

디지털 초음파 신호처리 기법을 이용한 열처리된 스테인레스 스틸의 그레인 크기 결정에 관한 연구

A Study on the Determination of Grain Size of Heat-treated Stainless Steel Using Digital Ultrasonic Signal Processing Techniques.

임 내 목*, 이 영 석**, 김 성 환***

(Lea Mook Lim*, Young Seok Lee**, Sung Hwan Kim***)

요 약

본 논문에서는 디지털 신호처리기법을 기초로 한 열처리된 스테인레스 스틸의 그레인 크기에 대한 결정 방법을 제안하였다. 이 방법은 여러 개의 특징 파라미터들, 차분절대평균값, 분산, 평균주파수, 자기회귀모델계수 그리고 선형cepstrum 계수를 이용하여 증거축적방법을 통해 수행한다. 각각의 특징파라미터는 열처리된 금속에 초음파를 발사하여 돌아온 반사 신호를 가지고 추출된다. 실험 결과로서 몇 개의 특징파라미터만 가지고는 열처리된 금속의 그레인 크기를 정확하게 결정할 수 없음을 확인하였다. 열처리된 금속의 그레인 크기에 대한 결정은 기준 파라미터로부터 측정된 거리를 이용한 증거 축적방법을 사용하였으며, 퍼지매핑함수를 도입하여 이를 응용하였다. 본 논문의 실험을 위해 다양한 그레인 크기를 가진 열처리된 스테인레스 스틸 금속을 사용하였으며, 이러한 실험결과로부터 본 논문에서 제안한 방법이 지금까지 발표된 그레인 크기 결정방법보다 효과적임을 입증하였다.

ABSTRACT

Determination of grain size of heat-treated stainless steel based on digital ultrasonic signal processing technique is presented. This techniques consist in evidence accumulation with multiple feature parameters, difference absolute mean value(DAMV), variance(VAR), mean frequency (MEANF), auto regressive model coefficient(ARC) and linear cepstrum coefficient(LCC). Feature parameters were extracted from ultrasonic echo signal of heat-treated metals. It was found that a few parameters might not be sufficient to exactly evaluate the grain size of heat-treated metals. The determination of grain size of heat-treated metals was carried out through the evidence accumulation procedure using the distances measured with reference parameters. A fuzzy mapping function is designed to transform the distances for the application of the evidence accumulation method. In the work presented, heat-treated stainless steel samples with various grain sizes are examined. The processed experimental results supports the feasibility of the grain size determination technique presented.

I. 서 론

금속 등의 산업재료에서 그레인(grain: 결정립) 크기의 추정은 기계적, 구조적 성질을 판단하는 중요한 요소이다 [1]. 이러한 그레인의 크기를 판단하는데는 비파괴 검사(nondestructive test)방법의 하나인 감쇠측정(attenuation measurement) 방법이 주로 쓰였으나, 복잡한 구조물을 측정할 수 없고, 부분 분산치를 구할 수 없으며, 실험상의 오류가 많은 것 등의 문제점을 가지고 있다[2]. 이러한

단점들로 인해 최근에는 초음파를 이용한 비파괴 방법이 널리 연구되고 있다[2][3].

초음파를 이용한 금속의 비파괴 검사에는 특히 금속들 간의 용접부위가 중요시되고 있다. 용접은 구조물의 중량을 증가시키지 않으면서 결합할 수 있는 방법으로 가장 널리 사용되고 있는 금속 결합 방법이다. 그러나 고온의 용접 후 냉각할 때 그레인들이 현저하게 발생하게 되며, 이러한 그레인 현상은 용접 부위 금속의 균열을 가져오게 되므로 해당 금속에 있어 가장 나쁜 영향을 미친다고 할 수 있다. 따라서 용접으로 인하여 금속이 재결정되어 생긴 새로운 결정입자는 온도의 상승에 따라 근처의 작은 결정입자를 잠식하여 크기가 커지는 그레인 성장(현미경으로 볼 때 금속 알갱이의 결정구조가 점차로 커진다 : 사진 2(e)(f)

* 서울시립대학교 전자전기공학부

** 청운대학교 전자공학과

*** 서울시립대학교 전자전기공학부

접수일자: 1999년 8월 23일

참조)으로 볼 수 있으며, 이는 결국 재료의 미세 조적이 변화하여 재료의 특성이 나빠지는 현상을 나타낸다[4].

이와 같은 그레인의 성장에 대해 Beecham[5]과 Fay[6]는 초음파 산란(scattering)을 이용하여 균열의 원인이 되는 그레인의 크기를 측정하였다. 이들은 초음파 신호의 산란과 흡수손실(absorption loss)에 의하여 감쇠 정률 측정하였으나, 금속재료의 이방성 구조(anisotropic structure) 때문에 그레인의 크기가 일정하지 않아 측정에 많은 문제점을 가지고 있었다. Goebbel[7][8]은 Fay의 이론을 발전시켜 다양한 평균기법을 이용하여 초음파 신호의 진폭을 추정함으로써 그레인의 크기를 결정하였다. 그러나 용접부위의 금속은 필연적인 열처리(heat-treated) 현상으로 인해 조직 경계에서 초음파 감쇠모드의 변화와 초음파의 흡수 현상 등이 발생하게되어 정확한 측정이 곤란하다. 이는 반사파의 크기를 근거로 결함을 판단하는 기존의 반사법이 한계를 갖고 있음을 말해준다[9]. 또한, Sanie[9]는 homomorphic 신호처리 기법을 이용해 스테인레스 스틸의 주파수 영역 해석법으로부터 반사신호의 주파수 편이를 이용하여 그레인의 크기를 분포함수의 개념으로 설명하였으나, 이는 구조가 복잡하며, 해석이 어려운 단점을 가지고 있다. 따라서 초음파를 이용한 새로운 평가기법의 개발이 절실히 요청되고 있으며, 현재까지 초음파 디지털 신호처리기법을 이용한 그레인 성장의 예견적인 연구결과는 발표되지 않고 있다.

이와 같은 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 인공지능에 바탕을 둔 증거 축적 방법을 이용하여 열처리 온도에 따른 초음파 그레인 신호를 패턴 분류하고, 이에 따라 열처리 온도를 추정하여 그레인의 크기를 결정하는 알고리즘을 제안하였다.

실험을 위해 그레인 성장에 따른 용접 부위의 상황을 고려하여 스테인레스 스틸(Type 303)을 1200[°C], 1250[°C], 1300[°C], 1350[°C], 1387[°C] 등의 6단계로 나누어 열처리한 후 광학 현미경으로 촬영하여 각 온도별 그레인 성장을 확인하였고, 초음파 탐상기를 이용하여 각 시편으로부터 데이터를 수집하였다.

