

도시환경특성이 지역 암 사망자에 미치는 영향에 관한 연구: GIS와 지리적 가중회귀모형을 이용하여

전해정*

A Study on the Influence of Urban Environment on the Region's Deaths by Cancer: Using GIS and Geographically Weighted Regression

Hae-Jung Chun*

요약 : 본 연구는 도시환경이 지역주민 암 사망자에 미치는 영향을 지리적 가중회귀모형을 이용해 공간적 범위는 서울시 25개구로 시간적 범위는 2014년으로 하여 분석하였다. 분석결과, 도로연장이 1% 증가하는 경우 암 사망자수는 0.218%, 시가화면적이 1% 증가하는 경우 암 사망자수는 0.429% 증가하였으며 지방세 징수액이 1% 증가하면 암 사망자수는 0.228% 감소하며 기초생활수급자 수가 1% 증가하면 암 사망자수는 0.396% 증가하는 것으로 나타났다. OLS모형과 GWR모형을 비교하면 R², 수정된 R², F값에서 모두 GWR모형이 OLS모형보다 우수한 것으로 나타났다. 지방정부는 도시화가 될수록 암 사망자수가 늘어나며 지역경제가 활성화 될수록 암 사망자수는 줄어드는 것도 확인한 바, 암 사망수를 줄이고 건강도시를 구현하기 위한 다양한 노력과 함께 지역경제 활성화를 위한 다양한 정책을 수립 집행해야 한다.

주요어 : 도시환경, 암 사망자, 지리적 가중회귀모형, GIS

Abstract : The following study utilized geographically weighted regression to look into the influence of urban environment to local residents' death by cancer. 25 boroughs of Seoul in terms of spatial extent and the year 2014 in terms of the time scope were selected for analysis. Regional deaths by cancer were selected as the dependent variable. The results of the study show that, extending the streets by 1% result in an increase of 0.218% in death by cancer, and increasing the urban area by 1% lead to an increase of 0.429% in death by cancer. Alternatively, an increase in 1% for local taxes lead to a decrease in 0.228% in death by cancer. However, an increase in 1% for the number of beneficiaries of national basic living standards lead to an increase of 0.396% in death by cancer. When comparing the OLS regression to the GWR regression, the F-value for both R², and adjusted R² for GWR regression was much superior to the OLS regression. The study verifies the relationship that an increase in urbanization increases deaths by cancer but an increase in the local economy decrease deaths by cancer. Consequently, there is a need for the local governments to reduce deaths by cancer and realize a healthy city by showing efforts. At the same time, there is a need for policy initiatives to invigorate the regional economy.

Key Words : Urban environment, Cancer deaths, Geographically weighted regression model, Geographic information system

*성결대학교 파이데이아학부 조교수(Assistant Professor, Division of Liberal Arts and Teaching, Sungkyul University, wooyang02@sungkyul.ac.kr)

I. 서론

급격한 산업화와 도시화가 진행되면서 경제수준의 증가에 따른 소득수준의 증가는 국민의 삶의 질을 향상시켰으나, 도시를 살아가는 시민의 건강을 악화시키는 결과를 초래하였다. 이에 의·보건학 분야에서 건강과 관련된 다양한 연구들이 수행되고 있지만 최근에는 도시환경이 심장질환, 고혈압, 당뇨, 호흡기질환, 비만, 우울증 등 각종 성인병 및 암 질환과 관련성이 높다는 연구결과들이 발표되면서, 도시계획분야에서도 국민건강 제고를 위해 토지의 압축적 활용, 녹색건강교통 기반조성 등과 같은 공간계획 방향에 대해 관심이 증대되고 있다(김은정, 2010; 김태환·김은정, 2014).

1984년부터 세계보건기구(WHO)는 '건강도시사업'을 진행하면서(Hancock and Duhl, 1986)¹⁾, 도시환경을 개선하여 건강을 증진시키고자 노력해왔으며, 한국의 경우에도 70여 지자체 및 공공기관에서는 사람 중심의 건강도시를 구축하기 위해 지역별 특성에 맞는 다양한 건강도시 사업을 추진하거나 지역특성을 고려한 건강지표를 개발하기 위해 노력하고 있는 상황이다.

이와 같이 건강도시 개념이 부각되면서 개인의 건강과 도시환경간의 관계를 밝히는 연구들이 해외(Andreassen, 1995; Egger and Swinburn, 1997; Sesso *et al.*, 1999; King *et al.*, 2002; Ewing *et al.*, 2003; Rosenberger *et al.*, 2005)의 경우는 다양한 분야에서 오래전부터 연구해 온 반면, 국내의 경우 의·보건학(용왕식 등, 2006; 정영호, 2010; 고숙자·정영호, 2012; 안대성 등, 2015)과 도시계획학(이미혜, 2004; 노영희·박기호, 2014; 김은정, 2010; 2012) 분야에서 최근에 연구가 이루어지고 있는 상황이다.

현대 도시인의 질병결정요인은 사회·경제·문화·물리적 환경 등 다양한 요인에 복합적으로 영향을 받는다(Dahlgren and Whitehead, 1991). 특히, 도시환경이 과거에 비해 더욱 복잡해지면서 질병결정요인 또한 복잡한 양상을 나타나고 있으며 이러한 현상은 지역 간 및 지역 내 건강불균형 현상을 증대시키고 있으며, 읍면동과 같은 낮은 행정단위로 갈수록 심화되고 있는 상황이다(윤태호, 2007).

더욱 복잡해지는 질병결정요인을 실증적으로 분석하고 이를 통해 국민건강을 증진시키기 위해서는 의·보건학과 도시계획학을 접목시킬 필요성이 있다. 의·보건학과 도시계획학이 학제 간 융합연구를 활발하게 진

행해 온 해외와 달리, 국내는 각 분야의 연구만이 최근에 서야 진행되어온 상황이라 체계적인 학제 간 융합연구가 필요한 상황이다.

