

음향방출기법을 이용한 원전 고온 고압 배관의 누설 특성 평가에 관한 연구

A Study on the Leakage Characteristic Evaluation of High Temperature and Pressure Pipeline at Nuclear Power Plants Using the Acoustic Emission Technique

김영훈*, 김진현*, 송봉민*, 이준현**, 조운호**†

Young-Hoon Kim*, Jin-Hyun Kim*, Bong-Min Song*, Joon-Hyun Lee** and Younho Cho**†

초 록 고온, 고압의 원자력 배관 누설 판별을 위해 음향방출기법(AE)을 이용한 누설감지 시스템인 ALMS 기법이 적용되고 있다. 이 시스템은 단지 AE 센서로 전해진 신호의 RMS값을 이용하여 누설의 유무만을 판단할 뿐, 누설 발생시 누설부의 크기나 형태를 평가하는 것에는 어려움이 있었다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 AE센서와 가속도센서를 동시에 이용한 이중 센서 시스템을 제안하였다. 빠른 학습 속도와 정확성을 위해 Levenberg-Marquardt 학습 알고리즘을 이용한 인공신경회로망을 적용시키고, 이를 통해 신뢰성 있는 분석 결과를 얻을 수 있다. 배관내 압력과 누설부의 크기와 모양에 따른 실험신호들을 학습시키고 그 판별 정확성을 확인하였다. 추가적으로 배관 두께에 따라 발생하는 파(wave)의 종류와 특성이 달라지는 것을 이론과 실험을 통하여 알아보았다.

주요용어: 원자력발전, 누설탐지, 음향방출(AE), 가속도센서, 인공신경회로망

Abstract An acoustic leak monitoring system(ALMS) using acoustic emission(AE) technique was applied for leakage detection of nuclear power plant's pipeline which is operated in high temperature and pressure condition. Since this system only monitors the existence of leak using the root mean square(RMS) value of raw signal from AE sensor, the difficulty occurs when the characteristics of leak size and shape need to be evaluated. In this study, dual monitoring system using AE sensor and accelerometer was introduced in order to solve this problem. In addition, artificial neural network(ANN) with Levenberg Marquardt(LM) training algorithm was also applied due to rapid training rate and gave the reliable classification performance. The input parameters of this ANN were extracted from varying signal received from experimental conditions such as the fluid pressure inside pipe, the shape and size of the leak area. Additional experiments were also carried out and with different objective which is to study the generation and characteristic of lamb and surface wave according to the pipe thickness.

Keywords: Nuclear Power Plant, Leakage Detection, Acoustic Emission(AE), Accelerometer, Artificial Neural Network

1. 서 론

원자력 발전소의 배관들은 누설을 조기에 감시하

기 위하여 대표적인 비파괴 검사 기법으로 음향 방출(acoustic emission, AE) 기법이 적용된다. 이것은 실시간으로 모니터링이 가능하고, 센서 한 개로 넓

은 영역을 검사할 수 있는 장점을 가지고 있기 때문에 원자력 발전소와 같은 대형 구조물에 많이 사용된다[1]. 실제 원전에서는 음향 누설 감시 기법이 적용된 누설 감시 시스템인 ALMS(acoustic leak monitoring system)가 운행 중이지만, 이것은 단순히 AE 센서로부터 얻어진 원신호의 RMS(root mean square) 값이 경고 준위인 threshold를 넘어서 알람 시간 동안 유지됐을 때 누설이 발생했다고 추측할 뿐 누설 크기, 모양 등과 같은 누설부의 특징을 판별할 수 있는 방법이 전혀 없다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 보완하기 위하여 서로 다른 크기와 모양을 갖는 인공 누설 시편을 제작하여 시편에 따른 신호 특성을 파악하는 검증 실험을 실시하였고, 그 결과를 통하여 새로운 판별 알고리즘을 얻는 연구를 수행하였다[2-3]. 또한 실험에는 AE 센서뿐만 아니라, 가속도 센서를 동시에 사용하는 이중 센서 시스템을 도입하였고, 그 시스템으로 누설 분석을 하였을 때의 효율성을 알아보았다[4]. 추가적으로 배관 두께에 따라 발생하는 파(wave)의 종류와 특성이 달라지는 것을 이론과 실험을 통하여 알아보았다.

