

민감도 분석을 통한 기존건축물의 에너지성능 진단항목 선별

Selecting of the Energy Performance Diagnosis Items through the Sensitivity Analysis of Existing Buildings

공동석(Dong-Seok Kong)^{1†}, 장용성(Yong-Sung Chang)², 허정호(Jung-Ho Huh)¹

¹서울시립대학교 건축공학과, ²GS건설기술연구소

¹Department of Architectural Engineering, University of Seoul, Seoul, 130-743, Korea

²GS E&C Building Science Research Team, Yongin, 449-831, Korea

(Received April 6, 2015; revision received June 2, 2015; Accepted: June 3, 2015)

Abstract The building energy audit is an important process when collecting basic information for improving the energy performance of existing buildings. Audit parameters should be associated with the energy performance of the building. Such audit parameters will vary according to an individual building's characteristics and energy consumption patterns, but most building energy audits are performed in the same way. The sensitivity analysis (SA) is a statistical method to quantify the correlation between inputs and outputs that can determine which input is influential to which output. Therefore, an SA can identify influential parameters when applied to building energy analysis. In this paper, we adopted the Morris method to identify building energy audit parameters and performed a Monte Carlo simulation for uncertainty analysis. As a result, this method was able to identify an influential parameter for building energy audits and reduce uncertainty in energy consumption in buildings.

Key words Existing buildings(기존 건축물), Energy audit(에너지성능 진단), Sensitivity analysis(민감도 분석), Morris sensitivity(모리스 민감도), Calibrated simulation(보정시뮬레이션) Influential parameter(중요변수)

† Corresponding author, E-mail: br011503@naver.com

기호설명

EE : 민감도 계수
 y : 에너지시뮬레이션의 아웃풋
 k : 입력변수의 개수
 i : 입력변수의 순서
 r : 샘플링 횟수
 Δ : 입력변수의 변화량
 p : 입력변수의 변화단계
 COP : 냉동기 성능계수
 HW : 온수
 CW : 냉각수
 CHW : 냉수

그리스 문자

μ : 민감도 계수의 평균
 σ : 민감도 계수의 변화량(분산)
 n : 기기효율

1. 서론

건물 에너지절감은 환경적 에너지적인 측면에서 국가적으로 매우 중요한 문제이다. 국내의 경우 건축물의 80% 이상이 준공된지 10년 이상의 건축물로 보고되고 있으며 이는 기존건축물에 대한 에너지성능 개선이 매우 시급하다는 것을 의미한다. 기존건축물의 에너지절감은 건축물의 에너지성능 진단과 ESCO 사업을 통해 이루어진다. 에너지성능 진단을 통해서 대상건축물의 현황을 분석하고, 이를 통해 ESCO 사업으로 절감가능한 에너지량을 예측하고 사업의 가능성을 검토한다. 따라서 기존건축물의 에너지성능 진단은 사업의 성공여부를 결정할 정보를 수집하는 중요한 과정이다.⁽¹⁾

에너지성능 진단은 조사와 측정을 통해서 정보를 수집하는 과정이기 때문에 조사항목마다 인력적 비용적 투자가 발생한다. 또한 보일러, 냉동기의 성능과 같은 특정 항목은 열원을 가동하는 기간에만 조사가 가능하며, 일정기간 이상의 데이터를 수집해야하기 때문에 수개월

이상의 시간투자가 발생하기도 한다. 따라서 진단항목이 많을수록 에너지진단 비용과 조사기간이 증가한다. 하지만 각각의 진단항목이 대상건물의 에너지성능에 얼마나 중요한 역할을 하는지와 어떠한 항목을 우선적으로 진단해야 하는지 여부는 명확하지 않다. 이러한 에너지진단 항목은 대상건축물의 특성과 에너지소비 특성에 따라서 달라질 수 있지만 대부분의 성능진단은 동일한 방식으로 수행되고 있는 실정이다.

본 연구에서는 민감도 분석을 통해서 건물의 에너지 성능에 영향을 주는 진단항목을 선별하였고 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 불확실성 분석을 수행하였다. 이 방법은 각 항목이 건축물의 에너지성능에 미치는 영향을 정량적으로 평가하여 성능진단을 통해서 반드시 진단해야 할 항목을 선정할 수 있게 할 것으로 사료된다.

2. 민감도 분석

민감도 분석은 모델의 전체 성능에 가장 큰 영향을 주는 입력변수를 선별하는 방법으로 다양한 분야에서 사용되는 통계적 분석방법이다.⁽²⁾ 민감도 분석은 분석방법에 따라서 크게 로컬방식, 글로벌 방식, 스크리닝 방식으로 분류할 수 있다. 로컬방식은 하나의 기준이 되는 기준 모델을 정해놓고 입력변수의 값을 한 번씩 바꿔가면서 아웃풋의 변화량을 확인해 나가는 방법이며, 글로벌 방식은 무작위로 기준 모델을 선택하고 입력변수의 값은 통계적 분포형태를 적용하여 변경한다. 이 방법은 주어진 범위 전역에 대해 아웃풋의 변화량을 고르게 확인하는 방법이다. 스크리닝 방법은 OAT 방법(One-parameter-At-a-Time)이라고 불리기도 하며, 한번에 하나의 입력변수에 대한 민감도를 계산하지만, 기준 모델을 변경하고 이를 수차례 반복하여 민감도가 국부적인 조건에 수렴 않도록 하는 방법이다. 스크리닝 방

