



# *Journal of Real Estate Analysis*

<http://www.kab.re.kr>

November 2017, Vol.3, No.2, pp.1-20

## 서울 프라임 오피스 이산적 가격시계열 보간에 관한 연구\*

### A Study on Interpolation for the Discrete Time Series of Seoul Prime Office Price

노상윤\*\*

Roh, Sang Youn

#### ▮ Abstract ▮

This study presents an objective method to generate a stable and continuous time series by interpolating and predicting the Seoul prime office price time series. The transaction price time series is important for calculating ROC and capitalization rate in the real estate investment market. It is also essential information for monitoring the market, to establish an investment strategy or creating a benchmark index for rational performance evaluation. The linear interpolation was found to be the most efficient method for interpolating the price time series. The results of analysis using an ETS model showed that the price time series varied with determinants such as level, trend, and seasonality; thus the time series trends of transaction prices for the three major business districts and the other district could be analyzed and forecast by the time series of the decomposed factors. In addition, based on the time series of calculated transaction prices for the three major business districts and the other district, a time series of the average price of Seoul prime offices could be generated. As a result of decomposing this time series through the ETS model, it was found that the transaction price time series rose sharply until 2008 and then turned into a pattern degressive increase. The price time series shows a fixed seasonality in four-year intervals, and it is expected that the time series will enter a new cycle after 3Q of 2015 and that the prices of Seoul prime offices will be adjusted for the next two to three years.

Key words : Prime office, Transaction price, Time series interpolation, ETS model

\* 본 논문은 2017년 한국경제학회 통합학술대회에서 발표한 연구를 수정·보완한 것이다.

\*\* 첼스타 전략사업본부 리서치팀 수석연구위원 (rsy@mygenstar.com)

## 1. 서론

과거 연기금 등 국내외 기관투자자들은 국내 상업용 부동산 시장에 투자함에 있어 중심상권(CBD), 강남상권(GBD), 여의도상권(YBD) 등 3대 권역에 입지한 프라임 오피스 빌딩을 집중적으로 투자하였다. 프라임 오피스 빌딩이란 통상 건물연면적 1만평(약 33,000m<sup>2</sup>)이상의 규모를 지닌 오피스 빌딩을 말한다.

최근에는 투자 가능한 프라임 오피스 빌딩의 신규공급이나 매물이 희소하고, 이에 대한 투자 경쟁이 심화되어 기관투자자들이 1만평 이하의 오피스에 대한 투자관심을 높이고, 리테일, 물류 등 다양한 유형의 상업용 부동산에 분산투자하는 경향이 강해지고 있다. 그럼에도 불구하고 개별 연기금들이나 기관투자자들의 부동산 포트폴리오를 살펴보면, 프라임 오피스가 차지하는 비중은 여전히 높다고 판단된다.

2016년 말 기준 서울 소재 연면적 1만평 이상의 프라임 오피스는 총 295동이고, 이들의 연면적 합계는 총 564만평이다. 이중 74.9%의 프라임 오피스 222동(423만평)이 3대 권역에 입지해 있고, 여타 ETC 권역에 73동(142만평)의 프라임 오피스가 분포되어 있다. 3대 권역 중 프라임 오피스가 가장 많이 입지한 권역은 CBD로 총 96동(184만평)이 입지해 있고, 다음으로 GBD에 총 79동(152만평), YBD에는 총 47동(86만평)의 프라임 오피스가 입지해 있다. 3대 권역 중 시장 규모가 가장 크게 증가한 권역은 CBD로 2003년 총연면적 대비 56.9% 증가하였고, GBD와 YBD의 경우 각각 40.3%, 31.5% 증가하였다. 3대 권

역에 프라임 오피스와 같은 대형 오피스를 신규 공급할 나대지가 점차 소멸되어 향후 신규공급은 제한적으로 증가할 것으로 전망된다. 반면에 3대 권역에 비해 상대적으로 저렴한 임대료가 형성되고, 수도권 지하철 등 대중교통 수단의 발달로 접근성은 개선되면서 3대 권역의 대체 수요지로 부상하고 있는 기타 권역(ETC)의 프라임 오피스 신규공급은 상대적으로 급속히 늘어날 것으로 예상된다. 이와 같이 물량 측면에서 서울 프라임 오피스 공급시장의 추이는 어느 정도 명확하게 분석된다. 따라서 이들의 가치변화를 어느 정도 측정할 수 있다면 서울 프라임 오피스 전체 시장가치를 추산하는 데에 큰 어려움이 없을 것이다. 그러나 이들의 실거래에 기초한 시장평균 매매가격 변화를 정확하게 집계하는 것은 현실적으로 쉽지 않은 과제이다.

투자시장에서 특정 권역의 평균 매매가격 시계열은 해당 권역에 빌딩을 보유하고 있는 투자자 또는 투자를 계획하고 있는 투자자들에게 다양한 의사결정을 위해 필요한 중요한 기초정보 중 하나이다. 단순히 감정평가 시에 중요한 비교사례법의 기초정보를 제공하는 것뿐만 아니라 순운영소득(Net Operating Income, 일명 NOI)정보와 결합하여 수익형 부동산들의 대표적인 수익성 지표인 자본환원율(Capitalization Rate, 일명 Cap. Rate)을 산출하는 데에 활용된다. 그러나 국내에서 서울 오피스 매매가격 시계열 정보를 꾸준히 제공해 주는 기관은 극히 소수에 불과하고, 특히 기관투자자들이나 외국인 투자자들이 주로 관심을 가지고 있는 프라임 오피스 빌딩에 대한 권역별 매매가격과 자본환

원을 장기 시계열 정보를 지속적으로 제공하는 기관은 일부에 불과하다.

정보에 대한 수요가 꾸준함에도 불구하고 프라임 오피스 빌딩의 매매가격과 자본환원율 시계열의 제공이 힘들었던 가장 큰 원인은 아파트를 비롯한 일반주택이나 중소형 오피스와는 달리 프라임 오피스 빌딩의 경우 거래빈도가 상대적으로 매우 적어 매월 또는 매 분기 거래가 발생하지 않기 때문이다. 이와 같이 프라임 오피스의 매매가 이산적으로 발생하기 때문에 이에 대한 매매가격 시계열은 불연속적으로 존재한다. 비록 불연속적인 매매가격 시계열이지만 여타 시계열들과 같이 프라임 오피스 가격시계열은 기초 수준변화에 일정한 추세 변화와 일정한 계절성이 반영되어 시간이 흐름에 따라 변화하고, 각 시점에서 발생하는 외생적인 충격에 영향을 받아 예기치 않은 변화가 결합하여 시계열 추이가 형성되는 것으로 분석된다.

본 연구는 비록 서울의 3대 권역과 기타 권역에 입지한 프라임 오피스 빌딩의 실거래가 이루어지지 않은 시점에도 입지한 권역의 과거 역사적 매매가격 시계열에 내재된 일정한 패턴에 의해 지속적으로 변화한다고 가정한다. 따라서 관측된 거래가격들 사이에 거래가 이루어지지 않은 시점의 매매가격도 일정한 보간법을 통해 효율적으로 추정가능하다고 가정한다.

프라임 오피스 매매가격 시계열은 그 수준과 추세, 그리고 계절성에 의하여 변화한다고 가정한다. 그리고 이러한 세 가지 결정요인은 일정한 계량모형을 통해 분석하고 분해할 수 있으며, 계량모형의 추정된 파라미터를 활용하여 일정

기간의 시계열 추정이 가능하다고 가정한다.

이상의 연구가정 기반으로 본 연구는 다음과 같이 구성하였다. 제1장 서론에 이어 제2장 이론적 배경에서 가장 보편적으로 활용되는 네 가지 보간 알고리즘을 소개하였다. 그리고 지수평활과 ETS(Error-Trend-Seasonal)모형에 대해 설명하였다. 제3장에서는 실제 서울 프라임 오피스 매매가격자료를 활용하여 시계열 보간 및 추정결과를 제시하였다. 이를 위해 우선 분석자료를 소개하고, 매매가격 시계열의 보간 및 추정결과를 평가하였으며, 그 유용성을 설명하였다. 제4장 결론에서는 본 연구의 주요결과들과 함의들을 정리하고, 연구의 한계 및 향후과제를 제시하였다.

## II. 이론적 배경

### 1. 보간법(Interpolation)

프라임 오피스 시장은 주택시장이나 중소형 오피스 시장과는 달리 매매거래가 빈번하게 발생하지 않기 때문에 일정 기간 시계열을 살펴보면 매매거래가 이루어지지 않은 시점에는 결측값이 존재하게 된다. 이 경우 연구목적이나 실무적인 목적에 의해 시계열을 활용할 경우 결측시점을 분석기간에서 제외하거나 일정한 값으로 채워 넣는 방법 중 하나를 선택하여야 한다.

