



교량 바닥판 내부 열화상태 평가를 위한 다중 유형 비파괴검사 기법 적용

김현수¹⁾ · 강준구¹⁾ · 정재현²⁾ · 한기표³⁾ · 송호민^{4)*}

¹⁾가천대학교 토목환경공학과 대학원생 ²⁾국토안전관리원 국토안전기술연구원 선임연구원
³⁾㈜대한이앤씨 연구원 ⁴⁾가천대학교 토목환경공학과 교수

Application of Multi-type Nondestructive Testing Techniques for Evaluating the Internal Deterioration of Bridge Decks

Hyeonsu Kim,¹⁾ Jungu Kang,¹⁾ Jaehyun Jeong,²⁾ Gi-Pyo Han,³⁾ and Homin Song^{4)*}

¹⁾Graduate Student, Department of Civil and Environmental Engineering, Gachon University, Seongnam 13120, Rep. of Korea
²⁾Senior Researcher, KALIS Institute of Technology, Korea Authority of Land & Infrastructure Safety, Jinju 52856, Rep. of Korea
³⁾Researcher, Daehan ENC Co. Ltd. Seongnam 13449, Rep. of Korea
⁴⁾Professor, Department of Civil and Environmental Engineering, Gachon University, Seongnam 13120, Rep. of Korea

ABSTRACT Bridge deck slabs are highly susceptible to rapid deterioration due to repeated traffic loading and environmental factors such as moisture and chloride penetration. However, early detection of internal damage is difficult through visual inspection alone, and reliance on a single nondestructive testing (NDT) method is insufficient for quantitative assessment. In this study, impact echo (IE), ground penetrating radar (GPR), and phased array ultrasonic testing (PAUT) were applied to deck slab specimens with simulated delamination and disintegration damage. For each NDT method, a machine learning-based deterioration evaluation model was developed. The IE data were converted into 2D spectrograms, while GPR and PAUT data were represented as B-scan images to construct 2D convolutional neural network (CNN) models based on ResNet-50. As a result, the classification accuracies of the IE, GPR, and PAUT models were 80.17 %, 75.32 %, and 80.80 %, respectively. This study identified the detectable damage types and limitations of each NDT method based on their wave propagation characteristics. The findings can serve as a foundation for developing quantitative condition assessment and multimodal fusion-based deterioration prediction models for bridge deck slabs.

Keywords : impact-echo (IE), phased array ultrasonic testing (PAUT), ground penetrating radar (GPR), multi-modal NDT, bridge deck

1. 서 론

교량 바닥판은 차량 하중의 반복, 수분 및 염분 침투, 동결융해 등 환경적 요인에 직접 노출되어 가장 빠르게 열화되는 부재이다(Ibrahim et al. 2024). 이러한 특성으로 인해 교량 바닥판은 교통 안전과 유지관리의 핵심 요소로 인식되고 있다. 국내 교량의 노후화는 빠르게 진행되고 있으며, 2030년에는 전체 31,806개 소 중 16,310개 소(약 51.3 %)가 공용연수 30년을 초과할 것으로 전망된다(CERIK 2023). 이에 따라 바닥판 열화로 인한 구조적 안전성 저하와 유지관리 비용 증대가 주요 문제로 대두되고 있다. 최근 분당 정자교 보도부 붕괴(2023), 홍성 와룡교 편칭파괴(2023), 서울 신내1교 박락사고(2024) 등 바닥판 손

상에 기인한 사고가 연이어 발생하였다. 이들 사고는 대부분 내부 공극, 층분리, 철근 부식 등 비가시적 손상의 누적으로 발생하였으며, 외관조사 중심의 점검 체계로는 조기 탐지가 어려운 것으로 확인되었다. 현재 정밀안전진단 및 정기점검 또한 외관조사 위주로 이루어져, 내부 손상(층분리, 공극 등)의 정량적 평가는 사실상 불가능하다. 이로 인해 손상 부위의 불완전한 제거, 반복 보수, 유지관리 비용 증가 등 비효율적인 관리가 지속되고 있다(KECRI 2020). 이에 따라 교량 바닥판의 내부 열화 상태를 정량적으로 평가하기 위해서는 다양한 비파괴검사(nondestructive testing, NDT) 기법의 활용이 필요하다(Kim and Lee 1995; Kee and Nam 2015; Kwon et al. 2025). 그러나 단일 비파괴검사 기법은 감지 깊이, 공간 해상도, 손상 유형에 따라 탐지 성능이 달라 내부 열화를 정밀하게 평가하기 어렵다(Gucunski and Nazarian 2010). 본 연구는 이러한 한계를 보완하기 위한 기초 연구로서, 교량 바닥판 모사 시험체를 대상으로 충격-반향(impact echo, IE), 지표투과레이더(ground penetrating radar,

*Corresponding author E-mail : hominsong@gachon.ac.kr

Received November 13, 2025, Revised December 10, 2025,

Accepted December 10, 2025

© 2026 Korea Concrete Institute

GPR), 위상배열 초음파 탐상(phased array ultrasonic testing, PAUT) 세 가지 비파괴검사 기법을 적용하였다(Kim et al. 1997; Lee et al. 2024; Lim 2024). 세 기법은 모두 파동 물리를 기반으로 신호를 송수신하여 내부 결함의 깊이 및 위치 정보를 제공할 수 있다. 또한 GPR은 전자기파, PAUT는 초음파, IE는 저주파 탄성파를 사용하므로, 기법별로 파동 특성과 손상 유형에 따른 민감도가 상이하다. 따라서 본 연구에서는 이러한 상호보완적 특성을 고려하여 IE, GPR, PAUT 기법을 선정하였다. 더 나아가 각 기법으로 획득한 데이터를 머신러닝 기반으로 분석하여 열화 상태 분류 성능을 비교·평가하고, 기법 간 탐지 특성과 데이터 해석 차이를 검토함으로써 교량 바닥판 내부 열화의 정량적 진단 가능성을 고찰하였다.

2. 실험 방법

2.1 실험체 제작

교량 콘크리트 바닥판에서 발생하는 주요 열화 손상에는 층분리(delamination), 철근 부식(corrosion), 공극(void), 사질화(disintegration) 등이 포함된다(Njardardottir et al. 2005; KEC 2023; Jeong et al. 2024). 본 연구에서는 이 중 층분리와 사질화 손상을 모사한 실험체를 제작하였다(Fig. 1). 층분리 손상은 아크릴 판을 삽입하는 방식으로 구현하였다(Wu et al. 2024). 아크릴 판의 두께는 3 mm로 고정하고, 평면 크기는 300 mm×300 mm(대형)과 200 mm×200 mm(소형) 두 종류를 적용하였다. 아크릴은 콘크리트보다 밀도와 음속이 낮아 임피던스 차이가 존재하며, 상대 유전율 또한 콘크리트보다 낮아 공기층에 가까운 전자기적 특성을 나타낸다. 이러한 특성은 실제 공기