그레인 크기 결정을 위한 패턴인식의 효율을 향상시키기 위하여 먼저 초음파 신호의 특성을 잘 반영하는 특징 파라미터로서 절대차분 평균치(DAMV), 분산(VAR), 평균 주파수(MEANF), 자기회귀 모델계수(ARC)와 전력 스펙트럼 정보 및 스펙트럼의 피진 정도를 포함하는 선형 캡 스트림계수(LCC)를 포함시켜 그레인 크기의 결정 능력을 향상시켰다. 먼저 추출된 특징파라미터들의 각각의 특징을 알아보았고, 다수의 특징 파라미터를 가지고 열처리 온도에 따른 그레인 신호분류를 위해 증거축적(evidence accumulation) 방법[10][11][15]을 수행하였다. 특히, 규칙 베이스 전문가시스템에서 모순되는 증거 처리가 뛰어난 Dempster-Shafer의 증거 축적 방법에 적용하기 위해 퍼지 매핑함수(fuzzy mapping function)를 도입하였으며, 이렇게 매핑된 데이터를 증거 축적 방법에 적용하여 패턴인식을 수행하였다. 이러한 결과를 가지고 그레인 크기를 결정하게 된다.

II. 용접부위 특성 및 그레인 성장 패턴

용접 아크의 온도는 약3000~6000℃정도이며 이 열에너지가 단위용접 길이당 용접부근에 주는 열량(용접 입열량) H는 식 (1)로 표기할수 있다.

$$H = \frac{I \times V}{v} \times 60 \text{ (J/cm)} \quad (1)$$

여기서, H: 용접 입열량(J/cm), I: 용접 전류(A)
V: 아크전압(V), v: 용접속도(cm/min)

용접에 있어서 용접부 및 그 부근은 비교적 단 시간 내에 식 (1)에서 나타낸 용접 입열량에 의해 국부적으로 가열되고, 또한 급냉되기 때문에 일정한 열처리를 한 상태가 되어 금속이 변화된다. 따라서 금속의 이음부는 그림 1에 나타난 것과 같이 여러 가지 다른 금속조직으로 변화되어 나타난다.

그림 1에서 a부분은 용접금속이며, b부분은 용접 열영향부로 약 900℃ 이상 가열된 부위이다. 한번 오스테나이트(austenite)조직 영역으로 들어간 뒤 급냉되어지므로 금속조직의 변화가 크며, 최고 가열온도에 의해 결정입자의 크기가 각기 다른 급냉조직으로 된다. 또한 그림 1의 c부분은 변태점 이상의 가열온도 범위 영역으로 소성(normalizing)을 한 상태이며, 연강인 경우에 인성이 떨어지는 경우가 있다.

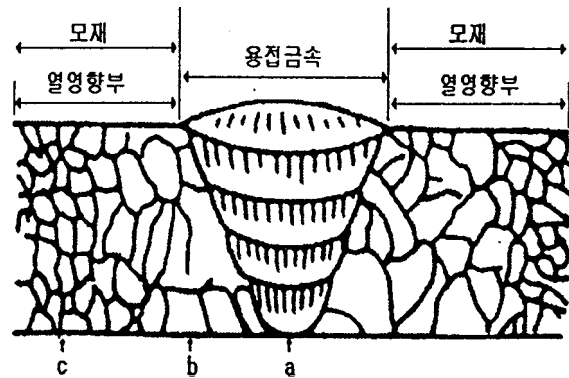


그림 1. 용접 금속의 열영향부 (a: 용접금속, b: 그레인 성장부분, c: 모재)

Fig. 1. Heat influence of steel weldment(a: welding metal, b: grain growth part, c: mother metal).

이와 같이 용접 열영향부의 조직 변화에 따라 기계적 성질이 변화되므로 그림 1의 b 부분에서 그레인이 성장되어 결함이 발생하게 된다[8].

다음의 그림 2는 그림 1의 b부분에서 열처리에 의해 발생하게되는 금속의 그레인 성장을 자세히 보여주고 있다. 그림에서 화살표 방향으로 많은 면수를 갖는 입자는 적은 면수의 입자를 흡수해서 에너지가 감소되며, 이 때 그레인이 성장한다.

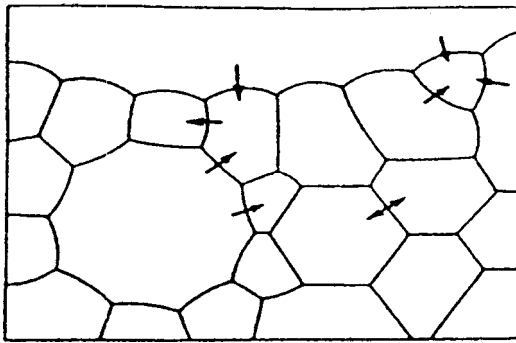


그림 2. 그레인 성장 방향
Fig. 2. Direction of grain growth.

그레인의 성장은 고온에서 장시간 가열하거나 온도가 높을수록 급속히 이루어지며, 그레인이 성장하면 기계적 성질이 나빠지게 된다. 이것은 용접을 했을 때 열처리되는 부위에서 그레인 크기가 증가한다는 사실과 같은 조건을 나타내고 있다. 다음의 식 (2)은 그레인 크기를 계산하는 식이다[9].

$$\bar{D} = k\bar{L} \quad (2)$$

여기서 \bar{D} 는 그레인의 평균 지름이며, \bar{L} 는 그레인의 평균 교차점 수(intercept method), k 는 그레인 상수이다. 이는 그레인 크기를 정량적으로 나타내기 위한 한가지 방법으로서 모양에 따른 그레인의 지름을 구할 때 이용된다. 현미경을 이용하여 그레인의 모양을 관찰한 후 이 결과를 가지고 간접적으로 그레인의 평균 지름을 구하게 된다.

산업시설물 용접부위의 실제 그레인 성장과 이로 인한 균열을 사진 1에 나타내었다.

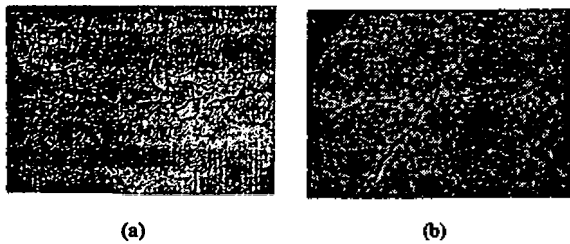


사진 1. 산업시설물의 그레인 성장과 균열
(a) 용접부위 그레인 균열 (b) 보일러의 그레인 균열
Photo 1. Grain growth and crack of industry institution;
(a) Grain growth and crack of weld parts
(b) Grain crack of boiler.