이에 본 연구는 한국 건강도시 실현을 위해 도시환경이 지역주민의 암 사망에 미치는 영향을 지역사회단위 자료를 활용하고, 암 사망자 발생 위험요인 규명에 공간계량경제모형인 공간자기회귀모형(Spatial Autoregressive Model: SAR), 조건부자기회귀모형(Conditional Autoregressive: CAR), 공간이동평균모형(Spatial Moving Average Model: SMA)과 각 지역별 특성을 반영시키기 위해 지리적 가중회귀모형(Geographically Weighted Regression: GWR)을 이용해 모형 간 설명력을 비교분석을 하고자 한다.

본 연구는 개인·물리적·사회·경제·보건 환경의 다양한 변수를 이용하여 도시환경이 지역주민의 암 사망자에 미치는 영향을 공간적 자기상관을 고려해 실증 분석하고자 한다. 종속변수는 지역별 암 사망자수로 하고 독립변수에서 개인환경은 비만율, 흡연율, 음주율, 노년부양비로, 물리적 환경은 도로연장, 시가화면적, 공원면적으로, 보건·사회·경제적 환경은 의료인력수, 지방세징수액과 기초생활수급자수로 설정하였다. 공간적 범위는 서울시 25개구로 설정하였고 시간적 범위는 2014년도로 하였다. 전통적인 OLS(Ordinary Least Squares)모형과 공간계량경제모형인 SAR, CAR, SMA와 GWR의 분석결과를 비교분석하고자 한다. 이로 말미암아 정부는 각종 암을 유발하는 도시환경 요인을 파악해 사전적, 사후적 대책을 마련할 수 있는 기틀을 마련함으로써 건강도시를 구현하고 국민의 삶의 질을 높이는데 유의미한 영향을 미칠 것으로 기대되며 정책적 시사점을 제시할 수 있을 것이라 판단된다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장은 관련된 선행연구를 살펴보고 3장은 모형으로 공간계량경제모형인 SAR, CAR, SMA와 GWR모형에 대해 살펴본다. 이후 4장은 실증분석으로 도시환경이 지역주민의 암 사망에 미치는 영향을 OLS와 공간계량경제모형인 SAR, CAR, SMA와 GWR 모형을 이용한 결과를 비교분석한다. 마지막 5장은 결론으로 연구결과를 요약하고 시사점을 제시하고자 한다.

II. 선행연구 고찰

손철(2012)은 2005년부터 2010년까지의 남성암 사망

를 자료에 대해 다차원의 데이터를 연구자가 이해하기 쉬운 형태로 시각화하고 이를 통해 연구자가 데이터에 숨겨진 의미 있는 패턴을 찾아내는 환경을 제공하는 자기조직화지도와 GIS를 이용해 실증분석하였다. 분석결과, 지역의 사회경제적 요인, 자연환경적 요인 등 암의 발생 및 관리에 영향을 미치는 지역적 요인에 양(+)의 공간적 자기상관이 존재하며, 이러한 공간적 자기상관이 다양한 유형의 암원인 사망에 영향을 미친다고 하였다.

김선희 등(2006)은 병원의 입원환자를 대상으로 GIS를 이용하여 입원환자의 특성과 지리적 분포를 분석하였다. 분석결과, 연령이나 질환군, 재원일수 등에 따라, 통행시간별 분포가 다를 수 있음을 알 수가 있었다.

이미혜(2004)는 우리나라의 소아암의 공간적 분포를 공간통계를 이용해 군집성 여부를 중심으로 살펴보았다. 분석결과, 소아암은 전반적으로 경상북도와 강원도 지역에서 높게 나타났으며, 전라북도 지역은 상대적으로 낮게 나타났다. 군집의 위치는 부산시 해운대구 일대와 경기도 고양시 일대 지역을 중심으로 전국 각지에서 소아암 군집이 관찰되었다.

이자연 · 김달호(2015)는 공간적 상관관계를 고려하여 추정된 표준화사망률을 이용하여 CAR모형을 이용해 질병지도를 작성하였다. 분석결과, 공간적 상관관계를 고려하지 않은 모형보다 공간적 상관관계를 고려한 모형이 더 좋은 모형임을 알 수가 있었다.

안대성 등(2015)은 서울의 행정 소지역 단위인 동별 주요 사망원인 중 질병, 사고, 암에 따른 사망자료로 공간모형을 이용해 질병지도를 제작하였다. 분석결과, 서울지역 동별 사망에 관한 자료는 동별 인접 지역 간 공간상관성이 존재한다고 하였다.

김은정 · 강민규(2011)는 공간회귀모형을 이용하여 수도권권의 도시환경이 지역별 비만인구비율과 건강인구비율에 미치는 영향을 실증분석하였다. 분석결과, 지역별 비만인구비율은 패스트푸드점 수(+), 자전거도로 연장(-) 등의 유의미한 영향을 받고, 지역별 건강인구비율은 도시환경의 영향이 없다고 하였다.

이원식(2011)은 지역별 건강수준의 격차요인을 공간모형을 이용해 분석하였다. 분석결과, 공간적 자기상관이 존재한다고 하였고 시가지비율, 공원비율, 운동시설 집중도는 통계적으로 유의성이 높게 나타났다고 하였다.

본 연구의 차별성은 개인 · 물리적 · 사회 · 경제 · 보건 환경의 다양한 변수를 이용하여 도시환경이 지역주

민의 암 사망자에 미치는 영향을 OLS와 공간계량경제모형인 SAR, CAR, SMA와 GWR을 이용해 모형을 비교분석함에 있다.

