산업기술연구(강원대학교 산업기술연구소 논문집), 제20권, 2000.
Journal of Industrial Technology, Kangwon Nat'l Univ., Korea, No. 20, 2000.

암반내 A.E 계측 자료의 처리를 위한 신경 회로망의 적용성 연구

Application of A Neural Network for the Data Processing of Acoustic Emission in Rock

이 상 은* 임 한 욱**
Lee, Sang-Eun Lim, Han-Uk

Abstract

To determine the source location of acoustic emission in rock, the least square method has been used until lately but it needs much time and efforts. In this study, neural network system is applied to above model instead of least square method. This system has twenty seven input processing elements and three output processing element. The source locations calculated by above two methods are similarly concordant. The new method using neural network system is relatively simple and easy for calculating source location compared with traditional method.

키워드 : *신경회로망, 미소음빈도법, 파괴원위치, 최소자승법,*
Key words : *neural network, acoustic emission, source location, least square method,*

1. 서론

최근 사회간접투자(SOC) 확대로 각종 터널 및 지하공간의 개발이 활발히 추진되고 있거니와 이외에도 주요 시설물의 효율적인 유지관리를 위한 수단의 하나로 비파괴검사법이 비교적 널리 사용되고 있다. 이러한 방법의 원리는 미소음 파괴 빈도법(Acoustic Emission)을 이용한 것이다. 일반적으로 미소음 파괴 빈도법이란 파괴 또는 부분적인 응력장의 변화로 재료내부의 조직이나 구조에 변화가 생길 때 에너지의 급격한 개방으로 발생되는 일시적인 탄성파로 정의할 수 있으며 이중 에너지의 일부가 음향 펄스(pulse)로 변환되어 전파하는 현상이라 할 수 있다.[1] 이와 같이 A.E는 미소 균열의 발생이나 재료의 변형에 따라 발생되므로 재료내의 조직이나 구조의 변화를 효과적으로 파악할 수 있어 여러 분야에서 널리 이용되는 편이다.

A.E에 관한 국내의 연구는 주로 금속 및 복합재료를 대상으로 추진되어 왔으며 대체로 15년 정도의 짧은 역사를 갖고 있다. 암석 및 암반에 관한 연구 논문은 실험실 실험에 관한 것으로 몇 편에 불과하다. 즉 실험실 수압 파쇄법 연구의 보조 수단, 실험실 일축 압축 시험에서 재료 평가 및 이방성 속도를 고려한 3차원 음원 추적의 연구 논문[2] 등이 보고되어 있다. 특히 AE 법을 이용하여 파괴원 위치를 추적하는 경우 파괴원 위치의 오차를 최

* 만영엔지니어링 차장, 공학박사.
** 강원대 지구시스템공학과 교수, 공학박사.

소로 감소시키기 위하여 반복적인 계산과 통계학적인 처리를 필요로 한다.

본 연구에서는 실험실 실험을 통하여 파괴원 위치 결정을 위한 계측 자료의 효율적인 해석을 위해 새로운 방법을 제안코자 하였다. 즉 재래 방법인 1차 근사해 또는 최소 자승법에 의한 반복 계산 등[3]은 자료의 획득, 전송, 기록 및 해석에 많은 시간과 노력이 소모되기 때문에 이를 개선한 방안으로 신경 회로망을 이용한 해석법을 연구하고 그 결과를 재래 방법과 비교·검토하였다.

2. 신경망 적용에 의한 파괴원 위치 결정

2.1 회로망의 모델 설정

반복법에 의한 계산 알고리즘의 정보는 기억장치를 통해 저장되는데 반해 신경 회로망에서는 뉴런간 연결강도에 의해 정보를 저장하게 된다. 또한 정보를 검색하기 위해 재래식 계산 알고리즘은 지정된 주소를 통해 수행되는 반면 신경망은 학습된 내용에 의해 이루어진다. 위와 같은 신경 회로망 특성으로 인해 특정분야로 회로망을 응용하는 경우 신경망 모델의 종류, 신경망 구조, 효과적인 학습방법, 학습 패턴의 특징 추출 등이 선행되어야하며 이를 기초로 최종적으로 실제 응용에 적합한 신경망을 구현하는 것이다.

반복 계산법을 이용하여 3차원 파괴원 위치를 결정하기 위해서는 입력 데이터로 변환기의 좌표, 매질의 탄성파 전파속도, 각 변환기에 도달된 종파의 시간차를 필요로 하며, 자승 쌍곡면이 만나는 지점을 파괴원 위치로 결정한다. 시험 대상 재료가 등방성 전파 속도를 가진다면 자승 쌍곡면은 한 점에서 만날 수 있지만 일반적으로 암석과 같이 이방성 속도 구조를 가질 때는 쌍곡면은 한 점에서 만날 수 없어 부분적인 오차를 포함하게 된다. 정확한 파괴원의 위치를 결정하기 위해, 반복법에 의한 계산 알고리즘은 복잡한 계산방식을 도입함으로 오차를 줄이기 위해 많은 연구를 시도하여 왔으나 매질의 전파 속도를 정확히 알기 이전에는 파괴원의 위치를 정밀하게 구하기란 어렵다.

이와 같이 재래식 방법은 비선형 방정식을 주로 사용하고 있으므로 이를 신경망에 적용하는 경우 선형 분리 가능한 단층 신경 회로망으로 학습시키는 방법은 무리가 있을 것으로 예상되기 때문에 비선형 분리 가능한 신경망과 많은 정보를 저장할 수 있도록 다층 신경 회로망을 이용하는 것이 바람직할 것으로 생각된다. 또한 출력에서 잘못된 결과를 회로망 층을 통해 입력하는 전방향(feed forward) 신경 회로망이 파괴원 위치를 결정하기 위해 타당할 것으로 판단된다. 따라서 출력층의 오차신호를 이용하여 은닉층과 출력층과의 연결강도를 조정하고, 또한 출력층 오차 신호를 은닉층에 역전파하여 입력층과 은닉층과의 연결강도를 변경시키는 학습법인 오류 역전파 신경 회로망을 적용하는 것이 적절할 것으로 판단되었다.

