

# EBP 알고리즘을 이용한 부분방전 패턴인식 기술 개발에 관한 연구

정경열, 이후락, 한정운 | 한국기계연구원  
박정태, 장경선 | 충남대학교  
김용식 | BJ POWER

## [ 요약문 ]

전력기기에서 발생하는 부분방전을 정확히 측정하고 이를 올바르게 해석하는 작업은 신뢰성 있는 진단법을 개발하고 이를 현장에 적용하는데 있어 대단히 중요하다. 측정된 고주파 데이터를 패턴 분석이 가능한 형태로 가공하는 전처리 과정을 수행하고, 가공된 데이터를 패턴인식을 통하여 기존의 각 노이즈 및 부분방전 패턴과 비교하여 실제 측정된 데이터가 어떤 부분방전 패턴인지 판단한다. 패턴 인식 처리 방법으로는 컴퓨터 분야 신경회로망의 BP 알고리즘과 SOM 알고리즘 이 널리 사용되고 있으며 본 연구에서는 TF-MAP, PRPDA, EBP 알고리즘을 이용하여 부분방전 패턴인식 기술 개발에 관한 연구를 수행하였다.

## 1. 서 론

우리나라의 경제성장과 더불어 전력 소비 증가로 전력설비가 꾸준히 증설되어 왔으며, 이러한 우리나라의 경제성장과 환경에 대한 관심 증가로 전력설비의 지중화에 대한 요구가 날로 증하고 있다. 국내의 지중화율은 2006년 이후 12%를 초과하고 있고, 2007년 기준 서울은 50%, 대전은 40%를 초과하였다. 80년대 후반 서울 올림픽을 계기로 시설된 지중배전 케이블은 20년간의 장기 사용으로 인하여 열화에 의한 고장이 증가하고 있는 상태이다. 송배전 계통의 지중화율은 환경 개선을 원하는 고객의 요구에 따라 앞으로도 꾸준히 증가할 것으로 예상된다.<sup>[1]</sup>

이러한 송배전 계통의 지중선로에서 전력공급의 신뢰성을 확보하기 위하여 한전에서는 고전압(22.9kV)의 동심 중성선 전력케이블에 절연특성과 열 특성이 우수한 가교폴리에틸렌(Cross-linked polyethylene: XLPE) 절연체를 사용하고 있다. 그러나 고분자 절연재료의 내부나 도체와의 계면에 기공(void)이 존재하면, 결함에 전계가 집중되어 케이블의 수명을 크게 단축시키고 선로사고 등을 초래하여 많은 재산 피해 및 인명피해를 유발할 수 있다. 현재 지중 배전 계통의 고장 중 이러한 케이블 고장이 약 60%를 차지하고 있다. 이렇게 절연체내의 보이드나 강한 전계가 집중되는 곳에 국부적으로 발생하는 방전을 부분방전(Partial Discharge, PD)라고 한다. 부분방전은 절연 시스템 내부의 상태를 외부로 전달할 수 있는 중요한 물리량 중 하나이다. 따라서 전력 케이블과 같은 전력기기에서 발생하는 부분방전을 정확히 측정하고 이를 올바르게 해석하는 작업은 신뢰성 있는 진단법을 개발하고 이를 현장에 적용하는데 있어 대단히 중요하다. 이러한 진단법을 통해 사고를 방지하고 고장이 발생할 가능성 있는 설비들을 미연에 수리하거나 교체가 가능할 것이다.<sup>[2]</sup>

부분방전 측정을 위해서는 크게 2가지의 단계로 이루어진다. 첫 번째 단계는 측정된 고주파 데이터를 패턴 분석이 가능한 형태로 가공하는 “전처리 과정”이다. 전처리 과정의 방법 중 일반적인 방법인 PRPDA(Phase Resolved Partial Discharge Analysis)가 많이 사용되고 있으며, 최근에는 PSA(Pulse Sequence Analysis) 및 TF(Time-Frequency)-MAP을 통한 처리가 연구되고 있다. 두 번째 단계는 전처리 과정을 통해 가공된 데이터를 패턴인식을 통하여 기존의 각 노이즈 및 부분방전 패턴과 비교하여 실제 측정된 데이터가 어떤 부분방전 패턴인지 판단하는 “패턴인식 과정”이다. 패턴인식 처리 방법으로는 컴퓨터 분야의 신경회로망(Neural Network)이 가장 많이 사용되고



있으며, 이중 특히 BP (Back-Propagation) 알고리즘과 SOM (Self-Organizing Map) 알고리즘이 널리 사용되고 있다. 본 연구에서는 TF-MAP, PRPDA, EBP(Error Back Propagation=BP) 방법을 이용하는 알고리즘을 구현하여 부분방전 패턴인식 기술을 개발하였으며, 실 데이터를 이용하여 성능을 실험하였다.

