

새로운 부분방전 해석기법과 이론

성 영 권*, 이 동 회**

(*고려대 공대 전기공학과 교수, **수원대 공대 전기전자정보통신공학부 조교수)

1. 서 론

부분방전은 고전압기기의 절연성능에 대한 중요한 지표로서, 이미 1970년대에 부분방전 및 절연체 열화현상에 대한 장기간의 기초연구가 수행되었으나 부분방전 펄스의 특성과 부분방전에 의한 절연체 열화상태 간의 상관관계를 명확하게 규정하기 위해서는 아직까지도 해결되어야 할 부분이 많이 남아 있다[1]. 따라서 이들 간의 관계를 해석하고 평가하는 새로운 기법의 개발이 방전 및 고전압 분야의 중요한 연구과제로 대두하게 되었으며, 특히 최근에 이르러 측정기술의 고도화와 컴퓨터의 고성능화에 따라 이에 대한 연구가 다시 활발히 진행되고 있다[2].

현재까지 고전압설비는 절연체 내의 부분방전효과를 측정하여 그 이상 유무를 감시 및 평가하고자 하고 있으나[3], 부분방전 펄스에 중첩된 잡음신호는 광대역 측정치에 대한 효과적인 해석에 장애가 되고 있다. 현재 연속정현잡음신호에 대해서는 다양한 알고리즘에 의해 충분히 연구되어 만족할 만한 억제 대책이 수립되어 있으나 펄스상 잡음과 부분방전신호를 분리하기 위해서는 아직 해결해야 할 문제가 많은 실정이다.

이와 같은 잡음억제 문제 외에도 변압기 내의 부분방전원(partial discharge origin) 위치추정(localization)은 열화진단을 위한 중요한 지표로서 현재까지는 주로 음향법(acoustic method)[4, 5]에 의해 수행되고 있다. 그러나 지금까지의 다년간의 연구결과에도 불구하고 음향법에 의한 부분방전원 위치추정기법은 많은 경우 감도 및 정확성에 문제점을 드러내고 있다[6].

이에 따라 펄스상잡음억제 및 변압기 내부 결함의 위치추정을 위해 패턴인식기법이 도입되었다. 최근점분류기법(nearest neighbor classifier)[7]이나 퍼지논리알고리즘(fuzzy logic algorithm)[8]과 같은 전통적인 알고리즘 외에, 특히 신경망(neural network)기법[7, 9]은 좋은 결과를 보인다고 알려졌다. 그러나 이들 대부분의 신경망기법은 관련문제에 대한 가중치(weight)를 조정하기 위해 학습(learning)이 필

수적이며, 때로는 모든 경우에 대한 가중치의 최적조정이 곤란하여 후속 분류단계에서 오차를 야기시키기도 한다.

이와 같은 문제를 해결하기 위한 한가지 방안으로서 부분방전측정에 대한 최적화기법으로서 유전알고리즘(genetic algorithm)이 제안되었으며, 이를 이용하면 신경망 자체의 학습규칙에 의한 경우보다 그 가중치를 보다 최적의 값으로 조정할 수 있는 것으로 보고되고 있다[6].

한편 Mukai등은[10] PET 필름 내의 기공(void)을 대상으로 하여 부분방전에 의한 열화진단기법으로서 wavelet 해석법의 유용성을 제안하였다. Wavelet 변환은 신호처리분야의 새로운 해석기법으로서 최근 여러 분야에서 관심의 초점이 되어 있으며, 이 wavelet 해석은 시간영역 및 주파수영역에 대해 상세한 신호해석이 가능한 것으로 이해되고 있다[11, 12].

본고에서는 방전 및 고전압 분야에서 최근 활발히 진행되고 있는 부분방전 측정결과 해석기법에 대해 그 현상과 배경이론에 대해 검토해 보고 특히 최근에 제안된 유전알고리즘의 적용 가능성을 중심으로 절연체 열화진단을 위한 부분방전 측정결과 해석사례를 소개한다.

