

신경회로망을 이용한 가전기기 전기 사용량 모니터링 및 예측

정 경 권*, 최 우 승**

Monitoring and Prediction of Appliances Electricity Usage Using Neural Network

Kyung Kwon Jung *, Woo-Seung Choi**

요 약

에너지 소모에 대한 증가되는 소비자의 관심을 지원하기 위하여 가전기기의 에너지 모니터링과 예측 방식을 제안한다. 제안한 시스템은 0.5초마다 전류 센서를 지나가는 전류량을 측정하는 스마트 플러그라는 일반 전기 콘센트로 설계하고, 신경회로망의 훈련과 시험 데이터를 얻기 위해 평균기온, 최저기온, 최고기온, 습도, 일조시간의 날씨 정보를 입력 데이터로 사용하고, 스마트 플러그를 통한 전기 사용량을 목표값으로 사용하였다. 훈련을 위한 실험 데이터를 사용하여 역전과 알고리즘을 기반으로 한 신경회로망을 구성하였다. 입력과 출력 데이터의 비선형 매핑을 위해 다층신경회로망을 사용하였다. 제안한 신경회로망 모델은 상관관계 계수가 0.9965로 우수하게 전기 사용량을 예측할 수 있는 것을 확인하였으며, 예측의 평균 제곱 오차는 0.02033이다.

▶ Keyword : 에너지 소모, 무선 센서 네트워크, 원격 모니터링, 신경회로망, 오류역전파

Abstract

In order to support increased consumer awareness regarding energy consumption, we present new ways of monitoring and predicting with energy in electric appliances. The proposed system is a design of a common electrical power outlet called smart plug that measures the amount of current passing through current sensor at 0.5 second. To acquire data for training and testing the proposed neural network, weather parameters used include average temperature of day, min and max temperature, humidity, and sunshine hour as input data, and power consumption as target data from smart plug. Using the experimental data for training, the neural network

• 제1저자 : 정경권 • 교신저자 : 최우승

• 투고일 : 2010. 09. 09, 심사일 : 2011. 05. 03, 게재확정일 : 2011. 06. 01.

* 전자부품연구원(Korea Electronics Technology Institute)

** 경원대학교 글로벌교양대학(College of Global General Education, Kyungwon University)

※ 이 논문은 2011년도 경원대학교 교내연구비 지원에 의한 결과임

model based on Back-Propagation algorithm was developed. Multi layer perception network was used for nonlinear mapping between the input and the output data. It was observed that the proposed neural network model can predict the power consumption quite well with correlation coefficient was 0.9965, and prediction mean square error was 0.02033.

▶ Keyword : Energy consumption, Wireless sensor network, Remote monitoring, Neural network, Error backpropagation

과 예측값을 비교한다.

I. 서 론

수년 동안 홈 자동화 또는 홈 네트워크는 IT기술의 발전에 대한 활용 분야로 고려되어 왔다. 난방, 에어컨, 환기, 조명 및 문과 창 등과 같은 가정 편의시설과 가전기기는 자동화되어 원격에서 조작하거나 프로그램에 의해 작동할 수 있다. PC의 사용이 점차 증가하여 인터넷 접속이 가능하게 되었고 소형 및 독립적인 무선 센서가 급속히 개발되어 적용되고 있다. 최근 정부 주도하의 디지털 홈 시범 이후 대다수의 신규 분야 아파트에서 홈네트워크 시스템을 도입하여 공급하고 있으나 에너지 관리 및 그에 따른 설비의 에너지 절약 제어 및 운전에 대한 기능과 서비스는 아직 공급되고 있지 않고 있으며, 실시간으로 실내 환경 데이터를 수집하여 에너지 소비 상황 및 실내 공기의 질적 수준이나, 쾌적 정도를 분석한 정보를 거주자에게 제공할 수 있는 실내 환경 통합 감시 및 모니터링 시스템이 절실히 요구되고 있다[1].

특히 첨단주택의 에너지 절감 운전 및 관리를 위해서는 온·열환경과 공기환경 측면에서 온도, 습도, 미세먼지, 이산화탄소, 일산화탄소 등을 실내 물리적 변수와 개인적 변수 상호간 관계성이 적용된 에너지 수요 예측, 절약 운전 및 관리 알고리즘 개발하고, 개별설비를 통합하여 제어·모니터링 할 수 있으며, 지능형 홈 네트워크와 연계할 수 있는 스마트 홈 에너지 통합컨트롤 시스템 개발이 절실히 필요한 상황이다[2-3].

