

공간적 군집분석 및 랜덤포레스트를 이용한 국도 동물 차질 사고 핫스팟 영향요인 연구*

서현진¹·김세희^{2*}·송의근¹·최철현³

Spatial Cluster Analysis and Random Forest-Based Study on the Influencing Factors of Wildlife-Vehicle Collisions Hotspots on General Highways*

Hyunjin Seo¹·Sehee Kim^{2*}·Euigeun Song¹·Chulhyun Choi³

요 약

본 연구는 남한의 일반국도를 대상으로 동물 차질 사고의 공간적 군집 패턴을 파악하고 핫스팟 발생에 영향을 미치는 주요 환경 요인을 규명하고자 하였다. 이를 위해 전국을 대상으로 동물 차질 사고 발생 데이터를 수집하여 공간적 군집성을 분석하였다. 또한 핫스팟 지역을 도출하고 이에 영향을 미치는 다양한 환경요인에 대해서 랜덤포레스트 모델을 활용하여 영향요인을 정량적으로 분석하였다. 분석 결과, 동물 차질 사고는 약 1km 거리를 기준으로 뚜렷한 군집 패턴의 변화를 보였다. 핫스팟에 영향을 미치는 주요 환경 요인을 분석한 결과, 제한속도가 가장 큰 영향을 미치는 요인으로 확인되었으며, 다음으로 차선 수, 평균 고도, 인구수, 핵심 서식지 면적 순으로 분석되었다. 본 연구는 동물 차질 사고의 공간적 분포와 영향 요인을 체계적으로 분석함으로써, 동물 차질 사고 저감을 위한 과학적 근거를 제시하였다는 점에서 의의가 있다. 연구 결과는 향후 도로 구간별 맞춤형 저감 대책 수립, 생태통로 설치 지점 선정, 도로 제한속도 관리 등 효과적인 야생동물 보호 정책 수립에 있어 실질적으로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

주요어 : 로드킬, 핫스팟 분석, Ripley's K 함수, Getis-Ord Gi*, 랜덤포레스트

2024년 12월 5일 접수 Received on December 5, 2024 / 2024년 12월 13일 수정 Revised on December 13, 2024 / 2024년 12월 13일 심사완료 Accepted on December 13, 2024

* 본 연구는 환경부 및 국립생태원(NIE)의 지원으로 수행되었습니다.(NIE-B-2024-05)

¹ 국립생태원 복원생태팀, 전임연구원 / Ecological Restoration Team, National Institution of Ecology, Associate Researcher

² 국립생태원 복원생태팀, 연구원 / Ecological Restoration Team, National Institution of Ecology, Researcher

³ 국립생태원 생태계서비스팀 전임연구원 / Ecosystem Services Team, National Institution of Ecology, Associate Researcher

※ Corresponding Author E-mail: ksh0720@nie.re.kr

ABSTRACT

This study aimed to identify the spatial clustering patterns of wildlife-vehicle collisions (WVCs) on General Highways in South Korea and to determine the key environmental factors influencing hotspot occurrences. To achieve this, WVC occurrence data were collected nationwide, and spatial clustering analysis was conducted. Additionally, hotspot areas were identified, and the influence of various environmental factors on these hotspots was quantitatively analyzed using the Random Forest model. The analysis revealed that WVCs exhibited distinct changes in clustering patterns at approximately a 1 km distance. Among the key environmental factors influencing the hotspots, speed limits were identified as the most significant factor, followed by the number of lanes, mean elevation, population, and core area. By systematically analyzing the spatial distribution and influencing factors of wildlife-vehicle collisions, this study provides scientific evidence for mitigating WVCs. The findings are expected to be practically utilized in establishing tailored mitigation strategies for specific road sections, selecting locations for ecological corridors, managing road speed limits, and formulating effective wildlife protection policies.

KEYWORDS : Roadkill, Hotspot Analysis, Ripley's *K* Function, Getis-Ord G_i^* , Random Forest

서론

전세계적으로 도로 인프라의 확장과 더불어 야생동물 서식지의 단절 및 파편화가 가속화되면서, 도로를 횡단하는 야생동물과 차량 간의 충돌사고인 동물 찾길 사고(wildlife-vehicle collisions)가 주요한 사회적 문제로 대두되고 있다(Grilo et al., 2021). 동물 찾길 사고는 생태계 교란과 생물다양성 감소를 초래할 뿐만 아니라, 교통사고로 인한 인명 피해와 재산 손실을 야기하는 등 복합적인 사회적 비용을 발생시키고 있다(Seiler and Bhardwaj, 2020). 특히 한국의 경우, 2004년부터 2019년까지 36개 고속도로에서 36,863건의 동물 찾길 사고가 보고 되었으며(Kim et al., 2021), 전국 도로의 동물 찾길 사고 통계가 수집된 2019년 이후 현재까지 약 217,000건으로 보고되었다(EcoBank, 2023). 오늘날 도로의 연장과 교통량은 지속적으로 증가하는 추세이므로(Traffic Volume Survey, 2023), 동물 찾길 사고 저감을 위한 보다 체계적인 관리 방안 마련이 시급한 실정이다.

실효성 있는 동물 찾길 사고 저감방안을 마련하기 위해서는 먼저, 동물 찾길 사고 발생이 집중된 핫스팟 지역을 도출하고, 이러한 지역이 나타나는 다양한 영향요인을 파악하여 각 지역 특성을 반영한 해결방안을 제시하여야 한다(Gunson et al., 2011). 동물 찾길 사고 핫스팟에 영향을 주는 요인으로는 크게 도로의 길이와 너비(또는 차선의 수), 교통량, 중앙분리대 유무 등과 같은 도로의 특성, 고도 및 경사도 등의 지형적 특성, 주변 토지이용이나 식생구조, 서식지 연결성 등과 같은 경관적 특성 등으로 구분할 수 있다(Gunson et al., 2011; Kanda et al., 2006; Ng et al., 2008; Grilo et al., 2009; Kang et al., 2016; Medrano-Vizcaino et al., 2023).

만약 동물 찾길 사고 핫스팟이 어떤 하나의 특정 요인으로 발생한다고 가정할 경우, 저감방안 제시를 명료하게 제시할 수 있다. 그러나 대부분의 경우, 다양한 요인들이 복합적으로 작용한 결과로 동물 찾길 사고가 공간적으로 집중되기 때문에 영향요인들의 영향력을 분석 및 비교하여 실증적인 해결책을 제시하는 것이 필요하다(Gunson et al., 2011). 또한 특정 지역이나

제한된 도로 구간을 대상으로 하거나 특정 종에 초점을 두고 수행한 연구는(Kim and Lee, 2023; Seo et al., 2024) 전국 규모에서 적용하는데 한계가 있다. 따라서 국가 차원의 포괄적인 동물 찾길 사고 저감 정책을 수립하기 위해서는 다양한 환경 요인들이 사고 발생에 미치는 영향을 국가적 수준에서 통합적으로 분석할 필요가 있다.

이에 본 연구는 남한 전역의 도로 유형 중 면적대비 동물 찾길 사고 발생 빈도가 가장 높은 일반국도를 대상으로 동물 찾길 사고 핫스팟 형성에 영향을 미치는 요인들을 정량적으로 분석하고 이를 통해 효과적인 동물 찾길 사고 저감 방안 수립을 위한 과학적 근거를 제시하고자 한다. 구체적으로 본 연구는 (1) 가장 최신의 동물 찾길 사고 통계자료인 2023년 기준 전국 단위의 동물 찾길 사고 발생 현황과 공간적 군집 범위를 파악하고, (2) GIS 기반의 공간 분석을 통해 동물 찾길 사고 핫스팟을 도출하며, (3) 다양한 변수들과 동물 찾길 사고 발생 간의 관계를 통계적으로 규명하는 것을 목적으로 한다.

자료 및 연구 방법

1. 도로 및 동물 찾길 사고 자료

도로 자료의 경우 남한 전역을 대상으로 구축된 국토교통부의 전자도로망 자료인 표준노드링크를 사용하였다(MOLIT, 2023). 표준노드링크는 도로를 고속국도, 도시고속국도, 일반국도, 지방도, 특별광역시도, 시군도, 구도로 총 7개 등급으로 구분하며, 차선 수, 최고 제한 속도 등의 주요 정보도 포함되어 있어 동물 찾길 사고에 미치는 영향을 파악하기 용이하다. 2023년 기준 각 도로 등급별 1km당 동물 찾길 사고 건수를 확인해본 결과, 일반국도가 1km당 2건으로 가장 높았으며, 시군구도가 0.9건, 고속도로는 0.2건을 기록하였다. 이에 본 연구는 단위 거리당 동물 찾길 사고 발생 빈도가 가장 높은 일반국도를 연구의 대상으로 하였다.

동물 찾길 사고 자료는 국립생태원의 로드킬

정보시스템에서 수집된 자료를 사용하였다. 환경부, 국립공원공단, 국토교통부, 한국도로공사, 일부 지자체 등 다양한 기관에서 조사한 동물 찾길 사고 현황이 해당 시스템에서 통합적으로 관리되고 있다(NIE, 2018). 본 연구에서는 2023년 1월부터 12월까지 일반국도에서 수집된 동물 찾길 사고 발생 지점 데이터(28,780개)를 활용하였다. 데이터 전처리 과정으로 분석의 일관성을 위해 분류군을 포유류(23,991개)로 한정하였으며, 이 중 좌표 정보가 명확하고 해당 좌표의 위치가 도로 중심으로부터 좌우 25m 이내에서 접수된 데이터(11,510개)만을 활용하였다. 이는 일반국도 4차로 기준 도로폭 14m(좌우 7m)를 고려한 것이며(Lee and Mo, 2023), 사고 발생위치 기록에 주로 사용되는 스마트폰 GPS의 최대 오차 범위 약 18m를 반영한 것이다(Szot et al., 2019). 이를 통해 도로와 직접적으로 관련이 있는 동물 찾길 사고 사례만을 포함하여 분석의 정확도를 높였다.

