

특수일 전력수요예측을 위한 신경회로망 시스템의 개발

김광호 윤희선
 강원대학교 공과대학 전기공학과

Development of Neural Network System for Short-Term Load Forecasting

Kwang-Ho Kim Hyung-Sun Youn

Department of Electrical Engineering, Kangwon National University

Abstract - This paper proposes a new short-term load forecasting method for special day, such as public holidays, consecutive holidays, and days before and after holidays, when the load curves are quite different from those of normal weekdays. In this paper, two Artificial Neural Network(ANN) systems are applied to short-term load forecasting for spacial days in anomalous load conditions.

1. 서 론

단기 전력 수요 예측의 정확도 향상은 전력시스템의 운전비용을 낮추고 전력공급의 신뢰도를 높이는 결과로 나타나기 때문에 지금까지 다양한 접근방식에 의한 예측기법이 제안되었다. 대부분의 전력회사에서 사용되어 온 방법은 시계열 해석법을 이용한 형태가 주류를 이루고 있으며 최근 시계열 해석법이 갖는 기본적인 한계를 극복하고자 신경회로망, 퍼지이론등과 같은 인공지능 기법을 적용한 예측모델이 활발히 연구되고 있다. 특히, 기존의 시계열법 보다 우수하다고 평가되고 있는 신경회로망기법이 주류를 이루고 있으며 여러 가지 모델이 제시되고 있다. 그러나, 신경회로망을 이용한 예측기법은 과거의 많은 유사한 패턴이 있는 정상일의 경우에는 우수한 예측성능을 보이는 반면 1년을 주기로 나타나는 공휴일과 같은 특수일의 경우에는 학습패턴의 부족으로 인하여 그 예측정확도는 매우 낮아지는 것이 일반적인 현상이다. 또한 요일의 변화에 따라 특수일의 수요패턴이 달라지기 때문에 경우에 따라서는 동일한 조건의 특수일이 수년을 주기로 나타나기도 한다. 따라서 현재 제안된 신경회로망기법에서는 학습을 효율적으로 시키기 위하여 특수일의 수요패턴을 학습패턴에서 제외시키고 있으며 특히 현재 사용되고 있는 시계열 방법에서는 특수일의 데이터를 불량 데이터로 간주하여 처리하고 있다. 그러나 전력시스템운용의 경제성 확보측면에서 특수일의 수요예측 정확도는 정상일과 같이 중요하게 다루어져야 한다. 현재 전력회사에서 특수일에 대한 수요예측은 예측전문가의 경험적 지식에 의존하고 있고 실제로 예측전문가의 예측결과를 기존의 예측기법결과보다 정확하므로 이런 예측전문가의 경험적 지식을 효과적으로 사용할 수 있는 예측기법의 개발이 요구된다. 최근 특수일의 수요예측을 위해 KSOM(Kohonen's Self Organizing Map)과 다층신경회로망을 결합시킨 방법⁽¹⁾이나 퍼지모델과 신경회로망모듈을 직렬로 연결한 구조의 예측모델⁽²⁾ 등이 제안되었다. 그러나 이러한 방법들은 근본적으로 특수일 데이터를 정상일과 동일한 방법으로 처리하였기 때문에 특수일의 데이터부족을 해결하기가 어렵다고 볼 수 있다.

본 논문에서는 특수일의 수요패턴의 부족을 해결하고 신경망의 특성을 활용하는 특수일 예측기법을 제안하고자 한다. 본 연구에서는 특수일의 수요예측을 부하곡선 예측과 최대, 최소 부하예측 2단계로 나누어 수행한다.

1단계로 최대, 최소로 정규화된 부하곡선을 예측하고, 2단계로 특수일의 최대, 최소 부하를 예측하도록 신경망을 구성하였다. 따라서 최종적인 특수일의 24시간 부하 예측치는 앞에서 얻어진 정규화된 부하곡선과 예측 최대, 최소부하의 결합으로 얻어진다.

