

SOFM신경망을 이용한 최대수요전력 예측과 퍼지제어에 관한 연구

A Study on the Forcasting and Fuzzy Control of Maximum Demand Power Using SOFM Neural Networks

조성원, 안준식, 석진욱
Seongwon Cho, Joonsik An, Jinwuk Seok

홍익대학교 전자·전기공학부
School of Electronic and Electrical Engineering, Hong Ik University

요 약

최근 산업발전에 따라 야기되는 문제점 중 전력수요의 증가에 의한 피해가 증대되고 있다. 여름철 하계부하등에 의한 과부하는 가정이나 대형건물의 정전을 발생시키거나 공장의 기계를 파손시키기도 하기 때문에 이를 미연에 방지할 수 있는 부하예측기법이 점차로 강조되고 있는 현실이다. 이에 본 논문에서는 초(sec)단위의 순시부하예측/제어를 위한 새로운 방법과 퍼지제어를 제안한다. 제안한 순시부하예측/제어는 크게 과거의 데이터를 가지고 일정시간 후의 값을 예측하는 예측부와 이 결과의 신뢰도를 높여주기 위한 퍼지제어기로 나눌 수 있다. 예측부는 SOFM (Self-Organizing Feature Map) 신경망을 이용하며, 예측된 출력값을 퍼지제어기의 입력으로 사용한다.

1. 서 론

최대수요전력 예측과 제어의 목적은 공장 또는 빌딩등의 전력수용가의 입장에서 수시로 변동하는 부하의 추이를 파악, 예측하여 에너지 합리화, 경제성 증대, 산업기기의 보호, 수용가의 비용절감과 더불어 크게는 국가적인 전력시스템 안정화를 가져기 위함에 있다.

이에 본 논문에서는 현재 많은 연구가 되고 있는 신경망을 이용한 계열 예측 방법중 SOFM을 이용한 방법과 예측치의 보정방법으로 퍼지

제어기를 추가한 형태의 최대수요전력예측 제어기를 제안한다. 예측방법의 경우 유동적이며 적은 구간을 통하여 순시부하처럼 변동이 많은 데이터에 대하여 예측시간을 단축함과 동시에 오차를 줄여나갈 수 있게 된다. 또한 2단계의 학습을 통하여 SOFM의 출력값이 패턴이 아닌 예측치가 될 수 있도록 변형하였으며, 패턴자체의 변화에 대응하여 패턴오차를 이용하여 재학습을 하도록 하여 불안정한 전력에 대하여 보완을 하고 있다. 그리고 예측 후반부에 퍼지제어기를 연결하여 예측의 신뢰성을 높이는 구조를

가지게 되어 보다 안정된 예측구조를 가지도록 한다.

수요전력이란 정해진 시간(수요전력 시간)내의 평균전력을 말하며 우리나라의 경우는 수요전력시간이 15분이므로 수요전력[kW] = 시간내의 사용전력량[kWh] / 4 이란 관계가 성립한다. 즉, 수요전력시간 15분내에 소비한 전력량을 4 배한 것이 15분간의 평균전력과 같고 이를 수요전력라 부른다. 이 중 과거 1년간에 발생한 최대치를 최대수요전력이라 하고 이를 근거로 기본요금을 적용 받게 된다. 수요전력감시/제어의 목적은 이 최대수요전력이 목표전력을 초과하지 않도록 단위시간에 걸쳐서 사용전력량을 감시/제어하는 것이다[1].

본 연구에서 제안된 최대수요전력 감시/제어 시스템은 부하예측 모듈과 조작량을 계산하기 위한 모듈로 이루어진다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서 부하예측을 위한 방법론을 제시하였고, 3절에서는 최대수요전력을 위한 퍼지제어방법을 소개하였으며, 4절은 비교실험에 대하여 논하였고, 마지막으로 5절은 본 연구의 결론으로 기술하였다.

II. 부하예측방법

II.1 기존예측방법

부하예측을 위한 기존의 방법들 중 가장 보편적인 것은 샘플링 시간내의 전력량 증가로부터 시한종료시의 최대수요전력을 예측함으로써 현재 시점에 제어해야 할 전력(조정전력)을 계산해서 감시 및 제어를 하는 방법이다.

