

Chirp 신호를 이용한 해저퇴적층의 음향학적 특성 역산

Inversion of Acoustical Properties of Sedimentary Layers from Chirp Sonar Signals

박 철 수*, 성 우 제**

(Cheol Soo Park*, Woo Jae Seong**)

요 약

본 논문은 chirp신호와 두 개의 근거리 청음기를 이용한 해저퇴적층의 음향학적 특성치 역산기법을 제시한다. 역산문제를 확률론적 모델로 정식화하고, 역산의 해를 역산인자의 *a priori* 분포와 유사도함수의 곱으로 표현되는 *a posteriori* 확률분포로 정의하였다. 퇴적층의 음속과 층두께의 *a priori* 정보를 파형매칭기법으로 추정된 후 다수의 퇴적층이 존재하는 환경 모델을 부분퇴적층모델로 치환하고, 계층신호와 모의신호의 L_2 노름을 이용하여 정의된 목적함수에 대해 반복적인 유전자알고리즘 탐색을 수행하여 탐색공간의 축소로 인한 탐색효율과 결과의 향상을 얻었다. *A posteriori* 확률분포의 다중적분의 형태로 정의되는 인자의 주변확률분포와 평균의 추정은 유전자알고리즘의 탐색과정에서 선택된 탐색점들을 이용하여 수행되었다. 제시된 역산기법의 검증을 위해 두 가지 퇴적층 환경모델을 설정하고 잡음을 첨가한 합성신호에 대해 역산기법을 적용하여 역산해를 추정하였고 역산결과로부터 본 역산기법의 유용성을 확인하였다.

ABSTRACT

In this paper, an inversion method using chirp signals and two near field receivers is proposed. Inversion problems can be formulated into the probabilistic models composed of signals, a forward model and noise. Forward model to simulate chirp signals is chosen to be the source-wavelet-convolution planewave modeling method. The solution of the inversion problem is defined by *a posteriori* pdf. The wavelet matching technique, using weighted least-squares fitting, estimates the sediment sound-speed and thickness on which determination of the ranges for *a priori* uniform distribution is based. The genetic algorithm can be applied to a global optimization problem to find a maximum *a posteriori* solution for determined *a priori* search space. Here the object function is defined by an L_2 norm of the difference between measured and modeled signals. The observed signals can be separated into a set of two signals reflected from the upper and lower boundaries of a sediment. The separation of signals and successive applications of the genetic algorithm optimization process reduce the search space, therefore improving the inversion results. Not only the marginal pdf but also the statistics are calculated by numerical evaluation of integrals using the samples selected during importance sampling process of the genetic algorithm. The examples applied here show that, for synthetic data with noise, it is possible to carry out an inversion for sedimentary layers using the proposed inversion method.

I. 서 론

최근 천해에서의 음전달에 관한 응용이 늘어나면서 해저면의 영향이 확대되는 가운데 해저퇴적층의 역산기법

에 대한 관심이 집중되고 있다. 이와 같은 관심의 일환으로 천해에서의 지질음향학적 역산기법에 대한 공동 연구 모임이 1997년도에 열린 바 있다[1]. 이 연구모임에서는 음원의 위치추정에 많이 사용되어온 정합장 이론(MFP)을 응용한 거리독립 환경에 대한 역산기법들이 제시되었다. 제시된 역산기법은 모의방법과 목적함수 그리고 최적화방법에 따라 차이가 있으나 원거리 다중 청음기배열을

* 서울대학교 대학원
** 서울대학교 조선해양공학과
접수일자: 1999년 3월 29일

사용하여 주파수영역에서 계측음압과 모의음압의 비교를 통해 최적의 역산인자를 찾아내는 공통점이 있다. 최근 Hermand[2]는 하나의 청음기를 이용하여 실측된 광대역 주파수 신호의 임펄스응답으로부터 천해에서의 지질을 음향학적 역산을 수행하였다. Hermand의 방법은 하나의 청음기만을 이용하여 시간영역에서 역산이 수행된다는 점에서 기존의 MFP 역산과 차이가 있으나 천해에서의 원거리 도파관(waveguide)현상을 이용한다는 점에서 공통점을 찾을 수 있다.

박과 성[3]은 유전자알고리즘 탐색기법을 사용하여 수직으로 입사된 광대역주파수 신호의 반사신호로부터 퇴적층의 음향학적 특성치를 추정하는 역산기법을 제시하고, 잡음이 첨가되지 않은 합성신호에 대해 역산을 수행한 바 있다. 그러나 수직전파 신호만을 사용하는 경우 음속-밀도 모호성에 의해 적층매질에서의 음속, 밀도 그리고 층두께에 대한 역산해가 유일하지 않게 되는 문제가 발생할 수 있다. 본 논문에서는 수직전파 신호와 더불어 음원으로 부터 근거리에 위치한 청음기에서의 반사신호를 함께 사용하여 박[3]의 연구를 개선하고, 신호주파수 대역의 잡음이 첨가된 합성신호에 대한 역산을 수행하였다.

원거리 청음기를 사용할 경우 거리독립 음전달모델을 사용한 역산은 해저면과 퇴적층이 해수면에 수평으로 분포하여야 가능하다. 반면에 근거리 청음기를 사용하면 부분적인 수평층모델이 보장되는 모든 지역에서 역산이 가능한 장점이 있다. Chip 신호는 근거리 반사의 경우 반사 후 파형변형이 적다는 특징이 있다. 따라서 본 논문에서는 평면파반사를 가정하여 반사신호를 소스파형 콘벌루션 모의기법으로 모의하여 신호의 모의시간을 단축하여 역산을 수행하였다.

