

k-최근접 이웃 알고리즘을 이용한 원공결함을 갖는 유한 폭 판재의 음향방출 음원분류에 대한 연구

이 장 규* · 오 진 수**

*인천대학교 기계공학과 · **인천대학교 대학원 기계공학과

Acoustic Emission Source Classification of Finite-width Plate with a Circular Hole Defect using k-Nearest Neighbor Algorithm

Zhang-Kyu Rhee* · Jin-Soo Oh**

*Department of Mechanical Engineering, University of Incheon

**Graduate School, University of Incheon

Abstract

A study of fracture to material is getting interest in nuclear and aerospace industry as a viewpoint of safety. Acoustic emission (AE) is a non-destructive testing and new technology to evaluate safety on structures. In previous research continuously, all tensile tests on the pre-defected coupons were performed using the universal testing machine, which machine crosshead was move at a constant speed of 5mm/min. This study is to evaluate an AE source characterization of SM45C steel by using k-nearest neighbor classifier, k-NNC. For this, we used K-means clustering as an unsupervised learning method for obtained multi-variate AE main data sets, and we applied k-NNC as a supervised learning pattern recognition algorithm for obtained multi-variate AE working data sets. As a result, the criteria of Wilk's λ , D&B(Rij) & Tou are discussed.

Keywords : Acoustic Emission, Source Classification, Circular Hole Defect, Pattern Recognition, k-Nearest Neighbor Classifier

1. 서 론

원자력 산업이나 항공우주 산업 등 안전성이 요구되는 산업분야에서 재료의 파괴에 관한 연구는 한층 더 관심의 대상이 되고 있다. 이처럼 구조물들의 안전성을 검사하기 위해 등장한 새로운 비파괴시험 및 검사기술이 바로 음향방출법(AE, acoustic emission)이다.

AE법은 그 연료이 비교적 짧은 비파괴시험 및 평가 기술임에도 불구하고 재료 내부의 미세적 변형이나 파괴거동의 규명에서부터 대형 압력용기나 구조물의 수압시험 및 보증시험, 그리고 가동 중에 있는 원자력 발전설비나 운항 중인 항공기에서의 연속감시체제에 이

르기까지 매우 다양한 응용사례를 보이고 있다[1]. 이것은 AE의 발생과정이 극히 미세한 비가역적인 변형에 기인하기 때문이며, 초음파탐상이나 방사선투과 등의 방법과는 달리 피시험체를 인위적인 환경 하에 두지 않아도 되기 때문이다.

AE 기술을 보다 실제적인 시험검사에 적용함에 있어서 가장 큰 문제점은 현재까지 개발된 기술로는 AE의 발생원이 되는 여러 가지 현상이 재료 내에서 동시에 일어날 경우 이들을 서로 분명하게 구별할 수 없다는 점이다. 그럼에도 불구하고 AE 시험이 재료의 특성평가에서부터 대형 구조물의 진단에 이르기까지 무한한 잠재력을 가진 것은 극도로 높은 감도 때문이다.

† 교신저자: 이장규, 인천광역시 남구 도화동 177 인천대학교 기계공학과

M · P: 010-6220-7753, E-mail: zkrhee@hanmail.net

2008년 10월 접수; 2008년 11월 수정본 접수; 2008년 11월 게재확정

즉 원리상으로는 원자의 이동이나 전위(dislocation)의 움직임까지도 포착이 가능하므로 재료나 구조물에서 결함이 관측되기 훨씬 전부터 AE 신호가 포착된다[2][3][4].

직접적으로 본 연구와 관련하여 1998년 Huang 등[5]은 하중-변위 곡선에서 AE 카운트율(AE counts rate), 누적 AE 카운트 수(cumulative AE counts) 및 AE 이벤트(AE events) 간의 관련성으로부터 AE 활성화도(AE activity)가 선형탄성구역의 초기부분에서 매우 조용하며, 변형이 발생하기 바로 전 두 번째 단계에서 최고치에 도달함을 보고하였고, 2003년 Singh 등[6]은 인공적으로 중앙원공결함을 도입한 연강시험편에 단순인장시험으로부터 얻은 하중-변위 곡선과 AE 파라미터의 상관성을 분석하여 크랙의 시작을 아는 것뿐만 아니라 그러한 결함의 존재를 예측하는 것이 구조요소의 파괴 예방에 중요한 역할을 할 수 있음을 실험적으로 입증하였다. 또한 이를 기반으로 2008년 Woo 등[7]은 인공적으로 중앙원공결함을 도입한 SM45C 인장시험편의 하중-변형 곡선으로부터 강재에 대한 가속수명시험의 가능성을 입증하였다.

