



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사 학위논문

활성화 함수에 의해 변형된 파동장을 이용한
완전 파형 역산 연구

Study on Full Waveform Inversion using Wavefield
Transformed by Activation Function



2019 년 2월

한국해양대학교 대학원

해양에너지자원공학과

임 예 리

본 논문을 임예리의 공학석사 학위논문으로 인준함.

위원장 신 성 렬 (인)

위원 장 원 일 (인)

위원 정 우 근 (인)



2018년 12월

한국해양대학교 대학원

목 차

List of Tables	ii
List of Figures	iii
Abstract (국문)	v
Abstract (English)	vii
1. 서 론	1
2. 연구이론	3
2.1 활성화 함수	3
2.2 전통적인 탄성과 파형 역산 알고리즘	6
2.3 활성화 함수를 적용한 파형 역산 알고리즘	9
2.4 음원 추정 알고리즘	13
2.5 유사 헤시안 적용	15
3. 수치 예제	17
3.1 활성화 함수의 파동장 적용	17
3.2 활성화 함수를 적용한 파형 역산	23
3.2.1 제안기법 검증	23
3.2.2 저주파수 성분의 활용	26
3.3 2차원 확장	31
4. 결 론	37
감사의 글	38
참고문헌	39

List of Tables

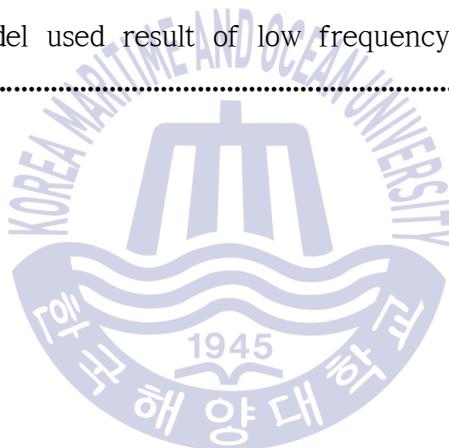
Table 1 1D synthetic modeling parameter	17
Table 2 2D synthetic modeling parameter	31



List of Figures

Fig. 1 Flowchart of conventional full waveform inversion	5
Fig. 2 Activation function (a) input data (b) sigmoid (c) softplus	8
Fig. 3 Flowchart of the proposed full waveform inversion (red box : new steps for proposed algorithm)	12
Fig. 4 Velocity model (a) Marmousi-2 , (b) depth profile at a horizontal position 8.0km	18
Fig. 5 Synthetic trace from true velocity profile	19
Fig. 6 Synthetic trace applied activation function	20
Fig. 7 Frequency components of synthetic trace	20
Fig. 8 Wave field applied to the high-pass filter	21
Fig. 9 Wave field applied to the high-pass filter applied softplus	21
Fig. 10 Frequency components of synthetic trace applied to the high-pass filter	22
Fig. 11 Comparison of true and smoothed initial velocity model	23
Fig. 12 Comparison of true and inverted velocity model	24
Fig. 13 Relative error according to the number of iteration	24
Fig. 14 Comparison of observed data and calculated data acquired by using conventional waveform inversion	25
Fig. 15 Comparison of observed data and calculated data acquired using waveform inversion applied to the function	25
Fig. 16 Low frequency component signal of wave field with activation function	26
Fig. 17 Frequency component of signal applied to the low-pass filter ...	27

Fig. 18	Inversion results using low-frequency components of signal	27
Fig. 19	Inversion results using linear increase initial model	29
Fig. 20	Inversion results using low frequency component inversion results as initial velocity model	29
Fig. 21	Comparison of relative errors	30
Fig. 22	Seismogram of low frequency component	32
Fig. 23	Linear increase initial velocity model	34
Fig. 24	Updated model of low frequency component inversion	34
Fig. 25	Seismogram of input data with high-pass filter	35
Fig. 26	Updated model used linear increase initial velocity model	36
Fig. 27	Updated model used result of low frequency component inversion for initial model	36



활성화 함수에 의해 변형된 파동장을 이용한 완전 파형 역산 연구

임 예 리

Department of Ocean Energy & Resource Engineering
Graduate School of Korea Maritime and Ocean University

Abstract

일반적으로 탄성과 탐사를 통해 얻게 된 탄성과 탐사자료는 저주파수 성분의 진폭이 매우 작거나, 신호 대비 잡음이 커서 저주파수 성분으로 의미 있는 정보를 얻기 힘들다. 최근에는 이러한 문제를 극복하고자 라플라스 변환, 힐버트 변환 등을 사용하여 저주파수를 강화하거나 영주파수 성분을 생성시켜 자료처리에 유용하게 자료를 변환시키는 연구들이 진행되었다. 이러한 방식으로 저주파수 성분을 강화하는 것은 탄성과 파형 역산에서의 배경속도모델을 업데이트하는 것에 강점이 있거나 국소 최솟값 문제를 해결하는 것에 강점이 있다. 이렇듯 탐사를 통해 얻은 자료를 변형함으로 기존 자료로 획득하기 어려운 정보들을 얻거나, 자료처리를 쉽게 수행할 수 있게 한다.

파형역산의 고질적인 문제는 초기속도모델이 실제 속도모델의 거동과 크게 다를 경우 목적함수는 전역 최솟값을 찾아가지 못하게 되고 국소 최솟값에 머무르게 되는 것이다. 초기속도모델의 덜 민감한 역산 알고리즘을 구축할 수 있다면 파형 역산의 한계를 극복할 수 있을 것으로 사료된다.

최근 기계학습에 관한 연구가 활발해짐에 따라 기계학습 알고리즘에 적용되는 활성화 함수가 다양하게 제시되고 있다. 다양한 함수는 입력되는 자료를 다양한 방법으로 목적에 맞게 변형시킨다. 이러한 변형을 파동장에 적용시켰을 때, 파동장의 성질을 변화시킬 수 있다.

본 연구에서는 수치 해석적으로 얻어진 파동장에 머신러닝의 활성화 함수를 적용하여, 파동을 변화시키고 적용된 함수가 파동장에 미치는 영향에 대해 분석하였다. 본 연구에서 제시하는 활성화 함수를 적용한 역산으로 얻은 최종속도모델은 전통적인 역산 방식의 초기속도모델로 활용될 수 있다. Marmousi-2 모델을 수정하여 얻은 속도모델을 통해 본 연구에서 제시하는 방법의 타당성과 효율을 검증하였다.

활성화 함수를 파동장에 적용하게 되면, 파동장의 음의 값에 대하여 감쇠 함수를 적용한 것과 같은 효과가 나타난다. 이는 원자료에 나타나지 않던 저주파수 및 영주파수 성분을 확장하는 역할을 하게 된다. 이를 활용하면, 저주파수 성분이 부족한 탄성과 탐사자료에서도 우수한 역산 결과를 얻을 수 있을 것으로 사료된다.

KEY WORDS: 활성화 함수; 저주파수; 파형역산.



Study on Full Waveform Inversion using Wavefield Transformed by Activation Function

Lim, Yeli

Department of Ocean Energy & Resource Engineering
Graduate School of Korea Maritime and Ocean University

Abstract

Generally, the seismic data obtained through acquisition, usually missed low-frequency components or had very low signal-to-noise ratio, which makes it difficult to obtain meaningful information from low-frequency components. Recently, in order to overcome this problem, researches have been carried out to make data useful for data processing by enhancing low frequencies or generate zero frequency components by using Laplace transform or Hilbert transform. In this manner, enhancing low frequency components is advantageous in updating the background velocity model or solving the local minimum problem in the waveform inversion. Transforming the data obtained through the exploration can make it easier to obtain information that is difficult to obtain from raw data or to perform data processing.

The persistent problem of waveform inversion is that when the initial velocity model is significantly different from the behavior of the actual velocity model, the objective function is unable to find the global minimum and remains at the local minimum. If we can construct a less sensitive inversion algorithm of the initial velocity model, we can overcome the limitation of waveform inversion.

Recently, as the research on machine learning is widely carried out, various activation functions applied to the machine learning are suggested. These functions transform input data in various ways. When these transformations are applied to the wave field, the properties of the wave field could be changed.

In this study, it changed the wave by applying the activation function of the machine learning the wave field obtained numerically. The effect of the applied function on the wave field was analyzed. The final velocity model obtained by inversion using the activation function can be used as the initial velocity model of the conventional inversion method. The validity and efficiency of the proposed method are verified through the velocity model obtained by modifying the Marmousi-2 model.

Applying the activation function to the wave field has the same effect as applying the damping function to the negative value of the wave field. This extends the low frequency and zero frequency components that did not appear in the original data. Using this, it can be expected that better inversion results can be achieved even in lack of low-frequency component seismic data.

KEY WORDS: Activation function; low frequency; Waveform inversion.

제 1 장 서 론

탄성과 파형 역산은 탄성과 탐사를 통해 취득된 자료의 파형을 해석하여 지하구조를 추론하는 방식으로 모델을 업데이트하여 파형 간의 오차가 최소가 되게 하는 모델을 찾는 자료처리 기법이다(Tarantola, 1984). 여기서 모델은 지하의 물성을 나타내는 밀도, 탄성과 속도 등을 모사한 모형을 말한다.

탄성과 파형 역산의 결과는 일반적인 탄성과 자료처리에서 중합 과정의 속도 분석에서 속도자료로 사용될 수 있다. CMP 모음 자료를 이용한 속도분석의 경우 분석자의 주관적인 판단에 따라 수행되기 때문에 분석자에 따라 다른 결과를 나타낼 수 있다(Ebrahimi et al., 2016). 반면에, 파형 역산으로 얻은 속도모형을 사용하여 속도분석을 수행할 경우 지층의 속도 단면도를 얻기까지 완전자동화 공정으로 이루어져 있기에 객관적인 분석이 가능하여 분석자의 숙련도와 상관없이 안정적인 신뢰도를 가진다.

하지만 탄성과 파형 역산에는 한계가 존재한다. 일반적으로 탄성과 탐사에서 신호를 기록할 때 대역 제한을 두기 때문에, 저주파수 성분에 대한 신호는 진폭이 작거나 신호대 잡음비가 낮아, 저주파수 성분에서 의미 있는 정보를 얻는 것은 힘들다(Symes, 2008). Jannane et al.(1989)에 의하면 탄성과 자료에 저주파수 성분이 부족하게 되면 장파장 성분의 속도모형을 구하는 것은 불가능하다. 이로 인해 역산 중 전체 모델의 정확한 해 즉 전역 최솟값을 찾지 못하고 국소 최솟값에 머무르는 문제가 발생한다. 이러한 국소 최솟값 문제를 해결하기 위해서 라플라스 영역의 역산(Ha and Shin, 2012), Differential semblance를 이용하는 기법(Symes and Carazzone, 1991), 다중격자를 역산에 적용하는 기법(Bunks et al, 1995) 및 주파수 영역에서 단계적으로 역산하는 기법(Sirgue and Pratt, 2004) 등이 제시되었다.

이 중 라플라스 영역에서의 파형 역산은 초기모델에 대한 영향이 적으며, 실제 현장자료의 탄성과 트레이스에 라플라스 변환의 감쇠 함수를 적용하게 되면 원래 신호에 없는 영주파 및 저주파수 신호가 생겨 장파장 속도구조 역산이 가

능하다. 장파장 속도구조 역산이 가능해짐에 따라 배경 매질의 특성을 구할 수 있어, 탄성과 파형 역산에서 초기모델이 지하구조와 차이가 클 때 문제가 되는 국소 최솟값 문제를 해결할 수 있다(Mora, 1987).

최근 기계학습에 관한 연구가 활발해 짐에 따라, 기계학습에 적용되는 활성화 함수 또한 다양하게 제시되고 있다. 기계학습에서는 입력되는 자료에 대해 출력 또는, 출력이 되지 않게 되는 기능을 결정하는 함수를 활성화 함수라고 한다. 기계학습에서의 노드는 인간 두뇌의 신경세포를 모방하여 구성된 것으로, 활성화 함수는 그 중 뉴런의 반응 여부를 결정하는 역할을 하게 된다(임종세, 2003). 대부분의 활성화 함수는 일정 범위 이상의 값을 가지게 되면 1에 수렴하거나, 일정 범위 이하의 값을 가지게 되면 0에 수렴하는 등 입력값에 따라 활성, 비활성 하는 기준을 컴퓨터가 쉽게 인식할 수 있도록 구성되어 있다. 활성화 함수는 기존의 입력자료의 값을 변형시켜 재생산하기 때문에 원자료의 성질을 변화시킬 수 있다.

본 연구에서는 활성화 함수를 탄성과 파동장에 적용하여 파동장의 성질을 변화시키고, 변화된 파동장을 이용하여 파형 역산을 수행하여 그 효과를 관찰하였다. 활성화 함수를 파동장에 적용하면 원자료에서 음의 값을 가지는 영역에 대해 감쇠를 적용한 것과 같은 효과가 나타난다. 이에 따라 새로운 자료에는 원자료에 없던 저주파수 및 영주파수 성분이 생성된다. 생성된 저주파수 성분은 역산에서 배경매질의 속도를 구하는데 이용될 수 있다. 이를 활용하기 위하여 기존의 파형 역산의 목적함수를 변형된 파동장에 맞게 변형시켜 역산을 수행하였다. 저주파수 성분의 신호로 역산을 수행하여 속도모델을 얻은 뒤, 생성된 속도모델을 초기속도모델로 이용하여 역산을 한 번 더 수행하였다. 배경 매질에 대한 속도정보를 획득한 후, 한 번 더 역산을 수행하였기 때문에 결과를 개선할 수 있었다. 1차원 모델에서 변형된 역산 방법을 검증하고 2차원으로 확장하여 적용성을 확인하였다.

