

초음파 신호의 패턴 인식에 의한 금속의 열처리 온도 분류

論 文

48A-12-10

Temperature Classification of Heat-treated Metals using Pattern Recognition of Ultrasonic Signal

林來默*·申東煥*·金德暎*·金成煥**

(L. M. Lim · D. H. Shin · D. Y. Kim · S. H. Kim)

Abstract - Recently, ultrasonic testing techniques have been widely used in the evaluation of the quality of metal. In this experiment, six heat-treated temperature of specimen have been considered : 0, 1200, 1250, 1300, 1350 and 1387°C. As heat-treated temperature increases, the grain size of stainless steel also increases and then, eventually make it destroy. In this paper, a pattern recognition method is proposed to identify the heat-treated temperature of metals by evidence accumulation based on artificial intelligence with multiple feature parameters: difference absolute mean value(DAMV), variance(VAR), mean frequency(MEANF), auto regressive model coefficient(ARC), linear cepstrum coefficient(LCC) and adaptive cepstrum vector(ACV). The grain signal pattern recognition is carried out through the evidence accumulation procedure using the distances measured with reference parameters. Especially ACV is superior to the other parameters. The results (96% successful pattern classification) are presented to support the feasibility of the suggested approach for ultrasonic grain signal pattern recognition.

Key Words : Ultrasonic grain signal, Heat-treated temperature, Pattern recognition, Artificial Intelligence, ACV

1. 서 론

발전 설비와 같이 항상 고온, 고압의 환경에 노출돼 있는 시설물은 그 환경의 특수성으로 말미암아 일반 설비보다 열화 및 부식 균열 등의 현상이 일찍 나타나며, 이러한 현상들은 각종 설비 고장 및 화재 등 여러 위험 요소들을 내포하고 있기 때문에 지속적인 감시 및 시설 유지가 필요하다.

특히 원자로나 회전기기, 또는 고온, 고압의 증기나 물이 지나가는 스테인레스 스틸 수송관등은 조그만 결함이 존재해도 발전설비 전체에 위험을 초래하기 때문에 발전을 중지하고 적절한 조치를 취해야 한다. 발전소에서 계속적인 설비 가동에 의해서 발생하는 결함은 갑자기 생기기보다는 미세한 크기에서 시작해 점차 커지면서 문제를 야기하기 때문에 정기적인 검사를 통해 결함의 크기와 심각한 정도를 정확히 평가하여 적절히 대처해야 한다. 발전소 설비의 고장은 발전소 자체의 손실뿐 아니라 다른 산업에도 커다란 파급효과를 초래하여 막대한 물적, 인적 손실을 입힐 수 있기 때문에 사고에 대한 예방이 중요하다. 이러한 예방 방법으로 초음파, 방사선, 전자기파 등을 이용한 비파괴검사(nondestructive test)가 이용되고 있는데, 그 중 초음파를 이용한 검사 방법은 장비의 휴대가 간편하고 검사가 용이하기 때문에 널리 이용되고 있으며 국내외에서 다양하게 연구되고 있다[1-3].

미국의 웨데스턴(Wedestern) 원자력 발전소 증기밸브내의 균열상황(Mitsubishi 중공업 기술보고서 1992년)으로 그림 1의

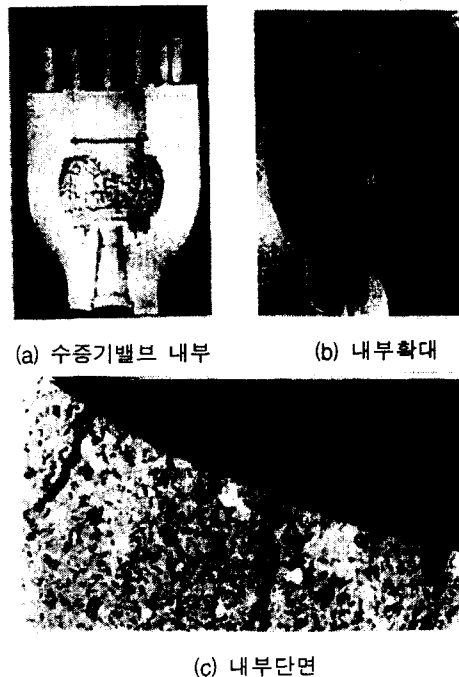


그림 1 미국 웨데스턴발전소 증기밸브내의 균열상황
(a) 수증기밸브 내부 (b) 내부확대 (c) 내부단면

Fig. 1 Cracks in the steam valve of Wedestern power plant
(a) inside of steam valve (b) enlargement of inside
(c) cross section of inside.

* 正 會 員 : 서울시立大 電子電氣工學部 博士課程

** 正 會 員 : 서울시立大 電子電氣工學部 教授·工博

接受日字 : 1999年 8月 16日

最終完了 : 1999年 11月 17日

(a)는 수증기밸브의 내부 그레인(grain)이 성장되면서 균열이 된 상황을 나타내며 (b)는 내부의 일부를 확대한 것으로 그레인들이 성장되어 있음을 알 수 있다. (c)는 내부 단면만을 확대한 그림으로 그레인이 성장되어 결함이 발생되어 있다.

이와같이 발전설비의 결함중에 많은 부분이 열화에 의한 그레인 성장으로 생성된다.

그레인 성장상태를 파악하기 위한 연구로서 Beecham[4]과 Fay[5]는 초음파 산란(scattering)을 이용하여 그레인의 크기(size)를 측정하였다. 이들은 초음파 신호의 산란과 흡수손실(absorption loss)에 의하여 감쇠정도를 측정하였으나, 금속재료의 이방성 구조(anisotropic structure) 때문에 그레인의 크기가 일정하지 않으므로 Goebbel[6,7]은 Fay의 이론을 발전시켜 다양한 평균기법을 이용하여 초음파 신호의 진폭을 추정함으로써 그레인의 크기를 결정하였다. 그러나 용접부위의 금속은 필연적으로 열처리(heat-treated)되어 이방성 구조가 되므로 조직 경계에서 초음파 감쇠모드의 변화와 흡수 등의 효과 때문에 반사파의 크기를 근거로 결함을 판단하는 기존의 반사법은 한계를 갖고 있다.

Saniie[8]는 주파수 영역에서 초음파 그레인 신호의 주파수편이를 이용하여 그레인의 크기를 분포함수의 개념으로 설명하였으나 구성이 복잡하여 이용에 어려움이 많았다.

인공지능기법에 기반을 둔 증거추적방법을 이용한 임[9]의 논문에서는 초음파 그레인 신호로부터 열처리 온도 분류에 적합한 5개의 특징파라미터를 이용하여 전체적으로 88%의 패턴인식을 보였으나, 보다 정확한 열처리 온도 분류가 요구되고 있다.

