



Google Street View와 딥러닝을 활용한 서울시 녹지 형평성 분석*

: NDVI와 가로이미지 기반 녹지 산출방법과의 비교를 중심으로

Analysis of the Green Equity Using Google Street View and Deep Learning in Seoul, Korea

: Focused on the Comparison between NDVI and Street Image-Based Green Calculation Method

기동환** · 김선재*** · 이수기****

Ki, Donghwan · Kim, Sunjae · Lee, Sugie

Abstract

Urban green has various benefits, including promoting physical activity, improving residents' health, and mitigating urban heat islands. Hence, urban green is considered essential for urban residents, but green inequity issues are being raised. Although several studies have analyzed green equity with the traditional measurement method, the conventional approach is limited in its inability to reflect the actual degree of the green exposure of residents. To fill this gap, this study aims to identify the actual green equity using the Green View Index (GVI), which can represent actual green exposure. This study utilized Google Street View (GSV) and computer vision techniques to measure the GVI. The normalized difference vegetation index (NDVI) and geographic information system (GIS) based green area variables, which are traditional green area variables, were used to compare these distributions with GVI. Furthermore, this study identified the degree of green equity through the relationship between the distribution of green variables and the vulnerable groups. In terms of statistical model, the spatial lag and spatial error models were used to control the spatial autocorrelation. The results of this study are as follows. First, there were significant distributional differences between traditional green variables and GVI. Specifically, traditional green variables were high in the periphery of Seoul. GVI, however, was shown as cold-spots in these areas and highly concentrated in Gangnam, Seocho, and Songpa-gu. Second, the GVI model showed a lack of street greenery where numerous vulnerable people live, unlike traditional green variable models. Specifically, low-income people tend to live in neighborhoods with less street vegetation. Therefore, the government should implement green supply policies for these target neighborhoods. Regarding the methodological perspective, the results indicate that the degree of green inequality may vary depending on the green measurement methods. Moreover, plans for the supply of green should be based on GVI that can represent the actual degree of the exposure of residents.

주제어 녹지 형평성, 가로녹지율, 구글 가로 이미지, 딥러닝, 의미론적 분할

Keywords Green Equity, Green View Index, Google Street View, Deep Learning, Semantic Segmentation

* 이 논문은 2020년 4월 대한국토·도시계획학회 춘계학술대회에서 우수논문상을 수상한 논문을 수정·보완한 것임.

** Master's Degree, Department of Urban Planning & Engineering, Hanyang University (First Author: ehdghks4456@hanyang.ac.kr)

*** Master's Student, Department of Urban Planning & Engineering, Hanyang University (sunjaekim@hanyang.ac.kr)

**** Professor, Department of Urban Planning & Engineering, Hanyang University (Corresponding Author: sugielee@hanyang.ac.kr)

I. 서론

1. 연구의 배경 및 목적

도시 내 녹지는 거주민들의 보행 및 신체활동, 신체 및 정신건강을 증진시키고 열섬 현상을 완화하는 등의 긍정적 효과를 유발한다(Markevych et al., 2017; Thompson et al., 2012; Zhou et al., 2014). 구체적으로 녹지는 보행 및 신체활동을 위한 매력적이고 안전한 장소의 역할을 수행한다(Markevych et al., 2017). 따라서 녹지는 도시민 모두가 공평하게 누려야 하는 공공 서비스로 인식되어지고 있다. 하지만 최근 도시공간에서 녹지에 대한 수요가 증가하면서 녹지의 형평성 문제가 지적되고 있다. 즉, 도시 내 녹지가 공간적으로 불균등하게 분포되어 있을 뿐만 아니라, 저소득, 노인 등의 취약계층 주거지와 관계 있어서도 불평등하게 분포되어 있다는 것이다(Nesbitt et al., 2019; Oh et al., 2020; Rigolon, 2017; Schwarz et al., 2018).

서울시도 이와 같은 녹지 불평등 문제가 제기되고 있다. 보행권 내에 녹지가 존재하지 않는 지역이 약 27.27km²이며, 이러한 소외지역은 자치구별로 큰 차이를 보이고 있다(서울시, 2015). 2030 서울플랜에서는 이러한 녹지 불평등 문제를 해결하기 위해 녹지 이용의 형평성을 강조하며, 녹지 서비스의 소외지역 해소를 위한 신규 녹지 확충 목표를 수립하였다. 위와 같이 녹지 형평성에 대한 관심이 증대됨에 따라, 서울시의 녹지 소외지역 및 녹지의 불평등 정도를 정확하게 파악하는 것이 중요해질 것으로 판단된다.

이러한 관심으로 인해 서울시를 대상으로 녹지 형평성 분석 및 취약지를 도출해내려는 연구가 이루어지고 있다(고영주 외, 2019; 김미현 외, 2015; 김용국, 2015; Oh et al., 2020). 이들 연구는 주로 위성사진, 토지피복(land cover), 토지이용(land use) 데이터를 활용한 공원 및 녹지면적 변수를 대상으로 근린 수준에서의 형평성 정도를 분석하고 있다. 그러나 위와 같은 기존 녹지 산출방식은 다음과 같은 한계점을 가진다. 첫째, 기존 녹지 산출방식은 산지 등의 대규모 녹지를 주로 포함함으로써, 도시민들이 일상생활에서 체감할 수 있는 녹지의 양을 과대 산출할 수 있다(Ye et al., 2018). 더욱이 서울시의 경우, 분지지형으로 도시 외곽지역에 다량의 녹지가 분포해 있다. 즉, 사회적 취약계층들이 주로 도시 외곽지역에 거주하는 점을 참고하였을 때, 기존 녹지 산출방식으로 녹지 형평성을 분석할 시 형평성 정도가 양호하게 산출될 수 있다.

둘째, 전통적 녹지 산출방식은 하늘에서 지상을 바라보며(top-down view) 녹지를 산출하는 방식으로, 평면적이고 공급자 중심적 지표라는 한계점이 존재한다(조용현 외, 2010; Ye et al., 2018). 이러한 한계점으로 기존 녹지 변수는 실제 도시민들이 체감하는 녹지의 양을 제대로 반영하지 못할 것으로 판단된다. 따

라서 이러한 한계점을 지닌 기존 지표로 녹지에 대한 불평등 정도 및 취약지를 분석할 시, 실제 거주민들이 체감하는 정도와 괴리가 존재할 수 있다.

한편, 평면적인 기존 녹지 지표를 보완할 수 있는 지표로 일정 지점에서 있는 사람의 시야 내에서 식생이 보이는 정도를 의미하는 녹시율 개념이 존재한다(조용현 외, 2010; Yang et al., 2009). 이는 시각적 녹지 양을 의미하는 것으로 녹지의 활력 및 입체적인 녹지를 고려함으로써 도시민들이 체감할 수 있는 녹지 양을 대변할 수 있는 변수라고 알려져 있다(Lu et al., 2019; Yang et al., 2009; Ye et al., 2018). 녹시율을 측정하기 위한 기존 방법으로는 현장조사가 있지만, 이는 시간, 금전적 제약이 크다는 한계점이 존재한다. 이러한 한계점을 극복하기 위해 최근 국외 연구를 중심으로 가로경관 빅데이터와 컴퓨터 비전을 이용하여 보행자 관점(eye level)에서의 녹지를 비롯한 근린환경을 측정하려는 시도가 다수 이루어지고 있다(Gong et al., 2018; Ki and Lee, 2021; Nguyen et al., 2019; Rzotkiewicz et al., 2018).

따라서 본 연구의 목적은 다음과 같다. 첫째, 본 연구에서는 서울시를 대상으로 행정동별 기존 녹지 산출방법으로 산출한 녹지 양과 새로운 산출방법인 Google Street View(이하 GSV) 및 컴퓨터 비전을 이용한 가로녹시율을 산출한다. 기존 녹지 산출 방법은 선행연구에서 주로 사용한 Normalized Difference Vegetation Index(NDVI), 토지피복 데이터를 통해 산출한 공원 및 녹지면적 두 가지를 활용한다. 이후 서울시 행정동을 대상으로 산출한 세 가지 녹지변수의 분포를 확인 및 비교한다. 둘째, 본 연구에서는 이들 녹지 변수와 취약계층을 대변할 수 있는 행정동별 인구사회경제 속성과의 공간 회귀분석을 실시한다. 이는 서울시 내 분포되어 있는 녹지와 취약계층 거주지와 관계를 분석함으로써 각 녹지변수별 불평등 정도를 확인 및 비교하고자 함이다.

II. 선행연구 고찰

1. 녹지 형평성에 관한 연구

도시 내 녹지는 시민들의 건강과 삶의 질에 필수적인 요소이지만, 녹지 분포의 불균형, 불평등성에 대한 문제가 지속적으로 제기되고 있다(김미현 외, 2015). 이는 환경 불평등(environmental inequality) 측면에서 환경 편익, 환경 비용 등이 사회적 소외 계층들에게 불리하게 작용한다는 사실에 기반한 것으로(명수정, 2017), 형평적 배분이란 단순히 공간적인 배분의 의미를 넘어, 이를 이용하는 대상의 성별, 연령, 인종, 소득 수준 등 사회경제적 특징에 차별을 받지 않는 것을 의미한다(신지영, 2009). 이러한 환경 형평성 관점에서 도시 내 녹지는 입지의 효율성뿐만 아니라 거주자의 사회경제적 측면에서 형평성이 고려되어야 한다. 또한, 녹지에 대한 불평등은 단순히 도시 환경문제를 넘어서 주거환경

의 불평등, 나아가 경제·사회적 불평등의 문제와도 밀접하게 긴밀하게 연관된 중요한 요소라 할 수 있다(고영주 외, 2019).

선행연구들은 다수의 사례지역을 대상으로 녹지 형평성을 분석하였으며, 분석결과로 사회적 소외계층들이 주로 거주하는 지역에 녹지의 양이 적거나, 접근성이 좋지 않아 녹지에 대한 불평등이 존재한다는 것을 실증하고 있다(고영주 외, 2019; 김미현 외, 2015; Nesbitt et al., 2019; Oh et al., 2020; Rigolon, 2017; Schwarz et al., 2018).

우선, 김미현 외(2015)는 서울시를 대상으로 공원을 위계별로 구분하여, 위계별 공원 유치권 기준을 통해 공원의 접근권역과 사회적 소외계층인 노인, 기초생활 수급자, 장애인 등의 분포를 비교하였다. 분석결과, 서울시 내에서 지역별로 공원 접근권역에서의 차이가 크게 나타난다고 보고하고 있으며, 특히 강서구, 영등포구, 용산구 등에서 공원 접근도가 낮은 지역이 밀집해있다고 보고하고 있다.

이와 유사한 연구로 서울시를 대상으로 진행한 Oh et al. (2020) 연구 또한 공원을 위계별로 세분화하여 공원 접근 가능 면적을 행정동별로 분석하였고, 다양한 사회적 소외계층의 분포와 비교를 하였다. 분석결과, 장애인, 노인, 어린이, 기초생활 수급자 계층은 공원의 위계별 종류에 따라 형평성 정도가 다르게 나타났으나, 외국인 계층의 경우 모든 위계의 공원에서 형평성 정도가 낮게 나타났다.

고영주 외(2019)의 연구는 서울시 중구, 성동구, 동대문구를 대상으로 지표 온도, 녹지 면적 등의 다양한 환경 형평성 지표를 활용하였고, 녹지 면적에서는 이전 연구와는 다르게 위성사진을 활용한 NDVI, 가로수 숲 지붕 비율(tree canopy ratio)을 변수로 활용하였다. 연구의 결과로 소외계층들이 주로 거주하는 지역에 NDVI는 낮게, 지표온도는 높게 나타나, 이들 자치구의 환경 형평성이 낮은 것으로 분석되었다. 추가적으로 주택유형 별로 녹지 면적의 차이가 큰 것으로 분석되었는데, 구체적으로 아파트 단지의 녹지 양이 단독 및 다가구 밀집지역에 비해 약 2배 이상 높게 나타났다. 이는 상대적으로 저소득층들이 주로 거주한다고 볼 수 있는 다가구 주택에 녹지가 적은 것으로 나타나, 녹지 측면에서 환경 불평등이 존재한다고 판단될 수 있다.

해외에서도 녹지 형평성에 대한 연구가 활발하게 이루어졌다. 대표적으로 Nesbitt et al.(2019) 연구는 미국의 10개 도시를 대상으로 녹지 형평성을 분석하였다. 본 연구는 녹지 분포 특성상 특정 지역에 밀집해있다는 점을 들어, 공간적 자기상관의 가능성을 언급하였고, 이를 제어할 수 있는 공간통계 모형을 활용하였다. 분석결과, 도시별로 차이는 존재하지만 학력이 낮고, 소득이 낮은 집단이 주로 거주하는 지역에 환경 불평등 정도가 심각한 것으로 나타났다.

