

# 전력계통 동태 안전성 평가에 코호넨 신경망 적용 연구

論 文

49A-6-1

## An Application of Kohonen Neural Networks to Dynamic Security Assessment

李光浩\* · 朴永文\*\* · 金光源\*\*\* · 朴俊灏§

(Kwang-Ho Lee · Young-Moon Park · Gwang-Won Kim · June-Ho Park)

**Abstract** - This paper presents an application of Kohonen neural networks to assess the dynamic security of power systems. The dynamic security assessment(DSA) is an important factor in power system operation, but conventional techniques have not achieved the desired speed and accuracy. The critical clearing time(CCT) is an attribute which provides significant information about the quality of the post-fault system behaviour. The function of Kohonen networks is a mapping of the pre-fault system conditions into the neurons based on the CCTs. The power flow on each line is used as the input data, and an activated output neuron has information of the CCT of each contingency. The trajectory of the activated neurons during load changes can be used in on-line DSA efficiently. The applicability of the proposed method is demonstrated using a 9-bus example.

**Key Words** : Dynamic Security Assessment, Kohonen Neural Network, Critical Clearing Time

### 1. 서 론

전력계통의 수요가 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.

이와 같이 종합적인 안정도 해석을 수행하기 위해서는 계산시간의 단축이 가장 큰 요인으로 작용을 하며 따라서 기존의 시간 영역 해석법으로는 원활한 동태 안전성 평가를 기대하기가 힘들다. 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 항상 기법과 관련되어 1993년 이후의 연구는 과도 안정도 에너지 함수를 이용해서 안정도 여유값을 계산하는 기법[5], 안정도에 심각한 영향을 주는 사고만을 추출하여 계산량을 줄이는 기법[6,7] 등이 발표되고 있다.

신경회로망을 이용한 연구에서는 역전파 신경회로망의 출

력값이 CCT가 되도록 학습하여 이를 안전성 판정의 기준으로 삼거나[1,2] 부하 변동에 따른 안정과 불안정의 경계를 추출하기도 하였다[3]. 또한 사고 이전 계통의 선로조류 데이터를 역전파 신경회로망의 입력으로 사용함으로써 입력 데이터를 온라인으로 취득할 수 있는 연구도 수행되었다[8]. 한편 전력계통 정태 안전성 평가 분야에서는 코호넨 신경망을 이용하여 선로조류의 과부하를 감시하는 연구가 발표된 바 있다[9].

본 연구에서는 각각의 상정사고에 대해 과도 안정도를 판정하는 CCT의 패턴을 추출하기 위해 코호넨 신경망을 이용하였으며 온라인 취득이 용이하도록 선로조류(P,Q)를 입력 자료로 사용하였다. 온라인 DSA를 위해서 코호넨 신경망의 대표적 기능인 자기조직화 형상지도(SOFM: Self-Organizing Feature Map)[9]를 생성하였다. SOFM의 학습 과정에서 125개의 샘플 계통에 대해 12개의 상정사고에 대한 선로조류를 자기조직화 학습 데이터로 사용하였으며, SOFM의 검증 을 위해서 125×12 개 각각의 경우에 대해 CCT를 계산하였다. 사례연구에서는 임의의 계통상태에 대해 SOFM에서 선택된 뉴런이 갖는 CCT와 실제 과도 안정도 계산을 통해 구한 CCT를 비교하였으며, 부하의 시간적 변동에 따라 SOFM에서 선택 뉴런의 이동 과정을 분석하여 온라인 DSA의 적용 타당성을 검증하였다.

### 2. 동태 안전성 평가

전력계통에서 발생 가능한 사고시의 계통상태를 정확히 예측하는 것은 필수적이다. 불안정 상태에 대해 안정화 제어를 신속히 수행하기 위해서는 이러한 예측이 온라인으로 이루어져야 한다.

\* 正 會 員 : 檀國大 電氣工學科 助教授 · 工博

\*\* 正 會 員 : 서울대 電氣工學部 名譽教授 · 工博

\*\*\* 正 會 員 : 蔚山大 電氣電子自動化工學部 助教授 · 工博

§ 正 會 員 : 釜山大 電氣 · 電子 · 通信工學部 教授 · 工博

接受日字 : 1999年 8月 26日

最終完了 : 2000年 5月 3日

동태 안정성은 동태 안정도(Dynamic Stability)와는 다른 것이다. 동태 안정도는 특정 조건에서 각종 제어기 모델을 포함하여 동특성을 해석하는 것이지만 DSA는 특정 상태가 아닌 발생 가능한 전반적인 3상 단락 사고에 대해 종합적으로 과도 안정도를 평가하는 분야이다. 따라서 광범위한 안정도 해석을 제공한다.

