

# 신경 회로망에 의한 파괴원 위치 결정

이상은<sup>1)</sup> · 신재근<sup>2)</sup> · 임한욱<sup>3)</sup>

## Determination of Source Location using Neural Network in Rock Materials

Sang-Eun Lee, Jae-Keun Shin and Han-Uk Lim

### 1. 서 론

암석 및 암반을 대상으로 AE 법에 의해 파괴원 위치를 결정하는 경우 복잡한 수학적 알고리즘을 필요로 하며, 다수의 연구자에 의해 수많은 방법들이 개발되어 왔으나 각 해법의 특성에 따라 부분적인 오차를 보이는 것으로 보고되어 있다. 이와 같이 재래식 계산법에 의한 파괴원 위치의 결정은 오차를 감소시키기 위해 다양한 알고리즘이 적용되어야 한다. 이를 위해 도달시간차 및 재료 내부의 속도장을 평가하는 기술이 요구된다. 이것은 암석의 표면에서 발진기와 수신기 사이의 변화로부터 추적가능하며 복잡한 수학적 알고리즘을 필요로 한다. 이외에도 시편의 형상, 변환기의 기하학적인 배열, 암석의 이방성, 탄성파의 전파 특성 등이 고려되어야 한다.

본 연구에서는 파괴원의 위치를 결정하는 방법으로 이방성 속도장을 고려한 재래식 계산 방법에 의해 파괴원의 위치를 구한 후, 이 함수들을 지도학습 방법인 모멘텀 역전파 신경 회로망(back propagation neural network)에 적용하였다. 회로망 입력값을 구하기 위해 암석의 단축압축시험 및 굴곡시험을 실시하고 그 결과를 바탕으로 2가지 모델 시편에 적용하였으며 재래식 계산 방법과 비교하였다. 또한 신경 회로망의 주요 장점인 학습 가능성, 새로운 입력을 일반화시키는 능력, 신속한 처리능력 등을 고찰하였다.

### 2. 계측장치 및 방법

암석의 파괴원 위치를 추정하기 위해 사용된 시료는 재료 자체의 균질성 및 이방성, 단축압축강도, 이방성 속도장의 분포 등을 고려하여 선택하였다. 거창 화강암, 여산 대리석, 사암 등 3가지이며 모두 국내에서 석재로 사용되고 있다.

채취된 암석 블록은 결(rift plane)의 이방성을 고려하여 주결에 수직한 방향으로 결의 방향과 평행하게 장축 방향으로 절단하였다. 회로망 학습 결과를 적용하기 위해 압축용 사각형 블록의 시편은 6×6×12 cm로 균열의 발생 지점이 중앙부에 위치하게끔 중앙부에 수직으로 노치(notch) 폭 1 mm, 길이 2 cm로 절단하였다. 굴곡시험용 시편은 6×6×40 cm로 중앙부에서 양측면으로 0.75 cm만큼 이격시켜 노치(notch) 길이 3 cm로 절단하였다.

하중 시험기는 미국 United사에서 제작된 SFM 모델을 사용하였으며, 압축과 인장 시험이 모두 가능한 시험기로 최대 가압하중은 20톤이며 기계식 변위 제어방식으로 분당 0.005 mm~50 cm가 가능하다. 또한 AE 계측장비는 미국 PAC사의 LOCAN-320으로 2~14개의 신호를 처리할 수 있는 능력을 갖고 있다. 가압시에 방출되는 파괴음의 탐지는 PAC사의 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 연구

1) 학생회원, 강원대학교 지구시스템 공학과 박사과정  
2) 강원대학교 지구시스템공학과 석사과정  
3) 정회원, 강원대학교 지구시스템공학과 교수

에서는 총 6개의 변환기를 사용하였으며, 방출되는 AE 파형은 파형 기억장치(Model: CS225)를 이용하여 개인용 컴퓨터에 저장하였다. 또한 시편의 변형 거동은 독일 MGC 사의 디지털 변형을 측정장치를 이용하였으며 각각의 변형을 값은 0.1초마다 측정하였다.

