

# 적응적 지수평활법을 이용한 공급망 수요예측의 실증분석

김정일<sup>1</sup> · 차경천<sup>2</sup> · 전덕빈<sup>1†</sup> · 박대근<sup>1</sup> · 박성호<sup>1</sup> · 박명환<sup>3</sup>

<sup>1</sup>한국과학기술원 테크노경영대학원 / <sup>2</sup>Forbizone Inc. / <sup>3</sup>한성대학교 산업시스템공학과

## An Empirical Study on Supply Chain Demand Forecasting Using Adaptive Exponential Smoothing

Jung-il Kim<sup>1</sup> · Kyoung Cheon Cha<sup>2</sup> · Duk Bin Jun<sup>1</sup> · Dae Keun Park<sup>1</sup> · Sungho Park<sup>1</sup> · Myoung Whan Park<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Graduate School of Management, KAIST, Seoul, 130-722

<sup>2</sup>Forbizone Inc., Seoul, 130-722

<sup>3</sup>Department of Industrial and Mechanical System Engineering, Hansung University, Seoul, 136-792

This study presents the empirical results of comparing several demand forecasting methods for Supply Chain Management(SCM). Adaptive exponential smoothing using change detection statistics (Jun) is compared with Trigg and Leach's adaptive methods and SAS time series forecasting systems using weekly SCM demand data. The results show that Jun's method is superior to others in terms of one-step-ahead forecast error and eight-step-ahead forecast error. Based on the results, we conclude that the forecasting performance of SCM solution can be improved by the proposed adaptive forecasting method.

**Keyword:** SCM forecasting, adaptive exponential smoothing

### 1. 서론

오늘의 기업 환경에서 공급망 관리(Supply Chain Management, SCM)는 기업의 가치사슬(value chain)에서의 경쟁 우위를 지키기 위한 중심 기법으로 인식되고 있다. 효과적인 공급망 관리의 시작점은 정확한 수요예측이라 할 수 있는데, 이는 정확한 수요예측이 안정된 자재조달, 생산계획으로 연결되기 때문이다. 수요예측의 중요성을 인식한 기업들은 예측 정확도 향상을 위해 다양한 방법들을 모색하고 있다. 공급망 관리 솔루션을 도입하여 솔루션에서 제공하는 수요예측 기능을 이용하거나 통계 패키지를 이용하여 직접 수요예측을 하는 것 등이 그러한 방법이다. 그러나 이러한 예측 방법만으로는 변화하는 공급망 환경에서 만족스러운 결과를 얻지 못하고 있는 실정이다.

Zhao et al.(2002)는 공급망 관리 수요예측 모형의 선택이 공급망 관리의 성능에 유의한 영향을 미친다고 주장하였다. 그런

데 최근 기업들이 도입하고 있는 공급망 관리 솔루션들은 관리 실무자들이 사용법을 숙지하기 어렵고 그 방법의 정확성을 확인하기 힘든 수요예측 모형을 탑재하고 있는 경우가 많다. 특히, 대부분의 수요예측 모듈에 탑재된 “최적예측 모형 선택” 기능을 살펴보면 분석하는 시계열의 내재적 과정(underlying process)에 따라 선택되는 모형의 대안들이 다르게 적용되어야 함에도 불구하고, 미리 정해놓은 모형들 중 가장 적합력이 좋은 모형을 기계적으로 선택하도록 하여 그 정확성과 신뢰성에 문제가 제기된다. 이를 해결하기 위해 예측 대상별로 주요 영향요인들을 파악하여 인과관계 모형을 수립하려 하여도 수많은 대상의 인과관계 모형을 개별적으로 개발한다는 것은 매우 어렵다. 따라서 공급망을 위한 수요예측 방법은 계산량이 적고, 사용이 간편하여야 한다. 더불어 공급망 관리 솔루션에 쉽게 적용 가능하여 수요예측 모듈에 탑재된 기존 모형과 함께 최적모형 선택 기능으로부터 선택되도록 개선되어야 할 것

†연락처 : 전덕빈 교수, 130-722 서울시 동대문구 청량리2동 207-43 한국과학기술원 테크노경영대학원, Fax : 02-958-3604,

Email : dbjun@kgsm.kaist.ac.kr

2005년 3월 17일 접수, 1회 수정 후 2005년 6월 30일 게재 확정.

이다.

이러한 관점에서 공급망 수요예측 모형으로 쉽게 적용될 수 있는 방법 중 하나는 지수평활법(exponential smoothing)이다. 지수평활법은 복잡한 예측모형에 비해 예측능력이 떨어지지 않으면서 계산량이 적고 수식이 단순하기 때문에 많은 종류의 제품 수요를 일별 혹은 주별로 빈번히 예측해야 하는 공급망 관리 환경에 적합한 예측모형이다. 그러나 이 방법은 시계열의 내재적 과정에 급격한 수준의 변화(level change) 또는 기울기(slope)가 발생할 때, 그 변화에 신속히 적응하지 못한다는 단점을 가지고 있다. 공급망 수요의 경우 시장 환경에 따라 잦은 변동이 발생하기 때문에 단순한 지수평활법을 적용하는 것은 적절치 못하다. 따라서 지수평활법의 장점인 적용 간편성을 가지면서도 환경 변화에 빠르게 적응할 수 있는 예측 방법의 개발이 요구되었다. 이러한 적응적 지수평활법(adaptive exponential smoothing)은 Trigg and Leach(1967)가 제안한 이후 많은 연구들이 진행되어왔다.