본 연구에서는 선행연구에 이어 인장시험에서 획득한 SM45C 강에 대한 AE 신호를 상용코드로 후처리하고, 각 조건에 따른 AE 음원특성과 파괴거동에 대한 고찰로부터 재료평가의 유용성에 대한 방안을 제시해 보고자 한다.

2. 관련 이론

2.1 K-평균 군집화

패턴이란 사람이 인지할 수 있는 물리적으로 표현된 정보의 외형을 말하며, 인식이란 패턴을 구체적인 부류로 확정하는 일을 말한다. 패턴인식은 일반적으로 ‘패턴→관측→(관측공간)→전처리→(패턴공간)→특징추출→(특징공간)→식별→인식결과’의 단계를 거친다.

일반적으로 관측된 자료는 다소의 불필요한 정보를 포함하고 있기 때문에 컴퓨터에서의 인식을 위해 필요한 자료만을 얻어내는 전처리를 하게 되고, 입력된 패턴을 인식하기 용이한 작은 단위로 분할하는 과정을 거친다. 또한 여러 가지 다른 환경 하에서 관측된 패턴은 동일한 패턴이라도 스케일이 크게 다르게 되는데, 인식을 위해서 크기, 길이 등의 정규화를 하게 된다.

특징추출 단계에서는 인식에 중요한 실마리가 되는 특징을 얻어내고, 이 특징을 비교하여 패턴의 식별을 하게 된다. 여기서 각 단계는 절대적인 것이 아니며, 전처리, 분할, 정규화, 특징추출 등의 순서를 일부 바꾼

다든지, 일부를 생략할 수도 있다. 특히 분할은 어려운 문제를 많이 포함하기 때문에 패턴을 완전히 인식하고 나서 비로소 분할이 가능한 경우도 많다.

한편 특징추출은 변형에 대하여 안정된 물리량을 추출하는 것으로, 정보의 손실없이 패턴의 차원을 줄여 중복성(redundancy)을 없애고, 인식에 필요한 시간 및 기억공간을 줄이는데 목적이 있다. 그리고 식별은 미지의 패턴이 주어졌을 때 그 패턴이 어느 범주에 속하는가를 결정하는 것이다. 일반적인 식별에 있어서 카테고리는 확정되어 있고, 그 식별함수도 이미 알고 있는 경우가 많다. 그러나 경우에 따라서 카테고리가 확정되어 있지 않거나, 카테고리가 정해져 있어도 그 안에서의 패턴의 분포가 흩어져 있어 한 개의 식별함수로는 기술이 곤란한 경우도 있다. 여기서 패턴분포가 주어졌을 때, 같은 종류라고 생각할 수 있는 몇 개의 서브클래스(subclass)로 분할하는 것을 군집화(clustering)라 한다.

군집을 형성할 때에는 두 개의 패턴이 동일 군집에 속하는지 여부를 결정할 필요가 있으며, 패턴간의 거리를 정의해야 한다. 흔히 사용되는 방법에는 K-means 알고리즘과 Isodata 알고리즘 등이 있다.

군집분석은 실험의 결과나 표본 등에서 얻어진 자료들을 어떤 성질에 따라 분류하여 동질적인 몇 개의 군집으로 나누어 분류하고자 할 경우에 사용한다. 즉 이 기법은 n개의 개체를 대상으로 p개의 변수들을 측정하였을 때, 이 변수들을 이용하여 n개의 개체들 사이의 유사성 또는 비유사성의 정도를 측정하여 개체들을 가까운 순서대로 연결해 나가는 분석방법이다.

K-means은 군집의 수를 미리 정하고, 각 개체가 어느 군집에 속하는지를 분석하는 방법으로서 대규모의 자료에 대한 군집분석에 유용하게 이용되는 방법으로 이를 활용한 군집절차는 다음과 같다.