### 3. 신경 회로망의 모델 설정

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

$$y(k) = f(y(k-1), \dots, y(k-n) \quad u(k-1), \dots, u(k-n)) + e(k) \quad (1)$$

$$y(k) = [y_1(k), \dots, y_m(k)]^T$$

$$u(k) = [u_1(k), \dots, u_r(k)]^T$$

$$e(k) = [e_1(k), \dots, e_m(k)]^T$$

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

신경 회로망을 통해 입력 벡터는 (2)식과 같이 제공된다.

$$x(k) = [y^T(k-1), \dots, y^T(k-n) \quad u^T(k-1), \dots, u^T(k-n)]^T \quad (2)$$

한 스텝(step) 후 예상되는 출력은 (3)식과 같다.

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

따라서 회로망 시스템에서 예상되는 출력은 (4)식과 같이 된다.

$$\bar{y}_p(k) = \bar{f}(\bar{y}_p(k-1), \dots, \bar{y}_p(k-n) \quad u(k-1), \dots, u(k-n)) \quad (4)$$

피드 포워드 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  $w_{ij}$ 와  $b_i$ 는 연결강도와 임계치이며  $g(\cdot)$ 는 활성화 함수이다. 은닉층에서의 활성화 함수는 (6)식과 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 (7)식과 같다.

$$\bar{y}_i(k) = \sum_{j=1}^{n-1} w_{ij}x_j(k) \quad (7)$$

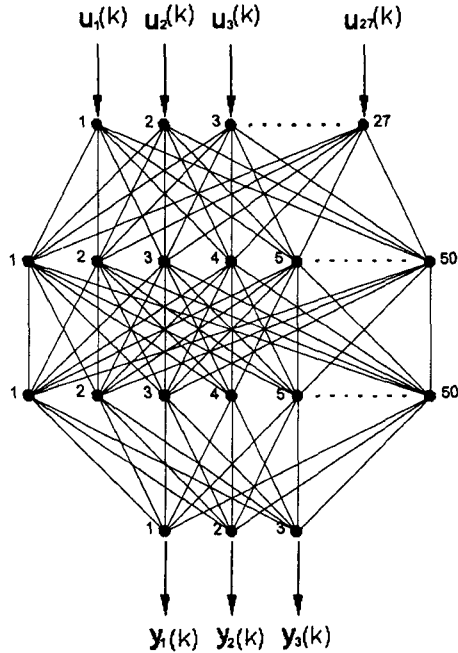


Fig. 1. Neural network model for source location application

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 식(8)과 같이 통계처리를 실시하여 사용하였다. 또한 목적값은 계산된 파괴원 위치의 좌표값을 그대로 적용하였다.

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

여기서,  $x(k)$ 는 입력값(갯수  $k$ ),  $\sigma_{\text{mean}}$ 은 입력값의 평균치,  $\sigma_{\text{std}}$ 은 입력값의 표준편차이다.

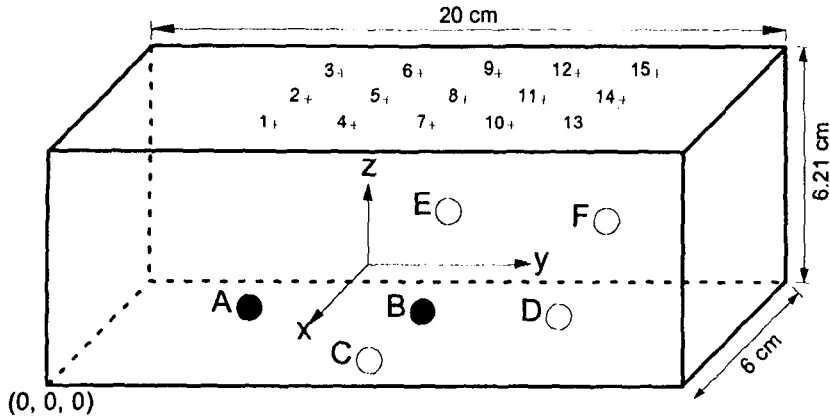
## 4. 실험 결과 및 해석

### 4.1 파괴원 위치의 정밀도

Fig. 2와 같은 형상의 시편을 사용하였으며 변환기의 배치 및 유사 AE 진원의 좌표를 표시하였다. 그림과 같이  $x=1.5$  cm, 3 cm, 4.5 cm의 단면에 있는 각 지점에 펄스 및 연필심의 파열에 의해 인공적인 탄성파를 발생시켰다. 동일 지점에서 탐지된 파형은 화강암, 사암, 대리석 시편 모두 유사한 형상을 보이고 있기 때문에 여기서는 사암 시편에 대해서만 제시하였다.

