

단기 시계열 제품의 전이함수를 이용한 수요예측과 마케팅 정책에 미치는 영향에 관한 연구

서명율 · 이종태[†]

동국대학교 산업시스템공학부

A Study on the Demand Forecasting by using Transfer Function with the Short Term Time Series and Analyzing the Effect of Marketing Policy

MyeongYul Seo · JongTae Rhee

School of Industrial & System Engineering, Dongguk University, Seoul, 100-715

Most of the demand forecasting which have been studied is about long-term time series over 15 years demand forecasting. In this paper, we set up the most optimal ARIMA model for the short-term time series demand forecasting and suggest demand forecasting system for short-term time series by appraising suitability and predictability. We are going to use the univariate ARIMA model in parallel with the bivariate transfer function model to improve the accuracy of forecasting. We also analyze the effect of advertisement cost, scale of branch stores, and number of clerk on the establishment of marketing policy by applying statistical methods. After then we are going to show you customer's needs, which are number of buying products. We have applied this method to forecast the annual sales of refrigerator in four branch stores of A company.

Keywords: short term time series, transfer function, demand forecasting

1. 서론

시계열(time series) 데이터는 주기적으로 측정된 값들의 나열을 의미한다. 시계열 데이터에는 연속된 또는 특정 주기를 가지는 값들 사이에 얼마간의 자기상관성이 발견되는데, 이런 성격에 근거하여 시계열의 패턴을 몇 가지 측면에서 분석할 수 있다(Shin and Sohn, 2002). 시계열 분석법은 과거의 시계열 패턴이 미래에도 반복된다는 가정하에서 출발하는 것이며, 미래 예측을 위한 모델을 개발하기 위해 예측이 필요한 변수의 과거 시계열 자료만을 사용하는 기법이다. 그러므로 시계열 분석법을 사용하기 위해서는 과거 데이터의 이용이 가능해야 할

뿐만 아니라 상대적으로 안정적이어야 한다. 시계열분석을 크게 나누면 평활법, 분해법, 조정법의 3가지로 구분할 수 있고, 평활법의 대표적인 것이 이동평균법(moving average), 지수평활법(exponential smoothing)이다. 그 외에 Box-Jenkins 방법은 조정법(control method)의 대표적인 것이고, 분해법(decomposition method)은 정부의 경제지표에 많이 이용된다.

일반적으로 예측기법은 정성적(qualitative)기법, 시계열(time series)분석법, 인과(causal) 모델로 나눈다. 정성적기법은 데이터가 부족할 때 사용되는 방법으로 전문가의 의견과 질적 정보를 양적 측정으로 바꾸기 위한 rating schemes를 통한 주관적인 측정 방법이다. 이 기법에는 「델파이」 기법, 「시나리오」 방

본 연구는 동국대학교 논문게재연구비 지원으로 이루어 졌습니다.

[†]연락처 : 이종태 교수, 100-715 서울시 중구 필동 3가 동국대학교 산업시스템공학부, Fax : 02-2260-3378, E-mail : jtrhee@dongguk.edu
2003년 5월 접수, 2회 수정 후 2003년 9월 게재 확정.

법, 「크로스임팩트」 분석 등이 있다(Oh, 1997).

Ashley *et al.*(1980)은 광고비와 소비의 이변량 시계열 간의 정의를 사용한 특정 인과관계기법을 적용시켜 보았다. Naylor *et al.*(1972)은 투자율, 디플레이션, 실업률, GNP 등의 예측에서 Wharton의 Econometrics 방법과 비교해 본 결과 Box-Jenkins 방법이 Wharton의 방법보다 절대오차(absolute error)가 0.5% ~ 0.8% 정도가 적었으며, Mabert(1975)는 Jekson co.의 스위치 판매량의 예측에서 Box-Jenkins 방법이 지수평활법(exponential smoothing)보다 평균절대백분율오차(Mean Absolute Percent Error; MAPE)가 1.1% 작다는 결론을 내렸다. Newbold and Granger(1974)는 가격, 실업률, 수출입 등의 거시적 경제자료와 제품판매량, 생산량 등의 미시적 경제 자료에 대한 시계열의 예측에서 Box-Jenkins 방법과 Holt-Winter 방법, Stepwise Auto-Regression을 비교해 본 결과 Box-Jenkins 방법이 우수하다는 결론을 내렸다. Box-Jenkins 방법을 적용한 국내의 단기 수요예측과 관련한 연구로는 Lee(1979)가 국내 5대 정유제품이 1970년 1월부터 1978년 10월까지의 수요 실측치로부터 Box-Jenkins 방법에 의하여 모델을 정립하고 그 모델에 의하여 1978년 11월부터 1979년 12월까지 14개월의 5대 정유제품의 수요를 예측한 결과 실측치와 예측치 모두에서 상당히 신뢰할 만한 결과를 얻었다. Chung(1980)은 Box-Jenkins 기법 중에서 선행지표가 존재하는 경우에 사용 가능한 전이함수(Transfer Function)를 이용하는 Bivariate 방법에 대해서 7년 이상 관유리의 수요예측을 가지고 건축허가 면적이라는 선행지표를 이용하여 분석하였으며, Oh(1997)는 90년 1월부터 96년 5월까지의 일별 수요 실측치를 이용하여 단기 천연가스 수요예측을 위해 시계열분석과 인공신경망을 이용한 예측 모델을 구성하여 예측을 수행하고 그 성과를 비교, 평가하였다.

이상과 같이 기존 연구에서 15년 이상 장기 시계열에 Box-Jenkins 기법을 이용한 예측연구가 대부분이었으며, 3년 이하의 단기 시계열을 이용한 예측연구는 거의 없는 실정이다. 또한 기존 단기 예측연구(Lee, 1979; Chung, 1980; Oh, 1997)에서는 장기 시계열에 대해 전통적인 시계열분석법(Time Series Analysis)에 따라 예측 모델을 구성하여 단기예측을 수행하고 그 성과를 비교, 평가하는 데 기초를 두고 있다.

그러나 본 연구에서는 최근 기업이나 정부에서 많이 요구되고 있는 공산품에 대한 단기(1~3개월) 수요예측을 위하여 많이 이용될 수 있는 시계열 예측기법(Time Series Forecasting Methods)중 일반적 형태인 단일변수(univariate)방법과 전이함수 모형을 실제의 계절상품 냉장고 판매매출액 자료를 이용하여 분석하였다. 본 연구에서는 장기 시계열의 계절조정과 수요예측에 관한 선행연구(Seo and Rhee, 2003; Seo and Rhee, 2003)를 바탕으로 A사의 자회사인 하이마트의 지역별 4개의 대형 대리점에서 판매한 최신 냉장고 DIOS 모델 36개월 단기사계열의 판매량 데이터를 사용하여 적합한 수요예측 모형을 구축하고 Off-line 마케팅 정책에 미치는 영향을 분석하여 소비자의 욕구에 민첩하게 대응할 수 있는 단기예측 시스템을 구축하는 것

이 본 연구의 목적이다.

따라서 단기 수요예측을 위해 전통적 통계분석방법으로 사용되어온 최적의 ARIMA 모형을 설정하여 시계열분석법의 적합성과 예측력을 평가하여 예측값을 도출하고, 전이함수 모형의 예측값과 예측률을 비교, 평가하여 단기 시계열에 적합한 수요예측 모형과 구축 시스템을 제시하였다. 또한 광고비, 직원 수, 대리점 규모 등의 변수를 대상으로 전이함수모형을 구축한 결과 광고비의 변수가 수요(판매량) 예측의 정확성을 향상 시켜주었음을 분석하였다. 이 제품 판매량에 미치는 요인을 통계적인 방법을 이용하여 Off-line 마케팅 정책에 미치는 영향을 분석하여 소비자의 needs를 설계품질과 마케팅 정책에 반영할 수 있는 기초 활용 자료를 제시하였다.