2. 부분방전 측정결과 해석기법

2.1 Wavelet 해석기법

최근 wavelet 변환은 여러 분야에서 주목받고 있다. Wavelet 변환은 시간영역 및 주파수영역에 대한 새로운 해석기법으로서, 이 wavelet 변환은 1) 임의로 선정된 상이한 시간 주기 동안에 대한 주파수 정보를 얻을 수 있고, 2) 고주파에 대한 시간분해능이 높고 저주파에서의 주파수분해능이 높다는 특성을 가지고 있다.

Wavelet 변환식은 다음과 같이 주어지며,

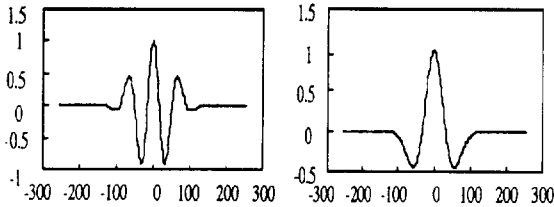
$$(W_{\psi}f)(b, a) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt$$

여기서 a 는 척도파라미터(scale parameter), b 는 위치파라미터(position parameter), $f(t)$ 는 신호(측정파형) 그리고 $\Psi(t)$ 는 기본 wavelet이라 불리는 분석함수(analyzing function)이다. Mukai 등은[10] 기본 wavelet으로 다음과 같은 함수를 이용하여 기공에서의 열화진단을 시도하였다.

Gaussian wavelet :

$$\Psi(t) = \frac{1}{90} (t^8 - 28t^6 + 210t^4 - 405t^2 + 90) \exp\left(\frac{t^2}{2}\right)$$

Mexican hat wavelet : $\Psi(t) = (1 - t^2) \exp\left(\frac{t^2}{2}\right)$



(a) (b)

그림 1. Gaussian Wavelet(a)과 Mexican hat wavelet(b)

모의 기공을 가진 시료에 6kV, 60Hz의 교류전압을 인가한 후 매 5분마다 부분방전 전류파형과 초음파 파형을 오실로스코프로 관측하면서 컴퓨터에 로딩시켜, 컴퓨터에 의해 상기 두 분석함수에 의한 wavelet 변환으로 측정파형을 해석한 상기 연구 결과에 따르면, wavelet 해석 패턴은 기본 wavelet의 종류에 따라 상이한 양상을 나타내며, 시간이 증가함에 따른 wavelet 해석 패턴은 초음파신호의 경우 wavelet 해석에 의해 변화하나 부분방전 전류의 wavelet 해석시에는 변화가 미미하며, 따라서 절연체 열화진단에 있어서 Gaussian wavelet으로 변환시킨 초음파 해석이 보다 유효할 것으로 제시하고 있다.

2.2 유전 알고리즘(Genetic Algorithm : GA)

소위 적자생존으로 불리는 Darwin의 진화이론을 적용한 유전알고리즘은 반복계산에 의한 통계적 최적해 탐색기법으로서[13], 이 유전알고리즘의 성능은 실제 파라미터의 부호화기법(coding technique), 유전연산자(genetic operator) 그리고 평가함수(evaluation function)의 설정 등에 크게 의존한다[14].

일반적인 2진 부호화기법에 의해 생물과 같이 다음 세대의 자손(offspring)을 만들어 나가는 과정은 다음과 같은 3가지 유전연산자에 의해 진행된다.

- 1) 선택(selection) 혹은 복제(reproduction)
- 2) 재결합(recombination)
- 3) 돌연변이(mutation)

복제(reproduction)는 자연선택의 개념을 기반으로 우량 개

체의 선택을 보증하며, 재결합은 소위 교배(crossover)에 의해 유전자 구조를 혼합시키고, 돌연변이는 유전자 구조의 임의변화(random change)를 일으킨다.

유전알고리즘에 의해 진화과정을 모의하기 위해서는 그 멤버(member)가 염색체 또는 개체라 불리는 개체집단(population)을 먼저 만들어야 하며, 이 때 각 개체는 많은 유전자를 가진다. 이들 유전자는 목적함수(problem function, object function)의 변수에 해당하며 따라서 그 수는 대상 문제의 최적화에 의해 주어진다.

