

**배전계통계획의 최소비용 경로탐색을 위한 신경회로망의 구현**

최남진\*, 김병설\*, 채명석\*\*, 신중린\*

\* 건국대학교 전기공학과, \*\* 군장대학

**Implementation of Neural Network for Cost Minimum Routing of Distribution System Planning**

Nam-Jin Choi\*, Byung-Seop Kim\*, Myung-Suk Chae\*\*, Joong-Rin Shin\*

\* Dept. of Electrical Eng. Konkuk Univ., \*\* Kun-Jang College

Email : jrshin@kkucc.konkuk.ac.kr

**Abstract** - This paper presents a HNN(Hopfield Neural Network) model to solve the ORP(Optimal Routing Problem) in DSP(Distribution System Planning). This problem is generally formulated as a combinatorial optimization problem with various equality and inequality constraints. Precedent study[3] considered only fixed cost, but in this paper, we proposed the capability of optimization by fixed cost and variable cost. And suggested the corrected formulation of energy function for improving the characteristics of convergence. The Proposed algorithm has been evaluated through the sample distribution planning problem and the simulation results are presented.

**1. 서 론**

최적배전계획(optimal distribution system planning) 문제는 배전계통을 운영하는 과정에서 발생할 수 있는 전압강하, 전력손실, 신뢰도문제 등을 고려하여야 한다. 특히 배전계획과 운영에 관련된 여러 문제중에서 배전계통 최적경로탐색 문제는 경제적인 면에서 가장 중요한 기능적 위치를 차지하며 미치는 영향 또한 크다.[1]

배전계통에서 신규 급전선을 설치할 때 전력계통의 운용자는 지형적제약 외에 전압강하, 전력손실 등 여러 제약조건을 만족하는 많은 후보구조 중에서 최소의 설치비용을 보장하는 최적의 구조를 선택하여야 한다.[2] 이를 ORP 문제라 하며 일반적으로 비용형인 목적함수와 이를 최적화하기 위한 여러 가지 등호, 부등호 제약조건을 가지는 조합최적화 문제로 정식화 된다. 기존의 수치적 기반의 분기한정법은 국부최적해에 빠질 가능성을 배제할 수 없었다. 최근 비선형 목적함수와 제약조건을 비교적 용이하게 다룰 수 있으며 전역해에 대한 보장성도 좋은 인공지능에 기반한 기법들이 주목을 받으면서 조합최적화 문제의 해결에도 이러한 기법들이 도입되고 있다. 특히 HNN은 정수형태의 결정변수 취급이 비교적 용이하기 때문에 조합최적화 문제의 해법으로 주목받고 있으며 전력계통에의 응용 가능성은 매우 다양하다.

본 논문에서는 홀필드 신경회로망을 이용, 고정비용과 가변비용을 모두 고려하여 전력손실에 의한 계통운용의 최적화 또는 설치비용만의 문제가 아닌 전체비용 최적화의 가능성을 제시하고자 한다. 그리고, 기존에 제안되었던 에너지함수의 수정을 통해 수렴속도를 향상시킨 에너지함수를 도입하였다. 이를 32모선 예제모델[3]에 적용하여 그 알고리즘의 효용성을 검증하였다.

**2. 문제의 정식화****2. 1 조류계산과 손실 방정식**

배전계통의 손실비용은 정확한 조류계산식으로 산출할 수 있으나, 최적배전계획을 위하여 계획단계에서의 빈번한 변화에도 효과적으로 적용할 수 있어야 한다. 본 논문에서는 배전계통 문제의 특성을 고려하여 계산시간이 단축되며, 비교적 우수한 계산결과를 나타낼 수 있는 조류계산으로 Baran과 Wu[3]가 제안한 근사 조류계산식을 이용하였다.

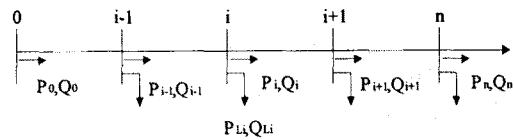


그림 1. 방사상 계통의 단일선로 도해  
Figure 1. One line diagram of a radial network

그림 1에서 배전계통 구성의 유효 및 무효전력조류는 계통의 전력손실을 포함해야하며, 반복적인 순환식에 의하여 그 값을 계산할 수 있다. 방사상 배전계통의 순방향 조류계산식은 다음과 같으며, 조류는 노드 i에서 노드 (i+1)로 흐르는 것으로 한다.

$$P_{i+1} = P_i - r_i \frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} - P_{Li+1} \quad (1)$$

$$Q_{i+1} = Q_i - x_i \frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} - Q_{Li+1} \quad (2)$$

$$V_{i+1}^2 = V_i^2 - 2(r_i P_i + x_i Q_i) + (r_i^2 + x_i^2) \frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} \quad (3)$$

