



시공간 그래프 신경망(GCN)을 활용한 서울시의 도시열섬 리스크 평가

최희도¹, 임철희^{1†}

¹국민대학교 산림환경시스템학과

¹zxs0716@kookmin.ac.kr, ^{1†}clim@kookmin.ac.kr

기업가정신, 국민대학교
Entrepreneurship, The KOOKMIN

1. Introduction

■ 연구 배경 및 기후정의 문제

- 도시화와 기후변화로 도시열섬이 심화되어 취약계층에 불평등한 피해를 초래하는 기후정의 문제가 대두됨
- IPCC에 따르면, 도시가 지역 온난화를 심화시켜 취약 계층에 불평등한 영향을 미쳐 사회적 형평성 문제로 확산

■ 기존 연구의 한계

- 방법론적 한계:**
 - 단순 가중합과 선형 모델로는 도시열섬 리스크의 복잡한 시공간 상호작용과 비선형 임계효과를 포착하지 못함

■ GCN 기반 혁신 접근

- 시공간 모델링:**
 - 시공간 그래프 합성곱 네트워크로 공간적 인접성과 시간적 의존성을 동시 학습하여 비선형 상호작용을 포착

■ 연구 목적

- IPCC AR6 기반 시공간 GCN과 다양한 해석 방법론을 결합한 도시열섬 리스크 평가 모델 개발로 기후정의 관점의 취약계층 보호와 과학 기반 정책 의사결정 지원 체계 구축

2. Data

Table 1. 활용 데이터 변수 정의

Hazard	Exposure	Sensitivity	Adaptive
HW33 (폭염일수)	인구밀도	고령자 비율	녹지접근성
TR25 (열대야일수)	불투수면적 비율	유아 비율	의료접근성
WSDI (온난일 지속기간)	건물밀도 (용적률)	저소득층 비율	냉방보급률
LST (지표면 온도)	교통접근성	주거취약 계층 비율	무더위쉼터 접근성

- 2015-2019년 서울시 500m 격자 구축
기상청 데이터를 1km → 500m로 다중스케일링 통계청, 기상청 등 공공데이터 활용
- IPCC AR6 프레임워크 적용
16개 변수를 IPCC AR6 프레임워크에 따라 구성
Exposure : 도시 열섬 노출된 인구, 건물의 공간적 분포
Hazard : 도시열섬을 물리적으로 정량화
Vulnerability : 사회, 환경적으로 적응·취약요소
- GCN 설계
각 구성요소의 고유한 특성을 독립적으로 학습
구성요소별 독립 학습 후 통합으로 최종 리스크 산출

3. Model Architecture & performance

1. AR6-Attention GCN 구조 설계

- IPCC AR6 프레임워크의 각 구성요소에 독립적인 그래프 어텐션 계층(GAT)을 적용하여 구성요소 내 변수 간 상호작용을 학습한 후, AR6 프레임워크에 따라 계층적으로 통합
- 시공간 행렬의 가장 평균을 통해 혼합 인접행렬로 통합

2. AR6 계층적 통합 메커니즘

- 독립적 GAT 처리: 각 구성요소를 8헤드 어텐션으로 64차원 표현 생성
배치정규화+ReLU+드롭아웃으로 안정화
- 계층적 통합: AR6 공식에 따라 취약성 합성, 상호작용항 계산
- 리스크 산출: $Risk = f(Hazard, Exposure, Vulnerability, \theta)$

3. 매우 높은 예측 정확도(MSE 0.0397, SRMSE 0.1834)