이에 비해 염색체수는 개체집단의 크기를 나타내는 유전 알고리즘의 파라미터이다. 유전자의 부호화는 2진수나 부동소수(실수)에 의해 모두 가능하나 목적함수의 차수가 큰 경우에는 부동소수 부호화가 보다 유리하다[15].

다음으로 유전알고리즘을 실행시키기 전에 유효한 임의의 값을 각 유전자에 지정하고, 그 후 최적화 문제에 의해 정해진 함수로 그 적합도(fitness)를 평가한다. 개체의 선택은 그 적합도에 비례하는 확률로 정해지며, 이를 위해 일반적으로 룰렛 휠(roulette-wheel)법이 이용된다(그림 2).

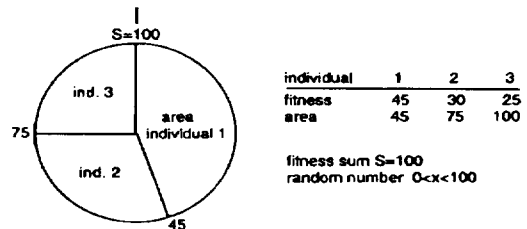


그림 2. 룰렛 휠 선택

여기서 각 개체는 그 적합도에 대응하는 면적을 가진다. 이 면적 중의 하나는 랜덤하게 선택되며 그 안에 있는 개체는 다음 세대를 위해 선택된다. 이 선택에는 다양한 전략(strategy)이 존재하며, 그 중 가장 대표적인 방법은 세대교체방식(generational replacement scheme)과 엘리트기법(elite method)이다. 세대교체방식을 이용하면 실 개체집단은 그 후손(descendants)에 의해 완전히 교체된다. 한편 엘리트기법은 최우량개체를 바꾸지 않고 받아들여 다음 세대의 개체집단을 형성한다. 엘리트기법은 최우량개체의 질(quality)이 저하되지 않고 따라서 수렴특성을 가지는 장점이 있으나, 국소최적치(local optima)로 조기 수렴할 가능성이 있는 것이 결점이다. 선택(selection) 즉 복제 과정을 거친 개별 개체는 교배확률에 따라 선택(choice)되어 재결합하게 된다. 교배연산(cross-over operation) 중 양친(parent)은 특정 유전자를 교환함으로써 두 자손을 낳게 된다. 흔히 이용되는 교배기법은 1점교배(one-point cross-over)와 2점교배(two-point cross-over)로서 그림 3에 그 예를 보였다.

1점교배는 개체집단 중 두 염색체를 랜덤하게 선택한 후 염색체 상의 임의의 한 점을 기준으로 그 점 이후의 염색체를 상호 교환하는 방법이고 2점교배는 임의로 두 염색체

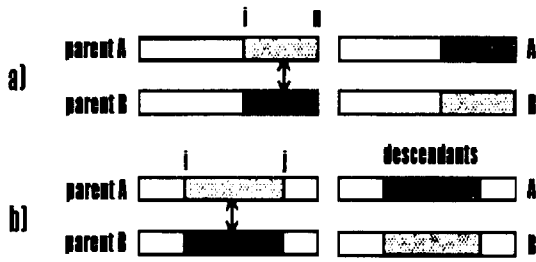


그림 3. 1점교배 및 2점교배

를 선택한 후 염색체 상의 두 점을 선택하고 이 두 점 사이의 염색체를 서로 바꾸는 방법이다.

두 염색체가 서로 섞여 새로운 염색체를 만들어 낸다는 점에서는 1점교배보다 2점교배가 낫다고 할 수 있으나, 교배점의 개수가 늘어남에 따라 전체 문자열 내의 중요한 부분문자열이 파괴될 확률 또한 높아져 성능이 저하되는 경우가 생긴다. 따라서 실제로 교배연산을 수행할 때는 1점교배가 더 일반적으로 이용된다. 전체 집단 중 얼마만큼을 교배시킬 것인가는 미리 정해 놓은 교배확률 P_c 에 따르며 보통의 경우 0.5-1 사이의 값을 설정하여 교배연산을 수행한다 복제, 즉 선택연산과 교배연산을 거친 개체 중 일부는 마지막으로 돌연변이연산을 거치게 된다. 복제연산과 교배연산에 의해 염색체들을 효과적으로 탐색하고 재결합시킬 수 있으나, 이들 연산자에 의해서는 잠재적으로 유용한 유전자, 즉 문자열 중에서 특정한 위치에서의 '0' 혹은 '1'을 찾지 못하는 경우가 생긴다. 돌연변이연산은 이와 같은 문제 뿐만 아니라 진화가 반복됨에 따라 개체의 유전자형이 비슷해짐에 따라 나타나는 국소탐색(local search) 문제도 해결할 수 있다.