과도 안정도, 즉 발전기의 동기화는 사고의 지속 시간에 결정적인 영향을 받으므로 동태 안정성은 주로 CCT를 계산함으로써 평가된다. 따라서 코호넨 신경망에서 각각의 상정 사고에 대한 CCT의 패턴을 어떻게 추출하느냐가 중요한 문제이며, 이를 SOFM의 2차원 패턴 배열로 구현하였다. 속응성을 갖는 제어기를 포함하여 동태안정도 기법을 사용하면 보다 정확한 CCT가 된다.

본 연구에서의 핵심적인 주장은 선로조류 데이터를 기반으로 자기조직화 학습을 수행하였을 때 SOFM이 각각의 상정 사고에 대해 고유한 CCT의 분포를 보유한다는 것이다. 또한 이들은 등고선으로 표현될 수 있으며 계통 부하의 변화에 따라 SOFM에서 선택되는 뉴런의 이동상태를 감시함으로써 온라인 DSA가 가능하게 된다.

역전과 신경망(BPN)을 사용한 DSA 연구[8]에서도 동태 안전성을 CCT로서 판정하였으며 신경망의 출력값이 CCT가 되도록 구성하였다. 선로조류를 입력값으로 사용하여 온라인 DSA에 접근한 면에서는 본 연구와 유사하지만 BPN과 SOFM의 근본적 특성 면에서는 다음과 같은 차이가 있다. 코호넨 신경망에서는 패턴 매칭에 의해 학습되므로 샘플 계통의 수가 BPN을 학습시키는 경우[8] 보다 적다. 그리고 코호넨 신경망이 선로조류 데이터만을 사용하여 자기조직화 학습을 하는 반면 BPN에서는 2개의 중간층에서 교사 학습(supervised learning)을 위해 '선로조류 → 각 상정 사고시의 발전기 위상변화와 출력변화량 → CCT' 과정의 값들을 모두 계산해야 하는 부담이 있다. 또한 BPN의 출력값은 단순히 각 상정 사고들에 대한 CCT 값을 나타내는데 비하여 SOFM의 출력은 CCT 뿐 아니라 불안정(Insecure) 상태와의 상대적 근접 정도까지를 나타낸다.

### 3. 코호넨 신경회로망

#### 3.1 경쟁 학습

코호넨 회로망의 핵심 기능은 경쟁 학습이다. 코호넨 회로망은 입력층과 코호넨 층이라고 하는 출력층으로 이루어지며 코호넨 층에서는 입력층으로부터 가중치를 거쳐 전달된 값 중에서 가장 큰 값의 노드만을 선택하여 1의 값을 출력하고 나머지 노드는 0의 값을 출력한다. 즉 코호넨 층은 경쟁을 통하여 하나의 뉴런만을 여기 시킨다. 이러한 성질을 승자차지(winner-take-all) 작용이라고 한다.

가중치의 학습은 선택된 뉴런을 중심으로 이루어진다. 코호넨 층의 뉴런  $j$ 와 입력층 뉴런  $i$ 와 연결되는 가중치를  $w_{ij}$ 라고 하면 뉴런  $j$ 로 입력되는 신호는 다음과 같다.

$$NET_j = \sum_i x_i w_{ij} = X \cdot W_j \quad (1)$$

이것은 입력 벡터와 가중치 벡터들과의 유사한 정도를 나

타낸다. 입력과 유사한 뉴런의 가중치가 더욱 입력 벡터와 가까워지도록 하기 위해 다음과 같은 학습이 수행된다.

$$w_{new} = w_{old} + \alpha \cdot (x - w_{old}) \quad (2)$$

학습계수  $\alpha$ 는 1.0의 값에서 점차 감소시키면서 학습이 진행된다.

#### 3.2 자기조직화 형상지도

자기조직화 형상지도(SOFM)는 패턴 인식에 많이 사용되는 알고리즘으로서 주요 구성은 코호넨 회로망에 의해 이루어진다. 자기조직화란 학습의 특성을 나타내며 형상지도란 코호넨 층에서의 뉴런들의 배치에 대한 특성을 나타낸다. 형상지도는 그림1과 같이 2차원 배열이 주로 사용된다.

