

형상인식을 이용한 압력용기 용접부 결함 특성 분류

심철무·주영상·홍순신·장기옥
한국원자력연구소
(1992. 11. 20 접수)

요약 원자력발전소의 주요 압력용기 용접부에 대한 초음파검사시 결함의 특성과 형태에 대한 정확한 분류는 원자력 발전소의 안전성을 확보하기 위한 결함평가에 중요한 요소이다. 본 연구에서 초음파검사에서 얻어진 결함신호를 digital signal processing 기법으로 처리하여 결함의 특성과 형태를 구분할 수 있는 feature vector를 추출하고 결함의 형태를 형상 인식법을 사용하여 분류 하였다.

Training specimen(slit, hole)의 신호와 testing specimen(crack, slag)의 신호를 구분하기 위한 실험에서 사용된 통계적 pattern recognition algorithm은 minimum distance classifier와 maximum likelihood classifier이다. 이러한 형상 classifier를 이용하여 결함의 특성을 정량적으로 분류하여 결함 평가 능력을 향상시켰다.

1. 서 론

원자력 발전소 압력 용기 및 배관은 많은 용접부를 포함하고 있으며 용접부내 결함의 유무, 크기, 위치, 형태 및 결함의 성장 여부는 압력용기 및 배관의 건전성에 미치는 영향이 매우 크다. 따라서 주요 압력용기와 배관의 용접부에 대해서는 제작단계에서 부터 설치 및 사용중에도 검사를 실시하여 건전성을 확인하고 있다. 결함을 검출하기 위한 검사 방법으로는 현재 방사선투과검사와 초음파탐상 시험이 널리 이용되고 있다. 공칭 벽 두께가 2인치 넘는 압력 용기 용접부에 대해서, 제작 검사시 ASME Boiler and Pressure Vessel Code Section III는 방사선 투과 검사를 요구하고 있으며 가동중 검사시 ASME Section XI에서는 초음파 탐상을 기

본적으로 요구하고 있다.

방사선 투과 시험은 오랫동안 용접부의 결함탐상에 널리 이용되어 오고 있으며 탐상이 용이한 형태로는 체적 결함인 inclusion, porosity cavities, worm-holes 등이 있으나 원자력 압력 용기 용접부내에 존재하는 선형 결함인 lack of fusion, lack of penetration, crack등은 발견하기가 어려운 것으로 되어 있다. 가동전/중 검사시 ASME Section XI에 따라 초음파 검사를 수행하는데 제작 검사시 방사선 투과 검사 방법으로 기하학적인 형상 및 방향성 때문에 발견하지 못한 체적결함 및 선형결함이 동시에 발견할 수 있기 때문에 가동전/중 검사시 초음파 검사로 발견된 결함의 형태 평가에 있어서 어려움을 주고 있다. 따라서 가동전/중 검사에서 초음파검사로 발견한 모든 형태의 결함

에 대한 정확한 평가기술이 요구되고 있다.

1.1. 결함형태 분류에 대한 Code 내용

1.1.1. ASME Code Section XI IWA-300⁽¹⁾

상기 규격에 의하면 결함 형태의 분류 요소로서 검사 부품의 표면과 결함의 주요면이 이루는 각으로 분류되어지며 또한 결함간의 인접 거리로서 분류되어질 수 있다. 결함으로부터 측정되어진 주요면이 검사부품의 압력을 받는 표면과 평행하거나 10°로 기준하여 이하는 laminar 결함으로 그이상은 planar이며 이중에서 주요면이 단일면으로는 볼 수 없는 경우는 multi-planar 결함으로 분류한다. 이러한 결함의 형태를 구분하기 위하여 결함의 최대진폭으로부터 탐촉자를 검사표면에서 비틀림각(skew angle)을 준다.