Jun(1989), Jun and Oliver(1985)는 Harrison and Stevens(1976)의 동적 선형모형(dynamic linear model)에서의 수준 또는 기울기의 급격한 변화 시, 그 변화 시기 및 변화량의 추정법을 제시하면서 지수평활법 적용 시 수준변화를 감지하는 통계량을 유도하였다. Jun(1992)은 유도된 구조변화 통계량을 이용한 적응적 지수평활법을 제안하여 Trigg and Leach(1967)의 방법보다 우수함을 보였다. 본 논문의 목적은 Jun(1992)의 방법이 기존의 적응적 지수평활법 및 공급망 수요예측 모형보다 뛰어난 예측력을 가짐을 보이고 이 모형이 향후 공급망 수요예측에 이용될 수 있는 가능성을 살펴보는 데 있다. 이를 위해 Jun(1992)의 방법을 국내 가전제품 제조업체의 실제 공급망 수요 데이터에 적용해 보고 Trigg and Leach의 방법 및 기존의 공급망 수요예측 모형과의 예측 정확도를 비교하여 그 우수성을 입증하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 적응적 지수평활법에 대해 알아보고, 3장에서는 구조변화 통계량을 이용한 적응적 지수평활법에 대해 소개한다. 4장에서는 기존 공급망 수요예측모형을 대변하는 통계 패키지의 특성을 살펴보고 5장에서는 실제 공급망 수요 데이터를 바탕으로 여러 가지 예측모형의 정확도를 비교한다.

## 2. 적응적 지수평활법

지수평활법의 예측식은 다음과 같다.

$$f_t = f_{t-1} + (1-\alpha)e_{t-1}; \quad e_{t-1} = Z_t - f_{t-1} \quad (1)$$

$f_{t-1}$ 는 시점  $t-1$ 에 예측한  $Z_t$ 에 대한 예측치이고,  $e_{t-1}$ 은 해당 예측오차이다. 0 과 1사이의 값을 갖는 평활계수(smoothing parameter)  $\alpha$ 는 관측 구간의 MSE를 최소화하는 값으로 선택되는데 그 크기에 따라 그 모형의 적응성(adaptiveness)이 달라진

다.  $\alpha$ 가 1에 가까울 경우 예측식은 시계열의 잡음(noise)들을 제거한 평균값으로 예측값을 산출하는데, 이 경우 갑작스런 수준변화가 발생하게 되면 새로운 수준에 적응하기까지 지속적으로 잘못된 예측치를 생성하게 된다. 반대로  $\alpha$ 가 0에 가까우면 최근 관측값을 바탕으로 예측값을 산출하여 수준변화 발생 시 신속히 새로운 수준에 적응하나 수준변화가 없는 시계열의 경우에는 잡음의 영향을 크게 받아 낮은 예측력을 보인다. 따라서 시계열이 구조변화 없이 안정적인 상황에서는 1에 가까운  $\alpha$ 로 예측을 하고 구조변화 발생 시  $\alpha$ 를 0에 가깝도록 변화시키면 가장 정확한 예측치를 얻을 수 있는데, 이러한 개념에서 제안된 예측방법이 적응적 지수평활법(adaptive exponential smoothing)이다.

Trigg and Leach(1967)는 시계열 관측치의 변화에 따라 평활계수를 변화시킬 수 있는 방법을 다음과 같이 제안하였다.

$$\begin{aligned} f_t &= f_{t-1} + k_t(Z_t - f_{t-1}) \\ k_t &= \frac{P_t}{Q_t} \\ P_t &= (1-\xi)(Z_t - f_{t-1}) + \xi P_{t-1}, \quad 0 < \xi < 1, \quad P_0 \text{ given} \\ Q_t &= (1-\xi)|Z_t - f_{t-1}| + \xi Q_{t-1}, \quad Q_0 \text{ given} \end{aligned} \quad (2)$$

여기서  $k_t$ 는  $P_t$ 와  $Q_t$ 의 비율로 계산되는데,  $P_t$ 는 오차의 가중합으로,  $Q_t$ 는 절대오차의 가중합으로 볼 수 있다.  $Q_t$ 는 절대오차의 합이므로 시간이 흐름에 따라 계속 증가하는 반면,  $P_t$ 는 연속적인 오차의 성격에 따라 커질 수도, 작아질 수도 있다. 만일 시계열의 안정적 예측으로 부호가 반대인 오차가 번갈아 발생하면  $P_t$ 가 작은 값을 갖게 되어  $k_t$ 는 0에 가까워지고, 구조변화로 인해 연속적으로 동일한 부호의 오차가 발생하면  $P_t$  역시 큰 값을 갖게 되어  $k_t$ 가 1에 가까워진다. 따라서 시계열에 구조변화가 발생하여 연속적인 오차가 발생하면 변화에 빨리 적응할 수 있도록 하고, 구조변화 없이 안정적인 상태일 경우는 잡음효과를 제거한 평균값으로 예측하게 한다.

