

## 홉필드 신경회로망에 의한 전력경제급전

임 규 김 유 신  
부산대학교 공과대학 전자공학과      박 준 호  
부산대학교 공과대학 전기공학과

### On The Application of Hopfield Neural Network to Economic Load Dispatching of Electric Power

Il-Kyu Eom Yoo-Shin Kim  
Dept. of Electronics Engineering, Pusan National University  
June-Ho Park  
Dept. of Electrical Engineering, Pusan National University

#### ABSTRACT

Hopfield neural network has been applied to the problem of economic load dispatching of electric power(ELD). The optimum values of neuron potentials are represented in terms of large numbers. And the neuron potential converges to the medium values between the limit values of the sigmoid function. In three cases, ELD based upon Hopfield network is formulated, solved and discussed.

#### I. 서 론

W.S. McCulloch와 W.Pitts<sup>[1]</sup>가 1943년에 최초의 뉴우먼망 모델을 제안한 이래로 중도에 침체기가 있었지만, 1970년대 후반 이후 뉴우먼망에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다.

홉필드 신경회로망은 1982년, 1984년 흑필드<sup>[2,3]</sup>가 제시한 이래 여러 분야에 응용되고 있다. 최적화 문제에 있어서 Hopfield network analog processor는 어려운 최적화 문제에 집단적으로 좋은 해를 계산해 줄 수 있는지를 보여 주었다.<sup>[4,5]</sup> 예를 들면, NP-complete 문제의 대표적인 TSP(traveling salesman problem), A/D conversion, linear programming, Job shopping schedule<sup>[4,6,7]</sup> 등이 그것이다.

그러나 흑필드 모델을 사용할 때, 대개 문제들이 중간과정에서는 뉴우먼의 포텐셜이 일반적인 수를 가지나 최종단계에서는 (0,1) 혹은 (-1,1)등의 한계치로서 수렴을 하게되고 그것을 통해서 최적화 문제를 해결한다. 때때로 초입방체의 정점(vertex)이 아닌 내부에서 수렴이 일어나는데, 이것은 바탕직하지 못하기 때문에 개선되어야 될 것으로 간주된다.<sup>[8]</sup>

최적화 문제는 큰 숫자가 그 해답으로 나오는 경우가 많은데, 이들은 뉴우먼의 수가 많이 필요한 counting method나 binary representation<sup>[9]</sup>보다 큰 수를 바탕으로 하나의 뉴우먼으로 표현하는 것이 중요하다. 여기서는 비교적 큰 수들을 흑필드 모델에서 표현하고, 뉴우먼의 최종단계(수렴단계)의 포텐셜이 한계치에 있지 않게 되는 전력경제급전 문제에 적용하려고 한다.

1989년 일본에서 Satoshi Matsuda와 Yoshiakira Akimoto가 경제전력급전에 대한 논문<sup>[10]</sup>을 발표하였으나 다음과 같은 부분에서 문제점이 발견되었다.

첫째로, 급전문제를 흑필드 뉴우먼망에 맵핑(mapping) 시킬 때 외부입력요소(bias term)가 뉴우먼 상태의 합수라는 것을 파악하지 못하였다. 둘째, 시뮬레이션 결과가 분명하지 못하고, 초기조건의 설정, weighting parameter의 결정, 그리고 수렴한계에 대한 고찰과 검토에 대한 언급이 전혀 없다.

따라서 본 연구는 Satoshi Matsuda와 Yoshiakira Akimoto의 논문을 재검토하여 3개의 뉴우먼을 이용하여 3가지 경우(N결 보라)에 적용하고, 그 결과를 고려한 방법에 의한 결과와 비교, 검토하였다.