## 2. 부분방전 데이터의 전처리 알고리즘

### 2.1 전처리 알고리즘 개요

취득한 부분방전 데이터를 PRPDA 또는 EBP 알고리즘에서 이용하기 위해서는 잡음을 식별하여 부분방전 신호만을 추출해야한다. TF-MAP 알고리즘은 이러한 전처리과정을 위해 많이 사용되는 알고리즘 중 하나이다. TF-MAP 알고리즘에 구현되어있는 기술로는 시간 기준선 찾기, 전압 노이즈 제거를 위한 HPF(High Pass Filter), 백색 노이즈 제거를 위한 TF-MAP, PRPDA 처리를 위한 Scaling, 총 4가지 기능으로 구성되어 있다. TF-MAP을 거치면 PRPDA 알고리즘에 입력 가능한 Raw파일이 생성 된다.

TF-MAP의 입력 파일 형태 또한 Raw파일인데, 이때 Raw파일의 샘플링 주파수(1초당 데이터의 개수)를 정확히 알고 있어야만 제대로 된 TF-MAP기능을 사용할 수 있다. 입력 Raw파일은 유한한 소수점 형식의 데이터 배열로 이루어져 있다. 신호 데이터 이외의 파형의 특성을 나타내는 데이터는 표시 되어 있지 않음을 표 1을 통해 확인 할 수 있다.

표 1. TF-MAP 입력 Raw 파일

0.2785
0.281875
0.2762875
0.2769375
0.2706875
0.2853125
0.28625
0.2909375
0.294
0.2950625
0.304875
0.2888125
...

TF-MAP 알고리즘의 실행순서는 그림 1과 같다. 알고리즘을 시작하고 Raw파일 불러오기, 변수설정, 수행, 결과 확인, 종료 순으로 진행되는데 TF-MAP 알고리즘을 실행하게 되면 우선 사용하고자 할 Raw 파일을 불러온다. 그 후 시간 기준선 찾기, HPF, TF-MAP, Scaling 순으로 입력값과 Factor등의 변수들을 설정해준다. 설정이 끝나면 수행을 통해 결과값을 확인할 수 있다. 이때 결과 값은 파일로 저장되어 추후에 PRPDA 절차에서 사용된다.

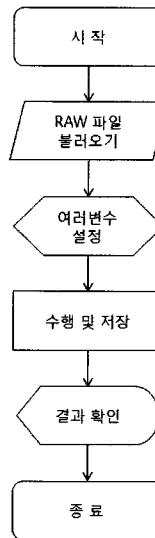


그림 1. TF-MAP Flow Chart

## 2.2 시간 기준선 찾기

PD신호의 시간 기준선은 PRPDA( $\phi$ -q-n)에서 특정 위상  $\phi$ 에 누적치 n값이 쌓인다는 것은 잘 알려진 사실이다. 여기서 특정 위상  $\phi$ 에 누적치 n을 쌓기 위해 시간 기준선을 찾아야 하며 그 방법이 시간 기준선 찾기이다. 그 방법으로 Zero Crossing 방법과 단순히 데이터를 1/60Hz로 나눈 Divide Data 방법을 제공하므로 1초당 획득된 데이터의 샘플링 주파수를 입력하면 된다. (아래의 예에서는 Raw파일에 1초당 625,000개의 데이터가 나열되어 있다는 것이다.)<sup>[3]</sup>

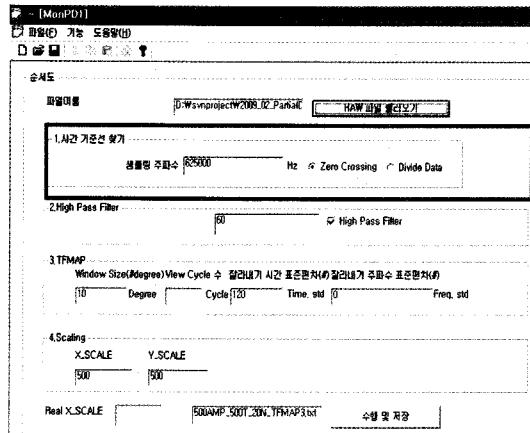


그림 2. 시간 기준선 찾기 Controls

## 2.3 High Pass Filter 설정

High Pass Filter는 전압 노이즈 대역을 중점적으로 제거하기 위해 쓰이지만, 다른 저 대역 주파수의 신호를 줄이는 것도 가능하다. 여기에서는 60Hz를 설정함으로써 전원 주파수만을 타깃으로 정하였다. High Pass Filter 적용을 사용하지 않을 경우는 체크박스를 해제 하면 된다.<sup>[3]</sup>