투자시장에서 매매가격은 자본수익률 측정과 자본환원율(Cap. Rate) 산출 등 중요한 투자지표들의 산출에 기초정보로 활용되고 있다. 투자

시장 내의 다양한 이해관계자들은 이 정보들을 활용하여 투자의사결정과정의 중요한 근거들을 마련하고, 투자매물에 대한 적정가격을 산정하며, 일정기간 동안의 투자성과에 대한 평가지표를 작성하는 등의 업무를 수행하고 있다. 따라서 매매가격 시계열 정보는 실무적으로 매우 중요한 정보이다. 이를 감안할 때, 매매가격 시계열의 결측값(missing values)을 합리적이고 효율적으로 보간하는 방안은 중요한 연구과제 중의 하나라고 판단된다.

통상적으로 활용할 수 있는 보간 기법에는 선형(Linear)기법, 로그선형(Log-Linear)기법, CRS(Catmull-Rom Spline)기법, 그리고 CS(Cardinal Spline)기법 등 크게 네 가지 알고리즘이 존재한다. 선형보간법(Linear Interpolation)은 다음의 산식에 기초한 보간법이다.

$$V_t^L = (1 - \lambda)x_{t-1} + \lambda x_{t+1} \quad (\text{식 1})$$

여기에서  $x_{t-1}$  은 결측값 직전에 존재하는 시계열 값을 나타내고,  $x_{t+1}$  은 결측값 직후에 존재하는 시계열 값을 나타내며,  $\lambda$ 는 결측값의 상대적 위치를 일정 기간 시계열 행(row) 내 존재하는 전체 결측값의 수에 의해 나눈 값이다.

로그선형보간법(Log-linear interpolation)은 선형 기법과 유사한 방법이나 다음 (식 2a~2c)와 같이 정리할 수 있다.

$x_{t-1}$  과  $x_{t+1}$  가 모두 양(+ )일 경우 :

$$V_t^{LL} = \text{Exp}[(1 - \lambda)\log(x_{t-1}) + \lambda\log(x_{t+1})] \quad (\text{식 2a})$$

$x_{t-1}$  과  $x_{t+1}$  가 모두 음(-)일 경우 :

$$V_t^{LL} = \text{Exp}[(1 - \lambda)\log(-x_{t-1}) + \lambda\log(-x_{t+1})] \quad (\text{식 2b})$$

$x_{t-1}$  또는  $x_{t+1}$  어느 하나만 음(-)일 경우 :

$$V_t^{LL} = N.A. \quad (\text{식 2c})$$

선형기법과 로그선형기법의 경우 시계열의 최초 값 두 개가 모두 결측값인 경우와 최후 값 두 개가 모두 결측값인 경우 이용할 수 없는 한계가 존재한다. CS(Cardinal Spline)기법은 이러한 한계를 감안하여 다음 (식 3)과 같은 산식을 통해 결측값을 채우는 것이다.

$$V_t^{CS} = (2\lambda^3 - 3\lambda^2 + 1)x_{t-1} + (1 - \theta)(\lambda^3 - 2\lambda^2 + \lambda)(x_{t+1} - x_{t-2}) - (2\lambda^3 - 3\lambda^2)x_{t+1} + (1 - \theta)(\lambda^3 - \lambda^2)(x_{t+2} - x_{t-1}) \quad (\text{식 3})$$

여기에서  $\theta$ 는 스플라인(spline)의 곡률(curvature)에 영향을 미치는 장력 파라미터(tension parameter)이다. CRS(Catmull-Rom Spline)은 장력 파라미터 값이 0인 CS기법의 특수형태이다.

## 2. 지수평활과 ETS 모형

앞서 보간법의 중요한 한계는 가장 최근 시점에 매매거래가 발생되지 않아 최종시계열에 결측치가 발생하는 경우 그 결측값을 채울 수 없

다는 것이다. 이 경우 활용할 수 있는 대안 중 하나는 지수평활(Exponential Smoothing, 이하. ES)기법을 활용한 추정값으로 결측값을 채우는 것이다. ES기법을 활용하여 시계열을 추정하는 연구들은 오래 전부터 진행되어 왔고 좋은 성과를 거둘 수 있는 것으로 평가받고 있다.

Holt(2004)에 의하면 1950년대 후반과 1960년대 초반부터 ES기법에 대한 많은 연구가 이루어졌음을 알 수 있고(Brown, 1956, 1959, 1963; Holt, 1957; Holt et al., 1960; Muth, 1960; Winters, 1960), 이러한 연구들을 통해 성공적인 추정기법의 토대가 마련되었다.

ES기법의 주요 특징은 과거 관측치의 가중평균에 기초하여 관측기간이 흐름에 따라 가중값의 기하급수적인 감쇠를 통해 추정값을 생성하는 것이다<sup>1)</sup>. ES기법은 적응적 시장전망을 위한 단순 기법 중 하나이다. 이 기법은 상대적으로 적은 관측 정보를 활용해서도 전망이 가능한 효과적인 방법으로 고정적인 계수값들을 이용한 회귀모형의 전망과는 달리, 과거 추정오차들(Forecast errors)에 기초하여 시장전망을 조정, 즉 적응적 시장전망을 수행하는 특징을 지닌다. ES모형에는 단순 ES모형과 Hyndman, Koehler, et al.(2002)이 제안한 ETS(Error-Trend-Seasonal likelihood framework)모형에 기초한 ETS-ES 두 가지로 구분된다.

ETS모형에서 시계열 Y는 추세(Trend, T), 계절(Seasonal, S), 오차(Error, E)과 같이 세 가지 요소로 분해할 수 있다. 이 때, 추세항은 시계열

Y의 장기(long-term) 움직임을 나타내고, 계절항은 주기성(periodicity)으로 알려진 일정한 패턴을 나타내며, 오차항은 시계열의 추정하지 못한 요인들에 의한 불규칙성을 나타낸다. 이상의 세 가지 요인들을 다양하게 더(additive)하고 곱(multiplicative)한 조합을 통해서 시계열 Y를 생성할 수 있는데, 어떠한 요인들을 어떤 방식으로 생성하는가에 따라 다음 (식 4)와 같이 순수가산모형, 순수배수모형, 그리고 혼합모형으로 구분할 수 있다.

순수가산모형 :

$$Y = T + S + E \text{ 또는 } Y = S + E \quad (\text{식 4a})$$

순수배수모형 :

$$Y = T \times S \times E \text{ 또는 } Y = T \times E \quad (\text{식 4b})$$

혼합모형 :

$$Y = (T \times S) + E \text{ 또는 } Y = (T + S) \times (1 + E) \quad (\text{식 4c})$$

다양한 ETS 모형을 구성하는 개별 요인들은 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$E\{A, M\}, T\{N, A, M, AD, MD\}, S\{N, A, M\}$$

여기에서 N, A, M, AD, MD는 각각 'None', 'Additive', 'Multiplicative', 'Additive Dampened', 'Multiplicative Dampened' 을 나타낸다. 추정된 추세항 T는 그 자체를 몇 가지 방법으로 수준 항(Level term, l)과 성장 항(Growth term, b)으로

1) ES기법은 기원과 구성, 변천, 적용방안 등에 대한 상세한 내용들은 Gardner(2006)와 Hyndman et al.(2008) 참조.

분해할 수 있다. 이후 Hyndman, et al.(2008)은 추세(T), 추정기간(h), 감쇠 파라미터( $0 < \phi < 1$ )를 가정하고, 성장 항에 대한 서로 다른 가정들 하에서 다섯 가지 추세유형을 다음 <표 1>과 같이 정의했다.