2. 특수일 전력 수요의 특징

특수일의 전력수요 곡선은 정상일과 매우 다른 형태를 갖고 있으며 전력 수요치가 정상일보다 낮은 것이 일반적이다. 특히 설 연휴, 구정, 추석과 같이 2~3일 연달아 휴일이 있는 명절은 정상일은 물론이고 다른 특수일에 비해서도 매우 낮은 전력 수요치를 갖는다. 또한 특수일은 일년에 한 번 밖에 없으므로 유사한 패턴을 수집하려면 과거 수년의 데이터를 수집해야 하지만 같은 특수일이라도 매년 전력부하성장에 따라 특수일의 부하곡선이 달라진다. 그러나 과거의 데이터를 이용하여 분석한 결과, 특수일의 부하곡선을 각각의 최대, 최소부하로 정규화 할 경우 동일한 요일의 특수일의 부하곡선이 거의 같은 패턴을 갖는 것을 볼 수 있었다.

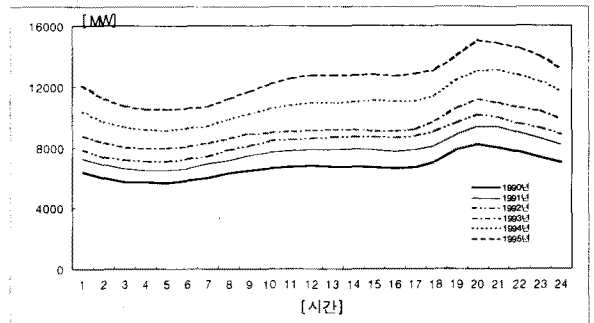


그림 1 추석+1일의 부하곡선

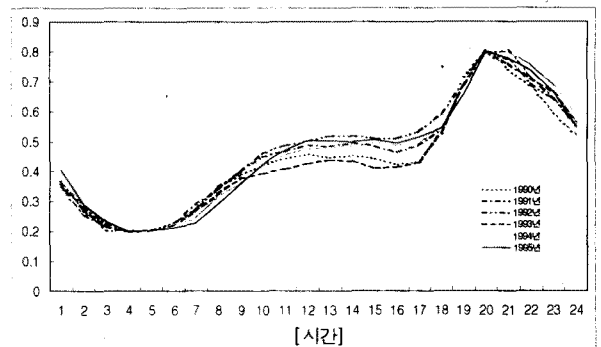


그림 2 추석+1일의 정규화된 일부부하곡선

따라서 이와 같이 얻어진 과거의 수요곡선을 신경회로망에 학습시켜 해당 특수일의 예측수요곡선을 만든다면 유

사한 수요곡선의 부족에서 오는 문제점을 해결할수 있을 것이다. 여기서 고려해야 될 점은 동일한 특수일이라도 요일에 따라 정규화된 수요 곡선이 달라진다는 점이다. 이것은 요일에 따라 소비패턴이 달라지기 때문에 나타나는 현상으로 특히 공휴일의 전,후일에 두드러지게 나타난다. 따라서 본 논문에서는 특수일에 대해 정규화된 수요곡선을 월,토,일,평일(화,수,목,금)의 4가지 유형으로 분류하여 각 유형별로 수요곡선을 구성하도록 하였다.

