

발전용 천연가스 일일수요 예측 모형 연구-평일수요를 중심으로



정희연
고려대학교
그린스쿨,
한국가스공사



박호정
고려대학교
그린스쿨

ABSTRACT

Natural gas demand for power generation continued to increase until 2013 due to the expansion of large-scale LNG power plants after the black-out of 2011. However, natural gas demand for power generation has decreased sharply due to the increase of nuclear power and coal power generation. But demand for power generation has increased again as energy policies have changed, such as reducing nuclear power and coal power plants, and abnormal high temperatures and cold waves have occurred. If the gas pipeline pressure can be properly maintained by predicting these fluctuations, it can contribute to enhancement of operation efficiency by minimizing the operation time of facilities required for production and supply. In this study, we have developed a regression model with daily power demand and base power generation capacity as explanatory variables considering characteristics by day of week. The model was constructed using data from January 2013 to December 2016, and it was confirmed that the error rate was 4.12% and the error rate in the 90th percentile was below 8.85%.

서론

국내 천연가스 수요는 1986년 공급을 시작한 이래로 천연가스 인프라 확장에 힘입어 2007년까지 연평균 약 11.0%의 증가세를 보이며 성장해 왔다. 이러한 성장세는 2013년 최고 수요인 4,008만 톤을 기록 후 석유가격 하락, 천연가스 발전 수요 감소로 하락세를 보이다 '16년 이후 증가세로 반전되는 등 최근 들어 기존의 일관된 증가 추세와 다른 변화된 수요 패턴을 보이고 있다. 그 중 발전용 천연가스 수요는 전력시장의 발전원 구성 변화에 따라 변동성이 심화되고 있으며 이는 장기 수요전망 및 단기 수요패턴에서도 잘 나타나고 있다.

발전용 수요의 장기 전망을 살펴보면, 원자력·석탄발전소를 증설하는 발전원 구성계획의 영향으로 '15년 12월에 발표한 "제 12차 장기 천연가스 수급계획"에서는 '29년의 발전용 수요를 연평균 4.17%가 감소한 948만 톤으로 전망하였다. 그러나 2년 뒤 '17년 12월에 발표된 "제 8차 전력수급기본계획"에서는 원전을 단계적으로 감축하고 재생에너지를 '30년 발전량의 20%로 확대하는 것으로 전원믹스가 변경되었다. 이에 따라 "제 13차 장기 천연가스 수급계획"에서는 '31년의 발전용 수요를 연평균 약 0.26%가 증가한 1,709만 톤으로 전망하여 '12차 수요전망과 비교했을 때 약 1.8배가 증가하였다.

이러한 변동성 확대는 단기 수요패턴에도 확인할 수 있다. 그림 1은 2013년부터 2017년까지 최근 5년간 월별 수요패턴을 나타낸 것으로¹⁾ 도시가스용 수요는 "U"자 형태가 비교적 고르게 반복되는 반면 발전용 수요는 동·하절기에 상승하는 형태를 제외하고 증감여부와 변화량이 매우 불규칙하게 나타나는 것을 확인할 수 있으며 이는 하절기와 간절기의 재고 과다 또는 부족의 주요 원인이 됨을 알 수 있다. 그림 2는 동일한 기간의 월별 수요를 일일 평균 수요로 정리한 것으로 최대수요는 지속적으로 증가하고, 최저수요도 감소하는 패턴을 보이고 있으며 해마다 다

