

최대 추정 기법과 최소 평균 자승 알고리즘을 이용한 초음파 비파괴검사 신호 분류법

Classification of Ultrasonic NDE Signals Using the Expectation Maximization (EM) and Least Mean Square (LMS) Algorithms

김대원

Daewon Kim

초 록 초음파 검사 방법은 여러 가지 물질들의 흠집이나 틈새, 티끌 등을 감지해내는데 널리 쓰이고 있다. 그 중 초음파 신호를 분석하는 절차는 전체의 신호처리 과정에서 아주 중요한 역할을 담당하고 있다. 이 논문은 최소 평균 제곱 (LMS) 알고리즘을 이용하여 핵 전력 발전소에서 쓰이는 증기 발생기 튜브로부터 감지된 초음파 비파괴 검사 신호를 분류 해내는 것에 관한 것이다. 이 초음파 신호는 튜브내의 흠집이나 틈새로부터 감지된 신호일수도 있고 또는 튜브 내의 침전물에 의해서 발생된 신호일 수도 있는데 이 두 가지 신호는 매우 유사하기 때문에 반드시 분류를 해내어 침전물에 의한 신호일 경우는 무방하지만 흠집이나 갈라진 틈새에서 나오는 신호일 경우는 더 이상의 오염이나 사고 등을 방지하기 위해 수리 또는 교체 등의 후속 조치로 이어져야 한다. 이러한 절차를 밝기 위하여 증기 발생기 튜브의 내부에서의 초음파 센서로부터 증기 발생기 튜브 사이의 거리를 측정하는데 모델링 기법에 기반한 deconvolution 방법이 제시되었으며 이 방법은 space alternating generalized expectation maximization (SAGE) 알고리즘을 이차원 미분 파라미터인 Hessian의 사용으로 인하여 수렴 속도가 빠른 Newton-Raphson 알고리즘과 함께 병행 사용하여 초음파 신호의 초점 도달 시간과 그 크기를 측정하여 초점 도달 거리에 따라 두 종류의 신호를 분류, 차별화 하는 기법이다. 이 알고리즘을 이용하여 흠집이나 틈새로부터 나온 신호일 경우와 퇴적물에 의해 나온 신호일 경우로 분류 되었고 그 결과가 이 논문에 제시되었다.

주요 용어: 초음파신호, 종류 판별, 추정 최대화, 최소평균 자승, 공간전환 일반 추정법, Newton-Raphson method

Abstract Ultrasonic inspection methods are widely used for detecting flaws in materials. The signal analysis step plays a crucial part in the data interpretation process. A number of signal processing methods have been proposed to classify ultrasonic flaw signals. One of the more popular methods involves the extraction of an appropriate set of features followed by the use of a neural network for the classification of the signals in the feature space. This paper describes an alternative approach which uses the least mean square (LMS) method and expectation maximization (EM) algorithm with the model based deconvolution which is employed for classifying nondestructive evaluation (NDE) signals from steam generator tubes in a nuclear power plant. The signals due to cracks and deposits are not significantly different. These signals must be discriminated to prevent from happening a huge disaster such as contamination of water or explosion. A model based deconvolution has been described to facilitate comparison of classification results. The method uses the space alternating generalized expectation maximization (SAGE) algorithm in conjunction with the Newton-Raphson

method which uses the Hessian parameter resulting in fast convergence to estimate the time of flight and the distance between the tube wall and the ultrasonic sensor. Results using these schemes for the classification of ultrasonic signals from cracks and deposits within steam generator tubes are presented and showed a reasonable performances.

Keywords: ultrasonic signals, classification, EM, LMS, SAGE, Newton-Raphson method

1. 서 론

우리 주변에 불시에 일어나는 돌발 사고를 막기 위하여 기계나 물질 등을 비파괴 검사하는 작업은 오래 전부터 알려져 온 바이다. 예를 들면, 지하에 묻힌 가스 파이프 라인이 부식이나 파괴 등의 연유로 인해 크나큰 재앙을 불러올 수 있는 가능성을 최소화 하기 위해 정기적으로 검사하는 등의 일이다. 대부분의 비파괴 검사 기술은 특정 형질의 에너지를 피검사 대상의 물체에 적용하는 과정을 담고 있다. 피검사 물질과 에너지 사이의 일련의 과정을 얻어 내고 이를 분석하여 그 물체의 상태를 결정하는 것이다. 초음파와 전자기적 에너지가 바로 이러한 검사를 하는데 쓰여지는 전형적인 에너지의 형태이다[1]. 특정 물질에 대한 비파괴 검사 방법은 피검사 물질이 포함한 결함의 크기, 위상, 위치 그리고 물질의 종류에 따라 결정 되어진다[2]. 초음파 비파괴 탐상은 이러한 기법들 중 다양한 용도로 쓰이는 일반적인 비파괴 검사 기법 중 하나인데 이 방법을 이용하여 피검사 물질의 깊숙한 내부에 존재한 틈새, 구부러짐, 그리고 다양한 종류의 결함 등을 감지할 수 있다. 또한 이 검사 방법은 일반적으로 압전형 탐촉자로부터 발생되는 1~ 10 MHz 범위의 고주파수 초음파를 이용하는 기법이며 발생된 초음파는 피검사 물질을 관통하여 전파된 후 피검사 물질의 두께, 불연속 부분까지의 깊이, 크기에 관한 정량적인 정보를 제공한다[3]. 증기 발생기 터빈은 원자력 발전소 내 원자로의 중심에서 발생한 열에 의하여 물을 증기로 전환시키는데 사용된다.