여기서,

 $P_i$  : i번째 노드가 공급하는 유효전력조류 $Q_i$  : i번째 노드가 공급하는 무효전력조류 $P_{Li}$  : i번째 노드에 공급되는 유효전력조류 $Q_{Li}$  : i번째 노드에 공급되는 무효전력조류 $r_i$  : 노드 i와 (i+1) 사이의 선로저항 $x_i$  : i와 i+1 사이의 선로 인덕턴스

$$P_{loss} = \sum_{i=0}^{n-1} r_i \frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} \quad (4)$$

본 논문의 계통손실은 저항에 의해 발생하는 유효전력손실만 고려하였으며 다음에서 설명하는 것과 같이 ORP 문제의 주요 가변비용 항을 이루게 된다.

**2.2 ORP 문제의 정식화**

본 ORP 문제는 단일 기간, 단일 변전소 계통에 대한 배전계통 최적구성에 대한 문제로 다른 변전소와의 연계문제는 고려하지 않는다. 수요지점과 공급지점과 함께 변전소 계통이 주어지고, 그 목적함수는 수요를 최소의 비용에서 충족시키기 위한 것으로 변전소를 연결하는 최적의 선로를 결정하는 것이다.

**2.2.1 목적함수**

고정비용과 가변비용의 합을 최소화하는 모델은 다음과 같은 혼합정수계획 모델로 정식화한다.

$$\text{minimize} \quad \sum_{i}^M \sum_{j}^N CF_{ij} V_{ij} + \sum_{i}^M \sum_{j}^N CV_{ij} X_{ij} \quad (5)$$

여기서,

$CF_{ij}$  : 고정비용 계수 행렬  
 $CV_{ij}$  : 고변비용 계수 행렬  
 $V_{ij}$  : 경로 설치여부 행렬 (0 : 비설치, 1 : 설치)  
 $M$  : 설치하여야 할 경로의 수 (변전소 수+부하노드 수)

## 2.2.2 제약조건

- 변전소와 부하노드의 전력수급에 관한 KCL 제약조건

$$D_i - S_i = \sum_{j=k(i)}^M X_{ij} - \sum_{j=k(i)}^M X_{ji} \quad (6)$$

- 방사상 제약조건

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M V_{ij} = M-1 \quad (7)$$

- 급전선과 변전소의 전력용량 제약조건

$$\begin{aligned} 0 &\leq X_{ij} \leq U_F \\ 0 &\leq S_i \leq U_S \end{aligned} \quad (8)$$

여기서,

$D_i$  : 부하노드 i의 수요 부하량

$S_i$  : 변전소에서 i노드로 전달되는 전력 조류량

$k(i)$  : 변전소 노드 i를 제외한 전체노드

$X_{ij}$  : 노드 i에서 j로 흐르는 전력 조류

$U_F$  : 급전선의 용량한계

$U_S$  : 변전소의 용량한계

## 3. 홈필드 신경회로망

HNN은 홈필드[4][5]에 의해서 제안된 것으로 단일층으로 구성된 상호 결합형의 대칭구조 신경회로망으로 그림 2와 같이 나타낼 수 있다. i번째 뉴런의 입력은 다른 뉴런과의 연결강도 (weight)  $T_{ij}$ , 다른 뉴런의 출력  $V_{ij}$ 로 이루어진 입력과 외부 입력(bias)항인  $I_i$ 의 합으로 이루어진다.

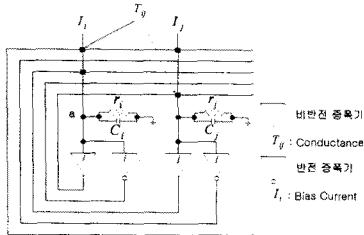


그림 2. 기본적인 HNN의 구조  
Figure 2. Structure of basic Neural Network

여기서,

$u_i$  : 뉴런 i의 내부 전압

$T_{ij}$  : 뉴런 i와 뉴런 j 사이의 결합 강도

$V_i$ ,  $V_j$  : 각각의 뉴런 i와 j의 출력 전압

$I_i$  : 뉴런 i로의 외부 입력 전류

$C_i$  : 뉴런 i의 커스텀 튜브스

$r_i$  : 뉴런 i의 저항

$R_{ij}$  : 뉴런 i와 j 사이의 저항

이 회로에서 개별 뉴런의 입력출력 상태를 표시하면

$$\frac{du_i}{dt} = \sum_{j=1}^M T_{ij}V_j - \frac{u_i}{\tau} + I_i \quad (9)$$

$$(\tau = R_i C_i, \quad \frac{1}{R_i} = \frac{1}{r_i} + \sum_{j=1}^M \frac{1}{R_{ij}})$$

$$V_i = g_i(u_i) = \frac{1}{2}(1 + \tanh(u_i)) \quad (10)$$

식 (10)은 sigmoid함수로 그림 3의 형태를 가진다.