본 논문에서는 이러한 패턴인식의 효율을 향상시키기 위하여 임[9]의 결과에 새로운 특징 파라미터를 첨가하여 열처리 온도에 따른 패턴 분류 알고리즘을 개선하였다.

개선된 알고리즘은 절대차분 평균치(DAMV), 분산(VAR), 평균 주파수(MEANF), 자기회귀 모델계수(ARC), 선형캡스트럼계수(LCC)등 기존의 특징파라미터 이외에 적응 캡스트럼벡터(ACV)를 추출하여 열처리 온도 분류 능력을 향상시켰다.

먼저, 본 연구에서는 이와 같이 추출된 특징파라미터의 각각의 성질을 알아보고, 하나의 특징파라미터로 열처리 온도분류가 어렵다는 것을 보였다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 추출된 다수의 특징 파라미터를 가지고 열처리 온도 추정을 증거 축적(evidence accumulation) 방법을 통해 수행하였다.

본 연구의 목적은 금속을 각각 다른 온도로 열처리한 후, 초음파 신호(그레인 신호)를 측정하여 열처리 온도별로 기준패턴을 결정한 다음, 임의의 온도로 열처리된 시편의 초음파 그레인 신호를 가지고 제안된 패턴인식 방법을 이용하여 시편의 열처리 온도를 알고자 하는데 있다.

이를 위하여 본 논문에서는 증거 추적방법을 이용한 기존의 연구결과에 새로운 특징파라미터를 첨가하여 그 성능을 개선시켰으며, 이를 실험적으로 확인하였다.

2. 초음파 그레인 신호의 통계적 특징파라미터 추출

본 논문에서 고려해 본 특징파라미터들은 평균값(mean), 절대차분평균치(DAMV), 분산(VAR), 영점교차(ZCR), 평균 주파수(MEANF), 중간주파수(MEDF), 첨두주파수(PF), 왜도(Sk), 첨도(KURT), 자기회귀모델계수(ARC), 선형캡스트럼

계수(LCC), 적응 캡스트럼벡터(ACV)로 총 12가지 파라미터이다. 각 파라미터들을 이용하여 인식을 시험한 후 가장 적합한 파라미터를 선택해서 온도추정에 사용하였다. 일반적으로 위에서 언급된 특징파라미터 중 하나의 파라미터가 본 연구에 적합한가를 결정하는데는 2개월 이상이 소요되었다.

본 논문에서는 절대차분평균치, 분산, 평균주파수, 자기회귀 모델계수, 선형 캡스트럼계수, 그리고 적응캡스트럼벡터 등의 확률 통계적 파라미터들을 금속의 열처리 온도 추정을 위한 초음파신호의 특징파라미터로 선택하였다.

2.1 시간 및 주파수평면 파라미터

- (1) 절대 차분 평균치(difference absolute mean value: DAMV)
절대 차분 평균치는 각 시계열 신호의 차분값에 대한 절대 평균치를 나타내는 특징 파라미터로 식 (1)과 같다.

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} |X(i\Delta t) - X((i+1)\Delta t)|}{N-1} \tag{1}$$

- X : 관찰된 초음파 그레인 신호
- Δt : 샘플링의 시간 간격
- N : 샘플의 수
- i : 샘플의 순서

- (2) 분산(variance : VAR)
수신된 초음파 신호의 데이터가 그 평균치 주위에 어느 정도 흩어져 있는 가를 나타내는 특징 파라미터로 식 (2)와 같다.

$$\sigma^2 = E(X^2) - E^2(X) \tag{2}$$

- X : 관찰된 초음파 그레인 신호
- $E(X)$: X 의 기대값

- (3) 평균주파수(mean frequency : MEANF)
초음파 그레인 신호의 Fourier 분석을 통한 전력스펙트럼(power spectrum)의 평균값을 나타내는 주파수로 식 (3)과 같다.

$$f_{mean} = \frac{\int_0^f f \cdot S_m(f) df}{\int_0^f S_m(f) df} \tag{3}$$

- $S_m(f)$: 초음파 그레인 신호의 전력스펙트럼
- f_{mean} : 초음파 그레인 신호의 평균 주파수
- f : 주파수[Hz]

2.2 자기회귀 모델계수

자기회귀 모델계수(autoregressive model coefficients : ARC)는 이산 신호가 주어질 때, 그 신호를 특정 매개변수를 이용하여 표현하는 효율적인 기법중의 하나[10]로서 수집된 신호를 AR모델링 한 후, 정해진 차수(order)에 따라 파라미터를 추정하여 이 신호의 특징을 표현하는 것이다.

초음파 그레인 신호는 비안정 신호이지만, 자기회귀 모델을 이용하여 선형 예측계수를 추정하여 보면, 매개 변수의 시간에 따른 변동범위가 비교적 적으며, 또한 각 신호의 시간 평균으로 계산된 통계적 성질이 각 구간에서 크게 변화하지 않는 구간에서는 비교적 안정된 신호라고 볼 수 있으므로 선형 모델링이 가능하다 하겠다. 초음파신호를 자기회귀 모델링할 때, 각 샘플 $y(n)$ 은 식 (4)과 같이 과거의 샘플들, $y(n-k)$ 에 대한 독립적인 오차 $w(n)$ 을 합한 선형 조합으로 표시된다.

$$\begin{aligned}
 y(n) &= \hat{y}(n) + w(n) \\
 &= -\sum_{i=1}^m a_i y(n-i) + w(n) \\
 ; n &= 0, 1, 2, \dots, N-1
 \end{aligned} \tag{4}$$

여기서, $y(n)$ 은 자기회귀모델로 표현된 초음파 그레인 신호의 샘플, $\hat{y}(n)$ 은 추정 신호, a_i 는 자기회귀모델 계수, m 은 모델의 차수 그리고, $w(n)$ 은 예측오차로서 평균이 0, 분산이 σ^2 인 백색잡음(white noise)을 나타내며, 식 (5)와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 w(n) &= y(n) - \hat{y}(n) \\
 &= y(n) + \sum_{i=1}^m a_i y(n-i) \\
 &= \sum_{i=0}^m a_i y(n-i), \quad a_0 = 1
 \end{aligned} \tag{5}$$

자승예측오차를 최소로 가져가도록 AR 파라미터 a_i 를 결정한다면 추정 신호 $\hat{y}(n)$ 은 원신호 $y(n)$ 에 가장 가까워지므로 식 (5)의 양변에 자승합의 형태로 수식을 표현하면 아래와 같아진다.

