

열처리 환경에서 웨이브렛 적응 필터를 이용한 초음파 비파괴 검사의 결함 검출

Flaw Detection of Ultrasonic NDT in Heat Treated Environment Using WLMS Adaptive Filter

임 내 목*, 전 창 익*, 김 성 환*

(Lea Mook Lim*, Chang Ik Jeon*, Sung Hwan Kim*)

요 약

본 논문에서는 그레인 잡음을 제거하기 위해서 웨이브렛 변환(wavelet transform)에 근간을 둔 웨이브렛 적응 필터(WLMS adaptive filter : Wavelet domain Least Mean Square adaptive filter)를 사용하였다. 보통 그레인 잡음은 고온의 환경에서 금속의 결정구조가 변화함에 따라 발생된다. 웨이브렛 평면에서의 적응 필터링은 필터의 입력신호를 직교 변환하여 입력으로 이용함으로써 수렴 속도를 향상시킬 수 있는 장점을 가지고 있다. 적응 필터의 기준 입력 신호는 원사 입력 신호를 지연시킨 신호를 이용하였으며, 적응 필터의 출력은 다시 CA-CFAR(Cell Average - Constant False Alarm Rate) 임계 추정기(threshold estimator)를 거쳐 자동적으로 원하는 신호부분만 나타내도록 하였다. 우선 신호의 통계적 특성을 알기 위하여 run 테스트를 수행하여 기준 입력 신호가 비정상성(nonstationarity)을 나타냄을 보였고, 웨이브렛 적응필터가 시평면 적응 필터보다 수렴속도면에서 우수함을 보였으며, 각 적응 필터의 출력신호에 대해서 신호대 잡음비를 통해 성능평가를 하였다. 시평면 적응 필터링 후에는 신호대 잡음비가 2-3dB 향상을 보였고, 반면 웨이브렛 적응 필터링후에는 신호대 잡음비가 4-5dB 향상을 보였다.

ABSTRACT

In this paper, we used the WLMS(Wavelet domain Least Mean Square) adaptive filter based on the wavelet transform to cancel grain noise. Usually, grain noise occurs in changes of the crystalline structure of metals in high temperature environment. It makes the detection of flaw difficult. The WLMS adaptive filtering algorithm establishes the faster convergence rate by orthogonalizing the input vector of adaptive filter as compared with that of LMS adaptive filtering algorithm in time domain.

We implemented the WLMS adaptive filter by using the delayed version of the primary input vector as the reference input vector and then implemented the CA-CFAR(Cell Averaging - Constant False Alarm Rate) threshold estimator. CA-CFAR threshold estimator enables to detect the flaw and back echo signals automatically. Here, we used the output signals of adaptive filter as its input signal. To know the statistical characteristic of ultrasonic signals corrupted by grain noise, we performed run test. The results showed that ultrasonic signals are nonstationary signal, that is, signals whose statistical properties vary with time. The performance of each filter is appreciated by the signal-to-noise ratio. After LMS adaptive filtering in time domain, SNR improves to about 2-3dB but after WLMS adaptive filtering in wavelet domain, SNR improves to about 4-6dB.

I. 서 론

발전소와 같은 중요 산업 시설물들의 신뢰성 있고 안전한 동작을 유지하기 위한 정기적인 검사 방법으로 초음파, 방사선, 전자기 등을 이용한 비파괴 검사(nondestructive test)

가 이용되고 있다. 그 중 초음파를 이용한 검사 방법은 장비의 휴대가 간편하고 검사가 용이하며, 인체에 해가 없기 때문에 널리 이용되고 있으며 다양하게 연구되고 있다[1].

그러나, 초음파를 이용한 비파괴 검사를 수행하는 경우에 그레인 잡음의 발생으로 인하여 측정하고자 하는 검사 대상물의 균열 및 부식 징후들이 이러한 잡음에 영향을

* 서울시립대학교 전자전기공학부
접수일자: 1999년 2월 22일

받기 때문에 시설물로부터 직접 수집한 신호로는 검사 대상물의 이상 여부를 판독한다는 것은 고도의 숙련성 및 전문성을 요구하며 오측정율 또한 높다 할 수 있다. 그레인 잡음은 검사 대상물을 구성하고 있는 물질들이 고온 고압 등의 지속적인 스트레스에 기인된 결정립의 변화에 따른 잡음을 총칭하는 것으로서, 검사 대상물의 불균일한 입자 상태가 주원인이 된다. 특히 금속의 경우 고온 고압으로 재결정 되어 생긴 새로운 결정 입자는 온도의 상승과 시간의 경과와 함께 큰 결정 입자가 근처에 있는 작은 결정 입자를 잠식하여 크기가 커지며 이를 그레인의 성장(grain growth)이라 한다. 또한 그레인은 냉각(cold), 압연(rolling), 단조(forging), 압출(extruding)과정에 따라 성장에는 차이를 보인다. 이 결과 반사된 초음파 신호에 그레인 잡음이 혼합되었을 경우 결함부분에서 반사된 신호를 효과적으로 분석할 수 없으므로 그레인 잡음 성분을 제거하는 것이 무엇보다 중요하다.

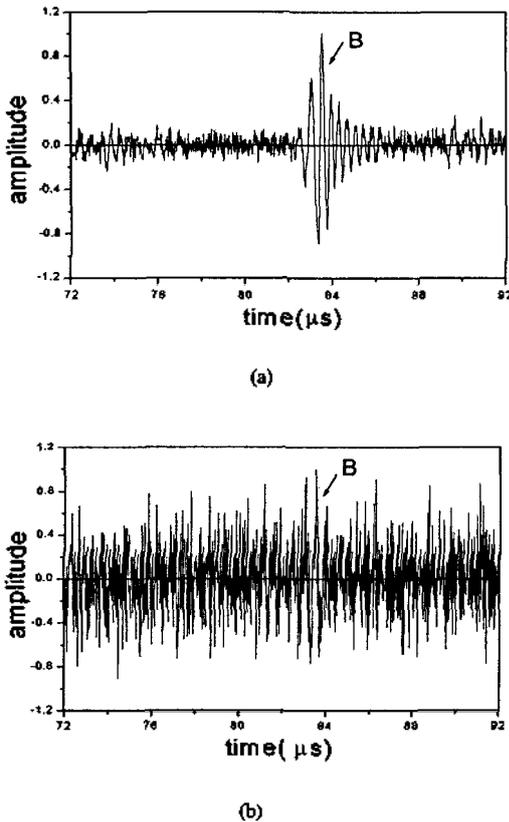


그림 1. 열처리 전후의 초음파 신호 (B : 금속의 바닥면에서 반사된 신호)
 (a) 열처리 전 (b) 열처리 후
 Fig. 1. Ultrasonic signal before and after heat treatment (B : reflected signal from the bottom of the metal); (a) before heat treatment, (b) after heat treatment.

그림 1은 열처리 전후의 초음파 신호를 보여준다. (a)에서는 금속의 바닥면에서 반사된 신호가 뚜렷히 보이지만 열처리 후인 (b)에서는 금속의 바닥면에서 반사된 신

호는 육안으로 구분하기에는 어려움이 따른다. 이는 금속의 결정 구조의 변화 즉 그레인의 성장에 따라 결함을 검출하는 것이 어려워짐을 보여주고 있다.

