

표면파의 수치해석을 위한 인공지능 엔진 개발

Artificial Intelligence Engine for Numerical Analysis of Surface Waves

곽 효 경* · 김 재 홍**

Kwak, Hyo-Gyoung · Kim, Jae-Hong

ABSTRACT

Nondestructive evaluation using surface waves needs an analytical solution for the reference value to compare with experimental data. Finite element analysis is very powerful tool to simulate the wave propagation, but has some defects. It is very expensive and high time-complexity for the required high resolution. For those reasons, it is hard to implement an optimization problem in the actual situation. The developed engine in this paper can substitute for the finite element analysis of surface waves propagation, and it accomplishes the fast analysis possible to be used in optimization. Including this artificial intelligence engine, most of soft computing algorithms can be applied on the special database. The database of surface waves propagation is easily constructed with the results of finite element analysis after reducing the dimensions of data. The principal wavelet-component analysis is an efficient method to simplify the transient wave signal into some representative peaks. At the end, artificial neural network based on the database make it possible to invent the artificial intelligence engine.

Keywords: surface wave, finite element analysis, principal wavelet-component analysis, artificial neural network.

1. 서 론

탄성파(elastic wave)를 이용한 비파괴시험(nondestructive test, NDT)은 사회기반시설물(infrastructures)의 안전성평가를 위한 부재의 기초 조사 방법으로 널리 이용되고 있다. 특히, 충격가진(impact load) 등으로 발현되는 탄성파 중 에너지의 크기가 상대적으로 큰 표면파(surface wave)를 이용하면, 보다 정확하고 효율적인 시험이 가능하다. 표면파를 이용한 콘크리트 부재 및 대상 지반의 재료상수 추정 등 비파괴평가(nondestructive evaluation, NDE)를 위해서는, 유한요소 해석(finite element analysis, FEA) 등을 이용하여 평가 기준(reference)에 대한 분석·정립이 필요하다. 그러나 파전달(wave propagation) 해석을 위해 세밀한 분해능(resolution)이 필요한 유한요소 해석은 해석 시간이 길고 비용이 커서, 실험값과 비교평가를 위한 최적화 과정의 목적함수로 사용하는 것은 현실적으로 불가능하여 대부분 이론해(theoretical solution)을 사용하고 있다(Stolzenburg 등, 2003; Ma 등, 2002). 이 논문에서는 유한요소 해석을 대신하여 최적화 과정의 목적함수로 사용하기 위해, 표면파 전달 문제의 인공지능(artificial intelligence) 해석 엔진을 개발하고자 한다.

* 정회원 · 한국과학기술원 건설및환경공학과 교수 E-mail: khg@kaist.ac.kr

** 학생회원 · 한국과학기술원 건설및환경공학과 박사과정 E-mail: jhk3001@gmail.com

2. 표면파의 수치해석

인공지능 해석 엔진의 구성 시 유한요소 해석 결과로 구축된 데이터베이스를 이용하므로, 먼저 유한요소 해석에 대한 고찰이 필요하다. 유한요소 해석은 매질의 감쇠현상(attenuation)을 레일리 감쇠(Rayleigh)의 질량감쇠비와 강성감쇠비로 고려할 수 있어, 매질의 거동을 이론해(theoretical solution) 보다 효과적이고 실질적으로 모사할 수 있다(Zerwer 등, 2002). 그러나 데이터베이스 구축 시 유한요소 해석 결과를 직접 데이터베이스로 활용하면 예측 및 저장해야하는 데이터의 차원이 매우 커, 현실적으로 인공지능 알고리즘의 적용이 불가능하다. 따라서 유한요소 해석의 결과를 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 통하여 시간-주파수 영역에서 해석하고, 이를 바탕으로 주요 웨이블릿 성분 분석(principal wavelet-component analysis)을 수행하여 데이터의 차원을 줄이고자 한다.

