

에너지전환 정책하에 전기차 수요자원의 경제적 가치 분석: 9차 전력수급계획 중심으로[†]

전우영* · 조상민** · 조일현***

요약 : 에너지전환 정책의 가속화로 변동성 재생에너지가 가파르게 증가하면서 계통수용비용이 빠르게 상승하고 있다. 변동성 재생에너지 증가는 기존 전통적 발전자원의 이용률을 하락시켜서 전력공급에 비효율성을 가중시키는데 이에 대한 해결책으로 수요자원이 주목받고 있다. 본 연구에서는 수요자원 중 큰 잠재력을 가지고 있는 전기차 수요가 재생발전에 대한 유연성 자원으로 활용될 경우 전력공급비용을 얼마나 경감시킬 수 있는지 9차 전력수급계획을 반영하여 분석하였다. 분석모형으로 재생발전의 확률적 특성을 사실적으로 반영할 수 있는 확률적 전력시스템 최적화 모형을 적용해서 재생에너지가 유발하는 비용과 전기차 수요자원의 편익을 분석하였다. 분석결과 계시별 요금제보다 가상발전소 기반의 직접제어방식이 편익이 더 높고, 발전구성에서 재생에너지의 비중이 높아질수록 편익이 더 높아지는 것으로 나타났다. 전기차 수요자원의 구현비용인 중개사업자 수수료와 배터리마모비용을 고려한 순편익 추정결과, 총방전이 가능한 가상발전소 방식의 경우 월평균 운영비용의 67~85% 수준으로 나타났다. 이러한 수요자원 순편익이 소비자에게 효과적으로 분배되는 요금체계가 적용될 경우 시장참여유인이 높을 것으로 추정된다.

주제어 : 전기자동차, 재생에너지, 수요자원, 분산자원, 계시별 요금제(TOU), 가상발전소(VPP), 지능형 충전

JEL 분류 : D6, Q4, R4

접수일(2021년 2월 16일), 수정일(2021년 4월 24일), 게재확정일(2021년 5월 11일)

[†] 본 논문은 에너지경제연구원 2020년 기본연구 「E-Mobility 성장에 따른 신재생에너지 산업 대응 전략 연구」의 일부 연구내용을 기반으로 대폭 확장 및 수정하였음을 밝혀둔다. 그리고 논문의 완성도를 높이는데 유익한 조언을 해주신 세분의 심사위원들께 감사의 말씀을 드린다.

* 전남대학교 경제학부, 부교수, 교신저자(e-mail: wyjeon@jnu.ac.kr)

** 에너지경제연구원, 연구위원, 공동저자(e-mail: smin0621@keeci.re.kr)

*** 에너지경제연구원, 부연구위원, 공동저자(e-mail: ihcho@keeci.re.kr)

The Economics Value of Electric Vehicle Demand Resource under the Energy Transition Plan[†]

Wooyoung Jeon*, Sangmin Cho** and Ilhyun Cho***

ABSTRACT : As variable renewable sources rapidly increase due to the Energy Transition plan, integration cost of renewable sources to the power system is rising sharply. The increase in variable renewable energy reduces the capacity factor of existing traditional power capacity, and this undermines the efficiency of the overall power supply, and demand resources are drawing attention as a solution. In this study, we analyzed how much electric vehicle demand resources, which has great potential among other demand resources, can reduce power supply costs if it is used as a flexible resource for renewable generation. As a methodology, a stochastic form of power system optimization model that can effectively reflect the volatile characteristics of renewable generation is used to analyze the cost induced by renewable energy and the benefits offered by electric vehicle demand resources. The result shows that virtual power plant-based direct control method has higher benefits than the time-of-use tariff, and the higher the proportion of renewable energy is in the power system, the higher the benefits of electric vehicle demand resources are. The net benefit after considering commission fee for aggregators and battery wear-and-tear costs was estimated as 67% to 85% of monthly average fuel cost under virtual power plant with V2G capability, and this shows that a sufficient incentive for market participation can be offered when a rate system is applied in which these net benefits of demand resources are effectively distributed to consumers.

Keywords : Electric Vehicle, Renewable Energy, Demand Response, Distributed Resource, Time of Use Tariff, Virtual Power Plant, Smart Charging

Received: February 16, 2021. Revised: April 24, 2021. Accepted: May 11, 2021.

[†] This work is partly based on the 2020 KEEI policy research report ‘A Study on the Response Strategy of the Renewable Industry to the E-Mobility Growth’.

* Chonnam National University, Department of Economics, Associate Professor, Corresponding author (e-mail: wyjeon@jnu.ac.kr)

** Korea Energy Economics Institute, Research fellow, Coauthor(e-mail: smin0621@keei.re.kr)

*** Korea Energy Economics Institute, Associate research fellow, Coauthor(e-mail: ihcho@keei.re.kr)

I. 서론

탄소중립에 대한 국제적인 압력과 친환경 에너지로의 전환에 대한 요구가 높아지면서 재생에너지 보급이 가속화되고 있다. 과거 재생에너지 확대의 큰 걸림돌 중 하나는 전통적 화석에너지 대비 에너지생산비용이 높기 때문에 반도체, 자동차, 철강 등 에너지집약적인 산업구조를 가진 우리나라의 수출경쟁력을 약화시킨다는 것이었다. 하지만 태양광과 풍력의 발전단가가 빠르게 하락하고, 재생에너지 산업의 일자리 창출 능력이 조명받으면서 에너지전환정책이 경제성장에 새로운 모멘텀이 될 수 있다는 기대가 부각되고 있다. 일사조건이나 풍량 조건이 좋은 일부 중동과 유럽 국가에서는 재생에너지가 화석에너지와 경쟁 가능한 수준을 달성하였다. 또한 전통적 화석에너지 산업은 자본집약적인 구조로 일자리 창출에 미미한 기여를 하는 것에 대조적으로 재생에너지 산업은 제조업과 서비스업에 기반한 노동집약적인 구조이기 때문에 소위 ‘그린 뉴딜’을 통한 경제성장을 기대하게 해주는 측면을 가지고 있다. 덧붙여 애플, 구글과 같은 몇몇 글로벌 회사들이 자신의 제품은 친환경에너지 100%로 생산되었다는 것을 인증하기 위해 시작한 제도인 RE100이 점점 확산하면서 재생에너지 기반 제조와 생산은 중요한 비관세 장벽으로 자리잡아가고 있으며 수출 집약적인 우리 경제에는 기업들의 생존과 직결되는 문제가 되고 있다.

이러한 이유로 한국의 신재생에너지 보급은 빠른 속도로 증가하고 있다. 발전비중 기준으로 2010년 1.24%이었던 신재생에너지는 2020년 7.5%까지 증가했고, 2030년 20.8%, 2040년 30~35%, 2050년 40~60%까지 보급이 예정되어 있다(산업통상자원부, 2017; 산업통상자원부, 2019; 산업통상자원부, 2020; 환경부, 2020).

하지만 태양광과 풍력을 중심으로 한 변동성 재생에너지는 높은 불확실성과 변동성 때문에 안정적인 전력시스템 운영에 문제를 야기한다. 전력은 저장이 쉽지 않은 재화이기 때문에 매분, 매초 실시간으로 발전과 수요를 일치시켜야 하는 데, 전력시스템 운영자가 제어할 수 없고 예측하기 힘든 태양광과 풍력은 필연적으로 이를 보완해줄 수 있는 LNG 발전소나 에너지저장장치(Energy Storage System, ESS)와 같은 유연성 자원을 필요로 한다. 변동성 재생에너지 보급이 증가할수록 필요한 유연성 자원의 규모는 빠르게 증가하게 되는데 LNG 발전소로 유연성 자원을 충당할 경우 재생에너지의 보완설비로

만 활용되는 LNG 발전소는 이용률이 매우 낮아져서 이 자원을 전력시스템이 필요한 만큼 충분히 유치하기 위해서는 높은 수준의 추가적인 용량비용을 부담해야 한다. 이렇게 전통적인 발전자원을 이용한 전력시스템 안정성 확보 방안은 에너지전환의 비용을 높게 된다.

반면 재생에너지에 대한 유연성 자원으로 새로운 발전소 건설 대신 수요자원을 활용한다면 상당한 용량비용을 경감시킬 수 있다. 전통적으로 전력수요는 가격에 비탄력적인 재화라는 인식이 강해서 수요자원을 활용해서 전력시스템 효율성을 개선하려는 노력은 과거 많지 않았다. 하지만 지능형 계량기(Automated Metering Infrastructure, AMI) 보급이 확대되고 양질의 정보통신 인프라가 갖춰지면서 수요자원의 활용방안에 대한 관심이 높아지고 있다. 이러한 수요자원으로 높은 잠재력을 가지고 있는 자원이 전기차 수요이다. 전기차는 2019년 약 192천 대에서 2030년까지 약 3,000천 대까지 약 1500%의 보급 증가가 계획되어 있다. 2030년 기준 변동성 재생에너지 용량 대비 시간당 전기차 충전할 수 있는 전력비율은 약 49.8% 수준으로 전기차 수요자원을 효과적으로 활용할 수 있을 경우 태양광 및 풍력의 변동성 및 불확실성을 상당부분 경감시킬 수 있는 것을 알 수 있다(산업통상자원부, 2017; 대한민국정부, 2019).

기술적으로도 전기차 수요자원을 재생에너지에 대한 유연성 자원으로 활용하는 방안에 대한 여건은 마련되어 있다. 전기차 수요자원을 태양광과 풍력의 시시각각 변화하는 출력에 대응하기 위한 유연성 자원으로 활용하기 위해서는 전력시스템 운영자가 급전 제어를 할 수 있는 자원이어야 한다. 이를 위해서는 사이버 물리망을 이용해 분산되어 있는 전기차 자원들을 통합해서 총방전을 제어할 수 있는 가상발전소(Virtual Power Plant, VPP) 방식의 기술이 필요한데, 정보통신 인프라가 고도로 발달된 우리나라 환경에서는 상대적으로 저렴한 추가 비용으로 구현가능하다. 분산형 자원 활용도를 높이려는 정부의 방향성에 맞추어 2020년 말에 발표된 9차 전력수급기본계획에서도 VPP의 확산이 계획되어 있다(산업통상자원부, 2020).

