

최소 구조 신경회로망을 이용한 단기 전력 수요 예측

하성관, 송경빈
 숭실대학교 전기공학과

Short-term load forecasting using compact neural networks

Seong-Kwan Ha, Kyung-Bin Song
 Soongsil University

Abstract - Load forecasting is essential in order to supply electrical energy stably and economically in power systems. ANNs have flexibility to predict a nonlinear feature of load profiles.

In this paper, we selected just the necessary input variables used in the paper[2] which is based on the phase-space embedding of a load time-series and reviewing others. So only 5 input variables were selected to forecast for spring, fall and winter season and another input considering temperature sensitivity is added during the summer season. The training cases are also selected from all previous data composed training cases of a 7-day, 14-day and 30-day period. Finally, we selected the training case of a 7-day period because it can be used in STLF without sacrificing the accuracy of the forecast. This allows more compact ANNs, smaller training cases.

Consequently, test results show that compact neural networks can be forecasted without sacrificing the accuracy.

예측의 정확성을 잃지 않으면서도 적은 입력값으로 예측할 수 있는 컴팩트한 신경회로망 알고리즘을 제안한다. 최소 구조를 갖기 위해 필수 입력값 선정만으로 구성하고 수렴성을 높이기 위해 입력값의 크기 조절을 하였다. 또한 7개, 14개, 30개의 학습 케이스 중 수렴성이 높으면서 학습에 필요한 최소의 학습 케이스를 선정하였다. 여름의 경우 온도 민감도를 고려한 입력값을 추가하여 변동이 심한 여름 예측의 정확성을 높였다.

2. 최소 구조 신경회로망

2.1 신경회로망의 최소 구조를 위한 방법

신경회로망의 최소 구조로 구현하면서도 학습의 수렴성을 높이기 위한 방법은 다음과 같다.

- 필수 입력값 선정
- 입력값 크기 조절
- 학습 케이스 선정

2.2 입력값 선정 및 크기 조절

신경회로망의 블랙박스 안에 변수들과 뉴런들은 입력값의 수와도 관련이 있으므로 입력값 선정에 대한 조사도 실시하였다. [2]에서 입력값은 500개의 입력 변수를 사용하는 경우에서부터 과거의 수요만을 사용하여 예측하는 다양한 경우를 갖는다. [2]에서는 신경회로망의 입력변수 선택을 위해 부하 시계열의 Phase-space embedding을 기본으로 사용하여 입력을 선정하였다. 그 결과 수요, 온도, 시간별 주기는 값이 필수적인 입력값으로 선정되었다. 이는 더 컴팩트한 입력 변수가 더 작은 신경회로망을 만들며 학습을 더욱 쉽게 함을 수학적으로 입증하는 것이다. 우리는 이 값 중 시간별 주기는 이미 평일, 토, 일, 월로 수요 패턴을 나누어 예측하기에 제외하고 전일 수요, 최고/최저 온도, 예측일 최고/최저 온도 5개로 예측하였다. 신경회로망의 구조는 아래 그림과 같다.

1. 서 론

최근에 국외에서는 인공지능 기법을 통하여 보다 정확한 전력수요예측에 접근하려는 연구가 한창이다. 인공지능 기법은 인간의 비선형적인 사고를 연산 처리 속도가 빠른 컴퓨터를 이용하여 학습 후 예측하게 된다. 인공지능 기법 중 신경회로망은 인간의 신경 체계의 기본 구조인 뉴런을 기초로 하여 모델링 하였고 각 뉴런은 상호 접속되어 연결강도의 크기에 따라 전체 신경회로망의 기능을 결정한다. 이러한 신경회로망은 비선형성을 갖는 시스템인 전력 시스템에서 부하예측, 계통의 고장진단, 안정도 평가, 발전기 기동정지계획 등에서 활발히 사용되고 있다. 하지만 신경회로망은 결과에 대한 수학적 확실한 증명이 어렵다. 결과가 수많은 가중치와 입력패턴의 연산을 통해 이루어졌고 또한 그 가중치는 복잡한 machine-learning에 의해 결정되기 때문에 기존의 프로그래밍에서와 같은 해석은 거의 불가능하다. 따라서 단일 가능한 모든 입력값을 통해 이를 평가해 볼 수 없다면 안전성이 심각한 문제가 되거나 위험 부담을 피해야 하는 분야에 대해서는 적절치 않을 수 있다.

