

## A Study on Dynamic Security Assessment by using the Data of Line Power Flows

李 光 浩\*  
(Kwang-Ho Lee)

**Abstract** - This paper presents an application of artificial neural networks(ANN) to assess the dynamic security of power systems. The basic role of ANN is to provide assessment of the system's stability based on training samples from off-line analysis. The critical clearing time(CCT) is an attribute which provides significant information about the quality of the post-fault system behaviour. The function of ANN is a mapping of the pre-fault, fault-on, and post-fault system conditions into the CCT's. In previous work, a feed forward neural network is used to learn this mapping by using the generation outputs during the fault as the input data. However, it takes significant calculation time to make the input data through the network reduction at a fault considered. In order to enhance the speed of security assessment, the bus data and line powers are used as the input data of the ANN in this paper. Test results show that the proposed neural networks have the reasonable accuracy and can be used in on-line security assessment efficiently.

**Key Words** : 동태 안전성 평가, 임계 고장제거 시간, 역전과 신경회로망, 선로조류, 과도 안정도

### 1. 서 론

전력계통의 규모가 증대되고 구성이 복잡 다양화됨에 따라 계통의 온라인 안정도 해석이 절실히 요구되고 있다. 또한 최근의 국제 동향은 특정 사고에 대한 동기 발전기의 전기-기계적 동특성을 파악하는 안정도(Stability) 해석에 머무르지 않고, 발생 가능한 모든 사고에 대해 종합적으로 동특성을 평가하는 동태 안전성 평가(DSA: Dynamic Security Assessment)로 확장되고 있다.

안정도 해석에서도 계산시간이 큰 부담으로 작용했던 점을 감안하면 동태 안전성 평가에서 기존의 시간 영역 해석법으로는 접근이 불가능하리라는 것을 쉽게 알 수 있다. 따라서 이 분야의 연구는 주로 신경회로망을 이용하여[1-3] 과도 안정도의 판정 기준이 되는 임계 고장제거 시간(CCT: Critical Clearing Time)을 계산하거나 에너지 함수를 도입함으로써[4] 미분 방정식의 계산을 피하는 방향으로 이루어지고 있다. 동태 안전성 해석 및 향상 기법과 관련하여 1993년 이후의 연구는 과도 안정도 에너지 함수를 이용해서 안정도 여유값을 계산하는 기법[5], 안정도에 심각한 영향을 주는 사고만을 추출하여 계산량을 줄이는 기법[6,7], 동태 안전성을 향상시키기 위해 발전력 재배분이나 발전기의 기동/정지를 계획하는 기법[8,9] 등이 발표되고 있다.

신경회로망을 이용한 연구로는 역전과 알고리즘이 사용되는 감독학습 기법[1,3]과 무감독 학습이 혼합된 기법[2]이 발표된 바 있다. 역전과 신경회로망의 출력값이 CCT가 되도록 학습하여 이를 안전성 판정의 기준으로 삼거나[1,2] 부하 변동에 따른 안정과 불안정의 경계를 추출하기도 하였다[3]. 하지만 일반적인 안전성 평가를 위해서는 부하의 변동뿐만 아니라 송전선로 및 모선사고 등을 고려해야 하며, 기존의 방법[1,2]으로는 CCT를 계산하는 신경회로망의 입력 데이터를 사고시의 계통상태로부터 계산을 해야하기 때문에 온라인으로 취득하기에는 적합하지 않는 단점이 있다.

본 연구에서는 온라인 취득이 용이한 선로조류(P,Q)를 입력자료로 사용하여 각 사고 경우에 대해 CCT를 계산함으로써 종합적인 안정도 판정이 가능한 역전과 신경회로망 기법을 제안한다. 전력계통의 특성상 선로조류와 각 사고에 대한 CCT의 상관관계가 매우 복잡하기 때문에 2개의 역전과 신경회로망으로 구분하여 학습한 후 이를 직렬로 연결하여 전체 회로망이 구성되도록 하였다. 사례연구에서는 상위 계층에서의 신경회로망을 독립적으로 검증한 후, 하위 신경회로망까지 포함하여 선로조류 입력에 CCT 출력의 합성 신경회로망 출력 값을 시간 영역에서 계산한 결과와 비교하여 타당성을 검증하였다.

### 2. 동태 안전성 평가

전력계통 운용에서의 주요 관심 사항은 양질의 전력을 안정적으로 공급함을 유지하는 것이다. 따라서 발생 가능한 사고시의 계통상태를 정확히 예측하는 것이 필수적이며 불안정 상태인 경우 안정화 제어를 신속히 수행하기 위해서는 이러한 예측이 온라인으로 이루어져야 한다. 안전성 해석의

\* 正 會 員 : 檀 國 大 工 大 電 氣 工 學 科 助 教 授 · 工 博  
接受日字 : 1998年 9月 23日  
最終完了 : 1999年 1月 12日

관건은 얼마나 많은 상정사고 해석을 얼마나 신속히 수행하는가에 달려 있다.

