

카오스 신경망을 이용한 배전계통 최적 구성

이상봉\* 김규호\*\* 이유정\* 유석구\*  
한양대학교\* 안산공과대학\*\*

Chaotic Neural Networks for Optimal Reconfiguration in Distribution Systems

Sang-Bong Rhee\*<sup>o</sup> Kyu-Ho Kim\*\* Yu-Jeong Lee\* Seok-Ku You\*  
Hanyang University\* Ansan College of Technology\*\*

**Abstract** - This paper presents a chaotic neural networks to solve the distribution feeder reconfiguration problem for loss reduction. Feeder reconfiguration problem is the determination of switching option that minimizes the power losses for a particular set of loads in distribution systems. A chaotic neural networks is used to determine the switching combinations, select the status of the switches, and find the best combination of switches for minimum loss. The proposed method has been tested on 32 bus system, and the results indicate that it is able to determine the appropriate switching options for optimal configuration.

1. 서 론

배전계통은 효과적인 계통의 보호와 운용을 위하여 대부분 방사상(radial)으로 구성되어 있으며 구간개폐기(sectionalizing switch)와 연계스위치(tie-switch)를 사용하여 부하에 전력을 공급한다. 따라서 구간개폐기 및 연계스위치의 상태변화는 부하에 전력을 공급하는 급전선(feeder)의 방사상 구성을 변화시키며 결국, 전체적인 배전계통의 운전상태 변화에 큰 영향을 미치게 된다. 배전계통의 각각의 급전선에는 상업용, 공업용, 주거용 등 여러 종류의 부하가 연결되어 있으며 중부하를 담당하는 급전선이 특정 시간대에서는 경부하를 담당하기도 한다. 배전계통의 전력손실은 배전선의 저항성분에 의해 대부분 그 값이 결정되며 또한 중부하에 전력을 공급하는 배전선에서 손실은 더욱 증가하게 된다. 이러한 이유로 구간개폐기 및 연계스위치의 조작에 의해서 중부하를 경부하만을 담당하고 있는 다른 급전선으로 배전경로를 변경 할 경우 배전계통의 구성변화로 계통운용시에 발생하는 전력손실을 감소시킬 수 있다. 또한 특정 급전선의 첨두부하(peak demand)를 감소시켜 전체 계통의 전압 분포를 향상시킴으로써 계통의 신뢰도를 개선할 수 있다[1,2].

배전계통 재구성(reconfiguration) 문제는 손실최소화를 목적함수로 하고 각각의 개폐기 상태와 여러 가지 제약을 갖는 조합적 최적화문제(combinatorial optimization problem)로 표현할 수 있다.

본 논문에서는 배전계통 재구성 문제의 해법으로 카오스 신경망(chaotic neural networks)을 이용하였다. 카오스 신경망은 카오스이론을 바탕으로 최적해를 탐색하며 기존의 신경망이론이 최적해 탐색중에 지역적 최소값에 빠지는 단점을 개선하여 제안된 전역적 최적화 기법이다[3].

2. 카오스 신경망의 적용

2.1 카오스 신경망 모델

기존의 전역적 최적화 방법인 시뮬레이티드 어닐링과 진화연산이 수렴이 느린 확률적 방법으로 최적해를 탐색하는데 반해, 카오스 신경망은 카오스 이론을 바탕으로 최적해의 탐색 방향을 결정하며 수렴 속도는 빠르나 최적값 탐색 시 지역적 최소값으로 수렴하는 단점을 가진 홉펠드 신경망의 수렴특성을 개선하기 위하여 제안되어졌다[3].

카오스 신경망은 최적해의 탐색방향을 결정함에 있어 초기의 미세한 차이가 결국 커다란 차이를 일으킨다는 프랙탈 구조를 갖도록 처리하여 카오스적으로 최적해를 탐색한다. 카오스 신경망의 구조는 다음과 같다[4].

$$x_i = \frac{1}{1 + e^{-y_i(\theta)/\epsilon}} \quad (1)$$

$$\frac{dy_i}{dt} = -k'y_i + \alpha' \left( \sum_{j=1}^n W_{ij} x_j + I_i \right) - z_i(x_i - I_0) \quad (2)$$

$$\frac{dz_i}{dt} = -\beta z_i, \quad (i=1, \dots, n) \quad (3)$$

where

$$W_{ij} = W_{ji}, W_{ii} = 0, \sum_{j=1, j \neq i}^n W_{ij} x_j + I_i = -\partial E / \partial x_i$$

