

# 지역 난방을 위한 열 수요예측

송기범 · 박진수 · 김윤배<sup>†</sup> · 정철우 · 박찬민

성균관대학교 시스템경영공학과

## Heat Demand Forecasting for Local District Heating

Kiburm Song · Jinsoo Park · Yun-Bae Kim · Chul-Woo Jung · Chan-Min Park

Department of Systems Management Engineering, Sungkyunkwan University

High level of accuracy in forecasting heat demand of each district is required for operating and managing the district heating efficiently. Heat demand has a close connection with the demands of the previous days and the temperature, general demand forecasting methods may be used forecast. However, there are some exceptional situations to apply general methods such as the exceptional low demand in weekends or vacation period. We introduce a new method to forecast the heat demand to overcome these situations, using the linearities between the demand and some other factors. Our method uses the temperature and the past 7 days' demands as the factors which determine the future demand. The model consists of daily and hourly models which are multiple linear regression models. Applying these two models to historical data, we confirmed that our method can forecast the heat demand correctly with reasonable errors.

**Keyword:** heat demand forecasting, district heating, daily demand, hourly demand, multiple linear regression

### 1. 서론

지역 난방은 건물 마다 보일러 등의 개별난방 시설을 갖추지 않고 일정 지역 내에 대규모 열 생산 시설에서 각 건물에 난방 열을 공급하는 난방 방식이다. 지역난방은 개별난방의 장점인 낮은 비용, 중앙난방의 장점인 유지관리 용이성 및 24시간 온수공급 능력을 가지고 있어 이상적인 난방방식이라 할 수 있다.

국내에서는 한국 지역 난방공사가 대규모 지역난방 사업자로 알려져 있다. 한국 지역 난방공사에서는 2010년까지 집계한 결과 전국 1,095천호에 지역 난방을 공급중이며 파주에서 화성까지 이어지는 수도권 연계 열배관망을 구축하여 지역별 설비의 이용효율을 제고하고 열공급의 안정성도 확보하고 있다. 2009년 기준 전국적으로 1,515Km<sup>2</sup>×2열(공급·회수관)에 이르는 열배관망을 구축하였다. 한국지역난방공사와 같이 대규모 지역난방 사업의 경제적인 운용을 하기 위해서는 국내 각 지역의 열 수요를 정확하게 예측하는 것이 매우 중요하다.

Baek and Han(2011)은 종속변수로 예측일 열 수요 총량을 선정하였고 독립변수로 외기온도와 예측일 직전일(1일전) 열 수요 총량을 선정하여 회귀분석을 실시하였다. 이 논문에서는 한국 지역 난방공사 강남지사 2006~2009년도 겨울철 일일 열 수요를 예측하여 평균절대백분율오차(mean absolute percentage error, 이하 MAPE) 4% 이내의 높은 예측율을 보였지만 1년 중 겨울철과 여러 지사 중 강남지사 한 곳에 대해서만 열 수요를 예측했다는 데에 한계가 있다.

열 수요와 같은 에너지 수요예측을 위한 예측 모형으로 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN) 기법이 전기 수요예측에 많이 사용되는데(Hippert *et al.*, 2001; Tsakoumis *et al.*, 2003; Tsekouras *et al.*, 2009) 이 기법은 대량의 데이터를 전처리(preprocessing)해야 하고 비모수적인 방법이므로 여러 독립변수들의 상호적인 효과를 검증할 수 없다는 단점이 있다. Arvastson(2001)과 Dotzauer(2002)는 열 소비자의 사회적 행동과 외기온도가 일일 열 수요 패턴에 영향을 준다고 주장하였고 Chramcov(2010) 또한 외기온

<sup>†</sup>연락처 : 김윤배 교수, 440-746 경기 수원시 장안구 천천동 300 성균관대학교 시스템경영공학과 제2공학관 27415호,  
Fax : 031-290-7590, E-mail : kimyb@skku.edu

투고일(2011년 08월 30일), 심사일(1차 : 2011년 10월 11일, 2차 : 2011년 11월 03일), 게재확정일(2011년 11월 08일).

