

수요측 단기 전력소비패턴 예측을 위한 평균 및 시계열 분석방법 연구

論文

58-1-1

A Study on Forecasting Method for a Short-Term Demand Forecasting of Customer's Electric Demand

高鍾旻[†] · 梁日權^{*} · 宋在周^{**}
(Jong-Min Ko · Il-Kwon Yang · Jae-Ju Song)

Abstract - The traditional demand prediction was based on the technique wherein electric power corporations made monthly or seasonal estimation of electric power consumption for each area and subscription type for the next one or two years to consider both seasonally generated and local consumed amounts. Note, however, that techniques such as pricing, power generation plan, or sales strategy establishment were used by corporations without considering the production, comparison, and analysis techniques of the predicted consumption to enable efficient power consumption on the actual demand side. In this paper, to calculate the predicted value of electric power consumption on a short-term basis (15 minutes) according to the amount of electric power actually consumed for 15 minutes on the demand side, we performed comparison and analysis by applying a 15-minute interval prediction technique to the average and that to the time series analysis to show how they were made and what we obtained from the simulations.

Key Words : Incentive-Based Demand Response, Regular Load Reduction, Customer Baseline Load, Moving Average, Exponential Smoothing Method, ARMA, Load Profile

1. 서 론

현재 많은 국가는 외형성장 및 유가, 원자재의 상승으로 수요관리의 중요성이 많은 관심을 기울리고 있다. 그러나 기존의 수요관리시스템들은 전력공급자가 발전 및 송배전의 계획에 의해 혹은, 하절기의 첨두부하를 이동 또는 감소시키기 위해 직접 부하를 제어하거나, 시간대별 고정요금제에 의하여 전력소비에 대한 절감분을 인센티브로 지급하여 부하의 분산효과를 꾀하는 공급자측면의 부하관리 정책을 시행하였다. 그러나 이러한 수요관리는 시장가격의 변화에 따른 연중 부하저감 기법이 적용되지 않아 도매경쟁 전력시장 체제에서 시간대별로 변하는 도매전력 시장가격의 하락을 유도하기 어렵고, 전력사업자의 전력구입비 증가 등 수익성 악화와 수요측의 효율적인 에너지소비 관리가 어려운 문제점이 있었다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로 수요자가 전력시장에 직간접적으로 참여하는 수요관리 방법이 필요하다. 이러한 방법은 공급자가 가지는 시장지배력이나 정책에 효과적으로 대응할 수 있는 방안을 지원하며, 전력에너지의 효율적 이용과 전력계통의 신뢰도 향상에 필수적인 기술 분야이다. 또한 미래 전력수요를 충족하고 수요관리 포트폴리오 전략의 일환으로 과거 주도해온 공급측 수요관리 기법과 수요측 수요관리 기법의 활성화가 중요하다. 수요측 참

여 수요용답(Demand Response) 기법은 수요자가 직접 전력 사용을 변화시킴으로써 전기소비의 절감 또는 최대수요의 이전 및 저감 등의 효과가 있으며, 나아가서는 전력수급 안정 및 가격탄력성을 유지할 수 있게 유도하는 기법이다. 이러한 기법은 하계피크 관리뿐만 아니라 상시로 운영되는 수요용답기법으로도 활용될 수 있다. 이러한 기법이 적용되기 위해서는 부하관리를 시행하는 당일의 전력수요패턴예측과 단기 즉, 10일정도의 전력소비패턴을 예측하여 효율적인 전력소비를 유도하기 위한 기준이 필요하다.

본 연구에서는 수요용답프로그램에서 중요한 도구로 활용되고 있는 고객기준부하(Customer Baseline Load) 즉, 부하관리 당일 전력소비패턴을 예측하는 기준의 산출방법에 대해 조사하고 그 특징을 분석하였으며, 실제 수요용답시스템에서 어떻게 적용되는지에 대하여 제시하였다. 또한 고객의 단기 즉, 10일정도의 전력소비부하패턴을 예측하는 방법인 시계열분석 방법에 대해 제안하고 모의실험을 통하여 제안된 예측방법의 정확도를 알아보자 한다. 본 예측에 사용되는 데이터는 국내에서 운영되고 있는 원격자동검침시스템의 15분 Load Profile을 실제로 적용하여 그 신뢰성을 높였다.

2. 일반적인 CBL 방법

수요용답에 있어서 가장 중요한 요소중에 하나인 CBL이 DR의 효과분석과 사용요금 계산의 주요 척도로 활용되기 때문에 CBL을 얼마나 정확히 계산하느냐가 효율적인 DR 운영의 성패를 좌우할 수 있다고 보아도 무리는 아닐 것이다. 일반적으로 CBL계산은 이벤트 발생 이전의 토, 일, 공

† 교신저자, 正會員 : 韓電 電力研究員
E-mail : kojm@kepco.co.kr

* 正會員 : 韓電 電力研究員

** 正會員 : 韓電 電力研究員

接受日字 : 2008年 9月 2日

最終完了 : 2008年 11月 24日

휴일 및 이벤트 참여로 혜택을 받은 날을 제외한 이벤트일과 유사한 10일을 대상으로 계산한다.

