〈研究論文〉

Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers
Vol. 12, No. 1, June 1986

多品種 消費者 製品의 生産管理를 為한 需要豫測模型

(Design of a Demand Forecasting System for Planning Production of Consumer Products)

朴 珍 雨*

Abstract

Mathematical forecasting models and a practical computer based forecasting system are developed for planning production in a manufacturing and distribution network.

The forecasting system works at the highest level of a hierarchical computer-based decision support system consisting of the forecasting system, an aggregate planning system and a shop floor scheduling system.

The dynamics of business operations for an actual company have been considered to make this study a unique comprehensive analysis of a real world forecasting problem.

I. 서 론

생산관리를 목적으로 행하여 지는 수요예측은 대부분 판매제품의 최종단위 모두에 대한 수요예측치를 필요로 하기 때문에 관련된 時계열의 수가 무척 많은 것이 특징이다. 따라서 時계열 각각의 분석이나 예측에 많은 노력이 필요한 Box-Jenkins 기법이나 Multiple Regression 기법은 생산관리에 관련한 수요예측 부문에서는 그 응용에 많은 제약을 받는다.

본 연구에서는 Harrison 과 Stevens [1]의 Linear Dynamic Model 의 일반적 Structure 를 이용, 수백개의 時계열에 대한 사례연구의 과정에서 개발된 수학적 모형 및 그 응용과정상 관측된 특성을 소개하고자 한다. 일반적 Linear Regression 모형의 형태를 따른 관측방정식은 독립변수 중 販促활동에 대해, 관측불가능한 시간종속효과를 定量化한 부분이 특이하다 하겠으며 더욱 판매부서의 現場조직을 ㅇ용한 주관적 예측치를 포함함으로써 Random

*서울大学校 工科大学 産業工学科

Shock와 같은 현상에 대하여도 어느 정도의 예측이 가능하도록 하였다.

Ⅱ. 사례연구회사 槪要

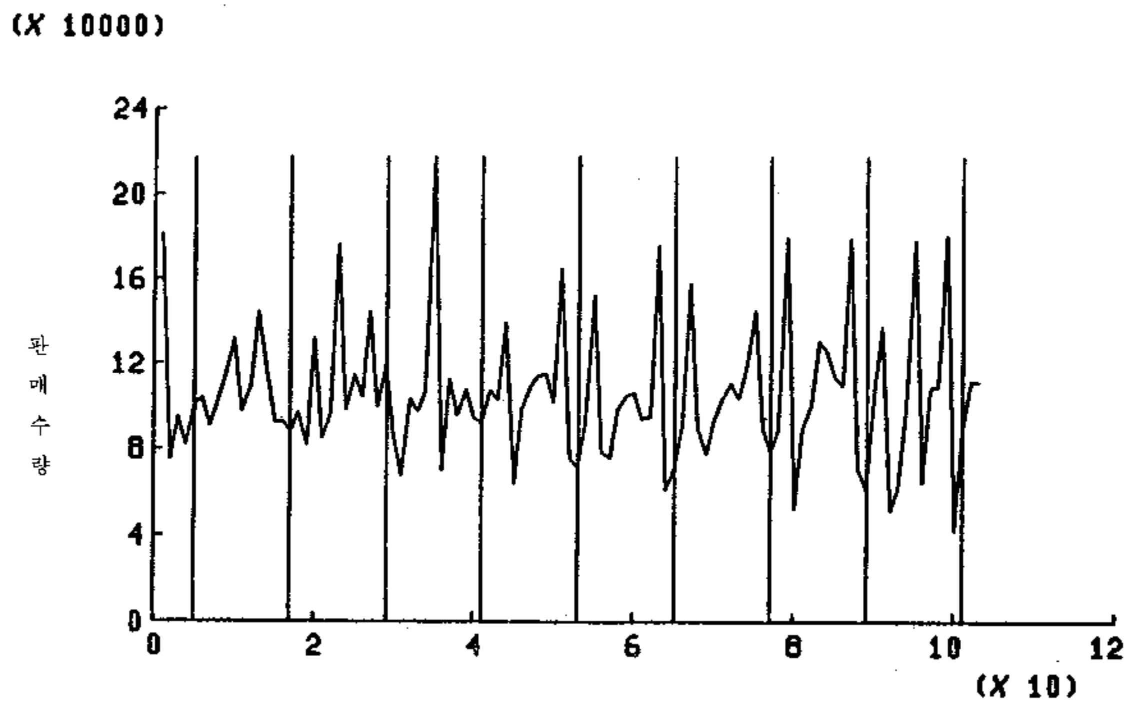
사례연구의 대상이 된 회사는 약 16種에 달하는 非내구성 소비재를 생산, 슈퍼마켙 등에 납품하는 비교적 큰 규모의 회사로서 〈그림-1〉에서 보이는 바와 같이 급격한 수요의 변화로 인하여 재고 및 생산비용을 최소화하는데 큰 어려움을 겪고 있었다. 한정된 생산설비를 이용, 多數의 제품을 소수의 생산라인에서 생산하는 까닭에 수요변화에 대응하여 재고의 비축 및 생산의 평활이 불가피하므로, 정확한 수요예측이 원활한 생산관리에 절실히 요구되었다.

