

## GIS내 파티클에 의한 PD의 패턴인식

(Pattern Recognition of PD by Particles in GIS)

곽희로\* · 이동준

(Hee - Ro Kwak · Dong - Zoon Lee)

### 요 약

본 논문은 GIS내 파티클에 의해 발생한 부분방전 신호에 대한 정량적 분석 및 상태에 따른 패턴인식에 관하여 설명하였다. GIS내 파티클의 상태를 4가지로 모의하여 각각의 경우에 부분방전 신호를 계측한 후  $\Phi$ -Q-N 분포로 나타내었고, 다시  $\Phi$ -Q분포,  $\Phi$ -Qm분포,  $\Phi$ -N분포, Q-N분포로 나타내었다. 각각의 분포는 통계적 연산자에 의해 정량화 하여 분석하였고, 또한 연산자들을 패턴인식을 위한 입력데이터로 이용하여 수행하였다.

그 결과 파티클의 상태에 따른 분포 형태는 파티클의 상태에 따라 서로 다른 특성을 나타냈었으며, 또한 뉴럴 네트워크를 이용한 패턴 인식의 결과는 약 92[%]였으며 연산자들의 입력 데이터가 많을수록 더 정확한 결과가 나타났다.

### Abstract

This paper describes the quantitative analysis and the pattern recognition of partial discharge signals generated by particles in GIS. Four states of particles were simulated in this paper. Partial discharge signals from each state was measured and the  $\Phi$ -Q-N distribution of partial discharge signals was displayed and then the  $\Phi$ -Q, the  $\Phi$ -Qm, the  $\Phi$ -N and the Q-N distribution were displayed. Each distribution can be quantitatively represented by statistical parameters and the parameters were used for input data of pattern recognition.

As the results, it was found that the forms of each distribution were different according to the particle states. Recognition rate using neural network was about 92[%] and the more input data number, the more accurate results.

Key Words : pattern recognition, GIS, PD, particle.

### 1. 서 론

산업의 지속적인 성장과 가정 소득의 증가에 따라 전력 이용에 있어서도 신뢰성이 높은 양질의 전기에

너지를 요구하게 되었다. 또한 도시의 광역화 및 도시 기능의 다양화로 인하여 특정한 좁은 지역에 대용량 에너지 공급이 불가피해 지고 있으나 도시의 지가 상승에 따라 부지확보 등의 어려움을 겪고 있으며 또한 도시의 미관상 문제가 제기되고 있는 실정이다. 따라서 이와 같은 어려움 때문에 전력기기의 소형화 및 옥내화가 요구되고 있으며 이런 조건을 만족하기 위하여 절연내력이 우수한 SF<sub>6</sub> 가스를 절연매체로 하는 전력기기의 사용이 늘고 있다.

\* 주저자 : 숭실대학교 전기제어시스템공학부 교수  
Tel : 02-826-5313, Fax : 02-817-7961  
E-mail : ajoony@ee.ssu.ac.kr  
접수일자 : 2002년 9월 6일  
1차심사 : 2002년 9월 9일  
심사완료 : 2002년 10월 29일

GIS내 파티클에 의한 PD의 패턴인식

특히 GIS의 경우 SF<sub>6</sub> 가스를 절연매체로 사용하는 대표적 전력기기로 사고가 발생하면 공급지장 및 복구에 따른 경제적 손실뿐만 아니라 사고부분의 추정이나 복구작업이 어렵게 된다. 따라서 GIS 사고예방을 뒷받침하기 위해서 GIS에서 발생하는 이상(異常) 징후를 초기단계에 찾아내는 것은 매우 중요하다.

GIS는 내부의 고전압 전극과 접지 된 외함 및 전극을 지지하는 스페이서로 구성된 동축원통형 기기로 전극과 외함간은 준평등 전계를 형성하고 있어 통상의 운전상태에서는 부분방전이 발생하지 않게 설계되어 있다. 그러나 GIS의 가공, 운반, 조립시에 파티클이 발생할 수 있으며[1-2], 파티클은 전계가 균일화된 GIS내에 국부적인 전계 집중현상을 야기시켜 그곳에서 부분방전이 일어나 절연파괴에 도달하게 한다[3]. 실제로 GIS 사고원인 조사에서도 파티클에 의한 사고가 차지하는 비중이 큰 것으로 보고되고 있다[4].