1.1.2. 상기 규격(Code)의 문제점⁽²⁾

ASME Section XI IWA-300의 결함 종류 분류방법은 결함의 크기를 결정하는 길이(L), 폭(W)의 수치와 검사표면과 결함과 주요면이 이루는 기울기(tangent)를 가지고 구분(classification) 한다. 그러나 위 방법은 초음파의 진폭(amplitude), 진행거리(arriving time)를 기준으로 하기 때문에 크기측정에 결정적으로 영향을 미치는 다음과 같은 문제점들이 고려되어야 한다. i) 탐촉자와 검사표면과의 두 물체간의 coupling 문제는 반사되는 echo의 진폭에 영향을 미치고 ii) 표면 거칠기 및 결함의 방향성에 따라 빔의 반사도는 상당히 달라지게 된다. iii) 탐촉자의 물리적특성의 차이 및 펄스폭이 초음파의 분해능에 영향을 미치기 때문에 분해능이 좋은 것은 펄스폭이 짧으면서 고주파수를 써야되므로 잡음과 침투력이 결함 검출 능력 약화 iv) 재현성 및 정량적 data 처리가 되지 않는 상태에서 측정된 신호를 가지고 직접 결함의 특성을 이해하기가 어렵다.

상기와 같은 한계점때문에 관련코드의 결

함 형태에 대한 판별기준은 매우 불확실하여 결함 형태에 대한 정량적인 분석과 신뢰성 및 재현성을 요구하고 있다. 그러므로 결함의 형태를 구분하기 위한 초음파 신호 해석법의 개발 및 초음파 탐상에 사용되는 탐촉자와 장비가 정량적인 특성을 분석하도록 요구하고 있다. 이러한 연구가⁽³⁾ 과거 10년 동안 연구되어 왔는데 그 첫번째 방법은 결함에서의 여러 인자와 탐촉자에게 측정된 물리적 측정치와의 정량적 관계에 대한 기초적 연구 방법이며 두번째 방법은 여러 결함에서 얻어진 많은 data 를 가지고 통계적 처리를 하여 상호 관계를 설정하는 것이다. 이외에 Joseph L. Rose 중심으로 새로이 연구되는 방법은 측정된 초음파 신호를 특성 구분하여 수학적인 pattern recognition model에 의하여 신호를 각 발생원 별로 구분 분류하는 방법인 새로운 신호 해석 방법이다. 그리하여, 본 논문에서는 결함에 대한 정량적이고 재현성을 가질 수 있도록 컴퓨터화한 장비로 신호 처리 기술을 이용하여 각 인공결함으로부터 받은 신호에서 형상 인식의 parameter를 추출하여 pattern recognition 기법을 이용하여 결함 형태별로 구분하여 결함판독 능력을 향상시켰다.

2. 본 론

2.1. 초음파 신호의 형상추출 및 분석

신호처리 기술을 통해서 관련 데이터가 선별되어 컴퓨터에 저장되고난 다음에 결함의 위치, 크기와 성격등에 관련된 정보등을 효과적으로 철저하게 분석해야 한다. 초음파 탐상에서 가능한한 효과적으로 사용되어지는 형상추출 자료들은 Table 1에 수록되어 있다. 정량화한 정보는 형상 추출 함수안에서 초음파 신호의 통계적인 분석이나 물리적인 함수들로부터 얻어진다. 형상추출 과정은 많은 형상값 중에서 중요하게 취급되는 형상값의 선별이 요청된다. Table 2는 초음파 탐상에 있어서 대표적인 형상추출된 것들을 설명하고 있다. 일반적으로 시간 함수의 신호특징중에서 결함의 정보를 알아낼

수 있는 것들로써 결함을 맞고 반사되는 에코의 pulse duration, rising time, falling time slope 등과 시간 함수를 주파수 함수로 변환한 값을 가지고 신호의 특징을 알 수가 있다. 선형결합형은 일반적으로 체적결합형과 비교할때 모양이 균일한 gaussian-type 분포를 이론것으로 보고되고 있다.

Table 1. Typical feature domains available for analysis

- a) Time domain of the RF waveform.
- b) Power spectrum in the frequency domain
- c) Analytical spectrum in the frequency domain
- d) Phase angle
- e) Echo dynamic profiles obtained through motion of the transducer towards and away from the defect
- f) Transfer function domain using the initial pulse of the transducer

Table 2. A few of the feature types used in the feature mapping technique.

