

부분방전 패턴인식에 대한 BP 및 SOM 알고리즘 비교 분석

이호근*, 김정태*, 임윤석**, 김지홍**, 구자윤**

* 대진대학교 전기공학과 ** 한양대학교 전기공학과

Comparative Analysis of BP and SOM for Partial Discharge Pattern Recognition

Ho-Keun Lee*, Jeong-Tae Kim*, Yoon Seok Lim**, Ji-Hong Kim**, Ja-Yoon Koo**

Dept. of Electrical Eng. DaeJin Univ., Dept. of Electrical Eng. HanYang Univ.

Abstract - SOM(Self Organizing Map) 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. For the purpose, partial discharge data were acquired and analysed from the artificial defects in GIS. As a result, basically the pattern recognition rate of BP algorithm was found out to be better than that of SOM algorithm. However, SOM algorithm showed a great on-site-applicability such as ability of suggesting new-pattern-possibility. Therefore, through increasing pattern recognition rate it is possible to apply SOM algorithm to partial discharge analysis. Also, for the image processing method it is required the normalization of the PRPDA graph. However, due to 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 패턴을 인식하고자 추진되고 있다.

컴퓨터 기술의 발달로 이러한 패턴인식은 인공지능을 적용하여 보다 전문화 및 컴퓨터에 의한 판단이 이루어지고 있는데, 특히 1990년대초 Gulski 교수가 PRPDA를 바탕으로 3 가지 Neural Network 기법을 적용하여 패턴인식으로의 적용가능성에 대해 발표[2]한 이후로 많은 진척이 이루어지고 있다. 이 논문에서 그는 BP 알고리즘이 다른 방법보다 패턴인식율이 높게 나타난 것으로 보고하였다. 그 이후로는 특별한 대안없이 부분방전 패턴인식에는 거의 BP 알고리즘을 이용한 연구가 주를 이루고 있다.

BP 알고리즘은 부분방전 패턴인식 뿐 아니라 타 분야에서도 정확도가 높고 백분율과 같은 수치로서 패턴인식의 정도를 나타내는 장점이 있어 많이 적용되고 있다. 그러나, BP의 경우 사전에 학습된 패턴만을 분석하기 때문에, 실험실에서 고려하지 않은 새로운 패턴이 나타날 경우에는 단순히 기존에 학습된 패턴으로만 인식할 뿐 아니라, 또 동일한 결합에서 발생하는 부분방전이라 할지라도 사용한 센서의 종류 및 특성, 결합과 센서간의 거리 차이, 측정 시스템의 차이 그리고 현장의 측정조건 등에 따라 약간씩 다르게 측정될 수 있기 때문에 실험실의 데이터에 의해 학습된 패턴만으로는 현장 적용에 오차가 발생될 우려가 높다. 이러한 측면은 BP 알고리즘이 현장 전력설비에 대한 부분방전 패턴인식 기법으로 그다지 적합하지 않다는 것을 말해주는 것이다. 따라서, 현장 적용성이 보다 우수한 알고리즘의 개발이 필요하다.

한편, SOM(Self Organizing Map)[3]은 BP와 같이 Neural Network에 속하며 Gulski 교수의 논문에서는 BP에 비해 정확도가 떨어지는 알고리즘으로 보고되었다. 하지만, SOM 알고리즘은 BP가 갖고 있지 않은 장점을 지니고 있다. 즉, 초기의 패턴 구성을 위한 학습 후에도 운전하면서 추가적인 데이터의 누적이 가능하고 이에 따라 새로운 패턴의 가능성을 파악할 수 있으며, 입력데이터의 변화 추이를 추적할 수 있는 기능[4]이 있다. 하지만 아직까지 부분방전 패턴인식 분야에 SOM의 접목은 거의 전무한 실정이다.

최근 들어서는 컴퓨터 기술의 발달에 따라 패턴인식을 위해 이미지 프로세싱 기법을 이용하여 측정된 PRPDA 그래프를 적절히 여러 퍽셀로 나누고 이를 이용하여 직접 패턴인식으로 적용하는 방법이 이루어지고 있다. 이러한 방법은 기존의 통계적 파라미터를 이용하는 방법과는 차이가 있으므로, 이러한 경우에 대해서도 BP와 SOM 알고리즘의 차이가 어떻게 나타나는지에 대해서도 연구가 필요하다.