- | |
|---|
| <ol style="list-style-type: none"> 1. 초기화
모든 학습벡터와 최대반복횟수를 입력한다. 2. 군집 형성
모든 학습벡터에 대하여 임의의 중심벡터와의 거리가 가장 가까운 중심벡터를 찾아 군집을 형성한다. 3. 중심점 갱신
형성된 군집에 존재하는 벡터들의 평균으로 중심벡터를 갱신한다. 4. 종료조건
모든 군집의 중심벡터의 이동이 없다면 종료하고 그렇지 않다면 2번부터 반복한다. |
|---|

K-means에서 자료의 상호 연관성을 판단하는 지표로 통상 유클리드 거리(Euclidean distance)를 적용한다. 즉 p-차원상의 두 관찰 값 $X = x_1, x_2, \dots, x_p$ 와 $Y = y_1, y_2, \dots, y_p$ 사이의 유클리드 거리는 다음 식으로 정의된다.

$$d(X, Y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_p - y_p)^2}$$

$$= \sqrt{(X - Y)'(X - Y)}$$

2.2 k-최근접 이웃 분류기

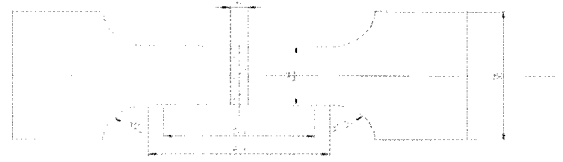
예제기반 학습(instance based learning)의 대표적인 알고리즘인 k-NNC는 모든 예제들이 p-차원 공간에서 점으로 표시된다. k-NNC는 모든 학습 데이터들을 특징벡터로 표현하여 단순히 저장하는 것으로 학습이 완료되며, 새로운 데이터를 분류할 때는 유클리드 거리를 이용하여 새 데이터와 유사한 데이터 k개를 추출하고, 추출된 데이터들로부터 새로운 데이터의 정보를 얻어낸다. 즉 k-NNC는 입력패턴이 주어졌을 때 유사도(similarity) 함수에 기반하여 미리 저장되어 있는 표준패턴들의 집합에서 입력패턴과 가장 유사한 k개의 표준패턴을 선택하며, 선택된 k개의 표준패턴들의 클래스를 확인하여 가장 많이 선택된 표준패턴의 클래스를 입력패턴의 클래스로 결정한다.

이 방법이 가지고 있는 가장 큰 장점은 전체 학습 예제에서 일반화된 목적함수를 도출해내는 다른 기계 학습 방법과 달리 새로운 예제에 대한 탐색공간이 새로이 설정되고, 학습 예제를 그대로 사용함으로써 학습 예제가 가지고 있는 정보를 손실없이 사용할 수 있다는 것이다. 하지만 입력되는 새 데이터의 분류를 위해서는 모든 학습 데이터들과의 유사도 계산이 필요하기 때문에 상대적으로 비용이 크다는 단점이 있다[8].

3. 실험 재료 및 방법

3.1 실험재료 및 시험편

본 연구에서 사용한 재료는 포스코(Posco)에서 생산한 두께 6mm의 SM45C 기계구조용 강판으로 KS B 0801 금속재료 인장시험편[9]의 5호 시험편 규격을 적용하였다. 또한 시험편은 NC 밀링을 사용하여 재료의 압연방향으로 시험편을 가공하였으며, 시험편의 기하학적 치수와 형상은 <Fig. 1>에서 보는 바와 같다. 한편, 시험편의 화학적 성분과 기계적 성질은 각각 <Table 1> 및 <Table 2>와 같다.



<Fig. 1> Configuration of tensile specimen(unit:mm)

<Table 1> Chemical composition of SM45C(wt.%)

C	Si	Mn	P	S
0.439	0.2	0.69	0.018	0.007

<Table 2> Mechanical properties of SM45C[10]

Yield strength (MPa)	Tensile strength (MPa)	Elongation (%)
343	569	20



<Fig. 2> Experimental set-up

3.2 실험방법

<Fig. 2>는 본 연구에서 사용한 실험장치이다. 그림 내의 상세도와 같이 인공결함이 없는 시험편과 중앙에 원공결함의 크기를 1.0, 2.5, 5.0, 7.5 및 10.0mm로 부여한 시험편에 Autograph 25-TG(Shimadzu, Japan) 만능재료시험기를 사용하여 모든 경우에 대하여 5mm/min의 크로스헤드 속도로 정속 단순인장시험을 하였다.

인장시험 중에 발생하는 AE 원신호(AE raw signal)는 Spartan 2000 AE 시스템(PAC, USA)의 SP2-DAQ 모듈을 이용하여 획득하였고, 이 경우 1220A(대역필터 100~300kHz, 게인 40dB) 전치증폭기와 R15(공진주파

수 150kHz) 공진역 센서를 각각 2개씩 사용하였다. 그리고 만능재료시험기의 아날로그 출력단자로부터 읽어 들인 하중값이 AE 시스템의 계측 데이터와 함께 저장 되도록 별도의 데이터 커넥터[11][12]를 만들어 사용하였으며, 각 시험편에 대하여 오실로스코프로 모니터링을 실시하였다.

