

COVID-19 사회적 거리두기가 도시공간이용에 미치는 영향 Impacts of Social Distancing for COVID-19 on Urban Space Use in Seoul

박홍일¹⁾ · 이상경²⁾

Park, Hong Il · Lee, Sangkyeong

Abstract

This paper aims to analyze changes in urban space use due to social distancing measures for COVID-19 using de facto population data in Seoul during daytime, which is estimated by Seoul Metropolitan Government and telecommunication company of KT using public big data and LTE signal data. The result of kernel density estimation and spatial autocorrelation analysis shows that the distribution patterns of de facto population in 2019 and 2020 were generally similar. This is a result of showing that the government's social distancing measures enabled a certain level of normal activities while suppressing the spread of COVID-19. However, analyzing de facto population subtracting 2019 from 2020 showed different results at the micro level. De facto population decreased in commercial areas but increased in residential areas. This means that COVID-19 social distancing measures had spatially uneven effect. The results of analyzing the effect of regional, land use, economic, educational, and accessibility characteristics on the changes of de facto population using spatial regression analysis are as follows. The higher the density of commercial facilities, the more businesses subject to regulations and schools and universities that require non-face-to-face classes, the more de facto population decreased. Conversely, it was found that de facto population increased in areas with many houses and parks due to telecommuting.

Keywords : COVID-19, De Facto Population, Urban Space Use, Spatial Regression

초 록

이 연구에서는 COVID-19 확산에 따른 정부의 사회적 거리두기 조치가 도시민들의 공간이용행태에 미친 영향을 서울시 생활인구 자료를 이용하여 분석한다. 생활인구는 서울시와 KT가 공공빅데이터와 LTE시그널 데이터를 이용하여 추계한 특정지점, 특정지역에 존재하는 모든 인구이다. 커널밀도추정과 공간자기상관을 이용하여 COVID-19 유행 전후인 2019년과 2020년의 주중 주간생활인구를 분석한 결과, 2019년과 2020년의 생활인구분포는 전반적으로 유사한 패턴을 보였다. 이는 정부의 사회적 거리두기 조치가 COVID-19 확산을 통제하면서도 어느 정도 정상적인 활동을 가능하게 했다는 것을 의미한다. 그러나 2020년과 2019년의 차감생활인구에 대한 분석 결과는 미시적 차원에서 다른 결과를 보여주고 있다. 상업시설과 업무시설이 밀집한 지역에서는 주간생활인구가 감소하였으며 주거지역에서는 증가한 것으로 나타났다. 이는 COVID-19 사회적 거리두기 조치가 공간적으로 균등하지 않은 영향을 발생시켰다는 것을 의미한다. 공간회귀분석을 통해 지역, 토지이용, 경제, 교육, 접근성 특성의 생활인구 변화 영향을 분석한 결과, 상업과 업무시설 밀도가 높을수록, 규제를 받는 업종들과 비대면 수업을 하는 학교와 대학교가 많을수록 주간생활인구가 더 감소한 것으로 나타났다. 반면, 재택근무와 야외활동 증가로 주택과 공원이 많을수록 주간생활인구가 더 증가한 것으로 나타났다.

핵심어 : COVID-19, 생활인구, 도시공간이용, 공간회귀분석

Received 2021. 11. 24, Revised 2021. 12. 14, Accepted 2021. 12. 29

1) Global City Research Center, Researcher, Gachon University (E-mail: heeyoov@naver.com)

2) Corresponding Author, Member, Professor, Dept. of Urban Planning, Gachon University (E-mail: skylee@gachon.ac.kr)

※ This paper is based on Park's Gachon University master's thesis.

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.

1. 서론

코로나바이러스감염증-19(COVID-19)는 신종 코로나바이러스(SARS-CoV-2)에 의한 호흡기 감염질환으로 2019년 12월에 중국 후베이성 우한시에서 처음 발생하였다. COVID-19가 2020년 들어 세계 각국으로 확산되자 세계보건기구(WHO)에서는 먼저 공중보건 비상사태를 선포하였고, 이어 2020년 3월 11일에는 전염병의 세계적 대유행을 의미하는 팬데믹(pandemic)을 선언하였다. 우리나라는 2020년 1월 COVID-19 확진자가 처음으로 발생하였으며, 이후 COVID-19는 빠른 속도로 전국으로 확산되었다. COVID-19에 대처하는 방법은 국가마다 다르게 나타났는데, 중국과 유럽 등의 경우 봉쇄(lockdown)를 주요 수단으로 선택하였지만 우리나라는 봉쇄대신 집단검사, 역학조사, 사회적 거리두기(social distancing)를 통해 COVID-19 확산에 대처하였다. 사회적 거리두기는 사람들 사이의 거리를 유지하는 감염통제 조치로 외출과 집단 활동을 삼가고 외출 후 손 씻기를 일상화하는 등의 행동요령으로 구성된다(Korea Disease Control and Prevention Agency, 2021). 사회적 거리두기가 사람들의 외부 활동을 상당한 수준에서 통제했기 때문에 공간이용 행태에서 많은 변화가 나타났다.

COVID-19와 같은 감염병의 전국적 확산과 사회적 거리두기 같은 조치는 우리사회가 일찍이 경험하지 못한 것으로 많은 연구 과제를 발생시키고 있다. 특히, 이로 인한 도시민들의 공간이용행태 변화는 거의 다루어진 적이 없는 주제로 그만큼 연구의 필요성이 크다고 할 수 있다. 도시민들의 공간이용행태 변화에 대한 연구는 이를 파악할 수 있는 인구 빅데이터가 있어야 가능하다. 최근 SKT와 KT 같은 통신사들이 자사의 모바일 통신 자료를 이용하여 유동인구, 생활인구 같은 빅데이터를 제공하고 있어 이를 활용하는 연구들이 점차 증가하고 있다(Kang, 2016; Choi *et al.*, 2019; Jo *et al.*, 2020). 이 같은 인구 빅데이터를 이용할 경우 COVID-19 확산과 정부의 사회적 거리두기에 따른 도시민들의 공간이용행태 변화 연구도 충분히 가능할 것으로 판단된다.

