

유닛형 공기조화기 센서의 가상보정 방법 및 적용 특성 분석

윤성민** · 김용식**

*인천대학교 도시건축학부, 조교수

**인천대학교 도시건축학부, 교수

Virtual In-situ Sensor Calibration and the Application in Unitary Air Conditioners

Sungmin Yoon*† · Yong-Shik Kim**

*Division of Architecture and Urban Design, Incheon National University, Assistant Professor

**Division of Architecture and Urban Design, Incheon National University, Professor

†Corresponding author: syoon@inu.ac.kr

Abstract

Since data-driven building technologies have been widely applied to building energy systems, the accuracy of building sensors has more impacts on the building performance and system performance analysis. Various building sensors, however, can have typical errors including a random error (noise) and a systematic error (bias). The systematic error is indicated by the difference between the mean of measurements and their true value. It may occur due to the sensor's physical condition, measured phenomena, working environments inside the systems. Unfortunately, a conventional calibration method has limitations in calibrating the systematic errors because of the difference between working environments and calibration conditions. In such situations, a novel sensor calibration method is needed to handle various sensor errors, especially for systematic errors, in building energy systems having various thermodynamic environments. This study proposes a building sensor calibration method named Virtual In-situ Calibration (VIC) and shows how it is applied into a real building system and how it solves the sensor errors.

Keywords: 건물센싱(Building sensing), 센서가상보정기술(Virtual in-situ sensor calibration), 건물에너지시스템(Building systems), 스마트빌딩기술(Smart building technologies)

1. 서론

건물에너지 절약 및 건물성능 향상이라는 글로벌 목표를 달성하기 위해, 다양한 분야 및 최신 기술들(빅데이터, 머신/딥 러닝, 인공지능 등)이 스마트빌딩분야에 접목되고 있다. 이러한 융복합기술들은 수 많은 센서로부터 측정되는 데이터를 바탕으로 건물의 다양한 성능 및 잠재적 절약요소 등을 분석하여 전문가의 의사결정에 필요한 결과를 제시하거나, 그 문제를 스스로 해결하고 성능을 최대화할 수 있도록 건물을 운영한다. 즉, 정확한

 OPEN ACCESS



Journal of the Korean Solar Energy Society
Vol.38, No.6, pp.65-72, December 2018
<https://doi.org/10.7836/kses.2018.38.6.065>

pISSN : 1598-6411

eISSN : 2508-3562

Received: 03 December 2018

Revised: 19 December 2018

Accepted: 20 December 2018

Copyright © Korean Solar Energy Society

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution NonCommercial License which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

센싱이 전제되지 않고서는 첨단 융복합기술도 그 성능을 제대로 발휘할 수 없으며, 결과적으로 고성능건물과 스마트빌딩의 궁극적인 목표를 실현하는 데에 한계가 있다. 안정적이고 정확한 측정환경을 제공하기 위해, 개별센서 및 네트워크의 하드웨어적 연구개발이 진행되고 있지만, 작동하는 센서의 주변환경 (건물 및 세부 시스템 내 물리적 환경)으로부터 발생하는 bias 형태의 계통오차 (systematic error)는 센서 및 네트워크 자체의 연구 개발로부터 완벽히 해결될 수 없다. 특히, 다양한 열역학적 환경을 지닌 건물에너지시스템의 센서들에서 시스템의 운전조건에 따라 상당한 계통오차 (최대 19.2°C)가 발생하는 것이 확인되었다¹⁾. Yoon et al.²⁾은 건물의 냉난방공조시스템 내 온도센서의 다양한 계통오차에 의한 에너지소비의 증가(최대 약 150% 증가)와 열적 불쾌적 시간을 분석하여 계통오차의 부정적 영향과 이를 해결하기 위한 방법의 중요성을 강조하였다. 하지만 기존의 센서보정방법은 별도의 조건에서 보정이 수행됨에 따라 건물 내 환경으로부터 발생하는 다양한 계통오차를 즉각적으로 발견하고 해결하지 못한다. 따라서 본 연구에서는 새로운 방식의 가상보정방법 (Virtual In-situ Calibration)을 개발하고 실제 건물에너지시스템에 적용한 사례를 제시하고자 한다.

