

뉴로-퍼지기법을 이용한 송전선로의 고장검출

전병준 박철원 신명철 이복구 권명현  
 LG산전연구소 원주대학 성균관대학교 영지전문대학 여주대학

Fault Detection of Transmission Line  
 using Neuro-fuzzy Scheme

B.J. Jeon, C.W. Park, M.C. Shin, B.K. Lee, M.H. Kweon  
 LGIS W.J. Nat'l College S.K.K. Univ. M.J. College Y.J. College

Abstract - This paper deals with the new fault detection technique for transmission line using Neuro-fuzzy Scheme. Neuro-fuzzy Scheme is ANFIS(Adaptive-network Fuzzy Inference System) based on fusion of fuzzy logic and neural networks. The proposed scheme has five layers. Each layer is the component of fuzzy inference system and performs different action. Using learning method of neural network, fuzzy premise and consequent parameters is tuned properly.

1. 서 론

전력시스템이 더욱 방대해지고 복잡하게 되어짐에 따라, 고장해석이나 보호설비들에 새로운 기술이 요구되고 있다. 최근, 디지털 기법을 계전기에 적용하여 보호기법과 계전기의 동작시간이 어느 정도 향상되었으나 아직도 보호기능이 제한된 범위에서 운용되고 있는 실정이다. 이에, 신경회로망, 퍼지이론 등의 인공지능(AI)기법을 계통보호에 도입하여 계전기의 성능을 보완하려는 연구의 필요성이 제기되었다. 현재, 인공지능기법을 이용한 변압기 보호와 송전선로의 거리계전기의 동작속도를 개선하려는 논문들이 발표되고 있다. 특히, 전력연구원을 중심으로 변압기와 배전선로분야에 소위 지능형(혹은 차세대) 보호계전기의 연구개발이 활발하게 진행되고 있다 [1~3].

신경회로망을 보호계전분야에 적용하려는 이유는 고속의 병렬처리가 가능하고, 학습되지 않은 고장유형등의 패턴인식의 경우에도 적절한 판정을 하는 특징을 가지고 있기 때문이다. 그러나 신경망소자의 개발수준이 미비하여 아직까지는 실제통에 적용시키지 못한다는 것과 신경회로망의 특성상 결과에 대해 해석이 거의 불가능하다는 것이 단점으로 대두되고 있다. 또한, 신경회로망은 학습속도가 느리고, 내부의 뉴런간의 상호작용을 알 수가 없어, 안정성이나 중요성이 요구되는 시스템에서는 적용하기가 곤란하다. 한편, 퍼지이론은 현실세계가 포함한 본질적인 애매성 및 불확실성(uncertainty)을 수학이론 내에 도입함으로써 애매한 상황에서도 올바른 추론이 가능한 인간의 사고 능력을 디지털 컴퓨터 상에 실현하는 것을 목적으로 개발되었다. 그러므로 전력계통의 불확실한 정보로부터 유용한 정보의 추론을 가능하게 해주는 도구로서 전력계통의 불분명한 고장진단 및 안전도에 이용하려 하고 있다. 그러나 퍼지이론을 이용한 송전선로의 고장유형을 판별하는 경우에는 계전신호의 입력공간과 출력공간의 퍼지 파라미터를 구현하는 데 있어서 많은 시행착오를 거쳐야하는 단점이 있다[4]. 신경회로망과 퍼지이론을 융합하려는 본격적인 연구가 1980년대 말부터 관심을 끌기 시작하였고, 제어분야에서 어느 정도 실효를 거두었으나 이를 보호계전분야에 적용된 사례는 전무한 상태이다.