추가적으로 Rigolon(2017) 연구는 공원 및 녹지의 속성을 세분화하여 양, 접근성, 질 세 가지 측면에서 녹지 형평성을 분석하

였다. 공원의 질 측면에서는 공원의 안전성(safety)이 대리 변수로 설정되었다. 분석결과, 사회적 소외계층들이 주로 거주하는 지역은 녹지의 양, 질 측면에서는 열악하지만, 접근성 측면에서는 양호한 것으로 나타나 기존 연구들과 다소 상반된 결과를 보고하고 있다. 추가적으로 미국을 대상으로 한 연구들은 인종간의 이슈가 존재하는 특성으로 사회적 소외계층을 저소득, 노인, 교육 수준이 낮은 집단뿐만 아니라, 유색인종까지도 포함하고 있다(Nesbitt et al., 2019; Rigolon, 2017; Schwarz et al., 2018).

이와 같이 녹지 불평등이 나타나는 이유는 환경 불평등적인 관점에서 해석되고 있다. 일례로 저소득계층의 경우, 주택 구입에 있어 시장경쟁으로 인해 질 높은 녹지 인프라를 포함한 쾌적한 환경자원에 대해 낮은 접근성을 지니게 된다(명수정, 2017). 이를 뒷받침하는 결과로 다양한 사례지를 대상으로 주택가격은 녹지에 대한 접근성 및 녹지의 양과 긍정적인 관계를 지니는 것으로 보고되고 있다(Fu et al., 2019; Park et al., 2017; Zhang and Dong, 2018). 따라서 녹지 접근성을 포함한 녹지 인프라가 좋은 근린에 위치하는 주택의 경우, 주택 가격이 높기 때문에 사회·경제적 소외계층이 질 높은 녹지 인프라가 형성되어 있는 근린에 거주하는 것이 어렵게 된다. 추가적인 녹지 불평등 이유로 소외계층들이 주로 거주하는 지역의 지방 정부는 부족한 세원으로 인해 공원 및 녹지를 충분히 공급 및 관리하지 못한다는 점도 존재한다(Chen et al., 2020; Gordon-Larsen et al., 2006; Oh et al., 2020).

이러한 맥락에서 녹지 형평성 관련 연구는 환경 불평등 관점에서 사회·경제적 소외계층의 분포와 녹지의 분포를 통해 도출된 녹지 취약지를 대상으로 정부 차원에서 녹지에 대한 공급의 중요성을 강조하고 있다(고영주 외, 2019; 김미현 외, 2015; 명수정, 2017; Gordon-Larsen et al. 2006; Oh et al., 2020; Rigolon, 2017)

2. Google Street View를 활용한 연구

최근 빅데이터와 딥러닝에 대한 관심이 증대됨에 따라 도시계획 분야에서도 이를 이용하여 근린 및 가로환경을 측정하려는 시도가 다수 이루어지고 있다(Rzotkiewicz et al., 2018). 근린 및 가로환경을 측정하기 위해 Google Street View, Tencent Street View 등 다양한 민간업체에서 제공하는 가로경관 이미지를 활용하고 있으며, 이러한 방법론은 기존 측정방법인 현장조사에 비해 정확도 및 효율성이 높다고 언급되고 있다(Gong et al., 2018; Rzotkiewicz et al., 2018). GSV를 활용하여 주로 측정하고 있는 요소로는 천공개폐율(Gong et al., 2018), 가로수 음영정도(Li and Ratti, 2018), 수공간이 보이는 정도(Helbich et al., 2019), 가로녹시율(Chen et al., 2020; Fu et al., 2019; Li et al., 2015; Lu, 2018; Ye et al., 2018; Zhang and Dong, 2018)

등이 존재한다.

Nguyen et al.(2019)의 연구는 GSV를 활용하여 미국 전역을 대상으로 고속도로, 녹지 등의 근린환경을 파악하였으며, 이를 이용하여 County 단위에서의 건강 수준과의 관련성을 분석하였다. 해당 연구는 근린환경 데이터가 세밀하게 구축되어 있지 않은 비도시 및 교외 지역의 근린환경 측정 시 GSV가 유용하게 활용될 수 있음을 언급하였고, GSV를 통해 산출한 근린환경과 건강 수준과의 유의한 관계성을 보고하였다. 그러나 넓은 공간적 범위로 인한 GSV 구득의 한계로 다소 세밀하지 못한 근린환경 측정에 그쳤다는 점에서 한계점이 존재한다.

보다 세밀한 근린환경을 측정하는 연구로 Helbich et al.(2019)의 연구는 가로 이미지를 활용하여 보행자 관점에서 시각적으로 보이는 수공간 비율, 녹지 비율을 측정하였고, 이들과 거주민의 정신건강과의 관계를 분석하였다. 분석결과, 정신건강과 GSV로 산출한 수공간 비율, 녹지 비율 사이의 관계는 유의한 것으로 도출되었지만, 기존 녹지 및 수공간 산출 방법인 NDVI, Normalized Difference Water Index(NDWI)는 유의하지 않은 관계로 도출되었다. 추가적으로 GSV로 산출한 수공간 비율과 NDWI, GSV로 산출한 녹지 비율과 NDVI의 상관관계를 각각 분석한 결과, 두 방법 모두 녹지 및 수공간을 측정하는 방법임에도 각 변수 간의 유의한 관계가 도출되지 않았다. 이와 같은 결과는 동일한 근린환경 요소를 측정함에도 세부적인 요소의 포함 여부, 측정 방식(top-down view, eye level)에 따라 측정값이 크게 차이날 수 있음을 시사한다.

이와 유사한 연구 결과로 전통적 방식으로 산출한 녹지변수는 보행 및 신체활동과 일관되지 않은 결과를 보이는 반면 GSV를 통해 산출한 가로녹시율은 보행 및 신체활동과 밀접한 관련을 지닌다고 보고되고 있다(Ki and Lee, 2021; Lu et al., 2019). 이에 대한 이유로 GSV를 통해 근린환경을 측정하는 방식은 보행자가 일상생활 중에 접할 수 있는 녹지를 보행자 시점에서 산출하며, 기존 녹지 산출 방식으로 포함하지 못하는 벽면녹화, 정원, 관목 등의 소규모 녹지를 포함하고, 녹지의 활력까지 고려할 수 있기 때문이라 언급되고 있다. 이러한 특징으로 가로녹시율은 거주민의 실제 녹지 체감 정도를 잘 대변할 수 있다는 장점을 지닌 변수라고 볼 수 있다(Helbich et al., 2019; Ki and Lee, 2021; Lu et al., 2019; Ye et al., 2019).

GSV를 활용하여 녹지 형평성을 분석한 연구들은 최근 소수 진행되었다(Chen et al., 2020; Li et al., 2015; Li and Ratti, 2018). 일례로 Li et al.(2015)의 연구는 미국 Hartford를 대상으로 GSV와 Color band 방법론을 활용하여 가로녹시율을 산출하였다. 해당 연구는 대상지 내 block group별로 가로녹시율의 차이가 크며, 이러한 가로녹시율은 인구사회경제 속성과 밀접한 관련이 있다고 보고하고 있다. 구체적으로 저소득, 유색인종, 고등교육을 받지 못한 거주민이 많은 지역일수록 가로녹시율이 낮은

것으로 나타나, 녹지 불평등이 존재한다고 언급하고 있다.

이와 유사한 방법으로 Li and Ratti(2018) 연구는 GSV를 활용하여 가로수 음영 정도(tree shade provision)를 산출하였다. 이를 활용하여 토지이용별로, 인구사회경제 특성별로 음영 정도의 차이를 확인하였고, 이전 연구와 유사하게 사회적 취약계층들이 주로 거주하는 지역의 가로수 음영 정도가 낮게 나타났다. 그러나 이 두 연구에서 활용한 Color band 방법론은 색(RGB)을 기반으로 이미지 내 요소를 분류하는 방법으로, 녹색의 인공물(차량, 벽, 건물 등)이 녹지로 분류될 수 있는 한계점이 존재한다(Lu, 2018).

Chen et al.(2020)의 연구는 광저우, 선전 등 중국 9개 도시를 대상으로 Tencent Street View를 활용해 가로녹시율을 산출하였고, 이와 지역별(n=32) 총 GDP, 1인당 GDP, 재정수입 등과 상관분석을 실시하였다. 분석결과, 지역의 경제적 지표와 가로녹시율 간의 관계는 강한 양(+)의 관계로 나타났다. 이는 도시의 녹지 공급의 주체가 지방정부이기 때문에 재정상황이 양호한 지역일수록 녹지에 대한 공급이 충분히 이루어졌기 때문이다. 하지만 해당 연구는 넓은 공간적 범위로 GSV 구득 지점이 다소 세밀하지 못한 점(300×300m)과 지역별 재정상황에 초점을 맞췄다는 점에서 본 연구와 차이가 있다고 볼 수 있다.

정리해보면, 최근 GSV 및 딥러닝을 활용하여 근린환경을 측정하려는 시도가 다수 이루어지고 있다. 이러한 접근방식은 녹지 측정 시 보행자 레벨에서의 녹지 측정이 가능하며, 기존 GIS 데이터로 구득이 어려운 상세한 녹지 형태 및 활력까지 고려할 수 있다. 이와 같은 장점에 기반하여 GSV로 측정된 녹지 변수는 기존 측정 방식의 변수보다 개인의 행태와 밀접한 관련을 지니며, 실제 거주민이 느끼는 녹지 체감 정도를 잘 대변할 수 있다고 보고되고 있다.

3. 선행연구 한계점 및 연구의 차별성

선행연구 고찰을 통한 선행연구의 한계점 및 본 연구의 차별성은 다음과 같다. 첫째, 녹지 형평성에 관한 실증 연구는 다수 이루어졌지만, 대부분의 연구가 NDVI, 토지이용 및 토지피복 데이터를 활용한 공원 및 녹지면적 변수를 형평성 분석을 위한 변수로 활용하고 있다. 이들 지표는 하늘에서 지상을 내려다보며(top-down view) 측정하는 방식으로 평면적이고 공급자 중심적이라는 한계점이 존재한다. 이로 인해 기존 녹지 지표는 거주민이 일상생활 중에 실제로 인식하는 입체적인 녹지의 양을 대변하지 못한다. 더욱이, 본 연구 대상지인 서울시의 경우 분지 지형으로 도시 외곽에 다량의 산지를 비롯한 대규모 녹지가 위치해 있다. 이러한 지형적인 특성과 외곽지역에 주로 거주하는 사회적 소외계층들의 분포 특성을 고려하였을 때, 기존 녹지 지표로 형평성을 분석할 시 녹지의 형평성 정도가 상대적으로 양호하게 산출될 수 있다. 그러나 외곽지역에 위치한 대규모 산지는 일상생활과 밀접

하게 관련 있는 녹지로 보기 힘들기 때문에 거주민이 일상생활 중에 직접적으로 체감할 수 있는 녹지의 양을 과대산출 할 수 있다는 한계점이 존재한다. 따라서 본 연구에서는 GSV 이미지와 컴퓨터 비전을 활용하여 거주민의 실질적 녹지 체감 정도를 대변할 수 있는 가로녹시율을 변수를 산출하여 녹지 형평성을 분석하였다는 점에서 차별성이 있다.

둘째, 녹지 형평성을 분석한 선행연구들은 단일 녹지 변수를 활용하여 형평성 정도를 분석하였다. 하지만 도시 내 녹지는 다양한 형태로 존재하며, 각 녹지 변수가 포함할 수 있는 세부 녹지 특성에 있어 차이가 나타날 것으로 예상된다. 즉, 단일한 녹지 변수로 형평성을 분석할 시, 도시 내 다양한 형태로 존재하는 녹지를 포괄적으로 다루지 못하며, 이는 실질적인 녹지의 불평등 정도를 확인하지 못할 수 있다. 일례로, 기존 녹지 측정 방식인 토지이용 및 토지피복 데이터만을 활용하여 녹지 분포를 분석할 시, 가로변에 위치하는 소규모 녹지, 사설 녹지 등을 포함하지 못하게 되며, NDVI 또한 해상도의 문제로 소규모의 녹지를 세밀하게 식별하지 못한다는 한계점이 존재한다. 이와 반대로 가로녹시율의 경우, 가로변에 존재하는 소규모 녹지, 사설 녹지 등을 포함할 수 있으며, 이들 녹지의 활력까지 고려하여 산출될 수 있다. 그러나 이는 가로변의 이미지만을 활용하기 때문에 전통적인 녹지 산출방법에 포함되는 대규모 녹지, 공원 등의 면적인 녹지를 포함하지 못한다는 특성이 있다. 즉, 본 연구가 활용하고자 하는 NDVI, 녹지 및 공원면적, 가로녹시율 각 변수가 포함하는 세부 녹지 특성은 상이하며, 이로 인해 각 녹지 변수의 분포 및 형평성 정도에 있어 차이가 나타날 것으로 예상된다. 따라서 본 연구에서는 위와 같은 세 가지 녹지 변수를 활용하여 형평성 정도를 분석하며, 변수 간 그 차이를 규명한다는 점에서 차별성이 있다.