## 3. 구조변화 통계량을 이용한 적응적 지수평활법

적응적 지수평활법과 고전적인 지수평활법의 큰 차이는 갑작스런 구조변화에 대한 적응성에 있다. 구조변화 발생에 대한 인식과 이를 고려한 예측의 문제는 시계열분석 및 예측분야에서 활발히 연구되었는데(Chen and Liu(1993), Chernoff and Zacks(1964), Gardner(1969), Harrison and Stevens(1976), Jun and Oliver(1985), Tsay et al.(1986)), Jun(1992)은 이러한 구조변화의 인식과 예측이론을 적응적 지수평활법에 적용하려는 시도를 다음과 같은 절차로 진행하였다.

Harrison and Stevens(1976)의 동적 선형모형(Dynamic Linear Model)에서 미지의 시점 M에 수준변화를 나타내는 가변수(dummy variable)  $\Delta$ 를 추가함으로써 수준변화의 효과를 분석할

수 있다.

$$\begin{aligned} Z_{t+1} &= L_{t+1} + a_{t+1} & t = 0, 1, \dots, n-1 \\ L_{t+1} &= L_t + b_{t+1} & t \neq M \\ &= L_t + \Delta + b_{t+1} & t = M \end{aligned} \quad (3)$$

$a_t$  과  $b_t$  은 각각 기대값이 0이고 분산이 각각  $\sigma_a^2, \sigma_b^2$  이며, 서로 무상관인 정규분포를 따른다.  $L_0, \Delta, a_t, b_t$  와 구조변화 시점에 대한 확률변수  $M$ 은 상호 독립으로 가정한다. Harrison (1967)은 지수평활법의 예측식 (1)이 수준변화가 없는  $\Delta=0$  일 때 식 (3)의 최적의 예측식이라는 것을 밝혔다. Jun(1989)은 미지의 시점  $M$ 에 발생한 수준변화  $\Delta$ 를 감지하는 검정 통계량을 유도하였다.  $\Delta$ 와  $M$ 에 대한 비정보 사전분포(non-informative prior)하에서 지수평활법의 수준변화를 감지하는 검정통계량은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} S_t &= e_{t-1}^2 + \frac{(e_{t-2} + \alpha \cdot e_{t-1})^2}{1 + \alpha^2} + \dots + \frac{(e_1 + \alpha \cdot e_2 + \dots + \alpha^{t-2} \cdot e_{t-1})^2}{1 + \alpha^2 + \dots + \alpha^{2t-4}} \\ S_t &= e_{t-1}^2 + \frac{(e_{t-2} + \alpha \cdot e_{t-1})^2}{1 + \alpha^2} + \dots + \frac{(e_1 + \alpha \cdot e_2 + \dots + \alpha^{t-2} \cdot e_{t-1})^2}{1 + \alpha^2 + \dots + \alpha^{2t-4}} \end{aligned} \quad (4)$$

여기서  $e_t$ 는 지수평활법의 일단계 예측오차(one step ahead forecast error)이다. 통계량  $S_t$ 의 귀무분포(null distribution)는 간단한 형태가 아니다. Jun(1989)은 이 통계량의 극한분포(limiting distribution)가 정규분포를 따름을 밝혔지만 가설검정에 필요한 임계치(critical values)의 계산은 수치적분(numerical integration)이 필요한 작업으로, 실제적인 적용에 어려움이 따른다. 따라서 이를 실제 현장에서 사용하기 쉽도록 Jun(1992)은 다음과 같은 적응적 지수평활법을 제안하였다.

