

시공간자기회귀모형을 이용한 서울 아파트 가격의 추정 1)  
**The Estimation of Seoul Apartment Prices using Spatiotemporal Autoregression Models**

박헌수 (중앙대학교 도시및지역계획학과)

The estimation of the housing price has mainly been studied in a traditional way of the regression analysis. When spatial and temporal effects are disregarded in the model, however, those effects lead to distort and mislead parameter estimates and statistical inference. Using 1,265 observations on apartment prices in the southern Seoul from 1995 to 2000, this article demonstrates the substantial benefits obtained by modeling the spatial as well as the temporal dependence of the data. Specifically, the spatiotemporal autoregression with twenty variables reduced root mean squares error (RMSE) by 39.9% relative to an indicator-based model with twenty-one variables.

주제어: 시공간자기회귀모형, 특성가격함수, 부동산가격

Keywords: Spatiotemporal autoregressive model, hedonic price model, real estate price

## 1. 서론

부동산 가격은 부동산의 위치와 부동산 시장동향에 영향을 크게 받는다. 하지만 이들 공간과 시간의 영향을 부동산 가격모형에서 실제 다루는 방법은 쉽지 않다. 시간과 공간 효과를 지표변수 (즉, 더미변수)로 사용하여 파악하는 방법은 최적이 아니지만 가장 손쉬운 방법이다. 시간은 과거에서 현재, 그리고 미래 시점으로 한 방향으로 영향을 주기 때문에 시간에 대한 더미변수들을 손쉽게 정할 수 있다. 예를 들어, 과거 10년 동안의 시계열 자료가 주어져 있다고 하며 10개의 각 연도에 해당하는 더미변수를 사용할 수 있다.<sup>2)</sup> 반면 공간 효과는 영향을 주는 방향이 일정하지 않기 때문에 공간효과를 파악하기 위해서 공간에 대한 더미변수들은 결정하는 것은 쉽지 않다. 공간을 격자형태의 규칙적인 배열(tessellation)로 구분하더라도 단순 집합의 공간더미변수들을 설정하는데 어려움이 있다. 따라서, 한 지역의 부동산 시장구조를 파악하기 위해서는 상대적으로 많은 공간 더미변수들을 사용하게 된다. 하지만 바람직한 모형은 가능한 적은 변수들을 사용함으로써 모형을 단순화하여야 한다. 더욱이 공간과 시간 효과를 동시에 모형에서 다루고자 할 때 더미변수를 사용하는 경우 추정하여야 하는 변수가 급증하게 된다. 예를 들어 10개의 시간에 대한 더미변수와 10개의 공간에 대한 더미변수가 모형에서 적절하다고 가정할 때 시간과 공간의 효과를 함께 고려하기 위해서는

\* 본 논문은 2001년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었음 (KRF-2001-041-C00399).

2) 상수항을 포함할 경우는 9개 연도에 해당하는 더미변수를 사용하여야 한다.

100개의 더미변수들이 필요하게 된다. 이 경우 시공간 효과들을 효과적으로 잡아내는 것은 쉽지 않다.

본 논문에서는 부동산 가격에 대한 시공간 효과를 효과적으로 다룰 수 있는 시공간 자기회귀모형(spatiotemporal autoregressive model, STAR) 모형을 제시하고자 한다.<sup>3)</sup> STAR 모형에서 아파트 가격은 인근에 있는 최근 아파트 시세에 영향을 받는 것으로 가정한다. STAR 모형은 기존의 특성가격함수모형(hedonic price model)과 수정된 그리드모형(adjustment grid method)을 일반화한 것이다(Pace and Gilley 1998). STAR 모형의 적용사례는 환경분야에서는 많이 이루어지고 있으나, 부동산 분야에서는 적용사례가 거의 없는 실정이다. Pace et al. (1998)은 미국 버지니아주 페어팩스(Fairfax) 카운티 지역의 주택가격 자료를 사용하여 더미변수를 사용한 전통적인 특성가격함수모형과 시공간자기회귀모형을 사용하여 주택가격을 추정할 결과 시공간자기회귀모형은 더미변수를 사용한 경우보다 변수들을 적게 사용하였음에도 불구하고 추정오차가 37.35%가 감소한 실증분석 결과를 발표한 바 있다.

본 논문에서는 아파트가격을 추정함에 있어 시공간자기상관문제를 명시적으로 규명하고, 이를 해결할 수 있는 공간계량경제모형을 이용하여 아파트가격 형성요인을 분석하고자 한다. 분석에 사용된 자료는 서울 한강 이남 11개 구에 소재하고 있는 253개 아파트 단지에 대하여 1995년부터 2000년까지 아파트 평당 가격을 시공간자기회귀모형을 이용하여 분석하였다. 분석에 사용된 설명변수들로는 평형, 아파트 연수, 방수, 출입문구조, 단지규모, 도시화 규모, 도심과의 거리, 난방방식, 난방연료 형태, 학군 등의 속성자료를 이용하였다. 분석과정은 아파트 가격형성요인을 규명하기 위하여 먼저 시공간효과를 고려하지 않은 종래의 특성가격함수모형을 사용하여 아파트 가격과 아파트 특성변수 및 연도별 더미변수들간의 선형회귀분석을 통해 모수들을 최소자승법(OLS)을 이용하여 추정한 다음 시공간효과를 고려한 시공간자기회귀모형(STAR)과 추정결과들을 비교한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 시공간자기회귀모형의 구조와 추정방법에 대해서 살펴보고 3절에서는 실증분석에 사용된 자료와 기초통계 그리고 추정결과에 대한 해석을 보여주고 마지막 4절에서 본 논문의 결론을 내리고 있다.

