Korean Journal of Air-Conditioning and Refrigeration Engineering
Vol. 28, No. 9 (2016), pp.355-360
ISSN 1229-6422(Print), 2465-7611(Online)
http://dx.doi.org/10.6110/KJACR.2016.28.9.355

지역난방 동절기 공동주택 온수급탕부하의 LS-SVM 기반 모델링

LS-SVM Based Modeling of Winter Time Apartment Hot Water Supply Load in District Heating System

박영칠(Young Chil Park)†
서울과학기술대학교 전기정보공학과
Department of Electrical & Information Engineering, Seoul National University of Science and Technology, Seoul, 01811, Republic of Korea

(Received July 11, 2016; revision received August 4, 2016; Accepted: August 10, 2016)

Abstract Continuing to the modeling of heating load, this paper, as the second part of consecutive works, presents LS-SVM (least square support vector machine) based model of winter time apartment hot water supply load in a district heating system, so as to be used in prediction of heating energy usage. Similar, but more severely, to heating load, hot water supply load varies in highly nonlinear manner. Such nonlinearity makes analytical model of it hardly exist in the literatures. LS-SVM is known as a good modeling tool for the system, especially for the nonlinear system depended by many independent factors. We collect 26,208 data of hot water supply load over a 13-week period in winter time, from 12 heat exchangers in seven different apartments. Then part of the collected data were used to construct LS-SVM based model and the rest of those were used to test the formed model accuracy. In modeling, we first constructed the model of district heating system's hot water supply load, using the unit heating area's hot water supply load of seven apartments. Such model will be used to estimate the total hot water supply load of which the district heating system needs to provide. Then the individual apartment hot water supply load model is also formed, which can be used to predict and to control the energy consumption of the individual apartment. The results obtained show that the total hot water supply load, which will be provided by the district heating system in winter time, can be predicted within 10% in MAPE (mean absolute percentage error). Also the individual apartment models can predict the individual apartment energy consumption for hot water supply load within 10% ~ 20% in MAPE.

Key words District heating system(지역난방), Hot water supply load model(온수급탕부하 모델), Prediction of hot water supply load(온수급탕부하 수요 예측), LS-SVM(최소 제곱 서포트 벡터 머신)

† Corresponding author, E-mail: *ycpark@seoultech.ac.kr*

1. 서 론

동절기 공동주택(apartment)의 열부하는 난방 부하와 온수급탕부하로 구성된다. 본 연구는 지역난방을 사용하는 공동주택 동절기 열부하의 수요 예측에 활용될 수 있는 모델 구축을 목적으로 수행된 연구의 두 번째 결과로서, 선행연구의 난방부하 모델링[1]에 이어 공동주택의 동절기 온수급탕부하의 모델링에 관한 것이다.

공동주택의 동절기 온수급탕부하는, 난방부하의 경우에서와 유사하게, 사용 시간, 공통주택의 유형(면적), 세대수, 거주 인원, 외기온도 그리고 급탕열교환기 2차측 급수 온도와 같은 다양한 인자들을 독립변수로 하는 비선형적 관계에 의해 결정된다. 따라서 공동주택 온수급탕부하의 수요 예측은, 비록 그 필요성은 명백하나, 실제적 실용 가능 수준으로 추론될 수 있는 방법의 현실화에는 지극한 한계가 존재하고 있는 부분이다.

참고문헌에 보고된 지역난방을 사용하는 공동주택 온수급탕부하의 산정에 관한 연구[2-5]는 공동주택의 설비 설계기준의 산정을 위한 것들이다. 바꾸어 말해서 참고문헌에 현존하는 온수급탕부하 모델은 대부분 세대수에 따른 온수급탕부하의 총량적 규모를 산정하기 위한 것으로서 해당 설비의 설계기준으로 사용되기 위한 것이며, 에너지의 효율적 사용 및 관리, 제어를 위한 온수급탕부하를 결정하는 인자들의 변화에 따른 온수급탕부하의 수요 예측이 가능한 모델은 아니다.