본 논문에서는 퍼지시스템에 신경회로망의 학습을 이용하여 신속한 처리를 하도록 퍼지논리와 신경회로망의

장점을 결합한 퍼지신경망을 이용하여 송전선로의 고장 검출기법을 제안하였다. 먼저, 계전신호중에서 전류신호만의 대칭성분(5~6)과 실효치등을 이용하여 분석한 후, ANFIS(adaptive network fuzzy inference system)[7~10]를 이용하여 고장패턴을 추정한다. 즉, 퍼지논리에 신경회로망의 학습 기능을 이용하여 입·출력 퍼지공간을 자동으로 분할하여 고장의 유형을 판별한다. 다음, 전류의 실효치만을 이용하여 고장패턴에 따른 거리불록을 결정하여 ANFIS에 의하여 거리를 추정한다. 제안된 기법의 거리 추정부에서는 신경회로망에 의한 거리추정기법보다 효율적으로 고장점을 추정하기 위하여 불록별로 분류하여 고장발생위치를 결정하였다. 제안된 기법은 모델계통을 구성한 후 EMTP를 이용하여 고장거리와 고장발생각을 가변하여 그 변화에 따른 다양한 시뮬레이션을 수행하였다.

2. 퍼지신경망

일반적으로 신경회로망과 퍼지논리의 융합은 퍼지논리를 기반으로 한 방법과 신경회로망을 기반으로 한 방법으로 나뉜다. 본 연구에서는 퍼지논리를 기반으로 한 방법으로 퍼지와 신경회로망을 융합하는 방법을 적용하였다. 퍼지신경망은 퍼지추론시스템을 신경회로망의 다층 구조로하여 구성된다. 그림 1은 5층으로 구성된 퍼지신경망의 구조이다. 입력변수는 X, Y이고, 각 계층은 퍼지화, 퍼지연산, 활성강도의 정규화, 비퍼지화된 출력값, 출력값의 총합을 나타내며, 전건부의 파라미터와 후건부의 파라미터는 역전파 학습알고리즘에 의하여 조정된다[11].

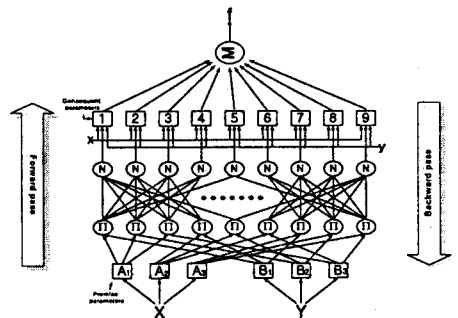


그림 1 퍼지신경망의 구조

3. 고장검출을 위한 퍼지신경망의 설계

본 논문에서는 고장유형의 판별이 가능하고, 고장별 또는 거리별로 다른 크기를 갖는 대칭성분의 정상분 전류를 이용하여 고장점을 추정하는 방법을 퍼지신경망을 이용하여 구현하였다. 고장 판별과 고장점 추정을 위하여 사용되는 실효치 전류와 대칭성분 전류를 외란의 영

항을 최소화하여 퍼지신경망의 입력값으로 사용하기 위해서는 전처리과정이 필수적이다. 전처리는 계통으로부터 수집된 신호를 직류오프셋 제거 필터를 통해 직류과도성분을 제거한 후, 실효치를 구하는 것으로 하였다.

송전선로에 고장이 발생하면 사고 전류는 정상상태에서 나타나지 않는 잡음이 발생하게 된다. 고조파와 함께 지속적으로 감소하는 직류오프셋 성분이 존재하는데, CT를 통한 후, 계전기에 이러한 성분이 걸리지 않고 전달된다면, 전압과 전류의 기본파를 이용하는 알고리즘에서는 정확한 계전동작을 할 수 없게 된다. 따라서 이들 성분은 적절한 필터링을 통하여 제거되어야만 한다. 만약, 직류오프셋 성분을 지속적으로 처리한다면, 직류오프셋이 포함된 사고신호는 직류오프셋 성분이 제거될 수 있다 [12].

그림 2는 본 연구에서 선택한 계통의 고장전류로서 직류오프셋이 제거되었음을 알 수 있다. 그런데, 직류오프셋이 제거되면, 기본파 성분의 이득은 1보다 작아지고, 위상 지연이 발생되기 때문에 원 신호의 이득과 위상에 맞게 보정해 주어야 한다.

