

자가 계측 유도 초음파의 통계적 패턴인식을 이용하는 배관 구조물의 복합 손상 진단 기법

Multiple Damage Detection of Pipeline Structures Using Statistical Pattern Recognition of Self-sensed Guided Waves

박 승 희¹⁾ 김 동 진²⁾ 이 창 길^{3)*}
Park, Seung Hee Kim, Dong Jin Lee, Chang Gil

Abstract

There have been increased economic and societal demands to continuously monitor the integrity and long-term deterioration of civil infrastructures to ensure their safety and adequate performance throughout their life span. However, it is very difficult to continuously monitor the structural condition of the pipeline structures because those are placed underground and connected each other complexly, although pipeline structures are core underground infrastructures which transport primary sources. Moreover, damage can occur at several scales from micro-cracking to buckling or loose bolts in the pipeline structures. In this study, guided wave measurement can be achieved with a self-sensing circuit using a piezoelectric active sensor. In this self sensing system, a specific frequency-induced structural wavelet response is obtained from the self-sensed guided wave measurement. To classify the multiple types of structural damage, supervised learning-based statistical pattern recognition was implemented using the damage indices extracted from the guided wave features. Different types of structural damage artificially inflicted on a pipeline system were investigated to verify the effectiveness of the proposed SHM approach.

Keywords : Guided wave, Self-sensing, Pipeline structure, Multiple damage, Supervised learning based pattern recognition

1. 서 론

최근 토목, 기계 및 항공 구조물의 안전성 및 적정 성능 수준을 확보하기 위하여 구조물의 결함 및 노후화에 의한 성능 저하 등을 상시적으로 모니터링하기 위한 관심이 높아지고 있다. 이 중 배관 구조물은 국가 주요 자원의 수송망을 책임지는 핵심적인 기능을 수행하는데 비해 대부분 지중에 설치된다는 특성에 의해 상시적으로 구조물의 상태를 모니터링하기는 매우 어렵다. 또한, 배관 구조물에 발생 가능한 손상은 내부 미세 균열에서부터 국부 좌굴, 볼트 풀림, 피로 균열 등과 같은 다양한 형태로써, 복합적으로 발생 가능하다. 기존의 연구에서는 특정 손상의 진단을 위해 특정 모드를 튜닝하거나 (Na and Kundu, 2002) 손상의 유형에 따라 계측 센서를 달리해줘야 하므로 복합 손상의 진단이 어렵다 (Ravet et al., 2006). 따라서 본 연구에서는 이러한 복합 손상을 효율적으로 진단

하기 위하여 선행 연구에서 제안된 압전센서를 이용한 자가 계측 회로 (Lee and Sohn, 2006) 기반의 유도 초음파 (Guided wave) 계측 시스템을 구조물의 복합 손상 진단에 적용하였다. 압전센서는 구조물에 부착이 용이하며, 동적 응력 및 변형률 응답과 관련한 정보를 다양한 형태로써 직관적으로 표현이 가능하다는 장점이 있어 구조물 건전성 모니터링 분야에서 널리 사용되고 있다. 자가 계측 회로 기반 유도 초음파 계측으로부터 구조물의 경계 및 단면 변화 지점 등 기하학적 변화가 있는 면에서부터의 반사 유도 초음파를 계측함으로써 단일 중심 주파수에 해당하는 구조물의 응답을 계측한다.

복합 손상을 손상 유형별로 분류하기 위하여 유도 초음파 계측으로부터 추출한 특성을 이용하여 손상지수를 계산하고 이를 지도학습 기반 패턴인식 기법 (Supervised learning based pattern recognition) 중 Support Vector Machine 기법 (SVM)에 적용한다. 제안된 기법

1) 정회원, 성균관대학교 사회환경시스템공학과 조교수
2) 학생회원, 성균관대학교 u-City 공학과 석사과정
3) 학생회원, 성균관대학교 건설환경시스템공학과 박사과정

* Corresponding author : tolck81@gmail.com 010-8814-6038

• 본 논문에 대한 토의를 2011년 5월 31일까지 학회로 보내주시면 2011년 7월 호에 토론결과를 게재하겠습니다.

의 적용성 검토를 위하여 배관 구조물에 인위적으로 다중 손상을 생성시켜 시험을 수행하였다.

2. 유도 초음파 자가 계측 및 Support Vector Machine 기법의 이론적 배경

본 연구에서는 유도 초음파 자가 계측 기법을 위해 압전소자 중 압전센서 (PZT, Lead Zirconate Titanate)를 기반으로 한 기법이 적용되었다. 압전센서는 Fig. 1과 같이 전기역학적으로 기계적 변형이 가해질 경우 전압을 발생시키는 정 압전효과 (Direct effect)와 이와 반대로 인가된 전압에 의해 기계적 변형을 발생시키는 역 압전효과 (Converse effect)의 특성을 갖는다 (ANSI/IEEE Std. 176, 1987; Giurgiutiu et al., 2002; Liang et al., 1994; Sun et al., 1994; 1995). 압전센서는 가진기와 동시에 센서로써 사용이 가능하다. 따라서 입력 파형을 사용자가 임의로 설정이 가능함으로써 계측된 구조 응답의 해석이 용이해진다는 장점을 가지고 있다. 또한, 유도 초음파는 전달파의 작은 감쇠와 함께 상대적으로 긴 거리를 전파할 수 있다는 장점으로 구조물 건전성 모니터링 및 비파괴 검사 기법에서 각광을 받고 있다(Achenbach, 1973; Kim and Sohn, 2007; Lamb, 1917; Nayfeh, 1995). 유도 초음파의 전달파는 균열과 같은 불연속적인 점을 만나면 그 점에서 반사되거나 회절, 굴절 및 분산되