2. 센서 가상보정 방법 (Virtual In-situ sensor Calibration, VIC)

2.1 VIC 개요

본 연구에서 제시하는 센서보정방법은 건물에너지시스템의 물리적 모델과 확률적 기법을 이용한 가상의 현장보정기술로, 시스템 내 다양한 센서에러를 규명하고 해결할 수 있다³⁻⁷⁾. 특히, 시스템 내 숨겨진 계통오차를 규명하고 보정하는 것이 가장 큰 장점이다. 또한, 기존 센서보정에서 요구되는 센서의 해체 및 재설치 작업이 수반되지 않으며, 스마트빌딩의 센서 자가진단 및 자동보정 기능을 구현하는 데에 활용될 수 있다.

2.2 문제구성(MC formulation)

센서의 가상보정방법 (VIC)은 식(1)과 같이 센서값 및 시스템 성능값에 대한 오차를 나타내는 거리함수 (distance function, $D(x)$)로 공식화된다. 식(1)의 센서보정항 (우변 첫 번째 항)은 건물 에너지 시스템 내 작동하는 센서들에 대한 각각의 모델값 (Y_{bi})과 보정값 (Y_{ci})의 차의 제곱으로 구성된다. 보정값은 식(2)와 같이 센서에러를 상쇄하기 위한 오프셋 변수 (offsetting constant)가 포함된 보정함수 (correction function)로 구해진다. 모델값은 식(3)과 같이 모델의 입력변수에 해당하는 각각의 보정값으로부터 계산되며, 보정의 기준값이 된다. 이때, 정확한 기준값을 구하기 위해서는 시스템 모델에 존재하는 불확실한 미지변수 (열전달계수 등)를 정확하게 정의하는 것이 중요하다. 이를 위해 시스템의 성능값 (에너지 사용량, 열전달량 등)에 대한 모델 계산값 (Y_{bh} , 식(4))과 기준값 (Y_{Rb})의 차를 최소화하는 미지변수를 추정하는 모델보정기법을 식(1)에 도입하였고, 기준값은 전제조건으로 알고 있어야 한다. 즉, 거리함수를 통해 각 센서의 측정값과 계산값, 그리고 시스템의 성능값에 대한 기준값과 모델 계산값의 차이를 최소화하는 (1) 오프셋 변수(offsetting constant)와 (2) 모델의 불확실한 미

지변수(unknown parameter)를 정확하게 구하고자 하는 것이다. 신뢰성 있는 미지변수의 값은 센서보정의 오프셋 변수를 더욱 정확하게 예측할 수 있도록 한다. 마지막으로 예측된 오프셋 변수를 통해 각 센서의 계통오차의 크기를 규명할 수 있으며, 식(2)를 통해 각 센서의 측정치를 보정할 수 있다.

$$D(x) = \underbrace{\sum_{i=1}^N (Y_{bi} - Y_{ci})^2}_{\text{sensor calibration}} + \underbrace{\sum_{h=1}^H (Y_{bh} - Y_{Rh})^2}_{\text{model calibration}} \tag{1}$$

$$Y_c = g(M, x) \tag{2}$$

$$Y_b = f_I(Y_{c,v1}, Y_{c,v2}, \dots, Y_{c,vr}, x_{u1}, x_{u2}, \dots, x_{uq}) \tag{3}$$

$$Y_{bh} = f_O(Y_{c,v1}, Y_{c,v2}, \dots, Y_{c,vr}, x_{u1}, x_{u2}, \dots, x_{uq}) \tag{4}$$

$D(x)$: 센서보정에 관한 거리함수

Y_b : 모델값 (Y_{bi} : 센서 측정변수에 대한 모델값, Y_{bh} : 시스템 성능에 대한 모델값)

Y_{ci} : 보정된 측정값

Y_{Rh} : 시스템 성능에 대한 기준값

g : 보정함수

M : 센서의 측정값

x : 오프셋 변수

f : 시스템 모델 (f_I : 센서값에 대한 모델, f_O : 시스템 성능에 대한 모델)

$Y_{c,vr}$: 모델의 입력변수에 관한 보정값

x_{uq} : 모델의 미지변수

N : 센서의 총 개수

H : 시스템 성능의 개수

2.3 Bayesian MCMC

2.2에서 정의한 거리함수를 최소화하는 변수 (오프셋 변수와 모델의 미지변수)를 도출하기 위해 베이저안 추론 (Bayesian Inference)을 사용한다. 이는 식(5)와 같이 변수들의 사전확률분포와 우도함수를 바탕으로, 해당 변수의 사후확률분포를 계산한다. 오프셋 변수의 사전확률분포는 Central Limit Theorem⁸⁾을 기반으로 정규분