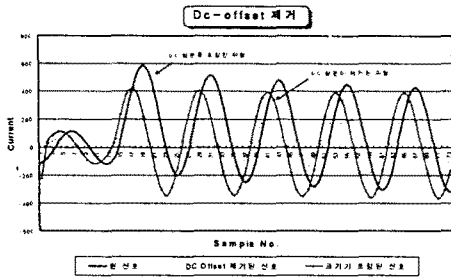


그림 2 직류오프셋의 제거

3상 고장은 고장상태에서도 각 상이 평형을 이루어서 고장해석이 용이한 반면, 한 상이나 두 상만이 고장났을 경우에는 각 상이 평형상태에 있지 않으므로 평형고장기법으로는 분석이 어렵게 된다. 이때 대칭좌표법을 이용하여 3상 회로의 불평형 문제를 다루게 되는데, 이 방법은 불평형된 각 상의 값을 평형된 대칭 성분으로 변환해서 각각을 구한 다음, 구해진 계산결과를 서로 중첩시켜 실제의 불평형인 값을 구하게 되므로, 불평형 고장 해석을 편리하게 할 수 있다. 대칭성분은 영상분, 정상분, 역상분으로 구성되어 있으며, 정상상태에서는 정상분만 존재하나 고장이 발생하면, 고장 유형에 따라 지락 고장인 경우, 영상분과 역상분이 정상분과 함께 존재하게 되며, 단락고장인 경우에는 정상분과 역상분만 존재하게 된다. 이와 같은 특성 때문에 영상분의 존재유무에 따라 지락고장과 단락고장을 구분할 수 있게 된다. A, B, C상의 전류가 각각  $I_a$ ,  $I_b$ ,  $I_c$  라면, 전류의 대칭성분을 나타낼 수 있다 [5].

따라서 이와 같은 전처리 과정을 통해서 얻어진 퍼지신경망의 입력변수로는 전류의 실효치와 대칭성분으로, 고장유형판별을 위해서는 전류의 실효치와 영상분을 이용하였고, 고장거리 추정에는 정상분 전류를 사용하였다.

그림 3은 전처리과정을 통해 얻어진 입력값이 퍼지신경망을 통하여 고장유형판별과 고장점 추정을 하는 계전기의 순서도이다. 그림 3의 거리추정부를 세부적으로 표현하면 그림 4와 같이된다. 정상분 전류를 이용하여 고장유형을 분류하여 놓고, 고장유형이 판별되면 유형에 알맞은 고장점이 추정된다.