2. 동물 찾길 사고 공간분포 패턴 분석

1) Ripley's K Function 분석

Ripley's K Function은 특정 거리 내에서 점의 분포 특성을 분석하여 해당 거리 범위에서 점들이 군집을 이루는지 또는 분산되는지를 파악하는 기법이다(Filius et al., 2020; Cartes Yegros et al., 2024). 이 분석은 다중 거리에서 공간적 의존성을 평가할 수 있어 동물 찾길 사고와 같은 점 사상의 공간적 분포 특성을 효과적으로 분석할 수 있는 장점이 있다(Santos et al., 2022). 본 연구에서는 각 동물 찾길 사고 발생 지점으로부터 설정한 거리 내에 존재하는 다른 동물 찾길 사고 지점 수를 계산하여 관측된 군집 패턴(Observed K)의 평균값을 계산하고 완전 무작위 분포(Complete Spatial Randomness)를 가정한 기대값(Expected K)을 계산하여 관측값과 비교하였다. 이 분석은 ArcGIS Pro 3.1의 Multi-Distance Spatial Cluster Analysis 도구를 이용하여 수행되었다. 관측된 K 값이 기대 K 값(무작위 분포를 가정

한 값)보다 클 경우 군집 패턴이 형성된 것으로 해석될 수 있다. 분석 단위는 도로 거리별 동물 찾길 사고 군집 패턴을 분석하기 위해 20m부터 2,000m까지 20m 간격으로 거리 구간을 설정하였으며, 연구대상 영역은 도로 중심선으로부터 최대 100m 이내로 한정하였다. 이는 Ripley's K Function이 연구 영역 설정에 민감하다는 특성을 고려하여 도로와 무관한 지역에서 발생할 수 있는 가장자리 효과(edge effect)를 최소화하기 위함이다(Yamada and Rogerson, 2003).

2) 핫스팟 분석

동물 찾길 사고 발생의 공간적 집중도를 분석하기 위해 국지적 공간 연관성 지수(local indicator of spatial association, LISA) 중 하나인 Getis-Ord G_i^* 통계량을 활용하였다(NIE, 2018). Getis-Ord G_i^* 분석은 특정 공간단위를 중심으로 국지적 군집 정도를 z -score로 산출하며, 통계적으로 유의미한 핫스팟을 식별할 수 있다(Getis and Ord, 1992). 본 연구에서는 95% 이상의 신뢰수준(p -value < 0.05)을 만족하는 격자를 유의미한 동물 찾길 사고 핫스팟으로 정의하였다.

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \bar{x} \sum_{j=1}^n w_{ij}}{s \sqrt{\frac{n \sum_{j=1}^n w_{ij}^2 - (\sum_{j=1}^n w_{ij})^2}{n-1}}} \quad (1)$$

식 (1)에서 s 는 표준편차, w_{ij} 는 공간 가중 행렬의 값, n 은 전체 케이스의 수, x_j 는 개체 j 의 공간단위 속성 값, \bar{x} 는 공간단위의 평균값을 의미한다. i 와 j 는 개별 개체의 공간단위를 의미하는 것으로 두 공간단위가 이웃으로 정의 되면 $w_{ij} = 1$, 그렇지 않으면 $w_{ij} = 0$ 이 되며, 통계량의 기댓값은 0이고, 분산은 거의 1이다(Song et al., 2019).

임계 거리는 각 동물 찾길 사고 포인트가 “이웃”

으로 간주할 범위를 정하는 기준으로 동물 찾길 사고 핫스팟을 가장 뚜렷하게 반영하는 최적 범위를 의미한다. 본 연구에서는 100m × 100m 크기의 격자망을 생성하고, 이 중 도로와 교차하는 격자만을 대상으로 각 격자별로 포함된 동물 찾길 사고 발생 지점의 개수를 집계하여 동물 찾길 사고 발생 밀도를 공간적으로 표준화하였다. 본 연구의 핫스팟 분석은 ArcGIS Pro 3.1의 Optimized Hotspot Analysis 도구를 사용하여 수행되었다. 이 도구는 거리별 Global Moran's I 통계량을 기반으로 최적의 임계 거리를 탐지하고 z -score와 p -value를 산출하여 유의미한 핫스팟을 식별할 수 있다.

3. 영향요인 분석

1) 종속변수 샘플링

동물 찾길 사고 핫스팟 영향요인 분석에 사용하기 위한 종속변수는 이진변수인 동물 찾길 사고 핫스팟 구간(1)과 대조군(핫스팟이 아닌 구간, 0)으로 설정하였다. 먼저 앞서 분석한 핫스팟 분석을 통해 도출된 핫스팟 지역과 대조군이 될 수 있는 핫스팟이 아닌 지역(non-hotspot)을 구분하였다. 대조군 지역은 통계적으로 유의미한 핫스팟으로 분류되지 않으며, 동물 찾길 사고 발생 기록이 없는 지역을 대상으로 하였다. 샘플링 방식은 도로 상에서 무작위 점(points) 추출방식을 기본으로 하되, 각 점의 최소 거리는 3km 이상으로 설정하였다. 이는 각 샘플 간 독립성을 유지하고 인접 구간 간 데이터 중복 및 공간적 자기상관에 의한 분석 결과의 왜곡을 최소화하기 위함이다.

무작위 추출은 ArcGIS Pro 3.1의 Create Random Points 도구를 활용하여 핫스팟 및 대조군 지역에서 각각 300지점 이상 추출하였다. 다음 각 지점에서 1km의 버퍼구간을 설정하여 도로 중심선을 추출하고 해당 도로 중심선을 기준으로 다시 1km의 버퍼 영역을 생성하였다. 이후 해당 영역 내에서 영향요인 변수 구축에 활용되는 자료인 Digital Elevation Model(DEM) 및 토지피복지도 데이터의 누락

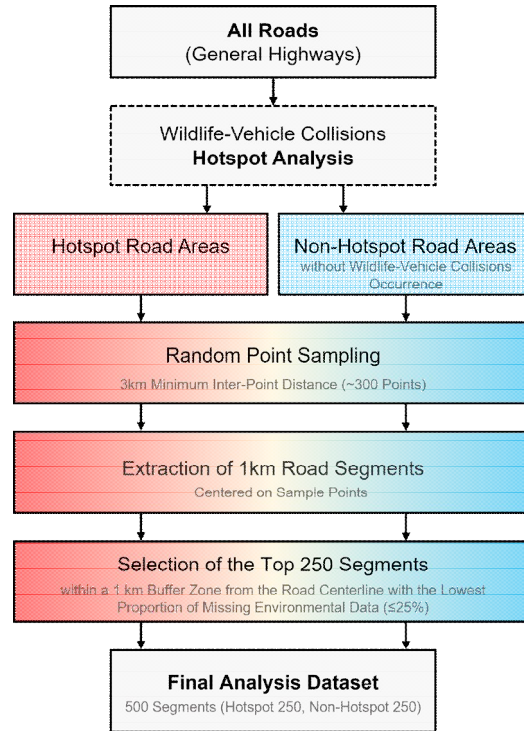


FIGURE 1. Methodological framework for sample selection in analysis of influencing factors.

정도를 분석하였다. 누락 비율이 25% 이하인 구간을 대상으로 누락 비율이 적은 순서대로 핫스팟 구간 250개, 대조군 구간 250개 지점을 최종적으로 선정하였으며, 샘플링의 전체 과정은 그림 1과 같다.

2) 영향요인 독립변수 구축

영향요인 분석을 위한 독립변수는 기존 선행 연구를 참고하여 도로 요인, 지형 요인, 개발 요인, 수원 및 먹이원까지의 거리 요인, 경관 요인 범주로 구분하였다. 각 범주별로 도로 요인 2개, 지형 요인 4개, 개발 요인 3개, 수원 및 먹이원까지의 거리 요인 2개, 경관 요인 3개로 총 14개의 영향요인 독립변수를 선정하였다(표 1).

5개 범주 중 수원 및 먹이원까지의 거리 요인은 종속변수 샘플링 구간 내 도로 중심선에서 해당 수원(수역) 및 먹이원(농경지)까지의 거리 평균값을 계산하여 산출하였으며, 최대 거리는

도로 중심선으로부터 1km 이내로 제한하였다. 이때 토지피복지도의 공간해상도가 30m인 점을 고려하여 최소 8,100m² 이상의 면적(약 9개의 연속된 격자)으로 구성된 영역을 수원(수역) 및 먹이원(농경지) 대상으로 정의하였으며, 이러한 영역을 기준으로 유클리디안 거리 래스터를 생성하여 거리를 산출하였다.

그 외 나머지 범주의 변수는 종속변수 샘플링 구간 내 도로 중심선에서 1km 반경의 영역을 설정하고 해당 구역 내의 값을 산출하였다. 각 변수별로 자세히 설명하면 도로 요인에서 차선수와 제한속도의 경우 표준노드링크 자료의 속성정보를 활용하였으며, 각 영역 내 모든 값 중 최댓값을 대푯값으로 사용하였다. 지형 요인의 경우 DEM으로부터 산출된 고도 및 경사 래스터 자료에 대하여 각 영역 내 평균 및 표준편차를 계산하여 산출하였다. 개발 요인의 경우 각 영역 내에서 토지피복지도의 시가지지역 및 나

TABLE 1. Description of environmental variables used in the analysis.