따라서, 본 논문에서는 부분방전 패턴인식 기법으로 기존에 적용되고 있는 BP 알고리즘과 현장 적용성이 우수하다고 판단되는 SOM 알고리즘을 비교하고 이를 통해 SOM 알고리즘이 부분방전 패턴인식 분야에 접목 가능한지를 연구하였다. 이를 위해 대표적인 전력설비인 GIS를 대상으로 대표적인 모의 결합에 대한 부분방전 데이터를 수집하였으며, 이 데이터를 바탕으로 PRPDA 수행 후 이미지 프로세싱 기법 및 SOM과 BP 알고리즘을 이용하여 패턴인식을 수행하여 각 알고리즘에 대한 비교분석을 통해 장단점 및 문제점을 도출하였다.

2. 본 론

2.1 BP 및 SOM 알고리즘

BP 및 SOM 지면 관계상 기존 참고문헌[2-4]을 참조하기 바라며, 본 연구에서는 부분방전 패턴인식에 대한 알고리즘 비교를 위해 "Data Engine"이라는 범용 프로그램[5]을 사용하였다.

2.2 분석 대상 및 분석기준

2.1.1 분석 대상

본 연구에서 고려한 분석 대상으로는 GIS에서 주로 발생할 수 있는 결합을 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), 금속 이물(Moving Particle : MG) 등 4개의 결합을 선정하였다. 이러한 모의 결합들에 대해 실험한 부분방전 측정 데이터를 이용하여 BP 알고리즘과 SOM 알고리즘의 인식률 비교분석을 수행하였다.

2.1.2 이미지 프로세싱 방법

부분방전에 대한 패턴인식을 위해서는 기본적으로 측정된 부분방전 데이터에 대해 전처리 과정이 필요하다.

이 전처리 과정으로는 기존에 대부분 적용하는 PRPDA를 사용하였다. 아울러, 패턴인식을 위한 PRPDA의 빠라메터 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 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.

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 pC을 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 Φ -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 Φ -n을 입력데이터를 적용시킴으로써 이미지의 형태만 입력 패턴으로 적용시킨다.

2.2 비교검토 결과

2.2.1. BP 알고리즘에 대한 결과

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

그림 1의 우측 하단에 나타낸 학습 곡선에서 알 수 있듯이 충분한 학습이 이루어졌음을 확인할 수 있다. 인식률 결과 그래프를 보면 Float, MS 및 Triple에서는 거의 완벽히 인식하였으나, MG에서 두 개의 데이터에 대한 패턴 인식률은 각각 대략 80%, 90%로 나타났다.

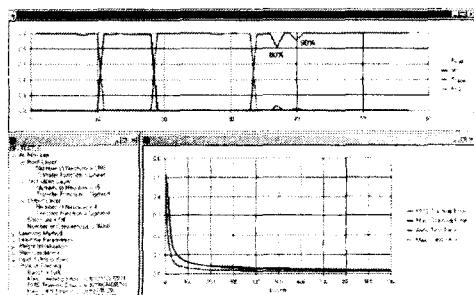


그림 1. 규격화의 경우 BP 분석 결과

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

비규격화의 경우에도 그림 2의 학습 곡선을 보면 충분한 학습이 이루어졌음을 확인할 수 있으며, 모든 결합에 대해 거의 완벽한 패턴인식을 수행하고 있었다.

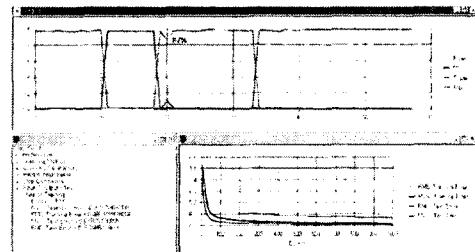


그림 2. 비규격화의 경우 BP 분석 결과

2.2.2. SOM 알고리즘에 대한 결과

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

그림 3 좌측 하단의 학습곡선에서 볼 수 있듯이 충분한 학습이 이루어졌음을 확인할 수 있다. 그림 상단의 인식률 결과 그래프를 보면 4개의 결합 패턴 즉, Float, MS, Triple 및 MG에 대해 각각 두 군데에서 부정확한 인식률을 보여주고 있다. 따라서, 규격화의 경우 SOM의 패턴인식율은 그다지 좋지 않은 것으로 나타났다.