현재 전력계통에 신경회로망의 적용에 관한 연구는 국내에서는 거의 이루어진 것이 없기 때문에 본 연구는 매우 중요하며, 신경회로망의 전력계통에의 적용에 대한 국내연구에 자극이 되리라고 생각된다. 그리고 최근 일본에서 신경회로망을 사용하여 전력계통의 여러 문제들이 연구되어지고 있다.<sup>[13,14]</sup>

#### II. 흑필드 신경회로망

비계승적 구조를 가진 흑필드 신경회로망은 연상기와 최적화 문제에 유용한 것으로 알려져 있는데, 그 구조는 아래 그림.1과 같다.

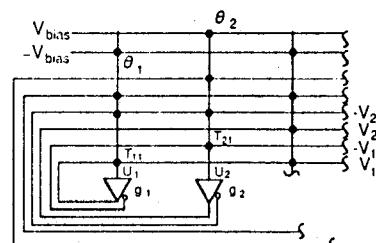


그림.1 흑필드 신경회로망의 구조

여기서 각 뉴우먼은 두 가지의 상태( $V_1^0, V_1^1$ )를 가지는 대, 입력이 threshold보다 크면  $V_1^1$ 의 상태가 되고 그 것보다 적으면  $V_1^0$ 의 상태를 가지게 된다. 즉, 뉴우먼 (1)에 대한 입력은 다음과 같이 나타내어 질 수 있다.

$$\begin{aligned}
 H_i &= \sum T_{ij}V_j + I_i > \text{threshold} : V_i \rightarrow V_i^+ \\
 H_i &= \sum T_{ij}V_j + I_i < \text{threshold} : V_i \rightarrow V_i^- \\
 H_i &= dU_i/dt : \text{뉴우먼}(i) \text{에 대한 입력} \\
 T_{ij} &: \text{뉴우먼}(j) \text{에서 뉴우먼}(i) \text{로의 연결강도} \\
 I_i &: \text{뉴우먼}(i) \text{의 외부입력} \\
 V_i = g_i(U_i) &: \text{뉴우먼}(i) \text{의 출력값} \\
 g_i &: \text{뉴우먼}(i) \text{의 출력함수(그림.2)}
 \end{aligned}$$

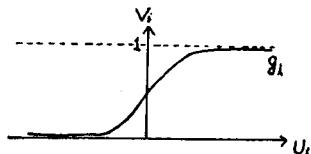


그림.2 시그모이드함수

그리고 흡필드 신경회로망의 에너지함수는 다음과 같이 정의된다.

$$E = -1/2 \sum_{i,j} \sum_{l} T_{ij} V_l V_j - \sum_i I_i V_i \quad (1)$$

이것의 시간에 대한 미분은 다음과 같다.

$$dE/dt = -\sum_i g_i'(U_i) (dU_i/dt)^2 \leq 0 \quad (2)$$

여기에서  $g_i'$ 는 단조증가함수이므로  $dE/dt$ 는 항상 0보다 작음을 알 수 있다. 따라서 흡필드 신경회로망은 항상 local minima로 간다는 것을 알 수 있다.

### III. 전력경제급전의 뉴우먼망에의 맷팅

#### 1) 목적함수

경제전력급전은 주어진 발전량에 대하여 전체비용이 가장 최소가 되도록 하는 개별 발전소의 발전량의 조합을 찾아내는 최적화 방법중의 하나이다. 본 논문에서는 다음과 같은 비용함수를 사용하기로 한다.

$$C = aP^2 + bP + c \quad (3)$$

C : 비용

a,b,c : 개별 발전소에 의해서 제약받는 상수

P : 발전량

따라서 경제전력급전은 C(비용)를 최소화시키는 문제로 귀착된다.

#### 2) 제약조건

비용을 최소화시키는데 있어서 다음과 같은 제약조건을 만족시켜야 한다.

