

# 활강단체법을 활용한 건물 외피 열성능변수 추정모델 개발

정진화 · 서상욱 · 채영태  
가천대학교 공과대학 건축학부

## Thermal Property Estimation for Building Envelop Based on Downhill Simplex Method

Jin-Hwa Jeong, Sang-Wook Suh and Young-Tae Chae

Department of Architectural Engineering, Gachon University, Seongnam-Si, Korea

**Abstract :** Thermal properties of building envelope for existing buildings may not be identical to the design specification and installed condition due to workmanship, onsite construction errors, and age of building. Therefore, it is very essential to accurately estimate the properties for improving energy performance and planning building retrofitting and renovation. This study suggests a novel approach to estimate key thermal parameters based on a numerical optimization algorithm, downhill simplex method, incorporated with indoor air temperature variance and change of thermal parameters. Insulation thickness, infiltration, U-factor, and solar heat gain coefficient of window are the estimated variables for a typical medium-sized office in US reference building models. The numerical model searches the variables to minimize the difference of the indoor temperature variance between the original parameter model and the estimated parameter model in minutes for three days of no air conditioning and occupants. The results show that individual parameter estimation for four variables has converged less than 20 iterations with 99.0% accuracy. Although the iteration extended to 201 when four variables are simultaneously unknown conditions, estimated values are very close to the original values under 0.01% of root mean square errors.

**Key words :** Parameter estimation, Downhill simplex method, EnergyPlus, Building envelope, Thermal property

### 1. 서 론

#### 1.1. 연구 배경

국내의 건물부분의 노후도가 지속적으로 증가하고 있어 노후건물의 개수 및 보수를 위한 그린리모델링에 대한 관심이 증가하고 있다. Hwang, Yang, Park과 Kwon (2016)은 국내의 주거용 및 사업용 건물의 65.7%가 노후건물로 분석하였으며 이에 대한 대책이 시급한 것으로 판단하였다.

기존 건물의 에너지 성능 향상과 효과적인 그린리모델링을 위해서는 현재 사용중인 건물의 열성능, 특히 건물 외피의 열적 성능지표에 대한 정확한 이해가 반

드시 요구되나, 설계단계에서 설계도서 및 시험성적서의 열성능 지표가 현장여건과 작업자의 전문성에 따라 시공상의 오차가 발생하는 점, 건물의 사용연수에 따라 그 성능이 지속적으로 변하는 이유(Choi et al., 2014)로 정확한 열성능을 추정하기는 어려워 대다수 현장측정법을 활용하고 있다.

Kim, Jang, Choi와 Kim (2019)은 KS F 2829:2005에 따른 적외선 열화상을 통한 외벽 열성능 측정값과 열류계를 이용한 열성능 측정값을 비교하였다. KS F 2829:2005 방법을 이용하여 벽체의 열관류율을 추정하는 경우 오차가 크게 발생하는 것을 시사하였으며, 이러한 오차는 공기의 기류거동에 따른 대류열전달 계수의 적용 방법에 따른 것으로 판단하였다. 이에 따라, KS F 2829:2005 방법을 활용하는 경우 실의 대류열전달 계수의 적절한 보정 필요성을 제시하였다.

Kim과 Choi (2021)은 외피의 단열성능을 간편하게

교신저자 : 채영태 (우 13120) 경기도 성남시 수정구 성남대로 1342, 가천대학교 건축학부  
전화번호 : +81-31-750-5299  
E-mail : ychae@gachon.ac.kr

측정하기 위해 현장측정용 열류계를 ISO 9869-1 기준에 적합한 방법으로 이용하여 단열성능 평가 기법을 제안하였다. 그러나 ISO 9869-1의 경우 적합한 정밀도를 얻기 위해 3~7일의 측정기간이 필요한 점, 측정대상 외벽의 열용량에 따라 서로 다른 판정 기준을 활용하는 점, 정상상태를 형성하기 실내의 온도차를 유지하기 위해 추가적인 작업을 수행해야 한다는 점에서 현재 사용중인 건물에 직접적인 적용은 제한이 있다.

Park et al. (2021)은 건물 공조기 입력변수를 중심으로 변수의 불확실성이 건물에너지 성능평가에 미치는 영향성을 도출하기 위해 인공신경망 대리모델 기반의 민감도를 분석하고 불확실성 변수를 선별하여 베이지안 MCMC (markov chain monte carlo)보정과 검증을 통해 변수의 불확실성을 해석하였다. 이를 통해 베이지안 MCMC는 6가지 항목의 공조기 입력변수의 불확실성을 보다 정밀하게 보정할 수 있었으나, 건물에너지 뿐만 아니라 건물의 열성능 관점에서 보다 다양한 건물변수 (외피변수, 기상변수 등)의 검증도 필요할 것으로 판단된다.

Pathak et al. (2019)는 건물의 종합적인 열성능 측정을 위해 물리모델 (bayesian state-space)과 통계모델 (MCMC)을 결합할 수 있는 상태-공간 모델링 프레임워크를 제안하였다. 제안한 기법의 모델링 방법은 현재 건물의 실내온도를 가장 잘 나타낼 수 있는 다양한 건물 열성능변수 (HVAC 시스템, 기상변수, 건물 외피 변수) 추정이 가능하나, 물리모델의 복잡성으로 인해 해석이 어려운 제한성이 있다.

