에너지경제연구 제20권 제2호
Korean Energy Economic Review
Volume 20, Number 2, September 2021 : pp. 183~206
DOI: https://doi.org/10.22794/keer.2021.20.2.007

코로나19와 한국 전력소비 변화*

이서진**

요 약

이 논문은 코로나19로 인한 경제활동 위축과 생활방식 변화 등이 한국의 전력소비에 미친 영향을 실증적으로 분석하였다. 2020년 전력소비는 이전보다 현저히 감소하였으나, 주중 오전 시간대의 주택용 일일 전력소비 패턴에만 뚜렷한 변화가 관찰될 뿐, 산업용 및 일반용 일일 전력소비 패턴에는 큰 차이가 발생하지 않았다. 하지만 2020년 시간대별 주간 전력소비 패턴은 2016-2019년과 전반적으로 다른 것으로 나타나, 코로나19 확산이 전력소비 행태에 영향을 미쳤음을 짐작할 수 있다. 장단기 기억신경망(LSTM)을 통해 기온과 경제활동을 반영하여 전력소비를 추정한 결과 코로나19 기간 동안의 실제 전력소비가 추정 전력소비보다 낮아 생활방식의 변화나 사회적 거리두기 등의 추가적인 영향이 있는 것으로 나타났다. 특히, 전력소비가 활동수준과 밀접한 관계를 갖는다는 것을 고려할 때, 실제 전력소비의 차이는 코로나19 확진자수 증가 변화에 선행한다는 결과를 제시하였다.

주요 단어 : 코로나19, 전력소비패턴, 마할라노비스 거리, 장단기기억신경망(LSTM), 단기 전력예측
경제학문헌목록 주제분류 : C51, L94, Q41

* 이 논문은 2021학년도 홍익대학교 학술연구진흥비에 의하여 지원되었음.
** 홍익대학교 경제학부 조교수 (e-mail: sjlee@hongik.ac.kr)

Ⅰ. 서 론

2020년 세계 각국은 코로나19 확산 방지를 위해 사회적 거리두기 및 봉쇄조치(lockdown)를 시행하였고, 이로 인해 경제활동 감소, 모임 금지 및 이동 제한, 재택근무, 비대면 수업 등 생활방식의 변화가 이루어졌다. IEA(2020)에 따르면 코로나19에 대응한 방역조치로 대부분 국가에서는 전력소비의 현저한 감소와 함께 재생에너지 발전 비중이 늘어났고, 이후 봉쇄조치가 완화됨에 따라 전력수요 및 전력믹스는 다시 예년 수준을 회복한 것으로 나타났다.

코로나19가 각국의 전력시스템에 미친 영향에 대한 연구는 초기부터 활발하게 이루어졌다. 코로나19 확산 초기의 연구에서는 각국의 전력소비 프로파일이 어떻게 변하는지, 전력시스템은 어떻게 대응하고 있는지에 대한 현황분석이 주를 이루었다. Bahmanyar et al.(2020)는 유럽 6개국의 봉쇄 기간 동안 전력소비 프로파일의 변화에 대해 조사하였고, Elavarasan et al.(2020)는 인도의 봉쇄조치가 전력 시스템에 미친 영향과 함께 어려움 해결을 위한 전력망 운영 방안을 제시하였다. Narajewski and Ziel(2020)은 high dimensional regression을 이용하여 유럽국가의 봉쇄조치로 전력소비 프로파일에 구조변화가 발생한 것을 보였고, Abu-Rayash and Dincer(2020)은 코로나19로 미국 온타리오 주의 2020년 4월 시간당 부하패턴이 오전과 저녁의 피크 시간대에 평탄화가 이루어져 상당한 전력수요 감소가 발생하였음을 밝혔다. Eryilmaz et al.(2020)은 미국의 재택 명령(stay-at-home)이 주요 지역의 연료별 발전량에 미친 영향을 조사하여 지역별 차이는 있지만 공통적으로 재생에너지 발전비중이 늘어났다는 실증결과를 보여주었다.

이후의 연구에서는 다양한 방법론을 적용하여 코로나19의 영향을 파악하거나 코로나19를 하나의 외생적 충격으로 보고 향후 전력 시스템의 운영방안에 대한 시사점을 제시하였다. 예를 들면, Ruan et al.(2020)은 Vector autoregressive 모형을 통해 코

로나19 확산 기간 동안의 미국의 전력소비 감소가 코로나19 확진자 수나 사회적 거리두기 보다는 상업 활동 수준(소매업의 이동)과 더 큰 연관성이 있음을 밝혔다. Graf et al.(2021)은 딥러닝 추정방법을 통해 이탈리아의 봉쇄 기간 동안의 re-dispatch 비용이 예측치보다 훨씬 높았다는 것을 보이고, 순수요가 낮은 상황을 관리하기 위한 전력망 투자와 기술이 필요함을 지적하였다. Santiago et al.(2021)은 코로나19 확산을 줄이기 위한 제한 조치가 스페인의 평일과 주말의 전력수요 패턴에 어떤 영향을 미쳤는지 분석하고, 코로나19라는 전례 없는 상황에서 전력시스템이 어떻게 대응했는지 평가함으로써 향후 재생에너지의 비중 증가나 수요의 예상치 못한 변화 상황을 대비한 네트워크 유연성을 강조하였다. Halbrügge et al.(2021)은 이론이나 시나리오 분석을 통해서만 가능했던 전력시스템 변화가 코로나19 대유행 기간 동안 전력소비 감소와 이에 따른 재생에너지 발전비중 증가로 실제 발생했다는 점에 착안하여, 이 기간 동안 독일 및 기타 유럽 지역의 다양한 유연성 옵션의 역할에 대해 분석하였다. 전력소비, 발전량, 전력 가격, 전력망, 주파수 변화 등의 데이터를 기반으로 향후 재생에너지 확대와 전력시스템의 저탄소 전환을 위해서는 그리드 안정성 보장을 위해 충분한 유연성 통합이 필요하다는 결론을 내리고 있다. Badesa et al.(2021)은 2020년 영국이 봉쇄 기간 동안 겪었던 재생에너지 보급률 증가로 인한 발전의 관성 문제를 다각도로 분석하고 보조 서비스의 필요성에 대해 논의하였다.

우리나라의 경우는 미국이나 유럽 국가들과는 다르게 봉쇄조치보다는 단계별 사회적 거리두기[1]를 통해 코로나19 확산에 대응하였고, 재생에너지의 발전비중이 1.5%에 불과해 30%를 넘는 미국이나 유럽 등의 전력 시스템의 변화와 다른 양상이 나타날 수 있다[2]. 그뿐만 아니라, 전력망이 주변국과 상호 연계되지 않아 외생적 충격 발생 시를 대비한 안정적인 전력 시스템의 준비와 전력 수급 계획의 수립이 더욱 요구된다. 따라서 이 논문에서는 발전 시스템에 대한 외부 충격의 하나로 코로나19로 인한 우리나라 전력 소비의 변화에 대해 분석함으로써, 향후 유사한 충격의 발생이나 변

1) 집단 면역을 추진한 스웨덴의 전력 시스템 분석은 대부분 제외되어 있고, 선행연구에서는 봉쇄조치가 이루어진 주요 국가들을 중점적으로 다루고 있다.