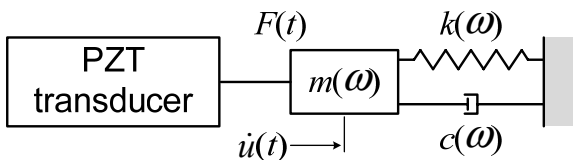


Fig. 1 A Scheme of Electro-Mechanical Coupling between the PZT Transducer and Structure. (Giurgiutiu et al., 2002)

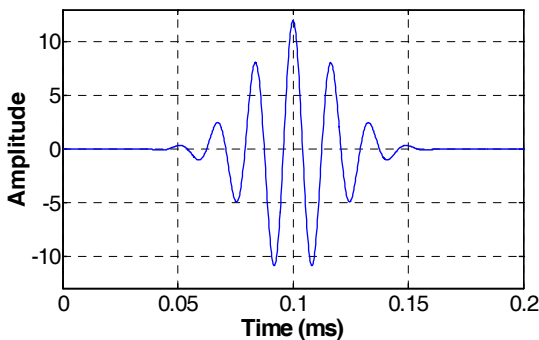


Fig. 2 Morlet Wavelet based Tone-Burst Signal for Excitation

는 특성을 갖는데 이러한 특성을 이용하여 손상을 진단이 가능하다. 본 연구에서는 자가 계측 시스템을 이용하므로 유도 초음파의 반사파를 계측한다.

2.1 자가 계측 기반 유도 초음파 계측 시스템 개요

유도 초음파 계측에 사용되는 입력파형은 식(1)에 의해 계산되며 Fig. 2와 같은 Morlet wavelet 형태의 tone-burst 신호이다.

$$x(t) = A \times \exp\left\{-\left(\frac{\omega t}{p}\right)^2 \frac{1}{2}\right\} \times \cos(\omega t) \quad (1)$$

여기서, A , ω 및 p 는 각각 진폭, 가진 중심 각주파수 및 첨두점의 개수이다. 유도 초음파가 계측되는 구조계 및 손상이 선형이라는 가정을 하게 되면, 구조 응답 또한 Morlet wavelet 형태의 파형을 띄게 되는데, 이러한 특성을 이용하여 추후 절에서 설명하는 신호 처리를 용이하게 수행할 수 있다.

최근, 압전소자 기반의 저가형 자가 계측 시스템이 제안되었는데 (Lee and Sohn, 2006), 이는 Fig. 3과 같이 참조 캐패시터 (Reference capacitor)를 이용하여 구성할 수 있다. 기존의 자가 계측 시스템은 주파수 영역의 신호를 계측하는 시스템으로써, 본 연구에서는 이 시스템을 시간 영역의 유도 초음파 신호 계측에 적용하였다.

2.2 신호처리 과정

본 연구에서는 자가 계측을 통하여 유도초음파 신호를 계측하므로 구조응답과 더불어 입력 신호가 직접적으로 계측된다. 이 입력 신호의 진폭은 구조 응답의 진폭에 비해 상대적으로 약 1,000배 정도 크게 계측되므로 계측 신호에서 구조 응답의 기여도가 입력 신호에 비해 낮다. 따라서, 계측된 유도초음파 신호의 신호 대 잡음비 (Signal to noise ratio)를 개선시킴으로써 구조 응답을 좀 더 명확히 관찰하기 위하여 신호를 여러 번 계측하여 평균을 낸 신호를 사용한다. 또한, Band-pass filter 및 wavelet 변환을 적용하여 계측된 신호에 포함되어 있는 잡음을 줄여준다 (Lemistre and Balageas, 2001).

신호 대 잡음비를 개선시킨 신호를 이용하여 손상 진단을 위한 RMSD (Root Mean Squared Deviation) 기반의 손상 지수를 산출하는데, 식(2)와 같이 계산한다.