각 변환기에서 탐지된 파의 도달시간을 평가하여 결정된 파괴원의 위치와 가정한 파괴원과의 X, Y, Z 각 방향에서의 오차를 표시하면 Fig. 3과 같다.

입력에 의해 진원을 탐지하였을 때 1차원 해는  $X=1.5$  cm 단면의 경우 시편의 좌측에서,  $X=4.5$  cm의 단면에서는 시편 우측에서 상당한 오차를 보이고 있다. 그러나  $X=3.0$  cm의 단면에서는 비교적 동일한 오차 분포를 보인다. 이것은 변환기 배열과 진원 분포의 차이로 여겨진다. 즉  $X=1.5$  cm의 단면에서는 A, B 지점이 파원을 정확하게 입사하기



<b>Transducer</b>		<b>Input point by pulse and pencil breakage</b>		
A(0.0, 7.0, 2.0)	B(0.0, 12.2, 1.9)	1.(1.5, 6.0, 6.21)	2.(3.0, 6.0, 6.21)	3.(4.5, 6.0, 6.21)
C(1.5, 9.6, 0.0)	D(4.0, 14.8, 0.0)	4.(1.5, 8.5, 6.21)	5.(3.0, 8.5, 6.21)	6.(4.5, 8.5, 6.21)
E(6.0, 9.4, 1.8)	F(6.0, 14.4, 1.6)	7.(1.5, 11.0, 6.21)	8.(3.0, 11.0, 6.21)	9.(4.5, 11.0, 6.21)
		10.(1.5, 13.5, 6.21)	11.(3.0, 13.5, 6.21)	12.(4.5, 13.5, 6.21)
		13.(1.5, 16.0, 6.21)	14.(3.0, 16.0, 6.21)	15.(4.5, 16.0, 6.21)

Fig. 2. AE transducers array for artificial sources

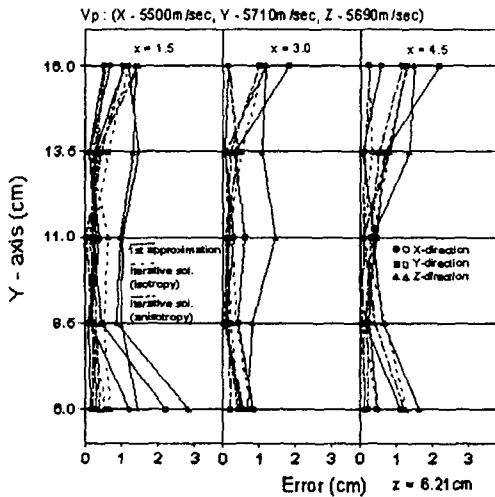


Fig. 3. Location errors in numerical experiments

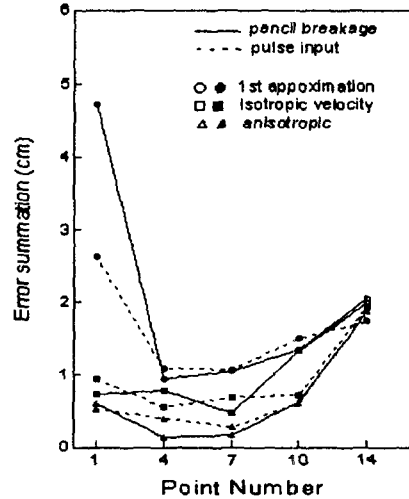


Fig. 4. Comparison of location errors

어려운 각도로 분포하기 때문으로 생각되며, X=4.5 cm의 단면에서는 E, F 지점이 또한 파원을 받아들이기 어려운 지점에 놓여 있기 때문으로 추정된다.