포로 정의된다. 그 평균값은 0으로, 표준편차는 측정치의 표준편차 또는 랜덤오차의 범위를 바탕으로 정의된다. 우도함수는 주어진 변수 (x)에서의 기준값 (Y)가 도출될 가능성을 나타내며, 식(6)과 같이 평균이 0이고 표준편차가 σ 인 가우시안 분포를 바탕으로 정의된다. 만약 시스템 운영조건에 따른 여러개의 데이터 세트가 존재하면, 식(6)과 같이 데이터 세트에 대한 각각의 우도함수를 곱 (product)으로 정의한다. 즉, 모든 데이터 세트에 대한 거리함수의 값이 최소가 될수록 평균값 (0)에 가까워져 우도함수의 확률값은 최대가 되고, 변수의 사후분포에서 거리함수를 최소화하는 변수값은 상대적으로 높은 확률을 갖게 될 것이다.

제안한 방법에서는 마르코프 연쇄 몬테카를로 (Markov chain Monte Carlo, MCMC) 기법을 이용하여 베이지안 추론에서의 정규화 상수를 위한 적분계산 없이 사후분포를 도출한다. 이러한 MCMC에 대한 샘플링 기법으로 Metropolis-Hastings 알고리즘을 이용하였다.

$$P(x|Y) = \frac{P(Y|x) \times \pi(x)}{P(Y)} \tag{5}$$

$$P(Y|x) = \prod_{t=1}^T \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{D_t(x)^2}{2\sigma^2} \right] \tag{6}$$

$P(x|Y)$: 변수의 사후확률분포

$P(Y|x)$: 우도함수

$\pi(x)$: 변수의 사전확률분포

$P(Y)$: 정규화 상수

t : 데이터 세트 (T: 데이터 세트의 총 개수)

σ : 정규분포의 표준편차

3. VIC 기술 적용: 유닛형 공기조화기 센서의 계통오차 규명 및 보정

3.1 개요

본 연구에서는 제안한 VIC를 이용하여 R-410A 패키지 유닛에 설치된 센서를 보정하였다. Fig. 1은 대상 시스템의 개요와 설치된 센서의 종류와 위치를 나타내며, 특히 증발기 냉매측과 공기측의 온도, 압력, 노점온도, 풍량 등을 계측하였다. Table 1은 본 사례연구에 대한 시스템 운영조건을 나타낸다. 시스템의 운영조건에 따라 다양한 특성의 계통오차가 발생할 수 있다. 본 연구에서는 실내 송풍량의 변동에 따른 총 9단계의 정상상태의 운영조건에 대해서 VIC를 적용하였고, 9개의 정상상태에서의 데이터 세트를 마련할 수 있었다. 먼저, 증발기에서의 공기측과 냉매측의 열전달량을 비교해 볼 때, 최대 8% 이상의 차이가 나타났다. 본 연구에서는 이러한 차

이의 원인을 센서의 계통오차로 가정하였다.

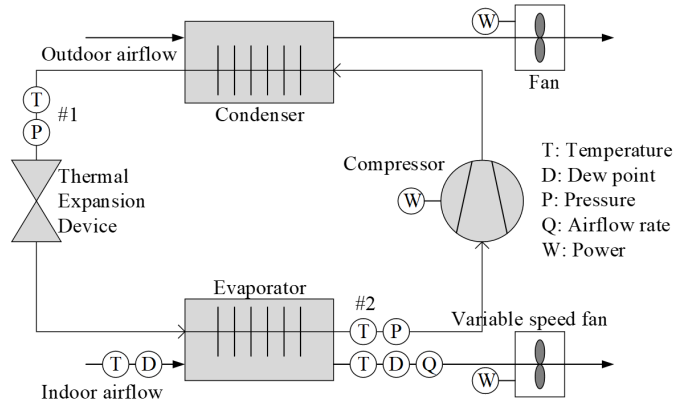


Fig. 1 System diagram and measurements

Table 1 Operational conditions

Number of steady-state conditions	Outdoor temperature [°C]	Outdoor airflow [%]	Indoor temperature [°C]	Indoor airflow [%]	Evaporating coil condition	Refrigerant charge [%]
9	35	100	26.7	50-120	Wet (>50%)	100

