

Exploring Spatio-temporal Patterns of Population and its Influential Factors in Jeonju

Jicheol Yang · Jooae Kim · Kuk Cho · Sangwan Lee[†]

Spatial Information Research Institute, Korea Land and Geospatial Informatix Corporation

거주인구의 시공간 변화 및 영향요인 분석: 전라북도 전주시 사례를 중심으로

양지철 · 김주애 · 조 국 · 이상완[†]

한국국토정보공사 공간정보연구원

This study (1) explored spatio-temporal population distribution patterns in Jeonju by using emerging hot spot analysis and (2) identified the influential factors to determine the spatio-temporal patterns by using multinomial logit model. The major findings are as follows. First, the results of emerging hot spot analysis indicated that the 100*100m grid in the urban area of Jeonju was found to have a category of hot spots, whereas most of the cold spot series was concentrated in the outskirts of the city. Also, new towns such as Jeonju Eco City, Jeonbuk Innovation City, and Hyocheon District were persistent or intensifying hot spots, Third, the results of multinomial logit model revealed that the factors influencing determining the spatio-temporal patterns were accessibility to schools, hospitals, parks, and welfare services. This study offered a deeper understanding of urbanization and regional changes in Jeonju, and important information for urban planning.

Keywords : Spatio-temporal Analysis, Population, Transportation Accessibility

1. 서 론

1.1 연구의 배경 및 목적

1현대 도시는 인구 밀집, 다양한 산업 활동, 문화 교류 등으로 인해 지속적인 변화를 겪고 있다. 이러한 변화는 도시 내 각 지역의 거주인구 밀도에도 영향을 미치고 있으며, 이는 도시계획 및 정책 수립에 중요한 정보를 제공한다. 특히, 대도시인 전주시는 그 예외가 아닌데, 도시 내 다양한 요인들에 의해 거주인구의 분포와 밀도가 변화하

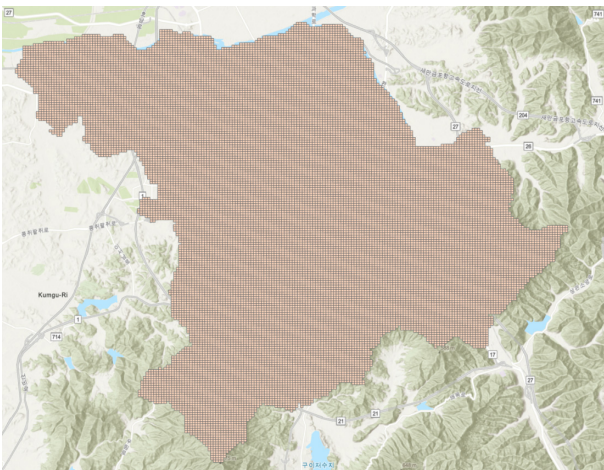
고 있다. 이에, 도시 내 각 지역에서 거주하는 인구의 변화를 이해하는 것은 도시의 미래 발전과 계획에 매우 중요한 역할을 수행한다.

또한, 도시 내 거주인구 밀도의 변화는 다양한 영향요인들과 관련이 있다. 교통 접근성, 신시가지 개발 등은 모두 거주인구의 분포와 밀도에 영향을 미칠 수 있는데, 이러한 영향요인들을 파악하고 분석함으로써 도시 정책 및 계획 수립 시 효과적인 결정을 내릴 수 있다.

1.2 연구의 방법론

본 연구는 전주시의 거주인구 밀도의 시공간 변화와 그 영향요인들을 분석하고자 하며, 데이터는 국토정보플랫폼(map.ngii.go.kr)을 통해 취득하였다. 먼저, 본 연구에서는

전주시를 대상으로 2014년부터 2023년까지 10년 동안의 100*100m 격자 레벨의 거주인구 변화를 분석하였다 (<Figure 1> 참조). 거주인구 변화 패턴을 분석하기 위해 본 연구는 시공간 큐브 모형(Emerging Hot Spot Analysis, EHS)를 활용하여 전주시의 20,000여 개 격자를 17개 범주(Consecutive Hot/Cold Spot, Persistent Hot/Cold Spot, Intensifying Hot/Cold Spot 등)로 구분하였다. 또한, 17개 범주를 종속변수(Dependent Variable)로 설정하고 다중로짓모형(Multinomial Logit Model, MNL)을 활용하여 연면적, 공시지가, 교통 접근성 등이 17개 범주 구분에 어떠한 영향을 미치는지를 분석하였다. 이를 통해 본 연구는 도시내 각 지역의 거주인구 변화 양상을 파악하고, 해당 변화의 배경에 작용하는 요인들을 규명하여 전주시의 미래 발전을 지원하고 도시계획의 효율성을 높이는데 기여하고자 한다.