본 연구는 복잡한 상관관계를 갖는 비선형시스템의

모델링에서 활용되고 있는 LS-SVM(least squares support vector machines)[6-9]을 사용한 동절기 공동주택의 온수급탕부하 모델의 수립에 관한 것이다. 선행연구[1]에 이어, 본 연구는 경기 남부 신도시지역에서 해당 지역의 지역난방시스템이 동절기에 공급하여야 하는 열에너지의 수요 예측에서 사용 가능한 모델 수립을 궁극적 목적으로 수행된 것으로서, 신도시지역에 위치하는 7개의 공동주택에서 측정된 동절기 온수급탕열 사용량을 LS-SVM 기반으로 모델링하고, 수립된 모델의 예측 정확도를 실제 측정 데이터와 비교 분석한 것이다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 우선 제 2장에서 연구에서 사용된 모델링의 기반이 되는 LS-SVM을 간략하게 설명한다. 이어서 제 3장에서는 모델링에 사용된 측정 데이터, LS-SVM 기반 모델링 과정 그리고 구축된 모델의 예측 정확도에 대한 분석을 수행한다. 마지막으로 제 4장에서 연구의 결과를 요약하며, 동시에 얻어진 연구 결과의 한계 및 요구되는 후속 연구에 대해 설명한다.

2. LS-SVM

LS-SVM 기반 모델링은 N개의 측정데이터 y_i, $i=1 \cdots N$, $y_i \in R$와 y_i를 결정짓는 n개의 독립된 인자들을 요소로 갖는 입력데이터 벡터 $\boldsymbol{x}_i, i=1 \cdots N$, $\boldsymbol{x}_i \in R^n$의 상관관계를 비선형 사상함수(mapping function) $\varphi(\boldsymbol{x})$를 사용하여 식(1)에서와 같은 회귀모델로 구성하는 것이다. 식(1)의 $\boldsymbol{w}$는 가중치 벡터(weight vector), b는 바이어스(bias) 그리고 e_i는 상호 상관관계를 갖지 않는 오차(non-correlated error)를 나타낸다.

$$y_i = f(\boldsymbol{x}_i) + e_i = \boldsymbol{w}^T \varphi(\boldsymbol{x}_i) + b + e_i, i=1, \cdots, N \quad (1)$$
$$E[e_i]=0,\ E[e_i^2]=\sigma^2 < \infty$$

LS-SVM은 식(1)과 같은 회귀모델의 구축을 위하여 식(2)에서와 같이 정의된 손실함수 $J(\omega, e)$의 최소화 과정을 사용하며, 식(2)의 γ(regression parameter)는 손실함수 내의 가중치 벡터 $\boldsymbol{w}$와 회귀모델 오차 e_i의 상호 가중치(relative weight)를 결정하는 상수이다.

$$\min_{\boldsymbol{w}, b} \left\{ J(\boldsymbol{w}, e) = \frac{1}{2}\boldsymbol{w}^T\boldsymbol{w} + \frac{\gamma}{2}\sum_{i=1}^{N} e_i^2,\ \gamma > 0 \right\} \quad (2)$$
$$\text{subject to } y_i = \boldsymbol{w}^T \varphi(\boldsymbol{x}_i) + b + e_i,\ i=1, \cdots, N$$

식(2)의 최적화는 다시 Lagrange multiplier α_i를 사용하여 식(3)에서와 같이 정의된 함수 $L(\boldsymbol{\alpha}, b)$의 최소화로 변환될 수 있으며, 따라서 식(3)을 충족하는 α_i와 b는 식(4)에서와 같이 정의된다.