- TIME DOMAIN**
- 1. Peak amplitude(PA)
 - 2. Energy in time domain—area under signal
 - 3. Rise time of the signal(RT)
 - 4. Fall time of the signal(FT)
 - 5. Pulse duration of RF signal(PD)
 - 6. Number of peaks in the envelope(NP)
- POWER ANALYTICAL SPECTRUM**
- 1. Peak frequency of the frequency spectrum (PF)
 - 2. Central frequency of the frequency band (CF)
 - 3. Frequency area ratio of any two frequency regions(FA)
 - 4. Bandwidth at x dB of the peak frequency (BWx)
 - 5. Standard deviation of spectrum, second moment(SDF)
 - 6. Skewness of the spectrum, third moment. (KTF)

- 7. Kurtosis of the spectrum, fourth moment. (KTF)
- 8. Slope of the regression least squares line fit. (SLF)
- 9. Phase angle at frequency x(PAX)

ECHO DYNAMIC PROFILES

- 1. Rotation echo dynamic profiles
- 2. Orbit echo dynamic profiles
- 3. Lateral echo dynamics profiles
- 4. Transverse echo dynamic profiles

2.2. 형상인식 (Pattern recognition)의 개요

형상인식 기법은 다음 4가지 단계를 거쳐 수행된다.

- 1. 결함의 외형적 모델이 형상값들의 변화를 고려하고 예상하기 위하여 고안되어야 한다.
- 2. 적절한 데이터가 수집되어야 하고 형상값들이 추출되어야 한다.
- 3. 실질적인 편차값들을 확률이론등의 통계적인 수치와 비교한다.
- 4. 판단 알고리즘(decision algorithm analysis, discriminant functions)를 사용하여 형상을 분류한다.

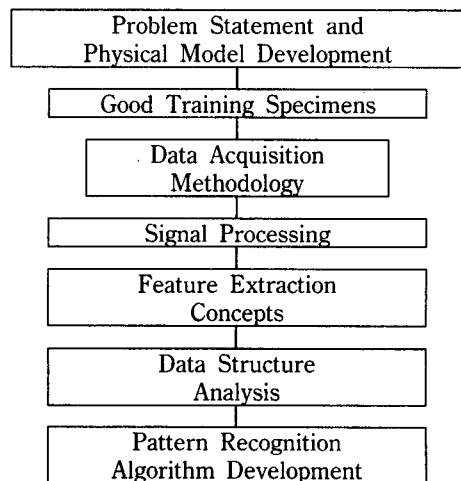


Fig. 1. A schematic pattern recognition

2.3. 형상분류 및 추출^(8,7,9,10,11)

UT신호를 수집하여 이 신호들을 여러가지 방법으로, 신호진폭 상승 시간 (rising time), 신호 하강 시간(falling time), RF 신호의 peak 수, 신호의 기울기(진폭/시간), 신호의 pulse duration 및 fourier transform을 통한 주파수 해석 등으로 여러 data 들을 생성 시킬 수 있다. 측정된 신호는 결합 등급이 분류 될 수 있도록 물리적 현상에 관계되는 구체적이고 기본적인 정보를 가지고 있다. 수집된 여러 data들을 pattern vector Z로 불리우는 odered set으로 구성 될 수 있다.

$$\bar{Z} = \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ Z_3 \\ Z_4 \\ \cdot \\ \cdot \\ Z_m \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2-1)$$

m : pattern vector의 수

Pattern vector의 각요소는 연구자의 선정에 달렸다. 이 pattern vector의 각요소가 관련 신호등급간의 비교분류에 모두 유용한 것은 아니다. UT 신호 parameter에서 best feature set을 선정하기 위해서 feature discrimination 절차가 필요하다. best feature를 선정하기 위하여 reference 시편을 가지고 training 단계의 data sample correlation coefficient를 측정하여 값이 낮은것을 best feature vector로 선정한다.

$$r = \frac{S_{x \cdot y}}{S_x \cdot S_y} = \frac{\frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \dots\dots\dots (2-2)$$

그 결과 m개의 요소중에 n개의 요소로 감소가 되어 계산시간과 노력을 줄일 수 있어 분류작업에 도움이 된다. 식2-3의 pat-

tern vector중에 가장 유용한 일부요소가 선정되어 feature vector X로 불리운다. 그 식은 다음과 같다.