<Figure 1> 100*100m Grid in the Study Area

2. 연구 방법론

2.1 시공간 큐브 모형

본 연구는 첫째로 시공간 큐브 모형(Emerging Hot Spot Analysis, EHS)을 활용하여 2014년부터 10년 동안의 1년이라는 시간 단계 간격으로 전주시 거주인구의 시공간 변화 패턴을 분석하였다. 시공간 변화 분석을 위해 EHS를 활용한 이유는 다음과 같다. 첫째, EHS는 분석 대상의 시공간 분포 특성을 분석하기 위해 적합한 방법론이며, 기존의 단면적인 핫스팟 분석(Hot Spot Analysis)에 시간(Time)이라는 변수를 추가하여 시계열적으로 핫스팟 분석을 가능하게 도와준다[4]. 둘째, 아래 식에서 보듯이 EHS는 Getis-Ord G_i^* 통계를 기반으로 데이터 큐브의 인접한

빈(Bin)에 상대적인 빈 간의 클러스터링 강도에 대한 통계적 유의성을 측정한다. 셋째, EHS는 각 빈(Bin)을 다양한 시공간 변화를 나타내는 17개의 범주(Class) 중 하나로 분류한다[3]. <Table 1>은 17개 범주를 보여주며 8개의 핫스팟(Hot Spot), 8개의 콜드스팟(Cold Spot), 그리고 특이사항이 없는 범주(No Pattern Detected)로 구성된다.

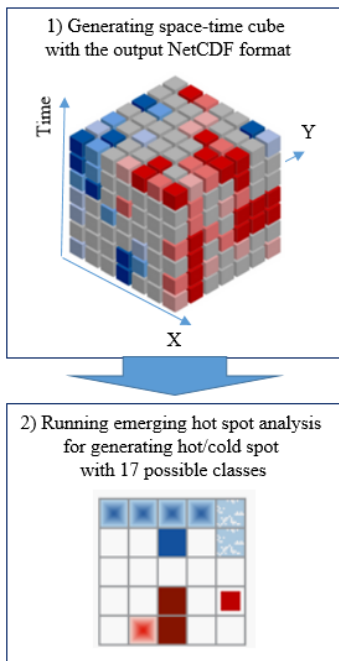
<Table 1> Spot Types of the Emerging Hot Spot Analysis

Pattern	Definition	Visualization	
		Hot spot	Cold Spot
New	Statistically significant for final time step interval and has never been a statistically significant before		
Consecutive	A single uninterrupted run of statistically significant bins in the final time-step and has ever been a statistically significant before		
Intensifying	Statistically significant for 90% of the inter-step, including final step and in each time step is increasing significantly		
Persistent	Statistically significant for 90% of the time-step, including final step with no trend		
Diminishing	Statistically significant for 90% of the time-step, including final step and in each time step is decreasing significantly		
Sporadic	Statistically significant for 90% of the time-step and on-again then off-again pattern detected		
Oscillating	Statistically significant for final time step interval and has a history of significant opposite pattern		
Historical	Pattern is not detected in recent time period but least 90% of the time-step was statistically significant		
No Pattern	Does not fall into any of the hot or cold spot		

Source: ESRI(pro.arcgis.com).

EHS는 ArcGIS Pro를 활용하여 크게 두 단계를 거쳐 산출된다[5]. <Figure 2>에서 보듯이, 첫 번째로 10년 동안의 100*100m 격자단위의 거주인구 수를 입력값(Input Data)로 설정한다. 각 격자들의 3가지 축 X(Longitude), Y(Latitude), T(Time)의 정보를 기반으로 NetCDF(Network Common Data Form)를 도출하여 시공간 큐브(Space Time Cube)를 구축한다. 거주인구수의 결측값이 변화율을 보이는 격자는 0으로 처리하였다. 두 번째로, NetCDF를 바탕으로 <Table 1>의 17개 범주로 구분하고, 이를 2D 도면에 표현한다. 이 두

번째 과정 중 중요하게 고려할 사항은 이웃간 거리 (Neighborhood Distance)이며, 이는 핫스팟의 클러스터 크기에 영향을 미친다. 이웃 거리 값 선택은 주관적인 요소이므로 이웃 거리는 ArcGIS Pro 소프트웨어 자체에서 자동으로 계산되고, 본 연구는 최적의 이웃 거리 값은 1.5km로 설정하였다. 이에 대한 타당성 검토(Validation Test)를 진행하였으며, 이웃 거리가 0.5, 1.0, 2.0km 일 때에도 본 연구의 최종 결과와 유사한 결과 값이 도출되었다.



