**에너지경제연구** 제21권 제1호
Korean Energy Economic Review
Volume 21, Number 1, March 2022: pp. 1~22
DOI: https://doi.org/10.22794/keer.2022.21.1.001

# C-LASSO를 이용한 도시가스 수요의 특수일 변동성 분석*

윤용기** · 최용옥***

## 요 약

도시가스 수요는 계절에 따라서 전체 수요에서 산업용 수요가 차지하는 비중이 다르며, 이에 따라서 토요일 및 공휴일의 효과가 계절에 따라서 다르게 나타난다. 본 연구에서는 이와 같은 특수일 효과를 특수일의 연중 시점에 따라서 체계적으로 다르게 추정할 수 있는 모형을 제안한다. 또한, C-LASSO 기법을 이용해서 토요일 및 일요일 이외의 공휴일 효과를 하나의 변수로 안정적으로 추정할 수 있다는 것을 밝혔다. 이 결과는 일별 수요 분석에 직접적으로 활용될 수 있을 뿐만 아니라 월 유효일수 산정을 통해 도시가스 수요의 월별 수요 분석 및 예측에 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

주요 단어 : 도시가스, 수요예측, 유효일수, C-LASSO, 준모수 회귀모형
경제학문헌목록 주제분류 : C4, C5, Q3

* 이 논문은 2020년도 중앙대학교 연구장학기금 지원에 의한 것임.
** 중앙대학교 경제학과 석사과정(주저자) (e-mail: yongki.n.yoon@gmail.com)
*** 중앙대학교 경제학과 부교수(교신저자) (e-mail: choiyongok@cau.ac.kr)

# Ⅰ. 서 론

일정기간 동안에 측정되는 유량변수의 시계열적 특징을 정확히 분석하기 위해서는 해당기간의 물리적인 기간 및 특수일의 효과 등을 고려해서 표준화할 필요가 있다. 기간마다 물리적인 시간이 다를 수 있을 뿐만 아니라, 물리적인 시간이 같더라도 특수일의 종류 및 개수에 따라서 유량변수의 수준이 달라질 수 있기 때문이다. 예를 들어서, 2022년 2월은 28일까지 있고 설날 연휴가 월초에 이틀간 겹치는 반면에 2020년 2월은 29일까지 있고 설날 연휴와 겹치지 않아서 실질적인 날의 수는 2020년 2월이 2022년 2월보다 많다.

조업일수 혹은 영업일수가 경제지표에 영향을 끼친다는 것은 오래전부터 연구되어왔다. 이긍희(2000)는 영업일수를 조정한 경제지표가 그렇지 않은 지표에 비해 기조적 움직임을 잘 반영하는 것을 밝혀냈다. 문권순(2005)은 명절효과, 요일효과 등으로 구별하고 명절효과에 대해 검정하였다. 전백근(2002)은 산업생산통계가 설이나 추석과 같은 명절이 언제 어떻게 위치해있느냐에 따라 영향을 받는다는 사실을 주목하여 조업일수를 추정하였다. GDP, 수출액과 같은 거시 경제 지표 등을 분석할 때에는 조업일수 등을 반영하고 있는데, 수출액을 분석할 경우에 관세청에서는 평일은 1일, 임시 공휴일을 포함한 휴일은 0일, 그리고 토요일은 0.5일로 상정하고 조업일수를 계산한다. 양준모 외(2017)는 요일과 월 더미를 도시가스 수요예측에 활용하였다. 이러한 연구에서는 영업일수 혹은 조업일수의 중요성을 강조하였으나 비교적 간단한 방법론으로 추정하였다는 단점이 있다.

김인무 외(2011)와 Chang et al.(2014) 등에서 연구된 유효일수는 일별 전력 및 도시가스 시계열 자료를 이용하여 날짜별 특성에 따라서 평일 대비 수요가 어느 정도 감소하는지를 추정한 후에, 각 기간의 특수일의 종류 및 개수와 평일의 개수를 종합적으로 고려해서 계산된다. 일별 자료가 존재해야 한다는 제약이 있지만, 특수일에

따라서 다른 효과를 정교하게 추정할 수 있다는 장점이 있다. 김인무 외(2011)는 스물여덟 가지의 특수일을 고려하여 근무일 평균 대비 일별 상대수요를 추정하였고, 이를 월별로 합산하여 월 유효일수를 추정하였다. Chang et al.(2014)에서는 여름휴가와 명절의 효과를 고려하여 근무일 평균 대비 일별 상대수요를 추정하였다. 이와 같은 방식에서는 관측치가 많은 토요일과 일요일의 효과는 상대적으로 정확하게 추정할 수 있지만, 관측치가 적은 특수일의 효과를 안정적으로 추정하기는 어렵다.

우리나라의 도시가스 수요는 크게 민수용(가정용 및 상업용)과 산업용 수요로 구분할 수 있다. 민수용 도시가스는 주로 난방용으로 사용되고 있어 겨울철에 수요가 집중되며, 날짜의 특성에 따른 효과가 상대적으로 작다. 반면에, 산업용 도시가스는 산업공정상의 열원이나 석유정제산업에서의 원료로 사용되고 있어서 겨울철에 수요가 집중되는 현상은 상대적으로 작게 나타나며 토요일 및 공휴일의 효과가 크게 나타난다.

민수용과 산업용의 특수일 효과가 뚜렷하게 다름에도 불구하고, 이를 구분해서 분석하기는 어렵다. 각각의 일별 자료가 존재하지 않기 때문이다. 한국가스공사의 배관망을 통해서 공급되는 전체 도시가스 수요량은 실시간으로도 계량이 가능하지만, 민수용과 산업용 수요로 구분하는 것은 일별 수준에서 불가능하다. 따라서 조업일수를 분석하려면, 전체 도시가스 수요자료를 이용해야 하는데, 전체 도시가스 수요의 특수일 효과는 민수용과 산업용의 특수일 효과가 혼재되어 나타난다. 계절에 따라서 전체 수요에서 산업용 수요가 차지하는 비중이 다르기 때문에 특수일의 효과가 계절에 따라서 다르게 나타난다. 상대적으로 산업용 수요의 비중이 높은 여름철에는 특수일 효과가 크게 나타나며, 민수용 수요의 비중이 높은 겨울철에는 특수일 효과가 작게 나타난다.

기존의 도시가스 수요에 대한 연구에서는 특수일의 효과가 계절성이 뚜렷하다는 사실을 간과했다. 최보승 외(2009), 최용옥·박혜성(2020) 등에서 유효일수에 대한 분석이 이루어졌으나 토요일 및 일요일과 같은 특수일의 연중 변화에 대한 분석은 이루어지지 않았다. 이번 연구에서는 휴일의 효과가 계절에 따라서 다르게 나타나는 도시가스 수요의 특징을 반영하여 월 유효일수를 추정하기 위한 모형을 제시한

다. 공휴일 효과의 연중 변화(intra-year variation)를 Gallant(1981)가 처음 고안한 푸리에 플렉시블 폼(Fourier Flexible Form: FFF)으로 추정한다.

