한국지역난방공사의 겨울철 열수요 예측을 위한 선형회귀모형 개발

백종관¹, 한정희^{2*} ¹서일대학 산업시스템경영과. ²강원대학교 경영학과

Forecasting of Heat Demand in Winter Using Linear Regresson Models for Korea District Heating Corporation

Jong-Kwan Baek1 and Jung-Hee Han2*

¹Department of Industrial System Management, Seoil University ²Department of Business Administration, Kangwon National University

요 약 본 연구에서는 선형회귀모형(linear regression model)을 이용하여 겨울철 일일 온수 수요 총량을 예측하는 알고리즘을 개발한다. 한국지역난방공사에서는 온수 공급 계약을 맺고 있는 아파트, 상가 및 사무용 빌딩 등에 난방 및 급탕 온수를 공급한다. 일반적으로 온수는 보일러 및 열병합 발전기를 가동하여 생산하며, 경제적인 온수 생산계획을 수립하기 위해서는 온수 수요를 정확히 파악하는 것이 중요하다. 따라서, 본 연구에서는 난방을 위한 온수 수요가 급증하는 겨울철 온수 수요의 특성을 분석하고, 선형회귀모형을 이용한 온수 수요 예측 알고리즘을 개발한다. 겨울철 일일 온수 수요는 외기온도의 영향을 많이 받는 것으로 알려져 있으나, 본 연구에서는 외기온도와 예측일 하루 전날 온수 공급 실적값을 동시에 고려할 때 예측 정확도를 크게 높일 수 있음을 확인하였다. 본 연구에서 개발하는 예측 알고리즘의 타당성을 검증하기 위해 한국지역난방공사 서울 강남지사의 2006 ~ 2009년도 온수 수요 공급실적과 기상청의 기상정보를 이용하여 겨울철 일일 온수 수요 총량을 예측한 결과, 평균 오차율(mean absolute percentage error)이 3.87%을 넘지 않는 수준임을 확인하였다.

Abstract In this paper, we propose an algorithm using linear regression model that forecasts the demand of heated water in winter. To supply heated water to apartments, stores and office buildings, Korea District Heating Corp.(KDHC) operates boilers including electric power generators. In order to operate facilities generating heated water economically, it is essential to forecast daily demand of heated water with accuracy. Analysis of history data of Kangnam Branch of KDHC in 2006 and 2007 reveals that heated water supply on previous day as well as temperature are the most important factors to forecast the daily demand of heated water. When calculated by the proposed regression model, mean absolute percentage error for the demand of heated water in winter of the year 2006 through 2009 does not exceed 3.87%.

Key Words: Forecasting, Regression, Heat demand

1. 서론

지역난방을 실시하는 대부분의 아파트나 사무실에서 는 한국지역난방공사(Korea District Heating Corp.)와 같 은 온수 공급자로부터 난방 및 급탕용 온수를 공급받는 다. 본 연구에서는 난방 및 급탕용 온수를 이 분야에서 통용되는 용어인 열(heat)로 표현한다. 한편, 열공급자는 열공급 계약을 맺고 있는 주변 지역의 대규모 아파트 단지나 사무실의 열수요를 보통 하루 단위로 예측하여 열을 생산한다. 한편, 열공급자는 주변 쓰레기 소각장에서 발생하는 폐열이나 한국전력에서 발전기 가동시 전기와함께 부수적으로 생산되는 높은 열을 구매하여 비교적

접수일 10년 10월 04일 수정일 (1차 10년 12월 10일, 2차 11년 01월 21일, 3차 11년 03월 03일) 게재확정일 11년 03월 10일

^{*}교신저자 : 한정희(jhhan@kangwon.ac.kr)

