

Neural Network Combination (NNC) 기법을 이용한
부분방전 패턴인식의 신뢰성 향상에 관한 연구

김성일*, 정승용*, 구자윤*, 임윤석**, 구선근**
한양대학교*, 한국전력공사 전력연구원**

A Study on the Reliability Improvement of Partial Discharge Pattern Recognition
using Neural Network Combination (NNC) Method

Seong-il Kim*, Seung-yong Jeong*, Ja-yoon Koo*, Yun-sok Lim**, Sun-geun Koo**
Hanyang University*, Korea Electric Power Research Institute**

Abstract - 본 연구는 GIS 진단신뢰성 향상기술 개발을 목적으로, 16개의 인위적 결함을 이용하여 부분방전 신호를 발생시키고 검출하여 그 패턴인식 확률을 높이기 위하여 신경망에 Genetic Algorithm (GA) 을 적용하였다. 이를 위하여 다음과 같은 5가지 서로 다른 신경망 모델을 선택하였다: Back Propagation (BP), Jordan-Elman Network (JEN), Principal Component Analysis (PCA), Self-Organizing Feature Map (SOFM) 및 Support Vector Machine (SVM). 이와 같이 선택된 모델에 동일한 데이터를 학습 시키고 패턴인식 확률을 비교 및 분석하였다. 실험 결과에 의하면, BP의 인식률이 가장 높고 다음으로 JEN의 인식률이 높게 나타났으며, 후자의 경우 모든 결함에 대하여 정확한 패턴분류를 한 반면에 전자의 경우 1.8%의 분류 오차가 발생하였다. 따라서 인식률이 높은 신경망이 더 정확한 패턴분류를 보장하지 못한다는 실험적 결과를 고려 할 때, 인식률이 높은 두 개의 모델을 선정하여 각각의 출력에 일정한 가중치를 주고 합산하여 새로운 출력을 얻는 방법을 제안한다.

1. 서 론

지난 20여 년 전부터 초고압 전력설비에서 발생하는 부분방전을 검출하여 패턴인식 결과를 전력기기의 절연진단에 적용하고 있으며, 패턴인식을 위하여 다양한 방법들이 제안 적용되어 왔다. 특히 복잡하고 많은 양의 계산이 요구되는 신경망 (NN: Neural Network) 기법은 1990년대에 이르러 컴퓨터 CPU 처리속도가 향상되어 가능하게 되었으며, 최근 5년 전부터 계산량이 많아 기피되어왔던 Genetic Algorithm (GA) 이 부분방전 패턴인식의 최적화에 적용 되었지만 연구결과가 보고 된 사례는 매우 적다[1-2].

또한, GIS 진단기술의 신뢰도를 향상을 위하여 신경망 기법이 부분방전 패턴 분석에 적용되고 다양한 적용 기법들이 제안 또는 시도 되고 있으나, 어느 기법에 의하여 최적의 결과가 얻어지는가는 현재까지 보고 되어 있지 않다.

따라서, 본 연구에서는 연구진이 제작한 인위적 결함들을 이용하여 부분방전을 발생시킨 후 검출한 데이터를 GA에 의한 신경망기법을 이용하여 패턴인식을 수행하고 그 결과가 부분방전을 제공한 인위적 결함을 인식 할 수 있는 확률을 비교 및 분석하였다.

2. 본 론

2.1 실험장치 및 방법

GIS 내부에서 발생하는 부분 방전을 검출하기 위한 실험 장치 구성도는 그림 1과 같다[3].