이 방법은 단순히 샘플링구간을 적용해서 각각 시점의 전력의 증분값을 그래프상의 기울기로 산출하여 선형적으로 남은 시간을 곱해서 예측전력값을 구하게 된다. 즉,

$$\text{예측전력량} = (\text{현재전력량}) + \frac{(\text{전력증분})}{(\text{샘플링시간})} (\text{잔여시간})$$

이 방법은 알고리즘적으로는 간단하다는 장점이 있지만 전력의 변동이 심한 곳에서는 안정적이지 못한 예측값을 유도해낼 수 있다는

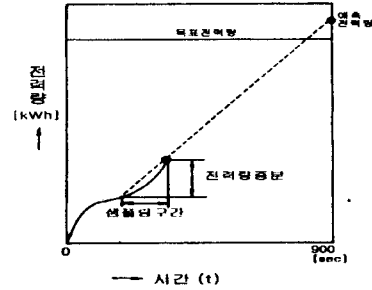


그림 1 기존예측방법

단점을 가지고 있다[1].

II.2 MLSF 알고리즘

이동최소자승예측법(MLSF : Moving Least Square Forecast)은 초기 데이터부터 현재 시간까지 데이터를 계속 저장하고 이를 변동해 가면서 추정을 하게 된다. MLSF 부하예측은 Sampling 구간 내에서의 분산(variance)과 공분산(covariance)을 고려하여 서로의 자기관련도를 계산하여 예측하는 방법을 말한다. 이 방법은 다른 예측방법에 비하여 비교적 부하변동이 심한 곳에서 보다 안정적인 예측을 제공하지만 Sampling 구간내에 동일한 가중치로 인하여 신뢰성이 떨어질 수 있다[2][3].

II.3 지수평활법(Exponential Smoothing Method)

지수평활법은 MLSF가 구간내의 관측값들에 게 똑같은 가중값을 부여하며 그 이전의 관측값을 사용하지 않는다는 문제점을 보완하는 예측방법이다.

MLSF법에 의한 예측치를 구할 때는 최근의 과거치 몇개의 평균에 기준을 두며 각 관찰치는 같은 가중치로 주어진다. 반면 지수평활법에서 사용된 가중방법은 분석상 오래된 관찰치를 포함시키며 최근 관찰치에 비례적으로 더 큰 가중치를 부여하려는 특성을 갖고 있다.

시점 t에서의 들어온 실제전력을 P_t 라고 놓으면 이는 사용전력량 W_t 의 계차분이 되는 계열을 나타내게 된다. 이를 이용해서 보면 W_t 의 그래프보다 변동이 더 심한 계열을 나타내

게 되어 추세성이 없는 보다 정확한 예측을 할 수 있는 데이터를 얻을 수 있게 된다[3][4].

실제전력 P_t 에서의 기대되는 예측전력 S_t 를 지수평활법을 이용하여 구하는 식은 다음과 같다[4].

$$s_t = s_{t-1} + \alpha(P_t - s_{t-1}) \quad (0 < \alpha < 1 : \text{평활계수})$$

따라서, 지수평활값 S_t 는 $S_0, P_1, P_2, \dots, P_t$ 의 가중평균값이 된다. 여기서 S_0 는 초기값인데 0이전의 관찰값이 있으면 이 관찰값들의 평균을 S_0 로 하고, 시점 0이전의 관찰값이 없으면 시점 1의 관찰값 P_1 이나 시점 1에서 시점 m (여기서 m 은 지수평활할 구간의 갯수)까지의 관찰값들의 산술평균을 사용한다.

II.4 SOFM을 이용한 예측

본 논문에서는 신경망 가운데 비교적 단순한 구조를 가지면서 학습성능이 우수한 것으로 알려진 SOFM을 이용하여 예측을 하며 학습구간 자체를 계속적으로 변화시켜가며 이동하고 다시 이를 반복하여 SOFM의 특징인 분류에서 그치지 않고 이를 출력값으로 변형시켜 주는 방법을 제안한다.

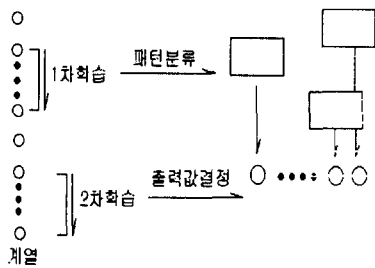


그림 2 제안된 학습형태

그림 2에서 보여지듯이 1차학습과정에서는 선정된 구간내에서의 패턴만을 분류하여 미리 지정된 개수만큼 분류화를 해주기 위한 과정이 되며 2차학습과정에서는 분류화된 패턴의 출력을 가져야 예측이 가능하므로 각 분류화된 패턴에 출력값을 정해주는 과정을 다시 한번 전체구간에 학습하는 과정을 보여준다. 1차학습과정

