

# 지수평활에 의한 장기 최대전력 수요 예측에 관한 연구

A Study on Long-term Maximum power Demand Forecasting  
Using Exponential Smoothing

高義石\* · 李泰基\*\*

(Hee-Soog Koh · Tea-Gy Lee)

## 요 약

전력 수요 예측은 전력계통 운용 및 계통 개발의 기본이 되는것으로 예측의 적부가 전력공급의 신뢰성과 경제성에 미치는 영향이 대단이 크다.

본 논문에서는 예측정도가 높고 운용시 간편성을 지닌 R.G. Brown에 의해 제시된 3중 지수평활법을 이용하여 장기 최대전력수요를 예측하였다. 평활함수는 전체 과거 관측의 선형 결합이고 과거 관측에 주는 가중은 오래된 과거일수록 지수적으로 감소시킨다.

지수평활의 근본 이론은 지수평활의  $(n+1)$ 차의 선형결합으로  $n$ 차 다항식 모델에서  $(n+1)$ 개의 계수추정이 가능함을 보여준다.

이 기법을 이용하여 한국전력 실 계통에 최대전력 수요를 예측한 결과 예측의 정확성과 간편성이 입증 되었다.

## Abstract

Forecasting of electric power demand has been a basic element for electric power system operation and system development, and it's accuracy has very strong influence on reliability and economical efficiency of power supply.

So, in this paper, long-term maximum electric power demand has been forecasted by using the triple exponential smoothing method initiated R.G.Brown. It has been regarded this method as high accuracy and operational convenience. The smoothing function is a liner combination of all past observations and the weight given to previous observations decreases geometrically with age.

\*正會員 경남대학교 전기공학과 교수 · 공박

\*\*正會員: 동의대학교 전기공학과 부교수

接受日字: 1992年 3月 23日

The fundamental theorem of exponential smoothing proves that it is possible to estimate the  $(n+1)$  coefficients in an  $n$ th-order polynomial model by linear combination of the first  $(n+1)$ -order of exponential smoothing. Applying this method for the forecasting of maximum electric power in KEPCO (Korea Electric Power Corp.) System, the correctness and the convenience of the forecasting is proved.

## 1. 서론

전력부하 예측은 경제적 부하배분, 주파수제어, 각 발전전소 운용계획을 결정하는 자료로 중요한 역할을 하고 있다.

부하 예측 방법으로서 전력부하에 영향을 미친다고 생각되는 예측이 가능한 주요인자(예를 들면, 기온, 습도, 조도 등)를 구하고 이들의 양과 전력부하와의 관계를 구해서 예측하는 방법과 과거의 전력부하 데이터를 사용하여 적당한 수요 Model을 구하여 예측하는 방법이 있다.<sup>1), 2)</sup>

특히, 정기 최대전력 수요예측은 장기 전원 개발계획 송배전 용량의 결정에 사용되나 국가나 지역여건, 현재의 경제적, 사회적, 기술적 정세, 미래동향 등 많은 요인에 영향을 받고 있으므로 정확한 수요예측은 매우 어렵고 수요 예측의 정도를 높이기 위해 각 요인의 취급방법에 대해서 연구되고 있다. 현재까지 발표된 장기 최대전력, 수요예측 방법에는 부하곡선 방식과 년부하율 방식, 실적경향 방식 등이 있다.<sup>3), 4)</sup>

부하곡선 방식은 최대 전력수요를 예측하는 전단계로서, 수요전력량에서 일부하곡선을 작성하여 최대 전력수요가 발생하는 일부하를 예측하는 방법이다. 년부하율 방식은 10년정도의 장기 최대 전력수요예측에 사용되고, 이것은 연간 수요전력량과 년부하율 관계에서 장기 최대 전력수요를 예측하는 방법이며 년도내의 경제 성장률에 의한 산업구조, 공장의 조업도, 휴일일수, 계절 수요의 가중도, 부하율이 다른 전력의 구성비 등은 장래의 년부하율 예측에 고려하여야 할 요인이다. 또, 주요 용도별로 연간 전력량과 년부하율을 예측하며 각 용도별 최대

전력 수요율 예측하는 방법도 사용되어 왔으나 이 방법은 계통부하율 자체가 변동이 심하여 정확한 부하율을 예측하기 곤란하며, 부하율의 예측오차로 최대 전력수요예측의 정도가 크게 저하될 문제점이 있다.