$$\min_{\boldsymbol{\alpha}, b} \left\{ L(\boldsymbol{\alpha}, b) = \frac{1}{2}\boldsymbol{w}^T\boldsymbol{w} + \frac{\gamma}{2}\sum_{i=1}^{N} e_i^2 - \sum_{i=1}^{N} \alpha_i [\boldsymbol{w}^T \varphi(\boldsymbol{x}_i) + b + e_i - y_i] \right\} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}_N^T \\ \mathbf{1}_N & \boldsymbol{\Omega} + \frac{1}{\gamma}\boldsymbol{I}_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \boldsymbol{C} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{y} \end{bmatrix} \quad (4)$$

식(4)의 $\mathbf{1}_N = [1\ 1 \cdots 1]^T$은 N개의 1을 요소로 갖는 벡터를, $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1\ \alpha_2 \cdots \alpha_N]^T$는 $\alpha_i, i=1 \cdots N$를 요소로 갖는 벡터를, 그리고 $\boldsymbol{y} = [y_1\ y_2 \cdots y_N]^T$는 N개의 측정데이터를 요소로 갖는 벡터를 나타낸다. 또한 $\boldsymbol{I}_N$은 $N \times N$ 차원의 단위행렬(unit matrix)이며, $\boldsymbol{\Omega}$는 식(5)에서와 같이 정의되는 $N \times N$ 차원의 대칭행렬(symmetric matrix)이다.

$$\boldsymbol{\Omega} = [\Omega_{ij}],\quad \Omega_{ij} = \varphi(\boldsymbol{x}_i)^T \varphi(\boldsymbol{x}_j) = K(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) \quad (5)$$

식(5)의 $K(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j)$는 입력데이터 벡터 $\boldsymbol{x}_i$와 $\boldsymbol{x}_j$에 의하여 정의되는 양한정(positive definite) 특성을 갖는 커널함수를 나타내며, 마지막으로 LS-SVM 기반 모델링은 식(4)에 의하여 얻어지는 $\boldsymbol{\alpha}$와 b를 사용하여 식(6)과 같은 회귀모델을 형성하는 것이다.

$$y = \boldsymbol{w}^T \varphi(\boldsymbol{x}) + b = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i K(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}) + b \quad (6)$$

식(7)은 LS-SVM 기반 모델의 커널 함수로서 본 연구에서 사용된 원형기준함수를 나타낸다. 가우시안 원형기준함수는 비선형성이 강한 데이터의 모델링에서 일반화의 오류를 최소화하는 함수로 알려져 있다. 식(7)의 σ(RBF tuning parameter)는 원형기준함수의 반경을 결정하는 상수로서, 식(2)의 γ와 함께 모델링 과정의 모델 탐색에서 결정되는 상수이다.

$$K(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (7)$$

3. 동절기 온수급탕부하의 모델링

3.1 측정 데이터

지역난방을 사용하는 공동주택 동절기 온수급탕부하의 모델링을 위하여, 본 연구에서는 2012년 12월 3

ⓒ SAREK

Table 1 Number of data collected for modeling

Size	Heat exchanger ID	Total heating area (m^2)	Average heating area (m^2)	Number of data
Small	SA S1	12,930.22	55.76	2,184
	SA S2	15,173.06	49.42	2,184
	SB lower floor	14,122.91	69.02	2,184
	SB upper floor	11,170.27	69.0	2,184
Middle	MA	22,786.12	95.74	2,184
	MB lower floor	27,644.11	96.74	2,184
	MB middle floor	27,155.56	96.72	2,184
	MB upper floor	16,264.23	96.74	2,184
Large	LA lower floor	21,620.25	121.77	2,184
	LA upper floor	14,298.06	121.77	2,184
	LB lower floor	12,930.32	166.41	2,184
	LB upper floor	11,010.38	166.41	2,184

일부터 2013년 3월 3일까지 13주 동안 경기도 남부에 위치하는 신도시지역의 7개 공동주택 12개 온수급탕열교환기에서 총 26,208개의 온수급탕열 사용 데이터를 Table 1에서와 같이 수집하였다.

