

뉴로-퍼지를 이용한 변압기 보호 알고리즘

이명운* · 이종범* · 홍동석**
 원광대학교* · 전력연구원**

Protective Algorithm for Transformer Using Neuro-Fuzzy

Myoung-Rhun Lee* , Jong-Beom Lee* , Dong-Suk Hong**
 Wonkwang University* , KEPRI**

Abstract - The second harmonic component is commonly used for blocking differential relay in power transformers. However, it is difficult to distinguish between inrush and internal winding fault with differential current protective relaying. This paper proposed a new method using neuro-fuzzy. The used data in neuro-fuzzy algorithm are 3-phase primary voltage and fundamental harmonic of differential current. Various states of transformer are simulated using BCTRAN and HYSDAT of EMTP. As a result of applying the algorithm in various cases, the correct discrimination between internal winding fault and inrush performed.

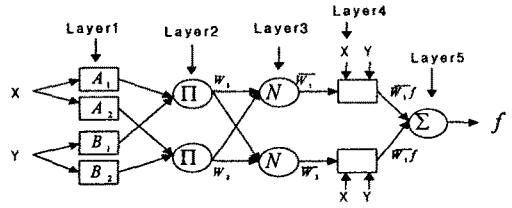


그림 1. ANFIS 구조

그림 1의 언어적 규칙은 다음과 같다.

- Rule 1: IF x is A_1 and y is B_1 , then $f_1 = b_1x + q_1y + r_1$
- Rule 2: IF x is A_2 and y is B_2 , then $f_2 = b_2x + q_2y + r_2$

여기서 x, y : 입력, A_n, B_n : 각 입력에 대한 소속함수, f_i : 각 규칙에서의 출력, (b_i, q_i, r_i): 각 규칙에서 입력에 대한 선형 파라미터이다.

각 층의 동작을 살펴보면 다음과 같다.

layer1 : 입력 변수 x, y 가 소속함수에 대하여 소속되는 정도를 의미하여 소속함수로는 가우시안 함수로 표현될 수 있다.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad i=1,2$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad i=3,4 \quad (1)$$

가우시안 함수는 다음과 같다.

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (2)$$

여기서 a_i, b_i, c_i 는 전건부 파라미터로 이를 조정함으로써 소속함수의 모양을 변화시킬 수 있다.

layer2 : 전건부 적합도를 계산한다.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad i=1,2 \quad (3)$$

layer3 : 모든 규칙의 합에 대한 i 번째 노드의 적합도의 비로 정규화 단계이다.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum w_i} \quad i=1,2 \quad (4)$$

layer4 : 각 규칙에 대한 출력을 의미하는 것으로 3층에서 구해진 적합도는 연결가중치와 곱쳐져 출력층의 입력이 된다.

1. 서 론

변압기 제작기술의 발달과 더불어 근래에 제작되는 변압기는 효율이 더욱 개선되어 변압기의 여자돌입시 차전류에 제2고조파 성분의 함유율이 낮아지는 경향이 있고 반면 고압화 및 지중화로 인해 정전용량의 증가와 중저조파인 3~8고조파 성분이 많이 포함되는 경향이 있다. 따라서 현재 사용중인 제2고조파 억제기능을 갖는 비율차동기법으로는 변압기의 고장상태와 여자돌입 및 과여자상태를 구별하기 어려운 경우가 발생한다[1-5]. 이와 같은 문제점을 보완하기 위해 웨이블릿을 이용한 알고리즘[2-3], 신경회로망[3], 퍼지 의사결정[4]을 도입하는 등의 방법이 제시되고 있다.

이에 본 논문에서는 퍼지논리에서의 가장 큰 장점인 추론 능력과 신경회로망의 장점인 학습 능력을 융합한 뉴로-퍼지 알고리즘을 전력용 변압기 보호에 적용하였다. 뉴로-퍼지 알고리즘에 적용된 정보는 1차측 각 상전압의 RMS값과 차동전류의 기본파이며, 이러한 정보를 이용해 새로운 고장판별 알고리즘을 제안하였다. EMTP를 이용하여 전력용 변압기의 다양한 상태를 시뮬레이션하였으며, 그 출력데이터를 이용하여 룰 베이스를 만들고 그 룰베이스를 바탕으로 출력을 정의하였다. 그리고 이 퍼지 시스템에 학습기능을 도입하여 최적의 퍼지 시스템을 구축하였다. 본 논문에서는 이러한 뉴로-퍼지 시스템을 적용한 새로운 변압기 보호 알고리즘을 제시하였다.