Fig. 1은 전형적인 증기 발생기를 보여 주고 있다. 각각의 증기 발생기는 대략 3,000에서 6,000개의 튜브를 보유하고 있는데 그 내부에는 방사성 액체가 흐른다. 발생한 열은 튜브 벽을 따라 외부에 있는 물과 증기의 혼합 덩어리에 전달되는데 1차 냉각기로부터 전달된 열량 에너지가 증기를 발생

시켜 터빈을 가동 하는데 쓰인다. 이러한 상황에서 증기 발생기 내부의 거친 환경들이 튜브에 부식을 일으키는 원인이 되는데 이러한 튜브들은 정기적으로 검사를 받아야 하며 이는 열량 에너지가 쓰이는 2차 부분의 액체에 핵 오염을 일으키는 것을 방지하기 위함이다. 여기서 많이 쓰이는 검사 방법이 바로 초음파 비파괴탐상 기법이다. 증기 발생용 튜브를 검사하게 되면 초음파 탐촉자가 튜브 내부의 벽 사이에서 액체와 함께 그 축을 따라 움직이게 된다.

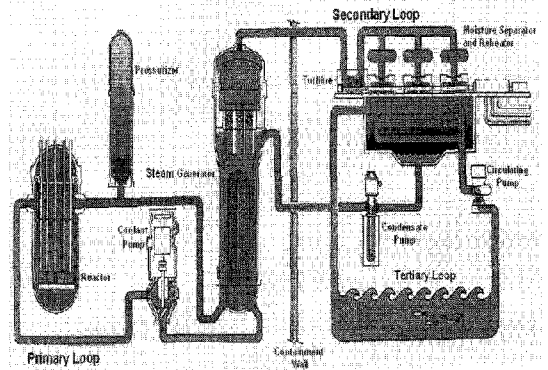


Fig 1 Typical steam generator tubes in nuclear power plants (From an Electric Power Research Institute (EPRI) report)

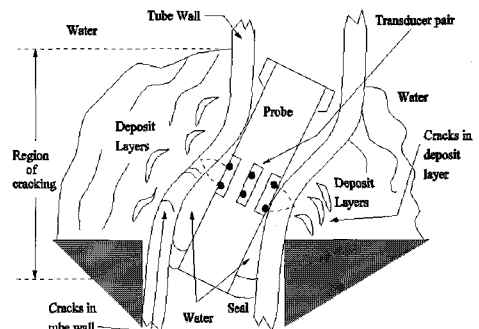


Fig. 2 Geometry of ultrasonic NDE of the steam generator tube

Fig. 2는 초음파 비파괴검사 장치의 구동 모습을 보여주고 있는데 여기서 증기 발생용 튜브는 한쪽 끝을 튜브 시트라고 불리는 두꺼운 강자성의 원판 사이에 지지하고 있는 모습을 보이고 있다. 튜브는 이 지역에 갈라진 틈새 등의 결함을 가지고 있을 수도 있는데 이런 결함들은 대개 2인치 길이로서 튜브 시트 주변에서 튜브 내부와 외부에 존재한다. 이러한 상황에서 튜브들은 튜브 시트를 향하여 확장 되거나 비틀어 짐으로써 이 주변에 크랙, 즉 갈라진 틈 등이 생길 수가 있다. 덧붙여 화학적 침전물과 분해된 합금 성분의 찌꺼기들이 이 주변에서 튜브 시트에 쌓이기도 한다. 이렇게 축적되고 침전된 화학 찌꺼기들이 튜브 시트의 주변에서 국지적인 튜브의 부분적 변화, 즉 비틀어짐이나 찌그러짐등을 일으키기도 한다[4]. 이 검사에 쓰인 탐촉자는 8 MHz에서 11 MHz 사이의 중심 주파수를 사용하고 있으며 샘플링 주파수는 80 MHz이고 튜브 벽의 두께는 0.047 인치이다.

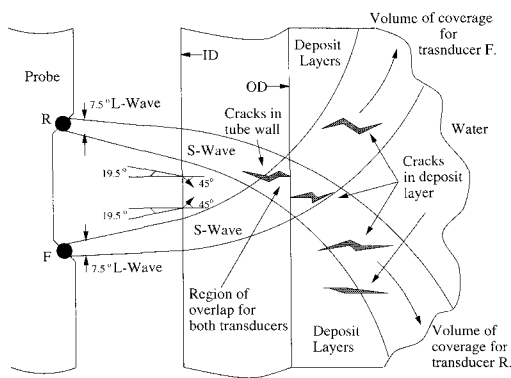


Fig. 3 Illustration of the signal collection

탐촉자는 19.5°의 투사각을 가진 종파를 주사하는데 이 파는 튜브 내 액체를 통과하여 Fig. 3에 그려져서 그려진 바와 같이 튜브의 내부 벽에 입사된다. 이 때 파가 튜브의 내부 벽에 도달하였을 때 초음파의 모드 변환이 발생하여 횡파가 튜브의 벽을 뚫고 지나 45°의 굴절각으로 내부를 통과하게 된다. EPRI 보고서에 따르면, 압전기적 요소들에 의해 발생된 신호들은 8비트 컨버터를 통하여 80 MHz의 주파수로 샘플링 된 후 482개의 값을 가진 A-Scan 형태의 디지털 신호로 표현 되는데 여기서 한 쌍의 탐촉자는 각각 전방 및 후방 주사 탐

