

신경망을 이용한 코히런트발전기의 선정

o임성정, 한성호, 윤용한, 김계철
 숭실대학교 전기공학과

Identification of coherent generators for dynamic equivalents using artificial neural network

o Seong-jeong Rim, Seong-ho Han, Yong-han Yoon, Jae-chul Kim
 Dept. of Electrical Engineering, Soongsil University

Abstract

This paper presents a identification techniques of coherent generators for dynamic equivalents using artificial neural networks. In the developed neural network, inputs are the power system parameters which have a property of coherency. Outputs of the neural network are coherency and error indices which are derived from density measure concept. The learning of developed neural network is carried out by means of error back-propagation algorithm. Identification of coherent generators are implemented by proposed grouping algorithm using coherency and error indices.

The proposed method is confirmed by simulations for 39-bus New England system.

measure 개념을 고려한 코히런스지수이다. 코히런트발전기의 선정은 신경망의 출력인 코히런스지수를 사용하여 코히런트발전기를 클러스터링하므로써 수행되며 본 논문에서는 이러한 선정알고리즘을 제안하였다. 개발된 신경망의 효율성을 검증하기 위해 39 모선 New England 계통에서 모의하였다. 제안된 방법이 동태시에도 적용가능함을 확인하기 위해 선형모의법에 의한 결과와 비교하였으며, 비교결과 만족할 만한 결과를 얻었다.

2. 계통파라미터법에 의한 코히런스조건

동태등가해석을 위해 계통을 관심지역 즉, 해석계통과 그 이외의 지역인 외부계통, 그리고 tie-line으로 연결된 경계모선으로 구분하며, 그림 1과 같이 나타낼 수 있다.

1. 서론

전력계통에 있어서 계통의 계획, 운용 및 제어 등의 핵심분야에 안정도 해석은 필수적으로 수행되어야 한다. 그러나 대규모 실계통에서는 많은 계산시간이 소요되며, 경우에 따라 해석이 불가능할 수도 있다. 이러한 문제에 대해 계통을 관심지역인 해석영역과 그 이외의 지역인 외부계통으로 구분하고, 외부계통을 간이표현하는 동태등가(dynamic equivalents)가 제시되었다. 등가전 외부계통과 거의 오차가 없는 등가모형을 구성하기 위해서는 외부계통의 코히런트발전기선정은 매우 중요하다. 즉, 정확한 코히런트발전기의 선정이 동태등가의 성능을 좌우한다. 코히런트를 기초한 방법에는 선형모의법(linear simulation)[1], 주파수응답해석법[2], 계통파라미터해석법[3-4]으로 구분할 수 있으며, 이들 방법은 모두 계통이 확장되면 계산시간도 증가하게 된다. 따라서, 단시간내에 복잡한 비선형문제를 해결할 수 있는 신경망을 적용하여 코히런트발전기선정을 제안[6]하였으나, 전체계통에 대한 코히런스조건을 고려하므로써 외부계통의 코히런트발전기선정에는 부적합하다.

본 논문은 신경망을 적용하여 외부계통의 정확한 코히런트발전기를 선정하는 기법을 제안하였다. 코히런스조건은 정상상태(steady-state)시의 정보만으로 외부계통발전기의 코히런스조건을 유도하는 계통파라미터법을 사용하였다. 개발된 신경망의 입력은 계통파라미터(모선전압, 모선위상, 계통어드미턴스, 발전기의 관성정수)를 조합한 값이며, 신경망의 출력은 density

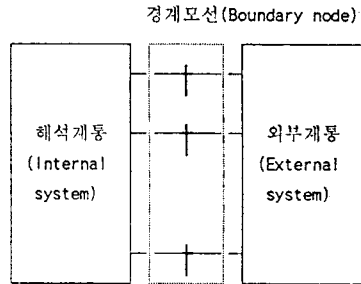


그림 1. 계통의 분할(내부계통, 외부계통, 경계모선)

어와 같이 구분된 계통을 경계모선과 외부계통만의 회로방정식으로 표현하면, 식(1)과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} I_B \\ I_G \\ I_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{BB} & 0 & Y_{BL} \\ 0 & Y_{GG} & Y_{GL} \\ Y_{LB} & Y_{LG} & Y_{LL} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_B \\ V_G \\ V_L \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서, 첨자 B : 경계모선

첨자 G : 외부계통의 발전기모선

첨자 L : 외부계통의 부하모선

식(1)의 회로방정식에서 부하모선을 제거한 후 아래의 계통의 선형화가정조건에 의해 유효전력방정식을 고려한 전력방정

식을 유도하여 기존의 계통파라미터법에 대한 코히런스조건을 유도할 수 있다[4].

