

결함 형태 분류 과정이 필요없는 SG 세관 결함 크기 추정 시스템의 성능 평가

Performance Evaluation of SG Tube Defect Size Estimation System in the Absence of Defect Type Classification

조남훈

Nam-Hoon Jo

초 록 본 논문에서는 원전SG세관 결함 크기 추정을 위한 새로운 구조의 추정시스템에 대한 연구를 수행한다. 기존의 연구에서는 결함 크기를 추정하기 위하여 각각의 결함 형태별로 결함크기추정시스템을 설계하였다. 이와 같은 경우, 추정시스템의 구조가 복잡해지고 결함 크기 추정 이전에 수행하는 결함형태분류기의 정확성이 떨어질 경우 결함 크기 추정 성능도 결과적으로 악화될 수밖에 없다. 이에 본 논문에서는 결함 형태 분류 과정을 필요로 하지 않는 결함크기추정시스템의 성능을 분석하고 이를 향상시키기 위한 방안을 연구하였다. 기존의 추정시스템은 각각의 결함 형태별로 특화된 추정기를 사용하기 때문에 추정 성능이 훨씬 뛰어난 것으로 예상되었지만, 실험 결과 두 추정시스템의 성능 차이는 그리 크지 않다는 것을 알 수 있었다. 따라서 결함형태분류기의 정확성이 완벽하지 않을 경우, 본 논문에서 제안한 구조의 추정기가 효과적으로 사용될 수 있을 것으로 기대된다.

주요용어: 와전류탐상시험, 원전SG세관, 신경회로망, 특징추출

Abstract In this paper, we study a new estimation system for the prediction of steam generator tube defects. In the previous research works, defect size estimators were independently designed for each defect types in order to estimate the defect size. As a result, the structure of estimation system is rather complex and the estimation performance gets worse if the classification performance is degraded for some reason. This paper studies a new estimation system that does not require the classification of defect types. Although the previous works are expected to achieve much better estimation performance than the proposed system since it uses the estimator specialized in each defect, the performance difference is not so large. Therefore, it is expected that the proposed estimator can be effectively used for the case where the defect type classification is imperfect.

Keywords: Eddy Current Testing(ECT), Steam Generator(SG) Tube, Neural Network, Feature Extraction

1. 서 론

원자력발전소 증기발생기 세관검사에 사용되는 대표적인 비파괴검사방법으로 와전류탐상시험(eddy current testing: ECT)방법이 있다. 와전류탐상시험(ECT)은 도체에 와전류를 유도하여 이상 존재시

분포가 변하는 것을 코일의 임피던스를 측정하여 관찰함으로써 검사체의 이상 유무를 판단하는 비파괴검사방법이다. ECT 신호를 정확히 해석하기 위해서는, 결함의 종류 및 정도, 주변 상황에 따라 어떤 형태 및 크기의 신호가 발생되는지에 대한 사전 경험이나 지식이 축적되어 있어야 한다. 와전

류탐상시험의 정확도를 향상시키기 위하여 전세계적으로 크게 두가지 방향의 연구가 수행되고 있다. 첫번째는 비파괴탐상장비가 출력으로 제공하는 검사 신호를 이론적으로 예측하는 기술, 즉 비파괴탐상시험 모델링기법의 개발이고[1-5], 두 번째는 비파괴탐상장비의 출력신호를 분석하여 결함의 크기, 종류, 크기 등을 자동적으로 결정하는 지능형 신호 해석기술의 개발이다[6-9]. 특히, 지능형 신호해석기술 개발을 위해서는, 탐상신호로부터 결함의 종류, 크기 등을 정확하게 구별할 수 있는 특징(feature) 추출도 매우 중요한 연구 분야중의 하나이다 [10-12].

최근에 참고문헌 [8]에서 2차원 축대칭 결함에 대해서 수치해석기법을 이용하여 생성한 ECT 신호에 대한 결함평가를 수행하였다. 이 연구에서는 4가지 결함형태, 즉 I형 관내벽결함(I-In type), I형 관외벽 결함(I-Out type), V형 관내벽결함(V-In type), V형 관외벽결함(V-Out type)을 고려하였는데, Fig. 1은 4가지 결함 형태를 나타낸다. 참고문헌 [10]에서는 새로운 세가지의 특징을 제안하여 [8]에서 제시한 결함패턴분류기의 분류 성능을 향상시켰다. 또한, 참고문헌 [12]에서는 [10]의 특징추출을 보다 개선한 7가지 특징을 제안하여 결함패턴분류기의 MSE(mean square error)와 최대오차 등을 더욱 감소시켰다.