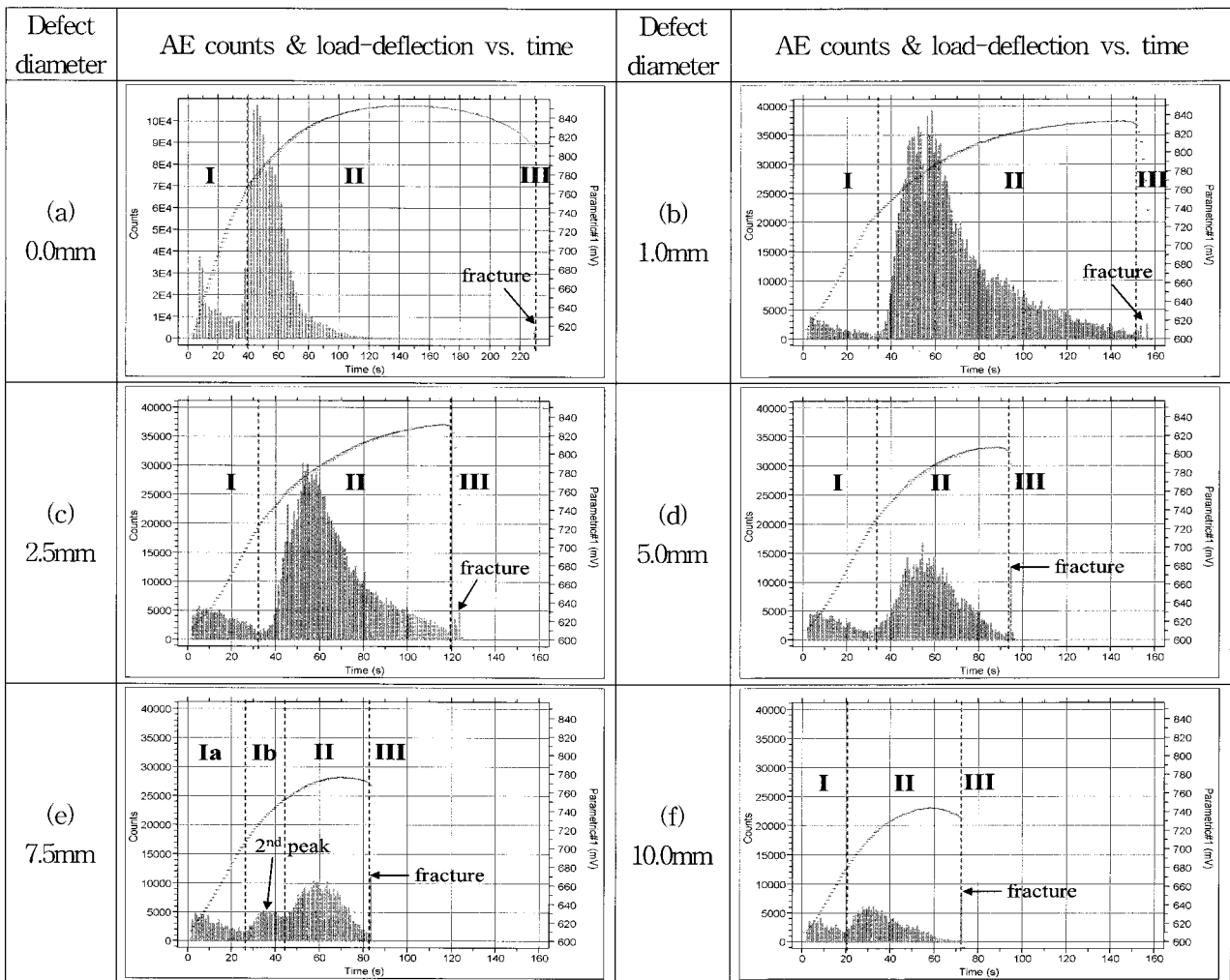
또한 고진공 그리스를 사용하여 시험편에 각각의 센서를 압착한 후, 샤프심 압착법으로 캘리브레이션(calibration)을 실시하여 센서의 압착여부를 확인하고, 이렇게 해서 검출된 AE 신호를 주증폭기에서 2차 증폭하여 디지털 데이터로 저장한 후 신호분석을 하였다.