2. 시계열 모형과 특성분석기준

본 장에서는 시계열 데이터에 대한 ARIMA 모형과 전이함수 모형의 시계열분석법에 대한 이론적 고찰과 시계열적인 특성 분석에 대해 기술하였으며, 본 연구에서 제시하는 단기 시계열 제품의 수요예측에 ARIMA 모형과 전이함수 모형을 적용했을 경우의 장점이 되는 특성을 검토한다.

2.1 ARIMA

시계열 x_t 가 AR(Autoregressive) 모형과 MA (Moving Average) 모형의 일반적인 합성체로 이루어졌을 경우 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \alpha_j x_{t-j} + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j} \quad (1)$$

여기서 ε_t 는 평균이 0인 백색잡음을 말한다. 만약 x_t 가 식 (1)처럼 표현되어진다면 x_t 는 ARIMA 모형을 따른다고 하고 일반적으로 $x_t \sim \text{ARIMA}(p, q)$ 라고 표현한다. 이때 lag 연산자인 L을 사용하여 식 (1)을 다시 표현하면 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\alpha(L)x_t = \beta(L)\varepsilon_{t-1} \quad (2)$$

여기서 $\alpha(L)$ 과 $\beta(L)$ 은 차수가 각각 p와 q인 다항식 (polynomial)이라고 부른다. 한편 시계열 x_t 가 비 정상적 (nonstationary)인 경우, 그들의 차항을 이용하여 다음의 식(3)처럼 표현할 수 있다.

$$\alpha(L)(1-L)^d x_t = \beta(L)\varepsilon_t \quad (3)$$

x_t 의 시계열이 식 (3)처럼 이루어진 경우 $x_t \sim \text{ARIMA}(p, d, q)$ 라고 표현하며, x_t 를 다시 d번 차분변환하면 x_t 는 다시 정

상적(stationary)인 ARIMA(p, q) 모형으로 환원된다.

2.2 전이함수(Transfer Function)

전이함수모형은 하나의 시계열이 다른 시계열에 의하여 영향을 받는 경우에 사용하는 시계열분석 방법이다. 입력 시계열이 원인이고, 출력 시계열이 결과인 경우에 적용되는 시계열 모형으로 입력 시계열 x_t 의 값이 출력 시계열 y_t 에 전이된다는 의미를 가지고 있다. 일반적으로 분포시차 모형에 있어서는 아래의 식과 같이 출력 시계열 y_t 는 입력 시계열 x_t 의 많은 과거값의 함수로써 표현된다.

$$y_t = \nu_0 x_t + \nu_1 x_{t-1} + \nu_2 x_{t-2} + N_t \quad (4)$$

$$= \nu(B) x_t + N_t$$

여기서 x_t 와 y_t 에 적절히 변화된 시계열로 모두 정상성을 만족한다. x_t 는 입력 시계열(input series)이고, N_t 는 잡음 시계열(noise series)이라고 하는데 입력 시계열 x_t 와는 독립이고 일반적으로 ARMA(p, q) 모형을 따른다. 그리고 $\nu(B)$ 는 전이함수(transfer function)로서 다음과 같이 나타낸다.

$$\nu(B) = \nu_0 + \nu_1 B + \nu_2 B^2 + \dots = \sum_{j=0}^{\infty} \nu_j B^j \quad (5)$$

식 (5)의 ν_j 는 전이함수 가중치(transfer function weight) 또는 충격반응 가중치(impulse response weight)라고 하며, x_{t-j} 의 변화가 y_t 에 주는 영향을 나타내는 계수가 되는 것이다. 만약 $\sum |\nu_j| < \infty$ 이면 안정된 전이함수 모형(stable TFM)이라 한다. 이 의미는 유계의 원인변수에 의하여 유계의 결과 변수값이 생성된다는 뜻으로, 일반적으로 이를 사용한다. 따라서 전이함수 모형을 다음과 같이 제한하여 사용하기로 한다. 즉 $y_t = \nu(B) x_t + N_t$ 에서 $\nu(B) = \nu_0 + \nu_1 B + \nu_2 B^2 + \dots$ 단, x_t 와 N_t 는 서로 독립이다. 그러나 $\nu(B)$ 는 무한히 많은 모수를 포함하므로 유한 개의 자료들을 가지고 무한 개의 모수로 추정할 수 없다. 따라서 $\nu(B)$ 를 적은 수의 모수로 구성된 어떤 함수형태로 변환시켜 ARMA(p, q) 모형 식별과 유사한 방법으로 전이함수 모형을 식별할 수 있는 방법을 모색해야 한다. 즉, 전이함수를 다음 식과 같은 두 개의 다항식의 비로 표현할 수 있다.

$$\nu(B) = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b = \frac{\omega_0 - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s}{1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r} B^b \quad (6)$$

단, b는 설명변수의 충격이 종속변수에 영향을 미치기 전에 실제의 시차가 경과하는 것을 나타내는 지연모수(delay parameter)이다. 한편 전이함수 모형의 식별을 위해 설명변수 x_t 와 종속변수 y_t 간의 상관관계를 나타내는 교차상관계수(cross-correlation function; CCF)의 개념을 살펴보면 다음과 같다.

교차상관함수는 두 시계열 사이에 시차(time lag)에 의한 상관계수들을 시차에 따라 함수로 표현한 것이다. 교차공분산함수(cross covariance function) ν_{xy} 와 교차상관함수 ρ_{xy} 는 다음과 같이 정의된다.

$$\nu_{xy(k)} = E(x_t - \mu_x)(y_{t+k} - \mu_y), \quad k=0, \pm 1, \dots \quad (7)$$

$$\rho_{xy(k)} = \frac{\nu_{xy(k)}}{\sqrt{\nu_{xx}(0)\nu_{yy}(0)}} = \frac{\nu_{xy(k)}}{\sigma_x \sigma_y} \quad (8)$$

여기서, 교차상관함수(CCF)는 자기상관함수(ACF)와 달리 다음과 같은 성질을 갖는다.

$$\rho_{xx(k)} = \rho_{xx(k)}, \quad \rho_{xy(k)} \neq \rho_{xy(-k)}, \quad \rho_{xy(k)} = \rho_{yx(-k)} \quad (9)$$

교차상관함수와 전이함수 모형 k의 관계를 살펴보면 $y_t = \nu(B)x_t + N_t$ 이므로 양변에 x_{t-k} 를 곱하고 기대값 연산을 하면 다음 식을 얻는다.

$$\rho_{xy(k)} = \frac{\sigma_x}{\sigma_y} [\nu_0 \rho_x(k) + \nu_1 \rho_x(k-1) + \nu_2 \rho_x(k-2) + \dots] \quad (10)$$

만약, 입력 시계열 x_t 가 백색잡음 과정이라면 $\rho_x(k) = 0$ ($k \neq 0$)이 되어 $\nu_k = \frac{\sigma_y}{\sigma_x} \rho_{xy}(k)$ 가 됨을 알 수 있다. 따라서 다음과 같이 사전 백색화(whitening) 과정을 수행하고 충격반응 가중치의 값을 추정하는 과정은 다음과 같다.

