

에너지 수요반응 참여효과 분석을 통한 수요감축량 산정기준에 대한 시사점*

이동규** · 정연제***

요 약

본 연구는 수요감축량 산정기준에 따라 수요반응(DR)의 효과가 과대평가 될 수 있다는 문제의식에서 시작되었다. 이를 확인하기 위해, 2019년 여름에 실시한 스마트 홈 기반 수요반응 시범사업의 전력사용량 절감효과를 전후비교법과 이종차분법을 이용해 분석하고, 현행 산정기준인 고객기준부하방식과 비교하였다. 그 결과, 고객기준부하방식으로는 대상 사업에서 전력사용량 절감률이 평균 15% 수준으로 계산되었으나 이종차분법에서는 절감효과가 없는 것으로 나타났다. 심지어 전후비교법에서는 DR 발령 참여가구들의 전력수요가 오히려 증가한 것으로까지 나타났다. 이러한 결과는 DR 사업에서 보다 엄밀한 수요감축량 산정기준이 필요함을 암시한다. 정확하게 수요절감량을 산정하는 것이 DR 사업 설계자나 참여자 모두에게 적절한 경제적 유인을 제공할 것으로 기대한다.

주요 단어 : 수요자원 거래시장, 수요반응, 수요감축량 산정기준, 이종차분법
경제학문헌목록 주제분류 : Q41, Q48

* 본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(No. 20161210200670). 논문의 개선을 위해서 많은 조언을 주신 익명의 심사위원님들께 감사드립니다.

** 서울시립대학교 경제학부 조교수 (주저자). dgyi77@uos.ac.kr

*** 에너지경제연구원 연구위원 (교신저자). yeonjei@keei.re.kr

I. 서 론

우리나라에서 전력은 최종에너지 중 석유 다음으로 많이 소비하는 에너지이며 그 수요가 지속적으로 증가하고 있다. 에너지경제연구원(2019)에 따르면, 우리나라의 최종에너지 소비 구성은 석유, 전력, 석탄, 도시가스의 순이며, 이 중 전력은 전체 소비량의 19.4%를 차지하고 있다. 특히 전력의 소비비중이 1990년 10.9%, 2000년 13.7%에 불과했다는 사실을 감안한다면, 전력의 소비증가 추세가 다른 에너지원에 비해 더 빠른 편이라는 사실을 알 수 있다. 이에 따라 전력시장의 안정은 국민경제에서 매우 중요한 위치에 놓여 있다고 평할 수 있다. 전력의 수요에 공급이 잘 매칭되지 않을 때 국민경제에 얼마나 악영향을 가져올 수 있는지 그동안 몇 차례의 대규모 정전사태들이 반면교사가 되었다. 예를 들어, 2011년 9월 15일의 대규모 정전사태(blackout)는 이상고온에 따라 발생한 추가적인 전력수요를 예측하지 못하고 가용발전기를 확보하지 못하여 벌어졌으며 이로 인한 피해인원은 162만 명에 이르는 것으로 추산되었다(김진이 외, 2011).

기존에는 전력시장의 안정적 운영을 위해 공급관리 위주로 전력수요 증가에 대응하였다. 그러나 전력 공급설비 확충에 요구되는 사회적 비용과 갈등이 증가함에 따라 수요관리 중심으로 정책이 전환되고 있다(이은정 외, 2017). 이러한 과정에서 최근 전력수요를 관리하는 수단으로 수요자원 거래시장(Demand Response Market)이 주목을 받고 있다. 수요자원 거래시장은 전기 사용자가 전력시장 가격이 높을 때 또는 전력계통 위기 시기에 아낀 전기를 전력시장에 판매하고 금전으로 보상받는 제도를 의미한다(한국에너지공단, 2018). 수요자원 거래시장에서는 정확하게 전기사용자의 수요절감량을 산정하고 수요자원의 실효성을 검증하기 위하여, 전력 소비량을 실시간으로 검침할

수 있어야 하며 전기사용자의 소비패턴도 대체로 일관적이어야 한다. 국내에서는 2014년부터 수요자원 거래시장을 운영하고 있으며, 대규모 수요자원 거래에 집중하고 있으나 소규모 전력 소비자에 대해서도 시범적으로 운영하고 있다(이은정 외, 2017).

본 연구는 점차 증가하고 있는 수요반응 사업들이 어느 정도 실효성이 있는지에 대한 의문에서 시작된다. 주택용 고객은 산업용 및 일반용에 비해 전력소비 규모가 작은 특징을 지니고 있어, 고객이 적극적으로 수요자원 거래시장에 참여할 유인이 작은 것이 사실이다. 따라서 소규모 자원을 대상으로 한 수요자원 거래시장이 활성화되기 위해서는 수요감축 이벤트가 발령되었을 때 고객이 직접 전력소비량을 제어하는 것이 아니라, 스마트 가전을 통해 전력사용량을 자동 조절하는 시스템 구축이 필요하다. 하지만 이러한 스마트 홈 구축 환경에서 수요반응의 효과가 어떻게 나타날지에 대한 본격적인 연구는 아직 미진한 상황이다. 특히 대규모 수용가를 대상으로 하는 기존의 수요자원 시장에서는 고객의 부하패턴이 비교적 일정한 형태를 유지하고 있어 과거 사용량을 기준으로 감축량을 산정하더라도 크게 무리가 없으나, 기온변화에 민감한 주택용의 경우 감축량 산정 기준이 잘못 산정된다면 그 효과를 과대 추정할 우려가 있다.

이를 확인하기 위해 본 연구는 2019년에 에너지경제연구원과 ㈜다산지앤지가 공동으로 수행한 스마트 홈 기반 수요반응(Demand Response; 이하 'DR') 시범사업의 실증자료를 이용하여, DR 사업이 실제 참여가구의 전기소비 절약을 유도하였는지를 분석한다. 그리고 분석결과를 토대로 시범사업에서 사용한 수요절감량 산정방식에 대하여 평가하고자 한다. 저자들이 아는 한, 국내에서 DR 프로그램의 전력소비 감축효과를 엄밀하게 분석한 연구는 없는 것으로 확인된다. 일부 선행연구에서 효과분석을 진행한 사례는 있으나 통계군의 부재나 방법론상의 제약으로 순효과를 식별하기에는 한계가 있다. 본 연구에서는 같은 아파트 단지에서도 DR 프로그램 참여 가구와 비참여 가구의 정보를 함께 확보함으로써 기존 연구보다 통계적으로 엄밀하게 정책의 순효과를 도출한다. 그리고 그 결과를 바탕으로 현행 전력사용 감축량의 산정방식에 어떠

한 개선이 필요한지 제시한다.

본고의 남은 부분은 다음과 같이 구성된다. 제Ⅱ장에서는 수요반응의 개념과 수요자원 거래시장에 대해서 개괄적으로 설명하고 관련 선행연구들을 살펴본다. 제Ⅲ장에서는 DR 참여효과에 대한 실증분석 자료와 계량분석 방법을 소개하고, 제Ⅳ장에서는 계량분석 결과를 정리한다. 마지막 제Ⅴ장에서는 수요감축량 산정기준과 관련하여 본 연구의 계량분석 결과가 내포하는 시사점을 설명하고 결론을 내린다.

Ⅱ. 수요자원 거래시장 및 관련 선행연구

1. 수요자원 거래시장

우리나라는 2013년 4월 수요관리사업자의 전력시장 참여를 허용하는 내용의 「전기사업법」 개정안이 입법 발의된 지 1년 6개월 만인 2014년 11월에 아시아 최초로 수요자원 거래시장을 도입하였다(윤혁준, 2015). 수요자원 거래시장을 이해하기 위해서는 수요반응(DR)의 개념을 먼저 이해해야 한다. DR은 전기소비자가 인센티브, 전기요금 등 금전적인 유인에 반응하여 유동적인 수요를 줄임으로써 특정 시간대에 전기소비 패턴을 바꾸는 것을 의미한다(이은정 외, 2017). 예를 들어, 첨두시간(peak hour)의 전력에 대하여 해당 시간대에서 전력수요를 줄이면 금전적인 반대급부를 제공한다고 하자. 첨두시간대에는 전력수요량이 높다 보니 수요량에 맞춰 공급량을 확대하게 되며, 발전단가가 높은 발전원에서까지 전력을 생산해야 하기 때문에 전력공급비용이 다른 시간대보다 더 높다. 따라서 적절한 대가를 지불하고 첨두시간대의 전력수요를 줄일 수 있다면, 전력판매사업자는 전력구입비를 줄이고 안정적으로 전력을 제공할 수 있다. 수요자원 거래시장 참여고객도 자신의 전력수요를 완전히

충족시킴으로 얻는 효용과 일부 전력소비를 줄이는 대신 금전적 보상을 받을 때의 효용을 비교하여 전력소비 절약 여부를 결정한 것이므로 효용의 개선을 기대할 수 있다.

수요자원 거래시장은 크게 전력거래소와 수요관리사업자, 고객으로 구성된다.¹⁾ 전력거래소는 수요자원을 관리하고, 수요관리사업자에게 수요 감축 지시를 내리며, 모니터링·정산금 지급 등의 역할을 담당한다. 수요관리사업자는 고객(수요자원)을 발굴하여 전력시장에 수요반응자원을 등록하며, 수요 감축의 지시·감축량 모니터링·입찰·정산금 분배·감축량 산정·정산증빙자료 제출 등의 업무를 수행한다. 수요자원 거래시장이 안정적으로 운영되기 위해서 수요관리사업자의 역할이 가장 중요하다고 할 수 있다(윤혁준, 2015). 고객은 농업, 교육, 상업, 산업, 주택 등 다양한 분야에서 참여할 수 있으며, 수요관리사업자와 계약한 뒤 그 수요 감축 지시에 따라 수요를 감축하게 된다.

