

# 광역도시 에너지계획단계에서의 DB기반 에너지수요예측 시스템 개발

공 동 석<sup>†</sup>, 이 상 문<sup>\*</sup>, 이 병 정<sup>\*\*</sup>, 허 정 호<sup>\*\*\*</sup>

서울시립대학교 대학원, <sup>\*</sup>한국건설자재 시험연구원, <sup>\*\*</sup>서울시립대학교 컴퓨터공학부, <sup>\*\*\*</sup>서울시립대학교 건축학부

## Development of the DB-Based Energy Demand Prediction System Urban Community Energy Planning

Dong-Seok Kong<sup>†</sup>, Sang-Mun Lee<sup>\*</sup>, Byung-Jeong Lee<sup>\*\*</sup>, Jung-Ho Huh<sup>\*\*\*</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Architectural Engineering, University of Seoul, Seoul 130-743, Korea

<sup>\*</sup>Korea Institute of Construction Materials, Seoul 137-07.3, Korea

<sup>\*\*</sup>Architectural Engineering, University of Seoul, Seoul 130-743, Korea

<sup>\*\*\*</sup>Department of Computer Science, University of Seoul, Seoul 130-743, Korea

**ABSTRACT:** Energy planning for hybrid energy system is important to increase the flexibility in the urban community and national energy systems. Expected maximum loads, load profiles and yearly energy demands are important input parameters to plan for the technical and environmental optimal energy system for a planning area. The method for energy demand prediction has been based on artificial neural networks(ANN). The advantage of ANN with respect to the other method is their ability of modeling a multivariable problem given by the complex relationships between the variables. This method can produce 10% of errors hourly load profile from individual building to urban community. As the results of this paper, energy demand prediction system has been developed based on simulink.

**Key words:** Energy planning(에너지수급계획), Hybrid energy system(복합에너지시스템), ANN(인공신경망), urban community(광역도시), simulink(시뮬링크)

---

### 기 호 설 명

Epochs : 학습회수  
lr : 학습률  
R : 상관계수  
MSE : 평균제곱 오차율(Mean square error)

### 1. 연구의 배경 및 목적

새로운 도시를 계획하고, 도시재생사업을 꾸준하게 진행하는 우리나라의 실정에서는 도시계획시 건물의 에너지수요를 예측하여 적절한 에너지수급계획을 수립하는 것이 매우 중요하다고 할 수 있다. 특히, 에너지의 단계적 이용 및 재이용을 위해서 시간단위 부하프로파일에 근거한 에너지사용계획이 수립되어야 한다. 이러한 수요예측이 합리적인 근거를 갖추기 위해서는 그 기반을

---

<sup>†</sup> Corresponding author  
Tel: +82-2-2210-2928; fax: +82-2-2212-6814  
E-mail address: br011503@naver.com

기존의 에너지사용량에 두어야 한다. 따라서 기존의 에너지사용량 DB를 사용하여 수요예측에 활용할 수 있는 에너지수요예측 시스템의 개발은 향후 경제적·환경적·기술적으로 완성적인 에너지시스템을 구축하기 위해 필수적이라고 할 수 있다.

DB를 기반으로 하여 미래의 값을 예측하는 방법에는 여러 가지가 있으나, 최근연구에서 가장 두드러지는 방법은 AI기법 중 하나인 ANN(인공신경망)을 이용한 방법이다. 인공신경망을 통한 수요예측은 기존의 관련 연구를 통해 그 성능을 인정받고 있으며, 다량의 데이터를 처리하는데 있어 매우 우수한 성능을 보인다.<sup>(5-9)</sup>

따라서 본 연구에서는 건물에너지 DB를 인공신경망에 적용하여 계획단계에서의 시간단위 에너지수요예측 시스템을 개발하는 것을 목표로 하고 있다. 수요예측 시스템은 Simulink 기반으로 개발하였으며, 이러한 시스템개발을 위한 선행 작업으로 광역도시를 이루는 건물들과 예측해야 할 에너지를 사용용도별로 분류하였다.