<Figure 2> Overview of Space Time Pattern Mining

EHS의 산출식은 다음과 같다[2].

$$G_i^* = \frac{\sum_j^n w_{i,j} x_j - \bar{X} \sum_j^n w_{i,j}}{s \sqrt{\frac{[n \sum_{j=1}^m w_{i-j}^2 - (\sum_{j=1}^n w_{i,j})^2]}{n-1}}} \quad (1)$$

$$\bar{X} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n}, S = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n x_j^2}{n} - (\bar{X})^2} \quad (2)$$

EHS를 위한 지표인 Getis-Ord G_i^* 의 식은 위와 같으며, I 는 100*100m 격자, w 는 공간가중치, n 은 격자 수를 의미한다. 시간 단위를 년으로 설정함에 따라 연평균 거주인구수로 Getis-Ord G_i^* 를 계산하였으며, 년의 경과에 따른 시공간 변화 양상은 <Table 1>과 같이 표현된다.

2.2 다중로짓모형

본 연구는 EHS를 통해 도출된 17개 범주들에 영향을

미치는 요인은 분석하기 위해 다중로짓모형(Multinomial Logit Model, MNL)을 활용하였다. MNL은 로지스틱 회귀를 다중 클래스 문제, 즉 두 개 이상의 가능한 이산 결과로 일반화하는 분류 방법이다. 즉, 독립 변수 집합(실제 값, 이진 값, 범주 값 등일 수 있음)이 주어지면 범주적으로 분포된 종속 변수의 다른 가능한 결과의 확률을 예측하는데 사용되는 모델이다[1, 6]. MNL의 종속변수(Dependent Variable)는 <Table 1>의 17개 범주 중 하나에 속하는지 아닌지 여부이며, 독립변수(Independent Variable)는 <Table 2>의 8개 변수들이다. 8개의 독립변수들은 인구수, 건축면적, 연면적, 공시지가, 초등학교로의 접근성, 병원으로의 접근성, 공원으로의 접근성, 사회복지시설로의 접근성이다. MNL의 산출식은 아래와 같다.

$$Pr_n(j) = \frac{\exp(\beta_j X_{jn} - \epsilon_{jn})}{\sum_{m=0}^J \exp(\beta_m X_{nm} + \epsilon_{nm})} \quad (3)$$

위 식의 J 는 <Table 1>의 선택 범주이며, X 는 <Table 2>의 독립변수들을 나타내고, β 는 상관계수이다.

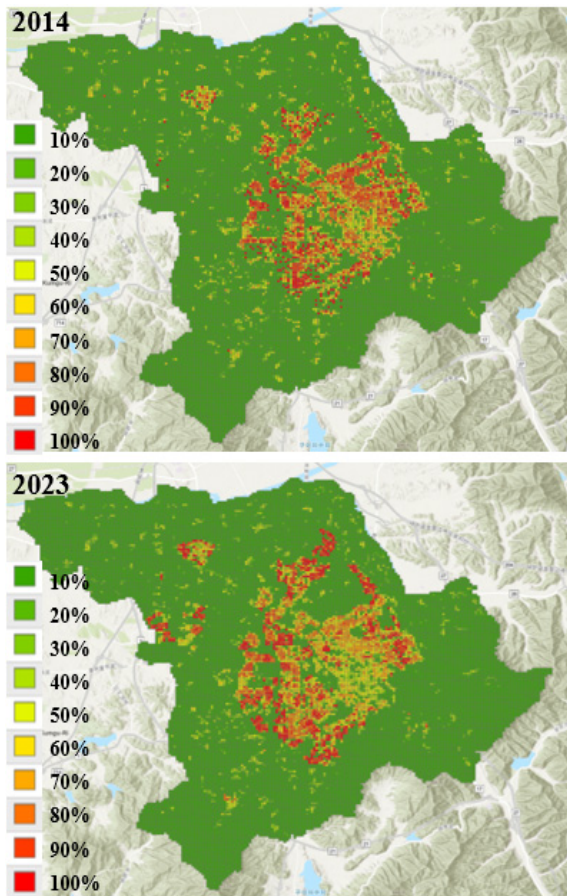
<Table 2> Description and Descriptive Statistics of Independent Variables in Multinomial Logit Model