<표 1> 추세유형

가정	추세유형
None	$T_h = l$
Additive	$T_h = l + bh$
Additive damped	$T_h = l + b\phi_h, \phi_h \equiv \sum_{s=1}^h \phi^s$
Multiplicative	$T_h = lb^h$
Multiplicative damped	$T_h = lb^{\phi_h}, \phi_h \equiv \sum_{s=1}^h \phi^s$

추세(Trend)는 그 특성에 따라 항상 존재하는 수준항(level term,  $l$ )과 상황에 따라 존재하는 성장항(growth term,  $b$ )으로 구성된다. 시계열이 계절성을 보일 경우 계절성항(seasonal term,  $s$ )을 포함하여 시계열을 ETS모형으로 일반화하면, 다음과 같이 p차원 상태 벡터(p-dimensional state vector)로 정의할 수 있다.

$$x_t \equiv (l_t, b_t, s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-m})' \quad (\text{식 5})$$

Ord, Koehler, and Snyder(1997)에 따르면, ES방정식의 비선형 동적 모형(nonlinear dynamic model)의 구성은 일반 오차항을 갖는 상태 공간 모형(state space model)을 이용하여 다음과 같이 정의된다.

$$y_t = h(x_{t-1}, \theta) + k(x_{t-1}, \theta) e_t \quad (\text{식 6a})$$

$$x_t = f(x_{t-1}, \theta) + g(x_{t-1}, \theta) e_t \quad (\text{식 6b})$$

여기에서  $h$ 와  $k$ 는 연속적인 스칼라(scalar) 함수들이고,  $f$ 와  $g$ 는  $R^p \rightarrow R^p$ 와  $e_t \sim iid(0, \sigma^2)$ 로부터 연속적으로 파생되는 연속함수이다. 이때  $e_t$ 는  $x$ 와  $y$ 의 과거 실현값들과 독립적이다. 개념적으로 시계열  $y_t$ 에 대한 식은 평활화된 추정치  $\hat{y}_t = h(x_{t-1}, \theta)$ 와 추정오차  $e_t$ 로 시계열을 표현하기 위해서 어떻게 다양한 상태 변수 구성요인들( $l_{t-1}, b_{t-1}, s_{t-m}$ )이 결합되는지를 나타낸다. 다중함수들은 가산적이고 배수적 오차항을 축약형으로 작성하기 위한 개념적인 수단이다. 가산적 오차항을 포함하고,  $k \equiv 1$ 인 경우 시계열  $y_t$ 는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$y_t = h(x_{t-1}, \theta) + e_t \quad (\text{식 7})$$

만약 배수적 오차항을 포함하고,  $k \equiv h$ 인 경우 시계열  $y_t$ 는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$y_t = h(x_{t-1}, \theta)(1 + e_t) \quad (\text{식 8})$$

시계열  $x_t$  식은 요인 추정량들이 이전 기간들의 추정량들과 현재 추정오차  $e_t$ 에 의해 수정되어지는 과정을 나타낸다. 여기에서 고려되어지는 ETS모델들은 현재 추정오차와 이전 상태에 의한 가중평균으로 수정된 평활식이다. 그 결과 상태 방정식은 Hyndman, et al.(2002)에 의해 다음 모형과 같이 확장되었다.

$$l_t = \alpha P(x_{t-1}, e_t) + (1-\alpha)Q(x_{t-1}) \quad (\text{식 9a})$$

$$b_t = \beta R(x_{t-1}, e_t) + (1-\beta)\phi_1 b_{t-1}^{\phi_2} \quad (\text{식 9b})$$

$$s_t = \gamma T(x_{t-1}, e_t) + (1-\gamma)s_{t-m} \quad (\text{식 9c})$$

여기에서  $P_t \equiv P(x_{t-1}, e_t)$ ,  $R_t$ 와  $T_t$ 는 추정오차와 시차 상태의 함수들이다.  $Q_t = Q(x_{t-1})$ 는 시차 상태함수이다.  $\phi_1$ 은 선형추세 모형의 감쇠(damping) 파라미터이고,  $\phi_2$ 는 배수적 추세모형의 감쇠 파라미터이다. 감쇠가 부재한 경우 그 파라미터값은 1로 설정한다. 이상의 요소들로 구성되는 ETS모형의 정확한 형태는 시계열에 내재된 특성들에 의해 총 30가지로 설정될 수 있다<sup>2)</sup>.

### 3. 모수추정법

ETS모형 설계에 있어서 주어지는 모수 집합  $\theta^* = (\alpha, \beta, \gamma, \phi)$ 이고, 초기 상태에 대한 값  $x^* = (l_0, b_0, s_0, s_{-1}, \dots, s_{-m+1})$ 이다. 관찰되지 않는 요인들과 기초 시계열들의 평활 추정량을 구하기 위해서는 ETS상태와 추정 방정식들을 이용해야 한다. 일반적으로 이 모수들은 추정해야 하는데, 초기 상태는 추정값이나 사전에 할당된 값을 활용한다. 일부 ETS모형들은 앞에서 정의된 모수집합  $\theta^*$ 와 상태집합  $x^*$ 의 단지 일부 모수들만이 필요하다. 따라서 추정하고자 하는 모형에 따라 적절한 부분집합  $\theta$ 와  $x_0$ 을 이용하게 된다.

우선 모수값은 주로 알려지지 않은 값이므로 추정해야만 한다.  $\theta$ 에 대한 잠재적인 모수 공간

의 크기를 축소하기 위한 방법은 그동안 다양하게 제시되었다. 전통적인 방법은 모형의 안정성을 확보하기 위해 다음과 같은 제약들을 설정하는 것이다.

$$\begin{aligned} 0 &\leq \alpha \leq 1 \\ 0 &\leq \beta \leq \alpha \\ 0 &\leq \gamma \leq (1-\alpha) \\ 0 &\leq \phi \leq 1 \end{aligned} \quad (\text{식 10})$$

다음으로 초기 상태값은 Hyndman, et al. (2002)이 제시한 방법에 의해 사전적으로 설정하여 활용할 수 있다. 미지의 모수  $\theta$ 와 선택적으로 초기 상태  $x_0$ 의 추정을 위해서는 ML(Maximum Likelihood) 추정법 또는 AMSE(Average Mean Squared Error) 최소화 기법을 사용할 수 있다.

## III. 시계열 보간 및 추정

### 1. 분석자료

본 연구의 분석자료는 상업용 부동산 종합서비스 회사인 젠스타(GENSTAR) 리서치팀에서 2003년 1분기에서 2016년 3분기까지 매월 시장 정보 수집과 공부조사를 통해 작성한 연면적 1만평(33,000m<sup>2</sup>) 이상의 프라임 오피스 빌딩의 평균매매가격<sup>3)</sup> 분기시계열이다.

2) 30가지 가능한 설정에 따른 형태는 Hyndman, et al.(2008) Table 2,2와 2,3, pp.21-22 참조.

3) 본 연구에서 활용한 평균매매가격은 단순한 평균값이 아니고 지분거래나 부분거래, 또는 거래면적규모를 고려한 면적가중평균 매매가격임

〈표 2〉 분기별 프라임 오피스 빌딩 거래빈도(건)

연도	분기			
	1	2	3	4
2003	5	2	1	3
2004	1	3	1	4
2005	3	3	1	3
2006	3	1	2	2
2007	5	2	1	2
2008	1	5	4	3
2009	7	2	2	4
2010	0	7	1	6
2011	1	2	3	3
2012	0	2	4	10
2013	3	2	3	6
2014	0	5	1	8
2015	1	3	1	3
2016	2	3	5	

오피스 시장은 주택시장과는 달리 매매거래가 빈번하게 발생하지 않고(〈표 2〉참조), 특히 연면적 1만평 이상의 프라임 오피스 경우 실제 거래가 이루어지지 않는 분기가 적지 않아 시계열자료의 비연속성 문제가 내재되어 있다. 실제 총 55분기 조사기간 동안 서울 3대 권역 및 기타 권역에서 분기별로 단 1회의 거래도 없었던 분기의 수와 비율은 다음 〈표 3〉과 같다.

서울 전체적으로는 프라임급 오피스 매매거래가 전혀 없었던 분기는 2012년 1분기와 2014년 1분기 단 2개 분기였지만, 여의도 권역(YBD)의 경우 총 55분기 중 36개 분기(65.45%)에는 프라임급 오피스 매매거래가 없었다.

〈표 3〉 매매가격 원시계열 기초통계

구분	단위	서울	CBD	GBD	YBD	ETC
평균	천 원/평	13,772	15,881	14,380	12,640	9,855
표준편차	천 원/평	4,765	4,882	4,784	4,081	3,963
변이계수	%	34.60	30.74	33.27	32.29	40.21
매매관측	분기	53	36	26	19	20
매매결측(A)	분기	2	19	29	36	35
비율(A/55)	%	3.64	34.55	52.73	65.45	63.64

〈표 4〉 서울 평균 매매가격 시계열 안정성 검정

통계량	값
평균	13,772
표준편차	4,765
왜도	0.13
첨도	2.10
Jarque-Bera	1.94
Prob.	0.38
관측치수	53

매매거래가 이루어진 분기들만을 대상으로 평균 거래가격을 산출한 결과 서울도심권역(CBD)이 가장 높은 평당 15,881천 원이었고, 다음으로 강남권역(GBD), 여의도권역(YBD), 기타권역(ETC) 순으로 평균 매매가격이 높은 수준을 형성하였다. 평균가격 수준대비 상대적으로 가격변동성 규모를 파악해 보기 위해 변이계수를 산출한 결과 ETC가 가장 큰 40.2%로 산출되었고, GBD(33.3%), YBD(32.3%), CBD(30.7%)

순으로 가격변동성이 큰 것을 알 수 있다.