도와 온도에 독립적인 사회적 요소가 열 수요에 영향을 미친다고 보고 열 수요를 예측한 결과 MAPE 10% 내외의 높은 예측력을 보였지만 체코의 Most-Komořany와 Litoměřice라는 특정 지역에 한정된 결과였으며, 여름철에 대한 예측 결과는 나타내지 않았다. Kvarnsöm(2006)의 연구에서 4가지 예측 모형으로 열 수요 예측을 시행하였는데, 모든 모형에서 여름철 열 수요 예측 상대 오차가 겨울철에 비해 평균 4.4배 이상 높은 것으로 나타났다.

기존 문헌 연구에서 대부분의 문헌들이 여름철 열 수요를 예측하지 않았거나 다른 계절 보다 예측율이 현저하게 떨어지는 것을 확인할 수 있었다. 이는 여름철만의 계절적인 특성이 영향을 미치는 것으로 보인다. 여름철은 외기 온도가 높아 열 수요의 절대량이 다른 계절 보다 낮지만 우리나라 기후 특성상 장마철에는 외기 온도가 낮아지므로 장마철에만 집중적으로 열 수요가 발생하게 된다. 또한 여름철에는 열 수요자들이 피서를 목적으로 휴가를 떠나는데 그 시기가 일정치 않기 때문에 열 수요 패턴이 일정치 않게 된다. 이와 같은 이유로 여름철에는 열 수요 예측이 상대적으로 어렵다는 것을 확인하였으며 여름철 열 수요 예측을 정확하게 하는 것이 중요한 사안이라 할 수 있다.

본 논문에서는 한국 지역 난방공사 15개 지사의 열 수요 예측 모형을 제시하고자 한다. 기존 연구의 종합적인 고찰 결과, 본 논문에서는 사회적 요인은 지역별로 다르기 때문에 고려하지 않았고 인공지능망과 같은 비모수적인 방법도 배제하였다. 외기온도 및 예측 직전일의 독립변수를 사용하기로 하였고 그 외 추가적인 독립변수를 탐색하여 열 수요 예측 모형을 개발하였다.

본 논문에서 제시한 예측 모형은 여름에도 비교적 정확하게 열 수요를 예측함을 확인하였고 예측 목적에 따라 일일 총 열 수요량 및 시간별 열 수요량을 예측할 수 있도록 수립되었다. 이를 통해 다양한 열 공급 시나리오를 작성할 수 있을 것이다. 또한 예측 모형 수립에 다중회귀모형을 이용함으로써 사용자들에게 모형에 대한 접근용이성 및 사용편의성을 제공해준다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 열 공급량 데이터 분석을 통해 예측 모형에 필요한 독립변수를 선정한다. 제 3장에서는 본 논문에서 제시하는 예측 모형에 대해 상세히 설명한다. 제 4장에서는 모형 적용 결과에 대한 수치 예를 바탕으로 모형의 타당성을 확인하였다. 마지막으로 제 5장에서는 결론을 맺는다.

## 2. 열 공급량 데이터 분석

### 2.1 열 공급량 실적 데이터

본 논문에서는 한국 지역 난방공사 15개 지사의 2002~2006년 데이터를 분석하였다. 열 수요의 일일 공급량 패턴을 분석하기 위해 일일 열 공급량 변화를 <그림 1>에 나타내었다.