##### ① 전체 발전량의 합

$$D + L = \sum P_i \quad (4)$$

D : 주어진 발전량의 합(total load)

L : 전송손실

$$\text{여기서 } L = \sum a_i P_i^2 \quad (5)$$

$a_i$  : 손실을 결정하는 상수

##### ② 발전량의 최대,최소 한계

개별 발전소에서 발전되는 발전량은 최소발전량과 최대발전량 사이에 존재해야 한다. 즉,

$$l_i \leq P_i \leq u_i \quad (6)$$

$l_i$  : 최소발전량

$u_i$  : 최대발전량

3) 흡필드 신경회로망과 전력경제급전의 맷팅  
전력경제급전문제를 해결하기 위해서 목적함수와 제한조건을 결합한 다음과 같은 에너지함수를 설정한다.

$$E = A(D+L-\sum P_i)^2 + B\sum(a_i V_i^2 + b_i V_i + c_i) \quad (7)$$

여기서 A,B( $\geq 0$ )는 weighting parameter 전력경제급전문제의 해결에 있어서 결정적인 역할을 하는 상수이다.

위의 에너지함수를 흡필드 신경회로망의 에너지함수와 맷팅시키면 다음과 같은 연결강도와 외부바이어스를 얻는다.

$$T_{ii} = -A - B a_i$$

$$T_{ij} = -A$$

$$I_i = A(D+L) - B b_i / 2$$

또한 신경회로망으로 큰 수를 나타내기 위해서는 보통의 2진방식으로는 아주 많은 뉴우먼을 필요로 하는 것은 시스템을 구성하는데 큰 제약조건으로 작용한다. 따라서 본 논문에서는 하나의 뉴우먼으로 큰 수를 나타내기 위해서 다음과 같은 시그모이드함수(그림.3)를 사용한다.

$$V_i = g_i(U_i) = (u_i - l_i)(1 + \tanh(U_i/u_0)/2 + l_i) \quad (9)$$

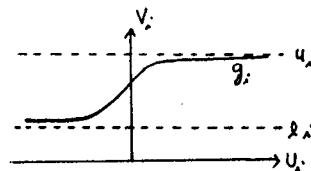


그림3. 큰 수를 나타내는 시그모이드함수

즉, 이 함수는 최대,최소 발전량의 한계를 만족시키면서 시그모이드함수 역할을 해낸다.

### N. Numerical Experiment

본 연구에서는 3개의 뉴우먼으로 세가지 경우 ①손실이 없는 경우, ②손실이 없으면서 최대,최소 발전한계를 만족 하지 못하는 경우, ③손실이 있는 경우에 대하여 시뮬레이션을 하였다. 그리고 뉴우먼의 입력에 대해서는 아래와 같은 differential synchronous transition mode<sup>[9]</sup>를 사용하였다. 즉,

$$U_i(k) - U_i(k-1) = \sum T_{ij} V_j(k) + I_i \quad (10)$$

$$V_i(k+1) = g_i(U_i(k)) \quad (11)$$

문제는 아래와 같이 설정 되었다.

<문제설정>

$$\text{node(1)} \quad 150 \leq P_1 \leq 600$$

$$C_1 = 0.001562P_1^2 + 7.92P_1 + 561.0$$

$$\text{node(2)} \quad 100 \leq P_2 \leq 400$$

$$C_2 = 0.00194P_2^2 + 7.85P_2 + 310.0$$

$$\text{node(3)} \quad 50 \leq P_3 \leq 200$$

$$C_3 = 0.00482P_3^2 + 7.97P_3 + 78.0$$

② node(1)  $150 \leq P_1 \leq 600$ 

$$C_1 = 0.001278P_1^2 + 6.48P_1 + 459.0$$

node(2)와 node(3)은 ①의 경우와 동일하다.

③ ①의 경우와 모두 동일하며 다음과 같은 손실함수가 주어진다.

$$L = 0.00003P_1^2 + 0.00009P_2^2 + 0.00012P_3^2 \quad (12)$$

그리고 전체적으로 total load( $D=P_1+P_2+P_3$ )는 850.0으로 주어진다.