Variable Name	Description	Descriptive Statistics	
		Mean	St. Dev
POP	Log-transformed the number of population at the 100*100m grid	0.9	1.8
BLDG	Log-transformed building area at the 100*100m grid	1.9	2.6
FLR	Log-transformed total floor area at the 100*100m grid	2.2	3.0
PRICE	Log-transformed land price at the 100*100m grid	8.6	5.2
ELEM	Log-transformed travel time between the nearest elementary school and the centroid of the 250*250m grid	1.0	0.4
HOSP	Log-transformed travel time between the nearest hospital and the centroid of the 250*250m grid	1.5	0.5
PARK	Log-transformed travel time between the nearest park and the centroid of the 250*250m grid	1.1	0.5
WALF	Log-transformed travel time between the nearest welfare and the centroid of the 250*250m grid	1.8	0.5

3. 연구 결과

3.1 2014년 대비 2023년 인구 분포 변화

본 연구에서는 분석 초기와 마지막 분석 시점의 거주인구 공간적 변화를 살펴보기 위해 거주인구의 십분위수(Decile)를 시각화하였다(<Figure 3> 참조).



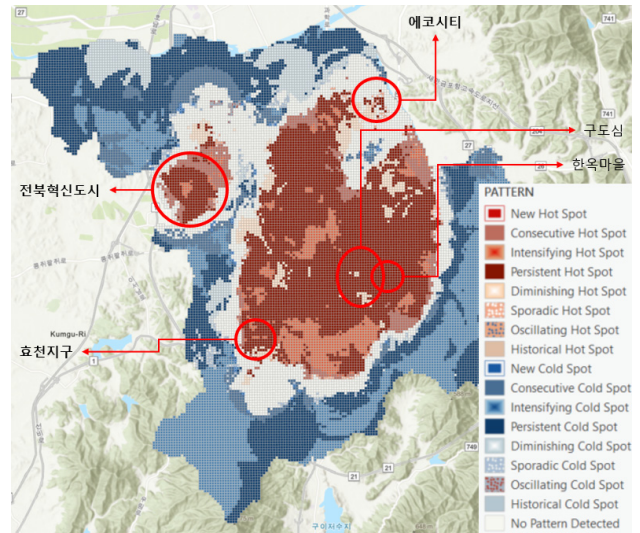
<Figure 3> Spatial Distribution of Population in 2014 and 2023

눈에 띄는 변화는 전주시의 도시지역 외곽 쪽으로 인구가 증가하는 모습을 보이고 있으며, 그 대상지역은 전주 에코시티, 전북혁신도시, 전주 효천지구 등이다. 이 지역들은 신시가지/신도시로 개발된 지역으로 거주인구의 급격한 증가를 보였다, 또한, 전주시 도시지역은 2014년과 2023년 모두 높은 거주인구 비율을 보이고 있었으며, 도시 외곽은 거주인구 수가 상당히 낮은 것으로 나타났다.

3.2 거주인구의 시공간 분석

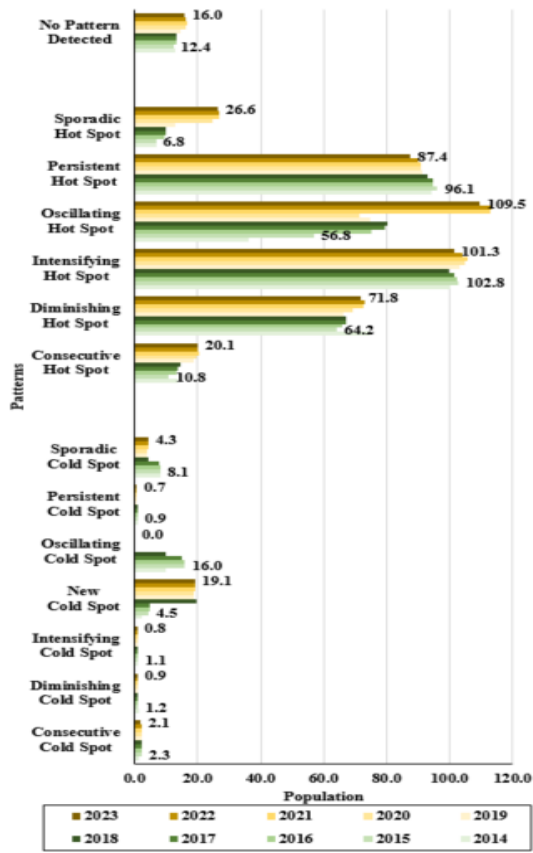
앞 장에서 보여준 기존 문헌에서의 분석과 달리 본 장은 시공간 큐브 모형을 활용하여 시간 그리고 공간적 측면

에서의 핫스팟 분석 결과를 제시하였다. 분석 결과는 <Figure 4>와 같으며, 세부 현황은 <Figure 6>에 제시하였다. 그리고 시공간 분석 결과 범주별 평균 거주인구 수 차이는 <Figure 5>와 같다.



