

## 부분방전 패턴인식기법으로서의 Neural Network 알고리즘 비교 분석

이호근, 김정태  
대전대학교 전기공학과

### A Comparative Study on Neural Network Algorithms for Partial Discharge Pattern Recognition

Ho-Keun Lee, Jeong-Tae Kim  
Dept. of Electrical Eng. DaeJin Univ.

**Abstract** - In this study, the applicability of SOM(Self Organizing Map) algorithm to partial discharge pattern recognition have been investigated. For the purpose, using acquired data from the artificial defects in GIS, SOM algorithm which has some advantages such as data accumulation ability and the degradation trend trace ability was compared with conventionally used BP(Back Propagation) algorithm. As a result, basically BP algorithm was found out to be better than SOM algorithm. Therefore, it is needed to apply SOM algorithm in combination with BP algorithm in order to improve on-site applicability using the advantages of SOM. Also, for the pattern recognition by use of PRPDA(Phase Resolved Partial Discharge Analysis) it is required the normalization of the PRPDA graph. However, in case of the normalization both BP and SOM algorithm have shown worse results, so that it is required further study to solve the problem.

#### 1. 서 론

부분방전 진단은 전력설비의 절연열화를 판단하는데 가장 효과적이기 때문에 점점 더 현장 적용에 대한 관심이 높아지고 있다. 부분방전 측정후 열화 판단에 있어서 중요한 과정중 하나는 패턴인식이며, PRPDA(Phase Resolved Partial Discharge Analysis)[1]를 바탕으로 인공지능기법을 도입하는 연구[2]가 추진되어 실제 현장 적용에 까지 이르고 있다.

그 중에서도 특히 BP(Back Propagation)의 우수한 정확도로 인하여 이를 이용한 패턴인식기법이 가장 보편적인 인공지능기법으로서 자리잡고 있는 실정이다.[2] 그러나, BP의 경우 사전에 학습된 패턴만을 분석하기 때문에 실험실에서 고려하지 않은 새로운 패턴이 나타난다든가 또 같은 결함에서의 부분방전 데이터라 할지라도 현장의 측정조건에 따라 다르게 측정될 경우 패턴인식에 있어 오차를 발생할 우려가 높은 알고리즘이다. 따라서, 현장 적용성이 보다 우수한 알고리즘의 개발이 필요하다.

한편, SOM(Self Organizing Map)[3]은 BP와 같이 Neural Network에 속하지만 기본적으로 알고리즘이 다르며 특히 학습 후에도 추가적인 데이터의 분석 및 누적이 가능하며 입력데이터의 변화를 추적할 수 있는 기능[4]이 있는 것으로 알려져 있다. 이러한 SOM의 장점 때문에 변압기와 같은 유입식 전력기기에 대한 진단방법인

유증가분석에 SOM을 적용하는 등 절연진단 분야에도 접목이 시도되고 있다. 하지만 아직까지 부분방전 패턴 인식 분야에 SOM의 접목은 전무한 실정이다.

따라서, 본 논문에서는 인공지능기법중 하나인 SOM (Self Organizing Map)이 부분방전 패턴인식 분야에 접목가능한지에 대해 연구하였다. 이를 위해 대표적인 전력설비인 GIS를 대상으로 대표적인 모의 결함에 대한 부분방전 데이터를 수집하였으며, 이 데이터를 바탕으로 SOM과 BP 알고리즘에 대해 비교분석하여 장단점 및 문제점을 도출하였다.

#### 2. 본 론

##### 2.1 분석 대상 및 분석 기준 선정

###### 2.1.1 분석 대상 선정

본 연구에서 고려한 분석 대상으로는 GIS에서 주로 발생할 수 있는 결함을 모의하였다. 즉, GIS의 금속성 부유물(Floating Particle : Float), 스페이서에 붙은 금속성 입자(Particle on the Spacer : MS), 3 중점에 위치한 금속성 입자(Particle on the Triple Point : Triple), 금속이동(Moving Particle : MG)등 4개의 결함을 선정하였다. 이러한 모의 결함들에 대해 실험한 부분방전 측정 데이터를 이용하여 BP 알고리즘과 SOM 알고리즘의 인식을 비교분석을 수행하였다.