선형화 가정조건 :

- 1) 외부계통의 모든 부하는 제거한다.
- 2) 외부계통의 모든 발전기는 일정전압원(Constant voltage source)으로 표시한다.
- 3) 이드미턴스행렬의 콘덕턴스(G)성분은 무시하고, 서셉턴스(B)성분만을 고려한다.

즉, 발전기선형화모델과 계통의 자코비안행렬을 사용하면 식 (2)의 외부계통발전기간의 코히런스조건을 유도된다.

$$h_{ik} = h_{jk} \quad (2)$$

여기서, $h_{ik} = H_{ik}/M_i$ (3)

$$h_{jk} = H_{jk}/M_j \quad (4)$$

$$H_{ik} = |E_i||E_k||B_{ik}|\cos \delta_{ik} \quad (5)$$

M_i : i 번째 발전기의 관성정수

식(2)는 정태시 정확한 코히런스조건을 선형화기법을 사용하여 외부계통발전기간의 전기적인 관계를 나타낸 필요·충분조건이라 볼 수 있다. 윗식을 적용하여 선형계통모델에서 코히런트발전기가 선정되었다면, 실제모델계통이 비선형이더라도 이 조건은 적은 허용오차를 가지고 만족할 것이다. 이러한 관계를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$|h_{ik} - h_{jk}| \leq \epsilon, \quad i, j \in (G)_m \quad m = 1, \dots, n \quad (6)$$

$k \in (R)$

여기서, ϵ : 허용오차

$(G)_m$: m번째 코히런트 그룹으로 가정된 외부계통발전기모선집합

(R) : 외부계통의 (G)이외의 나머지 발전기모선집합

n : 외부계통내 코히런트발전기그룹수

그러나, 식(6)는 정확한 코히런트발전기선정에 부적합하므로, density measure를 고려하여 식(7)을 유도하였다.

$$c_{ij} \leq \epsilon_{ij} \quad i, j \in (G) \quad (7)$$

$k \in (B)$

여기서, $c_{ij} = \frac{\max h_{ik} - \min h_{jk}}{d}$ (8)

$$\epsilon_{ij} = \epsilon_0 + \Delta \epsilon \frac{d}{\max [\max h_{ik}]} \quad (9)$$

$$d = \min_{i,j \in (T)} d_{ij} \quad \text{density measure} \quad (10)$$

$$d_{ij} = \min (h_{ij}, h_{jk}) \quad (11)$$

$$\epsilon_0 = 0.2 \sim 0.5, \quad \Delta \epsilon = 1 \sim 3$$

(T) : 가장 큰 d_{ij} 로 구성된 등가신로 수지구조(tree)

(B) : 외부계통의 (G)와 연결된 경계모선집합

3. 신경회로망의 적용

본 논문에서 적용한 신경망은 지도학습으로 널리 사용되는 오차역전파알고리즘(Error Back-propagation algorithm)[5]이다. 이 신경망은 입력층, 하나 이상의 은닉층, 출력층으로 구성되어 있다. 신경망은 입력층에 주어진 입력패턴이 출력층에 전파되

면서 계산된 출력값을 목표출력값과 비교하고, 이때의 오차를 역전파하여 연결강도를 조절하므로써 학습을 한다. 이때 연결강도를 조절하는 식은 다음과 같다.

$$\Delta_p W_j(n+1) = \eta \delta_{pj} + \alpha \Delta_p W_j(n) \quad (12)$$

여기서, η 는 학습을 계수(learning rate)이고, α 는 모멘텀(momentum rate)이다. 이러한 신경망은 다음의 조건을 만족하므로써 본 논문에 적용되었으며 그림 2와 같이 표현할 수 있다.