셋째, GSV를 활용하여 산출된 가로녹시율을 대상으로 녹지 형평성을 분석한 소수 연구는 가로 이미지에서 녹지를 추출할 시, Color band 방법을 활용하고 있다. 본 방법론은 RGB 값만을 활용하여 이미지 내 속성을 분류하는 것이다. 즉, Color band를 활용할 시 녹색의 인공물(차량, 벽, 건물 등)이 녹지로 분류되는 경우가 존재하며(Lu, 2018), 이는 해당 지점의 가로녹시율을 과대 산출할 수 있다는 한계점이 존재한다. 이에 반해 컴퓨터 비전의 한 방법론인 의미론적 분할(semantic segmentation) 기법은 라벨링(labeling)된 이미지 데이터 셋을 활용한 학습과정을 통해 이미지 내에 존재하는 물체의 색 뿐만 아니라, 모형, 분포 등까지 고려하여 이미지 내 요소를 분류해주는 방법이다. 즉, 의미론적 분할기법은 Color band 방법론보다 높은 정확성으로 기존 연구의 한계점을 극복할 수 있을 것으로 보인다. 따라서 본 연구에서는 이미지 내 요소를 분류해주는 발전된 방법론이라 할 수 있는 의미론적 분할 기법을 활용하였다는 점에서 차별성이 존재한다.

III. 방법론

1. 연구의 범위

본 연구는 가로 이미지 및 사회적 소외계층 데이터 구득의 용이성 측면에서 연구의 공간적 범위를 서울특별시로 설정하였다. 본 연구의 중점 변수인 가로녹시율을 산출하기 위한 GSV 이미지 데이터의 경우, 다른 도시들에 비해 서울시를 대상으로 조밀하게 구축되어 있다. 추가적으로 서울시는 본 연구의 분석단위인 행정동별 다양한 측면의 사회적 소외계층과 관련된 데이터 구득이 용이하다. <그림 1>에서 확인할 수 있는 것처럼 서울시는 분지지형으로, 외곽지역을 중심으로 상당한 녹지가 분포되어 있는 것을 확인할 수 있다.

본 연구의 시간적 범위는 2018년 봄을 대상으로 하였다. 이에 대한 이유로 GSV는 한 시점에 서울시 전역의 가로경관이 구축되어 있는 것이 아니라 장기간에 걸쳐 시기별로 이미지 데이터가 구축되고 있는데, 2018년 봄에 구축된 사진이 가장 많기 때문에 이를 시간적 범위로 설정하였다(<표 2> 참고). 따라서 NDVI를 산출하기 위한 위성사진도 해당 시점에 맞춰 구득하였다.

2. 연구 질문 및 분석 방법

1) 연구 질문

본 연구의 목적은 서울시를 대상으로 전통적인 녹지 산출 방법과 GSV를 활용하여 산출한 가로녹시율 간의 분포를 비교하고, 궁극적으로는 각 녹지 변수와 사회적 소외계층 거주지 간의 형평성 정도를 비교 및 분석하는 것이다. 이와 관련한 구체적인 연구 질문은 다음과 같다. 첫째, ‘녹지 측정 방법에 따라 서울시 녹지의 공간적 분포가 어떻게 다르게 나타나는가?’이다. 본 연구에서 활용한 전통적 녹지 측정 방법은 주로 산, 대규모 공원 등의 녹지를

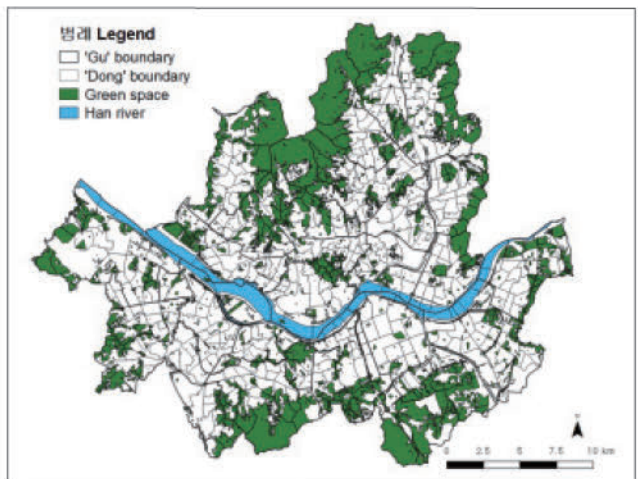


그림 1. 연구의 공간적 범위
Figure 1. Study area

포함한다. 이러한 점과 서울시의 지형적 특징으로 인해 녹지 분포가 도시 외곽에 집중될 것으로 예상된다. 이와 반대로 GSV와 컴퓨터 비전을 활용하여 측정된 가로녹시율은 가로변에 위치한 비교적 소규모의 녹지를 주로 포함하고, 입체적인 녹지를 고려할 수 있다는 특징이 있다. 따라서 이러한 차이점을 참고하였을 때, 가로녹시율의 분포는 기존에 활용돼온 녹지 변수와는 다른 분포를 보일 것으로 예상된다.

둘째, '가로녹시율의 형평성 정도와 전통적인 녹지 측정 변수의 형평성 정도는 어떠한 차이가 나타나는가?'이다. 앞서 언급한 것처럼 각 녹지 변수 측정 방식이 가지는 차이점으로 인해 사회적 소외계층 분포와의 연관성도 다르게 나타날 것으로 예상된다. 구체적으로 소외계층의 주거지가 주로 도시 외곽에 집중된다는 점을 참고하면 전통적인 녹지 측정 방식으로 산출하는 녹지 형평성 정도는 양호하게 산출될 것으로 예상된다. 하지만 가로녹시율 변수는 분포 측면에서 도시 외곽에 집중되는 현상이 존재하지 않을 것으로 예상되므로 녹지 형평성 측면에서 불평등하게 나타날 수 있다. 추가적으로 일부 연구는 가로변 녹지 인프라(가로녹시율)가 주택 가격과 유의한 양(+)의 관계를 가진다고 실증하고 있는데(Fu et al., 2019; Zhang and Dong, 2018), 이를 참고하면 서울시 또한 사회·경제적 취약계층과 가로변 녹지 간의 불평등이 존재할 것으로 예상해 볼 수 있다.

2) 분석과정

본 연구는 위와 같은 연구 질문을 검증하기 위해 분석과정은 크게 데이터 구축 단계와 통계분석 단계로 구분하여 진행된다(〈그림 2〉 참고). 데이터 구축 단계에서는 본 연구의 종속변수인 녹지 변수 구축을 위해 위성영상(Landsat 8), GSV 이미지, 서울시 생태현황도 자료를 활용하여 행정동별 NDVI, 가로녹시율, 1인당 공원 및 녹지면적 변수를 구축한다. 추가적으로 녹지 분포와 사회적 소외계층 거주지 간의 분포 비교를 위해 행정동별 인구·사회·경제 속성 변수를 구축한다.

통계분석에서는 다음과 같은 세부적인 두 단계로 구성된다. 첫

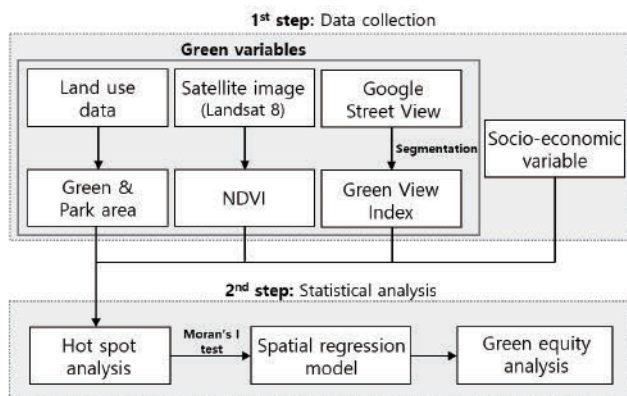


그림 2. 분석과정
Figure 2. Research framework

째, 본 연구는 행정동별 구축된 세 가지 녹지 변수의 분포를 비교하기 위해 행정동별 녹지 분포 분석 및 Hot Spot 분석을 실시하여 각 녹지가 집중되어 있는 지역(High-High, HH), 녹지 양이 적거나 없는 밀집 지역(Low-Low, LL)을 확인한다. 추가적으로 세 가지 녹지 변수 분포의 차이를 비교한다.

두 번째 단계에서 공간통계 모형 활용을 검토하기 위해 공간적 종속성(spatial dependency)을 확인하고, 이를 계량화할 수 있는 공간적 자기상관(spatial autocorrelation) 지수인 전역적 모란지수(Global Moran's I)를 산출한다. 이후 전역적 모란지수 값을 통해 공간적 자기상관이 존재한다고 판단되면, 이를 제어할 수 있는 공간통계모형을 활용한다. 최종적으로 사회적 소외계층들 간의 분포와 녹지변수별 분포 간의 공간회귀분석을 실시하여 서울시 녹지 형평성을 분석하고, 이를 기반으로 정책적 시사점을 도출한다.

3. 전통적 녹지 측정 변수

본 연구에서는 전통적 녹지 측정 변수로 토지피복 데이터를 활용한 녹지 및 공원면적, 위성사진을 활용한 NDVI를 측정하였다. 산출 시 본 연구의 분석단위인 행정동별 1인당 공원 및 녹지면적, 평균 NDVI로 산출하였다.

1) 공원 및 녹지면적

우선, 녹지 및 공원면적의 경우, 서울시(2015) 생태현황도 데이터를 활용하여 '공원 및 오픈스페이스'에 해당되는 부분을 추출하였다(〈그림 1〉 참고). 이후 행정동별로 면적을 산출하였고, 표준화를 위해 행정동별 1인당 공원 및 녹지면적으로 계산하였다.

2) NDVI

NDVI는 식생의 밀도 및 건강상태를 간접적으로 대변하는 대표적인 식생 지표로(정명희 외, 2012), 파장대의 반사특성을 이용하여 산출된다. 이를 산출하기 위해 USGS에서 제공하는 Landsat 8 위성영상을 활용하였다. 본 연구의 시간적 범위의 2018년 봄(3~5월)에 구득 가능한 위성사진이 3장 존재하나, 영상들이 찍힌 날짜 중 운량이 가장 적은 날짜인 3월 6일 위성사진을 활용하여 식(1)과 같이 NDVI를 산출하였다(〈표 1〉, 〈그림 3〉 참고).

$$NDVI = \frac{Band 5 - Band 4}{Band 5 + Band 4} \tag{1}$$

NDVI 값은 0~1 값을 지니게 되며, 1에 가까울수록 식생이 상대적으로 많으며, 활동성이 높은 것으로 해석할 수 있다. 〈그림 3〉의 NDVI 분포를 참고하면, 〈그림 1〉의 공원 및 녹지면적과 유사하게, 큰 규모의 산지가 위치한 서울시 외곽지역과 산지 및 공원 등이 위치한 내부지역에 높게 나타나는 것을 확인할 수 있다.

표 1. Landsat 8 위성영상 데이터 설명

Table 1. Description of Landsat 8 data

설명	Description
촬영 날짜 Date	2018. 03. 06
촬영 시간 Time	11:10 AM
운량 Cloud cover	0.55%
영상 질 Quality of image	9

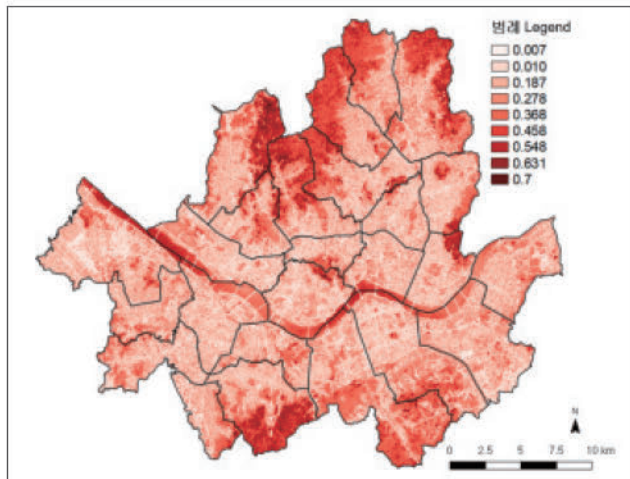


그림 3. 서울시 NDVI 분포
Figure 3. Distribution of NDVI

본 연구에서는 30×30m 격자별로 산출되는 NDVI 값을 활용하여 격자 중심점을 통해 행정동별 평균 NDVI를 산출하였다. 특기할 만한 점으로 행정동별 NDVI 산출 시, 한강을 포함하는 격자는 제외되었다.

