

적응형 퍼지 시스템에 의한 송전선로보호의 고장검출 계전기법 Fault Detection Relaying for Transmission Line Protection using ANFIS

박철원 · 전병준 · 정호성 · 권명현 · 이복구 · 신명철

Chul-Won Park, Byong-Joon Jeon, Ho-Sung Jung, Myung-Hyun Kwon,
Bock-Gu Lee and Myong-Chul Shin

요 약

본 논문에서는 송전선로의 보호를 위하여, 적응형 퍼지 시스템을 도입하여 고장 유형 판별부와 고장점 추정부의 두 부분으로 구성된 새로운 고장검출기법을 개발하였다. 제안된 시스템의 퍼지 입력변수로는 전류의 정상분과 영상분 그리고 실효치를 선정하였으며, 신경회로망의 학습방법에 의하여 전건부와 후건부가 적절하게 조정되었다. 제시된 기법의 효용성을 입증하기 위하여, 전자과도 해석 프로그램인 EMTP로부터 수집된 데이터를 활용하였다. 시뮬레이션 결과, 제안된 기법은 고장유형이 정확하게 판별되었으며, 고장점 추정이 개선되었다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a new fault detection algorithm for transmission line protection using ANFIS(Adaptive Network Fuzzy Inference System). The developed system consists of two subsystems: fault type classification, and fault location estimation. We use rms value, zero sequence component and positive sequence of current, and then using learning method of neural network, premise and consequent parameters are tuned properly. To prove the performance of the proposed system, generated data by EMTP(Electro-Magnetic Transient Program) simulation is used. It is shown that the proposed relaying classifies fault types accurately and advances fault location estimation.

1. 서 론

전기에너지에 대한 의존도가 높아짐에 따라 양질의 전력을 안정적으로 공급하기 위하여 전력시스템의 해석이나 보호방식에 신기술이 요구되고 있다. 특히, 고장으로부터 피해를 최소화하기 위한 보호계전기의 역할이 매우 중요하기 때문에 디지털 신호처리기법을 계전기에 적용하여 계전기의 동작 신뢰도를 어느 정도 향상시켰으나 아직도 보호기능은 제한된 범위에서 운용되고 있는 실정이다. 이에 인공지능(artificial intelligence: AI) 기법을 계통보호에 도입하여 고장검출의 정밀화와 지능화를 도모하고, 보호·제어성능 향상을 위한 연구의 필요성이 제기되었다[1-3]. 최근, 국내에서도 보호기술연구회가 조직되어 본격적인 활동에 들어갔으며, 한국전력공사의 전력연구원(KEPRI)을 중심으로 배전선로 및 변압기의 지능형 보호계전기(intelligent protective relay)에 관한 개발과제가 수행되는 등 관심이 집중되고 있다[1-4]. 근래에는, 신경회로망과 퍼지 논리 등을 변압기의 여자돌입판별과 송전선로의 거리계전(distance relaying)에 적용한 논문들

이 발표되었다[4-7].

그런데, 신경회로망을 이용하여 전력계통의 고장과 과도신호를 학습시키면, 적절하게 패턴을 인식하여 고장유형과 고장점 추정이 가능하기 때문에 이를 보호계전 분야에 도입하려고 하나, 실제계에 적용할 경우 신경회로망 특성상 몇가지 문제점이 대두되고 있다[1-5]. 한편, 퍼지이론은 불확실한 정보로부터 유용한 정보를 추론할 수 있기 때문에 전력계통 내에서 발생하는 애매한 징후에 대한 고장진단(fault diagnosis)이 가능하다. 그러나 퍼지논리를 고장유형 판별에 적용하는 경우에는 계전신호의 입력공간과 출력공간의 퍼지 파라미터를 구현하는데 있어서 많은 시행착오를 거쳐야 하는 단점이 있게 된다[6-9].