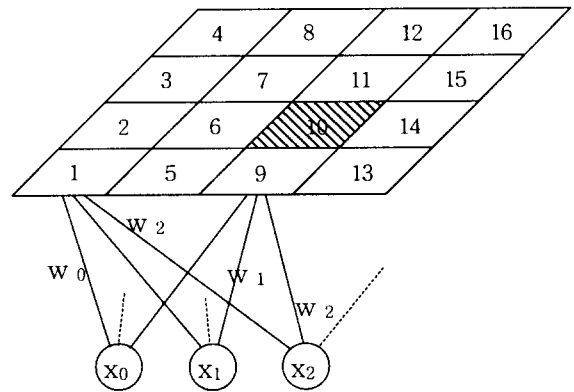


그림 1 코호넨 형상지도 신경망  
Fig. 1 Kohonen feature map network

코호넨 회로망은 입력 벡터들을 유사한 그룹으로 구분하는 작용을 하는데 이러한 작용은 비슷한 입력에 대해서 같은 뉴런이 선택되도록, 즉 다른 뉴런보다 큰 값을 갖도록 가중치를 조정함으로써 이루어진다. 유사한 입력 그룹에 대한 별도의 정보를 갖지 않고서도 회로망의 구성과 경쟁학습의 특성에 의해 자연스럽게 입력 공간을 구분하는 작용을 하게 된다. 이러한 자기조직화 기능을 확장하여 이웃하는 코호넨 뉴런들이 그룹들 간의 유사성 정보를 갖도록 하는 것이 SOFM 알고리즘이다.

보통의 코호넨 알고리즘에서 선택된 하나의 뉴런에 대해서만 가중치를 변경하는데 비해 SOFM에서는 주변 뉴런의 가중치들도 변경하는 것이다. 주변 뉴런들과의 상호 인접 정도의 개념을 부여하기 위해 일례로 그림1과 같이 경쟁을 통해 선택된 뉴런(10)과 그 주변에 위치하는 뉴런들(5, 6, 7, 9, 11, 13, 14, 15)을 동시에 학습시킨다. 이러한 학습이 완료되면 SOFM에는 입력 벡터들의 특성구분은 물론 각 그룹들 간의 유사성도 포함이 된다.

#### 3.3 형상지도와 동태 안전성 평가

본 연구에서는 100개(10×10)의 뉴런으로 SOFM을 구성하였으며 125개의 샘플 계통에 대한 선로조류 데이터를

SOFM의 학습에 사용하였다. 따라서 SOFM은 125개의 샘플 계통을 2차원의 100개 뉴런에 분포시키게 된다. 이것만 갖고서는 임의 계통에 대한 동태 안전성을 평가할 수가 없다. SOFM의 학습과는 별도로 샘플 계통에 대한 각 상정사고 시의 CCT를 계산하여 이를 SOFM에 분포된 샘플 계통들과 연관을 지으면 각 상정사고에 대한 CCT의 분포가 생성된다. SOFM의 학습에는 CCT가 사용되지 않지만 학습의 결과는 각 샘플 계통에서의 CCT들의 상관관계 정보를 포함하고 있다.

4. 사례연구

4.1 적용 계통

본 연구에서는 그림2와 같은 3기 9모선 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].

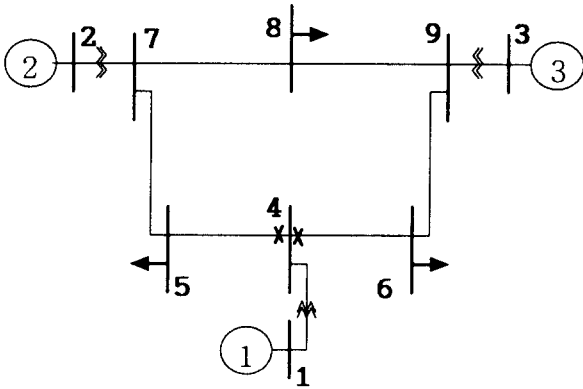


그림 2 사례연구 대상 계통도  
Fig. 2 Network diagram for case study

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

사례 계통에서 3개의 부하에 대해 각각 -20%, -10%, 0%, +10%, +20%, 이상 5단계로 변화시켜 전체 125(=5<sup>3</sup>)개의 샘플 계통을 발생시켰다.

