

신경회로망을 이용한 단기부하예측

고희석* · 이충식 · 김현덕 · 이희철
경남대학교

Short-term Load Forecasting using Neural Network

Koh Hee-Soek* · Lee Chung-Sik · Kim Hyun-Deuk · Lee Hee-Chul
Kyungnam university

ABSTRACT

This paper presents Neural Network(NN) approach to short-term load forecasting. Input to the NN are past loads and the output is the predicted load for a given day. The NN is used to learn the relationship among past, current and future temperature and loads. Three different cases are presented. Case 1 divides into weekday and weekendday load pattern. Case 2 forecasts 24-hour ahead load. Case 3 searches for the same load pattern as present load pattern in past load pattern. From result of forecasting, an average absolute percentage errors of case 1 shows 2.0%, That of case 2 shows 2.2%, and That of case 3 shows 1.6%.

1. 서론

단기부하예측은 분, 시간, 일 또는 주 기간동안 부하를 예측함으로써 전력계통의 수급계획, 운용에서 공급력 및 적정예비력을 확보하여 전력을 안정하게 공급하기 위해 가장 중요하다. 특히 충분한 공급력을 확보하기 위해서는 무엇보다도 당일의 수요를 정확하게 예측하여야 한다. 이러한 수요를 예측하는데에는 시계열모델과 회귀모델을 이용하여 부하예측을 한다. 그러나 이 기법들은 각각 기온데이터를 사용하지 않는다는 것, 평균적인 예측만이 가능하다는 것등의 단점들이 있다. 이러한 단점을 보완할수 있는 신경회로망 기법을 사용하여 부하예측을 하였다. 신경회로망 학습에는 백프로퍼케이션 학습알고리즘을 사용하였다. 그 결과 각각 사례 1과 사례 2에 대해서는 2.0%과 2.2%의 평균오차율을 보였지만 사례 3에 대해서는 1.6%의 양호한 오차율을 나타내었다.

2. 신경회로망

2.1 신경회로망의 구조

본 논문에서 사용한 신경회로망의 다층신경회로망으로서 입력층, 은닉층, 그리고 출력층으로 구성된 3층구조 하였으며 은닉층은 1개인 것을 사용하였다. 그리고 그림 1는 뉴런의 활성화함수로서 시그모이드 함수를 나타내고 있다.

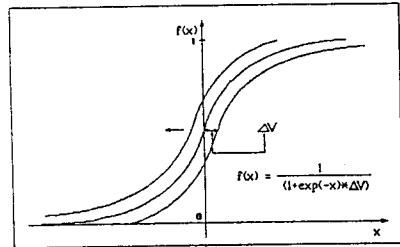


그림 1. 시그모이드 함수

2.2 신경회로망의 학습

본 신경회로망은 백프로퍼케이션 학습알고리즘을 사용하였다. 이 학습 알고리즘은 최강화법에서 유도된 일반화된 델타규칙에 의하여 입력치와 출력치간의 오차의 총합이 최소가 되도록 연결강도를 조절하는 알고리즘이다. 입력치와 출력치간의 오차는 다음식으로 정의된다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum (y_{pk} - o_{pk})^2 \quad (1)$$

여기서 오차를 최소로 하기위하여 연결강도를 조절하여야 한다. 따라서 오차를 연결강도에 대해서 미분시키면 (2)식과 같이 나타낼수 있다.

$$-\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}} = \Delta_p w_{kj} \quad (2)$$

여기서 연결강도 변화식 $w_{kj}(t+1) = w_{kj} + \Delta_p w_{kj}(t)$ 에 의해서 $\Delta_p w_{kj}$ 는 출력층에서는 식(3)과 같으며 그 이외의 층에서는 식(4)와 같다.

$$\Delta_p w_{kj} = \eta (y_{pk} - o_{pk}) f'_k (net_{pk}) o_{pj} \quad (3)$$

$$\Delta_p w_{ji} = \eta f'_k (net_{aj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \quad (4)$$

따라서 연결강도의 변화 Δw_{ji} 에 대한 일반적인 수식은 식(5)와 같이 나타낼수 있다.

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta \delta_{pj} x_i + \alpha \Delta w_{ji}(n) \quad (5)$$

여기서 η 는 학습률(learning rate)이며, α 는 모멘텀항(momentum term)이다.

