

적응적 지수평활법을 이용한 공급망 수요예측의 실증분석 An Empirical Study on Supply Chain Demand Forecasting Using Adaptive Exponential Smoothing

김정일¹, 차경천², 전덕빈¹, 박대근¹, 박성호¹, 박명환³

¹한국과학기술원 테크노경영대학원 / ²Forbizone Inc.

³한성대학교 산업공학과

Abstract

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.

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 유의하게 영향을 미친다고 주장하

였다. 최근 기업들이 도입하고 있는 공급망 관리 솔루션에 탑재되어 있는 수요예측 모형들은 공급망 관리 실무자가 그 사용법을 숙지하기 어렵고, 그 방법의 정확성(analytical solution 제공여부)을 확인하기 어렵다. 심지어 수치적 해를 근사적으로 제시하여 예측하는 솔루션도 있다. 솔루션마다 제공하고 있는 최적의 예측 모형을 선택 기능은 분석하는 시계열의 내재적 과정(underlying process)에 따라 선택하는 모형의 대안을 다르게 적용하여야 함에도 불구하고, 미리 정해놓은 모형들 중 하나만을 기계적으로 선택하여 그 정확성과 신뢰성에 문제가 제기된다. 이를 해결하기 위해 예측 대상별로 수요 영향요인들을 파악하여 인과관계 모형을 수립하려하여도 수많은 대상의 인과관계 모형을 개별적으로 개발한다는 것은 매우 어렵다. 따라서 공급망을 위한 수요예측 방법은 계산량이 적고, 사용이 간편하여야 한다. 또한 공급망 수요예측방법은 공급망 관리 솔루션에 쉽게 적용(Implementation)가능하여야 하며, 향후 기존 탑재된 모형과 더불어 최적 모형 선택 기능으로부터 선택되도록 개선되어야 할 것이다.

기존의 공급망 수요예측 모형으로 널리 이용되는 방법 중 하나는 지수평활법(exponential smoothing)이다. 지수평활법은 복잡한 예측 모형에 비해 예측능력이 떨어지지 않으면서 계산량이 적고 수식이 단순하기 때문에 많은 종류의 제품 수요를 일별 혹은 주별로 빈번히 예측해야 하는 공급망 관리 환경에 적합한 예측 모형이다. 그러나 이 방법은 시계열의 내재적 과정에 급격한 수준의 변화(level change) 또는 기울기(slope)가 발생할 때, 그 변화에 신속히 적응하지 못하는 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 와 Leach(1967)가 제안한 이후 많은 연구들이 진행되어왔다.

Jun(1989), Jun과 Oliver(1985)는 Harrison과 Stevens(1976)의 동적 선형 모형(dynamic linear model)에서의 수준 또는 기울기의 급격한 변화 시 그 변화시기 및 변화량의 추정법을 제시하면서 지수이동 가중평균법 적용 시 수준변화를 감지하는 통계량을 유도하였다. Jun(1992)은 구조변화 통계량을 이용한 적응적 지수평활법을 제안하여 Trigg 와 Leach(1967)의 방법보다 우수함을 보였다. 본 논문은 Jun(1992)의 방법을 국내 가전 제품 제조업체의 수요 데이터에 적용해 보고 Trigg 와 Leach의 방법 및 통계 패키지가 제공하는 예측 방법과 예측 정확도를 비교한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 적응적 지수평활법에 대해 알아보고, 3장에서는 구조변화 통계량을 이용한 적응적 지수평활법에 대해 소개한다. 4장에서 기존 공급망 수요예측 모형을 대변하는 통계 패키지의 특성을 살펴보고 5장에서는 실제 공급망 수요 데이터를 바탕으로 여러 가지 예측 모형의 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 예측 오차이다. 0 과 1사이의 값을 갖는 평활계수(smoothing parameter) α 는 관측 구간의 MSE를 최소화하는 값으로 선택되는데 그 크기에 따라 그 모형의 적응성(adaptiveness)이 달라진다. α 가 1에 가까울 경우 예측식은 시계열의 잡음(noise)들을 제거한 평균값으로 예측값을 산출하게 되는데, 이 경우 갑작스런 수준변화가 발생하게 되면 새로운 수준에 적응하기까지 지속적으로 잘못된 예측치를 생성하게 된다. 반대로 α 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 보이게 된다. 따라서 시계열이 구조변화 없이 안정적인 상황에서는 1에 가까운 α 로 예측을 하고 구조변화 발생 시 α 를 0에 가깝도록 변화시키면 가장 정확한 예측치를 얻을 수 있는데, 이러한 개념에서 제안된 예측방법이 적응적