3.2 VIC 문제 구성

3.1에서 나타난 증발기에서의 열전달량 차이를 초래하는 센서들의 계통오차를 보정하기 위해 VIC의 거리함수를 정의하였다. 센서들의 사양서에서 제시하는 정확도 자료를 바탕으로 불확실성 분석을 할 경우, 냉매측에 비해 공기측의 불확실성이 상당히 크게 나타났다. 따라서, 공기측에 설치된 5개의 센서(온도계 2개, 노점계 2개, 풍량계 1개)에 대한 거리함수를 구성하였고, 증발기에서의 기본적인 열전달량 모델을 이용하였다. Table 2는 5개 센서에 대한 보정함수, 오프셋 변수, 사전확률분포를 나타낸다. Table 2의 보정함수(correction function)는 식(2)를 바탕으로 측정값에 미지의 보정상수를 갖는 일차함수로 정의되었고, 이는 해당 시스템의 물리적 모델인 식(3)과 (4)의 계산에 입력변수로 이용되어 거리함수를 계산한다. 따라서, 거리함수를 최소화하는 5개의 미지의 보정계수(Table 2)를 정확하게 예측하고자 한다. VIC를 통해 보정하기 전에는 계통오차에 대한 사전정보가 없으므로, 사전확률분포의 평균값을 0으로 정의하였다. 표준편차값은 사양서에서 제시하는 랜덤오차를 바탕으로 정의되었다. 정상상태에서의 9개의 데이터 세트 중에서 8개 세트는 보정용(training set)으로, 1개의 세트는 보정결과의 검증용(test set)으로 사용되었다. 보정은 데이터 세트를 한 세트씩 증가하면서 수행되었고, 검증은 보정 후 남은 데이터 세트들과 검증용으로 별도로 정한 하나의 데이터 세트를 바탕으로 진행되었다.

Table 2 Prior and posterior distributions of five offsetting constants

Sensor	Correction function and variable x	Priors ^a		Posteriors ^a	
		Mean	Standard deviation	Mean (Median)	Standard deviation
T_o (Outlet temperature)	$T_{o,c}=T_o+x_o$	0	0.78	0.37 (0.40)	0.48
T_i (Inlet temperature)	$T_{i,c}=T_i+x_i$	0	0.78	-0.49 (-0.50)	0.23
D_o (Outlet dew point temperature)	$D_{o,c}=D_o+x_o$	0	0.16	0.21 (0.23)	0.22
D_i (Inlet dew point temperature)	$D_{i,c}=D_i+x_i$	0	0.16	0.11 (0.12)	0.17
V (Airflow rate)	$V_c=V+d^b x_V$	0	2.44	14.36 (14.38)	1.00

^a Unit: temperatures (°C) and mass flow rates (m³/h).

^b a is 10, which is introduced into the correction function to match its prior distribution to those of temperatures.

3.3 보정결과 및 고찰

Fig. 2(a)는 Bayesian MCMC를 통해 계산한 각 센서에 대한 오프셋 변수값의 분포를 나타낸다. 오프셋 변수의 값(평균값 또는 중앙값)이 작을수록 해당센서의 계통오차 크기는 작은 것이며, 각 백분위수가 작을수록 랜덤 오차의 크기 또한 작은 것이다. 5개 센서에 대한 결과를 살펴볼 때, 온도센서와 노점센서의 오프셋 변수 크기는 상당히 작게 계산되었다. 반면에 풍량센서의 오프셋 변수는 데이터 세트가 4개 이상부터 상당히 크게 도출되었으며, 5개이상부터는 그 분포가 특정값으로 수렴되었다. Fig. 2(b)는 8개 데이터 세트를 기준으로 보정된 결과(사후분포)를 사전확률분포와 함께 나타낸다. 온도센서와 노점센서에서는 계통오차의 크기가 매우 작게 나타났다. 보정 후 랜덤오차의 크기가 감소하는 것을 알 수 있었다. 풍량센서에서는 사후분포와 사전분포의 차이를 통해 계통오차가 상당히 크게 발생한 것을 알 수 있었으며, 랜덤오차 또한 보정 후 감소하였다. 이러한 풍량계의 오차값은 시스템 내 불규칙한 공기유동특성에서 풍량계 위치에 따른 계통오차로 사료된다. 마지막으로, 보정된 결과의 사후분포에 대한 평균과 표준편차를 Table 2에 나타냈다.

