

# 딥러닝 기반의 도로자산 모니터링 시스템을 활용한 아스팔트 도로포장 균열률 파손모델 개발

## Development of Deterioration Model for Cracks in Asphalt Pavement Using Deep Learning-Based Road Asset Monitoring System

박 정 권\* · 김 창 학\*\* · 최 승 현\*\*\* · 도 명 식\*\*\*\*

\* 주저자 : 한국토지주택공사 경기지역본부 처장  
 \*\* 공저자 : 경상국립대학교 토목공학과 교수  
 \*\*\* 공저자 : 한밭대학교 도시공학과 박사후 연구원  
 \*\*\*\* 교신저자 : 한밭대학교 도시공학과 교수

Jeong-Gwon Park\* · Chang-Hak Kim\*\* · Seung-Hyun Choi\*\*\* · Myung-Sik Do\*\*\*\*

\* Korea Land and Housing Corporation  
 \*\* Dept. of Civil Engineering, Gyeongsang National University  
 \*\*\* Dept. of Urban Engineering, Hanbat National University

† Corresponding author : Myung sik Do, msdo@hanbat.ac.kr

Vol. 21 No.5(2022)  
 October, 2022  
 pp.133~148

pISSN 1738-0774  
 eISSN 2384-1729  
<https://doi.org/10.12815/kits.2022.21.5.133>

Received 5 September 2022  
 Revised 13 September 2022  
 Accepted 4 October 2022

© 2022, The Korea Institute of  
 Intelligent Transport Systems. All  
 rights reserved.

### 요 약

본 연구에서는 세종시의 도로포장 구간을 대상으로 도로포장의 균열률 파손모델을 개발하였다. 파손모델개발에 필요한 모니터링 데이터는 딥러닝 기반의 도로자산 모니터링 시스템을 활용하여 취득하였다. 모니터링 조사는 동일 구간을 대상으로 2021년도와 2022년도에 수행하였다. 도로포장 파손모델은 연평균 파손량을 추정하기 위한 방법론과 계층적 베이지안 마르코프 혼합 헤저드 (Bayesian Markov Mixture Hazard) 모델을 활용한 방법론으로 구분하여 분석을 수행하였다. 분석결과, 기존 전문조사장비에서 취득된 데이터를 기반으로 개발된 균열률 파손모델과 유사한 분석 값을 도출할 수 있었다. 본 연구의 결과는 향후 지자체의 도로관리계획 수립을 위한 기초자료로 활용될 것으로 기대된다.

핵심어 : 자산관리, 균열률, 포장 파손모델, 베이지안 마르코프 혼합 헤저드 모델

### ABSTRACT

In this study, a road pavement crack deterioration model was developed for a pavement road sections of the Sejong-city. Data required for model development were acquired using a deep learning-based road asset monitoring system. Road pavement monitoring was conducted on the same sections in 2021 and 2022. The developed model was analyzed by dividing it into a method for estimating the annual average amount of deterioration and a method based on Bayesian Markov Mixture Hazard model. As a result of the analysis, it was found that an analysis results similar to the crack deterioration model developed based on the data acquired from the Automatic pavement investigation equipmen was derived. The results of this study are expected to be used as basic data by local governments to establish road management plans.

Key words : Asset management, Crack, Pavement deterioration model, Bayesian markov mixture hazard

## I. 서론

우리나라의 SOC시설물은 1970년대 경제성장과 함께 ‘압축건설’로 50년이 지난 현재 ‘고령화’가 급속히 진행되어, 2024년에는 시트법의 1·2종 시설물을 대상으로 연도별 30년 경과 시설물 추이가 21.5%를 차지할 것으로 예상되고 있다. 정부는 이에 따라 지속가능한 기반시설 관리 기본법(이하, 기반시설관리법)을 제정 및 시행(‘20.1.1)하여 국내 기반시설 노후화에 신속히 대응하고 체계적인 유지관리를 위한 기반을 마련하였다. 하지만 기반시설의 노후화는 급격히 진행되어 유지관리 및 성능개선을 위한 소요비용은 크게 상승하였지만, 이와 관련된 재원을 효율적으로 관리하기 위한 기반시설 관리 시책(기반시설 관리 기본계획, 기반시설 관리 계획)의 수립은 요원한 상황이다. 관련 시책의 수립을 위해서는 기반시설물의 생애주기비용을 예측하여 최소한의 비용투입을 통한 최대한의 효과를 도모하는 것이 필요하다. 여기서 기반시설물의 생애주기비용을 예측함에 있어, 가장 중요한 요소는 사회기반시설물의 파손모델개발이라 할 수 있다.

사회기반시설물의 파손모델을 개발하는 방법론은 크게 결정론적 방법, 확률론적 방법, 딥러닝 방법 등으로 구분된다(Choi et al., 2019). 파손모델을 개발하기 위해서는 장기간 누적된 시계열 데이터를 필요로 하기 때문에, 기존의 연구들은 전문조사장비를 통해 취득한 데이터를 기반으로 파손모델을 개발하여 왔다. 특히, 도로포장 분야의 경우 일반국도, 고속국도 등을 대상으로 포장관리시스템의 전문조사차량에서 취득된 데이터를 기반으로 하는 연구가 주를 이루고 있는 상황이다. 먼저, Song et al.(2021)은 계층적 베이시안 마르코프 혼합 해저드 모델(Bayesian Markov Mixture Hazard model, BMMH)을 활용하여 도로포장상태지표 중 균열률에 대한 기대수명을 추정하는 바 있다. 일반국도 도로포장 모니터링 데이터를 활용하여, 각 지방국토관리청별의 기대수명을 추정한 결과 지역별로 13.09~19.61년의 기대수명을 추정한 바 있다. Han et al.(2016)은 일반국도 포장관리시스템의 모니터링데이터를 기반으로 축하중(Equivalent Single Axle Loads, ESAL)과 포장강도지수(Structural Number of Pavement, SNP)를 설명변수로 고려한 연구를 수행하였다. 분석결과, 샘플 수가 적음에도 불구하고 마르코프 연쇄 몬테카를로(Markov Chain Monte-Carlo, MCMC)기법 및 이질성 요인(Heterogeneity Factor)을 적용하여 각 포장공법의 기대수명과 파손과정 설명에 활용할 수 있음을 제시한 바 있다. 국외의 경우 Shi et al.(2021)은 중단평탄성(International Roughness Index, IRI)지표와 마르코프 연쇄 모델을 사용하여 유지보수 비용을 최소화하기 위한 포장 파손모델을 사용하였다. Fengdi et al.(2020)은 몬테카를로 기법을 이용해 도로구간 수준에서 다양한 시나리오를 활용하여 네트워크 수준에서 유지보수 비용을 최소화하였다. Terzi(2007)은 고속도로 포장의 서비스상태지수 모델링을 위해 인공신경망 기법을 적용하였는데 입력변수는 경사도, 소성변형, 패칭, 균열률을 출력변수로는 PSR(Pavement Surface Rating)을 활용하여 인공신경망 기법의 적용 가능성을 제시한 바 있다. 파손모델개발과 관련된 연구들을 살펴본 결과, 전문조사차량을 통해 모니터링 데이터 취득이 이루어지고 있는 일반국도, 고속국도 등을 대상으로 하는 연구가 주로 수행된 것으로 나타났다. 반면 모니터링 데이터 취득이 어려운 지자체의 경우 도로포장여건에 적합한 파손모델개발과 관련된 연구는 찾아보기 어려운 실정이다.