사고에 따른 선로의 과부하, 모선의 이상전압 등 정상상태의 이상 여부를 판정하는 것이 정태 안전성 평가(SSA: Static Security Assessment)이며 계통의 동특성을 나타내는 동기 발전기 위상각의 발산과 수렴을 판정하는 것이 동태 안전성 평가(DSA)이다. 발전기의 동기화는 사고의 지속 시간에 결정적인 영향을 받으므로 동태 안전성은 주로 CCT를 계산함으로써 평가된다. CCT는 사고 발생 전의 계통상태와 사고 종류 및 발생 위치 등의 함수로 나타나기 때문에 매핑 기능과 계산 시간 면에서 우수한 역전파 신경회로망이 주로 사용되고 있다.

여자기와 조속기를 포함한 동태 안정도(Dynamic Stability)를 코호넨 신경회로망으로 해석하는 연구[10]도 발표된 바 있지만 동태 안전성 평가에서의 기본적 계산이 과도 안정도 해석이므로 발전기의 모델은 간단한 동요 방정식(Swing Equation)이 일반적으로 사용된다.

본 연구에서는 그림1과 같은 3기 9모선과 9선로의 계통을 대상으로 시뮬레이션 하였다. 대상계통의 모선 데이터와 선로 데이터는 각각 표1, 2와 같고 발전기 관성정수 H는 각각 23.64, 6.4, 3.01 이다[11].

3. 역전파 신경회로망을 이용한 안전성 평가

역전파 신경회로망(BPN: Backpropagation Network)은 입력과 출력의 샘플 데이터를 이용해서 입출력 사이의 관계가 복잡하고 입력에 대한 출력을 계산하는데 많은 시간이 소요되는 문제를 신경회로망의 기본적인 계산 메카니즘으로 모형화한 것이다. 따라서 복잡한 관계식의 계산 대신에 선형에 가까운 계산만을 수행함으로써 신속한 출력값의 계산이 가능하고 내삽(Interpolation) 기능을 갖게 되어 일반적인 입출력의 상관관계를 구현할 수가 있다. 일반적으로 BPN은 입력층, 은닉층, 출력층, 이상 3개의 층을 가지며 출력함수로는 시그모이드 함수가 사용되고 가중치의 학습 알고리즘은 최대 경사도법에 기초한 역전파 학습 알고리즘이 사용된다[12,13].

본 연구에서의 출력 노드는 기존 연구[1,2]와 같이 CCT를 의미하지만 입력 노드에서는 새로운 변수를 사용하였다. 입력 노드는 학습 데이터의 선정에 따라 달라지며 입력 데이터의 선정은 신경회로망의 수렴성 뿐만 아니라 신경회로망 전체의 성능에 중요한 영향을 주기 때문이다. 은닉층의 노드 수 또한 수렴성과 매핑의 정확성에 영향을 주므로 다양한 분석이 있어야 한다.

전력계통 과도 안정도 계산의 요체인 동요 방정식에서 과도현상을 발생시키는 부분은 다음 식(1)과 같이 사고 전 발전기의 기계적 입력(P<sub>m</sub>)과 사고시의 전기적 출력(P<sub>e</sub>) 사이의 편차이다. 따라서 발전기의 초기 위상과 입출력의 편차와 발전기의 가속 에너지를 BPN의 입력으로 하여 CCT를 계산하는 기법이 효과적 결과를 보이는 것으로 알려져 있다[1,2]. 이를 본 연구의 사례 계통에 적용하면 다음 식(2)와 같이 9개의 원소를 갖는 입력 벡터가 된다.

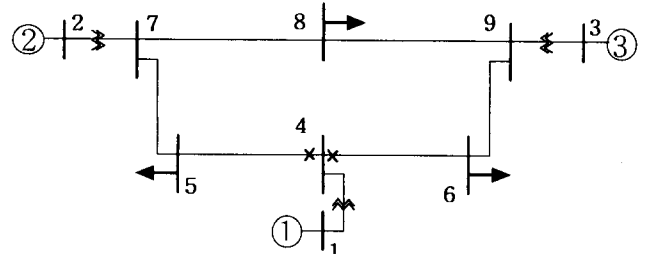


그림1 사례연구 대상 계통도  
Fig. 1 Network diagram for case study

표 1 대상계통의 모선 데이터  
Table 1 Bus data of study system

모선 번호	모선전압		발전력		부하	
	V  pu	위상[deg]	P[MW]	Q[Mvar]	P[MW]	Q[Mvar]
1	1.0400	0.0000	71.64	27.045	0.0	0.0
2	1.0250	9.2800	163.0	6.653	0.0	0.0
3	1.0250	4.6648	85.0	-10.861	0.0	0.0
4	1.0258	-2.2168	0.0	0.0	0.0	0.0
5	0.9956	-3.9888	0.0	0.0	125.0	50.0
6	1.0127	-3.6874	0.0	0.0	90.0	30.0
7	1.0258	3.7197	0.0	0.0	0.0	0.0
8	1.0159	0.7276	0.0	0.0	100.0	35.0
9	1.0324	1.9667	0.0	0.0	0.0	0.0