이러한 문제로 인해 지금까지 초음파 그레인 잡음의 감소를 위한 많은 연구들이 진행되어 왔지만 주로 공간 평균(spatial averaging) 기법이나 초음파 트랜스듀서의 배열 형태를 이용한 그레인 잡음 감소[2] 등 물리적인 방법에 치중되어 있으며, 최근 들어 신호 처리적인 관점에서 초음파의 그레인 잡음을 해석하고 감소시키려는 노력이 많은 연구자들에 의해 수행되고 있다[3-6]. 최근 들어 Y. Zhu[7]는 반사된 초음파 신호에서 잡음을 제거하기 위하여 시평면 적응 필터를 이용함으로써 신호대 잡음비를 개선하여 보다 효율적으로 결함을 검출할 수 있게 하였다. 하지만 초음파 신호의 통계적 특성이 갑자기 변화하는 부분, 즉 신호가 비정상성을 나타낼 경우 수렴율이 떨어지며 파라미터의 변화에 많은 영향을 받아 효과적으로 잡음을 제거하지 못하는 한계를 갖고 있다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로 비정상 신호 해석에 효과적인 웨이브렛 적응 필터링을 수행함으로써 알고리즘의 수렴율을 높이고 신호대 잡음비를 개선하였다[8,9]. 실험을 위하여 일반적으로 산업현장에서 많이 사용되는 재질인 스테인레스 스틸(Type 303)로 시편을 만들었으며, 1387℃로 가열한 후 수냉 과정을 거침으로써 최악의 상황을 고려하여 그레인을 성장시켰다. 열에 노출되어 그레인이 성장한 경우의 초음파 신호에 대한 통계적 특성을 알기 위해 유의수준을 0.05로 하여 run 테스트 [10]를 수행하여 비정상성 신호임을 보였다. 웨이브렛 적응 필터를 적용한 출력에 대해서 CA-CFAR 임계 추정기[11]를 한번 더 거치게 함으로써 정확히 결함의 유무와 위치를 알 수 있도록 하였으며, Y. Zhu가 적용한 시평면 적응 필터와 본 논문에서 적용한 웨이브렛 적응 필터의 출력 결과에 대해 신호대 잡음비 관점에서 성능 평가를 하였다.

II. 웨이브렛 적응 필터 및 CA-CFAR 임계 추정기

2.1 웨이브렛 변환

웨이브렛 변환 이론은 신호를 특정한 함수들의 집합(wavelet set)을 가지고 모델링하는 수학적 도구이다. 웨이브렛 함수는 진동하며 평균값이 0인 유한 에너지 함수라고 할 수 있으며, 특정한 하나의 모 웨이브렛 (mother wavelet) 으로부터 발생하는 스케일링 파라미터(scaling parameter) 와 병진 파라미터(translation parameter)를 변화시켜 임의의 함수와 내적을 함으로써 2차원 평면에 근사화 하는데 사용할 수 있다. 즉, 임의의 함수는 적당한 가중치를 준 웨이브렛 집합의 각 원소의 선형적 결합으로 근사화될 수 있으며, 이 가중치는 웨이브렛 집합의 각 원소에 신호를 투사시켜 얻을 수 있는데 이를 식(1)과 같이 웨이브렛 변환으로 나타낼 수 있다.

$$W_g f(a, \tau) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int f(t) g^* \left(\frac{t-\tau}{a} \right) dt \quad (1)$$

- a : 스케일링 파라미터
- τ : 병진 파라미터
- $g(t)$: mother 웨이브렛 함수

웨이브렛 평면에 투사된 함수는 웨이브렛 역변환을 거쳐 식(2)와 같이 다시 복원될 수 있다.

$$f(t) = \frac{1}{C_x} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_x f(a, \tau) |a|^{-\frac{1}{2}} g\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \frac{d\tau da}{a^2} \quad (2)$$

웨이브렛 변환은 스케일링 파라미터 a 와 병진 파라미터 τ 에 대해 서로 직교성을 갖는 웨이브렛 계수를 발생시키며, 특히 스케일링 파라미터 a 의 변화에 따라 신호의 주파수 대역이 변화하는 특징을 갖고 있다. 즉, a 가 커지면 mother 웨이브렛 함수 $g(t)$ 로부터 발생된 웨이브렛 함수의 폭이 작아지기 때문에 신호의 고주파 성분 해석에 용이하며, a 가 작아지면 반대로 저주파 성분 해석에 용이하다.

이와 같은 웨이브렛 변환의 특성은 신호의 주파수 특성에 맞추어 효율적으로 웨이브렛 계수를 조절할 수 있기 때문에 그림 2과 같이 주파수 및 시간 영역에 대한 분해능(resolution)이 서로 다른 형태를 띠면서 신호를 다양하게 관측할 수 있는 다중분해능(multiresolution)해석을 가능하게 해준다.

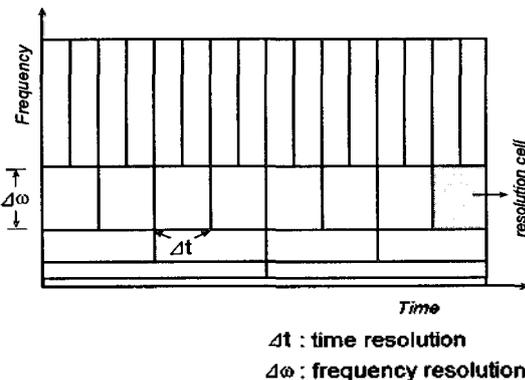


그림 2. 웨이브렛 변환의 시간-주파수 분해능
Fig. 2. Time-frequency resolution of the wavelet transform.

2.2 웨이브렛 평면에서의 LMS 알고리즘(웨이브렛 적용 필터)

평균 자승 오차 (mean square error)의 관점에서 LMS (Least Mean Square) 알고리즘[7,12]은 간단한 연산으로 원시 입력 신호(primary input signal)와 필터의 출력 신호 사이의 오차를 최소화시킬 수 있는 효율적인 알고리즘이다. 마찬가지로 웨이브렛 평면에서의 LMS 알고리즘은 먼저 기준 입력 신호를 웨이브렛 변환한 후 웨이브렛 계수를 필터의 입력으로 사용하여 얻어진 필터의 출력 신호와

원시 입력 신호사이의 오차를 최소화시킬 수 있는 알고리즘이다. 여기서 선처리 과정인 웨이브렛 변환은 필터의 입력 벡터를 직교 변환 해 줌으로써 기존의 LMS 알고리즘보다는 수렴율을 향상시킬 수 있는 장점을 가지고 있으며 이때 필터의 출력 신호는 식 (3)으로 나타낼 수 있고 식 (4)에 의해 필터 계수 벡터 W_k 를 갱신할 수 있다.