2. 뉴로-퍼지 이론

뉴로-퍼지는 퍼지 시스템의 언어적 논리를 규칙의 형태로 표현할 수 있는 능력과 신경회로망의 오류역전파 알고리즘을 사용한 학습기능이 서로 결합한 형태로 이론의 장점을 이용하여 서로의 단점을 보완한 것이다[6]. 이와 관련된 연구 중 Jang은 결론부를 입력에 대한 선형 방정식으로 표현한 ANFIS 구조를 제안하였다[6-10]. 이는 1차 순계노시스템에 관한 퍼지 시스템 파라미터들을 최적화시키기 위한 혼합된 학습 규칙을 사용하는 구조이다. 그림에서 layer1은 전건부 파라미터를 갖고 있으며 layer4는 후건부 파라미터를 갖고 있다. layer 4에서의 파라미터는 최소제곱법을 사용하여 조정되며 전건부 파라미터는 오차를 역전파시키는 방식으로 조정된다[7]. 이는 그림 1과 같다.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i \cdot f_i = \bar{w}_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad (5)$$

여기서 p_i , q_i , r_i 는 후건부 파라미터로 최소자승법에 의해 갱신된다.

layer5 : layer4에서의 출력 $O_{4,i}$ 가 모두 합해져 최종적인 출력을 계산한다.

$$f = \sum_i \bar{w}_i \cdot f_i = \frac{\sum w_i \cdot f_i}{\sum w_i} \quad (6)$$

3. 변압기 보호 알고리즘

3.1 입력변수 설정

뉴로-퍼지를 이용한 변압기 보호 알고리즘을 구성하기 위해 변압기의 과도상태를 판단할 수 있는 입력변수의 설정이 무엇보다 중요하다. 이에 본 논문에서는 두 개의 입력변수를 사용하였다. 첫 번째 입력변수로 1차측 3상 전압의 RMS값 즉 고장 전 반주기의 3상 전압의 RMS값에 대한 고장 후 반주기의 RMS값에 대한 비율 입력 변수로 사용하였다. 두 번째 입력변수로 고장후 반주기 차전류에 포함되어 있는 각상의 기본파의 성분의 함유율을 입력변수로 설정하였다.

3.2 제한된 뉴로-퍼지 구조

본 논문에서 제안된 뉴로-퍼지구조는 2입력 1출력 구조로 그림 2와 같이 각 입력변수에 대하여 소속함수를 3개씩 사용하였으며 룰은 9개를 사용하였다. 또 각 규칙에 대한 결론부를 0차 슈게노 시스템 즉, 상수값으로 시스템을 구축하였으며 이 시스템을 학습시켰다. 이러한 구조는 입력변수들의 상호관계를 고려하여 퍼지 공간을 분할할 것으로 상호 입력변수의 상관성을 찾아 공간을 분할하고 퍼지 규칙을 생성하는 적응능력을 가진 구조이다.

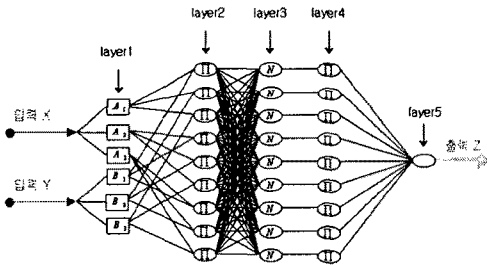


그림 2. 제안된 뉴로-퍼지 구조

그림 2를 언어적 규칙으로 표현하면 다음과 같다.