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

이 때 발전력의 변화는 1번 슬랙 모선 뿐 아니라 발전기 2와 3에서도 다음 식(3)과 같이 가까운 부하의 변화를 반영하도록 하였다.

$$\Delta P_{L2} = \frac{1}{2}(\Delta P_{L5} + \Delta P_{L8}) \quad (3)$$

$$\Delta P_{L3} = \frac{1}{2}(\Delta P_{L6} + \Delta P_{L8})$$

사고는 변압기 3대를 제외한 6개의 송전선로에 대해 양쪽 끝에 3상 단락사고를 발생시킴으로서 전체 12개의 사고를 고려한다. 예를 들어 그림2의 4번 모선에 표시된 2개의 선로사고 발생 시 4번 모선의 3상 단락사고와 개념적으로 등가이지만 고장 선로가 개방된 이후에는 두 경우의 계통은 서로 다른 과도 현상이 나타나고 CCT의 값도 상이하므로 12개의 상정사고를 고려하였다.

CCT는 동요 방정식을 시간 영역에서 Runge-Kutta 법으로 계산하여 구했으며 안정/불안정의 판정은 발전기의 첫 번째 흔들림(First Swing)을 기준으로 하였다.

4.2 학습결과

코호넨 신경망의 학습과정에서는 각각의 샘플계통에 대한 선로조류 데이터가 학습 데이터로 사용되므로 125×12개의 선로조류 값이 사용되며 다음 표3은 학습 데이터의 일부를 나타낸다.

표 3 샘플 계통의 선로조류 데이터

Table 3 Line flow data of sample system

샘플 조류	계통 1	계통 2	...	계통 63	...	계통 124	계통 125
P <sub>45</sub>	26.75	26.99		40.94		55.10	55.36
Q <sub>45</sub>	13.25	13.70		22.89		32.73	33.25
P <sub>46</sub>	21.96	21.80		30.70		39.73	39.60
Q <sub>46</sub>	4.07	3.74		1.03		6.01	6.38
P <sub>75</sub>	73.36	73.12		84.32		95.36	95.11
Q <sub>75</sub>	9.27	8.87		11.31		13.71	13.28
P <sub>96</sub>	50.12	50.28	...	59.46	...	68.56	68.70
Q <sub>96</sub>	11.71	11.39		13.46		15.54	15.20
P <sub>78</sub>	65.45	70.69		76.38		82.09	87.36
Q <sub>78</sub>	5.21	2.79		0.80		1.21	3.81
P <sub>98</sub>	14.89	19.71		24.10		28.47	33.28
Q <sub>98</sub>	20.29	21.95		24.30		26.72	28.37

선로조류  $P_{ij}$ ,  $Q_{ij}$  는 모선  $i$ 에서 모선  $j$  방향으로의 유효, 무효전력[MW,MVar]이고 샘플 계통은 모선5, 6, 8의 부하를 -20%에서 +20%까지 10% 씩 단계적으로 증가시킨 것이다. 계통1과 2는 각각 -20:-20:-20% 과 -20:-20:-10 % 이고 계통124와 125는 각각 +20:+20:+10% 와 +20:+20:+20 % 변화시킨 것이다. 또한 계통63은 표1에 해당하는 부하상태에서의 선로조류이다. 학습 결과, SOFM은 125개의 샘플 계통을 2차원 100개(10×10)의 뉴런에 다음 표4와 같이 분포시킨다.

표 4 SOFM의 패턴 분류 결과  
Table 4 Classified patterns of SOFM

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	105 110	79 84	78	53	54	55	30	29	5	3 4
2	115 120	80	83 88	58	59	60 65	35	40	10 15	8
3	90	85	89	63	64	70 75	45	34	9 14	13
4	95	94	93	69	68	50	39	44	20 25	19
5	100	99	98	73	74	43	38	49	24	23
6	125	92	97	96	67 72	71	48	47	22	17 18
7	119 124	123	121	111	91	61 66	42	46	16	21
8	118	117 122	116	86	87	57 62	32 37	42	12	6 11
9	109 114	113	107 112	106	77 82	52	28 33	27	36	7
10	104	108	102 103	101	76 81	51	56	26 31	1	2

SOFM의 가중치는 입력 노드 12개와 출력노드 100개 사이에 존재하므로 차원 12의 벡터가 100개 존재한다. 학습이 완료된 가중치 일부를 부록의 표A1에 나타낸다.