실적 경향 방식은 10년정도의 장기 전력수요예측에 사용하는 것이 보통이고, 시계열적인 전력수요의 실적 증가율을 외삽하며 미래의 전력수요를 예측하는 거시적인 방법이다. 즉, 전력수요는 여러가지 요인에 좌우되지만 과거의 수요전력을 경향성으로 표시하고 경향선을 연장하여 수요전력을 예측하는 방법으로 비교적 간단하고 다른 방법으로 구한 예측치와 비교하는 경우에도 사용한다.

경제가 안정되고, 산업구조의 변화가 적은 경우에는 높은 예측정도가 얻어진다. 최근에는 기상에 민감한 설비가 널리 보급됨에 따라 최대 전력수요를 기상감응 부하성분과 기저부하성분으로 나누어 예측하되 외삽된 결과의 불확실성을 평균하며, 편차의 수량화 및 확률 밀도 함수로 정밀하게 예측한 후 이들 성분을 종합하여 예측하는 방법이 제시되고 있고, 과거의 실적자료가 충분하면 우수한 예측기법이라고 할 수 있다. 그러나, 실적자료가 불충분하면 신뢰성이 낮아지고 예측기법도 복잡해진다.<sup>5)~7)</sup>

본 논문에서는 R.G.Brown<sup>8)</sup>에 의해 제시된 3중지수평활법을 이용하여 장기 최대 전력수요를 예측하고자 한다.<sup>3), 9)</sup>

이 기법에 의한 부하 Model은 30년간(1961~1991년)의 한국전력공사 경영 통계 자료<sup>10)</sup>를 사용한 자료분석과 simulation에 바탕을 두었다. 또한, 상술한 기법으로 한국전력공사 실계통에 적용하여 1996년까지의 최대 전력수요를 예측하고 그 결과를 제시하고자 한다.

## 2. 3중 지수 평활

### 2.1 지수 평활

시계열 데이터를  $X_1, X_2 \dots X_n$ 라 하면 평활함수는 다음과 같이 정의 한다.

$$S_t(x) = \alpha X_t + (1-\alpha)S_{t-1}(x) \\ = S_{t-1}(x) + \alpha[X_t - S_{t-1}(x)] \quad (1)$$

여기서,  $\alpha$ : 평활 상수 ( $0 \leq \alpha \leq 1$ )

$S_t(x)$ : 시간  $t$ 기의 평활치

처음 실적치를  $X_0$ 라 하면  $S_0(x) = X_0$ 가 되어 식(1)을 다시 쓰면,

$$S_t(x) = \alpha X_t + (1-\alpha)[\alpha X_{t-1} + (1-\alpha)S_{t-2}(x)] \\ = \alpha \sum_{k=0}^{t-1} (1-\alpha)^k X_{t-k} + (1-\alpha)^t X_0 \quad (2)$$

로 되어  $t$ 기에서 평활치  $S_t(x)$ 는 과거의 데이터와 선형 결합이고 평활화 계수는 과거로 거슬러 올라 갈수록 지수적으로 감소하므로 지수평활이라고 한다.

평활상수  $\alpha$ 를 1.0에 가까운 값으로 하면 평활치  $S_t(x)$ 는 과거의 데이터보다는 최근 데이터에 큰 비중을 둔 것이며,  $\alpha$ 를 0.0에 가까운 값으로 하면 최근 데이터보다는 과거 데이터에 큰 비중을 둔 것으로 이동 평균기간이 긴 것이 된다.

그림 1은 이동평균  $N=6$ 과 평활상수  $\alpha=0.3$ 에 대하여 과거 데이터의 가중을 비교한 것이다.