Fig. 4는 X=1.5 cm 단면에서의 1차 해, 등방성 속도장과 이방성 속도장을 고려한 경우의 오차를 제시하였다. 10번과 14번 입력 지점을 제외하고는 두 경우 모두 0.5 cm 이내로 오차가 감소한다. 이로부터 변환기의 배열이 예상되는 파원을 양호하게 탐지할 수 있는 위치에 놓여져 있다면 파괴원의 위치를 결정하는데 보다 정확한 결과를 산출할 수 있을 것으로 예상된다. 실제 암석 시편의 파괴시험에서는 이와 같은 현상을 고려하여 파괴원이 부착된 변환기 사이의 내부에 있도록 조정하였기 때문에 보다 정확한 파괴원의 위치를 구할 수 있을 것으로 기대된다.

#### 4.2 신경 회로망의 적용 결과

회로망의 성능과 안정성을 위해 Fig. 4에서 얻어진 변수들을 이용하여 회로망 학습을 진행하였으며 회로망 입

력 패턴쌍은 펄스 입력과 연필심의 두 경우를 합쳐 30개이다. 입력층-은닉층-은닉층-출력층 사이의 뉴런(neuron or processing element)의 수에 따라 학습시켰을 때의 오차를 나타내면 Table 1과 같다. 이때 평균 RMS는 각각의 뉴런 수에서 5번씩 실행하여 평균 오차를 계산하였으며 초기 연결강도값은 -1에서 +1 사이로 무작위로 선택하였다.

Table 1. 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

이 연구에서는 뉴런의 수가 60개 이후에 오차의 변화가 다소 증가하므로 각각의 회로망 층의 뉴런 수는 50을 선택하였다. 회로망 학습이 종료된 후 새로운 입력값이 주어졌을 때 이방성 속도장을 고려한 재래식 계산법에 의한 파괴원 해의 추론이 가능한지를 검토하였다.

이 연구에서는 암석의 실제 파괴 시험시 신경 회로망에 의한 파괴원 해를 구하기 위해 단축압축시험으로부터 얻어진 250개의 회로망 패턴 입력쌍을 적용하였다. 여기서는 회로망 패턴오차가 250개를 합한 15로 설정하여 하나의 패턴오차는 0.06이 된다. 신경망의 학습 결과 15까지의 시스템 오차에 도달하는 시간은 23분이 소요되었으며 2916회의 반복 후에 원하는 회로망 오차에 도달하였다.

### 4.3 파괴원 위치 결과

AE 파괴원 위치 결정은 AE 현상으로부터 얻어지는 정보중 상당히 정량적인 형태이다. 위의 고찰로부터 재래식 계산법의 검증과 파괴원 위치 결정을 위한 회로망의 학습 형태, 학습 가능성을 검토하였다. 이 절에서는 모델 시편의 파괴시험으로부터 탐지된 AE 신호의 파괴원 위치를 알아보고 실제 시편 표면의 균열 등이 어떻게 상호 관련되는지를 검토한다.

여기서는 화강암, 사암, 대리석 시편 모두 유사한 현상을 보이기 때문에 대표적으로 화강암 시료만을 제시하였다. 화강암의 종파 속도는 X축 방향이 4360 m/sec, Y축 방향이 4590 m/sec, Z축 방향이 3370 m/sec로 Z축 방향의 속도 이방성이 큰 것을 알 수 있다. 굴곡시험에서 파괴원의 위치는 등방성, 이방성 속도장을 고려한 해, 신경 회로망의 적용에 의한 파괴원의 위치를 Fig. 5에 제시하였다. 파괴에 도달하는 동안 총 129개의 event가 발생되었으나, event의 중첩에 의한 큰 소음이 첨가되어 종파 속도의 도달시간을 알 수 없거나 암석 내의 구조적인 결함에 의해 6개의 변환기중 1개 이상의 채널에 도달되지 않는 신호는 해석 과정에서 제외시켰다. 제외시킨 결과 파괴원 해석을 위해 85개의 event가 사용되었다.

Fig. 5에서 노치 위의 실선 부분은 시편이 파괴되었을 때의 시편 앞쪽에서의 파괴 라인을 보이며 점선부분은 뒤쪽에서 관찰된 파괴 라인이다. 노치를 중심으로 파괴가 진행되기 때문에 가압에 따른 탄성파의 변화는 없을 것으로 판단되어 실제 해석시 이를 고려하지 않았다.