돌연변이연산은 여러 방법으로 수행할 수 있으나, 부동점 방식(floating point implementation)에서는 각 개체에 새로운 값을 지정해 주고 2진방식(binary implementation)에서는 개체집단의 전체 비트(bit) 중 특정 비트를 반전시키는 방법을 이용하는데 각 경우 모두 돌연변이 확률에 의존한다. 한편 불균일 돌연변이연산을 이용하면 돌연변이가 일어난 유전자에 있어 그 평균치의 변화가 세대수의 증가에 따라 감소하며, 따라서 전역최적해(global optimum)를 향한 수렴특성이 강화될 수 있다[15]. 돌연변이연산 후 각 개체에 대해 새로운 값의 적합도가 계산되고 선택연산이 다시 수행되며, 이들 각 단계는 정지기준(stopping criteria)에 이를 때 까지 반복된다.

3. 유전알고리즘에 의한 부분방전인식 적용사례

3.1 유전알고리즘에 의한 신경회로망의 최적화

고전압기기에 있어서 절연체열화나 이물질혼합 등에 기

인하는 이상징후에 대응하는 이상패턴을 신경망에 학습시켜 이들 이상패턴을 분류하는 전력설비진단기법으로 ART2(Adaptive Resonance Theory 2)-A 신경망[16]과 Kohonen의 SOM(Self-Organization Feature Map) 신경망[17] 등이 적용된 바 있으며[18], 이들 두가지 자기조직화형(Self-Organized) 신경망의 파라미터를 유전알고리즘으로 최적화시킨 경우 문제(problem)에 대한 적응성이 뛰어나고 따라서 잡음억제나 결함 위치추정에 있어 모두 분류효과가 개선된다는 결과가 보고되어 있다[9].

여기서는 역전달알고리즘(BPA:Back-Propagation Algorithm) 신경망[9, 15]에 대해 유전알고리즘을 적용하여 그 가중치를 직접 최적화시킨 경우[6]에 대해 검토해 본다.

광대역 부분방전 측정시 필드상잡음에 대한 잡음억제나 변압기 내의 부분방전원 위치추정을 위해 역전달알고리즘을 적용하는 경우, 일반적으로 널리 이용되는 3층구조 신경망보다 4층구조 신경망이 더욱 적합한 것으로 알려져 유전알고리즘에 의한 최적화에도 4층구조 신경망을 대상으로 한다. 즉 입력층 뉴런 수 75, 제 1 은닉층 및 제 2 은닉층 뉴런 수 각 50 및 25 그리고 출력층 뉴런 수 9로 이루어진 신경망을 사용하고, 기준필드는 잡음제거 필터를 통해 신경망에 적용시킨다. 역전달알고리즘에 의해 내부적으로 이용되는 학습오차에 따라 개체의 적합도 f 는 다음과 같이 계산된다.

$$f = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m c \cdot (o_{ji} - \gamma_{ji})^2$$

여기서, m : 학습 패턴수, n : 출력 뉴런수, c : 가중치 함수, o_{ji} : 패턴 i 에 대한 뉴런 j 의 응답(answer), γ_{ji} : 패턴 i 에 대한 뉴런 j 의 정격치이다.

개체의 질(quality)을 실제값과 정격치와 차로 나타내는 적합도는 이 경우 최소화되도록 규정한다.

역전달알고리즘과는 달리 차의 제곱에, 대응되는 부류(class)의 정확한 출력뉴런에 대해서는 (n-1) 그렇지 않은 경우에는 1인, 인자 c 로 가중치를 주면 보다 양호한 결과를 얻을 수 있는 것으로 알려져 있다. 유전알고리즘에 사용된 개체집단의 최초 개체수는 100이고, 그 각각은 자체적으로 약 5500개의 유전자를 가지며, 역전달방의 가중치에 대응하는 이들 유전자는 부동소수로 부호화시킨다.