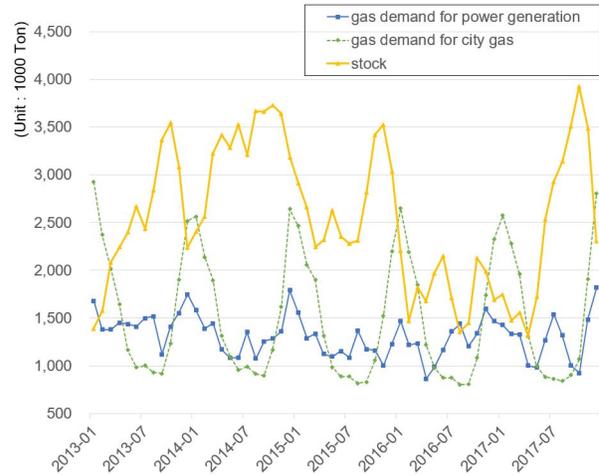


그림 1. Monthly natural gas stock and demand

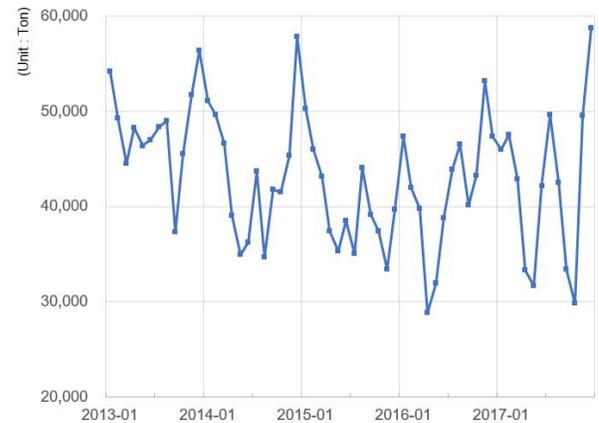


그림 2. Average daily gas demand for power generation

른 수요패턴이 나타나고 있다.

이와 같이 전력시장에서의 발전원 구성비 변화, 지구 온난화로 인한 기온의 변화는 천연가스 수요의 변동성을 지속적으로 확대시키고 있으며 수급관리와 천연가스 계통운영에 있어서 변동성에 대비한 유연한 대처를 요구하고 있다.

전국 천연가스 생산·공급 계통은 총 6개의 LNG터미널(민간터미널 포함)과 4,790km²의 가스 배관망으로 구성되어 있으며 도시가스와 발전소의 각 수급지점별 실시간 수요를 충족시키기 위해 각 LNG터미널의 송출량을 조절하여 배관의 공급압력을 적정 수준으로 유지하고 있다. 온실가스 인벤토리 보고서에 의하면 천연가스의 제조공정은

1) 출처: 국가에너지통계종합정보시스템 「가스」-「월간 LNG생산 및 소비현황」

2) 한국가스공사 홈페이지(www.kogas.or.kr, 2018.3.31.기준)



에너지 섹터 「고체연료 제조 및 기타 에너지산업(1A1C)」 분야에 포함되는데 2015년 기준으로 이 분야의 온실가스 발생량은 약 180만 톤 CO₂eq로 보고되고 있다³⁾. 이는 총 배출량 690.2백만 톤⁴⁾ CO₂eq의 약 26%에 해당하는 배출량이다. 천연가스 계통은 제한압력을 넘지 않으면서 실시간 수요와 예측 수요에 맞는 적정 압력을 유지하도록 각 LNG 터미널의 설비와 공급관리소의 설비를 가동함으로써 운영된다. 실시간 수요와 공급이 일치해야 하는 전력계통과는 달리 천연가스 계통은 실시간 수요에 반응해 LNG 터미널의 송출량을 늘리거나 감소시켜도 각 수급지점에 도달하는데 일정 시간이 소요된다. 따라서 신뢰성 있는 예측 수요에 적절하게 배관망의 압력을 유지한다면 계통 운영에 필요한 설비의 가동시간을 최적화할 수 있다. 그러므로 천연가스 수요 예측은 계통운영의 안정성을 확보하면서 온실가스 배출량 감소에 기여할 수 있는 필수적인 사안이라 할 수 있다.

천연가스 수요는 크게 발전용 수요와 도시가스 수요로 구분된다. 그 중 도시가스용 수요예측은 일간, 월간, 연간 수요 예측 등의 선행연구 사례가 발표된 반면, 발전용 수요는 연구사례가 많지 않다.

국내 도시가스용 일수요 예측모형의 선행연구로는 Park et al.(2013)이 요일 요인을 적용한 수정 AR모형과 온도모형을 가장 평균한 예측모형을 연구하였고, Lee and Han (2013)은 온도, 요일, 자기회귀성을 독립 변수로 하는 다중 회귀모형을 연구하였다. 또한 Choi et al.(2009)은 도시가스 수요가 평일과 휴일에 따라 큰 편차를 보임에 따라 휴일을 포함한 특수일등을 제외한 월별 유효일수와 온도효과 등을 고려하여, 월별 도시가스 수요예측을 위한 시계열모형을 제안하였다. 이 외에 우리나라의 도시가스의 월수요 예측모형의 연구로 시간변동계수를 가지는 공적분 및 오차수정모형을 제시한 Park(2009), Kim et al.(2011)이 있으며, Bae and Chung(2017)은 시간변동 계수를 가지는 공적분 모형을 제시하였다. 해외 연구사례로는 Mustafa