대다수 기존 연구의 경우 열류계를 활용한 직접법을 통한 단일변수 (외피의 벽체의 열성능)를 추정하고 있으나, 건물의 열성능은 창문의 열-광학적 특성, 벽체의 단열성능, 그리고 외피의 기밀성을 포함한 종합적 상호관계에 의한 것으로 단일 변수의 추정뿐만 아니라 복합 변수 추정을 통한 보다 정밀한 열성능을 추정할 필요가 있다. 최근들어, 통계모델 기반의 다양한 건물 변수를 종합적으로 추정하기 위한 방법이 제안되고 있으나, 해석이 복잡한 물리모델 기반의 특정변수 추정이 이루어지고 있다.

이에 본 연구에서는 외부기상조건의 변화에 따라 발생하는 실내온도의 변화를 목표함수로 설정하고 정밀 에너지 시뮬레이션 해석프로그램의 일반적인 기하특성을 입력조건으로 설정하여, 해당 실내온도변화를 가장 잘 대표할 수 있는 다중의 외피 열성능 지표인 창호 열관류율 및 태양열 취득계수, 벽체 단열재 두께, 침기량을 개별적으로 또는 일괄적으로 수치해석적 방법으

로 추론할 수 있는 모델을 제시하고자 한다.

## 1.2. 연구 범위

건물의 규모 및 건축부제에 대한 기초정보와 외기정보를 기반으로 설정한 기간 내의 실내온도를 동일하게 구현하기 위한 외피의 구체적인 열성능 영향 변수 수치해석 기반의 최적화 모델을 활용하여 개발하였다. 이러한 수치해석 기반 모델은 현장측정 소요를 최소화하고 투입 측정 장비 및 장시간의 측정기간이 소요되지 않은 장점을 가지고 있어 에너지 및 열성능 해석 대상 건물에 대한 건물 외피의 구체적인 열성능 인자를 산출하는데 소요시간과 비용을 절감할 수 있을 것으로 기대한다. 본 연구에서는 비재실 공간의 3일간의 실내 온도변화, 해당 기간의 외부기상 및 건물 외피를 포함한 해석대상 공간의 기하모델을 입력값으로 설정하고 수학적 최적화 모델을 활용하여 건물외피의 열성능을 결정하는 주요지표인 기밀성능, 외벽의 단열성능, 창호의 열관류율, 창호의 일사열 취득계수를 자동으로 추정하는 모델을 개발하였다. 개발 모델의 검증을 위해 대상건물의 실제 열성능 지표를 활용하는 조건과 추정모델로부터 도출된 열성능 지표를 활용하는 조건에서의 실내온도를 비교 평가 하였다.

## 2. 연구 방법

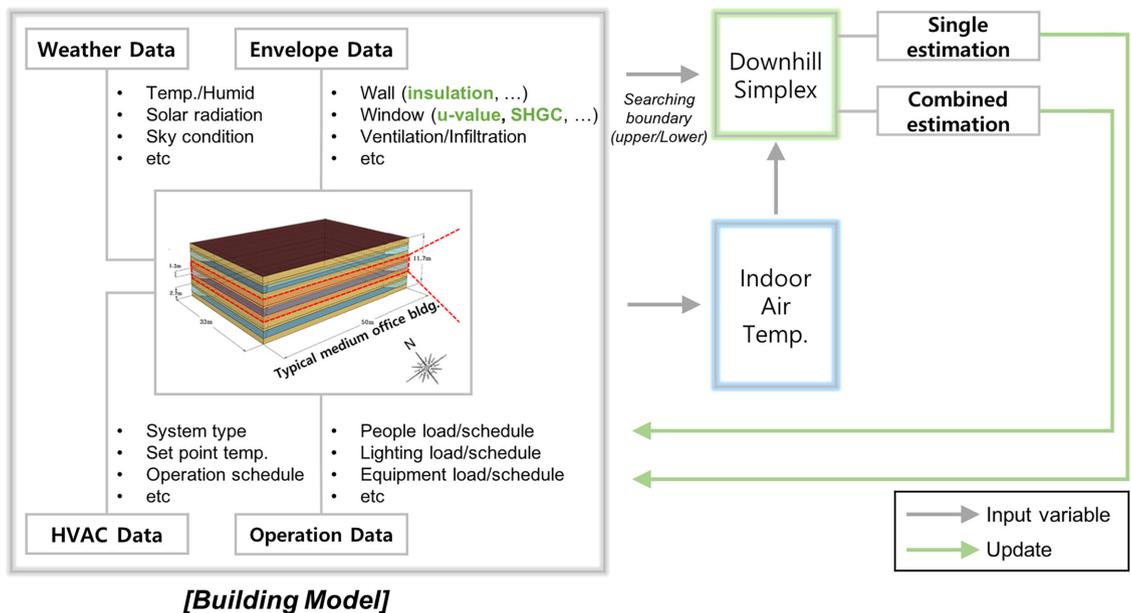
### 2.1. 해석대상 건물

개발된 모델의 일반성 확보와 주요 외피 열성능 지표의 객관화를 위해 미국 에너지 정보국(US EIA)에서 4년마다 조사하여 작성하는 CBECS(Commercial Buildings Energy Consumption Survey) 데이터를 기반으로 구축된 미국 에너지부(US DOE)의 중소형 상업용 건물의 표준모델을 사용하였다(Deru et al., 2011). 대상 건물은 3층으로 일반적인 사무소 건물의 운영시간(06:00~22:00), 실내 설정온도조건(난방 : 20 °C, 냉방 : 26 °C) 을 가지고 있으며 건물정보는 Table 1과 같다. 각 층은 방위별 외부주 4개소와 실내 공조구역인 내주부 1개소로 구성되어 있다. 표준모델의 건축적 및 설비적 요소는 모델자체의 입력변수를 활용하며, 해석에 사용된 기상데이터는 인천지역의 표준기상데이터를 활용하였다. 본 연구에서 도출하고자 하는 추정변수는 외벽 단위 면적당 침기량으로 평가하는 기밀성능, 주요 외벽체의 단열재 두께, 창호의 열관류율과 태양열 취득계수(Solar Heat Gain Coefficient: SHGC)이며 전체 연구과정은 Figure 1 과 같다.

