

공용성 모델 기반 도로의 기대수명 산정과 생애주기비용 분석

도명식^{1*} · 이태영² · 이민혁³ · 최승현⁴

¹한밭대학교 도시공학과 교수, ²충북연구원 충북재난안전연구센터 전문연구원, ³한밭대학교 도시공학과 석사과정, ⁴한국운수산업연구원 책임연구원

Life Expectancy and LCCA using Deterioration Model of Road Sections

DO, Myungsik^{1*} · LEE, Taeyoung² · LEE, Minhyeok³ · CHOI, Seunghyun⁴

¹Professor, Department of Urban Engineering, Hanbat National University, Daejeon 34158, Korea

²Special Researcher, Chungbuk Disaster Safety Research Institute, Chungbuk Research Institute, Cheongju 28517, Korea

³Master Course, Department of Urban Engineering, Hanbat National University, Daejeon 34158, Korea

⁴Chief Researcher, Korea Research Institute of Transportation Industries, Seoul 06703, Korea

*Corresponding author: msdo@hanbat.ac.kr

Abstract

This study acquired road pavement monitoring data by Mobile Mapping System (MMS) capable of constructing 3D spatial data. In addition, cracks were detected using artificial intelligence on the photo data obtained from MMS. In order to develop a model of fracture rate detected, a commonality model based on the annual average crack amount and a commonality model using the Bayesian Markov Mixture Hazard model were developed. As a result of estimating the life expectancy for the crack grade, it was derived as 7.810 years, and when the annual average crack amount was derived, it could be converted into about 3.8% of the damage amount per year. In addition, Life Cycle Cost Analysis (LCCA), such as maintenance method selection and maintenance cost, was conducted. As a result of the analysis, it was found that the application of the micro-paving method, a public corporation for preventive maintenance, was the most advantageous. In the future, if the road maintenance monitoring and economic analysis of this study are used, it is expected to be used as a scientific basis when establishing related surveys.

Keywords: bayesian markov mixture hazard model, deterioration model, LCCA, life expectancy, MMS

초록

본 연구는 도로관리를 위해 3D 공간 데이터 구축이 가능한 Mobile Mapping System(MMS)를 활용하여 도로 포장 모니터링 데이터를 취득하였다. 또한, MMS로부터 획득된 사진 데이터를 인공지능을 활용해 도로노면에 있는 균열을 검지하였다. 검지된 균열를 파손모델을 개발하고자 연평균 파손량 기반의 공용성 모델과 계층적 베이지안 마르코프 혼합 해저드(Bayesian Markov Mixture Hazard) 모델을 활용한 공용성 모델을 개발하였다. 균열상태등급에 대한 기대수명 추정결과 7.810년으로 도출되었고, 연평균 파손량을 도출할 경우 연간 약 3.8%의 파손량으로

J. Korean Soc. Transp.
Vol.42, No.2, pp.168-179, April 2024
<https://doi.org/10.7470/jkst.2024.42.2.168>

pISSN : 1229-1366
eISSN : 2234-4217

ARTICLE HISTORY

Received: 13 December 2023

Revised: 18 January 2024

Accepted: 8 March 2024

Copyright ©
Korean Society of Transportation

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

변환이 가능하였다. 또한, 유지보수 공법 선정 및 유지관리 비용 등 생애주기비용분석을 진행하였다. 분석 결과 예방적 유지보수 공법인 마이크로서페이싱 공법의 적용이 가장 유리한 것으로 도출되었다. 향후 본 연구의 도로 유지보수 모니터링 및 경제성 분석을 활용한다면 관련 계획 수립 시 과학적 근거로 활용될 것으로 기대된다.

주요어: 베이지안 마르코프 혼합 해저드 모델, 공용성 모델, 생애주기비용 분석, 기대수명, 모바일매핑시스템

서론

1970년대부터 집중적으로 건설된 기반시설은 2020년대에 접어들면서 사용연수가 40년에 도달하여 노후화가 진행되고 있으며, 생애주기 비용 절감 및 선제적 유지관리 등 성능개선에 대한 필요성이 증대되고 있다. 정부는 이에 발맞춰 지속가능한 기반시설 관리 기본법(이하, 기반시설관리법)을 제정하였다. 2020년 제정된 기반시설관리법은 15종 기반시설의 체계적인 유지관리와 성능개선을 통하여 기반시설을 일정 수준 이상으로 관리하여, 국민이 보다 안전하고 편리하게 기반시설을 활용할 수 있도록 하고, 나아가 국가경제 발전에 기여함을 목적으로 하고 있다. 이를 위해 기반시설의 안전성, 사용성, 내구성 등을 종합적으로 평가하고, 성능개선에 필요한 예산을 확보하는 등 기반시설의 관리주체인 국가와 지자체가 안전하고 편리한 시설의 이용을 도모하여야 한다고 하였다.

한편, 2022년에 발표된 제3차 공간정보산업 진흥 기본계획(이하, 공간정보기본계획)에서는 공간정보산업을 디지털 경제의 핵심 기반 산업으로 육성하고자 하였으며, 이를 통해 안전한 시설관리를 위해 디지털 트윈 등의 기술을 이용하여 고정밀 공간정보 생산에 중점 투자하였다. 특히, 디지털 전환을 실현하기 위해 도시·산업, 안전 등 다양한 분야에 디지털 트윈을 적용하고자 하고 있다.

효율적인 도로 관리를 위해서는 공용성 모델 기반의 파손상태 예측을 기반으로 하는 유지관리 체계가 필요하다. 나아가 공간정보, 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 등 4차 산업혁명 기술을 적극적으로 활용하여 파편적인 도로 정보들을 연계하고 이를 공간정보 기반으로 가시화함으로써 직관적인 상황 인식이 가능한 기술 개발이 필요하다.

따라서 본 연구에서는 도로유지관리시스템 및 3D 공간정보기반의 도로 유지관리를 위하여 모바일매핑시스템(Mobile Mapping System, 이하 MMS)과 인공지능형 균열검지시스템, 경제성 분석을 기반으로 하는 도로관리시스템을 구축하고자 하였다. 나아가 도로 포장구간의 균열상태등급 데이터를 기반으로 도로포장 균열에 대한 공용성 모델을 개발하고, 이를 기반으로 도로포장시설의 생애주기비용분석(Life Cycle Cost Analysis, 이하 LCCA)을 통해 최적유지관리 공법 결정 방안을 제시하는 것을 목적으로 한다.