2) 영국이나 아일랜드, 호주와 같은 섬 국가와 미국 내 다른 주와 전력망이 연계되지 않은 텍사스는 재생에너지 보급률 증가로 코로나19 이후 보조 서비스의 중요성이 더욱 주목받고 있다.

화 확대에 대응하기 위한 시사점을 제공하고자 한다.

이를 위해 II에서 시간별 전력소비 데이터를 이용하여 2020년 전력소비 패턴의 변화를 다각도로 살펴본다. III에서는 LSTM 기법을 이용하여 코로나19로 인한 소비패턴의 변화가 없을 경우의 전력소비를 추정하고 이를 실제 전력소비와 비교함으로써 사회적 거리두기로 인한 추가적인 전력소비 변화를 분석하였다. 또한 확진자 수의 변화와 전력소비 차이에 대한 관계를 규명하였다. 마지막으로 IV에서는 분석 결과의 시사점을 정리한다.

Ⅱ. 2020년 전력소비의 변화

1. 연간 전력소비의 변화

코로나19 전후의 총 전력 소비 변화를 분석하기 위해 2017년 1월 1일부터 2020년 12월 31일까지의 전력거래소에서 제공하는 시간별 송전단 발전량(양수 동력 제외)을 사용하였다[3]. <표 1>에는 연도별 전력소비량에 대한 통계지표가 정리되어 있다. 다른 국가들과 유사하게 우리나라도 코로나19가 발생한 2020년의 전력 소비는 지난 3년 대비 가장 낮은 수준을 기록하였고, 소비 변동성과 역관계를 갖는 부하율(load factor)도 2020년 큰 폭으로 감소하였다. 하지만 2020년 시간당 소비 증가의 최댓값은 9.67GW로 전년 대비 5.17% 증가하고, 최대소비 범위(상위 10%)의 평균 지속시간은 2019년 3.03시간에서 3.88시간으로 늘어났다. 특히, 최대소비는 소폭 감소했지만, 최저소비는 2017년 이래 가장 낮은 수치를 기록하였다.

3) 전력거래소에서 제공하는 시간별 송전단 발전량으로 양수 펌핑을 위한 전력 소비는 제외하였다. 전력거래소 송전단 발전량은 송배전 손실을 포함하는 반면, 한국전력이 직접 거래하는 소규모 태양광이나 집단에너지 내부 거래, BTM(Behind the Meter) 소비량은 포함하지 않기 때문에 실제 소비와 차이가 있다.

〈표 1〉 2017–2020년 전력소비 통계량

		2017	2018	2019	2020
총소비(TWh)	sum(L)	515.44	531.96	525.25	511.63
최대부하(GW)	max(L)	80.55	86.28	85.40	84.72
최저부하(GW)	min(L)	37.00	38.17	38.48	36.51
부하율(%)	mean(L)/max(L)	73.05	70.38	70.22	68.75
최대소비지속시간(h)	mean(dt 90-100%)	4.43	4.71	3.03	3.88
시간당 소비 증가(GW)	max(rr|rr>0)	9.04	9.88	9.19	9.67
	min(rr|rr<0)	-5.75	-5.77	-6.00	-5.60

위의 표에서 보여주는 2020년 전력소비 변화는 총 소비 감소와 변동성 증가가 특징이며, 이는 첨두부하 발전의 역할이 2020년 더욱 중요해졌음을 짐작하게 한다. 실제로 2020년 기저부하(석탄 및 원자력 발전)는 지난해 같은 기간보다 평균 4.9% 감소하였지만 첨두부하 발전인 가스의 발전량은 2.88% 증가하였다[4)5)]. 또한, 이 같은 통계는 이전까지는 폭염 등으로 인한 비상상황 발생 시를 대비한 최대전력 공급능력 확보에 주안점을 두었더라면, 2020년에는 예년과는 달리 전력소비 감소와 높은 전력공급예비율[6)] 등에 대응이 필요했음을 시사한다.

[그림 1]은 2018-2020년 일일 전력소비량을 비교한다. 요일별 전력소비량에 차이가 있기 때문에, 2018-2019년 요일을 2020년에 맞추어 조정하였다. 2020년 5월 전력소비량은 2019년 동월 대비 7.15% 감소하였으며, 이후 6월에는 -2.43% 7월 -7.16%, 8월 -0.61%로 감소폭에 큰 변화가 나타났다. 5월은 냉난방 전력수요가 적은 시기임을 고려하면 5월의 전력소비 감소는 코로나19로 인한 경제활동 위축에 기인한다고

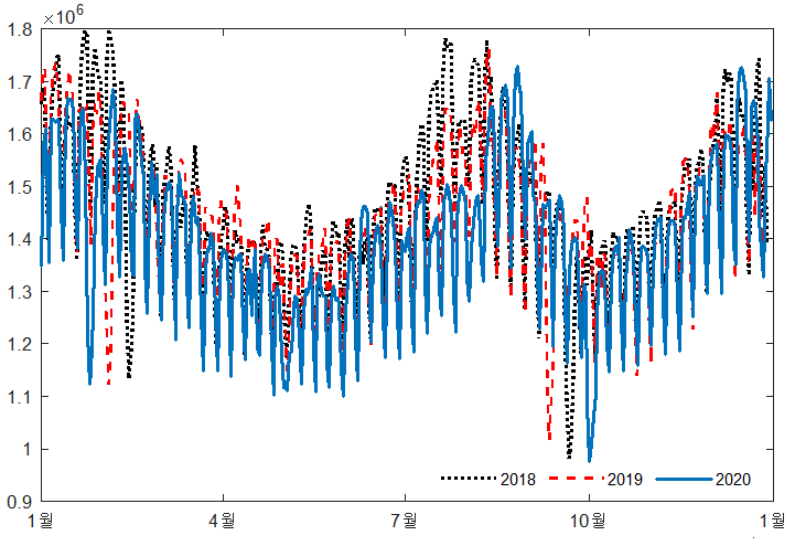
4) 석탄발전은 전년대비 14.65% 감소하였고, 원자력발전은 9.92%증가하였다. 본문에서 기저부하는 석탄발전과 원자력발전을 연도별로 합산하였다.

5) 풍력이나 태양광은 청정에너지로 경제적이고 CO_2 배출량을 줄이는 데 장점이 있지만, 간헐성을 갖기 때문에 에너지 안정성 제공을 위해 유연성을 갖는 비재생 에너지원 발전이 수반되어야 한다. 일반적으로 가스 복합 발전이 예상 수요의 변동이나 재생에너지 변동 발생 시 주파수를 유지하는 데 사용된다.

6) 2020년 5월에는 일일 평균 전력공급 예비율이 54.8%를 기록하였고, 예비율이 70%를 넘긴 날도 3일 발생하였다(전자신문, 2020.6.2.).