표4와 같이 학습된 SOFM은 12개 상정사고에 대해 서로 다른 CCT 지도 정보를 갖는다. 다음 표5는 사고1(모선4와 모선5 사이, 모선4측)에 대한 CCT 지도를 나타내고 이를 3차원으로 나타내면 다음 그림3과 같다. 하나의 뉴런에 2개의 샘플 계통이 할당된 곳은 CCT의 평균을 대표값으로 한다. 또한 사고7(모선7과 모선5 사이, 모선7측)에 대한 CCT 지도와 입체도는 부록의 표A2와 그림A1에 나타낸다.

표 5 상정사고1에 대한 CCT 지도  
Table 5 CCT Map for contingency fault 1

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.294	0.308	0.325	0.331	0.316	0.303	0.319	0.309	0.337	0.323
2	0.285	0.300	0.318	0.325	0.309	0.296	0.300	0.295	0.302	0.333
3	0.292	0.295	0.303	0.319	0.307	0.287	0.292	0.316	0.313	0.325
4	0.285	0.300	0.309	0.300	0.316	0.285	0.309	0.303	0.292	0.307
5	0.285	0.292	0.307	0.309	0.295	0.319	0.323	0.300	0.303	0.316
6	0.279	0.325	0.319	0.333	0.327	0.337	0.309	0.325	0.331	0.333
7	0.294	0.303	0.331	0.340	0.337	0.548	0.333	0.340	0.353	0.347
8	0.307	0.318	0.333	0.347	0.331	0.335	0.339	0.349	0.340	0.364
9	0.301	0.309	0.328	0.347	0.337	0.347	0.332	0.349	0.353	0.349
10	0.307	0.316	0.326	0.349	0.353	0.361	0.353	0.365	0.371	0.353

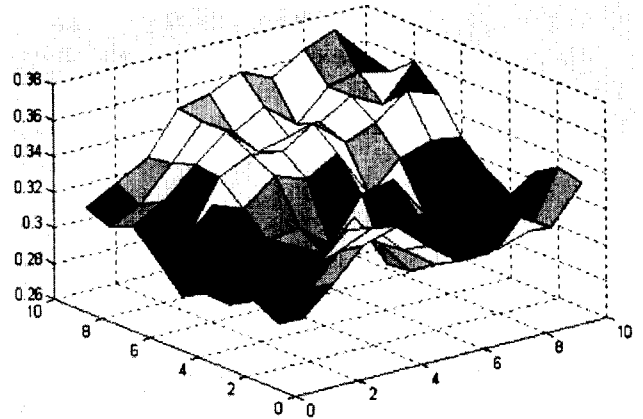


그림 3 상정사고1에 대한 CCT 입체 분포도  
Fig. 3 3-D Graph of CCT map for contingency fault 1

### 4.3 동태 안전성 분석

제안한 DSA 기법의 검증을 위하여 시험 계통은 3개의 부하(L5, L6, L8)를 각각 10개의 구간에서 변화시켜 적용하였다. 총부하는 초기 315[MW]에서 356[MW]로 증가하였으며 무효전력은 유효전력의 변화에 비례하여 변화시켰다. 각 구간별 부하의 유효전력 부하의 변동은 다음 그림4와 같다.

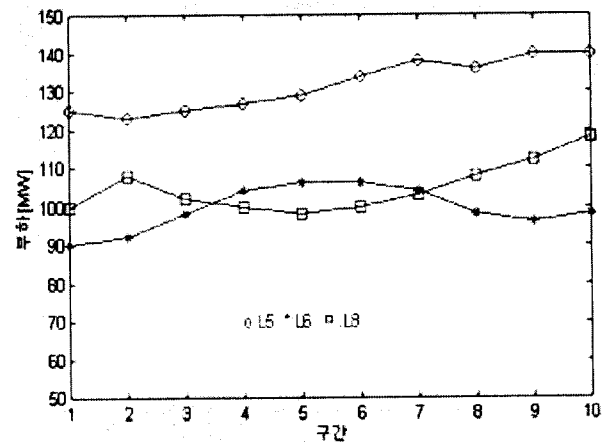


그림 4 10개 구간에서의 부하 변동  
Fig. 4 Load changes for 10 periods

각 구간에서 선로조류 데이터를 SOFM에 입력하였을 때의 선택된 뉴런을 다음 표6에 나타내었으며 또한 선택 뉴런이 갖는 CCT 대표값 정보와 시간 영역에서 계산한 정확한 CCT 값을 비교하였다.

