

기온예상치를 고려한 모델에 의한 주간최대전력수요예측

論 文

45~4~7

Weekly Maximum Power Demand Forecasting Using Model in Consideration of Temperature Estimation

高 義 石* · 李 忠 植** · 金 鍾 烜** · 崔 鍾 圭***

(Hee-seok Koh · Chung-sik Lee · Jong-dal Kim · Jong-kyu Choi)

Abstract - In this paper, weekly maximum power demand forecasting method in consideration of temperature estimation using a time series model was presented. The method removing weekly, seasonal variations on the load and irregularities variation due to unknown factor was presented. The forecasting model that represent the relations between load and temperature which get a numeral expected temperature based on the past 30 years(1961~1990) temperature was constructed. Effect of holiday was removed by using a weekday change ratio, and irregularities variation was removed by using an autoregressive model. The results of load forecasting show the ability of the method in forecasting with good accuracy without suffering from the effect of seasons and holidays. Percentage error load forecasting of all seasons except summer was obtained below 2 percentage.

Key Words : Time Series Model, Autoregressive Model, Weekday Change Ratio

1. 서 론

현대사회에서 전력은 사회활동 및 산업활동 그리고 국민생활의 가장 필수적인 에너지 요소일 뿐아니라 모든 산업의 원동력이기 때문에 전력의 부족은 국민생활의 지장은 물론 산업활동이 위축되거나 중단되어 경제활동을 저해하는 결정적인 요인이 되므로 전력수급에 따른 전력수요의 예측은 매우 중요한 것이라 할 수 있다. 또한 전력은 생산과 소비가 동시에 일어나고 잉여전력의 경제적인 저장이 곤란하므로 발전비용의 절감 및 발전소의 운용계획 그리고 경제적 부하배분에 결정적 요소인 전력부하를 정도(精度)가 양호하게 예측하고자 하는 연구들이 활발하게 진행되고 있다.

특히 단기전력수요를 예측하는 수법으로서 전력부하에 영향을 미치는 기온, 습도, 조도 등의 주요인자를 구하고, 이들과 전력부하와의 관계를 모델화 해서 예측하는 방법이나 과거의 전력부하 데이터를 사용하여 적당한 모델을 구축하여 예측하는 방법[1~4], 그리고 R.G.Brown 등에 의해 제시된 3중지수평활법을 이용한 예측방법, 기상감응 부하성분과 기저 부하성분으로 중회귀분석에 의한 예측방법 등 다양한 방법들이 발표되고 있다[5~9].

전력은 경제적, 사회적, 기술적 정세 그리고 미래동향 등 많은 요인들에 의해 영향을 받기 때문에 정확한 수요예측은 어렵고 뿐만아니라, 경제가 안정되고 냉·난방설비의 보급이 포화되어 산업구조의 변동이 적을 경우에는 높은 예측정도가 얻어

질 것으로 사료된다. 최근 경제성장과 기상에 민감한 설비가 널리 보급됨에 따라 부하를 설명하는 요인을 고려하는 방법이 복잡해져, 부하를 설명할 수 있는 변수들에 대한 정확한 자료를 입수하는 것이 어렵고, 자료가 불충분하므로 시계열에 의한 예측이 필요하다. 부하를 시계열로 보면 년을 주기로 발생하는 계절변동, 요일에 의해서 발생하는 주간변동 등이 포함될 것이므로, 모든 년이나 계절에 따라 경향이 다르게 되므로 전력수요를 예측함에 앞서 이 변동들을 제거해야 한다[10~12].

본 연구에서는 부하를 설명하는 변수로서 30년간의 기온을 지역별로 구성하고, 이들을 가중시켜 만든 기온과 부하를 모델로 구성한다. 그리고 부하를 시계열로 생각할 때 존재하는 여러 변동들을 제거하는 방법과 이 모델을 사용하여 여러 변동들을 제거한 후 주간최대전력수요를 예측한 결과를 제시하고, 구성된 모델의 적정성을 제시한다. 또한 예측결과 이전의 중회귀모델을 이용한 예측방법에 비해서 휴일부하도 평일 부하에 포함시켜 함께 부하를 예측할 수 있으며, 예측한 정도가 여름을 제외한 다른 계절에서 2%이하의 양호한 결과를 얻을 수 있어 실계통의 전력수요예측에 적용 가능성을 얻을 수 있었다.

2. 설명변수의 구성

설명변수로 사용하는 기온은 지역마다 다르기 때문에 지역별 전력밀도를 고려하여 우리나라를 대표하는 5개 지역(서울, 부산, 대구, 대전, 광주)의 과거 30년(1961~1990)간의 일기온을 이용한다. 30년간의 기온의 데이터가 정규분포를 이룬다고 가정하여 그림 1과 같이 도수분포곡선에 따라 기온의 도수비율을 나누어 표1과 같이 5단계로 구분한다[11].