제 2 장 연구이론

2.1 활성화 함수

기계학습 분야에서 신경세포를 프로그램으로 모사할 때 그 기능은 곱셈, 합산, 변환 및 결합계수 조정으로 나누어진다. 곱셈은 입력신호와 결합계수 사이의 곱으로 주어지고 합산은 이 곱셈값의 합을 의미하며, 변환은 합한 값이 일정 크기의 범위 내에 존재하도록 하는 기능을 가지며 일반적으로 이 단계에서 활성화 함수가 활용된다(박인정, 1992).

인공신경망에서 활성화 함수는 시냅스를 모사한다고 할 수 있다. 입력층의 각 요소에 신호를 주게 되면 이 신호는 변환된 후 전달되어 최종적으로 출력층에서 신호를 출력한다. 이때 출력값과 예측값을 비교하여 그 오차를 줄여나가는 방향으로 학습한다(박성준과 김진수, 2014). 여기서 활성화 함수는 입력값에 적절한 함수를 적용하여 출력값을 감소 또는 증폭시키는 역할을 한다.

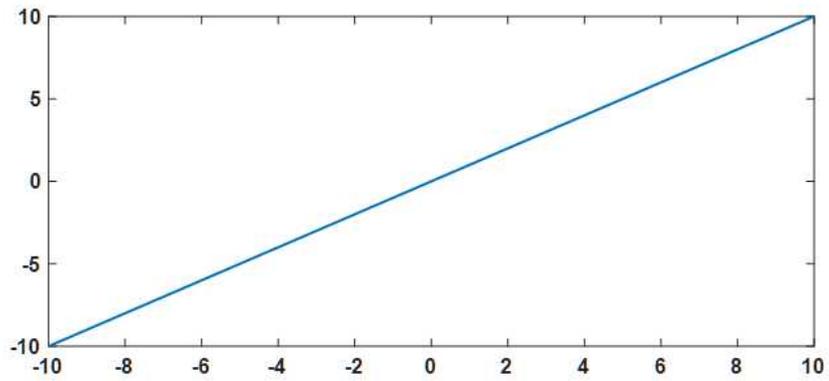
비선형이며, 미분이 가능한 동시에 미분식이 간단한 장점 등으로 인해 sigmoid는 일반적으로 가장 많이 활용되는 활성화 함수이다(백길남 등, 1996). 비선형적인 특징을 가지는 sigmoid는 실수 전체범위인 입력값을 $[0, 1]$ 의 좁은 출력범위로 압축시킨다. 입력값 내에서 큰 변화가 있어도 함수 자체의 기울기가 작기에 출력값에 작은 변화로 나타날 수 있다. 하지만, 이러한 변화는 결과적으로 인공지능의 학습속도를 저하한다. 이런 문제를 해결하기 위하여 최근까지 다양한 활성화 함수들이 제시되고 있다.

Rectifier는 인공신경망 분야에서 인수의 양수 부분으로 정의된 활성화 함수이다. 2011년 이전에는 sigmoid와 같은 logistic 함수들이 활성화 함수로 많이 활용되었다. 2011년에 들어서서 rectifier를 활성화 함수로 활용할 때 DNN(Deep Neural Networks)을 더 잘 훈련할 수 있음이 입증되었다(Glorot et al., 2011). Rectifier는 $f(x) = \max(0, x)$ 로 나타낼 수 있고 이것의 근사는 softplus라고 하는 분석함수이다. 출력값의 최댓값과 최솟값을 제한하는 logistic 함수와 다르게

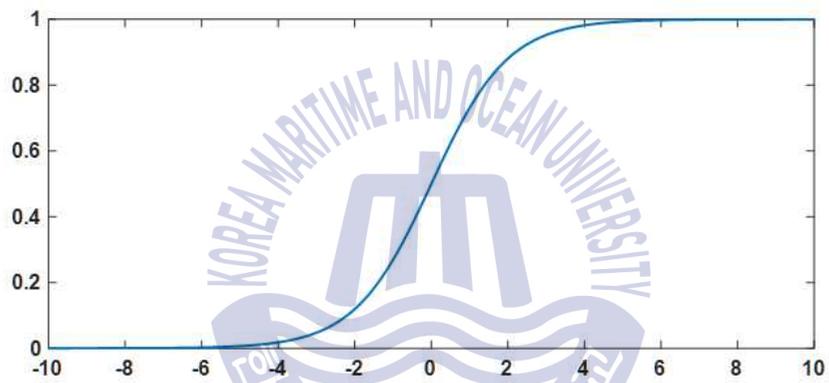
softplus는 입력값을 $(0, \infty)$ 의 범위로 출력한다. 또한, softplus의 도함수는 단위 계단 함수의 근사인 logistic 함수로 나타난다.

softplus 함수의 경우 실수 전체범위의 입력값 즉 $(-\infty, \infty)$ 의 값을 $(0, \infty)$ 의 범위로 출력하기 때문에 입력자료의 형태가 변하게 된다. 이러한 변화를 파동장에 적용하고자 한다. 원래의 관측자료 파동장에 없던 특성이 함수를 적용할 경우 나타날 수 있기 때문이다. 과형 역산에서 목적함수를 최소화하는 방식은 목적함수의 1차 미분과 2차 미분을 구하여 계산하게 되는데, 목적함수는 파동장의 잔차로 구성된다. 이때 softplus의 경우 1차 미분이 sigmoid 함수이며, sigmoid 역시 미분식이 간단하여, 과형 역산에 적용 시 복잡한 계산을 피할 수 있게 된다. Fig. 1은 주어진 입력값의 활성화 함수별 출력값을 나타낸다.

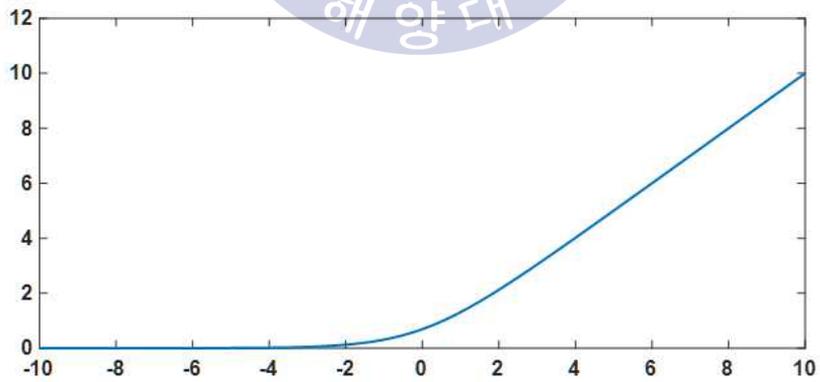




(a)



(b)



(c)

Fig. 1 Activation function (a) input data (b) sigmoid (c) softplus

2.2 전통적인 탄성과 파형 역산 알고리즘

탄성과 파형 역산은 목적함수를 정의하고 목적함수의 값이 최소가 되는 방향으로 모델을 업데이트하는 자료처리 기법이다. 목적함수의 종류에는 대표적으로 l_2 -norm이 있고, l_2 -norm에 비해 잡음에 덜 민감한 l_1 -norm, l_2 -norm과 l_1 -norm을 결합한 hybrid norm 및 Huber norm이 있다(Crase et al., 1990; Bube and Langan, 1997; Djikpéssé and Trantola, 1999; Ha et al., 2009). 본 연구에서는 가장 널리 쓰이는 l_2 -norm 함수를 이용하여 목적함수를 구성하였다(식 (1)).

$$E(p) = \frac{1}{2} \int_0^{T_{\max}} [u(t) - d(t)]^2 dt, \quad (1)$$

여기서 E 는 목적함수를 의미하며, p 는 모델 매개변수, $u(t)$ 와 $d(t)$ 는 수치모델링을 통해 얻은 자료와 관측자료이며 단일음원 단일수신기로 획득된 자료로 가정하였으며, T_{\max} 는 총 기록시간을 의미한다. 목적함수가 최소가 되는 방향으로 지층모델을 업데이트하여 관측자료와 업데이트된 지층모델을 통하여 얻은 자료가 가장 잘 일치하는 지층모델을 구한다. 반복적으로 지층모델을 업데이트하여 최적의 해를 찾아가는 기법에는 여러 가지가 있다. 본 연구에서는 뉴턴법에서 파생된 가우스-뉴턴법을 활용하여 지층모델을 업데이트하였다.

뉴턴법의 경우, 식 (2)와 같이 해를 업데이트한다.

$$p^{n+1} = p^n - H^{-1} \nabla E(p^n), \quad (2)$$

여기서 n 은 역산 횟수, 목적함수의 1차 미분은 그래디언트, H 는 목적함수의 2차 미분인 헤시안 행렬을 나타낸다. 따라서 목적함수의 미분 형태로 그래디언트와 헤시안 행렬을 나타내면 식 (3)과 같다.

$$\begin{aligned} \nabla E(p_k) &= \int_0^{T_{\max}} \frac{\partial u(t)}{\partial p_k} [u(t) - d(t)] dt \\ H_{jk} &= \int_0^{T_{\max}} \left(\frac{\partial u(t)}{\partial p_j} \frac{\partial u(t)}{\partial p_k} + \frac{\partial^2 u(t)}{\partial p_j \partial p_k} [u(t) - d(t)] \right) dt. \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 $\frac{\partial u(t)}{\partial p_k}$ 는 자코비안 행렬 J 로 표현될 수 있다. 헤시안 행렬에서 2차 미분

항의 경우 잔차가 작거나 방정식이 준선형인 경우 그 값이 매우 작기에 이를 생략할 수 있다. 2차 미분항을 생략하고 헤시안 행렬을 구하여 사용할 경우를 가우스-뉴턴법이라고 한다(식 (4)).

$$H_{jk}^A = \int_0^{T_{\max}} \left(\frac{\partial u(t)}{\partial p_j} \frac{\partial u(t)}{\partial p_k} \right) dt \quad (4)$$

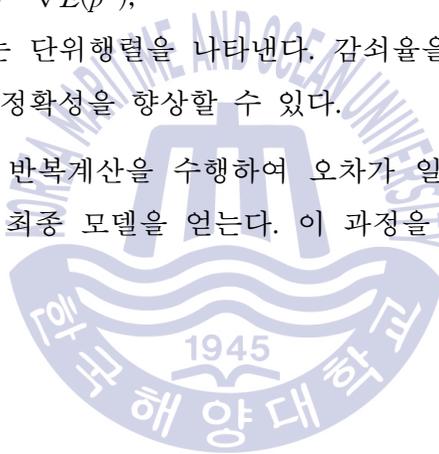
$$= J^T J,$$

여기서 H^A 는 근사 헤시안을 의미한다. 만약 잔차가 크거나 방정식이 비선형일 경우 감쇠 최소 자승법을 통해 해의 정확성을 향상할 수 있다. 감쇠 최소 자승법은 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$p^{n+1} = p^n - (H^A + \lambda I)^{-1} \nabla E(p^n), \quad (5)$$

여기서 λ 는 감쇠율, I 는 단위행렬을 나타낸다. 감쇠율을 헤시안 행렬의 대각성분에 더함으로써 해의 정확성을 향상할 수 있다.

이와 같은 방식으로 반복계산을 수행하여 오차가 일정 범위 내로 수렴하게 되면 반복을 종료하고 최종 모델을 얻는다. 이 과정을 순서도로 나타내면 Fig. 2와 같다.



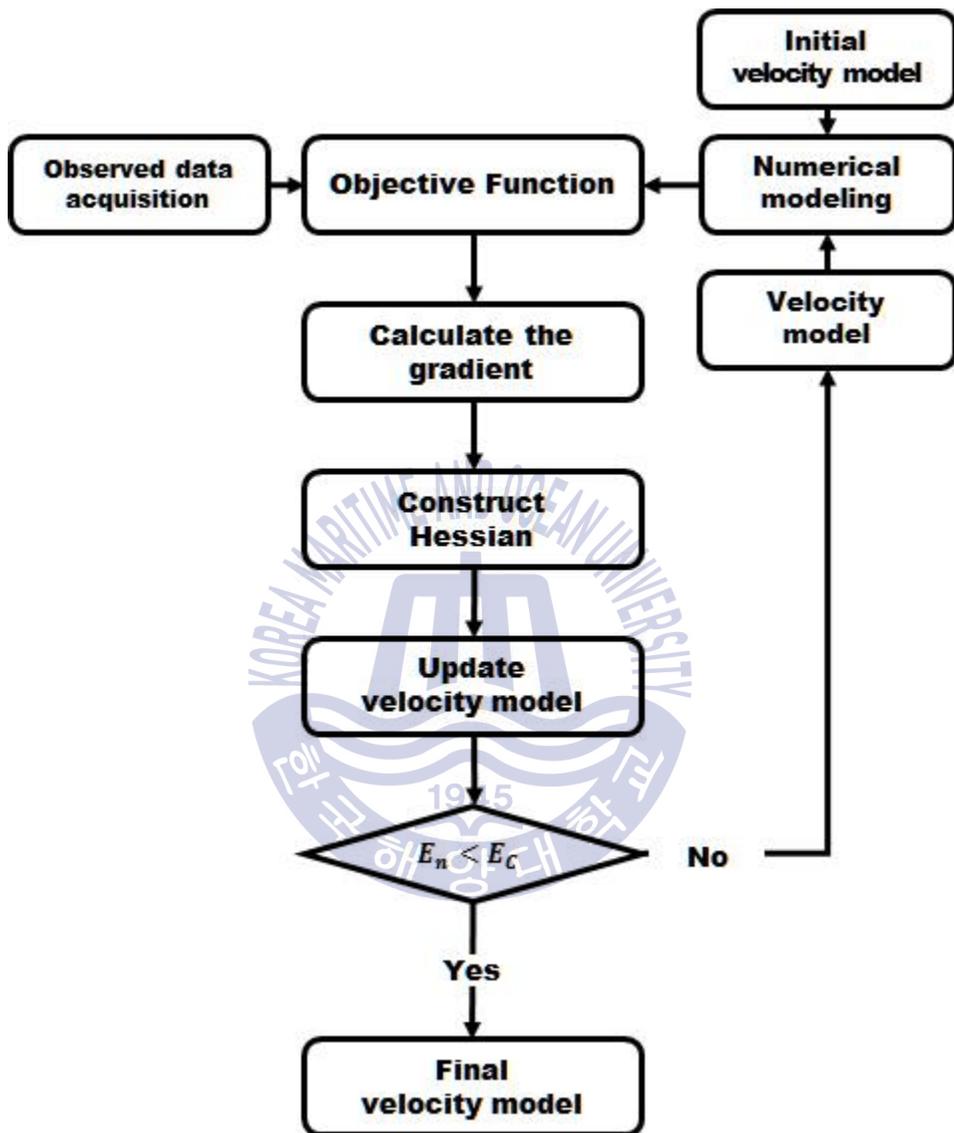


Fig. 2 Flowchart of conventional full waveform inversion

2.3 활성화 함수를 적용한 파형 역산 알고리즘

본 연구에서는 앞서 설명한 활성화 함수를 파동장에 적용하여, 변형된 파동장을 이용하여 파형 역산을 수행하였다. 본 연구에서 사용하는 파동장은 식 (6)과 같다.

