

# 과도안정도 에너지 마진 향상을 위한 다기의 TCSC 적정량 실시간 산정

論 文  
50A-10-2

## Real-Time Estimation of Multi TCSC Reference Quantity for Improvement of Transient Stability Energy Margin

金 垂 南\* · 劉 錫 九\*\*  
(Soo-Nam Kim · Seok-Ku You)

**Abstract** - This paper presents a method for real-time estimation of TCSC reference quantity in order to enhance the power system transient stability energy margin using artificial neural network in multi-machine system. This paper has the three parts, the first part is to determine the lines to be installed by TCSC. The seconds is to estimate the energy margin using by ANN. To get the critical energy for training, we use the potential energy boundary surface(PEBS) method which is one of the transient energy function(TEF) method. And the last is to determine the TCSC reference quantity. In order to make training data for ANN in this step, we use genetic algorithm(GA). The proposed method is applied to 39-bus, 46-line, 10-machine model system to show its effectiveness.

**Key Words** : TEF, PEBS, Energy Margin, TCSC, Genetic Algorithms(GA), Artificial Neural Network(ANN)

### 1. 서 론

전력 수요의 증대와 더불어 전력 계통이 복잡화, 대용량화 되는 한편 전력의 질적 향상에 대한 인식이 점점 고조되면서 계통의 안정적 운용을 위한 조류제어, 전압제어, 안정도 향상에 필요한 기술 개발이 요구되고 있다. 특히, FACTS(Flexible AC Transmission System)기기중 하나인 TCSC(Thyristor Controlled Series Capacitor)는 고속 스위칭 소자인 사이리스터로 스위칭 되는 직렬커패시터로써 기존의 선로 리액턴스를 실시간으로 보상하여 계통 외란 중 사고선로가 아닌 정상선로를 통한 전력전송을 증진시켜 안정도를 향상시킬 수 있다. TCSC가 계통에 설치되어 있을 때 개별적인 TCSC가 증대시킬 수 있는 계통의 임계에너지는 한계가 있기 때문에 과도한 고장시 여러 대의 TCSC의 투입이 불가피하다. 하지만, 모든 선로에 TCSC를 설치한다는 것은 불가능하므로 사전에 다양한 계통사고와 환경적, 경제적인 요소를 고려하여 최적의 설치위치를 찾는 것과, 사고시 계통 상태에 따른 여러 대의 TCSC의 제어량을 결정하는 것이 중요하다.

TCSC의 적정량 산정에는 안정도를 양적으로 표현할 수 있는 유일한 방법으로 알려져 있는 Lyapunov 직접법에 근거한 에너지마진을 기준으로 한다. 에너지마진을 구하는 과정에서 두 개의 에너지 함수값 즉, 사고시 발생하는 과도에너지와 사고제거 후 계통이 사고시 발생한 과도한 에너지를 흡수, 분배 할 수 있는 계통 고유의 임계에너지를 구하여야 한다. 그러나, 이러한 에너지 함수는 다기의 전력계통의 비선형성과

복잡성 때문에 실시간으로 계산하기가 불가능하다. 최근, 이러한 에너지함수를 구성하는 계통 파라미터들을 실시간 동기 위상각 측정법을 이용하여 구하고 전문가 시스템을 이용하여 계통의 임계에너지를 추정하는 연구가 활발히 진행되고 있다 [1~3]. 또한, 다기계통에 있어서 직렬커패시터의 적정위치와 적정량을 전역적 탐색기법인 유전알고리즘을 이용하여 결정 한 연구가 있으나, 유전알고리즘의 특성상 계산시간으로 인해 실시간에 적용하기에는 어려움이 따른다[4,5].

본 논문에서는 에너지마진에 따른 TCSC의 제어량을 실시간으로 결정하여 계통 외란시 과도안정도를 증진시키고자 한다. 다양한 계통의 사고지점을 고려하여 TCSC가 설치되어야 할 선로를 사전에 결정하고, 신경망을 이용하여 임의의 계통사고시 에너지마진을 추정하여 계통이 불안정 할 경우 계통의 과도안정도를 위해 각각의 TCSC가 출력해야 할 투입량을 실시간으로 산정한다. 즉, 사고제거 후 계통에서 얻을 수 있는 몇가지 정보들을 이용하여 에너지 마진을 추정하고 추정된 양과 안정도를 위해 필요한 양의 차이를 계통 전체에 걸쳐 사전에 적절하게 배치되어 있는 FACTS기기들의 제어를 통해 보상하고자 한다. 이 때에 적절한 투입량을 사전에 학습되어 있는 신경망을 이용하여 결정한다. 따라서 본 논문에서 TCSC는 가변 직렬커패시터로서 동작하여 선로의 파라미터를 조절하는 역할을 하며 과도안정화 이외의 동작은 없는 것으로 가정한다.

제안된 알고리즘은 두 단계의 신경망으로 나뉘는데, 첫 번째 단계는 에너지마진을 추정하여 과도안정도를 판별한다. 에너지 마진을 추정하기 위해 학습데이터를 Lyapunov 직접법에 근거한 과도에너지 함수법중 다기계통에 적용이 가능한 PEBS(Potential Energy Boundary Surface)법을 사용하여 구성하였다[6,7]. 두 번째 단계로 추정된 에너지마진이 불안정시 에너지마진과 고장선로의 위치, 그리고 부하상태에 따른 다기

\* 正 會 員 : 漢陽大 電氣工學科 博士課程

\*\* 正 會 員 : 漢陽大 電氣工學科 教授 · 工博

接受日字 : 2001年 2月 22日

最終完了 : 2001年 9月 13日

의 TCSC의 적정량을 신경망이 결정하게된다. 첫 번째 단계에서 추정된 불안정한 에너지마진을 안정도를 위해 기대되는 에너지마진으로 보상하기 위해 각각의 TCSC가 보상해야 할 적정량을 유전알고리즘을 이용하여 구하고 이것을 신경망의 학습데이터로 활용하였다.

제안된 신경망은 LMBP (Levenberg Marquardt Back Propagation)를 사용하였다. 학습도를 증가시키기 위해 신경망 입출력 값을 퍼지의 소속함수의 개념을 이용하여 퍼지화하였다[8,9]. 제안된 알고리즘을 10기 39모선 46선로 계통에 적용하여 그 효율성을 입증하였다. 그림 1은 제안된 알고리즘의 개요를 보여준다.

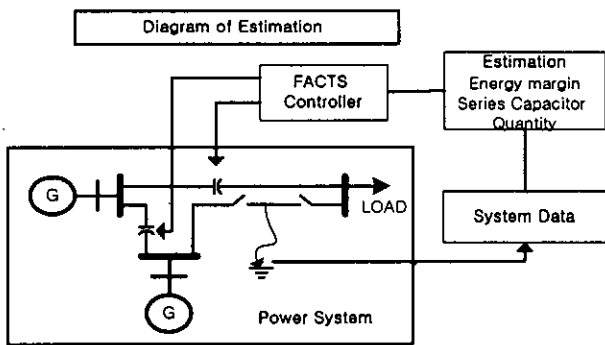


그림 1 에너지마진 향상을 위한 계통제어의 개요도  
Fig. 1 A diagram of network control for energy margin

## 2. 과도에너지 함수(Transient Energy Function)

다기의 전력계통 안정도 해석은 시간모의법과 Lyapunov 에너지함수를 이용한 직접법(TEF)이 있는데, 시간모의법은 안정판정에 있어서 기준을 제시하지만, 그 양적인 값을 표현할 수 없다는 단점이 있다. TEF법은 과도에너지 마진 ( $V_{em}$ )의 계산을 기본으로 하고 있다. 이러한 과도에너지 마진을 계산하기 위해서는 두 개의 에너지값을 계산해야 하는데, 그 첫째가 고장제거순간의 위치에너지 ( $V_{PE}$ )와 운동에너지 ( $V_{KE}$ )의 합으로 계산되는 과도에너지 ( $V_{TR}$ )이고 두 번째로 계산되어야 하는 것이 고장제거후의 계통 고유 임계에너지 ( $V_{CR}$ )이다.

