

신경회로망을 이용한 와전류 결합 특성 평가

송성진*, 박홍준**, 신영길***

* 성균관대학교 기계공학부

** 대한검사기술(주) 부설연구소

*** 군산대학교 전기공학과

초 록 원자력 발전소 증기발생기 전열관 검사에 사용되는 와전류 탐상에 있어 결합신호로부터 결합의 형상, 크기, 위치를 정확히 결정하는 것은 매우 중요한 문제 중의 하나이다. 이에 본 연구에서는 유한요소 해석으로 얻은 학습표본으로 훈련시킨 신경회로망을 이용해 이러한 와전류 결합신호의 역문제를 풀었다. 우선 4종류의 축대칭 와전류 결합신호를 총 216개 생성하고, 각각의 결합신호에 대해 24개씩의 와전류 특징을 추출한 후, 그 중에서 결합분석에 유용한 13개의 특징을 선택하였다. 그리고 이렇게 선별된 특징을 기반으로 4가지 형상의 결합에 대한 분류작업을 확률신경회로망에 의해 수행하고, 그 결과로 형상이 결정된 결합에 대한 크기산정을 역전파신경회로망을 사용하여 실시하였다.

주요어어 : 와전류탐상, 유한요소 해석, 신경회로망

1. 서 론

여러 가지 비파괴검사 방법 중 와전류탐상법은 피검사체와 탐촉자의 직접적인 접촉이 없이도 검사가 가능하며 전기적인 입출력 신호를 갖기 때문에 검사속도가 매우 빠르다는 장점이 있어 원자력 발전 설비, 항공기, 선박, 철도, 송유관, 엔진 실린더, 군용 장비 등 각종 도체 구조물에 폭넓게 사용되고 있다. 이 탐상법은 특히 원자력 발전소 증기발생기 전열관 검사에는 전세계적으로 공인되어 사용되고 있을만큼 탁월성을 인정받고 있다. 그러나 이렇게 검사원리가 비교적 잘 정립되어 있는 와전류탐상법도 결합 탐상 결과로 얻게 되는 결합신호의 해석에 아직까지 상당한 어려움을 겪고 있는 실정이다. 결합신호의 해석

이 어렵다는 것은 재료내에 존재하는 결합으로 인해 변화된 와전류신호의 특성으로부터 결합의 특성을 정량적으로 결정하기가 용이하지 않다는 것인데, 이 작업은 와전류탐상 시험의 "역문제(inverse problem)"를 푸는 문제에 해당한다.

와전류 신호 해석의 역문제에 대한 해를 구하기 위한 방법으로서 현재 국내·외적으로 연구가 진행 중이거나, 산업현장에서 활용되고 있는 기법은 주로 두 가지로 대별할 수 있다¹⁾.

첫째, 역문제에 대한 이론적 모형을 구축하고 이를 이용하여 결합에 대한 정량적 정보를 산출하는 방법이다. 이 방법은 Fig. 1에 나타낸 바와 같이 와전류탐상시험을 통해 검사 위치에 따른 와전류 탐상 신호를 나타내는 함수인 $I(x, y)$ 가 얻어졌을 때, 이를

역모형(inverse model)에 투입하여 결합에 대한 정량적 정보를 가지고 있는 함수 $F(x, y, z)$ 를 해석적으로 구하는 방법으로서 “직접 방법(direct approach)”이라 부를 수 있다. 이 방법은 역모형이 알려져 있는 경우에 매우 효율적인 방법이지만, 문제의 특성상 입력값 $I(x, y)$ 는 2차원 함수인데 반해 결정하고자 하는 결합특성 $F(x, y, z)$ 가 3차원 함수이기 때문에, 역모형을 찾는 것 자체가 매우 어렵다는 단점이 있다. 그렇기 때문에, 지금까지 이러한 문제에 대한 해를 얻기 위한 연구가 활발히 진행되고 있음에도 불구하고²⁾ 아직까지 산업현장에서 쉽게 적용할 수 있는 간편한 해석적 기법이 아직 개발되지 않은 상태이다.

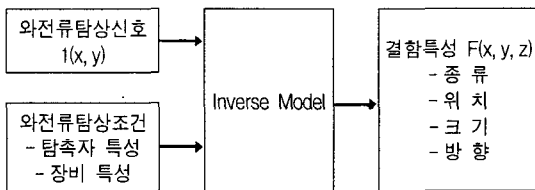


Fig. 1 Direct approach to inverse problem

역문제에 대한 두 번째 접근방법은 “간접 방법(indirect approach)”으로서, 형상인식 기법을 적용하는 방법이기 때문에 이를 “와전류 형상인식(eddy current pattern recognition)”이라 부를 수 있다. 이 방법에서는 Fig. 2에 나타낸 바와 같이 실험적으로 채취한 와전류 탐상 신호로부터 결합분석에 유용할 것으로 판단되는 와전류 특징(eddy current features)을 추출해 내고, 이를 적절한 의사결정 알고리즘(decision making algorithm)에 투입하여 결합에 대한 정량적 정보를 결정한다.

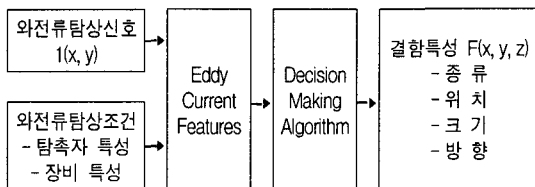


Fig. 2 Indirect approach to inverse problem

이 방법은 현재 산업현장에서 매우 폭넓게 사용되고 있다^{3, 4)}. 예를 들어, 증기발생기 전열관의 균열검사의 경우, 검사대상이 되는 결합에 대한 시편을