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} w(n)^2 = \sum_{n=0}^{N-1} \left(y(n) + \sum_{i=1}^m a_i y(n-i) \right)^2 \tag{6}$$

자승합 E 가 0이 되도록 식 (6)에서 각각의 AR 파라미터 a_i 로 편미분을 하면 아래의 식 (7)와 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial a_i} = 0, \quad 1 \leq i \leq m \tag{7}$$

식 (6)과 식(7)에 의해 아래와 같은 원신호 $y(n)$ 이 자기상관함수 $R(i)$ 와 AR 파라미터에 의한 행렬형태의 식 (8)로 나타낼 수 있으며,

$$\begin{bmatrix} R(0) & R(1) & \dots & R(m-1) \\ R(1) & R(0) & \dots & R(m-2) \\ R(2) & R(1) & \dots & R(m-3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R(m-1) & R(m-2) & \dots & R(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} R(1) \\ R(2) \\ R(3) \\ \vdots \\ R(m) \end{bmatrix} \tag{8}$$

여기서, 자기상관함수 $R(i)$ 는 식 (9)과 같다.

$$R(i) = \sum_{n=0}^{N-1-i} y(n)y(n+i) \tag{9}$$

이와 같이 입력되는 신호의 정보는 차수 m 에 따른 AR 파라미터 a_i 를 추정함으로써 간단하게 표현할 수 있다. AR모델의 파라미터를 결정하는 방법에는 여러 가지가 있으나, 본 논문에서는 먼저 Akaike의 FPE(final prediction error) 테스트를 수행하여 최적의 차수를 결정하였고, 식(8)의 결과식을 효율적으로 계산할 수 있는 Levinson 알고리즘을 이용해 AR모델 파라미터를 추정하였다[11].

다음의 식 (10)은 최적의 모델 차수를 결정하기 위한 Akaike[12]의 FPE 테스트이다.

$$\begin{aligned}
 FPE_m &= e_m \left(\frac{N+m+1}{N-m-1} \right) \\
 e_m &= \hat{\sigma}^2
 \end{aligned} \tag{10}$$

N 은 데이터 개수이며, m 은 모델 차수, e_m 은 예측오차의 전력을 나타내며, 식(9)에서 FPE_m 이 가장 작은 값을 가질때의 m 은 AR 파라미터의 차수로 결정된다. 본 논문에서는 이와 같은 AR 모델링을 이용하여 적은 수의 파라미터로서 초음파 그레인 신호의 파형 정보를 표현하였다.

2.3 선형 캡스트럼계수(LCC)

선형 캡스트럼계수(linear cepstrum coefficient : LCC)는 전력 스펙트럼 정보와 스펙트럼의 퍼진 정도에 대한 정보를 포함하는 2차 통계특성을 가지며, 음성신호 해석에 효과적으로 사용되고 있다[13]. 그림 1은 선형캡스트럼 모델을 나타내었다.

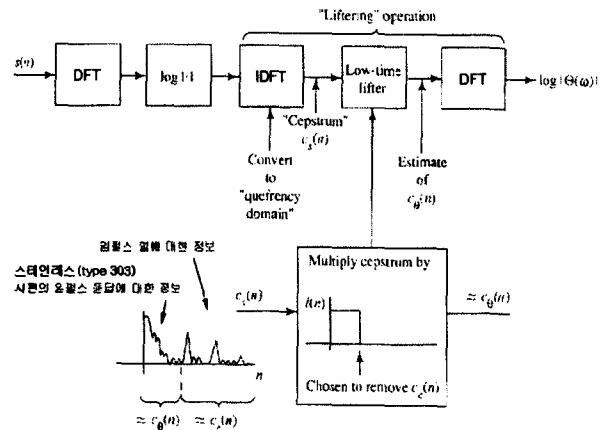


그림 1 캡스트럼을 이용한 신호처리
Fig. 1 Signal processing using cepstrum.

식 (4)의 오차신호와 초음파신호의 출력 시계열 전달함수는 식 (11)과 (12)의 식으로 표현되며, 자기회귀모델의 역필터에 해당한다.

$$H(z) = \frac{Y(z)}{E(z)} = \frac{1}{A(z)} \tag{11}$$

$$A(z) = 1 + \sum_{i=1}^n a_i z^{-i} \quad (12)$$

이때 $\ln[A(z^{-1})]$ 은 해석적이며, 모든 근(root)은 단위 원 내에 있다. 식 (12)의 로그(log)전력스펙트럼을 Z-Transform 로 전개하면 식 (13)과 같다.

$$\ln\left[\frac{\sigma^2}{|A(z)|^2}\right] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{nz}^{-nc} \ln \sigma^2, \quad c_n = c_{-n} \quad (13)$$

식 (13)에서 σ^2 은 신호의 스펙트럼을 전극(all pole) 모델화 한 함수의 나머지 에너지의 최소치이며, c_k 를 캡스트럼계수라 한다. 식 (13)의 양변을 z^{-1} 에 대하여 미분하고, z^{-1} 의 거듭제곱 계수들을 비교 정리하면 식 (14)와 같이 된다.

$$c_k = -a_n - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n-1} k c_k a_{n-k} \quad n > 0 \quad (14)$$

$$a_0 = 1, \quad a_k = 0 \quad (k > p)$$

본 논문에서는 이러한 특성을 갖는 LCC를 열처리 온도를 모르는 임의의 금속 시편으로부터 초음파신호를 측정하여 온도를 알아내기 위한 패턴인식에 특징 파라미터로 사용하였다.

2.4 적응 캡스트럼 벡터(ACV)

초음파 그레인 신호는 시변신호이며 비안정 신호이다. 시간에 따른 정확한 특징파라미터를 추출하려면 적응필터 알고리즘이 보다 적합하다. 따라서, 본 논문에서는 초음파 그레인신호의 패턴인식을 위한 특징파라미터로 앞에서 설명된 DAMV, VAR, MEANF, ARC, LCC와 함께 적응캡스트럼벡터(adaptive cepstrum vector : ACV)를 사용하였다.

그림 2는 적응예측기(adaptive predictor)로 시간에 따라 변하는 신호 $y_k(n)$ 의 선형 예측계수(LPC) 모델 파라미터를 적응적으로 구하고 있다. 선형 예측 계수인 가중 벡터를 적용 시키는 방법은 계산량이 다소 많지만 매우 빠른 수렴성과 안정성을 갖는 RLS(recursive least squares) 알고리즘을 사용했다.