4. 선행연구 학습결과 및 해석

4.1 선행연구의 결과

다음의 <Fig. 3>은 선행연구에 대한 실험결과로 원

공결함의 크기에 따른 시간과 AE 카운트 수에 대한 그림이다. 선행연구에서는 인공결함이 없는 시험편 <Fig. 3(a)>에 견주어서 이미 시험편 자체에 원공결함이 있기 때문에 구간 I은 1차 피크가 존재하는 초기 탄성영역과 초기 소성영역으로, 구간 II는 대체로 2차 피크가 존재하는 소성영역으로, 구간 III은 시험편이 파단되는 영역으로 구분하였다. 그림에서 원공결함의 크기가 증가할수록 하중을 분담하는 부재의 단면적이 작아져 파단이 빨리 일어나며, 그때 부재에 작용하는 하중 또한 작기 때문에 AE 카운트 값도 점차 감소하는 경향을 보이고 있음을 알 수 있다. 하지만 인공결함이 없는 경우와 달리 원공결함이 존재하는 경우, AE 카운트가 소성영역을 지난 후에도 지속적으로 빈번하게 발생하고 있는데, 이미 원공결함에서 파생된 크랙이 계속해서 부재에 영향을 미치기 때문인 것으로 판단하였다. 더불어 시험편이 파단될 때 발생하는 AE 카운트 수도 원공결함이 클수록 상대적으로 더 높은 값을 보임을 확인하였다.



<Fig. 3> Results of AE signals detected on tensile test at 5 mm/min[7]

4.2 패턴인식 학습결과

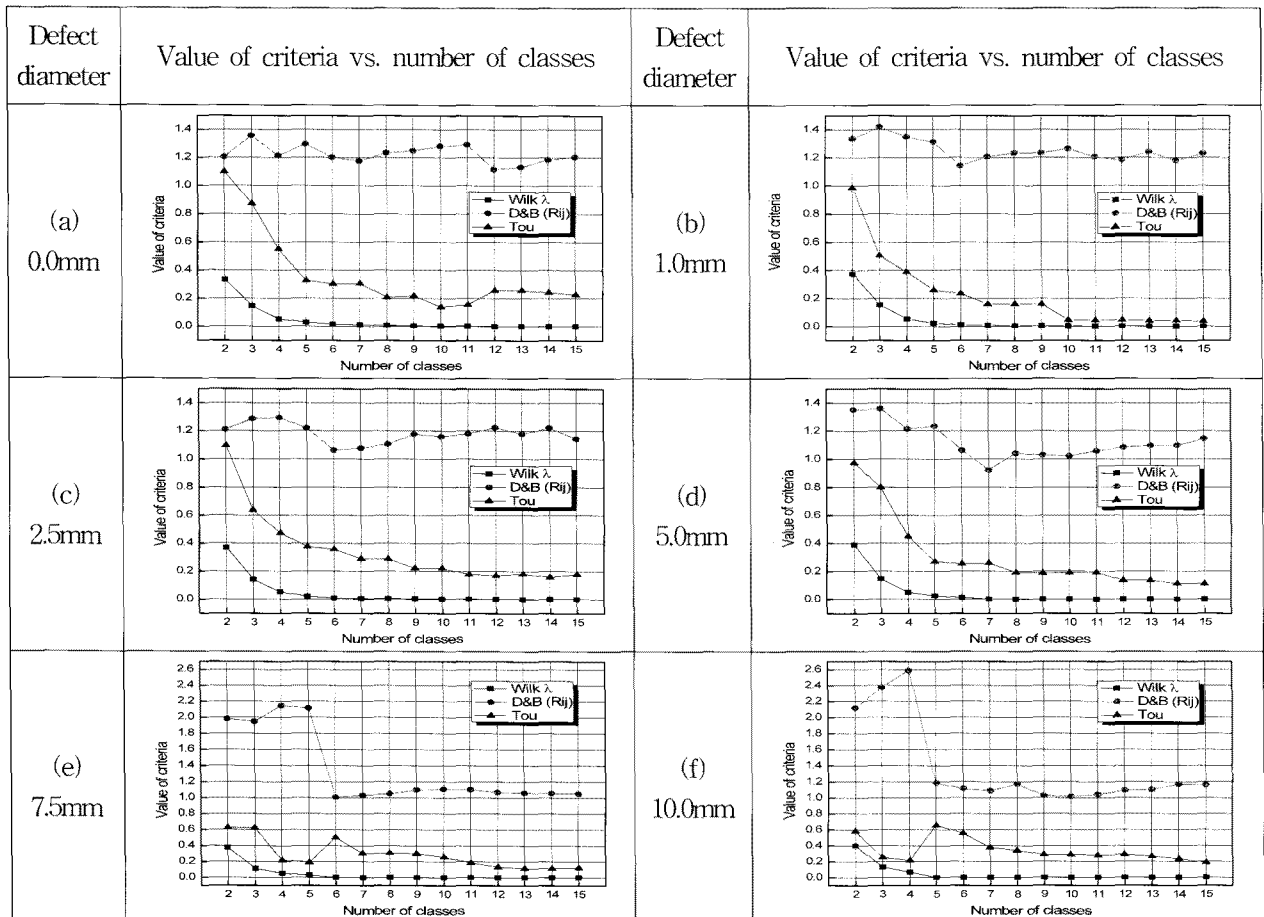
본 연구에서는 선행연구 결과의 유효·타당성 검증과 재료의 파괴거동에 따른 AE 음원특성에 대해 보다 상세히 알아보기 위해, 사전에 비지도학습(unsupervised learning)의 일종인 Cluster Seeking 알고리즘에서 제시하는 군집의 수에 대해 알아보았다. 그 결과 Cluster Seeking에서 무작위로 제시하는 군집의 수는 11~14개였으며, 이를 바탕으로 1차적으로 K-means 알고리즘을 사용하였다. 그리고 군집결과로 제시되는 조건별 각 클래스에 대하여 군집의 수를 줄이기 위해 지도학습(supervised learning)의 일종인 k-NNC를 적용하여 그 타당성을 보였다.