고객은 참여유형에 따라 피크감축 수요자원과 요금절감 수요자원으로 구분된다. 피크감축 수요자원은 신뢰성 DR이라고 불리며, 등록감축 용량에 대하여 의무적으로 참여하는 유형이다. 피크감축 수요자원의 급전감축량은 전력부하를 감축한 거래시간별 운전된 중앙급전발전기를 기준으로 산정한 발전단가 중 가장 높은 값으로 보상이 이루어진다. 반면, 요금절감 수요자원은 경제성 DR로도 불리며, 하루 전 전력시장 경매에 자발적으로 참여하여 감축가능용량과 감축가격을 입찰하게 된다. 요금절감 수요자원의 계획감축량은 중앙급전발전기와 동일하게 거래시간별 계통한계가격(SMP)으로 보상하며, 계통한계가격과 감축 평균단가와의 차이만큼을 추가적으로 보상하는 정산메커니즘을 따른다.

수요자원의 거래가 활성화되면, 긴급한 수급상황 변화에도 대응할 수 있어 전력계통상의 단기적인 수급불균형에 신속하게 대응할 수 있다. 또한, 첨두시간대의 수요를 억제함으로써 신규 발전기 건설 필요성을 감소시켜 발전기 건설비용을 줄이는 데에도 기여할 수 있다. 그뿐 아니라, 상술한 예에서 설명한

1) 본 문단은 주로 전력거래소 홈페이지의 수요자원 거래시장(<http://dr.kmos.kr>) 자료내용을 정리한 것이다.

바와 같이 침두시간대의 수요가 낮아지면 발전단가가 높은 발전원에서는 전력생산을 최소화함으로써 전력구입비를 절감할 수 있다. 나아가 수요자원 거래를 통한 에너지 소비절약은 온실가스 배출 저감으로 이어져 전 세계적인 저탄소·탈탄소화 움직임에 동참하는 정책이 된다.

수요자원 거래시장은 도입한지 6년여의 시간이 지난 현재까지 양적인 성장을 보이고 있다. 도입 첫 해인 2014년에는 의무감축용량 1,520MW, 수요관리사업자 11개, 수요자원과 참여고객이 각각 20개, 861개소이었으나, 2020년 9월 말 기준으로 의무감축용량 4,282MW, 수요관리사업자 29개, 수요자원과 참여고객은 각각 103개, 4,607개소로 확대되었다(전력거래소, 2020). 그러나 의무감축용량(등록용량)의 경우, 도입 직후 3년 동안은 증가세를 보이다가 2017년 4,271MW를 기록한 이후 3년째 정체되고 있다. 참여유형별로는 경제성 DR이 감축실적의 거의 대부분을 차지하고 있으며, 신뢰성 DR은 거래소의 급전지시에 따라 감축하게 되어 여름과 겨울 중심으로 제한적인 수준에서 감축실적을 기록하고 있다.

2. 관련 선행연구

수요반응이나 수요자원 거래시장과 관련하여 다양한 선행연구들이 존재하나 수요반응 프로그램의 효과를 실증분석한 연구는 그리 많지 않다. 본 연구가 수요반응 프로그램의 시범사업의 효과를 실증분석한다는 점에서 본고와 유사하게 수요반응 프로그램에 대하여 사례분석한 국내의 기존 연구결과를 먼저 소개하고자 한다.

조은정 외(2012)는 제주도에서 진행한 AMI기반 수요반응 사업의 효과를 분석하였다. AMI기반 제주 수요반응 사업은 제주시의 에너지 다소비 고객들을 대상으로 변동 요금제를 적용한 합리적인 수요반응 모형을 개발하고자 진행된 사업이다. 해당 사업은 스마트그리드와 관련하여 저압 및 고압 고객별로 수요반응 시스템을 구축하여 1년여 동안 실증자료를 수집하였다. 조은정 외

(2012)는 이러한 실증사업의 자료를 토대로 고압과 저압의 수요반응 효과가 서로 다르게 나타났으며, 고객의 적극적인 참여를 위하여 효율적인 인센티브 제공방안이 필요하다고 주장하였다. 또한 고압과 저압에서 각각 수요반응 효과가 나타난 것으로 분석하였으나, 변동요금제(RTP)를 통한 부하이동이나 피크(peak) 제어와 같은 고객의 수요반응을 실제로 기대하기는 어려워 보인다고도 분석하였다.

이은정 외(2017)는 2016년 여름 약 5천 가구의 주택용 전력 소비자를 대상으로 실시한 인센티브 기반 수요반응 프로그램의 시범운영 결과를 분석하였다. 동 시범 프로그램은 DR 발령에 반응하여 소비자가 스마트폰 앱으로 특정 시간대의 전력사용량을 줄일 경우 절감한 전력사용량을 금전으로 보상해 주었는데, 저자들은 해당 프로그램을 통해 여름 피크시간대에 평균 1.14%의 수요 감축효과가 있었다고 분석하였다. 한편 이은정 외(2017)는 DR 발령을 통해 전력수요 감축 미션을 제시한 시간대에 실험군과 대조군 사이에서의 전력사용량을 단순 차분한 것을 프로그램의 순효과로 간주하였고, 그 근거로 실험군과 대조군이 선정과정에서 무작위 추출되었음을 강조하였다. 저자들은 이를 이중차분법과 유사한 방법이라고 설명하였으나 엄밀한 의미에서 이는 단일차분법에 불과한 방법으로 이중차분법에서 1차 차분(first difference)만을 실행한 것이다. 따라서 이러한 방법이 정당화되려면 실험군과 대조군의 집단 간에 관측되지 않는 특성에서도 평균적으로 차이가 없어야 하며, 이는 상당히 강한 가정이 될 수 있기 때문에 해당 결과를 DR 프로그램의 순효과로 받아들이기에는 한계가 있다.

안병우·김정욱(2018)은 건물 내에서 독립된 사무실에 대한 수요반응 프로그램을 운영한 효과를 분석하였다. 해당 프로그램에서는 DR이 발령되면 VEN (Virtual End Node: 수요반응 클라이언트/기기)인 에너지 코어가 반응하여 냉·난방 쾌적 모드의 상·하한 온도와 습도를 조정하는 피크전력 관리기술을 적용하였다. 2017년 7월 6일 하루에 약 2시간 동안 일회적으로 실험을 실시하였으며, 해당 시간 동안 에너지 제어 기술이 적용된 모형을 적용하여 얼마나 에너지 사용량이 절감하였는지를 분석하였다. 이를 위해 DR 발령 전 3일 간의

시간대별 전력사용량을 가중평균하여 산정한 CBL(Customer Baseline Load: 고객기준부하)과 실험 시간 동안의 에너지 사용량을 비교하여 절감량을 산출하였다. 분석결과, 저자들은 설정온도의 차이로도 전력사용량의 약 30% 수준을 절감할 수 있는 것으로 결론내렸다. 그러나 여기에서도 비교대상이 되었던 CBL만으로는 실험 당일의 여건 등을 반영할 수 없어 프로그램의 순효과를 도출하기에는 제약이 있다.

한편, 정은아 외(2017)는 스마트미터를 구비한 가구를 대상으로 진행한 에너지 수요반응 실증사업에 참여한 고객들에 있어 수요반응 프로그램을 받아들이는 데에 중요한 요인들을 살펴보았다. 참여 고객들을 현금성 보상을 받은 비자발적인 참여집단과 자발적으로 스마트미터를 설치한 참여집단으로 구분하여 분석한 결과 자발적인 참여집단은 유용성이 상대적으로 더 중요한 데 반해, 비자발적인 참여집단은 유희성이 더 중요한 것으로 분석되었다. 김혜영 외(2017)는 수요자원 거래시장에 참여하고 있는 199개 제조업체들을 대상으로 RRMSE (Relative Root Mean Squared Error: 전기소비편차)와 CBL을 이용하여 업종별 전기소비 패턴을 분석하였다. 분석 결과, 업종별로 RRMSE 분포와 CBL의 변동성에 차이가 있었으며, 따라서 이러한 업종별 전력소비 특성을 감안하여 수요자원을 선별하면 안정성과 신뢰성이 높은 수요자원을 얻을 수 있을 것으로 기대하였다. 김혜영 외(2017)에서 제안한 수요자원으로서의 활용도가 높은 업종은 자동차 차체 및 엔진, 선박/보트 업종 등이다.

반면 해외의 경우 무작위배정실험(Randomized Control Trial, RCT)을 통해 실험대상을 통제군과 처치군으로 구분 후, 이중차분법을 활용해 정책효과를 추정하는 방법이 많이 사용되고 있는 추세이다. 가령 캐나다 온타리오 주의 경우 과거 20일의 전력사용량 중 사용량이 높은 15일치의 평균을 이용하여 CBL을 산정 후, 이를 토대로 DR 프로그램에 따른 수요절감 효과를 추정하였으나, 주택용과 같이 날씨에 민감하게 반응하는 부하 특성에는 해당 방법론 적용이 어렵다는 Opower(2016)의 지적에 따라 비교집단 사이의 이중차분 결과를 활용하는 방식으로 정책평가 방식을 변경하였다.

Allcott(2011)은 실시간 요금제 도입이 주택용 전력소비에 미치는 영향을 분석하기 위해 일리노이 지역 주민들을 대상으로 실험을 진행하였다. 자발적으로 실험에 참여한 693 가구 중 무작위로 103 가구를 선정하여 이들에게는 기존의 단일요금제를 적용하였으며 그 외 가구에 대해서는 실시간 요금제를 적용한 것이다. 실험 결과에 따르면 실시간 요금제를 적용받는 가구들의 전력소비가 줄어드는 것으로 나타났는데, 단순히 전력소비를 요금단가가 낮은 시간대로 이전하는 것이 아니라 전력소비 자체를 줄이는 것으로 나타났다.

