

# 온라인 단기 부하예측

金 俊 鉉  
 (漢陽大 工大 教授)  
 黃 甲 珠  
 (蔚山大工大助教授)

## ■ 차 례 ■

- |               |           |
|---------------|-----------|
| 1. 머리 말       | 4.3 상태추정법 |
| 2. 개발배경       | 4.4 칼만필터법 |
| 3. 전력부하의 특성   | 5. 소프트웨어  |
| 4. 예측산법       | 6. 맺는 말   |
| 4.1 평활화 시계열법  | 참고문헌      |
| 4.2 자기회귀 시계열법 |           |

### 1 머리 말

전력계통의 목표를 달성하기 위한 기본적인 요청은 시시각각으로 변동되는 전력부하를 확실하게 예측하는 일부터 시작된다.

그런데 전력부하는 온도, 습도, 광도등 예측일의 기상요인은 물론 산업구조, 경기변동의 사회적인 요인에 의해 변화된다. 또한 온라인 예측시는 자동급전시스템의 여건이나 예측주기에 따라 각각 고려해야할 사항이 다양하므로 정확도가 높으면서도 안정된 결정적인 예측기법을 찾기가 어렵다. 그러나 주어진 계통과 이용할 수 있는 여건을 바탕으로 했을 때의 허용정도 및 자동화등 실제 적용면에서 보다 나은 예측기법은 생각될 수 있다.

필자들은 우리나라 계통을 대상으로 자동급전시스템(AGC/SCADA System)에 의해 온라인 리얼타임으로 취득해온 부하데이터를 이용하여 자유자재(Interactive) 기능을 내포한 단기 부하예측 패키지를 개발한 바있으며 이에 소개하는 바이다.

### 2 개발배경

전력계통운용의 기본목표는 주어진 설비를 환경의

변화에 대처시키면서 풍부(Quantity), 양질(Quality), 안전(Security)한 전력공급을 운용면에서 경제(Economy)적으로 최적화(Optimization)하는데 있다. 이와 같은 목표를 달성하기 위한 급전계획의 절차는 i) 계통부하를 예측하여, ii) 예측부하에 준하는 발전기의 기동 및 정지계획(Unit Commitment)을 세운다음, iii) 이들 발전기의 부하분담을 결정하는 순으로 이루어진다. 따라서 정확도 높은 단기부하 예측은 전력계통의 경제적 운용과 발전설비의 유지보수 및 안정된 전력공급의 초석이라 할 수 있다.

본 패키지의 목적은 그림 1에서 보여주는 바와 같이 보다 원활한 자동발전제어(AGC)의 선행급전을 위한 5분 내지 60분 후의 순시부하와 일간발전계획을 위한 단기부하를 자동급전시스템에 의해 자동으로 예측 및 처리하는데 있다.

프로그램의 입력자료는 온라인으로 취득해 온 매 5분주기의 일간부하 데이터가 사용된다. 즉 일간 24(시간)×12(점)개의 데이터를 이용하여 5분 내지 24시간후의 부하를 예측하게 된다. 따라서 수시로 CRT를 이용한 예측이 가능해야 한다. 특히 기상요인이 큰 계절에는 기상에 관련된 전력부하의 변동을 예측할 수 있어야 하며, 심야의 양수계획등 미리 알 수 있는 정보들은 지령원이 미리 입력해 줌

할 필요가 있다. 그 밖에 특수일(국경일, 구정, 추석, 선거일 등)은 나름대로 독특한 특성을 나타내는데, 신정 및 구정 전후의 평일도 특수일로 다루어야 하는 형

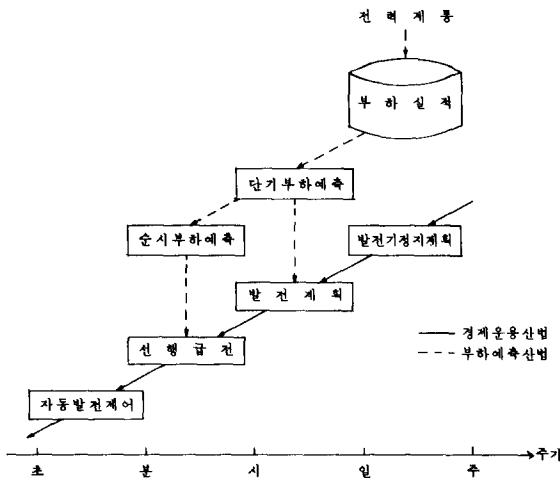


그림 1. 단기부하 예측의 목적

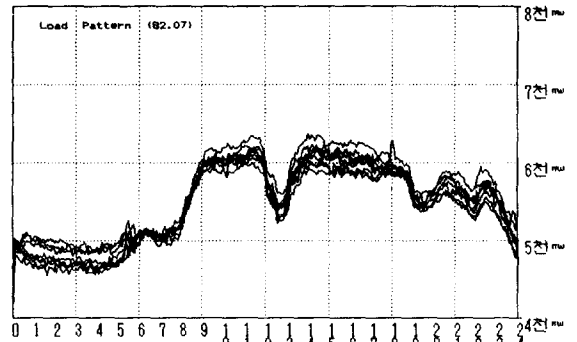


그림 2. 여름철 평일 부하 패턴

으로서 예측정도를 높힐 수 있어야 한다. 시간이 지나감에 따라 실제부하를 취득할 수 있으며, 미리 예측된 일간예측부하와 실제부하 사이에는 수 퍼센트정도의 오차가 존재하게 된다. 그러므로 5~60분 후의 부하를 예측하는 순시에측시에는 이 오차(실측치-예측치)의 시계열을 이용하여 일간예측치를 수정하게 된다. 이 수정 예측된 자료가 선행급전의 입력이 되어 경제발전제어에 기여하게 된다.