유동인구와 생활인구는 모두 특정 지역의 일시적 인구(temporary population)라는 점에서 공통점이 있지만 유동인구는 특정기간의 인구이며, 생활인구는 특정시점의 인구라는 점에서 차이를 가진다. 본 연구에서는 이 중 서울시에서 제공하는 공식자료로 상대적으로 접근이 용이한 생활인구를 활용한 연구에 좀 더 관심을 가지고 있다. 생활인구는 서울시가 보유한 공공데이터와 KT의 통신데이터로 측정된 특정시점, 특정지역에 존재하는 모든 인구수를 의미한다(Seoul

Metropolitan Government, 2020). 여기에는 서울시에 거주하는 인구뿐만 아니라 업무, 교육, 쇼핑, 관광 등의 목적으로 서울을 찾은 인구가 포함된다. 따라서 생활인구는 주거지를 두고 거주하는 인구를 의미하는 상주인구(*de jure population*)나 행정상의 주민등록인구와는 완전히 다르다고 할 수 있다. 생활인구는 기존의 주민등록인구 자료와 달리 시공간적 제약 없이 사람들의 공간이용 행태를 분석할 수 있는 장점이 있어 최근 들어 여러 연구에서 활용되고 있다(Lee and Choi, 2018; Jung and Nam, 2019; Lee and Kim, 2019; Oh, 2019).

생활인구를 이용하여 본 연구의 관심 주제인 COVID-19에 따른 시민들의 공간이용행태 변화를 다룬 연구도 나타나고 있다(Huh and Jang, 2020; Ji, 2020; Jin and Seong, 2020). Huh and Jang(2020)은 COVID-19 확산에 따른 구로, 대림, 이태원 등 외국인 밀집지역의 생활인구 변화를 분석하였다. 분석 결과, 노동자 거주지, 학생 거주지 등 거주지 특성별로 생활인구의 변화가 다르게 나타났다. Ji(2020)는 2020년 1월부터 3월까지의 생활인구를 2019년과 비교하였다. 분석 결과, 숙박업 및 음식점업 비율이 높은 지역은 생활인구 감소폭이 크며, 보건업 및 사회복지 서비스업, 교육서비스업의 비율이 높은 지역은 생활인구가 소폭 증가하거나 변화가 없는 것으로 나타났다. Jin and Seong(2020)은 COVID-19에 따른 동별 생활인구변화를 유형별로 분류한 후 용도지역 면적, 사업체 수, 대학교 수, 시장 수 등의 사회환경적 특성을 통해 분석하였다. 이들 연구들은 COVID-19 전후의 생활인구 변화를 분석했다는 점에서 공통점을 갖지만 회귀분석과 같은 인과모형을 통해 변화의 원인을 분석하지 않았다는 점에서 방법론적 측면에서 한계를 보이고 있다. 또한, 사회적 거리두기 효과를 주제로 하지는 않았다는 점에서 본 연구와 내용적 측면에서 다른 연구라고 할 수 있다.

이 같은 인식하에, 본 연구에서는 서울시 생활인구 빅데이터를 이용하여 COVID-19 확산 초기 사회적 거리두기가 도시민들의 공간이용행태에 미친 영향을 분석하고자 한다. 먼저, 생활인구 분포 패턴 비교를 통해 공간이용행태 변화를 분석하며 이어 공간회귀분석을 통해 영향요인을 규명한다.

2. 연구방법

2.1 커널밀도추정

본 연구에서는 COVID-19 확산에 따른 정부의 사회적 거리두기 조치로 인한 사람들의 공간이용패턴 변화를 커널밀도추정(KDE: Kernel Density Estimation)을 통해 분석한다. 커널밀도추정은 연구지역의 서로 다른 데이터 특성으로부터 밀도를 측정하는 방법으로 직관적 해석이 가능하기 때문에 많

이 이용된다(Kim and Yang, 2017). 본 연구에서는 ArcGIS를 이용하여 커널밀도추정을 수행하며, 이 경우 (x, y) 위치에서의 밀도는 4차커널함수(quadratic kernel function)를 기반으로 하는 다음 식에 의해 추정된다(Esri, 2021).

$$\rho = \frac{1}{r^2} \sum_{i=1}^n \left[\frac{3}{\pi} W_i \left(1 - \left(\frac{d_i}{r}\right)^2\right) \right] \quad (1)$$

where ρ is the density of location (x, y) ; r is bandwidth, i is $1, \dots, n$; W_i is the weight of point i ; and d_i is the distance between point i and location (x, y) .

본 연구에서는 행정동별로 하나의 포인트를 부여하고 동별 주간생활인구를 가중치로 하여 커널밀도를 추정하였다.

2.2 공간자기상관분석

공간자기상관은 가까운 지역일수록 유사한 성향을 보이는 것을 의미하며, Moran's I는 전역적 공간자기상관을 측정하는 대표적인 통계량으로 다음의 식으로 나타난다.

$$I = \frac{N \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_{ij} (Y_i - \bar{Y})(Y_j - \bar{Y})}{\left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_{ij} \right) \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2)$$

where N is the size of sample; Y_i and Y_j are characteristics of i and j , respectively; \bar{Y} is the mean; and ω_{ij} is weight.

Moran's I 값은 -1에서 1까지의 값을 가진다. 1에 가까울수록 유사성이 높은 지역들이 인접하여 분포하며 공간자기상관이 강하다고 할 수 있으며, -1에 가까울수록 공간적 이질성이 강하다고 할 수 있다. Moran's I 분석을 통해 전역적으로 공간자기상관이 나타났다고 하더라도 공간자기상관이 강한 지역을 파악하기 위해서는 국지적 공간자기상관 분석이 필요하다. 이는 Anselin(1995)에 의해 제안된 LISA (Local Indicator of Spatial Association)를 통해 측정될 수 있다. LISA 분석 결과에서 HH (high-high)와 LL (low-low) 유형은 국지적으로 정(+)의 자기상관을 가지며 균집분포를 보인다. HL (high-low)과 LH (low-high) 유형은 국지적으로 부(-)의 자기상관을 가지며 공간적 이질성을 보인다(Anselin, 1995).