## 2. 시스템 개발을 위한 예비적 고찰

### 2.1 인공신경망

인공신경망은 인간이나 동물들이 가지고 있는 생물학적인 뇌의 신경세포를 모델화하여 인공적으로 지능을 만드는 시도로써, 인간의 뇌에 존재하는 생물학적 신경세포와 이들의 연결 관계를 단순화시켜 수학적으로 모델링하여 인간의 두뇌가 나타내는 지능적 형태를 구현하는 것이다. 이러한 인공신경망 사용의 가장 큰 장점은 예를 통해서 학습할 수 있다는 것이다. 이러한 학습기능은 비선형적인 현상들을 분석하는데 있어서 매우 유용하게 작용한다. 그리고 과거의 통계학적 분석 방법에 비해 분석시간이 짧으며, 특히 패턴인식, 예측, 분류에 있어서 매우 효과적인 것으로 알려져 있다. 하지만 블랙박스 형태의 알고리즘이기 때문에 결과에 대한 설명력이 부족하고 연결강도, 학습률에 대한 초기값의 선택이 경험적인 방법에 의해서 결정된다는 것이 단점으로 지적되고 있다. Fig. 1은 인공신경망 중 본 연구에 적용된 방식인 다층퍼셉트론 방식의 신경망의 구조를 나타내고 있다.

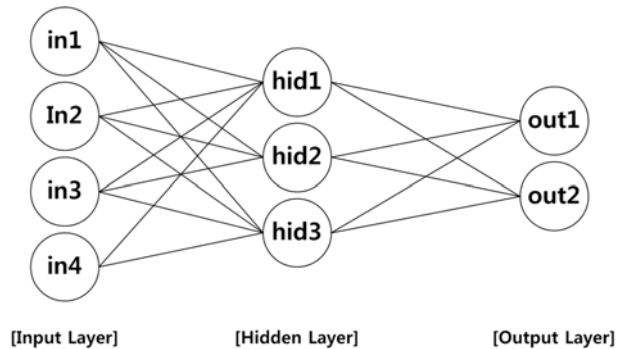


Fig. 1 Structure of backpropagation ANN

### 2.2 DB구축

본 연구에 사용한 인공신경망 알고리즘은 기존의 데이터를 바탕으로 반복적인 학습을 통해 데이터 내부의 숨겨진 패턴을 찾아가는 형태의 알고리즘이다. 따라서 정확한 DB의 사용은 연구의 매우 중대한 영향요소이다. 하지만 현재 광역도시에 적용이 가능한 DB는 존재하지 않는다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 에너지시물레이션 프로그램을 이용하여 세부적인 DB를 구축하였고, 이를 수요예측 모델에 적용하였다. 시물레이션에 사용된 프로그램은 DOE에서 개발한 EnergyPlus3.0이며, 건물의 용도별로 DB를 구축하기 위해서 DOE에서 제공하는 벤치마킹 모델을 활용하여 DB를 구축하였다. 시물레이션에는 인천지역의 기상데이터를 적용하였으며 DB는 건물의 사용용도별·에너지의 사용용도별로 단위면적당 사용량으로 구축되었다.

### 2.3 입력변수 선정

도시계획단계에서는 최소의 정보만으로 수요예측이 가능해야 한다. 건물의 방위, 높이, 층수, 규모, 지형 등의 변수는 건물의 에너지사용량에 영향을 주지만 이러한 정보는 계획단계에서 제공되지 않는다. 따라서 표준화되었거나 예측이 가능한 최소의 변수만으로 에너지수요예측이 가능해야 한다. 본 연구에서는 이러한 변수를 물리적 영향요소인 기상조건과 사회적 영향요소인 날짜·시간조건으로 구분하였다.<sup>(2-3)</sup> Table 1은 본 연구에서 수요예측에 사용한 입력변수를 나타내고 있다.

Table. 1 Input variables of energy demand prediction

Category	Variable[Unit]
Physical Variable	Dry-bulb Temp[°C]
	Relative Humidity[%]
	Wind Speed[m/s]
	Solar Radiation[W/m <sup>2</sup> ]
Social Variable	Daytype[Weekday/Weekend]
	Time[ $t = \sin(\pi(h_0 \cdot h_{23})/12)$ ]

### 3. 광역도시 건물 · 에너지사용용도 분류

광역도시는 다양한 건물들로 이루어져 있으며 건물의 사용용도 및 에너지의 사용용도별로 다른 형태의 프로파일을 나타낸다. 따라서 광역도시의 에너지수요를 예측하기 위해서는 예측에 필요한 건물의 용도 및 에너지를 사용용도별로 분류하는 과정이 필요하다.