- Rule 1: IF x is A_1 and y is B_1 , then $f_1 = r_1$
- Rule 2: IF x is A_1 and y is B_2 , then $f_2 = r_2$
- Rule 3: IF x is A_1 and y is B_3 , then $f_3 = r_3$
- Rule 4: IF x is A_2 and y is B_1 , then $f_4 = r_4$
- Rule 5: IF x is A_2 and y is B_2 , then $f_5 = r_5$
- Rule 6: IF x is A_2 and y is B_3 , then $f_6 = r_6$
- Rule 7: IF x is A_3 and y is B_1 , then $f_7 = r_7$
- Rule 8: IF x is A_3 and y is B_2 , then $f_8 = r_8$
- Rule 9: IF x is A_3 and y is B_3 , then $f_9 = r_9$

3.3 알고리즘 흐름도

본 논문에서는 외란 판단 기준값 즉, 임계치를 정하여 이를 넘으면 고장상태로 판별하고 이를 넘지 않으면 과여자 또는 여자 돌입으로 판별하도록 하였다.

출력 값은 1에서 10범위로 정하였으며 임계치를 8.5로 설정하였다. 알고리즘 흐름도를 보면 그림 3과 같다.

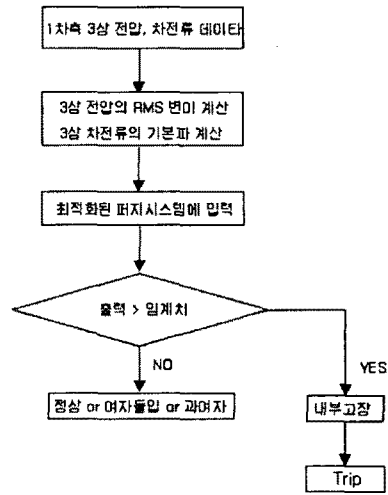


그림 3. 알고리즘 흐름도

4. 모델 계통 및 EMTP를 이용한 변압기 모의

4.1 모델 계통

모델로는 그림 4와 같은 모델계통을 선택하였다. 대상 변압기는 154/22.9[kV], Y-Y결선, 부하용량 40[MVA], 송전거리 30[km]이다. 변압기 고장은 EMTP를 이용하여 모델링 되었으며 총 10주기, 주기당 64샘플링하였다.

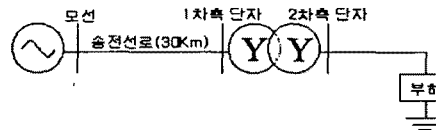


그림 4. 모델 계통도

4.2 변압기 과도상태 시뮬레이션

변압기 내부사고는 BCTRAN 보조프로그램을 이용하였다. 모의한 내부사고는 a상 중간단락(5%~80%) 24가지, a상 권선지락(5%~80%) 20가지를 다루었고 전압투입 위상각은 0도, 90도로 하였다. 여자돌입과 과여자는 EMTP 내에 자화곡선 모델링이 가능한 Type-96소자를 이용하였으며 여자돌입은 전압 위상각에 크게 의존하는 사실에 입각하여 위상각을 0~90도로 변화시켜가며 19가지를 시뮬레이션하였다. 시뮬레이션 결과는 그림 5, 6, 7, 8과 같다.

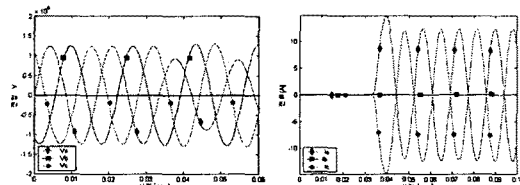


그림 5. A상 5% 권선단락 고장시 1차측 전압과 차전류 (0도)

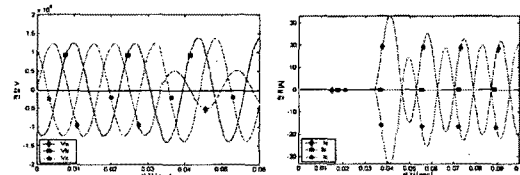


그림 6. A상 40% 권선지락 고장시 1차측 전압과 차전류 (0도)

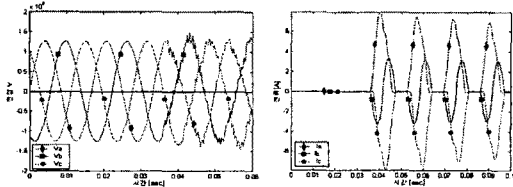


그림 7. 여자 돌입시 1차측 전압과 차전류(0도)

