

신경회로망을 이용한 GIS내 PD 패턴 인식

이동준 류성식 신동석 곽희로
승실대학교

Recognition of PD Pattern in GIS using Neural Network

Dong-Zoon Lee, Sung-Sic Ryu, Dong-Seok Shin, Hee-Ro Kwak,
Soongsil University

Abstract - This paper describes PD patterns in GIS recognized by using neural network proposed in this paper. PD sources in GIS were classified by four states and PD signals were expressed by ϕ -Q distribution, ϕ - Q_m distribution, ϕ -N distribution and Q-N distribution. Then statistical operators were extracted from each distributions.

As a result, the PD pattern recognizing rate in GIS using neural network proposed in this paper was increased.

1. 서 론

GIS는 1960년대 말 실용화된 이래 전세계에서 널리 사용 중에 있으며 우리나라도 GIS의 보급률이 날로 증대되고 있다. 그러나 우리나라의 경우 보급률에 대한 사고 비율이 선진국에 비해 높은 편으로 GIS 사고 발생시에는 공급지장 및 복구에 따른 경제적 손실뿐만 아니라 사고부분의 추정이나 복구작업이 어려우므로 GIS의 사고를 예방하여야 하며, 뿐만 아니라 변전소 무인화를 뒷받침하기 위해 GIS에서 발생하는 이상(異常)의 징후를 초기단계에 찾아내는 것이 중요하다.

따라서 현재의 GIS 진단방법은 열화의 초기단계에 나타나는 PD를 검출하여 분석하고자 하는 방법들이 많이 연구되어지고 있다. GIS내 PD를 일으키는 발생원 중 파티클에 의한 이유가 많은 부분을 차지하고 있어 파티클 검출에 관한 연구도 활발히 진행 중에 있다.

GIS내 존재하는 파티클의 검출에는 주로 금속이물이 인가전계에 대응한 정전력을 받아 부상하여 왕복운동을 할 경우 외함에 충돌하여 발생하는 충돌신호와 음향신호를 진동가속도계와 초음파센서로 측정하는 방법이 이용되고 있으며 그 이외에 초음파 센서를 이용한 측정 방법, 전자파를 측정하는 방법 등이 연구되고 있어 파티클 존재유무 및 파티클 종류와 크기를 추정하는 연구가 어느 정도 성과를 이루고 있다. 그러나 GIS내 파티클의 경우 존재유무를 찾는 것뿐만 아니라 파티클의 위치를 찾아내 제거하는 것이 매우 중요하다.

따라서 본 논문에서는 GIS내 PD가 발생할 수 있는 source에 따라 부분방전 신호를 계속하여 부분방전 신호의 위상-최대방전량분포(ϕ - Q_m 분포), 위상-평균방전량분포(ϕ -Q 분포), 위상-방전횟수분포(ϕ -N 분포) 그리고방전량-방전횟수분포(Q-N 분포)를 구한 후 각각의 분포에서 통계적 파라미터를 계산하였으며, 통계적 파라미터를 신경회로망의 특징량으로 이용하여 파티클 위치에 따른 패턴 인식을 수행하였다.

2. 본 론

2.1 GIS내 PD 측정

본 논문에서는 GIS내 파티클에 의해 PD가 발생하는 것을 파티클이 전극에 부착시, 외함에 부착시, 스페이서에 부착시 그리고 파티클 자유운동으로 구분하였으며 [1] 4가지 상태를 모의하기 위하여 원형평판전극과 선형파티클 그리고 모의 아크릴 스페이서를 제작하였다.

인가전압은 파티클의 상태에 따라 15~40(kV)사이의 전압을 인가하였으며 PD 신호는 2분간 측정하였다. 이때 각각의 상태에 따라 20개 이상의 데이터를 취득하였다.

2.2 특징량 추출

본 논문에서는 부분방전 신호를 방전발생위상 ϕ , 방전크기Q, 방전횟수N으로 분석하여 ϕ -Q 분포, ϕ - Q_m 분포, ϕ -N 분포, Q-N 분포로 나타내었다. 또한 각각의 분포에서 특징량을 추출하기 위하여 통계적 파라미터를 도입하였는데 본 논문에서 이용한 통계적 파라미터는 Skewness Sk, Kurtosis Ku, Asymmetry asy, Cross-Correlation CC 이다[2].

