 사용할 수 있으므로 경제적인 설계가 가능할 것으로 추정할 수 있다.
- 2) 실규모 시험발파와 시추공 시험발파간의 보정값을 반영한 시추공 시험발파 결과는 기타 발파진동 추정식과 유사하거나 약 20% 정도 장약량을 더 사

용할 수 있는 경제적 설계가 가능하다. 그러나 예측된 발파진동계수( $K, n$ )의 결과보다는 약 30~40% 정도 안전적(보수적) 설계가 가능하다. 반면에 예측에 의한 결과를 적용하게 되면 안전적인 설계 측면에서는 다소 불리하지만, 경제성과 시공성을 더 추구할 수 있다.

- 3) 연구 및 설계적용 사례에 의하면 발파설계 시 최종 발파진동 추정식 선정은 기계학습(AI) 활용한 결과와 보정된 시추공 시험발파 결과, 그 외 기타 발파진동 추정식을 비교하여 사업의 특성에 적합한 발파진동 추정식을 확정하는 것이 적절하다고 판단한다.

향후 추가되는 발파데이터(추정식, 진동측정치)로 세분화된 연구를 통하여 누락된 case별 발파진동계수( $K, n$ )를 예측한다면, 설계 중 시험발파가 불가능하거나 난해할 경우에 설계기간, 경비(설계비, 공사비) 등을 절감할 수 있으며 또한 시공 중 발생할 수 있는 불합리한 현상과 사업 리스크를 최소화할 수 있는 자료로 활용되기를 기대한다.

### 참고문헌

1. 건설교통부(현, 국토교통부), 2006, 도로공사 노천발파 설계·시공 요령, pp. 11-21.
2. 김민주, L.A. Ismail, 권상기, 2021, 발파 분야에서의 인공지능 활용 현황, EXPLOSIVES & BLASTING, Vol. 39, No. 3, pp. 44-64.
3. 김양균, 2021, 암반공학분야에 적용된 인공지능 알고리즘 분석, TUNNEL & UNDERGROUND SPACE, Vol. 31, No. 1, pp. 25-40.
4. 김응수, 1992, 발파핸드북, 구미서관, 서울, 116p, p. 9, pp. 22-26.
5. 서울지하철 5호선 4-1 시공감리단, 1992, 발파실무 I·II, pp. 11~54-11, 발파진동편 p. 15.
6. 임성식, 양형식, 2003, 시추공 발파 자료의 터널설계 적용성에 관한 연구, 화약·발파공학회(현, 대한화약발파공학회), 제21권, 제2호, pp. 15-19.
7. 한국토지개발공사(현, 한국토지주택공사), 1993, 암발파 설계 기법에 관한 연구, pp. 289-293.
8. Alvarez, V. A. E., Gonzalez, N. C., Lopez, G. F. and Alvarez F. M. I., 2012, Predicting blasting propagation velocity and vibration frequency using artificial neural network, International Journal of Rock Mechanics and Mining Science, Vol. 55, pp. 108-116.
9. Das, A., S. Sinha and S. Ganguly, 2019, Development of a blast-induced vibration prediction model using an artificial neural network. Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy, Vol. 119, No. 2, pp. 187-200.
10. Devine, J.R., R.H. Beck, A.V.C. Meyer and W.I. Duval, 1966, Effect of Charge Weight on Vibration Levels from Quarry Blasting, USBM RI 6774, 37p.
11. GörgÜLÜ, K., Arpaz, E., Demirci, A., Koçaslan, A., Dilmac, M. K. and Yükses, A. G., 2013, Investigation of blast-induced ground vibrations in the Tulu boron open pit mine, Bulletin of Engineering Geology and the Environment, Vol. 72, No. 3, pp. 555-564.
12. Lu, W., Yang, J., Chen, M. and Zhou, C., 2011, An equivalent method for lasting vibration simulation, Simulation Modelling Practice and Theory, Vol. 19, No. 9, pp. 2050-2062.
13. Parida, A. and M.K. Mishra, 2015, Blast Vibration Analysis by Different Predictor Approaches-A Comparison, Procedia Earth and Planetary Science 11, pp. 337-345.
14. Saadat, M., Khandelwal, M. and Monjezi, M., 2014, An ANN based approach to predict blast-induced ground vibration of Gol-E-Gohar iron ore mine, Iran, Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, Vol. 6, No. 1, pp. 67-76.
15. Torano, J. and Rodríguez, R., 2003, Simulation of the vibration produced during the rock excavation by different methods, WIT Transactions on Modelling and Simulation, WIT Press, Vol. 33, No. 8, pp. 343-349.



**유 광 호**  
수원대학교 건설환경공학과 교수

Tel: 031-220-2566  
E-mail: khyou@suwon.ac.kr



**송 명 규**  
한양대학교 자원공학과 특임교수

Tel: 031-2220-2242  
E-mail: mksong@hanyang.ac.kr



**이 현 구**  
(주)아이콘트 대표

Tel: 02-6592-3735  
E-mail: lhkooo@naver.com



**김 남 중**  
수원대학교 일반대학원 토목공학과  
박사과정  
(주)지앤비이앤씨 대표

Tel: 070-4012-6394~9  
E-mail: k67j68@empal.com