Akpınar et al.(2017)이 터키의 일일수요 예측을 위해 ABC 알고리즘에 기반한 인공신경망 모형을 발표하였고, Khotanzad and Elragal(1999), Khotanzad et al.(2000)은 전일 실적, 전전일 실적, 전일 기온, 예측기온 등을 이용하여 3개의 인공신경망 예측모형을 만들고 각 모형을 재조합하여 예측정확도를 높였다. Gorucu and Gumrah (2013)은 기온, 판매가, 환율 등을 이용한 다중회귀분석 모형을 이용하여 터키의 앙카라시의 가정용 가스 수요를 예측하였다. Ahmet Göncü et al.(2013)은 터키 이스탄불의 가정용 수요 예측을 위해 냉방도일, 난방도일, 휴무일 등을 이용하여 다중회귀분석 모형을 제안하였다. Soldo(2012)는 문헌연구로 가스수요 예측 모델의 다양한 모델을 분석하였는데 그중 일일 예측 모형에서는 온도, 평일/휴무일, 전일 실적, 전전일 실적, 전일 기온, 전전일 기온, 전일 풍속, 일간 최저·최고온도 등이 독립변수로 사용된 것으로 분석했다.

본 연구에서는 우리나라의 일일 천연가스 수요 중 기후 변화에 대응하기 위한 에너지 정책과 전력시장의 발전원 구성 변화로 인해 변동성이 지속적으로 증가되고 있는 발전용 일일 수요의 특성을 분석하고 발전용 천연가스 수요 예측 모형을 제시하고자 한다. 논문에서 사용한 데이터는 전력거래소와 한국가스공사의 2013년 1월부터 2017년 12월까지의 일일 천연가스 수요와 일일 전력수요 데이터를 사용하였다.

이후 본 논문의 구성은 2장에서 발전용 일일 수요와 영향을 미치는 요인을 분석하였다. 3장에서는 발전용 천연가스수요 예측 모형을 제시하고 4장에서는 그 결과를 소개하였으며 마지막으로 5장에서는 결론을 정리하였다.

발전용 일일 수요 분석

우리나라의 천연가스 수요는 크게 도시가스용과 발전용

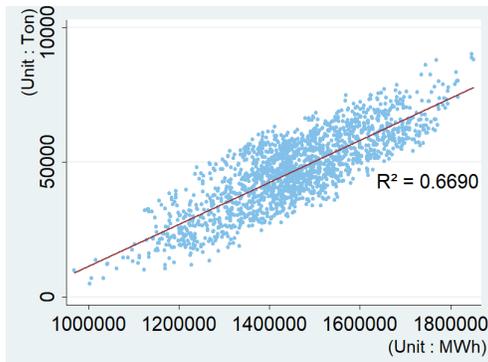
3) 2017 국가 온실가스 인벤토리 보고서(91p)

4) 2017 국가 온실가스 인벤토리 보고서(40p, LULUCF제외한 총배출량)

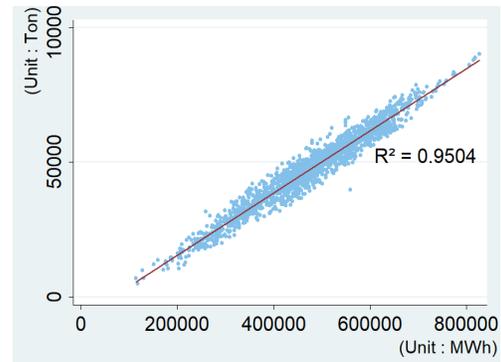
으로 나뉜다. 도시가스 수요는 주로 가정의 취사난방 및 제조공정용으로 사용되는 산업용 수요가 약 77%를 차지하며 기타 영업용 및 집단에너지, 수송용 용도가 나머지 수요를 구성하고 있다. 이런 수요 특성으로 인해 도시가스용 수요는 기온과 요일 패턴, 전일 수요 등과 강한 상관관계를 갖고 있는 것으로 알려져 있다(Park, 2013; Lee and Han, 2015). 반면 발전용 수요는 LNG를 연료로 사용하는 발전소에서 연료로 사용된다. 우리나라 전력시장은 변동비를 반영한 발전 경쟁시장으로, 고정비가 높고 변동비가 낮은 원자력과 석탄발전소가 기저발전을 담당하고(약 52.4%), LNG발전소는 그 다음으로 많은 약 31.3%의 전력 거래량을 차지하고 있다⁵⁾. 또한 LNG발전은 1~2 시간 내

에 가동·중지가 가능한 특성 때문에 전력수요 변화시 부하 조절을 담당하고 기저발전의 고장 발생시 대체하여 발전을 하는 것으로 알려져 있다. 그림 3을 살펴보면 이러한 영향으로 기저발전량을 제외한 전력수요와 뚜렷한 선형관계가 있음을 알 수 있다.