이에 따라, 서로 상호보완적인 장점을 가지고 있는 퍼지 및 신경회로망의 합성에 대한 연구가 제기되었으며, 그 융합에 대한 연구의 하나인 적응형 퍼지 시스템(혹은 ANFIS: adaptive network fuzzy inference system)[10-12]이 발표되었다. 이들은 제어분야에서 그 효용성이 입증된 사례가 있으나, 전력계통의 보호계전 분야에 적용된 사례는 미진한 실정이다[13,14].

이에 본 논문에서는 퍼지 시스템에 신경회로망의 학습을 이용하여 신속한 처리가 가능한 적응형 퍼지 시스템을 송전선로의 보호에 적용한 고장검출 계전기법을 제안하였다. 제시된 기법은 고장판별부(fault type classification part)와 고장거리 추정부(fault location estimation part)로 구성된다[15]. 먼저, 제시된 적응형 퍼지 시스템의 입력값으로 사용하기 위하여 계통으로부터 수집된 계전신호 중의 전류신호를 분석한 후 대칭성분을[17] 추출하고, 실효치 연산의 전처리 과정을 거친 후, 고장유형을 판별한다. 다음, 정상분 전류를 이용하여 불록별 분류에 의한 고장거리를 추정한다. 제안된 기법의 실용성을 입증하기 위하여 전자과도해석프로그램인 EMTP(Electro-Magnetic Transient Program)에 의하여 시험계통을 모델링 한 후, 고장거리와 고장발생각을 변화시키면서 다양한 테스트를 수행하였다.

2. 적응형 퍼지 시스템에 의한 송전선로의 보호

2.1 적응형 퍼지 시스템

본 연구에서 도입한 방법은 그림 1과 같이 5층으로 구성된 적응형 퍼지 시스템이다. 여기서, 입력변수는 X, Y이고, 각 계층은 퍼지화, 퍼지연산, 활성화도의 정규화, 비퍼지화된 출력값, 그리고 출력값의 총합을 나타낸다. 이때 전건부의 파라미터와 후건부의 파라미터는 역전파 학습알고리즘에 의하여 조정된다[10-12].

2.2 적응형 퍼지 시스템에 의한 계전 알고리즘

외란의 영향을 최소화하여 적응형 퍼지 시스템의 입력값으로 사용하기 위해서는 전처리과정(pre-processing)이 필수적이다. 전처리는 계통으로부터 수집된 신호를

직류 오프셋 제거필터(dc-offset removing filter)를 통해 직류과도성분을 제거한 후, 실효치를 구하는 것으로 하였다. 만약, 직류 오프셋 성분을 지속적으로 처리한다면, 직류 오프셋 성분은 제거될 수 있다[16]. 그림 2는 본 연구의 사례연구 대상계통에서 발생한 1선 지락고장진류에 대해 직류 오프셋 제거 필터링후의 전류신호이다. 그림 2로부터 직류 오프셋이 제거되었음을 알 수 있는데, 이때 기본파 성분의 이득은 1보다 작아지고, 위상지연이 발생되기 때문에 원 신호의 이득과 위상에 맞게 보정해 주어야 한다.