제작하여 실험을 통해 결합신호를 채취한다. 그리고 결합신호로부터 추출한 결합신호의 특징(신호진폭이나 위상 등)이 결합크기에 따라 변하는 양을 구하여 이를 교정곡선(calibration curve)으로 나타내고, 실제 결합검사에서는 이 교정곡선을 이용하여 균열의 크기를 구한다. 따라서 이 교정곡선이 곧 의사결정 알고리즘이 된다. 그러나 이러한 단순한 교정곡선으로는 결합의 정량적 특성에 대한 충분한 정보를 결정할 수 없기 때문에 이를 개선하기 위한 연구가 진행되고 있다. 이러한 연구들은 대개 결합특성 분석에 유용한 효율적인 와전류 특징과 적절한 의사결정 알고리즘의 개발에 집중되고 있는데, 이들 연구에서 결합분석을 위한 특징으로는 auto-correlation terms, cross-correlation terms, spectral components, phase angle, Fourier descriptors 등이 제안된 바 있으며^{5, 6)}, 결합분석을 위한 의사결정 알고리즘으로는 classical pattern classification algorithms, matched filter, fisher linear discriminant function, adaptive learning network, K-means clustering, neural networks 등이 있으며^{5, 7)} 최근에는 fuzzy syntactic pattern recognition⁸⁾도 제안된 바 있다. 그러나 이러한 사진 연구에서 대부분의 경우, 간단한 문제 해결을 위한 특징추출과 의사결정 알고리즘의 개발에 연구의 초점이 맞추어져 있을 뿐 실제적인 문제 해결을 위한 핵심과제인 효율적인 와전류 신호 획득 기법 개발을 포함한 체계적인 접근은 미흡한 실정이다. 따라서 본 연구에서는 와전류 형상인식 기법을 적용하여 다양한 결합에 대한 정량적 정보를 정확히 결정하는데 필요한 체계적인 기법에 대한 연구를 수행하였다. 특히, 본 연구에서는 우선 주어진 형상의 결합에서 어떤 형태의 와전류탐상 신호가 나오는지 예측할 수 있는 유한요소해석 기법을 개발하고, 이를 이용하여 와전류 형상인식 기법 개발의 기반이 되는 충분한 양의 결합신호를 매우 경제적으로 생성하였다. 그리고 생성된 와전류 결합신호로부터 와전류 형상인식 기법적용을 위한 특징추출(feature extraction)과 특징선택(feature selection)을 수행하여, 선별된 와전류 결합신호의 특징값에 대한 데이터베이스를 구축하였다. 또한, 와전류 결합의 특성 평가를 위한 신경 회로망을 구성하고 이를 활용하여 결합특성을 분석하였는데, 이때 결합 분류기로서는 확률신경회로망(probabilistic neural networks: PNN)^{9, 10)}을, 결합의 크기를 결정하기 위해서는 역전

파신경회로망(back propagation neural networks: BPNN)¹¹⁾을 사용하였다.

2. 유한요소해석에 의한 와전류탐상 신호 예측

와전류 형상인식에 필요한 와전류 결합신호의 생성을 위해 본 연구에서 개발한 유한요소해석 알고리즘에 관하여는 참고문헌 1과 12에 논의한 바 있으나, 여기에서는 논의의 연속성을 위해 다시 간략히 서술하였다.

2.1. 와전류탐상의 유한요소 해석

관의 와전류탐상과 같은 축대칭 와전류탐상 해석의 경우, 지배방정식은 식 (1)과 같이 표현된다.

$$\frac{1}{\mu} \mu \left(\frac{\partial^2 A}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \frac{\partial A}{\partial r} + \frac{\partial^2 A}{\partial z^2} - \frac{A}{r^2} \right) = -J_s + j\omega\sigma A \quad \dots\dots\dots(1)$$

여기에서, ω , μ , σ 는 각각 각주파수, 자기투자율, 전기전도도를 나타내며, 자기벡터포텐셜 A와 전원전류밀도 J_s 는 회전 성분만을 갖기 때문에 스칼라양이다. 이 식에 weak formulation 혹은 Galerkin 가중잔차법과 같은 유한요소 정식화를 행하면^{13, 14)} 최종적으로 식 (2)와 같은 행렬식을 얻게된다.

$$[K][A] = [Q] \quad \dots\dots\dots(2)$$

위 식은 각 요소에서의 기여분들이 모두 합쳐져서 구성되는데, 한 요소에서의 요소 행렬, 요소 벡터 포텐셜 및 요소 구동항 $[K]^e$, $[A]^e$, $[Q]^e$ 는 다음과 같다.

$$K_{ii} = \int_{\Omega^e} \frac{1}{\mu} \left(\frac{N_i}{r} + \frac{\partial N_i}{\partial r} \right) \left(\frac{N_j}{r} + \frac{\partial N_j}{\partial r} \right) 2\pi r dr dz + \int_{\Omega^e} \frac{1}{\mu} \frac{\partial N_i}{\partial z} \frac{\partial N_j}{\partial z} 2\pi r dr dz + \int_{\Omega^e} j\omega\sigma N_i N_j 2\pi r dr dz \quad \dots\dots\dots(3)$$

$$A = \sum_{i=1}^n A_i^e N_i(r, z) \quad \dots\dots\dots(4)$$

$$Q_i^e = \int_{\Omega^e} J_s N_i 2\pi r dr dz \quad \dots\dots\dots(5)$$

여기서, n_e 는 한 요소의 절점수, A_i^e 는 i 번째 절점에서의 자기 벡터 포텐셜, N_i 는 i 번째 절점에서의 형상함수이다¹⁴⁾. 고정경계조건(dirichlet boundary condition) 을 해석영역의 경계에 적용하여 행렬식 (2)를 풀면 각 절점에서의 자기포텐셜 값을 구할 수 있다.

와전류탐상에서 최종적으로 구하는 양은 탐상코일의 임피던스이다. 식 (2)를 통해 각 절점에서의 자기 포텐셜 값이 구해지면 코일에 유기되는 기전력과 코일전류의 비인 임피던스를 식 (6)에 의해 구할 수 있다.

$$Z = \frac{-j\omega \oint A \cdot dl}{\int_{\Omega} J_s d\Omega} \quad \dots\dots\dots(6)$$

본 연구에서는 동일한 크기의 두 개의 코일이 같은 축상에 약간의 거리를 두어 배치되고 각 코일에 흐르는 전류의 방향은 서로 반대가 되게하여, 두 코일 임피던스의 합을 신호로 사용하는 차동 와전류 탐촉자를 모델링하였다. 탐촉자내의 두 코일이 동일한 환경을 지날 경우, 두 코일 임피던스의 크기는 같고 부호만 반대가 되므로 그 합은 영(zero)이 된다. 하지만 결합부위를 지날 경우에는 각각의 코일에서 구한 임피던스에 차이가 발생되는데, 이를 브리지회로를 이용하여 추출함으로써 결합신호를 얻을 수 있다.

본 연구에서는 이상의 과정을 통해 축대칭결합에 대한 와전류탐상신호를 수치적으로 예측할 수 있는 유한요소해석 프로그램을 개발하였다.

2.2. 유한요소해석 프로그램의 실험적 검증

본 연구에서 개발한 유한요소해석 프로그램을 이용하여 groove 형태의 축대칭결합에 대한 와전류 탐상신호를 예측하고 그 정확성 검증을 위해 실험결과와 비교하였다. 결합은 관의 외부에 존재하며, 관 두께 대비 75%, 58%, 38%의 결합깊이를 갖는 경우에 대하여 계산하였다. 인가되는 전류의 주파수, 즉 탐상주파수는 100kHz이며, 해석하고자 하는 문제에서 시험편의 재질은 Inconel 600이며 관과 코일, 결합 등의 규격은 Fig. 3에 나타내었다.