###### 2.1.2 기본 전처리 방법에 대한 선정

부분방전에 대한 패턴인식을 위해서는 기본적으로 측정된 부분방전 데이터에 대해 전처리 과정이 필요하다. 이 전처리 과정으로는 PRPDA(Phase Resolved Partial Discharge Analysis)와 PSA(Pulse Sequence Analysis) 등이 있으나 거의 대부분 PRPDA를 사용하고 있기 때문에 본 연구에서도 PRPDA를 이용하여 전처리하였다. 아울러, 패턴인식을 위한 PRPDA의 파라미터 도출은 기존의 침쇄도 및 왜도 등과 같은 통계적 방법이 아닌 이미지 프로세싱 방법을 이용하였다. 본 연구에서는 PRPDA의 가로축 360°를 3°씩으로 세로축 방전량의 크기를 5%씩으로 나누어 모두 120 by 20 pixel로 구분하여 처리하였다. 이에 따라 각 pixel 당 들어있는 데이터의 수(방전수)를 이용하여 패턴인식을 수행하였다.

### 2.1.3 BP 및 SOM 알고리즘

본 연구에서 비교하고자 하는 패턴인식의 알고리즘을 간단히 소개하면 다음과 같다.

먼저 BP는 잘 알려진 Neural Network 알고리즘으로 그림 1과 같이 입력층과 은닉층 그리고 출력층으로 구성되며, 기본적인 구조는 순방향 신경망으로서 출력에서의 오차가 되먹임되는 않지만 오차를 이용하여 각 연결가중치를 조정하는 방식을 갖는 역전파(Back-propagation) 학습 형태를 갖는다. 입력벡터의 원소개수는 입력벡터가 저장된 파일을 읽어 들임으로써 자동으로 설정된다. 은닉뉴런의 개수 또한 사용자가 임의로 설정할 수 있도록 하였으며, 출력 층의 뉴런개수는 목표치벡터로부터 자동 설정되도록 하였다.

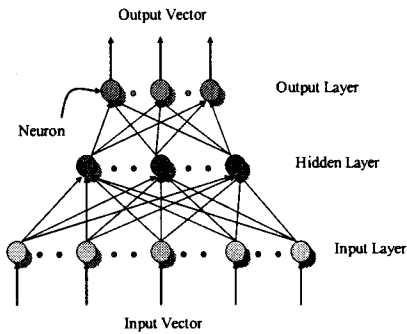


그림 1. Back-propagation에 대한 신경망의 구조

한편, SOM은 무감독 학습 방법의 일종으로 스스로  $n$  차원의 입력 데이터들을 군집화하여 2차원으로 사상시켜 준다. SOM의 구조는 그림 2와 같다.

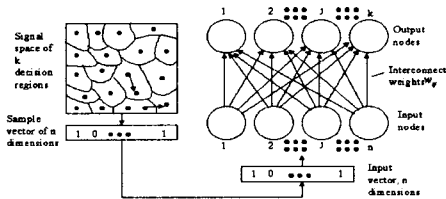


그림 2. SOM의 구조

그림 2는 2-layer 신경망으로  $n$  차원의 입력 데이터를 표현하는  $n$  개의 입력 노드들과  $k$  개의 분류 영역 (decision region)을 표현하기 위한  $k$  개의 출력 노드로 구성되어 있다. 모든 입력 노드들은 모든 출력 노드들과 연결되어 있고 연결 가중치(weight)를 가진다. 초기 상태에서는 연결 가중치들을 임의로 할당한다. 임의의 연결 가중치를 할당한 후 입력 벡터와의 유사성을 측정하기 위해 보통 유클리드 거리를 이용한다. 입력 벡터와  $k$  개의 연결강도 벡터들 사이의 유클리드 거리를 구하여 가장 가까운 연결강도 벡터가 승자가 된다. 승자 선택 후에는 연결강도 벡터가 갱신되며, 승자 출력 노드의 연결 가중치 벡터는 입력벡터 쪽으로 약간 이동하게 된다. 이러한 움직임은 초기에는 산만하나 점차 안정되어 간다.