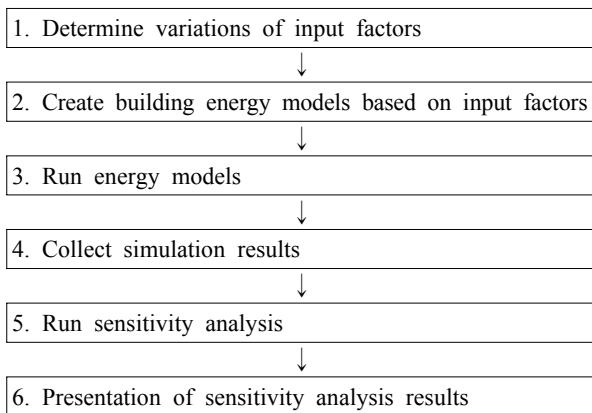


Fig. 1 Procedure of sensitivity analysis.

법은 반복횟수에 비해 글로벌 방식보다 높은 정확도를 가지며 다수의 입력변수 중 높은 영향력을 가지는 입력변수를 선별하는데 적합한 방법으로 주로 Morris의 방식이 사용된다.^(3,4,7) 아래 Fig. 1은 본 연구에 적용된 민감도 분석 방법의 수행 절차를 도식화 한 것이다. 민감도 분석에 사용된 시뮬레이션 모델의 정의는 제 2.2절을 참조한다.

2.1 Morris 민감도 분석방법

Morris 민감도 분석은 민감도 계수(EE : Elementry Effect)를 기반으로 입력변수의 중요성을 판별하는 방법이다. i 번째 입력변수에 대한 민감도 계수는 식(1)과 같이 산정한다. 여기서, (x_1, \dots, x_k) 는 입력변수의 집합을, y 는 에너지시뮬레이션의 아웃풋인 에너지소비량, Δ 는 입력변수의 변화량을 나타낸다.

$$EE_i = \frac{y(x_1, \dots, x_{i-1}, x_i + \Delta, x_{i+1}, x_k) - y(x_1, \dots, x_k)}{\Delta} \quad (1)$$

식(1)에서 EE_i 는 입력변수 (x_1, \dots, x_k) 의 시뮬레이션 결과와 i 번째 입력변수만 Δ 만큼 차이나는 두 시뮬레이션의 아웃풋차이를 변화량 Δ 로 나누는 것으로 계산한다. 다음 입력변수를 j 로 가정하면 입력변수 j 의 민감도 계수는 다음 식(2)와 같이 정의한다.

$$EE_j = \frac{y(x_1, \dots, x_i + \Delta, x_j + \Delta, x_k) - y(x_1, \dots, x_i + \Delta, x_k)}{\Delta} \quad (2)$$

즉 i 번째 순서에서 계산한 입력변수의 셋트에서 다시 j 번째 입력변수를 변화시켜 EE_j 를 계산한다. 입력변수의 개수가 k 개인 경우, $k+1$ 회의 시뮬레이션을 수행할 경우 모든 입력변수의 민감도 계수를 1회 계산할 수 있다. 이 방식을 r 회 반복함으로써 주어진 입력변수의 k 차원의 공간에서 무작위로 샘플링 한 민감도 계수를 산출하는 방법이다. Morris의 민감도 분석 방법에서 입력변수의 중요성은 민감도 계수의 평균(μ)과 분산(σ)으로 판별하며 평균과 분산이 클수록 중요한 변수로 평가한다. 민감도 계수의 평균은 식(3)으로 분산은 식(4)로 산출한다. 여기서, r 은 샘플링 횟수를 나타내고, i 는 입력변수의 번호를 나타낸다.

$$\mu = \sum_{i=1}^r \frac{|EE_i|}{r} \quad (3)$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^r \frac{|EE_i - \mu|^2}{r}} \quad (4)$$

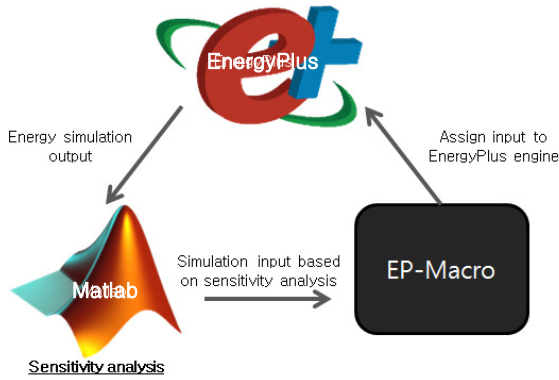


Fig. 2 Schematic diagram of EnergyPlus coupling with matlab.

통상적으로 샘플링 횟수가 높을수록 정확성이 증가한다고 알려져 있지만 morris 민감도 분석은 입력변수의 변화 단계 $p = 4$ (입력변수를 4단계로 분할), 샘플링 횟수 $r = 10$ (계산 10회 반복) 조건에서 가장 좋은 성능을 내는 것으로 선행연구에서 보고된바 있다.⁽⁵⁻⁷⁾ 따라서 본 연구의 민감도 분석에서는 이 값을 적용하였다.