사례연구회사는 최종제품은 16種 뿐이지만 각 제품별로 각각 다른 크기의 용기에 포장, 납품되며 또한 최종제품은 전국의 13개소에 위치한 중간창고를 경유하여 판매되므로 최적 생산 및 분배 계획을 위해 필요한 수요예측치는 수백개에 달하게 된다. 더우기 회사정책상 중간 창고의 配分지역을 수년에 한번씩 수시로 변동시키는 까닭에 時계열은 매번 그 특성이 달라지므로 수요예측시스템의 整備작업을 최소화하는 Adaptive 형태의 수학적 모형이 절실히 요구된다.

수요예측시스템은 수백개의 時계열에 대해 向後 4개월 間의 수요예측치를 생산관리시스템에 제공함으로써 최적 생산스케쥴 및 분배계획 수립을 도와줌을 그 목적으로 한다.

Ⅲ. 수학적 모형

최종의 수요예측모형은 사례연구회사의 고객그룹의 분류에 따라 2개의 독립적 모형의 合



〈그림-1〉 제품 P1, Size 3, 창고5에서의 月間판매량

으로 표현되었다. 모형의 분리가 필요하게 된 까닭은 時계열의 분석결과 일부 비정규고객그룹의 주문이 마치 지진이 발생하듯 매우 간헐적으로 또 大量으로 발생하는 까닭에 2개의 고객그룹을 하나로 合하여 생각할 경우 균일화된 時계열의 분석이 불가능하고 또한 Residual Normality를 기대하기 어렵기 때문이다.

Ⅲ.1, 정규고객그룹의 수요예측모형

事前분석결과 수요변동에 큰 영향을 미치는 因子로는 판촉활동, 작업일수 및 계절변동 등이 부각되었다.

수요변동의 가장 큰 要因으로 주목된 판촉활동에 대해 자세히 언급하면, 판촉활동은 매 제품, 매 Size별로 1년에 2~3회씩 매회 2~3週에 거쳐 진행되는데 판매부의 현장조직을 이용, 주관적인 판단으로 얻어지는 판촉기간 동안의 예상판매량이 실제의 판매량과 매우 밀접한 상관관계를 보임은 〈그림 2)와 같다.

時계열의 특성을 알아보기 위해 전형적 제품에 대해 Multiple Linear Regression 기법이 시도되었다.