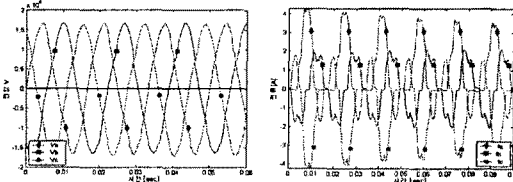


그림 8. 과여자 1차측 전압과 차전류(130%)

그리고 변압기를 시뮬레이션한 결과 각 외란에 대해 차동전류가 발생하였고 차전류에 대하여 DFT변환을 이용하여 기본파를 분석하였다. 분석한 결과는 그림 9, 10, 11, 12와 같다.

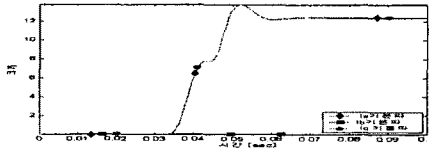


그림 9. A상 5% 권선단락시 기본파 분석(0도)

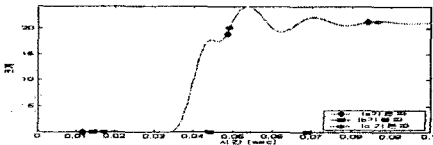


그림 10. A상 40% 권선지락시 기본파 분석(0도)

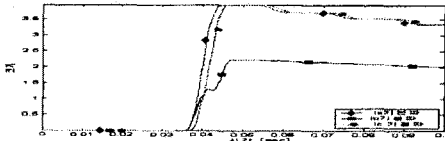


그림 11. 여자돌입시 차전류의 기본파 분석(0도)

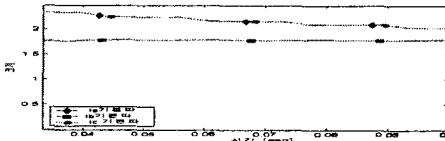


그림 12. 과여자시 기본파 분석(130%)

5. 퍼지-신경망의 학습

실험 데이터를 가지고 규칙을 만들고 이러한 룰베이스를 바탕으로 출력을 정의하였고 본 논문에서 사용된 뉴로-퍼지 구조는 입력변수들의 상관성을 찾아 최적의 뉴로-퍼지시스템이 되도록 훈련되어진다.

룰베이스를 바탕으로 훈련데이터를 그림 13과 같이 작성하였으며 5000번의 학습을 통하여 에러는 0.001로 수렴하였다. 에러곡선은 그림 14와 같다.

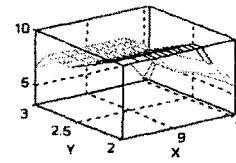


그림 13. 훈련데이터

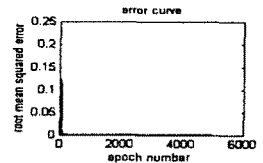


그림 14. 에러 곡선

뉴로-퍼지 시스템은 5000번의 학습을 통하여 소속함수는 그림 15, 16과 같이 최적화되었고 퍼지-뉴로 출력은 그림 17과 같다.

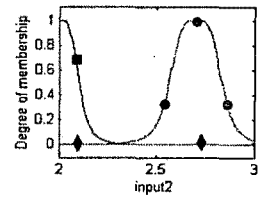
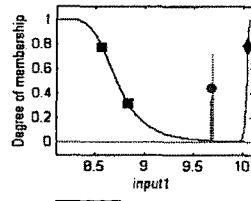
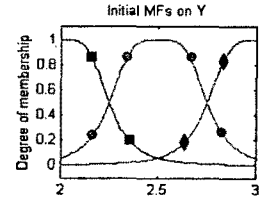
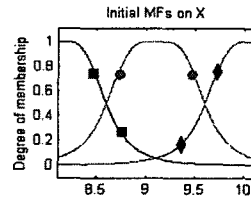