$$\begin{aligned} f_t &= f_{t-1} + k_t(Z_t - f_{t-1}) \\ k_t &= \left| \frac{S_t}{T_t} \right| \\ S_t &= e_{t-1}^2 + \frac{(e_{t-2} + \alpha \cdot e_{t-1})^2}{1 + \alpha^2} + \dots + \frac{(e_1 + \alpha \cdot e_2 + \dots + \alpha^{t-2} \cdot e_{t-1})^2}{1 + \alpha^2 + \dots + \alpha^{2t-4}} \\ T_t &= e_{t-1}^2 + \frac{(|e_{t-2}| + \alpha \cdot |e_{t-1}|)^2}{1 + \alpha^2} + \dots + \frac{(|e_1| + \alpha \cdot |e_2| + \dots + \alpha^{t-2} \cdot |e_{t-1}|)^2}{1 + \alpha^2 + \dots + \alpha^{2t-4}} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서  $S_t$ 는 수준변화 감지통계량이고  $T_t$ 는 절대오차로 계산된 통계량이다. 즉, Jun(1992)의 방법에서  $k_t$ 의 계산방법은 Trigg와 Leach의 방법과 유사하나 Trigg와 Leach가 단순히 오차의 가중합과 절대오차 가중합의 비율로  $k_t$ 를 계산한 반면, Jun(1992)에서는 유도된 구조변화 통계량을  $k_t$ 의 계산에 이용하고 있다. Jun(1992)의 적응적 지수평활법에서도  $k_t$ 는 0과 1 사이를 움직이며 시계열이 일반적인 잡음의 구간 안에서 안정적으로 움직이면 0에 가까워지고 수준변화 등으로 인해 큰 오차가 발생하면 1에 가까워진다. Jun(1992)은 Box-Jenkins 시계열 A에 수준변화를 첨가하여 제안방법과 단순지수평활법, Trigg

and Leach(1967) 방법과의 예측성능을 비교하였다. 본 논문은 실제 공급망 수요 데이터에 적용하여 Jun(1992) 모형을 비롯한 기존 적응적 예측방법과 기존의 공급망 수요예측모형의 예측성능을 비교하고자 한다.

#### 4. SAS 시계열 예측 시스템

본 논문의 목적은 Jun(1992) 모형의 성능을 기존의 적응적 지수평활법과 비교하는 것뿐 아니라 기존의 공급망 관리 수요예측 모형과의 비교를 통해 그 우수성을 입증하는 것이다. 따라서 일반적인 공급망 관리 솔루션에 탑재된 예측모형과의 비교결과도 함께 제시하고자 한다. 비교대상으로는 공급망 관리 솔루션의 통계 예측모형보다 다양한 예측모형들을 탑재하고 있는 SAS(Statistical Analysis System) 통계 패키지의 시계열 예측 시스템(Time Series Forecasting System)을 선정하였다. SAS는 가장 많이 이용되는 통계 패키지 중 하나로 여기에 내장된 시계열 예측 시스템은 이용자들로 하여금 쉽게 데이터를 분석하고 예측할 수 있도록 하는 내부 모듈이다. SAS 시계열 예측 시스템의 주요 특징은 다음과 같다.

- 지수평활법, Winters 모형, ARIMA(Box-Jenkins) 모형 등을 포함한 다양한 예측모형 등을 포함하고 있다. 자세한 예측모형들은 부록을 참고한다.
- 시간추세나 설명변수(regressor) 등을 포함할 수 있다.
- 원 시계열과 예측된 시계열, 예측오차, 신뢰구간 등과 더불어 안정성 검사(stationary test) 및 백색잡음 검증(white noise test) 결과에 대한 그래프를 볼 수 있다.
- Hold-out 표본을 이용하여 최적의 예측모형을 선택할 수 있다.
- 임의의 두 예측모형에 대한 적합도(goodness of fit)를 비교하거나 특정한 적합통계량에 따라 모든 예측모형을 적합한 순서대로 정렬할 수 있다.
- 각 예측모형의 추정된 계수의 값과 통계적 유의성을 살펴볼 수 있다.
- 최적의 예측모형을 자동적으로 선택할 수 있다. 이때 최적모형 선택을 위한 적합도 기준이나 모델 적합에 필요한 자료구간 등은 사용자가 직접 선택할 수 있다.

부록의 예측모형 리스트에서 볼 수 있듯, SAS의 시계열 예측 시스템은 지수평활법과 같은 단순한 예측모형에서부터 Box Jenkins의 예측방법과 같이 통계적 이론에 기반을 둔 복잡한 예측모형까지 다양한 방법들을 포함하고 있다. 특히, 예측 시스템 내부에는 사용자가 예측하고자 하는 시계열에 가장 적합한 최적 예측모형을 선택해주는 “Best fit” 기능이 있어서 많은 예측모형들 중 해당 시계열에 가장 적합한 예측모형을 쉽게 찾을 수 있도록 해준다.

5. 실증분석

본 논문에서 소개하는 여러 예측모형들의 성능을 비교하기 위해 국내 A 전자의 TV와 냉장고 수주량 데이터를 실증분석 데이터로 이용하였다. A 전자는 주별 또는 월별로 수천 개의 제품을 유통망별로 예측하고 있는데 현재는 소수의 상품 담당자가 전월 혹은 전달의 수요와 계절적 특성을 감안하여 경험적 수요예측을 하고 있다.

분석 데이터의 수준은 세부 모델 수준이 아닌 동일한 특징을

가진 몇 가지 모델의 수주량이 합쳐진 모델군 수준의 데이터이다. 총 616개 제품 모델을 23개 모델군으로 병합하였으며 데이터의 구간은 2003년 1월 첫 주부터 2004년 10월 첫 주까지 총 95 주 간의 주별 데이터이다. <그림 1>의 (a)와 (b)는 수주량의 예이다.