일괄처리(batch) 방식 시스템을 적용하여 파괴원 위치를 결정하기 위한 비선형 수학적 모델은 식(1)과 같이 구성할 수 있다.[4]

$$\begin{aligned} y(k) = {} & f(y(k-1), \cdots, y(k-n) \\ & u(k-1), \cdots, u(k-n)) + e(k) \end{aligned} \quad (1)$$

$$y(k) = [y_1(k), \cdots, y_m(k)]^T$$
$$u(k) = [u_1(k), \cdots, u_r(k)]^T$$
$$e(k) = [e_1(k), \cdots, e_m(k)]^T$$

u(k)는 시스템 입력으로 변환기의 위치, 도달시간차, 암석의 이방성 전파속도를 적용할 수 있다. 시스템 출력 y(k)는 파괴원 위치, e(k)는 오차신호, 그리고 f( )는 비선형 값을 갖는 벡터로 정의할 수 있다.

신경 회로망을 통해 입력 벡터는 식(2)와 같이 제공된다.

$$\begin{aligned} x(k) = {} & [y^T(k-1), \cdots, y^T(k-n) \\ & u^T(k-1), \cdots, u^T(k-n)]^T \end{aligned} \quad (2)$$

한 스텝(step) 후 예상되는 출력은 식(3)과 같다.

$$\bar{y}(k) = \bar{f}(x(k)) \quad (3)$$

따라서 회로망 시스템에서 예상되는 출력은 식(4)와 같이 된다.

$$\begin{aligned} \bar{y}_p(k) = {} & \bar{f}(\bar{y}_p(k-1), \cdots, \bar{y}_p(k-n) \\ & u(k-1), \cdots, u(k-n)) \end{aligned} \quad (4)$$

전방향 신경망은 뉴런들의 층으로 구성되며 입력층과 출력층 사이에 뉴런의 각 층 사이의 연결로 이어지는 은닉층이라는 중간층이 있다. 파괴원 위치 결정을 위한 함수로 사용되는 항목을 기준으로 구현한 신경망 모델은 Fig. 1과 같다.

Fig. 1에서 뉴런에 활성화를 만들기 위해 결합되는 함수는 식(5)와 같다.

$$a_i = \sum_{j=1}^{n-1} w_{ij} x_j(k) + b_i$$
$$x_i(k) = g(a_i(k)) \quad (5)$$

여기서 wij와 bi는 연결강도와 임계치이며 g( )는 활성화 함수이다. 은닉층에서의 활성화 함수는 식(6)과 같이 표현된다.

$$g(a_i(k)) = \frac{1}{1 + \exp^{-a_i}(k)} \quad (6)$$

역전파 회로망의 출력층이 시그모이드 뉴런을 가지면 회로망의 출력은 작은 범위로 제한되며, 선형 뉴런이 사용되면 회로망 출력은 다양한 형태의 값으로 취해질 수 있다. 따라서 출력층 뉴런은 임계치 함수를 포함하지 않으며, 활성화 함수는 선형으로 출력은 식(7)과 같다.

$$\overline{y}_i(k) = \sum_{j=1}^{n} w_{ij} x_j(k) \qquad (7)$$

한편, 신경 회로망의 학습시간을 개선시키기 위해 본 연구에서 사용된 신경 회로망 모델은 일반 델타 학습 규칙을 이용한 모멘텀 momentum) 역전파 신경 회로망을 적용하였다. 또한 입력자료에서 변환기 좌표값이 음, 양수값으로 제출되기 때문에 입력층-은닉층, 은닉층-은닉층간의 활성화 함수는 Fig. 2와 같이 -1~+1의 값의 범위를 갖는 양극성 함수인 "tan-sigmoid" 함수를 적용하였으며, 다양한 형태의 값으로 회로망을 출력시키기 위해 은닉층과 출력층간의 활성화 함수는 선형 함수인 "pure-linear"를 사용하였다.[5]

파괴원 위치를 구하기 위해 재래식 계산법에서 요구하는 변수값들을 회로망 입력값으로 그대로 사용하면 입력값의 범위가 크기 때문에 장시간의 학습을 필요로 하며, 수렴이 되지 않고 발산할 우려가 존재한다. 따라서 회로망의 안정성에 영향을 미치는 요인을 제거하기 위해 -1에서 +1의 값을 갖도록 변환기의 좌표와 탄성파의 전파속도는 그 값들중 최대값으로 나누어 입력하였으며 각 변환기로의 도달시간은 AE 진원과 매질의 특성에 따라 다양한 값의 분포를 보이기 때문에 입력값은 식(8)과 같이 통계처리를 실시하여 사용하였다. 또한 목적값은 수정없이 AE 진원의 좌표값을 그대로 이용하였다.

$$\frac{(x(k) - \sigma_{mean})}{\sigma_{std}} \qquad (8)$$

x(k) : 입력값 (갯수 k)
σ_{mean} : 입력값의 평균치
σ_{std} : 입력값의 표준편차

2.2 회로망의 성능

암석을 대상으로 하는 파괴원 탐사는 3차원 좌표값을 필요로 하기 때문에 신경망 학습시 이 좌표값들을선형 분리가 가능한 영역으로 나누는 것은 한계가 있다. 즉 영역을 나누는 방법에 따라 수백 내지 수천 개의 선형 분리가 가능한 영역이 필요할지도 모른다.

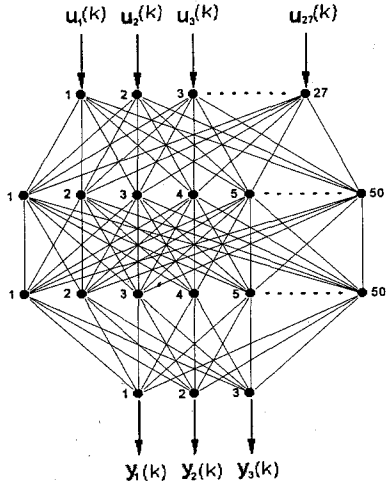
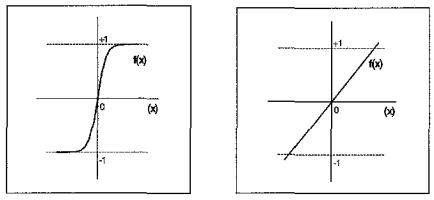