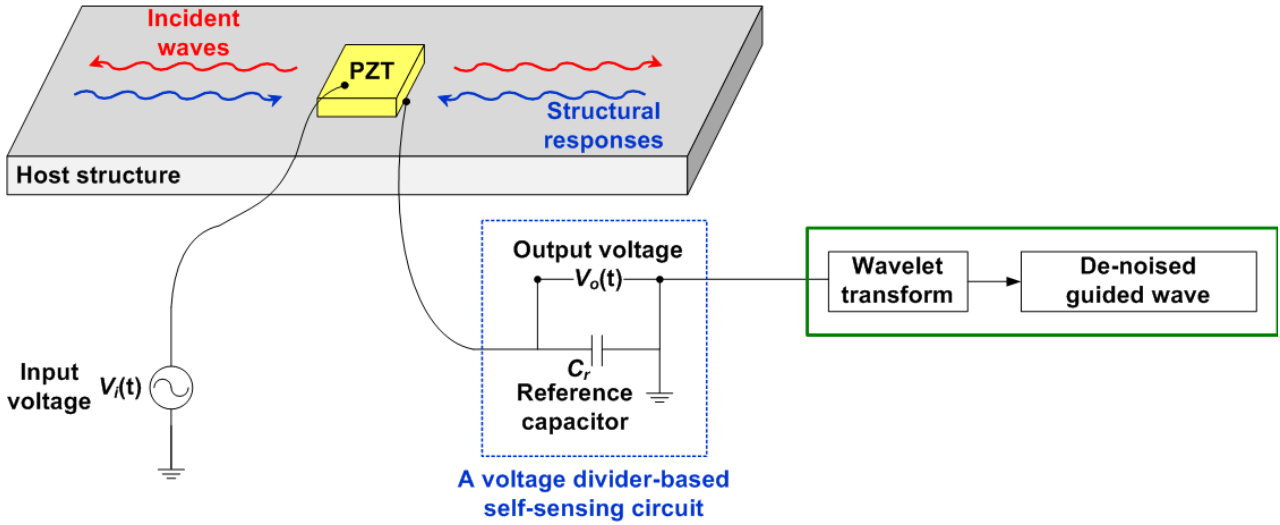


Fig. 3 An Overview of Self Sensing based Guided Wave Measurement (Lee and Sohn, 2006)

$$RMSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [f_{0,i} - f_{1,i}]^2}{\sum_{i=1}^n f_{0,i}^2}} \quad (2)$$

여기서, n 은 샘플 수이며 $i = 1, 2, \dots, n$, $f_{0,i}$ 는 시간 영역에서의 기저 신호 (Baseline signal)를 나타내며 $f_{1,i}$ 는 시간 영역에서 현재 계측된 신호 (Current signal)를 나타낸다. 본 연구에서는 RMSD 기반의 손상 지수를 패턴인식 기법 중 하나인 Support Vector Machine 기법에 적용하여 손상의 유형별 분류 및 정량화를 수행하였다.

2.3 Support Vector Machine 기반 의사 결정 알고리즘

Support Vector Machine (이후 SVM) 기법은 고차원 특성 공간에서 최적화된 초평면 (Optimal Separating Hyperplane)에 의해 학습 샘플들 (Training samples)의 특성을 분류하는 자동화된 학습 시스템이다 (Vapnik, 1995). SVM은 기본적으로 이진 분류법으로써 m 개의 벡터 $\vec{x}_i \in R^m$ ($i = 1, \dots, m$)로부터 구성되는 학습 샘플 S 를 식 (3)과 같이 가정하면, 각각의 벡터 \vec{x}_i 는 $y_i \in \{-1, 1\}$ 로 표현되는 두 개의 특성 클래스로 나타낼 수 있다. 식 (4)와 같이 임의의 상수 벡터인 \vec{w} , b 에 따라 의사 결정 경계 (Decision boundary)인 초평면이 정의된다.

$$S = \{(\vec{x}_1, y_1), \dots, (\vec{x}_m, y_m)\} \quad (3)$$

$$(\vec{w} \cdot \vec{x}) + b = 0 \quad (4)$$

그런데, 식 (4)는 특성 공간을 선형으로 분할하게 되므로 Fig. 4(b)와 같이 오분류 (Misclassified)가 발생할 수 있다. 따라서, 동일 클래스에 해당하는 샘플들을 동일 공간으로 분류하기 위해 Fig. 4(c)와 같이 최적화된 초평면을 설정해야 하는데, 이는 최적화 문제의 해를 구함으로써 설정할 수 있다. 최적화 문제의 결과로써 얻어지는 SVM을 최대 마진 SVM (Maximal margin SVM)이라 한다. 식 (5)와 같이 비음 (non-negative)의 slack variable, $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_m)$ 을 도입하여 최대 마진 SVM을 일반화할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{Minimize } d(\vec{w}') &= \frac{1}{2}(\vec{w}' \cdot \vec{w}') + C \sum \xi_i \\ \text{Subject to } y_i((\vec{w}' \cdot \vec{x}_i) + b') &\geq 1 - \xi_i, \\ i &= 1, 2, \dots, m, \quad \xi \geq 0 \end{aligned} \quad (5)$$

식 (5)에 의해 결정되는 최적화된 초평면은 기본적으로 선형으로써, 비선형성을 띄는 샘플들에 적용하기에는 높은 오분류율 등의 한계가 있다. 따라서, 정확도 높은 분류를 위해서는 2차원 특성 공간을 고차원 특성 공간으로 사상 (Mapping)시켜 Fig. 4(c)와 같이 최적화된 비선형 초평면을 결정하는 비선형 SVM 기법이 필요하다. 최적화된 비선형 초평면은 $K(\vec{x}, \vec{x}_i) = (\Phi(\vec{x}) \cdot \Phi(\vec{x}_i))$ 로 정의되는 커널 (Kernel) 함수를 이용하여 구할 수 있다. 비선형