본 논문에서는 에너지 마진 추정을 위한 학습데이터를 구축하기 위해, 과도에너지는 고장제거 순간까지를 시간모의법인 단단법을 Runge-Kutta법으로 계산한 위상각과 각속도를 이용하여 구하였고, 계통의 임계에너지를 구하기 위해서 PEBS방법을 사용하였다.

Lyapunov 직접법 있어서의 가장 난제인 임계에너지를 구하는 방법으로는 Lowest Level, Closest UEP(Unstable Equilibrium Point), PEBS(Potential Energy Boundary Surface), MOD(Mode Of Disturbance), BCU(Boundary of stability region based Controlling Unstable equilibrium point)법 등이 있다[10~13]. 이 가운데 Lowest Level법은 발전기 수가 많아지면 불안정 평형점의 후보가 많아져 다기계통에 적용이 어렵고, Closet UEP, MOD, BCU등 제어불안정 평형점을 이용한 방법들은 비교적 정확한 값을 결정할 수 있지만 계산시간이 많이 소요되는 단점이 있다. PEBS법은 고

장중의 위상각과 각속도의 고장제거에 따라 위치에너지의 첫 번째 최대값이 임계에너지라는 가정을 이용한 방법으로 실제 다기계통에 적용이 가능하고 다소 빠른 방법으로 알려져 있다.

### 2.1 과도에너지(Transient Energy)

시간모의법인 단단법을 이용하여 고장제거순간의 각속도와 위상각을 구하고, 고장전 평형점에서부터 고장제거순간까지를 적분함으로써 얻을 수 있다. 단단법을 이용하여 고장제거순간의 각속도( $\tilde{\omega}^c$ )와 위상각( $\theta^c$ )을 구하고 식(1)을 이용하여 과도에너지를 구한다. 이하의 식들은 모두 COA(Center Of Angle)을 기준으로 한 식이다[14].

$$V_{TR} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N M_i \tilde{\omega}_i^{c2} - \sum_{i=1}^N P_i (\theta_i^c - \theta_i^{st}) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N [C_{ij} (\cos \theta_{ij}^c - \cos \theta_{ij}^{st}) + D_{ij} \frac{\theta_i^c + \theta_j^c - \theta_i^{st} - \theta_j^{st}}{\theta_{ij}^c - \theta_{ij}^{st}} (\sin \theta_{ij}^c - \sin \theta_{ij}^{st})] \quad (1)$$

$\tilde{\omega}^c$  : 고장제거 순간의 각속도

$\theta^c$  : 고장제거 순간의 위상각

$\theta^{st}$  : 고장 전의 안정 평형점

$P_i = P_{mi} - E_i^2 G_{ii}$

$C_{ij} = E_i E_j B_{ij}$

$D_{ij} = E_i E_j G_{ij}$

$M_i$  :  $i$  발전기의 관성모멘트

$E_i$  :  $i$  발전기의 내부유기전압크기

$P_{mi}$  :  $i$  발전기의 기계적입력

$G_{ij}, B_{ij}$  : 어드미턴스행렬에서  $i, j$  요소의

실수부와 허수부

$N$  : 발전기 대수

$i, j : 1, 2, 3 \dots N$

### 2.2 PEBS(Potential Energy Boundary Surface)

PEBS법을 사용하여 임계에너지를 구하는 방법중 본 논문에서 사용한 방법은 다음과 같다.

step 1: 다음과 같은 전력편차방정식  $F(\theta)$ 를 최소화하여 고장제거후의 안정평형점  $\theta^0$ 를 구한다.

이 때, 계통 파라미터는 고장제거후의 값이다.

$$F(\theta) = \sum_{i=1}^N f_i^2(\theta) \quad (2)$$

$$f_i(\theta) = P_i - P_{ei} - \frac{M_i}{M_T} P_{COA}$$

여기서,

$$P_{ei} = \sum_{j \neq i}^N [C_{ij} \sin(\theta_i - \theta_j) + D_{ij} \cos(\theta_i - \theta_j)]$$

$$M_T = \sum_{i=1}^n M_i, P_{COA} = \sum_{i=1}^n P_i - P_{ei}$$

step 2: 고장동안의 계통파라미터를 이용하여 위상각제적  $\theta$ 를 구한다.

step 3: 위상각  $\theta$ 의 제적에 따라  $f^T(\theta) \cdot (\theta - \theta^0)$ 를 구하여 zero가 될 때까지 step2와 step3을 반복한다.

step 4:  $f^T(\theta) \cdot (\theta - \theta^0)$ 가 zero가 되는 순간의 혹은 그 직전의 값 즉, 시간간격이 클수록 영점 주변의 오차가 커지므로 안전한 영점직전의 값  $\theta$ 를 이용하여 위치에너지  $V_{PE}(\theta)$ 를 구한다. 위치에너지 함수는 식(3)과 같다.

$$V_{PE} = - \sum_{i=1}^n P_i(\theta_i - \theta_i^0) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n [C_{ij}(\cos \theta_{ij} - \cos \theta_{ij}^0) + D_{ij} \frac{\theta_i + \theta_j - \theta_i^0 - \theta_j^0}{\theta_{ij} - \theta_{ij}^0} (\sin \theta_{ij} - \sin \theta_{ij}^0)] \quad (3)$$

$\theta^0$ : 고장제거 후의 안정 평형점

이 때의 위치에너지가 임계에너지 값으로 사용된다.

$f^T(\theta) \cdot (\theta - \theta^0)$ 가 zero가 되는 점은 첫 번째 위치에너지가 최대가 되는 점이고 운동에너지가 최소가 되는 점이다. 이 때의 점이 PEBS상에 위치하게 된다. 고장전이나 고장제거후의 안정평형점은 DFP(Davidon Fletcher Powell)법을 사용하여 최소화하였다.

그림 2에서  $f^T(\theta)$ 와  $(\theta - \theta^0)$ 의 내적이 zero가 되는 순간의 점 A가 계통의 위치에너지가 최대가 되는 점 B와 일치하는 것을 알 수 있고 B점이 바로 임계에너지이다. 고장동안에 계통에서 발생하는 전체에너지가 임계에너지와 같아지는 점 C 순간의 시간 D는 해당 선로사고시 계통이 안정도를 유지하기 위한 임계고장 제거시간이 된다.