<Figure 4> Results of Emerging Hot Spot Analysis

먼저, <Figure 4>는 앞 장의 기술통계 현황 <Figure 3>과 유사한 결과를 도출하였으며 주요 연구 결과는 다음과 같다. 첫째, 전주시 도시지역의 100*100m 격자는 핫스팟(Hot Spot) 계열의 범주를 갖는 것으로 나타났다. 특히, 대부분 격자가 지속형 핫스팟(Persistent Hot Spot)으로 나타나, 거주인구가 높았던 지역들은 지속적으로 거주인구가 높은 것을 알 수 있다(<Figure 6> 참조). 둘째, 신도시/신시가지인 전주에코시티, 전북혁신도시, 효천지구 등도 지속형 핫스팟 또는 강화형 핫스팟(Intensifying Hot Spot)으로 나타났다. 셋째, 도시지역 중 4대문 도심지역, 인후동 등 낙후지역 등은 감소형 핫스팟(Diminishing Hot Spot)으로 분류되어 거주인구수 감소가 눈에 띄게 보이는 것으로 나타났다. 넷째, 콜드스팟(Cold Spot) 계열은 대부분 도시 외곽지역에 집중되어 있었으며, 지속형 콜드스팟(Persistent Cold Spot)과 강화형 콜드스팟(Intensifying Cold Spot)이 대부분을 차지하였다. 다섯째, <Figure 5>을 보면 핫스팟에 속한 격자들과 콜드스팟에 속한 격자들의 거주인구 수가 확연히 차이가 나고 있으며, 이는 <Figure 4> 결과의 신빙성을 높여주는 것으로 판단된다. 또한, 변칙형(Oscillating) 계열에 속한 격자의 거주인구 수의 증감폭이 높았으며, 2023년 평균 거주인구 수가 가장 높은 범주는 지속형, 강화형, 변칙형 핫스팟들이었다. 하지만, <Figure 5>은 각 격자 레벨로 분석한 연구 결과를 Global 레벨로 평균화시킨 결과이기 때문에 각 격자들의 시기별 거주인구 변화를 보여주진 못한다.



<Figure 5> Averaged Population of Each Emerging Hot Spot Classes between 2014 and 2023

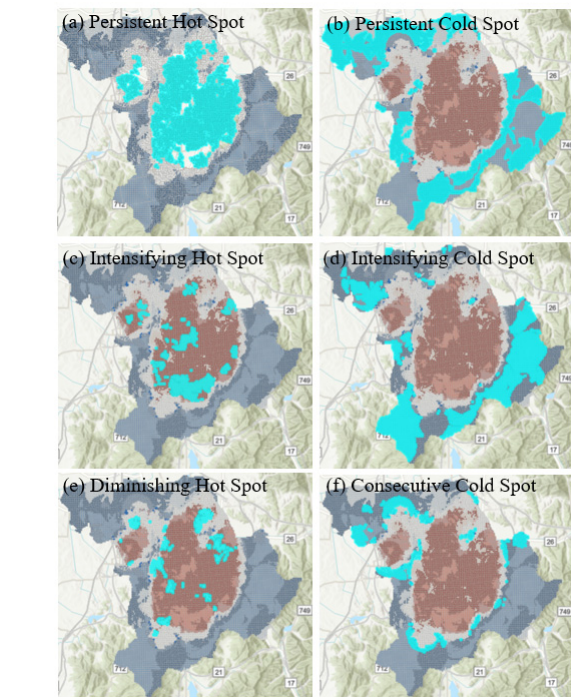
3.3 거주인구 시공간 패턴 영향요인

다중로짓모형의 결과는 다음의 <Table 3>과 같다. 최종 모형의 Pseudo R squared 값은 0.336이었으며, 샘플 수는 21,078이다. 많은 독립변수의 상관계수가 높은 수준의 통계적 유의성을 보이고 있으며, 최종 모형의 기준 범주는 패턴 없음(No Pattern Detected)이다.