암석의 이방성 속도를 고려하여 해석한 경우 파괴원의 위치는 파괴 라인과 잘 일치하는 것을 볼 수 있으며 신경 회로망 적용에 의한 해석 결과는 시편 상단으로 올라갈수록 파괴원의 위치는 파괴 라인 우측으로 약간 치우치는 것을 볼 수 있다. 또한 좌측 그림에 비해 아래 부분과 좌우측에 파괴원의 분포는 이방성 속도장을 고려한 해석에 비해 분산 정도가 다소 큰 것을 발견할 수 있다. 그러나 파괴원의 위치는 좌측 그림과 큰 차이를 보이지 않고 거의 동일한 결과를 산출할 수 있기 때문에 파괴원 위치 결정시 회로망에 의한 방법은 좋은 추론가능성이 있음을 알 수 있다. 그림 (c)는 3방향의 평균속도로 가정하고 해석한 것으로 Z축 방향에 대해 파괴원의 위치가 노치 선단을 중심으로 아래, 윗부분에 집중적으로 분포하고 있다. 이 결과는 Z축 방향의 속도가 높은 값으로 적용되었기 때문이며 또한 변환기들의 위치가 주로 시편의 아랫 부분에 놓여져 있기 때문으로 여겨진다. Y축 방향으로 파괴원의 위치는 노치를 따라 분포하고 있는데 이것은 좌, 우측에 3개씩 부착되어 있는 변환기의 배열이 거의 대칭적으로 분포하기 때문이 것으로 생각된다. 파괴원의 좌우측 대칭 분포는 앞의 두 그림에 비해 분산정도가 다소 크게 나타났다. 이와 같이

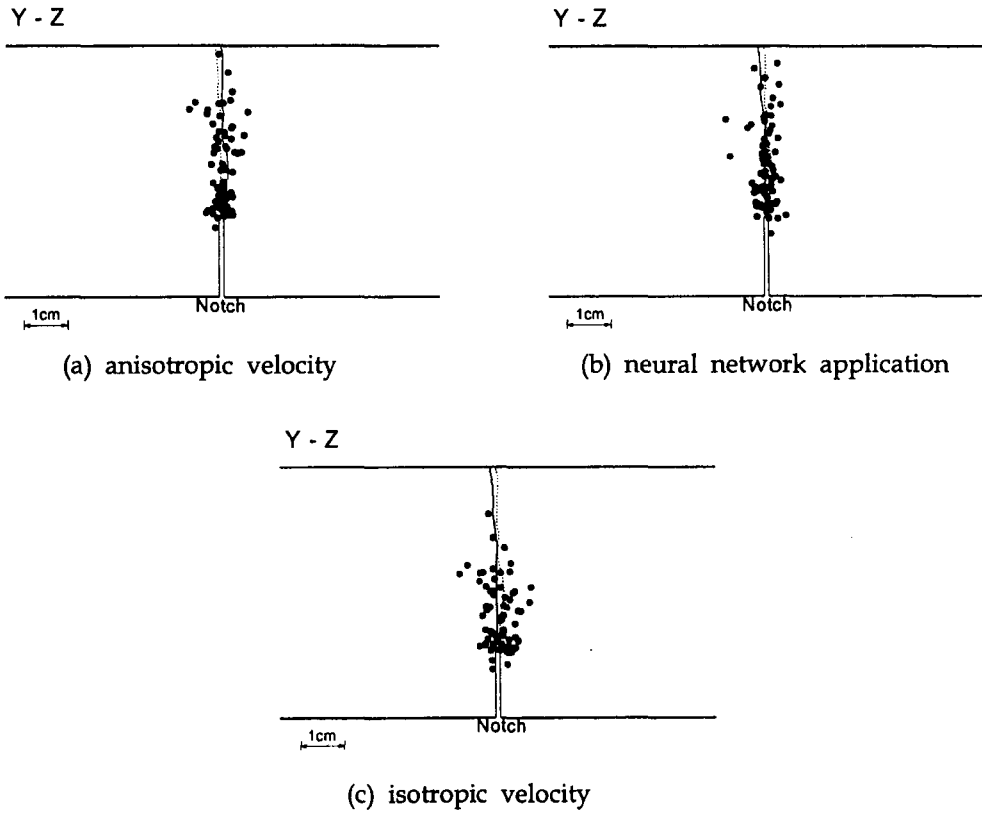


Fig. 5. Source location in bending test (granite)