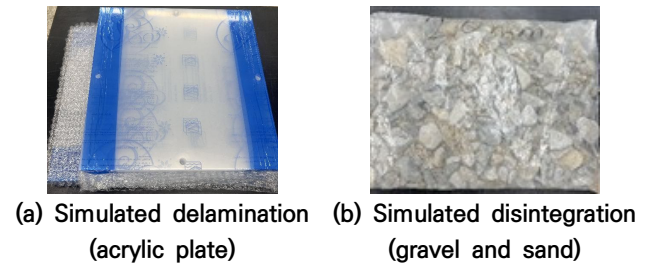
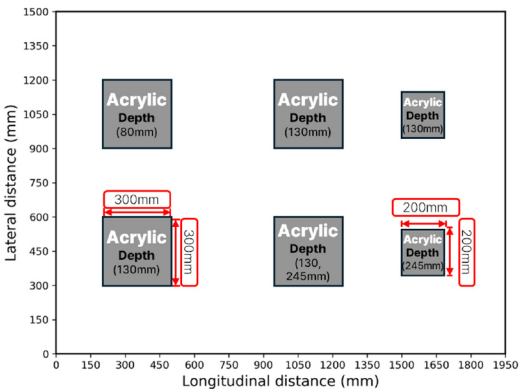


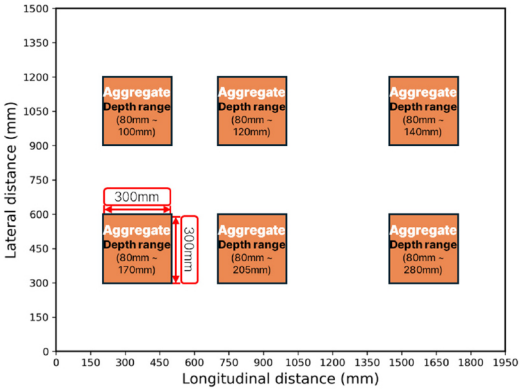
Fig. 1 Simulated delamination and disintegration

층만큼 극단적인 대비를 형성하지는 않지만, 층분리 손상에서의 반사·투과 거동을 재현하기에 적합하다. 이에 따라 아크릴을 층분리 손상 모사용 매질로 선정하였다. Table 1은 공기, 아크릴, 콘크리트의 대표적 물성(밀도, 탄성계수, 유전율, 음속)을 정리한 것이다(Ginzel and Turnbull 2016; AZoM 2024). 사질화 손상은 콘크리트의 재료 분리 및 강도 저하 현상을 모사하기 위해 굵은 골재와 잔골재의 비율을 1:0.74로 조정하였다. 이를 통해 모르타르와 골재의 분리 상태를 재현하였다.

시험체는 층분리 시험체 1개와 사질화 시험체 2개로 총 3개를 제작하였다(Fig. 2). 결함 모사체를 배치한 후, 한국도로공사 고속도로 설계 실무자료집(KEC 2011)에 제시된 배합비를 적용하여 콘크리트를 타설하였다. 해당 배합비(Table 2)는 주형교량 슬



(a) Delamination specimen (No. 1)



(b) Disintegration specimen (No. 2, No. 3)

Fig. 2 Layout of simulated deterioration in the specimens

Table 1 Material properties of air, acrylic, and concrete

Medium	Young's modulus (GPa)	Density (kg/m ³)	Relative permittivity	Wave velocity (m/s)
Air	0	1.2	1.0006	343
Acrylic (PMMA)	2.7~3.2	1,180	2.6~3.2	2,730
Concrete	24.4	2,300~2,400	5~10	3,000~4,500

Table 2 Concrete mix design table (KEC 2011)

f_{ck} (MPa)	Maximum aggregate size (mm)	Slump (cm)	Air content (%)	Water-cement ratio (%)	Sand ratio (%)	Unit material usage (kg/m ³)				
						Water	Cement	Fine aggregate	Coarse aggregate	AE water- reducing agent
27	25	13	5~7	46	43	174	378	733	991	2.268

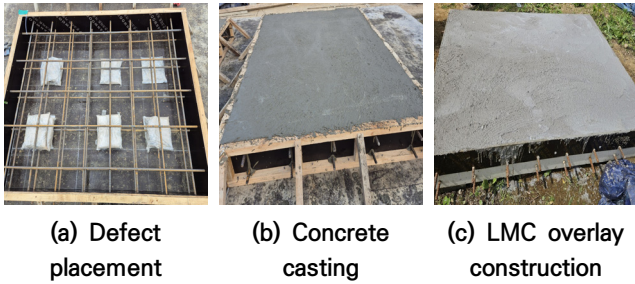


Fig. 3 Specimen fabrication process

Table 3 LMC mix design table

Mix type	Unit material usage (kg/m ³)				
	Water	Cement (rapid-setting)	Latex	Fine aggregate	Coarse aggregate
Design mix	76	360	115	933	767
Applied mix (170 L)	13	61	20	159	130

래브, PSC 빔교 바닥판, RC 슬래브, 강상자형(Steel Box) 거더교 바닥판, 교각, 중분대 기초 등 다양한 교량 부재에 적용되는 표준 배합으로 구성된다. 타설 후 28일간 현장 양생(field curing)을 통해 충분한 강도를 확보하였다. 이후 교량 바닥판의 교면 포장을 구현하기 위해 LMC(Latex Modified Concrete) 포장층을 시공하였다. 실교량 포장에 적용되는 VES-LMC 공법을 동일하게 적용하였으며, 전문 시공업체가 실제 교면포장 배합비(Table 3)에 따라 시공을 수행하였다(Fig. 3). 이 과정을 통해 본 연구에서는 일반 콘크리트 슬래브가 아닌, 교량 바닥판의 구조적·재료적 특성을 반영한 모사 시험체를 완성하였다.

2.2 비파괴검사 기법별 데이터 전처리 및 구성

교량 바닥판 내부의 열화 상태를 정량적으로 평가하기 위해

Table 4 Specifications of nondestructive test equipment

Category	IE	GPR	PAUT
Model	PI8000	GP8100	A1040-MIRA
Manufacturer	Proceq	Proceq	ACS
Channels	1	6	12
Sensor type	Contact	Ground-coupled	Dry-contact array
Raw data format	.csv	.sgy	.lbv
Frequency specification	Sampling frequency: 400 kHz	Antenna frequency band: 0.4~4 GHz	Center frequency: 50 kHz

본 연구에서는 충격-반향(Impact Echo, IE), 지표투과레이더(Ground Penetrating Radar, GPR), 위상배열 초음파 탐상(Phased Array Ultrasonic Testing, PAUT)의 세 가지 비파괴검사 기법을 적용하였다. IE 기법은 층분리나 공극과 같은 결함 검출에 유리하나, 손상의 수평적 위치나 범위를 정량적으로 평가하는 데에는 한계가 있다. PAUT 기법은 결함의 깊이를 비교적 정확히 추정할 수 있으나, 결함 상면에서의 반사 신호가 지배적이어서 열화 범위 산정에 어려움이 있다. 반면, GPR 기법은 깊이와 범위를 동시에 파악할 수 있는 장점이 있으나, 미세균열, 공극 등으로 이루어진 층분리 손상의 경우 유전율 차이가 작아 탐지 성능이 제한적이다. 각 기법의 장비 구성 및 사양은 Table 4에 제시하였다. 본 연구에서는 각 비파괴검사 장비에서 획득한 원시 데이터(raw data)를 활용하였으며, 각 기법의 원리와 데이터의 처리 과정은 다음과 같다(Fig. 4).