촉자로 이루어져 있다. 이러한 두 개의 탐촉자로부터의 신호는 완전한 하나의 A-Scan 신호를 만들어 내기 위해 결합되어 전체 964 샘플 개수를 가진 신호로 구성된다. A-Scan 신호들은 각각의 탐촉자 쌍으로부터의 2차원 B-Scan 이미지를 얻어 내기 위하여 튜브 축을 따라 결합 된다. 이 초음파는 튜브 내에 위치한 크랙들 또는 튜브 외부의 화학적 침전물이나 금속 찌꺼기에 생성된 불균일 흡집에 의하여 산란되게 된다. 그 중에 화학적 침전물이나 금속 찌꺼기에 의해 튜브 외부에 생긴 불균일 흡집 등은 별 문제가 없으나 튜브 벽 내부에 생긴 크랙이나 결함 등은 반드시 구별되어 분류되어야 한다. 이러한 결함들로부터의 B-스캔 이미지는 튜브 내부의 크랙 또는 튜브 외부의 침전물로부터의 신호들 모두를 담고 있다. 여기서 튜브 내부의 크랙으로부터 발생된 초음파 신호는 침전물로부터의 신호로부터 반드시 차별화 되어야 하는데 이는 튜브 내부의 크랙은 1차 방사능 시설에 치명적인 결함이 있다는 뜻이기 때문이다. 상기한 바와 같이 침전물로부터의 신호들은 튜브에 직접적인 상해를 입히지 않으므로 중요한 고려의 대상이 아니다.

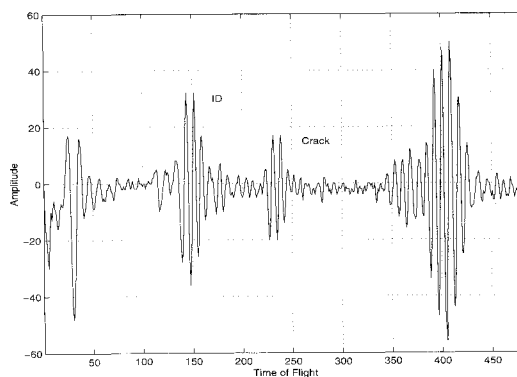


Fig. 4 A-Scan signal of a crack from the forward transducer

Fig. 4는 그러한 튜브 내부의 크랙들로부터 획득한 A-스캔 신호를 보이고 있다. 이 그림에서 첫번째와 세번째 고주파 성분으로 표시된 부분은 튜브의 내부 벽인 inner diameter (ID)와 크랙으로부터의 반향 신호를 나타내고 있고 두번째, 네번째 고주파 성분은 ID로부터의 다중 반사 신호들을 의미한다.

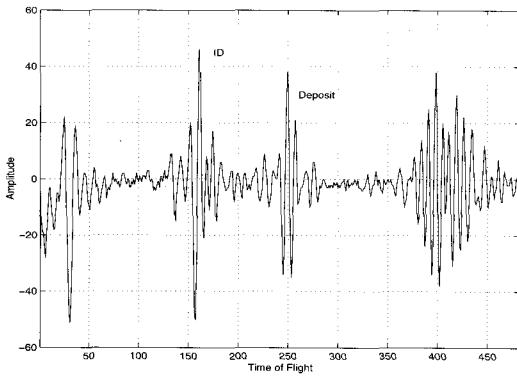


Fig. 5 A-Scan signal of a deposit from the forward transducer

Fig. 5는 튜브 외부의 침전물로부터의 초음파 신호를 보이고 있다. 여기서 알 수 있는 바와 같이 튜브 내부의 크랙과 튜브 외부의 침전물로부터의 초음파 비파괴 검사 신호들은 쉽게 구별할 수 없을 정도로 비슷한 모습을 보이고 있다. 이러한 두 종류의 신호들을 수작업으로 일일이 분류해 내는 것은 매우 느린 공정이 될 뿐만 아니라 거기에 드는 비용 또한 무시하지 못할 정도로 많이 들게 된다. 결론적으로 이러한 종류의 비파괴 검사 신호들을 자동화 시스템을 통하여 쉽게 분석하고 분류해내는 장치가 필요한 것이다[5]. 이런 분류 자동화 시스템은 비파괴 검사 신호들의 세밀한 분석과 정밀 검사를 통하여 빠른 시간 안에 적은 비용으로 정확한 분류 결과를 말해 줄 수 있다. 참고 문헌[6]에 증기 발전 튜브 내에 형성된 침전물로부터의 신호와 결합으로부터의 신호를 분리해내는 분류 시스템이 제안되어져 있다. 이 문헌에서는 초기에 획득되어진 B-스캔 신호를 사전 신호 처리한 후 특징을 추출하고 선택하여 신경망 회로(Neural Network) 기법을 사용, 분류하는 단계를 포함하고 있다. 신호들의 특징 계수는 이산 웨이블릿 변환을 통하여 얻어졌으며 이 계수들은 잘 알려진 역전과 학습 알고리즘을 통하여 훈련된 다층 신경 회로망(multilayer perceptron neural network)에 입력 값으로 적용되어졌다. 참고 문헌[7]에서는 최대 추정(expectation maximization) 기법을 이용하여 다양하게 겹친 신호들로부터 원하는 파라미터를 효과적 계산법을 이용, 추측해내는 알고리즘이 소개되었다. 그 목적은 관찰 데이터를 각각의 신호 성분으로 분해하고 그에 맞는 최적의 파라미터를 추정해내는데 있다.