2.3 공간회귀분석

본 연구에서는 주간생활인구를 종속변수로, 토지이용특

성 등을 독립변수로 하는 회귀분석을 통해 생활인구의 변화 원인을 분석하고자 한다. 분석모형으로 먼저 OLS (Ordinary Least Square) 회귀모형을 이용하고자 하며 이는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = X\beta + \epsilon \quad (3)$$

where y is an $n \times 1$ vector of observations of de facto population as a dependent variable; X is an $n \times k$ matrix of observations of independent variables; β is a $k \times 1$ vector of regression coefficients; and ϵ is the $n \times 1$ vector of error terms with $N(0, \sigma^2 I)$.

OLS 회귀분석이 타당성을 인정받기 위해서는 오차항의 정규성, 등분산성, 독립성이 충족되어야 한다. 생활인구는 그 특성상 공간자기상관을 가지고 있을 가능성이 크기 때문에 오차항에 대한 위의 가정이 충족되지 않을 수 있다. 이 같은 자료에 OLS 회귀모형을 적용할 경우 편의(bias)가 발생할 가능성이 크게 된다. 이 경우 공간회귀분석이 대안으로 고려될 수 있는데, 통상적으로 공간래그모형(SLM: Spatial Lag Model)과 공간오차모형(SEM: Spatial Error Model)이 많이 사용된다. SLM은 일반적으로 종속변수에 공간자기상관이 있을 때 사용되며, 공간효과를 설명하기 위해 공간가중행렬이 포함된 새로운 독립변수가 투입된다.

$$Y = \rho WY + X\beta + \epsilon \quad (4)$$

where y , X , β and ϵ are the same as the OLS regression; W is a $n \times n$ spatial weight matrix; and ρ is a spatial regression coefficient.

SEM은 오차항에 공간자기상관이 있다고 가정하며 다음과 같은 모형으로 나타난다.

$$Y = X\beta + \mu, \mu = \lambda W\mu + \epsilon \quad (5)$$

where y , X , β and ϵ are the same as in the SLM regression; λ is a spatial regression coefficient of the residuals; and μ is an $n \times 1$ vector of residuals.

SLM과 SEM의 모수(parameter)는 최대우도법(maximum likelihood method)을 통해 추정된다. 일반적으로 공간회귀모

형의 선택은 라그랑지 승수(LM: Lagrange Multiplier) 검정을 통해 결정된다. LM 검정 결과, LM-lag 통계량만이 유의할 경우에는 SLM이 선택되며, LM-Error 통계량만이 유의할 경우에는 SEM이 선택된다. 두 통계량이 모두 유의할 경우에는 Robust LM 검정을 통해 강건한 쪽이 선택된다. 모형의 적합도는 LogL (Log Likelihood), AIC, SC의 비교를 통해 결정된다. LogL이 크고 AIC, SC 값이 작은 쪽이 더 적합한 모형이라고 할 수 있다(Jo *et al.*, 2020).

3. 자료 구축 및 변수 설정

3.1 주간생활인구 자료 구축

COVID-19 확산 초기 각국 정부의 대응은 봉쇄, 집단면역 체계, 집단검사 및 격리 등으로 구분될 수 있다. 빠른 속도로 확산이 진행된 중국이나 미국, 유럽 국가들은 봉쇄를 통해 확산을 방지하고자 하였다. 봉쇄는 감염되는 속도를 최대한 늦추는 전략이지만 경제활동이 멈추기 때문에 막대한 경제적 손실이 따른다. 스웨덴은 집단면역체계 완성을 시도했는데 인구 중 충분한 수가 감염되어 더 이상 퍼지지 않아야 하나 COVID-19의 높은 감염성으로 인해 오히려 많은 희생자를 내는 것으로 끝났다. 우리나라는 집단검사 및 격리방식을 택했는데, 이는 유행 초기부터 집단검사를 통해 빠르게 대응을 하고 역학조사를 통해 감염 가능성까지 예측하고 확산을 차단하는 방식이다. 집단검사 및 격리와 함께 정부는 사회적 거리두기를 시행하였는데, 사회적 거리두기는 감염병의 지역사회 확산을 막기 위해 사람들 간의 거리를 유지하는 정책이다. 정부는 3월22일부터 6월28일까지 COVID-19 확산 상황에 맞춰 단계별 사회적 거리두기를 시행하였는데, 이는 각각 강력한 사회적 거리두기, 완화된 사회적 거리두기, 생활속 거리두기로 명명되었다. 6월 29일 이후부터는 사회적 거리두기로 명칭이 통일되었으며 1, 2, 3단계를 구분하여 적용하였다. 본 연구에서는 COVID-19 초기 확산 단계인 3월22일부터 6월28일까지의 사회적 거리두기가 도시민들의 공간이용패턴에 미친 영향을 분석하는 것에 초점을 두고자 한다.

분석에 이용하는 자료는 서울시 열린데이터광장에서 제공하는 생활인구 빅데이터로, 생활인구는 서울시와 KT가 공공 빅데이터와 통신데이터를 이용하여 추계한 특정 시점, 특정 지역에 존재하는 모든 인구를 의미한다(Seoul Metropolitan Government, 2020). 이는 조사시점에 그 지역에 있던 실제 인구(actual population) 또는 현재인구(de facto population)를 의미하며 일정한 지역에 계속 살고 있는 거주인구(resident population)나 상주인구(de jure population)와는 구분된다.

서울시 생활인구는 집계구, 행정동, 자치구 단위로 제공되는데, 본 연구에서는 424개 행정동 단위 생활인구 자료를 이용하였다. COVID-19 발생 전후를 비교하기 위해 분석대상을 2020년과 2019년 자료로 하였다. 구체적으로 2020년 생활인구 자료는 2020년 3월 23일(월)부터 6월 26일(금)까지이며, 2019년 생활인구 자료는 2019년 3월 25일(월)부터 6월 28일(금)까지이다. 사람들의 활동이 주말보다는 주중에, 야간보다는 주간에 활발하다는 점을 감안하여 주말을 제외한 월요일부터 금요일까지 주중의 9시부터 18시까지의 생활인구 자료를 분석에 이용하였다. 이 과정에서 공휴일이 주중에 있을 경우 분석에서 제외하여 추출 자료의 왜곡을 방지하였다.