## 2. 시공간자기회귀모형 (Spatiotemporal Autoregressive Model)

다음의 시공간자기회귀과정 (autoregressive process)을 가정하자.

$$(I - W)Y = X\beta + \varepsilon, \quad (1)$$

3) STAR 모형들에 대한 자세한 내용들은 Cressie (1993) 참조하기 바람.

여기서  $Y$ 는 종속변수에 대한  $N \times 1$  관측치 벡터이며,  $X$ 는 관심대상인 독립변수들의  $N \times k$  관측치 행렬을 나타낸다.  $\beta$ 는  $k \times 1$  모수벡터이며,  $\varepsilon$ 은 독립적이고, 정규분포를 하는  $N \times 1$  오차항 벡터를 나타낸다.  $W$ 는  $N \times N$  시공간가중행렬(spatiotemporal weight matrix)이다.  $W$ 의 대각선 원소들은 모두 0인데 이는 각각의 관측치가 자기 자신을 예측하는 것을 방지하기 위해서이다. 또한  $W$ 는 비음(nonnegative)의 원소만을 가진다. 추가적으로,  $W$ 의 각 열의 합은 1인 선형필터(linear filters)라고 가정한다. 확률변수  $Y$ 에  $(I - W)$  필터들을 앞에 곱함으로써 구한 확률변수  $(I - W)Y$ 들은 자기상관을 가지고 있지 않는다.<sup>4)</sup>

자료들은 시간에 따라 관측을 하였다고 가정한다. 따라서  $W$ 의 첫 번째 행은 가장 오래된 관측치에 해당한다. 또한, 과거 아파트 가격이 현재 아파트 가격에 영향을 미친다고 가정한다.  $W$ 를  $S$ 와  $T$  행렬로 분해를 한다. 여기서  $S$ 와  $T$  행렬은 각각 이전 관측치들 사이의 공간관계와 시간관계를 규정하는 행렬들이다. 따라서, 행렬  $T$ 는 규칙적으로 관측된 자료에 대한 시차연산자(temporal lag operator)이다.  $S$ 는 시차연산자와 같이 공간에서 같은 기능을 수행하는 공차연산자(spatial lag operator)이다.

다양한 방법으로 시공간필터링을 적용할 수 있다. 예를 들어 공간과 시간에 대한 필터를 가법적(additive)으로 적용할 수 있다. 즉,  $(I - W) = (I - \rho_S S - \rho_T T)$ . 여기서  $\rho_S$ 와  $\rho_T$ 는 공간과 시간에 대한 자기회귀모수(autoregressive parameter)들을 각각 나타낸다. 이들 모수들은 절대값이 1 혹은 1보다 작다고 가정한다. 이는 암묵적으로 공간과 시간효과들 사이에는 상호작용이 없다는 것을 가정하고 있다.

또 다른 방법으로는 공간과 시간효과를 승법적(multiplicative)으로 적용할 수 있다. 즉  $(I - W) = (I - \rho_S S)(I - \rho_T T)$  혹은 반대로 공간을 먼저 필터링을 하고 나서 시간에 대해 필터링을 하는 방법, 즉  $(I - W) = (I - \rho_T T)(I - \rho_S S)$  이 있다.<sup>5)</sup> 이들 필터들을 선형결합하여 다음과 같이 일반화할 수 있다.

$$W = \rho_S S + \rho_T T + \rho_{ST} ST + \rho_{TS} TS. \quad (2)$$

행렬  $ST$ 와  $TS$ 는 일반적으로 같은 값을 가지지는 않는다.

$S$ 와  $T$  행렬의 행의 합은 1이라는 제약을 준다. 공간계량경제학에서는 이러한 가중행렬들은 '표준화(standardized)'되었다고 한다(Anselin and Hudak 1992, p.514). 또한 이 경우  $S$ 와  $T$ 를 선형필터(linear filters)라 해석할 수 있다(Davidson and MacKinnon 1993, p.691).  $S$ 와  $T$ 의 행에서 원소의 값이 0이 아니면 관측치 자신과 시간과 공간효과를 갖는

4) 이는 오차항에서 자기상관이 없기 위한 하나의 충분조건이다.

5) 확률변수에  $(I - W)$ 를 앞에 곱하기 때문에 필터링의 순서는 오른쪽에서 왼쪽으로 진행된다.

다른 관측치들을 나타낸다.  $S$ 와  $T$ 의 대각선 원소들은 모두 0이라고 가정함으로써 자기 자신을 예측하는 것을 방지한다.

관측치들은 시간 순으로 정렬되어 있고, 이전의 가격에 대해서만 영향을 받는다고 보면,  $T$ 는 강하삼각행렬(strictly lower triangular matrices)이다.  $T$ 의 첫 번째 행은 가장 오래된 거래에 해당하고 마지막 행은 가장 최근에 거래된 자료에 해당된다. 즉,  $i < j$ 에 대해서  $T_{ij} = 0$ 이고  $T_{ii} = 0$ 이다. 따라서  $T$ 의 첫 번째 행은 모든 원소가 0이다. 또한  $T$ 의 모든 원소들은 양(positive)의 값을 가진다. 즉,  $T_{ij} \geq 0$ 이다.