표 2 대상계통의 선로 데이터  
Table 2 Line data of study system

선로 번호	시작 모선	끝 모선	R pu	X pu	B/2 pu
1	4	5	0.010	0.085	0.088
2	4	6	0.017	0.092	0.079
3	5	7	0.032	0.161	0.153
4	6	9	0.039	0.170	0.179
5	7	8	0.0085	0.072	0.0745
6	8	9	0.0119	0.1008	0.1045
7	1	4	0.0	0.0576	0.0
8	2	7	0.0	0.0625	0.0
9	3	9	0.0	0.0586	0.0

$$\delta_i = w_i - w_r$$

$$\dot{w}_i = \frac{w_r}{2H_i} (P_{mi} - P_{ei}) \tag{1}$$

여기서  $P_{ei} = \sum_{j=1}^n |E_i||E_j|(B_{ij} \sin \delta_{ij} + G_{ij} \cos \delta_{ij})$

$$X = [\delta_1, \delta_2, \delta_3, \frac{P_{m1} - P_{f1}}{2H_1}, \frac{P_{m2} - P_{f2}}{2H_2}, \frac{P_{m3} - P_{f3}}{2H_3}, \frac{(P_{m1} - P_{f1})^2}{2H_1}, \frac{(P_{m2} - P_{f2})^2}{2H_2}, \frac{(P_{m3} - P_{f3})^2}{2H_3}] \tag{2}$$

위의 식(1)에서 w<sub>r</sub>은 사고 발생 전 발전기 회전속도의 정상상태 값이고 w<sub>i</sub>는 사고 후 발전기 회전속도의 과도현상을 나타내는 변수이다. P<sub>mi</sub>는 사고 전 발전기의 기계적 입력이다. 또한 식(2)에서 P<sub>fi</sub>는 사고 발생 직후 발전기 모선 i에서의 전기적 출력이며 사고발생에 따라 변화된 G와 B의 값을 이용하여 식(1)의 P<sub>ei</sub> 식에 의해 구해진다. 일반적인 과도 안정도 해석 모형에서와 같이 모선 어드미턴스 행렬에서의

원소 G와 B에는 부하를 어드미턴스로 변환한 값과 발전기의 동기 리액턴스와 변압기의 리액턴스가 포함된다[11].

사고는 변압기 3대를 제외한 6개의 송전선로에 대해 양쪽 끝에 3상 단락사고를 발생시킴으로서 전체 12개의 사고를 고려한다. 또한 과도 안정도는 사고의 발생 위치에 따라서 달라지므로 동일한 입력 벡터에 대해서도 CCT는 다른 값을 갖는다. 따라서 본 연구에서는 12개 사고에 대해 각각의 CCT 노드를 부여하고 은닉층에서는 하나의 출력 노드에 6개의 노드를 사용하였다. 식(2)와 같은 입력벡터를 사용한다면 전체적 BPN의 구조는 그림 2와 같이 9개 입력 노드와 72개(=6×12)의 은닉층 노드, 12개 출력 노드로 구성된다.

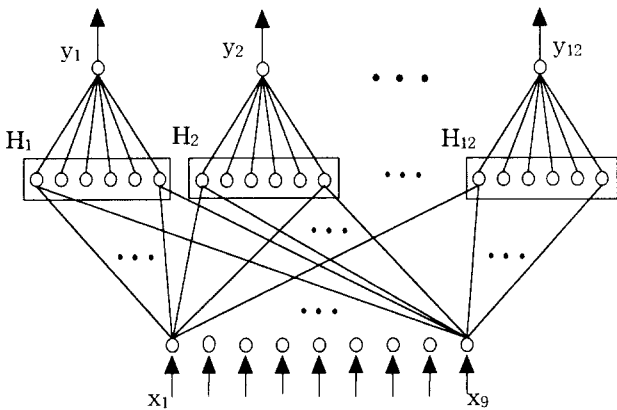


그림 2 12개의 CCT를 계산하는 BPN의 구조  
Fig. 2 BPN structure for calculating 12 CCTs

그림 2의 은닉층 노드 중에서 \$H\_i\$ 그룹의 6개 노드는 사고 \$i\$에 대한 CCT를 계산하므로 \$H\_i\$의 노드와 \$y\_j(j \neq i)\$의 출력 노드 사이는 연결되지 않는다. 6개의 노드를 선정한 이유는 사고 발생이 4~9 번 6개의 모선 사이에 위치하기 때문이다. 그림1의 사례 계통에서 3개의 부하에 대해 각각 -20%, -10%, 0%, +10%, +20%, 이상 5단계로 가변 시켜서 전체 125(=5<sup>3</sup>)개의 샘플 계통을 발생시켰다. 이 때 발전력의 변화는 1번 슬랙 모선 뿐 아니라 발전기 2와 3에서도 다음 식(3)과 같이 가까운 부하의 변화를 반영하도록 하였다.

$$\Delta P_{g2} = \frac{1}{2}(\Delta P_{L5} + \Delta P_{L8}), \quad \Delta P_{g3} = \frac{1}{2}(\Delta P_{L6} + \Delta P_{L8}) \quad (3)$$

입력 벡터 X는 임의의 사고가 전제되어 계산된 값이므로 출력의 CCT 또한 전제된 사고에 해당하는 노드만이 의미를 갖는다. 예를 들어 그림1의 4번 모선에 표시된 2개의 선로 사고 발생 시 4번 모선의 3상 단락사고 개념으로 등가이므로 이때의 입력벡터 X는 동일한 값을 갖는다. 하지만 사고가 차단되어 고장 선로가 개방된 이후에는 두 경우의 계통은 서로 다른 과도 현상을 보인다. 따라서 CCT의 값도 상이하므로 2개의 CCT 출력 노드가 할당된다.