주요연구 결과는 다음과 같다. 첫째, 인구수(Population)가 높을수록 100-100m 격자들이 패턴 없음에 비해 콜드스팟 계열의 범주에 속할 확률은 낮아지며, 핫스팟 계열의 범주에 속할 확률은 높아졌다. 둘째, 연면적(Total Floor Area)이 낮아질수록 격자가 패턴없음에 비해 연속형(Consecutive), 강화형(Intensifying), 지속형(Persistent) 콜드스팟에 속할 확률이 통계적으로 유의미하게 높아졌다(Estimate of -0.174, -0.242, and -0.352). 셋째, 공시지가(Land Price) 또한 콜드스팟 계열에 속할 확률과 음(-)의 상관관계를 보였다. 넷째, 초등학교로의 통행시간이 줄어들수록, 즉 접근성이 좋아질수록 강화형(Intensifying), 지속형(Persistent) 핫스팟이 될 확률이 높아졌다(Estimate of -0.447 and -0.790). 다섯째, 병원(Hospital), 공원(Park), 사회복지시설(Welfare Service)로의 접근성이 좋아질수록 핫스팟이 될 확률이 높았으며, 접근성이 떨어지는 지역은 거주인구 수가 적은 콜드스팟이 될 확률이 높았다.

<Table 3> Results of the Multinomial Logit Model

Variable	Est.	Std. Err	Sig.
Intercept			
Consecutive Cold Spot	-7.919	0.321	***
Diminishing Cold Spot	-12.733	0.363	***
Intensifying Cold Spot	-11.010	0.269	***
New Cold Spot	-9.752	1.371	***
Oscillating Cold Spot	-14.963	2.507	***
Persistent Cold Spot	-11.228	0.262	***
Sporadic Cold Spot	-7.628	0.509	***
Consecutive Hot Spot	1.151	0.279	***
Diminishing Hot Spot	3.672	0.293	***
Intensifying Hot Spot	6.924	0.261	***
Oscillating Hot Spot	-15.968	19.507	
Persistent Hot Spot	8.219	0.204	***
Sporadic Hot Spot	-0.466	0.592	
Population			
Consecutive Cold Spot	-0.093	0.050	*
Diminishing Cold Spot	-0.086	0.057	
Intensifying Cold Spot	0.045	0.046	
New Cold Spot	0.053	0.144	
Oscillating Cold Spot	0.350	0.147	**



<Figure 6> Detailed Results of Selected Space Time Classes

Variable	Est.	Std. Err	Sig.
Persistent Cold Spot	-0.031	0.041	
Sporadic Cold Spot	0.011	0.085	
Consecutive Hot Spot	0.104	0.036	***
Diminishing Hot Spot	0.123	0.035	***
Intensifying Hot Spot	0.078	0.030	***
Oscillating Hot Spot	-7.847	3.303	
Persistent Hot Spot	0.158	0.023	***
Sporadic Hot Spot	-0.083	0.070	
Building Area			
Consecutive Cold Spot	0.145	0.102	
Diminishing Cold Spot	-0.065	0.093	
Intensifying Cold Spot	0.201	0.101	**
New Cold Spot	0.109	0.309	
Oscillating Cold Spot	0.077	0.326	
Persistent Cold Spot	0.284	0.096	***
Sporadic Cold Spot	-0.088	0.124	
Consecutive Hot Spot	0.054	0.067	
Diminishing Hot Spot	0.058	0.074	
Intensifying Hot Spot	0.030	0.063	
Oscillating Hot Spot	-4.972	1.081	
Persistent Hot Spot	0.161	0.049	***
Sporadic Hot Spot	0.131	0.152	
Total Floor Area			
Consecutive Cold Spot	-0.174	0.097	*
Diminishing Cold Spot	0.011	0.088	
Intensifying Cold Spot	-0.242	0.097	**
New Cold Spot	-0.034	0.294	
Oscillating Cold Spot	0.110	0.297	
Persistent Cold Spot	-0.352	0.093	***
Sporadic Cold Spot	0.013	0.116	
Consecutive Hot Spot	0.019	0.061	
Diminishing Hot Spot	-0.037	0.066	
Intensifying Hot Spot	-0.018	0.055	
Oscillating Hot Spot	0.758	0.454	*
Persistent Hot Spot	-0.135	0.044	***
Sporadic Hot Spot	-0.010	0.138	
Land Price			
Consecutive Cold Spot	-0.004	0.010	
Diminishing Cold Spot	-0.010	0.011	***
Intensifying Cold Spot	-0.083	0.008	***
New Cold Spot	0.070	0.056	
Oscillating Cold Spot	0.086	0.091	
Persistent Cold Spot	-0.054	0.007	***
Sporadic Cold Spot	-0.011	0.015	
Consecutive Hot Spot	-0.018	0.010	*
Diminishing Hot Spot	-0.010	0.011	
Intensifying Hot Spot	0.010	0.010	
Oscillating Hot Spot	1.046	1.325	
Persistent Hot Spot	0.007	0.007	