참고 문헌[8]은 space alternating generalized expectation maximization (SAGE) 기법을 소개하고 있는데 이는 알고리즘 디자이너에 의해 정의되어진 여러 개의 작은 데이터 공간 사이에서 순차적으로 변환을 반복하며 파라미터를 갱신하는 방법이다. 참고문헌[9]는 잡음과 뒤섞인 여러 가우시안 에코들로 구성된, 일반화 된 파라미터들을 이용하여 초음파 에코를 모델링하고 또 그 파라미터들을 정확히 예측해내는 알고리즘을 담은 기법이 묘사되어 있으며 이러한 모델링 기법을 통한 초음파 응용 분야에 대한 장점들이 설명되어 있다. 이 문헌에서는 모델링 기법에 기반한 deconvolution 방법이 묘사되어 있으며 분류 되어진 초음파 신호의 결과들을 비교 실행 하는데 쓰였다. 이 기법은 SAGE 알고리즘을 이용 하였는데 증기 발전 튜브의 벽과 초음파 센서 사이의 물리적 거리와 초음파의 TOF를 추정하는데 빠른 수렴 속도를 보이는 Hessian 파라미터를 사용하는 Newton-Raphson 기법과 함께 이용되었다. 이러한 기법을 이용하여 증기 발전 튜브내의 침전물로부터의 초음파 신호와 크랙으로부터의 초음파 신호들을 분류 해낸 결과가 제시 되었으며 이들은 적절한 수행도를 보이고 있다.

2. 모델링에 기반한 Deconvolution 기법을 이용한 신호 분류법

Deconvolution 문제에서는 펄스-에코 웨이블릿이 정확히 예측 되어져야 하는데 이는 초음파 신호의 산란자인 결합의 위치를 추정하는데 반향 에코 신호의 최대값의 위치를 정확히 예측해 내는 일이 중요한 역할을 하기 때문이다. 이런 상황에서는 아주 작은 오류라도 비파괴 검사 신호들을 분류해 내는데 결정적 영향을 미칠 수가 있다. 탐촉자의 펄스-에코 웨이블릿 신호를 Fourier 변환한 크기 스펙트럼은 대역 통과와 성질을 지니고 있다. 따라서 펄스-에코 웨이블릿인 $h(t)$ 는 다중성 중복의 대역 통과 신호들, 즉 가우시안 에코 웨이블릿 신호들의 결합으로 모델링 되어질 수 있다 [10].

2.1. Newton-Raphson 기법

증기 발생기 튜브의 내부 벽과 초음파 센서 사이의 물리적 거리, 그리고 TOF 추측을 위한 계산 과정이 빠른 시간 안에 수렴될 수 있도록 앞서 설명한 추정

과정이 진행 되는 도중에 Newton-Raphson 알고리즘이 사용 되었고 이 논문의 실험에 맞도록 다음과 같이 수정 되었다.

$$\zeta^{(k+1)} = \zeta^{(k)} - \mu \left(\frac{\partial^2 U(\zeta)}{\partial \zeta^2} \right)^{-1} \cdot \left. \frac{\partial U(\zeta)}{\partial \zeta} \right|_{\zeta = \zeta^{(k)}} \quad (1)$$

식 (1)에서 $U(\bullet)$ 는 목적 함수이며, μ 는 수렴 인자, 그리고 ζ 는 예측해야 할 파라미터이다. Newton-Raphson 알고리즘은 일반적으로 1차 도함수를 사용하는 steepest descent 알고리즘에 비교하여 더 뛰어난 수렴의 특질을 지니고 있다[11]. 이 알고리즘은 2차원 미분 계수인 Hessian을 계산하여 역수를 이용하므로 계산 비용이 더 많이 드는 복잡한 과정을 포함하고 있으며[12], 그 알고리즘은 다음과 같이 정리된다.

- (a) 초기 추정값인 $\zeta^{(0)}$ 을 선택한다.
- (b) $\frac{\partial U(\zeta^{(0)})}{\partial \zeta}$ 로 표현 가능한 $\nabla_{\zeta} U$ 를 계산한다.
- (c) $\nabla_{\zeta}^2 U$ 로 표현되는 Hessian, 즉 $\frac{\partial^2 U(\zeta^{(0)})}{\partial \zeta^2}$ 을 계산한다.
- (d) $\zeta^{(0)}$ 을 조절, $\zeta^{(1)} = \zeta^{(0)} - \mu \left[\frac{\partial^2 U(\zeta^{(0)})}{\partial \zeta^2} \right]^{-1} \cdot \left[\frac{\partial U(\zeta^{(0)})}{\partial \zeta} \right]$ 을 계산, $\zeta^{(1)}$ 를 얻는다.
- (e) $\zeta^{(k+1)} - \zeta^{(k)}$ 가 충분히 적을 때 계산을 멈춘다.