서울 4개 권역의 매매거래 자료를 기초로 하여 서울 전체 프라이م 오피스 평균 매매가격 시계열에 대한 기술통계 분석결과, 거래가 이루어지지 않은 2개 분기를 제외한 총 53개 시계열에 대해 평균 매매가격은 평당 약 13,772천 원, 표준편차는 약 ±4,765천 원이고, Jarque-Bera 검정결과(귀무가설: 시계열이 정규분포를 함), 서울 프라이م 오피스 평균매매가격 시계열은 정규분포임을 알 수 있다.

## 2. 매매가격 시계열의 보간

실무적으로 결측값을 채우는 가장 단순한 방법은 거래가 이루어지지 않은 분기를 기준으로 직전 두 분기의 평균값으로 채우는 일종의 이동평균(MA)법이다. 그러나 이 방법은 너무 인위적이고, 시장 전체적인 가격 흐름이 반전되었을 경우 이를 전혀 반영하지 못하는 단점이 있다. MA법을 이용하여 서울 4개 권역의 매매가격 보간 시계열의 변동성을 분석한 결과는 <표 5>와 같다(<부록 1> 참조).

<표 5> MA 보간 시계열의 기초통계

구분	CBD	GBD	YBD	ETC
평균	15,645	14,282	12,024	9,523
표준편차	4,651	4,322	3,679	3,496
변이계수(%)	29.73	30.26	30.60	36.72

이산적 원시계열에 비해 MA 보간시계열의 변이계수로 측정된 변동성은 CBD의 경우 1%p 축소되었고, GBD의 경우 -3%p, YBD의 경우 -1.7%p,

ETC의 경우 -3.5%p 축소되었다. 결과적으로 MA방법에 의한 보간 시계열의 변동성은 이산적 원시계열에 비해 보다 평활화되었다.

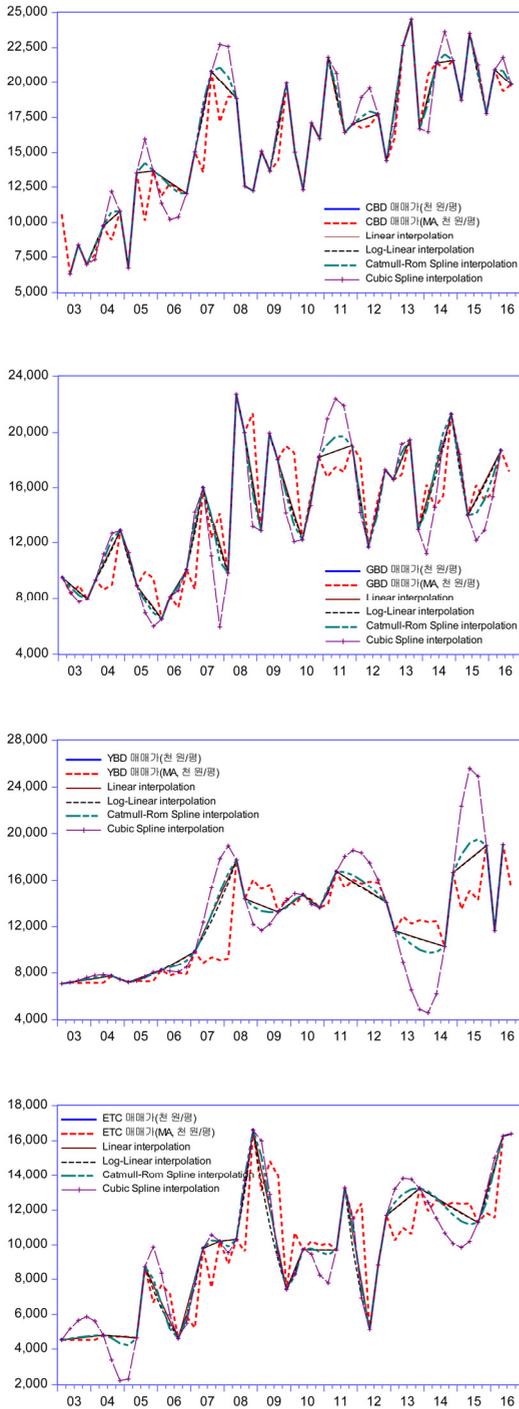
<표 6> 보간법에 따른 시계열 변동성 비교

구분	CBD			GBD		
	평균	표준 편차	변이 계수	평균	표준 편차	변이 계수
선형법	16,126	4,546	28.19	14,283	4,188	29.32
로그 선형법	16,093	4,536	28.19	14,175	4,174	29.44
CRS법	16,205	4,603	28.41	14,222	4,285	30.13
CS법	16,278	4,887	30.02	13,868	4,672	33.69
구분	YBD			ETC		
	평균	표준 편차	변이 계수	평균	표준 편차	변이 계수
선형법	12,356	3,664	29.65	9,611	3,508	36.51
로그 선형법	12,309	3,647	29.63	9,488	3,494	36.83
CRS법	12,365	3,866	31.26	9,572	3,588	37.49
CS법	12,537	5,159	41.15	9,503	3,692	38.85

<표 7> 변이계수 기준 최적 보간법 선택

구분	원시계열	MA법	선형법
CBD	30.74	29.73	28.19
GBD	33.27	30.26	29.32
YBD	32.29	30.60	29.65
ETC	40.21	36.72	36.51
구분	로그선형법	CRS법	CS법
CBD	28.19	28.41	30.02
GBD	29.44	30.13	33.69
YBD	29.63	31.26	41.15
ETC	36.83	37.49	38.85

이제 특정 기간 동안 수집된 서울 프라이م 오피스 매매가격 시계열 중 거래가 이루어지지 않은 분기들의 결측값들을 보간하였다.



〈그림 1〉 권역별 매매가격 시계열 비교

결측값 보간 후 권역별 매매시계열의 평균과 변동성을 비교한 결과, 로그선형법을 활용한 보간시계열이 평균매매가격의 수준과, 표준편차에 기초한 절대적 변동성이 가장 적었다. 평균수준을 감안한 상대적 변동성 수준을 변이계수를 산출하여 비교한 결과 네 가지 방법 중 선형법과 로그선형법이 가장 작았고, 두 가지 방법 중 YBD를 제외하고 선형법이 보다 낮게 산출되어 상대적 변동성 기준으로 선형보간법이 가장 평활한 시계열을 생성하였다.

이산적 원시계열에 비해 MA 보간시계열의 변이계수를 기준으로 종합적으로 살펴볼 때 최적 보간법은 선형법이었다. CBD의 경우 원시계열에 비해 선형법에 의한 보간시계열 변동성은 2.55%p 축소되었고, GBD, YBD, ETC의 경우 각각 3.95%p, 2.64%p, 3.70%p 변동성이 축소되어 보다 평활화된 시계열이 생성되었다.

### 3. 매매가격 시계열의 추정

GBD와 YBD의 경우 시계열의 마지막 시점인 2016년 3분기에 매매거래가 발생하지 않았다. 이 경우 앞에서 설명한 것과 같이 보간법에 의해서 그 값을 채울 수 없다. 따라서 이를 해결하기 위한 방법으로는 보간되어진 시계열을 기반으로 ETS모형을 활용하여 마지막 시점의 매매가격을 추정하는 것이다. 본 연구에서는 매매거래가 발생하지 않은 두 권역에 대한 2016년 3분기 값과 4개 권역에 대한 2016년 4분기 매매가격에 대한 사전적 추정을 시도하였다.

ETS모형을 활용하여 시계열을 추정하기 위해

서는 서두에 기술한 것과 같이 시계열의 장기(long-term) 움직임을 나타내는 추세(Trend, T)항, 주기성(periodicity)으로 알려진 일정한 패턴을 나타내는 계절(Seasonal, S)항, 시계열의 추정하지 못한 요인들에 의한 불규칙성을 나타내는 오차(Error, E)항과 같은 세 가지 요소를 다양하게 가산하거나 배수한 조합을 통해 과거 역사적 시계열 추이를 가장 잘 추정하는 최적모형을 선택하는 과정이 우선 필요하다.

