

논문 2024-4-12 <http://dx.doi.org/10.29056/jsav.2024.12.12>

# 기계학습 기반의 노면 결함 탐지 시스템

이봉규\*†

## An Automated Road Surface Defect Detection System based on Machine Learning

Bongkyu Lee\*†

### 요약

최근 기후 변화로 인해 여름에는 국지적 폭우, 겨울에는 폭설 등의 자연재해가 빈번하게 발생하면서 도로 파손이 증가하고 있으며, 이는 주행 차량의 오작동 및 주행 안전성에 심각한 영향을 미쳐 대형 사고로 이어질 위험을 높이고 있다. 현재 도로관리 시스템은 주로 시각적 검사와 노동력을 통해 자료를 수집하고 분석하고 있어 실시간으로 변화하는 도로 상황을 효과적으로 감시하기 어렵다. 따라서 인공지능을 활용하여 도로 결함을 실시간으로 검출하고 관찰하는 새로운 기술이 필요하다. 본 논문에서는 노면에서 발생할 수 있는 다양한 결함을 자동으로 검출하는 인공지능 기반 노면 결함 탐지 시스템을 제안한다. 제안된 시스템은 현실 도로에서 발생할 수 있는 18가지 종류의 다양한 노면 결함을 실시간으로 검출하고 인식할 수 있음을 현실 세계의 데이터를 통해 검증하였다.

### Abstract

Due to recent climate changes, natural disasters such as localized heavy rain in the summer and heavy snow in the winter have become more frequent, leading to increased road damage. This significantly impacts the malfunction and safety of vehicles, thereby increasing the risk of major accidents. Current road management systems primarily rely on visual inspections and manual labor to collect and analyze data, making it difficult to effectively monitor rapidly changing road conditions in real-time. Therefore, there is a need for new technology that utilizes artificial intelligence to detect and monitor road defects in real-time. This paper proposes an AI-based pavement defect detection system that automatically identifies various defects that can occur on road surfaces. The proposed system has been validated using real-world data to detect and recognize 18 types of road surface defects in real-time.

**한글키워드 :** 기후 변화, 주행 차량, 노면 결함, 인공지능, 탐지

**keywords :** Climate Change, Driving vehicle, Road Surface Defects, Artificial Intelligence, Detection

## 1. 서론

\* 제주대학교 데이터사이언스학과

† 교신저자: 이봉규(bklee@jejunu.ac.kr)

접수일자: 2024.11.09. 심사완료: 2024.12.02.

게재확정: 2024.12.20.

최근 4차 산업혁명 시대를 맞아, 새로운 교통 수단으로서 자율주행 차량에 관한 관심이 높아지

고 있다[1]. 이러한 자율주행을 위해서는 도로 표면의 다양한 결함을 감지하고 관찰하여 주행 사고를 예방할 기술이 필요하다. 노후화되거나 다양한 환경에 의해 파손된 도로는 자율주행 차량의 안전한 주행을 방해할 수 있는 오류를 유발하여 대형 사고의 위험성을 높이기 때문이다.

또한, 최근 우리나라는 기후 변화의 영향으로 여름에는 국지적 폭우, 겨울에는 폭설로 인해 많은 인명 피해와 재산 피해가 발생하고 있으며, 특히 야간 폭우와 겨울철 폭설·결빙으로 도로의 결함이 많아지고 있다. 집중호우 및 폭설로 인해 도로에는 포장 먼 솟음 (Blow-up)이나 포트홀(Pothole)과 같은 안전에 영향을 줄 수 있는 결함이 발생할 수 있다. 2016년부터 2018년까지 우리나라에서는 65만 개 이상의 이러한 도로 파손이 발생하였고, 이에 따라 인적 사고 600여 건과 물적 사고 5,000여 건이 발생했다고 보고되고 있다 [2]. 이러한 자연재해 이외에도 인위적인 설치물과 같은 도로 표면에는 안전 주행에 문제를 일으킬 수 있는 다양한 결함이 나타날 수 있다. (그림 1). 이러한 결함들은 운행에 심각한 문제를 발생시킬 수 있으므로 실시간으로 검출되어 운전자들에게 알려져야 한다.