III. 모형

본 연구에서는 암 사망자수 변화의 공간효과를 분석하기 위해 지리적 거리(Geographical Distances)를 근거로 공간가중행렬을 생성하였다. 공간계량경제학은 각 지역 간의 지리적 특성과 경제적 특성의 관계를 동시에 고려한 모형이다. 일반선형회귀모형은 아래 식 (1)과 같다.

$$y = X\beta + \mu \quad (1)$$

식 (1)에서 종속변수의 공간적 자기상관($\rho=0$)을 고려하면 공간시차모형(Spatial Lag Model: SLM) 또는 공간자기회귀모형(SAR)라고 하며, 아래 식 (2)와 같다. 여기서 W 는 공간가중행렬(Spatial Weighted Matrix), ρ 는 공간자기상관 계수가 된다. X 는 $n \times k$ 설명변수 행렬이며 β 는 $k \times 1$ 설명변수의 계수 벡터가 된다.

$$y = \rho W y + X\beta + \epsilon \quad (2)$$

ϵ 는 평균이 0이고 분산이 σ^2 인 서로 독립적이고 분포가 동일한 정규분포를 따른다. 위의 식 (2)를 정리하면 식 (3)과 같으며 식 (3)의 $(I - \rho W)^{-1}$ 은 공간승수효과를 나타낸다.

$$y = (I - \rho W)^{-1} X\beta + (I - \rho W)^{-1} \epsilon \quad (3)$$

이러한 공간승수는 공간적 상호작용에 대한 간접효과 또는 전체 외부효과를 의미하며, 하나의 시스템에서 모든 지점이 서로 연관되어 있다(Anselin, 1988)는 의미로, 한 지점의 특성이 자신이 속하는 지역의 주변 특성뿐만 아니라 공간가중치행렬을 통해 다른 지역의 주변 특성의 변화에도 영향을 받는다(박현수 · 유은영, 2013).

반면 공간이동평균모형(SMA)의 과정은 아래 식 (4)와 같다.

$$\begin{aligned} y &= X\beta + \epsilon \\ \epsilon &= \lambda W\mu + \mu = (I + \lambda W)\mu \end{aligned} \quad (4)$$

위 식에서 I 는 $n \times n$ 의 단위행렬(Identity Matrix)이며, μ 는 평균이 0이고 분산이 σ^2 인 오차항이다.

ϵ 의 공변량행렬(Variance-covariance matrix)은 변량 σ^2 과 공간계수인 ρ 혹은 λ 두 계수로 구성된 함수이며 SAR 모형에서 공변량은 다음의 형태로 나타난다.

$$Cov[\epsilon, \epsilon] = E[\epsilon \epsilon'] = \sigma^2 [(I - \rho W)' (I - \rho W)]^{-1} \quad (5)$$

위 식을 보면 어느 한 지점의 변화는 공간승수효과(Spatial Multiplier)인 $(I - \rho W)^{-1}$ 를 통해 다른 모든 위치에 영향을 미치는 것을 의미한다. 반면 공간이동평균모형과제인 경우 공변량은 아래와 같은 형태로 나타난다.

$$Cov[\epsilon, \epsilon] = E[\epsilon \epsilon'] = \sigma^2 (I + \lambda W)(I + \lambda W)' \quad (6)$$

SAR모형과 달리 위 식에서 어느 한 지점은 이와 1차적으로 인접한 지점과 2차적으로 인접한 지점 간에 상호작용이 부분적으로 존재하며 공간승수효과는 없는 것을 의미한다.

조건부자기회귀모형(CAR)의 간략한 소개는 다음과 같다. $\{Z(s_i) : s_i \in D\}$ 이 가우시안 확률과정(Gaussian stochastic process)을 따른다고 하고 $Z(s_i)$ 가 지역 s_i 에서의 관측값이라고 하면 $\{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 이 특정 공간 D 의 격자의 형태를 가진다고 하자. 여기서, 지역 $\{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 은 D 를 분할하게 되고 다음의 조건을 만족하게 된다. 모든 $i = 1, \dots, n$ 에 대하여,

$$\bigcup_{i=1}^n S_i = D, S_i \cap S_k = \emptyset \quad (7)$$

$\{Z(s_i)\}$ 을 아래와 같은 조건부 자기회귀모형으로 표현할 수 있다.

$$Z(s_i) | \{Z(s_{-i})\} \sim N\left(\mu_i + \sum_{k=1}^n b_{ik}(Z(s_k) - \mu_k), \tau_i^2\right) \quad (8)$$

여기서 $\{Z(s_{-i})\} = \{Z(s_k) : k \neq i\}$ 이고 $E(Z(s_i)) = \mu_i$ 이다. 이웃정보를 포함하는 $b_{ik} = 0$ 또는 1의 값을 가지고 τ_i^2 는 조건부 분산(conditional variance)이다. s_i 와 s_k 가 이웃하면 $b_{ik} = 1$ 아니면 0의 값을 가진다. $n < \infty$ 에 대하여 $z = (Z(s_1), \dots, Z(s_n))'$ 의 결합분포(joint distribution)는 Besag(1974)의 인수분해정리(Factorization theorem)에

의하여 다음과 같이 표현된다.