또한 C-LASSO(Classifier-Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) 방법을 이용하여 토요일이나 일요일 이외의 특수일을 군집화(clustering)하여 관측치가 적은 특수일의 효과도 안정적으로 추정하였다. C-LASSO 방법론은 Su et al. (2016)에서 고안된 LASSO 기법 중의 하나이다. 이 분류기법은 패널 자료를 분석할 경우에 개별 효과를 알려지지 않은 그룹별 계수로 축소하는 데 활용될 수 있다. 본 연구에서는 토요일이나 일요일 이외의 특수일 들이 연중 변동성을 설명하기 위한 변수에 대해서 하나의 그룹으로 분류되는 것을 확인하였다.

## Ⅱ. 계절에 따라서 달라지는 공휴일 효과

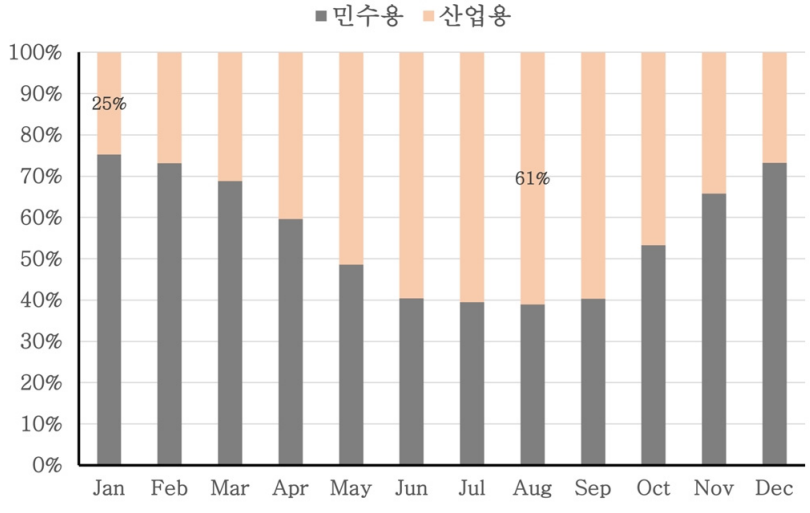
2021년 기준으로 우리나라의 도시가스 총 수요는 2,200만 톤이며, 이중에서 민수용[1]과 산업용은 각각 1,174만 톤(53.4%)과 1,026만 톤(46.6%)을 차지한다. 대부분 난방용으로 사용되는 민수용 소비는 겨울철에 집중된다. 2021년을 기준으로 1월, 2월 및 12월 등 총 3개월의 민수용 소비는 579만 톤으로서 전체 연간 수요의 49.3%에 달하는 수요가 겨울철에 집중된다. 산업용 소비는 겨울철 집중 현상이 훨씬 작게 나타나며, 연중 고르게 발생한다. 2021년 기준으로 겨울철 3개월간의 산업용 소비는 294만 톤이며, 이는 전체 연간 수요의 28.7%에 해당한다. 산업용의 월 평균 수요는 85만 톤이며, 월 수요의 표준편차는 11만 톤 수준이다.

이와 같은 이유로, 월별 도시가스 수요에서 산업용 도시가스가 차지하는 비중은 계절별로 크게 달라진다. [그림 1]은 전체수요에서 민수용과 산업용이 차지하는 비율을 월별로 나타낸 그림이다. 본 연구에서 사용하는 2010년부터 2021년까지의 12년 동안의 자료를 이용하여 월별 평균 점유비를 계산하였다. 예상했던 것과 같이, 난

1) 도시가스 수요의 용도별 구분을 기준으로는 가정용과 일반용이 민수용에 해당한다.

방수요가 집중되는 1월에는 산업용 수요가 25%에 불과하지만, 8월에는 산업용 수요가 61%까지 확대된다.

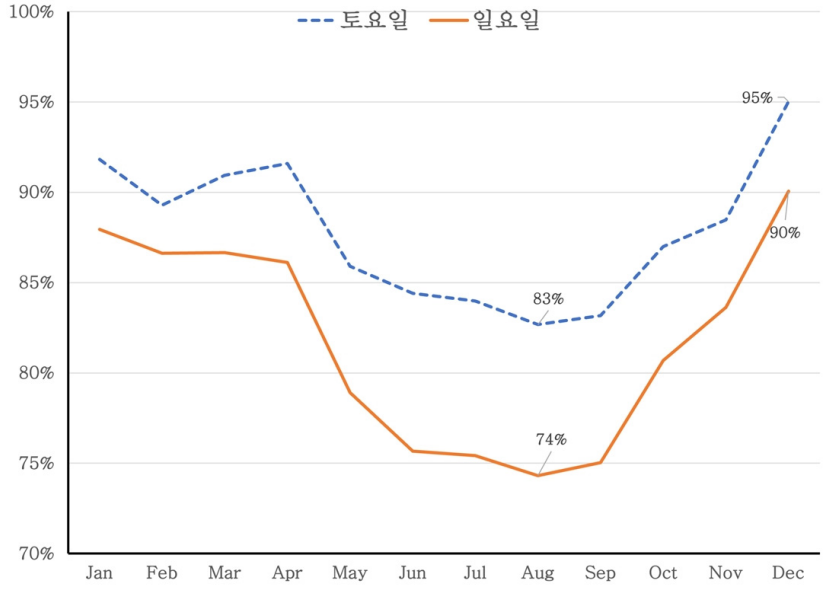
[그림 1] 용도별 도시가스 수요의 월별 비중 평균: 2010-2021




산업용 수요의 비중이 계절에 따라서 달라지므로, 휴일의 효과도 계절에 따라서 다르게 나타난다. 이는 민수용 수요는 휴일에도 크게 줄어들지 않지만, 산업용 수요는 휴일에 상대적으로 크게 감소하기 때문이다. [그림 2]는 토요일과 일요일의 상대수요를 월별로 평균하여 정리한 결과이다. 여기에서 상대수요는 근무일, 즉, 공휴일이 아닌 화요일부터 금요일까지의 수요에 대한 토요일과 일요일 수요의 상대적인 값으로 정의한다. 일반적으로 평상시 근무일에 비해서 토요일과 일요일의 수요가 낮게 실현되므로, 토요일과 일요일의 상대수요는 1보다는 작은 값으로 나타난다. 분석결과, 토요일과 일요일 모두 계절에 따라서 효과가 다르게 나타난다. 겨울철에 비해서 여름철에 토요일 및 일요일의 수요가 상대적으로 더 크게 감소하였으며, 이는 산업용 수요의 비중이 여름철에 높기 때문으로 보인다. 또한 토요일 보다는 일요일의 효과가 전반적인 감소 폭이 클 뿐만 아니라 연중 변화폭도 크게 나타났다. 12월 달의

일요일은 평일 근무일에 비해서 약 10% 정도 작은 수요가 발생하지만, 8월에는 그 감소폭이 26%에 달해서 연중 변동 폭이 16%p에 달하지만, 토요일은 12%p수준으로 나타났다. 비단 토요일, 일요일뿐만 아니라 다른 특수일의 효과도 계절에 따라서 다르게 나타날 것으로 보인다.