2.2.1 충격-반향 기법(Impact Echo, IE)

IE 기법은 임팩터(impactor)와 가속도계(accelerometer)로 구성되며, Fig. 4(a)와 같이 콘크리트 표면에 임팩터로 충격을 가해 발생한 탄성파의 반사 신호를 가속도계로 수신하여 시간 영

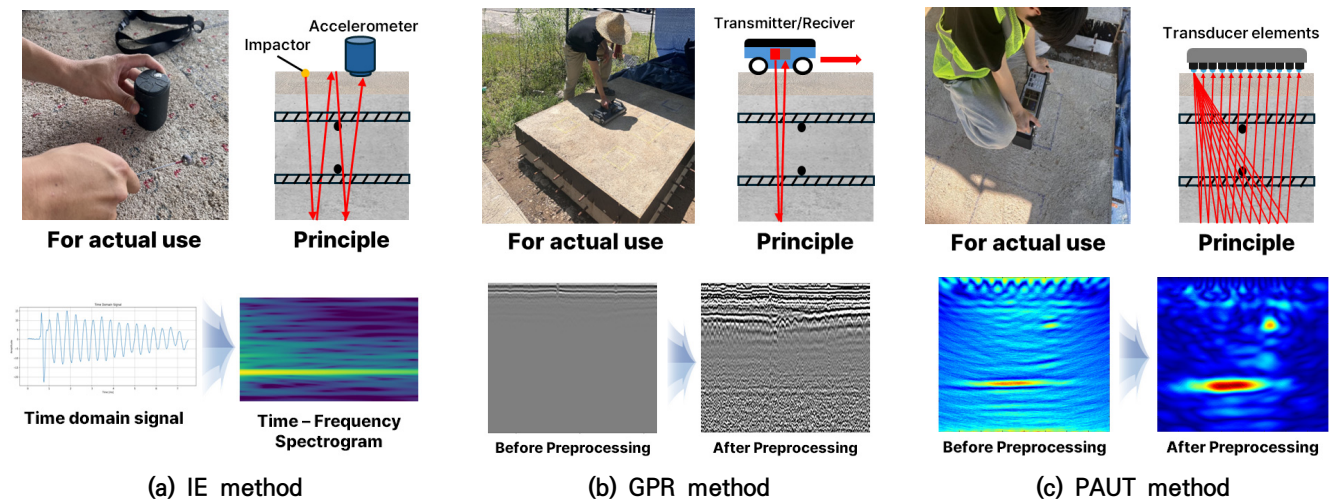


Fig. 4 Working principles and data pre-processing of nondestructive test methods

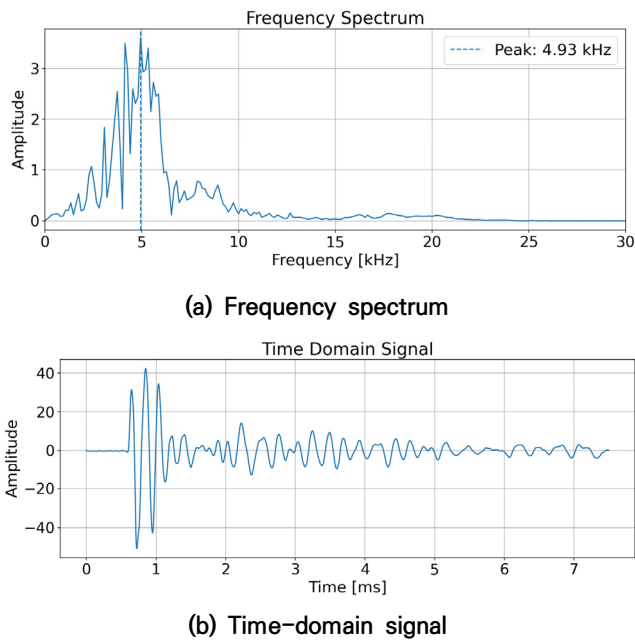


Fig. 5 Solid-defect boundary data

역(time-domain) 파형을 계측한다(Gucunski et al. 2008). 계측된 파형은 0.5~20 kHz 대역 통과 필터를 적용한 후 정규화 및 DC 성분 제거를 수행하였다. 이후 샘플링 주파수 400 kHz ($dt=2.5 \mu s$) 조건에서 단기 푸리에 변환(STFT)을 적용하여 스펙트로그램을 구성하였다. STFT 계산에는 3.5 ms 길이의 Hann window와 0.08 ms hop size를 사용하였다. 이때 window 길이는 IE 신호의 주요 주파수 대역을 분해하기 위한 주파수 해상도($df \approx 0.29$ kHz)를 확보하기 위함이며, hop size가 작게 설정됨에 따라 window 간 overlap 비율은 약 97.7%로 높게 나타난다. 높은 overlap은 계산량과 메모리 비용이 증가하지만 시간축 정보의 연속성을 유지하고 세부 패턴을 보존하는 데 유용하여 CNN 기반 분류 모델의 성능 향상에 기여한다(Liu et al. 2024).

기존 FFT 기반 분석은 지배 주파수 변화에 따라 손상 여부를 판단할 수 있으나, Fig. 5에서 보이듯 결함-건전부 경계 부근에서는 다중 모드가 동시에 나타나 복수의 주파수 피크가 형성되므로 단일 스펙트럼만으로 상태를 명확히 구분하기 어렵다. 이러한 한계를 보완하기 위해 본 연구에서는 시간-주파수 정보를 동시에 반영하는 스펙트로그램을 활용하여 반사파 성분 변화를 시각적으로 분석하였다.

2.2.2 지표투과레이더(Ground Penetrating Radar, GPR)

GPR 기법은 Fig. 4(b)와 같이 송신 안테나(transmitting antenna)를 통해 전자기파를 콘크리트 내부로 투사하고, 수신 안테나(receiving antenna)로 반사된 신호를 수집하여 B-scan 이미지를 획득하는 방식이다. 매질 내부의 상대 유전율(relative permittivity) 차이에 따라 반사 강도와 위상이 달라지며, 이를 분석함으로써 구조물 내부의 열화 상태를 평가할 수 있다(Alani et al. 2013). 획득된 GPR 데이터는 표면 반사 성분을 제거하기 위해 배경 제거(background removal)를 수행하였으며, 이후 선형 게인(linear gain) 및 시간 게인(time gain) 보정을 적용하

여 깊이에 따른 감쇠를 보상하고 신호 대비를 향상시켰다(Kim et al. 2007; Jol 2008).

2.2.3 위상배열 초음파 탐상 기법(PAUT)

PAUT 기법은 Fig. 4(c)와 같이 다수의 송수신 소자(transducer elements)를 이용하여 다채널 초음파 신호를 송수신하고, 반사파를 기반으로 콘크리트 내부 결함을 탐지하는 방법이다. 획득된 Full Matrix Capture(FMC) 데이터를 이용해 Total Focusing Method(TFM)을 적용하면 내부 구조를 영상화할 수 있으며, 결과는 B-scan 이미지 형태로 표현된다. 매질 내 음향 임피던스(acoustic impedance) 차이에 따른 반사 강도를 분석함으로써 콘크리트 내부 열화 영역을 검출할 수 있다(Holmes et al. 2005). 데이터는 20~80 kHz 범위 외의 주파수를 잡음으로 간주하여 감쇠시켰으며, 표면파(surface wave) 성분을 억제하여 전단파(shear wave) 반사 신호가 상대적으로 강조되도록 신호 보정을 수행하였다(Zhu et al. 2019).