한편 Jessoe and Rapson(2014)은 전력사용량 정보를 고객에게 실시간으로 제공하는 것이 전력소비에 어떠한 영향을 미치는지를 살펴보았다. 이를 위해 아무런 처치도 하지 않은 통제집단, 시간대별로 다른 요금을 적용하는 집단, 이에 더해 In-Home Display(IHD)를 통해 실시간 전력사용량 정보를 확인할 수 있는 집단으로 참여자를 분류한 후, 각 집단별 에너지 사용량 변화를 분석하였다. 코네티컷 주민을 대상으로 한 이 실험에서 IHD를 설치한 가구는 통제집단에 비해 11~14% 정도 더 가격에 반응하는 것으로 나타나 실시간 정보 제공이 수요의 가격탄력성을 증가시킨다는 사실을 보여주었다. 반면 요금만 변화시킨 두 번째 집단의 경우에서도 전력소비량이 다소 감소하는 것으로 나타나긴 했지만 통계적 유의성은 확보하지 못하였다.

지금까지 살펴본 선행연구들을 볼 때, 기존의 국내 실증연구들은 제한적으로 실시된 수요반응 프로그램 시범사업들을 이용하여 DR 프로그램의 순효과를 추정하거나 프로그램 참여집단(가구, 기업 등)들의 특성분석이 주를 이루고 있음을 알 수 있다. 이 중에서도 DR 프로그램의 순효과를 추정한 국내 연구들은 해외 연구에 비해 대부분 비교대상이 통계적으로 순효과를 도출하기에는 명확한 계약을 가지고 있어 그 결과(에너지 절감량)를 순수한 프로그램의 효과로 해석하기에는 한계가 있었다. 이에 대하여 본 연구에서는 기존에 주로 활용하는 효과분석 방법들과 정책분석에서 순효과를 도출하는 방법으로 가장 많이 사용되고 있는 계량분석방법 중 하나인 이중차분법을 함께 이론적으로 비교하고 실증분석을 실시한다. 이를 통해, 동일한 실증자료에 대해서도

각각의 분석기법들이 어떻게 다른 결과를 도출하는지를 보이며, 향후 DR 프로그램의 순효과를 정교하게 추정하기 위한 제언을 하고자 한다.

Ⅲ. 수요반응 참여효과 분석

1. 실증 분석자료

1.1. 실증 DR사업 프로세스

본 연구에서 활용하는 실증자료는 스마트 홈 기기 기반 수요반응 프로그램 시범사업을 대상으로 하고 있다. 해당 사업은 자동온도제어장치를 할 수 있는 스마트 홈 기반 수요반응 시스템(스마트 홈 기기)을 개발하여 그 시스템을 일반 가구들에 설치하는 사업으로, 산업통상자원부의 주관으로 (주)다산지앤지, 전자부품연구원, 세종대학교 산학협력단, 스마트그리드사업단, 한국정보통신기술협회, 에너지경제연구원 등 다수의 기관이 참여하였다. 시범사업은 서울(강남), 시흥, 대전의 아파트 세대들이 사용하는 에어컨을 대상으로 하였으며, 참여기관들이 개발한 자동온도제어 스마트 홈 기기를 이용하여 DR 참여세대에 대해 에어컨을 인공지능으로 제어하였다.

전력거래소에서 실제 DR을 발령하는 날을 대상으로 실증을 실시하는 것이 가장 좋은 방법이 되겠지만, 실증기간 동안 DR 발령이 이뤄지지 않을 가능성이 높을뿐더러 실증에 필요한 최소한의 DR 발령 횟수가 확보되지 않을 우려가 있으므로 본 실증에서는 다음과 같은 조건 중 어느 하나라도 만족하는 경우 가상의 DR을 발령하였다. 첫째, 전력수요가 목표수요를 초과할 것으로 예상되거나, 공급예비력이 10GW 미만으로 떨어질 것으로 예상되는 날, 둘째, 기상청의 해당 지역 일기예보상 열대야가 예상되거나 기상청 폭염영향 예보상 폭염경보가 “주의” 이상인 날,²⁾ 마지막으로 전력거래소에서 실제 DR을 발

령하기로 예보한 날이다. 이러한 조건에 따라 2019년 7월 30일, 8월 3일, 8월 6일, 8월 10일, 8월 14일, 8월 16일 등 총 6차에 걸쳐 가상 DR이 발령되었다. 한편 실증세대의 시간대별 전력소비량을 분석한 결과, 20시부터 24시 사이에 전력소비 감축 잠재량이 가장 큰 것으로 분석됨에 따라 DR 발령시간은 D-day의 20시부터 1시간 동안 지속되는(즉, 20:00~21:00 동안 DR이 적용됨) 것으로 설정하였다.

DR의 대상자(target group)는 다음 방법에 의하여 선정되며, 선정된 대상자에게 D-1일 17시에 스마트폰 앱을 통해 DR 발령 메시지를 전송하였다.

- Target group = 최대절감량이 100Wh 이상인 사용자
- 최대절감량 = CBL - 최소사용량
- 최소사용량 = 소비자별 최대참고일 내 시간당 사용량의 하위 5%
- 최대참고일은 여름 무더위 기간이 길지 않은 관계로 10일로 선정
(즉, 최소사용량은 D-11~D-1일 해당 시간의 에너지 사용량 하위 5%가 됨)

DR 대상자는 기본적으로 DR에 참여하는 것으로 설정되어 있으나, 본인이 희망하지 않는 경우 미참여 의사를 밝힐 수 있도록 하였다(opt-out 방식 채택). DR에 참여하기로 한 세대에 대해서는 DR 시간 동안만 해당 세대가 사용하는 에어컨의 설정온도를 인공지능으로 제어하였다.³⁾ DR 중도 탈락 세대 및 에어컨을 켜지 않거나 DR 시간 중간에 에어컨을 끈 세대에 대해서는 인공지능 제어도 중단하였다. 또한 당초 DR에 참여의사를 밝혔더라도 DR 시간 중간에 스마트폰 앱에서 DR 미참여로 설정하면 중도 탈락하게 된다.⁴⁾

DR 발령에 따른 에너지 절감량은 고객기준부하(CBL)와 DR 시간 동안의

- 2) 열대야는 DR 발령시간인 20시부터 익일 새벽 사이 최저 온도가 25℃ 이상인 경우를 말한다.
- 3) 본 실증에 사용된 스마트 기기는 사용자의 평소 에어컨 사용 정보를 바탕으로 최적화된 냉방환경을 제공하도록 설계되어 있다. 즉 참여 세대에서 직접 전력소비량을 감축하는 것이 아니라 인공지능을 통해 에어컨의 온도가 자동 조절되는 Auto DR 방식으로 실증이 진행되었다.
- 4) 실제 실증프로그램 진행결과 104개의 참여가구 중 단 1개 가구만이 중도 탈락된 바 있으며, 이에 대한 자세한 설명은 '1.2. 실증 사업 관련 분석자료'에서 다룬다.

전력사용량의 차이로 계산하였다. CBL은 수요반응일 직전 일정 기간의 시간대별 전력사용량을 가중평균하여 감축량 산출의 기초로 삼는 부하를 의미하며(전력거래소, 2011), DR 발령 D-1일 16시 전에 실증세대들의 D-6일에서 D-1일 사이에 발령시간대에 사용한 전력소비량을 바탕으로 산출하였다. CBL을 산정하는 방법은 일반적으로 Max(4/5) 방식이나 Mid(6/10) 방식이 많이 활용된다. Max(4/5) 방식은 DR 발령 전 5일 중에 DR이 발령될 시간대에 평균 전력사용량이 큰 순서대로 나열한 뒤, 사용량이 높은 순서로 4일을 선택하여 해당 4일의 평균 전력사용량을 CBL로 산정하는 방식이다. 반면, Mid(6/10) 방식은 DR 발령 직전 10일 가운데 최상·하위 2일씩을 제외한 6일의 사용량을 가중평균하여 이를 CBL로 산정하는 방식이다. 본 연구의 대상이 되는 실증사업에서는 Max(4/5) 방식으로 CBL을 산정하였다.

DR에 참여한 세대에 대해서는 전력사용 감축량 1kWh 당 1,500원의 보상금이 실적급 형태로 지급되었으며, 중도 탈락 없이 실증에 끝까지 참여한 경우에 대해서는 기본급 명목으로 회당 1,000원의 별도 보상금을 제공하였다.⁵⁾

1.2. 실증 사업 관련 분석자료

본 연구에서 실증분석에 활용한 기초자료는 DR 프로그램에 참여하기로 한 104개 가구와 54개 비참여 가구 등 총 158개 가구로 구성되어 있으며, 이들 가구는 서울 강남지역(63개 가구)과 대전(51개 가구), 시흥(44개 가구)의 특정 아파트 단지에 거주하고 있다. 참여 가구와 비참여 가구를 지역별로 살펴보면, 참여 가구는 서울 강남과 대전, 시흥에서 각각 26, 44, 34개 가구이며, 비참여 가구는 각각 37, 7, 10개 가구이다. 지역별로 참여 및 비참여 가구의 분포가 다른 것은 각 가구의 전력사용량 정보는 가구의 개인정보이용동의를 바탕으로 확보되기 때문이다. 비참여 가구의 경우 프로그램에 참여하지 않으면

5) 전력사용 감축량이 적은 세대의 경우 실제로 수령할 수 있는 보상금의 규모가 적어 실증 실험을 중도에 그만 둘 확률이 높다. 기본급은 최대한 많은 세대가 실증 실험을 끝까지 유지할 수 있도록 유도하기 위한 목적으로 지급되었다.