<Fig. 4>에서 Wilk's λ , D&B(Rij) 및 Tou 값이 일정한 값으로 수렴해 가고 있음을 볼 수 있는데, 여기서 결정적 기준(deterministic criterion)인 Wilk's λ 값은 적절한 클래스의 수를 찾기 위한 참고 값으로만 활용하며, 대략 그 값은 0.01보다 작은 값일 때 수렴하는 것으로 하였다. 또한, 본 연구에서 직접적으로 사용한 귀납적 기준(heuristic criteria)인 D&B(Rij)와 Tou 값

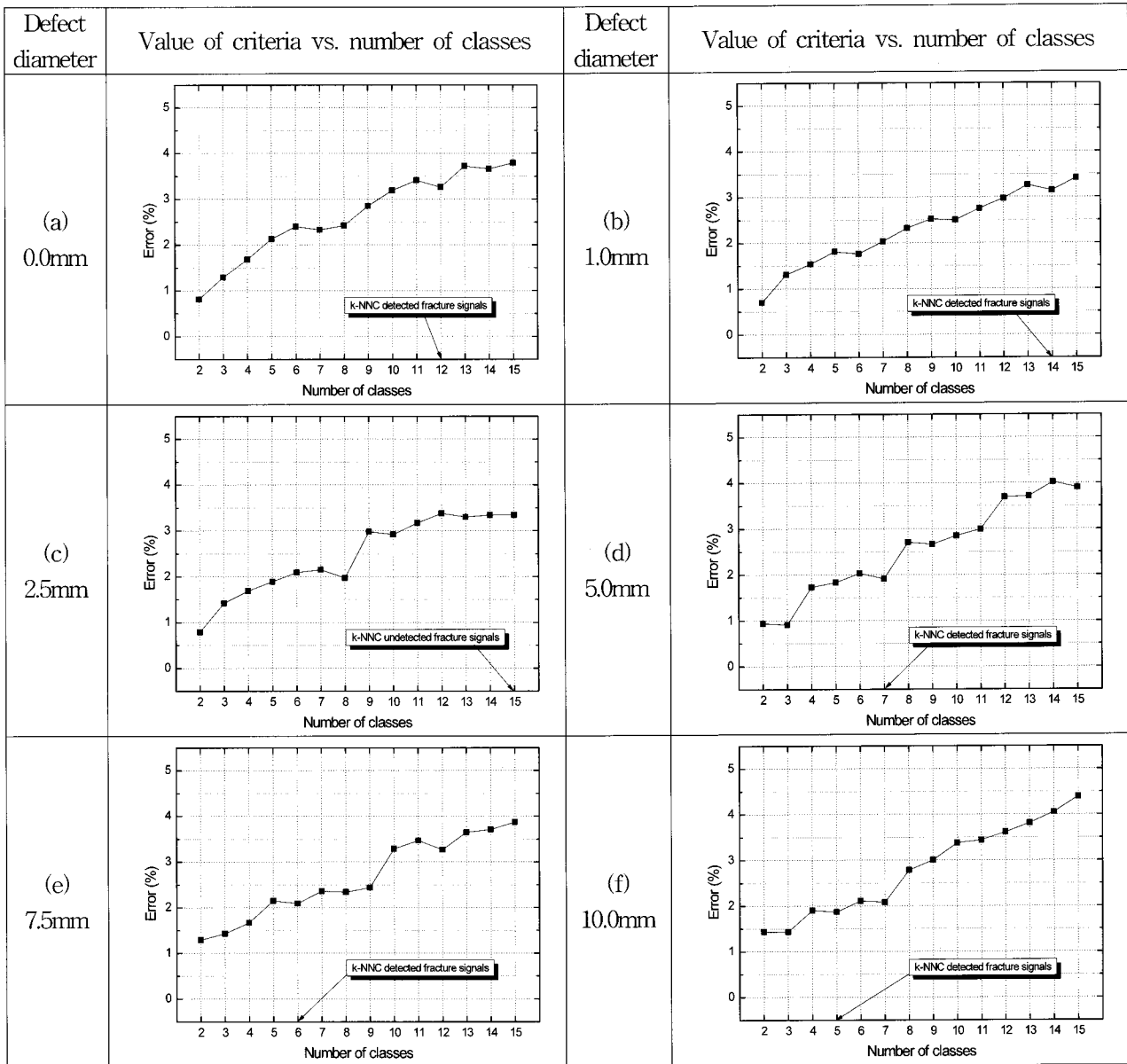
은 각 그림에서 Wilk's $\lambda < 0.01$ 을 만족하는 경우에 대하여 D&B(Rij)는 최소, Tou는 최대인 값을 갖는 클래스를 택하였고, 또한 두 기준 값의 높낮이가 서로 상반된 경향이 있음을 확인할 수 있으며, 적어도 군집 수가 4개 이상이 되어야 함을 미루어 짐작할 수 있다.