IE 데이터는 주파수 스펙트럼만으로는 비이상적인 신호에서 손상 여부를 판단하기 어려워, 시간-주파수 정보를 반영한 스펙트로그램 기반 이미지로 변환하였다. GPR 데이터는 내부 구조의 수평적 변화와 깊이별 반사 특성을 분석하기 위해 단일 파형이 아닌 시간-공간 도메인의 B-scan 이미지를 활용하였다. PAUT의 경우 송수신 위치에 따라 도달 시간(time-of-flight)이 상이하므로 단일 파형 분석만으로는 결함 위치를 효과적으로 파악하기 어렵다. 이에 TFM 알고리즘을 이용하여 신호를 합성하고, 공간-공간($x-z$) 도메인의 2차원 영상 데이터를 구성하였다. 이와 같이 IE, GPR, PAUT 모두 시간에 따른 파형 데이터를 계측하지만, 기법의 특성과 분석 목적에 따라 서로 다른 방식으로 시각화된다. 본 연구에서는 이러한 2차원 이미지 형태의 데이터를 비파괴검사 결과 분석 및 머신러닝 기반 열화 분류 모델의 입력 데이터로 활용하였다.

2.3 데이터셋 구성

본 연구에서는 총 3개의 LMC 포장 시험체를 대상으로 GPR, PAUT, IE 기법을 각각 수행하여 데이터를 획득하였다. IE와 PAUT는 각 계측 지점의 신호 데이터를 사용하였으며, GPR은 라인 스캔 데이터를 300 mm 간격으로 분할하여 데이터를 구성하였다. 머신러닝 학습을 위한 데이터 라벨링은 총 4개 클래스(Class 0~3)로 구분하였다(Fig. 6). 바닥판 내부 열화 깊이에 따라 보수·보강 대상 및 상태 등급이 구분되므로, 이를 기반으로 열화 깊이 중심의 정량적 분류 체계를 설정하였다(KEC 2023). 해당 체계는 머신러닝 기반 열화 상태평가 모델의 라벨링 기준(labeling criteria)으로 활용되었다. 이 기준을 적용하여 IE, GPR, PAUT 데이터를 각각 Class 0~3으로 분류하였으며, 데이터셋 구성 결과는 Table 5에 제시하였다. 최종적으로 확보된 총 2,370개의 샘플은 무작위로 학습용(train), 검증용(validation), 시험용(test) 세트로 분할하였으며, 비율은 6:2:2(1,422개/474개/474개)로 구성되었다.

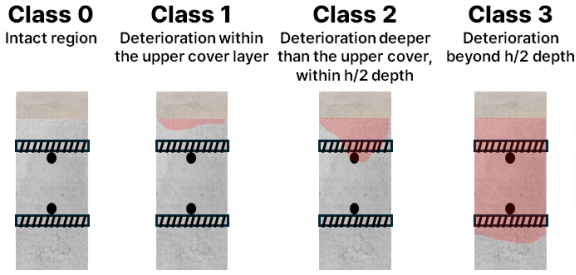


Fig. 6 Labeling criteria for deterioration classification

Table 5 Summary of the collected dataset

Class	IE	GPR	PAUT
Class 0	1,478	1,491	1,491
Class 1	337	276	276
Class 2	416	431	431
Class 3	139	172	172
Total	2,370	2,370	2,370

2.4 머신러닝 기법

각 기법의 열화 상태 평가 모델은 ResNet-50을 백본(backbone)으로 사용하였으며, ImageNet-22K로 사전 학습된 가중치를 이용해 전이 학습(transfer learning)을 수행하였다(He et al. 2016). 입력 데이터는 각 기법의 특성에 맞게 구성하였으며, IE는 스펙트로그램 이미지를, GPR과 PAUT는 B-scan 이미지를 사용하였다. 각 이미지는 기법별 측정 결과를 MAT 파일 형식의 2차원 배열로 저장한 것으로, 개별 픽셀은 해당 위치의 단일 채널 신호 강도값으로 구성된다. Fig. 6의 측정 데이터는 열화 손상 유형에 따라 Class 0~3으로 라벨링하였으며, 이를 머신러닝 모델의 입력 데이터로 활용하였다. 기법별 이미지의 픽셀 수는 Table 6에 제시하였다. 모델은 특징 추출부(feature extraction)와 분류기(classifier)로 구성된다(Fig. 7). 특징 추출부에서는 입력 이미지를 다단 합성곱 블록(convblock)을 거치며 계층적으로 특징을 추출하고, 분류기에서는 4개 열화 클래스(Class 0~3)에 대한 예측 확률을 산출한다. 학습 과정에서는 사전 학습된 가중치를 기반으로 분류기와 상위 합성곱 블록을 미세 조정

Table 6 Number of input image pixels of each nondestructive test method

Category	IE	GPR	PAUT
Image type	Spectrogram	B-scan	B-scan
Number of pixels	2,049×51	200×60	401×300

(fine-tuning)하여 각 클래스에 대응하는 열화 상태를 정밀하게 분류하도록 모델을 최적화하였다(Nguyen et al. 2024).

3. 실험 결과

3.1 비파괴검사 결과

비파괴검사 결과는 건전부, 층분리, 사질화로 구분하여 정리하였으며, 이는 Fig. 8에서 확인할 수 있다. IE 분석 결과, 건전부에서는 두께 모드(thickness mode)가 지배적으로 나타났으며, 주파수 영역에서 약 5~6 kHz 부근에 피크 주파수가 확인되었다. 층분리 구간에서는 휨 모드(flexural-mode)의 영향으로 지배 주파수가 건전부보다 저주파 영역으로 이동하는 경향을 보였다(Cheng and Sansalone 1995; Lin and Sansalone 1996). 사질화 구간 역시 저주파 영역에서 지배 주파수가 관찰되었으나, 층분리 구간과는 주파수 대역폭에 차이가 있었다. GPR 분석 결과, 건전부에서는 철근 반사 신호가 쌍곡선 형태로 나타났다. 층분리에서는 아크릴 판과 콘크리트 간 상대 유전율 차이가 작아 반사 강도가 낮게 나타났으며, 이에 따라 경계면 반사파의 식별이 어렵고 결함 검출 성능이 제한되는 것으로 확인되었다. 이 현상은 실제 층분리 손상의 반응과 유사하다(Sultan and Washer 2018). 반면, 사질화 영역에서는 골재로 인한 유전율 차이로 내부 반사파가 명확하게 관찰되었으며, GPR은 층분리보다 재료 분리형 손상에 대해 우수한 감지 성능을 보였다. PAUT 결과, 건전부에서는 철근 및 바닥판 하면에서 명확한 반사 신호가 관찰되었다. 층분리 구간에서는 결함 깊이에서 강한 반사파가 발생하였으며, 하부 영역에서는 다중 반사(multiple reflection) 현상이 나타났다. 이는 결함면에서 반사된 초음파가 상·하 경계면 사이를 반복 반사하며 누적된 결과로 해석된다. 사질화 구간에서는 골재의 영향으로 결함 상부에서 불연속 반사 신호가 나타