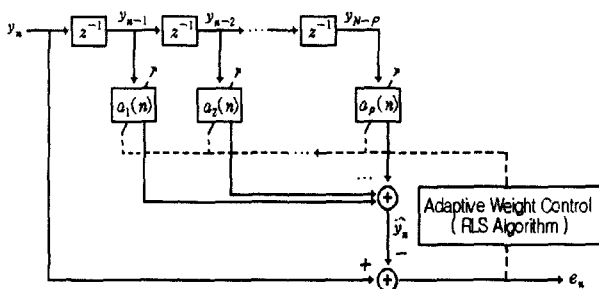


그림2. RLS블록선도
Fig. 2 RLS block diagram

그림 3은 RLS에 의해서 구해진 평균 가중벡터(weight vector)인 M을 이용하여 ACV를 구하는 과정을 나타내고 있다

총 1649개의 데이터에서 100개 샘플을 하나의 블록으로 하는 데이터 블록 $y_k(i)$ 를 잡는다. RLS를 이용해서 A^T 를 구했을 때 발생하는 추정오차 $e(i)$ 를 구하면 식 (15)와 같이 된다

$$e(i) = d(i) - W^T(i)u(i-1) \quad (15)$$

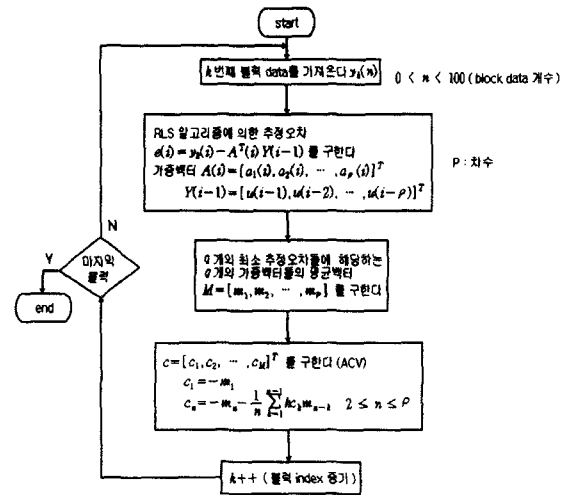


그림 3 ACV 추정 알고리즘
Fig. 3 ACV estimation algorithm

이 중에서 가장 작은 추정오차를 나타내는 q 개를 선택해서 해당하는 q 개의 가중 벡터를 구한다. 여기서 q 는 양의 정수 값으로 본 연구에서는 5개로 하였다. 그리고, 이들 벡터들의 평균벡터 M을 구한다. 평균 벡터 M을 이용하여 ACV를 구하면 식 (16)과 같이 된다

$$c_1 = -m_1$$

$$c_j = -m_j - \frac{1}{j} \sum_{p=1}^{j-1} p c_p m_{j-p} \quad 2 \leq j \leq n \quad (16)$$

$$c = [c_1, c_2, \dots, c_p]^T$$

다시 블록처리의 인덱스를 증가해서 새로운 블록 데이터를 가져와 위에서 설명한 처리방법을 반복한다. 위와 같은 방법으로 각 블록의 ACV 값을 구한다.

3. 열처리 온도 추정을 위한 그레인 신호의 패턴인식

3.1 Dempster-Shafer의 증거축적 이론

Dempster-Shafer의 증거 축적 이론[15-17]은 앞에서 설명

된 특징파라미터(DAMV, VAR, MEANF, ARC, LCC, ACV)와 같은 불확실한 증거들의 축적을 통하여 보다 좋은 확실한 증거를 추론하는 방법이다.

Dempster-Shafer의 증거축적이론에서는 ef (evidence for), ea (evidence against), n (neutral evidence), x (contradictory evidence)의 4가지 구성 요소가 사용된다. ef 는 주어진 값이 그 사건에 대한 긍정적인 증거가 될 때에 값을 가지며, ea 는 그 반대의 경우에 값을 가진다. 그리고 n 은 중립적인 증거를 나타내며, x 는 증거 축적 절차가 진행되면서 생기는 모순이 되는 증거값을 나타낸다.

3.2 증거축적이론에 적용하기 위한 퍼지 매핑 함수

본 논문에서 금속의 열처리 온도를 추정, 분류하기 위해 앞에서 제안한 특징 파라미터들을 각 열처리 온도별 초음파신호로부터 추출한다. 이렇게 추출된 특징 파라미터들의 확률적 특성, 즉, 평균값을 구한 후 기준 파라미터(reference parameter)로 설정하고, 그 기준값과 특징 파라미터들과의 거리(distance)를 계산하여 최대값을 벡터로 저장한다. 여기서, 최대값을 구하는 이유는 실험 데이터를 가지고 측정된 거리들을 증거 축적 방법에 적용하기 위한 퍼지매핑함수[17]에 사용하기 위한 것이다. 그 다음 이러한 기준 파라미터들을 가지고 실험에 사용된 실제의 열처리온도별 초음파신호로부터 추출된 특징 파라미터들과의 거리를 구한다. 여기서는 벡터들과의 거리에 잘 쓰이는 유클리드 거리(euclidean distance)를 사용한다. 이렇게 하여 구해진 거리들을 Dempster-Shafer의 증거 축적이론에 적용하기 위해 식 (17)과 같은 퍼지매핑함수를 설계하였다.

$$f(d) = \begin{cases} \sqrt{d/MAX}, & 0 \leq d \leq MAX \\ \frac{2}{1 + \exp(MAX - d)}, & d \geq MAX \end{cases} \quad (17)$$

식 (17)에서 MAX 는 초음파 그레인 신호로부터 측정된 각 온도별 기준 파라미터의 평균값과 추출한 특징 파라미터들과의 거리들의 최대값이다.

$f(d)$ 값이 MAX 값을 경계로 급격하게 변하게 되므로, 열처리 온도에 따른 그레인 신호의 경계선(즉 열처리 전, 1200°C, 1250°C, 1300°C, 1350°C, 1387°C의 열처리 온도 분류 경계선) 부분에서 함수값의 차이를 많이 두어서 패턴인식에 도움을 주기 위함이다. 이러한 퍼지매핑 함수에 의하여 측정된 거리들은 0과 2사이의 값을 갖게 되며, 이렇게 바뀐 거리들을 각 열처리 온도에 대한 증거들로 표현하기 위해서는 식 (18)과 같은 변환(transform) 식이 필요하다. 식 (17)에 의해서 변환된 각 파라미터의 거리들은 다음의 식 (18)과 같이 각 증거의 구성 요소로 바뀐다.

$$\begin{cases} ef = 1 - f(d), & n = 1 - ef & 0 \leq d \leq MAX \\ ea = f(d) - 1, & n = 1 - ea & d \geq MAX \end{cases} \quad (18)$$

식 (18)에서 보는 바와 같이 측정된 거리 d 값이 MAX 값보다

작을 경우에 입력으로 들어온 특징 파라미터의 값이 대상 열처리 온도의 증거라고 볼 수 있다. 그래서 그 거리만큼의 ef 값과 그에 따른 n 값이 존재하게 된다. 즉 거리 d 가 0에 가까울수록 ef 값은 1로 접근하여 대상 열처리 온도의 증거가 매우 큼을 나타내며, 반대로 거리 d 가 MAX 값에 접근하면 n 값이 1로 접근하여 역시 중립적인 성격을 띄게 된다. 이와 반대로 거리 d 값이 MAX 값보다 클 경우에 입력으로 들어온 특징 파라미터의 값이 열처리 온도에 대한 그레인 신호의 증거라고 볼 수 없으므로 ef 값은 존재하지 않고 거리만큼의 ea 값과 그에 따른 n 값만 존재하게 된다. 그리고 이때의 ea 값은 거리 d 값이 크면 클수록 1에 접근하게 되고 경계 값인 MAX 값에 가까워지면 n 값이 1에 가까워져 중립적인 성격을 띄게 된다. 이와 같이 각 파라미터에 따른 각 열처리 온도 클래스(class)에 대한 증거 경계치가 결정된다. 그림 4는 일련의 과정을 알고리즘 순서도로 나타낸 것이다. 지금까지 언급된 내용을 요약하여 설명하면 다음과 같다. 즉, 열처리 온도를 모르는 스테인레스 스틸의 초음파신호를 측정한다.

