

증기발생기 세관 와전류 탐상신호의 모델링기반 해석 및 실험적 검증

Model-Based Interpretation and Experimental Verification of ECT Signals of Steam Generator Tubes

송성진*, 김영환*[†], 김의래**, 임창재**, 이진호***

Sung-Jin Song*, Young H. Kim*[†], Eui-Lae Kim**, Chang-Jae Yim** and Jin Ho Lee***

초 록 증기발생기 세관의 결함을 정량적으로 평가하기 위해서 신경회로망과 전자기 유한요소 모델링을 사용한 모델링기반 와전류 신호해석기법을 개발해왔다. 본 연구에서는 개발된 신호해석 기법을 검증하기 위해서 실제로 얻어진 와전류 신호를 해석하였다. 유한요소 모델링을 이용하여 생성된 모사 와전류 신호로 데이터베이스를 구성하였으며, 이들을 사용하여 PNN 분류기와 BPNN 크기 산정 신경회로망을 학습시켰다. 축대칭 가공 결함에서 실험 와전류 신호를 획득하였으며, 이 신호를 신경회로망에 입력시켜서 신호를 해석하였다. 신호 해석 결과는 매우 우수하여, 모델링을 이용하여 개발한 신호해석기법은 실제 와전류 신호 해석에 활용할 수 있음을 알았다.

주요용어: 증기발생기 세관, 와전류탐상 신호해석, 전자기 유한요소모델링, 신경회로망, 실험적 검증

Abstract Model-based inversion tools for eddy current signals have been developed by combining neural networks and finite element modeling, for quantitative flaw characterization in steam generator tubes. In the present work, interpretation of experimental eddy current signals was carried out in order to validate the developed inversion tools. A database was constructed using the synthetic flaw signals generated by the finite element model. The hybrid neural networks composed of a PNN classifier and BPNN size estimators were trained using the synthetic signals. Experimental eddy current signals were obtained from axisymmetric artificial flaws. Interpretation of flaw signals was conducted by feeding the experimental signals into the neural networks. The interpretation was excellent, which shows that the developed inversion tools would be applicable to the interpretation of real eddy current signals.

Keywords: steam generator tube, eddy current signal interpretation, electromagnetic FE modeling, neural networks, experimental verification

1. 서 론

원자력 발전소의 증기발생기 세관은 1차계통과 2

차계통을 나누고 있는 열교환기로, 물과 증기에 항상 접하고 있는 가동 특성상 결함이 발생할 가능성이 매우 높으며, 따라서 이들의 건전성 확보는 원

(접수일: 2003. 3. 12, 심사완료일: 2003. 8. 18) * 성균관대학교 기계공학부, ** (주)카이텍, ***한국원자력안전기술원,
[†] Corresponding author: School of Mechanical Engineering, Sungkyunkwan University, 440-746, Suwon
 (E-mail: yhkim@skku.edu)

자력 발전소의 안전을 위해서 필수적이다. 결함이 발생하면 증기발생기 세관의 건전성이 저하되기 때문에 이들 결함을 검출하고 평가하는 비파괴평가 기술이 매우 중요하다. 증기발생기 세관의 가동전 및 가동중 검사에는 와전류 탐상시험이 널리 사용된다. 현재까지 와전류 탐상 신호의 해석은 검사자의 지식과 경험에 의존하고 있기 때문에 객관적 신뢰성이 매우 낮다. 그러므로 자동화 및 지능화된 체계적인 와전류 탐상신호 해석기술이 요구된다.