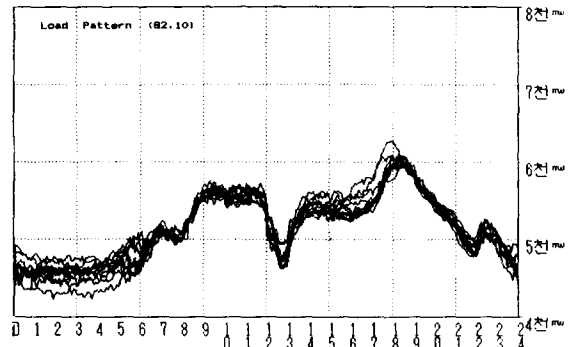


그림 3. 가을철 평일 부하 패턴

### ③ 전력부하의 특성

효과적인 부하예측을 하기 위해서는 먼저 온라인으로 취득해 온 시시각각의 변화특성을 살펴볼 필요가 있다. 그림 2에서 보는 바와 같이 전력부하는 24시간을 간격으로 변하는 주기특성을 가지고 있다. 그림 2는 주간냉방 부하의 영향을 많이 받게 되는 여름철 평일(화~금요일) 패턴이며, 그림 3은 가을철 평일 부하 패턴을 나타낸 것이다. 이러한 경향과 변동의 주기특성은 계절, 요일, 경기변동, 사회적인 여건 등에 따라 변화하게 된다.

부하패턴은 요일에 따라 뚜렷한 특성을 나타내는데 화~금요일은 주기적으로 거의 큰 변화가 없이 반복되고 있어 주기성이 매우 강함을 알 수 있고, 토요일은 오후 시간대가 평일과 약간 다르게 나타난다. 일요일은 1,3주 일요일에 비해 2,4,5주 일요일의 부하가 높게 나타나는데, 이것은 산업용 부하의 영향으로 분석될 수 있다. 이러한 일요일의 영향은 월요일 오전 시간에 영향을 주므로 월요일 부하도 별도로 다루어야

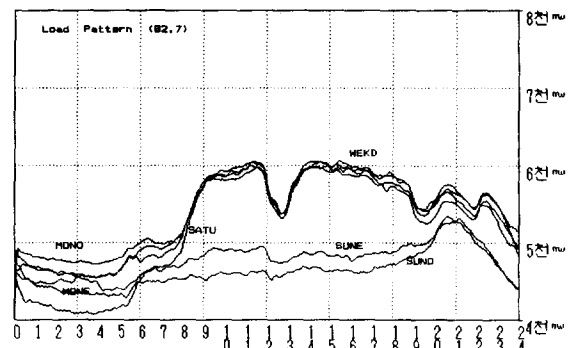


그림 4. 일간부하 패턴 모델링

태를 나타낸다. 따라서 그림 4와 같이 적어도 7가지 패턴으로 구분하여 일간부하를 다루어야 함을 알 수 있다.

특수일의 패턴은 다양한 외생요인에 의해 매우 불규칙하게 나타나므로 사회적인 여건등을 이용자의 경험에 의해 반영되도록 하고, 패턴의 모델링시 별도의 작업을 하므로서 예측정도를 높힐 필요가 있다. 여름철 부하패턴을 나타낸 그림 2에서 최대치가 주간에 나타나며, 기상요인에 의해 주간부하의 변동이 심하므로 기상요인의 예측도 불가피함을 알 수 있다. 또한 비교적 기상요인이 적은 가을철 평일부하 패턴 그림 3은 최대치가 야간에 나타나며, 심야의 변동부하는 양수발전에 기인한 것으로 인식가능한 변동성분이다.

그 밖에 그림 5와 같이 자동급전시스템의 온라인 자료취득 과정에서 야기되는 오류도 포함되어 있으므로 예측과정에서 이런 상황도 여과할 수 있도록 해야 할 것이다. 전술한 부하특성의 분석으로 부터 예측산법 개발시 다음과 같은 점에 유의해야 함을 알 수 있다.

- (1) 일간부하는 요일 패턴별로 나누어 예측하는 것이 효과적이다.
- (2) 기상요인에 따른 부하변동을 고려 한다 (기상과 부하와의 상관관계 도출)
- (3) 불량자료를 조사하여 사전에 제거한다 (CRT를 통한 부하실적의 관찰 및 여과)
- (4) 양수부하계획을 고려한다 (일간 최저부하와 시간대 결정)
- (5) 외생요인에 의한 부하변동 (스포츠, 등화관계, 계통사고등) 을 인위적으로 고려할 수 있어야 한다.

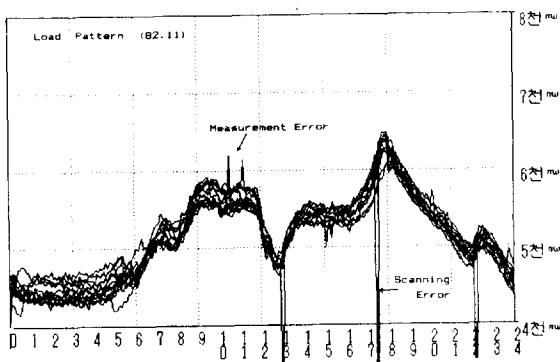


그림 5. 실제의 온라인 부하패턴

#### 4 예측산법

부하예측에 널리 쓰이고 있는 예측산법 몇가지를 소개

한다.

