

Intelligent Bridge Safety Prediction Edge System

Jinhyo Park[†] · Taejin Lee^{††} · Yong-Geun Hong^{†††} · Joosang Youn^{††††}

ABSTRACT

Bridges are important transportation infrastructure, but they are subject to damage and cracking due to various environmental factors and constant traffic loads, which accelerate their aging. With many bridges now older than their original construction, there is a need for systems to ensure safety and diagnose deterioration. Bridges are already utilizing structural health monitoring (SHM) technology to monitor the condition of bridges in real time or periodically. Along with this technology, the development of intelligent bridge monitoring technology utilizing artificial intelligence and Internet of Things technology is underway. In this paper, we study an edge system technique for predicting bridge safety using fast Fourier transform and dimensionality reduction algorithm for maintenance of aging bridges. In particular, unlike previous studies, we investigate whether it is possible to form a dataset using sensor data collected from actual bridges and check the safety of bridges.

Keywords : Safety Prediction, Fast Fourier Transform, Principal Component Analysis

지능형 교량 안전성 예측 엣지 시스템

박진효[†] · 이태진^{††} · 홍용근^{†††} · 윤주상^{††††}

요약

교량은 중요한 교통 인프라지만 다양한 환경적 요인과 지속적인 교통 부하로 손상 및 균열을 겪게 되며, 이러한 요인들은 교량의 노후화를 가속화시킨다. 현재 건설한 지 오래된 교량이 많아지면서 안전성을 보장하고 노후화를 진단하기 위한 시스템의 필요성이 대두되고 있다. 이미 교량에서는 실시간 또는 주기적으로 교량의 상태를 모니터링하기 위해 구조물 건전도 모니터링(SHM) 기술이 활용되고 있다. 이 기술과 함께 인공지능과 사물인터넷 기술을 활용한 지능형 교량 모니터링 기술 개발이 진행 중이다. 본 논문에서는 노후화된 교량의 유지관리를 위해 고속 푸리에 변환과 차원 축소 알고리즘을 활용한 교량 안전성 예측 엣지 시스템 기법을 연구한다. 특히, 기존 연구와는 다르게 실제 교량에서 수집된 센서 데이터를 이용하여 데이터셋을 형성하고 교량의 안전성을 확인할 수 있는지 알아본다.

키워드 : 안전성 예측, 고속 푸리에 변환, 주성분분석

1. 서론

교량은 우리 일상에서 교통수단으로서 중추적인 역할을 담당하며, 다양한 도로망을 연결하는 필수적인 구조물이다. 또한, 사람들의 생명과 밀접한 관련이 있고 안전성이 매우 중요하게 여겨진다. 그러나 교량은 다양한 환경적 요인과 지속적인 교통 부하로 인해 시간이 지남에 따라 부식, 손상 및 균열이 발생하고, 이는 교량의 노후화를 가속화시키고 교량의 안전성을 저해하는 원인이 된다.

2022년 기준 전국 교량 중 30년 이상인 노후화 교량은 18.5%(7,779개)를 차지하고 있고 10년 후에는 추가로 13,829개의 교량이 노후화 위험군에 포함되어 교량의 위험성이 늘어

날 것으로 예상된다[1]. 지속해서 증가하는 노후화된 교량의 안전성을 보장하기 위해 효과적인 교량 관리와 노후화 진단 시스템의 필요성이 있다. 국내에서도 시설물의 관리를 위해 관련 법(시설물 안전 및 유지관리에 관한 특별법)이 제정됐지만, 정밀진단의 주기가 긴 탓에 모든 시설물의 문제를 즉각적으로 파악하기는 어렵다.

이를 위해 일부 교량에서는 실시간이나 주기적으로 교량의 문제를 판단하기 위해 안전 관리를 위해 구조물 건전도 모니터링(Structural Health Monitoring : SHM)이 활용되고 있다 [2]. 더 나아가 인공지능 기술과 사물인터넷 기술을 적용하여 교량의 유지보수, 안전성 향상을 위한 지능형 교량 모니터링 기술 개발이 진행되었다. 컴퓨터 비전을 이용하여 외부의 손상을 파악하거나[3], 센서를 설치하여 수집한 데이터를 인공지능 모델을 사용하여 내부의 손상과 위치까지 파악하는 등 다양한 방식의 교량 균열을 파악하는 예측 기법이 제시되었다.

