

신경회로망을 이용한 송전선로 보호용 방향 계전 및 고장상 선택 알고리즘

최창열\*, 이명수\*, 이재규\*\*, 유석구\*  
 \*한양대학교      \*\*대덕대학

A Fault Classification and Direction Estimation Algorithm by Neural Network

Chang-Youl Choi\*, Myoung-Soo Lee\*, Jae-Gyu Lee\*\*, Seok-Ku You\*  
 \*Hanyang Univ.      \*\*Dae Duk Col.

**Abstract** - The direction and the type of a fault on a transmission line needs to be identified rapidly and correctly. This paper presents a approach to identify fault direction and type with neural network on double circuit transmission line. A neural network based on self organization map(SOM) provides the ability to accurately classify the fault type and to select of a fault direction.

In this paper, proposed algorithm uses different patterns of the associated voltages and currents in order to identify fault clusters.

1. 서론

송전 선로에서 고장 발생 시 그 유형에 따라 단상 차단/단상 재폐로 혹은 삼상 차단/삼상 재폐로를 선택적으로 적용하여 계통의 안정도를 향상시킬 수 있으므로 고장상을 빠르고 정확하게 구별할 수 있는 고장상 선택 계전 요소가 반드시 필요하며 계통 보호 방식의 안정성과 선택성을 유지하기 위해 고장 방향을 결정할 수 있는 방향 계전 요소 역시 필수적이다. 이러한 고장상 선택 계전 요소와 방향 계전 요소는 계통의 안정도를 향상시킬 뿐 아니라 거리 계전 요소들과 같은 계전 요소들의 본질적인 부정확성으로 인한 오동작을 방지하므로 거리 계전 요소나 과전류 계전 요소들보다 빠르고 정확하게 동작해야 한다[1].

그러나 큰 송전 용량으로 인해 병렬 송전 선로를 사용하는 현재의 계통에서는 두 선로간의 영상 상호 임피던스로 인해 건전상 전류는 정상상태보다 증가하게 되어 건전상에 설치된 계전기가 오동작 하게 되는 경우가 발생한다. 또한 노이즈에 의해 왜곡된 입력 역시 계전기 오부동작의 원인이 되었고 그 해결 방안으로 고장 시 변화하는 전압과 전류, 위상 등의 패턴 분석에 의해 고장 종류와 방향을 구분할 수 있는 신경망이 연구되고 있다 [2].

역전파 신경회로망의 경우 학습속도가 느리며 지역 최소점에 수렴할 수 있는 단점이 있다. 또한 지도 학습법을 사용하는 알고리즘 특성상 계통내의 여러 가지 형태의 고장에서 패턴 분석 능력이 떨어진다.

본 논문에서는 전압과 전류의 순시치 샘플 데이터를 사용하고 자율 학습을 이용하는 신경회로망을 구성하여 계통내의 다양한 고장에 대해 빠르고 정확하게 고장상 및 방향을 판별하는 알고리즘을 제안하였으며 여러 가지 고장 패턴을 모의하여 그 효용성을 검증하였다.

2. SOM 신경회로망을 이용한 알고리즘

2.1 SOM 신경회로망

그림 1과 같은 역전파 알고리즘이 입력 층, 은닉 층, 출력 층의 세단계의 구조로 이루어진 것에 반해 SOM 신경회로망은 그림 2와 같이 입력 층과 코호넨 층의 이 단계 구조를 가지고 있다. 코호넨 층은 격자형의 구조로

이루어져 있으며 입력과 가장 가까운 뉴런이 활성화 된다. 입력 뉴런과 가장 가까운 뉴런은 알고리즘 상에서 활성화 되어 그 웨이트 값이 조정되고 이를 승자 뉴런이라 한다. 이 때, SOM 신경 회로망은 승자 뉴런만이 활성화 되는 것이 아니라 그 주변 뉴런들 역시 함께 활성화 되어 그 웨이트 값이 조정되는데 이렇게 승자 뉴런 주변에서 함께 학습되는 뉴런들을 이웃 뉴런이라 한다. 학습 초기에 광범위 하게 적용되는 이웃 뉴런의 범위는 학습이 진행 되면서 점차로 감소하게 되고 학습을 반복 함으로써 주어진 입력 패턴들은 유사한 상관관계를 갖는 집단으로 분류된다[3].

SOM 신경 회로망은 지도 학습법을 사용하는 역전파 알고리즘과는 달리 목표 값이 필요하지 않고 어떠한 뉴런이 특정 입력 패턴에서 응답하고 기타의 뉴런은 응답 하지 않는 경쟁 관계를 갖게 된다[4].