저렴하게 열을 재판매할 수 있다. 필요시에는 자체적으로 보유한 보일러 또는 열병합발전 설비를 가동하여 열을 생산하는데 생산단가가 높은 것이 단점이다. 수요를 초과하는 열을 생산한 경우 남은 열을 축열조에 저장할 수 있으나, 초과 생산 비용 및 축열조 운용 비용이 발생한다. 반대로 열수요를 잘못 예측하여 열수요가 열공급(일일생산량과 축열조에 저장된 열)을 초과하는 경우에는 아파트나 사무실의 온수 공급 중단을 방지하기 위해 기동시간은 짧지만 생산 단가가 높은 보일러 및 열병합발전기를 가동하여 부족한 열생산량을 보충한다. 이상 소개한바와 같이 경제적인 열 생산계획 수립 및 운용을 위해서는 열공급자 입장에서는 정확한 열수요 예측이 매우 중요하다. 따라서, 본 연구에서는 겨울철 난방 및 급탕을 위한 온수 수요의 특성을 분석하고 겨울철 일일 온수 수요충량을 예측하기 위한 회귀모형을 개발한다.



[그림 1] 2007년 1년간 강남지사 일일 열수요 패턴.

열수요는 일반적으로 외기온도와 같은 기상조건의 영 향을 많이 받는 것으로 알려져 있다[1, 2]. 지난 십수년간 한국지역난방공사에서 기록한 열수요 데이터를 살펴보면 여름철과 같이 외기온도가 높은 시기에는 장마철 실내 습도 조절을 위해 간헐 난방을 실시하는 경우를 제외하 면, 난방을 위한 열수요는 거의 발생하지 않으며 급탕 수 요가 대부분이다. 반면, 외기온도가 낮은 겨울철에는 난 방을 위한 열수요가 크게 증가하며, 여름철 열수요에 비 해 보통 10배 이상 많은 열수요가 발생한다. 그림 1에는 한국지역난방공사 강남지사의 2007년도 일일 열수요 실 적을 1월 1일부터 12월 31일까지 나타낸다(단위: Giga Calory). 열수요가 많은 겨울철에는 열수요를 잘못 예측 하면 열 생산계획의 혼란이 발생하며 경제적인 손실도 크게 증가할 수 있기 때문에 한국지역난방공사와 같은 열공급자는 특히 겨울철 열수요를 정확히 예측하기 위해 많은 노력을 기울이고 있다. 따라서, 본 연구에서는 겨울 철(12월, 1월 및 2월) 열수요를 예측하기 위한 회귀모형 을 개발하며, 한국지역난방공사의 과거 열수요 자료를 이 용하여 일일 열수요 예측 회귀모형의 오차율을 평가한다.

열수요 예측에 관해서는 세 편의 기존 연구 결과를 확인할 수 있으며[1-3], 아래에는 열수요 예측에 관한 기존연구를 소개한다. 외기온도를 고려하여 열수요를 예측하기 위해 인공신경망(neural network) 역전파(backpropagation) 모형을 제안한 연구가 있으며[1], 동일한 방법을 이용한 실험결과는 이후에 발표되었다[2]. 즉, 외기온도를 고려한 역전파 인공신경망을 이용하여 2007년 1월~2월 열수요를 예측한 결과 오차율 평균이 약 5% 수준임을 밝히고 있다. 전력수요 예측시에는 요일 특성을고려하여 예측 오차율을 낮출 수 있으나 [4], 열수요 패턴에는 요일 특성이 존재하지 않음을 지적한 연구도 있다[3]. 이 논문에서는 feed-forward 인공신경망을 이용한 열수요 예측 모형 개발을 제안하였으나, 구체적인 수치 결과는 제시하고 있지 않다.

2. 열수요 패턴 분석

본 연구에서는 한국지역난방공사의 2006 ~ 2009년도 도 열수요 자료와 기상청 자료를 이용하여 일일 평균 외기온도, 풍속, 체감온도 및 직전일 열수요와 예측일 열수요의 상관관계를 분석한다. 참고로 2009년도 12월 및 그이후의 열수요 데이터는 본 연구의 수행시점에 구하지 못하였음을 밝혀둔다. 전국에는 약 15개의 한국지역난방 공사 지사가 있으나, 지사마다 조금씩 열수요 특성의 차이가 있으므로 본 연구에서는 열수요가 많은 서울 강남지사를 선정하여 열수요 패턴을 분석한다.