그림 3은 제안된 적응형 퍼지 시스템에 의한 계전

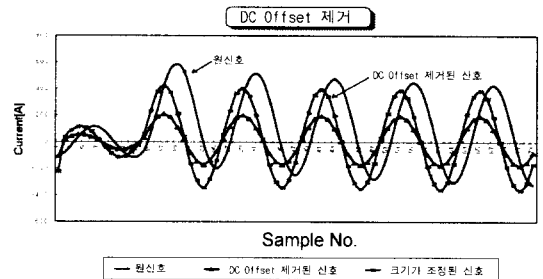


그림 2. 직류오프셋 제거필터 후의 전류신호
Fig. 2. Current signal after dc-removing filtering

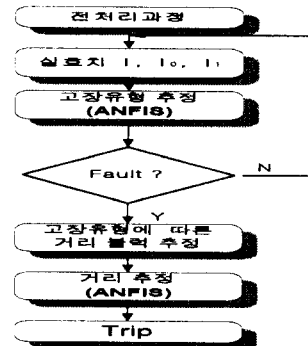


그림 3. 제안된 계전 알고리즘
Fig. 3. The flow chart of proposed relaying

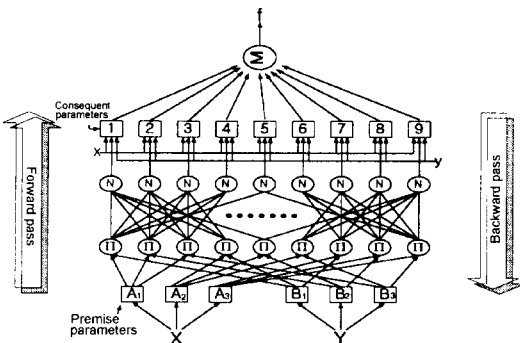


그림 1. 적응형 퍼지 시스템의 구조
Fig. 1. The Structure of ANFIS

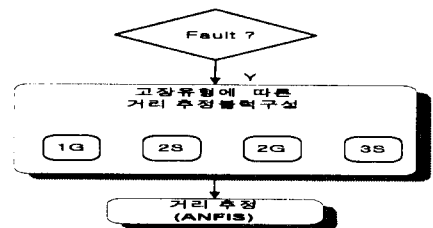


그림 4. 고장거리 추정부
Fig. 4. Fault location estimation part

알고리즘의 순서도이고, 그림 4는 계전 알고리즘의 고장거리추정부이다. 그림과 같이 제시된 기법은 먼저, 고장유형을 판별하고, 그 유형에 알맞은 고장점을 추정을 하게 된다.

2.3 적응형 퍼지 시스템에 의한 고장검출시스템의 설계

고장유형 판별의 경우 퍼지 입력변수는 각 상 전류의 실효치와 영상분으로 하였고, 고장점 추정에는 정상분 전류로 선정하였다. 고장유형 판별 시에는 4개의 입력변수를 가지고, 하나의 변수당 2개의 범종형 소속함수를 사용하였고, 총 16개의 규칙이 적응형 퍼지 시스템에 의하여 생성되었다. 또한, 고장점 추정시에는 1개의 입력변수를 가지고, 범종형 함수를 사용하였다. 한편, 퍼지추론 방법은 Max-product법을 이용하였으며, 비퍼지화 방법은 하중평균법(weight average)을 사용하였다[11-13]. 적응형 퍼지 시스템을 학습하는데 있어, 학습속도와 수렴을 빠르게 하기 위하여 중간에 오차의 증감에 따라 학습단계의 크기(step size)를 적절하게 해야한다. 이에 따라 학습단계는 0.05와 0.1을 기준으로 하여 여러 값들을 가변 시킨 결과, 0.1일 때 수렴속도가 좋았기 때문에 본 연구에서의 학습단계의 크기는 0.1로 하였다.

2.4 고장 유형 판별부

학습을 통하여 소속함수의 파라미터를 최적으로 조정하기 위해서는 적절한 학습패턴이 필요하게 된다. 본 연구의 고장유형 판별시의 학습패턴은 선택된 4개의 입력변수에 대하여 고장후의 3개의 샘플치를 이용하였다. 학습패턴에 사용된 고장데이터는 총 거리에 대하여 10%마다의 고장을 발생시켜서 수집하였다.

또한, 고장유형 판별에 이용되는 입력패턴은 실효치 전류와 영상분 전류값을 이동 윈도우하여 총 1287×5의 행렬로 구성하였다. 학습단계의 크기를 0.1로 하여 학습을 시켰다. 표 1은 고장유형에 따른 지지값(degree)을 나타낸다. 표 1에서, 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 그리고 3S는 3상 단락고장을 의미한다.

2.5 고장점 추정부

선로정수인 R, L성분 때문에 전원으로부터 거리가 멀어 질수록 전류의 크기가 작아진다. 그림 5는 거리에 따른 영상분 전류와 정상분 전류의 크기이다. 영상분은 지락사고에만 나타나는 성분인데, 그림 5(a)에서와 같이 1선 지락과 2선 지락시 거리별로 크기의 차이가 있음을 나타내고 있다. 그림 5(b)는 정상분인데, 지락 고장뿐만 아니라 단락 고장에서도 고장의 종류에 따라 크기가 구분됨을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서는 거리추정을 위한 새로운 시도로 정상분 전류를 택하였으며, 고장점 추정에 사용되는 전류는 수렴된 값을 이용하는데 전체 구간을 5%씩 나누어 고장을 발생시켜 고장 값을 구한 뒤, 선형 보간을 취한 추세곡선을 적응형 퍼지 시스템망으로 학습을 시켰다.