본 논문에서는 노후화된 교량을 유지관리하기 위해 고속 푸리에 변환(FFT, Fast Fourier Transform)과 차원 축소 알고리즘을 이용한 교량 안전성 예측 엣지 시스템에 관해 연구한다. 특히, 실제 교량에서 수집되는 데이터를 활용해서 교량에서 진동 데이터를 추출하는 방법을 논의해보고 추출한 데이터

※ 본 논문은 2023년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원(No. 2022-0-00591, 디지털트윈 환경에서 센서 음영구역을 해소하기 위한 가상센서 프레임워크 기술 개발, 50%)과 부산광역시 및 (재)부산테크노파크의 BB21plus 사업으로 지원된 연구임.

† 준회원 : 동의대학교 IT융합학과 석사과정

†† 정회원 : (주)브로드웨이브 대표

††† 정회원 : 대전대학교 AI융합학과 교수

†††† 종신회원 : 동의대학교 인공지능학과 교수

Manuscript Received : November 1, 2023

Accepted : November 27, 2023

* Corresponding Author : Joosang Youn(jsyoun@deu.ac.kr)

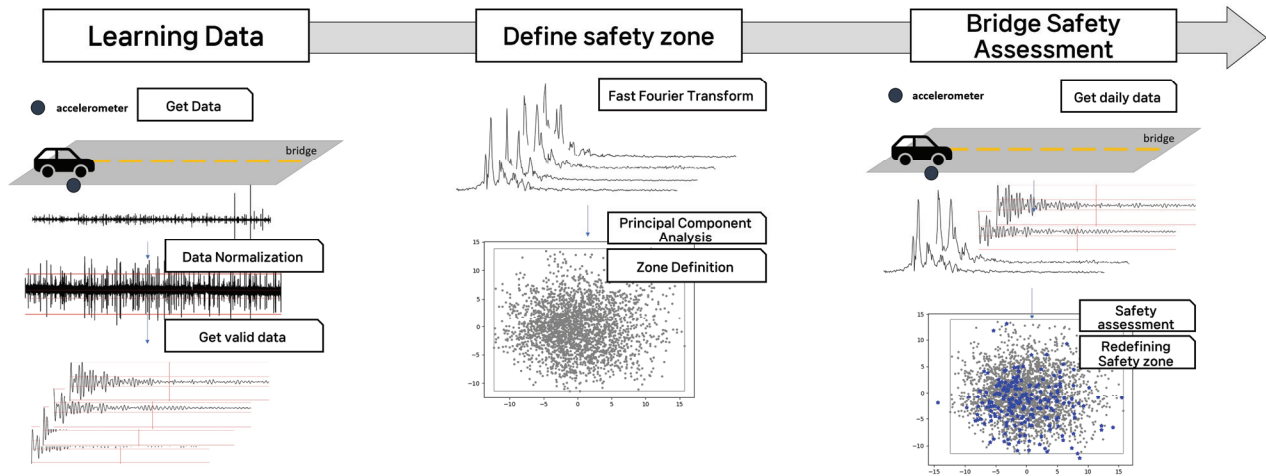


Fig. 1. Bridge Safety Predictive Assessment Process

를 이용하여 교량 안전성을 예측한다[4].

2장에서는 교량의 균열이나 안전성 판단과 관련하여 진행되었던 연구를 살펴보고 3장에서 논문에서 제시하는 학습 모델 프로세스의 학습 과정에 대해 설명한다. 이후 4장에서는 3장에서 소개한 학습 모델 프로세스를 적용하여 실제 교량에서 분류 성능을 확인하고 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

교량에서 손상을 확인하기 위해 딥러닝을 이용하여 교량 손상을 추정하는 등 다양한 연구가 진행되었다. [5]에서는 PLSR(Partial Least-Squares Regression) 방법을 이용하여 노드의 하중을 추정하고 CNN(Convolutional Neural Network)을 이용하여 노드 하중의 편차 변화를 감지하여 손상의 위치를 감지하는 방법을 제안하였다. 또한 [6]에서는 CNN을 활용하여 이동 차량에 의한 교량의 동적 응답으로부터 시간-주파수 특성을 활용하여 콘크리트 교량의 손상 위치를 식별하는 전이 학습 기반 방법을 제시하였다. 이 기법들은 지도학습을 이용한 교량 추정 방식으로, 교량에서 라벨링한 가속도 센서 데이터를 취득하기가 어렵고 과적합 문제로 인해 모델이 실제 환경에서의 교량 상태를 제대로 반영하지 못할 수 있다.