5개 지역에 대해서 각 지역의 어떤 년, 월, 일에 대한 기온을 $T_i(Y,M,D)$ 로 하고 이 기온들의 평균치를 $T_{IT}(Y,M,D)$ 로 할 때

* 正 會 員 : 慶南大 工大 電氣工學科 教授 · 工博

** 正 會 員 : 慶南大 大學院 電氣工學科 博士課程 修了

*** 正 會 員 : 慶南大 大學院 電氣工學科 博士課程

接受口字 : 1994年 9月 10日

最終完了 : 1996年 3月 7日

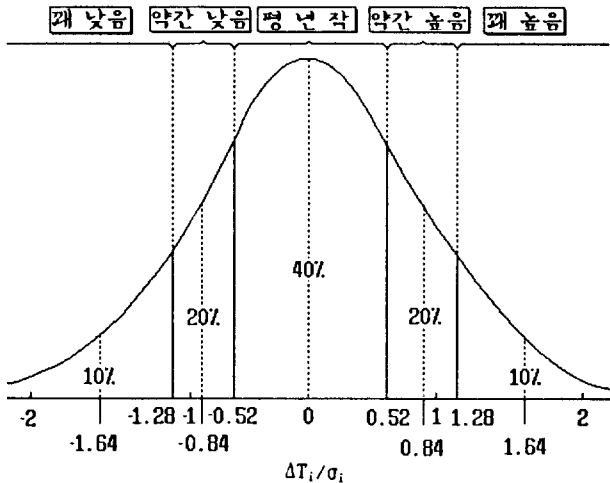


그림 1 주간 기후예보에 사용한 기온의 범위
 Fig. 1 Categories of temperature used in weekly weather forecast

표 1 5단계구분

Table 1 Five grade

용어	계급구분 누적도수 분포[%]	발생할 확률[%]	표준편차(σ)의 표시
꽤 낮음	0 ~ 10	10	-1.282σ미만
약간 낮음	10 ~ 30	20	-1.282σ ~ -0.524σ
평년작	30 ~ 70	40	-0.524σ ~ +0.524σ
약간 높음	70 ~ 90	20	+0.524σ ~ +1.282σ
꽤 높음	90 ~ 100	10	+1.282σ이상

표 2 90년 지역별 전력수요밀도

Table 2 90' Power demand density by regional groups

단위: [MWh]

지역	가정용	공공용	서비스업	지역총전력/ 년총전력	점유비 (%)
서울 (경인)	8,490,386	1,753,163	8,599,420	18,842,969 / 34,701,474	54.300
부산 (경남)	2,669,100	344,960	2,020,301	5,034,361 / 34,701,474	14.507
대구 (경북)	1,913,308	309,369	1,070,591	3,293,268 / 34,701,474	9.490
광주 (전남북)	1,866,339	307,117	930,590	3,104,046 / 34,701,474	8.944
대전 (강원, 충청북)	2,055,363	549,846	1,291,613	3,896,822 / 34,701,474	11.229

식(1)에 평균치를 구하는 식을 나타낸다. 각 지역별로 평균치에 대한 편차 ΔTi를 구하고 식(2)에서 이 편차들의 분산을 구한다. 여기서 편차 ΔTi는 평균 0, 분산 σi²인 정규분포에 따르는 것으로 가정한다.

$$T_{iT}(Y, M, D) = \sum_{j=1}^{30} \frac{T_i(Y-j, M, D)}{30} \quad (1)$$

$$[\sigma_i(M, D)]^2 = \sum_{j=1}^{30} \frac{[\Delta T_i(Y, M, D)]^2}{30} \quad (2)$$

기온이 발생할 확률은 표준편차를 기초로 계산할 수 있고, 각 지역별 30년간 일별 편차들을 표 1의 표준편차 σ의 값을 기초로 5계급으로 구분한다.

발생할 확률 40%에 속하는 편차는 30년간 일별 평년값을 그대로 사용하고, 다른 구간에 대해서는 대표치를 구한다. 즉 평년작을 제외한 나머지 구간 내에서 큰 편차가 발생할 확률과 작은 편차가 발생할 확률이 같아지는 지점의 값을 평년값에 첨가시켜 지역별 평년기온으로 사용한다. 이것을 식(3)에 나타낸다.