추정 프로세스는 다음의 식 (2)과 같이 산술적으로 계산이 가능하다.

$$\zeta^{(k+1)} = \zeta^{(k)} - \Gamma \cdot \frac{U|_{\zeta = \zeta^{(k)} + \Delta \zeta} - U|_{\zeta = \zeta^{(k)}}}{\Delta \zeta} \quad (2)$$

상기 식 (2)에서 Γ 는 Hessian의 역수와 곱해진 μ 를 뜻하며 $\Delta \zeta$ 는 적절한 적은 크기의 숫자를 의미한다. 식 (1)에 나타나 있듯이 획득 되어진 신호, $y(t)$ 는 M개의 다중성으로 중복된 펄스-에코 웨이블렛과 가우시안 백색 잡음이 결합된 모습으로 표현이 가능하다. 여기서 획득 신호와 가우시안의 특징을 나타내는 백색 잡음의 존재를 가정하며 Newton-Raphson 기법을 이용하여 계산된 신호 사이의 평균 제곱 에러 (MSE: mean square error)를 최소화 함으로써 초음파 반향 인자의 위치인 τ 와 크기인 β 를 추측 하고자 한다. 일반적으로 MSE는

파라미터 β 와 τ 의 비선형 함수이다. 최소 평균 제곱 (LMS: least mean square) 알고리즘은 종종 MSE 공간 평면 상에 존재한 국지적 최소값에 수렴되기도 한다. 따라서 Newton-Raphson 알고리즘과 함께 추정 최대화 방법인 expectation maximization (EM) 기법을 이용하여 국지적 최소값에 수렴되어 지는 문제를 최소화 할 수 있다.

2. 추정 최대화(Expectation Maximization) 알고리즘

EM 알고리즘은 ξ_m 파라미터의 maximum-likelihood 추정치(MLE: maximum likelyhood estimation)를 얻어내기 위하여 사용 되었으며 두개의 주된 스텝으로 구성 되어 있다. 첫번째는 추정의 단계이고 두번째는 최대화의 단계이다[7]. 추정의 단계는 현 단계에서 추정된 파라미터들을 이용하여 고려 대상의 조건을 구체화 하고 불명확한 변수들을 찾아 내는 과정이다. 최대화 과정은 파라미터들의 새로운 예측법을 제공한다. 이러한 두 단계의 과정들은 그 추측 과정이 수렴될 때 까지 반복되어진다. 그렇지만 EM 알고리즘은 병렬 계산의 구조를 갖고 있는데 이는 예측된 신호들이 현 단계의 파라미터 셋과 각각의 알고리즘 단계에서 획득 되어진 데이터를 이용하여 계산 되어짐을 뜻한다. 그 후 해당되는 파라미터 셋은 전 단계에서 예측된 신호들을 이용하여 구해진다. 병렬 계산 구조는 때때로 추정 과정의 수렴도에 영향을 끼치기도 한다. 대신 파라미터 셋은 다른 파라미터 벡터들이 계산 되어질 때 까지 기다릴 필요 없이 최대화 과정 바로 그 다음에 수정 되어질 수도 있다. 이 단계는 현 단계에서 예측 되어진 파라미터 벡터들을 즉시 다음 단계의 예측 과정으로 투입 시키며 빠른 수렴에 도움을 준다. 이 방법은 일반화 된 EM 알고리즘으로 (generalized EM) 불리우며 내부에 백색 잡음이 존재할 경우에 space alternating generalized EM 알고리즘 (SAGE)으로 알려져 있다[8]. EM 알고리즘과 비슷하게 SAGE 알고리즘 또한 각각의 에코에 대하여 신호를 예측하는 단계와 그에 해당하는 파라미터 셋의 MLE를 예측된 신호와 현 단계에서의 파라미터 값을 이용하여 계산하는 과정을 포함하고 있다.

SAGE 알고리즘의 순서도가 Fig. 6에 보여지고 있다. SAGE 알고리즘은 각각의 반복 계산 단계에

서의 한 개의 에코를 예측하는 문제를 해결함으로써 얻어지는 전체 M개의 에코와 파라미터들을 예측하는 과정과 연관 지어 해결점을 찾게 된다[13]. 그렇지만 수렴의 정도와 SAGE 알고리즘의 속도는 Newton-Raphson 알고리즘 가동 되는 최대화 단계의 속도와 수렴도에 의존하고 있다. 수렴도는 초기 출발 값과 국지적 최소값에 묶이는 현상의 정도에 의존하고 있다. 국지적 최소값에 수렴되는 문제는 임시 단계의 해답을 섭동 시키면서 전역 최소값을 계속 찾는 Newton-Raphson 알고리즘 과정의 반복을 통하여 피할 수 있다. 이러한 시도 중 만약 MSE 값이 어느 방향으로든 감소 되었을 경우 전역 최소값을 찾기 위하여는 감소된 방향이 다음 계산의 방향으로 선택 되어진다. 그렇지만 만약 차이가 없을 경우 현 단계에서의 최소값이 전역 최소값으로 지정 되게 된다. 수렴 인자는 여러 함수의 주기성을 검사함으로써 정해질 수 있다. 국지 최소값의 주기는 반향 에코의 주기와 비슷한데 이는 다중 가우시안 에코들이 있을 때 일개 가우시안 에코의 중심 주파수인 f_c 의 역수 또는 가장 큰 중심 주파수의 역수가 국지 최소값의 주기일 수도 있다는 것이다. 따라서 국지적 최소값에 묶임을 피하기 위해

수렴 인자로서 $\frac{1}{2(f_c)_{\max}}$ 를 취하면 되는데 여기서 $(f_c)_{\max}$ 는 획득 신호를 구성하는 다중 가우시안 에코들의 중심 주파수들 중 최대 중심 주파수를 의미한다. 전역 최소값을 찾는 과정은 전역 수렴이 Newton-Raphson 알고리즘 내 최대화 과정의 단계에서 이루어질 수 있도록 수행 되어야 한다. Fig. 6의 순서도에서 모델의 차원인 M은 추정화(expectation) 단계에서 1로 가정하며 최대화(maximization) 단계에서는 Newton-Raphson 알고리즘을 이용한다. 최대화 단계에서 Newton-Raphson 알고리즘을 이용한 과정은 m번째 크기인 β_m 과 m번째 TOF인 τ_m 과 관련하여 다음과 같이 수학적으로 구현이 가능하다.