$$y(k) = W_k^T X_k \quad (3)$$

$$W_{k+1} = W_k + 2\mu e(k)X_k \quad (4)$$

- $W_k = [w_k(0), w_k(1), \dots, w_k(L-1)]^T$: 필터 계수 벡터
- $X_k = [x(k), x(k-1), \dots, x(k-L+1)]^T$: 기준 신호 벡터
- μ : 입력의 전력으로 정규화되는 수렴 파라미터 (convergence parameter)
- $e(k) = d(k) - y(k)$: 원시 입력 신호와 필터 출력 신호 사이의 오차 신호
- $d(k)$: 원시 입력 신호

식(4)에서 k 는 k 번째 순환을 의미하고 L 은 필터 계수의 수를 나타내며, 입력의 전력으로 정규화되는 수렴 파라미터는 식 (5)와 식 (6)에 의해서 갱신된다. 웨이브렛 평면에서의 LMS 알고리즘으로 동작하려면 기준 신호 벡터인 X_k 를 웨이브렛 변환과정을 거친 후 필터의 입력으로 이용하면 된다.

$$\mu = \frac{\mu_n}{(L+1) \rho(k)} \quad (5)$$

μ_n : 정규화된 수렴 파라미터(normalized convergence parameter)

L : 필터 계수의 수

$\rho(k)$: 입력 신호의 시변 추정치

입력 신호의 시변 추정치는 식(6)에 의해서 갱신되며 여기서 포갯 인자(forgetting factor)는 과거의 입력에 대한 영향을 줄이기 위해 사용되어진다.

$$\rho(k+1) = \alpha \rho^2(k) + (1-\alpha) \rho(k) \quad (6)$$

α : 포갯 인자(forgetting factor)

기존의 LMS 알고리즘은 구조의 간편성과 효율성에도 불구하고 과도상태에서의 수렴 시간이 느리다는 단점 때문에 빠른 수렴 특성을 요구하는 분야에서는 사용이 제한될 수밖에 없다. 그러므로, LMS 알고리즘이 빠른 수렴 시간을 얻을 수 있다면, 간단한 구조와 더불어 다양한 분야에서 사용될 수 있다.

일반적으로 LMS 알고리즘의 수렴 시간은 식(7)와 같이 입력 자기 상관 행렬의 condition number와 관계가 있다.

$$Cond \triangleq \lambda_{\max}(t) / \lambda_{\min}(t) \geq 0 \quad (7)$$

$\lambda_{\max}(t)$: R_x 의 가장 큰 고유치

$\lambda_{\min}(t)$: R_x 의 가장 작은 고유치

R_x : 입력 자기 상관 행렬

식 (7)로부터 condition number가 1에 가까운 값을 가질수록, 즉 고유치(eigen value)가 넓게 분포할경우에 LMS 알고리즘의 수렴 시간이 더 빨라질 수 있으며, 특히 수렴 시간은 식 (7)와 같은 하한(lower bound)을 갖는다.

$$t_c \geq t_r(R_x) / 2\lambda_{\min}(t) \quad (8)$$

$tr(\cdot)$: trace of \cdot

식 (7)와 (8)로부터 입력 자기 상관 행렬이 적절한 작교 변환에 의해 대각 성분만 기준 신호의 전력으로 존재하고 나머지 성분은 0으로 할 수 있다면 LMS알고리즘의 수렴 시간을 빠르게 할 수 있다.

웨이브렛 변환 행렬을 Q 라 할 때 사평면 기준 신호 x_1 에 대한 입력 자기 상관 행렬 R_x 와 웨이브렛 변환 평면에서의 입력 자기 상관 행렬 R_w 사이에는 식 (9)과 같은 관계식이 성립한다.

$$R_w = QR_xQ^T \quad (9)$$

식(9)으로부터 각각 양쪽 평면의 가장 큰 고유치를 $\lambda_{\max}(t)$ 와 $\lambda_{\max}(w)$ 로 나타낼 때 이들이 갖는 상한은 식 (10)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\lambda_{\max}(t) = tr(R_x) \quad (10)$$

$$\lambda_{\max}(w) \leq tr(R_w)$$

행렬 이론으로부터 식(10)의 양쪽 평면에서의 trace는 서로 같다. 즉,

$$tr(R_x) = tr(R_w) \quad (11)$$

식 (11)로부터 사평면 및 웨이브렛 평면에서의 condition number는 각각 입력 자기 상관 함수의 가장 작은 고유치인 $\lambda_{\min}(t)$ 와 $\lambda_{\min}(w)$ 에 의해 결정됨을 알 수 있다.

그러나, R_w 는 식 (9)에 의해 이미 대각화되어 있으므로, $\lambda_{\min}(t) \leq \lambda_{\min}(w)$ 관계가 성립함을 알 수 있으며, 이로부터 식 (12)와 같은 관계가 성립함을 알 수 있다.

$$Cond(R_x) \geq Cond(R_w) \geq 1 \quad (12)$$

결국, 식 (12)를 통하여 LMS 알고리즘을 웨이브렛 변환

평면으로 옮겨서 수행하였을 경우 수렴 시간이 빨라짐을 알 수 있다.

본 논문에서는 적응 잡음 제거기(adaptive noise canceller)의 형태로 기준 신호를 웨이브렛 변환을 한 후 LMS알고리즘을 이용하여 잡음을 제거하도록 설계하였다. 그림 3은 이에 대한 블록선도를 나타내고있다. 여기서 $d(n)$ 은 원시 입력 신호, $x(n)$ 은 기준 입력 신호이고, $g_m(n)$ 은 웨이브렛 대역 통과 필터의 임펄스 응답이고, $w_m(n)$ 은 LMS 필터 계수이다.

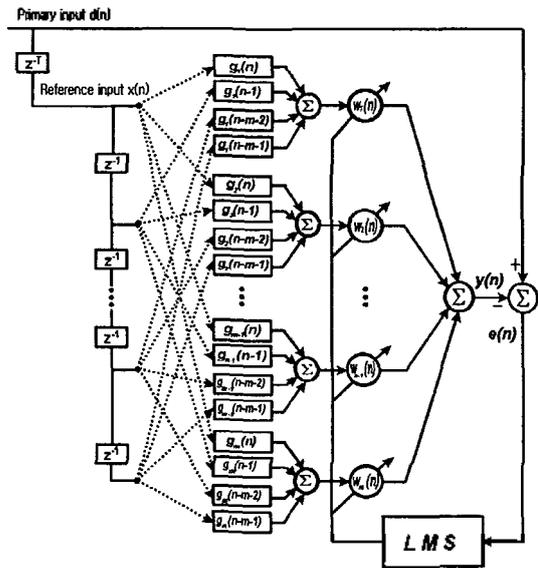


그림 3. 웨이브렛 적응 필터
Fig. 3. WLMS adaptive filter.