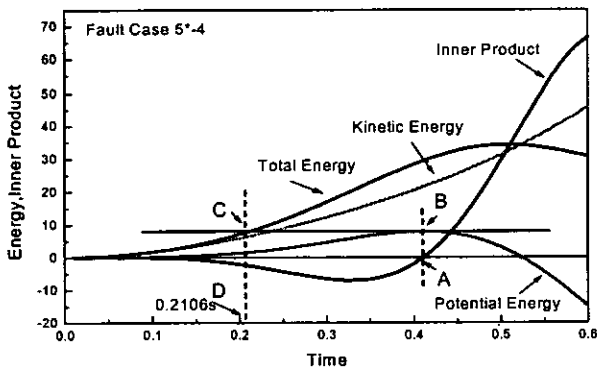


그림 2 에너지 함수와 PEBS

Fig. 2 Relation of transient energy function and PEBS

### 2.3 에너지 마진(Energy Margin)

에너지 마진은 과도에너지와 임계에너지의 차이로 구해진다.

$$V_{em} = V_{CR} - V_{TR} \quad (4)$$

그림 3에서는 고장제거시간에 따른 에너지마진을 보여주고 있는데 고장제거 시간이 늦어질수록 발생한 과도에너지가 증가하고 있음을 알 수 있다. 따라서 고장제거후의 계통상태가 일정하다면 에너지마진은 점점 작아져 음의 값을 갖고 마진이 zero가 되는 시간이 임계제거시간이 됨을 알 수 있다.

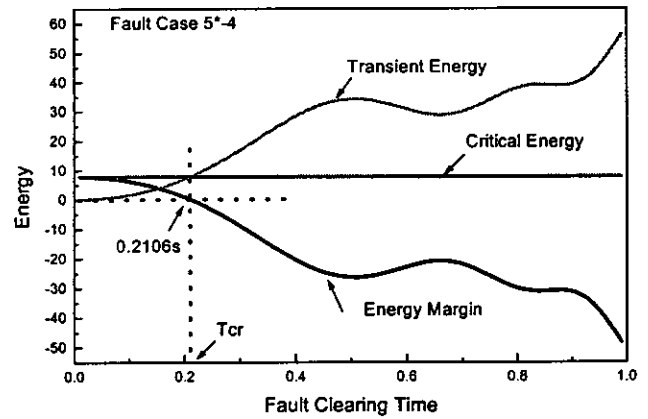


그림 3 고장제거 시간과 에너지마진

Fig. 3 Relation of fault clearing time and energy margin

외란이나 부하변동시 에너지함수를 구성하고 있는 계통파라미터는 변하게 되고 사고시 계통상태가 에너지마진에 영향을 끼친다. 그림4는 사고선로가 사고직전 송전하고 있던 전력량의 변화가 에너지 마진에 미치는 영향을 보여준다.

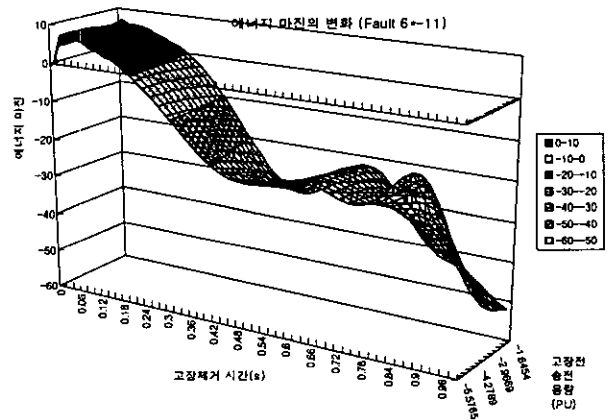


그림 4 사고선로의 사고전 전력조류를 고려한 에너지마진

Fig. 4 Relation of the energy margin and power flow in the faulted line

### 3. TCSC 설치 위치 선정

적절한 TCSC의 설치위치는 모든 선로를 설치후보로 선정하여 다양한 위치의 선로사고시 후보 선로를 보상하였을 때를 보상률에 따라 가장 임계에너지 증대효과가 큰 5개의 선로를 결정한다. 즉, M개의 선로에서 선로 양단의 모선쪽으로 3상사고를 모의했을 때 사고선로를 제외한 나머지 선로중 가장 임계에너지 증대효과가 큰 선로 M-1개를 순서대로 나열한다. 사고는 고려대상인 선로가 M개라면 이렇게 2×M개의 사고를 모의한다.

각각의 사고 경우 그림 5와 같이 임계에너지 증대효과가 큰 순서대로 나열한 후 상위 10%안의 선로들 중 가장 빈번하게 상위 10%안에 랭크되는 선로를 임의의 개수로 결정할 수 있다.

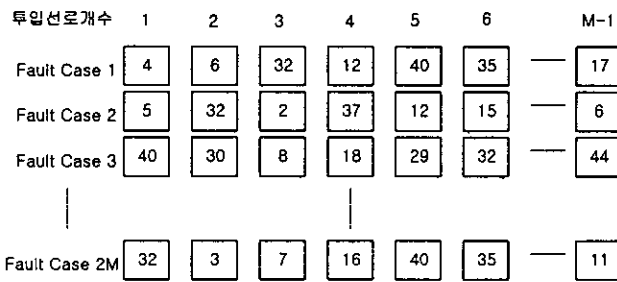


그림 5 TCSC투입선로 선택 과정

Fig. 5 Procedure of selection of the line TCSC to be injected

이렇게 선택된 선로들은 해당계통에서 고려해야 할 다양한 위치에서의 선로사고를 모의했을 때 임계에너지 증대에 가장 좋은 효과를 보인 선로들임을 알 수 있다. 그림 6은 전체 46개의 선로를 선로 양단의 사고를 고려하여 86개의 사고를 모의하였을 때, 상위에서 5번째까지의 선로들만을 보여준다. 대체적으로 5번,7번,17번, 등의 선로가 임계에너지 증대효과가 큰 것을 알 수 있다.

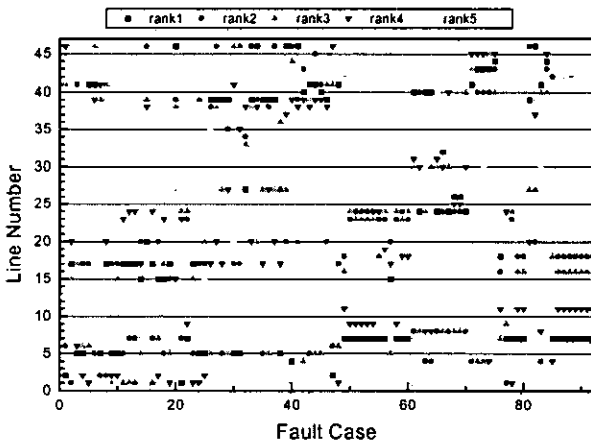


그림 6 사고사례와 상위에 rank된 선로들

Fig. 6 Fault case and upper ranked line

다음의 그림 7은 선로의 직렬커패시터의 보상량과 임계에너지의 증가의 관계를 보여주고 있다. 여기서, 만약 설치된 TCSC가 모두 동작하여 완전보상 하였다면, TCSC를 이용하여 과도안정도를 향상시킬 수 있는 한계값을 뜻한다. 즉, 이 완전보상 후의 임계에너지 보다 더 큰 과도에너지를 동반하는 계통사고시 다른 FACTS들의 동작이나 안정도를 위한 별도의 제어가 필요하게 됨을 뜻한다.