본 논문에서는 주택에서 에너지 사용량 예측을 위해 신경 회로망 예측 방식을 제안한다. 제안한 시스템은 전류 센서를 이용하여 실시간 소모되는 전류를 측정하고, 측정된 데이터를 센서 네트워크를 이용하여 홈 게이트웨이에 저장한다. 일별, 월별 사용한 전기 사용량을 확인할 수 있도록 모니터링 프로그램을 설계한다. 주택 내 실험을 통해 겨울철 전열기의 전기 사용량 패턴을 측정하고, 외부 온도 요인을 통해 신경회로망으로 학습을 하여 예측 모델을 구성한다. 3개월 동안 데이터를 측정하여 두 달의 데이터는 학습에 사용하고, 나머지 한 달의 데이터는 예측 모델의 성능을 확인하기 위해 측정된 값

II. 관련 연구

현재 전 세계적으로 그린IT 시대를 맞이하여 에너지 효율 향상 및 탄소 배출 저감을 통한 저탄소 녹색성장을 위해 다양한 산업 분야에서 첨단 정보통신기술을 활용하고 있다. 일반적으로 그린IT는 지구온난화, 환경규제 강화, 에너지 고갈 및 환경오염 등의 제반 환경문제에 적극적으로 대응하면서 차세대 신성장 동력으로서 지속적으로 부가가치를 얻고자 하는 IT 부문의 친환경 및 성장 활동과 IT를 활용한 친환경 및 성장 활동으로 정의할 수 있다. 전력 산업의 경우는 현재 전 세계적으로 국가 차원의 성장 동력으로서 환경 친화적 지능형 미래 스마트그리드(Smart Power Grid) 실현을 위해 첨단 자동화, 통신, 제어 등의 정보통신기술을 분산발전, 에너지저장, 재생에너지, 전기 자동차, 스마트 미터(Smart Meter), 수요 반응(Demand Response) 등의 기술과 적극적으로 통합하고 있다[1].

영국 전력 가스 시장 규제기관(OFGEM)의 Industry Metering Advisory Group은 스마트 미터링(Smart Metering)이란 단순한 에너지 소비량의 모니터링 이상의 기능을 가지는 새로운 개념의 에너지 미터링으로 데이터 분석 및 분석 결과를 로컬 디스플레이를 통해 효과적인 형태로 사용자에게 전달하고, 사용된 에너지를 비용 단위로 환산하여 쉽게 볼 수 있도록 하고, 더 나아가서 백색 가전제품과의 데이터 통신을 가능케 하여 각각의 기기가 사용한 에너지량을 기록하거나 디스플레이하고, 거주자들에게 실시간 혹은 주기적으로 에너지 관련 정보를 제공함으로써 에너지 효율을 높이는 데 기여하도록 독려할 수 있어야 한다고 정의하였다[4].

특히 전력 사용량의 정보를 알려주고, 가정에서의 수요를 예측하는 연구가 진행되고 있다. 함수 근사화나 퍼지 k-means, Kohonen adaptive vector quantization, hierarchical method를 이용하여 소비자의 전기 사용에 대한 패턴 인식을 제안하였다[5-7]. 또한 외부 온도 변화에 대해서 전력

사용량을 2차 함수로 근사화하고, 예측하는 방식이 제안되었으나 상관성을 2차 함수로 표현하기에는 미흡한 부분이 있고, 예측 결과에서도 오차가 크게 나타나는 문제점이 있다[8].

본 논문에서는 주택에서 전기 사용량을 측정할 수 있는 스마트 플러그를 설계하고, 외부 온도나 습도, 일조시간과 같은 날씨 정보로부터 전기 사용량을 예측하는 모델을 구성한다.

III. 스마트 플러그 시스템

주택에서 사용할 수 있는 전기 사용량 모니터링 시스템의 전체 구조를 설명한다. 그림 1은 전체 시스템의 블록 다이어그램으로 제안한 시스템은 센싱 시스템과 홈 게이트웨이로 구성된다. 센싱 시스템은 무선 센서 모듈이 장착된 스마트 플러그로 구성 된다. 전류 센서를 이용하여 사용하는 전류량을 측정하여 무선 센서 네트워크로 데이터를 전송한다. 홈 게이트웨이 시스템은 데이터를 수집하고 일별, 월별 사용한 전기 사용량 정보를 제공한다.