#### 4. 선로조류에 의한 안전성 평가

역전과 신경회로망의 입력으로 식(2)에서와 같이 발전기

의 위상과 사고로 인한 입출력 편차와 가속 에너지를 이용하기 위해서는 사고 직후의 발전기 출력인 \$P\_{fi}\$를 계산해야 한다. 또한 \$P\_{fi}\$는 계통상태(\$|E|, \delta\$) 뿐 아니라 축약계통[11]의 어드미턴스 행렬로부터 계산된다. 이 때의 G와 B는 부하전력을 일정 어드미턴스로 간주하고 전체 9모선 계통을 발전기 모선만으로 이루어진 3모선 계통으로 축약하여 계산된 값이기 때문에, 사고 위치 뿐 아니라 부하전력이 변할 때에도 다시 계산해야 한다. 따라서 식(2)와 같은 BPN 입력을 사용하기 위해서는 매 순간마다 역행렬 계산을 포함한 축약 어드미턴스 행렬 구성과 발전기의 입출력 편차와 가속 에너지 계산을 수행해야 한다. 계통의 규모가 커질수록 이러한 계산량은 증가하게 되어 온라인 DSA로의 활용은 더욱 어려워진다.

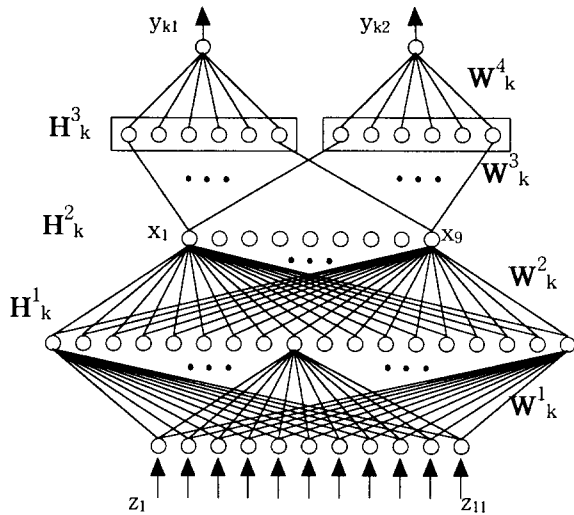
그러나 온라인으로 용이하게 취득할 수 있는 모선 데이터와 선로조류를 BPN의 입력으로 사용할 수 있다면 위와 같은 계산 과정이 줄어들므로 보다 효과적인 온라인 DSA 기능의 BPN이 되는 것이다. 이 점이 본 연구에서 제안하는 특징 사항이다.

BPN이 일반적으로 복잡한 함수적 관계를 학습을 통하여 정형화된 다층 퍼셉트론 회로망의 선형결합과 출력함수의 통과 과정으로 변환시켜 입출력 관계를 나타내지만, 적절한 입출력 데이터의 선정이 가중치의 학습보다도 전체 성능에 더욱 중요한 영향을 미친다. 전력계통 DSA 문제의 경우, CCT는 과도현상 해석의 결과이므로 정상상태의 선로조류보다는 사고 직후의 계통상태인 \$P\_{fi}\$ 값에 결정적 영향을 받는다. 따라서 선로조류만을 입력 데이터로 하여 CCT 출력을 내는 BPN의 구성은 내삽 기능의 정확성에 무리가 따른다. 실제로 시뮬레이션을 시도한 결과, 수용하기 어려운 오차를 보였다.

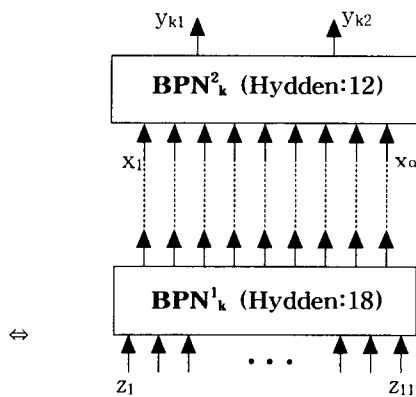
이와 같이 선로조류와 CCT 사이의 직접적인 관련성 추출이 어려운 점을 극복하기 위해 본 연구에서는 은닉층을 최대한 활용하였다. 일반적으로 은닉층의 최적 개수에 대한 이론적 연구 결과는 없고 1개의 은닉층을 두고 은닉층 뉴런의 개수를 조절하여 회로망의 성능을 조절하고 있다. 그러나 본 연구에서는 은닉층을 2개 추가하여 3개의 은닉층을 사용하였다. 사고 \$k\$에 대한 CCT를 계산하는 회로망을 나타내면 그림 (3)a와 같다. 입력층에 11개의 선로조류를 포함한 입력벡터는 제1 은닉층(\$H^1\$)의 18개 노드로 연결되고 이들은 다시 제2 은닉층(\$H^2\$)의 9개 노드에 연결된다. 9개의 노드는 제3 은닉층(\$H^3\$)의 6개의 노드로 구성된 2개의 그룹에 연결되고 6개의 노드들은 1개의 출력 노드에 연결되어 한 개의 사고에 대해 2개의 CCT를 출력하게 된다.