개체집단의 초기화는 영(0) 부근에서 Gaussian 분포로 초기화하는 것이 유리한 것으로 알려졌다.

약 100 세대에 대한 개체집단의 특성향상(quality progress)을 검토한 유전알고리즘에 의한 파라미터 최적화에 관한 연구 결과로부터 엘리트선택기법이 세대교체방식보다 양호한 결과를 보이고, 1점교배와 2점교배 간의 차이는 미미한 반면 교배확률로서는 $P_c=0.5$ 인 경우 가장 결과가 좋은 것으로 주어졌다.

돌연변이 연산기법으로는 돌연변이확률을 1/1000으로 한 경우 불균일 돌연변이기법이 가장 우수하고, 특히 선택 과정에서 개체집단이 충분히 균질한 경우에는 정규분포 랜덤변수에 의존하는 최우량개체를 취하는 것이 유리하며, 이와

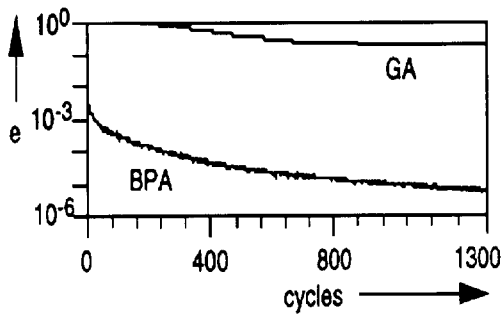


그림 4. 적응주기수에 따른 역전달알고리즘과 유전알고리즘의 적응오차

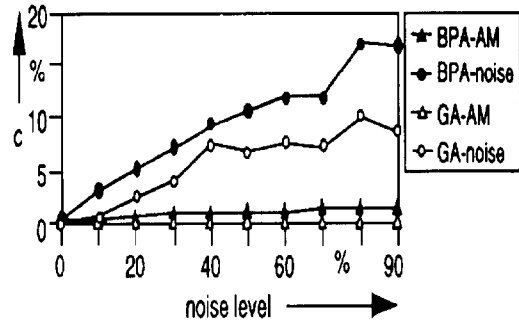


그림 5. 진폭변조(AM) 신호와 잡음신호에 중첩된 연속잡음레벨에 대한 분류오차

같은 효과는 500~1000 세대 후에 일반적으로 나타나는 현상으로서 이 경우 수렴특성이 더욱 강화된다. 또한 개체집단의 크기를 변화시킨 경우 개체수를 100으로 수정하였을 때 최상의 결과를 보이는 것으로 알려졌다.

3.2 잡음억제

부분방전현상을 측정하기 위해 유전알고리즘으로 파라미터를 최적화한 후 전술한 신경망 구조에 의한 잡음억제효과를 펄스상잡음과 부분방전펄스를 분리시키는 성능에 의해 검토해 본다. 비교를 위해 동일 구조의 회로망을 역전달알고리즘으로 학습시켰으며, 이 때 회로망 파라미터는 학습율 0.75, 모멘텀 0.25, 설정출력 뉴런 및 비설정출력 뉴런은 각각 0.8 및 0.2로 규정되었다.

두 부류 각각에 대해 10개의 기준펄스를 선정하였는데, 부분방전부류에 대한 기준펄스로는 변압기의 부싱과 중성점에서의 펄스 만을 고려하고, 잡음부류에 대한 기준펄스는 현장 변압기로부터 측정된 코로나펄스이다.

그림 4는 역전달알고리즘에서의 학습단계수(반복계산 횟수)에 대한 학습오차에 대응하는 유전알고리즘에서의 발생 세대수에 대한 최우량개체의 적합도를 나타낸 것으로 두 경우 모두 수행 초기값에 대해 균준화시킨 결과를 보이고 있다. 두 기법 모두 적응오차(adaptive error)는 적응주기(adaptive cycle)가 증가함에 따라 함께 감소하며, 반복횟수 1300 이후 두 기법 모두 10 개의 기준펄스를 부분방전과 잡음의 두 부류로 명확히 분류함을 알 수 있다.

