

광역에너지 통합관리 시스템 구축을 위한 열수요 예측 모델 개발

김민영, 김래현, 추연욱*

서울산업대학교 에너지환경대학원, (주)인포트롤테크놀로지*

Development of heat demand forecasting model for district energy management system

Kim Min-Young, Kim Lae-Hyun, Choo Yeon-Uk*

Graduate School of Energy and Environment, Seoul National University of Technology,
Infotrol Technology Co., Ltd.*

1. 서론

열 수송 배관망을 통한 지역 에너지 공급은 열 병합 보일러 (CHP)의 우수한 효율성으로 그 경제성이 입증되어 국내외에서 널리 활용 되고 있다. 이러한 지역 에너지 공급망에는 경제적 및 환경적인 이유로 하수열, 지열, 태양열 및 산업체의 잉여 에너지원 등 다양한 형태의 에너지원이 추가로 연계되며, 일부 사용자의 소형 열병합 발전을 통한 자체 에너지 생산과 연계되어 매우 복잡한 광역 에너지 네트워크를 형성하게 된다. 이때 다양한 분산형 열원을 효율적으로 통합관리 하기 위해서는 기초조사 및 기술평가 시스템 기술 개발과 광역에너지 네트워크의 최적화 및 통합관리 시스템의 개발이 필요하다.

광역에너지 네트워크의 최적화를 위해서는 지역 열수요 예측이 필수적인데, 이것은 각 에너지 생산 시설의 생산계획 및 연계량을 예측하는 데 중요하며, 열수요 예측의 정확도와 최적화를 통한 효과는 비례관계에 있기 때문이다. 하지만 어떤 자료에 대해 장래의 값을 예측한다는 것은 간단한 일이 아니고, 또 정확히 예측을 하기도 어렵다. 그러나 현재까지의 자료를 가지고 합리적인 근거에 따른 예측의 필요성은 여러 분야에서 요구되고 있는 실정이다.

따라서 본 연구에서는 예측을 위한 기법 중 인공신경망 모형(Artificial Neural

Network)에 대하여 알아보고, 지역 열수요 예측을 위해 한국지역난방공사 A지사의 과거 열사용 정보로부터 Neural Network를 이용하여 지역 연간 열수요량 패턴을 분석하고자 한다.

2. 이론

2.1 인공신경망 모형(Artificial Neural Network)의 개념

인공신경망 모형(Artificial Neural Network)은 신경 생리학 분야에서 두뇌의 활동을 이해하고자 하는 목적 하에 신경의 작업을 설명하려는 시도에서 출발하여 생물학적인 프로세스를 컴퓨터를 이용하여 모형화 하려는 노력에서 비롯된 것으로 인간의 두뇌의 신경망을 흉내 내어 실제 자신이 가진 데이터로부터의 반복적인 학습 과정을 거쳐 데이터에 숨어 있는 패턴을 찾아내는 모델링(Modeling) 기법이다.

특히 신경망 모형은 매우 복잡한 구조를 가진 방대한 데이터 사이의 연관 관계나 패턴을 찾아내고 이를 이용하여 향후 예측하는 경우에 유용하며 시스템 모델링, 태풍경로예측, 태양흑점폭발 양상 예측, 해류 속도 예측, 신용 평가, 수요 및 판매 예측 등 여러 분야에서 사용되고 있다.

2.2 신경망 모형(Neural Network)의 구조

MLP(Multilayer Perceptron, 다층인식자) 신경망은 입력층(Input layer)과 출력층(Output layer) 사이에 적어도 하나 이상의 중간층이 존재하는 신경망이다. 이때 입력층과 출력층 사이의 중간층을 은닉층(hidden layer)이라 하며 이는 은닉마디(Hidden unit)로 구성되어 있다.

이는 입력층, 은닉층, 출력층 방향으로 연결되어 있으며, 각 층내의 연결과 출력층에서 입력층으로의 직접적인 연결은 존재하지 않는 전방향(Feed-forward) 신경망이다.