사진 1(a)에서 볼 때 금속의 용접부위에서는 결정입계의 면적이 크고, 입계에 존재하는 원자 수가 증가하여 부식 침식이 결정 입계를 따라 진행되어 결국 용접부위 배관

이 파괴된다. 사진 1(b)는 보일러 그레인 균열로서 화학 공장에서 보일러 강관 또는 그 주물 등이 이에 속한다. 결정입내 균열이 대부분 결정입계를 따라 진행함을 알 수 있다. 그러나, 현실적으로 산업 현장 등의 환경에서는 그레인 크기를 추정하기 위한 현미경 관찰이 어려우므로 본 논문에서 제안한 초음파 신호에 따른 그레인 크기 결정 방법을 이용한다면 이러한 문제점을 해결할 수 있다.

III. 그레인 크기의 결정을 위한 통계적 특징 파라미터 추출

그레인 크기 결정을 위한 패턴 인식 및 분류에 있어서 특징 파라미터의 추출 및 선택의 목표는 패턴 표현의 차원을 줄이고 그 신호들의 분리도를 향상시키는 데 있다. 그러나, 부정확하거나 분리도가 미약한 특징의 추출은 전체적인 인식에 있어서 오인식의 원인을 제공할 수 있기 때문에 분류할 대상의 특징들을 반영하는 최대한의 특징파라미터를 찾아내는 것이 필요하다.

본 논문에서는 절대차분평균치, 분산, 평균주파수, 자기회귀모델계수, 그리고 선형 켈스트럼계수 등의 확률 통계적 파라미터들을 그레인 크기 결정을 위한 스테인레스 스틸의 초음파신호의 특징파라미터로 선택하였다.

1. 절대 차분 평균치(difference absolute mean value: DAMV)
 - 절대 차분 평균치는 각 시계열 신호의 차분값에 대한 절대 평균치를 나타내는 특징 파라미터이다.
2. 분산(variance: VAR)
 - 수신된 초음파 신호의 데이터가 그 평균치 주위에 어느 정도 흩어져 있는가를 나타내는 특징 파라미터이다.
3. 평균주파수(mean frequency: MEANF)
 - 초음파 그레인 신호의 푸리에 변환을 통한 전력스펙트럼(power spectrum)의 평균값을 나타내는 주파수이다.
4. 자기회귀 모델계수(autoregressive model coefficient : ARC)
 - 자기회귀 모델계수는 이산 신호가 주어질 때에 그 신호를 특정 매개변수를 이용하여 표현하는 효율적인 기법[12] 중의 하나로 수집된 신호를 AR(auto regressive) 모델링 한 후, 정해진 차수(order)에 따라 자기회귀 모델을 추정하여 이 신호의 특징을 표현하는 것이다. 자기회귀모델 계수를 결정하는 방법에는 여러 가지가 있으나 본 논문에서는 Levinson 알고리즘을 이용해 자기회귀모델 계수를 추정하였다. 다음으로 Akaike[13]의 FPE (final prediction error) 테스트를 수행하여 최적의 차수를 결정하였다.
5. 선형 켈스트럼계수(linear cepstrum coefficient : LCC)
 - 선형 켈스트럼계수는 전력스펙트럼 정보와 스펙트럼의 퍼진 정도에 대한 정보를 포함하는 2차 통계특성을 가지며, 음성신호 해석에 효과적으로 사용되고 있다[14].

본 논문에서는 이러한 특성을 갖는 특징 파라미터를 그레인 크기를 모르는 임의의 스테인레스 스틸 시편으로부터 초음파신호를 측정하여 그레인 크기를 알아내기 위한 패턴인식에 특징 파라미터로 사용하였다.

IV. 증거축적 이론을 이용한 그레인 크기의 결정 알고리즘

4.1 증거축적 이론

Dempster-Shafer의 증거 축적 이론은 앞에서 설명된 특징 파라미터와 같은 불확실한 증거들의 축적을 통하여 보다 좋은 확실한 증거를 추론하는 방법이다[11][15]. 이것은 전문가 시스템에서 채용하고 있는 증거 축적 또는 결합 방법을 이용하여 문제를 해결하는 방식으로 구성되었다.

예를 들어 형사가 범인을 체포하려할 때 용의자의 몸타주나 지문, 주위 사람들의 증언, 행적, 진과, 사건현장 사항 등의 증거를 참고로 하여 이를 종합한 결과를 가지고 수사하듯이 증거 축적방법은 이러한 불확실한 요소들을 모두 고려하여 확실한 결과를 얻고자 할 때 사용하는 것이다. 본 논문에서는 초음파 그레인 신호의 패턴 인식을 위해 수집된 초음파 신호로부터 그레인 특성을 잘 나타내는 절대 차분 평균치, 분산, 평균 주파수, 자기회귀 모델 계수, 선형 캡스트럼 계수등을 증거로 하여 각각의 열처리 온도에 따른 신호를 분류하게된다.

Dempster-Shafer의 증거 축적 이론에서는 그 결합 규칙을 집단 분포 공간상에서의 교차 연산자로 정의한다. Dempster-Shafer의 연산자 U 는 두 집단분포함수 m 과 m' 를 결합하여 집단분포함수인 $(m U m')$ 를 발생시킨다.

$$(m U m') \tag{3}$$

$$\begin{aligned} \theta &\Rightarrow m(\theta) m'(\theta) \\ \{a\} &\Rightarrow m(\theta) m'(\{a\}) + n(\{a\}) m'(\theta) + m(\{a\}) m'(\theta) \\ \{b\} &\Rightarrow m(\{b\}) m'(\theta) + m(\theta) m'(\{b\}) + m(\{b\}) m'(\{a\}) \\ \emptyset &\Rightarrow 1 - \text{sum} \end{aligned}$$

여기서, $\text{sum} = (m U m')(\theta) + (m U m')(\{a\}) + (m U m')(\{b\})$ 이 된다.

Dempster-Shafer의 증거 축적이론에서는 e (evidence for), ea (evidence against), n (neutral evidence), x (contradictory evidence)의 4가지 구성 요소가 사용된다. e 는 주어진 값이 그 사건에 대한 긍정적인 증거가 될 때의 값을 가지며, ea 는 그 반대의 경우에 값을 가진다. 그리고, n 은 중립적인 증거를 나타내며, x 는 증거 축적 절차가 진행되면서 생기는 모순이 되는 증거 값을 나타낸다. 그러면, 앞에서 설명한 집단 분포 함수 m 을 식 (4)와 같은 벡터로 표현한다.

$$m = (ef, ea, n, x) = (n(\{a\}), m(\{a\}), n(\{a, b\}), n(\emptyset)) \tag{4}$$

이런 방식으로 설정된 각 파라미터의 분포 집단을 다음 식 (5)와 같이 합성한다.

$$\begin{aligned} &(ef_a, ea_a, n_a, x_a) \cup (ef_b, ea_b, n_b, x_b) \\ &= (ef_a ef_b + ef_a n_b + ef_b n_a, ea_a ea_b + ea_a n_b + ea_b n_a, n_a n_b, 1 - \text{sum}) \end{aligned} \tag{5}$$

여기서, $\text{sum} = (ef_a ef_b + ef_a n_b + ef_b n_a) + (ea_a ea_b + ea_a n_b + ea_b n_a) + (n_a n_b)$ 이 된다. 각각의 열처리 온도마다 식 (5)의 과정을 수행해서 가장 큰 ef 값을 나타내는 온도 클래스(class)를 측정 초음파 그레인 신호에 해당되는 열처리 온도로 판단한다.