#### 4.1 평활화 시계열법(Smoothig time series method)

과거 데이터를 평활화 시킴으로서 예측하는 산법으로 단순하지만 실용적이다.

n 개의 시계열 데이터 X를가지고 t+1 시각의 데이터를 예측하기 위해 가장간편한 이동평균 (Moving Average)을 구해 보면

$$F_{t+1} = (X_t + X_{t-1} + \dots + X_{t-n+1})/n \quad (1)$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=t-n+1}^t X_i$$

이동 평균에 의한 예측식 (1)은 두가지 문제점을 내포하고 있다. 즉, 이동평균치를 구하기 위하여 n 개의 관측치에 대해 동일한 가중치가 부여된다는 점이다. 지수평활 (Exponential Smoothing) 법은 이 두가지 단점을 보완한 예측기법이다. 식 (1)을 달리표현하면

$$F_{t+1} = \frac{X_t}{n} - \frac{X_{t-n+1}}{n} + F_t \quad (2)$$

에서, 과거의 시계열이 수평패턴 (Stationary)의 특성을 가진다면  $X_{t-n+1}$ 로 근사화 할 수 있으므로

$$F_{t+1} = \frac{X_t}{n} - \frac{F_t}{n} + F_t \quad (3)$$

또는

$$F_{t+1} = (\frac{1}{n})X_t + (1 - \frac{1}{n})F_t \quad (4)$$

원칙을 살펴보면 최근의 관측치  $X_t$ 에  $\frac{1}{n}$ 의 가중치가, 최근의 예측치  $F_t$ 에  $(1 - \frac{1}{n})$ 의 가중치가 작용되고 있음을 알 수 있다. 식 (4)에서  $\frac{1}{n}$  대신 임의의 평활화 계수  $\alpha$ 를 대입한

$$F_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha)F_t \quad (5)$$

가 일반적인 지수평활식이며, n개의 데이터 대신에 최근의 관측치와 평활화 계수  $\alpha$ 에 의해 예측을 할 수가 있다. 식 (5)의  $F_t$ 와  $F_{t-1}$ 을 확장하면

$$F_{t+1} = \alpha X_t + \alpha(1 - \alpha)X_{t-1} + \alpha(1 - \alpha)^2 X_{t-2}$$

$$+ \alpha(1 - \alpha)^3 X_{t-3}$$

$$+ \alpha(1 - \alpha)^4 X_{t-4} + \alpha(1 - \alpha)^5 X_{t-5} + \dots$$

$$+ \alpha(1 - \alpha)^{n-1} X_{t-(n-1)} \quad (6)$$

로 표현되어 과거 관측치의 가중치가 지수적으로 감소하여 작용한다. 식 (6) 을 정리하면

$$F_{t+1} = F_t + \alpha(X_t - F_t) \quad (7)$$

또는

$$F_{t+1} = F_t + \alpha e_t$$

와 같이 간단하게 표현된다.

지수평활법은 그 산법이 단순하고 예측효율이 높은 반면, 예측의 정확도를 높일 수 있는  $\alpha$  (평균자승오차 (MSE ; Mean Square Error 를 최소화 하는) 를 여하히 산정해 낼 것인가? 하는 문제점이 있다. 그 밖의 평활화법으로는 식 (7) 을 변형한 Brown법, Holt 법, Winter 법등이 있다.

고정  $\alpha$  를 사용한 지수평활법의 단점을 개선하여 자동적으로  $\alpha$  를 수정해 가는 적응응답율 지수평활(A RRES ; Adaptive Response Rate Exponential Smoothing) 법을 소개하면 식 (5) 의  $\alpha$  대신  $\alpha_t$  를 대입하여

$$F_{t+1} = \alpha_t X_t + (1 - \alpha_t) F_t$$

$$\text{단 } \alpha_{t+1} = \left| \frac{E_t}{M_t} \right|, \quad (8)$$

$$E_t = \beta e_t + (1 - \beta) E_{t-1},$$

$$M_t = \beta |e_t| + (1 - \beta) M_{t-1},$$

$$e_t = X_t - F_t,$$

$$\beta = 0.2$$

#### 4.2 자기회귀 시계열법 (Autoregressive time series method)

자기회귀(AR; Autoregressive) 과정에 의한 예측산법을 설명하기 위해 평활화법 일반식 (2)에서  $F_t = F_{t-1} + \alpha(X_{t-1} - F_{t-1})$  을 대입하면

$$F_{t+1} = F_{t-1} + \alpha(X_{t-1} - F_{t-1}) + \alpha(X_t - F_t) \quad (9)$$

$F_{t-1}$  항의 경우도 고려하면

$$F_{t+1} = F_{t-2} + \alpha(X_{t-2} - F_{t-2}) + \alpha(X_{t-1} - F_{t-1}) + \alpha(X_t - F_t) \dots \quad (10)$$

와 같이 계속 전개할 수 있다. 식 (10)에서  $F_{t-2}$  의 초기값이 주어지면, 새로운 예측값은 오차 ( $X_{t-2} - F_{t-2}$ ) 의 백분율을 더해 감으로 추정된다.

다중회귀모델의 형식은

$$Y = a + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_k X_k + u \quad (11)$$

으로 표현할 수 있으며, 변수중  $X_1 = Y_{t-1}$ ,  $X_2 = Y_{t-2}$ ,  $X_3 = Y_{t-3}$ ,  $\dots$ ,  $X_k = Y_{t-k}$ 로 둔다면

$$Y_t = a + b_1 Y_{t-1} + b_2 Y_{t-2} + \dots + b_k Y_{t-k} + u_t \quad (12)$$

회귀식 (12)의 우변은 종속변수  $Y_t$ 의 과거 시계열로 표현되어 있는데 반해, 식 (11)은 독립변수로 표현되어 있다. 지수 평활식과 차이는 계수대신 가중치  $\alpha$ ,  $\alpha(1 - \alpha)$ ,  $\alpha(1 - \alpha^2)$ ... 을 사용한 점이다.