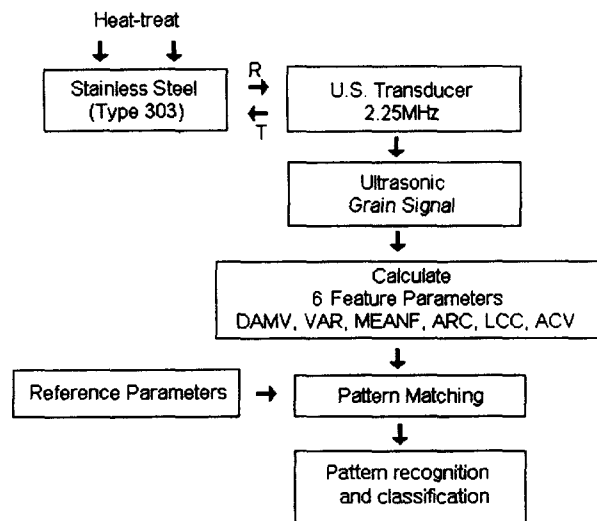


그림 4 패턴인식 블록선도 (U.S.: 초음파, T/R : 송수신 장치, 금속시편 : 스테인레스 스틸(type303))

Fig. 4 Pattern recognition block diagram (U.S. : ultrasonic, T/R : transmitter/receiver, metal specimen : stainless steel(type 303)).

이 신호로부터 6가지 특징 파라미터를 구하여 이미 저장하고 있는 기준 파라미터들과 이들 파라미터들과의 거리를 측정 한 후 퍼지매핑함수를 통하여 변환시키고, 다시 증거들의 구성 요소(ef , ea , n , x)로 변형시킨 다음 증거축적 절차를 행하게 된다. 이 증거축적 절차는 결합법칙과 교환법칙이 성립하므로 순서에 관계없이 6가지 파라미터에 대해 수행하게 된다. 마지막으로 구해진 구성요소들중에서 가장 큰 ef 값을 갖는 증거를 가진 초음파 그레인 신호가 최종적으로 인식되는 열처리 온도가 된다.

4. 실험 및 결과 고찰

4.1 열처리 실험 및 결과

본 논문에서는 스테인레스 스틸 금속(Type 303)을 직경 50mm, 높이 50mm 원통형으로 제작한 후 열처리하였다.

열처리는 Bamford sheffield사의 열처리로(carbolite Furnace : S30AU)를 사용하였고 시편을 각 열처리 온도에 따라 1시간동안 1200℃, 1250℃, 1300℃, 1350℃, 1387℃로 각각 가열한 후 급 수냉과정을 거쳐 그레인들을 성장시켰다. 열처리된 시편의 그레인들을 관찰하기 위하여 광학현미경(JSM 5600)을 사용하였다. 그레인 성장특성 확인을 위하여 시편을 각 온도별로 3개씩 제작하였고, 열처리 시편의 중앙부를 9mm 정사면체 형태가 되게 선반으로 다듬질한 후 폴리싱하였다. 다시 연마기를 사용하여 표면을 거울과 같은 거칠기로 연마하였으며 이것을 건조시킨 후 수용액(염산 60%+질산 40%)에 표면을 30초 동안 담근 후 꺼내어 그림 5와 같이 그레인을 관찰하였다. 열처리 온

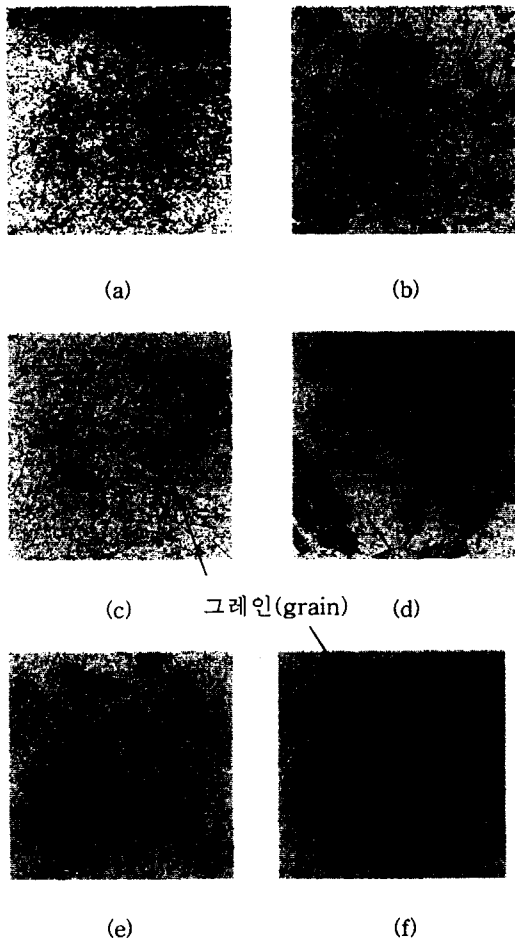


그림 5 열처리된 스테인레스 스틸들의 현미경사진(×150)
(a) 열처리 전 (b) 1200℃ (c) 1250℃ (d) 1300℃
(e) 1350℃ (f) 1387℃

Fig. 5 Microscopic photographs(×150) of heat-treated stainless steel on temperature, (a) before heat-treated (b) at 1200℃ (c) at 1250℃ (d) at 1300℃ (e) at 1350℃ (f) at 1387℃.

도가 증가함에 따라서 그레인들이 근처의 작은 결정입자를 잠식하여 크기가 증가함을 알 수 있다(예 : 그림 5(a)와 그림 5(b)).

4.2 초음파 신호 검출 및 패턴인식 결과 고찰

(1) 초음파 그레인 신호 검출

본 연구의 초음파 신호 검출 장치는 그림 6과 같이 구성하였다. 초음파 탐촉자는 파나메트릭(Panametrics)사의 2.25MHz, 모델 A106S를 사용하였고, 초음파 탐상기(Model 500PR : Panametrics)는 펄스에코방식을 사용하였다.