그림 6은 1선 지락고장시의 거리별 정상분 전류의 실효치이다. 그림 6에서와 같이 고장 발생 1 주기 후

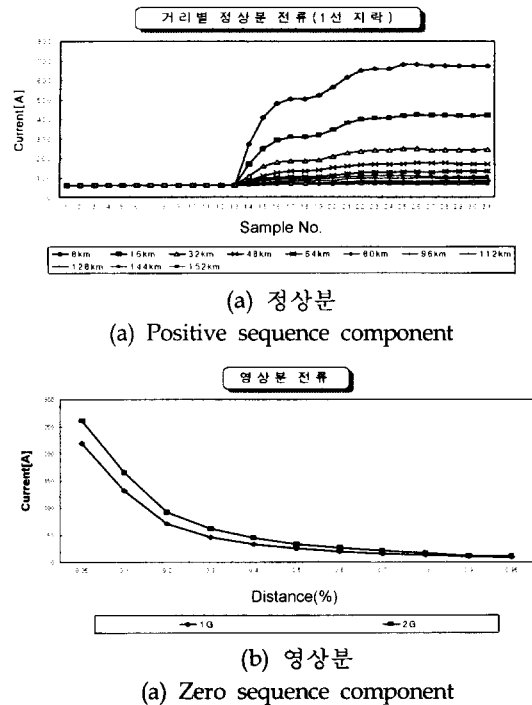


그림 5. 거리별 대칭분 전류의 크기
Fig. 5. Magnitude of symmetrical component current according to distance

표 1. 고장유형에 따른 지지값
Table 1. Degree for fault type classification

고장유형	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

에는 거리별로 일정한 값으로 수렴을 하고 있다. 또한, 거리가 멀어질수록 고장시의 정상분 전류의 크기가 작아지고, 인접고장간의 간격도 좁아지게 되는 것을 알 수 있다.

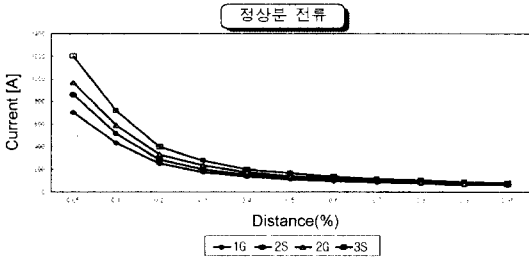
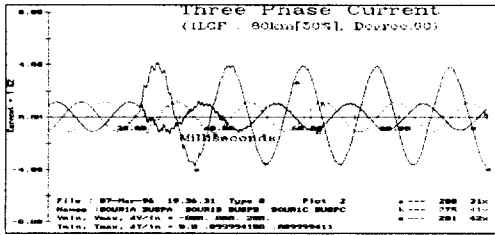
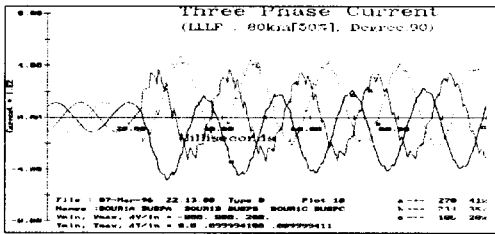


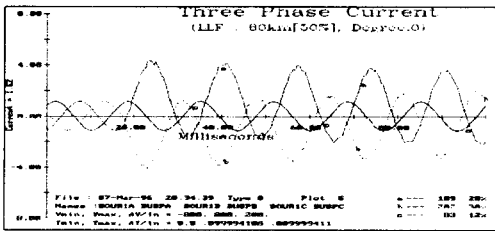
그림 6. 1선 지락고장시의 거리별 정상분 전류의 실효치
Fig. 6. Rms value of positive sequence current according to distance during one line ground fault



