'96 대한전기학회 하계학술대회 논문집 (1996. 7. 22~24)

홉필드 신경회로망의 경제 급전에의 적용에 관한 연구

박영문, O방훈진
서울대학교 전기공학부 대학원

이승철
중앙대학교 전기공학과

A Study on The Application of Hopfield Neural Network to Economic Load Dispatch

Young Moon Park, OHoon Jin Bang
College of Elec. Eng., Seoul National Univ.

S. C. Lee
Electrical Eng., Chung-Ang Univ.

- Abstract -

This paper presents the research on the application of the Hopfield Neural Network to the Economic Load Dispatch problem. The ELD problem has convex cost functions as the objective functions, power balance equation and real power lower/upper limits as the constraints. So we have shown that the possibility of the application of the Hopfield Neural Network to the ELD problem. Through the case study, the simulation results are very close to the numerical method and the dynamic programming method.

1. 서론

1982년 홉필드가 처음으로 홉필드 신경 회로망 모델을 발표한 이후[1], 홉필드 신경 회로망은 많은 문제에 적용되어 왔다. 그리하여, 홉필드 신경 회로망이 최적화 문제에 적용되기에 이르렀고, 전력 계통 분야에서도 최적 전력 조류와 경제 급전 문제에 적용되어 왔다.[2-5]

처음에 홉필드가 이 신경 회로망을 발표할 당시 모델은 (0,1) 또는 (-1,1) 의 양 끝 값만을 해로 가지는 이산 모델이었다가, 그 후, (0,1) 또는 (-1,1) 사이의 모든 값을 해로 가질 수 있는 연속 모델이 등장 했다[6]. 그러나, 일반적인 최적화 문제에서는 큰 실수를 해로 가질 수 있기 때문에 이것을 표현하는 것이 필요하게 되었고, 여러 제약 조건들을 고려하면서 해를 찾을 수 있도록 하는 것도 홉필드 신경 회로망을 최적화 문제에 적용함에 있어서 중요한 과제로 대두되었다.

보통, 경제 급전 문제에서는 목적 함수로 각 발전기 당 발전량에 대해 2차로 근사화 된 비용 함수를 사용하여, 여러 제약 조건들을 고려하면서 목적 함수를 최소화하는 방향으로 문제를 해결한다.

본 논문에서는, 홉필드 신경 회로망에 대한 고찰과 시뮬레이션 결과를 통해, 경제 급전 문제의 해결에 있어서 홉필드 신경 회로망의 적용 가능성을 보여 주고자 한다.

2. 홉필드 신경 회로망 (연속 신경 모델)

원래의 홉필드 신경 회로망은 0과 1의 두 개의 상태를 가지는 각각의 신경을 바이어스 입력과 가중치를 통해서, 홉필드 신경회로망의 에너지 함수를 점점 줄여 나가는 방향으로 각각의 신경의 상태를 바꾸어서 각 신경이 안정된 상태에 도달했을 때의 0 또는 1의 값은 에너지 함수를 최소화하는 값이 된다는 구조를 가지고 있다.

홉필드 신경 회로망의 연속 모델 역시 비슷한 구조를 가지고 있는데, 각 신경에 대한 출력값 V는 0과1 사이의 값을 가질 수 있고, 입출력 함수 g(U)는 각 신경에의 입력 U에 대한 연속 단조 증가 함수이다.

신경의 다이나믹스는 다음과 같이 정의된다.

$$\frac{dU_i}{dt} = \sum_j T_{ij} V_j + I_i \tag{1}$$

여기서, $V_i = g_i(U_i)$ 로 신경 i에 대한 출력값이다.

홉필드 신경 회로망의 연속 모델의 에너지 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$E = -\frac{1}{2}\sum_i \sum_j T_{ij} V_i V_j - \sum_i I_i V_i \tag{2}$$

이렇게 정의된 에너지 함수가 Lyapunov 함수의 성질을 만족하기 위해서는, 이 함수의 시간에 대한 미분값이 0또는 음수이어야 하고, 최소값이 존재해야 한다. 그러면, 이것을 확인하기 위해 우선 에너지 함수를 시간에 대해 미분하면,

$$\frac{dE}{dt} = -\frac{1}{2}\sum_i\sum_j T_{ij}(V_j\frac{dV_i}{dt} + V_i\frac{dV_j}{dt}) - \sum_i I_i\frac{dV_i}{dt}$$
$$= -\frac{1}{2}\sum_i \frac{dV_i}{dt}[\sum_j (T_{ij}V_j + T_{ji}V_j) + 2I_i]$$
$$= -\frac{1}{2}\sum_i \frac{dV_i}{dt}(2\sum_j T_{ij}V_j + 2I_i)$$
$$= -\sum_i \frac{dV_i}{dt}\cdot\frac{dU_i}{dt}$$
$$= -\sum_i g_i{}'(U_i)(\frac{dU_i}{dt})^2 \quad (3)$$