<그림 1>의 (a), (b)에서 각각의 시계열은 수준변화뿐 아니라 다른 종류의 구조변화 요인(덧셈형 이상치(additive outlier)나 기울기변화(slope change)) 등도 다양하게 포함하고 있다. 예시로 보인 모델군 외에 나머지 모델군들 역시 이와 유사한 형태

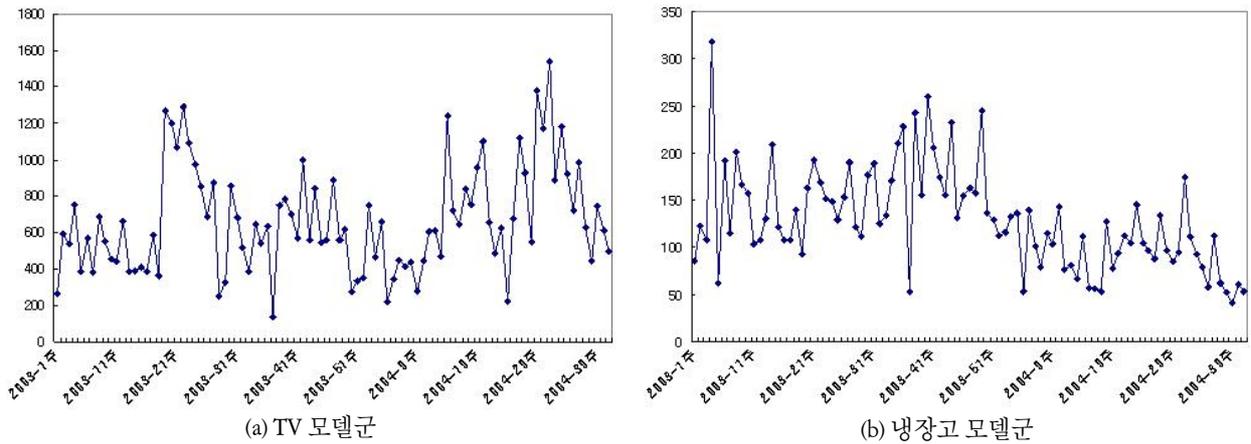


그림 1. 실증분석에 이용한 자료 예시.

표 1. 모델군별 일단계 예측오차 (MSE)

| 모델        | 지수평활법      | Trigg and Leach | SAS Best Fit | Jun        |
|-----------|------------|-----------------|--------------|------------|
| TV 모델군 1  | 974,508    | 1,111,732       | 1,174,692    | 998,639    |
| TV 모델군 2  | 8,796,983  | 9,508,644       | 9,666,648    | 8,349,965  |
| TV 모델군 3  | 6,293,332  | 4,153,485       | 3,418,894    | 3,641,389  |
| TV 모델군 4  | 808,185    | 783,856         | 763,670      | 744,740    |
| TV 모델군 5  | 448,492    | 287,386         | 285,455      | 255,423    |
| TV 모델군 6  | 1,870      | 2,383           | 2,008        | 1,914      |
| TV 모델군 7  | 388        | 179             | 176          | 177        |
| TV 모델군 8  | 3,695      | 3,972           | 3,927        | 3,678      |
| TV 모델군 9  | 152,824    | 79,206          | 52,621       | 69,192     |
| TV 모델군 10 | 20,377     | 24,242          | 24,990       | 22,350     |
| TV 모델군 11 | 280        | 197             | 237          | 223        |
| TV 모델군 12 | 84,484     | 110,683         | 86,291       | 85,194     |
| TV 모델군 13 | 185,814    | 164,756         | 225,277      | 190,940    |
| TV 모델군 14 | 3,137      | 2,670           | 2,804        | 2,848      |
| TV 모델군 15 | 56,210     | 63,630          | 59,728       | 55,889     |
| 냉장고 모델군 1 | 381,888    | 413,607         | 449,101      | 386,125    |
| 냉장고 모델군 2 | 183,655    | 195,444         | 192,079      | 182,332    |
| 냉장고 모델군 3 | 313,759    | 391,546         | 357,588      | 313,765    |
| 냉장고 모델군 4 | 990,664    | 1,228,445       | 1,029,170    | 993,779    |
| 냉장고 모델군 5 | 2,581      | 2,787           | 2,685        | 2,579      |
| 냉장고 모델군 6 | 1,306      | 1,103           | 1,197        | 1,045      |
| 냉장고 모델군 7 | 10,542     | 8,270           | 8,980        | 11,051     |
| 냉장고 모델군 8 | 1,760,900  | 2,377,271       | 2,011,432    | 1,824,559  |
| 합계        | 21,475,874 | 20,915,492      | 19,819,650   | 18,137,795 |

의 수요패턴을 보이고 있다.