Fig. 3(a)은 각 데이터 세트로부터 보정된 센서의 측정값을 바탕으로 공기측과 냉매측 사이의 열전달량 오차를 재계산한 결과이다. 보정용 데이터 세트만을 바탕으로 계산한 열전달량 오차는 데이터 세트의 수와 관계없이 항상 낮은 오차를 나타냈다. 하지만, 검증용 데이터 세트를 바탕으로 계산한 분포에서는 데이터 세트가 4개부터 그 오차가 크게 감소하는 것을 알 수 있었다. 이는 4개이상부터 예측되어진 풍량계의 계통오차를 보정함에 따라 공기측의 냉방용량이 정확하게 계산되어진 것이다. 한편, 공기측이 아닌, 냉매측의 센서를 보정했을 시에는 Fig. 3(b)와 같이 오차가 제대로 감소되지 않고, 그 분포 또한 수렴되지 않음을 알 수 있었다. 이러한 결과를

통해 공기측에 센서에러가 존재하며, 이로부터 열전달량의 차이가 발생한다는 본 연구의 가설을 검증할 수 있었다. 또한, 본 연구에서 제안한 기상보정 방법을 통해 시스템 내 숨겨진 계통오차와 센서의 랜덤오차를 규명하고 보정할 수 있었으며, 이를 통해 공기측과 냉매측의 열전달량 균형을 향상시켰다.