$y_t = \nu(B)x_t + N_t$ 에서 $\phi_x(B)x_t = \theta_x(B)\alpha_t$ 관계가 성립한다고 가정하면 식(11)과 같이 변환할 수 있다.

$$\alpha_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} x_t \quad (11)$$

또한 결과 시계열에 대해서도 같은 백색화 변환을 시키면 다음 식을 얻는다.

$$\beta_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} y_t \quad (12)$$

N_t 에 대해서도 같은 백색화 변환을 시키면 다음과 같은 등식이 성립된다.

$$\epsilon_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} N_t \quad (13)$$

즉, $\beta_t = \nu(B)\alpha_t + \epsilon_t$ 가 되어 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$\nu_k = \frac{\sigma_\beta}{\sigma_\alpha} \rho_{\alpha\beta}(k) \quad (14)$$

실제 시계열 자료를 분석할 때는 α_t 와 β_t 의 표본교차 상관

함수 $\widehat{\rho}_{xy}(k)$ 를 이용하여 ν_k 를 추정하게 된다. 위와 같은 표본교차 상관함수를 이용하여 전이함수 모형을 식별하는 과정을 살펴보면 다음과 같다

$$y_t = \nu(B)x_t + N_t = \nu(B)x_t + \frac{\theta_a(B)}{\phi_\rho(B)} a_t \quad (15)$$

$$\nu(B) = \sum_{j=0}^{\infty} \nu_j B^j = \frac{\omega_s(B)}{\delta_s(B)} B^b \quad (16)$$

2.3 정보 기준(Information Criteria)

설명변수에 대한 통계적 유의성을 검정하는 방법 외에 모형의 설명력과 크기를 동시에 고려하는 정보기준을 이용하는 방법도 있다. 정보기준에는 여러 종류가 있는데 AIC(Akaike Information Criterion)와 SIC(Schwarz Information Criterion)가 가장 널리 이용되는 것으로, 그 값은 각각 다음과 같으며 실증분석에서는 SIC가 더 자주 이용된다.

$$AIC = \log \left(\frac{RSS}{n} \right) + \frac{2}{n} k \quad (17)$$

$$SIC = \log \left(\frac{RSS}{n} \right) + \frac{\log n}{n} k \quad (18)$$

단, RSS는 잔차 제곱의 합, n은 관측치의 수, k는 설명변수의 개수를 각각 나타낸다. 위의 두 식에서 첫째 항은 회귀모형에 포함된 변수의 전체적인 설명력을 나타내며 새로운 설명변수가 추가됨에 따라 RSS는 작아지므로 정보기준의 값을 감소시키는 작용을 한다. 둘째 항은 회귀모형에 포함된 변수들을 다루는 데 수반되는 비용을 나타내는 벌점항 역할을 하며, 새로운 설명변수가 추가됨에 따라 모형추정의 비용이 증가하므로 정보기준의 값을 증가시키는 작용을 한다. 이 둘을 고려하여 정보기준은 그 값이 작을수록 모형의 적합도가 높다는 것을 의미한다.

2.4 단위근의 존재 여부

시계열은 안정적 시계열과 비안정적 시계열로 나누어지며, 안정적(stationary) 시계열은 일정한 평균값을 중심으로 증가하거나 혹은 감소하는 상태를 이루고 일정한 분산을 가지며, 공분산은 측정값 간의 시차(time lag)에 의해서만 영향을 받는 상태를 말한다. 그러므로 안정적인 시계열에 충격이 가해진 경우 그 효과는 오래 지속되지 못한다. 시간이 지남에 따라 그 효과는 점점 없어지고 결국 안정적인 시계열은 장기적인 평균에 접근하게 된다. 또한 안정적인 시계열의 경우 장기적인 예측을 하게 될 경우 그 값은 장기적 평균에 접근하게 된다. 그러나 비안정적인 시계열의 경우에는 충격의 효과가 지속적이고, 평균과 분산이 시간이 흐름에 따라 변하는 성질을 갖게 된다.

최소제곱법에 관련된 통상적인 통계적 방법들은 시계열이 안정적인 경우에만 성립하는 것으로 만약 시계열 내에 추세요

인이 존재하여 비안정적인 시계열인 것에 통상적인 통계기법을 적용하게 되면 가성적 회귀현상(Spurious Regression)이 나타날 수 있게 되어, 실제로 인과관계가 존재하지 않는데도 불구하고 존재하는 것처럼 회귀분석의 결과가 나타날 수 있게 된다. 따라서 시계열 분석에 앞서 반드시 추세를 제거해야 한다. 추세제거방법에는 시계열이 확정적 추세와 순환요인으로 구성되어 있다고 보는 견해에 따라 시간에 대해 회귀분석하여 추세를 제거하는 방법과 시계열이 확률적 추세와 안정적 순환요인으로 구성되어 있다는 견해에 따라 1회 또는 그 이상으로 계열을 차분하여 안정화하는 방법이 있다. 전자에 따라 추세가 제거되는 시계열을 추세정상과정(Trend Stationary Process; TSP)이라 하고, 후자를 차분정상과정(Difference Stationary Process; DSP)이라고 한다.

하나의 시계열이 TSP인지 DSP인지의 여부는 경제적, 통계적으로 매우 중요한 의미를 갖는다. 만약에 시계열이 DSP이면 어떤 충격에서 기인하는 효과는 영속적이 된다. 예를 들어, 다음과 같은 모형을 고려해 보자.

$$y_t = y_{t-1} - \varepsilon_t \quad (19)$$

여기에서 ε_t 는 평균이 0인 정상과정이다. 만약 y_t 에서 ε_t 가 C만큼 상승한 경우 y_T, y_{T+1}, y_{T+2} 등 모두는 C만큼 증가하여 충격 C의 효과는 누적적(integrated)으로 더해져서 영속적인 것이 된다. 반면에 다음과 같은 모형의 경우

$$y_t = ay_{t-1} + \varepsilon_t \quad (|a| < 1) \quad (20)$$

충격 C의 효과는 시간의 흐름과 함께 소멸될 것이다. y_t 에서 ε_t 가 C만큼 상승한 경우 y_T, y_{T+1}, y_{T+2} 등은 각각 $C\alpha, C\alpha^2, C\alpha^3$ 만큼 증가하여 충격 C의 효과가 영속적인 영향을 미치지 않게 된다. 그러므로 자기회귀 $y_t = ay_{t-1} + \varepsilon_t$ 에서 α 가 1과 같은가 또는 1보다 작은가의 여부에 관한 문제, 즉 단위근이 존재하느냐 그렇지 않느냐 하는 문제는 매우 중요한 것이 된다. 그러므로 단위근을 검정하는 것은 분석의 신뢰도를 높이기 위해서도 매우 중요하며, 변수의 시계열적 특성을 분석하기 위해서도 중요한 작업이 된다. 불안정한 시계열 자료로는 전통적인 계량분석을 시행할 수 없으므로 자료의 안정성 여부에 대한 단위근(unit root) 검정이 선행되어야 한다. 본 연구에서는 단위근을 검정하는 방법으로 ADF(Augmented Dickey-Fuller)검정과 SIC(Schwarz Information Criterion) 검정방법을 사용하기로 한다. ADF 검정방법에서는 오차항의 분포가 통계적으로 독립적이고 일정한 분산을 가졌다고 가정하기 때문에 오차항들이 상호 상관관계가 없고 일정한 분산을 가질 때에 제약이 없는 단위근 검정방법을 사용하며, 오차항에 대하여 어느 정도 상호간의 의존성과 이분산적인 분포를 허용한다. 단위근의 검정에 앞서 각 변수들의 분산을 안정화하기 위해 log 변환이 필요한지를 확인하기 위하여 원시계열과 log 변환 후 data의 AIC(Akaike's Information Criterion)와 SBC(Schwarz's Bayesian Infor-

mation Criterion)의 플롯을 통해서 비교해보면 알 수 있다.

$$AIC = -2 \ln(L) + 2k \quad (21)$$

$\ln(L)$: 로그 우도함수

k : 추정된 모형의 모수의 개수

$$SBC = -2 \ln(L) + \ln(N)k \quad (22)$$

N : 관측값의 개수

AIC와 SBC 정보량들은 Akaike(1974)가 모형의 적합 여부를 판단하는 통계량으로 처음 사용하기 시작한 이래 많이 사용되고 있는 통계량으로 모형이 잘 적합될수록 값이 작아진다. 본 논문은 장기 시계열에서 적용되는 ARIMA 기법을 단기 시계열에서 적용하면서 예측력을 향상시키기 위해서 전위함수 모형을 적용하여 분석했다는 점에서 의미가 있다고 본다. 전이함수 모형을 통해서 보다 많은 정보를 모형에 적용하고 그 예측력을 비교, 검토하여 단기 시계열에서 ARIMA 모형의 범용성을 보여주고 있다.