표6의 CCT 비교에서 앞의 값은 선택 뉴런이 갖는 CCT 대표값이고 뒤의 값은 과도 안정도 해석을 통해 구한 CCT 계산값이다. 시험계통1은 표1에 나타난 초기 정상상태와 같으므로 두 CCT 값이 일치하였고 나머지 9개 시험계통에서의 CCT 비교는 평균 0.003 초 정도의 오차를 보인다. 따라서 SOFM의 패턴 분류에 따른 CCT의 정보는 실제값과 평균 99% 이상의 정확성을 나타냄을 알 수 있다.

표 6 SOFM의 출력 뉴런과 CCT 비교

Table 6 Output neurons of SOFM and comparisons of CCT values

시험계통		1	2	3	4	5
선택뉴런		(3,4)	(3,5)	(4,5)	(5,4)	(5,4)
CCT 정확성 비교	사고1	0.319:0.319	0.307:0.309	0.316:0.309	0.309:0.309	0.309:0.309
	2	0.309:0.309	0.300:0.300	0.309:0.307	0.307:0.307	0.307:0.309
	3	0.409:0.409	0.385:0.388	0.403:0.400	0.400:0.400	0.400:0.400
	4	0.325:0.325	0.303:0.309	0.319:0.316	0.316:0.316	0.316:0.316
	5	0.455:0.455	0.424:0.427	0.443:0.433	0.433:0.433	0.433:0.433
	6	0.396:0.396	0.368:0.371	0.381:0.379	0.368:0.371	0.368:0.371
	7	0.169:0.169	0.160:0.163	0.167:0.163	0.163:0.163	0.163:0.163
	8	0.184:0.184	0.175:0.177	0.184:0.184	0.184:0.184	0.184:0.184
	9	0.276:0.276	0.261:0.269	0.279:0.279	0.285:0.279	0.285:0.285
	10	0.307:0.307	0.295:0.300	0.309:0.307	0.309:0.307	0.309:0.309
	11	0.215:0.215	0.205:0.205	0.208:0.208	0.200:0.205	0.200:0.200
	12	0.239:0.239	0.224:0.224	0.228:0.224	0.215:0.221	0.215:0.221

시험계통		6	7	8	9	10
선택뉴런		(5,3)	(5,3)	(4,2)	(4,2)	(4,1)
CCT 정확성 비교	사고1	0.307:0.309	0.307:0.303	0.300:0.300	0.300:0.295	0.285:0.288
	2	0.300:0.303	0.300:0.300	0.292:0.295	0.292:0.288	0.279:0.279
	3	0.388:0.393	0.388:0.385	0.371:0.379	0.371:0.371	0.356:0.356
	4	0.295:0.303	0.295:0.292	0.285:0.292	0.285:0.279	0.264:0.264
	5	0.424:0.427	0.424:0.419	0.409:0.412	0.409:0.403	0.381:0.385
	6	0.356:0.361	0.356:0.356	0.347:0.353	0.347:0.340	0.323:0.325
	7	0.153:0.153	0.153:0.151	0.147:0.151	0.147:0.144	0.139:0.139
	8	0.177:0.181	0.177:0.175	0.169:0.169	0.169:0.163	0.163:0.160
	9	0.269:0.272	0.269:0.261	0.255:0.255	0.255:0.245	0.239:0.239
	10	0.295:0.300	0.295:0.292	0.285:0.285	0.285:0.279	0.272:0.272
	11	0.197:0.200	0.197:0.197	0.191:0.197	0.191:0.191	0.181:0.184
	12	0.221:0.221	0.221:0.221	0.215:0.221	0.215:0.221	0.208:0.208

다음 그림5는 SOFM에서 부하 변동에 따른 선택 뉴런의 이동 경로를 나타낸다.