즉, $S^F(t)$ = t 月의 정규고객에의 판매량

t = Trend를 위한 每月의 序數

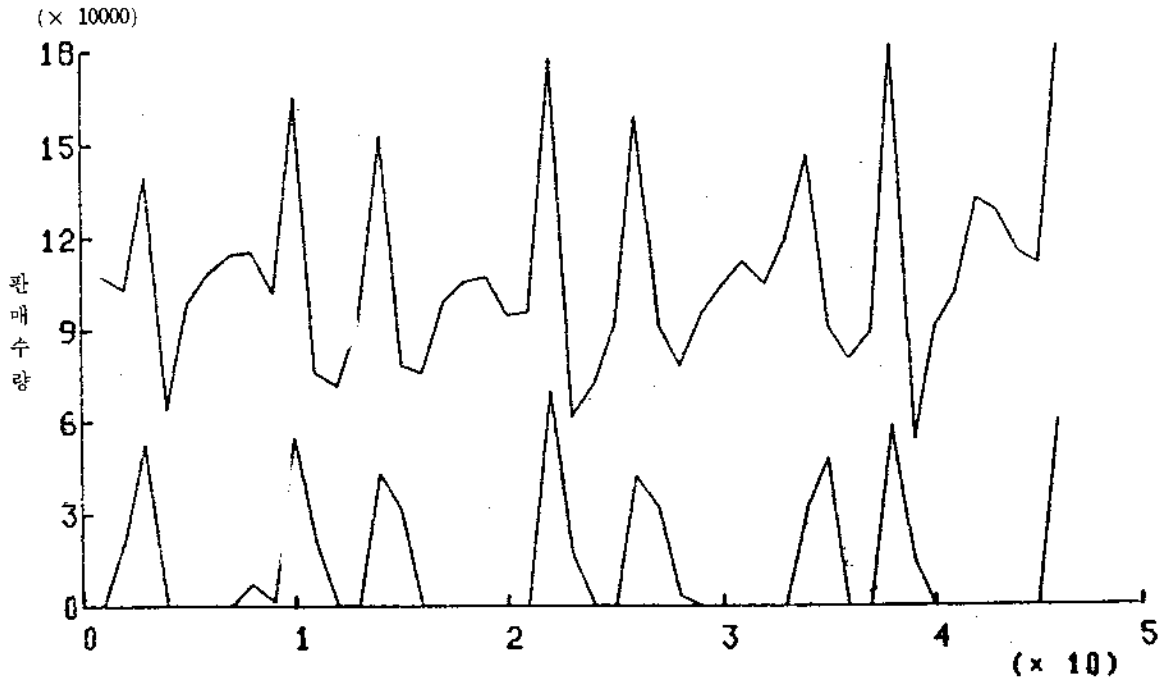
$\delta(t, m) = \begin{cases} 1 & \text{t 月이 1년중 m번째 달일 경우} \\ 0 & \text{그외의 경우} \end{cases}$

$P_\ell(t)$ = t 月의 판촉활동타잎 ℓ에 의한 예상판매량(가격할인, 쿠폰 등)

$PA_\ell(t)$ = Size별 대체효과를 측정하기 위한 인접 Size의 t 月의 ℓ타잎에 의한 예상판촉판매량

n(t) = t 月의 작업일수

라고 定義하면



〈그림－2〉 月間판매량 対 판촉활동에 의한 예상판매량(제품P1, Size3, 창고5)

註) 예상판촉판매량은 ½로 縮略된 數値임.