지도학습의 문제점을 해결하기 위해 비지도 학습을 이용한 교량 손상 추정 기법에 관한 연구가 진행되었다. [7]에서는 1클래스 최근접 이웃 규칙을 이용하여 로컬 밀도, 로컬 컷오프 거리, 최소거리 값의 개념을 사용해 새로운 개념의 기반하는 새로운 비지도 학습 기반 손상평가 방법을 제시하였다. 그리고 [8]에서는 교량 손상 추정 기술을 개발하는 데 있어 불필요한 가속도계 설치 비용을 줄이기 위해 가속도계 개수와 위치를 따른 손상 추정 성능을 확인하기 위해 비지도 학습 중 하나인 CAE 모델을 이용하여 비교하였다. 그 외에도 Auto-Encoder 알고리즘을 활용한 연구와 SAE(Stacked Auto-Encoder) 알고리즘을 활용하여 구조물의 손상 위치와 정도를 파악하는 기법 등 비지도 학습 기반의 연구가 진행되었다[9,10].

이 외에도 FEM(finite element model)에서 생성된 훈련 데이터와 실제 교량에서 측정된 시험 데이터의 오차로 인한 문제를 해결하기 위해 전이 학습 중 하나인 DANN(Domain-adversarial Neural Network)을 이용한 손상 검출 방법을 제안하였고 손상되지 않은 원시 데이터에 대해 훈련된 VAE(Variational Autoencoder)를 사용하여 특징을 표현하고 OC-SVM(One Class SVM)을 사용해 데이터 손상을 분류하는 방식의 준지도학습을 이용하여 구조적 이상을 탐지한 연구가 진행되었다[11,12].

3. 학습 모델 프로세스

교량의 안전성을 평가하고 예측하는 것은 안전과 직접적인 연관이 있으며, 교량 관리 및 유지보수의 중요한 기준이 된다. 본 장에서는 교량의 안전성을 예측하기 위한 학습 모델의 프로세스를 상세하게 기술한다. Fig. 1는 교량 안전성 학습 예측 모델 프로세스를 보여준다. 이 시스템은 옛지에서 동작하며 교량의 이상을 확인하기 위해 아래의 순서로 진행된다.

1) 유효 데이터 확보

먼저 교량의 안전성을 파악하기 위해 설치된 가속도 센서의 원본 데이터를 수집한다. 데이터 수집은 노이즈와 이상치를 제거하고, 교량 안전성 모델에서 사용하기 적합하도록 설계한다. 유효 데이터는 교량의 진동과 구조적 응답을 반영할 수 있는 데이터로, 안전성 예측 모델에서 정상 데이터라고 가정하고 안전 범위를 정의할 때 사용한다.

2) 안전성 영역 범위 정의

가속도 센서로부터 얻은 유효 데이터는 주파수 특성을 분석하기 위해 고속 푸리에 변환을 이용해 주파수 성분으로 변환한다. 이렇게 변환된 데이터는 주성분 분석(PCA, Principal Component Analysis)을 통해 2개의 주성분으로 축소되며, 이 두 주성분은 안전성 영역 범위를 정의하는 데 활용된다.

3) 교량 안전도 판단

하루 동안 수집된 데이터를 필터링하고 생성한 안전성 영역을 기준으로 교량의 안전도를 판단한다. 종료된 후 교량 안전도 판단에 사용된 데이터를 추가하여 안전성 영역 범위를 재정의한다.

3.1 유효데이터 생성

실시간으로 저장된 가속도 데이터 중, 충격 발생 후의 자유 진동 구간을 포함하여 총 7초 동안의 잡음이 없는 데이터를 안전성 범위에 사용될 유효 데이터로 선별한다[7].

Fig. 2는 유효데이터 생성을 위해 원본 가속도 데이터와 그 데이터를 정규화(Normalization)하여 스케일을 조정한 예시를 보여준다. 정규화하지 않은 데이터로 안전성 영역을 정의하였을 때 데이터의 범위 차이로 인해 자유 진동 구간의 값이 과소 평가될 수 있다. 이를 방지하고자 데이터를 정규화하여 해당 문제를 해결한다. 정규화를 진행한 후 잡음이 없는 데이터를 유효 데이터로 추출하기 위해 다음 세 가지 규칙을 정의한다.