결합깊이가 관두께의 75%인 관외벽 결합에 대한 수치해석 결과를 Fig. 4에 등 자기벡터포텐셜 분포

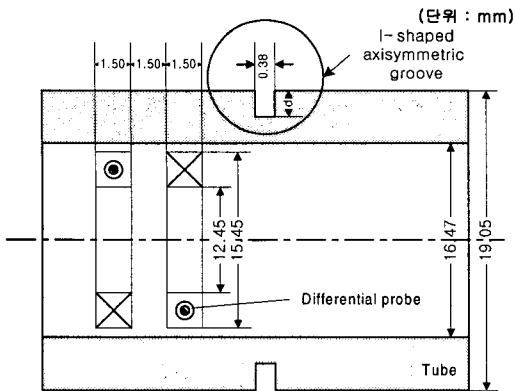


Fig. 3 Parameters in the simulation of eddy current testing for a defect at the outer diameter of the tube

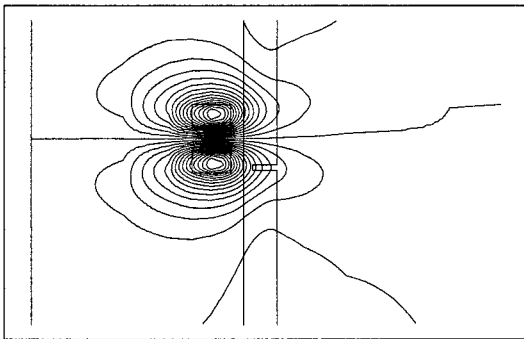


Fig. 4 Distribution of equipotential lines for the case of a defect with the depth of 75% of the tube thickness at the outside surface of the tube

로 나타내었다. 이 경우 프로브의 중심이 결함의 중심과 일치하지 않으므로 그림에서 포텐셜 분포는 비대칭이 되고, 따라서 두 코일사이의 임피던스는 차이가 나게 된다. 이렇게 발생된 코일간의 임피던스 차는 프로브의 위치에 따라 그 값이 달라져서 Fig. 5a에 예측한 바와 같이 임피던스평면상에서 궤적으로 나타나는데, 이를 차동와전류탐상의 결함신호라 한다. 이 신호는 필요에 따라 저항(실수)성분과 리액턴스(허수)성분으로 나누어, 프로브의 위치(이는 곧 탐상시간과 관련이 있음)에 따른 신호의 변화를 Fig. 5b에 나타낸 것과 같이 표시하여 관찰하기도 한다.

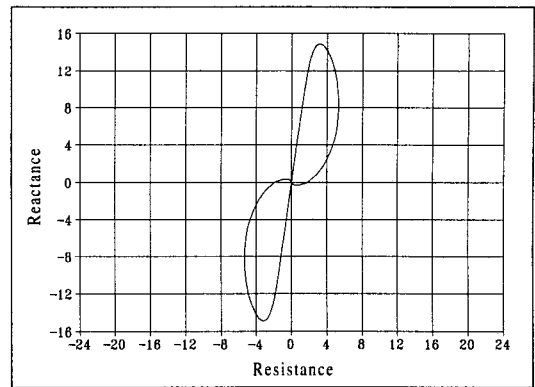


Fig. 5a Differential ECT signal simulated from a defect with the depth of 75% of the tube thickness at the outside surface of the tube

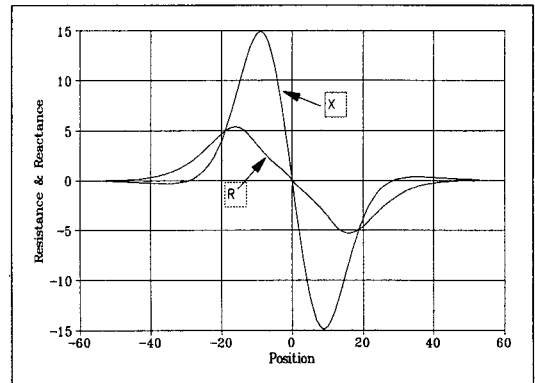


Fig. 5b Variation of resistive and reactive components of ECT signal as the probe passes a defect with the depth of 75% of the tube thickness at the outside surface of the tube

Fig. 6a와 6b에는 결함 깊이가 각각 관두께의 58%와 38%인 결함들로부터 얻을 수 있는 신호를 예측한 결과를 나타내었다. 이들을 비교해 보면, 결함의 깊이가 증가함에 따라 결함신호의 크기가 커짐을 알 수 있다. 또한 리액턴스성분의 변화에 비해 저항성분의 변화가 둔하기 때문에 결함깊이의 증가에 따라 신호의 기울기가 커지는 것을 볼 수 있다. 즉, 결함깊이의 변화에 따라 임피던스 평면상에서의 신호의 위상각도가 변화함을 알 수 있다.

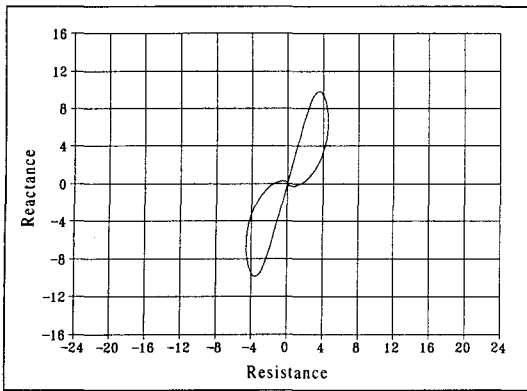


Fig. 6a Differential ECT signal simulated from a defect with the depth of 58% of the tube thickness at the outside surface of the tube

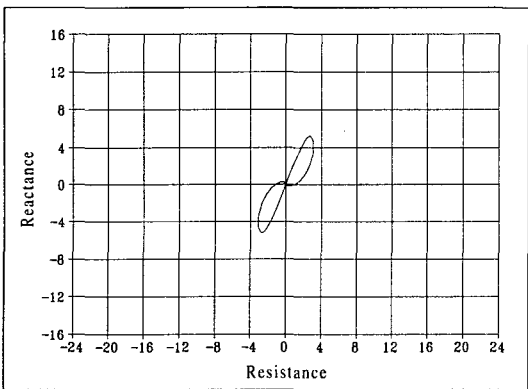


Fig. 6b Differential ECT signal simulated from a defect with the depth of 38% of the tube thickness at the outside surface of the tube