에서의 학습구간은 되도록 작게 잡아 보다 변동이 큰 계열에 대하여 예측이 가능하도록 하고 있다. 다른 부하예측 방법처럼 일단위나 요일단위의 데이터전체를 학습시켜 매핑의 방법을 택하는 경우와는 달리 초(sec)단위의 부하예측을 하기 위하여서는 이런 일정패턴을 찾기가 쉬운 일이 아니다. 때문에 이러한 바로 과거 데이터를 유동적으로 학습시키는 방법이 필요하게 된다. 일반적인 SOFM의 경우는 입력벡터들에 대한 출력벡터의 분류를 목적으로 사용하고 있지만 제안된 SOFM을 이용한 부하예측의 경우에도 출력을 갖도록 하기 위하여 다시 구간을 정해주고 학습을 반복한다. 이런 반복학습을 통하여 입력벡터는 각각에 대한 출력을 가지게 되

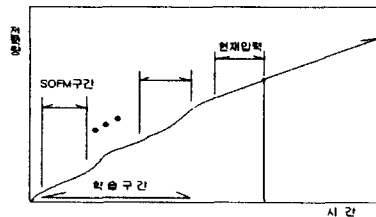


그림 3 SOFM을 이용한 부하예측

며 이를 이용하여 정확한 예측자료를 얻을 수 있게 된다. SOFM의 학습방법은 과거의 일정구간 값을 먼저 차례대로 학습을 하여 원하는 개수만큼 분류를 한 다음 분류화된 패턴의 출력값을 위하여 각 집합의 다음 데이터의 평균을 그 패턴의 출력으로 설정한다. 이런 학습이 있고 난 후 실제 예측에서 실전력값을 SOFM의 입력값으로 하여 출력값을 산정한다. 정해진 스텝이 지난후 오차가 커지게 되면 다시 학습과정을 되풀이한다. 위의 과정에서 나온 예측치를 보정을 위하여 퍼지제어기의 입력으로 사용된다.

III. 최대수요전력 예측 퍼지제어

최대수요전력 예측 퍼지제어기는 부하예측부와 퍼지제어부로 크게 나눌 수 있으며 다음 그림 4와 같이 나타낼 수 있다.

데이터 입력부는 수용가상의 데이터측정 모듈에

서 일정 샘플링 시간을 가지고 들어오며 보통 초(sec)단위로 들어오게 되어있다. 부하예측부

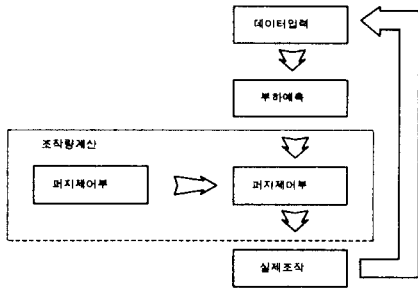


그림 4 최대수요전력 예측 퍼지제어기의 기본 구성

에서는 예측디멘드형, MLSF, 지수평활법, SOFM등에 의하여 예측전력량값을 산정하게 되며, 이 값이 퍼지제어기의 입력값으로 들어가게 된다. 그리고 조작부에서는 산정된 조작량 만큼을 실제 부하에서 차단해주게 된다. 퍼지제어기의 입력값으로 예측수요전력형에 의하여 예측된 전력량 W 와 현재의 시간 T 가지며 목표전력값은 초기설정값으로 제어기의 입력값으로 들어가지는 않는다. 여기서 목표전력은 각 수용가의 설비기기에 따른 지표가 될 수 있는 전력량으로 15분 단위를 기준으로 산정하여 제어기의 입력값으로 들어가게 되며 초기 설정치에 의해서 변하지 않게 된다.

퍼지제어기의 출력값으로는 감도 k 값을 계산하여 이를 이용해 예측전력량값을 비례하여 조작량을 계산하게 된다. 즉, 예측전력량을 $W(t)$ 라 하고 그때의 감도를 $k(t)$ 라고 한다면 결국 조작량은 $k(t)W(t)$ 가 되는 것이다. 시스템의 구성도를 보면 그림 5와 같다.

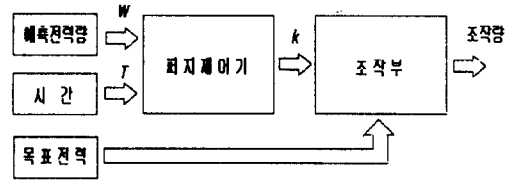


그림 5 최대수요전력 퍼지제어기의 구성도

퍼지함수의 형태와 퍼지규칙은 그림 6과 표 1과 같다. 입력퍼지집합은 삼각형 형태를 가지며 출력퍼지집합은 singleton값을 가지며 퍼지규칙은 9개를 사용한다.

