

적용 뉴로퍼지 추론시스템(ANFIS)을 이용한 송전선로에서의 고장검출

김희수*, 유창완, 홍대승, 임화영
 광운대학교 제어계측공학과

A Fault Detection of Transmission Line using ANFIS

Kim Hee-Soo*, Ryu Chang-Wan, Hong Dae-Sung, Yim Hwa-Yeoung
 Dept. of Control & Inst. Eng. Kwangwoon Univ.

Abstract - A fault detection of power system must be fast and correctly over input signal without relation to any disturbance. But, it is difficult to detect fault state for digital relay comparison of fault perfectly. In this paper, we measure each phase current and infer type of fault using ANFIS(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System).

1. 서 론

전력계통에서의 안정적이고 지속적인 전력공급은 현대 사회에서 중요한 문제가 아닐 수 없으며, 이러한 전력설비들 중 송전선로는 설치범위가 다른 전력설비보다 광범위하게 설치되어 있어 고장확률이 높다할 수 있다. 이러한 고장은 신속하고 정확하게 검출되어 분리되어야만 전체 계통에 대한 영향을 최소한으로 감소시킬 수 있지만 계통은 점점 더 복잡하고 다양하게 구성되어 기존에 개발된 보호계전방식만으로는 보호신뢰성에 한계가 있다.

송전선로 보호방식중 가장 널리 사용되는 거리계전방식은 디지털방식이 개발되면서 비약적으로 발전하고 있지만, 송전선로의 병렬개폐시턴스 성분을 무시하고 집중 직렬임피던스로 해석하여 일정주기마다 측정되는 전압 및 전류파형으로 임피던스를 계산함으로써 고장점을 표정하고 판별하기 때문에 전압, 전류파형에 고주파성분이 많으면 많을수록 보호신뢰도가 떨어진다.

본 논문에서는 비선형 시스템에 강건한 ANFIS(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)의 장점을 이용하여 복잡다양한 전력계통내에서 보다 신뢰성 있는 보호계전 알고리즘을 제시하고자 한다.

본 논문에서는 EMTF(Electromagnetic Transient Program)를 이용하여 여러 가지 고장유형을 시뮬레이션하고 각 상의 전류를 주기당 12 sample로 측정하여 ANFIS의 입력으로 사용하였다.

2. 본 론

2.1 퍼지추론시스템(Fuzzy Inference System)

퍼지 추론 시스템은 퍼지 시스템에 있어서 가장 중요한 부분이다. 퍼지화를 통한 입력값과 퍼지 규칙 기반(Rule Base)에 의해 적절하게 추론하는 논리연산 부분이다. 추론 방법은 크게 3가지 형태로 구분할 수 있으나 본 논문에서는 Sugeno 추론 시스템을 이용하였다.

Sugeno 추론 시스템의 조건부는 퍼지 집합으로 결론부는 입력 변수에 대한 선형식으로 이루어져 있다. Sugeno 모델의 전형적인 퍼지 규칙은 다음의 형태를 가진다.

If x is A and y is B , then $z = f(x, y)$

여기에서, A 와 B 는 조건부에서의 퍼지 집합이고 $z = f(x, y)$ 는 결론부의 함수이다. 일반적으로 $f(x, y)$ 는 입력 변수 x 와 y 로 구성된 다항식이다. 그러나 규칙의 조건부에서 명시된 퍼지 영역내에 모델 출력을 적절히 묘사할 수 있지만 하다면 어떠한 함수도 될 수 있다. 이 추론 시스템은 Mamdani 추론 시스템에서처럼 각 규칙의 추론 결과를 합하여 비퍼지화하는 과정이 없고 가중치 평균으로 대체된다. Sugeno 추론 시스템은 그림 1.과 같다.