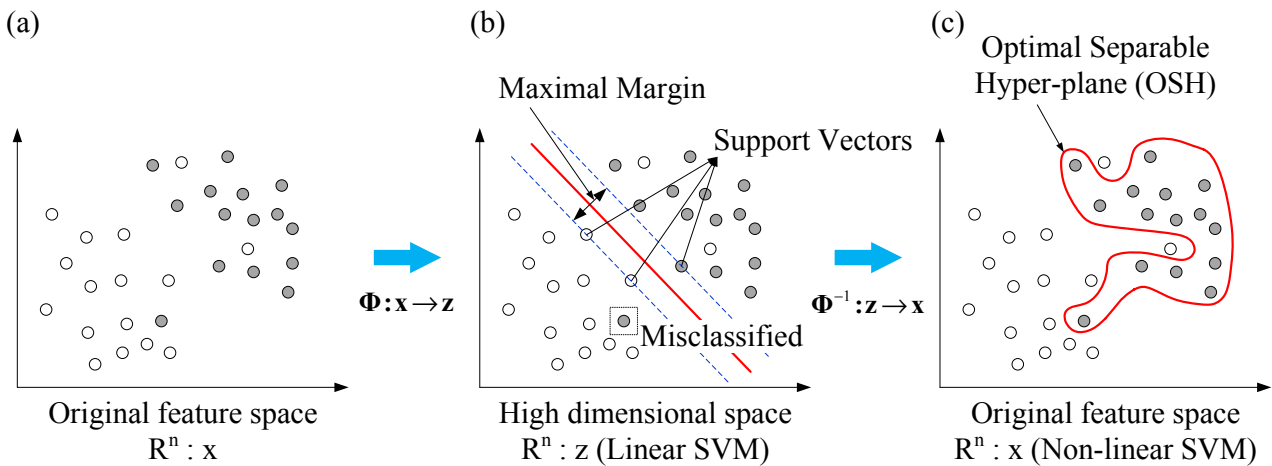
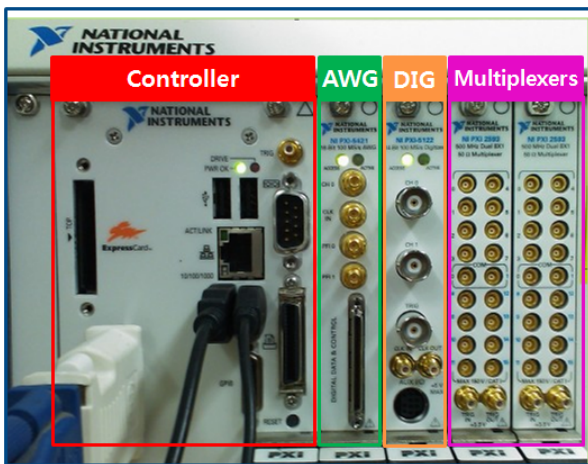
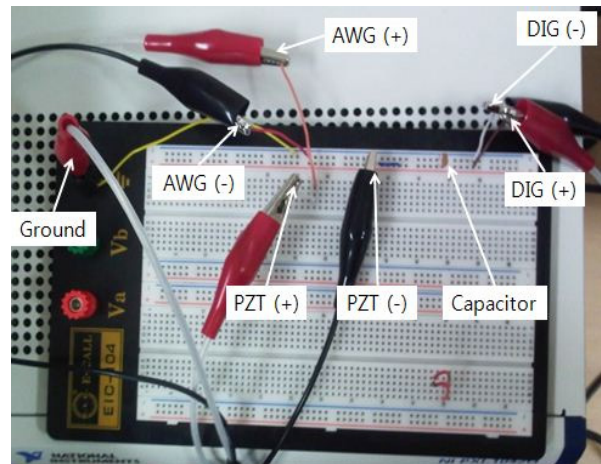


Fig. 4 A Scheme of Support Vector Machine. (a) Original Feature Space, (b) High Dimensional Space (Linear SVM), (c) Original Feature Space (Non-linear SVM) (Mita and Taniguchi, 2004)



(a) NI DAQ System



(b) Self-Sensing Circuit Board

Fig. 5 Equipment Setup for Guided Wave Measurement based on the Self-Sensing Scheme

SVM에 사용되는 대표적 커널 함수는 Polynomial function, Multi-layer perception function, Gaussian radial basis function, Fourier series function 등이 있으며 (Vapnik, 1995), 본 연구에서는 식 (6)과 같은 Polynomial kernel을 사용하여 SVM을 수행하였다.

$$K(x, x_i) = (x \cdot x_i + 1)^d \quad (6)$$

3. 손상 분류 및 정량화 실험

3.1 실험 준비

본 연구에서 사용된 장치 구성이 Fig. 5에 나타나있다.