## 1) 초기조건

일반적으로 local minima로 수렴 할 수 있는 초기 조건의 집합이 존재한다<sup>[11]</sup>고 알려져 있으나, 무엇이 그 집합의 한계를 결정하는지에 대해서는 알려져 있지 않다. 본 연구에서의 초기조건은 절대값이 같지 않으면서 symmetry를 형성시키지 못하도록 하였다. 그리고 phase state의 중간값( $P_1=225.0$ ,  $P_2=150.0$ ,  $P_3=75.0$ )을 선택하였다.<sup>[8]</sup>

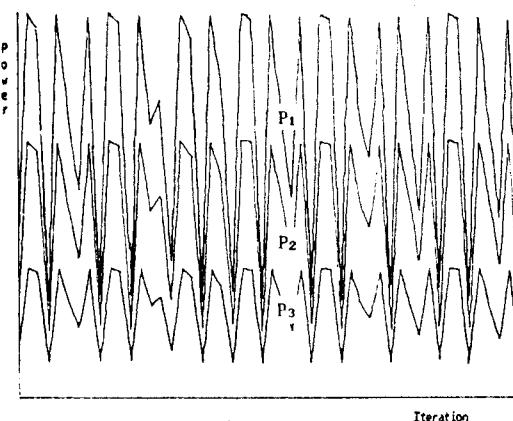
그러나 본 시뮬레이션에서는 초기조건의 변화가 아무런 영향을 미치지 못하였는데, 그 이유는 수렴 가능한 초기조건의 집합이 아주 넓기 때문이라고 생각된다.

## 2) Weighting parameter(A,B)

최적화문제에서 weighting parameter의 결정이 아주 어려울 경우가 많다. 본 연구에서는 약간의 시행착오를 거쳐서  $A=0.4$ ,  $B=0.05$ 로 택하였다.

$A$ 는 제한조건에 주어지고  $B$ 는 목적함수에 주어지는 파라미터인데,  $A$ 가  $B$ 보다 큰 이유는 total load를 보다 정확하게 만족시키기 위해서이다.  $A$ 가  $B$ 보다 커질수록 결과는 total load에 가까워 지는데,  $A$ 가 너무 커지면  $B$ 의 역할이 거의 무시되어 최소화 시키려는 목적함수에 영향을 주지 못하게 된다. 즉,  $A$ 를  $B$ 의 10배 정도로 두는 것이 적당하다. 그리고 자기제한이 있는 경우( $T_{11} \neq 0$ )에는 oscillation하는 경우가 발생하는데<sup>[9]</sup>, 본 연구에서는  $A$ 가 0.4보다 커질 때 oscillation이 발생하였다. (그림.4)

또한  $A$ 와  $B$ 를 똑같은 비율로 증가시키는 것은 흡필드 신경회로망에서는 불합리한데<sup>[12]</sup>, 그 이유는 흡필드 신경회로망이 nonlinear한 구조를 가지기 때문이다.  $A$ 와  $B$ 는 다른 조건이 바뀔 경우(예를 들어, sigmoid함수의 변화, discrete time간격의 변화 등) 증가 또는 감소될 수 있다.

그림.4 Oscillation ( $A=1.0$ ,  $B=1.0$ )

## 3) 결과

에너지함수는 그림.5와 같이 시간에 대하여 항상 감소함을 볼 수 있다.