(1) 외기온도(평균)

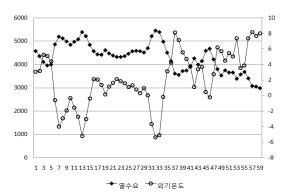
표 1에는 2006 ~ 2009년도 겨울철 서울 강남지사 일일 열수요 총량과 외기온도(평균)의 월별 상관계수를 나타낸다. 표 1에서 보듯이 겨울철에는 열수요와 외기온도 사이에는 뚜렷한 음(negative)의 상관관계가 있음을 알 수 있다(상관계수 |0.93| 이상).

1월 2월 12월 2006년 -0.963 -0.955 -0.966 2007년 -0.962 -0.954 -0.956 2008년 -0.966 -0.945 -0.968 2009년 -0.966 -0.939

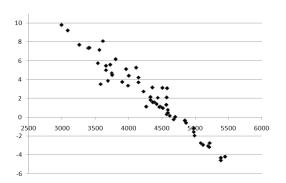
[표 1] 겨울철 열수요와 외기온도의 상관계수.

아래 그림 2에는 강남지사를 대상으로 2007년 1월, 2

월 59일간의 일일 열수요 총량과 외기온도(평균)를 그래 프로 표시한다.



[그림 2] 일일 열수요 패턴 vs. 외기온도 패턴 비교: 강남 지사, 2007년 1월, 2월.



[그림 3] 일일 열수요 실적 vs. 외기온도 산포도: 강남지사, 2007년 1월, 2월.

그림 3에는 그림 2에 나타낸 열수요 실적(세로축)과 외기온도(가로축) 간의 산포도를 표시한다. 그림 3에서 보듯이 열수요 실적과 외기온도 사이에는 비교적 뚜렷한 선형관계가 존재함을 알 수 있다.

(2) 풍속 및 체감온도

겨울철에는 외기온도가 같더라도 바람이 강한 날에는 더 춥게 느껴지므로 풍속 및 체감온도와 열수요의 상관관계를 분석하는 것도 의미가 있다. 표 2에는 2006 ~ 2009년도 강남지사의 겨울철 일일 열수요와 풍속의 상관계수를 나타낸다. 표 2에서 보듯이 열수요와 풍속의 상관계수는 [0.515]를 넘지 않으므로 풍속만으로는 열수요를 설명하는 데 효과적이지 않다고 판단할 수 있다. 표 3에는 열수요와 외기온도의 상관계수 및 열수요와 체감온도의 상관계수를 비교한다. 전반적으로 체감온도와 평균 외기온도는 열수요와의 상관계수 측면에서 큰 차이가 없다.

[표 2] 겨울철 열수요와 풍속의 상관계수.

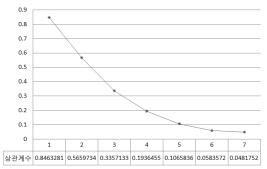
| | 1월 | 2월 | 12월 |
|-------|-------|-------|-------|
| 2006년 | 0.342 | 0.450 | 0.326 |
| 2007년 | 0.296 | 0.270 | 0.515 |
| 2008년 | 0.316 | 0.324 | 0.411 |
| 2009년 | 0.302 | 0.432 | - |

[표 3] 겨울철 열수요와 외기온도 및 체감온도의 상관계수.