Category	Variable	Description	Unit	Data Source	Reference
Road Characteristics	n_lanes	Maximum number of lanes within the buffer	count	Node-Link (MOLIT)	Grilo et al. (2009)
	max_speed	Maximum speed limit within the buffer	km/h		
	slope_mean	Mean slope within the buffer	degree(°)		
Topographic	slope_std	Standard deviation of slope within the buffer	degree(°)	ALOS Global Digital Surface Model (DSM) 30m Resolution	Clevenger et al. (2003)
	elev_mean	Mean elevation within the buffer	m		
	elev_std	Standard deviation of elevation within the buffer	m		
Development	urban_area	Urban area within the buffer	m ²	Level 1 Land Cover Map (MOE) Census Grid Population Data (SGIS)	Kanda et al. (2006)
	barren_area	Barren land area within the buffer	m ²		
	pop_total	Total population count within the buffer	count		
Distance to water and food resources	dist_water	Mean distance to water bodies from the road centerline	m	Level 1 Land Cover Map (MOE)	Ramp et al. (2005)
	dist_crop	Mean distance to cropland from the road centerline	m		
Landscape	core_area	Area of core habitat ($\geq 1 \text{ km}^2$) within the buffer	m ²	Level 1 Land Cover Map (MOE), processed with MSPA	Finder et al. (1999)
	edge_area	Area of edge habitat within the buffer	m ²		
	n_core	Number of core habitats ($\geq 1 \text{ km}^2$) within the buffer	count		

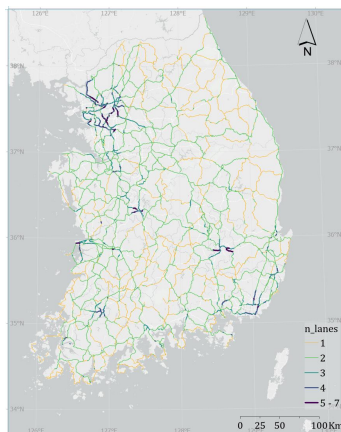
Note: MOLIT: Ministry of Land, Infrastructure and Transport, MOE: Ministry of Environment, SGIS: Statistical Geographic Information Service by Statistics Korea

지의 면적을 계산하여 산출하였으며, 인구수는 통계청의 100m 격자 인구통계 자료에 대하여 각 영역 내 중첩되는 모든 격자의 인구수를 합산하였다.

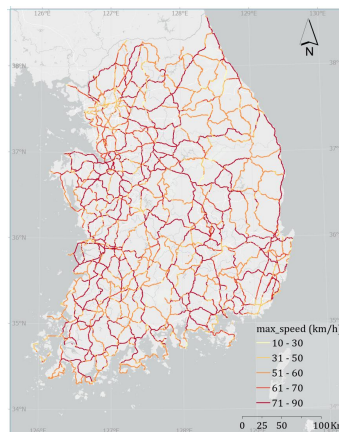
경관 요인은 먼저 토지피복지도를 산림과 비산

림으로 재분류한 후, 경관 요소들을 형태학으로 분석하여 정량적인 수치로 활용 가능한 MSPA(Morphological Spatial Pattern Analysis) 분석을 통해 산출하였다(Vogt et al., 2007; Seo et al., 2024). MSPA 분석에서는

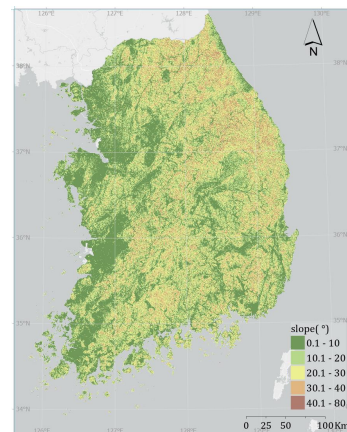
a) Number of lanes (n_lanes)



b) Speed limit (max_speed)



c) Slope (slope_mean, slope_std)



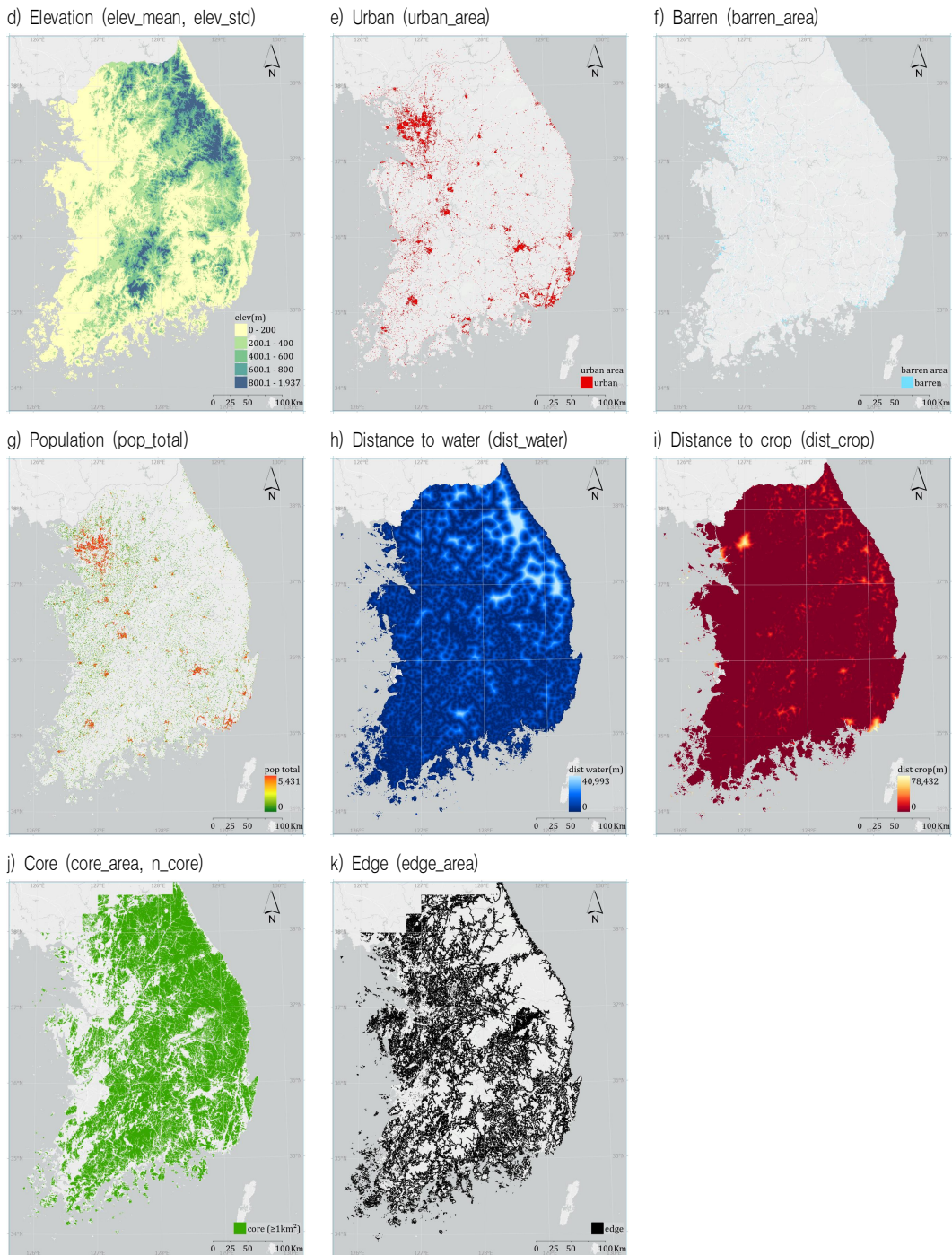


FIGURE 2. Map of environmental variables data used in the analysis.

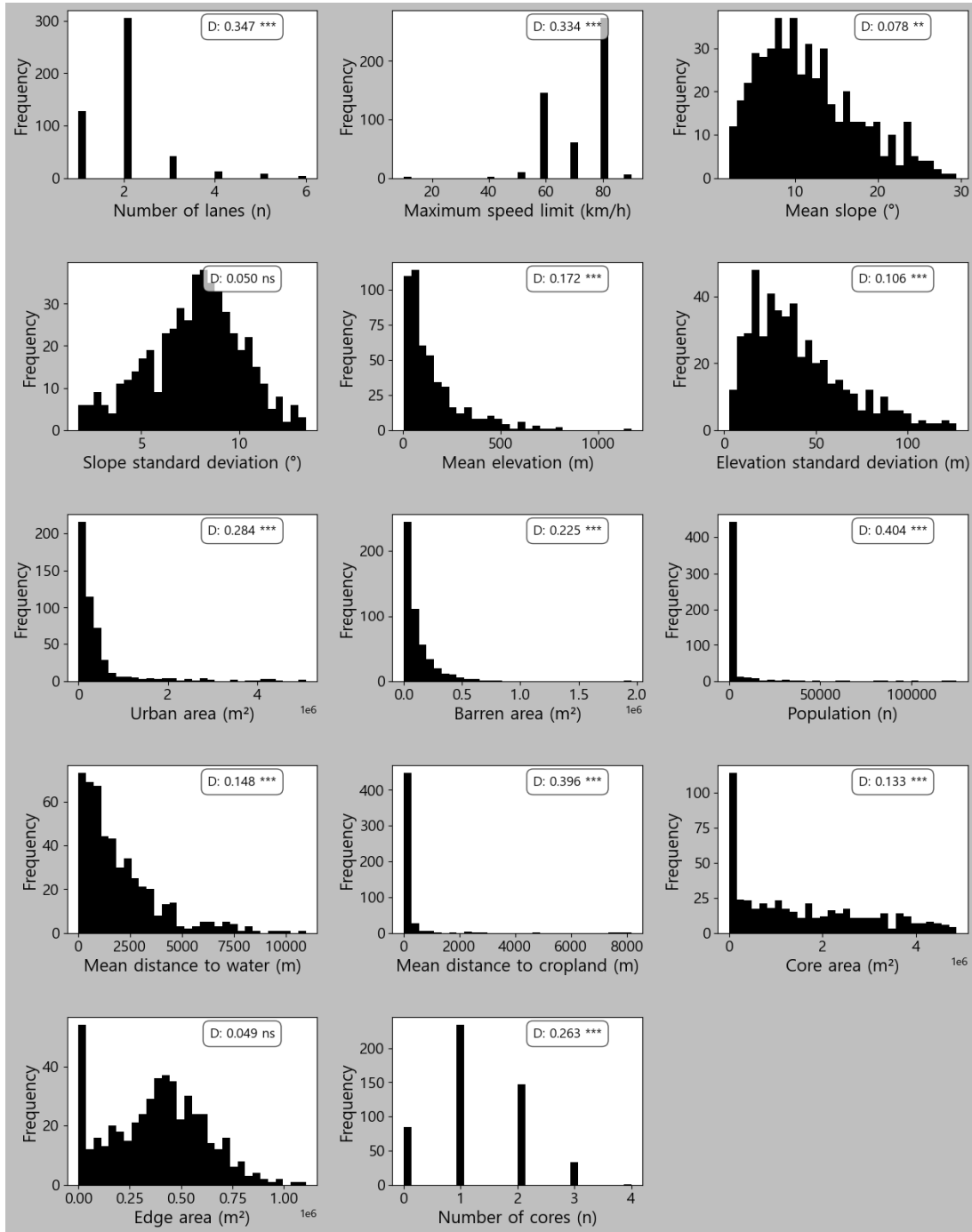


FIGURE 3. Histogram and normality test (Kolmogorov–Smirnov) results for environmental variables in wildlife–vehicle collision analysis. Significance levels: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$, ns: not significant.