그림 1. 전기 소모량 모니터링 구성도
Fig. 1. Block diagram of electricity power consumption monitoring

1. 스마트 플러그

본 논문에서 제안하는 스마트 플러그는 그림 2와 같다. 박스형태의 콘센트 내부에 전류 측정용 센서(Current Transformer sensor), 릴레이, 무선 센서 모듈, 전원공급용 SMPS로 구성된다. 그림 3은 스마트 플러그의 회로도이다.

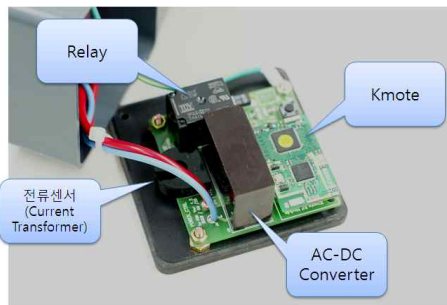
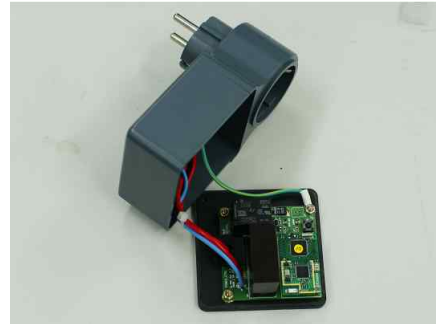


그림 2 스마트 플러그
Fig. 2. Smart plug

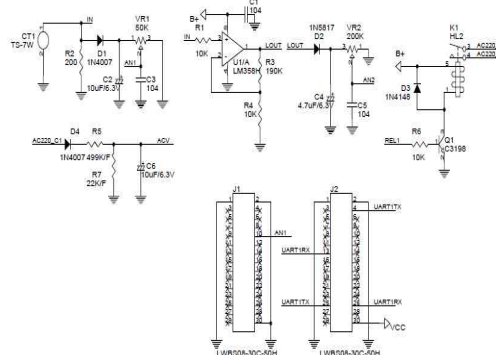


그림 3. 스마트 플러그 회로도
Fig. 3. Schematic of Smart plug

Knote는 무선 통신을 위해 TI사의 CC2420 Chip을 사용한다. CC2420은 IEEE 802.15.4을 지원하고 250Kbps의 데이터 통신 속도를 지원한다[9-10]. 스마트 플러그는 0.5초마다 측정된 전류값을 저장하여 5초마다 무선으로 전송한다. 표 1은 무선 패킷의 구성이다.

표 1. 무선 패킷 구성

Table 1. Configuration of wireless packet

Field	크기 [Byte]	내용
sourceMotelD	2	센서노드ID
Sequence	2	순번
Channel	2	센싱종료
data[10]	2 x 10	측정 전류 데이터

2. 홈 게이트웨이

홈 게이트웨이의 역할은 베이스 모듈에 수신되는 센싱 데이터를 저장하고, 분석하는 기능을 담당한다. 홈 게이트웨이는 단일 보드 컴퓨터 (EPIA-M1000, VIA co., 800MHz C3 프로세서, 512MB 메인 메모리, 2GB Compact Flash memory)로 구현하였고, Windows XP 운영체제로 동작한다.

게이트웨이는 USB 포트에 연결된 베이스 모듈을 통해 입력되는 패킷을 읽어 해석하고 현재 시간 정보를 더해 저장한다. 그림 4는 게이트웨이의 사진이다.



그림 4. 홈 게이트웨이
Fig. 4. Home gateway

그림 5는 홈 게이트웨이에서 동작하는 모니터링 프로그램으로 베이스 노드로부터 스마트 플러그의 전류 사용량을 수신하고, 저장 및 분석한다.

향후 인터넷과 연결하여 원격지 서버 DB에 측정 데이터를 저장할 수 있다.