만약 시계열 상의 일정한 계절성이 존재한다고 판단될 경우 그 주기를 설정해 주어야 한다. 프라임 오피스 빌딩에 투자하기 위해 리츠와 펀드가 조성될 경우 통상적으로 투자기간은 3년에서 5년 사이가 대부분이었다. 따라서 주기를 3년(12분기), 4년(16분기), 5년(20분기)으로 변화시켜 가면서 AMSE를 비교한 결과 4년(16분기) 주기를 설정한 모형에서 가장 AMSE가 작게 산출되었다. 설정한 최적주기 하에서 역시 AMSE 값<sup>4)</sup>을 기준으로 권역별 최적추정모형을 선별한 결과는 다음과 같다. CBD와 ETC의 경우 최적추정모형은 A,AD,M(Additive Error, Additive Damped, Multiplicative Season)모형으로 다음과 같이 정의된다(〈부록 2〉 참조).

$$y_t = (l_{t-1} + \phi b_{t-1})s_{t-m} \quad (\text{식 11a})$$

$$l_t = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha e_t / s_{t-m} \quad (\text{식 11b})$$

$$b_t = \phi b_{t-1} + \beta e_t / s_{t-m} \quad (\text{식 11c})$$

$$s_t = s_{t-m} + \gamma e_t / (l_{t-1} + \phi b_{t-1}) \quad (\text{식 11d})$$

GBD, YBD의 경우 최적추정모형은 A, MD, M(Additive Error, Multiplicative-Dampened Trend, Multiplicative Season)모형으로 다음과 같이 정의된다.

$$y_t = l_{t-1} b_{t-1}^{\phi} s_{t-m} \quad (\text{식 12a})$$

$$l_t = l_{t-1} b_{t-1}^{\phi} + \alpha e_t / s_{t-m} \quad (\text{식 12b})$$

$$b_t = b_{t-1}^{\phi} + \beta e_t / (s_{t-m} l_{t-1}) \quad (\text{식 12c})$$

$$s_t = s_{t-m} + \gamma e_t / (l_{t-1} b_{t-1}^{\phi}) \quad (\text{식 12d})$$

선택된 최적 모형을 활용하여 각 권역의 매매가격 시계열을 추정하기 위한 모형의 모수를 추정된 결과는 다음과 같다(〈부록 3〉 참조).

CBD(A, AD, M) :

$$\hat{y}_t = (\hat{l}_{t-1} + 0.9432 \hat{b}_{t-1}) \hat{s}_{t-m},$$

$$\hat{l}_t = \hat{l}_{t-1} + 0.9432 \hat{b}_{t-1},$$

$$\hat{b}_t = 0.9432 \hat{b}_{t-1}, \quad \hat{s}_t = \hat{s}_{t-m} \quad (\text{식 13a})$$

GBD(A, MD, M) :

$$\hat{y}_t = \hat{l}_{t-1} \hat{b}_{t-1}^{0.9371} \hat{s}_{t-m},$$

$$\hat{l}_t = \hat{l}_{t-1} \hat{b}_{t-1}^{0.9371},$$

$$\hat{b}_t = \hat{b}_{t-1}^{0.9371}, \quad \hat{s}_t = \hat{s}_{t-m} \quad (\text{식 13b})$$

YBD(A, MD, M) :

$$\hat{y}_t = \hat{l}_{t-1} \hat{b}_{t-1}^{0.947} \hat{s}_{t-m},$$

$$\hat{l}_t = \hat{l}_{t-1} \hat{b}_{t-1}^{0.9407} + 0.5451 \hat{e}_t / \hat{s}_{t-m}$$

$$\hat{b}_t = \hat{b}_{t-1}^{0.9407}, \quad \hat{s}_t = \hat{s}_{t-m} \quad (\text{식 13c})$$

ETC(A, AD, M) :

$$\hat{y}_t = (\hat{l}_{t-1} + 0.9708 \hat{b}_{t-1}) \hat{s}_{t-m},$$

4) 해당값은 부록2. 참조.

$$\begin{aligned}\hat{l}_t &= \hat{l}_{t-1} + 0.9708\hat{b}_{t-1}, \\ \hat{b}_t &= 0.9708\hat{b}_{t-1}, \quad \hat{s}_t = \hat{s}_{t-m}\end{aligned}\quad (\text{식 13d})$$

ETS모형을 이용한 시계열 추정의 장점이자 특징은 추정모수를 통해 시간흐름에 따라 변화하는 시계열의 내재적 속성변화를 수준, 추세, 계절성, 그리고 잔차항으로 분해하여 설명할 수 있다는 것이다(〈부록 4〉 참조).

우선 CBD권역의 매매가격 추정시계열을 분해한 결과를 살펴보면, 전체적인 매매가격 수준이 체감적으로 우상향하는 모습을 관찰할 수 있다. 수준이 체감적으로 변하는 것은 가산적 감쇠계수(0.9432)에 의한 우하향하는 추세를 통해 재확인할 수 있다. 역사적 시계열을 통해 그림과 같이 약 0.8~1.1 사이에서 일정한 패턴을 보이며 4년을 주기로 크고 작은 4번의 하락과 상승을 반복하는 계절성을 확인할 수 있고, 외생적인 충격에 의한 오차가 발생함을 알 수 있다.

다음 GBD 프라임 오피스 매매가격 추정시계열을 분해한 결과를 살펴보면, GBD 역시 전체적으로 매매가격 수준이 체감적으로 상승하고 있음을 확인할 수 있다. CBD와의 차이점은 가산적이 아닌 배수적 감쇠계수(0.9371)에 의해 우하향하는 추세가 관찰된다는 것이다. 역사적 시계열을 통해 그림과 같이 역시 0.8~1.1 사이에서 일정한 패턴을 보이며 4년을 주기로 크고 작은 3회의 하락과 상승이 반복되는 계절성을 확인할 수 있고, 외생적인 충격에 의해 오차가 발생하고 있음을 확인할 수 있다.

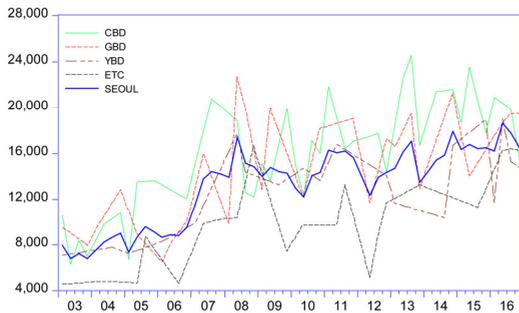
다음 YBD 프라임 오피스 매매가격 추정시계열을 분해한 결과를 살펴보면, YBD의 경우 매

매가격 수준은 2010년 3분기까지 상승하였으나 이후 2014년 3분기까지 하락한 후 짧은 상승반전 후 다시 하락했음을 알 수 있다. GBD와 같이 배수적 감쇠계수(0.9407)에 의해 우하향하는 추세를 확인할 수 있다. 역사적 시계열을 통해 그림과 같이 역시 0.9~1.2 사이에서 일정한 패턴을 보이며 4년을 주기로 크고 작은 3회의 상승과 2회의 하락이 반복되는 계절성을 확인할 수 있고, 외생적인 충격에 의해 오차가 발생하고 있음을 확인할 수 있다.

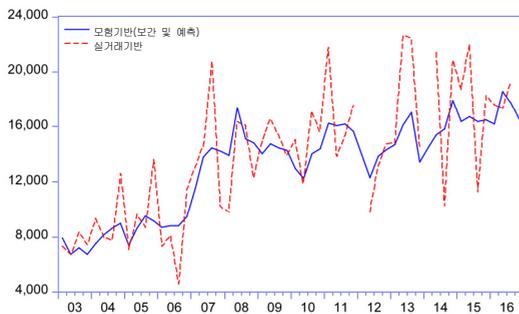
끝으로 ETC 프라임 오피스 매매가격 추정시계열을 분해한 결과를 살펴보면, ETC의 경우 매매가격 수준은 체감적으로 상승하고 있음을 확인할 수 있다. GBD나 YBD와는 다르지만 CBD와 같이 가산적 감쇠계수(0.9708)에 의한 우하향하는 추세를 확인할 수 있다. 역사적 시계열을 통해 그림과 같이 역시 0.9~1.2 사이에서 일정한 패턴을 보이며 4년을 주기로 크고 작은 3회의 상승과 2회의 하락이 반복되는 계절성을 확인할 수 있고, 외생적인 충격에 의해 오차가 발생하고 있음을 확인할 수 있다.

#### 4. 모형기반 매매가격 시계열의 유용성

본 연구를 통해 객관적이고 실증적 계량모형에 기반하여 서울 3대 권역과 기타권역에 대한 비연속적 매매가격 시계열을 보간하고 추정한 후, 이를 기초로 산출한 서울 프라임 오피스 매매가격 시계열은 다음 〈그림 2〉와 같이 도시할 수 있다.