본 논문에서는 Fig. 1과 같은 축대칭 결함 신호의 깊이와 폭을 추정하는 간단한 구조의 결함크기 추정시스템을 설계하고자 한다. 기존의 연구 결과인 [8,11]에서는 결함 크기를 추정하기 위하여 각각의 결함 형태별로 결함크기추정시스템을 설계하였다. 이와 같이 각각의 결함 형태별로 결함크기추정기를 설계하게 되면, 결함 크기 추정 정확도는 향상될 수 있지만 전체 결함크기추정시스템의 구조가 복잡해지게 된다. 또한, 결함 크기 추정 이전에 수행하는 결함형태분류기의 정확성이 떨어지면 결국 결함 크기 추정 성능도 악화될 수밖에 없다. 이에 본 논문에서는 결함 분류 과정을 필요로 하지 않는 결함크기추정시스템을 설계하고자 한다.

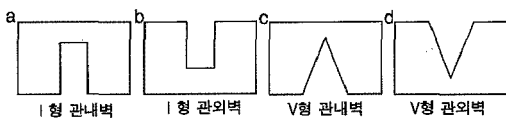


Fig. 1 Four axisymmetric defect types

제안하는 추정시스템은 각각의 결함형태분류기가 필요없어서 훨씬 간단한 구조의 결함크기예측시스템을 구성할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 결함 분류기가 필요없는 간단한 구조의 결함크기추정시스템 구조를 기술한다. 3장에서는 본 논문에서 결함 크기를 추정하기 위하여 주로 사용하는 특징추출 방식을 소개하며, 4장에서는 본 논문에서 결함 크기추정기로 사용되는 다층퍼셉트론 신경회로망에 대해서 기술한다. 5장에서는 제시한 추정시스템과 기존의 추정시스템과의 결함 크기 추정 성능을 컴퓨터 모의실험을 통하여 비교하였다. 6장에서는 [12]에서 사용한 특징추출을 사용할 경우, 제안된 추정시스템의 추정 성능을 보다 향상시킬 수 있음을 보였으며, 마지막으로 7장에서는 본 논문의 결론을 제시한다.

2. 결함분류기가 필요없는 간단한 구조의 결함 크기 추정 시스템

참고문헌 [8,11]에서는 결함크기를 예측하기 위하여 Fig. 2와 같이 각각의 결함형태별로 결함크기예측시스템을 설계하였다.

따라서 이러한 방법을 적용하기 위해서는 먼저 크기를 예측하고자 하는 결함의 결함패턴을 분류하여야 한다. 하지만, [8]에서 보고된 바와 같이 결함패턴을 정확히 분류하기는 쉽지 않으며, 이러한 경우 [8,11]에서 제시한 결함크기예측시스템을 적용하기에는 많은 제약이 따른다. 또한, [8,11]의 결함크기추정시스템은 반드시 결함패턴 분류과정을 수행해야 하는데, 이 과정을 생략할 수 있다면 보다 간단한 구조의 결함크기추정시스템을 설계할 수 있다. 이에 본 논문에서는 Fig. 3과 같이 결함분류과정을 필요로 하지 않는 결함크기추정시스템을 설계하고자 한다.

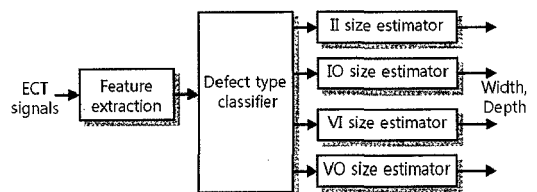


Fig. 2 Defect size estimator used in the previous research works[8,11]