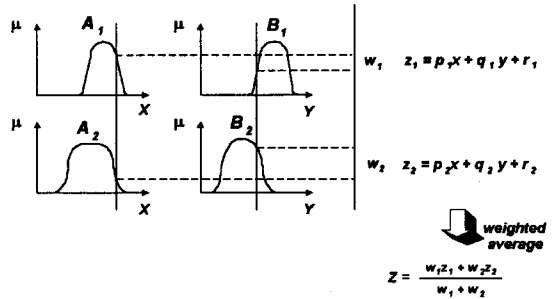


그림 1. Sugeno 퍼지 추론 시스템

2.2 적용 뉴로퍼지 추론시스템(ANFIS)의 구조

적용 뉴로 퍼지 추론 시스템의 구조는 앞에서 소개한 Sugeno 퍼지 추론 시스템을 적용 네트워크로 구현한 것이다. 퍼지 규칙이 두 개이고 입력이 x, y , 출력이 f 인 Sugeno 퍼지 추론 시스템은 그림 2.와 같다.

Rule 1:

If x is A_1 and y is B_1 , then $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Rule 2:

If x is A_2 and y is B_2 , then $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

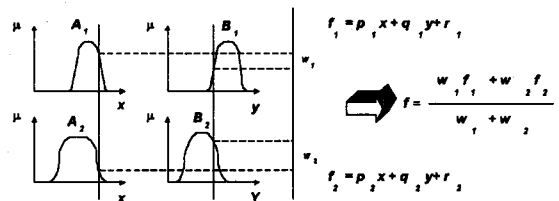


그림 2. Sugeno 퍼지 추론 시스템

그림 2.와 기능적으로 같은 적용 뉴로 퍼지 추론 시스템의 구조는 그림 3.과 같고 다섯 층의 구조로 구성되어 있으며 각 층은 다음과 같다.

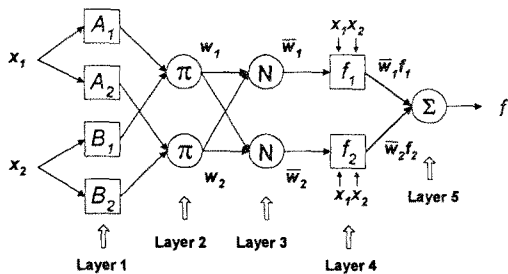


그림 3. 적응 뉴로퍼지 추론시스템(ANFIS)의 구조

(Layer 1)

이 층에서 모든 노드 i 는 아래의 파라미터를 변경할 수 있는 적응 노드이다.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad \text{for } i = 1, 2, \text{ or} \quad (1)$$

$$O_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad \text{for } i = 3, 4$$

여기서 x 는 i 노드로 들어가는 입력이고 A_i, B_{i-2} 는 소속함수로 정의되며 주로 종형함수(Bell Function)를 이용한다. 종형함수의 모양을 결정하는 파라미터 $\{a, b, c\}$ 를 조건부 파라미터(Premise Parameter)라 한다.

(Layer 2)

이 층에서 π 로 표시된 모든 노드는 Layer 1의 출력을 곱하는 기능을 한다.

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad i = 1, 2 \quad (2)$$

각 노드 출력은 규칙의 점화 강도(Firing Strength)를 나타낸다. 신경망과 비교했을때 가중치(Weight)에 해당하는 부분이다.

(Layer 3)

이 층에서 N으로 표시된 모든 노드는 Layer 2의 모든 규칙의 점화 강도의 합에 대한 각 노드의 점화 강도의 비다. 즉, 정규화된 점화 강도(Normalized Firing Strength)로 식 (3)으로 정의된다.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (3)$$

(Layer 4)

이 층에서 모든 노드는 식(4)의 노드 함수를 가진다.

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (4)$$

여기서 \bar{w}_i 는 Layer 3의 출력이고, $\{p_i, q_i, r_i\}$ 는 결론부 파라미터 집합이다. 이 층에서의 파라미터를 결과부 파라미터(Consequent Parameter)라고 한다.

(Layer 5)

이 층에서 단일 노드(Single Node)는 Σ 로 표기되고 이전층의 신호를 더하여 출력을 계산한다.

$$O_i^5 = \text{overall output} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (5)$$

이와 같은 방법으로 Sugeno 퍼지 추론 시스템과 같은 적응 네트워크를 구축했다. ANFIS 구조에서 조건부 파라미터값이 주어진다면 전체 출력은 결론부 파라미터의 선형 조합으로 표현될 수 있으며 (6)과 같이 정리된다.