Southern California Edison Company는 일반적으로 사용하고 있는 CBL방법으로 3-Day Baseline, Utility Coincident 3-Day Baseline, 5-Day Baseline, 8-Day Baseline, 8-Day Adjusted Baseline, 10-Day Baseline, 10-Day Adjusted Baseline 등이 있으며, 이에 대한 계산 방식과 각 방법에 대한 장단점등을 비교 분석하였다.

분석 결과 각 전력사와 운영방식 및 전력사용 패턴에 따라 정확도가 서로 달라질 수 있으나 다음과 같은 특징이 있다.

- ① 3-Day Baseline 방법은 유사한 10일 중 전력사용량이 많 은 3일의 평균에 기초하므로 고객 Baseline과 프로그램 효과를 상당히 과대평가함.
- ② 10-Day Baseline은 이벤트가 보통 때보다 높은 부하/온 도 일 때 발생되는 경우가 많음을 고려하면 이벤트 일의 실제 부하를 과소평가 할 수 있음.
- ③ Utility Coincident 3-Day Baseline, 8-Day Baseline, 10-Day Baseline은 3-Day Baseline과 10-Day Adjusted Baseline 방법을 통한 결과의 범위에 포함됨.
- ④ 미 캘리포니아 전력사의 경우 여러 가지 방법으로 평가를 하였으나 대체적으로 10-Day Adjusted Baseline 방법이 가장 정확하다는 결론을 내리고 있다. 그러나 이러한 조정방법은 Baseline을 증가시키기 위해 또는 감소시키기 위해 절체 직전 또는 이벤트 응답의 합법적인 방법으로 Baseline의 왜곡을 초래할 수 있다. 이중 가장 많이 사용하는 8-Day Baseline과 10-Day Baseline에 대해 조사하였다.

그림 1은 실제 상시에 운영되는 수요응답시스템에서의 CBL과 절감량에 대한 결과를 보여준 예이다.

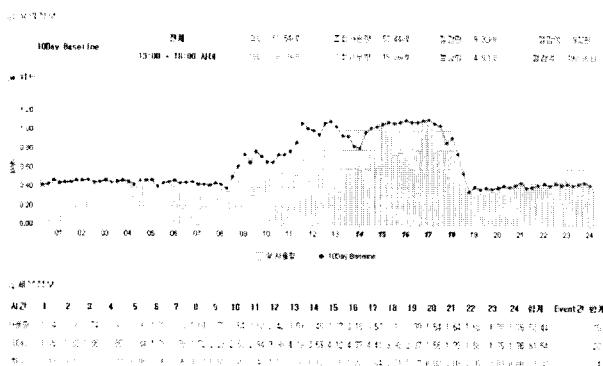


그림 1 상시 수요응답시스템 CBL 결과

Fig. 1 CBL results of Demand Response System

2.2 예측일 직전 10일간의 전력사용량 평균 산출방법

단기 전력소비 예측을 위한 방법으로 예측일 직전의 10일 간의 15분 Load Profile 평균을 이용한 예측방법을 제시한다. 이 방법은 전력사용량이 각 시간대별로 평균수준이 크게 변하지 않는 경우에 높은 정확도를 보이며, 일반적으로 널리 알려진 산술평균에 의존하므로 계산과정이 복잡하지 않다.

표 1 전력사용량 예측을 위한 사용데이터

Table 1 Usage Data for Forecasting

시간	8월 13일	8월 14일	8월 15일	8월 17일	8월 20일	8월 21일	8월 22일	8월 23일	8월 24일	8월 27일	실제 값
10	2105.28	2103.84	2130.24	2136.48	2182.08	2191.68	2180.64	2307.72	2136.48	2387.04	2446.08
11	2357.28	2348.48	2351.92	2352	2422.56	2418.72	2409.12	2351.84	2329.44	2350.24	2395.96
12	2539.68	2461.92	2460	2573.6	2565.55	2565.88	2531.04	2515.68	2547.12	2912.16	2915.04
13	2389.44	2383.2	2379.36	2316	2445.55	2455.16	2426.88	2464.32	2255.32	2818.08	2768.64
14	2473.44	2463.84	2361.16	2524.8	2537.76	2476	2549.28	2515.68	2377.44	2397.6	2304.48
15	2561.2	2483.52	2552.16	2618.8	2581.44	2626.55	2589.96	2575.68	2577.92	2390.4	3007.68
16	2568	2488.88	2501.6	2570.4	2511.2	2501.12	2513.12	2575.2	2388.64	2981.76	3026.4
17	2368.32	2363.04	2420.16	2439.36	2481.12	2515.44	2531.04	2399.32	2499.36	2878.56	3006.72
18	2396.16	2242.44	2323.56	2405.24	2453.52	2453.28	2409.6	2771.12	2431.12	2778.2	2805.6

