# 서울 자치구별 주택가격 간의 장단기 동조화*

이 진** · 이 항 용***

요 약

본 연구는 서울의 자치구별 아파트매매가격 및 아파트전세가격을 이용하여 주택가격의 동조성을 추정하였다. 통상적인 시간 영역 대신 주파수 영역에서 빈도별 상관계수의 추정을 통해 동조성의 정도를 분석하였다. 추정결과에 의하면 자치구별 주택가격간의 동조성이 단기보다는 장기에서 더 강하게 나타나는 것으로 나타났다. 강남4구 지역 내의 동조성은 장단기에서 모두 매우 강하게 나타나고 있으나 강남4구와 비강남 지역 간의 동조성은 지역 내에 비해서는 낮은 수준을 보이고 있다. 이는 강남4구와 비강남 간의 아파트매매가격이 부분적으로 디커플링되고 있을 가능성을 시사한다. 한편, 지리적으로 인접해 있는 자치구간의 동조성은 강남지역을 중심으로 높게 나타나고 있으나 장기에서는 지리적 인접성의 중요성은 다소 감소하는 것으로 분석되었다.

핵심 주제어 : 동조성, 빈도별 상관계수, cohesion, 주택가격
JEL 분류기준 : R30, C22

## Ⅰ. 서 론

주택은 주거서비스를 제공하는 내구소비재인 동시에 주택은 가계의 자산구성에서 매우 높은 비중을 차지하고 있는 실물자산이다. 이에 따라 각 경제주체는 주택가격의 변화에 큰 관심을 가질 수밖에 없으며, 정부도 주택가격을 안정시키

* 투고일(2018년 3월 4일), 수정일(2018년 7월 5일), 게재확정일(2018년 8월 1일).
** 이화여자대학교 경제학과 교수, E-mail: leejin@ewha.ac.kr
*** 교신저자, 한양대학교 경제금융대학 교수, E-mail: hl306@hanyang.ac.kr

www.kci.go.kr

기 위한 다양한 정책적 노력을 경주하여 왔다.

주택의 중요한 특징 중의 하나는 이동이 불가능하기 때문에 주택이 위치하고 있는 지역이 가격을 결정하는 중요한 요인이 된다. 따라서 주택가격에 대한 일차적인 관심은 수도권이나 서울 그리고 그 중에서도 서울의 강남지역에 집중되어 왔다. 정부의 부동산 대책 역시 서울이나 강남지역을 초점을 맞추는 경우가 많았다.

강남의 주택가격에 초점이 맞추어지는 이유는 강남의 주택가격이 상승하면 전국의 부동산가격도 상승한다고 생각하기 때문이다. 즉, 강남의 주택가격이 다른 지역의 가격을 선도한다는 믿음에 기초하고 있다. 반면 최근의 상황에서처럼 강남의 주택가격은 상승하는데 비강남지역이나 지방의 주택가격은 오히려 하락한다는 비판의 목소리도 존재한다. 이러한 경우는 지역별 주택가격 사이에 일종의 디커플링 현상을 의미한다.

본 연구는 이러한 상황인식하에 서울의 자치구별 아파트매매가격 및 아파트전세가격을 이용하여 주택가격의 동조성을 추정하는데 목적이 있다. 구체적으로 자치구별 주택가격간의 동조성이 단기와 장기에서 차이를 보이고 있는지를 살펴보고자 한다. 동시에 어느 자치구의 주택가격이 다른 자치구와 동조성이 높은지 그리고 지리적으로 인접해 있는 자치구간의 동조성이 더 높은지를 분석한다. 또한 자치구별로 주택가격과 경기변동과의 동조성이 차별적인지를 살펴본다.

대부분의 경우 동조성은 피어슨 상관계수와 같이 시간영역(time domain)에서 측정되어 왔다. 이와는 달리 본 연구에서는 Croux, Forni, and Reichlin(2001)이 제안한 방법론에 따라 동조성을 시간영역 대신 주파수 영역(frequency domain)에서 정의하고 측정하고자 한다.[1)] 이러한 방법은 스펙트럴 시계열 문헌에서 널리 사용되는 코헤런시(coherency)에 기초한 방식으로써 시계열 변수들의 시차별 상관관계 대신 빈도별 상관관계를 분석하게 된다.[2)] 아울러, 빈도별 상관계수는 자료가 가지고 있는 정보를 특정한 모형에 의존하지 않고 분석할 수 있다는 점에서 비모수적 접근 방법이라는 장점도 있다.

본 연구는 주파수 영역에서 주기가 짧은 단기와 주기가 긴 장기 사이클에서의

1) 저자가 인지하고 있는 한 본 연구가 주택가격의 변동을 주파수 영역에서 분석한 최초의 연구라고 판단된다.

2) CFR(2001)은 미국의 주별 소득변수들 사이의 동조성을 빈도별로 추정하였다.

www.kci.go.kr

주택가격들간의 동조성을 추정한다. 이러한 동조성은 통상적인 시간 영역에서의 동행성과는 구분되는 개념이다. 사실 시간 영역에서는 시점에 따라 변수간의 동행성 뿐 아니라 선행성과 후행성을 파악하기 용이한 반면, 주파수 영역에서는 주기에 따라 단기와 장기 사이클에서 변수간의 관계를 분석할 수 있다. 본 연구는 자치구별 주택가격 사이의 동조화를 단기부터 장기까지 빈도별로 추정하고 상관계수들의 가중합인 cohesion 지수를 추정함으로써 기존에 이루어진 동조화 측정에 관한 연구들을 보완할 수 있을 것으로 생각된다.[3)]

본 연구의 구성은 다음과 같다. Ⅱ장에서는 빈도별 상관계수의 추정과 관련된 방법론을 정리하고 Ⅲ장에서는 자치구별 주택가격을 이용하여 전체적인 동조성을 측정하고 단기와 장기에서의 동조성을 비교한다. Ⅳ장에서는 자치구별로 동조성을 비교하고 지리적 인접성의 영향을 분석한다. Ⅴ장은 경기변동과의 동조성을 자치구별로 비교한다. Ⅵ장은 결론이다.

# Ⅱ. 방법론

## 1. 빈도별 상관계수

시계열 변수들 간 동조화의 정도를 측정하기 위하여 Croux, Forni, and Reichlin(2001; 이하 CFR로 표기)이 제안한 상관계수를 이용하고자 한다. 안정적인(stationary) 두 시계열 변수 $x_t$와 $y_t$,($t=1,2,\cdots,T$, 그리고 $T$는 표본 크기)가 주어졌을 때, 이 둘 사이의 상관계수를 빈도 영역(frequency domain)에서 다음과 같이 정의한다.

$$\rho_{xy}(\lambda)=\frac{f_{xy}(\lambda)}{\sqrt{f_x(\lambda)f_y(\lambda)}},\ \text{for}\ \ \lambda\in[0,2\pi). \tag{1}$$

3) 주택가격에 관한 기존의 연구는 시간 영역에서 VAR모형 등의 추정을 통해 특정 지역의 주택가격이 다른 지역의 가격을 선도하는지에 주로 관심을 가져 왔다. 본 연구는 주파수 영역에서 동조성을 추정하므로 시간 영역에서의 선행성 등을 직접 분석할 수는 없다.

www.kci.go.kr

CFR(2001)은 이를 동태적 상관계수(dynamic correlation)로 명명하였다. 본 연구에서는 보다 직관적인 함의를 반영한다는 의미에서 식(1)을 빈도별 상관계수(correlation by frequency)로 부르기로 한다. 이때 $f_{xy}(\lambda)$는 빈도(frequency) $\lambda$에서의 코스펙트럼(cospectrum)이다. 이는 교차 스펙트럼 함수(cross spectral density)의 실수 부분으로 정의된다. 또한 $f_x(\lambda), f_y(\lambda)$는 각각 변수 $x$와 $y$의 자기 스펙트럼 밀도함수(own spectral density function)이다(Hannan, 1970, Priestley, 1981). 식 (1)은 자연과학 분야에서 널리 사용되는 코헤런시(coherency)와 유사한 개념이지만, 코헤런시가 복소수를 포함하는 반면에 빈도별 상관계수는 실수로만 이루어진다. 이 점은 자료 분석에서 계산상의 편의 등 장점이 된다. 즉, 빈도별 상관계수는 수정된 코헤런시로 이해할 수 있다.

빈도별 상관계수를 정의하는 데 있어서 주요한 조건 중 하나는 자기 스펙트럼이 어떠한 빈도에서도 0이 되어서는 안 된다는 점이다. 식 (1)에서 명확하게 알 수 있듯이 자기 스펙트럼이 0이 되는 경우에는 빈도별 상관계수 자체가 정의되지 않는다. 따라서 $f_x(\lambda) > 0, f_y(0) > 0,$ for $\forall \lambda \in [0, 2\pi)$의 조건이 필요하다.

식 (1)을 구성하는 각 스펙트럼 함수들 $f_{xy}(\lambda), f_x(\lambda), f_y(\lambda)$를 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} f_{xy}(\lambda) &= \sum_{j=-\infty}^{\infty} R_{xy}(j)\cos(j\lambda), \\ f_x(\lambda) &= \sum_{j=-\infty}^{\infty} R_x(j)\cos(j\lambda) = R_x(0) + 2\sum_{j=1}^{\infty} R_x(j)\cos(j\lambda) \\ f_y(\lambda) &= \sum_{j=-\infty}^{\infty} R_y(j)\cos(j\lambda) = R_y(0) + 2\sum_{j=1}^{\infty} R_y(j)\cos(j\lambda) \end{aligned} \tag{2}$$

여기에서 $R_x(j), R_y(j)$와 $R_{xy}(j)$는 각각 $x$와 $y$의 자기공분산(auto covariance) 및 교차공분산(cross covariance) 함수를 나타낸다, 즉, $R_{xy}(j) = E(x_t - \mu_x)(y_{t-j} - \mu_y)$, $R_x(j) = E(x_t - \mu_x)(x_{t-j} - \mu_x)$, $R_y(j) = E(y_t - \mu_y)(y_{t-j} - \mu_y)$으로 표기하고, 여기에서 $\mu_x, \mu_y$는 각각 $x, y$의 모평균이다.

www.kci.go.kr

전술 하였듯이, 식(2)의 코스펙트럼은 교차 스펙트럼의 실수 부분을 나타낸다. 교차 공분산은 비대칭이므로($R_{xy}(j) \neq R_{xy}(-j)$) 코스펙트럼이 아닌 교차 스펙트럼 자체를 사용하면 복소수 부분이 남게 된다. 구체적으로 보면, 교차 공분산의 푸리에 전환은 $f_{xy}(\lambda) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} R_{xy}(j)\exp(-i\lambda j) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} R_{xy}(j)[\cos(\lambda j) - isin(\lambda j)]$이고 비대칭성으로 인하여 복소수 부분이 남게 됨을 알 수 있다. 반면에, 자기 스펙트럼은 자기 공분산의 대칭성으로 인하여 항상 실수로 구성된다. 또한, 식 (2)의 각 함수들은 $(2\pi)^{-1}$가 곱해진 형태로 정의되기도 하는데, 식 (1)로 주어진 빈도별 상관 계수의 경우에는 이 정규화(normalization) 항은 상쇄되어 없어지기 때문에 이의 포함 여부는 문제가 되지 않는다.

빈도별 상관계수는 동조화의 유용한 측정치로서 기본적으로 모형에 의존하지 않는(model-free) 접근법이라는 점에 주목한다. 즉, 빈도별 상관계수는 비모수적인 특징을 지닌다. 시계열 변수들 사이의 상관관계를 측정하는 데 있어서 특정한 모형에 의존하지 않는다는 점은 이론적으로 하나의 장점이 될 수 있다. 빈도별 상관계수는 시간 영역(time-domain) 위에서 표현되는 상관계수와는 달리 변수들 사이의 상관관계를 주파수 영역(frequency-domain)에서 정의한다. 시계열 변수를 주파수 영역으로 푸리에 전환하여 분석하는 것은 자료에 포함된 정보를 다른 각도에서 살펴 볼 수 있는 장점이 있다. 구체적으로, 빈도(frequency) $\lambda$에 따라 두 변수 사이의 장단기 상관관계를 분석할 수 있다. 빈도와 주기(period) 사이의 관계인 $\lambda_j = 2\pi j/T$ (여기서 $T$는 표본의 크기를 의미)를 통하여 저빈도(Low Frequency; small $\lambda$)의 빈도별 상관계수는 장기적 관계(Long-run Relations), 고빈도(High Frequency; high $\lambda$)의 빈도별 상관계수는 단기적 관계(Short-run Relations)를 나타내게 된다(Hamilton, 1994, Estrella, 2007). 즉, $T/j = 2\pi/\lambda_j$의 관계식으로부터 $T/j$는 사이클의 길이가 된다. 이는 하나의 사이클이 완성되는데 $T/j$만큼의 기간이 필요하다고 해석될 수 있다. 예를 들어, $\lambda$값이 0에 가까워질수록 사이클의 길이 $T/j$는 증가하게 되므로, 매우 작은 $\lambda$에서는 변수들 사이의 장기적인 관계가 나타나게 된다.

www.kci.go.kr

## 2. 빈도별 상관계수의 추정

빈도별 상관계수 추정은 안정적 시계열의 자기 및 교차 스펙트럼 함수의 추정이 필요하다. 스펙트럼 함수의 추정은 모수적 방법과 비모수적 방법이 있는데 본 연구에서는 계량경제학 문헌에서 널리 사용되는 비모수적 추정 방법을 이용하기로 한다(Andrews, 1991; Newey and West, 1994). 식 (2)의 자기 스펙트럼 함수와 교차 스펙트럼 함수의 추정량들은 다음과 주어진다.

$$\begin{aligned} \widehat{f_{xy}}(\lambda) &= \sum_{j=-M}^{M} k(j/M)\hat{R}_{xy}(j)\cos(j\lambda), \\ \widehat{f_{x}}(\lambda) &= \hat{R}_{x}(0) + 2\sum_{j=1}^{M} k(j/M)\hat{R}_{x}(j)\cos(j\lambda), \\ \hat{f}_{y}(\lambda) &= \hat{R}_{y}(0) + 2\sum_{j=1}^{M} k(j/M)\hat{R}_{y}(j)\cos(j\lambda), \end{aligned} \tag{3}$$

여기에서 $\widehat{R_x}, \widehat{R_y}, \widehat{R_{xy}}$는 각각 $x, y$의 표본 자기 공분산, 그리고 둘 사이의 교차 표본 공분산을 나타낸다.

$$\begin{aligned} \widehat{R_{xy}}(j) &= T^{-1}\sum_{t=j+1}^{T}(x_t - \overline{x})(y_{t-j} - \overline{y}),\ \text{for}\ j \geq 0, \\ \widehat{R_{xy}}(j) &= T^{-1}\sum_{t=1}^{T+j}(x_t - \overline{x})(y_{t-j} - \overline{y}),\ \text{for}\ j < 0, \\ \widehat{R_{x}}(j) &= T^{-1}\sum_{t=j+1}^{T}(x_t - \overline{x})(x_{t-j} - \overline{x}), \\ \widehat{R_{y}}(j) &= T^{-1}\sum_{t=j+1}^{T}(y_t - \overline{y})(y_{t-j} - \overline{y}), \end{aligned} \tag{4}$$

여기에서 $\overline{x}, \overline{y}$는 각각 $x, y$의 표본 평균을 나타낸다.