그림 15. X의 소속함수

그림 16. Y의 소속함수

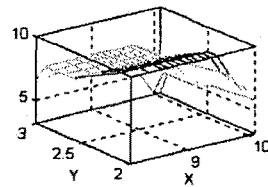


그림 17. 출력

6. 사례 연구

학습된 뉴로-퍼지 알고리즘에 여자돌입 0도일때와 a상 40% 권선지락을 입력했을 때 출력값이 다음과 같이 나왔으며 정확하게 판별하였다.

```
%X 입력에 대한 소속도
states_1 =
    0.0124
    0.0032
    0.0000
%Y 입력에 대한 소속도
states_2 =
    0.0003
    0.5849
    0.0000
%각 규칙에 대한 발화 강도
weighting =
    0.0000
    0.0072
    0.0000
    0.0000
    0.0000
    0.0019
    0.0000
    0.0000
    0.0000
    0.0000
% 출력값
output =
    7.3751
```

```
%X 입력에 대한 소속도
states_1 =
    0.0406
    0.0000
    0.0000
%Y 입력에 대한 소속도
states_2 =
    0.4339
    0.0012
    0.0000
%각 규칙에 대한 발화 강도
weighting =
    0.0176
    0.0000
    0.0000
    0.0000
    0.0000
    0.0000
    0.0000
    0.0000
    0.0000
    0.0000
% 출력값
output =
    9.9943
```

여자돌입 0도

a상 40% 권선지락

7. 결 론

본 논문에서는 변압기 보호계전 알고리즘을 위해 컴퓨터 지능(CI)중 퍼지와 신경망을 접목시킨 뉴로-퍼지를 도입하였다. 이 알고리즘의 신뢰성을 평가하기 위해 EMTP를 이용하여 76가지의 상황에 대하여 각각 시뮬레이션하였다. 고장후 1/2주기 전압과 전류데이터 값의 입력 데이터를 가지고 룰을 만들었으며 이러한 룰베이스를 통하여 출력을 정의하였다. 그리고 입출력 값을 이용해 퍼지시스템을 구축하였으며 이러한 퍼지시스템에 학습을 도입해 파라미터 값들을 최적화시켰다. 또한 최적화된 알고리즘은 입출력 데이터로 사용되어지지 않은 임의의 데이터가 입력되더라도 유사한 출력을 내는 것을 확인함으로써 그 신뢰성을 입증하였다.

[참 고 문 헌]

- [1] Kuniaki Yabi, "Power differential method for discrimination between fault and magnetizing inrush current in transformers", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol.12, No. 3, July 1997
- [2] 홍동석의 1명, "웨이블렛을 이용한 변압기 보호계전 알고리즘 개발", 2001년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 485~ 487, 2001
- [3] 권기백의 3명, "웨이블렛 변환을 바탕으로 한 신경회로망을 이용한 전력용 변압기 보호 계전기법", 대한 전기학회 논문지 51권 3호, 2002. 3
- [4] 서희석의 3명, "퍼지시스템에 의한 변압기 보호용 디지털 보호계전 알고리즘", 대한전기학회 논문지 46권 3호 1997
- [5] 김상태의 2명, "전압, 전류 변화 추이를 이용한 전력용 변압기 보호계전 알고리즘", 대한 전기학회 논문지 50A권 4호, pp.157~ 165, 2001
- [6] 오성권, "프로그래밍에 의한 컴퓨터지능", 내하출판사, 2002
- [7] 이현엽, 문경일, "MATLAB을 이용한 퍼지-뉴로", 도서출판 아진
- [8] J.-S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System", IEEE Trans. on SYSTEM, vol. 23, NO.3, MAY/JUNE, 1993
- [9] Lotfi Zadeh, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing"
- [10] The institution of Electrical Engineers, POWER SYSTEM PROTECTION
- [11] P. Bastard, P. Bertrand, M. Meunier, "A Transformer Model for Winding Fault Studies", IEEE Trans. on PWRD vol.9, NO.2, pp. 690-699, April 1994
- [12] 임제락, 이두수, "디지털 신호처리", 회중당
- [13] Neural network Toolbox for use with MATLAB
- [14] Fuzzy Logic Toolbox for use with MATLAB
- [15] ATP Rule BOOK, ATP Salford version of EMTP Vol. I, II