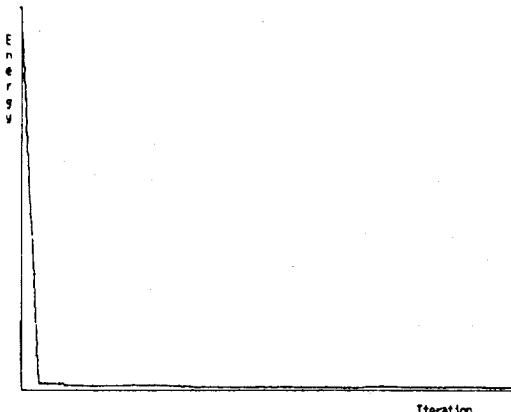


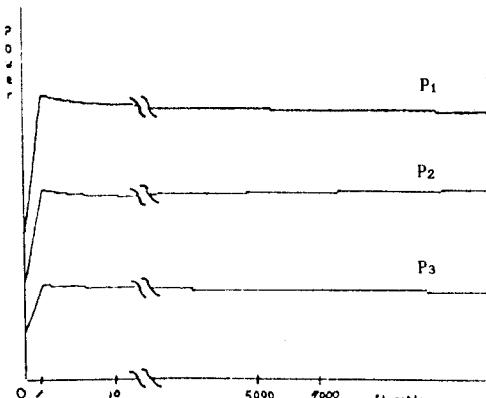
그림.5 시간에 따른 에너지함수의 변화

## ① 손실이 없는 경우 (TL : total load)

고전적인 결과 :  $P_1 = 393.2$   $C_1 = 3916.6$   
 $P_2 = 334.6$   $C_2 = 3153.8$   
 $P_3 = 122.2$   $C_3 = 1123.9$   
 $TL = 850.0$  전체비용 = 8194.3  
 시뮬레이션 결과 :  $P_1 = 393.8$   $C_1 = 3922.1$   
 $P_2 = 333.1$   $C_2 = 3140.1$   
 $P_3 = 122.3$   $C_3 = 1124.8$   
 $TL = 849.2$  전체비용 = 8187.0

각 값들의 변화는 그림.6에 나타내었다

Total load에서 생기는 조건의 오차는 비용으로 환산되어 질 수 있는데, 어느 경우( $P_1, P_2, P_3$ )에 대하여 보상을 하여도 최소값을 넘지는 않는다. 그리고 초기에 조금의 변동이 있은 후에 아주 완만하게 변화하기 때문에 수렴시간이 길어지는 단점(IBM PC-386으로 6~7분 정도)이 발견되었다.

그림.6 개별전력의 시간에 따른 변화  
(손실이 없는 경우)

P<sub>1</sub>, P<sub>2</sub>, P<sub>3</sub>의 변화의 추이로 보아서는 시뮬레이션의 결과는 충분한 시간이 경과한 후에는 고전적인 값과 완전히 일치하게 될것이라는 것을 예측할 수 있다. 즉, P<sub>1</sub>은 감소하고, P<sub>2</sub>는 증가하고, P<sub>3</sub>는 감소하고 있기 때문이다.

② 손실이 없고 최대 또는 최소한계를 만족시키지 못하는 경우

고전적인 결과 : P<sub>1</sub> = 600.0 C<sub>1</sub> = 4807.1  
P<sub>2</sub> = 187.1 C<sub>2</sub> = 1846.6  
P<sub>3</sub> = 62.9 C<sub>3</sub> = 598.4  
TL = 850.0 전체비용 = 7252.1

시뮬레이션 결과 : P<sub>1</sub> = 600.0 C<sub>1</sub> = 4807.1  
P<sub>2</sub> = 186.6 C<sub>2</sub> = 1842.4  
P<sub>3</sub> = 62.9 C<sub>3</sub> = 598.4  
TL = 849.5 전체비용 = 7247.9

각 값들의 변화는 그림.7에 나타내었다.