서도 가구의 정보를 제공해야 하기 때문에 지역별로 비슷한 수의 가구를 확보하지 못한 것은 자료의 한계라 할 수 있다. 다만, [그림 2]와 같이 참여 가구와 비참여 가구의 시간대별 전력사용패턴이 유사하여 본고의 분석은 유효하다고 할 수 있다.

본 연구의 종속변수는 각 가구의 시간당 전력사용량이며, 158개 가구에 대해서 2019년 7월 1일부터 8월 17일까지 총 48일 간 시간 단위(매 정시부터 한 시간 단위)로 전력소비량을 모니터링하였다. 따라서 분석대상이 되는 전체 표본의 크기는 18만 2,016개(하루 24시간 × 분석기간(총 48일) × 총 158개 가구 = 182,016개 관측치)이며, 이 중 DR 발령 기간에 해당하는 표본은 948개(DR 발령 시간(1시간) × 발령 횟수(6회) × 총 158개 가구 = 948개 관측치)이다. 전체 분석대상 세대의 시간당 전력사용량은 <표 1>에 정리하였다. 전체 가구의 시간당 평균 전력사용량은 0.51kWh이며, 지역별로는 시흥의 아파트 단지 거주 표본세대들이 가장 사용량이 많고, 대전의 표본세대들이 가장 사용량이 적었다.

<표 1> 시간당 전력사용량 자료의 기초통계량

(단위: kWh)

지역	평균	표준편차	최솟값	최댓값
서울 강남	0.513	0.504	0	5.8
대전	0.473	0.397	0	4.4
시흥	0.533	0.471	0	5.4
전체	0.505	0.463	0	5.8

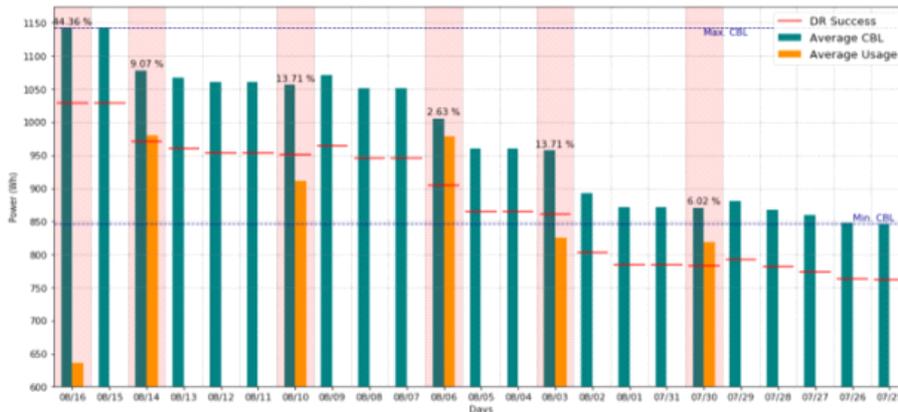
자료: 저자 작성

상술한 바와 같이 모니터링 기간 중 DR 발령은 총 6일에 대하여 20시에서 21시까지 매번 1시간씩 실시하였으며, 여섯 번의 DR 발령 중 7월 30일, 8월 3, 6일에는 총 104개 가구가 참여한 데 반해 8월 10, 14, 16일에는 103개 가구가 DR 발령에 참여하였다.⁶⁾ DR 참여 가구들의 전력소비 절감량은 매일 산출

6) 세 번의 DR 발령에서 한 가구가 제외된 이유는 대상자(target group) 선정기준을 만족하지 못하였기 때문이었다. 대상자가 되기 위해서는 앞서 본문의 글상자에서 설명한 것

한 CBL(총 CBL 및 가구별 평균 CBL)과 비교하여 DR 발령 후 전력사용량과 해당일의 CBL 간의 차이로 산출된다. DR 시범사업 운영기간 중의 일평균 전력사용량을 일평균 CBL과 비교하면 [그림 1]과 같다. [그림 1]에서 짙은 녹색의 막대 그래프는 매일의 평균 CBL을 의미하며, 주황색 막대 그래프는 DR 발령이 있었을 때의 일평균 전력사용량을 나타낸다. 각 녹색 막대를 관통하는 가로방향의 빨간색 실선은 DR 프로그램의 목표 절감률에 따른 평가기준선이다.⁷⁾ 6회 실시한 DR 발령 결과, 해당 기간의 전력사용량은 모두 CBL보다 낮았으며, 따라서 CBL을 기준으로 할 때 DR 발령은 모두 전력사용량을 절감하는 효과를 가져왔다고 해석할 수 있다. 6회의 DR 발령에서 평균 절감률은 14.92%로 계산되었으며, 특히 8월 16일에는 CBL 대비 최대 절감률(44.36%)을 기록하였다. 한편, 최저 절감률은 8월 6일의 2.63%로 나타났다.

[그림 1] DR 발령 기간 평균 전력사용량 및 CBL



주: DR 발령은 주황색 막대그래프가 있는 7/30, 8/3, 8/6, 8/10, 8/14, 8/16까지 총 6회 실시함.

DR 발령일의 막대 위에 있는 레이블 값은 “절감률 = 절감량/CBL”(%)을 의미함.

자료: 다산지앤지 제공

처럼 최대절감량이 100Wh 이상이어야 하나 제외된 한 가구는 해당 일자에서 최대절감량(CBL - 최소사용량)이 100Wh에 이르지 못하여 자격을 얻지 못하였다.

7) 본 시범사업은 인공지능을 활용한 자동제어 방식의 수요반응을 통해 전력소비량이 CBL 대비 10% 절감되는 목표를 설정하였다.

본 연구에서의 핵심 분석자료는 대상 가구들의 전력사용량 정보이지만, 보다 정교한 순효과 분석을 위해 기상요소들을 통제변수로 활용하였다. 여름철 저녁 시간대의 아파트 세대 전력수요가 기온이나 습도, 풍속과 같은 기상요소에 의해서도 영향을 받는 점을 반영하기 위해서이다. 예를 들어, 동일한 사람이 동일한 주택에서 저녁 시간을 보내더라도 주택 내 온도나 습도가 높아질수록 에어컨의 사용량은 증가할 것이다. 본 연구에서는 이러한 기상요소를 통제하고자 기상청 기상자료개방포털(<https://data.kma.go.kr>)에서 제공하는 종관기상관측 데이터를 사용하였다. 종관기상관측 데이터는 전국의 102개 지점에 대한 자료만 제공하여, 본 연구의 표본의 세부주소까지 일치시키기에는 한계가 있다. 따라서 표본들과 지리적으로 가장 근접한 지점에 해당하는 서울(지점명: 108)과 수원(지점명: 119), 대전(지점명: 133) 지점의 종관기상관측자료를 사용하여 서울 강남, 시흥, 대전의 아파트 세대들로 구성된 본 연구의 표본 집단과 연결시켰다.

여러 가지 종관기상관측 정보 중 본 연구의 통제변수로 활용된 기상요소들은 기온, 강수량, 풍속, 습도 등 네 가지 변수이다. 또한, 전력사용량과의 시간적 매칭을 위해 2019년 7월 1일 00시부터 2019년 8월 17일 23시까지의 시간별 변수값을 사용하였다. 각 기상변수들의 기초통계량은 <표 2>와 같이 요약된다.

<표 2> 기상변수 기초통계량

(단위: °C, mm, m/s, %)

지점	기초통계량	기온	강수량	풍속	습도
서울 (108)	평균	26.83724	0.28342	1.737066	69.8342
	표준편차	3.472372	1.453972	0.912262	17.87327
	최솟값	19.4	0	0	25
	최댓값	36.7	18.1	4.9	97
수원 (119)	평균	26.76354	0.25	1.985069	74.92361
	표준편차	3.485146	1.518625	1.284798	16.37116
	최솟값	18.6	0	0	30
	최댓값	36.3	23.3	6.7	100

지점	기초통계량	기온	강수량	풍속	습도
대전 (133)	평균	26.98767	0.199132	1.562153	78.63021
	표준편차	3.495503	1.089448	1.268419	14.66085
	최솟값	17.5	0	0	29
	최댓값	35.8	19.2	7	97
합계	평균	26.86282	0.244184	1.761429	74.46267
	표준편차	3.484594	1.367176	1.180366	16.74276
	최솟값	17.5	0	0	25
	최댓값	36.7	23.3	7	100

자료: 기상청 중관기상관측자료를 이용하여 저자 작성

한편, 다중공선성(multicollinearity) 문제여부를 확인하기 위해 각 기상변수 사이의 상관관계를 <표 3>과 같이 확인하였으며, 기상변수들 간의 상관성은 다중공선성을 의심해야 할 정도로 큰 수준은 아니라고 판단된다.