이와 같이 예측일 직전의 10일간의 평균(주말 및 공휴일, 상시부하저감 시행일 제외)을 이용하는 방법은 과거의 자료에 대해 동일한 중요도를 부여하며, 과거의 자료가 미래를 나타내는 지표라는 가정에 근거하고 있다.

D_t 를 시점 t 에서의 실제 값이라 하고 F_t 를 과거 10일의 전력사용량을 바탕으로 추정한 예측일의 예측 값이라고 하면 예측일 직전 10일간의 전력사용량 평균을 이용한 방법으로 F_t 는 다음과 같이 계산된다.

$$F_t = \frac{1}{10}(D_{t-1} + D_{t-2} + \dots + D_{t-10}) \quad (1)$$

이와 같은 방법으로 각 시간대별 예측을 수행한 결과는 다음 표 1과 같다. 단, 여기서 예측 오차(e_t)는 예측일의 실제 전력사용량(D_t)과 예측된 전력사용량(F_t)의 차이를 의미한다. 즉, $e_t = D_t - F_t$ 로 계산된다.

표 2 10일 평균을 이용한 예측 결과

Table 2 Forecasting result using 10th average

단위 : kWh

시간	8월 13일	...	8월 27일	전력사용량 (D_t)	예측 값 (F_t)	예측 오차 (e_t)
10	2105.28	...	2387.04	2446.08	2168.45	277.63
11	2357.28	...	2350.24	2396.96	2434.99	361.97
12	2539.68	...	2912.16	2915.04	2572.22	342.82
13	2389.44	...	2818.08	2768.64	2463.55	305.09
14	2473.44	...	2397.6	2904.48	2524.13	380.35
15	2561.2	...	2390.4	3007.68	2609.66	398.02
16	2568	...	2981.76	3026.4	2620.99	405.41
17	2368.32	...	2878.56	3006.72	2491.39	515.33
18	2396.16	...	2779.2	2805.6	2409.74	395.86

이 방법은 단순히 평균에 의존하기 때문에 위험요소가 존재한다. 평균은 전력사용량의 변동이 큰 경우 영향을 많이 받을 수 있는 통계량이다. 즉, 예측일에 포함된 10일 중 전력사용량이 갑자기 증가하거나 감소한 날이 존재하면 예측

값에 그대로 반영된다. 따라서 이와 같이 예측일 직전 10일간의 평균을 이용하여 예측하는 방법은 예측일에 포함된 직전 10일간의 전력사용량 변동이 크지 않은 경우에 대해 적용함이 타당하다.

2.3 예측일 직전 10일 중 전력사용량 8일간의 평균(최대, 최소 제외)

단기 전력소비 예측을 위한 방법으로 예측일 직전의 10일 중 전력사용량이 최대인 날과 최소인 날을 제외한 나머지 8일간의 평균을 이용한 예측방법을 제시한다. 10일간의 평균 적용시 전력사용량의 변동이 크게 나타나는 경우에는 정확도가 다소 떨어지는 반면, 최대인 날과 최소인 날을 제외함으로써 이러한 문제점을 다소 보완할 수 있는 방법이다. D_t 를 시점 t 에서의 실제 값이라 하고 F_t 를 과거 10일의 전력 사용량을 바탕으로 추정한 예측일의 예측 값이라고 하면 예측일 직전 10일 중 전력사용량이 최대인 날과 최소인 날을 제외한 나머지 8일간의 평균을 이용한 방법으로 F_t 는 다음과 같이 계산된다.

$$F_t = \frac{1}{8}(D_{t-1} + D_{t-2} + \dots + D_{t-10} - D_{\max} - D_{\min}) \quad (2)$$

이와 같은 방법으로 각 시간대별 예측을 수행한 결과는 다음 표 2과 같다. 단, 여기서 예측 오차(e_t)는 예측일의 실제 전력사용량(D_t)과 예측된 전력사용량(F_t)의 차이를 의미한다. 즉, $e_t = D_t - F_t$ 로 계산된다.

