

홉필드 신경회로망을 이용한 배전계통계획의 최적 경로 탐색

김대욱, 이명환, 김병선, 신종린
건국대학교 전기공학과

채영석
군장대학

Optimal Routing of Distribution System Planning using Hopfield Neural Network

Dae-Wook Kim*, Byung-Seop Kim, Joong-Rin Shin
Dept. of Electrical Eng. Konkuk Univ.
Email: jrshin@kkucc.konkuk.ac.kr

Myung-Suk Chae
Kun-Jang College

Abstract - This paper presents a new approach for the optimal routing problem of distribution system planning using the well known Hopfield Neural Network(HNN) method. The optimal routing problem(ORP) in distribution system planning(DSP) is generally formulated as combinational mixed integer problem with various equality and inequality constraints. For the exceeding nonlinear characteristics of the ORP most of the conventional mathematical methods often lead to a local minimum. In this paper, a new approach was made using the HNN method for the ORP to overcome those disadvantages. And for this approach, a appropriately designed energy function suited for the ORP was proposed. 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)의 문제는 배전계통을 운영하는 과정에서 발생할 수 있는 전압강하 및 전력손실, 신뢰도 문제 등의 제약조건을 고려하여 효과적으로 진행되어야 한다. 특히 배전계획과 운영에 관련된 여러 가지 문제들 중에서 배전계획의 최적경로탐색 문제는 경제적인 면에서 가장 중요한 기능적 위치를 차지하며 미치는 영향 또한 크다[1].

일반적으로 ORP는 전체 투자비용을 최소화하는 목적함수와 다양한 제약조건을 포함하는 조합 최적화 문제로 정식화된다. 전통적으로 정수 변수를 포함하는 ORP 문제는 분기한정법 및 혼합정수 계획법(MIP: Mixed Integer Programming)과 같은 수치적 최적화 기법 등이 사용되었다. 이러한 수치적 모델들은 정식화된 목적함수와 제약조건이 해석적이거나 미분 가능한 함수이어야만 하는 수학적 가정과 해를 구하였다하더라도 그 해가 국부최적해일 가능성을 배제할 수 없었다.

최근에는 비선형 목적함수와 제약조건을 비교적 용이하게 다룰 수 있으며 전역해에 대한 보장성도 좋은 인공지능(AI) 기반의 유전알고리즘과 신경회로망(Neural Network)등의 연구가 활발히 수행되고 있다. 특히, Hopfield 신경회로망은 정수형태의 결정변수의 취급을 비교적 용이하게 할 수 있다는 장점 때문에 전력계통의 다양한 조합최적화 문제의 해결방법으로 주목받고 있다[2][3].

본 논문에서는 배전계획의 최적경로 문제를 해결하기 위하여 홉필드 신경회로망의 적용을 시도하였으며, 기존의 수치적인 모델에서 사용된 목적함수 및 제약조건을 홉필드 신경회로망의 에너지 함수(energy function)에 적합하도록 적절하게 제안하였다. 제안된 에너지 함수를 이용한 알고리즘은 사례연구를 통하여 에너지 함수의 수렴특성을 검증하였다.

2. 배전계통 최적경로 계획문제의 정식화

배전계획의 최적계획 문제는 ORP 문제로 취급될 수 있으며, ORP문제는 다음과 같이 전체 투자비용과 에너지 손실비용을 최소로 하는 혼합정수 계획 모델로 정식화 할 수 있다.

2.1 목적함수

$$\text{minimize } \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M CF_{ij} V_{ij} + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M CV_{ij} X_{ij} \quad (1)$$

여기서,

- M : 부하노드의 수 + 변전소의 수
- (i, j) : 노드 i 와 j 를 연결하는 급전선
- X_{ij} : 노드 i 에서 j 로 흐르는 전력조류
- V_{ij} : 급전선 (i, j) 가 건설되면 1, 그렇지 않으면 0
- CF_{ij} : 급전선 (i, j) 의 건설비용 계수
- CV_{ij} : 급전선 (i, j) 의 가변비용 계수