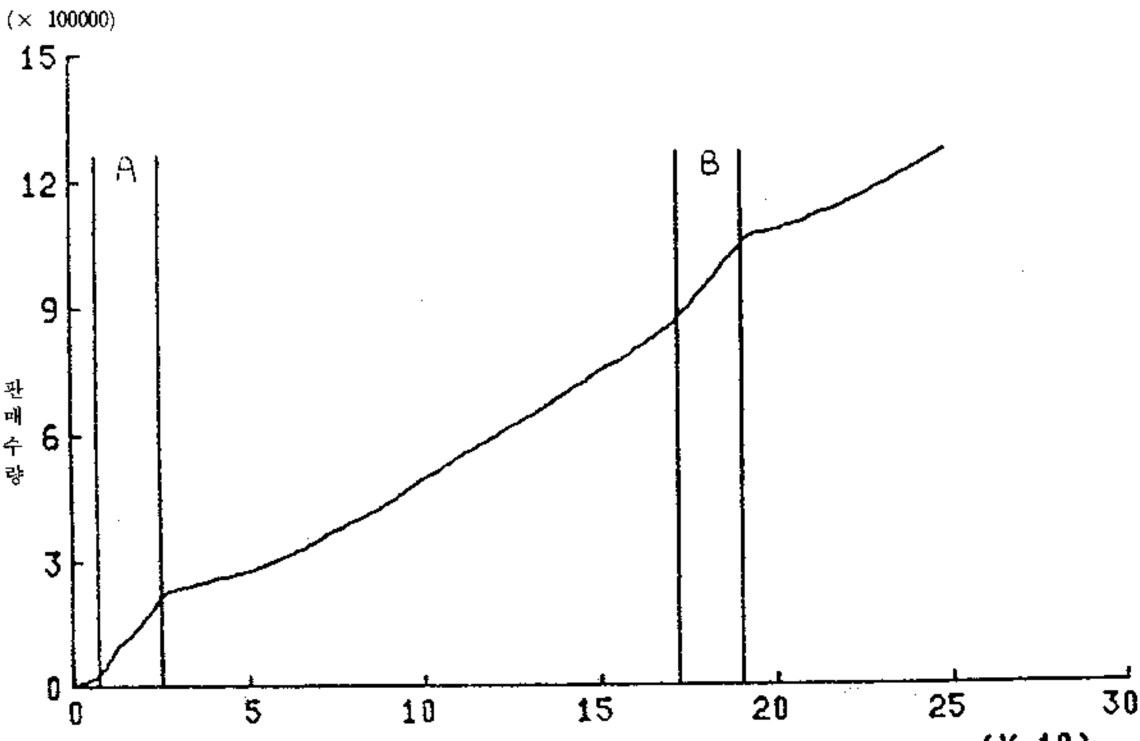
$$
\text{즉 } S^F(t) = n(t)\ \Big[a_0 + a_1 t + \sum_{m=2}^{12} b_m\, \delta(t,m) + \sum_{l=1}^{L} \Big\{ C_{l0} \frac{P_l(t-1)}{n(t-1)} + C_{l1} \frac{P_l(t)}{n(t)} + C_{l2} \frac{P_l(t+1)}{n(t)} + d_{l0} \frac{PA_l(t-1)}{n(t-1)} + d_{l1} \frac{PA_l(t)}{n(t)} + d_{l2} \frac{PA_l(t+1)}{n(t+1)} \Big\} + \varepsilon_t \Big] \quad \cdots\cdots (1)
$$

Parameter $\{a_0, a_1, b_m, c_{lj}, d_{lj}\}$ 등은 최소자승법에 의해 추정되었다.

Regression 모형의 시도결과로서 時계열의 특성에 대해 많은 정보가 입수되었는데 특히 다음의 결론이 가능하였다.

1) 인접한 Size 의 판촉활동은 연관 Size 의 판매에 영향을 주지 못한다. 2) 같은 時계열에 대하여 가격할인 이외의 판촉활동은 거의 아무런 판매증진효과를 나타내지 못한다.

더우기 판매증진효과가 뚜렷한 가격할인 판촉활동의 경우 일종의 時間對替효과가 있는 듯한 인상을 받았다. 즉 판촉기간동안 슈퍼마켙에서 필요이상으로 많이 구입하여 두었다가 나중 그같은 여분의 비축량이 완전 고갈될 때까지 새로운 구입을 지연하는 현상이 추측되었다. 계절변동요인이 거의 없는 중간창고지역의 時계열에 대해 日間의 판매양상을 〈그림-3〉과 같이 누적으로 그려본 결과 시간대체효과가 명백히 입증되었다. 즉 판촉기간을 표시하는 작은 column 內에서는 판매량의 급증이 누적판매량의 기울기가 증가한 것으로, 또한 판촉후의 판매량 감소는 기울기의 감소로 나타났다. 이같은 시간대체효과는 약 60일 후에는 그 효과가 완전 소멸하므로 月間의 대이타만을 사용한 모델에서는 定量化하기가 무척 힘들며 대



〈그림-3〉 日間 누적판매량(제품 P1, Size 3)

註) A, B는 판촉기간을 나타냄.