2.1. 유한요소 해석

매질의 탄성 거동에 의한 파 전달 문제를 동적 유한요소 해석할 때, 탄성파를 충분히 표현할 수 있도록 유한요소의 크기 및 직접적분의 시간간격에 대한 적절한 분해능을 확보해야 한다. 이를 위해, Moser 등(1999)은 요소크기와 시간간격이 각각 탄성파의 파장 및 주기의 1/20로 결정하여 탄성파의 전달 해석에 있어 타당성을 확인하였다. 예를 들어, 충격가진에 의해 발생하는 콘크리트 표면파의 경우 최고 주파수 및 최소 파장을 각각 500kHz와 20mm로 설정하면, 0.1μsec의 시간간격과 1mm의 요소크기를 사용해야 타당한 유한요소 해석 결과를 얻을 수 있다.

충격가진 함수의 경우 일반적으로 반주기 삼각함수로 가정하여 해석할 수 있다(Sansalone 등, 1997). 충격가진 하중을 반주기 삼각함수로 표현하면, 진폭, 주기, 삼각함수의 제곱차수가 하중 함수를 결정하는 인자가 된다. 여기서, 진폭에 대한 표면파의 변화는 선형해석 결과의 조합으로 설명되고, 삼각함수의 제곱차수는 표면파의 가속도 성분까지 미분가능 하도록 네 제곱 사인함수(sine function)로 가정할 수 있다. 따라서 삼각함수의 반주기가 의미하는 발사체(projectile)와 대상 매체의 접촉시간(contact time)이 충격가진 함수의 유일한 결정인자가 된다.

그림 1은 접촉시간 20μsec, 밀도 2300kg/m³, 탄성계수 34GPa, 포아송비 0.25에 대해서 수직 방향의 충격가진으로 부터 10cm 거리에서 매질의 연직방향 변위, 속도, 가속도를 도시한 것이다. 이때, 매질의 감쇠현상은 이론해와의 비교를 위해 무시하였다.

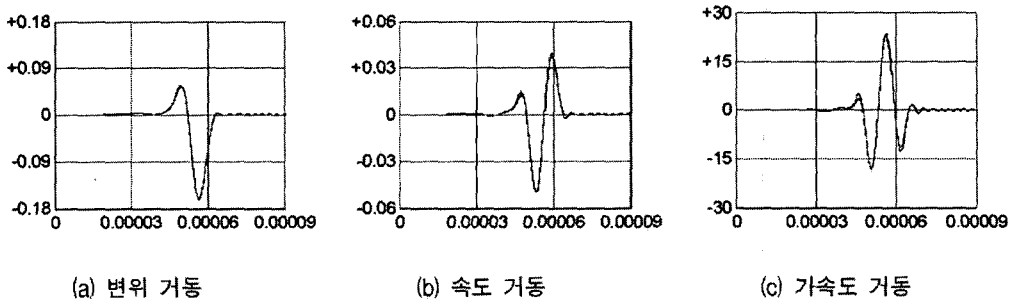


그림 1 표면파 전달 문제에 대한 유한요소 해석

여기서 점선은 Pekeris가 유도한 이론해이고(Achenbach, 1975), 실선은 유한요소 해석에 의한 수치해이다(ABAQUS, 2004). 변위 거동의 결과를 분석해 보면, 충격가진으로 인한 매질의 연직거동에 앞서 탄성변형으로 인한 반대 방향의 사전 움직임이 발생한다. 즉, 변위는 증가, 감소, 증가의 형태로 거동하게 되므로, 이와 같은 변위를 발생시키기 위해서는 속도가 양수, 음수, 양수의 형태로 나타나게 된다. 마찬가지로, 가속도는 양수, 음수, 양수, 음수인 네 개의 극값으로 나타난다.

2.2. 웨이블릿 변환

표면파와 같은 과도파(transient wave) 분석을 위해서는 시간-주파수 영역에서 신호처리가 필요하다. 연속 웨이블릿 변환(continuous wavelet transform, CWT)은 모함수 웨이블릿의 크기조정(scaling)과 위상변화(shifting)를 연속적으로 수행함으로써, 대상 신호를 시간-스케일 영역의 웨이블릿 계수(wavelet coefficient)로 변환시킨다(The MathWorks, 2004). 이때, 모함수 웨이블릿은 대상 신호의 특성에 따라 분석 목적에 맞도록 선택하여야 한다.