3. 예측모형 구축

3.1 변수 설명

2000년대에 들어서면서 냉장고 시장은 중저가 시장에서 점점 고가의 제품으로 고객층이 확대되고 있는 상황이다. 선행 연구(Seo and Rhee, 2003)에서는 계절적인 속성을 가진 냉장고 제품의 장기적인 시계열적 속성을 연구하였으나, 제품의 사이클이 점점 짧아지고, 시장이 세분화되면서 같은 속성의 장기적인 데이터를 분석하는 것이 매우 어려워지고 있다. 기존의 시계열 분석은 많은 데이터를 바탕으로 적절한 모형을 수립하여 그 적절성을 인정받았다. 데이터가 안정적인 자료임을 전제로 하여 ARIMA 모형을 수립하고 가장 근접한 모형을 설정하여 모수를 추정할 수 있다. 그렇지만 오랜 시간 축적된 데이터를 가지고 있는 경제와 관련된 자료와는 달리 현재 급격하게 발달하고 있는 기술을 바탕으로 만들어지고 있는 제품은 라이프사이클이 짧아서 적절한 예측모형을 구축할 수 있는 충분한 자료가 부족하다. 그리고 많은 경우 제품의 판매량이 기존의 제품 자체의 기능과 함께 마케팅, 브랜드 가치, 선행 제품의 시장점유율, 유통망 등 다양한 변수에 의해 영향을 받고 있어서, 적절한 변수를 선택하여 제품의 수요량을 예측한다는 것이 현실적으로 불가능해 보인다. 변수와 변수의 인과관계를 파악하는 것이 실질적으로 많은 유의한 결과를 제시해 주지 못하고 있으며, 특히 고가 제품의 경우에는 전반적인 경기 상황에도 상당히 많은 영향을 받고 있다. 따라서 많은 영향을 주고 있는 변수들의 인과 관계를 모두 고려하는 것보다 시장 내에서 여러 변수들과의 관계를 통해서 형성된 지난 3년간의 단

기 시계열 자료인 판매량 데이터를 종속변수로 설정하고, 지역별 직영대리점의 직원 수, 규모, 광고비등을 설명변수로 하여 수요에 영향을 미치는 요인을 분석하고 수요 패턴을 찾아 단기 시계열의 예측력과 Off-Line 마케팅 정책에 미치는 영향을 발견, 제시하고자 한다.

3.2 광고비용

마케팅이 제품의 판매량에 중요한 변수로 작용하고 있는 것은 일반적으로 알려진 사실이다. 제품의 자체 기능보다 브랜드 가치, 제품의 홍보 방법에 실질적으로 제품의 판매량이 많은 영향을 받고 있다. 특히 상품의 계절적인 특성에 따라서 다양한 판촉기획 행사는 제품의 판매량을 급격하게 증대시킬 수 있는 주요한 판매정책으로 자리매김하고 있다. 제품의 판매량 데이터를 분석하는 모형을 보다 심도 있게 분석하기 위해서 전이함수 모형을 사용하여 제품의 판매량과 광고비용의 영향력을 분석해 보고자 한다.

3.3 예측방법

국내의 우수 전자업체인 A사의 판매전문업체 하이마트의 4개 지역 직영대리점에서 판매된 고급 냉장고 제품 DIOS모델에 대하여 2000년 1월부터 2002년 12월까지 3년간의 자료를 사용하여 적합한 예측모형을 수립하고 예측률을 비교하기 위하여 마지막 2개의 자료는 분석에서 제외하여 예측모형의 적합성을 비교하는 검증 데이터로 사용하였다. 자료의 타당성을 높이기 위해서 서울, 분당, 부산, 전주의 4개 도시를 선정하였고, 직영대리점에서 판매한 DIOS 모델의 판매실적 데이터를 사용하여 분석하고자 한다. 데이터의 동질성을 비교하기 위해서 대리점의 크기, 직원의 수, 광고비 등을 입력변수로 선정하여 출력변수인 판매량에 미치는 영향을 분석하였지만 직원 수와 대리점의 크기는 모형에는 유의한 결과를 제시해 주지 않아 분석에서 제외하기로 하였다. 실제로 대리점의 크기는 큰 차이가 없었으며, 직원의 수도 한 명에서 두 명의 차이가 있었고, 계절에 따라 유동적으로 변화하였지만 실질적으로 제품판매량에 기여하지 않은 것으로 판단되어진다. <그림 1>은 전국에 분포된 지역대리점의 판매량이 서로 어떻게 영향을 주고 있는지 상관계수를 통해서 분석한 매트릭스 그래프이다. 지역별로 특별한 상관관계가 없음을 점들의 분포를 통해서 알 수가 있다. 서울과 분당간의 산포도를 보면 어느 정도 양(+)의 상관관계가 있음을 파악할 수 있다. 서울 직영점의 판매량이 증가할수록 분당 직영점의 판매량 또한 비슷하게 상승하고 있음을 알 수가 있다. 서울, 분당이 서로 인접해 있고, 분당 사람들이 대부분 서울에서 활동을 하기 때문에 제품 판매량에 비슷한 결과가 나타나고 있다고 보여진다.

산점도를 바탕으로 양의 선형관계를 보여주고 있는 서울, 분당과 부산의 상관계수의 유의성 검정 결과 서울과 분당은

상관계수 0.373(p-value : 0.025)이고, 분당과 부산은 가장 높은 0.607(p-value : 0.0000)의 상관계수 값이 도출되었다. 부산과 분당은 지역적으로 멀리 떨어져 있고 상관계수 또한 0.607로 높은 수준은 아니다. 따라서 도시별 제품 판매량의 상관관계는 높지 않음을 알 수 있다.

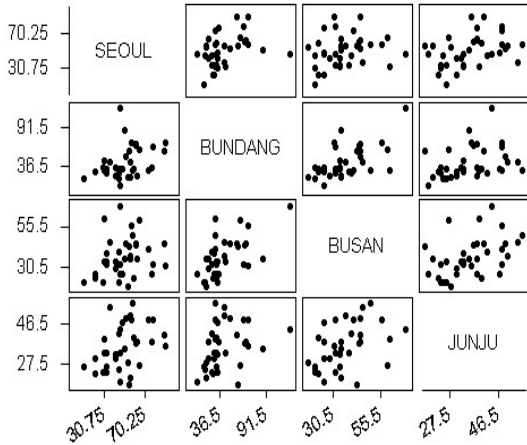


그림 1. 도시별 대리점 판매량 상관관계.

3.4 지역 대리점별 DIOS 판매 현황

단기 시계열 제품인 냉장고 DIOS 모델에 대하여 2000년 1월부터 2002년 12월까지의 각 지역별 직영대리점에서 판매한 판매현황은 <표 1>과 같다.