**Table 1.** Configurations of Target Building

Location	Incheon
Shape	Rectangular
Orientation	North-South
Floors	3
Net-conditioned Area	4,082 m <sup>2</sup>
Infiltration*	0.00032 m <sup>3</sup> /s-m <sup>2</sup>
External Wall Construction	Wood Siding (Conductivity = 0.11 W/mK, Thickness = 0.01 m)
	Insulation (Conductivity = 0.049 W/mK, Thickness* = 0.087 m)
	Finishing (Conductivity = 0.16 W/mK, Thickness = 0.012 m)
Window-Wall-Ratio	33%
Window System	U-value* = 3.22 W/m <sup>2</sup> -K
	SHGC* = 0.39
Heating and Cooling System	System: VAV with air terminal units (5 zone)
	Operating hours : 06:00~20:00 Indoor set point temperature : 20 °C for heating, 26 °C for cooling
Heat Source	Boiler efficiency : 0.78
	Electric Chiller COP: 3.4

\* Target variable



**Figure 1.** Overall framework of research.

**2.2. 최적화 알고리즘**

특정한 목표값을 달성하기 위해 다양한 변수를 탐색

하는 기법은 일반적인 최적화 문제를 응용하여 개발할 수 있다. 목적함수에 적절한 여유도를 부여하고 개별

변수들의 입력에 따른 함수의 반응특성을 추적하여 새로운 변수의 선택방향을 설정하여 탐색하는 직접탐색법 중 가장 신뢰도가 높은 Simplex algorithm을 주요 탐색엔진으로 채택하였다(Spendley et al., 1962).

가장 기초적인 Simplex algorithm은 초기에 탐색된 simplex를 목적함수의 오차와는 상관없이 전체 탐색과정에서 그대로 사용하기 때문에 계산시간이 증가하고 수렴이 어려운 단점을 해결하기 위하여 simplex의 탐색과정 중에 반사, 확장, 축소 및 수축과정을 포함하는 개량된 Downhill simplex method가 제안되어 다수의 비선형 최적화 문제에 활용되고 있다(Nelder & Mead, 1965).

제약조건이 없는  $n$ 개의 변수를 가진 함수( $f$ )의 최소화를 위해  $n$  차원의 공간화를 다음 식(1)과 같이 수행하고  $n+1$ 개의 절점들로 구성된 다각형 형태의 simplex,  $S$ 를 최소화 하도록 반복 연산을 실행한다(Choe & Hyun, 1999).

$$f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \quad (1)$$

초기  $S$  설정을 위해 변수( $x_0, \dots, x_n$ )로 구성된  $n+1$  극점들을 생성함에 있어 탐색하고자 하는 변수의 주어진 입력값( $x_e$ )을  $x_0$ 로 설정하여 적절한 재시작을 위한 상태로 구성한다. 나머지 생성된  $n$ 개의 절점들은 초기조건 하에서의 공간구성을 형성하고 각 극점들에서의 함수값을 계산한다.

초기조건이 결정되면 최저값을 찾기 위한 반복과정들을 거치게 되는데  $n+1$ 개의 극점에서 도출된 함수값들의 표준편차들이 일반적으로 정해진 값(1e-8)이하로 유지되거나, 주어진 반복계산회수를 초과하게 되면 중지하는 방법을 적용한다.

초기조건에서 발생한 함수값을 기준으로 반복과정을 수행하며 이때 각 극점에 따른 함수값 가운데 최상, 차상, 그리고 최하점을 각각  $P_h, P_{second,h}, P_l$ 로 정의하고 해당 함수값을  $f_h, f_{second,h}, f_l$ 로 결정한다. 최상점 값을 제외한 나머지 극점들의 기하적 중심점(centroid,  $P_o$ )을 계산하여  $P_h$ 를  $P_o$ 로 이동하여 새로운 극점  $P_r$ 를 만든다. 이러한 일련의 과정을 최하점 반사(Reflect worst point)라고 하며 다음의 반사계수( $\alpha$ )를 활용한 식(2)를 통해 수행하게 된다.

$$P_r = (1 + \alpha)P_c - \alpha P_h \quad (2)$$

반사된  $P_r$ 에서의 값을  $f_r$ 이라고 하면, 함수값의 결

과에 따라 반사, 확대, 축소를 시도하게 된다.