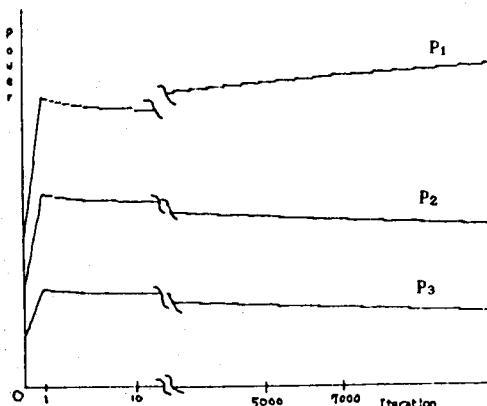


그림7 개별전력의 시간에 따른 변화  
(최대, 최소한계를 만족 못시키는 경우)

이 경우는 P<sub>1</sub>이 최대한계(600)을 넘기 때문에 고전적인 경우에는 최대한계를 넘지 못하도록하는 제약조건이 설정되어야 한다. 그러나 흡필드 신경회로망을 사용한 경우는 아무런 조건의 첨가없이 꼭 같은 결과를 찾아낼 수 있는 잇점이 있다. 나머지 경우는 손실만 있는 경우와 동일하다.

③ 손실이 있는 경우

고전적인 결과 : P<sub>1</sub> = 435.1 C<sub>1</sub> = 4302.7  
P<sub>2</sub> = 300.0 C<sub>2</sub> = 2839.6  
P<sub>3</sub> = 130.7 C<sub>3</sub> = 1202.0  
TL = 865.8 전체비용 = 8344.3  
Loss = 15.6

시뮬레이션 결과 : P<sub>1</sub> = 432.4 C<sub>1</sub> = 4277.7  
P<sub>2</sub> = 288.5 C<sub>2</sub> = 2736.2  
P<sub>3</sub> = 144.1 C<sub>3</sub> = 1326.6  
TL = 865.0 전체비용 = 8340.5  
Loss = 15.6

각 값들의 변화는 그림.8에 나타내었다.

손실이 있는 경우는 앞의 두 경우와 다른점이 몇 개 있는데, 이것은 고전적인 결과와 시뮬레이션 결과를 비교해 보면 곧 알 수 있다. 즉, 개별전력의 값들이 조그도 일치하지 않는다. 그러나 전체비용으로 따져보면 큰 차이가 나지 않는다. Total load의 오차가 0.6

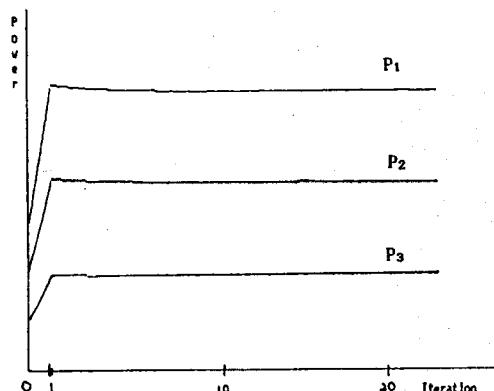


그림.8 개별전력의 시간에 따른 변화  
(손실이 있는 경우)

인데, 이것을 각 전력에 보상하여 보면 오차는 0.02% 정도 밖에 증가하지 않는다. 고전적인 경우에도 어느 값이 절대적인 최적해인지 파악할 수 없기 때문에, 위의 세가지의 문제를 하나의 시스템으로 처리할 수 있는 흡필드 신경회로망이 더 유용하다고 본다.

한편, 식(8)에서 I<sub>1</sub>는 P의 함수임을 알 수 있다.  
즉,

$$\begin{aligned} I_1 &= A(D+L) - Bb_1/2 \\ &= A(D + \sum \alpha_i P_i^2) - Bb_1/2 \end{aligned} \quad (12)$$

그러므로 궁극적으로 따져보면 이 연구에서 신경회로망의 금전전력배분에의 맷팅은 부정확하다고 볼 수 있다. 위의 논의를 에너지함수와 연관시켜보면 다음과 같다.