II. 이론적 고찰

2.1 역산의 정식화

참신호는 모의신호와 오차 및 잡음의 합으로 표현될 수 있다. 따라서 역산의 확률론적 모델은 다음의 식으로 표현된다.

$$y = g(m) + n \quad (2.1)$$

식 (2.1)에서 벡터 y , g , m 은 각각 참신호, 모의신호, 역산인자를 의미하고 벡터 n 은 잡음을 포함한 수치모의의 오차 또는 계측오차를 나타내며 확률분포 $p(n)$ 을 갖는다. 각 샘플의 오차를 독립적인 정규분포로 가정하면 오차의 확률분포는 다음과 같다.

$$p_n(n) = (2\pi)^{-K/2} \sigma^{-K} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{k=1}^K (n_k)^2\right\} \quad (2.2)$$

식 (2.2)에서 K 개의 샘플오차의 표준편차는 σ 이고 분포평균은 0이다. Bayes 정리에 의하면 인자 m 과 신호 y 는 다음과 같은 조건부확률관계가 있다[4].

$$p(m|y) = \frac{p(y|m)p(m)}{p(y)} \quad (2.3)$$

식 (2.3)에서 $p(m)$ 은 *a priori* 확률밀도함수이다. *A priori* 확률분포는 역산인자들의 분포와 불확실성을 포함하고 있는데, 본 논문에서는 물리적으로 의미있는 인자값의 범위를 결정된 후 그 범위내에 균일하게 분포한다고 가정한다. 식 (2.1)의 모델에서 오차가 모의신호에 독립적이면 인자 m 이 주어졌을 경우 $g(m)$ 은 결정적이므로 조건부확률 $p(y|m)$ 은 오차 n 의 분포 p_n 과 같게 된다. 신호 y 가 계측신호 d 라면 $p(y=d|m)$ 은 인자 m 만의 함수가 되고 이 함수를 유사도함수 $L(m)$ 이라 한다. 즉,

$$L(m) = p(y = d | m) = p_n(d - g(m)) \quad (2.4)$$

$p(y=d)$ 는 상수이므로 식 (2.3)에서 *a posteriori* 확률밀도함수 $p(m|y=d)$ 는 유사도함수와 *a priori* 확률밀도함수의 곱인 $\rho(m)$ 에 비례한다.

$$p(m|y = d) \propto \rho(m) = L(m)p(m) \quad (2.5)$$

A posteriori 확률분포로부터 M 개의 인자에 대한 주변확률분포와 분포평균값 및 공분산행렬은 각각 식 (2.6), (2.7), (2.8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$p^i(m^i) = \int_{\Omega} p(m|y = d) dm^1 \dots dm^{i-1} dm^{i+1} \dots dm^M, \quad m \in \Omega, i = 1, 2, \dots, M \quad (2.6)$$

$$E[m] = \int_{\Omega} m p(m|y = d) dm \quad (2.7)$$

$$Cov[m] = E\left[\{m - E[m]\}\{m - E[m]\}^T\right] \quad (2.8)$$

$p(m)$ 을 최대화 하는 역산의 해를 MAP(Maximum *A Posteriori*)라 하며 이와 비슷한 형태로 유사도함수값을 최대화 하는 역산인자 m 을 MLE(Maximum Likelihood Estimate)라 한다. 즉,

$$m^{MAP} = \arg\{\max p(m)\} \quad (2.9)$$

$$m^{MLE} = \arg\{\max L(m)\} \quad (2.10)$$

균일 *a priori* 분포의 경우 MAP해와 MLE해는 일치하게 된다.

2.2 Chirp 신호의 평면파 모의기법

해저 퇴적층에서 반사된 chirp 신호[5]를 모의하기 위해 다음과 같은 가정을 한다.

- (1) 각 층은 수평적으로 분포하고 각 층에서의 음향학적 특성값은 균일하다.
- (2) 층 경계면의 거칠기는 산란현상이 무시될 수 있을 정도로 작다.
- (3) 음파는 매질에서 평면파로 전파한다.
- (4) 감쇠현상에 의한 변형 외의 반사 후 파형변형은 없다.

가정(4)는 Chirp 신호의 특성에 의해 보장된다[6]. 감쇠에 의한 에너지손실을 무시하면 이산화된 반사 신호 $y(t_n)$ 는 입사파형 $s(t_n)$ 과 반사열 $R(t_n)$ 의 콘벌루션으로 표현된다.

$$y(t_n) = R(t_n) * s(t_n) = \sum_k R(t_k) s(t - t_k) \quad (2.11)$$

식 (2.11)에서 반사열 $R(t_n)$ 은 각 층의 경계면에서의 반사계수와 신호의 도달시간으로 구성된다. N개의 층으로 이루어진 적층매질에서 k층에서 k+1층으로의 단위 입사파에 대해 경계면 k에서의 반사계수 $R_{k,k+1}$ 와 투과계수 $T_{k,k+1}$ 및 굴절각 θ_{k+1} 은 다음과 같다[7].

$$\theta_{k+1} = \sin^{-1} \left(\frac{c_{k+1}}{c_k} \sin \theta_k \right) \quad (2.12)$$

$$R_{k,k+1} = \frac{\rho_{k+1} c_{k+1} \cos \theta_k - \rho_k c_k \cos \theta_{k+1}}{\rho_{k+1} c_{k+1} \cos \theta_k + \rho_k c_k \cos \theta_{k+1}} \quad (2.13)$$

$$T_{k,k+1} = \frac{2 \rho_{k+1} c_{k+1} \cos \theta_k}{\rho_{k+1} c_{k+1} \cos \theta_k + \rho_k c_k \cos \theta_{k+1}} \quad (2.14)$$

이 때 ρ 와 c 는 각각 밀도와 음속을 의미한다. 같은 깊이 에 위치한 음원과 청음기사이의 거리 h 는 n번째 경계면에서 반사된 신호에 대해 초기입사각 θ_0 와 굴절각들, 각 층의 두께 d_k 와 다음의 기하학적 관계식을 만족해야 한다.

$$h = 2 \sum_{k=0}^n d_k \tan \theta_k, n = 0, 1, \dots, N \quad (2.15)$$

식 (2.12)~(2.15)로부터 단위 입사신호에 대한 n번째 경계면에서의 반사신호의 도달시간과 크기는 식 (2.16)과 식 (2.17)과 같이 구할 수 있다.

$$t_n = \sum_{k=0}^n \frac{2d_k}{c_k \cos \theta_k} \quad (2.16)$$

$$R_n = R_{n,n+1} \prod_{k=0}^{n-1} T_{k,k+1} T_{k+1,k} \quad (2.17)$$

식 (2.11)에서 반사열 $R(t_n)$ 은 샘플시간 t_n 에서 반사크기가 R_n 인 임펄스응답이 된다. 한편 식 (2.16)과 식 (2.17)은 다중반사가 발생하지 않은 경우의 임펄스응답이다. 퇴적층간의 임피던스 차이가 작다면 반사계수가 작게 되므로 퇴적층에서의 다중반사신호는 무시될 수 있고 해수면에서의 반사신호는 소나의 차단막과 신호처리를 통하여 제거될 수 있다. 다중반사파가 큰 경우에는 모든 퇴적층에서의 다중반사를 고려할 필요는 없고 도달시간이 가장 빠르고 크기가 큰 상부퇴적층에서의 이중반사만을 고려할 면 될 것이다.