유한요소해석 프로그램으로 예측한 결함신호들의 신빙성을 확인하기 위하여, 유한요소 모델링에 사용된 치수와 같은 결함 시험편과 차동 프로브를 사용하여 실험을 수행하였다. 실험에 사용된 와전류 탐상기는 MIZ-22 eddy current instrument로 임피던스 평면 상에 궤적으로 신호를 나타내며, 신호의 저항 성분과 리액턴스 성분을 $-3.8V \sim +3.8V$ DC 범위 내에서 아날로그 신호로 전송해 주는 X, Y 출력 단자를 갖추고 있다. 탐촉자의 스캐닝 속도를 일정하게 유지하기 위하여, 8051 마이크로프로세서를 이용한 위치 제어 장치를 이송 장치로 사용하였다. 실험에 사용된 탐촉자의 이동 속도는 약 0.19mm/sec

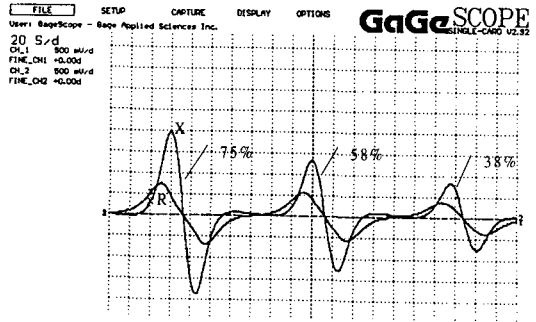


Fig. 7 Experimental result of resistive and reactive components obtained from three defects with the depths of 75%, 58%, and 38% of the tube thickness at the outside surface of the tube

이었다. 데이터는 실제 열교환기, 복수기 등의 전열관을 검사할 때와 마찬가지로 탐촉자를 빼내면서 취득하였다. 탐촉자의 이동 속도를 일정하게 유지하고, 와전류 탐상기의 X, Y 단자로부터 아날로그 신호로 출력되는 와전류신호의 저항 성분과 리액턴스 성분 에 대한 데이터를 기록하기 위하여, Gage사의 CompuScope 512 A/D board를 PC에 장착, 50Hz의 샘플링 주파수로 데이터를 취득하였다.

Fig. 7은 깊이가 관두께의 75%, 58%, 38% 세 개의 결함으로부터 취득한 와전류탐상 신호의 두 성분 (저항성분과 리액턴스성분)들을 보여주는데, 그림에서 R은 저항성분을, X는 리액턴스성분을 의미한다.

Fig. 7의 첫 신호와 Fig. 5b를 비교해 보면 유한요소해석 결과와 실험 결과가 잘 일치함을 알 수 있는데, 그 일치됨을 쉽게 확인할 수 있도록, 결함깊이가 관두께의 58%인 결함에 대한 유한요소해석 결과와 실험 결과를 직접 비교한 예를 Fig. 8에 보였다. 이때, 유한요소해석 결과와 실험 결과의 차동임피던스 크기에 대한 기준이 서로 다르기 때문에, 유한요소해석 결과치를 실험 결과치로 정규화(유한요소해석 결과치를 0.114배하여 실험 결과치와 비교)하여 나타내었으며, 또한 A/D 변환기를 통해 기록된 실험 데이터의 수가 너무 많아, 획득한 실험 데이터에서 일정간격으로 샘플링(down sampling)하여 나타내었다. Fig. 8을 보면 유한요소해석과 실험으로 얻은 임피던스 평면 궤적이 서로 구별이 어려울 정도로 잘 일치하고 있음을 볼 수 있다.

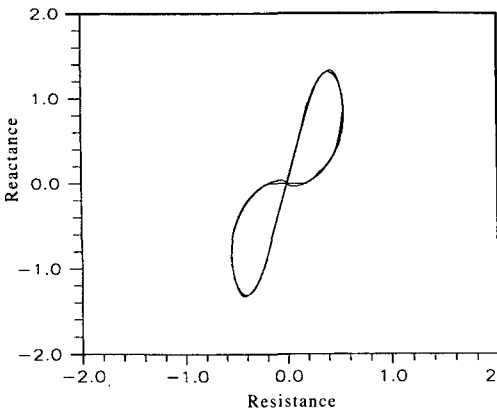


Fig. 8 Comparison of experimental and predicted signals from a defect with the depth of 58% of the tube thickness at the outside surface of the tube

3. 와전류 형상인식을 이용한 와전류 결함 특성 평가

3.1 와전류 결함 신호 생성

와전류 형상인식을 위해서는 형상인식 알고리즘 개발의 기반이 되는 충분한 양의 와전류 결함신호 표본들이 필요하다. 본 연구에서는 앞에서 언급한 축대칭 유한요소해석 프로그램으로부터 이론적 표본들을 수집하였다. 축대칭 유한요소해석 계산을 위해 설정한 관과 결함에 대한 조건은 Table 1에 나타내었다. Table 1에 나타낸 것처럼, 결함의 종류를 형

Table 1 The number of simulated eddy current flow signals and their conditions in simulation

Flaw Type	The number of levels			The number of signals
	W	d	f	
I-Out	5	10	2	100
I-In	5	10	2	100
V-Out	2	*2	2	8
V-In	2	2	2	8
Total	-	-	-	216

* f = frequency (100 kHz, 400 kHz) * d = flaw depth (0.1, 0.2, 0.3, ..., 1.0 mm (for I type), 0.5, 1.0 mm (for V type)) * w=flaw width(0.2, 0.4, .., 1.0 mm (for I type), 0.6, 1.0 mm(for V type))

상에 따라 2가지(I자형/V자형), 위치에 따라 2가지(관내벽/관외벽) 총 4가지로 구분하고, 각 범주에 속한 결함의 크기(폭과 깊이)를 다양하게 변화시킨 후, 각 결함에 대해 와전류탐상 주파수를 2가지(100 kHz/400kHz)로 변화시켜 가면서 I형 결함에 대해서는 총 200개, V형 결함에 대해서는 총 16개의 결함 신호를 생성하였다. 유한요소해석 프로그램을 통해 생성한 신호는 Fig. 5a에 나타낸 것과 마찬가지로 임피던스 평면상의 궤적으로 표현하였다.