분석자료 구축은 다음과 같이 하였다. 서울시에서는 일별로 24개의 생활인구 자료를 제공하고 있는데, 본 연구에서는 일별로 주간시간대에 해당하는 10개(9시, 10시, ..., 18시)의 생활인구 자료를 추출한 후 이를 평균하여 일별 주간생활인구를 구하였다. 이어 분석기간 전체의 일별 주간생활인구 값을 평균하여 전 기간을 대표하는 주간생활인구를 구하였다. 이를 기초로 행정동별 2020년 주간생활인구, 2019년 주간생활인구, 2020년과 2019년의 차감주간생활인구(2020년 생활인구-2019년 생활인구)를 분석자료로 구축하였다.

Table 1은 종속변수로 투입되는 3개 주간생활인구의 기초 통계량을 정리한 것이다. 분석에 이용된 행정동은 모두 424개이다. 주간생활인구의 평균은 2020년이 20,632명으로 2019년의 26,018명보다 14명 더 많게 나타났는데, 이는 차감인구의 평균과 같다. 생활인구가 가장 많이 감소한 지역의 차감생활인구는 23,280명이며, 가장 많이 증가한 지역은 11,262명이다.

Table 1. Basic statistics of de facto populations

	N	Mean	SD	Min	Max
2019	424	26018.2	18896.6	3204.5	169553.8
2020	424	26032.2	17672.8	3883.2	170596.4
2020-2019	424	14.0	3567.6	-23279.6	11262.2

3.2 변수 설정

서울시민들의 공간이용행태를 설명할 수 있는 독립변수로 지역특성, 토지이용특성, 경제특성, 교육특성, 접근성특성을 도입하였다. 먼저, 행정동 단위 밀도 변수와 비율 변수를 중심으로 변수들을 선택하였는데, 예비 회귀분석 과정에서 이들 중에 유의하지 않은 변수들이 나타났다. 이에 유사한 특성을 갖는 면적 변수와 총량 변수로 이들을 대체하였다. Table 2는 최종적으로 분석에 이용된 독립변수들을 설명한 것이다.

먼저, 서울시 도시기본계획(Seoul Metropolitan Government,

Table 2. Description of independent variables

Characteristics	Variable	Variable Description
Region	Southeast	Reference group
	Center	1 if Center, 0 otherwise
	Northeast	1 if Northeast, 0 otherwise
	Northwest	1 if Northwest, 0 otherwise
	Southwest	1 if Southeast, 0 otherwise
Land use	Population density	Population per area by dong (per square kilometer)
	Number of housing	Number of housing by dong (1000m ²)
	Commercial floor area	Floor area of commercial facilities by dong (1000m ²)
	Business floor area	Floor area of business facilities by dong (1000m ²)
	Park area	Area of parks by dong (1000m ²)
Economic	Manufacture density	Density of the manufacturing industry
	Wholesale and retail density	Density of wholesale and retail businesses
	Accommodation and restaurant density	Density of accommodation and restaurant business
	Education density*	Density of the education service industry
	Health and social welfare density	Density of health and social welfare services
Educational	School density	Number of elementary, middle and high schools per area by dong (per square kilometer)
	Number of universities	Number of university by dong
Accessibility	Number of subway stations	Number of subway stations by dong
	Number of bus stops	Number of bus stops by dong

* Excluding the number of elementary, middle, and high schools used in the school density variable in the total number of educational service industries.

2021)에 기초하여 생활권 변수를 지역특성 변수로 설정하였다. 서울시 생활권은 도심권, 동남권, 동북권, 서남권, 서북권의 5개 생활권으로 구분되는데, 본 연구에서는 동남권을 참조집단으로 하는 더미변수로 설정하였다.

토지이용특성 변수로 행정동별 상업시설 연면적, 업무시설 연면적, 인구밀도, 주택수, 공원면적을 도입하였다. 행정동별 상업시설 연면적과 업무시설 연면적 변수는 정부의 사회적 거리두기 조치로 사람들이 모이는 상업, 업무지역이 타격을 받았을 것으로 보여 이를 검정하기 위해 도입하였다. 인구밀도와 주택수 변수는 재택근무 등이 시행되면서 집에서 생활하는 사람들이 늘어났을 것으로 보고 이를 설명하기 위해 도입하였다. 공원면적 변수는 실내 활동 대신 야외활동 인구가 늘었을 것으로 보고 독립변수로 도입하였다.

경제특성 변수로 한국표준산업분류표에 기반한 업종별 사업체 밀도를 도입하였다. 소평이나 식사 등 대면 서비스가 주가 되는 업종들이 많은 곳에서 주간생활인구가 감소하였을 것으로 예상되어 이를 검정하고자 숙박 및 음식점업 밀도, 도매 및 소매업 밀도를 독립변수로 도입하였다. 재택근무가 다른 업종에 비해 어려운 제조업, 등교를 하지 못하는 학교와 달

리 대면 수업이 이루어진 학원 등이 포함되는 교육서비스업, COVID-19 검사, 치료기관이 포함되는 보건업 및 사회복지 서비스업의 경우 주간생활인구 감소는 거의 없고 오히려 증가했을 가능성이 있어 이를 검정하고자 이들 업종의 밀도를 독립변수로 도입하였다. 교육특성 변수로 행정동별 대학교 수와 초·중·고등학교 밀도를 도입하였다. 이는 학교 수업이 비대면 온라인 수업으로 진행되었기 때문에 대학교와 학교가 있는 지역에서 주간생활인구가 감소하였을 것으로 가정한 것이다. 접근성 변수로 지하철역 수와 버스정류장 수를 도입하였는데, 이는 접근성이 양호한 도심과 지역 중심지에서 주간생활인구가 감소하였을 것으로 가정한 것이다.