그림 1. 다양한 도로 표면 결함들  
Fig. 1. Various road surface defects

도로의 결함을 실시간으로 검출하고 정보를 제공하는 것은 안전 운전에 필수적이지만, 현재로서는 실시간으로 감시가 어렵다. 현재 도로관리 공단 및 지방자치단체에서는 노면 상태를 체계적으로 관찰하고 관리하기 위해 다양한 시스템과 기술을 도입하고 있으나, 주로 시각적 검사와 노동력을 활용하여 데이터를 수집하고 분석하고

있는 관계로 실시간으로 변화하는 상황을 감시하기는 어렵다. 이를 해결하기 위하여 국토교통부 등에서는 주로 고속도로의 포장 탐지를 자동으로 할 수 있는 장비를 도입하여 자동화를 진행 중이다[3]. 그러나 현재는 기능이 제한되어 있어 다양한 종류의 노면 결함을 동시에 검출하기가 어렵다. 또한, 도로 대다수를 차지하는 일반도로 및 국도의 경우, 노후화로 인해 자연재해에 취약하지만, 비용 및 기술의 한계로 자동화가 이루어지지 못하고 있다. 따라서 기존의 인력 의존 방식을 탈피하여, 인공지능을 통해 다양한 노면 결함을 효율적으로 검출할 수 있는 저비용 기술 개발이 필요하다. 이런 이유로 도로관리를 인공지능 기술을 통해 자동화하는 기술은 안전 운행을 지원하는 효율적인 방법이 될 수 있다.

본 논문에서는 노면의 다양한 객체를 이해하고 파손 여부를 자동으로 검출하는 인공지능 기반 노면 결하면 탐지 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템은 학습 및 테스트를 실제 도로를 관측하여 얻은 데이터를 이용함으로써 현실 세계에서의 적용 가능성을 개발과 동시에 검증한다. 제안하는 검출 시스템은 도로 패임, 균열, 시설물 존재 여부를 모두 포함하여 실제로 나타날 수 있는 18가지 도로 표면 결함을 신속하게 실시간으로 검사할 수 있음을 실험을 통해 검증한다.

## 2. 노면 결함 자동 검출 연구

현재 다양한 방법으로 노면의 상태를 체계적으로 관찰하고 관리할 수 있는 자동화 시스템에 관한 연구가 진행되고 있다. 우선 다양한 감지 기술 및 기존의 인식 방법을 이용한 도로 표면에 존재하는 결함을 자동으로 탐지하는 방법에 관한 연구가 다양하게 진행되었다. 먼저 적외선(IR) 열화상 기술, 라인 레이저 스캐닝을 이용한 비전

시스템, 비전 센싱 등과 같은 다양한 유형의 비파괴 평가(NDE) 기술 및 복합 감지 기술을 사용하여 도로 표면에서의 결함을 탐지하는 시스템에 관한 연구가 있다[4]. 이 연구에서는 다중 감지 시스템을 활용하고 효과적인 컴퓨터 시각 및 열화상 이미지용 보정 알고리즘 및 필터링 기술을 구현하였다.

기존 영상 분석 방법을 이용한 해결 방법은 실시간 적용이 힘들고 인식 성능에도 한계를 가진다. 이에 따라, 현재는 딥러닝 (Deep Learning) 기반의 인공지능을 이용한 방법에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 빌뉴스게디미나스대학의 연구팀은 Oxford RobotCar Dataset 과 KITTI Dataset 에서 얻어진 1,600개의 훈련 이미지와 400개의 테스트 이미지를 활용하여 'dry', 'wet', 'snowy', 'muddy', 'other(기타)' 5개의 노면을 예측하는 합성곱신경망 (Convolutional Neural Network) 기반의 시스템을 제안하였다[5]. 제안 방법은 3층의 합성곱 층으로 구성되어 특징을 도출한 후 인식 층에서 결과를 얻는 방법이며 94.89%의 인식률을 보였다. 또한 카메라 이미지를 기반으로 Support Vector Machine을 활용한 노면 분류 방법이 제안되었다[6]. 이 방법에서는 최적의 분류모델을 도출하기 위해 4가지의 데이터를 사용하여 'Dry', 'Wet', 'Snow', 'Ice'의 노면을 분류하는 것이다. 사용한 특징으로는 웨이블릿 계수, 강도 히스토그램, 색상 히스토그램, WSF(Wavelet Statistical Feature) 총 4개를 조합하여 인식 작업을 수행하였다. 성능 지표로는 8x8픽셀 단위별로 검출하는 블록(Block) 정확도와 전체 ROI(Region Of Interest)를 결정하는 ROI 정확도로 나누어 나타내었는데 최종적으로 ROI 정확도 72%, 블록 정확도 69%를 보인다.