Fig. 1. Neural network model to apply the source location

이와 같이 선형 분리 가능한 영역으로 나누는 것은 3차원을 취급하기 때문에 거의 불가능하다. 따라서 이 같은 문제점을 해결할 수 있는 방법은 ① 변환기 사이의 전달속도의 차가 동일하게 변환기의 배치를 이동하여



(a) tan-sigmoid (b) pure-linear

Fig. 2. Activation function without bias

설치하거나, 또는 ② 변환기의 배치를 고정시킨 상태에서 전달속도 차의 변화를 모색하는 것을 생각할 수 있다. 그러나 첫 번째 방법은 매질의 조건, 진원으로부터 각 변환기로의 입사각, 시편의 형상 및 각 방향으로의 탄성파 전파속도의 변화 등 다양한 요인에 의해 이를 적용하기는 거의 불가능하다. 두 번째는 전자의 문제점을 해소할 수 있는 방법으로 시편의 형상 및 매질의 조건에 따라 다양한 값의 변화를 보일 것으로 예상되나 대상 시편의 탄성파 속도 변화를 어느 정도 수용할 수 있을 것으로 생각된다. 따라서 이 연구에서는 두 번째 방법에 의해 변환기의 좌표는 동일하게 설정하였으며, 이를 바탕으로 단지 종파속도의 변화 및 도달시간 차이의 변화만을 이용하여 신경망의 학습에 이용하였다.

직접 암석의 파괴실험으로부터 구한 파괴원 위치를 입력값으로 이용하였기 때문에 암석의 이방성 속도 구조를 정확히 알 수는 없으나, 이를 신경망 학습에 적용할 경우 학습이 진행됨에 따라 신경망 그 자체로 연결강도 값의 변화를 통해 이를 수용할 수 있을 것으로 판단된다.

3. A.E법에 의한 계측 조건 및 방법

3.1 계측 조건

본 연구에서 하중 시험기는 미국 유나이티드(United) 사에서 제작된 SFM 모델을 사용하였는데, 이 장비는 압축과 인장 시험이 모두 가능하며 최대 가압 하중은 13.5톤 정도이다. 그리고 변위는 분당 0.005mm-500 mm 정도로 다양한 제어가 가능하다. AE 계측 장비는 미국 PAC(Physical Acoustic Corporation)사의 LOCAN-320으로 2-14 개의 신호를 디지털로 처리할 수 있다. 가압시에 방출되는 미소 파괴음의 탐지는 PAC 사의 광대역 변환기 WD-A(공진 주파수 550 KHz)를 사용하였다. 이 변환기의 특징은 100 KHz 이하에서는 탐지 감도가 떨어지며 100 KHz - 1 MHz 범위의 주파수에서는 평탄한 응답특성을 갖고 있다. 이 연구에서는 총 6개의 변환기를 사용하였으며, 방출되는 AE 파형은 파형 기억장치(Model : CS225)를 이용하여 개인용 컴퓨터에 저장하였다. 또한 시편의 변형 거동은 독일 MGC 사의 디지털 변형율 측정장치를 이용하였고 각각의 변형율 값은 0.1초마다 측정하였다.

파괴원 위치의 추적을 목적으로 하는 AE 계측은 높은 정밀도뿐만 아니라 뛰어난 감도를 요구한다. 변환기는 원판형 압전소자로 이루어져 있으며 단지 수직운동만을 탐지하는 특징이 있다. 또한 사용된 프리앰프(preamp)는 PAC 사의 모델 1220-30H 형으로 30 KHz 이상의 주파수 성분에 적합한 증폭기이다. AE 계수 시스템의 개략도는 Fig. 3과 같다.

AE 변환기의 배치 및 검출된 AE 신호의 처리·기록방법은 첫째, 시편의 표면에 광대역 변환기 6개를 적절한 배열로 부착하였다. 둘째, AE 변환기로부터 출력은 프리앰프에서 60dB로 증폭하고, 그후 AE 해석장치에서 20dB로 증폭하였다. 프리앰프에서 나오는 AE 신호는 T자형 BNC 커넥터를 연결하여 한 방향은 AE 계측 장치에 연결하고 다른 한 방향은 파형을 기록하기 위해 파형 기록장치에 연결하였다. 셋째, 계수화된 AE 사상계수는 디지털로서 디스크에 자동 기록하였다. 넷째, 시험 종료후 기록된 사상계수 및 전파속도로부터 반복 계산 알고리즘 및 신경 회로망을 이용하여 파괴원 위치를 해석하였으며 AE 변수를 분석하였다.

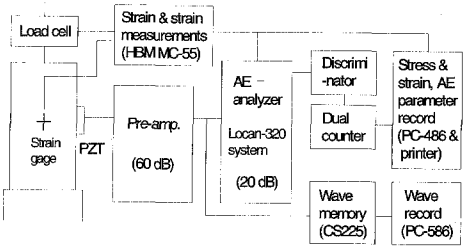


Fig. 3. Block diagram of experimental setup for A.E measurements

3.2 파괴 진행에 따른 종파 속도의 변화

파괴원 위치 결정을 위한 계산 수단으로 최근 여러 분야에서 소개되고 있는 인공 신경 회로망을 구축하였다. 이를 위하여 먼저 신경망을 학습시켜야 하며, 이때 입력 자료로서 종파의 전파속도가 요구되기 때문에 각주형 시편을 이용하여 응력수준에 따른 세 방향, 즉 가압방향에 평행한 방향(Z)과 수직한 두 방향(X, Y)의 전파속도를 측정하여 시료의 이방성을 검토하였다.

가압 중인 시편의 전파 속도를 측정하고져 할 때 가압 방향과 수직한 방향은 시편의 표면에 변환기를 부착할 수 없으므로 Fig. 4와 같이 특별히 두 개의 강 플레이트를 제작하여 사용하였다. 그림의 플레이트 내부로 변환기를 삽입하여 하나의 변환기는 펄스 입력에 의해 발진기로 사용하였으며 다른 하나는 수신기로 이용하였다.

일반적으로 암석 시편에 가압하면 그 방향으로 종파의 전파 속도는 빨라지고, 가압 방향과 수직한 방향으로는 늦어지는 경향을 보이는데, 광물학적인 요인과 공극율 등에 따라 전파 속도의 이방성은 40~50%까지 나타내는 경우도 보고되고 있다[6].

