

신경망 이론을 이용한 주시 토모그래피의 연구

김태연 · 윤왕중¹⁾

1. 서론

토모그래피 응용에서는 발생원에서 수신기에 이르는 P직접파(초동파)의 주시만을 이용하여 단면에 대한 탄성과 속도 분포를 얻게되는 주시 토모그래피가 많이 쓰인다. 주시 토모그래피의 경우 파선의 경로와 주시의 계산이 정확하고 빨라야한다. 그러나 파선경로를 정확하게 하려면 프로그램의 계산속도가 느려지게되고 대용량의 컴퓨터가 필요하게 되며, 계산비용을 줄이게되면 해의 수렴성이 나빠지고 부정확하게 된다. 그러므로 본 연구에서는 적절한 정확성을 유지하며 계산시간에 드는 비용을 절감하기 위해 초기 속도값을 신경망으로부터 계산하였다. 본 연구에서 사용한 파선 추적법은 Asakawa(1993)가 개발한 LTI(Linear traveltime interpolation) 방법을 이용하였으며 역산방법으로는 SIRT법을 사용하였다.

2. 주시 토모그래피의 계산속도 및 분해능의 향상

LTI 파선 추적법은 하나의 cell 상에 위치하는 주시 계산점의 개수에 의해 그 정확성이 결정된다고 할 수 있다. 점의 개수가 많아질수록 파선의 선형성을 가정하는 cell 경계면상의 폭이 줄어들어 정확한 파선 위치와 주시를 결정하게 되지만 이런 경우 계산시간이 매우 늘어나게 된다. Fischer and Lees(1993)에 의하면 일반적인 토모그래피 분해에서는 모델에 적용하는 평활화(smoothing) 때문에 최소한의 node를 써서 실제 파선의 위치로부터 최대 3개, 평균 2블록을 벗어나지 않는 파선경로를 구해야 된다고 하였다. 그러므로 본 연구에 있어서 합성주시의 작성에는 주시 계산점의 개수를 28개로 하고 역산과정의 수행에 있어서는 10개로 사용하였다.

그림 1은 속도가 4.0km/sec인 균질한 매질에 각각 속도가 4.8km/sec인 고속도 이상대와 3.2km/sec인 저속도 이상대를 가진 합성모델과 모델의 속도 자유도를 제한한 경우들의 역산 결과를 나타내고 있다. 속도의 제한을 하지 않은 그림 1(b)의 경우에는 저속도대의 대략적인 위치만 파악할 수 있을 뿐 고속도대의 위치나 속도에 대한 정보는 거의 찾을 수 없다. 그림 1(c)는 1열, 14열, 28열의 속도를 시추공 속도검층에 의해 안다고 가정하여 제한한 경우의 결과를 나타낸다. 14열은 이상대의 정보를 전혀 포함하지 않는 시추공이지만 상당한 분해능 향상이 나타남을 알 수 있다. 그림 1(d)는 1열, 8열, 21열, 28열의 속도 자유도를 제한한 경우로 8열과 21열은 각각 고속도와 저속도 이상대의 중심부를 지나는 열이다. 저속도 이상대와 고속도 이상대가 분리되어 올바른 위치에 나타나고 있다.

3. 인공 신경망을 이용한 초기 속도값 계산

Eppstein and Dougherty(1998)가 언급한 바와 같이 역투영법이나 SIRT와 같은 역산법은 평활화와 내삽을 하며 그 수렴도가 초기 속도값에 의존한다. 또한 감쇠 최소 자승법의

1) 전남대학교 자원공학과

경우에도 초기치가 참값으로부터 멀리 떨어있는 경우에는 해가 수렴하지 않고 발산할 확률이 많다.

그림 2는 합성 주시 모델의 각 블록에 대한 평균값들을 초기값으로 설정하였을때의 역산 결과와 인공 신경망을 이용하여 계산한 각 블록들의 초기 속도값 결과를 나타내고 있다.