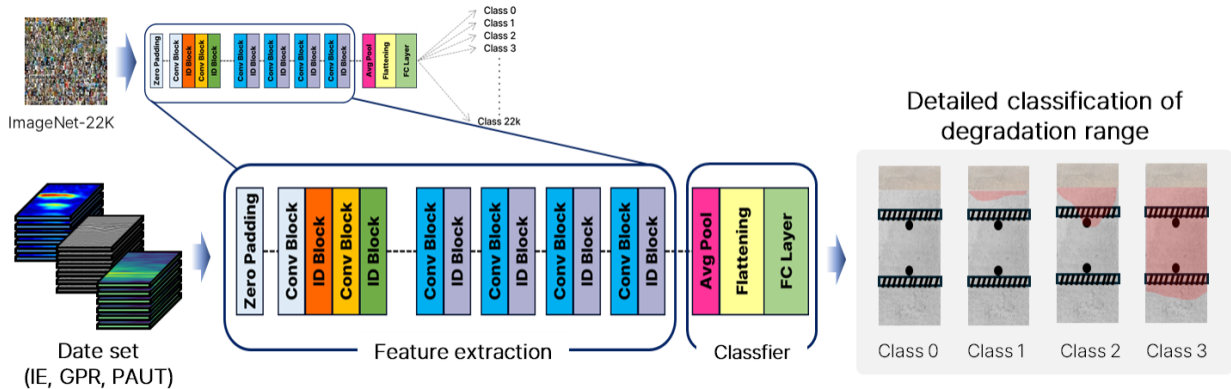


Fig. 7 Architecture of transfer learning-based 2D-CNN models for NDT techniques (GPR, PAUT, and IE)

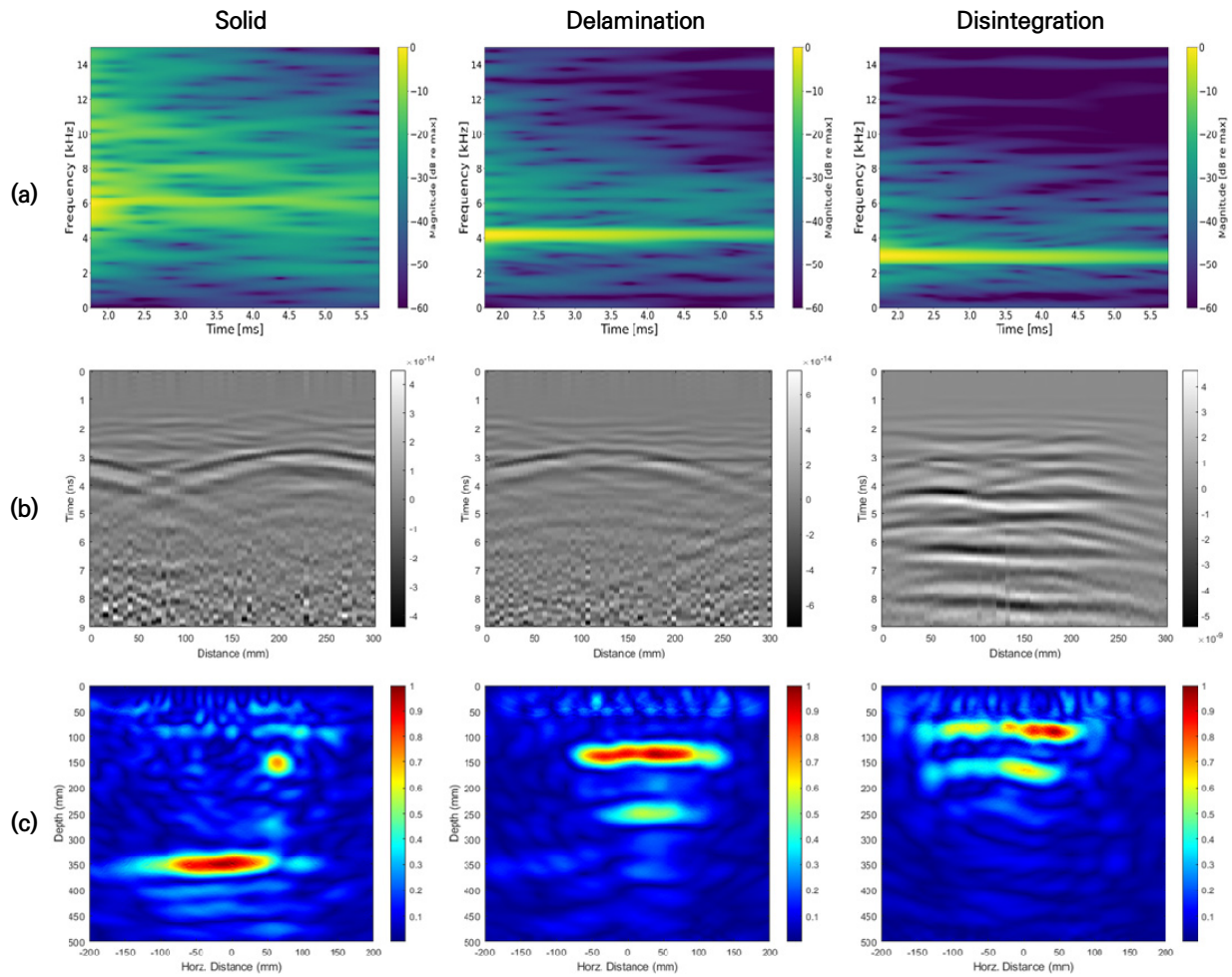


Fig. 8 Results obtained by each NDT method: (a) IE, (b) GPR, (c) PAUT

Table 7 Performance of machine learning models for IE, GPR, and PAUT (precision, recall, F1-score)

Class	IE				GPR				PAUT			
	Precision	Recall	F1-score	Support	Precision	Recall	F1-score	Support	Precision	Recall	F1-score	Support
Class0	0.8673	0.8845	0.8758	303	0.7025	0.9528	0.8087	233	0.8892	0.9274	0.9079	303
Class1	0.7385	0.6857	0.7111	70	0.7463	0.6579	0.6993	76	0.6346	0.6111	0.6226	54
Class2	0.6667	0.5714	0.6154	77	0.9412	0.5424	0.6882	118	0.6962	0.6471	0.6707	85
Class3	0.5882	0.8333	0.6897	24	0.9130	0.4468	0.6000	47	0.5185	0.4375	0.4746	32

났고, 결함 깊이는 확인 가능했으나 결함 상면에서의 반사로 인하여 열화 범위의 정량적 파악에는 한계가 있었다.