이러한 문제점을 극복하기 위해서 자동화 시스템이나 인공지능 기술을 사용하여 와전류 탐상시험의 성능을 향상시키려는 연구가 수행되어 왔다. 특히, 와전류 신호의 해석에 신경회로망이 효과적이기 때문에 이를 이용하여 와전류 탐상 신호를 자동으로 해석하는 기법에 대한 연구가 수행되고 있다[1,2]. 신호해석 시스템의 성능은 전적으로 이를 구성하는데 사용된 데이터베이스에 의해 좌우된다. 증기발생기를 검사하는 과정에서 실제로 얻은 신호를 이용하여 데이터 베이스를 구축하는 것이 이상적이지만, 이는 시간과 경제적인 어려움과 함께 증기발생기 세관을 파단하여 관찰하기 전에는 결함의 형상을 정확하게 알기가 어렵다는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위해서 선행 연구에서는 전자기 유한요소법(finite element method; FEM)을 이용하여 모사 와전류 신호를 생성하는 수치해석 기법을 개발하고[3], 이 기법을 사용하여 풍부한 와전류 신호를 생성하여 이 신호로 데이터 베이스(database; DB)를 구축한 후에 이를 이용하여 와전류 신호를 해석하여 결함의 위치 및 크기를 산정하였다[4,5]. 그 결과 신경회로망을 사용한 신호해석 기법은 모사 와전류 신호 해석에 있어서 우수한 성능을 보였다. 하지만 이전까지 수행한 연구에서는 대상신호가 모사 와전류 신호에 국한되었으며, 실제 와전류 신호를 해석하는 연구는 시도되지 않았다. 신경회로망을 사용한 신호해석에서 와전류 신호의 특징 추출이 매우 중요한데, 실제 와전류 신호에서 특징을 추출할 경우에는 잡음에 의해 왜곡될 수 있으며, 특징 추출이 쉽지 않을 수 있다.

따라서, 본 연구에서는 모델링 기반의 신호해석 기법을 실험적으로 검증하고자 한다. 이를 위하여, 지금까지 개발되어온 전자기 FEM 모델을 이용하여 모사 와전류 신호를 생성하고 이 신호들로 DB를 구축하였고, 이를 이용하여 신경회로망을 사용한 신호해석 기법을 확립하였다. 실제 와전류 신호를

획득하기 위해서 모델링과 동일한 조건의 시험편에 18개의 축대칭 인공결함을 가공하였다. 또한, 모사 와전류 신호와 실제 와전류 신호 사이에 발생한 진폭과 위상 차를 보정하였으며, 실험적으로 얻어진 와전류 신호에 대하여 신경회로망을 사용하여 결함 평가를 수행하였다.

2. 유한요소 모델링에 의한 데이터베이스 구축

본 연구에서는 선행 연구에서 검증된 전자기 FEM을 이용하여 Fig. 1과 같이 증기발생기 세관과 동일한 규격의 인코넬 600 세관과 이의 검사에 사용되는 보빈 프로브를 모사하였다[3]. 보빈 프로브가 축대칭이고, 결함도 이차원 축대칭인 것으로 가정하였다. 결함의 단면은 Fig. 2와 같이 가정하였고, 이 경우에 결함크기 인자는 폭(width), 깊이(depth), 선단 폭(tip width)이다. 여러 형상의 결함을 모사하기 위해서 Table 1에 나타난 바와 같이 결함의 깊이, 결함의 폭, 및 결함의 선단폭을 바꾸면서, 결함의 위치(ID or OD)와 두가지 검사 주파수(100 kHz, 400 kHz)에 대하여 총 600개의 모사 와전류 신호를 생성하여 데이터베이스를 구축하였다.

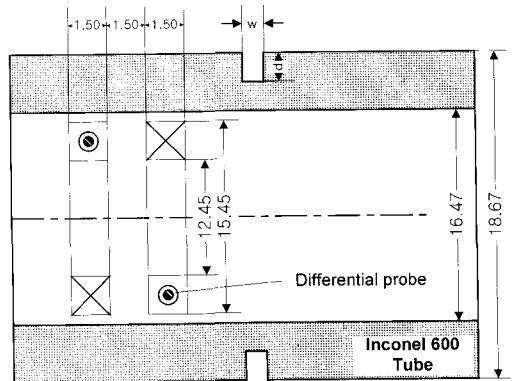


Fig. 1 Parameters in the simulation of eddy current testing

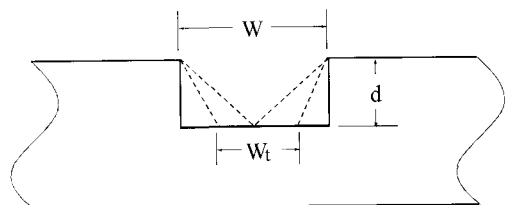


Fig. 2 Schematic representation of cross-sections of flaws in the database

Table 1 Training database for the evaluation of ECT flaw signals

Flaw type	The Number of levels				The number of signals
	d	w	wt	f	
ID	5	5	6	2	300
OD	5	5	6	2	300
Total	-	-	-	-	600