4. 가로녹시율 변수

1) GSV 구득 과정

본 연구에서는 가로녹시율을 산출하기 위해 가로경관 빅데이터 셋인 GSV 파노라마 이미지(panorama image)를 구득하였다. 파노라마 이미지는 좌우 360°, 상하 180°의 가로 경관을 담고 있는 이미지로(〈그림 4〉 위 참조), 해당 지점에서의 가로녹시율을 산출하는 데 용이하다고 판단된다.

그러나 일부 연구에서는 파노라마 이미지 특성상 왜곡현상이 존재하고, 이를 활용하여 근린환경을 추출할 시 근린환경이 과대 및 과소 산출될 수 있다는 점을 지적하고 있다(Tsai and Chang, 2013; Li and Ratti, 2018; Yin and Wang, 2016). 일례로 Tsai and Chang(2013)은 파노라마 이미지 왜곡현상이 이미지 상단 부분(하늘), 이미지 하단 부분(지면)에 심각하다고 언급하고 있다. 이와 반대로 파노라마 이미지의 중앙부분은 왜곡현상이 적기 때문에 해당 부분이 적절한 Point of Interest(POI)가 될 수 있다고 언급하고 있다. 또한, Xia et al.(2021)는 동일한 지점을 대상

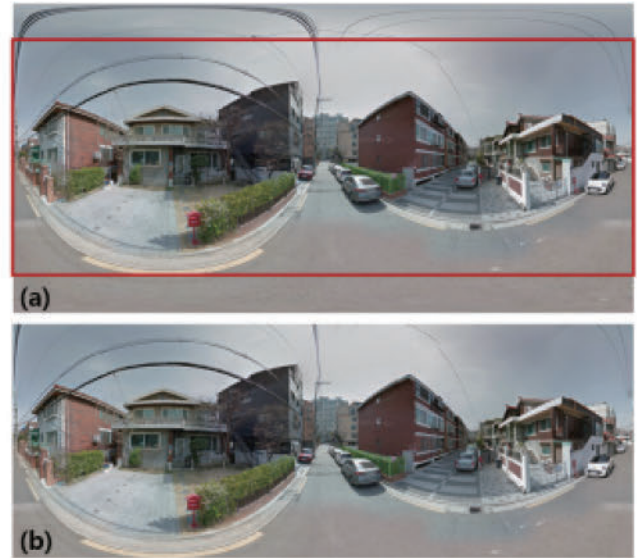


그림 4. GSV 파노라마 이미지 및 전처리 이미지 예시
(a): 파노라마 원본 이미지, (b): 전처리된 이미지
Figure 4. Examples of GSV panorama image (a) and preprocessed image (b)

으로 파노라마 이미지와 일반 이미지(static image) 각각을 대상으로 가로녹시율을 산출하여 그 값을 비교하였다. 분석결과, 파노라마 이미지는 구득이 용이하여(open-access) 활용성이 높고, 직관적이며, 보행자의 녹지 인지를 잘 대변할 수 있기 때문에 가로녹시율 산출에 적합한 이미지임을 보고하고 있다.

일부 연구에서는 파노라마 이미지의 한계를 극복하기 위해 파노라마 이미지를 재투영시키거나(Li and Ratti, 2018), 파노라마 이미지 중 왜곡현상이 적은 일부분을 잘라 근린환경을 산출하고 있다(Yin and Wang, 2016). 구체적으로 Yin and Wang(2016)의 연구는 파노라마 이미지 중 왜곡현상이 적은 중앙부분을 잘라 시각적 개방성(하늘 비율)을 산출하였다. 해당 연구는 파노라마 이미지의 일부분을 자른 영역이 보행자의 시점과 더 일치한다고 언급하고 있다.

따라서 본 연구에서는 파노라마 이미지의 왜곡 문제를 해결하기 위해 왜곡현상이 상대적으로 적으며, 보행자의 시각과 좀 더 밀접하다고 판단되는 부분을 잘라 분석에 활용하였다. 구체적으로 〈그림 4a〉는 파노라마 원본 이미지로 선행연구에서 언급한 것처럼, 상단부분과 하단 부분의 왜곡현상이 심한 것을 확인할 수 있다. 이후 Yin and Wang(2016) 연구에서 적용한 방법으로 이미지의 상단 및 하단 부분을 자른 〈그림 4b〉의 경우, 왜곡현상이 상대적으로 감소한 것을 확인할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 파노라마 이미지의 왜곡현상을 해결하기 위해 이와 같은 방법을 활용하였으며, 가로녹시율 산출 시 전처리된 이미지(그림 4b)를 활용하였다.

GSV 이미지 구득을 위해 서울시 내 도로망을 기준으로 50m 간격별로 지점을 생성하였고(n=210,746), 각 지점별로 파노라

마 이미지를 구득하였다. 그러나 가로녹시율의 경우, 년도 및 계절에 따라 변할 수 있기 때문에 시점이 다른 사진을 활용할 시 특정 지역의 가로녹시율이 과대 및 과소 추정될 수 있는 가능성이 존재한다. 따라서 본 연구에서는 Google Street View metadata API를 활용하여 각 지점에서 촬영된 사진이 찍힌 년도, 계절을 분석하였고, 그 결과는 <표 2>와 같다.

분석결과, 2018년에 촬영된 이미지는 전체 이미지 중 84.9%로 가장 많은 것으로 나타났으며, 2018년 144,902장의 이미지 중에서는 봄에 찍힌 이미지가 138,930장으로 가장 많은 것으로 나타났다. 따라서 본 연구에서는 행정동별 가로녹시율의 대표성을 확보하기 위해 가능한 많은 사진을 구득할 수 있는 2018년 봄에 찍힌 사진만을 활용하였고, 138,930장에 해당한다. 이는 행정동별 평균적으로 약 327.6장의 이미지가 존재하는 수치이며, 분석단위별 대표성 있는 가로녹시율을 산출하기에 적합한 수치라고 판단된다.

2) 의미론적 분할 기법

본 연구는 이미지 내 녹지 요소를 추출하기 위해 컴퓨터 비전의 한 기법인 의미론적 분할 기법을 활용하였으며, 이는 차량, 건물, 벽, 하늘, 녹지, 사람 등의 이미지 내에 존재하는 요소를 픽셀 단위로 구분해주는 기법이다(<그림 5, 6> 참고). 의미론적 분할 모형으로는 FCN8s, DeepLabv3+, U-Net, ReSeg, PSPNet 등이 있다. 이와 같은 모형 중 본 연구는 구글이 2015년 개발한 이후 현재까지 지속적으로 발전하여 우수한 성능을 보이는 DeepLabv3+ 모형을 활용하였다(Chen et al., 2018). 해당 모형은 Wang and Vermeulen(2020) 연구에서 근린환경을 측정하는

데 활용된 바 있다. 전술한 바와 같이, 의미론적 분할 기법은 대용량의 라벨링된 이미지 데이터 셋과 딥러닝을 통해 분할 모형이 학습(training)되고 이를 활용하여 GSV 이미지를 분할한다.

따라서 본 연구에서는 GSV와 유사한 가로경관 이미지를 포함하고 있는 Cityscape 데이터 셋을 활용하여 학습이 완료된 모형을 이용하였다(Cordts et al., 2016).¹⁾ 학습이 완료된 모형의 경우, Cityscape 데이터 셋을 대상으로 정확도가 0.907로 나타나 GSV 이미지를 분할하는 데 적합한 것으로 볼 수 있다.²⁾ 해당 모형은 도로, 보행로, 빌딩, 벽, 펜스, 녹지, 하늘, 보행자, 차량 등 총 19개의 항목을 분류할 수 있으나, 본 연구에서는 중점 변수인 녹지만을 분석에 활용하였다.



그림 5. 의미론적 분할결과 및 가로녹시율 예시 (1)
가로녹시율: 18.85

Figure 5. Example of semantic segmentation (1)
Green View Index: 18.85

표 2. 서울시 GSV 이미지 자료 수집 년도

Table 2. GSV image collection date in Seoul

년도 Year	사진 수 (장) No. of image (no.)	비율 (%) Ratio (%)
1970	5	0.00
2009	5,020	2.94
2010	975	0.57
2011	109	0.06
2012	13	0.01
2013	50	0.03
2014	4,892	2.87
2015	13,000	7.62
2016	450	0.26
2017	331	0.19
2018	144,902	84.9
2019	596	0.35
2020	338	0.20

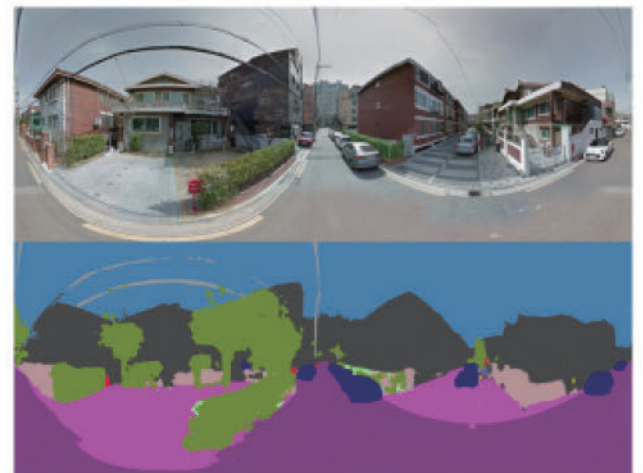


그림 6. 의미론적 분할결과 및 가로녹시율 예시 (2)
가로녹시율: 10.86

Figure 6. Example of semantic segmentation (2)
Green View Index: 10.86

3) 가로녹시율 산출

본 연구에서는 분할이 진행된 사진을 대상으로 가로녹시율을 산출하였다(〈그림 5, 6〉 참고). 가로녹시율의 정의는 시각적 녹지율을 의미하는 것으로 특정 지점의 시야에서 녹지가 보이는 정도를 의미하며(조용현 외, 2010; Yang et al., 2009), 수식으로는 이미지 전체 픽셀 수 대비 녹지로 분류된 이미지 픽셀 수로 나타낼 수 있다(식 (2) 참고; Li et al., 2015).

$$\text{가로녹시율} = \frac{\text{녹지로 분류된 픽셀 수}}{\text{전체 픽셀 수}} \times 100 \quad (2)$$

즉, 가로녹시율은 이미지 내 녹지로 분류된 픽셀이 하나도 없을 경우 0, 모든 픽셀이 녹지로 분류될 경우 최대 100의 값을 가지며, 그 값이 클수록 해당 지점에서 시각적으로 보이는 녹지의 비율이 높다는 것으로 해석될 수 있다.

5. 변수 선정

환경정의에 관한 선행연구는 특정 인구계층, 인종에 집중되어 환경 불평등이 발생한다는 것을 전제로 하고 있다. 이들 연구는 인구계층을 크게 사회적 요인, 경제적 요인으로 구분하고 있으며, 인종, 소득, 교육 수준, 종교 등이 이에 해당한다. 구체적으로 녹지 형평성을 분석한 선행연구에서는 취약계층을 연령별(노인, 미성년자), 경제 수준별(저소득), 학력별(저학력자), 인종별(유색인종)로 구분하고 있다(Li et al., 2015; Nesbitt et al., 2019; Rigolon, 2017; Schwarz et al., 2018).

그러나 이들 연구의 대상지 대부분이 미국 도시인 점을 참고하였을 때, 본 연구의 대상지인 서울은 인종별 이슈가 상대적으로 크지 않고, 행정동별 학력, 직접적인 경제 수준 데이터(소득 데이터)를 구득할 수 없는 한계점이 존재한다. 이러한 이유로 국내 사례지를 대상으로 녹지 형평성을 분석한 연구는 연령별(노인, 미성년자), 경제 수준별(기초생활 수급자, 주택가격, 다세대 주택), 기타(독거노인, 장애인, 외국인)의 변수를 활용하고 있다(고영주 외, 2019; 김미현 외, 2015; Oh et al., 2020).

따라서 본 연구에서는 취약계층을 대변할 수 있는 변수들 중 인종 및 학력을 제외하였고, 경제 수준의 경우 소득의 대리변수로 활용되는 행정동별 아파트 가격을 활용하였다. 행정동 아파트 가격 산출 시, 국토교통부 실거래가를 활용하였으며, 행정동별 충분한 표본을 확보하기 위해 2018년 1년 동안 거래된 81,388건을 대상으로 행정동별 평균 아파트 가격을 산출하였다.