<표 3> 기상변수 간 상관관계

(관측치 수: 3,454)

	기온	습도	강수량	풍속
기온	1			
습도	-0.5956	1		
강수량	-0.1004	0.2051	1	
풍속	0.3268	-0.4398	0.0007	1

자료: 저자 작성

2. 분석 방법

본고에서는 기본적으로 DR 프로그램의 순효과를 추출하기 위한 분석을 진행한다. 그렇지만 저자들이 이러한 분석을 통해 궁극적으로 살펴보고 싶은 관심사는 DR 사업들의 전력수요 절감효과를 평가하기 위한 현행의 CBL을 이용한 절감률 비교나 기존 선행연구들의 분석방법이 과연 얼마나 적절한지, 개

선의 여지는 없는지에 있다. 정책의 효과를 분석하는 계량분석기법은 주로 분석자료의 가용수준에 따라 구분된다. 미시자료가 없는 경우에는 일반적으로 투입산출분석이나 비용편익분석방법으로 예상효과를 추정한다. 미시자료가 있더라도 처치군만 있고 통제군이 없는 경우에는 전후비교법이 주로 활용된다. 처치군과 통제군이 모두 있는 미시자료라도 정책 시행 전후의 자료가 모두 있느냐의 여부에 따라 다시 구분될 수 있는데, 정책 시행 후의 자료만 접근가능하다면 도구변수모형, 고정효과모형, 성향점수매칭모형, 회귀단절모형 등이 사용된다. 마지막으로, 처치군과 통제군이 함께 있고 정책 시행 전후의 자료도 모두 포함된 미시자료에 대해서는 이중차분법 또는 성향점수매칭 이중차분법 등이 활용된다. 뒤로 갈수록 분석결과가 정책의 순효과에 더 가깝다고 볼 수 있다.

현재 일반적으로 DR 프로그램의 효과를 평가하는 방법은 CBL을 이용하여 산출하는 절감률을 비교하는 것이다. 즉, [그림 1]에서 보여주는 2.63~44.36%의 절감률이 이 DR 프로그램의 성과가 되는 것이다. 이제 이하에서는 이러한 효과성 평가가 적절한지를 살펴보기 위해 두 가지 계량분석방법을 이용하여 실증분석을 진행하고자 한다. 하나는 기존 연구에서 사용한 방법론에 가까운 전후비교법(Before-and-after analysis)이고, 다른 하나는 최근 정책의 순효과를 도출하는 데에 많이 활용하는 이중차분법(Difference-in-differences)이다.

2.1. 전후비교법

전후비교법은 처치군(treated group)에 대하여 정책 시행 전과 후의 평균값을 차분함으로써 정책의 효과를 추정하는 방법이다. 일종의 1차 차분(first difference) 형태로 정책효과를 도출하는 것이다. 처치군에 속한 대상자들 각자에 대한 비교에 해당하며, 각 개인이 자신에 대하여 차분하는 것이므로 개인의 변하지 않는 관측되지 않는 특성은 제거된 정책대상자의 평균 처치효과(ATT; Average Treatment Effect on the Treated)라 할 수 있다. 이를 수식으로 표현하면 다음과 같이 요약할 수 있다.

$$ATT = E(Y_{1i} - Y_{0i} | D_i = 1)$$

- Y 는 종속변수가 되는 결과값을 의미
- 하첨자 1, 0은 처치 여부(처치 미적용: 0, 적용: 1)를 의미
- 하첨자 i 는 표본에 속한 개인을 의미
- 더미변수 D 는 처치군 여부(처치군: 1, 통제군: 0)를 의미

따라서 ATT의 의미는 정책대상자인 처치군만을 대상으로 해당 집단의 구성원들이 처치를 받았을 때와 받지 않았을 때의 평균적인 차이를 구한 것이 된다. 여기에는 중요한 가정을 기저에 내포하고 있는데, 이 가정은 “처치군 내에서는 처치를 받지 않는다면 시기에 상관없이 변화가 없다”고 전제하는 것이다. 다시 말해, 정책 전후의 시기적 차이로 인한 개인의 변화는 없다고 보고 순효과를 추론하는 것이다. 이러한 가정을 시간안정성 가정(assumption of temporal stability)이라 하며, 정책 후에도 만일 처치군의 표본이 정책대상이 되지 않았다면 정책 전과 바뀔 것이 없을 것으로 보는 것이다. 이를 수식으로 표현하면, $E(Y_{0t} - Y_{0\tau} | D = 1) = 0$ 로 정리할 수 있으며 이때 t 와 τ 는 각각 정책시행 후와 정책시행 전을 의미한다.

이제 전후비교법의 정책효과(ATT) 식별원리를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} ATT &= E(Y_{1t} - Y_{0t} | D = 1) = E(Y_{1t} - Y_{0\tau} | D = 1) - E(Y_{0t} - Y_{0\tau} | D = 1) \\ &= E(Y_{1t} - Y_{0\tau} | D = 1) \end{aligned}$$

두 번째 줄의 등식이 성립되는 이유는 시간안정성 가정에 의해 $E(Y_{0t} - Y_{0\tau} | D = 1) = 0$ 이 성립하기 때문이다. 따라서 최종적인 정책효과는 $\hat{\beta}_{ATT} = (\bar{Y}_t - \bar{Y}_\tau)_{D=1}$ 로 정리되며, 이는 결국 처치군의 정책대상자들이 정책 시행 후에 보여준 평균적인 성과물과 정책시행 전에 보여준 평균적인 성과물의

차이가 된다. 시간안정성 가정만 만족한다면 별도의 통제군이 필요없이 정책대상자(여기에서는 DR 프로그램 참여 세대)들의 정책 전후를 비교하는 것만으로 정책의 순효과를 도출할 수 있으므로 편리한 방법론이라 할 수 있다. 그러나 문제는 현실 세계에서 과연 시간안정성 가정이 얼마나 자주 만족될 수 있겠느냐이다. 정책 전후로 각 개인에게 주어진 전반적인 경제여건이 바뀔 경우 개인들의 성과물도 달라지는 것이 다반사라 할 수 있다. 이처럼 시간불변구성의 가정이 잘 성립되지 않고 처치군에 속한 정책대상자들이 시간에 따라 변하는 특성이 강할수록 전후비교법에 의해 구한 추정값의 강건성은 약화될 것이다.

2.2. 이중차분법

이중차분법은 정책의 순효과를 추정하기 위해 사용하는 대표적인 계량분석 기법으로, 처치군과 통제군에 대해 각각 정책 전과 후의 평균 수치를 차분한 뒤 처치군의 차분값에서 비교군의 차분값을 한 번 더 차분(이중차분)함으로써 정책의 순효과를 추정한다. 앞서 설명한 전후비교법은 시간안정성 가정을 만족할 때만 정책의 순효과를 식별할 수 있는데, 이 시간안정성 가정이 상당히 강한 가정이기 때문에 이것이 위배될 경우 강건한 추정값을 도출하기 어렵다. 반면, 이중차분법은 시간안정성 가정보다 완화된 공통추세 가정(common trend assumption)만 만족된다면 정책의 순효과를 추정할 수 있다는 장점이 있다. 공통추세 가정은 처치군의 시간에 따른 변화추세가 비교군의 추세와 동일한 양상인 것을 요구하기 때문에 처치군의 각 표본들이 시간이 지남에 따라 특성이 바뀔 수 있음을 인정하고 있다는 점에서 시간안정성 가정보다 완화된 가정이다.

이중차분법에서 전제하는 공통추세 가정을 수식으로 표현하면, $E(Y_{0t} - Y_{0r} | D=1) = E(Y_{0t} - Y_{0r} | D=0)$ 로 정리된다. 평상시에는 두 집단의 격차가 동일하게 유지되고, 정책에 의해 두 집단 간의 격차가 평상시와 다르게 변화될 경우 그 변화분을 정책의 순효과로 해석하게 된다. 이 가정을 이용하여 이중차분법에서는 ATT가 다음과 같이 정리될 수 있다.

$$\begin{aligned}
 ATT &= E(Y_{1t} - Y_{0t} | D = 1) \\
 &= E(Y_{1t} | D = 1) - E(Y_{0t} | D = 1) + E(Y_{0t} | D = 1) - E(Y_{0t} | D = 1) \\
 &= [E(Y_{1t} | D = 1) - E(Y_{0t} | D = 1)] - [E(Y_{0t} | D = 0) - E(Y_{0t} | D = 0)]
 \end{aligned}$$

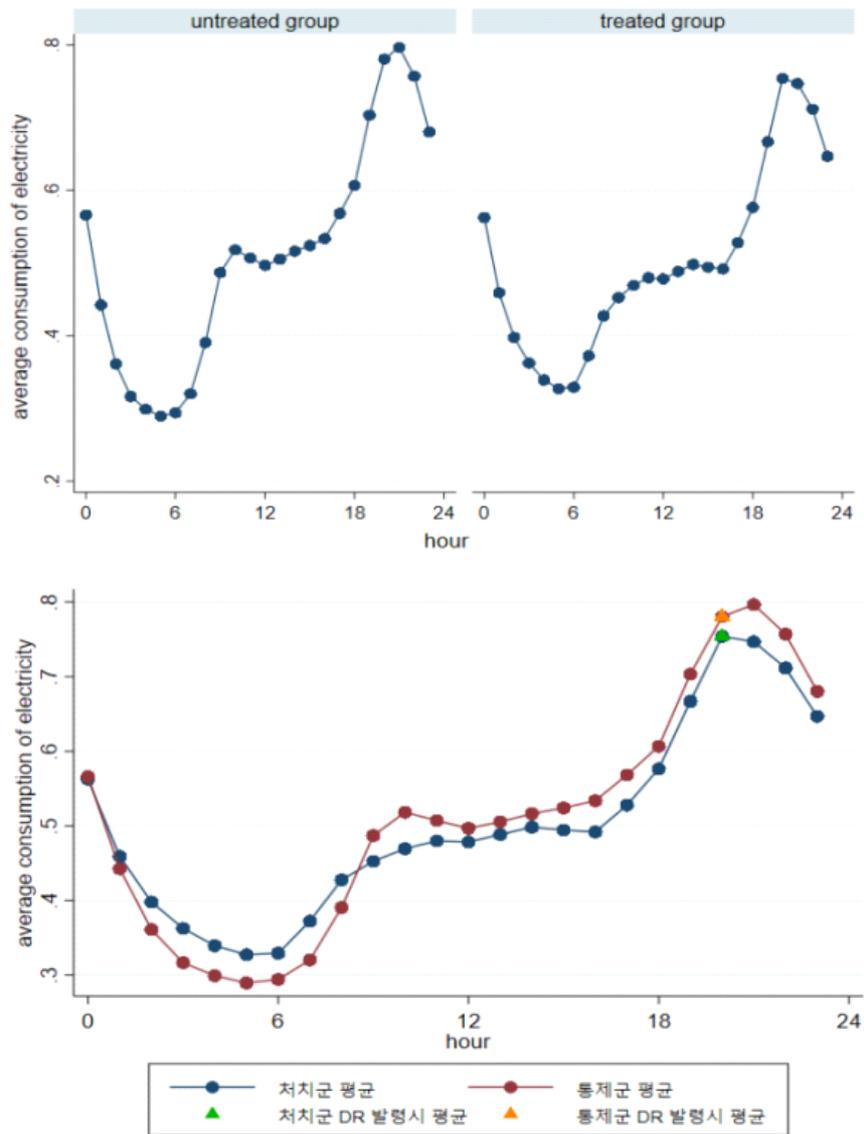
결과적으로 정책의 순효과는 $\hat{\beta}_{ATT} = (\bar{Y}_t - \bar{Y}_\tau)_{D=1} - (\bar{Y}_t - \bar{Y}_\tau)_{D=0}$ 로 정리되며, 두 개의 전후비교법 추정치를 차분한 것과 같다. 전후비교법이 1차 차분이고 전후비교법의 1차 차분이 두 번 이루어졌다는 점에서 이중차분이라 부르고 있다.