한 편으로 일일 전력수요는 계절에 관계없이 요일별 주간 패턴의 영향을 많이 받는 것으로 알려져 있다(Han 2011). 즉, 일반적으로 월요일부터 점차 증가해서 금요일부터 감소하다 주말에는 낮아지는 수요 패턴을 갖고 있으며 강한 자기 회귀성을 갖고 있다. 발전용 천연가스 수요 분석 시에도 전력 수요와 동일한 패턴이 나타난다. 그림 4와 그림 5는 전력수요와 발전용 천연가스 수요패턴을 비



(a) Gas demand and electric power demand

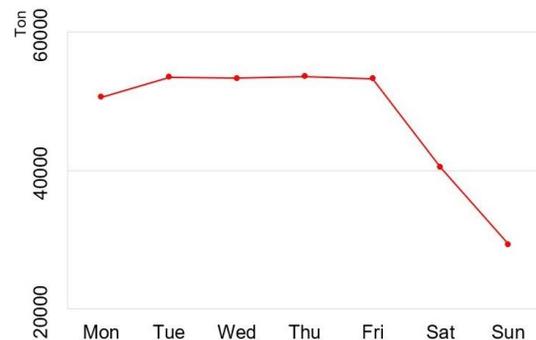


(b) Gas demand and electric power demand excluding base load

그림 3. Comparison of linear relationship



(a) Electric power demand

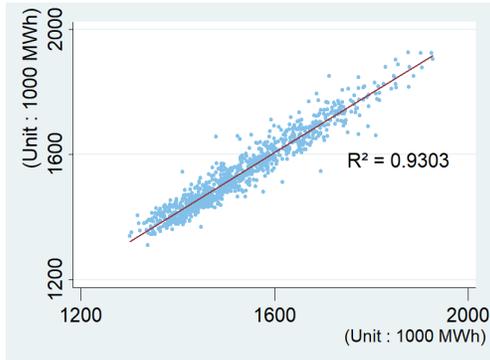


(b) Gas demand for power generation

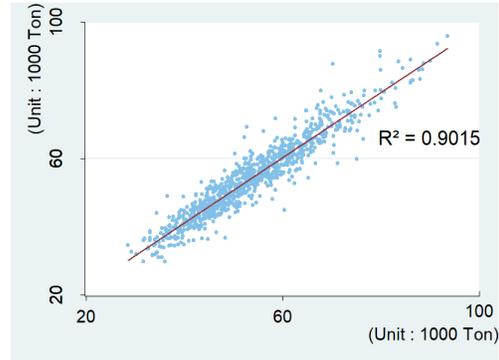
그림 4. Pattern of electric power demand and gas demand for power generation

5) 참고: 연료원별 전력시장 참여 설비용량 비율(단위: %)(출처: 2017년도 전력시장 통계 p.25)