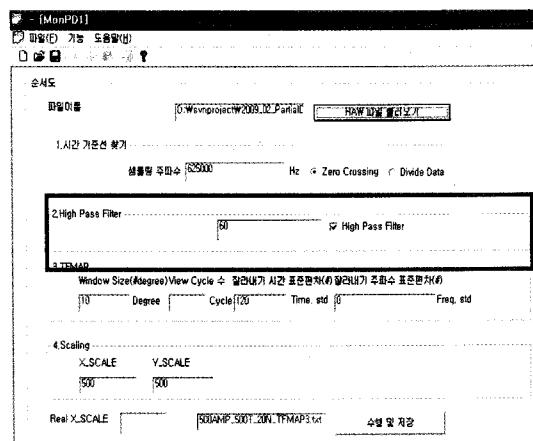


그림 3. HPF Controls

## 2.4 TF-MAP 변수 설정

TF-MAP Control을 보면 왼쪽부터 차례로, Window Size (각도에 따른), 보고자 하는 누적 Cycle 수, TF-MAP 을 보고 잘라내고 싶은 시간 표준편차와 잘라내고 싶은 주파수 표준편차이다. 여기서 잘라낸다는 것은 TF-MAP이 존재할 때, PRPDA에 적용하고자하는 신호들만 Clustering이 가능한데, Clustering시 X축은 잘라내기 시간 표준편차를 사용하고, Y축은 잘라내기 주파수 표준편차를 사용해서, 잡음을 Clustering 해야 한다.

그리고 Window Size는 여기서는 10도를 기준으로 원도우가 움직이면서 알고리즘이 진행이 되는데, 적절히 이 값을 조정하여 최적의 TF-MAP 모형을 얻어 낼 수 있다. TF-MAP 모형을 보고 잘라내기를 하지 않아도, 이 데이터는 정규화 과정을 거치게 된다. 정규화 과정은 신호의 Scaling 설정 이전에 Amplitude를 0~1사이의 값으로 정규화를 하기 위한 과정이다.

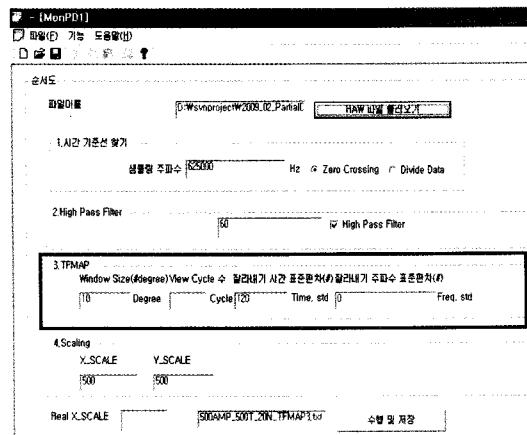


그림 4. TF-MAP Controls

## 2.5 Scaling 변수설정

Scaling 변수는 PRPDA, EBP프로그램에서 Voltage Scale (=Y\_SCALE), Sampling Scale(=X\_SCALE)과 관련이 있다. 여기서 설정한 대로 Raw파일이 가공되어 PRPDA 프로그램의 입력 Raw파일이 생성 되는 것이다. 이때,

Y\_SCALE의 경우는 PRPDA 프로그램의 Voltage Scale에 적어 넣으면 된다. X\_SCALE의 경우는 Y\_SCALE에 값을 입력한 후, 알고리즘 계산이 끝나고 아래 Real X\_SCALE 창에 표시된 값을 Sampling Scale의 X\_SCALE에 넣어주면 된다.

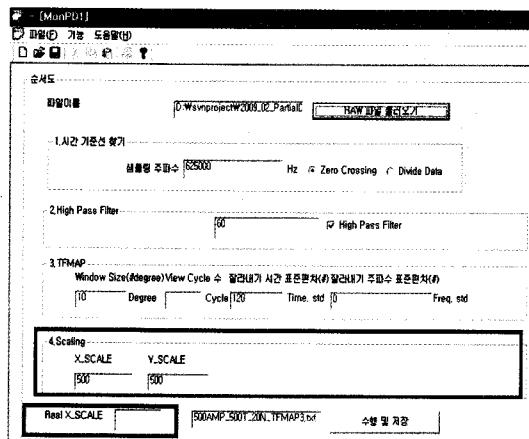


그림 5. Scaling Controls

## 2.6 결과 확인

이제 수행 및 저장 버튼을 선택하면 파일 다이얼로그가 생성되고 저장되며, PRPDA에서 불러오기 원하는 파일명을 적어서 열기를 선택하면 알고리즘이 수행되기 시작한다.