- * d : depth (0.2, 0.4, 0.6, 0.8, and 1.0 mm)
- * w : width (0.2, 0.4, 0.6, 0.8, and 1.0 mm)
- * wt : tip width (0, 20, 40, 60, 80, 100% of width)
- * f : frequency (100 and 400 kHz)

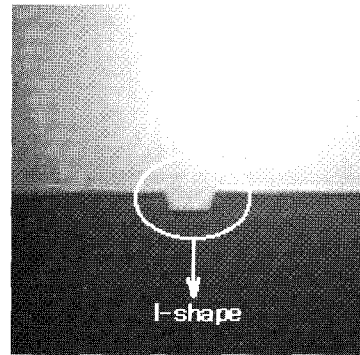
3. 실험 와전류 신호

3.1. 인공결함 가공

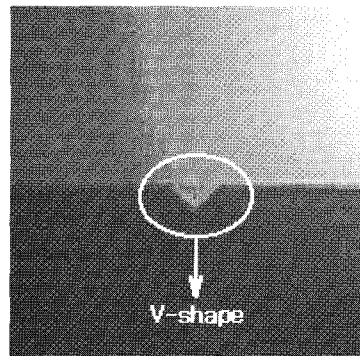
FEM을 이용하여 생성한 모사 와전류 신호가 실제 와전류 신호와 일치하는지 확인하기 위해서 증기발생기 세관에 선반으로 기계가공하여 동일한 조건의 결함을 만들었다. 가공한 결함의 규격을 Table 2에 나타내었는데, 결함이 내부(ID)와 외부(OD)에 있는 경우와 결함의 단면이 I형과 V형인 경우를 포함하고 있다. 가공한 결함의 개수는 모두 18개이고, 이들 결함이 잘 가공되었는지 여부를 투영기를 사용하여 가공된 결함의 단면을 관측하였다. 증기발생기 세관을 절단하지 않았기 때문에 OD 결함만 투영기로 관찰할 수 있었는데, Fig. 3은 대표적으로 I형과 V형 결함의 단면을 나타내고 있다. I형 결함이 약간은 사다리꼴 모양으로 나타나기는 하지만 전체적인 첫수는 원래 의도한 첫수와 비교하여 약 5% 이내에 일치하여 결함이 원하는 대로 가공되었음을 알 수 있었다.

Table 2 Specifications of the machined flaws

Flaw type	Flaw shape	Depth	Width	Tip width
ID	I	0.4	0.4,0.6*0.8,1.0	=width
	I	0.4*,0.6,0.8	0.6	=width
	V	0.4	1.0, 0.6	0
	V	0.6	0.4	0
OD	As same as above			
* same flaw				



(a)



(b)

Fig. 3 View of the artificial flaws machined at the outside of the steam generator tube. (a) I-shape, and (b) V-shape flaws

3.2. 실제 와전류 신호와 모사 와전류 신호의 비교

본 연구에서는 가공 결함에서 와전류 신호를 얻기 위해서 MIZ-27 와전류 탐상장치를 사용하였다. 시험 주파수를 100 kHz와 400 kHz로 하였고 18개의 가공결함에서 와전류 신호를 획득하였다. Fig. 4는 결함의 폭이 0.6 mm로 일정한 경우에 ID의 I형 결함에 대하여 시험 주파수가 100 kHz와 400 kHz에서 얻어진 모사 와전류 신호와 가공 결함 와전류 신호를 나타낸다. 모사 와전류 신호는 그 값이 임피던스인 반면에 실험으로 얻어진 와전류 신호는 디지털화된 전압 값이며, 프로브에 흐르는 전류, 탐상기의 증폭 등으로 인하여 모사 와전류 신호와 가공 결함 와전류 신호 사이에는 진폭의 값에 차이가 있으며, 와전류 탐상기의 위상은 임의로 조절이 가능하므로 위상에도 차이가 있다. 그렇지만, 결함의 깊이가 깊어질수록 모사 와전류 신호와