**[그림 2] 월별 토요일 및 일요일 상대수요: 2010-2021**

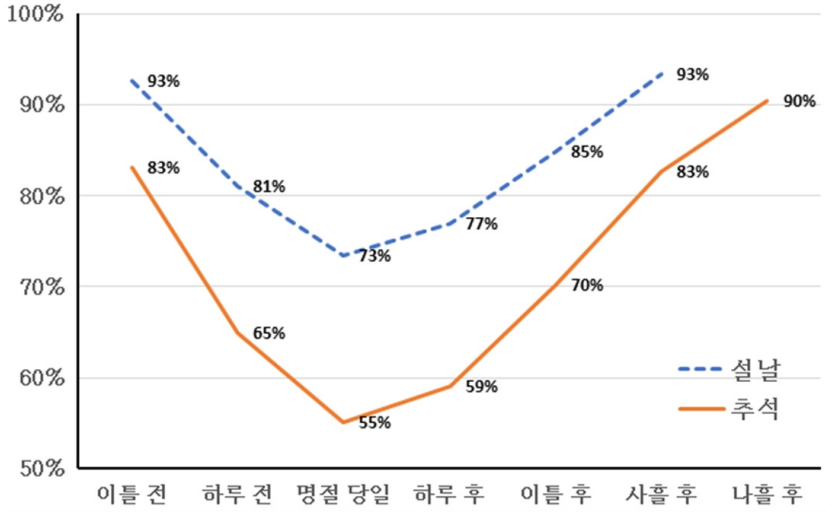



특히 도시가스 수요에서 명절의 효과는 명절의 종류에 따라서 크게 다르게 나타난다. 1~2월에 맞이하는 설날 연휴의 수요 감소 효과는 상대적으로 작고, 난방수요가 작은 9~10월에 발생하는 추석 연휴의 수요 감소 효과는 상대적 크며 길게 나타난다. [그림 3]은 2010년부터 2021년까지 자료를 이용하여 명절 연휴기간(명절 전 이틀부터 명절 후 나흘까지) 동안의 상대수요를 명절별로 비교한 것이다. 추석 연휴기간 동안의 감소 폭이 15%p이상 설날 연휴 보다 더 크게 나타났으며, 평상시 근무일 대비 수요가 감소하는 기간도 추석이 설보다 길게 나타났다. 기존의 전력 수요 관련 연구에서는 설과 추석의 효과를 동일한 것으로 보고 유효일수를 산정하지만, 도시가

스 수요는 두 가지를 다르게 접근할 필요가 있어 보인다.

또한 공휴일이 어떤 요일과 겹치는지에 따라서도 휴일의 효과가 달라지는 것으로 보인다. <표 1>은 해마다 발생하는 공휴일이 무슨 요일과 겹치는지에 따라서 상대수요가 어떻게 달라지는지를 정리한 표이다[2]. 공휴일이 화요일에서 목요일 사이에 분포해있을 때보다 월요일, 금요일, 토요일, 혹은 일요일에 분포해있을 때 평균적으로 상대수요가 낮게 실현되었으며, 이러한 현상은 겨울철 공휴일 보다 여름철 공휴일에서 더 뚜렷하게 나타난다. 이는 공휴일과 겹치는 요일에 대해서도 따로 분석해야함을 시사한다.

**[그림 3] 명절 연휴기간의 상대수요**




2) 월요일, 금요일, 토요일, 일요일과 겹치는 날의 효과는 관측치가 작아서 변동이 클 수 있다.

〈표 1〉 특수일의 상대 수요

| 공휴일 | 공휴일의 요일 | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 화-목 | 월 | 금 | 토 | 일 |
| 1월 1일 | 91.7% | 79.7% | 85.3% | 94.1% | 84.6% |
| 3·1절 | 94.8% | 87.5% | 89.2% | 82.4% | 84.6% |
| 근로자의 날 | 90.4% | 78.6% | 74.1% | 96.2% | 79.0% |
| 어린이날 | 85.1% | 88.0% | 74.8% | 82.2% | 79.2% |
| 부처님오신날 | 88.4% | 82.6% | 84.9% | 83.7% | 78.9% |
| 현충일 | 90.1% | 83.1% | 85.1% | 80.7% | 75.5% |
| 광복절 | 87.8% | 79.5% | 89.0% | 80.1% | 74.6% |
| 개천절 | 83.3% | 88.8% | 87.5% | 71.6% | 79.3% |
| 성탄절 | 92.1% | 82.4% | 86.7% | 111.4% | 95.0% |
| 12월 31일 | 101.1% | 97.1% | 102.5% | 91.0% | 75.6% |

# Ⅲ. 유효일수 추정

## 1. 비모수 및 준모수 회귀모형을 이용한 특수일 효과 추정

본 연구에서는 2010년 1월 1일부터 2021년 12월 31일까지의 자료($t = 1, \ldots, 4{,}383$)를 이용하여 도시가스 수요의 일자별 특성에 따른 효과를 다음 식 (1)과 같은 회귀모형으로 추정한다.

$$RD_t = \alpha + \delta MON_t + \sum_j \psi_j SAT_t + \sum_k \xi_k SUN_t + \sum_{i=1}^{28} \beta_{it} SD_{it} + \epsilon_t \quad (1)$$

여기서 종속변수인 $RD_t$는 $t$일 근처의 근무일 평균 수요 대비 $t$일의 수요로서 상대수요를 나타낸다. 상대수요는 다음 식 (2)와 같은 국소선형회귀(local-linear regression)

모형의 추정량을 이용해서 정의하였다.

$$RD_t = \frac{DGD_t}{\exp(\widehat{WKD}_t)}$$
$$where \quad \widehat{WKD}_t =$$
$$\hat{\alpha}(Time_t) = \arg_{\alpha}\min_{\{\alpha,\beta\}} \sum_{i=1}^{T} \left(\log(DGD_i) - \alpha - (Time_i - Time_t)\beta\right)^2$$
$$K\left(\frac{Time_i - Time_t}{h}\right) \tag{2}$$

식 (2)에서 $Time_t$는 실수화한 날짜변수로서 2010년 1월 1일과 2021년 12월 31일은 각각 2010.003 및 2022에 해당한다. 근무일의 수요( $WKD_t$) 추정에는 전체 관측치 중에서 휴일이 아닌 화요일부터 목요일까지의 자료만을 사용하였으며 ($T = 1,724$), 띠너비 모수(bandwidth parameter), $h$는 1주에 상응하는 값인 $1/52$로 설정하였다.