본 연구에서는 9차 전력수급기본계획에서 제시된 수준으로 전체 발전비중에서 변동성 재생에너지가 증가할 경우 재생에너지를 안정적으로 수용하기 위해 추가적으로 발생하는 비용이 어느 정도 수준이며, 전기차 수요자원을 유연성자원으로 활용할 경우 이 비용을 얼마나 효과적으로 경감할 수 있는지를 분석하였다. 전기차 수요자원의 제어방

식을 차등적으로 적용하여서 1) 계시별 요금제(Time of Use, TOU)하에서 간접적으로 충전패턴을 조정할 경우 2) VPP기술을 활용하여 충전만 직접제어 할 경우(Grid to Vehicle, G2V), 3) VPP기술을 활용하여서 충전뿐만 아니라 방전까지 직접 제어할 경우 (Vehicle to Grid, V2G)의 3가지 방식하에서 전기차 수요자원의 전력공급비용 경감효과를 분석하였다. 이를 바탕으로 최종적으로 전기차 수요자원의 경제적 가치와 이 편익이 소비자에게 효과적으로 분배될 경우 시장참여유인이 있는지 추정하였다.

본 논문의 구조는 다음과 같다. 2장에서는 재생에너지의 전력공급 안정성 영향과 유연성 자원들의 경제성을 살펴본 선행연구에 대해서 살펴본다. 3장에서는 본 연구에서 사용된 확률적 전력시스템 최적화 모형과 풍력 및 태양광 확률 모형의 특징에 대해서 설명하고, 전기차의 충전 패턴 및 물리적 특성 등 분석의 전제가 된 자료의 구조에 대해서 살펴본다. 4장에서는 분석을 위한 시나리오 구조와 최적화 결과에 대해서 살펴보고 5장에서는 본 연구의 결론과 시사점을 살펴보도록 한다.

II. 선행연구 정리

태양광과 풍력을 중심으로 한 변동성 재생에너지 확대가 전력시스템의 안정적 운영에 유발하는 비용을 분석한 연구에는 Ueckert et al.(2013), Bruninx et al.(2016), NEA(2012) 등이 있다. Ueckert et al.(2013)은 재생에너지를 안정적으로 수용하는 데 필요한 비용을 프로파일 비용, 밸런싱 비용, 망 비용으로 분류하고 제어할 수 없는 재생에너지의 변동성이 유발하는 프로파일 비용을 부하지속곡선을 기반으로 이론적으로 도출하였다. Bruninx et al.(2016)은 전력시스템 최적화 모형을 이용해서 미시적 운영관점에서 유연성자원 제공비용과 전통자원 발전감소 관점에서 수용비용을 추정하였다. NEA(2012)에서는 태양광과 풍력이 유발하는 수용비용을 국가별로 추산하였는데 한국의 경우 전체 발전량 중 30%가 재생에너지로 보급된 경우, 수용비용이 태양광은 약 33.7 USD/MWh, 풍력은 약 24.5 USD/MWh에 이르는 것으로 추정되었다. 일반적으로 계통한계가격(System Marginal Price, SMP)이 100원/kWh인 것을 감안하면 이 연구에서 추정된 수용비용은 SMP 대비 약 30~40% 수준으로 적지 않은 규모인 것을 알 수 있다.

이러한 재생에너지의 수용비용을 효과적으로 경감하기 위해서 양수발전 혹은 ESS와

같은 공급관점의 자원들을 기반으로 영향을 분석한 연구들이 있다. Tuohy and O'Malley (2011)는 높은 수준의 풍력이 보급된 아일랜드 환경에서 양수발전의 영향을 분석하였는데, 양수발전의 가장 큰 편익은 풍력 출력제한(curtailment) 감소에서 발생하며 풍력 불확실성이 커질수록 양수발전의 편익은 더 증가하는 것으로 나타났다. Jeon and Mo (2017)는 제주도 전력시스템을 대상으로 풍력의 변동성과 불확실성이 존재할 때 리튬이온 배터리(Lithium Ion Battery, LIB) 기반 ESS의 영향을 분석하였다. 연구결과에서 ESS는 부하이전(Load Shifting) 편익보다 예비력제공 편익이 더 큰 것으로 나타났으며 풍력의 보급수준이 높을수록 편익이 더욱 높아지는 것으로 분석되었다.

양수발전이나 LIB ESS와 같은 공급관점의 자원은 지리적인 제약이나 경제성 문제로 아직 현실적인 보급은 쉽지 않은 상황이다. 반면 ICT기술 발달로 전력수요를 자원화하는 것이 가능해지면서 재생에너지에 대한 유연성자원으로 수요자원의 가능성을 살펴보는 연구가 증가하고 있다. Jeon et al.(2015)에서는 미국 북동부지역의 전력시스템을 대상으로 냉난방 수요, water heating 수요, 전기차 수요가 풍력발전에 대한 유연성자원으로 활용될 경우 전력공급비용 경감효과를 분석하였다. Lee et al.(2021)에서는 TOU를 통해서 제주도에서 발생하는 재생에너지 출력제한을 상당부분 효율적으로 경감함으로써 재생에너지 수용비용을 낮춰주는 것으로 분석되었다. Zamani et al.(2016)은 분산된 ESS와 수요자원이 결합되어 VPP방식으로 최적 운영될 경우 에너지시장과 예비력시장 양쪽에서 모두 편익을 발생시키며 변동성 재생에너지의 불확실성을 보완하는 데 크게 기여하는 것으로 분석되었다.

본 연구에서는 현재 보급이 계획되어 있는 재생에너지를 반영한 한국의 전력시스템에서 전기차 수요자원이 유연성자원으로 활용될 경우 전력공급의 효율성 개선효과와 전기차 수요자원의 가치에 대해서 분석하였다. 재생에너지의 보급수준과 한국 전력시스템의 특성은 2020년 12월 발표된 9차 전력수급 기본계획을 기반으로 적용하였다. 전기차 수요자원의 가치에 영향을 주는 요소로는 크게 다음의 3가지를 고려하였다. 첫째, 2020년, 2030년, 2034년에서 각각 발전 비중 기준으로 7%, 20.8%, 26.1%인 차등적인 재생에너지 보급 수준을 기반으로 전기차 수요자원의 영향을 분석하였다. 둘째, 전기차 수요자원의 제어방식으로 TOU와 VPP 기반의 지능형 충전(Smart Charging)을 고려하였다. 셋째, 보급목표로 설정되어 있는 전기차 중 수요자원으로 참여하는 비중을 차등적

으로 적용해서 전기차 수요자원의 규모가 다를 경우 계별 전기차가 유발하는 순편익이 어떻게 변화하는지 분석하였다.

III. 연구 모형 및 자료

1. 전력시스템 최적화 모형

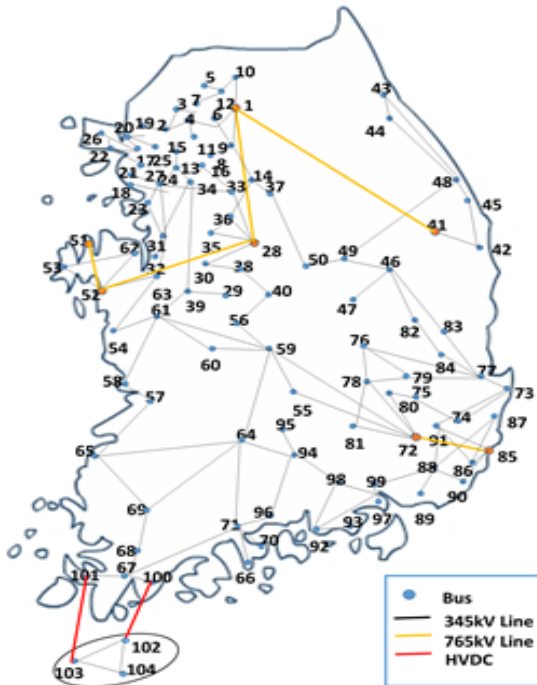
본 연구에서 전기차 수요자원이 전력시스템에 미치는 영향을 살펴보기 위해서 Multi-Period Security-Constraint Optimal Power Flow(MPSOPF)¹⁾ 모형을 적용하였다. 일반적인 안전도 제약 최적조류모형(Security-Constraint Optimal Power Flow, SCOPF)은 미국 ISO 등에서 일일전 발전계획을 수립하거나 전력시스템 분석을 위해 시뮬레이션하기 위해 사용하는 모형을 통칭해서 일컫는 모형이다. 이 SCOPF 모형의 일반적인 목적함수는 전력공급비용 최소화이고, 통제변수는 각 발전기들의 시간별 출력수준이 된다. 이때 반영되는 제약조건들로 발전기의 물리적 제약, 송전망제약, 발전기 고장 등의 상정 사고 제약 등이 있다. MPSOPF는 이러한 일반적인 전력시스템 시뮬레이션 모형인 SCOPF를 확률적인 재생발전과 에너지저장장치와 같은 신기술을 사실적으로 반영할 수 있도록 개선된 모형으로 이해할 수 있다. MPSOPF의 최적화 기법은 24시간의 연속적인 기간에 대한 비용최소화를 하는 것이지만, 경제학에서 일반적으로 사용하는 시간간 되풀이되는 영향을 반영하는 벨만방정식 형태의 동적최적화 문제는 아니다. MPSOPF는 산업공학에서 주로 사용하는 전체 시간공간(time horizon) 범위의 특성과 제약을 반영해서 한번에 최적화를 하는 방식으로 이해할 수 있다.

MPSOPF의 목적함수는 주어진 일일 24시간 전력수요를 만족시키기 위해 필요한 발전비용과 예비력비용의 기댓값을 최소화하는 형태를 가지고 있으며, 고려되는 제약조건으로는 발전기의 물리적 제약, 송전망 제약, 신재생발전 불확실성 제약, 안전도 제약 등이 있다. MPSOPF 목적함수의 수식과 변수에 대한 설명은 부록에 포함하였다.

1) MPSOPF는 미국 정부의 지원을 받아 Cornell University 연구진에 의해서 개발된 모형으로 현재 본 모형을 소개한 논문의 인용횟수가 3500회를 초과할 정도로 학계에서 검증되고 널리 활용되는 모형이다. 본 모형은 무료로 공개되어 있는 open-source 모형으로 <https://matpower.org/>에서 누구나 다운로드 가능하다. 모형의 세부적인 사항은 Zimmerman et al.(2011)과 MPSOPF Manual(2015)에서 확인할 수 있다.

MPSOPF 모형이 기존 SCOPF 모형과의 차별점은 크게 3가지로 요약가능하다. 첫째, 향후 전력시스템의 주요 발전원으로 자리매김하게 될 재생발전의 확률적인 특성을 반영한 사실적인 분석이 가능하다. 둘째, 기존 SCOPF는 특정 시간에 단면적인 분석만 가능했던 반면, MPSOPF는 24시간 동안 연속적인 전력시스템 분석이 가능하기 때문에 전력거래소의 일일전 계획관점과 동일한 전력시스템 모의가 가능하다. 그리고 이 연속적인 전력시스템 분석은 에너지저장장치나 수요자원과 같이 자원에 저장되어 있는 에너지수준(State of Charge, SOC)에 대한 의사결정이 필요한 자원을 최적으로 모형화하는데 필수적인 특성이다. 셋째, 재생발전의 변동성 및 불확실성, 기존 전통자원의 고장확률 등을 반영하여 안전도 제약을 만족시키는 데 필요한 예비력 자원의 양을 모형 내부적인 해로 도출해준다. 세 번째 특성을 통해서 향후 재생에너지가 확대될 경우 안정적 전력시스템 운영을 위해 어느 수준의 예비력이 필요하고 이를 공급하기 위한 비용이 어느 정도 소요될 것인지에 대한 분석이 가능하다.