3. 다층신경회로망을 이용한 부하예측

본 연구에서는 한국전력공사의 1988년부터 1991년까지의 시간대별 전력데이타를 사용하였다. 예측기간은 90.3.1~91.2.28까지로서 각 계절의 대표로서 각각 4월, 7월, 10월, 1월만을 예측하였다. 예측방법은 부하의 시계열 특성을 이용하여 일요일에서 월요일까지를 한주기로 다루어서 일요일, 월요일 및 토요일을 주말부하로 취급하였으며 그리고 화요일에서 금요일까지를 주간부하로 취급하여 서로 분리하여 예측하였다.

3.1 신경회로망 파라미터

신경회로망을 학습시키는데 앞서서 학습률과 모멘텀 값 및 은닉 유니트의 갯수 등과 같은 신경회로망 파라미터를 결정하여야 한다. 학습률과 모멘텀 값은 연구 결과 오차에는 큰 영향을 미치지 않는으나 그림 2에서 처럼 수렴속도에 큰 영향을 미치고 있다. 본 연구에서는 학습률 0.75로 하였을 때 모멘텀 값은 0.5에서 가장 빠른 수렴을 보였다.

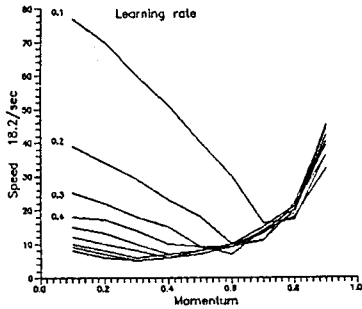


그림 2. 수렴속도

은닉 유니트의 갯수는 신경회로망의 구조적인 문제로서 유니트의 갯수를 1개부터 30까지 비교해 본 결과 그림 3에서와 같이 사례 1과 사례 2 그리고 사례 3에 대해서 각각 6개, 14개, 10개일때 가장 작은 오차를 보였다.

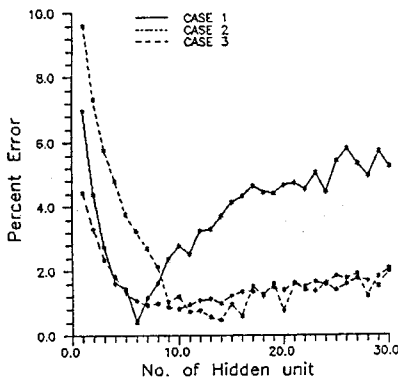


그림 3. 은닉유니트의 수

3.2 기온데이타의 영향

기온과 전력간에는 상관관계가 높기 때문에 기온데이타를 삽입한 경우와 제외한 경우에 대해서 비교 검토한 결과 예측정도에는 그다지 영향을 미치지 않았다.

표 1. 기온데이타의 영향

종류 시간	삽입시킨 경우				삽입시키지 않은 경우			
	1월	4월	7월	10월	1월	4월	7월	10월
1	1.740	2.377	3.476	1.331	1.749	2.380	3.489	1.331
2	1.417	2.219	2.932	1.562	1.416	2.224	2.940	1.563
3	1.649	2.205	2.479	1.792	1.661	2.217	2.530	1.802
4	1.566	2.318	2.595	1.485	1.582	2.325	2.626	1.485
5	1.492	1.976	2.452	1.181	1.480	1.976	2.457	1.184
6	1.525	1.982	2.887	1.685	1.525	1.985	2.496	1.685
7	1.539	1.479	2.044	1.624	1.542	1.482	2.053	1.624
8	1.328	1.544	2.562	1.595	1.332	1.547	2.579	1.599
9	1.680	1.770	3.853	1.576	1.690	1.771	3.868	1.577
10	1.813	1.592	4.451	1.876	1.814	1.592	4.443	1.875
11	1.870	1.974	4.846	1.709	1.868	1.974	4.841	1.708
12	1.843	2.399	4.739	1.862	1.851	2.400	4.751	1.863
13	1.756	2.201	4.908	1.572	1.755	2.207	4.917	1.574
14	1.763	2.211	4.898	1.847	1.761	2.215	4.898	1.847
15	1.876	2.383	5.005	1.936	1.878	2.385	5.009	1.935
16	2.041	2.369	4.738	1.813	2.041	2.368	4.741	1.812
17	1.931	2.593	4.798	2.163	1.931	2.590	4.801	2.163
18	2.153	3.034	4.360	2.290	2.156	3.035	4.374	2.295
19	1.671	2.690	4.102	1.900	1.674	2.689	4.118	1.902
20	1.523	1.886	3.889	1.139	1.527	1.889	3.904	1.141
21	1.491	1.693	3.836	1.326	1.499	1.700	3.859	1.328
22	1.378	2.066	3.687	1.276	1.379	2.071	3.692	1.277
23	1.450	1.611	3.337	1.527	1.447	1.615	3.343	1.528
24	1.211	1.616	3.199	1.166	1.218	1.625	3.212	1.171
평균	1.654	2.091	3.736	1.635	1.657	2.094	3.748	1.636