기간	원자력	석탄	LNG	유류	양수	신재생	기타
2017	19,8	32,6	31,3	3,5	4,1	8,5	0,1

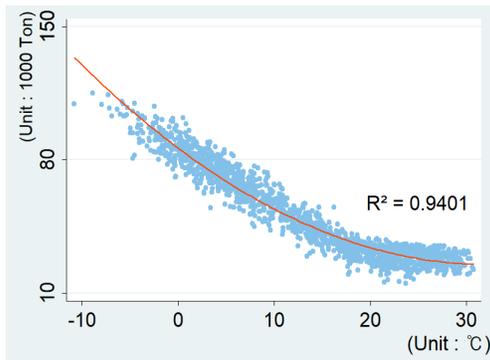


(a) Electric power demand

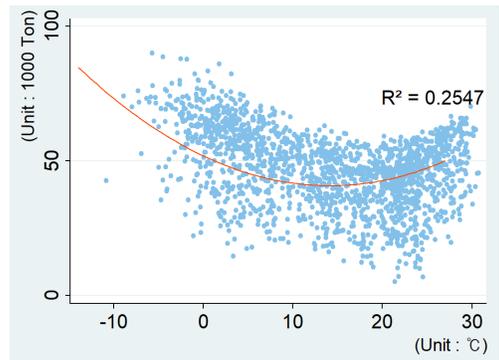


(b) Gas demand for power generation

그림 5. Linear relationship between successive daily demand



(a) City gas demand



(b) Gas demand for power generation

그림 6. Relationship between mean temperature and gas demand

교한 그래프로 요일패턴과 각 수요의 자기회귀성을 확인할 수 있다. 위와 같이 발전용 천연가스 수요는 그 패턴과 특성이 전력수요와 매우 유사하며 요일별 패턴이 두드러지기 때문에 요일별로 모형을 구성하는 것이 예측 모형의 설명력을 높일 수 있다. 또한, 발전용 천연가스 수요는 강한 자기회귀성을 갖고 있으며, 기저 발전량을 제외한 전력수요와 선형 관계가 있음을 알 수 있다.

한편으로 지역적 또는 국가적 도시가스 수요 예측 모형에서는 자기회귀성, 요일 효과 이외에 온도를 독립변수로 이용하여 모형을 제시하고 있으며(Khotanzad and Elragal, 1999; Khotanzad 2000; Choi, 2009; Park, 2013; Lee and Han, 2015; Mustafa, 2017), Kim and Na(2002)는 우리나라 도시가스 수요와 기온효과를 분석하기도 하였다.

선행연구 사례에서 온도는 일일 도시가스 수요예측의 주요 독립변수로 이용되지만 발전용 천연가스 수요와 온도와의 관계는 상관관계가 낮은 것으로 분석된다. 그림 6은 도시가스용 수요와 발전용 수요와 우리나라의 주요 7개 도시⁶⁾의 평균온도와의 관계를 나타낸 것이다. 도시가스용 수요는 평균 온도와 2차 다항식의 비선형관계를 가지며 결정계수(R^2)는 0.9401로 그 설명력이 높은 반면, 발전용 수요의 결정계수(R^2)는 0.2547로 평균온도와의 상관관계를 설명하기 어려운 것으로 분석됐다.

따라서 본 논문에서는 발전용 천연가스 수요의 자기회귀성, 전력 수요, 기저발전량 정보를 독립변수로 한 발전용 천연가스 수요 예측모형을 제시하고자 한다.

6) 대상 도시: 서울, 인천, 대전, 광주, 대구, 부산, 울산

발전용 천연가스 수요예측 모형의 개발

2장에서 분석한 결과를 토대로 자기회귀성, 전력수요와 기저발전 용량을 이용하여 발전용 천연가스의 수요예측 모형을 다음과 같이 제안하고자 한다.

$$y_t = \alpha_{d_t} + \beta_{d_{t1}}y_{t-1} + \beta_{d_{t2}}p_t + \beta_{d_{t3}}p_{t-1} + \beta_{d_{t4}}b_t + e_{t,d_t} \quad (1)$$

y_t : t일의 발전용 천연가스 총수요

p_t : 날짜 t의 총전력 수요

b_t : 날짜 t의 기저발전 설비용량

e_{t,d_t} : 요일별 오차항

제안하는 모형에서 요일별 패턴을 반영하기 위해 각 요일별로 계수를 구분하여 적용하였으며 α_{d_t} , β_{d_t} 는 각 요일별 회귀계수를 의미한다. 전력시장의 기저발전량 변화를 반영하기 위해서는 기저발전량을 포함하는 것이 정확한 예측결과를 가져올 수 있으나 당일의 기저발전량을 정확하게 알 수 있는 정보가 존재하지 않기 때문에 전력거래소에서 제공하는 당일 공급 가능한 기저발전 설비용량(b_t)

을 고려하였다. 천연가스 수요와 전력수요의 자기회귀성을 반영하기 위해 전일 천연가스 수요(y_{t-1})와 전일 전력 수요(p_{t-1})를 독립변수로 포함하였는데 모형에 당일의 예측 전력수요만 포함했을 때보다 전일의 전력수요를 추가하였을 때 모형의 예측력이 더욱 개선됨을 확인할 수 있었다. 이에 각 독립변수의 영향을 분석하기 위해 전일 전력 수요가 제거된 모형(2)을 구성하고, 2장에서 분석한 바와 같이 기온과 발전수요의 상관관계를 확인하기 위해 7개 도시의 평균기온을 추가한 모형(3)을 추가로 구성하여 각 모형의 결정계수(R^2)를 비교하였다.