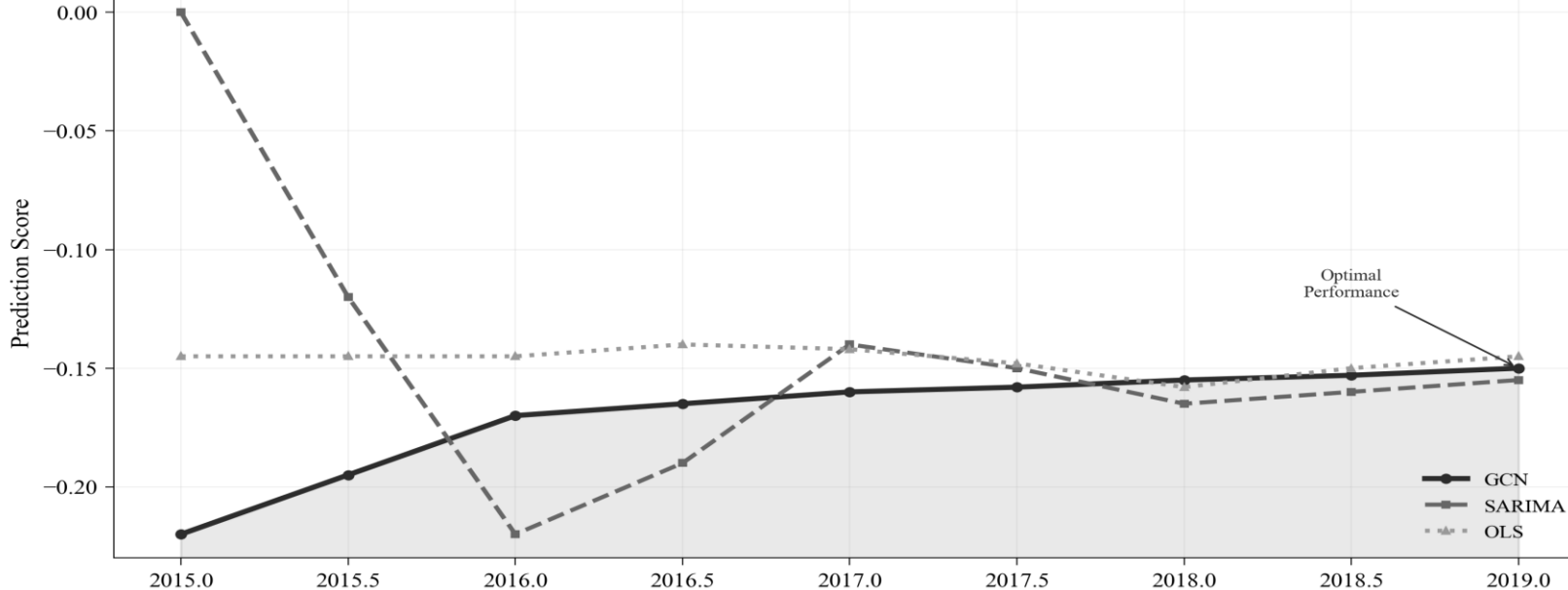


Figure 1. 시계열 예측 모델 성능 비교 분석

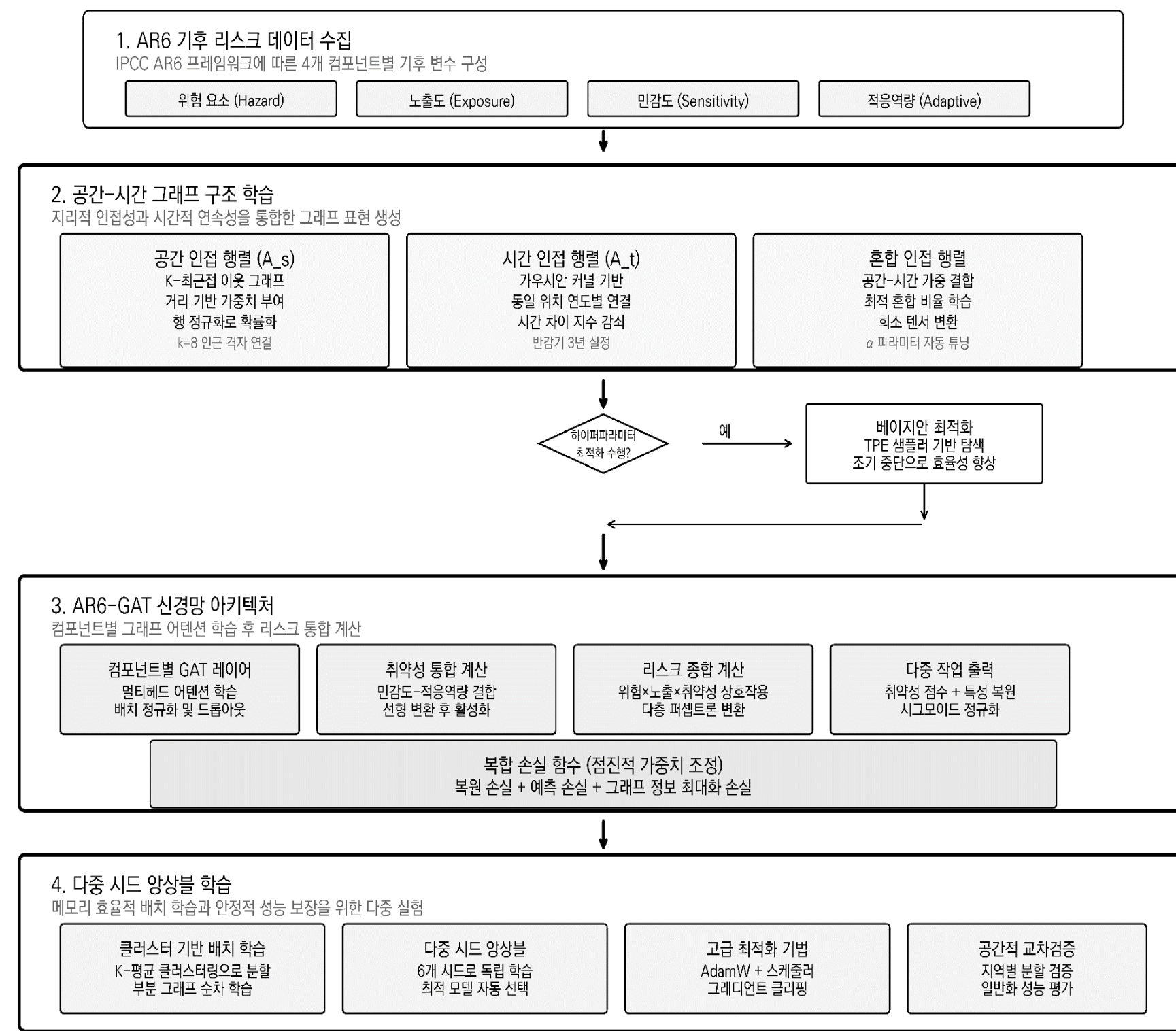


Figure 2. 딥러닝 모델 및 연구 절차 흐름도

4. Results

4.1 Temporal trend and Spatial analysis results

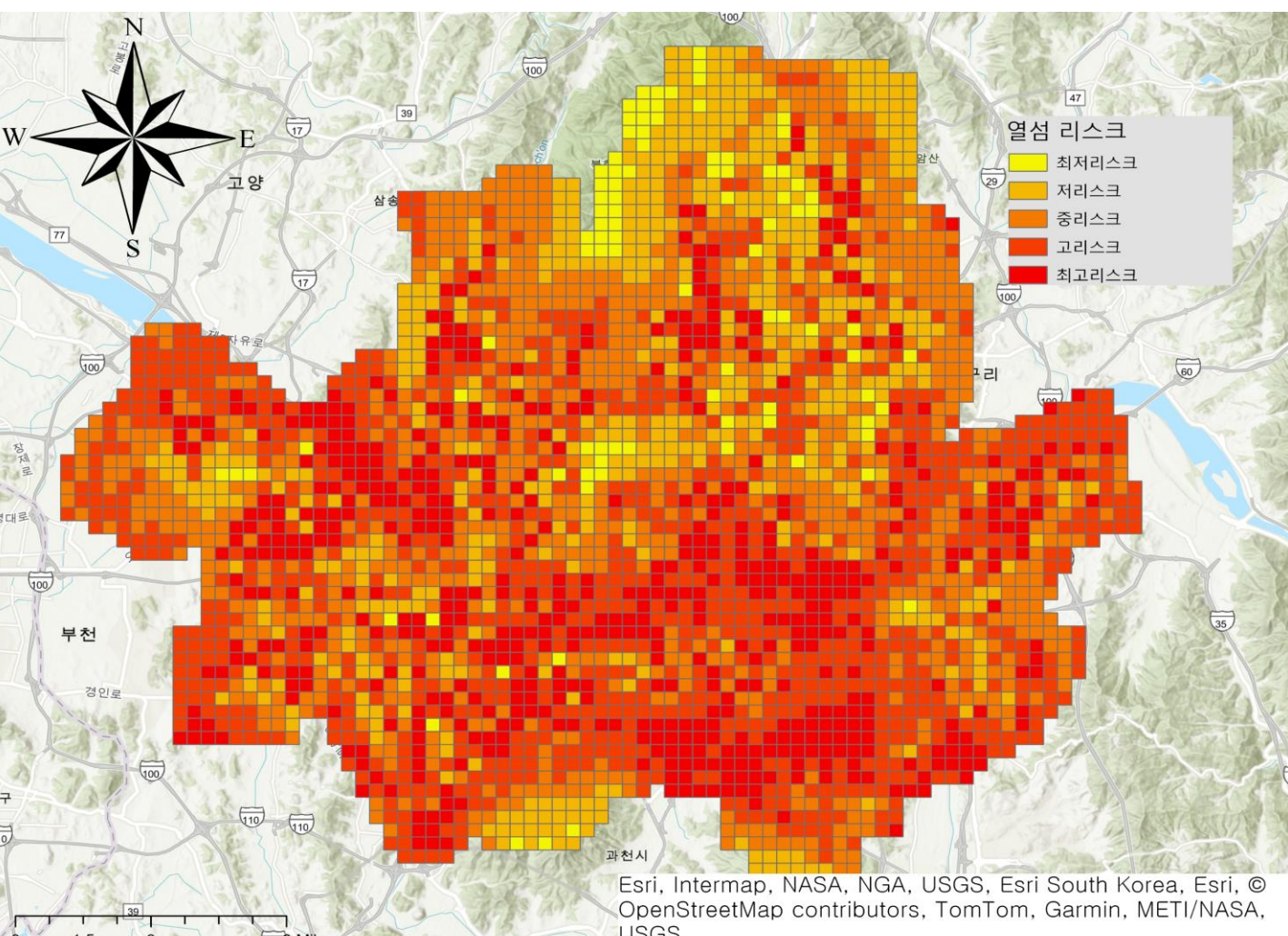