2.3 CA-CFAR 임계 추정기

CA-CFAR(Cell Average-Constant False Alarm Rate) 임계 추정기[7][11]는 레이다에서 목표물의 위치를 파악하는데 많이 이용되어온 알고리즘으로서 본 논문에서는 사평면 적응 필터와 웨이브렛 적응 필터의 출력신호를 CA-CFAR 임계 추정기의 입력으로하여 결합의 유무와 위치를 알아내고자 하였다. CA-CFAR 임계 추정기는 분석하고자 하는 신호에 대해서 먼저 자승을 취한 후 일정한 크기를 갖는 셀(cell)로 나눈다. 그리고 비교하고자 하는 셀 Z과 양옆의 가드 셀(Guard cell) G의 값을 제외한 다른 셀들의 전체 평균 전력과 비교하여 상대적인 임계값을 구하여 그 임계값 이상의 값만 출력하도록 하였다. 가드 셀은 결합이나 바닥면에서 반사된 신호가 셀의 사이즈보다 클경우에 가드 셀에도 많은 전력이 분배가 된다. 이러한 점을 고려하여 가드 셀의 전력은 전체 평균 전력을 계산하는데 제외 시켰다. 이때 임계 전력은 식 (13)에 의해 결정된다.

$$Z_i = \frac{T}{N} \sum_{j=1}^N Z_j \quad (13)$$

여기서 N 은 전체 셀의 수이며 z_i 는 각 셀의 평균 전력 값이다. T 는 임계 스케일링(threshold scaling) 상수로 식 (14)에 의해 결정된다.

$$T = N(\bar{P}_f^{-2/N} - 1) \quad (14)$$

여기서 \bar{P}_f 는 원하는 오경보율(false alarm rate)이며 Λ 은 비교할려는 셀과 가드 셀을 제외한 전체 셀의 수를 나타낸다. 그림 4는 CA-CFAR 임계 추정기의 블럭선도를 나타내고 있다.

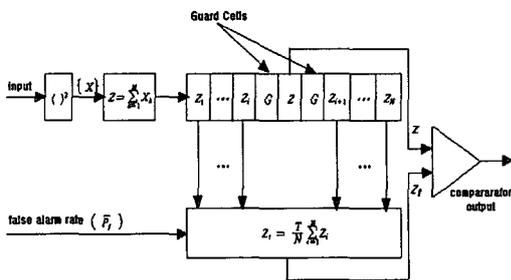


그림 4. CA-CFAR 임계 추정기

($\{X\}$: 입력 벡터열, Z : 각 셀의 평균전력, G : 가드 셀, N : 셀의 총수)

Fig. 4. CA-CFAR threshold estimator.

($\{X\}$: input vector, Z : averaged power in each cell, G : guard cell, N : total number of cells).

적용 필터의 성능을 평가하기 위해서 아래와 같은 신호대 잡음비를 정의 하였다.

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\frac{1}{2N_s} \left(\sum_{i=M_r-N_s/2}^{M_r-1+N_s/2} y^2(k) + \sum_{i=M_t-1+N_s/2}^{M_t-N_s/2} y^2(k) \right)}{\frac{1}{N_d} \sum_{i=0}^{N_d-1} y^2(k)} \right) \quad (15)$$

N_s : 시험 시편의 결함과 바닥면에서 반사된 신호의 샘플수

M_r : 시험 시편의 결함에서 반사된 신호의 샘플 중심의 인덱스

M_t : 시험 시편의 바닥면에서 반사된 신호의 샘플 중심의 인덱스

N_d : 전체 신호의 샘플수

즉, 결함에서의 반사신호와 금속의 바닥면에서의 반사신호를 원하는 신호라 할때 전체 데이터에 잡음 신호가 삽입되었다고 가정했다. 결함이나 바닥면에서의 반사신호의 전력이 클 경우에 식 (15)에서 신호 대 잡음비는 큰 값을 나타내도록 하였다.

III. 실험 및 결과 고찰

발전소 설비와 같이 위험 요소가 항상 존재하는 원자로나 회전 기기와 같은 높은 온도와 압력을 받는 시설물에서 금속이 고온 고압 등의 요인에 지속적으로 노출되었을 때 발생하는 균열 및 부식과 같은 결함은 조기 발견이 중요하다.

본 논문에서는 실험을 위하여 산업현장 시설물과 같은 환경조건을 고려하여 스테인레스 스틸(Type 303)을 직경 50 mm, 높이 50mm인 원통으로 제작한 후 결함의 발생과 유사한 특성을 보이도록 바닥면에서 직경 2mm, 깊이 10mm가 되도록 방전 가공기(electrodischarge machine : KJ103)로 가공했다. 열처리는 Bamford sheffield사의 열처리로(carbolite Furnace : S30AU)를 사용하였고 시편을 1시간 동안 1387℃로 가열한 후 수냉과정을 거쳐 최악의 상황이 되도록 그레인을 성장 시켰다. 탐촉자는 Panametrics사의 2.25MHz A106S 모델을 사용하였고 펄스-에코방식으로 초음파 탐상기의 RF 신호를 디지털 오실로스코프(Lecory 9310)의 입력으로 사용하여 오실로스코프와 IEEE 488 인터페이스로 연결된 IBM pentium PC에서 알고리즘이 수행되도록 하였다. 샘플링 주파수는 100MHz로 하였고 산업현장에서 시설물이 작동중인 상황을 고려하여 즉 지속적으로 열에 노출된 시설물의 경우 직접 접촉에 의한 초음파 탐상이 불가능함을 고려하여 수침방법(immersion method)을 채택하였다.

그림 5은 초음파 신호의 획득 과정과 알고리즘의 수행 상황을 보여준다. 데이터의 수집은 동일한 조건의 실험 환경에서 여러 번의 실험을 연속 수행하여 얻었다. Y.Zhu가 사용한 시편면 적응 필터와 본 논문에서 사용한 웨이브렛 적응 필터의 성능을 비교할때에는 각 데이터에 대하여 가장 좋은 신호대 잡음비를 갖는 필터 계수의 수와 파라미터로 고정시켜 사용하였다. 시편면 적응 필터의 경우 필터 계수의 수는 $13 \leq L \leq 20$, 수렴 파라미터는 $0.03 \leq \mu_n \leq 0.08$ 에서, 웨이브렛 적응 필터의 경우 필터 계수의 수는 $8 \leq L \leq 16$ 수렴 파라미터는 $0.01 \leq \mu_n \leq 0.05$ 에서 경험적으로 가장 좋은 신호대 잡음비를 얻을 수 있었다.

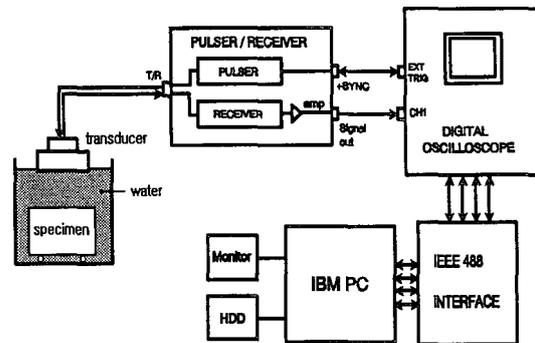


그림 5. 초음파 신호 검출 장치

Fig. 5. Detection unit of ultrasonic signal.

그림 6은 초음파 신호를 수집하기 위해서 제작된 시험 시편의 구조를 나타낸다. 이렇게 제작된 시편은 1387℃의 온도로 열처리 되어졌으며 그림처럼 바닥면으로부터 높이 10mm, 직경이 2mm인 입의의 결함(FBH: flat bottom hole)을 주었다.