$$y_t = \alpha_{d_t} + \beta_{d_{t1}}y_{t-1} + \beta_{d_{t2}}p_t + \beta_{d_{t4}}b_t + e_{t,d_t} \quad (2)$$

$$y_t = \alpha_{d_t} + \beta_{d_{t1}}y_{t-1} + \beta_{d_{t2}}p_t + \beta_{d_{t3}}p_{t-1} + \beta_{d_{t4}}b_t + \beta_{d_{t5}}m_t + e_{t,d_t} \quad (3)$$

m_t : t일의 7개 도시 평균기온

표 1. Comparison of R^2

	(1)	(2)	(3)
R^2	0.9725	0.9068	0.9728

표 2. Regression coefficients and adjust R^2

	α_{d_t}		$\beta_{d_{t1}}$		$\beta_{d_{t2}}$		$\beta_{d_{t3}}$		$\beta_{d_{t4}}$		Adjust R^2
	coef.	t (p-value)	coef.	t (p-value)	coef.	t (p-value)	coef.	t (p-value)	coef.	t (p-value)	
Mon	726.58	0.24 (0.81)	.7030	15.74 (0.00)	.0790	165.59 (0.00)	-0.0401	-5.41 (0.00)	-.8910	-6.14 (0.00)	0.9244
Tue	-617.44	-0.35 (0.73)	.8759	31.12 (0.00)	.1059	30.33 (0.00)	-.0906	-19.94 (0.00)	-.4157	-4.51 (0.00)	0.9737
Wed	3115.43	1.85 (0.06)	.9046	32.06 (0.00)	.1028	23.94 (0.00)	-.0918	-16.48 (0.00)	-.3580	-3.91 (0.00)	0.9759
Thu	1861.97	1.08 (0.28)	.9238	32.49 (0.00)	.1030	24.85 (0.00)	-.0950	-17.90 (0.00)	-.2455	-2.54 (0.012)	0.9765
Fri	2306.68	1.37 (0.17)	.9113	33.83 (0.00)	.1061	26.78 (0.00)	-.0923	-18.93 (0.00)	-.4496	-4.79 (0.00)	0.9787
Sat	2875.50	1.12 (0.26)	.8423	22.64 (0.00)	.1003	16.65 (0.00)	-.0792	-14.59 (0.00)	-.6198	-5.17 (0.00)	0.9527
Sun	-9064.75	-4.07 (0.00)	.7310	22.87 (0.00)	.0909	15.21 (0.00)	-.0651	-10.85 (0.00)	-.4306	-3.79 (0.00)	0.9457



표 1은 각 모형의 결정계수를 비교한 결과를 정리한 것으로 전일 전력수요가 모형에 추가될 경우 결정계수가 약 0.07 가량 증가하고, 기온변수는 결정계수에 거의 변화가 없음을 확인할 수 있다.

제시한 예측모형의 회귀계수와 결정계수는 표 2에 나타내었는데 평일과 상이한 패턴을 가진 월요일, 토요일, 일요일은 비교적 결정계수가 낮게 나오는데 화요일부터 금요일까지는 수요패턴이 유사하게 나타나기 때문에 자기회귀성의 영향으로 설명력이 높은 것으로 분석된다.

예측 모형의 적용결과

제시한 예측 모형의 성능을 파악하기 위해 2017년 1월부터 12월까지 특수일(공휴일, 설, 추석 등)과 특수일 전·후일을 제외한 날에 대해서 예측을 시행하고 실측치와의 오차율을 계산하였다. 그림 7은 실측치와 예측치를 그래프

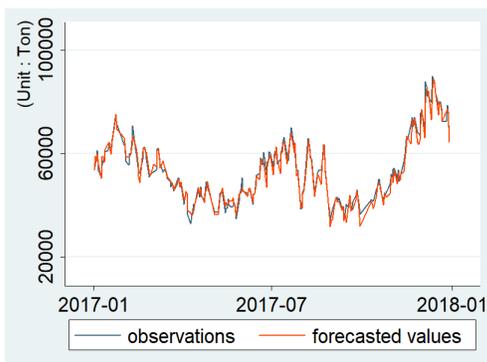


그림 7. Observations and forecasted values

로 나타낸 것으로 약간의 차이는 있으나 실측치와 유사하게 예측치가 구현되는 것을 확인할 수 있다. 오차는 실제 발전용 천연가스 수요와 예측수요의 차이를 의미하며, 오차율은 예측 오차를 실제 수요로 나눈 값이다. 예측오차율은 절대백분율오차(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)로 정리하였다.