한편 최근에는 딥러닝 기술의 발전에 따라 모바일매핑시스템(Mobile Mapping System, MMS)과 무인항공시스템(Unmanned Aerial System, UAS) 등에서 취득한 이미지 데이터를 기반으로 도로 인프라의 파손상태를 모니터링하기 위한 다양한 연구가 수행되고 있다. Andri et al.(2019)은 MMS를 이용해 고속도로 도로포장 노면의 이미지를 취득하고, VGG16, ResNet34 알고리즘을 이용해 도로포장 파손을 검출하기 위한 연구를 수행한 바 있다. Radhika et al.(2021)은 MMS를 이용한 LiDAR 기반의 포인트 클라우드를 이용하여, 고속도로 및 공항 활주로의 균열과 포트홀을 감지하는 시스템을 개발하였다. 또한, Hyun and Do(2021)는 드론과 MMS를 활용하여, 도로 노면 사진데이터를 획득하고, 이를 균열이 있는 곳과 없는 곳으로 라벨링하여, Basic CNN과

Mobilenet V2를 활용하여 MMS 데이터 약 95% 정확도를 취득하여, MMS를 활용하여 높은 균열분류가 가능하다는 결론을 도출하였다. Choi et al.(2018)은 딥러닝 기반의 균열상태 판정 시스템(이하, 딥러닝 시스템)을 개발한 바 있다. MMS를 통해 취득한 이미지에서의 균열 검출률은 96.03%이며, 검출된 균열을 기반으로 해당 도로포장 구간의 상태등급을 자동으로 분류하는 시스템을 구축한 바 있다. 또한, Choi et al.(2021)은 앞서 언급된 딥러닝 시스템을 활용하여 세종시의 도로포장구간 일부를 대상으로 모니터링 조사를 실시하고, 도로포장 구간에 대한 경제성 분석을 수행한 바 있다. 하지만 세종시의 도로포장여건에 최적화된 파손모델을 개발하지 못하였음을 연구의 한계로 언급한 바 있다.

따라서 본 연구에서는 기존 연구(Choi et al., 2021)의 한계점을 해결하고, 딥러닝 기반의 도로자산 모니터링 시스템을 활용하여 신뢰성 있는 도로파손모델의 개발이 가능한지 확인하기 위하여, 지자체의 도로포장구간을 대상으로 균열률 파손모델 개발을 수행하였다. 연구목표의 달성을 위해 딥러닝 시스템 기반의 모니터링 조사를 추가적으로 수행하여 파손모델개발을 위한 2년간의 시계열 데이터를 확보하였다. 또한, 결정론적(연평균 파손량 추정법) 방법론과 확률론적(BMMH 모델) 방법론을 활용한 파손모델을 개발하여 최적의 분석 결과를 도출하고자 하였다.

## II. 계층적 베이지안 마르코프 혼합 헤저드 모델

본 연구에서는 도로포장 파손모델 개발을 위한 방법론으로 1)연평균 파손량 추정법과 2)BMMH 모델을 활용한 두 가지 방법론을 활용하고자 한다. BMMH 모델은 일반국도 도로포장의 모니터링 데이터가 활용된 다양한 연구가 수행된 바 있어, 본 연구에서 취득된 모니터링 데이터의 파손특성을 기존 연구성과(Choi et al., 2019; Do et al., 2014)와 비교하기에 가장 적합한 방법론이라 할 수 있다. 또한 BMMH 모델은 최우추정법이 아닌 MCMC기법을 적용하여 샘플 데이터의 부족, 과분산, 파라미터의 불안정 또는 불완전한 수렴 등의 문제점들을 해결하였으며, 이질성 요인(Heterogeneity factor)을 활용하여 도로유형간의 파손모델 차이를 분석함에 큰 장점이 있어 본 연구에서 활용할 분석모델로서 적합하다고 판단된다(Choi et al., 2019).

BMMH 모델에 의한 도로자산의 파손과정을 이해하기 위해서는 마르코프 연쇄와 계층적 베이지안 추정에 대한 이해가 필요하다. 먼저, 마르코프 연쇄는 두 개의 시간 간격  $\tau_A$ 와  $\tau_B$ 사이의 전이 확률(Transition Probabilities)인  $\pi_{ij}$ 을 산정하는 과정을 의미하고, 그 간격은  $z(z = \tau_B - \tau_A)$ 로 표시된다. 모델의 기본적인 정의에 따라 마르코프 전이 확률(Markov Transition Probability, MTP)  $\Pi$ 와 요소  $\pi_{ij}$ 는 Eqs (1), (2)와 같이 표현된다(Kobayashi et al., 2012).

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

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

따라서, 확률의 공리를 만족하기 위해,  $\pi_{ij} \geq 0$ 와  $\sum_{j=1}^J \pi_{ij} = 1$ 이 전제조건이 되며, 유지보수는 파손과정을 설명하는데 불필요하기 때문에,  $\pi_{ij} \geq 0(i > j)$ 와  $\pi_{JJ} = 1$ 이 추가 전제조건이 된다(Kobayashi et al., 2012).

BMMH 모델에서 각 도로포장유형  $k(k=1, \dots, K)$ 은 서로 다른 도로유형에서 다른 특성 또는 개별 구간  $s_k(s=1, \dots, S_k)$ 과는 다른 파손 과정이 발생할 수 있다. 불균일하게 수집된 모집단을 고려하기 위해 BMMH 모

델은 상태등급  $i(i=1, \dots, I-1)$ 에서 서로 다른 위험률을 표현하기 위해 이질성 요인( $\epsilon^k$ )을 고려하였다. 따라서 도로 유형 그룹  $k$ 에 해당 하는  $s_k(s_k=1, \dots, S_k)$ 의 상태등급  $i(i=1, \dots, I-1)$ 인 경우의 위험률은 Eq.(3)와 같이 산정할 수 있다.

$$\lambda_i^{s_k} = \tilde{\lambda}_i^{s_k} \epsilon^k \dots\dots\dots (3)$$

$(i=1, \dots, I-1; s=1, \dots, S; k=1, \dots, K)$

여기서,  $\tilde{\lambda}_i^{s_k}$ 는 벤치마크 과정에서의 위험률,  $\epsilon^k$ 는 그룹  $k$ 의 이질적인 파손과정을 설명하게 된다. 또한,  $\epsilon^k$ 는 벤치마크(benchmark)과정에서의 파손속도인  $\epsilon^k=1$ 을 기준으로 하는 상대적인 비율로 산정되기 때문에, 항상 양수( $0 < \epsilon^k < \infty$ )의 값을 갖게 되는 특징이 있다. 즉,  $\epsilon^k$  값이 클수록 인프라의 파손이 빠르게 발생한다고 해석할 수 있다. 이질성 요인이 고려된 다단계지수해저드모델에 설명 변수의 영향력을 반영하기 위해서  $\tilde{\lambda}_i^{s_k}$ 는 공변량 함수  $\tilde{x}^{s_k}$ 와 미지의 파라미터  $\beta_i = (\beta_{i,1}, \dots, \beta_{i,M})$ 를 활용하여 Eq. (4)과 같이 변경되어야 한다. 여기서  $m(m=1, \dots, M)$ 은 설명 변수의 갯수이다.

$$\tilde{\lambda}_i^{s_k} = f(\tilde{x}^{s_k} : \beta_i') = \exp(\tilde{x}^{s_k} : \beta_i') \dots\dots\dots (4)$$

간략하게, MTP 매트릭스의 요소인  $\pi_{ij}$ 는 모니터링 데이터에서  $\xi^{s_k} = (\bar{\delta}^{s_k}, \bar{x}^{s_k}, \bar{z}^{s_k})$ 를 사용하여 산정가능하다. 여기서,  $\bar{\delta}^{s_k}$ 는 더미변수를 의미하며 상태등급이  $\bar{h}(t_A^k) = i$  그리고  $\bar{h}(t_A^k) = j$  인 경우 1, 그렇지 않은 경우 0으로 반영한다. Eq. (4)에서  $[\cdot]$ 은 전치행렬을 의미하며 산정된 헤저드함수  $\tilde{\lambda}_i^{s_k}(i=1, \dots, J-1)$ 을 사용하여, 각 상태등급  $i$ 에서의 기대 수명 LE는 생존 함수  $R_i(y_i^{s_k})$ 의 평균으로 Eqs (5), (6)과 같이 정의할 수 있다.