식 (1)에서 $\sum_j \psi_j SAT_t$ 과 $\sum_k \xi_k SUN_t$ 는 연중 변화하는 토요일과 일요일의 효과를 추정하기 위해서 추가한 항이며, 이들의 효과는 다음과 같이 푸리에 플렉시블 폼을 이용해서 준모수적으로 추정된다. 여기서 기저(basis)가 되는 삼각함수 항의 쌍(pairs of trigonometric terms)의 개수는 BIC(Bayesian Information Criterion)으로 선택된 값을 사용하였다. 한 쌍에서부터 여섯 쌍까지 다양한 조합을 고려했으며, BIC에 의해서는 $k_1$과 $k_2$가 각각 1이 선택되었다. $IYT_t$은 시간을 실수화한 $TIME_t$에서 $t$시점의 연도를 나타내는 $YEAR_t$를 뺀 값으로 정의하였으며, 따라서 $IYT_t$은 0과 1 사이의 실수 값이다.

$$\sum \psi_j = \psi_c + \sum_{m=1}^{k_1} \psi_{\cos}^m \cos(2m\pi IYT_t) + \sum_{m=1}^{k_1} \psi_{\sin}^m \sin(2m\pi IYT_t)$$
$$where \quad IYT_t = TIME_t - YEAR_t \tag{3}$$

$$\sum \xi_k = \xi_c + \sum_{m=1}^{k_2} \xi_{\cos}^m \cos(2m\pi IYT_t) + \sum_{m=1}^{k_2} \xi_{\sin}^m \sin(2m\pi IYT_t)$$
$$where \;\; IYT_t = TIME_t - YEAR_t \qquad (4)$$

식 (1)에서 $\sum_{i=1}^{28} \beta_{it} SD_{it}$ 는 요일 이외의 날짜 특성에 따라서 상대수요가 변화하는 것을 추정하기 위한 항이다. 여기서 $SD_{it}$ 는 특수일을 나타내는 더미변수이며, 본 연구에서는 1월 1일, 삼일절, 근로자의 날, 현충일, 광복절, 개천절, 한글날, 크리스마스, 부처님오신날, 선거일, 임시공휴일, 설 연휴기간(설 이틀 전부터 사흘 후까지), 추석 연휴기간(추석 이틀 전부터 나흘 후까지), 하계집중휴가기간, 샌드위치 데이, 공휴일이 각각 금요일, 토요일, 일요일과 겹치는 날 등을 고려하였다. 식 (1)의 추정결과를 부록 <표 A>에 정리하였으며, 연중 시점에 따라서 변화하는 토요일 및 일요일 효과를 [그림 A]에 나타내었다.

## 2. C-LASSO를 이용한 공휴일의 군집화

C-LASSO는 Su et al.(2016)이 처음 제안한 LASSO 기법의 일종이다. 패널 자료를 분석할 경우에, 개별 효과를 알려지지 않은 그룹별 계수로 축소하는 분류기 역할을 한다. 설명변수 $x_{it}$ 가 $p \times 1$ 벡터라고 할 때 다음과 같은 패널 모형을 상정한다.

$$y_{it} = x_{it}' \beta_i + \mu_i + v_{it}$$

이 때 $\mu_i$ 는 개별 고정효과를 나타내는 벡터이다. Su et al.(2016)에서는 패널 데이터에서 $\beta_i$ 의 참값(true value)이 그룹 패턴을 보인다고 가정하였고, 그 그룹 패턴은 다음과 같이 나타난다.

$$\beta_i = \sum_{k=1}^{K_0} \alpha_k \mathbf{1}\{i \in G_k\} \quad where \quad \alpha_j \neq \alpha_k \text{ for } any\ j \neq k \quad ,$$
$$\cup_{k=1}^{K_0} = \{1, 2, \cdots, N\} \quad \text{and} \quad G_k \cap G_j = \phi$$

여기에서 $K_0$는 모형 내에서 알려졌다고 가정하는 그룹의 개수이고, $K_0$개의 각 그룹은 공통된 $\alpha_j \neq \alpha_k$를 갖는다. C-LASSO는 이러한 가정 하에서 식 (5)와 같은 벌점 프로파일 가능도 기준 함수(penalized profiled likelihood criterion function)를 최소화하는 방식으로 클러스터링을 한다.

$$Q_{NT,\lambda_1}^{(K_0)}(\beta,\ \alpha) = Q_{NT}(\beta) + \frac{\lambda_1}{N} \sum_{i=1}^{N} \prod_{k=1}^{K_0} \| \beta_i - \alpha_k \| \tag{5}$$
$$where \quad Q_{NT}(\beta) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^{N} \sum_{t=1}^{T} \frac{1}{2} \left(y - \beta_i' x - \hat{\mu}_i\right)^2$$

이 때 $\lambda_1 = \lambda_{1NT}$로 조율 파라미터(tuning parameter)로 Su et al.(2016)을 따라 $\lambda_1 = 0.05\, s_y^2\, T^{-\frac{1}{3}}$을 사용하였다. Su et al.(2016)은 패널 데이터를 최적으로 군집화하는 그룹의 개수를 통상의 정보기준(information criterion) 형태의 기준을 이용하여 다음과 같이 구할 수 있음을 증명하였다.

$$K = \arg\min_K IC_1(K, \lambda_1) = \ln\left[\widehat{\sigma^2_{\hat{G}(K,\lambda_1)}}\right] + \rho_{1NT} pK \tag{6}$$
$$where\ \widehat{\sigma^2_{\hat{G}(K,\lambda_1)}} = \frac{1}{NT} \sum_{k=1}^{K} \sum_{i \in \hat{G}_k(K,\lambda_1)} \sum_{t=1}^{T} \left(\widetilde{y_{it}} - \hat{\alpha}'_{G(K,\lambda_1)} \widetilde{x_{it}}\right)^2$$

물론 여기서 $\ln\left[\widehat{\sigma^2_{\hat{G}(K,\lambda_1)}}\right]$ 과 $\rho_{1NT} pK$ 은 각각 적합도와 모형의 복잡성에 따른 벌점(penalty)에 해당하는 항이며, 이들 사이의 trade-off를 고려해서 최적 그룹수가 결정된다. 식(6)에서 $\widetilde{y_{it}}$와 $\widetilde{x_{it}}$은 각각 $\widetilde{y_{it}} = y_{it} - \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} y_{it}$, $\widetilde{x_{it}} = x_{it} - \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} x_{it}$에