본 연구에서는 부분방전 패턴인식에 대한 알고리즘 비교를 위해 "Data Engine"이라는 범용 프로그램[5]을 사용하였다.

### 2.1.4 규격화에 대한 고려

PRPDA의 경우에는 센서 및 앰프의 특성, 개인 설정 상태, 현장 상황 등에 따라 그래프(패턴)의 양상이 달라지므로, 동일한 분석을 위해서는 규격화가 필요하다. 예를 들면, 설정 화면의 최대 범위(세로축)를 100pC로 한 경우에 비해 500pC로 설정한 경우에는 패턴의 모습이 1/5로 줄어든 상태일 것이므로 이 2 가지 패턴을 동일하게 받아들일 필요가 있다. 따라서, 이를 균일화시킬 수 있도록 규격화가 필요하다.

하지만, 규격화를 한다는 것은 PRPDA의 장점인 방전량의 크기 파라미터를 고려하지 않는다는 것이 되기 때문에 규격화를 하는 경우와 하지 않았을 경우에 대해 비교할 필요가 있다. 따라서, 본 연구에서는 다음과 같이 규격화에 대해 고려하였다.

- 1) 규격화하지 않을 경우 (비규격화의 경우)
  - Y축 상의 고정된 Max 값을 선정(여기서는 200 pC 을 Max 값으로 선정)하여 화면의 Y축 최고값으로 적용하였다.
  - 따라서, 이미지 프로세싱 상에서의 X축 값의 범위는 "0° ~ 360°"가 되며, Y축 값의 범위는 "0 ~ 200"으로 고정된다.
  - 즉, PD의 크기 값인  $q$  값을 고려한  $\phi$ - $q$ - $n$  모두를 입력데이터로 적용하였다.
- 2) 규격화 할 경우
  - Y축 상의 유동적인 Max 값을 선정하여 이미지의 Y축 최고값으로 적용한다.
  - 따라서 이미지 프로세싱 상에서의 X축 값의 범위는 "0° ~ 360°"가 되며, Y축 값의 범위는 "0 ~ 각 화면에서 PD 데이터중 최고값"으로 항상 변하게 된다.
  - 즉, PD의 크기 값인  $q$  값을 무시한  $\phi$ - $n$ 을 입력데이터를 적용시킴으로써 이미지의 형태만 입력 패턴으로 적용시킨다.

## 2.2. 비교검토 결과

### 2.2.1. BP 알고리즘에 대한 결과

- 1) BP에서 규격화할 경우 (규격화 :  $\phi$ - $n$  이용, 데이터 최대값을 화면 최대값으로 설정)

그림 3에서 볼 수 있듯이 Learning Curve 곡선을 통하여 충분한 학습이 이루어졌음을 확인할 수 있다. 결합을 완벽하게 인식할 경우의 패턴인식 결과 그래프를 그림 4에 나타내었는데, 그림 3은 그림 4에 비해 MG의 경우 약간의 에러를 나타내고 있다.

즉, 인식을 결과 그래프에서 알 수 있듯이 Float, MS 및 Triple에서는 거의 완벽히 인식하였으나, MG에서 두 개의 데이터에 대한 패턴 인식률은 각각 대략 80%, 90%로 나타났다.