공간필터  $S$  행렬은 관측시점이 동일한 아파트에 대하여 일정 거리이내에 있는 주변 아파트와의 거리를 가중치를 부여하여 행렬을 작성한다. 본 논문에서는 일정거리(5km) 이내에 있는 아파트들을 모두 동일한 가중치 1을 부여한 다음 행 표준화를 하여  $S$  행렬을 작성하였다.

본 논문에서 사용한 시공간자료는  $ST$ 와  $TS$ 가 같다. 하지만 일반적으로는  $ST$ 와  $TS$ 는 같은 값을 가지지는 않는다. 이는 공간을 먼저 필터링을 하고 다음으로 시간에 대해 필터링을 한 결과는 반대의 경우와 다른 결과를 가져오게 된다.

모형추정에 앞서 시공간효과를 나타내는 모든 변수(예를 들어  $TY$ ,  $SY$ ,  $STY$ )들을 전체 표본에 대해 구성된 다음 실제 모형 추정과정에서는 일부 초기의 관측치들을 이들 변수 값들에서 제외시킨다. 본 논문에서는 전체 관측치 1,518개 가운데 아파트 단지수에 해당하는 253개 관측치를 제외한 1,265개의 관측치만을 사용하였다.

시공간자기회귀모형은 통상최소자승법(OLS)을 사용하게 되면 추정량의 편이(bias)가 생긴다. 이를 보정하기 위해 간접최소자승법(Instrumental Variables Estimation; IVE), 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation; MLE), 2단계최소자승법(Two Stage Least Square Estimation; 2SLS), 적률추정법(Method of Moments) 등으로 추정하게 된다. 자세한 내용은 Anselin(1988), Anselin and Kelejian (1997), Kelejian and Prucha (1997) 참조.

본 논문에서는 최우추정법을 사용하기로 한다. 이는 오차항 ( $\varepsilon$ )의 정규분포 가정을 이용하여 로그우도함수(Log-Likelihood Function)를 구하면 다음과 같다.

$$\ln L = -\frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{N}{2} \ln \sigma^2 + \ln |I - W| - \frac{1}{2} \frac{e'e}{\sigma^2} \quad (3)$$

여기서  $e = (I - W)Y - X\beta$ 이다.  $|I - W|$ 은 자코비안(Jacobian)으로서 관측되지 않는  $\varepsilon$ 을 관측이 가능한  $Y$ 로 변수변환을 하는 과정에서 확률밀도함수(probability density function)의 총합이 1이 되도록 사용한다. 본 논문에서는  $I - W = (I - \rho_S S)(I - \rho_T T)$ 로 가정하면 (3)식은 다음 (4)식으로 간단히 나타낼 수 있다.

$$\ln L = -\frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{N}{2} \ln \sigma^2 + \ln |I - \rho_S S| - \frac{1}{2} \frac{e'e}{\sigma^2} \quad (4)$$

이는  $|(I - \rho_S S)(I - \rho_T T)| = |I - \rho_S S| |I - \rho_T T|$ 로 표시할 수 있으며  $T$  행렬은 대각원소들이 모두 0이며 하삼각행렬(lower triangular matrix)이기 때문에  $(I - \rho_T T)$  행렬의 행렬식은 1이기 때문이다. 최대우도추정법(Maximum Likelihood Estimation, MLE)에 의해 모수를 추정하는 과정에서  $(I - \rho_S S)$  행렬의 행렬식을 계산할 필요가 있다. 부동산 가격에 대한 시공간 자료가 많을 경우 행렬식의 계산과정은 문제가 된다. 본 논문에서는 Ord (1975)가 제시한  $\ln |I - \rho_S S| = \sum_i \ln(1 - \rho_S \lambda_i)$  관계를 사용하였다. 여기서  $\lambda_i$ 는  $S$  행렬의  $i$ 번째 고유치(eigenvalue)이다.

### 3. 실증분석

일반적으로 아파트 가격에 영향을 주는 요인들은 크게 물리적 요인, 입지적 요인과 환경적 요인으로 나눌 수 있다. 이 중에서 물리적 요인은 아파트의 주거특성과 단지특성으로 구분된다. 주거특성으로는 평형, 아파트 층, 아파트 경과연수, 방수 등이 해당되며, 단지특성으로는 단지의 규모, 용적율, 건폐율, 최고층수 등이 있다. 입지적 요인으로는 초등학교나 지하철역까지의 거리, 도로, 공원이나 한강과의 거리등을 들 수 있다. 환경적 요인으로는 향, 조망, 프라이버시, 일조, 소음 등이 있다. 환경적 요인들은 최근 소득수준의 증가와 더불어 아파트 수요자들이 생활환경을 중요하게 인지하게 되면서 그 중요성이 높아지고 있다.