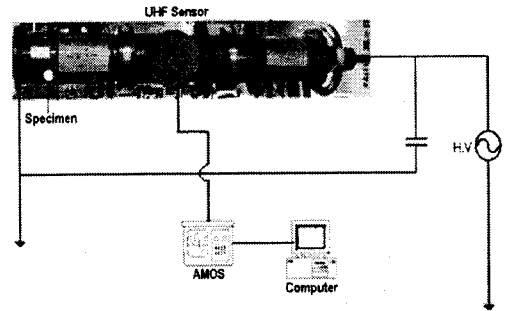


그림 1 실험장치 구성도
Fig. 1 Block diagram of experimental set up

자체 제작된 내장형 UHF Sensor (Ultra High Frequency: 300MHz-3GHz)를 감시창에 부착하여 부분방전이 검출되었으며, RG400 (50Ω) 이중 차폐 동축 케이블에 의하여 전송된 신호는 기업이 제공한 AMOS (Advanced Monitoring System)를 이용하여 UHF 부분방전신호들이 디지털 신호로 변환되어 컴퓨터에 저장되었다.

2.2 절연결함

자체 제작된 인위적 결함들을 판별할 수 있는 부분방전 패턴으로 구축하기 위하여 GIS 절연사고의 주요 원인으로 알려져 있는 다음과 같은 16가지의 절연결함들을 모의 제작하였으며 그림 2와 같이 편의상 4개의 그룹으로 분류하였다:

- Group(a): 자유입자 (FMP: Free Moving Particle)
 - ① 1-Ball 자유입자 ② 3-Ball 자유입자
 - ③ 1-Wire 자유입자 ④ 2-Wire 자유입자
 - ⑤ 1-Chip 자유입자 ⑥ 3-Chip 자유입자
- Group(b): 부유전극 (FE: Floating Electrode)
 - ① 부유전극 (접지에 날카로운 돌출)
 - ② 부유전극 (접지에 무딘 돌출)
- Group(c): 고정 돌출부 (FP: Fixed Protrusion)
 - ① 고압도체 고정 돌출부 (Unaged OKURA needle)
 - ② 고압도체 고정 돌출부 (Aged OKURA needle)
 - ③ 외함 고정 돌출부 (Unaged OKURA needle)
 - ④ 외함 고정 돌출부 (Aged OKURA needle)

- Group(d): 스페이서 절연 결함

(SID: Spacer Insulation Defect)

- ① 스페이서 내부 보이드 (고압도체 근접 보이드)
- ② 스페이서 내부 보이드 (접지 근접 보이드)
- ③ 스페이서 내부 보이드 (고압도체-접지 중간 보이드)
- ④ 스페이서 내부 균열에 의한 오염

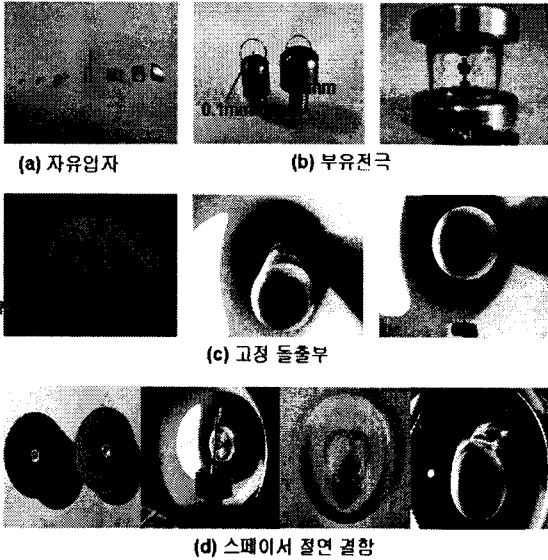


그림 2 모의 절연결함
Fig. 2 Artificial defects

2.3 신경망의 적용

2.3.1 신경망의 입력벡터와 출력벡터

발생된 부분방전 신호는 AMOS를 거쳐 컴퓨터에 저장되고, 자체 구축한 소프트웨어를 이용하여 저장된 데이터를 PRPD 패턴으로 나타낸 후 각각의 Digitized phase에서 주요 요소인 Average amplitude 와 Pulse count 를 산출하였다. 산출된 2개 요소는 하나의 조를 이루어 1개의 입력벡터로 사용되었다. 각각 결함 판별을 위하여 사용된 입력벡터의 개수와 과 훈련 방지를 위해 사용된 Cross validation 벡터 개수는 표 1과 같다.