에너지시뮬레이션 기반의 민감도 분석을 수행하기 위해서 본 연구에서는 Matlab으로 Morris의 민감도 분석 알고리즘을 프로그래밍하였고, EnergyPlus와 연결하였다. 두 프로그램의 연결은 EnergyPlus의 보조 프로그램 중 프로그래밍과 매크로 기능을 지원하는 EP-Macro를⁽⁸⁾ 사용하였다. Fig. 2는 본 연구의 분석환경을 도식화하여 보여주고 있다.

2.2 에너지 시뮬레이션 모델링

민감도 분석을 위해서는 기본이 되는 에너지시뮬레이션 모델이 필요하다. 분석 대상건물은 1970년 준공된 21층 규모의 사무용 건축물로 일반현황은 Table 1과 같다. Fig. 3은 대상건물의 대표층의 평면을 보여준다. 대상건물은 지상 19층 지하 2층으로 구성되어 있다

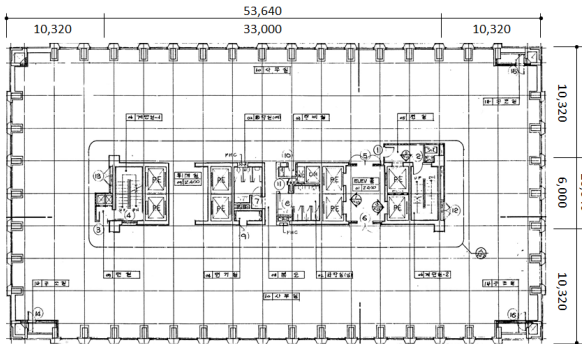


Fig. 3 Plan of building.

Category	Value(unit)	
Number of floor	21 Floor	
Gross Area	32,488(m ²)	
Internal Gains	Lighting	15(W/m ²)
	Equipment	17(W/m ²)
	People	2,500 Person
U-value /SHGC	Roof	0.18(W/m ² · k)
	Wall	0.45(W/m ² · k)
	Floor	0.32(W/m ² · k)
	Window	3.7(W/m ² · k)
HVAC	Heating(capa)	Gas Boiler(1870 kW×2)
	Efficiency	85%
	Cooling(capa)	Turbo (1480 kW×2)
	COP	5.5

며, 지하 2층과, 지상의 4개층을 제외한 15개층은 아래의 그림과 동일한 평면형태이다. 조닝은 중앙의 코어부와 재실층을 분할하여 모델링하였다. 재실인원은 식수인원을 기준으로 2,500명을 산출하였고, 그밖의 데이터는 건축 및 기계 설계도서를 참조하였다.

Fig. 4는 대상건물의 HVAC 시스템의 개략도를 나타낸다. 터보냉동기 2기와 가스보일러 2기의 열원설비와 CAV 유닛을 갖추고 있다. 열원설비 및 공조설비의 운전스케줄은 대상건물의 2010년 운전일지를 토대로 작성하였고, 기상 데이터는 기상청의 해당 연도 서울지역데이터를 활용하였다.

3. 민감도 분석을 통한 주요 입력변수 선별

3.1 입력변수

기존 건축물에서 성능진단이 필요한 이유는 장기간의

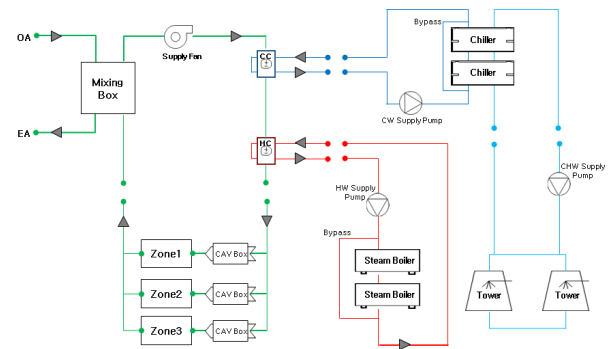


Fig. 4 Schematic diagram of HVAC.

건물의 운영으로 인한 설비 노후화, 시설의 성능저하 등으로 인해 설계상태의 조건과 환경이 매우 달라지기 때문이다. 때문에 설계도서 및 기계성능 데이터 등 설계 당시의 자료들을 활용하여 기존 건축물의 에너지성능을 분석할 경우 분석결과에 큰 오차가 포함될 가능성이 있다.⁽⁹⁾ 측정 데이터를 이용하는 것은 이러한 오차를 배제하는 가장 좋은 방법이지만 모든 입력변수를 측정하기는 불가능하기 때문에 에너지성능에 큰 영향을 주는 주요 진단항목을 선별하는 것은 매우 중요한 일이다. 본 연구에서는 건물의 에너지성능에 영향을 줄수 있는 총 60개의 입력변수 목록을 작성하였고 Table 2와

같다. 진단항목은 에너지 시뮬레이션의 입력변수와 동일하다. 모든 입력변수는 정확한 값을 알 수 없거나, 노후화로 인한 성능저하 및 측정이 필요할 것으로 추정되는 항목들로 구성하였다.