Fig. 1, Fig. 2 그리고 Fig. 3은 측정된 온수급탕부하를 해당 공동주택의 난방면적으로 나눈 단위면적당 온수급탕부하 데이터의 일부로서, 각각 소형(난방 면적 80 m^2 미만), 중형(난방 면적 80 m^2~100 m^2) 그리고 대형(난방 면적 100 m^2 이상) 공동주택의 동절기 온수급탕부하의 변동 형태를 보여주기 위한 것이다. 그림에서와 같이 공동주택의 온수급탕부하는 사용 시간, 공동주택의 형태(면적), 외기 온도, 저층, 중층, 고층과 같은 사용자 위치, 열교환기 2차측 급수 온도 등에 따라 크게 다르며, 비록 유사한 형태(면적)를 갖는 공동주택의 경우라 하더라도 해당 온수급탕열교환기에 연결되어 있는 사용자들의 온수급탕열 사용 행태에 따라 큰 차이를 보이고 있다.

3.2 지역난방의 온수급탕부하 모델

동절기 지역난방이 공급하여야 하는 온수급탕부하의 예측을 위한 모델로서 사용될 목적으로 구성된 지역난방의 온수급탕부하 모델은, 7개 공동주택 12개 온수급탕열교환기 1차측에서 측정된 온수급탕부하 총량을 해당 공동주택들의 총난방면적으로 나눈 단위난방면적당 온수급탕부하를 사용하여 구성된다. 따라서 본 연구에서 얻어진 모델이 지역난방이 공급하여야 하는 온수급탕부하의 수요 예측에 사용될 경우, 온수급탕량은 모델을 사용하여 얻어진 단위난방면적당 온수급탕

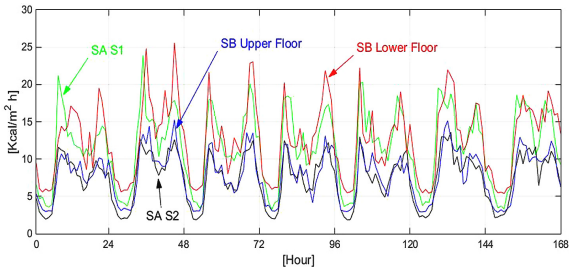


Fig. 1 Small size apartment hot water supply load (2012. 12. 24.~2012. 12. 30.)

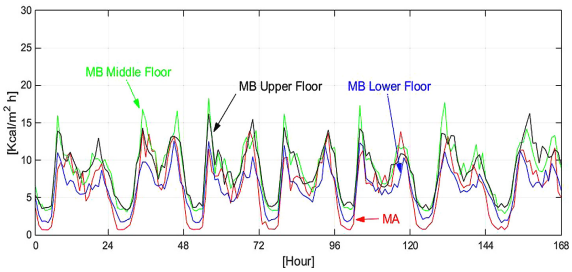


Fig. 2 Middle size apartment hot water supply load (2012. 12. 24.~2012. 12. 30.)

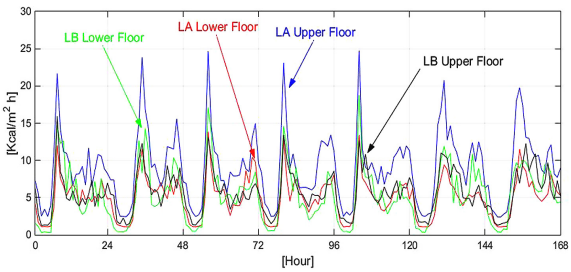


Fig. 3 Large size apartment hot water supply load (2012. 12. 24.~2012. 12. 30.)

부하에 난방면적으로 표시된 해당 지역난방이 담당하는 공동주택의 규모를 곱함으로서 얻어지게 된다.

3.2.1 측정 데이터 및 입력 데이터 벡터

지역난방의 온수급탕부하 모델링은 동절기 13주 동안 측정된 2,184개의 단위난방면적당 온수급탕부하 데이터 중에서 격주로 선택된 6주에 해당되는 1,008개의 데이터를 사용하였다.