표 1 입력벡터와 cross validation 벡터의 개수
Table 1 The number of input vector and cross validation vector

Vector	Defect				
	FMP	FE	FP	SID	N
Input Vector	108	86	118	95	52
C. V. Vector	54	42	59	47	25

본 연구에서는 4개의 결함그룹 외에 Noise 그룹을 포함하여 총 5개의 출력벡터를 선정하였으며 레이더, 이동통신, 및 써지 등이 후자에 포함되며 희망 출력벡터는 표 2와 같다.

표 2 희망 출력벡터
Table 2 Desired output vector

Defect	Desired output vector				
	FMP	FE	FP	SID	N
FMP	1	0	0	0	0
FE	0	1	0	0	0
FP	0	0	1	0	0
SID	0	0	0	1	0
N	0	0	0	0	1

2.3.2 신경망 모델의 종류와 구성

결함을 판별 할 수 있는 패턴 인식 확률을 비교하기 위하여 본 연구에서 선택된 신경망 모델은 다음과 같다 [4]: Back Propagation (BP), Jordan-Elman Network (JEN), Principal Component Analysis (PCA), Self-Organizing Feature Map (SOFM) 및 Support Vector Machine (SVM).

모델적용을 위하여 선택된 은닉층 (Hidden layer) 개수는 다음과 같다:

- BP, JEN, PCA: 2개,
- 장시간의 학습이 요구되는 SOFM: 1개,
- SVM: 0개 [5].

각 은닉층 마다 사용된 전달함수는 시그모이드 함수와 학습규칙으로 Momentum 이 사용되었다 [6]. 학습회수는 1000번으로 하였으며 100회의 정규화 작업을 진행하였다.

본 연구에서는 신경망 모델의 비교연구와 GA를 적용하기 위해 "Neurosolution"이라는 범용 프로그램[7]을 사용하였다.

2.3.3 신경망 모델의 절연결함 판별 결과

신경망 모델의 패턴인식 확률 비교를 위한 실험 결과는 표 4와 같으며, Training MSE는 입력벡터에 대한 출력벡터의 평균제곱 오차, Testing MSE는 임의의 시험 데이터에 대한 출력벡터의 평균제곱 오차이다.

표 4 실험 결과 요약
Table 4 Summary of experimental results

Neural Model	without GA		with GA	
	Training MSE	Testing MSE	Training MSE	Testing MSE
BP	0.033	0.034	0.007	0.008
JEN	0.036	0.035	0.008	0.010
PCA	0.035	0.035	0.014	0.013
SOFM	0.043	0.049	0.026	0.030
SVM	0.124	0.124	0.062	0.067

표 5는 신경망 모델들의 임의 시험 데이터에 대한 각 결합별 패턴분류 확률을 보여주고 있다.

표 5 신경망의 패턴분류 확률 (단위:%)
Table 5 Probability of pattern classification of neural network (unit:%)

Neural Model	Defect				
	FMP	FE	FP	SID	N
BP	100	92.86	98.31	100	100
JEN	100	100	100	100	100
PCA	98.15	90.48	100	97.87	100
SOFM	87.04	90.48	83.05	91.49	96
SVM	100	95.24	98.31	100	16

상기 결과를 바탕으로 GA 기법의 적용 효과를 분석해보면, 적용한 경우 패턴인식 확률이 높게 나타날 뿐만 아니라 패턴인식의 최적화가 이루어질 수 있음을 보여준다.

GA 기법이 적용된 본 연구에서 사용된 모델의 분석 결과는 다음과 같다. 표 4에 의하면, 패턴인식 확률은 BP, JEN, PCA, SOFM, SVM 순서로 높게 나타났으며, 표 5에 의하면, 패턴분류 확률은 JEN, BP, PCA, SOFM, SVM 순서로 높다.