Table 2에서 N은 변수의 번호를 Base는 설계도서 또는 시뮬레이션에서 일반적으로 입력되는 값을 나타내며 Min과 Max는 각각 최솟값과 최댓값을 나타낸다.

입력변수 x01~x15번 항목은 건축물의 외피성능과 관련된 항목들이며, 외벽 및 지붕, 바닥을 구성하는 콘크리트와 단열재의 밀도, 열전도율, 비열 창호의 경우 열관류율과 태양열 취득계수를 나타낸다. 이상의 항목

Table 2 List of input variables with variation

N	Name	Unit	Min	Max	Base	N	Name	Unit	Min	Max	Base
x01	Window : U-factor	W/m^2k	1	5	3	x31	Fan Motor Efficiency	-	0.3	0.8	0.7
x02	Window : SHGC	-	0.5	0.8	0.7	x32	Fan in Airstream Fraction	-	0.3	0.8	0.7
x03	Window : VT	-	0.75	0.9	0.8	x33	Cooling Coil Water flowrate	m^3/s	0.1	0.17	0.13
x04	Floor : Conductivity	W/mk	0.1	0.5	0.35	x34	Cooling Coil Air flowrate	m^3/s	50	130	115
x05	Floor : Density	kg/m^3	22	55	44	x35	Heating Coil U-Factor	W/m^2k	9,000	16,600	12,400
x06	Floor : Specific Heat	$J/kg \cdot k$	1,000	1,200	1,100	x36	CHW Pump Flowrate	m^3/s	0.1	0.2	0.17
x07	Concrete : Conductivity	W/mk	0.5	2.5	1.7	x37	CHW Pump Head	pa	100,000	333,200	333,200
x08	Concrete : Density	kg/m^3	2,260	2,400	2,300	x38	CHW Pump Power	kW	93	277	83
x09	Concrete : Specific Heat	$J/kg \cdot k$	810	870	830	x39	HW Pump Flowrate	m^3/s	0.03	0.16	0.14
x10	Wall : Conductivity	W/mk	0.1	0.5	0.35	x40	HW Pump Head	pa	120,000	235,000	235,000
x11	Wall : Density	kg/m^3	22	55	44	x41	HW Pump Power	kW	39	117	44
x12	Wall : Specific Heat	$J/kg \cdot k$	1,000	1,200	1,100	x42	CW Pump Flowrate	m^3/s	0.05	0.16	0.14
x13	Roof : Conductivity	W/mk	0.1	0.5	0.35	x43	CW Pump Head	pa	156,800	313,600	313,600
x14	Roof : Density	kg/m^3	22	55	44	x44	CW Pump Power	kW	70	210	75
x15	Roof : Specific Heat	$J/kg \cdot k$	1,000	1,200	1,100	x45	Boiler 1 Efficiency	-	0.5	0.9	0.85
x16	People Level	$m^2/Person$	7	16	13	x46	Boiler 2 Efficiency	-	0.5	0.9	0.85
x17	People Radiant Fraction	-	0.3	0.8	0.5	x47	Boiler Minimum PLR	-	0.1	0.4	0
x18	People Sensible Fraction	-	0.3	0.8	0.5	x48	Boiler Optimal PLR	-	0.6	0.9	1
x19	Lighting Level	W/m^2	10	30	17	x49	Boiler FlowMode	-	[1, 2, 3]		3
x20	Light Return Fraction	-	0	0.2	0	x50	Chiller COP	-	3.5	6.5	5.5
x21	Light Fraction Radiant	-	0.1	0.7	0.7	x51	Chiller Min PLR	-	0	0.3	0.25
x22	Light Fraction Visible	-	0.1	0.7	0.2	x52	Chiller Max PLR	-	0.9	1	0.95
x23	Equipment Level	W/m^2	12	22	15	x53	Chiller Optimal PLR	-	0.7	0.9	0.75
x24	Equipment Latent Fraction	-	0.1	0.7	0	x54	Chiller Unloading PLR	-	0	0.3	0.25
x25	Equipment Radiant Fraction	-	0.1	0.7	0.7	x55	Chiller Flow Mode	-	[1, 2, 3]		3
x26	Equipment Lost Fraction	-	0	0.2	0	x56	Tower Fan U-factor	W/m^2k	100,000	2,100,000	1,500,000
x27	Infiltration	ACH	0.1	1.25	0.5	x57	Tower Fan Air Flowrate	m^3/s	2	4.5	4.3
x28	Fan Efficiency	-	0.3	0.8	0.7	x58	HW Control Mode	-	[1, 2, 3]		1
x29	Fan Pressure Rise	pa	100	630	570	x59	CW Control Mode	-	[1, 2, 3]		1
x30	Fan MaxFlowrate	m^3/s	40	160	137	x60	CDW Control Mode	-	[1, 2, 3]		1