$$E = -1/2 \sum_{i,j} \sum T_{ij} V_i V_j - \sum I_i V_i \quad (1)$$

$$\begin{aligned} dE/dt &= -1/2 \sum_{i,j} \sum T_{ij} \{V_j(dV_i/dt) + V_i(dV_j/dt)\} \\ &\quad - \sum \{I_i(dV_i/dt) + V_i(dI_i/dt)\} \\ &= -1/2 \sum_i (dV_i/dt) \{ \sum_j (T_{ij} V_j + T_{ji} V_i) + 2I_i \\ &\quad + 2(dI_i/dV_i)\} \\ &= -1/2 \sum_i (dV_i/dt) (2\sum_j T_{ij} V_j + 2I_i + 2(dI_i/dV_i)) \\ &= -\sum_i (dV_i/dt) (\sum_j T_{ij} V_j + I_i) - \sum_i (dV_i/dt) (dI_i/dV_i) \\ &= -\sum_i (dV_i/dt) (dU_i/dt) - \sum_i (dV_i/dt) (dI_i/dV_i) \\ &= -\sum_i (dV_i/dt) ((dU_i/dt) + (dI_i/dV_i)) \\ &= -\sum_i (dV_i/dt) (U_i) (dU_i/dt)^2 - \sum_i (dV_i/dt) (dI_i/dV_i) \end{aligned} \quad (13)$$

여기서 B<sub>1</sub> = (dV<sub>1</sub>/dt)(dI<sub>1</sub>/dV<sub>1</sub>) = dI<sub>1</sub>/dt로 두면, B<sub>1</sub>=0 일 때 A 또는 (dU<sub>1</sub>/dt)<sup>2</sup>에 비해서 (dI<sub>1</sub>/dV<sub>1</sub>)가 거의 무시될 수 있는 경우에  $dE/dt \leq 0$ 가 된다. 따라서 본 연구의 검토 결과 I<sub>1</sub>의 시간에 대한 변화가 아주 미소하기 때문에 일정한 한계(0.01이상)내에서는 I<sub>1</sub>가 거의 상수(constant)로 취급되어 질 수 있다.

본 연구에서 손실이 있는 경우에 대해서는 시간의 변화에 대한 외부입력( $I_1$ )의 변화가 거의 무시될 수 있도록 수렴한계를 0.01로 두었다. 그리고 수렴한계를 0.01이하으로 두었을 때에는 시간에 대한 에너지의 변화가 0보다 적어진다는 근거가 없기 때문에 좋은 결과를 얻지 못하였다.

## V. 결과 및 전망

본 연구의 수행결과 다음과 같은 몇가지 결론을 얻게 되었다.

첫째, 흡필드 신경회로망은 초기조건에 많은 영향을 받는다. 특히 TSP에서는 초기조건이 아주 중요하다. 그러나 본 연구에서 다루어진 전력경제구전의 경우에는 초기조건의 영향이 거의 없었다. 따라서 전력경제구전의 경우에는,  $P_i P_j$ 같은 양곡선 함수가 많아 복잡함에도 불구하고 에너지함수가 smooth하고 simple한 특성이 있어 보인다. 이러한 최적화문제의 경우에는 보다 많은 뉴우먼을 사용하더라도 수렴이 쉬울 것이라고 생각된다.

둘째, 고전적인 방법을 사용하는 최적화문제에 있어서 weighting의 결정은 일정한 규칙이 없고 매우 까다로운 작업이다. 이것은 흡필드 신경회로망에 있어서도 마찬가지인데, 다만 일정한 trend를 찾을 뿐이다.<sup>[11]</sup> 본 연구에서는 weighting parameter(A,B)를 결정할 때, A(제한조건)와 B(목적함수 penalty)의 비율이 어느 정도 클 때 제한조건을 만족함을 알고, 그 비율을 어느 정도 구한 후 정확한 A와 B의 값을 구하였다.