표 3 10일 중 최대, 최소를 제외한 예측 결과

Table 3 Forecasting Result which excepts the maximum and smallest data for 10th

단위 : kWh

시간	8월 13일	...	8월 27일	전력사용량 (D_t)	예측 값 (F_t)	예측 오차 (e_t)
10	2105.28	...	2387.04	2446.08	2149.20	296.88
11	2357.28	...	2850.24	2796.96	2396.28	400.68
12	2539.68	...	2912.16	2915.04	2544.42	370.62
13	2389.44	...	2818.08	2768.64	2445.24	323.4
14	2473.44	...	2937.6	2904.48	2490.78	413.7
15	2551.2	...	2990.4	3007.68	2577.84	429.84
16	2568	...	2981.76	3026.4	2591.16	435.24
17	2368.32	...	2878.56	3006.72	2459.04	547.68
18	2396.16	...	2779.2	2805.6	2388.00	417.6

이 방법의 경우 단순히 10일 평균을 이용하는 방법보다 예측오차가 더 작게 나타남을 볼 수 있다. 이는 사용한 데이터가 해당 기간 동안 기준 이하나 이상으로 크게 나타나지 않았기 때문이며, 변동폭이 작은 경우에 잘 적용됨을 볼 수 있다. 상기 두 가지 시뮬레이션 결과로 알 수 있듯이 일반적인 예측방법 중 하나인 10일 평균보다는 10일 중 최대, 최소를 제외한 예측결과가 실제 전력사용패턴과 유사한 패턴을 보여주고 있다.

표 4 10일 최대, 최소를 제외한 예측 결과 비교

Table 4 Comparison of Forecasting Result which excepts the maximum and smallest data for 10th

단위 : kWh

시간	전력사용량 (실제 값)	10일 평균 예측 값	10일 평균 예측 오차	8일 평균 예측 값	8일 평균 예측 오차
10	2446.08	2168.45	277.63	2149.20	296.88
11	2796.96	2434.99	361.97	2396.28	400.68
12	2915.04	2572.22	342.82	2544.42	370.62
13	2768.64	2463.55	305.09	2445.24	323.4
14	2904.48	2524.13	380.35	2490.78	413.7
15	3007.68	2609.66	398.02	2577.84	429.84
16	3026.4	2620.99	405.41	2591.16	435.24
17	3006.72	2491.39	515.33	2459.04	547.68
18	2805.6	2409.74	395.86	2388.00	417.6

3. 시계열 분석방법을 이용한 예측

앞서 수요응답 당일의 전력소비패턴을 예측하는 방법과 그 결과를 제시하였다. 본 장에서는 15분 Load Profile로 관측된 과거 및 현재의 전력사용량 자료에 대해서 이동평균(Moving Average), 지수평활법(Exponential Smoothing Method) 등의 방법을 사용하여 불규칙변동을 평활시켜 전력사용량의 미래의 값을 예측하는 방법을 제시한다. 전력사용량 데이터를 분석한 결과 각 시간대별 평균수준이 크게 변하지 않기 때문에 즉, 불규칙변동만을 포함하는 특성을 가지므로 이러한 수평적 계열(Horizontal Series)에 대해서는 이와 같은 방법을 적용함이 타당하다.

3.1 이동평균법(Moving Average)

이동평균에 의한 전력사용량 예측방법은 수평적 계열 즉, 시간의 경과에 따라 평균수준이 변하지 않는 계열에 적용되며, 가장 최근의 기간 동안 자료들의 단순평균을 다음 기간의 예측 값으로 추정하는 방법이다. 다시 말해서, 과거 일정 기간의 자료를 평균하여 미래를 예측하는 예측기법으로 계절 특성을 갖지 않을 때 불규칙변동을 제거하는데 유용하다. 이동평균법에서는 과거의 자료에 대해 동일한 중요도를 부여하며, 과거의 자료가 미래를 나타내는 지표라는 가정에 근거하고 있다.

D_t 를 시점 t 에서의 실제 값, F_t 를 시점 t 의 예측 값이라고 하고 m 을 이동평균 기간이라 하면 이동평균법으로 F_t 는 다음과 같이 계산된다.

$$F_t = \frac{1}{m}(D_{t-1} + D_{t-2} + \dots + D_{t-m}) \quad (3)$$

즉, 현재 시점이 t 인 경우에 다음 시점의 예측 값은 최근의 m 기간 동안의 이동평균으로 예측하는 방법이 된다.

표 1의 데이터 중 10시에 해당하는 데이터를 통해 예측한 결과(단, 예측기간 $m=4$ 로 가정)는 다음 표 5와 같다.

이러한 이동평균법은 앞서 언급했던 10일 평균법이나 최대, 최소를 제외한 8일 평균법과는 달리 이동평균 기간인 m 에 따라 예측 값이 달라질 수 있다. 특히 이동평균 기간을 길게

할수록 우연요인이 더 많이 상쇄되어 예측 값은 고르게 되나 수요의 실제 변화에는 늦게 반응한다.