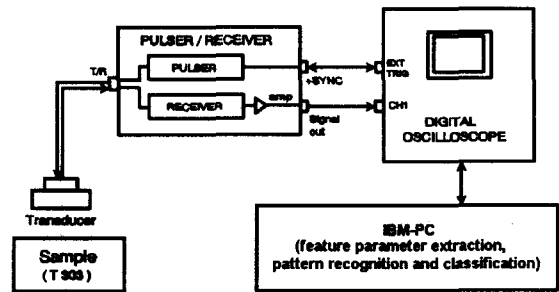


그림 6 초음파 신호 검출 장치의 블록선도 (pulse/receiver : 500PR 모델, Panametric사, 탐촉자 : 2.25MHz 디지털 오실로스코프 : Lecroy 9310AM)

Fig. 6 Block diagram of ultrasonic signal detection unit (pulse/receiver : model 500PR ,Panametrics, transducer : 2.25MHz, digital oscilloscope : Lecroy 9310AM).

획득된 데이터는 디지털 오실로스코프(Lecroy9310AM)내의 ADC(analog to digital converter)를 이용하여 100MHz로 샘플링한 후 IBM-PC(Pentium III)에 송신하고 컴퓨터에서 특징 파라미터 추출과 패턴인식 알고리즘을 수행하였다. 실험에 사용할 데이터 수집을 위해서 각 온도 별로 3개씩의 시편(specimen)을 제작하였다. 각 시편의 데이터 측정은 같은 조건(sampling rate, trigger level, damping and gain)에서 탐촉자를 이동하며, 서로 다른 위치에서 20회 반복 측정하였다.

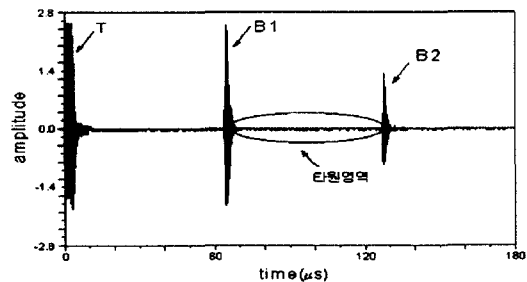
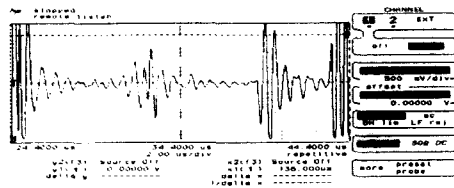
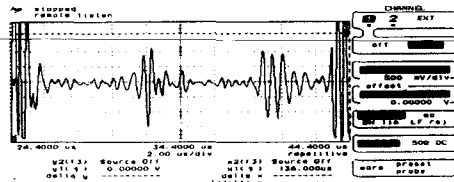


그림 7 시험 시편으로 수집된 초음파 그레인 신호(초음파 전송신호, B1 : 금속의 밑면 첫번째 반사 신호, B2 : 금속의 밑면 두번째 반사신호)

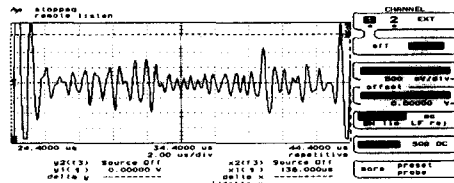
Fig. 7 Ultrasonic grain signal obtained from specimen (T : transmission signal, B1 : first reflected signal from bottom of metal, B2 : second reflected signal from bottom of metal)



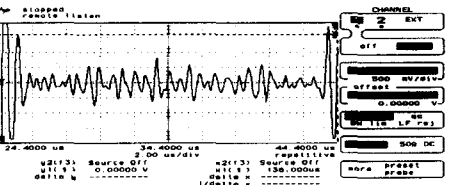
(a)



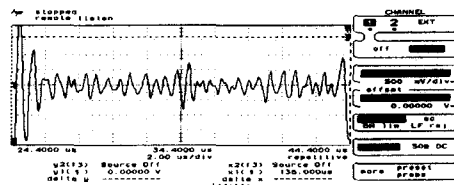
(b)



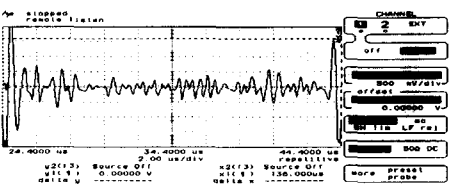
(c)



(d)



(e)



(f)

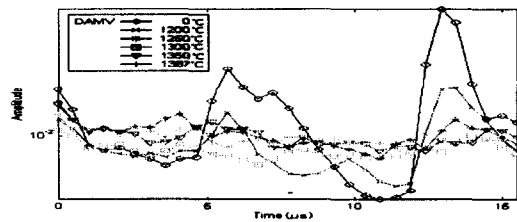
그림 8 열처리 온도별 초음파 그래인 신호 (a) 열처리 전 (b) 1200°C (c) 1250°C (d) 1300°C (e) 1350°C (f) 1387°C
 Fig. 8 Ultrasonic grain signals by heat-treat temperature (a) before heat-treat (b) at 1200°C (c) at 1250°C (d) at 1300°C (e) at 1350°C (f) at 1387°C

그림 7은 시험 시편으로부터 수집된 초음파 그래인 신호의 전체 신호를 나타낸다. T 신호는 전송 신호를 나타내며, B1 신호는 금속의 밀면에서 반사된 첫번째 신호이고, B2 신호는 금속의 밀면에서 반사된 두번째 신호를 나타낸다. B1 신호와 B2 신호 사이의 타원 영역은 시간적으로 금속의 내부의 결함이나 그래인에 의해 산란되고 반사된 신호로서, 본 논문에서는 이 영역을 디지털 신호 처리하여 제안한 알고리즘을 수행하였다.

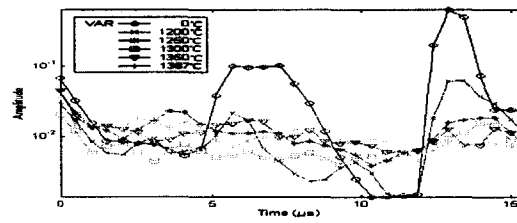
그림 8 (a)는 열처리하기 전의 초음파 그래인 신호이며, 그림 8 (b)~(f)는 각 온도에 따라 그래인이 성장된 시편의 초음파 신호이다. 초음파 그래인 신호는 일정한 패턴이 없기 때문에 이러한 그래인 신호 자체로서는 각각의 열처리 온도 분류가 불가능하다

(2) 특징 파라메터의 추출결과

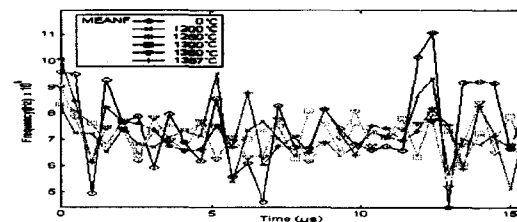
그림 9는 각 온도별 시간에 따른 초음파신호의 특징파라메터들의 변화를 나타낸다. 특징파라메터들의 기준값을 산출하기 위하여 데이터 길이는 0.5μs 구간을 처리하였다. 그리고, 그 구간에서 초음파 그래인의 절대차분 평균치 및 분산을 구하였고, 주파수 파라메터인 평균주파수를 구하였다. 파라메터해석 결과 절대차분 평균치, 분산 및 평균주파수의 파라메터는 일정한 양상을 나타내지 않고 임의로 나타내고 있음을 알 수 있다.



