# 상시수요응답(Day Ahead Demand Response) 운영에서의 CBL 활용방안 연구

論 文
58-1-6

## A Study for CBL(Customer Baseline Load) utilization in Day Ahead Demand Response operation

高 鍾 旻[†] ·梁 日 權[*] ·宋 在 周[**] ·陳 成 日[***]
(Jong-Min Ko · Il-Kwon Yang · Jae-Ju Song · Sung-Il Jin)

**Abstract** - In this study firstly we survey the calculation method and the characteristics of the way of estimating CBL(Customer BaseLine Load) that is important calculation tool for DRP internationally. Also we analyze the power consumption pattern using the 15 minutes load profiles of about 120,000 customers in domestic. Based on this pattern, we provide the CBL calculation method that can be utilized in DRP to save the cost, and analyze the accuracy of the CBL calculation proposed in this paper through the simulation.

**Key Words** : Incentive-Based Demand Response, Day Ahead DR, Customer Baseline Load, Customer Load Pattern, EPF CBL, CLP CBL

### 1. 서 론

최근 전 세계 모든 산업분야의 발달로 인해 전력에너지 사용량이 폭발적으로 증가되어 전력공급 안전성이 크게 위협을 받고 있는 실정이며, 이에 따라 한국전력에서는 기본요금의 12개월 연동제를 실시하고 전기요금을 피크전력 중심으로 대폭 인상하여 전력사용 수용가의 최대 수요전력을 억제하는 요금정책을 시행하는 등 꾸준히 증가하고 있는 전력수요에 효율적인 대응전략을 수립 시행하고 있다.

또한 정구형 등(2004), 박종근 등(1999) 및 Steven Soft(2001)는 경쟁적 전력시장으로의 이행으로 인해 전력산업 환경 전반에 걸쳐 근본적인 변화가 예상되고, 경쟁적 전력시장에서는 시장원리에 의해 공급과 수요가 만나는 점에서 전력공급량과 요금이 결정되므로 매 시간마다 해당 시간의 시장환경에 따라 변동하게 될 것이라고 분석하였다.

이러한 시장환경 변화가 대두되기 시작하면서 각국의 전력회사들은 수요관리를 적극적으로 추진하였고, 특히 전력시장과 연동하여 수요측의 능동적 부하조절을 가능하게 하는 시장지향적인 수요관리기법중 하나인 전력수요반응프로그램(Demand Response Program)이 단기간에 전력절감 효과를 기대할 수 있고 첨두부하시의 전력수급불안 문제를 손쉽게 해결할 수 있다는 점에서 보다 적극적으로 추진되었다. 또한 정보통신기술의 발전이 전력산업에서 수요반응프로그램의 시스템화가 가능하게 함으로써 최근 들어 전력산업의 선진각국에서는 이러한 시스템운영을 통한 효율적인 전력공급을 추진하고 있다. 현재 많은 국가의 경우 전력수요는 경제성장과 함께 지속적으로 증가하고 있으며, 한정된 자원으로 효율적인 전력공급을 위해서 수요관리의 중요성은 점차 커지고 있다.

본 연구에서는 수요반응프로그램에서 중요한 도구로 활용하고 있는 기저부하(Customer Baseline : CBL) 산출방법에 대하여 해외에서 적용하고 있는 산출방법을 조사하고 그 특징을 분석하였다. 또한 국내 전력산업 환경에서 적용 가능한 CBL을 산출하기 위하여 실제 12여만여 대용량수용가의 15분 Load Profile를 사용하여 전력소비 패턴을 분석하였으며, 이러한 패턴에 적합한 전력구입비 절감을 위한 상시수요반응 프로그램에서 활용할 수 있는 CBL 산출방법에 대하여 제안하고 모의실험을 통하여 제안된 CBL방법의 정확도를 알아보고자 한다.

### 2. 일반적인 CBL 방법

수요응답에 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, 공휴일 및 이벤트 참여로 혜택을 받은 날을 제외한 이벤트일과 유사한 10일을 대상으로 계산한다.

Southern California Edison Company(2006) 는 일반적으로 사용하고 있는 CBL방법으로 3-Day Baseline, Utility

---

† 교신저자, 正會員 : 韓電 電力硏究員
E-mail : kojm@kepco.co.kr
* 正 會 員 : 韓電 電力硏究員
** 正 會 員 : 韓電 電力硏究員
*** 非 會 員 : 忠南大學校
接受日字 : 2008年 11月 11日
最終完了 : 2008年 12月 9日

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 많은 3일의 평균에 기초하므로 고객 Baseline과 프로그램 효과를 상당히 과대평가함.

② 10-Day Baseline은 이벤트가 보통 때보다 높은 부하/온도 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.