표면파의 거동 특성을 모사하기 위해서는 그림 2와 같이 명시적으로(explicitly) 표현되는 자연함수(crude function)인 Morlet 웨이블릿('morl' in MATLAB), Mexican hat 웨이블릿('mexh' in MATLAB), Gaussian 웨이블릿('gausN' in MATLAB), Harr 웨이블릿('dbl' in MATLAB) 등을 사용할 수 있다.

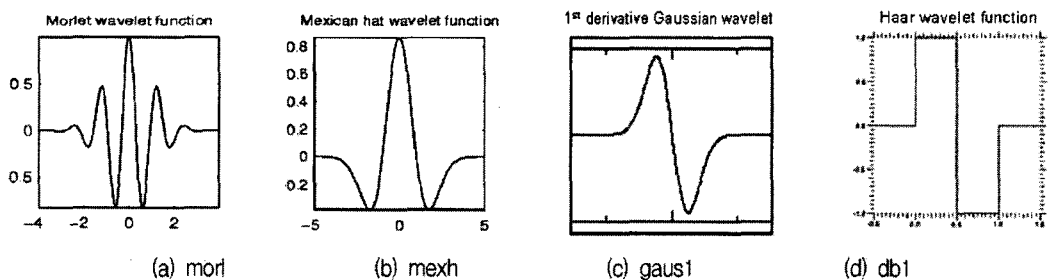


그림 2 명시적 표현이 가능한 웨이블릿 함수

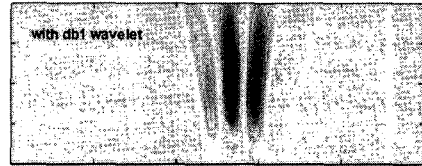
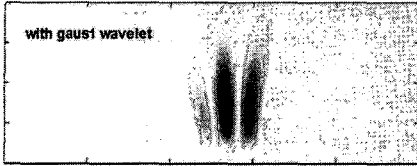
또한, 표면파의 각 극값 성분을 분석하기 위해서는 고주파수 대역을 포함하는 함수보다는 저역통과필터(low-pass filter) 형태의 웨이블릿을 사용하는 것이 적절하다. 따라서 3차함수와 같은 형태인 정규분포의 일차도함수(gaus1)와 직사각형 펄스 함수(db1)를 웨이블릿 모함수로 사용하여 표면파 신호를 분석하였다.

결론적으로, 웨이블릿 변환을 이용하면 표면파의 거동 특성을 분석하여 신호의 특징을 결정할 수 있다. 즉, 그림 3(a)와 (b)에서 확인할 수 있듯이, 표면파의 가속도 성분에 대해 Gaussian 웨이블릿 변환과 Haar 웨이블릿 변환을 수행하면, 가속도 거동에 있어 네 개의 극값이 세 개의 피크(peak)로 표현된다. 만약, 표면파의 속도 성분을 모사하고자 한다면 두 개의 피크로, 변위 성분은 한 개의 피크로 표현된다.

2.3. 주요 웨이블릿 성분 분석

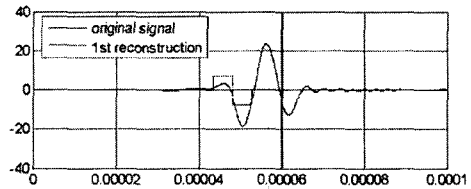
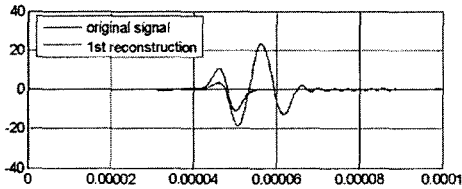
주요 웨이블릿 성분 분석은 인공지능 알고리즘의 적용을 위하여 유한요소 해석 결과의 차원을 웨이블릿 변환을 통해 확인한 피크의 특성방향으로 특징 추출(feature extraction)을 수행한다. 이 기법은 주성분분석