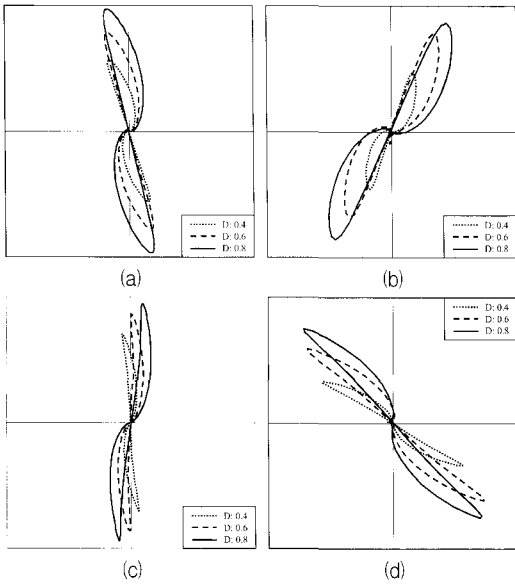


Fig. 4 Comparison between the synthetic and the experimental signals from the ID type, I-shape flaws. (w: 0.6 mm fixed, d: 0.4, 0.6, 0.8 mm). (a) and (c), synthetic signal; (b) and (d), experimental signal; (a) and (b), 100 kHz test frequency; (c) and (d), 400 kHz test frequency

가공 결함 와전류 신호 모두 진폭이 커지고 신호가 시계방향으로 회전함을 알 수 있다. 또한, Fig. 5는 결함의 폭이 0.6 mm로 일정한 경우에 OD의 I형 결함에 대하여 시험 주파수가 100 kHz와 400 kHz에서 얻어진 모사 와전류 신호와 가공 결함 와전류 신호를 나타낸다. 결함의 깊이가 깊어질수록 모사 와전류 신호와 가공 결함 와전류 신호 모두 진폭이 커지고 신호가 시계방향 반대로 회전함을 알 수 있다.

3.3. 실험 와전류 신호의 보정

진폭과 위상의 차이를 보정하기 위해서 폭이 1.0 mm이고 깊이가 0.4 mm 인 결함에 대하여 모사 와전류 신호와 가공결함 와전류 신호를 비교하여 진폭비와 위상차를 구하여 이를 진폭과 위상의 보정항으로 정하였다. 보정항은 100 kHz와 400 kHz의 시험 주파수에 대하여 따로 구하였고, 이들을 사용하여 가공결함 와전류 신호를 보정하였다. 보정된 신호 중에서 대표적으로 폭이 0.6 mm이고 깊이가 0.8 mm 인 ID와 OD 결함에 대하여 보정한 결과를 Fig. 6에 나타내었다.

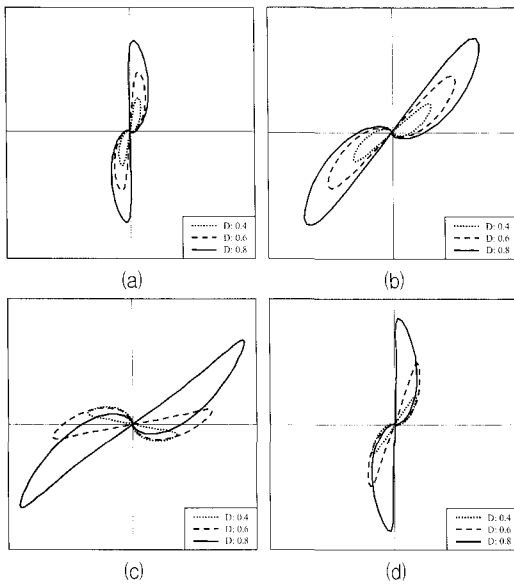


Fig. 5 Comparison between the synthetic and the experimental signals from the OD type, I-shape flaws. (w: 0.6 mm fixed, d: 0.4, 0.6, 0.8 mm). (a) and (c), synthetic signal; (b) and (d), experimental signal; (a) and (b), 100 kHz test frequency; (c) and (d), 400 kHz test frequency