3.2 와전류 결함 신호 특징 추출

본 연구에서는 임피던스 평면상에 그려진 와전류 결함신호 궤적으로부터 Table 2에 나타낸 24개의

Table 2 Features extracted from simulated eddy current flow signals

Feature
1. length_max_reactance1 (/10.0)
. length_max_reactance2 (/10.0)
2. angle_max_reactance1
. angle_max_reactance2
3. length_max_resistance1 (/10.0)
. length_max_resistance2 (/10.0)
4. angle_max_resistance1
. angle_max_resistance2
5. max_impedance1 (/10.0)
. max_impedance2 (/10.0)
6. angle_max_impedance1
. angle_max_impedance2
7. starting_theta
8. ending_theta
9. sum_theta (/10.0)
10. mean_sum_theta
11. angle_mid_starting
12. angle_mid_ending
13. perimeter1 (/10.0)
. perimeter2 (/10.0)
14. ratio_y1/x1
. ratio_y2/x2
15. width_resistance1(/10.0)
. width_resistance2(/10.0)

화상특징들을 추출하였는데, 각 특징에 대한 정의를 Fig. 9에 나타내었다.

이때 Table 2의 총 24개 특징 중 본 연구에서 사용한 와전류 결함신호 자체가 유한요소해석 프로그램에 의해 생성된 것이므로 완전히 대칭인 점을 감안하여 여기에서는 15개의 특징만을 추출하였다. 그러나 실험에 의해 획득한 신호에 대한 특징을 추출할 때는 Table 2에 나타난 24개의 특징을 모두 사용하는 것이 바람직할 것이다.

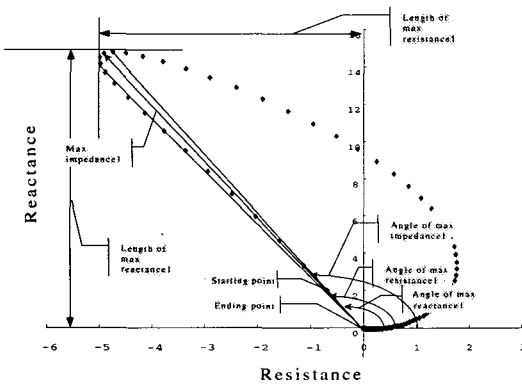


Fig. 9 Definition of features extracted from an eddy current flow signal in the impedance plane

3.3 결함 분류를 위한 특징 선택

특징추출 단계에서 도출된 특징이 모두 결함분류에 유용한 것은 아니므로, 그 중에서 결함분류성이 우수한 특징인 “민감한 특징”만을 선택하는 과정을 특징선택이라 한다. 따라서 본 연구에서는 결함분류에 민감한 특징을 선택하기 위한 여러 가지 기법 중에서 각 특징의 “분류성능”¹⁵⁾을 사용하였다. 각 특징별 분류성능의 비교를 위해 각 특징의 결함 종류별(관 내벽 I형, 관 외벽 I형, 관 내벽 V형, 관 외벽 V형) 확률밀도함수를 Parzen window 방법¹⁶⁾으로 추정하여 이를 Fig. 10과 같은 형태로 구하였다. 그리고, 이로부터 각 특징에 대해 그 특징 하나만을 이용하여 분류를 수행했을 때 얻게되는 분류성능(이는 “1-오분류확률”에 해당하는 값으로서 Fig. 10에 색칠된 영역의 비율)을 결정하고, 그 값이 큰, 즉, 단일특징분류성능(single feature classification performance)이 높은 특징 11개(Table 3의 음영처리된 특징들)를 선택하였다.

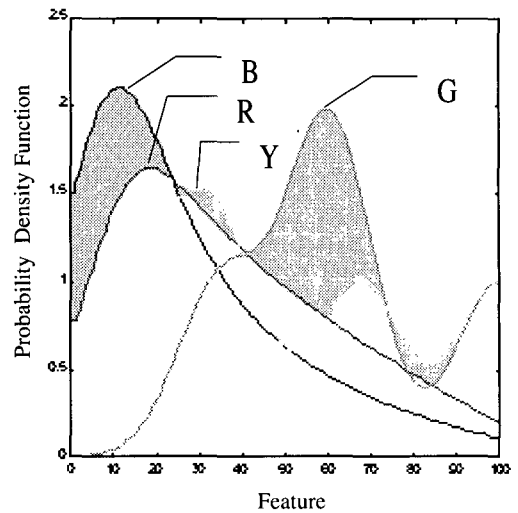


Fig. 10 Class-conditional probability density functions of the feature number 5 in Table 3 extracted from 100kHz eddy current flow signals
Classes: I-In-I type defect at the inside surface of tube(B), I-Out-I type defect at the outside surface of tube(R), V-In-V type defect at the inside surface of tube(G), V-Out-V type defect at the outside surface of tube(Y)

Table 3 Selection of features based on their single feature classification performance

Feature number	Features in 100kHz		Features in 400kHz	
	Single feature classification performance	Feature number	Single feature classification performance	Feature number
1	0.0238	1	0.0579	
2	0.1790	2	0.0806	
3	0.0116	3	0.0326	
4	0.0066	4	0.0045	
5	0.0229	5	0.0369	
6	0.0095	6	0.0022	
7	0.0036	7	0.0026	
8	3.46e-8	8	9.20e-8	
9	0.0639	9	0.0373	
10	0.0641	10	0.0373	
11	2.43e-4	11	0.0112	
12	8.93e-4	12	0.0238	
13	0.0220	13	0.0361	
14	0.0072	14	0.0176	
15	0.0019	15	0.0330	

* Feature number in this table denotes the number of features in Table 3

3.4. 결함 크기 산정을 위한 특징 선택

결함의 크기산정을 수행할 역전파신경망의 학습 효율을 높이기 위해서는 결함크기 산정에 유용한 특징만을 선택하여 사용하는 것이 바람직하다. 결함크기 산정에 유용한 특징의 선택을 위해 먼저 결함의 폭과 깊이의 변화에 따른 특징들의 추이를 살펴보았다. Fig. 11~14는 이러한 특징값의 변화에 대한 한 예로서, 100kHz 탐상주파수를 사용하여 관 내벽과 관 외벽에 존재하는 I형 결함에 대해 모의한 와전류결함 신호로부터 추출한 특징값들의 결함 깊이와 결함 폭의 변화에 따른 추이를 나타내었다. 이러한 추이를 400kHz 탐상주파수를 사용하여 생성한 결함 신호에 대해서도 살펴보고 그 결과를 바탕으로 각 주파수별로 이 특징값의 변화가 가장 큰 5개씩의 특징(총 10개의 특징)을 결함 크기산정용 신경회로망의 입력으로 선택하였다. 선택된 특징은 Table 4에 나타내었다.