부분 불가피한 Error로 처리한다(Johnston 과 Harrison [2]).

본 연구에서는 그같은 시간종속관계에 있는 독립변수의 충격파를 정량화하는 방법으로서 주어진 月間판촉치의 누계값을 완만한 연속곡선으로 연결하는 Spline Function(Schumaker [4])이 제안되었는데 〈그림－4〉가 그 결과를 나타낸다. 즉 月間의 데이타 만으로 日間의 판매양상을 표현함을 近似하게 알 수 있다. 따라서 최종모형에서 시간대체효과에 의한 판매감소 추정량을 별도의 독립변수로 삽입하는 것이 가능하여졌다.

정규고객그룹에 대한 수학적 모형은 다음과 같다.

관측방정식 :

$$S^F(t) = \mu_t n(t) + \sum_{m=2}^{12} \rho_t^m \delta(t, m) + \alpha_t^1 P(t) + \alpha_t^2 R(t) + v(t) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots (2)$$

시스템방정식 :

$$\begin{aligned} \mu_t &= \mu_{t-1} + \beta_t + \omega_{1,t} \\ \beta_t &= \beta_{t-1} + \omega_{2,t} \\ \alpha_t^1 &= \alpha_{t-1}^1 + \omega_{3,t} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (3) \\ \alpha_t^2 &= \alpha_{t-1}^2 + \omega_{4,t} \\ \rho_t^m &= \rho_{t-12}^m + \omega_{m,t} \quad m = 5, \cdots, 16 \end{aligned}$$

여기서 $S^F(t)$, $n(t)$, $\delta(t, m)$은 방정식 (1)과 동일,

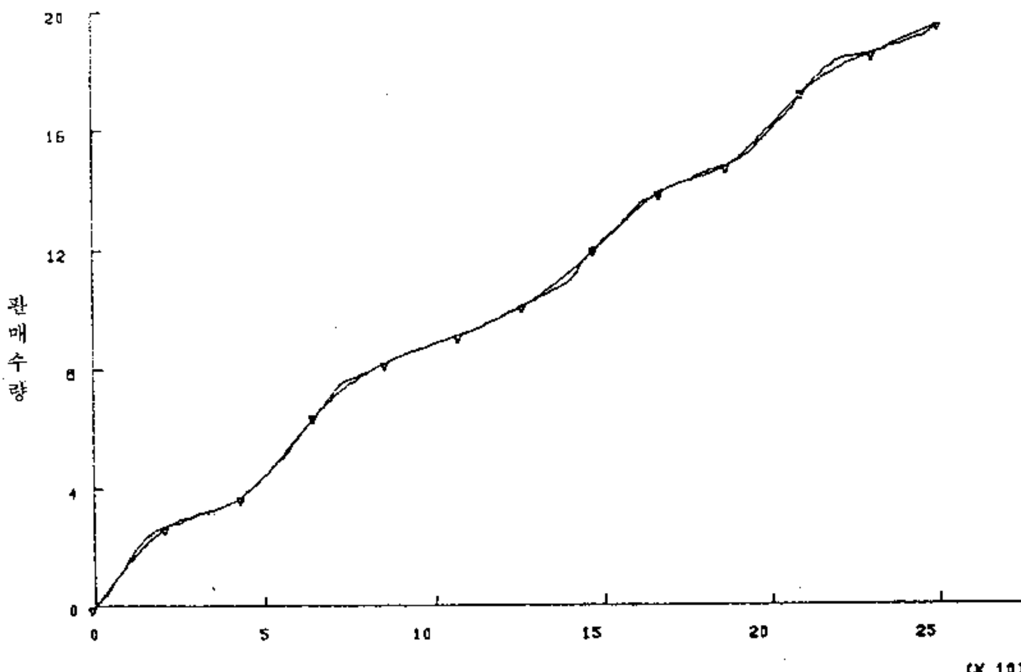
$P(t)$ = t 月의 가격할인 판촉활동에 의한 예상추가판매량

$R(t)$ =판촉활동의 시간대체효과에 의한 t 月의 예상판매감소량

μ_t = t 月의 성장요소(Growth Factor)

ρ_t^m= t 月의 1년중 m 번째 달일 경우 계절변동효과

α_t^1= t 月의 예상추가판매량의 신뢰계수



〈그림－4〉 月間데이타 및 Spline Function을 이용한 日間누적판매량의 추정

註) ▽는 누적月間데이타를 나타내며 거치른 曲線은 日間누적판매량의 실측치.