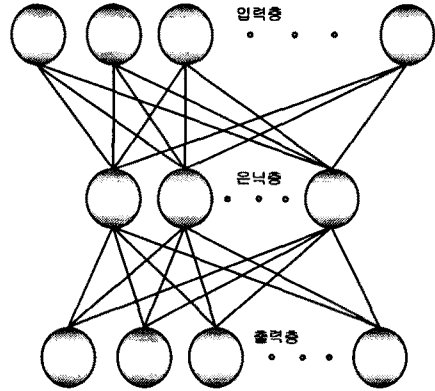


그림 1 역전파 알고리즘

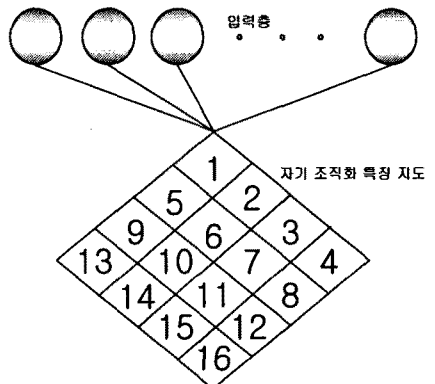


그림 2 자기 조직화 특징 지도

## 2.2 고장상 선택 및 방향 계전 알고리즘

송전 선로에서 고장이 발생하면 각 상의 전압과 전류는 고장 종류에 따라 특징적으로 변화한다. 이러한 고장 전류 변화와 전압 변화의 패턴을 분석하고 이를 빠른 시간에 정확하게 판별하기 위해 SOM을 이용한 신경회로망을 구성하였다.

### 2.2.1 패턴 데이터

신경회로망을 이용한 고장상 및 방향 판별에 있어 입력데이터는 고장을 구분하기 위한 특징들이 나타나 있어야 한다. 본 논문에서는 각 고장에서의 전류 및 전압의 순시치를 사용하였고 한 주기 당 24개의 샘플에서 5샘플의 데이터를 입력으로 사용하였다.

표 1 SOM 입력 데이터

	고장상 선택	방향 판별
패턴 데이터	전류-4, 전압-3	전류-3
샘플링 주파수	24샘플/한 주기	24샘플/한 주기
입력 데이터 크기	5 샘플	5샘플

### 2.2.2 알고리즘의 구성

추출된 패턴 데이터로 SOM 회로망을 구성하게 되면 지락 고장과 단락 고장, 그리고 어떤 상에 고장이 발생하였는지는 각 고장에서의 전압과 전류의 패턴 특성이 확연히 구분될 수 있으므로 주어진 패턴에 의해 정확한 고장상이 판별될 수 있다. 그러나 고장 방향 판별의 경우 동일한 종류의 고장에서 유사한 패턴 분포에 의해 정확한 방향 판별이 불가능 하게 된다.

따라서 본 논문에서는 전압과 전류의 순시치 데이터를 이용하여 고장상을 판별하고 앞 방향 고장과 뒷 방향 고장 시 그 전류의 위상이 반대인 점을 고려하여 전류 데이터만을 이용하여 고장 방향을 판별하는 병렬 알고리즘을 구성하였다.

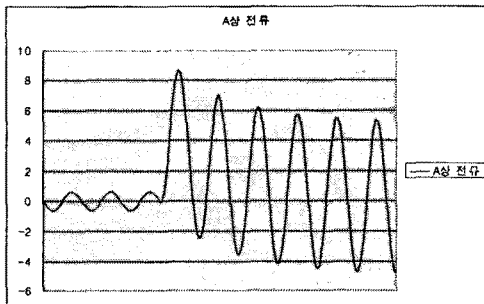


그림 3 앞방향 A상 지락 고장 시 A상 순시치 전류

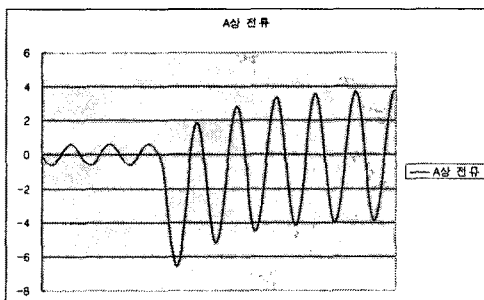


그림 4 뒷방향 A상 지락 고장시 A상 순시치 전류

그림 3은 앞 방향 고장에서 A상 전류를 나타낸 것이고 그림 4는 뒷 방향 고장에서 A상 전류를 나타낸 것이다. 그림 3과 4에서와 같이 전류 순시치 값은 그 방향에 따라 위상이 반대가 됨을 알 수 있고 이는 전압 데이터, 전류 데이터를 이용한 알고리즘에서는 다른 데이터의 유사성에 의해 구분되지 않았던 고장 방향이 구분될 수 있는 변별력을 제공하게 된다.