선행연구

최근 국내·외에서는 MMS, 드론 등의 모니터링 장비를 활용하여 도로 노면을 촬영하고, 인공지능을 활용하여 도로노면의 균열을 탐지하는 연구가 다수 이루어지고 있으며, 과거 알고리즘 기반의 접근법을 활용한 연구들 대비 높은 정확도와 효율성을 보이고 있다. 또한, 도로 시설물의 기대수명을 추정하기 위한 도로시설물의 모니터링 방법과 결정론적, 확률론적 방법론 등을 활용한 인프라의 기대수명 추정에 대한 다양한 연구가 진행되고 있다.

먼저, 딥러닝 기반의 도로균열 검출과 관련된 선행 연구들을 살펴보면, Mandal et al.(2018)은 스마트폰으로 촬영된 도로 이미지에서의 도로 균열 검출을 위해 객체인식 알고리즘 중 YOLOv2, YOLOv3를 활용해 두 버전 간 균열 검출에 대한 정확성을 비교하는 연구를 수행하였다. 또한, Guo et al.(2021)은 딥러닝을 기반으로 한 객체 탐지 모델 중 가장 많이 활용되고 있는 Two-stage 모델인 R-CNN과 One-stage 모델인 YOLO 모델 중 비교적 경량 감지 모델인 YOLOv5가 다른 모델보다 감지속도와 정확도 측면에서 우수한 것으로 나타났다. 하지만, YOLOv5는 도로 노면의 미세한 균열 인식에 대해서는 한계가 있는 것으로 분석한 바 있다. 또한 Ha et al.(2021)은 도로포장 관리시스템의 균열탐지 프로세스를 자동화하기 위해 U-Net과 Mobilenet-SSD를 결합하여 효과적이고 실용성을 갖춘 도로 균열 탐지시스템을 제안하였다.

한편, 도로 기반시설의 공용성 모델 개발을 통해 기대수명을 추정하는 연구로 Tee et al.(2018)은 영국 도로포장관리시스템의 도로 노면상태에 대한 기대수명을 추정하기 위해, LTP(Linear Transition Probability)기반의 매트릭스 방법과 MLE(Median Life Expectancy)기반의 알고리즘을 이용한 Markov Chain 기반의 공용성 모델을 제안하였다. Han et al.(2013)은 HDM(Highway Development & Management)-4 S/W에서 제공하는 공용성 추정 모델을 개선하여 국내 일반국도의 도로포장에 대한 공용성을 추정하였다. 분석 과정에 있어 HDM-4에서 제공하는 공용성 추정 모델은 다양한 입력변수 등으로 인한 한계점 등을 제시하고 이에 대한 개선된 방법 등을 제안하였다.

Setyawan et al.(2015)은 포장상태지수(Pavement Condition Index, PCI)를 기반으로 도로포장구간의 잔존수명을 예측하는 연구를 수행한 바 있다. 또한, Do(2011)는 신뢰성(reliability)공학 기반의 방법론을 활용하여 세 그룹의 도로(도시부, 교외부, 광역도로)포장구간에 대한 평균수명을 산정한 바 있다. 또한 Han and Do(2016)는 도로의 이용자 비용과 사회적 편익을 고려하여 LOS(Level of Service)기반의 생애주기비용 분석을 통해 효율적인 인프라 자산관리(asset management) 방안을 제시한 바 있다.

기존 연구를 살펴본 결과, 도로포장 노면의 균열을 자동으로 인식하기 위해 다양한 장비와 인공지능 알고리즘을 활용한 것으로 나타났다. 또한, 도로의 기대수명 추정에 관한 연구의 경우, 기대수명을 추정하기 위해 사용되는 데이터의 종류와 방법론이 각 연구마다 다른 것으로 나타났다.

고가의 장비를 갖추기 어려운 지자체에서는 도로 균열조사와 기대수명 추정에 관한 예산 부족, 전문성 부족 등 제약이 많은 것이 현실이다. 따라서 본 연구에서는 고속도로 및 국도 등이 아닌 상대적으로 열악한 인적, 물적, 예산적 한계를 가지고 있는 지자체를 대상으로 하는 연구를 수행하였다. 먼저, 도시부 도로구간에서의 데이터 취득이 용이한 MMS를 기반으로 하는 도로포장 조사 모니터링 방법론을 제시하고, 인공지능 알고리즘 중 CNN과 YOLO를 이용하여 도로포장의 균열상태등급을 조사하였다. 이때 디지털트윈 및 3D 모델 제작 시 활용 가능한 공간정보 데이터화(.pcd/.las 등)를 수행하였으며, 모니터링구간 관리를 위해 행정안전부에서 제공하는 기초 단위구간을 기준으로 모니터링 구간에 대한 데이터베이스를 구축하였다. 모니터링 구간의 균열상태등급 자료를 활용하여, 확률론적 기반의 공용성 모델을 기반으로 도로포장 균열에 대한 기대수명을 추정하였다. 마지막으로 일부 모니터링 구간을 대상으로 하는 생애주기비용분석을 통해 도로포장 유지보수공법에 대한 경제성 분석을 수행하였다.

인공지능 기반 MMS를 활용한 도로 포장상태 평가

포장관리시스템(Pavement Management System, 이하 PMS)은 도로포장의 효율적인 유지 관리를 위해 1970년 미국에서 최초로 도입되었으며 이후 세계 각국에서 도입·개발되어 널리 활용되고 있는 시스템이다. 포장관리시스템은 도로포장의 생애주기 동안 도로 이용자에게 양질의 서비스를 제공하기 위해 모니터링, 포장상태평가, 파손상태 예측, 생애주기비용분석을 통한 유지보수 우선순위 예측 등에 다양한 방법론 및 모델이 개발되어 적용되어 있다. 이 중 본 절에서는 본 연구에서 활용할 도로구간 모니터링 방법 및 상태평가에 관한 내용을 다루었다.

1. 인공지능 기반 균열상태등급 판정시스템

도로노면에 있는 균열을 인식하기 위해서 Choi et al.(2018)가 개발한 인공지능기반의 균열상태등급 판정시스템(이하 인공지능 시스템)을 활용하였다. 개발된 인공지능 시스템은 균열 학습용 신경망으로 CNN(Convolution Neural Network) 망과 YOLO(You Only Look Once) 망을 기반으로 균열 인식을 진행한다. CNN기반의 딥러닝 설계는 사진 데이터에서의 각 영역에 대해 다수의 필터를 적용하여 특징 지도(Feature Map)를 만들어 내며, 이를 위해 컨볼루션 층(Convolution Layer)과 특징 지도를 공간적으로 통합하며 특징을 추출하는 통합층(Pooling Layer)을 반복적으로 수행하는 구조로 구성되어 있다.