또 다른 연구로는 타이어 내부에 최대  $\pm 500g$ 을 측정할 수 있는 3축 가속도계를 타이어에 설치하여 실시간 노면 분류 알고리즘을 제안하였다

[7]. 제안하는 네트워크는 3축 가속도 센서 신호(x, y, z축 가속도)를 기반으로 각 축을 입력으로 사용한다. 3개의 입력은 각각 1-D 합성곱을 수행한 후 연결하여 노드의 개수를 100으로 설정한 완전연결층 (Fully Connected Layer)에서 5개 노면으로 분류하는 구조이다.

최근에는 자동차에 Raspberry Pi 3 B+와 MPU 9250 센서를 활용하여 6개의 노면을 예측하는 LSTM (Long Short-Term Memory) 네트워크가 제안되었다[8]. 이 연구에서 분류하는 노면은 'Float road', 'Gravel road', 'Wavy road', 'Grass road', 'Bumpy road', 'Upslope' and 'Downslope' 등 7개의 범주이다. 제안된 LSTM은 3개의 계층으로 구성되고 각 계층은 100개의 셀(Cell)을 가지도록 설계되었는데 최종적으로 90.35%의 정확도를 나타내었다.

이처럼 딥러닝 기반으로 다양한 연구가 이루어졌으나 실제 응용에는 한계가 있다. 그 이유는 기존 대부분의 연구에서는 제한된 노면 상태만을 분류 대상으로 삼고 있어서 실제 도로 환경에서 발생할 수 있는 다양한 상태를 반영하지 못하기 때문이다. 또한 다양한 센서를 이용하기 때문에 유지보수의 복잡성으로 실제 사용에 어려움이 있다. 이에 본 연구에서는 실제 도로에서 발생할 수 있는 다양한 결함을 영상 이미지를 통해 검출할 수 있는 합성곱신경망 기반의 시스템을 제안한다.

### 3. 제안 노면 결함 검출 시스템

그림 2에서 본 연구에서 노면의 결함을 실시간으로 검출하기 위해 제안한 합성곱신경망의 구조를 보여준다. 제안된 신경망의 입력층은 검출 및 인식을 위해 입력 영상 크기에 맞게 정의되어야 하므로 제안된 합성곱신경망의 입력층은 입력 영

상 크기 ( $640 \times 640 \times 3$ )에 맞춘다. 이런 크기를 가지는 것은  $640 \times 640$ 의 크기의 RGB 3개 채널로 구성된 영상을 입력으로 받기 때문이다. 학습을 위해서는 부가적으로 입력 영상에 존재하는 결함에 대한 정보(결함 위치, 결함 크기)가 신경망에 주어진다. 학습 과정에서 출력 노드에 전달되는 교사 데이터는 해당 입력 영상에 존재하는 결함의 위치와 범주를 나타내는 인덱스이다.