추정량을 표현하는 식 (3)에서의 $k(.)$는 표본 공분산들에 대한 가중치를 부여하는 커널 함수(kernel function)이고, $M$은 밴드위스(bandwidth)이다. 밴드위스는

www.kci.go.kr

얼마나 많은 공분산들이 포함될지를 결정하는 역할을 하므로 시차 절단숫자(lag truncation number)로도 불린다. 밴드위스에 대한 여러 조건들의 설정이 가능한데, 추정량의 일치성(consistency)을 담보하기 위한 최소의 조건은 $M \to \infty$, $M/T \to 0$ 이다. 즉, 밴드위스는 표본 크기보다 더 느린 비율로 증가하여야 된다(대안적으로 $M = O_p(T^{\alpha})$, for $0 < \alpha < 1$로 표현된다).

실증 분석에 집중하는 본 연구에서는 Newey and West(1994)에서 제안된 방식에 따라 구체적인 밴드위스를 결정하고자 한다. 예를 들어 가중함수로 바틀렛 커널(Bartlett kernel)을 쓰는 경우에는 다음과 같은 밴드위스의 증가율을 사용한다.

$$M = [4(T/100)^{2/9}], \tag{5}$$

여기에서 [z]는 z를 초과하지 않는 최대 정수를 의미한다. 식 (4)의 밴드위스는 표본 크기에만 의존하는 형식으로 계산이 매우 간단하다는 장점이 있다. 대안적으로 자료에 의존하는 방식(data-dependent method)으로 밴드위스 설정도 가능한데, 이는 주로 HAC(heteroskedasticity and autocorrelation consistent; 이하 HAC으로 표기) 공분산 추정 문헌 등에서 널리 알려진 방식이다(Andrews 1991, Newey and West 1994). 따라서 코헤런시나 빈도별 상관계수 추정에는 거의 적용되지는 않았다. 실증 분석에서도 표본 크기 200개 내외의 표본의 경우에는 식 (5)의 밴드위스의 값은 HAC 문헌에서의 최적 밴드위스 값과 크게 다르지 않게 나타난다(HAC 문헌에서 평균 자승오차를 최소화하는 밴드위스는 바틀렛 커널의 경우에는 $M = O_p(T^{1/3})$로 알려져 있다). 실증분석에 초점을 두는 본 연구의 목적 상 복잡한 밴드위스 설정 대신 추정의 일치성만을 확보하는 간단한 방식으로 식 (5)를 사용하고자 한다. 참고로 CFR(2001)은 실증 분석에서 다소 자의적인 시차 절단을 고려하였다.

표본 공분산과 표본 분산들의 가중치를 결정하는 커널 함수로는 Newey-West 추정량으로도 널리 알려져 있는 바틀렛 커널(Bartlett kernel)을 사용하기로 한다.

$$k(x) = \begin{cases} 1 - |x|, & -1 < x < 1 \\ 0 & otherwise \end{cases} \tag{6}$$

www.kci.go.kr

시계열 문헌에서는 커널 함수의 선택은 통계량의 유한 표본 성능에는 크게 영향을 미치지는 않는다고 알려져 있다(Andrews, 1991). 본 연구에서는 간단한 형태의 바틀렛 커널만을 고려하기로 한다. 대안적으로는 여러 형태의 커널 함수(e.g., Parzen, Daniell, Quadratic Spectral, Gaussian kernels)를 선택할 수 있다.

아울러, 비모수적인 방법보다 제약적인 접근이지만 모수적인 방법으로 스펙트럼을 추정하여 빈도별 상관계수를 추정하는 것도 가능하다. 실증 분석에서 널리 사용되는 방법 중 하나는 자기 회귀 근사(AR approximation)를 통하여 추정하는 것이 있다. 본 연구에서는 모수적인 방법은 따로 고려하지 않았다.

## 3. 신뢰구간 추정

다음으로 추정된 빈도별 상관계수의 95% 신뢰구간(confidence interval)을 추정하고자 한다.

신뢰구간 추정치의 제공은 추정치의 해석에 있어서 중요한 작업이다. 각 빈도에서 추정된 상관계수의 신뢰구간이 0을 벗어나면 해당 빈도에서의 상관계수가 5% 신뢰수준에서 통계적으로 유의미하다.

신뢰구간 추정은 근사적(asymptotic)인 방법을 이용하거나 부스트랩(bootstrap)을 이용할 수 있다. 본 연구에서는 코헤런시의 근사적인 추론에 근거하여 상관계수의 점근적 신뢰구간(asymptotic confidence interval)을 고려하고자 한다(e.g., Priestley, 1981). 부스트랩 방식에 비하여 점근적 추론에 근거한 방식의 가장 큰 장점은 계산이 상대적으로 용이하다는 점이다. 구체적으로, 신뢰구간의 근사화(approximation)에는 카이제곱 근사화(Chi-square approximation)와 정규분포 근사화(normal approximation)가 가능한데 본 연구에서는 후자를 이용하기로 한다. 표본 크기가 충분히 커서 자유도가 큰 경우에는 정규 분포 근사화도 잘 작동할 것으로 예상되기 때문이다. 근사적으로 카이제곱 분포를 따르는 통계량을 적절하게 표준화하여 정규 분포 근사화를 유도하는 것은 일반적인 방식이다.

스펙트럼과 코헤런시 추정량의 신뢰구간에 대한 결과는 Priestley(1981, sec. 9)에 상세하게 기술되어 있다. 이를 이용하여 빈도별 상관계수 추정량의 95% 근사적 신뢰구간은 다음과 같이 주어진다.

www.kci.go.kr

95% Asymptotic CI =

$$\hat{\rho}(\lambda) \pm 1.96\sqrt{Var(\hat{\rho})} = \hat{\rho}(\lambda) \pm 1.96\left[\left(\frac{M}{2T}\int_{-\infty}^{\infty} k^2(z)dz(1-\hat{\rho}^2(\lambda)\right)\right]^{1/2} \quad (7)$$

식 (7)에서도 추론할 수 있는 것은 신뢰구간 추정의 오차 영역(bound on error of estimation)은 표본 크기가 클수록 줄어들게 된다. 이는 빈도별 상관계수 추정량의 일치성으로부터 추론되는 성질이다. 구체적으로는 식(5)와 같이 설정된 밴드위스로 인하여 $M = O_p(T^{2/9})$로 움직이고, 이 때 오차 영역은 $O_p(M/T) = O_p(T^{-7/9})$의 크기를 가지게 됨을 알 수 있다. 따라서 신뢰구간 추정의 오차 영역은 표본크기가 커짐에 따라 0으로 수렴하게 된다. 특히, 바틀렛 커널을 사용하는 경우 $\int_{-\infty}^{\infty} k^2(z)dz = 2/3$의 성질을 이용하면, 신뢰구간은 간단하게 계산이 가능하다.

본 실증 분석에서는 사용되지 않았으나 참고로 부스트랩 방식의 신뢰구간 추정도 가능하다. Berkowitz and Diebold(1998)은 스펙트럼 추정의 부스트랩 방법을 제안하고 CFR(2001)은 기본적으로 이 방식을 이용하여 부스트랩 신뢰구간을 추정하였다. 기본적으로 부스트랩 통계량의 이론을 정당화하기 위해서는 부스트랩 일치성 등의 이론적인 뒷받침이 있어야 된다. 문헌에서는 빈도별 상관계수에 대한 부스트랩 이론들이 아직 엄밀하게 개발되어 있지 않고 CFR(2001)에서도 부스트랩 알고리즘에 대한 설명은 제공되지 않았다. 따라서 본 연구에서는 점근적인 신뢰구간을 추정하기로 한다.

## 4. Cohesion 지수 구축

전술한 방법으로 상관계수가 구해지면, 모든 쌍(pair)들의 상관계수들로부터 이들의 가중합인 cohesion 지수(이하 $COH$로 표기)를 정의할 수 있다. cohesion 지수는 동조화 정도를 나타내는 일종의 종합지표의 역할을 한다. 구체적으로, 다변수 $X = (X_1, X_2, ..., X_m)'$, where $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \cdots, X_{iT})'$로 두고 $X_i$와 $X_j$ 사이의 상관계수를 $\rho_{i,j}(\lambda)$로 표기한다. 실증분석에서는 $X_i$는 자치구 $i$의 아파트매매

www.kci.go.kr

(전세)가격 증가율로써, $\rho_{i,j}(\lambda)$는 $i$와 $j$ 자치구 사이의 빈도별 상관계수가 된다.

지수 구축에 필요한 가중치는 $w=(w_1, w_2, ..., w_m)'$로 주어진다. 가중치의 설정은 다양하게 고려될 수 있는데, 지역별 인구, 소득 등의 자료를 이용하거나, 단순하게 각 가중치를 모두 1로 두는 것도 가능하다. 이러한 방식으로 아래와 같이 cohesion을 표현할 수 있다(CFR, 2001).

$$COH(\lambda) = \frac{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j \neq i}^{m} w_i w_j \hat{\rho}_{i,j}(\lambda)}{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j \neq i}^{m} w_i w_j}, \text{ for } \lambda \in [0, 2\pi). \quad (8)$$

cohesion은 모두 ${}_mC_2 = m(m-1)/2$ 개만큼의 상관계수들의 가중합으로 이루어진다. 가장 간단한 형태인 단순평균인 경우에는 cohesion은 $COH(\lambda) = N^{-1}\sum_{j=1}^{N}\widehat{\rho_{ij}}(\lambda)$이 되고 이때 $N = m(m-1)/2$이다.[4)]

식 (8)의 cohesion을 두 개의 다변수 사이의 동조화 측정 지수로 확장이 가능하다. 이를 위하여 $X$변수에 추가적으로 $Y = (Y_1, Y_2, \cdots, Y_s)'$, where $Y_i = (Y_{i1}, Y_{i2}, \cdots, Y_{iT})'$로 두고, $X_i$와 $Y_j$ 사이의 빈도별 상관계수를 $\rho_{i,j}(\lambda)$로 정의할 수 있다. 이 경우에 두 변수 사이의 cohesion은 다음과 같이 표현된다.

$$COH(\lambda) = \frac{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{s} w_i w_j \widehat{\rho_{i,j}}(\lambda)}{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{s} w_i w_j}, \text{ for } \lambda \in [0, 2\pi). \quad (9)$$

CFR(2001)은 이를 교차 cohesion(cross cohesion)으로 정의하였다.

4) 이 동조화 지수는 각 빈도별 상관계수가 동일한 부호를 가지는 경우에 적절하다. 각 자치구별 주택가격의 상관 계수들은 동일한 부호를 가지고 있다.

www.kci.go.kr

# Ⅲ. 서울 전체의 cohesion 추정결과

지금까지 설명한 방법에 의하여 서울의 자치구별 주택가격의 동조성을 분석하기로 한다. 본 연구에 사용된 주택가격 자료는 KB국민은행에서 제공하는 서울의 자치구별 아파트매매가격 및 아파트전세가격이다.[5] 동 자료는 사실 호가자료이므로 실제 거래를 정확하게 반영하지 못한다는 한계가 있음에도 불구하고 시계열 분석에 있어 충분한 관측치를 확보할 수 있다는 장점이 있다. 분석기간은 자료가 이용 가능한 2003년 1월부터 2017년 12월까지이다. 통계적인 안정성(stationarity)을 위하여 1차 로그 차분된 변수를 사용하였다. 우선, 각 구들의 주택가격 지수의 추세가 반대 방향으로 움직이지는 않는다는 점을 전제로 하고, 로그 주택 가격 지수의 단위근 프로세스를 가정하고자 한다. 이 점을 통계적으로 확인하기 위하여 로그 주택 가격 지수에 대하여 단위근 검정을 시행하였다. 본고에서는 단위근 검정을 위하여 Breitung(2002)의 비모수적 분산 비율 검정 통계량(nonparametric variance ratio test)을 이용하였다. 아파트 매매가격 지수의 경우에는 25개 구 모두 5% 유의수준에서 단위근 귀무가설을 기각하지 못하였다. 분산비율 통계량의 5% 점근적 임계값은 0.0036인데, 25개 구의 경우 검정 통계량들은 0.006에서 0.01에 걸쳐 나타남으로써 예외 없이 단위근 가설을 기각하지 못하였다. 반면, 전세가격 지수의 경우에는 6개 구에서 5% 유의수준에서 단위근 귀무가설을 기각하는 결과가 나타났다. 나머지 19개 구에서는 단위근 가설이 기각되지 않았다. 따라서 단위근 검정에 있어서 소수의 예외는 있으나 주택가격 지수를 1차 로그 차분하여 사용하는 본 논문의 분석은 전반적으로 적절하다고 볼 수 있다.

서울의 25개 자치구 주택가격의 cohesion을 측정하기 위하여 우선 두 개 자치구의 아파트매매가격의 빈도별 상관계수를 추정하였다. 따라서 빈도별 상관계수는 모두 300개가 추정된다. <그림 1>은 300개 빈도별 상관계수를 단순 평균한 서울의 아파트매매가격의 cohesion을 보여주고 있다. 자치구별 인구를 이용한 가중치를 설정하여 cohesion을 계산하여도 단순평가의 경우와 실질적으로 차이가

5) 계절 조정된 아파트매매가격 및 아파트전세가격을 이용하였다.

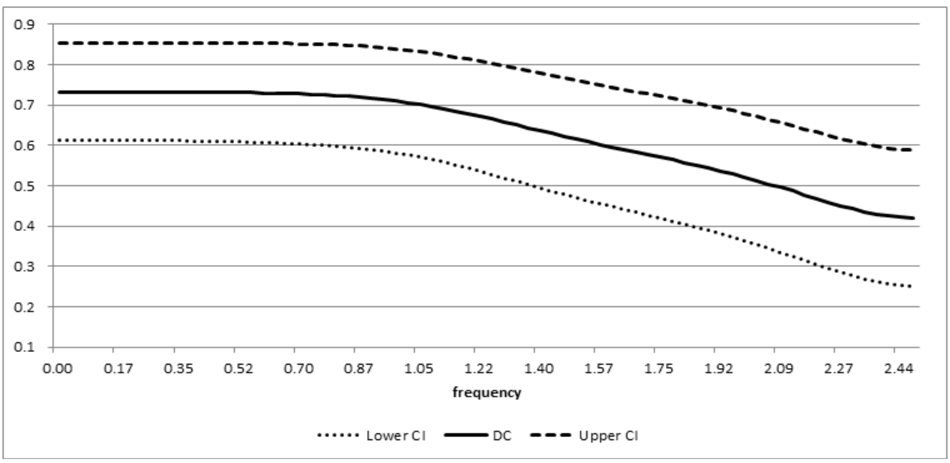
www.kci.go.kr

없었다. 따라서 이하의 분석에서는 단순평균에 의한 cohesion을 분석하기로 한다.

<그림 1>을 살펴보면 우선 단기에 비해 장기에서 cohesion이 높다는 사실을 발견할 수 있다. cohesion은 단기인 $\lambda$=2.09 (약 3개월)에서 약 0.5정도로 추정되었으나, 장기적으로 $\lambda$=0에서는 0.73정도로 높게 나타났다. 이러한 결과는 각 자치구별로 아파트매매가격의 움직임이 단기적으로는 다소 상이할 수 있으나 장기에서는 동조성이 높아지고 있음을 의미한다.

<그림 1>에 나타나 있는 또 하나의 특징은 $\lambda$의 값이 작아지면서 cohesion이 지속적으로 높아지다가 $\lambda$가 0.5~1.0보다 작아지게 되면 cohesion이 큰 변화 없이 안정되는 모습을 보이고 있다. 즉, 서울 자치구별 아파트매매가격은 약 6개월~12개월까지는 동조성의 정도가 높아지는 모습이 발견되나 그 이상의 장기에서는 더 이상 동조성이 높아지지 않고 있다. 결국 서울 25개 자치구간의 아파트매매가격의 평균적인 동조성은 1년 이내의 사이클에서 최대가 되고 그 이상의 장기에서는 동조성이 더 이상 증가하지 않는다고 볼 수 있다.