YOLO기반의 딥러닝 설계는 높은 정확도와 빠른 인식을 위해 활용되었다. 24개의 컨볼루션 층과 2개의 레이어

를 활용하며, 기능 맵의 깊이를 줄이기 위해 회선 레이어 층에서는 축소 레이어를 사용하고, 마지막 과정에서(7, 7, 1024)를 출력하였다. 이후, 선형 회귀의 형태인 레이어를 사용하여 7×7×30 매개변수를 출력한 다음(7, 7, 30)의 2개의 경계 상자 예측으로 재구성하도록 알고리즘이 구성되어 있다.

Choi et al.(2018)는 도로 균열의 두께, 길이 등 정량적인 지표를 활용하여 실측 분석이 아닌 격자망기반의 분석기법에 따라 균열 상태등급을 판정하도록 시스템을 개발하였다. 상태등급 산출과정은 크게 세 가지 과정으로 구분할 수 있다. 먼저 기존 일반국도에서는 도로결함의 정량화를 위해 NHPCI(National Highway Pavement Condition Index)를 기준으로 5개의 상태등급을 통하여 관리하고 있다. 따라서 본 연구에서는 일반국도 분류기준과의 정합성을 확보하기 위해 격자망 기반으로 5개의 도로 등급을 기준으로 하였다. 두 번째, 30cm×30cm 크기의 그리드를 통하여 격자망분석을 활용하였다. 일반적으로 상태등급 분류를 위해 활용되고 있는 수동계측에서는 도로의 면적이 분모가 되고, 균열을 포함하고 있는 격자망의 총 면적이 분자가 되어 균열률을 측정하고 있다. 하지만, 본 연구에서 활용하고 있는 인공지능기반 자동계측에서는 종-횡균열과 같이 길이가 긴 균열에서는 중복 검출되는 경우가 있으므로 픽셀단위로 도로면적을 분모로 하고 검출된 격자망의 개수를 분자로 하여 도로 등급을 분류하였다. 검출된 격자망 개수를 5개의 도로 등급으로 분류하기 위하여 K-Means Clustering을 통하여 상태 등급을 분류하게 된다(Choi et al., 2018). 마지막으로 계측 방식 간의 정합성 확보를 위해 Table 1과 같이 수동으로 계측된 방식과 본 연구에서 활용한 자동 계측 방식을 병합 표시하였다. 분류 지표는 상이하나 등급 분류는 거의 일치하고 있음을 알 수 있다(Choi et al., 2018). 최종적으로 정의된 인공지능 시스템은 수동으로 계측된 균열률을 기준으로 인공지능을 통해 계측된 분류기준과의 정합성을 확보하여 Table 1과 같이 균열상태등급을 5개 등급으로 구분하게 된다. 각 등급별 도로포장 이미지에 대한 검출예시는 Figure 1과 같다.

Table 1. Rating criteria by classified method

Ratings	Crack	No. of detected box	Description	Examples of analysis result
1	2% under	No. of box<10	Very Good: Difficult to identify with naked eye after construction	
2	2%~10%	10≤No. of box<100	Good: The most usual condition of road pavement	
3	10%~20%	100≤No. of box<250	Moderate: Drivers can sometimes feel of see deterioration	
4	20%~30%	250≤No. of box<400	Poor: Drivers can easily feel or see deterioration	
5	30% over	400≤No. of box	Very Poor: Required maintenance	

source: Choi et al.(2018)

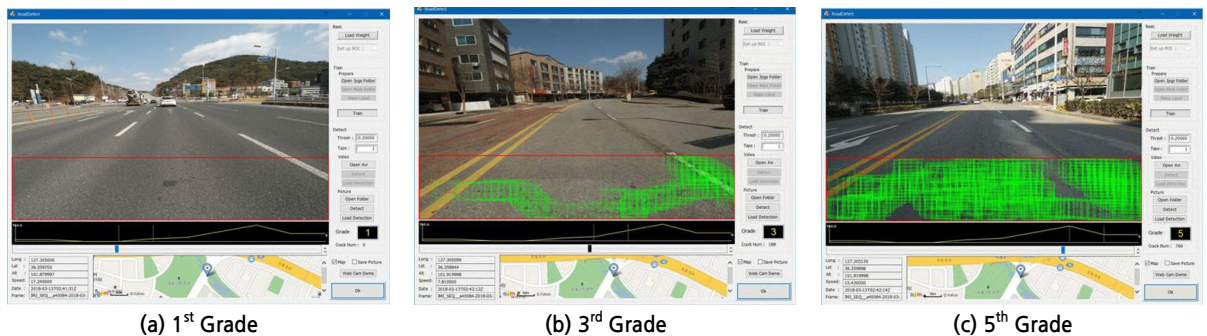


Figure 1. Examples of level of service

source: Choi et al.(2018)

2. MMS를 활용한 도로 포장상태 모니터링

본 연구에서 도로 포장상태 모니터링을 위해 활용한 MMS는 Imajing사의 'Imajbox'로 조사 차량 보닛에 탑재가 가능하며 약 100km/h의 주행속도에서도 이미지 촬영이 가능한 장점이 있다. 촬영 시 차량 주행 속도 및 GPS 정보 등이 함께 취득되고, 차량 주행 속도에 따라 촬영 프레임이 변화하기 때문에 도시부 도로 촬영에 적합하다고 판단하였다. 또한, 현장에서 수집된 데이터의 정확도 확보를 위해 촬영 사진 데이터 확인, GPS 정보 확인, 정사사진 중첩 등을 진행하였다.

모니터링 조사는 대전시의 교통량 및 도로별 제한속도를 준수하여 평균 40~60km/h의 속도로 진행하였고, 조사 시 문제가 발생한 구간에 대해서는 재조사를 진행하였다. 조사는 도로 포장 공용성 모델 개발을 위한 시계열 데이터 확보를 위해 1년의 주기로 2022년 12월과 2023년 4월에 동일 구간을 대상으로 진행하였다. 대상구간은 갈마역로, 계룡로 등 총 31개 도로구간으로 1회 촬영 시 약 30,000장의 촬영 데이터를 취득하였다. 조사구간의 균열 상태등급 분석 결과, 2022년 대비 2023년 균열 상태등급은 평균 2.1등급에서 2.5등급으로 약 0.4등급 악화된 것으로 나타났다. 일반적으로 여름 장마 이후에 유지보수가 이루어지고, 겨울에 제설제 사용이 이루어져 상태가 악화된 것으로 판단된다.