$$\Delta T_i(Y, M, D) = \begin{cases} -1.64\sigma_i & (\text{꽤 낮음}) \\ -0.84\sigma_i & (\text{약간 낮음}) \\ 0.0 & (\text{평년작}) \\ 0.84\sigma_i & (\text{약간 높음}) \\ 1.64\sigma_i & (\text{꽤 높음}) \end{cases}$$

$$T_{yi}(Y, M, D) = T_{iT}(Y, M, D) + \Delta T_i(Y, M, D) \quad (3)$$

여기서 T_{yi}(Y, M, D)는 지역별 예상평균기온 이고, T_{iT}(Y, M, D)는 각 지역의 기온의 평년치이다. 각 지역별 예상기온을 지역별 전력밀도를 고려하여 가중 예상평균기온을 구한다. 각 지역별 전력밀도는 한국전력공사에서 매년 발행하고 있는 경영 통계자료와 기상대에서 30년간의 기온의 평년치를 발표할때 적용시키는 지역별 가중치등을 고려하여 구했으며, 표 2에 나타낸다. 예측모델에 이용한 기온의 예상치는 기온의 지역차가 예측결과에 미치는 영향을 고려해서 복수지점의 예상평균기온을 가중곱시킨 기온을 이용한다. 실제로 지역별 가중치는 서울 0.55, 부산 0.15, 대전, 대구, 광주를 각각 0.1로 선택한다.

$$T_y(Y, M, D) = \sum_{i=1}^n V_i \cdot T_{yi}(Y, M, D) \quad (4)$$

V_i : 지역 i (i = 1, ..., n)의 가중계수 (0 ≤ V_i ≤ 1)

3. 예측모델의 선정

그림 2에는 기온과 평일부하 사이의 관계를 산포도로 나타냈는데 부하에 기온의존성이 많음을 알 수 있다.

이것에 따라 부하를 설명하는 변수로 기온을 이용하여, 최고,

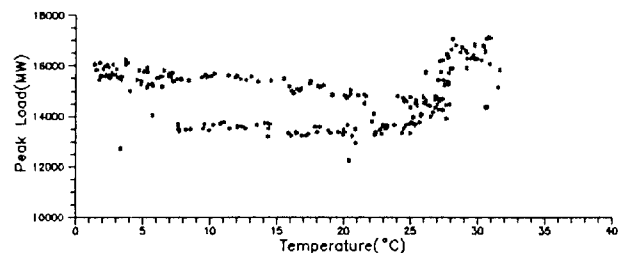


그림 2 기온과 평일부하 사이의 관계
 Fig. 2 Relation between temperature and load on weekdays

표 3 부하예측모델

Table 3 Load forecasting model

모델명	30년간 기온-부하	모델명	90년 실기온-부하
모델 1	T30av - Pma	모델 4	T90av - Pma
모델 2	T30ma - Pma	모델 5	T90ma - Pma
모델 3	T30mi - Pma	모델 6	T90mi - Pma

* P : 전력, T₃₀ : 30년 평년기온, T₉₀ : 90년 실기온
 av : 평균, ma : 최대, mi : 최소

표 4 모델의 추정결과

Table 4 Estimated result of model

모델	계절	오차율	표준 편차	R ²	F치	모델	계절	오차율	표준 편차	R ²	F치
1	봄	1.169	223.7	0.3925	19.706	4	봄	1.288	234.8	0.2617	10.811
	여름	3.480	696.5	0.7757	108.94		여름	3.132	641.6	0.8136	133.12
	가을	1.680	323.7	0.6483	50.692		가을	2.042	358.7	0.4979	27.270
	겨울	1.450	312.6	0.3721	16.593		겨울	1.521	332.7	0.1533	5.0596
2	봄	1.185	225.8	0.3725	18.106	5	봄	1.280	239.3	0.1808	6.7314
	여름	3.620	701.9	0.7716	103.04		여름	3.970	756.5	0.7281	81.674
	가을	1.720	330.9	0.6278	46.385		가을	2.070	376.1	0.4666	24.056
	겨울	1.447	311.4	0.3609	17.227		겨울	1.511	335.4	0.0917	2.8268
3	봄	1.150	221.5	0.4131	21.468	6	봄	1.207	227.0	0.3590	17.082
	여름	3.530	711.5	0.7645	99.012		여름	3.374	661.7	0.8003	122.23
	가을	1.610	312.2	0.6788	57.972		가을	2.076	372.0	0.4844	25.836
	겨울	1.460	314.6	0.3567	15.526		겨울	1.523	317.0	0.3379	14.290

*표준편차의 단위는 [MW] 이다.

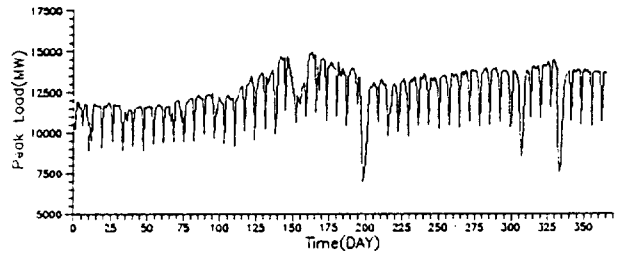
최저, 평균기온들과 최대전력과를 각각 2차의 기온-부하모델을 구성한다. 1년을 3개월 단위의 4계절로 나누어 평일에 대해서만 최소자승법을 이용하여 계수를 추정하고 예측한 결과를 비교 검토한다. 예측결과 실행오차율이나 표준편차가 적고, 자유도 조정필 증상관계수 R²와 F치가 큰 모델을 기본모델로 선정하고자 한다.