또, 평활함수의 기대치는

$$E[S_t(x)] = \alpha \sum_{k=0}^{\infty} \beta^k E[X_{t-k}] = \alpha \frac{1}{1-\beta} E[X] \quad (3)$$

이고, 여기서  $\beta=1-\alpha$ 이며, 평활함수의 기대치

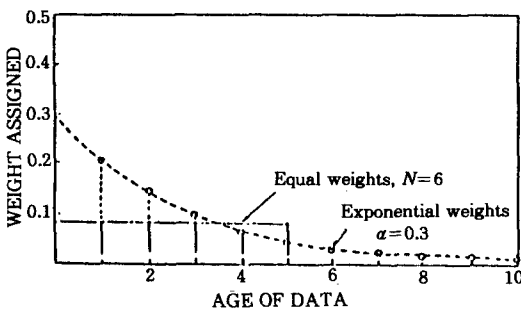


그림 1. 이동평균에 있어서 가중치

Fig. 1. Weighting Data in a Moving average

는 데이터의 기대치와 같으므로 지수평활법은 특수한 가중 이동 평균법이라 할 수 있다.

### 2.2 다중 지수 평활

일련의 관측치를 다음과 같은  $n$ 차 다항식 Model로 표시된다고 가정하자.

$$\xi t = a_0 + a_1 t + \frac{1}{2!} a_2 t^2 + \dots + \frac{1}{n!} a_n t^n \quad (4)$$

미래 관측의 예측은  $t$ 번째까지 실적치(데이터),를 관찰하면 Taylor 급수로 표시 할 수 있다.

$$\hat{X}_{t+\tau}^k = \hat{X}_t^{(0)} + \tau \hat{X}_t^{(1)} + \frac{1}{2!} \tau^2 \hat{X}_t^{(2)} + \dots + \frac{1}{n!} \tau^n \hat{X}_t^{(n)} \quad (5)$$

여기서  $\hat{X}_t^k$ 는 관측을 표시하기 위한  $t$ 에서 구한  $k$ 차 미분이고

$$\hat{X}_t^k = \left. \frac{d^k X}{dt^k} \right|_t \quad (6)$$

추정인 것이다.

그러므로 현재까지의 Model 추정에 의해 미래의 예측이 가능하므로 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\hat{X}_{t+\tau} = \sum_{k=0}^n \frac{1}{k!} \tau^k \hat{X}_t^k = \sum_{k=0}^n \frac{1}{k!} a_k t^k \quad (7)$$

단순 평활은 식(1)과 같이 표시되나  $k$ 차인 다중평활은 다음과 같이 할 수 있다.

$$S_t^{(k)}(x) = \alpha S_t^{(k-1)}(x) + (1-\alpha)S_{t-1}^{(k)}(x) \quad (8)$$

즉,  $k$ 차 평활은 데이터에서와 같이  $(k-1)$ 차 평활의 결과에 적용한 단순 지수 평활이다. 여기서, 3중 지수평활까지만 생각하면,

$$S_t^{(1)}(x) = \alpha X_t(x) + (1-\alpha)S_{t-1}^{(1)}(x) = \alpha X_t(x) + \beta S_{t-1}^{(1)}(x)$$

$$S_t^{(2)}(x) = \alpha S_t^{(1)}(x) + (1-\alpha)S_{t-1}^{(2)}(x) = \alpha S_t^{(1)}(x) +$$

$$\beta S_{t-1}^{(2)}(x) \quad (9)$$

$$S_t^{(3)}(x) = \alpha S_t^{(2)}(x) + (1-\alpha)S_{t-1}^{(3)}(x) = \alpha S_t^{(2)}(x) +$$

$$\beta S_{t-1}^{(3)}(x)$$

로 표시되며  $S_{t-1}^{(k)}(x)$ 는 초기치로서 대개 처음 몇개 데이터의 평균치로 한다. 만약 관측치  $\hat{X}_t$ 가 식(5)의 Model로 나타낸다면 추정은

$$\hat{X}_{t+\tau} = \sum_{k=0}^n \frac{1}{k!} \tau^k X_t^{(k)} \quad (10)$$

이고, P차 평활치는

$$\hat{S}_t^{(p)}(x) = \sum_{k=0}^n (-1)^{(k)} \frac{1}{k!} X_t^{(k)} \frac{\alpha^p}{(p-1)!} \sum_{j=0}^{\infty} j^k \beta^j \frac{(p-1+j)!}{j!} \quad (11)$$

가 되어 (n+1)개의 연립 방정식이 존재한다.