k-NNC에 의한 결과, 인공결합이 없는 시험편의 경우에는 7(또는 12)개의 클래스, 원공결합이 1.0, 2.5, 5.0, 7.5 및 10.0mm인 시험편의 경우에는 각각 6, 6, 7, 6 및 5개의 클래스로 나타났고, 이로써 Cluster Seeking에서 제시한 군집의 수를 절반 이상으로 줄일 수 있었다.

또한, 원공결합이 5.0, 7.5 및 10.0 mm인 경우에 있어서 제시된 클래스의 수가 7-6-5로 감소하고 있으며, 특히 원공결합이 7.5mm인 경우에는 D&B(Rij)와 Tou 값의 기울기에 급격한 변화를 보이는 것으로 보아 시험편 내부에서 발생하는 AE 음원에서 현격한 변화가 있음을 짐작할 수 있고, 원공결합의 크기가 커질수록 파괴가 일어나는 시점이 빨라지고 그에 따라 획득된 AE 음원에 대한 분석결과 수렴하는 클래스의 수가 줄어드는 것으로 사료된다.



<Fig. 4> Results of pattern recognition by k-NNC



<Fig. 5> Calculated error of convergence by k-NNC

한편, <Fig. 5>는 <Fig. 4>를 얻는 과정에서 계산된 수렴오차이며, 전반적으로 클래스의 수가 증가함에 따라 수렴오차 역시 선형적으로 증가하는 경향을 보이고 있다. 또 15개의 클래스까지 연산을 수행하는 동안 <Fig. 3>에서 나타난 시험편의 거시적 파단신호가 잘 분류됨을 확인할 수 있다. 결과적으로 Cluster Seeking 알고리즘에서 무작위로 제시한 군집의 수 안에서 k-NNC를 적용해도 무방함을 알 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 선행연구 결과의 유효 및 타당성 검증과 재료의 파괴거동에 따른 AE 음원특성에 대하여

알아보기 위해 먼저 K-means 알고리즘을 사용하였고, 그 군집결과로 제시되는 조건별 각 클래스에 대하여 군집의 수를 줄이기 위해 k-NNC를 적용하였다.

타당성을 검증하기 위하여 귀납적 기준으로 사용한 D&B(Rij)와 Tou 값은 Wilk's $\lambda < 0.01$ 을 만족하는 경우에 대하여 D&B(Rij)는 최소, Tou는 최대인 값을 동시에 갖는 클래스를 군집의 수로 택하였다. 그 결과 Cluster Seeking에서 제시한 클래스의 수보다 1/2 이상 군집의 수를 줄이는 것이 가능하였다. 따라서 이를 기반으로 적절한 그 밖의 수치적인 알고리즘을 찾는다면, AE 신호분석에 대한 후처리의 시간적인 노력을 크게 줄일 수 있을 것으로 기대된다.