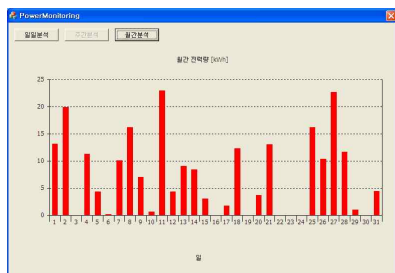


그림 5. 모니터링 프로그램
Fig. 5. Monitoring program

IV. 신경회로망 예측 모델

신경회로망은 인간의 뇌구조의 모델에 기반을 두고 제안되어 패턴 인식이나 제어 등 많은 분야에서 응용되고 있다. 1957년 Rosenblatt에 의해 최초의 신경회로망 모델인 단층 퍼셉트론이 발표되었고, 1980년대 중반에 하나 이상의 은닉층을 갖는 다층 퍼셉트론 즉 다층 신경회로망 이론이 제안되었고, 입력층과 1개 이상의 은닉층 및 출력층으로 구성되는 다층 신경회로망은 초기의 제어기 설계방식으로 사용되었다. 신경회로망의 장점은 제어될 플랜트나 그 환경 모델이 필요하지 않고, 불확실성이나 플랜트의 환경의 변화에 적응이 가능하고, 학습에 의한 성능 개선이 가능하다. 또한 신경회로망의 병렬 계산에 의한 고속 실시간 제어가 가능하다는 것이다.

역전파 신경회로망(back-propagation neural network)은 선형 뉴런의 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층, 즉 비선형 뉴런으로 구성된 은닉층을 갖는 다층 구조의 회로망이다. 입력층의 입력신호들은 은닉층의 뉴런을 거쳐 출력층으로 전달되는 전방향 회로망이다. 출력층의 출력신호는 신경회로망이 추종하고자 하는 목표 출력신호와 비교되어 오차신호를 발생시키고, 이 오차의 제곱을 최소화하도록 출력층으로부터 은닉층을 거쳐 입력층으로 역전파되어 연결강도를 조정한다. 역전파 학습 알고리즘은 연결 강도 공간상에 주어지는 오차의 제곱을 높이로 하는 곡면에 대하여 오차의 제곱이 가장 많이 감소하는 방향으로 연결강도를 조정하는 gradient descent 방법을 사용한다[11-13].

다층 신경회로망의 구조는 그림 6과 같다.

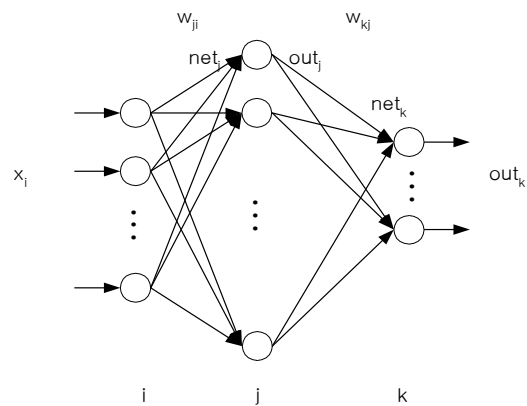


그림 6. 다층 신경회로망
Fig. 6. Multi layer neural network

은닉층 각 뉴런의 입력으로 가해지는 가중합을 각각 net_j 이라 정의하면

$$net_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} \cdot x_i \quad (1)$$

이다. 여기서 i 는 입력신호의 수($i = 1, 2, \dots, n$), j 는 은닉층 뉴런의 수($j = 1, 2, \dots, m$)이다.

이 뉴런의 입력은 일반적으로 비선형 함수($f(\cdot)$)를 통과하여 뉴런의 출력이 된다.

은닉층 뉴런의 출력은 식(2)과 같다.

$$out_j = f(net_j) \quad (2)$$

사용하는 함수 $f(\cdot)$ 는 미분이 가능한 시그모이드(sigmoid) 함수 또는 선형 함수를 사용한다.

$$f(net) = \frac{2}{1 + e^{-net}} - 1 \quad (3)$$

출력층 뉴런의 입력신호를 net_k 라 하면

$$net_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot out_j \quad (4)$$

이다. k 는 출력층 뉴런 수($k = 1, 2, \dots, l$)이다.

출력층 뉴런의 출력 out_k 는

$$out_k = f(net_k) \quad (5)$$

로 되고, 이것이 바로 신경회로망의 출력이 된다.

역전파 신경회로망은 전방향 신경회로망의 출력 out_k 가 목표값 d_k 를 학습하기 위하여 out_k 와 d_k 사이의 오차가 최소화되도록 gradient descent법에 의해 출력층에서 은닉층, 은닉층에서 입력층으로 오차를 역전파하면서 연결강도를 조정한다.

신경회로망이 학습하기 위한 목적함수(object function)는 식(6)과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [d_k - out_k]^2 \quad (6)$$

이 목적함수 E 가 w_{kj} , w_{ji} 에 대하여 최소화되도록 gradient descent 법을 적용한다.