회귀차수가 P 인 AR모델을 AR(p)라 적으며,

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \phi_3 X_{t-3} + \dots + \phi_p X_{t-p} + e_t \quad (13)$$

파라미터들은 최소자승법에 의해 구해진다. AR(p) 모델의 수학적 성질을 살펴보기 위해  $X_{t-p} = \phi_1 X_{t-p} + e_{t-p}$  을 대입하면

$$X_t = \phi_1^{p-1} X_{t-n+1} + \phi_1^{p-2} e_{t-n+2} + \dots + \phi_1^2 e_{t-3} + \phi_1^2 e_{t-2} + \phi_1 e_{t-1} + e_t \quad (14)$$

으로 지수적으로 감소하는 가중 과거오차로 표현됨을 알 수 있다.

식 (13)의 양변에  $X_{t-k}$  를 곱하면 ( $k = 1, 2, \dots, p$ )

$$X_{t-k} X_t = \phi_1 X_{t-k} X_{t-1} + \phi_2 X_{t-k} X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-k} X_{t-p} + X_{t-k} e_t \quad (15)$$

양변의 기대치를 취하면

$$\gamma_k = \phi_1 \gamma_{k-1} + \phi_2 \gamma_{k-2} + \phi_3 \gamma_{k-3} + \dots + \phi_p \gamma_{k-p} \quad (16)$$

$\gamma_k$ 는  $X_t$ 와  $X_{t-k}$  간의 공분산(Covariance)의 기대치  $E(X_{t-k}, X_t)$ 이다. 마찬가지로  $E(X_{t-k}, X_{t-1})$ 은  $\gamma_{k-1}$ 이며  $E(X_{t-k}, e_t)$ 는 0이 된다.

식 (16)의 양변을  $X_t$ 의 분산으로 나누면

$$\sigma_x^2 = \gamma_k = \frac{\sum (X_t - \bar{X})^2}{n-1} \quad (17)$$

그 결과

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2} + \phi_3 \rho_{k-3} + \dots + \phi_p \rho_{k-p}$$

단  $\rho_k = \frac{\gamma_k}{\sigma_x^2}$  : 자기공상관(Autocorrelation)

Yule-Walker식으로 나타내면

$$\left. \begin{aligned} \rho_1 &= \phi_1 + \phi_2 \rho_1 + \phi_3 \rho_2 + \dots + \phi_p \rho_{p-1} \\ \rho_2 &= \phi_1 \rho_1 + \phi_2 \phi_3 \rho_2 + \dots + \phi_p \rho_{p-2} \\ \rho_3 &= \phi_1 \rho_2 + \phi_2 \rho_1 + \phi_3 + \dots + \phi_p \rho_{p-3} \\ &\vdots \\ \rho_p &= \phi_1 \rho_{p-1} + \phi_2 \rho_{p-2} + \phi_3 \rho_{p-3} + \dots + \phi_p \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

의 선형식에서 파라미터의 초기치를 산정할 수 있다. 개발된 패키지의 순시예측 산법에 도입된 적응형 필터는 AR(p) 모델에서 파라미터  $\phi$  를 자동적으로 수정해 가는 방법으로 지수평활법 보다는 예측정도

가 높으며, 후술하는 칼만 필터링 (Kalman Filtering)에 의한 방법 보다는 안정된 산법이다. 적응 파라미터는 경사법 (Gradient Method)을 이용한 비선형 최소자승법으로 구해진다.

즉,

$$\begin{aligned} \phi'_i &= \phi_{i-1} + 2K\phi_i X_{i-i}, \\ i &= 1, 2, \dots, p \\ t &= p+1, p+2, \dots, n \end{aligned} \tag{19}$$

에서  $\phi'_i$ 는 새로운 적응 파라미터,  $\phi_{i-1}$ 은 과거 파라미터, K는 적응속도를 결정하는 상수이다. K가 일정범위 내에서는 최소MSE를 만족시키는 최적 파라미터 값에 수렴하게 된다. K가 1에 가까우면 적은 반복회수로 최소MSE를 만족시켰겠지만, 발산할 우려가 있으므로  $K \leq \frac{1}{p}$ 의 한도에서 정하는 것이 바람직하다.

4.3 상태추정법 (State estimation method)

단기부하예측에 관련된 부하변동의 동특성은 수평패턴, 경향패턴 및 주기패턴으로 나누어진다고 볼 수 있다. 상태추정법에 의한 부하예측은 이러한 특성을 수식화하여 적절한 모델을 구성한 다음 예측을 하는 방법이다.

매우 짧은주기의 부하변동은 그림 6과 같이 거의 일정한 수평패턴을 나타낸다. 즉,

$$X_t = X_{t-1} \tag{20}$$

이것을 측정오차가  $v_t$ 인 장치를 통하여 취득한다고 하면 측정치  $Y_t$ 는 다음과 같이 된다.

$$Y_t = X_t + v_t \tag{21}$$

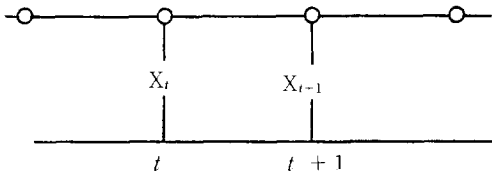


그림 6. 수평패턴

부하의 샘플주기가 5분내지 10분 정도인 경우, 부하는 특수한 시간대를 제외하고는 대체적으로 일정하게 증가하거나 감소하는 그림 7과 같은 패턴을 가진다.