(a)



(b)



(c)

그림 9 온도별 그래인 신호의 특징파라메터 변화 (a) 절대차분 평균치 (b) 분산 (c) 평균주파수
 Fig. 9 Variation of feature parameters with respect to temperature (a) DAMV (b) VAR (c) MEANF.

그림 9를 볼 때 이것은 시간에 따라서 각각의 파라미터가 일정하지 않고 변하기 때문에 어느 파라미터 하나만 가지고는 열처리 온도를 알아낼 수 없다는 것을 의미한다. 또한, 그림 10과 같이 자기회귀모델 계수와 선형캡스트럼 계수, 그리고 적응캡스트럼 벡터의 각 열처리 온도별 분산을 나타내고, 특징 파라미터들의 분산의 평균값을 그래프로 나타내었다.

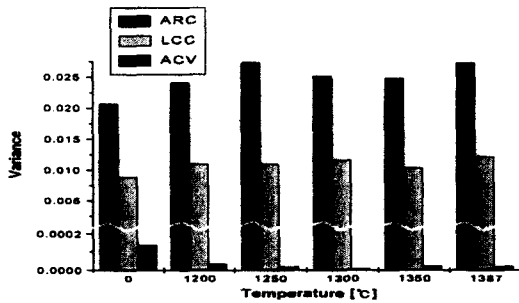


그림 10 열처리 온도별 특징파라미터의 분산
Fig. 10 Variance of feature parameters with respect to heat treated temperature.

그림 10에서 볼 수 있듯이 적응캡스트럼 벡터의 분산이 자기회귀모델 계수나 선형캡스트럼 계수 보다 작게 나타남으로서 적응캡스트럼 벡터가 다른 특징 파라미터들보다 안정적인 성능을 가짐을 알 수 있다.

그러므로, 본 연구에서는 초음파신호의 특징을 잘 반영하는 여러 가지 특징파라미터를 추출한 다음, 이를 적절히 조합하여 다음과 같이 패턴 인식하였다.

(3) 증거축적이론을 이용한 열처리 온도의 패턴인식 결과

그림 5의 열처리된 시편의 초음파 그래인 신호로부터 6개의 특징 파라미터(DAMV, VAR, MEANF, ARC, LCC, ACV)를 추출한 다음 증거축적 방법에 의한 패턴인식을 수행하였다. 그림 11은 1350°C로 열처리된 실험시편의 DAMV, VAR, MEANF, ARC, LCC, ACV 6개 특징 파라미터에 대한 증거축적 과정(6가지의 특징 파라미터)에 따른 *ef*값의 변화치를 나타내고 있다.

표 1과 그림 11에서 증거축적 초기에는 열처리 온도 1300°C가 1350°C보다 강하게 작용하고 있다. 그러나 증거축적이 진행됨에 따라(특징 파라미터 종류를 증가시키에 따라, 즉 accumulation number가 증가함에 따라) 1350°C의 초음파 그래인 신호 증거값의 기울기가 계속 양수를 유지하면서 최종적으로 가장 큰 증거값을 보여준다.

이는 비록 다른 열처리 온도에 대한 거리 차의 증거값이 부분적으로 해당 온도에 대한 증거값 보다 클지라도 증거축적이 진행됨에 따라 해당 온도 그래인 신호의 거리 차에 의한 증거값이 결국에는 가장 크게 되어 그 온도를 제대로 인식하게 되는 것이다. 이는 조사한 실험시편이 1350°C의 온도로 열처리된 시편임을 나타내는 것이다.

표 1 증거 축적 결과(시편 : 1350°C), (ef, ea, n, x)

Table 1 Result from evidence accumulation

(specimen:1350°C), (ef, ea, n, x)

온도 / 파라미터	0 °C	1200 °C	1250 °C	1300 °C	1350 °C	1387 °C
DAMV	(0, 0.02, 0.98, 0)	(0.01, 0, 0.99, 0)	(0.14, 0, 0.86, 0)	(0.13, 0, 0.87, 0)	(0.16, 0, 0.84, 0)	(0.25, 0, 0.75, 0)
VAR	(0, 0.08, 0.92, 0)	(0.13, 0, 0.87, 0)	(0.09, 0, 0.91, 0)	(0.13, 0, 0.88, 0)	(0.25, 0, 0.75, 0)	(0.35, 0, 0.65, 0)
MEAF	(0.18, 0, 0.82, 0)	(0.19, 0, 0.81, 0)	(0.34, 0, 0.66, 0)	(0.21, 0, 0.79, 0)	(0.34, 0, 0.67, 0)	(0.29, 0, 0.71, 0)
ARC	(0, 0.35, 0.47, 0)	(0, 0.18, 0.83, 0)	(0, 0.10, 0.9, 0)	(0, 0.1, 0.89, 0)	(0.04, 0, 0.96, 0)	(0, 0.15, 0.85, 0)
LCC	(0, 0.2, 0.77, 0)	(0, 0.13, 0.87, 0)	(0, 0.06, 0.9, 0)	(0, 0.05, 0.9, 0)	(0.02, 0, 0.98, 0)	(0.02, 0, 0.98, 0)
ACV	(0.27, 0, 0.7, 0)	(0.3, 0, 0.67, 0)	(0.25, 0, 0.75, 0)	(0, 0, 1.0, 0)	(0.38, 0, 0.6, 0)	(0.19, 0, 0.81, 0)
Accumulated Evidence	(0.18, 0.3, 0.3, 0.22)	(0.4, 0.13, 0.3, 0.12)	(0.52, 0.1, 0.3, 0.09)	(0.34, 0.1, 0.5, 0.06)	(0.75, 0, 0.25, 0)	(0.6, 0.04, 0.23, 0.11)

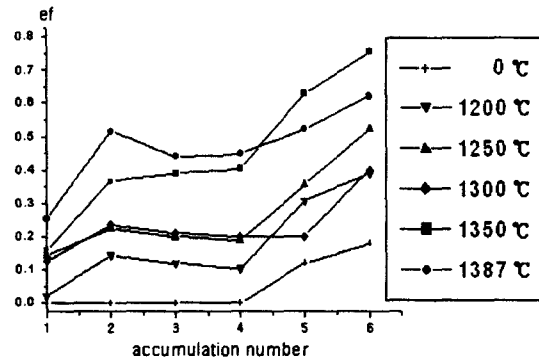


그림 11 증거축적 과정에 따른 *ef* 값 (시편 : 1350°C)

Fig. 11 Value of *ef* with evidence accumulation (specimen : 1350°C)

이와 같은 방식으로 6단계(열처리 전 시편, 1200°C, 1250°C, 1300°C, 1350°C, 1387°C)로 온도를 분류 실험하였으며, 전체적으로 96%의 패턴 인식률을 보였다. 이는 기 발표된 방법[9]보다 8%의 향상된 패턴 분류를 하였다.