이 적응오차는 적응주기 동안 이용된 기준패턴 만을 고려하기 때문에 회로망 문제에 대한 해당 알고리즘의 적응성 여부를 가늠하는 지표로서의 역할을 할 뿐 분류 결과를 대표하는 양은 아니다. 현장에서의 광대역 부분방전 측정시, 펄스상잡음 억제 단계 이전에 일반적으로 측정신호는 연속적인 정현잡음을 억제하기 위해 디지털필터로 필터링된다. 그러나 고차 필터로도 완전한 잡음억제는 불가능하므로 필터링된 신호에는 흔히 연속적인 잔류잡음(residual noise)이 포함된다. 이와 같은 효과는 부차적인 방전(minor discharge)

에 의한 펄스신호가 잡음신호에 완전히 파묻히게 되어 결국 고감도 부분방전 측정시에 악영향을 미친다. 또한 측정장치에 기인하는 잔류주위잡음(residual ambient noise)은 흔히 작은 크기로 측정펄스에 중첩되므로 만족할만한 수준으로 잡음을 억제하기 위해서는 부분방전펄스와 잡음펄스가 연속잡음에 중첩될 수 있는 허용범위를 조사해 보아야 한다. 그림 5에 유전알고리즘과 역전달알고리즘에 대해 두 종류의 연속잡음을 파라미터로 하여 잡음레벨에 대한 분류오차의 관계를 나타내었다.

이로부터 역전달알고리즘에 의해 학습된 신경망은 유전알고리즘으로 최적화시킨 경우에 비해 분류오차가 큼을 알 수 있으며, 따라서 특히 고감도의 부분방전 측정시에는 유전알고리즘이 더욱 적합함을 보이고 있다.

3.3 위치추정(localization)

유전알고리즘의 파라미터를 조정하기 위해 사용한 부분방전펄스를 기준신호로 이용함으로써 그 내부에서 적당한 기준신호를 얻을 수 있는 변압기에 대해 그 내부의 부분방전원 위치추정을 위한 신경망 최적화도 가능하다.

그림 6에 유전알고리즘의 적합도와 역전달알고리즘의 학습오차를 비교해 놓았으며, 여기서 두 기법 모두 적응주기 3000 이후에는 모든 기준펄스들을 정확히 분류시킴을 알 수 있다.

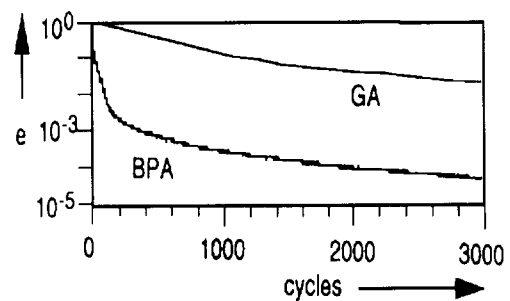


그림 6. 적응주기수에 따른 BPA와 GA의 적응오차

4. 결 론

전술한 바와 같이 최근에 제안된 wavelet 변환 및 유전알고리즘에 의한 부분방전 측정결과 해석기법을 살펴보았다.

부분방전현상에 대한 wavelet 해석기법은 고체절연체 내의 기공을 모의하여 그 부분방전현상을 음향법으로 측정후 측정 데이터를 Gaussia wavelet 분석함수를 적용하여 wavelet 변환시킴으로써 절연체의 열화상태를 평가할 수 있는 가능성을 제시한 수준이지만 현재 부분방전측정시 음향법의 적용한계를 극복할 수 있는 대안으로 주목되는 해석기법이라 생각된다.