4. 분석결과

4.1. 커널밀도추정 결과

Figs. 1(a), (b) and (c)는 커널밀도추정 결과이며, Fig. 1(d)은 서울시 토지이용 현황이다. Fig. 1(d)은 서울시의 상업지역이 3개 도심(한양도성, 여의도, 강남지역)을 중심으로 분포하고 있음을 보여준다. Figs. 1(a) and (b)는 주간생활인구분포가 고밀

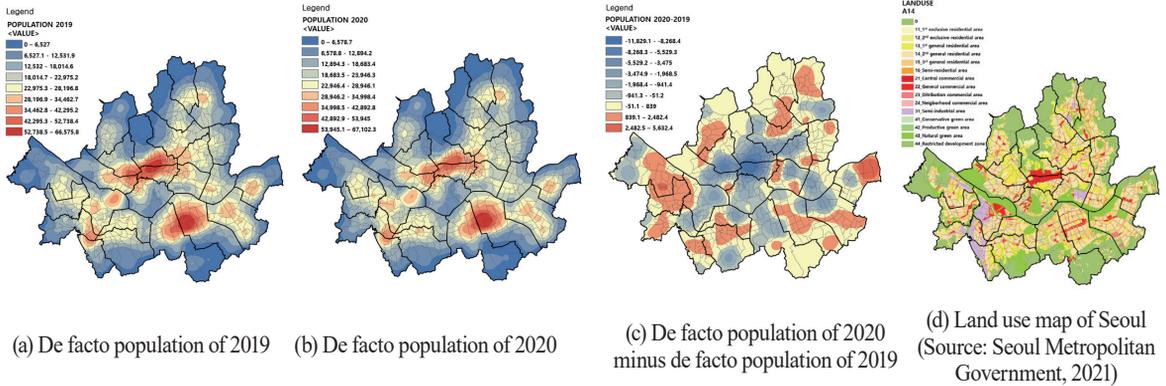


Fig. 1. Results of kernel density estimation and land use map of Seoul

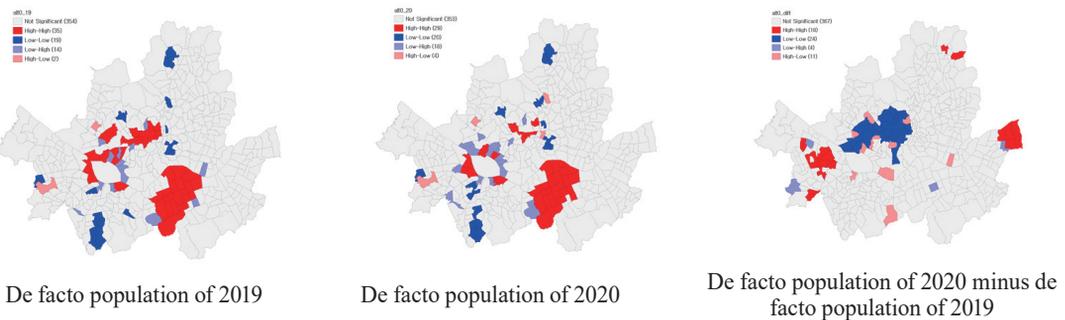


Fig. 2. Cluster maps of local indicators of spatial association (LISA)

지역과 저밀지역으로 군집화되어 있는 패턴을 보여준다. 구체적으로 보면, 2019년과 2020년 모두 3개 도심에서 주간생활인구의 밀도가 높게 나타났다. 이는 3개 도심이 사회적 거리두기의 영향을 받고 있음에도 불구하고 여전히 중심지로서의 기능을 수행하고 있다는 것을 알려준다. Fig. 1(c)의 2020년과 2019년 차감주간생활인구 분석 결과는 3개 도심 중 한양도성과 여의도에서는 주간생활인구가 많이 감소했지만 강남은 상대적으로 적게 감소한 것을 보여준다. 또한, 도심 상업지역과 대학교가 위치한 지역을 중심으로 주간생활인구가 많이 감소한 것으로 나타났다. 반면, 주거지역의 경우 주간생활인구가 일부지역을 제외하고 대부분 증가한 것으로 나타났다. 이는 사회적 거리두기로 인해 재택근무와 온라인 수업이 일반화되면서 직장과 학교로 가는 사람들이 줄어든 반면에 집에 머무는 사람들이 많아졌기 때문이다.

4.2. 공간자기상관분석 결과

Moran's I 값을 측정하기 위해 GeoDa-1.16을 활용하여 행정동별 주간생활인구를 대상으로 공간가중행렬을 구축하였다. 본 연구에서는 인접성 척도 중 두 지역의 경계선 또는 모서

리가 접하면 인접한 것으로 하는 Queen 방식을 사용하여 공간가중행렬을 구축하여 공간자기상관을 분석하였다. Table 3을 보면, Moran's I는 2019년 주간생활인구 0.2381, 2020년 주간생활인구 0.2311, 2020년 2019년 차감주간생활인구가 0.2666으로 나타나 모두 정(+)의 공간자기상관을 보였다.

Table 3. Results of Moran's I for de facto population

Variable	Moran's I	z-value	p-value
2019	0.2381	8.1114	0.001
2020	0.2311	7.8866	0.001
2020-2019	0.2666	8.8987	0.001

국지적 공간자기상관은 GeoDa-1.16의 LISA Cluster Map을 활용하여 분석하였다. Fig. 2는 LISA Cluster Map을 이용하여 국지적 공간자기상관을 분석한 결과이다. 전반적으로 2019년과 2020년의 주간생활인구 분포는 비슷한 공간패턴을 보여주고 있지만 일부 지역을 중심으로 다른 패턴도 나타나고 있다. 2019년 도심과 여의도, 마포구의 일부 HH 지역이 2020년에는 LH 지역으로 되거나 유의하지 않은 지역으

로 변화했다. 이 지역들은 차감생활인구에서 LL지역으로 표시되면서 생활인구의 감소를 보여주고 있다. 양천구, 강동구, 노원구 일부 지역의 경우는 반대로 생활인구가 증가한 것으로 나타나고 있다.