Variable	Est.	Std. Err	Sig.
Sporadic Hot Spot	0.026	0.024	
Travel Time to Elementary School			
Consecutive Cold Spot	0.131	0.142	
Diminishing Cold Spot	1.106	0.154	***
Intensifying Cold Spot	1.335	0.121	***
New Cold Spot	1.098	0.616	*
Oscillating Cold Spot	0.890	0.876	
Persistent Cold Spot	1.111	0.115	***
Sporadic Cold Spot	2.219	0.275	***
Consecutive Hot Spot	0.280	0.193	
Diminishing Hot Spot	0.031	0.228	
Intensifying Hot Spot	-0.447	0.210	**
Oscillating Hot Spot	2.508	5.685	
Persistent Hot Spot	-0.790	0.137	***
Sporadic Hot Spot	1.268	0.439	***
Travel Time to Hospital			
Consecutive Cold Spot	0.394	0.158	**
Diminishing Cold Spot	2.846	0.184	***
Intensifying Cold Spot	2.783	0.165	***
New Cold Spot	0.840	0.690	
Oscillating Cold Spot	3.913	1.103	***
Persistent Cold Spot	3.042	0.145	***
Sporadic Cold Spot	1.269	0.297	***
Consecutive Hot Spot	0.180	0.176	
Diminishing Hot Spot	-1.998	0.178	***
Intensifying Hot Spot	-1.809	0.161	***
Oscillating Hot Spot	-4.370	4.378	
Persistent Hot Spot	-2.431	0.118	***
Sporadic Hot Spot	-1.981	0.336	***
Travel Time to Park			
Consecutive Cold Spot	1.731	0.149	***
Diminishing Cold Spot	0.630	0.142	***
Intensifying Cold Spot	4.033	0.134	***
New Cold Spot	1.140	0.614	*
Oscillating Cold Spot	-1.791	0.761	**
Persistent Cold Spot	2.566	0.115	***
Sporadic Cold Spot	0.559	0.236	**
Consecutive Hot Spot	-1.567	0.168	***
Diminishing Hot Spot	-1.808	0.207	***
Intensifying Hot Spot	-2.815	0.199	***
Oscillating Hot Spot	-1.918	4.229	
Persistent Hot Spot	-2.088	0.128	***
Sporadic Hot Spot	-1.023	0.386	***
Travel Time to Welfare Service			
Consecutive Cold Spot	2.418	0.158	***
Diminishing Cold Spot	3.139	0.193	***
Intensifying Cold Spot	0.549	0.147	***
New Cold Spot	0.624	0.689	
Oscillating Cold Spot	1.517	1.264	

Variable	Est.	Std. Err	Sig.
Persistent Cold Spot	1.682	0.135	***
Sporadic Cold Spot	0.389	0.287	
Consecutive Hot Spot	-1.126	0.152	***
Diminishing Hot Spot	-1.119	0.147	***
Intensifying Hot Spot	-2.818	0.135	***
Oscillating Hot Spot	-0.350	3.388	
Persistent Hot Spot	-2.231	0.099	***
Sporadic Hot Spot	-0.666	0.299	**
Model Performance			
Sample	21,078		
Pseudo R squared	0.336		

Reference Level: No Pattern Detected

Significance Level: *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$

4. 결론

본 연구는 인구의 공간적(Spatial) 분포와 단면적인(Cross-sectional) 시간에 대한 분석이 주를 이룬 선행연구들과 달리 전주시의 거주인구 시공간(Spatio-temporal) 변화와 이를 시계열적으로(Longitudinal) 영향하는 요인들을 다 각도로 분석하고 이해하기 위해 수행되었다. 본 연구는 국토정보플랫폼(map.ngii.go.kr)을 통해 확보한 데이터를 바탕으로 시공간 큐브 모형과 다항 로지스틱 모형을 활용하였으며 2014년부터 2023년까지를 분석하였다. 본 연구의 주요 결과로서, 전주시 내의 거주인구는 지역별로 다양한 양상을 보여주는 것으로 나타났으며, 지가, 교통 접근성, 건축물 연면적 등 다양한 요인들이 이러한 변화에 영향을 미친 것으로 나타났다.