Jun(1992)의 방법과 예측성능을 비교할 모형으로는 단순 지수평활법, Trigg and Leach(1967)의 적응적 지수평활법, SAS 시계열 예측 시스템의 Best fit 모형을 선정하였다. 단순 지수평활법은 SAS 시계열 예측 시스템에 포함된 예측모형이나 적응적 지수평활법의 기본이 되는 모형으로서 비교대상으로 삼았다. SAS 시계열 예측 시스템의 Best fit 모형은 총 42개의 예측모형 중 가장 적합력이 좋은 모형을 선정하는 것이므로 실제적인 비교모형의 수는 44개가 된다(Jun(1992) 모형, SAS Best fit 42개 Trigg and Leach(1967)의 모형).

먼저 95개의 관측치 중 초기 60개로 지수평활법의 평활 계수를 추정 한 후, 이후 구간에 대해 일단계 예측오차를 계산하였다. Trigg and Leach(1967)의 방법에서  $\xi$ 는 그들이 제안한 0.9를 이용하였으며, SAS 시계열 예측 시스템에서 이용한 최적모형 선택 기준으로는 RMSE(Root Mean Square Error)를 사용하였다. 23개 모델군의 일단계 예측오차(one-step-ahead forecast error)는 <표 1>과 같다.

<표 1>에서 음영부분으로 나타난 것이 해당 제품 모델군에 대해 가장 작은 예측오차를 보인 예측모형이다. 예측모형별로 음영이 칠해진 수를 살펴보면 지수평활법이 8개, Jun(1992)의 구조변화를 고려한 적응적 지수평활법이 8개, Trigg and Leach(1967)의 방법이 4개, SAS Best fit 방법이 3개로 일단계 예측오차를 기준으로 하였을 때 단순 지수평활법과 Jun 방법의 성능차이는 크지 않은 것으로 나타난다. 그러나 수주량이 많은 TV 모델군 3에서 제안방법이 단순 지수평활법에 비해 뛰어난 예측력을 보여 전체적인 예측오차의 합에서는 Jun(1992)의 방법이 가장 우수한 것으로 나타났다.

자재구매 등을 위해 제조사들이 8주 단위로 제품군별 예측치를 산출하여 이를 바탕으로 생산계획을 수립한다고 할 때 일단계 예측오차보다는 8주간 예측오차를 줄이는 것이 더욱 중요한 문제이다. 이에 따라 예측모형들의 다단계 예측(multi-step ahead forecast) 성능을 살펴보았다. 예측 성능 비교구간은 71번째 관측치 이후부터 95번째 관측치이고, 71번째 관측치부터 8주 앞 예측을 반복적으로 수행하여 8주간의 예측오차 평균을 구하였다. 다음은 예측결과를 비교한 표이다.

총 18개의 비교구간 중 10개 구간에서 Jun의 모형이 가장 낮은 예측오차를 보였고, SAS Best fit이 6개, 단순 지수평활법이 2개 구간에서 가장 낮은 예측오차를 보였다.

<표 3>은 예측오차가 아닌 가중 예측정확도의 8주 평균을 나타내고 있다. 가중 예측 정확도는 각 제품 모델군의 예측 정확도를 모델군의 수주량을 기준으로 가중 평균한 값이고 각 모델군의 예측 정확도는 다음 식으로 계산한다.

$$\text{예측 정확도} = \left(1 - \frac{|y_{it} - f_{it}|}{y_{it}}\right) \times 100 \quad (6)$$

여기서  $y_{it}$ 는  $i$  모델군의  $t$  시점 수주량이고  $f_{it}$ 는 해당 시점의 예측값이다. 즉, 정확도는 1에서 APE(Absolute Percentage Error)를 뺀 값이다.

정확도 결과에서 역시 Jun(1992)의 방법이 가장 우수한 것으로 나타났다. 이러한 예측결과에서 주목해야 할 부분은 SAS Best fit을 제외한 세 모형은 단순 지수평활법의 예측함수 특성에 따라 각각의 일단계 예측값으로 다단계 예측을 한다는 것이다. 즉, 미래의 수요를 하나의 값으로 예측하므로 과거의 추세

표 2. 구간별 8단계 예측오차(MSE)