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} X \\ X \\ \cdot \\ \cdot \\ X \end{bmatrix} \quad n < m \dots\dots\dots (2-3)$$

2.4. Pattern classifier

Pattern recognition에 의한 classification은 많은 방법이 있는데 digitalized 된 신호해석 분야에서는 statistical approach가 주로 사용된다. 이 statistical classification법은 supervised classification과 unsupervised classification으로 크게 대부분 되는데 sample training set에 의하여 reference를 선정하여 testing set을 분류하는 방법을 supervised classification이라고 하고 training set 없이 input data 를 바로 classification 하는 방법을 unsupervised classification이라고 한다. 대개 classification은 전자인 supervised classification을 사용하는데 이 방법에도 data를 통계적인 probability density function을 사용하여 classification하는 bayesian decision rule이 있고 이러한 function없이 바로 reference vector로 부터 testing data 간의 euclidian distance를 이용하여 가장 가까운 거리를 갖는 class를 설정하는 nearest neighbor rule이 있다. 본 연구에서는 bayesian decision rule 의 stand normal density function rule 이용한 minimum distance classifier를 사용하였다.

2.5. 실험 및 고찰

2.5.1. 시험편

실험대상은 원자력 발전소 압력 용기 및 증기 발생기의 SA 508 SA 533과 초음파 특성(acoustic property)이 거의 같은 SCM-4를 이용 하여 인공 결합 시험편을 만들었다.

2.5.1.1. Test specimen(I)

Test specimen(I) 초음파 신호특징중 가장 효과적인 feature vector를 추출하기 위한 실험이다. 선형 결함의 신호의 특징을 알기 위하여 slit형의 결함과 체적 결함을 알기 위하여 hole 형의 결함을 대비시켰다. 방전 가공된 시험편의 치수와 제작된 결함의 종류 및 형태는 Fig.2와 같다.

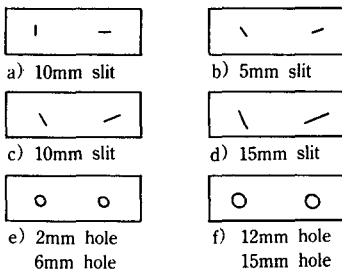


Fig. 2. Test Specimen(I)

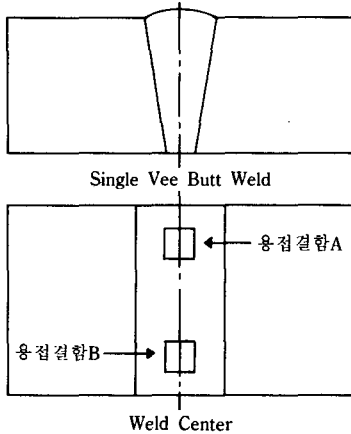


Fig. 3. Test Specimen(II)

2.5.1.2. Test specimen(II)

Test specimen(II)은 test specimen(I)에 의해서 추출된 효과적인 feature vector를 가지고 각각의 결함으로 부터 받은 신호의 feature vector들을 pattern algorithm을 가지고 결함의 분리 능력을 실험하기 위한 것이다. 용접 형상은 single vee butt weld로서 각각의 시험편에 대한 결함의 내용은 Table 3과 같다.

Table 3. Test specimen(II)

Block No	Defect	Class	type
30-cs-01	A : Lack of fusion	1(Test1)	선형결함
30-cs-01	B : Slag	2(Test2)	체적결함
30-cs-03	A : Center crack	1(Test3)	선형결함
30-cs-03	B : Slag	2(Test4)	체적결함
30-cs-04	A : Lack of fusion	1(Test5)	선형결함
30-cs-04	B : Center crack	1(Test6)	선형결함
30-cs-07	A : Edge crack	1(Test7)	선형결함
30-cs-07	B : Slag	2(Test8)	체적결함

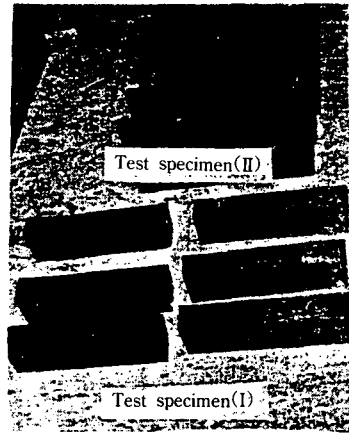


Fig. 3. 실험 Block diagram

2.5.2. Data 수집

UT data 수집은 Physical Acoustic Corporation에서 제작된 scanner와 IBM-PC로 ULTRA-PAC software를 이용하여 수치화된 UT data를 computer에 저장시켰다.