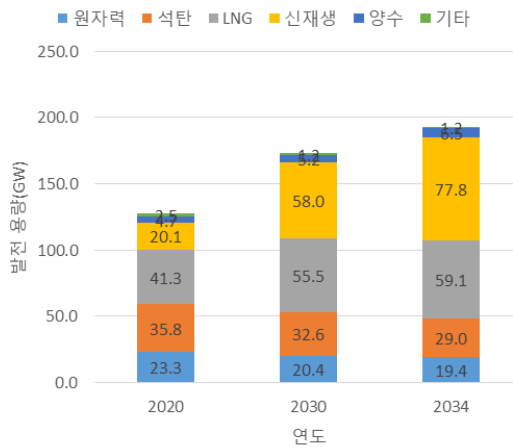
〈그림 1〉 한국 전력시스템 모형도 - 104-Bus 시스템



<그림 1>은 우리나라 전력시스템을 104개 bus로 구성한 모형을 나타낸다. 송전선로에 해당하는 345kV와 765kV까지 고려하여 우리나라 전체 전력시스템을 축약한 모형으로 전력거래소에서 자료를 지원받아 구성하였다.

<그림 2>는 모형에서 분석된 해당 연도의 발전 구성을 보여준다. 2020년은 2020년 6월 기준 자료를 적용하였고, 2030년은 8차 전력수급계획상의 발전구성을 적용하였다. 2020년 12월 9차 전력수급계획이 발표됨에 따라 최신의 정책을 본 연구에 반영하기 위해 9차계획을 기반으로 2034년에 대한 분석을 추가하였다.²⁾ 발전비용함수의 주요 입력값인 전통발전원의 열량단가는 전력거래소의 2020년 6월 자료를 적용하였다.³⁾

<그림 2> 분석연도별 발전용량 구성



2. 태양광 및 풍력발전 확률 모형

MPSOPF에서 재생발전의 불확실성과 변동성을 사실적으로 모의하기 위해서는 태양광과 풍력에 대한 24시간 예측프로파일 도출이 필요하다. 이를 위해서 단순한 2-stage ARMAX(AutoRegressive Moving Average with Exogenous Variable) 모형을 적용해서

- 2) 신재생발전은 수력, 태양광, 풍력만 반영하였으며, 2030년과 2034년 구체적인 송전선로 계획자료가 존재하지 않는 관계로 송전망계약은 적용하지 않았다.
- 3) 2020년 6월 기준 열량단가는 원자력 2,433원/Gcal, 유연탄 23,664원/Gcal, 무연탄 27,394원/Gcal, LNG 46,310원/Gcal, 유류 71,534원/Gcal이다.

태양광과 풍력의 확률모형을 구축하고, 몬테카를로 시뮬레이션 방법론을 적용해서 24시간 재생발전 예측프로파일을 도출하였다.

태양광과 풍력은 기본적으로 계절단위, 밤-낮 단위 주기와 기온과 같은 외생적 변수에 의해서 많은 부분 설명이 되고, 이와 동시에 시계열자료 특성상 시차변수에 의해서도 일정부분 추정이 가능하다. 그래서 본 연구에서는 이 부분의 추정을 단계적으로 수행하는 2-stage ARMAX 모형을 적용하였다. 다양한 정보와 비선형 모형을 적용해서 정교하게 태양광과 풍력발전을 예측하는 연구는 그 자체로 중요한 연구주제이지만 본 연구의 범위를 벗어나는 주제이다. 때문에 일정부분 단순화한 시계열 모형에 기반해서 태양광과 풍력 예측 프로파일을 추정하여 적용하였다.

<수식 1>은 태양광과 풍력 확률 모형 추정에 적용된 2-stage ARMAX 모형의 구조를 보여준다. 1단계에서는 연간, 일간 사이클 패턴과 기온변수를 적용해서 로그 변환한 재생발전에 대한 추정을 수행하였고, 2단계에서는 1단계의 잔차항에 ARMA 모형을 적용해서 추가적인 시계열 분석을 수행하였다. 2015~2019년의 5년간의 전국 태양광 및 풍력 발전자료를 기반으로 추정을 하였다. 모형 추정결과는 부록에 제시하였다.

〈수식 1〉 풍력, 태양광 확률 모형

<Stage 1: Deterministic Part>

$$\log(\text{풍력}_{t,i} + 1) = f_D(\text{Deterministic Cycles}_{t,v}, \text{기온}_{t,i}) + \nu_{t,i} \quad (1)$$

$$\log(\text{태양광}_{t,i} + 1) = f_D(\text{Deterministic Cycles}_{t,v}, \text{기온}_{t,i}) + \nu_{t,i} \quad (2)$$

<Stage 2: ARMA Part>

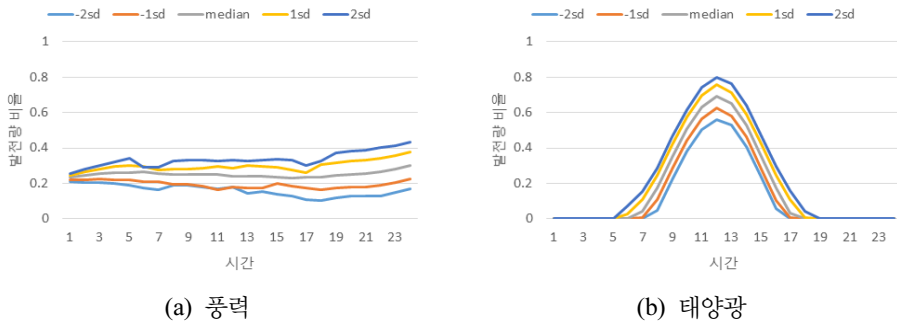
$$\nu_{t,i} : (1 - \sum_{j=1}^p \alpha_j L^j) \nu_t = (1 + \sum_{j=1}^q \theta_j L^j) \epsilon_t \quad (3)$$

- Deterministic Cycles_{t,i} : 1년, 반년, 24시간, 12시간 주기인 sine과 cosine 커브
- $\nu_{t,i}$: Stage 1 추정식의 잔차(residual)
- $\epsilon_{t,i}$: Stage 2 추정식의 백색잡음잔차(White noise residual)

자료: 전우영(2015)

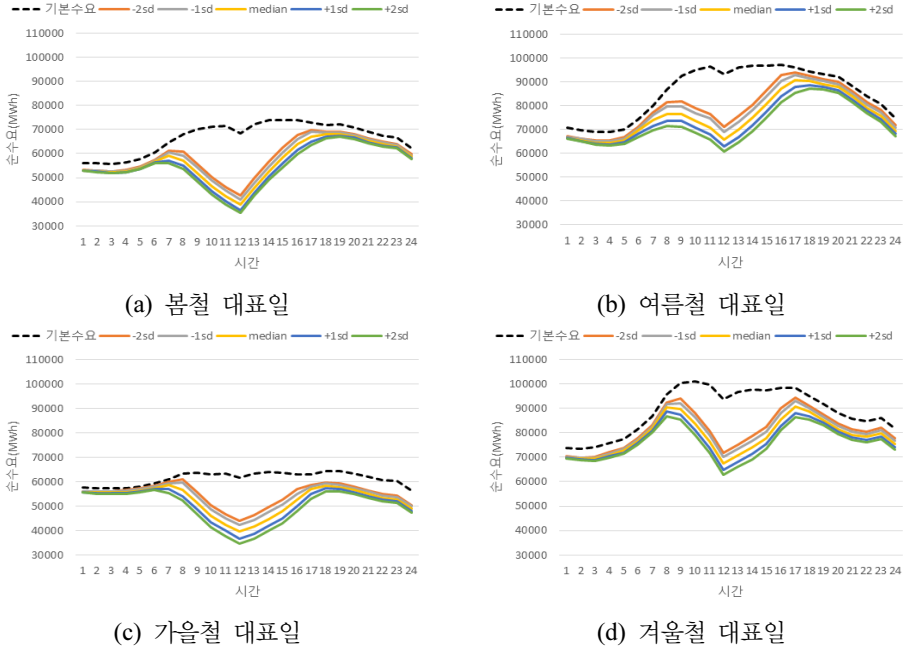
추정된 태양광과 풍력 확률 모형에서 Stage 2 부분의 백색잡음잔차를 정규분포로 가정하고 무작위로 생성해서 24시간의 풍력 혹은 태양광 예측 프로파일을 도출하였다. 이 과정을 1,000번 반복해서 1,000개의 예측 프로파일을 도출했다. 1,000개의 예측프로파일을 MPSOPF에 모두 반영하는 것은 컴퓨터의 연산능력을 넘어서는 수준으로 과도하게 복잡도를 높이기 때문에 최적해 도출이 불가능하다. 때문에 1,000개의 프로파일이 가지는 불확실성을 대표할 수 있는 5개의 대표 프로파일을 도출해서 태양광과 풍력 발전의 불확실성을 모형에 반영하였다. 도출된 5개 대표 프로파일은 <그림 3>과 같다. 1,000개 프로파일 중 전체의 중앙값, 중앙값에서 ± 1 표준편차에 해당하는 프로파일, ± 2 표준편차에 해당하는 프로파일 선택함으로써 전체 불확실성의 95%를 포함하는 프로파일을 적용하였다.

<그림 3> 태양광과 풍력 5개 대표 24시간 예측 프로파일 - 여름철 대표일



<그림 4>는 앞서 도출한 태양광과 풍력의 예측 프로파일을 적용해서 2030년 계절별 대표일의 순수요의 변동성과 불확실성을 보여주고 있다. 봄철과 가을철 낮 시간 순수요가 급감하는 계곡이 발생하는 덕커브(duck curve) 현상이 두드러지는 것을 확인할 수 있다. 앞으로 전력시스템 운영의 핵심적인 사안은 점점 증가하는 태양광과 풍력으로 인해 덕커브 현상이 심화되고 불확실성의 크기가 커지는 순수요를 어떻게 비용효율적인 유연성 자원을 활용해서 안정적으로 운영하는지가 될 것이다.