α_t^2 =七月의 예상판매감소량의 신뢰계수

$v_t = N(0, V_t)$를 따르는 관측 Noise

$\omega_t = MVN(0, W_t)$를 따르는 Parameter Disturbance

Ⅲ.2. 비정규고객그룹의 수요예측모형

비정규고객그룹은 지역별 판매조직과 임의로 접촉하여 상담을 시작하므로, 상담이 진행되는 중에 각 지역판매부서의 책임자는 상담의 성공가능성을 판단하여, 임의의 추정치를 주관적으로 산출할 수 있다. 단, 그같은 추정치는 한 제품에 대해 모든 Size 및 창고로부터의 판매량을 모두 合한 것임으로, 추정치를 Size별, 창고별로 再분할하여 주어야 한다.

수학적 모형은

$$S_{i,j}^{NF}(t) = \left(\sum_{r=1}^{R} S_r(t) \times \hat{\gamma}_{i,j,r}(t)\right) + \varepsilon(t) \cdots (4)$$

여기서

$S_{i,j}^{NF}(t)$ = t 月의 Size i, 창고 j에서의 비정규고객에 대한 月間판매량

$r = 1, \cdots, R$(지역판매부서의 Index)

$\hat{\gamma}_{i,j,r}(t)$ = t 月의 r 판매부서로부터의 판매추정치의 Size i, 창고 j로의 예상 분할치.

단, $\sum_{i=1}^{I}\sum_{j=1}^{J} \gamma_{i,j,r}(t) = 1 \cdots, R$

$\varepsilon_{(t)}$ =관측 Noise

또한 $\hat{\gamma}_{i,j,r}(t)$의 Update 방정식은 지수평활법에 의해 다음과 같이 구해주었다.

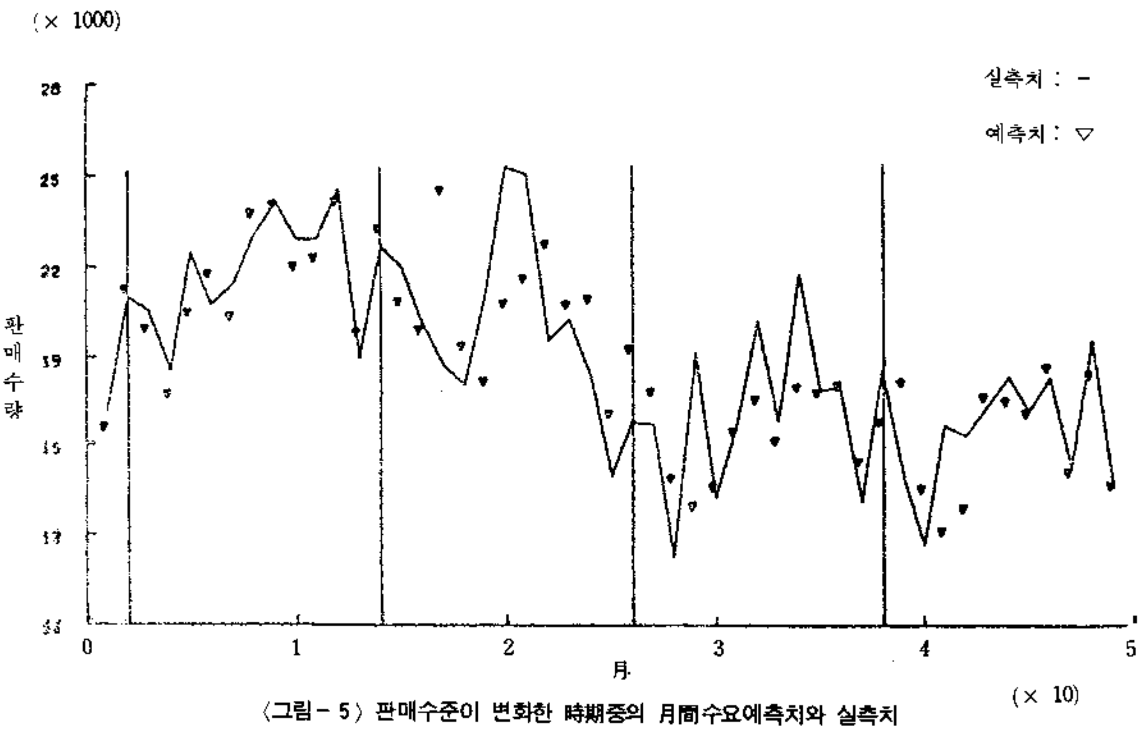
$$\hat{\gamma}_{i,j,r}(t+1) = \hat{\gamma}_{i,j,r}(t) + \theta \times \{\gamma_{i,j,r}(t) - \gamma_{i,j,r}(t)\} \quad r = 1, \cdots, R \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (5)$$

