

Neuro-fuzzy network을 이용한 고장 검출 및 판별 알고리즘에 관한 연구

여상민, 김철환
성균관대학교

채영무
충주대학교

최재덕
대림대학교

A Novel Algorithm for Fault Classification in Transmission Lines using a Combined Adaptive Network-based Fuzzy Inference System

S.M. Yeo, C.H. Kim
Sungkyunkwan University

Y.M. Chai
Chungju National University

J.D. Choi
Daelim College

Abstract - Accurate detection and classification of faults on transmission lines is vitally important. High impedance faults(HIF) in particular pose difficulties for the commonly employed conventional overcurrent and distance relays, and if not detected, can cause damage to expensive equipment, threaten life and cause fire hazards. Although HIFs are far less common than LIFs, it is imperative that any protection device should be able to satisfactorily deal with both HIFs and LIFs. This paper proposes an algorithm for fault detection and classification for both LIFs and HIFs using Adaptive Network-based Fuzzy Inference System(ANFIS). The performance of the proposed algorithm is tested on a typical 154[kV] Korean transmission line system under various fault conditions. Test results show that the ANFIS can detect and classify faults including (LIFs and HIFs) accurately within half a cycle.

규칙 1 : If x is A₁ then f₁ = p₁x + r₁
 규칙 2 : If x is A₂ then f₂ = p₂x + r₂
 규칙 3 : If x is A₃ then f₃ = p₃x + r₃

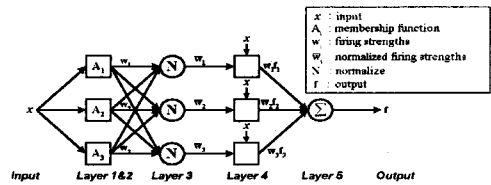


그림 1. 제안된 알고리즘의 ANFIS 구조

사용된 ANFIS는 하나의 입력과 하나의 출력을 가지고 있으며, 3개의 규칙에 대한 결론부 계수는 다음 식 (1)과 같은 1차 다항식의 형태로 표현된다.

$$f_n = p_n x + q_n \quad (1)$$

1. 서 론

최근 전력계통이 매우 복잡해지고 초고압화 됨에 따라, 기존의 계전 알고리즘으로는 더 이상 요구되는 성능에 대처하기 어려워지고 있다. 그러므로 오늘날의 계통 보호, 특히 속도와 정확성을 위해서는 디지털 보호계전기의 성능 향상이 더욱 필요하게 된다. 특히, 송전선 보호는 보호계전 시스템에 있어 매우 중요한 부분이다. 송전선로에서의 고장은 가능한 빠른 시간 내에 그리고 정확하게 검출, 판별되어 제거되어야 한다[1]. 이러한 목적에 따라 고주파 전압 신호를 이용한 방법, 통계적 기법, 수치적 알고리즘, 웨이브렛 변환, 신경회로망과 퍼지신경망(neuro-fuzzy network) 등을 이용한 알고리즘들이 연구되고 있다[2-6].

Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS)은 퍼지논리에서의 가장 큰 장점인 추론 능력과 신경회로망의 장점인 학습 능력을 융합한 퍼지신경망의 한 종류이다[7-8]. 또한, 퍼지추론 시스템의 요소들인 5개의 계층으로 구성되어 있으며, 각 계층들은 서로 다른 역할을 한다. 하이브리드 학습 규칙은 신경회로망의 학습법 중 하나인 역전파 알고리즘과 최소자승법으로 구성되어, 각각 최적의 조건부 계수(premise parameter)와 결론부 계수(consequent parameter)를 구하는데 사용된다.

본 논문에서는 ANFIS를 이용하여 새로운 고장판별 알고리즘을 개발하고자 한다. ANFIS의 입력으로는 3상 전류와 영상전류의 실효치를 사용하였다. 또한 제안된 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여, 용인 - 안성간 154[kV]의 송전선로 실제통 모델을 사용하여, 다양한 형태의 고장을 모의하였다.