1) 0초에 정규화된 데이터가 유효데이터 수집 기준값인 X_{level} 을 넘어야 한다.

Fig. 3은 규칙 1)은 7초 동안의 데이터를 생성을 시작하는 조건을 도시한 것으로, 필터 기준값 X_{level} 은 충격이 교량에 가해졌음을 나타내는 값으로 정의한다. 이는 충격의 발생 여부를 명확하게 판단하고 이후의 분석이나 조치에 있어서 정확한 판단을 하기 위한 규칙이다.

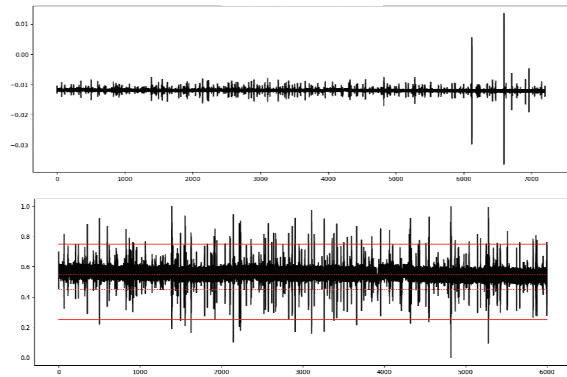


Fig. 2. Data Normalization

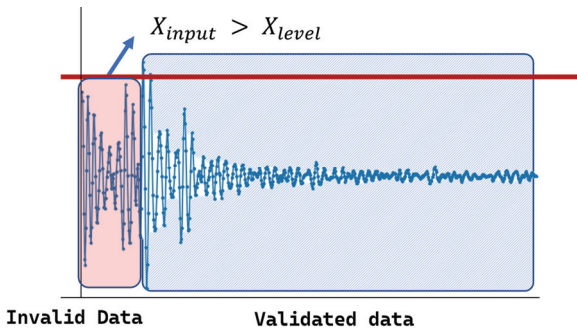


Fig. 3. First Valid Data Rule

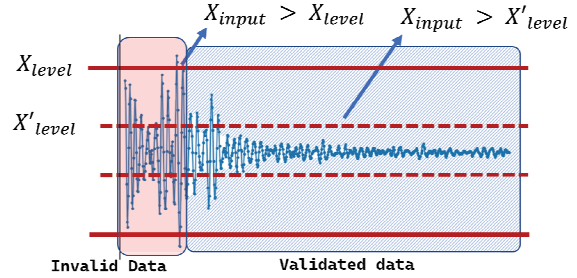


Fig. 4. Second Valid Data Rule

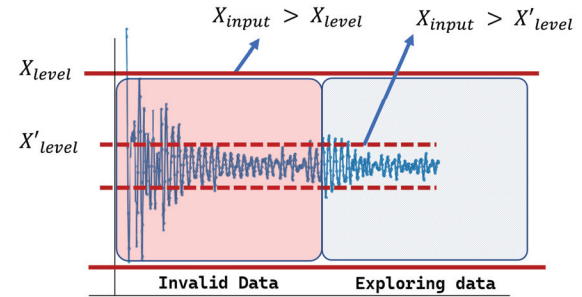


Fig. 5. Third Valid Data Rule

2) 0초 이후에는 정규화된 데이터가 유효데이터 필터 기준값 X_{input} 을 넘지 않아야 한다.

규칙 2)와 3)은 교량 또는 건물에 충격이 가해진 후에 발생하는 자유 진동 구간의 데이터를 수집하는 동안에도 추가적인 외부 충격이나 잡음이 개입될 가능성을 고려하여 설정되었다.

Fig. 4는 규칙 2)의 적용 예시를 보여준다. 정규화된 데이터 X_{input} 이 유효데이터 수집 기준값 X_{level} 을 넘게 된 경우, 수집하고 있던 데이터는 삭제되고 이후 초과된 지점부터 다시 1)의 규칙을 적용하여 유효데이터를 생성한다. 이는 데이터의 정확성과 연속성을 확보하기 위한 단계로 추가적인 충격이나 외부 요인에 의해 데이터가 왜곡될 가능성을 최소화하기 위한 규칙이다.

3) 3.5초 이후에는 정규화된 데이터가 빨간 점선(X'_{level})이 넘지 않아야 한다.