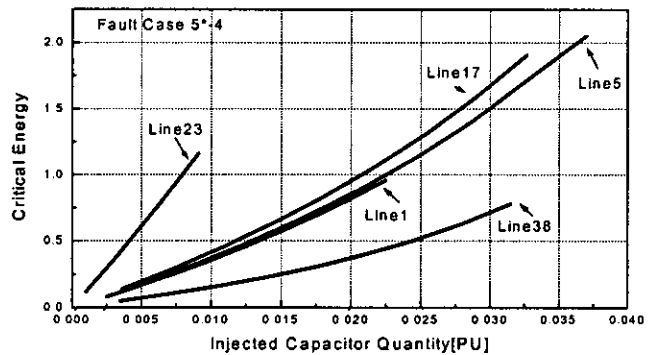


그림 7 선택선로의 커패시터 투입량과 임계에너지증가량  
Fig. 7 Increment of critical energy and series capacitor quantity in the selected line

### 4. 유전 알고리즘(Genetic Algorithms)

TCSC의 투입량 산정을 위한 학습데이터를 구축하기 위해 전역적 탐색기법인 유전알고리즘을 이용하였다. 제안하고자 하는 최적화 방안은 TCSC를 사용하여 선로의 파라미터 값들을 변화시키면서 계통의란 후 불안정한 상태의 에너지마진과 계통안정을 위해 설정한 에너지마진과의 차를 최소화하는 것이다. 이 과정에서 필요이상으로 많은 직렬커패시터의 투입을 억제하기 위해 전체 투입되는 직렬커패시터의 양을 목적함수에 포함하여 최적화하였다.

유전알고리즘은 기존의 최적해 탐색기법과는 달리 탐색영역에서 한 점이 아닌 여러 점들이 개체군을 이루어 동시에 최적해를 탐색하므로 전역적 최적해로 수렴 가능성이 높다. 또한 함수의 미분값과 같은 다른 정보의 필요 없이 목적함수의 정보만을 이용하므로 다기의 전력계통과 같은 복잡한 비선형함수에 적용이 용이하다. 본 논문에서는 실변수 유전알고리즘을 사용하였는데, 유전알고리즘은 특성상 최적화 문제의 변수를 유한 길이의 2진 스트링으로 코딩하지만 실변수 유전알고리즘(real variable-based genetic algorithms)은 2진 스트링으로 코딩하지 않고 실제의 변수값을 사용하므로 코딩에 따른 시간의 절약과 보다 정확한 해를 얻을 수 있다[15].

#### 4.1 초기화

투입량 결정을 위한 개체를 TCSC가 설치되어 있는 선로의 리액턴스 보상값의 상·하한값 사이에서 random하게 발생하여 실수로 지정한다. 개체수는 50개로 하여 모의하였다.

POPSIZE P  
유전자 N

	TCSC1	TCSC2	TCSC3	TCSC4	TCSC5	TCSCN
개체 1	0.012	0.000	0.033	0.082	0.001	0.005
개체 2	0.000	0.001	0.071	0.097	0.002	0.021
...						
개체 P	0.001	0.002	0.044	0.012	0.098	0.042

그림 8 개체의 초기화  
Fig. 8 Initialize of chromosome

4.2 목적함수의 정식화

계통사고시 불안정상태의 에너지마진과 계통 안정화를 위한 목표치의 에너지마진의 차이를 최소화하는 목적함수를 구성하였다.

$$\text{Min}|V_{\text{exp}} - V_{\text{em}}| \quad (5)$$

여기서,  $V_{\text{exp}}$ 는 목표로 하고 있는 에너지마진 값이다.

본 논문에서는 안정도의 여유를 위해 0.1로 하였다. 불안정한 상태의 에너지마진  $V_{\text{em}}$ 은 항상 음의 값이므로, 결국 보상해야 할 전체 마진은 목표값과의 합이 된다.

또한, 가장 효율적인 투입량을 결정하기 위하여 전체 투입량과 목적함수와의 사이에 가중치 두어 최소화하는 방법을 사용하였다[4].

$$P(X) = W_1 \cdot |V_{\text{exp}} - V_{\text{em}}| + W_2 \cdot \text{Total Injected Capacity} \quad (6)$$

여기서,  $W_1, W_2$ 의 가중값은 각각 0.7, 0.3으로 하였다[5].

유전알고리즘 적용시 목적함수는 적합도(Fitness)최대화 문제로 변형하여 사용하게 되는데 식(7)과 같다.

$$\text{Fitness} = \frac{1}{P(x) + 1} \quad (7)$$

4.3 연산자

실변수 유전알고리즘은 복제(reproduction), 교차(whole arithmetical crossover), 돌연변이(non-uniform mutation)의 세 가지 기본적인 작용자를 이용하여 수렴세대가 최대가 될 때까지 반복한다. 교차확률은 0.4 돌연변이 확률은 0.1로 하였다.

4.4 유전알고리즘의 적용

유전알고리즘을 이용하여 사고시 TCSC의 적정량을 결정

하는 순서도는 그림9와 같다.

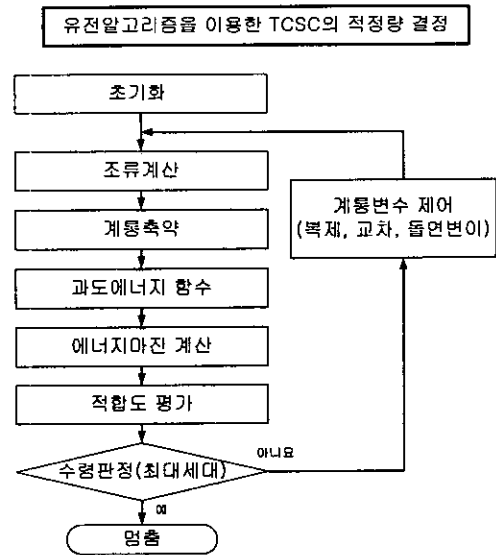


그림 9 GA를 이용한 TCSC의 투입량결정  
Fig. 9 Determination of TCSC reference quantity by using GA

그림 10은 목표로 하고 있는 에너지마진 값을 만족하면서 적합도의 수렴도를 보여준다. 전체 투입량과 마진의 목표값이 가중값으로 연결되어 있어 적합도는 1이 되지 않는 경우가 있으나 마진은 목표값 0.1에 수렴함을 알 수 있다.

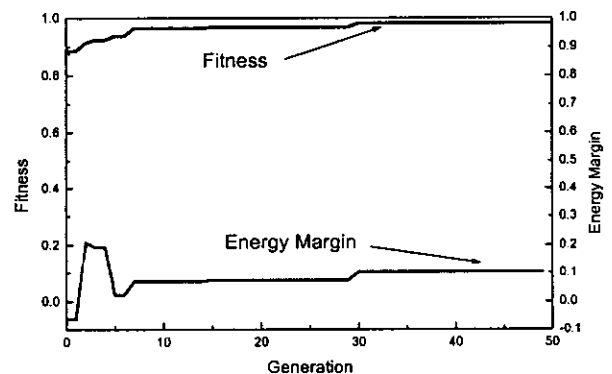


그림 10 GA로 최적화된 에너지마진과 적합도  
Fig. 10 Energy margin and fitness

5. 신경망(Artificial Neural Network)

제한된 신경망은 역전파 학습방법의 하나인 LMBP를 사용하였다[7]. 일반적인 BP가 conjugate gradient법을 쓰는 반면 LMBP는 Newton법을 사용하여 메모리는 많이 차지하지만 수렴속도는 매우 빠른 것으로 알려져 있다. 제한된 신경망의 입력값은 시간, 용량, 마진등 그 단위가 달라 신경망 학습도를 떨어뜨리게 된다. 이러한 점을 보완하기 위해 본 논문에서는 퍼지의 소속함수의 개념을 신경망의 입력과 출력에 사용하여 학습도를 증가시켰다. 주어진 계통 데이터는 계통의 어떤 일정범위안에 존재하게 된다. 즉, 시간의 경우 0(s)에

서 1(s)안에 존재하며 전력조류도 최대정격과 최소값 안에 있게 되므로 입출력 값들을 최대, 최소 범위 안에서의 특정값으로 환산하여 학습시켜 학습도를 높인다. 또한, 테스트 경우 같은 함수를 적용하여 출력값을 비퍼지화하면 같은 효과를 얻을 수 있다.