감쇠현상은 주파수의 함수로 모델링할 수 있다. 반사신호 $y(t)$ 의 Fourier 변환을 $Y(f)$ 라 할 때 감쇠된 신호 $Y_a(r, f)$ 는 $Y(f)$ 와 감쇠 주파수응답 $A(r, f)$ 의 곱이 된다.

$$Y(f) = \int y(t) e^{-i2\pi ft} dt \quad (2.18)$$

$$Y_a(r, f) = A(r, f) Y(f) \quad (2.19)$$

감쇠는 진행한 거리를 파장으로 나눈 값에 지수적으로 감소한다고 가정하면[8] 주파수응답은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$A(r, f) = \exp(-\delta kr) \quad (2.20)$$

식 (2.20)에서 δ 는 감쇠의 크기를 결정하는 비례상수이고 k 는 파수이다. 감쇠된 신호 $y_a(r, t)$ 는 식 (2.19)의 역Fourier 변환으로 구할 수 있다.

$$y_a(r, t) = \int Y_a(r, f) e^{i2\pi ft} df \quad (2.21)$$

2.3 파형매칭에 의한 음속 및 퇴적층두께의 a priori 추정

반사신호와 소스파형을 결합시켜 가장 좋은 결합결과를 주는 임펄스응답으로부터 반사신호의 도달시간과 반사계수를 추정할 수 있다. 반사신호가 완전히 분해되지 않는 경우 신호의 검침으로 인하여 파형이 왜곡되므로 일반적인 최소자승법으로는 추정값의 오차가 생긴다. 따라서 반사파형에서 비교적 왜곡이 적은 부분에 가중치를 주고 매칭을 수행한다. Panda[6]는 신호의 검침현상이 없는 경우에는 소스파형 형태의 가중함수를 그리고 검침현상이 발생한 경우에는 Rayleigh 함수형태의 가중함수를 제안하였다. 본 논문에서는 소스파형보다 폭이 좁은 Gauss 함수형태의 가중함수를 사용함으로써 검침현상에 관계 없이 좋은 결합결과를 주도록 하였다. 그림 1은 Panda의 가중함수와 본 논문의 가중함수를 나타내었다. 그림에서 소스파형은 신호폭이 20(msec)이고 샘플링주기가 0.02(msec/sample)인 4-24 KHz Chirp 신호의 자기상관 후 신호이다[3].

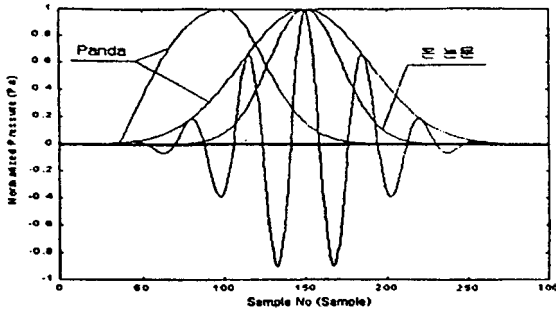


그림 1. 가중함수의 형태
Fig. 1. The shape of various weight functions.

시계열의 반사신호 $y(t)$ 의 envelope 함수 $e(t)$ 는 $y(t)$ 를 Hilbert 변환한 후 90° 위상변환시켜 원신호와 합성한 값의 크기로 표현할 수 있다[9].

$$e(t) = \text{abs}[y(t) + i\text{Hilbert}\{y(t)\}] \quad (2.22)$$

소스파형 $s(t)$ 와 가추정된 i -개의 신호의 도달시간 τ 와 반사크기 R 로부터 잔여신호 $\{y(t)\}_i$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$\{y(t)\}_i = y(t) - \sum_{k=1}^{i-1} R_k s(t - \tau_k) \quad (2.23)$$

잔여신호의 envelope 함수로부터 최대점에 해당하는 시간샘플 τ_j^l 를 찾을 수 있다. 이때 j 는 시간샘플번호이고 j 번 샘플을 중심으로 각각 k 개의 시간샘플 $T = \{\tau_j^{j-k}, \dots, \tau_j^j, \dots, \tau_j^{j+k}\}$ 에 대하여 그림 1의 가중함수 $w(t)$ 의 가중오차를 다음과 같이 정의한다.

$$E_j^l(\tau_j^l) = \sum_n \left[\{y(t_n)\}_i - a_j^l s(t_n - \tau_j^l) \right]^2 w(t_n - \tau_j^l), \quad l = j-k, \dots, j, \dots, j+k \quad (2.24)$$

식 (2.24)의 가중오차를 최소로 하는 a 는 다음과 같다.

$$a_j^l = \frac{\sum \{y(t_n)\}_i s(t_n - \tau_j^l) w(t_n - \tau_j^l)}{\sum s(t_n - \tau_j^l)^2 w(t_n - \tau_j^l)}, \quad l = j-k, \dots, j, \dots, j+k \quad (2.25)$$

식 (2.25)의 $2k+1$ 개의 a 값 중 가중오차를 최소로 하는 a 가 반사신호의 크기이고 그때의 τ 를 i 번째 신호의 도달시간으로 추정할 수 있고 이상의 과정을 전체 반사신호에 대해 반복 수행한다.