## 3. 국내 전력사용량 특징

CBL 계산방법은 전력사용량의 특성에 맞게 선택하여야 하고, 전력사용에 대한 패턴 분석은 다른 내용보다 선행되어야 하기 때문에 본 절에서는 국내 전력사용량의 특성을 파악하기 위하여 실제 한전에서 운영하는 AMR(Auto Meter Reading)시스템의 12여만여 대용량 고압수용가의 15분 Load Profile를 바탕으로 분석하였다. 이러한 수용가중 각 산업특성 및 계약특성별 분포를 고려한 300여개 수용가를 표본으로 선정하고 계절적 요인 및 온도와의 관련성을 파악하기 위하여 2007년 1, 2, 4, 5, 7, 8월의 Load Profile를 추출하여 전력사용 패턴분석을 실시하였다.

### 3.1 전체 전력사용량 특성

전체 사용량의 특징은

① 일반적으로 주 업무 시작 시간인 9시를 시작으로 전력사용량이 급격히 증가하고, 12시부터 14시(점심시간대)까지는 감소현상을 보이며, 퇴근 시간 이후인 18시부터 서서히 감소하는 경향을 보인다.

② 공휴일 다음날 10시 이전이 다른 요일의 동일 시간대에 비해 현저히 낮게 나타나고 있다.

③ 일반적으로 전체 전력사용량은 그림 1과 같이 여름의 전력사용량이 봄과 겨울의 전력사용량에 비해 높고, 그림 2와 같이 온도와 사용량과의 관계를 나타내는 산점도 그림에서 다소 온도가 올라가면 사용량이 다소 커지는 경향이 있는것 처럼 보이지만 이는 환경요인(온도, 습도, 불쾌지수)과의 관계분석 결과 환경요인과 전력사용량과의 비례관계로 판단하기는 어려울 정도로 그 차이가 미약하다.

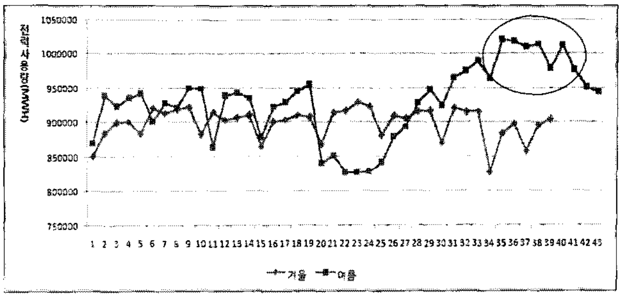

그림 1 계절별 전체 전력사용량의 비교
Fig. 1 Comparison of total electric usage in season

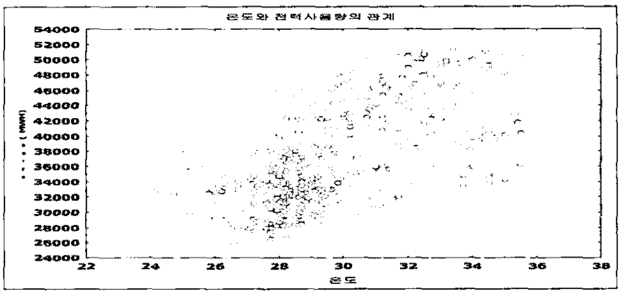

그림 2 사용량과 온도와의 분포(8월)
Fig. 2 Distribution of electric usage and temperature(aug.)

④ 계절적 특징은 휴가철이 집중되어 있는 7월말부터 8월초 사이에 전력사용량이 급격히 감소하며, 8월 21일부터 8월 28일 사이에 전력사용량이 급격히 증가하는 하절기 Peak 시점이 나타난다.

### 3.2 산업특성별, 계약특성별 전력사용량 특성

전체 산업특성과 계약특성별로 분석한 결과는 다음과 같다.

① 대체적으로 전체사용량의 특징과 동일한 경향을 보이고 있으나 일부 산업특성에 따라 고유의 특징을 보이고 있다.

② 이를 요약하면 대형 빌딩과 같이 일반적인 업무 시간에는 많은 사용량을 보이다가 이외의 시간에는 기본적인 전력만을 사용하는 특징을 갖는 분류, 24시간 전력사용량이 거의 동일하게 유지되는 특징을 갖는 분류, 교대 근무의 특징을 보이는 분류 등으로 정리된다.

③ 계절적 특징은 대체적으로 전체사용량의 특징과 동일하게 휴가철이 집중되어 있는 7월말부터 8월초 사이의 전력사용량이 현저히 낮은 특징이 있으며, 8월말에 하절기 Peak 시점이 나타난다. 또한 계절별 생산 품목 및 생산설비 가동율에 따라 계절적 특징을 보인다.

④ 이러한 분석 결과는 산업특성별 및 계약특성별로 전력사용 패턴의 고유의 특징을 가지고 있지만, 전체사용량 패턴분석 결과와 동일하게 환경요인(온도, 습도, 불쾌지수)과 전력사용량과의 비례관계를 판단하기는 어려울 정도로 그 차이가 미약하다.