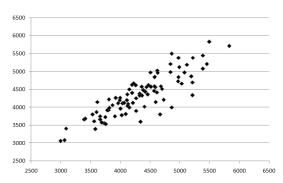
| | | 1월 | 2월 | 12월 |
|--------|------|--------|--------|--------|
| 2006년 | 평균온도 | -0.963 | -0.955 | -0.966 |
| 2000년 | 체감온도 | -0.959 | -0.957 | -0.965 |
| 200713 | 평균온도 | -0.962 | -0.954 | -0.956 |
| 2007년 | 체감온도 | -0.952 | -0.961 | -0.951 |
| 2008년 | 평균온도 | -0.966 | -0.945 | -0.968 |
| 2008년 | 체감온도 | -0.960 | -0.933 | -0.957 |
| 2009년 | 평균온도 | -0.966 | -0.939 | - |
| | 체감온도 | -0.961 | -0.942 | - |

(3) 예측일 직전일 열수요 실적

그림 4에는 2006년 12월부터 2007년 2월까지 3개월간 의 강남지사 자료를 이용하여 예측일 직전 1 ~ 7일 열수요 실적과 예측일 열수요 총량간의 상관계수를 나타낸다. 그림 4에서 보듯이 예측일 열수요 총량은 하루전 실적과 가장 높은 상관관계(상관계수 = 0.8463281)를 보이며, 예측일과 멀어질수록 상관관계는 크게 낮아진다. 특히, 예측일 7일전 실적과의 상관계수가 매우 낮다는 것은 뚜렷한 요일별 패턴이 존재하지 않는 것으로 해석할 수 있으며, 이와 같은 관찰 결과는 김두일 등[3]의 주장과도 일치한다. 그림 5에는 그림 4에 나타낸 데이터를 이용하여 예측일 열수요와 예측일 하루전 열수요 실적간의 산포도를 나타낸다. 그림 5에서 보듯이 예측일 열수요(가로축)와하루전 열수요(세로축)의 산포도는 선형에 가까운 형태를 보인다.



[그림 4] 예측일 직전 1 ~ 7일 열수요 실적과 예측일 열수 요의 상관계수: 강남지사, 2006년 12월 ~ 2007년 2월.



[그림 5] 예측일 직전일 열수요와 예측일 열수요 산포도: 강남지사, 2006년 12월 ~ 2007년 2월.

표 4에는 예측일 직전일의 실적과 예측일 열수요의 상 관관계를 월별로 나타낸다. 표 4에서 보듯이 예측일 열수요는 직전일 열수요와 대체로 높은 상관계수(|0.7] ~ |0.9] 수준)를 갖지만, 외기온도와의 상관계수(|0.93] 이상)보다는 낮은 값이다.

[표 4] 직전일 열수요와 예측일 열수요 상관계수.

| | 1월 | 2월 | 12월 |
|-------|-------|-------|-------|
| 2006년 | 0.891 | 0.745 | 0.705 |
| 2007년 | 0.771 | 0.916 | 0.741 |
| 2008년 | 0.768 | 0.828 | 0.750 |
| 2009년 | 0.798 | 0.832 | - |

앞서 검토한 강남지사의 겨울철 일일 열수요와 기상정 보 및 직전일 열수요의 상관계수 분석 결과를 정리하면 다음과 같다.

- 겨울철 열수요는 평균 외기온도와 매우 높은 상관관 계를 갖는다([0.93] 이상).
- 겨울철 열수요와 평균 외기온도 및 체감온도의 상관 관계는 별 차이가 없다.
- 겨울철 열수요는 예측일 직전일 열수요와 |0.7| ~ |0.916| 수준의 높은 상관관계를 갖는다.

3. 열수요 예측모형 개발

3.1 선형회귀모형

열수요 예측을 위한 회귀모형 및 예측 방법 설명을 위해 다음과 같은 기호를 정의한다.

• Y : 예측일 열수요 총량 예측치,

•T: 예측일 평균 외기온도,

•X: 예측일 직전일(1일전) 열수요 총량,

·α : 회귀모형의 상수,

• β : 독립변수 T의 계수값,

•π : 독립변수 X의 계수값,

·ε : 회귀모형의 오차,

Sample_Min (Sample_Max) : 회귀모형의 계수 추정을 위한 최소 (또는 최대) 샘플수,

• Max_R2 : 회귀모형의 조정 결정계수 (adjusted determinant) 최대값.