〈그림 4〉 2030년 계절별 순수요 예측 프로파일 추정치

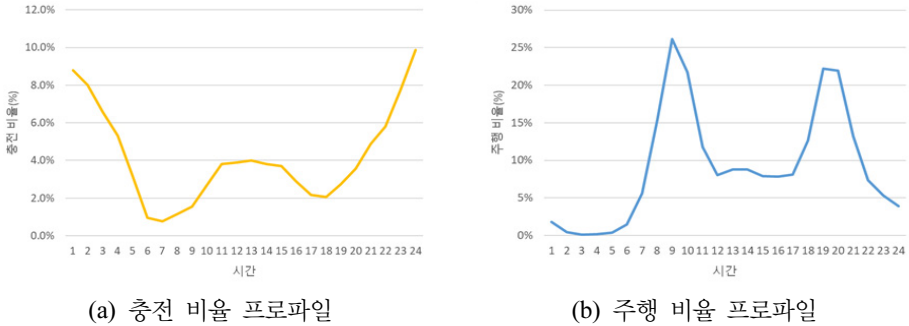


3. 전기차 관련 자료 및 전제

전기차는 주행용으로써의 기능과 수요자원으로써의 기능이 함께 활용되기 때문에 본 연구에서 전기차 수요자원의 가치를 체계적으로 분석하기 위해서는 전기차 주행에 대한 현실적인 제약이 반영되어야 한다. <그림 5>는 각 시간별로 전체 전기차 중 충전 중인 비율과 주행 중인 비율을 보여준다. 충전 비율 프로파일은 완속 충전과 급속 충전의 시작 시간과 지속시간을 반영해서 도출하였다(환경부, 2017; 제주연구원, 2018). 이 충전 비율 프로파일을 적용해서 현재 전력수요에서 일반전력수요와 전기차 전력수요를 분리 추정하였다.

주행 비율 프로파일은 교통안전공단(2014)자료를 기반으로 승용차의 일평균 출발비율 프로파일에 평균 2.19시간/일의 주행시간을 적용해서 도출하였다. 이 주행 비율 프로파일을 적용하면 주행 중이지 않은 자동차들은 충전인프라가 충분히 보급될 경우 이론적으로 모두 전력망에 연결이 가능함을 뜻한다.

<그림 5> 전기차 충전 및 주행 비율 프로파일

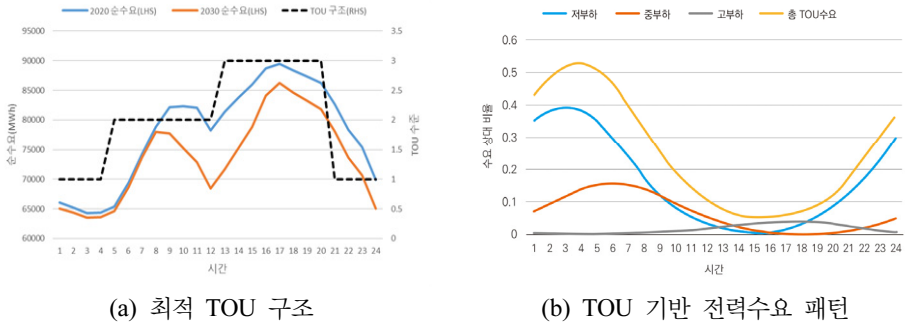


본 연구에서는 전기차 수요자원의 제어 방식으로 계시별 요금제(TOU)를 적용한 수동적인 방식과 VPP를 적용한 능동적인 방식을 적용해서 제어 방식별로 전기차 수요자원의 가치가 어떻게 달라지는지 분석하였다. VPP는 시스템 운영자가 전력망에 연결된 전기차 자원의 충방전을 최적으로 제어하지만 TOU의 경우 일정한 계시별 요금제 구조와 이에 반응하는 충전패턴에 대한 가정이 필요하다.

이를 위해서 기본적인 계시별 요금제 구조는 현재 적용 중인 3단계 구조를 바탕으로 경부하 10시간, 중부하 8시간, 고부하 6시간을 가정하였다. 이 기본구조를 2020년과 2030년의 순수요 패턴에 적용해서 고부하시간의 수요를 경부하시간으로 이전할 수 있는 최적 계시별 요금제를 <그림 6 (a)>과 같이 도출해서 적용하였다. 본 연구에서 적용한 계시별요금제 구조가 현행과 조금 상이하지만 본 연구에서 추정된 순수요 패턴하에서 가장 효과적인 요금제 구조를 적용함으로써 계시별 요금제의 전력 공급비용 경감효과를 보다 적극적으로 추정하였다.

계시별 요금제에 전력수요가 어떻게 반응하는지 추정하는 것은 제한된 선행연구와 자료의 한계로 분석에 상당한 어려움이 있다. 본 연구에서는 대안으로 전기차가 요금제 구간에 반응하여 전력 충전을 한 실제 비율인 경부하시간 54%, 중부하시간 33% 고부하시간 13%을 적용해서 전체적인 수요의 탄력성을 적용하였다(제주연구원, 2018). 각 요금제 구간별로 실제 전력수요패턴의 형태는 자료의 부재로 정확한 추정이 힘들기 때문에 Dubey et al.(2015)의 방법론에 기초해서 정규분포형태를 따르는 것으로 가정하였으며, 그 형태는 <그림 6 (b)>과 같이 3단계 TOU 시간대에 반응한 각각의 정규분포형태 전력수요가 중첩된 형태로 최종 전기차 수요를 이루는 것으로 추정하였다.

〈그림 6〉 최적 TOU 구조와 이에 반응한 전력수요 패턴



(a) 최적 TOU 구조

(b) TOU 기반 전력수요 패턴

〈표 1〉 전기차 기술적 전제조건

	2020	2030	2034	
일평균주행거리 ¹	52	52	52	km
평균연비 ²	5.43	5.43	5.43	km/kWh
일평균 에너지사용량	9.58	9.58	9.58	kWh
배터리 용량 ³	46.8	69.3	69.3	kWh
일평균 주행시간 ⁴	2.19	2.19	2.19	hr
속도별 충전비율	7:2:1	7:2:1	7:2:1	휴대용:완속:급속
전기차수 ⁵	192,101	3,000,000	3,000,000	
Depth of Discharge ⁶	70%	70%	70%	
일일 에너지사용량	1,839.6	28,729.3	28,729.3	MWh/day
평균 충전 속도	8.5	8.5	8.5	kWh/hr
평균 방전 속도	8.5	8.5	8.5	kWh/hr
충·방전 효율	90%	90%	90%	kWh
총 배터리 용량	8,990.3	207,826.3	207,826.3	MWh

1. 제주 전기차 일평균 주행거리, 손상훈(2019).
2. 현재 시중에 나와 있는 6종 EV차량(아이오닉, SM3, 쏘울, 코나, 니로, 볼트, BMW i3) 평균.
3. 현재 시중에 나와 있는 6종 EV차량 평균(보급형 배터리 모델 포함), 2030년 용량은 연평균 4% 증가율 적용.⁴⁾
4. 교통안전공단(2014) 기반 추정치.
5. 대한민국정부(2019).
6. IRENA(2019).

4) 2011-2020년 기간 연평균 9.9%의 용량증가율에 기초해서, 리튬이온배터리 기술이 일정부분 성숙단계에 진입한 것으로 가정하고 향후 10여 년은 기존 증가율의 40%를 적용해서 연평균 용량증가율을 4%로 가정하였음.

<표 1>은 2020년, 2030년, 2034년에 전기차의 보급수준과 기술적인 전제조건을 요약해서 보여주고 있다. 일평균 주행거리 52km/일, 평균연비 5.43km/kWh를 적용해서 일평균 에너지사용량 9.58kWh를 적용하였다. 배터리 용량은 2020년 기준 시중에 판매 중인 주요 6종 전기차의 배터리 용량 평균을 적용하였으며, 2030년과 2034년의 배터리 용량은 연평균 4%의 증가율을 적용하였다. 속도별 충전비율은 휴대용:완속:급속 기준으로 7:2:1을 적용하였는데, 높은 휴대용 충전비율은 전기차가 주행시간 외에 항상 전력망에 연결된다는 본 연구의 전제와 일관성이 있다. 타입별 충전속도는 휴대용 3.5kWh/시간, 완속 7kWh/시간, 급속 50kWh/시간 이다. 가용가능 배터리 비중을 뜻하는 Depth of Discharge(DOD)는 IRENA(2019)에서 제안된 평균적인 물리적 설정치인 70%를 적용하였다. 앞서 제시된 속도별 충전비율을 적용해서 평균 충방전 속도는 8.5kWh를 사용하였으며, 충방전효율은 90%를 적용하였다.

IV. 분석 결과

1. 시나리오 설정

본 연구에서 설정한 시나리오 구조는 <표 2>와 같다. 전기차 수요자원의 가치는 일반적으로 자원에 대한 제어수준이 높아질수록, 재생에너지가 많이 보급되어 전력시스템의 안정성이 악화되어 있을수록 자원으로써의 가치가 높을 것이라는 것이 일반적인 선행연구의 분석결과였다. 이를 정량적으로 분석하기 위해서 본 연구에서는 크게 다음과 같은 2가지 측면을 구조화해서 분석하였다.

<표 2> 분석 시나리오 설정

시나리오	낮은 재생발전 (2020년)	중간 재생발전 (2030년)	높은 재생발전 (2034년)	제어수준	구현비용
Case 1: Base case	현재 전기차 충전 패턴 (As-Is)			매우 낮음	매우 낮음
Case 2: TOU	계시별 요금제 통해 소비자 직접 수요반응 (TOU)			낮음	낮음
Case 3: VPP1	중개사업자가 가상발전소 통해 충전제어 (VPP + G2V)			높음	높음
Case 4: VPP2	중개사업자가 가상발전소 통해 충방전 제어 (VPP + G2V & V2G)			매우 높음	매우 높음

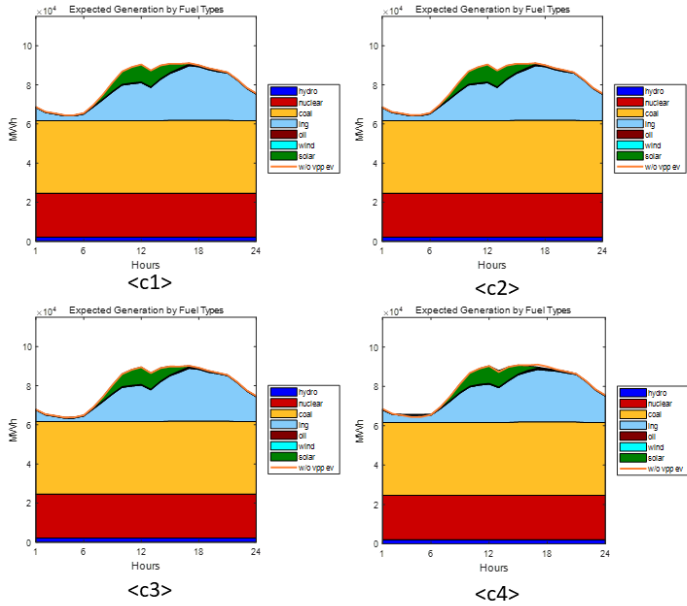
첫째, 전기차 수요자원에 대한 제어수준을 달리할 때 자원의 가치가 어떻게 달라지는 분석하였다. 이를 위해서 전체 제어수준을 4가지 단계로 Case 1은 전기차 충전 패턴이 현재대로 유지될 때(As-Is), Case 2는 TOU가 적용되어 전기차 수요가 자발적으로 반응할 때, Case 3는 VPP가 적용되어 G2V(Grid-to-Vehicle)기술로 시스템 운영자에 의한 직접 충전제어가 가능할 때, Case 4는 역시 VPP하에 G2V뿐만 아니라 V2G(Vehicle-to-Grid) 기술이 적용되어 충전과 방전 제어가 모두 가능할 때로 정의하였다. Case 3와 Case 4는 VPP기술을 기반으로 전기차 수요자원이 급전가능한 자원화된 상황을 가정하였고, 전기차가 주행 중이지 않을 때는 전력망에 연결되어 있다고 가정하였다. 둘째, 전력시장에 재생에너지 보급 수준별로 전기차 수요자원의 가치가 어떻게 달라지는지 살펴보았다. 이는 3가지 경우로 구분하여 신재생발전비중 기준으로 2020년의 낮은 재생발전비중(7.5%), 2030년의 중간수준 비중(20%), 2034년의 높은 비중(26.1%)으로 구분하여 분석하였다.