### 3.3 수용가별 전력사용량 특성

CBL 계산을 위해서는 전체 고객에 대한 사용량인 총사용량, 혹은 산업특성별, 계약특성별 사용량 보다는 고객마다 보유하고 있는 사용량 패턴을 분석하여야 한다. 전체 고객중에서 산업특성, 계약형태등을 고려하여 300여개의 표본을 추출하고 이를 이용하여 분석한 결과

① 각 수용가별 전력사용량 특성은 일반적인 업무 시간 특성을 나타내는 수용가와 24시간 전력사용량이 동일하게 유지되는 수용가, 교대 업무 등 그 수용가만의 특유의 전력사용량 패턴을 갖고 있는 수용가 집단으로 분류할 수 있다.

② 각 수용가별 계절적 특성은 여름휴가 기간 특성이 나타나는 수용가, 하절기 Peak 시점이 나타나는 수용가, 그리고 겨울 전력사용량이 여름 전력사용량보다 많은 수용가로 분류된다.

③ 각 수용가별 전력사용량과 환경요인과의 관계분석 결과 온도 혹은 불쾌지수가 전력사용량에 영향을 미치는 수용가도 존재하지만 함수 관계를 찾을 정도의 유의성은 갖고 있지 않다.

④ 대체적으로 대부분의 수용가는 수용가별로 거의 동일한 패턴으로 사용하고 있음을 알 수 있다. 즉, 토, 일, 공휴일을 제외한 나머지 평일의 사용량은 요일이나 계절에 상관없이 24시간 사용하는 패턴이 거의 동일한 형태를 취하고 있으며, 일부 제조업의 경우 제품생산 일정에 따라 상당히 큰 편차를 보이는 수용가도 있다.

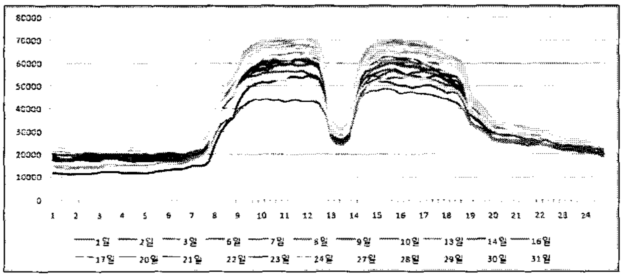

**그림 3** 고객의 부하패턴 예(8월)

**Fig. 3** Example of customer's load pattern(aug.)

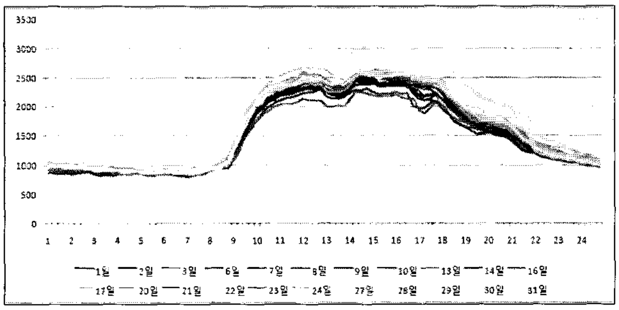

**그림 4** 고객의 부하패턴 예(8월)

**Fig. 4** Example of customer's load pattern(aug.)

그림 3과 4는 두 수용가의 2007년 8월 사용량을 그림으로 표현한 것이다. 그림에서와 같이 각 수용가별로 사용량의 차이는 다소 있지만 사용 패턴은 동일하다는 사실을 알 수 있다.

## 4. 국내 전력사용량 분석을 통한 CBL 적용

Southern California Edison Company(2006) 앞서 미국의 경우 여러 가지 CBL방법 중에서 대체적으로 10-Day Adjusted Baseline 방법이 가장 정확하다는 결론을 내리고 있으나, 우리나라의 특성을 찾기 위하여 3-Day Baseline, 5-Day Baseline, 8-Day Baseline, 10-Day Baseline 각 방법에 따라 정확도를 분석하였다.

분석결과 DR 이벤트와 관련하여 선택된 유사한 10일의 전력사용량과 DR 이벤트 발생 시점의 실 사용량이 거의 일정하여 전력사용 편차가 크지 않으면 4가지 계산방법(10-Day Baseline, 3-Day Baseline, 8-Day Baseline, 5-Day Baseline) 모두 큰 차이가 없으며, 일별 전력사용량이 지속적으로 증가하는 시점 혹은 그런 패턴이 나타나는 수용가는 3-Day Baseline 방법 혹은 5-Day Baseline 방법이 보다 정확하게 계산되는 특징이 있으며, 일별, 시간별 전력사용량이 증감을 반복하는 패턴이 나타나는 수용가는 10-Day Baseline 방법 혹은 8-Day Baseline 방법이 보다 정확하였다.