4.3 공간회귀분석 결과

KDE와 LISA 분석을 통해 확인된 주간생활인구분포와 토지이용간의 관계를 통해 사회적 거리두기에 따른 도시민들의 공간이용패턴 변화를 개략적으로 파악할 수 있었지만 사회적 거리두기의 구체적 영향을 확인하기 위해서는 공간회귀분석이 필요하다. 먼저, 공간회귀모형을 선택하기 위해 OLS 회귀분석과 LM-검정을 실시하였다. Table 4는 회귀분석에 투입하는 변수들의 기초통계량을, Table 5는 OLS 회귀분석 결과를 정리한 것이다. OLS 회귀분석 결과, 모형의 설명력은 2019년과 2020년 주간생활인구 모형에서 0.86대로 매우 높게 나타났다. 반면, 2020년 2019년 차감주간생활인구 모형의 설명력은 0.45 수준으로 이들에 비해 낮게 나타났다. 독립변수들 사이의 다중공선성을 알려주는 VIF 값이 3개 모형 모두에서 4이하 값을 가져 다중공선성은 약한 것으로 확인되었다. 독립변수들은 3개 모형 모두에서 일부를 제외하곤 대부분의 변수가 유의한 것으로 나타났다.

Table 6은 OLS 회귀분석의 잔차에 LM-검정을 실시한 결과를 정리한 것이다. 2019년, 2020년 주간생활인구에서 LM-Error값은 유의한 반면 LM-Lag 값은 유의하지 않은 것으로 나타났다. 이는 SEM이 SLM보다 더 적절하다는 것을 의미한다. 이에 본 분석에서는 Table 7에서 보이듯이 SEM을 이용하여 공간회귀분석을 시행하였다.

Table 5와 Table 7의 결과를 비교해 보면, 3개의 모형 모두에서 SEM이 OLS에 비해 AIC와 SC값은 작고 Log likelihood는 더 크게 나타나 SEM이 OLS보다 더 적합한 모형이라는 것을 보여주고 있다. 또한, 공간자기상관의 존재를 의미하는 λ 가 유의하게 나타나 SEM 사용이 타당하다는 것을 보여주고 있다.

Table 7을 보면, 2019년과 2020년 모형에서 유의한 변수들의 경우 부호에서 변화가 없는 것으로 나타나고 있다. 이는 정부의 사회적 거리두기 조치에도 불구하고 시민들의 공간이용패턴에서 변화가 크지 않다는 것을 의미한다. 차감주간생활인구에 대한 커널밀도추정에서 확인했듯이 이 같은 해석은 사회적 거리두기 조치로 인한 주간생활인구의 변화를 제대로 설명하지 못한다는 점에서 한계를 가진다. 이를 극복하기 위해서는 차감생활인구 모형의 계수 부호를 살펴볼 필요가 있는데, 계수의 부호가 주간생활인구의 증감을 알려줄 수 있기 때문이다.

Table 4. Basic statistics of variables

Characteristics	Variable	Mean	S.D.	Min	Max
Region	Southeast (reference group)	0.20	0.40	0	1
	Center	0.11	0.32	0	1
	Northeast	0.30	0.46	0	1
	Northwest	0.11	0.31	0	1
	Southwest	0.28	0.45	0	1
Land use	Population density	24041.00	12072.21	347.52	55506.41
	Number of Housing	6587.84	2916.13	206.00	15587.00
	Commercial floor area	176.24	163.47	0.00	1313.34
	Business floor area	123.38	332.83	0.00	3615.43
	Park area	49.31	133.92	0.00	2287.66
Economic	Manufacture density	150.24	377.28	0.37	5796.99
	Wholesale and retail density	535.12	1180.05	8.77	18555.30
	Accommodation and restaurant density	295.15	236.24	0.00	1618.84
	Education density	77.66	67.46	0.00	794.49
	Health and social welfare density	67.38	42.20	0.00	296.67
Social	School density	2.83	2.24	0.00	12.62
	Number of universities	0.16	0.46	0	4
Accessibility	Number of subway stations	1.41	1.26	0	8
	Number of bus stops	26.57	15.36	2	107

Table 5. Analysis results of OLS regression

Characteristics	Variable	2019			2020			2020-2019		
		Coef.	t-value	VIF	Coef.	t-value	VIF	Coef.	t-value	VIF
	Constant	5672.48	3.70***	0.00	5393.16	3.71***	0.00	-279.32	-0.47	0.00
Region	Center	-6103.46	-4.02***	1.99	-7183.16	-5.00***	1.99	-1079.70	-1.85*	1.99
	Northeast	-4015.04	-3.64***	2.22	-4781.15	-4.57***	2.22	-766.11	-1.80*	2.22
	Northwest	-4526.42	-3.26***	1.61	-5323.16	-4.05***	1.61	-796.74	-1.49	1.61
	Southwest	-3495.32	-3.12***	2.17	-4266.65	-4.02***	2.17	-771.33	-1.79*	2.17
Land use	Population density	-0.09	-1.84*	3.07	-0.05	-1.16	3.07	0.04	1.91*	3.07
	Number of Housing	0.95	5.74***	1.99	1.21	7.75***	1.99	0.27	4.18***	1.99
	Commercial floor area	30.48	9.47***	2.39	28.38	9.30***	2.39	-2.10	-1.70*	2.39
	Business floor area	28.23	20.76***	1.77	25.45	19.73***	1.77	-2.79	-5.33***	1.77
	Park area	-6.59	-2.31**	1.25	-4.12	-1.53	1.25	2.47	2.25**	1.25
Economic	Manufacture density	1.80	1.63	1.50	3.07	2.92***	1.50	1.26	2.97***	1.50
	Wholesale and retail density	-0.05	-0.14	1.64	-0.21	-0.60	1.64	-0.16	-1.11	1.64
	Accommodation and restaurant density	6.97	2.74***	3.12	4.55	1.88*	3.12	-2.42	-2.47**	3.12
	Education density	1.36	0.20	1.76	5.57	0.88	1.76	4.21	1.64	1.76
	Health and social welfare density	-19.93	-1.31	3.53	-15.37	-1.07	3.53	4.56	0.78	3.53
Education	School density	102.82	0.62	1.18	-73.89	-0.47	1.18	-176.71	-2.78***	1.18
	Number of universities	4072.84	5.16***	1.15	1517.69	2.03**	1.15	-2555.15	-8.41***	1.15
Accessibility	Number of subway stations	1749.50	5.07***	1.63	1598.27	4.88***	1.63	-151.23	-1.14	1.63
	Number of bus stops	250.34	7.85***	2.07	250.71	8.29***	2.07	0.37	0.03	2.07
R-squared		0.8684			0.8647			0.4535		
AIC		8730.50			8685.40			7920.38		
SC		8807.45			8762.34			7997.33		
Log Likelihood		-4346.25			-4323.70			-3941.19		