Fig. 5는 규칙 3)의 적용 예시를 보여준다. 3.5초 이후 데이터 X_{input} 이 빨간 점선 X'_{level} 을 넘는 경우 수집한 데이터를 초기화한다. 이 규칙은 규칙 (2)와 마찬가지로, 외부 요인으로 인해 잘못 수집될 수 있는 데이터를 줄이고 정제된 자유 진동 구간의 데이터를 수집하기 위해 생성한 규칙이다.

정의한 3가지 규칙으로 학습데이터를 정제하고 생성한 유효데이터를 교량 안전도 예측 모델에 사용한다.

3.2 안전성 영역 범위 지정 및 판단

안전성 영역 범위는 취득한 유효 데이터를 활용하여 범위를 형성하고 판단한다. 교량의 안전도를 판단하는 모델의 프로세스는 다음과 같은 순서로 진행된다.

1) 취득한 유효데이터를 고속 푸리에 변환을 통해 주파수 데이터로 변환한다. 이렇게 얻은 주파수 데이터를 모델의 입력값으로 사용한다.

2) 비지도 학습의 한 방법인 주성분 분석을 사용하여 데이터의 특징을 파악해서 교량의 안전성 범위를 설정한다. 모델의 안전성 범위는 제1 주성분과 제2 주성분의 최솟값과 최댓값을 기준으로 정의한다.

3) 안전성 범위를 기준으로 손상 여부를 판단한다. 먼저 3.1에서 정의한 규칙을 적용하여 유효 데이터를 생성한 후 데이터가 정의된 안전성 범위 내에 포함되는지 확인한다. 데이터가 범위 내에 있다면 정상으로 분류하고 범위를 벗어나면 비정상적으로 간주한다. 이후 정상 데이터를 포함하여 안전성 범위를 재정의한다.

4. 모델 구현

3장에서는 교량의 안전성 평가를 위해 가속도 센서로부터 얻은 데이터를 고속 푸리에 변환하여 주파수 정보로 변환하고 이를 주성분 분석을 통해 차원을 축소하여 안전성 범위를 정의하는 프로세스를 정의했다. 본 장에서는 앞서 제시한 이론적인 방법을 실제 데이터에 적용하고 결과를 확인한다.

본 연구에서는 안전성 영역 생성을 위해 고속 푸리에 변환을 넘파이(Numpy, Version 1.23.4), 주성분 분석은 사이킷런 라이브러리(scikit-learn, Version 1.2.0)를 이용해 구현하였다.

4.1 데이터셋 생성

모델에 활용하기 위한 교량 가속도 데이터는 ‘노후 교량 구조물 스마트 유지관리 플랫폼’에서 수집되는 실제 가속도 데이터를 활용했다(증산 2교, PSC I형교량 2022년 10월 20일부터 2022년 11월 10일까지 총 490시간). 이를 교량 안전성 예측 모델 생성을 위한 데이터로 사용한다.

먼저 정규화를 진행한 교량의 데이터를 활용해 유효데이터

수집을 진행한다. 앞서 3.1에서 설명한 유효데이터 수집 원칙 기준 X_{level} 과 X'_{level} 을 정의한다. 해당 교량에 대해 설정된 X_{level} 값과 X'_{level} 값은 Table 1에 정리되어 있다.

* X_{level} : 교량에 충격을 가할 때 가속도 값으로 설정

* X'_{level} : 교량에 충격이 가해진 후 추가적인 충격이 가해지지 않는다는 가정한 값을 설정

Table 1. Valid Data Reference Value

name	value	
	min	max
X_{level}	$0.5 - \frac{1}{4}$	$0.5 + \frac{1}{4}$
X'_{level}	$0.5 - \frac{1}{16}$	$0.5 + \frac{1}{16}$

정의한 규칙과 설정한 X_{level} 와 X'_{level} 값 바탕으로 데이터 필터링을 진행했으며, 총 2,545개의 유효 가속도 데이터를 수집했다. Fig. 6은 수집된 유효 데이터를 보여준다.

4.2 안전성 영역 생성

본 절에서는 생성한 유효데이터로 교량의 안전성 영역 범위를 설정하고 새롭게 수집된 데이터를 통해 교량의 안전성을 평가한다.