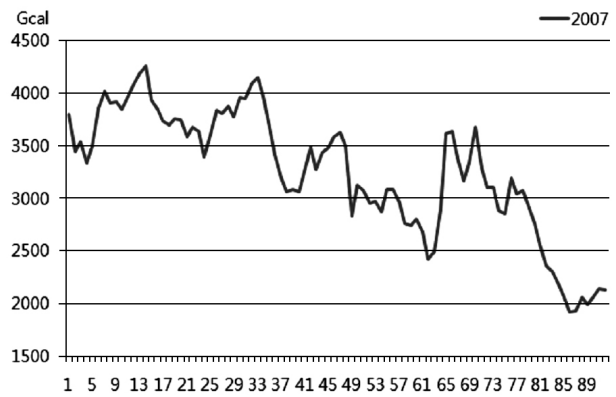


그림 1. 2007년 1월~3월 일일 열 공급량

<그림 1>은 한국 지역 난방공사 대구지사의 2007년 1월~3월 일일 열 공급량 실적 데이터로써, 횡축은 1월 1일~3월 31일의 날짜를 순차적으로 나타낸 것이고 종축은 일일 열 공급량을 나타낸 것이다. 일일 열 공급량이 시간이 지나면서 1주일을 주기로 상승과 하강을 반복하는 것으로 보이며 전반적으로 평일에 열 수요가 상승하고 주말에 하강하는 패턴을 볼 수 있다. Park et al.(2009)의 논문에서 예측일 1일전~5일전 열 수요량을 독립변수로 포함하여 높은 예측율을 보인 것을 바탕으로 본 논문에서도 일일 공급량 패턴분석의 결과를 참고하여 예측일 1일전~7일전의 수요를 잠정적으로 독립변수로 선정하고 종속변수와와의 관계를 확인하기 위해 산점도를 그려보았다.

<그림 2>, <그림 3>은 종속변수인 예측일 열 공급량과 독

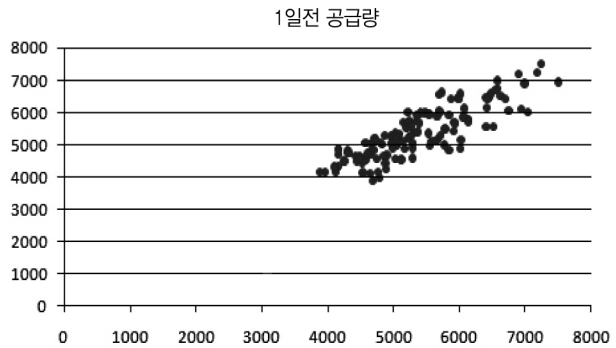


그림 2. 종속변수와 1일전 공급(수요)량의 산점도

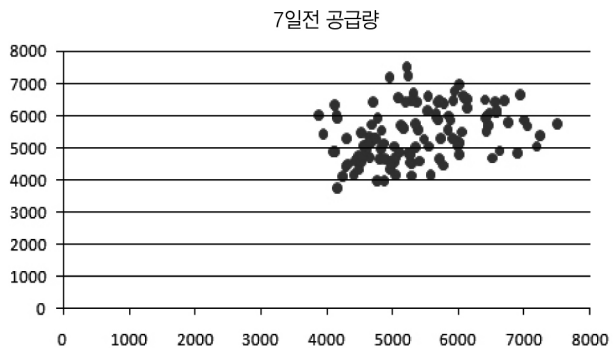


그림 3. 종속변수와 7일전 공급(수요)량의 산점도

립변수인 1일전 및 7일전 열 공급(수요)량의 산점도이다. <그림 2>, <그림 3>에서 종축은 예측일 열 공급량을 의미하고, 횡축은 <그림 2>에서는 1일전 열 공급량을, <그림 3>에서는 7일전 열 공급량을 의미한다. 본 논문에서는 한국지역난방공사의 열 공급량 실적 데이터를 분석했기 때문에 지역별 열 공급량을 지역별 열 수요량과 동일시하였다. 1일전 수요량의 경우 종속변수와 강한 선형관계가 나타나는데 이는 기존 연구와도 일치하는 결과이다. <그림 3>에 나타난 바와 같이 7일전 수요량의 경우 선형관계가 약해 보이지만 통계적으로 유의한 결과가 나타났다. 나머지 2일전~6일전 수요량도 논문에는 나타내지 않았지만 1일전 수요량 보다는 약하고 7일전 수요량 보다는 강한 선형관계를 보였다. 따라서, 예측일 당일 수요량에 대해 예측일 1일전~7일전 수요량을 독립변수로 선정하였다.

또한, 당일 수요량과 평균·최고·최저온도, 강수량, 풍속과의 상관분석을 실시하였는데 평균·최고·최저온도만 당일 수요량과 강한 음의 상관관계가 나타났고 <그림 4>에서 확인할 수 있다. <그림 4>에서 횡축은 1월 1일~12월 31일의 날짜를 순차적으로 표현한 것이고 종축의 좌측값은 일일 열 공급량, 우측값은 온도를 나타낸다. 온도의 경우 평균, 최고, 최저온도가 모두 독립변수의 후보이지만 최종 모형에는 세 가지 온도 중 정확도가 가장 높은 평균온도를 독립변수로 선정하였다.