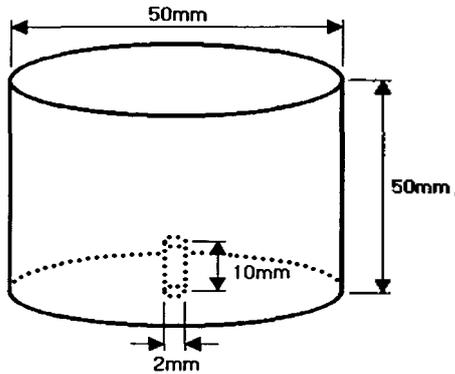


그림 6. 시험 시편의 구조(Type 303 스테인레스 스틸)
Fig. 6. The structure of test specimen(Type 303 stainless steel).

그림 7은 시험 시편으로부터 수집된 초음파의 전체 신호를 나타낸다. T 신호는 전송 신호를 나타내며 B1 신호는 금속의 윗면에서 반사된 첫 번째 신호이고 B2 신호는 금속의 윗면에서 반사된 두 번째 신호를 나타낸다. B1 신호와 B2 신호 사이의 원형 영역은 시간적으로 금속의 내부의 결함이나 그레인의 성장에 의해 산란되어 반사된 신호부분을 나타내며 확대해서 보면 그림 8의 (a)처럼 보인다.

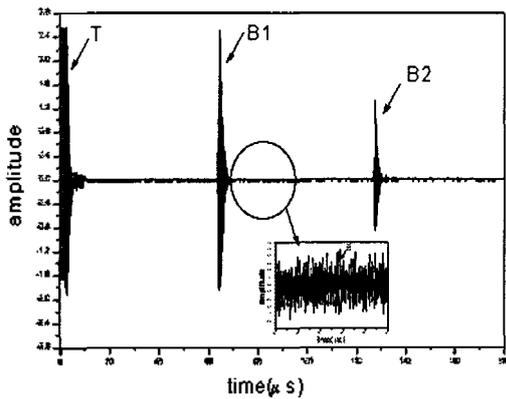
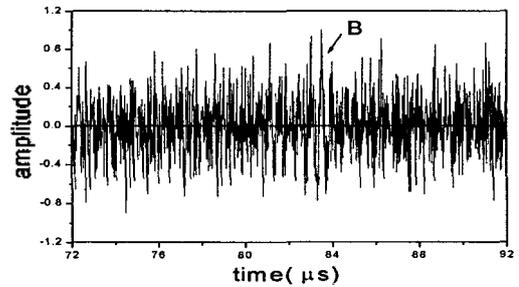
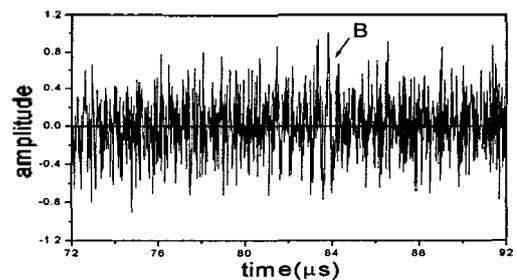


그림 7. 시험 시편으로부터 수집된 초음파 전체신호
T: 초음파 전송신호, B1: 금속의 윗면 첫 번째 반사신호, B2: 금속의 윗면 두 번째 반사신호
Fig. 7. Entire ultrasonic signal acquired from the test specimen.
T: Transmission signal of ultrasonic, B1: The first reflected signal above metal, B2: The second reflected signal above metal.

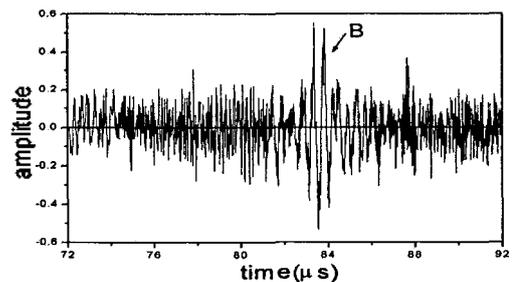
그림 8은 결함이 없는 위치에서 수집한 초음파 신호를 나타내며 (a)는 적응 필터의 원시 입력 신호이고 (b)는 적응 필터의 기준 입력 신호이다. 기준 입력 신호는 원시 입력 신호를 0.3μs 지연 시킨 신호이며 (c)는 시평면 적응 필터의 출력 신호를 나타내며 (d)는 웨이브렛 적응 필터의 출력 신호이다. (e)와 (f)는 각각의 적응 필터의 출력 신호를 다시 CA-CFAR 임계 추정기의 입력 신호로 사용하여 얻은 출력신호들로서 $\overline{P}_r = 0.4$ 일때의 결과이다. 적응 필터링 전의 원시 입력 신호에서 금속의 바닥면에서 반사된 신호는 육안으로 판별하기 어렵지만 적응 필터링 후의 출력 신호는 쉽게 판별을 할 수 있다. 임계 추정기의 출력은 금속의 바닥면에서 반사된 신호부분만을 나타내고 있어 경험이 많지 않은 사람이라도 쉽게 초음파 신호를 분석할 수 있는 장점을 가지고 있다.



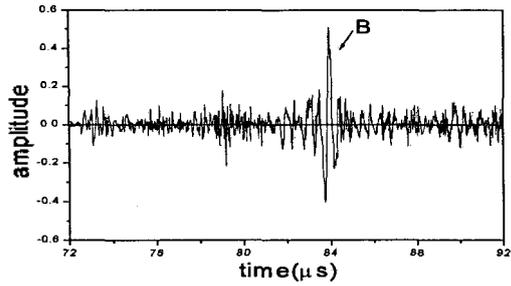
(a)



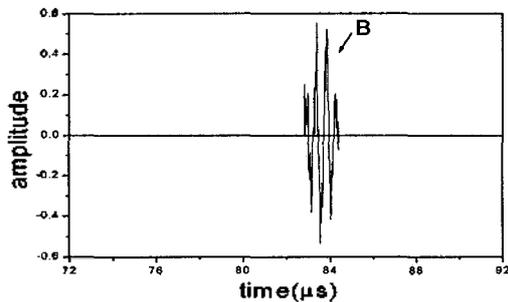
(b)



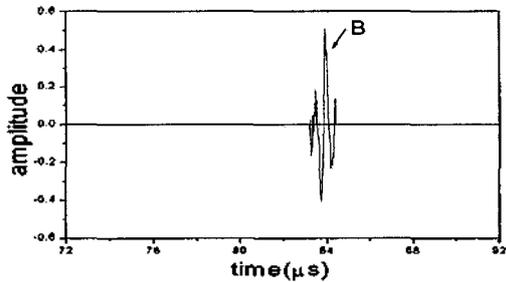
(c)



(d)



(e)



(f)

그림 8. 초음파 신호(결함이 없는 경우, 열처리 : 1387℃)

- (a) 원시 입력 신호
- (b) 기준 입력 신호(지연된 신호 : 0.3 μs)
- (c) 시평면 적응 필터의 출력
($L=16, \mu_n=0.05, \alpha=0.01$)
- (d) 웨이브렛 적응 필터의 출력
($L=8, \mu_n=0.025, \alpha=0.01$)
- (e) 시평면 적응 필터링 후 CA-CFAR 임계추정기의 출력($\overline{P}_f = 0.4$)
- (f) 웨이브렛 적응 필터링 후 CA-CFAR 임계추정기의 출력($\overline{P}_f = 0.4$)