우리는 신경회로망의 이러한 문제점들을 해결하기 위해 1991년부터 1999년에 게재된 40여 편의 신경회로망을 이용한 전력수요예측 관련 논문들을 조사하여 이슈별로 분류하고 제안된 논문들의 디자인과 테스트 방법들을 평가하였다.[1] 이를 통해 조사된 논문들은 확실한 기준이 없이 선정된 값에 의해 디자인되었다는 것을 알 수 있었다. 다층 신경회로망에는 많은 수의 연결 파라미터들을 사용한 경우가 많았다. 이렇게 파라미터의 수에 대한 평가가 이루어짐 없이 블랙박스 안에 너무 많은 변수와 뉴런을 사용함으로 인해 오버피팅(Overfitting)이 일어나게 된다. 본 논문은 이러한 단점을 극복하고자 전력 수요

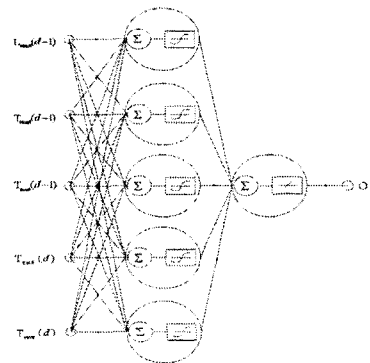


그림 1 최소 구조 신경회로망 구조

입력값 선정 후 입력값의 크기를 조절한다. 그 이유는 수요의 값은 양의 값을 갖고 온도의 값은 음에서 양의 값을 가지므로 0에서 1로 정규화시 온도가 음의 값을 갖게 됨으로 학습 시 수렴에 문제를 일으키기 때문이다. 즉, 수요와 온도 각각의 입력 범위를 하나의 입력 범위로 만들어줌으로서 학습 시 더욱, 좋은 수렴성을 갖게 된다.

2.3 학습 케이스 선정

신경회로망에서 학습 되어진 정보를 기초로 전력수요를 예측하게 된다. 일반적으로 단기 전력 수요는 주기적인 패턴이 반복되는 형태를 갖는다. 각 계절별 한주간의 수요를 정규화 하였을 때 거의 같은 패턴을 가지고 있음을 알 수 있다. 그러므로 우리는 우선 평일(화~금), 월, 토, 일 각 요일별로 학습 케이스를 분류하였다. 그리고 각 케이스별로 학습 케이스의 개수를 7개, 14개, 30개로 하여 신경회로망 알고리즘을 이용하여 예측하여 비교하였다. 이와 같이 3가지로 나누어 예측한 이유는 학습 케이스의 개수에 따라 예측의 정확도가 얼마만큼 차이가 나는지 알기 위해서이다.

3. 전력 수요 예측

3.1 최소 구조 신경회로망

입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 신경회로망은 봄, 가을, 겨울의 경우 5개의 입력값을 사용하여 예측한다. 신경회로망은 출력값과 목표값을 비교하여 차이를 줄여 나가는 방향으로 연결강도를 조절하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 자기층의 연결강도를 조정해 나간다. 식으로 표현하면 다음과 같다. [3]

$$y_i = \sum_{j=1}^5 W_{ij}x_j + \theta \quad (1)$$

여기서 W_{ij} ($i=1, \dots, n, j=1, \dots, 5$)는 입력 노드와 은닉 노드 사이의 연결 가중치 벡터이고 θ 는 은닉층의 바이어스를 나타낸다. 그리고 x_j ($j=1, \dots, 5$)는 입력 요소이다. y_i 은 은닉층의 시그모이드의 전달함수의 입력값으로 대입된다.

$$F(y_i) = \frac{1}{1 + \exp(-y_i)} \quad (2)$$

은닉층의 각 노드에서 출력된 값들은 최종적으로 출력층에서 연결 가중치와 곱해진 후 모두 더해져 출력값으로 나오게 된다.

$$o = \sum_{i=1}^n W_i F(y_i) \quad (3)$$

신경회로망의 수학적 학습 절차는 목표값과 출력값 사이의 오차를 줄이는 방향으로 반복 계산된다. 오차식은 다음과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (o^{(k)} - \hat{o}^{(k)})^2 \quad (4)$$

여기서 K 는 학습 케이스 수이며, $o^{(k)}$ 는 학습 케이스 k 의 실제 출력값, 그리고 $\hat{o}^{(k)}$ 는 신경회로망의 목표값이다. 오차 역전파 알고리즘에 의해 아래와 같이 역 방향으로 연결 가중치 값이 바뀌게 된다.

$$T_{p+1} = T_p - \alpha \frac{\partial E}{\partial T_p}, \quad T = \{w_{ij}, W_i, \theta_i\} \quad (5)$$

$$(i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, 5)$$

여기서 p 는 반복 횟수, α 는 학습률로 0.1값을 사용하였다. 그리고 $\frac{\partial E}{\partial T_p}$ 는 오차제곱 E 에 대한 웨이트 T 의 편

미분 값이다.