만일 반사를 수행해서 발생한 새로운 극점을 적용한 함수값이  $f_i < f_r < f_{second,h}$  이면  $P_h$ 를  $P_r$ 로 대체하며 다시 반사과정을 되풀이하며,  $P_r$ 를 통해 계산된 함수값이  $f_r < f_i$ 이면 이동방향의 적정성이 확인되었으므로 확장계수( $\gamma$ )를 이용하여 다음 식 (3)을 통해 확장된 극점( $P_e$ )를 도출한다.

$$P_e = \gamma P_r + (1 - \gamma)P_o \quad (3)$$

$P_e$ 의 함수값인  $f_e$ 가  $f_i$  보다 작은 경우 확장된 새로운 점을 수용하며, 그 반대의 경우에는 확장시도를 제외하고 다시 반사과정을 거친다.

반사를 수행해서 발생한 새로운 극점을 적용한 함수값이  $f_i > f_h$  이면 진행경로가 과대평가 되어 있으므로 축소계수( $\beta$ )를 활용하여 다음 식 (4)와 같이 축소과정을 실행한다.

$$P_c = \beta P_h + (1 - \beta)P_o \quad (4)$$

$P_c$ 로 도출된 함수값( $f_c$ )이  $f_h$ 보다 작다면 축소값을 인정하고 다시 반복과정을 수행하지만,  $f_c > f_h$ 의 경우 축소시도는 제외하고  $S$ 를  $P_l$  방향으로 수축한다.  $P_l$ 을 제외한 나머지 극점( $P_i$ )들은 수축계수( $\delta$ )를 활용하여 다음 식 (5)를 이용해 수축정도를 결정한다.

$$P_i \leftarrow \delta P_i + (1 - \delta)P_l \quad (5)$$

수축된 극점들의 함수값을 계산한 후 반복계산을 수행한다.

반복과정에서 사용되는  $\alpha, \beta, \gamma, \delta$  계수는 다양하게 결정될 수 있으나 본 연구에서는 표준값인  $\alpha=1.0, \beta=0.5, \gamma=1.0, \delta=0.5$  을 활용하여 반복연산을 수행하였다.

### 2.3. 모델평가

비 공조시간으로 설정된 3일간의 매 분별( $n=4,120$ ) 실내온도 시뮬레이션 표본을 생성하였다. 황강단체법을 통해 각 반복시도에서 도출된 열성능 지표를 EnergyPlus 모델에 투입하여 계산된 실내온도( $\hat{y}_{pred,i}$ )와 기준조건에서 계산된 실내온도( $y_{act,i}$ )와의 평균제곱근 오차(Root mean square error: RMS)를 이용하여 다음 식 (6)과 같이 계산하며, 해당 오차를 최소화 하는 반복연산을 수행하였다.

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^i (\hat{y}_{pred,i} - y_{act,i})^2}{n}} \quad (6)$$

### 3. 연구결과

#### 3.1. 기준조건

열성능 지표들의 추정을 위한 기준 조건은 표준기상년의 기상정보 중 가장 기온이 높은 날을 기준(8/11)으로 전-후일을 연휴기간으로 가정하여 비 냉난방 조건으로 설정하였으며, 중간층의 남측 외주부의 매 분의 실내온도 평균을 기준조건으로 선정하였다. 다음 Figure 2는 8월 11일을 중심으로 3일간의 외기온 및 직달일사량과 중간층 남측 외주부 실내온도를 나타낸다.

외기온의 경우 3일간 최대 온도 발생시점은 8/11 15:00이며, 최저 온도 발생시점은 8/11 06:00으로 관측되었다. 최대 직달일사량 발생시점은 8/11 13:30으로 해당시간의 일사량은 단위면적당 806 W 수준으로 나타났다. 실내 온도제어를 위한 냉방작동이 정지된 휴일의 운전상태에서 실내 온도는 외기온과 유사한 형태로 변화하며, 일정부분 축열효과에 따른 지연현상이 관측되었다. 해당 기간내 대상부위(중간층 남측 외주부)의 실내온도는 최대 36.0°C(8/11 17:18)이며 최저 30.0°C (8/11 08:15)로 관측되었다.

#### 3.2. 단일 변수 추정

개발된 알고리즘을 활용해 건축물의 외피 열성능 지

표인 벽체 단열재 두께(Insulation thickness), 창문의 열관류율(U-factor), 창문의 태양열 취득계수(SGHC), 침기량(Infiltration)을 변수로 하여 추정된 결과는 다음 Figure 3-6과 같다.

단일 변수추정에는 해당 목표변수만 미지수로 정의하고 나머지 변수들은 대상건물에 제시된 열성능을 그대로 인용하여 적용하였으며 탐색범위가 과도하게 확장되는 것을 방지하기 위해 상한값 및 하한값에 대한 경계조건을 설정하였다.

##### 3.2.1. 단열재 두께 추정

대상 건물에 적용된 단열재 두께(0.087m)를 추정하기 위해 설정된 경계조건의 하한값(0.01m)과 상한값(0.20m)과 해당 값의 중심값(0.10m)를 초기조건으로 실시한 추정결과는 다음 Figure 3과 같다.

하한값을 시작점으로 하는 경우(Figure 3-(a)), 오차를 줄이기 위해 지속적으로 단열재 두께를 증가시키며 반복연산을 수행하며, 반복연산 9회차(0.087m)에서 수렴 및 종료하였다. 상한값(0.20m)와 중간값(0.10m)을 시작점으로 하는 경우(Figure 3-(b), (c)), 수렴시점이 반복연산 11회(상한값), 반복연산 5회(중간값)으로 나타났으며, 이때의 추정 단열재 두께는 각각 0.0870m(상한값), 0.0868m(중간값)으로 도출되었다. 특히 중간값으로 초기조건을 설정하는 경우 수렴속도가 빠르게 나타나는데 이는 초기값(0.10m)이 실제값(0.087m)에 가장 가까워 초기값으로 발생하는 RMS 값이 다른 조건에 비해 작은 값을 나타내내기 때문으로 판단된다.