| 예측구간  | 지수평활법      | Trigg and Leach | SAS Best Fit | Jun        |
|-------|------------|-----------------|--------------|------------|
| 71~78 | 22,468,864 | 20,114,574      | 20,432,097   | 18,809,156 |
| 72~79 | 21,832,467 | 17,734,722      | 20,553,255   | 15,514,908 |
| 73~80 | 21,738,339 | 18,658,868      | 17,900,701   | 15,049,992 |
| 74~81 | 19,964,805 | 18,944,141      | 15,590,252   | 13,721,664 |
| 75~82 | 20,937,339 | 18,700,395      | 14,957,971   | 15,839,021 |
| 76~83 | 23,583,885 | 25,132,307      | 19,110,660   | 19,543,660 |
| 77~84 | 20,822,479 | 25,914,570      | 24,297,688   | 21,777,866 |
| 78~85 | 21,987,927 | 25,057,967      | 25,060,491   | 22,332,397 |
| 79~86 | 18,951,149 | 22,274,295      | 16,601,212   | 19,140,245 |
| 80~87 | 26,132,629 | 29,041,461      | 22,188,865   | 25,754,361 |
| 81~88 | 30,392,318 | 31,459,808      | 25,622,161   | 28,399,766 |
| 82~89 | 26,262,720 | 28,710,689      | 23,765,388   | 25,646,578 |
| 83~90 | 19,571,055 | 19,965,653      | 20,934,911   | 18,877,037 |
| 84~91 | 21,729,437 | 21,938,353      | 23,722,099   | 20,136,699 |
| 85~92 | 20,884,337 | 19,927,332      | 24,008,164   | 19,590,508 |
| 86~93 | 19,994,167 | 20,915,427      | 25,605,041   | 19,330,439 |
| 87~94 | 19,784,423 | 24,526,143      | 26,925,605   | 19,490,251 |
| 88~95 | 17,143,665 | 23,739,522      | 36,662,803   | 16,771,636 |

나 계절성을 미래예측에 고려하지 못한다. 그럼에도 불구하고 이들을 모두 고려하는 SAS Best fit보다 좋은 예측 성능을 보이고 있는데, 이는 추세나 계절성 등의 시계열적 특성이 오래 지속되지 못하고 빈번하게 변하는 공급망 수요 데이터의 특성을 보여준다. 따라서 8주 정도의 단기 예측에는 잘못된 추세나 계절성에 의한 예측치보다는 8주간의 평균값을 대표할 수 있는 하나의 값으로 예측하는 것이 더 좋은 성과를 낼 수 있음을 시사하고 있다.

냉장고의 주별 수주량을 이용하였고 1단계 예측오차와 8단계 예측오차를 비교기준으로 하여 Jun(1992) 모형의 우수성을 입증하였다. 비교모형으로는 단순 지수평활법, Trigg and Leach (1967)의 적응적 지수평활법, SAS Best Fit을 선정하였는데 SAS Best Fit은 계절성이나 추세를 고려한 기존의 거의 모든 예측방법들 중 최적의 예측모형을 찾아주는 것으로 기존의 공급망 관리 패키지의 예측성능을 대변하는 것으로 보았다. Jun(1992)의 모형이 이들보다 더 좋은 예측성능을 보인 것은 향후 공급망 관리 솔루션의 수요예측 모듈에 이러한 적응적 지수평활법들이 포함되면 예측성능이 향상될 수 있음을 시사한다.

### 6. 결론

지수평활법은 간단하면서도 뛰어난 예측력을 보여 많은 수의 제품을 빈번히 예측해야 하는 공급망 관리하의 수요예측에 적합한 예측방법이다. 그러나 시계열에 구조변화 발생 시 적절한 예측값을 제공하지 못하는 단점을 가지고 있기 때문에 불확실성이 많은 공급망 데이터에 그대로 적용하기에는 문제가 있다. 시계열의 특성에 따라 평활계수의 크기를 조정시켜 줌으로써 지수평활법의 단점을 극복한 모형이 적응적 지수평활법으로 Trigg and Leach(1967)가 제안한 이후 관련 연구가 활발히 이루어져 왔다.

본 연구는 Jun(1992)이 제안한 구조변화 통계량을 이용한 적응적 지수평활법이 기존의 예측방법들에 비해 더 좋은 예측성능을 보임을 실제 공급망 수요 데이터를 이용하여 보였다. 공급망 수요 데이터로는 국내 전자제품 제조업체 A 사의 TV와

#### 부록: SAS 시계열 예측 시스템의 예측모형

- (Log) Mean
- (Log) Linear Trend
- (Log) Linear Trend with Autoregressive Errors
- (Log) Linear Trend with Seasonal Terms
- (Log) Seasonal Dummy
- (Log) Simple Exponential Smoothing
- (Log) Double (Brown) Exponential Smoothing
- (Log) Linear (Holt) Exponential Smoothing
- (Log) Damped Trend Exponential Smoothing
- (Log) Seasonal Exponential Smoothing
- (Log) Winters Method - Additive
- (Log) Winters Method - Multiplicative