Figure 3. 격자 단위의 평균 도시열섬 리스크

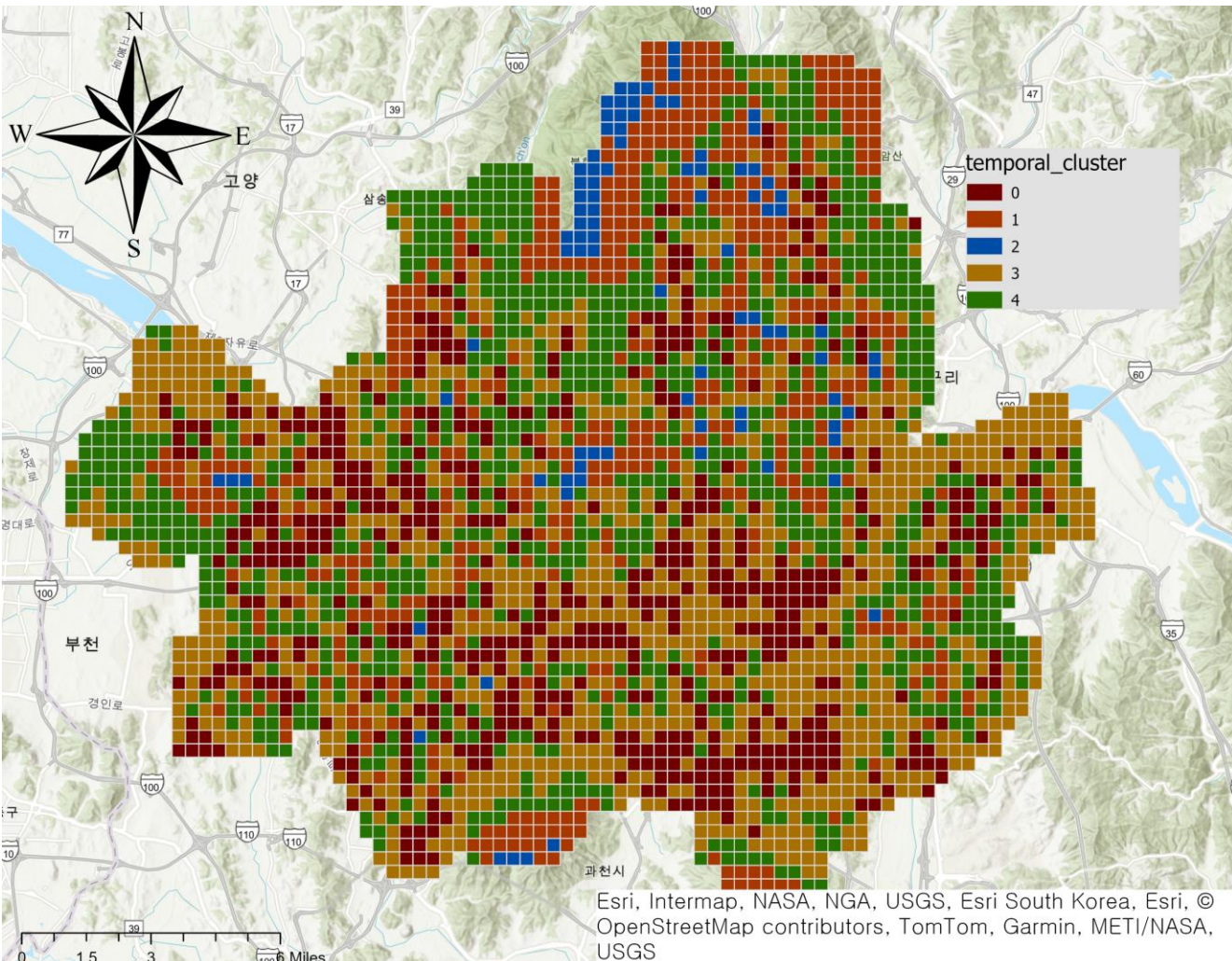


Figure 4. 격자 단위의 시계열 패턴 클러스터 지도

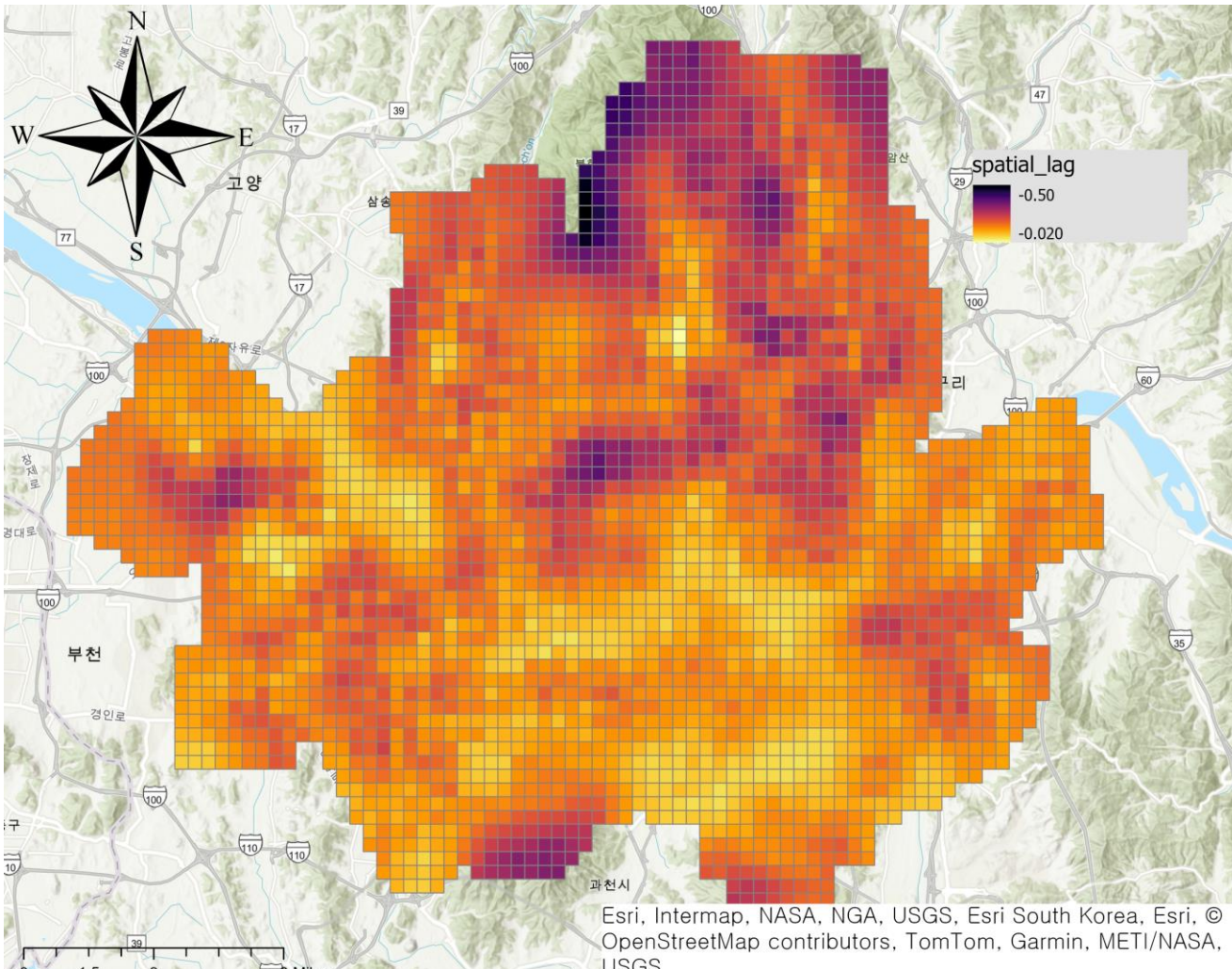


Figure 5. 공간 지연 평균 분포도

Table 2. 시계열 패턴 클러스터 종합 분석						
분류	그리드 수	N (%)	연간 변화율	변동성	리스크 범위	패턴 특성
클러스터 0	575	19.2	0.0168	0.092	-0.0959 ~ 0.0544	최고리스크 - 안정형
클러스터 1	536	17.9	0.0211	0.058	-0.3342 ~ -0.2415	저리스크 - 개선형
클러스터 2	91	3.0	0.0179	0.091	-0.4586 ~ -0.3919	최저리스크 - 고변동형
클러스터 3	909	30.4	0.0235	0.056	-0.2067 ~ -0.0974	고리스크 - 개선형
클러스터 4	884	29.5	0.0128	0.046	-0.2278 ~ -0.1684	중리스크 - 안정형

- K-means 클러스터링을 통한 서로 다른 **시간적 변화 패턴** 확인
- 정체형, 개선형** 지역의 분리: 모델의 우수한 시계열 학습 능력 확인
- Moran's I 값 (0.73) 강한 공간 자기상관: 리스크의 공간적 확산을 입증
- 도시열섬 리스크가 **시공간적으로 확산되는** 현상을 확인
- 시공간 분석을 통해 지역 간 **리스크 격차**가 더욱 심화될 수 있음을 파악