3.3 적용 연구사례

사례 1

사례 1은 전력수요가 시계열 특성에 의하여 같은 시간대의 부하패턴과 매우 유사한 관계를 가질 뿐만아니라 그 시간대를 전후한 패턴과도 유사한 관계를 가진다는 가정하에서 주말패턴과 주간패턴으로 나누어서 예측하였다.

사례 2

사례 2는 사례 1과 같은 특성을 이용하여 예측하는 방법으로 사례 1과 다른 점은 주간과 주말 패턴으로 나누지 않는다는 것과 24시간 부하를 동시에 예측한다는 점이다.

사례 3

사례 3은 사례 2와 같지만 학습시에 있어서 시계열 특성을 이용한 방법으로 현재의 부하패턴과 유사한 임의의 패턴을 찾아서 예측하는 방법이다. 임의의 패턴에 대해서 현재 패턴에 대한 평균오차율을 구하면

$$\% \bar{\varepsilon} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{y_p'k - y_k}{y_p'k} \quad (6)$$

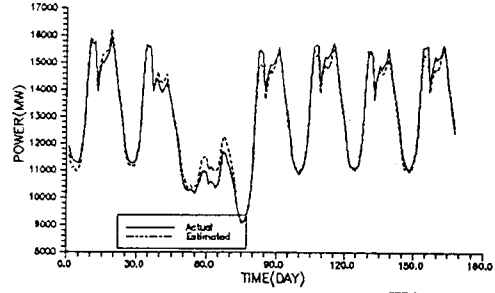
$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\% \varepsilon_j - \% \bar{\varepsilon}_j)^2 \quad (7)$$

으로서 오차의 표준편차에 의해 오차들이 95% 신뢰구간에 만족하면 수속하는 것으로 판정한다. 그리고 식(6)에서 현재의 부하패턴과 임의의 유사 패턴간의 각각 오차율의 평균에 대한 증분으로서 그림 1의 시그모드 함수를 이동시켜서 보상하여 예측하였다.

4. 예측 결과 및 검토

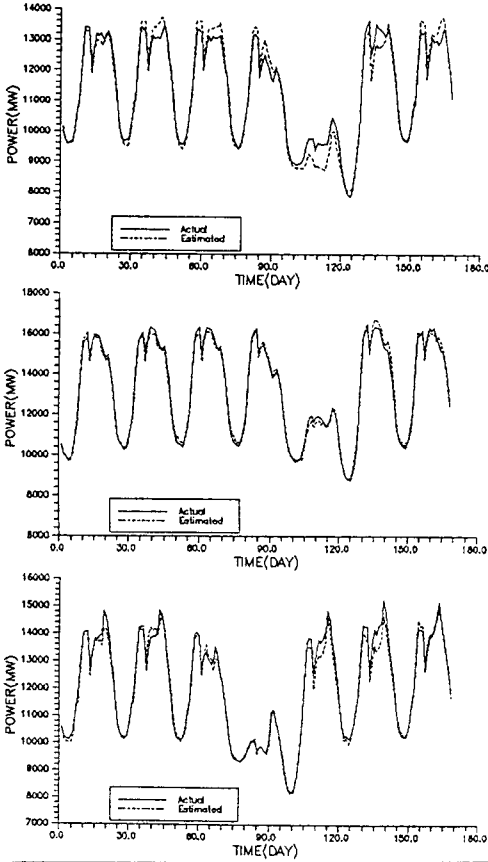
각 사례들의 예측결과를 나타내면 사례 1과 사례 2에서는 기온데이타를 삽입하여 예측하였고, 사례 3에서는