이 때의 BPN의 입력 벡터(\$z\_1 \sim z\_{11}\$)는 [\$\theta\_2, \theta\_3, P\_{m1}, P\_{m2}, P\_{m3}, P\_{45}, P\_{46}, P\_{57}, P\_{69}, P\_{78}, P\_{89}\$]로 구성하였다. 여기서 \$\theta\_2\$와 \$\theta\_3\$는 각각 모선2와 3의 전압 위상이고, \$P\_{m1} \sim P\_{m3}\$는 사고 발생 이전의 1, 2, 3 모선에서의 유효 발전력이고, \$P\_{45} \sim P\_{89}\$는 두 모선 사이에서의 선로조류 유효전력이다. 모선1이 슬랙 모선이기 때문에 \$\theta\_1\$을 고려하지 않았으며 선로조류의 유효전력만을 고려한 이유는 발전기 과도현상이 식(1)에서와 같이 주로 유효전력에 영향을 받기 때문이다.

전체 5개의 층으로 이루어진 BPN에서 4개의 가중치 행렬(\$W\_1 \sim W\_4\$)을 2부분으로 구분하여 학습하였다.



(a)



(b)

그림 3 선로조류 입력의 BPN: (a)은닉층이 3개인 BPN (b)BPN 2개의 합성 등가 회로망

Fig. 3 BPN of Line Power Input: (a) 3 Hidden Layered BPN (b) Equivalent Network

가중치 행렬  $W_1, W_2$ 은 입력벡터  $Z$  출력벡터  $X$ 에 대해 학습되었고 가중치 행렬  $W_3, W_4$ 은 입력벡터  $X$  출력벡터  $Y$ 에 대해 학습되었다. 따라서  $(Z,X)$ 와  $(X,Y)$  2 종류의 학습 데이터가 필요하며 여기서  $Z$ 는 선로조류를 포함한 입력벡터이고,  $X$ 는 식(2)에서와 같은 발전기의 위상과 입출력 편차와 에너지 편차로 이루어진 벡터이고,  $Y$ 는 사고  $k$ 에 해당되는 2개 CCT로 이루어진 출력벡터이다.

이러한 구조는 그림 3(b)와 같이 2개의 BPN이 직렬로 연결된 회로망으로 등가화 될 수 있고 입력  $Z$ 에 출력  $X$ 를 갖는 하위 신경회로망을  $BPN^1$  이라 하고 입력  $X$ 에 출력  $Y$ 를 갖는 상위 신경회로망을  $BPN^2$ 로 나타내었다. 그림 3과 같은 사고  $k$ 인 경우의 BPN을 6개의 사고에 대해 확장한 회로망은 그림4와 같다.

학습 과정에서 가중치와 출력함수(Output Function) 임계값(Threshold)의 초기값은  $-1 \sim +1$  사이의 값을 난수 발생시켰으며 수렴은 식(4)와 같이 모멘텀 기법[7]을 사용하였다.

$$w[k+1] = \eta \Delta w[k+1] + \alpha \Delta w[k] \quad (4)$$

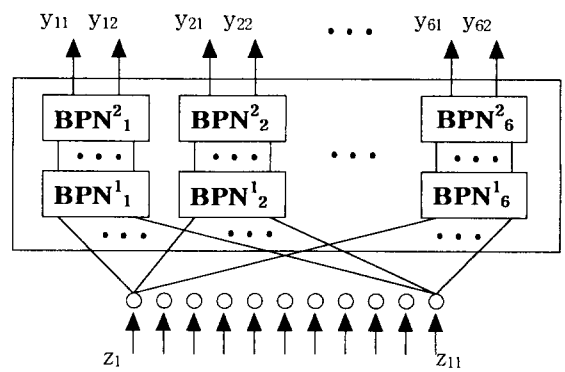


그림 4 전체 BPN의 구조  
Fig. 4 Structure of overall BPN

학습계수( $\eta$ )와 관성계수( $\alpha$ )를 초기에는  $\eta=0.4, \alpha=0.1$ 의 값에서 시작하여 수렴이 진행되면서 점차 줄여 가면서 학습시켰다. 이 때의 학습 데이터 CCT는 식(1)의 동요 방정식을 시간 영역에서 계산하여 구했으며 안정/불안정의 판정은 발전기의 첫 번째 흔들림(First Swing)을 기준으로 하였다.

사례연구에서 하나의 상정사고에 대해 가중치를 학습시키는 과정을 나타내면 다음 그림5와 같다. 이는 비주얼 프로그래밍으로 작성한 가중치를 학습시키는 대화상자이며 1000번의 반복 계산이 펜티엄 133 MHz 기준으로 10초 이내에 수행된다.