안전성 영역 설정은 3.2에서 정의한 방법을 따른다. 먼저 저장한 유효데이터를 고속 푸리에 변환한다. 주파수 변환 값을 주성분 분석을 적용해 안전성 영역 범위 값을 설정한다. 구성한 안전성 범위는 토대로 영역 범위 안에 있는 데이터는 안전성 있는 데이터로 판단하며, 영역 범위 밖에 있으면 비 안전성 데이터로 평가한다. 영역은 주성분 분석을 실행한 후, 1주 성분과 2주 성분의 최댓값과 최솟값으로 영역 범위를 설정한다. 최대값과 최솟값은 Table 2와 같고 Fig. 7은 안전성 영역을 구성한 산점도 그래프로 보여준다.

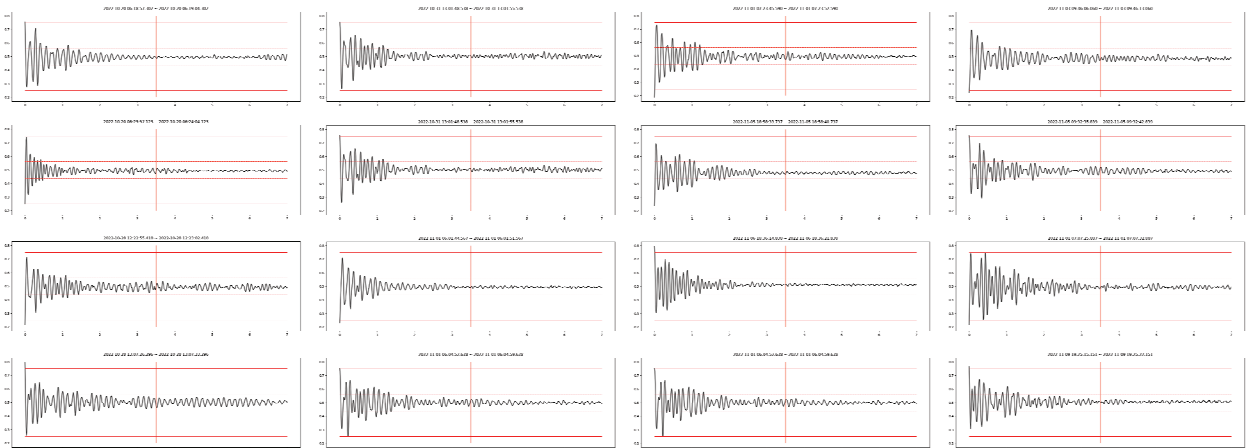


Fig. 6. Effective Acceleration Data

Table 2. Safety Zone Range

name	Safety Zone	
	min	max
x(PC1)	-12.361	15.734
y(PC2)	-11.435	13.870

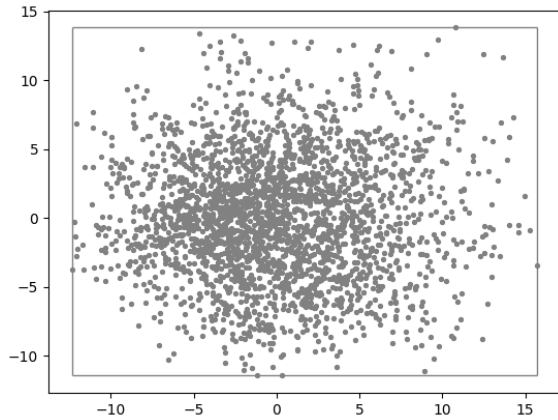


Fig. 7. Safety Zone

4.3 구현 결과

앞선 장에서 취득한 유효데이터를 PCA 알고리즘을 사용하여 안전성 영역 범위를 구성하였다. 본 장에서는 구성된 안전성 영역 범위의 정확도를 확인한다. 정확도 검증을 위해 정상 데이터 211개, 비정상 데이터 82개를 각각 주성분 분석을 시행해 분류하여 결과를 확인했다.