프로그램이 수행된 결과를 확인하면 아래 그림 6내의 Figure 1은 시간 기준선 찾기 + High Pass Filter까지의 패턴 결과를 나타낸다. Figure 2는 TF-MAP 모형이며 Figure 3은 Scaling 이후의 전체 데이터 Spectrum을 표시하고 Figure 4는 TF-MAP 이후(정규화 과정도 포함)의 패턴 결과를 보여준다.

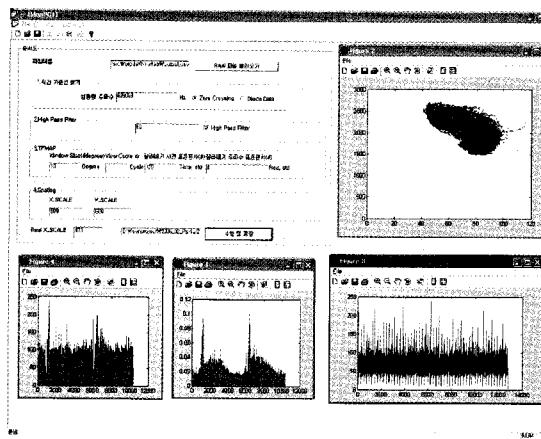


그림 6. 결과 확인

### 3. 부분방전 패턴인식 알고리즘

전방향 신경회로망의 대표적인 모델인 다층퍼셉트론(MLP: multi-layer perceptron)은 학습 기능에 의해 입의의 비선형 함수를 근사화 할 수 있기 때문에 여러 분야에서 응용되고 있다. EBP 학습 알고리즘은 기본적으로 다층퍼셉트론에 기반을 두고 있다. 다층퍼셉트론은 입력층(input-layer)과 출력층(output-layer) 사이에 하나 이상의 중간층이 존재하는 신경망이다. 입력층과 출력층 사이에 중간층을 은닉층(hidden layer)이라고 한다. 네트워크는 입력층, 은닉층, 출력층 방향으로 연결되어 있으며, 각 층 내의 연결과 출력층에서 입력층으로의 직접적인 연결은 존재하지 않는 전방향 네트워크다.

일반적인 다층퍼셉트론의 학습방법은 입력층의 각 유니트에 입력 데이터를 제시하면 이 신호는 각 유니트에서 변환되어 중간층에 전달되고 최종적으로 출력층으로 나오게 된다. 이 출력값과 원하는 출력값을 비교하여 그 차이를 줄여나가는 방향으로 연결강도를 조정하는 것인데 이 학습 알고리즘은 기본적으로는 다층퍼셉트론의 학습구조 기반위에서 진행이 되지만 상위층에서 역전하여 하위층에서 이를 근거로 다시 자기층의 연결강도를 조정해 나가는 것이 특징이다.<sup>[4]</sup> 다층퍼셉트론의 학습은 에러 역전파(EBP) 학습을 많이 사용하며 학습 방법이 간단하고 구현이 쉬운 장점이 있다. EBP 모델은 가장 널리 쓰이는 교사신호에 의한 신경망 학습 모델로써 모멘텀을 가진 gradient descent 학습 알고리즘을 사용한다. EBP는 그림 7에 보인 것처럼 다층의 구조를 가지며 feed-forward와 feed-backward 과정을 통해 학습을 수행한다.<sup>[5]</sup>

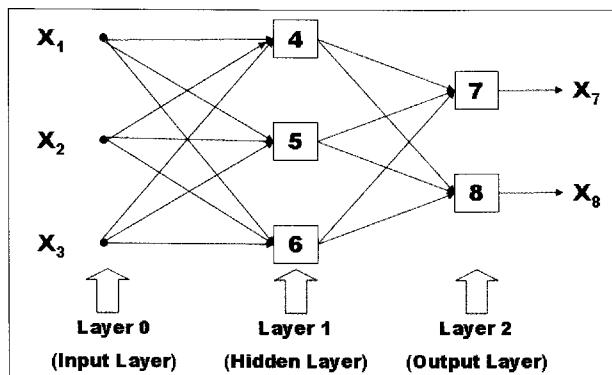


그림 7. EBP 모델의 네트워크 구조

#### 3.1 EBP의 알고리즘 선택

EBP는 다음의 이유로 패턴인식 어플리케이션에 자주 등장한다.