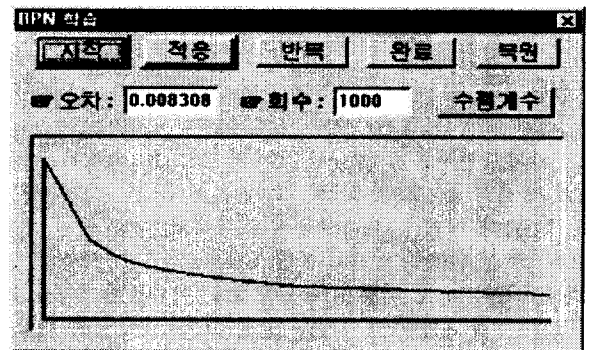


그림 5 가중치의 수렴과정 사례  
Fig. 5 Example of converging states of weights

## 5. 결과 비교

가중치의 학습을 위해서는 125개 계통상태에 대해 각각 6개의 사고를 고려해서 매 경우 식(2)의  $X$  벡터를 계산해야 하므로 전체 750개의  $(Z,X)$  샘플이 필요하다. 750개의  $X$  벡터에 대해 각각 2개의 CCT가 계산되어야 하므로  $(X,Y)$  샘플은 1500개가 필요하다. 125개의 계통상태 중에서 부하의 변동을 고려하지 않은 표1의 초기 상태에 대해 학습 데이터를 살펴보면 다음과 같다. 우선 모션 데이터와 선로조류로 이루어지는 입력 벡터  $Z$ 는 다음과 같다.

$$Z = [ \begin{matrix} 0.16197 & 0.08142 & 1.25 & 0.9 & 1.0 & 0.40938 & 0.30704 \\ 0.84320 & 0.59463 & 0.76380 & 0.24095 \end{matrix} ]$$

모선 4~9에서의 사고에 대한 식(2)의 X 벡터를 각각  $X_1 \sim X_6$ 라하고 각 사고에 대해 모선축약 등을 거쳐 계산한 결과는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} X_1 &= [0.0396 \ 0.3047 \ 0.1902 \ 0.0353 \ 0.1605 \ 0.1848 \ 0.0267 \ 0.1649 \ 0.1028] \\ X_2 &= [0.0397 \ 0.3047 \ 0.1902 \ 0.0240 \ 0.1528 \ 0.1373 \ 0.0135 \ 0.1494 \ 0.0567] \\ X_3 &= [0.0397 \ 0.3047 \ 0.1902 \ 0.0175 \ 0.1102 \ 0.1647 \ 0.0087 \ 0.0777 \ 0.0817] \\ X_4 &= [0.0397 \ 0.3047 \ 0.1902 \ 0.0066 \ 0.2547 \ 0.1555 \ 0.0051 \ 0.4151 \ 0.0728] \\ X_5 &= [0.0397 \ 0.3047 \ 0.1902 \ 0.0089 \ 0.1875 \ 0.1902 \ 0.0054 \ 0.2251 \ 0.1089] \\ X_6 &= [0.0397 \ 0.3047 \ 0.1902 \ 0.0079 \ 0.1478 \ 0.2824 \ 0.0052 \ 0.1397 \ 0.2400] \end{aligned}$$

각 X 벡터에서 처음 3개의 원소는 발전기 1,2,3의 내부전압의 위상을 나타내고 위의 데이터는 모두 초기의 부하상태에 대한 계산 결과이므로 6개의 벡터에서 모두 동일한 값을 보인다. 또한  $X_1$ 은 모선4에서의 사고에 대한 것이므로 발전기1이 사고의 영향을 크게 받아  $X_{14}$ 가 다른 사고 경우( $X_{14}$ )보다 큰 값을 보인다.  $X_4$ 는 모선7에서의 사고이므로 발전기2가 영향을 크게 받고,  $X_6$ 은 모선 9에서의 사고이므로 발전기3이 영향을 크게 받아 상대적으로 큰 값을 나타낸다.

이와 같은 X 벡터의 입력에 대해 BPN<sup>2</sup>에서는 각각 2개의 CCT 출력을 가진다. 예를 들어  $X_1$ 에 대해서는 그림1과 같이 모선4와 5 사이의 선로와 모선4와 6 사이의 선로사고에 대해 다음과 같은 CCT 출력 벡터  $Y_{11}$ 과  $Y_{12}$ 를 갖는다.

$$Y_1 = [0.3187 \ 0.3093], Y_2 = [0.4093 \ 0.3253], Y_3 = [0.4547 \ 0.3960], \\ Y_4 = [0.1693 \ 0.1840], Y_5 = [0.2760 \ 0.3067], Y_6 = [0.2147 \ 0.2387]$$

출력 Y의 단위는 [sec]이며, 발전기2에서의 출력이 가장 크므로 모선7에서의 사고에 대해 과도 안정성이 취약해서  $Y_4$ 가 가장 작은 값을 나타낸다. 이상과 같은 학습 데이터는 125개 중 하나의 계통상태에 대한 것이므로 전체 BPN의 학습에는 1500(=125×12)개의 학습 데이터가 사용된다.