데이터 계측 시스템은 Fig. 5(a)와 같이 내장형 컨트롤러 (Embedded controller)와 임의 파형 생성기 (Arbitrary Waveform Generator, 이후 AWG), 고속 신호 디지털이저 (High-speed signal Digitizer, 이후 DIG) 및 멀티플렉서 (Multiplexer, 이후 MUX)로 구성된다. 먼저, 본 연구에서는 AWG를 이용하여 중심 주파수가 60 kHz이며 첨두점의 수가 7개인 Morlet wavelet 형태의 Tone-burst 신호를 생성하여 압전센서를 가진시킨다. 이때 가진 신호의 전압 진폭은 $\pm 12V$ 이다. 압전센서에 의해 가진된 구조물로부터 응답신호가 발생하는데, Fig. 5(b)에 나타난 바와 같이 자가 계측 회로 내의 커패시터를 통하여 DIG에서 전압의 형태로 계측된다. 계측 센서의 위치를 자동으로 바꿔주기 위하여 MUX가 추가로 사용되었다.

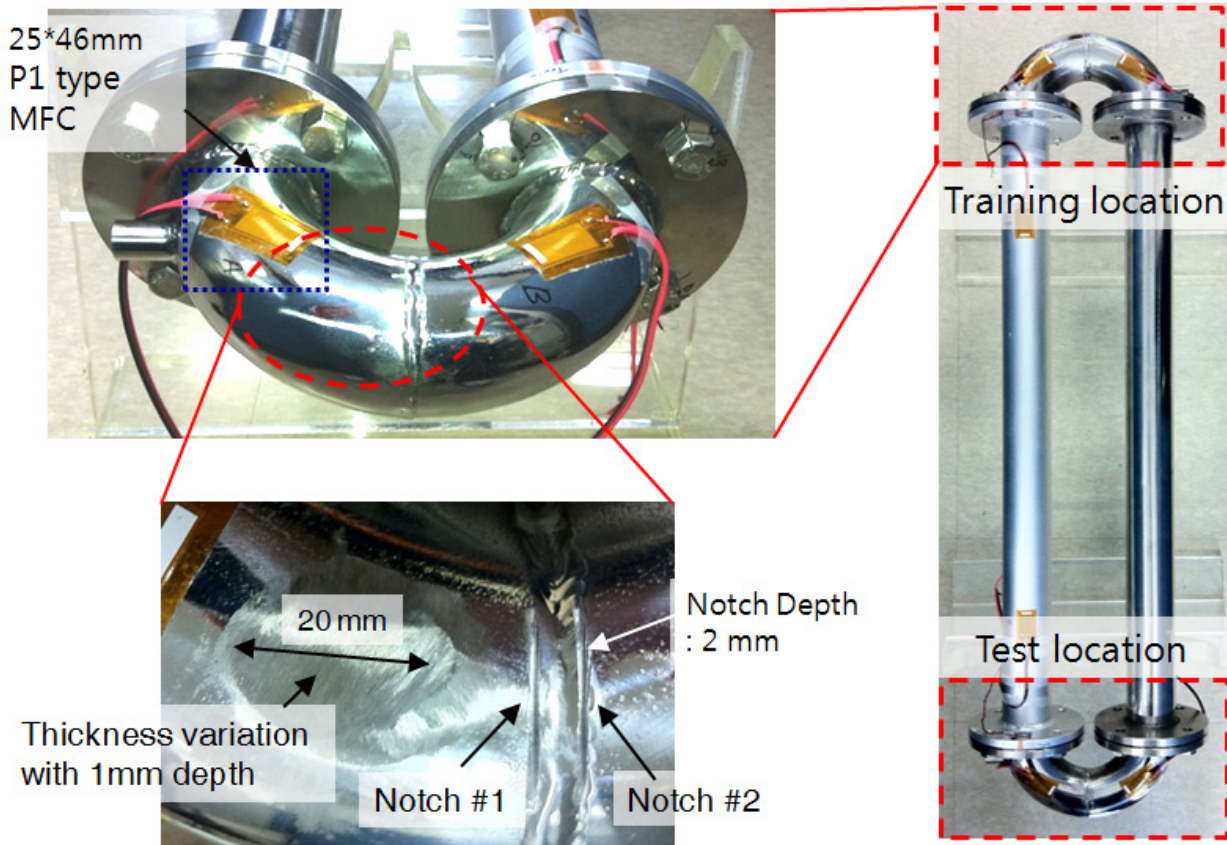


Fig. 6 Specimen (Sensor and Damage) Configuration

신호 대 잡음비를 개선하기 위하여 유도 초음파 신호를 10회씩 계측하고 시간영역에서 산술 평균되었다. 위 모든 일련의 과정은 LabVIEW S/W를 통하여 수행되었다.