- Adaptive Learning : 데이터가 무엇이든, 학습 시작의 조건이 어떤 식이든 그에 맞추어 학습할 수 있는 능력을 가지고 있다.
- Self-Organization : 전문가의 지도 없이도, 자기 자신의 구조를 변경하거나 어떠한 의미 있는 정보를 도출 할 수 있다.
- Realtime Operation : 병렬적으로나, 특별한 하드웨어를 구성하여 실시간 처리가 가능하도록 구성이 가능하다.
- Fault Tolerance via Redundant Information Coding : 약간의 학습데이터의 오류가 성능에는 문제가 있을 수 있지만, 오류를 복구하여 결과를 도출 할 수 있는 능력을 가지고 있으며, 어떤 신경회로망들은 망에 중대한 오류가 발생하여도 복구 할 수 있다.

신경회로망은 음성 인식, 영상 인식 분야에서 문제 해결 방법의 첫 번째로 고려되어진다. 그 이유는 그 성능이 여

려 학술적으로나 상업적으로 인정되어 왔고, 복잡한 문제일 때 쉽게 적용 가능하기 때문이다. 더 자세하게는 아래와 같은 카테고리에 적용이 된다.

- Function approximation, or regression analysis, including time series prediction and modelling.
- Classification, including pattern and sequence recognition, novelty detection and sequential decision making.
- Data processing, including filtering, clustering, blind signal separation and compression.

그리고 분야로는 제어(vehicle control, process control), 게임 진행 및 결정 문제(backgammon, chess, racing), 패턴인식(radar systems, face identification, object recognition, etc.), 순서를 가진 데이터 인식(gesture, speech, handwritten text recognition), 그 외 의료, 경제, data mining, e-mail spam filtering 등 여러 응용 분야에 적용되고 있다.

### 3.2 EBP 알고리즘 구현

본 연구에서 제시하는 EBP 알고리즘은 부분방전의 패턴을 저장하고, 추후에 저장된 부분방전 패턴과 일치하는 패턴의 경우, 인식을 할 수 있는 기능을 의미한다.

EBP 알고리즘의 실행순서는 그림 8과 같다. 먼저 PRPDA 구조설정부분으로 설정을 위해 Raw 파일에 해당하는 Factor를 설정해준다. Factor를 설정한 후 Setup을 통해 PRPDA의 구조를 설정하게 된다. PRPDA의 구조를 설정하고 나면 EBP 모듈을 통해 학습 횟수를 판단하여 EBP 학습기능과 EBP 검증기능으로 나누어 진행하고 이렇게 진행한 파일을 저장하거나 후에 EBP 구조로 사용하게 된다.

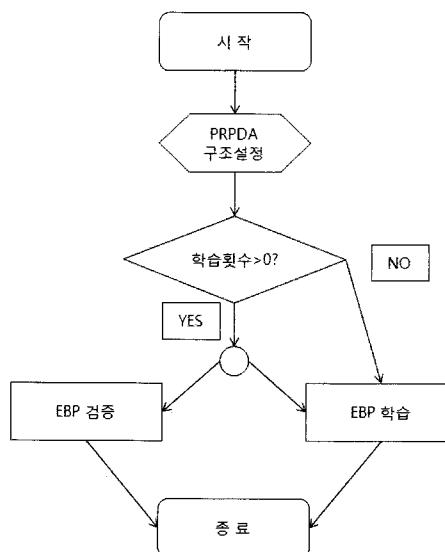


그림 8. EBP 알고리즘 Flow Chart

#### 3.2.1 PRPDA 구조 설정

앞서 그림 8에 따른 작동 순서에 따라 PRPDA 구조 설정을 위해 Raw파일에 해당하는 Factor를 설정해준다. Factor를 설정하는 것은 EBP를 운용하는 규약으로써 적용될 것이다. 하나의 EBP 구조는 아래의 Factor에 의해 구조화 되므로, 학습 시 Factor가 변한다면 에러 또는 잘못된 학습 결과를 얻을 수 있다.

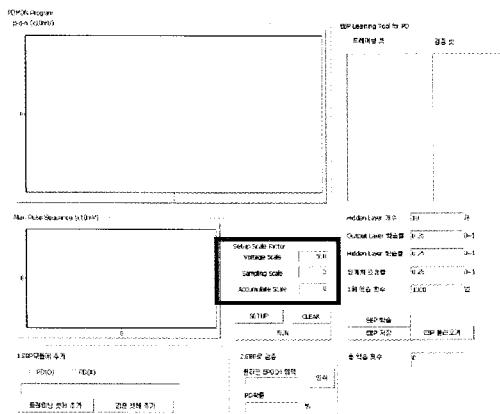


그림 9. PRPDA Factor 설정

- Voltage Scale : PRPDA( $\phi$ -q-n)에서 방전크기(q)를 뜻한다. 이전 전처리 과정에서 로우 파일을 Y Scale을 설정할 경우 원하는 Scale로 방전크기를 Scaling 할 수 있다.
- Sampling Scale : PRPDA( $\phi$ -q-n)에서 신호의 360도 시간기준선에서 위상( $\phi$ )을 뜻한다. 이 또한 전처리 과정에서 X Scale을 설정할 경우 Scaling 가능하다.
- Accumulate Scale : PRPDA( $\phi$ -q-n)에서 누적 신호 수(n)을 뜻한다. 발생 빈도 n의 경우 누적 신호를 통해 방전 정도나 방전의 Growing 패턴을 확인 할 수 있다.