단 θ =임의의 지수평활계수

$\gamma_{i,j,r}(t)$ = $\hat{\gamma}_{i,j,r}(t)$의 실측치

Ⅲ.3. 최종적 수요예측모형

최종적 수요예측모형은 정규고객그룹의 모



〈그림 - 5〉 판매수준이 변화한 時期중의 月間수요예측치와 실측치

형(방정식(2), (3))과 비정규고객그룹의 모형(방정식(4), (5))를 혼합하여 다음과 같이 구하여 졌다.

$$S_{i,j}(t) = S^{F}_{i,j}(t) + S^{NF}_{i,j}(t) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (6)$$

Ⅳ. 결 론

時계열의 특성이 변화한 4년간의 데이타에 대해 제안된 수학적 모형을 시험운영하여 본 결과는 〈그림－5〉와 같다.

1) 초기의 입력자료는 Diagonal matrix의 형태를 가정한 시스템 Disturbance Matrix의 추정치 뿐

2) 관측방정식의 분산치는 Mean Absolute Deviation과 표준편차의 線型관계를 이용, On-Line으로 추정함으로써 Kalman Gain의 변화를 추구.

3) 모든 Parameter의 初期값은 0으로 대입(물론 순수 Bayesian 입장에서는 의문을 제기하겠으나, 현실적으로 곧 수긍할 만한 값으로 접근함으로 운영의 편리상 그같은 시도를 하여 보았다.)

4) 계절변동요인의 Parameter의 정착을 위해 같은 자료를 반복사용함으로써 필요한 만큼의 成熟期(curing period)를 거치도록 하였다.

〈그림－5〉를 관찰하면 월간 판매량의 수준이 현저히 변화하였으며 또한 수요예측치도 곧 그같은 수준의 변화에 적응하여 갔음을 알 수 있다. 이 Adaptive Model의 평균절대오차율(Mean Absolute Percentage Error)은 사례연구회사의 기존방법에 의한 평균오차율 30%보다 현저히 낮은 8%정도였으며 더우기 이같은 정확도가 아무런 Maintenance의 노력도 필요없이 자동적으로 산출되었음은 특기할 만하겠다.

References

1. Harrison, P. J. and C. F. Stevens, "Bayesian Forecasting," *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. 38B, No. 3, pp. 205-247, 1976.
2. Johnston, F. R. and P. J. Harrison, "An Application of Forecasting in the Alcoholic Drinks Industry," *Operational Research Quarterly*, Vol. 31, no. 8, pp. 699-709, 1980.
3. Landau, I. D. and R. Lozano, "Unification of Discrete Time Explicit Model Reference Adaptive Control Designs," Autometrica, Vol. 17, No. 4, pp. 593-611, 1981.
4. Schumaker, K. L., *Spline Functions: Basic Theory*, John Wiley and Sons, 1981.