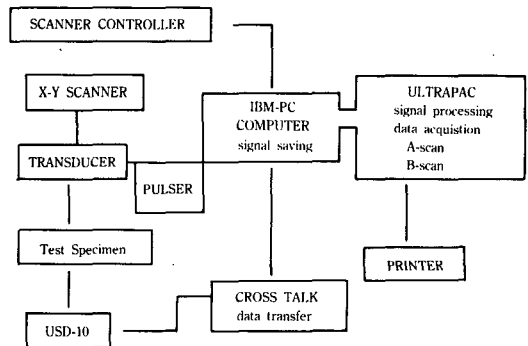


Fig. 4. 시험편

2.5.3. 초음파 신호의 Classification Software

위에서 언급한 pattern recognition법과 feature extraction 근거하여 UT 신호 classification software를 작성하여 pattern recognition을 수행하였다. 이 software는 GW-BASIC 언어로 작성되었으며 Fig. 4와 같이 기본적인 module로 구성되어 있다. 수치화된 UT 파형의 parameter를 가지고 이 program를 이용하여 기본적인 형상인식을 수행할 수 있다. 이 software에서 사용한 classifier는 minimum distance classifier, 그리고 maximum likelihood classifier이다.

2.6. 형상인식에 의한 UT신호의 관찰

2.6.1. Best feature 선정

Test specimen(I) 시험편으로 부터 각각 5개씩 신호를 받아 형상값들을 분석하였다. pattern recognition에 의한 classification에 사용되는 feature들은 각기 그 특성이 다르므로 이 feature들의 classification 수행능력에 대한 사전 검토가 필요하며 이 중에서 가장 적절한 feature를 선정하는 것이 classification에 있어서 중요한 기본 단계이다. 이를 위해 대개 두가지 방법 즉, misclassification rate정도를 각 feature에 대하여 시험하는 방법과 형상값의 평균값과 분포도로 상호관계계수(correlation coefficient)를 이용하여 feature를 선정하는 방법이 있다. 본 논문에서는 testpro software 이용하여 얻은 형상값들을 직접적인 방법으로 misclassification rate 측정하여 형상값을 선정하였다. Test specimen(I)의 시편중에서 30°기울기로 가공된 시험편들은 60° 사각빔을 사용시 초음파가 직각으로 반사가 되지않아 일관성 있는 data를 얻을 수 없었다. 본 실험에서 사용된 feature는 Table 4에 있다. 이 선정된 feature들을 각 형상값들을 중심하여 각각의 분포도를 만들어 Fig. 5-8처럼 plotting 하여 보았다. Hole에서 나온 신호와 slit에서 나오는 신호가 분리됨을 알 수 있다. 이 결과로 봐서 선정된 feature는 결합의

특성을 분류하는데 classification rate을 높일 수 있다.

Table 4. UT pattern vector에서 선정된 feature

Pattern Vector Name	Content	Unit
1) RT	(Rise Time)	μsec
2) FT	(Fall Time)	μsec
3) RS	(Rise Slope)	mv/μsec
4) FS	(Fall Slope)	mv/μsec
5) BW	(Band Width)	퍼센트
6) PD	(Pulse Duration)	μsec