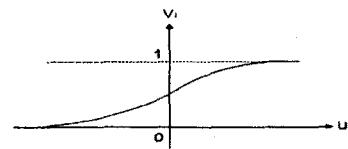


그림 3. 시그모이드 함수

Figure 3. sigmoid function

홈필드는 식 (9)의 방정식에서 시간의 경과에 따라 안정한 상태로의 수렴을 보장하도록 다음과 같은 일반적인 에너지함수를 제안하였다.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M T_{ij} V_i V_j - \sum_{i=1}^N V_i I_i \quad (11)$$

식 (11)은 항상 다음과 같은 단조감소함수의 형태를 취하므로 에너지함수는 시간의 변화율에 대하여 안정한 상태로 수렴하게 된다.

$$\frac{\partial E}{\partial V_i} = -\frac{du_i}{dt} \quad (12)$$

## 4. 홈필드 신경회로망 기반 ORP

본 논문에서는 ORP문제에 HNN을 적용하기 위하여, 급전선의 용량과 변전소의 용량한계 제약조건을 설정하지 않은 것으로 간략화 하였고, 급전선의 설치비용은 길이에 따른 임피던스에 비례하도록 설정하였다.

### 4.1 에너지 함수의 수렴속도 증진 전략

기존의 연구에서 제안되었던 에너지함수[6]는 다음과 같이 6 항(A항~F항)으로 구성되었다.

$$\begin{aligned} E_f^{old} = & A/2 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M (V_{ij}^2 - 2V_{ij}^2 Y_{ij} + V_{ij}^2 Y_{ij}^2) \\ & + B/2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k \neq i, k \neq j} V_{ij} V_{kj} + C/2 (\sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^M V_{ik} - N)^2 \\ & + D \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M CF_{ij} V_{ij} + E/2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M V_{ij} V_{ji} \\ & + F/2 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M (S_{ij}^2 - 2S_{ij}^2 V_{ij} + S_{ij}^2 V_{ij}^2) \end{aligned} \quad (13)$$

식 (13)과 같은 에너지함수 구성은 계통의 대규모화에 따른 계산시간의 증가문제를 야기할 수 있다. 이러한 어려움을 해결하기 위하여 본 연구에서는 다음과 같이 수정된 에너지함수를 제안하므로써 수렴속도를 증진하도록 하였다.

$$\begin{aligned} E_f = & A/2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=g(i), k \neq j, k \neq g(j)} V_{ij} V_{kj} \\ & + B/2 (\sum_{i=1}^M V_{ik} - N)^2 + C/2 \sum_{i=1}^M \sum_{j=g(i)}^N V_{ij} V_{ji} \\ & + D/2 \sum_{i=1}^M \sum_{j=g(i)}^M (S_{ij}^2 - 2S_{ij}^2 V_{ij} + S_{ij}^2 V_{ij}^2) \\ & + E \sum_{i=1}^M \sum_{j=g(i)}^M CF_{ij} V_{ij} \end{aligned} \quad (14)$$

여기서,

A항 : 방사상 제약항

B항 : 모든 부하노드에 전력공급에 대한 제약항

C항 : 비대칭 뉴런 보장에 관한 제약항

D항 : 변전소와 최소 급전경로 제약항

E항 : 고정비용항

A~E : 각 항의 의미에 따라 부과된 양의 계수

그리고 함수  $g(i)$ ,  $g(j)$ 는 각각 노드 i 및 j와 직접 연계 가능한 급전선 경로상의 노드번호를 나타내며,  $sub(i)$ 는 노드 i와 직접 연계된 변전소를 나타낸다.

본 논문에서 제안된 에너지함수 ( $E_f$ )는 기존의 에너지함수



표 2는 고정비용에 의한 최적화 사례의 예이고, 그림 6은 그에 따른 계통의 최적화 결과이다.

표 2. method 1에 의한 최적화 결과

Table 2. Result example by method 1

( ) 안은 선택되지 않은 right of way.