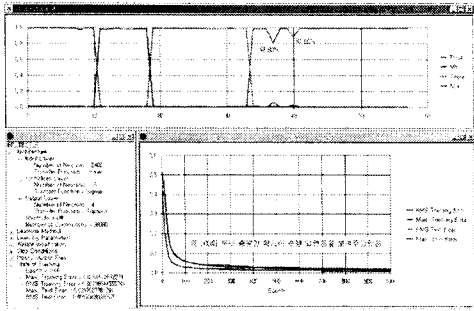


그림 3. 규격화의 경우 BP 분석 결과

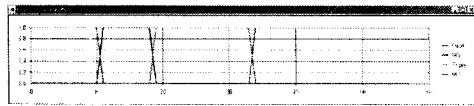


그림 4. 완벽하게 인식한 BP 경우의 패턴인식 결과

- 2) BP에서 비규격화의 경우 (비규격화 :  $\phi$ -q-n 이용, 실측 화면 최대값을 그대로 적용)

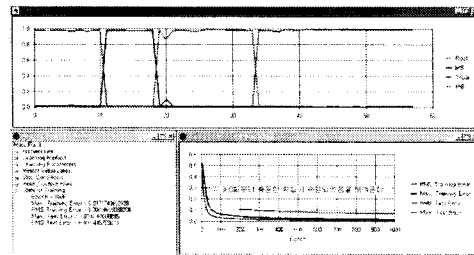


그림 5. 비규격화의 경우 BP 분석 결과

비규격화의 경우에도 그림 5의 Learning Curve 곡선을 통하여 충분한 학습이 이루어졌음을 확인할 수 있다. 비규격화의 경우에는 그림 4와 유사하게 모든 결합에 대해 거의 완벽한 패턴인식을 수행하고 있었다.

### 2.2.2. SOM 알고리즘에 대한 결과

- 1) SOM에서 규격화할 경우 (규격화 :  $\phi$ -n 이용, 데이터 최대값을 화면 최대값으로 설정)

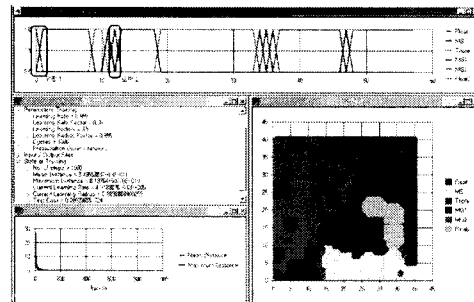


그림 6. 규격화의 경우 SOM 분석 결과

그림 6에서 볼 수 있듯이 Learning Curve 곡선을 통하여 충분한 학습이 이루어졌음을 확인할 수 있다. 결합

을 완벽하게 인식할 경우의 패턴인식 결과 그래프를 그림 7에 나타내었는데, 그림 6은 그림 7에 비해 약간의 에러를 나타내고 있다.

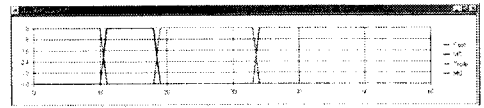


그림 7. 완벽하게 인식한 SOM 경우의 패턴인식 결과

인식률 결과 그래프에서 알 수 있듯이 4개의 결합 패턴 즉, Float, MS, Triple 및 MC (Float와 Float2, MC1과 MC2는 편의상 데이터를 둘로 나눠놓았음)에 대해 각각 두 군데에서 부정확한 인식률을 보여주고 있다. 따라서, 규격화의 경우 SOM의 패턴인식율은 그다지 좋지 않은 것으로 나타났다.

- 2) SOM에서 비규격화의 경우 (비규격화 :  $\phi$ -q-n 이용, 실측 화면 최대값을 그대로 적용)

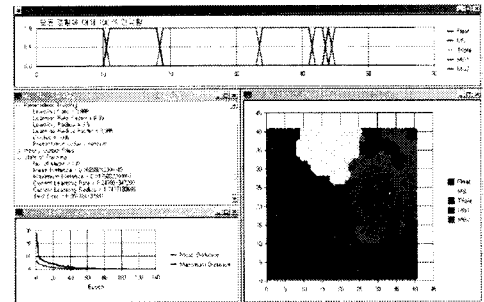


그림 8. 비규격화의 경우 SOM 분석 결과

SOM에 대한 비규격화의 경우에도 그림 8과 같이 Learning Curve 곡선을 통하여 충분한 학습이 이루어졌음을 확인할 수 있었으며, 그림 7과 동일하게 모든 결합에 대해 완벽한 패턴인식을 수행하고 있었다.