2. 이 론

2.1. 음향 방출 (Acoustic Emission)

2.1.1. 음향 방출 누설 신호의 특성

누설 부위에 의해 발생하는 음향 방출 신호는 그 발생원이 고체 내부에서 생긴 방출 에너지에 의한 것이 아닌 유체의 유동에 의한 동요가 구조물에 표면파로 생성되어 전파되는 것이다. 따라서 누설시 발생하는 음향 신호는 유체 흐름의 조건에 크게 좌우된다. 일반적인 누설 유동의 형태는 유체 입자의 속도 변동이 심한 난류 유동인데, 난류 유동에서의 유속 변동은 압력 변동으로 변환된다. 그 때의 압력변동이 소리를 발생시키고, 이를 음향 방출이라고 한다. 이 신호의 파형은 돌발형이 아닌 일정치 않은 잡음 같은 20 kHz ~ 1 MHz 대역의 넓은 주파수 범위의 연속 신호이다. Fig. 1에서는 배관에 누설이 발생했을 때 배관 표면을 따라서 표면파가 전파되는 모습과 저주파의 진동이 배관 전체에서 발생하는 모습을 보여준다. 여기서 AE 센서는 고주파인 표면파를 주로 수신하고, 가속도센서는 저

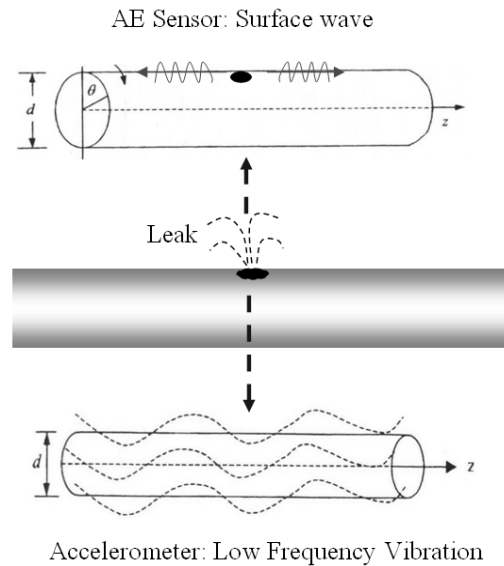


Fig. 1 Signal characteristic of AE sensor and accelerometer

주파인 진동 신호를 수신한다. 따라서 두 센서를 조합하면 다양한 주파수 범위와 성질을 갖는 파의 분석이 가능하고, 이러한 특징 때문에 본 연구에서는 이중 센서 시스템을 통하여 누설 분석을 하고자 한다.

2.1.2. 배관 두께에 따른 표면파와 램파 발생

표면파는 매질의 한 파장 정도의 깊이를 투과하여 표면으로 진행하는 파를 말한다. 파동 에너지의 50% 이상이 표면으로부터 1/4 파장내에 존재하며, 한 파장 깊이에서의 에너지는 약 4% 정도로 감소한다. 램파는 재료의 밀도, 탄성계수, 시험편의 두께 및 주파수에 영향을 받으며 매질의 두께가 한 파장 이내일 때 발생한다. 이때 배관을 매질로 할 때, 발생한 파동의 파장은 주파수와 파의 속도(wave speed)의 함수이므로 신호의 중심주파수와 위치 추정 실험을 통하여 얻어진 속도로 파장을 계산한다. 본 연구의 실험에 사용된 AE 센서의 중심주파수는 60 kHz이고, 시편으로 사용된 SUS316의 내부를 통과하는 파동의 속도는 2741.5 m/s, S45C는 2866.2 m/s이다. 계산 결과 표면파 에너지의 50% 이상이 포함되어 있는 각 시편의 1/4 파장은 약 11.4 mm와 11.9 mm으로 거의 비슷하다. S45C 시편은 두께가 15 mm이므로, S45C는 표면파를 받

생시킴기에 충분한 두께를 가지고 있다. 또한 SUS 316 시편의 두께는 1.5 mm이고, S45C 시편보다 배관을 전파하는 파동의 한 파장에 많이 못 미치므로, 램파를 발생시키게 된다.