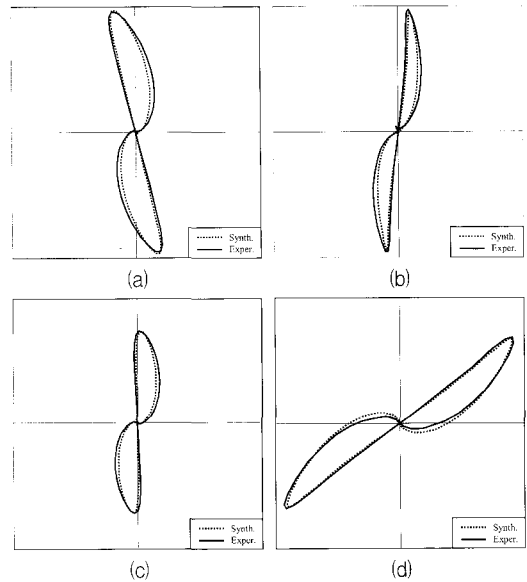
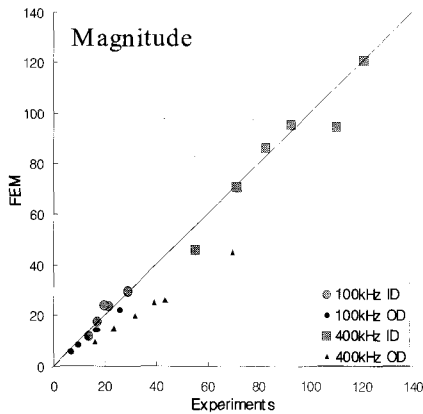
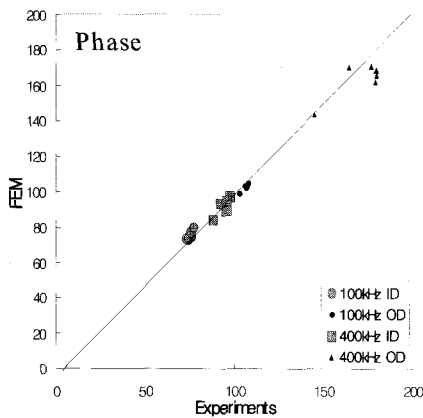


Fig. 6 Comparisons between the synthetic and the experimental ECT signals after calibration for the ID ((a) and (b)) and OD ((c) and(d)) flaws with the width of 0.6 mm and depth of 0.8 mm. Test frequencies were 100 kHz ((a) and (c)) and 400 kHz ((b) and (d))

가공 결함 와전류 신호를 보정한 후에 이에 상응하는 모사와전류 신호와 비교하여 진폭과 위상의 상관관계를 Fig. 7에 나타내었다. 그 결과 실험으로 얻은 와전류 신호와 전자기 FEM으로 생성한 모사와전류 신호의 진폭과 위상은 높은 상관관계를 나타내고 있으며, 따라서 전자기 FEM으로 생성한 와전류 신호는 실험적으로 얻은 와전류 신호와 잘 일치함을 알 수 있었다.



(a)



(b)

Fig. 7 Correlations between the synthetic and the experimental flaw signals. (a) magnitude, and (b) phase

4. 결함위치 분류 및 크기산정 성능

신경회로망을 이용하여 와전류 신호를 해석하기 위해서, Table 3에 나타난 바와 같이 선행 연구에서 검증된 특징을 사용하였다. 여기서 본 연구의 대상 결함이 축대칭이므로 임피던스 평면의 반쪽영역만

을 고려하여 11개의 특징을 추출하였다. 특징선택 과정에 대한 자세한 설명은 참고문헌[4,5]에 잘 정의되어 있으므로 여기에서는 생략한다.

Table 3 Features extracted from an ECT signal

- | |
|---|
| F1. Maximum resistance in the upper half plane |
| F2. Phase angle at the point of maximum resistance in the upper half plane |
| F3. Maximum reactance in the upper half plane |
| F4. Phase angle at the point of maximum reactance in the upper half plane |
| F5. Maximum impedance in the upper half plane |
| F6. Phase angle at the point of maximum impedance in the upper half plane |
| F7. Phase angle at the starting point of the signal |
| F8. Phase angle at the ending point of the signal |
| F9. Turning phase angle at the point of maximum impedance of the signal |
| F10. The length up to the maximum reactance point of the signal |
| F11. Total length of the signal/Magnitude of the impedance at the maximum reactance point |