2. ANFIS (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System)

Jang과 Sun은 1차 Sugeno 퍼지 모델의 등가 형태인 ANFIS를 소개하였다[7-8]. 이 시스템을 응용하여 본 논문에서는 다음 그림 1과 같은 구성으로 1차 Sugeno 시스템에 기초한 모델을 개발하였으며, 이에 대한 세 개의 "IF-THEN" 규칙은 다음과 같다.

ANFIS는 두 개의 학습이 가능한 계수 집합, 즉 조건부 계수인 소속함수의 계수들과 결론부 계수인 다항식 계수들로 구성된다. 이중 결론부 계수는 최소자승법에 의해 학습되며, 조건부 계수는 존재하는 오차를 줄이기 위해 역전파 알고리즘을 사용한다. 이와 같이 서로 다른 두 가지의 학습 방법이 사용되며, 이것을 하이브리드 학습 규칙이라고 한다. 조건부 계수가 고정되어있을 때, ANFIS의 출력은 결론부 계수의 선형 조합으로 표현될 수 있다. 하이브리드 학습 알고리즘의 forward pass는 계층 4와 최소자승법에 의해 결정되어지는 결론부 계수를 통한 출력이다. 또한 backward pass는 역전파 알고리즘에 의해 에러를 최소화한다.

3. 고장판별 알고리즘

3.1 고장전류의 특성

다음 그림 2는 각 고장 유형에 따른 3상 전류의 실효치를 도시한 그림으로, 전류의 실효치를 이용하여, 고저항지락사고를 검출해낼 수 있음을 볼 수 있다. 그러나 2선지락사고와 선간단락사고에서의 전류의 실효치를 비교해보면, 거의 같은 형태와 크기를 가지고 있어, 두 사고를 구별해내기 어려움을 알 수 있다.

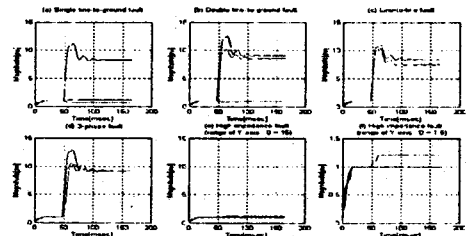


그림 2. 고장 유형에 따른 3상 전류의 실효치

따라서 본 논문에서는 3상 전류의 실효치와 함께 영상전류의 실효치를 이용하고자 한다. 본 논문에서는 고저항사고의 경우 저저항사고에 비해 증가율이 매우 작은 점을 고려하여 일반적인 영상전류의 계산식을 다음 식 (2)와 같이 변형하였다.

$$I_o = (I_a + I_b + I_c) \quad (2)$$

다음 그림 3은 각 고장에 따른 영상전류 실효치의 분포를 도시한 것으로, 정상상태에서의 상전류의 실효치를 100(%)로 하여, 각 고장에 대한 영상전류의 분포를 살펴본 것이며, 표 1은 이것을 정리한 것이다.

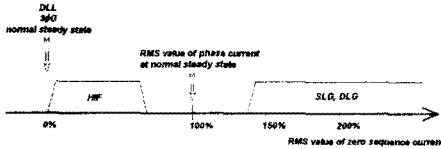


그림 3. 영상전류의 실효치 분포

표 1. 각 고장 유형에 따른 고장의 특성

고장 유형	상전압	상전류	영상전류 : 정상상태전류
1선지락	고장상 감소	크게 증가	>1
2선지락	고장상 감소	크게 증가	>1
선간단락	고장상 감소	크게 증가	0
3상사고	고장상 감소	크게 증가	0
고저항지락	변화기의없음	작게 증가	<1
정상상태	변화없음	변화없음	0

3.2 고장판별 알고리즘

표 1에서 나타낸 고장의 특성을 기반으로, ANFIS를 이용한 새로운 고장판별 알고리즘을 개발하고자 한다. 다음 그림 4는 고장판별 알고리즘의 구성도이다.