파형매칭에 의해 추정된 청음기 1과 수평거리가 h 만큼 떨어진 청음기 2에서의 n 번째 층으로부터의 신호도달시간을 각각 t_1^n, t_2^n 라 할 때 층두께와 음속 및 굴절각들은 다

음의 관계가 있다.

$$t_1^n = 2 \sum_{k=0}^{n-1} \frac{d_k}{c_k} + 2 \frac{d_n}{c_n} \quad (2.26)$$

$$t_2^n = 2 \sum_{k=0}^{n-1} \frac{d_k}{c_k \cos \theta_k} + 2 \frac{d_n}{c_n \cos \theta_n} \quad (2.27)$$

식 (2.26), (2.27)에서 굴절각은 식 (2.12)의 관계를 만족하고 n 번째 층 이전의 매질에 대해 음속과 두께는 알려져 있다고 하면, 미지수는 d_n, c_n, θ_n 가 되고 식 (2.15)의 기하학적 관계와 식 (2.26), (2.27)에 의해 구할 수 있다. 따라서 물의 음속을 1500m/sec로 가정하면 모든 퇴적층에 대해 음속과 층두께의 추정값을 구할 수 있다.

반사신호의 경침현상과 잠음에 의한 도달시간의 잘못된 추정과 시간단위로 환산하는 과정에서 발생하는 오차에 의해 반사신호의 도달시간만을 이용한 음속과 층두께의 추정값은 오차가 생길 수 있다. 오차의 크기는 층두께보다 음속의 경우가 큰 것으로 확인되었다. 그럼에도 불구하고 파형매칭에 의한 추정값은 층두께와 음속의 *a priori* 범위를 결정하는데 충분한 사전정보로 활용될 수 있다.

2.4 부분퇴적층모델과 유전자알고리즘 탐색

하나의 퇴적층에서 역산인자는 음속, 밀도, 감쇠계수 그리고 퇴적층의 두께 등 모두 4개이므로 N 개의 퇴적층으로 이루어진 환경에서 총 역산인자는 $4N$ 이 되고, 각 역산인자가 M 개의 이산화된 값을 갖는다면 탐색공간의 크기는 $(4N)^M$ 으로 퇴적층의 개수가 늘어남에 따라 지수적으로 증가한다. 유전자알고리즘 탐색효율은 탐색공간의 크기와 밀접한 관계가 있고, 일반적으로 탐색공간의 크기를 줄이는 것이 탐색효율을 높일 수 있다.

하나의 퇴적층에 대한 정보는 퇴적층의 상부경계면과 하부경계면에서 반사된 신호에 담겨있으므로 역산은 두 개의 신호로부터 수행될 수 있다. 그림 2와 같이 N 개의 퇴적층모델을 정보가 알려진 상부퇴적층들과 역산의 대상인 퇴적층 및 무한기층으로 이루어진 부분퇴적층모델로 치환한 후, 역산의 대상이 되는 퇴적층의 상부경계면과 하부경계면에서 반사된 신호에 대하여 유전자알고리즘 탐색을 수행한다. 이때 치환된 부분퇴적층모델에서 역산인자는 퇴적층의 음속, 밀도, 감쇠계수, 층두께와 무한기층의 음속, 밀도 등 6개이고 탐색공간의 크기는 6^M 이 된다. 음원 및 청음기의 위치와 수층에 대한 정보를 알고 있다면 최상부퇴적층부터 하부퇴적층으로 각 층에 대한 역산을 순차적으로 수행할 수 있다. 역산된 6개의 인자 중 퇴적층에 대한 4개의 인자는 모호성이 없이 결정될 수 있으므로 다음 과정에서는 알려진 인자가 되고 무한기층

의 음속과 밀도는 퇴적층으로 치환된 다음 과정에서 새롭게 결정된다.

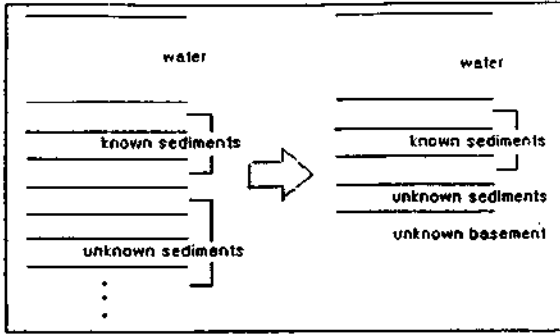


그림 2. 퇴적층모델의 부분퇴적층모델로의 치환
Fig. 2. The transformation of layered model into a partial layered model.

k번째 퇴적층의 모의된 상부반사신호와 하부반사신호를 두개의 청음기 1,2에 대해 각각 $g_k^1(m), g_k^2(m)$ 로 표현할 때, 목적함수 $\Phi_k(m)$ 을 다음과 같이 계측신호 y^1, y^2 와 모의신호의 노음을 이용하여 정의한다.

$$\Phi_k(m) = \left[\sum_{m=kl}^{ku} (y_m^1 - g_{k,m}^1(m))^2 + \sum_{m=kl}^{ku} (y_m^2 - g_{k,m}^2(m))^2 \right] \quad k = 1, 2, \dots, N-1 \quad (2.28)$$

식 (2.28)에서 합외 구간을 나타내는 샘플번호 kl과 ku는 계측신호에서 역산 대상인 퇴적층에서의 상부반사신호와 하부반사신호만을 포함하도록 결정된다. 파형매칭에서 추정된 반사신호의 도달시간을 샘플단위로 k_1, k_2, \dots, k_{N-1} 로 나타낼 때 m번째 퇴적층에 대한 kl과 ku는 다음과 같다.

$$kl_m = \frac{k_m + k_{m-1}}{2} \quad m = 1, 2, \dots, N-2 \quad (2.29)$$

$$ku_m = \frac{k_{m+1} - k_m}{2}$$

식 (2.29)에서 k_0 는 음원으로부터 신호가 전파되기 시작한 시간을 의미하고, kl과 ku는 반올림하여 정수값을 사용한다.

2.5 A posteriori 확률분포 추정

식 (2.6), (2.7), (2.8)의 다중적분은 중요도추출법으로 구할 수 있다. 이때 추출함수는 $p(m|y=d)$ 에 비례하여야 추정값에 대한 바이어스가 생기지 않는다[10]. 그러나 $p(m|y=d)$ 는 잡음 및 계측오차의 분포에 의해 결정되

는데 이러한 분포에 대한 정보는 일반적으로 알려져 있지 않다. 본 논문에서는 식 (2.2)의 정규분포로 가정하였지만 이 경우에도 샘플오차의 표준편차 σ 는 추정되어야 한다. 유전자알고리즘의 탐색과정은 일련의 중요도추출의 과정이 된다. 그러나 유전자알고리즘은 한 세대에서 다수의 탐색점을 가지고 있고 이들이 진화의 과정에서 서로 유기적인 상호작용에 의해 탐색점을 추출하므로 추출분포가 명확하게 규정되지 않고, $p(m|y=d)$ 에 의한 추출은 기대하기 어렵다. Nix[11]는 단순 유전자알고리즘의 수학적 모델을 유한Markov사슬을 이용하여 제시한 바 있으나 모든 변형된 형태의 유전자알고리즘에 적용할 수 있는 것은 아니다.