그림 2(a)와 같이 합성 모델을 4×4 의 블록들로 나누어 평균 속도값들을 초기 속도 가정치로 입력시켰다. 이때 모델의 격자 구조 및 송수신기의 위치는 그림 1과 동일하다. 역산의 결과인 그림 2(b)는 속도의 자유도를 제한하지 않은 경우이다. 그림 1(b)보다 분해능이 많이 증가하였으며 속도에 대한 정보도 잘 나타내고 있다. 그러므로 초기 속도의 설정에 있어서도 실제 지층의 환경에 부합하도록 비슷하게 해주어야 한다. 측정된 주시자료로부터 실제 지층과 비슷한 속도 초기값을 계산하기 위해서 인공 신경망 이론을 도입하였다. 여기에서는 인공 신경망 기법 중의 하나인 GRNN(Generalized regression neural network) method를 이용하여 측정된 주시의 일부로부터 초기 속도 단면도를 계산하였다. GRNN이 Backpropagation method에 비해 가지는 가장 큰 장점으로서는 훈련자료가 비교적 적게 요구된다는 점을 들 수 있다. 인공 신경망의 입력값은 #3, #7, #11, #15, #19, #23 송수신기쌍의 합성주시값 36개를 사용하였으며 출력값은 그림 2(a)와 같이 나타내어지는 합성모델 블록의 속도값 42개를 이용하였다. 훈련자료는 그림 1(a)와 같은 속도 모델에서의 속도 이상대 비가 10%, 20%, 30%, 40%, 50%인 합성 모델과, 각각의 저속도와 고속도 이상대 위치가 바뀐 합성모델들을 이용하여 총 10개의 training case로 구성하였다. 그림 2(c)는 이때의 결과값들을 나타내고 있다. 그림 2(c)는 속도 이상대의 비가 25%인 경우의 주시값 36개를 입력하였을 때 계산된 블록의 속도값으로서, 실제 합성주시모델과 매우 잘 맞는 것을 알 수 있다. 그림 2(d)는 이상대의 속도차가 0%인 균질한 매질의 합성주시를 입력한 경우의 계산된 블록의 속도값으로 (c)의 경우에 비해 약간의 오차는 있지만 실제 합성모델에 많이 근접해 있음을 알 수 있다. 이때 소요되는 시간은 자료의 훈련시간까지 합하여 10여초가 걸렸다.

4. 결론

본 연구에서는 시추공-시추공 비선형 파선 토모그래피법의 계산속도 및 분해능을 향상시키기 위한 방법들을 검토하였다. 특히 역산의 안정성을 위해 인공 신경망 기법중의 하나인 GRNN법을 이용하여 측정된 주시자료로부터 초기 속도값을 구하는 방법을 제시하였다.

참고문헌

- Asakawa, E., Kawanaka, T., 1993, Seismic ray tracing using linear travelttime interpolation: Geophysical Prospecting, 41, 99-111.
- Eppstein, M. J., Dougherty, D. E., 1998, Optimal 3-D travelttime tomography: Geophysics, 63, 1053-1061.
- Fisher, R., Lees, J. M., 1993, Shortest path ray tracing with sparse graphs: Geophysics, 58, 987-996.
- Specht, D. F., 1991, A Generalized regression neural network: IEEE Trans. Neural Networks, 2, 568-576.