각 모델의 3개월간의 평균 오차율과 자유도 조정필 증상관계수 R² 및 F치를 표 4에 나타낸다. 각 모델의 예측결과 30년간 기온평년치와 최대전력과를 모델로 한 모델 1을 기본 모델로 선택하여 시계열 모델을 구성하고 각 변동을 처리한다. 또한 그 효율성을 검증하기 위해 90년 실기온-부하모델을 이용한 예측치와 비교 검토하였다.

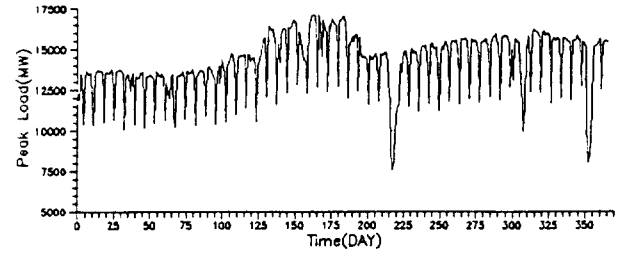
4. 부하특성 및 변동의 처리

4.1 부하특성

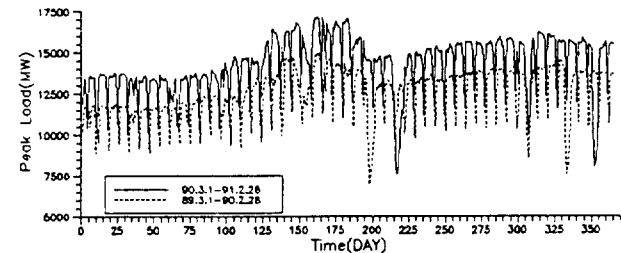
그림 3에 1989년 3월 1일에서 1992년 2월 28일까지의 한국전력공사에서 발표하는 매일의 시간별 최대전력을 나타낸 것이다. 그림 3에서 보면 부하가 휴일이나 연휴 등에 있어서 현저한 감소와 시기에 따라 경향이 다른 한주간의 주간변동, 그리고 년에 따라 경향이 다른 1년 주기의 계절변동, 원인을 알 수 없는 불규칙변동 등이 있음을 알 수 있다. 또한 년마다 휴일이나 연휴 및 휴가철 등에 차이가 있기 때문에 전력수요예측을 행할 경우 예측결과에 중대한 영향을 미치므로 주의가 필요하다.



(a) 1989. 3. 1 - 1990. 2. 28



(b) 1990. 3. 1 - 1991. 2. 28



(c) 1989. 3. 1 - 1991. 2. 28

그림 3 매일의 최대부하
 Fig. 3 Daily peak load

4.2 변동의 처리

일주일을 주기로 나타나는 주간변동을 제거하기 위하여 식(5)와 같이 구성된 모델을 이용해 주간변동에서 기온의 영향을 제거한 후, 토·일요일의 부하를 평일로 환산함으로써 요일의 차이를 제거한다. 평일의 기온에 대한 특성을 나타내는 기온-부하모델 F_r을 구성하고, 다항식의 차수를 2차로 하고 단기간(1990.3.1- 1991.2.28 : 3개월 단위)의 평일 데이터를 이용해서 계수를 추정한다.

$$F_r [(T_y (k))] = b_0 + b_1 T_y(k) + b_2 T_y(k)^2 \quad (5)$$

식(5)에서 추정된 평일 데이터만의 계수에 휴일의 부하를 대입하면, 휴일의 부하 P(k)를 기온이 같다는 조건하에서 또, 일요일의 부하를 평일로 환산한 경우의 부하 P'(k)를 구할 수 있다. 즉, 평일에 비해서 작은 각 요일의 부하를 평일로 환산한 평일환산비 W(k)를 구할 수 있다. 이것을 식(6)에 나타낸다.

$$W(k) = \frac{P(k)}{P'(k)} \quad (6)$$

평일 환산비는 평일의 W(k)=1로 하고, 휴일의 W(k)가 구해지면 현재까지의 데이터를 전부 평일로 환산한 값으로 취급한다. 즉 데이터를 정상화하는 한 단계가 행해지므로 주간변동을 제거한다.