5.1 입출력 파라미터의 퍼지화

실제 추정해야 할 입력값과 출력값이 식(8)과 같을 때, 식(9)의 소속함수를 거쳐 식(10)과 같은 신경망의 입력값으로 변환시킨다.

$$\text{Estimator}(x_1, x_2, \dots, x_N) = (y_1, y_2, \dots, y_M) \quad (8)$$

$$\begin{matrix} \text{input}_1 = \text{MF}(x_1) & \text{target}_1 = \text{MF}(y_1) \\ \text{input}_2 = \text{MF}(x_2) & \text{target}_1 = \text{MF}(y_1) \\ \vdots & \vdots \\ \text{input}_N = \text{MF}(x_N) & \text{target}_M = \text{MF}(y_M) \end{matrix} \quad (9)$$

$$\text{FIFO LMBP}(\text{input}_1, \text{input}_2, \dots, \text{input}_N) = (\text{target}_1, \text{target}_2, \dots, \text{target}_M) \quad (10)$$

위의 입출력 데이터를 퍼지입력 퍼지출력 LMBP신경망을 사용하여 학습시킨다. 학습이 끝난 후 실제 추정시 비퍼지화의 과정을 거쳐 목표값을 찾는다. 소속함수의 범위와 rule의 개수는 입력값의 범위와 학습데이터의 양에 따라 조정 가능하도록 하였다.

5.2 FIFO LMBP(Fuzzy Input Fuzzy Output LMBP)

신경망은 다층구조로 구성하였는데, 은닉층의 개수는 1이고, 은닉층의 뉴런수는 마진 추정시 20개, TCSC적정량 추정시는 10개로 하였다. 또한 은닉층의 전달함수는 log sigmoid 함수로 출력층의 전달함수는 pure linear함수로 구성하였다. 제안된 신경망의 구조는 그림11과 같다. 다음의 그림 12는 제안된 두 단계의 신경망의 구조를 보여준다.

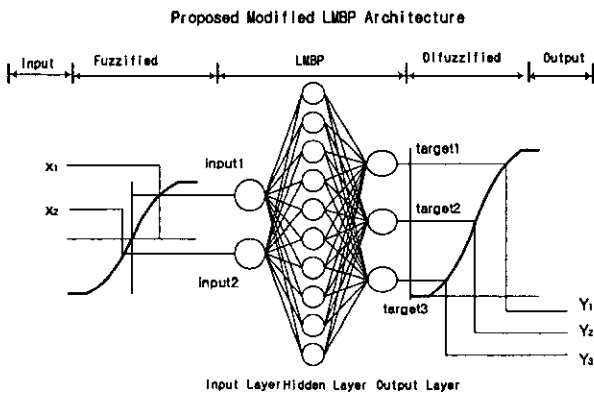


그림 11 제안된 신경망의 구조  
Fig. 11 Structure of the proposed artificial neural network

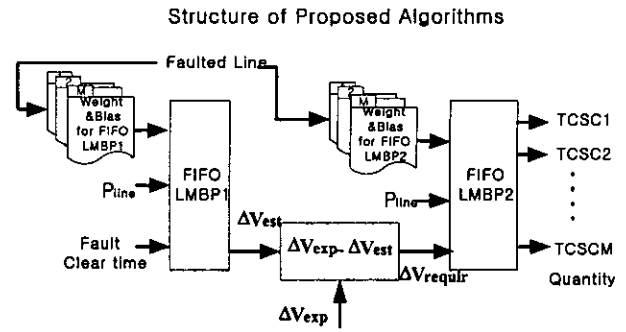


그림 12 전체 신경망의 구조  
Fig. 12 Structure of the total ANN algorithm

이와 같은 방법으로 학습된 퍼지신경망을 이용하여 실시간으로 에너지마진을 추정하고 TCSC의 적정량을 결정한다. 에너지마진을 추정하는 첫 번째 추정기인 FIFO LMBP1은 입력값으로 고장선로와 계통의 현재상태를 나타내는 고장선로의 사고전 전력조류 그리고 사고제거시간을 입력으로 한다. 만약 추정된 에너지마진이 불안정한 값이라면 사고선로와 추정된 에너지마진과 계통운영자의 목표값인 에너지마진과의 차이를 FIFO LMBP2의 입력값으로 하여 각각의 TCSC가 보상하여야 할양을 결정한다. 여기서 사고선로를 입력으로 하는 것은 해당사고선로시 각각의 신경망의 weight와 bias 값을 선택하기 위함이다. 제안된 TCSC적정량 산정에 대한 알고리즘의 과정에 대한 순서도를 그림13에서 보여준다.

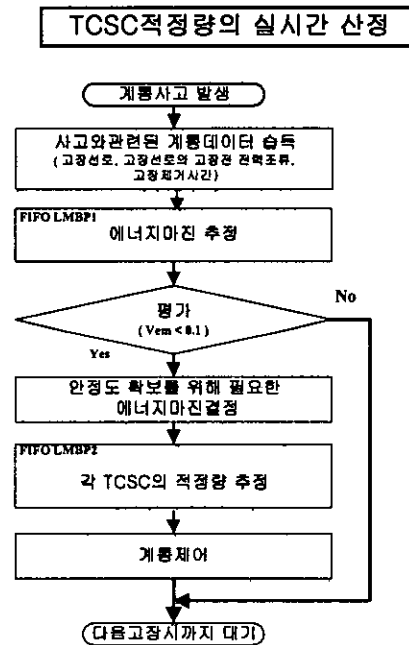


그림 13 제안된 알고리즘의 순서도  
Fig. 13 Flowchart of the proposed algorithms

6. 사례연구

제안된 알고리즘의 효용성을 증명하기 위하여 IEEE 과도 안정도 Test 모델인 10기 39모선 46선로의 New England Test yard를 이용하였다 [6]. 사고는 모선 가까이에서의 3상 지락사고를 모의하였다. 고장제거 방법으로 사고선로를 계통에서 완전히 제거하는 방법을 취하였다 [16]. 고장제거 시간은 각각의 사고의 경우에 대하여 0.1s~0.4s까지를 모의 대상으로 하였고 선로조류의 변화를 주기 위하여 부하값을 기존 부하값의 -20% ~ 20%사이에서 5%씩 변화 시켜 전체 학습 데이터를 구성하였다. 사고의 위치는 여러 가지로 실험을 하였으나 본 논문에서는 두 가지 사례를 들고 있다. 첫 번째 사례는 3번 선로의 고장이고 두 번째 사례는 9번 선로의 고장이다.