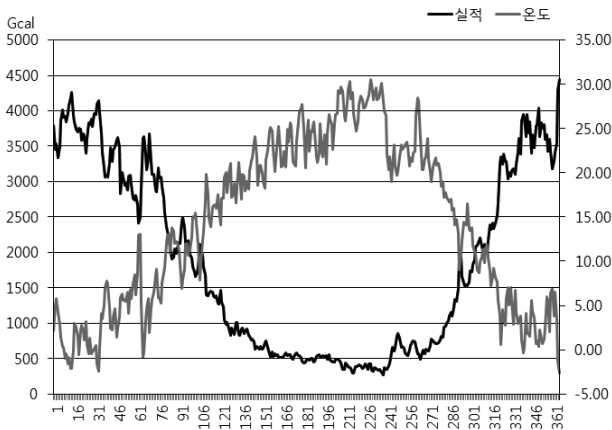


그림 4. 열 수요 실적과 외기온도

독립변수로 예측일의 과거자료가 사용되었으므로 현재 관측값이 과거 관측값들과 종속적인 관계를 이루는 시계열 모형인 자기회귀(autoregressive, AR) 모형을 적용하여 파일럿 테스트를 실시하였다. 테스트 결과, 평일(화요일, 수요일, 목요일, 금요일) 열 수요는 비교적 정확히 예측하였지만 주말(토요일, 일요일) 및 월요일 열 수요예측 결과는 MAPE 10% 이상으로 오차가 컸다. 이에 본 연구진은 제 2.1절에서 선정한 독립변수 이외에도 종속변수에 영향을 미치는 다른 변수가 존재한다고 판단하였고 토요일, 일요일, 월요일 수요를 보다 정확하게 예측하기 위하여 더미변수들을 독립변수에 추가하였다.

### 3. 열 수요예측 모형

제 2장을 바탕으로 본 논문에서는 AR 모형에 독립변수를 추가하여 다중회귀모형을 이용한 새로운 모형을 개발하였다. 본 논문에서 제시하는 모형은 일반적으로 수요예측 모형으로 많이 사용되는 AR 모형 및 다중회귀 모형을 바탕으로 하기 때문에 접근성이 높고 기존 모형의 한계를 극복하기 위해 더미변수들을 추가하였다. 더미변수는 특별한 상황에서만 모형에 영향을 주어 수요 예측 시 다양한 상황의 변화를 반영하는데 도움을 준다.

본 모형은 시간이 경과하면서 새로운 수요 데이터를 얻고 새로운 계수를 계산하여 모형을 발전시키기에 용이하다는 장점이 있다. 본 모형은 당일의 총 열 수요량을 예측하는 일별 모형과 각 시간대별 수요량을 예측하는 시간별 모형으로 나뉘어져 있다.

#### 3.1 일별 모형

일일 총 열 수요량 예측을 위한 일별 모형을 설명하기 위해 다음과 같은 변수를 정의한다.

- $Y_n^m$  : m월 n일의 총 열 수요량
- $Y_{n-i}^m$  :  $Y_n^m$ 으로부터 i번째 전일의 총 열 수요량
- $T_n^m$  : m월 n일의 평균온도
- $A^m$  : m월의 토요일
- $S^m$  : m월의 일요일
- $M^m$  : m월의 월요일

위에서 정의한 변수들 중  $A^m$ ,  $S^m$ ,  $M^m$ 은 지시확률변수로서 예측일이 토요일, 일요일 또는 월요일인 경우에 사용하는 더미변수이다. 각 더미변수는 1 또는 0의 값을 가지며 1일 때 해당 요일을 나타내고 세 개의 더미변수가 하나의 집합으로 표현된다. 예를 들어, 더미변수 집합이 (0, 0, 0)이면 평일(화, 수, 목, 금요일)만을 예측하게 되고 (1, 0, 0)이면 토요일, (0, 1, 0)이면 일요일, (0, 0, 1)이면 월요일을 예측하게 된다. 이러한 변수들을 이용하여 수립한 열 수요 예측 모형은 다음 식 (1)과 같다.

$$Y_n^m = \alpha^m + \beta_i^m Y_{n-i}^m + \gamma^m T_n^m + \delta^m A^m + \zeta^m S^m + \eta^m M^m + \epsilon^m, (m = 1, 2, \dots, 12, i = 1, 2, \dots, 7) \quad (1)$$