본 실험에서 구한 화강암 시료에 대한 종파 속도의 변화를 나타내면 Fig. 5와 같으며 Table 1은 응력 수준에 따른 전파 속도의 변화를 요약한 것이다. 이때 종파의 전파 속도 변화는 가압하기 전 종파 속도와 파괴 직전의 종파 속도 차를 백분율로 표시한 것이다.

Fig. 5와 같이 가압 초기에 종파 속도의 결과를 보면 가압 방향과 평행한 방향, 즉 Z축 방향의 변화는 공극 및 기존 균열의 닫힘 현상에 의해 크게 증가하나 가압 방향과 평행한 방향, 즉 그림에서 X, Y축 방향은 거의 변화가 없다. 반면에 체적 팽창이 일어나기 시작하는 파괴 하중의 약 65% 이상의 응력수준에서 Z축 방향의 속도 변화는 거의 없으며 횡방향 전파 속도는 감소함을 알 수 있다. 이 결과는 Soga 등[7]의 연구 결과와 잘 일치한다.

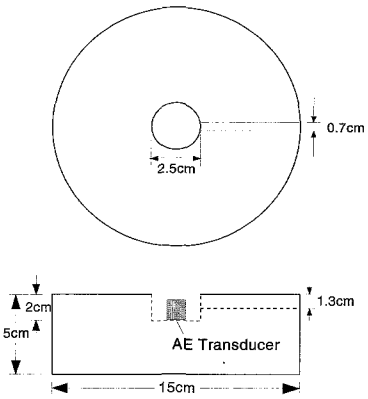


Fig. 4. Plate manufactured for measuring P-wave velocity at loading direction

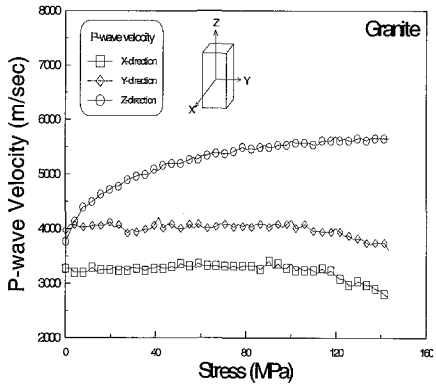


Fig. 5. Relation between stress level versus P-wave velocity of granite

사암에 대한 종파 속도의 구체적인 변화는 지면 관계상 생략하였다. 사암의 측정 결과 가압에 따른 속도의 변화는 세 방향 모두 약간의 변화만을 보였다. 다만 화강암과 마찬가지로 최대 응력의 약 65% 응력 수준에서 횡 방향의 전파 속도가 약간 감소하는 것을 관찰할 수 있다. 이상의 결과로부터 가압에 따른 암석내 종파 전파 속도의 변화는 주로 암석의 공극율에 따라 차이를 보이는 것으로 생각된다. 즉 화강암의 공극율은 0.9%로서 공극율이 0.1% 내외인 사암에 비해 현저히 크기 때문에 나타난 결과로 보이며, Chandra 등[8]의 연구 결과와 비교적 일치하는 것을 확인하였다.

4. 계측 자료의 해석

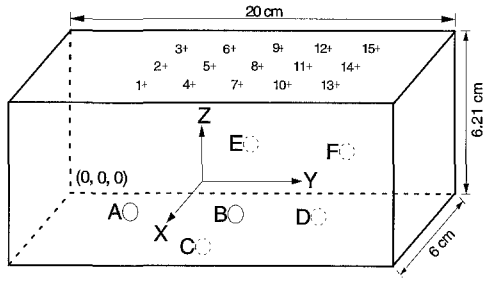
신경회로망 적용시 그 타당성을 확인하기 위한 기준설정을 목적으로 재래식 방법에 의한 파괴원위치 결정을 먼저 실시하였다.

Table 1. The variation of P-wave velocity at ultimate failure

	Granite	Sandstone
Parallel to loading axis	48% increase	2.8% increase
Perpendicular to loading axis	25-35% decrease	4.5-7.4% decrease

4.1 유사 A.E 진원

유사 AE 진원의 입력이란 이미 알고 있는 지점에 물리적인 충격을 가하여 탄성파를 발생시키고 AE 변환기에 의해 탐지하는 일련의 과정이라고 할 수 있다.



Transducer

A(6.0, 7.0 2.0) B(6.0, 12.2, 1.9) C(4.5, 9.6, 0.0)
D(2.0, 14.8, 0.0) E(0.0, 9.4, 1.8) F(0.0, 14.4, 1.6)

Input point by pulse

1.(4.5, 6.0, 6.21) 2.(3.0, 6.0, 6.21) 3.(1.5, 6.0, 6.21)
4.(4.5, 8.5, 6.21) 5.(3.0, 8.5, 6.21) 6.(1.5, 8.5, 6.21)
7.(4.5, 11.0, 6.21) 8.(3.0, 11.0, 6.21) 9.(1.5, 11.0, 6.21)
10.(4.5, 13.5, 6.21) 11.(3.0, 13.5, 6.21) 12.(1.5, 13.5, 6.21)
13.(4.5, 16.0, 6.21) 14.(3.0, 16.0, 6.21) 15.(1.5, 16.0, 6.21)

Fig. 6. Transducers array for similar AE source location

본 연구에서 사용한 파형 기록기의 샘플링 빈도율(sampling rate)은 5 MHz로 설정하였기 때문에 시간차 판별오차는 0.2 μsec 이내로 볼 수 있다. 암석 재료의 종파속도의 변화가 3000-6000 m/sec로 가정할 경우 파형 기록기의 샘플링 간격은 0.2μsec로 설정하였기 때문에 반복 계산 방식에 따른 오차를 포함해도 1.2mm 이내의 정밀도에서 파괴원을 구하게 된다. 그러나 직경 1.5cm를 갖는 AE 변환기의 크기, 배열, 그리고 매질의 전파속도 구조와 같

은 다양한 오차요인이 가중된다면 1.2mm 이내의 오차에 맞는 보정은 어려울 것으로 생각된다.