생각할 수 있다. 반면, 2020년 6월 한 달간 지속된 이른 폭염, 7월 긴 장마 및 평균기온 하락[7], 8월 폭염과 열대야 지속 등이 발생했기 때문에 전력소비 감소 수준이 기온에 따른 냉방 수요의 증감과 비슷한 추이를 보인다. 전력소비량은 기온과 생산활동에 많은 영향을 받기 때문에 코로나19로 인한 전력소비 변화를 보다 정확하게 파악하기 위해서는 이들의 효과를 구분할 필요가 있다.

[그림 1] 2018–2020년 전력소비 변화 비교



자료: 전력거래소

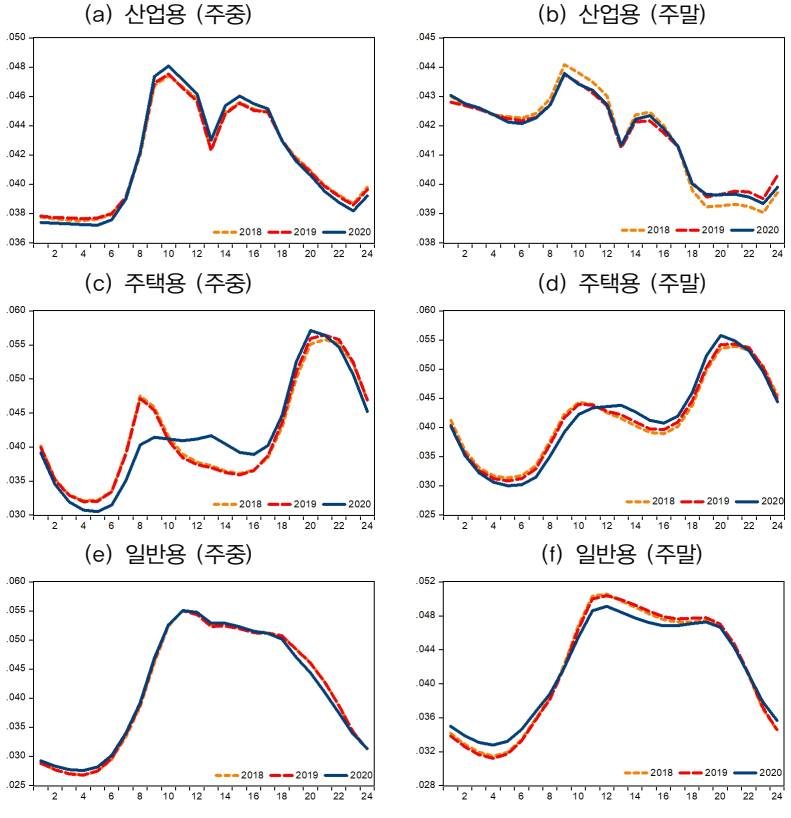
2. 일별 시간 전력소비 행태 변화

이 절에서는 코로나19로 인한 생활방식 변화가 부문별 전력소비 패턴에 변화를 유발하였는지 확인하고자 냉난방 전력수요가 적고 '고강도 사회적 거리두기' 시행으로

7) 2020년 1월 및 겨울철(2019.12-2020.2월)의 기온은 1973년 이래 가장 높았고, 6월에는 평균기온과 폭염일수가 역대 1위를 기록하였다. 6월 평균기온(22.8℃)이 7월(22.7℃)보다 높은 현상은 관측 이래 처음으로 나타났다(기상청 보도자료, 2021.1.13.).

재택근무나 대면수업 등이 시작되었던 3월의 총 산업, 주택, 일반용 소비 프로파일을 연도별로 비교한다. 전력소비 패턴 변화 분석을 위해서는 한국전력공사에서 제공하는 AMR 데이터를 이용하였다. AMR 기기는 전체 소비자에게 보급된 것이 아니기 때문에 해당 데이터는 실제 소비량과는 차이를 갖는다. 따라서 이 절에서는 시간당 전력소비를 일일 소비량에 대한 비중으로 나타냄으로써 전력소비 패턴을 일반화하였다[8].

[그림 2] 부문별 전력소비 패턴 비교



자료: 한국전력공사 내부자료

8) AMR 기기 설치 계약자 수가 많아지면 측정된 전력소비량 자체가 늘어난다. 이러한 문제 해결을 위해 시간별 부하를 일일 소비량으로 나누어 일반화한다. 이를 통해 부하 패턴 변화는 파악할 수 있지만, 연도별 전력소비 증감을 비교할 수 없다는 한계가 있다.

[그림 2]는 부문별 전력소비를 근무일과 주말로 구분하였으며, 각 그래프는 해당 기간의 평균치를 나타낸다[9]. 스페인과 미국 뉴욕 등의 경우, 코로나19로 인한 봉쇄조치 이후 피크 시간대가 이동하고 피크 지속시간도 3시간에서 1시간으로 단축되어 소비패턴 자체에 큰 변화가 발생하였고, 특히 주중의 소비패턴이 주말과 유사한 형태로 변화하였다[10]. 하지만 한국의 경우 산업용과 일반용 전력 소비 곡선의 형태는 거의 변화가 없어, 코로나19 확산 이후 전력소비량은 감소하였지만, 전력소비 행태는 그대로 유지되었다는 것을 짐작할 수 있다. 이러한 차이는 유럽이나 미국 경우 봉쇄조치로 인해 산업 및 서비스 활동이 완전히 정지된 반면 우리나라는 완화된 사회적 거리두기 하에서 생산 활동 제한이 그리 크지 않았기 때문이다. 주말의 소비패턴은 일반적으로 오전 피크는 감소한 반면, 오후 피크는 오히려 더 증가하는 형태로 변화하는 것을 확인할 수 있다[11].

주택용 일일 부하 프로파일에는 주중에도 주목할 만한 변화가 발생하였다[12]. 재택근무나 비대면 수업에 필요한 인터넷, 통신 서비스의 사용, 거주시간 증가로 가전제품의 사용빈도와 시간이 증가했기 때문이다. 2018~2019년은 8-9시와 20-21시에 두 번의 뚜렷한 피크가 발생했지만, 2020년의 전력소비는 오전 시간 전체로 분산되어 9-14시 시간대의 부하곡선이 평평한 형태를 유지하는 특징을 보인다. 오전 피크의 발생시간은 13:00 시대로 늦춰지고 저녁 피크는 예년보다 한 시간 정도 빨라진 것을 볼 수 있다. 주말에도 기존의 오전 피크시간대가 늦춰지고 저녁 피크는 빨라져 코로나19로 인한 생활방식 변화가 전력소비 프로파일에 영향을 미친 것으로 해석할 수 있다. 하지만

9) 특수일의 경우 여행이나 여가활동 등으로 평상시와는 다른 전력수요 패턴이 나타나기 때문에 비교기간 중 특수일은 분석에서 제외하였다.

10) 스페인과 미국 뉴욕에서는 코로나19로 인한 봉쇄조치(3월) 이후 오전 피크는 14:00-15:00시, 야간 피크는 21:30~22:00로 피크 시간대가 이동하였고, 지속시간도 3시간에서 1시간으로 짧아진 것으로 나타났다(Santiago et al. 2021).