추가적으로 본 연구에서는 경제수준을 대리할 수 있는 변수인 기초생활 수급자 비율, 다세대·연립주택 비율을 추가하였다. 다세대·연립주택 비율 변수는 직접적인 경제 수준으로 보기에는 한계가 존재하나, 상대적으로 다른 주택 유형에 비해 주택 가격이

낮다는 점, 이로 인해 취약계층들이 주로 거주할 수 있다는 점을 참고하여(고영주 외, 2019), 간접적으로 취약계층을 대변할 수 있는 변수라 판단된다.

최종적으로 본 연구가 선정한 변수는 〈표 3〉과 같으며, 취약계층 변수는 연령별(65세 이상, 19세 이하, 독거노인), 경제 수준별(주택 가격, 기초생활 수급자, 다세대·연립주택) 이상 6개 변수이며, 추가적으로 인구밀도 변수를 고려하였다.

6. 공간 통계 모형

본 연구에서는 전역적 Moran지수를 통해 공간적 자기상관을 확인하고 자기상관이 존재할 시, 이를 제어하기 위한 공간 통계모형을 활용한다. 대표적인 공간통계 모형인 공간 시차 모형을 활용하며, 공간 시차 모형, 공간 오차 모형은 각각 식 (3), 식 (4)와 같이 표현할 수 있다(Anselin, 2006).

$$y = \rho Wy + X\beta + \varepsilon \quad (3)$$

$$y = X\beta + \varepsilon, \varepsilon = \lambda W\varepsilon + \mu \quad (4)$$

W: 공간가중행렬, X: 설명변수, λ, β: 계수,
ε: 공간 의존된 오차항, μ: 오차항

두 모형 중 최종모형 선택은 Anselin(2006)이 제시한 것처럼 Lagrange Multiplier 테스트인 LM-Lag와 LM-Error 테스트를 통해 모형의 적합도인 Akaike Info Criterion(AIC), Schwarz Criterion(SC) 값을 활용하여 판단된다. 이와 같은 분석을 위해 공간적 자기상관을 제어할 수 있는 모듈을 포함하고 있는 GeoDa 프로그램을 활용하였다.

IV. 분석결과

1. 녹지 변수별 분포 비교

본 연구의 첫 번째 연구 질문을 검증하기 위해 행정동별 1인당 공원 및 녹지면적, NDVI, 가로녹시율 분포를 확인하였고 그 결과는 〈그림 7〉과 같다. 우선 전통적인 녹지 변수인 1인당 공원 및 녹지면적, NDVI의 경우, 상대적으로 유사한 분포 양상을 보이고 있다. 두 변수 모두 서울시 외곽지역을 중심으로 높게 나타났으며, 이들 지역이 Hot Spot(HH)으로 도출됐다. 구체적으로 북한산, 도봉산 등이 위치한 서울시 북부지역, 관악산이 위치한 남서부 지역, 대모산, 청계산 등이 위치한 남동부 지역에 대규모 산지로 인해 녹지가 다량으로 분포하는 것으로 확인됐다.

추가적으로 두 녹지변수의 경우, 서울시 내부 지역 중 일부분이 Cold Spot(LL)으로 나타났는데, 여의도를 중심으로 한 영등

표 3. 변수 설명

Table 3. Description of variable

변수 Variable	변수 설명 Description of variable	단위 Unit	출처 Source	
녹지변수 Green variable	공원 및 녹지면적 Green & Park area	행정동 1인당 공원 및 녹지면적 Green & Park area per person	m ² /명 m ² /person	서울시 생태현황도 Land cover data (2015)
	정규화식생지수 NDVI	행정동 평균 NDVI Average NDVI		USGS(2018. 03. 06)
	가로녹시율 Green view index	행정동 평균 가로녹시율 Average green view index		Google Street View (2018. 03.~05.)
취약계층 변수 Vulnerable group variable	65세 이상 비율 Aged people	65세 이상 인구 수/행정동 인구 Population of aged people (>=65 years old) /Total population	-	인구주택 총조사 Census (2018)
	19세 이하 비율 Young people	19세 이상 인구 수/행정동 인구 Population of young people (<=19 years old) /Total population		
	주택 가격 Housing price	행정동별 면적당 평균 아파트 매매 가격 Average apartment price	만원/m ² 10,000 won/m ²	국토교통부 주택실거래가 Housing transaction price (2018)
	기초생활 수급자 비율 Basic livelihood security recipient	기초생활 수급자 수/행정동 인구 Population of basic livelihood security recipient /Total population		서울열린데이터광장 Seoul Open Data (2018)
통제변수 Control variable	독거노인 비율 Aged people living alone	독거노인 수/행정동 인구 Population of aged people living alone /Total population	-	
	다세대·연립주택 비율 Multiplex housing	다세대 연립주택 수/행정동 주택 수 Number of multiplex housing/Total housing		인구주택 총조사 Census (2018)
	인구밀도 Population density	인구 수/시가화 면적 Population/Build-up area	명/km ² Person/km ²	

포구, 마포구, 구로구, 동작구, 성동구 일부 지역, 강남구 북부 지역이 이에 해당된다.

이와 반대로 본 연구에서 산출한 가로녹시율 변수의 경우, 전통적인 녹지 변수와 비교했을 때 상이한 분포를 보이고 있다 (〈그림 7〉 아래). 우선 전통적인 변수에서 외곽지역에 대규모 산지로 인해 녹지가 많이 분포하게 나타난 것에 비해, 가로녹시율은 이러한 현상이 줄어든 것으로 나타났다. 구체적으로 전통적 녹지 변수에서 Hot Spot으로 도출된 북부, 남서부, 남동부 지역의 Hot Spot이 작아지거나 Hot Spot이 아닌 지역으로 도출되었다. 더욱이, 전통적인 녹지 변수로 산출할 시 녹지가 많이 분포한 지역으로 나타난 광진구 동쪽(아차산), 관악구(신림 일대, 관악산 주변) 등은 오히려 가로녹시율 분포에서는 Cold Spot으로 나타났다. 이러한 차이를 보이는 이유로 기존 녹지 변수는 서울시 외곽지역에 위치한 대규모 산지 및 면적인 녹지를 주로 포함하는 것에 비해, 가로녹시율은 이보다 가로변에 존재하는 소규모 및 생활 녹지 등을 중심으로 포함하기 때문이다.

추가적으로 가로녹시율 분포에서 두드러지는 점은 강남구, 서초구를 중심으로 가로녹시율이 높게 분포하는 지역이 밀집해 있다는 것이다. 구체적으로 전통적인 녹지 변수에서는 강남구, 서초구 남쪽에 위치한 청계산, 대모산 일부 지역만 Hot Spot으로

도출된 것에 비해, 가로녹시율은 이들 자치구의 북쪽 지역까지 광범위한 Hot Spot이 도출되었다. 또한, Hot Spot으로 도출되지 않았지만, 잠실 일대, 청담 및 압구정동 일대까지 가로녹시율이 높게 분포한 것으로 확인되었다. 이와 같은 가로녹시율의 분포는 추후 진행될 사회적 소외계층과 가로녹시율의 분포의 관련성 분석 시, 소득이 높은 계층이 거주하는 근린에 가로녹시율이 높게 나타날 수 있는 경향성을 암시한다.

2. 공간적 자기상관 검토

이전 단계에서 각 녹지 변수의 분포를 확인한 결과, 세 녹지 변수 모두 녹지가 특정 지역에 공간적으로 밀집해 있거나, 그 반대로 존재하지 않거나 적은 지역들이 밀집해 있는 것으로 나타났다. 즉, 이는 녹지분포에서 공간적 자기상관이 존재할 수 있다는 점을 암시한다.

따라서 본 연구에서는 이를 확인하기 위해 공간적 자기상관의 정도를 나타내는 지표인 전역적 모란지수(Global Moran's I)를 세 가지 녹지변수별로 산출하였고 그 결과는 〈그림 8〉과 같다. Moran's I 값은 -1~1 값을 지니며, 부호에 상관없이 그 값이 클수록 공간적 자기상관 정도가 높다고 해석할 수 있다. 분석결과,

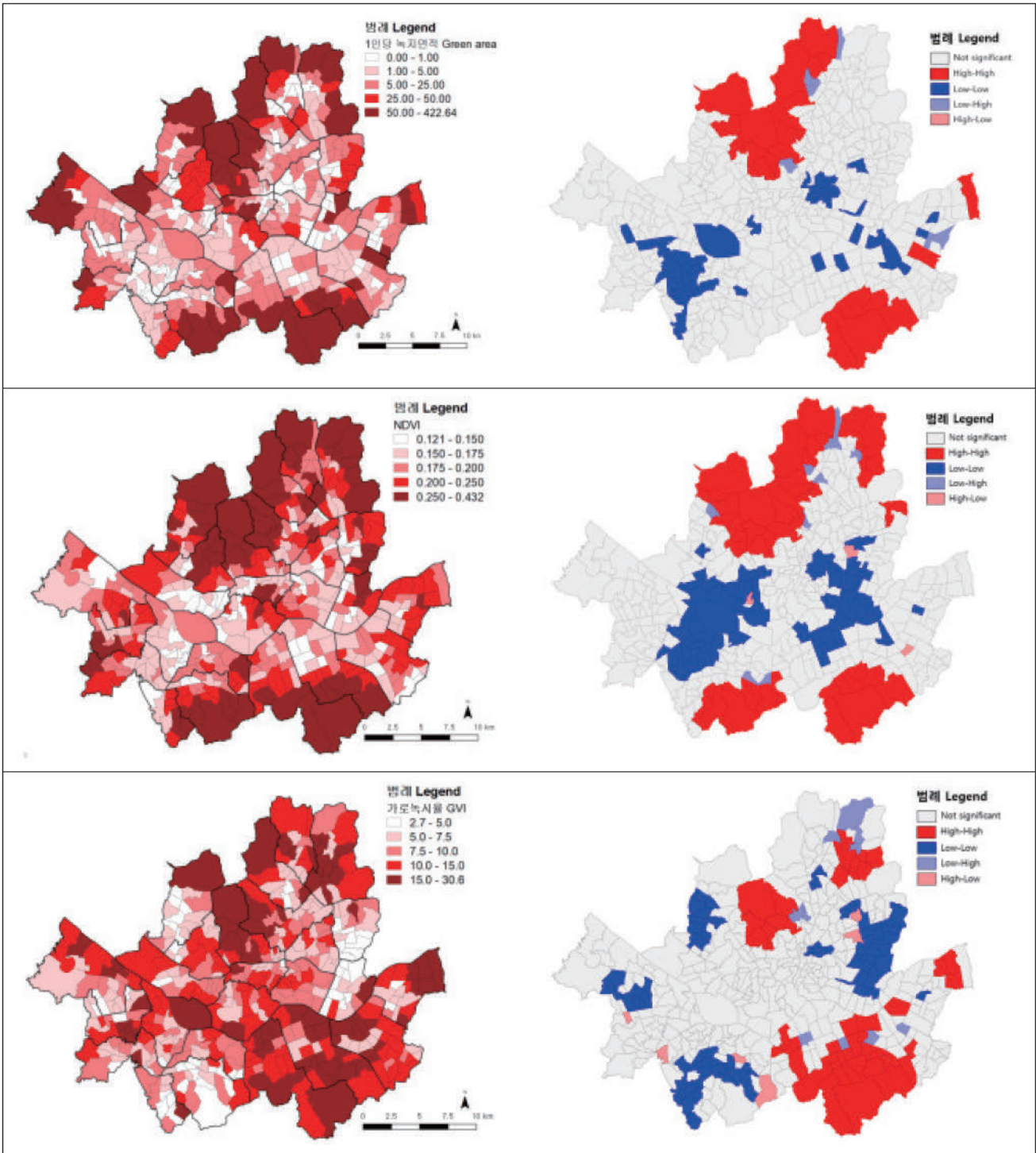


그림 7. 녹지변수 별 분포 및 Hot Spot 분석 (위: 1인당 공원 및 녹지면적, 중간: NDVI, 아래: 가로녹시율 GVI)
Figure 7. Distribution and Hot spot analysis by each green variable
 (Top: park & green area, Middle: NDVI, Bottom: green view index)

세 가지 녹지변수 모두 공간적 자기상관이 강하게 유의한 것으로 나타났다($p < 0.01$). 변수 별 차이로는 NDVI, 가로녹시율, 1인당 공원 및 녹지 면적 순으로 자기상관성이 높게 나타났다. 이러한 결과는 세 가지 녹지 변수에 공간적 종속성이 존재하며, 일반 회귀분석이 아닌 공간 통계모형을 활용하여 공간적 자기상관을 제어해주어야 함을 시사한다.