전반적으로 전력사용량과 DR 이벤트 발생 시점의 실 사용량이 거의 일정한 수준이지만, DR 이벤트와 관련하여 선택된 유사한 10일 중 전력사용량이 갑자기 증가하거나 감소한 날들이 존재하면, 3-Day Baseline 방법 혹은 5-Day Baseline 방법이 보다 정확하고, DR 이벤트 발생 시점의 실사용량이 DR 이벤트와 관련하여 선택된 유사한 10일의 전력사용량으로부터 차이가 발생하면, 선정되는 CBL 계산방법에 차이가 발생. 즉, DR 이벤트 발생 시점의 실 사용량이 유사한 10일 중 3-Day Baseline 방법 혹은 5-Day Baseline 방법과 관련되어 선택된 날들의 전력사용량보다 적으면 10-Day Baseline 방법 혹은 8-Day Baseline 방법이 보다 적합하고, 반대로 많으면 3-Day Baseline 방법 혹은 5-Day Baseline 방법이 보다 정확한 결과를 보이고 있다.

국내 전력사용량 특성분석 결과를 요약하면 전체 전력사용량과 환경요인(온도, 습도, 불쾌지수)과의 유의미한 상관관계를 찾기 어려우며, Peak 시점은 8월 하순에 존재하였다. 또한 산업특성이나 계약형태등을 고려하여 전력사용량 분석결과 이들을 몇 개의 그룹(여름휴가군, 하계피크군, 겨울피크군 등)으로 나눌 수 있다.

최적의 CBL 산정을 위해 4가지 계산방법(3-Day Baseline, 5-Day Baseline, 8-Day Baseline, 10-Day Baseline)을 적용해 본 결과 대체적으로 10-Day Baseline 혹은 8-Day Baseline 방법이 적합하다. 따라서 본 논문에서는 10-Day Baseline 방법을 응용한 CBL방법을 제안하였다.

## 5. 상시 DR에 따른 CBL 계산방법

전력거래소 홈페이지의 공개 정보에 의하면 한국의 전력산업 환경은 발전사 분할이후 변동비(연료비)를 기준으로 입찰하여 결정하는 변동비반영시장(CBP, Cost Based Pool) 형태의 전력시장을 운영하고 있다. 한전은 전력시장에서 시간대별로 변하는 전력시장가격(SMP, System Marginal Pricing)에 의하여 발전사로부터 전력을 구입하고, 고객에게는 규정된 일정한 전력요금으로 전력을 판매하고 있다.

CBP의 가장 큰 특성은 에너지시장(Energy Market)과 용량시장(Capacity Market)으로 이루어지며, 에너지시장은 연료비를 반영하여 공급곡선을 작성하고, 이에 수요곡선을 교차시켜 전력시장가격을 결정한다. 여기서 연료시장의 가격변화를 반영하기 위해 주기적으로 연료비 자료는 수정되며, 용량시장가격은 보통 1년에 한번 정하고 연간 동일한 가격을 적용한다. CBP의 또 다른 특성은 시장지배력이 있는 상황에서도 경쟁구조를 제공할 수 있다는 점이다. 사전에 투명한 절차에 의해 각 발전기의 전력생산비용이 결정되고 이를 기반으로 시장가격을 결정하기 때문에 시장지배력을 갖는 시장참여자가 있더라도 마음대로 가격을 조작할 수 없다. 과거 한국은 전력시장에서 한전이 단일 구매자로 전력회사와 민간발전회사간 장기전력공급계약(PPA)에 의한 전력구매방법을 적용하였었다. 그러나 이러한 PPA에 의한 거래방식은 경쟁이 제한적일 수 밖에 없고 투명성과 객관성이 시간적 거래방식보다 떨어진다는 단점이 있었다. 따라서 현재와 같은 한국의 전력산업 환경에서 보다 투명하고 경쟁적 거래구조를 제공하기 위해 CBP를 적용, 현재까지 운용하고 있는 것이다.

그러나 CBP시장에서 전력시장가격(SMP)는 발전사들이 하루 전에 입찰한 발전가능용량과 사전에 정해진 발전기별 변동비, 그리고 전력거래소에서 예측한 전력수요에 의하여 결정된다. 이때 발전가능용량은 발전기 예방정비계획 및 댐 수량에 따라 달라지며 발전기별 변동비는 연료가격에 따라 달라진다. 특히 화력발전기의 경우 석유, 가스등과 같은 연료비 변동에 많은 영향을 받게 되며 최근의 석유가격의 많은 변동에 따라 해당 발전기의 변동비는 더욱 변화할 것으로 전망되며, 발전기의 변동비에 대한 전력사업자측, 즉 한전의 경우 재무구조를 취약하게 만드는 요소로 작용한다. 외국과는 달리, 우리나라는 연료비 가격변동과 소매전력가격을 연동되어 있지 않음으로 인하여 구입전력비 증가는 한전의 재무압박요인으로 작용하고 있어 이에 대한 대책이 시급한 실정이다. 이에 따라 전력거래소(KPX)에서는 전력시장가격, 즉 SMP가 높거나 급격한 변동이 발생할 것으로 예상되는 경우 전력수요를 낮춰 변동비가 높은 첨두발전기의 가동을 줄여 SMP 하락을 유도하는 방법으로 상시DR을 도입하여 운영하고 있다. 따라서 본 논문에서는 고객의 수요절감에 대한 정산과 상시DR의 실적 검증에 있어서 고객의 실제 사용량에 대한 패턴을 기반으로 CBL을 계산할 수 있는 방법을 제시 하였다.