표 1과 그림 3에 나타낸 바와 같이 외기온도와 열수요는 매우 뚜렷한 음의 상관관계를 갖는다. 반면, 그림 5와 표 4에서 보듯이 직전일 열수요와 예측일 열수요의 상관계수는 충분히 높지 않으므로 본 연구에서는 다음과 같은 2가지 회귀모형을 비교한다.

$$(모형 1)$$
 $Y = \alpha + \beta T + \epsilon$,

$$(모형 2)$$
 $Y = \alpha + \beta T + \pi X + \epsilon$.

(모형 1)에서는 외기온도만을 독립변수로 고려하는데, 이는 김민영 등[1, 2]의 연구에서 외기온도만을 입력 계층(input layer)에 표현한 인공신경망을 회귀모형으로 나타낸 것이다. 본 연구에서는 (모형 1)과 비교하여 본 연구에서 제안하는 (모형 2)의 예측 오차를 평가한다. (모형 1)과 (모형 2)의 계수 추정 및 열수요 예측 절차는 다음과 같다.

(계수 추정 및 열수요 예측 절차)

1: $Max_R2 = 0$

- 2: For |N1| = Sample Min to Sample Max
- 3: 예측일 직전 [N1]개의 데이터를 이용하여 최소 자승법에 의한 회귀모형 계수를 결정한다.
- 4: 집합 N1에서 표준화된 잔차가 3보다 큰 데이터 의 집합 V를 구한다.
- 5: 집합 N2를 구한다: N2 = N1 V.
- 6: [N2] > Sample_Min이면, [N2]개의 데이터를 이 용하여 최소자승법에 의한 회귀모형 계수를 다시 계산하고 조정 결정계수(R2)를 구한다.
- 7: R2의 최대값 Max_R2을 갱신하고, Max_R2에 해당하는 회귀모형의 계수를 기록한다.
- 8: End For-Loop
- 9: Max_R2 > 0이면 Max_R2에 해당하는 계수를 회귀 모형 계수로 선택하여 예측일의 열수요를 예측한다. Max_R2 = 0이면, 최근 3일간의 Max_R2가 가장 큰 날의 회귀모형을 사용하여 열수요를 예측한다.
- 위 절차에 기술하였듯이 본 연구에서는 독립변수의 계

수 추정시 잔차를 계산하여 특이점을 제외시킨 다음 남 는 과거 데이터만 이용하여 독립변수의 계수를 결정한다. 이와 같은 필터링 과정은 오염된 실적 데이터를 계수 추 정과정에서 배제시킴으로써 회귀모형의 예측 정확도를 높일 수 있다. 오염된 열수요 실적 데이터가 발생하는 이 유는 현장 근무자의 계측기 판독 오류 및 전산 입력과정 에서 잘못된 값을 입력하는 경우가 가장 많았다. 또한, 본 연구의 (계수 추정 및 열수요 예측 절차)에서는 다음날의 열수요를 예측할 때마다 하루 단위로 회귀모형의 계수를 갱신한다. 이와 같이 독립변수의 계수를 고정하지 않는 이유는 표 1에서 살펴보았듯이 날짜에 따라 열수요의 온 도 민감도가 조금씩 차이를 보이기 때문이다. 또한, 예측 일 직전일의 열수요는 인구이동 등과 같은 외기온도와 무관한 외부 환경 변화에 따른 열수요 증감을 표현할 수 있기 때문에 독립변수의 계수를 고정하는 것은 바람직하 지 않다. 예를 들면, 어떤 지역에서 2월에 대규모 아파트 입주가 완료되었는데, 1월에 적합한 계수나 전년도 겨울 철 전체를 대상으로 최적화된 계수를 사용하면 2월 특정 일의 열수요 예측시 심각한 오차가 발생할 수 있다. 다만, 단계 9에 기술하였듯이 특이점을 제외하고 남은 데이터 수가 최소 샘플수(Sample Min)보다 적을 경우에는 불가 피하게 최근 3일 동안 가장 큰 Max R2 값을 기록했던 날의 계수값을 이용하여 예측일의 열수요를 예측한다.

