

형상인식법을 이용한 음향방출신호의 분류

주영상*·정현규*·심철무*·임형택*

Discrimination of Acoustic Emission Signals using Pattern Recognition Analysis

Y. S. Joo, H. K. Jung, C. M. Sim and H. T. Lim

Abstract Acoustic Emission(AE) signals obtained during fracture toughness test and fatigue test for nuclear pressure vessel material(SA 508 cl.3) and artificial AE signals from pencil break and ultrasonic pulser were classified using pattern recognition methods. Three different classifiers ; namely Minimum Distance Classifier, Linear Discriminant Classifier and Maximum Likelihood Classifier were used for pattern recognition. In this study, the performance of each classifier was compared. The discrimination of AE signals from cracking and crack surface rubbing was possible and the analysis for crack propagation was applicable by pattern recognition methods.

1. 서 론

AE 신호가 재료내에서 생성되면 그 신호의 전파 및 탐지는 재료의 상태에 크게 영향을 받는다. 구조물의 상태에 대한 추정에는 재료의 물성, 기하학적 물성, 주위 환경조건 및 측정조건에 크게 민감하게 영향을 받는다. 이런 물성치 및 조건들 때문에 거시적, 구조적 특성과 형태조직학적 특성의 정량적 AE 특성 규명은 매우 어렵고 측정될 수 있는 AE 변수는 매우 많아서 문제를 더욱 복잡하게 한다. 이러한 AE 변수들은 신호의 진폭, 신호의 시간폭, Ringdown Count 수 및 주파수 분석시 특정주파수 영역의 신호크기 등 외에 여

러 가지가 있다. 그래서 많은 Data들이 단일 AE 신호에서 얻어질 수 있지만 보다 관련성있는 정보를 추출하고 요약할 수 있는 방법이 필요하며, 이러한 Data에 의해 구조물 상태를 특성화할 수 있고 분별할 수 있는 정보의 정량적 수집에 대한 적절한 시도가 요구되는데 형상 인식법(Pattern Recognition)이 새로운 방법으로 제안되고 있다.¹⁾

신호구별이 AE법에서 가장 큰 근본문제인데 AE 탐지법에서의 근본적인 고감도는 이상 조건에서의 AE 신호와 정상 Process Noise를 구별하는데 있어서의 문제를 야기시킨다. 기본적인 Noise 분류법은 Band Pass Filtering과 Threshold Setting 등이다. 신

* 한국원자력연구소, 비파괴시험연구실
접수 : 1990년 6월 28일

호 Rise Time과 Spatial 분류 등의 다른 방법도 있다. 실제 여러 응용예에서 원치 않는 신호등이 여러 Windowing Technique에서도 계측기에 감지되므로 더욱 정확한 분류법이 요구된다. 형상인식법은 신호 Sorting, 분류 및 Source Identification에 적용될 수 있는 수단으로 제공된다. AE 신호를 해석하는데 있어서 형상인식법의 타당성 및 적용성의 몇몇 연구가 수행되었다.^{2), 3)} 형상인식법은 신호의 분류(Sorting)와 그 발생원의 규명(Identifying)에 큰 역할을 할 수 있다. 이 기술은 신호를 특성화 시키기 위하여 Pattern Vector (본 논문에서는 AE Parameters) 또는 Feature Vector (선정된 Pattern Vector)로 이루어진 Pattern 영역에서 디지털화된 신호 Data를 분석하는 것이다.

2. AE 신호의 형상인식(Pattern Recognition)

2-1. 형상인식에 의한 등급분류 개요

형상인식법을 이용한 특성 규명 작업은 기본적으로 다음 3단계에서 이루어진다.(Fig. 1)

- i) AE 신호의 측정 및 수집처리
- ii) AE 신호에서 주요한 특징 또는 특성치 추출
- iii) 선정된 특징치 들에서 재료 거동 상태 추정 및 AE 발생원 분류

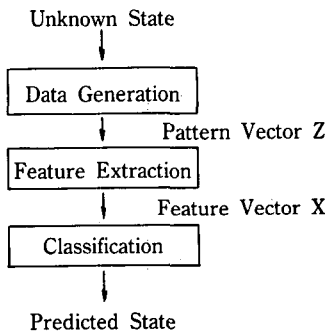


Fig. 1 Fundamental procedure of pattern recognition

2-1-1. AE 신호의 측정, 수집처리 및 Pattern Vector 선정

AE 측정 장비에 의하여 시편에서 여러 AE 신호를 측정 수집하여 이 신호들을 여러 가지 방법으로 신호

진폭, 발생빈도수, 계수율 등의 신호처리 및 Fourier Transform을 통한 주파수 해석 등으로 여러 Data 들을 생성시킬 수 있다.