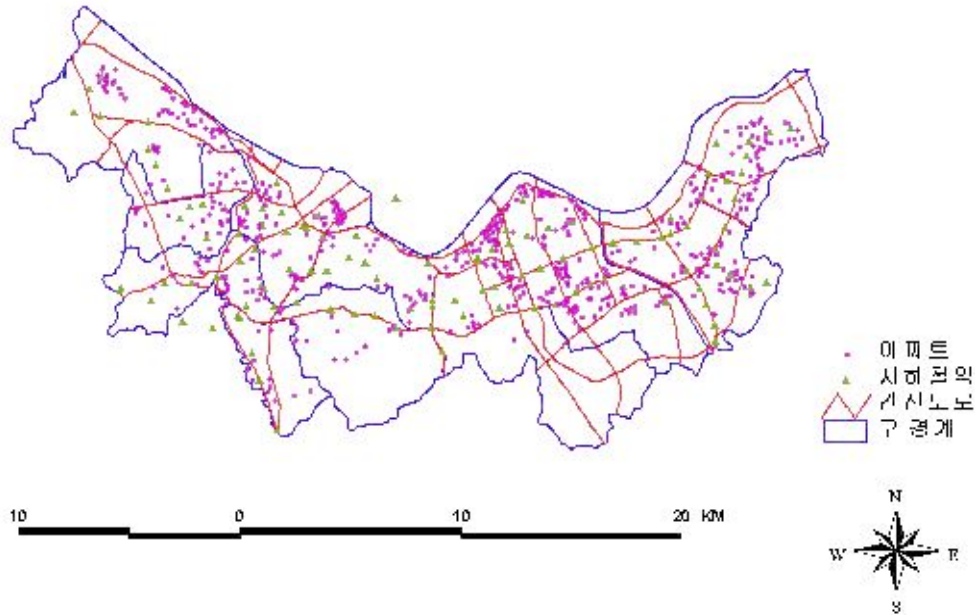
본 논문에서는 서울 한강 이남 11개 구(강남구, 강동구, 강서구, 관악구, 구로구, 금천구, 동작구, 서초구, 송파구, 양천구, 영등포구)에 소재하고 있는 300세대 이상 아파트 단지를 대상으로 하였다.<sup>6)</sup> 아파트 가격은 “부동산뱅크”에서 발표하고 있는 1995년부터 2000년까지 매년 4월기준 아파트 시세 자료를 이용하였다.

아파트 가격에 영향을 미치는 물리적 변수로서는 평형(PY), 방수(NROOM), 아파트 연수(AGE)를 사용하였다. 터미변수로서는 현관 출입문 구조(DENTR)와 아파트 층수(DHIGH)를 사용하였다. 출입문 구조는 복도식을 기준으로 하였으며, 아파트 층수는 10층 이상 아파트를 기준으로 하였다. 10층 이하 아파트는 일반적으로 용적율이 낮아 토지지분이 많으며, 또한 재건축 수요가 높아 아파트 가격에 프리미엄을 반영하기 위하여 사용하였다. 또한 난방방식

6) 아파트 단지규모를 300세대 이상을 선택한 것에는 특별한 이론적 근거는 없으나, 2003년 9월 정부에서 발표한 부동산대책 가운데 재건축 소형의무평수에 대한 규제는 300세대 이상 아파트 단지에 대해 적용한 바 있다.

과 사용하는 난방연료 유형을 기준으로 더미변수들을 사용하였다. 난방방식은 개별난방을 기준으로 중앙집중식(DHEAT1)과 지역난방식(DHEAT2)로 구분하였으며, 사용연료는 도시가스를 기준으로 기름을 사용하는 경우(DFUEL1)와 열병합발전소에서 공급되는 연료를 사용하는 경우(DFUEL2)로 구분하였다.

다음 그림은 분석대상 아파트의 분포를 보여주고 있다.



<그림 1> 분석대상 아파트 분포 현황

입지적 요인으로는 도심과의 거리(CBD), 주요 도로와의 거리, 초등학교까지의 거리, 지하철까지의 거리, 상업시설, 상가, 공원시설, 관공서 그리고 주변시설들에 대한 접근성 등을 고려할 수 있다. 그러나 대부분의 입지적 요인 변수들은 연도별로 그 크기가 달라질 수 있어 측정상의 오류가 존재할 수 있다. 또 다른 문제는 지하철역과의 거리의 경우 실제 지하철이 개통되기 이전에 이미 지하철 개통에 대한 기대가 아파트 가격에 영향을 미치기 때문에 지하철역에 대한 접근성을 측정하는 과정에서 측정오차가 클 수 있다. 본 논문에서는 비교적 측정오차가 적은 도심과의 거리(CBD) 만을 분석에 사용하였다.

주변 지역의 환경적 요인도 아파트 가격에 크게 영향을 미친다. 본 논문에서는 고등학교 학군(school districts)이 매우 중요하다고 판단하여 강서교육청 학군(강서구, 양천구)을 기준으로 남부교육청(영등포구, 구로구, 금천구; DSCH1), 동작교육청(관악구, 동작구; DSCH2), 강남교육청(강남구, 서초구; DSCH3), 강동교육청(강동구, 송파구; DSCH4)으로 구분하였다.

마지막으로, 아파트 수요에 영향을 미치는 사회경제 변수로서 구별 인구규모(POP)를 사

용하였다. <표 1>은 분석에서 사용한 변수들에 대한 기초통계를 보여주고 있다.