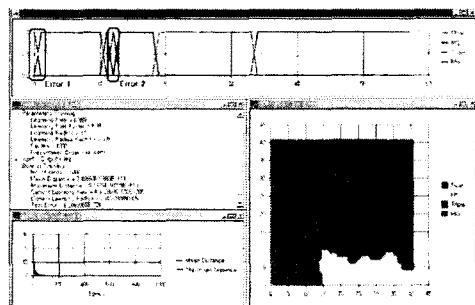


그림 3. 규격화의 경우 SOM 분석 결과

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

SOM에 대한 비규격화의 경우에도 그림 4와 분석하였으며, 이 경우에는 모든 결합에 대해 완벽한 패턴인식을 수행하고 있었다.

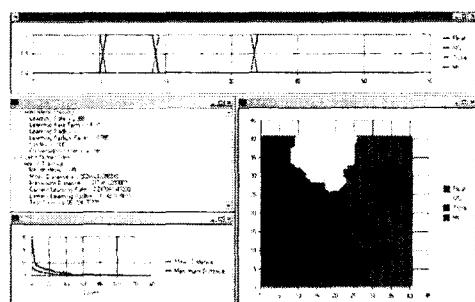


그림 4. 비규격화의 경우 SOM 분석 결과

2.3. 결과 분석

2.3.1. BP 및 SOM 알고리즘에 대한 비교 분석

BP 알고리즘을 적용할 경우에 Triple(Triple Point)에 해당하는 하나의 결합 데이터만을 제외한 모든 데이터들에 대해서 98 ~ 99% 정도의 패턴인식률을 보여주고 있으

며, Triple(Triple Point)에 해당하는 데이터 중 하나만이 약 87%정도로 가장 낮은 인식률을 보여주고 있다. 하지만 이 정도의 수준은 거의 정확한 패턴인식이라 할 수 있다. 한편, SOM 알고리즘을 적용할 경우에는 인식률 결과 그림에서 보여 주듯이 모든 결합에 대해 100%의 인식하는 것을 보여주고 있다.

그러나, 규격화의 경우에는 BP의 경우 80% 이상의 인식율을 나타내었지만, SOM에서 기본적으로 잘못된 인식의 경우에는 완전히 틀린 결과를 보이고 있다. 이것은 SOM의 알고리즘의 기본적인 특성 때문이다.

기본적으로 두 방법 모두 높은 인식율을 나타내고는 있지만, BP의 경우에는 수치적인(%) 방법을 통하여 패턴 인식을 나타내기 때문에 분석자로 하여금 추가적인 판단의 여지를 남겨줄 수 있는 반면 SOM의 경우는 그렇지 않다.

결국, 패턴인식을 측면에서는 BP가 SOM에 비해 높은 인식율을 보인다고 할 수 있다.

하지만, 이전의 보고[4]에서 언급한 바와 같이 SOM의 경우에는 Kohonen Map을 통해 각 결합들 간의 관계성 및 유사성에 대한 파악이 가능하다. 즉, 데이터 누적 기능을 통해 현장에서 운전중에 직접적인 프로그램의 수정이 가능하고 데이터 추적을 통해 열화추이 분석이 가능하다. 특히 데이터 누적기능을 이용할 경우 새로운 패턴을 분석자에게 제시할 수 있는 대단한 장점을 갖고 있다. 그림 5.(a)는 부유물(Float)과 3 종점의 금속성 이물(Triple), 금속 이물(MG) 등 3 가지 종류의 결합에 대한 부분방전 데이터를 이용하여 Kohonen Map을 구성한 것이며, 여기에 새로운 부분방전 데이터로서 스펙이서에서 발생한 금속성 이물 결합(ADD(MS))을 추가한 후 계속적으로 Mapping을 수행한 경우를 그림 6.(b)에 나타내었다.