표 5 이동평균법을 이용한 예측결과

Table 5 Forecasting Result using Moving Average

단위 : kWh

날짜	전력사용량 (D_t)	예측 값 (F_t)	예측 오차 (e_t)
8월 13일	2105.28	*	*
8월 14일	2103.84	*	*
8월 16일	2130.24	*	*
8월 17일	2136.48	*	*
8월 20일	2182.08	2118.96	63.12
8월 21일	2191.68	2138.16	53.52
8월 22일	2180.64	2160.12	20.52
8월 23일	2130.72	2172.72	-42.00
8월 24일	2136.48	2171.28	-34.80
8월 27일	2387.04	2159.88	227.16
8월 28일	2446.08	2208.72	237.36

따라서 이동평균 기간은 예측의 안정성과 수요변화에 반응하는 상충관계를 적절히 고려하여 최적의 이동평균 기간을 선택하는 것이 중요하다. 이에 대한 방법으로 측정기간 내에서의 한 기간 후의 예측오차의 평균 제곱합을 최소로 하는 m 값으로 결정할 수 있으며, 그 계산식은 다음과 같다.

$$MSE(m) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (D_t - F_t)^2 \quad (4)$$

즉, 위 표 5의 예측결과를 토대로 예측오차의 평균제곱합을 계산하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} MSE(m) &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (D_t - F_t)^2 \\ &= \frac{63.12^2 + 53.52^2 + \dots + 227.16^2 + 237.36^2}{7} \\ &= 16883.72 \end{aligned}$$

또한 이 예제에서 최적 이동평균기간을 구하기 위하여 다른 m 값에 대하여 평균제곱예측오차(MSE)를 구하면 다음 표 6과 같다.

표 6 이동평균기간(m)에 따른 MSE 의 비교

Table 6 Comparison of MSE Based on Moving Average

이동평균기간(m)	평균제곱예측오차(MSE)
$m=4$	16883.72
$m=5$	19015.38
$m=6$	22821.18

따라서 이 예제의 경우 평균제곱예측오차가 가장 적은 이동평균기간은 $m=4$ 이므로 최적이 됨을 알 수 있다. 이처럼 이동평균법은 계산이 용이하고 불규칙 변동을 제거하는데 유용하지만 평균기간 내에서 현재에 근접한 자료가 현실을 보다 잘 반영함에도 불구하고 과거의 모든 자료에 동일한 중요도를 부여하고 추세나 계절성이 없는 경우에만 사

용될 수 있으므로 이러한 요인이 존재하는 경우에는 예측이 불가능하다는 단점이 있다. 한편, 이동평균법 중 하나로 가중이동평균법이 있다. 가중이동평균법은 예측에 사용된 m 기간의 측정값에 합이 1이 되는 가중치를 부여한 다음, 가중합계를 예측 값으로 하는 방법이다. D_t 를 시점 t 에서의 실제 값, F_t 를 시점 t 의 예측 값, m 을 이동평균 기간이라 하고 W_t 를 시점 t 에 부여된 가중치라고 하면 가중이동평균법으로 F_t 는 다음과 같이 계산된다.

$$F_t = W_{t-1}D_{t-1} + W_{t-2}D_{t-2} + \dots + W_{t-m}D_{t-m}, \text{ 단, } \sum_{i=t-1}^{t-m} W_i = 1 \quad (5)$$

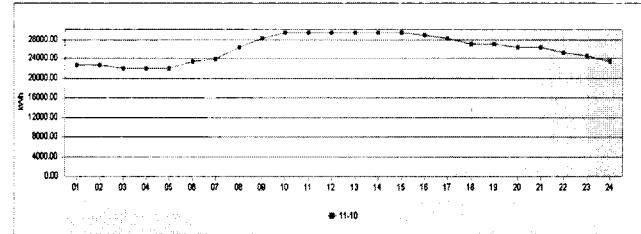
그러나 이러한 방법의 경우 시점 t 에 따라 가중치를 선택적으로 부여하여야 하므로 수용가나 운영자 측면에서 DR 시스템에 적용하기가 용이하지 않을 수 있다. 따라서 이 방법보다 적용이 용이한 가중이동평균법의 한 형태인 지수평활법을 제시할 것이다.

3.2 이동평균법 예측결과

그림 2에서 예측기간을 10로 가정하고 이동평균 기간을 4로 했을 경우의 15분 Load Profile 예측결과는 다음과 같다. 또한 그림 3에서는 어느 특정일에 대하여 예측방법과 실제 15분 Load Profile에 대한 오차를 보여준다.

3.2.1 예측결과

그림 2에서 예측기간을 10로 가정하고 이동평균 기간을 4로 했을 경우의 15분 Load Profile 예측결과는 다음과 같다. 또한 그림 3에서는 어느 특정일에 대하여 예측방법과 실제 15분 Load Profile에 대한 오차를 보여준다.