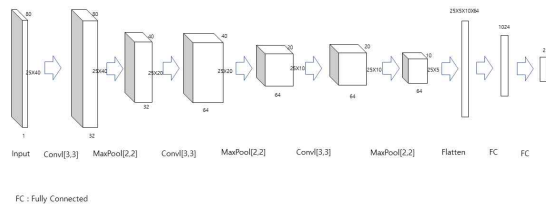


그림 2. 제안된 합성곱신경망 구조  
Fig. 2. The architecture of the proposed CNN

입력층과 출력층 사이에는 입력에 대한 특징 추출을 담당하는 합성곱 층 3개와 합성곱 층에서 출력되는 특징을 입력받아 인식을 담당하는 다층신경망 형태에서의 입력층과 은닉층이 구현되어 있다. 합성곱 층은 컨볼루션을 수행하는 층과 컨볼루션 결과를 조합하는 풀링 층으로 구성된다. 첫 번째 합성곱 층은 입력 이미지를  $5 \times 5$  크기의 필터 24로 컨볼루션 연산을 수행하여 24개의 내부 특징 맵을 구성한다. 첫 번째 합성곱 층에 연결된 풀링 층은  $3 \times 3$ 의 블록 단위로 합성곱 결과 맵을 조합하여  $500 \times 40$  크기의 24개 특징 맵으로 만든다. 두 번째 합성곱 층에서는  $3 \times 3$  크기의 필터 16개를 사용해서  $500 \times 40$  크기의 16개로 구성되는 맵을 형성한다. 이 과정에서 패딩과 스트라이드 1을 사용하여 크기를 유지한다. 이렇게 만들어진 특징 맵은 순차적으로 두 번째 합성곱 층의 풀링을 통하여  $300 \times 15$  크기로 조정된다. 마지막 합성곱 층은 두 번째 합성곱 층의 출력을 입력으로 받아  $3 \times 3$  크기 필터 8개로

컨볼루션하고 풀링하여 최종적으로 8개의  $200 \times 15$  크기의 특징을 생성한다. 이런 과정을 거쳐 얻어진 8개의  $200 \times 15$  특징들은 인식을 담당하는 완전 연결 신경망의 입력으로 작용하여 실제 결함의 범주를 인식하는 데 사용된다.

다층신경망의 출력층은 23개의 노드로 구성되며, 검출된 결함의 위치와 범주(category)를 나타내는 인덱스를 각각 출력한다. 본 연구에서 사용하는 노면의 결함에 대한 범주와 범주에 부여한 인덱스 값은 표 1에 나타나 있다. 표에서 보듯이 본 연구에서는 현실 상황을 정확히 반영하여 실제 환경에서 활용할 수 있도록 국토교통부의 도로포장관리시스템 보고서[9]를 바탕으로 도로에서 발생할 수 있는 결함의 종류를 18가지로 나누어 분류한다. 이들 18가지는 실제 도로에서 관찰되는 대부분의 실제 결함을 표현할 수 있으므로 실제계에 적용하려는 분류시스템 구현에 적합하게 사용이 될 수 있다.

표 1. 정의된 노면 결함의 범주  
Table 1. Defined road surface defect categories

인덱스	파손 부류
0, 1	아스팔트/콘크리트 도로 파임
2, 3	종 방향/횡 방향 균열
4	거북등균열
5, 6, 7	줄눈부/절삭보수부/긴급보수부 파손
8, 9, 10	응역완화줄눈 화살표/오각형/사각형
11, 12	응역완화줄눈 삼각/기타
13	신축이음부
14	차선
15	규제봉
16	맨홀
17	배수로

제안한 시스템의 성능분석을 위하여 실제 특정 지역의 일반도로 및 국도에서 촬영된 영상으로 총 7,000개로 구성된 노면 영상 데이터 집합을 구축하고 사용한다. 구축 방법은 후방라인 스캔 카메라를 장착한 차량을 이용하여 실제 도로

를 수행하면서 직접 촬영하여 획득한다. 얻어진 영상은 가공 CAVT (Computer Vision Annotation Tool)를 사용하여 사람이 검사한 결과를 이용하여 라벨링을 수행한다. 그림 3에서 학습 및 테스트를 위하여 구축된 노면 영상 데이터베이스에 있는 영상의 예를 보여준다.



그림 3. 학습 및 테스트 데이터의 예  
Fig. 3. Examples of training and test data

#### 4. 실험 및 실험 결과

실제 모델에 대한 구현과 실험을 위하여 구성된 실험 환경은 표 2와 같다.