출력층과 은닉층 사이의 연결강도의 조정은 식(7)과 같다.

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj} \quad (7)$$

연결강도 조정량 Δw_{kj} 는

$$\Delta w_{kj} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (8)$$

이다.

은닉층과 출력층 사이의 연결강도 w_{kj} 의 조정은

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta \cdot [d_k - out_k] \cdot f'(out_k) \cdot out_j \quad (9)$$

으로 된다.

입력층과 은닉층 사이의 연결강도 w_{ji} 에 대하여 gradient descent법을 적용하면,

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji} \quad (10)$$

$$= w_{ji}(t) - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ji}}$$

이고, 이를 전개하면 입력층과 은닉층 사이의 연결강도 w_{ji} 의 조정은 다음과 같다.

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta \sum_{k=1}^l [(d_k - out_k) \cdot f'(net_k) \cdot w_{kj}] \cdot f'(net_j) \cdot x_i \quad (11)$$

본 논문에서는 신경회로망의 입력데이터를 평균기온, 최저기온, 최고기온, 습도, 일조시간으로 하고, BP 알고리즘을 이용하여 역방향으로 연결강도를 조절하여 출력이 목표값인 전력 사용량에 도달하게 한다.

V. 실험 및 검토

제안한 스마트 플러그의 성능을 평가하기 위해 그림 7과 같이 전열기를 연결하여 2010년 1월 ~ 2010년 3월 동안의 대학교 연구실에서의 전기 사용량을 모니터링 하였다.



그림 7. 실험 장치
Fig. 7. Experimental setup

1. 측정 결과

스마트 플러그는 0.5초마다 전류를 측정하고, 5초마다 측정된 10개의 무선 데이터를 홈 게이트웨이의 베이스 모듈로 전송한다.

측정한 전류 정보로부터 전력 P 를 계산하면 식(12)와 같다.

$$P[W] = V_{RMS} \times I_{RMS} \dots\dots\dots (12)$$

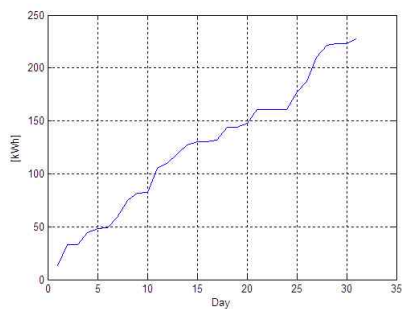
여기서 V_{RMS} 는 전압의 실효치로 220V이고, I_{RMS} 는 전류의 실효치로 스마트 플러그에서 측정된 전류값이다.

하루 동안 사용한 전기 사용량 W_{Day} 는 식(13)과 같다.

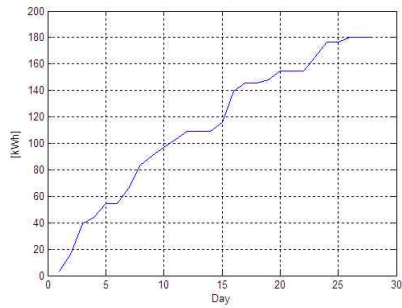
$$W_{Day}[kWh] = \sum_{i=1}^N P_i \times \Delta t \dots\dots\dots (13)$$

여기서 Δt 는 측정 시간간격이고, N 은 하루 동안 측정된 회수이다.

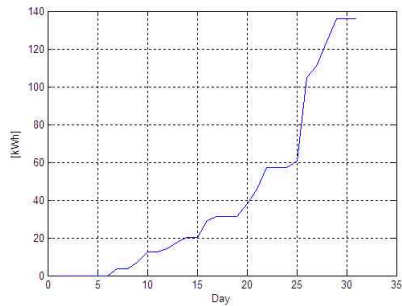
월간 사용 전기 사용량의 누적 결과는 그림 8과 같다.