3중 평활이면,

$$\left. \begin{aligned} \hat{S}_t^{(1)}(x) &= \sum_{k=0}^n (-1)^{(k)} \frac{1}{k!} X_t^{(k)} \sum_{j=0}^{\infty} j^k \beta^j \\ \hat{S}_t^{(2)}(x) &= \sum_{k=0}^n (-1)^{(k)} \frac{1}{k!} X_t^{(k)} \alpha^2 \sum_{j=0}^{\infty} j^{k+1} \beta^j \\ \hat{S}_t^{(3)}(x) &= \sum_{k=0}^n (-1)^{(k)} \frac{1}{k!} X_t^{(k)} \alpha^3 \sum_{j=0}^{\infty} j^{k+1+k+2} \beta^j \end{aligned} \right\}$$

가 된다.

$$\text{벡터 } \mathbf{S}_t(x) = \begin{bmatrix} \hat{S}_t^{(1)}(x) \\ \hat{S}_t^{(2)}(x) \\ \hat{S}_t^{(3)}(x) \end{bmatrix} \mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_0(t) \\ a_1(t) \\ a_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{X_t^{(0)}}{0!} \\ \frac{X_t^{(1)}}{1!} \\ \frac{X_t^{(2)}}{2!} \end{bmatrix} \quad (12)$$

라 하면, 식(11)은

$$\mathbf{S}_t(x) = \mathbf{M} \mathbf{a} \quad (13)$$

로 간단히 표시된다. 여기서,  $\mathbf{S}_t(x)$ 는 식(1)에 표시된 평활함수  $S_t(x)$ 와는 다르며  $\mathbf{M}$ 은 평활 상수를 포함하고 아래식과 같은 요소를 가진

표 1.  $\sum_{j=0}^{\infty} j^k \beta^j$ 의 무한합과  $n=3, p=3$ 인 행렬

Table 1. Sums  $\sum_{j=0}^{\infty} j^k \beta^j$  and Matrix M for  $n=3, p=3$

	K	From	Sum
		0	$\sum \beta^j$
Sums $\sum_{j=0}^{\infty} j^k \beta^j$	1	$\sum j \beta^j$	$\frac{\beta}{(1-\beta)^2}$
	2	$\sum j^2 \beta^j$	$\frac{\beta(1+\beta)}{(1-\beta)^3}$
Matrix M	M =	1	$\frac{-\beta}{\alpha} \frac{\beta(1+\beta)}{2\alpha^2}$
		1	$\frac{-2\beta}{\alpha} \frac{2\beta(1+2\beta)}{2\alpha^2}$
		1	$\frac{-3\beta}{\alpha} \frac{3\beta(1+3\beta)}{2\alpha^2}$

$n \times p$ 행렬이다.

$$M_{pk} = \frac{\alpha^p}{(p-1)!} \sum_{j=0}^{\infty} j^k \beta^j \frac{(p-1+j)!}{j!} \quad (14)$$

3중 지수평활 일때 식(14)에서 무한합  $\sum_{j=0}^{\infty} j^k \beta^j$

와  $M_{(3,3)}$ 행렬은 표 1과 같다.

따라서, 시계열 데이터가

$$X_t = A + Bt + \frac{1}{2} Ct^2 \quad (15)$$

인 2차 함수 Model인 경우 지수 평활치는

$$\left. \begin{aligned} \hat{S}_t^{(1)}(x) &= \hat{X}_t^{(0)} - \frac{\beta}{\alpha} \hat{X}_t^{(1)} + \frac{\beta(2-\beta)}{2\alpha^2} \hat{X}_t^{(2)} \\ \hat{S}_t^{(2)}(x) &= \hat{X}_t^{(0)} - \frac{2\beta}{\alpha} \hat{X}_t^{(1)} + \frac{2\beta(3-2\alpha)}{2\alpha^2} \hat{X}_t^{(2)} \\ \hat{S}_t^{(3)}(x) &= \hat{X}_t^{(0)} - \frac{3\beta}{\alpha} \hat{X}_t^{(1)} + \frac{3\beta(4-3\alpha)}{2\alpha^2} \hat{X}_t^{(2)} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