들은 대상건물의 외피가 에너지성능에 미치는 영향을 알아보기 위한 항목들이다. 입력변수 x16~x26번은 내부발열 항목들로 조명, 기기, 재실과 관련된 항목들이며, 단위면적당 밀도, 현열 및 잠열 계수로 구성되어 있다. x28~x32번 항목은 공조팬과 관련된 항목들로 팬의 효율, 압력, 유량, 모터효율이며, x33~x35번은 냉난방 코일에 관련된 항목들이다. x36~x44번 항목은 냉수, 온수, 냉각수 순환펌프의 유량, 압력, 소비전력을 나타낸다. xx45~x49번 항목은 보일러의 효율 및 성능곡선에 관련된 항목이며, x50~x55번은 냉동기의 COP와 성능곡선과 관련된 항목, x55~x56번 항목은 냉각탑의 성능과 관련된 항목들로 구성하였다. x58~x60번 항목은 각각 난방, 냉방, 콘덴서 계열의 제어방식을 나타내는 항목으로 열원이 여러대인 경우 제어방식을 나타내는 항목이다. 1은 (Optimal)제어로 최적부하율을 우선으로 열원을 제어하는 방식이며, 2는 (Sequential)로 순차적으로 열원을 가동하는 방식 3은 (Uniform)으로 모든 열원을 동일하게 가동하는 제어 방식을 나타낸다. 이상의 항목들은 대상건물의 에너지성능을 분석하는 경우 에너지 시뮬레이션의 입력변수가 되기도 하지만 측정해야 할 진단항목이 되기도 한다. 입력변수의 최솟값은 성능저하를 고려하여 Base 값의 최대 10~50%를 가정하였고, 최댓값은 설계도서상의 정격효율 또는 성능으로 가정하였다.

60개의 입력변수를 대상으로 Morris의 민감도 분석을 수행하였다. 전체 시뮬레이션 수행 횟수는 $(k+1) \times r$ 로 입력변수는 60개, $r = 10$ 으로 전체 610회의 시뮬레이션을 수행하였다.

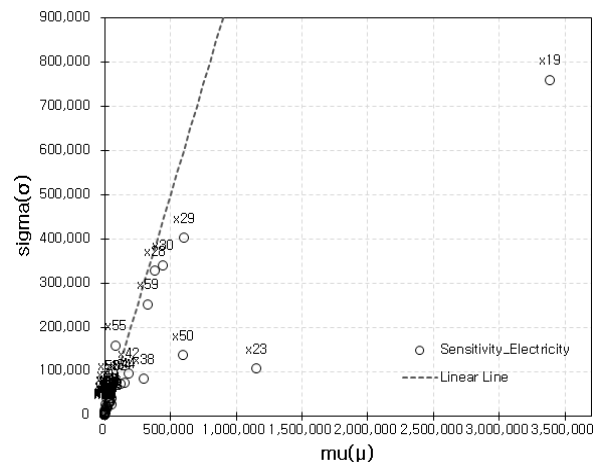
3.2 입력변수 선별 결과

전술한바와 같이 Morris의 민감도 분석은 입력변수의 민감도 계수의 평균(μ)과 분산(σ)이 클수록 에너지 성능에 중요한 변수로 평가한다. Fig. 4는 민감도 계수의 평균과 분산을 산점도로 나타내고 있으며 (a)와 (b)는 각각 전력과 가스소비량에 대한 민감도 분석 결과를 나타낸다. 그래프에서 우측으로 멀어질수록 중요한 입력변수로 여겨지고 점선보다 상단에 데이터가 위치하는 경우 해당 입력변수는 에너지사용량에 대해서 비선형적인 관계를 갖는 것으로 평가한다. (2, 4, 5)

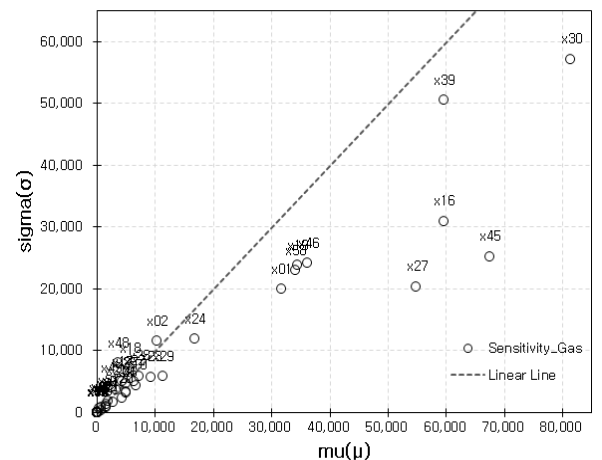
평균을 기준으로 중요성을 갖는 입력변수의 순위는 전력의 경우 1위는 조명레벨, 2위는 기기에레벨이다. 조명과 기기의 전력 소비량이 전체 전력 에너지 소비량에 미치는 영향이 가장 크다는 것을 확인할 수 있고, 3위는 공조팬의 압력, 4위는 COP, 5위는 공조팬의 풍량, 6위는 공조팬의 효율로 대상건물에서 공조팬의 성능을 명확하게 확인하는 것이 매우 중요하다는 것을 알 수 있다. 그림의 좌측하단에 위치하는 입력변수들은

건물의 전력 소비량에 영향을 크게 미치지 못하는 입력변수들로 건물의 성능진단에서 배제할 수 있는 항목들이다. Table 3은 전력 사용량에 중요한 영향을 주는 입력변수들의 순위를 나타낸 것이다.