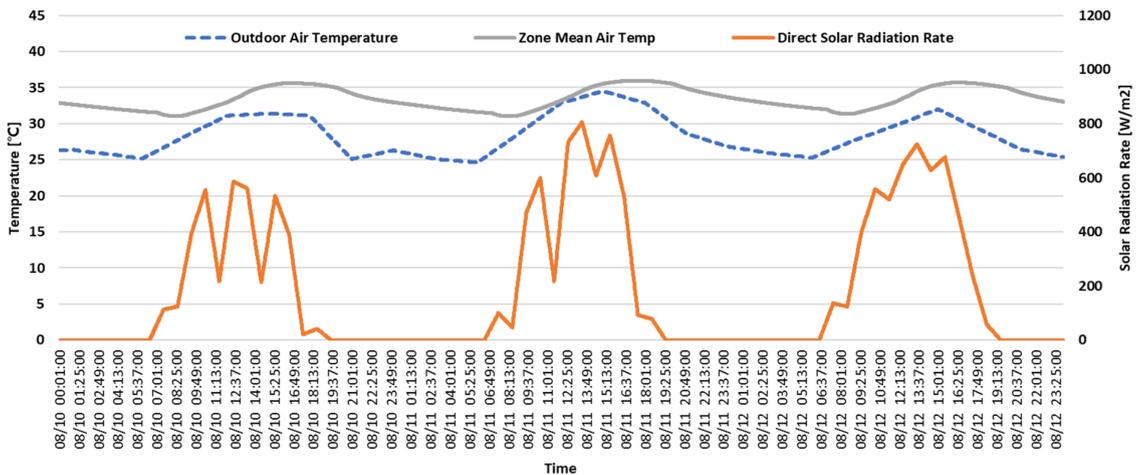


Figure 2. Outdoor and Indoor temperature variations with direct solar radiation rates in minutes.

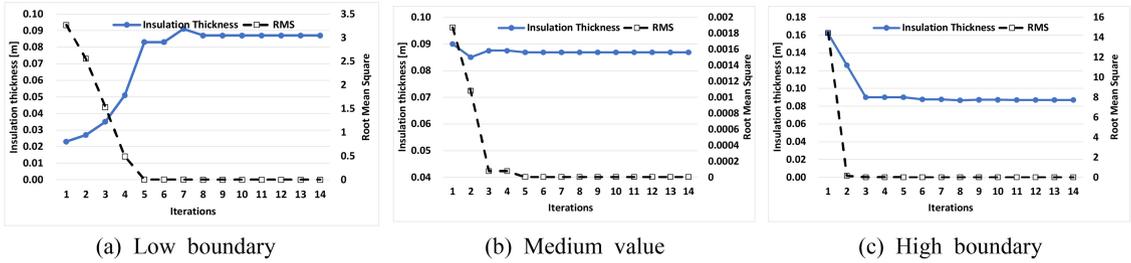


Figure 3. RMS for each iteration with different initial conditions for insulation thickness.

3.2.2. 창호 열성능 추정

대상 건물에 적용된 창문의 열관류율(U-factor, 3.22 W/m<sup>2</sup>-K)과 태양열 취득계수(SHGC, 0.39)의 추정결과 는 다음 Figure 4~5와 같다.

창문의 열관류율의 경우 상한값(4.0 W/m<sup>2</sup>-K)을 시작 점으로 하는 경우(Figure 4(c)), 수렴시점이 반복회수 8회, 입력값 3.22 W/m<sup>2</sup>-K로 하한값(0.1 W/m<sup>2</sup>-K) 및 중간값(2.0 W/m<sup>2</sup>-K)에 비하여 빠른 수렴양상을 나타냈 다. 세 가지 서로 다른 초기조건에서 모두 15회 이내에 수렴되는 것으로 나타났으며 수렴시점에서의 결정변수는 3.219 ~ 3.220 W/m<sup>2</sup>-K 로 형성되어 대상건물에 적용 된 창호의 열관류율과 거의 동일한 것으로 나타났다.

창문의 태양열취득계수의 경우 중간값(0.50)을 시작 점으로 하는 경우(Figure 5(b)), 수렴시점이 반복회수 11회, 입력값 0.390로 하한값(0.01) 수렴조건(반복회수 15회) 및 상한값(0.9)의 수렴조건(반복회수 17회)에 비해 빠르게 수렴하였다. 다른 변수 추정과 유사하게 실 제값과 가까운 초기조건값을 채택하는 경우 수렴속도 를 높이는 것으로 판단되며, 서로 다른 초기값 조건에 도 결정변수는 0.389로 동일하게 나타났으며 실제 기 준 값인 0.390와 거의 일치하였다.