시기	11-10	11-11	11-12	11-13	11-14	11-15	11-16	11-17	11-18	11-19	11-20	11-21
01	22,641.15	22,511.44	22,409.15	22,467.67	22,677.33	22,473.67	22,464.46	22,479.92	22,481.00	22,474.42		
02	22,641.16	22,511.44	22,409.15	22,467.67	22,677.33	22,473.67	22,464.46	22,479.92	22,481.03	22,474.42		
03	22,012.24	21,886.12	21,768.98	21,843.47	21,682.19	21,849.61	21,860.47	21,653.94	21,656.53	21,656.53		
04	22,012.24	21,886.12	21,768.98	21,843.47	21,682.19	21,849.61	21,860.47	21,653.94	21,656.53	21,656.53		
05	22,012.24	21,656.52	21,656.52	21,642.47	21,622.13	21,649.63	21,640.47	21,653.92	21,653.93	21,653.93		
06	23,270.67	23,186.76	23,091.43	23,091.67	23,182.53	23,093.15	23,088.50	23,102.71	23,105.47	23,098.71		
07	23,659.10	23,762.07	23,664.11	23,715.77	23,767.74	23,722.42	23,712.51	23,777.11	23,723.96	23,723.96		
08	26,414.62	26,285.35	26,144.61	26,212.17	26,288.56	26,219.52	26,228.56	26,224.70	26,222.63	26,222.63		
09	26,201.45	26,188.30	26,011.44	26,094.47	26,134.16	26,092.34	26,030.03	26,029.29	26,029.29	26,029.29		
10	26,559.27	26,595.93	26,756.40	26,322.67	26,394.57	26,320.19	26,228.63	26,346.63	26,350.23	26,341.60		
11	26,588.29	26,595.93	26,498.42	26,322.67	26,394.57	26,340.67	26,328.63	26,346.63	26,350.23	26,341.60		
12	26,559.29	26,595.93	26,498.42	26,322.67	26,394.57	26,340.67	26,328.63	26,346.63	26,350.23	26,341.60		
13	26,552.28	26,309.93	26,286.40	26,322.67	26,394.57	26,340.67	26,328.63	26,346.63	26,350.23	26,341.60		
14	26,559.29	26,366.93	26,366.93	26,366.93	26,366.93	26,366.93	26,366.93	26,366.93	26,366.93	26,366.93		
15	26,552.28	26,309.93	26,286.40	26,322.67	26,394.57	26,340.67	26,328.63	26,346.63	26,350.23	26,341.60		
16	26,492.77	26,764.62	26,675.92	26,708.57	26,756.37	26,716.62	26,722.39	26,725.72	26,727.91	26,727.91		
17	26,201.45	26,139.30	26,011.44	26,044.47	26,134.16	26,092.34	26,030.60	26,027.29	26,101.25	26,043.02		
18	27,041.92	26,188.30	26,011.44	26,044.47	26,134.16	26,092.34	26,030.60	26,027.29	26,101.25	26,043.02		
19	27,041.92	26,188.30	26,011.44	26,044.47	26,134.16	26,092.34	26,030.60	26,027.29	26,101.25	26,043.02		
20	26,414.62	26,309.93	26,144.01	26,212.17	26,394.57	26,219.52	26,228.56	26,224.70	26,227.83	26,220.15		
21	26,414.62	26,304.26	26,144.01	26,212.17	26,394.57	26,219.52	26,228.56	26,224.70	26,227.83	26,220.15		
22	26,165.24	26,162.71	26,095.97	26,095.97	26,095.97	26,095.97	26,090.54	26,095.97	26,095.97	26,095.97		
23	24,527.32	24,387.39	24,299.58	24,259.87	24,322.94	24,345.70	24,326.52	24,351.51	24,354.42	24,347.23		
24	25,779.68	25,136.76	25,931.62	25,091.67	25,132.53	25,093.15	25,068.57	25,132.71	25,135.47	25,093.71		

그림 2 이동평균법을 활용한 예측 프로그램의 결과

Fig. 2 Result of Forecasting Program using Moving Average

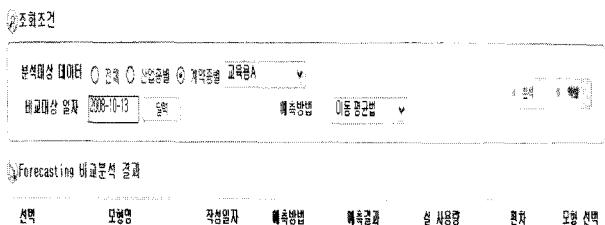


그림 3 이동평균법을 활용한 예측결과의 비교

Fig. 3 Comparison of Forecasting Result using Moving Average

3.3 지수평활법(Exponential Smoothing Method)