***, **, *: Significant at 1%, 5% and 10%, respectively.

Table 6. Results of LM-test

	LM-Lag		LM-Error	
	Value	Prob.	Value	Prob.
2019	0.048	0.8271	4.800	0.0285
2020	0.294	0.5875	5.067	0.0244
2020-2019	15.386	0.0001	14.085	0.0002

동남권을 참조집단으로 하는 지역특성 변수의 경우 2019년과 2020년도 모두 4대 생활권 계수들이 음의 값을 가지면서 유의한 것으로 나타났다. 이는 동남권과 비교하여 다른 생활

권의 주간생활인구가 더 적다는 것을 의미한다. 그러나 차감 생활인구를 보면 유의하지 않은 것으로 나타나 생활권 변수는 주간생활인구의 변화를 설명하지 못하는 것으로 나타났다.

토지이용특성을 보면, 상업시설과 업무시설 연면적은 2020년과 2019년 주간생활인구에 정의 영향을 주지만 차감생활인구에는 부의 영향을 주는 것으로 나타났다. 이는 COVID-19 이후 상업시설과 업무시설이 많은 도심과 지역중심지에서 주간생활인구의 감소가 더 크게 있었다는 것을 의미한다. 주택 수 변수는 2020년, 2019년, 차감생활인구 모두에 정의 영향을 주는 것으로 나타났다. 이는 COVID-19 이후 주택이 많은 지

Table 7. Analysis results of the spatial error model (SEM)

Characteristics	Variable	2019		2020		2020-2019	
		Coefficient	z-value	Coefficient	z-value	Coefficient	z-value
	λ	0.16	2.17**	0.17	2.26**	0.25	3.53***
	Constant	5855.15	3.71***	5456.27	3.64***	-480.84	-0.77
Region	Center	-5974.58	-3.65***	-7040.92	-4.52***	-1050.57	-1.58
	Northeast	-3942.67	-3.21***	-4705.70	-4.02***	-750.88	-1.48
	Northwest	-4341.20	-2.79***	-5095.31	-3.44***	-723.40	-1.12
	Southwest	-3267.88	-2.61***	-4032.78	-3.38***	-772.08	-1.48
Land use	Population density	-0.10	-2.00**	-0.06	-1.33	0.04	1.94*
	Number of housing	0.90	5.47***	1.18	7.58***	0.29	4.66***
	Commercial floor area	30.63	9.54***	28.33	9.30***	-2.41	-1.95*
	Business floor area	28.54	21.25***	25.72	20.20***	-2.85	-5.55***
	Park area	-6.31	-2.28**	-4.04	-1.54	2.16	2.06**
Economic	Manufacture density	1.92	1.75*	3.23	3.11***	1.33	3.15***
	Wholesale and retail density	0.00	0.00	-0.14	-0.42	-0.14	-0.99
	Accommodation and restaurant density	5.67	2.26**	3.55	1.50	-1.90	-1.99**
	Education density*	1.12	0.17	4.57	0.73	3.10	1.22
	Health and social welfare density	-14.43	-0.98	-10.49	-0.75	3.41	0.61
Education	School density	75.79	0.47	-97.21	-0.64	-169.51	-2.79***
	Number of universities	3944.64	5.18***	1480.04	2.05**	-2414.96	-8.40***
Accessibility	Number of subway stations	1686.17	4.90***	1547.10	4.74***	-129.11	-0.98
	Number of bus stops	260.02	8.17***	260.15	8.62***	-0.46	-0.04
R-squared		0.8706		0.8672		0.4769	
AIC		8725.89		8680.47		7908.07	
SC		8802.84		8757.42		7985.01	
Log Likelihood		-4343.95		-4321.24		-3935.03	
Likelihood Ratio		4.61**		4.93**		12.31***	

***, **, *: Significant at 1%, 5% and 10%, respectively.

역일수록 주간생활인구가 더 증가했다는 것을 의미한다. 인구 밀도와 공원면적 변수의 경우 COVID-19 발생 전인 2019년에는 주간생활인구에는 부의 영향을 주지만 차감생활인구에는 정의 영향을 주는 것으로 나타났다. 이는 COVID-19 이전에는 인구밀도와 공원면적이 큰 지역일수록 주간생활인구가 적지만 COVID-19 이후에는 이들 지역을 중심으로 주간생활인구의 증가가 있었다는 것을 의미한다.

경제특성의 영향을 보면, 정부의 사회적 거리조치로 인해 제조업 밀도가 높은 지역은 주간생활인구가 증가했지만 숙박과 음식점업 밀도가 높은 지역은 감소한 것으로 나타났다. 교육특성인 학교밀도와 대학교수 변수는 비대면 수업의 영향을

강하게 보여주고 있다. COVID-19 이후 학교밀도가 높은 지역 일수록 주간생활인구가 더 감소하였으며 이는 대학교가 많은 지역에서도 마찬가지로 나타났다. 접근성을 대표하는 지하철역과 버스정류장의 경우 그 수가 많을수록 주간생활인구를 증가시키지만 사회적 거리두기 조치로 인한 생활인구의 변화와는 관계가 없는 것으로 나타났다.

5. 결론

이 연구에서는 COVID-19 사회적 거리두기 조치에 따른 도시민들의 공간이용 변화를 서울시 생활인구 자료를 이용하

여 분석하였다. 2019년 주간생활인구, 2020년 주간생활인구, 2020년과 2019년의 차감주간생활인구를 분석대상으로 하였으며, 커널밀도추정, 공간자기상관분석, 공간회귀분석을 분석 방법으로 이용하였다.