$x_i$  = output of neuron  $i$

$y_i$  = internal state of neuron  $i$

$W_{ij}$  = connection weight neuron  $j$  to  $i$

$I_i$  = input bias of neuron  $i$

$\alpha$  = positive parameter for input

$k, \beta$  = damping factor ( $0 \leq k, \beta \leq 1$ )

$z_i$  = refractory strength(constant,  $z_i \geq 0$ )

$\epsilon$  = steepness parameter of output function

$E$  = energy function

카오스 신경망의 다이내믹스

카오스신경망의 동작특성인 다이내믹스를 이해하기 위하여 다음과 같이 단일뉴런을 갖는 시스템을 구성하고 뉴런의 출력특성을 확인하였다[3].

$$x = \frac{1}{1 + e^{-y(t)/\epsilon}} \quad (4)$$

$$y(t+1) = -ky(t) + \gamma - z(t)[x(t) - I_0] \quad (5)$$

$$z(t+1) = (1 - \beta)z(t) \quad (6)$$

where  $\gamma = \alpha I_i$

식(4)를 식(5)에 대입하면

$$y(t+1) = -ky(t) + \gamma - z(t) \left[ \frac{1}{1 + e^{-x(t)/\epsilon}} - I_0 \right] \quad (7)$$

$$k=0.9, \epsilon=1/250, I_0=0.65, z(0)=0.08 \quad (8)$$

파라미터는 식(8)을 사용하였으며  $\beta=0.002, 0.0008, \gamma=0.0$ , 그리고  $y(0)=0.5$ 를 초기 값으로 사용하였다.

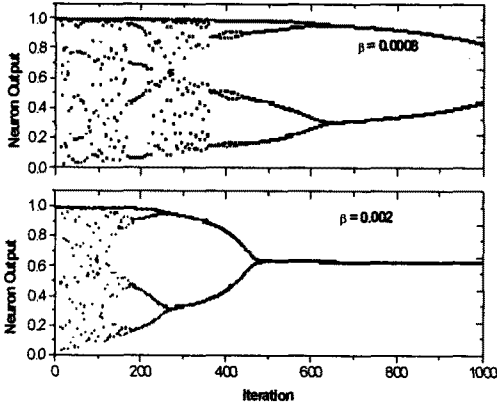


그림 1. Time Evaluation of Single Neuron with  $\beta$

그림 1은  $\beta$  값에 따른 뉴런의 출력모양을 나타낸다.  $\beta$ 가 0.0008일 경우 반복계산 약 500번, 0.002인 경우에는 반복계산 약 250번 이전에는 혼돈상태를 보여주고 있으며 이후에 뉴런의 평형상태로 안정되는 상태로 변화하는 모습을 나타낸다. 즉, 카오스적인 동요가 점점 사라지고 특정 값으로 수렴함을 알 수 있다.

카오스 신경망을 최적화문제에 응용하는 경우에는 문제가 요구하는 목적함수 및 제약함수를 사용해서 에너지 함수로 구성하고 제어변수들로 각 뉴런의 출력을 맵핑하면, 뉴런의 카오스특성을 이용해 에너지 함수의 안정점인 전역적 최적해를 쉽게 구할 수 있다.

## 2.2 배전계통 조류계산

배전계통은 송전계통과 달리 방사상으로 구성되어있으며 또한  $R/X$ 의 값이 매우 크다. 따라서 송전계통에서의 조류계산 방법인 뉴턴-랩슨법이나 fast-decoupled 방법의 경우 배전계통에 적용할 경우 수렴하지 않는 경우도 발생하게 된다[5]. 본 논문에서는 배전계통의 조류계산을 위하여 각 모선에서 순차적으로 유효, 무효전력을 계산하여 간단하게 손실을 구하는 참고문헌(5)의 방법을 사용하였다.