앞서 언급한 이동평균법과 마찬가지로 지수평활법은 수평적 자료에 적용되는 방법이지만 이동평균법과는 달리 최근의 자료들에 대해 더 많은 가중치를 부여하는 방법이다. 즉, 지수평활법은 가장 가까운 과거 자료에 가장 큰 가중치를 부여하여 과거로 갈수록 가중치가 지수적으로 감소하는 특징을 갖는 일종의 가중이동평균법이라고 할 수 있다. 이러한 지수평활법은 이동평균을 계산하기 위해서 최근의 m 기간의 측정값만 사용하고 또한, 이들에 대하여 동일한 가중치를 부여하는 이동평균법의 단점을 보완한 방법이라고 할 수 있으며, 다음과 같이 계산된다.

$$F_t = \alpha D_{t-1} + (1 - \alpha) F_{t-1} \quad (6)$$

단, 여기서 α 는 평활상수(Smoothing Constant)라 하고 0과 1사이의 값을 가지며, 현재 측정된 수요에 대한 상대적 가중치를 나타낸다. 이러한 평활상수는 평활의 정도와 예측 값과 실제 값과의 차이에 반응하는 속도를 결정하며, 평활상수의 값이 클수록 예측 값은 수요변화에 더 많이 반응한다. 따라서 평활상수의 값이 작을수록 평활의 효과는 커진다. 위 식은 다음과 같이 간략히 나타낼 수 있다.

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

이 식에서 $D_{t-1} - F_{t-1}$ 은 시점 $t-1$ 에서의 예측오차 e_t 를 의미하며, 시점 t 에서의 예측 값은 시점 $t-1$ 에서의 예측 값과 그 시점의 $\alpha \times$ 예측오차의 합임을 알 수 있다. 따라서 α , D_{t-1} , F_{t-1} 이 주어지면 F_t 가 계산될 수 있다.

이동평균법의 예제에서 사용한 자료 즉, 본 장의 도입 부분에 제시한 전력사용량 예제 데이터 중 10시에 해당하는 데 이터를 통해 지수평활법으로 예측한 결과(단, 평활상수 $\alpha=0.2$ 로 가정)는 다음 표 7과 같이 된다. 그런데 위 식을 이용하여 지수평활예측을 하기 위해서는 초기 값 F_1 이 주어져야 한다. 일반적으로 F_1 은 최초 6개 측정값의 평균을 사용하거나 첫 측정 값 D_1 혹은 전체자료의 평균 \bar{D} 를 주로 사용한다. 여기서는 F_1 을 최초 6개 측정값의 평균으로 계산하였다.

$$F_1 = \frac{1}{6}(D_6 + D_5 + D_4 + D_3 + D_2 + D_1)$$

$$= \frac{2191.68 + 2182.08 + 2136.48 + 2130.24 + 2103.84 + 2105.28}{6}$$

$$= 2141.6$$

따라서 $\alpha=0.2$, $F_1=2141.6$ 을 사용하면 평활된 값들은 다음과 같이 계산된다.

$$F_2 = 0.2 \times 2105.28 + 0.8 \times 2141.60 = 2134.34$$

$$F_3 = 0.2 \times 2103.84 + 0.8 \times 2134.34 = 2128.24$$

$$F_4 = 0.2 \times 2130.24 + 0.8 \times 2128.24 = 2128.64$$

⋮

지수평활법에 의한 예측에서는 측정값들에 대한 가중치의 역할을 하는 평활상수 α 의 결정이 매우 중요한 문제이다. 일반적으로 자료가 안정적이고 변동이 완만한 경우에는 작은 값의 α 가 적절하며, 변동이 심한 자료에서는 큰 값의 α 가 적절하다.

표 7 지수평활법을 이용한 예측결과

Table 7 Forecasting Result using Exponential Smoothing Method

단위 : kWh

날짜	전력사용량 (D_t)	예측값 (F_t)	예측 오차 (e_t)
8월 13일	2105.28	2141.60	-36.32
8월 14일	2103.84	2134.34	-30.50
8월 16일	2130.24	2128.24	2.00
8월 17일	2136.48	2128.64	7.84
8월 20일	2182.08	2130.21	51.87
8월 21일	2191.68	2140.58	51.10
8월 22일	2180.64	2150.80	29.84
8월 23일	2130.72	2156.77	-26.05
8월 24일	2136.48	2151.56	-15.08
8월 27일	2387.04	2148.54	238.50
8월 28일	2446.08	2196.24	249.84