Gerstoff[12]는 경험적인 a posteriori 분포 추정법을 제안하였다. Gerstoff는 유사도함수를 Gibbs 분포 $\exp(-\Phi(m)/\hat{T})$ 로 가정하고 추정값 \hat{T} 는 유전자알고리즘의 탐색과정에서 최종세대의 인자중 가장 좋은 결과물 주는 50개의 평균값으로 정의하였다. 이 추정은 분포의 모호성을 적절히 추정할 수 있는 T를 경험적으로 결정하는 것이다. 이 추정법의 장점은 오차의 확률분포에 관계없이 사용될 수 있다는 점이다.

본 논문에서는 식 (2.2)와 식 (2.5)로부터 분포함수를 다음과 같이 정의한다.

$$\hat{\rho}(m) = \exp\left(-\frac{\Phi(m)}{\hat{v}}\right) \quad (2.30)$$

위의 목적함수 $\Phi(m)$ 은 식 (2.28)과 같으며 \hat{v} 는 오차 파워의 추정값으로 $\Phi(m^{MAP})$ 로 정의한다. 유전자알고리즘에서 탐색된 N개의 환경변수 m_1, m_2, \dots, m_N 에 대해 분포함수값을 계산한 후 그 결과로부터 a posteriori 분포의 추정을 다음과 같이 정의한다.

$$\hat{\rho}(m_k) = \frac{\hat{\rho}(m_k)}{\sum_{i=1}^N \hat{\rho}(m_i)}, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (2.31)$$

i번째 인자의 값이 κ 일 때 주변확률분포의 추정값은 식 (2.32)로 주어진다.

$$\hat{\rho}(m^i = \kappa) = \sum_{k=1}^N \hat{\rho}(m_k) d(m_k^i - \kappa) \quad (2.32)$$

끝으로 분포평균과 분산의 추정값은 각각 식 (2.33), (2.34)와 같다.

$$\hat{E}(m) = \sum_{k=1}^N m_k \hat{\rho}(m_k) \quad (2.33)$$

$$\hat{C}(m) = \sum_{k=1}^N m_k m_k^T \hat{\rho}(m_k) - \hat{E}(m)\hat{E}(m)^T \quad (2.34)$$

III. 역산예제의 결과 및 해석

본 논문에서는 두 종류 해양환경에서의 인위적 합성신호를 만들어 역산을 수행하였다.

예제1. 감쇠가 없는 두 개의 퇴적층 모델

예제2. 감쇠가 있는 다섯 개의 퇴적층 모델

Chirp신호는424KHz의 주파수대역을 사용하였다. 합성신호는 평면파 모의기법에 의해 두 개의 청음기에서의 수신신호를 모의한 후 잡음을 첨가하였다. 반사신호의 평균에너지와 잡음의 평균에너지의 비율은 7dB로 하였다.

3.1 예제1 : 감쇠가 없는 두 개의 퇴적층 모델

그림 3은 수층과 무한기층 사이에 감쇠가 없는 하나의 퇴적층으로 구성된 환경모델을 나타낸다. 그림 4는 그림 3의 모델에서 두 개의 청음기에서 계측된 반사신호의 합성신호를 보여준다. 그림으로부터 반사신호에서 신호간의 겹침현상이 발생함을 확인할 수 있다.

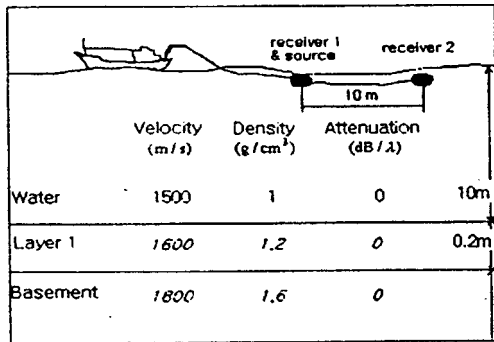


그림 3. 예제 1의 환경모델
Fig. 3. The environment model for example 1.

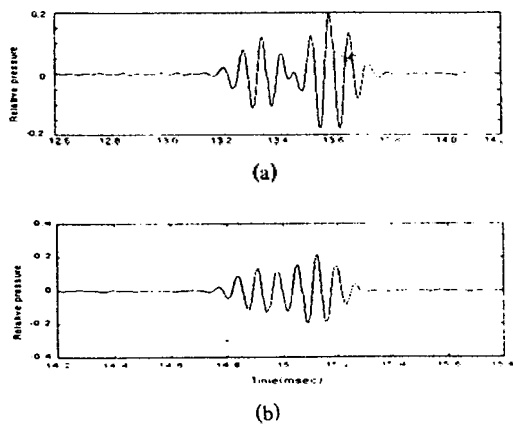


그림 4. 합성신호: (a)청음기1(b)청음기2
Fig. 4. The synthetic signals ; (a) for receiver 1, (b) for receiver 2.

합성신호에 대한 파형매칭으로부터 층1에 대한 음속과 층두께의 a priori 추정값을 구할 수 있다. 그림 5는 청음기1의 합성신호에 대한 파형매칭 과정을 보여주고 있다. 그림에서 두 개의 반사신호(a)중 크기가 큰 신호의 정합 후 잔여신호(b)를 얻고, 다시 정합을 수행하여 남은 잔여신호(c)는 매칭과정에서 발생한 오차와 합성신호에 포함되어 있던 잡음으로만 구성되어 있다. 파형매칭의 결과는 표 1과 같다. 파형매칭의 결과 신호의 겹침현상에도 불구하고 도달시간과 반사신호의 추정결과가 좋음을 확인할 수 있다. 도달시간으로부터 추정된 층두께는 참값과 거의 일치하나 음속은 약간의 오차가 존재한다. 이 오차는 샘플단위로 추정된 신호의 도달시간을 시간단위로 환산하면서 생기는 오차에 기인한다.