(principal component analysis, PCA)과 유사하게, 복원오차(reconstruction error)를 최소화 하는 벡터의 선형 조합으로 원래 신호의 데이터 차원을 줄여준다(Duda 등, 2001). 예를 들어, 표면파의 가속도 성분의 경우 1000개의 점으로 표현되는 시간이력 곡선을 시간-스케일 영역의 세 피크를 기준으로 9개의 값으로 표현할 수 있다.



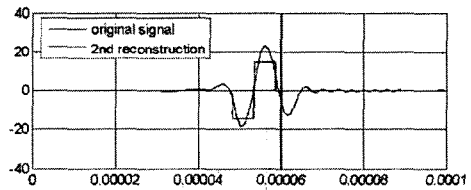
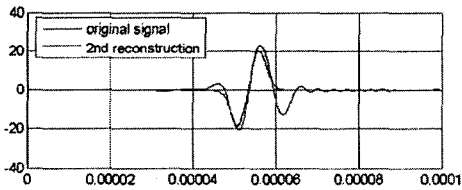
(a) Gaussian 웨이블릿 변환

(b) Haar 웨이블릿 변환



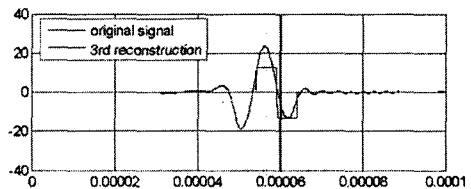
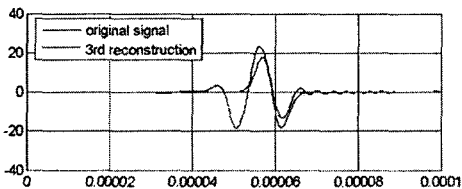
(c) 첫 번째 Gaussian 피크를 이용한 복원

(d) 첫 번째 Haar 피크를 이용한 복원



(e) 두 번째 Gaussian 피크를 이용한 복원

(f) 두 번째 Haar 피크를 이용한 복원



(g) 세 번째 Gaussian 피크를 이용한 복원

(h) 세 번째 Haar 피크를 이용한 복원

그림 3 주요 웨이블릿 성분을 이용한 신호의 복원

만약, 차원이 d 인 n 개의 데이터 벡터 $\{y\}$ 를 d' 개의 기저벡터 $\{b_k\}$ 의 조합으로 복원한다면($\{y\} = \sum a_k \{b_k\}$), 데이터를 표현하는 차원을 d 에서 d' 개로 줄일 수 있다. 주성분분석의 경우 복원오차를 최소화시키도록 데이터 산포행렬(scatter matrix)의 고유벡터 중 고유치가 큰 순서대로 d' 개를 선택하여, 기저벡터로 사용한다. 그러나 웨이블릿 변환을 통하여 데이터, 즉 표면파 거동의 특성을 세 피크로 확인한 경우에는 산포행렬의 고유백

터 대신 웨이블릿 성분의 피크 벡터 $\psi(s_k, u_k)$ 를 기저벡터로 사용하여 표면파의 거동을 표현할 수 있다. 피크 벡터를 기저벡터로 사용하는 주요 웨이블릿 성분 분석의 경우, 선형 조합의 계수는 식 (1)과 같이 복원오차를 최소화하도록 결정할 수 있다.

$$\frac{\partial \|\{y_j\} - \{\widehat{y}_j\}\|^2}{\partial a_{i,k}} = a_{i,k} \|\{b_k\}\|^2 - \{b_k\} \{y_j\} = 0 \tag{1}$$

식 (1)에 의해 웨이블릿 특성 방향으로 최소화된 선형조합의 계수는, 식 (2)와 같이 웨이블릿 변환에서 계산되는 웨이블릿 계수와 웨이블릿 특성 함수로 유도된다.