2.2 제약조건

- 변전소와 부하노드의 전력수급에 관한 KCL 제약조건

$$D_i - S_i = \sum_{j=R(i)} X_{ji} - \sum_{j=R(i)} X_{ij} \quad (2)$$

- 방사상(radiality) 제약조건

$$1/2 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M V_{ij} = M - 1 \quad (3)$$

- 급전선(feeder)과 변전소(substation)의 전력용량 제약조건

$$0 \leq X_{ij} \leq U_F \\ 0 \leq S_i \leq U_S \quad (4)$$

여기서,

- U_F : 급전선 전력 조류의 한계
- U_S : 변전소 전력 공급 용량의 한계
- D_i : 부하노드 i 의 수요 부하량
- S_i : 변전소에서 i 노드로 전달되는 전력 조류량
- $h(i)$: 변전소 노드 i 를 제외한 전체노드

3. 홉필드 신경회로망과 에너지 함수

HNN은 홉필드에 의해 제안된 상호결합형 신경회로망 모델 [4][5]로서 비선형 증폭기를 갖는 RC회로로 표현되며, 대칭적으로 이루어진 각 뉴런들의 연결강도를 통하여 자기 이외의 다른 뉴런들의 입력값으로 피드백 되는 형태로 나타난다. 개별 뉴런들의 입출력 관계는 연속적인 형태의 sigmoid 함수로 표현되며, 이득정수(λ)의 값을 크게 함으로서 각 뉴런들의 출력값을 이진값으로 수렴시킬 수 있다[4]. 아래 식(6)에서 이득정수는 $1/u_o$ 로 표현하였다.

개별 뉴런의 입출력 상태를 회로 상태로 표현하면 다음과 같다.

$$\frac{du_i}{dt} = \sum_{j=1}^N T_{ij} V_j - \frac{u_i}{\tau} + I_i, (\tau = R_i C_i) \quad (5)$$

$$V_i = g(u_i) \quad (6)$$

여기서,

- u_i : 뉴런 i 의 내부전압
- T_{ij} : 뉴런 i 에서 j 까지의 연결강도
- V_j : 뉴런 j 의 출력 전압
- V_j : 뉴런 j 의 출력 전압
- I_i : 뉴런 i 의 외부입력 전류
- C_i : 뉴런 i 의 커패시턴스
- $g(u_i)$: $1/2 \{1 + \tanh(u_i/u_o)\}$

$$1/R_i = 1/\rho_i + \sum_{j=1}^N (1/R_{ij})$$

식(1)의 V_j 는 각 뉴런의 출력이 연결강도와 선형결합임을 나타내며, 전체적인 식의 의미는 시간의 경과에 따른 회로상태를 표현하게 된다. 홉필드는 식(5)의 회로방정식을 구간으로 시간에 따라서 안정한 상태로 수렴할 수 있는 다음과 같은 에너지함수(energy function)를 제안하였다[4].

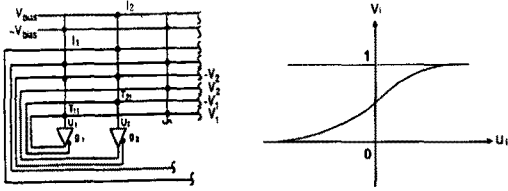


그림 1. 뉴럴 네트워크 및 시그모이드 함수
Fig 1. Neural Network and Sigmoid function

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N T_{ij} V_i V_j - \sum_{i=1}^N V_i I_i + \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^N \int_0^{V_i} g^{-1}(V) dV \quad (7)$$

$$\frac{\partial E}{\partial V_i} = -\frac{du_i}{dt} \quad (8)$$

식(7)의 제3항은 앞서 언급했듯이 회로 이득정수 (λ)를 크게 하여 무시된다. 뉴런 V_i 에 대한 에너지 함수의 변화율은 식(8)처럼 단조 감소하게 되므로 시간에 따라 에너지함수는 안정상태(stable state)로 수렴하게 된다. 따라서 주어진 최적화 문제를 적절히 에너지 함수형태로 표현한다면 각 뉴런들의 비동기적이고 국소적인 계산을 통해 전역적인 최소점(global minimum)에 도달하게 된다[4][5].