11) 전력소비 패턴을 지수화한 것이기 때문에 오후 피크가 증가한 것이 아니라 오전 피크의 감소로 오후 피크 비중이 커졌다는 것을 의미한다. 즉, 총소비의 감소를 고려하면 주말 소비 패턴은 오후 피크의 감소보다는 오전 피크의 감소가 컸다.

12) 2019년 용도별 전력 소비 비중은 산업용 53.8%, 상업용 32.7%, 주택용 13.5%이다(한국전력통계).

하루 중 전력소비의 최대치는 여전히 20시 전후로 나타나, 집에 머무르는 시간이 늘어나더라도 전력기기 사용 등의 전력소비 습관은 변함없이 유지됨을 알 수 있다.

3. 시간대별 주간 전력소비 변화

전력소비 패턴의 변화는 통계적 지표를 통해서도 확인할 수 있다. 김수일(2021)은 마할라노비스 거리(mahalanobis distance)를 이용하여 2020년 일일 전력소비 패턴이 2016-2019년 대비 차이가 발생하였음을 보였다. 마할라노비스 거리는 확률분포를 고려하여 관측치의 거리를 측정하는 개념으로, 데이터의 평균과 공분산이 μ, Σ일 때, 관측값 y가 분포의 평균에서 떨어진 거리를 $D^2 = (y-\mu)'\Sigma^{-1}(y-\mu)$로 정의한다. 2016-2019년까지의 데이터를 사용하여 모집단의 평균과 공분산을 추정하였으므로, 측정치가 클수록 전력소비 패턴이 2016-2019년의 분포와 차이가 있음을 의미한다. 여기서는 같은 방법론을 적용하여 시간대별 주간 전력소비 패턴이 2020년에 달라졌는지 추가적으로 확인하고자 한다[13]. 시간대별 주간 전력소비는 각 시간별로 일주일간의 전력소비 패턴을 하나의 점으로 표시한 것을 의미한다. 이는 앞서 일일 전력소비가 각 날에 대해 24시간의 전력소비 패턴을 하나의 점으로 표시한 것과 차이가 있다. 시간대별 주간 전력소비를 통해 어느 시간대의 전력소비가 주로 변화했는지 알 수 있다[14].

<표 2>는 월요일부터 일요일까지 해당 시간대의 주택용 주간 전력소비에 대한 마할라노비스 거리 평균치를 나타낸다. 주택용 전력소비의 경우 오전 5-8시 출근 시간대를 제외한 전 시간대에서 2020년 주간전력소비 패턴이 이전과 달라진 것을 확인할 수 있다. 특히 9-16시, 20-24시 구간에서 거리가 급격히 증가한 것으로 나타나, 이 시간대의 전력소비 패턴이 이전과 큰 차이가 있었음을 알 수 있다. 앞서 언급한 바와 같이 재택근무나 비대면수업 등의 확산으로 일일 소비패턴에서도 10-16시와 20시 전후

13) 김수일(2021)은 일일 평균 전력소비 대비 시간당 전력소비로 전력소비 패턴을 지수화 하였다. 본 논문의 전력소비 지수를 이용하여 주택용, 산업용, 일반용의 월별 일일 소비 패턴에 대한 마할라노비스 거리를 측정한 결과, 2020년 모든 부문별 및 기간에서 24시간 소비패턴이 변화한 것으로 나타났다.

14) 공휴일이 포함되면 주간 전력소비 형태가 달라지므로 공휴일이 포함된 주는 제외하였다.

의 저녁 피크의 이동 등이 일어난 것과 일관된 결과로 볼 수 있다.

〈표 2〉 주택용 전력소비 마할라노비스 거리

	2016	2017	2018	2019	2020
0:00-1:00	6.23	6.60	8.67	6.38	**12.10**
1:00-2:00	5.70	6.05	9.48	6.66	**11.02**
2:00-3:00	5.53	6.48	8.41	7.41	**9.63**
3:00-4:00	5.56	6.71	8.64	6.93	**9.20**
4:00-5:00	5.36	6.73	8.85	6.91	**9.04**
5:00-6:00	5.26	6.43	**9.27**	6.90	8.52
6:00-7:00	5.59	5.86	**10.04**	6.42	7.85
7:00-8:00	6.19	5.58	**10.13**	6.05	7.60
8:00-9:00	7.04	5.91	8.72	6.25	**8.80**
9:00-10:00	7.10	5.66	8.67	6.49	**11.38**
10:00-11:00	7.40	4.52	9.65	6.41	**11.18**
11:00-12:00	6.42	4.71	9.68	7.13	**15.35**
12:00-13:00	5.23	5.07	9.71	7.87	**15.13**
13:00-14:00	5.43	5.44	9.01	7.98	**12.89**
14:00-15:00	5.73	5.63	8.64	7.85	**11.28**
15:00-16:00	5.85	6.01	8.25	7.72	**9.95**
16:00-17:00	5.98	6.04	8.16	7.65	**9.01**
17:00-18:00	5.86	6.12	8.48	7.39	**8.98**
18:00-19:00	7.08	5.67	8.11	7.03	**9.07**
19:00-20:00	6.96	6.61	7.24	7.04	**14.09**
20:00-21:00	6.02	7.08	8.01	6.72	**11.94**
21:00-22:00	5.59	6.88	8.55	6.82	**10.54**
22:00-23:00	5.67	6.52	8.93	6.74	**11.06**
23:00-24:00	6.08	6.24	8.94	6.63	**12.20**

일반용 전력소비도 새벽(0-2시)을 제외한 전 시간대에서 2020년의 마할라노비스 거리가 가장 큰 것으로 나타나 서비스업을 포함하는 일반용 주간 전력소비 패턴이 코로나19의 확산과 함께 변화가 발생했음을 알 수 있다[15]. 주택용과 일반용은 거의 모

든 시간대의 주간 소비패턴이 이전 연도의 평균적인 행태와는 다른 것으로 나타났지만, 산업용의 경우 8-10시, 12-15시, 18-23시 등 생산 활동과 관련된 시간대의 패턴이 주로 변한 것으로 추정되었다. 이러한 결과를 종합해 보면, 코로나19의 확산이 주택용, 일반용, 산업용 주간 전력소비 행태에 전반적인 변화를 가져왔다는 것을 알 수 있다.

Ⅲ. LSTM 신경망을 이용한 전력소비 분석

1. 전력소비 감소율 추정[16)]

단기 전력수요와 같이 계절성을 갖는 변수에 대한 예측 방법은 시계열 방법, 머신러닝, 딥러닝으로 구분할 수 있다(Wang et al. 2020)[17)]. 지수평활모형이나 ARMA 모형 등과 같은 시계열 방법은 과거 데이터의 패턴이나 추세가 미래에도 지속된다고 보기 때문에 데이터의 변동이 큰 예측에는 적합하지 않고, 변수간의 비선형적 관계를 설명하는데 한계가 있다. 머신러닝은 입력데이터와 출력데이터 간 비선형적 특성을 매핑(mapping)함으로써 복잡한 관계를 쉽게 모델링하여 시계열이 가진 단점을 해결하지만, 데이터 간의 상관관계를 효율적으로 탐색하지 못한다. 이런 한계를 극복하기 위해 최근에는 신경망의 은닉층 수를 늘림으로써 강력한 비선형 특성을 처리하는데 효과적인 딥러닝을 통한 예측모델이 제안되고 있다.