이러한 부하구조는 다음과 같이 수식화 할 수 있다.

$$\begin{aligned} X_t &= X_{t-1} + \delta_{t-1} \\ \delta_t &= \delta_{t-1} \end{aligned} \tag{22}$$

또는

$$X_t = AX_t$$

$$\text{단 } X_t = \begin{bmatrix} X_t \\ \delta_t \end{bmatrix}, \quad A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

따라서 측정치  $Y_t$ 는

$$Y_t = X_t + v_t$$

또는

$$Y_t = H \cdot X_t + v_t \tag{23}$$

$$\text{단, } H = [1, 0]$$

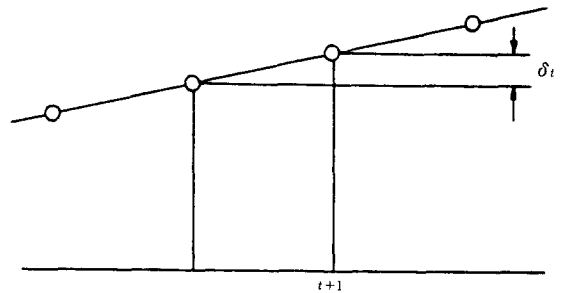


그림 7. 경향패턴

샘플주기가 1시간~24시간 정도라면 부하변동중에 고유의 주기패턴이 내포된다. 이러한 계통부하의 모델링은 실제부하로 부터 주기성분을 분리한 기준부하를 경향패턴으로 볼 수 있다.

그림 8에서 보여주는 바와 같이 패턴계수  $S_t$ 를 각 주기에서 불변이라고 가정하면 다음과 같은 부하구조로 표현된다.

$$\left. \begin{aligned} X_t &= X_{t-1} + \delta_{t-1} \\ \delta_t &= \delta_{t-1} \\ S_t &= S_{t-p} \\ Z_t &= X_t \cdot S_t \end{aligned} \right\} \tag{24}$$

$X_t, \delta_t, S_t, Z_t$ 는 각각 시각t의 기준부하, 기준부하의 증분, 주기패턴의 계수와 실제부하이며, p는 주기패턴의 주기를 의미한다.

측정오차  $v_t$ 가 비교적 작고, 또  $S_t, X_t$ 의 추정치  $S_t^*, X_t^*$ 가 시각 t까지 구해진 것으로 한다면 다음과 같은 측정치를 상정할 수가 있다.

$$Y_t^1 = \frac{Y_t}{S_t^*} = X_t + v_t$$

$$Y_t^2 = \frac{Y_t}{S_t^*} = X_t + v_t^2 \quad (25)$$

식 (25)는 실제로 측정가능한 값은 아니지만  $Z_t = S_t \cdot X_t$ 의 관계로부터  $X_t, S_t$ 의 측정치와 같이 취급하면, 비선형식 (24)는 다음과 같이 선형화 된다.

$$\left. \begin{aligned} \begin{bmatrix} X_t \\ \delta_t \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{t-1} \\ \delta_{t-1} \end{bmatrix} \\ Y_t^1 (= \frac{Y_t}{S_t^*}) &= (1 \quad 0) \begin{bmatrix} X_t \\ \delta_t \end{bmatrix} + v_t^1 \end{aligned} \right\} \quad (26)$$

$$\left. \begin{aligned} S_t &= S_{t-p} \\ Y_t^2 (= \frac{Y_t}{X_t^*}) &= S_t + v_t^2 \end{aligned} \right\} \quad (27)$$

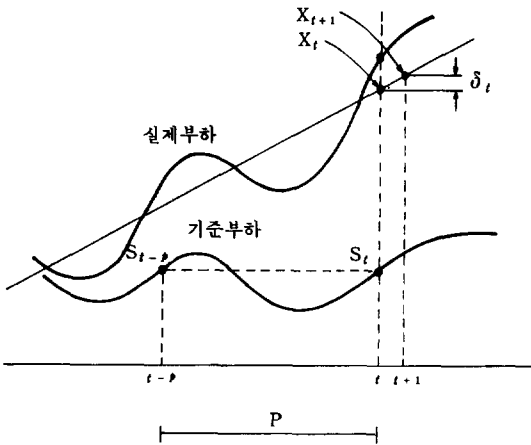


그림 8. 주기패턴

#### 4.4 칼만필터법

개발 패키지의 일간예측 패턴및 기상변수 추정에 도입된 Recursive 추정자 칼만필터 (Kalman filter)는 고전적인 예측방법과 달리 파라미터가 시변 (Time Varying)인 개선된 예측기법이다.

앞절의 상태추정식 (26)을 그림 9와 같은 과정으로 나타내면

시스템 모델 :

$$X_{t+1} = AX_t + w_t \quad (28)$$

추정모델 :

$$Y_t = CX_t + v_t \quad (29)$$

윗식에서  $w_t$ 는 상태  $X_t$ 의 모델오차를 나타내는 백색잡음 (White Gaussian Noise)으로 평균 0, 분산  $Q_t$ 이며,  $v_t$ 는 관측치  $Y_t$ 의 오차를 나타내는

백색잡음으로 평균 0, 분산  $R_t$ 이고,  $E(w_t, v_t^T) = 0$ 이라 가정한다. 초기상태  $X_{10}$ 의 통계치와  $w_t, v_t$ 의 라 가정하면  $Y_t$ 의 실제열로부터  $X_{t+1}$ 의 조건기대치  $X_{t+1}$ 은 칼만필터로부터 추정된다. 즉,

추정자 ;

$$\hat{X}_{t+1} = A\hat{X}_t + G_t (Y_t - C\hat{X}_t) \quad (30)$$

추정이득 ;

$$G_t = AP_t C^T [C P_t C^T + R_t]^{-1} \quad (31)$$

추정 MSE ;

$$P_{t+1} = (A - G_t C) P_t A^T + Q_t \quad (32)$$

이 방법의 실제적용에 따른 문제점은 Q, R 등을 미리 알아야 하고, 계속하여 수정하는 알고리즘으로 구성해야 하므로, 이론이 갖는 우수성 만큼 이득을 주지는 못하고 있다. 칼만필터링을 구현하기 위한 서브루틴은 그림 10 과 같다.