## 2.3 배전계통 재구성문제의 정식화

### 목적함수

배전계통 손실최소화를 위하여 목적함수 구성은 각 모선에서의 부하에 따른 전력의 손실식으로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$P_{ij} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K R_{j-1,j} \frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} \quad (9)$$

$$\begin{cases} X_{ij} = 0 & : \text{스위치 off} \\ X_{ij} = 1 & : \text{스위치 on} \end{cases} \quad (10)$$

여기서

- $nl$  :  $i$ -th 급전선의 모선수
- $R_{ij}$  : 모선  $i, j$  간의 저항성분
- $P_i, Q_i, V_i$  : 모선  $i$ 에서의 전력조류 및 전압
- $N$  : 급전선 수

목적함수는 식(9)와 스위치 상태를 나타내는 식(10)을 결합하여 사용한다.

$$\text{Min} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K P_{ij} X_{ij} \quad (11)$$

### 제약함수

제약함수는 계통내의 모든 부하에 전력이 공급되어야 하는 조건과 각각의 부하는 한 개의 급전선에 연결되어 있어야 하는 방사상제약을 만족해야한다. 이러한 조건은 계통내의 스위치조작으로 가능하며 다음과 같이 식으로 나타낼 수 있다.

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K X_{ij} = K \quad (12)$$

$$\sum_{j=1}^K X_{ij} = 1 \quad (13)$$

$K$  : 모선 수

손실최소화를 위한 배전계통 재구성 문제에 카오스 신경망을 적용하기 위하여 목적함수인 식(11)과 식(12), (13)의 제약함수를 이용하여 에너지 함수를 구성한다.

$$E = \frac{A}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K P_{ij} X_{ij} + \frac{B}{2} \left[ \left( \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K X_{ij} - K \right)^2 + \left( \sum_{i=1}^N X_{ij} - 1 \right)^2 \right] \quad (14)$$

$A, B$  : weight factor

본 연구에서는 식(14)를 식(2)에 대입하여 배전계통의 손실최소화 문제를 카오스 신경망을 이용하여 해석하였다.

## 3. 사례 연구

본 논문에서는 배전계통의 손실최소화를 위하여 32모선의 시험계통에 적용하였다[1]. 시험계통의 세부 구성은 표 1과 같고 카오스 신경망 적용 시 필요한 파라미터는 식(8)과 동일하게 설정하였다.

표 1. Test System Details

No. of Feeder	1
No. of Branches	32
System Voltage	12.66 [kV]
System Base	10.0 [MVA]
System Load (Active)	3715 [kW]
System Load (Reactive)	2300 [kVAR]
System Loss (Initial)	210.0 [kW]

그림 2는 시험계통의 초기상태의 전압과 최적구성후의 전압크기를 비교하였다. 초기상태에서의 최소전압은 0.904[pu](18번 모선)이었으며 계통의 재구성 후 최소전압은 0.938[pu](31번 모선)으로 나타났으며 전압크기가 약 3.76(%) 상승되었다.

표 2는 카오스 신경망의 모의시험 결과를 나타내었다. 계통의 개폐기 및 스위치 조작 결과로 선로 7, 14, 11, 32, 28을 개방, 33, 34, 35, 36, 37선로의 계통 투입을 나타냈으며 참고문헌[1]의 결과와 일치함을 확인할 수 있으며 카오스 신경망의 전역적인 최적해 탐색능력을 확인할 수 있었다. 모의시험 결과 계통의 전체손실은 초기 상태와 스위치가 조작된 계통 재구성 후와 비교하여 스위치 조작 후 54.8[kW]가 감소하여 약 27(%)의 전체 계통 손실이 감소하였다.

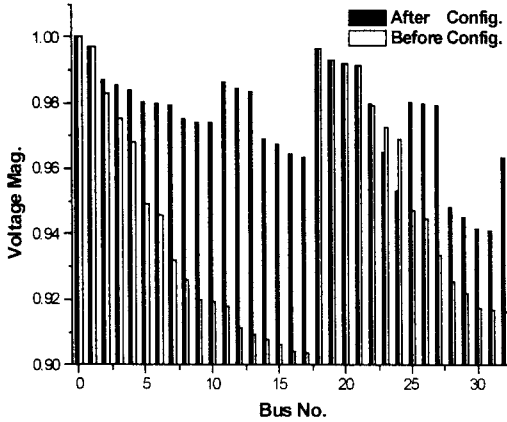


그림 2. Voltage Magnitude Profile of 33 Bus System

표 2. Test System Results of Chaotic Neural Networks

33 Bus test systems	
Loss (before config.)	210.0 [kW]
Loss (after config.)	155.2 [kW]
Solutions of CNN* (branch in-out)	33-7, 34-14, 35-11, 36-32, 37-28
Loss reduction	54.8 [kW]
Optimal solution of ref.[1] (branch in-out)	33-7, 34-14, 35-11, 36-32, 37-28