결함이 OD에 있는지 혹은 ID에 있는지 판별하기 위해서는 확률신경회로망(probabilistic neural network; PNN)[6]을 사용하였는데, 그 위치는 임피던스 평면상에서 와전류 신호가 시작되는 부분을 이용하면 쉽게 분류할 수 있다. 따라서, 결함 위치를 분류하기 위해서 F7(starting angle) 특징 하나만 선택하였다. 또한, 결함의 폭, 깊이와 같은 결함 크기를 산정하기 위해서 역전파신경회로망(back propagation neural network; BPNN)[7]을 사용하였다. 이를 위해서 깊이 정보를 잘 반영하는 위상(F6)과 전반적인 크기 정보를 잘 반영하는 진폭에 민감한 특징(F1, F2, F3, F4, F5, F9)을 선택하였다.

이와 같이 특징을 선택하고 전자기 FEM으로 생성한 모사와전류 신호를 사용하여 PNN과 BPNN을 학습시켰다. PNN은 가공결함 와전류 신호를 이용하여 결함의 위치 분류(ID or OD)에 있어서 100%의 성능을 보였다. 또한, 결함 크기인자(depth, width, tip width)들의 산정에는 BPNN을 사용하였는데, Fig. 8은 가공한 결함의 설계 치수와 BPNN에 의해 산정된 크기를 나타낸다. 그 결과 크기 인자 중에서 depth와 width에 대해서 비교적 높은 정확도를 나타냈지만, 상대적으로 tip width

에 대해서는 낮은 정확도를 보였다. 가공된 결함은 설계치수와 실제치수 사이에 차이가 있을 수 있는데, 증기발생기를 절단하지 않은 상태에서는 ID 결함은 치수측정이 불가능하기 때문에 OD 결함에 대해서만 치수를 측정하였다. OD 결함에 대하여 측정된 결함 크기인자와 평가된 결함 크기인자 사이의 상관관계를 Fig. 9에 나타내었다. 그 결과 평가된 결함 크기인자와 실제 크기 인자 사이의 편차가 줄어들었다. 여기에서 주목할 만한 사실은 결함 크기인자 중에서 깊이평가의 정확도가 가장 높았다는 사실이다. 증기발생기의 결함 여부 판정의 가장 중요한 인자는 결함의 깊이이므로, 이 사실은 매우 중요한 의미를 지닌다.

결론적으로 전자기 FEM을 이용하여 생성된 모사 와전류 신호로 DB를 구축하고 이를 이용하여 학습시킨 신경회로망으로 가공결함 와전류 신호를 해석하여 만족할 만한 판정 결과를 얻을 수 있었다.

5. 결 론

본 연구에서는 증기발생기 세관 완전탐상 신호를 위하여 모델링 기반의 해석 기법을 개발하고 그를 실험적으로 검증하였다. 이를 위하여, 지금까지 개발되어온 전자기 FEM 모델을 이용하여 모사 와전류 신호를 생성하고 이 신호들로 DB를 구축하여, 이를 이용하여 신경회로망을 학습시켰다. 실제 와전류 신호를 획득하기 위해서 모델링과 동일한 조건의 시험편에 18개의 축대칭 인공결함을 가공하였다. 또한, 모사 와전류 신호와 실제 와전류 신호 사이에 발생한 진폭과 위상 차이에 대하여 보정하였으며, 실험적으로 얻어진 와전류 신호에 대하여 신경회로망을 사용하여 결함평가를 수행하였다. 신호 해석 결과는 매우 우수하여, 모델링을 이용하여 개발한 신호해석기법은 실제 와전류 신호 해석에 활용할 수 있음을 알았다.