신호처리된 Data들은 Pattern Vector Z 로 불러오는 Ordered Set으로 구성될 수 있다.

$$\vec{Z} = \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ Z_m \end{bmatrix} \dots\dots\dots (1)$$

m : Pattern Vector의 Element 수

2-1-2. AE 신호의 Feature Vector 추출

이 Pattern Vector의 각 요소가 관련 신호등급간의 비교분류에 모두 유용한 것은 아니다. 식(1)의 Pattern Vector중에 가장 유용한 일부요소가 선정되어 Feature Vector X로 불러온다.

$$\vec{X} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ X_n \end{bmatrix} \quad n \leq m \quad \dots\dots\dots (2)$$

m개의 요소중 n개의 요소로 감소되는 것은 분류작업에 필요한 계산 시간과 노력을 줄일 수 있기 때문이다.

AE 파형 Parameter에서 Best Feature Set을 선정하기 위해서 Feature 분류절차가 필요하다. 이 절차는 각 발생원에 의한 AE 신호의 Misclassification Rate와 Intra-class와 Inter-class Distance에 근거할 수 있는데 본 연구에서는 Feature를 선정하는데 계산치에 의해 간단히 선정할 수 있는 Biserial Correlation Index를 사용하였다.⁴⁾

2-1-3. 분류(Classification)

미지의 상태에서 발생한 AE의 분류작업은 AE신호에서 선정된 각 Feature Vector에 근거하여 가장 비슷한 값을 갖는 AE 발생원(Class)의 선정으로 이루어진다. 이러한 과정은 분류함수 G를 사용하여 수학

적으로 표현할 수 있는데 어느 임의의 상태 K에서 얻어진 Feature Vector로 부터의 분류함수 G는 Training Sample AE Data로 부터 구해진다. 식(3)과 같이 이때 어느 임의의 Class K에서의 분류함수가 다른 Class에서 측정된 AE Data로 부터의 분류함수보다도 크다면 탐지된 AE 신호가 Class K에 속한다고 해석할 수 있다.

$$G_k > G_j \quad \text{for all } j, j \neq k \dots\dots\dots (3)$$

Class 분류작업은 분류함수 G 외에도 Decision Surface(또는 Decision Boundary)의 결정으로도 이루어질 수 있다.

2-2. Classifier

형상인식법에 의한 등급분류는 많은 방법에 의하여 시도되고 있는데 디지털화 된 신호 해석 분야에서는 Statistical(Decision-Theoretic) Approach가 주로 사용된다. 이 통계적 등급분류법은 Supervised Classification과 Unsupervised Classification으로 크게 구분되는데 Sample Training Set에 의하여 Reference를 설정하여 Testing Set을 분류하는 방법을 Supervised 등급분류라고 하고 Training Set 없이 Input Data를 바로 등급분류 하는 방법을 Unsupervised Classification이라고 한다. 대개 등급분류는 전자인 Supervised Classification을 사용하는데 이 방법에도 Data를 통계적인 Probabilistic Density Function을 사용하여 등급분류하는 Bayes Decision Rule이 있고 이러한 Function 없이 바로 Reference Vector로 부터 Testing Data 간의 Euclidian Distance를 이용하여 가장 가까운 거리를 갖는 Class를 선정하는 Nearest Neighbor Rule이 있다.^{5,6),7),8),9)}

실제 등급에 따른 Sample Data의 수가 한정되어 있으므로 Sample Data가 정규분포를 이룬다고 가정하면 일반적인 단일 변수 Normal Density Function은 다음과 같고

$$P(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m}{\sigma}\right)^2\right] \dots\dots\dots (4)$$

여기서, m : Mean Value
 σ^2 : Variance

변수 Normal Density Function은 다음과 같이 수식화 할 수 있다.

$$P(\bar{X}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2}(\det S)^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\bar{X}-\bar{M})^T S^{-1}(\bar{X}-\bar{M})\right] \dots\dots\dots (5)$$

여기서, X : N-Component Pattern Vector
 M : N-Component Mean Vector
 S⁻¹: N×N Covariance Matrix

본 연구에서는 Bayes Decision Rule의 Normal Density Function을 이용한 Maximum Likelihood Classifier와 Nearest Neighbor Decision Rule을 이용한 Minimum Distance Classifier 및 Linear Discriminant Classifier, 3가지 Classifier를 사용하여 AE Signal의 등급분류를 실시하였다.