4.2 증거축적이론에 적용하기 위한 퍼지 매핑 함수

본 연구에서는 스테인레스 스틸 금속의 그레인 크기를 결정하기 위하여 앞서 제안한 특징 파라미터들을 각 열처리된 스테인레스 스틸 샘플 초음파신호로부터 추출한다. 이렇게 추출된 특징 파라미터들의 확률적 특성, 즉 평균값을 구한 후 기준 파라미터(reference parameter)로 설정하고, 그 기준값과 특징 파라미터들과의 거리를 계산하여 최대값을 벡터로 저장한다. 여기서, 최대값을 구하는 이유는 실험 데이터를 가지고 측정한 거리들을 증거 축적 방법에 적용하기 위한 퍼지매핑함수[15]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 본 논문에서 사용한 Dempster-Shafer의 증거 축적이론에 적용하기 위해 식 (6)과 같은 퍼지매핑함수를 설계하였다.

$$\begin{cases} f(d) = \sqrt{d/MAX} & 0 \leq d \leq MAX \\ = \frac{2}{1 + \exp(MAX - d)} & d \geq MAX \end{cases} \tag{6}$$

식 (6)에서 MAX 는 초음파 그레인 신호로부터 측정된 각 온도별 기준 파라미터의 평균 값과 추출한 특징 파라미터들과의 거리들의 최대값이다. $f(d)$ 값이 MAX 값을 경계로 급격히 변하게 되므로 열처리 된 스테인레스 스틸에 따른 그레인 신호의 경계선(즉 열처리 전, 1200 [°C], 1250 [°C], 1300 [°C], 1350 [°C], 1387 [°C]의 열처리 온도 분류, 경계선)부분에서 함수값의 차이가 많이 나게 되고 이는 결국 패턴인식 능력의 향상을 가져오게 된다.

이러한 퍼지매핑함수에 의하여 측정된 거리들은 0과 2사이의 값을 갖게 된다. 이렇게 바뀐 거리들을 각 열처리

열처리 된 스테인레스 스틸에 대한 증거들로 표현하기 위해서는 또 한번의 변환식이 필요하다

식 (6)에 의해서 변환된 각 파라미터의 거리들을 다음의 식 (6)과 같이 각 증거의 구성 요소로 바꾼다.

$$\begin{cases} ef=1-f(d), & n=1-ef & 0 \leq d \leq MAX \\ ea=f(d)-1, & n=1-ea & d \geq MAX \end{cases} \quad (7)$$

식 (7)에서 보는 바와 같이 측정된 거리 d 값이 MAX 값보다 작을 경우에 입력으로 들어온 특징 파라미터의 값이 대상 열처리 열처리 된 스테인레스 스틸의 증거라고 볼 수 있다. 그래서 그 거리만큼의 ef 값과 그에 따른 n 값이 존재하게 된다. 즉 d 가 0에 가까울수록 ef 값은 1로 접근하여 대상 스테인레스 스틸의 증거가 매우 큼을 나타내며, 반대로 거리 d 가 MAX 값에 접근하면 n 값이 1로 접근하여 역시 중립적인 성격을 띄게 된다. 이와 반대로 d 값이 MAX 값보다 클 경우에 입력으로 들어온 특징 파라미터의 값이 열처리 스테인레스 스틸에 대한 그레인 신호의 증거라고 볼 수 없으므로 ef 값은 존재하지 않고 거리만큼의 ea 값과 그에 따른 n 값만 존재하게 된다. 그리고 이때의 ea 값은 d 값이 클수록 1에 접근하게 되고 경계 값인 MAX 값에 가까워지면 n 값이 1에 가까워져 중립적인 성격을 띄게 된다. 이와 같이 각 파라미터에 따른 각 열처리 스테인레스 스틸 클래스(class)에 대한

증거 경제치가 결정된다. 그림 3은 열처리된 스테인레스 스틸의 그레인 크기 결정을 위한 알고리즘 순서도이다.

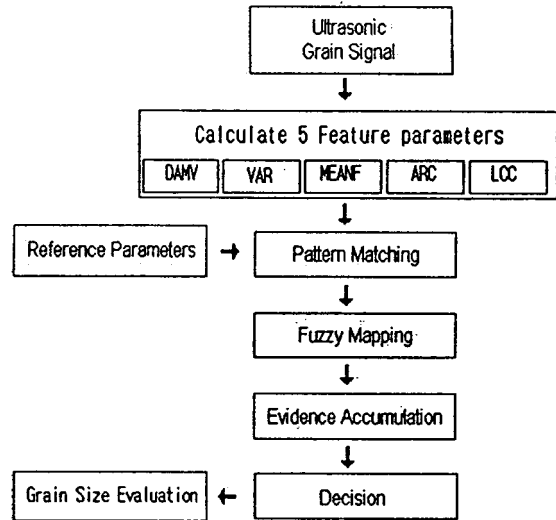


그림 3. 열처리된 스테인레스 스틸의 그레인 크기 결정을 위한 초음파 그레인 신호의 패턴 인식 블록선도(R: 초음파 수신, T: 초음파 송신)

Fig. 3. Pattern recognition block diagram of Ultrasonic grain signal for the determination of grain size of heat-treated stainless steel (R: ultrasonic wave receiving, T: ultrasonic wave transmitting).