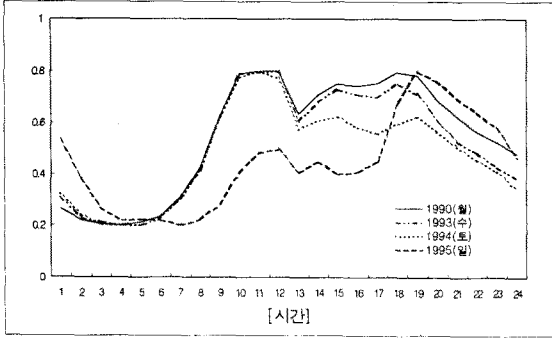


그림 3 성탄절-1일의 일부하곡선

특수일의 전력 수요패턴에서 나타나는 또 하나의 중요한 특징은 특수일의 최대부하와 인접 평일의 최대부하차이가 매년 비슷한 값을 갖는다는 것이다. 이러한 특징은 최소부하의 경우에도 동일하게 나타난다. 따라서 과거의 동일 특수일에 있어서의 인접 평일과의 최대 또는 최소 부하의 차이를 사용하여 해당특수일의 최대 또는 최소 부하를 쉽게 예측할 수가 있다. 그러나 해마다 경제 및 사회환경이 달라지고 기후의 변화도 전년도와는 다르게 나타날 수 있기 때문에 최근의 수요 변동 상황을 참조하여 예측하는 것이 보다 정확한 결과를 얻을 수 있기 때문에 최근의 수요변동 상황을 참조하여 예측하는 것이 보다 정확한 결과를 얻을 수 있을 것이다. 따라서 본 논문에서는 가장 최근의 상황을 고려 할 수 있도록 전년도의 최대, 최소부하의 변동치와 해당특수일 전 일요일의 최대, 최소부하 변동치를 함께 고려하여 예측하도록 신경회로망을 설계했다.

3. 특수일의 전력 수요 패턴 예측

앞서 말한것과 같이 최대, 최소부하로 정규화된 특수일의 수요패턴은 과거 동일한 요일 유형을 갖는 해당 특수일의 수요패턴과 매우 유사하게 나타난다. 본 연구에서는 이러한 특성을 신경회로망에 학습시켜 특수일의 수요패턴을 예측하였다.

3.1 수요패턴예측을 위한 신경회로망의 구조

일반적으로 화요일부터 금요일까지는 요일에 관계없이 유사한 패턴이 얻어지므로 본 연구에서는 신경회로망에 학습시키기 위하여 특수일 수요패턴의 요일유형을 평일, 토요일, 일요일, 월요일의 4가지로 분류하고 4개의 이진 입력유닛으로 구분하였다. 그리고 설날이나 추석과 같은 음력 특수일처럼 3일간의 공휴일이 있는 경우는 양력 특수일의 경우와 매우 다른 수요패턴을 나타내기 때문에 별개의 신경회로망을 구성하였다. 그리고 특수일 직전 평일4일의 평균 수요패턴을 최대, 최소로 정규화한 수요패턴이 각각의 특수일 마다 다르고 매년 유사하게 나타나기 때문에 신경회로망의 입력변수로 사용하였다. 또한 특수일과 특수일 전, 후일 그리고 각각의 특수일을 구별하기 위하여 6개의 이진 입력유닛을 사용하였다. 특수일의 수요패턴예측을 위한 단층의 은닉층을 갖고 역전파 알고리즘을 사용한 순방향 다층 신경회로망(이후 신경회로망으로 약칭)의 구조는 다음과 같다.

표 1 신경회로망의 입출력변수(양력특수일 예측용)

유닛번호	입력 변수
입력	1~24 $N_{ave}(s,h)$: 최대, 최소로 정규화된 s특수일전 평일4일의 h시 부하의 평균값
	25~28 $B_{day}(s)$: s특수일의 요일구분을 위한 4bit 2진코드
	29~34 $B_{sp}(s)$: s특수일을 구분하기 위한 6bit 2진코드
출력	1~24 $N(s,h)$: 최대, 최소로 정규화된 s특수일의 h시 부하

표 2 신경회로망의 입출력변수(음력특수일 예측용)

유닛번호	입력 변수
입력	1~24 $N_{ave}(s,h)$: 최대, 최소로 정규화된 s특수일전 평일4일의 h시 부하의 평균값
	25~28 $B_{day}(s)$: s특수일의 요일구분을 위한 4bit 2진코드
출력	1~24 $N(s,h)$: 최대, 최소로 정규화된 s특수일의 h시 부하