딥러닝 구조 중 순환신경망(Recurrent Neural Network, RNN)은 시계열적 특성을 반영하기에 적합하지만 시퀀스 길이가 길어지면 기울기 소실 문제로 장기 의존성

15) 산업용 및 일반용 전력소비에 대한 마할라노비스 거리 측정 결과는 부록에 첨부하였다.

16) 이 섹션의 분석은 위해 앞서 연간 전력소비 변화 분석에 사용되었던 전력거래소에서 제공된 시간별 송전단 발전량(양수 동력 제외)을 이용하였다.

17) 김철현(2013)은 단기 전력수요 예측방법을 크게 통계적 기법과 인공지능형 기법으로 구분하였다. 통계적 기법에는 지수평활법, 회귀분석, 시계열 분석 등이 있고, 인공지능형 기법에는 퍼지(fuzzy)이론, 전문가 시스템, 인공신경망(artificial neural network) 등이 있다.

(long-term dependence)을 잘 반영하지 못하는 문제가 있다. 이에 대한 개선책으로 장단기 기억 신경망(Long-Short Term Memory, LSTM)이 제안되었다(Hochreiter and Schmidhuber, 1997). LSTM 신경망 모형은 예측의 정확성을 높여 단기 전력수요 예측에 활발히 적용되고 있다. Wang et al.(2020)은 주기성을 가진 에너지 소비에 대한 예측력을 향상시키기 위해 LSTM을 기반으로 한 새로운 접근방식을 제안하였고, 전병기 외(2019)는 심층 LSTM 모형이 전력수요 예측력을 향상시킨다는 결과를 제시하였다. 이 외에도 EV 충전소의 일별 최대부하 예측(이해성 외, 2020), 하절기 평일 전력수요 예측(김경환 외, 2017), 생산 공정 전력 데이터 예측(이원규 외, 2016), 공휴일을 고려한 단기 전력수요 예측(김한솔 외, 2016) 등 다양한 주제에 LSTM 신경망이 활용되고 있다. Ruan et al.(2020)은 전력소비 관련 변수들을 입력값으로 넣고 신경망을 통해 얻은 전력소비 추정치와 실제 전력소비의 차이로 코로나19의 영향을 정량화하였다[18]. 이에 착안하여 본 연구에서는 딥러닝 기반의 LSTM을 이용하여 2020년 전력 소비 감소율을 계산하고자 한다.

LSTM은 메모리 셀의 상태(cell-state)를 도입하여 시간적 상관관계를 유지하고, 입력 게이트(input gate), 출력 게이트(output gate), 망각 게이트(forget gate)를 만들어서 학습과정에서 발생하는 기울기 소실 문제를 개선한다. 입력 게이트는 메모리 셀로 흐르는 정보의 양을 제어하고, 출력 게이트는 나머지 네트워크로 흐르는 정보의 양을 제어한다. 망각 게이트는 이전 셀 상태를 선택하고 정보의 일부를 현재에 적응적으로 유지하는 역할을 한다. LSTM의 체계는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$i_t = \sigma(W_i X_t + U_i h_{t-1} + b_t)$$
$$\widetilde{C_t} = \tanh(W_z X_t + U_z h_{t-1} + b_z)$$
$$f_t = \sigma(W_f X_t + U_f h_{t-1} + b_f)$$

18) Ruan et al.(2020)은 2018년과 2020년의 데이터 중 85%를 학습데이터, 15%를 검증데이터로 사용하여 800개의 모형 중 오차가 작은 상위 25% 모형을 최종 앙상블 백케스트 모형(ensemble backcast model)으로 선택하였다. 이 방법을 적용하여 Ruan et al.(2020)은 코로나19 효과가 없을 때의 시간별 전력소비 프로파일을 구현하였고, Ruan et al.(2021)은 2020년 월별 전력소비 감소율을 제시하였다.

$$C_t = i * \widetilde{C}_t + f_t * C_{t-1}$$
$$o_t = \sigma(W_o X_t + U_o h_{t-1} + b_o)$$
$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

여기서, i_t, f_t, o_t는 입력 게이트, 망각 게이트, 출력 게이트이다. W와 U는 가중치를 나타내는 행렬이고 b는 오차 벡터이다. X_t는 t기의 입력값, h_t는 t기의 출력값이다. $\sigma(x)$는 로짓함수 형태로 게이트의 데이터를 0과 1 사이의 범위로 제한하는 시그모이드(sigmoid) 함수이고, $\tanh(x)$은 출력 범위가 –1에서 1 사이인 탄젠트 쌍곡선 함수(hyperbolic tangent function)이다.

이 논문에서는 달력 변수와 날씨 변수, 경제활동 변수를 입력데이터로 사용하여 코로나19로 인한 행태 변화가 없을 때 예상되는 전력소비를 추정한다.

$$\widehat{L_{md}} = g(C_{md}, T_{md}, IP_m), \quad \forall m, d$$

여기서, C_{md}는 달력변수 행렬로 연·월·주말·특수일 더미변수, T_{md}은 날씨변수 행렬로 일일 최대·최소·평균 기온을 포함하고, IP_m은 경제활동 변수를 나타내는 산업생산지수이다. $\widehat{L_{md}}$은 2020년의 날씨 및 경제활동에 학습데이터를 통해 얻은 가중치를 적용하여 얻은 전력소비 추정치이다. 즉, 외생적인 날씨의 차이와 코로나19로 인한 경제활동 변화는 반영하되, 날씨와 경제활동 변화 이외에 코로나19로 인한 변화는 없다고 가정한 경우의 전력소비가 된다.

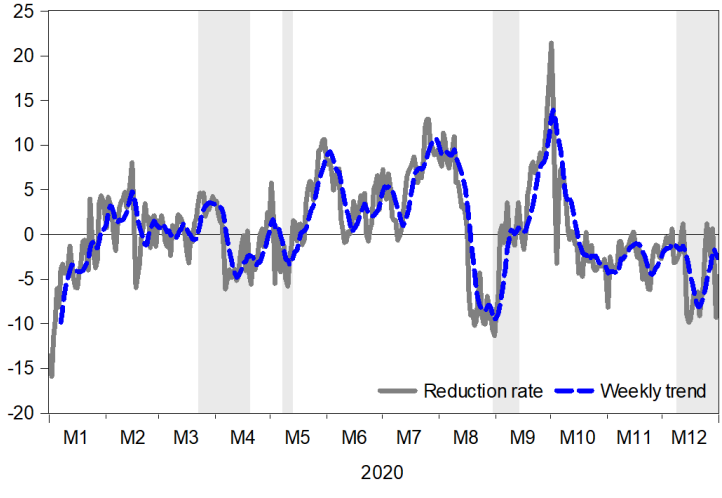
위의 추정식은 2016~2019년 기간의 표본을 학습데이터로 설정하여 코로나19가 없는 상황에서의 독립변수에 대한 적절한 가중치를 구한다. LSTM 신경망의 은닉층(hidden layer)과 은닉유닛(hidden unit) 수는 예측오차를 가장 작게 하는 1과 30으로 설정하였고, 학습횟수(epoch)는 600, 학습율(learning rate)은 초기 0.005에서 학습횟수가 125회 지날 때마다 1/5로 감소시켰다[19)][20)].