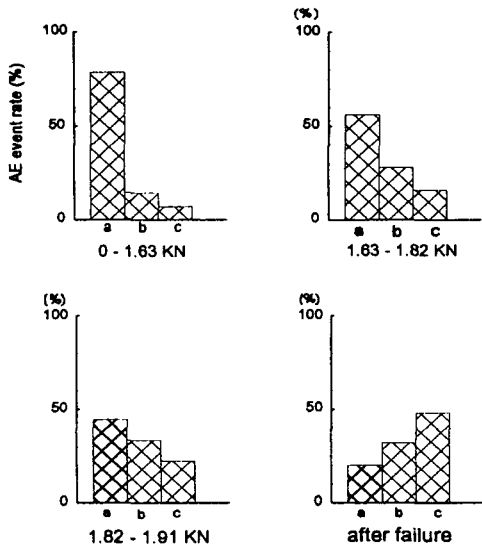


Fig. 6. Histogram of sources as a function of the height in bending test (a: 0~3 cm, b:3~4 cm, c: 4~6 cm)

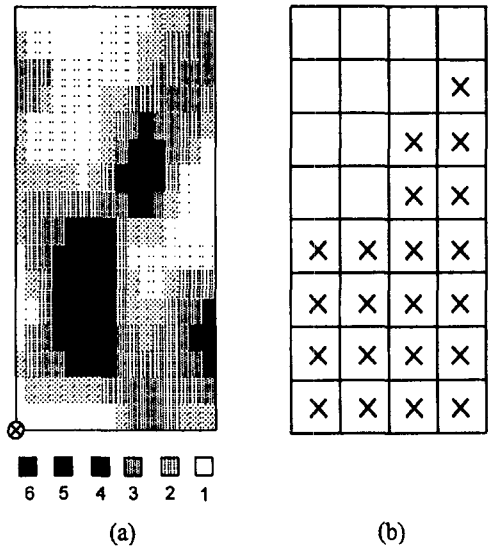


Fig. 7. Relationship between load-strain and frequency of events

암석의 등방성 속도장을 고려한 파괴원 해석은 잘못된 결과를 나타낸다.

미소 파괴원은 노치 중심선을 따라 어디에서도 존재할 수 있기 때문에 제외된 AE 현상의 위치는 시편 내의 미소

균열의 성장과정을 오인할 우려가 있다. 여기서는 이방성 속도장에 의한 해석 결과를 토대로 노치 선단으로부터 위로 1 cm, 1 cm, 2 cm 간격으로 구분하고 4단계의 하중 단계에서 검출된 AE 현상을 히스토그램으로 표시하였으며 Fig. 6과 같다.

Fig. 6에서 AE 발생 빈도수는 0~1.63 KN 사이에서는 거의 모든 파괴원이 노치 선단을 중심으로 분포하고 있는 것을 알 수 있으며, 하중 증가에 따라 점차 노치 선단으로부터 균열의 발생지점이 윗 방향으로 점차 증가되어 감을 알 수 있다. 거의 파괴 이후에서는 상부에서 파괴원의 빈도수가 그 이전의 하중 단계에 비해 많으며, 이 결과로부터 하중 증가에 따라 균열의 진전과정을 파악할 수 있다.

또한 노치 선단과 시편 상부인 가압부 바로 아래 부분에 변형을 게이지를 부착하여 가압에 따른 변형거동을 관찰 하였으며, 그 결과는 Fig. 7과 같다. 그림의 A1은 3점 굴곡시험시 윗 부분의 가압지점 바로 아래 부분에 부착된 변형을 게이지로부터 얻은 압축지역에서의 변형을 곡선이며, A2는 노치 선단에서의 변형율을 나타낸 것이다. A2는 파괴하중의 약 65%까지는 거의 선형적인 증가를 보이나 그 이후 변형율의 급격한 증가가 관찰되며 이것은 위의 AE 발생수와도 일치하는 것을 알 수 있다.

파괴하중의 65%인 1.22 KN까지는 어떠한 AE 현상도 관찰되지 않았다. 이 결과는 파괴원 해석을 위해 충분히 큰 신호가 탐지되도록 경계 전압값(threshold)을 높인 결과로 보인다. 그러나 이 AE 현상은 단축압축을 실시하고 하중 및 변형율에 따른 AE 특성을 보고한 Boyce(1981)의 실험결과와 비교적 잘 일치한다.