따라서 본 논문에서는 GIS의 사고를 미연에 방지하기 위한 예방진단의 알고리즘에 적용하기 위하여 GIS내 파티클이 위치할 수 있는 영역들을 조사하여 각각의 경우 발생하는 부분방전의 전기적 신호를 계측한 후 통계적 연산자를 이용하여 분석하였고 분석한 통계적 연산자를 패턴인식을 위한 입력데이터로 이용하여 GIS내 파티클 위치를 패턴인식 하였다.

2. 실험 및 분석

본 논문에서는 GIS내 파티클이 위치하는 곳을 전극에 부착하는 경우, 외함에 부착하는 경우, 스페이서에 부착하는 경우 및 파티클이 전극과 외함사이에 왕복운동 하는 경우로 구분하였다[5].

GIS내 파티클 부착 및 운동을 모의하기 위하여 모의 챔버 및 모의 전극 그리고 모의 스페이서를 제작하였다. 특히 전극과 외함사이의 평등전계를 모의하기 위하여 전극은 원형 평판전극으로 제작하였으며 이때 전극 끝에서 발생하는 코로나를 방지하기 위하여 라운드 처리하였다. 또한 파티클이 스페이서에 부착하였을 경우에 발생하는 부분방전신호를 분석하기 위하여 아크릴로 모의 스페이서를 제작하였다[6].

고전압인가 및 부분방전을 측정하기 위하여 부분방전 레벨이 2[pC]이하인 HAEFELY사의 고전압 발생장치와 PD Detector DE-571을 이용하였다. 또한 챔버내 진공은 1×10<sup>-3</sup>[torr]까지 하였으며, SF<sub>6</sub> 가스

압은 100[kPa]로 하여 실험하였다.

본 논문에서는 부분방전 신호를 방전발생위상  $\Phi$ , 평균방전량 Q, 최대방전량 Q<sub>m</sub>, 방전횟수 N으로 분석하여  $\Phi$ -Q 분포(PQ),  $\Phi$ -Q<sub>m</sub> 분포(PQM),  $\Phi$ -N 분포(PN), Q-N 분포(QN)로 나타내었다. 또한 각각의 분포에서 신경회로망의 학습 데이터를 위한 특징량을 추출하기 위하여 통계적 연산자를 도입하였는데 본 논문에서 이용한 통계적 연산자는 Skewness(Sk), Kurtosis(Ku), Asymmetry(asy), Cross-Correlation(CC) 이다[7].

표 1은 본 논문에서 패턴인식을 위해 추출된 특징량을 나타낸 것이다.

표 1. 패턴인식을 위해 추출된 특징량  
Table 1. Features extracted for pattern recognition

Distribu- tion Statistic	$\Phi$ -Q		$\Phi$ -Q <sub>m</sub>		$\Phi$ -N		Q-N
	Pos Half	Neg Half	Pos Half	Neg Half	Pos Half	Neg Half	
Skewness	FQ Sk+	FQ Sk-	FQM Sk+	FQM Sk-	PN Sk+	PN Sk-	QN Sk
Kurtosis	FQ Ku+	FQ Ku-	FQM Ku+	FQM Ku-	PN Ku+	PN Ku-	QN Ku
Asymmetry	FQ asy		FQM asy		PN asy		
Cross- Correlation	FQ CC		FQM CC		PN CC		

본 논문에서는 부분방전 패턴인식을 위하여 신경회로망을 이용하였다. 신경회로망에는 여러 가지 알고리즘이 있으나 그 중 다층구조를 가지는 역전파학습 알고리즘(Back-Propagation Algorithm)을 이용하였다[8-9]. 그림 1은 본 논문에서 구성한 다층구조 신경회로망을 나타낸 것이다.

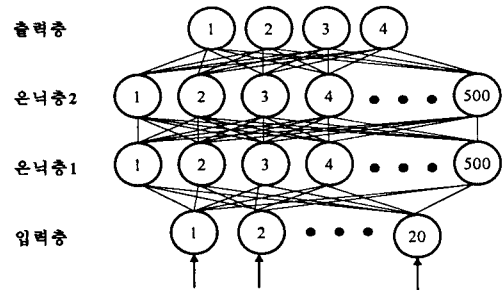


그림 1. 다층 신경회로망의 구조  
Fig. 1. Structure of multi-layer neural network

그림 1에서 보듯이 입력층 뉴런의 개수는 20개, 중간층은 2개의 은닉층으로 구성되어 각각의 뉴런 개수를 500개로 하였고 마지막으로 출력층 뉴런이 4개로 구성된 전방향 다층 신경망 구조를 이용하였다.