LS-SVM 기반 모델의 일반화 성능은 모델링에 사용되는 데이터의 수가 증가함에 따라 증가한다. 그러나 비선형성 및 분산도가 대단히 강한 데이터가 모델링에 사용되는 경우에는, 사용되는 데이터 수의 증가에 따라 모델의 예측정도가 향상되기는 하나 한계점이 존재[10]하는 것으로 알려져 있다. 동시에 모델링에 사용되는 데이터 수의 증가는 식(4)의 연산에서 요구되는 역행

렬 계산시간의 급격한 증대와 연산을 위한 대용량 메모리의 필요성 등과 같은 문제들을 유발하며, 따라서 실제 구현이 현실적으로 어려워지는 문제가 발생되는 것으로 알려지고 있다. 이에 본 연구는 모델링에 사용되는 데이터의 수를 가능한 크게 하면서 동시에 실시간 연산이 가능한 1,008개의 데이터를 모델링에 사용하였다.

지역난방의 온수급탕부하 모델링에서 사용될 입력 데이터 벡터를 구성하기 위하여 본 연구는 우선 공동주택의 온수급탕열 사용량 및 사용 패턴을 측정된 데이터를 통하여 분석하였다. 이에 본 연구에서는 사용시간을 나타내는 월(month), 요일(day of week), 시간(hour), 외기온도 및 온수급탕열교환기 2차측 급수 온도를 온수급탕부하를 결정짓는 독립인자로 설정하고, 따라서 아래의 식(8)에서와 같은 36개의 요소를 갖는 벡터를 구성하여 이를 입력데이터 벡터로 사용하였다.

$$\boldsymbol{x}_i = [\boldsymbol{M}, \boldsymbol{W}, \boldsymbol{H}, T_A, T_W](36\times 1), i = 1 \cdots 1008 \quad (8)$$
$$\boldsymbol{M} \in R^3, \boldsymbol{W} \in R^7, \boldsymbol{H} \in R^{24}, \ T_A \in R^1, T_W \in R^1$$

식(8)의 $\boldsymbol{M}(3\times 1)$은 데이터의 측정 월(month)을 표시하는 벡터로서, 만약 데이터가 1월에 측정된 데이터의 경우 [0 1 0]로 표시되는 벡터이다. $\boldsymbol{M}$과 유사하게 $\boldsymbol{W}(7\times 1)$는 요일(day of week)을 표시하는 벡터로서 7개의 요소를 가지고 있으며, 해당 요일의 요소를 1로 그리고 나머지 요소들을 0으로 하는 벡터이다. 시간(hour)을 표시하는 벡터 $\boldsymbol{H}(24\times 1)$는 하루 중의 시간을 표시하기 위한 것으로서 24개의 요소를 가지고 있다. 또한 T_A는 외기 온도를 그리고 T_W는 온수급탕열교환기 2차측 급수의 온도를 나타낸 것이다.

3.2.2 모델 탐색(Model Search)

모델 탐색은 모델링에서 사용되는 두 개의 파라미터 (σ, γ)를 결정하는 과정으로, 본 연구에서는 현재 모델 탐색의 가장 보편적인 방법으로 알려져 있는 교차확인법(cross validation method)[11]을 사용하였다.

교차확인법에 의한 모델 탐색을 위하여, 본 연구에서는 우선 모델링에 사용된 1,008개의 데이터를 8개의 그룹으로 나누고, 따라서 각각 882개의 데이터를 모델링을 위한 데이터로 하는 8개의 개별 모델을 형성하여 이들 개별 모델들이 개별 모델링에서 남겨진 각각의 126개의 데이터에 대해 갖는 평균회귀오차들을 식(9)에서와 같이 계산하였다. 식(9)의 y_{ij}는 i번째 모델링에서 남겨진 그룹의 j번째 실제 측정된 온수급탕부하이며, $\widehat{y_{ij}}$는 i번째 형성된 모델을 사용하여 i번째 모델링에서 남겨진 그룹의 j번째 측정 데이터를 예측한 값이다.