위의 Voltage Scale이나 Sampling Scale의 경우 EBP 성능에 직접적인 영향을 준다.

### 3.2.2 PRPDA 실행

앞에서처럼 Factor를 설정한 후에 SETUP을 통해 PRPDA 구조를 생성할 수 있다. PRPDA 구조가 생성된 이후에는 자유롭게 RUN을 선택함으로써 PRPDA 구조에 데이터를 삽입 할 수 있다. 따라서 그 순서로는 PRPDA 구조를 생성(SEUP)하고 PRPDA 구조에 데이터를 삽입(RUN)하는 순서가 되겠다.

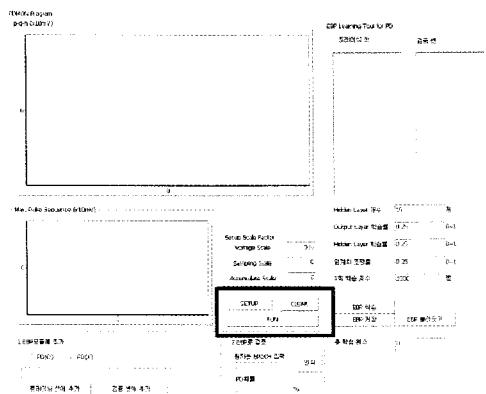


그림 10. PRPDA 구조화 및 실행

### 3.2.3 EBP 모듈

EBP 모듈에서는 이전에 설명한 PRPDA의 내부 구조를 사용한다. TF-MAP 프로그램에서의 EBP 모듈은 크게

학습 기능과 검증 기능으로 나뉜다. 첫째, 학습 기능(EBP 모듈에 추가)의 경우 EBP 신경회로망 구조를 생성하고, 선택된 PRPDA 구조의 데이터에 Class(여기선 PD or Non-PD)를 지정하여 EBP 학습을 진행한다. 또한 그 구조를 저장하거나 읽어 올 수도 있다. 둘째, 검증 기능(EBP로 검증)의 경우 EBP 신경회로망 구조를 읽어오거나, 현재 생성되어있는 구조를 통해서, PRPDA 구조의 데이터가 지정된 Class(PD or Non-PD)와 얼마의 %로 근접한지 수치로 보여준다.

### 3.2.4 EBP 학습 기능

EBP 학습 기능을 보면 우선 EBP 모듈에 추가하여 EBP 신경회로망 구조를 생성하고 트레이닝 기능과 검증 기능을 확인한다. 그 다음 EBP Factor들을 설정해주고, 선택된 구조의 데이터에 EBP 학습날짜 및 Class를 확인하여 EBP 학습을 진행한다.

아래 그림 11에서 설정 할 수 있는 Factor는 아래에 나열하였다.

- Hidden Layer 개수 : EBP의 Hidden Layer의 뉴런의 개수를 설정한다. 이것은 학습한계를 결정하는 부분이다. EBP의 경우, 대부분 Input layer, Hidden Layer, Output Layer의 연결로 이루어지는데, 이 때 Hidden Layer의 뉴런 개수가 충분하다면, Hidden Layer의 개수(총)는 상관이 없다는 것은 증명이 되어 있다.
- Output Layer 학습률 : 0~1사이로 실험을 통해 적절히 결정한다.
- Hidden Layer 학습률 : 0~1사이로 실험을 통해 적절히 결정한다.
- 임계치 조정률 : 0~1사이로 실험을 통해 적절히 결정한다.
- 위의 학습률과 조정률의 경우 1의 값에 가까워질수록 학습 속도는 빨라지나 Local Minima이 빠질 수 있다. 그러므로 실험을 통해 적절히 결정하는 것이 통상적인 방법이다.
- 1회 학습 횟수 : 학습 횟수를 결정한다. 충분히 Error가 줄어들지 않으면 이 값을 늘려서 학습 할 수 있지만, 너무 높은 값은 오히려 Overfit 문제를 야기할 수 있고, 학습 시간도 오래 걸린다.