(a) 1선 지락고장시의 3상 전류파형
(a) 3 phase current signals under 1LGF



(b) 선간 단락고장시 3상 전류파형
(b) 3 phase current signals under 2LSF



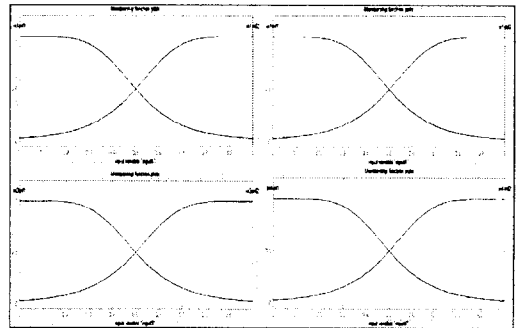
(c) 3상 단락고장시 3상 전류파형
(c) 3 phase current signals under 3SF

그림 7. 고장시의 전류 파형
Fig. 7. Current signals during faults

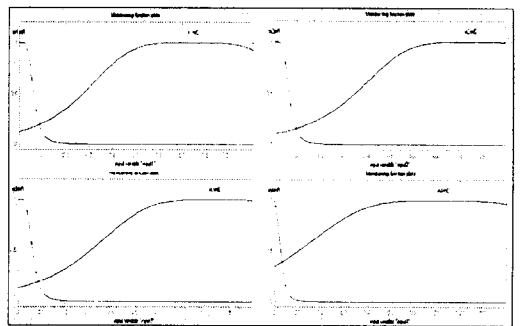
3. 사례연구

제시한 고장검출기법의 타당성을 입증하기 위하여, EMTP를 이용하여 최대 160 km의 공장을 갖는 3Φ 154 kV 송전선로 모델을 정하였으며, 주기당 12 샘플링의 데이터를 얻기 위하여 시간 간격은 1.388 msec로 하였다[9,15].

정상상태와 고장저항을 5 Ω으로 한 여러 가지 고장이 모의되었다. 직류옴셋 영향, 고조파 성분 그리고 그 크기를 검토하기 위하여, 고장발생시 전압사각은 0°, 90°로 선정하였고, 고장이 발생된 거리는 8 km~152 km까지 5%(8 km)씩 바꾸어가며 시뮬레이션을 하였다. 여기서, 고장발생시점은 정상상태로 한 주기가 지난 시점으로서, 전압사각이 0°인 경우는 12번째 (16.667 ms)이고, 90°인 경우는 15번째(20.083 ms)가 된다. 한편, CT 포화시의 영향은 고려하지 않았다. 그림 7은 송전단으로부터 80 km 떨어진 지점에서의 각 고장에 따른 전류파형이다.



(a) 학습전의 소속함수
(a) Membership function before learning



(b) 학습후의 소속함수
(b) Membership function after learning

그림 8. 학습전후의 소속함수
Fig. 8. Membership function before and after learning

3.1 고장유형 판별의 결과

그림 8은 각각 입력공간에 균등하게 분할된 입력 전의 소속함수들과 고장판별에 적당하게 분할된 학습된 후의 소속함수이다. I_a, I_b, I_c, I_0 순으로 각 입력변수 당 소속함수는 중형함수 2개를 사용하여 영역이 구분되었다. 그림 8(b)에서와 같이, 균등하게 입력공간을 분할하던 소속함수가 학습에 의하여 자동으로 조정되었음을 알 수 있다. 그림으로부터, 고장이 발생하면 고장값이 정상상태의 값보다 훨씬 커지므로 왼쪽으로 치우친 소속함수의 모양은 적절하게 결정되었다고 볼 수 있다.

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 1/2주기이내에 고장의 유형이 판별이 되었다.

표 2는 고장판별의 결과로서 학습에 의하여 설정한 값을 중심으로 분포된 값들이다. 고장의 형태에 따라서 지지값의 분포의 차이가 있지만, 지지값의 영역이 각각 다른 고장유형 지지값들과 구별되므로, 고장유형의 판별이 가능하게 됨을 알 수 있다.