2.2. 인공 신경 회로망

인공 신경 회로망은 크게 입력층, 은닉층, 출력층 등으로 나누어지며, 입력층과 은닉층 사이, 은닉층과 출력층 사이에 어떤 일정한 계산과정이 이루어진다. 이때의 계산과정에 사용되는 학습 함수로는 주로 sigmoid 함수가 있고, 결과값을 보정하기 위한 바이어스 등이 있다. 이러한 일련의 계산 과정을 통하여 얻어진 출력값과 미리 설정된 목표값 사이의 오차를 계산하고, 그 오차가 0에 가까운 수가 될 때까지 반복하는 과정을 학습이라고 한다(Fig. 2) 본 연구에서 사용된 인공 신경 회로망은 1개의 은닉층을 갖는 backpropagation을 사용하였고, 입력층과 은닉층 사이에는 sigmoid 함수, 은닉층과 출력층 사이에는 선형 함수와 학습 알고리즘에는 Levenverg-Marquardt(LM)을 도입하였다. 이때 LM은 많은 학습 데이터를 갖더라도 기존에 많이 사용되던 Gradient Descent 보다 10~100배 빠른 학습 속도와 정확성을 나타낸다[5].

3. 실험

3.1. 실험장치 및 실험 방법

3.1.1. 실험장치

Fig. 3에 나타난 것처럼 누설 검증 실험을 위하여 최대 용량이 절대압력 11기압이고, 고온 고압 증기를 발생시키는 압력 용기(prssure-vessel)를 제작하였다. 압력용기 내부와 누설 시편 내부에 각각 설치된 압력 센서(manometer)와 온도 센서(thermo-meter)에 의해 온도와 압력을 측정한다. 이 측정값들은 컨트롤 박스의 디스플레이 창에 실시간으로 나타내어 주고, 저장하게 된다. 이 기능은 누설부 특성의 한 요소로서 압력과 온도도 추가할 수 있도록 한다. 누설부의 특성을 알기 위한 실험에 사용된 시편은 고압용 배관인 SUS316이고 두께는 1.5 mm이다. 누설부의 형태는 Fig. 4와 같이 면적이 0.78, 1.56, 2.34, 3.12 mm²인 hole(지름: 1.0, 1.4,

1.7, 2.0 mm)과 slit(높이: 0.1 mm, 너비: 7.80, 15.60, 2.34, 31.20 mm)의 총 8종류이다. 또한 배관 두께에 따른 파동의 발생에 대한 실험으로 두께가 1.5 mm인 SUS316 배관과 두께가 15 mm인 S45C 배관을 사용하여 비교 실험하였다. 그때의 누설부 형태는 hole(지름: 1.0, 1.4, 1.7 mm)이다. 모든 시편에는 고온의 실험 환경에서 센서의 손상을 막고, 센서와 시편의 접착면을 증가시키기 위하여 waveguide를 용접 부착하였다(Fig. 4). Waveguide에는 AE 센서와 가속도 센서를 동시에 부착하고 두 신호를 동시에 수집, 분석할 수 있도록 하였다. 사용된 AE 센

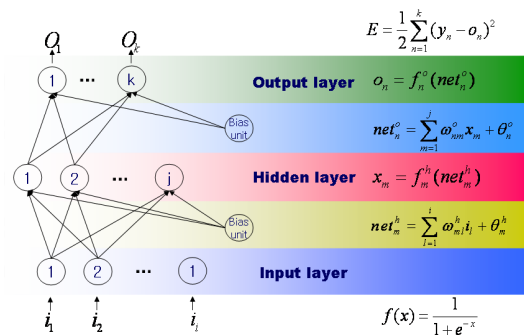


Fig. 2 Composition of neural network

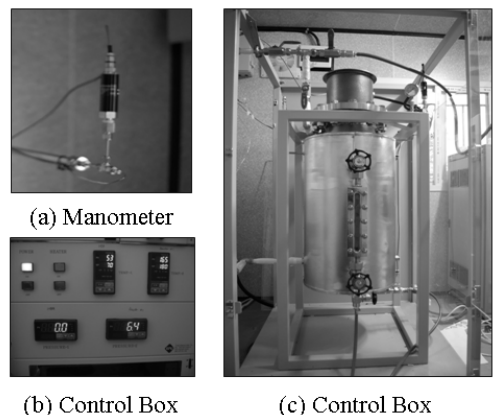
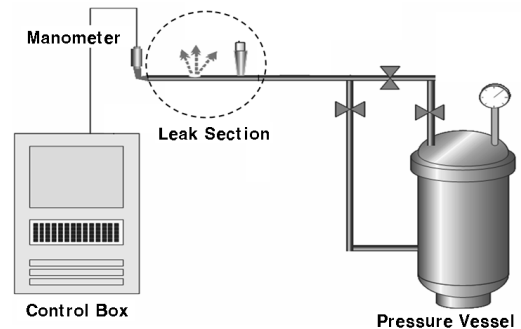