$$f = \frac{A_1 B_1}{A_1 B_1 + A_2 B_2} f_1 + \frac{A_2 B_2}{A_1 B_1 + A_2 B_2} f_2$$

$$= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2$$

$$= \frac{w_1}{w_1 + w_2} (p_1 x + q_1 y + r_1) + \frac{w_2}{w_1 + w_2} (p_2 x + q_2 y + r_2)$$

$$= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \quad (6)$$

3. 모의결과 및 고찰

3.1 ANFIS를 이용한 고장검출

고장 검출을 위한 적응 뉴로퍼지 추론시스템(ANFIS)의 입력 변수는 전류파형 4개이고, 각 입력마다 소속함수를 2개씩 설정했기 때문에 조합해 보면 규칙(rule) 개수가 16개이며 그 구조를 그림 4.에 보였다.

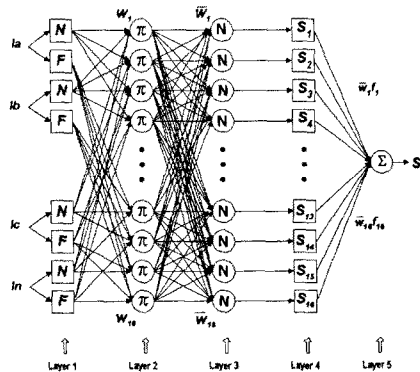


그림 4. 고장검출용 적응 뉴로퍼지 추론시스템의 내부 구조

그림 4.에 보인 적응 뉴로퍼지 추론시스템은 IF-THEN 규칙에 의해 정해지며, 사각형 노드는 수정 가능한 파라미터를 포함하고 있다. 최종층에서 만들어지는 출력이 고장상태별로 표1.과 같이 되도록 고장 및 정상파형으로 학습시켰으며, 본 논문에서는 파라미터의 학습에 표 2.에 나타난 것과 같은 복합 학습 알고리즘(Hybrid Learning Algorithm)을 적용하여 학습 시간을 단축시켰다.

ANFIS 출력(S)	고장의 종류
0	정상상태
1	A상 지락
2	B상 지락
3	C상 지락
4	A, B상 단락, 지락
5	B, C상 단락, 지락
6	C, A상 단락, 지락
7	A, B상 단락
8	B, C상 단락
9	C, A상 단락
10	A, B, C상 단락(지락)

표 1. 최종층 출력

	전방향 (Forward Pass)	역방향 (Backward pass)
조건부 파라미터	Fixed	Gradient descent
결론부 파라미터	Least-Square Estimator	Fixed
평가 대상	Node Outputs	Error signals

표 2. 복합 학습 알고리즘

즉, 조건부 비선형 소속함수의 파라미터는 신경망의 대

표적 학습방법인 최급강하법(Gradient Descent Method)으로 학습시키고, 결론부의 선형 파라미터는 최소 자승 알고리즘(Least Squares Algorithm)으로 갱신하여 선형과 비선형 특성을 함께 표현하는데 적합하도록 하였다.

3.2 모의계통 및 ANFIS 학습결과

그림 5.는 본 논문에서 사용한 EMTP 모의계통이며 양전원, 단부하 계통으로 계통전압은 154(kV)이며 선로공장은 100(km)이다.

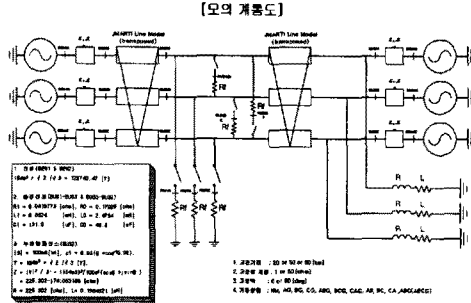


그림 5. EMTP 모의계통도

ANFIS의 입력 데이터인 전류값은 주기당 30(deg.) 간격으로 12번 샘플링하고 FFT를 통하여 기본파성분만을 취득하였다. 아래의 그림 6.~13.는 각각의 고장상태별 전류치와 기본파성분(60(Hz))에 대한 ANFIS 출력력을 보였다. 각각의 고장상태별로 1주기(16.67(ms)) 이내에 목표값으로 수렴됨을 알 수 있다.