추정된 학습기간동안의 기온데이터와 실제로 예측하고자 하는 기간동안의 기온데이터가 같은 기간의 기온데이터가 아니기 때문에 기온데이터를 삽입하지 않고 예측을 하였다. 그리고 사례 1과 사례 2에서는 공휴일은 예측 대상에서 제외하였으며 사례 3은 공휴일도 포함하였으나 90년 10월초의 경우는 상이한 패턴을 찾지 못하여 예측에 실패하여 제외하였다. 사례 1과 사례 2는 부하의 변동이 없는 4월, 10월, 1월 달에서는 사례 3과 비슷한 결과를 나타내지만 부하의 변동이 심한 7월에는 심한 오차를 나타내었다. 그 결과 사례 1은 전체적으로 약 2.0%, 사례 2은 2.2%, 사례 3은 1.6%의 오차를 각각 나타내었다.



- (a) 90. 4. 18 - 4. 24
- (b) 90. 7. 18 - 7. 24
- (c) 90. 10.18 - 10.24
- (d) 91. 1. 18 - 1. 24

그림 4. 사례 3에 의한 각 계절별 예측



5. 결론

이 논문은 단기부하예측에 신경회로망 모델을 제시하였다. 모델은 세가지로 구분하여 90년 4월, 7월, 10월과 91년 1월달의 예측해 본 결과, 사례 3이 1.6%로서 가장 적은 오차를 보였다. 이 사례 3에서, 여름 이외의 계절에서 다른 사례들과는 비슷한 결과를 보였지만 여름철(7월)에서는 아주 양호한 결과를 나타내었다.

참고문헌

- [1] K.Y.Lee, Y.T.Cha, J.H.Park, "Short-term Load Forecasting using an Artificial Neural Network," IEEE Tr. on Power System, Vol. 7, No. 1, February 1992
- [2] D.C.Park, M.A.El-Sharkawi, R.J.Marks II, L.E.A.Tas, and M.J. Damborg, "Electric Load Forecasting Using an Artificial Neural Network," IEEE Tr. on Power System, Vol.6 No.2, pp 442-449, May 1991
- [3] S.T.Chen, D.C.Yu, and A.R.Moghaddamjic, "Weather Sensitivity Short-Term Load Forecasting Nonfully Connected Artificial Neural Network," IEE Tr. on Power System, vol.7, No.3, pp 1098-1105, Aug.,1992.