식 (1)에서,  $\alpha^m$ 은 m월 모형의 상수항,  $\beta_i^m$ ,  $\gamma^m$ ,  $\delta^m$ ,  $\zeta^m$ ,  $\eta^m$ 는 m월 모형의 회귀계수,  $\epsilon^m$ 은 m월 모형의 오차항이다. 각각의 회귀계수들은 월별로 구하였고 결정계수들은 상당수가 0.7~0.9 이상의 우수한 수준임을 확인했다. 일별 모형은 1개월 예측을 기준으로 총 12개의 모형을 사용할 수 있도록 수립하였다.

일별 모형을 적용할 때  $Y_2^3$ 와 같이 3월 2일의 열 수요를 예측

해야 하는 경우, 예측일 이전 2일부터는 전 월인 2월이 된다. 이런 경우에는 회귀계수는 예측 당월 즉, 3월의 회귀계수를 사용하고 예측일 이전 데이터는 전월 즉, 2월 데이터라 하더라도 과거 7일 데이터를 그대로 사용한다.

### 3.2 시간별 모형

시간별 열 수요량 예측을 위한 시간별 모형을 설명하기 위해 다음과 같은 변수를 정의한다.

- $Y(h)_n^m$  :  $m$ 월  $n$ 일  $b$ '의 열 수요량
- $Y(h)_{n-i}^m$  :  $Y(h)_n^m$ 으로부터  $i$ 번째 전일  $b$ 시간대의 열 수요량
- $T(h)_n^m$  :  $m$ 월  $n$ 일  $b$ 시간대의 평균온도
- $A^m$  :  $m$ 월의 토요일
- $S^m$  :  $m$ 월의 일요일
- $M^m$  :  $m$ 월의 월요일

위에서 정의한 변수들은 일별 모형과 거의 동일하고 'b'라는 시간대를 구별하는 색인만 추가되었으며 상기 변수를 이용하여 수립한 시간별 모형은 다음 식 (2)와 같다.

$$Y(h)_n^m = \alpha(h)^m + \beta(h)_i^m Y(h)_{n-i}^m + \gamma(h)^m T(h)_n^m + \delta^m A^m + \zeta^m S^m + \eta^m M^m + \epsilon(h)^m \quad (2)$$

$(m = 1, 2, \dots, 12, h = 1, 2, \dots, 24, i = 1, 2, \dots, 7)$

식 (2)에서,  $\alpha(h)^m$ 은  $m$ 월 모형  $b$ 시간대의 상수항,  $\beta(h)_i^m$ ,  $\gamma(h)^m$ ,  $\delta(h)^m$ ,  $\zeta(h)^m$ ,  $\eta(h)^m$ 는  $m$ 월 모형  $b$ 시간대의 회귀계수,  $\epsilon(h)^m$ 은  $m$ 월 모형  $b$ 시간대의 오차항이다. 각각의 회귀계수들은 월별 및 시간별로 구하였고 결정계수들은 상당수가 0.7~0.9 이상의 우수한 수준임을 확인했다. 시간별 모형은 예측월 뿐만 아니라 예측 시간별 모형도 고려해야하므로 12(개월)×24(시간) = 288(개) 모형을 사용할 수 있도록 수립하였다.

시간별 모형을 적용할 때  $Y(2)_1^4$ 와 같이 4월 1일 새벽 1시~2시의 열 수요를 예측해야 하는 경우, 예측일 하루 전은 3월이 된다. 이런 경우에는 회귀계수는 예측 당월 즉, 4월의 회귀계수를 사용하고 예측일 이전 데이터는 전월 즉, 3월 데이터라 하더라도 과거 7일 데이터를 그대로 사용한다.