그렇지만 비록 공통추세 가정이 완화된 전제라고 하더라도 해당 가정을 만족하지 않을 경우에는 그 추정값을 순효과로 해석하기에 한계가 있다는 점은 주의해야 한다. 만약 처치군과 통제군이 정책과 무관하게 시간에 따라 서로 다른 추세로 변화한다면 이중차분법에 의한 추정치는 강건하지 못한 결과가 된다. 예를 들어, 처치군과 통제군 두 집단의 개인들이 시간이 지남에 따라 바뀌는 거시경제 여건에 대하여 서로 다르게 반응한다면 공통추세 가정은 성립하지 않는다. 이러한 경우, 공통추세 가정을 전제로 이중차분법으로 정책의 순효과를 도출하면 해당 추정값은 실제 정책의 순효과와 괴리가 크게 된다.

본 연구도 이중차분법을 실시하기 때문에 해당 추정결과를 DR 프로그램의 순효과로 해석하기 위해서는 실증자료가 공통추세 가정을 만족하는지 확인할 필요가 있다. [그림 2]에서 확인할 수 있듯, 본 연구의 실증자료를 DR 참가구(처치군; treated group)와 비참여가구(통제군; untreated/control group)로 구분하여 각 집단의 하루 24시간 동안의 평균 전력소비패턴을 보면 두 집단이 유사한 전력소비패턴을 가지고 있음을 알 수 있다. 한편, [그림 2]의 하단 패널에서 삼각형 표식은 각 집단이 DR 발령시간 동안 전력을 소비한 수준을 보여준다. 이 삼각형 표식들에서 알 수 있는 것은 DR을 발령해도 두 집단의 변화패턴이 거의 큰 변화없이 유지되고 있다는 점이다. 이중차분법 분석의 역할은 이 미세한 변화가 과연 통계적으로 유의미한 차이인지를 밝혀주는 것이라 하겠다.

에너지 수요반응 참여효과 분석을 통한 수요감축량 산정기준에 대한 시사점

[그림 2] 처치군과 통제군 사이의 시간대별 전력사용량 공통추세



자료: 저자 작성

IV. 분석 결과

본 장에서는 제Ⅲ장에서 설명한 두 가지 접근법으로 DR 프로그램의 순효과를 분석한 결과를 제시한다. 본 연구에서는 실증분석 과정에서 앞 장에서 소개한 기상변수 이외에도 평일과 주말(및 공휴일), 하루 24시간의 시간대별 패턴을 통제하는 더미변수와 시간변수를 포함하여 분석을 실시하였다. 이를 통해 CBL과의 비교를 통한 DR 프로그램의 실적평가가 얼마나 적절한 것인지에 대한 판단의 근거를 마련한다.

1. 전후비교법

전후비교법으로 분석한 결과, <표 4>처럼 6회에 걸친 DR 발령시간 동안 참여가구들은 유의미하게 전력사용량이 증가한 것으로 나타났다. 이는 주말 및 공휴일, 기상변수, 시간대별 사용량의 차이 등의 전력사용량에 영향을 가져오는 다른 주요 변수들을 통제했음에도 나타난 결과이다. CBL과의 비교상 DR 프로그램에 참여한 가구들이 DR 발령 시에 약 15%의 전력사용 절감률을 기록하였다는 결과와는 상반된 추정결과라 할 수 있다.

에너지 수요반응 참여효과 분석을 통한 수요감축량 산정기준에 대한 시사점

〈표 4〉 전후비교법 회귀분석 결과(모든 시간대 포함)

독립변수	계수 추정값	표준오차	t값	P > t
DR 발령 더미	0.127***	0.030	4.59	0.000
시간대	-0.189***	0.004	-43.87	0.000
시간대 ²	0.053***	0.001	42.02	0.000
시간대 ³	-0.006***	0.0002	-40.60	0.000
시간대 ⁴	0.0003***	7.57e-06	39.55	0.000
시간대 ⁵	-5.18e-06***	1.35e-07	-38.35	0.000
주말 및 공휴일 더미	0.046***	0.003	16.60	0.000
기온	0.035***	0.0005	74.82	0.000
강수량	0.005***	0.0009	5.99	0.000
풍속	0.006***	0.001	4.62	0.000
습도	0.003***	0.00009	31.02	0.000
상수항	-0.551***	0.016	-35.23	0.000
표본 수	119,808		F(11, 119796)	1383.10
R-squared	0.121		Prob > F	0.000

주: 표준오차는 강건한 표준오차(robust s.e.)를 사용함

자료: 저자작성

시간대를 보다 엄밀하게 통제하기 위해 DR 발령이 있었던 20~21시 한 시간만으로 전력사용량을 한정하여 살펴본 결과가 <표 5>이다. 평균값의 관점에서 <표 4>와 마찬가지로 여전히 DR 발령을 한 날의 전력사용량이 더 증가한 것으로 나타났으나, 이번에는 그 통계적 유의성이 낮아 전력사용량의 증가분은 유의미한 변화라고 말하기에는 미미한 수준이라고 해석할 수 있다. 즉, 평균적으로 DR 발령 기간에 전력사용량이 증가하기는 하였으나, 동 시간대의 평상시 전력사용량 변동성을 감안한다면 통계적으로 명백할 정도로 충분히 증가했다고 말할 수는 없다.

〈표 5〉 전후비교법 회귀분석 결과(DR 발령 시간대(20~21시)만 포함)

독립변수	계수 추정값	표준오차	t값	P > t
DR 발령 더미	0.031	0.032	0.95	0.341
주말 및 공휴일 더미	-0.044**	0.019	-2.25	0.024
기온	0.060***	0.003	17.58	0
강수량	0.017	0.041	0.41	0.681
풍속	0.021**	0.009	2.31	0.021
습도	0.005***	0.001	7.71	0
상수항	-1.304***	0.121	-10.74	0
표본 수	4,992		F(6, 4985)	62.31
R-squared	0.0603		Prob > F	0

주: 표준오차는 강건한 표준오차(robust s.e.)를 사용함

자료: 저자작성

따라서 전후비교법의 분석결과로는 DR 프로그램의 참여가구들이 DR 발령 시에 비발령 기간과 비교할 때 오히려 평균적으로 전력사용량이 증가하였다고 말할 수 있다. 여기에 통계적 엄밀성까지 반영한다면 최소한 DR 발령에 의해 전력사용량이 줄어들지는 않았다고 평할 수 있다. 그렇다면 이러한 결과를 어떻게 해석해야 할 것인가. 전후비교법은 DR 발령에 참여한 가구만을 대상으로 살펴보는 분석기법이다. 통제군이 없기 때문에 DR 발령 시간에 처치군뿐 아니라 통제군도 마찬가지로 전력소비패턴이 움직였는지에 대한 분석이 필요하다.

사실, DR 발령에 참여한 가구만 놓고 본다면 굳이 전후비교법을 사용하지 않더라도 전력사용량이 증가한 것은 명백하다. <표 6>을 참고하면, DR 프로그램에 참여한 가구들은 DR 비발령 기간 동안 시간당 0.734kWh를 소비한 것으로 나타났다. 반면, 발령 기간에는 시간당 0.898kWh를 소비하여 더 많은 소비가 이루어졌음을 알 수 있다. 단순히 전력사용량이 발령 기간에 더 많았다는 것은 기초통계량만으로도 확인이 되며, 전후비교법에서는 당시의 기상여건과 시간대 특성까지 통제하였으므로 전후비교법의 결과는 DR 발령 당시의

제반여건을 고려해도 DR 발령 참여가구들이 평상시보다 결코 전력소비를 줄이지 않았다는 것을 보여준다.⁸⁾

〈표 6〉 DR 프로그램 참여가구의 시간당 전력사용량 기초통계량

(단위: kWh)

DR 발령 여부	평균	표준편차	최솟값	최댓값
비발령	0.734	0.571	0	5.3
발령	0.898	0.739	0	5.6
전체	0.754	0.597	0	5.6

자료: 저자작성

전후비교법의 결과에도 불구하고 아직 DR 프로그램의 순효과를 속단할 수 없는 것은 DR 참여가구들이 과연 이 프로그램이 없었다면 실제 기록한 전력사용량보다 더 많이 사용했을 수 있다는 가능성을 해소할 수 없기 때문이다. 만약 참여가구들이 DR 프로그램이 없었다면 실제 전력사용량보다 더 많은 전력을 사용하였을 것이라면 DR 프로그램은 여전히 전력사용량을 억제하는데에 효과적인 정책으로 평가할 수 있을 것이다. 이러한 가능성을 확인하기 위해서는 DR 프로그램 참여가구뿐 아니라 비참여가구들이 DR 발령기간에 어떤 전력소비행태 변화를 보였는지를 분석할 필요가 있다.