신경회로망의 반복 학습 오차 수렴 범위는 10^{-4} 이하가 될 때까지 모든 학습 케이스를 반복하여 학습 시킨다. 오차의 범위 안에 들지 않을 경우 10^5 의 반복 횟수만큼 학습한 후 반복을 마치게 된다. 또한 은닉층의 뉴런 개수는 시뮬레이션을 통해 최종적으로 8개를 선택하였으며, 학습률은 0.1로 고정하였다.

최종적으로 하나의 값을 출력하는 출력층은 예측일의 최대 수요값을 구하게 된다.

3.2 온도 민감도를 이용한 여름 수요 예측

단기 전력 수요 예측은 계절마다 예측 정확도가 다르다. 특히 여름은 냉방 부하 사용의 급증으로 온도에 따라 수요가 민감하게 변하게 된다. 이를 위해 본 논문에서는 여름기간동안에 수요예측의 정확성을 증가시키기 위하여 온도의 민감도를 도입하여 예측한 값을 신경회로망의 입력값으로 추가하여 사용한다. 온도 민감도는 과거 예측날과 전날의 수요와 수요의 차이를 이용하여 계수를 만들고 이를 해당 연도의 예측일의 온도변화와 수요 변화에 따라 곱해주는 형식을 갖는다. [4]

3.3 신경회로망을 이용한 전력 수요 예측 흐름도

전체적인 신경회로망을 이용한 전력수요예측의 흐름을 나타내면 다음과 같다.

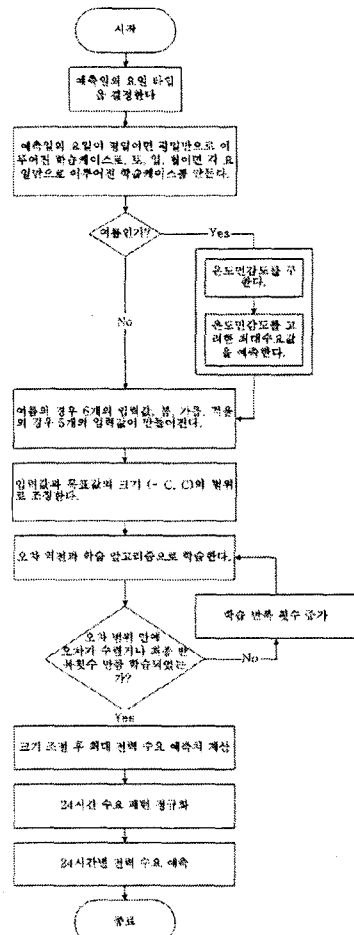


그림 2 전력 수요 예측 흐름도

4. 사례 연구

최소 구조 신경회로망의 예측 결과를 알아보기 위해, 2003년의 7월부터 8월까지의 기간을 5개의 입력을 갖는 경우와 6개의 입력을 갖는 경우 두 가지로 예측하여 보았다. 5개의 입력값을 가질 때의 예측 오차는 2.709%이고 6개의 입력값의 경우는 2.118%이었다.

표 1 여름 전력 수요 예측 오차 (%)

여름 평균 오차	5개 입력	6개 입력
2003년	2.709	2.118

이 결과로 여름의 경우 온도민감도를 고려하여 예측한 값을 입력값에 추가시킴으로써 더 나은 결과를 보이는 것을 알 수 있다. 이는 온도민감도 안에 온도와 수요와의 상관관계를 나타내고 있으며 이를 입력으로 사용함으로써 더욱 정확한 예측이 이루어진다.

다음으로 1996년의 봄, 여름, 가을 한 주씩을 선택하여 예측하였다. 봄, 여름, 가을 계절에 따라 예측해 보았을 때 온도에 영향을 받는 여름의 예측 오차가 가장 컸다. 그리고 특이한 점은 봄과 가을의 경우 온도민감도를 고려한 예측값을 신경회로망의 입력값으로 추가하지 않고 5개의 입력값으로만 예측하였을 경우 더욱 좋은 예측결과를 보임을 알 수 있었다. 이는 봄과 가을과 같이 온도와 부하사이의 상관관계가 적은 시기에 온도 민감도를 고려한 예측값을 추가하여도 전력 수요 예측을 향상시키지 못함을 알 수 있다.