지수평활법(adaptive exponential smoothing)이다. Trigg 와 Leach(1967)는 시계열 관측치의 변화에 따라 평활 계수를 변화시킬 수 있는 방법을 다음과 같이 제안하였다.

$$f_t = f_{t-1} + k_t(Z_t - f_{t-1})$$

$$k_t = \left| \frac{P_t}{Q_t} \right|$$

$$P_t = (1-\xi)(Z_t - f_{t-1}) + \xi P_{t-1}, \quad 0 < \xi < 1, \quad P_0 \text{ given}$$

$$Q_t = (1-\xi)|Z_t - f_{t-1}| + \xi Q_{t-1}, \quad Q_0 \text{ given} \quad (2)$$

k_t 는 관측치의 변화에 의존하여 매 시점 변하는데, 만일 같은 방향으로 연속적인 오차가 발생하면 1에 가까운 값을 가지게 되고, 부호가 반대인 오차가 번갈아 발생하면 0에 가까운 값을 가지는 특징이 있다. 따라서 시계열에 구조변화가 발생하여 연속적인 오차가 발생하면 변화에 빨리 적응할 수 있도록 하고, 구조변화 없이 안정적인 상태일 경우는 잡음 효과를 제거한 평균값으로 예측하게 한다.

3. 구조변화 통계량을 이용한 적응적 지수평활법

Harrison 과 Stevens(1976)의 동적 선형 모형(Dynamic Linear Model)에서 미지의 시점 M에 수준변화를 나타내는 가변수(dummy variable) Δ 를 추가함으로써 수준변화의 효과를 분석할 수 있다.

$$Z_{t+1} = L_{t+1} + a_{t+1} \quad t = 0, 1, \dots, n-1$$

$$L_{t+1} = L_t + b_{t+1} \quad t \neq M$$

$$= L_t + \Delta + b_{t+1} \quad t = M \quad (3)$$

a_t 과 b_t 은 각각 기대값이 0이고 분산이 각각 σ_a^2, σ_b^2 이며 서로 무상관인 정규분포를 따른다. L_0, Δ, a_t, b_t 와 구조변화 시점에 대한 확률변수 M은 상호독립으로 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 M에 발생한 수준변화 Δ 를 감지하는 검정 통계량을 유도하였다. Δ 와 M에 대한 비 정보 사전분포(non-informative prior)하에서 지수평활법의 수준변화를 감지하는 검정통계량은 다음과 같다.

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

여기서 e_t 는 지수평활법의 일단계 예측 오차 (one-step-ahead forecast error) 이다. 통계량 S_t 의 귀무 분포(null distribution)는 간단한 형태가 아니다. Jun(1989)은 이 통계량의 극한 분포(limiting distribution)가 정규분포를 따름을 밝혔지만 가설 검정에 필요한 임계치(critical values)의 계산은 수치 적분(numerical integration)이 필요한 작업으로 실제적인 적용에 어려움이 따른다. 따라서 이를 실제 현장에서 이용하기 쉽도록 Jun(1992)은 다음과 같은 적응적 지수 평활법을 제안하였다.

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

k_t 는 Trigg 와 Leach의 방법에서와 같이 0 과 1사이를 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 제안 방법과 단순지수평활법, Trigg 와 Leach(1967) 방법과의 예측 성능을 비교하였다. 본 논문은 실제 공급망 수요 데이터에 적용하여 Jun(1992)모형을 비롯한 기존 적응적 예측 방법과 통계 패키지 예측시스템의 예측 성능을 비교하고자 한다.

4. SAS 시계열 예측 시스템

본 논문의 목적은 Jun(1992) 모형의 성능을 기존의 적응적 지수평활법과 비교하는 것 뿐 아니라 기존의 공급망 관리 수요예측 모형과의 비교를 통해 그 우수성을 입증하는 것이다. 따라서 일반적인 공급망 관리 솔루션에 탑재된 예측모형과의 비교 결과도 함께 비교하고자 한다. 비교 대상으로는 공급망 관리 솔루션의 통계 예측 모형보다 다양한 예측 모형들을 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.