〈표 7〉 DR 프로그램 비참여가구의 시간당 전력사용량 기초통계량

(단위: kWh)

DR 발령 여부	평균	표준편차	최솟값	최댓값
비발령	0.762	0.651	0	5.5
발령	0.911	0.840	0	4.6
전체	0.781	0.679	0	5.5

자료: 저자작성

8) 제Ⅲ장의 1.1.절에서 설명한 바와 같이 DR은 열대야나 폭염 등이 예상될 때 발령하기 때문에 평상시보다 기온이 높을 것이며, 저녁 8~9시가 온 가족이 집에 모이는 시간대라는 점을 감안한다면 DR 발령 기간 동안 절대적인 전력사용량은 증가하는 것이 일반적인 결과일 것이다. 중요한 것은 전후비교법에서는 이러한 특성들을 감안하였는데도 DR 참여가구들이 전력소비를 줄이는 쪽으로 바꾸지 않았음을 보여주었다는 점이다.

<표 7>에서 비참여가구들의 기초통계량을 보면, 참여가구들이 DR 프로그램이 없었다면 전력 소비를 더 많이 했을 가능성이 충분히 있을 수 있음을 알 수 있다. 비참여가구들도 참여가구와 마찬가지로 DR 발령 시간 동안 전력소비량이 증가하였기 때문이다. 따라서 DR 프로그램 비참여가구가 참여가구와 유사한 전력소비패턴을 가지고 있다면 참여가구들도 DR 프로그램에 참여하지 않았더라도 DR 발령에 해당하는 시간 동안 전력을 더 많이 소비했을 것이라는 추론이 가능하다. 이 경우, 전후비교법에서 전제하고 있는 시간안정성 가정은 만족되지 않는다. 이러한 측면을 고려할 때 본 연구의 실증자료로 DR 프로그램의 순효과를 적절히 분석하기에 전후비교법은 한계가 있으며, 엄밀한 순효과와의 도출을 위해 이중차분법을 통한 분석이 필요하다고 할 수 있다.

2. 이중차분법

이중차분법으로 실증자료를 분석한 결과는 <표 8>에 요약되어 있다. DR 프로그램을 통해 전력사용량이 DR을 발령하지 않을 때에 비해 평균적으로 부호는 양(+)이지만 거의 변화가 없는 것(0.00009)으로 나타났다. 통계적으로 유의한 수준도 아니었다. 즉, DR 프로그램에 참여한 가구가 해당 프로그램에 참여하지 않았었다면 예상되는 전력사용량에 비해 프로그램에 참여하여 실제로 기록한 전력사용량이 사실상 거의 변하지 않았다. 본 연구에서 분석한 실증자료는 [그림 2]에서처럼 공동추세 가정을 상당히 잘 만족하고 있다는 점을 감안한다면 이중차분법에 의한 결과가 DR 프로그램의 실질적인 순효과를 보여준다고 말할 수 있다.

이러한 결과는 DR 시범사업의 내용을 생각할 때 일반상식에도 부합하는 자연스러운 결과이다. 이번에 진행된 DR 프로그램의 경우 저녁 8시부터 9시까지 한 시간 동안만 세대가 보유한 전체의 전자제품도 아닌 에어컨이라는 한 품목으로만 제어대상을 한정하고 있어 전력사용량을 통제할 수 있는 여지

가 크지 않았다. 특히, 저녁 8~9시 시간대는 가족들이 대부분 귀가하여 함께 하기 때문에 에어컨 이외에도 TV나 기타 가전제품의 사용도 충분히 예상되는 시간대라 할 수 있다.⁹⁾

결과의 강건성(robustness)을 확인하는 차원에서 가구의 특성변수들을 추가한 모형으로도 이중차분법을 실행하였으며, 이때도 마찬가지로의 결과를 얻게 됨을 확인할 수 있다(<표 8>의 우측 결과). 비록 전체 표본 가구는 아니지만, DR 프로그램에 참여 및 미참여한 158개 가구 중 145개 가구는 가구의 특성과 관련한 설문에 응답한 자료가 있어 이를 활용하여 가구의 특성변수를 추가 통제해 보았다. 그 결과, 가구의 특성(주로, 가구원 구성 및 가전제품 보유 수준)을 통제하고도 기상변수만 통제된 모형(<표 8>의 좌측 결과)과 거의 차이가 없다는 점에서 내생성 문제에서 비교적 자유로운 안정적인 결과임을 알 수 있다. 이는 앞서 살펴보았던 공통추세가정이 비교적 잘 충족됨을 뒷받침하는 결과이기도 하다.

〈표 8〉 이중차분법 회귀분석 결과

독립변수	기상변수만 포함		기상변수 및 가구특성 포함	
	계수 추정값	표준오차	계수 추정값	표준오차
DR 발령 더미	0.123***	0.046	0.119***	0.044
프로그램 참여 더미	-0.020***	0.002	-0.008***	0.003
DR 발령 × 프로그램 참여 더미(DID 항)	8.73e-05	0.055	0.013	0.054
시간대	-0.206***	0.004	-0.216***	0.004
시간대 ²	0.058***	0.001	0.060***	0.001
시간대 ³	-0.007***	0.0001	-0.007***	0.0001
시간대 ⁴	0.0003***	6.49e-06	0.0003***	6.55e-06
시간대 ⁵	-5.43e-06***	1.16e-07	-5.54e-06***	1.17e-07

9) 한편, DR 발령 횟수가 6회에 그쳐 표본을 충분히 확보하기에 다소 아쉽다는 평을 할 수도 있겠다. 발령 횟수가 좀 더 많았다면 표준오차를 줄일 수 있다는 점에서 통계적 유의성을 기대해 볼 수도 있지 않겠나 하는 의견이 있을 수 있다. 그러나 이번 경우에는 추정값이 너무 작았기 때문에(0.00009) t값을 드라마틱하게 올릴 수 있는 여지는 거의 없다. <표 8> DID항의 추정값과 표준오차를 확인한다면 단순히 표본 수를 늘리는 것으로는 통계적 유의성이 나타나기 매우 어렵다는 것을 짐작할 수 있을 것이다.

독립변수	기상변수만 포함		기상변수 및 가구특성 포함	
	계수 추정값	표준오차	계수 추정값	표준오차
주말 및 공휴일 더미	0.042***	0.002	0.045***	0.002
기온	0.038***	0.0004	0.040***	0.0004
강수량	0.006***	0.0007	0.004***	0.0007
풍속	0.003***	0.001	0.002**	0.001
습도	0.003***	7.67e-05	0.004***	7.88e-05
주택면적			0.031***	0.002
방 개수			0.059***	0.003
자가 여부			0.0007	0.0009
거주 기간			0.002***	0.0001
에너지 소비수준 인식			-0.097***	0.002
TV 개수			0.046***	0.002
세탁기 개수			-0.012***	0.002
에어컨 개수			0.033***	0.002
선풍기 개수			-0.023***	0.001
냉장고 개수			0.052***	0.002
식기세척기 개수			0.038***	0.004
컴퓨터 개수			0.033***	0.001
전기밥솥 개수			0.005*	0.003
가구주 나이			-0.0006***	0.0002
가구주 성별			0.014***	0.003
가구주 결혼 여부			0.008**	0.004
가구 내 노인 수			0.012***	0.004
가구 내 미성년자 수			0.044***	0.003
가구 내 취업자 수			-0.030***	0.002
총 가구원 수			0.021***	0.003
상수항	-0.615***	0.013	-49.06	0
표본 수	182,016		167,040	
Adj. R-squared	0.124		0.211	

주: 표준오차는 강건한 표준오차(robust s.e.)를 사용함
 자료: 저자작성

결과적으로, CBL을 기준으로 DR 프로그램의 전력사용량 절감률을 계산하는 방식에 비해 상대적으로 보다 엄밀하게 프로그램의 전력소비 억제효과를 추정하였을 때 그 순효과는 크게 감소하여 그 효과를 논하기에 매우 미미한 것으로 확인되었다. CBL을 이용하였을 때는 DR 프로그램이 거의 15%에 가

까운 전력사용량의 감소를 이끌어낸 것으로 보여주고 있으나, 전후비교법이나 이중차분법의 분석결과는 그러한 결과를 지지하지 않고 있다. 심지어 DR 발령 기간에 전력사용량이 통계적으로는 유의미하지 않더라도 평균적으로 더 증가한 것으로 분석되기까지 했다. 그리고 이중차분법에서도 계수값(평균적인 변화분)이 전후비교법보다는 더 작게 추정되었으나 여전히 전력사용량이 감소하지 않은 것으로 나타나 사실상 DR 발령에 따른 전력사용량의 변화는 없었다고 할 수 있다. 참고로, 각 계량기법이 분석에서 전제하는 가정을 실증자료들이 만족하는지를 보았을 때 본 연구에서는 전후비교법보다는 이중차분법이 통계적으로 신뢰할 수 있는 결과를 제시한다고 판단된다. 그럼에도 두 분석기법 모두 DR 발령에 따른 전력사용량 절감효과는 특별히 없었음을 말하고 있다.