### 3.1 고장검출을 위한 퍼지신경망의 구조

본 논문에서 사용된 퍼지신경망은 5층의 전방향구조를

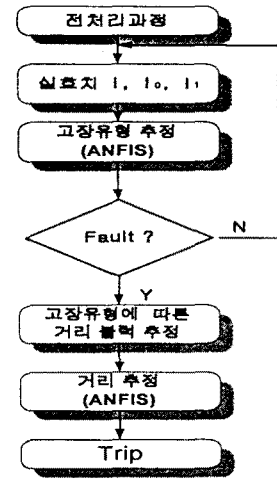


그림 3 송전선로 계전알고리즘

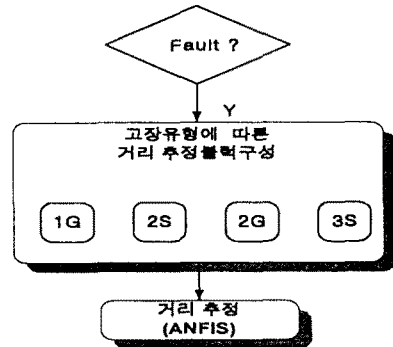


그림 4 고장거리 추정부

갖는다. 각 층은 입력부, 규칙의 전진부, 추론부, 규칙의 후진부, 비퍼지화부로 각각 나누어져 있다. 퍼지추론 방법은 Sugeno가 제안한 혼합법을 사용하였으며, 후진부 소속함수를 임출력 선형 관계식으로 표현하여, 비퍼지화를 추론기관에 포함시킨 형태를 가진다. 퍼지 입력 변수는 고장 유형 판별 시에는 각 상 전류의 실효치와 영상분으로 하였고, 고장점 추정에는 정상분 전류를 사용하였다. 다층 신경망을 이용하여 소속함수의 파라미터를 조정하는 데 있어서 삼각형, 사다리꼴형과 같은 함수보다 유리하기 때문에 소속함수의 모양은 범종형을 이용하였다 [7~9]. 퍼지규칙 수는 일반 퍼지이론과는 달리 사용자가 정해주는 것이 아니라 입력변수와 그의 소속함수의 개수의 조합의 수만큼 자동으로 생성이 된다 [10].

고장 유형 판별시 4개의 입력변수를 가지고, 하나의 변수당 2개의 범종형 소속함수를 사용하였고, 총 16개의 규칙이 퍼지신경망에 의하여 생성이 된다. 또한 고장점 추정 시에는 1개의 입력변수를 가지고, 소속함수로는 범종형 함수를 사용하였다. 또한, 퍼지추론 방법으로는 Max-product법을 이용하였으며, 비퍼지화 방법으로는 하중평균법 (weight average)을 사용하였다.

### 3.2 고장검출을 위한 퍼지신경망의 학습

퍼지신경망을 학습하는데 있어, 초기 조건은 학습에 많은 영향을 끼친다. 또한 학습속도와 수렴을 빠르게 하기 위하여 중간에 오차의 증감에 따라 학습단계의 크기 (step size)를 적절하게 해야한다. 학습단계는 0.05와

0.1을 기준으로 하여 여러 값들을 가변시킨 결과, 0.1 일 때 수렴속도가 좋았다. 따라서 학습단계의 크기를 0.1로 하여 결론을 얻었다.

### 3.2.1 송전선로의 고장 유형 판별

학습을 통한 최적의 소속함수의 파라미터를 조정하기 위해서는 적절한 학습패턴이 필요하다. 학습패턴은 4개의 입력변수를 고려하여 아래와 같은 고장후의 3개의 샘플치를 이용하여 각 입력변수의 입력값으로 하였다. 고장데이터는 총 거리의 10(%)마다의 고장데이터를 이용하였다.

$$\begin{aligned} I_a(k), I_a(k+1), I_a(k+2) \\ I_b(k), I_b(k+1), I_b(k+2) \\ I_c(k), I_c(k+1), I_c(k+2) \\ I_0(k), I_0(k+1), I_0(k+2) \end{aligned}$$

송전선로 고장 유형 판별에 이용되는 입력패턴으로 실효치 전류와 영상분 전류값을 이동 윈도우하여 총 1287×5의 행렬을 구성하여 학습시켰다. 또한 학습단계의 크기를 0.1로 하여 학습을 시켰다. 표 1은 고장유형에 따른 지지값을 나타낸다. 표 1에서의 고장유형에서 NF는 정상상태, CG는 C상 지락, BG는 B상 지락, BCs는 BC상 단락, BCG는 BC상 지락, AG는 A상 지락, CAS는 CA상 단락, CAG는 CA상 지락, ABS는 AB상 단락, ABG는 AB상 지락, 3S는 3상 단락사고를 의미한다

표 1 고장유형에 따른 지지값

고장 유형	NF	CG	BG	BCS	BCG	AG	CAS	CAG	ABS	ABG	3S
지지값	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0