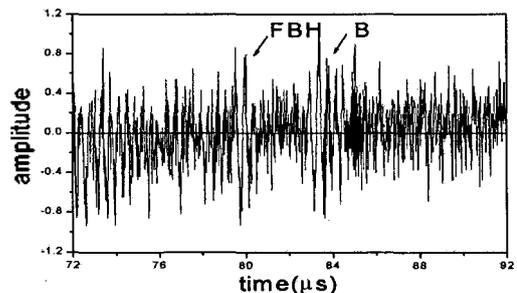
Fig. 8. Ultrasonic signal(in the case of no flaw, heat treatment by 1387℃);

- (a) Primary input signal
- (b) Reference input signal
(delayed signal : 0.3 μs),

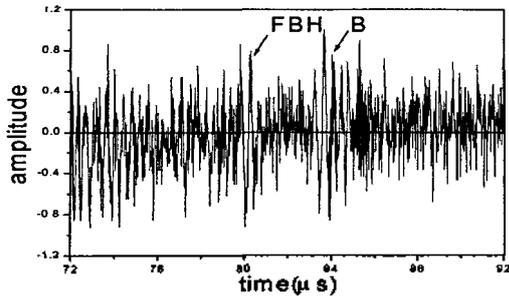
- (c) The output of time domain LMS adaptive filter,
($L=16, \mu_n=0.05, \alpha=0.01$)
- (d) The output of WLMS adaptive filter,
($L=8, \mu_n=0.025, \alpha=0.01$)
- (e) The output of CA-CFAR threshold estimator after,
time domain LMS adaptive filtering($\overline{P}_f = 0.4$)
- (f) The output of CA-CFAR threshold estimator after,
WLMS adaptive filtering($\overline{P}_f = 0.4$)

그림 9의 (a)는 적응 필터에 들어가는 원시 입력 신호를 나타내고 있는데 전반적인 신호 경향이 시간축에 따라 약간 증가하는 비정상성을 나타내고 있다. 비정상성을 검증하기 위해서 Bendat와 Piersol[10]의 제안한 방법을 이용하여 run 테스트를 수행하였다. 우선 100μs 동안의 전체 신호에 대해 5μs 씩 20개의 구간을 나눈 후 각 구간의 자승 평균값과 중간값(median value)을 이용하여 유의수준(level of significance)을 0.05로하여 run 테스트를 수행하였다. 이때 중간값은 0.00196이었으며 run 수는 4였다. 이는 유의 수준을 0.05이고 구간이 20개인 경우 임계 하한값은 6이고 임계 상한값은 15이므로 run 수 4가 임계값의 범위에 포함되지않는다. 이는 신호의 비정상성을 말한다.

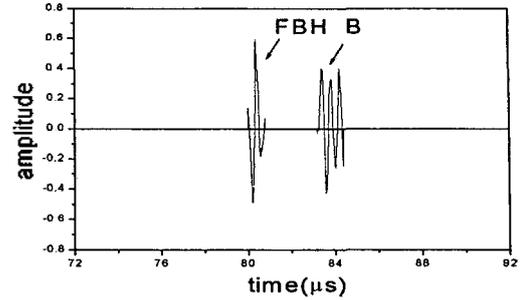
그림 8과는 달리 그림 9에서는 결함이 있는 부분에서 수집한 초음파 신호를 나타내며 적응 필터의 원시 입력 신호 (a)에서 FBH나 B(bottom)의 위치를 판별하기에는 어렵다. 즉 열에 노출된 금속의 경우에 성장된 그레인에 의해 유발되는 산란 또는 간섭 현상에 의한 신호 성분이 결함을 판별하기 어렵게 함을 알 수 있다. 그림 9에서 (b)는 적응 필터의 원시 입력 신호를 0.3μs 지연시켜서 얻은 기준 입력 신호를 나타낸다. 그림 9의(c)와 (d)를 비교해볼 때 그림 9의 (d)인 웨이브렛 필터링이 효과적인을 알 수 있다. 그림 9의 (e)와 (f)는 시평면 적응 필터의 출력과 웨이브렛 적응 필터의 출력에 대해서 $\overline{P}_f = 0.4$ 로 동일하게 적용했을 때 CA-CFAR 임계 추정기의 출력을 나타낸다. 그림 9의 (e)에서 보면 FBH나 B 신호 이외에도 뒤쪽에 결함 처럼 보이는 신호가 존재하는 반면 (f)에서는 정확하게 FBH와 B 신호만 나타남을 볼 수 있다.



(a)



(b)



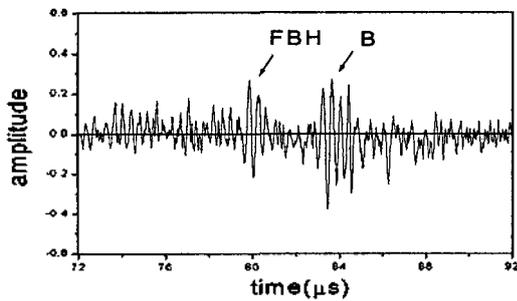
(f)

그림 9. 초음파 신호(결함이 있는 경우, 열처리 : 1387℃)

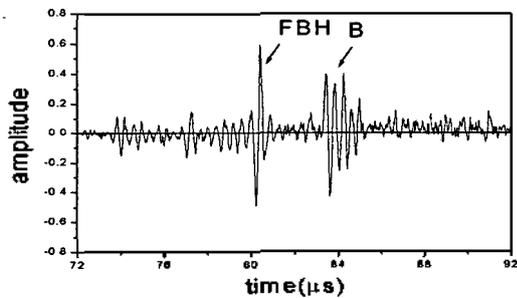
- (a) 원시 입력 신호
- (b) 기준 입력 신호(지연된 신호 : 0.3 μs)
- (c) 시평면 적응 필터의 출력
($L = 16, \mu_n = 0.05, \alpha = 0.01$)
- (d) 웨이브렛 적응 필터의 출력
($L = 8, \mu_n = 0.025, \alpha = 0.01$)
- (e) 시평면 적응 필터링 후 CA-CFAR 임계추정기의 출력($\overline{P}_f = 0.4$)
- (f) 웨이브렛 적응 필터링 후 CA-CFAR 임계추정기의 출력($\overline{P}_f = 0.4$)

Fig. 9. Ultrasonic signal (in the case of flaw, heat treated by 1387℃).