### 2.3. 결과 분석

#### 2.3.1. BP 및 SOM 알고리즘에 대한 비교 분석

비규격화로서 분석한 BP의 그림 5와 SOM의 그림 8은 동일한 조건으로 분석하였기 때문에 좋은 비교 대상이 된다.

BP 알고리즘을 적용할 경우에 Triple(Triple Point)에 해당하는 하나의 결합 데이터를 제외한 모든 데이터들에 대해서 98~99% 정도의 패턴인식률을 보여주고 있으며, Triple(Triple Point)에 해당하는 데이터 중 하나만이 약 90%정도로 가장 낮은 인식률을 보여주고 있다. 하지만 이 정도의 수준은 거의 정확한 패턴인식이라 할 수 있다.

한편, SOM 알고리즘을 적용할 경우에는 인식률 결과 그래프에서 보여 주듯이 모든 결합에 대해 100%의 인식하는 것을 보여주고 있다. 또한, SOM 알고리즘에서만 존재하는 Kohonen Map을 통해서도 각 결합들 간의 관계성 및 유사성에 대한 파악이 가능하다. 즉, Kohonen

Map을 이용하여 데이터 누적을 통해 새로운 패턴을 찾아낸다는가 데이터 추적을 통해 열화추이 분석이 가능한 매우 대단한 장점을 갖고 있다. 이 부분에 대해서는 후술하도록 한다. 그러나, 상기 그림 8의 경우만 보면 완벽한 패턴인식을 수행하는 것처럼 나타났지만, SOM은 기본적으로 잘못된 인식의 경우에는 완전히 틀린 결과를 보이게 되는 단점을 안고 있다. 이것은 SOM이 패턴인식을 확률적으로 수행하는 것이 아니라 기 구성된 Map 위의 어느 패턴 영역에 미지의 데이터가 plotting 되면 그 패턴으로 지정해 버리기 때문이다.

결론적으로 BP와 SOM은 각기 장점과 단점을 갖고 있다. 기본적으로 두 방법 모두 높은 인식율을 나타내고는 있지만, BP의 경우에는 수치적인(%) 방법을 통하여 패턴인식을 나타내기 때문에 분석자로 하여금 추가적인 판단의 여지를 남겨줄 수 있는 반면 SOM의 경우는 그렇지 않다. 즉, BP에서는 A 결합 60% B결합 40%로 나타날 경우 A 결합일 확률은 높지만 B 결합일수도 있다는 정보를 분석자에게 제공해주고 있다. 하지만 동일한 경우라도 SOM의 경우에는 무조건 A 결합으로 판정해 버리기 때문에 분석자에게 다른 결합일 가능성을 전혀 주지 않게 된다.

본 연구 결과에서도 이러한 점이 드러나고 있다. 규격화의 경우인 그림 3(BP)과 그림 6(SOM)의 경우를 살펴보면 BP의 경우에는 비규격화의 경우에 비해 20% 정도로 오차가 커지긴 하였지만 그래도 인식하고 있는 것을 알 수 있다. 이에 반해 SOM의 경우에는 그림 6에 표현한 바와 같이 완벽한 오판을 하고 있다. 이것이 바로 SOM이 갖는 태생적인 단점이라 할 수 있다.

하지만 SOM의 경우에는 전술한 바와 같이 BP가 갖지 못하는 Kohonen Map을 이용한 데이터 누적기능 및 추이 분석 기능이 있기 때문에, SOM의 이러한 단점을 보완할 수 있는 복합적인 방법에 대한 연구도 필요하다고 볼 수 있다.

### 2.3.2. 규격화 여부에 따른 분석

BP와 SOM의 규격화와 비규격화에 대한 결과 그림에서 알 수 있는 바와 같이 규격화 여부에 따라 패턴인식율에 차이를 보이고 있다.