$$z \sim N(\mu, (I_n - B)^{-1} T) \quad (9)$$

여기서, $B = \{b_{ij}\}_{i,j=1, \dots, n}$, $T = \text{Diag} \{\tau_1^2, \tau_2^2, \dots, \tau_n^2\}$, $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)'$ 이며 I_n 은 n -차원 단위행렬(Identity Matrix)을 나타낸다. 그리고 $(I_n - B)$ 이 역행렬이 존재하기 위해서 $b_{ik}\tau_k^2 = b_{ki}\tau_i^2$ 를 만족해야 한다. 행렬 $(I_n - B)^{-1}T$ 는 대칭이며 양정치행렬이다. 인접성 기반의 이웃정보를 사용해 공간적 구조를 설정하기 위하여 $b_{ij} = w_{ij}/w_{i+}$ 로 정의하였다. 여기서 s_i 와 s_j 가 서로 이웃하면 $w_{ij}=1$, 그렇지 않으면 $w_{ij}=0$ 이며 $w_{i+} = \sum_j w_{ij}$ 으로 s_i 에 인접한 지역의 개수를 의미한다. 그리고 $\tau_i^2 = \sigma^2/w_{i+}$ 를 가정하였다. 여기서, σ^2 은 공간 영향의 평활성을 나타내는 모수이다. 이 모형을 고유공간 상관성을 나타내는 모수 ρ 를 고려한 조건부 자기회귀모형은 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$Z(s_i) | \{Z(s_{-i})\} \sim N\left(\mu_i + \rho \sum_{k=1}^n b_{ik}(Z(s_k) - \mu_k), \tau_i^2\right) \quad (10)$$

인수분해 정리에 의하여 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$z \sim N(\mu, (I_n - \rho B)^{-1} T) \quad (11)$$

여기서, $\rho=1$ 이면 식 (8)에서 제시한 공간모형과 동일하다(Hughes-Oliver *et al.*, 2009). 식 (10)의 모형은 $CAR(\rho, \sigma^2)$ 으로 표현할 수 있다(최정순 등, 2010).

지리적 가중회귀모형(GWR)의 핵심은 회귀계수를 상수가 아니라 위치의 함수로 간주하는 것이다. 즉, 회귀계수가 모든 지역에서 동일한 것이 아니라 공간적 위치에 따라 달라지도록 모형화 하는 것이다. 알려진 어떤 위치 μ 에 대해 종속변수 y 와 m 개의 독립변수 x 가 있고 회귀계수와 오차항이 각각 β , ϵ 인 경우 회귀식은 아래 식 (1)과 같이 표현된다(Fotheringham *et al.* 1998).

$$y_i(\mu) = \beta_{0i}(\mu) + \beta_{1i}(\mu)x_{1i} + \beta_{2i}(\mu)x_{2i} + \dots + \beta_{mi}(\mu)x_{mi} + \epsilon_i(\mu) \quad (12)$$

y_i = 종속변수 ($i=1, 2, \dots, n$), n 은 관측치
 x_{mi} = m 번째 독립변수
 β_{mi} = m 번째 회귀계수(파라미터)
 ϵ_i = 오차항
 μ = 공간좌표

식 (12)가 일반적인 회귀모형과 다른 점은 각 항에 (u)가 붙는 것인데 이는 모수의 추정치 $\hat{\beta}$ 가 주어진 위치 u 에 대해 이루어지고 그 위치에 대해서만 의미를 가진다는 것을 나타낸다.

지점에 따른 회귀계수의 추정식은 가중최소자승법에 따라 이뤄지며, 이에 대한 식은 다음과 같다.

$$\hat{\beta} = [X^T W(u) X]^{-1} X^T W(u) Y \quad (13)$$

이 식에서 지리적 가중치 행렬 $W(u)$ 의 각 요소는 가중 함수인 커널(kernel)에 따라 계산된다.

커널은 다양한 형태를 취할 수 있지만 일반적으로 가우스 형태인 식 (14)가 사용된다.

$$w_i(u) = e^{-0.5(d_i(u)/h)^2} \quad (14)$$

$w_i(u)$ = 공간좌표에서의 관측치 i 에 대한 가중치
 $d_i(u)$ = 관측치 i 와 공간좌표 u 간의 거리
 h = 대역폭

커널은 가중치를 만드는 대역폭(bandwidth)이 고정되어있는 고정방식(fixed spatial kernel)과 관측치의 수에 따라 다른 대역폭을 적용하는 가변방식(adaptive spatial kernel)이 있다. 관측치가 조사지역에 규칙적으로 분포할 경우 고정방식을 사용하고 조사지역주위에 관측치의 분포가 다양할 경우는 가변방식을 사용한다.

IV. 실증분석

본 연구는 도시환경이 지역주민 암 사망자에 미치는 영향을 공간계량경제모형인 GWR모형을 이용해 실증분석하였다. 공간적 범위는 서울시 25개구로 하였고 시간적 범위는 2014년으로 설정하였다. 표 1과 같이 종속변수는 암사망자수로 독립변수²⁾에서 개인환경은 비만율, 흡연율, 음주율, 노년부양비로 물리적 환경은 도로연장, 시가화면적, 공원면적으로 보건·사회·경제적 환경은 의료인력수, 지방세와 기초생활수급자수로 설정하였다.

각 변수에 대한 기술통계량은 표 2와 같다. 종속변수인 암 사망자수는 평균으로 약 519명으로 나타났고 개인 특성을 보면 비만율은 평균 24.06%, 흡연율은 평균 20.92%, 음주율은 60.20%, 노년부양비는 평균 15.99%로 나타났다. 물리적 특성에서 도로연장은 평균 328.56km, 시가화면적은 평균 14.62km², 1인당공원면적은 평균 17.16m²로 나타났다. 보건·사회·경제적 특성에서 의료인력수는 평균 1,986명, 지방세는 평균 524052.96백만원, 기초생활수급자수는 평균적으로 약 8267명으로 나타났다. 분석모형에 사용한 변수들의 상관관계를 확인한 결과 표 3과 같다.

표 4의 Moran's I값을 통해 서울시의 공간적 상관성을 확인한 결과 암 사망자수가 정(+)의 공간적 상관성을 가진 것으로 확인되었으며 이는 암 사망자수가 많은 지역인 경우 그 주변 지역의 암 사망자수도 상대적으로 높은 것으로 해석된다.