(a) 1월



(b) 2월



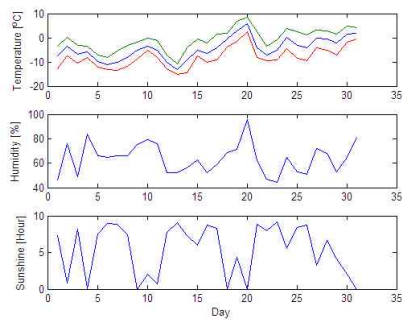
(c) 3월

그림 8. 월간 전력 사용량
Fig. 8. Monthly power consumption

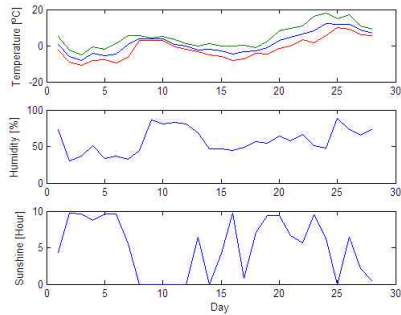
2. 기온변화에 따른 전기 사용량 예측

주택에서 복합적인 상황을 통해 에너지 사용량 패턴을 분석하기 위해서 전열기 사용과 관련이 높은 외부의 온도 변화에 따른 사용량을 분석하였다.

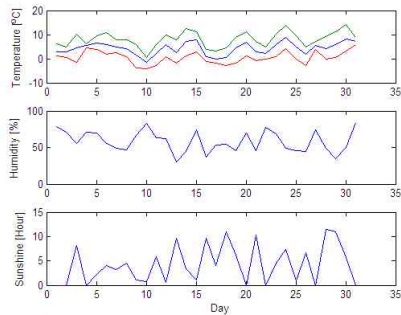
2010년 1월~3월의 일일평균기온, 최고기온, 최저기온, 습도, 일조시간의 날씨 정보는 기상청 자료를 참고하였으며 그림 9와 같다[10].



(a) 2010년 1월



(b) 2010년 2월



(c) 2010년 3월

그림 9. 평균 온도

Fig. 9. Monthly weather data

해당일의 평균 기온, 최고기온, 최저기온, 평균습도, 일조 시간을 입력으로 하여 신경회로망을 학습시킨 후 예측 성능을 확인한다.

제안한 방식의 성능을 확인하기 위해서 관련연구의 결과와 비교한다[8]. 그림 9에서 전일과의 기온차이를 독립변수로 하고, 전열기의 전력량을 종속변수로 하여 그림 10과 같이 2차 방정식으로 함수 근사화를 하면 식(14)와 같다.

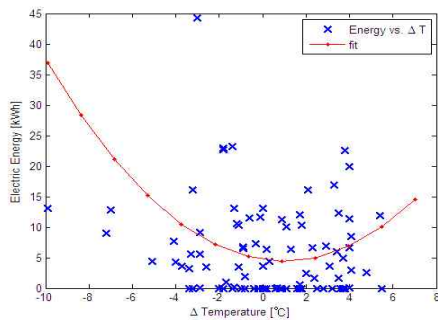
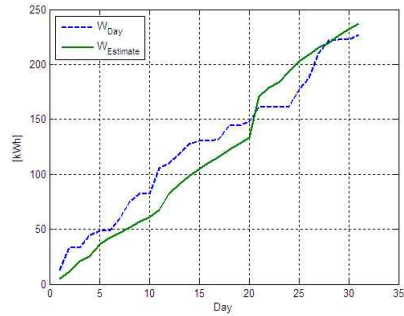


그림 10. 온도변화에 따른 전력 사용량

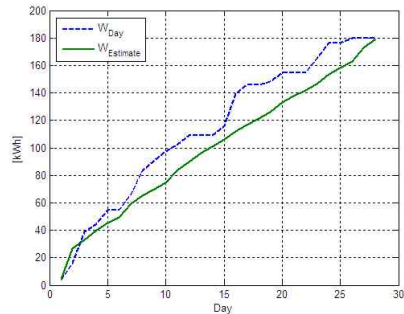
Fig. 10. Power consumption vs. temperature difference

$$W_{Estimate} = 0.2753x^2 - 0.5376x + 4.659 \dots\dots\dots (14)$$

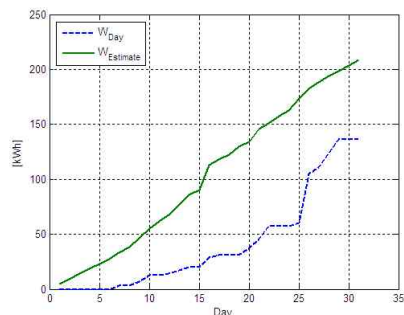
이 식을 이용하여 외부 온도변화에 따른 전열기의 전력량을 예측할 수 있다. 그림 11은 제안한 온도변화와 전열기의 전력량에 대한 예측 결과이다.