여기서, 우리는 입출력 함수 g가 단조 증가 함수이기 때문에 dE/dt 가 항상 0보다 작은 것을 알 수 있다. 그리고, 에너지 함수가 최소값을 가지기 위해서는 에너지 함수에서 가중치 행렬이 negative definite해야 한다. 따라서, 우리는 negative definite인 가중치 행렬을 사용하여 위와 같이 에너지 함수를 설정하면, 홉필드 신경회로망은 에너지 함수를 최소화하는 해를 찾을 수 있다.

3. 경제 급전

경제 급전 문제는 각 발전기의 발전량 한계 등의 제약 조건이 있는 상황에서 전력 수급 조건을 만족시키면서 가장 경제적인 발전을 하도록 각 발전기의 발전량을 할당하는 것이다. 보통, 경제 급전 문제에서 목적 함수는 각 발전기에 대해서 발전량에 대해 2차로 근사화 된 비용 함수를 사용하고, 여러 제약 조건들을 고려해서 문제를 해결하게 된다.

(1) 목적 함수;

$$C = \sum_i (a_i + b_iP_i + c_iP_i^2) \quad (4)$$

여기서, C는 총 비용이고, a, b, c는 각 발전기에 대한 비용 계수, P는 각 발전기의 생산 전력이다.

(2) 제약 조건;

① 전력 수급 조건

$$D = \sum_i P_i \quad (5)$$

여기서, D는 총 전력 요구량이고, 전력 손실은 무시했다.

② 발전량의 최대값, 최소값.

$$P_i^{min} \le P_i \le P_i^{max} \quad (6)$$

4. 홉필드 신경 회로망의 경제급전 문제에의 적용

홉필드 신경 회로망으로 경제 급전 문제를 풀기 위해서 다음과 같이 에너지 함수를 정의하면,전력 수급 조건을 만족시키면서 비용을 최소로 하는 발전량을 구할 수 있다.

$$E = \sum_i (a_i + b_iP_i + c_iP_i^2) + A(D - \sum_i P_i)^2 \quad (7)$$

여기서, A는 0보다 큰 페널티 요소이다.

이것을 전개하여 , 원래의 에너지 함수의 모양(eq.(2))과 비교하여 가중치 행렬과 바이어스 입력을 구하면, 다음과 같다.

$$T_{ii} = -2A - 2c_i$$
$$T_{ij} = -2A \quad (8)$$
$$I_i = 2AD - b_i$$

이것으로 우리는 같은 계통에서는 회로망을 한 번 구성해 두면, 전력 요구량이 달라질 때마다 바이어스 입력만 바꾸어 주면 된다는 것을 알 수 있다.

그리고, 다음과 같은 sigmoid 함수를 입출력 함수로 사용함으로써, 각 발전량의 최대값과 최소값 사이에서 발전량을 할당하도록 하였다.

$$V_i = g_i(U_i) = P_i^{min} + (P_i^{max} - P_i^{min})\frac{1}{1 + exp(-U_i / U_0)} \quad (9)$$

5. 사례 연구

홉필드 신경회로망이 경제 급전 문제를 얼마나 잘 풀 수 있는지를 알아 보기 위해 크게 3가지 시뮬레이션을 해 보았다. (1)은 최적 발전량이 한계값과 관계 없이 결정되는 경우이고, (2)는 최적 발전량이 한계값 때문에 영향을 받는 경우이고, (3)은 좀 더 복잡한 문제에 대한 해결 능력을 보기 위해 IEEE 30 모선 계통에 적용해 본 경우이다.

각각의 경우에 대해서 패널티 팩터 A의 값을 변화시켜 가면서 해를 구해 보았는데, A값이 크면 클수록 산술적으로 계산한 값에 가까이 가는 것을 볼 수 있었다. 이것은 전력 수급 조건을 최대한 만족시키는 상황에서 최소 비용을 구한 것으로 해석이 가능하며, A값이 클 때에는 U_0 값을 크게 하여 sigmoid 함수의 기울기를 조절하여 진동을 막을 수 있다. 이 때 U_0 값을 너무 크게 하면, 진동은 막을 수 있지만 수렴하는데 시간이 오래 걸리므로 적당한 값을 선택해야 겠다. 그리고, (3)의 경우는 간격을 0.1로 한 Dynamic Programming의 결과와 비교해 보았다. 아래의 결과값들은 모두 A=50일 때의 값이다.