공용성 모델 개발을 위한 학습데이터 선별을 위해 데이터의 컬럼화를 수행하였다. 데이터 원본 파일을 기반으로 행정안전부에서 제공하는 도로명주소(<https://www.juso.go.kr/openIndexPage.do>) DB의 레이아웃을 준용하여 기초구간의 시군구 코드, 일련번호를 기재하여 결과를 도출하였다. 인공지능 시스템으로부터 조사된 구간별 균열 상태등급과 사전에 조사된 노선 및 교통량에 관한 일반자료를 기초로 DB를 구축하였고, 균열 상태등급, 유지보수대상 구간, 포장상태 이미지 등을 쉽게 검색할 수 있도록 QGIS S/W를 활용하였다. 조사구간의 위치 및 상세한 DB구축과정은 Figure 2에서 살펴볼 수 있다.

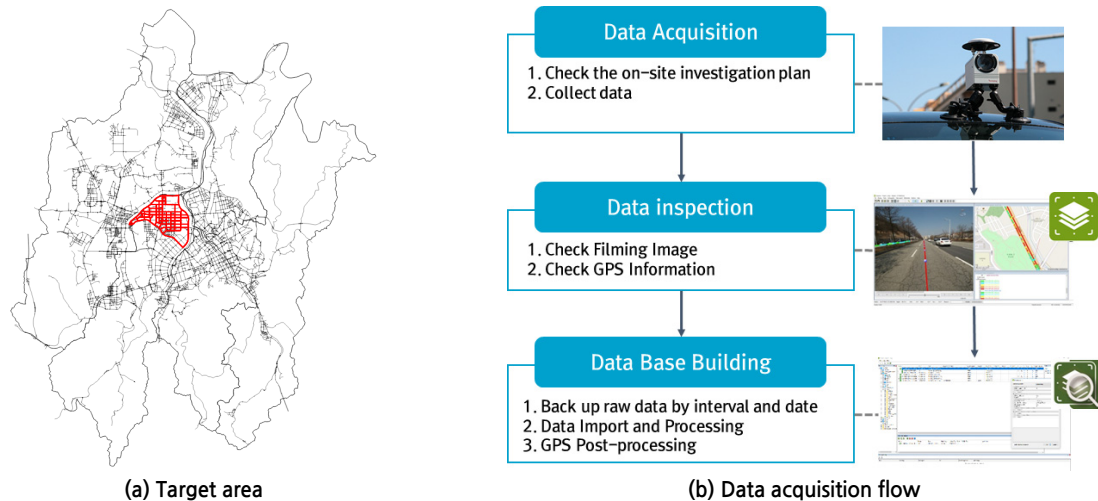


Figure 2. Target area and monitoring process

도로 포장 공용성 모델과 기대수명 산정

1. BMMH 모델 기반 공용수명 예측모델

본 절에서는 대상 도로구간의 공용수명 예측을 위해 활용한 Bayesian Markov Mixture Hazard Model(이하, BMMH 모델)의 방법론에 대해 설명하기로 한다. BMMH 모델은 일반국도 도로포장 모니터링 데이터를 활용한 기존의 연구성과(Choi et al., 2019; Do et al., 2014; Park et al., 2022)가 있어, 본 연구의 연구성과와 직접적인 비교

가 가능한 측면에서 큰 장점이 있다. 또한, BMMH 모델은 최우추정법이 아닌 MCMC 기법을 적용하였으며, 이는 데이터의 과분산, 부족, 파라미터의 불안정과 불완전한 수렴 등의 문제를 해결할 수 있으며, 이질성 요인 (Heterogeneity)을 활용하여 도로 유형 간의 파손모델 차이를 분석함에 있어 장점이 있다(Choi et al., 2019).

BMMH 모델을 활용하여 공용수명 예측모델을 도출하기 위해서는 마르코프 과정과 계층적 베이저안 추정을 이해할 필요가 있다. 마르코프 과정은 두 개년도의 간격 τ_A 와 τ_B 사이의 전이 확률(Transition Probabilities)인 π_{ij} 을 산정하는 과정이다. 간격은 $z(z = \tau_B - \tau_A)$ 로 표현할 수 있으며, 모델의 기본적인 정의에 의하여 마르코프 전이 확률 (Markov Transition Probability, MTP) 행렬 Π 와 요소 π_{ij} 는 Equation 1, 2로 표현할 수 있다(Kobayashi et al., 2012).

$$\text{Prob}[h(\tau_B) = j | h(\tau_A) = i] = \pi_{ij} \quad (1)$$

$$\Pi = \begin{pmatrix} \pi_{11} & \cdots & \pi_{1J} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \pi_{JJ} \end{pmatrix} \quad (2)$$

식을 만족시키기 위한 전제조건은 $\pi_{ij} \geq 0$ 와 $\sum_{j=1}^J \pi_{ij} = 1$ 이 확률의 공리를 만족해야 하며, 파손과정을 설명할 때 유 지보수는 필요하지 않기 때문에, $\pi_{ij} \geq 0 (i > j)$ 와 $\pi_{JJ} = 1$ 이 추가 전제조건이 된다.

위험률 산정 과정에서 포장상태는 각 도로포장 유형 $k(k = 1, \dots, K)$ 마다 달라질 수 있고, 서로 다른 특성을 가진 구간 $s_k(s = 1, \dots, S_k)$ 과는 다른 파손 유형이 발생할 수 있어, 불균일하게 수집된 모집단을 설명하기 위해 BMMH 모델은 상태등급 $i(i = 1, \dots, J-1)$ 에서 서로 다른 위험률 산정을 위해 이질성 요인 ε^k 을 고려하게 된다. 따라서 서로 다른 도로 유형 그룹 k 에 해당하는 ε^k 의 상태등급의 경우 위험률은 Equation 3과 같이 설명할 수 있다.

$$\lambda_i^{S_k} = \tilde{\lambda}_i^{S_k} \varepsilon^k \quad (i = 1, \dots, J-1; s = 1, \dots, S; k = 1, \dots, K) \quad (3)$$

Equation 3에서 $\tilde{\lambda}_i^{S_k}$ 은 벤치마크 과정에서의 위험률이며, ε^k 는 그룹 k 의 이질적인 파손과정을 나타낸다. 또한 ε^k 는 벤치마크 과정에서의 파손속도인 $\varepsilon^k = 1$ 을 기준으로 상대적으로 산정되기 때문에 항상 양수($0 < \varepsilon^k < \infty$)이며, ε^k 값이 커질수록 도로의 파손속도 또한 빠르게 발생한다고 설명가능하다. 이질성 요인을 고려한 다단계지수하azard모델은 설명변수를 고려하는 것이 불가능하기 때문에, $\tilde{\lambda}_i^{S_k}$ 는 공변량 함수 \bar{x}^{S_k} 의 미지의 파라미터 $\beta_i = (\beta_{i,1}, \dots, \beta_{i,M})$ 를 활용하여 수정하며 Equation 4로 표현가능하다. 여기서 $m(m = 1, \dots, M)$ 은 설명변수의 개수이다.