타당성 검증은 CCT 출력을 갖는 상위의 회로망(BPN<sup>2</sup>)에 대해 독립적으로 수행한 후 하위의 회로망(BPN<sup>1</sup>)이 합성된 전체 BPN에 대해 종합적으로 수행한다. 시험계통은 모선 5, 6, 8에서의 3개의 부하에 대해 유효/무효 전력을 ±25% 내에서 난수적으로 변화시켜 100개의 계통상태를 정의하였다.

표 3 BPN<sup>2</sup>의 시험계통 검증 결과 (10<sup>-1</sup> sec)

Table 3 Test results of BPN<sup>2</sup>

시험계통	y11		y12		y21		y22		y31		y32	
	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B
1	3.34	3.24	3.33	3.23	4.32	4.27	3.65	3.64	4.88	4.85	4.41	4.40
2	2.96	2.95	2.93	2.95	3.78	3.79	2.91	2.92	4.04	4.03	3.40	3.37
3	3.61	3.61	3.57	3.56	4.90	4.92	4.23	4.24	5.70	5.69	5.13	5.12
4	3.44	3.47	3.30	3.31	4.37	4.33	3.33	3.33	4.98	5.05	4.38	4.43
5	2.91	2.92	2.87	2.88	3.68	3.68	2.81	2.85	3.95	3.96	3.36	3.34
시험계통	y41		y42		y51		y52		y61		y62	
	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B
1	1.87	1.84	1.93	1.91	2.92	2.92	3.22	3.19	2.42	2.39	2.55	2.55
2	1.50	1.53	1.75	1.75	2.64	2.64	2.92	2.92	1.90	1.91	2.10	2.12
3	2.11	2.12	2.21	2.21	3.51	3.53	3.70	3.71	2.58	2.57	2.65	2.64
4	1.64	1.63	1.83	1.84	2.78	2.79	3.04	3.03	2.45	2.45	2.78	2.79
5	1.47	1.47	1.69	1.69	2.53	2.55	2.85	2.85	1.88	1.91	2.11	2.12

(A: BPN<sup>2</sup>의 출력값, B: 동요방정식을 직접 계산한 CCT)

표 4 시험계통 5개의 부하전력 (MW, Mvar)

Table 4 Active/reactive load power of 5 test systems

시험계통	부하모선5 (P,Q)		부하모선6 (P,Q)		부하모선8 (P,Q)	
1	101.828	52.802	70.744	24.539	105.209	39.285
2	132.024	59.132	106.545	23.915	108.067	41.528
3	96.191	38.045	89.005	35.331	80.513	40.423
4	152.433	50.163	91.116	23.254	75.108	30.702
5	130.939	50.432	99.470	28.105	114.419	33.849

표3은 100개의 시험 계통에 대해 실제 계산한 CCT와 BPN<sup>2</sup>에서의 출력을 비교한 결과의 일부이고 표4는 그때의 5개 시험계통을 임의로(1, 21, 41, 61, 81번째) 추출하여 유효/무효 부하전력을 나타낸다.

표3의 항목  $y_{ij}$ 에서 i는 모선4~9 중에서 사고 발생 모선을, j는 모선과 연결된 선로를 의미한다. 예를 들어  $y_{41}$ 은 모선7에서의 사고이며 연결된 2개의 선로 중에서 모선5와 연결된 선로사고 경우의 CCT이다. 각각의 오차율은 (A-B)/B × 100%로 계산되며 전체 100개의 시험계통에 대해 최대 오차율은 3.191%이고 평균 오차율은 0.622%로서 매우 정확한 결과를 보였다.

표5는 표4의 시험 계통에 대해 BPN<sup>1</sup>과 BPN<sup>2</sup>가 합성된 회로망에 대한 검증결과이다. 전체 100개의 시험계통에 대해 최대 오차율은 8.995%이고 평균 오차율은 1.835%로서 상당히 정확한 결과를 보였다.

표 5 합성 BPN의 시험계통 검증 결과 (10<sup>-1</sup> sec)

Table 5 Test results of combined BPN

시험계통	y11		y12		y21		y22		y31		y32	
	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B
1	3.32	3.24	3.09	3.23	4.35	4.27	3.67	3.64	4.97	4.85	4.48	4.40
2	2.75	2.95	2.68	2.95	3.75	3.79	2.90	2.92	4.06	4.03	3.42	3.37
3	3.41	3.61	3.32	3.56	4.88	4.92	4.15	4.24	5.57	5.69	5.01	5.12
4	3.23	3.47	3.14	3.31	4.43	4.33	3.42	3.33	5.08	5.05	4.49	4.43
5	2.89	2.92	2.67	2.88	3.67	3.68	2.83	2.85	3.96	3.96	3.37	3.34
시험계통	y41		y42		y51		y52		y61		y62	
	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B
1	1.87	1.84	1.98	1.91	3.01	2.92	3.27	3.19	2.39	2.39	2.51	2.55
2	1.50	1.53	1.73	1.75	2.62	2.64	2.92	2.92	1.91	1.91	2.12	2.12
3	2.12	2.12	2.21	2.21	3.36	3.53	3.70	3.71	2.55	2.57	2.59	2.64
4	1.64	1.63	1.82	1.84	2.77	2.79	3.04	3.03	2.46	2.45	2.80	2.79
5	1.47	1.47	1.68	1.69	2.52	2.55	2.85	2.85	1.90	1.91	2.12	2.12