2.3 신경회로망

본 논문에서는 부분방전 패턴인식을 위하여 신경회로망을 이용하였다. 신경회로망에는 여러 가지 알고리즘이 있으나 그 중 다층구조를 가지는 역전파학습 알고리즘(Back-Propagation Algorithm)을 이용하였다.

그림 1은 본 논문에서 구성한 다층구조 신경회로망을 나타낸 것이다.

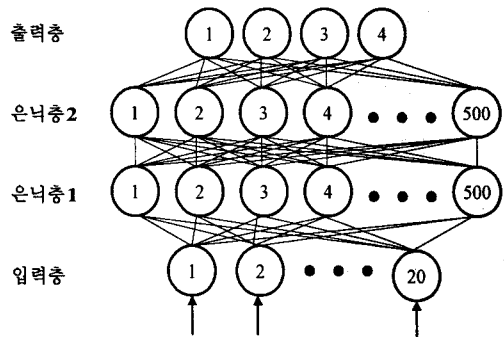


그림 1 다층 신경회로망의 구조

그림에서, 보듯이 입력층 뉴런의 개수는 20개로 하였으며 중간층은 2개의 은닉층으로 구성하여 각각의 뉴런 개수를 500개로 하였고 마지막으로 출력층 뉴런이 4개로 구성된 전방향 다층 신경망 구조를 이용하였다.

표 1은 본 논문에서 추출된 특징량을 나타낸 것이다.

표 1. 본 논문에서 추출한 특징량

	ϕ -Q 분포		ϕ -Q _m 분포		ϕ -N 분포		Q-N 분포
	양의 반주기	음의 반주기	양의 반주기	음의 반주기	양의 반주기	음의 반주기	
Skewness	Sk+	Sk-	Sk+	Sk-	Sk+	Sk-	Sk
Kurtosis	Ku+	Ku-	Ku+	Ku-	Ku+	Ku-	Ku
Asymmetry	asy		asy		asy		
Cross-Correlation	CC		CC		CC		

표에서 보는 것처럼 입력층 신경요소의 벡터는 20개로 하였다.

출력층 신경요소의 학습신호로는 전극부착시 PD 신호는 [+1 -1 -1 -1], 외함부착시 PD 신호는 [-1 +1 -1 -1], 스페이스 부착시 PD 신호는 [-1 -1 +1 -1] 그리고 자유운동시 PD 신호는 [-1 -1 -1 +1]로 설정하였다.

학습은 5000 epoch을 수행하였고 그 이전에 만족할 만한 최소오차(MSE)가 0.01 이하가 되면 신경회로망에 입력패턴이 학습된 것으로 간주하고 학습을 중지하였다. 입력층과 은닉층, 은닉층과 은닉층 그리고 은닉층과 출력층의 활성화수로는 Tan-Sigmoid 전달함수를 사용하였다.

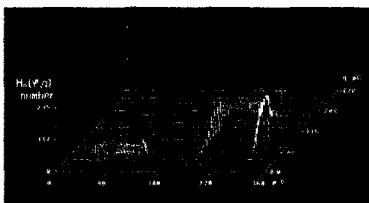
3. 결 과

3.1 GIS내 PD 측정 결과

그림 2는 GIS내 PD 신호를 ϕ -Q-N 으로 나타낸 것이다.



(a) Electrode



(b) Enclosure



(c) Spacer



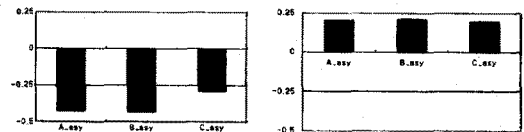
(d) Crossing

그림 2 GIS내 PD source 에 따른 ϕ -Q-N 분포의 예

그림 2에서 보듯이 각각의 위치에서 나타난 방전 형태는 분포중심, 양과 음의 반주기에서 나타난 분포의 대칭도 그리고 양과 음의 반주기의 방전량의 비 등이 서로 특징 있게 나타나고 있는 것을 알 수 있다.