$$MAPE = \left| \frac{\text{발전용 천연가스수요 실측치} - \text{예측수요}}{\text{발전용 천연가스수요 실측치}} \right| \times 100$$

요일별로 구현된 모형의 전체 평균 오차율은 4.12%로 연간 데이터의 평균오차율이 5% 이하인 오차율을 보였다. 그중 평일 모형인 화요일~목요일 모형은 평균 오차율이 약 2.5% 이하, 최대오차율도 10% 미만인 안정적 예측 결과를 보였다. 월요일과 금요일 모형은 평균 오차율이 3~4.6% 이하이며 90분위가 모두 10% 이내를 나타내고 있어 평일에 비해 예측오차가 높으나 비교적 안정적인 예측 오차를 갖고 있다. 반면 주말인 토요일과 일요일 모형은 평균오차율이 5%를 상회하여 평일 모형에 비해 예측 설명력이 부족한 것으로 나타난다. 그러나 전체적으로 연간 데이터의 평균 오차율과 90분위까지의 예측 오차율을 고려하면 발전용 천연가스 총 수요의 10% 이내에서 예측 수요를 설명할 수 있음을 알 수 있으며 세부 오차율은 표 3에 정리하였다. 그 중 오차율이 15% 이상인 데이터는 토요일과 일요일 모형에 집중되어 있는데 전체 수요분포 중 25분위 이하인 140만 MWh 수요 이하에서 대부분 나타나는 것을 그림 8에서 확인할 수 있다. 또한 주말 수요로 범

표 3. Statistics for APes produced by each weekday model

	Mon	Tue	Wed	Thu	Fri	Sat	Sun	Total
Mean	4.67	2.72	2.47	2.64	3.36	5.14	7.62	4.12
10 percentile	.89	.25	.23	.51	.27	.87	1.15	.55
25 percentile	2.56	.86	1.26	1.03	1.25	2.28	3.03	1.39
Median	4.59	2.15	2.43	2.28	2.51	3.77	6.05	3.01
75 percentile	6.26	4.25	3.54	3.91	4.54	7.44	10.08	5.45
90 percentile	9.44	6.17	4.41	5.17	6.96	11.81	20.86	8.85
Max	12.64	9.24	7.07	9.44	17.02	17.51	23.43	23.43

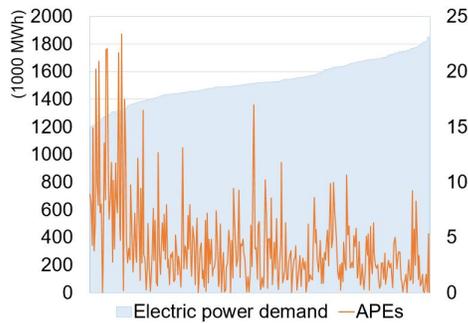


그림 8. Electric power demand and APEs

위를 좁히면 수요분포의 50% 이하인 138만 MWh 이하에서 예측 오차율이 높게 나타난다. 예측 검증시 제외한 특수일과 전·후일의 평균 전력수요가 약 135만 MWh임을 고려할 때 주말 수요 예측 모형의 예측력을 높이기 위해서는 특수일과 같이 전력수요가 특정 수준 이하일 때를 추가로 고려해야 할 것으로 판단된다.

결론

본 논문에서는 일일 천연가스 수요 중 LNG발전소에 직접 공급하는 발전용 수요를 예측하는 모형을 제안하였다. 발전용 천연가스 수요와 전력수요 패턴을 분석한 결과 요일별 패턴과, 강한 자기회귀성을 갖고 있음을 확인할 수 있었다. 발전용 천연가스 수요는 전력시장에서 갑작스런 수요의 증가·감소 또는 기저발전소의 정비나 고장 발생시 해당 발전량을 대체하기 위해 가동될 때 사용되기 때문에 그 수요를 정확히 예측하는데 어려움을 겪어왔다. 그러나 요일별 패턴과 발전용 천연가스 수요와 전력 수요의 자기회귀성을 고려하여 모형을 개발한다면 일정 오차 내에서 그 수요를 예측할 수 있음을 확인하였다. 평일을 대상으로 예측모형을 2017년 실적치에 대하여 검증한 결과 평균 오차율은 4.12%로 양호한 예측오차율을 보였다. 특히 화요일~목요일 모형은 평균 예측 오차율이 약 2.5%, 최대오차율은 10% 이하로 나타나 평일의 경우 발전용 천연가스 수요 예측에 안정적 성능을 보였다. 반면 일부 토요일·일요

일 데이터의 경우 오차율이 15% 이상을 기록하였는데 이는 특수일 등과 같이 전력수요가 일정 수준 이하일 때를 고려하여 추가적으로 개선이 필요함을 확인하였다.