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

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

한편 계층적 베이저안 추정을 이해하기 위해서는 베이즈 정리에 대한 이해가 필요하다. 베이즈 정리는 사전 분포와 사후 분포의 관계를 다루고 있으며, 베이저안 통계에서 우도 함수를 사용하여 추정되며, 사후 분포 파라미터  $\theta$ 는 관측 데이터  $\xi$  및 사전분포 파라미터를 통해 결정된다. 즉  $\pi(\theta|\xi)$ 는 우도  $L(\theta|\xi)$ 과 사전 분포  $\pi(\theta)$ 에 비례한다(Han et al., 2016).

$$\pi(\theta|\xi) \propto L(\theta|\xi) \pi(\theta) \dots\dots\dots (7)$$

여기서,  $\theta$ 는 확률 변수이고  $\pi(\theta)$ 에 종속되므로, 미지의 파라미터  $\theta$ 의 사후확률밀도함수  $\pi(\theta|\xi)$ 는 Eq (8)과 같이 가장 간단한 형태의 베이즈 정리로 정의할 수 있다.

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

여기서,  $\int L(\theta | \xi)\pi(\theta)d\theta$ 는 기준화 정수를 의미한다. 앞선 설명을 기반으로 베이지안 절차는 크게 1)사전확률분포의 정의, 2)새롭게 취득된 데이터  $\xi$ 를 사용하여 우도함수 정의, 3)베이지스 규칙을 사용하여 사전분포  $\pi(\theta)$ 를 수정, 4)사후분포  $\pi(\theta|\xi)$ 의 파라미터를 갱신하는 과정을 거쳐 미지의 파라미터  $\theta$ 를 취득하게 된다. 분석을 위해 필요한 파라미터는  $\theta = (\beta, \Phi, \epsilon)$ 로 정의되며, 필수 데이터는  $\xi^{s_k} = (\bar{\delta}^{s_k}, \bar{x}^{s_k}, \bar{z}^{s_k})$ 로 나타낼 수 있다. 따라서 BMMH 모델의 분석을 위한 파라미터와 다른 별도의 초매개변수(Hyper parameter)  $\Phi$ 에 대한 사전분포를 설정하는 것이 필요하다. 여기에서  $\alpha\gamma=1$ 과  $\alpha\gamma^2=1/\Phi$ 에서 감마 분포를 따른다고 가정하게 되며, 각 모델 파라미터에 대한 조건부 결합확률밀도를 각각 계산하게 된다. 여기서  $\theta$ 의 기본 형태는 Eq (9)과 같다.

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

사후분의 공식화를 정의하기 위해 앞서  $\theta = (\beta_1, \dots, \beta_{J-1}, \Phi, \epsilon^1, \dots, \epsilon^k)$ 에 적용되는 우도 함수에 대한 정의가 필요하다.  $L(\theta|\xi)$ 는 Eq (10)과 같이 공식화 되어 진다. 관련된 수식을 따라  $\pi(\theta|\xi) \propto L(\theta|\xi)\pi(\theta)$ 이 도출되며, 사후 결합확률밀도함수(Joint Probability Density Function, JPDF)는 Eq (11)과 같다.

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

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

파라미터  $\theta = (\beta, \Phi, \epsilon)$ 는 Eq (11)를 통해 도출할 수 있다. 하지만, 사후 결합확률밀도함수로부터 직접 샘플링을 수행하는 것은 어렵기 때문에 대표적인 MCMC기법 중 하나인 Gibbs 샘플링을 활용하여, 각 파라미터의 조건부확률밀도함수를 산출하여 사후 결합확률밀도함수를 계산하게 된다. 또한, Gibbs 샘플링을 활용하여 각 파라미터의 사후분포로부터 직접 샘플링을 수행하는 것은 계산 과정이 복잡하기 때문에 BMMH 모델에서는 Metropolis-Hastings(M-H) 알고리즘을 이용하여 분석을 수행하게 된다(Han et al., 2016). MCMC 분석과정에서 도출된 파라미터 샘플들은 수렴영역에 도달하기 위해 필요한 번인(Burn-in)샘플그룹과 수렴 이후의 분포구성 및 파라미터추정에 활용되는 유효샘플그룹으로 구분되어 진다. 하지만, MCMC 분석방법은 초기파라미터 값에 해당하는  $\theta^{(0)}$ 가 사후분포에서의 표본이라는 가정이 포함되지 않는다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해 Geweke 검정기법(Geweke, 1992)을 활용하여 파라미터 값의 수렴여부를 검정하게 된다. 본 연구에서는 BMMH 모델의 핵심적인 요소를 중심으로 관련 내용을 서술하였으며, BMMH 모델에 대한 보다 자세한 이론적 내용은 다양한 연구 사례(Han et al., 2014; Tsuda et al., 2006; Kobayashi et al., 2012)를 참조하길 바란다.

### III. 딥러닝 시스템을 활용한 도로포장 모니터링 조사

파손모델의 개발을 위한 데이터의 전제조건으로는 동일한 시간 간격을 대상으로 취득된 시계열 기반의 데이터이어야 할 것과 도로포장의 상태등급에 대한 정량적인 평가가 이루어져야 하는 것이 필요하다. 따라

서 앞서 살펴본 기존 문헌 중 위의 두 가지 조건에 부합하는 시스템인 Choi et al.(2018)가 제안한 딥러닝 시스템을 활용하고자 한다. 또한, 해당 딥러닝 시스템은 일반국도의 도로포장관리에 사용되는 포장상태지표 중 균열률 지표의 산정방법을 활용하여 균열상태를 판정할 수 있도록 제작된 시스템으로 일반국도와 동일한 수준의 도로포장 유지관리가 가능하다는 장점이 있다.

모니터링 대상구간의 선정을 위해 세종시 도로포장구간의 특성을 살펴보았다. 세종시의 총 도로연장은 362.2km이며 시도(68%), 일반국도(20%), 지방도(7%), 고속국도(5%)로 구성되어 있다. 조사 대상 노선은 세종시에서 관리하는 도로 폭 20m 이상의 시도 중 한누리대로를 선정하였다. 또한 일반적으로 파손모델의 개발을 위해서는 도로포장 인프라에 대한 다년간 누적된 모니터링 데이터가 필요하다. 하지만 본 연구에서는 2년이라는 짧은 기간에 취득된 데이터만을 활용하여 파손모델을 개발하고자 하였기 때문에, 파손모델의 개발 결과에 대한 신뢰성을 확보하는 것이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 세종시의 한누리대로 뿐만 아니라 일반국도 1호선 구간을 모니터링 대상구간으로 선정하여 파손모델을 개발하고자 하였다.

먼저 한누리대로는 세종시를 남북으로 관통하며 세종시 내의 모든 생활권과 연결되는 세종시의 중심 간선도로이다. 도로구간은 약 22.7km의 연장으로 왕복 6차로로 구성되어 있으나, 중앙 2차로는 세종시의 BRT가 중앙버스전용차로로 이용하고 있어, 일반차량이 통행 가능한 노선은 4차선인 구간이 대부분이다. 또한 2021년을 기준으로 연평균일교통량(Annual Average Daily Traffic, AADT)은 56,916대 수준으로 세종특별자치시도 중 가장 교통량이 많음은 물론, 일반차량이 통행 가능한 노선은 실질적으로 4차선인 것을 감안하면 도로포장의 파손에 부하가 심할 것으로 판단된다. 따라서, 도로포장자산의 파손모델 개발을 통한 체계적인 유지관리가 필요하다고 할 수 있다. 또한 세종시를 경유하는 일반국도 1호선의 경우 한누리대로와 동일하게 세종시를 남북으로 관통하며, 공주시, 대전시, 천안시와 연결되는 도로이다. 도로구간은 약 50.5km의 연장으로 구간에 따라 왕복 4~8차로로 운영되고 있으며, 2021년을 기준으로 구간별 연평균일교통량은 최소 18,439대에서 최대 51,637대 수준으로 나타났다. 일반국도 도로포장구간의 경우 1980년대 도입된 포장관리시스템을 통해 관리가 이루어지고 있으며 특히 2007년부터는 자동포장상태조사장비를 활용하여 1년마다 모니터링 조사를 수행하고 있다. 또한 해당 모니터링 조사결과를 활용한 파손모델 개발연구가 다수(Han et al., 2014; Do et al., 2014; Choi et al., 2019) 이루어지고 있어, 본 연구에서의 분석 결과와 정확성을 비교하기에도 적합하다고 판단된다. 따라서 본 연구에서는 세종시 내의 한누리대로와 일반국도 1호선 구간을 대상으로 모니터링 조사구간으로 선정하였으며, 대상구간의 노선 위치도는 <Fig. 1(a)>, 교통특성은 <Table 1>과 같다.