토지피복지도의 공간해상도가 30m인 점을 반영하여 가장자리 폭을 30m로 설정하였으며, 핵심 서식지는 기존 연구(Seo et al., 2024)를 참고하여 면적이 1km² 이상인 폴리곤을 대상으로 하였다. 이를 통해 각 영역 내 핵심 서식지(core)와 가장자리(edge) 면적을 도출하였다.

영향요인 분석을 위한 독립변수 관련 공간자료를 지도화한 결과는 그림 2와 같다.

3) Mann-Whitney U 검정 및 랜덤포레스트 동물 찾길 사고 핫스팟의 영향요인 분석을 위해 선정된 독립변수들에 대하여 Kolmogorov-Smirnov 검정을 실시한 결과, 경사 표준편차($p = 0.159$)와 가장자리 면적($p = 0.170$) 두 변수만이 정규분포를 따르는 것으로 확인되었으며, 나머지 12개 변수는 모두 정규성 가정을 충족하지 못하였다(그림 3). 이에 본 연구에서는 비모수적 통계 방법을 사용하였으며, 핫스팟의 유무에 따른 요인 차이를 검정하기 위해 Mann-Whitney U 검정, 영향 요인 분석을 위해 기계학습 기반의 랜덤포레스트를 적용하였다.

랜덤포레스트는 의사결정트리를 결합하여 최종 예측을 수행하는 앙상블 학습(Ensemble Learning)의 하나로 동물 찾길 사고 영향요인을 분석하고 예측하는 데 유용한 도구이다(Heo and Kim, 2024). 특히 랜덤포레스트는 변수의 정렬과 분할을 기반으로 작동하기 때문에 기본적으로 변수의 스케일에 민감하지 않은 특성을 가지고 있으며, 다양한 단위와 범위를 가진 환경 변수들의 영향력을 평가하는 데 적합하다(Hastie et al., 2009).

변수들의 영향력을 평가하기 위해 두 가지 방법을 활용하였다. 먼저, 각 변수의 상대적 중요도는 Permutation Feature Importance를 통해 평가하였다. 이는 특정 변수의 값을 무작위로 조정한 후 모델을 재평가하여, 해당 변수가 모델 예측에 기여하는 정도를 정량적으로 측정하는 방법이다(Breiman, 2001). 다음으로 각 변수가 동물 찾길 사고 핫스팟에 미치는 영향의 방향을 파악하기 위해 Accumulated Local Effects(ALE) 플롯을 활용하였다. 랜덤포레스트

트는 비선형 모델이기 때문에 변수의 영향 방향(양의 효과 또는 음의 효과)을 직접적으로 해석하기 어렵다는 한계가 있다. ALE 플롯은 이러한 한계를 극복하여 각 변수값의 변화에 따른 예측값 변화를 시각적으로 보여주며, 변수 간 상관관계가 존재하는 경우에도 신뢰할 수 있는 결과를 제공한다(Apley et al., 2020).

랜덤포레스트 분석을 위한 데이터셋은 과적합을 방지하고 안정적인 예측력을 확보하기 위해 훈련용(70%)과 검증용(30%)으로 무작위 분할하였다. 모델의 성능은 전체 정확도(Overall Accuracy), 정밀도(Precision), 재현율(Recall), F1-score, ROC 곡선 등의 지표를 통해 종합적으로 평가하였다. 특히, 분류 성능 최적화를 위해 Youden's J 통계량을 기준으로 최적의 분류 임계값을 도출하였다. 동물 찾길 사고 핫스팟 예측에서는 실제 동물 찾길 사고 위험이 높은 지역을 식별하면서도 동물 찾길 사고 핫스팟이 아닌 지역을 잘 구분하는 것이 중요하다. Youden's J 통계량은 민감도(Sensitivity)와 특이도(Specificity)를 동시에 고려하여 두 지표의 합이 최대가 되는 임계값을 설정하는 방식으로, 균형 잡힌 예측 성능을 유지할 수 있도록 한다(Fluss et al., 2005).

연구 결과

1. 동물 찾길 사고의 공간 분포 패턴

1) Ripley's K 분석 결과

Ripley's K 분석 결과, 동물 찾길 사고 공간 분포 패턴은 약 1km 거리를 기준으로 뚜렷한 군집 패턴의 변화를 보였다(그림 4). 약 260m 지점까지 관측된 K 값이 기대 K 값보다 높아지는 경향을 나타냈으며, 이는 이 거리 내에서 높은 밀도로 집중된 군집 패턴을 형성하고 있음을 나타낸다. 그러나 960m 이후부터는 관측된 K 값이 기대 K 값보다 낮아지는 경향을 보여, 해당 거리에서는 동물 찾길 사고 발생이 특정 구간에 집중되지 않고 무작위에 가까운 분포를 보이는 것으로 확인되었다.

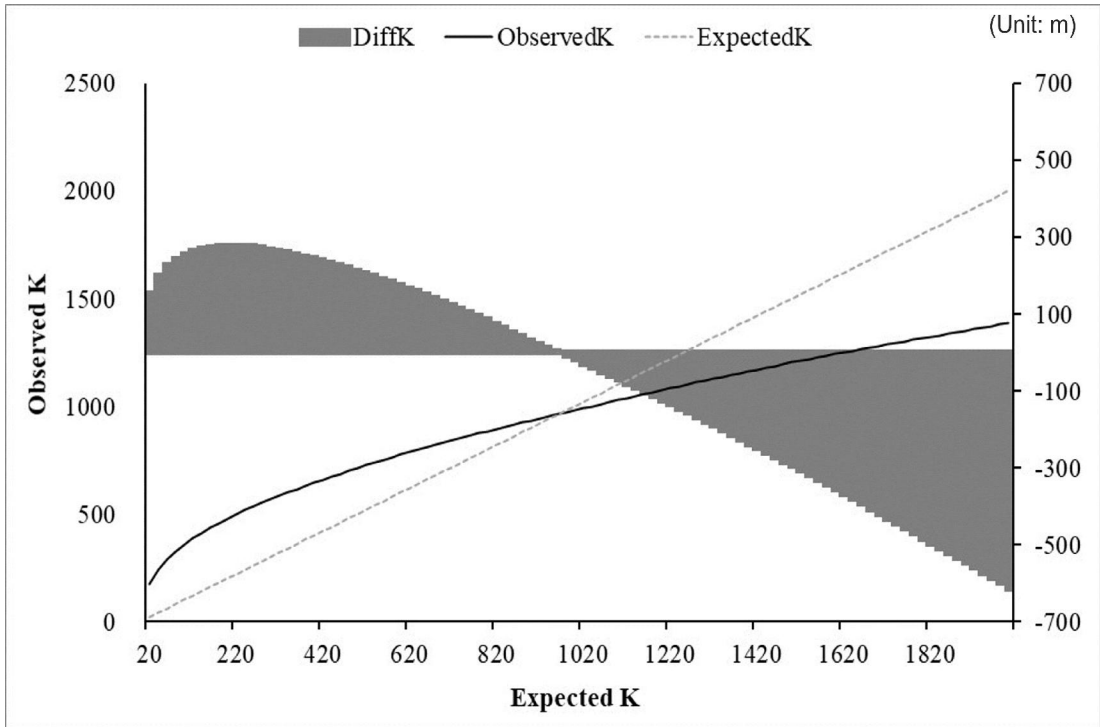


Figure 4. Ripley's K analysis of wildlife-vehicle collisions point patterns along road networks. The solid black line represents the observed K function (observed K), while the dashed gray line shows the theoretical K function (expected K) under the assumption of complete spatial randomness (CSR). The shaded gray area (diff K = observed K - expected K) indicates the difference between the observed and theoretical K values. Positive diff K values suggest clustering of wildlife-vehicle collisions locations, whereas negative values indicate dispersion at the corresponding distances.

2) 핫스팟 분석 결과

동물 찾길 사고 발생이 집중되는 구간을 식별하기 위해 그림 5a와 같은 동물 찾길 사고 발생 지점 자료를 기반으로 핫스팟 분석을 수행하였다. 그 결과, Optimized Hotspot Analysis 도구를 통해 거리별 Global Moran's I 값을 기반으로 약 974m의 고정 거리 밴드가 자동으로 설정되었다. 한편, 동물 찾길 사고 발생 빈도가 유의미하게 낮은 쿨드스팟은 식별되지 않았으며, 유의미하지 않은 구간과 핫스팟으로만 분류되었다(그림 5b). 이는 동물 찾길 사고 발생 빈도가 높은 곳은 특정 구간에 집중되어 발생한다는 것을 의미하며, 동물 찾길 사고 빈도가 낮은

곳은 집중되지 않고 분산되어 있다는 것을 알 수 있다. 핫스팟 결과를 기반으로 종속변수 샘플링 과정을 통해 선정된 총 500개 지점의 분포는 그림 5c와 같다.