따라서 본 논문에서는 그림 5와 같이 고장상 선택은 전압과 전류 데이터를 사용하고 방향 판별에는 전류 데이터만을 사용하는 병렬 알고리즘을 구성하였다.

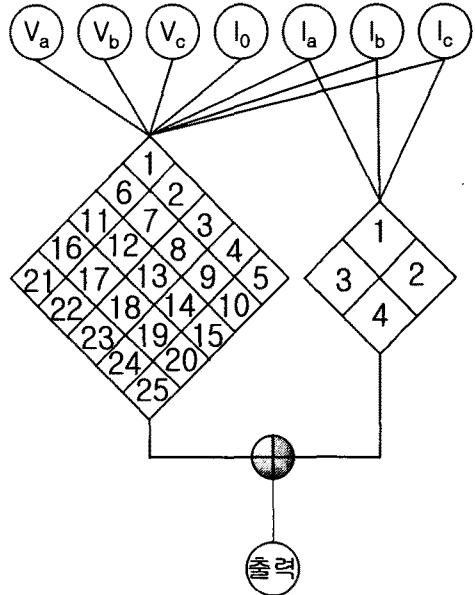


그림 5 고장상 선택 및 방향 계전 알고리즘

### 2.2.3 신경 회로망의 학습

신경 회로망의 학습은 OFF line에서 진행되며 이때의 학습된 웨이트가 실제통의 고장상 선택과 고장 방향 판별에 이용되므로 무엇보다 중요하다. 따라서 다양한 고장상황에서의 패턴 데이터를 이용한 학습이 필요하고 또한 이웃 뉴런 범위나 코호넨 층의 뉴런 수, 그리고 학습 반복 횟수 등에 따라 결과의 정확도가 변화하므로 여러 번의 시험을 거쳐 최적의 값을 구해야만 한다.

본 논문에서 고장상 선택의 경우 총 10가지 경우의 고장과 정상 상태를 판별하기 위해 코호넨 층에서 12개와 25개 사이의 뉴런 수를 사용하여 시험 하였으며, 이웃 뉴런의 범위는 코호넨 층 뉴런 수의 절반을 넘기는 경우 그 정확도와 효율이 감소함을 고려하여 6에서 13으로 한정하였다. 또한 학습 반복 횟수는 4800에서 7200회로 정하여 실행하였다.

그리고 방향 판별의 경우 앞 방향과 뒷 방향 고장의 구분을 위해 2개에서 10개의 코호넨 층 뉴런 수를 사용하였고 이웃 뉴런의 범위는 1에서 2로, 반복 횟수는 1000에서 4000회로 조절하며 학습하였다.

## 3. 시뮬레이션 및 고찰

본 논문에서 다양한 고장에서의 전압과 전류의 패턴 데이터를 구하기 위해 PSCAD/EMTDC를 사용하여 그림 6과 같은 60[H<sub>z</sub>], 154[kV]급 양단 전원 병행 이회선 회로를 구성하였고 선로의 정상분 임피던스와 자기 임피던스, 그리고 상호 임피던스는 ACSR410을 기준으로 하여 고장을 모의 하였다.

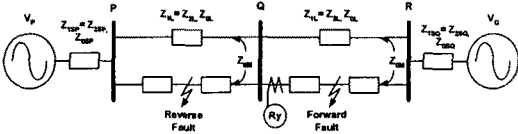


그림 6 양단 전원 병행 이회선 모델 계통

표 2 모델 계통 데이터

구 분	정상분 임피던스	영상분 임피던스		
		Self	Mutual	
전원 [Ω]	Vp	0.5389+j4.1562	1.8711+j10.096	-
	Vr	0.5929+j4.9798	2.3597+j11.6197	-
선로[Ω/km]	0.0436+j0.3445	0.2384+j1.044	0.1948+j0.5633	

고장 데이터는 선로 길이가 25[km]인 송전선에서 10가지 고장 유형의 고장 위치(-10%, -20%, -30%, -40%, -50%, -60%, -70%, -80%, -90%, 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90%)를 변화 시키며 한 주기 당 24샘플로 각 상의 전압과 전류를 추출하였다. 이 때, 입력 데이터는 전압과 전류 순시치의 5샘플을 이용한다.