표 1. 변수설명

구분	변수	변수설명	단위
종속변수	암 사망자수	암 사망자수(로그값)	명
독립변수	개인환경	비만율	백분율
		흡연율	백분율
		음주율	백분율
		노년부양비	백분율
	물리적 환경	도로연장	km
		시가화면적	km ²
		공원면적	m ²
	보건·사회·경제적 환경	의료인력수	명
		지방세	백만원
		기초생활수급자수	명

출처 : 서울통계 홈페이지.

표 2. 기술통계량

구분		Min	Max	Mean	Std.
종속변수					
독립변수	암 사망자수	188,00	795,00	518,96	144,76
	개인환경	비만율	17,20	28,40	24,06
		흡연율	14,70	25,60	20,92
		음주율	55,70	64,80	60,20
		노년부양비	12,60	20,30	15,99
	물리적 환경	도로연장	114,00	627,00	328,56
		시가화면적	9,39	24,34	14,62
		공원면적	3,40	70,01	17,16
	보건·사회 경제적 환경	의료인력수	1986,00	20277,00	5354,36
		지방세	183257,00	2130162,00	524052,96
		기초생활수급자수	3287,00	21472,00	8267,48

표 3. 상관관계

구분	암 사망자수	비만율	흡연율	음주율	노년 부양비	도로 연장	시가화 면적	공원 면적	의료 인력수	지방세	기초생활 수급자수
암 사망자수	1,000										
비만율	-0,079	1,000									
흡연율	-0,171	,522**	1,000								
음주율	0,108	0,178	-0,014	1,000							
노년부양비	-.405*	0,382	,583**	-0,321	1,000						
도로연장	,626**	-0,341	-0,210	0,041	-0,378	1,000					
시가화면적	,403*	-,609**	-,518**	0,123	-,469*	,608**	1,000				
공원면적	-0,201	0,044	0,082	-0,388	,508**	-0,216	-0,242	1,000			
의료인력수	0,092	-,557**	-,612**	0,107	-0,372	0,259	,762**	-0,054	1,000		
지방세	-0,311	-,517**	-,417*	0,103	-0,312	0,086	,584**	-0,071	,712**	1,000	
기초생활 수급자수	,794**	0,112	0,124	-0,097	-0,156	0,305	0,108	-0,091	-0,093	-0,342	1,000

p<0,001***, p<0,01**, p<0,05*

표 4. 전역적 Moran's I 분석결과

계수	p값
0,252	0,039

그림 1은 각각 서울시 구별 암 사망자수에 대한 핫스팟 분석 결과를 보여준다. 핫스팟 분석은 비슷한 개체들의 군집을 표시할 수 있으며 High-High지역은 그 지역과 주변지역이 모두 암사망자수가 높은 것을 의미하며, 반면 Low-Low지역은 그 지역과 주변 지역의 암 사망자수가 낮은 것을 의미한다.

분석된 핫스팟이 통계적으로 유의한 가의 여부는 z검

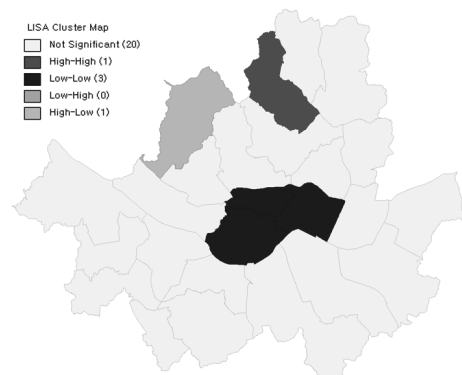


그림 1. 서울시 암 사망자의 핫스팟 분석

표 5. 모형분석결과

구분	OLS		SAR		CAR		SMA	
	Coeff. (Std.E)	t(p)	Coeff. (Std.E)	t(p)	Coeff. (Std.E)	t(p)	Coeff. (Std.E)	t(p)
(상수항)	2,743 (1,440)	1,905 (0,079)	2,731 (1,076)	2,537* (0,025)	2,732 (1,042)	2,622* (0,021)	2,730 (1,076)	2,537* (0,025)
비만을	<.001 (0,014)	0,053 (0,959)	<.001 (0,011)	0,090 (0,930)	0,002 (0,010)	0,201 (0,844)	<.001 (0,011)	0,090 (0,930)
현재흡연율	-0,016 (0,015)	-1,062 (0,307)	-0,016 (0,011)	-1,440 (0,173)	-0,018 (0,011)	-1,627 (0,128)	-0,016 (0,011)	-1,440 (0,173)
월간음주율	0,019 (0,012)	1,582 (0,138)	0,019 (0,009)	2,108 (0,055)	0,018 (0,009)	2,037 (0,062)	0,019 (0,009)	2,108 (0,055)
노년부양비	-0,019 (0,017)	-1,111 (0,287)	-0,019 (0,013)	-1,459 (0,168)	-0,019 (0,013)	-1,541 (0,147)	-0,019 (0,013)	-1,459 (0,168)
도로연장	0,222 (0,104)	2,147 (0,051)	0,223 (0,078)	2,879* (0,013)	0,218 (0,076)	2,876* (0,013)	0,223 (0,078)	2,879* (0,013)
시가화면적	0,440 (0,214)	2,060 (0,060)	0,440 (0,159)	2,759* (0,016)	0,429 (0,159)	2,695* (0,018)	0,440 (0,159)	2,758* (0,016)
1인당공원면적	0,036 (0,041)	0,891 (0,389)	0,035 (0,030)	1,165 (0,265)	0,033 (0,029)	1,165 (0,265)	0,035 (0,030)	1,165 (0,265)
의료인력수	0,009 (0,086)	0,107 (0,916)	0,007 (0,064)	0,112 (0,913)	<.001 (0,062)	-0,004 (0,997)	0,007 (0,064)	0,112 (0,912)
지방세징수액	-0,237 (0,064)	-3,715** (0,003)	-0,235 (0,048)	-4,911** (<.001)	-0,228 (0,045)	-5,023** (<.001)	-0,235 (0,048)	-4,911** (<.001)
기초생활수급자수	0,384 (0,064)	6,000** (<.001)	0,383 (0,048)	8,033** (<.001)	0,396 (0,049)	8,130** (<.001)	0,383 (0,048)	8,033** (<.001)
R ²	0,930		0,929		0,933		0,929	
Adj. R ²	0,888		-		-		-	
AIC	8,017		7,377		6,007		7,383	
F(p)	18,471** (p<.001)		18,621** (p<.001)		18,624** (p<.001)		18,621** (p<.001)	