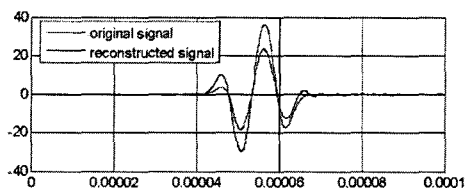
$$a_{i,k} = \frac{1}{\|\{b_k\}\|^2} \{b_k\} \{y_j\} = \frac{1}{\|\psi(s_k, u_k)\|^2} \{\psi(s_k, u_k)\} \{y_j\} = \frac{c(s_k, u_k)}{\|\psi(s_k, u_k)\|^2} \tag{2}$$

시간-스케일 영역에서의 피크는 기저벡터, 즉 웨이블릿 특성 벡터 방향을 의미하므로 식 (3)과 같이 각각 복원시킬 수 있다. 표면파의 가속도 성분에 대해 복원시킨 결과는 그림 3의 (c),(e),(g)와 (d),(f),(h)와 같다.

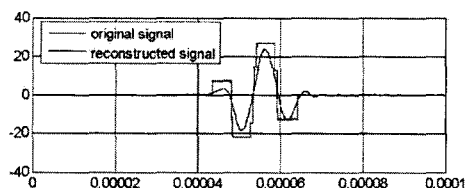
$$\{\widehat{y}_j\} = a_k \{b_k\} = \frac{c(s_k, u_k)}{\|\psi(s_k, u_k)\|^2} \psi(s_k, u_k) = \frac{c_k}{\|\psi_k\|^2} \psi_k \tag{3}$$

직교성(orthogonality)을 갖는 웨이블릿 모함수를 이용한 경우에는 기저벡터의 선형조합이 가능하므로 Haar 웨이블릿(db1)을 사용한 경우에는 식 (4)와 같이 원래 신호를 하나의 복원벡터로 표현할 수 있다. 여기서 c_1, c_2, c_3 는 각각 세 피크의 웨이블릿 계수이고, ψ_1, ψ_2, ψ_3 는 시간-스케일 영역에서 세 피크의 위치를 의미한다. 이를 이용하여 복원된 신호는 그림 4(b)와 같다.

$$\{\widehat{y}\} = \sum_{k=1}^3 a_k \{b_k\} = \frac{c_1}{\|\psi_1\|^2} \psi_1 + \frac{c_2}{\|\psi_2\|^2} \psi_2 + \frac{c_3}{\|\psi_3\|^2} \psi_3 \tag{4}$$



(a) Gaussian 웨이블릿을 이용한 복원



(b) Haar 웨이블릿을 이용한 복원

그림 4 주요 웨이블릿 성분 분석

직교성이 없는 Gaussian 웨이블릿(gaus1)은 이론적으로 기저벡터의 선형조합이 불가능하지만, Haar 웨이블릿과 비교를 위해 선형조합을 수행해 보면, 그림 4(a)와 같이 네 개의 극값 복원에 있어 오차가 발생한다.

따라서 기저벡터의 선형조합으로 명시적 표현을 완성시키려면 Haar 웨이블릿을 사용하여 주요 웨이블릿 성분 분석을 수행하는 것이 바람직하다. 그러나 그림 3에서 비교할 수 있듯이, 디지털 신호처럼 모사하는 Haar 웨이블릿 보다는 과도파의 형상을 부드럽게 모사하는 Gaussian 웨이블릿이 파형(waveform) 분석에는 더 효과적이다. 이 논문에서는 인공지능 알고리즘을 적용하여 유한요소 해석을 대체하는 데 목적이 있으므로, 파형 분석에 있어 약간의 단점이 있지만, Haar 웨이블릿을 사용하여 표면파의 거동을 복원시킴으로써 명시적 표현이 가능한 결과를 확보하고자 한다.