4.2 Overall results

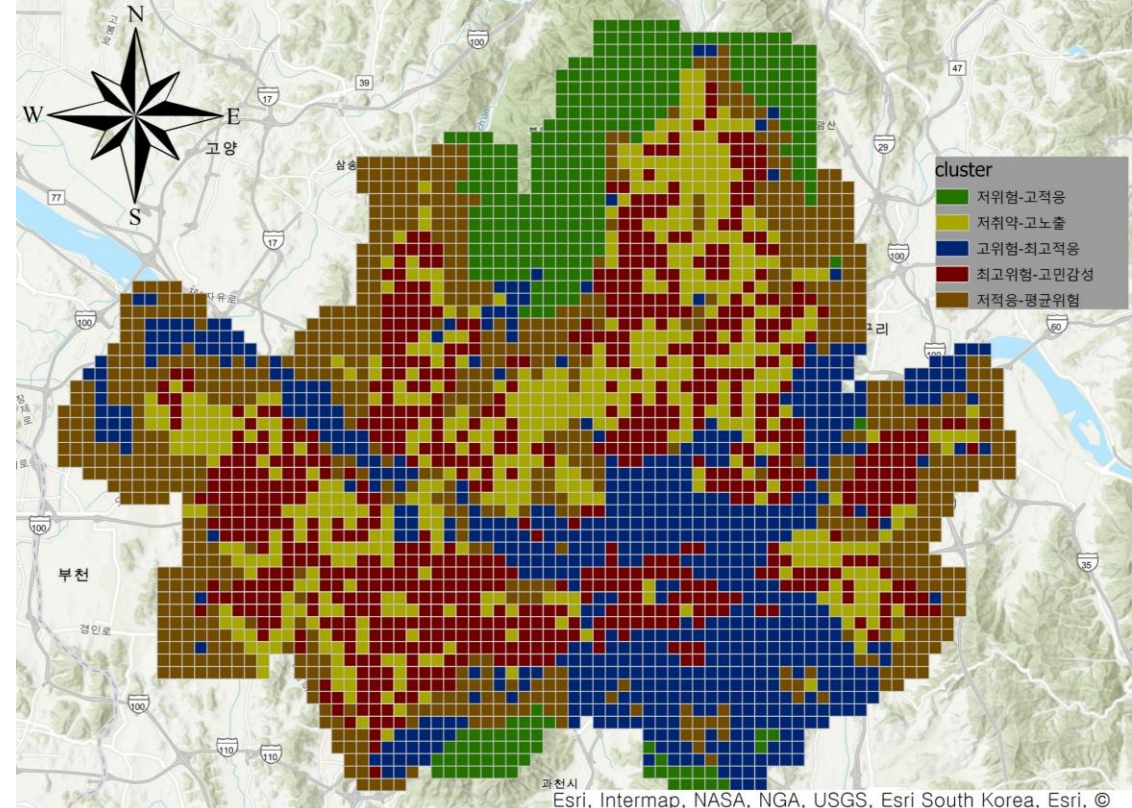


Figure 6. 리스크 특성에 따른 군집 분포

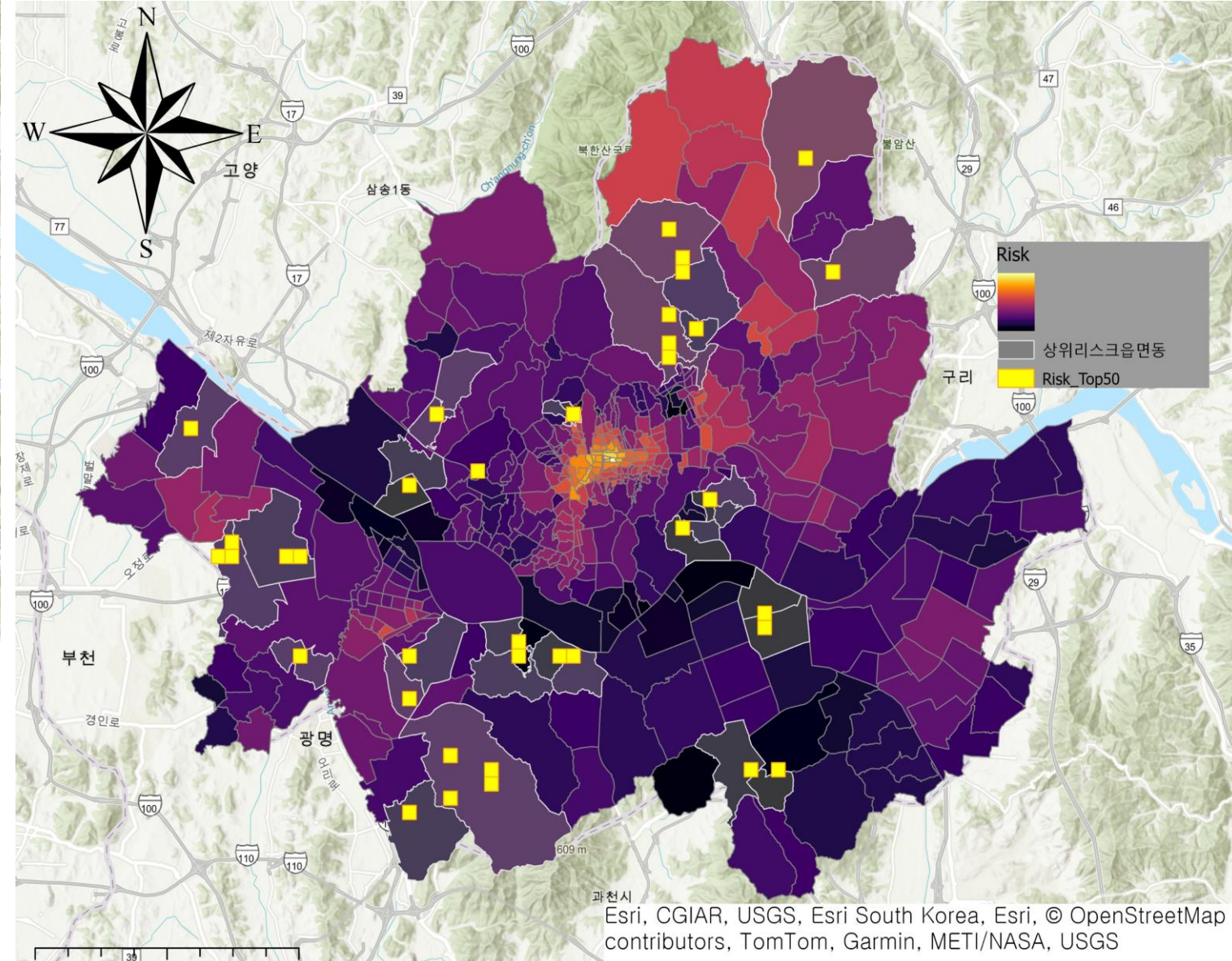


Figure 7. 상위 리스크 격자 식별 및 읍면동 공간분포

- 리스크가 도심부, 서남권, 강북권에 공간적으로 집중되며, 고위험 읍면동이 군집화되어 뚜렷한 핫스팟을 형성
- 서울 권역별 리스크 구성요소 기여도 분석을 통해 지역 특성에 따른 차별화된 취약성 형성 메커니즘을 파악