3.2.3. 침기량 추정

대상 건물에 적용된 창호외주부 길이당 침기량

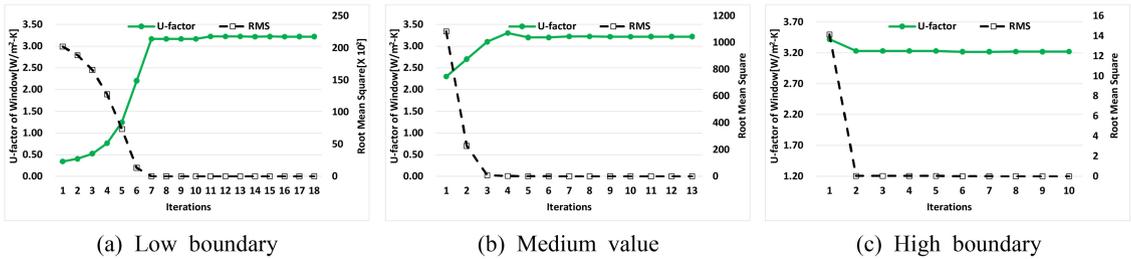


Figure 4. RMS for each iteration with different initial conditions for U-factor of window.

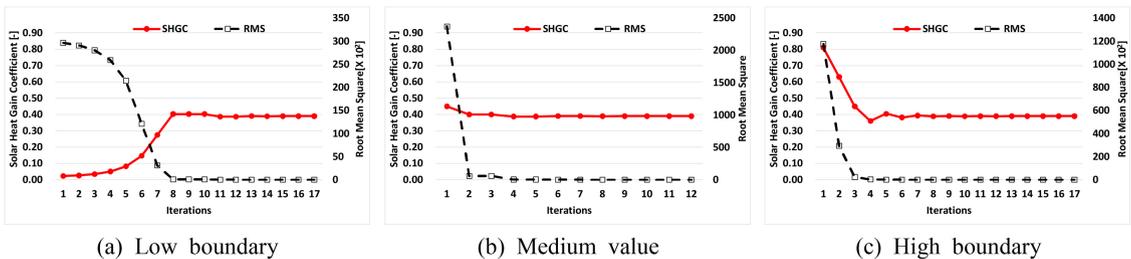


Figure 5. RMS for each iteration with different initial conditions for SHGC of window.

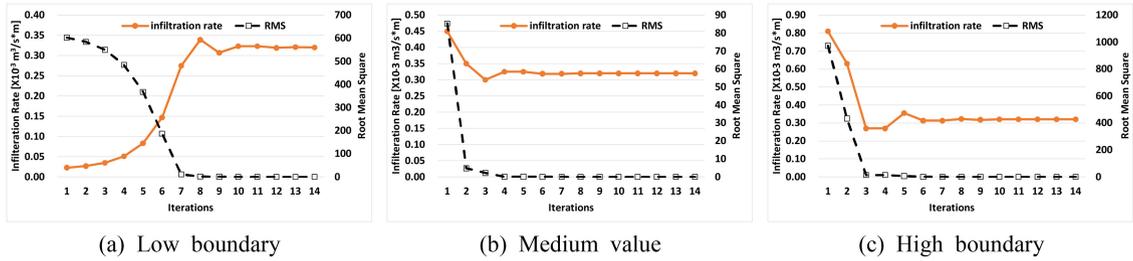


Figure 6. RMS for each iteration with different initial conditions for infiltration.

(0.00032 m<sup>3</sup>/s-m)의 추정결과는 다음 Figure 6과 같다. 하한값(0.00001 m<sup>3</sup>/s-m)을 초기조건으로 설정하는 경우 오차를 감소하기 위해 지속적으로 입력값이 증가하며(Figure 6-(a)), 반복회수 8의 경우 기준조건보다 높은 값을 입력에 따른 오차율 재상승이 발생하는 경우 다시 입력값을 축소하여 수렴하는 것으로 나타나 제안된 알고리즘의 특징을 잘 나타내고 있는 것으로 판단된다.

실제값(0.00032 m<sup>3</sup>/s-m)과 가장 가까운 침기량인 0.00050 m<sup>3</sup>/s-m를 활용하는 중간값 초기조건에서 수렴에 필요한 반복회수는 8회로 상한값(0.00010 m<sup>3</sup>/s-m)과 하한값에 비하여 비교적 적은 반복계산이 필요한 것으로 나타났다. 이러한 현상은 개별 변수추정 결과에서 반복적으로 나타나며, 초기값의 적절한 선택이 반복연산 최소화에 따른 수렴속도 향상에 필요한 것으로 판단된다.

### 3.3. 복합 지표 추정

실제 운영중인 건물의 외피의 열성능 추정 변수는 단일변수보다는 앞서 기술한 다양한 열성능 지표가 모두 포함되어야 한다. 따라서, 앞서 기술한 벽체 단열재 두께, 창문의 열관류율 및 태양열취득계수, 건물외피의 침기량을 모두 추정변수 대상으로 설정하고 개별 변수의 종합적 입력을 통한 예측된 온도와 기준온도를 비교하였다. 앞서, 단일 변수 추정으로부터 변수별로 지정된 상·하한값 범위에서 4가지 외피 열성능 지표(벽체 단열재 두께, 창문의 열관류율, 창문의 태양열 취득계수, 침기량)를 복합추정하여 3일간 실내온도를 가장 잘 나타낼 수 있는 4가지 지표의 최적값을 동시에 탐색하였다.