2-2-1. 최소거리분류법(Minimum Distance Classifier)

각 Feature 요소가 서로 독립적이며 같은 Variance S를 갖는다고 가정하면 본 Classifier를 사용할 수 있다. 이 Classifier는 Feature Set을 임의의 Class로 분류하기 위하여 Euclidean Distance를 사용하여 이 거리가 최소가 되는 Class로 분류하는 방법이다. 즉, Nearest Centroid Method이다. X를 N 차원의 Feature Vector라 하고

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} \dots\dots\dots (6)$$

M_r은 r 번째 Class의 각 Feature의 평균치라 하면

$$M_r = \begin{bmatrix} M_{r1} \\ M_{r2} \\ \vdots \\ M_{rn} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (7)$$

이 되고, 피타고라스 정리에 의하여 X와 M_r의 Eucli-

dean Distance는

$$D_r = \sqrt{\sum_{j=1}^n (X_j - M_{rj})^2} \dots\dots\dots (8)$$

Euclidean Distance 중 가장 가까운 거리를 갖는 Class를 찾으려면 모든 Class r에 대하여 어느 Pattern의 Feature가 s 번째 Class에 속할 다음조건을 만족하면 된다.

$$D_s < D_r \text{ for all } r, r \neq s \dots\dots\dots (9)$$

2-2-2. 선형분류함수 분류법(Linear Discriminant Classifier)

이 Classifier는 Feature Space에서의 임의 Class의 Feature Element가 다른 Class의 Feature Element와 어느 선으로 분리될 때 Feature Element의 Linear Combination으로 분류하는 방법이다. 예를 들어 두개의 Class의 단순 Decision Function은 다음과 같이 d(x) = w₁ x₁ + w₂ x₂ + w₃ x₃로 표현할 수 있다. n-차원의 경우 다음과 같이 일반식으로 표현할 수 있다.

$$d(x) = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + \dots + w_n x_n + w_{n+1} \dots\dots\dots (10)$$

윗 식이 선형분류함수이다. 이 식은 Euclidean Distance에 자승을 취하면서 구해진다.

$$D_r^2 = X_i^2 - 2M_{ri}X_i + M_{ri}^2 \dots\dots\dots (11)$$

여기서 X_i는 Recognition Class에 독립적이므로 다음 식과 같이 쓸수 있다.

$$d(x) = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + \dots + w_n x_n + w_{n+1} \dots\dots\dots (12)$$

$$\begin{aligned} \text{이때, } w_1 &= -2M_{r1} \\ w_2 &= -2M_{r2} \\ w_n &= -2M_{rn} \end{aligned}$$

$$w_{n+1} = \sum_{i=1}^n M_{ri}^2$$

이 Classifier는 거리를 계산할 필요없이 바로 선형 분류함수에 각 Feature 값을 대입하면 바로 계산이

된다. 그러나, 이 Classifier는 최소거리분류법과 같은 개념이므로 등급분류 결과는 같다.

2-2-3. 최대확률분류법(Maximum Likelihood Classifier)

이 Classifier는 각 Feature Element가 어떤 다른 Variance를 가지고 있고 Normal Density Function으로 분포하고 있다고 가정하고 이때, Minimum Error Rate를 갖도록 하는 분류함수를 구하는 방법이다. 식 5에서 Feature Vector X가 어느 Class에 속할 확률은

$$P(X | C_i) = \exp[-(X - M_i)^T S_i^{-1}(X - M_i) / 2] / (2\pi)^{N/2} (\det S_i)^{1/2} \dots\dots\dots (13)$$

여기서, S_i : Covariance Matrix
 det S_i : Matrix S_i의 Determinant
 M_i : i 번째 Class의 평균치

이며 평균치와 Variance는

$$M_i = \frac{\sum_{j=1}^N X_{ij}}{N} \dots\dots\dots (14)$$

$$S_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (X_{ij} - M_i) (X_{ij} - M_i)^T \dots\dots\dots (15)$$

이때 분류함수는 최소에러율, 즉 최대확률을 갖도록 함으로써 구해진다. 윗 식에 Log를 취하면

$$G_i(X) = -(X - M_i)^T S_i^{-1} (X - M_i) / 2 - N/2 \ln 2\pi - 1/2 \ln \det S_i \dots\dots\dots (16)$$

N/2 ln2π와 ln det S_i는 무시할 수 있는 상수이므로

$$G_i(X) = -(X - M_i)^T S_i^{-1} (X - M_i) / 2 \dots\dots (17)$$

가 된다.

이 때의 G_i(X)가 최대값을 갖는 Class로 등급분류한다.