$$\beta_m^{(k+1)} = \beta_m^{(k)} - \Gamma \cdot \frac{\Omega_m |_{\beta_m = \beta_m^{(k)} + \Delta\beta_m, \tau_m = \tau_m^{(k)}} - \Omega_m |_{\beta_m = \beta_m^{(k)}, \tau_m = \tau_m^{(k)}}}{\Delta\beta_m} \quad (3)$$

$$\tau_m^{(k+1)} = \tau_m^{(k)} - \Gamma \cdot \frac{\Omega_m |_{\tau_m = \tau_m^{(k)} + \Delta\tau_m, \beta_m = \beta_m^{(k)}} - \Omega_m |_{\tau_m = \tau_m^{(k)}, \beta_m = \beta_m^{(k)}}}{\Delta\tau_m} \quad (4)$$

상기 식들에서 Ω_m 은 $\|\hat{\chi}^{(k)} - s(\xi_m)\|^2$ 이고 Γ 는 Hessian의 역수에 μ 가 곱해진 것이며 $\Delta\beta_m$ 과 $\Delta\tau_m$

은 β_m 과 τ_m 의 각각의 경우에 적절한 크기의 증가분이다. 이 알고리즘에서는 초기 추정치의 적절한 선택이 빠른 수렴에 이르는데 아주 중요한 역할을 하게 된다. 1차원 모델일 때 ($M=1$), amplitude와 TOF의 적절한 추정 초기치는 각각 반향 에코의 최대치와 에코 중심까지의 시간 거리로 선택할 수 있다.

3. 분류의 결과

SAGE 알고리즘을 이용하여 amplitude인 β 와 위치를 나타내는 τ 를 추정해 보았다. Fig. 7에서 9까지는 튜브 내부의 크랙에 대한 deconvolution 결과가 나와있고 Fig. 10에서 12까지는 튜브 외벽의 침전물 신호에 대한 deconvolution 결과가 보여지고 있다. 추정된 크랙과 침전물신호로부터의 amplitude와 TOF값은 Table 1과 2에 나와있다. 튜브의 ID(침전)와 목적 시스템 신호(실선) 사이의 픽셀 거리 또한 테이블에 나타나 있는데 이것은 크랙과 침전물 신호의 분류를 위한 기반값으로 사용 되어지기 위함이다.

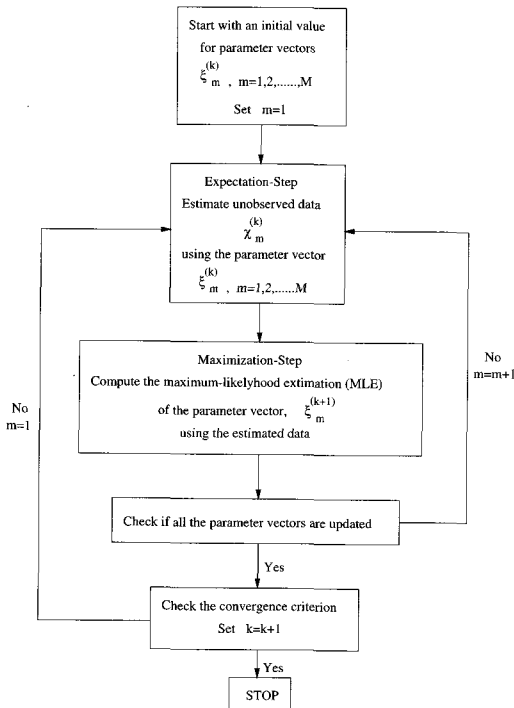


Fig. 6 Flowchart of the SAGE algorithm

Fig. 7에서 Fig. 12까지의 결과에서 (a)와 (c)는 튜브의 ID로부터의 초음파 반향 에코 신호와 산란 인자로부터의 타겟 반응을 보이고 있고 (b)와 (d)는 각각 (a)와 (c)에 보여진 신호들의 deconvolution 결과를 보이고 있다. 이 결과에서 %는 크랙의 튜브 벽 침투 정도이거나 또는 침전물의 튜브 벽 두께에 대비한 깊이를 나타낸다. 각 그림의 x축과 y축은 각각 시간과 신호의 크기를 나타낸다. 튜브의 크랙과 침전물로부터의 초음파 반향 신호들은 β 와 τ 를 예측하기 위하여 알고리즘에 적용 되어졌다. 점선으로 표시된 펄스는 예측된 튜브 ID의 신호 크기와 위치를 나타내며 실선으로 표시된 펄스는 모델링 기법에 기반한 deconvolution 으로부터 예측 되어진 목적 시스템 반응의 신호 크기와 위치를 나타낸다.