해당하고, $\widehat{G}_k(K, \lambda_1)$은 $\widehat{G}_k(K,\lambda_1) \equiv \left\{ i \in \{1, 2, \cdots, N\} : \widehat{\beta}_i(K, \lambda_1) = \widehat{\alpha_k}(K, \lambda_1) \right\}$ for $k = 1, \cdots, K$이다. 여기에서 $\rho_{1NT}$는 조율 파라미터인데, Su et al.(2016)을 따라 $\rho_{1NT} = \frac{2}{3}(NT)^{-\frac{1}{2}}$을 사용하였다. 즉, Su et al.(2016)는 AIC나 BIC처럼 잔차의 제곱합에 벌점 항(penalty term)을 더해서 정보기준을 만들었고, 이에 따라 최적의 그룹 개수 $K = K_0$를 선택한다.

본 연구에서는 매년 한 번씩 고정적으로 발생하는 공휴일인 신정, 삼일절, 근로자의 날, 어린이날, 석가탄신일, 현충일, 광복절, 개천절, 크리스마스, 연말 등을 C-LASSO를 통해 군집화 가능성을 분석하였다. 설과 추석과 같은 명절은 일반적인 공휴일보다 효과가 훨씬 크게 나타나기 때문에 제외하였고, 한글날의 경우 2013년 이후에만 공휴일이기 때문에 제외하였다.

휴일 효과의 연중 변동성을 컨트롤 한 후에 10개의 공휴일이 군집화될 수 있는지를 파악하기 위해서 식 (1)을 변형한 다음의 회귀식을 추정한다.

$$RD_t = \alpha + \delta MON_t + \sum_j \psi_j SAT_t + \sum_k \xi_k SUN_t + \sum_{i=1}^{22} \beta_{it} SD_{it} + \nu_t \tag{7}$$

식 (7)은 기존의 32개 특수일 더미변수에서 10개의 공휴일을 제외하고 나머지 22개의 변수만을 사용하여 추정하는 것이다. 위 회귀식의 잔차를 $\widehat{\nu_t}$라고 정의할 때 다음과 같은 패널 식을 구성할 수 있다.

$$\widehat{\nu_{it}} = \zeta_0 + \zeta_{1i} \cos(2\pi IYT_{it}) + \zeta_{2i} \sin(2\pi IYT_{it}) + w_{it} \tag{8}$$

식 (8)에서 $i(= 1, 2, \cdots, 10)$는 위에서 언급한 각기 다른 열 개의 공휴일에 해당하고, $t = 2010, 2011, \ldots, 2021$ 시간은 연도에 해당한다. $IYT$는 식 (3)에서 정의한 값을 사용한다. 식 (8)에 기반하여 C-LASSO를 수행한 결과, 최적의 그룹 개수는

하나로 선택되었다. 즉, 열 개의 공휴일의 효과는 연중 변동을 설명하는 한 쌍의 삼각함수 기저함수로 추정될 수 있다.

## 3. 월 유효일수 추정 및 예측

"2. C-LASSO를 이용한 공휴일의 군집화"에서는 10개의 공휴일을 공휴일의 연중 시점에 따른 변동을 통제한 후에는 하나의 그룹으로 묶을 수 있음을 보였다. 이와 같은 결과에 근거해서 본 연구에서는 도시가스 수요의 상대수요를 추정하기 위한 최종 모형을 식 (9)과 같이 설정하기로 한다.

$$RD_t = \gamma_0 + \gamma_{MON} MON_t + \sum_j \gamma_j SAT_t + \sum_k \gamma_k SUN_t + \sum_l \gamma_{GSD} GSD_t + \sum_{i \notin GSD} \gamma_{it} SD_{it} + \omega_t \quad (9)$$

식 (9)에서 $GSD_t$는 위에서 언급한 열 개의 공휴일을 $SAT_t$나 $SUN_t$와 같이 푸리에 플렉시블 폼으로 확장한 변수를 나타낸다. 식 (9)을 추정한 결과는 <표 2>와 같다. 연중 시점에 따라서 변화하는 토요일 일요일 효과는 [그림 4]에 나타내었다. 토요일은 평상시 근무일에 비해서 7%(1월)에서 17%(7월)까지 수요가 감소하는 것으로 나타났고, 일요일의 효과는 11%(1월)에서 25%(7월)까지 수요가 감소하는 것으로 추정되었다. 일요일의 수요 감소 효과가 토요일의 수요 감소 효과 보다 크게 추정되었으며, 실제 수요의 동고하저 패턴을 잘 반영하는 것으로 보인다.

공휴일 그룹에 대한 효과는  공휴일이 연중 어떤 시점에 발생하는가와 개별 공휴일의 요일에 따라서 결정되는데, <표 2>의 추정결과를 이용해서 공휴일별 효과를 <표 3>에 정리하였다.

1월 1일 및 크리스마스와 같은 겨울철 공휴일에는 근무일 대비 상대수요가 대부분 10% 이내로 줄어드는 것으로 나타났으며, 현충일, 광복절과 같은 여름철 공휴일에는 근무일 대비 상대수요가 13~26%까지 감소하는 것으로 추정되었다. 특히 여름

철의 공휴일은 해당 공휴일이 무슨 요일인지에 따라서도 상당히 효과가 다르게 나타났다.