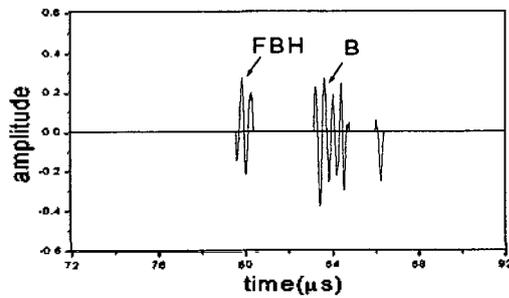
- (a) Primary input signal
- (b) Reference input signal (delayed signal : 0.3 μs)
- (c) The output of time domain LMS adaptive filter
($L = 16, \mu_n = 0.05, \alpha = 0.01$)
- (d) The output of WLMS adaptive filter
($L = 8, \mu_n = 0.025, \alpha = 0.01$)
- (e) The output of CA-CFAR threshold estimator after time domain LMS adaptive filtering($\overline{P}_f = 0.4$)
- (f) The output of CA-CFAR threshold estimator after WLMS adaptive filtering($\overline{P}_f = 0.4$)



(c)



(d)



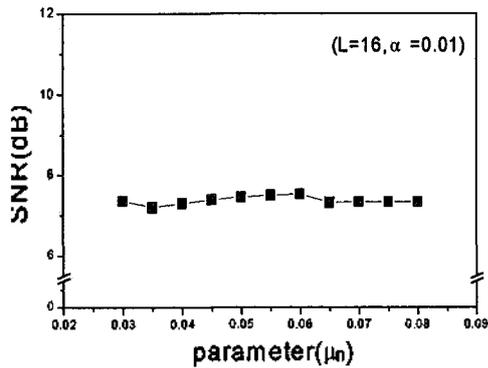
(e)

표 1. 시평면 적응 필터와 웨이브렛 적응 필터의 신호대 잡음비 비교

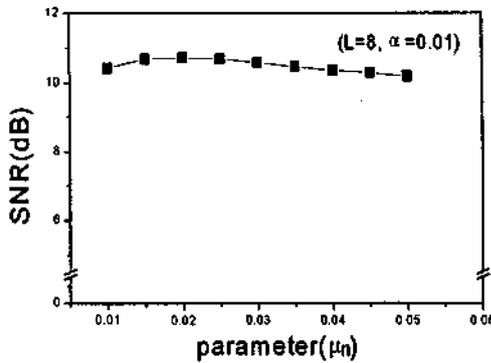
Table 1. SNR comparison of LMS adaptive filter and WLMS adaptive filter.

데이터	입력신호 SNR(dB)	LMS 출력 신호 SNR(dB)	WLMS 출력 신호 SNR(dB)
데이터1	5.96	7.02	10.19
데이터2	5.69	7.82	10.22
데이터3	5.97	6.90	9.76
데이터4	4.6	7.91	10.70
데이터5	4.15	7.29	9.76
데이터6	5.95	7.22	10.04
데이터7	4.83	6.89	9.86
데이터8	5.08	7.12	10.67
데이터9	3.87	6.58	10.36
데이터10	4.76	7.12	9.95
평균	5.08	7.18	10.15

표 1은 동일한 실험 환경에서 획득한 10개의 데이터에 대해 시평면 적응 필터는 필터 계수의 수를 16($L=16$), 웨이브렛 적용 필터는 필터 계수의 수는 8($L=8$)로 포켓 인자 α 는 0.01로 고정하고 정규화된 수렴 파라미터 μ_n 를 가변 시키면서 신호대 잡음비가 가장 좋은 값을 가질 때 입력 신호의 신호대 잡음비를 각 적응 필터의 신호대 잡음비와 같이 나타내었다. 데이터에 따라서 약간의 차이는 있지만 입력 신호에 대해서 시평면 적응 필터가 2 - 3dB, 웨이브렛 적용 필터가 4 - 6dB정도의 개선을 보였다.



(a)



(b)

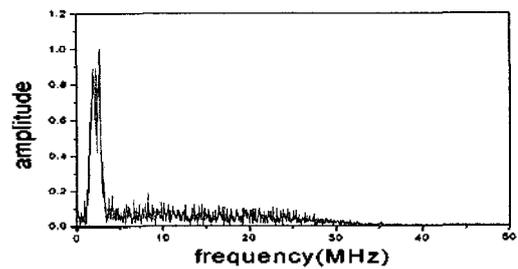
그림 10. 수렴 파라미터에 대한 각 적응 필터의 신호대 잡음비의 비교
(a) 시평면 적응 필터의 경우 (b) 웨이브렛 적용 필터의 경우

Fig 10. SNR comparison of each adaptive filter output to the convergence parameter;
(a) In the case of time-domain LMS adaptive filter,
(b) In the case of WLMS adaptive filter.

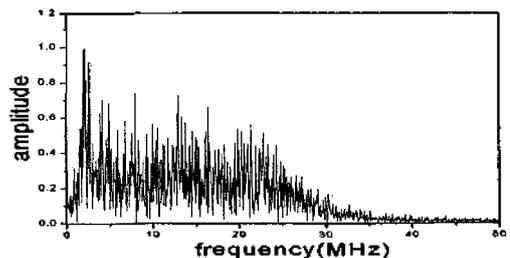
그림 10은 수렴 파라미터의 변화에 따른 신호대 잡음비를 나타내는데 시평면 적응 필터는 필터 계수의 수를 16, 웨이브렛 적용 필터는 필터 계수의 수를 8, 그리고 포켓 인자는 0.01로 고정시켰을 때이다. 그림 10의 (a)는 시평면 적응 필터링시에 수렴 파라미터는 $0.03 \leq \mu_n \leq 0.08$ 일 때 신호대 잡음비가 평균 7 dB 정도 유지됨을 알 수 있고 (b)는

웨이브렛 적용 필터링시에 수렴 파라미터는 $0.01 \leq \mu_n \leq 0.05$ 일 때 신호 대 잡음 비가 평균 10 dB 정도 유지됨을 알 수 있다. 반복적인 실험에서 시각적으로 7 dB 정도의 신호 대 잡음비를 나타내는 시평면 적응 필터의 출력신호에 서는 금속의 결함이나 바닥면에서의 반사 신호를 판별하기에는 전문가적 식견이나 경험이 필요한 반면 10 dB 정도의 신호대 잡음비를 나타내는 웨이브렛 적용 필터의 출력 신호에서는 금속의 결함이나 위치를 쉽게 판별할 수 있었다. 그리고 웨이브렛 적용 필터의 수렴 파라미터는 (0.01-0.05)의 구간에서 비교적 평탄한 신호대 잡음비를 갖는 반면 시평면 적응 필터의 경우는 수렴 파라미터가 (0.03-0.08)의 구간에서 비교적 평탄한 신호대 잡음비를 갖음을 보여준다.