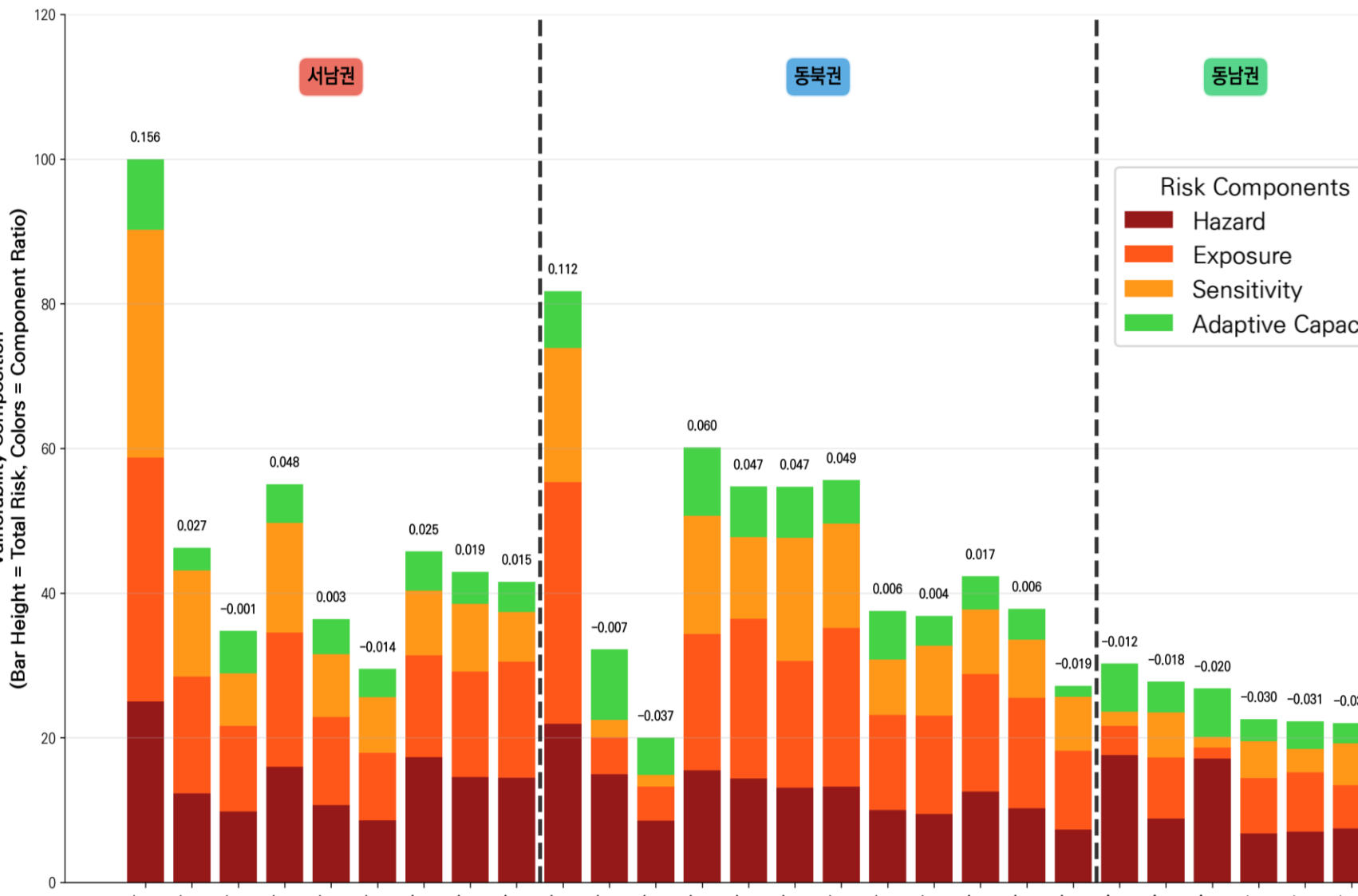


Figure 8. 상위 리스크 격자의 구성 요소

Table 3. 서울시 자치구별 폭염 리스크 분석표			
권역	자치구	주요 취약요인	현황 대응정책
서남권	강서구	밀집 주거지, 도시화 노출도 심각	쿨링포그, 무더위쉼터
	영등포구	높은 민감도, 부족한 적응능력	노후주택 보수 지원
	관악구	높은 민감도, 높은 노출도	냉난방권 지원
동북권	성동구	낮은 적응 능력, 높은 노출도	현장 중심 맞춤형 서비스
	성북구	녹지 완화에 불구한 높은 취약성	노인 맞춤형 돌봄서비스
	강북구	낮은 녹지율, 높은 취약성	1인가구 지원 사업
	노원구	높은 불투수율, 낮은 적응 능력	폭염 대비 방문서비스
동남권	서초구	낮은 민감도, 높은 위해	도시 인프라 개선
	강남구	낮은 민감도, 높은 노출도	스마트 도시 정책 수립