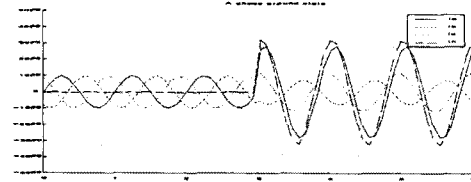


그림 6. A상 지락고장시 전류파형



그림 7. A상 지락고장시 ANFIS 출력

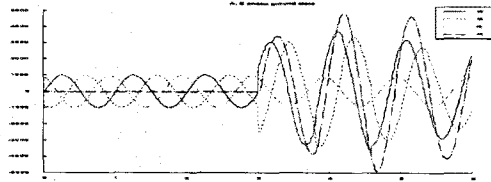


그림 8. A, B상 단지락고장시 전류파형

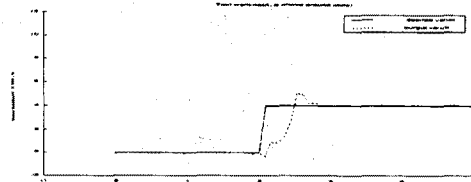


그림 9. A, B상 단지락고장시 ANFIS 출력

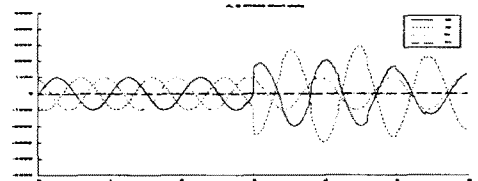


그림 10. A, B상 단락고장시 전류파형

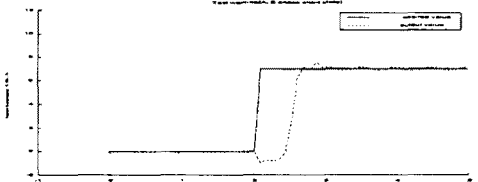


그림 11. A, B상 단락고장시 ANFIS 출력

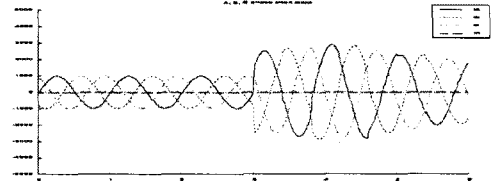


그림 12. A, B, C상 단락고장시 전류파형

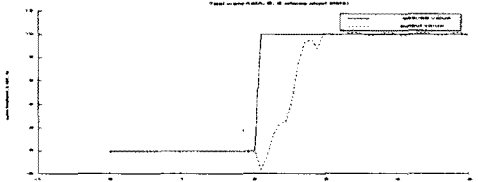


그림 13. A, B, C상 단락고장시 ANFIS 출력

4. 결 론

본 논문에서는 학습 능력을 가진 적응 뉴로퍼지 추론시스템(ANFIS)을 송전선로 고장검출에 적용하여 보았다. 여러가지의 고장상태를 모의한 전류파형의 기본파성분을 패턴별로 입력시킨 적응 뉴로 퍼지 추론 시스템의 학습으로 비교적 고속도이며 정확도가 높은 고장검출 성능을 얻었다. 또한, 적응 뉴로 퍼지 추론 시스템의 학습에 복합 학습 알고리즘(Hybrid Learning Algorithm)을 적용하여, 빠른 수렴 속도 및 다양한 형태의 고장에 대하여 수식적 해석이 없이도 고장검출이 가능함을 보였다.

[참고 문헌]

- [1] Li-Xin Wang, "A Course in Fuzzy and Control", Prentice-Hall, 1997
- [2] J.-S. R. Jang, C.-T. Sun, E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall, 1997
- [3] Walter A. Elmore, "Protective Relaying Theory and Applications", Marcel Dekker Inc., 1994
- [4] "EMTP rulebook1(volumel,2) & 2", Draft Hardcopy Documentation, 1996
- [5] Ko, J. H., Ryu, C. W., Yim, W Y, "Detection of High Impedance Faults using Neural Nets and Chaotic Degree", Proc. of EMPD '98, IEEE, Singapore, Vol.2, 399-404, March, 1998
- [6] 유창완, 고재호, 배영철, 임화영, "적응 뉴로퍼지추론시스템을 이용한 고임피던스 고장검출에 관한 연구", 전력계통보호 기술연구회논문, Vol., No.1, 72-85, 1998