$$\tilde{\lambda}_i^{S_k} = f(\bar{x}^{S_k} : \beta_i') = \exp(\bar{x}^{S_k} : \beta_i') \quad (4)$$

MTP 행렬의 요소인 π_{ij} 는 모니터링 데이터로부터 $\xi^{S_k} = (\bar{\delta}^{S_k}, \bar{x}^{S_k}, \bar{z}^{S_k})$ 사용하여 추정가능하며, $\bar{\delta}^{S_k}$ 는 더미변수로 상태등급이 $\bar{h}(\tau_A^k) = i$ 와 $\bar{h}(\tau_A^k) = j$ 인 경우 1로 표현할 수 있으며, 그렇지 않은 경우 0으로 처리한다. Equation 4에서의 $[\cdot]$ 는 치환을 의미하며, 산정된 hazard함수 $\tilde{\lambda}_i^{S_k}(i = 1, \dots, J-1)$ 를 활용하여, 각 상태등급 i 에서의 기대수명 Life Expectancy(이하, LE)는 Equation 5, 6으로 정의할 수 있다.

$$LE_i^{s_k} = \int_0^\infty R_i(y_i^{s_k}) dy_i^{s_k} = \int_0^\infty \exp(-\tilde{\lambda}_i^{s_k} y_i^{s_k}) dy_i^{s_k} = \frac{1}{\tilde{\lambda}_i^{s_k}} \tag{5}$$

$$LE_{i,J}^{s_k} = \sum_{i=1}^{J-1} LE_i^{s_k} \tag{6}$$

계층적 베이지안 추정을 활용하기 위해 베イズ 정리를 활용하여야 한다. 베イズ 정리는 사전·사후 분포의 관계를 다루고 있으며, 베이지안 통계에서 사후분포 파라미터 θ 는 사전분포 파라미터와 모니터링 데이터 ξ 를 통해 결정된다. 즉 $\pi(\theta | \xi)$ 는 우도 $L(\theta | \xi)$ 와 사전 분포 $\pi(\theta)$ 에 비례하며(Han et al., 2016), Equation 7로 표현할 수 있다.

$$\pi(\theta|\xi) \propto L(\theta|\xi)\pi(\theta) \tag{7}$$

Equation 7에서 θ 는 확률 변수이고, $\pi(\theta)$ 에 종속되기 때문에 미지의 파라미터 θ 의 사후확률밀도함수 $\pi(\theta | \xi)$ 는 Equation 8과 같이 베イズ 정리로 정의할 수 있다.

$$\pi(\theta|\xi) = \frac{L(\theta|\xi)\pi(\theta)}{\int L(\theta|\xi)\pi(\theta)d\theta} \tag{8}$$

Equation 8에서 $\int L(\theta | \xi)\pi(\theta)d\theta$ 는 정규화 정수(normalizing constant)이며, 필요한 파라미터는 $\theta = (\beta, \Phi, \varepsilon)$ 로 표현하며, 필수 데이터는 $\bar{\xi}^{s_k} = (\bar{\delta}^{s_k}, \bar{x}^{s_k}, \bar{z}^{s_k})$ 로 표현한다. 따라서, BMMH 모델 분석을 위한 파라미터와 구별되는 초매개변수(Hyper parameter) Φ 에 대한 사전분포의 설정은 Equation 9와 같이 나타낼 수 있다(Kobayashi, et al., 2010).

$$\pi(\theta) = \pi(\beta, \Phi, \varepsilon) = \pi(\beta)\pi(\varepsilon : \Phi)\pi(\Phi) = \prod_{i=1}^{J-1} \prod_{k=1}^K \pi(\beta_i)\pi(\varepsilon^k : \Phi)\pi(\Phi) \tag{9}$$

사후분포의 정식화를 정의하기 위해 $\theta = (\beta_{1,\dots,J-1}, \Phi, \varepsilon^1, \dots, \varepsilon^K)$ 에 적용되는 우도 함수를 정의해야하며, $L(\theta | \xi)$ 는 Equation 10과 같이 표현되며, 관련된 수식에 따라 $\pi(\theta | \bar{\xi}) \propto L(\theta | \bar{\xi})\pi(\theta)$ 이 도출되며, 사후결합확률밀도함수(Joint Probability Density Function, JPDF)는 Equation 11과 같다.

$$L(\theta | \bar{\xi}) = \prod_{i=1}^{J-1} \prod_{j=1}^J \prod_{k=1}^K \prod_{s_k}^{S_k} \{\pi_{ij}(\bar{z}^{s_k}, \bar{x}^{s_k} : \beta, \Phi, \varepsilon^k)\} = \prod_{i=1}^{J-1} \prod_{j=1}^J \prod_{k=1}^K \prod_{s_k}^{S_k} \left\{ \sum_{m=i}^j \Psi_{ij}^m(\tilde{\theta}_i^{s_k}) \exp(-\tilde{\theta}_m^{s_k} \varepsilon^k \bar{z}^{s_k}) \right\} \bar{\delta}_{ij}^{s_k} \tag{10}$$

$$\begin{aligned} \pi(\theta | \bar{\xi}) \propto L(\theta | \bar{\xi}) \prod_{i=1}^{J-1} \prod_{k=1}^K \pi(\beta_i)\pi(\varepsilon^k : \Phi)\pi(\Phi) \propto \prod_{i=1}^{J-1} \prod_{j=1}^J \prod_{k=1}^K \prod_{s_k}^{S_k} \left\{ \sum_{m=1}^{J-1} \Psi_{ij}^m(\tilde{\theta}_i^{s_k}) \exp(-\tilde{\theta}_m^{s_k} \varepsilon^k \bar{z}^{s_k}) \right\} \bar{\delta}_{ij}^{s_k} \\ \cdot \prod_{i=1}^{J-1} \exp \left\{ -\frac{1}{2}(\beta_i - \mu_i) \sum_i^{-1} (\beta_i - \mu_i)' \right\} \cdot \frac{\Phi^\Phi}{\Gamma(\Phi)} (\varepsilon^k)^{\Phi-1} \exp(-\Phi \varepsilon^k) \end{aligned} \tag{11}$$

Equation 11에서 파라미터 $\theta = (\beta, \Phi, \varepsilon)$ 를 산출할 수 있지만, JPDF로부터 직접 샘플링하기에는 어려움이 존재하기 때문에 MCMC 기법 중 Gibbs 샘플링을 기반으로 각 파라미터의 조건부확률밀도함수를 산출하여 JPDF를 산출

하게 된다. 하지만, MCMC 과정은 초기파라미터 값에 해당하는 $\theta^{(0)}$ 가 사후분포에서의 표본이라는 가정을 포함하지 않기 때문에 Geweke 검정기법(Geweke, 1992)를 활용하여 파라미터의 수렴여부를 검정한다. BMMH 모델의 이론적 부분은 참고문헌(Han et al., 2016; Kobayashi et al., 2010; Kobayashi et al., 2012)을 확인하길 바란다.