6. 참 고 문 헌

[1] Miller, R. K. and McIntire, P., 1987, Nondestructive Testing Handbook(2nd ed.), Vol. 5, Acoustic Emission Testing, ASNT.

[2] Tensi, H. M., 2004, "The Kaiser-effect and its Scientific Background," Journal of Acoustic Emission, Vol. 22, pp. s1-s16.

[3] Yoshimura, T. and Kano, S., 1987, "A Method of Rapidly Estimating the Fatigue Limits by Acoustic Emission," Journal of Acoustic Emission, Vol. 6, No. 3, pp. 145-149.

[4] Mukhopadhyay, C. K., Jayakumar, T., Raj, B. and Ray, K. K., 2000, "Acoustic Emission—Stress Intensity Factor Relations for Tensile Deformation of Notched Specimens of AISI Type 304 Stainless Steel," Materials Science and Engineering, A293, pp. 137-145.

[5] Huang, M., Jiang, L., Liaw, P. K., Brooks, C. R., Seeley, R. and Klarstrom, D. L., 1998, "Using Acoustic Emission in Fatigue and Fracture Materials Research," Journal of Metals, Vol. 50, No. 11.

[6] Singh, S. K., Srinivasan, K. and Chakraborty, D., 2003, "Acoustic Emission Studies on Metallic Specimen under Tensile Loading," Materials and Design, 24, pp. 471-481.

[7] Woo, C. K. and Rhee, Z. K., 2008, "Case Study on the Load-Deflection and Acoustic Emission Analysis of SM45C Coupons with a Circular Hole Defect under Tensile Loading," Transactions of the Korean Society of Machine Tool Engineers, Vol. 17, No. 1, pp. 50-58.

[8] Mitchell, T. M., 1997, Machine Learning, McGraw-Hill.

[9] Korean Standards Association, 2002, Test pieces for tensile test for metallics materials, KS B 0801.

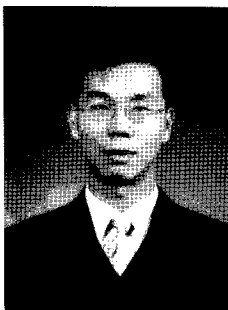
[10] <http://www.matweb.com>, MatWeb, The Online Materials Database JIS S45C Steel, Normalized.

[11] Rhee, Z. K. and Woo, C. K., 2005, "Experimental Studies on Joinability of SWS 490A High Tension Steel using Acoustic Emission Signals," Transactions of the Korean Society of Machine Tool Engineers, Vol. 14, No. 3, pp. 87-85.

[12] Rhee, Z. K., 2007, "A Study on the Wavelet Transform of Acoustic Emission Signals Generated from Fusion-Welded Butt Joints in Steel during Tensile Test and its Applications," Transactions of the Korean Society of Machine Tool Engineers, Vol. 16, No. 1, pp. 26-32.

저 자 소 개

이 장 규



인천대학교 기계공학과에서 공학사, 공학석사 및 공학박사 학위를 취득하였으며, 그 밖에 정보통계학, 경영학 등을 전공하였다. 영재정밀전자(주), (주)경인기계 냉각탑기술연구소를 거쳐 현재 영평기계설비(주) 기술고문으로 재직 중이며, 건설기술 특급기술자, 기술지도사, KOLAS평가사보(역학·화학), 기업가치평가사/애널리스트(CVA), 아마추어무선사로 활동하고 있다. 연구분야는 파괴 및 비파괴역학, 음향방출, 신호처리, 경제요소해석, 유한요소해석, 기술통계학 등으로 학문간 융·복합 및 통섭에 역점을 두고 있다. 주요관심분야는 고분자 및 복합재료, 동적 파괴역학, 손상역학, 내구성/신뢰성/건전성 평가기술, 표준(화) 등이다.

주소: 인천시 남구 도화동 177 인천대학교 기계공학과

오 진 수



충주대학교 기계공학과에서 공학사, 인천대학교에서 교육학석사, 아주대학교에서 경영학석사 학위를 취득하였고, 현재 인천대학교 기계공학과 박사과정을 수료하였다. 보쉬(BOSCH) 등 자동차 부품업체에서 근무하였으며, 반도체 제조장비 회사인 싸이머코리아(주)의 공장장으로 재직 중이다. 관심분야는 비파괴 공학, 음향방출 응용분야 등이다.

주소: 인천시 남구 도화동 177 인천대학교 대학원 기계공학과