### 5.1 상시 DR에 있어서 일반적인 CBL의 문제점

앞에서 언급되었던 것과 같이 일반적인 CBL계산은 이벤트 시행 날의 이전 토, 일, 공휴일 및 이벤트 시행일을 제외한 10일간의 데이터를 활용하여 몇 가지 계산방식에 따라 적용하였다. 그러나 상시 DR의 경우 CBL 계산을 위해 필요한 10일을 선정하기 위해서는 상당히 오랜 기간 전이 될 가능성 있으며, 적어도 한 계절구간의 데이터를 사용하지 못할 수도 있어 CBL 예측의 오차가 발생할 가능성이 높다. 따라서 상시 DR일 경우 일반적인 CBL 계산방식과는 다른 계산방식을 적용하여야 한다.

### 5.2 상시 DR에서의 CBL방법 제안

#### 5.2.1 방법1. 이벤트 효과 추정(Event Production Forecast)을 통한 CBL계산

이를 위하여 계산에 사용되어지는 몇 가지 용어를 먼저 정의하자.

- $x_i$: 이벤트가 시작된 후 $i$번째 일의 실 사용량($i$가 음수일 경우 이벤트 시행 이전일 이며, 토, 일, 공휴일은 제외)
- $y_i$ : 이벤트가 시작된 후 $i$번째 일의 이벤트 시행되지 않았을 경우의 사용량 예측(토, 일, 공휴일은 제외)
- $CBL_i$ : 이벤트가 시작된 후 $i$번째 일의 실 CBL

본 계산 방법을 위하여 필요한 몇 가지 가정을 정의하면 아래와 같다.

① 이벤트 시행 첫날의 경우 일반적인 DR의 CBL 계산과 동일하게 계산하고, 이벤트가 시행되면 이벤트 시행에 대한 효과에 의해 이벤트가 실행되지 않았을 때와 사용량의 차이가 발생할 것이다.

② 실 사용량($x_i$)은 이벤트 효과가 반영된 사용량라고 정의하자.

이벤트 시행효과는 이벤트가 지속적으로 진행되면서 지속적으로 보정하여 계산하는 것이 시행효과를 보다 정확히 예측할 수 있고 따라서 이벤트 시행효과는 (과거 몇일간의 평균 사용량)과 (동일기간의 CBL 예측값)의 비율로 계산한다. 일반적으로 CBL은 이벤트가 시행되지 않은 날의 사용량을 근간으로 계산하고 이벤트 효과를 제거한 사용량($y_i$, 즉, 이벤트가 시행되지 않았을 경우의 사용량)에 대한 예측이 필요하다.

이를 바탕으로

1) 이벤트 시행 첫날

$$CBL_1 = \sum_{j=1}^{10} x_{-j}/10 \text{ : 직전 10일간 실 사용량의 평균} \quad (1)$$

실사용량 : $x_1$

이벤트 시행 효과 = $x_1/CBL_1$

이벤트 시행되지 않았을 경우의 사용량 예측($y_1$)

= 실 사용량×1/이벤트 시행 효과

$$= x_1 \times \frac{CBL_1}{x_1} = CBL_1 \quad (2)$$

2) 이벤트 시행 $i(1 \le i \le 10)$일

$$CBL_i = \left[ \sum_{j=1}^{11-i} x_{-j} + \sum_{j=1}^{i-1} y_j \right] / 10 \quad (3)$$

실사용량 : $x_i$

이벤트 시행 효과 = $\sum_{j=1}^{i} x_j \Big/ \sum_{j=1}^{i} CBL_j$

$$y_i = x_i \times \frac{\sum_{j=1}^{i} CBL_j}{\sum_{j=1}^{i} x_j} \quad (4)$$

3) 이벤트 시행 $i(i>10)$일

$$CBL_i = \sum_{j=1}^{10} y_{i-j}/10 \quad (5)$$

실사용량 : $x_i$

이벤트 시행 효과 =

$$\sum_{j=1}^{10} x_{i-j+1} \Big/ \sum_{j=1}^{10} CBL_{i-j+1} \quad (6)$$

$$y_i = x_i \times \frac{\sum_{j=1}^{10} CBL_{i-j+1}}{\sum_{j=1}^{10} x_{i-j+1}} \quad (7)$$

와 같은 방법으로 CBL을 계산한다.

### 5.2.2 방법2. 수용가 사용패턴(Customer Load Pattern)을 반영한 CBL계산

앞 장에서 각 수용가의 사용량을 분석한 결과 수용가별로 거의 동일한 사용패턴을 갖고 있음을 착안하여 다음과 같은 방법으로 CBL 계산 방법을 제안한다.

본 방법에서의 보다 정확한 CBL 계산을 위해서는 상시 DR을 수행하더라도 각 이벤트일에 대하여 이벤트가 실질적으로 수행되는 시간대는 거의 동일하다는 전제가 선행 되어야 한다.