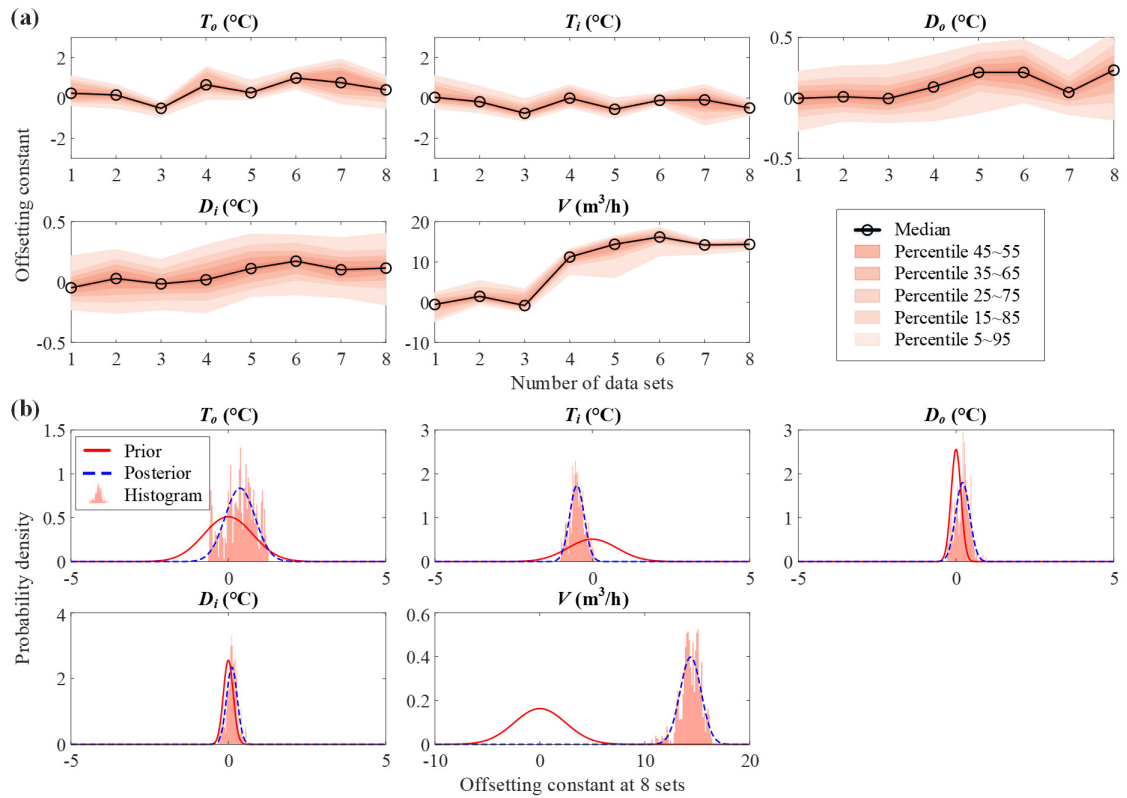


Fig. 2 Offsetting constant and probability density functions at 8 sets

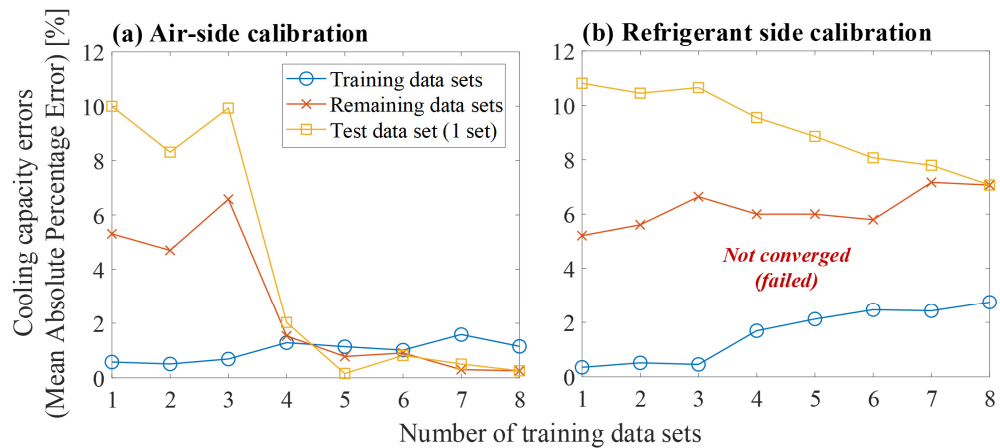


Fig. 3 The distributions of cooling capacity balance errors after a calibration

4. 결론

본 연구에서는 건물에너지시스템의 물리적 모델과 확률적 기법을 통해 센서의 가상보정방법을 제안하였고 실제 패키지형 공조기를 대상으로 그 방법을 적용하였다. 제안한 센서보정기술은 오프셋 변수에 대한 사전/사후확률분포의 비교로부터 기존 보정방법에서 해결하지 못한 센서의 계통오차를 규명할 수 있었으며, 사후확률 분포로부터 측정치의 계통오차와 랜덤오차를 함께 보정할 수 있었다. 또한 현장에서 수치적으로 측정값을 보정함에 따라 센서 탈부착 등의 현실적인 어려움을 해소할 수 있었다.

향후 연구에서는 시스템 운영조건에서의 다양한 센서에러(계통오차의 변화 및 drift error)를 보정할 수 있도록 추가적인 연구가 진행될 것이며, 이를 통해 자가진단/보정 등의 스마트빌딩센싱기술로 자리잡을 수 있을 것이다.

후기

본 연구는 2018년도 인천대학교 교내 연구과제의 지원을 받아 수행함(과제번호 : 2018-0478).

REFERENCES

1. Yu, D., Li, H., Yu, Y., and Xiong, J., Virtual calibration of a supply air temperature sensor in rooftop air conditioning units, HVAC&R Research, Vol. 17, No. 1, pp. 31-50, 2011.
2. Yoon, S., Yu, Y., Wang, J., and Wang, P., Impacts of HVACR temperature sensor offsets on building energy performance and occupant thermal comfort, Building Simulation, 2018. (<https://doi.org/10.1007/s12273-018-0475-3>).
3. Yoon, S. and Yu, Y., Extended virtual in-situ calibration method in building systems using Bayesian inference. Automation in Construction, Vol. 73, pp. 20-30, 2017.
4. Yoon, S. and Yu, Y., A quantitative comparison of statistical and deterministic methods on virtual in-situ calibration in building systems. Building and Environment, Vol. 115, pp. 54-66, 2017.
5. Yoon, S. and Yu, Y., Hidden factors and handling strategies on virtual in-situ sensor calibration in building energy systems: Prior information and cancellation effect. Applied Energy, Vol. 212, pp. 1069-1082, 2018.
6. Yoon, S. and Yu, Y., Hidden factors and handling strategy for accuracy of virtual in-situ sensor calibration in building energy systems: Sensitivity effect and reviving calibration. Energy and Buildings, Vol. 170, pp. 217-228, 2018.
7. Yoon, S. and Yu, Y., Strategies for virtual in-situ sensor calibration in building energy systems, Energy and Buildings Vol. 172, pp. 22-34, 2018.
8. Dudley R.M., Uniform Central Limit Theorems, Cambridge University Press, 1999.