2 영향요인 분석 결과

1) 핫스팟과 대조군 간 영향요인 차이 분석
Mann-Whitney U Test 분석 결과, p-value가 0.05 미만인 변수들은 핫스팟과 대조군 두 그룹 간 유의미한 차이가 있다고 판단하였으며, 주요 결과는 다음과 같다(표 2 및 그림 6).

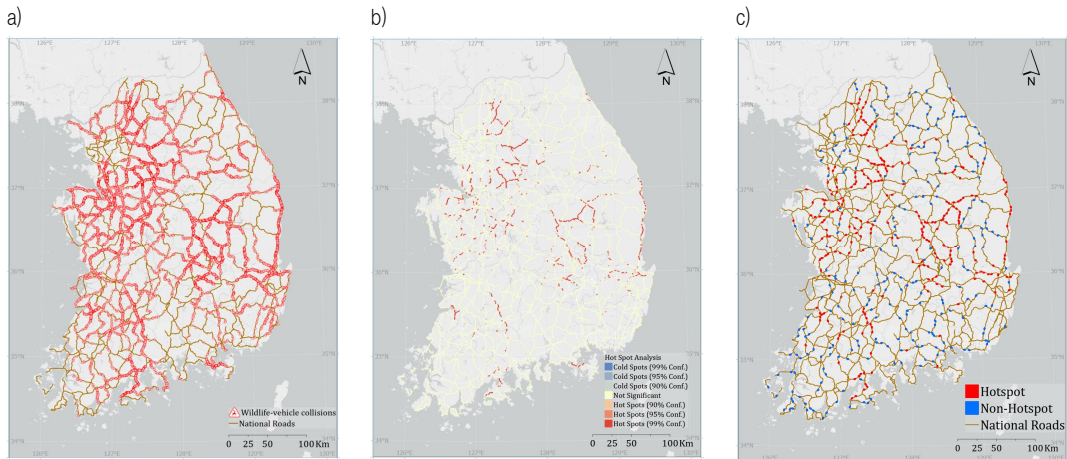


FIGURE 5. Spatial distribution and Getis-Ord G_i^* hotspot analysis of wildlife-vehicle collisions incidents on national roads in South Korea. a) Wildlife-vehicle collisions occurrence locations, b) Getis-Ord G_i^* hotspot analysis results with confidence levels. c) Sampling results of 250 hotspot and 250 non-hotspot locations.

도로 요인의 경우 핫스팟 지역은 대조군에 비해 차선 수가 많고 제한속도가 높은 경향을 보였다. 차선 수의 경우 핫스팟과 대조군의 중위수 값은 동일했으나 평균값은 핫스팟 지역의 차

선 수가 약간 많았다. 제한속도는 핫스팟 지역이 대조군 지역보다 중위수 기준으로 20km/h 더 높았으며($p < 0.001$), 이는 차선 수가 많고 제한속도가 높을수록 동물 찾길 사고가 더 집중

TABLE 2. Mann-Whitney U test results for environmental variables between wildlife-vehicle collisions hotspot and non-hotspot areas. Difference represents median value of hotspot minus median value of non-hotspot.

Variable	Hotspot		Non-hotspot		U Statistic	Difference (Median)
	Mean	Median	Mean	Median		
Number of lanes (n)	2.1	2.0	1.8	2.0	40,780***	0.0
Maximum speed limit (km/h)	77.7	80.0	66.3	60.0	49,474***	20.0
Mean slope ($^{\circ}$)	10.0	9.2	13.3	12.6	21,571***	-3.4
Slope standard deviation ($^{\circ}$)	7.1	7.2	8.4	8.7	20,569***	-1.5
Mean elevation (m)	123.1	89.8	185.1	130.0	27,592*	-40.2
Elevation standard deviation (m)	33.6	29.3	48.0	43.8	21,632***	-14.5
Urban area (m^2)	336,236.3	244,201.0	597,982.4	166,430.0	35,508**	77,771.0
Barren area (m^2)	147,180.1	88,659.0	81,334.0	50,810.4	40,061***	37,848.6
Population (n)	1,433.8	649.0	6,483.9	437.5	37,386***	211.5
Mean distance to water (m)	2,002.8	1,562.6	2,028.4	1,266.3	33,132 (ns)	296.2
Mean distance to cropland (m)	69.5	39.2	301.9	40.6	28,051*	-1.4
Core area (m^2)	1,194,150.0	877,224.0	1,947,715.0	1,823,950.0	22,829***	-946,725.5
Edge area (m^2)	440,677.2	451,148.3	327,835.0	357,932.6	39,762***	93,215.7
Number of cores (n)	1.4	1.0	1.2	1.0	34,737*	0.0

Note: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$, ns: not significant

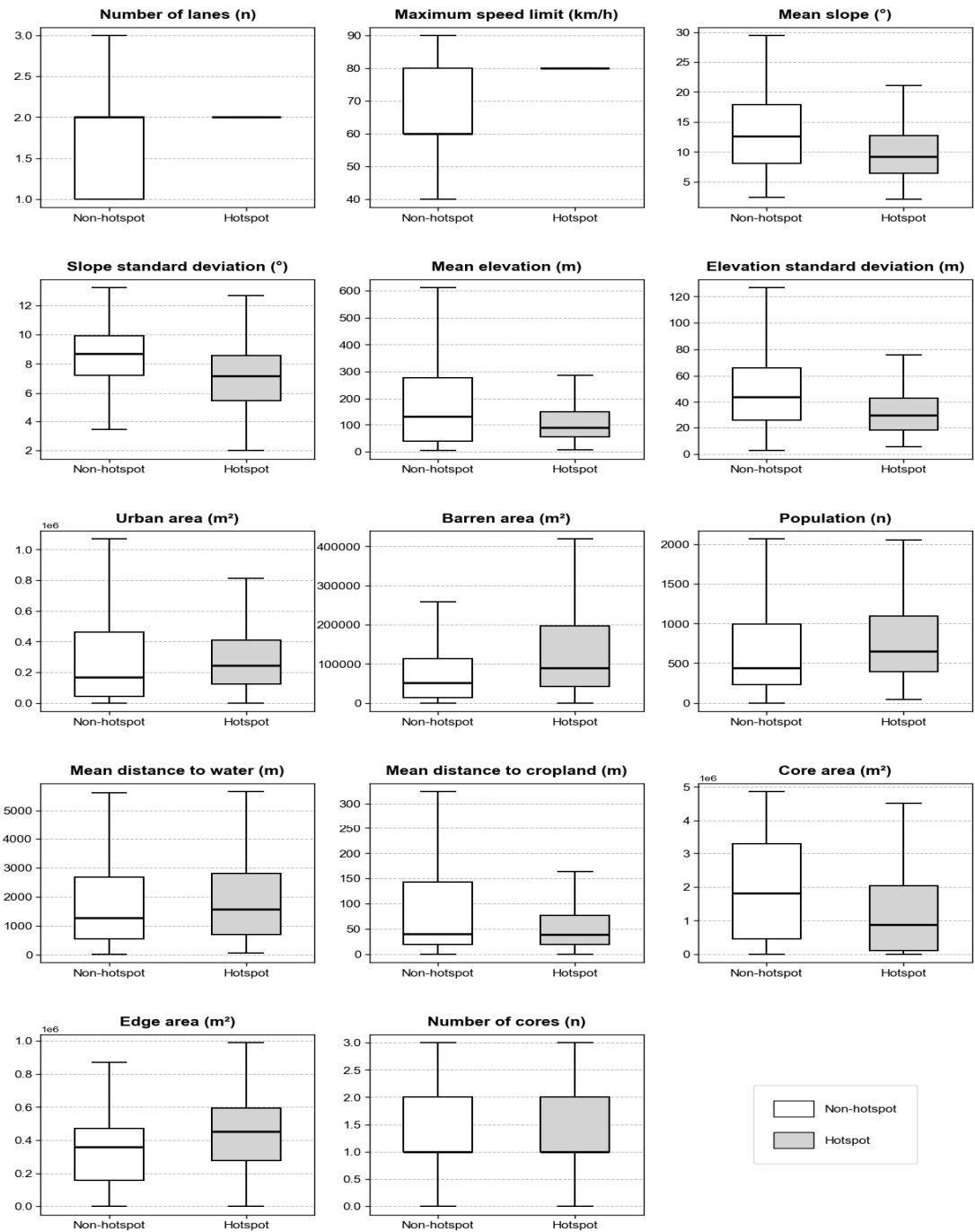


FIGURE 6. Box plot comparison of environmental variables between wildlife–vehicle collisions hotspot and non-hotspot areas. The boxes show the median and quartiles of each variable. White boxes represent non-hotspot areas, and gray boxes represent hotspot areas.

적으로 발생할 수 있다는 것을 시사한다.

지형 요인은 모든 변수가 유의한 차이를 보였으며, 중위수 기준으로 핫스팟 지역은 대조군에 비해 평균 경사가 3.4° 낮았고($p < 0.001$), 경사 표준편차도 1.5° 더 낮았다($p < 0.001$). 평균 고도는 핫스팟 지역이 대조군보다 40.2m 낮았으며($p = 0.024$), 고도 표준편차는 14.5m 더 낮았다($p < 0.001$). 이는 동물 찾길 사고 핫스팟이 주로 평탄하고 낮은 지형에서 발생하고 있다는 것을 의미한다.