본 논문에서 패턴인식을 이용하기 위해 추출된 특징량은 표 1에 나타난 20개의 통계적 연산자이다. 표에서 보는 것처럼 입력층 신경요소의 벡터는 20개로 하였다. 출력층 신경요소의 학습신호로는 전극부착시 [+1 -1 -1 -1], 외함부착시 [-1 +1 -1 -1], 스페이서부착시 [-1 -1 +1 -1] 그리고 자유운동시 [-1 -1 -1 +1]로 설정하였다.

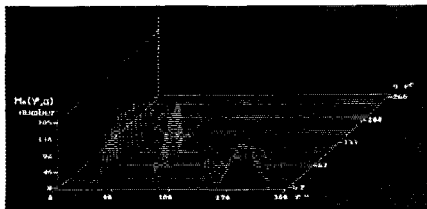
학습은 5000[epoch]을 수행하였고 그 이전에 만족할 만한 최소오차(MSE)가 0.01 이하가 되면 신경회로망에 입력패턴이 학습된 것으로 간주하고 학습을 중지하였다. 입력층과 은닉층, 은닉층과 은닉층 그리고 은닉층과 출력층의 활성화함수로는 Tan-Sigmoid 전달 함수를 사용하였다. 분류된 결과는 5번 실험결과의 평균치를 사용하였다. 또한 실험결과에 대한 분류율  $C_r$  (Classification rate)은 다음의 식 (1)로 산출하였다.

$$C_r(\%) = \frac{N - E}{N} = \frac{C}{N} \quad (1)$$

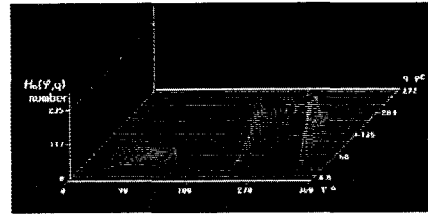
여기서, N은 전체 데이터 개수, E는 오인식된 개수, C는 정인식된 개수

### 3. 통계적 연산자 분석

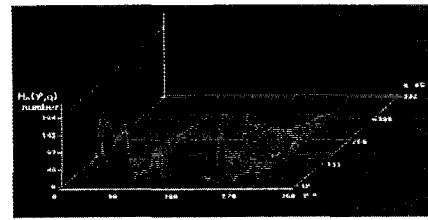
GIS내 파티클에 의한 부분방전신호를  $\Phi$ -Q,  $\Phi$ -Qm,  $\Phi$ -N, Q-N 분포로 나타내어 통계적 연산자로 분석하였다. 그림 2는 파티클에 의한 부분방전 신호를  $\Phi$ -Q-N 으로 나타낸 대표적인 그림이다. 그림 2에서 보듯이 각각의 위치에서 나타난 방전 형태는 분포중심, 양과 음의 반주기에서 나타난 분포의 대칭도 등이 서로 특징 있게 나타나고 있는 것을 알 수 있다[6].



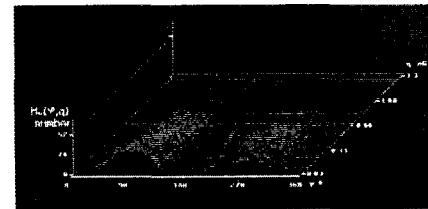
(a) Electrode



(b) Enclosure



(c) Spacer



(d) Crossing

그림 2. GIS내 파티클에 의한  $\Phi$ -Q-N 분포  
Fig. 2.  $\Phi$ -Q-N distribution of PD by particles in GIS

그림 3은 GIS내 부분방전 신호의 여러 가지 분포에 대한 왜도의 평균값을 나타낸 것이다.

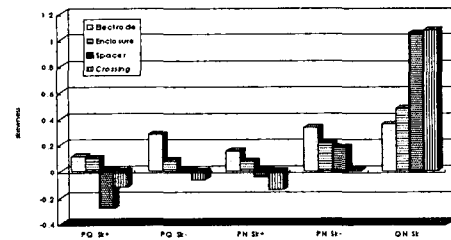


그림 3. 각 분포에 따른 왜도  
Fig. 3. Skewness of each distribution

그림 3에서 보는 것처럼 전극부착시와 외함부착시의 왜도는 모든 분포에서 양의 값을 나타내고 있다.  $\Phi$

GIS내 파티클에 의한 PD의 패턴인식

-Q 음의 분포(PQ SK-)에서의 전극부착시에는 외함부착시 보다 2배 이상 큰 양의 값을 나타내고 있다.  $\Phi$ -Q 양의 분포(PQ SK+)에서의 스페이서부착시에는 자유운동시 보다 2배 이상 큰 음의 값을 나타내고 있다. Q-N분포(QN SK)에서의 스페이서부착시와 자유운동시에는 전극 및 외함부착시 보다 절대값으로 약 2배 이상 큰 값을 나타내고 있다.