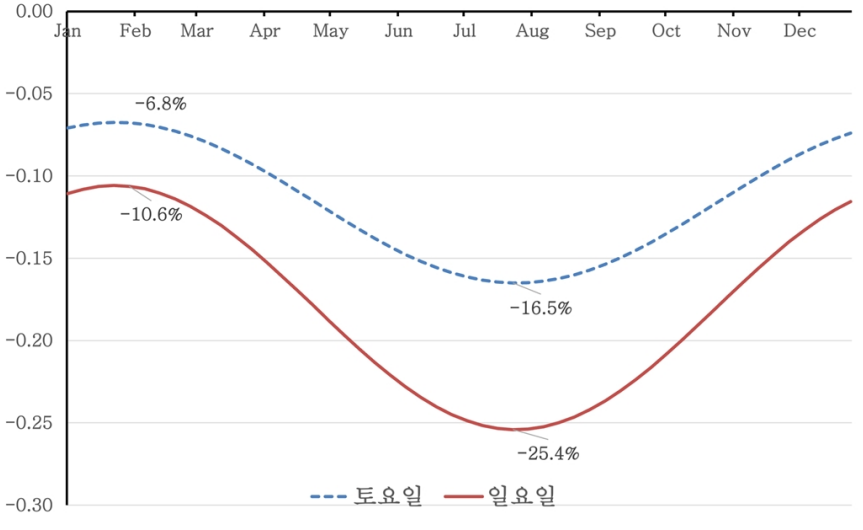
**〈표 2〉 상대수요 추정 결과**

| 요인 | Estimate | Std | t-value | 요인 | Estimate | Std | t-value |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 근무일 | 100.21% | 0.15% | 667.30 | 설날하루후 | -23.54% | 1.88% | -12.52 |
| 월요일 | -3.07% | 0.30% | -10.32 | 설날이틀후 | -10.96% | 1.83% | -5.98 |
| 토요일 | TVC | | | 설날사흘후 | -4.18% | 1.83% | -2.28 |
| 일요일 | TVC | | | 추석이틀전 | -9.88% | 1.84% | -5.37 |
| 공휴일 그룹 | TVC | | | 추석하루전 | -30.68% | 1.88% | -16.34 |
| 한글날 | -10.69% | 2.12% | -5.03 | 추석당일 | -42.60% | 1.84% | -23.11 |
| 샌드위치 휴일 | -6.13% | 0.97% | -6.32 | 추석하루후 | -39.91% | 1.83% | -21.77 |
| 선거일 | -9.36% | 2.11% | -4.43 | 추석이틀후 | -24.38% | 1.84% | -13.28 |
| 임시 공휴일 | -11.16% | 2.02% | -5.53 | 추석사흘후 | -8.65% | 1.83% | -4.72 |
| 하계 집중휴가 | -10.81% | 0.81% | -13.28 | 추석나흘후 | -3.56% | 1.83% | -1.95 |
| 설날 이틀전 | -5.43% | 1.83% | -2.97 | 일요일과 공휴일이 겹친날 | 11.80% | 1.31% | 8.99 |
| 설날 하루전 | -19.34% | 1.86% | -10.40 | 토요일과 공휴일이 겹친날 | 9.95% | 1.35% | 7.35 |
| 설날당일 | -26.67% | 1.86% | -14.33 | 금요일과 공휴일이 겹친날 | -1.21% | 0.29% | -4.15 |
| R-squared | | 0.624 | | Adjusted R-squred | | 0.622 | |
| 관측치 수 | | 4383 | | | | | |

〈표 3〉 공휴일의 요일에 따른 상대수요 추정결과

| | 평일 | 월요일 | 금요일 | 토요일 | 일요일 |
|---|---|---|---|---|---|
| 1월 1일 | 93% | 90% | 92% | 96% | 93% |
| 삼일절 | 90% | 87% | 89% | 92% | 90% |
| 근로자의 날 | 87% | 84% | 86% | 85% | 81% |
| 어린이날 | 87% | 84% | 86% | 85% | 80% |
| 현충일 | 86% | 83% | 85% | 81% | 75% |
| 광복절 | 87% | 84% | 76% | 81% | 74% |
| 개천절 | 90% | 87% | 89% | 86% | 81% |
| 크리스마스 | 93% | 90% | 92% | 96% | 93% |
| 연말 | 93% | 90% | 92% | 96% | 93% |
| 부처님 오신날 (5월 8일 가정) | 87% | 84% | 86% | 84% | 80% |
| 한글날 | 89% | 86% | 88% | 85% | 81% |

[그림 4] 연중 시점에 따라서 변하는 토요일 및 일요일 효과




추정된 모형의 일별 적합값을 월별로 합산하면 월 조업일수에 해당하는 월 유효일수를 계산할 수 있으며, 미래의 날짜별 특성을 이용해서 월 유효일수를 쉽게 예측할

수 있다. <표 2>의 추정결과를 이용해서 2022년 12월까지의 월 유효일수를 계산한 결과는 <표 4>에 정리하였다[3].

〈표 4〉 월 유효일수 추정 및 예측 결과

| Date | MED | Date | MED |
|---|---|---|---|
| Jan.2020 | 29.42 | Jan.2022 | 29.84 |
| Feb.2020 | 28.10 | Feb.2022 | 26.42 |
| Mar.2020 | 29.89 | Mar.2022 | 29.89 |
| Apr.2020 | 28.58 | Apr.2022 | 28.75 |
| May.2020 | 28.81 | May.2022 | 29.21 |
| Jun.2020 | 28.26 | Jun.2022 | 28.25 |
| Jul.2020 | 29.22 | Jul.2022 | 28.87 |
| Aug.2020 | 28.16 | Aug.2022 | 28.58 |
| Sep.2020 | 27.93 | Sep.2022 | 27.32 |
| Oct.2020 | 28.12 | Oct.2022 | 29.12 |
| Nov.2020 | 28.69 | Nov.2022 | 28.92 |
| Dec.2020 | 29.87 | Dec.2022 | 30.12 |

1월과 8월은 물리적으로 동일하게 31일로 구성되어 있다. 그러나 도시가스 수요 분석에서는 달력효과를 다르게 추정해야 한다. 2022년의 경우 1월과 8월의 유효일수는 각각 29.84일과 28.58일로 추정되었는데, 이는 다른 요인들[4]이 동일하다면, 1월의 수요가 8월에 비해서 4.4% 증가하는 요인이 된다. 이와 같은 차이는 주로 8월의 토요일 및 일요일 수요 감소 효과가 1월에 비해서 크게 나타나는 것에 기인한다.

또한, 동일한 2월이더라도 2020년과 2022년의 유효일수는 각각 28.10일과 26.42일로 추정되었는데, 이는 다른 요인이 동일하다면 2022년 2월이 2020년 2월에 비해서 수요가 6.0% 감소할 수 있는 것으로 해석된다. 이와 같은 큰 차이는 설날연휴의 유무, 윤년 여부에 기인한다.

3) 전 기간의 월 유효일수는 부록 <표 B>에 정리하였다.
4) 도시가스 수요를 결정하는 기온, 경제상황, 다른 에너지원과의 상대가격 등을 들 수 있다.

# Ⅳ. 결 론

시계열의 특성을 정확히 분석하기 위해서는 조업일수 혹은 유효일수에 대한 분석은 필수적이다. 기간마다 특수일의 종류 및 개수에 따라서 유량변수의 수준 자체가 변동할 수 있기 때문에 이를 표준화하지 않을 경우에 왜곡이 발생할 수 있기 때문이다.