3. 실험

3-1. 파괴인성 시험, 피로시험시 AE 측정

본 실험에서 사용된 시험편의 재질은 원자력 발전소

압력용기재료로 주로 사용되는 SA 508 Class 3 단조 재이고 파괴 인성 시험을 위해 ASTM E813-81에 근거한 J_{IC} 시편과 ASTM 647-83에 근거한 피로 시험편을 제작하여 MTS에서 파괴 인성 시험과 피로 시험을 실시하여 이와 동시에 AE 신호를 수집하였다. 본 실험의 Block Diagram은 다음(Fig. 2)같이 하여 실험하였고 이때 재료 파괴 시험을 위해 10 Ton 형 만능 재료시험기(SHIMADZU SURBOPULSER)를 사용하였으며 J_{IC} 시험시에는 Unloading Compliance 법에 의해 균열 전진길이(Δa)를 측정하면서 파괴인성치와 AE 신호를 동시에 측정하였다. 피로 시험시에는 P_{max} 를 2000Kgf, P_{min} 을 200Kgf로 하여 R 값(P_{max}/P_{min})을 0.1로 하고 피로 Cycle을 10Hz로 하여 K와 da/dt 곡선에서의 안정 균열성장 영역인 II 영역에서 균열 전진의 AE 신호와 균열 닫힘신호를 측정하였다. AE 신호 수집시에는 피로 Cycle를 0.5 Hz 하여 실험하였다.

AE신호 수집시에는 AET 5000 Computerized System과 IBM-PC와 연결하여서 CROSSTALK Software를 이용하여 수치화된 AE Data를 Computer에 수집하였다. AE 탐촉자는 375 kHz 공진형이었으며 Wide Band Type AE 탐촉자(125 kHz-2MHz)도 동시에 사용되었다. 신호증폭도는 총 60dB였고 신호 Threshold Level은 0.05 Volt로 하여 실험하였다. 이때 만능시험기의 Background Noise Level은 0.01 Volt 미만이었다.

AE 신호의 형상인식에는 Wide Band AE Signal을 이용하는 것이 보편적이나 본실험에서는 375 kHz 공진 대역의 AE 신호를 형상인식에 사용하였다.

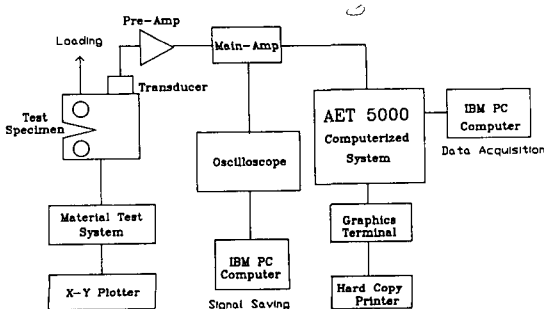


Fig. 2 Experimental block diagram

3-2. AE Source 생성

본 실험에서 측정된 AE 신호의 Source와 Training Reference AE 신호 개수는 다음과 같다.

- i) 균열전단 주위의 소성역 확장(Plastic Deformation)
 - 45개 AE Signals
- ii) 파괴인성 시험시의 균열진전 개시(Crack Initiation During J_{IC} Test)
 - 80개 AE Signals
- iii) 피로 시험시의 균열진전(Crack Propagation During Fatigue)
 - 200개 AE Signals
- iv) 피로 시험시의 균열면 닫힘시의 균열면 마찰(Crack Surface Rubbing During Fatigue)
 - 220개 AE Signals
- v) 인공 AE 신호 Source
 - 연필심 부러뜨리기(Pencil Break)
 - 55개 AE Signals
 - Ultrasonic Pulse
 - 26개 AE Signals

3-3. AE 신호등급분류 Software

위에서 언급한 형상인식법과 Feature Extraction에 근거하여 AE 신호 등급분류 Software를 작성하여 형상인식을 수행하였다. 이 Software는 GW-BASIC 언어로 작성되었으며 Fig. 3과 같이 기본적인 Module로 구성되어 있다. 만일 일반 NDT의 파형Parameters가 수치화된 값을 갖는다면 이 Program을 이용하여 기본적인 형상인식을 수행할 수 있다. 이 Software에서 사용한 Classifier는 Minimum Distance Classifier, Linear Discriminant Classifier, 그리고 Maximum Likelihood Classifier이다.