3.2 고장점 추정의 결과

고장점 추정을 위해 사용된 요소는 각 고장별 거리별 추이가 다른 정상분 전류이다. 본 연구에서는 부하의 증감이나 인접구간의 간섭으로 인한 문제들을 고려하지 않았으며, 고장점 추정은 거리별로 나타내는 곡선의 추이를 적응형 퍼지 시스템으로 근사화 하였다. 제안된 적응형 퍼지 시스템의 입력값은 고장시의 값이 되고, 출력값은 이에 해당하는 정규화된 거리가

표 2. 고장판별 결과
Table 2. Result of fault type classification

거리	16 km,	80 km,	144 km,	80 km,
고장유형	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

된다. 정상분은 이미 그림 5에서 확인되었듯이 고장별로 거리에 따른 크기가 다르다는 것을 알 수 있었다. 따라서 적응형 퍼지 시스템으로 각각의 거리 추정곡선을 근사화하여 고장유형이 판별되면, 고장에 맞는 거리추정을 할 수 있게 된다. 그런데, 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 적응형 퍼지시스템으로 학습하여 수렴된 고장값이 들어갈 경우, 정규화된 거리 추정값이 나오도록 하였다.

그림 9는 1선 지락고장시 거리추정을 위한 학습되기 전의 소속함수의 모양이다. 7개의 중형함수가 입력공간을 균일하게 분할된다. 그림 10은 각 1선 지락고장시의 거리추정을 위해서 학습된 후의 거리구간 당 소속함수의 모양이다. 이는 학습에 의하여 파라미터가 조정되면서 각 소속함수의 영역이 변하게 된다.

표 3은 제안된 적응형 퍼지시스템에 의한 거리별 고장점 추정 결과이다.

그림 10으로부터, 블록별 고장추정을 위해서는 각 거리구간 마다 소속함의 모양이 다르게 학습된 것을 확인할 수 있다. 표 3으로부터는 제시된 적응형 퍼지 시스템에서는 송전단으로부터의 5%지점에서 고장이 발생하였을 때를 제외하고 대체적으로 송전단으로부터 고장지점이 멀수록 추정오차가 약간 커지게 되는 것을 알 수 있다.

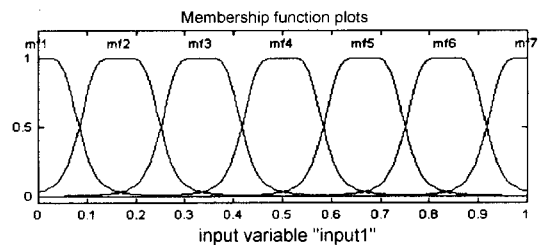


그림 9. 학습전의 소속함수
Fig. 9. Membership function before learning

표 3. 거리별 추정결과
Table 3. Result of estimation according to distance

5~25%	실제거리	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25
	추정거리	0.501	0.099	0.150	0.200	0.249
25~50%	실제거리	0.30	0.35	0.40	0.45	0.50
	추정거리	0.299	0.349	0.399	0.449	0.497
50~75%	실제거리	0.55	0.60	0.65	0.70	0.75
	추정거리	0.549	0.599	0.648	0.697	0.743
75~95%	실제거리	0.80	0.85	0.90	0.95	
	추정거리	0.801	0.851	0.902	0.960	