개발 요인에서는 시가화 면적, 나지 면적, 인구수 모두 유의한 차이가 관찰되었다. 핫스팟 지역은 대조군에 비해 시가화 면적이 $77,771.0\text{m}^2$ 더 넓고($p = 0.008$), 나지 면적이 $37,848.6\text{m}^2$ 더 넓었으며($p < 0.001$), 인구도 약 211.5명 더 많은 것으로 나타났다($p < 0.001$). 그러나 시가화 면적과 인구수의 경우 중위수와 평균의 차이가 서로 반대의 패턴을 보였다. 이는 추가적인 분석을 통해 정확한 원인을 확인할 필요가 있다.

수역과 농경지까지의 거리 변수 중 농경지까지의 거리에서만 유의한 차이가 나타났다. 핫스팟 지역은 대조군에 비해 농경지까지의 거리가 평균 1.4m 더 가까웠으나($p = 0.048$), 수역과의 거리는 유의한 차이가 없었다.

경관 요인에서 핵심 서식지 면적, 가장자리 면적, 핵심 서식지 개수 모두 유의한 차이가 나

타났다. 핫스팟 지역은 대조군에 비해 핵심 서식지 면적이 $946,725.5\text{m}^2$ 작고($p < 0.001$), 가장자리 면적은 $93,215.7\text{m}^2$ 더 넓은 것으로 확인되었다($p < 0.001$). 이는 동물 찾길 사고 핫스팟이 핵심 서식지 면적이 작은 지역, 가장자리 서식지가 넓은 지역에서 발생한다는 것을 보여준다. 핵심 서식지 개수는 유의미한 차이를 보였으나($p = 0.020$), 두 그룹 간 중위수의 차이는 없었다. 그러나 평균값의 경우 핫스팟 지역의 핵심 서식지 개수가 약간 더 높은 것으로 나타났다.

2) 랜덤포레스트 분석 결과

랜덤포레스트 분석 결과, Youden's J 통계량에 따른 최적 임계값은 0.51로 나타났으며(그림 7), 이 값을 기준으로 평가한 랜덤포레스트 모델의 성능은 전체 정확도는 0.80, 민감도(Sensitivity)는 0.84, 특이도는 0.76, 정밀도(Precision)는 0.78, F1 스코어는 0.81, AUC-ROC는 0.85로 확인되었다. AUC-ROC의 경우 일반적으로 0.8 이상이면 우수한 모델로 평가되며(Muller et al., 2005), 다른 정확도 평가 지표 역시 대부분 높게 평가되었다. 이러한 결과는 랜덤포레스트 모델이 동물 찾길 사고 핫스팟 발생 여부를 예측하는 데 있어 균형적으로 높은 성능을 나타냄을 의미한다.

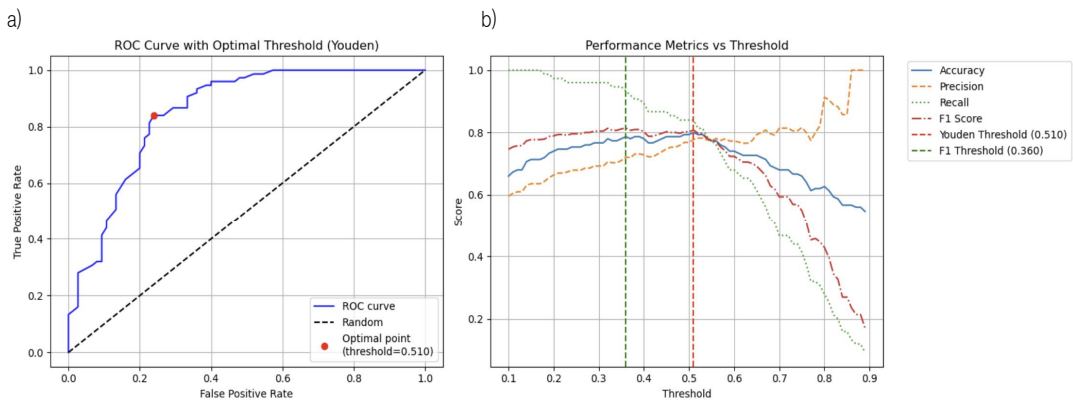


FIGURE 7. Model performance analysis of random forest classification. (a) ROC curve and optimal classification threshold, (b) performance metrics sensitivity to classification threshold.

변수별 영향력은 Permutation Feature Importance를 활용하여 분석하였으며(그림 8), 동물 찾길 사고 핫스팟 예측에 중요한 변수들이 도출되었다. 제한속도가 가장 높은 중요도를 보였고, 이어 차선 수, 평균 고도, 인구수, 핵심 서식지 면적 순으로 중요도가 높게 나타났다. 즉, 도로의 특성이 가장 영향력이 크다는 것이 확인되었으며, 지형 요인과 개발 요인 등이 다음으로 높게 나타나고 있었다. 경관 요인에서 핵심 서식지 면적의 중요도 순위는 5위인 반면, 핵심 서식지 개수는 8위, 가장자리 면적은 10위로 나타났다.

ALE를 통해 각 변수가 동물 찾길 사고 핫스팟에 미치는 영향을 확인한 결과(그림 9), 제한속도, 나지면적, 가장자리 면적, 핵심 서식지 개수는 증가할수록 동물 찾길 사고 핫스팟이 발생하는 경향을 보이는 것으로 나타났다. 특히 동물 찾길 사고 핫스팟은 제한속도 60km/h 이상

에서 급격히 증가하는 경향을 보였으며, 이는 차량 속도가 높아질수록 동물 찾길 사고 위험이 증가할 가능성을 시사한다. 반면, 경사 평균 및 표준편차, 고도 표준편차, 시가화 면적, 인구수, 핵심 서식지 면적은 증가할수록 동물 찾길 사고 핫스팟 발생 경향이 낮은 것으로 분석되었다. 차선 수와 평균 고도의 경우 특정 수치까지는 동물 찾길 사고 핫스팟 발생에 있어 큰 변화를 보였으나 이후에는 유지되는 경향을 나타냈다. 이는 동물 찾길 사고 발생이 특정 임계값에 따라 변화할 가능성을 보여준다. 인구수와 농경지까지의 거리는 초반에 증가할수록 동물 찾길 사고 발생 위험이 급격히 증가한 후 갑자기 감소하여 일정한 상태를 유지하는 경향을 보였다. 반면, 수원까지의 거리는 증가한 후 감소하고 다시 증가하는 복잡한 패턴을 나타냈다.

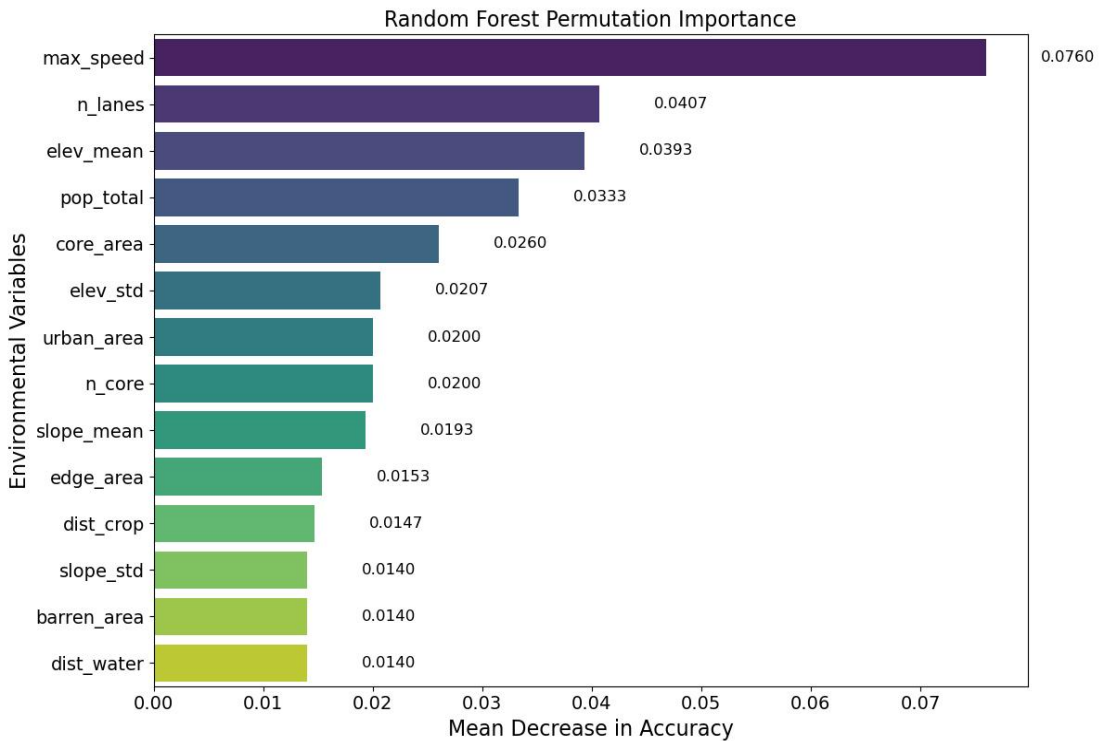


FIGURE 8. Permutation feature importance of random forest model for wildlife–vehicle collisions hotspot identification.