현재 정부는 신재생에너지 보급 확대를 위해 “신재생에너지 3020”의 비전을 제시하고 있다. 이러한 비전의 이행 실적에 따라 전력시장에서의 천연가스 수요는 변동성이 더욱 확대될 것으로 예상된다. 전력시장에서의 변동성에 유연하게 대처하지 못할 경우 단기적으로는 계통운영에 필요한 설비운영에 비효율을 초래하고 안정적 공급에 영향을 미칠 수 있다. 본 연구에서는 특수일(공휴일, 설, 추석 등)을 제외한 평일수요의 예측 모형을 제안하였으나 천연가스 계통운영의 안정성을 높이고 설비를 최적의 조건으로 운영하기 위해서는 평일뿐 아니라 특수일, 주간 수요 예측 등 계통 운영시 필요한 다양한 수요예측 연구가 이루어져야 할 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1] A. Goncu, M. Karahan, T. Kuzubas, 2013. Forecasting Daily Residential Natural Gas Consumption: A Dynamic Temperature Modelling Approach. Available at <https://www.openaire.eu>.
- [2] Akpınar, M, Adak, F, Yumusak, N, 2017. Day-Ahead Natural Gas Demand Forecasting Using Optimized ABC-Based Neural Network with Sliding Window Technique: The Case Study of Regional Basis in Turkey. *Energies* 10(6): 1–20.
- [3] Bae YJ, Chung JW, 2017. Forecasting demand variability of Liquefied Natural Gas: focused on household demand. *Journal of Business Research* 32(3): 239–259.
- [4] Choi BS, Kang HC, Lee KY, Han ST, 2009. A Development of Time-Series Model for City Gas Demand Forecasting. *The Korean journal of applied statistics* 22(5): 1019–1032.
- [5] GC Lee, JH Han, 2015. Forecasting Daily Demand of Domestic City Gas with Selective Sampling. *Journal*

- 
- of the Korea Academia-Industrial cooperation Society 16(10): 6860-6868 (in Korean with English abstract).
- [6] Greenhouse Gas Inventory and Research Center. 2017. 2017 National Greenhouse Gas Inventory Report of Korea. Available at <http://www.gir.go.kr>.
- [7] Han JH, Baek JK. 2011. Forecasting Daily Demand of Electric Power in Summer Using a Regression Model. *Journal of Commodity Science and Technology* 29(50): 69-75.
- [8] JS Park, YB Kim, CW Jung. 2013. Short-Term Forecasting of City Gas Daily Demand. *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers* 39(4): 247-252 (in Korean with English abstract).
- [9] JS Kim, CS Yang, JG Park. 2011. An Empirical Study on the Consumption Function of Korean Natural Gas for City Gas: Using Time Varying Coefficient Time Series Model. *Journal of Energy Engineering* 20(4): 318-329 (in Korean with English abstract).
- [10] KESIS. 2018. Monthly natural gas production and consumption. Available at <http://www.kesis.net>.
- [11] Khotanzad. A., Elragal. H., 1999. Natural gas load forecasting with combination of adaptive neural networks. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks* 6: 4069-4072.
- [12] Khotanzad, A., Elragal. H., Lu. T.-L., 2000. Combination of artificial neural-network forecasters for prediction of natural gas consumption. *IEEE Transactions on Neural Networks* 11(2): 464-473.
- [13] KOGAS. 2018. production and supply of Main Business. Available at <http://www.kogas.or.kr>
- [14] Korea Power Exchange. 2018. 2017 Summary of Electric Power Market Statistics. Available at <http://epsis.kpx.or.kr>
- [15] Park CW, 2009. A Study of Short-run Demand Forecasts for Natural Gas. Dissertation, Sungkyunkwan university.
- [16] Soldo, B. 2012. Forecasting natural gas consumption. *Applied Energy* 92: 26-37
- [17] YD Kim, IG Na. 2002. Temperature effect on Natural gas Demand in Korea. *Korean Association of Applied Economics*. 4(2): 51-78.