Fig. 3 Experimental setup

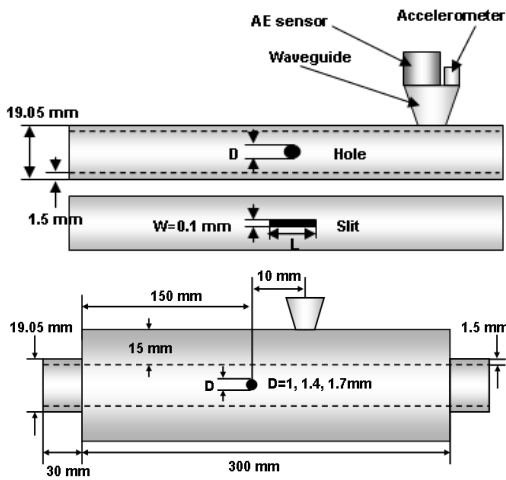


Fig. 4 Specimen

서는 광대역 센서를 사용하였고, 주파수 범위는 50~650 kHz이며, 중심 주파수는 60 kHz, 100 kHz 이다. 가속도 센서는 주파수 범위가 3~10,000 Hz인 것을 사용하였다. 계측장비로는 AE 신호를 수신하기 위하여 2 MHz 샘플링과 threshold가 50 dB인 AE 장비를 사용하였고, 가속도 신호를 수신하기 위하여 오실로스코프를 사용하였다.

3.1.2. 실험방법

누설부의 특성을 파악하기 위한 실험은 고압증기를 작동 유체로 하고, 압력 조건은 절대압력 4, 5, 6 atm(온도 조건: 140~156 °C)일 때 시행되었다. 이때 증기가 누설부를 빠져나갈 때, 짧은 시간 동안 높은 압력이 대기압으로 떨어지므로 증기에서 물로 급격히 상변화가 일어난다. 그것은 배관에 공동현상(cavitation)을 발생시켜 많은 진동을 발생시키고, 노이즈 신호를 만들게 된다. 따라서 밸브 개폐후 유체의 유동이 안정적으로 되고, 압력 용기의 압력과 누설 시편 내부의 압력이 일치하는 정상 상태에서부터 신호를 취득한다. 데이터 취득 시에는 인공 신경회로망을 통한 다양한 조건에 대하여 판별성을 증가시키기 위하여 충분한 양의 데이터를 수집하도록 하였다. 또한 배관 두께에 따른 표면파와 램파의 특성을 파악하기 위한 실험은 작동 유체로 질소가스를 사용하였고, 배관 내부의 압력은 절대압력 4 기압으로 유지하고, 온도는 상온에서 실험하였다.

3.2. 실험결과 및 고찰

3.2.1. 누설부 크기에 따른 신호 특성

가속도 센서는 주파수 대역이 저주파이고, AE 센서의 주파수 대역은 가속도 센서에 비하여 고주파 영역이다. 따라서 가속도센서와 AE센서를 동시에 사용하여 넓은 주파수 대역의 분석이 가능하다. Fig. 5를 보면 가속도 신호의 주파수 분석 결과의 중심 주파수는 5~7 kHz이고, AE 신호는 60 kHz, 100 kHz를 가진다. 이때 hole의 크기가 증가할수록 peak 값이 증가하는 경향성을 갖는 것을 알 수 있었다. 이 결과를 통하여 누설부 면적이 증가할 때의 신호특성으로 주파수 분석의 Peak 값을 사용할 수 있다는 것을 알 수 있었다. 또한 Fig. 6과 같이 동일한 압력 조건에서 hole과 slit의 누설부 크기가 증가함에 따라 RMS 값도 증가하는 것을 알 수 있다. 그 이유는 동일한 압력 조건을 유지하기 위하여 누설부 면적이 증가할수록 더 많은 누설량을 통과시켜야 하고, 이때 RMS값이 누설량의 제곱근에 비례하기 때문에 이러한 경향성이 나타나는 것이다[6].