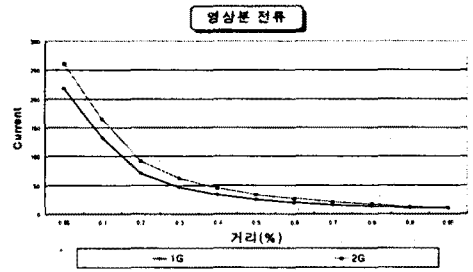
### 3.2.2 송전선로의 고장점 추정

송전선로는 R, L성분으로 인하여 거리가 멀어 질수록 전류의 크기가 줄어든다. 그림 5는 거리에 따른 영상분 전류와 정상분 전류의 크기를 나타낸다. 영상분은 지락 사고에만 나타나는 성분으로서, 그림 5(a)로 부터 1선 지락과 2선 지락시 거리별로 크기의 차이가 있음을 알 수 있다. 그림 5(b)로 부터 정상분의 경우는 지락 고장 뿐만 아니라 단락 고장에서도 고장의 종류에 따라 크기가 구분됨을 알 수 있다.

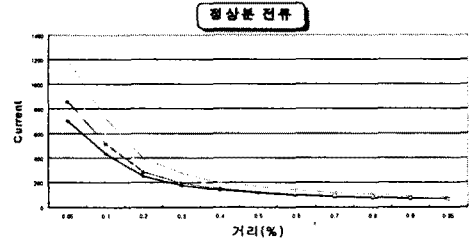
따라서 본 논문에서는 거리추정을 위한 새로운 시도로 정상분 전류를 택하였다. 고장점 추정에 사용되는 전류는 수렴된 값을 이용하는 데 전체 구간을 5%씩 나누어 고장을 발생시켜 고장 값을 구한 뒤, 선형보간을 취한 추세곡선을 퍼지신경망으로 학습을 시켰다. 그림 6은 1선 지락시의 거리별 정상분 전류의 실효치값을 나타내고 있다. 그림 6에서 알 수 있는 바같이 거리별로 고장 발생 1 주기 후에는 일정한 값으로 수렴을 하고 있다. 또한 거리가 멀어질 수록 고장시의 정상분 전류의 크기가 작아지고, 인접고장간의 간격도 좁아짐을 알 수 있다.

## 4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

제시한 기법의 성능을 평가하기 위하여 모델계통의 다양한 고장 데이터가 필요하여 본 연구에서는 EMTP로 모의하여 이용하였다. 모의계통은 최대 160 [km]의 공장을 갖는 3Φ 154 [kV] 송전선로 모델로 정하였고, 12 샘플링의 데이터를 얻기 위하여 EMTP에서는 시간 간격을 1.388 [msec]로 하였다[5].



(a) 영상분



(b) 정상분

그림 5 거리별 영상분 및 정상분 전류의 크기

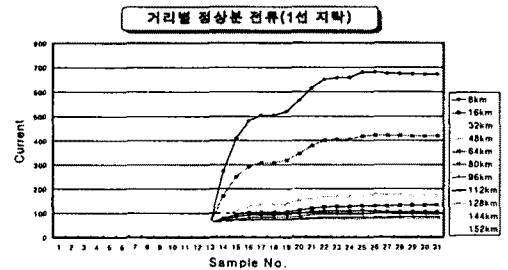
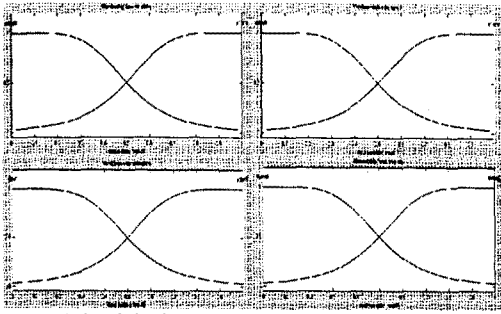


그림 6 거리별 정상분 전류의 실효치(1선지락)