표 2. 각 사례에 대한 비교

	사례 1						사례 2						사례 3													
	1월	4월		7월		10월	1월	4월		7월		10월	1월	4월		7월		10월								
	오차율	표준편차	오차율	표준편차	오차율	표준편차	오차율	표준편차	오차율	표준편차	오차율	표준편차	오차율	표준편차	오차율	표준편차	오차율	표준편차								
1	1.791	247.610	2.281	308.540	2.739	349.760	0.834	123.708	1.740	241.083	2.377	290.833	3.476	448.957	1.331	184.144	1.560	205.927	1.179	159.021	1.938	177.994	0.843	110.935		
2	1.543	180.114	2.075	257.591	2.337	286.694	1.141	161.053	1.417	185.306	2.219	250.837	2.932	376.116	1.562	204.529	1.662	208.412	0.881	110.595	1.298	142.030	0.973	116.220		
3	1.330	198.135	2.229	264.979	2.148	279.471	1.088	132.697	1.566	208.685	2.318	258.939	2.535	333.330	1.485	190.052	1.729	226.594	0.948	107.180	1.482	112.709	0.971	125.192		
5	1.305	176.876	1.942	240.835	2.156	280.006	0.913	121.065	1.492	197.365	1.976	237.307	2.452	305.088	1.181	169.048	1.557	193.891	1.069	114.886	0.959	137.254	0.877	120.204		
6	1.409	196.403	2.105	256.064	1.988	245.636	1.134	147.543	1.525	208.624	1.982	236.288	2.487	308.483	1.685	193.019	1.770	222.216	0.921	110.677	1.206	136.355	1.007	128.753		
7	1.501	214.235	1.598	207.208	1.917	196.702	1.610	193.422	1.539	216.494	1.479	192.553	2.044	285.432	1.624	217.608	0.950	127.945	0.845	113.450	1.127	143.374	1.045	143.466		
8	1.302	199.625	1.718	254.633	2.056	283.518	1.425	200.919	1.328	210.195	1.544	229.150	2.582	364.408	1.935	219.790	0.928	127.625	1.510	191.789	1.060	173.134	1.431	188.694		
9	1.538	282.334	1.823	258.247	3.111	467.150	1.554	239.555	1.680	239.154	1.770	252.685	3.853	613.320	1.576	234.021	1.338	214.769	1.552	227.305	1.319	242.882	1.227	187.802		
10	1.792	357.108	1.501	232.423	3.577	587.609	1.752	286.516	1.813	366.535	1.592	241.896	4.451	775.534	1.876	302.597	1.719	283.204	1.482	235.965	1.536	316.613	1.387	215.147		
11	1.300	376.229	1.931	288.911	3.895	658.916	1.498	267.236	1.870	382.540	1.974	289.862	4.846	850.421	1.709	276.089	1.833	307.097	1.635	253.484	1.765	346.792	1.467	250.893		
12	1.929	374.320	2.235	353.338	3.765	657.657	1.584	284.232	1.843	368.818	2.299	351.727	4.739	590.504	1.862	306.713	1.922	336.249	2.021	336.249	2.279	342.906	2.489	389.599	2.179	279.021
13	1.307	293.629	2.435	337.975	3.907	655.757	1.340	217.310	1.756	283.909	2.201	321.726	4.908	836.227	1.572	237.842	1.515	236.021	2.162	304.544	1.860	320.248	1.913	320.039		
14	1.861	310.608	2.230	326.099	3.844	636.958	1.426	225.175	1.763	302.404	2.211	320.771	4.989	846.178	1.847	269.287	1.524	245.822	2.076	300.557	2.432	374.335	2.392	381.102		
15	1.806	322.751	1.908	350.494	4.070	676.116	1.838	283.518	1.876	325.027	2.283	353.870	5.005	890.764	1.936	294.345	1.635	270.020	2.303	336.058	2.135	441.147	2.266	378.806		
16	1.984	350.148	2.461	353.042	4.025	682.051	1.543	265.967	2.041	347.084	2.369	345.790	4.738	811.176	1.813	287.881	1.750	283.561	2.179	338.278	2.448	432.724	1.990	320.017		
17	1.888	339.481	2.672	376.315	3.846	626.517	1.877	311.458	1.931	346.202	2.393	382.100	4.798	823.201	2.163	325.940	2.021	336.249	2.021	336.249	2.279	342.906	2.489	389.599	2.179	282.704
18	1.955	342.917	2.965	438.159	3.285	541.224	1.801	287.137	2.153	366.385	3.034	441.423	4.360	765.545	2.230	367.791	1.797	303.600	2.790	387.841	2.133	398.054	2.297	353.634		
19	1.754	315.631	2.664	384.432	3.322	524.192	1.679	311.171	1.671	311.099	2.690	392.234	4.102	798.923	1.900	337.496	1.599	300.696	3.082	465.556	2.114	287.240	2.390	441.439		
20	1.646	292.729	1.908	281.947	3.027	500.016	1.585	267.326	1.523	285.059	1.886	282.973	3.889	654.860	1.139	197.339	1.306	246.173	1.735	300.994	1.617	306.670	1.953	220.579		
21	1.450	251.536	1.755	259.094	3.211	519.347	1.436	224.112	1.491	254.984	1.693	248.184	3.636	635.540	1.226	212.535	1.201	217.112	1.375	207.167	1.811	385.313	1.868	298.954		
22	1.284	220.809	2.025	271.483	3.113	487.389	1.276	238.606	1.378	228.566	1.728	228.566	3.066	604.997	1.276	209.215	1.205	209.215	1.205	209.215	1.205	209.215	1.205	209.215		
23	1.274	159.117	1.506	198.185	2.948	423.846	1.323	218.157	1.450	218.771	1.611	205.262	3.337	506.018	1.527	229.588	1.474	228.116	1.321	205.013	1.937	241.262	1.454	197.223		
24	1.290	190.099	1.600	196.382	2.745	373.068	0.983	132.975	1.211	186.167	1.616	195.402	3.199	449.145	1.166	153.156	1.229	191.846	1.070	143.071	1.933	287.917	1.569	192.453		
평균	1.607	267.934	2.094	290.426	3.028	453.733	1.422	220.162	1.654	272.968	2.091	285.750	3.736	596.863	1.635	243.694	1.532	237.260	1.598	230.091	1.743	285.750	1.585	240.807		