그리고 계절변동의 제거에 이용하는 기온-부하모델 F_p 는 과거의 평일에 있어서 부하특성을 나타내도록 구성한다. 실제로 모델이 취급하는 온도범위와 경향의 영향 등을 고려해서, 모델의 추정에 이용하는 기간은 봄→여름, 여름→가을, 가을→겨울, 겨울→봄의 4개의 시기를 선택한다. 구성된 모델을 식(7)에 나타낸다.

$$F_p [T(k)] = a_0 + a_1 T_y(k) + a_2 T_y(k)^2 + a_3 T_y(k)^3 \quad (7)$$

1년전의 기온-부하모델에 현재의 기온 $T(k)$ 를 대입하면 1년전의 계절변동의 경향 $P'(k-365)$ 을 현재의 계절변동의 경향과 동일한 형태 $P_c(k)$ 로 보정할 수 있다.

$$P_c(k) = F_p (T(k)) \quad (8)$$

주간변동에서 구해진 $P'(k)$ 에서 $P_c(k)$ 를 빼면 계절변동을 제거할 수 있다. 이것을 식(9)에 나타낸다.

$$\Delta P(k) = P'(k) - P_c(k) \quad (9)$$

$\Delta P(k)$ 는 요일에 따른 주간변동과 기온에 따른 계절변동 이외의 다른 다양한 변동요인들을 포함하고 있지만, 수요예측에서는 이들의 요인에 관한 데이터를 입수하기 어렵기 때문에 이들을 확률적인 요소를 가지는 변동으로서 취급한다. 따라서 불규칙변동을 포함하는 $\Delta P(k)$ 는 확률적 요소를 가지는 것으로 생각한다. 그래서 이것에 대해서는 차수 p 의 자기회귀 모델을 구성하여 최소자승법을 이용해 계수를 추정하고 예측을 수행한다. 본 연구에서는 모델의 차수를 3차로 한다. 이것을 식(10)에 나타낸다.

$$\Delta P(k) = b_0 + \sum_{i=1}^p b_i \cdot \Delta P(k-i) + e(k) \quad (10)$$

오차 $e(k)$ 는 정규분포 $N(0, \sigma^2)$ 에 따르는 정상인 시계열로 가정하고 차수는 미리 상한을 정해 두고 자유도 조정필 상관계수가 최대로 되도록 선택하였다. 부하에 포함되어 있는 여러 변동들을 제거하여 최종 예측치를 구한다.

5. 예측결과 및 검토

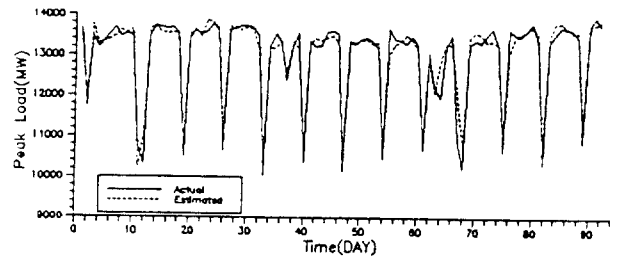
5.1 예측결과

1989년 3월 1일에서 1992년 2월 28일까지의 한국전력공사에서 발표한 매일의 최대시간전력량을 이용하였다. 모델 1은 30년간의 평년기온과 부하를 모델로 한 것이고, 모델 2는 모델의 효용성 검증을 위해 실기온을 사용한 모델로 구성한다. 3개월 단위의 계절별로 수요를 예측하고 그 결과를 표 5에 나타낸다. 그림 4에 모델 1을 사용하여 구한 예측치와 실적치를 비교한 것을 표 5에 나타내고 있으며, 3개월 평균오차율을 보면 모델 1이 모델 2보다 다소 양호한 예측정도를 얻었다.

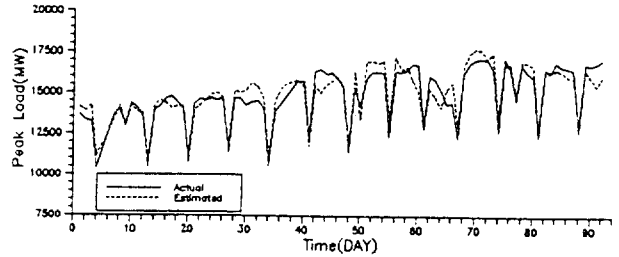
그림 5와 표 6은 각 계절별 구간에서 임의의 한주간을 예측한 결과와 그림이다. 한주간 예측에서도 30년기온의 평년치를 사용한 모델이 실적치를 사용한 모델 보다 예측정도가 양호하다는 것을 알 수 있다.

3개월간의 예측과 한주간 예측의 경우를 보면 여름에 있어서 다소 정도가 떨어졌는데 이는 여름철의 데이터 중에는 불확실

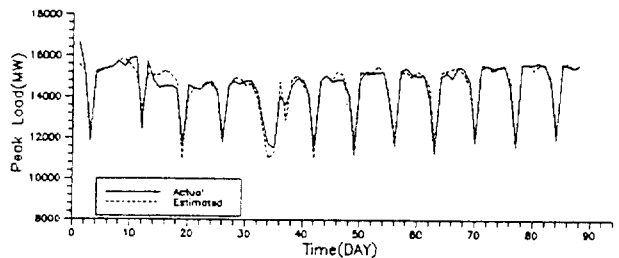
한 변동들이 많이 나타나고 있기 때문이라 생각되며, 이들 데이터의 처리 및 입수 방법등에 대한 연구가 계속되어야 할것