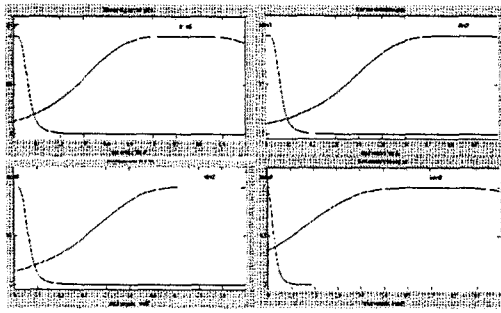
고장은 정상상태, 1선 지락고장, 2선 지락고장, 선간 단락고장, 3상 단락고장을 모의하되, 고장저항은 5[Ω]으로 하였다. 직류울셀영향과 고조파 성분 그리고 그 크기를 검토하기 위하여, 고장발생 전압사고각은 0°, 90°로 선정하였고, 고장이 발생한 거리는 8[km]~152[km]까지 5%(8[km])씩 바꾸어가며 모의하였다. 고장발생시점은 전압사고각이 0°인 경우는 12번째(16.667 [ms])이고, 90°인 경우는 15번째(20.083 [ms])가 된다. 그리고 CT 포화시의 영향은 고려하지 않았다.

### 4.1 고장유형 판별

그림 7은 각각 입력공간에 균등하게 분할된 입력 전의 소속함수들과 고장판별에 적당하게 분할된 학습된 후의 소속함수를 나타내고 있다.  $I_a, I_b, I_c, I_0$  순으로 각 입력변수 당 소속함수는 중형함수 2개를 사용하여 영역구분을 하였다. 그림 7(b)는 균등하게 입력공간을 분할하던 소속함수가 학습에 의하여 자동으로 조정된 상태이다. 고장이 발생하면 고장값이 정상상태의 값보다 훨씬 커지므로 왼쪽으로 치우친 소속함수의 모양은 적절하게 결정되어 있음을 알 수 있다.



(a) 학습전의 소속함수(고장유형판별)



(b) 학습후의 소속함수(고장유형판별)

그림 7 학습전후의 소속함수

학습된 결과를 시험하기 위하여 송전선로의 여러 지점에서 고장을 발생시켜 고장 지지값을 조사하였는데, 고장 유형별로 일정한 영역에서 수렴을 하고 있다. 고장의 유형에 따라 수렴정도가 약간씩 차이가 있지만 고장 후 적어도 3/4주기 전까지 판별이 되었다.

표 2 고장판별 결과

고장유형 \ 거리	16km,	80km,	144km,	80km,
	0도	0도	0도	90도
AG	0.47~0.52	0.48~0.53	0.48~0.54	0.48~0.53
BG	0.18~0.22	0.19~0.23	0.17~0.24	0.19~0.23
CG	0.08~0.11	0.08~0.12	0.08~0.12	0.08~0.12
ABS	0.79~0.81	0.79~0.81	0.79~0.81	0.79~0.81
BCS	0.28~0.31	0.28~0.31	0.28~0.33	0.28~0.31
CAS	0.59~0.6	0.59~0.61	0.59~0.63	0.59~0.61
ABG	0.88~0.91	0.88~0.91	0.88~0.91	0.88~0.91
BCG	0.38~0.41	0.39~0.42	0.37~0.43	0.39~0.42
CAG	0.68~0.7	0.68~0.7	0.68~0.7	0.68~0.7
3S	0.98~1	0.98~1	0.98~1	0.98~1

표 2는 학습에 의해 설정한 값을 중심으로 분포된 값들이다. 고장의 형태에 따라서 지지값의 분포의 차이가 있지만, 지지값의 영역이 각각 다른 고장유형 지지값들과 구별되므로, 고장 유형의 판별이 가능하다.