19) 학습에 사용되는 데이터는 정규화 과정을 거쳤으며, 이는 학습결과가 왜곡되거나 발산하는 문제를 방지하는데 도움이 된다(전병기 외, 2019). 여기서 언급하지 않은 다른 초매개변수

마지막으로 전력소비 감소율 r_{md}은 추정된 전력소비 $\widehat{L_{md}}$가 실제 전력소비 L_{md}와 얼마나 차이가 나는지를 백분율로 계산한다.

$$r_{md} = \left(1 - \frac{L_{md}}{\widehat{L_{md}}}\right) \times 100, \ \forall \ m, d$$

[그림 3] 2020년 전력소비 감소율(Reduction rate) 추이



[그림 3]은 2020년 전력소비 감소율 추정 결과와 코로나19로 인한 사회적 거리 두기 강화 기간을 함께 보여주고 있다. 2020년 전력소비 감소율의 평균은 0.49로, 기온이나 경제적 요인 등을 통제하더라도 평균적으로 전력소비가 더 많이 감소한 것을 볼 수 있다. 또한 이는 생활방식의 변화나 사회적 거리두기 등이 추가적으로 전력소비를 감소시켰다는 것을 의미한다. 눈에 띄는 특징은 사회적 거리두기의 강화나 관련 조치가 취해지기 직전에 감소율 하락(전력소비 증가)이 발생하는 점이다. 2020년 3월22

(hyperparmeter)는 Matlab에서 제공하는 초기 설정값을 따른다.

20) 은닉층[1, 2], 은닉유닛[30, 100, 200], epoch[250, 600]을 조합하여 2020년 전력소비에 대한 예측오차가 가장 작은 경우를 선정 하였다.

일부터 4월 19일까지 시행된 '고강도 사회적 거리두기' 기간은 전력소비 감소율이 마이너스로 급감한 직후 시작된다. 5월 초 이태원 집단감염이 발생하여 모든 유흥시설에 대한 집합금지 명령(서울시)과 전국 유치원과 초중고교의 개학 연기(교육부)가 발표되었을 시기도 전력소비 감소율이 마이너스로 전환된 시기 이후에 발생한 것을 알 수 있다. 8월 30일부터 9월 13일까지는 확진자수 급증으로 사회적 거리두기를 수도권 2.5단계 (비수도권 2단계)로 상향 조정한 시기인데, 전력소비 감소율이 급감 직후 발생하여 조치 이후 감소율이 다시 플러스로 전환되는 것이 다시 한 번 확인된다.

12월8일부터 28일까지 수도권 2.5단계(비수도권 2단계), 연말연시 특별대책이 시행된 시기에는 다소 다른 패턴이 관찰되는데, 전력소비 감소율이 대책 이후에도 지속적으로 마이너스 상태를 기록하여 12월의 전력소비는 예측치보다 오히려 늘어난 것으로 나타났다. 이러한 현상은 연말 봉쇄조치 완화로 전력소비 수준이 2019년에 비해 증가한 세계적인 현상(IEA, 2021)과 동일하다. 하지만 주요 국가들의 경우 연말 봉쇄조치가 완화된 데 반해 우리나라는 방역단계를 강화했음에도 불구하고 2020년 말 전력소비 증가를 경험했다.

2. 전력소비 감소율과 코로나19 확진자수 관계

코로나 확진자수와 전력소비 감소율 간의 선행 관계를 파악하기 위해 다음과 같이 그랜저(Granger) 인과관계를 추정하였다. 전국 신규 확진자수는 단위근을 갖는 것으로 확인되어 안정성 확보를 위해 차분하여 사용한다[21)22)].

21) 전국 확진자수는 서울특별시의 공공데이터를 사용하였다(http://data.seoul.go.kr/dataList/OA-20461/S/1/datasetView.do?tab=S). 전국 확진자수는 2020년 2월 5일부터 사용가능하다.

22) 전국 신규 확진자수(추가 확진자수)는 Augmented Dickey-Fuller test, Phillips-Perron test, ERS point-optimal test 검정결과 단위근이 있다는 귀무가설을 10% 유의수준에서도 기각하지 못한다. 시계열이 안정적(stationary)이라는 귀무가설을 갖는 NPSS test에서도 1% 유의수준에서 기각하는 것으로 나타나 신규 확진자수 시계열은 불안정하다고 판단할 수 있다.

$$r_t = \alpha_1 + \sum_{i=1}^{p} \beta_{1i} \Delta covid_{t-i} + \sum_{i=1}^{p} \beta_{2i} r_{t-i} + \epsilon_{1t}$$

$$\Delta covid_t = \alpha_2 + \sum_{i=1}^{p} \gamma_{1i} \Delta covid_{t-i} + \sum_{i=1}^{p} \gamma_{2i} r_{t-i} + \epsilon_{2t}$$

여기서 r_t는 전력소비 감소율, $\Delta covid_t$는 신규 코로나19 확진자 증가분이고, 자기상관 문제를 고려하여 차수(p)는 5로 설정하였다[23].

〈표 3〉 전력감소율과 코로나19 신규 확진자수 관계

Granger Causality Test (F-statistics)	
(i) 전력소비 감소율 → 신규 확진자수 증가분	3.462***
(ii) 신규 확진자수 증가분 → 전력소비 감소율	2.405**

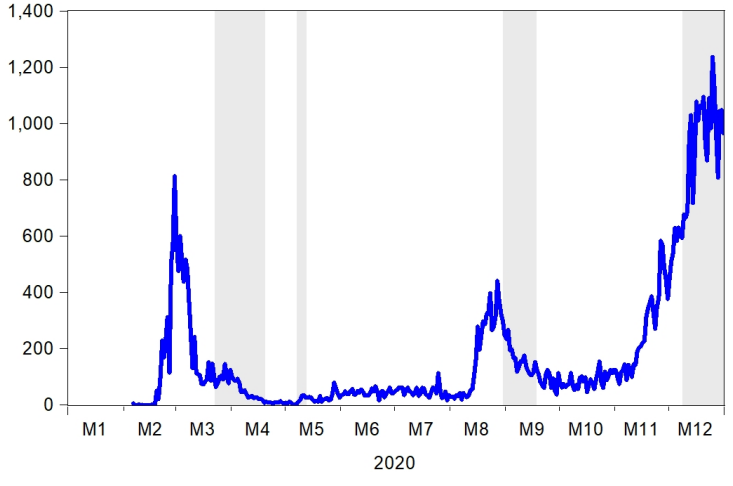
주: Granger 인과관계 검정을 위한 차수(lag)는 5를 사용하였다.