우리나라 도시가스 수요는 산업용 수요의 비중이 계절에 따라서 달라지며, 이에 따라서 특수일 효과가 계절에 따라서 다르게 나타나는 특징이 있다. 본 연구에서는 특수일 효과가 연중 달라지는 것을 체계적으로 반영할 수 있는 모형을 제안하고 추정하였다. 또한 최신 방법론인 C-LASSO를 통해 매년 반복적으로 나타나는 열 개의 공휴일에 대한 군집화 가능성을 모색해보았다. C-LASSO 분석 결과, 공휴일 효과의 연중 변동을 통제하고 나면, 열 개의 공휴일을 하나의 그룹으로 묶어서 분석할 수 있음을 확인하였다.

이러한 분석결과를 바탕으로 도시가스 수요에 대한 월유효일수를 추정하고 예측한 결과를 제시하였다. 물리적인 시간이 같더라도 계절 및 요일 조합에 따라서 유효일수는 최대 9.6%[5] 이상 차이가 날수 있으며, 동일한 달이더라도 계절 및 윤년 등의 효과로 유효일수는 최대 7.5%[6]까지 차이가 날 수 있다. 이와 같은 차이는 다른 수요 결정요인이 동일하다면 직접적으로 수요의 수준에 그대로 반영될 수 있다.

본 연구의 결과는 일별 도시가스 수요 분석에 직접적으로 활용할 수 있을 뿐만 아니라, 본 연구에서 제안된 방식으로 계산된 월 유효일수를 이용하여 보다 정확한 월별 도시가스 수요 분석 및 예측을 수행할 수 있을 것으로 기대한다.

접수일(2022년 2월 10일), 수정일(2022년 3월 22일), 게재확정일(2022년 3월 23일)

5) 2013년 1월은 30.12일이며, 2017년 10월은 27.48일이다.
6) 2012년 2월은 28.16일이며, 2011년 2월은 26.20일이다.

## ◎ 참 고 문 헌 ◎

김인무·김창식·박성근(2011). “에너지 상대가격 변화에 따른 에너지 수요 예측.” 경제학연구 59(4) : 199-228.

문권순(2005). “RegARIMA 모형을 이용한 명절효과의 검정에 관한 연구.” 통계연구 10(2) : 119-145.

양준모·정민수·조인숙(2017). “도시가스 수요예측 모형에 대한 소고.” *Journal of The Korean Data Analysis Society,* 19(6) : 3087-3102.

이긍희(2000). “영업일수 변동이 경제지표에 미치는 영향.” 응용통계연구 13(2) : 321-328.

전백근(2002). “산업생산통계의 계절변동조정방법.” 통계연구 7(1) : 1-48.

최보승·강현철·이경윤·한상태(2009). “도시가스 수요량 예측을 위한 시계열 모형 개발.” 응용통계연구 22(5) : 1019-1032.

최용옥·박혜성(2020). “함수 주성분 분석을 이용한 일별 도시가스 수요 예측.” 자원환경경제연구 29(4) : 419-442.

Chang, Y.S., Kim C.S., Miller, J.I., Park, J.Y., and Park, S.K. 2014. “Time-varying long-run income and output elasticities of electricities demand with an application to Korea.” *Energy Economics*, 46 : 334-347.

Gallant, R. 1981. “On the bias in flexible functional forms and essentially unbiased form.” *Journal of Econometrics*, 15 : 211-245.

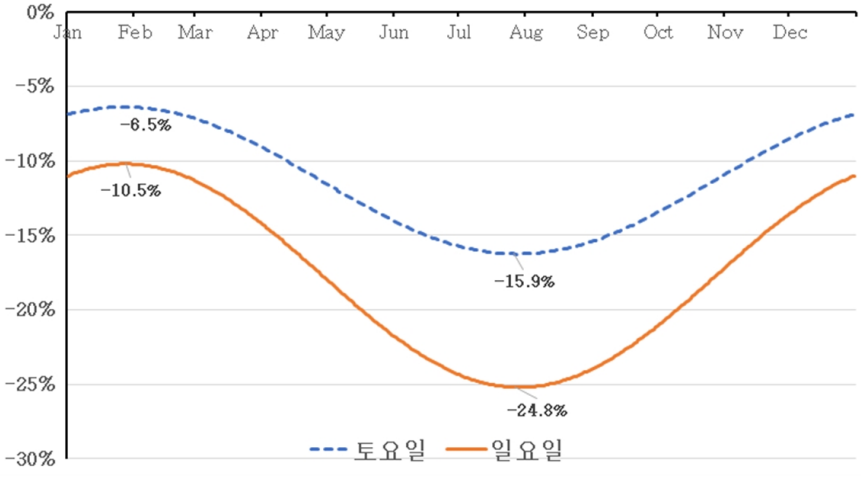
Su, L., Shi, Z., Phillips, P.C.B. 2016. “Identifying latent structures in panel data.” *Econometrica*, 84(6) : 2215-2264.

## ◎ 부 록 ◎

**〈표 A〉 상대 수요 추정 결과: 식 (1) 추정결과**

| | Estimate | Std | t-value | | Estimate | Std | t-value |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 상수항 | 99.9% | 0.1% | 762.81 | 하계 집중휴가 | -10.8% | 0.8% | -13.26 |
| 월요일 | -2.9% | 0.3% | -10.13 | 설날이틀전 | -5.4% | 1.8% | -2.98 |
| 토요일 | TVC | | | 설날하루전 | -18.8% | 1.8% | -10.32 |
| 일요일 | TVC | | | 설날당일 | -26.5% | 1.8% | -14.53 |
| 신정 | -10.3% | 1.9% | -5.38 | 설날하루후 | -23.0% | 1.8% | -12.61 |
| 삼일절 | -8.5% | 1.9% | -4.49 | 설날이틀후 | -10.9% | 1.8% | -5.94 |
| 근로자의날 | -11.2% | 1.9% | -5.85 | 설날사흘후 | -4.1% | 1.8% | -2.25 |
| 어린이날 | -14.2% | 1.9% | -7.50 | 추석이틀전 | -9.9% | 1.8% | -5.39 |
| 현충일 | -11.4% | 1.9% | -6.02 | 추석하루전 | -34.2% | 1.8% | -18.68 |
| 광복절 | -12.2% | 1.9% | -6.44 | 추석당일 | -44.8% | 1.8% | -24.54 |
| 개천절 | -8.8% | 1.9% | -4.60 | 추석하루후 | -40.9% | 1.8% | -22.38 |
| 성탄절 | -4.7% | 1.9% | -2.46 | 추석이틀후 | -24.4% | 1.8% | -13.28 |
| 한글날 | -9.3% | 2.2% | -4.31 | 추석사흘후 | -8.7% | 1.8% | -4.72 |
| 연말 | -2.0% | 1.9% | -1.07 | 추석나흘후 | -3.7% | 1.8% | -2.01 |
| 부처님 오신날 | -11.8% | 1.9% | -6.36 | 일요일과 공휴일이 겹친날 | 8.5% | 1.6% | 5.26 |
| 샌드위치 휴일 | -6.0% | 1.0% | -6.24 | 토요일과 공휴일이 겹친날 | 9.0% | 1.7% | 5.31 |
| 선거날 | -9.1% | 2.1% | -4.32 | 금요일과 공휴일이 겹친날 | -4.2% | 1.6% | -2.67 |
| 임시 공휴일 | -11.3% | 2.1% | -5.49 | | | | |
| R-squared | | 0.626 | | Adjusted R-squared | | 0.623 | |
| 관측치 수 | | 4383 | | | | | |