- 1) 신경망의 입력은 h_{ij} 값이다.
- 2) 신경망의 출력은 c_{ij} , ϵ_{ij} 값이다.
- 3) 신경망은 짧은 시간에 이들 지수를 생성해야 한다.
- 4) 신경망의 훈련시간이 적당해야 한다.

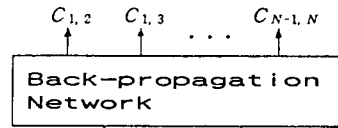
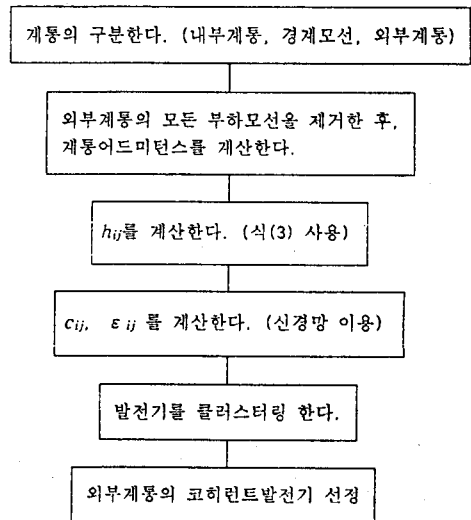


그림 2. 제안된 신경망의 입출력구성

4. 제안된 선정알고리즘

외부계통의 코히런트발전기를 선정하기 위해 제안된 선정알고리즘은 아래와 같다.

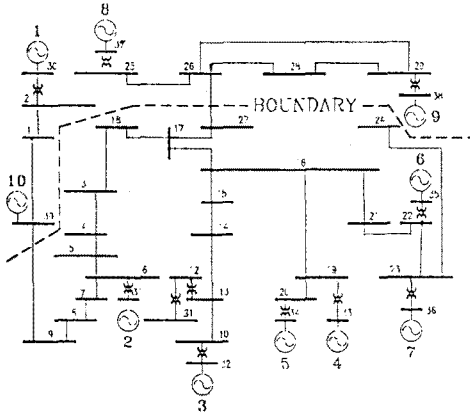


위의 선정알고리즘을 사용하여 코히런트발전기를 선정할 경우 신경망을 적용하여 코히런스지수 c_{ij} 를 추정하면, 적은 계산시간과 정확한 코히런트발전기그룹을 선정할 수 있다.

5. 사례연구

본 연구에서는 사례연구를 위해 39오션 New England계통을 모의계통으로 사용하였으며, 그림 3에서 보는 바와 같이 내부계통, 외부계통, 경계모선으로 구분하였다.

INTERNAL SYSTEM



EXTERNAL SYSTEM

그림 3. 39모선 New England 계통

5-1. 사례 1

계통부하조류조건(load flow condition)의 변화시 외부계통의 코히런트발전기도 변화하므로, 다양한 부하조류조건에 대한 코히런스지수의 변화를 살펴보았다. 신경망의 학습을 위해 계통의 정상부하운전상태를 0.75로 설정하고, 이때 0.5에서 0.75사이를 저부하상태, 0.75에서 1사이를 고부하상태로 가정하여 0.05씩 변화시키면서 훈련데이터를 구성하였다. 이때 신경망의 주요계수를 표 1에 수록하였다.

표. 1 주요 계수

구분	계수 값
입력층 노드수	15
은닉층 노드수	30
출력층 노드수	12
학습률 계수	0.9
모멘텀	0.7
수렴반복횟수(오차)	240,000 (0.002)

신경망은 훈련시키지 않은 부하레벨 0.575 일때 적용하여 학습된 코히런스지수값과 식(8)를 사용하여 수치계산한 코히런스지수값을 각각 표 2와 3에 수록하였다. 표 2와 3에서 보는 바와 같이 제안된 신경망은 거의 오차가 없는 코히런스지수값을 생성할 수 있다.