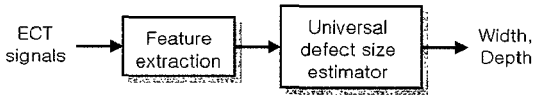


Fig. 3 Universal defect size estimator in the absence of defect type classifier

Fig. 2의 기존 방식과 비교할 때, Fig. 3의 방식은 “결합형태분류기(defect type classifier)”가 필요 없어서 훨씬 간단한 구조의 결합크기예측시스템을 구성할 수 있음을 알 수 있다. 본 논문에서 사용하는 Fig. 3의 특징추출(feature extraction)방식은 3장에서 자세히 소개한다. 또한, Fig. 3의 공용크기추정기(universal defect size estimator)로는 다층퍼셉트론 신경회로망이 사용되는데, 이에 대해서는 4장에서 자세히 기술한다. 한편, 기존의 Fig. 2와 같은 시스템은 각 결합별로 크기추정시스템을 설계하는 반면, Fig. 3과 같은 시스템은 모든 결합 크기를 하나의 추정시스템으로 예측하기 때문에 추정 정확도가 보다 낮아질 것으로 예상된다. 이에 5장에서는 두 시스템의 추정 성능을 계산하고, 그 차이를 분석한다. 또한, 참고문헌 [12]에서 사용한 특징벡터를 Fig. 3과 같은 추정시스템의 입력벡터로 사용할 경우, 크기 추정 정확도를 보다 향상시킬 수 있는 것을 6장에서 보일 것이다.

3. 결합 크기 추정을 위한 특징추출

제안된 구조의 추정시스템의 성능을 평가하기 위해서는 충분한 량의 ECT 신호 표본이 필요하다. 이를 위해서 참고문헌 [8,10]과 같이 우선, 결합의 종류를 형상에 따라 2가지(I/V-type), 위치에 따라 2가지 (In/Out) 총 4가지로 구분하였다. 그 후, 각 범주에 속한 결합의 크기(폭과 깊이)를 다양하게 변화시킨 후, 각 결합에 대해 와전류탐상의 주파수를 100 kHz 와 400 kHz로 변화시켜 가면서 I형 결합에 대해서 200개, V형 결합에 대해서 200개의 결합신호를 생성하였다. 여기서, 결합의 깊이는 1, 2, ~, 10 mm의 값을 사용하였고, 결합의 폭은 2, 4, 6, 8, 10 mm의 값을 사용하였다.

결합 크기를 추정하기 위해서는 결합 크기와 상관관계가 높은 여러 가지 특징을 추출하는 것이 매우 중요하다. 기존의 연구결과 [8]에서는 ECT 결합 신호의 특징 11가지 (최대저항값, 최대저항값을 갖

는 점의 위상, 최대리액턴스값, 최대리액턴스값을 갖는 점의 위상, 최대임피던스값, 최대임피던스값을 갖는 점의 위상, 결합신호 시작점의 출발각, 결합신호 끝점의 도착각 등등)를 추출하였다. 이러한 분류기를 사용할 경우 I-Out, V-Out, V-In 결합에 대해서는 대부분 정확하게 분류할 수 있었지만, I-In 결합에 대해서는 25개의 샘플 신호중 8개를 V-In 결합으로 분류하였다. 즉, I-In 결합에 대해서는 분류 실패율이 $8/25 \times 100 = 32\%$ 로 상대적으로 높은 문제점이 있었다. 참고문헌 [10]에서는 이러한 분류 정확도를 개선하기 위하여 Fig. 4와 같은 3가지 특징 F1, F2, F3를 제안하였다. 여기서, F1은 최대임피던스값, F2는 최대임피던스값을 갖는 점의 위상, F3는 최대임피던스값을 갖는 점과 최대임피던스값의 1/2의 값을 갖는 점 사이의 위상각을 나타낸다.

위와 같은 세가지 특징을 사용하여 결합패턴을 분류할 경우 [10]에서 고려한 모든 결합에 대해서 완벽한 분류를 할 수 있음을 보였다. 또한, 참고문헌 [11]에서는 Fig. 4의 특징추출을 이용하여 결합 크기를 추정하는 연구를 수행하였다. 이 연구에서는 Fig. 2와 같이 각각의 결합 형태별로 결합 깊이와 폭을 추정하였으며, 입력벡터로는 100 kHz와 400 kHz ECT 신호를 동시에 사용하였다. 결과적으로, Fig. 2의 추정시스템의 입력으로는 100 kHz ECT신호로부터 추출한 F1, F2, F3와 400 kHz ECT신호로부터 추출한 F1, F2, F3, 총 6가지 특징을 이용하였다. 본 논문에서도 이와 같은 6가지 특징을 이용하여 제안된 구조의 추정시스템의 성능을 평가하고자 한다.