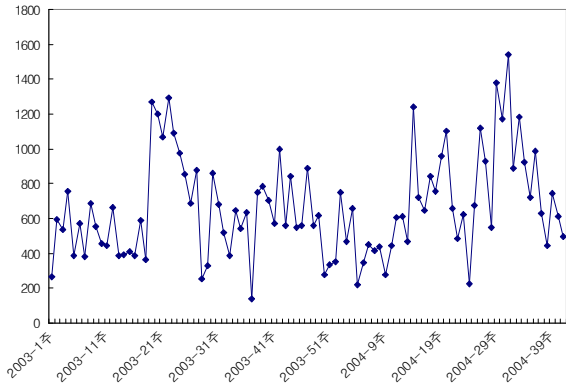
- a. 지수평활법, Winters 모형, ARIMA (Box-Jenkins) 모형 등을 포함한 다양한 예측 모형 등을 포함하고 있다. 자세한 예측 모형들은 부록을 참고한다.
- b. 시간 추세나 설명변수(regressor) 등을 포함할 수 있다.
- c. 원 시계열과 예측된 시계열, 예측 오차, 신뢰 구간 등과 더불어 안정성 검사(stationary test) 및 백색 잡음 검증(white noise test) 결과에 대한 그래프를 볼 수 있다.
- d. Hold-out 표본을 이용하여 최적의 예측 모형을 선택할 수 있다.
- e. 임의의 두 예측 모형에 대한 적합도(goodness of fit)를 비교하거나 특정한 적합통계량에 따라 모든 예측 모형을 적합한 순서대로 정렬할 수 있다.
- f. 각 예측 모형의 추정된 계수의 값과 통계적 유의성을 살펴볼 수 있다.
- g. 최적의 예측모형을 자동적으로 선택할 수 있다. 이때 최적 모형 선택을 위한 적합도기준이나 모델 적합에 필요한 자료 구간 등은 사용자가 직접 선택할 수 있다.

부록의 예측 모형 리스트에서 볼 수 있듯, SAS의 시계열 예측 시스템은 지수평활법과 같은 단순한 예측 모형에서부터 Box-Jenkins의 예측 방법과 같이 통계적 이론에 기반을 둔 복잡한 예측모형까지 다양한 방법들을 포함하고 있다. 특히, 예측 시스템 내부에는 사용자가 예측하고자 하는 시계열에 가장 적합한 최적 예측 모형을 선택해주는 “Best fit” 기능이 있어서 많은 예측 모형들 중 적절한 예측 모형을 쉽게 찾을 수 있도록 해준다.

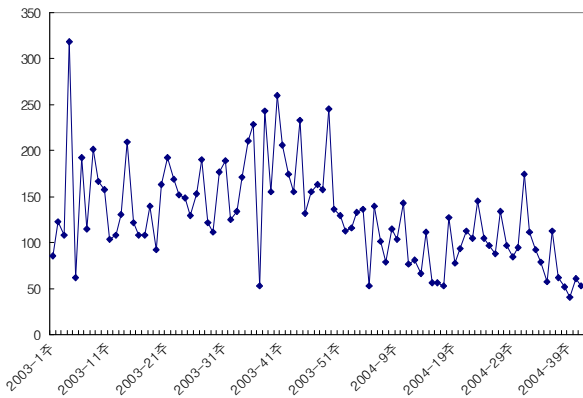
5. 실증분석

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

분석 데이터의 수준(level)은 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 95주 간의 주별 데이터이다. 그림 1.의 (a)와 (b)는 수주량의 예이다.



(a) TV 모델군



(b) 냉장고 모델군

그림 1. 실증 분석에 이용한 자료 예시

그림 1.의 (a), (b)에서 각각의 시계열은 수준변화뿐 아니라 다른 종류의 구조변화 요인(덧셈형 이상치(additive outlier)나 기울기 변화(slope change)) 등도 다양하게 포함하고 있다. 예시로 보인 모델군 외에 나머지 모델군들 역시 이와 유사한 형태의 수요 패턴을 보이고 있다.