Step 1) 시간대별 사용량 비율 계산

이벤트일을 기준으로 이벤트가 시행되지 않은 가장 최근 30일의 사용량을 바탕으로 각 시간대별(15분 단위) 사용량에 대한 비율($w_i$)을 계산한다.

$x_{ij}$ : 상시 DR 시작 후 $i$일의 $j$시간대 사용량

$y_i$ : 상시 DR 시작 후 $i$일의 실 사용량

$w_j = (\sum_{k=1}^{30} x_{k-31,j} / \sum_{k=1}^{30} y_{k-31})$ : 15분 단위 시간대별 일일 사용량에 대한 비율($\sum w_j = 1$) (8)

Step 2) 이벤트일의 전체 사용량 예측

이벤트일의 CBL은 이벤트일의 전체 사용량을 예측하여 이벤트가 수행되는 시간대의 비율대로 할당하면 된다. 이를 위해서는 이벤트일 전체 사용량을 예측하거나 이벤트가 발생되는 시간대가 동일하다면 이벤트 수행 시간대의 사용량을 예측하면 된다. 그러나 이벤트가 수행되는 시간대의 최근 실제 사용량은 측정할 수 없기 때문에 수행되지 않은 시간대에 대한 사용량을 예측하여 이를 기준으로 각 시간대별 CBL을 계산한다.

따라서 이벤트일 전일부터 과거 10일 동안의 이벤트가 수행되지 않은 시간대의 일일 평균 사용량($\hat{y_i}$)을 계산한다.

A : 이벤트 시행 시간대

$$\hat{y_i} = \sum_{k=1}^{10} \sum_{j\in A^c} x_{11-k,j} / \sum_{j\in A^c} w_j \quad (9)$$

Step 3) 이벤트 수행 시간대의 CBL

Step 2에서 계산된 이벤트 수행 이외 시간대의 평균 사용량과 Step 1에서 계산된 각 시간대별 사용량의 비율을 바탕으로 이벤트 시간대의 CBL을 계산한다.

$i$번째 이벤트일의 $j$시간대의 CBL : $CBL_j = w_j \times \hat{y_i}$ (10)

### 5.3 Simulation 수행

제안된 계산방법의 정확도에 대한 분석은 전력사용량 특성을 분석하기 위하여 사용되었던 데이터를 바탕으로 Simulation을 수행하였다.

현재 보유하고 있는 데이터가 실제 사용량이기 때문에 이벤트 시행 효과를 1%+$\epsilon$, 3%+$\epsilon$, 5%+$\epsilon$, 10%+$\epsilon$, $\epsilon \sim N(0,\sigma^2)$로 가정하여 수행하였다. 이벤트 효과를 1~10% 범위로 한 이유는 실제 상시 DR을 수행할 경우 이벤트 효과를 이 정도로 고려하기 때문이다. 이벤트 효과에 대한 분산은 과거 사용량의 분산과 동일하다는 가정하에 $\sigma^2$을 과거 10일간의 사용량에 대한 분산으로 활용하였다. 가정된 조건의 분포에서 10만개의 난수를 생성하고 이 값을 이벤트 시행효과로 하여 방법 1에 대한 Simulation을 시행하였다.

300여개의 수용가에 대하여 이벤트일을 7월 2일에서 10일 동안으로 하고, 이벤트를 수행할 가능성이 높은 시간대인 11:00~18:00에서 Simulation을 수행하였으며, 분석 결과 거의 대부분의 수용가와 거의 대부분의 시간대에서 거의 동일한 결과를 보이기 때문에 11:30, 12:30, 15:30, 16:30, 17:30의 시간대에 대한 수행결과를 아래표에 제시하였다.

표 1은 과학기술서비스업의 어느 수용가에 대한 Simulation 결과 각 상시DR 시작일에서 시작 후 9일간의 각 시간대에 대한 CBL과 실제 사용량과의 차이를 나타내는 MSE(Mean Squared Error)를 나타내고 있으며, 표 2는 시뮬레이션을 하기 위해 분석한 300여개 수용가에 대하여 표 1과 같이 MSE를 계산하고, 300여개 테이블의 해당 SHELL 에 대한 평균값을 나타낸다. 수용가의 사용량에 따라 다소 편차가 커서 표 1에 비해 표 2의 MSE값이 다소 큰 값을 갖는 경향은 있으나 표 1은 사용량이 크지 않은 수용가이기에 다소 작은 값으로 나타난다, 전체적인 경향은 거의 동일하므로 본 논문에서는 각 shell별 값의 크기 보다는 방법 1과 방법 2의 값을 비교하는 것이 목적이다.