<그림 1> 서울 자치구 아파트매매가격의 cohesion



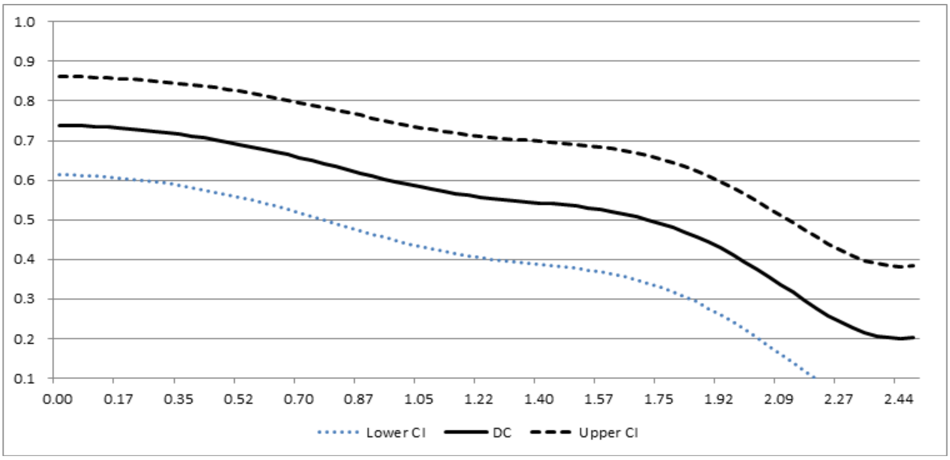

다음으로 <그림 2>에서 서울 자치구별 아파트전세가격의 cohesion을 계산하였다. 아파트매매가격의 cohesion과 마찬가지로 아파트전세가격의 cohesion도 단기보다는 장기에서 더 높은 동조성을 보이고 있다. 다만 $\lambda$=2.09 (약 3개월)의 단기

www.kci.go.kr

에서 아파트매매가격의 cohesion이 약 0.5로 추정되었는데 비해 아파트전세가격의 cohesion은 이보다 낮은 0.35 정도로 추정되었다. 그러나 장기에서는 아파트전세가격의 cohesion이 아파트매매가격의 cohesion과 같은 수준으로 추정되었다.

한편, 단기에 비해 장기에서 동조성이 높은 모습은 아파트매매가격과 아파트전세가격에서 공통으로 발견되고 있다. 다만, 아파트매매가격의 경우 $\lambda$가 0.5~1.0 수준보다 작아지면 동조성의 증가가 더 이상 발견되지 않는데 비해 아파트전세가격의 동조성은 장기로 갈수록 완만하게나마 지속적으로 증가하고 있다.

〈그림 2〉 서울 자치구 주택전세가격의 cohesion




# Ⅳ. 자치구별 cohesion의 비교

## 1. 아파트매매가격

이제 각 자치구의 주택가격이 다른 자치구들의 주택가격과 어느 정도의 동조성을 보이고 있는지를 살펴보기로 한다. 이를 위하여 각 자치구의 아파트매매가격과 여타 24개 자치구들의 가격간의 빈도별 상관계수를 추정한 후 이를 평균한 cohesion을 계산하였다. 즉, 자치구 $i$의 동조성을 표시하면 다음과 같다.

www.kci.go.kr

$$COH_i(\lambda)=\frac{\sum_{j\neq i}^{m} w_j \widehat{\rho_{i,j}}(\lambda)}{\sum_{j\neq i}^{m} w_j},\ \text{for}\ \lambda\in[0,2\pi). \tag{10}$$

<표 1>에는 $\lambda$의 값이 각각 2.09(약 3개월), 1.05(약 6개월), 0.52(약 12개월), 0.17(약 3년) 및 0일 때의 cohesion을 보여주고 있다.

〈표 1〉 자치구별 아파트매매가격 cohesion

| | $\lambda$=2.09 (3개월)(B) | $\lambda$=1.05 (6개월) | $\lambda$=0.52 (12개월) | $\lambda$=0.17 (36개월) | $\lambda$=0 (∞)(A) | 차이 (A−B) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 강북구 | 0.356 | 0.672 | 0.681 | 0.677 | 0.676 | 0.320 |
| 광진구 | 0.541 | 0.750 | 0.784 | 0.787 | 0.787 | 0.246 |
| 노원구 | 0.428 | 0.676 | 0.701 | 0.695 | 0.693 | 0.265 |
| 도봉구 | 0.449 | 0.625 | 0.688 | 0.697 | 0.698 | 0.250 |
| 동대문구 | 0.495 | 0.733 | 0.767 | 0.759 | 0.758 | 0.262 |
| 마포구 | 0.536 | 0.767 | 0.807 | 0.814 | 0.815 | 0.279 |
| 서대문구 | 0.487 | 0.744 | 0.760 | 0.759 | 0.759 | 0.272 |
| 성동구 | 0.492 | 0.730 | 0.769 | 0.769 | 0.768 | 0.276 |
| 성북구 | 0.500 | 0.704 | 0.733 | 0.729 | 0.729 | 0.228 |
| 용산구 | 0.508 | 0.719 | 0.717 | 0.714 | 0.713 | 0.205 |
| 은평구 | 0.459 | 0.698 | 0.767 | 0.784 | 0.787 | 0.327 |
| 종로구 | 0.463 | 0.696 | 0.754 | 0.771 | 0.774 | 0.311 |
| 중 구 | 0.405 | 0.667 | 0.777 | 0.805 | 0.810 | 0.405 |
| 중랑구 | 0.527 | 0.659 | 0.677 | 0.670 | 0.669 | 0.142 |
| 강남구 | 0.486 | 0.649 | 0.643 | 0.637 | 0.636 | 0.150 |
| 강동구 | 0.461 | 0.649 | 0.659 | 0.656 | 0.655 | 0.194 |
| 강서구 | 0.562 | 0.758 | 0.781 | 0.784 | 0.784 | 0.222 |
| 관악구 | 0.597 | 0.763 | 0.801 | 0.808 | 0.809 | 0.212 |
| 구로구 | 0.578 | 0.778 | 0.812 | 0.813 | 0.813 | 0.235 |
| 금천구 | 0.485 | 0.667 | 0.739 | 0.749 | 0.751 | 0.265 |
| 동작구 | 0.575 | 0.723 | 0.775 | 0.786 | 0.788 | 0.213 |
| 서초구 | 0.479 | 0.657 | 0.611 | 0.590 | 0.587 | 0.108 |
| 송파구 | 0.489 | 0.696 | 0.669 | 0.651 | 0.648 | 0.158 |
| 양천구 | 0.489 | 0.639 | 0.637 | 0.632 | 0.631 | 0.142 |
| 영등포구 | 0.544 | 0.724 | 0.765 | 0.774 | 0.776 | 0.232 |

www.kci.go.kr

<표 1>을 살펴보면 우선 모든 자치구에서 단기의 cohesion 보다 장기의 cohesion이 높음을 알 수 있다. <표 1>의 마지막 열에서 $\lambda$=0의 장기와 $\lambda$=2.09의 단기를 비교해 보면 25개 자치구 모두에서 장기의 cohesion이 더 크다는 사실을 알 수 있다. 특히 중구, 은평구, 강북구 등에서 장기와 단기의 cohesion의 차이가 상대적으로 크게 나타났다. 이에 반하여 서초구, 양천구, 강남구 등에서는 장기와 단기의 cohesion이 큰 차이를 보이지 않았다.

한편, 대부분의 자치구에서 $\lambda$가 0.52(약 12개월)에 이를 때 까지는 cohesion이 증가하다가 이보다 장기가 되면 cohesion에 더 이상 큰 변화가 발생하지 않는 것으로 나타났다. 다만, 강남구, 서초구, 송파구, 양천구 등에서는 보다 단기인 $\lambda$가 1.05 정도에서 cohesion이 최대가 되어 다른 자치구와 차별화된 모습을 보이고 있다.

자치구별로 cohesion의 크기를 통하여 동조성을 비교해 보면 $\lambda$가 2.09인 단기에서 관악구(0.597), 구로구(0.578), 동작구(0.575), 강서구(0.562), 영등포구(0.544)의 순으로 cohesion이 높음을 알 수 있다. 한 가지 특이한 점은 이들 자치구들이 서울의 남서부에 위치하고 있다는 점이다. 반면, $\lambda$=2.09에서 cohesion이 가장 낮은 자치구들은 강북구(0.356), 중구(0.405), 노원구(0.428), 도봉구(0.449) 등으로 주로 서울의 북부지역에 위치하고 있는 자치구들이다. $\lambda$=2.09인 단기에서 cohesion이 가장 높은 관악구와 cohesion이 가장 낮은 강북구 간의 차이는 0.241에 이르고 있다.

약 6개월에 해당하는 $\lambda$=1.05인 경우에도 구로구, 관악구, 강서구의 cohesion이 높게 나타났으며 마포구와 광진구에서도 cohesion이 높게 추정되었다. 한편, cohesion이 낮게 추정된 자치구는 도봉구 외에 주택가격이 높은 양천구, 강남구, 강동구, 서초구 등이다. cohesion이 가장 높은 자치구인 구로구와 가장 낮은 도봉구의 차이는 0.153으로써 $\lambda$=2.09인 경우에 비해 축소되었다.

대부분의 지역에서 cohesion이 어느 정도 장기 균형값에 도달하는 $\lambda$=0.52에서는 구로구의 cohesion이 0.812로 가장 높았으며 서초구의 cohesion이 0.611로 가장 낮았다. 이에 따라 cohesion의 최대값과 최소값의 차이가 다시 0.201로 소폭 확대되고 있다. $\lambda$=0의 장기에서는 마포구의 cohesion이 0.815로 가장 높고 서초구의 cohesion이 0.587로 가장 낮아서 그 차이가 0.228에 이르고 있다.

www.kci.go.kr

이상의 결과를 요약하면 아파트매매가격의 cohesion은 자치구별로 다소 상이한 모습이 관찰되었다. 서울의 남서부에 위치한 자치구의 cohesion이 비교적 높게 나타난 반면 3개월 정도의 단기에서는 서울의 북부지역, 6개월 이상에서는 강남구, 서초구, 양천구 등의 cohesion이 낮게 나타났다.[6)]

## 2. 아파트전세가격

다음으로 <표 2>를 통하여 자치구별 전세가격의 cohesion을 비교해 보았다. 매매가격과 마찬가지로 전세가격의 경우에도 모든 자치구에서 장기의 cohesion이 단기의 cohesion보다 높게 추정되었다. 전세가격 역시 장기적으로 동조성이 강화되고 있음을 알 수 있다.

<그림 1> 및 <그림 2>에서 살펴본 바에 따르면 단기에서 전세가격의 동조성은 매매가격에 비해 낮게 추정되었으나, 장기에서는 매매가격과 유사한 수준의 동조성이 추정되었다. 이러한 사실은 <표 2>에서도 확인할 수 있다. $\lambda$=2.09의 단기에서 매매가격의 cohesion은 0.356~0.597 사이의 값으로 추정된 반면 전세가격의 cohesion은 이보다 훨씬 낮은 0.225~0.443의 구간에 분포하고 있다. 그러나 $\lambda$=0.17의 장기에서는 매매가격은 cohesion이 0.590~0.814의 값을 보이고 있어 전세가격의 0.651~0.811과 큰 차이가 없다.

매매가격과 달리 전세가격의 경우에는 약 3개월의 단기에서 자치구의 지리적 특성과 관련하여 뚜렷한 특징이 발견되지 않고 있다. $\lambda$=2.09에서 cohesion이 가장 높은 자치구는 도봉구, 노원구, 관악구, 영등포구 등이며 반대로 cohesion이 가장 낮은 자치구는 은평구, 강북구, 금천구, 마포구 등이다. $\lambda$=1.05 (6개월)에서는 동작구, 도봉구, 노원구의 cohesion이 높은 반면 강남구, 마포구, 종로구의

6) 글로벌 금융위기 이후의 기간에 강북/강남 지역 주택가격의 동행성이 뚜렷해 보인다는 견해가 있다. 이에 따라 2010년 이후의 기간만을 대상으로 동일한 방법으로 cohesion을 계산해 보았다. 서울 전체 주택매매가격의 cohesion은 단기에서는 0.66, 장기에서는 0.89 정도가 추정되어 전체표본에 비해 다소 높게 나타났다. 이러한 결과는 자치구별 주택가격의 동조성이 금융위기 이후 높아졌음을 시사한다. 또한 각 자치구의 cohesion도 금융위기 이후 기간에 다소 높아졌음을 발견하였다.

www.kci.go.kr

cohesion이 가장 낮게 추정되었다. $\lambda$=0.52 이하의 장기에서도 도봉구, 성동구, 동작구의 cohesion이 상대적으로 높고 마포구, 강동구, 서초구의 cohesion이 상대적으로 낮은 것으로 추정되었다.

〈표 2〉 자치구별 전세가격 cohesion

| | $\lambda$=2.09 (3개월)(B) | $\lambda$=1.05 (6개월) | $\lambda$=0.52 (12개월) | $\lambda$=0.17 (36개월) | $\lambda$=0 ($\infty$)(A) | 차이 (A−B) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 강북구 | 0.244 | 0.578 | 0.688 | 0.720 | 0.725 | 0.481 |
| 광진구 | 0.324 | 0.557 | 0.675 | 0.721 | 0.728 | 0.404 |
| 노원구 | 0.437 | 0.676 | 0.757 | 0.789 | 0.795 | 0.357 |
| 도봉구 | 0.443 | 0.687 | 0.778 | 0.811 | 0.817 | 0.373 |
| 동대문구 | 0.256 | 0.622 | 0.718 | 0.746 | 0.750 | 0.494 |
| 마포구 | 0.249 | 0.454 | 0.620 | 0.675 | 0.684 | 0.435 |
| 서대문구 | 0.347 | 0.647 | 0.702 | 0.718 | 0.720 | 0.373 |
| 성동구 | 0.298 | 0.637 | 0.760 | 0.799 | 0.805 | 0.506 |
| 성북구 | 0.325 | 0.588 | 0.717 | 0.768 | 0.776 | 0.451 |
| 용산구 | 0.320 | 0.616 | 0.701 | 0.732 | 0.737 | 0.416 |
| 은평구 | 0.225 | 0.532 | 0.640 | 0.682 | 0.688 | 0.463 |
| 종로구 | 0.299 | 0.449 | 0.631 | 0.716 | 0.731 | 0.432 |
| 중 구 | 0.284 | 0.547 | 0.705 | 0.760 | 0.768 | 0.485 |
| 중랑구 | 0.378 | 0.625 | 0.691 | 0.716 | 0.720 | 0.342 |
| 강남구 | 0.348 | 0.433 | 0.645 | 0.727 | 0.740 | 0.392 |
| 강동구 | 0.321 | 0.561 | 0.627 | 0.673 | 0.682 | 0.361 |
| 강서구 | 0.360 | 0.631 | 0.688 | 0.710 | 0.714 | 0.354 |
| 관악구 | 0.427 | 0.629 | 0.749 | 0.800 | 0.808 | 0.381 |
| 구로구 | 0.329 | 0.598 | 0.704 | 0.749 | 0.756 | 0.427 |
| 금천구 | 0.245 | 0.525 | 0.620 | 0.651 | 0.655 | 0.411 |
| 동작구 | 0.404 | 0.691 | 0.781 | 0.810 | 0.815 | 0.410 |
| 서초구 | 0.346 | 0.560 | 0.633 | 0.659 | 0.664 | 0.317 |
| 송파구 | 0.382 | 0.582 | 0.642 | 0.672 | 0.677 | 0.295 |
| 양천구 | 0.397 | 0.521 | 0.647 | 0.693 | 0.700 | 0.304 |
| 영등포구 | 0.422 | 0.615 | 0.736 | 0.787 | 0.795 | 0.373 |

www.kci.go.kr

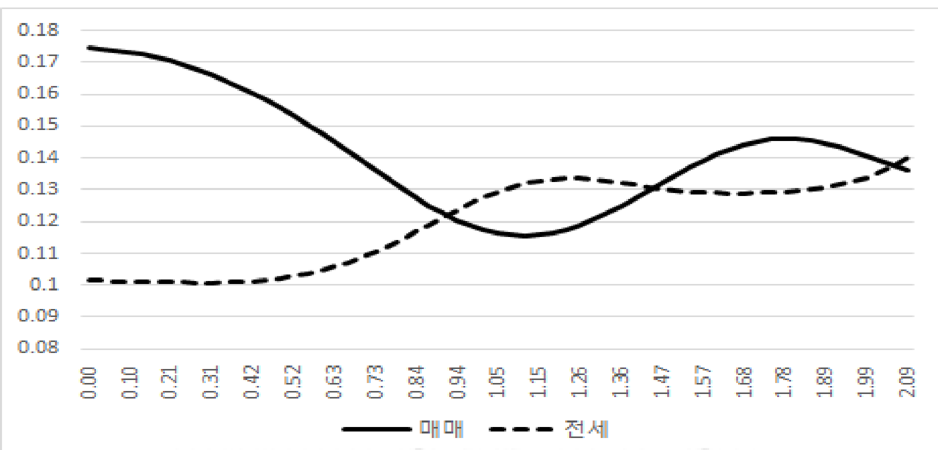
## 3. 자치구별 동조성의 차별화

지금까지 25개 자치구의 주택가격으로부터 모두 300개의 빈도별 상관계수를 추정하고 이들 빈도별 상관계수의 평균을 cohesion으로 정의하였다. 따라서 cohesion은 자치구 주택가격들 사이의 평균적인 동조성을 보여준다. 이와 유사한 관점에서 상관계수들의 표준편차는 자치구 주택가격의 상관관계가 얼마나 차별적인지를 나타내준다고 볼 수 있다.