rho=0,081

p<0,01**, p<0,05*

정을 통해 95%의 신뢰수준에서 판정한다(김대영, 2014). 핫스팟 분석결과를 보면 강북구가 High-High지역으로 강북구와 그 주변 지역의 암 사망자수가 높은 것으로 나타났다으며 은평구는 High-Low지역으로 해당 지역의 암 사망자수는 많지만 주변지역의 암 사망자수는 상대적으로 낮은 것을 알 수 있다. 반면 중구, 용산구, 성동구는 Low-Low지역으로 해당 지역과 그 주변지역 모두 암 사망자수가 낮은 것을 알 수 있다. 암 사망자수의 유의성 분포를 보면 강북구, 은평구, 중구, 용산구, 성동구 5개 지역 모두 5% 신뢰수준에서 유의한 것으로 나타났다.

OLS모형으로 분석한 결과, 암 사망자수에 영향을 미

치는 독립변인들은 지방세징수액, 기초생활수급자수이며 지방세징수액이 1% 증가하는 경우 암 사망자수는 0,237% 감소하며 기초생활수급자수가 1% 증가하는 경우 암 사망자수는 0,384% 증가한 것으로 나타났다.

OLS와 공간모형인 SAR, CAR과 SMA모형의 적합도를 분석할 결과, 가장 높은 R²값과 F값 그리고 가장 낮은 AIC값을 나타낸 CAR모형이 적합도가 가장 높은 것으로 나타났다. CAR모형 분석결과, 암 사망자수에 영향을 미친다고 판단할 수 있는 요인으로는 도로연장, 시가화면적, 지방세징수액과 기초생활수급자수이며 도로연장이 1% 증가하는 경우 암 사망자수는 0,218%, 시가화면적이

표 6. GWR분석결과

구분	Min	25% Quartile	Median	75% Quartile	Max
(상수항)	0.800	1.700	2.958	3.777	4.756
비만을	-0.016	-0.003	0.006	0.010	0.020
현재흡연율	-0.034	-0.026	-0.016	-0.010	0.010
월간음주율	0.006	0.011	0.016	0.021	0.026
노년부양비	-0.038	-0.030	-0.021	-0.011	-0.005
도로연장	0.011	0.110	0.201	0.296	0.337
시가화면적	0.179	0.327	0.406	0.575	0.840
1인당공원면적	0.005	0.018	0.023	0.029	0.045
의료인력수	-0.036	-0.018	-0.010	-0.001	0.016
지방세징수액	-0.302	-0.249	-0.211	-0.182	-0.155
기초생활수급자수	0.333	0.381	0.408	0.434	0.460

표 7. OLS와 GWR비교

구분	OLS	GWR
AIC	8,017	66,666
R ²	0.930	0.984
Adj. R ²	0.888	0.957
F(p)	18,471** (p<.001)	29,971** (p<.001)

1% 증가하는 경우 암 사망자수는 0.429% 증가하는 것으로 나타났다. 또한 지방세징수액이 1% 증가하면 암 사망자수는 0.228% 감소하며 기초생활수급자수가 1% 증가하면 암 사망자수는 0.396% 증가하는 것으로 나타났다. 도로연장과 시가화면적이 늘어날수록 즉, 도시화가 될수록 암 사망자수가 늘어날 수 있다는 것을 알 수가 있다. 또한 지방세징수액이 증가하고 기초생활수급자수가 줄수록 즉, 지역경제가 활성화 될수록 암 사망자수는 줄어드는 것도 확인 할 수가 있다.

Gaussian가중치를 적용한 GWR모형을 분석한 결과 표 6과 같다. GWR모형은 국지적 모형으로 각 관측치마다 계수값이 추정된다. 따라서 GWR모형 결과의 경우 추정한 각 지역별 회귀계수에 대한 표준편차, 최저값, 최고값, 4분위수 및 중위수를 제시한다. 추정한 계수들의 중위수 기준으로 보면 월간음주율, 도로연장, 시가화면적, 1인당공원면적, 기초생활수급자수는 암 사망자수에 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났으며 의료인력수, 지방세징수액, 비만을, 현재흡연율, 노년부양비는 암 사망자수에 부(-)의 영향을 미치는 것으로 나타났다.