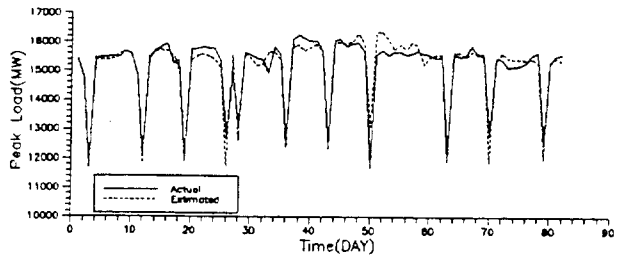
(a) 봄(3, 4, 5월)



(b) 여름(6, 7, 8월)



(c) 가을(9, 10, 11월)



(d) 겨울(12, 1, 2월)

그림 4 3개월간의 예측치와 실적치 비교

Fig. 4 Compare of real and estimate value for 3 months

표 5 모델 1에 대한 3개월 예측결과

Table 5 Estimated result of 3 months for model 1 and 2

모델	계절	오차율(%)	표준편차(σ)	$[R]^2$
모델 1	봄	1.444	251.976	0.84795
	여름	3.609	652.810	0.93141
	가을	1.997	372.283	0.99336
	겨울	1.944	357.012	0.96464
모델 2	봄	1.472	263.189	0.84730
	여름	3.662	664.846	0.95786
	가을	2.014	373.507	0.98634
	겨울	1.962	360.053	0.96513

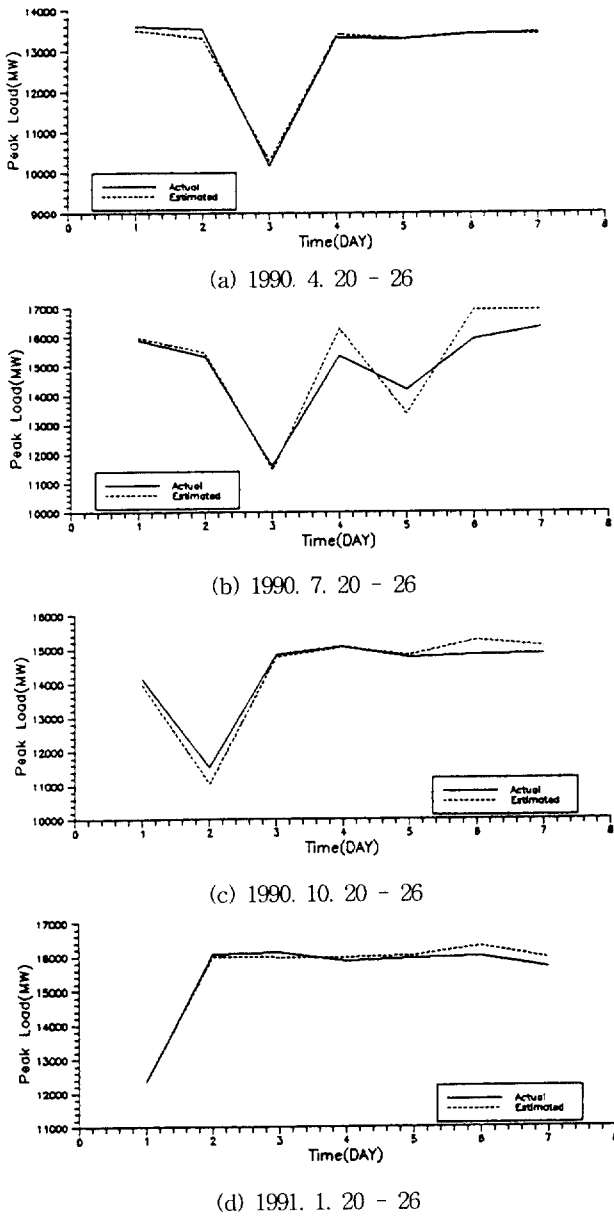


그림 5 1주간의 예측치와 실적치 비교
 Fig. 5 Compare of real and estimate value for 1 weekly in four section

표 6 한주간 예측결과
 Table 6 Estimated result of one week

모 델	예 측 기 간	오 차 율 (%)	표 준 편 차 (σ)
모 델 1	1990.4. 20 - 26	0.6991	112.951
	1990.7. 20 - 26	3.4979	644.042
	1990.10.20 - 26	1.5415	265.986
	1991.1. 20 - 26	0.9027	176.632
모 델 2	1990.4. 20 - 26	0.7047	115.032
	1990.7. 20 - 26	3.5830	651.308
	1990.10.20 - 26	1.5507	264.915
	1991.1. 20 - 26	0.9382	180.938

으로 생각된다. 또한 여름철에는 냉방기의 가동으로 수요변동은 아주 심하나, 냉방수요의 사전 운전정보 및 보급정도가 보

편화되면 부하예측의 정도를 향상시킬 수 있을 것으로 사료된다. 그리고 부하예측의 흐름도는 그림 6에 나타낸다.