<그림 3>은 각각의 $\lambda$에 대하여 25개 자치구 아파트매매가격 및 전세가격의 빈도별 상관계수의 표준편차를 보여주고 있다. <그림 3>을 살펴보면 우선 $\lambda$의 변화에 따라 매매가격과 전세가격이 서로 매우 다른 모습을 보이고 있다. 매매가격 상관계수의 표준편차는 단기에 0.14 정도의 값을 보이며 $\lambda$에 따라 등락하면서 $\lambda$=1.05 부근에서 최소가 된다. 빈도 $\lambda$가 1.05 이하인 구간에서는 표준편차가 다시 증가하여 장기적으로 표준편차가 0.17을 상회하게 된다. 즉, 매매가격 상관계수의 표준편차는 단기에 비해 장기에 확대되는 결과가 추정되었다. 이는 장기적으로 자치구별 아파트매매가격의 연관성이 점차 차별화되어 감을 의미한다.

반면, 아파트전세가격 상관계수의 표준편차는 매매가격과 매우 다른 모습을 보이고 있다. 매매가격의 경우 표준편차가 장기에서 더 높게 나타난 반면, 전세

〈그림 3〉 자치구별 매매가격 및 전세가격 상관계수의 표준편차




www.kci.go.kr

가격에서는 장기에서의 표준편차가 더 낮게 추정되고 있다. 즉, 전세가격 상관계수의 표준편차는 $\lambda$=2.09에서는 매매가격의 경우와 거의 같은 수준을 보이지만 $\lambda$가 점차 작아지면서 표준편차도 함께 감소하여 $\lambda$=0에서는 0.1 수준까지 낮아지게 된다.

매매가격과 전세가격 모두 상관계수의 평균인 cohesion은 장기에 더 높게 나타나지만 상관계수의 표준편차는 매매가격과 전세가격이 장기에서 반대의 모습을 보이고 있다. 단기에서는 두 표준편차가 거의 동일하나, 장기에서는 매매가격 상관계수의 표준편차가 전세가격의 경우보다 훨씬 크게 나타나고 있다. 매매가격의 경우 주택의 입지조건 등 펀더멘탈적인 요소 외에도 가격상승에 대한 기대 등을 반영하고 있을 것이다. 만일 이러한 기대가 자치구별로 차별화되어 있다면 매매가격 상관계수의 차별성이 커지는 결과를 초래할 수 있을 것이며 반대로 이러한 기대와 무관한 전세가격의 경우에는 상관계수의 차별성이 약화된다고 해석될 수 있다.

## 4. 강남4구의 동조성

주택가격의 안정을 위한 정책수단이나 규제 등은 일차적으로 서울의 강남 지역을 대상으로 적용되어 왔다. 사실 기존의 여러 연구들은 강남의 주택가격이 다른 지역의 가격상승을 선도한다는 분석결과를 제시하고 있다.[7] 이러한 관점에서 개별 자치구 대신 강남지역 주택가격의 동조성을 살펴보았다.

이를 위하여 우선 강남구, 서초구, 송파구, 강동구의 4개 자치구를 강남4구로 정의하고 나머지 21개 자치구를 비강남4구로 부르기로 한다. 이와 같이 서울의 자치구들을 강남4구와 비강남4구로 구분한 후 각각의 지역 내에서의 cohesion과 지역 간의 교차 cohesion을 계산하였다.

<그림 4>는 아파트매매가격을 기준으로 강남4구 지역 내의 cohesion, 21개 비강남 자치구 내의 cohesion, 그리고 강남4구와 비강남4구 사이의 교차 cohesion을

7) 서승환(2007), 문규현·이동희(2011), 박해선·김승년(2014) 등은 주로 VAR모형을 이용하여 강남지역의 가격이 다른 지역의 가격을 선도한다는 실증분석결과를 제시하고 있다.

www.kci.go.kr

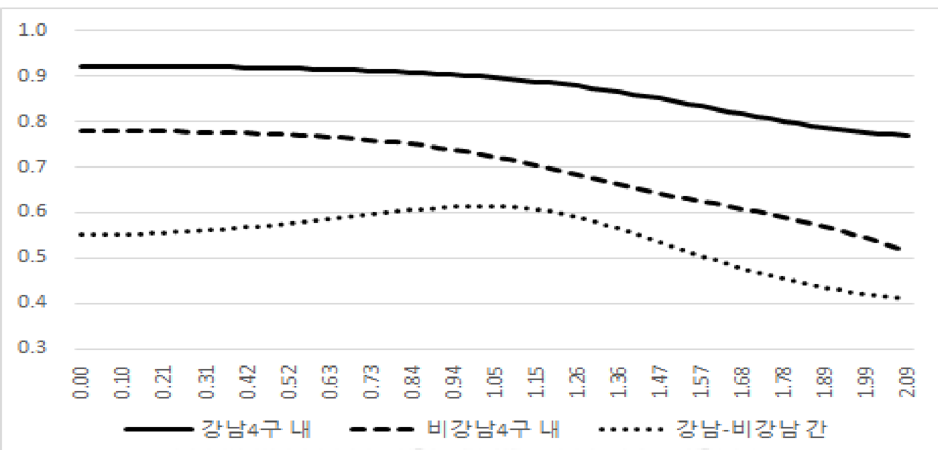
보여주고 있다. 강남4구의 자치구들 사이의 cohesion은 단기에서도 0.8에 근접하고 있으며 장기에서는 0.9를 상회할 정도로 매우 높은 값이 추정되었다. 따라서 이들 4개 자치구내에서는 아파트매매가격의 동조성이 매우 높아서 실질적으로 거의 동일한 움직임을 보이고 있다는 사실을 확인할 수 있다.

반면 비강남 지역 내의 cohesion은 단기의 0.5 내외에서 장기에는 0.8에 가까운 수준까지 증가하고 있으나 강남4구 내의 cohesion에 비해서는 훨씬 낮은 모습을 보이고 있다. 서울의 자치구를 강남4구와 비강남4구로 구분할 때, 단기와 장기 모두에서 강남4구 지역의 아파트매매가격 동조성은 비강남지역의 동조성에 비해 강하게 나타나고 있다.

한편, 강남4구-비강남4구 간의 교차 cohesion은 0.4~0.6 정도로 추정되고 있어 강남4구내 및 비강남지역내의 cohesion보다 상대적으로 낮은 것으로 나타났다. 한편, 약 6개월 정도에 이를 때까지는 두 지역 간의 상관관계가 증가하고 있으며 이후 완만하게 하락하는 모습을 보이고 있다. 이러한 결과는 강남4구 지역의 주택가격이 상승하는 경우 비강남 지역의 가격과의 동조성은 각각의 지역 내의 가격 동조성에 비해 강하지 않을 가능성을 시사하고 있다.

강남4구를 기준으로 지역별로 분류할 경우, 아파트전세가격의 cohesion은 <그림 5>와 같은 모습을 보이고 있다. 단기에 비해 장기의 cohesion이 상승하는 모

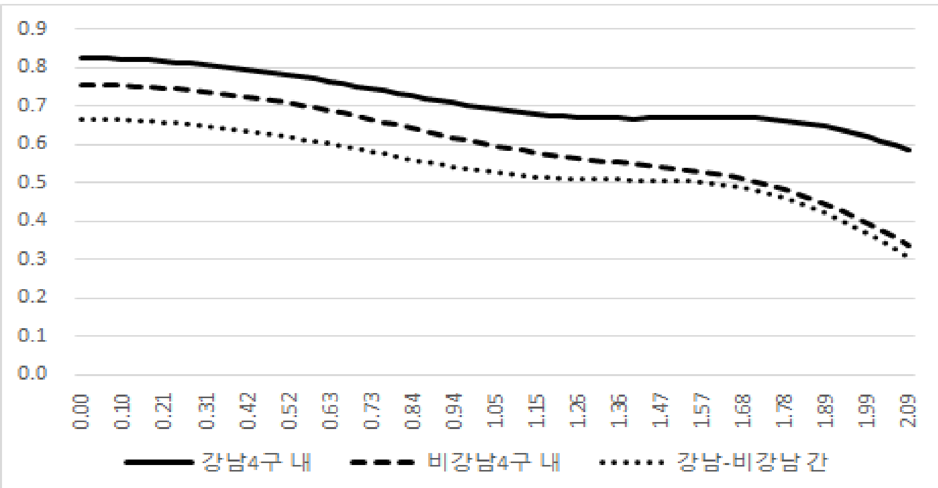
〈그림 4〉 강남4구 및 비강남4구의 매매가격 cohesion




www.kci.go.kr

습이나 cohesion이 강남4구내, 비강남4구내, 강남4구-비강남4구 간의 순서로 높게 나타나는 것은 매매가격의 경우와 마찬가지이다. 그러나 앞에서 살펴본 바와 같이 단기의 cohesion이 매매가격에 비해 낮게 나타나고 있다. 강남4구 내의 경우에도 단기의 cohesion은 0.4~0.5에 불과하여 매매가격의 경우에 비해 동조성이 크게 낮은 수준이다. 또한 강남4구-비강남4구 간의 교차 cohesion도 장기일수록 꾸준히 증가하고 있어 매매가격의 경우와 다른 모습이 발견되었다.

〈그림 5〉 강남4구 및 기타 자치구의 전세가격 cohesion




## V. 지리적 인접성

서로 인접해 있는 자치구는 교통이나 학군, 문화시설 등 주거여건이 상대적으로 유사할 뿐 아니라 주택가격 등의 정보에 대한 접근가능성도 상대적으로 높을 것으로 예상할 수 있다. 따라서 서로 인접한 자치구의 주택가격 간의 동조성이 더 강하게 나타날 수 있다. 여기에서는 이러한 가능성을 점검하고 자치구별로 지리적 인접성의 영향이 어느 정도 다르게 나타나는지를 살펴보기로 한다.

이를 위하여 어떤 특정 자치구 $i$와 자치구의 경계선을 공유하는 자치구들의

www.kci.go.kr

집합을 $N_i$라고 하자. 예를 들어 종로구를 자치구 $i$라고 한다면, 인접한 자치구는 은평구, 서대문구, 중구, 동대문구, 성북구가 되며 이들 5개 자치구가 $N_i$의 원소가 된다. 이때 자치구의 경계선이 한강에 의해 구분되는 경우 인접한 자치구로 정의하지 않았다. 즉, 한강에 의해 구분되는 영등포구와 마포구는 인접한 자치구가 아닌 것으로 파악하였다.

지리적 인접성의 상대적 영향은 다음과 같은 식에 의해 측정하였다.

$$R_i(\lambda) = \frac{average_{j \in N_i}\, \rho_{ij}(\lambda)}{average_{j \neq i}\, \rho_{ij}(\lambda)} \tag{11}$$

이 때 분모는 <표 1> 및 <표 2>에서 추정한 개별 자치구 $i$의 주택가격과 다른 자치구들의 주택가격과의 빈도별 상관계수를 평균한 cohesion이다. 그리고 분자는 자치구 $i$와 $N_i$의 주택가격 간의 평균 상관계수이다. 따라서 만일 어떤 $\lambda$에서 자치구 $i$의 $R_i(\lambda)$가 1보다 크다면 인접한 자치구와의 상관계수가 더 크다는 것을 의미하므로 지리적 인접성이 동조성을 제고시키는 방향으로 작용한다는 것을 뜻하게 된다.

<표 3>은 자치구별로 지리적 인접성의 영향을 추정한 결과를 보여주고 있다. <표 3>을 보면 우선 단기와 장기에 관계없이 대부분의 자치구에서 $R_i(\lambda)$가 1보다 크게 나타나고 있음을 알 수 있다. $\lambda$=2.09(약 3개월)에서는 21개 자치구, $\lambda$=1.05(약 6개월)에서는 23개 자치구 그리고 $\lambda$=0.52(12개월) 이상에서는 22개 자치구에서 $R_i(\lambda)$가 1보다 크게 추정되었다. 또한 일부 $R_i(\lambda)$가 1보다 작은 자치구의 경우에도 실제 1에 매우 가까운 값이 추정되었다. 이러한 결과로부터 지리적으로 인접한 자치구의 아파트매매가격은 평균적으로 더 높은 동조성을 보이는 것으로 판단할 수 있다.