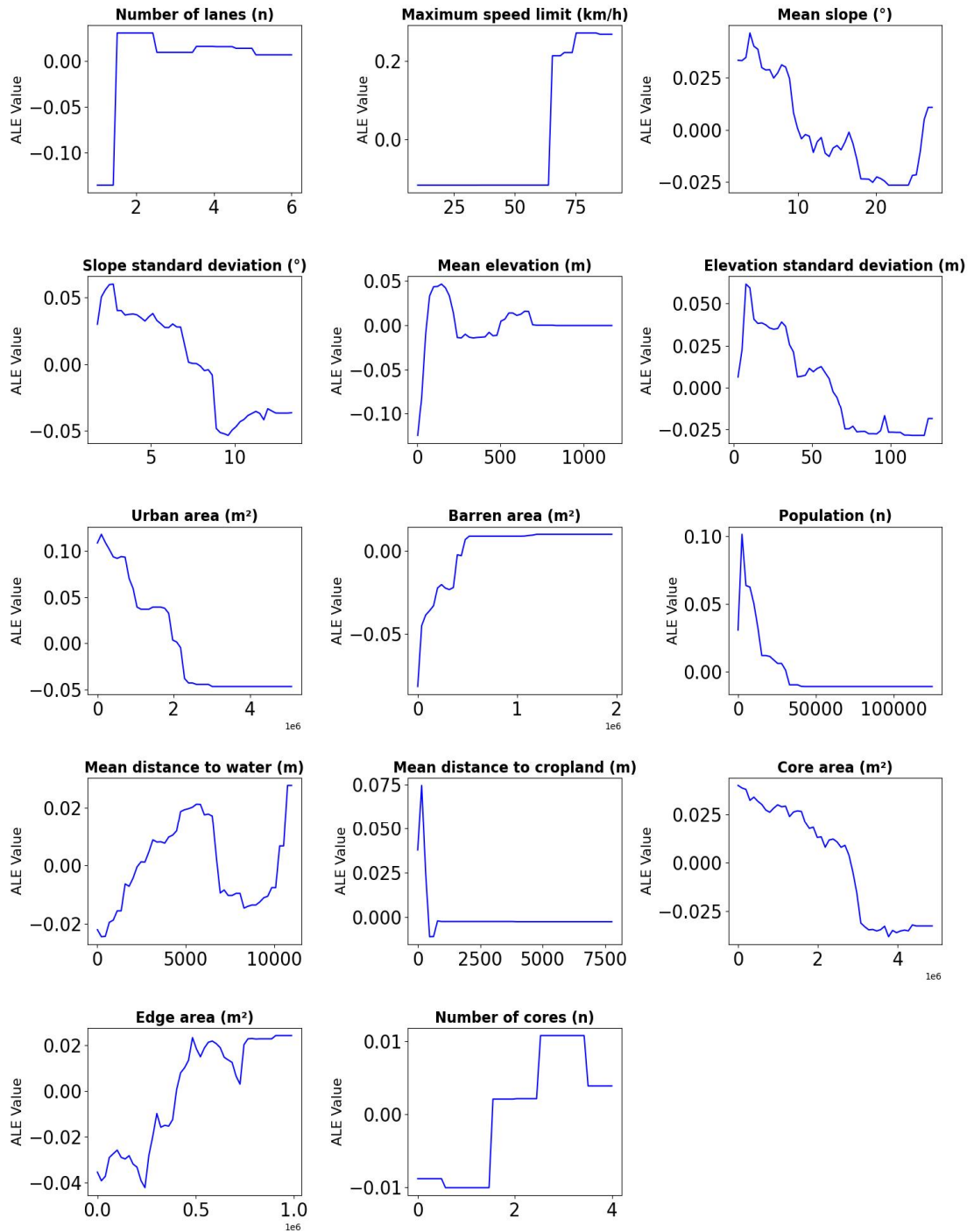


FIGURE 9. Accumulated local effects (ALE) for environmental variables.

고찰

동물 찾길 사고의 공간적 패턴 분석 결과, 약 1km 거리를 기준으로 뚜렷한 군집 패턴의 변화를 보였다. 도로로부터 약 260m 부근에서 동물 찾길 사고 발생이 집중적으로 밀집된 공간적 패턴이 나타났으며, 960m 이상의 거리에서는 동물 찾길 사고 발생 포인트가 무작위 분포보다 낮은 밀도로 분산된 상태임을 나타낸다. 이러한 결과를 바탕으로 동물 찾길 사고 발생이 도로의 특정 구간에 집중되는 경향이 있으며, 260m 이내 특정 구간을 정밀하게 조사하여 우선적으로 동물 찾길 사고 저감 대책을 수립하고, 960m 이상의 구간에서는 보다 광역적인 차원에서 안전 관리 대책을 고려할 필요가 있음을 시사한다.

영향요인 분석 결과의 경우 도로 요인에서는 제한속도, 개발 요인에서는 인구수, 지형 요인에서는 평균 고도, 수원 및 먹이원까지의 거리 요인에서는 도로에서 농경지까지의 거리, 경관 요인에서는 핵심 서식지 면적이 동물 찾길 사고 핫스팟 형성에 높은 기여도를 보였다.

도로 요인에서는 제한속도가 높고 차선 수가 많은 도로일수록 동물 찾길 사고 핫스팟 발생 가능성이 증가하였다. 기존 연구 역시 제한속도가 동물 찾길 사고와 높은 상관관계가 있는 것으로 나타났으며, 사슴 찾길 사고와 교통 요인과의 관계를 연구한 Nielson and Clair(2008)에 따르면, 찾길 사고 핫스팟 지역이 아닌 도로의 평균 제한속도는 51.8km/h인 반면, 핫스팟 지역은 72.8km/h인 것으로 나타났다. 또한 저속(≤ 50 km/h)과 비교하면 중속(60-70km/h)일 경우 7배, 고속(≥ 80 km/h)일 경우 17배까지 동물 찾길 사고가 증가한다고 보고하였다. 그리고 이러한 원인에 대하여 차량 속도가 높을수록 운전자도 갑작스러운 동물의 출현에 대응하기 어려워지기 때문으로 해석하고 있다. 따라서 동물 찾길 사고 핫스팟 지역은 가장 우선적으로 차량들의 속도를 제한하는 조치가 필요하다.

시기화 면적과 인구수와 같은 개발 요인의 경우 증가할수록 핫스팟 발생이 감소하는 경향을 보였으며, 이는 동물 찾길 사고에 대한 공간적

요인을 다룬 논문들을 종합적으로 검토한 Gunson et al.(2011)의 연구에서도 확인된 결과이다. 해당 연구에서는 일부 도심지에 서식하는 특정 조류를 제외하면, 고밀도 개발지역에서는 야생동물의 서식이 제한되어 도로 진입 가능성이 낮아진다고 설명하고 있다.

지형요인에서 평균 고도가 낮고 경사가 완만한 지역의 경우 핫스팟 발생이 증가하는 것으로 나타났다. 고도가 높은 지역의 경우 중에 따라 서식지가 제한될 수 있는 반면(Kanda et al., 2006), 고도가 낮고 평탄한 지대는 동물의 이동이 용이할 뿐만 아니라 인간의 활동 영역과도 중첩될 가능성이 높다(Gunson et al., 2011). 또한, 이러한 지역의 도로에서는 고도와 경사의 변동성이 낮아 차량의 주행 속도 역시 자연스럽게 높아지는 경향이 있다(Barrientos and Bolonio, 2009). 이는 본 연구에서 가장 높은 중요도를 보인 제한속도와도 연관되는 결과로, 평탄한 지형에서의 높은 주행 속도가 동물 찾길 사고 위험을 가중시키는 것으로 보여진다.

수원 및 먹이원까지의 거리 요인에서 수역까지의 거리는 중요도가 가장 낮았으며, 동물 찾길 사고 핫스팟과의 관계도 불규칙한 패턴을 보였다. 이는 연구에 따라 해당 변수와 찾길 사고와의 관계가 다양한 양상을 보이는 것과 관련이 있을 것으로 판단된다. Nielson and Clair(2008)와 Grilo et al.,(2009)의 연구에서는 수원까지의 거리가 가까울수록 찾길 사고가 증가한 반면, Kanda et al.(2006)의 연구에서는 수원까지의 거리와 동물 찾길 사고 발생 간 유의미한 관련성이 나타나지 않았다. 이러한 결과는 동물이 서식지 내 다양한 수분 공급원(소형 지류하천 또는 호소나 습지 등)을 이용할 수 있기 때문으로 해석된다. 또한 서식지와 수원의 위치에 따라 동물의 도로 횡단 패턴이 달라질 수 있으며, 이로 인해 지역별로 사고 양상이 다양하게 나타날 수 있다. 본 연구는 국가 차원의 비교적 큰 스케일에서 진행된 연구이기 때문에 소형 수원과 같은 세밀한 요소를 반영하기 어려웠다. 추후 연구에서는 소규모 공간단위의 정밀한 공간자료를 활용하여 이러한 변수들의 영향

을 보다 세밀하게 분석할 필요가 있다.

경관 요인에서는 핵심 서식지 면적이 가장 중요도가 높았으며, 핫스팟은 핵심 서식지 면적이 작거나 가장자리 면적이 넓을 때 증가하는 경향을 나타냈다. 이는 파편화된 서식지일수록 그 주변에서 동물 찾길 사고가 증가하는 것을 의미한다(Liu et al., 2016; Saint-Andrieux, 2020). 야생동물은 먹이활동이나 번식을 위해 도로를 횡단해야 하는 빈도가 높아지게 되어 사고 위험이 더욱 커질 수 있다(Saint-Andrieux, 2020). 이러한 상황에서 서식지 간 연결성 부족은 사고 발생의 주요 요인으로 작용할 수 있으므로, 일반국도와 같이 도로 여건상 모든 구간에 울타리 설치가 어려운 경우에는 생태통로 등 맞춤형 저감시설을 도입하여 서식지 패치 간의 안전한 연결성을 확보할 필요가 있다.

결 론

본 연구는 남한 지역의 일반국도를 대상으로 동물 찾길 사고의 군집 패턴 및 핫스팟 지역을 도출하고, 도로 특성, 주변 지형, 인위적 개발 정도, 경관 구조 등 다양한 환경 요인과의 관련성을 실증적으로 분석하였다. 특히, 전국 단위에서 일반국도를 대상으로 포유류 전 종에 대한 종합적 분석을 시도한 첫 사례로서 기존 연구와 차별성을 가진다.