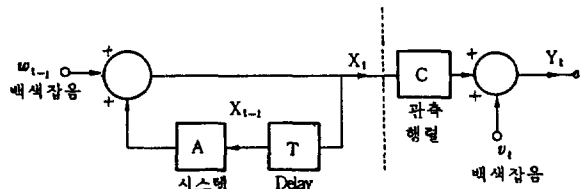


그림 9. 상태추정 과정

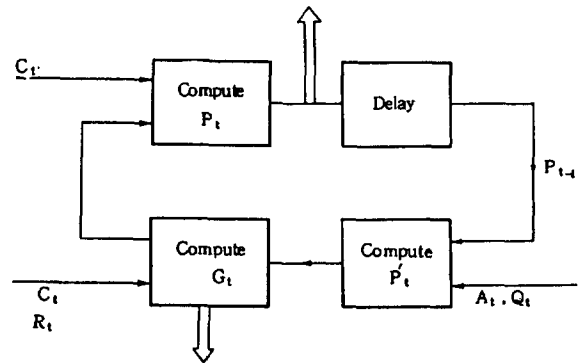


그림 10. 칼만필터 계산과정

#### 5 소프트웨어

개발된 부하예측 패키지는 기능별로 표 1과 같이 4개의 프로그램으로 구성되며, 그림 11과 같은 과정을 자유자재 (Interactive)로 처리하게 된다. 온라인 실행시 부하패턴을 기억하는 변수들은 그림 12와 같이 각각 300 개 씩의 디스크 상주영역을 차지하게 되며

표 1. 단기부하예측 패키지의 요약

프로그램기능	프로그램명	관련데이터	목적	실행시기	실행방법
일간부하예측	FTDAY (& 166)	일간부하곡선 패턴	일간발전계획	5분~ 24시간전	24:00에서 자동수행 및 이용자 요청시
순시부하예측	FTFIVE (& 166)	일간부하예측 잔차	선행급전계획	5분~ 60분전	5분마다 On-line real-time
부하곡선모델링	FTMODL (& 164)	과거의 일간부하실적	부하예측모델링 및 라미터초기화	설치시 및 요청시	이용자 요청시
부하데이터기록	FTSAVE (& 169)	어제의 일간부하실적	일간부하데이터를 MT 에 기록, 보존	매일	컴퓨터 운용원 요청시

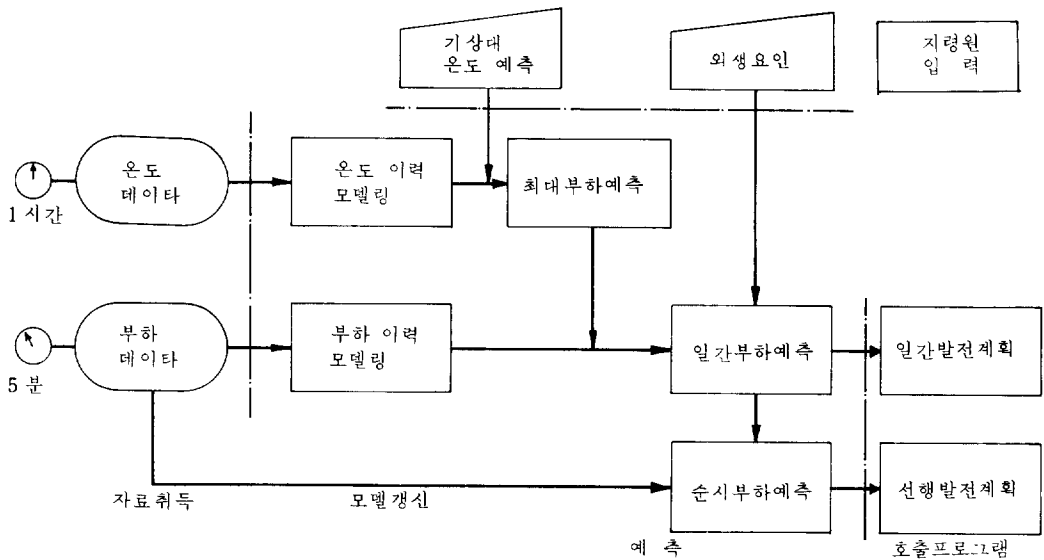


그림 11. 단기 부하예측의 흐름도

이중 288 개는 5분별 부하를 기억하는데 필요하며 나머지 12개는 패턴별 파라미터들을 기억한다.

그림 12에서 패턴별 배열변수가 기억하고 있는 값은 실제 MW값이 아닌 최대부하에 대한 부하율 (Load Pattern Ratio)이다.