Jun(1992)의 방법과 예측 성능을 비교할 모형으로는 단순 지수평활법, Trigg 와 Leach(1967)의 적응적 지수평활법, SAS 시계열 예측 시스템의 Best fit 모형을 선정하였다. 단순 지수평활법은 SAS 시계열 예측 시스템에 포함된 예측 모형이나 적응적 지수평활법의 기본이 되는 모형으로서 비교 대상으로 삼았다.

먼저 95개의 관측치 중 초기 60개로 지수평활법의 평활계수를 추정 한 후 이후 구간에 대해 일단계 예측 오차를 계산하였다. Trigg 와 Leach(1967)의 방법에서 ξ 는 그들이 제안한 0.9를 이용하였으며, SAS 시계열 예측 시스템에서 이용한 최적 모형 선택 기준으로는 RMSE(Root Mean Square Error)를 사용하였다. 23개 모델군의 일단계 예측 오차(one-step-ahead forecast error)는 표 1.과 같다.

표 1.에서 음영부분으로 나타난 것이 해당 제품 모델군에

대해 가장 작은 예측 오차를 보인 예측 모형이다. 예측 모형 별로 음영이 칠해진 수를 살펴보면 지수평활법이 8개, Jun(1992)의 구조변화를 고려한 적응적 지수평활법이 8개, Trigg 와 Leach(1967)의 방법이 4개, SAS Best fit 방법이 3개로 일단계 예측 오차를 기준으로 하였을 때 단순 지수평활법과 Jun 방법의 성능차이는 크지 않은 것으로 나타난다. 그러나 수주량이 많은 TV 모델군 3 에서 제안방법이 단순 지수평활법에 비해 뛰어난 예측력을 보여 전체적인 예측 오차의 함에서는 Jun(1992)의 방법이 가장 우수한 것으로 나타났다.

표 1. 모델군별 일단계 예측 오차 (MSE)

모델	지수 평활법	Trigg & Leach	SAS Best Fit	Jun
TV 모델군1	974,508	1,111,732	1,174,692	998,639
TV 모델군2	8,796,983	9,508,644	9,666,648	8,349,965
TV 모델군3	6,293,332	4,153,485	3,418,894	3,641,389
TV 모델군4	808,185	783,856	763,670	744,740
TV 모델군5	448,492	287,386	285,455	255,423
TV 모델군6	1,870	2,383	2,008	1,914
TV 모델군7	388	179	176	177
TV 모델군8	3,695	3,972	3,927	3,678
TV 모델군9	152,824	79,206	52,621	69,192
TV 모델군10	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

자재 구매 등을 위해 제조사들이 8주 단위로 제품군 별 예측치를 산출하여 이를 바탕으로 생산계획을 수립한다고 할 때 일단계 예측 오차보다는 8주 간 예측 오차를 줄이는 것이 더욱 중요한 문제이다. 이에 따라 예측 모형들의 다단계 예측(multi-step ahead forecast) 성능을 살펴보았다. 예측 성능 비교 구간은 71번째 관측치 이후부터 95번째 관측치이고, 71번째 관측치부터 8주 앞 예측을 반복적으로 수행하여 8주간의 예측 오차 평균을 구하였다. 다음은 예측 결과를 비교한 표이다.

표 2. 구간별 8단계 예측오차(MSE)

예측구간	지수평활법	Trigg & 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

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%

총 18개의 비교 구간 중 10개 구간에서 Jun의 모형이 가장 낮은 예측 오차를 보였고, SAS Best fit이 6개, 단순 지수평활법이 2개 구간에서 가장 낮은 예측 오차를 보였다.

표 3은 예측 오차가 아닌 가중 예측 정확도의 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.