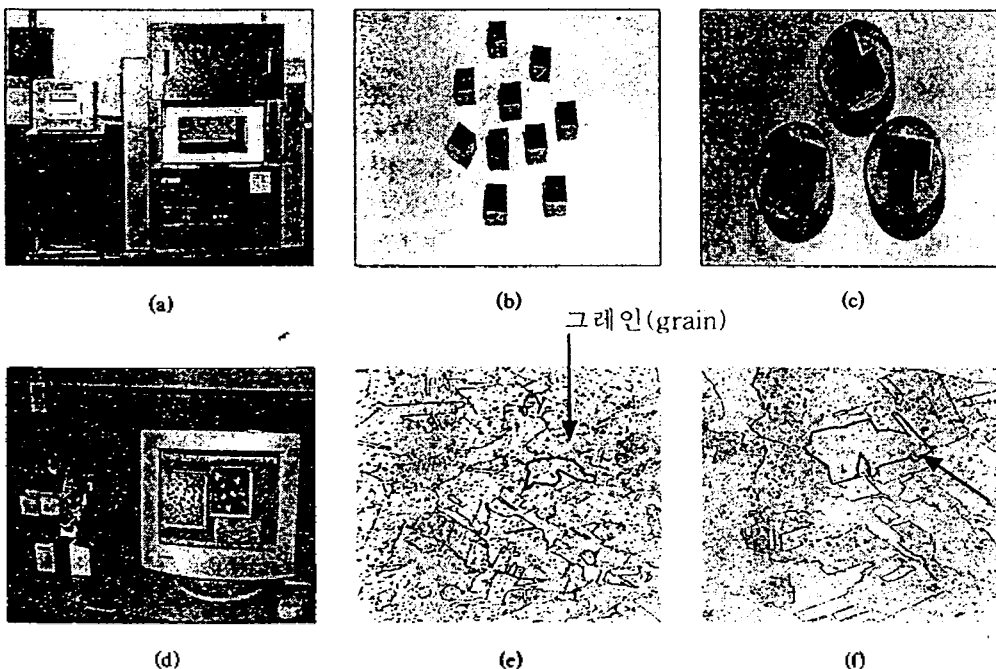


사진 2. 그레인 크기 성장 실험장치와 스테인레스 스틸들의 현미경 사진(×150);

- (a) 스테인레스 스틸 열처리로(carbolite Furnace: S30AU), (b) 가공한 시편(type 303), (c) 그레인 관찰을 위한 시편(폴리싱 된 것)
- (d) (c)시편의 그레인 관찰 광학 현미경(JSM 5600), (e) 1250 [°C]에서 성장된 그레인, (f) 1387 [°C]에서 성장된 그레인

Photo 2. Microscopic photographs(×150) of equipment stainless steel and grain growth experiment;

- (a) Furnance for stainless steel heat-treatment(carbolite Furnace: 30AU), (b) Specimen (Type303),
- (c) Specimen for observing grain(polished), (d) Optical microscope for observation of 'specimen (c)' (JSM 5600),
- (e) grain growth at 1250 [°C], (f) grain growth at 1387 [°C].

V. 실험 및 결과 고찰

5.1 그레인 성장 실험 및 결과

본 논문에서는 실험을 위해 30개의 스테인레스 스틸 금속(Type 303)을 직경 50mm 높이 50mm 원통형으로 제작하였다. 사진 2는 그레인 크기 성장을 위한 실험장치와 스테인레스 스틸들의 현미경 사진들을 나타낸 것이며, 열처리 는 Bamford sheffield(독일)사의 열처리로(carbolite furnace : S30AU)를 사용하였으며, 열처리 상황을 확인하기 위하여 기록계를 작동시켜서 시간대별 온도 변동 상황을 확인하였다. 열처리로의 가동시간은 0℃에서부터 시작하여 1200℃ 까지 상승시키는데 약 2시간이 소요되었으며, 1200℃부터 시편을 6개 장입시키고 2시간 열처리 후 꺼내어 준비된 수냉통을 이용하여 급 수냉시켜 그레인을 성장시켰다.

열처리시 가열시간이 길어지면 그레인이 커져 열처리 시 표면 흠의 원인이 되므로 주의 깊게 행하여야 한다. 그레인이 성장되고, 부식이 시작되는 온도는 1200℃부터 이므로 열처리 온도를 50℃간격으로 1200℃, 1250℃, 1300℃, 1350℃, 1387℃로 하였다. 스테인레스 스틸은 녹는점(melting point)이 1400℃이다.

녹은 상태의 열처리는 본 연구와는 관계가 없기 때문에 가장 그레인의 성장이 많이 되면서 녹지 않는 온도에 근접한 1387℃를 최고점으로 하여 열처리하였다.

사진 2(a)는 스테인레스 스틸의 열처리로 이며 사진 2(b)는 그레인 성장특성 확인을 위하여 시편을 각 온도별로 3개씩 제작하였고 열처리 시편의 중앙부를 9[mm] 정사면체 형태가 되게 선반으로 다듬질한 후 사진 2(c)와 같이 폴리싱하였다. 다시 연마기를 사용하여 표면을 거울과 같은 거칠기로 연마하였으며 이것을 건조시킨 후 수용액(염산 60[%] + 질산 40[%])에 표면을 30초 동안 담근 후 꺼내어 열처리된 시편의 그레인들을 관찰하기 위하여 사진 2(d)의 광학현미경(JSM 5600)을 사용하였다. 사진 2(e)와 (f)와같이 그레인을 관찰하였다. 열처리 온도가 증가함에 따라서 그레인이 근처의 작은 결정입자를 잠식하여 크기가 증가함을 알 수 있다. 그레인 성장을 모델링하여 보면 1250 [℃]부터 1387 [℃]까지의 온도로 열처리했을 때 시편의 그레인이 급격히 성장되고, 스테인레스 스틸의 녹는 온도인 1400 [℃]에 가까워질수록 더 많은 쪽으로 그레인의 크기가 증가하였다.

5.2 초음파 그레인 신호 검출 및 그레인 크기 결정

5.2.1 그레인 신호 검출

본 연구의 초음파 신호 검출 장치는 그림 4와 같이 구성하였다. 초음파 탐촉자는 파나메트릭스(Panametrics)사의 2.25MHz, 모델 A106S를 사용하였고, 초음파 탐상기(Model 500PR: Panametrics)는 펄스에코방식을 사용하였다.

획득된 데이터는 디지털 오실로스코프(HP 54505B)내의 ADC(analog to digital converter)를 이용하여 100 [MHz]로 샘플링한 후 IEEE 488 버스 인터페이스를 이용하여 IBM-PC(Pentium III)에 송신하고 컴퓨터에서 특정 파라

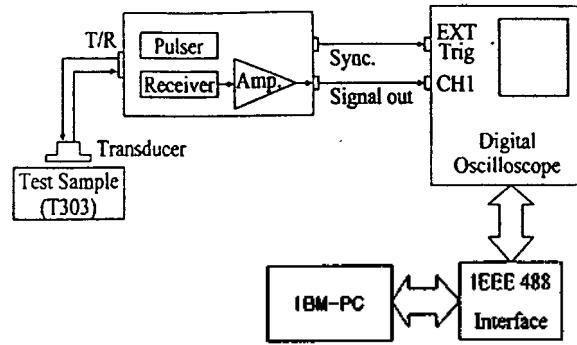
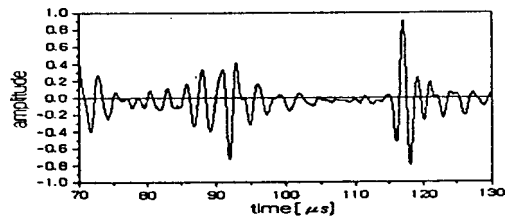