실제 파괴원 위치의 오차를 고려할 때 AE 변환기의 다양한 배열과 유사 AE 진원에 의해 정밀도를 평가하는 것이 효율적인 것으로 알려져 있다[9]. 따라서 본 연구에서는 R15 변환기를 이용하여 X=1.5cm, 3cm, 4.5cm의 단면에 있는 각 지점에 펄스 입력 및 직경 0.3mm의 연필심을 부러뜨려 인공적인 탄성파를 발생시켰다. 그 구체적인 변환기의 배치와 유사 AE 진원의 좌표는 Fig. 6과 같다. 동일 지점에서 탐지된 파형은 화강암, 사암 시편 모두 유사한 현상을 보이고 있기 때문에 여기서는 사암 시편에 대해서만 제시하였다.

각 변환기에서 탐지된 파의 도달 시간을 평가하였으며, 이들 결과로부터 구한 파괴원의 위치와 X, Y, Z 각 방향에서 오차를 표시하면 Fig. 7과 같다. 그림의 횡축은 1차 근사해 및 반복 계산법에 의한 오차를 나타내며 종축은 Y축 단면을 표시한 것이다.

그림과 같이 1차원 해는 X=1.5cm 단면의 경우 시편의 좌측(그림에서 Y축 방향으로 6cm인 지점)에서 약 3cm의 큰 오차를 보이고 있으며, X=4.5cm의 단면에서는 시편 우측(Y축 방향으로 16.0cm인 지점)에서 약 2cm의 큰 오차가 있음을 알 수 있다. 또한 X=3.0cm 단면에서는 우측과 중앙부에서 큰 오차가 보인다. 이러한 현상은 변환기 배열과 전원 분포의 차이로 여겨진다. 즉 X=1.5cm의 단면에서 좌측에 오차가 크게 분포하는 경우는 A, B 지점이 파원을 정확하게 입사하기 어려운 각도로 분포하기 때문이며, X=4.5cm의 단면에서 우측에 오차가 크게 분포하는 것은 E, F 지점이 또한 파원을 받아들이기 어려운 지점에 놓여 있기 때문으로 추정된다. 또한 X, Y, Z 각 방향에서도 1차 근사해의 오차는 상당히 크게 나타났으며, 그 경향은 단면에 따라 다르게 나타남을 알 수 있다.

한편 등방성 속도장을 고려하여 최소 자승법에 의해 파괴원 위치를 결정할 경우에는 1차 근사해의 경우보다 오차가 다소 감소한다. 반면에 이방성 속도를 고려하여 파괴원의 위치를 결정하면 Y=16cm의 단면을 제외하고 모든 단면에서 거의 0.5cm 이내로 오차가 수렴됨을 알 수 있다.

Fig. 7은 발생된 오차를 각 방향별로 표기한데 비하여 Fig. 8은 한 지점에서 발생되는 각 방향별 오차를 벡터 합으로 표기한 것이다. 특히 그림은 X=4.5cm 단면(1, 4, 7, 10, 13 지점)의 예를 나타낸 것으로 횡축은 펄스 입력에 의한 집중력의 작용 지점이고 종축은 X, Y, Z 방향의 오차 벡터 합을 표시한 것이다.

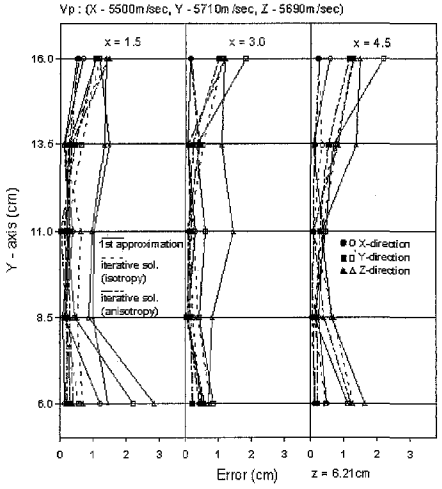


Fig. 7. Location errors in similar AE source experiments by pulse input

그림에서 이방성 속도장과 등방성 속도장을 고려하여 구한 파괴원 해의 오차는 1차원 해의 오차보다 훨씬 감소한다. 더욱이 이방성을 고려한 경우 등방성으로 구한 해보다 오차가 감소하여, 인위적인 AE 진원의 입력 지점에 근접함을 알 수 있다.

한편, 이방성 속도장을 고려하여 구한 경우 10번 번과 13번 입력 지점을 제외하고는 모두 0.5mm 이내로 오차가 감소하는 것을 알 수 있다. 따라서 파원을 양호하게 탐지할 수 있는 위치에 변환기를 배열한다면 파괴원의 위치를 정확히 산출할 수 있을 것이다. 실제 암석 시편에 대한 파괴 시험에서는 이와 같은 현상을 고려하여 부착된 변환기 사이에 파괴원이 위치할 수 있도록 조정하였기 때문에 그 오차는 한층 감소할 것으로 생각된다.

4.2 단축 압축 시험

본 연구의 주 목적인 신경 회로망 작성을 위한 학습 자료를 구하기 위해 단축 압축 시험을 실시하였다. 화강암, 사암 시편에 대하여 각각 6cm×6cm ×12cm 크기의 각주형 시편을 제작하고, 그 시편 표면에 Fig. 9와 같이 6개의 AE 계측용 변환기와 4개의 종파 측정용 변환기를 부착하였다.

다음에 수동으로 하중을 비교적 일정하게 30 N/sec의 속도로 가압하면서 매 4.9 KN씩 증가할 때마다 하중을 순간적으로 일정하게 유지하고 가압 방향 및 가압 방향에 수직한 방향의 탄성파 속도를 측정한다. 동시에 AE 변환기에 탐지된 AE 신호는 AE 분석 장치와 파형 기억 장치에 저장하고 6개의 변환기에서 검출된 도달시간 ti를 얻게 된다.

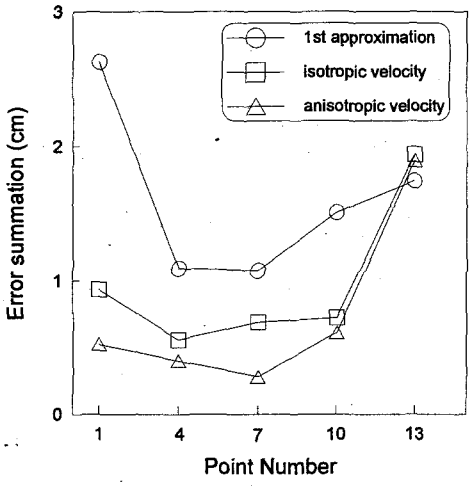


Fig. 8. Comparison of location errors

이들 실험 결과 얻어진 자료, 즉 변환기의 위치, 응력 수준에 따른 종파 속도의 변화, 그리고 변환기에 탐지된 도달시간 ti를 반복법에 의한 해석 이론에 대입하여 전산 해석을 실시하였다. 이들 해석 자료중 화강암에 대하여 구한 파괴원 위치 결과를 예시하면 Table 2 및 Fig. 10과 같다.