표 1 수용가 MSE 비교

Table 1 Comparison of customer MSE

| Event 일자 | Event 시간별 MSE | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 11:30 | | 12:30 | | 15:30 | | 16:30 | | 17:30 | |
| | 방법1 | 방법2 | 방법1 | 방법2 | 방법1 | 방법2 | 방법1 | 방법2 | 방법1 | 방법2 |
| 1일째 | 130.8 | 98.6 | 2.6 | 12.8 | 220.7 | 400.0 | 306.1 | 501.6 | 262.1 | 367.5 |
| 2일째 | 136.2 | 141.5 | 120.8 | 500.4 | 22.2 | 438.2 | 58.2 | 805.0 | 80.9 | 15.5 |
| 3일째 | 400.7 | 1172.4 | 897.8 | 3681.6 | 269.0 | 1319.3 | 936.3 | 4414.4 | 17.2 | 719.1 |
| 4일째 | 142.3 | 54.6 | 312.7 | 5.5 | 442.7 | 1333.0 | 744.3 | 803.0 | 2.9 | 8.5 |
| 5일째 | 188.0 | 255.5 | 390.2 | 642.9 | 167.9 | 81.0 | 332.6 | 63.0 | 60.6 | 976.6 |
| 6일째 | 82.4 | 137.9 | 292.0 | 141.0 | 159.1 | 48.7 | 312.7 | 72.4 | 49.6 | 106.9 |
| 7일째 | 67.9 | 0.2 | 153.2 | 70.3 | 153.7 | 145.8 | 334.2 | 296.4 | 90.1 | 658.8 |
| 8일째 | 123.1 | 458.9 | 111.9 | 21.0 | 197.5 | 472.8 | 343.8 | 234.8 | 90.4 | 237.3 |
| 9일째 | 214.6 | 898.9 | 145.7 | 181.0 | 281.7 | 934.7 | 340.8 | 149.2 | 106.0 | 333.9 |

표 2 300 고객의 평균 MSE 비교

Table 2 Comparison of 300 customers average MSE

| Event 일자 | Event 시간별 MSE | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 11:30 | | 12:30 | | 15:30 | | 16:30 | | 17:30 | |
| | 방법1 | 방법2 | 방법1 | 방법2 | 방법1 | 방법2 | 방법1 | 방법2 | 방법1 | 방법2 |
| 1일째 | 23081.2 | 17232.6 | 28953.2 | 19916.1 | 26882.9 | 20294.2 | 24244.7 | 17294.8 | 18487.7 | 15340.1 |
| 2일째 | 14963.6 | 3741.2 | 29546.8 | 21243.1 | 20451.9 | 9058.4 | 16659.6 | 8855.2 | 8549.3 | 10465.8 |
| 3일째 | 6757.6 | 11885.7 | 19130.1 | 16108.7 | 9613.8 | 9829.7 | 7677.6 | 12150.5 | 4076.0 | 10132.8 |
| 4일째 | 7375.0 | 19708.5 | 19465.2 | 19133.3 | 9210.3 | 12162.3 | 6951.8 | 13701.8 | 4859.4 | 13373.5 |
| 5일째 | 5380.4 | 5904.7 | 14125.7 | 5193.1 | 8140.9 | 7714.3 | 5635.5 | 7784.5 | 4607.1 | 9394.7 |
| 6일째 | 4819.1 | 2149.4 | 12501.7 | 1967.6 | 7906.4 | 4580.7 | 5500.5 | 5651.4 | 5019.8 | 5152.1 |
| 7일째 | 4270.8 | 2567.7 | 12900.4 | 5840.4 | 10129.4 | 14019.2 | 6194.6 | 8423.4 | 5043.8 | 3704.6 |
| 8일째 | 4000.8 | 4806.0 | 14401.3 | 11363.7 | 12451.4 | 17889.1 | 7512.6 | 12165.4 | 6838.6 | 13698.0 |
| 9일째 | 5392.2 | 22926.6 | 14396.8 | 15957.2 | 12098.9 | 15418.9 | 7811.1 | 11178.4 | 7571.0 | 10525.7 |