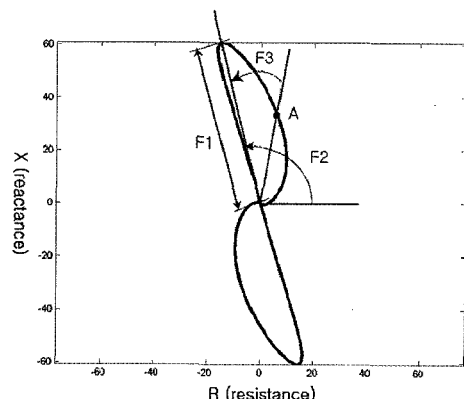


Fig. 4 Feature extraction for the ECT signals in the impedance plane[10]

4. 신경회로망

본 연구에서는 크기 추정을 위해서 다층퍼셉트론(multi layer perceptron) 신경회로망을 사용한다. 다층퍼셉트론 신경회로망(이하, 신경회로망이라고 표시)은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 은닉층(hidden layer)이 존재하는 신경회로망으로서 임의의 함수를 근사할 수 있는 성질이 알려져 있기 때문에, 함수 근사화, 예측이론 등에 자주 사용된다 [13]. 본 논문에서 사용하는 모든 신경회로망은 하나의 은닉층(hidden layer)을 갖도록 하며, 은닉층의 뉴런의 개수는 32개로 설정하였다. 또한, 은닉층의 뉴런의 활성화함수(activation function)는 log sigmoid 함수를 사용하였다. 신경회로망 학습에는 conjugate gradient 알고리즘을 사용하는데, 여기서 사용하는 여러 가지 파라미터값은 참고문헌 [11]과 동일한 값으로 선정하였다. 또한, 신경회로망 학습시 MSE(mean square error)가 목표오차보다 작아지면 최적해로 수렴한 것으로 간주하여 신경회로망 학습을 중지한다. 여기서,

$$MSE = \frac{1}{N} \times \sum_{k=1}^N [t(k) - a(k)]^T [t(k) - a(k)]$$

인데, N 은 학습데이터의 전체 개수이고, $a(k)$ 는 k 번째 학습데이터에 대한 신경회로망의 출력값, $t(k)$ 는 k 번째 학습데이터에 대한 목표값을 나타낸다.

5. 제안된 결합크기추정시스템 성능 분석

본 논문에서 제안하는 결합크기추정기의 성능을 평가하기 위하여 컴퓨터 모의실험을 수행하였다. 제안된 구조의 추정기 성능을 분석하기 위해서는 전체 실험데이터를 학습데이터와 평가데이터로 나누어야 한다. 이를 위해서, 전체 200개의 실험데이터 중에서 깊이(depth)가 1, 3, 5, 7, 9 mm 인 데이터 100개를 학습데이터로, 깊이가(depth)가 2, 4, 6, 8, 10 mm인 데이터 100개를 평가데이터로 선정하였다. 또한, 결합크기 추정 성능은 평가데이터에 대한 MSE(mean square error), 최대오차(Max. error), MAPE(mean absolute percent error)를 사용하여 측정하였는데, MAPE는

$$MAPE = 100 \times \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N \left| \frac{x_i - \hat{x}_i}{x_i} \right|$$

이다. 여기서, x_i 는 실제 결합크기이고 \hat{x}_i 는 결합크기 추정치이며, N 은 실험데이터 개수이다.

한편, 신경회로망 학습시 weight와 bias 초기조건은 -0.5와 0.5 사이의 값을 무작위로 발생시켜서 정하였다. 신경회로망은 초기값의 선정에 따라 결합크기 예측정확도가 달라지기 때문에 본 연구에서는 컴퓨터 모의실험을 10회 수행하여 그 평균값으로 성능을 평가하였다.

5.1. 결합 깊이 추정

먼저, 결합 깊이를 추정하기 위하여 각각의 결합 형태별로 결합깊이추정시스템을 이용하는 기존 시스템(Fig. 2)의 추정 성능을 계산하여 보았다. 컴퓨터 모의실험을 10회 수행하여 얻은 MSE, 최대오차, MAPE를 각각 평균한 값을 Table 1에 정리하였다.