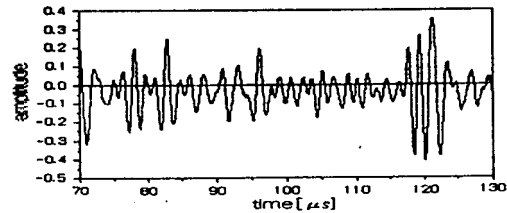
그림 4. 초음파 신호 검출 장치의 블록선도
(pulse/receiver : 500PR 모델, Panametric사, 탐촉자 : 2.25 [MHz] 디지털 오실로스코프 : HP 54505B)
Fig. 4. Block diagram of ultrasonic signal detection unit.
(pulse/receiver : model 500PR, Panametrics, transducer : 2.25 [MHz], digital oscilloscope : HP 54505B).

미터 추출과 그레인 크기 추정알고리즘을 수행하였다. 실험에 사용할 데이터 수집을 위해서 각 온도 별로 3개씩의 시편을 제작하였다. 각 시편의 데이터 측정은 같은 조건에서 탐촉자를 이동하며 측정하였다.

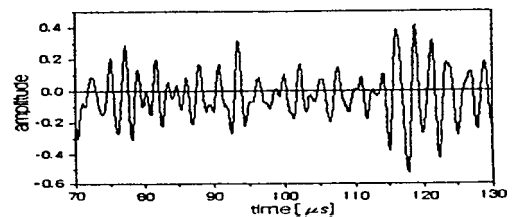
그림 5 (a)는 열처리하기 전의 초음파 그레인 신호이며, 그림 5 (b)~(f)는 각 온도에 따라 그레인이 성장된 시편의 초음파 신호이다. 초음파 그레인 신호는 일정한 패턴이 없기 때문에 그림 5의 그레인 신호 자체로서는 각각의 열처리 온도 분류가 불가능하다.



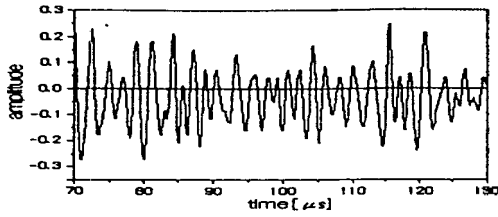
(a)



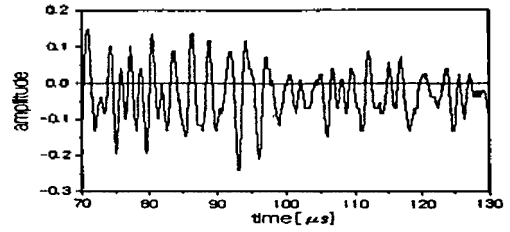
(b)



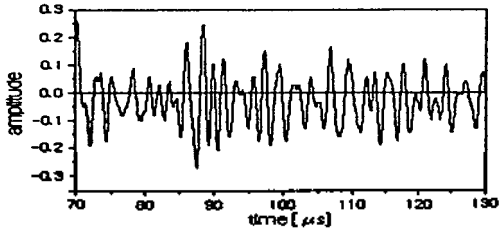
(c)



(d)



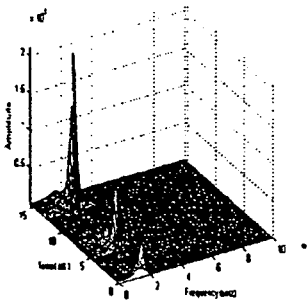
(e)



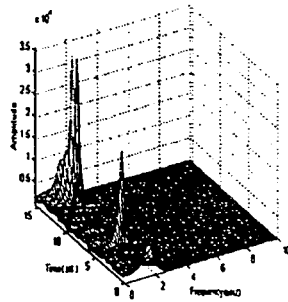
(f)

그림 5. 열처리 온도별 초음파 그레인 신호;
(a) 열처리 전, (b) 1200 [°C],
(c) 1250 [°C], (d) 1300 [°C],
(e) 1350 [°C], (f) 1387 [°C]

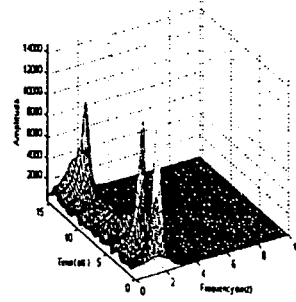
Fig. 5. Ultrasonic grain signals heat-treated;
(a) before, (b) at 1200 [°C],
(c) at 1250 [°C], (d) at 1300 [°C],
(e) at 1350 [°C], (f) at 1387 [°C].



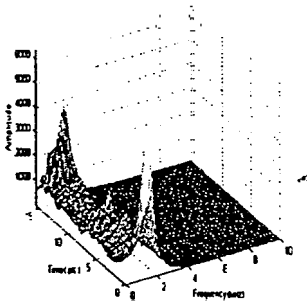
(a)



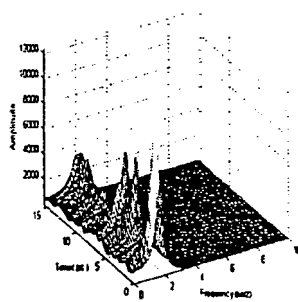
(b)



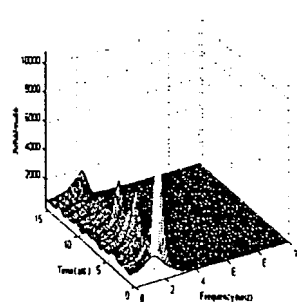
(c)



(d)



(e)



(f)

그림 6. 온도별 그레인 신호의 시간-주파수 전력스펙트럼;

(a) 열처리 전, (b) 1200 [°C], (c) 1250 [°C], (d) 1300 [°C], (e) 1350 [°C], (f) 1387 [°C].

Fig. 6. Power spectrum of the ultrasonic grain signal;

(a) before, (b) at 1200 [°C], (c) at 1250 [°C], (d) at 1300 [°C], (e) at 1350 [°C], (f) at 1387 [°C].