OLS모형과 GWR모형을 비교하면 AIC통계량을 비교하면 OLS모형이 8,017, GWR모형이 66,666로 OLS모형

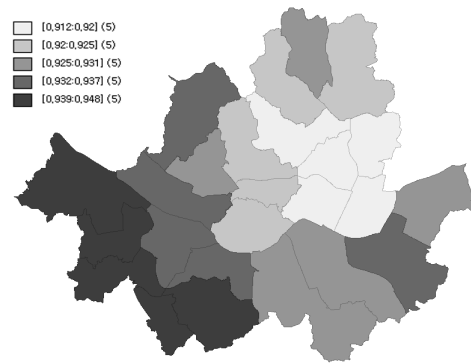


그림 2. GWR모형의 수정된 R-square분포

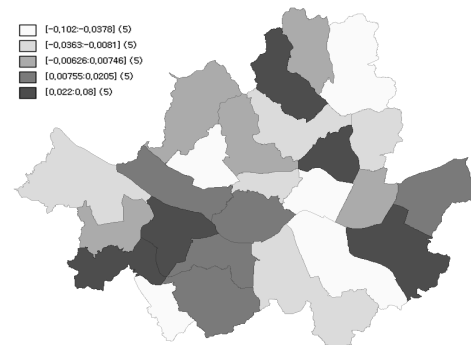


그림 3. GWR모형의 잔차분포

의 적합도가 더 우수한 것으로 나타났으나 R²이나 수정된 R², F값에서 모두 GWR모형이 OLS모형보다 우수한 것으로 나타났다.

그림 2, 3은 GWR결과에서 나온 결정계수와 잔차의 지역적 분포를 보여주고 있다. 국지 결정계수의 범위는 최

소 0.927에서 0.943까지의 값을 가지고 있다. 특히 동대문구, 강남구, 양천구, 금천구의 결정계수는 가장 높은 것으로 나타났다. GWR모형의 잔차분포 결과를 보면 잔차값이 상대적으로 작은 지역은 은평구, 도봉구, 중구, 구로구, 강동구로 나타났다. 이는 실증모형이 분석한 각 특성을 감안하여 예측한 암사망자수와 실제 암사망자수 간의 차이가 작은 것을 의미한다(강창덕, 2010).

IV. 결론

본 연구는 도시환경이 지역주민 암 사망자에 미치는 영향을 공간적 범위는 서울시 25개구로 시간적 범위는 2014년으로 하여 전통적인 OLS모형과 공간계량경제모형인 SAR, CAR, SMA과 GWR모형을 이용해 실증분석하였다. 종속변수는 암사망자수로 독립변수에서 개인환경은 비만율, 흡연율, 음주율, 노년부양비로 물리적 환경은 도로연장, 시가화면적, 공원면적으로 보건·사회·경제적 환경은 의료인력수, 지방세와 기초생활수급자수로 설정하였다.

OLS와 공간모형인 SAR, CAR과 SMA모형 분석할 결과, 가장 높은 R^2 값과 F값 그리고 가장 낮은 AIC값을 나타낸 CAR모형이 적합도가 가장 높은 것으로 나타났다. CAR모형 분석결과, 암 사망자수에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 변수는 도로연장, 시가화면적, 지방세징수액과 기초생활수급자수이며 도로연장이 1% 증가하는 경우 암 사망자수는 0.218%, 시가화면적이 1% 증가하는 경우 암 사망자수는 0.429% 증가하는 것으로 나타났다. 또한 지방세징수액이 1% 증가하면 암 사망자수는 0.228% 감소하며 기초생활수급자수가 1% 증가하면 암 사망자수는 0.396% 증가하는 것으로 나타났다.

국지적 모형으로 각 관측치마다 계수값을 추정하는 GWR모형 분석결과, 중위수 기준으로 월간음주율, 도로연장, 시가화면적, 1인당공원면적, 기초생활수급자수는 암 사망자수에 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났으며 의료인력수, 지방세징수액, 비만율, 현재흡연율, 노년부양비는 암 사망자수에 부(-)의 영향을 미치는 것으로 나타났다.

OLS모형과 GWR모형을 비교하면 R^2 이나 수정된 R^2 , F값에서 모두 GWR모형이 OLS모형보다 우수한 것으로 나타났다.

본 연구결과에 따르는 정책적 시사점은 도로길이와 시가화면적이 늘어날수록 즉, 도시화가 될수록 암 사망자수가 늘어나므로 지방정부는 암사망자수를 줄이고 건강도시를 구현하기 위해 운동, 체육시설 설치를 포함한 다양한 건강도시 정책을 수립 집행할 필요성이 있다. 또한 지방세징수액이 증가하고 기초생활수급자수가 줄수록 암 사망자수는 줄어드는 것도 확인한 바 지방정부는 지역경제 활성화를 위한 다방면의 노력을 해야 한다.

본 연구는 자료구득의 한계로 인해 공간적 범위를 서울시로 한정하였으나 공간적 범위를 확대하고 더욱 다양한 변수를 사용해 연구를 확장하는 것은 추후 연구과제로 남긴다.

註

- 1) 1984년부터 세계보건기구(WHO)는 '건강도시사업'을 진행하면서 시민의 건강과 도시환경과의 연관성에 대한 중요성을 강조하고 있다. 세계보건기구(WHO)는 11개의 건강도시의 요건을 제시하고 있으며 그 중 '시민의 높은 건강수준과 낮은 이환율을 동시에 갖춘 건강 수준이 높은 도시(high health status-both high positive health status and low disease status)'를 제시하며 개인의 건강을 통한 집단과 지역사회의 건강을 강조하고 있다.
- 2) 김은정(2010), 김은정·강민규(2011), 이원식(2011), 전해정(2016) 참조.

참고문헌

- 강창덕, 2010, "GWR접근법을 활용한 부동산 감정평가 모형 연구: 서울시 아파트를 사례로," 부동산연구, 20(2), 107-132.
- 고숙자·정영호, 2012, "국민건강 미래예측 시스템 구축 방안," 보건복지포럼, 193, 43-52.
- 김대영, 2014, "GIS를 이용한 산불발생의 공간적 분석," 국토지리학회지, 48(3), 325-336.
- 김선희·호승희·채영문·최기주·김요은, 2006, "GIS를 이용한 입원환자의 지리적 접근성 분석-경기도 소재 한 대학병원을 대상으로-," 한국보건정보통계학회지, 31(1), 21-34.