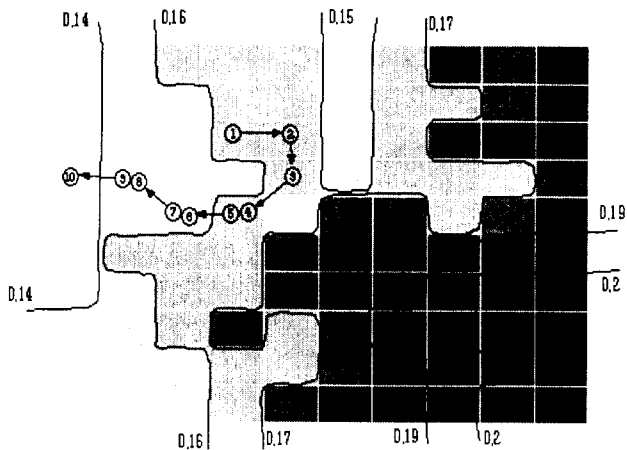


그림 5 선택뉴런의 이동 경로  
Fig. 5 Trajectory of output neuron

상정사고 10개 중에서 7번 사고(모선7과 모선5 사이, 모선7측)일 때 CCT 값이 제일 작은 것은 7번 사고가 과도안정도 측면에서 가장 심각한 사고임을 의미한다. 이러한 7번 사고에 대한 분석을 위하여 그 때의 CCT를 그림5에 등고선으로 표시하였다. 등고선은 표A2의 CCT 지도에 대해 간략히 나타낸 것이다. CCT 값이 클수록 진하게 표시하였고 CCT 값이 작을수록 연하게 나타내었다. 따라서 연한 부분으로 갈수록 과도 안정도 측면에서 불안정한 상태가 된다. 변동 부하를 적용한 결과, 선택 뉴런은 0.16 이상의 CCT 영역에서 출발하여 상태6이 되면서 CCT는 0.16 이하로 줄어

들고, 다시 상태10이 되면서 CCT는 0.14 이하로 감소한다. 전력계통 보호 시스템 설계에 따라 허용 가능한 최소의 CCT가 있을 것이고 이를 SOFM의 CCT 지도에 반영하면 2차원 지도를 안전 영역과 불안전 영역으로 구분할 수가 있다. 만약 허용 최소 CCT가 0.14 이라면 부하상태 10은 불안전 상태를 의미하게 된다. 또한 부하의 변화가 4에서 9로 진행됨에 따라 출력 뉴런의 이동 추이를 감시함으로써 계통이 경계선을 지나 불안전 상태에 이르는 것을 예측할 수가 있게 된다.

5. 결론

본 연구는 코호넨 신경망을 학습하여 전력계통의 동태 안전성을 평가하는 기법을 제안하였다. 온라인 취득이 가능한 계통의 선로조류 데이터가 신경망에 입력되고 코호넨 신경망의 패턴 매칭 기능과 신속한 계산 기능이 사용됨으로서 온라인 동태 안전성 평가의 가능성을 제시하였다. SOFM은 샘플 계통과 2차원 배열의 뉴런들과의 매핑 정보를 보유하며 이를 이용하여 상정사고시 각 샘플 계통의 CCT를 2차원에 배열할 수 있고 이를 등고선으로 나타내어 안전성 평가에 사용하였다.

부하의 변동에 따라 SOFM의 출력 뉴런이 바뀌는 상황을 상정사고의 CCT 지도에 나타내면 계통의 동태 안전 영역과 불안전 영역 하에서 계통상태의 변화를 간단히 파악할 수가 있다. 계통상태 변화의 추이가 2차원 평면에 표시됨으로서 동태 안전성에 대한 예측이 가능해 진다. 또한 SOFM 적용에 의한 CCT와 과도안정도 계산에 의한 CCT 값의 차이가 크지 않음을 확인하였다.

제안한 알고리즘은 학습과정에서 샘플 계통의 선로조류 데이터만을 사용하기 때문에 온라인 적용 가능성이 높다. 실제통에 적용하기 위해서는 대표적인 부하상태의 패턴과 사고사례를 추출하는 알고리즘 보완이 요구된다.

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] 이광호, "선로조류를 이용한 전력계통 동태 안전성 평가 연구," 전기학회논문지 48A권 2호, 1999년 2월, pp.107-112.

[9] 이광호, 김광원, "코호넨 신경망을 이용한 전력계통 정태 안전성 평가 연구," 전기학회논문지 47권 8호, 1998년 8월, pp. 1078-1087.

[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.