<표 1> 기초통계 (1265개 관측치)

변수명	변수 설명	평균	표준편차	최소값	최대값
PRICE	평당매매가격 (백만원)	7.02	2.44	1.90	17.96
PY	평형 (평)	32.81	11.41	13.00	65.00
YEAR	아파트 연수 (년)	14.04	5.24	2.00	29.00
NROOM	방의 수 (개)	3.20	0.97	1.00	6.00
NHHD	단지규모 (세대수)	961.8	892.6	303.0	6000.0
DENTR	출입문구조(복도식=1, 계단식=0)	0.46	0.50	0.00	1.00
DHIGH	고층더미 (10층이상 =1, 기타 =0)	0.85	0.36	0.00	1.00
DHEAT1	난방방식 (중앙집중 =1, 기타 =0)	0.42	0.49	0.00	1.00
DHEAT2	난방방식(지역난방 =1, 기타=0)	0.45	0.50	0.00	1.00
DFUEL1	연료방식(기름 =1, 기타=0)	0.10	0.30	0.00	1.00
DFUEL2	연료방식(열병합 =1, 기타=0)	0.36	0.48	0.00	1.00
DSCH1	남부교육청(영등포, 구로, 금천=1, 기타=0)	0.19	0.39	0.00	1.00
DSCH2	동작교육청(동작, 관악=1, 기타 =0)	0.08	0.26	0.00	1.00
DSCH3	강남교육청(강남, 서초=1, 기타 =0)	0.39	0.49	0.00	1.00
DSCH4	강동교육청(강동, 송파=1, 기타 =0)	0.25	0.44	0.00	1.00
CBD	도심과의 거리(km)	10.92	2.88	5.40	16.70
POP	구별 인구 (만명)	50.23	9.60	27.05	67.72

자료: 서울시, 통계연보 1996년부터 2001년 각년도  
부동산뱅크. 1995년부터 2000년 4월 기준

아파트 평당 매매가격의 평균은 702만원으로 나타났으며, 가장 비싼 아파트는 평당 1,796만원, 가장 값싼 아파트는 평당 190만원으로 나타났다. 분석대상 아파트는 평균적으로 32.8평형, 방수 3.2개, 아파트 연수 14년으로 나타났다. 가장 오래된 아파트는 29년이 경과하였다. 단지규모는 962세대이며, 가장 세대수가 많은 단지는 6,000세대이다. 더미변수들을 살펴보면, 현관출입문의 구조는 계단식이 54%로 복도식보다는 약간 많은 것으로 나타났으며 85%의 아파트가 10층이상 고층아파트이다. 난방방식은 지역난방이 45%, 중앙집중이 42%, 개별난방13%으로 분포하고 있으며, 연료방식은 대부분의 도시가스이며, 기름보일러 경우는 전체 10%에 해당된다.

주변 환경에 대한 특성을 살펴보면 분석대상 아파트 가운데 39%는 강남교육청 학군에 위치하고 있으며, 다음으로 강동교육청 학군 25%, 남부교육청 학군 19%의 순으로 분포하고 있다. 도심(CBD)과는 10.9km 정도 떨어져 있으며, 구별로 평균 인구는 약 50만명으로 도시

화규모가 상대적으로 큰 것을 알 수 있다.

모형 추정에 앞서 시공간 필터인  $T$ ,  $S$ ,  $ST$  행렬을 설정하여야 한다.  $TS$  행렬은  $ST$ 와 동일하기 때문에 시간효과와 공간효과를 적용하는 순서와 상관없이 알 수 있다. 그러나 일반적으로 시간효과와 공간효과를 적용하는 순서가 중요하다(Pace et al. 1998). 시간효과를 나타내는  $T$  행렬은 동일한 아파트에 대해 일년 전 아파트 시세를 반영하도록 설정하였다. 공간효과를 나타내는  $S$  행렬을 설정하기 위해서는 먼저, 아파트 좌표를 이용하여 아파트간의 거리를 구한 다음 이용하여 거리가중행렬(distance weight matrix)을 구하였다. 그런 다음 공간가중치 행렬  $S$ 를 작성하는 방법은 여러 가지가 있는데 일반적으로 각 지점의 인접성(contiguity) 혹은 지점간의 거리를 이용하여 생성한다 (Anselin 1988, 3장 참조). 본 논문에서와 같이 각 지점의 위치를 나타내는 좌표나 지점간의 거리를 알고 있는 경우, 거리를 이용한 가중치 행렬이 인접성을 이용하는 방법보다 바람직하다(Anselin 1988, p. 20). 따라서 본 논문에서는 아파트간 거리를 이용하여 일정거리(예를 들어 5km) 이내에 위치하고 있는 인근 아파트들을 모두 동일한 가중치 1을 부여하도록 공간가중치행렬을 작성하였다. 또한 주변지역 아파트 가격이 분석대상 아파트 가격에 평균적으로 미치는 영향을 파악하기 위하여 행을 기준으로 공간가중치 행렬을 표준화(row standarization)하였다.

아파트 가격모형에서 종속변수인 아파트 평당매매가격은 자연대수로 변환하였으며 설명변수들은 평형, 아파트 연수, 방수, 단지규모, 인구 등의 변수를 제외한 대부분 변수들은 자연대수를 취하지 않고 모형에 사용함으로써 로그-선형(log-linear) 형태의 함수를 가정하여 모형을 추정하였다. 평형을 독립변수에 추가한 것은 평형에 따른 가격 프리미엄 유무를 알아보기 위해서였다. 평형 역시 종속변수와 마찬가지로 자연대수로 변환하여 사용하였다.