#### 3.1 건물의 사용용도별 분류

건축물에서의 연간에너지사용량 또는 전체 에너지사용량은 건물이 어떻게 사용되었는지에 따라서 달라진다. 따라서 에너지수요를 예측하기 위해서는 건축물의 에너지특성에 따라서 그 용도를 분류하여 개별 수요예측 모델을 적용해야한다. 본 연구에서는 국내외 연구문헌을 바탕으로 건물의 용도별 구분을 살펴본 뒤, 월별프로파일을 비교하여 에너지특성에 따라 건물의 용도를 분류하였다.<sup>(2-3)</sup> Table. 2는 연구에 적용된 건물의 용도별 분류를 보여주고 있다.

Table. 2 Building categories division used

Category	Categories Division
Residential buildings	Detached house / APT
Office buildings	Large / Medium / Small
Commercial buildings	Mall / Hotel / Restaurant
Medical facilities	Hospital
Educational facilities	School

### 3.2 에너지 사용용도별 분류

건물에서의 에너지는 그 사용목적에 따라 패턴이 다르며 영향요인 또한 다르다. 때문에 수요예측 시 각각 다른 모델을 적용해야 한다. 또한 계획단계의 에너지수요 예측 시 세부적이고 구체적인 정보의 제공을 위해, 예측모델을 세분화 하였다.

Table. 3 End-use divisions in buildings

Category	End-use
Heating	Space Heating
	Hot water
Cooling	Cooling
Electricity	HVAC
	Plug
	Lighting

## 4. 에너지수요예측 시스템 개발

### 4.1 수요예측 모델 구성

본 연구에서 추구하는 수요예측 모델은 사전에 구성된 신경망에 표준기상데이터를 적용하여 표준기상 조건에 대한 표준에너지사용량 프로파일을 출력할 수 있는 모델이다. 사용되는 인공신경망은 기존의 에너지사용량에 기상데이터와 시간정보를 변수로 반복학습 하여 모델의 출력값이 실제값과 유사해지도록 신경망의 가중치를 구성한다. Fig. 2는 본 연구에서 적용한 수요예측 모델의 구성을 보여주고 있다.

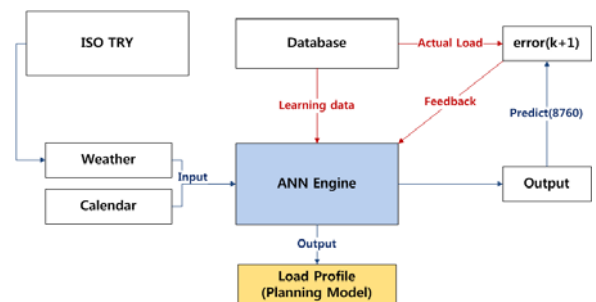


Fig. 2 Structure of energy demand prediction system in this article

## 4.2 인공신경망 구현 및 학습

인공신경망을 구현과 학습에는 matlab toolbox7.0을 활용하였다. 수요예측에 사용된 인공신경망은 전방향 다층퍼셉트론으로 학습함수에는 수렴속도가 가장 우수한 것으로 알려진 LM함수를 사용하였다. 적용된 인공신경망의 구성은 Table. 4와 같다.

Table. 4 Network Parameters

Parameter type	Parameter
ANN Type	Feed-forward backpropagation
Transfer function	Tansig
Learning Algorithm	TRAINLM

인공신경망의 성능은 학습을 통해서 증가된다. 학습에 영향을 주는 변수는 네트워크의 구성, 학습률, 데이터의 수, 학습회수 등이 있다. 본 연구에서는 다

수의 사전 테스트를 통해 학습회수 1000번, 학습률은 0.01씩 증가되도록 하였으며, 200회 학습반복 후에도 신경망의 성능이 증가되지 않으면 학습을 중단하도록 설정하였다. 적용된 학습변수는 Table. 5와 같다.