- 물리적 열섬과 사회적 취약성의 복합적 상호작용을 확인
- 서남권은 높은 노출도와 민감도가 높은 리스크를 형성
- 동남권은 낮은 민감도에도 불구하고 위해로 인한 높은 리스크 형성
- 권역의 주요 요인 차이는 맞춤형 정책 설계의 **과학적 근거**를 제공

4.3 XAI-based Model Analysis

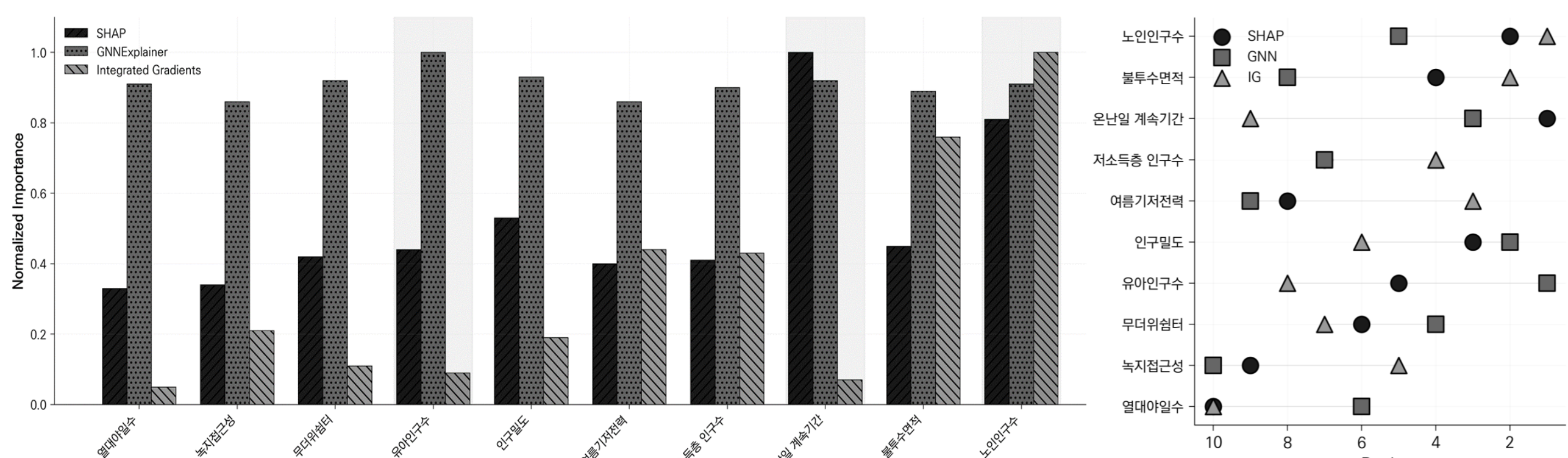


Figure 9. 설명 기법별 중요도 상위 10개 변수 특징 비교, 설명 기법별 중요도 특징 비교

- 다중 XAI 기법으로 모델 해석성을 다각도로 검증하여 모델 해석성 확보
- SHAP는 전역적 패턴 파악에, GNNExplainer는 그래프는 구조적 중요도에, IG는 개별 예측 기여도 분석에 특화되어 상호 보완적 해석 제공
- 기법에 따른 핵심 중요 요인들이 식별되어 목적에 따른 정책 방향 설정 가능

5. Conclusion & Discussion

- IPCC AR6 프레임워크와 시공간 그래프 신경망을 결합하여 기존 방법론의 한계를 극복하였으며, 도시열섬 리스크 평가의 새로운 방법론 제시
- 16개 변수 간 비선형 학습으로 MSE 0.0397, Moran's I 0.73 달성 및 실제 온열질환과 $R^2 = 0.513$ 의 유의한 상관관계로 모델 신뢰성 실증
- XAI 분석을 통해 고령인구(중요도 1.0)와 녹지율(0.8)의 정책 우선순위 확인 및 서남권의 **리스크 집중도**가 평균 대비 2.3배 높아 형평성 정책 근거 마련
- 시공간 리스크 패턴 분석과 권역별 차별화된 구성요소 **기여도 규명**을 통해 지역 맞춤형 정책 설계와 효율적 도시 기후적응 체계 구축에 기여할 것으로 기대

본 연구는 과학기술정보통신부 재원의 한국연구재단 이공분야기초연구사업(우수신진연구) (과제번호: 2022R1C1C1008489)의 지원으로 수행되었습니다.