추정결과는 <표 2>와 같다. 시간 효과를 4개의 더미변수를 포함하여 추정한 통상최소자승법(OLS) 방법을 통해 아파트가격을 추정한 결과 수정결정계수는 0.753으로 비교적 높게 나타났다. 평균자승오차근(RMSE)은 0.1682로 추정오차가 평당 16만8천원으로 나타났다. 시간효과를 4개의 더미변수 대신  $T$  행렬을 이용하여 1년 전 아파트 시세를 설명변수를 추가하여 최우추정법(MLE)으로 추정한 AR 방법의 경우 수정결정계수가 0.807로 OLS에 비해 7.1% 증가한 것으로 나타났으며, 평균자승오차근은 0.140으로 추정오차가 평당 14만원으로 OLS방법에 비해 16.7% 감소한 것으로 나타났다. 반면 시간효과를 고려하지 않고 공간효과

7) 종속변수로 전체가격을 사용하고 종속변수로서 평수를 사용할 경우와 종속변수로 평당가격을 사용하는 경우 모형추정결과에 큰 차이는 없다. 하지만 종속변수를 전체가격을 쓸 경우 설명변수인 평수가 종속변수의 변동의 대부분을 설명하기 때문에 통계적으로 유의성이 매우 높고 결정계수가 매우 높아지는 경향이 있다. 특히 평형 규모에 대한 프리미엄이 존재하지 않는 경우에는 평형에 의해서 아파트 가격의 거의 대부분의 변동이 설명되기 때문에 결정계수가 매우 높아지기 때문에 다른 변수들에 의한 아파트 가격변동의 요인을 파악하기가 어려워지는 문제가 있다(박현수 외 2003).

만을 고려한 SAR 모형의 경우는 오히려 OLS 방법보다 모형의 적합도가 떨어지는 것을 알 수 있다. 이는 분석에 사용된 자료들에 있어 공간상관(spatial correlation)보다는 계열상관(serial correlation)이 큰 것을 알 수 있다. 즉, 현재시점의 주변 아파트 시세보다 1년 전의 아파트 가격이 설명력이 높은 것을 의미한다. 시간과 공간효과를 모두 고려한 STAR 모형의 경우 OLS 방법에 비해 수정결정계수는 0.913으로 21.2% 증가하였고, 추정오차는 평당 10만 1천원으로 39.9% 감소한 것으로 나타났다. 추정방법에 따른 추정량의 부호는 대체적으로 예상한 결과를 보여주고 있으며 추정방법에 따라 부호의 변화는 없는 것으로 나타나 추정방법에 따른 편이(bias)는 없는 것으로 나타났다. 따라서 이후 추정결과에 대한 해석은 STAR 모형에 대해서 기술하기로 한다.

평형은 통계적 유의성이 없는 것으로 나타나 평형이 클수록 평당가격의 프리미엄은 없는 것으로 나타났다. 아파트 연수도 평당 가격에는 양(+)의 효과를 보이고 있으며 통계적으로 유의성은 있는 것으로 나타났다. 아파트 연수가 오래될수록 아파트 평당가격은 낮아지는 것이 일반적이지만, 본 논문에서 다루고 있는 아파트 단지들의 경우에는 일정 연수가 지날 때까지는 초기에는 아파트 가격이 상승하다가 나중에는 떨어지게 된다. 이후 아파트가 노후화 되어 재건축에 대한 기대가 커지게 되면 평당 아파트 가격이 오히려 높아지기 때문에 전체적으로 볼 때 아파트 연수는 평당 가격에 양(+)의 효과를 가지는 것으로 볼 수 있다.

방의 수는 평형과 밀접하게 관련되어 있어 평형과 마찬가지로 통계적으로 유의성이 없는 것으로 나타났다.

현관출입문 구조는 복도식이 계단식에 비해 2%정도 평당 가격이 낮다. 10층 미만의 아파트는 10층 이상 고층 아파트에 비해 5.2% 아파트 가격이 높은 것을 알 수 있다. 이는 10층 미만의 아파트의 경우 일반적으로 용적률이 낮아 토지지분이 많으며, 또한 재건축 가능성이 고층아파트에 비해 상대적으로 높은 것이 아파트 가격 프리미엄으로 나타나는 것으로 판단된다.

난방방식은 개별난방에 비해 중앙난방과 지역난방이 각각 2.6%, 4.5%씩 높은 것으로 나타나 지역난방방식의 아파트가 가격이 높은 것으로 나타났다. 도시가스에 비해 연료 유형이 기름인 아파트는 가격이 2.6% 낮은 반면 열병합방식의 아파트는 도시가스 아파트와는 차이가 없는 것으로 나타났다.