4. ORP 문제의 에너지 함수

4.1 최적화 문제에 HNN의 사상

최적화 문제는 일반적으로 다수의 목적함수와 제약조건을 포함하게 되는데, 본 논문에서는 ORP모델은 HNN에 사상하기 위하여 비제약 최소화문제(unconstrained minimization problem)로 새롭게 변형하였다. 앞서 언급된 홉필드 네트워크의 에너지 함수는 수렴특성이 증명된[4] 비선형 결합형태의 2차 함수이며, 따라서 본 논문에서는 ORP 문제의 목적함수와 제약조건을 다음과 같은 2차 에너지 함수 형태로 제안하였다.

$$E_f = \alpha F(V) + \sum_i \beta_i \{G_i(V)\}^2 \quad (9)$$

여기서 제1항은 주어진 최적화 문제의 목적함수이고, 제2항은 등호 및 부등호 제약조건을 나타내며 제약조건에 상태에 따라서 다수의 형태로 표현될 수 있다. 그리고 α, β_i 는 각 항의 의미에 따라 정해지는 양의 계수이다.

4.2 ORP 문제의 에너지 함수

배전계통의 최적 경로 계획문제를 위하여 본 논문에서 제안된 총 에너지함수는 다음과 식과 같다.

$$E_f = E_1 + E_2 + E_3 + E_4 + E_5 + E_6 \quad (10)$$

여기서 식(10)의 E_f 는 배전계통의 ORP 문제에 적합하도록 새롭게 제안된 에너지함수를 의미하며, E_f 의 세부항목 $E_1 \sim E_6$ 는 식(11)에 상세하게 나타내었다. 식(11)에서 제안된 ORP 문제의 에너지함수를 정식화하기 위하여 정수 결정변수(integer decision variable) V_{ij} 를 사용하였다. Y_{ij} , S_{ij} 는 결정상수(decision constant)이며, 계통의 상태에 따라 주어지게 된다. 앞서 정식화된 ORP 문제는 HNN의 에너지 함수의 적용을 시도하기 위하여 다음과 같이 간략화(simplified) 하였다. 즉, 변전소(substation)의 예정위치는 이미 정해져 있으며, 변전소 용량은 모든 부하에 공급가능 하도록 용량한계 제약조건을 설정하지 않았다. 이것은 배전선로의 최적경로가 확정된 후에 변전소 용량을

결정할 수 있다는 가정에 바탕을 둔 것이다.

$$E_f = A/2 \sum_i \sum_j (V_{ij}^2 - 2V_{ij} Y_{ij} + V_{ij}^2 Y_{ij}^2) + B/2 \sum_i \sum_j \sum_{k \neq i} V_{ij} V_{kj} + C/2 (\sum_i \sum_k V_{ik} - N)^2 + D \sum_i \sum_j C F_{ij} V_{ij} + F/2 \sum_i \sum_j V_{ij} V_{ji} + E/2 \sum_i \sum_j \{S_{ij}^2 - 2S_{ij} V_{ij} + S_{ij}^2 V_{ij}^2\} \quad (11)$$

급전선은 고정비용을 고려하여 최적의 급전선 경로를 선택하는 문제로 취급하였다. 식(11)에서 $A \sim F$ 는 각 항의 의미에 따라 적당히 부과된 양의 상수이고, N 은 $M-1$ 을 의미한다.

식(11)에서 제1항은 급전선의 설치 가능한 경로가 선택되어야 하는 등호 제약조건을 나타내며, 제2항은 방사상 제약조건(radiality constraint)을 나타낸다. 제3항은 모든 부하노드에 반드시 전력공급이 이루어져야 하는 전력수급제약 조건을 나타내며 부등호 제약조건에 해당된다. 제4항은 목적함수에 해당된다. 제5항은 각 뉴런의 출력상태가 대칭구조가 되는 것에 제약조건을 부과하는 항이다. 제6항은 변전소와 직접 연계된 최소의 급전선을 보장하는 전력공급 제약조건에 해당된다.