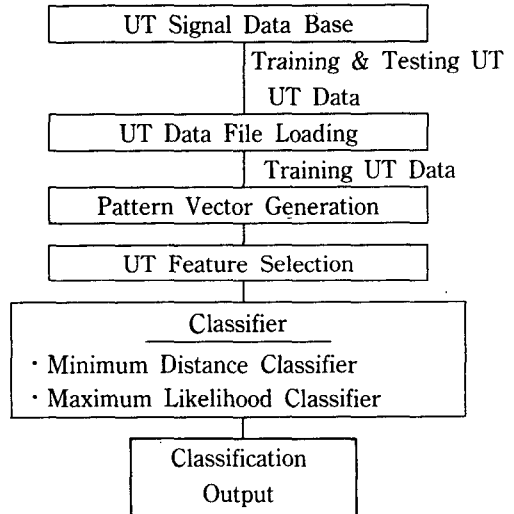


Fig. 4. Classification software block diagram

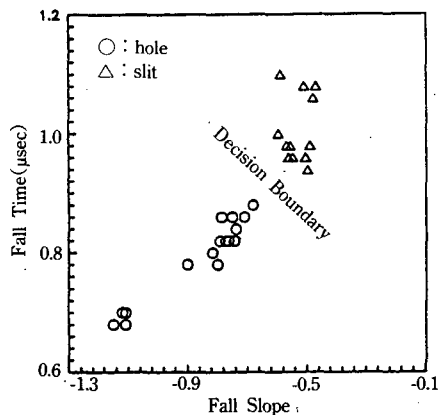


Fig. 5. Cluster plot of feature vector(FS/FT)

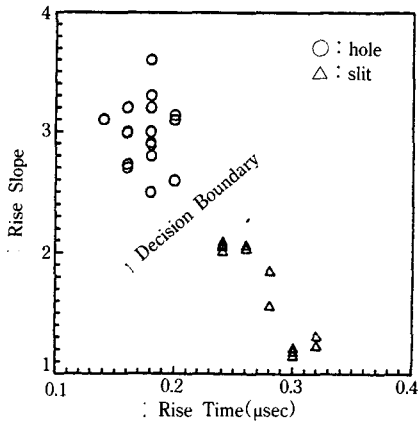


Fig. 6. Cluster plot of feature vector(RT/RS)

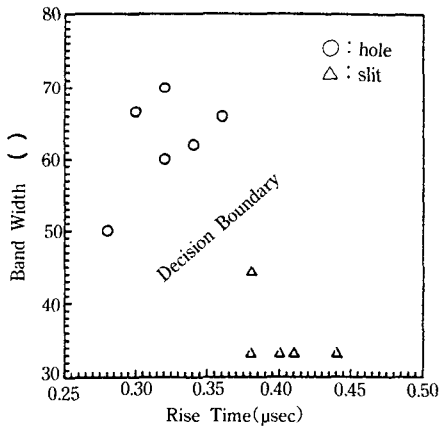


Fig. 7. Cluster plot of feature vector(RT/BW)

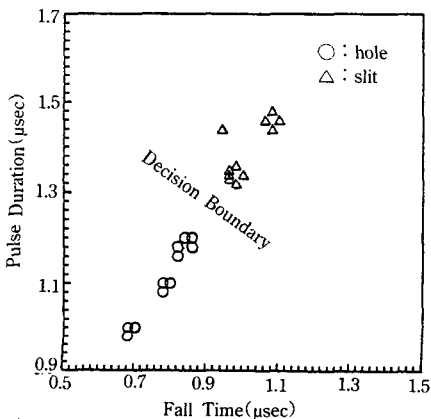


Fig. 8. Cluster plot of feature vector(RT/PD)

2.7. 인공결함의 Classification

본 실험에서는 형상값들이 세분화 되어 있어 대표값들을 얻을 수 없는 관계로 평균값과 (mean value)과 표준편차를 이용한 classifier만 사용하였다. 위 결과는 6개의 feature vector를 사용한 maximum likelihood classifier와 minimum distance classifier에 의한 인공결함 classifier는 rate를 측정 한 결과이다. 실험치의 분산정도가 크지 않아 두 classifier는 동일한 결과를 얻었고 classification rate는 70퍼센트를 보였다. UT pattern band width와 rise time은 높게 나타났다. 다음은 rate 가장 낮은 feature vector 즉 fall time, fall slope를 제외하고 각각의 인공결함에 대한 classification rate 다시 측정하였다. rate가 높은 4개의 feature vector 즉 rise time, rise slope, band width pulse duration를 가지고 측정 한 classification rate는 84퍼센트 값을 얻었다.