<표 2> 실증분석 결과

변수	OLS	AR	SAR	STAR
CONSTANT	-0.110 (0.197)	-0.055 (0.158)	-0.647 (0.192)**	-0.088 (0.095)
PY	0.081 (0.035)**	0.014 (0.029)	0.087 (0.034)**	0.000 (0.022)
AGE	0.051 (0.014)**	0.035 (0.013)**	0.059 (0.014)**	0.024 (0.008)**
NROOM	0.143 (0.036)**	0.057 (0.030)*	0.134 (0.037)**	0.040 (0.023)*
DENTR	-0.175 (0.013)**	-0.049 (0.013)**	-0.169 (0.014)**	-0.020 (0.008)**
NHHD	0.093 (0.008)**	0.032 (0.008)**	0.095 (0.008)**	0.021 (0.005)**
DHIGH	-0.266 (0.022)**	-0.087 (0.020)**	-0.267 (0.022)**	-0.052 (0.016)**
POP	0.309 (0.038)**	0.095 (0.032)**	0.185 (0.041)**	0.029 (0.024)
CBD	-0.028 (0.003)**	-0.008 (0.003)**	-0.019 (0.003)**	-0.003 (0.002)
DHEAT1	0.068 (0.020)**	0.032 (0.017)*	0.076 (0.021)**	0.026 (0.011)**
DHEAT2	0.133 (0.022)**	0.057 (0.020)**	0.142 (0.020)**	0.045 (0.011)**
DFUEL1	-0.106 (0.018)**	-0.040 (0.015)**	-0.100 (0.020)**	-0.026 (0.010)**
DFUEL2	-0.027 (0.015)*	-0.006 (0.014)	-0.033 (0.016)**	-0.004 (0.008)
DSCH1	0.004 (0.024)	-0.004 (0.021)	0.002 (0.025)	-0.001 (0.011)
DSCH2	-0.046 (0.026)*	-0.024 (0.023)	-0.087 (0.027)**	-0.024 (0.014)*
DSCH3	0.200 (0.020)**	0.067 (0.018)**	-0.014 (0.026)	0.002 (0.017)
DSCH4	0.075 (0.022)**	0.026 (0.020)	-0.059 (0.026)**	-0.008 (0.015)
D1997	0.149 (0.015)**	-	-	-
D1998	0.043 (0.015)**	-	-	-
D1999	-0.011 (0.015)	-	-	-
D2000	0.144 (0.016)**	-	-	-
SY	-	-	0.560 (0.044)**	0.836 (0.01)**
TY	-	0.690 (0.023)**	-	0.954 (0.032)**
STY	-	-	-	-0.900 (0.036)**
결정계수	0.7569	0.8092	0.7445	0.9115
Log-L	459.730	689.663	441.624	1,108.45
AIC	-877.461	-1343.326	-847.248	-2,176.89
DW	0.794	2.521	0.749	2.293
RMSE	0.168	0.140	0.171	0.101

주: ( )안은 표준오차임. TAR, SAR, STAR 모형의 표준오차는 부트스트랩(bootstrap) 방법을 200 회 반복하여 표준오차를 구하였음.

\*, \*\*는 각각 10%, 5% 유의수준에서 유의함

고등학교 학군은 평당 아파트 가격에 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. 이는 고등학교 학군의 영향이 이미 주변 아파트 시세와 1년전의 아파트 시세에 반영이 되어 있기 때문

에 현재 해당 아파트의 학군이 추가적으로 설명력이 크지 않기 때문으로 해석된다. 연도별 터미변수를 이용한 OLS 방법에서는 강남교육청 학군이 강서교육청 학군에 비해 20%, 강동교육청 학군은 7.5% 높은 것으로 나타난 반면 동작교육청 학군은 강서교육청 학군에 비해 대략 4.6% 낮은 것으로 나타났고 남부교육청 학군은 강서교육청 학군과 차이가 없는 것으로 나타났다. 실제 일부 지역에 있어 학군은 아파트 가격 형성요인에 있어 매우 중요하다. 하지만 본 논문에서 부동산 가격에 시공간효과를 고려함으로써 학군에 대한 영향이 외생적으로 파악되는 것 보다 내생적인 효과로서 대부분이 설명됨으로써 학군에 대한 영향을 구체적으로 나타낼 수 없는 한계를 보이고 있다. 이는 오차항에 대한 구조를 시공간차원에서 등분산(homoscedasticity)를 기본 가정으로 하였기 때문에 발생하는 것으로 볼 수 있다. 추후 오차항의 이분산성(heteroscedasticity) 문제와 학군에 따라 모수들의 추정을 달리함으로써 학군의 효과를 파악할 수 있는 Random Coefficient Model에 대한 확장이 필요하다. 이는 추후 연구과제로 남긴다.

인구규모는 아파트 주변 지역의 도시화 규모를 나타내며 아파트시장의 수요에 영향을 미친다. 추정결과 인구가 1% 증가할 경우 평당 아파트 가격은 0.03% 높아지는 것으로 나타났으나 통계적인 유의성은 없는 것으로 나타났다. 반면 OLS 방법의 경우는 0.31% 높아지는 것으로 나타났으며 통계적인 유의성이 큰 것을 알 수 있다. 단지규모는 평당 아파트 가격에 양(+)의 효과를 가지나 통계적 유의성은 없는 것으로 나타났다. 이는 300세대 이상의 아파트 단지를 대상으로 분석하였기 때문에 단지규모에 따른 프리미엄은 크지 않는 것으로 판단된다. 마지막으로 도심과의 접근성은 통계적으로 유의성이 없는 것으로 나타났다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 아파트 가격에 대한 시공간자료를 가지고 시간효과를 일부 터미변수를 이용한 전통적 회귀모형에서 발생할 수 있는 시공간적 자기상관의 문제를 해결하고자 하였다. 이를 위해 시간효과를 고려한 AR 모형, 공간효과를 고려한 SAR 모형, 시공간효과를 동시에 고려한 STAR을 사용하여 아파트 가격에 대한 실증분석을 하였다.

서울 한강이남 11개 구에 소재하고 있는 253개 아파트 단지 1,265개 시공간 자료를 사용하여 실증분석을 한 결과 시공간 효과를 고려한 STAR 모형이 이들 효과를 단순히 터미변수로서 고려한 OLS 방법에 비해 모형의 적합도가 크게 개선된 것을 알 수 있다. 수정결정계수는 21.2% 상승하였으며, 추정오차는 39.9% 감소한 것으로 나타났다. 따라서 시공간효과를 고려하지 않았을 때보다 시공간효과를 고려했을 때의 아파트가격 추정시 정확성을 제고할 수 있음을 알 수 있다. 또한 시공간효과를 모형에서 제대로 반영하지 않을 경우 아파트

특성가격함수 모형에서 모수들은 상향추정(over estimation)되기 때문에 유의할 필요가 있다.