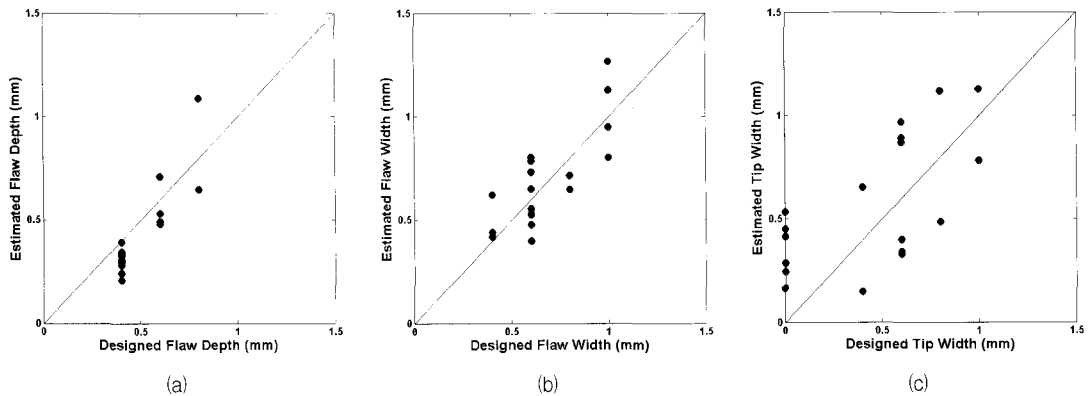


Fig. 8 Correlations between the designed and the estimated flaw parameters. (a) depth, (b) width and (c) tip width

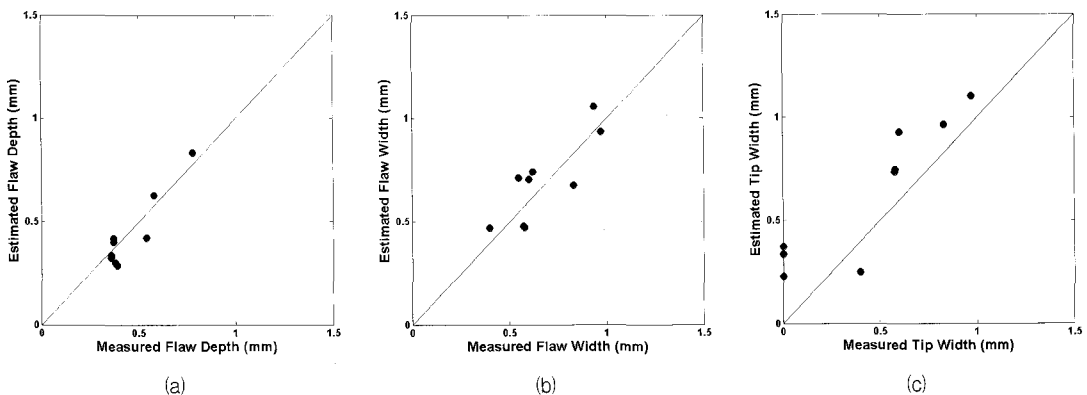


Fig. 9 Correlations between the measured and the estimated flaw parameters. (a) depth, (b) width and (c) tip width

참고문헌

- [1] L. Udpa and S. S. Udpa, "Eddy current defect characterization using neural networks," *Materials Evaluation*, Vol. 48, pp. 342-347, 353, (1990)
- [2] M. T. Shyamsunder, C. Rajagopalan, B. Raj, S. K. Dewangan, B. P. C. Rao and K. K. Ray, "Pattern recognition approaches for the detection and characterization of discontinuities by eddy current testing," *Materials Evaluation*, Vol. 58, pp. 93-101, (2000)
- [3] 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)
- [4] S. J. Song, H. J. Park, Y. K. Shin, and H. B. Lee, "Flaw characterization in pipes by inversion of eddy current signal using neural networks trained by finite element model-based synthetic data," in *Review of Progress in QNDE*, Vol. 18, eds. D. O. Thompson and D. E. Chimenti, pp. 881-888, Kluwer Academic/Plenum, New York, (1999)
- [5] S. J. Song, C. H. Kim, Y. K. Shin, H. B. Lee, Y. W. Park and C. J. Yim., "Neural network inversion of synthetic eddy current testing signals from flaws in steam generator tubes," in *Review of Progress in QNDE*, Vol. 20, eds. D. O. Thompson and D. E. Chimenti, pp. 664-671, AIP, Melville, (2001)
- [6] 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)
- [7] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, "Learning internal representations by error propagation," in *Parallel Distribute Processing*, ed. D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, pp. 318-363, MIT Press, MA, (1986)