그림 4는 GIS내 부분방전 신호의 여러 가지 분포에 대한 첨도의 평균값을 나타낸 것이다.

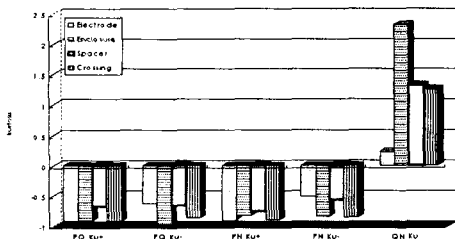


그림 4. 각 분포에 따른 첨도  
Fig. 4. Kurtosis of each distribution

그림 4에서 보는 것처럼 첨도의 경우 Q-N 분포(QN ku)를 제외한 모든 분포에서 음의 값이 나타나고 있다. Q-N 분포의 경우에는 양의 값을 나타내고 있으나 위치별로 약간 다른 특성을 나타내고 있다. 전극부착시에는 매우 작은 값이 나타나고 있으며, 외함부착시에는 스페이서 부착 및 자유운동시 보다 약 2배 정도로 큰 값이 나타나고 있다. 스페이서부착시와 자유운동시의 값은 약 +1.25 정도로 비슷하게 나타나고 있다.

그림 5는 GIS내 부분방전 신호의 여러 가지 분포에 대한 비대칭의 평균값을 나타낸 것이다.

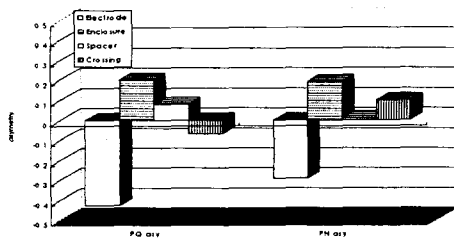


그림 5. 각 분포에 따른 비대칭  
Fig. 5. Asymmetry of each distribution

그림 5에서 보는 것처럼 비대칭의 경우 전극부착시에는  $\Phi$ -Q 분포와  $\Phi$ -N 분포에서 모두 상대적으로 큰 음의 값이 나타나고 있다. 또한 자유운동시에는  $\Phi$ -Q 분포에서는 음의 값이,  $\Phi$ -N 분포에서 양의 값이 나타나고 있다. 외함부착시와 스페이서부착시의 값은 모두 양으로 나타나고 있다. 그러나 외함부착시의 값이 스페이서부착시의 값보다 약 2배 이상 큰 값이 나타나고 있다.

그림 6은 GIS내 부분방전 신호의 여러 가지 분포에 대한 교차상관관계수의 평균값을 나타낸 것이다.

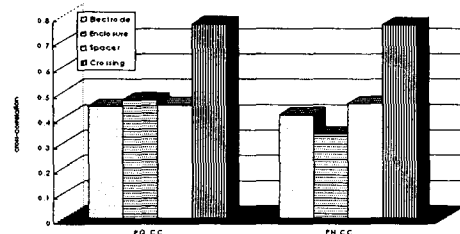
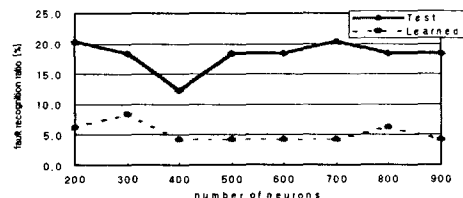


그림 6. 각 분포에 따른 상호상관계수  
Fig. 6. Cross-Correlation of each distribution

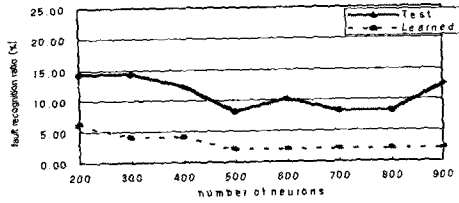
그림 6에서 보는 것처럼 상호상관계수는 모두 양의 값을 나타내고 있다. 그러나 자유운동시를 제외한 나머지 값들은 약 0.5 미만의 값으로 자유운동시에는 다른 경우 보다 약 2배의 값을 나타내고 있다.