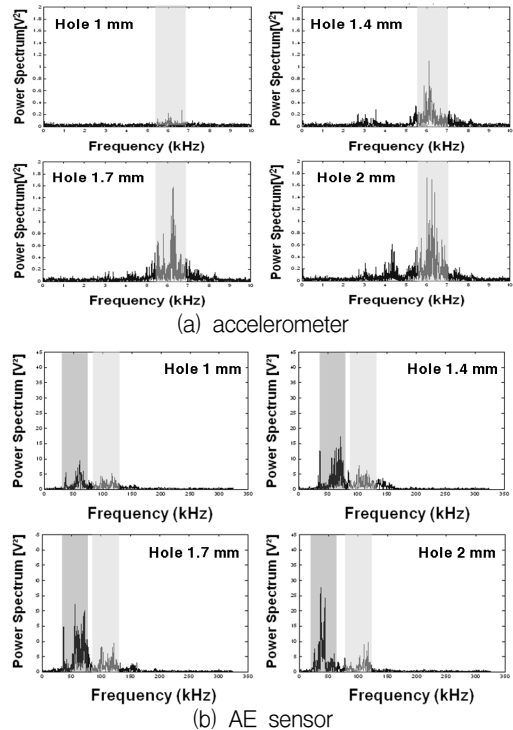


Fig. 5 Power spectrum of frequency signal [6 atm, 156°C hole]

3.2.2. 누설부 압력에 따른 신호 특성

누설부의 면적이나 압력이 일정하고, Fig. 6과 같이 압력이 증가할 때 RMS값이 증가하는 것을 알 수 있다. 그 이유는 압력에 의한 에너지가 유체의 운동에너지로 변환되고, 결과적으로 누설부를 통과하는 유량이 증가하게 된다. 이 결과는 앞서 나온 결과에서 RMS값이 증가하면 누설량이 증가하는 것과 일치한다. 또한 주파수 분석 후의 peak 값이 증가하였고, 이 정보도 에너지 특성을 나타내는데, 적절하다는 것을 알 수 있었다.

3.2.3. 누설부 모양에 따른 신호 특성

누설부의 면적과 압력이 일정하지만, 누설부의 모양이 slit일 때보다 hole일 때 Fig. 6과 같이 RMS 값이 더 커지는 것을 알 수가 있었다. 이 결과를 통하여 누설부의 모양도 판별하는 것이 가능하다는 것과 동일한 면적을 갖는 결합일지라도 모양에 따

라서 유량이 달라진다는 것을 알 수 있었다.

3.2.4. 인공 신경 회로망에 의한 누설 판별

인공신경회로망을 이용한 누설부의 특성을 판별하는 방법은 Fig. 7과 같이 입력값으로는 가속도 신호로부터 얻어진 RMS 값, 주파수 분석 결과 얻어진 1개의 peak 값(5~7 kHz)과 AE 신호로부터 얻어진 RMS 값과 주파수 분석 후 얻어진 2 개의 peak 값(60, 100 kHz) 등으로 하였다. 또한 목표값으로는 누설부의 압력(4, 5, 6 atm), 결합 모양(hole, slit), 크기(1, 1.4, 1.7, 2 mm) 등을 판별하도록 하였다. 이때 학습용 데이터의 수는 60개로 하였고, 검증용 데이터의 수는 10개로 하였다. 학습 결과의 오차는 식 (1)과 같이 각 조건(누설부 면적, 압력, 모양)에서의 오차들의 곱으로 구하였고,

$$e = \frac{(t_1 - r_1)}{t_1} \times \frac{(t_2 - r_2)}{t_2} \times \frac{(t_3 - r_3)}{t_3} \times 100 \quad (1)$$

여기서,

- e : 신경회로망 학습결과의 오차(%)
- t_i : 누설부 특성의 목표값
- r_i : 누설부 특성의 결과값

검증용 데이터 10개의 오차를 Table. 1에 평균하여 나타내었다. 그 결과 AE 신호 단독으로 학습시켰을 때보다 가속도 신호와 AE 신호를 동시에 학습시켰을 때 결과값의 오차가 더 작았다. 따라서 가속도 센서와 AE 센서를 동시에 사용했을 때 더 효율적인 누설분석이 가능하다는 것을 알 수 있었다.