전기차 수요자원에 대한 제어수준은 Case 1에서 Case 4로 갈수록 높아지는 구조로 되어 있고 통상적으로 제어수준이 높을 때 자원이 제공할 수 있는 편익이 클 것으로 추측된다. 반면 전기차 수요자원을 활용하기 위한 구현비용은 제어수준과 비례하게 커지는 형태를 보인다. 따라서 본 연구에서는 각 제어수준별로 전기차 수요자원이 제공하는 편익에서 해당 기술을 구현하기 위한 비용을 차감한 순편익을 추정함으로써 순수한 전기차 수요자원의 가치를 분석하였다.

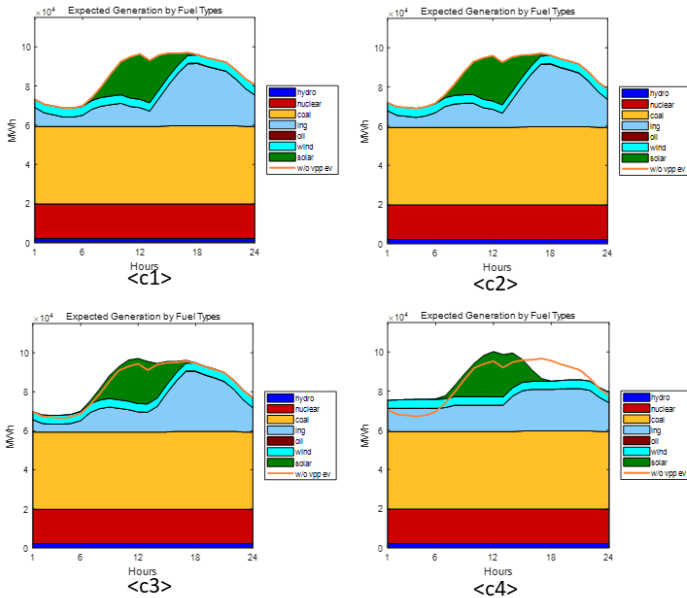
2. 최적화 결과 분석

<그림 7>, <그림 8>, <그림 9>는 2020년, 2030년, 2034년 각각의 분석연도별 최적화 결과로 도출되는 일일 원별 발전 프로파일의 형태를 보여준다. 해당 그림은 여름철 대표 일일 전력수요 피크일의 결과를 보여준다. 2020년은 태양광과 풍력 보급 수준이 낮아서 덕커브 현상이 도드라지지 않는다. 전기차 보급 수준 또한 낮아서 전체적으로 Case 1과 큰 차이를 보이지는 않지만 Case 4에서 V2G를 활용한 활발한 충방전이 이루어질 경우, 신재생발전을 제외한 순수요 기준으로 피크인 17시경 방전되고 순수요가 가장 낮은 5시경 충전되는 부하이전이 발생되고 있다.

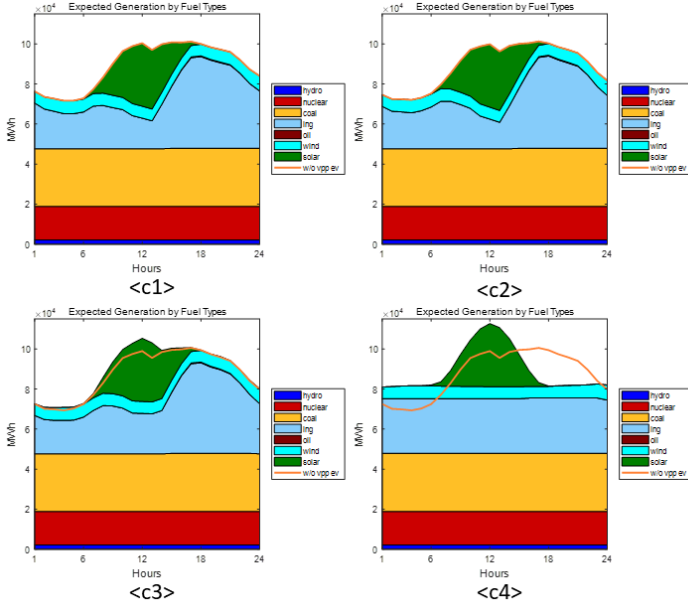
<그림 7> 2020년 일일 원별 발전 프로파일, 여름철 대표일



<그림 8> 2030년 일일 원별 발전 프로파일, 여름철 대표일



<그림 9> 2034년 일일 원별 발전 프로파일, 여름철 대표일



<그림 8>과 <그림 9>는 유사한 형태를 보여주고 있으나 신재생 보급률이 높은 <그림 9>에서 전반적으로 덕커브의 크기가 더욱 도드라진다. Case 3에서 VPP를 활용해 충전이 이루어질 경우 태양광발전으로 인해 순수요가 가장 낮은 10시~13시경에 충전이 집중되는 것을 알 수 있다. Case 4에서는 풍부한 전기차 수요자원의 저장공간을 활용해서 부하이전을 유발시켜서 <그림 8>에서 16~19시에 존재하는 대부분의 피크수요를 1~5시로 이전시켰으며 <그림 9>에서는 전기차 수요자원이 충분해서 순수요 프로파일을 완전히 평평하게 만드는 것을 확인할 수 있다. 이는 2034년에는 전기차 수요자원의 규모가 신재생발전의 변동성을 완전히 경감시킬 정도의 규모가 되는 것을 보여준다.

<표 3>, <표 4>, <표 5>는 각각 2020년, 2030년, 2034년 여름철 대표일의 최적화 결과를 요약해서 보여준다. 발전량과 예비력 관점에서 가장 눈에 띄는 점은 전기차 수요자원에 대한 제어수준이 높아질수록 필요 예비력량이 크게 감소한다는 것이다. 3가지 연도의 Case 1에서 필요예비력량이 각각 117,280MWh/일, 373,358MWh/일, 513,121MWh/일로 변동성 재생에너지 비중이 증가할수록 이를 안정적으로 운영하기 위한 예비력량

은 증가하게 된다. 이때 전기차 수요자원의 제어수준이 TOU, VPP1, VPP2로 올라갈수록 재생에너지의 변동성을 효과적으로 경감시켜서 필요예비력량이 감소하는 것을 알 수 있다. 특히 VPP2에서는 각각 76,314MWh/일, 13,854MWh/일, 1,331MWh/일로 상당히 효과적으로 필요예비력량이 경감된다. 이는 전기차 수요자원이 VPP가 결합되어 급전가능한 자원으로 능동적인 충방전이 가능할 경우 변동성 재생에너지에 대한 유연성 자원으로 매우 효과적임을 보여준다.

발전량 관점에서 풍력과 태양광발전은 전기차 수요자원이 활용될 경우 소폭 증가하는 형태를 보여준다. 이는 수요자원이 변동성 재생발전의 변동성과 불확실성을 효과적으로 경감시켜서 전력시스템에서 수용할 수 있는 풍력과 태양광이 증가하기 때문이다.

비용관점에서 전력시스템 운영비용은 크게 발전비용과 예비력비용으로 구분가능하다. <표 3>, <표 5>에서 발전비용은 수요자원의 제어수준이 올라갈수록 감소하는 것을 보여주는데 이는 앞서 설명했듯이 풍력과 태양광이 더 많이 시스템에 수용되어서 전통발전원을 대체하는 효과와 피크수요를 비피크시간으로 이전하는 부하이전 효과에서 기인한다. 예비력 비용은 앞서 필요예비력량이 효과적으로 경감된 것에서 알 수 있듯이 수요자원 제어수준이 올라갈수록 급격히 감소하는 것을 알 수 있다. 특히 VPP2가 적용되는 상황에서 2030년과 2034년 충분한 전기차 수요 자원이 제공될 경우 예비력비용 수준이 각각 1,107백만 원/일과 1,522백만 원/일에서 42백만 원/일, 6백만 원/일로 거의 1/100 수준으로 경감되는 것을 확인할 수 있다.