- 김은정, 2010, “건강도시 조성을 위한 공간계획 방향,” 국토, 345, 26-34.
- 김은정, 2012, “건강도시 지표 및 지수 개발과 수도권 지역의 적용에 관한 연구,” 국토연구, 72, 161-180.
- 김은정·강민규, 2011, “공간회귀모형을 활용한 도시환경이 지역사회 비만도와 자가건강도에 미치는 영향 분석,” 국토연구, 85-98.
- 김태환·김은정, 2014, “도시환경의 건강친화도와 지역주민 건강도의 상관성에 관한 연구,” 국토연구, 81, 185-200.
- 노영희·박기호, 2014, “통계적으로 신뢰도 높은 상대위험비를 산출하기 위한 SMR과 Bayesian Modeling의 비교분석과 질병 지도 작성,” 한국지도학회지, 14(2), 107-117.
- 박헌수·유은영, 2013, “서울시 아파트가격의 동학적 특성에 관한 연구,” 부동산학연구, 19(4), 121-135.
- 손철, 2012, “자기조직화지도와 GIS를 이용한 다차원 공중보건자료 탐구적 분석,” 한국공간정보학회지, 20(6), 23-32.
- 안대성·한준희·윤태호·김창훈·노맹석, 2015, “2015년 1월: 질병지도 작성을 위해 공간모형을 이용한 소지역 추정,” 한국데이터정보과학회지, 26(1), 101-109.
- 용왕식·박일수·강성홍·김원중·김공현·김광기·박노래, 2006, “고혈압 발생 예측 모형 개발,” 보건교육건강증진학회지, 23(4), 13-28.
- 윤태호, 2007, “우리나라 건강불평등 해소를 위한 정책 제언,” 예방의학회지, 40(6), 447-453.
- 이미혜, 2004, “우리나라 소아암의 공간적 분포에 관한 연구,” 서울대학교 석사학위논문.
- 이원식, 2011, “도시계획적 측면에서 건강수준의 지역격차 요인 분석 및 건강도시의 정책적 우선순위에 관한 연구,” 안양대학교 박사학위논문.
- 이자연·김달호, 2015, “베이지안 모형을 활용한 국내 노인 자살률 질병지도,” 응용통계연구, 28(2), 325-334.
- 전해정, 2016, “GIS와 공간통계를 활용한 도시환경 요인이 지역주민 건강에 미치는 영향에 관한 연구,” 주거환경, 14(2), 109-118.
- 정영호, 2012, “우리나라 국민의 기대여명 및 건강수명,” 보건복지포럼, 193, 5-18.
- 최정순·박만식·원유복·김학열·허태영, 2010, “이변량 조 건부자기회귀모형을 이용한 강력범죄자료분석,” 응용통계연구, 17(3), 413-421.
- Andreasen, A., 1995, *Marketing Social Change: Changing Behavior to Promote Health, Social Development and the Environment*, San Francisco: Jossey-Bass.
- Anselin, L. 1988, *Spatial Econometrics: Method and Models*, Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Besag, J., 1974, Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems, *Journal of the Royal Statistical Society*, 36(2), 192-236.
- Dahlgren, G. and Whitehead, M., 1991, *Policies and Strategies to Promote Social Equity in Health*, Stockholm: Institute of Futures Studies.
- Egger, G. and Swinburn, B., 1997, An ecological approach to the obesity pandemic, *British Medical Journal*, 315, 477-480.
- Ewing, R., Schmid, T., Killingsworth, R., Zlot, A., and Raudenbush, S., 2003, Relation between urban sprawl and physical activity, obesity, and morbidity, *The Science of Health Promotion*, 18(1), 47-57.
- Fotheringham, A.S., Charlton, M.E., and Brunsdon, C., 1998, Geographically weighted regression: A natural evolution of the expansion method for spatial data analysis, *Environment and Planning A*, 30(11), 1905-1927.
- Hancock, T. and Duhal, L., 1986, *Health Cities Promoting Health in the Urban Context*, Copenhagen: WHO.
- Hughes-Oliver, J.M., Heo, T.-Y., and Ghosh, S.K., 2009, An autoregressive point source model for spatial processes, *Environmetrics*, 20(5), 575-594.
- King, A.C., Stokols, D., Talen, E., Brassington, G.S., and Killingsworth, R., 2002, Theoretical approaches to the promotion of physical activity, *American Journal of Preventive Medicine*, 23(2), 15-25.
- Rosenberger, R.S., Sneh, Y., Phipps, T.T. and Gurvitch, R., 2005, A spatial analysis of linkages between health care, expenditures, physical inactivity, obesity and recreation supply, *Journal of Leisure Research*, 37(2), 216-235.
- Sesso, H.D., Paffenbarger, R.S., Ha, T., and Lee, I.-M., 1999, Physical activity and cardiovascular disease risk in middle-aged and older women, *American*

Journal of Epidemiology, 150, 408-416.

보건복지부 홈페이지, <http://www.mohw.go.kr>

서울통계 홈페이지, <http://stat.seoul.go.kr>

Correspondence : Hae-Jung Chun, 14097, 53 Sungkyul-daehak-ro, Manan-gu, Anyang-si, Gyeonggi-do, Korea, Division of Liberal Arts and Teaching, Sungkyul University (Email: wooyang02@sungkyul.ac.kr)

교신 : 전해정, 14097, 경기 안양시 만안구 성결대학로 53,
성결대학교 파이데이아학부 (이메일: wooyang02@sungkyul.ac.kr)

투 고 일: 2016년 9월 5일

심사완료일: 2016년 11월 4일

투고확정일: 2016년 11월 15일