$$U(t) = \ln(1 + e^{u(t)}) - \ln(2), \quad (6)$$

여기서 u 는 일반적인 파동장을 의미하며, t 는 시간, e 는 오일러의 수, U 는 연구에서 제안하는 새로운 파동장을 의미한다. 새로운 파동장과 일반적인 파동장을 구분하기 위하여 일반적인 파동장은 소문자로 수정된 파동장은 대문자로 표기한다. 일반적인 softplus 함수는 $\ln(1 + e^u)$ 로 정의되지만, softplus 함수식을 그대로 쓰게 되면 입력값의 모든 값이 양수로 출력된다. 이때, 주파수 분석을 수행하게 되면 영주파수 성분이 강하게 나타나게 된다. 이것은 파형 변화의 영향이 아니라, 파동장의 전체 값이 양수가 되어 생기는 현상으로, 파형 변화에 따른 주파수 변화의 영향을 잘 나타내지 못하게 된다. 이를 보완하기 위하여 원자료의 값이 0이 되는 값에서 변형된 파동장의 값이 0이 될 수 있게 $\ln(2)$ 의 값을 빼주어 파형 변화에 따른 주파수 변화의 영향을 분석하였다. 본 연구에서 사용하는 l_2 -norm 목적함수를 사용하면 파동장의 잔차를 이용하여 상쇄되기 때문에 파형 역산 적용 시에는 softplus 함수를 변형하지 않고 사용하는 것과 같다. 새로운 파동장을 식 (1)의 목적함수를 적용하면 식 (7)로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2} \int_0^{T_{\max}} [U(t) - D(t)]^2 dt \\ &= \frac{1}{2} \int_0^{T_{\max}} [\ln(1 + e^{u(t)}) - \ln(1 + e^{d(t)})]^2 dt, \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 u 는 수치모델링을 통해 얻은 파동장이고, d 는 관측된 파동장, T_{\max} 는 총 기록시간이다.

식 (7)의 목적함수의 최소화 과정으로 새로운 경사방향을 구하기 위해 임의의 k 번째 매개변수 p 에 대하여 편미분을 수행하면 식 (8)과 같이 경사방향을 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}\frac{\partial E(p)}{\partial p_k} &= \int_0^{T_{\max}} \frac{\partial U(t)}{\partial p_k} [U(t) - D(t)] dt \\ &= \int_0^{T_{\max}} \frac{e^{u(t)}}{1+e^{u(t)}} \frac{\partial u(t)}{\partial p_k} [\ln(1+e^{u(t)}) - \ln(1+e^{d(t)})] dt,\end{aligned}\quad (8)$$

여기서 $\frac{\partial E(p)}{\partial p_k}$ 는 목적함수의 경사방향을 나타낸다. 주어진 모델을 업데이트하기 위하여 업데이트 길이를 최적화하기 위하여 새로운 목적함수의 2차 미분을 구하면 식 (9)와 같다.

$$\frac{\partial^2 E(p)}{\partial p_l \partial p_k} = \int_0^{T_{\max}} \frac{\partial U(t)}{\partial p_l} \frac{\partial U(t)}{\partial p_k} + \frac{\partial^2 U(t)}{\partial p_l \partial p_k} dt \quad (9)$$

식 (9)에서도 두 번째 항의 경우 잔차가 작거나 방정식이 준선형일 경우 이를 생략할 수 있다. 결과적으로 업데이트 길이를 최적화하기 위한 헤시안 행렬은 식 (10)과 같이 나타낼 수 있다.

$$H_{kl} = \begin{bmatrix} \left(\frac{e^u}{1+e^u} \right) \frac{\partial u}{\partial p_1} \\ \left(\frac{e^u}{1+e^u} \right) \frac{\partial u}{\partial p_2} \\ \vdots \\ \left(\frac{e^u}{1+e^u} \right) \frac{\partial u}{\partial p_k} \end{bmatrix} \left[\left(\frac{e^u}{1+e^u} \right) \frac{\partial u}{\partial p_1}, \left(\frac{e^u}{1+e^u} \right) \frac{\partial u}{\partial p_2}, \dots, \left(\frac{e^u}{1+e^u} \right) \frac{\partial u}{\partial p_l} \right], \quad (10)$$

여기서 새로운 편미분 파동장인 $\frac{\partial U}{\partial p_k} = \left[\left(\frac{e^u}{1+e^u} \right) \frac{\partial u}{\partial p_1}, \dots, \left(\frac{e^u}{1+e^u} \right) \frac{\partial u}{\partial p_k} \right]$ 를 새로운 자코비안 행렬 \hat{J} 로 표현하면 경사방향과 헤시안 행렬은 식 (11)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial p} &= \hat{J}^T (U - D) \\ H &= \hat{J}^T \hat{J},\end{aligned}\quad (11)$$

여기서 T 는 전치를 의미한다. 목적함수의 경사방향과 헤시안 행렬을 이용하여 최종 업데이트 방정식은 식 (12)와 같이 표현된다.

$$p_k^{n+1} = p_k^n - (\hat{J}^T \hat{J})^{-1} \hat{J}^T (U - D). \quad (12)$$

본 연구의 수치모델링을 통해 얻어지는 신호의 진폭 범위는 $(-10^{-5}, 10^{-5})$ 정도로 매우 작은 진폭을 가진다. 이 진폭을 가지는 파동장을 softplus 함수에 적용할 경우 함수적용 전과 적용 후의 변화가 적다. 함수의 적용성을 높이기 위하여 관측자료와 수치모델링을 통해 얻은 파동장을 정규화하여 함수적용 시 변화폭이 커지는 범위로 진폭을 조정하는 과정을 추가하였다. Fig. 3은 활성화 함수를 적용한 파동장을 사용하는 완전 파형 역산의 순서도를 나타낸다.



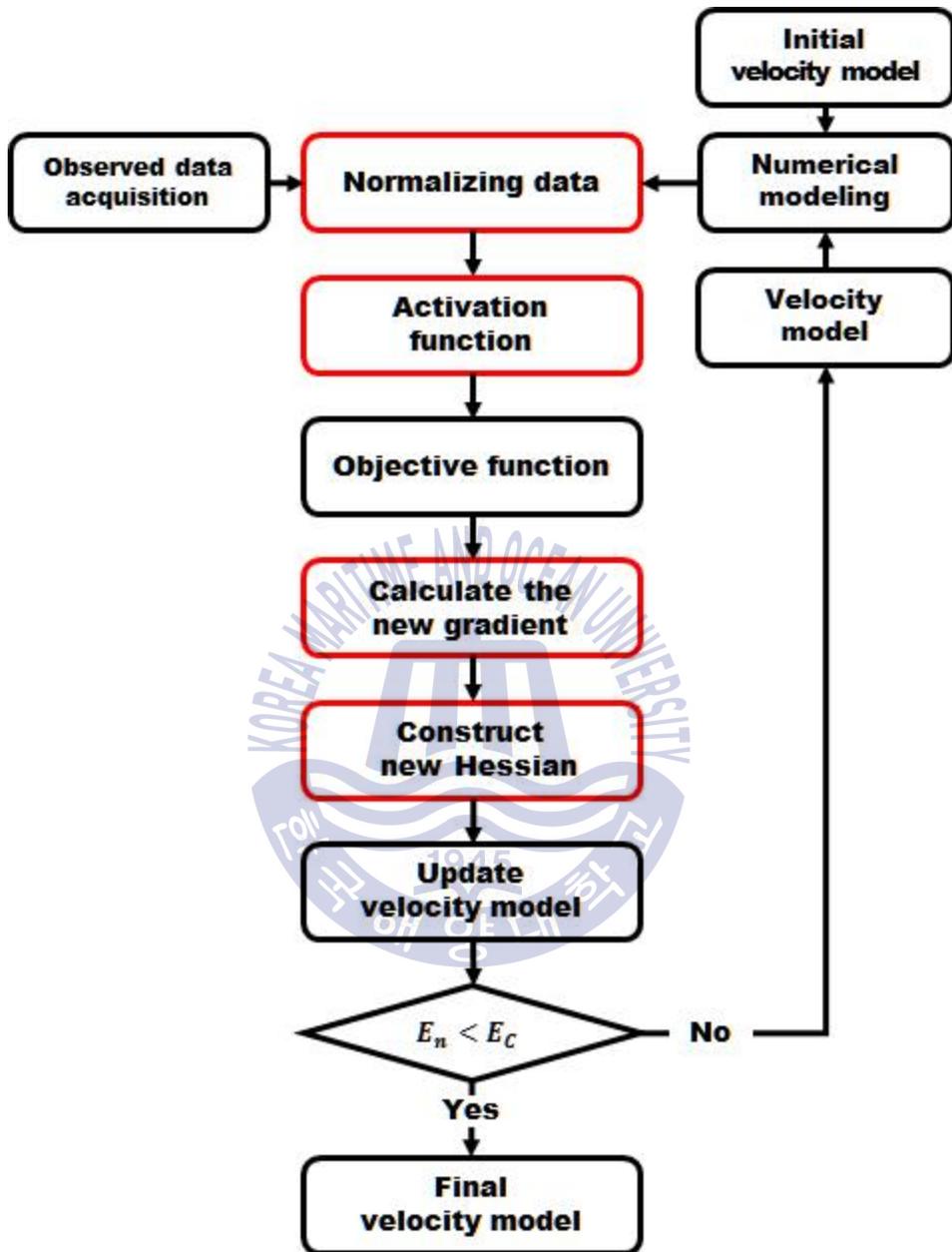


Fig. 3 Flowchart of the proposed full waveform inversion (red box : new steps for proposed algorithm)

2.4 음원 추정 알고리즘

탄성과 파형 역산을 수행하기 위해서는 관측자료의 음원 파형 정보가 필요하다. 수치모델링을 통해 얻은 자료에 대해서는 이미 음원 정보를 알 수 있기에 음원 추정 과정이 생략하여도 되지만, 실제 탐사자료 혹은, 수치 모델에서 얻은 자료를 필터링하게 되면 음원 추정 과정이 필요하다. 탐사자료의 음원을 추정하는 방법에는 현장에서 직접 음원 파형을 추출하는 것과 관측자료로부터 음원 정보를 추정하는 방법이 있다. 첫 번째 방법의 경우 별도의 장비를 운영해야 하는 한계가 존재하기 때문에 대부분 관측자료를 통한 간접적인 추정 방법이 활용된다. 탄성과 자료는 반사 계수와 음원 파형의 컨벌루션 형태로 나타나게 된다. 따라서 배경속도를 아는 매질의 경우 디컨벌루션을 통해 음원 파형을 추정할 수 있다. 본 연구에서 사용되는 속도모델의 경우 해상환경을 모사하고 있기에, 배경속도가 물의 음파 전파속도로 알려진 $1500m/s$ 인 환경에서 얻어진 관측자료의 직접파를 이용하여 음원을 추정하였다. 관측자료는 식 (13)과 같이 음원 파형과 그린함수의 컨벌루션으로 표현할 수 있다.

$$d(t) = \sum_{\tau} G(\tau) * f(t - \tau) \quad (13)$$

여기서 d 는 관측자료를 의미하며, G 는 그린함수, f 는 음원 파형, τ 는 시간 상수를 의미한다. 취득된 관측자료와 그린함수와 음원의 컨벌루션으로 나타나는 파형의 차이가 최소가 되는 음원 파형을 구하면 음원을 추정할 수 있다. 두 자료의 오차를 최소 자승법으로 나타내면 식 (14)로 정의된다.

$$L = \sum_{\tau} \left(d(t) - \sum_{\tau} G(\tau) * f(t - \tau) \right)^2 \quad (14)$$

여기서 L 을 최소화하는 음원 파형을 찾기 위하여 L 에 편미분을 취하면 식 (15)로 나타난다.

$$\frac{\partial L}{\partial f_i} = -2 \sum_{\tau} d(t) G(\tau) + 2 \sum_i \left(\sum_{\tau} G(\tau) * f(\tau) \right) G(\tau) \quad (15)$$

여기서 i 는 시간 인덱스이다. 이때, 좌변에 0을 취하면 식 (16)과 같이 전개된

다.

$$\sum_{\tau} \left(\sum_i G(t-\tau)G(t-i) \right) s(\tau) = \sum_{\tau} d(t)G(\tau) \quad (16)$$

식 (16)을 행렬식으로 표현하면 아래의 식 (17)과 같이 나타난다.

$$\begin{pmatrix} r_0 & r_1 & \dots & r_{n-2} & r_{n-1} \\ r_1 & r_0 & \dots & r_{n-3} & r_{n-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ r_{n-2} & r_{n-3} & \dots & r_0 & r_1 \\ r_{n-1} & r_{n-2} & \dots & r_1 & r_0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_0 \\ f_1 \\ \vdots \\ f_{n-2} \\ f_{n-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_0 \\ c_1 \\ \vdots \\ c_{n-2} \\ c_{n-1} \end{pmatrix} \quad (17)$$

여기서 r_i 는 그린함수의 자기상관(Auto-correlation)의 시간 지연을 의미하며, c_i 는 그린함수와 관측자료의 상호상관(Cross-correlation)의 시간 지연을 의미한다. 이처럼 그린함수와 관측자료를 통하여 탄성파 자료의 음원을 추정할 수 있다(Kim et al., 2013).