본 연구의 결과를 바탕으로 다음과 같은 정책적 제언을 제시하고자 한다. 첫째, 교육 및 문화시설의 위치와 분포가 거주인구의 시공간 변화와 관련이 있는 것으로 보아, 이러한 시설들을 적절하게 조성하고 분포시킴으로써 해당 지역의 인구 유입을 유도할 수 있다. 둘째, 연구 결과를 토대로 장기적인 도시계획 수립을 강화하는 것이 중요하다. 도시 내 변화와 발전을 예측하고 대응하는 데에는 정확한 데이터와 예측 모델의 활용이 필요하다. 정부 및 지자체는 연구 결과를 활용하여 장기적인 도시계획을 수립하고 추진함으로써 효율적인 도시 발전을 이룰 수 있을 것으로 기대된다. 마지막으로, 연구 결과는 도시의 현재 상황과 변화를 이해하는 출발점일 뿐이다. 따라서, 정책 수립 후에도 지속적인 연구와 모니터링을 통해 정책의 효과와 도시의 변화를 지속적으로 평가하고 필요한 조정을 가하는 것이 중요할 것이다.

이러한 분석을 통해 도시의 지역발전과 계획 수립에 유용한 정보를 도출하고자 했습니다. 본 연구의 결과들은 전

주시의 도시화와 지역별 변화를 더욱 깊이 이해하는데 기여함과 동시에 도시 정책과 계획 수립에 중요한 정보를 제공한다. 향후 연구에서는 더욱 정밀한 분석을 통해 인구 밀도 변화에 더욱 깊이 있는 이해를 도출하고, 예측 모델 및 시뮬레이션을 활용하여 미래 도시 발전에 대한 전략을 구체화하는 방향으로 확장될 수 있을 것이다.

본 연구의 한계점은 다음과 같다. 첫째, 본 연구는 전주 시만을 대상으로 분석하여, 일반화에 한계점을 갖는다. 둘째, 본 연구는 데이터의 한계로 인해 지난 10여 년 동안의 거주인구 변화를 분석하였다. 셋째, 본 연구는 영향요인을 분석함에 있어, 경제적 요인, 도시계획적 요인 등 다양한 요인들을 분석하지 못하였다. 또한, 본 연구의 방법론을 활용하여 전국단위의 데이터를 분석해본다면, 최근 이슈가 되고 있는 인구 소멸 지역 등에 중요한 정책적 방향성을 제시할 수 있는 연구가 될 것으로 기대된다. 그리고, 데이터를 읍면동 단위로 설정한 뒤 최근 50~60여 년간의 인구 변화를 분석해 본다면 도시가 어떠한 방향으로 발전되고 있는지에 대한 좀 더 명확한 근거를 제시할 수 있을 것이다.

Acknowledgement

This study has been supported by a Research Fund of Ministry of Trades, Industry, and Energy (Research Title: Establishing a Demonstration Infrastructure of Autonomous Cargo Transportation Service for Commercial Vehicles in Saemangeum; Research Number: P0020670).

References

- [1] Ben-Akiva, M. and Lerman, S., Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand, MIT Press, 1985.
- [2] Ha, J.W., Kim, S.J., and Lee, S., Analysis of Spatio-Temporal Characteristics of Small Business Sales by the Spread of COVID-19 in Seoul, Korea: Using Space-Time Cube Model, *Journal of Korea Planning Association*, 2021, Vol. 56 No. 2, pp. 218-234.
- [3] Harris, N.L., Goldman, E., Gabris, C., Jon, N., Minnemeyer, S., Ansari, S., Lippmann, M., Bennett, L., Raad, M., Hansen, M., and Potapov, P., Using spatial statistics to identify emerging hot spots of forest loss, *Environmental Research Letters*, 2017, 12, p. 024012.
- [4] Kim, Y.E., and Park, J.H., Spatio-temporal Patterns of High-risk Drinking Rates in Korea Si-gun-gu, *Health and Social Welfare Review*, 2021, Vol. 41, No. 3, pp.

7-22.

Cambridge University Press, 2009.

- [5] Purwanto, P., Utaya, S., Handoyo, B., Bachri, S., Astuti, I.S., Utomo, K.S.B., and Aldianto, Y.E., Spatiotemporal Analysis of COVID-19 Spread with Emerging Hotspot Analysis and Space-Time Cube Models in East Java, Indonesia, *International Journal of Geo-Information*, 2021, Vol. 10, p. 133.
- [6] Train, K., *Discrete Choice Methods with Simulation*,

ORCID

Jicheol Yang | <https://orcid.org/0009-0002-9769-1006>
Jooae Kim | <https://orcid.org/0009-0005-6122-7561>
Kuk Cho | <https://orcid.org/0000-0002-5463-9649>
Sangwan Lee | <https://orcid.org/0000-0001-8039-6655>