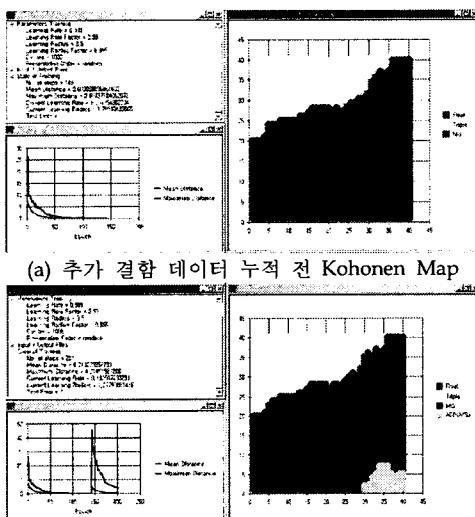


그림 5. 새로운 결합 데이터에 대한 추가 누적 과정

그림 5.(b)에서 알 수 있듯이 추가 누적 데이터가 우측 하단 금속 이물의 영역 한 귀퉁이에 새로 자리 잡으면서 영역을 확보하는 것으로 나타났으며, 이것은 새로 누적된 데이터가 새로운 패턴일 가능성성을 말해주는 결과라 할 수 있다. 만일, 추가된 데이터가 기존의 패턴에 해당된다면 기존 패턴의 영역에서 분산되면서 plotting될 것이다. 하지만, 새로운 패턴이기 때문에 추가된 데이터가 군집을 이루면서 새 영역을 자리 잡게 된 것이다. BP에서는 없는 이러한 SOM의 기능을 통해 측정자는 새로운 패턴의 가능성을 인지할 수 있으므로 별도의 조치가 가능해 진다.

2.3.2. 규격화 여부에 따른 분석

실제 현장에서는 어느 정도 값의 방전량이 입력될지 모르는 상황에서 미리 설정한 방전량의 범위만을 이용하여 비규격화의 방법으로 패턴인식을 수행한다는 것은 문제가 있다. 즉, 센서 및 앰프 등 측정기기의 감도 문제뿐 아니라 방전량 측정 range에 따라서도 동일한 부분방전이 다른 크기로 측정될 수 있기 때문에, 이미지 프로세싱 방법을 이용하여 부분방전 패턴인식을 수행할 경우에는 반드시 측정값에 대한 규격화가 필요하다.

그러나, 이미 분석한 바와 같이 규격화할 경우에는 비규격화에 의해 BP나 SOM 모두 패턴인식율이 저하되는 문제가 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 의해 인식율이 떨어질 수 있다.

따라서, 규격화를 취하면서도 방전량 q 에 대한 파라미터 정보를 적용할 수 있는 방안에 대한 연구가 필요하다고 판단된다. 또는, 이미지 프로세싱 방법을 사용하지 않고 $\Phi-q$ 및 $\Phi-n$ 데이터 자체를 이용하여 BP나 SOM의 입력 데이터로 사용하는 방법으로, 이것은 PRPDA의 통계적 연산자인 첨쇄도(kurtosis)나 쾌도(skewness) 등을 이용하는 방법보다는 정확도가 높을 것으로 사료된다. 이 외에 다른 해결방안은 PSA와 같이 이미 규격화가되어 있는 전처리 방법을 사용하는 것이다. 물론 PSA는 기술적인 바와 같이 노이즈와 측정감도로 인한 데이터 누락에 따른 문제가 크기 때문에 이를 이 문제에 대한 선결이 필요하다 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. 기본적인 알고리즘의 차이로 인하여 BP가 SOM에 비해 패턴인식율이 우수한 것으로 나타났다.

하지만, SOM 알고리즘은 Kohonen Map을 통한 데이터 누적기능과 추이 추적기능[4] 및 새로운 패턴의 제시기능이 있기 때문에 BP에는 없는 현장적용성이 뛰어난 것으로 판단된다.

따라서, SOM의 패턴인식율을 향상시킬 경우 SOM의 현장 적용이 가능하다고 보면, BP와 함께 사용하는 방안도 검토될 수 있다고 판단된다.

한편, 어느 알고리즘이건 이미지 프로세싱 방법 적용에 있어 규격화의 경우 패턴인식율이 저하되는 문제가 있는 것으로 나타나, 이에 대한 보완 연구가 향후 필요하다고 사료된다.

[참 고 문 헌]

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