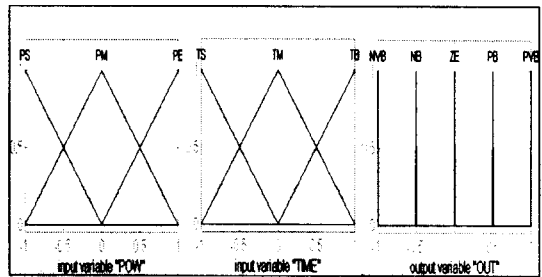


그림 6 퍼지함수

| | | T | | |
|---|----|-----|----|-----|
| | | TS | TM | TB |
| W | WS | NVB | NB | ZE |
| | WM | NB | ZE | PB |
| | WB | ZE | PB | PVB |

NB : Negative Big ZE : Zero PB : Positive Big

표 1 퍼지규칙

IV. 실험

IV.1 SOFM을 이용한 예측과 지수평활법 비교실험

부하예측을 위한 순수계열예측의 평가를 위

하여 지수평활법에 대하여 시뮬레이션을 하였다. 과거 전력의 값에 대하여 일정 학습구간을 정하여 그 값이 예측치에 대한 지표의 역할을 하도록 하였다. 이에 경쟁학습모델인 SOFM을 이용하여 학습구간내의 450개의 데이터중 모든 값을 학습하여 20-40개의 패턴으로 분류를 하였다.

부하예측성능을 평가하기 위하여 15분에 샘플링 시간을 2초로 두어 총 450개의 데이터를 가지고 실험하였다. 데이터는 3000-4000사이의 sin파형에 백색잡음(White Noise)를 더하여 파

| | 지수평활법 오차 | SOFM 오차 |
|----|----------|---------|
| 1 | 192.78 | 181.02 |
| 2 | 195.93 | 178.30 |
| 3 | 181.91 | 170.66 |
| 4 | 183.76 | 174.81 |
| 5 | 186.84 | 175.35 |
| 6 | 195.28 | 177.92 |
| 7 | 191.72 | 169.92 |
| 8 | 188.36 | 174.55 |
| 9 | 191.27 | 173.65 |
| 10 | 189.26 | 154.32 |

표 2 예측오차 실험결과표

형을 생성하였으며 같은 방법의 지수평활법과 비교하여 각각의 평균자승오차(Mean Square Error)를 계산하여 비교하였다. SOFM의 경우 입력값으로 20개의 전력데이터와 40개의 출력패턴과 Iteration수는 50회로 두어서 실험하였다. 학습률은 초기치를 0.6으로 두었으며 최종 0.01까지 점차적으로 줄였다. 실험결과는 표 2와 같다. 평균자승오차는 SOFM의 경우가 지수평활법에 비하여 10개 데이터 평균 16.8의 오차가 줄었음을 볼 수 있다.

IV.2. 최대수요전력 퍼지제어 비교실험

본 절에서는 예측알고리즘의 각각에 대한 성능을 퍼지제어부와 조합하여 평가하였다. 샘플링 시간은 우리나라의 전력요금계산 구간인 3초로 두어 15분 동안의 전력제어량과 부하절환빈도를 측정하였다. 샘플링 시간은 3초로 두어

15분 동안의 전력제어량과 부하절환빈도를 측정하였다.

SOFM의 경우 입력을 10개로 두고 나머지는 위의 예측평가와 동일한 조건으로 실험하였다.

| 예측부 | 부하절환 회수 | 평균자승 오차 |
|-------|---------|---------|
| 지수평활법 | 12 | 838.36 |
| SOFM | 12 | 721.04 |

표 3 결과비교표

표 3은 여러 가지 예측부 및 퍼지제어기에 따른 부하절환빈도수 및 평균자승오차를 나타내고 있다. 지수평활법에 비해 SOFM 예측부가 동일 부하절환회수에 대하여 평균자승오차(Mean Square Error)가 적어지는 것을 알 수 있다. 그림 7과 그림 8은 최대수요전력 예측/제

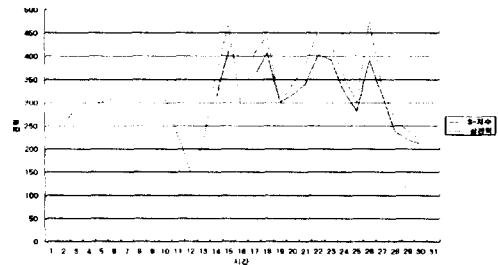


그림 7 지수평활법-퍼지제어 그래프

어하는 경우 실제전력과 예측전력과의 관계를 나타낸다.