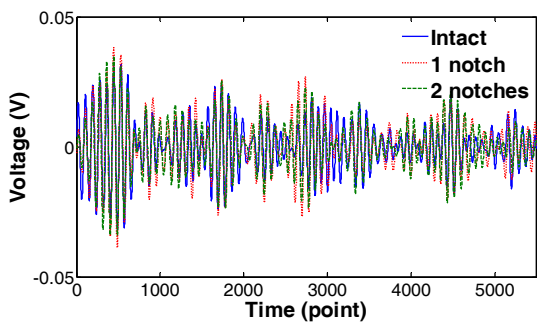
시험체 구성은 Fig. 6에 나타나있다. 계측을 위한 센서는 압전센서의 한 종류인 P1 type MFC (25X46mm)를 사용하였다. 두 개의 MFC를 Fig. 6과 같이 학습을 위한 위치 및 테스트를 위한 위치에 각각 하나씩 부착하였다. 손상 진단을 위하여 두 위치 모두 인위적으로 손상을 생성시켰는데, notch 손상과 두께 변화 손상의 두 가지 유형의 손상을 생성시켰다. Notch 손상의 경우는 적용된 알고리즘의 손상 정량화에 대한 적용성을 검토하기 위하여 순차적으로 두 개의 notch를 생성시켰다. Notch 손상의 깊이는 약 2mm이며, 두께 변화 손상의 깊이는 약 1mm, 직경은 약 20mm이다.

3.2 실험 결과

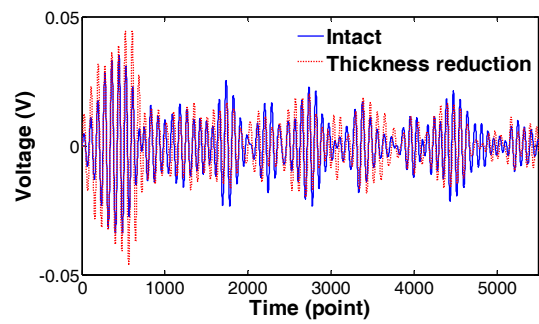
본 절에서는 실험 결과에 대해 고찰한다. 먼저, Fig. 7에서 나타난 바와 같이 학습 패턴 (Training pattern)의

구축을 위하여 계측된 유도 초음파 신호에서 손상의 발생에 따라 신호의 변화를 관찰할 수 있다. 유도 초음파는 손상 유형별 및 정도별에 따라 각각 10번씩 계측되었으며 이를 이용하여 1차원 손상 지수인 RMSD를 계산한 결과는 Fig. 8과 같다. 여기서 손상 진단을 위하여 임계값 (Threshold value)을 각 경우에 대하여 비손상 상태의 RMSD 값의 일반화된 극치 분포 (Generalized Extreme Value distribution, GEV)의 99.9% 신뢰도 구간에 해당하는 값으로 설정하였다 (Kim et al., 2010). 본 연구에서는 GEV를 통해 손상 진단 가능성을 검토하기 위하여 사용하였으므로 자세한 설명은 생략한다. Fig. 8과 같이 모든 경우에 손상 상태에서의 RMSD 값이 임계값을 초과함으로써 1차적으로 손상이 검출되었음을 알 수 있다. 특히, notch 손상의 경우 notch의 수를 1개에서 2개로 증가시켰을 때 RMSD 값이 증가함을 알 수 있는데, 이러한 특성으로부터 손상의 정량화가 가능하다.

SVM 기법을 적용하여 손상을 분류하고 정량화하기 위하여, 학습 패턴을 구축한다. Fig. 6의 training location에서 계측된 유도 초음파 신호를 이용하여 계산된 손상