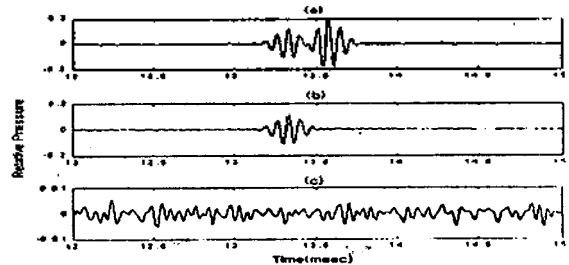


그림 5. 파형매칭 과정 ; (a)청음기1의 신호 (b),(c)매칭 과정의 잔여신호
Fig. 5. The procedure of wavelet matching ; (a) The signal for receiver 1 (b),(c) The residual signals.

표1. 예제1의 파형매칭의 결과
Table 1. The result of wavelet matching for example 1.

		청음기 1		청음기 2	
		Layer1	Basement	Layer1	Basement
신호도달시간 (Sample)	참값	6667	6792	7454	7564
	추정값	6667	6792	7454	7564
상대반사계수	참값	0.1228	0.200	0.1311	0.2168
	추정값	0.1212	0.1984	0.1305	0.2205
Layer1의 추정값	음속(m/sec)	1600		층두께(m)	
	추정값	1587		0.199	

예제 1의 역산인자 m은 퇴적층과 무한기층의 음속과 밀도 그리고 층두께가 된다. 각 인자의 a priori 범위와 인자값의 간격은 표2와 같다. 밀도와 무한기층의 음속에 대한 a priori 정보가 없으므로 물리적으로 의미있다고 판단되는 범위에서 임의로 결정하였다. 퇴적층의 음속의 하한값은 물의 음속과 같고 상한값은 a priori 추정값인 1587(m/sec)를 포함하며 무한기층의 음속 범위의 절반에 해당하도록 결정하였다. 한편 층두께의 범

위는 *a priori* 추정값을 신뢰할 수 있다고 판단되므로 추정값을 중심으로 1cm간격으로 8등분하였다. 표3과 같이 구성된 유전자알고리즘 탐색 후 추정된 m^{MAP} 를 참값과 함께 표4에 나타내었다. 표에서 퇴적층의 MAP해는 파형 매칭의 *a priori* 추정보다 향상된 결과를 주는 것을 볼 수 있다. 그러나 무한기층의 MAP해는 퇴적층에 비해 오차가 크다. 이는 기층에서의 밀도와 음속의 모호성에 원인이 있다.

표 2. 예제1의 역산인자의 *a priori* 범위
Table 2. *A priori* range of inversion parameters for example 1.

역산인자	상한값	하한값	간격
음속 1 (m/s)	1500	1755	1
밀도 1 (g/cm ³)	1.00	2.27	0.01
층두께 1 (m)	0.17	0.24	0.01
음속 2 (m/s)	1500	2011	1
밀도 2 (g/cm ³)	1.00	2.27	0.01

표 3. 예제1의 유전자알고리즘 인자
Table 3. The parameters of the genetic algorithms for example 1.

세대수	세대당 개체수	선택확률	교배확률	돌연변이확률
150	50	0.9	0.8	0.05

표 4. 예제1의 m^{MAP}
Table 4. The maximum *a posteriori* values for example 1.

	Layer 1			Basement	
	음속 1 (m/sec)	밀도 1 (g/cm ³)	층두께 1 (m)	음속 2 (m/sec)	밀도 2 (g/cm ³)
참값	1600	1.20	0.20	1800	1.60
m^{MAP}	1598	1.20	0.20	1765	1.64

그림 6은 퇴적층의 인자는 참값으로 고정하고 기층의 밀도와 음속만을 변화시키면서 계산한 목적함수값을 나타낸다. 그림으로부터 본 예제의 기층의 밀도와 음속간의 모호성을 확인할 수 있고, 대각선 방향으로 목적함수값이 작은 영역이 길게 분포됨으로 인해 목적함수값이 최소인 최적점을 찾는 데 어려움이 발생할 수 있음을 알 수 있다.

그림 7은 각 인자의 *a posteriori* 주변확률분포를 보여준다. 퇴적층에서의 분포는 참값을 중심으로 집중적으로 분포함을 볼 수 있다. 기층에서의 음속-밀도 모호성으로 인해 분포의 분산이 클 것으로 예상되었으나 유전자알고리즘의 특징인 적합성이 좋은 탐색점을 중심으로 탐색이 집중되는 현상에 의해 분포분산이 그다지 크지 않게 추정되었다.

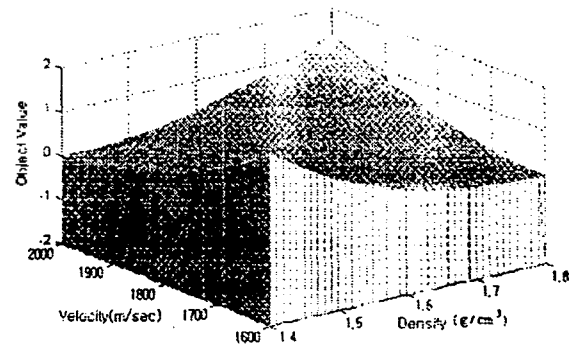


그림 6. 기층에서의 음속과 밀도에 대한 목적함수값
Fig. 6. The objective function values as function of the speed of sound and the density in the basement.

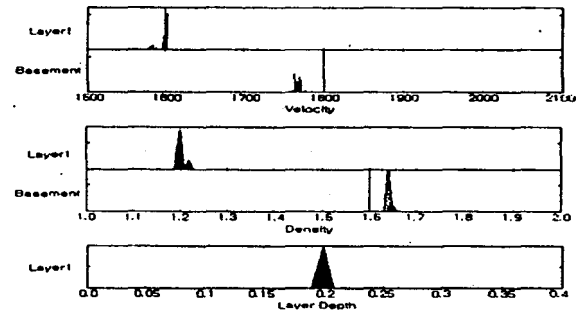


그림 7. 예제 1의 주변확률분포 (Solid Line : True Value)
Fig. 7. The marginal pdf's for example 1 (Solid Line : True Value).