결합형태별 깊이추정기가 독립적으로 설계되기 때문에 추정 성능도 결합형태별로 각각 다른 성능을 나타내는 것을 알 수 있으며, II결합의 추정성능이 가장 좋은 반면에 VO결합의 추정성능이 가장 좋지 않음을 알 수 있다.

한편, 결합형태 분류과정을 필요로 하지 않는 추정시스템(Fig. 3)의 추정성능을 계산한 후, 그 결과를 Table 2에 정리하였다.

Table 1과 Table 2를 비교해 보면, 다음과 같은 중요한 사실을 발견할 수 있다.

- 1) 결합형태 분류과정을 필요로 하는 기존의 결합 깊이추정시스템의 예측 정확도가 제안된 추정시

Table 1 Depth prediction result using the previous estimation system

결합 형태	MSE	Max Error	MAPE
II	0.0019	0.12	0.75
IO	0.0109	0.283	2.43
VI	0.0034	0.189	0.81
VO	0.0795	1.023	4.44
모든 결합	0.0239	1.023	2.11

Table 2 Depth prediction result using the proposed universal estimation system

결합 형태	MSE	Max Error	MAPE
모든 결합	0.0615	1.441	4.08

시스템보다 대체로 우수함을 알 수 있다. 하지만, 이는 두 시스템의 구조적 특징을 비교해 볼 때 매우 자연스러운 것이다. 즉, 기존의 추정시스템은 각각의 결함형태별로 특화된 깊이추정기를 설계하는 반면에, 제안된 구조의 추정시스템은 모든 결함형태에 대해서 공통의 깊이추정기를 설계한다. 따라서, 모든 결함형태에 대한 깊이추정에 공용추정기(universal estimator) 하나만을 사용하기 때문에 추정 정확도는 다소 낮을 수밖에 없다.

- 2) 그럼에도 불구하고, 모든 결함에 대한 추정성능을 MAPE로 비교해보면 그 차이가 $4.08 - 2.11 = 1.97\%$ 밖에 되지 않는 것을 알 수 있었다. 이는, 제안된 깊이추정기의 구조가 기존의 깊이추정기보다 훨씬 간단하다는 것을 고려할 때, 깊이추정성능이 상당한 수준임을 의미한다.

5.2. 결함폭 추정

5.1절과 마찬가지로, 컴퓨터 모의실험을 10회 수행하여 얻은 MSE, 최대오차, MAPE를 각각 평균한 값을 Table 3과 Table 4에 정리하였다. 각각의 결함형태별로 결함폭추정시스템을 이용하는 기존 추정기의 경우 VO결함의 추정 성능이 가장 좋지 않음을 Table 3으로부터 알 수 있다. 한편 Table 3과 Table 4를 비교해 볼 때, 제안된 구조의 추정기와 기존 구조의 추정기 사이의 차이점은 5.1절과 거의 유사하다는 것을 알 수 있다.

Table 3 Width prediction result using the previous estimation system

결함 형태	MSE	Max Error	MAPE
II	0.0377	0.75	1.44
IO	0.0948	0.954	4.78
VI	0.1866	1.346	3.90
VO	0.593	2.131	13.83
모든 결함	0.228	2.131	5.99

Table 4 Width prediction result using the proposed universal estimation system

결함 형태	MSE	Max Error	MAPE
모든 결함	0.6253	3.50	9.44

모든 결함형태에 대한 결함크기 추정을 하나의 공용추정기만을 사용한다는 점을 고려할 때, 제안된 구조의 결함크기추정기의 예측성능은 실제로 사용하기에도 유용한 경우가 많이 있을 것으로 예상된다. 만약, 예측성능을 Table 2와 Table 4보다 좀 더 높일 수 있는 방안이 있다면, Fig. 3과 같은 제안된 구조의 결함크기추정기의 유용성은 보다 높아질 것이다. 6장에서는 제안된 구조의 결함크기추정기의 예측성능을 보다 향상시키기 위한 방안을 알아본다.

6. 결함크기 추정성능 향상을 위한 방안

본 장에서는 제안된 구조의 결함크기추정기의 예측정확성을 향상시키기 위하여, 5장에서 사용한 특징벡터와는 다른 특징벡터를 사용하고자 한다. 참고문헌 [10]의 특징을 좀 더 보완하여 신경회로망의 결함 분류성능을 더욱 개선시킨 연구가 참고문헌 [12]에서 수행되었다. [12]에서 제안한 특징추출 방식은 Fig. 5와 같이 하나의 ECT 신호에서 7개의 특징을 추출하는 것이다.