$$E = \frac{1}{8}\sum_{i=1}^{8}\left[\frac{1}{126}\sum_{j=1}^{126}|y_{ij} - \widehat{y_{ij}}|\right] \quad (9)$$

본 연구는 또한 교차확인법에 의한 모델 탐색에서 요구되는 파라미터의 탐색 구간을 식(10)에서와 같이 설정하고, 이들 구간에서의 격자탐색(grid search)을 수행하여 파라미터(σ, γ)를 식(11)에서와 같이 결정하였다.

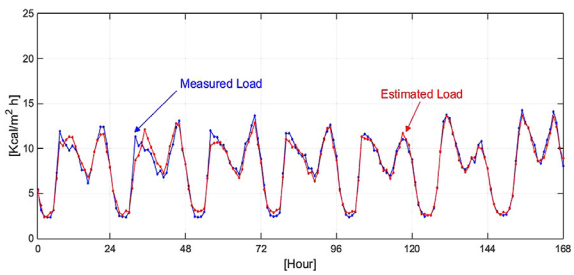
$$0.1 \leqq \sigma \leqq 100, 1 \leqq \gamma \leqq 1000 \quad (10)$$
$$\sigma = 1.7, \gamma = 9.0 \quad (11)$$

3.2.3 모델의 수요 예측 성능 평가

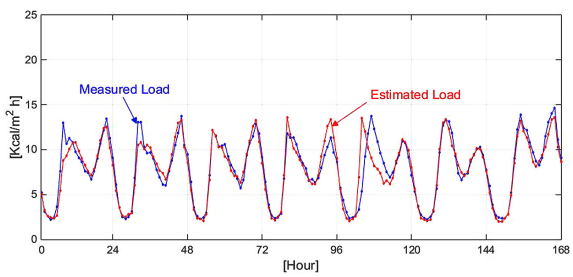
지역난방의 온수급탕부하 모델의 일반화 성능, 즉 온수급탕부하의 수요 예측 성능 평가는, 모델링에 사용되지 않은 1,176개의 측정 데이터를 대상으로, 수립된 모델을 사용하여 예측된 값과 실제 측정된 값을 비교하는 방법으로 수행되었다.

Fig. 4는 본 연구에서 수립된 모델의 수요 예측 성능 평가 결과의 일부를 보여준 것이다. 그림에서와 같이 본 연구에서 수립된 모델을 사용하여 예측된 지역난방의 온수급탕부하는 실제 측정된 것과 대단히 유사하게 일치되고 있다.

식(12)는 또한 본 연구에서 수립된 모델의 수요 예측 정확도를 정량적으로 평가하기 위한 것으로서, 모델링에 사용되지 않은 7주 동안에 측정된 1,176개의 온수급탕부하에 대한 예측오차의 평균절대비율오차(MAPE,



2013. 1. 7.~2013. 1. 13.



2013. 2. 25.~2013. 3. 3.

Fig. 4 Estimation of district heating system's hot water supply load.

ⓒ SAREK

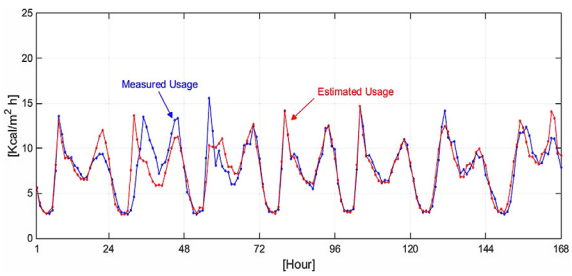
mean absolute percentage error)를 나타낸 것이다. 식(12)의 y_i와 $\boldsymbol{x}_i$는 각각 성능 평가에 사용된 i번째 측정 데이터 및 해당 데이터의 입력데이터 벡터를 나타내며, $\boldsymbol{x}_j$는 모델링에 사용된 j번째 측정 데이터의 해당 입력데이터 벡터이다. 또한 α_j와 b는 각각 식(4)에 의하여 얻어진 j번째 Lagrange multiplier와 바이어스 상수이다.