[그림 A] 연중 시점에 따라서 변하는 토요일 및 일요일 효과: 식 (1) 추정결과



〈표 B〉 월 유효일수 (Monthly Effective Days, MED)

| Date | MED | Date | MED | Date | MED | Date | MED |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Jan-10 | 29.86 | Jan-13 | 30.12 | Jan-16 | 29.86 | Jan-19 | 30.12 |
| Feb-10 | 26.47 | Feb-13 | 26.48 | Feb-16 | 27.28 | Feb-19 | 26.20 |
| Mar-10 | 29.90 | Mar-13 | 29.64 | Mar-16 | 29.93 | Mar-19 | 29.64 |
| Apr-10 | 28.80 | Apr-13 | 28.76 | Apr-16 | 28.59 | Apr-19 | 28.76 |
| May-10 | 28.83 | May-13 | 29.21 | May-16 | 28.97 | May-19 | 29.28 |
| Jun-10 | 28.22 | Jun-13 | 27.82 | Jun-16 | 28.20 | Jun-19 | 27.82 |
| Jul-10 | 29.06 | Jul-13 | 28.91 | Jul-16 | 28.80 | Jul-19 | 28.91 |
| Aug-10 | 28.45 | Aug-13 | 28.73 | Aug-16 | 28.59 | Aug-19 | 28.73 |
| Sep-10 | 26.79 | Sep-13 | 26.48 | Sep-16 | 26.71 | Sep-19 | 26.64 |
| Oct-10 | 29.31 | Oct-13 | 29.41 | Oct-16 | 29.18 | Oct-19 | 29.41 |
| Nov-10 | 28.85 | Nov-13 | 28.75 | Nov-16 | 28.88 | Nov-19 | 28.75 |
| Dec-10 | 30.02 | Dec-13 | 29.72 | Dec-16 | 30.06 | Dec-19 | 29.72 |
| Jan-11 | 29.94 | Jan-14 | 29.59 | Jan-17 | 29.41 | Jan-20 | 29.42 |
| Feb-11 | 26.20 | Feb-14 | 26.88 | Feb-17 | 27.16 | Feb-20 | 28.10 |
| Mar-11 | 29.94 | Mar-14 | 29.79 | Mar-17 | 29.93 | Mar-20 | 29.89 |
| Apr-11 | 28.69 | Apr-14 | 28.80 | Apr-17 | 28.53 | Apr-20 | 28.58 |
| May-11 | 28.99 | May-14 | 29.02 | May-17 | 28.78 | May-20 | 28.81 |
| Jun-11 | 28.20 | Jun-14 | 27.72 | Jun-17 | 28.14 | Jun-20 | 28.26 |
| Jul-11 | 28.81 | Jul-14 | 28.83 | Jul-17 | 28.71 | Jul-20 | 29.22 |
| Aug-11 | 28.58 | Aug-14 | 28.53 | Aug-17 | 28.63 | Aug-20 | 28.16 |
| Sep-11 | 26.89 | Sep-14 | 26.89 | Sep-17 | 28.22 | Sep-20 | 27.93 |
| Oct-11 | 29.17 | Oct-14 | 29.33 | Oct-17 | 27.48 | Oct-20 | 28.12 |
| Nov-11 | 28.87 | Nov-14 | 28.61 | Nov-17 | 28.87 | Nov-20 | 28.69 |
| Dec-11 | 30.06 | Dec-14 | 29.91 | Dec-17 | 29.84 | Dec-20 | 29.87 |
| Jan-12 | 29.31 | Jan-15 | 30.03 | Jan-18 | 30.09 | Jan-21 | 29.86 |
| Feb-12 | 28.16 | Feb-15 | 26.20 | Feb-18 | 26.36 | Feb-21 | 26.35 |
| Mar-12 | 29.84 | Mar-15 | 29.89 | Mar-18 | 29.84 | Mar-21 | 29.90 |
| Apr-12 | 28.44 | Apr-15 | 28.81 | Apr-18 | 28.54 | Apr-21 | 28.71 |
| May-12 | 29.25 | May-15 | 28.68 | May-18 | 29.08 | May-21 | 28.90 |
| Jun-12 | 28.04 | Jun-15 | 28.26 | Jun-18 | 27.95 | Jun-21 | 28.32 |
| Jul-12 | 28.65 | Jul-15 | 29.22 | Jul-18 | 28.77 | Jul-21 | 28.62 |
| Aug-12 | 28.78 | Aug-15 | 28.16 | Aug-18 | 28.78 | Aug-21 | 28.74 |
| Sep-12 | 27.41 | Sep-15 | 27.05 | Sep-18 | 26.54 | Sep-21 | 26.73 |
| Oct-12 | 28.74 | Oct-15 | 29.28 | Oct-18 | 29.33 | Oct-21 | 29.08 |
| Nov-12 | 28.85 | Nov-15 | 28.69 | Nov-18 | 28.85 | Nov-21 | 28.85 |
| Dec-12 | 29.54 | Dec-15 | 29.87 | Dec-18 | 29.63 | Dec-21 | 30.03 |

ABSTRACT

# Estimation of the Special Day Effect in Korea's City Gas Demand using C-LASSO*

Yongki Yoon** and Yongok Choi***

The share of industrial demand in Korea's total city gas demand varies depending on the season. Accordingly, the effect of Saturdays and holidays is different depending on the season. In this study, we propose a model that can systematically estimate each special day effect based on the date. Using the estimated special day effect, the monthly effective days that at first is designed by Kim et al.(2011) can be computed more accurately. In particular, using the C-LASSO method, we confirm that the effects of public holidays other than Sunday can be estimated as a single variable once we control the common intra-year variation of the holiday effect. The findings in this study can be useful not only for daily city gas demand analysis, but also for calculating the monthly calendar effect, which is crucial for analyzing and forecasting the monthly city gas demand.

Key Words : city gas, demand forecast, effective days, C-LASSO, semi-parametric regression

* This research was supported by the Chung-Ang University Research Scholarship Grants in 2020.

** Master's course, Department of Economics, Chung-Ang University, yongki.n.yoon@gmail.com

*** Associate professor, Department of Economics, Chung-Ang University, choiyongok@cau.ac.kr