자치구별로 지리적 인접성에 따른 동조화 정도를 비교해 보면 강남구, 송파구, 강동구에서 $R_i(\lambda)$가 상대적으로 높게 계산되었다. 강남구는 서초구와 송파구, 송파구는 강남구와 강동구에 인접해 있으므로 이러한 결과는 <그림 4>의 강남4구의 지역 내 cohesion이 상대적으로 높다는 사실과 일관된 것이라고 할 수 있다.

www.kci.go.kr

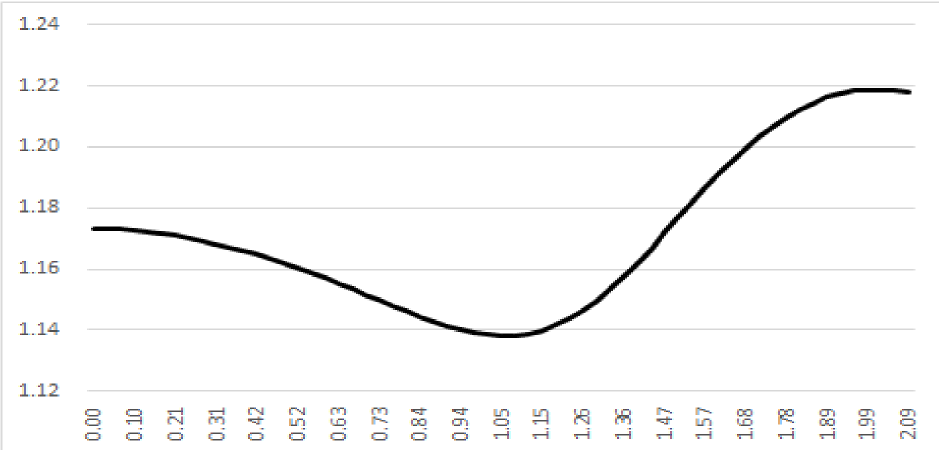
〈표 3〉 아파트매매가격의 지리적 인접성의 영향

| | $\lambda$=2.09 (3개월) | $\lambda$=1.05 (6개월) | $\lambda$=0.52 (12개월) | $\lambda$=0.17 (36개월) | $\lambda$=0 (∞) |
|---|---|---|---|---|---|
| 강북구 | 1.397 | 1.152 | 1.214 | 1.238 | 1.242 |
| 광진구 | 0.959 | 0.988 | 0.971 | 0.951 | 0.947 |
| 노원구 | 1.464 | 1.264 | 1.316 | 1.358 | 1.365 |
| 도봉구 | 1.512 | 1.377 | 1.342 | 1.355 | 1.358 |
| 동대문구 | 1.063 | 1.053 | 1.080 | 1.094 | 1.097 |
| 마포구 | 0.928 | 1.020 | 1.030 | 1.037 | 1.039 |
| 서대문구 | 0.883 | 1.032 | 1.086 | 1.110 | 1.114 |
| 성동구 | 1.063 | 1.035 | 1.075 | 1.088 | 1.090 |
| 성북구 | 1.148 | 1.101 | 1.171 | 1.198 | 1.202 |
| 용산구 | 1.076 | 1.071 | 1.144 | 1.167 | 1.170 |
| 은평구 | 1.206 | 1.145 | 1.137 | 1.136 | 1.136 |
| 종로구 | 0.998 | 1.084 | 1.117 | 1.123 | 1.123 |
| 중 구 | 1.102 | 1.030 | 1.041 | 1.042 | 1.041 |
| 중랑구 | 1.084 | 1.154 | 1.168 | 1.180 | 1.182 |
| 강남구 | 1.780 | 1.438 | 1.489 | 1.512 | 1.516 |
| 강동구 | 1.598 | 1.403 | 1.414 | 1.430 | 1.432 |
| 강서구 | 1.207 | 0.988 | 0.984 | 0.981 | 0.981 |
| 관악구 | 1.065 | 1.002 | 0.990 | 0.988 | 0.988 |
| 구로구 | 1.119 | 1.051 | 1.035 | 1.030 | 1.030 |
| 금천구 | 1.221 | 1.207 | 1.156 | 1.139 | 1.136 |
| 동작구 | 1.167 | 1.085 | 1.075 | 1.074 | 1.074 |
| 서초구 | 1.404 | 1.153 | 1.218 | 1.251 | 1.257 |
| 송파구 | 1.650 | 1.327 | 1.422 | 1.473 | 1.481 |
| 양천구 | 1.224 | 1.195 | 1.213 | 1.215 | 1.215 |
| 영등포구 | 1.124 | 1.100 | 1.120 | 1.119 | 1.119 |

한편, 장단기에서 지리적 인접성의 영향을 비교하기 위하여 $R_i(\lambda)$의 평균을 $R(\lambda)$라고 하고 $\lambda$에 따른 $R(\lambda)$의 변화 모습을 표시하면 <그림 6>과 같다. <그림 6>을 통해 $R(\lambda)$의 변화를 살펴보면 $\lambda$가 작아짐에 따라 $R(\lambda)$가 감소하다가 $\lambda$=1.05보다 작아지면 $R(\lambda)$가 오히려 완만하게 증가하는 것을 발견할 수 있다. 대체적으로 지리적 인접성의 영향은 단기에서 강하게 나타나고 장기적으로 감소하는 것으로 해석할 수 있다.

www.kci.go.kr

〈그림 6〉 아파트매매가격의 지리적 인접성의 영향




아파트전세가격의 경우도 매매가격과 마찬가지로 $R_i(\lambda)$의 값이 1보다 큰 자치구가 대부분이기는 하지만 $R_i(\lambda)$가 1보다 작은 경우도 일부 발견되고 있다. $\lambda$=2.09(약 3개월)에서는 8개 자치구, $\lambda$=1.05(약 6개월)에서는 6개 자치구에서 $R_i(\lambda)$가 1보다 낮게 나타나고 있어 매매가격의 4개 및 2개 자치구에 비해 많은 것으로 나타났다. 이러한 자치구의 전세가격은 지리적으로 인접한 자치구와 더 높은 동조성을 보이고 있지 않다고 판단할 수 있다.

자치구별로 지리적 인접성의 영향을 비교해 보면 $\lambda$=2.09의 단기에서 강동구, 강남구, 송파구 등 강남지역 및 강북구 등 에서 높게 나타나고 있다. 그러나 이들 자치구에서도 장기적으로 이러한 효과가 약화되는 모습이 관찰되고 있다. 단기의 $\lambda$=2.09에서는 $R_i(\lambda)$가 가장 높은 강동구와 가장 낮은 은평구의 차이가 1.311에 이르고 있으나 $\lambda$=0의 장기에서는 $R_i(\lambda)$가 가장 높게 나타난 강동구와 $R_i(\lambda)$가 가장 낮은 광진구의 차이가 0.39로 축소되고 있다.

<그림 7>은 각 자치구의 $R_i(\lambda)$를 평균한 $R(\lambda)$의 변화를 보여주고 있다. 전세가격의 $R(\lambda)$는 매매가격과 마찬가지로 단기에서 높고 장기에서 상대적으로 낮은 모습을 보여주고 있다. 따라서 장기적으로 전세가격의 동조성에서 지리적 인접성의 중요성은 감소하는 것으로 판단된다. 또한 전세가격의 $R(\lambda)$의 수준을 매매가격과 비교해 보면 단기와 장기 모두 전세가격의 $R(\lambda)$가 매매가격에 비해

www.kci.go.kr

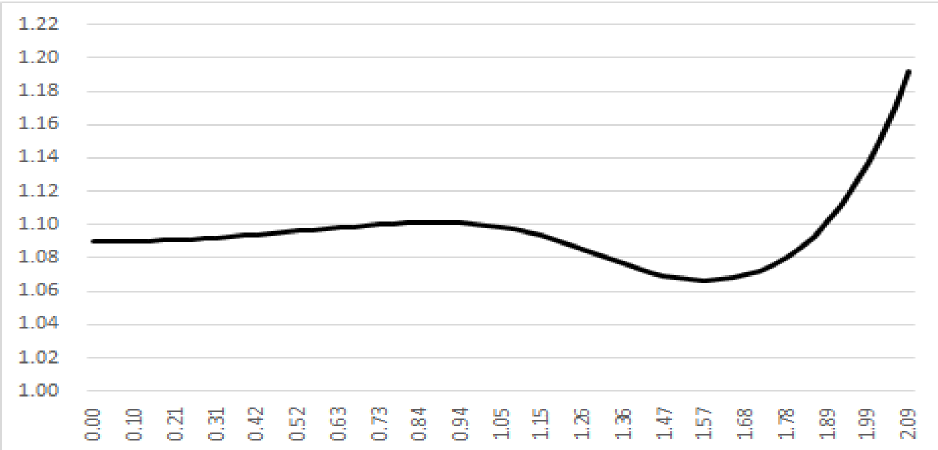
낮은 것으로 나타났다. 이러한 결과는 매매가격에 비해 상대적으로 전세가격이 지리적으로 인접한 자치구와의 동조성이 약하다는 것을 의미한다.

〈표 4〉 아파트전세가격의 지리적 인접성의 영향

| | λ=2.09 (3개월) | λ=1.05 (6개월) | λ=0.52 (12개월) | λ=0.17 (36개월) | λ=0 (∞) |
|---|---|---|---|---|---|
| 강북구 | 1.636 | 1.133 | 1.103 | 1.101 | 1.100 |
| 광진구 | 0.835 | 1.000 | 0.973 | 0.947 | 0.943 |
| 노원구 | 1.283 | 1.208 | 1.164 | 1.145 | 1.142 |
| 도봉구 | 0.881 | 1.150 | 1.122 | 1.095 | 1.090 |
| 동대문구 | 1.178 | 1.021 | 1.048 | 1.058 | 1.060 |
| 마포구 | 1.014 | 0.834 | 0.956 | 0.977 | 0.980 |
| 서대문구 | 0.763 | 0.851 | 0.984 | 1.023 | 1.029 |
| 성동구 | 1.238 | 0.960 | 1.007 | 1.011 | 1.011 |
| 성북구 | 0.923 | 1.074 | 1.088 | 1.088 | 1.088 |
| 용산구 | 0.577 | 0.907 | 0.973 | 0.979 | 0.979 |
| 은평구 | 0.726 | 0.804 | 0.992 | 1.049 | 1.057 |
| 종로구 | 0.930 | 1.064 | 1.069 | 1.059 | 1.057 |
| 중 구 | 1.286 | 0.952 | 0.968 | 0.969 | 0.969 |
| 중랑구 | 0.920 | 1.074 | 1.090 | 1.094 | 1.095 |
| 강남구 | 1.736 | 1.585 | 1.248 | 1.170 | 1.160 |
| 강동구 | 2.037 | 1.508 | 1.411 | 1.344 | 1.333 |
| 강서구 | 1.509 | 1.015 | 1.076 | 1.090 | 1.091 |
| 관악구 | 1.115 | 1.096 | 1.051 | 1.032 | 1.029 |
| 구로구 | 1.378 | 1.146 | 1.126 | 1.108 | 1.105 |
| 금천구 | 1.298 | 1.234 | 1.168 | 1.156 | 1.155 |
| 동작구 | 1.192 | 1.061 | 1.066 | 1.074 | 1.076 |
| 서초구 | 1.353 | 1.229 | 1.196 | 1.185 | 1.183 |
| 송파구 | 1.611 | 1.286 | 1.306 | 1.310 | 1.310 |
| 양천구 | 1.299 | 1.135 | 1.123 | 1.123 | 1.123 |
| 영등포구 | 1.075 | 1.140 | 1.094 | 1.073 | 1.070 |

www.kci.go.kr

〈그림 7〉 아파트전세가격의 지리적 인접성의 영향




# Ⅵ. 경기변동과 자치구별 주택가격의 동조성 비교

아파트매매가격은 내구소비재의 가격과 실물자산의 가격이라는 두 가지 성격을 가지고 있으며 이러한 가격은 실물경기에 따라 변동할 수 있다. 이때 장기와 단기에서 아파트매매가격과 실물경기와의 상관관계가 다를 수 있을 뿐 아니라 자치구별로도 상관계수가 차별적일 수 있다. 이러한 관점에서 실물경기와 아파트매매가격 간의 빈도별 상관계수를 추정해 보았다. 실물경기변수로는 경기동행지수의 전월비 증가율을 사용하였다.

<표 5>의 빈도별 상관계수 추정결과를 보면 우선 $\lambda$=2.09의 단기에서는 대부분의 자치구에서 아파트매매가격과 실물경기 간에는 상관관계가 매우 약하거나 실질적으로 존재하지 않는 것으로 보인다. $\lambda$=2.09에서 빈도별 상관계수가 가장 높은 자치구는 동작구인데 이 경우에도 상관계수가 0.226에 불과하였다. 그 밖의 자치구에서는 모두 상관계수가 0.2이하로 추정되었으며, 동대문구, 종로구, 중랑구, 금천구에서는 통계적으로 유의하지는 않지만 음의 상관계수가 추정되기도 하였다.

약 6개월에 해당되는 $\lambda$=1.05에서는 상관관계가 다소 증가하여 7개 자치구에

www.kci.go.kr

서 0.3 이상의 값이 추정되었으며, 음의 상관계수를 보이는 자치구도 존재하지 않았다. $\lambda$=0.52에서는 상관계수가 더욱 커져서 광진구, 강남구, 강동구, 송파구에서 0.4 이상의 값이 추정되었으며, 보다 장기에서는 상관계수가 더 높아지는 모습을 보이고 있다. 빈도 $\lambda$=0의 장기에서는 송파구의 상관계수가 0.523으로 가장 높고 다음으로 강남구, 강동구, 광진구, 서초구 순으로 상관계수가 높게 나타났다. 이러한 결과를 종합하면 단기보다는 장기에서 경기변동과 아파트매매가격

〈표 5〉 경기동행지수와의 빈도별 상관계수

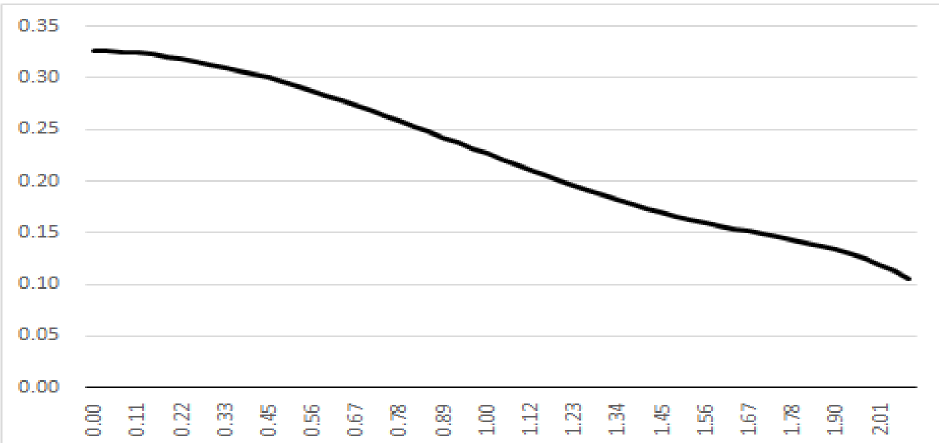
| | $\lambda$=2.09 (3개월) | $\lambda$=1.05 (6개월) | $\lambda$=0.52 (12개월) | $\lambda$=0.17 (36개월) | $\lambda$=0 (∞) |
|---|---|---|---|---|---|
| 강북구 | 0.042 | 0.123 | 0.213 | 0.245 | 0.251 |
| 광진구 | 0.211 | 0.350 | 0.402 | 0.429 | 0.434 |
| 노원구 | 0.043 | 0.106 | 0.223 | 0.266 | 0.274 |
| 도봉구 | 0.038 | 0.069 | 0.208 | 0.261 | 0.271 |
| 동대문구 | -0.018 | 0.099 | 0.212 | 0.251 | 0.258 |
| 마포구 | 0.134 | 0.314 | 0.373 | 0.399 | 0.404 |
| 서대문구 | 0.163 | 0.215 | 0.240 | 0.252 | 0.255 |
| 성동구 | 0.183 | 0.191 | 0.312 | 0.358 | 0.367 |
| 성북구 | 0.147 | 0.157 | 0.236 | 0.266 | 0.273 |
| 용산구 | 0.185 | 0.280 | 0.320 | 0.340 | 0.344 |
| 은평구 | 0.104 | 0.246 | 0.235 | 0.235 | 0.235 |
| 종로구 | -0.005 | 0.242 | 0.287 | 0.302 | 0.305 |
| 중 구 | 0.113 | 0.163 | 0.341 | 0.406 | 0.419 |
| 중랑구 | -0.048 | 0.015 | 0.099 | 0.131 | 0.137 |
| 강남구 | 0.117 | 0.346 | 0.421 | 0.452 | 0.459 |
| 강동구 | 0.121 | 0.349 | 0.416 | 0.447 | 0.454 |
| 강서구 | 0.138 | 0.259 | 0.234 | 0.231 | 0.231 |
| 관악구 | 0.138 | 0.242 | 0.285 | 0.306 | 0.311 |
| 구로구 | 0.133 | 0.213 | 0.261 | 0.283 | 0.287 |
| 금천구 | -0.027 | 0.118 | 0.172 | 0.192 | 0.196 |
| 동작구 | 0.226 | 0.305 | 0.338 | 0.357 | 0.361 |
| 서초구 | 0.095 | 0.326 | 0.396 | 0.425 | 0.431 |
| 송파구 | 0.133 | 0.385 | 0.476 | 0.515 | 0.523 |
| 양천구 | 0.098 | 0.279 | 0.339 | 0.364 | 0.369 |
| 영등포구 | 0.186 | 0.139 | 0.260 | 0.306 | 0.315 |

www.kci.go.kr

의 동조성이 높아지며, 특히 주택가격이 높은 강남지역의 매매가격이 경기변동과 동조성이 더 높은 것으로 나타났다.