2019년과 2020년 주간생활인구를 대상으로 한 커널밀도 추정과 공간자기상관분석 결과, 2019년과 2020년 도시민들의 공간이용패턴은 비슷한 것으로 나타났다. 이는 정부의 사회적 거리두기 조치가 COVID-19의 확산을 통제하면서도 일정 수준의 정상적인 도시공간이용을 가능하게 하는 정책이었다는 것을 의미한다. 그러나 차감주간생활인구를 대상으로 한 분석은 미시적 측면에서 다른 결과를 보여주었다. 상업시설과 업무시설이 밀집한 지역에서는 생활인구가 감소하였으며, 주거지역에서는 생활인구가 증가하는 패턴이 나타났다. 이는 COVID-19 사회적 거리두기 조치가 공간적으로 균등하지 않은 영향을 발생시켰다는 것을 의미한다. 이에 지역, 토지이용, 경제, 교육, 접근성 특성을 독립변수로 하는 공간회귀분석을 통해 이들 특성이 주간생활인구의 변화에 미친 영향을 분석하였다. 상업시설과 업무시설 밀도가 높을수록, 정부의 영업규제를 받은 업종과 학교, 대학교가 많은 지역일수록 주간생활인구가 더 감소한 것으로 나타났으며, 반면에 재택근무와 야외활동 증가로 주택과 공원이 많을수록 주간생활인구가 더 증가한 것으로 나타났다.

이 연구에서는 독립변수로 행정동 단위 밀도 변수와 비율 변수가 유의하지 않을 경우에 면적 변수와 총량 변수를 이용했는데, 이는 엄밀한 해석을 제약한다는 점에서 한계를 가진다. 또한, 이 연구는 KDE와 LISA를 통해 국지적 공간현상을 분석하고 있음에도 불구하고 GWR (Geographically Weighted Regression)과 같은 모형의 사용을 배제했다는 점에서 방법론적 측면에서 한계를 가진다. GWR을 이용한 본 연구의 검증은 필요하다고 판단되며 이는 추후 과제로 남기고자 한다. 이 같은 한계에도 불구하고, 이 연구를 통해 정부의 COVID-19 사회적 거리두기 조치에 따른 사람들의 공간이용행태 변화를 확인할 수 있었고 변화의 원인을 규명할 수 있었다는 사실은 충분히 학술적 의미를 가질 수 있다. 또한 이 연구는 감염병 확산 시 정부의 통제 조치가 어떤 결과를 야기할 수 있는지를 사전에 가늠해 볼 수 있게 한다는 점에서 정책적 시사점을 가질 수 있다.

References

Anselin, L. (1995), Local indicators of spatial association-

LISA, *Geographical analysis*, Vol. 27, No. 2, pp. 93-115.

Choi, Y., Yoon, H. and Kim, D. (2019), Where do people spend their leisure time on dusty days? Application of spatiotemporal behavioral responses to particulate matter pollution. *The Annals of Regional Science*, Vol. 63, pp. 317-339.

Esri (2021). ArcGIS insights, <https://doc.arcgis.com/ko/insights/2020.2/analyze/calculate-density.htm> (last date accessed: 28 December 2021).

Huh, J. and Jang, J. (2020), Mapping community-level mobility changes of Koreans and immigrants using bigdata of de facto population of Seoul: six ethnic enclaves in Seoul under COVID-19 epidemic, *Space & Environment*, Vol. 30, No. 3, pp. 99-137. (in Korean with English abstract)

Ji, S. (2020), Changes in de facto population due to COVID-19 in Seoul, *Labor Review*, pp. 81-84. (in Korean)

Jin, J. and Seong, B. (2020), Analysis of the differences in living population changes and regional responses by COVID-19 outbreak in Seoul. *The Korean Journal of Applied Statistics*, Vol. 33, No. 6, pp. 697-712. (in Korean with English abstract)

Jo, A., Lee, S.K. and Kim, J. (2020), Gender gaps in the use of urban space in seoul: analyzing spatial patterns of temporary populations using mobile phone data. *Sustainability*, Vol. 12, No. 16, pp. 1-22.

Jung, J.H. and Nam, J. (2019), Types and characteristics analysis of human dynamics in Seoul using location-based big data, *Journal of Korea Planning Association*, Vol. 54, No. 3, pp. 75-90. (in Korean with English abstract)

Kang, C.D. (2016), Spatial access to pedestrians and retail sales in Seoul, Korea, *Habitat International*, Vol. 57, pp. 10-120.

Kim, D.J. and Yang, S.W. (2017), Empirical analysis of the spatial characteristics of cultural facility location and changing process of consumption-biased space: focused on the gallery and restaurant, *Seoul Studies*, Vol. 18, No. 2, pp. 1-21. (in Korean with English abstract)

Korea Disease Control and Prevention Agency (2021), COVID-19, <http://ncov.mohw.go.kr/> (last date accessed: 28 December 2021)

Lee, J.H. and Kim, H.J. (2019), Identification of Spatial

- Distribution of an Aged Population and Analysis on Characterization of the Cluster: Focusing on Seoul Metropolitan Area, *Journal of Digital Contents Society*, Vol. 20, No. 7, pp. 1365-1371. (in Korean with English abstract)
- Oh, D.W. (2019), Land use and using population of commercial areas by day and night: focusing on analysis of de facto population in Seoul. Master's thesis, Seoul National University, Seoul, Korea. pp. 4-28. (in Korean with English abstract)
- Seoul Metropolitan Government (2020), Seoul Open Data Plaza, <https://data.seoul.go.kr/> (last date accessed: 28 December 2021)
- Seoul Metropolitan Government (2021), Seoul life area plan, <https://planning.seoul.go.kr/plan/main.do> (last date accessed: 20 December 2021)
- Yi, Y. and Choi, M. (2018), Determining of the elderly's spatio-temporal concentration: using bigdata of de facto population of Seoul, *Seoul Studies*, Vol. 19, No. 4, pp. 149-168. (in Korean with English abstract)