4. 패턴인식

그림 7은 본 논문에서 사용한 신경회로망 구조를 가지고 hidden layer의 neuron의 개수를 200개부터 100개씩 증가시키면서 오인식률을 측정된 결과를 나타낸 것이다. (a)는 hidden layer가 1개 층일 경우이고 (b)는 hidden layer가 2개 층일 경우의 결과이다.



(a) for 1 hidden layer



(b) for 2 hidden layer

그림 7. 은닉층의 수에 따른 오인식률  
Fig. 7. Fault recognition rate of hidden layer number

그림 7에서 보듯이 1-hidden layer인 경우 learned data는 neuron의 개수가 400개 이상에서부터 700개 까지 약 5%의 오인식률을 나타내고 있으며, test data의 경우 400개에서 가장 낮은 약 12%이고 그 후 점점 커지는 것을 알 수 있다. 이와 같은 현상은 test data의 최저점은 400개로 400개가 넘으면 over fitting에 의해 오인식률이 커지는 것으로 사료된다.

또한, 2-hidden layer의 경우 learned data는 neuron의 개수가 500개 이상에서는 약 2%로 동일 하게 유지되고 있으나 test data는 neuron의 개수가 500개에서 작아진 후 다시 900개에서 커지는 것을 알 수 있다.

따라서 본 논문에서는 가장 적은 오인식률을 나타 내는 값 중 가장 경제적인 2-hidden layer에 500 neuron을 갖는 것을 hidden layer로 하여 계산하였다.

그림 8은 학습 데이터(뒤) 및 테스트 데이터(앞)의 패턴인식 결과를 나타낸 것이다.

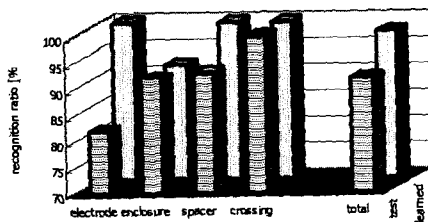


그림 8. 학습데이터와 테스트데이터의 패턴인식률  
Fig. 8. Pattern recognition rate of learned data and test data

그림 8에서 보듯이 학습된 데이터의 평균 학습정도는 약 98%로 매우 우수하게 나타나 학습이 잘되었 음을 알 수 있다. 또한 테스트 데이터를 이용한 패턴 인식에서도 전극부착시 82%, 외함부착시 92%, 스페이서부착시 93%, 자유운동시 100% 그리고 전체적으로는 약 92%라는 우수한 인식률을 나타내고 있다.

입력데이터가 많으면 그만큼 패턴인식을 하는데 많은 시간이 소요되어 최소의 입력으로 최대의 효과를 거두는 것이 필요하다. 그림 9는 패턴인식을 위한 입력 데이터의 종류에 따른 패턴인식 결과를 비교한 것이다.

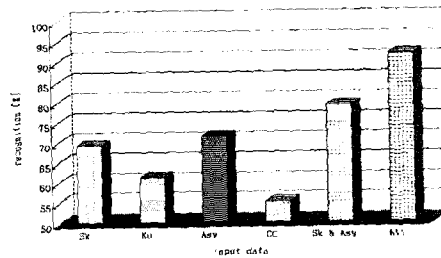


그림 9. 학습 데이터의 종류에 따른 패턴인식률  
Fig. 9. Pattern recognition rate with learned data kinds

그림 9에서 보는 것처럼 입력데이터가 각각의 연산자인 경우에는 비대칭에서 가장 높은 인식률을 나타 내고 있으며 왜도, 첨도 그리고 교차상관계수 순으로 인식률이 낮아지고 있다. 그래서 인식률이 높은 비대칭과 왜도를 입력데이터로 하여 패턴인식을 해본 결과 약간 개선되는 것을 알 수 있었다. 그러나 각각의 연산자나 왜도와 비대칭만을 입력데이터로 적용한 경우보다는 전체를 입력데이터로 적용한 경우가 더 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 즉 입력데이터가 많아 지면 인식률이 좋아짐을 알 수 있었다. 그러나 짧은 시간에 가장 효과적인 결과를 얻기 위해서는 비대칭을 이용하면 좋을 것으로 사료된다.