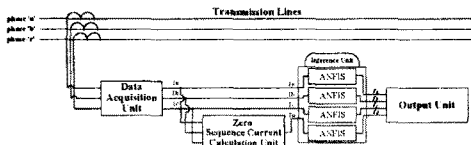


그림 4. 고장판별 알고리즘의 구성도

제안된 알고리즘은 다음의 세 단계로 이루어져있다.

- (1) 3상의 전류값을 취득한다.
- (2) 영상전류를 계산한다.
- (3) ANFIS를 사용하여 고장을 검출 및 판별한다.

그림 5에서 보인 바와 같이 고장판별 알고리즘은 동일한 구조를 가진 4개의 ANFIS로 구성된다. 사용된 ANFIS는 앞에서 제시한 그림 1과 같은 구조로 되어있으며, 각 계층에 대한 상세한 설명은 다음과 같다.

계층 1 : 입력을 퍼지화하는 부분으로서 제안된 알고리즘에서는 사다리꼴형 소속함수를 사용하였으며, 다음 식 (3)과 같이 표현된다.

$$\text{trapezoid}(x; a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}, 0\right), 0\right) \quad (3)$$

여기서 x 는 입력으로 제안된 알고리즘에서는 3상 전류와 영상전류의 실효치이며, a, b, c, d 는 조건부 계수들이다. 다음 그림 5, 6은 각각 상전류의 실효치에 대한 소속함수

와 영상전류의 실효치에 대한 소속함수를 나타낸다.

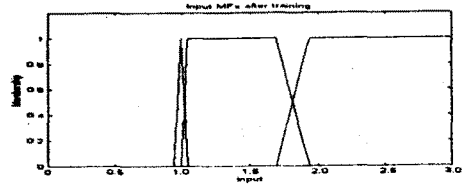


그림 5. 상전류에 대한 소속함수

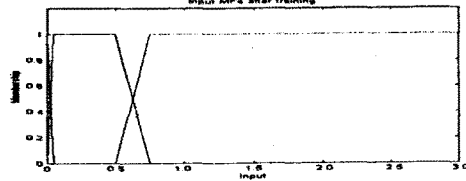


그림 6. 영상전류에 대한 소속함수

계층 2 : 입력이 여러 개일 경우 계층 2에서 product연산자 등에 의해 계산된다. 제안된 알고리즘에서는 입력이 하나이므로 계층 1의 출력과 같다.

$$O_2^i = O_1^i, \quad i = 1, 2, 3 \quad (4)$$

계층 3 : 해당 규칙의 활성화도를 정규화하는 계층이다.

$$O_3^i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + w_3}, \quad i = 1, 2, 3 \quad (5)$$

계층 4 : 퍼지추론 시스템에서의 후건부에 해당하는 계층으로, 선형함수로 표현된다.

$$O_4^i = \overline{w}f_i = \overline{w}_i(p_i x + r_i), \quad i = 1, 2, 3 \quad (6)$$

계층 5 : 계층 4에서의 각 출력에 대한 합을 나타낸다.

$$O_5^i = \sum w f_i = (\overline{w}_1 x) p_1 + (\overline{w}_1) r_1 + (\overline{w}_2 x) p_2 + (\overline{w}_2) r_2 + (\overline{w}_3 x) p_3 + (\overline{w}_3) r_3 \quad (7)$$

제안된 알고리즘은 3상 전류, 영상전류의 실효치에 대하여 위의 5개 계층으로 구성된 ANFIS로 이루어져 있으며, 고장 유형에 따른 각 ANFIS의 출력은 표 2와 같다.