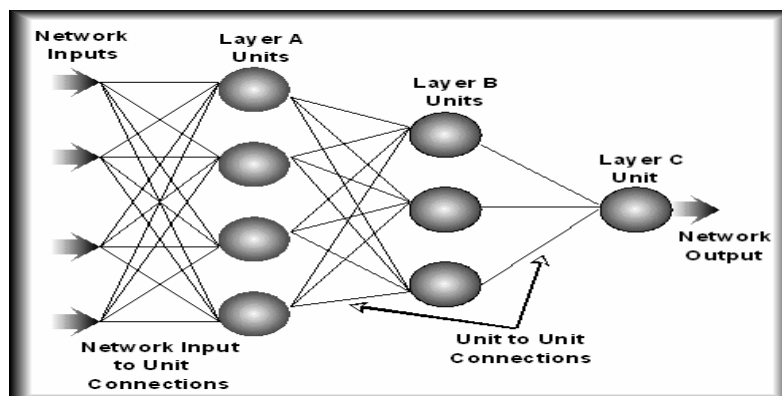


그림 1. MLP 신경망 구조

2.3 신경망 모형(Neural Network)의 학습(Training) 방법

- 학습(Training, 최적화)의 개념

신경망 모형에서 적절한 수의 은닉층과 은닉마디의 수가 결정되면, 그 다음에 해야 할 일은 데이터로부터 연결 강도(Weight)라고 불리는 계수(coefficient)들을 추정하는 것이다.

이를 신경망 모형의 학습 또는 최적화(Training)라고 한다. 즉, 신경망에 대해서 주어진 데이터를 가장 잘 반영하는 계수 값을 찾아내는 것으로 여러 가지 입력 변수의 정보로부터 은닉 계층 내에서의 다소 복잡한 내부 작업을 통해 가장 정확한 결과를 주도록 연결 가중치의 값을 찾아 가는 것이다. 신경망 모형의 최적화는 오차 함수(Error function)라고도 불리는 목적 함수(Object function)를 최소화시키는 문제가 된다.

- 학습(Training) 방법 : 역전파(Back-propagation)

역전파(Back-propagation)는 신경망(Neural Network)을 훈련시키기 위해 사용하는 기술로써, 전방향(Feed-forward) networks을 위해서만 사용한다.

역전파 학습 알고리즘은 최소평균자승 알고리즘(Least Mean Square Algorithm)의 비선형적인 확장으로, 미분의 반복규칙(chain-rule)을 여러 번 반복적으로 적용하여 확률 근사치 프레임워크(stochastic-approximation framework)와 관련지음으로써 유도해낼 수 있다.

역전파는 입력(Input)과 출력(Output)의 상관관계 뿐 아니라 입력(Input)간의 상관관계에 따라서 이들 사이의 연결 강도를 조정하여 입출력 관계를 나타내도록 하는 것이다. 역전파 학습 알고리즘은 다음과 같다.

- (1) 학습 패턴의 집합에서 다음에 학습될 패턴을 선택한 후 BP 네트워크에 입력시킨다.
- (2) 이 네트워크의 출력값을 우선 계산한다.
- (3) 이 값과 올바른 출력값(Target)과의 차이를 계산한다. (Error 값 계산)
- (4) 이 오차 값을 기준으로 각 Neuron의 Delta 값을 우선 계산한다.
- (5) 네트워크의 오차값이 최소값이 되기 위해서, 위에서 구한 Delta 값을 기준으로 네트워크의 연결 강도를 조정한다.
- (6) 전체 학습 패턴의 오차가 매우 작아질 때까지 각 학습 패턴에 대해서 (1)~ (5)까지의 과정을 반복 수행한다.