<표 3>의 첫 번째 결과는 전력소비 감소율의 과거 5일치 데이터는 코로나19 신규 확진자수 증가분에 통계적으로 유의미한 설명력을 가지고 있음을 보여준다. 이는 전력소비 증가가 코로나 추가 확진자수 증가에 선행하는 것을 나타내는 의미 있는 결과이다[24]. 두 번째 결과는 신규확진자 증가분에 대한 과거 5일치 데이터 또한 전력소비 감소율 변화에 유의미한 영향을 미치는 것을 의미한다.

23) 차수를 3미만으로 설정하면 Breusch-Godfrey LM test 결과 자기상관문제가 있는 것으로 나타났고, 차수가 3이나 4일 때도 Granger causality 검정결과는 큰 변화가 없었다.

24) 기존 연구에서는 코로나19 확진자수 또는 정부의 방역단계와 전력소비 변화 사이에 유의미한 관계를 찾기 어렵다(김수일, 2021)고 결론 내리고 있다.

[그림 4] 전국 코로나19 신규 확진자수 추이



[그림 4]에서 확진자수가 급증하면 사회적 거리두기가 강화되고(회색 음영부분), 방역단계 강화에 이어서 확진자수가 줄어드는 경향성이 나타난다. 이를 바탕으로 그랜저 인과관계 추정 결과를 해석하면, 활동수준 증가로 인한 전력소비 증가(전력소비 감소율 하락)는 신규 확진자수 증가를 가속화한다. 이에 대응하여 정부에서는 사회적 거리두기 강화 등 강력한 방역 조치를 취하고, 이는 사람들의 활동수준 감소로 이어지며 결국 전력소비 감소(전력소비 감소율 상승)와 확진자 증가세 둔화(확진자 감소)가 이루어진다는 것을 알 수 있다[25].

25) 전력소비 감소율과 신규 확진자수 증가분에 대한 bivariate VAR 추정 결과에서도 전력감소율 충격은 신규 확진자수 증가분에 유의미한 부(-)의 영향을 미치고, 신규 확진자수 증가 충격은 전력감소율을 단기에 상승시키는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 활동 수준 증가 및 전력소비 증가, 신규 확진자수 증가 가속화, 정부의 방역조치 강화, 전력소비 감소 및 확진자수 감소의 관계를 뒷받침한다.

Ⅳ. 결론

본 연구에서는 코로나19가 확산된 2020년의 전력소비량과 소비패턴 변화에 대해 살펴보았다. 2020년 전력소비는 이전에 비해 크게 감소하였으며, 일일 소비패턴은 재택근무, 비대면 수업 등으로 재택시간이 크게 증가하면서 주중 오전시간대의 주택용 전력소비 패턴에서 뚜렷한 변화가 관찰되었다. 산업용과 일반용의 일일 전력소비 패턴에는 큰 차이가 나타나지 않았지만, 시간대별 주간 전력소비 측면에서는 산업용과 일반용도 변화가 나타난 것을 확인할 수 있다. 이는 경제활동 위축으로 인한 전력소비의 전반적 감소 외에도 코로나19로 인해 소비패턴의 추가적인 변화가 발생했음을 암시한다.

이러한 변화는 딥러닝 기법을 이용한 전력소비 예측을 통해서 확인할 수 있다. 딥러닝 추정 결과는 2020년 전력소비가 경제활동 위축이나 날씨 차이를 고려하더라도 생활방식의 변화 등으로 크게 감소한 것을 보여준다. 뿐만 아니라 코로나19 신규 확진자수 변동과 전력소비 변화도 상당한 상관관계가 있음이 나타났다. 전력소비가 정상치보다 증가하는 경우, 즉 방역단계 완화로 사람들의 활동 수준이 증가하는 경우 코로나19 신규 확진자수가 증가하고, 이는 사회적 거리두기와 같은 정부 방역대책 강화와 활동수준 감소에 따른 전력소비 감소 및 확진자수 감소로 이어지는 것이 추정 결과로 나타났다.

코로나19로 인한 전력소비 감소와 전력소비 패턴 변화는 전력시스템의 안정성 목표를 기존의 최대부하에 대비한 공급설비 확보에서 전력소비 감소 및 변동성 확대에 대응한 안정적 운영으로 변화시키기에 충분하였다. 코로나19의 장기화나 향후 유사한 충격의 발생은 전력소비 증가의 억제와 변동성 확대를 발생시킬 수 있으며, 이는 재생에너지 발전의 확대와 결합하여 전력시스템의 급전계획에 상당한 어려움을 초래한다. 따라서 전력소비 변화에 이어 코로나19가 발전부문에 미친 영향에 대한 추

가적인 연구와 전력시스템의 안정성 확보를 위한 대비책 마련이 필요할 것으로 생각된다.

접수일(2021년 6월 17일), 수정일(2021년 7월 16일), 게재확정일(2021년 8월 4일)

◎ 참 고 문 헌 ◎

김경환·박래준·조세원·송경빈(2017). “하절기 평일의 인공신경망을 이용한 24시간 전력 수요 예측 알고리즘.” 조명·전기설비학회논문지 31(12) : 113-119.

김수일(2021). 코로나19로 인한 한국 전력 수급에 미친 영향 분석. 울산 : 에너지경제연구원.

김철현(2013). 다중 계절성 지수평활법을 활용한 국내 단기 전력수요 예측. 울산 : 에너지경제연구원.

김한솔·송형찬·고석갑·이병탁·신종원(2016). “RNN-LSTM 기반 공휴일 정보를 고려한 단기 전력수요예측.” 대한전자공학회 추계학술대회 논문집. 대구. 11월 : 552-556.

전병기·김의종·이경호·공민석·신영기(2019). “딥러닝을 이용한 재실정보 기반 건물의 전기 수요 예측 모델.” 설비공합논문집 31(1) : 22-31.

이원규·안소영·임민섭·천승태(2016). “LSTM을 이용한 전력 데이터 예측.” 한국정보과학회 2016년 동계학술대회 논문집. 강원도. 12월 : 693-695.

이해성·이병성·안현(2020). “EV 충전소의 일별 최대전력부하 예측을 위한 LSTM 신경망 모델.” 한국 인터넷 정보학회 21(5) : 119-126.

Abu-Rayash, A. and Dincer, I. (2020). “Analysis of the electricity demand trends amidst the COVID-19 coronavirus pandemic.” *Energy Research & Social Science* 68 : 101682.

Badesa, L., Strbac, G., Magill, M. and Stojkovska, B. (2021). “Ancillary services in Great Britain during the COVID-19 lockdown: A glimpse of the carbon-free future.” *Applied Energy* 285 : 116500.

Bahmanyar, A., Estebsari, A. and Ernst, D. (2020). “The impact of different COVID-19 containment measures on electricity consumption in Europe.” *Energy Research & Social Science* 68 : 101683.

Eryilmaz, D., Patria, D. and Heilbrun, C. (2020). “Assessment of the COVID-19 pandemic effect on regional electricity generation mix in NYISO. MISO, and PJM markets.”