3.2 머신러닝 적용 결과

모델의 성능 평가는 테스트 세트(test set)를 대상으로 수행하였으며, 혼동 행렬(confusion matrix), 정밀도(precision), 재현율(recall), F1-score, 시험체별 오분류 분포 및 오분류 예시 데이터를 종합적으로 분석하였다. 정밀도, 재현율, F1-score는 각각 식 (1)~(3)에 따라 계산하였다.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$F1 - score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

이때, TP(True Positive)는 실제 양성을 양성으로 정확히 예측한 수, FP(False Positive)는 실제 음성을 양성으로 잘못 예측한 수, FN(False Negative)는 실제 양성을 음성으로 잘못 예측한 수를 의미한다.

3.2.1 충격-반향 기법 머신러닝 결과

IE 기반 열화 상태 평가 모델의 결과는 Table 7과 Fig. 9(a)에

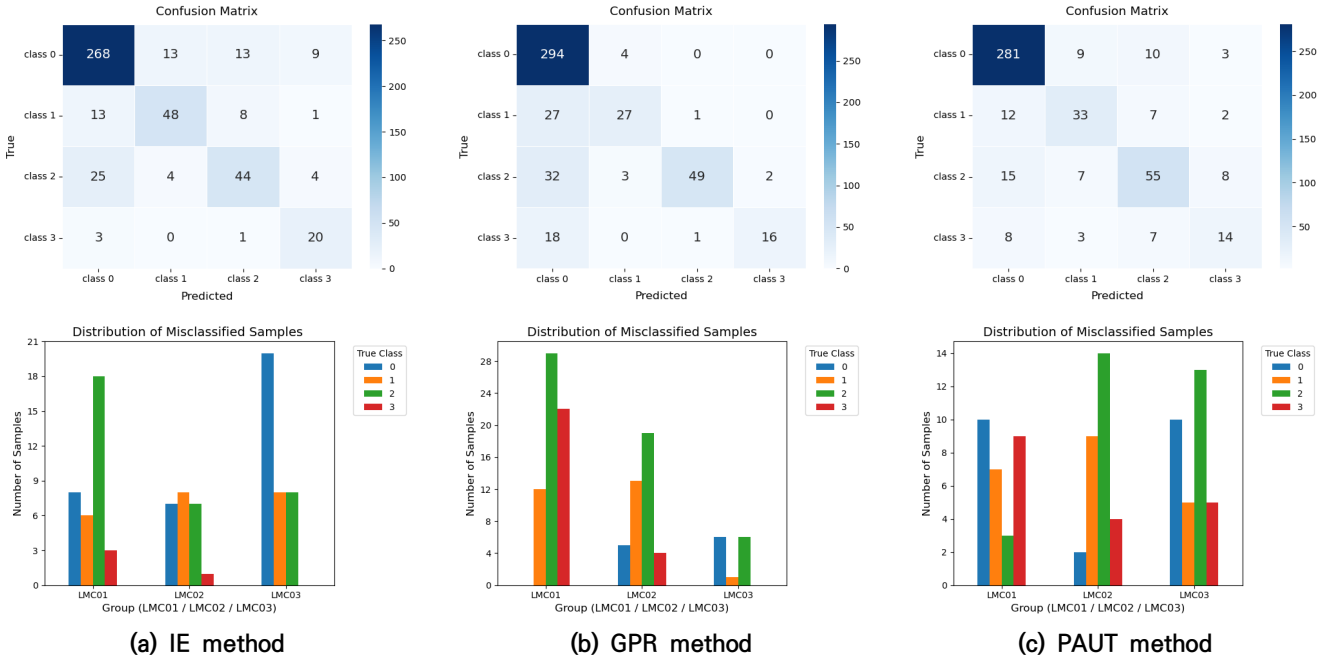


Fig. 9 Confusion matrices and misclassification distributions of the tested specimens for IE, GPR, and PAUT

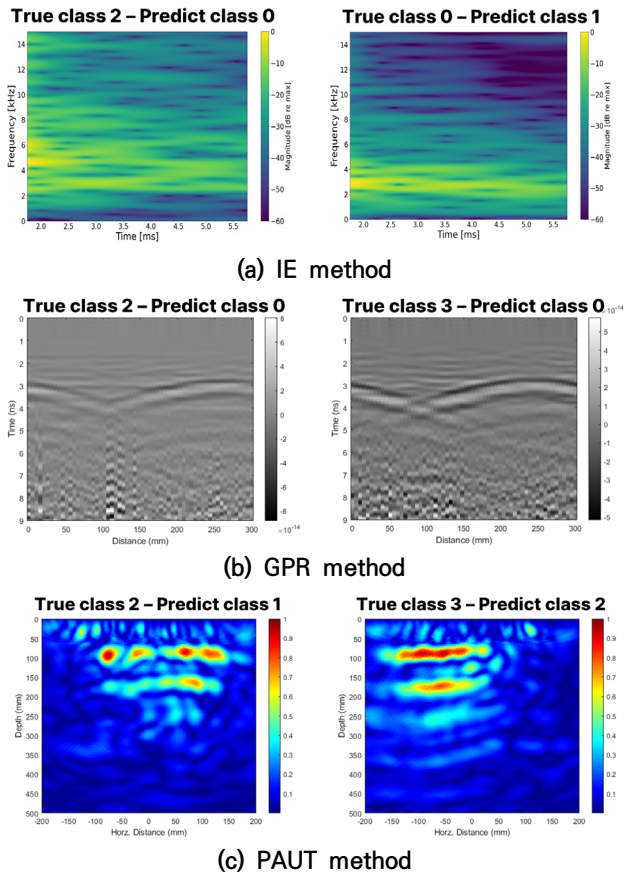


Fig. 10 Examples of misclassified data for IE, GPR, and PAUT

서 확인할 수 있다. IE 모델의 전체 테스트 정확도(test accuracy)는 80.17 %, weighted F1-score는 0.7998로 나타났다. 혼동 행렬 결과에서 확인되듯이, Class 0(건전부)와 Class 1~3(열화부) 간에 일부 오분류가 발생하였다. 시험체별 오분류 분포를 보면,

전반적으로 Class 0, 1, 2에서 오분류가 확인되었으며, 특히 1번 시험체의 Class 2와 3번 시험체의 Class 0에서 비율이 높았다. 이에 따라 Fig. 10(a)의 오분류 예시 데이터를 분석한 결과, 결합과 건전부의 경계 부근 또는 시험체 가장자리에서 측정한 데이터는 반사 신호의 시간 및 주파수 특성이 유사하게 나타나 모델이 두 클래스를 명확히 구분하지 못한 것으로 판단된다. 즉, 건전부 신호에 결합 주파수 성분이 일부 포함되거나, 결합부 신호가 건전부와 유사한 형태를 보인 경우이다. 이러한 경계부 신호 특성이 오분류의 주요 원인으로 해석된다.