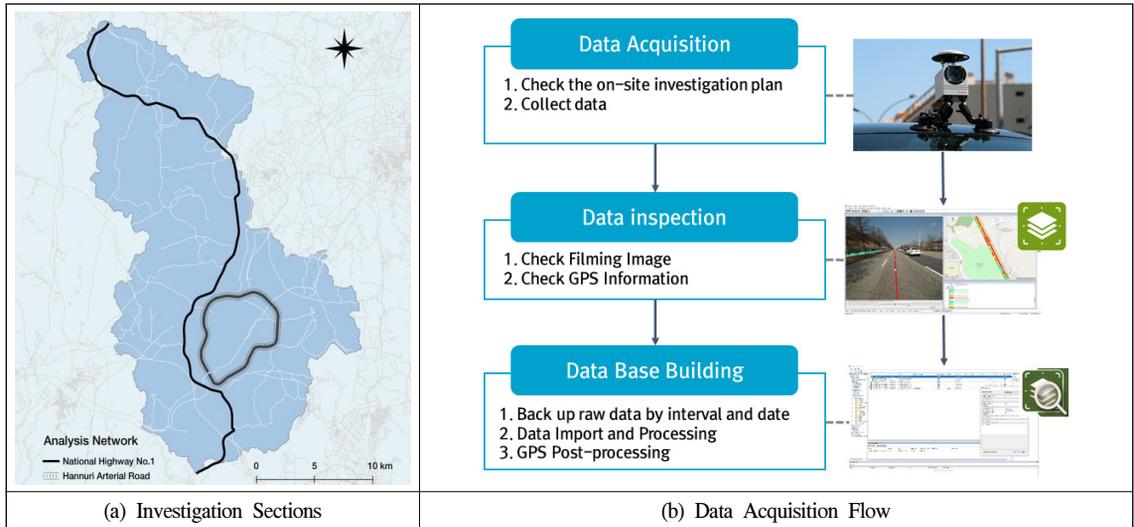
<Table 1> Characteristics of Investigation Section

(Unit : vol/day/lane, no. of pictures)

Road type	Length (km)	No. of Lanes	2021			2022		
			AADT	ESAL	Image	AADT	ESAL	Image
National Highway No.1	50.5	4~8	6,796	571	29,093	6,786	561	29,689
Hannuri Arterial Road	22.7	6	9,486	802	13,259	7,447	629	13,676

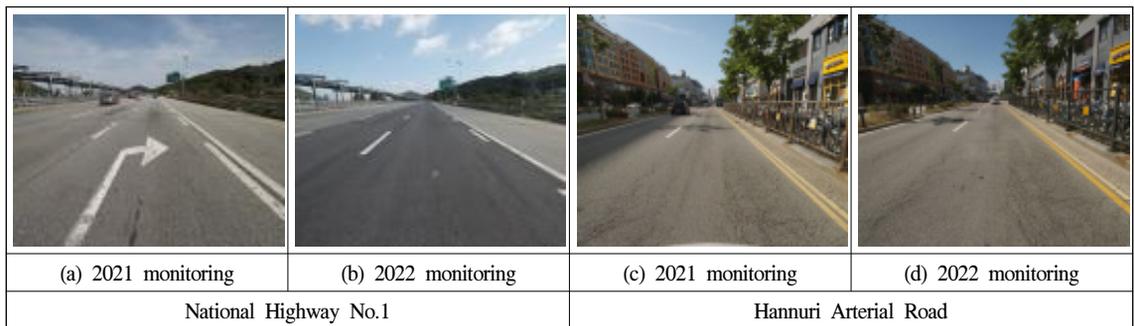
본 연구에서는 프랑스 Imajing社의 MMS장비인 ‘Imajbox’를 활용하여 도로포장 상태조사를 수행하였다. 본 장비는 차량 탑재가 용이하며, 탑재 후 시속 180km/h까지 주행이 가능하며, 실시간으로 이미지와 함께 속성 정보(GPS 위치정보, 차량 주행속도) 등의 정보도 함께 취득이 가능하다. 또한, 촬영 프레임이 차량의 속도와 RTK를 통해 취득된 이미지 내에서의 파손 노면의 정확한 위치 정보 및 좌표 산출이 가능하다. 본 기기의 이미지 취득 방식은 이동 거리 2.0m ~ 2.5m마다 취득되며, 파손의 정도가 심하여, 더욱 정밀한 조사가 요구되는 구간에서는 정확한 검출을 위해 0.5m마다 이미지를 취득하도록 설정하였다(Choi et al., 2021). 파손모델의

개발을 위한 시계열 데이터 구축을 위해 1년의 간격으로 2021년 5월 12일과 2022년 5월 27일에 동일 구간 및 차로를 대상으로 조사를 수행하였다. 조사는 대상 구간 양방향을 대상으로 편도 2차로 구간일 경우 우측 차로에 해당하는 두 번째 차로, 편도 3차로 이상인 구간일 경우 세 번째 차로를 대상으로 조사를 수행하였다. MMS를 통해 수집된 데이터는 <Fig. 1(b)>의 데이터 처리과정을 거쳐 도로포장구간에 대한 이미지 취득이 이루어지며, 한누리대로의 경우 13,259~13,676장, 일반국도 1호선의 경우 29,093~29,689장 수집되었다. 각 도로 구간별 수집된 이미지에 대한 예시는 <Fig. 2>와 같으며, 동일 구간에 대한 시계열 조사가 이루어졌기 때문에 도로포장의 유지보수여부 등에 대한 정보취득이 가능한 것을 확인할 수 있다.



Source : Choi et al.(2021)

<Fig. 1> Overview of Monitoring

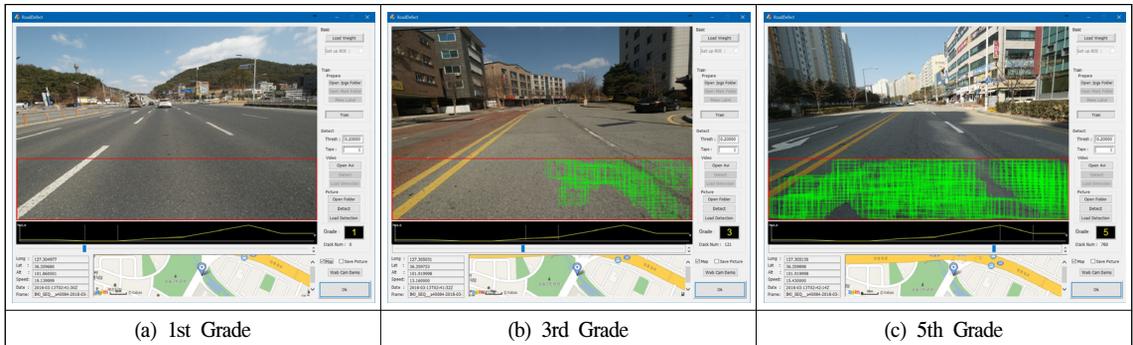


<Fig. 2> Examples of Road Pavement Images

<Fig. 2>와 같이 취득된 이미지에 대해서는 Choi et al.(2018)가 개발한 딥러닝 시스템을 활용하여 해당 이미지에 대한 균열등급을 분석하였다.