셋째, 손실이 있는 경우, 손실항( $L$ )은 뉴우먼 출력상태( $V_1$ )의 함수이고 동시에 외부이력에 포함된다. 따라서 ( $dV_1/dV_1$ ) 또는 ( $dV_1/dt$ )가 존재하므로 ( $dE/dt$ )  $\leq 0$ 을 보장할 수가 없어 전력경제구전의 뉴우먼망에의 매팅은 성공적이지 못하였다. 그러나 ( $dV_1/dV_1$ ) 또는 ( $dV_1/dt$ )가 적으면 수렴한계를 조정하여 함수를 smoothing시키는 효과를 얻어 수렴에 도달할 수 있다. 그리고 ( $dV_1/dV_1$ ) 또는 ( $dV_1/dt$ )가 클 때, iterative method를 써서  $I_1$ 를 상수(constant)로 만들어 수렴시킬 수 있다고 생각된다.

넷째, 자기궤환( $T_{11}$ )이 아니라 oscillation하는 경우와 수렴이 느려질 경우가 발생한다.<sup>[9]</sup> 본 연구에서는 transition mode를 differential synchronous mode를 사용하였는데, oscillation을 줄이는 효과가 커다고 알려진 direct asynchronous transition mode나 differential asynchronous transition mode를 사용한다면 더 좋은 결과를 얻을 수 있으리라 생각된다.

마지막으로, 본 연구결과를 토대로 발전소가 여러 개일 경우 즉, 뉴우먼의 수가 많을 경우에 흡필드 모델을 적용할 것이고 나아가 전력경제구전의 뉴우먼망 하드웨어 구현에 대한 연구를 계속하고자 한다.

## 참고문헌

- [1] W.S.McCulloch and W.Pitts, "A logical calculus of the idea immanent in nervous activity", Bull. Math. Biophys. vol.5, 1943, pp.115-133.
- [2] J.J.Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities", Proceedings of the National Academy of Science USA, vol.79, 1982, pp.2554-2558.
- [3] J.J.Hopfield, "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neuron", proceedings of National Academy of Science USA, vol.81, 1984, pp.3088-3092.
- [4] J.J.Hopfield and D.Tank, "Neural computation of decisions in optimization problems", Biological Cybernetics, vol.52, 1985, pp.141-152.
- [5] J.J.Hopfield and D.W. Tank, "Collective computation with continuous variables", in Distorted System and Biological organization, E. Bienenstock, F.Fogelman, and G.Weisbuch Eds. Berlin Germany : Springer Verlag 1985.
- [6] David W.Tank and J.J.Hopfield, "Simple 'neural' optimization networks : an A/D converter, signal decision circuit, and a linear programming circuit", IEEE vol. CAS-33, no.5, May, 1986, pp.533-541.
- [7] Yoon-Pin Simon Foo and Yoshiyasu Takefuji, "Stochastic neural networks for solving Job-shop scheduling part.1, problem representation", IEEE ICNN vol.2, 1988, pp.275-282.
- [8] Shigeo Abe, "Theories of the Hopfield neural networks", ICNN-88, vol.1, pp.557-564, 1988.
- [9] M.Takeda and J.W.Goodman, "Neural networks for computation : number representations and programming complexity", Applied Optics, vol.25, no.18, 1986, pp.3033-3046.
- [10] Satoshi Matuda and Yoshiakira Akimoto, "The representation of large numbers in neural networks and its application to economical load dispatching of electric power", Icnn-89, vol.1, pp.587-592, June, 1989.
- [11] S.Amari and K.Maginu, "Statistical neurodynamics of associative memory", Neural Networks, vol.1, pp.63-67, 1988.
- [12] S.U. Hegde, J.L.Sweet and W.B. Levy, "Determination in a Hopfield/Tank computational network", International conference on Neural Net, vol.12, 1988.
- [13] 林泰弘, 岩本伸一, 松田聖, 今本能彬, "電力潮流計算問題へのニューラルネットワーク理論導入に関する考察", 日本電気学会 電力技術研究会 1990. 7.
- [14] 森啓之, 氷谷直樹, 都築旋二, "最適潮流計算へのHopfield型ニューラルネットの適用について", 日本電気学会 電力技術研究会 1990. 8