3.2.2 지표투과레이더 머신러닝 결과

GPR 기반 열화 상태 평가 모델의 결과는 Table 7과 Fig. 9(b)에서 확인 가능하다. GPR 모델의 전체 테스트 정확도는 75.32 %, weighted F1-score는 0.7405로 나타났다. 혼동 행렬 결과에서 확인되듯이, 일부 Class 1, 2, 3 데이터가 Class 0으로 잘못 분류되는 오분류가 발생하였다. 시험체별 오분류 분포를 보면, 층분리로 구성된 LMC 1 시험체에서 오분류 비율이 가장 높았다. Fig. 10(b)의 오분류 사례를 보면, 콘크리트-아크릴 경계는 상대 유전율 차이가 작아 반사 강도가 약하므로 모델이 층분리 데이터를 정확하게 분류하지 못하였다. 반면, 사질화 데이터에서는 오분류 비율이 낮고 전반적인 분류 정확도가 높게 나타났다. 이는 GPR 데이터가 사질화 영역에서 발생하는 유전율 불연속 및 내부 반사 특성을 효과적으로 반영하기 때문이다. 따라서 GPR 기반 모델은 층분리보다는 사질화와 같은 재료 분리형 손상에 대해 우수한 분류 성능을 보이는 것으로 판단된다.

3.2.3 위상배열 초음파 탐상 기법 머신러닝 결과

PAUT 기반 열화 상태 평가 모델의 결과는 Table 7과 Fig. 9(c)에 제시되어 있다. 모델의 전체 테스트 정확도는 80.80 %,

weighted F1-score는 0.8036으로 나타났다. 오분류 비율은 특정 클래스에 편중되지 않고 비교적 균일하게 분포하였다. 시험 체별 오분류 분포를 보면, 2번 및 3번 시험체, 즉 사질화 데이터에서 오분류 비율이 높았다. 또한 Fig. 10(c)의 오분류 예시 데이터를 분석한 결과, Class 2의 사질화 데이터의 경우 결함 상면에서의 전반사로 인해 열화 범위 추적이 정확히 이루어지지 않았다. 또한, Class 3의 사질화 데이터에서는 다중 반사로 인해 모델이 반사 신호를 Class 2의 결함 반사로 오인한 것으로 나타났다. 이러한 결과는 PAUT의 전단파 기반 파동 전파 특성에 따라 결함 상면의 전반사, 다중 반사로 인한 신호 중첩이 모델의 분류 판단에 영향을 미친 것으로 해석된다.

4. 고찰

비파괴검사 기법별 머신러닝 모델의 성능을 비교한 결과, Table 8에 제시된 바와 같이 각 기법의 물리적 원리와 파동 전파 특성이 분류 성능에 직접적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. IE는 점 계측(point-wise measurement) 방식의 특성상 공간 분해능(spatial resolution)이 제한되어, 결함 경계부에서 오분류가 발생할 가능성이 존재하였다. 또한 열화 깊이와 범위를 정량적으로 수치화하거나 연속적으로 추적하는 것은 한계적이지만, 시간 및 주파수 성분의 특징을 효과적으로 반영하여 열화 깊이 및 범위별 분류 성능은 양호하게 나타났다. PAUT는 넓은 센싱 폭으로 인해 공간 분해능이 우수하며, 결함 깊이는 B-scan 영상을 통해 정량적 평가가 가능하였다. 그러나 전단파를 이용하는 특성상, 결함 상면에서의 전반사 및 다중 반사로 인한 신호 중첩이 발생하여 열화 범위 추적 및 깊이 분류에 한계가 존재하였다. GPR은 전자기파의 상대 유전율 차이를 이용하기 때문에, 사질화와 같은 재료 분리형 손상에서는 유전율 불연속을 민감하게 감지하여 열화 범위 추적 및 분류 성능이 우수하였다. 반면, 층분리 손상에서는 유전율 차이가 작아 탐지 성능이 저하되고 결함 경계가 불명확하게 나타나는 한계가 있었다.

Table 8 Machine learning results: accuracy and weighted F1-score for IE, PAUT, and GPR

Method	Accuracy (%)	Weighted F1-score
IE	80.17	0.7998
GPR	75.32	0.7405
PAUT	80.80	0.8036

5. 결론

본 연구에서는 교량 콘크리트 바닥판을 대상으로 데이터 유형별 비파괴검사 결과를 비교하고, 다중 비파괴검사(NDT) 데이터를 활용한 머신러닝 기반 열화 상태평가 모델을 개발하여 기법별 분류 성능을 분석하였다. 주요 결론은 다음과 같다.

- 1) 충격-반향(IE) 기법은 주파수 응답의 지배 대역 차이를 통해 건전부와 결함부(층분리, 사질화)의 구분이 가능하였

다. 다만 열화 깊이 및 범위의 정량적 평가에는 한계가 있었다. 머신러닝 분석 결과, 열화 깊이 및 범위별 분류 성능은 양호하였으나, 점 계측 방식 특성상 공간 분해능의 제약으로 일부 오분류가 발생하였다.

- 2) 지표투과레이더(GPR) 기법은 층분리 영역에서 콘크리트와 아크릴 판 간의 상대 유전율 차이가 작아 반사 강도가 낮게 나타났고, 이에 따라 결함 검출 성능이 제한되었다. 반면, 사질화 영역에서는 골재 분리로 인한 유전율 불연속이 발생하여 열화 범위 탐지가 용이하였다. 머신러닝 분석에서도 층분리 데이터의 분류 성능은 낮고, 사질화 데이터는 우수한 성능을 보였다.

- 3) 위상배열 초음파 탐상(PAUT) 기법은 층분리와 사질화 결함 모두에서 반사 신호가 관찰되어 열화 깊이 파악은 가능하였으나, 사질화의 경우 결함 상면 반사로 인해 열화 범위의 정밀한 평가에는 한계가 있었다. 머신러닝 분석 결과, 사질화 결함에서는 결함 상면에서 발생한 전반사 현상과 다중 반사 현상이 주요 오분류 원인으로 작용한 것으로 분석되었다.

본 연구에서는 교량 바닥판 시험체를 대상으로 각 비파괴검사 기법의 파동 물리적 특성과 손상 유형별 탐지 특성을 실험적으로 비교·분석하였다. 연구 결과, 세 기법의 상호보완적 특성을 활용하면 교량 바닥판의 열화 상태를 보다 종합적으로 평가할 수 있음을 확인하였다. 나아가 이러한 분석 체계를 통합하여 멀티모달 융합 모델로 확장할 경우, 보다 정밀한 상태 진단 체계 구축이 가능할 것으로 예상된다. 본 연구에서 제시한 접근법은 향후 교량 바닥판 유지관리 기술과 연계되어 열화 상태 평가의 신뢰성과 효율성을 향상시킬 수 있는 진단 프레임워크로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

감사의 글

본 연구는 과학기술정보통신부 재원 한국연구재단의 연구비 지원(RS-2024-00358501)과 국토안전관리원 ‘멀티모달 비파괴 검사를 통한 교량 바닥판 손상 분석 알고리즘 및 가시화 기술 개발’ 공동연구의 연구비 지원으로 수행되었습니다. 이에 감사드립니다.

References

Alani, A. M., Aboutalebi, M., and Kilic, G. (2013) Applications of Ground Penetrating Radar (GPR) in Bridge Deck Monitoring and Assessment. *Journal of Applied Geophysics* 97, 45-54.

AZoM (2001) *Properties of Polymethylmethacrylate (PMMA) - General Purpose*. AZoM. <https://www.azom.com/properties.aspx?ArticleID=788> Accessed 3 November 2024.