$$MAPE = \frac{100}{1176}\sum_{i=1}^{1176}\left|\frac{y_i - [\sum_{j=1}^{1008}\alpha_j K(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) + b]}{y_i}\right| = 9.7637\% \quad (12)$$

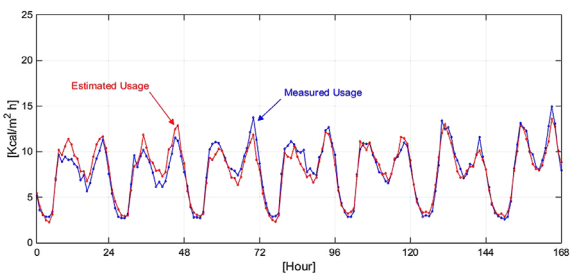
3.3 개별 공동주택의 온수급탕부하 모델

개별 공동주택의 동절기 열에너지 사용량의 관리 및 제어에서 요구되는 수요 예측을 목적으로 하는 개별 공동주택의 온수급탕부하 모델은, 지역난방의 온수급탕 모델링과 동일한 과정을 개별 공동주택에서 측정된 온수급탕부하 데이터에 적용함으로서 얻어진다. 즉 개별 공동주택의 온수급탕부하 모델링은 동절기에 6주간 개별 공동주택에서 측정된 1,008개의 데이터를 사용하며, 식(8)과 동일한 형태의 입력데이터 벡터를 사용한다. 또한 모델링에서 사용된 파라미터(σ, γ)는 식(10)의 구간에서 격자탐색을 수행하여 결정된다.

Fig. 5는 본 연구에서 구성한 7개의 공동주택의 온수급탕부하 모델 중에서, Table 1의 MB 공동주택의 온수급탕부하 모델이 갖는 수요 예측 결과의 일부를 보여주는 것이다. Fig. 5를 위해 사용된 모델은 식(13)에서와 같은 파라미터들을 사용하였으며, 동시에 모델링에서 사용되지 않은 1,176개의 측정 데이터에 대하여 11.6097%의 수요예측 평균절대비율오차를 가지고 있는 것으로 나타났다.



2012. 12. 24.~2012. 12. 30.



2013. 1. 21.~2013. 1. 27.

Fig. 5 Estimation of apartment MB's hot water supply load.

$$\sigma = 2.0, \gamma = 12.0 \quad (13)$$

MB 공동주택이외의 공동주택들의 동절기 온수급탕부하 모델들도 각각 해당 공동주택에서 측정된 그러나 모델링에 사용되지 않은 데이터를 사용하여 구성된 모델의 예측 성능을 평가하였다. 평가 결과, 모든 공동주택들의 온수급탕부하 모델들은 Fig. 5와 유사한 형태로 해당 공동주택의 온수급탕부하의 수요를 예측할 수 있으며, 평균절대비율오차가 10%~20% 범위에 있는 것으로 나타났다.

4. 결 론

본 연구는, 난방부하의 모델링에 관한 선행연구에 이어, 지역난방을 사용하는 공동주택의 동절기 온수급탕부하 수요 예측에서 사용될 수 있는 모델 수립을 위한 연구의 결과로서, 경기도 남부 신도시지역에 위치하는 7개 공동주택의 12개 온수급탕열교환기에서 동절기 13주 동안 측정된 온수급탕부하를 LS-SVM을 사용하여 모델링하고, 수립된 모델의 예측 정확도를 측정된 데이터와 비교 분석한 것이다.

본 연구에서 얻어진 결과는 다음과 같다.

(1) LS-SVM 기반의 온수급탕부하 모델은 동절기 공동주택의 온수급탕열 사용량 및 사용 패턴을 추론하기 위한 모델로 사용될 수 있다.