Table 4는 가스사용량에 영향을 주는 입력변수의 순위를 나타내고 있다. 가스의 경우 1위가 공조팬의 풍량이고, 2위는 1번 보일러의 효율, 3위는 순환 펌프의 유량, 4위는 재실자수, 5위 침기량의 순으로 평가되었다. 공조팬의 풍량이 실내온도에 큰 영향을 주기 때문에 가장 중요한 항목으로 선정되었고, 1번 보일러의 효율이 다음 순위로 평가되었다. 보일러의 효율은 1번과 2번으로 나누어서 평가하였는데 1번 보일러가 우선적으로 가동하는 보일러이고, 2번 보일러는 1번 보일러용량이 부족한 경우 가동하기 때문에 상대적으로 낮은 6위로 평가된다. 전력과 동일하게 Fig. 4의



(a) Morris plot of electricity consumption



(b) Morris plot of gas consumption

Fig. 4 Morris sensitivity results.

Table 3 Influence parameter rank(electricity)

N	Name	mu(μ)	sigma(σ)	Order
x19	Lighting Level	3,387,036	757,079	1
x23	Equipment Level	1,153,526	103,650	2
x29	Fan Pressure Rise	607,556	398,704	3
x50	Chiller COP	597,840	134,032	4
x30	Fan MaxFlowrate	442,494	337,137	5
x28	Fan Efficiency	386,681	324,800	6
x59	CW Control Mode	329,721	249,356	7
x38	CHW Pump Power	302,171	80,122	8
x42	CW Pump Flowrate	186,490	92,789	9
x44	CW Pump Power	151,860	71,032	10

Table 4 Influence parameter rank(gas)

N	Name	mu(μ)	sigma(σ)	Order
x30	Fan MaxFlowrate	81,415	57,158	1
x45	Boiler 1 Efficiency	67,443	25,240	2
x39	HW Pump Flowrate	59,542	50,534	3
x16	People Level	59,508	30,913	4
x27	Infiltration	54,875	20,346	5
x46	Boiler 2 Efficiency	36,205	24,154	6
x19	Lighting Level	34,476	23,836	7
x58	HW Control Mode	34,072	22,917	8
x01	Window : U-factor	31,691	19,958	9
x24	Equipment Latent Fraction	16,733	11,842	10

(b)에서 좌측 하단에 위치한 입력변수들은 에너지사용량에 큰 영향을 미치지 않는 것으로 판별할 수 있다.

4. 성능진단 데이터를 이용한 시뮬레이션 모델 보정 및 불확실성 평가

4.1 성능진단 데이터

기준을 연구를 통해 성능진단 데이터 기반의 에너지 시뮬레이션은 모델의 정밀도를 높일 수 있는 방법임을 확인하였다.⁽¹⁰⁾ 우리는 대상건물에 하계와 동계 2차례에 걸친 성능진단을 수행하였고 그 측정 결과를 시뮬레이션 모델에 반영하여 시뮬레이션 모델의 불확실성에 미치는 영향을 분석하였다. Table 5는 성능진단을 통해서 취득한 데이터를 보여준다. 전력의 경우 민감도 분석에서 선별한 중요 항목 최상위 5개중 COP를 제외한 4개 항목을 반영하였고, 가스의 경우 침기량을 제외

Table 5 Energy audit data

Electricity				
Order	Name	Base	Measurement	Unit
1	Lighting Level	17	12.8	W/m ²
2	Equipment Level	15	12.4	W/m ²
3	Fan Pressure Rise	570	362	pa
4	Chiller COP	5.5	-	-
5	Fan MaxFlowrate	137	82	m ³ /s
Gas				
Order	Name	Base	Measurement	Unit
1	Fan MaxFlowrate	137	82	m ³ /s
2	Boiler 1 Efficiency	85	71.9	%
3	HW Pump Flowrate	0.14	0.11	m ³ /s
4	People Level	13	11.8	m ² /Person
5	Infiltration	0.5	-	ACH
6	Boiler 2 Efficiency	85	65.9	%

한 5개 항목을 측정 데이터를 사용하여 시뮬레이션에 적용하였다.

4.2 보정시뮬레이션 및 불확실성 평가

민감도 분석을 통해서 선정된 성능진단 항목의 측정 결과가 건물의 에너지성능에 미치는 영향을 알아보기 위해 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하였다. 몬테카를로 시뮬레이션은 무작위로 입력 데이터를 추출하여 아웃풋을 확인하는 방법으로 시뮬레이션 모델의 불확실성을 분석하는 유용한 방법으로 알려져 있다.⁽¹¹⁻¹³⁾ 시뮬레이션 모델에 측정 데이터를 활용함으로써 모델의 불확실성이 어느정도 감소하는지를 확인함으로써 선택된 진단항목의 중요성을 확인할 수 있다.

불확실성 분석을 위해서 성능진단 데이터를 반영한 모델과 반영하지 않은 모델에 대해서 각각 400회씩 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하였다. 측정데이터를 반영하지 않은 모델은 Table 2에 제시된 60개의 변수의 최대 최소 범위에서 시뮬레이션을 수행하였고, 측정데이터를 반영한 모델은 Table 5에 제시된 8개의 측정항목은 측정데이터로 고정하여 시뮬레이션하였다.