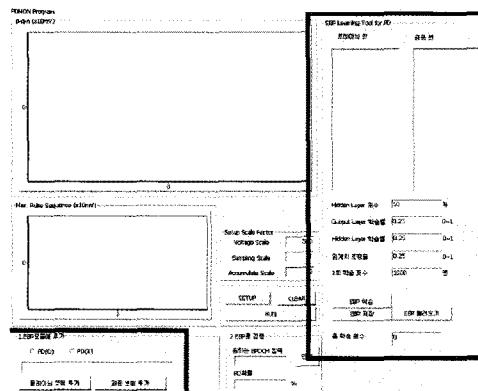


그림 11. EBP 학습에 관련된 Control

대부분의 값들은 여러 번의 실험에 의해 결정되며, EBP 사용의 숙련도에 따라 그 학습 시간에는 차이가 생길 수 있다. Class 설정은 PD의 O, X 설정으로 Class 선택이 없을 때는 에러가 발생한다. 여기서 Class는 현재 PRPDA로 보여지는 파형이 PD인가, PD가 아닌가를 선택하여, 학습에 사용 할 수 있도록 한다.

### 3.2.5 EBP 검증 기능

EBP 구조가 생성되어 있지 않으면 총 학습 횟수가 0이다. 이때는 검증이 불가능하다. 따라서 오류 또는 잘못된 검

종 결과를 나타낼 수 있다. 총 학습 횟수가 0보다 클 때 총 학습 횟수까지 원하는 EPOCH를 선택하여 검증용 EBP 구조로 사용할 수 있다. 각 EPOCH마다 EBP 구조는 조금 차이가 있다. 적절한 EPOCH의 선택은 Training Set Error 와 Verification Set Error를 확인하여 적절히 선택하여 사용한다. 만약 적절한 EPOCH가 없을 때는 다시 면밀한 학습을 권장한다. EPOCH 설정부분은 그림 12에 나타내었다.

적절한 EPOCH를 입력하여 EBP 프로그램을 실행시키면 그림 13과 같은 그래프가 형성된다. 결과그래프는 EBP 학습에 대한 예제이며 아래의 그래프를 확인하여 학습한다. 그림 14는 EBP 검증에 대한 예제이며 EBP를 이용한 검증 시 아래와 같은 %를 통해서 화면에 출력된다. 정확한 의미로 이 %값은 근사 값을 나타낸다. 그러나 100에 가까울수록 PD 임을 나타내며, 0에 가까울수록 PD가 아님을 의미한다. 실제 PD에 몇 %에 가깝다는 의미라고는 할 수 없고 상대적인 값으로만 볼 수 있다.