3. 기초통계량

본 연구의 기초통계량은 <표 4>와 같다. 본 연구의 종속변수인 세 가지 녹지 변수를 살펴보면 행정동별 그 값이 상이한 것을 알 수 있다. 일례로, 가로녹시율 평균은 약 10.1 이지만, 최소 2.7(광진구 중곡 1동), 최대 30.6(노원구 상계 2동)으로 행정동별 불균

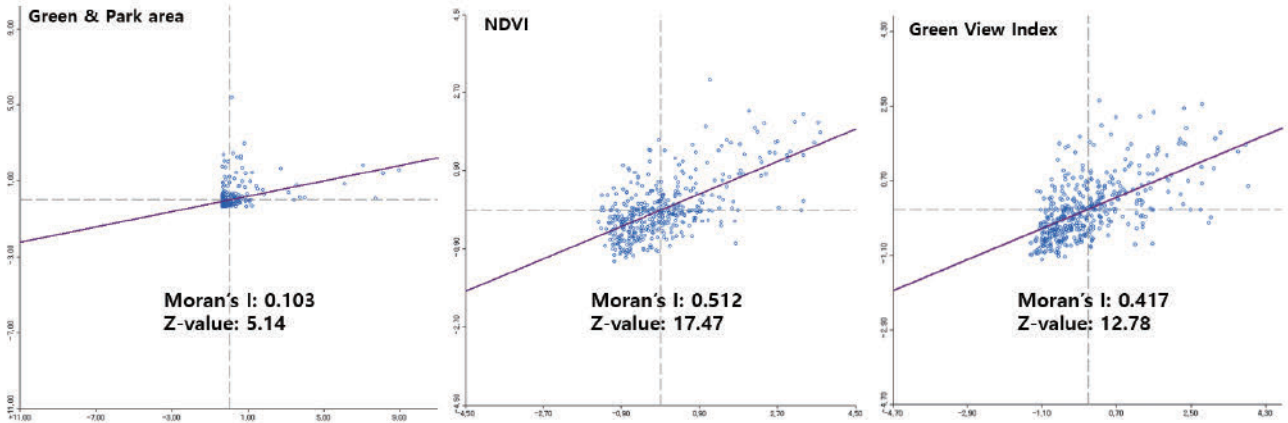


그림 8. 녹지변수 별 전역적 모란지수
Figure 8. Global Moran's I value by each green variable

표 4. 변수의 기초통계량

Table 4. Descriptive statistics of variable

변수 Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min.	Max.	
녹지변수 Green variable	공원 및 녹지면적 Green & Park area	420	24.210	89.511	0.000	422.641
	정규화식생지수 NDVI	420	0.204	0.061	0.121	0.432
	가로녹시율 Green View Index	420	10.067	5.363	2.669	30.635
취약계층 변수 Vulnerable group variable	65세 이상 비율 Aged people	420	0.143	0.032	0.053	0.307
	19세 이하 비율 Young people	420	0.155	0.044	0.042	0.337
	주택 가격 Housing price	420	826.547	380.308	378.845	2940.793
	기초생활 수급자 비율 Basic livelihood security recipient	420	0.016	0.013	0.000	0.096
	독거노인 비율 Aged people living alone	420	0.020	0.011	0.000	0.111
통제변수 Control variable	다세대·연립주택 비율 Multiplex housing	420	0.285	0.223	0.000	0.900
	인구밀도 Population density	420	32435.867	11594.338	152.978	64549.263

등하게 분포되어 있다. NDVI 또한 최소 0.121(마포구 대흥동), 최대 0.432(관악구 신림동)로 나타났다.

서울시 행정동 고령자 및 19세 이하 평균 비율은 각각 14.3%, 15.5%지만, 이 변수 또한 행정동별로 큰 차이를 보이는 것으로 나타났다. 구체적으로 고령자, 19세 이하 비율이 가장 높은 행정동은 약 30.7%, 33.7%이다. 경제적 수준을 대리하는 변수 중 하나인 주택 가격 변수는 1m²당 평균 827만 원으로 나타났으나, 가장 주택 가격이 높은 행정동은 서초구 반포본동으로 1m²당 2,940만 원인 것으로 확인되었다. 특기할 만한 점으로 본 연구에서는 2018년 1년간 거래된 실거래가 자료를 활용하였으나, 4개 행정동(삼청동, 능동, 가회동, 고덕 2동)에서는 아파트가 존재하지 않거

나, 실거래가 이루어지지 않아 분석에 활용되지 않았다. 즉, 본 연구의 최종 표본은 420개이다.

4. 공간통계 모형

본 연구에서는 가로녹시율 및 전통적인 녹지 변수의 형평성 정도를 분석하기 위해 대표적인 공간통계 모형인 SEM, SLM 모형을 활용하였고, 이들 모형과 비교를 위해 OLS 모형 결과를 함께 기재하였다.³⁾ 본 연구에서는 1인당 공원 및 녹지면적, NDVI, 가로녹시율 세 녹지변수를 산출하여 분석하였으나, 1인당 공원 및 녹지면적 모형의 경우, 다른 전통적 녹지 변수라 할 수 있는

NDVI에 비해 설명력이 매우 낮게 나타났으며(OLS 모형 기준 0.183), 대부분의 사회·경제적 취약계층 변수와 유의한 관계를 지니지 않는 것으로 나타났다. 따라서 전통적 녹지변수 중 NDVI 결과만을 본문에 기재하였고, 이와 새로운 녹지변수인 가로녹시율 간의 비교를 실시하였다. 우선 <표 5>의 가로녹시율 분석결과를 살펴보면 OLS 모형은 Moran's I이 유의하게 나타나, 공간적 자기상관이 존재하는 것을 재차 확인하였다. 그러나 SEM, SLM 모형의 경우 Moran's I 값이 유의하지 않은 것으로 나타났고, 이는 두 모형이 공간적 자기상관을 제어하는 데 적합한 모형임을 의미한다.

SEM, SLM 두 모형 중 최종 모형 선택 기준은 LR test 값이 높고, 상대적 적합도를 의미하는 AIC, SC 값이 낮은 모형이다. 두 모형 중 SEM 모형이 LR test 값이 높으며, AIC, SC 값이 낮은 것으로 나타나 SEM을 최종 모형으로 선정하였다. 추가적으로 SEM

모형이 SLM에 비해 높은 R² 값을 보이는 것으로 확인되었다.

SEM 모형에서는 65세 이상 인구 비율, 19세 이하 인구 비율, 주택 가격, 기초생활 수급자 비율, 다세대 및 연립주택 비율, 인구 밀도가 유의한 변수로 나타났다. 65세 이상, 19세 이하 인구 비율 두 변수 모두 양(+)의 관계로 나타났고, 이는 이들 인구 집단이 많이 거주하는 행정동에 높은 가로녹시율이 분포되어 있다고 해석할 수 있다. 즉, 노인, 미성년자 경우, 가로녹시율의 형평성 정도가 양호한 수준이라 볼 수 있다.

그러나 경제적 수준과 관련된 소외계층 변수인 주택 가격, 기초 생활 수급자 비율, 다세대·연립주택 비율은 가로녹시율과 각각 양(+), 음(-), 음(-)의 관계로 나타났다. 즉, 주택 가격이 저렴하고, 기초생활 수급자가 많으며, 다세대·연립주택 비율이 높은 행정동에 가로녹시율이 낮다고 해석할 수 있다. 이는 특정 사회·경제적 집단의 거주지에 녹지의 분포가 불평등하게 나타날 것이라

표 5. 가로녹시율 분석결과

Table 5. Result of Green View Index model

변수 Variable	선형 회귀분석 OLS		공간오차모형 SEM		공간시차모형 SLM		
	Coef.	t	Coef.	z	Coef.	z	
65세 이상 비율 Aged people	24.223 ***	3.72	27.221 ***	4.54	24.231 ***	3.67	
19세 이하 비율 Young people	45.123 ***	9.02	39.041 ***	8.87	40.253 ***	9.14	
주택 가격 Housing price	2.493e-03 ***	4.23	2.617e-03 ***	4.47	2.017e-03 ***	3.56	
취약계층 변수 Vulnerable group variable	기초생활 수급자 비율 Basic livelihood security recipient	-15.610 *	-1.81	-12.987 *	-1.84	-14.714 *	-1.87
	독거노인 비율 Aged people living alone	11.904	0.92	-2.041	-0.34	4.174	0.21
	다세대·연립주택 비율 Multiplex housing	-5.873 ***	-7.71	-4.414 ***	-5.41	-4.748 ***	-5.47
	인구밀도 Population density	-72.120 ***	-4.72	-60.751 ***	-4.09	-58.132 ***	-4.19
Intercept	-6.041 ***	-3.42	-6.121 ***	-3.41	-6.401 ***	-3.94	
공간시차 Spatial lag (Wy)					0.411 ***		
Lambda (λ)			0.512 ***				
Moran's I	0.254 ***		0.021		0.023		
Jarque-Bera test	318.210 ***						
Breusch-Pagan test	124.317 ***		111.974 ***		96.264 ***		
L. R. test			67.469 ***		58.174 ***		
R ²	0.474		0.587		0.550		
Akaike Info Criterion (AIC)	2151.00		2042.15		2099.74		
Schwarz Criterion (SC)	2199.47		2110.04		2129.57		
N	420		420		420		

Note: p < 0.01 ***, p < 0.05 **, p < 0.1 *

는 가설을 뒷받침 하는 결과라 볼 수 있다. 선행연구에서 지적하는 녹지에 대한 환경 불평등이 서울시 가로변 녹지에도 적용되는 것으로 가로변 녹지 인프라가 좋은 근린에 높은 주택 가격이 형성되어 있기 때문에(Fu et al., 2019; Zhang and Dong, 2018), 저소득층들의 경우 가로녹지 인프라가 충분한 근린에 거주하지 못하는 현상이 반영된 것으로 보인다.

전통적 녹지변수 중 하나인 NDVI 모형의 결과는 <표 6>과 같다. NDVI 또한 가로녹시율 모형과 마찬가지로 OLS 모형에서는 공간적 자기상관이 제어가 되지 않은 것을 확인할 수 있다. 그러나 이전과는 상이하게 두 공간통계 모형 중 SEM 모형에서만 공간적 자기상관이 완전히 제어되었다. 추가적으로 AIC, SC, LR test 값 모두 SEM 모형이 상대적으로 더 적합함을 보이고 있기 때문에, SEM 모형을 최종 모형으로 설정하였다.

우선 소외계층 중 인구특성을 대변하는 변수인 65세 이상, 19세

이하 모두 양(+의 관계로 나타나, 가로녹시율 모형과 동일하게 연령에 관한 소외계층들에 있어서 형평성 정도가 양호하다고 볼 수 있다. 경제적 능력과 관련된 취약계층 변수인 주택 가격, 기초생활수급자 비율, 다세대 및 연립주택 비율 변수의 경우, 각각 음(-), 양(+), 양(+의 관계로 유의한 것으로 나타나 모든 변수에 있어 가로녹시율 모형과 반대의 결과를 나타내고 있다. 이는 주택가격이 저렴하고, 기초생활 수급자 및 다세대·연립주택이 많은 지역에 NDVI가 높다는 것으로 NDVI로 측정된 녹지 분포는 경제적 취약계층과의 관계에 있어서도 형평성이 양호한 것으로 볼 수 있다.