이 패턴부하는 매일의 관측치에 의해 칼만필터로 갱신된다. 즉,

$$D_j(t) = (P_j(t) - P_j^{min}) / (P_j^{max} - P_j^{min}) \quad (33)$$

단,  $D_j(t)$ : t 시각에서의 부하율(부하패턴)

$P_j(t)$ : t 시각에서의 부하(MW)

$P_j^{max}$ : 일간 최대부하

$P_j^{min}$ : 일간 최소부하

그림 2의 관측 부하특성에서도 직관적으로 알 수 있는 바와 같이 패턴과 실측치와의 차이를 불규칙 잡음으로 다룰 수가 있다. 다만 패턴별 분산값 ( $7 \times 288$ )을 기억해야 하는 번거로움이 따르기 때문에 실용화를 위하여 잡음의 분산이 전 시간대에 걸쳐 일정하다고 가정하여 정상상태의 수정이득  $\alpha$ 에 의해 수정되도록 하였다 (Stationary Kalman Filter). 즉,

$$\hat{R}_t(d+1) = \hat{R}_t(d) + \alpha(P_t - \hat{R}_t(d)) \quad (34)$$

$$t = 1, 2, \dots, 288$$

적절한 이득  $\alpha$ 는 과거의 데이터를 시뮬레이션 하므로서 구해지며, CRT를 통하여 입력된다.

기상요인을 고려하기 위한 최고온도-부하의 상관은 2차의 회귀다항식으로 표현할 수 있으므로, 그 계수를 칼만필터에 의해 수정되도록 하였다. 즉,

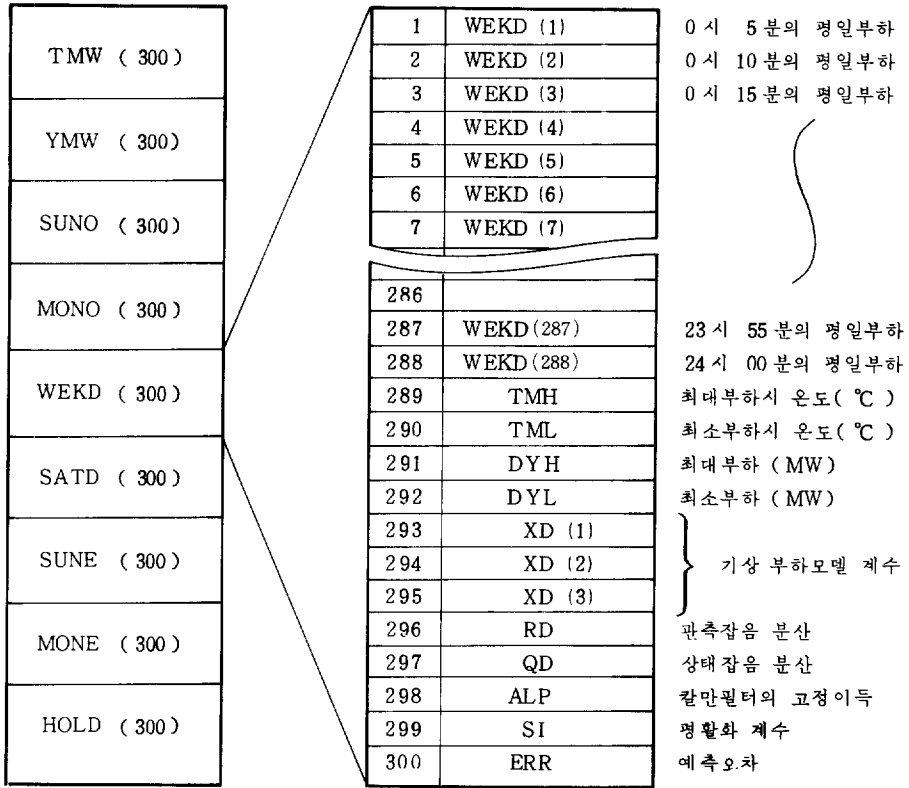


그림 12. 부하패턴의 기억

$$L_j = a_j^0 + a^1 T_j + a^2 T_j^2 = H_j X + G_j$$

$$\left. \begin{aligned} H_j &= \mathbf{H} = ( 1, T_j, T_j^2 ) \\ \mathbf{X} &= \mathbf{X} = \begin{bmatrix} a^0 \\ a^1 \\ a^2 \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (35)$$

다항식의 계수는 정규 방정식 (Normal equation) 을 풀므로써 구해진다.

$$(36)$$

$$\left( \sum_{j=1}^N H_j^T H_j \right) \mathbf{X} = \sum_{j=1}^N L_j H_j^T$$

단,  $\mathbf{X}$ : 계수해

계수  $\mathbf{X}$ 는 모델링 프로그램 (FTMODL)에서 초기화되며, 매일 최대부하가 나타난 시각에서의 온도를 탐색하여 칼만필터로 수정된다. 수정된 온도-부하 계수는 예측일의 최고온도 (기상대의 예측온도)를 입력하므로써 최대 부하를 예측하는데 이용된다. 만약 파라미터 값들이 적절하지 못하다면, 특수한 관측온도(예

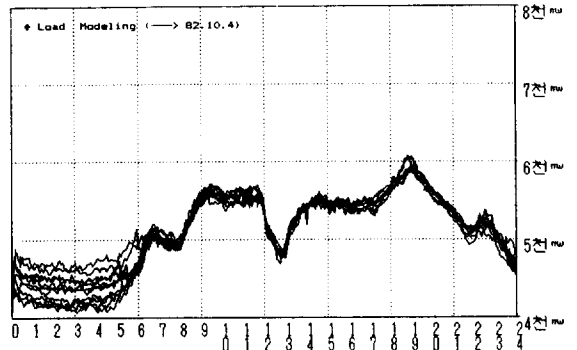


그림 13. 예측패턴의 모델링

를들면 비온후의 30°C는 평일의 30°C에 비해 훨씬 작은 온도부하를 나타냄) 등은 프로그램이 탐색해 내며, 지령원에 의해서도 수정할 수 있다.