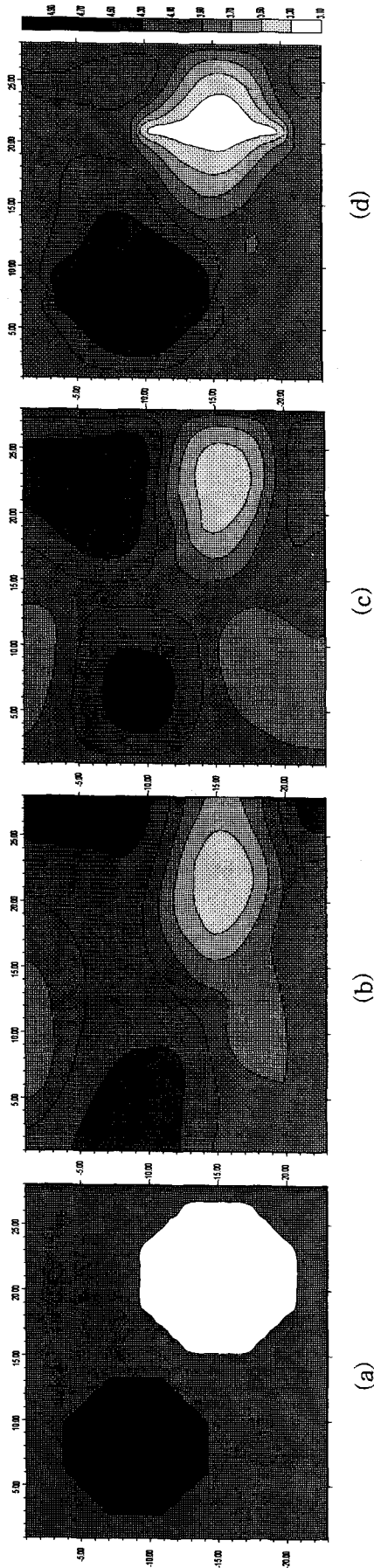


Fig 1. The effect of velocity constraints to the resolution of bore-hole tomography. 24 transmitters and receivers are located in the left and right borehole, respectively. (a) Synthetic model, (b) No constraints are applied, (c) The velocity of the cells in 1st, 14th and 28th columns are fixed, (d) The velocity of the cells in 1st, 8th, 21th and 28th columns are fixed.

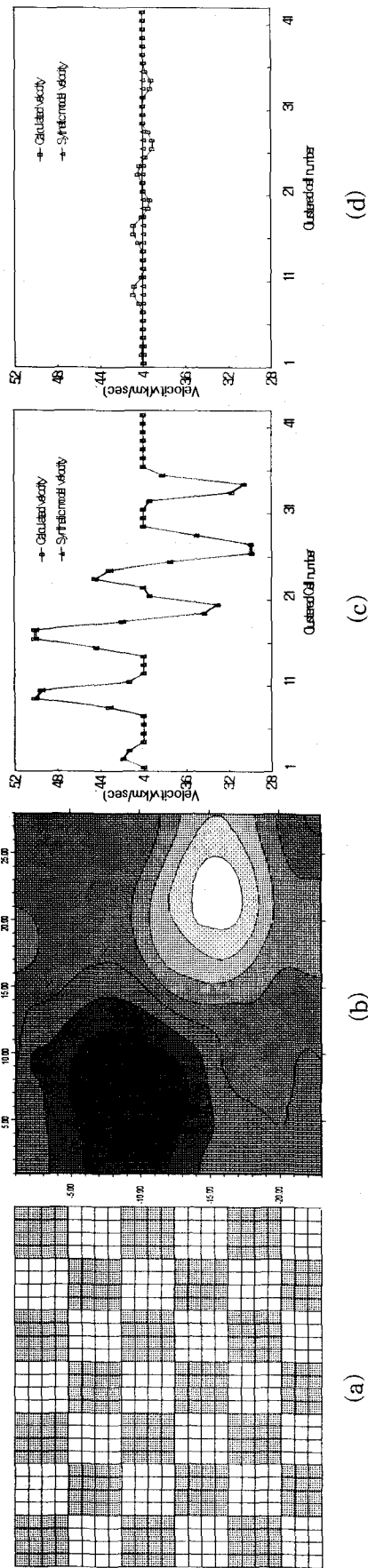


Fig 2. Initial guess for the model has great influence on the resolution. (a) The block structure to obtain a average velocity model, (b) Inversion result with no velocity constraints. Calculated results of a velocity profile using GRNN method for a initial velocity guess in a inversion processing. Input data is the traveltimes of (c) 25% anomaly case, (d) homogeneous case.