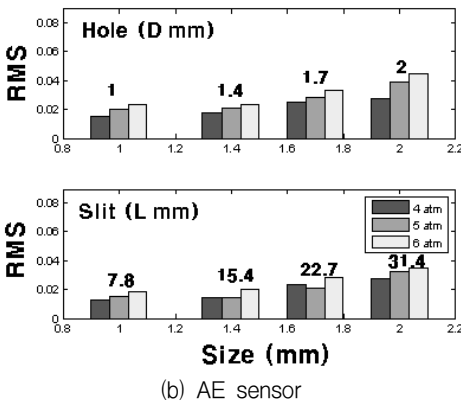
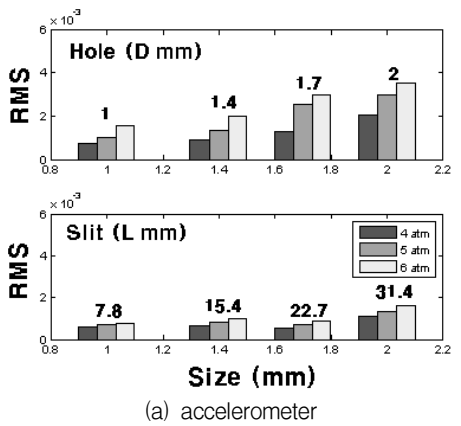


Fig. 6 RMS according to holes size, type and pressure in leak section

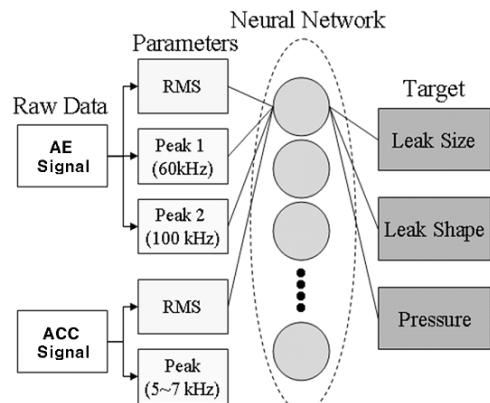
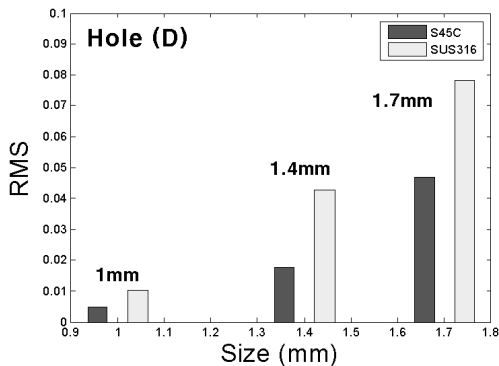


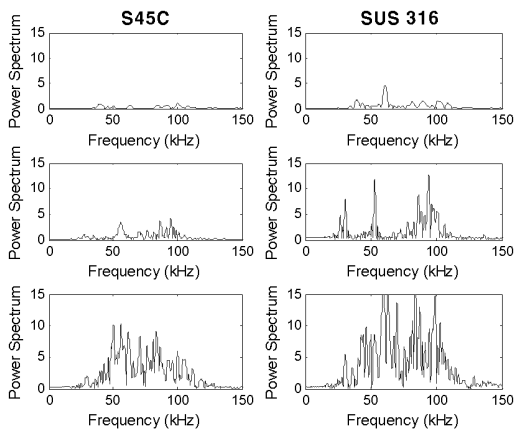
Fig. 7 Algorithm for leak classification

3.2.5. 표면파와 램파에 의한 누설부 특성

Fig. 8의 실험 결과를 통해 S45C의 두꺼운 배관(두께: 15 mm)이 얇은 SUS316 배관(두께: 1.5 mm)보다 RMS 레벨이나 주파수 분석의 peak 값이 더 작은 것을 알 수 있었다. 그 이유는 두꺼운 배관의 표면인 상단면에 표면파 에너지의 대부분이 집중되어 있지만, 파가 두께 방향을 진행할 때 지속적으로 감쇠가 발생하기 때문에 배관에서 유체와 매질의 경계면인 하단면을 반사하여 되돌아오는 파가 굉장히 미약할 것이다. 이에 반하여 얇은 배관은 반사파가 거의 감쇠가 일어나지 않은 상태에서 보강되어 더 큰 신호를 내게 된다. 또한 얇은 배관에서는 램파뿐만 아니라, 표면파도 발생한다면 표면파 에너지가 두꺼운 배관보다 더 집중되어 있기 때문에 신호 특성에서 RMS값과 주파수 분석의 peak 값이 크게 나타나는 것이다. 또한 중요한 것은 두