(A:합성 BPN의 출력값, B:동요방정식을 직접 계산한 CCT)

## 6. 결론

본 연구에서는 전력계통 동태 안전성을 온라인으로 해석하기 위한 신경회로망 적용 기법을 제안하였다. 동태 안전성의 판정은 임계 고장제거 시간(CCT)을 기준으로 하였고 사고 전후의 계통상태와 CCT 사이의 복잡한 관련성을 역전과 신경회로망으로 모형화하였다. 안전성 해석의 중요한 요소가 계산 시간이므로 신경회로망의 입력 데이터를 온라인으로 용이하게 취득하기 위해서 모선 데이터와 선로조류를 입력으로 하는 신경회로망 구성을 시도하였다.

온라인 데이터를 입력으로 하는 대신에 신경회로망의 층 수가 증가하게 되어 학습 데이터의 추출과 학습의 시간이 증가하는 단점을 갖게 된다. 하지만 하위 신경회로망에서의 학습 데이터 계산이 간단하고 학습 시 수렴성이 우수함을 사례연구를 통해 확인하였으며 하위 신경회로망이 직렬로 연결됨으로서 상위 신경회로망에 의한 CCT 계산(표4) 보다 합성 신경회로망에 의한 결과(표5)가 다소 정확성이 떨어지지만 입력 데이터의 취득 용이성과 비교하면 문제되는 정도는 아니다.

대규모 계통에 적용하는 경우 동태 등가화와 계통축약 등의 이론을 적용하여 작은 규모의 계통으로 등가화함이 필요하며, 많은 상정사고에 대해 학습 데이터를 계산하는 어려운 점은 상정사고 해석 기법으로 주요 사고만을 선택함으로써 보완할 수가 있다.

이 논문은 단국대학교 대학연구비 지원에 의하여 연구되었음.

참 고 문 헌

[1] D.J. Sobajic, Y.H. Pao, "Artificial Neural-Net based Dynamic Security Assessment for Electrical Power Systems," IEEE Trans. on Power Systems, Vol.4, No.1, Feb. 1989, pp.220-228.

[2] Y.H. Pao, D.J. Sobajic, "Combined Use of Unsupervised and Supervised Learning for Dynamic Security Assessment," IEEE Trans. on Power Systems, Vol.7, No.2, May, 1992, pp.878-884.

[3] M.A. El-Sharkawi, M.Aggoune, "Preliminary Results on using Artificial Neural Networks for Security Assessment," IEEE Trans. on Power Systems, Vol.6, No.2, May, 1991, pp.890-896.

[4] F.A. Rahimi, M.G. Lauby, "Evaluation of the Transient Energy Function Method for On-Line Dynamic Security Analysis," IEEE Trans. on Power Systems, Vol.8, No.2, May, 1993, pp.497-507.

[5] E.Vaahedi, Y.Mansour, "Enhanced Second Kick Methods for On-line Dynamic Security Assessment," IEEE Trans. on Power Systems, Vol.11, No.4, November, 1996, pp.1976-1982.

[6] V.Brandwajn, A.Bose, "Severity Indices for Contingency screening in Dynamic Security Assessment," IEEE Trans. on Power Systems, Vol.12, No.3, August, 1997, pp.1136-1142.

[7] V.Chadalavada, V.Vittal, "An On-line Contingency Filtering Scheme for Dynamic Security Assessment," IEEE Trans. on Power Systems, Vol.12, No.1, February, 1997, pp.153-161.

[8] D.H.Kuo, A.Bose, "A Generation Rescheduling Method to Increase the Dynamic Security of Power Systems," IEEE Trans. on Power Systems, Vol.10, No.1, February, 1995, pp.68-74.

[9] C.S. Chang, A.C.Liew, "Dynamic-Security-Constrained Multiobjective Generation Dispatch of Longitudinally Interconnected Power Systems Using Bicriterion Global Optimization," IEEE Trans. on Power Systems, Vol.11, No.2, May, 1996, pp.1009-1016.

[10] H.Mori, Y.Tamura, "An Artificial Neural-Net based Technique for Power System Dynamic Stability with the Kohonen Model," IEEE Trans. on Power Systems, Vol.7, No.2, May, 1992, pp.856-864.

[11] P.M. Anderson, A.A. Fouad, *Power System Control and Stability*, IEEE PRESS, 1994.

[12] P.D. Wasserman, *Neural Computing*, Van Nostrand Reinhold, 1989.

[13] J.A. Freeman, D.M. Skapura, *Neural Networks*, Addison-Wesley, 1991.

저 자 소 개



이 광 호(李 光 浩)

1965년 12월 22일 생. 1988년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1990년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 1995년 한전 전력연구원 위촉연구원. 현재 단국대학교 공대 전기공학과 조교수