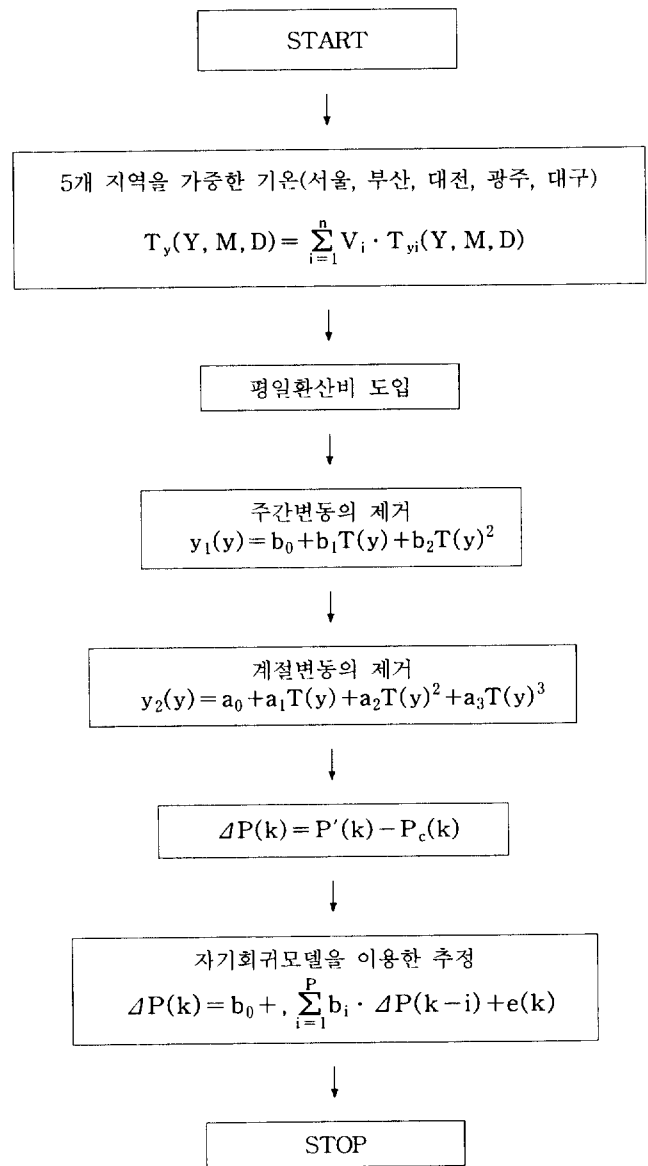


그림 6 부하예측 흐름도
 Fig. 6 Flow chart of load forecasting

5.2 검 토

30년간(1961-1990)의 5개지역별 실적기온을 토대로 예평년기온을 만들고, 이 기온과 최대부하와를 모델로 한 모델 1과 모델의 효용성을 검증하기 위해 실적기온을 이용한 모델 2 등 2개의 모델을 구성한다. 이 2개의 모델을 시계열 모델로 하여 전력수요를 예측하였다.

본 연구에는 부하를 시계열로 볼 때 존재하는 주간, 계절 그리고 불규칙변동 등을 제거하는 방법을 제시하고, 불규칙변동은 자기회귀 모델을 이용하여 부하를 예측하였다. 또한 종래의 다른 예측기법에서는 평일과 특수일을 처리하는 문제가 제일 큰 문제로 대두 되었는데, 평일환산비를 도입함으로써 평일과 특수일을 구분하지 않고 같이 예측함으로써 전력수요예측의 하나의 문제점인 특수일을 평일에 포함시켜 예측할 수 있었다

는 것이 가장 큰 개선점이며, 예측결과는 이것을 입증했다.

모델 1과 모델 2의 예측결과를 3개월 단위의 평균오차율과 한주간의 오차율로 나타낸 표 5와 표 6의 결과를 보면, 여름철의 예측정도가 다소 떨어졌지만 여름철을 제외한 봄, 가을, 겨울의 예측에 있어서는 예측정도가 2% 이하로 양호한 예측정도를 얻을 수 있었다. 예측실행에 사용된 컴퓨터의 기종은 486DX-66을 사용하였다.

30년간의 예상기온을 설명변수로 사용한 모델 1이 실기온을 사용한 모델 2 보다도 양호한 예측결과를 얻을 수 있었는데, 이는 과거 기온의 이력을 충분히 고려함으로써 기온의 영향을 보다 잘 반영했기 때문이라 사료된다. 또한 모델에 사용한 기온의 값을 실적치에서 계산하고 있으므로 실제 예상기온의 적합성이 다소 떨어지기 때문에 다른 기간에서의 예측결과는 다소 변화될 것으로 생각된다.