## 4. 모형 적용 결과 및 분석

### 4.1 예측 모형의 적용

본 논문에서 제시한 두 예측 모형은 모두 일일 총 열수요량 및 시간별 수요량을 예측할 수 있도록 설계되었다. 일일 총 열수요량을 예측하기 위해서는 일별 모형의 경우 바로 적용하면 되고 시간별 모형을 이용하여 예측하기 위해서는 먼저 시간별

수요량을 예측한 후 24시간 예측 수요량을 총합하면 된다. 시간별 수요량을 예측하기 위해서는 시간별 모형의 경우 바로 적용하면 되고 일별 모형을 이용하여 예측하기 위해서는 먼저 일일 총 열 수요량을 예측한 후 과거 시간별 패턴을 이용하여 예측한 일일 총 수요량을 각 시간별로 분배하면 된다. 본 연구팀은 선행 연구 결과, 일일 총 수요량은 일별 모형으로, 시간별 수요량은 시간별 모형으로 예측하는 것이 적합함을 확인하였다.

### 4.2 수치 예 및 결과 분석

한국 지역난방 공사에서 운영하는 지사 중 대구지사의 2002~2006년 실적을 바탕으로 일별 모형 및 시간별 모형의 회귀계수를 추정하였고 2007년 실적을 예측해보았다. 공급자 입장에서 수요 예측 시 일일 총 수요량을 종속변수로 두는 것이 운용상 효율성을 추구할 수 있으므로 일일 총 수요량을 일별 모형으로 예측해 보았다. <그림 5>에서 황축은 12개월을 나타낸 것이고 종축은 월별 열 수요 실적치 및 예측치를 나타낸 것이다. <그림 5>에서 확인되는 바와 같이 2007년 한국 지역 난방공사 대구지사의 실적과 일별 모형의 예측치가 거의 동일하게 나타남을 알 수 있다. <그림 5>에서 여름철에 해당하는 6월~9월의 평균 MAPE는 6.14%로써 겨울철 최소 예측오차를 보인 1월의 MAPE가 2.5%인 것에 비해 평균 2.5배 정도 높다. 이는 Kvarnsöm (2006)의 연구에서 여름철 열 수요 예측 오차가 겨울철에 비해 평균 4.4배 높은 것에 비교하여 본 논문의 여름철 예측율이 매우 우수하다는 것을 보여준다. 또한 2007년 평균 예측 오차율은 4.78%로 일별 모형은 매우 우수한 예측력을 가지고 있다고 볼 수 있다.

열 에너지 낭비를 줄이기 위해서는 하루 중 열 수요가 절정에 이르는 시간대를 파악하여 이 시간대가 아닌 시간에는 열 공급량을 낮추고 이 시간대에는 열 공급량을 늘리도록 해야한다. 이를 위해, 시간별 수요량을 종속변수로 하여 시간별 모형을 적용하여 열 수요를 예측해보았다. 2007년 1월 대구지사를 기준으로 겨울철 열 수요가 절정에 이르는 시간대인 오후 10시~11시 예측치의 평균 오차율은 3.73%로 매우 정확하게 예측한 것으로 볼 수 있다.

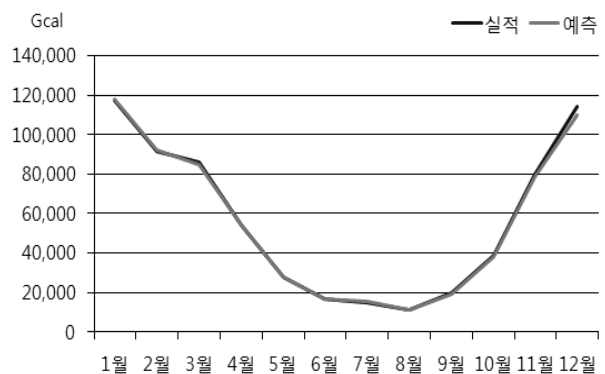


그림 5. 대구지사 2007년 실적 및 예측치 비교

시간별 예측시, 오전 2시~오전 7시의 1년 평균 예측 오차율은 12.98%로 다른 시간대에 비해 높게 나타났으며 특히, 6월, 7월, 12월의 오전 2시~오전 7시 평균 예측 오차율은 22.52%로 매우 높게 나타났다. 이는 6월, 7월, 12월이 환절기이므로 일교차가 심해져서 수면시의 열 수요가 매우 불규칙적으로 변하기 때문인 것으로 보인다.