Table 5. Maximum likelihood classifier 및 minimum distance classifier classification rate

(Feature vector 20 ea)

인공결함시험편	Class1	Class2	Recognition Rate
1. 30-cs-01-A	20		100퍼센트
2. " -B		20	100퍼센트
3. 30-cs-03-A	20		100퍼센트
4. " -B		15	75퍼센트
5. 30-cs-04-A	14		70퍼센트
6. " -B	20		100퍼센트
9. 30-cs-07-A	20		100퍼센트
10. " -B		5	25퍼센트

3. 결 론

본 실험을 통하여 얻은 결과는 1) 형상인식법(pattern recognition)에 의한 초음파 신호의 분류가 가능하다. 2) 결함분류에 좋은 best feature vector는 실험결과 초음파 신호의 rise time, fall time, rise slope, fall slope pulse duration 및 band width등이었다. 3)

feature vector들의 표준편차가 작을시 minimum distance classifier와 maximum likelihood classifier는 classification rate가 동일하였다. 4) 결함등급분류에 유효적절한 4개의 feature vector(RT, RS, PD, BW)를 사용하여 classification rate를 측정 한 결과 84퍼센트 값을 얻었다.

References

- 1) "Rule for Inservice Inspection of Nuclear Power Plant Component" ASME Boiler and Pressure Vessel Section XI Code, the American Society of Mechanical Engineers, New York, 1986.
- 2) 이삼래, "결함의 크기 측정법과 이들의 임계균열크기와의 관계에 관한 연구", KAERI/315/AR-73/80, p12.
- 3) 주영상, "원자력 압력용기 재료의 파괴시 발생하는 음향방출 신호의 Pattern Recognition 해석", 한국원자력 연구소, p8, 1989.
- 4) J. L. Rose, J. B. Nestleroth and K. Banlasubramanian, "Utility of Feature Mapping in Ultrasonics Non-Destructive Evaluation", Ultrasonics, vol.26, pp124-131, May. 1988.
- 5) J. L. Rose, "Elements of a Feature-based Ultrasonics Inspection System",
- 6) D. Robert Hay, Roger W. Y. Chan, Khalid Siddiqui, John R. Hay, "Theory of Operation and Background Intelligent Classifier Engineering Packing", Tektrend International Inc, pp 21-27, 1988.
- 7) J. L. Rose "A 23 Flaws Sorting Study in Ultrasonics and Pattern Recognition", Materials Evaluation, pp87-27, 1988.
- 8) J. L. Rose, Y. H. Jeong and C. T. Cooper, "A Methodology for Reflector Classification Analysis in Complex Geometric Welded Structures", Materials Evaluation, vol.42 pp98-96, July. 1977.
- 9) J. L. Rose, John Bruce Nestleroth, Ludwig Niklas, Otto Ganglbauer and Josef Ausserwoger, "Flaw Classification in Welded Plates Employing a Multidimensional Feature-based Decision Process", Materials Evaluation, vol. 42, pp433-443, Apr, 1984.
- 10) J. B. Nestleroth, J. L. Rose, M. Bashyam and K. Subramanian, "Physically Based Ultrasonic Feature Mapping for Anomaly Classification in Composite Materials", Materials Evaluation, vol. 42, pp541-546, 1985.
- 11) A. R. Baker and C. G. Windsor, "The Classification of Defects from Ultrasonics Data using Neural Networks : The Hopfield Method", NDT International, Vol. 22, Number 2, pp92-105, Apr, 1989.

The Classification of U.T Defects in the Pressure Vessel Weld using the Pattern Recognition Analysis

C. M. Sim, Y. S. Joo, S. S. Hogn and K. O. Jang

Korea Atomic Energy Research Institute

(Received November 20, 1992)

Abstract. It is very essential to get the accurate classification of defects in primary pressure vessel weld for the safety of nuclear power plant. The signal analysis using the digital signal processing and pattern recognition is performed to classify UT defects extracting feature vector from ultrasonic signals. The minimum distance classifier and the maximum likelihood classifier based on statistics were applied in this experiment to discriminate ultrasonics data obtained from both the training specimens (slit, hole) and the testing specimens (crack, slag).

The classification rate was measured using pattern classifier. Results of this study show the promise in solving the many flaw classification problems that exist today.