이제 실제 부하예측의 일례를 그림으로 설명토록한다. 그림 13은 82년 12월 4일까지의 과거 부하이력으로부터 평일부하 패턴을 구성하는 그림이다. 그림 14는 10월 6일의 일간부하를 예측한 결과와 관측 부하를 비교하여 나타내고있다. 그림 15는 일가예측시



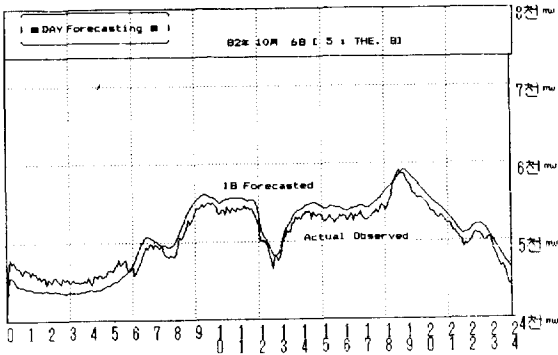


그림 14. 일간부하 예측

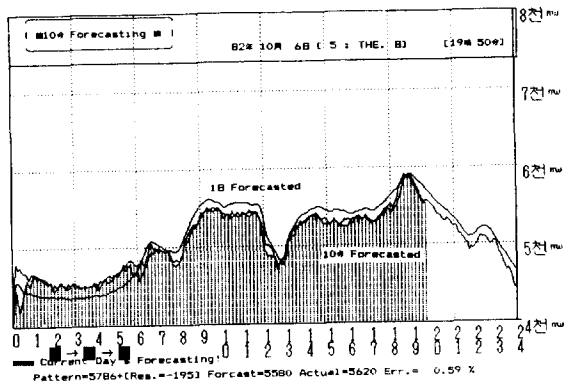


그림 15. 순시부하 예측

발생하는 오차 시계열을 이용하여 적응형 필터에 의해 임의의 주기(그림은 10분)마다 순시예측되는 과정을 보여주는 것이다.

사례연구결과와 일간에측오차는 요일별 패턴에 따라 현저하게 다르게 나타나지만 순시예측의 경우는 그림 5와 같은 관측오차가 발생치 않는 한 일간평균 1% 이내에 유지되므로써 선행급전을 위한 신뢰성있는 예측방법임을 입증하고 있다.

### ⑥ 맺는 말

전력계통 운용시 확실한 전력부하의 예측은 보다 경제적인 전력배분을 보장해 주게 된다. 그런데 전력부하는 많은 불확정성 인자들을 내포하고 있으며, 예측시 지령원의 전문적인 경험이 매우 중요한 처방이 되고있다.

이러한 부하예측을 실계통에서 온라인으로 구현시킬때는 이문자체의 평가는 물론 전체적인 분석과 평가가 필요로 된다. 즉 복잡한 산법보다는 안정되면서

도 자동제어시스템의 수행능력(Performance)을 높일 수 있는 예측기법이여야 한다.

온라인 측정방법이나 CRT의 입출력 형식 및 지령원 위주의 자유자재(Interactive)기능을 부여하는 것이 산법 못지않게 중요하다. 온라인 부하예측에 따른 몇 가지를 더 언급하면

- 1) 순시부하 예측시 자료취득 불량에 따른 예측오차를 줄이기 위해서는 패턴별, 시간별로 적응형 필터의 차수를 다르게 한다.
- 2) 확실한 기상요인을 고려하기 위해서는 지역별 부하특성에 맞는 가중치를 부여한다. 이 방안은 추후 에너지 관리시스템(EMS; Energy Management System)의 설치와 더불어 기상을 온라인으로 취득해 올때 가능해 진다.
- 3) 부하패턴을 7가지로 나누었으나, 불규칙 외생요인이 큰 공휴일, 특수일 등은 별도의 모델로 다루므로써 일간예측정도를 높일 수 있다.
- 4) 예측오차 발생요인으로는 모델링 오차, 하드웨어에 의한 상태변수들의 적응시연, 특수한 계통 상황이 과거 데이터에 포함되는 경우 등을 들 수 있는데, 이러한 요인은 분석과 함께 피이드 백 시킴으로서 예측의 확실성과 모델의 안정성을 유지시킬 수 있다.

끝으로 이와 같은 패키지가 산학협동에 의해 연구개발 될 수 있는 여건을 제공해 준 한국전력공사 여러분께 사의를 표하며, 관련업무에 큰 도움이 있기를 기대한다.

### 참고문헌

- 1) R.G. Brown, "Smoothing, Forecasting and Prediction of Discrete Time Series", Prantice-Hall, 1962.
- 2) J. Toyota, M. Chen, Y. Inoue, "An Application of the State Estimation to Short-Term Load Forecasting", IEEE PAS-91, 1972.
- 3) S. Makridakis, S.C. Wheelwright, "Forecasting, Methods and Application", John Wiley & Sons, 1978.
- 4) M. Nakamura, "One-Day-Ahead Load Forecasting by Kalman Filter using Atmospheric Temperature Information", IFAC, Kyoto, Japan, 1981.
- 5) G.D. Irisarri, S.E. Widergren, P.D. Yehsakul, "On-line Load Forecasting for Energy Control Center Application", IEEE PAS-101, No. 1, Jan., 1982.
- 6) 김준현, 황갑주, "단기부하예측; 취급설명서", 한양대학교 산업과학연구소, 1984