으로 되고,  $\mathbf{A} = \mathbf{M}^{-1} \mathbf{S}_t(x)$ 에서,

$$\left. \begin{aligned} \hat{A}_0 &= \hat{X}_t^{(0)} = 3\hat{S}_t^{(1)}(x) - 3\hat{S}_t^{(2)}(x) + \hat{S}_t^{(3)}(x) \\ \hat{A}_1 &= \hat{X}_t^{(1)} = \frac{\alpha}{2\beta^2} [(6-5\alpha)\hat{S}_t^{(1)}(x) - 2(5-4\alpha) \\ &\quad \hat{S}_t^{(2)}(x) + (4-3\alpha)\hat{S}_t^{(3)}(x)] \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

$$\hat{A}_2 = \hat{X}_t^{(2)} = \frac{\alpha^2}{\beta^2} [\hat{S}_t^{(1)}(x) - 2\hat{S}_t^{(2)}(x) + \hat{S}_t^{(3)}(x)]$$

이 되고 평활된 데이터  $\hat{X}_t$ 는 다음과 같이 된다.

$$\hat{X}_t = 3\hat{S}_t^{(1)}(x) - 3\hat{S}_t^{(2)}(x) + \hat{S}_t^{(3)}(x) \quad (18)$$

예측치 ( $n$ 시점보다  $\tau$ 기 앞선 시점)는 다음 식으로 구해진다.

$$\begin{aligned} \hat{X}_{n+\tau} &= \hat{X}_n + B_n \tau + \frac{1}{2} C_n \tau^2 \\ &= A_n + B_n \tau + \frac{1}{2} C_n \tau^2 \end{aligned} \quad (19)$$

표 2. 평활상수  $\alpha=0.1, \alpha=0.8$ 일때 계수값.

Table 1. Coefficient values in case of smoothing constant  $\alpha=0.1$  and  $\alpha=0.8$

Coefficient	Smoothing Constant	
	$\alpha=0.1$	$\alpha=0.8$
$A_n$	16682.2461	19127.7598
$B_n$	4060.8970	1924.5861
$C_n$	28.9618	-3.2500

**2.3 평활상수의 선정**

지수평활은 일종의 이동 평균치이며 과거 실적치들은 오래된 실적치 일수록 기하 급수적으로 평활치가 감소 한다.

일반적으로 평활상수는 0.01~1.00이며 이동 평균에 필요한 데이터수는 6~200이나 평활상수와 데이터수와의 일정한 함수 관계는 없으며, 평활상수의 최적치는 실험에 의해서 결정한다.

**표 3. 3중지수 평활을 사용한 최대 수요전력의 실적치와 예측치**

**Table 3. Actual Value and estimate of maximum power demand using triple exponential smoothing**

단위 : [MW]

Year	$X_t$	$X_t(0.1)$	$X_t(0.8)$	Error(0.8)	%Error(0.8)
1963	392.00	367.50	367.50	-24.500	-6.667
1964	492.00	401.24	491.00	-0.996	-0.203
1965	602.00	458.28	602.51	0.514	0.085
1966	696.00	529.59	696.44	0.440	0.063
1967	778.00	608.86	778.16	0.162	0.021
1968	1,080.00	753.80	1,078.19	-1.807	-0.168
1969	1,340.00	939.94	1,341.00	0.996	0.074
1970	1,550.00	1,145.05	1,550.87	0.879	0.057
1971	1,776.00	1,368.87	1,775.87	-0.134	-0.008
1972	2,097.00	1,632.52	2,096.19	-0.810	-0.039
1973	2,556.00	1,964.70	2,555.19	-0.807	-0.032
1974	2,921.00	2,325.49	2,922.47	1.468	0.050
1975	3,350.00	2,725.19	3,349.71	-0.293	-0.009
1976	3,806.00	3,162.04	3,805.94	-0.062	-0.002
1977	4,187.00	3,606.81	4,187.83	0.825	0.020
1978	5,117.00	4,204.97	5,112.51	-4.492	-0.088
1979	5,353.00	4,736.81	5,360.15	7.149	0.133
1980	5,457.00	5,177.40	5,457.34	0.339	0.006
1981	6,144.00	5,699.90	6,137.59	-6.411	-0.104
1982	6,661.00	6,241.20	6,663.19	2.194	0.033
1983	7,602.00	6,910.85	7,599.34	-2.663	-0.035
1984	8,811.00	7,754.99	8,810.34	-0.664	-0.008
1985	9,349.00	8,555.77	9,356.45	7.450	0.080
1986	9,914.00	9,325.67	9,912.95	-1.055	-0.011
1987	11,039.00	10,219.70	11,033.20	-5.796	-0.053
1988	13,657.00	11,616.08	13,646.24	-10.756	-0.079
1989	15,057.00	13,084.87	15,072.92	15.922	0.106
1990	17,252.00	14,821.91	17,246.70	-5.305	-0.031
1991	19,124.00	16,682.25	19,127.76	3.760	0.020
1992		17,757.62	21,050.72		
1993		18,861.96	22,970.43		
1994		19,995.27	24,886.89		
1995		21,157.53	26,800.10		
1996		22,348.75	28,710.06		