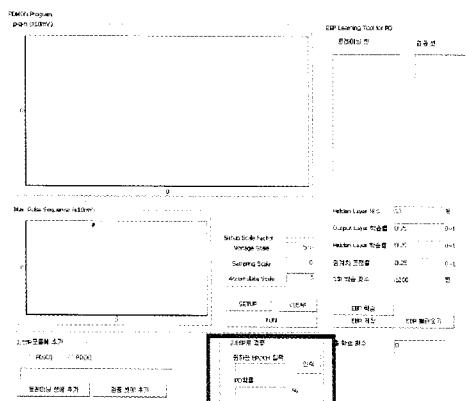


그림 12. EBP 결론에 관련된 Control

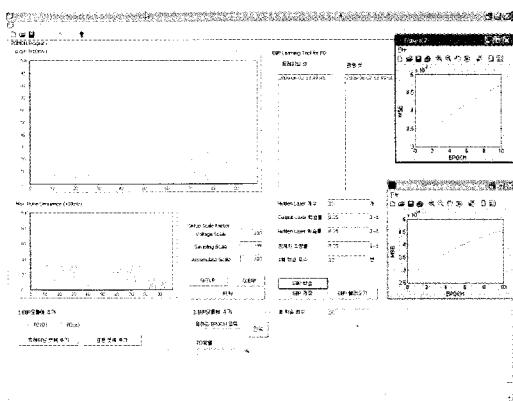


그림 13. EBP 학습 예제

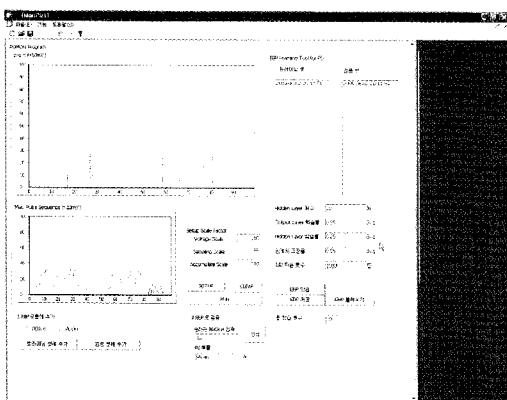


그림 14. EBP 검증 예제

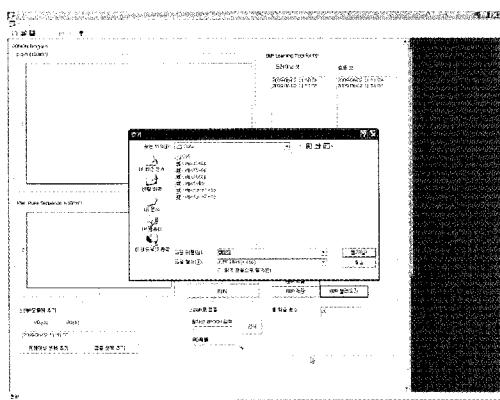


그림 15. EBP 파일 읽기, 쓰기

이렇게 학습 및 검증을 거친 EBP파일을 저장하거나 저장된 다른 파일들을 불러올 수 있다. 또한 나중에 읽어서 EBP 구조로 사용할 수 있다.

## 4. 결 론

본 연구는 지중배전선의 실시간 원격감지/진단시스템 개발의 일환으로 진행 중이며 절연물 내에서 발생할 수 있는 부분방전에 대한 패턴 분류의 한 가지 방법으로써 신경망 학습 알고리즘 중 EBP를 이용한 부분방전 패턴인식 기술 개발 연구를 수행하였다. EBP는 기존의 다른 알고리즘 보다 향상된 학습 결과를 도출할 수 있으므로 이를 활용한다면 보다 정확한 부분방전 데이터의 분류 적용이 가능하다. 단지 EBP는 많은 양의 데이터를 필요로 하기에 학습 데이터의 개수가 많고 학습 기간이 길어질수록 정확한 부분방전 데이터 분류가 가능하게 된다. 인식률을 역시 상당히 높은 편이어서 이러한 부분방전 진단 시스템 적용에서도 상당한 장점을 갖게 된다. 그러나 아직 다양한 표준 부분방전 데이터의 취득이 부족하여 차후 다양한 실험과 현장 데이터들을 수집하여 개발된 EBP 알고리즘을 이용한 부분방전 패턴인식기술에 적용시킴으로써 PD 데이터 분류가 가능하게 할 것이다.

## ¶ 참고 문헌

- [1] 이재봉, “지중배전케이블의 고장원인 분석”, 전기설비, p.56~61,2007
- [2] 이준호, “전력기기의 부분방전 진단”, 전기전자재료, Vol.11, No.6, pp515~518,1998
- [3] 박정태, 강동수 외 2명, “고전압 지중 배선 부분방전 패턴인식의 전처리”, 한국정보과학회 한국컴퓨터종합학술대회 논문집, 제 31권, 제1호, pp.541~545, 2009 제주도
- [4] S. H. Pack, K. W. Lee, K. J. Lim and S. H. Kang, “Classification of External and internal PD Signal Generated in Model Transformer by Neural Network”, Proceeding of the 7th International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials, PP. 463–466, June 1–5 2003 Nagoya.
- [5] 장영진, 이현수, “재구성 가능한 신경망 프로세서의 설계”, 대한전자공학회, 제22권 제2호, pp 368–371, 1999.



정경열



이후락



한정은

- 한국기계연구원 그린환경 에너지기계연구본부  
플랜트 안전신뢰성연구실 책임연구원
- 관심분야 : IT융합기술, 패턴인식
- E-mail : kychung@kimm.re.kr

- 한국기계연구원 그린환경 에너지기계연구본부  
플랜트 안전신뢰성연구실 위촉연구생
- 관심분야 : 전력IT, Networked Embedded Systems
- E-mail : lhr@kimm.re.kr

- 한국기계연구원 그린환경 에너지기계연구본부  
플랜트 안전신뢰성연구실 위촉연구생
- 관심분야 : 이동통신, RF System
- E-mail : jehan@kimm.re.kr



박정태



장경선



김용식

- 충남대학교 컴퓨터공학과 시스템 및 멀티미디어  
전공 디자털 시스템 연구실
- 관심분야 : 알고리즘 가속, 신경회로망, HDL설계
- E-mail : loveyo1999@cnu.ac.kr

- 충남대학교 컴퓨터공학과 교수
- 관심분야 : 디지털 시스템 설계
- E-mail : sun@cnu.ac.kr

- 주식회사 BJ POWER 대표이사
- 관심분야 : 스마트그리드, 신재생에너지
- E-mail : yosikim@bjpower.co.kr