장기와 단기에서 경기변동과의 동조성 변화를 확인하기 위하여 빈도별 상관계수의 평균을 이용하여 cohesion을 계산하였다. <그림 8>을 보면 cohesion이 장기로 갈수록 단조적으로 높아지는 것을 확인할 수 있다.

〈그림 8〉 경기동행지수와 아파트매매가격간의 cohesion




# Ⅶ. 결론

본 연구는 서울의 자치구별 아파트매매가격 및 아파트전세가격을 이용하여 주택가격의 빈도별 상관계수와 cohesion을 추정하였다. 본 연구의 추정결과에 의하면 주택가격간의 동조성이 단기보다는 장기에서 더 강하게 나타나는 것으로 분석되었다. 전체 자치구들간의 평균 상관계수로 계산한 cohesion을 살펴보면 아파트매매가격의 경우 약 3개월의 빈도에서는 0.5정도였으나 6개월에서 12개월이면 cohesion이 0.7 이상이 되어 비교적 빠른 시간에 동조성이 극대화가 이루어지고 있을 가능성을 시사하고 있다. 반면 아파트전세가격의 동조성은 단기에서 매매가격보다 낮으나 장기에서는 매매가격과 유사한 수준의 동조성을 보이고 있다.

www.kci.go.kr

상관계수의 표준편차는 매매가격과 전세가격이 단기에서는 거의 동일하나, 장기에서는 매매가격 상관계수의 표준편차가 전세가격의 경우보다 훨씬 크게 나타나고 있다. 이는 가격상승에 대한 기대 등을 반영하고 있는 매매가격의 경우 장기적으로 상관관계가 차별화되고 있을 가능성을 보여준다고 해석될 수 있다.

한편, 강남4구 지역 내의 cohesion은 단기에서 0.8, 장기에서는 0.9를 초과하여 지역 내의 동조성이 장단기에서 모두 매우 강하게 나타나고 있다. 그러나 강남4구와 비강남 지역 간의 교차 cohesion은 장기에서 다소 높아지고는 있으나 지역 내의 cohesion에 비해서는 낮은 수준을 보이고 있다. 이는 강남4구와 비강남간의 아파트매매가격이 부분적으로 디커플링되고 있을 가능성을 시사한다.

Kim(2011)은 국내 수도권과 지방의 주택가격을 이용한 분석에서 지역별 주택가격들이 전체적으로 수렴한다고 보기는 어려우나, 특정 집단별로 주택가격들간에 복수의 수렴클럽이 존재함을 발견하였다. 황상연 · 차경수(2014)도 Kim(2011)의 분석결과와 일관된 결과를 제시하면서 우리나라 주요 지역주택매매가격은 장기적으로 동조화될 가능성이 높지 않다고 주장하였다. 이러한 연구들은 전국의 지역별 주택가격을 분석하고 있는데 비해 본 연구는 서울의 자치구별 주택가격을 대상으로 하고 있다.[8] 그러나 분석대상이나 분석방법이 다름에도 불구하고 Kim(2011)에서 발견된 복수의 수렴클럽은 본 연구의 디커플링 현상과 일관된 결과로 판단된다.

한편, 지리적으로 인접해 있는 자치구간의 동조성은 강남지역을 중심으로 높게 나타나고 있으나 장기에서는 지리적 인접성의 중요성은 다소 감소하는 것으로 보이며 아파트매매가격과 실물경기변동간의 동조성도 강남지역에서 더 높게 나타나고 있다.

---

8) 신용상(2015)은 2000년대 중반 이후 수도권과 비수도권 주택가격 간에 교차적인 디커플링 과정을 수급요인, 규제요인, 기술적요인에 따라 분석하였다.

www.kci.go.kr

# 참 고 문 헌


문규현 · 이동희, 강남아파트시장은 전국아파트시장을 선도하는가?, 산업경제연구, 제24권 제1호, 2001, pp.115~136.

박해선 · 김승년, 주택가격의 지역간 상호의존성에 관한 연구 : 서울지역 아파트 매매가격을 중심으로, 산업경제연구, 제27권 제2호, 2014, pp.565~583.

서승환, 주택가격 변화의 지역연관성에 관한 연구 : 강남구 물결효과를 중심으로, 서울도시연구, 8권 4호, 2007, pp.1~13.

신용상, 국내 주택시장의 수도권-비수도권 간 탈동조화 현상과 정책시사점, 한국금융연구원, 2015.

황상연 · 차경수, 우리나라 주요 지역 주택가격의 요인분서 : 공통요인의 시별을 중심으로, 산업경제연구, 제27권 제1호, 2014, pp.197~224.

Andrews, D.W.K., Heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix estimation, *Econometrica*, 59, 1991, pp.817~858.

Berkowitz, J. and F. Diebold, Bootstrapping multivariate spectra, *Review of Economics and Statistics*, Vol.80, No.4, 1998, pp.664~666.

Brockwell, P. J. and R. Davis, *Time series: theory and methods*, Springer Science & Business Media, 2013.

Croux, C., M. Forni, and L. Reichlin, A measure of comovement for economic variables: theory and empirics, *Review of Economics and Statistics*, 83, 2001, pp.232-241.

Estrella, A., Extracting business cycle fluctuations: what do time series filters really do?, *staff report*, no. 289, Federal Reserve Bank of New York, 2007.

Hamilton, J. D., *Time series analysis*, Vol.2. Princeton: Princeton university press, 1994.

Kim, Y.S., Housing Price Convergence in Korea: Do Purchase Price and Jeonse Price Have in Common? *Korea and the World Economy*, Vol.12 No.1, 2011, pp.211~238.


www.kci.go.kr

Kwiatkowski, D., P.C.B. Phillips, P. Schmidt and Y. Shin, Testing the null of stationarity against the alternative of a unit root: how sure are we that economic time series have a unit root?, *Journal of econometrics*, 54, 1992, pp.159~178.

Lee, J., Long-run dynamic correlation of nonstationary variables when the trends are misspecified, *Journal of Economic Theory and Econometrics*, Vol.28, issue 1, 2017, pp.49~66.

Lütkepohl, H., *New introduction to multiple time series analysis*, Springer, 2006.

Maynard A., and K. Shimotsu, Covariance-based orthogonality tests for regressors with unknown persistence, *Econometric Theory*, 25, 2009, pp.63~116.

Newey, W. and K. West, Automatic lag selection in covariance matrix estimation, *Review of Economic Studies*, 61, 1994, pp.631~653.

Priestley, M. B., *Spectral Analysis and Time Series*, New York: Academic Press, 1981.

www.kci.go.kr

# The Long and Short Run Co-movements among Housing Prices of Districts in Seoul

Jin Lee* and Hangyong Lee**

## Abstract

We estimate the degree of co-movement of housing prices of 25 districts in Seoul. Unlike standard time domain approaches, we employ the frequency-based methods to analyze the correlation by frequency(known as a coherency) and the cohesion, which is the index from coherencies of numerous pairs. Our results show that co-movements of housing prices among districts in Seoul tend to be stronger in the long-run than in the short-run. In particular, four Gangnam districts yield very strong within-group co-movements both in the short-run and in the long-run. Gangnam districts, however, exhibit lower between-group co-movements with remaining non-Gangnam districts, suggesting a possible decoupling tendency between Gangnam and non-Gangnam districts. While co-movement due to geographical proximity is found to be strong particularly in Gangnam districts, such geo-graphical significance is generally found to diminish in the long-run.

Keywords: Comovement, Correlation by frequency, Cohesion, Housing Price
JEL Classification: R30, C22

* Department of Economics, Ewha Womans University, E-mail: leejin@ewha.ac.kr
** Corresponding author, College of Economics and Finance, Hanyang University, E-mail: hl306@hanyang.ac.kr

www.kci.go.kr

# 지 정 토 론

주 제 : 『서울 자치구별 주택가격 간의 장단기 동조화』에 대한 논평
논평자 : 박상수(고려대학교 경제학과)

이 논문은 Croux, Forni, and Reichin (2001, 이하 CFR)이 미국(주, 지역)과 유럽(유럽경제통화연맹 국가 11개국과 6개 서유럽 국가)의 경기변동의 동조성을 분석하는 데에 이용한 빈도영역의 상관계수와 cohesion measure를 사용해 서울의 아파트 가격(매매호가와 전세가격)이 자치구별로 동조적인 움직임을 보이는지 분석한 논문으로 빈도영역 상관계수의 개념을 소개하고 이를 한국의 주택가격 데이터에 적용하였다는 점에서 주택시장 분석과 방법론적인 의의가 있다. 빈도영역 상관계수와 cohesion measure를 국내 주택가격의 움직임을 분석하는 데에 적용한 최초의 논문이고 향후 보다 다양한 분석의 초석이 된다는 점에서 중요한 기여를 하고 있다고 볼 수 있다.

저자들이 '동조화'라고 지칭한 바는 영어로는 'co-movement', 'cohesion', 'coupling' 등으로 이해될 수 있을 것이다. Croux, Forni, and Reichin(2001)가 요약했듯이 기존의 시계열 연구에서 'co-movement'는 다수의 시계열들 간의 관계를 그보다 적은 수의 변수들의 관계만으로 서술하는 이른바 차원 감축(dimension reduction)의 측면에서 이해된다. 다수의 시계열들 간의 공적분 관계, 공의존성(codependence), 공통 요소(common fearures) 등에 관한 연구들에서 명시적 또는 암묵적 규정하는 시계열들간의 연관성이 이런 유형의 'co-movement'라고 볼 수 있다(CFR: 222). 이러한 유형의 동조화 또는 'co-movement'에 대한 이론적 정의는 '동조화'라는 용어의 통상적 용례에 의한 이해와 상이할 수 있다.

간단한 예를 들어 보자. 공분산 안정화 프로세스(Covariance stationary process) $\epsilon_t$로부터, 어떤 $\mu > 0$에 대해, $\Delta x_t = \mu + \epsilon_t$와 $\Delta y_t = -\mu + \epsilon_t$인 두 $I(1)$과정 시계열 $x_t$와 $y_t$를 생성하면 이들을 차분하고 평균제거(demean)한 $w_t = \Delta x_t - \mu$와 $v_t = \Delta y_t + \mu$에 대해 CFR의 기법을 적용하면 모든 빈도영역에서 $w_t$와 $v_t$의 빈도영역 상관계수는 1이 나올 것이다. $w_t = v_t = \epsilon_t$이기 때문이다. 그러므로

www.kci.go.kr

CFR이 제시한 분석도구에 의하면 $x_t$와 $y_t$는 완벽하게 동조(co-move)하는 시계열이라고 할 수 있다. 하지만 시간에 따른 두 시계열의 움직임을 생각해 보면 $x_t$는 거의 지속적으로 상승하는 시계열이고 $y_t$는 거의 지속적으로 하락하는 시계열이므로 두 시계열이 완전한 ‘동조화’된 시계열이라는 결론을 받아들이지 못하는 사람들도 있을 수 있다. 이는 CFR의 방법론에서 규정하는 ‘동조화’가, $I(1)$시계열들의 경우, 각각의 시계열의 확률적 추세로부터의 차이의 움직임의 동조화인 반면, 각각의 시계열의 추세 자체의 같은 방향성을 ‘동조화’라고 규정하는 경우도 적지 않기 때문이다. 예를 들면 신용상(2015)에서 보고 있는 ‘주택시장의 동조화’는 주택 가격의 공통 추세로부터의 증감율의 동조화 즉, 추세 자체의 방향성이 얼마나 달라지는가에 대한 연구이다. 저자들의 연구 또한 CFR과 동일한 분석 프로시저를 이용한 까닭에 저자들이 분석한 동조화는 위의 예에서 말한 $w_t$와 $v_t$의 동조화이다. 따라서 ‘지역별 주택 가격의 상승 또는 하강의 동조화 또는 디커플링’에 대해 연구하고자 할 경우에는 CFR의 분석 수단의 활용성은 제한적일 수도 있다.

CFR의 분석 도구들이 분석 대상 시계열의 안정성(stationarity)을 가정하는 것과 달리 적절한 조건을 만족하는 비정상시계열에 대해 교차 스펙트럼 분석을 시도한 연구들에 대해 저자들의 논문을 공부하며 알게 되었다. Martin and Flandrin(1985)나 White and Boashash(1990)의 연구들은 비정상 시계열들의 경우라고 하더라도 적절한 조건을 충족하는 경우 시변 스펙트럴 분석(time-varying spectral analysis)이 가능함을 보여 주고 있다. CRF의 연구와 마찬가지로 저자들의 연구도 스펙트럴 상관관계(spectral correlation)가 시간에 따라 변하지 않는다는 가정을 하고 있지만 현실적으로 주택 가격들간의 동조성이 시간에 따라 달라질 수도 있고, 신용상(2015)의 연구나 저자들이 리뷰한 다양한 선행연구들에서 시계열들 간의 동조성이 과거에 비해 현재 어떻게 달라져 있는가하는 점도 중요한 연구 대상이었다는 점에서 이 논문의 분석 도구들인 스펙트럴 상관계수(spectral correlation coefficient)들을 시간에 따른 변화가 가능하도록 허용하는 연구 도구들을 이용하는 것도 시도해 볼 가치가 있는 연구가 아닐까 생각한다.

Rua(2010), Rua and Lopes(2012), Scharnagl and Mandler(2016) 등의 연구는, 이런 측면에서, 현재의 연구를 확장하고자 하는 사람들에게 중요한 참고 연구가 될

www.kci.go.kr

수 있다. 이들은 푸리에 변환(Fourier transformation)을 이용한 스펙트럴 분석(spectral analysis) 대신 웨이브릿 변환(wavelet transformation)을 이용한 스펙트럴 분석(spectral analysis)를 이용하고 있다. 푸리에 변환(Fourier transformation)이 모든 시간에 대해 동일한 모습을 갖는 사인(sine)과 코사인(cosine)함수들을 이용하는 반면 웨이브릿 변환(wavelet transformation)은 국지적 시간 영역에서만 정의되는 웨이브릿 기저함수(wavelet basis function)들을 이용하므로 웨이브릿 스펙트럼(wavelet spectrum)은 웨이브릿(wavelet)의 지연(dilation, 주파수영역 정보 포함)과 시점(location in time, 시간영역 정보 포함)의 함수가 된다. 따라서 웨이브릿 스펙트럼(wavelet spectrum)을 이용해 cohesion을 정의하면 주파수 영역뿐 아니라 시간 영역에 따른 cohesion의 크기 정보도 같이 알 수 있게 된다. 웨이브릿 기반 스펙트럴 분석(Wavelet-based spectral analysis)은 변환(transformation)의 대상이 되는 시계열의 안정성을 가정하고 있다는 점에서 앞에서 언급한 비정상 시계열의 스펙트럴 분석(spectral analysis)과는 다른 점이 있다. 비정상 시계열에 대한 스펙트럴 분석(spectral analysis)이나 웨이브릿 변환(wavelet transformation)을 이용한 스펙트럴 분석(spectral analysis)을 이용해 저자들의 연구를 확장한다면 동조성의 변화까지도 살펴볼 수 있으므로 한국의 주택시장에 대해 훨씬 다양하고 흥미로운 연구들을 할 수 있을 것이다.

## 참고문헌

신용상, 주택시장의 수도권-비수도권 간 탈동조화 현상과 정책시사점, 한국금융연구원, 2015.