전력변압기의 경우 현장에서의 부분방전측정시 부분방전 펄스신호에 대한 잡음억제와 부분방전원 위치추정이 주된 해석 과제로 되어 있으며 이를 위해 종래 이용되어 온 신경망 해석기법에 유전알고리즘을 적용함으로써 고감도 부분방전측정이 가능하다는 결과가 제안되었으나 해석용 신경망을 4층 구조로 선정함으로써 유전자 개수가 많이 필요하게 되어 필연적으로 계산과정이 방대해 짐으로써 처리시간이 문제가 될 것으로 예상되나 향후 컴퓨터의 고성능화와 유전알고리즘의 개선을 통해 부분방전현상에 대한 신경망해석기법의 확립에 크게 기여할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] D.A Natrass, "History of Partial Discharge Research", IEEE, Trans. EI. Magazine, vol. 9, No. 4, pp. 27-31, 1993
- [2] Peter Morshuis, "Unraveling the Physics behind Partial Discharge Data", IEEE Intern. Symp. on EI, Quebec, pp. 24-28, 1996
- [3] ASTM, "Standard Method for Detection and Measurement of Partial Discharge Pulses in Evaluation of Insulation System", pp. 210-221, 1968
- [4] E.Howells, E.T. Norton, "Detection of Partial Discharge in Transformers using Acoustic Emission Techniques", IEEE Tran. on PAS, vol. PAS-97, No. 5, pp.1538-1549, 1968
- [5] S.L.Jones, "The Detection of Partial Discharge in Power Transformers using computer aided Acoustic Emission Techniques", IEEE Intern. Symp. on EI, Toronto pp. 3-6, 1990
- [6] Wenzel.D, Borsi.H, Gockenbach.E, "A New Approach for Partial Discharge Recognition on Transformers On-Site by Means of Genetic Algorithms", IEEE Intern. Symp. on EI, Quebec, pp. 24-28, 1996
- [7] Wenzel.D, Borsi.H, Gockenbach.E, "Pulse Shaped Noise Reduction and Partial Discharge Localization on Transformers using the Karhunen-Loeve-Transform", 9th ISH, Graz, 1995, paper 5627

- [8] Wenzel.D, Borsi.H, Gockenbach.E, "Partial Discharge Recognition and Localization on Transformers via Fuzzy Logic", Conf. Rec. of the IEEE Int. Symp. on Electr. Ins., Pittsburgh, 1994, pp. 233-236
- [9] Wenzel.D, Borsi.H, Gockenbach.E, "Seperation of Partial Discharge from Pulse Shaped Noise Signals with the Help of Neural Networks", IEE Proceeding vol. 142 No.1, 1995, pp. 69-74
- [10] M.Mukai, T.Okano, S.Nishimoto, I.Kitani and K.Arii, "Study on Degradation Diagnosis of Partial Discharge in a Void by Wavelet Analysis", IEEE. Intern. Symp. on EI. Mater. sept 1995
- [11]. Chui,C.K., "An introduction to wavelets", Academic Press, New York, 1992
- [12] Ruskai,M.B., et al., "Wavelets and their applications", Jones and Bartlen, Boston
- [13] Holland, J.H. "Adaptation in Natural and Artificial Systems", University of Michigan Press, 1975
- [14] M.Srinivas, L.M.Patnaik, "Adaptation probabilities of crossover and mastation in genetic alogolithms", IEEE Trans. Trans. Sys., Man, Cyber., vol. 24, pp. 656-667, April 1994
- [15] Michaelewics.Z, Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. Springer Verlag, 1994
- [16] G.A.Carpenter and S.Grossberg. Art2 : Self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns. Applied Optics, 26(23):4919-4930, 1987
- [17] T.Kohonen, "The Self-Organizing Map", Proc. IEEE. vol. 78, No. 9, pp. 1464-1480, sept. 1990
- [18] 電氣評論, 94年 1月號, p.86, 1994

저 자 소 개



성영권(成英權)

1933년 1월 18일생. 1956년 일본 오사카대 공대 전기공학과 졸업. 1960년 동 대학원 전자물리학과 졸업(석사). 1965년 동 대학원 전자물리공학과 졸업(박사). 1966년-67년 한양대 공대 전기공학과 부교수. 1981년-82년 일본 동북대 반도체 연구소 방문교수. 현재 고려대 공대 전기공학과 교수. 당 학회 평의원.



이동희(李東熙)

1956년 1월 29일생. 1978년 고려대 공대 전기공학과 졸업. 1980년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1990년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 수원대 공대 전기전자정보통신공학부 조교수.