2.5 유사 헤시안 적용

시간 영역 완전 파형 역산의 경우 모델파라미터 p_k 에 대해 업데이트할 때 자코비안 계산을 위하여 모델링을 k 번 수행한다. 1차원에서는 계산하는 모델파라미터의 개수가 많지 않기 때문에 이같이 역산을 수행할 수 있지만, 2차원 혹은 3차원으로 확장하게 되면 계산시간은 기하급수적으로 증가하게 된다. 이러한 문제를 극복하기 위하여 역전파 파동장 기법이 제시되었다(Tarantola, 1984).

시간 영역에서 1차원 파동방정식은 식 (18)로 나타나며, 식 (18)을 모델파라미터 p_k 편미분하면 식 (19)와 같다.

$$\frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 u}{\partial t^2} = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + f, \quad (18)$$

$$\frac{1}{c^2} \frac{\partial^2}{\partial t^2} \left(\frac{\partial u}{\partial p_k} \right) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} \left(\frac{\partial u}{\partial p_k} \right) + \frac{2}{c^3} \frac{\partial^2 u}{\partial t^2}. \quad (19)$$

식 (18)의 형태를 보면 식 (19)와 형태가 유사하다. $\frac{2}{c^3} \frac{\partial^2 u}{\partial t^2}$ 를 송신원 항으로 가정하면 파동방정식의 형태와 매우 유사하다. 이 송신원 항을 가상송신원 (virtual source)이라고 하면 편미분 파동장은 식 (20)과 같이 그린함수와 가상송신원의 컨벌루션으로 나타낼수 있다.

$$\frac{\partial u(t)}{\partial p_k} = G(t) * V_k(t), \quad (20)$$

여기서 $G(t)$ 는 그린함수를 의미하고, $V_k(t)$ 는 k 번째 모델 매개변수 p_k 에 대한 가상송신원을 나타낸다.

식 (3)에서 나타난 경사방향 계산식에 식 (20)을 대입하고 상호상관을 컨벌루션으로 치환하고, 컨벌루션의 교환법칙과 결합법칙을 사용하면 식 (21)을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned}\nabla E(p_k) &= \int_0^{T_{\max}} \left(\frac{\partial u(t)}{\partial p_k} \right)^T [u(t) - d(t)] dt \\ &= [V_k(t)^T * G(t)] \otimes [r(t)] \\ &= V_k(t)^T * [G(t) * r(T_{\max} - t)],\end{aligned}\tag{21}$$

여기서 r 은 파동장의 잔차, \otimes 는 영지연 상호상관을 의미한다. 이 때 $G(t) * r(T_{\max} - t)$ 는 역전파된 파동장을 의미한다. 이러한 방식으로 목적함수를 최적화하는 방법이 역전파 파동장 기법이다. 목적함수의 경사방향은 역전파된 파동장과 가상송신원에 의해 효율적으로 계산된다.

가우스 뉴턴법의 근사 헤시안은 자코비안 행렬의 곱으로 나타낼 수 있었다. 그리고 자코비안 행렬은 식 (22)와 같이 가상송신원을 이용해 표현할 수 있다.

$$H^A = J^T J^* = (G^{-1} V)^T (G^{-1} V)^* = (V)^T (G)^T (G)^* (V)^*,\tag{22}$$

여기서 H^A 는 근사 헤시안을 나타낸다. 계산량을 줄이기 위하여 근사 헤시안을 한 번 더 근사시킨 유사 헤시안 사용하여 역산을 수행할 수 있다. 그린함수인 G 를 두 번 곱한 대각우세행렬을 단위행렬로 근사하여 유사 헤시안을 구할 수 있다(식 (23)).

$$H^P = (V)^T (V)^*,\tag{23}$$

여기서 H^P 는 유사 헤시안을 나타낸다. 모델링 연산자인 그린함수는 전파 거리가 길어지면서 발생하는 구형 발산 효과를 표현한다. 반면에 그린함수의 역함수는 이러한 구형발산효과를 보정 하는 역할을 하기에 근사 헤시안을 사용할 경우 하부구조의 분해능을 향상할 수 있다. 유사 헤시안의 경우 이 보정 효과가 제거되었기 때문에 하부 분해능이 저하되거나 계산상 효율이 높아진다.

본 연구에 역전파 기법을 적용하기 위하여 식 (19)의 가상송신원의 파동장 항에 활성화 함수를 적용하여 새로운 가상송신원을 구하면 식 (24)와 같다.

$$V_{SP} = \frac{2}{c^2} \left(\frac{e^u}{(1+e^u)^2} \frac{\partial u}{\partial t} + \frac{e^u}{(1+e^u)} \frac{\partial^2 u}{\partial t^2} \right)\tag{24}$$

최종 업데이트 방법은 식 (25)와 같다.

$$p_k^{n+1} = p_k^n - (V_{k,SP}^T(t) V_{k,SP}(t) + \lambda I)^{-1} V_{k,SP}^T(t) [G(t) * r(T_{\max} - t)]\tag{25}$$

제 3 장 수치 예제

3.1 활성화 함수의 파동장 적용

본 연구에서는 수치모델링을 통하여 인공합성자료를 취득하였다. 관측자료를 얻은 속도모델의 경우, 자료처리 알고리즘 검증을 위하여 많이 사용되는 Marmousi-2 모델(Martin et al., 2006)의 수평 방향 8.0km 지점에서 깊이에 따른 속도정보를 사용하였다(Fig. 4). 속도모델은 음향환경으로 가정하여 P파 속도만 존재한다. 설정한 속도모델에 대하여 1차원 음향 파동방정식을 수치 해석적으로 풀이하여 인공합성자료를 취득하였다. 수치 모델 수행 시 사용된 변수는 Table 1과 같다. 사용된 음원은 1차 미분 가우스 신호를 사용하였다.

Table 1 1D synthetic modeling parameter

parameter	value
number of z-axis grids	1590
number of samples	10000
grid spacing (m)	2
sampling interval (s)	0.0003
cutoff frequency (Hz)	50
shot location (m)	2
receiver location (m)	2
water depth (m)	216

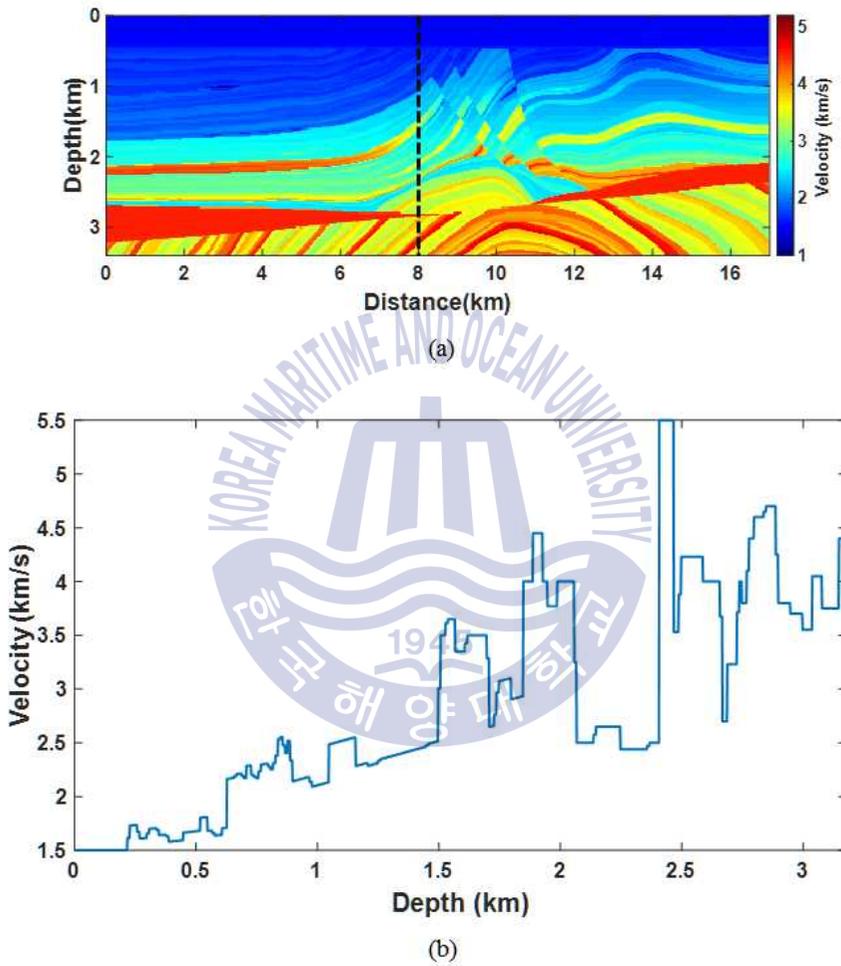


Fig. 4 Velocity model (a) Marmousi-2 model, (b) depth profile at a horizontal position 8.0km

수치모델링을 통해 얻은 시간 영역 관측자료는 Fig. 5와 같고, 이 자료에 식 (6)을 적용한 신호는 Fig. 6과 같다. 두 신호를 푸리에 변환을 통해 주파수 분석을 한 결과는 Fig. 7과 같다. 함수를 적용했을 때 원자료에서 나타나지 않는 영주파수 성분이 생성되고 저주파수 성분이 강화된 것을 확인할 수 있다.

Fig. 8, Fig. 9는 차단 주파수 10Hz의 고주파통과 필터를 적용한 관측자료와 필터링을 한 관측자료에 활성화 함수를 적용한 파동장을 나타낸다. 이 자료의 주파수 성분을 살펴보면 관측자료의 경우 Fig. 10의 파란 선과 같이, 10Hz 이하의 신호들이 약화된 것을 확인할 수 있다. 하지만, Fig 10의 빨간 선에서 나타나듯 원자료의 저주파수 성분이 없음에도 활성화 함수를 적용하게 되면 저주파수 성분이 생성된다. 그러므로, 활성화 함수의 적용은 원자료에 나타나지 않는 저주파수 및 영주파 성분을 강제적으로 생산할 수 있다.