<표 3> 2020년 일일 발전량, 예비력 및 운영비용 분석, 여름철 대표일

		Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
발전량 및 예비력 [E(MWh/일)]	풍력발전	9,425	9,432	9,450	9,434
	태양광발전	53,508	53,508	53,607	53,540
	전통원발전	1,864,137	1,864,127	1,864,106	1,864,464
	필요예비력	117,280	117,249	94,451	76,314
비용 [E(백만 원/일)]	발전비용	83,242	83,232	83,237	83,114
	예비력비용	348	339	280	227
	운영비용	83,590	83,571	83,518	83,340

〈표 4〉 2030년 일일 발전량, 예비력 및 운영비용 분석, 여름철 대표일

		Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
발전량 및 예비력 [E(MWh/일)]	풍력발전	105,768	106,268	106,169	106,169
	태양광발전	139,048	139,647	139,531	139,531
	전통원발전	1,808,654	1,807,523	1,807,740	1,811,395
	필요예비력	373,358	353,954	183,259	13,854
비용 [E(백만 원/일)]	발전비용	86,591	86,283	86,357	85,276
	예비력비용	1,107	1,060	543	42
	운영비용	87,698	87,343	86,901	85,318

〈표 5〉 2034년 일일 발전량, 예비력 및 운영비용 분석, 여름철 대표일

		Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
발전량 및 예비력 [E(MWh/일)]	풍력발전	148,855	148,855	149,421	149,421
	태양광발전	189,077	189,077	189,734	189,734
	전통원발전	1,801,945	1,801,966	1,800,746	1,806,948
	필요예비력	513,121	513,211	259,385	1,331
비용 [E(백만 원/일)]	발전비용	97,838	97,715	97,283	94,911
	예비력비용	1,522	1,522	769	6
	운영비용	99,360	99,237	98,052	94,917

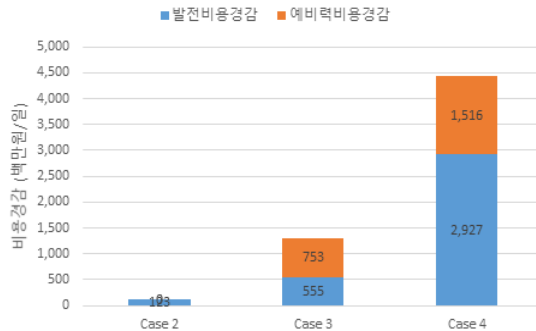
전기차 수요자원이 유발하는 총운영비용경감량 중 발전비용과 예비력비용을 구분해서 살펴볼 필요가 있다. <그림 10>은 2034년 각 Case별로 총 비용경감효과 중 발전비용 경감과 예비력비용 경감효과를 비교해서 보여준다. 분석결과 전기차 수요자원은 발전비용경감효과 못지않게 예비력비용 경감효과도 큰 것으로 나타났다. 이는 전기차 수요자원의 편익 중 상당부분은 예비력제공에서 발생될 수 있음을 보여주는 것이다.

급전 가능한 수요자원의 경우 전력시스템 운영자는 이를 부하이전에 사용해서 발전비용을 경감할지 변동성 재생발전에 대한 유연성자원으로 사용해서 예비력비용을 경감할지에 대한 최적 판단을 해야 한다. 이때 최적화 판단의 근거는 부하이전과 예비력제공 중 어떤 쪽의 편익이 더 큰지가 되는데, 이 결정에 발전믹스와 예비력가격이 큰 영향을 미치는 요소가 된다. 향후 LNG발전의 비중이 커져서 24시간 내내 LNG발전이 한계발전이 될 경우 피크와 비피크시간의 SMP 차이는 매우 작아지게 되어 부하이전의 편익은

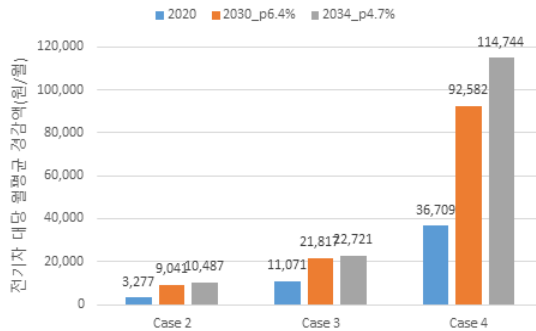
미미하게 된다. 또한 현재 10분 대기예비력기준 평균 3,000원/MWh⁵⁾ 수준으로 평가절하된 예비력가격이 아니라 기회비용이 합리적으로 반영된 예비력가격이 적용될 경우 예비력제공 편익은 더 높아질 수 있다. 따라서 향후 전력시스템 환경에서는 수요자원이 제공하는 편익에서 예비력비용경감효과가 더 커질 수 있다.

<그림 11>에서 제시된 전기차 대당 월평균 전력시스템 운영비용 경감효과를 분석하기 위해서 계절별 대표일에 대한 전기차 수요자원의 비용경감효과를 추정한 후 보간법을 적용해서 연간화한 비용경감추정치를 바탕으로 대당 월 편익을 분석하였다. 재생에너지 보급수준별 전기차 대당 편익을 합리적으로 비교하기 위해 2030년과 2034년 전기차 수요자원 규모를 2020년 수준에 맞추었다. 이를 위해서 2030년은 전체 전기차 중 수요자원 참여율을 6.4%, 2034년은 4.7%로 적용하고 분석하였다. 분석결과 재생에너지

<그림 10> 2034년 case별 발전비용과 예비력비용 경감효과 비교



<그림 11> 변동성 재생발전 보급 수준별 대당 비용경감 비교



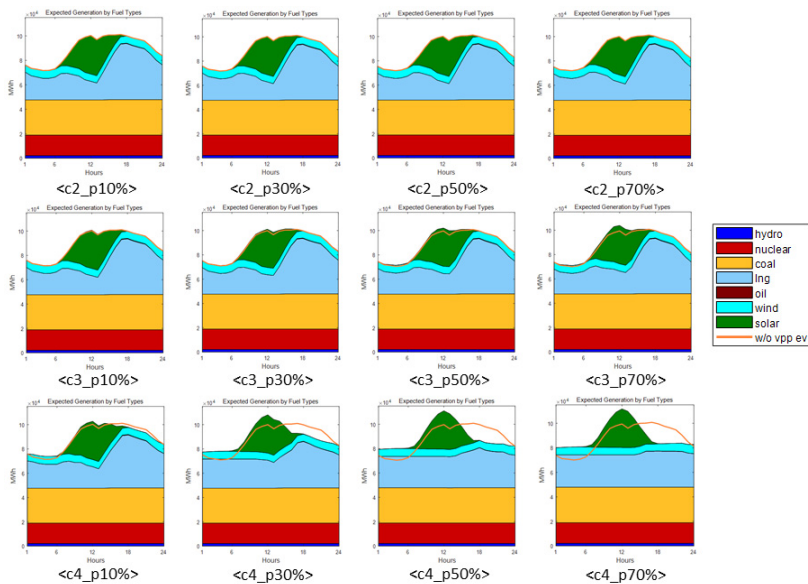
5) 전력거래소 내부자료. 최근 10년 예비력 가격 평균치.

보급수준이 높아질수록 전기차 수요자원의 편익은 커지며, 제어수준이 높을수록 편익의 차이는 더 커지는 것으로 나타났다. Case 2에서 2020년과 2034년의 대당편익은 각각 3,277원/월과 10,487원/월인 반면 Case 4에서 대당편익은 각각 36,709원/월과 114,744원/월인 것으로 나타났다. 재생에너지 보급수준이 높을수록 문제해결비용은 높아지고 이를 효과적으로 해결하는 전기차 자원의 편익이 높아지며, 이때 예비력 제공에 용이한 VPP2의 경우 편익의 차이가 더 커지는 것으로 해석할 수 있다.

3. 전기차 참여율 수준별 편익 분석

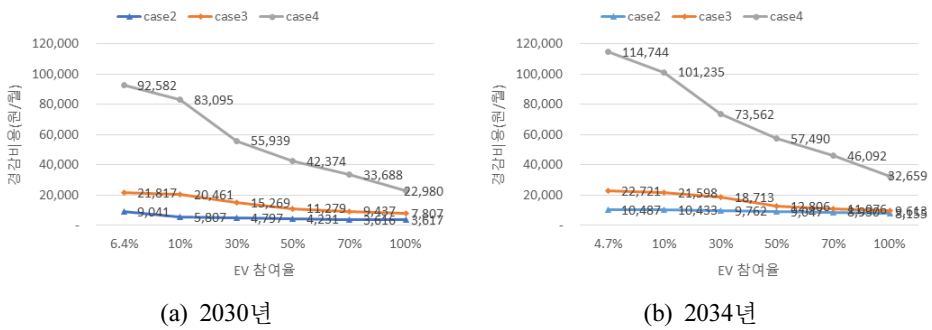
본 절에서는 전기차 수요자원시장 참여율 수준별 대당 편익을 분석하였다. 본 연구에서 전기차 수요자원 편익의 의미는 수요자원이 유발하는 전력공급비용 절감효과가 수요자원 참여자에게 모두 고르게 이전될 때 소비자가 가지는 최대 가능 편익으로 이해할 수 있다. 이를 위해서 10%, 30%, 50%, 70% 참여율에 대한 분석을 수행하였다. <그림 12>는 2034년 여름철 대표일의 최적화 원별 발전프로파일을 보여준다. Case 4에서 전기차 참여율이 높아질수록 순수요 패턴이 평탄해지는 것을 알 수 있다.

<그림 12> 2034년 참여율별 원별 일일 발전프로파일, 여름철 대표일



<그림 13>은 2030년과 2034년 전기차 수요자원 참여율별 해당 월간 비용경감효과를 보여준다. 최적화 모형에서 수요자원을 통한 비용경감 의사결정은 가장 경감효과가 좋은 요소부터 순차적으로 이루어지기 때문에 수요자원 참여율이 높아질수록 해당 비용 경감효과는 희석되어 해당 편익은 경감하는 형태를 보여준다. 30% 참여율에서 2030년은 Case 2, Case 3, Case 4가 각각 4,797원/월, 15,269원/월 55,939원/월의 편익을 보여주고, 2034년은 각각 9,762원/월, 18,713원/월, 73,562원/월의 경감효과를 보여준다. 2030년과 2034년에서 일관되게 VPP2의 편익이 월등히 높고, 두 기준연도 중 높은 재생발전의 2034년에서 상대적으로 높은 편익을 보여준다.

<그림 13> 수요자원 참여율별 전기차 해당 편익 (원/월)



4. 구현비용 반영한 순편익 분석

앞서 분석한 전기차 수요자원의 비용경감효과는 전기차가 전력시스템에 제공할 수 있는 편익을 분석한 것이다. 하지만 전기차 이용자 입장에서는 수요자원을 제공하는 데 발생하는 비용이 있기 때문에 순수하게 이용자 관점에서의 편익을 분석하기 위해서는 전력시스템 제공 편익에서 수요자원 구현비용을 차감한 순편익을 추정해야 한다.

전기차를 수요자원화하는 데 있어서 발생하는 비용에는 크게 3가지 항목이 있다. 첫째, VPP로 분산되어 있는 전기차를 묶어서 거래소의 지시대로 급전을 수행하기 위해서는 중개사업자(agggregator)가 필요하다. 중개사업자의 수수료는 해당 약 5,321원/월⁶⁾로

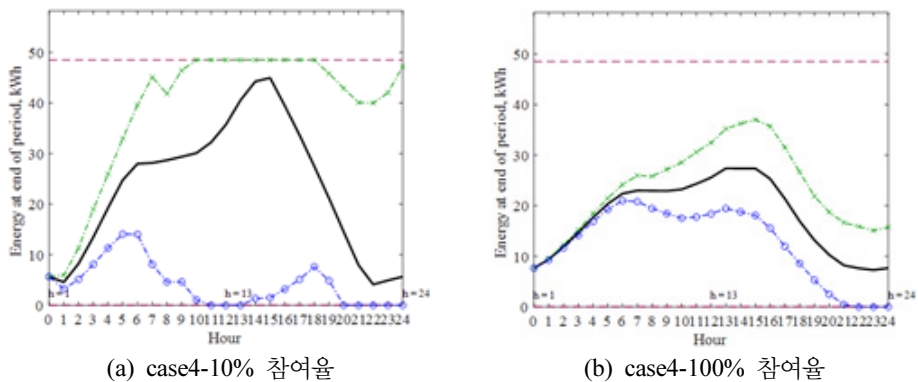
6) 용량정산금 kW당 43,000원/kW, 에너지 정산금 kWh당 최대 60시간에 대해 85원/kWh. 전기차 한 대당 8.5kW의 충전 속도와 수수료를 15% 적용(현재 30%이지만 2030년과 2034년 규모의 경제 달성 시 절반으로 줄어드는

추정하여 적용하였다.