Table. 5 Training Parameters

Parameter type	Parameter
epochs	1000
lr	0.01
max_fail	200

Fig. 3은 냉방에너지 수요를 예측한 값으로 상관계수(R)는 0.92, MSE는 12%로 나타났다. Fig. 4는 난방에너지 수요를 예측한 값으로 상관계수(R)는 0.92, MSE는 9.2%로 나타났다. Fig. 5는 HVAC수요를 예측한 것으로 상관계수(R)는 0.94, MSE는 20%의 오차를 보이는 것으로 나타났다.

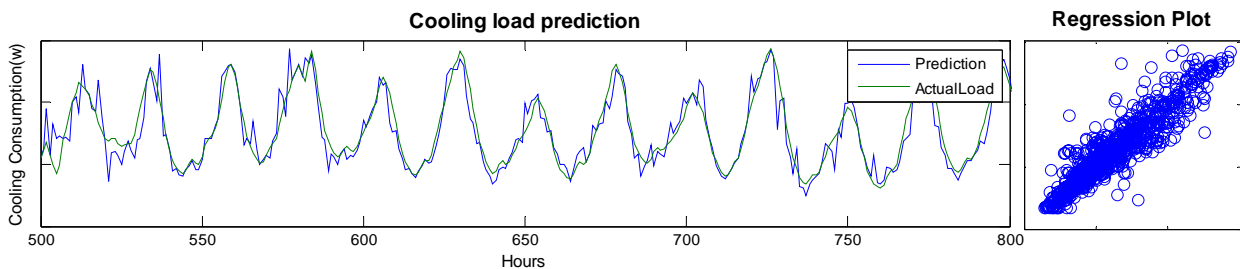


Fig. 3 Performance of cooling artificial neural networks

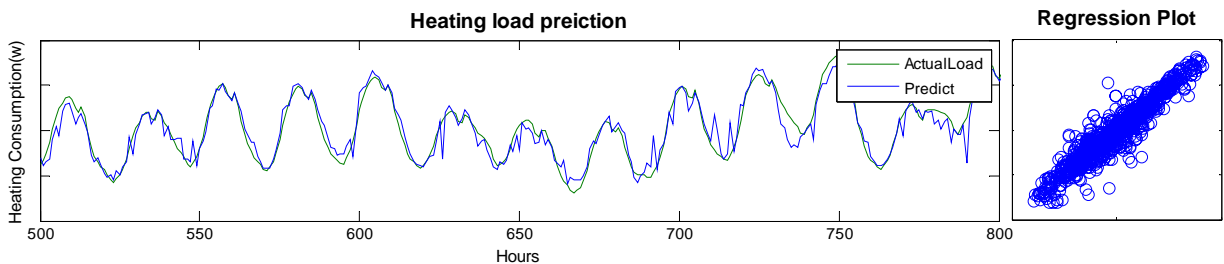


Fig. 4 Performance of space heating artificial neural networks

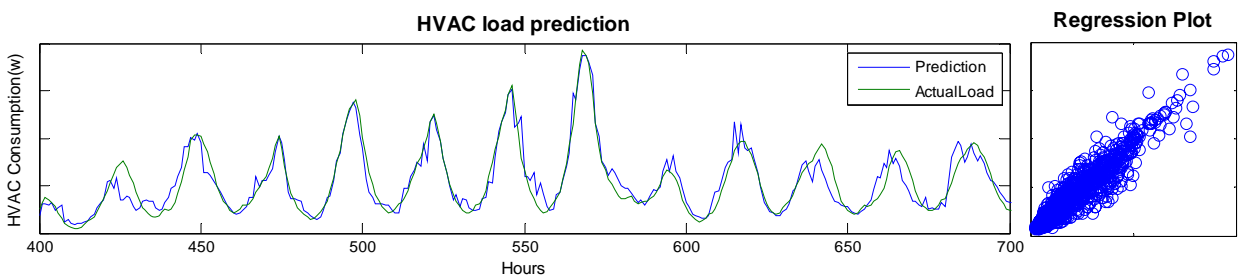


Fig. 5 Performance of HVAC artificial neural networks

이 밖의 급탕, 조명, 전열의 인공지능망의 수요예측 결과는 Table. 6과 같다.