표 3. 구간별 예측 정확도

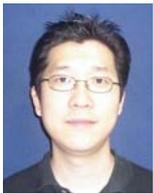
| 예측구간  | 지수평활법  | Trigg and Leach | SAS Best Fit | Jun    |
|-------|--------|-----------------|--------------|--------|
| 71~78 | 61.97% | 60.83%          | 61.09%       | 62.25% |
| 72~79 | 63.52% | 64.75%          | 65.40%       | 67.58% |
| 73~80 | 63.53% | 64.83%          | 67.46%       | 68.20% |
| 74~81 | 64.36% | 66.65%          | 69.69%       | 68.73% |
| 75~82 | 62.52% | 67.05%          | 68.61%       | 67.83% |
| 76~83 | 62.51% | 66.10%          | 69.05%       | 68.02% |
| 77~84 | 66.62% | 66.14%          | 66.09%       | 66.70% |
| 78~85 | 64.82% | 65.33%          | 64.79%       | 65.05% |
| 79~86 | 63.82% | 65.42%          | 66.91%       | 65.47% |
| 80~87 | 62.43% | 63.69%          | 64.57%       | 63.64% |
| 81~88 | 59.71% | 61.78%          | 63.31%       | 62.77% |
| 82~89 | 62.50% | 63.47%          | 63.09%       | 64.72% |
| 83~90 | 63.92% | 65.65%          | 61.65%       | 65.64% |
| 84~91 | 62.89% | 63.03%          | 60.64%       | 65.17% |
| 85~92 | 64.58% | 64.26%          | 60.79%       | 66.26% |
| 86~93 | 63.30% | 61.95%          | 58.49%       | 64.80% |
| 87~94 | 62.39% | 57.97%          | 56.59%       | 63.10% |
| 88~95 | 63.92% | 56.81%          | 53.95%       | 64.25% |

(Log) Random Walk with Drift  
 (Log) Airline Model  
 (Log) ARIMA(0,1,1)s No Intercept  
 (Log) ARIMA(0,1,1)(1,0,0)s No Intercept  
 (Log) ARIMA(2,0,0)(1,0,0)s  
 (Log) ARIMA(0,1,2)(0,1,1)s No Intercept  
 (Log) ARIMA(2,1,0)(0,1,1)s No Intercept  
 (Log) ARIMA(0,2,2)(0,1,1)s No Intercept  
 (Log) ARIMA(2,1,2)(0,1,1)s No Intercept

**참고문헌**

Chen, C. and L. K. Liu (1993), Forecasting Time Series with Outlier, *Journal of Forecasting*, 12, 13-35.  
 Chernoff, H. and S. Zacks (1964), Estimation the Current Mean of a Normal Distribution Which is Subjected to Changes Over Time, *Annals of*

*Mathematical Statistics*, 35, 999-1089.  
 Gardner, L. A. Jr. (1969), On Detecting Changes in the Mean of Normal Variates, *Annals of Mathematical Statistics*, 40, 116-126.  
 Harrison, P. J. and C. F. Stevens (1976), Bayesian Forecasting, *Journal of the Royal Statistical Society*, Series B, 38, 205-247.  
 Jun, D. B. and R. M. Oliver (1985), Bayesian Forecasts Following a Major Level Changes in Exponential Smoothing, *Journal of Forecasting*, 4, 293-302.  
 Jun, D. B. (1989), On Detecting and Estimating a Major Level of Slope Change in General Exponential Smoothing, *Journal of Forecasting*, 8(1), 55-64.  
 Jun, D. B. (1992), A Design of Adaptive Exponential Smoothing Using A Change Detection Statistic, *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 35(2), June.  
 Trigg, D. W. and A. G. Leach (1967), Exponential Smoothing with an Adaptive Response Rate, *Operations Research Quarterly*, 18, 132-141.  
 Tsay, R. S. (1986), Time Series Model Specification in the Presence of Outlier, *Journal of the American Statistical Association*, 81, 132-141.  
 Zhao, X., Xie, J., and Leung, J. (2002), The Impact of Forecasting Model Selection on the Value of Information Sharing in a Supply Chain, *European Journal of Operational Research*, 142, 321-344.



**김정일**  
 고려대학교 산업공학과 학사  
 고려대학교 산업공학과 석사  
 현재: 한국과학기술원 경영공학 박사과정  
 관심분야: 신상품 수요예측, 공급망 수요예측



**박대근**  
 연세대학교 경제학과 학사  
 한국과학기술원 경영공학 석사  
 현재: 한국과학기술원 경영공학 박사과정  
 관심분야: 거시경제 시계열 분석



**차경천**  
 한국과학기술원 경영공학 박사  
 현재: Forbizone Inc. 연구원  
 관심분야: 통신 트래픽, 통신서비스 수요 예측 및 전략



**박성호**  
 서울대학교 언어학과 학사  
 한국과학기술원 경영공학 석사  
 현재: 한국과학기술원 경영공학 박사과정  
 관심분야: 계량 마케팅



**전덕빈**  
 서울대학교 산업공학과 학사  
 University of California, Berkeley 박사  
 현재: 한국과학기술원 테크노경영대학원 교수  
 관심분야: 신상품 수요예측, 시계열분석



**박명환**  
 서울대학교 산업공학과 학사  
 한국과학기술원 산업공학과 석사  
 한국과학기술원 산업공학과 박사  
 현재: 한성대학교 산업공학과 교수  
 관심분야: O.R., 통신서비스 진화모형