음력특수일은 요일에 관계없이 매년 비슷한 수요패턴을 나타내므로 음력특수일 예측용 신경회로망의 입력벡터는 요일을 구분하기 위한 2진 4bit코드가 없고, 특수일과 특수일 전, 후일 그리고 각각의 특수일의 구분을 위한 입력유닛 $B_{sp}(s)$ 가 양력 예측용보다 2개 적은 구조로 되어있다. 예를 들자면 양력 특수일인 신정의 특수일 구분코드는 '000010'이고 음력 특수일인 설날의 특수일 구분코드는 '0100'이다. 요일코드는 4가지의 요일 종류를 구분하기 위하여 평일은 '1000', 토요일은 '0100', 일요일은 '0010', 월요일은 '0001'로 만들었다. 신경회로망의 은닉층의 뉴런은 양력예측용 신경회로망에서는 50개의 양극성 시그모이드 활성화함수를 갖는 뉴런을 사용했고, 음력 예측용 신경회로망에서는 40개의 단극성 시그모이드 활성화함수를 갖는 뉴런을 사용하였고 출력층의 활성화함수는 단극성 시그모이드함수를 사용했다.

3.2 학습 및 예측

본 연구에서 학습을 위한 학습패턴쌍의 입력벡터는 과거의 데이터에서 특수일 직전 평일4일의 24시간 부하를 시간별로 평균을 내고 평균24시간부하를 다음 식(1)에 의하여 최대와 최소로 정규화 하여 0.2에서 0.8사이의 값을 갖는 24개의 유닛으로 구성하였다.

$$N(h) = \frac{0.6P(h) + 0.2 P_{MAX} - 0.8 P_{MIN}}{P_{MAX} - P_{MIN}} \quad (1)$$

여기서 $N(h)$ 는 24시간부하에서 시간h일 때 부하의 정규화된 값을 나타내고 $P(h)$ 는 24시간부하에서 시간h일 때의 부하이며, P_{MAX} , P_{MIN} 은 24시간부하에서 최대, 최소부하를 나타낸다. 또한 특수일의 요일과 특수일명을 2진으로 코드화 하여 입력벡터에 추가하였다. 출력벡터로는 특수일의 24시간 부하를 식(1)에 의하여 최대, 최소로 정규화하여 0.2에서 0.8사이의 값을 갖는 24개의 유닛으로 구성하여 오차 역전파 알고리즘을 이용하여 신경회로망을 학습시켰다. 신경회로망이 학습된 후 예측하고자 하는 특수일의 수요패턴을 예측하기 위하여 해당

특수일 직전4일의 평균24시간 부하와 해당 특수일의 요일, 해당 특수일명의 2진 코드를 학습된 신경회로망의 입력벡터로 입력하여 출력으로 해당 특수일의 정규화된 수요패턴을 얻을 수 있었다.

4. 특수일 최대, 최소부하 예측

4.1 Load Difference의 정의

매년 유사한 값을 나타내는 특수일과 인접평일의 부하 수준 차이를 정량화하기 위하여 본 연구에서는 최대, 최소 부하 각각에 대하여 Load Difference(LD)를 다음 식(2), (3)와 같이 정의한다.