공간적 군집 패턴 분석 결과, 동물 찾길 사고는 약 1km 거리를 기준으로 뚜렷한 군집 패턴의 변화를 보였으며, 특히 도로로부터 260m 이내 구간에서 사고가 집중적으로 밀집되어 발생하는 경향을 나타냈다. 반면, 960m 이상 떨어진 구간에서는 사고 발생이 무작위 분포보다 낮은 밀도로 나타나는 특징을 보였다. 랜덤포레스트 모델을 활용하여 동물 찾길 사고 핫스팟 형성에 영향을 미치는 요인을 분석한 결과, 가장 큰 영향을 미치는 요인은 제한속도와 차선 수로 나타났으며, 그 다음으로 평균고도, 인구수, 핵심 서식지 면적 순으로 분석되었다. 이는 그동안 경험적으로만 알려져 있던 여러 요인들의 영향력을 정량적으로 검증했다는 점에서 중요한 의의가 있다.

본 연구의 결과는 다음과 같은 정책적 활용이 가능할 것으로 기대된다. 먼저 「자연환경보전법」 상의 야생생물보호구역 지정 기준 및 생태통로 설치 기준 개정에 있어 과학적 근거로 활용될 수 있다. 특히 도로로부터 260m 이내 구간에서 사고가 집중되는 공간적 특성을 고려하여 보호구역 설정 및 저감시설 설치 범위에 대한 구체적 기준을 제시할 수 있다. 다음으로 도로건설 시 환경영향평가에서 동물 찾길 사고 위험성 평가 기준을 구체화하고 저감시설 입지 선정을 위한 정량적 지표로 활용될 수 있다. 본 연구에서 도출된 도로 특성과 함께 주변 지형 및 서식지의 경관적 특성을 고려한 차별화된 저감 대책은 지역 맞춤형 관리방안 수립에도 기여할 수 있을 것이다. 다만, 동물 찾길 사고로 인해 개체군 감소가 이미 진행된 기존 도로의 경우 이러한 거시적 스케일의 분석이 최적의 방법이 아닐 수 있으므로(Teixeira et al., 2017), 미시적 수준에서 동물의 행동학적 특성과 결합한 연구가 병행되어야 할 것이다.

향후 연구에서는 보다 현실적인 동물 찾길 사고 저감 대책 수립을 위해 분류군별 특성, 계절성, 기후 조건, 세분화된 토지피복 정보 등 추가적인 환경 변수들을 고려한 보다 정교한 예측 모델 개발이 필요할 것으로 판단된다. 이를 통해 도로 생태계에서의 야생동물 보호를 위한 더욱 실효성 있는 정책 수립이 가능할 것으로 기대된다. **KAGIS**

REFERENCES

- Apley, D.W., J. Zhu. 2020. Visualizing the effects of predictor variables in black box supervised learning models. *J R Stat Soc: Series B (Statistical Methodology)* 82(4):1059-1086.
- Barrientos, R., L. Bolonio. 2009. The presence of rabbits adjacent to roads increases polecat road mortality. *Biodivers Conserv* 18:405-418.

- Breiman, L. 2001. Random forests. *Mach Learn* 45(1):5-32.
- Cartes Yegros, J.L., M. Santacruz, D. Gómez, L. López, F. Díaz, D. Rodríguez, M. Figueroa, M. Santacruz. 2024. Analysis of patterns related to wildlife roadkill in the Humid Chaco of Paraguay. *One Ecosyst* 9:e13117.
- Clevenger, A.P., B. Chruszcz, K.E. Gunson. 2001. Drainage culverts as habitat linkages and factors affecting passage by mammals. *J Appl Ecol* 38(6):1340-1349.
- Filius, J., Y. van der Hoek, P. Jarrín-V, P. van Hooft. 2020. Wildlife roadkill patterns in a fragmented landscape of the Western Amazon. *Ecol Evol* 10(13):6623-6635.
- Finder, R.A., J.L. Roseberry, A. Woolf. 1999. Site and landscape conditions at white-tailed deer/vehicle collision locations in Illinois. *Landsc Urban Plan* 44(2-3):77-85.
- Fluss, R., D. Faraggi, B. Reiser. 2005. Estimation of the Youden Index and its associated cutoff point. *Biom J* 47:458-472.
- Getis, A., J.K. Ord. 1992. The analysis of spatial association by use of distance statistics. *Geogr Anal* 24(3):189-206. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00261.x>.
- Grilo, C., J.A. Bissonette, M. Santos-Reis. 2009. Spatial-temporal patterns in Mediterranean carnivore road casualties: Consequences for mitigation. *Biol Conserv* 142(2):301-313.
- Grilo, C., L. Borda-de-Agua, P. Beja. 2021. Conservation threats from roadkill in the global road network. *Glob Ecol Biogeogr* 00:1-11.
- Hastie, T., R. Tibshirani, J. Friedman. 2009. *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. 2nd ed. New York: Springer.
- Heo, S., J. Kim. 2024. A study on machine learning-based estimation of roadkill incidents and exploration of influencing factors. *J Environ Impact Assess* 33(2): 74-83 (허소진, 김지영. 2024. 기계학습 기반의 로드킬 발생 예측과 영향 요인 탐색에 대한 연구. *환경영향평가* 33(2): 74-83).
- Hong, S., H.B. Park, M. Kim, H.G. Kim. 2022. History and future challenges of roadkill research in South Korea. *Sustainability* 14(23):15564.
- Kang, W., E.S. Minor, C.R. Park, D. Lee. 2016. Forest mammal roadkills as related to habitat connectivity in protected areas. *Biodivers Conserv* 25(14):2673-2686.
- Kanda, L.L., T.K. Fuller, P.R. Sievert. 2006. Landscape associations of road-killed Virginia opossums (*Didelphis virginiana*) in central Massachusetts. *Am Midl Nat* 156(1):128-134.
- Kim, M., H. Park, S. Lee. 2021. Analysis of roadkill on the Korean expressways from 2004 to 2019. *Int J Environ Res Public Health* 18(19):10252.
- Kim, M., S. Lee. 2023. Identification of emerging roadkill hotspots on Korean expressways using space-time cubes. *Int J Environ Res Public Health* 20(6):4896.
- Lee, J.H., Y.W. Mo. 2023. Prediction of water deer roadkill rate in Yeongnam region. *J Daegu Gyeongbuk Stud* 22(2): 167-187 (이지훈, 모용원. 2023. 영남지역 내 고라니 로드킬 발생률 예측. *대구경북연구* 22(2):167-187).

- Liu, Z., C. He, J. Wu. 2016. The relationship between habitat loss and fragmentation during urbanization: an empirical evaluation from 16 world cities. *PLoS One* 11(4): e0154613.
- Medrano-Vizcaino, P., C. Grilo, D. Brito-Zapata, M. González-Suárez. 2023. Landscape and road features linked to wildlife mortality in the Amazon. *Biodivers Conserv* 32(13):4337-4352.
- Muller, M.P., G. Tomlinson, T.J. Marrie. 2005. Can routine laboratory tests discriminate between severe acute respiratory syndrome and other causes of community-acquired pneumonia? *Clin Infect Dis* 40(8):1079-1086.
- Ng, J.W., C. Nielson, C.C. St. Clair. 2008. Landscape and traffic factors influencing deer-vehicle collisions in an urban environment. *Hum-Wildl Conflicts* 2(1):34-47.
- Ramp, D., J. Caldwell, K.A. Edwards. 2005. Modelling of wildlife fatality hotspots along the Snowy Mountain Highway in New South Wales, Australia. *Biol Conserv* 126(4):474-490.
- Saint-Andrieux, C., C. Calenge, C. Bonenfant. 2020. Comparison of environmental, biological and anthropogenic causes of wildlife-vehicle collisions among three large herbivore species. *Popul Ecol* 62(1): 64-79.
- Santos, E., M. Cordova, C. Rosa, D. Rodrigues. 2022. Hotspots and season related to wildlife roadkill in the Amazonia-Cerrado transition. *Diversity* 14(8):657. <https://doi.org/10.3390/d14080657>.
- Seiler, A., M. Bhardwaj. 2020. Wildlife and traffic: An inevitable but not unsolvable problem? In: Angelici, F., Rossi, L., eds. *Problematic Wildlife II*. Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-42335-3_6.
- Seo, H.J., C.H. Choi, S.W. Lee, J.H. Kim. 2024. Analysis of ecological connectivity of forest habitats using spatial morphological characteristics and roadkill data. *Korean J Ecol Environ* 57(2):75-82 (서현진, 최철현, 이승원, 김진호. 2024. 공간 형태학적 특성 및 로드킬 자료를 활용한 산림 서식지의 생태적 연결성 분석. *생태와 환경* 57(2):75-82).
- Song, E.G., H.J. Seo, K.M. Kim, D.G. Woo, T.J. Park, T.Y. Choi. 2019. Analysis of roadkill hotspot according to the spatial clustering methods. *J Environ Impact Assess* 28(6):580-591 (송의근, 서현진, 김경민, 우동걸, 박태진, 최태영. 2019. 공간 군집지역 탐색방법에 따른 로드킬 다발구간 분석. *한국환경영향평가* 28(6):580-591).
- Szot, T., C. Specht, M. Specht, P.S. Dabrowski. 2019. Comparative analysis of positioning accuracy of Samsung Galaxy smartphones in stationary measurements. *PLoS One* 14(4).
- Vogt, P., K.H. Riitters, C. Estreguil, J. Kozak, T.G. Wade, J.D. Wickham. 2007. Mapping spatial patterns with morphological image processing. *Landsc Ecol* 22(2):171-177. <https://doi.org/10.1007/s10980-006-9013-2>.
- Yamada, I., P.A. Rogerson. 2003. An empirical comparison of edge effect correction methods applied to K-function analysis. *Geogr Anal* 35(2):97-109. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2003.tb01103.x>. **KAGIS**