4. 예측모형 평가

앞 단원에서 제시한 (모형 1)과 (모형 2)를 검증하기 위해 서울 강남지사의 2006 ~ 2009년도 열수요 및 기상 정보 자료를 이용하여 겨울철 일일 열수요 예측 모형의 조정 결정계수(Max_R2)를 표 5에 나타낸다. (모형 1)보다 (모형 2)의 겨울철 Max_R2 값이 더 높게 나타나며, 이는 (모형 2)를 이용할 경우 조정 결정계수가 더 높은 회귀모형을 찾을 수 있음을 보여준다.

[표 5] 예측 모형별 조정 결정계수 비교.

| | | 1월 | 2월 | 12월 | 겨울철 평균 |
|--------|------|-------|-------|-------|-----------|
| 2006년 | 모형 1 | 0.938 | 0.925 | 0.935 | 0.934 |
| 2000년 | 모형 2 | 0.976 | 0.955 | 0.959 | 0.964 |
| 200711 | 모형 1 | 0.954 | 0.944 | 0.892 | 0.927 |
| 2007년 | 모형 2 | 0.978 | 0.980 | 0.966 | 0.974 |
| 200013 | 모형 1 | 0.930 | 0.862 | 0.930 | 0.907 |
| 2008년 | 모형 2 | 0.967 | 0.903 | 0.964 | 0.945 |
| 2009년 | 모형 1 | 0.931 | 0.897 | - | 0.914 |
| | 모형 2 | 0.931 | 0.945 | - | 0.938 |

표 6에는 (모형 1)과 (모형 2)의 분산분석 결과를 나타 낸다. 두 모형 모두 유의확률(p-value)이 10-28이하이므로 (모형 1)과 (모형 2)는 적절한 모형이라고 판단할 수 있다.

[표 6] 예측 모형별 분산분석.

| | | 검정통계량 (F-value) | 유의확률 (p-value) |
|--------|------|--------------------|-------------------|
| 2006년 | 모형 1 | 637.76 | 1.23E-32 |
| 2000년 | 모형 2 | 776.12 | 1.48E-41 |
| 200514 | 모형 1 | 910.18 | 3.47E-48 |
| 2007년 | 모형 2 | 1089.84 | 2.57E-62 |
| 2008년 | 모형 1 | 924.64 | 8.77E-49 |
| 2008년 | 모형 2 | 715.23 | 3.76E-55 |
| 2009년 | 모형 1 | 552.41 | 5.19E-31 |
| | 모형 2 | 724.91 | 9.38E-41 |

표 7과 표 8에는 (모형 1)과 (모형 2)의 계수분석 결과를 나타낸다. 각 모형의 계수분석 결과 모든 유의확률이 10-12 이하이므로 유의수준 1%를 기준으로 판단하더라도 두 모형 모두 각각의 독립변수가 열수요를 설명하는 요인으로 적합하다는 결론을 내릴 수 있다. 2008년과 2009년의 경우도 표 7과 표 8과 마찬가지로 (모형 1)과 (모형 2)의 각 계수에 대한 유의확률이 10-6 이하임을 확인하였다.

[표 7] 예측 모형별 계수분석: 2006년.

| | | 계수 | 검정통계량 (t-value) | 유의확률 (p-value) |
|-------|-----------|---------|--------------------|-------------------|
| 모형 1 | 상수 | 4549.35 | 194.46 | 3.82E-82 |
| 노영 1 | 외기온도 | -146.63 | -25.25 | 1.23E-32 |
| | 상수 | 3183.19 | 20.20 | 2.14E-27 |
| 모형 2 | 외기온도 | -115.48 | -22.08 | 2.55E-29 |
| - 6 2 | 직전일 수요 | 0.299 | 8.71 | 5.23E-12 |

[표 8] 예측 모형별 계수분석: 2007년.