(a) 1월



(b) 2월



(c) 3월

그림 11. 관련연구의 전력 사용량

Fig. 11. Power consumption of related work

제안한 방식의 학습은 Matlab 7.1에서 Neural Network Toolbox를 이용하여 진행하였다. 신경회로망 구조는 표 2와 같다.

표 2. 신경회로망 구성

Table 2. Configuration of neural network

항목	값
입력층 뉴런수	5개
은닉층 뉴런수	10개
은닉층 활성화함수	tansig (시그모이드)
출력층 뉴런수	1개
출력층 활성화함수	purelin (선형)
연결강도 초기값	입력패턴의 평균
학습률	0.1
학습회수	2000회

1000회 학습을 진행하면서 신경회로망의 학습 성능의 MSE(Mean Square Error)는 0.02033으로 수렴이 되었다.

학습 성능의 평가방법으로 그림 12와 같이 curve fitting을 통해 목표값(측정값, M)과 출력값(예측값, P)의 관계를 계산하면 상관관계 계수 $R = 0.9965$ 로 신경회로망으로 모델링한 결과가 유사함을 확인할 수 있다.

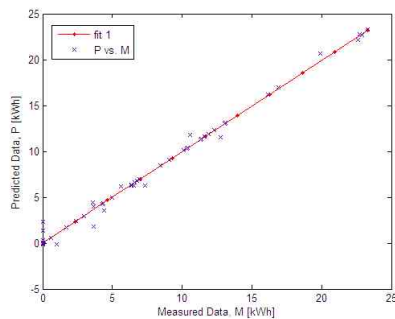
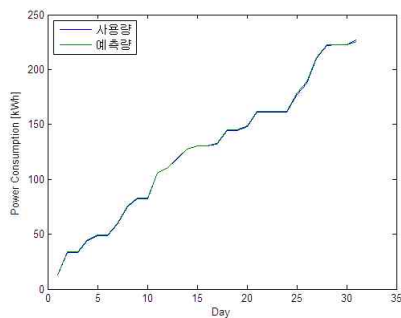


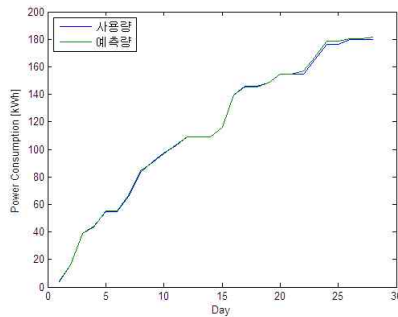
그림 12. 측정값과 예측값의 관계

Fig. 12. Relation between measured and predicted data

그림 13은 제안한 신경회로망을 이용한 온도정보에 대한 전열기의 전기 사용량 예측 학습 결과이다.



(a) 1월



(b) 2월

그림 13. 월간 예측 전력 사용량 학습결과

Fig. 13. Results of monthly predicted power consumption

그림 13에서 1월과 2월의 예측 전기 사용량은 실제 사용량과 유사한 패턴을 얻을 수 있었으며, 학습된 신경회로망의 테스트를 위해 3월의 날씨정보로 사용량을 예측하면 그림 14와 같다.

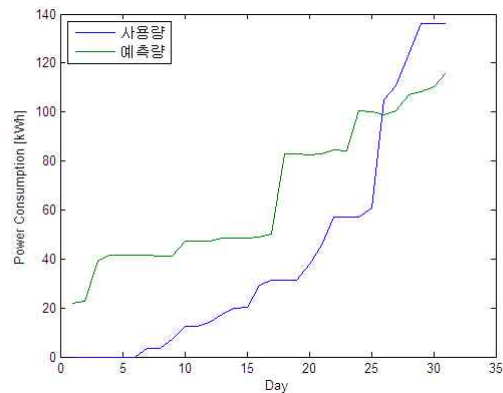


그림 14. 2010년 3월 예측 전력 사용량

Fig. 14. Predicted power consumption of March-2010

그림 14에서와 같이 테스트 결과에서는 큰 오차를 나타내었다. 이는 실험을 진행한 연구실의 학생들이 3월 개강으로 수업참여 등의 활동이나 외출이 많아 날씨 등의 외부 변화에 대해서 전열기를 적게 사용한 것으로 판단된다.

이러한 결과는 측정기간이 짧기 때문에 1년 이상 기간을 두고, 재실 유무 등 다양한 데이터를 수집하여 모델을 세운다면 보다 신뢰성 높은 예측이 가능할 것으로 판단된다.

그림 11의 관련연구 결과와 비교하면 제안한 방식이 우수함을 확인할 수 있었다.