즉, BP 및 SOM 알고리즘 모두의 경우, 규격화할 경우보다 비규격화하지 않을 경우가 더 정확한 인식률을 보여주고 있다. 또한, SOM의 Kohonen Map에서 볼 때에도 규격화할 경우에 비해 비규격화의 경우가 더 확실하게 결합별로 군집이 형성된 모습을 보여주고 있다.

이러한 결과는 예상할 수 있는 것으로 규격화할 경우에는 부분방전량  $q$ 라는 한 가지 파라미터를 배제시킨 상태에서 분석을 수행하는 것이 되므로 아무래도 방전량  $q$ 를 포함하여 분석하는 비규격화의 경우에 비해 인식율이 떨어질 수 있다.

실제 현장에서는 어느 정도 값의 방전량이 입력될지 모르는 상황에서 미리 셋팅한 방전량의 범위만을 이용하여 비규격화의 방법으로 패턴인식을 수행한다는 것은 문제가 있다. 즉, 센서 및 앰프 등 측정기기의 감도 문제뿐 아니라 방전량 측정 range에 따라서도 동일한 부분방

전이 다른 크기로 측정될 수 있기 때문에 반드시 측정값에 대한 규격화가 필요하다.

그러나, 이미 분석한 바와 같이 규격화할 경우에는 비규격화에 비해 BP나 SOM 모두 패턴인식율이 저하되는 문제가 있다.

따라서, 규격화를 취하면서도 방전량  $q$ 에 대한 파라미터 정보를 적용할 수 있는 방안이 대한 연구가 필요하다고 판단된다. 이 외에 다른 해결방안은 PSA와 같이 이미 규격화가되어 있는 전처리 방법을 사용하는 것이다. 물론 PSA는 기 서술한 바와 같이 노이즈와 측정감도로 인한 데이터 누락에 따른 문제가 크기 때문에 이를 이 문제에 대한 선결이 필요하다고 본다.

## 3. 결 론

부분방전 패턴인식에 대한 BP 알고리즘과 SOM 알고리즘 비교 분석 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

BP 및 SOM 알고리즘 모두 모든 결합에 대한 높은 인식률을 보여주고 있음을 확인하였다. 그러나, BP 알고리즘은 수치적인(%) 방법을 통하여 패턴을 인식하는 반면, SOM 알고리즘은 단순 흑백논리로서 패턴을 인식하기 때문에 오판의 위험성을 내포하고 있으므로, 기본적으로 BP가 SOM에 비해 패턴인식율은 우수하다고 볼 수 있다.

하지만, SOM 알고리즘은 Kohonen Map을 통한 데이터 누적기능 및 추이 추적기능 등 현장적용성이 뛰어나기 때문에[4], BP와 함께 사용한다든가 등의 패턴인식율 향상을 도모한다면 보다 우수한 부분방전 패턴인식이 가능하다고 판단된다.

한편, 어느 알고리즘이건 PRPDA 적용에 있어 규격화의 경우 패턴인식율이 저하되는 문제가 있는 것으로 나타나, 방전량 정보가 포함되는 규격화 방안에 대한 연구나 별도의 규격화가 필요없는 PSA의 적용에 대한 연구 등의 보완이 향후 필요하다고 사료된다.

### [참 고 문 헌]

- [1] Cigre Working Group 21.03 Recognition of Discharges, *Electra*, Vol.11, pp. 61-98, 1969
- [2] E. Gulski, A. Krivda, "Neural Network as a Tool for Recognition of Partial Discharges", *IEEE Trans. on Elect. Insul.*, Vol.28 No.6, pp. 984-1001, 1993
- [3] T. Kohonen, "The Self-Organizing Map", *Proc. of the IEEE*, Vol.78 No.9, pp. 1464-1480, 1990
- [4] 이호근, 김정태, "SOM을 이용한 부분방전 열화 Trend 분석에 대한 연구", 2004년도 대한전기학회 고전압 및 방전응용기술 연구회 춘계학술대회 논문집, pp. 87-90, 2004
- [5] MIT Gmbh, *DataEngine Overview and User Manual*, 1999