해당 딥러닝 시스템은 CNN(Convolution Neural Network)망과 YOLO(Your Only Look Once)망을 기반으로 개발되었으며, 도로포장 이미지에서 균열이 포함된 부분을 박스 형태로 검출하게 된다. 조사된 이미지를 해

당 시스템에 입력한 후 균열상태등급 판별을 실시하게 되면, 이미지에서 검출된 박스의 개수를 기준으로 <Fig. 3>과 같이 균열상태등급이 자동으로 판별되어진다. 판별과정에서는 균열검출을 위한 별도의 학습 및 검증과정이 필요치 않고, 기존에 개발되어 학습된 가중치 등을 활용하여 균열검출이 이루어지기 때문에 이미지 1장당 평균 판별 시간은 약 0.44초로 빠른 판별이 가능하다. 여기서, 검출된 박스 개수에 따른 상태등급 기준은 <Table 2>와 같다(Choi et al., 2018). 딥러닝 시스템은 임계값(Threshold)의 설정을 통해 균열 박스에 대한 검지율을 조절할 수 있다. 따라서 해당 조사구간에 적합한 임계값을 도출하기 위해, 취득한 도로포장 이미지 1,000장을 대상으로 실제 포장상태 등급과 인공지능시스템에 의한 포장상태 등급의 오차율 비교를 위한 분석을 수행하였다. 여기서 실제 균열상태 등급은 일한국도 포장관리시스템에서 적용하고 있는 균열률 산정기준을 적용하여 산정하였다. 임계값 범위 0.07~0.20을 대상으로 분석을 수행한 결과, 최소 0.65에서 최대 1.10의 오차율(Root Mean Square Error, RMSE)이 나타났다(평균 상태등급 기준, 0.04에서 0.88등급 차이). 따라서 본 연구에서는 오차율이 가장 낮게 산정된 임계값인 0.08을 기준으로 균열상태등급을 분석하였다.



<Fig. 3> Examples of Analysis Results

<Table 2> Rating criteria by Classified Method

Ratings	Crack ( $y$ )	No. of Detected box ( $x$ )
1	2% under	No. of Box < 10
2	2% ~ 10%	10 ≤ No. of Box < 100
3	10% ~ 20%	100 ≤ No. of Box < 250
4	20% ~ 30%	250 ≤ No. of Box < 400
5	30% over	400 ≤ No. of Box

Source : Choi et al.(2018)

또한 딥러닝 시스템을 통해 조사된 균열상태등급 결과 이외에 균열률 데이터를 활용한 분석을 수행하기 위해 균열상태등급(이산형) 분석 결과를 균열률(연속형) 데이터로 변환하였다. 균열률을 산출하기 위해 <Table 2>에서 제시하고 있는 균열등급별 검출 박스의 개수를  $x$ , 균열률 지표 범위 값을  $y$ 로 하는 회귀모델을 Eq (12)와 같이 작성( $R$ -squared=0.9977)하였다. 검출 박스의 개수는 균열상태등급 데이터와 같이 취득되어지며 검출된 박스 개수( $x$ )와 회귀식 Eq (12)를 활용하여 개별 단위구간에 대한 균열률을 산정하였다.

$$y = -0.0000005x^2 + 0.0009x + 0.0069 \dots\dots\dots (12)$$

균열상태등급 및 균열률 산정결과는 10m를 기본 단위구간으로 설정하여 DB를 구축하였다. DB를 구축함에 있어 본 연구에서 적용한 딤러닝 시스템의 한계로 인해 상태등급 취득이 어려운 터널 및 지하차도 구간은 DB 구축과정에서 제외하였다. 따라서 최종 DB 구축결과, 일반국도 1호선은 9,192개, 한누리대로는 4,516개의 구간이 구축되었다. 단위 구간별 균열상태등급 및 균열률 산정결과는 <Table 3>과 같다. 일반국도 1호선은 2022년의 평균 상태등급이 2021년 대비 2.7% 감소한 1.87등급, 한누리대로는 2022년의 평균 상태등급이 2021년 대비 약 0.5% 증가한 2.07등급으로 나타나 2021년과 유사한 수준으로 나타났다. 하지만, 균열률 지표를 기준으로 일반국도 1호선은 2021년 대비 4.6%p 감소, 한누리대로는 5.2%p 증가한 것으로 나타났다.

<Table 3> Statistics of Monitoring Data

Road type		National Highway No.1		Hannuri Arterial Road	
Years		2021	2022	2021	2022
Number of Sections		9,192		4,516	
maintenance no. of sections		1,072		119	
Crack Rating	Avg.	1.92	1.87	2.06	2.07
	Stdv.	0.82	0.81	0.93	0.96
Crack Ratio	Avg	6.82	6.52	8.63	9.08
	Stdv.	0.08	0.07	0.10	0.11

일반국도의 경우 전체 구간 중 12%에 해당하는 구간에 대한 유지보수가 이루어진 반면, 한누리대로는 3%에 해당하는 구간에 대해서만 유지보수가 시행된 것으로 나타났기 때문에 판단된다. 분석결과를 종합하면 일반국도의 평균 포장상태는 회복되었으나, 한누리대로의 평균 포장상태는 악화된 것으로 판단된다.

## IV. 파손모델 개발

### 1. 균열률 기반의 연평균 파손량 추정

연평균 파손량을 추정하기에 앞서 2022년도에 유지보수가 수행한 구간, 공용상태가 역전된 구간 등 2021년 대비 2022년의 포장상태가 양호해진 구간에 대한 데이터를 제외하였다. 또한 Eq (12)는 균열등급 5등급(검출 박스 수 400개 이상)에 해당하는 균열률에 대한 산출이 불가능하기 때문에, 공용상태 역전에 상관없이 5등급이 포함되어 있는 단위구간도 본 분석에서 제외하였다. 따라서, 일반국도는 전체 9,192구간 중 3,244구간, 한누리대로는 전체 4,516구간 중 2,163구간의 균열률 데이터를 활용하여 분석을 수행하였다. 균열률에 대한 연평균 파손량을 산정하기 위해 매 연도별 파손량을 독립이라 가정 한 뒤, 2022년도와 2021년도의 상태지표 값의 차이를 기준으로 개별 구간에 대한 연간 파손량을 <Table 4>와 같이 산출하였다.

<Table 4> Annual Amount of Deterioration by Ratings

Ratings	National Highway No.1				Hannuri Arterial Road			
	N	Avg. Crack		(B-A)*	N	Avg. Crack		(D-C)*
		2021 (A)	2022 (B)			2021 (C)	2022 (D)	
Total	3,244	4.8%	7.3%	2.5%	2,163	6.5%	10.2%	3.7%
1	1,312	2.1%	3.6%	1.5%	695	2.2%	4.2%	2.0%
2	1,685	5.2%	8.1%	2.9%	1,113	5.8%	9.7%	3.9%
3	200	14.6%	19.6%	5.0%	295	15.2%	21.8%	6.6%
4	47	25.9%	29.6%	3.7%	60	26.7%	32.9%	6.2%

Note : \* is Annual Amount of Deterioration

<Table 4>의 연평균 파손량 분석결과를 살펴보면 일반국도 1호선은 약 2.5%, 한누리대로는 약 3.7%씩 균열에 의한 파손이 발생하는 것으로 나타났다. 일반국도 1호선과 비교하여 한누리대로의 도로포장구간에서 균열이 상대적으로 1.2% 씩 더 많이 발생한다는 것을 의미한다. 분석결과에 대한 신뢰성을 확보하기 위해 통계적 검증을 수행하였다. <Table 5>에서는 t 검정(t-test)을 통해 일반국도 1호선과 한누리대로의 연평균 파손량이 통계적으로 차이가 있는지 검증하였으며, 분석결과 두 도로 유형간의 연평균 파손량은 통계적으로 유의미한 차이가 있는 것으로 나타났다.

<Table 5> Result of t-test Analysis

Road type	Annual Amount of Deterioration			t-test	
	N	Average (%)	stdv.	t	P
National Highway No.1	3,244	2.5	0.034	-10.808	0.000
Hannuri Arterial Road	2,163	3.7	0.044		

Note : Assumption of t-test is as follow (Signification Level  $\alpha=0.05$ )

$H_0$  (Null Hypothesis) : Difference of Annual Amount of Deterioration between Road type is not statistically significant.