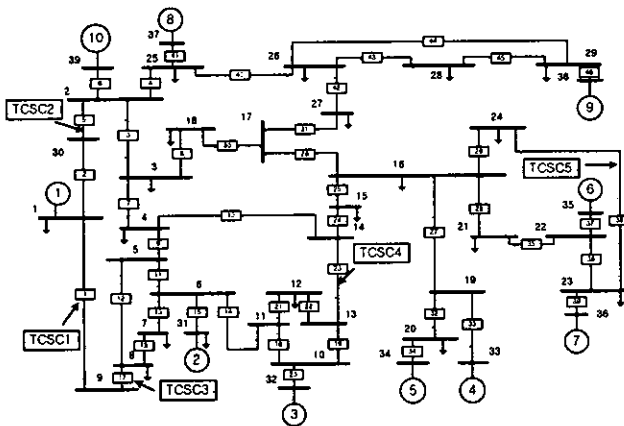


그림 14 IEEE 과도안정도 모의 계통도  
Fig. 14 IEEE transient stability test model

6.1 TCSC 설치 위치선정

무엇보다도 사전에 TCSC위치가 결정되어야 한다. 본 연구에서는 각 선로의 특성을 고려하여 전체 선로 사고중 임의의 24개의 사고의 경우에 대해서 모의하였다. 발전기사고나 부하절체 등은 선로사고에서 제외하였다. 변압기 임퍼던스를 나타내는 선로는 사고의 경우에서 제외하였다.

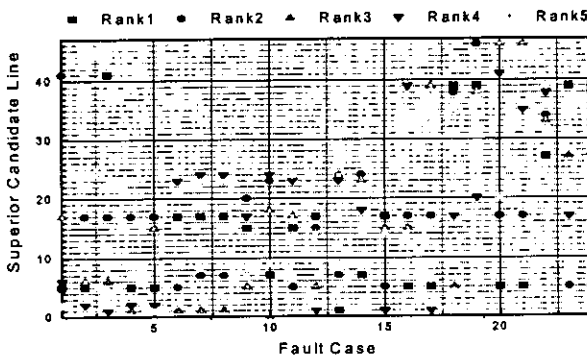


그림 15 상위 10%안에 rank된 선로들  
Fig. 15 List of superior ranked lines within 10%

전체46선로의 상위 10% 즉, TOP 5 안에 가장 빈번히 들어가는 선로 5개를 선택하였다. 그림 15에서 보여주듯이 1번, 5번, 17번, 23번, 38번 선로가 TCSC 설치의 최적 선로임을 알 수 있다. 그림 16은 몇 가지 사례를 통해 선택된 선로들이 임계에너지증가에 다른 선로들보다 효과적임을 보여준다. 선택된 TCSC 설치위치를 그림 14에서 보여주고 있다.

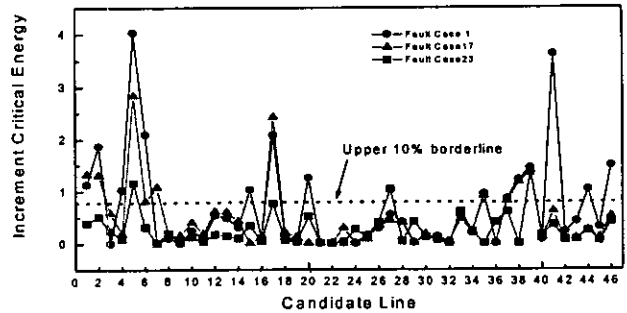


그림 16 사고사례에 따른 선로의 임계에너지 증대효과  
Fig. 16 Effect of increment critical energy as fault case

6.2 TEF를 이용한 에너지 마진의 결정

다음 표는 에너지 마진에 대한 Training data와 Test data를 보여준다. 에너지 마진을 계산하는 과도에너지 함수는 복잡한 비선형 함수인데, 이것은 계통이 일정하지 않고 매 순간 부하변동이나 외란으로 인해 변하기 때문이다. 따라서 적절한 계통현상을 모의하기 위해 전체 부하에 변화를 주어 고려하고자 하는 사고선로의 사고전 전력조류를 파악하여 에너지 마진 추정에 반영한다. 다음 표는 선로 3번이 2번 모선쪽에서 3상사고를 당했을 때 각 고장제거시간과 부하상태에 따라 학습데이터를 100개를 만들었다. 그중 24의 학습데이터와 학습 후 추정데이터를 보여준다.

표 1 에너지 마진 학습데이터와 학습결과

Table 1 Training data of energy margin and result

패턴번호	사고직전 송전용량(PU)	고장제거시간 (s)	EM(TEF)	EM(FIFO LMBP1)
4	6.618156	0.06	12.001216	12.271331
8	6.618156	0.14	9.827297	10.00252
12	6.618156	0.22	6.189993	6.178835
16	6.618156	0.3	-0.883849	-0.880427
20	6.618156	0.38	-11.289732	-11.399233
24	5.132495	0.06	11.469447	11.643247
28	5.132495	0.14	8.989447	9.138557
32	5.132495	0.22	4.994543	5.004527
36	5.132495	0.3	-2.434366	-2.429252
40	5.132495	0.38	-12.815809	-12.392957
44	3.691197	0.06	11.018648	11.202432
48	3.691197	0.14	8.280584	8.479892
52	3.691197	0.22	4.00414	4.00415
56	3.691197	0.3	-3.658645	-3.659585
60	3.691197	0.38	-13.912591	-14.140508
64	2.28531	0.06	10.546566	10.817101
68	2.28531	0.14	7.588208	7.767103
72	2.28531	0.22	3.088269	3.092053
76	2.28531	0.3	-4.71791	-4.721062
80	2.28531	0.38	-14.766135	-14.786313
84	0.911133	0.06	9.977247	9.914242
92	0.911133	0.22	2.158585	2.163776
96	0.911133	0.3	-5.710814	-5.719459
100	0.911133	0.38	-15.47603	-15.384058

표 2 TCSC 투입량 학습데이터와 테스트 데이터

Table 2 Training data and test data of TCSC reference quantity

패턴번호	사고전의 선로 조류(PU)	임계에너지준분	TCSC1	TCSC2	TCSC3	TCSC4	TCSC5	전체 무입된 직렬 커패시터의 양 (PU)
1	0.576179	1.473407	0.004061	0.008848	0.008077	0.003901	0.008071	0.032958
3	0.576179	3.263526	0.005128	0.022674	0.010989	0.003538	0.011008	0.053337
6	0.576179	6.183024	0.016396	0.020272	0.02527	0.002893	0.004192	0.068823
11	-0.393018	1.518743	0.005125	0.011587	0.006519	0.003689	0.009194	0.036114
13	-0.393018	3.359387	0.007447	0.014298	0.017056	0.003829	0.004625	0.047255
16	-0.393018	6.386995	0.018013	0.021081	0.026291	0.003456	0.003079	0.07192
21	-1.362221	2.63747	0.013376	0.016057	0.007346	0.003253	0.007005	0.047037
26	-1.362221	7.852832	0.020574	0.030009	0.029058	0.004308	0.023513	0.107462
29	-2.324281	3.972102	0.014596	0.001194	0.02405	0.004653	0.006741	0.051234
31	-2.324281	6.098319	0.020484	0.012975	0.028002	0.003562	0.003185	0.068208
33	-3.269149	2.43429	0.008529	0.011785	0.013127	0.00538	0.005593	0.044414
36	-3.269149	5.518339	0.016768	0.023862	0.02585	0.003785	0.008783	0.079048
41	0.57618	5.18265	0.013083	0.016978	0.022781	0.002745	0.00821	0.063797
47	-1	1.85849	0.010022	0.024242	-0.000531	0.002872	0.014351	0.050956
50	-1	5.38699	0.012968	0.024764	0.021266	0.003927	0.011712	0.074637
53	0.2	2	0.005514	0.007101	0.008813	0.003451	0.006627	0.031506
54	0.3	3	0.005488	0.016288	0.011813	0.003491	0.00831	0.04539
56	0.5	5	0.01154	0.017401	0.022243	0.00312	0.009357	0.063661
57	0	4	0.005615	0.018748	0.018852	0.004371	0.008019	0.055605
58	-1	3	0.020817	0.017671	0.008772	0.000998	0.004059	0.052217

다음 그림 17들은 실제 사고 전 전력조류와 고장제거시간에 따른 에너지마진을 보여주고 있다. 왼쪽의 그림들은 모델 계통 원래의 부하상태일 때 임계고장제거 시간 주변에서의 학습데이터를 보여준다. 오른쪽 그림들은 추정결과로서 거의 선형적으로 추정이 가능함을 알 수 있다. 또한 사고 전 전력 조류의 데이터를 좀 더 많이 추가한다면 임계제거시간 주위에서 좀 더 넓은 범위의 에너지마진을 알 수 있다.