4. 결과 및 고찰

4-1. 파괴 인성 시험 및 피로 시험시 AE 신호 파형 관찰

본 연구에서는 원자력 압력용기 재료 SA 508 재료를 사용하여 Toughness Test와 Fatigue Test를 실시하였다. 이 재질은 영광 발전소 가압기와 같은 종류의

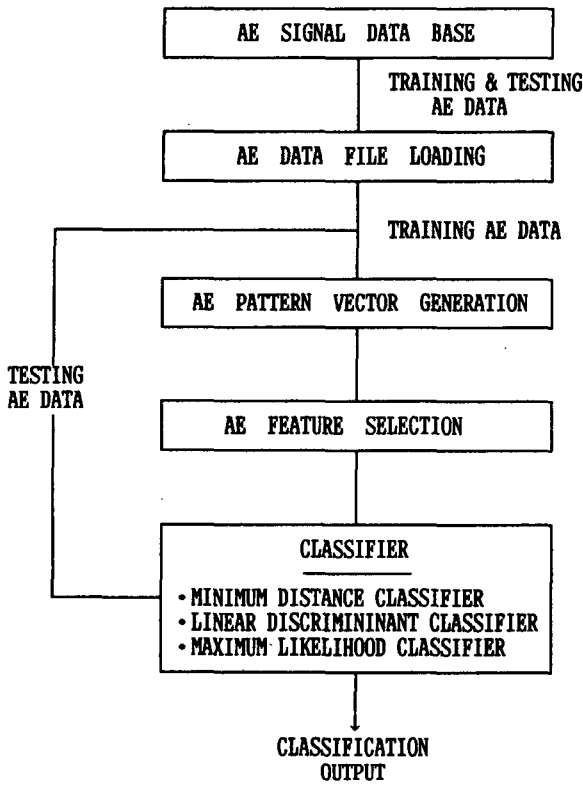


Fig. 3 AE signal classification software block diagram

재질로서 현재 이러한 압력용기 내에 존재하고 있는 결함에의 AE 시험법 적용을 위한 결함 진전시의 신호 해석 분야로 본 연구가 수행되었다.

원자력 압력 용기용 재료는 상당히 인성이 강한 재질로서 파괴 인성시험시 결함 선단에서의 Blunting 현상과 균열 진전이 이루어지고 있다. 균열 선단의 Blunting은 초기 Loading시에 발생하는데 이때 균열 선단에서 소성 영역의 확장이 이루어진다. 소성역 확장시 발생한 AE 신호로서 이 소성역의 확장에 의한 AE 신호는 작은 진폭을 갖는다. 그후 신호의 발생수는 점점 증가하였는데 이는 균열 선단에서 불순물(MnS 개재물)과 SA 508 매트릭스 사이의 계면의 Decohesion에 의한 균열성장 때문이다. 이때는 큰 신호 진폭을 갖는 AE 신호가 발생하는 것으로 관찰되었다.

실제 가동중인 상태의 압력 용기는 피로 하중을 받게 되는데 이때는 균열 선단에서 큰 소성역의 확장

없이 균열이 전파하게 된다. 이 피로균열 전파에 의해서 AE 신호가 발생하며 이때의 AE 신호 발생 빈도는 피로 Cycle과 관련된다. 또한, 이와 동시에 균열면의 닫힘에 의해서도 AE 신호가 발생한다.(Fig. 4-5)

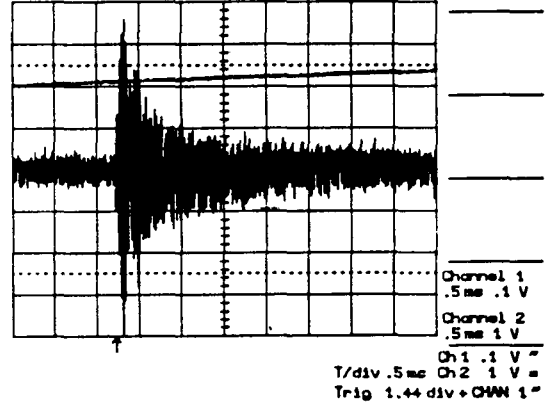


Fig. 4 AE signal generated during loading(opening AE signal)

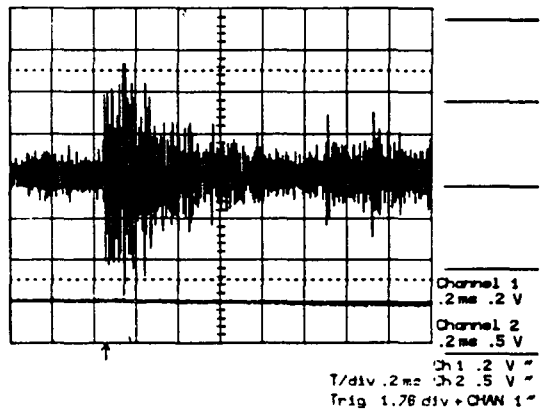


Fig. 5 AE signal generated during unloading(closing AE signal)