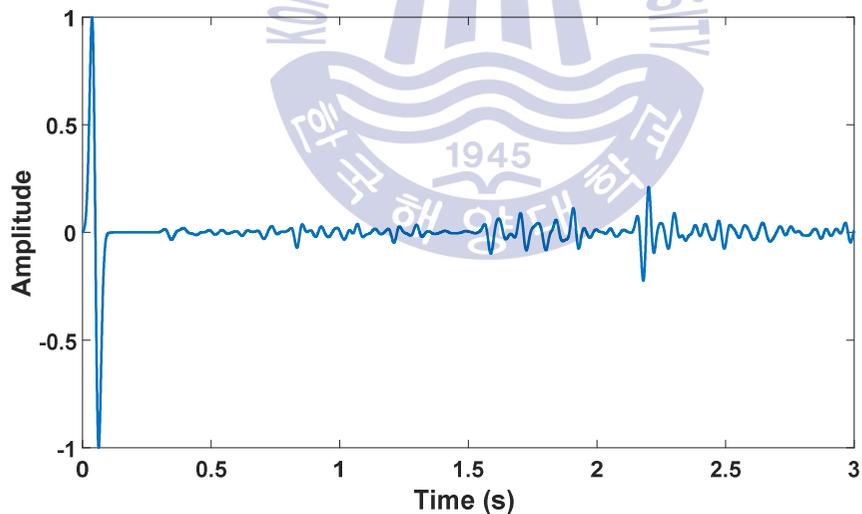


Fig. 5 Synthetic trace from true velocity profile

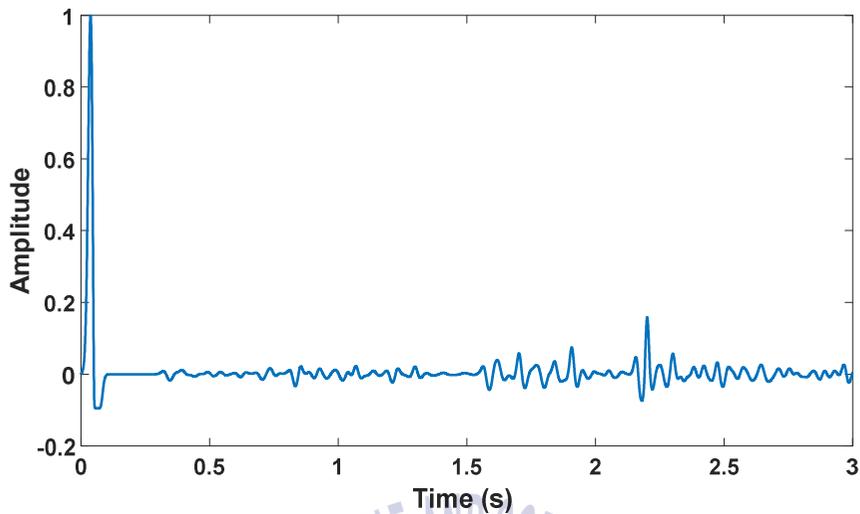


Fig. 6 Synthetic trace applied activation function

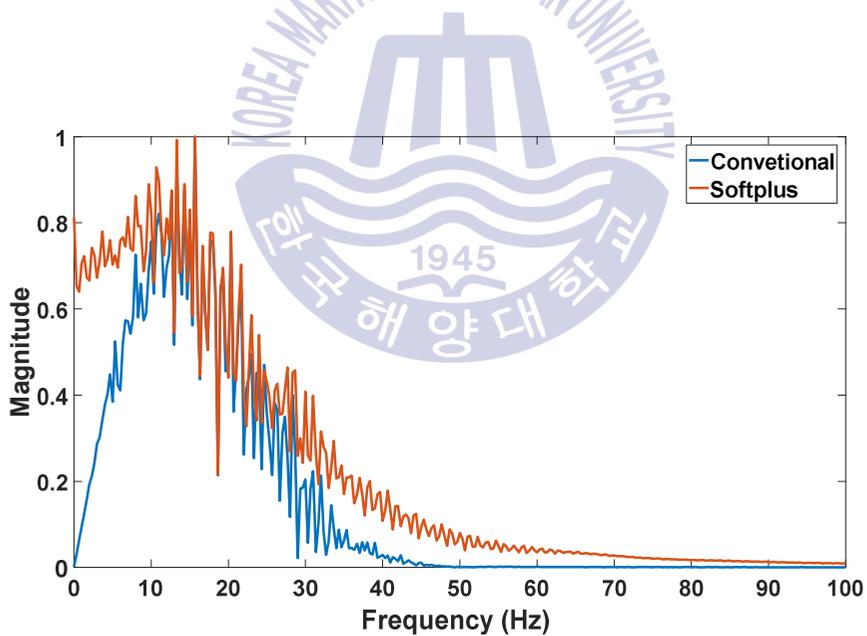


Fig. 7 Frequency components of synthetic trace

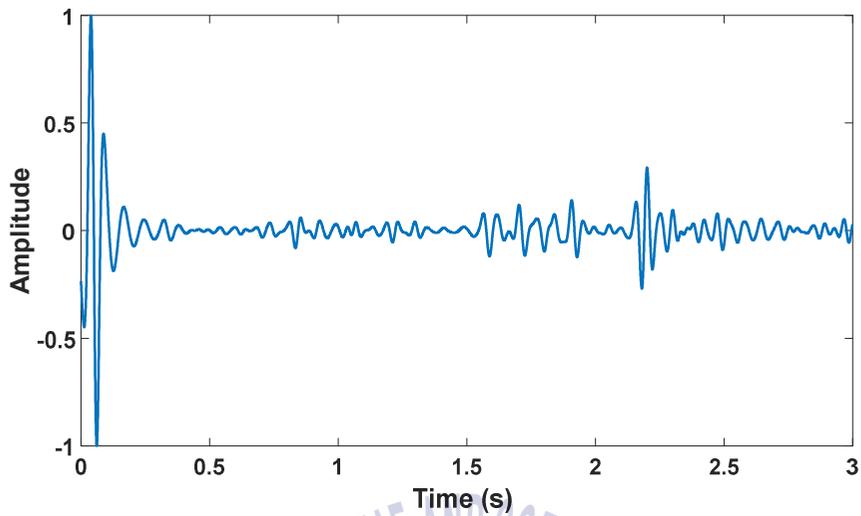


Fig. 8 Wave field with high-pass filter

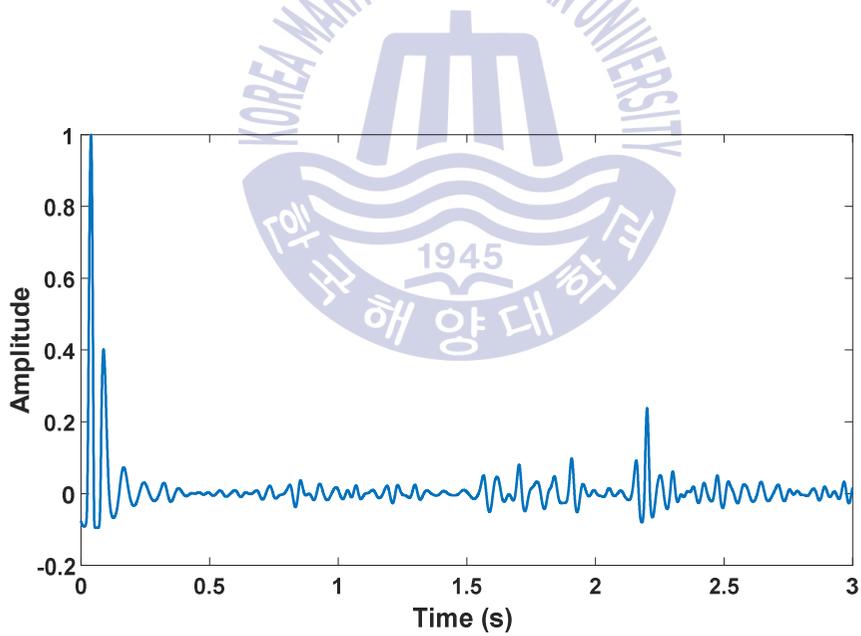


Fig. 9 Wave field with high-pass filter applied softplus

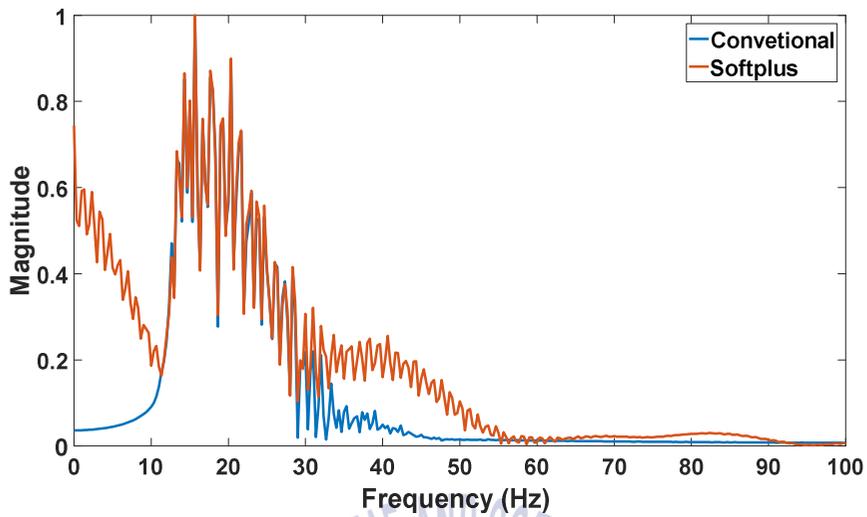


Fig. 10 Frequency components of synthetic trace with high-pass filter



3.2 활성화 함수를 적용한 파형 역산

3.2.1 제안기법 검증

이론에서 설명한 활성화 함수를 적용한 파형 역산의 검증을 수행하였다. 3.1 절에서 사용된 관측자료를 사용하여 활성화 함수를 적용하지 않은 역산과 적용한 역산을 수행하여 속도정보와 주시 정보를 도출하였다. 역산에 사용되는 초기속도모델은 Fig. 4 (b)에 나타난 속도모델을 평활화한 모델을 사용하였다. 두 가지의 속도모델을 Fig. 11에 나타냈다. Fig. 12는 각각의 역산 결과를 보여준다. Fig. 12에서 볼 수 있듯 파동장에 활성화 함수를 적용한 역산에서도, 일반적인 파형 역산의 결과와 같이 실제 속도모델값을 잘 찾아가는 것을 확인할 수 있다. 두 경우를 정량적으로 비교하기 위하여 활성화 함수를 적용하지 않은 파동장으로 구성된 목적함수를 통해 측정된 오차를 계산하였다(Fig. 13). 결과를 비교해보면 함수를 적용한 역산의 경우가 오차 감소율이 낮다. 하지만 전체 오차값은 비슷하게 수렴하는 것으로 보아, 함수를 적용한 역산의 경우도 양호한 결과를 얻을 수 있는 것을 확인하였다. Fig. 14와 Fig. 15는 관측자료와 최종속도모델을 통해 얻은 파동장을 비교한 그림이다. 반사파의 결과를 비교하기 위하여 직접파 신호가 수신되는 시간을 생략하고 나타내었다.

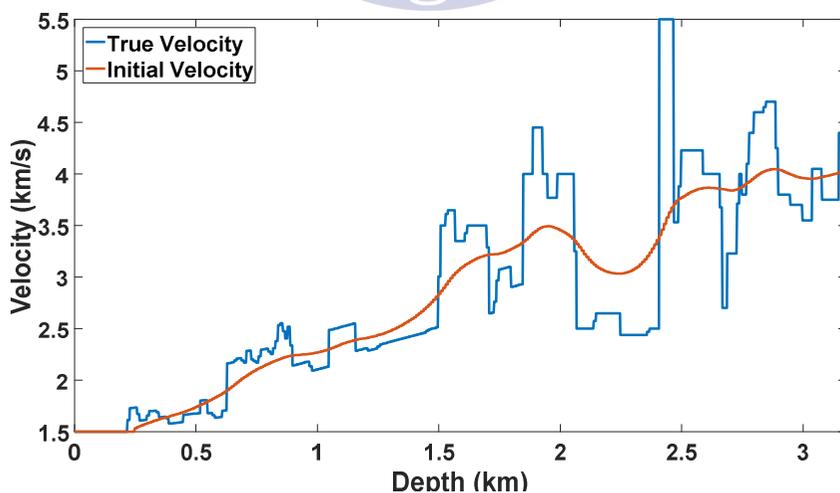


Fig. 11 Comparison of true and smoothed initial velocity model

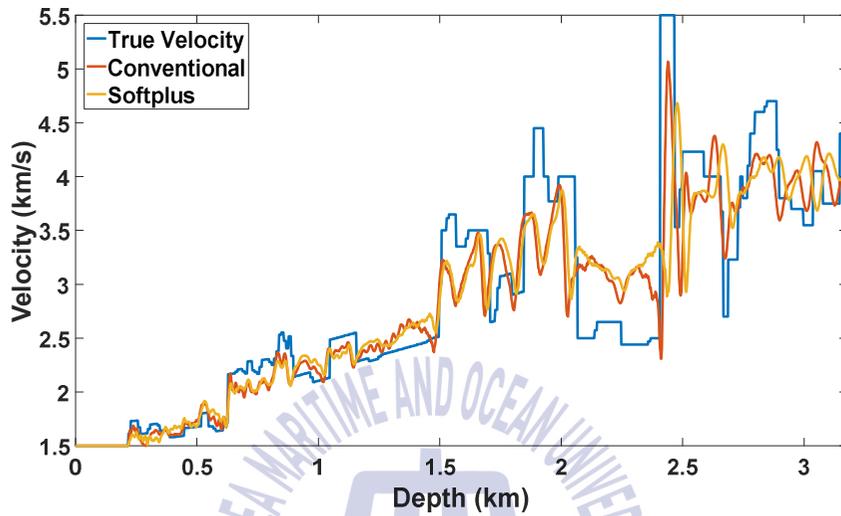


Fig. 12 Comparison of true and inverted velocity model

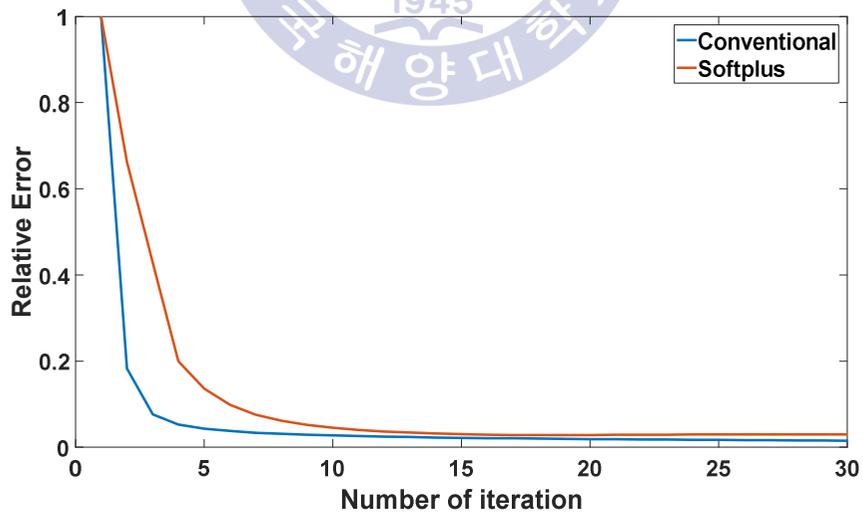


Fig. 13 Relative error according to the number of iteration

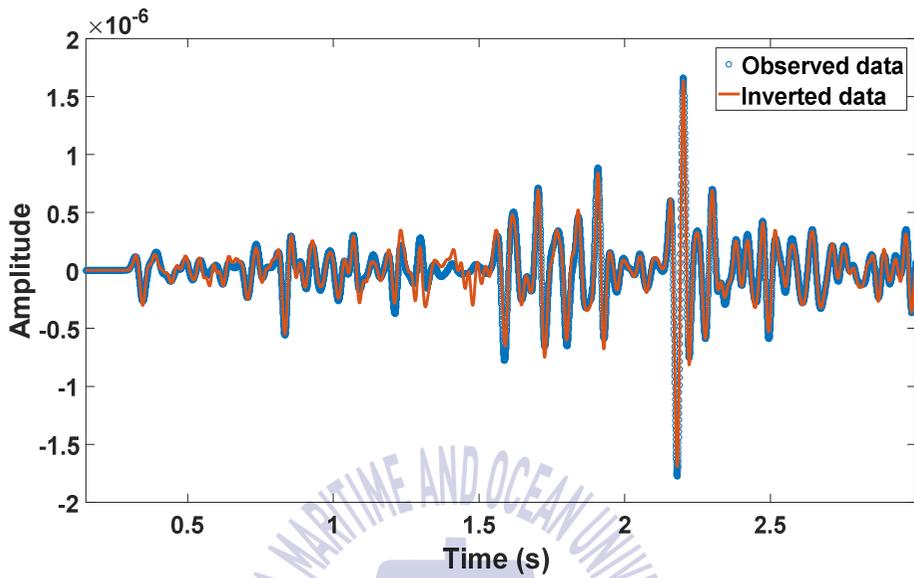


Fig. 14 Comparison of observed data and calculated data acquired by using conventional waveform inversion