V. 결 론

본 논문에서는 에너지 사용량 예측을 위해 신경회로망 방식을 제안하였다. 제안한 시스템은 홀(Hall) 센서를 이용하여 실시간 소모되는 전류를 측정하고, 센서 네트워크를 이용하여 홈 게이트웨이에 전달하여 일별, 월별 전기 사용량을 확인할 수 있도록 모니터링 프로그램을 설계하였다. 전열기의 사용패턴을 확인하기 위해 외부 온도와 전열기의 전기 사용량 데이터를 바탕으로 신경회로망으로 예측 모델을 수립하였다.

총 3개월의 전열기 사용량을 측정하여 2개월간의 사용량으로 신경회로망을 학습하고, 1개월 사용량을 예측하여 실제 사용량과 비교하였다. 학습에서는 0.9965의 상관관계 계수를 구할 수 있었다.

향후 주택에서의 사용자 패턴에 대한 장기간 데이터 수집을 통해 여러 가전제품의 전기 사용량을 예측할 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] Advanced Technology Information Analysis Research, "IT Technology Road Map 2015," Jinhan M&B, 2009.
- [2] Cho Young Jo, "Trends and Perspectives of ubiquitous Control Technologies for Smart Homes," ICASE Magazine, Vol. 9, No. 6, pp. 12-17, Nov. 2003.
- [3] AsianaIDT, "Ubiquitous Home Solution: Home Network Solutions", Ubiquitous, No. 45, pp. 74-79, May 2009.
- [4] Office of the Gas and Electricity Markets, <http://www.ofgem.gov.uk/>
- [5] Jong-Min Ko, Il-Kwon Yang, In-Hyeob Yu, "A Study on Demand Pattern Analysis for Forecasting of Customer's Electricity Demand," The Transactions of KIEE, Vol. 57, No. 8, pp. 1305-1490, Aug. 2008.
- [6] George J. Tsekouras, Nikos D. Hatziaargyriou, Evangelos N. Dialynas, "Two-Stage Pattern Recognition of Load Curves for Classification of Electricity Customers," IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, Vol. 22, No. 3, pp. 1120-1128, Aug. 2007.
- [7] Kyung Kwon Jung, Won-Seok Lee, Yong Gu Lee, "Carbon Dioxide Emission Monitoring System using Electricity Usage," The Institute of Electronics Engineers of Korea 2010 Summer Conference, pp. 1799-1800, Jun. 2010.
- [8] Min Goo Lee, Yong Guk Park, Kyung Kwon Jung, Jun Jae Yoo, Ha Gyeong Sung, "Design and Implementation of Smart Plug using Sensor Networks in Smart House," The Institute of Electronics Engineers of Korea 2010 Summer Conference, pp. 412-415, Jun. 2010.
- [9] Intech, <http://www.tinyosmall.co.kr>
- [10] Texas Instruments, <http://www.ti.com>
- [11] Woo Seung Choi, Joo Dong Kim, "A New Type of the Elman Neural Network," Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol. 4, No. 1, pp. 62-67, Mar. 1999.
- [12] Yong Gu Lee, Woo Seung Choi, "3 Steps LVQ Learning Algorithm using Forward C.P. Net.," Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol. 9, No. 4, pp. 33-39, Dec. 2004.
- [13] Yong Gu Lee, Woo Seung Choi, "Learning Networks for Learning the Pattern Vectors causing Classification Error," Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol. 10, No. 5, pp. 77-86, Nov. 2005.

저 자 소 개



정 경 권

1998 : 동국대학교 전자공학과 공학사.

2000 : 동국대학교 전자공학과 공학석사.

2003 : 동국대학교 전자공학과 공학박사.

현 재 : 전자부품연구원위촉연구원.

관심분야 : 신경회로망, 센서 네트워크,
임베디드 시스템

Email : kkjung@keti.re.kr



최 우 승

1977 : 동국대학교 전자공학과 공학사.

1981 : 동국대학교 전자공학과 공학석사.

1994 : 동국대학교 전자공학과 공학박사.

1998-2000 : 한국컴퓨터정보학회 학회장.

2000-현재 : 한국컴퓨터정보학회 고문.

현 재 : 경원대학교 글로벌교양대학 교수.

관심분야 : 신경회로망, 센서네트워크,
유비쿼터스, 임베디드 시스템,
영상처리

Email : wschoi@kyungwon.ac.kr