$H_1$  (Alternative Hypothesis) : Difference of Annual Amount of Deterioration between Road type is statistically significant.

따라서, 분석결과를 정리하면 한누리대로 구간에서는 일반국도 1호선 대비 약 1.5배 빠르게 균열에 의한 파손이 발생하는 것으로 도출되었으며, 그 차이는 통계적으로 유의미한 것으로 나타났다. 이러한 분석결과는 <Table 1>에서 살펴볼 수 있는 것과 같이, 도로포장에 파손에 큰 영향을 미치는 축하중 값이 일반국도 1호선 대비 약 1.4배 많은 것에 영향을 받았기 때문으로 판단된다.

## 2. 균열상태등급 기반의 기대수명 추정

본 절에서는 앞서 산출된 단위구간별 균열상태등급 데이터를 활용하여, 1등급에서 5등급(유지보수 기준)에 도달할 때까지의 기대수명을 BMMH 모델을 활용하여 추정하였다. 기대수명의 추정단계는 1)모니터링 자료의 연도별 취합, 2)상태등급역전 현상 제거, 3)유지보수 수행구간 자료 제거, 4)구간별/연도별 설명변수의 계산 및 설명변수매칭, 5)BMMH 분석자료 가공, 6)BMMH 모형분석, 7)분석결과해석의 7단계로 구분된다. 상태등급역전, 유지보수가 발생한 구간을 제외한 BMMH 분석에 활용한 구간 데이터 수는 일반국도 1호선 7,817구간, 한누리대로 3,724구간으로 나타났다. 교통량 및 기상 여건 등이 도로포장의 파손에 미치는 영향을

고려하기 위해 독립변수로서 교통량(AADT), 축하중(ESAL), 최저온도, 강수량 변수는 <Table 6>과 같이 고려하였다.

<Table 6> Statistics of Variables

Road type	Number of Section	Year	Variables		Explanatory Variables							
			Crack Ratings		AADT (1,000veh/lane)		ESAL (1,000veh/lane)		Total rainfall (100mm)		Avg. Low temp	
					$\beta_1$		$\beta_2$		$\beta_3$		$\beta_4$	
			Avg	Stdv	Avg	Stdv	Avg	Stdv	Avg	Stdv	Avg	Stdv
National Highway No.1	7,817	2021	1.8	0.8	6.8	2.0	0.6	0.3	11.0	0.3	20.6	0.8
		2022	1.9	0.8	6.8	2.0	0.6	0.3	10.8	0.4	12.3	1.2
Hamhuri Arterial Road	3,724	2021	1.9	0.9	9.5	0.0	0.8	0.0	19.1	0.0	11.0	0.0
		2022	2.2	1.0	7.4	0.0	0.6	0.0	11.5	0.0	11.6	0.0

먼저, 교통량 변수는 국토교통부의 교통량정보제공시스템과 세종시의 교통정보시스템에서 제공하는 데이터를 취득하여 활용하였다. 축하중 변수는 앞서 취득된 차종별 교통량정보와 일반국도포장관리시스템 최종 보고서(MOLIT, 2016)에서 제시하는 차종별 축하중 변환계수를 적용하여 해당 구간에 대한 축하중 값을 산출하였다. 기상변수는 기상청의 자동기상관측장비(Automatic Weather Station, AWS)에서 취득할 수 있는 최저 평균온도와 총 강수량 데이터를 활용하였다.

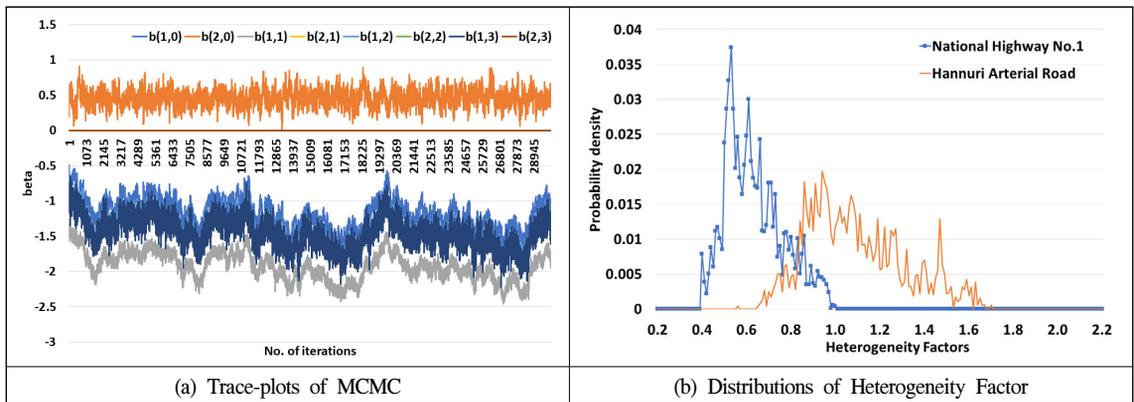
기대수명의 산정을 위한 초기 분석 파라미터는 각각 0.1로 설정하였다. 파라미터 수렴을 위한 1회 시뮬레이션에서의 반복 횟수는 30,000회, 초기 랜덤워크(Random Walk)는 0.1로 설정하였으나, 파라미터의 수렴 정도에 따라 0.01까지 설정을 변경하였다. 시뮬레이션은 기대수명 산정에 부정적인 영향을 미치는 설명변수들의 제거, 파라미터의 수렴여부 등을 고려하여 7회에 걸쳐 수행되었다. 여기서,  $\beta_0$  파라미터를 제외한 설명변수에 해당하는 파라미터( $\beta_1 \sim \beta_4$ )들은 각 설명변수의 특성에 따라 유효한 파라미터와 유효하지 않은 파라미터로 구분된다. 설명변수 중 AADT, ESAL, 총 강수량은 값이 증가할수록 도로포장의 기대수명을 감소시키게 되며, 최저 평균기온은 값이 증가할수록 기대수명을 증가시키게 된다. 따라서, 기대수명 산출 식에 의해 AADT, ESAL, 총 강수량의 파라미터가 음수인 경우와 최저 평균기온 파라미터가 양수인 경우에는 각 설명변수의 특성과 상반되는 경우라 할 수 있다. 이를 고려하여 파라미터 추정을 위한 시뮬레이션의 수행과정에서 ESAL 설명변수가 도로포장의 기대수명을 감소시키는 유효한 설명변수로 나타났다.

파라미터 추정에 대한 최종 결과는 <Table 7>과 같다.  $\beta_0$ 와  $\beta_2$ 에 해당하는 파라미터 값은 MCMC 과정에 의한 궤적(Trace-plot) 데이터를 활용(평균)하여 산정하였으며, 이러한 파라미터 값의 궤적은 <Fig. 4(a)>에서 살펴볼 수 있다. 또한 이 샘플에 대한 분포를 도출하면 균열률에 대한 기대수명 분포를 알 수 있다. 궤적을 살펴보면, 각 파라미터 샘플(30,000개)이 특정 영역(즉, 수렴 영역) 안에서 랜덤워크(Random walk)를 지속하는 것을 확인할 수 있다. <Fig. 4(b)>는 균열기대수명 분석 시 MCMC에서 얻은 이질성 요인 ( $\epsilon^k$ )의 분포를 비교한 것이다. 이질성 요인은 값이 클수록 파손속도가 빠르게 나타나며 반대로 값이 작을수록 파손속도가 줄어드는 역할을 하게 된다.