Table 4 Selected features for flaw sizing

Features in 100kHz	Features in 400kHz
length_max_reactancel	length_max_reactancel
sum_theta	max_impedancel
max_impedancel	sum_theta
ratio_v1/x1	perimeter1
width_resistancel	width_resistancel

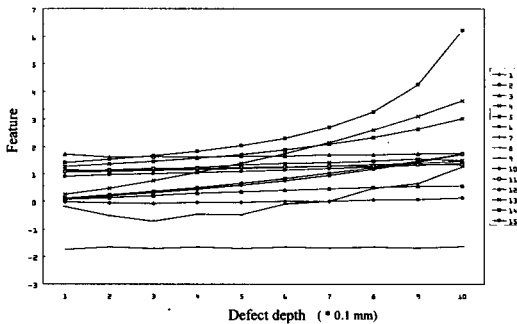


Fig. 11 Variation of features extracted from 100kHz eddy current flow signals with the depth of I-type defect (with a fixed width) at the inside surface of the tube (The legend denotes the number of feature in Table 2)

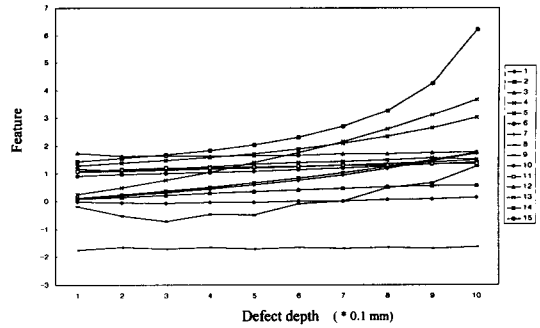


Fig. 12 Variation of features extracted from 100kHz eddy current flow signals, with the depth of I-type defect (with a fixed width) at the outside surface of the tube (The legend denotes the number of feature in Table 2)

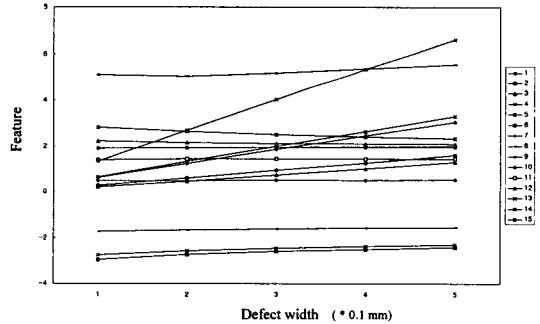


Fig. 13 Variation of features extracted from 100kHz eddy current flow signals, with the depth of I-type defect (with a fixed depth) at the inside surface of the tube (The legend denotes the number of feature in Table 2)

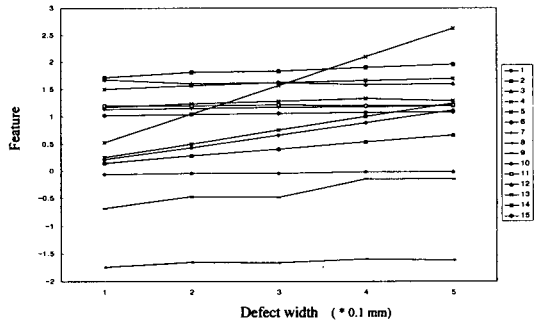


Fig. 14 Variation of features extracted from 100kHz eddy current flow signals, with the depth of I-type defect (with a fixed depth) at the outside surface of the tube (The legend denotes the number of feature in Table 2)

3.5 신경회로망 결함특성평가 시스템의 구성

와전류 결함신호로부터 추출·선택된 11개의 특징값을 이용하여 결함의 위치와 형상을 결정할 수 있는 신경회로망 분류기를 구성하였다. 이 분류기는 하나의 확률신경회로망을 이용하여 종류(여기에서는 위치와 형상에 따라 구분됨)가 알려져 있지 않은 결함을 위치와 형상에 따라 4가지 결함(관 내벽 I형, 관 외벽 I형, 관 내벽 V형, 관 외벽 V형) 중 하나로 결정한다. 본 연구에서 사용한 확률신경회로망의 구

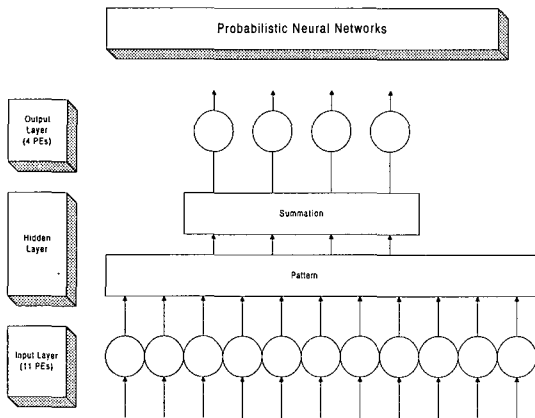


Fig. 15 Architecture of PNN

조는 Fig. 15와 같은데, 최종 선택된 특징의 수와 분류하려는 범주수에 따라 입력층 노드 수는 11개, 출력층 노드 수는 4개로 구성하였다.

확률신경회로망을 통해 종류가 결정된 결함에 대한 그 크기를 산정해야 한다. 본 연구에서는 이를 위해 역전파신경회로망을 사용하였다. V형 결함신호의 수는 16개로서 그 수효가 너무 적어 역전파신경망을 훈련시키는데 무리가 있다고 판단되어 V형 결함에 대한 크기산정은 제외하고, I형 결함에 대해서만 결함 크기산정을 실시하였다. 따라서 본 연구에서 결함특성 평가를 위해 구성한 신경회로망 시스템은 Fig 16에 나타낸 바와 같이 PNN이 결함의 종류를 판별하면, 연이어 2개의 BPNN이 각각 관 내벽과 관 외벽에 존재하는 I형 결함의 크기와 깊이를 예측하는 시스템이다. Fig. 16에 나타낸 결함특성평가 시스템에서 사용한 역전파신경망의 구조를 Fig. 17에 나타내었는데, 이 신경망은 2개의 은닉층을 가지고 있으며, 제 1 은닉층에는 12개의 처리요소를, 제 2 은닉층에는 4개의 처리요소를 가지고 있다. 입력층은 역전파신경망을 위해 선택한 특징수와 같은 10개의 처리요소를 갖는다. 그리고 출력층은 폭과 깊이에 대한 예측을 위해 2개의 처리요소를 갖는다. 처리요소의 전달함수로는 hyperbolic tangent function을 사용하였고, 학습법칙은 일반화된 델타법칙을 사