3.2 예제 2 : 감쇠가 있는 다섯 개의 퇴적층 모델

두 번째 예제는 물과 무한기층사이에 감쇠가 있는 네 개의 퇴적층으로 구성된 그림 8의 환경에 대한 역산을 수행하였다. 이 때 역산인자는 18개로서 모든 역산인자에 대해 동시에 역산을 수행하기에는 탐색공간이 과도하게 크므로 부분퇴적층모델로 치환한 후 반복적인 역산을 수행한다. 유전자알고리즘의 구성은 예제 1과 동일하며, 세

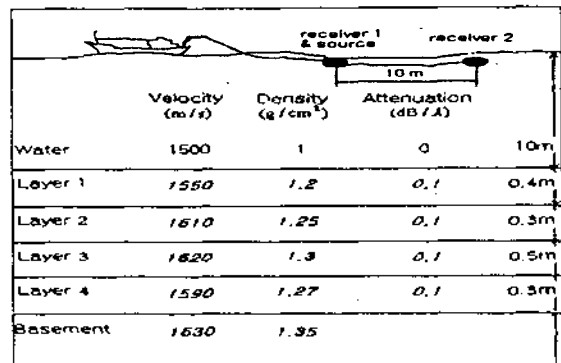


그림 8. 예제 2의 환경 모델
Fig. 8. The environment model for example 2.

대수만 하나의 부분퇴적층모델에 대해 200으로 증가시켰다. 모두 4개의 부분퇴적층모델이 존재하므로 전체 세대수는 800이 된다.

표5는 역산결과를 보여주며 그림 9는 *a posteriori* 주변 확률분포를 나타내고 있다. 음속과 층두께에 대한 *a priori* 추정값은 모든 층에 대해 일관되게 좋은 결과를 주고 있다. 이는 모든 신호의 겹침현상이 심하지 않고 감쇠에 의한 파형변형이 작기 때문이다. 표5와 그림9의 결과

를 보면 예제1에서와 같이 기층에서의 음속-밀도 모호성을 확인할 수 있고, 네 번째 퇴적층의 두께가 *a priori* 추정값보다 나쁜 결과를 주는 것 외에는 전반적으로 예제1의 경우와 비슷한 정도의 오차만이 존재한다. 네 번째 퇴적층의 추정값이 나쁜 원안으로는 다음의 두 가지를 들 수 있다. 첫째, 부분퇴적층모델에 의해 역산을 단계적으로 수행하게 되면 상부층에서의 추정값의 오차가 하부층의 추정결과에 영향을 주게 되어 하부층 추정값의 오차를

표 5. 예제 2의 역산결과
Table 5. The inversion results for example 2.

Layer No		음속 (m/s)	밀도 (g/cm ³)	층깊이 (m)	감쇠 계수 (dB/λ)
1	참값	1550.0	1.20	0.400	0.10
	<i>a priori</i> 추정	1563.0	-	0.404	-
	MAP	1550.0	1.20	0.400	0.03
	<i>a posteriori</i> 평균	1550.0	1.20	0.400	0.05
2	참값	1610.0	1.25	0.300	0.10
	<i>a priori</i> 추정	1587.2	-	0.295	-
	MAP	1607.0	1.25	0.300	0.04
	<i>a posteriori</i> 평균	1607.5	1.25	0.300	0.07
3	참값	1620.0	1.30	0.500	0.10
	<i>a priori</i> 추정	1629.4	-	0.504	-
	MAP	1622.0	1.29	0.500	0.12
	<i>a posteriori</i> 평균	1621.6	1.29	0.500	0.09
4	참값	1590.0	1.27	0.300	0.10
	<i>a priori</i> 추정	1575.1	-	0.305	-
	MAP	1586.0	1.27	0.340	0.06
	<i>a posteriori</i> 평균	1586.4	1.27	0.340	0.09
Basement	참값	1630.0	1.35	-	-
	<i>a priori</i> 추정	-	-	-	-
	MAP	1643.0	1.30	-	-
	<i>a posteriori</i> 평균	1656.4	1.29	-	-

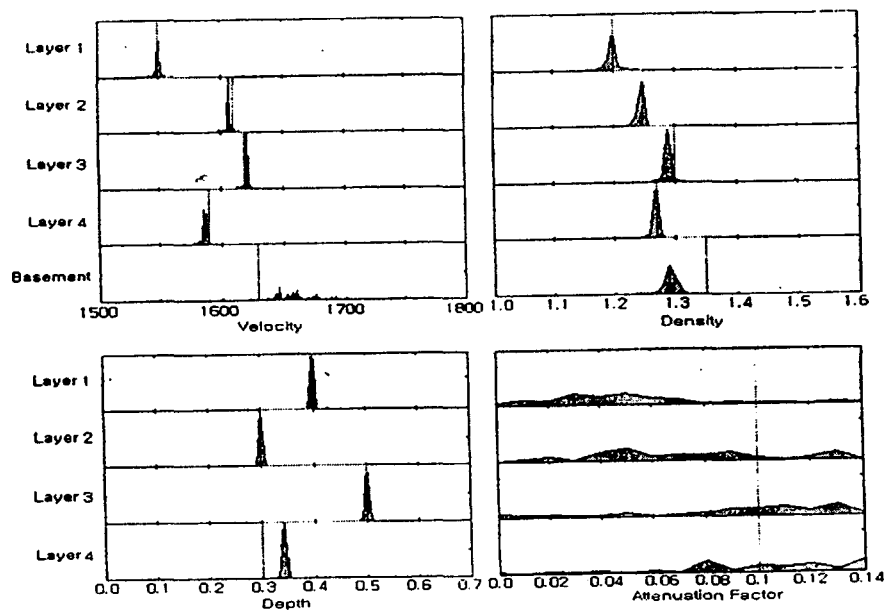


그림 9. 예제 2의 주변확률분포 (Solid Line : True Value)
Fig. 9. The marginal pdf s for example 2 (Solid Line : True Value).