4.3 HNN에 의한 최적화

시간의 변화에 따른 뉴런의 활성화도(du_i/dt)와 제안된 알고리즘은 다음과 같다.

■ 활성화도 함수

$$du_{ij}/dt = - \{ A \cdot (V_{ij} - 2V_{ij} Y_{ij} + V_{ij}^2 Y_{ij}^2) + B \cdot \sum_{k \neq i} V_{kj} + C \cdot (\sum_i \sum_k V_{ik} - N) + D \cdot C F_{ij} + F \cdot V_{ji} + E \cdot (V_{ij} S_{ij}^2 - S_{ij}^2) \} \quad (12)$$

■ 알고리즘

- STEP 1 - 데이터 입력 및 초기치 설정
STEP 2 - 갱신될 뉴런 (V_i)의 선택
STEP 3 - 뉴런 V_i 의 활성화도 (du_i/dt) 계산
STEP 4 - $u_i^{new} = u_i^{old} + \Delta(-\frac{dE_f}{dV_i})$ 수행
STEP 5 - $V_i = g(u_i)$ 계산
STEP 6 - 모든 뉴런의 출력 (V_i)이 안정상태에 도달되면 STOP. 그렇지 않으면, STEP 2로 진행

5. 사례 연구

사례연구는 본 논문에서 제시한 알고리즘의 동작성을 확인하기 위하여 그림 2과 같은 간단한 표준 배전계통에 적용하였다. 제안된 에너지 함수 각항의 승수 파라메타는 시행착오(trial and error)법을 통하여 에너지함수를 최적화 하도록 결정된 값으로 각각 $A=300, B=300, C=600, D=300, E=300, F=200$ 으로 주었으며, u_0 는 0.02로 주었다.

5.1 사례연구 초기 조건

사례 연구된 배전계통[1]의 가능한 경로와 개별 급전선의 비용은 다음과 같다. 각 급전선의 신설비용은 동일한 종류의 급전선을 사용하는 경우를 고려하였으며, 급전선 신설비용은 급전선의 물리적인 길이와 비례하도록 설정하였다.

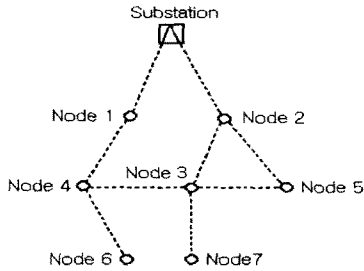


그림 2. 예제 모델 계통
Fig 2. Example model of distribution planning

표 1. 선택가능한 노드간의 급전선 길이
Table 1. Feeder length of acceptable nodes

노드	급전선길이(km)	비용
8 - 1	4.5	0.0175
8 - 2	4.9	0.0191
1 - 4	4.9	0.0191
2 - 3	4.7	0.0183
2 - 5	4.7	0.0183
3 - 4	5.5	0.0215
3 - 5	5.0	0.0195
3 - 7	3.9	0.0152
4 - 6	4.9	0.0191

5.2 에너지 함수의 수렴특성 및 결과

그림(3)은 반복횟수 증가에 따른 개별 뉴런의 수렴특성을 나타내며, 1000 회의 반복횟수 최종 결과와 200회의 중간 결과 값을 나타낸 것이다. 또한, 그림(4)는 각 뉴런의 활성화도 변화에 대응되는 급전선 선택 경로를 표현한 것이다.

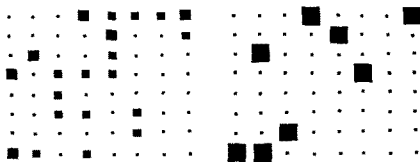


그림 3. 뉴런의 수렴 특성
Fig 3. Convergency Characteristic of Neurons

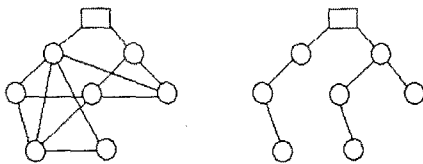


그림 4. 선택된 경로의 표현
Fig 4. Representation of selected feeders

표(2)는 사례연구의 결과이며 계통의 전체 급전선 신설비용을 나타내었다. 제안된 에너지 함수는 시도횟수 100회 가운데 69회(약 70%)가 제약조건을 만족하는 계통구성 상태를 탐색하였다.