Croux, C., M. Forni, and L. Reichlin, A measure of comovement for economic variables: theory and empirics, *Review of Economics and Statistics*, 83, 2001, pp.232~241.

Martin, W. and P. Flandrin, Wigner-Ville Spectral Analysis of Nonstationary Processes, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ASSP-33(6), 1985, pp.1461~1470.

Rua, A., Measuring Comovement in the Time-Frequency Space, Banco de Portugal

www.kci.go.kr

Working Paper 1/2010, 2010.

Rua, A. and A. S. Lopes, Cohesion Within the Euro Area and the US: a Wavelet-Based View, Banco de Portugal Working Paper 4/2012, 2012.

White, L. and B. Boashash, Cross Spectral Analysis of Nonstationary Processes, IEEE Transactions on Information Theory 36(4), 1990, pp.830~835.

Sharnagl, M. and M. Mandler, Financial Cycles in the Euro Area: a Wavelet Analysis, mimeo, 2016.

www.kci.go.kr

# 지 정 토 론

주 제 :『서울 자치구별 주택가격 간의 장단기 동조화』에 대한 논평
논평자 : 신용상(한국금융연구원)

동 논문은 동조성을 주파수 영역(frequency domain)에서 정의하고 스텍트럴 시계열 분석에서 사용하는 빈도별 상관계수의 가중합으로 계산된 코헤런시(Coherency) 지수를 이용하여 서울지역 25개 자치구별 주택가격 및 전세가 간의 장단기적 동조성을 추정한 데 의의가 있고 매우 흥미로운 논문으로 평가된다. 특히 서울시 주택가격 변동에 있어 ① 서울 전체 자치구 간에 전반적 동조성의 존재, ② 인접권역 주택가격 변동에 대한 상대적으로 큰 상호 영향력의 존재, ③ 강남 4구 주택가격 간의 강한 상호의존성(동조성), ④ 자치구별 동조성의 격차 존재 등을 확인하였으며, 관련 분석 결과가 일반적인 기대의 방향과 일치하고 있어 분석방식의 유효성이 인정된다고 할 수 있다.

다만 다음의 몇 가지 관점에서 보완되어야 할 필요가 있다고 판단된다.

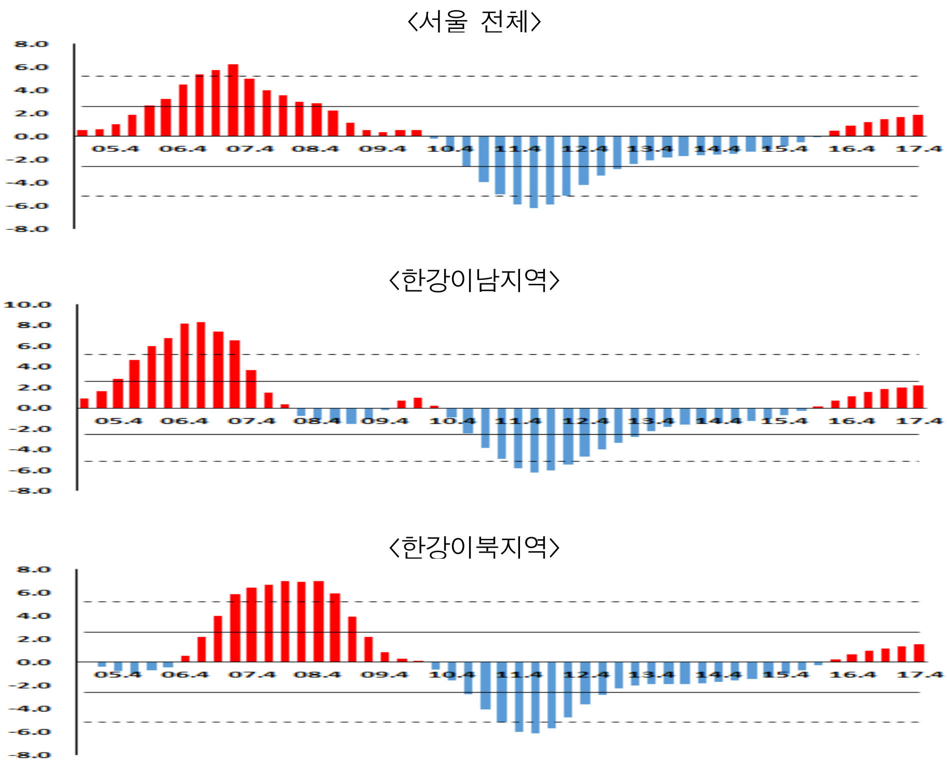
먼저 참고문헌 조사(Literature Survey)와 관련된 것으로서 경제학 실증분석에서 일반적으로 사용되는 시계열 분석이나 횡단면 분석이 아닌 주파수 영역의 분석이라는 점에서 독자들의 이해를 위해 좀 더 관련 분석방법과 동 분석방법을 활용한 선행연구에 대한 정보를 다양하게 제공될 필요가 있어 보인다. 특히 서울 주택가격의 자치구 간 동조화 관련 연구에 있어서 주파수 영역(Frequency Domain)에서의 관련 연구가 어떻게 진행되어 왔는지, 그 선행 연구방식과 본 연구방식 간에 차별성은 무엇인지에 대한 내용이 포함되어야 할 것으로 보인다. 이를 통해 관련 분야 연구에서의 본 연구의 위치와 기여도가 제대로 부각될 수 있어야 한다고 판단된다. 아마도 도시공학적 측면에서의 분석이 동 방식의 분석이 다양하게 도입되고 있는 것으로 알려져 있으며, 이에 대한 검토가 도움이 될 것으로 보인다.

둘째는 서울 자치구별 아파트 매매가격과 전세가 cohesion의 해석에 있어 선행성 및 후행성 해석도 가능한가의 여부를 점검해 보았으면 한다. 본 분석은

www.kci.go.kr

cohesion 추정을 통해 특정 자치구가 여타 자치구들 간의 동조성만을 추정하고 있으나, 전체 평균치를 기준으로 상대적인 크기에 따라 선행성과 후행성을 논할 여지는 없는 것인지를 파악했으면 한다. 아마도 관련 분야 선행연구에서의 해석이 도움이 될 것으로 판단된다. 시간영역(Time Domain)에서는 실제로 동행성뿐만 아니라 선후행성의 추정이 가능한데, 만일 주파수영역(Frequency Domain)에서 이러한 추정과 해석이 불가능하다면 동 영역의 분석이 시간영역(Time Domain)에서의 분석보다 상대적으로 우월한 기법 또는 추가적인 정보를 제공하는 기법이라는 거증이 포함될 필요가 있다고 판단된다.

〈그림 1〉 시간영역(Time Domain)에서의 서울지역 주택가격 선후행성 패턴 분석




주 : 막대그래프는 지역별 주택매매가격지수 전년동기 대비 상승률의 직전 4분기 이동평균 값에서 전국 주택매매가격지수 4분기 이동평균값을 각 분기별로 차분한 값이며, 실선은 전국 이동평균의 standard deviation(σ)인 ±2.59이고 점선은 2σ값을 나타냄.

www.kci.go.kr

셋째로는 분석 결과에 대한 다소 단정적 해석에 대한 재검토가 필요할 것으로 보인다. 저자는 아파트 매매가격이 전세가격에 비해 상대적으로 짧은 기간에 동조화가 극대화되는 현상에 대해 이를 가격상승에 대한 기대와 보유세 등 조세부담에 의해 발생한다고 설명하고 있는데, 이는 분석 결과로부터 나오는 결론이라기보다는 저자의 일방적 추론에 가까운 해석으로 사료된다. 그럴 가능성에 대한 언급은 가능하지만 단정적 해석이 가능하기 위해서는 추가적인 분석이 필요할 것으로 판단된다.

넷째는 새로운 분석기법의 도입과 시도의 참신성에 비해 분석 결과가 단순하고 독자들에게 제공하는 시사점도 상당히 제한되어 있다는 생각이다. 좀 더 풍성한 정보가 제공될 수 있는 방안을 모색하는 것도 고려해 봄직하다.

www.kci.go.kr

# 일 반 토 론

주 제 : 서울 자치구별 주택가격 간의 장단기 동조화

**발표자(이항용)** : 참고문헌 조사(literature survey)를 조금 더 해야 될 것 같다고 말씀하신 것은 제가 전적으로 동의를 합니다. 사실 기존 연구들을 많이 읽고 논문을 쓰지를 못했습니다. 조금 더 앞으로 보강을 하겠습니다.

선행성 관련해서는 저희가 추정한 것은 상관관계(correlation)라서 이걸 가지고 선행성을 너무 강하게 얘기하기는 쉽지 않을 것 같다라는 생각은 들었습니다. 그럼에도 불구하고 한 번 더 생각해 보도록 하겠습니다. 문장표현은 역시 제가 빨리 쓰다 보니까 과감한 표현이나 조금 신중하지 못한 부분이 있는 것들도 교정하도록 하겠습니다.

박상수 교수님 계량적인 질문은 아마 이진 교수님이 답변하시는 것이 나을 것 같습니다. 기술적인(technical) 부분에 관한 말씀은 이진 교수님이 좀 해주시고요. 제가 답변드릴 수 있는 것은, 일단 데이터는 지수의 로그 디퍼런스(log difference) 전기비 증가율이고요. 그리고 아까 신용상 박사님과 박상수 교수님도 정책변화나 이런 것 들을 기준으로 기간을 구분해 보았으면 좋겠다라고 말씀을 하셨는데, 지금도 사실 전체 표본(sample)수가 많은 것 같지 않습니다. 그래서 시계열(time series)상에서 장기 단기로 나눴을 때, 사이클 이라는 게 있는 건데 표본을 너무 좁히면 사이클이 안보일 수도 있을 것 같기도 합니다. 또한 굵직굵직한 주택관련 정책이 워낙 많이 있어서 이를테면 LTV나 DTI 규제 같은 것도 수시로 바뀌고 투기과열지구 지정 등 정책변화들이 좀 있어서 여기에 맞춰서 표본(sample)을 자르게 되면 너무 관측치(observation) 수가 작아지지 않을까 하는 생각이 듭니다. 그래도 기간을 구분해서 보는 것도 한번 고려해 보도록 하겠습니다.

이진 교수님 추가로 계량경제학(econometrics)적인 것에 대해 말씀해 주시기 바랍니다.

**발표자(이진)** : 아까 그 $\lambda$관계식은 $2\pi$를 $\lambda$로 나눈게 T over j인데 이 j값을 얘

www.kci.go.kr

기하시는 것 같은데, 이제 그게 의미는 T over j가 한 항(term)으로 기간(period) 이라고 보통 정의(define) 하거든요. 그래서 λ가 2이면 T over j 그 비율자체가 3 정도 됩니다. 그래서 3개월.

**박상수(고려대)** : 개월 인가하는 의문이 들어서요.

**발표자(이진)** : 예, 월별 데이터라서 j체는 별의미가 없는 것이고 T over j를 그 값을 가지고 얘기하는 것 같아서 그 부분을 설명을 추가하겠고요.

**사회자(조주현)** : 그거는 맞는 것이에요? 3개월 그거는? 그거는 계산이 어떻게 됩니까.

**박상수(고려대)** : t를 1로 줬을 때 그거를 셋으로 나눠서 주기가 발생한다는 것인데, 그렇다면 총 T가 지금 전체 λ가 26.09일 때의 주기는 전체 T를 셋으로 나눈 이것이 한 주기가 아닌가 하는데 수식에서 있는 것과 해석의 일관성이 있나 하는 의문이 들기는 했었습니다.

**발표자(이진)** : T over j가 3이라는 자체가 의미가 있는 것이거든요. 그 비율(ratio) 자체가, 그리고 다른 아까 그 표현은 점근적이라는 표현으로 바꾸기로 하고요.

그리고 저는 개인적으로 제일 정확한 코멘트가 그 Cohesion이라는 것이 로우(raw)들이 사인(sign)이 왔다 갔다 하는 것은 타당하지(make sense)하지 않아요. 원래 그 논문(paper)에서도 미국의 주(state)별 소득 이런 것으로 했거든요. 기본적으로 사인(sign)이 같은 것 끼리 있었을 때 가중합을 한 분석이 있습니다. 아까 그 코멘트하신 대로 사인(sign)이 상쇄가 되고 이러면, 상쇄가 돼서 Cohesion이 아주 최악의 경우 "0"이 될 수도 있는 것이죠. 그거는 굉장히 좋은 질문 같습니다. 그거를 기본적으로 전제를 해야지 타당한(make sense) Cohesion measure가 되는 것이죠. 그게 제일 좋은 코멘트 같습니다.

www.kci.go.kr

**사회자(조주현)** : 예, 감사합니다. 플로어에서 또 질문하실 분들 계십니까?

**곽노선(서강대)** : 저는 전에 다른 방식으로 한번 싱크로나이제이션이라는 참고(literature)해서 한 적이 있었는데요. 통합 방법론(Cohesion measure)을 이렇게 하는게 아마 참고문헌(literature)에 있을 것이라고 생각이 드는데, 그냥 이 방법론을 정확이 모르는 상태에서 몇 가지 여쭤보면, 계절조정을 한 다음에 쓰셨는데, 이 이야기는 무언가 하면, 각 시리즈(series)별로 계절성이 다르다 라고 놓고 그걸 같이 또 상관관계(correlation)를 구한 것인데, 같은 동기간을 비교한 거면, 만약에 계절성이 동시에 같이 일어난다고 생각을 하게 되면 안 해도 되지 않을까 하는 생각이 좀 들었는데, 그것에 대해서 어떻게 생각을 하시는지 생각해보시면 될 것 같고요.

또 하나는 너무 값이 나온 것에 대한 의미를 해석할 때, 결국 상대적으로밖에 해석을 못하니까, 어떤 가설을 테스트할 수도 있는 것도 아니고, 어디보다 어디가 얼마만큼 크다 그랬는데, 정말 같이 동조화 됐냐? 라고 물어보면 얘보다는 조금 더 가깝다 얘보다는 멀다 이렇게 얘기할 수밖에 없고 아무런게 없는데, 글쎄요 저는 전에 확률 추세(stochastic trend)가 있느냐? 공통 확률 추세(common stochastic trend)가 있느냐? 결정적인 추세(deterministic trend)가 있느냐? 아니면 공통 사이클(common cycle)이 있느냐 없느냐? 이런 것은 어떠한 분포(distribution)하에서 가설 검정을 할 수 있었는데, 여기서는 그런게 가능한 추세인지 또 하나 궁금하고요.

또 하나는 신용상 박사님도 말씀하셨지만 이게 월별 자료니까, 어디가 지역이 먼저 움직이고 그 다음에 파급되는 효과까지는 이게 고려가 안 되는 것 아닌가? 왜냐하면 동기간에 상관관계(correlation)만 쫙 하는 것이니까. 그걸 고려하는 것을 만들 수 있는지 제안을 한 번 드리는 것이고요.

또 하나는 어디가 어디보다 가깝다 이런 것들이 의미는 있을 것 같습니다. 강남구끼리 상대적으로 잘 움직이더라, 그런데 그럼 궁금한 것이 무엇이었냐 하면, 어디 올라갈 때 똑같이 올라가는 방향성은 알겠는데 만약에 어느 한 구는 많이 올라가고 어느 한 구는 적에 올라가는 것이 아주 일관되게 나타난다고 하면, 그러면 이 방법(measure)이 크게 나오더라도 정보(information)가 많이 죽는 것처럼

www.kci.go.kr

느껴지거든요. 일관되게 항상 나오는데 그럼 통합 방법(Cohesion measure)이 상당히 크게 나오겠죠. 그런데 어느 한 구는 상승률이 항상 높고 딴 구에 비해서, 그런 관계라 그러면 여기서는 얘기해 줄 수가 없으니까요, 좀 더 알고 싶은 것이 강남구가 오르면 딴 데도 같이 오르는데 딴 데는 조금씩 오르더라 이런 정보가 있었다면 좋을 것 같은데, 그런 방법(measure)을 만들 수 있을지 궁금했습니다. 제가 이 방법론(measure)에 대해서 잘 모르니까. 그런 상황에서 한번 말씀 드렸습니다.