(1) 전력 요구량 : 850MW.

원래 발전기 1의 출력은 393.3751MW이나, 패널티 팩터를 사용함에 따라 발생한 0.0915MW만큼의 부족분을 발전기 1이 충당하도록 하였다.

TABLE 1. 비용 계수와 발전량의 한계값.

발전기	a	b	c	P_{min}	P_{max}
1	561	7.92	0.001562	150	600
2	310	7.85	0.00194	100	400
3	78	7.97	0.00482	50	200

TABLE 2. 시뮬레이션 결과

방법	P_1	P_2	P_3	총 비용
람다 반복법	393.1699	334.6037	122.2264	8194.3561
홉필드 회로망	393.4666	334.2388	122.2946	8194.3565

(2) 전력 요구량 : 850MW.

TABLE 3. 비용 계수와 발전량의 한계값.

발전기	a	b	c	P_{min}	P_{max}
1	459	6.48	0.00128	150	600
2	310	7.85	0.00194	100	400
3	78	7.97	0.00482	50	200

TABLE 4. 시뮬레이션 결과

방법	P_1	P_2	P_3	총 비용
람다 반복법	600.0	187.1302	62.8698	7252.8303
홉필드 회로망	600.0	187.1254	62.8747	7252.8303

원래 발전기 2의 출력은 187.0396MW이나, 패널티 팩터를 사용함에 따라 발생한 0.0858MW만큼의 부족분을 발전기 2가 충당하도록 하였다.

(3) 전력 요구량 : 300MW.

TABLE 5. 비용 계수와 발전량의 한계값.

발전기	a	b	c	P_{min}	P_{max}
1	0	2	0.00375	50	200
2	0	1.75	0.0175	20	80
3	0	1	0.0625	15	50
4	0	3.25	0.00834	10	35
5	0	3	0.025	10	30
6	0	3	0.025	12	40

6. 결론

홉필드 신경회로망은 목적 함수가 2차 이하로 근사화된 문제가 아니면 에너지 함수와 관계를 맺을 수 없기 때문에 적용할 수 없다. 그리고, 2차로 근사화된 문제라 하더라도 2차항의 계수가 음수이면, 경계가 어디에 있느냐에 따라, 그리고, 어떤 초기값에서 해를 찾아 나가느냐에 따라 해를 못 찾는 경우가 발생한다. 그러나, 일반적으로 경제 급전 문제에서는 2차로 근사화된 목적 함수를 사용하고, 또 2차항의 계수가 양수이므로 대부분의 경우, 홉필드 신경 회로망을 잘 적용할 수 있다.

홉필드 신경 회로망은, 전통적인 방법에서 계산해야 하는 연료 증분비용이나 증분 손실을 계산할 필요가 없이 간단히 구성하여 비슷한 결과를 얻을 수 있어 편하고, 하드웨어로 구성할 경우, 병렬 처리가 가능하여 결과를 빨리 얻을 수 있는 장점이 있다.

TABLE 6. 시뮬레이션 결과

	Dynamic Programming	홉필드 회로망
P_1	196.0	195.3465
P_2	49.1	49.1069
P_3	19.8	19.7499
P_4	13.1	13.3431
P_5	10.0	10.1061
P_6	12.0	12.0006
총 비용	824.5830	824.5868

Reference

[1] J.J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities", Proceedings of the National Academy of Science USA, vol.79, pp.2554-2558, 1982.

[2] S.Matuda and Y.Akimoto, "The representation of large numbers in neural networks and its application to economical load dispatching of electric power", ICNN, vol.1, June, pp.587-592, 1989.

[3] M.H.Sendaula, S.K.Biswas, A.Elton, C.Parter and W.Kazibwe, "Application of artificial neural networks to unit commitment", Proc.1st Int. Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems, Seattle, WA, July 23-26, pp.256-260, 1991.

[4] Y.Fukuyama and Y.Ueki, "An application of artificial neural network to dynamic economic load dispatching", Proc. 1st Int. Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems, Seattle, WA, July 23-26, pp.261-265, 1991.

[5] J.H.Park, Y.S.Kim, I.K.Eom, K.Y.Lee, "Economic Load Dispatch for piecewise quadratic cost function using Hopfield Neural Network", IEEE Transactions on PS, vol.8, no.3, pp.1030-1037, 1993.

[6] J.J.Hopfield, "Neurons with graded response have collective, computational properties like those of two-state neurons", Proceedings of the National Academy of Science USA, vol.81, pp.3088-3092, 1984.

[7] A.J.Wood, B.F.Wollenberg, "Power Generation, Operation and Control", John Wiley & Sons, pp.23-28 , 1984.