Table 3은 정상 데이터와 비정상 데이터의 실험 결과를 나타내며, Fig. 8과 정상 데이터, Fig. 9는 비정상 데이터의 교량

Table 3. Experimental Results

-	Normal Data	Abnormal Data
Data Count	211	82
Normal	209	15
Abnormal	2	67
Accuracy	0.9905	0.8171

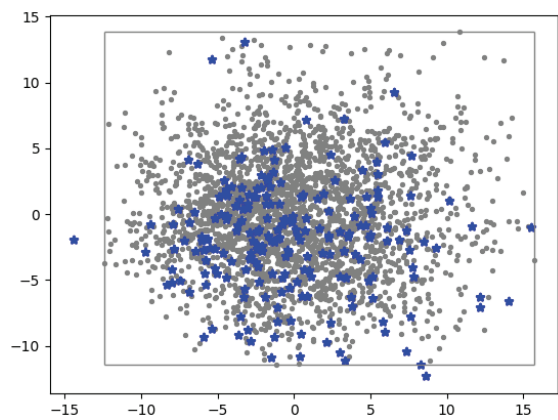


Fig. 8. Normal Data Assessment Graph

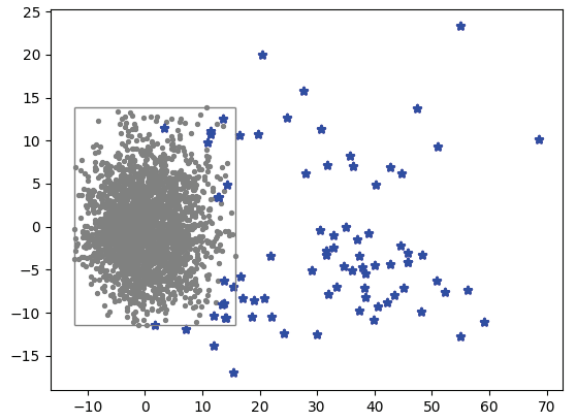


Fig. 9. Abnormal Data Assessment Graph

안전도를 판단하여 그래프로 표현하였다. 확인한 결과 211개의 정상 데이터는 2개의 비정상 데이터를 제외한 데이터가 정상으로 분류되며 약 99.1%의 정확도를 보였으며, 82개의 비정상 데이터 중 67개를 비정상 데이터로 분류하여 약 81.7%의 정확도를 보였다. 결과를 봤을 때 본 모델이 정상 데이터에 대해 높은 정확도로 안전도를 판단할 수 있음을 보여준다. 비정상 데이터에 대해서도 높은 정확도를 보이며 판단 능력을 갖춘 것으로 평가할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 교량의 안전성 예측 방법을 논의하며 실시간 데이터에서 유효 데이터를 수집하고 안전성 영역 설정 과정을 상세히 기술하였다. 특히 고속 푸리에 변환과 주성분 분석과 같은 신호처리 알고리즘을 활용하여 교량의 안전성을 판단하는 방법을 탐색하였다. 설정한 안전성 영역에서는 정상 데이터 판단의 경우 99.05%의 정확도를, 비정상 데이터의 경우 81.71%의 정확도를 나타냈다. 이 방법이 변형이나 곡률과 같은 상세한 진단은 어렵지만, 교량의 이상을 조기에 감지하고 정밀 진단이 필요한 경우를 알려주는 방식으로 적용할 수 있는 것이다.

다만 몇 가지 한계를 보였는데, 실시간 데이터를 사용하면 교량의 진동을 파악하기 위해 규칙을 만들며 데이터를 생성했지만, 실험환경에서 실제 데이터를 생성하는 것만큼 깔끔한 데이터가 만들기 어려웠다. 또한, 교량에서 하나의 가속도 센서값으로 판단하였기 때문에 변형이나 환경 요소 등을 고려한 정확한 판단은 제한적이었다. 그렇지만 교량 안전성 예측 기법은 정확한 위치를 파악하기보다 데이터의 특성을 뽑아낸 값으로 서로 비교하여 교량의 안전성을 판단할 수 있었다.

이후 연구에서는 실제 데이터 중 유효한 데이터를 추출하기 위해 상세한 전처리 규칙을 지정하여 정제된 데이터를 획득하여 비정상 데이터 판별의 정확도 향상 가능성을 파악해보고, 하나의 교량에서 여러 개 설치된 가속도 센서의 데이터 값을 연동하여 이 기법을 적용하여 사용할 수 있는지 파악해볼 예정이다.

References

[1] Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology, "Yearbook of Road Bridge and Tunnel Statistics," Ministry of Land, Infrastructure and Transport, 2023.

[2] A. S. Azhar, S. A. Kudus, A. Jamadin, N. K. Mustaffa, and K. Sugiura, "Recent vibration-based structural health monitoring on steel bridges: Systematic literature review," *Ain Shams Engineering Journal*, 102501, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asej.2023.102501>.