<Table 7> Estimated Model Parameters and Hazard Functions

Ratings	Parameters					Heterogeneity factor ( $e^k$ )			Hazard functions $\lambda_i^k = (\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4) e^k$		
	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\beta_4$	A	B	C	A	B	C
1	-1.163 (0.291) <sup>1)</sup>	- <sup>2)</sup>	0.462 (0.018)	-	-	1.00	0.711	1.214	0.403	0.284	0.529
2	-1.922 (-0.655)	-	-	-	-				0.146	0.104	0.178
3	-1.374 (-0.421)	-	-	-	-				0.253	0.180	0.307
4	-1.449 (-0.348)	-	-	-	-				0.235	0.167	0.285

Note : 1)Geweke's Z-score, tolerance interval [-2,+2], 2)Deleted parameter due to inversed relationship  
A)Benchmark, B)National Highway No.1, C)Hannuri Arterial Road



<Fig. 4> Results of Parameters Analysis

추정된 파라미터는 Geweke 통계량을 통해 수렴 여부를 확인하였다. Geweke 통계량은 -2에서 2 사이의 값을 가질 경우 사후분석에 의한 파라미터들이 수렴한다고 판단할 수 있으며, 본 연구에서 추정된 Geweke 통계량은 -0.655~0.291 범위로 추정되어 파라미터 값들은 충분히 수렴된 것으로 나타났다.

균열상태등급에 대한 기대수명 추정결과는 <Table 8>과 같다. 전체 네트워크(bench mark)는 17.531년, 일반국도 1호선은 24.672년, 한누리대로는 14.285년의 기대수명을 갖는 것으로 나타났다. 분석결과를 살펴보면 <Fig. 4(b)>에서의 이질성 요인에 의한 영향력이 고려되어, 전체 네트워크를 기준으로 일반국도 1호선은 파손속도가 느리게 나타났으며, 반대로 한누리대로는 파손속도가 빠르게 산정된 것을 확인할 수 있다.

일반국도 1호선과 한누리대로의 기대수명을 비교할 경우, 5등급을 기준으로 일반국도 대비 한누리대로의 균열 파손속도가 1.7배 빠른 것으로 나타났다. 이는 앞서 분석한 연평균 파손량 추정결과의 파손속도 차이인 1.5배와 유사한 것으로 나타났다. 또한, <Fig. 4(a)>에서 살펴본 파라미터의 불확실성을 3-시그마 규칙을 기준으로 평가할 경우, <Table 8>에서 표현한 그림과 같이 통계적 기대수명의 범위를 추정할 수 있다.

<Table 8> Life Expectancies and Deterioration Curve

Ratings	$Life\ expectancy_i^k = \frac{1}{\lambda_i^k}$ (years)			Statistical Interval of Life Expectancies by 3-sigma Rule (Case of Benchmark)
	Benchmark	National Highway No.1	Hannuri Arterial Road	
1	2.483	3.515	1.892	
2	6.834	9.609	5.629	
3	3.953	5.558	3.256	
4	4.261	5.991	3.509	
Total	17.531	24.672	14.285	

마지막으로 일반국도 1호선과 한누리대로의 파손모델 분석결과를 비교하였다. 한누리대로는 일반국도 1호선 대비 약 1.5배에서 1.7배 정도 균열파손이 빠르게 발생하는 것으로 나타났다. 분석 방법론에 따라 다소 차이는 있지만, 이러한 분석결과는 한누리대로의 도로교통 특성 중 축하중(ESAL) 값이 일반국도 대비 약 1.4배 높기 때문으로 판단된다. 기존 연구(Han et al., 2014; Choi et al., 2019)들에 의하면 축하중 변수는 도로포장의 파손에 가장 큰 영향을 주는 변수로 알려져 있다. 또한 본 연구에서의 BMMH 모델 분석에서도 축하중 변수가 도로포장의 기대수명을 감소시키는 것으로 분석된 것으로 나타나, 도로유형간의 상대적인 파손속도를 비교함에 있어 합리적인 분석결과가 도출된 것으로 판단된다.

### 3. 종합 분석: 기존 연구결과와의 비교

본 연구에서 개발한 파손모델에 대한 신뢰성을 검토하기 위해 타 연구사례와의 비교·분석을 수행하였다. 비교대상 연구는 1)다년간의 일반국도 모니터링 데이터, 2)통계적 또는 베이지안 기반 분석, 3)균열 파손모델 개발의 세 가지조건에 해당하는 연구(Han et al., 2014; Do et al., 2014; Choi et al., 2019)로 선정하였다. 또한 세종시의 한누리대로를 대상으로 수행된 관련 연구는 찾기 어려워, 비교대상은 일반국도 1호선으로 한정하였다. 비교에 앞서 BMMH 모델 기반 분석에서 도출된 기대수명을 연평균 파손량 기준 데이터로 변환하였다. BMMH 모델의 분석 결과는 균열률 30%에 도달하기까지의 기대수명으로 각 도로유형별 기대수명인 24.672년, 14.285년을 기준으로 연평균 파손량을 도출할 경우, 일반국도 1호선은 연간 약 1.2%, 한누리대로는 약 2.1%의 연평균 파손량으로 변환이 가능하다. 연평균 파손량의 비교를 위해 기존 연구에서의 도로구간, 수집장비, 수집기간, 분석방법, 분석결과 등의 내용을 <Table 9>에 정리하였다. 기존연구결과를 살펴보면 4~11년 동안 누적된 모니터링 데이터를 활용하여 1.6%~2.6%의 연평균 파손량이 도출되었다. 본 연구에서는 연평균 파손량 방법론은 2.5%, BMMH 모델 방법론은 1.2%에 해당하는 연평균 파손량이 각각 도출된 것으로 나타났다. 기존 연구의 분석결과를 기준으로 살펴 볼 경우, BMMH를 통해 도출된 1.2% 파손량은 상대적으로 파소 추정된 것으로 판단되며, 연평균 파손량 추정법에 의해 도출된 파손량은 기존 연구결과와 유사한 것으로 나타났다. 또한, 본 장에서의 분석결과는 분석에 필요한 데이터를 정제하는 과정에 있어 방법론별로 서로 다른 데이터 셋이 적용됨에 따라 두 분석결과 간의 직접적인 비교는 어렵다고 판단된다. 향후 이를 고려한 추가 연구가 필요하다고 판단된다.

<Table 9> Comparison with Related Studies

Items	Related Studies			This Study			
	Han et al(2014)	Do et al(2014)	Choi et al(2019)				
Roads	All National Highways			National Highway No.1	Hannuri Arterial Road		
Monitoring Equipment	ARAN, KRIS (Automatic pavement investigation equipment)			imajbox (Simple Mobile Mapping System)			
Methods	Method B	Method A	Method B	Method A	Method B	Method A	Method B
Data Collection Periods	4years ('07-'11years)	5years ('07-'11years)	11years ('07-'17years)	2years ('21-'22years)			
Annual Amount of Deterioration	1.7%	1.7~2.6%	1.6~2.4%	2.5%	1.2%	3.7%	2.1%

Note : Method A is Statistical estimation method, Method B is Bayesian estimation method

따라서 본 연구에서 제시한 파손모델은 비교적 짧은 기간 동안 수집된 데이터를 기반으로 분석을 수행하였지만, 4~11년이라는 장기간 그리고 높은 신뢰성을 자랑하는 일반국도 포장관리시스템에서의 모니터링 데이터를 기반으로 수행된 연구결과와 큰 차이는 없는 것으로 나타나 최소한의 신뢰성은 확보되었다고 판단된다. 하지만 BMMH 모델에 의하여 도출된 연평균 파손량은 기존 연구결과 대비 다소 과소추정된 것으로 나타나, 향후 추가적인 데이터 수집을 통한 분석결과의 보완이 필요하다고 판단된다.

## V. 결 론

본 연구에서는 딥러닝 기반의 도로자산 모니터링 시스템을 활용하여 세종시의 도로포장구간 일부를 대상으로 모니터링 조사를 실시하고, 세종시의 도로여건에 적합한 도로포장 균열률 파손모델을 개발하였다. 세종시의 한누리대로와 일반국도 1호선 구간을 대상으로 2년간에 걸쳐 모니터링 데이터를 수집하였으며, 딥러닝 시스템을 활용하여 모니터링 구간의 균열상태등급을 분석하였다. 파손모델의 개발을 위한 분석 모델로는 연평균 파손률 추정 방법론과 베이지안 추정을 기반으로 하는 BMMH 모델을 적용하였으며, 이를 활용하여 각 도로유형별 파손모델을 개발하였다. 본 연구의 결과를 요약하면 다음과 같다.