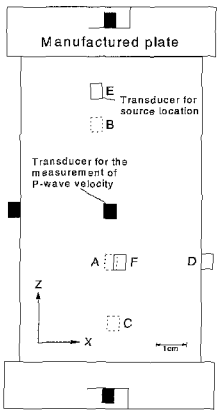
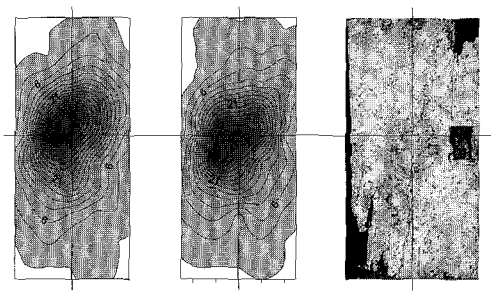


Fig. 9. Transducers array for the measurement of P-wave velocity and source location in uniaxial compression test

Fig. 10은 파괴원의 위치를 $1cm^2$ 내에 존재하는 숫자로 계산한 다음 3개씩 간격으로 하여 Kriging 법에 의해 등고선으로 묘사한 것이다. (a)와 (b)는 각각 등방성 및 이방성 속도장을 고려한 것이고, (c)는 파괴 후 시편의 외관을 관찰한 것이다. 그림에서 (a)는 집중 분포된 파괴원의 위치가 좌상부에 치우쳐 있으며, (b)는 중앙점에서 좌측, 좌하부 그리고 우상부로 파괴원의 분포가 밀집된 것을 보여주고 있다. 파괴 후 형태 (c)를 고려할 때 이방성 해석이 보다 정확한 것으로 생각된다.



(a) (b) (c)

Fig. 10. Contour of AE sources by the variation of P-wave velocity (total number of samples : 496) (a) isotropic (b) anisotropic (c) after failure

4.3 신경 회로망에 의한 자료의 해석

가. 신경 회로망의 학습

재래식 방법에 의해 파괴원 위치를 결정할 때 사용된 매개변수인 변환기 6개의 좌표, 도달시간차 및 종파의 전파 속도를 입력으로 한 역전파 신경회로망을 이용하여 학습시켰다.

먼저 회로망의 성능과 안정성을 위해 Fig. 6에서 얻어진 변수들을 이용하여 회로망 학습을 시도하였으며 회로망 입력 패턴쌍은 펄스 입력과 연필심 파열의 두 경우를 합쳐 30개이다. 입력층 - 은닉층 - 은닉층 - 출력층 사이의 뉴런 (neuron or processing element)의 수에 따라 학습시켰을 때의 오차를 나타내면 Table 3과 같다. 이때 평균 RMS는 각각의 뉴런 수에서 5번씩 실행하여 평균 오차를 계산하였으며 초기 연결강도 값은 -1에서 +1 사이로 무작위로 선택하였다.

이 연구에서는 뉴런의 수가 60개 이후에 오차의 변화가 다소 증가하므로 각각의 회로망 층의 뉴런 수는 50을 선택하였다.

한편, 역전파 학습 알고리즘과 모멘텀 역전파 학습 알고리즘에 의한 회로망의 반복 속도와 소요 시간을 비교하면 Table 4와 같다. 학습 진행 속도는 모멘텀 역전파 방식이 약 2.5배 정도 신속하게 이루어짐을 알 수 있다.

나. 자료의 해석

회로망 학습이 종료된 후 새로운 입력값이 주어졌을 때 이방성 속도장을 고려한 재래식 계산법에

의한 파괴원 해의 추론이 가능한지를 검토하였다.

Table 3. Average RMS error versus number of processing elements (iteration : 500)

Number of PE's	10	20	30	40	50	60	70	100
Average RMS error (cm)	7.4	4.5	2.0	2.1	1.0	0.8	1.2	1.8

그 결과는 Table 5에 제시되어 있다. 두 경우 뚜렷한 오차의 변화 없이 첫 번째와 마지막 번을 제외하고는 모두 1cm 이하로 나타남으로 신경망에 의한 추론이 양호함을 알 수 있다.

Table 4. Comparison of learning rate by back propagation and momentum back propagation learning algorithm (network error : 0.3)

Algorithm	Back propagation	Momentum back propagation
Iteration (N)	4,209	1,749
Learning time	34 min and 10 sec	13 min and 50 sec

일반적으로 두 값들의 좌표는 다소의 차이를 보이나 거의 일치하는 경향을 보이는 것이 확인된다. 위의 결과는 신경망을 적용하기 위해 시편의 표면에서 인위적인 탄 성파를 발생시키고, 그로부터 구해진 변수들을 조건으로 하여 회로망 학습에 적용하고 추론한 경우로 신뢰할 수 있는 결과를 확인하였다.

여기서 학습율은 0.012, 모멘텀 상수 0.3, 오차 비율 1.04로 설정하였다. 이것은 회로망 학습을 위해 여러 번 반복 수행하여 최적의 변수들로 설정한 값들이다. 또한 회로망 패턴 오차가 30개를 합한 0.3으로 설정하여 하나의 패턴 오차는 0.01이 된다. 신경망의 학습 결과 0.3까지의 시스템 오차에 도달하는 시간은 13분 50초가 소요되었으며 1,749회의 반복 후에 원하는 회로망에 도달하였다.