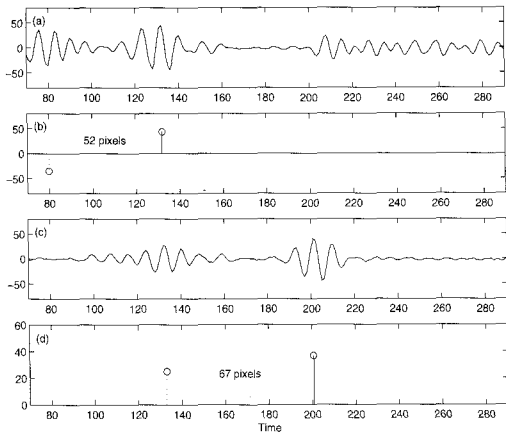


Fig. 7 Deconvolution results for cracks: (a)68%, (b)result for (a), (c)47% and (d)result for (c)

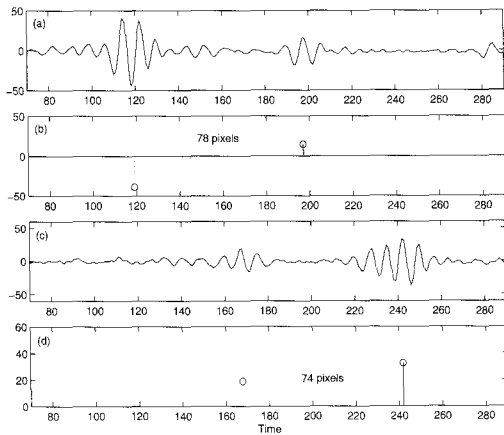


Fig. 8 Deconvolution results for cracks: (a)29%, (b)result for (a), (c)54% and (d)result for (c)

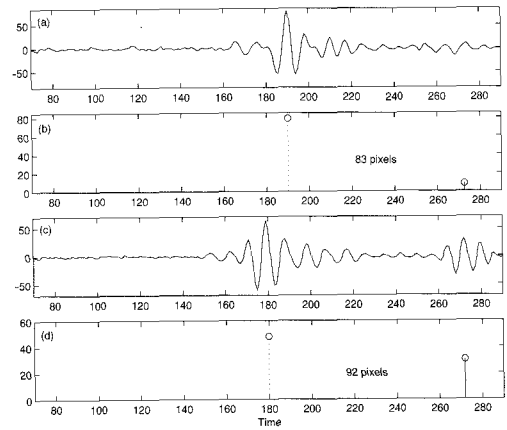


Fig. 9 Deconvolution results for cracks: (a)11%, (b)result for (a), (c)20% and (d)result for (c)

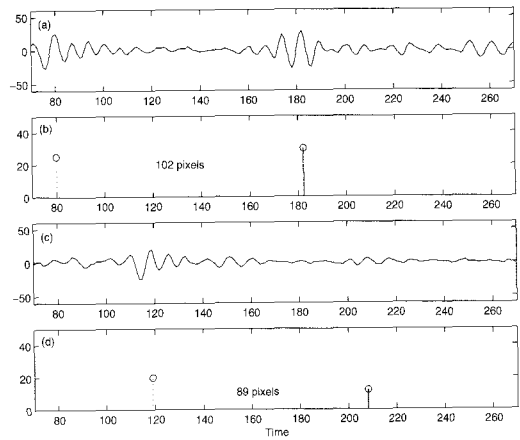


Fig. 10 Deconvolution results for deposits: (a)18%, (b)result for (a), (c)8% and (d)result for (c)

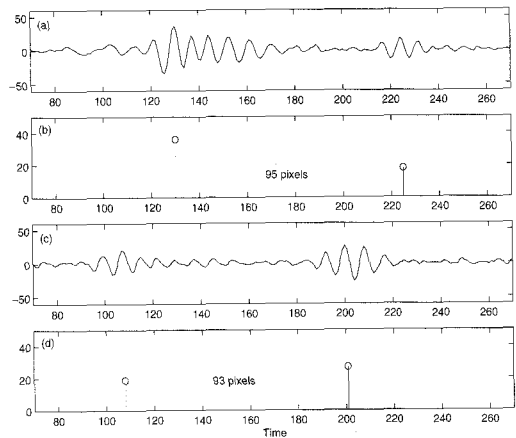


Fig. 11 Deconvolution results for deposits: (a)10%, (b)result for (a), (c)17% and (d)result for (c)

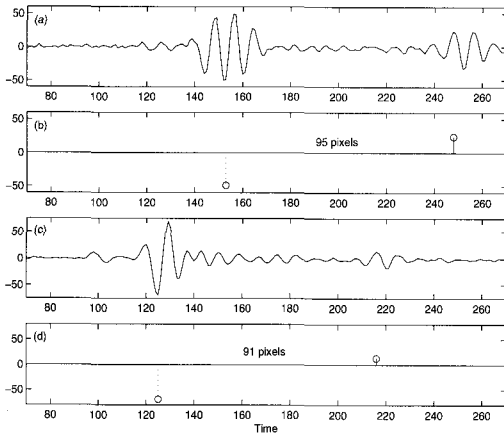


Fig. 12 Deconvolution results for deposits: (a)33%, (b)result for (a), (c)38% and (d)result for (c)

EPRI 보고서에 따르면, 초음파 신호의 B-스캔 이미징으로부터 튜브의 내부 직경인 ID와 외부 직경인 OD (Outer diameter) 사이의 거리는 대략 89개의 화소수로 알려져 있으며 초음파의 굴절각은 45°이다. 따라서 예측된 점선 펄스와 실선 펄스 사이의 거리는 산란 인자로부터의 비파괴 검사 신호가 튜브 내부의 크랙으로부터의 신호인지 아니면 침전물로부터의 불균일 결함 신호인지 판단 근거로 사용되어질 수 있다. 만약 그 거리가 89픽셀보다 적으면 튜브 내부의 크랙으로 분류가 가능하고 아니면 튜브 외부의 침전물로부터의 불균일 결함 신호로 분류할 수 있다. 이 방법은 산란 인자의 위치가 매우 높은 해상도를 이용하여 예측 되어진 경우가 아니라면 틀린 분류의 결과를 초래할 수도 있다. 예측된 β 와 τ 그리고 튜브의 ID와 타겟 반응 사이의 거리가 Table 1과 2에 나타나 있다. SAGE 알고리즘 내의 반복 계산을 위한 β 와 τ 의 초기치에