표 2. ANFIS의 출력

고장 유형	ANFIS			
	I _o	I _a	I _b	I _c
SLG	a	2	0	0
	b	2	0	0
	c	2	0	0
DLG	ab	2	2	0
	bc	2	0	2
	ca	2	2	0
DLL	ab	0	2	2
	bc	0	0	2
	ca	0	2	0
3ΦG	abc	0	2	2
HIF	a	1	1	0
	b	1	0	1
	c	1	0	1
Unfaulted		0	0	0

4. 시뮬레이션 및 결과

4.1 모델 계통

본 논문에서는 고장판별 알고리즘의 성능을 검증하기 위해, 다음 그림 7과 같은 용인 - 안성간 선로길이 26[km], 240(MVA)와 180(MVA) 용량의 양단 전원을 포함하는 154(kV)의 송전선로 모델을 모의하였으며, 고장발생각, 고장거리, 고장 유형 등에 대한 다양한 고장 조건에 대하여 모의하였다. 고저항사고는 ZnO 피뢰기 모델을 사용하여 모의하였으며, 고장 임피던스는 약 200[Ω] 정도이다 [9-11]. 또한, 샘플링 주파수는 3840[Hz]이다.

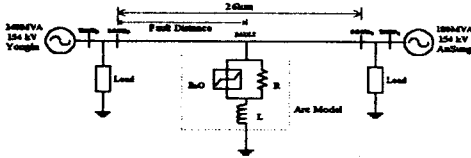


그림 7. 154[kV]의 모델 계통도

4.2 결과 고찰

다음 표 3은 다양한 고장 조건에 대한 제안된 알고리즘의 판별 결과로서, 각 고장 유형별 판별시간 및 판별오차이며, 다양한 고장 조건(고장거리, 고장발생각)에 대한 판별 결과 중 최대값을 나타내었다. 판별시간은 고장 발생 후 제안된 알고리즘에 의해 정확한 판별 결과가 출력될 때까지의 시간차를 의미하며, 판별오차는 다음 식 (8)에 의해 계산하였다.

$$(\text{error rate}) = \frac{\text{error samples}}{\text{total samples}} \times 100(\%) \quad (8)$$

표 3. 각 고장에 따른 판별 결과 요약표

고장 유형	판별시간 [msec]			판별오차 [%]		
	5.2[km] (20%)	13[km] (50%)	20.8[km] (80%)	5.2[km] (20%)	13[km] (50%)	20.8[km] (80%)
SLG	3.9	4.4	6.5	0%	1.41%	2.66%
DLG	4.2	6.0	6.8	0.78%	2.34%	2.81%
DLL	4.4	4.7	5.2	0%	0%	0%
3∅G	1.6	1.8	1.8	0.31%	0.16%	0%
HIF	6.5	7.8	8.3	0%	0%	0%
정상	0	0	0	0%	0%	0%

위 표 3에서 보는 바와 같이 고장을 반주기 이내에 판별해내고 있으며, 낮은 오차율로 판별결과가 나오는 것을 알 수 있다. 판별오차가 가장 큰 경우는 2.81%로서 샘플수는 18샘플이다. 18샘플은 약 1/4주기의 짧은 시간동안 에러를 포함하고 있으며, 따라서 매우 낮은 오차율임을 알 수 있다. 발생한 판별오차는 고장이 발생하였을 경우, 고장발생각에 따라 전류가 크게 증가하는 시점이 달라서 발생하는 경우로, 오차가 생기는 부분에서는 다른 고장임을 나타내게 된다. 다시 말하면, 송전선로에서 고장이 발생한 경우, 일단 [0 0 0]이 아닌 다른 값이 출력되게 되어, 고장이 발생하였음을 검출할 수 있으며, 출력값이 일정한 값으로 수렴하게 되면, 그 수렴값을 통하여 고장의 유형을 판별할 수 있게 된다.