Fig. 5는 몬테카를로 시뮬레이션 결과를 박스플롯으로 나타낸 것이다. 상단의 그림은 측정 데이터를 반영하지 않은 경우의 결과이고, 하단의 그림은 측정 데이터를 반영하여 시뮬레이션 한 결과이다. 전력의 경우 민감도 분석을 통해 조명밀도, 기기밀도, 공조팬 압력 및 유량의 항목이 주요 항목으로 선정되었고 이를 반영한 결과 Fig. 5의 하단과 같이 불확실성이 크게 줄어드는

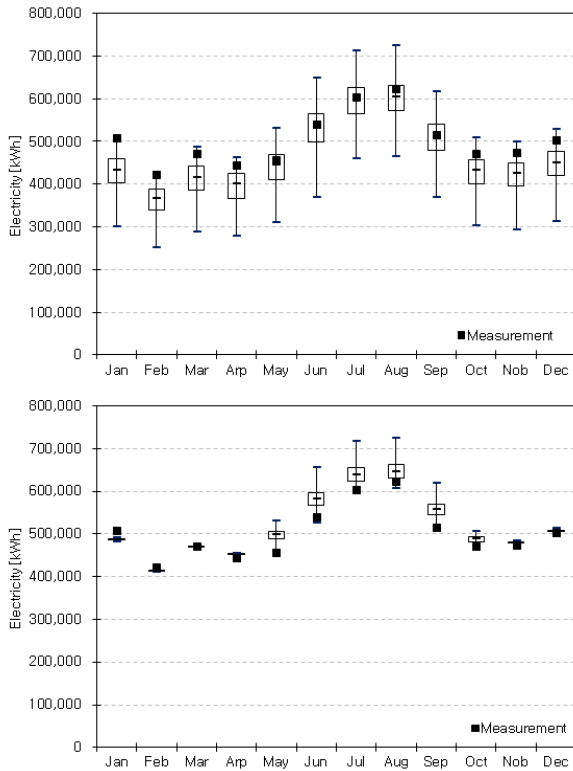


Fig. 5 Montecarlo simulation results(electricity).

것을 확인할 수 있다. 진단 데이터를 활용하지 않은 경우 오차는 MBE(-33~8.6%), CV-RMSE(2.2~31.9%)의 범위를 갖지만 진단 데이터를 사용하는 경우 MBE(0.1~9%), CV-RMSE(1.7~12.8%)로 모델의 정밀도가 크게 증가하는 것을 확인할 수 있다. COP의 경우 주요항목으로 평가되었지만 실측 데이터를 적용하지 못하였기 때문에 5월~9월의 불확실성이 다른계절에 비해서 높게 나타나는 것을 알 수 있다.

Fig. 6은 동일한 가스 사용량의 결과를 보여준다. 가스의 경우 민감도 분석을 통해서 공조팬 유량, 보일러 효율, 온수순환펌프의 유량, 재실밀도의 항목을 주요 진단항목으로 선정하였고 이를 측정 데이터로 반영하였다. 그 결과 모델의 오차는 진단 데이터를 사용하지 않는 경우 MBE(-42.9~41.3%), CV-RMSE(12.6~69.8%)의 범위에서 MBE(-40~1.2~%), CV-RMSE(9~60.4%)로 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 이는 전력에 비해서 다소 미비한 효과인데 전력의 경우 민감도 분석 결과에서 조명밀도와 기기밀도가 다른 요소에 비해 상대적 중요성이 매우 높은 것으로 나타나지만, 가스 사용량의 경우 민감도 분석 결과 4위의 침기량, 8위의 제어모드, 9위의 창호의 열관류율 등의 항목의 영향력이 높게 나타나지만 이를 반영하지 못하였기 때문이다. 그러나 측정 데이터를 적용함으로써 Fig. 6의 하단 그림과 같이 전체적

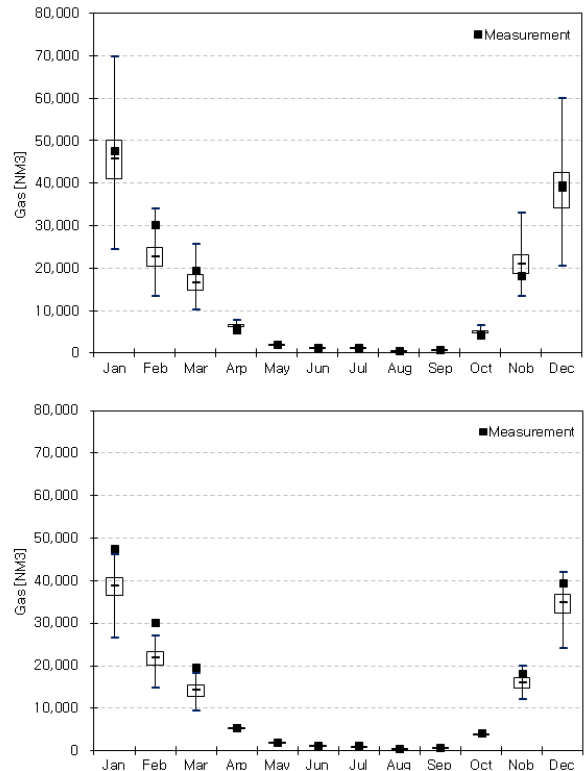


Fig. 6 Montecarlo simulation results(Gas).