**사회자(조주현)** : 답변 좀 하실 수 있나요? 아니면 좀 생각할 기회를 좀 드릴까요? 예, 질문을 먼저 듣고 하시죠.

**신관호(고려대)** : 저도 논문 재밌게 잘 들었고요. 근데 처음에 출발 하실 때, 경제이론을 완전히 무시하고 경험적 사실만 보셨다고 했는데, 약간 경제적 근거를 생각해 보는 것도 괜찮지 않을까? 이런 생각을 했습니다. 무슨 말이냐 하면, 아까 조만 교수님도 발표를 하셨지만, 그 주택가격이 인구 구조라던가 소득증가에 관련이 있다면, 이 동조성이 높은 이유가 인구 구조나 인구 증가율이 비슷하게 가게 되지 않을까? 또는 소득증가율이 비슷하게 가게 되지 않을까? 이런 식의 생각을 할 수 있고, 따라서 인구라든가 소득의 동조성도 또 따로 계산을 해서, 과연 그런 것들의 동조성이 높은데서 주택가격의 동조성이 높은 것인지? 이런 식으로 한 번 테스트를 해보면 그 경제적인 근거에 대해서도 생각해볼 수 있지 않을까. 이런 생각이 들었고요.

그 다음에 이제 아까 신 박사님도 선행성, 후행성 얘기도 했는데, 사람들이 관심 있는 게 강남 4구가 선행성이 있느냐? 이런 거니까, 모든 것에 대해서는 다 하실 수가 없겠지만 적어도 강남 4구에 대해서는 시차를 좀 둬가지고, 강남 4구가 리드(lead)가 있고 다른 쪽은 래그(lag)가 있었을 때, 동조성을 계산을 해보면, 강남 4구는 리드(lead)를 했을 때 다른 지역하고 동조성이 더 높아지더라, 이런 식으로 해서 선후행성에 같은 것을 적어도 몇 군데에 대해서는 해 볼 수 있지 않을까 이런 생각을 좀 했습니다.

www.kci.go.kr

**사회자(조주현)** : 또 다른 분 질문 있으신가요?

**최 인(서강대)** : 제가 예전에 읽은 바에 의하면 앤드류스 논문에서는 스펙트랄 윈도우(spectral window)를 썼었고 m이 t의 파워 투 1/5로 기억하는데, 물론 이게 가장 중요한 것은 m이죠 어떠한 커널(kernel)을 쓰는 것보다⋯ 특별히 바틀렛 커널(Bartlett kernel)을 쓰는 이유가 있어요? 스펙트럴 커널(spectral kernel)이 더 좋다고 그 논문에서는⋯ 물론 여기서 추정하려고 하는 것은 스펙트럴 밀도(spectral density)가 아니고 로우(raw)는 다른 것이죠? cohesion? 다른 것인데, 특별하게 바틀렛 커널(Bartlett kernel)을 쓴 이유가 있나요?

**발표자(이진)** : 시뮬레이션에서 잘 알려진게 보통 보면 커널 초이스(kernel choice)는 사실은 굉장히 많이 나오고요. QS 커널(kernel), 다양한 커널(kernel)이 있는데 보통 실증적으로(empirically) 제일 간단하니까 바틀렛 커널(Bartlett kernel)을 많이 쓰는 것 같습니다. 다른 커널(kernel)로 해봐도 되는데, 그렇게 차이 거의 안 날 것 같습니다. 그리고 앤드류스는 제가 본 것은 Newy-West에서 래그 셀렉션(lag selection)인데 그것도 다양하게 있어요.

**최 인(서강대)** : m을 선택하는 것은 매우 중요한데, m을 잘 못 선택하면 이상한 결과가 나오거든요.

**발표자(이진)** : Newy-West에서는 사실은 최적비율(optimal rate)은 오히려 바틀렛 커널(Bartlett kernel) 쓰면 t의 1/3이거든요. QS 쓰면 1/5이고 그렇게 가는데, 여기서는 T 가 작아가지고 제가 한 두 번 이렇게 해봤는데 나오는 값이 4~5정도에서 비슷합니다. 이거까지 하면서 실증분석까지 하면서 복잡한 선택 방법(complicate selection method)까지 써야하는지 굉장히 혼자서 고민을 많이 했습니다.

**김용진(아주대)** : 기초통계량은 스펙트럴 밀도 함수(spectral density function)를 여기다가 제시를 안했어요? 그것도 궁금한데, 강남과 다른 구의 스펙트럴 밀도 함수(spectral density function)가 저밀도(low frequency), 고밀도(high frequency)로

www.kci.go.kr

어떻게 밀도(density)가 다른지 궁금합니다.

**이제민(연세대)** : 사실관계 좀 하나 여쭤도 될까요? 아까 나오신 것과 관계된 얘기인데, 장단기 동조화를 말씀하시는데, 지금 단기에는 동조화가 안 되다가 장기에는 동기화 된다고 그러는데, 혹시 서로 수렴하는지? 아니면 장기적으로 분기하는지? 그것에 대해서 자료를 가지고 계시는지, 결국에는 강남 3구하고 다른 구하고 이게 단기적으로 분기하다가 동기화 안 되다가 그 다음에 동조화되고 그러는데, 그러나 추세(trend)로 봐가지고 이게 분명히 강남이 더 올라가는 추세(trend)가 있는 것인지? 그거를 한번 좀 실제로 자료가 있으시면 말씀해 주시면 고맙겠습니다. 아주 간단하죠, 장기적으로 강남이 더 빨리 올라간 것인지, 더 많이 올라갔는지를 말입니다.

**조성욱(서울대)** : 저는 또 하나 질문은 여기에서 가격의 동조화라고 얘기하면서 주택의 자산으로서의 가치를 보기 때문에 여기서는 주택 매매가격의 동조화를 갖다가 구별로 보거나 아니면 인접한 구나 다른 구와의 동조성을 보고, 사용가치로서 전세가격의 동조성을 보는데, 왜 그러면 전세가격과 매매가격 사이에서의 동조성은 안 보나? 같은 구 안에서도 실제로 전세가격이 올라가거나 매매가격이 올라 가면 이게 전세나 그 반대로도 영향을 미칠 수 있을 것 같은데, 이런 동조성을 볼 수는 있을 것 같거든요. 지금 있는 모든 자료에서는 그것을 한 번 좀 봤으면 좋겠다는 생각입니다. 이게 완전히 자산으로서 따로 있고 사용가치로서 전세하는 시장이 따로 있는 게 아니라 분명히 그 시장 사이에서는 상호작용(interaction)이 있을텐데, 그 두 개를 보면 선행성을 보거나 후행성을 보거나 이런 것 일 수도 있기 때문에 그게 또 재미있을 것 같은데, 그걸 보실 수는 없는 것인지 이러한 질문을 드리고 싶습니다.

**김진일(고려대)** : 관심 있는 주제라, 들으면서 저도 내용은 기억은 안 나는데 시계열(time series) 배울 때, 프리퀀시 도메인을 오래는 안 배웠고, 한 달 프리퀀시 배웠고, 세 달 타임 도메인 배웠는데, 그러면서 원투원 무슨 맵핑 정의(theorem)가 있었던 것으로 기억하거든요. 프리퀀시랑 타임 도메인이랑 이것도 역시 타임

www.kci.go.kr

도메인으로 원투원 무언가 있을텐데 그냥 쓰면 너무 복잡하니까 아무런 의미가 없고 지금 말씀하신 토론(discussion)이 안 되니까, 무언가 우리가 스트럭쳐(structure)를 부여해서 똑같지는 않지만 그래도 유사한 것으로 추정(estimation)하면 좋을 것 같은데 그 과정에서 아까 생각이 난 게 이왕이면 그 발표하시면서요. 매매 전세 비교하시면서, 전세는 앞으로의 2년 동안의 흐름(flow)에 대한 리턴(return)이고요. 매매는 평생이니까. 대표적인데 요즘 재개발 아파트 아닙니까. 그래서 매매와 전세의 그걸 비교하시면서, 전세는 오른쪽이 낮았다가 빨리 올라가고 매매는 꽤 높았다가 플랫(flat)한 걸 말씀하셨는데. 그럼 그런 식이 우리가 당연하다고 생각하고 스트럭쳐를 집어 넣어서 타임도메인으로 해서 이 프리퀀시 도메인에서 나온 결과가 앞으로의 리턴(return)이 어떻게 된다고 생각을 해서 그러므로 그걸 2년만 합하면(integrate) 전세가격이고요, 할인(discounting)해서 평생 합하면(integrate) 매매가격인데, 그런 식으로 스트럭쳐를 좀 집어넣어서 여기나온 빈도(frequency)와 밀도(density)와 유사하게 만든 것을 무언가 하면, 지금 말씀 하신 그런 마지막에 말씀하신 왜 그게 달라지는지, 어떻게 관계되는지에 대한 해석이 나오면 아까 말씀하신 예를 들어서 신용상 박사님이 몇가지 해석이 단정적이라고 하셨는데, 그게 스스로 타이트하게 스트럭쳐를 줘서 타임 도메인으로 해석을 하면, 그러고 그걸로 쭉 몰고 나가시면 하나로… 그럼 아까 말씀 하신 매매 전세가격에 대한 관계라든지 등을 조금 적당한 스트럭쳐를 줘서 해석할 수 있지 않을까? 왜냐하면 프리퀀시 도메인 이론(theory)는 우월한데, 사람들이 이해하기는 힘드니까, 워낙 타임 도메인을 생각해 왔으니까 수십 년 동안, 그런 거를 타임 도메인해서 계수(coefficient)에 타이트한 스트럭쳐를 주고 해석하면, 아까 이 교수님이 말씀하셨지만, 전세 매매의 차이 그런 것에서 출발하면 지금 말씀한 여러분들의 궁금증이 물론 다 해소 되지는 않겠지만, 어떤 거는 이 모델의 결과가 맞고 어떤 것은 안 맞는지를 해석할 수 있는 좋은 프레임워크가 되지 않을까 하는 생각이 들어서 말씀 드렸습니다.

**사회자(조주현)** : 또 질문 있으시겠지만 시간 관리상 그만 받고요. 저도 한 두 가지만, 얘기할 기회가 없을 것 같아서 말씀 드립니다. 저는 이 방법론에 전혀 익숙하지 않고요, 부동산 학이나 또는 도시계획, 도시경제 쪽에서는 이런 류의 논

www.kci.go.kr

문들이 많습니다. 선후행성이나 요즘에 공간자기회귀모형 베이지안 모형을 이용한 연구들이 계속 나오고 있는데, 맨날 저희 박사과정 학생들이 하는 것이 그것입니다. 요즘에는 노동패널밖에 없어가지고 그걸 많이 하는데, 이쪽 분야의 부동산, 그리고 도시 쪽에서 상당히 많은 공간상의 인과관계에 대한 논문들이 많다는 것을 아까 우리 신박사님 얘기해 주셨는데, 꼭 참고해 주시길 바라고요.

그 다음에 한 가지만 꼭 말씀 드리고 싶은 것은 여기 보면 전세는 안 다뤘으면 좋겠다는 생각입니다. 그게 왜냐하면 월세로 환산된 임대료거나 월세 같으면 사용가치(use value)라고 얘기할 수 있는데, 이게 전세금은 사실은 가격기대(price expectation)가 안에 감안된 것이거든요. 우리가 흔히 착각 하는게, 전세금이 올라서 무슨 사용가치(use value)가 올랐다, 이거는 아니라고 봐요. 왜냐하면 주택가격 안정이 기대(expect)되면 전세금의 비율이 올라가거든요. 그래서 90% 넘는 경우도 많이 있고, 그러니까 이런 마이크로한 관계 그 쪽의 논문도 저희가 많이 가지고 있습니다. 그런데 이게 가격 기준이 되는 매매가격 자체의 비율로 측정이 되는 것이기 때문에, 이게 오르면 비율은 떨어지지만 시차를 두고 계속 따라 붙는데요. 떨어질 것으로 예상이 되면 비율이 올라가고 이게 적응하는 기간들이 있습니다. 그래서 제 생각에는 그러한 경제 인과모델이나 그런 것이 뒷받침 되지 않으면 막연하게 주택가격 상승률이 어떻게 됐고 사용가치(use value)가 어떻게 됐다라고 하는 것은 저는 좀 문제가 있다고 생각해서… 오히려 매매 가격을 잘 보시면서… 그것을 더 발전시켜서 보시는 게 좋지 않을까 하는 생각을 했고요.

마지막으로 한 가지만 더 말씀 드리면, 이제 지리적으로 보면요, 공간 모형은 구들이 리니어(linear) 해요. 강북에는 중구가 있고 다닥다닥 붙어 있어요. 그러니까 인접해 있는 구가 다 다릅니다. 변두리하고 가운데가 다르거든요. 그래서 강남구에는 특별히 영향을 미칠 것 같은 구들이 낮게 나온 것 아닌가 하는 생각도 좀 들었고요.

그리고 마지막으로 원래 계획서에는 이자율이 어떻게 영향을 미치는가를 보려고 하셨는데, 경기 변동으로 바꾸셨던데, 맨 나중 파트요. 저는 그거를 경기변동으로 보시지 마시고 주택가격 상승률 기간으로 상승한 기간 하락한 기간, 아까 신박사님 한 거 보니까 아주 분명하게 나타나던데, 상승기간은 쭉 같이 인과가 있는데, 하락기간은 비슷하게 가고 있거든요. 저희는 그런데 엄청나게 많은 관심

www.kci.go.kr

을 가진 논문들이 있기 때문에 경기가 그렇게 효과가 안 좋으면 부동산 시장의 상승기 하락기로 보시는 것이 어떨까 제안을 드렸습니다. 저도 시간을 너무 많이 들였는데, 간단하게 2~3분 정도로 답변할 기회를 드리겠습니다.

**발표자(이항용)** : 스펙트럴 분석을 이용하는 방법론에서는 기본적으로 로그 차분한 안정적 시계열을 사용하게 됩니다. 따라서 확률적 추세 또는 결정적 추세 그리고 계절성이 제거된 시계열 변수를 사용했습니다. 아까 말씀하신 대로 이게 같은 시간에 이를테면 계절성이 같이 올라가고 떨어지고 하는 것이 있는지는 한번 체크를 해볼게요. 아마 계절조정된 것하고 안 된 것과 큰 차이가 없는 것으로 기억을 합니다.

그리고 계속 말씀을 많이 해주신 게, 선 · 후행성 얘기를 여러분들이 말씀을 해 주셨는데, 주파수영역(frequency domain)의 분석에서는 이를 살펴보기가 용이하지는 않은 것 같습니다. 시간영역(time domain)에서 아주 간단한 거라도 한 번 생각을 해 보겠습니다.

매매와 전세 간의 상관관계(correlation), 아까 조 교수님 말씀 하신 것도 저희가 사실은 자치구 25개 자치구의 횡단면(cross-section)에 초점을 맞추다 보니까, 매매와 전세 두 개의 변수 간에는 사실은 별로 관심을 안 뒀었는데요, 이것도 그렇게 어려운 것 아니니까 한 번 생각해보도록 하겠습니다.

나머지 다 좋은 말씀 주셨는데요. 저희가 코멘트를 최대한 반영해서 수정(revise) 하도록 하겠습니다.

**사회자(조주현)** : 제가 운영을 잘못해서 시간을 5분 정도 초과한 것 같습니다. 잠시 한 5분정도 쉬시고 계속하시죠. 고생하셨습니다.

www.kci.go.kr