| | | 계수 | 검정통계량 (t-value) | 유의확률 (p-value) |
|-------|-----------|---------|--------------------|-------------------|
| ㅁ처 1 | 상수 | 4628.15 | 219.24 | 2.8E-122 |
| 모형 1 | 외기온도 | -155.83 | -30.17 | 3.47E-48 |
| | 상수 | 3108.93 | 21.63 | 9.09E-37 |
| 모형 2 | 외기온도 | -117.45 | -23.58 | 1.48E-39 |
| - 0 2 | 직전일 수요 | 0.333 | 10.62 | 2.2E-17 |

표 9에는 강남지사의 2006 ~ 2009년도 겨울철 일일 열수요 예측 오차율의 월 평균을 나타낸다. 표 9의 오차율은 일별로 열수요 예측의 절대오차율(APE: Absolute Percentage Error)을 구하여 월별로 평균(MAPE: Mean Absolute Percentage Error)을 계산하였다. 모형 2의 경우두개의 독립변수를 포함하고 있고 두 독립변수간의 상관계수가 |0.7| 이상이다. 따라서, (모형 2)에서는 다중공선형성(multi-colinearity) 문제가 발생하여 오차율이 증가할 가능성이 있었으나, 실험결과 (모형 2)의 MAPE가 모형 1의 MAPE보다 약 1% 정도 낮게 나타낸다. 표 10에는월별 하루 절대오차율의 최대값을 나타낸다. 절대오차율의 최대값 측면에서도 (모형 2)가 (모형 1)보다 우수하다. (모형 2)는 (모형 1)의 절대오차율 최대값보다 30% 가량낮은 값을 갖는다.

[표 9] 강남지사 열수요 예측 결과(MAPE).

| | | 1월 | 2월 | 12월 | 겨울철 평균 |
|-------|------|-------|-------|-------|-----------|
| 2006년 | 모형 1 | 2.97% | 3.88% | 3.74% | 3.53% |
| 2000년 | 모형 2 | 1.82% | 2.95% | 2.73% | 2.50% |
| 2007년 | 모형 1 | 1.78% | 5.61% | 2.79% | 3.39% |
| | 모형 2 | 1.48% | 3.11% | 1.72% | 2.10% |
| 2008년 | 모형 1 | 2.21% | 5.92% | 3.44% | 3.85% |
| 2008년 | 모형 2 | 1.59% | 3.78% | 2.49% | 2.62% |
| 2009년 | 모형 1 | 2.87% | 4.88% | - | 3.87% |
| 2009년 | 모형 2 | 1.68% | 3.63% | - | 2.65% |

[표 10] 강남지사 열수요 예측 결과(최대오차율).

| | | 1월 | 2월 | 12월 |
|-------|------|-------|--------|--------|
| 2006년 | 모형 1 | 8.83% | 11.63% | 10.62% |
| 2000년 | 모형 2 | 5.91% | 8.30% | 7.80% |
| 2007년 | 모형 1 | 8.22% | 15.56% | 9.60% |
| 2007년 | 모형 2 | 5.69% | 8.55% | 4.19% |
| 2008년 | 모형 1 | 8.97% | 16.22% | 15.23% |
| 2008년 | 모형 2 | 5.84% | 8.94% | 8.25% |
| 2009년 | 모형 1 | 9.17% | 13.34% | - |
| | 모형 2 | 5.42% | 8.28% | - |

표 5 ~ 표 10의 결과를 종합하면, (모형 2)가 (모형 1) 보다 더 높은 조정 결정계수를 가지며 오차율 평균 및 최 대 오차율 측면에서도 (모형 2)가 (모형 1)보다 우수하다. 따라서, 겨울철 일일 열수요 총량 예측시에는 두 모형중 에서 (모형 2)를 사용하는 것이 바람직하다고 판단된다. 외기온도만을 고려하여 역전파 인공신경망 모형을 개발 한 기존연구에서[2] 2007년 1월과 2월의 평균 오차율이 5% 수준인 점을 고려하면, 본 연구에서 개발한 (모형 2)의 같은 기간 평균 오차율은 3%를 넘지 않는 매우 우수한 결과이다. 또한, 2006년부터 2009년까지 겨울철 월별 평균 오차율이 3.87%를 넘지 않는다.