### 3. 실계통 적용

#### 3.1 데이터 선택과 분석<sup>11)</sup>

데이터는 한국전력공사가 발행한 “경영통계”에 수록된 30년간(1962~1991), 우리나라의 최대전력, 평균전력 판매 전력량, 발전 전력량을 사용하였다.<sup>13)</sup> 수집된 데이터에서 구한 순위 상관계수 R이 1인 ( $0 \leq R < 1$ 의 범위) 높은 값이 얻어졌으므로 경향선이 존재함을 알 수 있었고, 순위 상관계수의 추정결과에 대한 검정을 지금 유의수준을 1[%]로 하면 정규분포에서 -2.58이므로,

$$Z \cdot \sigma_s = 144.61 \quad (20)$$

로 된다. 따라서,  $|S - E(S)| > Z \cdot \sigma_s$ 이므로 주어진 계열에서 신뢰가 99[%] 이상의 경향치가 존재함을 알 수 있다.

#### 3.2 예측결과 및 검토

순위 상관계수의 유의성 검정이 이루어지므로 예측 Model은 식(19)로 가정 할 수 있다.

데이터수  $n=30$ , 평활상수  $\alpha=0.1$  및  $\alpha=0.8$ 일 때  $A_n, B_n, C_n$ 을 식 (9), (16), (17)에서 구하면 표2와 같다.

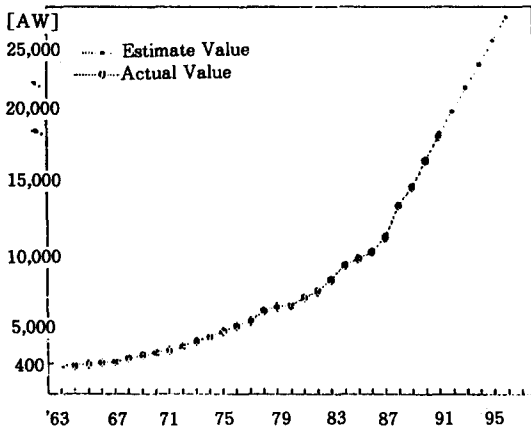


그림 2. 3중지수 평활 실측치와 예측치의 비교곡선 ( $\alpha=0.8$ )

Fig. 2. Comparative curve of actual Valued estimated value using triple exponential smoothing ( $\alpha=0.8$ )

식(9)에서 1962~1991년까지의 평활치를 구하고, 평활상수  $\alpha=0.1$  및  $\alpha=0.8$ 일때 식(19)에 표 2의 계수값을 대입하여 1992~1996년까지의 예측치를 구하면 표 3과 같다.

평활상수  $\alpha=0.8$ 일때 표준편차  $\sigma=6.91$ 이며, 표준 오차율  $\sigma_0=1.23$ [%]이다. 1962~1991년(39년간)까지의 우리나라의 최대 수요전력의 실적치와 1992~1996년까지의 예측치를 표시하면 그림 2와 같다.