3. Neural Network Combination 기법 제안

표 5의 결과를 고려할 때, 패턴인식 확률이 가장 높은 BP와 패턴 분류 확률이 높은 JEN 두 모델을 선정하여 각각의 출력에 일정한 가중치를 주고 합산하여 새로운 출력을 얻는 방법(NNC)을 본 연구에서 새로운 방법으로 제안하고자 한다.

표 6 NNC 기법 적용 결과
Table 6 Result of NNC method application

Neural Model	Training MSE	Testing MSE
BP	0.007	0.008
JEN	0.008	0.010
NNC	0.007	0.009

(a) 평균제곱 오차 비교

Neural Model	Defect				
	FMP	FE	FP	SID	N
BP	100	98.31	92.86	100	100
JEN	100	100	100	100	100
NNC	100	100	100	100	100

(b) 패턴분류 확률 비교

4. 결과 요약

구축된 부분방전 측정 시스템과 제안된 분석방법의 적용 연구를 통하여 얻는 결과의 요약은 다음과 같다.

- (i) GA를 적용한 경우, 패턴인식 확률이 높게 나타날 뿐만 아니라 패턴인식의 최적화가 이루어질 수 있음을 보였다.
- (ii) GA 기법이 적용된 본 연구에서 선정된 모델들의 결합관별과 관련된 확률이 높은 순서는 다음과 같다:
패턴인식 : BP, JEN, PCA, SOFM, SVM
패턴분류 : JEN, BP, PCA, SOFM, SVM
- (iii) 제안된 NNC 기법을 이용한 결과, JEN 보다 패턴인식 확률이 높아졌으며, BP 보다 패턴 분류의 정확도가 향상되었다.

5. 결 론

표 6의 결과에 의하면, 본 연구에서 제안한 기법을 이용한 결과, JEN 보다 높은 패턴인식 확률과 BP 보다 정확한 패턴 분류가 가능하였다.

이러한 결과가 의미하는 바는, 현장의 다양한 노이즈가 포함된 입력데이터에 의하여 차단기를 진단할 경우, 하나의 신경망 모델이 적용되면 패턴분류 정확도가 낮다. 그러나, 예를들면 다른 신경망의 결과도 고려된 NN C의 경우, 기존보다 신뢰성이 높은 패턴분류 능력을 보여주고 있다.

본 연구는 실험실과 같은 우수한 환경에서 수행된 결과이므로 현장 적용을 통한 검증이 필요할 것으로 사료된다.

감사의 글

본 연구는 산업자원부 전력산업 연구개발사업(R-2002-0-307), 한양대학교 전자재료 및 부품연구센터, 퓨전전기기술 응용 연구센터와 한국전력공사 전력연구원의 지원에 의해 수행된 연구 결과의 일부로 이에 감사드립니다.

[참 고 문 헌]

- [1] E. Gulski, A. Rivda, "Neural Network as a Tool for Recognition of Partial Discharges", IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. 28 No. 6, pp. 984-1001, 1993.
- [2] Guangning Wu, Xiongwei Jiang, Hengkun Xie, "A Neural Network Used for PD Pattern Recognition with Genetic Algorithm", Proceedings of the 6th International Conference on Properties and Application of Dielectric Materials, pp. 451-454, 2000.
- [3] 임운석, 이동일, 구자윤, 김정태, 방항권, "카오시론을 이용한 GIS 내부 절연결함 판별", 대한전기학회 하계학술대회 논문집 C, pp. 2223-2225, 2005
- [4] Jose C. Principe, Neil R. Euliano, W. Curt Lefebvre, "Neural and Adaptive Systems", Wiley, pp. 100-172, 185-186, 261-269, 348-357, 296-304, 527-529, 2000.
- [5] 한학용, "패턴인식 개론", 한빛미디어, pp. 517-547, 2005
- [6] Simon Haykin, "Neural Networks", Macmillan College, pp. 12, 1994
- [7] NeuroDimension, "Neurosolution Getting Started Book", 2000