\*CNN : Chaotic Neural Networks

#### 4. 결 론

본 논문에서는 배전계통의 손실감소를 위한 재구성 문제에 카오스 신경망을 적용하였다. 카오스 신경망은 조합적 최적화 문제인 배전계통 재구성 문제에서 전역적인 최적해 탐색능력과 우수한 수렴특성을 나타내었다.

실 계통 적용을 위하여 32모선의 모의 계통에 적용하였으며 손실은 약 27(%) 감소, 전압분포는 개별 모선에서 전체적인 상승과 최대로 약 3.76%의 상승 결과를 얻을 수 있었다. 사례연구를 통하여 기존의 다른 알고리즘 결과와 비교하여 본 논문에서 적용한 카오스 신경망의 최적화 문제 해결 가능성을 확인할 수 있었다.

이러한 본 연구의 결과로 향후 실제적인 배전계통에서 여러 가지 다른 제약을 갖는 최적 재구성 문제 및 전력계통의 기타 최적화 문제에, 카오스 신경망은 보다 효율적인 적용과 정확한 해석이 가능할 것으로 사료된다.

#### [참 고 문 헌]

- [1] M.A.Kashem, V.Ganapathy, G.B.Jasmon, M.I. Buhari "A novel method for loss minimization in distribution networks" International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies 2000, pp. 251-256
- [2] M.E.Baran, F.F.Wu, "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing". IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. PWRD-4, 1989, pp. 1401-1407
- [3] Y.He L.Wang "Chaotic neural networks and their applications". IEEE Proce. of the 3rd World Cong. on Intelligent Control and Automation, 2000, pp. 826-830
- [4] L.Chen, K.Aihara "Global searching ability of Chaotic neural networks", IEEE Trans. on Circuits and Systems-1, Vol.46, No.8 August 1999, pp. 974-993
- [5] S.Ghosh, D.Das "Method for load-flow solution of radial distribution networks", IEE Proc.-Gener. Transm. Distrib., Vol. 146, No. 6, November 1999, pp. 641-648
- [6] J.Y.Fan, L.Zhang, J.D.McDonald, "Distribution network reconfiguration: single loop optimization", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 11, No. 3, 1996, pp. 1643-1647
- [7] W.-M.Lin, F.-S.Cheng, M.-T.Tsay, "Distribution feeder reconfiguration with refined genetic algorithm", IEE Proc.-Gener. Transm. Distrib., Vol. 147, No. 6, November 2000, pp. 349-354

#### [Appendix]

[ 32 Bus 배전계통 재구성 후 전압 및 위상각 결과]					
Bus	V	$\theta$	Bus	V	$\theta$
0	1.0000	0.0000	17	0.9637	-0.7065
1	0.9971	0.0142	18	0.9966	0.0033
2	0.9870	0.0969	19	0.9930	-0.0636
3	0.9825	0.1629	20	0.9923	-0.0830
4	0.9782	0.2296	21	0.9916	-0.1033
5	0.9673	0.2484	22	0.9834	0.0662
6	0.9667	0.2083	23	0.9768	-0.0218
7	0.9795	-0.3740	24	0.9735	-0.0651
8	0.9752	-0.4337	25	0.9656	0.2856
9	0.9743	-0.4433	26	0.9632	0.3385
10	0.9742	-0.4421	27	0.9527	0.4237
11	0.9867	-0.1691	28	0.9451	0.5024
12	0.9842	-0.1835	29	0.9419	0.6013
13	0.9834	-0.1991	30	0.9385	0.5281
14	0.9693	-0.5849	31	0.9378	0.5099
15	0.9676	-0.6068	32	0.9634	-0.7103
16	0.9647	-0.6959			