2. 기대수명 산정

도로포장의 균열에 대한 기대수명을 산출하기 위해 앞서 조사된 균열 상태등급 데이터를 활용하였다. 2022년도 대비 2023년에 유지보수 등으로 인하여 균열 상태등급이 역전된 구간을 제외한 데이터를 활용하였다. 전체 5,426구간 중 유지보수를 수행한 구간 58구간과 공용상태가 역전된 구간 718구간에 대한 데이터를 제외한 4,650구간의 데이터를 활용하여 분석을 수행하였다. 분석 데이터에 대한 기초 통계는 Table 2와 같다.

Table 2. Statistics of monitoring data

Year	2023
Number of sections (a)	5,426
Number of maintained sections (b)	58
Number of sections state has been reversed (c)	718
Number of analysis sections (d) = (a)-(b)-(c)	4,650

도로포장의 기대수명을 추정하기 위한 설명변수는 문헌고찰을 통해 선정하였다. 먼저, 기존 연구결과에 따라 도로포장의 기대수명에 영향을 주는 대표적인 설명변수인 교통량(Annual Average Daily Traffic, AADT), 축하중(Equivalent Single Axle Load, ESAL) 등을 적용하였다. 이외에 도로포장 파손에 미치는 영향을 고려하기 위해 최저기온, 평균강수량 등 환경 변수를 추가적으로 고려하여 분석을 진행하였다. 각 설명변수는 표준화를 수행한 뒤 분석과정에 적용하였다.

파라미터(β_i) 추정을 위한 초기 파라미터 값을 0.1로 설정한 뒤 20,000번의 MCMC 과정을 4회에 걸쳐 수행하였다. 각 설명변수는 특성에 따라 교통량과 축하중, 평균 강수량은 값이 커질수록 포장의 기대수명을 감소시키며, 최저기온은 감소할수록 제설제의 사용이 많아져 기대수명을 감소시키게 된다. 따라서 교통량과 축하중, 평균강수량의 파라미터(β_i)가 음수(-)인 경우, 최저기온의 파라미터가 양수(+)인 경우 파라미터(β_i)의 특성과 반대되며, 부정적인(Negative) 파라미터로 판단하여 변수를 제거하며 분석을 진행하였다. 파라미터의 수렴여부는 Geweke’s Z-score에 따라 판단할 수 있으며 분석결과 파라미터 값이 수렴된 것으로 나타났다. 최종 분석결과는 Table 3과 같으며 Figure 3에서는 MCMC 과정에 의한 파라미터의 분석결과와 이질성 요인(ε^k)의 확률분포를 확인할 수 있다.

Table 3. Estimated model parameters and hazard functions

Ratings	Parameters					Heterogeneity factor	Hazard functions
	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	ε^k	$(\lambda_i^k = (\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4) \varepsilon^k)$
1	0.806 (-0.189) ¹⁾	- ²⁾	-	-	-	1.0	0.409
2	-0.458 (-0.170)	-	-	-	-		1.047
3	-0.536 (-0.084)	0.135 (-0.034)	-	-	-		0.906
4	-0.257 (-0.174)	-	-	-	-		0.301

note : ¹⁾Geweke’s Z-score, tolerance interval [-2,+2], ²⁾Deleted parameter due to inversed relationship

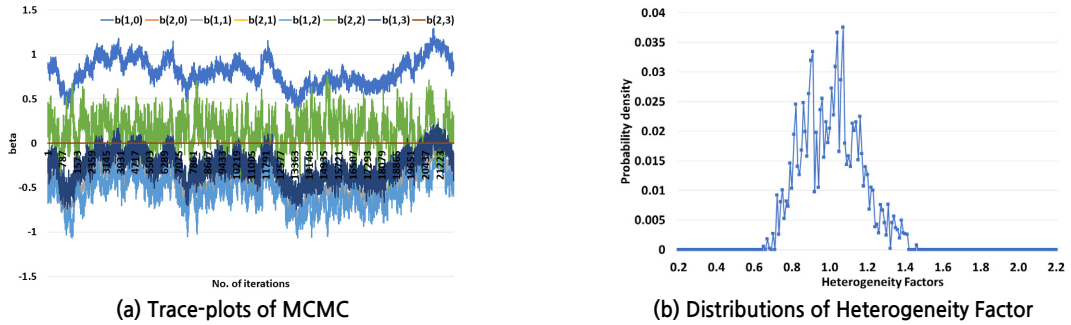


Figure 3. Results of parameters analysis

균열 상태등급에 대한 기대수명 추정결과 7.810년의 기대수명을 갖는 것을 Table 4에서 확인할 수 있다. BMMH 모델을 활용하여 연평균 파손량을 도출할 경우 균열률이 30%에 도달하는 시점을 기준으로 연평균 파손률은 약 3.8%로 나타났다.

Table 4. Life expectancies and deterioration curve

Ratings	Life expectancy ^k = 1 ÷ λ ^k (years)	Statistical interval of life expectancies
1	2.440	
2	0.954	
3	1.103	
4	3.313	
Total	7.810	

유지보수를 고려한 생애주기비용 분석 모델 개발

효율적인 도로포장관리시스템을 운영하기 위해서는 한정된 예산을 활용해 관리의 효율성을 극대화하는 것이 필요하다. 따라서, 효율적인 유지관리를 위해서는 도로포장의 생애주기비용 분석을 기반으로 하는 경제성 분석이 중요하다.