표 1. 지역별 제품 판매 현황 (단위: 대)

구 분	평균	총판매량	월최소 판매량	월최대 판매량	표준편차
분 당	41.3	1490	9	119	22.57
서 울	49.9	1798	11	90	18.23
부 산	36.4	1312	18	68	12.06
전 주	35.5	1280	18	56	10.24

<표 1>에서 나타난 바와 같이 동일기간 동안 가장 많은 제품을 판매한 지역은 서울이지만 월 최대 판매량은 분당 지역에서 발생했다. 분당 지역이 고층 아파트가 밀집된 신도시 지역임을 감안할 때 기존 고객이 신규 수요를 창출하여 판매량을 늘리는 결과를 가져온 것으로 판단된다. 많은 사람들이 밀집된 공간에서 살아가면서 제품의 홍보가 제품을 직접 사용하는 사람으로부터 이루어져 제품의 판매 효과가 급격하게 나타나는 구전 마케팅의 결과가 나타난 것으로 예상된다. 한편 2000년 2월부터 2002년 12월까지의 도시별 제품 판촉을 위한 광고비 집행 현황은 <표 2>에서 나타난 바와 같이 각 지역별 직영 대리점에서 집행된 광고비의 평균은 크게 차이가 없음을 알 수 있다. 월 최대 광고비와 최소 광고비 또한 크게 차이가 나지 않으며 편차도 많은 차이가 나고 있지 않음을 알 수 있다. 이는 회사에서 지원하는 광고비의 집행비율이 일정하고, 판촉 전략과 광고비 예산편성 여건상 일정한 패턴으로 광고비가 집행되고 있기 때문으로 풀이된다.

표 2. 도시별 광고비 집행(금액단위: 백만원)

구 분	평균	총광고비	월최소 광고비	월최대 광고비	표준 편차
분 당	41.61	1498	23	61	7.87
서 울	41.22	1484	28	56	6.82
부 산	41.47	1493	32	56	7.28
전 주	38.08	1371	21	61	9.17

4. 모형분석

4.1 ARIMA 모형

각 지역별 직영대리점에서 집행된 광고비의 시계열 변화는 유사한 형태를 가지고 있음을 알 수 있다. 매년 여름기간인 7월에서 8월 사이에 가장 많은 광고비가 사용되었고, 겨울철에 접어들면서 점진적으로 감소하는 계절적인 패턴을 가지고 있음을 <그림 2>에서 보면 알 수 있다. 4개 지역 직영대리점의 3

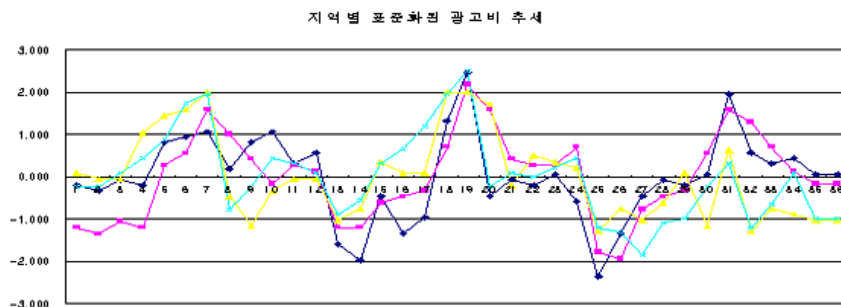


그림 2. DIOS 판매량 표준변환 후 변동 추이.

년간 실제 판매량 변화를 비교해 보기 위해서 모든 자료를 표준변환 ($Z = \frac{X - \mu}{\sigma}$) 하여 평균 0을 기준으로 변환하여 자료의 추이를 <그림 3>에서 살펴보았다. 분당을 제외한 3개의 도시에서의 판매량의 변화 추이는 비슷한 패턴을 가지고 있음을 알 수 있다.

공통적으로 여름에 가장 많은 판매량을 보이고 있으며, 겨울철에 접어들면서 판매량이 점점 감소하는 추세를 나타내고 있다. 그렇지만 분당의 판매량은 2002년도에 판매량이 급진적으로 증가하면서 전체 판매량 평균값이 다른 도시에 비하여 높게 평가되어 계절적인 성향이 상쇄되었고, 꾸준히 증가하는 상승 추세를 보여주고 있다. ARIMA 모형을 적용하기 위해서는 정상성의 속성이 중요하다.

따라서 본 연구에서는 분당을 제외한 3개 도시의 월별 수요량 예측을 위한 적합한 예측모형을 수립하기 위해서 ARIMA 모형과 전이함수 모형을 사용하여 예측치를 비교해 보고자 한다. 지역별 직영대리점에서 사용한 광고비의 추세는 큰 변화가 없음을 알 수 있다. 가장 급격한 변화를 보인 분당의 광고비 분포를 다른 도시와 비교하더라도 집행된 광고비에는 유의한 차이가 없음을 알 수 있다. 연중 여름에 항상 가장 많은 광고비가 사용되었으며, 비수기인 겨울철에 분당에서의 판매량 증가는 광고비 이외의 요소인 인구밀도, 소비자들의 구전 마케팅의 영향인 것으로 파악되어진다.

(1) 단위근 검정

시계열 모형을 적합하기 위해서는 기본적으로 확률의 정상성을 만족해야 한다. SAS에서 제공하는 단위근 검정 옵션을 사용하여 수행한 결과 <표 3>과 같다. ADF 검정과 PP 검정은 SAS에서 %DFTEST라는 macro와 proc AUTOREG의 pp 옵션을 통해 검정되어지고 각 모형은 TREND=0/1/2라는 옵션을 통해 결정되어진다.

표 3. 도시별 단위근 검정 결과표

단위근 검정(유의수준 : 5%)		
도시	p value	차분 필요성
서울	0.3688	필요함
부산	0.84584	필요함
전주	0.03817	없음

서울과 부산은 5%의 유의수준을 기준으로 할 때 현재의 시계열이 정상성의 조건을 만족하지 못하므로 차분이 필요함을 알 수 있다. 전주시의 판매량 시계열 그래프는 그래프 상에서도 볼 수 있듯이 시계열이 정상성을 가지고 있다고 볼 수 있다.

(2) 모수추정

모형의 시계열이 단기간이므로 최적의 모수를 선정하기 위해서 <표 4>와 같이 3가지 모수를 선정하여 가장 작은 정보통계량(AIC, SBC) 값을 가진 모수를 선택하였다.

표 4. 모수추정 정보통계량

정보통계량 (AIC, SBC)			
모수추정값	서울	부산	전주
P=1,Q=0	202.56, 204.56	175.07, 177.06	256.81, 259.86
P=0,Q=1	191.53, 193.53	166.31, 168.30	257.36, 260.41
P=1,Q=1	195.79, 198.78	166.70, 169.68	258.67, 263.25

서울과 부산은 Q=1인 이동평균 과정을 따르고 있다고 판단하였으며, 전주는 자기회귀 과정을 따르고 있다고 판단하였다. 일반적으로 가장 작은 값의 정보통계량 값이 모형의 적합성이 가장 높다고 본다. 따라서 <표 5>의 조건부 최소 자승의 모수

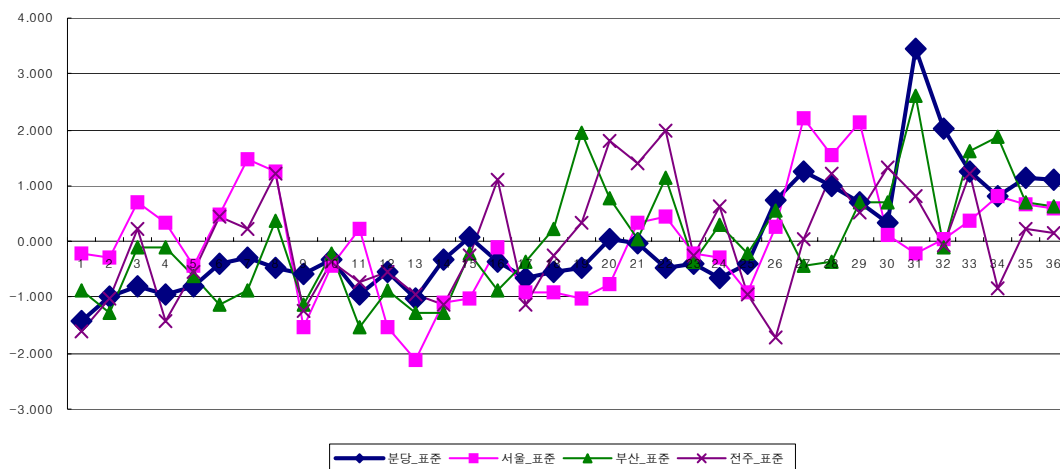


그림 3. DIOS 판매량 표준변환 후 변동추이.