둘째, 전기차가 수요자원을 제공할 때 추가적으로 발생하는 배터리 마모비용을 반영하여야 한다. <그림 14>는 2030년 Case 4에서 전기차 수요자원 참여율별로 배터리 내에 에너지 수준(SOC)을 보여준다. 검은색 실선은 SOC 프로파일의 기댓값을 보여주고, 위아래로 초록색과 파란색 점선은 재생에너지의 불확실성을 만족시키기 위해서 배터리가 커버해야 하는 충방전 변동폭을 보여준다. 이때 검은색 실선인 SOC 기댓값 프로파일의 최댓값과 최솟값의 차이가 SOC 일일 변동폭을 나타내고 그에 비례하게 배터리 마모가 발생하는 것으로 해석할 수 있다. <표 6>에서 제시된 전기차 수요자원 참여율별 SOC 변동폭은 10% 기준 41kWh에서 100% 기준 20.1kWh이다. 참여율이 낮을수록 전기차 대당 배터리 사용률이 높아져서 SOC 변동폭도 커지게 된다. 여기서 수요자원을 제공하지 않더라도 발생하는 일일 전기차 평균주행 거리만큼의 SOC 변동폭(9.58kWh/일)은 차감한 순 변동폭 기반으로 배터리 마모비용이 추정되어야 한다. 수요자원 제공에 의한 순 마모비용은 10% 참여율의 경우 약 18,818원/월, 100% 참여율의 경우 약 6,334원/월로 나타났다.7)

셋째, 전기차 수요자원을 제공하는 데 발생하는 각종 제약에 대한 이용자 불편비용이 있다. VPP 시나리오의 경우 전기차가 주행 중이지 않을 때는 항상 전력망에 연결을 해야

<그림 14> 24시간 전기차 배터리 SOC 프로파일, 2030년



것으로 가정), Paran Energy 기업내부자료 기반 추정치.
7) kWh당 배터리팩 비용 \$61/kWh, 배터리 수명 10년, 환율 1,200원/USD 적용(BNEF, 2019).

〈표 6〉 전기차 배터리 SOC 변동폭과 순 마모비용, 2030년

	SOC 변동폭 (kWh/일)	SOC 순변동폭 (kWh/일)	순 마모 비용 (원/월)
p6.4%	41.6	32	19,237
p10%	41	31	18,818
p30%	38	29	17,277
p50%	33	23	13,829
p70%	26.8	17.2	10,346
p100%	20.1	10.5	6,334

한다. 이 불편비용도 정량화해서 순편익 추정에 반영할 수 있으면 좋지만 이 부분은 선택 실험법과 같이 설문조사 기반으로 지불의사 액이 추정되어야 하기 때문에 본 연구의 범위를 벗어난다. 하지만 이 부분은 앞서 분석한 중개사업자 수수료와 배터리 마모비용만 반영한 순편익을 기반으로 이 순편익이 이용자가 불편을 감수할 만큼 충분히 큰 보상인 지에 대한 정성적인 판단을 통해서 간접적인 고려가 가능하다.

참고로 전기차 보급 보조금이나 충전소 보급과 관련된 비용은 전기차의 주행적 가치를 위해서 투입된 비용으로 이해할 수 있다. 본 연구의 목적은 주행에 대한 가치를 바탕으로 전기차가 충분히 보급된 상황에서 수요자원으로써의 추가적인 가치를 분석하는 것이기 때문에 위의 두 요소는 비용으로 고려하지 않았다.

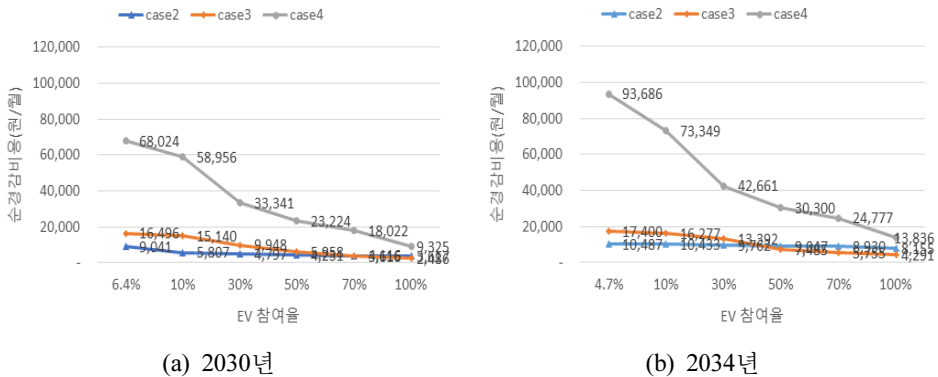
<표 7>은 2030년 시나리오에서 중개사업자와 배터리 마모비용에 기반한 구현비용과 이를 편익에서 차감한 순편익을 정리해서 보여준다.

〈표 7〉 구현비용과 순편익, 2030년

(원/월)	구현비용			순편익		
	case 2	case 3	case 4	case 2	case 3	case 4
p6.4%	-	5,321	24,558	9,041	16,496	68,024
p10%	-	5,321	24,139	5,807	15,140	58,956
p30%	-	5,321	22,599	4,797	9,948	33,341
p50%	-	5,321	19,150	4,231	5,958	23,224
p70%	-	5,321	15,667	3,616	4,116	18,022
p100%	-	5,321	11,655	3,617	2,486	9,325

이 순편익을 2030년과 2034년 추정치를 기반으로 그래프로 나타낸 것이 <그림 15>이다. 앞서 참여율별 편익 그래프에서 살펴봤듯이 참여율이 높아질수록 해당 순편익은 점점 희석되어 하락하는 경향을 보인다. 현실적으로 달성 가능한 참여율인 30%를 기준으로 볼 때 해당 순편익이 2030년은 TOU 4,797원/월, VPP1 9,948원/월, VPP2 33,341원/월이고 2034년은 TOU 9,762원/월, VPP1 13,392원/월, VPP2 42,661원/월이다. 월평균 충전비용이 약 49,950원/월⁸⁾인 것을 고려하면 VPP2는 월비용의 약 67~85%을 경감시켜주는 수준이기 때문에 불편비용을 감수하고 수요자원시장에 참여할 충분한 유인이 되는 것으로 판단된다. 하지만 TOU와 VPP1은 월평균 순편익이 약 5,000원/월~ 13,000원/월 수준이기 때문에 이용자들의 불편비용에 대한 인식에 따라서 참여유인이 다르게 인식될 것으로 판단된다. 또한 2034년의 순편익이 2030년보다 약 30%가량 높으며 이는 향후 재생에너지 보급이 높아질수록 전기차 수요자원의 순편익이 더욱 높아질 수 있음을 시사한다.

<그림 15> 전기차 수요자원 참여율별 해당 순편익, 2030년 vs 2034년



V. 결론

본 연구는 향후 재생에너지 기반 전력공급환경에서 전기차가 수요자원으로 활용될 경우 어떠한 경제적 가치를 가지는지 확률적 전력시스템 최적화 모형을 기반으로 분석

8) 충전소 충전요금 173.8원/kWh(현대차그룹, 2019), 일평균사용량 9.58kWh, 30일 적용.

하였다. 분석결과 전기차 수요자원의 편익은 발전비용경감뿐만 아니라 예비력비용경감에서 상당부분 발생하는 것으로 나타났다. 또한 전기차 수요자원에 대한 제어방식이 TOU와 같이 수동적인 경우보다는 VPP와 같이 능동적일수록, 그리고 재생에너지 보급 수준이 높아질수록 커지는 것으로 나타났다. 본 연구 결과가 제시하는 시사점은 다음 3가지로 요약된다.

첫째, 빠르게 증가하는 재생에너지를 안정적으로 수용할 수 있는 유연성 자원 확보를 위한 시장 조성이 필요하며 비전통 수요자원이 좋은 대안이 될 수 있다. 현재와 같이 LNG 발전소를 중심으로 한 유연성 제공은 비효율적인 해결방안이다. 재생에너지 보급이 증가할수록 LNG 발전소의 이용률은 감소하게 되고 이럴 경우 자원을 시장에 들어오게 하기 위해서는 더 높은 용량요금으로 수익을 보전해줘야 한다. 재생에너지를 안정적으로 계통수용하기 위한 보다 비용효율적인 해결책중 하나가 본 연구에서 제시한 다양한 수요자원을 활용하는 것이다. 이러한 비전통 자원들이 일정한 기술적 요건만 충족한다면 그 유형에 상관없이 기술중립적으로 시장에 들어와서 기능을 할 수 있도록 하는 환경조성이 필요하다.

둘째, 전기차 수요자원과 같은 다양한 예비력 자원을 효과적으로 확보하기 위해서는 보조서비스 시장의 개설이 시급하다. 현재 예비력 운용규칙상 재생에너지 대응으로 활용되는 10분 대기예비력의 규모는 3,100MW인데 이는 2030년 나아가 2034년에 마주할 전력시스템에서는 본 연구에서 추정하였듯이 매우 부족한 양이다. 재생에너지가 계속적으로 확대될 경우 이를 안정적으로 운영하는 데 필요한 예비력의 규모는 그에 비례하게 증가해야 하고, 이를 충분히 확보하기 위해서는 예비력 자원의 기회비용이 합리적으로 반영되는 보조서비스 시장이 필요하다. 현재의 보조서비스 정산가격은 시장의 부재로 자원들의 기회비용이 반영되지 못한 평가절하된 가격이라서 향후 필요예비력 양이 증가할 때 효과적인 예비력 공급이 쉽지 않다. 미래에 필요할 때 필요한 만큼의 예비력 확보를 위해서는 효율적인 시장 조성이 필요하며, 빠르게 증가할 필요예비력을 효율적으로 확보하기 위해서는 지금과 같은 고정된 양을 24시간 유지하는 형태가 아니라 시간별로 재생에너지 예측에 기반한 탄력적인 필요예비력 운영에 대한 검토도 필요하다.