5. 결론 및 토의

본 연구에서는 겨울철 일일 열수요 총량의 특성을 분 석하고 총량 예측 회귀모형을 개발하였다. 예측일의 외기 온도와 열수요 총량의 상관계수는 |0.93| 이상으로 매우 높은 상관관계를 보이며, 예측일 직전일 열수요 실적과 예측일의 열수요 총량의 상관계수는 |0.7| 이상으로 비교 적 높은 상관관계를 보인다. 한편, 체감온도는 평균 외기 온도와 열수요와의 상관계수 측면에서 별다른 차이가 없 었으며, 풍속과 열수요 총량의 상관계수는 대체로 |0.5|를 넘지 못하는 수준이었다. 한국지역난방공사 서울 강남지 사의 2006 ~ 2009년도 자료를 이용하여 본 연구에서 제 안하는 회귀모형의 오차율을 분석한 결과, 외기온도만을 이용하는 회귀모형보다는 외기온도와 직전일 열수요 실 적을 동시에 고려한 회귀모형의 오차율이 평균적으로 1% 정도 낮게 나타났다. 겨울철 최대 오차율 역시 외기 온도와 직전일 열수요를 동시에 고려한 회귀모형이 외기 온도만을 고려한 회귀모형보다 평균적으로 3% 정도 낮 게 나타났다.

겨울철에는 크리스마스, 연말, 구정 연휴가 포함되어 있으나, 본 연구에서는 특수일 열수요 패턴에 대한 분석은 다루지 못하였다. 향후에는 특수일 및 연휴기간동안의 열수요 패턴 분석 및 예측 알고리즘 개발이 필요하다. 또한, 겨울철뿐만 아니라 봄, 여름, 가을철에 적합한 열수요 예측 모형 개발도 필요하다. 예측 방법 측면에서는 회귀모형 뿐만 아니라 신경망(neural network), 퍼지(fuzzy) 모형 등 다양한 예측 기법을 적용하여 열수요를 예측하는 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] 김민영, 김래현, 추연욱, "광역에너지 통합관리 시스템 구축을 위한 열수요 예측 모델 개발", 한국에너지 공학회 춘계학술대회, pp. 193-198, 2008.
- [2] 김민영, 김두일, 류기운, 김래현, "광역에너지 통합관리 시스템 구축을 위한 Neural Network 열수요 예측모델 개발", 한국에너지공학회 춘계학술대회, pp. 45,

2009.

- [3] 김두일, 김래현, 류기윤, 김민영, "Feed-forward neural network에 기반한 지역난방 열수요 예측 모델 개발", 한국화학공학회 춘계학술대회 포스터 발표, 2009.
- [4] 한정희, 백종관, "요일 요인을 고려한 하절기 전력수 요 예측", 한국산학기술학회논문지, Vol. 11, No. 8, pp. 2793-2800, 2010.

백 종 관(Jong-Kwan Baek)

[정회원]



- 1994년 2월 : 고려대학교 공과대 학 산업공학과 학사
- 1996년 8월 : 고려대학교 일반대 학원 산업공학과 석사
- 2002년 2월 : 고려대학교 일반대 학원 산업공학과 박사
- 2002년 3월 ~ 현재 : 서일대학 산업시스템경영과 교수

<관심분야> 생산관리, System Optimization, 수요예측

한 정 희(Jung-Hee Han)

[정회원]



- 1996년 2월 : 고려대학교 산업공 학과(공학석사)
- 1999년 8월 : 고려대학교 산업공 학과(공학박사)
- 2000년 3월 ~ 2004년 2월 : LG 전자 선임연구원
- 2004년 3월 ~ 현재 : 강원대학 교 경영학과 부교수

<관심분이> 통신망 최적설계, 생산공정 스케줄링, 수요예측