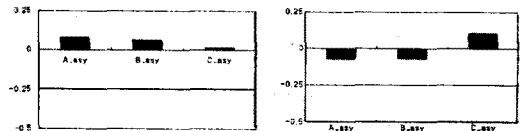
이러한 특징을 정량적으로 표현한 것이 ϕ -Q 분포, ϕ -Q_m 분포, ϕ -N 분포, Q-N 분포에 대한 통계적 파라미터이다.

그림 3은 통계적 파라미터 중 예로서 비대칭에 대한 값을 PD source 별 평균치를 나타낸 것이다. 그림에서 보는 것처럼 각각의 상태에 따라 비대칭 값이 양(+)과 음(-) 그리고 같은 양과 음의 값에서도 값의 크기가 서로 다르게 나타나고 있음을 알 수 있다.



(a) Electrode

(b) Enclosure



(c) Spacer

(d) Crossing

Fig. 3 PD source에 따른 비대칭

각각의 분포에 대한 통계적 파라미터는 비대칭에서 보듯이 서로 다르게 나타나고 있으며 특히 왜도와 비대칭에서 특성이 잘 구분되었다[3]. 따라서 이런 통계적 파라미터는 PD의 패턴을 구분하기 위한 입력데이터로 적합한 것으로 사료된다.

3.2 패턴인식 결과

본 논문에서 제안한 신경회로망을 학습시키기 위하여 각각의 상태의 경우에서 12개씩 임의로 추출하여 총 48개를 학습 데이터로 이용하여 학습시켰다. 나머지 49개의 데이터는 학습된 신경망 회로를 검증하기 위한 테스트 데이터로 이용하였다.

표 2는 학습데이터를 가지고 인식한 결과이다.

표 2 학습 데이터의 패턴인식 결과

학습 데이터 입력			인식결과		인식률
종 류	입력개수	정인식	오인식		
전 극	12	12	0	100%	
외 함	12	11	1	92%	
스페이서	12	12	0	100%	
자유운동	12	12	0	100%	
Total				98%	

표 2에서 보듯이 학습된 데이터의 학습정도는 98[%]로 매우 우수하게 나타나 학습이 잘되었음을 알 수 있다.

표3은 테스트 데이터를 가지고 인식한 결과이다.

표 3 테스트 데이터의 패턴인식 결과

테스트 입력			인식결과		인식률
종 류	입력개수	정인식	오인식		
전 극	11	9	2	82%	
외 함	13	12	1	92%	
스페이서	15	14	1	93%	
자유운동	10	10	0	100%	
Total				92%	

표 3에서 보듯이 테스트 데이터를 이용한 패턴인식에서도 약 92[%]라는 우수한 인식률을 나타내고 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 GIS내 파티클에 의해 발생할 수 있는 PD source를 본 논문에서 구성한 신경회로망 알고리즘을 가지고 패턴인식을 행하였다. 그 결과는 다음과 같다.

- (1) 48개의 학습데이터를 패턴인식 해본 결과 98[%]라는 높은 인식 결과가 나와 학습이 우수하게 되었음을 알 수 있었다.
- (2) 49개의 테스트 데이터를 패턴인식 해본 결과 전극 부착시, 외함부착시, 스페이서부착시, 자유운동시에 각각 82[%], 92[%], 93[%], 100[%]라는 인식 결과를 얻었으며, 전체적으로는 인식률이 92[%]나 되었다.

따라서 GIS내 발생하는 PD 신호를 측정하여 분석하면 파티클에 의한 PD source의 위치를 추정할 수 있을 것으로 사료된다.

[참 고 문 헌]

- [1] E.Kuffel and etc. "Activity of Moving Metallic Particles in Prebreakdown State in GIS", IEEE transactions on Dielectric and Electrical Insulation, Vol. 4, No. 1, pp. 39-43 February 1997
- [2] Andrej Krivda. "Recognition of discharge discrimination and classification", Delft Univ. Press
- [3] 광희로 외 "GIS내 파티클에 의한 PD의 패턴 분석", 대한전기학회 방전고전압 연구회 춘계학술발표 논문집, pp110-112, 2000.5

본 연구는 한국전력공사의 지원에 의하여 기초전력공학공동연구소 주관으로 수행되었음.