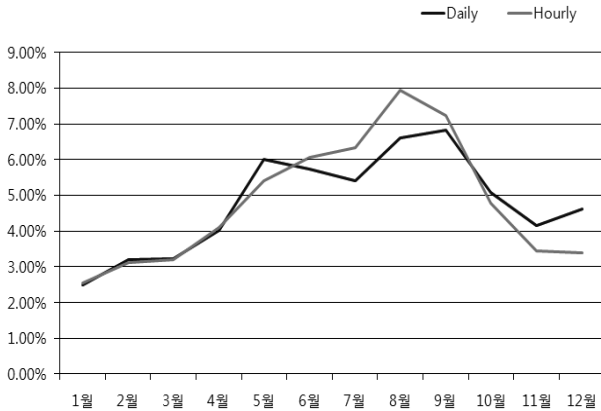


그림 6. 일별 모형 및 시간별 모형의 MAPE 비교

<그림 6>은 두 모형의 일일 총 열수요량 예측력을 확인하기 위해 1년간 MAPE를 나타낸 그래프이다. 시간별 모형의 경우 하루 단위로 결과를 합산하여 일일 총 수요량 실측치와의 MAPE를 계산하였다. <그림 6>에서 횡축은 12개월, 종축은 일별 및 시간별 모형의 MAPE를 나타낸 것으로, 두 모형 모두 MAPE가 10%를 넘지 않기 때문에 우수한 예측력을 가지고 있다고 할 수 있지만 평균 MAPE는 일별 모형이 4.78%, 시간별 모형이 4.80%로 근소한 차이가 있음을 확인했다. 다른 지사의 예측치를 비교해보았을 때 일별 모형의 MAPE가 시간별 모형의 MAPE 보다 최대 1% 이상 더 적게 나왔으므로 일일 총 열수요량 예측은 일별 모형을 적용하는 것이 더 정확하다고 볼 수 있다.

<그림 6>에서 6월~9월의 MAPE가 다른 달 보다 높게 나타나는데, 이는 하절기 계절적 특성으로 보이며 원인은 세 가지로 분석해 볼 수 있다. 첫째, 하절기는 외기온도가 상승하므로 열 수요량이 줄어든다. <그림 5>에서 하절기 대구지역 열 공급량 실적이 최소치를 기록함을 확인할 수 있다. 둘째, 여름에는 휴가철이 포함되어 있어 지역 주민들이 자택을 비우는 날이 다른 절기보다 많아지므로 열 수요량이 줄어든다. 12월~2월도 동계 휴가철이 포함되어 있지만 겨울철 특성상 평균 온도가 여름철보다 낮기 때문에 평균 열 공급량이 여름철보다 많을 수밖에 없다. 마지막으로 우리나라 기후 특성상 여름철에 발생하는 불규칙적인 장마가 예측 오차를 크게 만드는 원인이라 할 수 있다. 장마철에는 습도가 높아지기 때문에 장마가 없는 날에 비해 상대적으로 열 수요가 높아지는 것으로 보인다. 이러한 원인들로 여름에는 본 예측 모형의 오차율이 높아지지만 MAPE가 10% 이내이기 때문에 우수한 예측력을 가지고 있다고 볼 수 있다.

## 5. 결 론

본 논문은 열 수요량을 예측하는 모형으로 정량적, 인과적 예측방법인 다중회귀분석과 시계열 모형인 AR 모형을 결합한 새로운 예측 모형을 제시한다. 본 논문에서는 예측 데이터에 따라 일별 모형 또는 시간별 모형을 제안한다. 독립변수로는 평균외기온도, 예측 당일 이전 7일 간의 열 수요량, 토요일, 일요일, 월요일을 구분하는 더미변수가 사용되었다.

예측은 한국지역난방공사가 운영하는 15개의 지사별로 구분하고 각 지사마다 12개월로 구분하여 실시하였다. 분석 결과 독립변수들의 결정계수는 0.7~0.9 이상의 수준이었다. 회귀모형의 유의성에 대한 기준인 0.7과 비교할 때 본 연구에서의 회귀모형은 그 설명력이 우수하다고 할 수 있겠다. 예측 목적에 따라 일일 총 열 수요량의 예측에서는 일별 모형이 우수성을 가지고 있었으며 시간별 수요량의 예측에서는 시간별 모형이 우수성을 가지고 있었다. 따라서 일별 모형 및 시간별 모형을 적절히 혼용하면 효율적인 열 수요를 관리할 수 있을 것이라 사료된다.