그림 2와 표 3에서 보는 바와 같이 평활치

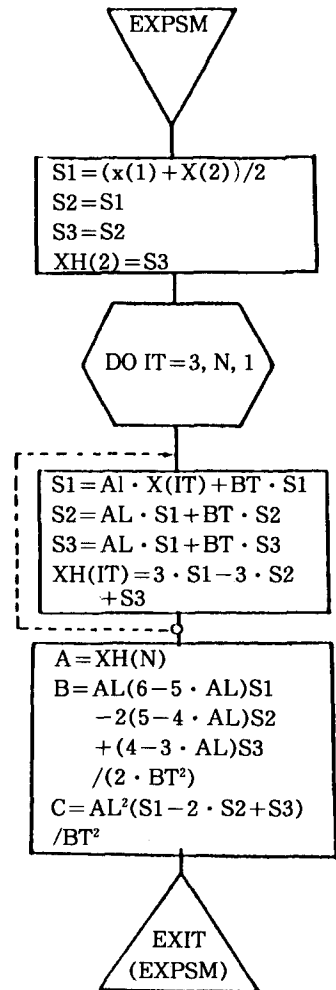


그림 3. 3중지수 평활법의 순서도

Fig. 3. Flow-chart of triple exponential smoothing

와 실적치는 매우 근사하며, 3중지수 평활에서 예측 Model로 식(19)가 타당함을 알 수 있다. 표 3과 그림 2의 평활치와 예측치를 구하기 위한 Flow-Chart는 그림 3과 같다.<sup>12)</sup>

#### 4. 결 론

이상으로 3중지수 평활법을 이용하여 장기 최대 전력수요예측에 사용된 Algorithm을 제시하고 우리나라의 실계통에 적용하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 3중지수 평활법은 예측 정도가 높고 운용시 간편하였다.

(2) 예측 Model을 사용하여 장기 최대 전력수요를 예측한 결과 평활상수  $\alpha=0.8$ 인 경우 표준편차는  $\sigma=6.91$ , 표준편차율은  $\sigma_0=1.23$  (%)로서 양호한 결과를 얻었다.

(3) 다중지수 평활법을 이용하면 n차 다항식 Model에서도 (n+1)개의 계수추정이 가능하다.

앞으로 단기 부하예측에도 이 이론을 적용하면 예측정도가 높고 운용이 간편하리라 사료된다.

#### 참 고 문 헌

1) 高義石, 鄭在吉, “乾球溫度를 考慮한 長期 最大 電

- 力 需要 豫測에 關한 研究” 電氣學會誌, Vol. 10, pp.11~20.1985 .
- 2) 豊田, 電力需要に 關する 豫測手法一般, 昭和47年度 電氣四學會 連合大會.
- 3) M.A. Abu-El-Magd and N.K. Sinha, Short-Term Load Demand Modeling and Forecasting, A Review, IEEE Trans, on System, Man, and Cybernetics, SMC-12.3, 370~382.1982 .
- 4) 相良, 倉, 林田, 原口, 氣溫情報を用いた 1日先電力 負荷 豫測, 電氣學會 電力技術研究會, PE-86-108, 1986.
- 5) K.N. Stanton, “Medium Range Weekly and Seasona Peak Demand for Forecasting by probability Method”, IEEE Trans, on Power-App, Syt, Vol. PAS-90. 1183~1187.1971
- 6) 林田, 相良, 豫測 モデルを 自動作成 する 1日先電力 負荷 豫測 手法, 電氣關係學會 九州支部 連合大會, 353. 1987.
- 7) Q.C.LU, W.M. GRADY, MM. Crawford, G.M. Anderson “An Adaptive for short-Term Load Forecasting” IEEE Transaitons on power System, PWRS-Vol. 4 February.1989 .
- 8) R.G. Brown, Smoothing Forecasting and Prediction of Discrete Time Series, Prentice Hall, New Jersey, pp. 57~198.1963 .
- 9) W.R. Christianes, “Short-Term Load Forecasting Using General Exponential Smoothing” IEEE Trans, on PAS Vol. PAS-90, No. 2 March/april.1971 .
- 10) 韓國電力公社 經營統計, 韓國電力公社.1990 .
- 11) 山由次郎, 新版 需要 豫測 と 經濟時系列分析, 日本生産性本部.1972 .
- 12) 機田, 大野, 數値計算 Hand Book, オーム社, 1982, pp. 647~665.