(2) 동절기 지역난방이 공급하여야 하는 열에너지의 총량을 추론하기 위한 목적으로 구성된 지역난방의 온수급탕부하 모델은, 측정된 시험 데이터에 대하여 평균절대비율오차 10% 이내의 예측 정확도를 가지고 있다.

(3) 개별 공동주택 온수급탕부하의 효율적 사용관리 및 제어를 위한 목적으로 활용될 수 있는 개별 공동주택의 온수급탕부하 모델은, 측정된 시험 데이터에 대하여 평균절대비율오차 10%~20% 범위의 예측 정확도를 가지고 있다.

본 연구의 모델은 경기 남부 신도시를 담당하는 지역난방시스템의 동절기 열사용량의 수요예측에 사용되기 위한 목적으로 구성된 것으로, 해당 지역에서 측정된 데이터를 사용하여 구축된 것이다. 따라서 본 연구에서 구성된 모델의 일반화, 즉 데이터 측정이 이루

어진 신도시 이외의 국내 도시지역에서의 적용에는 제한이 있을 수 있다. 그럼에도 불구하고 연구에서 사용된 데이터는 비록 특정지역의 것이기는 하나 다양한 공동주택에서 취득한 것이며, 동시에 측정에 참여한 공동주택들이 신도시의 넓은 지역에 분포되어 있음을 고려한다면, 본 연구에 사용된 데이터의 대표성이 아주 없다고는 할 수 없을 것이고, 따라서 제한적일 수는 있으나 본 연구의 결과가 경기 남부 신도시 이외의 지역에서도 일부 수용될 수 있는 여지가 있을 것으로 사료된다.

동시에 본 연구에서 수립된 모델의 동절기 급탕부하 수요 예측에 대한 정확성이, 온수급탕부하의 비선형성을 고려한다면 비록 낮은 것은 아니나 여전히 향상되어야 하며, 따라서 이에 대한 추가적 연구에 대한 필요성이 있다.

후 기

이 연구는 서울과학기술대학교 교내연구비의 지원으로 수행되었습니다(2016-0081).

References

1. Park, Y. C., 2015, Modeling of winter time apartment heating load in district heating system using reduced LS-SVM, Korean Journal of Air-Conditioning and Refrigeration Engineering, Vol. 27, No. 6, pp. 283-292.
2. Werner, S. E., 1984, The heat load in district heating systems, Ph.D. Thesis, Chalmers University of Technology, Sweden.
3. Heller, A. J., 2002, Heat load modeling for large systems, Applied Energy, Vol. 72, No. 1, pp. 371-387.
4. Koive, T. A. and Toode, A., 2006, Trends in domestic hot water consumption in Estonian apartment building, Proc. Estonian Academy of Science Engineering, Vol. 12, No. 1, pp. 72-80.
5. Evarts, J. C. and Swan, L. G., 2013, Domestic hot water consumption estimates for solar heating thermal sizing, Energy and Buildings, Vol. 58, pp. 58-65.
6. Suykens, J. A. K., 2002, Least square support vector machine, Singapore, World Science Pub.
7. Suykens et al., 2002, Weighted least squares support vector machines : robustness and space approximation, Neurocomputing, Vol. 48, No. 1-4, pp. 85-105.
8. Gavin et al., 2002, Improved sparse least squares support vector machines, Neurocomputing, Vol. 48, No. 1-4, pp. 1025-1031.
9. Vapnik, V., 1995, The Nature of Statistical Learning Theory, Springer.
10. Baudat, G. and Anouar, F., 2003, Feature vector selection and projection using kernels, Neurocomputing, Vol. 55, No. 1-2, pp. 21-38.
11. An, S., Liu, W., and Venkatesh, S., 2007, Fast cross validation algorithms for least squares support vector machines and kernel ridge regression, Pattern Recognition, Vol. 40, No. 8, pp. 2154-2162.

ⓒ SAREK