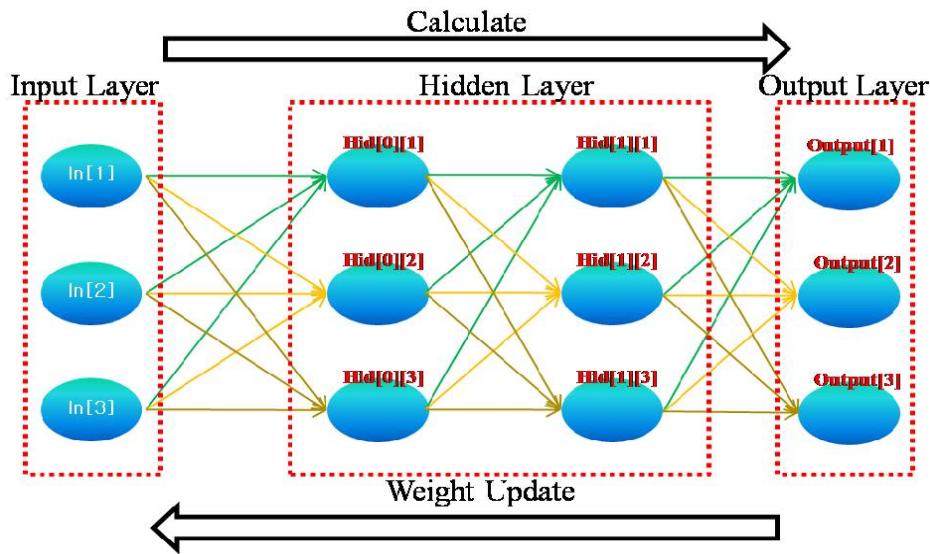


그림 2. Back-propagation의 계산 방향과 학습 방향

신경망 모형은 입력에 따른 출력의 상관관계에 대한 정보를 은닉층에 분산 배치 함으로써 해당 데이터 이외에 다른 값에 대한 결과를 예측 가능하게 할 수 있다. 이는 미처 실험으로 파악하지 못한 모형의 특성을 쉽게 확인 하는데 사용할 뿐 아니라, 주어진 모형을 바탕으로 최적의 공정 조건을 찾는 데도 활용이 가능하다. 뿐만 아니라 공정 상태를 특정한 분산 데이터로 모델링함에 따라 비정상적인 데이터와 정상적인 데이터를 구별하는데도 사용할 수 있다.

3. 모형 적용 및 결과

광역에너지 네트워크의 시범 적용 대상으로 한국지역난방공사 A지사가 관리하는 지역의 지역난방을 고려하였다. 이에 한국지역난방공사 A지사의 2007년 연간 시간대별 열공급 실적 자료를 바탕으로 Matlab Neural Network Toolbox를 이용하여 외기온도에 따른 열공급 패턴을 학습시키도록 한다. 이때 입력조건인 외기 온도 설정에 대해 시간대별 외기온도를 입력조건으로 하여(Table 1.) 패턴 학습을 한다. 또한 현재 시간에 대한 온도가 되기까지 2시간 전으로부터의 온도 data를 적용시켜(Table 2.) 학습시켜 보기로 한다. 두 번째 경우에는 Table 2.의 점선 부분인 맨 앞의 2시간에 대한 data 입력은 제외시킨다.

시간(t)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...
외기온도 (°C)	-0.65	-0.35	-0.4	-0.5	-0.5	-0.2	-0.4	-0.3	0.85	2.4	°C/t

Table 1. 시간대별 외기온도 입력조건

시간(t)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...
외기온도 (°C)	-0.65	-0.35	-0.4	-0.5	-0.5	-0.2	-0.4	-0.3	0.85	2.4	°C/t
		-0.65	-0.35	-0.4	-0.5	-0.5	-0.2	-0.4	-0.3	0.85	°C/t-1
			-0.65	-0.35	-0.4	-0.5	-0.5	-0.2	-0.4	-0.3	°C/t-2