각 반복회수에 투입되는 변수들의 값과 개별변수의 조합에 따른 3일간 실내온도의 변화에 대한 RMS 값은 다음 Figure 7(e)와 같다. 앞서 설명한 각 변수들의

중간값을 초기조건으로 설정하였으며 상한 및 하한 조건은 개별 변수추정과 동일하게 유지하였다. 반복회수 2회에서 4개 변수의 조합에 따른 실내온도 예측값의 RMS는 4594.32로 높은 수준으로 나타났지만, 연산이 지속됨에 따라 반복회수 57회에서 RMS 값이 1미만으로 형성되며, 반복회수 167회 지점에서 RMS 값이 0.012로 측정되었다. 추정대상 변수가 4개로 증가함에 따라 수렴 및 종료에 필요한 반복 연산 회수가 증가하여 총 201회로 나타났으며, RMS는 0.000015(Figure 7-(e))로 오차율로 환산하는 경우 0.001% 이내로 관측되었다. 추정대상 변수 가운데 창호의 태양열 취득계수(Figure 7-(a))가 반복회수 68회에서 0.3894(기준값, 0.39)로 가장 빠르게 수렴되었으며 최종 결정값(반복회수 201회)은 0.389995로 도출되었다. 창호의 열관류율(Figure 7-(b))은 반복회수 70회에서 3.224(기준값, 3.22)로 1차 안정화 과정을 거쳤으며, 수렴 및 종료시까지 ±0.02의 미세조정을 거치며 수렴시 결정값은 3.220로 도출되어 기준값에 비교하는 경우 매우 작은 오차를 가지는 것으로 나타났다. 침기량은 초기조건(0.0005 m<sup>3</sup>/s-m)에서 지속적으로 감소하며 반복회수 73회에서 기준값인 0.00032 m<sup>3</sup>/s-m에 근접한 0.00023 m<sup>3</sup>/s-m 내외를 유지하며 반복회수 189회에서 0.00032 m<sup>3</sup>/s-m로 결정되었다(Figure 7-(c)).

단열재 두께의 경우 연산 초기(반복회수 70회 이하) 구간에서는 초기조건인 큰 값을 유지하고 있으나 창호의 태양열취득계수, 창호의 열관류율, 침기량 변수의 반사, 축소, 확장에 따른 의미있는 변화가 종료된 시점인 반복회수 160이후 부근에서 재상승 하여(Figure 7-(d)) RMS 값을 줄인 후 반복회수 184회에서 0.009 m, 연산 종료지점(반복회수 201)에서 결정변수 0.087 m로 수렴하였다. 최종 결정변수는 기준값(0.087 m)에 비하여 매우 작은 오차를 가진 것으로 관측되었다.

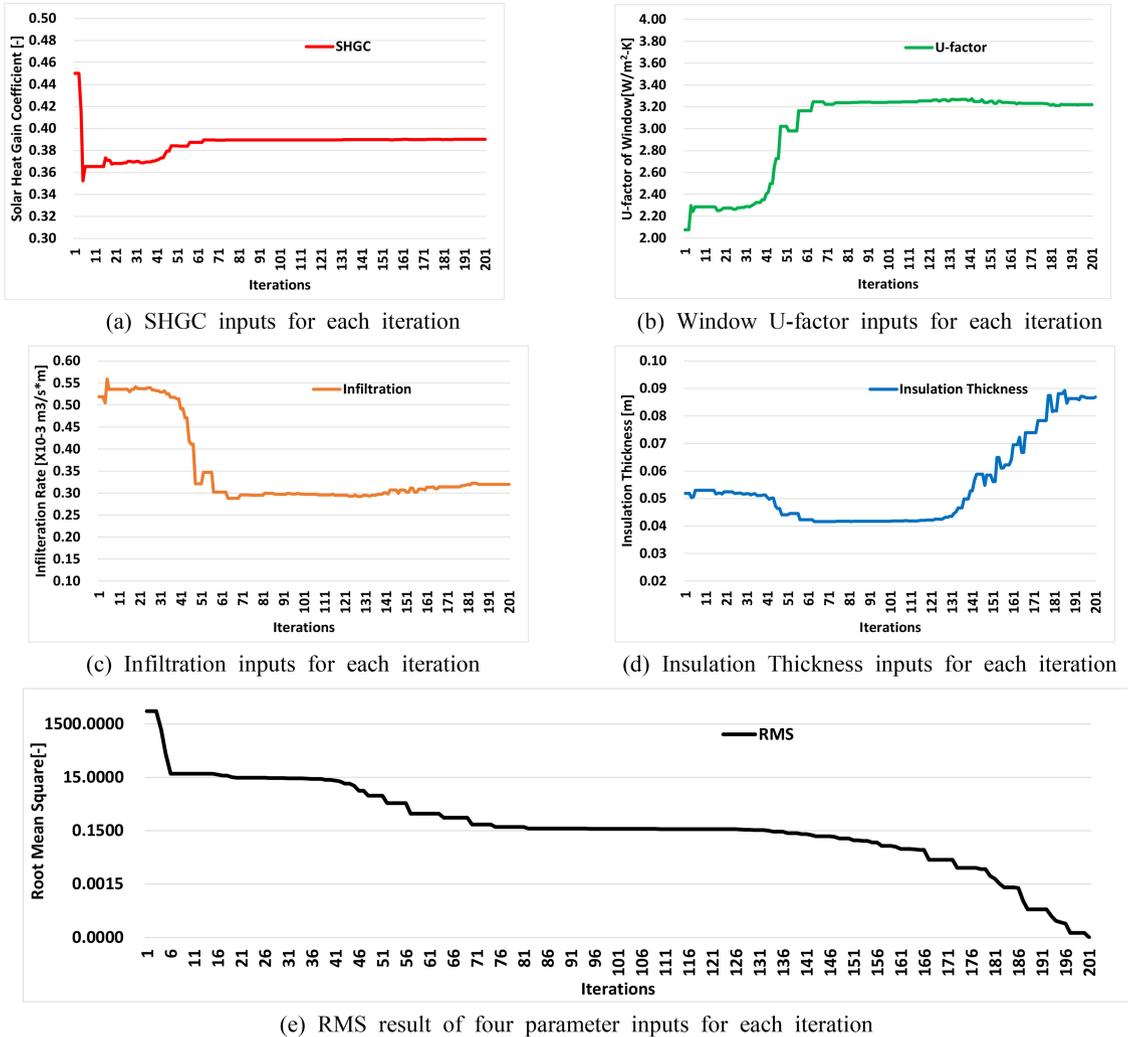


Figure 7. Four estimated parameter inputs and RMS results for each iteration.