이상의 결과에서 시계열 모델에 존재하는 여러 변동들을 제거하고 예측하는 방법을 제시하고, 평일환산비를 도입함으로써 특수일의 예측도 평일에 포함시켜 동시에 예측이 가능하게 되었다. 그 예측정도도 여름철을 제외한 나머지 기간에서 양호한 예측이 가능하므로써 발전소의 경제운용 및 발전비용의 최적화 등에 크게 기여할 것으로 사료된다.

6. 결 론

설명변수로 기온예상치를 수치화하고 이것과 부하를 모델화하여 주간최대전력수요를 예측하였다. 30년기온의 평년치와 실기온을 넣은 모델을 예측모델로 하여 비교해 본 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 과거 30년간의 기온을 지역별 가중을 취해 예상평균기온으로 사용하므로 기온의 영향을 부하에 충분히 반영하게 되어 실기온을 설명변수로 사용한 모델 보다 양호한 예측정도를 얻었다.

(2) 전력수요예측에 문제시 되었던 특수일도 평일에 포함시켜 동시에 예측이 가능하게 되었다.

(3) 시계열 모델에 존재하는 주간, 계절 그리고 불규칙변동들을 제거하는 방법을 제시하고, 수요예측을 수행한 결과 여름 외에 다른 기간에서 2% 이하의 양호한 예측정도를 얻을 수 있었다.

앞으로 이 모델을 기초로 시간대별로 부하를 예측한다거나, 변수변환 등을 통한 예측모델 및 예측정도를 개선하기 위해 계속적인 연구가 있어야 할 것으로 사료된다.

본 연구는 한국전력공사의 지원에 의하여 수행되었음.

참 고 문 헌

- [1] K.N.Stanton, "Medium Range Weekly and Seasonal Peak Demand for Forecasting by probability Methods", IEEE Trans., Vol. PAS-90, pp. 1183~1189, 1971.
- [2] M.A.Abu-El-Magd, N.K.Sinha, "Short-Term Load Demand Modeling and Forecasting: A Review", IEEE Trans. Vol. SMC-12.3, pp. 370~382, 1982.
- [3] 村田, 三宅, 相良, "氣溫の豫想値を考慮したモデルによる週間電力負荷豫測", 電氣學會電力技術研究會, PE-89-189, 1989.

- [4] 村田純一, 三宅尙志, 相良節夫, "休日と季節の影響を表すモデルによる週間電力負荷豫測", 電氣學會全國大會, 1093, 1989.
- [5] 고희석, 정재길, "건구온도를 고려한 장기 최대 전력수요 예측에 관한 연구", 대한전기학회지, 제34권, 10호, pp.11~20, 1985.
- [6] 村田, 三宅, 相良, "氣溫-負荷と自己回歸を用いた週間電力負荷豫測", 第41回電氣關係學會九州支部 聯合大會, 112, 1988.
- [7] 고희석, 이태기, "지수평화에 의한 장기 최대전력 수요예측에 관한 연구", 조명전기설비학회지, 제6권, 3호, pp. 43~50, 1992.
- [8] 村田, 三宅, 相良, "季節變動の除去と自己回歸を用いた週間電力負荷豫測", 電氣學會電力技術研究會, PE-88-39, 1888.
- [9] 고희석, 이태기, 김현덕, 이충식, "온도를 고려한 지수평화에 의한 단기 부하예측", 대한전기학회 논문지, Vol. 43, No.5, pp. 730-738, 1994.
- [10] 奥野忠一, 芳賀, 矢島敬二, 奥野千恵子, 橋本茂司, 古河陽子, "續 多變量解析法", 日科技連, 1976. pp.17~65.
- [11] 中村 繁, 北村幸房, "氣象デ-タマニュアル", 丸善, 1987, pp. 81~130.
- [12] 久米, 飯塚, "回歸分析", 岩波書店, 1987, pp. 1~128.

저 자 소 개



고 희 석 (高 羲 石)

1942년 8월 21일생. 1966년 부산대 공대 전기공학과 졸업. 1979년 동아대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1984년 중앙대 대학원 전기공학과 졸업(공학), 현재 경남대 공대 전기공학과 교수 및 당학회 평의원



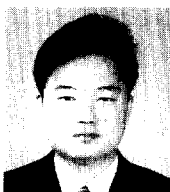
이 충 식 (李 忠 植)

1966년 3월 21일생. 1991년 경남대 공대 전기공학과 졸업. 1993년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1996년 동 대학원 전기공학과 박사과정 수료. 현재 대원전문대학 전기과 전임강사



김 중 달 (金 鍾 燦)

1947년 2월 24일생. 1968년 부산대 공대 전기공학과 졸업. 1981년 동아대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1996년 경남대 대학원 전기공학과 박사과정 수료. 현재 동명전문대학 전기과 교수



최 중 규 (崔 鍾 圭)

1964년 3월 1일생. 1987년 경남대 공대 전기공학과 졸업. 1994년 경남대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 경남대 대학원 전기공학과 박사과정 및 마산전문대학 전기과 전임강사