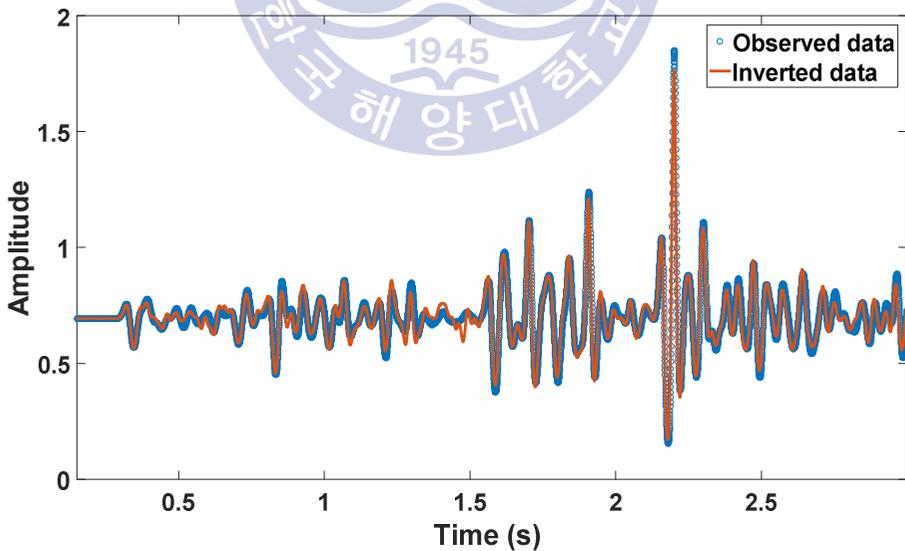


Fig. 15 Comparison of observed data and calculated data acquired using waveform inversion applied to the function

3.2.2 저주파수 성분의 활용

3.1에 나타나듯 파동장에 활성화 함수를 적용하면 원자료에 없는 주파수 성분이 생성된다. 본 단원에서는 Fig. 10에 나타나는 활성화 함수를 적용한 파동장에서 생성된 저주파수 성분의 역할을 확인하기 위하여 수치실험을 설계하였다.

우선 관측자료에 고주파통과 필터를 적용해 저주파수 성분을 약화한다. 그 후, 활성화 함수를 적용한다. 활성화 함수를 적용한 파동장에 저주파통과 필터를 사용하여 활성화 함수를 통해 강제적으로 생산된 저주파수 성분만의 신호를 얻는다(Fig. 16). 마지막으로 획득한 저주파수의 신호로 역산을 수행한다. 사용한 고주파통과 필터의 차단 주파수는 10Hz이며, 저주파통과 필터의 차단 주파수는 9Hz이다. 역산에 사용된 신호는 Fig. 16과 같고 신호의 주파수 분석을 수행하면 Fig. 17과 같다.

역산 수행 후 최종적으로 얻어지는 속도모델은 Fig. 18과 같다. 역산이 완료된 속도모델은 정확한 속도를 찾아내지는 못하지만, 실제 속도모델의 고속도 층 및 저속도 층의 경향을 따라간다.

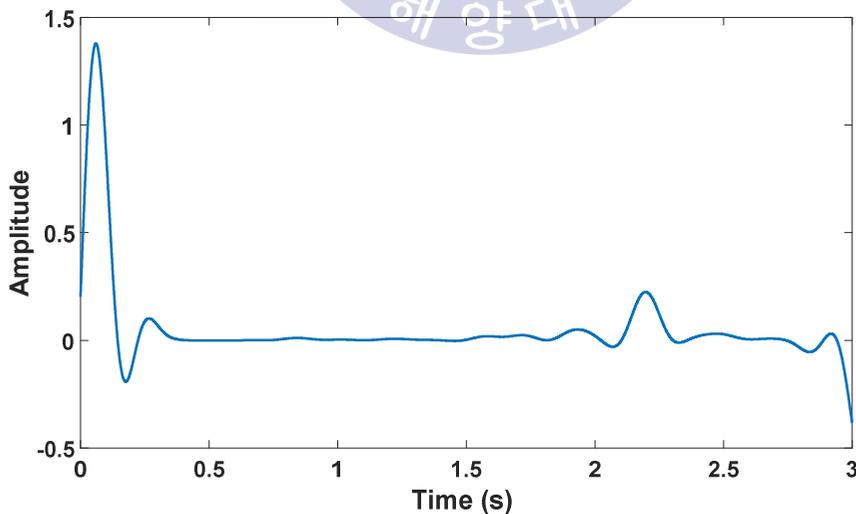


Fig. 16 Low frequency component signal of wave field with activation function

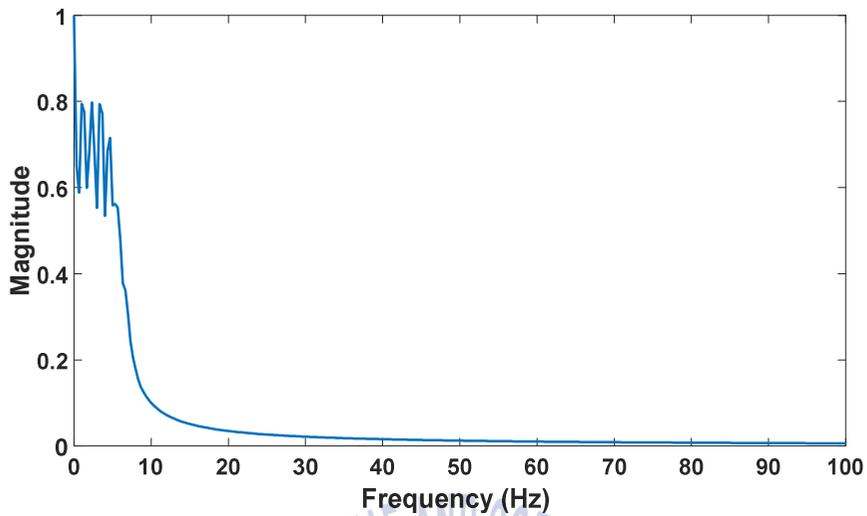


Fig. 17 Frequency component of signal applied to the low-pass filter

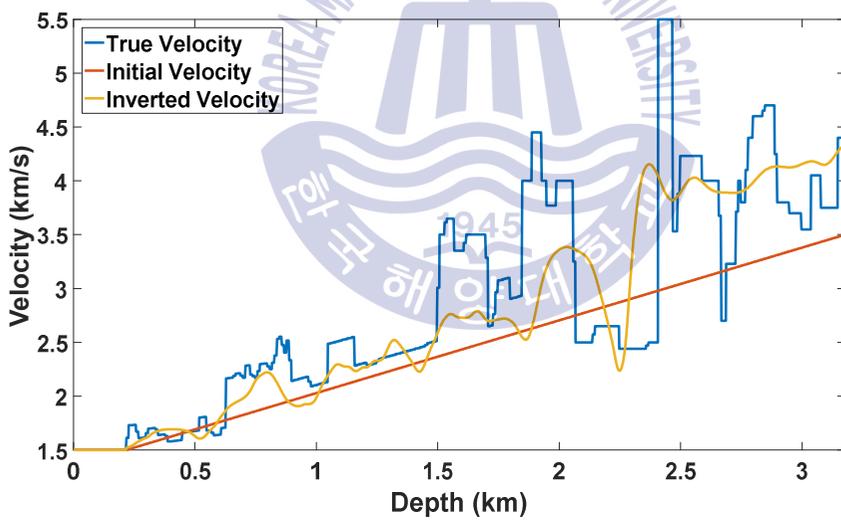


Fig. 18 Inversion results using low-frequency components of signal

과형 역산의 경우 초기속도모델의 정확성이 역산 결과에 영향을 미친다. 속도가 선형적으로 증가하는 초기속도모델로 역산을 수행하고, 역산 결과를 살펴보면, 속도변화가 크지 않은 0.6km 이내 지점에 대해서는 속도의 경향을 잡아내지만, 갑작스러운 속도변화가 생기는 0.6km 이후의 지점에서는 실제 속도모델의 경향을 거의 찾아가지 못한다(Fig. 19). 이는 초기속도모델이 실제 모델과 근접하지 않을 경우, 목적함수의 전역 최저치를 찾아가지 못하고 국소최저치에 머무르는 과형 역산의 고질적인 문제에서 비롯된다(진효준, 2018). 반면, Fig. 18에서 보았듯, 저주파수 성분을 활용한 역산의 경우, 같은 초기속도모델을 사용하였음에도 전체적인 경향을 찾아가는 것을 볼 수 있다.

이점에 착안하여, 선형적으로 증가하는 초기속도모델을 이용하여 저주파수 성분 역산을 수행하여 얻은 속도모델을 초기모델로 사용하여, 역산을 재수행하여 결과를 비교하였다. 초기속도모델을 선형증가로 한 경우를 Type 1, 저주파수 역산 결과를 사용하는 경우를 Type 2라고 명칭한다.

결과를 확인해보면, Type 2의 경우 Type 1보다 고속도 층의 속도나, 고속도 층 이후의 저속도 층의 경향을 잘 찾아간다(Fig. 20). 하지만, 천부지층의 속도는 Type 1과 비교하여 Type 2의 결과가 좋지 않다. 이러한 차이로 Type 2의 오차는 더 적게 감소한다(Fig. 21).

오차의 경우 초기속도모델이 달라, 각각의 첫 번째 목적함수 값으로 나누지 않고 Type 1과 Type 2의 첫 번째 목적함수 값 중 큰 값으로 나누었기 때문에, Type 2의 첫 번째 상대오차 값은 1이 아니다.

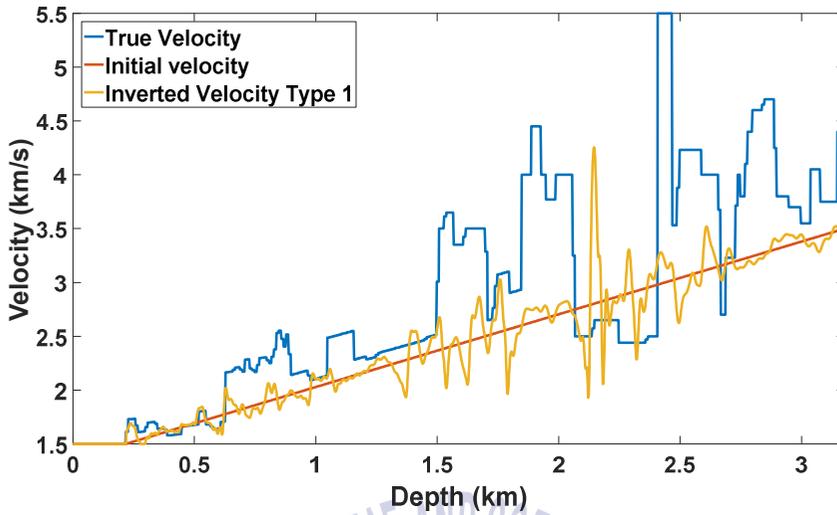


Fig. 19 Inversion results using linear increase initial model

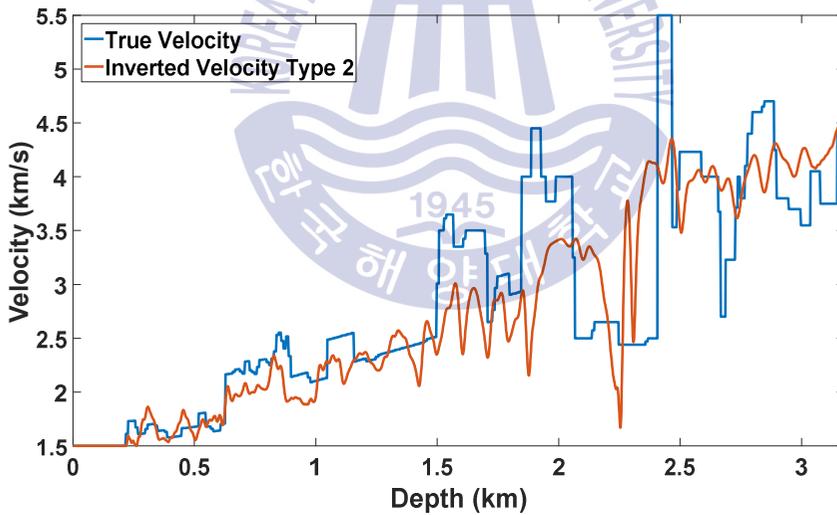


Fig. 20 Inversion results using low frequency component inversion results as initial velocity model

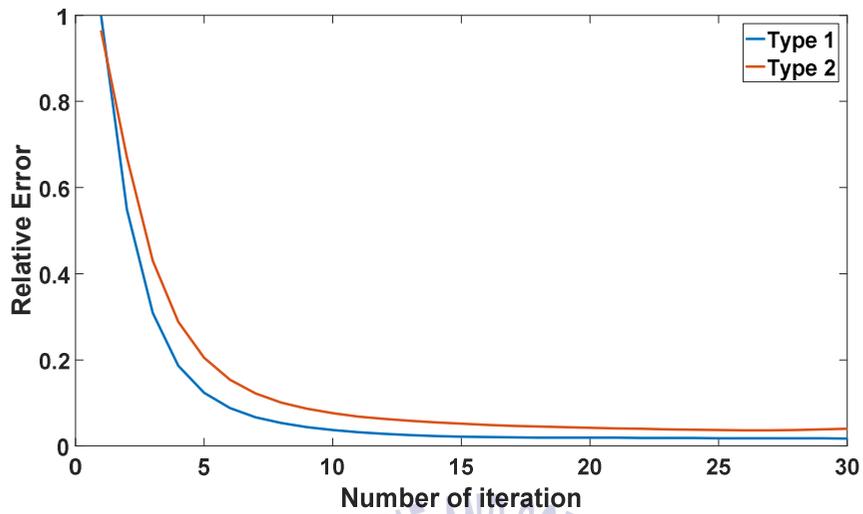


Fig. 21 Comparison of relative error



3.3 2차원 확장

앞서 1차원에서 수행하였던 수치실험을 2차원으로 확장하였다. 2차원 확장 시 계산시간의 감소를 위하여 역전파 기법과 유사 헤시안을 활용하여 역산을 수행하였다. Fig. 4 (a)의 모델로 관측모델을 측정하였으며 수치모델링에 사용된 모델파라미터는 Table 2와 같다. 2차원 수치실험은 깊이 방향의 선형증가 속도 모델을 활용하여 저주파수 역산을 수행한 후, 선형증가 속도모델과 저주파수 역산 결과를 초기속도모델로 활용하여 역산을 수행한 후에 두 가지 결과를 비교하였다. 저주파수 역산은 각각의 송신원에 따른 seismogram을 관측자료를 통해 획득하고 각각의 자료에 고주파통과 필터를 적용한 후, 활성화 함수를 적용하여 저주파수 영역을 확장한 후에, 저주파통과 필터를 적용하여 저주파수 성분의 자료를 얻었다. 사용된 고주파통과 필터의 차단 주파수는 6Hz이고, 저주파통과 필터 저주파수 성분의 자료 중 96번째 송신원에 대한 seismogram은 Fig. 22와 같다. 그림에서 볼 수 있는 것처럼 5.6~6s 사이에 강한 신호가 나타나는 것을 볼 수 있는데 이것은 필터의 적용 시 나타나는 현상으로 5.6~6s의 신호를 제거한 후에 역산을 수행하였다.