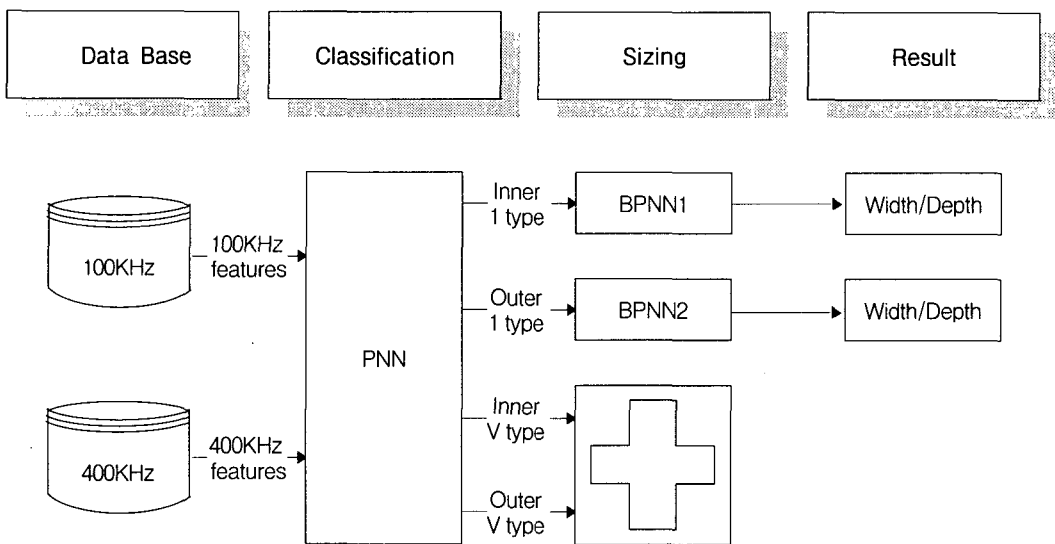


Fig. 16 The hybrid neural network system for eddy current flaw characterization in tubes

용하였다. Fig. 16에 나타낸 바대로, 본 연구에서는 동일한 구조를 갖는 2개의 역전파신경망을 구성한 후, 서로 다른 2개의 훈련표본 세트(관 내벽 I형 결함, 관 외벽 I형 결함)를 이용하여 각각 훈련을 시킨 후 이를 평행하게 배치하였다. 역전파신경망의 경우는 Neuralware사의 Neuralworks II plus v.512 package를 사용하였으며, 확률신경회로망은 Bolland turbo C를 사용해 자체적으로 코딩하였다.

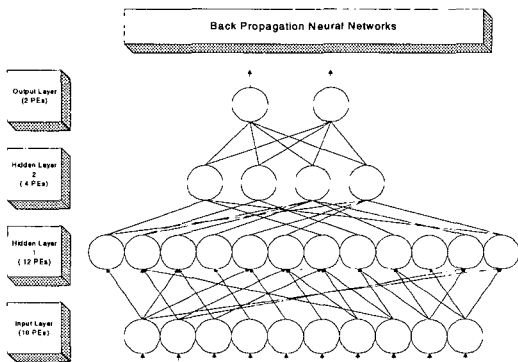


Fig. 17 Architecture of BPNN

3.6. 신경회로망 결함특성평가 시스템의 성능

앞절에서 언급한 신경회로망 시스템의 성능평가를 위해, 먼저 신경회로망 시스템을 학습표본으로 학습시킨 후 학습표본과는 다른 시험표본을 이용하여 그 성능을 검증하였다. 본 연구에서는 모두 216개(100kHz신호 108개, 400kHz신호 108개)의 결함신호를 사용하였는데, 결함분석을 위해 사용한 특징세트가 100kHz 특징과 400kHz 특징을 함께 사용하기 때문에, 실제로는 108개의 결함특징 표본이 된다. 학습샘플로 사용한 54개를 제외한 54개의 시험표본에 대하여 종류판별을 실시하였다. 확률신경회로망의 평활화인자(smoothing parameter: σ)값을 0.05로 설정한 경우, Table 5에 나타낸 바와 같이 54개의 시험 표본 중 42개에 대하여 정확한 분류를 수행하여 78%의 분류정확도를 보였다.

결함 크기산정의 경우는 V형 결함에서 채취한 8개의 특징세트를 제외한 100개의 특징세트(관 내벽 결함에 대해 50세트, 관 외벽 결함에 대해 50세트)가 존재하는데, 이 중 50개의 샘플로 학습을 시킨

Table 5 Result of classification by PNN

Actual defect type	Classified defect type by PNN				Total
	Inner I type	Outer I type	Inner V type	Outer V type	
Inner I type	21	0	4	0	25
Outer I type	0	21	0	4	25
Inner V type	2	0	0	0	2
Outer V type	0	2	0	0	2
Total	23	23	4	4	54

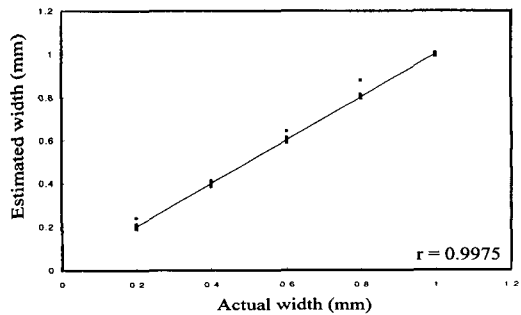


Fig. 18 Comparison of estimated widths by BPNN to actual ones for I-type defects at the inside surface of the tube

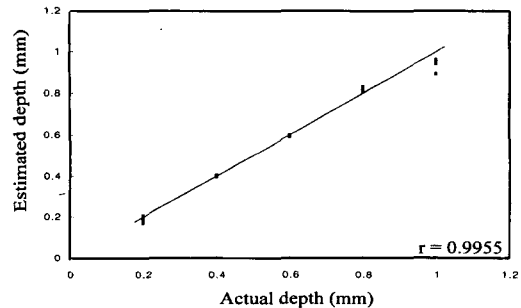


Fig. 19 Comparison of estimated depths by BPNN to actual ones for I-type defects at the inside surface of the tube

뒤 이를 제외한 50세트의 시험표본으로 크기산정을 수행하였다. 그리고 그 결과를 상관계수를 사용하여 평가하였는데, 이는 각각의 시험표본별 오차를 계산하는 것보다는 주어진 문제에 대한 신경회로망의 일반적인 거동이 더 중요하다고 판단하였기 때문이다. 아래 Fig. 18~21은 내벽결함/외벽결함, 폭/깊이 대한 실제값과 예측값을 비교하였으며, 그 상관계수값들을 함께 나타내었다.