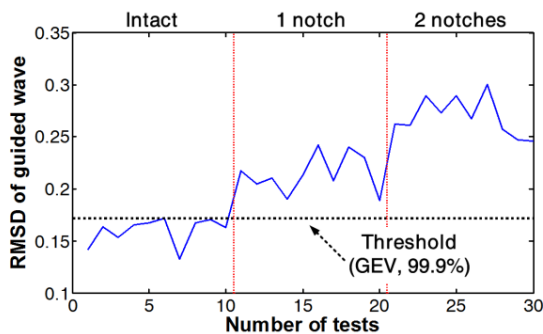


(a) Notch Cases

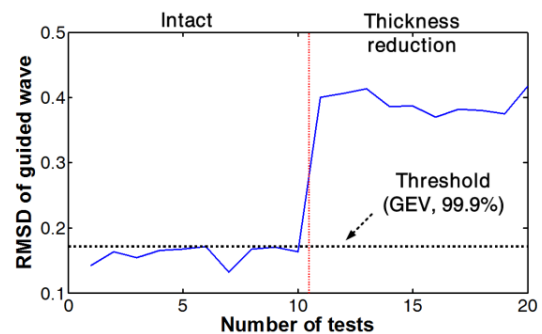


(b) Thickness Reduction Case

Fig. 7 Comparison of Guided Wave Signals in the Intact and Damage Condition



(a) Notch Cases



(b) Thickness Reduction Case

Fig. 8 Variation of RMSD Values Obtained from the Guided Wave Signatures

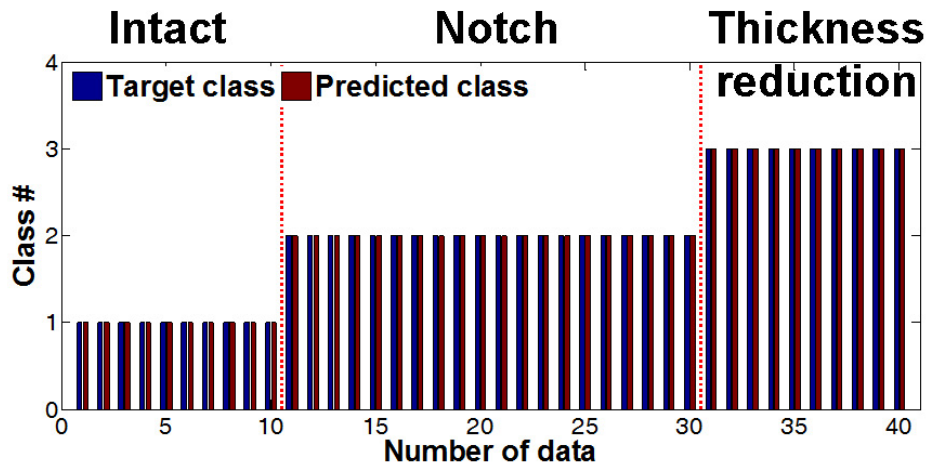
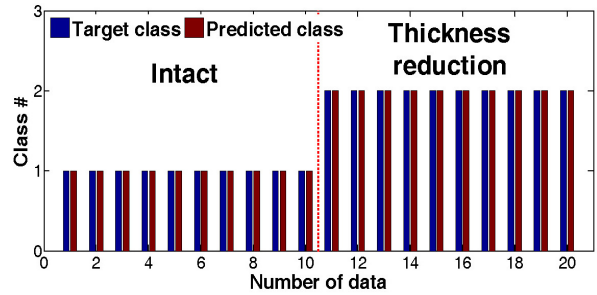
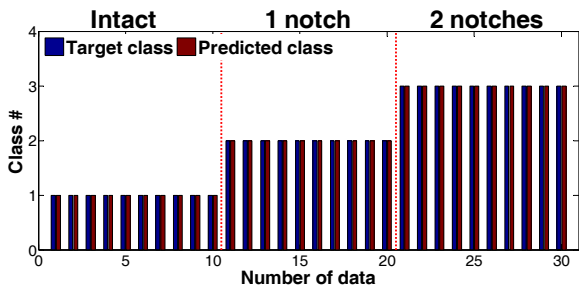


Fig. 9 Damage Classification of the Test Data

지수인 RMSD 값을 학습 데이터로, 손상의 유형 및 정도를 feature로써 학습 패턴을 구성하고 초평면이 결정되는데, 이때 사용된 커널 함수는 3차 Polynomial 함수이며, 최적화 문제의 해를 구하는 과정에 도입되는 slack variable에 곱해지는 상수 C 는 1이다.

우선, 손상의 정량화에 앞서 손상의 유형별 분류를 수

행하는데, 손상 지수 RMSD를 SVM에 적용하여 test location에서 계측된 시험 패턴 (Test pattern)의 손상 유형별 분류를 수행한 결과가 Fig. 9에 나타나있다. 본 연구에서는 손상의 유형별 분류를 통하여 test location의 비손상, notch 손상 및 두께 감소 손상이 100% 분류되었음을 알 수 있다.



(a) Notch Cases

(b) Thickness Reduction Case

Fig. 10 Damage Quantification of the Test Data

다음으로 분류된 손상 유형에 따라 test location의 손상 정량화를 수행하였는데, 손상 지수를 다시 SVM에 적용하여 Fig. 10과 같이 손상의 정량화를 수행하여 100% 정량화 결과를 얻을 수 있었다.

4. 결론

본 연구에서는 손상의 진단, 유형별 분류 및 정량화를 위하여 기존의 자가 계측 시스템을 유도 초음파 계측에 적용하고 계측된 신호를 Support Vector Machine 기법 (SVM)에 적용하였다. 자가 계측 기반 유도 초음파 계측 시스템을 이용함으로써 모니터링 기법에 따른 장치 구성 변경이 불필요하므로 경제적이다. 또한, SVM을 적용함으로써 손상의 유형별 분류 및 정량화를 효과적으로 수행하였다. SVM에 적용하기 위한 입력값은 유도 초음파 계측 신호로부터 계산된 RMSD 값을 이용하였다. 본 연구에서 고려된 모든 손상의 유형별 분류 및 정량화에 있어 100% 진단율을 얻을 수 있었으며, 따라서 제안된 기법을 통하여 효과적으로 손상의 진단 및 분류, 정량화가 가능함을 확인할 수 있었다. 하지만 본 연구는 실험실 단위의 실험을 통하여 수행되었으므로 실제 매설된 배관의 환경을 모사하기는 어려웠다. 따라서 추후 연구를 통하여 추가적인 손상의 유형을 시험할 계획이며 외부 환경에 대한 영향을 고려함으로써 실제 배관 구조물에 적용성을 높일 계획이다.