〈그림 2〉 모형기반 오피스 매매가 시계열 추이



〈그림 3〉 모형과 실거래 기반 시계열 추이 비교

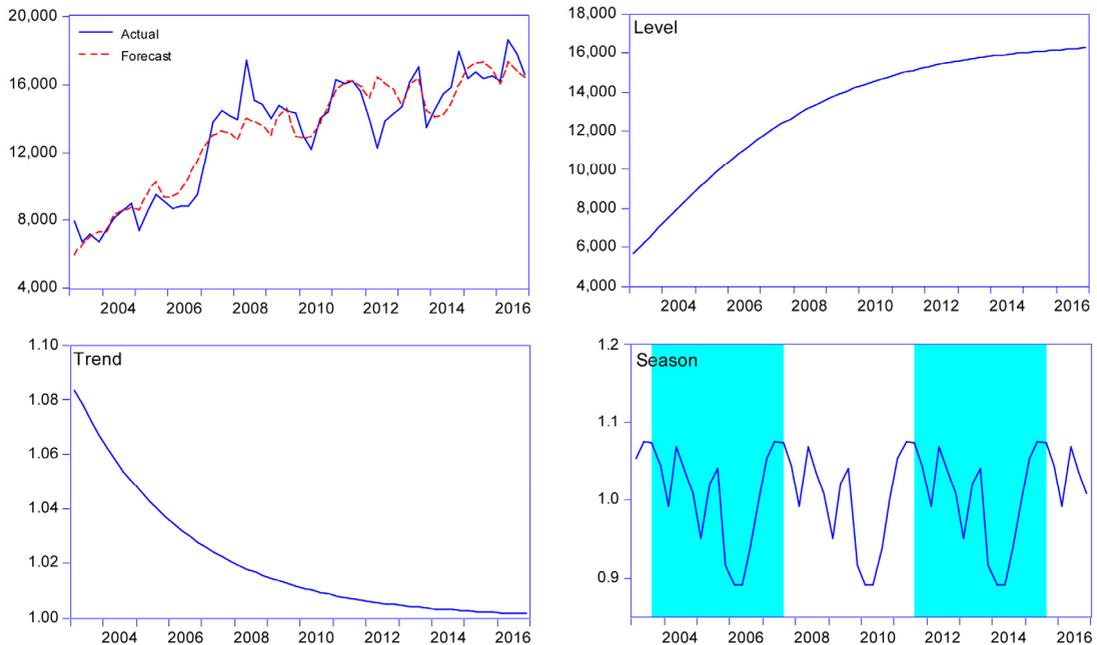
모형기반 매매가격 시계열의 유용성은 〈그림 3〉과 같이 실거래 사례에 기반한 시계열과 비교한 결과, 변이계수가 34.60%에서 26.16%로 줄어드는 것으로 확인할 수 있었다(〈표 8〉 참조).

〈표 8〉 모형기반과 실거래기반 시계열 기초통계 비교

구분	평균	중앙값	표준편차	
모형기반	13,167	14,251	3,445	
실거래기반	13,772	13,937	4,765	
구분	변이계수	왜도	첨도	N
모형기반	26.16	-0.53	1.94	56
실거래기반	34.60	0.13	2.10	53

이러한 시계열의 평활화 이외에도 본 연구결과는 다음과 같은 중요한 의미가 있다. 우선 단순히 3대 권역과 기타 권역이 지닌 시장권역의 특징들과 차별성을 최대한 반영한 매매가격 시계열 분석이다. 그래서 실제 거래가 이루어진 분기를 중심으로 전후 기간 동안의 각 권역의 가격수준, 추세, 계절성의 내재된 변화를 계량모형을 통해 추출하였다. 이러한 분석결과를 기초로 서울 프라임 오피스 시장의 매매가격 시계열을 보다 객관적으로 생성하고 이 시계열의 내재된 결정요인들을 분석할 수 있는 방안을 제시한 점은 향후 다양한 연구의 중요한 자료를 생성한 의의도 있다고 판단된다.

산출된 서울 프라임 오피스 매매가격 시계열을 분해하기 위한 최적 ETS모형을 선별한 결과, A,MD,M(Additive Error, Multiplicative-DampenedTrend, Multiplicative Season)모형이 최적 설명모형으로 선택되었다. 이를 통해 수준, 추세, 계절성을 분해한 결과와 그 함의는 다음과 같다. 서울 프라임 오피스 매매가격은 2008년까지 급격한 가격상승 추세를 이어오다 이후 점진적 상승추세로 변화되었고, 그 과정에서 ~2003년 3분기, 2003년 4분기~2007년 3분기, 2007년 4분기~2011년 3분기, 2011년 4분기~2015년 3분기와 같은 4년을 주기로 일정한 계절성을 관찰할 수 있다. 이러한 과거 매매가격 추세와 계절성을 살펴볼 때, 앞으로 2~3년 동안은 프라임 오피스 매매가격의 조정기가 진행될 것으로 전망된다.



〈그림 4〉 서울 프라임 오피스 매매가격 시계열 분해

## V. 결론

본 연구는 상업용 부동산 투자시장의 중심을 형성하고 있는 서울 프라임 오피스 시장의 매매 가격 시계열을 보간하고 추정하여 시장에서 필요로 하는 중요한 정보 시계열을 산출하기 위한 객관적인 계량모형을 소개하고 그 유용성을 실증적으로 제시한 연구이다. 서울 프라임 오피스의 거래는 주택거래나 중소 오피스 거래에 비해 희소하게 발생하고, 그래서 권역별로는 실거래 정보가 존재하지 않는 분기가 많아 실거래 기반으로 연속적인 가격시계열을 생성할 수 없다. 그러나 오피스 투자시장에 다양하게 활용되는 자본환원율을 산출하거나 시장 자본수익률 등 중요한 시장정보를 산출하는 데에는 안정적이

면서 연속적인 가격시계열이 반드시 필요하다.

서울 프라임 오피스 시장은 그 생성역사와 성장과정에 있어 정치와 경제적 배경 이외에도 다양한 요인들에 의해 일정한 특징을 지니게 되었고, 이에 따라 3대 권역과 기타 권역으로 구분된다. 따라서 매매가격 시계열이 지니는 변화패턴은 수준, 추세 그리고 계절성에 의해 일정한 차이를 지니고 있었다.

본 연구는 우선 실거래 가격 시계열 사이에 존재하지 않는 권역별 매매가격 수준을 보간하는 방법으로 선형보간법이 가장 효율적임을 설명하였다. 가장 최근 시점에 매매거래가 발생하지 않은 경우 이를 효율적으로 추정할 수 있는 방안으로 ETS를 소개하고 이에 기반한 추정결과를 제시하였다.

본 연구를 통해 매매가격 시계열은 그 수준, 추세, 계절성에 의해 결정되고, 이를 분해하여 각 권역별 가격변화 특징을 설명하였다. 아울러 이러한 분석결과를 통해 추정 시계열을 산출하고, 추정과 실제 시계열 간의 크고 작은 오차가 발생됨을 확인할 수 있었다. 이러한 오차 시계열은 설정한 ETS모형 상에서 설명하지 못하는 외생적 충격이 존재하고 있음을 설명하는 것이다.

이상의 연구결과를 종합하여 서울 프라임 오피스 평균매매가격 시계열을 산출하였고, 그 유용성을 설명하였다. 서울 프라임 오피스 매매가격은 4년(16분기)을 주기로 변화되고 있고, 2015년 3분기 또 한 번의 주기를 지나 향후 2~3년 동안 가격은 조정 및 하락기를 경험하게 될 것으로 전망된다.

본 연구는 국내 프라임 오피스 시장의 역사가 미국이나 영국 등과 같은 선진 국가들에 비해 짧고, 프라임 오피스 수도 상대적으로 적어 실거래 사례가 상대적으로 충분하지 못한 상태에서 이루어진 연구결과로 향후 지속적인 평가와 모형개선이 지속되어야 할 것으로 판단된다.

본 연구의 한계 중 하나는 권역별로 구분하여 보간법이나 모형추정에 의한 방법을 적용하더라도 개별 오피스 빌딩의 가격에 내재된 이질성의 문제는 해결될 수 없다는 것이다. 따라서 이러한 이질성을 고려한 시장가격 산출에 관한 후속연구가 필요하다고 판단된다.

아울러 권역별 프라임 오피스 시장이 지닌 내재적 패턴을 벗어나 민감하게 증가 또는 하락이 발생하고 그 추세를 오차 시계열로 확인할 수 있는 바, 이러한 오차를 확대시킨 원인변수들을

찾는 연구도 중요한 연구주제라고 판단된다. 오차 시계열을 활용하여 일종의 스트레스 테스트를 통해 금리충격과 같은 외부충격에 대한 프라임 오피스 시장변화를 예상해 보고 이에 따른 대응방안을 수립할 수 있는 연구들을 향후과제로 제시하고자 한다.