Fig. 5에서 정의된 특징 F1과 F2는 상반 평면(upper half plane)에서의 최대임피던스값과 최대임피던스값을 갖는 점의 위상을 나타낸다. 또한, F3, F4, F5, F6, F7는 최대임피던스값을 갖는 점과 최대임피던스값의 50%의 값, 40%의 값, 30%의 값, 20%의 값, 10%의 값을 갖는 점 사이의 위상각을 각각 의미한다. 참고문헌 [12]에서는 Fig. 5의 특징추출을 사용할 경우, 보다 향상된 결함패턴 분류성능을 얻을 수 있음을 보였지만, 결함크기 추정성능

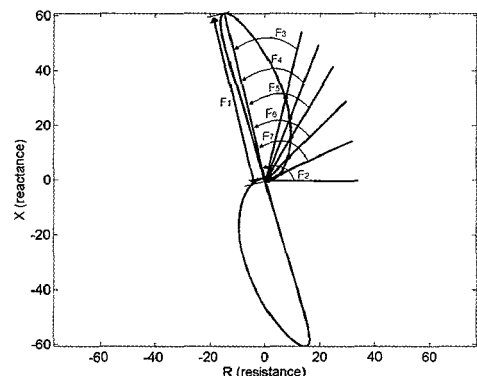


Fig. 5 An improved feature extraction for the classification of defect types[12]

에 대한 연구는 수행되지 않았다. 이에 본 장에서는 Fig. 5의 특징추출을 이용할 경우, 5장에서 추정성능을 보다 향상시킬 수 있는지를 알아보고자 한다. 새로운 특징추출을 이용하여 Fig. 3의 추정기를 적용할 경우, 추정시스템의 입력으로는 100 kHz ECT신호로부터 추출한 F1, F2, F3, F4, F5, F6, F7, 총 7가지 특징을 이용하였다. 이와 같은 7가지 특징을 이용하여 제안된 구조의 추정성능을 계산하여 보았으며, 5장과 마찬가지로 컴퓨터 모의 실험을 10회 수행하였다. 이렇게 얻은 10개의 MSE, 최대오차, MAPE를 평균한 값을 Table 5와 Table 6에 정리하였다.

우선, Table 2와 Table 5를 비교해 보면 Fig. 5와 같은 개선된 특징추출을 이용할 경우, 결합깊이 추정성능은 MSE, Max. error, MAPE가 각각 0.0298, 0.797, 0.79 개선된 것을 알 수 있다. 또한, Table 4와 Table 6을 비교해 보면 개선된 특징추출을 이용할 경우, 결합폭 추정성능은 MSE, Max. error, MAPE가 각각 0.3661, 1.458, 1.86 개선된 것을 알 수 있다. 이러한 사실로부터 Fig. 5와 같은 개선된 특징추출을 이용할 경우, 결합크기 추정성능도 상당부분 개선시킬 있음을 확인할 수 있다.

한편, Table 1과 Table 5, 그리고 Table 3과 Table 6을 비교하면, Fig. 3과 같은 제안된 구조의 결합크기 추정기를 사용하더라도, 개선된 특징추출을 결합하여 사용하게 되면 기존의 추정시스템의 성능(Table 1과 Table 3)에 보다 근접한 추정성능을 얻을 수 있음을 알 수 있다. 또한, 제안된 구조의 결합크기추정기는 결합형태분류기가 필요 없기 때문에 훨씬 구조가 간단하다는 점을 고려할 때, 제안된 구조의 결합크기추정기를 효과적으로 사용할 수 있는 경우가 상당부분 존재할 것으로 예상된다.