본 연구에서 부동산 가격을 예측하는데 있어 시공간효과(spatiotemporal effects)를 모형에서 명시적으로 다룸으로써 다음의 기대효과를 얻을 수 있다. 첫째, 인근의 최근에 매매된 부동산들로부터 구한 시공간정보를 이용하여 원하는 시간과 위치의 부동산 가격을 예측하는 방법을 제시하고, 시공간효과가 부동산가격에 미치는 영향을 실증적으로 추정할 수 있는 방법을 제공함으로써 부동산시장에 대한 이해를 높인다. 둘째, 추정된 시공간자기회귀모형을 통해 시간과 장소에 따라 변화하는 가격표면들(price surfaces)을 이용하여 특정 위치에서 시간에 대한 부동산가격지수와 주어진 시점에서 공간에 대한 부동산가격지수를 산정할 수 있다. 셋째, 시간과 공간에 대한 다양한 부동산 가격지수를 제공함으로써 부동산시장에 대해 합리적인 투자지표를 제시할 수 있다. 정보화와 세계화에 따른 부동산에 대한 유동성이 높아짐에 따라 부동산 컨설팅에 대한 수요가 커질 것이다. 따라서 부동산에 대한 통계적 분석 기법이 어느 때보다 절실히 요구되고 있는 실정임을 감안할 때 본 논문의 결과는 이러한 요구에 기여하게 될 것이다. 넷째, 시공간자료를 활용한 과학적인 부동산가격지수를 산정하는 방법을 제시함으로써 부동산투자자가 원하는 임의의 위치와 시간에 대한 부동산가격정보를 제공하고 이를 통해 부동산 가격시장의 왜곡을 사전에 차단하고 건전한 부동산시장을 여건을 만들 수 있도록 기여한다. 다섯째, 국가지리정보체계(NGIS)와 기타 사회간접자본 정보화 추진사업에 따라 정보화시대에 부동산시장의 합리적인 분석방법을 제공함으로써 부동산정책과 관련한 의사결정지원시스템 개발과 국가의 부동산 자원을 효율적으로 관리하는데 기여한다.

하지만 본 논문에서는 추정오차들의 시공간자기상관을 고려하지 못하였으며 또한 추정오차들의 이분산성(heteroscedasticity) 문제를 고려하지 못하였다. 또한 설명변수들의 시간과 공간 효과들을 모형에서 고려하지 못하였다. 향후에는 한 설명변수의 변화에 따른 부동산 가격의 변화가 시공간적으로 영향을 미치는 효과와 추정된 시공간모형은 시간에 따라 변화하는 아파트 가격 정보를 제공하기 때문에 크리깅(Kriging) 기법과 같은 공간적 내삽기법을 이용하여 특정 위치에 대한 아파트 가격지수를 작성하는 것도 추후 연구할 흥미로운 분야이다.

## 참고 문헌

박헌수 (2000) 모수적 방법과 비모수적 방법에 의한 토지가격 추정에 관한 연구, 한국지역개발학회지 12(1) 101-109.

박헌수 (2001). 모수적방법과 준모수적 방법에 의한 주택가격함수추정에 관한 연구, 국토계획

획 36(4): 153-165.

박현수 · 정수연 · 노태욱 (2003). 공간계량경제모형을 이용한 아파트가격과 공간효과분석. *국토계획* 38(5) 게재예정.

서경천 · 이성호 (2001). "공간적 자기회귀모델과 토지시장분할에 의한 효율적 지가추정에 관한 연구", *국토계획*, 36(4): 77-94.

Anselin, L.(1990). "Some Robust Approaches to Testing and Estimation in Spatial Econometrics." *Regional Science and Urban Economics* 20:141-163.

Anselin, L. (1988), *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Dordrecht: Kluwer Academic.

Anselin, L. and Harry H. Kelejian (1997). "Testing for spatial error autocorrelation in the presence of endogenous regressors," *International Regional Science Review* 20: 153-182.

Anselin, L. and S. Hudak. (1992). "Spatial Econometrics in Practice: A Review of Software Options," *Journal of Regional Science and Urban Economics* 22, 509-536.

Cressie, N.A.C. (1993). *Statistics for Spatial Data*. 2nd ed. New York: Wiley. Gillen, K., T. G. Thibodeau, and S. Wachter (2001), "Anisotropic Autocorrelation in Housing Prices," *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 23(1): 5-30.

Davidson, Russell, and James MacKinnon. (1993). *Estimation and Inference in Econometrics*. New York: Oxford University Press.

Kelejian, Harry H. and Ingmar R. Prucha (1997). "Estimation of Spatial Regression Models with Autoregressive Errors by Two-Stage Least Squares Procedures: A serious Problem," *International Regional Science Review* 20: 103-111.

Meen, G. (2001). *Modeling Spatial Housing Markets: Theory, Analysis and Policy*. Boston: Kluwer Academic Publisher.

Pace, R.K., R. Barry, J.M. Clapp and M. Rodriguez (1998) "Spatio-Temporal Autoregressive Models of Neighborhood Effects" *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17(1):15-33.

Rosen, S. (1974), "Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition," *Journal of Political Economy*, 82: 34-55.