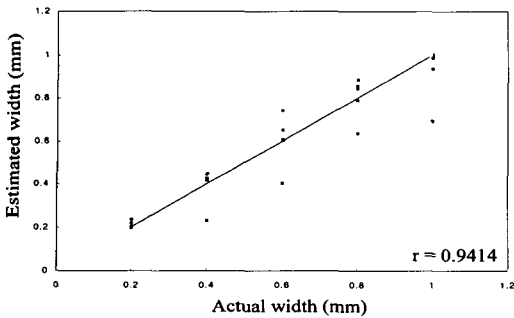


Fig. 20 Comparison of estimated widths by BPNN to actual ones for I-type defects at the outside surface of the tube

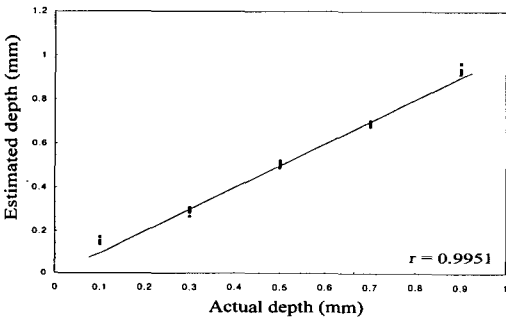


Fig. 21 Comparison of estimated depths by BPNN to actual ones for I-type defects at the outside surface of the tube

4. 결론

- 1) FEM Model을 통해 예측한 와전류 결함신호는 실제 실험결과와 매우 잘 일치하였다. 이는 본 연구에서 개발한 와전류 결함신호 생성 프로그램이 준비절차가 번거롭고 재현성이 부족할 수도 있는 실험에 의존하지 않고서도 위치, 형상, 크기가 다양한 여러 가지 결함에 대한 와전류 탐상신호를 매우 정확하고 경제적으로 생성시킬 수 있는 효율적인 도구를 확인해 주고 있다.
- 2) 결함 특성분석 결과 중 확률신경회로망을 이용한 결함분류에 있어서는 약 78%의 분류성능을 보여주고 있는데 이는 확률신경회로망에 의한 본 분류기가 실제적인 결함분류능력을 갖고 있으며 그 성능면에서도 뛰어난 분류기임을 알 수 있다.
- 3) 결함크기산정을 위해 이용한 역전파신경회로망은 내부결함의 경우, 폭에 대한 상관계수 0.9975, 깊

이에 대해서는 0.9955, 그리고 외부결함의 경우, 폭에 대해 0.9414, 깊이에 대해 0.9951으로써 매우 높은 예측정확성을 나타내고 있다. 이로써 본 크기산정기 역시 실제적인 결함크기 산정기로서 그 역할을 할 수 있을 것으로 기대된다.

5. 후기

본 연구(과제관리번호: 96-중-02)는 한국전력공사의 지원에 의하여 기초전력공학공동연구소의 주관으로 수행되었음.

6. 참고 문헌

- 1) 신영길, 송성진, 이항범, "와전류탐상 신호 예측을 위한 3차원 수치해석 프로그램 확립" 기초전력공학 공동 연구소 중간 보고서, (1997)
- 2) M. Gramz and T. Stepinski, "Eddy current imaging, array sensors and flaw reconstruction," Research in Nondestructive Evaluation, Vol. 5, pp. 157-174, (1994)
- 3) 강기원, "증기 발생기 전열관의 균열성 결함에 대한 와전류 신호 평가," 비파괴검사학회지, 제 13권 제 1호, pp. 40-45, (1993)
- 4) 구대서, 박윤규, 김은기, "와전류 시험에 의한 조사 핵 연료봉의 결함 검사," 비파괴검사학회지, 제 16권 제 1호, pp. 29-33, (1996)
- 5) A. N. Mucciardi, "Elements of learning control systems with applications to industrial processes," Proceedings of the IEEE conference on Decision and Control, New Orleans, LA, (1972)
- 6) S. S. Udpa and W. Lord, "A fourier descriptor classification scheme for differential probe signals," Materials Evaluation, Vol. 49, No. 9, pp. 1136-1141, (1984)
- 7) L. Udpa and S. S. Udpa, "Eddy current defect characterization using neural Networks," Materials Evaluation, Vol. 48, pp. 342-347, 353, (1990)
- 8) Soon-Ju Kang, "Fuzzy syntactic pattern recognition approach for extracting and classifying flaw pattern from an eddy-

- current signal waveform”, *Journal of Electrical Engineering and Information Science*, Vol. 2, No. 4, pp. 59-65, (1997)
- 9) D. F. Specht, “Probabilistic neural networks for classification, mapping, or associative memory,” *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 1, pp. 525-532, (1998)
 - 10) D. F. Specht, “Enhancements to probabilistic neural networks,” *Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, Vol. 1, pp. 761-768, (1992)
 - 11) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, “Learning internal representations by error propagation,” in *Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructure of Cognition*, ed. D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, M.I.T. Press, Cambridge, MA, pp. 318-363, (1986)
 - 12) 이항범, 신영길, 임성기, 정현교, 한송엽, “원통형 결함에 대한 와전류 탐상의 수치해석,” '97 대한전기학회 하계학술대회 논문집 EMO25, pp. 83-85, (1997)
 - 13) P. P. Silvester and R. L. Ferrari, *Finite Elements for Electrical Engineers*, University Press, Cambridge, (1996)
 - 14) D. S. Burnett, *Finite Element Analysis*, Addison-Wesley, Reading, Mass., (1988)
 - 15) 송성진, “용접결함 분류를 위한 초음파 형상 인식 기법,” *비파괴검사학회지*, 제 15권 제 2호, pp. 395-406, (1995)
 - 16) R. O. Duda and P. E. Hart, *Pattern Classification and Scene Analysis*, John Wiley & Sons, New York, (1973)

Eddy Current Flaw Characterization Using Neural Networks

S. J. Song*, H. J. Park** and Y. K. Shin***

* School of Mechanical Eng., Sungkyunkwan Univ., Suwon 440-746

** R&D Center, Korean Inspection & Engineering Co., Seoul 137-060

*** Dept. of Electrical Eng., Kunsan National Univ., Kunsan 573-701

Abstract Determination of location, shape and size of a flaw from its eddy current testing signal is one of the fundamental issues in eddy current nondestructive evaluation of steam generator tubes. Here, we propose an approach to this problem; an inversion of eddy current flaw signal using neural networks trained by finite element model-based synthetic signatures. Total 216 eddy current signals from four different types of axisymmetric flaws in tubes are generated by finite element models of which the accuracy is experimentally validated. From each simulated signature, total 24 eddy current features are extracted and among them 13 features are finally selected for flaw characterization. Based on these features, probabilistic neural networks discriminate flaws into four different types according to the location and the shape, and successively back propagation neural networks determine the size parameters of the discriminated flaw.

Keywords: eddy current testing, finite element model, neural networks