이처럼 NDVI 모형은 경제적 소외계층 측면에서 가로녹시율 모형과 상반된 결과를 보이고 있다. 앞서 언급한 것처럼 NDVI는 연구 대상지인 서울시 외곽에 주로 위치하는 대규모 산지 등을 주로 포함함으로써 외곽지역을 중심으로 높게 나타난다(<그림 7>참고). 물론 NDVI는 가로변 식생, 소규모 녹지 등을 일부 포함할

표 6. NDVI 분석결과
Table 6. Result of NDVI model

변수 Variable	선형 회귀분석 OLS		공간오차모형 SEM		공간시차모형 SLM	
	Coef.	t	Coef.	z	Coef.	z
65세 이상 비율 Aged people	0.565 ***	4.91	0.336 ***	3.58	0.288 ***	3.38
19세 이하 비율 Young people	0.477 ***	6.80	0.342 ***	5.51	0.264 ***	4.95
주택 가격 Housing price	-5.134e-05 ***	-6.99	-2.572e-05 ***	-3.04	-2.667e-05 ***	-4.80
취약계층 변수 Vulnerable group variable						
기초생활 수급자 비율 Basic livelihood security recipient	0.258 **	2.15	0.093 *	1.71	0.138 *	1.77
독거노인 비율 Aged people living alone	-0.510 ***	-3.01	-0.101	-0.77	-0.314 **	-2.53
다세대·연립주택 비율 Multiplex housing	0.042 ***	2.96	0.014 **	1.84	0.020 **	2.13
인구밀도 Population density	-2.494 ***	-10.61	-2.120 ***	-10.37	-1.771 ***	-9.91
Intercept	0.159 ***	6.80	0.178 ***	8.24	0.045 **	2.47
공간시차 Spatial lag (Wy)					0.722 ***	
Lambda (λ)			0.776 ***			
Moran's I	0.452 ***		-0.029		-0.04 *	
Jarque-Bera test	123.520 ***					
Breusch-Pagan test	88.081 ***		86.842 ***		75.910 ***	
L. R. test			199.571 ***		200.483 ***	
R ²	0.324		0.639		0.630	
Akaike Info Criterion (AIC)	-1316.60		-1516.17		-1515.08	
Schwarz Criterion (SC)	-1288.32		-1487.89		-1482.76	
N	420		420		420	

Note: p < 0.01 ***, p < 0.05 **, p < 0.1 *

수 있지만, 상대적으로 낮은 해상도(30×30m)로 인해 이러한 녹지를 세밀하게 파악하는 것에는 한계가 있다. 즉, NDVI의 분포 특성은 도시 외곽지역에 주로 거주하는 사회·경제적 소외계층들의 분포와 유사하기 때문에 녹지 형평성 정도가 양호한 것으로 산출되게 된다.

이를 좀 더 구체적으로 확인하기 위해 본 연구에서는 서울시 행정동별 경제적 소외계층의 분포를 확인하였다(〈그림 9〉 참고). 기초생활 수급자, 다세대 주택 비율 모두 서울시 외곽지역에 높게 분포하는 것을 확인할 수 있다. 이와 반대로 주택 가격 변수는 동남부(강남구, 서초구 남쪽)를 제외한 서울시 외곽지역은 낮게 형성되어 있고, 강남구, 서초구, 송파구를 중심으로 매우 높게 형성되어 있다. 즉, 사회·경제적 소외계층은 도시 외곽지역을 중심으로 주로 거주하고, 이러한 외곽지역을 중심으로 전통적 녹지 측정변수가 높게 나타나는 점으로 인해 NDVI 지표로 녹지 형평성을 분석할 시 양호하게 나타나는 것으로 판단된다.

본 연구 결과를 종합해보면 가로녹시율 모형에 한해서 녹지에 대한 불평등이 존재하는 것으로 나타났다. 즉, 대규모 공원 등의 면적인 녹지 측면에서는 불평등이 존재하지 않지만, 일상생활 중에 쉽게 접할 수 있는 가로변 녹지에 대한 형평성이 열악하다고 해석될 수 있다.

V. 결론

본 연구는 서울시 녹지 형평성을 분석하기 위해 선행연구에서 널리 활용하는 공원 및 녹지 면적, NDVI를 산출하였고, 추가적으로 거주민의 실질적 녹지 노출 정도를 대변하는 변수라고 알려진 가로녹시율 변수를 측정하였다. 이를 위해 서울시를 대상으로 2018년 봄에 촬영된 GSV 이미지 138,930장을 구득하였고, 기학습된 DeepLabv3+ 모형을 활용하여 개별 이미지를 분할 후, 행정동 평균 가로녹시율을 산출하였다. 최종적으로 산출된 세 가지 녹지변수 분포 간의 확인 및 비교를 실시하였고, 공간통계 분석을 통해 사회적 취약계층 거주지와 연관성을 확인하여 녹지변수별 형평성 정도를 산출하였다. 연구의 결과는 다음과 같다.

첫째, 산출한 세 가지 녹지변수의 분포 및 Hot Spot 분석 결과, 전통적 녹지 변수와 가로녹시율의 분포는 상이한 것으로 나타났다. 우선 전통적 녹지 변수인 공원 및 녹지면적, NDVI는 상대적으로 유사한 분포를 보였다. 구체적으로 서울시 외곽지역은 대규모 산지로 인해 녹지가 많이 분포한 Hot Spot으로 나타났으며, 도시 내 일부 지역에서는 Cold Spot으로 나타났다. 이에 비해 가로녹시율 변수는 서울시 외곽지역에 높게 분포하는 경향이 적었으며, 오히려 외곽의 일부 지역은 Cold Spot으로 나타나기도 하였다. 추가적으로 가로녹시율 변수는 서초구, 강남구, 송파구 위주로 높게 나타나는 분포를 보였다. 이러한 차이는 각 녹지 변수가 포함하는 세부 녹지 특성이 다르다는 점으로 해석할 수 있

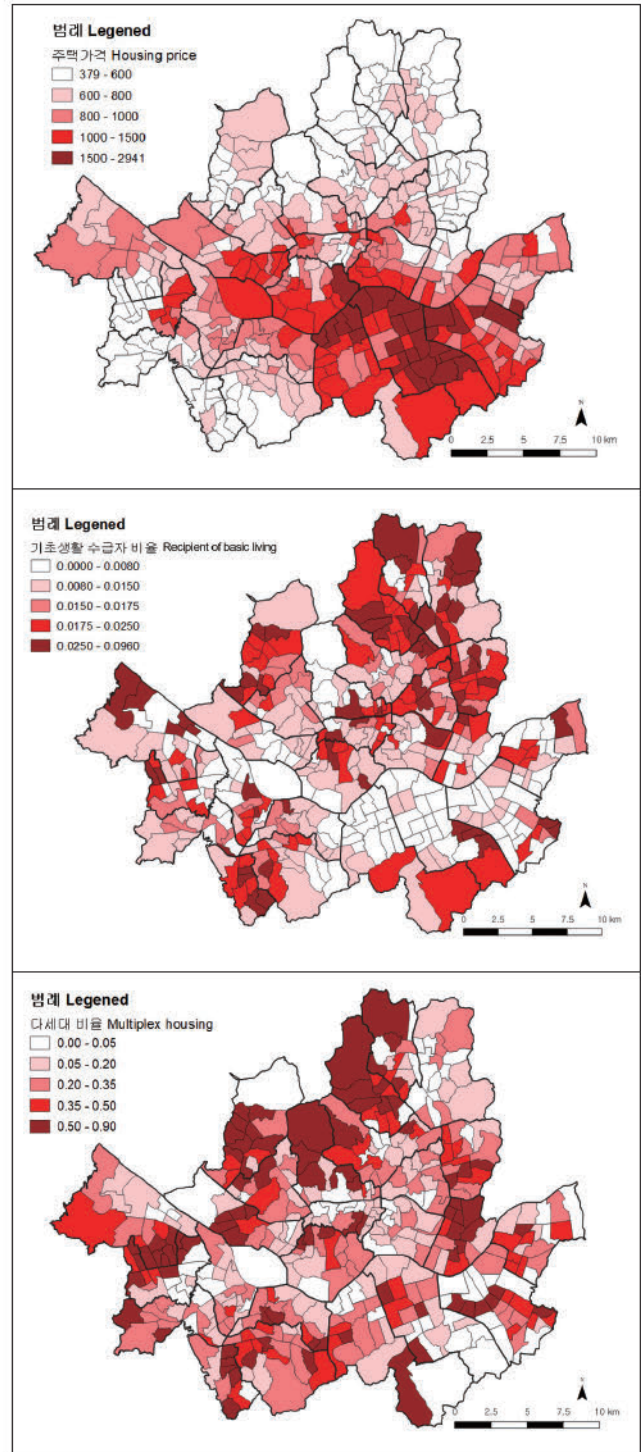


그림 9. 서울시 사회·경제적 취약계층 공간적 분포 (위: 평균 주택 가격, 중간: 기초생활 수급자 비율, 아래: 다세대 주택 비율)

Figure 9. Distribution of socio-economic vulnerable group (Top: housing price, Middle: basic livelihood security recipient rate, Bottom: multiplex housing rate)

는데, 전통적인 녹지 변수는 산지, 큰 규모의 공원 등 대규모의 녹지를 주로 포함하는 것에 비해, 가로녹시율은 가로변에 위치한 녹지만을 포함함으로써 이와 같은 차이를 보인다고 할 수 있다.

둘째, 사회적 소외계층을 대변하는 변수와 녹지변수 분포 간의 공간 회귀분석결과, 전통적인 녹지 변수인 NDVI와 가로녹시율

간의 결과가 상이한 것으로 나타났다. 두 변수 모두 연령별 취약 계층과는 형평성이 양호한 관계로 산출되었지만, 경제적 취약계층 측면에서는 결과가 상반된 것으로 확인되었다. 기초생활 수급자, 주택 가격, 다세대·연립주택 비율 변수를 통해, 저소득층들이 주로 거주하는 지역에 가로녹시율이 낮은 경향성을 보였다. 이는 가로녹시율이 높은 근린은 일반적으로 질 높은 근린환경을 의미하며, 높은 주택 가격이 형성된다는 선행연구 결과를 통해 저소득층 거주지역과 가로변 녹지가 풍부한 지역 간의 공간적 이격이 있다고 해석할 수 있다.

환경 불평등(environmental inequality) 관점에서 사회·경제적 소외계층인 저소득층은 시장논리로 인해 질 높은 환경 자원에 대한 접근이 배제되게 된다. 하지만 환경 형평성 측면에서 도시 내 녹지는 도시민의 사회·경제적 특성과 무관하게 모두가 공평하게 누려야 하는 공공 서비스로 고려될 필요가 있다. 더욱이 가로변 녹지는 거주민의 일상생활과 밀접한 연관이 있으며(Ye et al., 2018), 신체활동 및 건강 측면에서 중요한 요소로 보고되고 있다(Helbich et al., 2019; Ki and Lee, 2021; Lu et al., 2019). 즉, 가로변 녹지에 대한 불평등은 환경 불평등, 건강 불평등으로 이어질 수 있음을 의미한다. 따라서 서울시 내 가로 녹지환경의 불평등 문제를 완화하기 위해서는 사회·경제적 소외계층이 주로 거주하고 가로변 녹지 인프라가 취약한 지역을 대상으로 정부 차원에서 녹지 공급 및 관리 정책이 우선적으로 시행될 필요가 있다.

가로녹시율 모형과 반대로 NDVI를 종속변수로 한 모형은 사회·경제적 취약계층 분포와 형평성 정도가 양호하게 나타났다. 이는 분지 지형인 서울시의 특성상 외곽지역에 대규모 자연공원이 분포해있고 취약계층들이 주로 거주하기 때문이다. 하지만, 이와 같은 녹지 측정 방식으로 산출된 녹지는 일상생활과 밀접한 관련이 있는 녹지와 괴리가 있고 거주민의 실제 녹지 체감 정도를 대변하는 데 한계가 존재한다(Lu et al., 2019). 따라서 기존 녹지 산출 방식뿐만 아니라, 거주민의 실제 녹지 체감 정도를 대변할 수 있는 변수로 실질적인 녹지 취약지 및 형평성을 분석할 필요가 있다.

셋째, 새로운 방법론인 GSV, 의미론적 분할 기법은 가로녹시율을 산출하기에 적합한 방법론인 것으로 판단된다. GSV와 유사한 가로경관 이미지를 담고 있는 Cityscape 데이터셋을 통해 학습이 완료된 DeepLabv3+ 모형의 정확도는 0.907로 나타났으며, 이는 GSV를 분할하는 데 있어 적합한 수치라고 판단된다. 기존 가로녹시율 산출 방식인 현장조사의 경우, 시간 및 금전적 비용이 높아 넓은 공간적 범위에 적용하기 어려웠던 한계점을 참고하면, 향후 넓은 공간적 범위를 대상으로 가로녹시율 산출 및 이를 활용한 녹지 형평성 분석 시 이와 같은 방법론이 유용하게 활용될 수 있을 것이다.

최근 녹지 형평성에 대한 관심이 증가하고 있지만 대부분의 선행연구는 NDVI, GIS 데이터를 활용한 2차원적 녹지 변수에 집

중하여 형평성을 분석하였다. 하지만 이들 변수는 거주민의 실제 녹지 체감 정도를 대변하기 힘들다는 한계점이 존재한다. 본 연구는 이러한 한계점을 극복하고자 입체적인 녹지를 고려할 수 있고, 가로변에 위치한 세밀한 녹지를 보행자 관점에서 측정할 수 있는 가로 이미지 및 의미론적 분할기법을 활용하여 녹지 형평성 정도를 파악하고 녹지 불평등을 완화하기 위한 시사점을 제시하였다는 점에서 의의를 가진다.