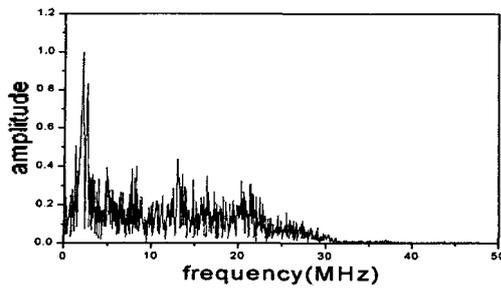
그림 11은 초음파 신호에 대해서 주파수 해석을 하였을 경우를 보여준다. 그림 11의 (a)는 열처리를 하지 않은 시편의 경우이고 (b)는 열처리를 하였을 경우이며 (c)와 (d)는 각각 시평면 적응 필터의 출력신호에 대한 전력 스펙트럼과 웨이브렛 적용 필터의 출력신호에 대한 전력 스펙트럼을 보여 준다. 열처리를 하지 않은 시편에서는 초음파 신호 성분이 2.25MHz를 중심으로 열처리를 한 시편에 비해 좁은 대역에 분포함을 알 수 있다. 열처리 시편의 경우에는 넓은 대역에 걸쳐 신호 성분이 분포하게 되는데 이는 그래인의 성장으로 인한 초음파 신호가 간섭 또는 산란되면서 넓은 주파수 대역의 신호로 반사된다고 할 수 있다. 그림 11의 (d)에서 웨이브렛 적용 필터링 후의 전력 스펙트럼을 보면 초음파 전송 신호 대역인 2.25MHz를 중심으로 좁은 대역의 신호 성분은 그대로 유지하고 있음을 알 수 있고 그외의 대역 신호는 그림 11의 (c)에서 시평면 적응 필터링에서 보다 훨씬 더 많이 제거되었으며 열처리 전의 초음파 신호의 전력 스펙트럼과 거의 유사함을 알 수 있다.



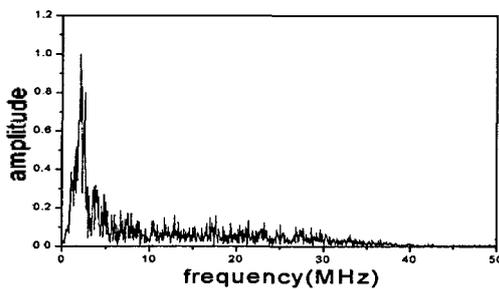
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 11. 시험시편으로부터 수집된 초음파 신호의 전력 스펙트럼

- (a) 정상 시편의 경우(신호 처리 전)
- (b) 열처리(1387℃) 시편의 경우(신호 처리 전)
- (c) 열처리(1387℃) 시편의 경우(시평면 적응 필터링 후)
- (d) 열처리(1387℃) 시편의 경우(웨이브렛 적응 필터링 후)

Fig. 11. Power spectrum of the ultrasonic signal acquired from the test specimen;

- (a) In the case of normal specimen (before signal processing),
- (b) In the case of heat-treated specimen (before signal processing),
- (c) In the case of heat-treated specimen(1387℃) (after time-domain LMS adaptive filtering),
- (d) In the case of heat-treated specimen(1387℃) (after WLMS adaptive filtering).

IV. 결론

본 논문에서는 금속의 열처리 환경이나 열에 노출된 산업구조물에 대해서 초음파 비파괴 검사시 문제가 되는 그레인 잡음을 효과적으로 제거하기 위해서 웨이브렛 변환 평면에서 적응 필터링을 수행하였고, 시간적으로 결함의 유무와 위치를 잘 판별할 수 있도록 적응 필터의 출력 신호를 CA-CFAR 임계 추정기의 입력으로 사용하였다. 적응 필터의 입력 신호는 원시 입력 신호와 원시 입력 신호에 대한 지연된 기준 입력 신호를 사용하는 방법을 사용하였다. 이러한 방법은 1 채널로서 신호처리가 가능하다는 장점을 가지고 있다. 또한 열처리 상황을 고려하여 스테인레스 스틸을 1387℃로 가열한 후 초음파 신호를 분석하였다. 열처리 전의 초음파 신호에서는 결함의 유무

와 위치를 특별한 신호 처리 알고리즘 없이 가능하였지만 열처리 상황에서는 전문가적인 식견이나 경험이 있더라도 어려울 정도로 초음파 신호에 잡음이 많이 유입되었다. 이는 열에 의한 그레인 성장에 기인된 잡음으로 웨이브렛 적응 필터링을 하였을 경우 적응 필터링을 하기전보다 신호대 잡음비가 4~6 dB 향상을 보였고 시평면 적응 필터보다 2~3 dB 우수 하였다. 또한 CA-CFAR 임계 추정기는 초음파 비파괴 검사에 대한 경험이 적은 사람일 지라도 쉽게 초음파 신호를 분석할 수 있도록 하는 장점을 가지고 있음을 보였다. 이는 열처리 환경이나 열에 노출된 산업 구조물에서 초음파 비파괴 검사시 결함의 검출이 용이함을 말해주며, 또한 비정상성 신호에 대한 적응 필터링에 있어서 웨이브렛 적응 필터링이 효과적일 것이라 사료된다.

참고 문헌

1. J. Michael and Jr. Avioli, "A DSP-based PC system for power plant inspection," EPRI NDE Center Charlotte, North Carolina, 1990.
2. R. Murthy, N. M. Bilgutay and J. Saniie "Application of view of Progress in Quantitative Nondestructive evaluation of Materials," Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation of Materials, vol. 8, pp. 756-767, 1989.
3. P. M. Shanker, U. Bencharit and J. Saniie, "Grain noise suppression through bandpass filtering," Materials Evaluation vol 46, pp. 1100-1104, July 1988.
4. V. L. Newhouse, N. M. Bilgutay, J. Saniie, and E. S. Furgason, "Flaw-to-grain echo enhancement by split-spectrum processing," Ultrasonics, vol. 20, No. 2, pp. 59-68, 1982.
5. N. M. Bilgutay and J. Saniie, "The effect of grain size on flaw visibility enhancement using split-spectrum processing," Materials Evaluation, vol. 42, pp. 808-814, May 1984.
6. P. Karpur, et. al., "Split spectrum processing: determination of the available bandwidth for spectral splitting," Ultrasonics, vol. 26, pp.204-209, July 1988.
7. Yong Zhu and John P. Weight, "Ultrasonic nondestructive evaluation of highly scatter in materials using adaptive filtering and detection," IEEE Trans. UFFC, vol. 41, No. 1, pp. 26-33 1994.
8. Srinath Hosur and Ahmed H. Tewfik, "Wavelet transform domain LMS algorithm," IEEE Trans. vol. 41, No. 1, 1993.
9. Randy K. Young, "Wavelet theory and its application," Kluwer Academic Publishers, pp. 19-24, 1993.
10. J. S. Bendat and A. Piersol, "Random Data : analysis and measurement procedures," New York, Wiley, pp. 234-237, 1966.
11. Rick S. Blum and Saleem A. Kassam, "Distributed cell-averaging CFAR detection in dependent sensors," IEEE Trans. on Information Theory, vol. 41, No. 2, pp. 513-518, 1995.

▲ 임 내 목(Rea Mook Lim) 1959년 12월 10일생



1986년 2월: 단국대학교 전자공학과 (공학사)

1995년 2월: 서울 시립대학교 전자 공학과(공학석사)

1998년 2월: 서울 시립대학교 전자 공학과(박사과정수료)

※주관심분야: 적용신호처리, 초음파 신호처리

▲ 전 창 익(Chang Ik Jeon) 1971년 3월 9일생



1996년 2월: 서울 시립대학교 전자 공학과(공학사)

1999년 8월: 서울 시립대학교 전자 공학과(공학석사)

※주관심분야: 적용신호처리, 초음파 신호처리, 음성인식 및 합성

▲ 김 성 환(Sung Hwan Kim)

현재: 서울시립대학교 전자전기공학부 교수
한국음향학회지 제15권 1호 참조