표. 2 제안된 신경망에 의해 구한 코히런스지수값 (부하레벨: 0.575)

	32	33	34	35	36
31	1.1460	11.9236	27.1462	12.6324	19.6987
32		7.9504	18.1099	7.3219	13.1306
33			0.3431	1.4831	2.2031
34				3.0337	2.9786
35					0.3798

표. 3 식(5)를 적용하여 구한 코히런스지수값 (부하레벨: 0.575)

	32	33	34	35	36
31	1.1455	11.9255	27.1642	12.6202	19.6940
32		7.9489	18.1181	7.3164	13.1190
33			0.3431	1.4830	2.2031
34				3.0333	2.9783
35					0.3802

5-2. 사례 2

다양한 부하레벨에 대해 제안된 선정알고리즘과 선형모의법에 의해 선정된 코히런트발전기그룹을 표. 4에서 나타내었다.

표. 4. 제안된 방법에 의한 코히런트발전기그룹의 선정

부하레벨	코히런트 발전기 그룹	
	제안된 방법	선형 모의법
0.5	(4, 5) (6, 7)	(4, 5, 6, 7)
0.6	(4, 5) (6, 7)	(4, 5, 6, 7)
0.7	(4, 5) (6, 7)	(4, 5, 6, 7)
0.8	(4, 5) (6, 7)	(4, 5, 6, 7)
0.9	(4, 5) (6, 7)	(4, 5, 6, 7)
1.0	(2, 3) (4, 5) (6, 7)	(2, 3) (4, 5, 6, 7)

표. 4에서 보는 바와 같이 부하레벨의 변화에 따라 코히런트발전기그룹이 변화함을 알 수 있었으며, 제안된 방법과 선형모의법에 의한 결과가 거의 일치하므로써 동태시에도 적용할 수 있음을 입증하였다.

6. 결론

본 논문에서는 신경망을 이용하여 동태등가를 위한 코히런트발전기선정기법을 제안하였다. 계통파라미터해석법에서 외부계통발전기간의 코히런스조건을 유도하기 위해 density measure 개념을 도입하여 코히런스지수와 오차지수를 도출하였다. 개발된 신경망의 입력은 코히런스 성질을 가진 계통파라미터를 사용하였으며, 출력은 코히런스지수와 오차지수이며, 오차역전파 알고리즘을 사용하여 학습시켰다. 외부계통의 코히런트발전기를 선정하기 위한 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법을 검증하기 위해 39모선 New England계통에서 모의하였으며, 신경망은 단시간내에 부하레벨의 변화에 대해 정확한 코히런스지수값을 추정할 수 있었다. 또한, 제안된 선정알고리즘에 의해 선정된 코히런트발전기그룹과 선형모의법에 의한 코히런트발전기그룹이 거의 일치하므로써 정상상태시 계통조건을 가지고, 동태시에도 적용할 수 있음을 보여주었다. 모의결과 만족할 만한 결과를 얻으므로써, 제안된 방법이 동태등가를 위한 코히런트발전기선정에 적합성을 입증하였다.

참고 문헌

- [1] R. Podmore, A. Germond, *Development of dynamic equivalents for transient stability studies*, EPRI EL-456(RP-763), Final Report, April 1977.
- [2] P. M. van Oirsouw, "A dynamic equivalent using modal coherency and frequency response," *IEEE Trans. PWRS*, Vol.5, No.1, pp.289-295, Feb., 1990.
- [3] 임성경, 윤용환, 김재철, "코히런트그룹인식을 위한 전문가 시스템", *대한전기학회 추계학술대회 논문집*, pp.67-70, 11월 1992.
- [4] J. Machowski, A. Cichy, "External subsystem equivalent model for steady-state and dynamic security assessment," *IEEE T-PAS*, Vol.3, No.4, pp.1456-1463, Nov. 1988.
- [5] Y-H Pao, *Adaptive pattern recognition and neural networks*, Addison-Wesley, Reading MA, 1989.
- [6] D.J.Sobajic, Y.H.Pao, "Artificial neural network based identification of dynamic equivalents," *Electric Power Systems Research*, 24, pp.39-48, 1992.