$$LD_{MAX}(i) = \frac{MaxSD(i) - MaxWD(i)}{MaxWD(i)} \times 100 \quad (2)$$

$$LD_{MIN}(i) = \frac{MinSD(i) - MinWD(i)}{MinWD(i)} \times 100 \quad (3)$$

여기서 MaxSD(i), MinSD(i)는 특수일 i의 최대, 최소 부하를 나타내고 MaxWD(i), MinWD(i)는 특수일 i의 직전 평일 4일의 최대, 최소부하 각각의 평균값을 나타낸다. 과거의 전력수요 실적치를 분석해보면 같은 요일유형을 갖는 동일 특수일의 경우 정의된 LD는 매년 비슷한 값을 갖는 것이 일반적이다. 따라서 본 연구에서는 3절에서 언급한 방법과 유사하게 평일, 토요일, 일요일, 월요일의 4가지 요일 유형에 따라 각 특수일별로 최대, 최소부하에 대한 대표적인 LD를 산출하여 이를 최대, 최소부하 예측을 위한 기본값으로 사용하였다. 이 경우 얻어진 기본값을 그대로 사용하여 특수일의 최대, 최소 부하를 예측할 수도 있으나 일반적으로 특수일과 직전평일과 부하 수준차이는 최근의 전력소비 형태의 변화나 그 당시 기후 변화 등에 따라 다소 달라지게 된다. 따라서 보다 정확한 예측치를 얻기 위해서는 최근 휴일의 LD변화를 고려하여 예측을 수행하여야 할 것이다. 본 연구에서는 이를 위해 전년도의 동일 특수일과 특수일 직전의 일요일의 LD변화치를 함께 고려하여 기본값을 보정하여 최대, 최소부하를 예측하는 또 다른 하나의 신경회로망 시스템을 제안한다. 특수일의 최대, 최소에 대한 LD의 변화는 위에서 기술한 방법대로 얻어진 기본값을 해당 특수일의 실제 LD에서 뺀으로써 얻어지며 이를 특수일의 최대, 최소부하 각각에 대해 VLD_{MAX}와 VLD_{MIN}으로 정의한다. 또한 일요일의 최대, 최소에 대한 LD는 특수일의 LD와 같은 방법으로 특수일 직전 4주일동안의 수집된 전력수요 실적치에서 일요일 직전 평일4일의 최대, 최소부하 각각의 평균과 일요일 최대, 최소부하의 차이를 나타내며 이렇게 얻어진 4개의 일요일 LD를 평균하여 특수일 직전 휴일의 최대, 최소부하에 대한 LD의 기본값으로 정하였으며 이 기본값과 해당 특수일 직전의 일요일의 실제LD의 차이를 특수일 직전 휴일의 최대, 최소부하에 대한 LD의 변화를 나타내는 VLD_{MAX}와 VLD_{MIN}으로 정의한다. 따라서 제안된 신경회로망은 작년도 동일 특수일의 VLD_{MAX}, VLD_{MIN}과 특수일 직전 일요일의 VLD_{MAX}, VLD_{MIN}을 신경회로망의 입력변수로 사용하며 과거의 실적치에서 얻은 작년도 동일 특수일과 특수일 직전 일요일의 VLD_{MAX}, VLD_{MIN}과 해당 특수일의 VLD_{MAX}, VLD_{MIN}에 대한 관계를 다음의 신경회로망에 학습시키고 출력으로 예측하고자 하는 특수일의 VLD_{MAX}, VLD_{MIN}를 얻었다.

4.2 VLD의 예측을 위한 신경회로망의 구조

사용된 신경회로망의 전체적인 구조는 은닉층에 20개의 양극성 시그모이드 활성화수 유닛을 갖는 3계층 신경회로망으로 구성하였다.

표 3 VLD예측을 위한 신경회로망의 입출력변수

유닛번호	입력 변수
입력	1 SunVLD _{MAX} (s) : 특수일s 직전 일요일 최대VLD
	2 PreVLD _{MAX} (s) : 작년도 특수일s의 최대VLD
	3 SunVLD _{MIN} (s) : 특수일s 직전 일요일 최소VLD
	4 PreVLD _{MIN} (s) : 작년도 특수일s의 최소VLD
출력	5~8 B _{day} (s) : 특수일 s의 요일 구분을 위한 4bit 2진코드
	1 VLD _{MAX} (s) : 특수일s의 최대VLD
출력	2 VLD _{MIN} (s) : 특수일s의 최소VLD

4.3 학습패턴쌍 구성

학습패턴을 만들기위하여 1990년부터 1995년까지 6년 동안의 수요 실적치를 이용하여 각각 특수일을 요일유형으로 분류하고 Load Difference(LD)를 구하였다. 또한 다른 연도의 동일 특수일중 같은 요일유형을 갖는 것들을 모아 최대, 최소부하에 대한 LD를 평균하여 값을 그 요일유형 동일 특수일의 최대, 최소부하의 LD기본값으로 정했다. 그리고 앞 절에서 언급한 것과 같이 특수일의 VLD와 특수일 직전 일요일의 VLD를 구하였고 얻어진 각각 VLD를 8로 나누어 -1에서 1까지의 실수로 정규화시키고 8을 초과하거나 -8 미만인 VLD는 각각 1과 -1로 정규화 하여 학습패턴으로 사용하였다.