5. 결론

고장검출 및 판별 기법은 다양한 계통은 물론 고저항지락 사고와 같은 상정사고를 포함한 다양한 고장 조건들에 대하여 안정된 성능을 보여야 한다. 그러나 기존의 계전기에서는 고저항지락사고와 같은 경우 고장전류의 낮은 레벨, 무작위성, 비대칭성 등에 의해 고장을 검출해내기 어려웠다. 또한 2선지락사고와 선간단락사고 사이의 판별이나 고장의 검출에서도 실패하는 경우가 존재하였다. 본 논문에서는 ANFIS를 이용하여 LIF와 HIF를 검출, 판별하는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 3상 전류와 영

상전류의 실효값에 기초한 단 하나의 알고리즘으로 구성되어 있으며, 다양한 고장 유형에 대하여 고장의 검출 및 판별을 수행한다. 제안된 알고리즘의 성능을 시험하기 위해, EMTP를 이용하여 용인 - 안성간 154(kV)의 실제 계통 모델에서 다양한 고장을 모의하였으며, 표 3과 같은 결과물을 얻을 수 있었다. 표 3에서 보는 바와 같이 제안된 알고리즘은 정확하게 고장을 판별하였으며, 고장 발생 후 반주기 이내에 고장을 판별하였다. 또한 제안된 알고리즘은 실시간 연영이 가능하도록 구현되었다.

[감사의 글]

본 연구는 기초전력공학공동연구소의 연구비 지원으로 수행되었습니다. (과제관리번호 : 98-중기-02)

[참고 문헌]

- C.H. Kim, M.H. Lee, R.K. Aggarwal, A.T. Johns, "Educational Use of EMTP MODELS for the Study of a Distance Relaying Algorithm for Protecting Transmission Lines", IEEE Trans. on Power System, Vol. 15, No. 1, pp. 9-15, Feb. 2000.
- T. Dalstein, B. Kulicke, "Neural Network Approach to Fault Classification for High Speed Protective Relaying", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 10, No. 2, pp. 1002-1011, April 1995.
- W.W.L. Keerthipara, H. Wang, C.T. Wai, "Experimental Validation of a Fuzzy-Neuro based Fault Classifier for Transmission Line Protection", International Conference on Power Systems Transients, IPST 1999, Budapest, Hungary, pp. 549-554, June 1999.
- D.M. Gilbert, I.F. Morrison, "A Statistical Method for the Detection of Power System Faults", Electrical Power & Energy Systems, Vol. 19, No. 4, pp. 269-275, 1997.
- M.B. Djuric, Z.M. Radojevic, V.V. Terzija, "Arcing Faults Detection on Transmission Lines using Least Error Squares Technique", ETEP, Vol. 8, No. 6, pp. 437-443, Nov./Dec. 1998.
- C.H. Kim, S.H. Byun, H. Kim, I.D. Kim, R.K. Aggarwal, A.T. Johns, "A Novel Approach to Detecting Arcing Faults in Transmission Lines using Wavelet Transforms", International Conference on Electrical Engineering, ICEE 98, Kyongju, Korea, Vol. 2, pp. 775-778, July 1998.
- J.W. Hines, MATLAB Supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering, John Wiley & Sons, Inc., pp. 194-205, 1997.
- J.S.R. Jang, C.T. Sun, "Neuro-Fuzzy Modeling and Control", Proceedings of the IEEE, Vol. 83, No. 3, pp. 378-406, March 1995.
- J.B. Lee, S.J. Lee, C.H. Kim, H.Y. Lim, "A Study on the Development and Relaying Scheme under High Resistance Earth Faults on HV, EHV Line", Electrical Engineering & Science Research Institute, 1997.
- C.H. Kim, S.P. Ahn, "A Study on the Arc Modeling in Transmission Lines using EMTP", International Power Engineering Conference, IPEC 99, Mandarin Hotel Singapore, pp. 52-57, May 1999.
- C.H. Kim, H.S. Choi, S.H. Kang, R.K. Aggarwal, A.T. Johns, "A Neural Network Approach to the Detection of High Impedance Faults in Transmission Networks", International Power Engineering Conference, IPEC 99, Mandarin Hotel Singapore, pp. 798-803, May 1999.