셋째, 전기를 포함 다양한 분산형 수요자원의 활용도를 높이기 위해서는 보다 고도화된 VPP 인프라 보급이 필요하다. 본 연구에서 살펴보았듯이 중개사업자에 의해서

충방전이 자유롭게 가능한 능동적인 수요자원의 편익은 TOU와 같이 수동적인 수요자 원보다 훨씬 높은 것을 확인할 수 있었다. 다양하고 분산되어 있는 수요들을 자원화하기 위해서는 인프라 보강을 통해 수요자원의 시장접근성과 신뢰성을 높이고, 세분화된 프로그램을 제공할 수 있는 서비스 개발을 통해 수요자원 제공자의 불편을 최소화하는 것이 필요하다.

에너지전환은 이제 미래가 아닌 현재가 되었다. 거대한 재생에너지 기반 에너지시스템을 안정적이고 효율적으로 운영할 방안에 대한 치열한 고민이 필요한 시점이다. 문제 해결의 본질은 발전된 기술을 기반으로 기존에 활용하지 못하던 다양한 자원들이 시장에 참여할 수 있는 환경을 조성하고, 충분한 편익을 제공하는 자원에는 그에 걸맞은 보상을 하는 인센티브 체계를 구축하는 것이다. 이러한 경쟁과 보상 체계가 작동하는 전력시장이 구축될 때 우리는 소비자가 경제적으로 수용할 수 있고 지속가능한 에너지전환을 달성할 수 있을 것이다.

[References]

- 교통안전공단, 「2014년 자동차 운행기록분석」, 2014.
- 대한민국정부, 「미래자동차 산업 발전 전략-2030년 국가 로드맵, 관계부처 합동」, 2019.
- 산업통상자원부, 「제3차 에너지기본계획」, 2019.
- 산업통상자원부, 「제8차 전력수급기본계획」, 2017.
- 산업통상자원부, 「제9차 전력수급기본계획」, 2020.
- 손상훈, 「제주 전기차 일평균 주행거리: 전기차 및 충전기 이용실태와 향후 정책 과제」, 2019.
- 전력거래소, 「전력거래통계시스템(EPSS)」, 2020.
- 전우영, “확률적 전력계통망 최적화모형 구축 연구”, KEEI 기본연구보고서, 2015.
- 제주연구원, 「전기차 동향 및 통계 월간 리포트」, 2018.
- 현대차그룹, 「전기차 충전요금, 얼마나 들까?, 현대차그룹 사내기사」, 2019.
- 환경부, 「2050 장기저탄소발전전략」, 2020.
- 환경부, 「실구매자 이용실태 조사 분석을 통한 전기차 보급 활성화 연구 용역」, 2017.
- Bruninx, K., E. Delarue, H. Ergun, K. May, K. Bergh, and D. Hertem, *Determining the impact of*

- renewable energy on balancing costs, back up costs, grid costs and subsidies*, KU Leuven, 2016.
- Dubey, A., S. Santoso, M. Cloud, and M. Waclawiak, “Determining Time-of-Use Schedules for Electric Vehicle Loads: A Practical Perspective,” *IEEE Power and Energy Technology Systems Journal*, Vol. 2, No. 1, 2015, pp. 12~20.
- IRENA, *Electric-Vehicle Smart Charging Innovation Landscape Brief*, 2019.
- Jeon, W. and J. Y. Mo, “The True Economic Value of Supply-Side Energy Storage in the Smart Grid Environment - The case of Korea,” *Energy Policy*, Vol. 121, 2018, pp. 101~111.
- Jeon, W., A. J. Lamadrid, J. Y. Mo, and T. Mount, “Using Deferrable Demand in a Smart Grid to Reduce the Cost of Electricity for Customers,” *Journal of Regulatory Economics*, Vol. 47, No. 3, 2015, pp. 239~272.
- Lee, J., J. Lee, and Y. Wi, “Impact of Revised Time of Use Tariff on Variable Renewable Energy Curtailment on Jeju Island,” *Electronics*, 2021.10, 135p.
- NEA, *Nuclear Energy and Renewables: System Effects in Low-carbon Electricity Systems*, 2012.
- Tuohy, A. and M. O’Malley, “Pumped storage in systems with very high wind penetration,” *Energy Policy*, 2011, 39p.
- Ueckerdt, F., L. Hirth, G. Luderer, and O. Edenhofer, “System LCOE: What are the costs of variable renewables?,” *Energy*, Vol. 63, 2013, pp. 61~75.
- Zamani, A. G., A. Zakariazadeh, and S. Jadid, “Day-ahead resource scheduling of a renewable energy based virtual power plant,” *Applied Energy*, 2016, 169p.
- Zimmerman, R. D. and C. E. Murillo-Sanchez, *Multi-Period SuperOPF Problem Formulation*, 2013.
- Zimmerman, R. D., C. E. Murillo-Sanchez, and R. J. Thomas, “Matpower: Steady-State Operations, Planning and Analysis Tools for Power Systems Research and Education,” *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 26, No. 1, 2011, pp. 12~19.

[부록]

〈부록 수식 1〉 MPSOPF 목적함수

$$\begin{aligned}
 & G_{itsk}, R_{itsk}, \min_{LNS_{jtsk}} \sum_{t \in T} \sum_{s \in S} \sum_{k \in K} \pi_{tsk} \left\{ \sum_{i \in I} [C_{Gi}(G_{itsk}) + Inc_{its}^+(G_{itsk} - G_{itc})^+ \right. \\
 & \left. + Dec_{its}^-(G_{itc} - G_{itsck})^+] + \sum_{j \in J} VOLL_j LNS(G_{itsk}, R_{tsk})_{jtsk} \right\} \\
 & + \sum_{t \in T} \rho_t \sum_{i \in I} [C_{Ri}(R_{it}^+) + C_{Ri}^-(R_{it}^-) + C_{Li}^+(L_{it}^+) \\
 & + C_{Li}^-(L_{it}^-)] + \sum_{t \in T} \rho_t \sum_{s2 \in S^t} \sum_{s1 \in S^{t-1}} \sum_{i \in I^{s2}} [Rp_{it}^+(G_{its2} - G_{its1}) + \\
 & + Rp_{it}^-(G_{its2} - G_{its1})^+ + f_s(p_{sc}, p_{sd})]
 \end{aligned}$$

〈부록 표 1〉 MPSOPF 변수 정의

Variables	Description
T	Set of time periods considered, n_t elements indexed by t
B	Set of buses in the system, n_b elements
S^t	Set of states in the system in period t , n_s elements indexed by s
K^{ts}	Set of contingencies in the system in period t and state s , n_c elements indexed by k
I^{tsk}	Set of generators in the system in period t , state s , and contingency k , n_g elements indexed by i
J^{tsk}	Set of loads in the system in period t , state s , and contingency k , n_l elements indexed by j
π_{tsk}	Probability of contingency k occurring, in state s , period t
ρ_t	Probability of reaching period t
G_{itsk}	Quantity of apparent power generated (MVA), active and reactive injections ($p_{itsk} + \sqrt{-1} q_{itsk}$)
G_{itc}	Optimal contracted apparent power (MVA)
V^{tsk}	Set of voltages in period t , state s and contingency k , n_b elements for each bus in the system
θ^{tsk}	Set of angles in period t , state s and contingency k , n_b elements

〈부록 표 1〉 MPSOPF 변수 정의 (계속)

Variables	Description
p_{itsk}	Active power generated (MW), 0 refers to base case(s), n_g elements
p_{it}^c	Optimal contracted active power (MW), n_g elements
p_{itsk}^+, p_{itsk}^-	Upward/downward deviation from active power contract quantity for unit i in post-contingency state k of state s at time t , n_g elements
$C_G(\cdot)$	Cost of generating (\cdot) MVA of apparent power
$Inc_{its}^+(\cdot)^+$	Cost of increasing generation from contracted amount
$Dec_{its}^-(\cdot)^+$	Cost of decreasing generation from contracted amount
$VOLL_j$	Value of lost load, (\$)
$LNS(\cdot)_{jtsk}$	Load not served (MWh)
$R_{it}^+ < Ramp_i$	$(\max(G_{itsk}) - G_{ite})^+$, up reserves quantity (MW) in period t
$C_R^+(\cdot)$	Cost of providing (\cdot) MW of upward reserves
$R_{it}^- < Ramp_i$	$(G_{ite} - \min(G_{itsk}))^+$, down reserves quantity (MW)
$C_R^-(\cdot)$	Cost of providing (\cdot) MW of downward reserves
$L_{it}^+ < Ramp_i$	$(\max(G_{i,t+1,s}) - \min(G_{its}))^+$, load follow up (MW) t to $t+1$
$C_L^+(\cdot)$	Cost of providing (\cdot) MW of load follow up
$L_{it}^- < Ramp_i$	$(\max(G_{its}) - \min(G_{i,t+1,s}))^+$, load follow down (MW)
$C_L^-(\cdot)$	Cost of providing (\cdot) MW of load follow down
$Rp_{it}^+(\cdot)^+$	Cost of increasing generation from previous time period
$Rp_{it}^-(\cdot)^+$	Cost of increasing generation from previous time period
$\delta_{it}^+, \delta_{it}^-$	Upward/downward load-following ramping reserves needed from unit i at time t for transition to time $t+1$
$\delta_{it}^{\max+}, \delta_{it}^{\max-}$	Upward/downward load-following ramping reserve limits for unit i
$f_s(p_{sc}, p_{sd})$	Value of the leftover stored energy in terminal states

〈부록 표 2〉 풍력 확률 모형 추정 결과

풍력 발전: 2-stage ARMAX estimation results					
1단계: OLS model			2단계: ARIMA model		
설명변수	coefficient	t-value	설명변수	coefficient	t-value
Intercept	0.20272	232.54	MU	0.000107	0.02
cy	0.08243	66.86	MA1	-0.48887	-75.43
sy	0.03535	28.67	MA2	-0.20921	-28.34
cy_2	0.01427	11.57	MA3	-0.11183	-14.85
sy_2	0.00571	4.64	MA4	-0.08361	-11.39
ch	0.01152	9.34	MA5	-0.04995	-7.78
sh	-0.00101	-0.82	AR1	0.95677	460.44
ch_2	-0.00305	-2.48	AR24	0.1739	28.3
sh_2	0.00108	0.87			
R ² : 0.174			Pseudo R ² : 0.761		

〈부록 표 3〉 태양광 확률 모형 추정 결과

태양광 발전: 2-stage ARMAX estimation results					
1단계: OLS model			2단계: ARIMA model		
설명변수	coefficient	t-value	설명변수	coefficient	t-value
상수항	0.02162	28.26	mu	-4.55E-08	0
daily cycle	0.2414	284.57	MA 1	-1.00637	-140.92
			MA 2	-0.55784	-57.54
			MA 3	-0.18022	-25.88
			AR 1	0.81883	186.99
			AR 23	0.03174	5.13
			AR 24	0.69651	156.8
R ² : 0.755			Pseudo R ² : 0.834		