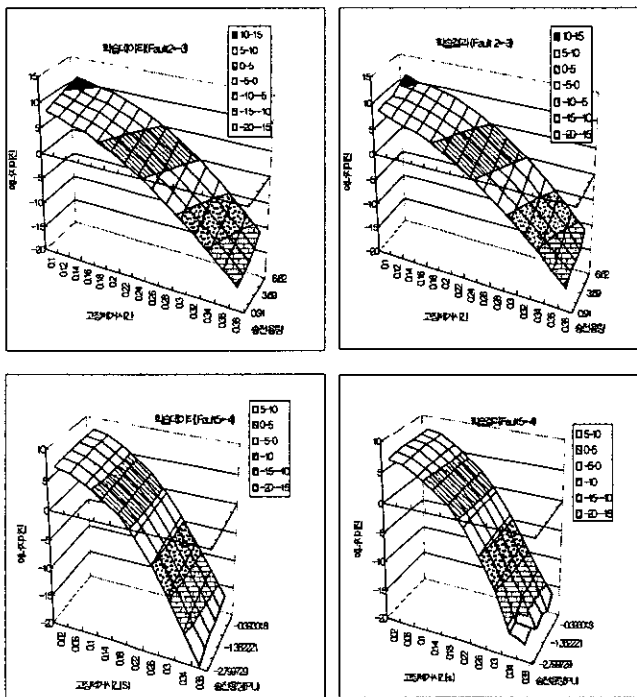


그림 17 사고전 전력조류와 고장제거시간에 따른 에너지마진  
Fig. 17 Energy margin as the fault clearing time and power flow in pre-fault

### 6.3 GA를 이용한 TCSC의 적정량 결정

표2는 GA의 결과로 36개의 학습데이터와 24개의 테스트 데이터로 이루어진 전체 60개의 신경망 학습 데이터 중 20개의 테스트 결과를 보여주고 있다.

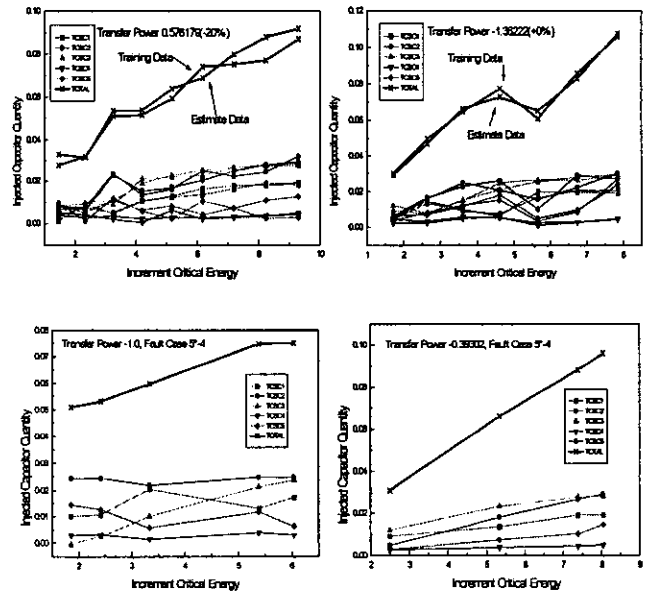


그림 18 학습데이터와 테스트 데이터 추정결과  
Fig. 18 Result of the estimated training data and test data

TCSC 적정량 산정의 경우, 부하상태에 따라 사고 전 사고선로의 전력조류가 달라지게 되고 이로 인해 보상해야 할 임계에너지값이 달라지게 된다. 그에 따른 GA로 최적화된 TCSC적정량과 신경망으로 학습된 후 결과를 보여주고 있는데, 학습되지 않는 경우에 대해서도 어느 정도 추정이 가능함을 보여주고 있다.



표 3 실제 모의사고를 통한 제안된 추정 알고리즘의 성능 테스트 데이터

Table 3 Test data of effectiveness of proposed estimation algorithm through the fault case simulation

사고 사례	사고전 전력 조류(PU)	고장제거 시간(S)	TEF	에너지마진 추정	오차	목표로하는 에너지마진	TCSC1	TCSC2	TCSC3	TCSC4	TCSC5	Total Quantity	안정판별(time simulation)
1	-3.269149	0.2	0.712334	0.69558	0.016754	0.79558						0	stable
2	-2.324281	0.26	-4.723642	-4.781118	0.057476	4.881118	0.018594	0.002752	0.0251	0.003127	0.009933	0.059506	unstable
3	-1.555463	0.29	-7.442309	-7.460507	0.018198	7.560507	0.012941	0.006474	0.041113	0.005886	0.013029	0.079443	unstable
4	-1.362221	0.3	-8.423401	-8.872282	0.448881	8.972282	0.020273	0.033882	0.029524	0.005125	0.031019	0.119823	unstable
5	-1.168704	0.29	-6.2315	-7.370434	1.138934	7.470434	0.0217	0.034265	0.02541	0.00364	0.020493	0.105508	unstable
6	-0.878037	0.25	-3.573131	-3.582994	0.009863	3.682994	0.01439	0.023731	0.013262	0.003161	0.008692	0.063236	unstable
7	-0.878037	0.22	-0.50912	-0.66787	0.15875	0.76787	0.006696	0.04673	0.004529	0.003407	0.010468	0.039773	unstable
8	0.576179	0.34	-12.605305	-12.573267	-0.032038	12.673267	0.018136	0.029967	0.027552	0.00414	0.014011	0.093806	unstable
9	0.576179	0.2	0.823	1.147384	-0.324384	1.247384						0	stable
10	0.576179	0.36	-14.62342	-10.922643	-3.700777	11.022643	0.018135	0.029853	0.027534	0.004118	0.013838	0.093478	unstable

그림 18의 위쪽 그림들은 GA결과를 보여주는데, 부하상태가 바뀔때 따라 에너지 마진의 만족도를 위해 각각의 TCSC가 출력해야 하는 직렬커패시터의 양이 달라지고 있음을 보여준다. 아래쪽 그림들은 신경망 학습후의 그림들을 보여주는데, 임계에너지 학습데이터수가 많지 않고 또한 GA의 수렴도가 차이가 나지만 특정한 범위 안에 존재하는 값들인 경우 신경망이 거의 선형적으로 추정하고 있음을 알 수 있다.

3번과, 9번 선로사고시 계통안정도가 불안정한 경우와 제안된 알고리즘으로 적절한 TCSC를 제어하여 직렬커패시터를 투입하였을 때 계통이 안정화되는 것을 그림 19에서 보여준다.