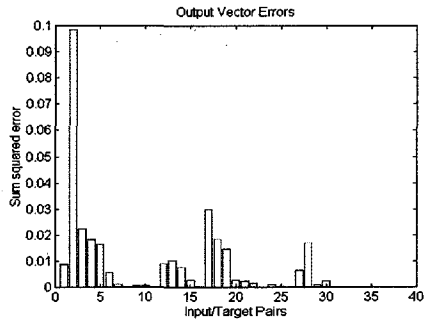


Fig. 11. Network sum squared error versus input/target pairs

회로망 오차, 즉 출력값과 목적값의 차이는 Fig. 11과 같이 모두 0.1cm 이하로 제출되어 학습의 정도는 양호한 것으로 판단된다. 그림의 오차는 이방성 속도장을 고려하여 해석한 파괴원 위치에서의 많은 오차가 발생된 시편의 좌, 우측과 동일한 형태를 보이는 것이 관찰된다.

Table 2. Source coordinates

Stress level (MPa)	Estimated P-wave velocity (m/sec)			Arrival time difference detected by transducers (μs)						Source coordinate (cm)
	X	Y	Z	A	B	C	D	E	F	
17	3367	4192	4842	6.06	0.00	1.46	4.86	1.75	5.46	(1.75, 1.45, 2.70)
34	3358	4184	4964	11.20	0.80	2.00	0.00	21.00	9.20	(1.44, 0.49, 0.20)
51	3323	4124	5059	0.00	7.60	15.00	8.80	1.60	10.8	(2.99, -1.32, -2.38)
68	3322	4236	5260	9.20	0.00	4.00	6.20	16.80	9.80	(4.23, 0.84, -2.37)
85	3279	4213	5296	7.06	0.00	10.86	7.46	14.62	11.06	(6.14, 0.27, 1.04)
92	3279	4180	5479	0.00	5.40	9.20	9.00	7.80	4.60	(2.46, 1.44, 0.82)
109	3236	4136	5557	13.60	0.00	7.80	9.14	17.40	9.60	(0.29, -0.80, 1.26)
126	3237	4111	5676	2.60	8.80	14.75	6.20	0.00	10.80	(0.43, 1.50, 1.79)
143	3195	4080	5635	8.70	3.06	0.00	7.10	12.90	2.70	(4.00, -1.58, -2.86)
169	2968	4058	5676	0.00	4.00	10.00	7.00	5.60	3.60	(4.76, 2.22, -1.61)

신경 회로망에 의한 학습 자료를 구성하기 위해 단축 압축 시험에서 구해진 250개의 파괴원 결과를 적용하였다. 즉 신경 회로망 학습을 위한 입력 패턴 쌍은 250개를 이용하였다. 여기서 신경 회로망 설정 조건은 학습율 0.0025, 모멘텀 상수 0.3, 오차 비율 1.04로 정하였으며, 회로망 패턴 오차가 250개를 합한 15로 설정하여 하나의 패턴 오차는 0.06이 된다. 신경망의 학습 결과 시스템 오차 15에 도달하는 시간은 23분이 소요되었으며 2,916회의 반복 후에 학습이 종료되었다. 반복 실행에 따른 오차 합의 일례를 나타내면 Fig. 12와 같다.

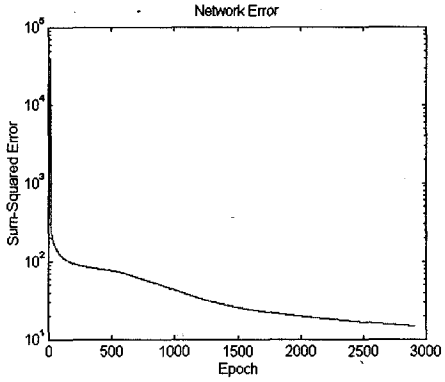


Fig. 12 Network sum-squared error versus iteration

5. 검토 및 고찰

AE 파괴원 위치는 AE 측정에서 중요한 파라메타이다. 즉, 재료 내부의 미소 균열을 탐지하는 수단으로 현재까지 도달 시간차를 이용하는 방법, 영역(zone) 표정법, 그리고 삼축 호도그램법 등 여러 방법들이 개발되어 있다. 이 중에서 도달 시간차 방법은 다수의 변환기를 공간적으로 배치하고 각각의 변환기에서 탐지되는 도달 시간차로부터 역으로 계산하여 미소 파괴원의 위치를 결정하는 것이다. 본 논문에서는 신경 회로망에 적용하기 위해 먼저 순차적인 계산 방식인 도달 시간차 방법을 활용하였으며 오차를 최소화시키기 위해 반복법에 의한 최소 자승법을 적용하였다. 이 방법을 적용한 이유는 첫째, 측정 대상이 도달 시간만을 필요로 하기 때문에 AE 측정이 용이하며, AE 전파 매질이 이방성일 경우에도 다수의 변환기만 있다면 속도 구조를 역산할 수 있는 장점이 있다. 둘째, 많은 변환기를 배치함으로서 미소 파괴원 해석 자료의 신뢰도를 높일 수 있다. 셋째, 신경 회로망의 적용시 해석이 용이한 특징이 있다.

최소 자승법을 이용하는 반복법에 의한 계산 방식, 즉 재래식 방법은 파괴원 위치를 구하기 위해 5개 이상의 변환기를 설치해야 되기 때문에 데이터의 전송, 획득, 기록 및 해석이 대규모로 되는 단점이 있다. 특히 데이터의 기록은 반복 계산을 수행해야 되기 때문에 많은 시간이 요구되므로 계산을 수행할 때 다른 AE 현상이 발생된다면 처리하지 못하는 경우가 대부분이다. 기존의 AE 소프트웨어(software)를 구비하고 있는 해석 장치는 일반적으로 계산 속도가 빠른 1차원적인 파괴원 해석만을 수행하도록 설계되어 있다. 2 절에서 검토한 바와