5.2.2 그레인 크기 결정을 위한 특징파라미터의 추출결과
그림 6은 각 초음파 그레인 신호의 주파수에 따른 전력 스펙트럼이다. 윈도우 함수는 해밍(Hamming) 윈도우를 사용 하였다. 그림 6에서 보는 바와 같이 초음파신호는 대부분의

정보가 약 0~4MHz에 모여 있다. 그 침투치의 경우도 2.25 MHz를 중심으로 분포되어 있는 것을 볼 수 있다. 그러나 열처리온도에 따른 침투주파수(peak frequency)의 위치가 일정한 규칙을 갖고 있지 않음을 보여주고 있다

그러므로, 본 연구에서는 초음파신호의 특징을 잘 반영하는 여러 가지 특징파라미터를 추출한 다음, 이를 적절히 조합하여 다음과 같이 그레인 크기를 결정하였다

5.3.3 증거축적이론을 이용한 그레인 크기 결정 결과

그레인 크기를 추정하기 위해 열처리된 시편의 초음파 그레인 신호로부터 5개의 특징파라미터들(DAMV, VAR, MEANF, ARC, LCC)을 추출한 다음, 증거축적 방법에 의한 패턴인식을 수행하였다. 그림 7은 1387 [°C]로 열처리된 실험시편의 DAMV, VAR, MEANF, ARC, LCC 5개 특징파라미터에 대한 증거축적결과의 예이며, 증거축적 과정(5가지의 특징 파라미터)에 따른 *ef*(evidence for)값의 변화를 나타내고 있다.

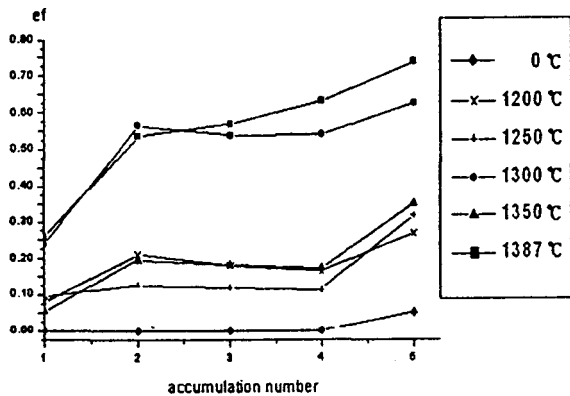


그림 7. 증거축적 과정에 따른 *ef* 값(시편 : 1387 [°C])
Fig. 7. Value of *ef* with evidence accumulation(specimen : 1387 [°C]).

그림 7에서 증거축적 초기에는 열처리 온도 1300 [°C]가 1387 [°C]보다 강하게 작용하고 있다. 그러나 증거축적이 진행됨에 따라(특징 파라미터 종류를 증가시키기에 따라, 즉 accumulation number가 증가함에 따라) 1387 [°C]의 초음파 그레인 신호 증거값의 기울기가 계속 양수를 유지하면서 최종적으로 가장 큰 증거값을 보여준다. 이것의 의미는 비록 다른 열처리 온도에 대한 거리 차의 증거값이 부분적으로 해당 온도에 대한 증거값 보다 클지라도 증거축적이 진행됨에 따라 해당 온도 그레인 신호의 거리 차에 의한 증거값이 결국에는 가장 크게 되어 그 온도를 제대로 인식하게 되는 것이다. 이는 조사한 실험시편이 1387 [°C]의 온도로 열처리된 시편임을 나타내는 것이다.

이와 같은 방식으로 6단계(열처리 전 시편, 1200 [°C], 1250 [°C], 1300 [°C], 1350 [°C], 1387 [°C])로 그레인 크기를 분류 실험하였으며, 열처리 된 스테인레스 스틸의 그레인 크기 분류에 있어서 제안한 방법의 유용성을 평가하기 위해 기존의 거리추정에 의한 초음파신호의 패턴 인식 방법들과 오인식률(rate of recognition error)을 비교하였다. 오인식률은 실험 환경에 따라 영향을 받기 때문에 이러한 영향을 제거하기 위하여 자기회귀 모델계수를

이용한 거리 측정 방법의 오인식률로 정규화(normalize)시켰다.

오인식률 비교 실험은 다음의 네 가지 방법으로 수행하였다.

- 방법 1. 자기회귀모델계수를 이용한 거리측정방법의 오인식률 -증거축적 방법을 사용하지 아니한 경우 -
- 방법 2. 다수의 특징 파라미터(DAMV,VAR, MEANF, ARC, LCC)들을 이용하여 각각 측정된 거리들의 총합으로 판정하는 경우의 오인식률 -증거축적 방법을 사용하지 아니한 경우
- 방법 3. 다수의 특징 파라미터(DAMV, VAR, MEANF, ARC)들을 이용한 오인식률 -증거축적 방법을 한 경우
- 방법 4. 본 논문에서 제안한 다수의 특징 파라미터 (DAMV, VAR, MEANF, ARC, LCC)들을 이용한 오인식률 -증거축적 방법을 한 경우

표 1은 오인식률의 분석결과를 나타내었다. 360개의 실험 데이터 중에서 317개의 실험 데이터를 올바르게 인식하여 본 논문에서 제안한 증거축적 방법을 이용한 열처리 그레인 크기 분류가 자기회귀모델 단독으로 이용한 방법보다 약 45 [%] 개선 효과를 나타냈으며, 전체적으로 88 [%]의 열처리 그레인 크기 패턴인식률을 보였다.

표 1. 오인식률
Table 1. Recognition error rates.

방 법	방법 1	방법 2	방법 3	방법 4
오 인 식 률	1.00	1.17	0.875	0.55

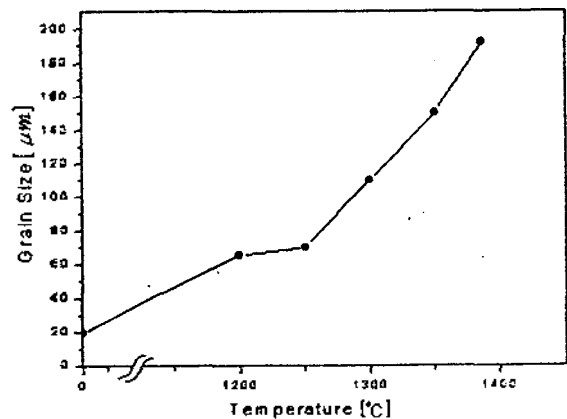


그림 8. 스테인레스 스틸의 열처리 온도에 대한 그레인 크기
Fig. 8. Grain size vs. heat-treated temperature of stainless steel.

열처리 전 시편의 평균 그레인 크기와 열처리된 시편의 평균 그레인 크기를 온도별로 그림 8에 표시하였다.

열처리 된 스테인레스 스틸로부터의 초음파 그래인 신호를 이용하여 임의의 시편 금속의 열처리 온도를 정확히 추정할 수 있다면 이를 이용하여 성장된 그래인의 크기를 예측할 수 있다.