모든 모의실험 전 과정을 C-language로 coding하였고, 전체 추정과정에서 걸리는 계산시간은 Pentium 550MHz 급에서 약 0.0001s~0.008s정도 소요되었다. 물론, 사고데이터를 취득하는데 걸리는 시간과 통신시간들은 본 논문의 고려대상이 아니므로 계산에 포함하지 않았다.

7. 결 론

본 논문은 에너지마진과 과도안정도 향상을 위한 TCSC 적정량의 실시간 추정을 제시하였다. 제안된 알고리즘은 신경망을 실시간 추정에서 사용하였고, TEF와 GA를 이용하여 학습데이터를 마련하였다. 또한, 다양한 계통의 선로사고 위치를 고려하여 임계에너지 증대효과가 높은 최적의 TCSC설치 위치를 결정하였다. 안정지수의 양적인 값을 얻기 위하여 TEF법을 사용하였는데 임계에너지는 실제 대기계통에 적합한 PEBS법을 이용하여 구하였고, 구현한 알고리즘을 시간모의법과 비교하여 검증하였다. 전체 직렬커패시터의 투입량을 최소로 하면서 에너지마진 목표값과 사고시 에너지마진과의 차이를 최소화하는 목적함수를 구성하여 유전알고리즘을 사용하였다. Off-line상에서 계산한 에너지마진과 TCSC투입량을 신경망으로 학습시켜 실시간 추정이 가능하게 하였다. 신경망 학습알고리즘은 입출력 값을 퍼지화시킨 LMBP를 이용하여 수렴도와 정확도의 향상을 도모하였다. 사례연구로 New England Test Yard계통을 대상으로 하여 그 효용성을 입증하였다. 향후 연구과제로는 동기위상각 측정장치를 이용하여 과도에너지 함수의 각 파라미터를 구하고 실제 대규모 계통에 적용하는 방안을 모색하려 한다. 이를 위하여 실제 계통사고시 얻을 수 있는 학습 데이터의 수를 늘리고 다양한 계통의 외란 상태에 대한 데이터를 구축해야 할 것으로 사료되고 그에 따른 퍼지신경망 추정기의 성능향상이 필요할 것으로 보인다.

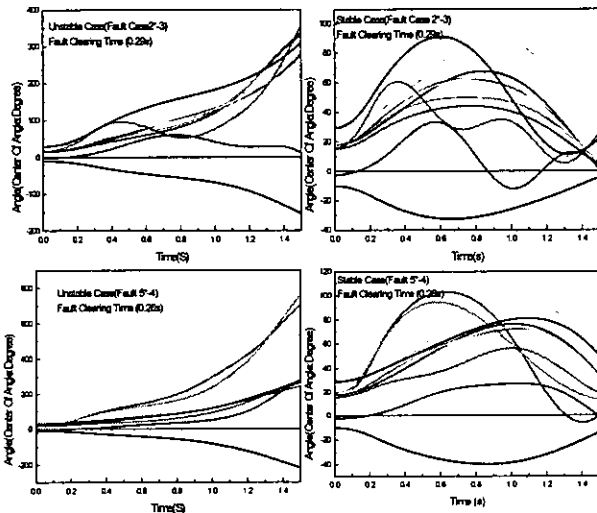


그림 19 계통불안정한 경우와 제안된 알고리즘으로 안정화시켰을 경우

Fig. 19 Unstable case and stable case after the network control by using the proposed algorithm

6.4 제안된 알고리즘으로 사고시 TCSC의 적정량 추정 사례

표 3은 제안된 알고리즘으로 모델계통에 사고를 모의하여 에너지마진과 5기의 TCSC의 적절한 제어기준량을 추정결과를 보여준다. 추정된 에너지 마진과 과도에너지법으로 계산한 에너지마진을 비교하였다. 필요한 에너지 마진이 학습된 범위를 초과하더라도 각각의 TCSC투입량을 추정할 수 있음을 보여준다. 에너지마진이 stable하다고 판단되면 TCSC 동작은 없다는 것을 보여준다.

감사의 글

이 논문은 1999년 한양대학교 교내연구비에 의하여 연구되었음

참 고 문 헌

- [1] Sobajic, D. J. and Pao, Y, H. "Artificial Neural-net Based Dynamic Security Assessment for Electric Power systems", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 4, pp. 297-306, 1989.
- [2] S. E. Stanton, C. Slivinsky, K. Martin, J. Nordstrom, "Application of Phasor Measurements and Partial Energy Analysis in Stabilizing Disturbances", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 10, No.1, February, pp. 297-306. 1995.
- [3] 김일동, 박종근, "신경회로망을 이용한 On-Line 과도안정도 평가에 의한 자동재폐로 무전압시간제어", 전기학회 논문지, pp. 779-787, 1996년,6월호.
- [4] Jianmin Zhao, Atsushi Ishigame, Shunji Kawamoto, Tsuneo Taniguchi. "Structural Control of Electric Power Networks for Transient Stability", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No. 3, August 1994.
- [5] 유석구, 문병서, 김규호, "가변 직렬콘덴서를 이용한 과도안정도 향상을 위한 유전 알고리즘 응용", 전기학회 논문지, pp. 38-45, 1997년,1월호.
- [6] A. A. Fouad, Vijay Vittal, "Power System Transient Stability Analysis Using the Transient Energy Function Method", Prentice-Hall, 1992.
- [7] Sauer, Pai, "Power System Dynamics and Stability", Prentice-Hall, 1998.
- [8] M. T. Hagan and M. Menhaj, "Training Feed -forward Networks with the Marquardt Algorithm", IEEE Trans. Neural Networks, Vol.5, No.6, November 1994.
- [9] J.S.R.Jang, "ANFIS : Adaptive Network Based Fuzzy Inference System", IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics. Vol.23, No.3, May/June, 1993
- [10] A. H. El-Abiad & K. Nagappan, "Transient Stability Regions of Multimachine Power Systems", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. PAS-85, pp 169-179, February 1966
- [11] C. L. Gupta, A. H. El-Abiad, "Determination of the Closest Unstable Equilibrium State for Liapunov Methods in Transient Stability Studies", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. PAS-95, pp 1699-1712, September/October 1976.
- [12] T. Athay, R. Podmore and S. Virmani, "Transient Energy Stability Analysis", Engineering Foundation Conference-System Engineering for Power, Henniker, New Hampshire, August 21-26, 1977
- [13] Hsia Dong Chang, Felix F. Wu, Pravin P. Varaiya, "A BCU Method for Direct Analysis of Power System Transient Stability", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 9, No.3, August 1994.
- [14] T. Athay, "A Practical Method for the Direct Analysis of Transient Stability", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. PAS-98, pp 573-584, March/April 1979.
- [15] Z. Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs", 2nd, Springer Verlag, 1992
- [16] P. M Anderson, A. A. Fouad, "Power System Control and Stability ", the Iowa state university press, Ames, Iowa, U.S.A. 1997

저 자 소 개



김수남 (金垂南)  
 1969년 6월 2일 생. 1996년 한양대공대 전기공학과 졸업. 1998년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정  
 Tel : 031-400-4040, Fax : 031-418-5291  
 E-mail : stability2000@hotmail.com



유석구 (劉錫九)  
 1938년 10월 31일 생. 1961년 한양대 공대 전기공학과 졸업. 1980년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 현재 한양대 공대 전기공학과 교수. 1996년 당학회 회장  
 E-mail : skyou@mail.hanyang.ac.kr