Table. 6 Performance of ANN

Category	MSE(%)	R
Space Heating	9.27	0.92
Hot water	1.1	0.99
Cooling	3.67	0.97
HVAC	2.08	0.98
Plug	20	0.94
Lighting	12.9	0.92

### 4.3 Simulink 적용

에너지사용용도별, 건물사용용도별로 각각 학습시킨 인공지능망을 Simulink에서 구현하여, 광역도시 에너지계획단계에서 사용할 수 있는 수요예측 시스템으로 작성하였다. 수요예측 시스템은 건물용도별로 작성하였으며 이를 통합하여 하나의 수요예측 시스템으로 작성하였다. Fig. 6은 아파트용의 에너지수요예측 시스템의 모습을 나타내고 있다.

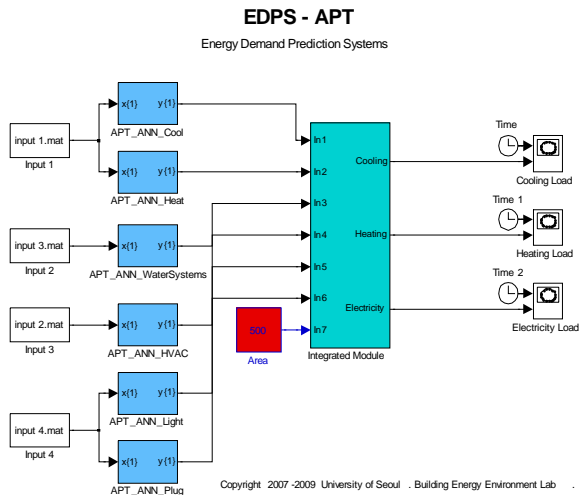


Fig. 6 EDPS of APT

아파트용 에너지수요예측 시스템은 난방, 급탕, 냉방, 공조, 조명, 전열의 6개의 에너지용도별 인공지능망으로 구성되어 있으며, 계획단지의 아파트계획면적을 입력하면 표준기상데이터가 적용된 부하프로파일을 결과값으로 얻을 수 있도록 구성하였다.

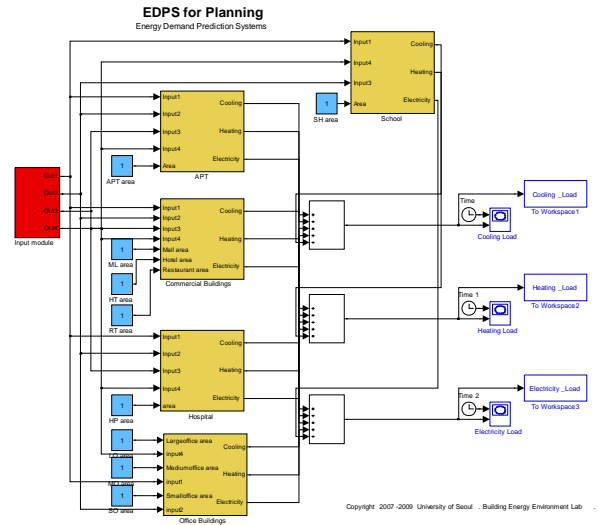


Fig. 7 EDPS simulation program

Fig. 7은 9가지 건물용도에 대한 수요예측 시스템이 통합된 전체적인 에너지수요예측 시스템의 모습을 나타내고 있다.

### 4.3 에너지수요예측 시스템의 결과물

에너지수요예측 시스템을 통해서 얻을 수 있는 예측결과물은 목적에 따라서 다양하게 구성할 수 있다. 도시차원의 에너지계획 및 복합에너지원의 설계에 사용될 수 있는 에너지용도별 프로파일과 냉방, 난방, 전력의 에너지원별 프로파일을 결과물로 얻을 수 있다. 이러한 프로파일은 신재생 및 단계별 순환에너지 이용 시 프로파일의 적합성 여부를 비교하여 유사패턴의 에너지를 선별하는데 있어서 최적의 정보를 제공하며, 최적의 에너지시스템을 구성하는데 있어서 합리적인 근거가 될 수 있다. Fig. 8은 결과물의 한 예로 에너지원별 프로파일을 나타내고 있다.