그림에서와 같이 균열면의 닫힘에 의해 발생하는 AE 신호는 균열 진전시 발생한 AE 신호와는 다른 파형을 가지고 나타난다. 균열 진전시의 파형은 Rise Time 이 짧고 Slope가 큰 반면, 균열면 닫힘시의 AE 신호는 Rise Time이 길고 Slope가 작은 경향을 보이고 있다. 가동중인 압력용기의 AE 시험법 적용은 주의 잡음 문제외에도 이런 원치않는 신호가 탐지됨

으로 인해서 신호 해석 평가와 결함 진전 상황 감시에 이상 결과를 주게된다. 이런 잡음의 제거는 기존의 제거 방법-Threshold Amplitude Cutting Technique, Frequency Filtering Technique, Zone Area Spatial Filtering Technique-외에 새로운 신호 Identification Technique이 필요하다.

4-2. 형상 인식에 의한 AE 신호 분류

4-2-1. Best Feature Set 선정

형상인식에 의한 등급분류에 사용되는 Feature 들은 각기 그 특성이 다르므로 이 Feature 들의 등급분류 수행능력에 대한 사전 검토가 필요하며 이 중에서 가장 적절한 Feature를 선정하는 것이 등급분류에 있어서 중요한 기본 단계이다. 이를 위해 대개 두가지 방법 즉, Misclassification Rate 정도를 각 Pattern Vector에 대하여 시험하는 방법과 Biserrial Coefficient에 의해 Feature를 선정하는 두가지 방법이 있다. 첫번째 방

Table 1. List of pattern vectors extracted in AE signal

Pattern Vector Name	Contents
1) RDC	Ringdown Counts
2) EDT	Event Duration Time [μ sec]
3) AMP	Peak Amplitude [dB]
4) RST	Rise Time [μ sec]
5) SLP	Slope [mV/ μ sec]
6) FLT	Fall Time [μ sec]
7) WFR	Wave Factor Ratio(Rise Time/Event Duration)
8) RUP	Ringin Unit Period(Event Duration/Ringdown Count)
9) PKA	Peak Amplitude [mV] (Rise Time x Slope)
10) PPE	Peak Amplitude per Event Duration
11) PPR	Peak Amplitude per Ringdown Counts
12) ENG	AE Energy [$V^2\mu$ sec]
13) EPP	Energy per Peak Amplitude [V μ sec]
14) APR	Average Amplitude per Rise Time [V]
15) FSL	Fall Slope [mV/ μ sec] (Peak Amplitude/Fall Time)

법은 여러 Pattern Vector들에 대하여 모두 Misclassification Rate를 측정해야 하므로 시간이 많이 소요된다. 그러므로 해석적 방법인 Biserrial Coefficient 계산 방법이 더 유효 적절하다고 생각되어 Biserrial Coefficient에 의해 Feature를 선정하였다. 본 연구에 사용된 AE Pattern Vector는 Table 1에 있고 AE Feature Vector는 Table 2에 나와있다.

Table 2. List of feature vectors extracted in pattern vectors

Feature Vector Name	Contents
1) SLP	Slope [mV/ μ sec]
2) WFR	Wave Factor Ratio(Rise Time/Event Duration)
3) ENG	AE Energy [$V^2\mu$ sec]
4) EPP	Energy per Peak Amplitude [V μ sec]
5) APR	Average Amplitude per Rise Time [V]

4-2-2. AE Signal의 등급분류

본 연구에서는 결함 진전시의 AE 신호와 피로 균열 진전시의 균열면 닫힘의 AE 신호 및 인공 발생원의 AE 신호의 분류에 대해 형상 인식법을 도입하여 등급분류 수행 정도를 측정하였다. 이에 대해 3가지의 Classifier를 사용하였으나, Minimum Distance Classifier와 Linear Discriminant Classifier는 같은 가정과 개념에서 유도되었으므로 같은 등급분류 결과를 갖게 된다. 그러므로 등급분류에 대한 결과는 Minimum Distance Classifier와 Maximum Likelihood Classifier에 대한 결과만 나타내었다.

선정된 Feature Vector 들을 각 AE 발생원에 대해 Feature Space에서 Plotting할 수 있는데 그중에서 Slope와 Wave Factor Ratio에 대해 Plotting 해보면 (Fig. 6-9) Plastic Deformation과 Fracture Toughness 시험(J_{IC} Test)시의 AE 신호에서 추출된 Feature들은 서로 중첩이 많이 되고 있었다. 이는 소성 변형과 균열 진전이 동시에 이루어지면서 파괴가 발생하기 때문인 것으로 생각된다. 그러나 피로파괴의 경우 피로 균열 진전시 측정된 AE 신호에서 추출된 Feature Elements들은 그 분포가 어느정도 분리됨을

알 수 있었다.