감사의 글

본 논문은 국토해양부의 u-City 석·박사 과정 지원사업의 지원과 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 원자력연구사업(2010-0025889) 및 기초연구사업(2010-0023404) 지원을 받아 수행된 것임

참고문헌

- Achenbach, J. D., Wave Propagation in Elastic Solids, North Holland, Amsterdam, 1973, pp.202-258.
- ANSI / IEEE Std. 176, IEEE Standard on piezoelectricity, The Institute of Electrical and electronics Engineers, Inc., New Jersey, 1987, pp.1-11.
- Giurgiutiu, V., Zagari, A. and Bao, J. J., "Piezoelectric wafer embedded active sensors for aging aircraft structural health monitoring", Structural Health Monitoring, Vol. 1, No. 1, 2002, pp.41-61.
- Kim, S. B. and Sohn, H., "Instantaneous reference-free crack detection based on polarization characteristics of piezoelectric materials", Smart Materials and Structures, Vol. 16, No. 6, 2007, pp.2375-2387.
- Kim, J-W., Lee C. and Park S., "Real-time Health Monitoring of Pipeline Structures using Piezoelectric Guided Wave Propagation", Advanced Science Letters, In press.
- Lamb, H., "On waves in an elastic plate", Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical & Engineering Sciences, Vol. 93, No. 648, 1917, pp.114-128.
- Lee, S. J. and Sohn, H., "Active self-sensing scheme development for structural health monitoring", Smart Materials and Structures, Vol. 15, No. 6, 2006, pp.1734-1746.
- Lemistre, M. and Balageas, D., "Structural health monitoring system based on diffracted Lamb wave analysis by multi resolution processing", Smart Materials and Structures, Vol. 10, No. 3, 2001, pp.504-511.
- Liang, C., Sun, F. P. and Rogers, C. A., "Coupled electro-mechanical analysis of adaptive material systems - determination of the actuator power consumption and system energy transfer", Journal of Intelligent Material Systems and Structures, Vol. 5, No. 1, 1994, pp.12-20.
- Mita, A. and Taniguchi, R., "Active Damage Detection Method Using Support Vector Machine and Amplitude Modulation", Proceedings of 11th International Symposium on Smart Structures and Materials, SPIE5391, San Diego, 2004, pp.21-29.
- Na, W.-B. and Kundu, T., "Underwater Pipeline

-
- Inspection Using Guided Waves”, Journal of Pressure Vessel Technology, Transactions of the ASME, Vol. 124, No. 2, 2002, pp.196-200.
12. Nayfeh, A. H., “Wave Propagation in Layered Anisotropic Media With Applications to Composites, North Holland, Amsterdam, 1995, pp.103-112
 13. Ravet, F., Zou, L., Bao, X., Ozbakkaloglu, T., Saatcioglu, M. and Zhou, J., “Distributed brillouin sensor for structural health monitoring”, Canadian Journal of Civil Engineering, Vol. 34, No. 3, 2007, pp.291-297
 14. Sun, F. P., Liang, C. and Rogers, C. A., “Experimental modal testing using piezoceramic patches as collocated sensors-actuators”, Proceedings of the 1994 SEM Spring Conference and Exhibits, Society for Experimental Mechanics, Baltimore, MI, 1994.
 15. Sun, F. P., Chaudhry, Z., Rogers, C. A. and Majmundar, M., “Automated real-time structure health monitoring via signature pattern recognition”, Proceedings of SPIE North American Conference on Smart Structures and Materials, SPIE, SanDiego, 1995, pp.236-247.
 16. Vapnik, V. N., The Nature of Statistical Learning Theory, Springer, New York, 1995, pp.138-167.
- (접수일자 : 2010년 12월 17일)
(수정일자 : 2011년 1월 9일)
(심사완료일자 : 2011년 1월 16일)

요 지

최근 사회 기반 시설물에서 구조물의 안전성 및 적정 성능 수준을 확보하기 위하여 구조물의 결함 및 노후화에 의한 성능 저하 등을 상시적으로 모니터링하기 위한 관심이 높아지고 있다. 이 중 배관 구조물은 국가 주요 자원의 수송을 책임지는 핵심 사회 기반 시설물임에도 불구하고 지중에 매립된다는 위치적 특성 상 상시적으로 구조물의 상태를 모니터링하기는 매우 어렵다. 또한 배관 구조물에서는 내부 미세 균열에서부터 국부 좌굴, 볼트 풀림, 피로 균열 등과 같이 다양한 형태의 손상이 복합적으로 발생 가능하다. 따라서 본 연구에서는 이러한 복합 손상을 효율적으로 진단하기 위하여 압전센서를 이용한 자가 계측 회로 기반의 유도 초음파 계측 시스템을 복합 손상 진단에 적용하였다. 유도 초음파 자가 계측으로부터 특정 중심 주파수에 해당하는 구조물의 웨이블렛 응답을 계측한다. 복합 손상을 유형별로 분류하기 위하여 유도 초음파 계측으로부터 추출한 특성을 이용하여 손상지수를 계산하고 이를 지도학습 기반 패턴인식 기법에 적용한다. 제안된 기법의 적용성 검토를 위하여 배관 구조물에 인위적으로 다중 손상을 생성시켜 시험을 수행하였다.

핵심 용어 : 유도 초음파, 자가 계측, 배관 구조물, 복합 손상, 지도 학습 기반 패턴인식