	고정비용 우선 최적화	
	고정비용	가변비용
1	8.4181 (7-20,8-14,11-21,15-16,26-27)	178.7703
2	8.5128 (7-20,11-21,8-14,15-16,22-23)	342.9249
3	8.5151 (7-20,8-14,11-21,15-16,23-24)	259.1596
4	8.5348 (4-5,7-20,8-14,11-21,15-16)	340.1022
5	8.5402 (7-20,8-14,11-21,15-16,27-28)	175.8476

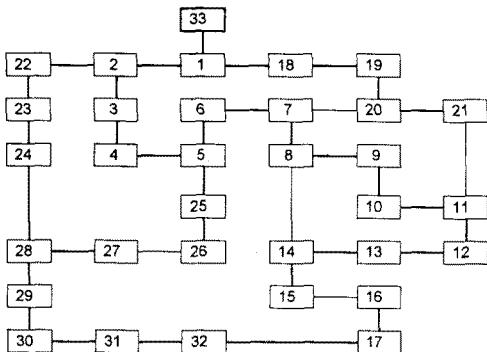


그림 6. method 1에 의한 최적 계통구성  
Figure 6. Optimized Network by method 1

표 3. method 2에 의한 최적화 결과

Table 3. Result example by method 2

( ) 안은 선택되지 않은 right of way.

	가변비용 고려 최적화	
	가변비용	고정비용
1	142.1659 (6-7,8-9,13-14,17-32,24-28)	11.1802
2	144.7713 (7-20,8-9,8-14,27-28,31-32)	9.6251
3	145.8683 (6-7,9-10,12-13,17-32)27-28)	11.3958
4	146.5057 (6-7,8-14,10-11,26-27,31-32)	10.5511
5	146.7635 (7-20,9-10,13-14,27-28,31-32)	10.7243

가변비용 우선방법(method 2)은 파라미터값들은 동일하게 유지하였고  $\alpha$ 의 값은 100으로 주었다. 표 3은 method 2에 의한 결과값이고 그림 7은 그에 따른 계통구성상태이다.

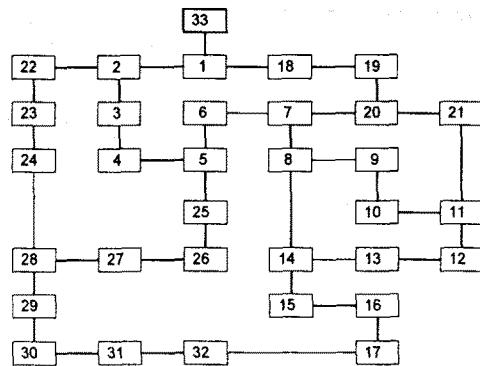


그림 7. method 2에 의한 최적 계통구성

Figure 7. Optimized Network by method 2

표 4. 이전 연구 결과와의 비교

Table 4. Comparison with previous studies

	순실	최저 절압
Baran 방법 1	146.815 [kW]	0.92342 [pu]
Baran 방법 2, 3	154.185 [kW]	0.91119 [pu]
Goswami 방법	139.548 [kW]	0.93782 [pu]
Lin 방법	139.548 [kW]	0.93782 [pu]
제안한 방법	142.1659 [kW]	0.93359 [pu]

## 6. 결론

본 논문에서는 배전계통의 ORP문제 해결에 흡필드 신경회로망을 사용하여 고정비용과 가변비용을 모두 고려한 최적화를 시도하였다. 고정비용만을 고려할 시에는 만족할 만한 결과를 얻을 수 있었으나 비교가능한 데이터를 찾을 수 없었기에 이에 대한 비교는 언급하지 않았다. 가변비용을 포함한 경우에서는 본문에서 언급한 흡필드 신경회로망의 특성에 의해 아직 유용한 결과를 얻었다고 하기에는 충분치 못하다. 표 4에서 볼 수 있듯이 분지한정법 등의 수치적인 방법보다는 다소 낮은 결과를 보였지만 Baran 등이 사용한 선로교환 방법보다는 우수한 해를 얻을 수 있었다. 향후과제로 HNN에 가변비용을 효과적으로 고려할 수 있는 연구가 후행되어야 할것이며, 대규모 계통에 대한 연구도 수행되어야 할것으로 사료된다.

## 7. 참고 문헌

- [1] Turan Gonen, Ignacio J. Ramirez-Rosado, "Optimal Multi-Stage Planning of Power Distribution Systems", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. PWRD-2, No. 2, April 1987
- [2] Y. Hayashi et. al. "Efficient Determination of Optimal Radial Power System Structure Using Hopfield Neural Network with Constrained Noise", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 11, No. 3, July 1996
- [3] Mesut E. Baran, Felix F. Wu, "Network Reconfiguration in Distribution Systems for Loss Reduction and Load Balancing", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 4, No. 2, April 1989
- [4] Tarun Khanna, "Foundations of Neural Network", Addison -Wesley, 1989
- [5] J. J. Hopfield, "Neural Computation of Decisions in Optimization Problems", Biol. Cybern. 52, 141-152, 1985
- [6] 김대목, 이명환, 김병섭, 신중린, 채명석, "흡필드 신경회로망을 이용한 배전계통계획의 최적경로 탐색", 1999년도 대한전기학회 학계학술대회 논문집, pp. 1117-1119, 1999.