추정값은 서울은 유의수준 10%, 부산과 전주는 유의수준 5%에서 p value 값이 유의함을 알 수 있다.

표 5. 조건부 최소 자승 추정

도시	Conditional Least Squares Estimation					
	Parameter	Standard Estimate	Error	t Value	Pr > t	Approx Lag
서울	MU	0.0064604	0.02938	0.22	0.8274	0
	MA1,1	-0.19223	0.17703	-1.09	0.0859	1
부산	MU	0.56692	0.86900	0.65	0.5220	0
	MA1,1	0.69020	0.16717	4.13	0.0006	1
전주	MU	35.07980	2.43773	14.39	<.0001	0
	AR1,1	0.28646	0.17131	1.67	0.0242	1

(3) 예측력 분석

지역별 판매실적에 따른 단기 시계열 제품의 수요 예측력을 ARIMA 모형을 적용하여 예측력을 비교한 결과 <표 6>과 같이 전반적으로 단일 시계열 변량을 분석하기 위해서 사용된 ARIMA 모형은 평균 88% 이상의 예측률을 보여주고 있다. 높은 예측율임에도 불구하고 2기간을 연속해서 예측할 경우에 두 번째 기간의 판매량이 감소할 것이라고 실측하였지만, 예측값은 두 번째 기간에 증가하고 있음을 알 수 있다. 이는 겨울철 비수기 등 계절적인 요인이 작용함에도 불구하고 연말 잔

여 예산집행, 상여금 및 성과급 지급, 연말 소비성향 증대 등 구매력을 가지고 있는 소비자들의 소비행위에 기인한 것으로 보여진다.

표 6. 단일변량 모형 예측력 비교표

도시	예측값	실제값	예측률
서울	54.05(11월)	62	87.1%
	55.05(12월)	61	90.16%
부산	41.88	45	93.33%
	50.44	44	86.36%
전주	32.76	38	86.2%
	34.41	37	91.89%

4.2 전이함수 모형

(1) 입력 변수

단기 시계열 제품인 냉장고 최신 DIOS 모델에 대하여 2000년 1월부터 2002년 12월까지 36개월의 광고비가 실제 판매량 시계열에 어떻게 영향을 주었는지를 분석하기 위해서 전이함수를 통해서 그 영향력을 분석하였다. 아래 <그림 4>는 동일 기간 광고비의 집행 추이와 실제 판매량을 함께 나타낸 그래프이다. 대부분의 지역에서 판매량의 상승과 광고비가 상승하는 구간이 비슷함을 알 수 있다.

(2) Prewhitening과 모형식별

본 연구는 광고비를 전이함수의 입력변수로 선정하고, 출력 변수는 같은 기간에 판매된 냉장고 DIOS 모델 판매량을 사용

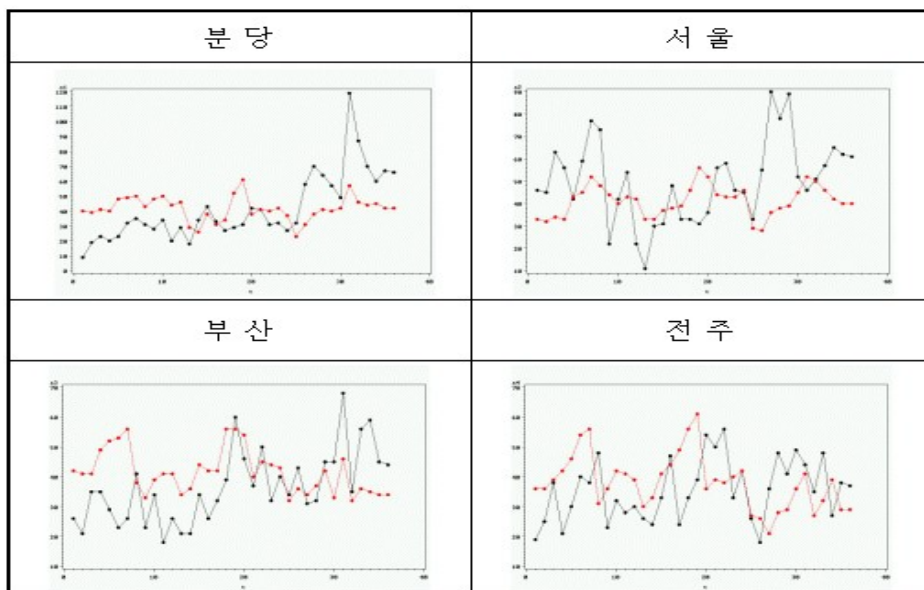


그림 4. 광고비와 판매량 상관관계 그래프.

하였다. 입력 시계열인 광고비 x_t 에 대한 자기상관함수(ACF)와 부분 자기상관함수(PACF)를 이용하여 AIRMA 모형을 식별, 검정하고, 적합된 x_t 의 모형을 사용하여 α_t 와 β_t 를 추정하는 사전백색화(prewhitening) 과정을 수행하였다. 한편, 사전백색화된 α_t 와 β_t 의 표본교차 상관관계 $\widehat{\rho}_{\alpha\beta}(k)$ 를 계산하여 전이함수 가중치 (ν_k)를 추정하였으며, α_t 와 β_t 의 표본교차 상관함수의 그래프는 아래 <그림 5>와 같다.

	Covariance					Correlation																					
	Lag	Covariance	Correlation	-1	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9				
서울	-5	-2.178972	-0.31959																							
	-4	-1.165521	-0.17055																							
	-3	3.251662	0.47694																							
	-2	-0.831108	-0.12190																							
	-1	-1.782033	-0.26138																							
	0	0.441808	0.06493																							
부산	1	-0.092495	-0.01357																							
	2	0.811539	0.11903																							
	3	0.194373	0.02951																							
	4	-1.945745	-0.29539																							
	5	2.852888	0.41845																							
	전주	-6	-11.724377	-1.13891																						
-7		-4.382989	-0.52095																							
-8		-12.954959	-1.48097																							
-9		-39.994542	-3.99392																							
-10		-2.774152	-0.03397																							
-11		-0.018289	-0.00025																							
전주	1	-8.118954	-0.89390																							
	2	6.531561	0.67759																							
	3	3.982251	0.41126																							
	4	20.431583	2.04319																							
	5	-12.689627	-1.50111																							
	6	18.412445	1.81815																							

그림 5. 판매량과 광고비의 교차상관 그래프.

<그림 5>에 나타난 광고비와 판매량의 Crosscorrelations 그래프에 의하면 3개 도시 모두 유의한 범위 안에서 상관관계가 있음을 알 수 있다. 시계열 데이터 수가 작음을 고려해서 작은 오차의 영향력은 매우 작다고 본다. 서울과 부산은 1차 차분하여 shift는 1로 하였을 때 가장 적합한 모형이 도출되었으며, 전주는 차분을 하지 않고 광고비와 판매량의 관계를 분석하였다.