표 2. 실험을 위한 실험 환경  
Table 2. The environment of experiments

CPU	AMD Ryzen 9 7950X3D 16C/32T 5.7GHz
Memory	DDR5 128G
GPU	GeForce RTX 4090 24564MiB
OS (언어)	Ubuntu 24.04.1 (6.8.0-45-generic) (Python 3.12)
학습 조건	epochs=177, batch=18, train_size = 0.7, session_id = 42, normalize = True, silent = True

시스템 연구를 위하여 구축된 노면 영상 집합에 있는 라벨링 및 메타정보 처리된 영상 중에서 2,000장을 이용하여 합성곱신경망을 학습한다. 성능평가에는 학습에 사용된 영상을 제외한 나머지에서 1,000개를 선택하여 인식 실험을 수행하였다. 제안한 시스템과의 비교를 위하여 객체 검출에 많이 사용되고 있는 Detectron2[10] 와

Deeplab v3+[11] 를 구현하고 같은 학습데이터를 이용하여 학습을 완료한 후 같은 테스트 데이터로 성능을 확인하였다.

표 3에 학습이 완료된 시스템에 테스트 영상을 적용하여 얻어진 인식 결과를 나타내었다. 인식에 사용한 1,000개의 테스트 영상에는 모두 2,750개의 검출해야 할 결함이 존재하고 있다. 제안 및 비교 시스템은 입력되는 테스트 영상에서 존재하는 결함을 검출하는 것과 검출된 결함의 범주를 인식한 결과를 보인다. 먼저 검출 성능을 나타내는 검출률은 검출 대상이 되는 2,750개 중 (테스트 영상당 평균 2개 존재) 실제 시스템이 검출한 개수를 비율로 나타낸 것이다. 표 3에서 보듯이 제안시스템은 비교 시스템에 비하여 검출률이 낮게 나타나고 있다. 이는 제안시스템의 구조가 비교 시스템에 비하여 상대적으로 간단하기 때문으로 판단된다. 그러나 검출된 영역을 특정 범주로 인식한 결과는 오히려 제안시스템이 상대적으로 높은 것을 볼 수 있다. 실제 검출된 영역을 올바른 범주로 분류한 정확도에서는 제안시스템이 비교 시스템보다 우수한 결과를 보였다.

표 3. 실험 결과  
Table 3. The experimental result

시스템	결함 수	검출률(검출수)	정확도
제안시스템	2,750	85%(2,310)	91%
Detectron2		89%(2,446)	90%
Deeplab		91%(2,501)	88%

효율성 측면에서 제안시스템은 비교 시스템보다 적은 수의 학습파라미터를 가지는 상대적으로 단순한 구조이기 때문에 비교 시스템에 비하여 학습 과정이 빠르고 효율적이라는 장점이 있다. 따라서 학습 효율성과 검출률 및 분류정확도를 모두 고려하면 제안시스템이 노면 영상을 빠르게 학습할 수 있으며, 우수한 검출 및 인식 능력을 갖추고 있음을 실험 결과로 알 수 있다.

그림 4에서는 실제 시스템에서 검출된 결과를 보여주고 있다. 각각의 경우는 서로 다른 결함을 검출한 결과를 나타내고 있다. (a)의 경우에는 거북등균열이 두 군데 존재하는 입력 영상에 대해서 결함의 위치를 정확히 검출하고 올바른 범주로 인식한 결과를 보여준다. (b)의 경우는 다른 범주에 속하는 2개의 결함(보수된 부분, 파임)을 가진 영상을 처리한 결과를 보여주는데, 유사하지만 다르게 분류된 결함을 정확히 분류하는 결과를 보여주고 있다. (c)에서는 같은 결함이지만 방향이 다른 종방향/횡방향 결함을 각각 올바르게 검출하는 결과를 보여준다.

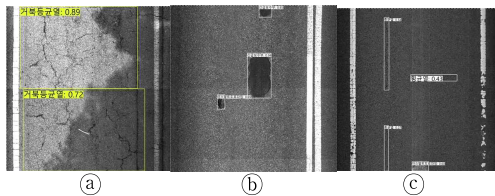


그림 4. 수행 결과 예  
Fig. 4. Examples of execution results

## 5. 결론

본 논문에서는 딥러닝 기반의 노면에서 발생할 수 있는 다양한 결함을 자동으로 검사할 수 있는 시스템을 제안하였다. 제안한 시스템은 노면에서 발생하는 결함을 실시간으로 감지하여 18개의 정해진 범주로 분류한다. 실제 국내 지역의 일반 및 국도에서 실제 얻어진 영상을 이용한 실험을 통해 제안된 시스템의 타당성을 보였다. 제안된 시스템은 구조적으로 단순하지만, 현실 세계에서 발생할 수 있는 결함 대부분을 포함하고 있으며 검출 성능 또한 뛰어나다. 실제 도로 영상 데이터를 이용한 실시간 영상 실험으로 제안된 시스템의 유효성을 검증하였다.