### 참고문헌

1. Bowerman, Bruce L. and Richard T. O'Connell, 1979, *Time Series and Forecasting: An Applied Approach*, New York: Duxbury Press.
2. Brown, R., 1956, *Exponential Smoothing for Predicting Demand. Technical Report*, Arthur D. Little Inc., Cambridge, Massachusetts.
3. Brown, R., 1959, *Statistical Forecasting for Inventory Control*, McGraw-Hill, New York.
4. Brown, R., 1963, *Smoothing, Forecasting and Prediction of Discrete Time Series*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
5. Chatfield, Chris, Koehler, Anne B., Ord, J. Keith, and Ralph D. Snyder, 2001, A New Look at Models for Exponential Smoothing, *The Statistician*, 50, Part 2, 147-159.
6. Gardner, E., 2006, Exponential smoothing: the state of the art — part II. *Int. J. Forecast.* 22, 637-666.
7. Holt, C., 1957, *Forecasting Seasonals and Trends by exponentially Weighted Moving Averages*, Office of Naval Research Memorandum.
8. Holt, C., 2004, Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages, *Int. J. Forecast.* 20, 5-10.
9. Holt, C., Modigliani, F., Muth, J., Simon, H., 1960, *Planning Production, Inventories, and*

- Work Force*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
10. Hyndman, Rob J., Koehler, Anne B., Ord, J. Keith, and Snyder D. Ralph, 2008, *Forecasting with Exponential Smoothing: The State Space Approach*, Springer.
  11. Hyndman, Rob J., Koehler, Anne B., Snyder, Ralph D., and Simone Grose, 2002, "A State Space Framework For Automatic Forecasting Using Exponential Smoothing Methods," *International Journal of Forecasting*, 18: 439-454.
  12. Muth, J. F., 1960, "Optimal properties of exponentially weighted forecasts," *Journal of the American Statistical Association*, 55(290): 299-306.
  13. Ord, J. K., Koehler, A. B., and R. D. Snyder, 1997, "Estimation and Prediction for a Class of Dynamic Nonlinear Statistical Models," *Journal of the American Statistical Association*, 92: 1621-1629.
  14. Winters, P. R., 1960, "Forecasting sales by exponentially weighted moving averages," *Management science*, 6(3): 324-342.

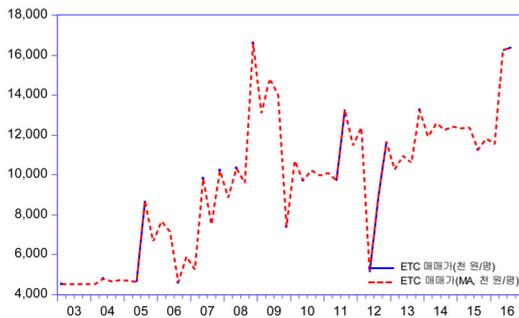
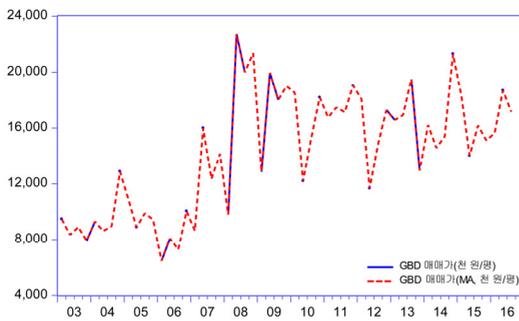
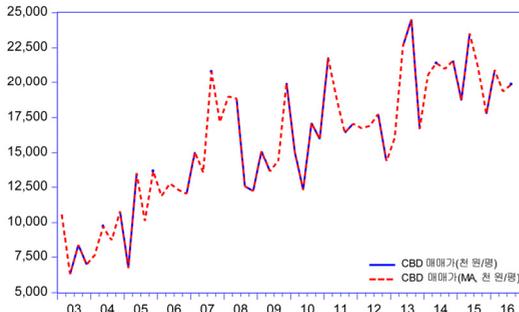
논문접수일 : 2017년 10월 17일  
심사(수정)일 : 1차 2017년 11월 13일  
                  2차 2017년 11월 28일  
게재확정일 : 2017년 11월 30일

## 국문초록

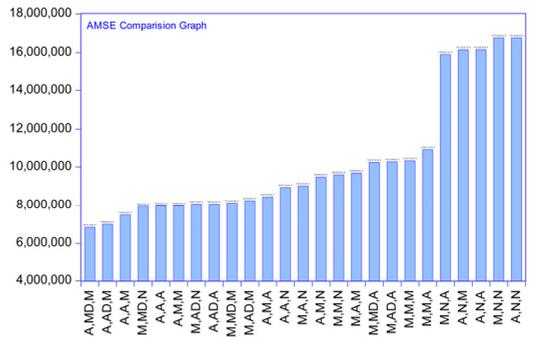
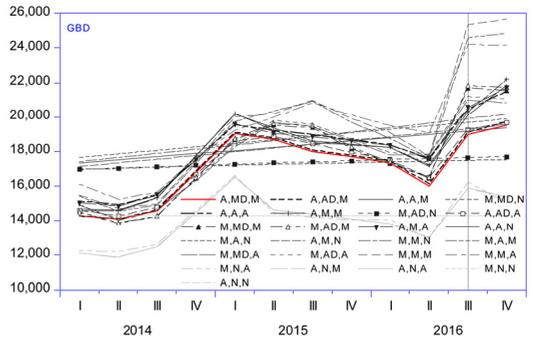
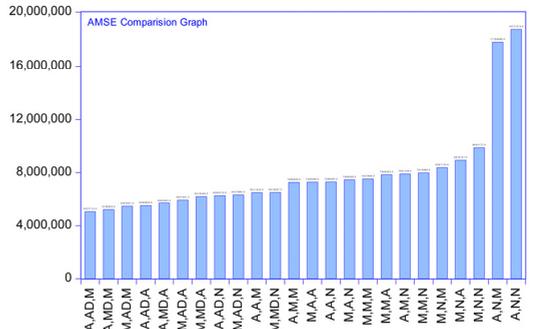
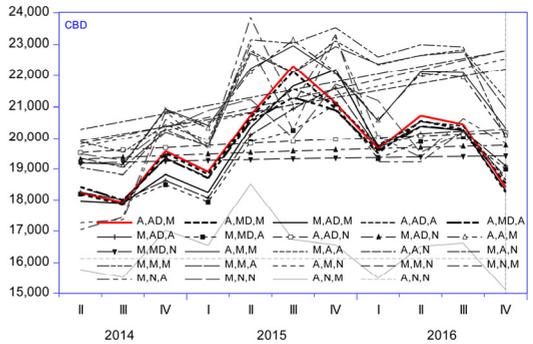
본 연구는 서울 프라임 오피스 매매가격 시계열을 보간하고 추정하여 안정적이고 연속적인 시계열을 생성하는 객관적인 방법을 제시한 연구이다. 매매가격시계열은 투자시장의 자본수익률과 자본환원율을 산출하는데에 중요한 정보이다. 또한 시장을 모니터링하여 투자전략을 수립하거나 합리적인 성과평가를 위한 벤치마크 지수를 생성하는 데에도 꼭 필요한 정보이다. 매매가격 시계열의 보간에는 선형보간법이 가장 효율적이었다. ETS모형을 활용하여 분석한 결과 매매가격 시계열은 수준, 추세, 그리고 계절성 등의 결정요인들에 의해 변화됨을 확인할 수 있었다. 따라서 분해되어진 이러한 요인 시계열들을 통해 3대 권역과 기타(ETC) 권역의 매매가격 시계열 추이를 분석하고 전망할 수 있었다. 아울러 3대 권역 및 기타 권역의 산출된 매매가격 시계열을 기초로 서울 프라임 오피스 평균매매가격 시계열을 생성할 수 있었다. 이 시계열을 ETS모형을 통해 분해한 결과 서울 매매가격 시계열은 2008년까지 급격하게 상승하다가 이후 체감적인 상승패턴으로 변화되었다. 4년을 주기로 일정한 계절성을 보이고 있었는데, 2015년 3분기 이후 새로운 순환주기에 진입한 것으로 분석되어 향후 2~3년간 서울 프라임 오피스 매매가격은 일정한 조정을 받을 것으로 전망되었다.