그러나 본 연구는 몇 가지 한계점을 가지고 있다. 첫째, 본 연구가 활용한 가로경관 이미지인 GSV의 경우, 넓은 공간적 범위를 촬영하기 위해 사람이 아닌 차량을 통해 수집된 이미지이다. 즉, 엄밀하게는 차량 시점으로 볼 수 있으며, 보행자 시점에서의 녹지 양과 다를 수 있다는 한계점을 지닌다. 둘째, 본 연구에서는 소득 데이터를 구득하지 못하는 한계로 경제적 소외계층 변수를 주택 가격, 기초생활 수급자 수, 다세대·연립주택 변수로 대리하였다. 그러나 이들 변수는 개인의 경제적 수준을 직접적으로 대변하기에 한계가 있다고 판단된다. 셋째, 본 연구는 녹지 형평성 분석 시 녹지의 양적인 측면으로 접근하여 녹지 접근성에 대한 형평성을 다루지 못하였다는 점에서 한계점이 존재한다.

따라서 향후 녹지 형평성 연구는 공원 및 녹지면적, NDVI, 가로 녹시율, 녹지에 대한 접근성 등을 종합적으로 고려하고 보다 정확한 사회·경제적 취약계층 분포 자료를 분석에 활용할 필요가 있다.

주1. 본 연구는 DeepLabv3+ 모형을 활용하여 Cityscape 데이터 셋을 통해 학습이 완료된 모형을 Github에서 다운받아 의미론적 분할기법을 진행하였으며, 모형 출처는 다음과 같음. (<https://github.com/extridman/mit-deep-learning>)

주2. 모형의 정확도는 다음과 같은 수식으로 정의됨.

$$Accuracy = \frac{\text{올바른 요소로 분류한 픽셀 수}}{\text{전체 픽셀 수}}$$

주3. 회귀분석 시 독립변수 VF 값은 모두 5 이하로 나타나 다중공선성은 없는 것으로 확인되었음.

인용문헌 References

1. 고영주·조기환·김우찬, 2019. "서울지역 녹지서비스의 환경형평성 분석: 중구, 성동구, 동대문구를 사례로", 『한국조경학회지』, 47(2): 100-116.
Jo, Y.J., Cho, K.H., and Kim, W.C., 2019. "Equity of Green Space Services in Seoul: The Case of Jung-gu, Seongdong-gu and Dongdaemun-gu", *Journal of the Korean Institute of Landscape Architecture*, 47(2): 100-116.

2. 김미현·안민우·조남욱, 2015. “환경형평성을 고려한 서울시 공원입지분석”, 『지방행정연구』, 28(2): 77-105.
Kim, M.H., Ahn, M.W., and Cho, N.W., 2015. “An Access to Park of Socioeconomic Minority in the City of Seoul in Terms of Environmental Equity”, *The Korea Local Administration Review*, 28(2): 77-105.
3. 김용국, 2015. “서울시 근린공원서비스의 질적 평가 및 형평성분석”, 『도시설계』, 16(6): 133-149.
Kim, Y.G., 2015. “Assessment and Equity Analysis of Neighborhood Park Service Quality in Metropolitan Seoul”, *Journal of the Urban Design Institute of Korea Urban Design*, 16(6): 133-149.
4. 명수정, 2017. 「환경정의 측면의 녹지접근성 분석 연구」, 한국환경정책·평가연구원 정책보고서.
Myeong, S.J., 2017. *Green Space Accessibility Analysis in Terms of Environmental Justice*, Korea Environment Institute Policy Report.
5. 서울시, 2015. 「2030 서울시 공원녹지 기본계획」, 서울.
Seoul Metropolitan Government, 2015. *2030 Master Plan for Parks and Green Spaces in Seoul*, Seoul.
6. 신지영, 2009. “도시공원 분포의 형평성 분석에 관한 연구”, 『한국환경복원기술학회지』, 12(2): 40-49.
Shin, J.Y., 2009. “The Social Equity of Urban Park Distribution in Seongnam City”, *Journal of the Korea Society of Environmental Restoration Technology*, 12(2): 40-49.
7. 정명희·이상훈·장은미·홍성욱, 2012. “MODIS NDVI 시계열 패턴 변화를 이용한 산림식생변화 모니터링 방법론”, 『한국공간정보학회지』, 20(4): 47-55.
Jung, M.H., Lee, S.H., Chang, E.M., and Hong, S.W., 2012. “Method of Monitoring Forest Vegetation Change Based on Change of MODIS NDVI Time Series Pattern”, *Journal of Korea Spatial Information Society*, 20(4): 47-55.
8. 조용현·조현길·한봉호, 2010. “서울시 환경영향평가에서 가로 녹지율 지표의 적용실태”, 『환경영향평가』, 19(2): 205-213.
Cho, Y.H., Jo, H.K., and Han, B.H., 2010. “Application of the Index of Streetscape Greenness on Environmental Impact Assessment – Case Study of Street in Seoul”, *Journal of Environmental Impact Assessment*, 19(2): 205-213.
9. Anselin L., 2006. *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
10. Chen, J., Zhou, C., and Li, F., 2020. “Quantifying the Green View Indicator for Assessing Urban Greening Quality: An Analysis Based on Internet-Crawling Street View Data”, *Ecological Indicators*, 113, 106192.
11. Chen, L.C., Zhu, Y., Papandreou, G., Schroff, F., and Adam, H., 2018. “Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation”, *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 801-818.
12. Cordts, M., Omran, M., Ramos, S., Rehfeld, T., Enzweiler, M., Benenson, R., Franke, U., Roth, S., and Schiele, B., 2016. “The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding”, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 3213-3223.
13. Fu, X., Jia, T., Zhang, X., Li, S., and Zhang, Y., 2019. “Do Street-Level Scene Perceptions Affect Housing Prices in Chinese Megacities? An Analysis Using Open Access Datasets and Deep Learning”, *PLoS One*, 14(5): 1-18.
14. Gong, F.Y., Zeng, Z.C., Zhang, F., Li, X., Ng, E., and Norford, L.K., 2018. “Mapping Sky, Tree, and Building View Factors of Street Canyons in a High-Density Urban Environment”, *Building and Environment*, 134(15): 155-167.
15. Gordon-Larsen, P., Nelson, M.C., Page, P., and Popkin, B.M., 2006. “Inequality in the Built Environment Underlies Key Health Disparities in Physical Activity and Obesity”, *Pediatrics*, 117(2): 417-424.
16. Helbich, M., Yao, Y., Liu, Y., Zhang, J., Liu, P., and Wang, R., 2019. “Using Deep Learning to Examine Street View Green and Blue Spaces and Their Associations with Geriatric Depression in Beijing, China”, *Environment International*, 126: 107-117.
17. Ki, D. and Lee, S., 2021. “Analyzing the Effects of Green View Index of Neighborhood Streets on Walking Time Using Google Street View and Deep Learning”, *Landscape and Urban Planning*, 205: 1-11.
18. Li, X. and Ratti, C., 2018. “Mapping the Spatial Distribution of Shade Provision of Street Trees in Boston Using Google Street View Panoramas”, *Urban Forestry & Urban Greening*, 31: 109-119.
19. Li, X., Zhang, C., Li, W., Kuzovkina, Y.A., and Weiner, D., 2015. “Who Lives in Greener Neighborhoods? The Distribution of Street Greenery and Its Association with Residents’ Socioeconomic Conditions in Hartford, Connecticut, USA”, *Urban Forestry & Urban Greening*, 14(4): 751-759.
20. Lu, Y., 2018. “Using Google Street View to Investigate the Association between Street Greenery and Physical Activity”, *Landscape and Urban Planning*, 191: 1-9.
21. Lu, Y., Yang, Y., Sun, G., and Gou, Z., 2019. “Associations between Overhead-View and Eye-Level Urban Greenness and Cycling Behaviors”, *Cities*, 88: 10-18.
22. Markevych, I., Schoierer, J., Hartig, T., Chudnovsky, A., Hystad, P., Dzhambov, A.M., de Vries, S., Triguero-Mas, M., Brauer, M., Nieuwenhuijsen, M.J., Lupp, G., Richardson, E.A., Astell-Burt, T., Dimitrova, D., Feng, X., Sadeh, M., Standl, N., Heinrich, J., and Fuertes, E., 2017. “Exploring Pathways Linking Greenspace to Health: Theoretical and Methodological Guidance”, *Environmental Research*, 158: 301-317.
23. Nesbitt, L., Meitner, M.J., Girling, C., Sheppard, S.R., and Lu, Y., 2019. “Who Has Access to Urban Vegetation? A Spatial Analysis of Distributional Green Equity in 10 US Cities”, *Landscape and Urban Planning*, 181: 51-79.
24. Nguyen, Q.C., Khanna, S., Dwivedi, P., Huang, D., Huang, Y., Tasdizen, T., Brunisholz, K.D., Li, F., Gorman, W., Nguyen, T.T., and Jiang, C., 2019. “Using Google Street View to Examine Associations between Built Environment Characteristics and U.S. Health Outcomes”, *Preventive Medicine Reports*, 14: 1-11.
25. Oh, J., Kim, H., and Sohn, D., 2020. “Minority Neighbourhoods and Availability of Green Amenities: Empirical Findings from Seoul, South Korea”, *Local Environment*, 25(1): 69-82.
26. Park, J.H., Lee, D.K., Park, C., Kim, H.G., Jung, T.Y., and Kim,

- S., 2017. "Park Accessibility Impacts Housing Prices in Seoul", *Sustainability*, 9(2): 1-14.
27. Rigolon, A., 2017. "Parks and Young People: An Environmental Justice Study of Park Proximity, Acreage, and Quality in Denver, Colorado", *Landscape and Urban Planning*, 165: 73-83.
28. Rzotkiewicz, A., Pearson, A.L., Dougherty, B.V., Shortridge, A., and Wilson, N., 2018. "Systematic Review of the Use of Google Street View in Health Research: Major Themes, Strengths, Weaknesses and Possibilities for Future Research", *Health & Place*, 52: 240-246.
29. Schwarz, K., Berland, A., and Herrmann, D.L., 2018. "Green, but Not Just? Rethinking Environmental Justice Indicators in Shrinking Cities", *Sustainable Cities and Society*, 41: 816-821.
30. Thompson, C.W., Roe, J., Aspinall, P., Mitchell, R., Clow, A., and Miller, D., 2012. "More Green Space Is Linked to Less Stress in Deprived Communities: Evidence from Salivary Cortisol Patterns", *Landscape and Urban Planning*, 105(3): 221-229.
31. Tsai, V.J. and Chang, C.T., 2013. "Three-Dimensional Positioning from Google Street View Panoramas", *IET Image Processing*, 7(3): 229-239.
32. Wang, M.A. and Vermeulen, F., 2020. "Life between Buildings from a Street View Image: What Do Big Data Analytics Reveal about Neighbourhood Organisational Vitality?", *Urban Studies*, Epub ahead of print 4 October 2020. <https://doi.org/10.1177/0042098020957198>
33. Xia, Y., Yabuki, N., and Fukuda, T., 2021. "Development of a System for Assessing the Quality of Urban Street-Level Greenery Using Street View Images and Deep Learning", *Urban Forestry & Urban Greening*, 59, 1-12.
34. Yang, J., Zhao, L., McBride, J., and Gong, P., 2009. Can you see green? Assessing the visibility of urban forests in cities. *Landscape and Urban Planning*, 91(2): 97-104.
35. Ye, Y., Richards, D., Lu, Y., Song, X., Zhuang, Y., Zeng, W., and Zhong, T., 2018. "Measuring Daily Accessed Street Greenery: A Human-Scale Approach for Informing Better Urban Planning Practices", *Landscape and Urban Planning*, 191: 1-13.
36. Yin, L. and Wang, Z., 2016. "Measuring Visual Enclosure for Street Walkability: Using Machine Learning Algorithms and Google Street View Imagery", *Applied Geography*, 76: 147-153.
37. Zhang, Y. and Dong, R., 2018. "Impacts of Street-Visible Greenery on Housing Prices: Evidence from a Hedonic Price Model and a Massive Street View Image Dataset in Beijing", *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(3): 1-19.
38. Zhou, W., Qian, Y., Li, X., Li, W., and Han, L., 2014. "Relationships between Land Cover and the Surface Urban Heat Island: Seasonal Variability and Effects of Spatial and Thematic Resolution of Land Cover Data on Predicting Land Surface Temperatures", *Landscape Ecology*, 29(1): 153-167.

Date Received	2021-01-06
Reviewed(1 st)	2021-04-11
Date Revised	2021-05-06
Reviewed(2 nd)	2021-06-02
Date Accepted	2021-06-02
Final Received	2021-06-17