#### 4. 결 론

본 연구는 기존 건물 또는 사용중인 건물의 외피 열 성능에 관련된 주요 변수를 비교적 간단한 현장측정 지표인 실내온도 변화와 건물의 기하학적 요소 및 외피 구성요건에 대한 설계도를 활용하여 추정할 수 있는 수치해석 기법을 제시하였다.

주요 외피 열성능 지표인 벽체의 단열재 두께, 창문의 열관류율과 태양열취득계수, 외피의 침기량을 목표 추정변수로 설정하고 비재실 공간의 3일간의 실내온도변화를 이용하여 추정변수의 적절성을 판별하는 수치해석 알고리즘을 적용하였다.

개별 열성능지표의 추정을 위해 각 지표들의 단독 탐색을 수행하는 경우 네 가지 지표 모두 반복회수 20회 내에서 결정변수를 도출 하였으며 각 지표의 도출 값들은 기준값에 비해 오차율이 0.1% 미만으로 매우 정밀한 결과를 도출 할 수 있는 것으로 나타났다.

네 가지 지표를 모두 추정변수로 하여 탐색을 수행하는 경우 탐색범위의 확대와 지표간의 중첩성으로 인해 반복회수가 증가하였지만, 추정변수의 결정을 위해 소요되는 회수는 201회로 과도한 계산시간이 소요되지 않는 것으로 판단된다. 각 도출지표의 값은 개별지표와 유사하게 기준값에 비하여 0.1% 이내의 오차율을 보이며, 결정변수를 활용하여 3일간의 실내온도 분

포를 추적하는 경우 RMSE값이 0.00015%로 기준값을 활용한 조건과 매우 일치하는 것으로 나타났다.

향후 기존건물의 열성능 추정을 위해 사용하기 위해 실제 건물조건에서의 실내온도를 가장 잘 나타낼 수 있는 변수값을 탐색하여 실제 현장 측정값과의 비교를 통한 모델 성능 검증연구가 필요하며, 모델 검증기간을 냉방기, 난방기, 그리고 중간기로 확대하여 검증할 예정이다. 또한, 벽체의 총합열관류율등 추정 변수의 확대와 함께 벽체 표면온도, 실제 냉난방 에너지 소비량 등과 같은 목적 지표의 다양성을 통한 일반화 과정이 필요하다.

### 감사의 말

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No.20212020800120)

### REFERENCES

- Choe, Y.-I. & Hyun, C.-H. (1999). Comparative Experiment of FMINS with Nelder-Mead and Dennis-Woods Method. *Journal of Industrial Technology*, 19, 361-368.
- Choi, D. S., Lee, M. E., & Chun, H. C. (2014). Energy consumption characteristics and evaluation of thermal insulation performance in accordance with built year of apartment complex. *Korea Institute of Ecological Architecture and Environment Journal*, 14(3), 79-86.
- Deru, M. et al. (2011). US Department of Energy commercial reference building models of the national building stock. 1-188.
- Hwang, J. H., Yang, S. H., Park, J. H., & Kwon, Y. S. (2016). A Study on the Characteristics of the Current Building Deterioration and Remodeling Situation in Korean Cities. *Urban Design*, 73(1), 65-82.
- Kim, C. M., Jang, H. I., Choi, J. S., & Kim, E. J. (2019). Comparisons of Wall U-values according to Existing Measurement Methods for Thermography Field Tests. *Journal of KIAEBS*, 13(5), 384-393.
- Kim, H. J. & Choi, S. J. (2021). An Experimental Study to Establish a System for Verifying the Insulation Performance of Buildings. *Journal of the Korea Institute of Building Construction*, 21(3), 203-211.
- Nedler, J. A. & Mead, R. (1965). A Simplex Method for Function Minimization. *A Computer J.*, 7, 308-313
- Pathak, N., Foulds, J., Roy, N., Banerjee, N., & Robucci, R. (2019). A bayesian data analytics approach to buildings' thermal parameter estimation. *In Proceedings of the Tenth ACM International Conference on Future Energy Systems*, 89-99.
- Park, S. C., Ha, J. W., Park, K. S., & Song, Y. H. (2021). Sensitivity Analysis and Bayesian MCMC based on Artificial Neural Network Surrogate Model for Input Variable Uncertainty Calibration. *Journal of KIAEBS*, 15(4), 326-337.
- Spendley, W., Hext, G. R., & Himsworth, F. R. (1962). Sequential Application of Simplex Designs in Optimization and Evolutionary Operation. *Techonometrics*, 4, 441-461.

투 고 일: 2022. 12. 28

수정접수일: 2023. 12. 13

게재승인일: 2023. 12. 29