Table 2 2D synthetic modeling parameter

parameter	value
number of x-axis grids	850
number of z-axis grids	170
number of samples	3000
grid spacing (m)	20
sampling interval (s)	0.002
cutoff frequency (Hz)	10
number of shots	192
shot interval(m)	80
number of receivers	848
water depth (m)	440

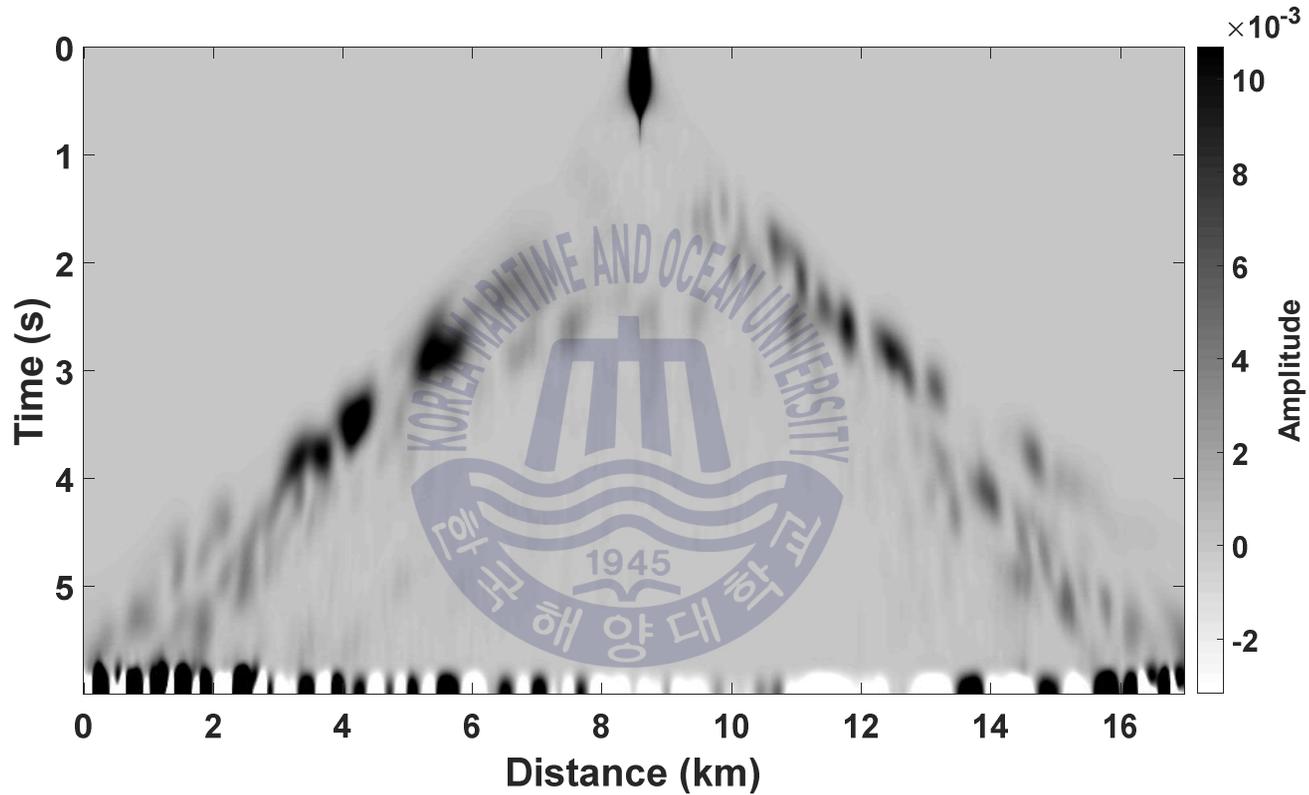


Fig. 22 Seismogram of low frequency component

역산에 사용된 선형증가 초기속도모델은 Fig. 23과 같다. Fig. 24는 Fig. 23을 초기속도모델로 활용하여 저주파수 역산을 수행한 결과이다. 결과를 확인해보면 정확한 속도구조를 표현하지는 못하지만, x방향 0~8km 구간에서 나타나는 고속도 층 및 고속도 층 하부의 저속도 층, 고속도 층이 반복되는 속도구조의 경향을 찾아가는 것을 확인할 수 있다. 이후 저주파수 역산의 결과가 초기속도 모델로 적용될 때의 효과를 알아보기 위하여 Fig. 23의 모델과 Fig. 24의 모델을 초기속도모델로 활용하여 역산을 수행하였다. 역산의 입력자료로는 실제 속도모델로 활용한 Marmousi-2 모델을 통해 얻은 관측자료에 고주파통과 필터를 적용한 자료를 활용하였다(Fig. 25). 이를 통해 저주파수 성분이 부족한 자료에서 활성화 함수로 재생산된 저주파수 성분의 효과를 확인할 수 있다. Fig. 26은 선형증가모델을 이용한 역산이며, Fig. 27은 저주파수 역산 결과를 활용한 역산이다. 두 가지 경우 모두 역산의 반복 횟수는 300회로 같다. Fig. 26의 경우 모델의 0~8km 구간이 일그러진 채로 업데이트된 것을 확인할 수 있다. 반면에 Fig. 27을 보면, Fig. 26에서 보였던 0~8km 구간의 일그러지는 현상이 사라지고 고속도 층 아래의 층서구조를 영상화한다. 이것은 선형증가모델을 초기속도 모델로 할 때 0~8km 구간의 초기속도가 실제와 크게 상이한 것에서 비롯된 결과로 보인다.

2차원의 결과는 1차원에서의 결과 보다 개선된 것을 보여주는데, 1차원 역산의 경우 하나의 송신원과 하나의 수신기의 정보로 역산을 수행하였고, 2차원의 경우 다중 송신과 다중 수신기를 사용하였다. 즉 2차원의 경우 모델 변수에 대해 더 많은 정보로 역산을 수행하였기에 나타난 결과로 보인다.