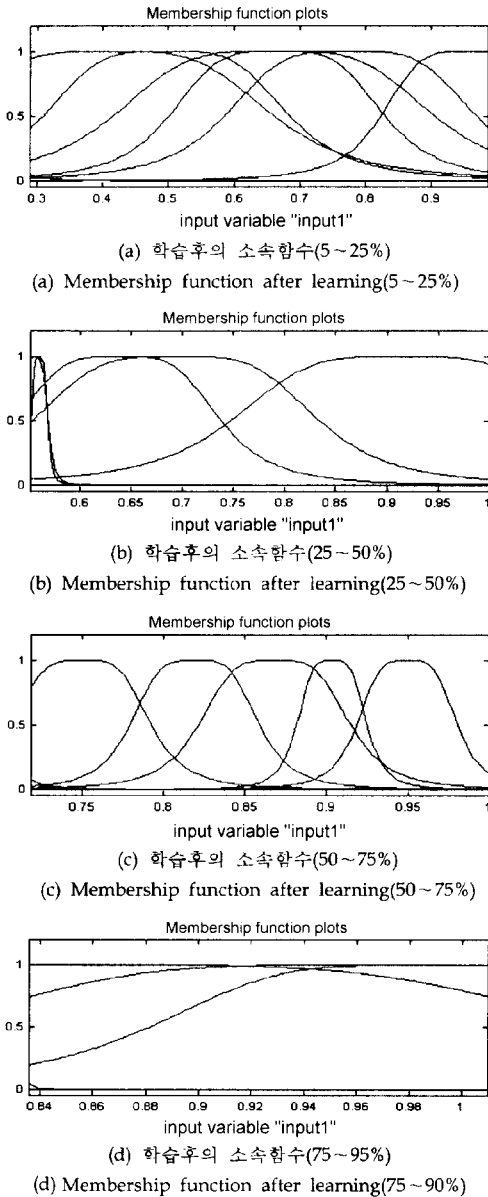


그림 10. 학습후의 소속함수

Fig. 10. Membership functions after learning

4. 결 론

본 논문에서는 적응형 퍼지 시스템이 갖는 특성을 보호계전기분야에 응용하여 송전선로의 고장검출기법을 제안하였다. 제시된 기법은 EMTP에 의하여 장거리 송전선로 모델계통의 고장발생과 고장유형, 고장거리 등을 가변 시켜 수집한 데이터를 활용하여 시험되었다. 결론을 요약하면 다음과 같다.

1. 적응형 퍼지 시스템내의 고장유형 판별을 위하여 전류의 대칭성분과 실효치를 입력변수로 선정하였으며, 정상분 전류를 활용한 고장거리 추정을 제안하였다.

2. 제안된 보호계전기법에서는 신경회로망의 역전과 학습 알고리즘을 이용하여 고장유형 및 고장점에 따라 각 입력변수의 최적의 입·출력 파라미터가 선정되므로 고장검출을 위한 입출력 공간을 결정하였다.

3. 고장유형 판별부의 경우, 다양한 형태의 고장에 대해서도 적어도 고장발생 후 8샘플이내에서 고장유형을 정확히 판별하였다.

4. 고장거리 추정부의 경우, 블록별로 추정하는 새로운 고장점 추정기법을 시도하였으며, 블록별 거리추정결과 고장점이 송전단으로부터 약 5%지점을 제외하고는 대체적으로 고장점 추정이 양호하였다.

향후 보다 실제적인 부하 모델링에 대한 연구가 필요하며, 이를 통해 고장유형 판별과 거리추정을 위한 특징 있는 입력변수의 선정이 요구된다.

참고문헌

- [1] 기초전력공학 공동연구소, “지능형 보호계전기 연구 개발”, 최종보고서, 1998. 6.
- [2] 신명철 외, “패턴인식형 거리계전기법을 위한 신경회로망의구성”, 한국과학재단, Oct. 1998.
- [3] 조경래, 강상희, 박종근 외, “신경회로망을 이용한 초고압 송전선 거리계전기 동작속도 개선방법”, 대한전기학회 논문지, Vol. 46, No. 4, pp. 475-481, 1997.
- [4] C. W. Park, M. C. Shin, B. K. Lee, H. S. Jung et al., “An Implementation of Digital Distance Relaying Algorithm Using Neural Network Based Fault Pattern Estimation”, ICEE'99, Hong Kong, pp. 181-184, 1999.
- [5] 신명철, 이복구, 박철원, 윤석부, “전력계통의 패턴인식형 거리계전기법에 관한 연구”, 한국퍼지 및 지능시스템학회, Vol. 8, No. 2, pp. 9-20, 1998.
- [6] C. W. Park, et al, “Fuzzy Logic Based Relaying Using Flux-differential Current Derivative Curve for Power Transformer Protection”, *Journal of Fuzzy Logic and Intelligence Systems*, Vol. 8, No. 5, pp. 72-82, 1998.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 박철원, 전병준, 신명철 외, “대칭성분에 의한 퍼지형 고장 형태판별에 관한 연구”, 대한전기학회 하계

학술대회 논문집(C), pp. 857-860, July 1997.