Table 5 Depth prediction result using the proposed universal estimation system and feature extraction method of [12]

결합 형태	MSE	Max Error	MAPE
모든 결합	0.0317	0.644	3.29

Table 6 Width prediction result using the proposed universal estimation system and feature extraction method of [12]

결합 형태	MSE	Max Error	MAPE
모든 결합	0.2592	2.042	7.58

7. 결론

본 논문에서는 4가지 측대칭 결합, 즉 I-In결합, I-Out결합, V-In결합, V-Out결합의 와전류탐상시험(ECT) 신호로부터 결합깊이와 폭 추정에 대한 연구를 수행하였다. 기존의 연구에서는 결합크기를 추정하기 위하여 각각의 결합형태별로 결합크기추정시스템을 설계하였다. 이와 같이 각각의 결합형태별로 결합크기추정기를 설계하면, 전체 결합크기추정시스템의 구조가 Fig. 2와 같이 복잡하다는 단점이 있다. 또한, 결합크기 추정 이전에 수행하는 결합형태분류기의 정확성이 떨어지면 결국 결합크기 추정성능도 악화될 수밖에 없다. 이에 본 논문에서는 결합분류과정을 필요로 하지 않는 결합크기추정시스템을 사용할 것을 제안하고, 제안된 추정시스템의 성능을 분석하였다. 또한, 제안된 추정시스템을 [12]에서 제시한 특징추출과 결합하여 사용할 경우 보다 향상된 추정성능을 얻을 수 있음을 보였다. 또한, 제안된 구조의 결합크기추정기는 결합형태분류기가 필요 없기 때문에 훨씬 구조가 간단하다는 점을 고려할 때, 제안된 구조의 결합크기추정기를 효과적으로 사용할 수 있는 경우가 상당부분 존재할 것으로 기대된다.

감사의 글

이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 2009-0089686)

참고문헌

- [1] E. E. Kriezis, T. D. Tsiboukis, S. M. Panas and J. A. Tegopoulos, "Eddy currents: theory and applications," Proceedings of the IEEE, Vol. 80, No. 10, pp. 1559-1589, (1992)
- [2] H. B. Lee and D. H. Kim, "Impedance calculation for a plate with crack in eddy current NDT using 3D indirect BIEM," IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 36, No. 5, pp. 3131-3133, (2000)
- [3] K. Miya, "Recent advancement of electromagnetic nondestructive inspection technology in Japan," IEEE Transactions on

- Magnetics, Vol. 38, No. 2, pp. 321-326, (2002)
- [4] M. Rebican, Z. Chen, N. Yusa, L. Janousek and K. Miya, "Shape reconstruction of multiple cracks from ECT signals by means of a Stochastic method," IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 42, No. 4, pp. 1079-1082, (2006)
- [5] 이향범, 원성연, 신영길, "3차원 관결합에 대한 와전류탐상의 유한요소해석", 비파괴검사학회지, Vol. 20, No. 3, pp. 191-199, (2000)
- [6] H. Fukutomi, T. Takagi, J. Tani, M. Hashimoto, J. Shimone and Y. Harada, "Numerical evaluation of ECT impedance signal due to minute cracks," IEEE Trans. Magnetics, Vol. 33, No. 2, Part 2, pp. 2123-2126, (1997)
- [7] C. Gangzhu, A. Yamaguchi and K. Miya, "A novel signal processing technique for eddy-current testing of steam generator tubes," IEEE Trans. Magnetics, Vol. 34, No. 3, pp. 642-648, (1998)
- [8] S. J. Song and Y. K. Shin, "Eddy current flaw characterization in tubes by neural networks and finite element modeling," NDT&E International, Vol. 33, pp. 233-243, (2000)
- [9] H. Haoyu and T. Takagi, "Inverse analyses for natural and multicracks using signals from a differential transmit-receive ECT probe," IEEE Trans. Magnetics, Vol. 38, No. 2, Part 1, pp. 1009-1012, (2002)
- [10] 조남훈, 이향범, 한기원, 송성진, "신경회로망을 이용한 원전SG 세관 결함패턴 분류성능 향상 기법", 전기학회 논문지, Vol. 56, No. 7, pp. 1224-1230, (2007)
- [11] 한기원, 조남훈, 이향범, "신경회로망을 이용한 원전SG 세관 결함크기 예측", 비파괴검사학회지, Vol. 27, No. 5, pp. 383-392, (2007)
- [12] 조남훈, 이향범, "개선된 특징 추출을 이용한 원전 SG 세관 결함패턴 분류에 관한 연구", 비파괴검사학회지, Vol. 29, No. 1, pp. 27-35, (2009)
- [13] S. Haykin, "Neural Networks," New Jersey: Prentice-Hall, (1999)