3. 인공지능 엔진

소프트컴퓨팅(soft computing) 기법은 데이터베이스를 기반으로 대부분의 문제를 모사할 수 있는 강건한(robust) 알고리즘이다. 이와 같은 인공지능 알고리즘을 적용하기 위해, 먼저 유한요소 해석의 결과를 바탕으로 데이터베이스를 구축하였고, 구축된 데이터베이스를 기반으로 인공신경망(artificial neural network, ANN)을 적용하여 인공지능 엔진을 구현하였다.

3.1. 데이터베이스의 구축

앞 서 살펴본 바와 같이, 충격가진에 의해 발생하는 표면파는 발사체와 매질의 접촉시간과 매질의 재료상수인 밀도(ρ), 탄성계수(E), 포아송비(ν), 질량감쇠비(η_1), 감성감쇠비(η_2)의 영향을 받는다. 따라서 6개의 변수에 거리변수(x)를 추가하여 각 변수의 대상 범위에서 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo simulation)을 적용하면(Haldar 등, 2000), 데이터의 입력변수를 결정할 수 있다.

결정된 입력변수에 대해 그림 5와 같이 유한요소 해석과 주요 웨이블릿 성분 분석을 수행하면, 표면파 거동의 특성벡터(u_k, s_k)와 웨이블릿 계수(c_k)를 결정함으로써 데이터베이스를 구축할 수 있다.

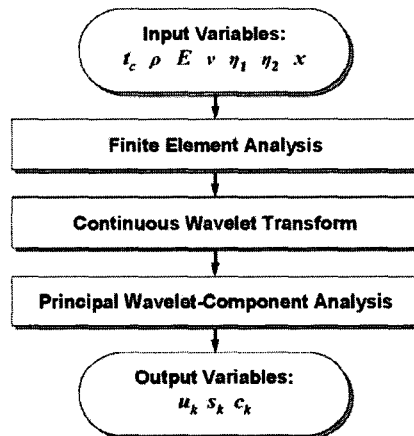


그림 5 데이터베이스의 구축을 위한 알고리즘

표면파의 가속도 성분에 대해서 데이터베이스를 구축하면, 세 개의 피크에 대해 각각 위상변화(u_1, u_2, u_3), 스케일(s_1, s_2, s_3), 웨이블릿 계수(c_1, c_2, c_3)가 결정되므로 9개의 출력값으로 저장된다. 마찬가지로, 표면파 속도 성분의 데이터베이스는 6개의 출력값을, 변위 성분의 데이터베이스는 3개의 출력값을 저장한다.

3.2. 인공신경망의 적용

다층 신경망(multi-layer perceptron network, MLP)을 적용하여 7개의 입력값에 대해 각각의 출력값($f=U_k, s_k, \text{ or } \alpha_k$)을 예측하고자, 그림 6과 같이 1개의 은닉층(hidden layer)을 사용하여 구성하였다. 따라서 표면파 가속도 성분의 예측을 위한 인공지능 엔진은 9개의 출력값을 위한 9개의 인공신경망으로 구성된다. 인공신경망의 학습을 위해서는 오차의 역전파(back propagation) 알고리즘에 Levenberg-Marquardt 알고리즘(LMA)을 적용하여 수행하였다(The MathWorks, 2000). 이때, 인공신경망의 구조를 결정하는 은닉노드(hidden node)의 개수는, 각 출력값의 인공신경망에서 독립적으로 10회 교차검증(10-fold cross-validation) 시 검증세트(test set)의 예측오차가 가장 작게 될 때로 결정하였다.

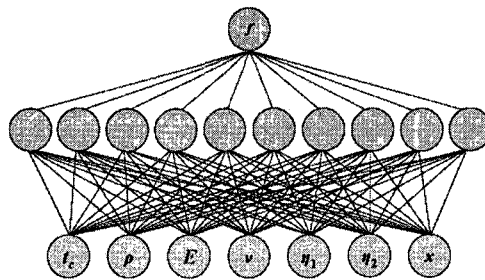


그림 6 인공신경망의 개략도

인공지능 엔진의 적용성 및 예측 성능을 증진시키기 위해 몬테카를로 시뮬레이션에 의해 생성된 3,000개의 유한요소 해석 결과 데이터베이스를 사용하였다. 완성된 인공신경망의 성능은 각 출력값의 상대오차를 5%이내에서, 결정계수(coefficient of determinant) $R^2 > 0.98$ 로 예측한다.