(3) 모형추정 · 검정

<그림 5>는 조건부 최소제곱법(CLS)을 통해 추정된 잠정적 노이즈 a형의 모형식별과 모수추정(ϕ_p, θ_q) 결과를 나타내었다. 이러한 과정을 통해 전이함수 모형이 결정되고, 모형의 적합성 검정과정을 잔차분석을 통해 수행하였다.

(4) 예측모형

모형의 적합성과 예측결과를 고려하여 본 연구에서 제안하는 가장 최적 모형으로 도출된 3개 도시의 전이함수 모형식은 다음과 같다.

$$\nabla_{12} \nabla (SEOUL) = \frac{-2.741}{1 + 1.09892B} B(\nabla_{12} \nabla AD) + (1 + 0.19223)a_t$$

$$\nabla_{12} \nabla (BUSAN) = \frac{-48.6892}{1 + 0.56448B} B(\nabla_{12} \nabla AD) + (1 - 0.45875)a_t$$

$$JUNJU = \frac{0.275419}{1 + 0.91179B} B(AD) + (1 + 0.61502B)a_t$$

(5) 예측력 평가

표 7. 단일변량 모형 예측력 비교표

전이함수	예측값		실제값		예측률	
	11월	12월	11월	12월	예측률(1)	예측률(2)
서울	77	79	62	61	75.8%	70.5%
부산	46	50	45	44	97.8%	86.4%
전주	35	36	38	37	92.1%	97.2%

<표 7>은 전이함수로 추정한 예측값과 모형의 예측력 검증 을 위해서 실제로 관측된 11월과 12월 자료를 비교해서 예측률

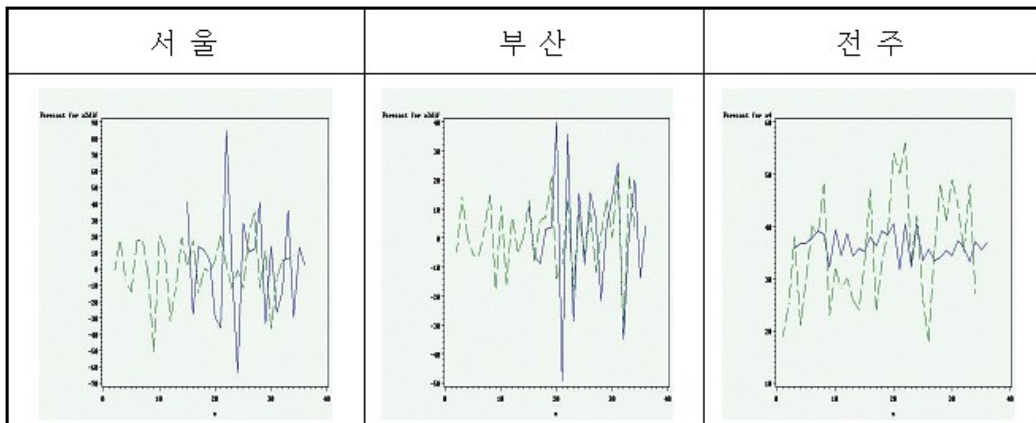


그림 6. 예측모형의 실제값과 예측값의 차이 그래프 실선 : 예측값, 점선 : 실제값.

을 평가하였다. 서울의 경우에는 모형의 예측률이 단일변량 ARIMA 모형으로 추정된 것보다 작게 추정되었지만, 나머지 2개 도시에서는 광고비가 ARIMA 모형 보다 예측률이 높게 나타남을 알 수 있다. 광고비가 판매량에 긍정적인 영향을 주고 있으며 시계열 모형의 정확성을 높여주고 있음을 알 수 있다. 따라서 이와 같은 과정을 통해 최종 전이함수 모형에 의한 예측모형의 실제값과 예측값을 비교한 그래프는 <그림 6>과 같다. 서울과 부산은 차분한 값의 시계열 도표와 예측값을 보여주는 그래프이다. <그림 7>은 예측모형의 잔차그래프이며, Residual Gplot의 잔차분석에서 α_t 가 백색잡음과정을 따르고 있음을 알 수 있다

5. 결론

기존 연구에서 15년 이상 장기 시계열을 이용한 예측연구가 대부분이었으며, 3년 이하의 단기 시계열을 이용한 예측연구는 거의 없었음에 비추어 본 연구에서는 일반적으로 장기 시계열에 적용되고 있는 단일(univariate)변량 ARIMA 모형과 이변량(bivariate) 전이함수(transfer function) 모형을 이용하여 신제품 개발 후 시장에 출시한 최신 냉장고 DIOS 모델 제품을 판매한 A사의 지역별 4개의 대형대리점에서 판매한 36개월 단기 시계열의 실제 판매량 데이터에 적용하여 단위근을 검정하고 모형 식별과 모수를 추정, 적합한 모형을 설정하여 단기 시계열 제품에 적합한 단기수요 예측모형과 구축 시스템을 제시하였다.

단기 시계열 제품의 판매량 데이터에 ARIMA 모형을 적용하여 예측력을 비교한 결과 전반적으로 단일 시계열 변량을 분석하기 위해서 사용된 ARIMA 모형은 평균 88% 이상의 예측률을 보여주었으며, 높은 예측률임에도 불구하고 2기간을 연속해서 예측할 경우에 두 번째 기간의 판매량이 감소할 것으로 예상하고 실측하였지만 예측값은 두 번째 기간에도 증가하고 있음을 알 수 있었다.

<표 7>에서와 같이 전이함수로 추정된 예측값과 모형의 예

측력 검증을 위해서 실제로 관측된 11월과 12월 자료를 비교해서 예측률을 평가하였으며, 서울의 경우에는 모형의 예측률이 단일변량 ARIMA 모형으로 추정된 것보다 작게 추정되었지만, 나머지 2개 도시에서는 ARIMA 모형보다 예측률이 높게 나타남을 알 수 있다. 광고비가 판매량에 긍정적인 영향을 주고 있으며 시계열 모형의 정확성을 높여주고 있음을 알 수 있다.

본 연구는 장기 시계열에서 적용되는 ARIMA 기법을 단기 시계열에서 적용하면서 예측력을 향상시키기 위해서 전이함수 모형을 적용하여 분석했다는 점에서 의미가 있다고 본다. 전이함수 모형을 통해서 보다 많은 정보를 모형에 적용하고 그 예측력을 비교, 검토하여 단기 시계열에서 ARIMA 모형의 범용성을 보여주고 있다.

한편, 동일기간에 집행된 냉장고 DIOS 모델의 광고비를 전이함수 모형의 입력변수로 선정하고 출력변수인 판매량에 미치는 영향을 분석하여 단기 시계열 제품의 Off-line Marketing 정책과 수요예측에 미치는 요인을 파악할 수 있었다. 도시별로는 서울과 부산은 정상성의 조건을 만족하지 않아서 차분을 시도하여 분석하였으며, 전주는 정상성의 조건이 단위근 검정을 통해 만족했기 때문에 원시계열을 그대로 사용하여 분석하였다.

판매량에 광고비를 고려한 모형에서는 실제로 많은 차이가 발생하지는 않았다. 판매량과 광고비의 시계열 그래프인 <그림 4>를 보면 비슷한 추이를 가지고 있지만, 실제로 기존 고객이 신규수요를 창출하여 판매량에 영향을 주는 경우가 있으며, 광고비 증대가 판매량의 영향을 주는 변수가 아니기 때문에 동질성 검증에서는 그 영향력은 미미한 것으로 보여진다.