본 논문에서 제안한 고장상 선택 및 방향 계전 알고리즘의 타당성과 정확도를 검증하기 위해 10가지 종류의 고장에 대해 고장 위치(-5%, -15%, -45%, -75%, -85%, -95%, 5%, 15%, 45%, 75%, 85%, 95%)를 변화시켜 고장을 모의한 후 제안한 알고리즘을 이용하여 고장 종류에 따라 구분 시켰다.

이 때, 고장 발생 후 한 주기 안에 고장상과 방향을 인식 할 수 있는지를 시험해 보았다.

표 3 SOM을 이용한 고장상 선택

	뉴런 수	이웃뉴런수	초기학습률	반복 횟수	정확도
1	16	4	0.5	4800	92.5%
2	16	8	0.3	4800	92.5%
3	16	8	0.5	6400	95%
4	25	10	0.5	5000	90%
5	25	10	0.3	6000	92.5%
6	25	12	0.5	4800	95%
7	25	12	0.5	6000	100%

표 4 SOM을 이용한 방향 판별

	뉴런 수	이웃뉴런수	초기학습률	반복 횟수	정확도
1	4	2	0.5	4000	100%
2	6	3	0.5	2000	97.8%
3	8	4	0.5	2000	95%
4	9	5	0.5	4000	100%
5	10	5	0.5	4000	100%

표 3은 고장 발생 시점에서 제안한 알고리즘이 고장상 및 방향을 판별함에 있어 학습 파라메타를 조정하며 얻어진 결과를 나타낸다.

표 3에서 알 수 있듯이 제안한 알고리즘은 코호넨 층 뉴런 수를 25개로 이웃 뉴런 수를 12로 초기 학습률을 0.5로 조정한 알고리즘을 6000번 반복하여 고장상을 정확히 판별해 내었다.

또한 표 4와 같이 방향 판별에서는 뉴런 수가 4, 9, 10 인 경우에서 파라메타 값을 조정하여 정확성을 보였으나 뉴런 수의 증가는 학습 시간의 지연을 초래하므로 본 논문에서는 4개의 뉴런 수를 갖는 알고리즘을 이용하였다.

그림 7과 8은 학습 파라메타의 조정을 통해 학습된 SOM 알고리즘이 시험을 위해 주어진 입력 데이터들 코호넨 층에 다음과 같이 분류함을 보여준다.

BG		AB		ABC
BCG		ABG		
BC				CAG
CG		CA		AG

그림 7 고장상 분류 결과

Forward	Forward
Forward	Backward

그림 8 고장 방향 분류결과

계전기 동작의 신뢰성을 위해 고장상 선택과 방향 계전 알고리즘은 고장 발생 후 한 주기 안에 고장을 인식할 수 있어야만 한다. 따라서 고장 발생 후 한주기 안의 시험 데이터를 모의하여 시험 하였고 그 결과 각 고장유형(AG, BCG, BCS, ABCS)에 대해 모두 한 주기 안에 고장을 판별 하였으며 동작 시간은 그림 9와 같이 3.47ms로 동일하게 나타났다.

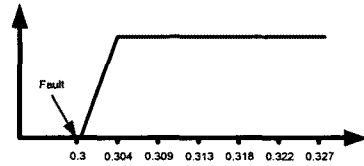


그림 9 SOM을 이용한 고장 판별 신호 (A상 지락, BC상 지락, BC상 단락, ABC상 단락)

#### 4. 결 론

본 논문에서는 고장 발생시 왜곡된 입력에 의해 발생하는 계전기 오부동작을 감소시키기 위해 신경 회로망을 이용한 고장 상 선택 및 방향 계전 알고리즘을 제안 하였다. 제안된 알고리즘은 전압과 전류의 순시치를 이용함으로 써 디지털 필터링에 필요한 시간을 단축 하였으며 전압과 전류의 패턴에 의한 동작으로 왜곡된 입력 값에 영향을 받지 않아 정확한 동작이 가능하였다.

향후 실 계통에 적용을 위해서는 다양한 고장에 따른 보다 폭넓은 학습 데이터를 이용한 연구가 필요하다고 사료된다.

#### [참 고 문 헌]

- [1] ABB. "REL521 User's Guide", 1996
- [2] R.K. Aggarwal, Q.Y.Xuan, R.W.Dunn, A.T.Johns, A.Bennett, "A Novel Fault Classification Technique for Double-circuit lines Based on a Combined Unsupervised/Supervised Neural Network", IEEE Transaction on Power Delivery, Vol.14, 1250-1256, 1999
- [3] Kohonen Teuvo, "Self-organizing maps", Springer, 1997
- [4] Badrul H. Chowdhury, Kunuy Wang, "Fault Classification Using Kohonen Feature Mapping", Intelligent System Applications to power Systems Proceedings ISPA '96, 1996