The Electricity Journal 33 : 106829.

Elavarasan, R. M., Shafiullah, G., Raju, K., Mudgal, V., Arif, M. T., Jamal, T., Subramanian, S., Balaguru, V. S. S., Reddy, K. S. and Subramaniam, U. (2020). "COVID-19: Impact analysis and recommendations for power sector operation." *Applied Energy* 279 : 115739.

Graf, C., Quaglia, F. and Wolak, F. A. (2021). "(Machine) learning from the COVID-19 lockdown about electricity market performance with a large share of renewables." *Journal of Environmental Economics and Management* 105 : 102398.

Halbrügge, S., Schott, P., Weibelzahl, M., Buhl, H. U. and Fridgen, G. (2021). "How did the German and other European electricity systems react to the COVID-19 pandemic?" *Applied Energy* 285 : 116370.

IEA (2020). Global energy review 2020: the impacts of the covid-19 crisis on global energy demand and CO_2 emissions, Report https://www.iea.org/reports/global-energy-review-2020 (검색일: 2021.06.14.).

IEA (2021). Covid-19 impact on electricity: Updated through the end of 2020, Paris: IEA Publications.

Narajewski, M. and Ziel, F. (2020). "Change in electricity demand pattern in Europe due to COVID-19 shutdowns." IAEE Energy forum, Covid-19 Issue: 44-47.

Ruan, G., Wu, D., Zheng, X., Zhong, H., Kang, C. and Ma, D. (2020). "A cross-domain approach to analyzing the short-run impact of CPVOD-19 on the US electricity sector." *Joule* 4(11) : 2322-2337.

Ruan, G., Wu, J., Zhong, H., Xia, Q. and Xie, L. (2021). "Quantitative assessment of U.S. bulk power systems and market operations during the COVID-19 pandemic." *Applied Energy* 286 : 116354.

Santiago, I., A. Moreno-Munoz, P. Quintero-Jimenez, F. Garcia-Torres, and M.J. Gonzalez-Redondo (2021). "Electricity demand during pandemic times: The case of the COVID-19 in Spain." Energy Policy 148: 111964.

Wang, J.Q., Y. Du, and J. Wang (2020). "LSTM based long-term energy consumption prediction with periodicity." Energy 197: 117197.

◎ 부 록 ◎

〈표 A〉 산업용 전력소비 마할라노비스 거리

	2016	2017	2018	2019	2020
0:00-1:00	5.75	6.01	6.13	9.84	**9.90**
1:00-2:00	5.76	5.83	6.10	10.04	9.66
2:00-3:00	6.23	5.55	6.08	9.89	9.66
3:00-4:00	6.18	5.47	5.86	10.24	9.70
4:00-5:00	5.79	5.31	6.27	10.37	9.36
5:00-6:00	6.31	5.37	5.97	10.10	9.01
6:00-7:00	6.65	5.28	5.71	10.11	8.29
7:00-8:00	7.27	5.85	6.04	8.64	7.91
8:00-9:00	7.41	5.99	6.60	7.83	**10.04**
9:00-10:00	6.19	6.79	6.61	8.19	**9.84**
10:00-11:00	8.70	5.96	6.05	7.16	8.13
11:00-12:00	9.07	5.21	5.85	7.75	8.65
12:00-13:00	6.66	5.83	6.90	8.41	**14.33**
13:00-14:00	5.70	5.53	6.85	9.69	**10.83**
14:00-15:00	5.55	6.12	6.31	9.74	**9.90**
15:00-16:00	5.71	6.53	5.84	9.65	8.76
16:00-17:00	6.01	6.23	6.30	9.21	6.97
17:00-18:00	6.65	5.48	6.49	9.17	6.59
18:00-19:00	7.33	5.48	6.80	8.24	9.21
19:00-20:00	7.41	5.87	6.58	7.97	**9.67**
20:00-21:00	6.64	6.78	6.43	7.94	**8.73**
21:00-22:00	6.76	6.40	6.65	8.00	**8.93**
22:00-23:00	6.79	6.18	6.43	8.39	8.07
23:00-24:00	5.93	6.15	6.47	9.22	**13.22**

〈표 B〉 일반용 전력소비 마할라노비스 거리

	2016	2017	2018	2019	2020
0:00-1:00	7.70	5.92	7.23	7.03	7.15
1:00-2:00	7.63	5.88	7.31	7.07	7.48
2:00-3:00	7.66	5.94	7.27	7.01	**7.70**
3:00-4:00	7.59	5.97	7.18	7.13	**8.13**
4:00-5:00	7.57	5.95	7.14	7.20	**8.29**
5:00-6:00	7.53	6.12	6.99	7.22	**8.35**
6:00-7:00	7.31	6.60	6.49	7.42	**8.67**
7:00-8:00	6.81	6.86	6.11	8.01	**8.78**
8:00-9:00	7.13	6.19	6.62	7.88	**8.09**
9:00-10:00	7.15	6.15	7.45	7.12	**9.44**
10:00-11:00	8.22	5.58	7.33	6.77	**10.22**
11:00-12:00	8.48	5.25	7.41	6.79	**9.81**
12:00-13:00	7.52	5.47	7.64	7.26	**11.41**
13:00-14:00	7.54	5.71	7.17	7.45	**9.77**
14:00-15:00	7.68	5.95	6.68	7.54	**8.88**
15:00-16:00	7.83	6.20	6.56	7.26	**8.33**
16:00-17:00	7.56	6.42	6.59	7.27	**7.67**
17:00-18:00	6.89	6.58	7.04	7.32	**7.78**
18:00-19:00	6.74	7.09	6.27	7.68	**12.83**
19:00-20:00	6.75	7.41	6.62	7.03	**12.04**
20:00-21:00	7.04	6.91	6.94	6.93	**10.23**
21:00-22:00	7.08	6.82	7.08	6.85	**9.14**
22:00-23:00	7.01	6.84	7.13	6.86	**8.15**
23:00-24:00	6.97	7.02	7.37	6.49	**7.06**

ABSTRACT

The Impact of COVID-19 on the Electricity Demand of Korea*

Seojin Lee**

This paper investigates the changes of electricity consumption in Korea during the COVID-19 pandemic. In 2020, the electricity consumption reduced considerably, while daily consumption profiles appear to be slightly modified depending on the section. However, the estimates from a Long Short-Term Memory Networks (LSTM), which controls the weather and economic effects, show additional reduction because of lifestyle changes and social distancing. In addition, the increase of electricity consumption granger causes the acceleration of the COVID-19 confirmed cases and vice versa. Considering that electricity consumption reflects the activity level, this result indicates that the increase of electricity consumption precedes the increase of COVID-19 confirmed cases, followed by government measures to prevent the spread of COVID-19 effectively, which reduces the activity level and electricity consumption as well as the number of confirmed cases.

Key Words : COVID-19, electricity consumption, mahalanobis distance, Long short-term memory networks(LSTM)

* This work is supported by 2021 Hongik University Research Fund.
** Assistant professor, School of Economics, Hongik University, sjlee@hongik.ac.kr