4. 결론

비파괴평가(NDE)에서 널리 사용되는 표면파 전달 거동에 대해 유한요소 해석(FEA)을 수행하면, 감쇠현상 등 이론적으로 모사가 어려운 특성을 보다 효과적으로 분석할 수 있다. 그러나 유한요소 해석은 비용이 크고, 긴 해석 시간이 필요하므로 실험값과 비교를 위한 최적화의 적용에 있어 단점이 있다. 이 논문에서는 유한요소 해석 결과를 바탕으로 소프트웨어 기법을 적용하여 표면파 전달 문제를 해결할 수 있는 인공지능 엔진을 개발하여, 다음과 같은 결론을 도출하였다.

(1) 주요 웨이블릿 성분 분석(PWCA)는 표면파의 거동을 유한개의 웨이블릿 특징벡터로 표현하여 데이터의 차원을 효과적으로 줄여준다.

(2) 직교성을 갖는 Haar 웨이블릿을 사용하여 웨이블릿 변환 및 주요 웨이블릿 성분 분석을 수행하면, 명시적으로 표현되는 신호로 복원할 수 있다.

(3) 각 출력값에 대해 다층 신경망(MLP)을 적용하여 인공지능 엔진을 구현하면, 적절한 오차 범위 내에서 표면파의 각 성분을 예측할 수 있다.

이와 같은 방법으로 유한요소 해석을 대신할 수 있는 소프트웨어 기법을 완성할 수 있고, 구현된 인공지능 엔진을 사용하여 표면파의 수치해석을 수행하면 그림 4(b)와 같은 형태로 결과를 얻을 수 있다.

1. 감사의 글

본 연구는 한국과학재단 지정 스마트 사회기반시설 연구센터(SISTeC)의 연구비 지원으로 수행되었으며, 지원에 감사드립니다.

참고문헌

- ABAQUS, Inc. (2004) *ABAQUS 6.5 Analysis User's Manual*.
- Achenbach, J. D. (1975) *Wave Propagation in Elastic Solids*, North-Holland Publishing Company.
- Duda, R. O., Hart, P. E., and Stork, D. G. (2001) *Pattern Classification*, 2nd ed., John Wiley & Sons Inc..
- Haldar, A. and Mahadevan, S. (2000) *Probability, Reliability and Statistical Methods in Engineering Design*, John Wiley & Sons Inc..
- Ma, C.-C., Liu, S.-W., and Chang, C.-M. (2002) Inverse Calculation of Material Parameters for a Thin-Layer System Using Transient Elastic Waves, *Journal of Acoustical Society of America*, 112(3), pp.811~821.
- Moser, F., Jacobs, L. J., and Qu, J. (1999) Modeling Elastic Wave Propagation in Waveguides with the Finite Element Method, *NDT&E international*, 32, pp.225~234.
- Sansalone, M. J. and Streett, W. B. (1997) *Impact-echo: Non-destructive Evaluation of Concrete*, Blbrier press.
- Stolzenburg, J. C., Doane, J. W., Jarzynski, J., and Jacobs, L. J. (2003) Near Field Inversion Method to Measure the Material Properties of a Layer, *NDT&E international*, 36, pp.523~533.
- The MathWorks, Inc. (2004) *Wavelet Toolbox User's Guide*, Version 3.
- The MathWorks, Inc. (2000) *Neural Network Toolbox User's Guide*, Version 4.
- Zerwer, A., Cascante, G. and Huchinson, J. (2002) Parameter Estimation in Finite Element Simulations of Rayleigh Waves, *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 128(3), pp.250~261.