CERIK (2023) *Current Status and Outlook of Aging Road Bridges*. Seoul, Korea: Construction & Economy Research Institute of Korea (CERIK). (In Korean)

- Cheng, C.-C., and Sansalone, M. (1995) Determining the Minimum Crack Width That Can Be Detected Using the Impact-Echo Method. I: Experimental Study. *Materials and Structures* 28(2), 74-82.
- Ginzel, E., and Turnbull, B. (2016) *Determining Approximate Acoustic Properties of Materials*. 1st edition. Waterloo, Ontario: Materials Research Institute. https://www.ndt.net/article/ndtnet/2016/17_Ginzel.pdf Accessed 12 November 2024.
- Gucunski, N., and Nazarian, S. (2010) *Material Characterization and Condition Assessment of Reinforced Concrete Bridge Decks by Complementary NDE Technologies*. In Structures Congress 2010, Orlando, FL, USA, 12-15 May 2010. USA: American Society of Civil Engineers. 429-439.
- Gucunski, N., Slabaugh, G., Wang, Z., Fang, T., and Maher, A. (2008) Impact-Echo Data from Bridge Deck Testing. *Transportation Research Record* 2050(1), 111-121.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. (2016) Deep Residual Learning for Image Recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA: 27-30 June 2016. USA: IEEE. 770-778.
- Holmes, C., Drinkwater, B. W., and Wilcox, P. D. (2005) Post-Processing of the Full Matrix of Ultrasonic Transmit-Receive Array Data for Non-Destructive Evaluation. *NDT&E International* 38(8), 701-711.
- Ibrahim, A., Abdelkhalik, S., Zayed, T., Qureshi, A., and Abdelkader, E. (2024) A Comprehensive Review of the Key Deterioration Factors of Concrete Bridge Decks. *Buildings* 14(11), 3425.
- Jeong, Y., Lee, I., Min, G., and Kim, W. (2024) Deterioration Mechanism and Repair Methods for Concrete Decks in Bridges. *Journal of the Korea Concrete Institute* 36(4), 347-355. (In Korean)
- Jol, H. M. (ed.) (2008) *Ground Penetrating Radar: Theory and Applications*. Amsterdam, Netherlands: Elsevier.
- KEC (2011) *Highway Design Practice Manual 2010*. Gyeonggi-do, Korea: Korea Expressway Corporation (KEC). (In Korean)
- KEC (2023) *Manual for Repairing and Rehabilitating Deteriorated Bridge Concrete Decks*. Gimcheon, Korea: Korea Expressway Corporation (KEC). (In Korean)
- KECRI (2020) *Development of Advanced Highway Safety Inspection Techniques and Guidelines*. Gimcheon, Korea: Korea Expressway Corporation Research Institute (KECRI). (In Korean)
- Kee, S. H., and Nam, B. (2015) Automated Surface Wave Measurements for Evaluating the Depth of Surface-Breaking Cracks in Concrete. *International Journal of Concrete Structures and Materials* 9(3), 307-321.
- Kim, D. S., Park, H. C., and Lee, K. M. (1997) Nondestructive Evaluation of Concrete Members Using Impact Echo Method. *Journal of the Korea Concrete Institute* 9(2), 109-119. (In Korean)
- Kim, J. H., Cho, S. J., and Yi, M. J. (2007) Removal of Ringing Noise in GPR Data by Signal Processing. *Geosciences Journal* 11, 75-81.
- Kim, S. H., and Lee, S. H. (1995) Application of NDT for the Safety and Maintenance of Bridges. *Journal of the Korean Society for Nondestructive Testing* 15(3), 431-438. (In Korean)
- Kwon, S. H., Lee, J. S., Ji, G. B., and Kim, H. K. (2025) Consideration on Application of Nondestructive Test to Estimate In-Situ Compressive Strength of Concrete: A Case Study. *International Journal of Concrete Structures and Materials* 19, Article 19.
- Lee, M. H., Lee, T. M., Choi, H. J., and Min, J. Y. (2024) Ultrasonic and GPR Testing for GFRP-Reinforced Concrete: A Feasibility Study. *Journal of the Korean Society for Nondestructive Testing* 44(6), 481-490. (In Korean)
- Lim, H. J. (2024) Application of Ground Penetrating Radars (GPR) in Concrete Bridges: A Review. *Journal of the Korea Concrete Institute* 36(4), 329-336. (In Korean)
- Lin, J. M., and Sansalone, M. (1996) Impact-Echo Studies of Interfacial Bond Quality in Concrete. I: Effects of Unbonded Fraction Area. *ACI Materials Journal* 93(3), 223-232.
- Liu, H., Kong, Q., Wang, Y., and Plumbley, M. D. (2024) Learning Temporal Resolution in Spectrogram for Audio Classification. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* 38(12), 13873-13881.
- Nguyen, C. L., Nguyen, A., Brown, J., Byrne, T., Ngo, B. T., and Luong, C. X. (2024) Optimising Concrete Crack Detection: A Study of Transfer Learning with Application on Nvidia Jetson Nano. *Sensors* 24(23), 7818.
- Njardardottir, H., McCabe, B., and Thomas, M. (2005) Concrete Bridge Deck Deterioration Model Using Belief Networks. *Computers and Concrete* 2(6), 439-454.
- Sultan, A. A., and Washer, G. A. (2018) Reliability Analysis of Ground-Penetrating Radar for the Detection of Subsurface Delamination. *Journal of Bridge Engineering* 23(2), 04017131.
- Wu, Y., Fan, X., and Zhang, J. (2024) Ensemble Learning Model for Concrete Delamination Depth Detection Using Impact Echo. *NDT&E International* 145, 103119.
- Zhu, W. F., Chen, X. J., Li, Z. W., Meng, X. Z., Fan, G. P., Shao, W., and Zhang, H. Y. (2019) A SAFT Method for the Detection of Void Defect Inside a Ballastless Track Structure Using Ultrasonic Array Sensors. *Sensors* 19(21), 4677.

요 약 교량 바닥판은 차량 하중과 환경적 영향으로 인해 빠르게 열화가 진행되며, 내부 손상은 외관조사만으로 조기 탐지가 어렵다. 또한 단일 비파괴검사 기법만으로는 내부 열화를 정량적으로 평가하기 어렵다. 본 연구에서는 층분리와 사질화 손상을 모사한 시험체를 대상으로 충격-반향(IE), 지표투과레이더(GPR), 위상배열 초음파 탐상(PAUT)을 적용하고, 각 기법별 머신러닝 기반 열화 상태평가 모델을 구축하였다. IE는 2D 스펙트로그램, GPR과 PAUT는 B-scan 이미지를 입력으로 사용하여 ResNet-50 기반 2D-CNN 모델을 구성하였다. 분석 결과, IE, GPR, PAUT 모델의 정확도는 각각 80.17 %, 75.32 %, 80.80 %로 나타났다. 각 기법의 파동 물리적 특성을 기반으로 탐지 가능한 손상 유형과 한계를 규명하였으며, 본 연구 결과는 교량 바닥판의 정량적 상태평가 및 멀티모달 융합 기반 열화 예측 모델 개발의 기초자료로 활용될 수 있다.

핵심용어 : 충격-반향, 위상배열 초음파 탐상, 지표투과레이더, 다중유형 비파괴검사, 교량 바닥판