Table 3과 4는 이 두 Classifier에 의한 각 AE 발생원에서 측정된 AE 신호에 대한 신호 분류 결과이다. 이 결과에서 알 수 있듯이 인공발생원에서 생성된 AE 신호는 100%의 인식률을 가지며 Rubbing Noise도 높은 인식률을 보여 주었다. 반면 소성변형과 파괴 및 피로시 발생한 AE 신호들은 다른 발생원으로 분류되는 등급분류 오류율이 높은 경향을 가지고 나타났다. 이는 AE 발생원 자체가 서로 비슷한 특성을 가지기 때문이며 이러한 특성으로 인해서 신호 분류가 잘 이루어지지 못하였다. 두 Classifier를 비교해 보면 Maximum Likelihood Classifier가 Minimum Distance Classifier보다 높은 인식률을 보였다. 이것은 본 연구에서 측정된 AE 신호들의 Feature Elements들의 분

산 정도가 크기 때문에 Data 분산에 대한 고려가 없는 Minimum Distance Classifier가 낮은 인식률을 보이는 것으로 생각된다.

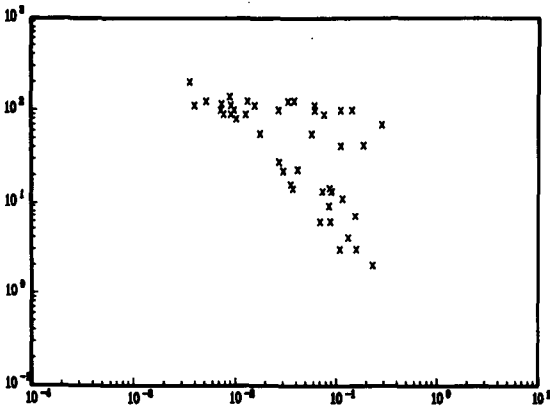


Fig. 6 Feature distribution plotting for AE signal of plastic deformation(wavefactor ratio vs. slope)

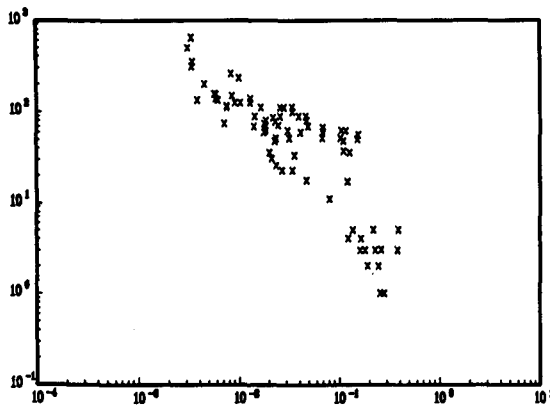


Fig. 7 Feature distribution plotting for AE signal of crack fracture(wavefactor ratio vs. slope)

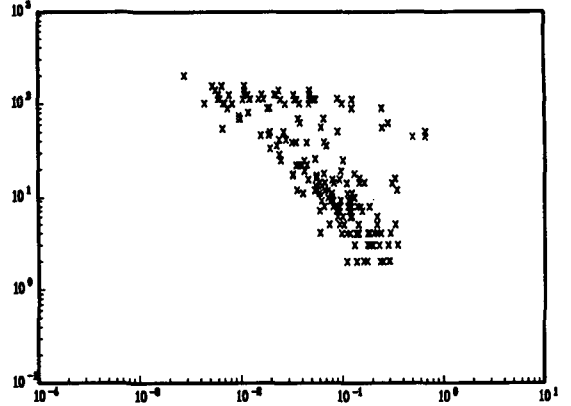


Fig. 8 Feature distribution plotting for AE signal of fatigue crack(wavefactor ratio vs. slope)

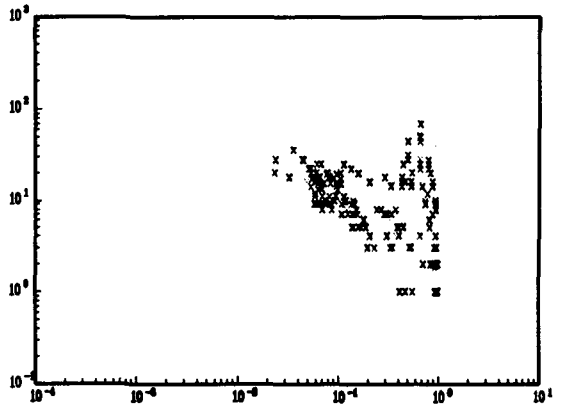


Fig. 9 Feature distribution plotting for AE signal of crack surface rubbing(wavefactor ratio vs. slope)