국내의 경우 도로관리공단 및 지방자치단체

에서는 노면 상태를 체계적으로 관찰하고 관리하기 위해 다양한 시스템과 기술을 도입하고 있으나, 주로 시각적 검사와 노동력을 활용하여 데이터를 수집하고 분석하고 있다. 이러한 기존 방식에 비해 인공지능 기술 기반의 제안된 방법은 비용 및 효과 측면에서 우수한 결과를 나타낼 수 있을 것이다. 특히 제주도, 강원도 등 노후화한 도로가 많고 기상환경의 영향을 많이 받는 지역에 적용하면 큰 효과를 얻을 수 있을 것이다.

## 참고 문헌

- [1] B. Mo, Z. Cao, H. Zhang, Y. Shen & J. Zhao, Competition between shared autonomous vehicles and public transit: A case study in Singapore. *Transportation Research Part C*, 127, 103058, 2021, DOI:10.1016/j.trc.2021.103058
- [2] Korea Transport Institute, 2020 Transportation Policy Evaluation Indicator Survey Project, :Brief KOTI, 2021, [https://www.koti.re.kr/user/bbs/briefView.do?bbs\\_no=2409#section2](https://www.koti.re.kr/user/bbs/briefView.do?bbs_no=2409#section2)
- [3] C. Lee, Crack Detection Technology of Lining Surface for Road Tunnel Maintenance Based on High Resolution Imaging Equipment and Artificial Intelligence. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 69(9), 103-108, 2021, <https://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE10595362>
- [4] J. Kim & S. Seo, Detection of Road Surface Defects Using Multiple Sensing Technologies. *Journal of Korean Society for Nondestructive Testing*, 43(1), 69-75, 2023, DOI: 10.7779/JKSNT.2023.43.1.69
- [5] E. Šabanovič, V. Žuraulis, O. Prentkovskis & V. Skrickij, Identification of Road-Surface Type Using Deep Neural Networks for Friction Coefficient

- Estimation. Sensors, 20(3), 612-629, 2020, DOI: 10.3390/s20030612
- [6] H. Yang, H. Jang & D. Jeong, Detection algorithm for road surface condition using wavelet packet transform and SVM. Proceeding of the 19th Korea-Japan joint workshop on Frontiers of Computer Vision, (pp. 323-326), 2013, DOI: 10.1109/FCV.2013.6485514
- [7] D. Lee, J. Kim, M. Kim & H. Lee, Intelligent Tire Sensor-Based Real-Time Road Surface Classification Using an Artificial Neural Network. Sensors, 21(9), 3233-3250, 2021, DOI: 10.3390/s21093233
- [8] W. Junyi, Q. Meng, P. Shang & M. Saada, Road surface real-time detection based on Raspberry Pi and recurrent neural networks. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 43(11), 2540-2550, 2021, DOI: 10.1177/01423312211003372
- [9] Ministry of Land, Infrastructure and Transport (MOLIT), : Final report of the national highway pavement management system, 2021, [https://academic.naver.com/article.naver?doc\\_id=949582564](https://academic.naver.com/article.naver?doc_id=949582564)
- [10] L. Cao, Y. Li, X. Zhang & Z. Ouyang, Comparison of two deep learning model YOLOF and Detectron2 for mesoscale eddies identification in the South China Sea. International Journal of Remote Sensing, 45(19), 6919-6933, 2024, DOI: 10.1080/01431161.2023.2176726
- [11] M. Chung & Y. Ma, Modification of Deeplab V3+ for Detecting Cracks on Steel Rail Surfaces. Proceeding of International Conference on Consumer Electronics Taiwan, (pp. 325 - 326), 2024, DOI: 10.1109/ICCE-Taiwan62264.2024.10674450

저 자 소 개



이봉규 (Bong-Kyu Lee)

1995.2 서울대학교 컴퓨터공학과 박사  
1996.3-현재 : 제주대학교 교수  
<주관심분야> 인공지능, 패턴인식