인 불확실성이 상당수준 감소하는 것을 확인할 수 있다. 결과적으로 민감도 분석을 통해서 선별된 성능진단 항목들이 건물의 성능에 상당한 영향을 주는 인자들이며, 이를 통해 시뮬레이션의 오차범위를 크게 줄일 수 있는 것을 알 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 민감도 분석을 기존 건축물의 에너지 성능 진단항목을 선별하기 위한 방법으로 적용하였고 이를 통해 진단항목의 우선순위를 결정하였다. 그리고 진단항목에 실측된 값을 적용하여 불확실성 분석을 수행하여 진단항목이 갖는 중요성을 확인하였다. 본 연구의 주요 결과는 다음과 같다.

- (1) 60개의 입력변수에 대한 민감도 분석 결과 대상건물의 전력사용량에 민감한 요인은 조명밀도와 기기밀도, 공조팬의 압력, COP순으로 나타났으며, 가스사용량에 높은 영향을 주는 요인은 공조팬 풍량, 보일러의 효율, 순환펌프 유량, 재실밀도, 침기 순으로 확인되었다. 민감도 분석을 통해서 선별된 각 항목은 대상건물의 에너지사용량에 높은 영향을 주는 요인들로 시뮬레이션 모델의 보정과정에서 측정을 통해서 반영해야하는 진단항목으로 판단할 수 있다.

- (2) 선별된 진단항목이 에너지성능에 미치는 영향을 분석하기 위해서 몬테카를로 시뮬레이션 기반의 불확실성 분석을 수행하였다. 기존의 60개 입력변수가 가지는 불확실성 조건과 선별된 진단항목에 실측 데이터를 적용하는 경우의 불확실성을 비교하였다. 그 결과 오차 범위가 전력 CV-RMSE(2.2~31.9%)에서 1.7~12.8%로 크게 감소하였고, 가스의 경우 12.6~69.8%에서 9~60.4%로 감소하였다. 이를 통해 선별된 입력변수들이 건물의 에너지성능에 매우 높은 영향력을 미치며, 이를 성능진단 데이터로 대체하는 경우 모델의 정확성을 상당수준 높일 수 있는 것을 확인하였다.
- (3) 본 연구에서 활용한 민감도 분석방법은 샘플링 기반의 방법으로 변수의 중요성은 전문가가 판단하는 방식이다. Sobol, EFAST와 같은 분석방법은 각 변수의 개별적 민감도와 상호작용을 고려한 분석이 가능한 것으로 알려져 있다. 향후 이러한 추가적인 연구를 통해 효과적인 진단항목 선별 및 분석방법의 개발이 필요하다.

후 기

본 연구는 국토교통부 도시건축 연구개발사업의 연구비지원(도시건축 G02)에 의해 수행되었습니다.

References

1. ASHRAE, 2012, Procedures for commercial building energy audits second edition, American Society of Heating, Refrigeration and Air Conditioning Engineers, Atlanta.
2. Tian, W., 2013, A review of sensitivity analysis methods in building energy analysis, Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol. 20, pp. 411-419.
3. Heiselberg, P., Brohus, H., Hesselholt, A., Rasmussen, H., Seinre, E., and Thomas, S., 2009, Application of sensitivity analysis in design of sustainable buildings, Renewable Energy, Vol. 34, pp. 2030-2036.
4. Heiselberg, P. and Brohus, H., 2008, Sensitivity Analysis Applied in Design of Low Energy Office Building, In The AIVC Conference : Advanced building ventilation and environmental technology for addressing climate change issues, pp. 33-40.
5. Ekström, P. A., 2005, A simulation toolbox for sensitivity analysis, Masters Degree Project, Faculty of Science and Technology, Uppsala Universitet.
6. Zhan, C. S., Song, X. M., Xia, J., and Tong, C., 2013, An efficient integrated approach for global sensitivity analysis of hydrological model parameters, Environmental Modelling and Software, Vol. 41, pp. 39-52.
7. Morris, M. D., 1991, Factorial sampling plans for preliminary computational experiments, Technometrics, Vol. 33, pp. 161-174.
8. EnergyPlus Documentation Auxiliary Programs, 2013, US Department of Energy.
9. Raftery, P., Keane, M., and O'Donnell, J., 2011, Calibrating whole building energy models : An evidence-based methodology, Energy and Buildings, Vol. 43, No. 9, pp. 2356-2364.
10. Kong, D. S., Kim, D. H., Chang, Y. S., and Huh, J. H., 2014, Existing Building Energy Simulation Method Using Calibrated Model by Energy Audit Data, Korean Journal of Air-Conditioning and Refrigeration Engineering, Vol. 26, No. 5, pp. 231-239.
11. Silva, A. S. and Ghisi, E., 2014, Uncertainty analysis of the computer model in building performance simulation, Energy and Buildings, Vol. 76, pp. 258-269.
12. Coakley, D., Raftery, P., and Keane, M., 2014, A review of methods to match building energy simulation models to measured data. Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol. 37, pp. 123-141.
13. Reddy, T. A., Maor, I., and Panjapornpon, C., 2007, Calibrating Detailed Building Energy Simulation Programs with Measured Data-Part I : General Methodology(RP-1051), HVAC&R Research, Vol. 13, No. 2, pp. 221-241.