표 2 1996년 3월 26일 ~ 3월 29일 (%)

날짜	5개 입력	6개 입력	[5]
3.26 (화)	1.070	1.141	3.877
3.27 (수)	1.495	1.547	3.846
3.28 (목)	0.146	0.176	3.096
3.29 (금)	0.014	0.071	5.036
평균	0.681	0.734	3.964

표 3 1996년 7월 9일 ~ 7월 12일 (%)

날짜	5개 입력	6개 입력	[5]
7.9 (화)	3.420	2.992	10.782
7.10 (수)	3.228	2.520	7.357
7.11 (목)	0.035	0.163	9.459
7.12 (금)	2.345	2.362	10.114
평균	2.257	2.009	9.428

표 4 1996년 10월 29일 ~ 11월 1일 (%)

날짜	5개 입력	6개 입력	[5]
10.29 (화)	0.337	0.696	3.043
10.30 (수)	2.750	2.787	3.404
10.31 (목)	1.083	1.445	5.264
11.1 (금)	2.091	2.408	5.446
평균	1.565	1.834	4.289

신경회로망의 경우 학습 케이스의 수에 따라 예측 정확도가 다르게 나타난다. 너무 적은 학습 케이스를 선정할 경우 정확한 파라미터를 학습 시키지 못해 예측 정확도가 떨어지게 된다. 이에 반해 필요 이상으로 많은 학습 케이스를 선정하면 그 많은 케이스 중 불필요한 데이터가 들어가게 되며 이것이 또한 파라미터를 정확하게 학습 시키지 못하게 한다. 그러므로 적당한 학습 케이스의 수를 선정하는 것이 중요하다. 이를 위해, 봄과 여름의

2003년 1996년 한 주씩을 학습 케이스의 개수 7개, 14개, 30개로 다르게 하여 예측하여 보았다.

표 5 학습 케이스에 따른 오차 (%)

날짜	7개 학습 케이스	14개 학습 케이스	30개 학습 케이스
평균	1.278	1.647	1.215

30개의 학습 케이스와 7개의 학습 케이스가 좋은 결과를 보였으나 30개의 학습 케이스는 거의 모두 오차 수렴 범위의 안에 들지 못했다. 그러므로 7개의 학습 케이스를 이용하여 예측한 것이 학습 시간도 적게 걸릴 뿐 아니라 정확도도 높았다.

5. 결론

신경회로망은 비선형적인 특성을 갖는 전력 수요 패턴을 예측하는 데 적합한 비선형 함수를 사용한다. 본 논문은 이러한 신경회로망의 특징을 살리고 입력값 선정과 조절, 학습 케이스 선정 등과 같이 예측 정확성과 수렴성에 영향을 주는 요인에 대해 과거 논문을 조사하고 평가하여 보았다.

필수 입력값을 선정하여 구조를 최소화하고 학습별, 계절별, 입력 개수별 예측 정확도를 살펴 보았다.

학습 케이스는 7개의 학습 케이스로도 좋은 결과를 보였다. 또한 계절별로는 봄과 가을의 경우 평이한 전력 수요 패턴을 보이기 때문에 전력 수요 예측 정확도는 여름보다 좋은 결과를 보였다. 특이한 점은 봄과 가을의 경우 온도민감도를 고려한 예측값을 신경회로망의 입력값으로 추가하지 않고 5개의 입력값으로만 예측하였을 경우 더욱 좋은 예측결과를 보임을 알 수 있었다. 여름의 경우 온도 민감도를 고려한 예측치를 추가한 6개의 입력이 더 좋은 결과를 보였다.

7월 마지막 주와 8월 첫째 주 기간은 일반적으로 휴가 기간이다. 이 기간 동안은 예측 오차가 큰 것을 볼 수 있다. 이는 산업체의 생산 활동 중단으로 인해 전력수요가 감소하기 때문이다. 휴가 기간에 대한 예측의 정확성을 높이기 위해서는 휴가 기간처럼 사회적인 이벤트를 고려한 예측에 대한 연구가 이루어져야 한다.

감사의 글

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전력공학공동연구원 (EESRI-02-전-01) 주관으로 수행된 과제임.

[참고 문헌]

- [1] H. S. Hippert, C. E. Pedriera, and R. C. Souza, "Neural Networks for Short-term Load forecasting: A Review and Evaluation", IEEE Trans. Power Systems, vol. 16, no. 1, pp. 44-55, 2001.
- [2] I Drezga and S. Rahman, "Input variable selection for ANN-based short-term load forecasting," IEEE Trans. Power Systems, vol. 13, no. 4, pp. 1238-144, 1998.
- [3] T. M. Peng, N. F. Hubele, and G. G. Karady, "Advancement in the application of neural networks for short-term load forecasting," IEEE Trans. Power Systems, vol. 7, no. 1, pp. 250-257, 1992.
- [4] 송경빈, 하성관, "단기수요예측 알고리즘", 대한전기학회 논문지, 제53A권, 10호, pp.529-535, 2004년 10월
- [5] 전력수급계획 및 운용해석 종합시스템 개발에 관한 연구 (2차년도 중간보고서), 전력연구원, TM94YJ15.9705, 1996