이는 현미경 관찰에 의존할 수밖에 없었던 기존의 방식과 비교할 때 초음파를 이용한 비파괴 방법으로 정확한 그래인 크기를 추정함으로써 해당 시편 및 구조물의 안전성을 예측, 평가할 수 있음을 나타낸다. 그림 8을 볼 때 열처리 전 시편의 그래인 크기가 평균 20 μm 가 됨을 알 수 있으며, 1200 $^{\circ}\text{C}$ 에서는 60-70 μm , 1250 $^{\circ}\text{C}$ 에서는 65-75 μm , 1300 $^{\circ}\text{C}$ 에서는 급격히 그래인 크기가 성장하여 100-110 μm , 1350 $^{\circ}\text{C}$ 에서는 150-160 μm , 스테인레스 스틸의 녹는점 온도 직전인 1387 $^{\circ}\text{C}$ 에서는 190-200 μm 가 됨을 알 수 있었다.

결과적으로 본 연구에서는 증거추적방법에 따른 초음파 그래인 신호를 이용하여 열처리 온도에 따라 20 μm 에서 최고 200 μm 까지 그래인의 크기가 증가함을 알 수 있었으며, 각각의 성장된 그래인 크기도 추정할 수 있었다.

VI. 결 론

본 논문에서는 스테인레스 스틸(type 303)의 그래인 크기의 결정을 위한 방법을 제안하였다. 이를 위해 금속의 결정구조와 열처리로 인한 그래인 성장과정을 살펴보았으며, 금속의 비파괴 방법으로는 초음파 탐상의 타당성을 입증하였다. 지금까지 발표된 탐상법은 모두 결함이 발생한 다음에야 검출할 수 있는 것으로서, 결함이 다량 발생 할 수 있는 예견적인 기법에 대한 연구는 전무한 상태이다.

본 연구에서는 예견적인 기법을 제안하기 위해 먼저 용접 후에 용접 온도를 분류하기 위한 열처리 시편을 만들었으며, 광학현미경을 통하여 온도별 그래인 성장과정을 확인하였고 온도별 그래인 크기를 결정하였다. 다음으로 초음파 탐상법을 사용하여 열처리 온도별 초음파 그래인 신호를 획득하였다. 그리고 초음파 그래인 신호의 특징 파라미터로는 절대 차분평균치, 분산, 평균 주파수, 자기회귀모델 계수, 선형캡스트럼 계수를 추출하였다. 이렇게 추출된 다수의 특징 파라미터를 가지고 그래인 크기를 추정하기 위해 퍼지매핑(fuzzy mapping) 함수를 이용한 증거추적 방법을 수행하였다.

그래인 크기를 결정하기 위한 열처리 온도 분류에 있어서 제안한 방법의 유용성을 평가하기 위해 기존의 거리 측정에 의한 초음파 신호의 패턴인식 방법들과 오인식률을 비교하였다. 증거추적을 이용한 열처리 온도 분류가 자기회귀모델 계수를 단독으로 이용한 분류방법보다 약 45%인식률 향상 효과를 나타냈으며, 전체적으로는 88%의 패턴 인식률을 보였다. 이는 그래인 크기의 추정을 위해 본 논문에서 제안한 알고리즘이 다수의 특징 파라미터를 효율적으로 이용하여 기존의 그래인 결정 알고리즘보다 우수함을 나타내었으며, 이것은 금속의 그래인 분류에 있어서 정량적인 해석 가능성을 제시하고 있다.

본 연구에서는 디지털 초음파 신호처리 기술을 이용한

금속의 비파괴 평가에 정량적 해석방법을 제공하였다. 제안된 알고리즘을 이용하여 그래인 성장으로부터 발생하는 용접부위의 결함 사고와 각종 고온에 노출되어 열화되는 상황을 수시 평가하여 예견적인 기법으로 활용함으로써 각종 재난으로부터 사고를 예방할 수 있을 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

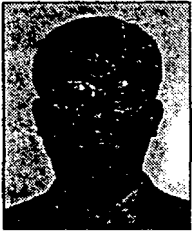
1. N. M. Bilgutay and J. Sanii, "The Effect of Grain Size on Flaw Visibility Enhancement Using Split-spectrum processing," *Material Evaluation*, pp.808-814, 1984.
2. X. P. V. Maldague, *Advances in Signal Processing for Nondestructive Evaluation of Materials*, Klywer Academic Publishers, Berlin pp.357-370, 1992.
3. 임내록, 전창리, 김성환, "열처리환경에서 웨이브렛 적용필터를 이용한 초음파 비파괴 검사와 결함검출," *한국음향학회지*, 제18권, 7호, 1999.
4. W. Grabendorfer and M. Gregor, *Ultrasonic Testing of Materials*, Springer-Verlag Berlin, pp.431-465,1990.
5. D. Beecham, "Ultrasonic Scatter in Materials: its Properties and its application to Grain size Determination," *Ultrasonic*, 4, pp.67-76, 1966.
6. B. Fay, "Theoretical Consideration of Ultrasonic Backscattering," *Acoustica*, 28, pp.354-3 57, 1973.
7. 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.
8. 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.
9. J. Sanjie, "Quantitative grain size evaluation using ultrasonic backscatter echos," *J. Acoust. Soc. Am.* 80(6), pp.1816-1824, 1986.
10. R. R. Yager, M. Fedrizzi, J. Kacprzyk, *Advances in the Dempster-Shafer Theory of Evidence*, Wiley & Sons Inc. New York, 1994.
11. J. Gordon, E. H. Shortliffe, *Dempster-Shafer Theory of Evidence. Rule-Based Expert systems*, Addison Wesley, 1984.
12. S. J. Orfanidis, *Optimum signal processing: An Introduction*, Macmillan, New York, pp. 295-318, 1985.
13. H. Akaike, "Fitting Autoregressive models for prediction," *Annals Inst. Statist. Math.*, VI, 21, pp. 243-247, 1969.
14. L. Rabiner, Biing-Hwang Juang, *Fundamentals of speech recognition*, Prentice-Hall International Inc., New York, pp.163- 166, 1993.
15. 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.

▲임 내 목(Lea Mook Lim) 1959년 12월 10일생



1986년: 단국대학교 공과대학 전자공학과 졸업, 서울 시립대학교 대학원 전자공학과(석사) 졸업
1998년: 동대학원 전자전기공학부 박사과정 수료.

▲이 영 석(Young Seok Lee) 1968년 2월 13일생



1993년: 서울시립대학교 전자공학과 졸업
1995년: 동대학원 전자공학과(석사) 졸업
1998년: 동대학원 전자공학과(박사) 졸업
1998년~현재: 청운대학교 전자공학과 전임강사

▲김 성 환(Sung Hwan Kim) 1952년 6월 12일생



1975년 2월: 연세대학교 전기공학과 졸업
1980년 2월: 연세대학교 대학원 전기공학과(공학박사)
1977~1982년: 대전 기계창
1982년~현재: 서울시립대학교 전자·전기공학부 교수