5. 결 론

경제 규모의 확대에 전력수요의 증가에 따라 발전설비 규모도 대형화되고, 고온, 고압화되는 추세에 있다. 이에 따라 각 부분을 구성하는 재료는 매우 엄격한 것이 요구된다. 특히, 발전 설비의 예방보전을 위한 비파괴 방법은 발전소의 안전 운영을 위하여 적절한 대책수립의 진단 자료로서 널리 활용되고 있다.

본 연구에서는 발전 설비에 사용되는 스테인레스 스틸 금속의 열처리 온도 분류를 위해 초음파 신호의 패턴 인식 방법을 제안하였으며, 주요 연구 결과는 다음과 같다.

- (1) 특징파라미터로 추출한 적응캡스트럼 벡터가 열처리 온도 분류에 적합함을 알 수 있다.

- (2) 적응 캡스트럼 벡터(ACV)의 분산이 다른 특징 파라메터들 보다 적게 나타남으로서 보다 안정된 특징 파라메터 성능을 알 수 있다.
- (3) 적응캡스트럼 벡터를 이용한 거리 측정에 의한 초음파 그레이인 신호의 온도분류에 따른 오인식률은 기존의 자기회귀모델 계수가 선형캡스트럼 계수를 이용한 방법보다 작게 나타났다.
- (4) 기준파라메터들과의 거리들은 증거축적 방법에 적용하기 위한 퍼차 매핑함수는 이거리들을 0과 1사이에 매핑(mapping)하므로써 증거 축적 절차의 구성 요소 값들로 결정하였다.
- (5) 열처리 온도를 분류하기 위한 패턴 분류는 그 시스템에 알맞는 특징파라메터의 도출이 매우 중요함을 알 수 있었으며, 본 논문에서 제안한 알고리즘이 다수의 특징파라메터를 효율적으로 이용하여 기존의 패턴분류 알고리즘보다 안정적인 패턴분류(96%의 패턴인식률)가 이루어짐을 확인하였다. 이것은 급속의 열처리 온도 분류에서 정량적인 해석의 가능성을 제시할 수 있다고 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] N. M. Bilgutay and J. Sanii , "The Effect of Grain Size on Flaw Visibility Enhancement Using Split-spectrum processing", *Material Evaluation*. pp.808-814. 1984.
- [2] X. P. V. Maldague, *Advances in Signal Processing for Nondestructive Evaluation of Materials*, Klywer Academic Publishers, pp.357-370,
- [3] W.Grabendorfer, M. Gregor, *Ultrasonic Testing of Materials*, Springer-Verlag Berlin, pp.31-465,1990.
- [4] D. Beecham, "Ultrasonic Scatter in Materials: its Properties and its application to Grain size Determination", *Ultrasonic* 4, pp.67-76, 1966.
- [5] B. Fay, "Theoretical Consideration of Ultrasonic Back-scattering", *Acoustica* 28,pp.354-35, 1973.
- [6] K. Goebbels and P. holder, "Quantitative Determination of Grain Size by Means of Scattered Ultrasound" *Proceeding of the 8th World conference on NDT*, pp.1-7, 1976.
- [7] K. Goebbels and P. holder, "Quantitative Determination of Grain Size Detection of inhomogeneities in Steel by Ultrasonic Backscattering Measurement", in *Ultrasonic Materials Characterization*, pp. 67-74, 1980.
- [8] Jafar Saniie, "Quantitative grain size evaluation using ultrasonic backscatter echos", *J. Accoust. Soc. Am.* 80(6). pp.1816-1824, 1986.
- [9] 임내묵, 이영석, 김성환, "디지털 초음파 신호처리 기법을 이용한 열처리된 스테인레스 스틸의 그레이인 크기 결정에 관한 연구", 한국음향학회지, 1999
- [10] W. Gersch, D. R. Sharpe, "Estimation of Power Spectra with Finite-order Autoregressive Models", *IEEE trans. Aut*
- [11] S. J. Orfanidis, *Optimum signal processing : An Intro-*

- duction*, Macmillan, Newyork, pp.195-318, 1985.
- [12] H. Akaike, "Fitting Autoregressive models for prediction", *Annals Inst. Statis. Math.*, Vol. 21, pp. 243-247, 1969.
- [13] Lawrence Rabiner, Biing-Hwang Juang, *Fundamentals of speech recognition*, Prentice-Hall International, Inc., pp.163-166, 1993.
- [14] D. Graupe, *Time series analysis : identification and adaptive filtering*, R. E. Krieger Pub. Co., 1984
- [15] Yager R. R., Fedrizzi M., Kacprzyk J., *Advances in the Dempster-Shafer Theory of Evidence*, Wiley & Sons Inc. 1994.
- [16] Gordon J., Shortliffe E. H., *Dempster-Shafer Theory of Evidence. Rule-Based Expert systems*, Addison Wesley, 1984.
- [17] Sang-Hui Park and Seok-Pil Lee, "EMG Pattern Recognition Based on Artificial Intelligence Techniques", *IEEE Transactions on Rehabilitation Eng.*, Vol. 6, NO. 4, Dec., pp.400-405, 1998

저 자 소 개



임 내 묵(林來默)
 1959년 12월 10일 생. 1986년 단국대 공대 전자공학과 졸업, 동 대학원 전자공학과(석사) 졸업, 1998년 동 대학원 전자전기공학부 박사과정 수료
 Tel : 2234-2975, Fax : 2234-1950,
 E-mail : doicando@netian.com)



김 덕 영(金德暎)
 1970년 9월 11일 생. 1994년 2월 연세대 의용전자공학과 졸업. 1996년 3월~현재 서울시립대 대학원 전자전기공학부 박사과정 재학중
 Tel : 2210-2931, Fax : 2249-6802



신 동 환(申 東 煥)

1967년 9월 25일 생. 1992년 서울시립대 전자공학과 졸업. 1996년 동 대학원 전자공학과 졸업(석사). 1998년~현재 동 대학원 전자공학과 박사과정. 1992년~1994년 LG전자근무. 1996년~현재 체육과학연구원 시스템개발팀 연구원 근무.

Tel : 970-9558, Fax : 970-9502

E-mail : dhshin@sports.re.kr



김 성 환(金 成 煥)

1952년 6월 12일 생. 1975년 2월 연세대 전기공학과 졸업. 1980년 2월 동 대학원 전기공학과(공학). 1977~1982년 대전 기계장. 1982년~현재 서울시립대 전자·전기공학부 교수.

Tel : 2210-2449, Fax : 2249-6802

E-mail : shkim1@uoscc.uos.ac.kr