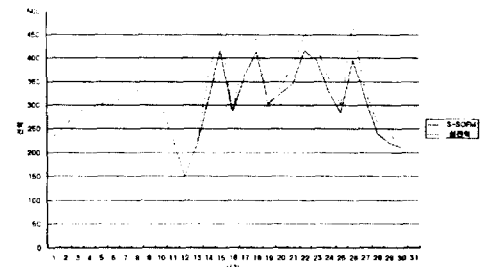


그림 8 SOFM-퍼지제어 그래프

V. 결 론

본 논문에서는 몇가지의 예측기법과 퍼지 제어 알고리즘을 이용한 순시부하의 효율적인 제어에 대하여 살펴보았으며 제안된 제어기의 특징을 보면 다음과 같다.

1. SOFM의 경우에는 기존의 방법들과 달리 패턴 분류와 출력값산정의 2단계의 과정을 갖는 학습을 제안하며 이를 통하여 패턴분류에만 그치게 되는 SOFM에 대한 각 예측값을 부여할 수 있게 된다.
2. 예측구간을 다른 신경망에 비하여 비교적 적게 잡아 유동적으로 움직여 부하예측에 있어서 유리하게 되며 학습자체의 시간도 줄일 수 있다.
3. 학습했던 구간 자체에 오차를 판별하여 입력 계열의 패턴이 변하는 경우 기존구간을 다시 학습하는 과정을 거치므로 학습에 대한 오류를 수정하게 된다.

비교실험을 통하여 부하예측 알고리즘의 경우는 SOFM을 이용한 경우가 지수평활에 비하여 약 9%정도의 오차를 줄이고 있음을 보였다. 부하예측에 대한 필요성은 날로 절실히 요구되고 있으며 수용가의 입장에서 전력비용의 절감 효과와 더불어 국가적 관점에서 에너지절감효과 까지 얻을 수 있으므로 보다 적극적인 연구가 필요하겠다.

참고 문헌

- [1] 조성원의 3인, 퍼지제어형 다기능 종합전력관리 시스템 기술개발에 관한 보고서, 통상산업부, 1997.
- [2] W. William, Time Series Analysis, Bartlett Press, 1989.
- [3] 조우성, 황갑주, 김성학, "코호넨 신경망을 이용한 단기 전력수요 예측"
- [4] 조진섭, 황선영, 시계열 분석, 한국방송통신대학교, 1995
- [5] 윤용운, 예측방법론의 이해, 자유아카데미, 1995.
- [6] Shin-Tzo Chen, David C Yu, A.R. Moghaddamjo, "Weather Sensitive Short-Term Load Forecasting Using Nonfully Connected Artificial Neural Network", Proc. IEEE'92
- [7] Bih-Yuan Ku, Robert J. Thomas, Chiew-Yann Chiou, Chia-Jen Lin, "POWER SYSTEM DYNAMIC LOAD MODEL USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK", Proc. IEEE'94
- [8] 정승교, ART1 신경망을 이용한 다음날의 전력수요 예측, 부산대학교 전기공학과, 1995
- [9] Arnold Kaufmann and Madan M. Gupta, *Fuzzy Mathematical Models in Engineering and Management Science*, North Holland, New York, 1988.
- [10] Chin-Teng Lin and C. S. George Lee, *Neural Fuzzy Systems*, Prentice Hall, 1996
- [11] 채 석, 오영석, 퍼지이론과 제어, 청문각, 서울, 1995.
- [12] D.C. Park, M.A. El-Sharkawi, R.J. Marks II, L.E. Atlas and M.J. Damborg, "Electric Load Forecasting Using An Artificial Neural Network", Proc. IEEE'91
- [13] Laurene Fausett, *Fundamentals of Neural Networks*, Prentice Hall International, Inc., 1994
- [14] 한홍석, 정기철, 성기철, 윤상현, "퍼지로지 알고리즘을 이용한 최대수요전력 제어기의 개발", 대한전기학회 하계학술대회논문집, p778-780, 1996
- [15] K.Y. Lee, Y.T. Cha, J.H. Park, "SHORT-TERM LOAD FORECASTING USING AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK", Proc. IEEE'92
- [16] 김정훈, 임재운, "부하 예측을 위한 최적 신경회로망의 구축 방법에 관한 연구"
- [17] 정홍선, 가정용 전력수요예측 모형설정에 관한 실험적 연구, 성균관대학교,
- [18] 최재영, 계절성분이 포함된 시계열자료 분석에 관한 연구, 중앙대학교 수리통계학과, 1989
- [19] 유희열, FIR 신경회로망에서 계층별 학습방법을 이용한 시계열 예측 개선, 전자계산학과, 1996