- [10] 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.
- [11] J. S. R. Jang, C. T. Sun, E. Mizutani, "Neuro-fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall, 1997.
- [12] Ned Gulley, J. -S. Roger Jang, "Fuzzy Logic Tool box", Math Works, 1995.
- [13] 원중연, 양승호, "뉴로-퍼지 네트워크에 의한 유도전 동기제적의 학습방법에 관한 연구", 대한전기학회 논문지, Vol. 43, No. 11, pp. 1856-1865. 1994.
- [14] 임화영, 김희수, 고재호, 방성윤, "퍼지 패턴분류를 이용한 전력계통에서의 고장검출", 대한전기학회 하

계학술대회 논문집(C), pp. 1203-1205, July 1998.

- [15] 박철원, 전병준, 신명철, 이복구, 권명현, "뉴로-퍼지 기법을 이용한 송전선로의 고장검출", 대한전기학회 하계학술대회논문집(C), pp. 1046-1049, July 1998.
- [16] 강상희, 박종근, "Offset이 제거된 반주기 데이터를 사용한 고속 Haar 변환에 기초한 디지털 거리계전압 고리증", 대한전기학회 하계학술대회 논문집(A), pp. 59-62, July 1992.
- [17] A.G. Phadke et al, "A Microcomputer based Symmetrical Component Distance Relay Protection", *Power Indust. Comp. Appl. Conf.*, pp. 47-55, 1979.



박철원 (Chul-Won Park)

1988년 : 성균관대학교 전기공학과 학사
 1996년 : 성균관대학교 대학원 전기공학과 박사
 1989년~1993년 : 금성산전 연구소 주임연구원
 1993년~현재 : 성균관대학교 전기 전자 및 컴퓨터공학부 강사

1997년~현재 : (국립)원주대학 전기과 조교수
 주관심분야 : 지능형 보호계전, 컴퓨터 응용



정호성 (Ho-Sung Jung)

1996년 : 성균관대학교 전기공학과 학사
 1998년 : 성균관대학교 대학원 전기공학과 석사
 현재 : 성균관대학교 대학원 전기공학과 박사과정
 주관심분야 : 전력시스템, 뉴로-퍼지 응용

이복구 (Bock-Ku Lee)

제 8권 제 2호 참조
 1982년 : 성균관대학교 대학원 전기공학과 학사
 1994년 : 성균관대학교 대학원 전기공학과 박사
 1986년~1990년 : 금성산전 연구소 주임연구원
 1991년~1998년 : 충남전문대학 제어계측과 조교수
 현재 : 명지전문대학 전기과 부교수
 주관심분야 : 패턴인식, 디지털신호처리

전병준 (Byong-Joon Jeon)

1996년 : 성균관대학교 전기공학과 학사
 1998년 : 성균관대학교 대학원 전기공학과 석사
 현재 : LG산전 연구소 연구원
 주관심분야 : 이크로 프로세서 응용

권명현 (Myung-Hyun Kwon)

제 8권 제 5호 참조
 1989년 : 성균관대학교 전기공학과 학사
 1994년 : 성균관대학교 대학원 전기공학과 박사과정 수료
 현재 : 여주대학 전기과 조교수
 주관심분야 : 퍼지제어, 컴퓨터 응용



신명철 (Myong-Chul Shin)

1970년 : 성균관대학교 전기공학과 학사
 1978년 : 연세대학교 대학원 전기공학과 박사
 1975년~1978년 : 충북대학교 전기공학과 조교수
 1982년~1983년 : 미국 코넬대학교 전기공학과 객원교수

현재 : 성균관대학교 전기 전자 및 컴퓨터 공학부 교수
 주관심분야 : 전력시스템, 컴퓨터 응용