Table 2. 현재 온도에 2시간 전으로부터의 data를 적용시킨 외기온도 입력조건

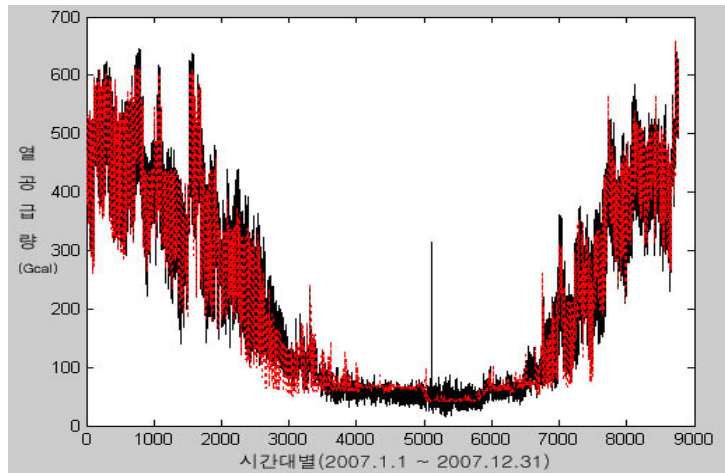


그림 3. Table 1의 입력조건에 대한 열공급량 학습 패턴

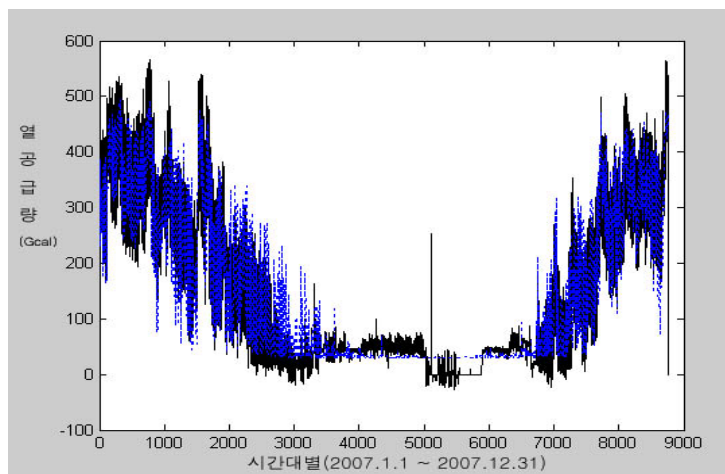


그림 4. Table 2의 입력조건에 대한 열공급량 학습 패턴

두 가지 입력조건에 따른 학습 결과를 살펴보면, 그림 3에서의 학습 곡선이 그림 4의 학습 곡선보다 실제 열공급량 패턴과 더욱 흡사하게 나온 것을 알 수 있다. 따라서 입력조건으로의 외기온도 설정은 시간대별 외기온도를 그대로 적용하는 것이 적합하다고 볼 수 있다. 또한 열공급량 패턴을 보면 감소하는 구간과 평평한 부분과 증가하는 부분의 3가지 구간으로 구분이 된다. 따라서 열공급 실적과 기온과의 상관관계를 토대로 분석한 결과 이는 동절기와 하절기로 구분될 수 있으며, 동절기로 분류된 1~5월(약 0~3,600hr/yr 구간), 10~12월(약 7,200~

8,760hr/yr 구간)의 열공급 실적과 기온과의 상관관계는 높게 나타나며 하절기로 분류된 6~9월(약 4,300~6,500hr/yr 구간)의 열공급 실적과 기온과의 상관관계는 0에 가깝게 나타남을 알 수 있다.

4. 결론 및 향후 연구방향

광역에너지 네트워크의 최적화의 지역 열수요 예측을 위하여 Matlab의 Neural Network Toolbox를 이용한 한국지역난방공사 A지사의 2007년 연간 열수요 패턴을 보여주었다. Neural Network를 이용하여 패턴 학습 및 예측 수립에 적용되는 변수는 매우 다양하게 변화될 수 있다. 입력 변수로서 열원의 외기온도 외압도, 강수량, 풍속, 기압 등의 다양한 기상정보를 이용하여 열공급 실적과의 상관관계를 분석할 필요가 있다. 또한 열공급 실적과 기온과의 상관관계에 따라 동절기와 하절기의 패턴을 구분하여 예측 모형을 수립해야 할 것이다.

5. 참고문헌

1. Cheng, Bing and Titterington, D. M. "Neural Networks: A Review from a Statistical Perspective", Statistical Sciences, 9, no.1, 2-54, (1994)
2. Warner, B. and Misra, M. "Understanding Neural Networks as Statistical Tools", The American Statistician, vol.50, no.4, 284-293, (1996)
3. Eric Plummer, Time Series Forecasting With Feed-Forward Neural Networks : Guidelines And Limitations, University of Wyoming, (2008)
4. Intelligent Recipe Optimizer for Semiconductor Process Modeling 2. Theory - 1. Neural Network, <http://blog.naver.com/chylook/70027879125>