V. 결론 및 시사점

본 연구는 스마트 홈 기반 DR 프로그램에 의한 전력사용량의 변화를 살펴 보았다. DR 프로그램을 실시한 결과, 단순 전력사용량만을 보게 될 경우 프로그램에 참여한 가구가 DR 발령 기간 동안 비발령 기간보다 더 전력사용량이 증가한 것으로 나타났다. 이는 기상여건이나 시간대의 특성 등의 제반조건을 통제하지 않은 전력사용량 그 자체만으로 비교한 것에 불과하여, 프로그램의 순수한 효과를 도출하기 위해 보다 엄밀하게 이중차분법을 이용하여 분석하였다. 그 결과, 프로그램에 참여한 가구는 프로그램으로 인해 평균적인 전력사용량은 미세하게 증가한 것으로 나타났으며 그 통계적 유의성도 매우 낮아 프로그램의 참여에도 불구하고 전력사용량의 변화는 사실상 무시할 만한 수준이라고 결론내릴 수 있다. 이러한 결과는, DR 프로그램 참여가구들이 DR 발령 기간 동안 전력사용량이 증가하기는 하였으나 만약 해당 가구들이

프로그램에 참여하지 않았더라도 같은 시간에 유사한 수준 이상으로 전력을 사용했을 것임을 의미한다.

프로그램의 순효과와 관련하여 본 연구의 분석결과는 분석방법에 대하여 크게 두 가지 시사점을 제시하고 있다. 첫째, 현행 CBL 기준에 의한 DR 프로그램 실적평가 방식은 참여가구들의 전력소비행태상 변화를 정확히 잡아내지 못한다. 특히, Max(4/5) 방식은 DR 발령 직전 5일 중 동시간대에 가장 전력사용량이 많았던 4일에 대한 평균값이므로 기본적으로 그 값이 단순평균 사용량보다 많게 된다. 즉, 프로그램의 성과를 비교하는 대상의 수치가 높은 편이기 때문에 DR 발령 때 평균 수준으로만 전력을 사용해도 수요를 억제한 것처럼 평가하게 된다. 따라서 DR 프로그램의 실적을 보다 정확하게 판단하기 위해서는 CBL의 산정방식을 지금보다 더 개선시킬 필요가 있다. DR 프로그램의 실적을 정확하게 측정하는 것은 실제로 전력소비를 억제한 만큼 그 보상을 하계끔 함으로써 무분별한 보상금액 지출을 줄이고, 소비자들에게는 실제로 전력소비를 억제해야만 보상을 받을 수 있다는 점에서 정책목표와 일관된 유인을 제공하게 된다. 정책 초기에는 프로그램 참여율을 높이기 위해 과대 보상을 할 수도 있다. 그러나 궁극적으로 전력수요를 억제하기 위해서는 참여자들에게 실제 전력소비를 줄여야 그 대가를 받을 수 있음을 명확히 해야 한다.

둘째, DR 사업들의 순효과를 분석하기 위해서는 그에 적절한 분석기법을 이용하여 결과를 제시해야 과대 또는 과소평가에 따른 오류를 최소화할 수 있다. 예를 들어, 비교대상이 되는 통제군에 대한 자료가 없을 경우 전후비교법 등을 사용하면 본고의 분석결과에서도 나타난 것처럼 DR 발령 후 오히려 전력사용량이 유의미하게 증가했다고 결론내릴 수도 있다. 또한, 상황에 따라서는 순효과를 과대추정할 가능성도 상존한다. 물론 통제군 자료가 없는 상황에서 가용 자료를 최대한 활용하다 보니 전후비교법과 같은 기법을 사용할 결정을 내리기도 하겠으나, 기법이 요구하는 전제가 뒷받침되지 않을 경우 분석결과는 실제 효과를 호도할 가능성이 있다. 이러한 점을 감안한다면, DR 사업을 시작할

때 프로그램에 참여할 가구를 확보하는 것도 중요하지만 그와 함께 통제군으로 비교대상이 될 같은 지역의 비참여가구에 대한 정보를 확보하는 노력도 필요하다. 특히, 아파트 단지에 대해 DR 프로그램을 하게 된다면 동일 아파트 단지의 비참여가구의 전력사용량 정보만 함께 확보할 수 있다면 비교분석이 단순히 참여가구의 자료만 이용할 때보다 상당히 개선될 것이다. 동일 아파트 단지일 경우, 세대의 면적이나 위치 등이 동일하기에 처치군과 통제군의 전력소비패턴이 평균적으로 매우 유사할 가능성이 높기 때문이다.

글을 마치기에 앞서, 한 가지 사항을 분명히 하고자 한다. 본 연구가 분석 대상으로 한 DR 프로그램은 DR 발령 시 1시간 동안 에어컨의 설정만 제어를 하는 사업이었다. 기본적으로 제어 대상기기가 한 가지로 국한되어 있어 전력사용량을 절감하는 폭에 있어서 제한이 있을 수밖에 없다. 본 연구의 분석결과에서 DR 프로그램이 전력사용량을 절감하는 효과가 없었다는 것은 이러한 특정한 사업내용에 한하여 나타난 결과이지, 모든 DR 프로그램이 전력수요를 낮추는 데에 도움이 되지 않음을 의미하는 것이 아니다. 분석대상이었던 DR 시범사업도 설정제어 대상기기가 더 다양하고 발령 지속시간이 좀 더 길었다면 전력사용 절감효과가 더 명확하게 나타날 수도 있다. 본 연구는 DR 프로그램이 실효성이 없어 불필요하다는 말을 하려는 것이 아니다. 오히려 탈탄소화를 추구하는 국가적·국제적 흐름에서 전력의 공급뿐 아니라 수요측면을 관리하는 것은 갈수록 그 중요성이 부각될 것이다. 본 연구는 앞으로 DR 사업들이 전력수요를 효과적으로 억제하기 위해 감축량 산정방식에서도 개선이 필요함을 말하고 있다. 각 DR 프로그램의 순효과를 최대한 정확히 분석해서 평가해야 하며, 참여자들에 대한 보상도 보다 정확한 기준 아래에서 이루어져야 제도 설계에서 개선이 이루어질 것이며, 결과적으로 향후 DR 사업들의 실효성도 제고될 것이다.

접수일(2021년 2월 1일), 수정일(2021년 3월 16일), 게재확정일(2021년 3월 26일)

◎ 참 고 문 헌 ◎

- 김진이·김우선·문승일. 2011. 「9.15 순환정전이 주는 교훈과 개선방안」. 2011년도 대한 전기학회 학술대회 논문집. 8-10.
- 김혜영·김현수·신복덕. 2017. 「제조업별 전력소비 패턴 분석을 통한 수요자원의 감축 안정성에 관한 연구」. 『조명전기설비학회논문지』. 31(12): 105-112.
- 안병우·김정욱. 2018. 「수요반응 기법을 적용한 에너지 절감 실증 사례 분석」. 『설비저널』. 47(11): 34-38.
- 에너지경제연구원. 2019. 『2019 에너지통계연보』.
- 윤혁준. 2015. 「수요자원 거래시장」. 『전기의 세계』. 64(4): 29-33.
- 이은정·이경은·이혜수·이효섭·김은철·이원중. 2017. 「소규모 전력 소비자 대상 수요자원 거래시장의 필요성 및 시범운영 결과 분석」. 『한국통신학회논문지』. 42(4): 915-922.
- 전력거래소. 2020. 「'20년 9월 수요자원거래시장 현황 및 운영정보」.
- _____. 2011. 『수요반응 제도의 개념 및 현황』.
- 정은아·이경은·김화영·정소라·이효섭·서봉원·이원중. 2017. 「확장된 기술수용모델을 이용한 가정용 에너지 수요반응 프로그램 실증분석」. 『한국HCI학회논문지』. 12(4): 65-73.
- 조은정·조성훈·육준연. 2012. 「수요반응 효과분석에 관한 연구」. 『대한전기학회 학술대회논문집』. 83-85.
- 한국에너지공단. 2018. 「수요자원 거래시장 운용현황 및 시사점」. 『KEA 에너지 이슈브리핑』. 제195호.
- Allcott, H. 2011. “Rethinking Real-time Electricity Pricing.” *Resource and Energy Economics* 33(4): 820-842.
- Jessoe, K. and D. Rapson. 2014. “Knowledge is (Less) Power: Experimental Evidence from Residential Energy Use.” *American Economic Review* 104(4): 1417-1438.
- Opower. 2016. “Opower Comments to the IESO DRWG on Alternative Baselines and

에너지 수요반응 참여효과 분석을 통한 수요감축량 산정기준에 대한 시사점

Meter Data Granularity for Residential Demand Response.” Technical Report. Opower.

<웹주소>

전력거래소 홈페이지 수요자원 거래시장(<http://dr.kmos.kr>)

기상청 기상자료개방포털(<https://data.kma.go.kr>)

ABSTRACT

Energy DR Participation Effect and
Its Implications

Donggyu Yi* and Yeonjei Jung**

This study analyzes the pure effects of smart-home-based DR program conducted in the summer of 2019 using before-and-after analysis(BAA) and difference-in-differences(DID). Although CBL-based calculation shows about 15% average reduction of electricity usage, DID points out that the reduction effects do not exist in this specific program. BAA even says that the electricity demand increased during DR issues. However, the results of DID seems to tell the true effects, in the sense that only DID satisfies the premise of the approach. These results implies that DR programs need to have strict calculation standard of demand reduction. Estimating exactly the reduction provides appropriate economic incentives both for DR program designers and for the participants.

Key Words : Demand response(DR), DR market, Customer baseline load(CBL), Difference-in-differences(DID)

* Assistant Professor, University of Seoul(first author). dgyi77@uos.ac.kr

** Research Fellow, Korea Energy Economics Institute(corresponding author). yeonjei@keei.re.kr