또한 광고비와 판매량의 관련성을 검증한 이번 연구 이외에도 실제로 제품의 가격이 비싸지고 고급화됨에 따라서 제품의 판매량이 계절적인 요인 이외에도 경기에 많은 영향을 받고 있는 것이 사실이다. 광고비 이외에도 경기의 흐름을 알 수 있는 PDP 지수, 환율 등의 시계열 자료를 활용하여 판매량에 미치는 영향을 종합적으로 분석하는 것도 많은 의미가 있을 것으로 보여진다. 적은 데이터를 시계열 모형에 적용함에 따라

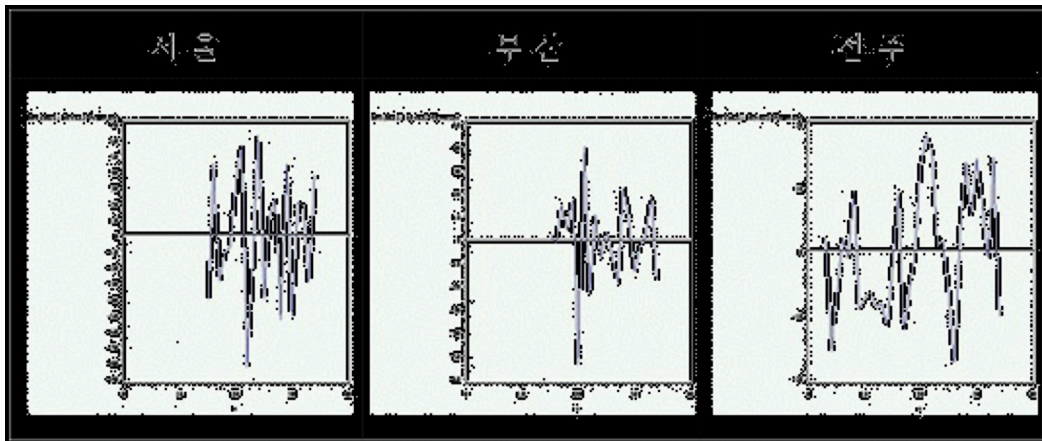


그림 7. 예측모형의 잔차 그래프.

서 충분한 잔차(residual) plot 또는 ACF, PACF plot이 도출되지 않아 모형의 적합도는 떨어지지만, 일반적으로 시계열 데이터는 가장 최근의 데이터가 더 많은 정보를 가지고 있으므로 많은 데이터를 고려해서 분석하는 것이 오히려 모형의 적합도를 떨어뜨릴 수도 있다. 이는 특정한 외부요인에 의해서 개입효과가 발생하면 많이 나타나는 현상이다. 따라서 단기 시계열 데이터도 모형의 적합성을 충분히 유지할 수 있으며, 그 예측의 효용성이 크다는 것을 본 연구를 통해서 파악할 수 있었다.

참고문헌

- Akaike, H. (1974) A New look at statistical model identification, *IEEE Trans, on Automatic Control*, 19, 716-723.
- Ashley, R. C., Granger, C. W. J. and Schmalensee, R., Advertising and Aggregate Consumption : An Analysis of Casualty, *Econometrica*, 48(5), 1149-1167.
- Box, G. E. P. and Jenkins, G. M.(1976). *Time Series Forecasting and Control*, Holden Day, NewYork.
- Chang, K. S. (1997). The Effect on Inventory Control Policies of Demand Forecasting. *Yonsei univ Ph. D. Thesis*, Seoul, Korea.
- Chung, K. S. (1980), An Empirical Comparison of Box-Jenkins Methods with Other Short Term Time Series Forecasting Methods, *Korea Advanced Institute of Science and Technology M.S Thesis*, Seoul, Korea.
- Chen, G. K. C and Winters, P. R. (1968), Forecasting peak Demand for Utility with a Hybrid Exponential Model, *Management Science*, 12, B531-B537.
- Chiu, K., Higginson, J. and Hout, G..(1985), Performance of ARIMA Models in Time Series, *Survey Methodology*, 11, 51-64.
- Hillmer, S. C., Tiao, and G. G. (1982), An ARIMA model-based approach to seasonal adjustment, *JASA*, 77(377), 63-70.
- Jang, J. H. (1999), A Statistical Study on the Prediction of High Ozone concentration in Pusan Area, *Pusan national univ M. A. S Thesis*, Pusan, Korea.
- Kim, D.(1992). *Econometrics*, Human love co, Seoul, Korea.
- Kim, T. H., Yu, K. A. and Kim, J. H., An Analysis of the Interrelationships between the Domestic and Foreign Stock Market Variations over the Depressed Market Period, *Journal of The Korean O.R and M.S Society*, 28(1), 11-23.
- Lee, J. S. (1979), Box-Jenkins Time Series Analysis for Short Term Forecasting on The Refinery Products, *Korea Advanced Institute of Science and Technology M.S Thesis*, Seoul, Korea.
- Lee, J. W. (1994). *Econometrics*, Parkyeongsu. Seoul Korea.
- Mabert, V. A. (1975), *An Introduction to Short Term Forecasting using the Box-Jenkins Methodology*, AIE Transaction.
- Naylor, T. H., Seaks, T. G. and Wicherin, D. W., (1972), Box-Jenkins Method, An Alternative to Economic Forecasting, *International Statistical Review*, 40(2), 123-137.
- Nelson, C. R and Ploser, C. (1982), Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series : Some Evidence and Implications, *Journal of Monetary Economics*, 10(2), 139-162.
- Newbold, P. and Granger, C. W. J. (1974), Experience with Forecasting Univariate Time Series and Condition of Forecasts, *Journal of the Royal Statistical Society A*, 131-146.
- Oh, H.Y. (1997), Forecasting of the Short-term Demand for the Natural Gas using Time Series Analysis and Artificial Neural Network, *Korea Advanced Institute of Science and Technology M.B.A Thesis*, Seoul, Korea.
- Park, Y. J.(1994). Some Test for Unit roots in Time Series Model with Seasonal Deterministic Trends, *Seoul national univ Ph. D. Thesis*. Seoul, Korea.
- Park, Y. S and Huh, M. H.(2000), *Time Series Analysis*, Free Academy co. Seoul, Korea.
- Park, Y. S. (1995) A study on Forecasting-Model Development and Application to Tele-Communication Marketing. *Korea Advanced Institute of Science and Technology Ph. D. Thesis*.
- Phillips, Peter C.B and Pierre Perron. (1988), Testing for a Unit Root in Time Serie Regression, *Biometrika*, 75(2), 335-346.
- Seo, M. Y. and Rhee, J. T. (2003), A Study on the Seasonal Adjustment of Time Series for Seasonal New Product Sales, *Journal of The Korean O.R and M.S Society*, 20(1), 103-124.
- Seo, M. Y. and Rhee, J. T. (2003), A Study on the Seasonal Adjustment of Time Series and Demand Forecasting for Electronic Product Sales, *Journal of The Korean Applied Reliability*, 3(1), 13-40.
- Shin, H. W. and Sohn. S. Y. (2002), EWMA Based Fusion for Time Series Forecasting, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 28(2), 171-177.
- Walter Enders Iowa State Univ.(1995), *Applied Economic Time Series*, John Wiley & Sons, Inc, New York,
- Yeom, C. G. (2000). *Linear-Regression Analysis*, Free Academy co.



서명율

동아대학교 산업공학 학사
연세대학교 공학대학원 산업공학 석사
동국대학교 산업공학 박사
LG건설재경본부 운영관리팀 선임부장
현재: 동국대, 혜천대 겸임교수
관심분야: 시계열수요예측 및 재고관리, 마케팅 생산성 및 공학회계, MIS, 품질경영 등



이종태

서울대학교 산업공학 학사
한국과학기술원 산업공학 석사
미국 U.C. Berkeley 산업공학 박사
현재: 동국대 산업시스템공학부 교수
관심분야: 신경망, 퍼지이론, CRM, ERP, SCM 등