도로포장의 경제성 분석을 통한 유지보수 우선순위 등을 선정하기 위해서는 관리자 비용(Agency Cost)과 이용자 비용(User Cost)의 산정이 필요하다. 관리자 비용은 유지보수를 위해 관리기관에서 사용한 비용이며, 이용자 비용은 도로의 유지보수 기간 동안 차량의 우회·지체로 인하여 도로 이용자들이 부담한 사회적·환경적 비용을 의미한다. 생애주기 동안 도로포장구간에 대한 유지보수 횟수가 증가하게 되면 관리자 비용은 유지보수 횟수에 비례해 증가하게 된다. 하지만, 도로 이용자들은 쾌적한 상태의 도로를 이용할 수 있기 때문에 이용자가 부담해야 하는 사회·환경 비용은 감소하게 된다. 반대로 유지보수 횟수가 적으면 관리자 비용은 감소하게 되지만, 이용자들은 불편한 상태의 도로를 장기간 동안 사용하기 때문에 이용자들은 상대적으로 큰 사회·환경비용을 지불하게 된다. 따라서, 관리자 비용과 이용자 비용을 기반으로 하는 경제성 분석을 통해 최적 유지보수 공법과 유지보수시기를 결정하는 것이 필요하다. 본 연구에서 관리자 비용을 산출하기 위한 도로포장공법별 유지보수 시기는 앞서 개발된 공용수명 예측모델을 통해 결정하였다. 또한 이용자 비용은 국토교통부의 교통시설투자평가지침서에 제시하고 있는 통행시간 비용,

차량 운행 비용, 환경 비용(대기오염, 온실가스, 차량소음)을 Do et al.(2014)의 한국형 포장관리시스템(Korean Pavement Management System, KoPMS)에서 제시하고 있는 이용자비용 산정모형을 활용해 산정하였다. 이외에 경제성분석을 위한 이용자편익의 산정 등에 관한 자세한 내용은 Do et al.(2014)의 연구 결과를 참조하길 바란다.

본 연구에서는 도로포장에 대한 생애주기비용 분석을 위해 30년을 분석대상기간으로 선정하였다. 보수 구간이 짧을 경우 국부적인 보수가 많아지고, 보수 구간 단위가 길 경우 포장상태가 양호한 경우까지 보수하게 되어 보수효율이 저하될 수 있다. 따라서 기초구간으로 구축된 모니터링 DB를 200m의 구간 단위로 설정하여 재구축하였다. 또한, 공법별 유지보수 원단위는 1km(7,000m²)로 적용하고 있으나, 본 연구에서는 1차로를 기준으로 설정하여 1km(3,500m²)로 환산하여 적용하였다. 유지보수공법 적용기준은 Table 5를 활용하였고, 분석대상구간은 도로 포장상태 모니터링 조사구간 중 주요간선도로인 계룡로를 대상으로 진행하였다.

Table 5. Application of pavement maintenance method

Maintenance method	Maintenance standard of national highway pavement management system ¹⁾	Application criteria for this study (Deep learning system)
Micro surfacing	① Crack rate : 2% ~ 10% ② Life expectancy : More than 7 years ③ AADT : Less than 1,000 vol/day/lane	Crack rating criteria : 3 rd (Crack rate 10%)
Overlay	① Rutting : More than 15mm Crack rate more than 28% ② 20% ≤ Crack rate < 28%	Crack rating criteria : 4 th (Crack rate 20%)
Modified-AC	① Crack rate : More than 28% ② Alligator crack rate : Less than 40% AADT : More than 1,000 vol/day/lane	Crack rating criteria : 5 th (Crack rate 30%)

note : ¹⁾MOLIT(2021)

계룡로를 대상으로 유지보수공법별 보수 시기 및 횟수를 분석하기 위해서 도로포장 파손모형을 활용하였으며, 공법별 유지보수 시기 및 횟수와 이용자비용 등에 대한 분석결과는 Figure 4와 같다. 먼저 도로포장 상태등급은 연평균 파손량의 파손속도에 따라 상태등급이 악화되는 것을 확인할 수 있었다. 유지보수 기준에 도달하여 유지보수가 수행되면 다시 1등급으로 상태등급이 복구되며, 다시 공용기간이 지남에 따라 상태등급이 악화되는 것을 확인할 수 있다. 유지보수비용 및 이용자비용을 살펴보면, 유지보수가 이루어질 경우 유지보수 비용이 증가하고, 이용자 비용이 감소하는 것을 확인할 수 있다.

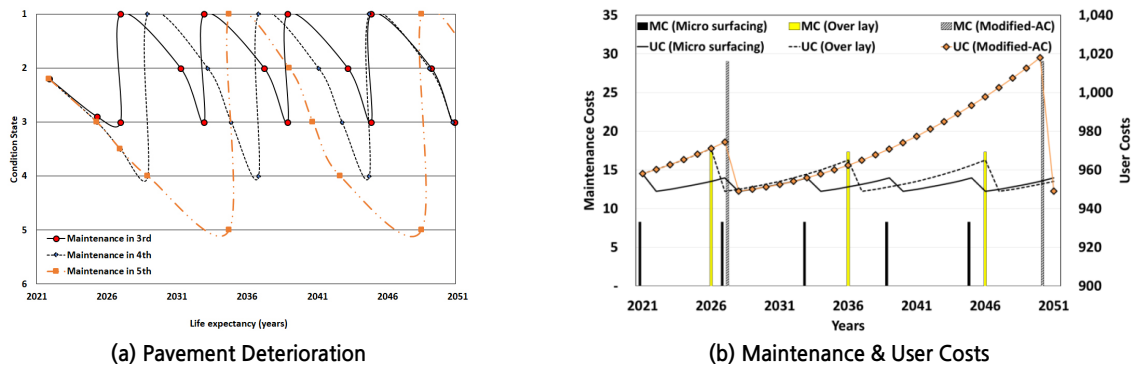


Figure 4. Comparison of crack rate by maintenance method : Gyeryong-ro

대상 구간에 대하여 세 가지 유지보수공법(Micro Surfacing, Overlay, Modified-AC)을 적용할 경우에 대한 보수 횟수, 비용, 이용자 편익, 순현재가치(NPV), 비용편익비(B/C) 산정 결과는 Table 6과 같다.

Table 6. Economic analysis result

Type	Frequency of maintenance	Maintenance cost (One million won)	User benefits (One million won)	NPV	B/C	
Gyeryong-ro	Micro surfacing	5	54.1	758.0	733.9	31.5
	Overlay	3	25.6	673.5	647.9	26.3
	Modified-AC	2	27.2	531.2	504.0	19.5

분석결과를 살펴보면 예방적 유지보수 공법으로 활용되고 있는 마이크로서페이싱 공법을 적용하는 것이 경제성 측면에서 최적의 대안으로 도출되었다. 마이크로서페이싱공법은 일반국도에 예방적 유지보수공법으로 적용되고 있어 유지보수 원단위는 저렴하지만, 생애주기 동안 5번의 유지보수가 수행되기에 가장 많은 유지보수비용이 필요한 것으로 나타났다. 하지만 유지보수 횟수가 증가함으로 인해 이용자가 받는 사회·환경적인 편익이 크게 증가하여 경제성 지표 측면에서 가장 우수한 것으로 나타났다. 반대로 개질아스팔트(Modified-AC)포장공법의 경우 30년의 생애주기 동안 2번의 유지보수가 수행되어 유지보수 비용은 가장 적게 소요되지만, 이로 인하여 이용자들이 받는 불편은 가중되어 이용자 편익은 상대적으로 낮게 산정됨에 따라 경제성 지표가 가장 낮은 것으로 나타났다.