그림(5)은 반복횟수 증가에 따라서 제안된 에너지 함수의 결과 값을 도시한 것이며, 병렬 연산(parallel processing)이 가능한 HNN의 특성으로 지수 함수적으로 빠른 수렴특성을 나타내고 있다.

표 2. 선택된 경로에 대한 급전선 신설 비용
Fig 2. Feeder installation cost of selected routes

Case	노드간 연결 상태	급전선 신설비용
1	(8,1)(1,4)(4,6)(8,2)(2,3)(3,7)(2,5)	0.1266
2	(8,1)(1,4)(4,6)(8,2)(2,5)(3,5)(3,7)	0.1278
3	(8,1)(1,4)(4,6)(8,2)(2,3)(3,5)(3,7)	0.1278
4	(8,1)(8,2)(2,3)(2,5)(3,4)(4,6)(3,7)	0.1290
5	(8,1)(8,2)(2,5)(1,4)(4,3)(4,6)(3,7)	0.1298
6	(8,1)(8,2)(2,3)(3,4)(3,5)(4,6)(3,7)	0.1302
7	(8,1)(1,4)(4,3)(2,3)(3,5)(4,6)(3,7)	0.1302
8	(8,1)(8,2)(2,5)(3,5)(3,4)(3,7)(4,6)	0.1302
9	(8,1)(1,4)(4,3)(4,6)(3,7)(3,5)(5,7)	0.1302
10	(8,2)(2,3)(3,4)(3,5)(4,1)(4,6)(3,7)	0.1318

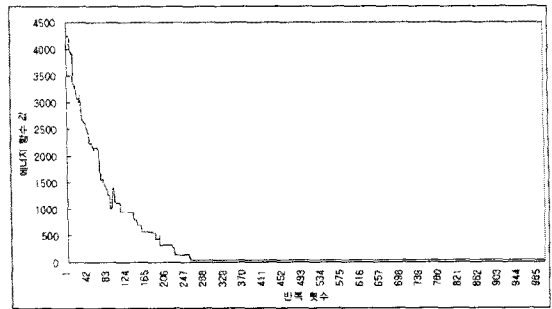


그림 5. 반복횟수에 따른 에너지 함수의 변화
Fig 5. Convergence Characteristic of Energy function

6. 결론

본 논문에서는 배전계통의 ORP 문제에 AI 기법중의 하나인 홉필드 신경회로망을 적용하였다. 에너지의 수렴특성이 증명된 HNN 에너지 함수를 근간으로 ORP 문제에 적합하도록 새로운 에너지 함수를 제안하였다. 제안된 에너지 함수에는 배전계획 문제에서 고려하여야 하는 방사상 제약조건, 전력공급 제약조건, 급전선 투자비용 최소화 항목 등을 포함하였다. 제안된 알고리즘은 비교적 소규모 배전계통에 적용하여 그 효율성을 확인하였다. 향후 연속 결정변수(continuous decision variable)를 에너지 함수에 효과적으로 추가하여 전압강하 제약조건을 포함할 예정이며, 좀더 대규모 계통의 사례연구를 통하여 제안된 알고리즘의 효율성을 입증할 예정이다.

[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] J.J Hopfield, "Neural" Computation of Decisions in Optimizaton Problems", Biol.Cybern.52,141-152,1985
- [3] Chihiro Fukui, Junzo Kawakami, "Application of Hopfield-type Neural Network to Switch Planning Problem of Power Distribution System", T.IEE Japan, Vol.111-D, No.1, '91
- [4] J.J Hopfield, "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons", Proc.Natl.Acad.USA Vol.81, pp.3088-3092, May 1984
- [5] Laurene Fausett, "Fundamentals of Neural Networks", Prentice Hall, pp.348-351