#### 4.2 고장점 추정

고장점추정을 위해 사용된 요소는 각 고장에 따른 거리별 추이가 다른 정상분 전류를 이용하였다. 부하의 증감이나 인접구간의 간섭으로 인한 문제들을 고려하지 않고, 고장저항이 5[Ω]이라는 가정하에 고장점을 추정하였다. 고장점추정은 거리별로 나타내는 곡선의 추이를 퍼지신경망으로 근사화하였다. 따라서 퍼지신경망의 입력값은 고장시의 값이 되고, 출력값은 이에 해당하는 정규화된 거리가 된다. 정상분은 이미 그림 5에서 확인되었듯이 고장별로 거리에 따른 크기가 다르다는 것을 알

수 있었다. 따라서 퍼지신경망으로 각각의 거리 추정곡선을 근사화하여 고장유형이 판별되면, 고장에 맞는 거리추정을 할 수 있게 된다. 한편, 고장점 추정부에서는 전체 고장 중 가장 많은 비율을 차지하는 1선 지락고장의 거리추정을 하였다. 고장점 추정을 시험하기 위해 8~152[km]구간을 4개의 구간으로 나누어서, 각각의 구간마다 퍼지신경망으로 학습하여 수렴된 고장값이 들어갈 경우, 정규화된 거리 추정값이 나오도록 하였다.

표 3은 첫번째구간(5~25%)에 대한 거리별 퍼지신경망에 의한 고장점 추정 결과이다.

표 3 거리별 추정결과(5~25%)

실제거리	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25
추정거리	0.501	0.099	0.150	0.200	0.249

#### 5. 결론

본 논문은 퍼지신경망을 이용하여 송전선로의 고장점 출기법을 제안하였다. 제안된 기법은 EMTP를 이용한 장거리 송전선로 모델계통의 고장 발생각과 고장유형, 고장거리 등을 가변시켜 수집한 데이터를 활용하여 시험되었다. 시험결과 고장유형 판별에서는 종래의 신경회로망 방법에 비하여 학습시간이 줄어들었으며, 기존의 퍼지추론을 이용한 방법에 비하여 파라미터 조정을 위한 시행착오가 감소되었다. 또한 퍼지신경망을 이용한 새로운 고장점 추정 기법을 시도하였다.

#### 참고문헌

- [1] 조경래 외, "신경회로망을 이용한 초고압 송전선 거리제전기 동작속도 개선방법", 대한전기학회 논문지, Vol. 46, No. 4, pp. 475~481, 1997.
- [2] 신명철, 이복구, 박철원, 윤석우, "전력계통의 패턴인식형 거리제전기법에 관한 연구", 한국퍼지 및 지능 시스템학회, Vol. 8, No. 2, pp. 9~20, 1998.
- [3] 기초전력공학 공동연구소, "지능형 보호제전기 연구개발", 중간보고서, 1996.
- [4] A. Ferrero, S. Sangiovanni, E. Zappitelli, "A Fuzzy-set Approach to Fault-type Identification in Digital Relaying", IEEE Trans on PWRD, Vol. 10, No. 1, Jan. 1995, pp. 169~175.
- [5] 박철원, 전병준, 신명철 외, "대칭성분에 의한 퍼지형 고장 형태판별에 관한 연구", 대한전기학회 하계학술대회 논문집(C), pp. 857~860, July 1997.
- [6] A.G. Phadke et al, "A Microcomputer based Symmetrical Component Distance Relay Protection", Power Indust.Comp.Appl. Conf, pp.47~55, 1979.
- [7] T. Takagi, M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-15, No. 1, Jan/Feb,1985, pp. 116~132.
- [8] Jyh-shing Roger Jang "ANFIS :Adaptive-Network based Fuzzy Inference System", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 23, No.3, May/June 1993, pp. 665~667.
- [9] J. S. R. Jang, C.T. Sun, E. Mizutani, "Neuro-fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall, 1997.
- [10] Ned Gulley, J.-S. Roger Jang, "Fuzzy Logic Tool box", Math Works, 1995.
- [11] 원중연 외, "뉴로-퍼지 네트워크에 의한 유도전동기 제력의 학습방법에 관한 연구", 대한전기학회 논문지, Vol. 43, No. 11, pp. 1856~1865, 1994.
- [12] 강상희 외, "Offset이 제거된 반주기 데이터를 사용한 고속 Haar 변환에 기초한 디지털 거리계전알고리즘", 대한전기학회 하계학술대회 논문집(A), pp.59~62, July 1992.