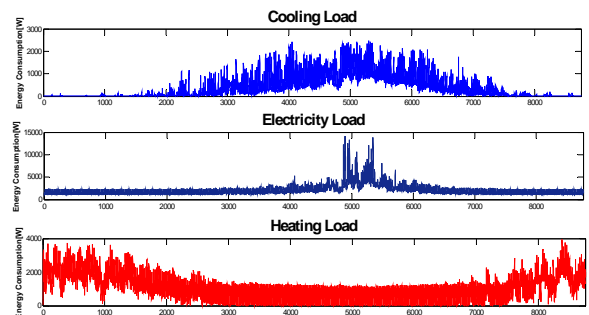


Fig. 8 Profile of energy

## 5. 결 론

본 연구에서는 DB를 기반으로 하여 광역도시계획 단계에서 사용이 가능한 에너지수요 예측 시스템 개발에 관하여 연구하였으며 주요 결과는 다음과 같다.

(1) 계획단계에서의 제한적인 정보를 기반으로 수요예측을 하기 위해서 광역단지를 이루는 건물을 용도별로 분류하였으며, 다른 변수의 영향을 받는 건물의 에너지를 사용용도별로 분류하였다. 가용한 DB의 확보를 위해서 DOE 표준모델을 사용하여 EnergyPlus3.0을 통해 시뮬레이션 결과값으로 DB를 구축하였다.

(2) 에너지수요예측 시스템을 구현하기 위해 건물용도별, 에너지 사용용도별로 인공신경망을 구성하였으며, MSE는 대략 10% 정도의 우수한 모델이 구현됨을 확인하였다.

(3) 상기의 내용을 기반으로 Simulink를 이용하여 수요예측 시뮬레이션으로 구현하였으며, 이를 통하여 부하프로파일 분석을 통한 정밀한 도시 에너지계획이 가능할 것으로 기대된다.

## 후 기

본 연구는 국토해양부가 주관하고 한국건설교통기술평가원이 시행하는 2008년도 첨단도시개발사업(과제번호:08도시재생B04) 지원사업으로 이루어진 것으로 이에 감사를 드립니다.

## 참고 문헌

1. 문선혜, 2008, 도심구역 에너지계획 단계에서의 에너지 수요예측법에 관한 연구, 서울시립대학교 석사학위논문
2. 공동석 외 4명, 2009, 데이터베이스를 기반으로 한 광역단지에서의 에너지 수요예측 기법 개발, 한국건축친환경설비학회 2009년 춘계학술 발표대회 기획세션 도시복합에너지시스템 개발, pp.24-28
3. 공동석, 2009, 인공신경망을 이용한 데이터베이스 기반의 광역단지 에너지 수요예측 기법 개발, 한국태양에너지학회 춘계학술발표대회 논문집, Vol. 29, No.1, pp.184-189
4. Linda Pedersen, 2007, Load modelling of buildings in mixed energy distribution systems, Norwegian University of Science and Technology.
5. Danielle Monfet 외 3인, 2007, Computer Model of a University Building Using The EnergyPlus Program, Building Simulation 2007, pp.1522-1529
6. Alireza khotanzad 외 2인, 1998, ANNSTLF -Artificial Neural Network Short-Term Load Forecaster Generation Three, IEEE Transaction on Power System, Vol. 13, No.4, pp.1413-1422
7. Alireza Khotanzad 외 3인, 1995, An Adaptive Modular Artificial Neural Network Hourly Load Forecaster and its Implementation at Electric Utilities, IEEE Transactions on Power System, Vol.10.No.3, pp.1716-1722
8. Jin Yang외 2인, 2005, On-line building energy prediction using adaptive artificial neural networks, Energy and Buildings 37, pp.1250-1259
9. Pedro A. González 외 1인, 2005, Prediction of hourly energy consumption in buildings based on a feedback artificial neural network, Energy and Buildings 37, pp.595 - 601