5. 특수일 24시간 전력수요 예측

최종적으로 특수일의 정규화된 예측 수요패턴과 최대, 최소부하 예측치를 결합하여 해당 특수일의 시간별 전력수요를 예측한다. 특수일 s의 최대, 최소전력 예측치, P'_{MAX}(s)와 P'_{MIN}(s) 그리고 특수일 s의 전력수요 예측치, P'(s,t)는 다음과 같이 구해진다.

$$P'_{MAX}(s) = WDayP'_{MAX}(s) \times \left(1 + \frac{MaxLD_{base}(s) + vld_{MAX}(s)}{100}\right) \quad (4)$$

$$P'(s,t) = p'(s,t) \times (P'_{MAX}(s) - P'_{MIN}(s)) + P'_{MIN}(s) \quad (5)$$

여기서 WDayP'_{MAX}(s)는 특수일 s의 직전 평일4일의 최대부하의 평균이고 LD_{base}(s)는 특수일 s의 LD기본값을 나타내며 vld_{MAX}(s)는 특수일 s의 최대전력VLD 예측치를 나타낸다. P'_{MIN}(s)도 같은 방법으로 구할 수 있다. 또한 p'(s,t)는 특수일 s의 예측수요 패턴에서 시간 t에 대한 값을 나타낸다.그림 4에서 전체적이 수요예측 흐름도를 나타내었다.

6. 테스트 결과

제안된 기법의 예측성능을 평가하기 위해 식(6)과 같이 정의된 상대오차를 이용하여 예측정확도를 검증하였다.

$$PRE(\%) = \frac{|P'(t) - P(t)|}{P(t)} \times 100 \quad (6)$$

여기서 P'(t)와 P(t)는 시간t에 대한 수요 예측치와 실제 수요치를 각각 나타낸다.

1996년 3월1일부터 1997년 3월2일까지 총45일의 특수일을 대상으로 제안된 기법의 테스트를 수행하였고 제안된 기법의 성능을 비교하기 위해 기존 특수일 예측결과와 함께 표 4에 비교결과를 요약하였다. 비교를 위해 사용된 기존의 특수일 예측기법은 퍼지 전문가 시스템은

이용하고 있으나 각 특수일 별로 퍼지 룰이 구성되어 있으며 각 퍼지 룰은 과거 전문가의 경험이나 지식을 그대로 적용하여 만들어 졌다.