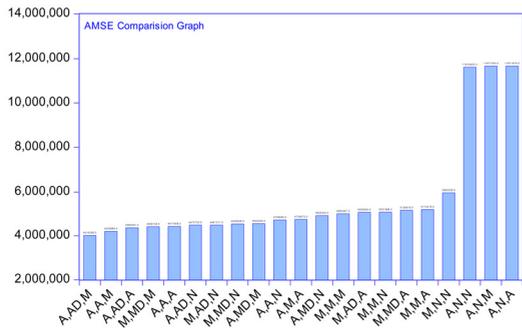
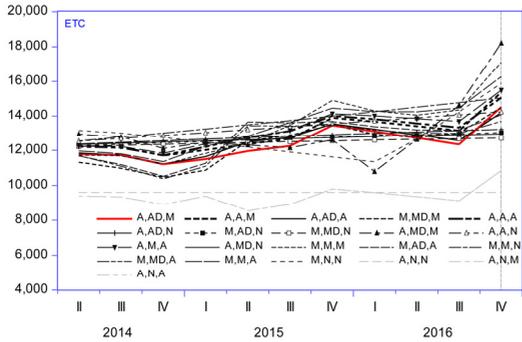
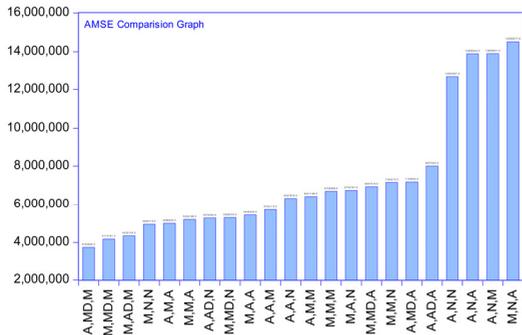
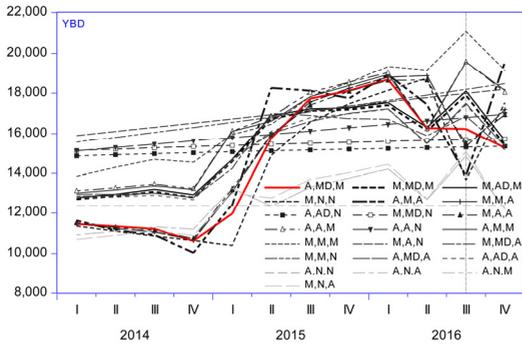
주제어 : 프라임 오피스, 매매가격, 시계열 보간법, ETS모형

〈부록 1〉 권역별 평균 매매가격 보간시계열(MA법)

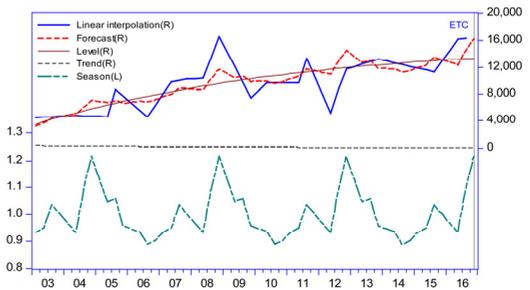
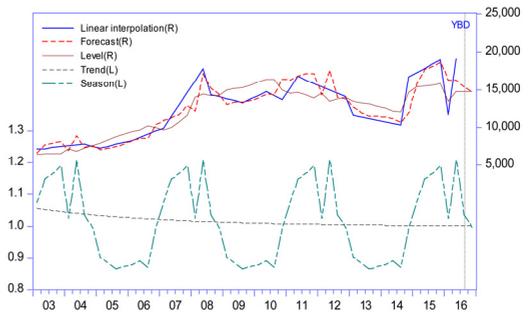
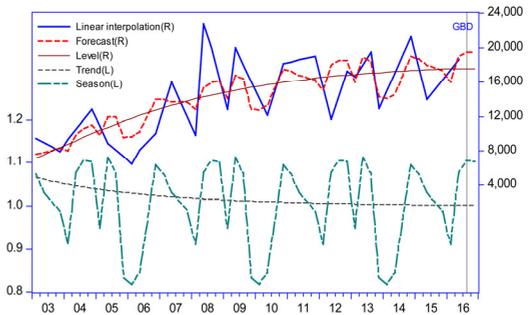
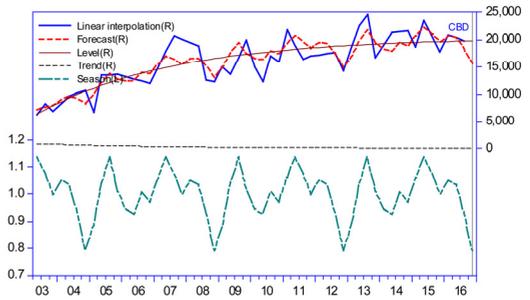


〈부록 2〉 최적 ETS 추정모형 선별



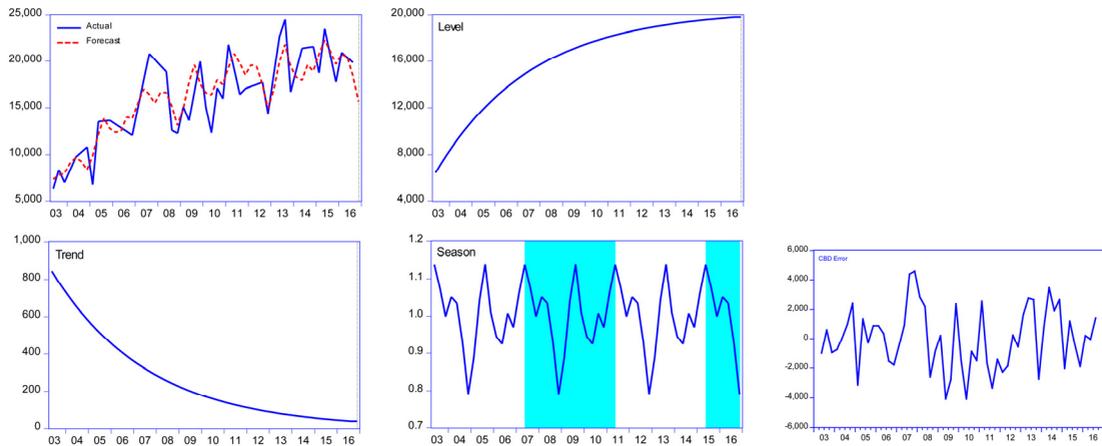


〈부록 3〉 권역별 매매가격 추정결과

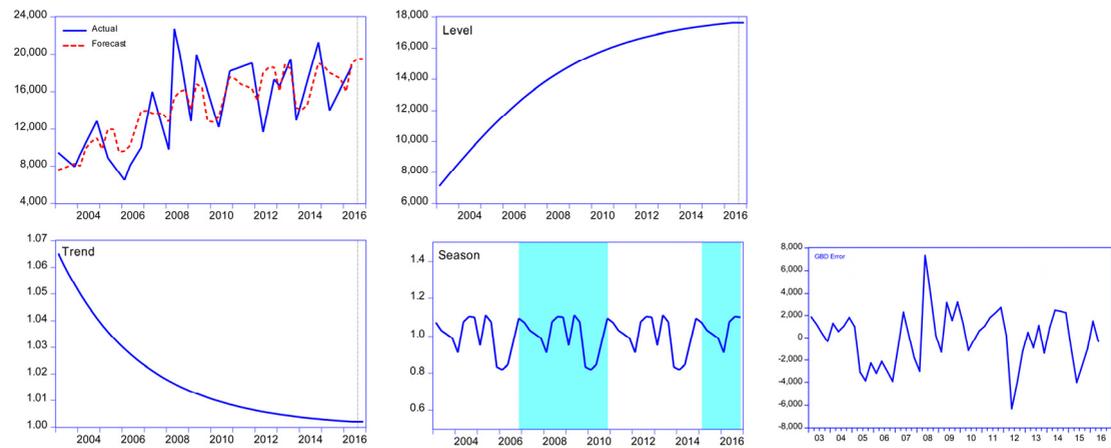


〈부록 4〉 권역별 매매가격 추정시계열 분해

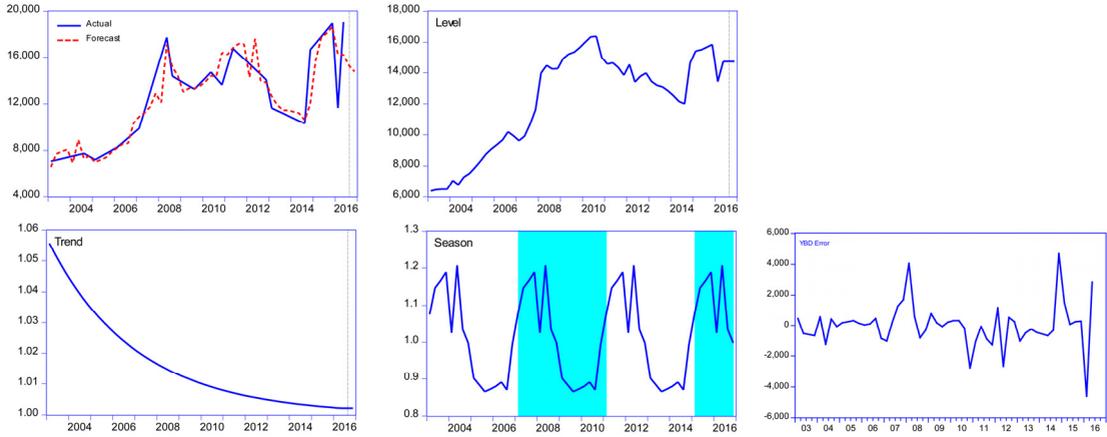
CBD



GBD



YBD



ETC