### 5. 결 론

본 논문에서는 GIS의 사고를 미연에 방지하기 위 한 예방진단 시스템의 알고리즘에 적용하기 위하여

## GIS내 파티클에 의한 PD의 패턴인식

GIS내 파티클 존재시 발생하는 부분방전 신호를 방전발생위상, 방전크기, 방전횟수를 조합하여 4가지 분포로 나타낸 다음 각 분포에 따른 통계적 연산자를 계산하여 그 특성을 살펴보았다. 또한 통계적 연산자를 특징량으로 하여 파티클 위치에 따른 패턴을 분류, 인식하였다. 그 결과는 다음과 같다.

(1) 파티클 위치에 따른 통계적 연산자의 분석에서 비대칭에서는 상대적인 특징이 잘 나타났지만, 첨도와 교차상관계수에서는 특징이 미약하게 나타나고 있었다.

(2) 학습데이터를 패턴인식 해본 결과 98[%]라는 높은 인식 결과가 나와 학습이 우수하게 되었음을 알 수 있었다. 또한 임의의 테스트 데이터를 패턴인식 해본 결과 전극부착시, 외함부착시, 스페이스부착시, 자유운동시에 각각 82[%], 92[%], 93[%], 100[%]라는 인식 결과를 얻었으며, 전체적으로는 인식률이 92[%]나 되었다.

(3) 통계적 연산자에 따른 패턴인식에서는 통계적 연산자가 한 개일 경우 비대칭과 왜도에서는 높은 인식률을 나타내고 첨도와 교차상관계수에서는 인식률이 약간 낮았다. 또한 높은 인식률을 보이는 왜도와 비대칭을 입력데이터로 사용한 결과는 개개의 연산자일 경우보다는 높아졌다. 그러나 연산자 전체를 입력데이터를 사용한 것이 높게 나타나 정확한 분석을 위해서는 입력데이터가 많은 것이 유리할 것으로 사료된다.

이상의 결과로부터 GIS내 파티클에 의해 발생하는 PD 신호를 측정하여 분석하면 GIS내 파티클의 위치를 추정할 수 있을 것으로 사료된다. 특히 적합한 특징량 추출은 효율적인 패턴인식 뿐만 아니라 정확도도 높일 수 있을 것으로 생각된다.

본 연구는 한국전력공사의 지원에 의하여 기초전력공학공동연구소 주관으로 수행되었음.  
(연구소-세부과제-3)

## References

- [1] H. M. Ryan, D. Milue and C. W. Powell, "Site Testing and Evaluation of a Technique to Differentiate between a Gas or Spacer Flashover in SF6 GIS", Working Proceedings of the International Symposium on Gas-Insulated Substations Technology and Practice, Sept., 1985.
- [2] A.H. Cookson and R.E. Wootton, "Movement of Filamentary Conducting Particles under AC Voltages in High Pressure Gas", in Proc. Int. Symp. High Voltage Eng., Zürich, pp. 416-420, 1975.
- [3] H. R. Kwak et al., "The Partial Discharge and Breakdown Phenomena due to Metallic Particle in SF6 gas Chamber", Journal of KIIE, Vol.14, No.1, pp.75-81, 2000. 1.
- [4] N. Fugimoto and G.L. Ford, Results of Recent GIS Fault Survey; IEEE Workshop on Gas Insulated Substation, Toronto, Sept 1990.
- [5] E.Kuffel et al., "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.
- [6] D. Z. Lee, H. R. Kwak and K. H. Kim, "The Analysis of Partial Discharge Signals according to Particle States in GIS", Journal of KIIE, Vol.14, No.1, pp.63-74, 2000. 1.
- [7] Andrej Krivda. "Recognition of Discharge Discrimination and Classification", Delft Univ. Press.
- [8] Jacek M. Zurada, "Introduction to Artificial Neural Systems", west publishing company, pp.3-298.
- [9] Jurgen Schurmann, "Pattern Classification", John Wiley & Sons, Inc., 1996.

## ◇ 저자소개 ◇

### 곽 익 로 (郭熙魯)

1942년 3월 1일생. 1967년 서울대 전기공학과 졸(학사). 1978년 호주 New South Wales 대학원 전기공학과 졸(석사). 1986년 중앙대 대학원 전기공학과 졸(박사). 1986년 MIT Visiting Scientist. 현재 숭실대 전기제어시스템공학부 교수 및 대학원장. 당학회 평의원.

### 이 동 준 (李東俊)

1971년 12월 27일생. 1995년 숭실대 전기공학과 졸(학사). 1997년 동대학원 전기공학과 졸(석사) 2001년 동대학원 박사과정 수료. 현재 동대학원 전기공학과 박사과정.