크게 할 수 있다. 그러나 네 번째 층두께의 추정치를 제외한 하부층의 나머지 인자들의 추정결과가 좋은 것으로 미루어 볼 때 본 예제의 경우 그 영향은 그다지 크지 않은 것으로 판단된다. 둘째 이유로는 감쇠의 영향을 생각할 수 있다. 감쇠계수는 다른 음향학적 성질과 연성되어 음의 전파현상에 영향을 미친다. 따라서 잘못된 감쇠계수의 추정치는 결과적으로 다른 특성치의 추정 또한 어렵게 할 수 있다. 감쇠현상은 주파수와 파의 전파거리에 따라 영향을 받는다. 본 예제의 환경 모델과 같이 파의 전파거리가 짧은 경우 감쇠계수의 영향력이 작아지므로 감쇠계수의 추정이 어렵게 되므로 감쇠계수의 주변확률분포의 분산이 커졌고, 결과적으로 다른 특성치의 추정오차의 원인이 될 수 있다.

이상의 결과로부터 파형매칭을 통한 음속 및 층두께의 *a priori* 범위추정과 부분퇴적층모델에 의한 순차적인 탐색이 탐색효율과 역산결과를 향상시키는 것을 확인할 수 있다. 또한 음속과 층두께의 *a priori* 추정은 단순히 신호 도달시간만을 이용하는 반면에 유전자알고리즘탐색은 신호에 담겨있는 모든 정보를 이용하여 역산을 수행하므로 *a priori* 추정에 비해 결과의 향상을 기대할 수 있다.

IV. 결 론

계측신호를 모의신호와 오차의 합으로 표현하는 확률론적 역산모델에 대해서 역산의 해를 오차의 확률분포에 따른 *a posteriori* 확률분포로 정의하였다. *A posteriori* 확률분포는 연구자의 지식과 경험에 바탕을 둔 인자의 *a priori* 분포와 계측신호와 모의신호의 유사성을 인자의 함수로 정의한 유사도함수의 곱의 형태로 정의된다. *A posteriori* 확률분포로부터 각 인자의 주변확률분포와 분포의 특성을 나타내는 평균값을 구하였다.

음향신호로써 주파수대역이 4-24KHz인 Chirp신호를 사용하였다. 반사신호는 입사파형과 퇴적층의 임펄스 응답의 콘볼루션으로 모의하였다. 이러한 평면파 모의기법은 결과의 정확도면에서 다른 엄밀한 모의기법보다는 떨어질 수 있으나 모의시간이 짧아 반복계산을 기초로 하는 역산기법에 유리하게 적용할 수 있다.

반사신호와 입사파형의 파형매칭을 통하여 반사계수 및 반사파 도달시간을 추정할 수 있고, 두 개의 청음기에서 계측된 반사신호로부터 추정된 도달시간을 이용하여 퇴적층의 두께와 매질의 음속을 추정하여 유전자알고리즘 탐색의 *a priori* 범위를 결정하였다. 전체 퇴적층모델을 부분퇴적층모델로 치환하여 유전자알고리즘으로 상부퇴적층부터 차례로 탐색을 수행한 후, 계측신호와 모의신호의 L₂노름에 근거한 목적함수를 최소화 하는 최적 인자를 추정하였다.

본 역산기법의 유용성을 검증하기 위해 두 가지 환경 모델을 설정하였고 잡음을 첨가한 합성신호에 대해 역산을 수행하여 음속과 층두께의 *a priori* 추정값과 각 인자의 *a posteriori* 주변확률분포와 분포 특성값, 그리고 MAP해를 각각 구하였으며 역산인자에 대한 추정값과 참값이 거의 일치하는 결과를 얻었다. 특히 부분퇴적층모델에 대해 역산을 수행하는 과정에서 상부퇴적층의 추정오차가 하부퇴적층의 역산에 미치는 영향이 그리 크지 않음을 확인할 수 있었다. 다만 무한기층에서의 밀도-속도 모호성과 감쇠계수의 추정에 어려움이 있음을 확인하였다. 따라서 본 기법은 많은 퇴적층이 존재할 경우의 역산문제에 효과적으로 이용될 수 있다고 판단된다.

참 고 문 헌

1. A. Tolstoy, N. R. Chapman and G. Brooke, "Workshop '97: Benchmarking for geoacoustic inversion in shallow water," J. Comput. Acoust. 6(1&2), 1-28 (1998).
2. J. P. Hermand, "Broad-band geoacoustic inversion in shallow water from waveguide impulse response measurements on a single hydrophone: theory and experimental results," IEEE J. Ocean. Eng. 24(1), 41-66(1999).
3. 박철수, 성우제, "유전자 알고리즘을 사용한 광대역 신호로부터 직접적인 해저 지질 특성치 역산," 한국 음향학회지 17(7), 36-41(1998).
4. A. J. Duijndam, "Bayesian estimation in seismic inversion. Part 1: Principles," Geophy. Prospect. 36, 878-898 (1988).
5. S. G. Schock and L. R. LeBlanc, "Chirp Sonar: New Technology For Sub-Bottom Profiling," Sea Technology, Sept.90, 35-43(1990).
6. S. Panda, L. R. LeBlanc and S. G. Schock, "Sediment classification based on impedance and attenuation estimation," J. Acoust. Soc. Am. 96(5), 3022-3035 (1994).
7. C. S. Clay and H. Medwin, *Acoustical Oceanography*, (John Wiley & Sons, New York, 1977).
8. H. Schmidt, "SAFARI: Seismo-acoustic fast field algorithm for range independent environment User's guide," SR-113, SACLANT Undersea Research Centre, La Spezia, Italy (1987).
9. J. F. Claerbout, *Fundamentals of geophysical data processing*, (McGraw-Hill, New York, 1976).
10. P. Gerstoft and C. F. Mecklenbrauker, "Ocean acoustic inversion with estimation of *a posteriori*

probability distributions," J. Acoust. Soc. Am. 104(2), 808-819 (1998).

11. A. E. Nix and M. D. Vose, "Modeling genetic algorithms with Markov chains," Annals of Mathematics and Artificial Intelligence 5, 79-88 (1992).
12. P. Gerstoft, "Inversion of seismoacoustic data using genetic algorithms and *a posteriori* probability distributions," J. Acoust. Soc. Am. 95, 770-782 (1994).

▲박 철 수(Cheol Soo Park)

한국 음향학회지 17권 7호 참조

▲성 우 제(Woo Jae Seong)

한국 음향학회지 17권 7호 참조