1. 연평균 파손량을 기준으로 일반국도 1호선은 약 2.5%, 한누리대로는 약 3.7%씩 균열에 의한 파손이 발생하는 것으로 나타났다. 또한 BMMH 모델에 의한 균열기대수명을 기준으로 살펴볼 경우 일반국도 1호선은 약 24.7년, 한누리대로는 약 14.3년으로 나타났다.
2. 한누리대로의 파손속도는 연평균 파손량 지표에서는 일반국도 대비 약 1.48배, 균열기대수명 지표에서는 일반국도 대비 약 1.7배 빠르게 파손이 발생하는 것으로 나타났다. 이러한 분석결과는 한누리대로가 일반국도 1호선 구간 대비 축하중(ESAL) 값이 약 1.41배 높은 것을 고려하면 합리적인 결과가 도출된 것으로 판단된다. 또한 균열률에 대한 기대수명 지표에서 파손속도차이가 약 1.7배로 크게 발생한 이유는 BMMH 모델의 설명변수 지표로서 축하중(ESAL) 변수가 기대수명 산정에 영향을 주었기 때문으로 판단된다.
3. 일반국도 1호선구간을 기준으로 균열에 대한 연평균 파손량은 각각 1.2%와 2.5% 수준으로 나타나, 기존 연구(1.6%~2.6%)들과 유사한 결과가 도출되었다. 따라서, 딥러닝 기반의 도로자산 모니터링 시스템

을 활용하여 정확도 높은 균열률 파손모델 개발이 가능한 것으로 나타났다.

4. 두 가지 파손모델 개발 방법론을 비교하면 파손모델의 개발에 필요한 최소한(2년간)의 모니터링 조사가 이루어진 경우에는 연평균 파손량 기법을 적용하여 파손모델을 개발하는 것이 상대적으로 우수한 결과를 보이는 것으로 나타났다. BMMH 모델의 분석결과 또한 유사한 추세를 보이는 것으로 나타났으나, 보다 정교한 모델링을 위해서는 장기간의 데이터의 수집을 통한 추가적인 분석이 필요한 것으로 나타났다.

향후 연구는 다음과 같다. 먼저, 도로포장의 상태등급 지표로서 균열률에 대한 파손모델만 개발하였다는 한계가 있어 추가적으로 소성변형과 종단평탄성 지표 등을 대한 파손모델 개발이 필요하다고 판단된다. 또한, 추가적인 모니터링 조사를 통한 시계열 데이터를 확보하는 것이 필요하다. 본 연구에서는 2년이라는 기간 동안 수집된 데이터를 활용하였기 때문에 파손모델 개발 시에 국지적인 파손특성만 고려되었을 가능성이 있다. 또한, 본 연구에서는 모니터링 방법론의 차이에 따른 파손모델의 분석결과를 중심으로 분석하고자, 기존 연구에서 많이 활용되었던 파손모델 방법론을 본 연구에서도 동일하게 적용하였다는 한계점이 있다. 향후 연구에서는 다양한 통계분석 및 딥러닝 기법 등을 활용한 파손모델의 개발이 필요하다고 판단된다. 마지막으로, 본 연구에서는 한누리대로와 일반국도 1호선 구간만을 대상으로 파손모델 개발을 수행하였다는 한계점이 있다. 향후 연구에서는 다양한 교통 여건, 기상 여건 등을 고려한 모니터링 구간의 선정을 통한 파손 모델개발이 필요할 것으로 판단된다.

## REFERENCES

- Andri, R., Roland, L., Rene, P., Aleksei, T. and Kristina, V.(2019), “Pavement Distress Detection with Deep Learning Using the Orthoframes Acquired by a Mobile Mapping System”, *Applied Sciences*, vol. 9, no. 22, pp.4829-4850.
- Choi, S. H., Do, M. S., Han, D. S., Sim, H. J. and Chae, C. D.(2019), “Estimation of road pavements life expectancy by bayesian markov mixture hazard model”, *International Journal of Highway Engineering*, vol. 21, no. 6, pp.57-67.
- Choi, S. H., Do, M. S., You, S. H. and Cho, C. S.(2018), “Determination of Visual Based Asphalt pavement Crack Condition Using Deep Learning”, *International Journal of Highway Engineering*, vol. 20, no. 5, pp.75-83.
- Choi, S. H., Park, J. G. and Do, M. S.(2021), “Infrastructure Health Monitoring and Economic Analysis for Road Asset Management: Focused on Sejong City”, *The Journal of the Korea Institute of Intelligent Transportation System*, vol. 20, no. 4, pp.71-82.
- Do, M. S., Kwon, S. A., Lee, S. H. and Kim, Y. J.(2014), “Development of the Decision-Making System for National Highway Pavement Management”, *Korean Society of Civil Engineers Journal of Civil and Environmental Engineering Research*, vol. 34, no. 2, pp.645-654.
- Fengdi, G., Jeremy, F. and Randolph, K.(2020), “Incorporating Cost Uncertainty and Path Dependence into Treatment Selection for Pavement Networks”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 110, pp.40-55.
- Geweke, J.(1992), “Evaluating the accuracy of sampling-based approaches to calculating posterior

- moments”, In Bernardo, J. M., Berger J. O., Dawid, A. P. and Smith, A. F. M. eds. *Bayesian Statistics 4*, Oxford, Clarendon Press, pp.169-193.
- Han, D. S., Kaito, K. and Kobayashi, K.(2014), “Application of Bayesian estimation method with Markov hazard model to improve deterioration forecasts for infrastructure asset management”, *Korean Society of Civil Engineers Journal of Civil Engineering*, vol. 18, no. 7, pp.2107-2119.
- Han, D. S., Kaito, K., Kobayashi, K. and Aoki, K.(2016), “Performance Evaluation of Advanced Pavement Materials by Bayesian Markov Mixture Hazard Model”, *Korean Society of Civil Engineers Journal of Civil Engineering*, vol. 20, no. 2, pp.729-737.
- Hyun, S. K. and Do, M. S.(2021), “Artificial Intelligence Based Road Cracks Detection Using Drone and Mobile Mapping System”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 39, no. 4, pp.555-563.
- Kobayashi, K., Kaito, K. and 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*, vol. 1, no. 1, pp.1-13.
- Ministry of Land, Infrastructure, and Transport(MOLIT)(2016), *2017 National Highway Pavement Management System Final Report*, pp.1-292.
- Radhika, R., Darcy, B. and Ayman, H.(2021), “Pavement Distress and Debris Detection using a Mobile System with 2D Profiler LiDAR”, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 2675, no. 9, pp.428-438.
- Shi, Y., Yisha, X., Hui, X. and Liudong, X.(2021), “Joint Optimization of Budget Allocation and Maintenance Planning of Multi-Facility Transportation Infrastructure Systems”, *European Journal of Operational Research*, vol. 288, no. 2, pp.382-393.
- Song, H. Y., Choi, S. H., Han, D. S. and Do, M. S.(2021), “Prediction of Life Expectancy of Asphalt Road Pavement by Region”, *Korean Society of Civil Engineers Journal of Civil and Environmental Engineering Research*, vol. 41, no. 4, pp.417-428.
- Terzi, S.(2007), “Modeling the pavement serviceability ratio of flexible highway pavements by artificial neural networks”, *Construction and Building Materials*, vol. 21, no. 3, pp.590-593.
- Tsuda, Y., Kaito, K., Aoki, K. and Kobayashi, K.(2006), “Estimating Markovian transition probabilities for bridge deterioration forecasting”, *Korean Society of Civil Engineers Journal of Structural Engineering and Earthquake Engineering*, vol. 23, no. 2, pp.241-256.