본 모형은 일별로는 명절, 명절 전·후일, 시간별로는 새벽시간에 대하여 높은 오차율을 보였다. 명절이 있는 주의 열 수요 패턴은 평일이라도 명절이 없는 주의 평일 열 수요 패턴과 다르고 환절기 새벽시간 또한 환절기가 아닌 시기와 열 수요 패턴이 다르다. 따라서 추후 연구 시에는 명절 및 환절기에 대한 더미변수를 추가하거나 명절 모형, 환절기 모형을 따로 수립함으로써 더욱 정확한 예측을 할 수 있을 것이라 사료된다.

## 참고문헌

Baek, J.-K. and Han, J.-H. (2011), Forecasting of Heat Demand in Winter Using Linear Regression Models for Korea District Heating Corporation, *Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society*, 12(3), 1488-1494.

Chramcov, B. (2010), Heat demand forecasting for concrete district heating system, *International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences*, 4(4), 231-239.

Dotzauer, E. (2002), Simple model for prediction of loads in district-heating systems, *Journal of Applied Energy*, 73(3-4), 277-284.

Hippert, H. S., Pedreira, C. E., and Souza, R. C. (2001), Neural networks for short-term load forecasting : a review and evaluation, *Journal of IEEE Transactions on Power Systems*, 16(1), 45-55.

Kvarnsöm, J., Liljedahl, J., and Dotzauer, E. (2006), Forward temperatures and production planning in district heating systems, *10th International Symposium on District Heating and Cooling*, 1-6.

Park, T. C., Kim, U. S., Kim, L. H., Kim, W. H., and Yeo, Y. K. (2009), Optimization of district heating systems based on the demand forecast in the capital region, *Korean Journal of Chemical Engineering*, 26(6), 1484-1496.

Torkar, J., Goricanec, D., and Krope, J. (2005), Economical heat reduction and distribution, *Proceedings of 3rd IASME/WSEAS International Conference on Heat Transfer*, 445.

Tsakoumis, A. C., Fessas, P., Mladenov, V. M., and Mastorakis, N. E. (2003), Application of Neural Networks for Short Term Electric Load Prediction,

*WSEAS Transactions on Systems*, 2(3), 513-516.

Tsekouras, G. J., Kanellos, F. D., Elias, CH. N., Kontargyri, V. T., Tsirekis, C. D., Karanasiou, I. S., Salis, A. D., Contaxis, P. A., Gialketsi, A. A., and Mastorakis,

N. E. (2009), Short Term Load Forecasting in Greek Intercontinental Power System using ANNs : a Study for Input Variables, *Proceedings of the 10th WSEAS International Conference on Neural Networks*, 193.



### 송기범

성균관대학교 시스템경영공학과 학사  
현재 : 성균관대학교 산업공학과 석사과정  
관심분야 : 시뮬레이션, 에너지 수요예측,  
부트스트랩



### 정철우

성균관대학교 시스템경영공학과 학사  
현재 : 성균관대학교 산업공학과 석사과정  
관심분야 : 시뮬레이션, 에너지 수요예측,  
확률적 시스템 분석



### 박진수

성균관대학교 산업공학과 학사  
성균관대학교 산업공학과 석사  
성균관대학교 산업공학과 박사  
현재 : 성균관대학교 시스템경영공학과 박사  
후연구원  
관심분야 : 시뮬레이션 출력분석, 시뮬레이션  
모델링, 대기행렬시스템, 수요예측



### 박찬민

성균관대학교 시스템경영공학과 학사  
성균관대학교 산업공학과 수료  
관심분야 : 시뮬레이션, 에너지 수요예측,  
확률적 시스템 분석, 대기행렬  
시스템



### 김윤배

성균관대학교 산업공학 학사  
University of Florida, Industrial and Systems Engineering 공학석사  
Rensselaer Polytechnic Institute Decision Science and Engineering Systems Ph. D.  
성균관대학교 산업공학과 조교수  
성균관대학교 산업공학과 부교수  
현재 : 성균관대학교 산업공학과 교수  
관심분야 : 시뮬레이션 방법론, 기술시장  
분석, 에너지 수요예측