부 록

표 A1 수렴된 SOFM의 가중치  
Table A1 Weight matrices of converged SOFM

출력 입력	(1, 1)	(1, 2)	(1, 3)	...	(10, 8)	(10, 9)	(10,10)
x1(=P <sub>45</sub> )	57.22	49.53	49.30		33.95	26.75	26.99
x2(=Q <sub>45</sub> )	34.24	28.70	28.22		17.71	13.25	13.70
x3(=P <sub>46</sub> )	19.14	19.78	19.56		22.49	21.96	21.80
x4(=Q <sub>46</sub> )	4.09	4.09	4.62		3.84	4.07	3.74
x5(=P <sub>75</sub> )	93.28	88.34	88.56		78.73	73.36	73.12
x6(=Q <sub>75</sub> )	12.29	11.57	11.97		10.51	9.27	8.87
x7(=P <sub>96</sub> )	53.88	52.91	52.50	...	51.72	50.12	50.28
x8(=Q <sub>96</sub> )	12.35	12.16	12.43		12.32	11.71	11.39
x9(=P <sub>78</sub> )	89.33	83.35	78.13		66.05	65.45	70.69
x10(=Q <sub>78</sub> )	2.54	0.56	1.99		5.68	5.21	2.79
x11(=P <sub>98</sub> )	31.33	27.22	22.37		14.30	14.90	19.71
x12(=Q <sub>98</sub> )	29.77	27.34	25.69		20.87	20.29	21.95

표 A2 상정사고7에 대한 CCT 지도  
Table A2 CCT map for contingency fault7

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.134	0.152	0.160	0.169	0.163	0.153	0.163	0.175	0.175	0.188
2	0.129	0.144	0.157	0.169	0.160	0.152	0.163	0.160	0.175	0.191
3	0.139	0.144	0.147	0.169	0.160	0.147	0.160	0.175	0.181	0.191
4	0.139	0.147	0.153	0.153	0.153	0.167	0.153	0.169	0.169	0.177
5	0.136	0.144	0.153	0.163	0.153	0.175	0.177	0.167	0.175	0.184
6	0.121	0.163	0.160	0.169	0.175	0.181	0.175	0.184	0.197	0.394
7	0.134	0.139	0.160	0.163	0.175	0.184	0.184	0.193	0.208	0.205
8	0.144	0.152	0.160	0.175	0.163	0.176	0.191	0.197	0.200	0.208
9	0.139	0.147	0.153	0.163	0.163	0.177	0.181	0.191	0.197	0.200
10	0.144	0.147	0.150	0.163	0.175	0.191	0.184	0.197	0.208	0.200

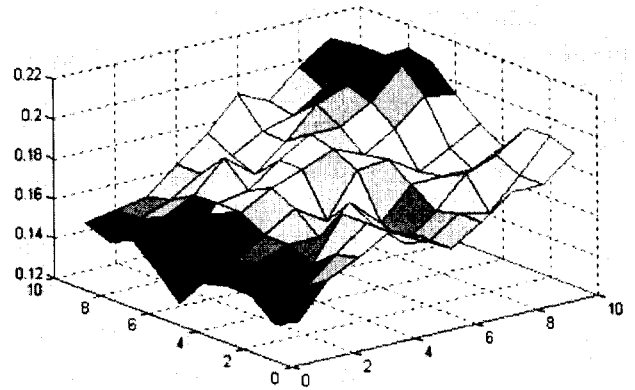


그림 A1 상정사고7에 대한 CCT 입체 분포도  
Fig. A1 3-D Graph of CCT map for contingency fault 7

저 자 소 개



이 광 호 (李光浩)

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

Tel : 02-709-2868

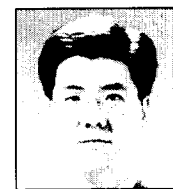
E-mail : mania49d@dankook.ac.kr



박 영 문 (朴永文)

1933년 1월 20일생. 1956년 서울대 전기공학과 졸업. 1971년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 1983년 미국 휴스턴대 교환교수. 현재 서울대 대학원 전기공학부 교수. 1989년-1990년 당 학회 회장 역임

Tel : 02-880-7244



김 광 원 (金光源)

1966년 5월 14일생. 1989년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1991년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1996년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 현재 울산대 전기전자 및 자동화공학부 조교수

Tel : 052-259-2186

E-mail : gwkim@uou.ulsan.ac.kr

박 준 호 (朴俊灝)

전기학회 논문지 제49A권 5호 참조

Tel : 051-510-2370