## 5. 결 론

본 연구에서는 암석의 파괴실험시 발생하는 파괴원의 위치를 구하기 위해 신경 회로망을 적용하였다. 노치를 갖지 않는 단축압축시험 및 굴곡시험으로부터 얻은 결과를 먼저 재래식 계산법에 의해 파괴원 위치를 결정한 후 신경 회로망의 학습에 이용하였으며 그 결과를 모델 시편에 적용하였다. 구현된 신경 회로망의 성능을 검증하기 위해 두 종류의 모델 시편의 파괴 실험으로부터 재래식 계산법에 의한 파괴원의 위치를 구하고 그 결과를 학습된 신경 회로망의 추론 결과와 서로 비교·검토하였다. 또한 가압에 따른 파괴원의 위치를 추적하여 암석 내부에서의 미소 균열 진전 과정을 검토하였다. 결과를 요약하면 다음과 같다.

1) 파괴원 위치를 구하기 위해 구성된 회로망은 입력층-은닉층-은닉층-출력층의 4개 층이며 학습속도를 높이기 위해 모멘텀 역전파 신경 회로망을 적용하였다. 회로망 학습에 소요된 시간은 23분 정도이며 2916회의 반복 후에 원하는 회로망 오차에 도달하였다.

2) 재래식 계산법과 신경 회로망의 적용에 의한 각각의 파괴원의 위치는 신경망에 의해 구한 파괴원의 위치는 다소 분산되는 경향을 보이나 전체적인 윤곽은 거의 유사하여 좋은 추론 가능성을 보였다.

3) 가압 하중에 따른 파괴원의 위치는 굴곡 시편의 경우 노치 선단을 중심으로 상부로 진전 되는 것이 관찰된다.

4) 굴곡 시편은 하중의 65% 이내에서는 어떠한 AE 현상도 관찰할 수 없었으며 변형율이 증가하는 65% 지점에서 AE가 발생되며 70% 이후에서는 변형율의 뚜렷한 증가와 함께 많은 AE가 발생하였다. 이 결과로부터 암석의 미소 균열의 발생과 진전이 암석의 변형거동을 이해하는 중요한 정보를 제공하는 것으로 생각된다.

실험실 파괴시험 뿐만 아니라 과지압을 받는 현장에서 지반내 균열의 발달과정 자료가 축적되어 구현한 신경 회로망이 활성화 된다면 많은 시간적, 경제적인 효과를 가져올 수 있을 것으로 예상된다. 또한 복잡한 계산과정을 동반하지 않고서도 그에 유사한 결과를 쉽게 처리할 수 있는 가능성을 확인하였다.

## 참고문헌

1. Kat, M. and Hassani, F. P., 1989, "Application of acoustic emission for the evaluation of microseismic source location techniques", J. of Acoustic Emission, Vol. 8, No. 4, pp. 99-106.
2. Carson, S. R. and Young, R. P., 1993, "Acoustic emission and ultrasonic velocity study of excavation-induced microcrack damage at the underground research laboratory", Int. J. of Rock Mech. Min. Sci. &

Geomech. Abstr. Vol. 30, No. 7, pp. 901-907.

3. Godson, R.A. and Bridges, M.C., 1980, "A 32-channel rock noise source location system", 2nd Conf. on Acoustic Emission/Microseismic Activity in Geologic Structures and Materials, Penn State University, Nov. 1978, Trans Tech Publications, Clausthal, Germany, pp. 117-161.
4. Moon, H.K. and Lee, C.W., 1993, Development of artificial neural networks for stability assessment of tunnel excavation in discontinuous rock masses, J. Korean Soc. Rock Mechanics, 3, pp. 63-79.
5. Nichols, T.L., Jung, S.J. and Wu, G.L., "Neural network coupled acoustic emission sensors for rock grinding and drilling", Emerging computer techniques for the minerals industry, 30, pp. 287-293.
6. Leonard, J. and Kramer, K., 1990, "Improvement of the backpropagation algorithm for training neural networks", Computers and chemical engineering, 14, 3, pp. 337-341.
7. Boyce, G.L., 1981, "A study of the acoustic emission response of various rock types", Master of Science Thesis, Drexel Univ., Philadelphia.