(a) RMS level



(b) FFT analysis

Fig. 8 The influence of surface wave according to hole size

Table 1 Training results of artificial neural network

Leak Type	Leak Size	Pressure (atm)	AE Error (%)	AE+Acc Error (%)
Hole	1	4	7.2	4.1
		5	8.9	2.0
		6	6.0	4.5
	1.4	4	9.1	2.4
		5	5.1	4.4
		6	2.5	0.1
	1.7	4	3.6	0.0
		5	7.9	0.8
		6	6.0	0.3
2	4	3.4	2.0	
	5	2.1	0.2	
	6	6.9	0.4	
Slit	7.8	4	6.7	2.8
		5	5.7	0.7
		6	11.0	3.8
	15.4	4	4.5	1.1
		5	6.4	0.0
		6	5.4	1.2
	22.7	4	3.4	2.5
		5	8.9	3.7
		6	3.2	0.0
31.4	4	5.7	0.8	
	5	9.3	2.2	
	6	6.9	3.2	

종류의 배관의 두께가 서로 다르지만, 원신호의 RMS 레벨과 주파수 분석의 peak 값이 hole 크기의 증가에 따라 증가하였다. 이 결과는 배관 두께에 상관없이 누설부의 특성에 따른 신호 변화의 경향성은 유지가 된다는 것을 알 수 있었다.

4. 결론

본 연구에서는 원자력 발전소의 고온 고압배관시스템에 발생하는 누설을 감시하는 시스템인 ALMS가 누설부의 특성을 판별하는 알고리즘이 없다는 단점을 보완하기 위하여 인공 누설 시험편을 이용한 실험과 각 실험을 통한 신호 특성 파악과 인공 신경회로망을 통한 누설부 특성의 판별성에 대해서 알아보았다. 또한 누설 분석을 할 때, 가속도 센서와 AE 센서를 동시에 사용하는 이중센서시스템을 적용하여 그 효율성을 알아보았다. 그 이점은 다양한 주파수 대역의 분석이 가능하도록 하였고, 또한 인공 신경회로망을 통한 누설부 특성의 판별을 더 신뢰할만한 결과로 만들었다. 배관의 두께의 변화에 따른 램파와 표면파가 발생했을 때 신호의 특성

을 알아보았다. 배관의 두께에 따라 감쇠 정도가 다르기 때문에 신호 강도가 다르게 나타났지만, 신호 특성의 경향성은 배관 두께와 상관없이 비슷하다는 것을 알 수 있었다.

후 기

본 연구는 산업자원부(Ministry of Commerce, Industry and Energy)의 지원 사업을 통하여 수행 되었음.

참고문헌

- [1] K. M. Ronnie and M. Paul, "Fundamentals of acoustic emission testing: nondestructive testing handbook," American Society for Nondestructive Testing, Vol. 6, Chapter 2 (1987)
- [2] Sheng Zhang, Toshiyuki Asakura and Shoji Hayashi, "Gas leakage fault detection of pneumatic pipe system using neural networks," JSME International Journal, Vol. 47 pp. 568-573 (2004)
- [3] Min-Rae Lee, Joon-Hyun Lee and Jung-Teak Kim, "Condition monitoring of a nuclear power plant check valve based on acoustic emission and a neural network," Transactions of the ASME, Vol. 127, pp. 230-236 (2005)
- [4] Osama Hunaidi, Wing Chu, Alex Wang and Wei Guan, "Leak detection methods for plastic water distribution pipes," Amer. Water Works Assn. (1999)
- [5] Tai-cong Chen, Da-jian Han, F. T. K. Au and L. G. Tham, "Acceleration of Levenberg-Marquardt training of neural networks with variable decay rate," Institute of Electrical and Electronics Engineers, Vol. 3, pp. 1873-1878 (2003)
- [6] Min-Rae Lee and Joon-Hyun Lee, "A study on characteristics of leak signals of pipeline using acoustic emission technique," Solid State Phenomena, Vol. 110, pp. 79-88 (2006)