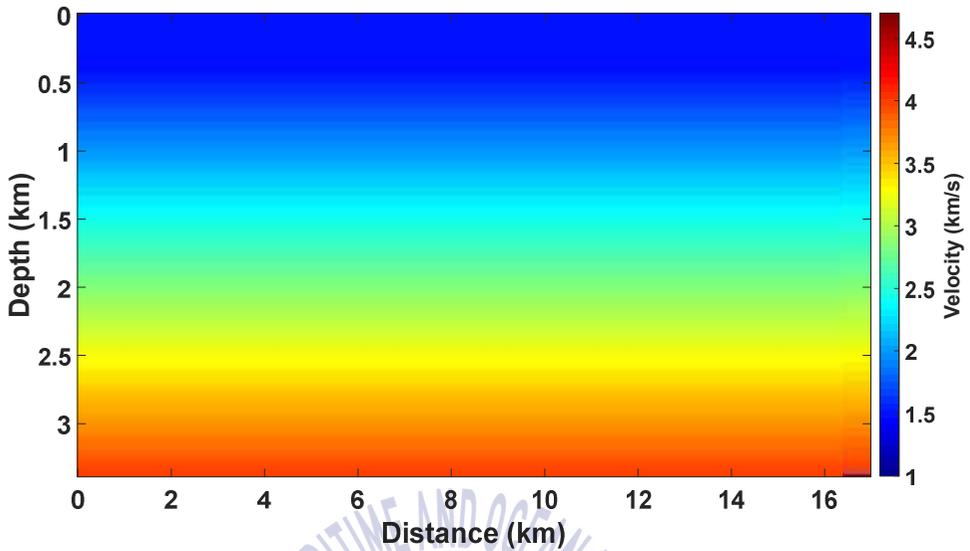


Fig. 23 Linear increase initial velocity model

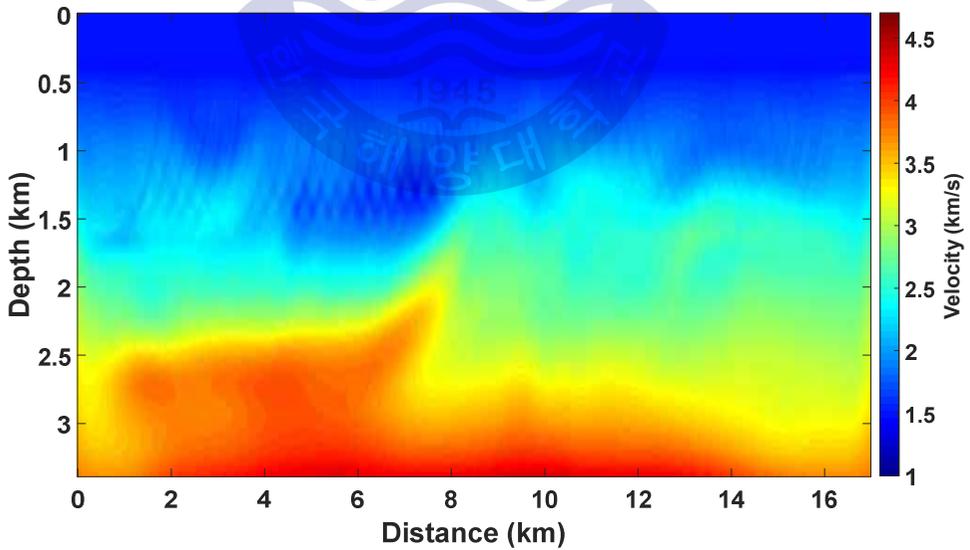


Fig. 24 Updated model of low frequency component inversion

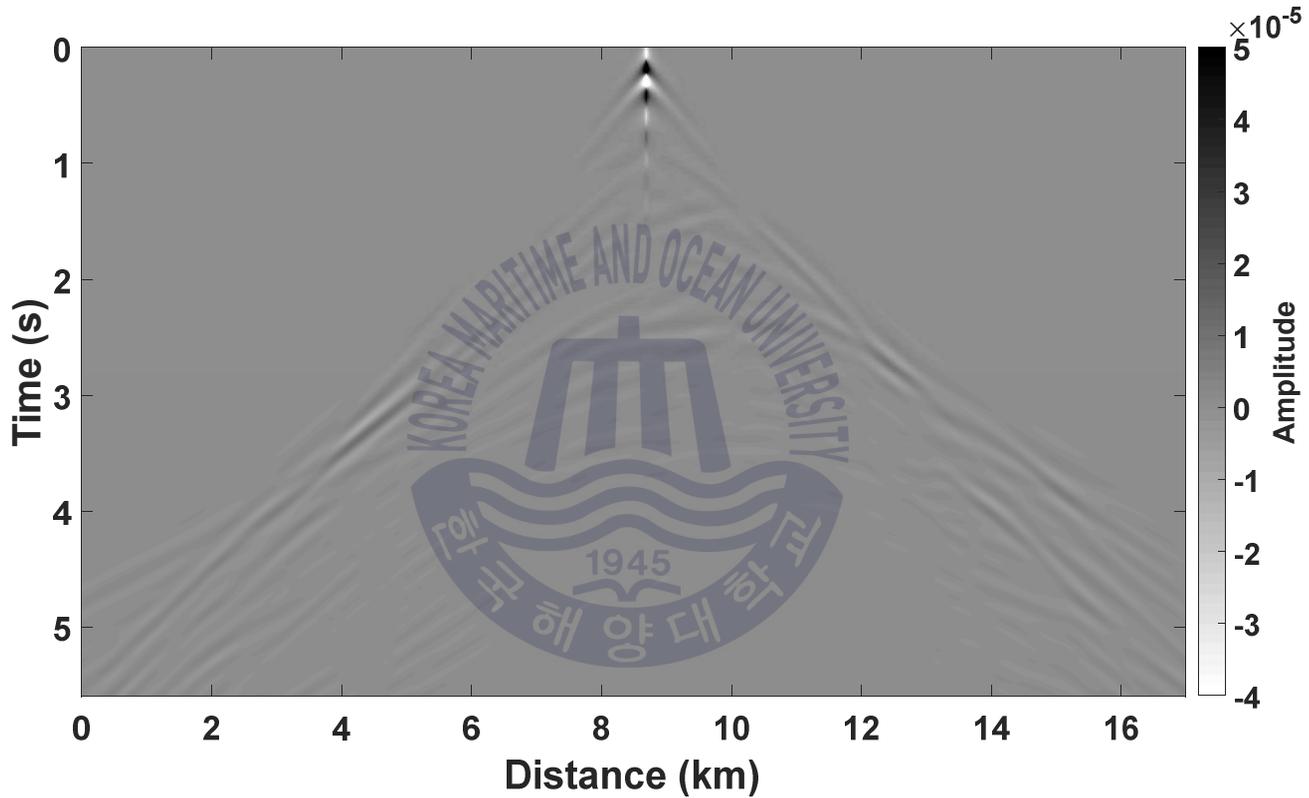


Fig. 25 Seismogram of input data with high-pass filter

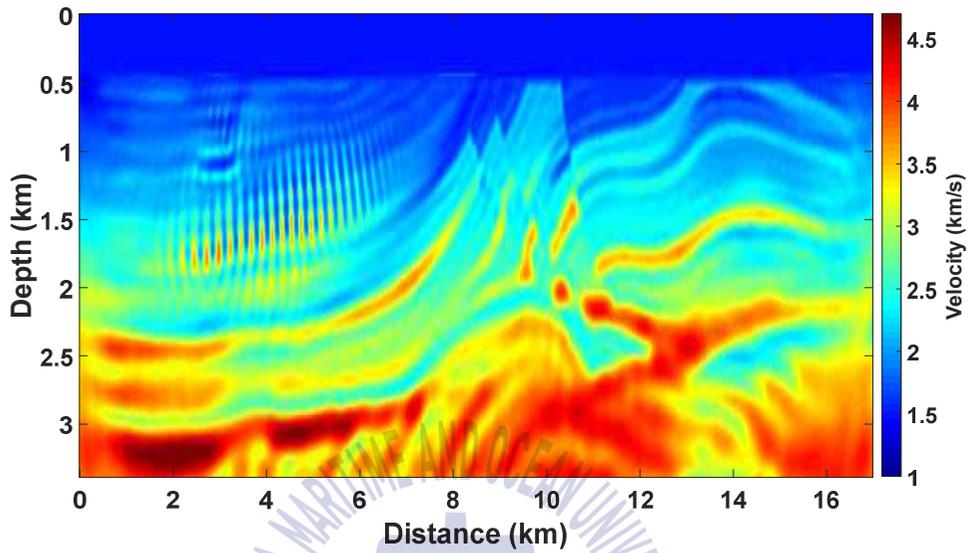


Fig. 26 Updated model used linear increase initial velocity model

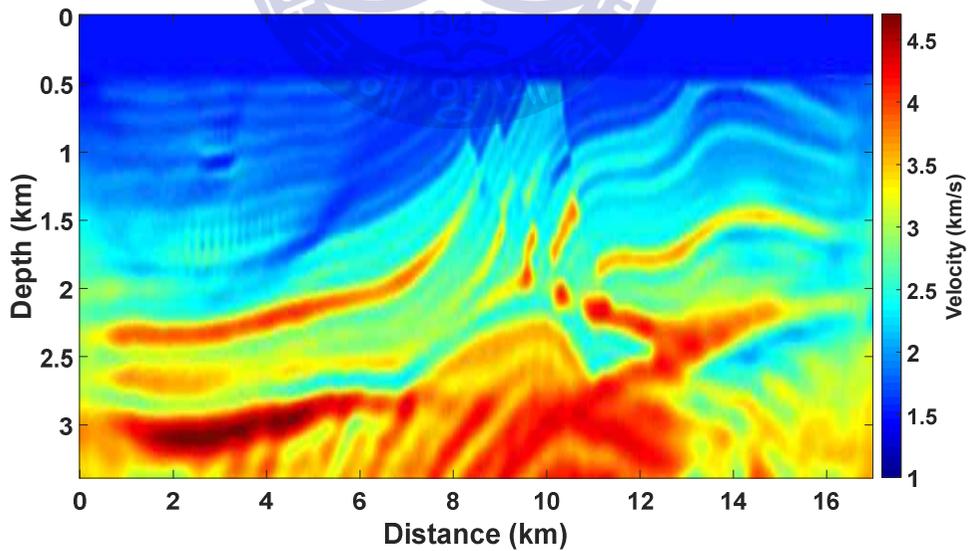


Fig. 27 Updated model used result of low frequency component inversion for initial model

제 4 장 결 론

본 연구에서는 자료처리 중, 중합을 위한 속도분석 과정에서 활용될 수 있는 탄성과 과형 역산에 활성화 함수를 접목하여 전통적인 과형 역산에서 나타나지 않았던 효과들을 통해 과형 역산을 개선하였다. 자료처리의 과정은 수행자의 숙련도와 상관없이 객관적이며 신뢰도 있는 결과를 얻는 방법과 공정의 자동화가 요구되고 있다. 본 연구에서는 이러한 필요성에 맞춰, 속도분석의 주관적 개입이 적은 역산을 활용하였으며, 초기속도모델을 설정하는 과정을 주어진 자료를 통하여 얻은 객관적인 자료를 통하여 역산을 수행할 수 있도록 하였다. 본 연구에서 제시하는 방식은 초기속도모델을 실제 속도모델과 근접하게 설정하지 않아도, 실제의 속도 경향을 따라가는 속도 값을 도출할 수 있어, 과형 역산의 고질적인 문제인 국소 최솟값 문제를 해결하는 방법으로 적용될 수 있다.

제시하는 알고리즘에 대한 정확성 및 타당성을 검증하기 위해, 자료처리 알고리즘의 검증에 많이 이용되는 Marmousi-2 모델을 개발된 모듈에 적용할 수 있도록 변형하여 기존의 역산 방식과 결과를 비교하였다. 지층에 대한 대략적인 정보를 알고 있을 때, 개발된 알고리즘과 기존의 알고리즘은 큰 차이를 보이지 않아 개발된 역산 모듈 또한, 신뢰도 있는 결과를 도출할 수 있다는 것을 확인하였다. 또한, 활성화 함수를 적용하였을 때 나타나는 저주파수 성분 신호에 주목하여, 활용방안을 고안했다. 저주파수 성분이 없거나 약화된 자료에서도 저주파수 성분 신호를 강제적으로 생산할 수 있음을 확인하였다. 또한, 저주파수 성분으로 계산된 속도모델을 통한 역산 결과는 기존 역산의 결과를 개선할 수 있다. 개발된 방법을 통해 얻을 수 있는 결과는 기존 신호에서 저주파수 성분의 부재로 발생할 수 있는 문제를 해결하는 방안으로 활용될 수 있다.

본 연구를 기초연구로 하여 향후 추가적인 연구를 통해 장비의 한계로 발생하는 저주파수 성분이 부족한 현장자료의 적용함으로 과형 역산의 정확성 향상이 가능할 것으로 기대된다.

감사의 글

부족하고 미흡했던 4학기 동안의 석사과정을 마치며 저에게 도움을 주신 많은 분에게 작은 종이를 통해서라도 감사의 마음을 표현하고자 합니다. 무엇보다 제가 여기까지 올 수 있었던 것은 저의 힘이 아닌 하나님의 은혜임을 알고 감사드립니다.

먼저 학부 연구실 보조 시절부터 석사 4학기 동안 언제나 다정한 지도와 가르침을 주신 지도교수 정우근 교수님께 감사합니다. 늘 실수를 연발하는 저에게 많은 기회를 주셨고 결과가 잘 나오지 않아 실망하는 저에게 성공하는 실험만을 통해서 배우는 것이 아니라며 다독여주시고 위로해 주셔서 감사합니다. 또한, 많이 부족한 저의 논문을 꼼꼼히 확인해 주시며 부족한 부분을 수정할 수 있도록 지도해주신 심사위원 장원일 교수님과 신성렬 교수님께 감사합니다. 마지막으로 학부 시절부터 강의를 통해, 상담을 통해 제게 많은 가르침을 주신 임종세 교수님, 유경근 교수님, 윤지호 교수님께 감사를 표합니다.

길었다면 길었고 짧았다면 짧았을 3년간의 실험실 생활 동안 저에게 많은 힘과 웃음이 되어주신 많은 분께 감사합니다. 항상 모르는 것이 많아 물어보기만 하여도 화내지 않고 침착하게 설명해주었던 다운 오빠, 수윤 오빠와 대철 오빠, 제가 눈물이 많아 자주 울어도 당황은 하시지만 달래주시며 격려해주셔서 감사합니다. 학부와 대학원 생활을 같이하며 또 졸업논문을 같이 쓰며 함께 이야기하며 쉽이 되었던 주미와 예술이에게도 고마운 마음을 전합니다. 비록 실험실 생활은 한 학기밖에 함께하지 못했지만 제가 막히는 부분에 대해서 같이 고민해주고 조언해주신 수민 오빠에게도 감사한 마음을 표합니다. 대학원 생활 동안 여러 가지 방면으로 많은 도움이 되어주신 안숙현 조교 언니와 김민혜 언니에게 감사합니다.

항상 사랑과 믿음으로 저를 기다려주시고 응원해주신 사랑하는 부모님과 언니, 가족들에게 감사합니다. 또한, 힘든 시기를 겪을 때마다 즐거움과 위로와 행복을 선물해준 사랑하는 사람들에게 감사합니다.

저에게 많은 힘이 되어주신 모든 분께 다시 한번 감사합니다. 이때까지 올 수 있었던 것은 모든 분의 덕분입니다.

참고문헌

- 박성준, 김진수, 2014. 단기 천연가스 가격 예측에 있어서 인공신경망의 활용에 대한 연구. *한국자원공학회지*, 51(6), pp.761-770.
- 박인정, 1992. 신경망에서 활성화함수의 구현에 관한 연구. *신소재 연구논집 2*, pp.63-73.
- 백길남, 송영수, 채효석, 김광은, 1996. 원격탐사 자료의 감독 분류 정확도 향상을 위한 인공 신경망 기법 연구. *한국자원공학회지*, 33, pp.448-452.
- 임중세, 2003. 인공신경망 해석 기법을 이용한 저류층 유체투과율 결정. *한국지구시스템공학회지*, 40(4), pp.232-238.
- 진효준, 2018. 유사 선형 구간에서 라플라스-푸리에 영역 파형 역산의 정량적 분석. 박사학위논문. 서울대학교.
- Bube, K. P., & Langan, R. T., 1997. Hybrid $\ell 1/\ell 2$ minimization with applications to tomography. *Geophysics*, 62(4), pp.1183-1195.
- Bunks, C., Saleck, F. M., Zaleski, S., & Chavent, G., 1995. Multiscale seismic waveform inversion. *Geophysics*, 60(5), pp.1457-1473.
- Cruse, E., Pica, A., Noble, M., McDonald, J., & Tarantola, A., 1990. Robust elastic nonlinear waveform inversion: Application to real data. *Geophysics*, 55(5), pp.527-538.
- Djikpéssé, H. A., & Tarantola, A., 1999. Multiparameter $\ell 1$ norm waveform fitting: Interpretation of Gulf of Mexico reflection seismograms. *Geophysics*, 64(4), pp.1023-1035.
- Ebrahimi, S., Kahoo, A. R., Chen, Y., & Porsani, M., 2016. A high-resolution weighted AB semblance for dealing with amplitude-variation-with-offset phenomenon. *Geophysics*, 82(2), V85-V93.
- Glorot, X., Bordes, A., & Bengio, Y., 2011. Deep sparse rectifier neural networks. *In Proceedings of the fourteenth international conference on artificial intelligence and statistics*. pp. 315-323.
- Ha, T., Chung, W., & Shin, C., 2009. Waveform inversion using a back-propagation algorithm and a Huber function norm. *Geophysics*, 74(3), R15-R24.

- Ha, W. S. et al., 2008. A Study of Waveform Inversion for Improvement of Sub-Salt Migration Image. *Geophysics and Geophysical Exploration*, 11(3), pp.177-183.
- Ha, W., & Shin, C., 2012. Laplace-domain full-waveform inversion of seismic data lacking low-frequency information. *Geophysics*, 77(5), R199-R206.
- Jannane, M. et al., 1989. Wavelengths of earth structures that can be resolved from seismic reflection data. *Geophysics*, 54(7), pp.906-910.
- Kim, Y., Cho, Y., & Shin, C., 2013. Estimated source wavelet-incorporated reverse-time migration with a virtual source imaging condition. *Geophysical Prospecting*, 61(sup1), pp.317-333.
- Martin, G. S., Wiley, R., & Marfurt, K. J., 2006. Marmousi2: An elastic upgrade for Marmousi. *The Leading Edge*, 25(2), pp.156-166.
- Mora, P., 1987. Nonlinear two-dimensional elastic inversion of multioffset seismic data. *Geophysics*, 52(9), pp.1211-1228.
- Shin, C., & Cha, Y. H., 2008. Waveform inversion in the Laplace domain. *Geophysical Journal International*, 173(3), pp.922-931.
- Sirgue, L., & Pratt, R. G., 2004. Efficient waveform inversion and imaging: A strategy for selecting temporal frequencies. *Geophysics*, 69(1), pp.231-248.
- Symes, W. W., & Carazzone, J. J., 1991. Velocity inversion by differential semblance optimization. *Geophysics*, 56(5), pp.654-663.
- Symes, W. W., 2008. Migration velocity analysis and waveform inversion. *Geophysical prospecting*, 56(6), pp.765-790.
- Tarantola, A., 1984. Inversion of seismic reflection data in the acoustic approximation. *Geophysics*, 49(8), pp.1259-1266.
- Tarantola, A., 1986. A strategy for nonlinear elastic inversion of seismic reflection data. *Geophysics*, 51(10), pp.1893-1903.