Table 1 Estimated values of the amplitude, β , and TOF, τ , from the model based deconvolution technique for cracks

Cracks	Amplitude(β)	TOF(τ)	Distance
68%	43.3010	132	52
47%	36.8673	201	67
29%	14.6779	197	78
54%	32.6396	242	74
11%	8.13810	273	83
20%	30.1390	272	92

Table 2 Estimated values of the amplitude, β , and TOF, τ , from the model based deconvolution technique for deposits

Deposits	Amplitude(β)	TOF(τ)	Distance
18%	29.9457	182	102
8%	12.3617	208	89
10%	18.3612	225	95
17%	27.9343	201	93
33%	24.1351	248	95
38%	13.6415	216	91

는 각각 입력 초음파 반향 에코 amplitude의 최대치와 TOF가 선택 되었다. SAGE 알고리즘의 반복 계산 횟수는 1차원 계산법인 steepest descent 알고리즘에 비교하여 적었다. 이렇게 함으로써 계산 시간이 절약 되었는데 이는 steepest descent 알고리즘이 단지 gradient 정보만 사용 하는데 비해 SAGE 알고리즘은 2차원 도함수인 Hessian에 담긴 정보를 이용하였기 때문이다.

4. 결 론

이 논문에서는 초음파 비파괴 검사 신호의 새로운 분류법이 제시 되었다. 이 방법은 최소 평균 자승 알고리즘을 사용하였으며 여기서 얻은 결과는 SAGE 알고리즘과 Newton-Raphson 알고리즘을 사용하여 얻은 결과들과 함께 보여졌다. 초음파 검사 신호의 분류는 튜브의 구부러진 부분과 곧은 부분에서 얻은 신호들을 대상으로 하여 행해졌다. 실험의 결과들은 모델링 기법에 기반한 deconvolution 접근법에 의하여 얻어졌으며 탐촉자 펄스-에코 웨이블렛이 모델링 되어졌고 가우시안 에코 웨이블렛의 차원에서 예측 되어졌다. 획득 되어진 초음파 반향 에코 또한 목적 시스템 반응과 함께 펄스-에코 웨이블렛의 convolution으로서 모델링 되어 표현 되었다. 목적 시스템 반응 신호의 크기와 TOF는 Newton-Raphson 알고리즘과 SAGE 알고리즘을 병행 이용하여 예측 되어 졌으며 산란 인자의 위치 예측값은 튜브 내부의 크랙으로부터의 신호인지 튜브 외부의 침전물로부터의 신호인지 분류하는데 기반값으로 사용 되어졌다. 다음 단계의 연구는 원하는 파라미터의 예측 단계에서 반복 계산 시간을 줄이는데 초점이 맞추어져야 할 것이다.

참고문헌

- [1] W. H. Hayt, Jr., et al., "Engineering Electromagnetics," 6th ed. McGraw-Hill Book Company, New York, pp. 120-121, (2000)
- [2] D. E. Bray, R. K. Stanley, "Nondestructive Evaluation," revised ed., CRC Press Inc., Boca Raton, (1997)
- [3] L. W. Schmerr, Jr., "Fundamentals of Ultrasonic Nondestructive Evaluation," 1st ed., Plenum Publishing Corporation, New York, (1998)
- [4] R. Xing, "Ultrasonic NDE signal classification on steam generator tubes," M.S. Thesis, Iowa State University, Ames, (2000)
- [5] R. Schalkoff, "Pattern Recognition," 1st ed., John Wiley & Sons, Inc, New York, (1992)
- [6] A. Khan, "Defect Classification for Steam Generator Tubes of a Nuclear Power Plant using Ultrasonic Nondestructive Techniques," M. S. Thesis, Iowa State University, Ames, (2001)
- [7] M. Feder and E. Weinstein, "Parameter Estimation of Superimposed Signals using the EM Algorithm," IEEE Transactions on Acoustic Speech Signal Processing, Vol. 36, No.4, pp. 477-489, (1988)
- [8] J. A. Fessler and A. O. Hero, "Space Alternating Generalized Expectation Maximization Algorithm," IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 42, No. 10, pp. 2664-2677, (1994)
- [9] R. Demirli and J. Saniie, "Model-Based Estimation of Ultrasonic Echoes, Part II: Nondestructive Evaluation Applications," IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, Vol. 48, No. 3, pp. 803-811, (2001)
- [10] R. Demirli and J. Saniie, "Model-Based Estimation of Ultrasonic Echoes, Part I: Analysis and Algorithms," IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, Vol. 48, No. 3, pp. 787-802, (2001)
- [11] V. Solo and X. Kong, "Adaptive Signal Processing Algorithms," 1st ed., Prentice Hall, Englewood Cliffs, (1994)
- [12] J. M. Mendel, "Optimal Seismic Deconvolution: An Estimation-Based Approach," Academic Press, New York, (1983)
- [13] A. M. Sabatini, "A digital signal processing technique for ultrasonic signal modeling and classification," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 50, No.1, pp. 15-21, (2001)