[3] P. Prasanna et al., "Automated crack detection on concrete bridges," in *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, Vol.13, No.2, pp.591-599, 2016, doi: <https://doi.org/10.1109/TASE.2014.2354314>.

[4] J. Park, S. Oh, S. Kwon, and J. Youn, "Edge computing-based bridge safety prediction techniques," *Proceedings of the Korea Society for Industrial Systems Conference*, pp.58-60, 2023.

[5] H. Sun, L. Song, and Z. Yu, "A deep learning-based bridge damage detection and localization method," *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol.193, pp.110277, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2023.110277>.

[6] S. Talaei, X. Zhu, J. Li, Y. Yu, and T. H. Chan, "Transfer learning based bridge damage detection: Leveraging time-frequency features," *Structures*, Vol.57, pp.105052, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2023.105052>.

[7] W. S. L. Wah, Y. Chen, G. W. Roberts, and A. Elamin, "Damage detection of structures subject to nonlinear effects of changing environmental conditions," *Procedia Engineering*, Vol.188, pp.248-255, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.04.481>.

[8] K. Lee, S. Han, and D. Shin, "Impact assessment of bridge damage detection based on deep learning according to number and location of accelerometer installations," *Journal of The Korean Society of Hazard Mitigation*, Vol.21, No.5, pp.183-190, 2021, doi: 10.9798/KOSHAM.2021.21.5.183

[9] M. H. Daneshvar and H. Sarmadi, "Unsupervised learning-based damage assessment of full-scale civil structures under long-term and short-term monitoring," *Engineering Structures*, Vol.256, pp.114059, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2022.114059>.

[10] S. Park, "Development of bridge damage detection model based on SAE deep learning algorithm using acceleration data," Master's Thesis Inha University Graduate School, Incheon, 2022.

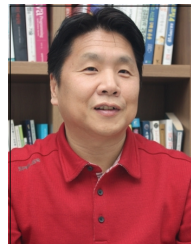
[11] S. Wang, F. Huseynov, M. Casero, E. J. O'Brien, P. Fidler, and D. P. McCrum, "A novel bridge damage detection method based on the equivalent influence lines - Theoretical basis and field validation," *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol.204, pp.110738, 2023, <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2023.110738>.

[12] A. Pollastro, G. Testa, A. Bilotta, and R. Prevete, "Semi-supervised detection of structural damage using variational autoencoder and a one-class support vector machine," in *IEEE Access*, Vol.11, pp. 67098-67112, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3291674.



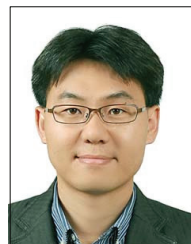
박진효

<https://orcid.org/0000-0003-1646-6035>
 e-mail : jhpark3679@gmail.com
 2021년 동의대학교 응용소프트웨어공학(학사)
 2021년~현 재 동의대학교 IT융합학과 석사과정
 관심분야 : 딥러닝, 빅데이터, 데이터 관리



이태진

<https://orcid.org/0000-0001-6649-9076>
 e-mail : LTJ@broadwave.co.kr
 1994년 서울시립대학교 전자공학(석사)
 2001년 두루넷(주) 무선사업팀
 2003년~현 재 (주)브로드웨이브 대표
 관심분야 : 사물인터넷, 클라우드, 엣지컴퓨팅



홍용근

<https://orcid.org/0000-0003-2974-3820>
 e-mail : yghong@dju.kr
 1997년 경북대학교 컴퓨터공학과(학사)
 1999년 경북대학교 컴퓨터공학과(석사)
 2013년 경북대학교 컴퓨터공학과(박사)
 2001년~2020년 한국전자통신연구원 실장
 2021년~현 재 대전대학교 AI융합학과 교수
 관심분야 : IoT, 지능형 에지 컴퓨팅, 추론 시스템



윤주상

<https://orcid.org/0000-0001-9952-9649>
 e-mail : jsyoun@deu.ac.kr
 2001년 고려대학교 전기전자전파공학과(학사)
 2003년 고려대학교 전자공학(석사)
 2008년 고려대학교 전자컴퓨터공과(박사)
 2008년~현 재 동의대학교 인공지능학과 교수
 관심분야 : 사물인터넷, 엣지컴퓨팅, 클라우드, 강화학습