결론 및 향후 연구


본 연구에서는 휴대용 MMS장비와 인공지능 기반의 균열상태등급 조사 시스템을 활용하여 대전시의 일부 도로 구간을 대상으로 모니터링 조사를 수행 관련 DB를 구축하였다. 또한 조사된 균열상태등급 자료를 기반으로 대전광역시 도로포장 특성을 고려한 도로포장 공용성 모델을 개발하였다. 공용성 모델은 확률론적 방법론을 기반으로 하는 BMMH 모델을 이용하여 분석 대상구간의 공용성을 검증하였으며, 도로포장의 균열에 대한 기대수명을 추정 한 결과 7.810년의 기대수명을 갖는 것을 확인하였다. 또한, 공용수명 예측모델을 활용하여 경제성 분석을 수행한 결과 예방적 유지보수 공법으로 활용되고 있는 마이크로서페이싱 공법의 적용이 경제성 측면에서 가장 유리한 것으로 도출되었다.


향후 연구로는 다음과 같다. 먼저 본 연구에서 활용한 인공지능기반 조사 시스템의 경우 도로포장의 대표적인 파손지표인 소성변형, 종단평탄성 등에 대한 데이터 취득이 어려운 측면이 있어, 균열률 지표에 대한 기대수명을 추정 하였다. 따라서 도로 인프라에 적합한 인공지능 시스템 개발을 위해 다양한 지표를 활용하여 최적 알고리즘에 대한 개발이 필요할 것으로 판단된다.


알림


본 논문은 대한교통학회 및 대한국토도시계획학회 공동학술대회(2023.10)에서 우수논문으로 선정된 내용을 수정, 보완하여 작성된 것입니다.

ORCID

DO, Myungsik  <http://orcid.org/0000-0002-8738-0442>

LEE, Taeyoung  <http://orcid.org/0009-0002-7869-966X>

LEE, Minhyeok  <http://orcid.org/0009-0009-6829-3894>

CHOI, Seunghyun  <http://orcid.org/0000-0002-3271-4601>

REFERENCES

- Choi S. H., Do M. S., You S. H., Cho C. S. (2018), Determination of Visual Based Asphalt Pavement Crack Condition Using Deep Learning, *International Journal of Highway Engineering*, 20(5), 75-83.
- Choi S. H., Do M. S., Han D. S., Sim H. J., Chae C. D. (2019), Estimation of Road Pavements Life Expectancy by Bayesian Markov Mixture Hazard Model, *International Journal of Highway Engineering*, 21(6), 57-67.
- Do M. S. (2011), Comparative Analysis on Mean Life Reliability with Functionally Classified Pavement Sections, *Korean Society of Civil Engineers Journal of Civil Engineering*, 15(2), 261-270.
- Do M. S., Kwon S. A., Lee S. H., Kim Y. J. (2014), Development of the Decision-Making System for National Highway Pavement Management, *KSCE Journal of Civil and Environmental Engineering Research*, 34(2), 645-654.
- Geweke J. (1992), Evaluating the Accuracy of Sampling-based Approaches to Calculating Posterior Moments, In Bernardo, J. M., Berger J. O., Dawid, A. P., Smith, A. F. M. eds. *Bayesian Statistics 4*, Oxford, Clarendon Press, 169-193.
- Guo P., Meng W., Bao Y. (2021), Automatic Identification and Quantification of Dense Microcracks in High-Performance Fiber-Reinforced Cementitious Composites through Deep Learning-Based Computer Vision, *Cement and Concrete Research*, 148(1).
- Ha J. W., Park K. W., Kim M. S. (2021), A Development of Road Crack Detection System Using Deep Learning-based Segmentation and Object Detection, *The Journal of Society for e-Business Studies*, 26(1), 93-106.
- Han D. S., Kobayashi K., Do M. S. (2013), Section-based Multifunctional Calibration Method for Pavement Deterioration Forecasting Model, *KSCE J. of Civil Engineering*, 17(2), 386-394.
- Han D. S., Do M. S. (2016), Evaluation of Socio-environmental effects considering road service levels for transportation asset management, *Journal of Testing and Evaluation*, 44(1), 679-691.
- Han D. S., Kaito K., Kobayashi K., Aoki K. (2016), Performance Evaluation of Advanced Pavement Materials by Bayesian Markov Mixture Hazard Model, *Korean Society of Civil Engineers Journal of Civil Engineering*, 20(2), 729-737.
- Kobayashi K., Do M. S., Han D. S. (2010), Estimation of Markovian Transition Probabilities for Pavement Deterioration Forecasting, *Korean Society of Civil Engineers Journal of Civil Engineering*, 14, 343-351.
- Kobayashi K., Kaito K., Nam L. T. (2012), A Bayesian Estimation Method to Improve Deterioration Prediction for Infrastructure System with Markov Chain Model, *International Journal of Architecture, Engineering and Construction*, 1(1), 1-13.
- Mandal V., Uong L., Adu-Gyamfi Y. (2018), Automated road Crack Detection using Deep Convolutional Neural Networks, In 2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), 5212-5215.
- Ministry of Land, Infrastructure and Transport(MOLIT) (2021), Final-Report of the National Highway Pavement Management System 2020.
- Park J. G., Kim C. H., Choi S. H., Do M. S. (2022), Development of Deterioration Model for Cracks in Asphalt Pavement Using Deep Learning-Based Road Asset Monitoring System, *The Journal of the Korea Institute of Intelligent Transportation System*, 21(5), 133-148.
- Setyawan A., Nainggolan J., Budiarto A. (2015), Predicting the Remaining Service Life of Road Using Pavement Condition Index, *Procedia Engineering*, 125, 417-423.
- Tee K. F., Ekpiwhre E., Yi Z. (2018), Degradation Modelling and Life Expectancy using Markov Chain Model for Carriageway, *International Journal of Quality & Reliability Management*, 35(6), 1268-1288.