Table 5. Accuracy of source location results

source coordinates (cm)	calculated coordinates by anisotropic velocity analysis (cm) (A)	predicted coordinates by neural network application (cm) (B)	error summation (cm)	
			(A)	(B)
(1.5, 8.0, 6.21)	(1.17, 7.86, 7.07)	(1.08, 7.86, 7.27)	0.93	1.15
(3.0, 8.0, 6.21)	(3.14, 7.90, 6.36)	(3.16, 8.10, 6.60)	0.23	0.44
(4.5, 8.0, 6.21)	(4.68, 8.03, 6.33)	(4.33, 8.16, 6.05)	0.22	0.28
(1.5, 10.0, 6.21)	(1.05, 9.99, 6.93)	(1.07, 10.37, 6.51)	0.85	0.64
(3.0, 10.0, 6.21)	(3.22, 9.73, 6.47)	(3.29, 9.68, 6.38)	0.43	0.46
(4.5, 10.0, 6.21)	(4.70, 9.31, 6.58)	(4.59, 10.19, 6.78)	0.81	0.60
(1.5, 12.0, 6.21)	(0.87, 11.99, 6.25)	(1.15, 11.82, 6.31)	0.63	0.40
(3.0, 12.0, 6.21)	(2.73, 11.93, 6.49)	(2.93, 12.55, 6.51)	0.39	0.63
(4.5, 12.0, 6.21)	(4.78, 11.42, 6.23)	(4.68, 12.49, 5.85)	0.64	0.63
(1.5, 14.0, 6.21)	(1.01, 13.60, 5.75)	(1.61, 13.69, 5.75)	0.78	0.56
(3.0, 14.0, 6.21)	(2.54, 13.81, 6.69)	(2.99, 13.30, 6.19)	0.69	0.69
(4.5, 14.0, 6.21)	(5.10, 13.72, 7.23)	(4.20, 13.97, 5.73)	1.21	0.56

같이 파괴원을 결정할 때 1차원 근사해는 응력 수준에 따른 종파의 전파 속도와 파괴원 오차를 줄이기 위한 어떤 수학적 알고리즘도 사용하지 않는다. 따라서 이 방법은 실제 균열 지점과는 다른 지점에서 파괴원의 위치가 결정되기 때문에 암석 및 암반의 파괴원 해석시 모든 방향에서 종파 전파 속도가 동일해야 하고, 또한 쌍곡면의 교점이 한 점에서 만나야 하는 등 적용상의 제한이 따른다.

위와 같은 문제점을 해결하기 위한 수단으로 파괴원 위치 해석시 신경망을 적용하는 방법을 검토하였다. 즉, 실험실 실험으로부터 얻어진 많은 파괴원 해석 결과와 현장 자료들이 본 연구에서 구현된 신경망의 학습에 적용된 후, 기존의 AE 해석 장치의 소프트웨어와 결합된다면, 실시간(real time)으로 데이터의 전송, 획득, 기록 및 해석이 간단한 연산처리 방식만으로 의해 비교적 정확한 파괴원 위치를 구할 수 있을 것이다. 또한 파괴원 해석 자료가 축적되어 구현된 신경 회로망이 활성화된다면 복잡한 계산 알고리즘의 적용 없이 파괴원 위치를 비교적 쉽게 구할 수 있는 가능성을 확인하였다.

본 연구에서 고찰한 방법에 의해 파괴원 위치를 구할 경우 시간·경제적인 효과뿐만 아니라 비교적 간단한 계산 방법에 의해 파괴원 위치를 구할 수 있을 것으로 생각되며, 신경 회로망 적용은 파괴원 위치를 구하는 새로운 방법임을 입증할 수 있었다.

6. 결론

본 연구에서는 암석의 파괴 실험시 발생되는 파괴원의 위치를 결정하기 위하여 신경 회로망을 적용하였다. 먼저 재래식 계산 방법에 의해 파괴원의 위치를 결정한 후 그 결과를 학습된 신경 회로망의 추론 결과와 서로 비교·검토하여 적용 가능성을 확인하였다. 또한 가압에 따른 파괴원의 위치를 추적하여 암석 내부에서의 미소 균열 진전 과정을 검토하였는데 그 결과를 요약하면 다음과 같다.

1. 파괴원 위치 결정을 위해 사용해 오던 재래식 반복 계산법의 문제점을 해결할 수 있는 모멘텀 역전파 신경 회로망을 구현하였다. 신경망의 구성은 입력층-은닉층-은닉층-출력층의 3개 층이며 2,916회의 반복 후에 원하는 회로망 오차 15에 도달하였다.

2. 신경망에 의해 구한 파괴원의 위치는 다소 분산되는 경향을 보이나 전체적인 윤곽은 이방성을 고려한 재래식 계산 방식으로 구한 파괴원 위치와 거의 유사하여 적용 가능성을 확인하였다.

3. 가압 하중에 따른 종파 속도의 변화는 가압 방향과 평행한 방향의 전파 속도는 하중의 증가에 따라 증가하나 가압 방향과 수직한 방향의 그 값은 오히려 감소하는 경향을 보인다. 종파의 전파 속도는 AE 급증점 또는 체적 팽창이 시작되는 점에서 뚜렷한 변화를 보인다. 또한 암석 입자 및 공극율이 클수록 그 변화가 뚜렷함을 확인할 수 있다.

참고문헌

[1] Lockner, D., The role of acoustic emission in the study of rock fracture, *Int. J. Rock Mech. Min. Sci. & Geomech. Abstr.* 20, pp883-889, 1993.

[2] 이규상, 암석의 이방성 속도를 고려한 미소파괴음 발생의 3차원 음원 추적, *서울대학교 석사학위논문*, p65, 1996.

[3] Cete, A., Seismic source location in the Ruhr district, *Proc. 1st Conf. AE/MA in Geol. Str. Mat.*, pp231-241, 1977.

[4] Rumelhart, D. E., Honton, G. E. and Williams, R. J., *Learning internal representations by error propagation*, In parallel distributed processing, Cambridge, MA: MIT Press, 1, pp318-362, 1986.

[5] Werbos, P., Generalization of back-propagation with application to a recurrent gas market model, *Neural Networks*, I, pp339-359, 1988.

[6] Lockner, D. A., Walsh, J. B. and Byerlee, J. D., Changes in seismic velocity and attenuati on during deformation of granite, *J. of Geo -physical Research*, 82, pp5374-5378, 1977.

[7] Soga, N., Mizutani, H., Spetzler, H. and Martin III, R. J,. The effect of dilatancy on velocity anisotropy in Westerly granite, *J. of Geophysical Research*, 83, pp4451-4458, 1990.

[8] Chandra S. R. and Kenneth E. H., Shear-wav e velocity anisotropy in sedimentary rocks : *A laboratory study, Geophysics*, Vol. 53, pp800-805, 1988.

[9] Claxton, R., Characterization of fracture in charcol granite through advanced AE instru mentation and deconvolution techniques, *Ph. D. Dissertation, north-western University, Evanston*, III, 1990