지수평활법에 의한 예측에서는 측정값들에 대한 가중치의 역할을 하는 평활상수 α 의 결정이 매우 중요한 문제이다. 일반적으로 자료가 안정적이고 변동이 완만한 경우에는 작은 값의 α 가 적절하며, 변동이 심한 자료에서는 큰 값의 α 가 적절하다. 이렇듯 적절한 α 의 결정은 이동평균법에서의 m 의 결정방법과 마찬가지로 다음과 같은 예측오차의 제곱합을 최소로 하는 α 를 결정하면 된다.

$$MSE(\alpha) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (D_t - F_t)^2 \quad (8)$$

즉, 위 표 7의 예측결과를 토대로 예측오차의 평균제곱합을 계산하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} MSE(\alpha) &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (D_t - F_t)^2 \\ &= \frac{(-36.32)^2 + (-30.50)^2 + \dots + 238.50^2 + 249.84^2}{11} \\ &= 11701.39 \end{aligned}$$

또한, 이 예제에서 최적 평활상수를 구하기 위하여 다른 α 값에 대하여 평균제곱예측오차(*MSE*)를 구하면 다음 표 8과 같다.

표 8 평활상수(α)에 따른 *MSE*의 비교Table 8 Comparison of *MSE* Based on α

평활상수(α)	평균제곱예측오차(<i>MSE</i>)
$\alpha=0.10$	13109.37
$\alpha=0.15$	12386.65
$\alpha=0.20$	11701.39

따라서, 이 예제의 경우 평활상수 $\alpha=0.20$ 일 때가 평균제곱예측오차가 가장 작으므로 최적이 됨을 알 수 있다. 이처럼 지수평활법은 과거의 데이터를 유지할 필요성을 갖지 않으며, 어떤 추세를 갖지 않거나 계절적인 패턴을 나타내는 데이터 또는 추세와 계절성을 모두 갖는 데이터에 사용될 수 있다. 또한 표 5에서 이동평균법을 통해 계산된 *MSE*와 표 8에서 지수평활법을 통해 계산된 *MSE*를 비교해 볼 때, 지수평활법에 의한 방법이 *MSE*가 더 작게 나타남을 알 수 있다. 물론 이동평균기간(*m*)이나 평활상수(α)에 의해 다소 차이는 있으나 이동평균법보다는 지수평활법이 보다 적절한 방법일 것이다.

3. 결 론

본 논문은 단기 전력사용량 예측을 위한 일반적인 예측방법과 새로운 시계열 예측방법을 조사 분석하여 결과를 산출하고, 실제 전력사용량과 비교분석하여 그 결과를 제시하였다. 본 시뮬레이션의 예측방법은 상시로 운영되는 수요응답프로그램에 있어서 수요관리 시행에 대한 효과분석과 수요자 보상을 위한 인센티브 수준 결정에 중요한 요소로 작용할 것이다. 또한 단기 즉, 10일간의 전력소비패턴을 실제값과 비교하여 그 결과를 산출함으로써 단기적으로 전력소비 결과를 예측하여 효율적인 전력소비를 유도하는 전략을 수립하기 위한 목적으로 활용될 수 있을 것이다.

감사의 글

본 연구는 지식경제부 전력산업기반기금의 지원으로 수행되었습니다.

참 고 문 헌

- [1] 수요측 전력사용량 예측을 위한 수요패턴 분석 연구, KIEE, Vol. 57, No 8, AUG, 2008
- [2] 한국전력공사 전력연구원, “ESP용 고부가서비스 및 통합자원관리시스템 개발” 중간보고서, 2006. 8
- [3] AMI를 이용한 Consumer Portal 개발, 대한전기학회 논문지, Vol.56, No.11, NOV, 2007
- [4] 수요측 전력설비의 실시간 양방향 통신에 관한 연구, 대한전기학회 2008년도 하계학술대회, 정보통신, 2007.07
- [5] 수요응답시스템 개발 및 운영방안 연구, 한국정보처리 학회 추계학술대회 논문집 제13권 제2호, 2006.11
- [6] 수요정보 분석시스템의 개발에 관한 연구, 대한전기학회 2006년도 하계학술대회, 2006.07

저 자 소 개



고 종 민 (高鍾旻)

1967년 11월 30일생
2006년 충남산업대 정보통신공학과 졸업
(석사)
1993년 - 현재 한국전력공사 전력연구원
E-mail : kojm@kepco.co.kr



양 일 권 (梁日權)

1954년 04월 24일생
1992년 미국 인디애나대 졸업(석사)
1980년 - 현재 한국전력공사 전력연구원
E-mail : ynagilk@kepco.co.kr



송 재 주 (宋在周)

1967년 5월 25일생
2004년 충북대 전자계산학과(석사)
1991년 - 현재 한국전력공사 전력연구원
E-mail : jjsong@kepco.co.kr