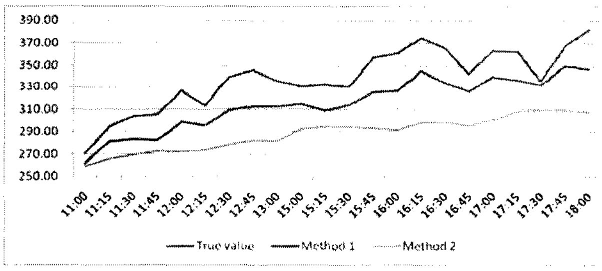


그림 5 상시DR시행 후 3일째 모의실험 결과

Fig. 5 Simulation result after DR event 3rd

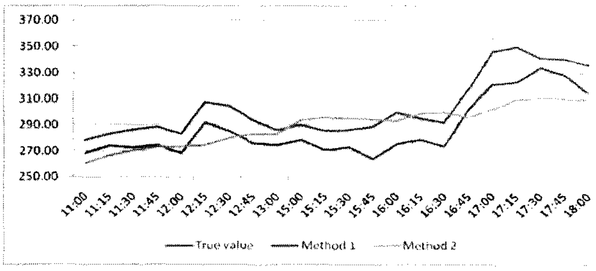


그림 6 상시DR시행 후 5일째 모의실험 결과

*Fig. 6 Simulation result after DR event 5th*

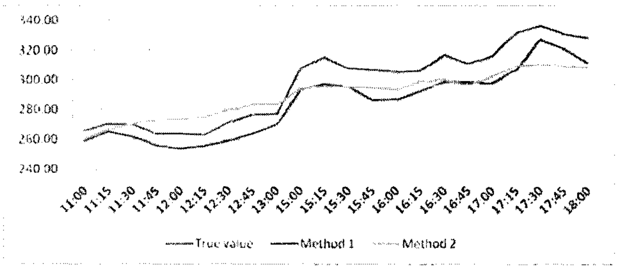


그림 7 상시DR시행 후 7일째 모의실험 결과

Fig. 7 Simulation result after DR event 7th

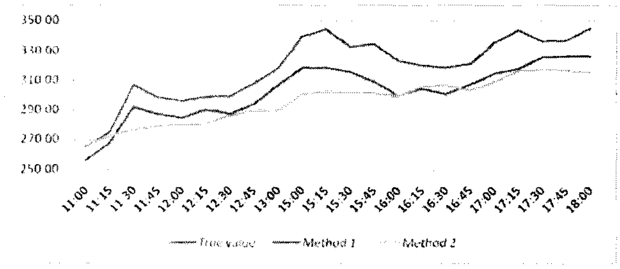


그림 8 상시DR시행 후 9일째 모의실험 결과

Fig. 8 Simulation result after DR event 9th

Simulation 수행결과 대부분의 시간대에서 이벤트 효과를 예측하여 CBL을 계산한 방법(방법 1)의 MSE가 각 시간대별 사용량의 비율을 고려한 예측결과(방법 2) 보다 정확한 결과를 얻었다.

그림 5에서 8은 어느 수용가에 대한 Simulation결과로서 실제 사용량과 제안된 CBL에 대한 두가지 방법을 비교한 그래프 이다. 그림에서도 알 수 있듯이 방법1이 실제 사용량과 거의 유사한 패턴을 갖고 있으며, 오차도 방법 2의 오차

보다 작음을 알 수 있다.

## 6. 결 론

본 논문에서는 상시DR을 수행할 경우 기존의 CBL계산 방식에서 계산을 위한 대상이 되는 측정값이 없거나 상당히 오래전의 사용량을 이용하여 분석하여야 하는 문제점이 있어 기존의 CBL 계산 방식을 활용할 수 없었다. 이를 해결하기 위하여 이벤트 효과를 예측한 방법(방법 1)과 사용량의 패턴을 이용하여 이벤트가 시행되지 않은 시간대의 사용량으로 이벤트 시간대의 CBL 계산 방식(방법 2)을 제안하고 이를 비교하기 위한 Simulation을 수행하였다.

분석결과 방법 1의 경우 계산 과정은 다소 복잡하지만 정확도가 방법 2보다 우수하였으나 상시DR 기간이 길어질 경우 예측력이 떨어질 수 있으며, 방법 2의 경우 각 수용가별 사용량 패턴이 거의 동일하다는 분석 결과를 이용하여 계산하였으므로 이벤트 시행일수가 길어질 경우 효율적으로 사용할 수 있는 방법이다.

**감사의 글**

본 연구는 산업자원부 전력산업기반기금의 지원으로 수행되었습니다.

## 참 고 문 헌

[1] 수요측 전력사용량 예측을 위한 수요패턴 분석 연구, KIEE. Vol. 57, No 8, AUG, 2008

[2] AMI를 이용한 Consumer Portal 개발, 대한전기학회 논문지, Vol.56, No.11, NOV, 2007

[3] Katie Coughlin, Mary Ann Piette, "Estimating Demand Response Load Impacts", LBNL Reports, Jan. 2008

[4] Jong-Keun Park, Balho Kim, Jongbae Park, Doyoung Chung, "Restructuring the Electric Power Industry", Electrical Engineering & Science Research Institute, 1999

[5] Koohyung Chung, Chanjoo Lee, Jinho Kim, Balho Kim, Jongbae Park, "Development of a New Load Management System Package for Optimal Electricity Consumption Strategy in a Competitive Electricity Market", Trans. KIEE, Vol53A, No 3, 2004

[6] Steven Soft, "Power System Economics: Designing Markets for Electricity", IEEE/Wiley, 2001

[7] Southern California Edison Company, "Evaluation of 2005 Statewide Large Nonresidential Day-Ahead and Reliability Demand Response Programs Final Report", 2006

## 저 자 소 개

**고 종 민 (高 鍾 旻)**
1967년 11월 30일생
2006년 충남산업대정보통신공학과졸업 (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

**진 성 일 (陳 成 日)**
1955년 05월 17일생
1983년 충남대학교 전산학과 조교수
현 충남대학교 교수
현 충남대학교 소프트웨어 연구센터 소장
E -mail : sijin@cs.chungnam.ac.kr