표 3. 구간별 예측 정확도

예측구간	지수평활법	Trigg & 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%

정확도 결과에서 역시 Jun(1992)의 방법이 가장 우수한 것으로 나타났다. 이러한 예측 결과에서 주목해야 할 부분은 SAS Best fit을 제외한 세 모형은 단순 지수평활법의 예측 함수 특성에 따라 각각의 일단계 예측 값으로 다단계 예측을 한다는 것이다. 즉, 미래의 수주를 하나의 값으로 예측하므로 과거의 추세나 계절성을 미래 예측에 고려하지 못한다. 그럼에도 불구하고 이들을 모두 고려하는 SAS Best fit 보다 좋은 예측 성능을 보이고 있는데 이는 추세나 계절성 등의 시계열적 특성이 오래 지속되지 못하고 빈번하게 변하는 공급망 수요 데이터의 특성을 보여주는 예라 할 수 있다. 따라서 8주 정도의 단기 예측에는 잘못된 추세나 계절성에 의한 예측치보다는 8주간의 평균 값을 대표할 수 있는 하나의 값으로 예측하는 것이 더 좋은 성과를 낼 수 있음을 시사하고 있다.

6. 결론

지수평활법은 간단하면서도 뛰어난 예측력을 보여 많은 수의 제품을 빈번히 예측해야 하는 공급망 관리 하의 수요예측에 적합한 예측 방법이다. 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 조정시켜줌으로써 지수평활법의 단점을 극복한 모형이 적응적 지수평활법으로 Trigg 와 Leach(1967)가 제안한 이후 관련 연구가 활발히 이루어져 왔다.

본 연구는 Jun(1992)이 제안한 구조변화 통계량을 이용한 적응적 지수평활법이 기존의 예측 방법들에 비해 더 좋은 예측 성능을 보임을 실제 공급망 수요 데이터를 이용하여 보였다. 공급망 수요 데이터로는 국내 전자제품 제조업체 A 사의 TV와 냉장고의 주별 수주량을 이용하였고 일단계 예측오차와 8단계 예측 오차를 비교 기준으로 하여 Jun(1992) 모형의 우수성을 입증하였다. 비교 모형으로는 단순 지수평활법, Trigg 와 Leach(1967)의 적응적 지수평활법, SAS Best Fit 을 선정하였는데 SAS Best Fit은 계절성이나 추세를 고려한 기존의 거의 모든 예측 방법들 중 최적의 예측 모형을 찾아주는 것으로 기존의 공급망 관리 패키지의 예측 성능을 대변하는 것으로 보았다. Jun(1992)의 모형이 이들보다 더 좋은 예측 성능을 보인

2005 한국경영과학회/대한산업공학회 춘계공동학술대회
2005년 5월 13일 ~ 14일, 충북대학교

것은 향후 공급망 관리 솔루션의 수요예측 모듈에 이러한 적응적 지수평활법들이 포함되면 예측 성능이 향상될 수 있음을 시사한다.

부록: SAS 시계열 예측 시스템의 예측 모형

(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
(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

Ekern, S., "Adaptive Exponential Smoothing Revisited,"
Journal of Operations Research Society, Vol. 32,
775-782, 1981.

Harrison, P. J., "Exponential Smoothing and Short-Term
Sales Forecasting," Management Science(A),
13(11), 821-42, 1967.

Harrison, P. J. and C. F. Stevens, "Bayesian
Forecasting," Journal of the Royal Statistical
Society, Series B, 38, 205-247, 1976.

Jun, D. B. and R. M. Oliver, "Bayesian Forecasts
Following a Major Level Changes in Exponential
Smoothing," Journal of Forecasting, 4, 293-302,
1985.

Jun, D. B., "On Detecting and Estimating a Major Level
of Slope Change in General Exponential
Smoothing," Journal of Forecasting, 8(1), 55-64,
1989.

Jun, D. B., "A Design of Adaptive Exponential
Smoothing Using A Change Detection Statistic,"
Journal of the Operations Research Society of
Japan, Vol. 35, No. 2, June 1992.

Kalman, R. E., "A New Approach to Linear Filtering and
Prediction Problems," Journal of Basic Engineering,
82 (1960), 34-45.

Trigg, D. W. and A. G. Leach, "Exponential Smoothing
with an Adaptive Response Rate," Operations
Research Quarterly, 18, pp. 132-141, 1967.

Whybark, D. W., "A Comparison of Adaptive
Forecasting Techniques," Logistics Transp. Rev. 9,
13-26, 1973.

Zhao, X., Xie, J., and Leung, J, "The Impact of
Forecasting Model Selection on the Value of
Information Sharing in a Supply Chain," European
Journal of Operational Research, Vol. 142, p321-344,
2002.