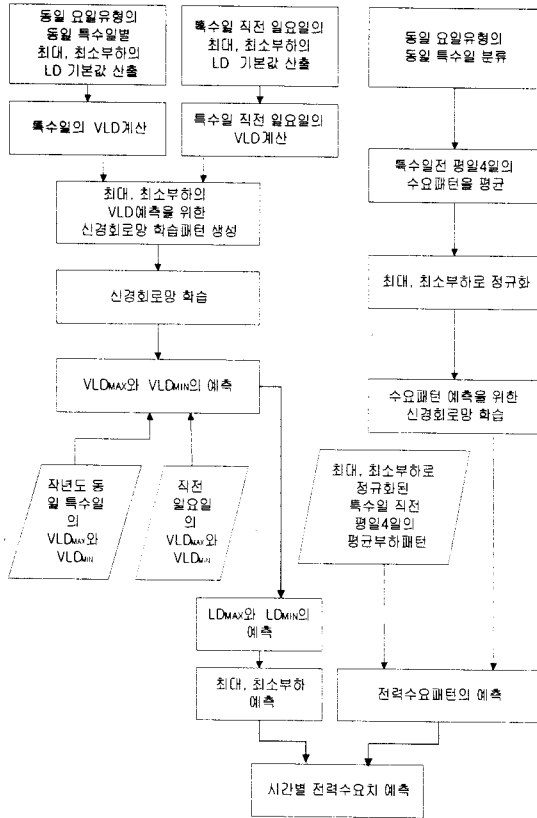


그림 4 수요예측 흐름도

표 4 테스트 결과

년도	공휴일	기간	평균상대오차(%)		최대상대오차(%)	
			기존기법	제안된기법	기존기법	제안된기법
96	삼일절	3.1~3.2	1.77	1.44	5.25	4.15
	식목일	4.4~4.6	2.44	0.99	7.82	3.56
	노동절	4.30~5.2	3.98	1.88	11.62	5.81
	어린이날	5.4~5.6	2.72	2.51	9.27	9.04
	석탄일	5.23~5.25	1.51	1.14	3.92	3.71
	현충일	6.5~6.7	1.70	1.53	4.51	5.48
	제헌절	7.16~7.18	3.48	2.11	7.96	6.36
	광복절	8.14~8.16	4.03	1.27	6.85	5.13
	추석	9.25~9.29	8.13	3.43	13.46	9.89
	개천절	10.2~10.4	1.57	1.66	4.55	4.22
97	성탄절	12.24~12.26	2.23	0.95	5.75	2.72
	신정	12.31~1.2	2.72	1.89	7.7	5.70
전체	설날	2.6~10	3.71	4.12	7.53	11.15
	1996.3.1~1997.2.10		3.38	1.92	13.46	11.15

편의상 공휴일의 전, 후일을 포함하여 특수일 기간을 정의하였고 각 특수일 기간에 대한 상대오차의 평균과 최대값을 표 4에 나타냈다. 표 4에서 볼 수 있듯이 기존의 방법보다 우수한 정확도를 나타내었다. 하지만 매년 날짜가 바뀌는 음력 특수일의 경우 가장 큰 오차를 보

고 있는 것을 고려해볼 때 음력 연휴에 대한 별도의 학습패턴이 추가되는 것이 보다 효과적일 것이라고 사료된다.

7. 결 론

본 논문에서는 정상일과 매우 다른 전력수요 패턴을 나타내는 특수일의 전력수요 예측을 위해 신경회로망을 이용한 새로운 수요예측기법을 제안하였다. 제안된 기법은 특수일 전력수요패턴을 적절히 활용할 수 있도록 고안되었으며 특히 신경회로망을 이용하여 예측작업에서 얻어진 경험과 지식을 추가로 학습시킬 수 있는 구조를 갖도록 하였다. 실제 특수일의 수요 실적치를 이용하여 제안된 기법을 검증한 결과 기존의 방법에 비해 우수한 예측성능을 보였고 향후 정상일에 대해서 매우 우수한 성능을 나타내는 기존 전력수요예측 시스템의 모듈로써 제안된 기법을 활용할 경우 수요예측 시스템의 전체적인 성능향상에 도움을 주리라 생각된다. 또한 신경회로망을 사용하였기 때문에 실제 수요 예측 업무에 활용될 경우 계속적인 훈련을 통하여 얻어지는 데이터들을 추가로 학습시킬으로써 예측 성능 향상을 보다 용이하게 할 수 있을 것이다.

(참 고 문 헌)

- [1] R.Lamedica, A. Prudenzi, M. Sforna, M. Caciotta, and V.Orsolini Cencelli, "A Neural Network Based Technique For Short-Term Forecasting of Anomalous Load Periods," *IEEE Trans. on Power System*, Vol.11, no.4, Nov.1996, pp.1749-1756
- [2] K.H. Kim, J.K. Park, K.J. Hwang, and S.H. Kim, "Implementation of Hybrid Short-term Load Forecasting System Using Artificial Neural Networks and Fuzzy Expert Systems," *IEEE Trans on Power Systems*, vol. 10, no. 3, Aug. 1995. pp.1534-1539
- [3] D.Srinivasan, C.S. Chang, and A.C. Liew, "Demand Forecasting Using Fuzzy Neural Computation, With special Emphasis On Weekend And Public Holiday Forecasting," *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 10, no. 4, Nov. 1995, pp.1897-1903
- [4] J.K. Park, K.H. Kim, K.J. Hwang, G.W. Kim, and S.h. Kim, "Development of a Short-Term Load Forecasting Expert System," *Proceedings of the 1997 International Conference on Intelligent System Application to Power Systems(ISAP97)*, Seoul, Korea, July 6-10, 1997, pp. 508-513
- [5] K.Y. Lee, Y.T. Cha, and J.H. Park, "Short-Term Load Forecasting Using an Artificial Neural Network," *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 7, no. 1, Feb. 1992, pp. 124-132