Table 3. Results of AE source classification by minimum distance classifier

CLASS	CLASSIFICATED CLASS						Recognition Rate
	1	2	3	4	5	6	
1. PLA	13	0	1	6	0	0	65%
2. FRA	14	6	6	4	0	0	20%
3. FAT	3	7	17	3	0	0	56.7%
4. RUB	2	0	3	25	0	0	83.3%
5. PUL	0	0	0	0	10	0	100%
6. BRK	0	0	0	0	0	15	100%

Table 4. Results of AE source classification by maximum likelihood classifier

CLASS	CLASSIFICATED CLASS						Recognition Rate
	1	2	3	4	5	6	
1. PLA	13	0	1	6	0	0	65%
2. FRA	6	14	7	3	0	0	46.7%
3. FAT	4	2	22	2	0	0	73.3%
4. RUB	2	0	2	26	0	0	86.7%
5. PUL	0	0	0	0	10	0	100%
6. BRK	0	0	0	0	0	15	100%

Legend : PLA-Plastic Deformation(20 ea)
 FRA-Fracture during Jic Test(30 ea)
 FAT-Fatigue(30 ea)
 RUB-Rubbing during Fatigue(30 ea)
 PUL-Ultrasonic Pulser(10 ea)
 BRK-Pencil Break(10 ea)

5. 결 론

본 실험을 통하여 얻은 결론은 다음과 같다.

- 1) 파괴 인성 시험시의 AE 발생원(균열 선단의 소성역 확장과 미소 균열파괴 및 균열성장)과 피로시험시의 AE 발생원(피로 균열 진전과 균열면 닫힘) 및 인공 Source에 의한 AE 신호의 형상인식법에 의한 신호 분류가 가능함이 입증되었다.
- 2) 균열 선단의 소성역 확장에 의한 AE 신호와 균열 진전에 의한 AE 신호는 신호 분류가 어려우나, 피로 파괴시의 AE 신호와 균열면 닫힘에 의한 AE 신호는 구분 분류가 가능하다.
- 3) 기존의 AE 신호 해석법에 비해 형상인식법은 AE 발생원 자체를 분류해 내기 때문에 결함 성장에 대한 정보를 보다 확실하게 제공해 줄 수 있다.

References

1. J. H. Williams Jr. and S. S. Lee, "Pattern Recog-

niton Characterizations of Micromechanical and Morphological Materials States via Analytical Quantitative Ultrasonics", Int. Advances in NDT, vol. 12, (1986) pp. 193~212.

2. I. Adler, K. V. Cook, H. L. Whaley, and R. W. Neclung, "Flaw-Size Measurement in a Weld Sample by Ultrasonic Frequency Analysis", Mat. Evaluation, 35(3), (1977) pp. 44~50.
3. H. A. Crostack, and K. H. Kock, "Application of Pattern Recognition Methods in Acoustic Emission Analysis by means of Computer Techniques", Proceedings of the 9th World Conf. of NDT Testing, Section, (1979) pp. 4J-11
4. Roger W. Y. Chan, et al., "Classification of Acoustic Emission Signal Generated during Welding", J of Acoustic Emission, vol. 4, no. 4, (1985) pp. 115~123
5. J. T. Tou, R. C. Gonzalez, Pattern Recognition Principles, Addison-Wesley Publishing Co., Inc., Advanced Book Program, (1974) pp. 39~157
6. C. W. Therrien, Decision, Estimation and Classification, Willey Co., (1989) pp. 1~138.
7. C. R. L. Murthy, et al., "Application of Pattern Recognition Concepts to Acoustic Emission Signal Analysis", J of Acoustic Emission, vol. 6, No. 1 (1987) pp. 19~28.
8. M. Ohtsu, et al., "Pattern Recognition Analysis of Acoustic Emission from Unidirectional Carbon Fiber-Epoxy Composite by using Autoregressive Modeling", J of Acoustic Emission, vol. 6, No. 1, (1987) pp. 61~71.
9. R. M. Belchamber, et al., "Evaluation of Pattern Recognition Analysis of Acoustic Emission from Stressed Polymers and Composites", J of Acoustic Emission, vol. 4, No. 4, (1985) pp. 71~83.