

PIV와 신경망을 이용한 배관시스템 원격 미세변위 측정과 실시간 작동상태 진단

전민규¹ · 조경래² · 오정수³ · 이창제¹ · 도덕희^{2†}

¹한국해양대학교 대학원, ²한국해양대학교 기계에너지시스템공학부, ³씨엠피테크윈

Measurements of Remote Micro Displacements of the Piping System and a Real Time Diagnosis on Their Working States Using a PIV and a Neural Network

MIN GYU JEON¹, GYEONG RAE CHO², JUNG SOO OH³, CHANG JE LEE¹, DEOG HEE DOH^{2†}

¹Grad. School of Korea Maritime Univ.

²Division of Mechanical and Energy Systems Engineering, Korea Maritime Univ., 1 Dongsam-dong,
Youngdo-gu, Busan 606-791, Korea

³CMG Techwin, Gupyeong-dong, Saha-gu, Busan 604-517, Korea

Abstract >> Piping systems play an important role in gas and oil transferring system. In the piping system, there are many elements, such as valves and flow meters. In order to check their normal operating conditions, each signal from each element is displayed on the monitor in the pipe control room. By the way, there are several accidental cases in the piping system even if all signals from the local elements are judged to be normal on the monitor in the control room. Further, opposite cases often happen even the monitor shows abnormal while the local elements work normal. To overcome this abnormal functions, it is not so easy to construct the environment in which sensors detecting the working states of all elements installed in the piping system. In this paper, a new non-contact measurement technique which can calculate the elements' delicate displacements by using a PIV(particle image velocimetry) and diagnose their working states by using a neural network is proposed. The measurement system consists of a host computer, a micro system, a telescope and a high-resolution camera. As a preliminary test, the constructed measurement system was applied to measure delicate vibrations of mobile phones. For practical application, a pneumatic system was measured by the constructed system.

Key words : Piping system(배관계통), Remote micro displacement(원격 미세변위), Real time diagnosis(실시간 진단), Particle image velocimetry(입자영상유속계), Neural network(신경망)

Nomenclature

H : output of neuron
E : error in the output layer
 v, w : connection weights
 δ : error in the hidden layer

[†]Corresponding author : doh@hhu.ac.kr

[접수일 : 2013.6.14 수정일 : 2013.6.21 게재확정일 : 2013.6.30]

Copyright © 2013 KHNES

Subscripts

i, j, k : number of neuron

1. 서 론

에너지수송을 위해서는 배관시스템이 반드시 필요하게 된다. 가스나 원유 공급용 배관, 발전소 플랜트에서의 스팀(steam)공급용 배관, 기계시스템 제어용 배관 등과 같이 배관시스템은 산업의 다양한 분야에서 필수적인 역할을 하고 있다. 그러나 이들 배관시스템에 설치되어 있는 밸브나 유량계 등과 같은 배관요소가 모니터링에는 정상적 작동으로 나타나더라도 이들 요소들의 고착 또는 폐착으로 인하여 작동이 되지 않는 경우가 발생한다. 또는 역으로 정상적으로는 밸브가 닫혀야 하지만 그렇지 않은 경우가 발생하여 배관시스템 전체에 영향을 미치는 큰 사고로 이어지는 경우가 있다¹⁾. 이들 요소들의 전후에 압력 혹은 온도센서로부터 얻어진 신호로부터 작동상태를 모니터링 할 수도 있지만 센서가 정상적으로 작동하지 않거나, 유압제어 계통과 같이 고압일 뿐만 아니라 배관직경이 작은 경우에는 센서부착이 어려운 경우가 많다. 특히, 방사능의 방출위험이 있거나 고압에 의한 안전사고 발생위험이 높은 곳의 배관시스템의 밸브나 유량계와 같은 부위의 작동상태를 파악해야 할 필요가 있는 경우에는 원격으로 진단해야 하는 상황이 발생한다.

본 연구에서는 배관시스템의 밸브나 유량계와 같은 배관요소에서의 미세변위(일종의 미세진동)를 비접촉식 속도측정 방법인 PIV(particle image velocimetry)^{2,3)} 방법을 이용하여 원격으로 측정할 다음, 신경망(neural network) 이론⁴⁾을 도입하여 이들 배관요소의 정상적인 작동상태를 실시간으로 판단할 수 있는 비접촉식 측정시스템의 구축을 연구의 목적으로 삼고 있다.

한편, 구조물의 진동에 대하여 카메라영상을 이용한 비접촉식 측정연구의 대표적 사례 중 하나로서, Machida 등⁵⁾에 의한 연구가 있다. 이들은 스펙클영상(speckle image)을 이용하여 구조물의 진동모드를

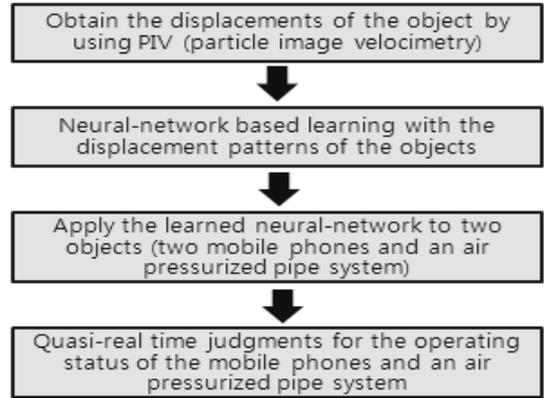


Fig. 1 Flowchart of the study

측정하고 있지만 스펙클패턴(speckle pattern)을 발생시키기 위하여 고가의 레이저(laser)를 사용하여야 할 뿐만 아니라, 얻어진 영상에 대한 많은 해석과정이 필요하게 되는 관계로, 구조물 진동의 실시간 측정에는 한계를 갖고 있다. Shibahara 등⁶⁾은 PIV기법을 이용하여 구조물의 변형과 응력측정에 관한 내용을 보고한 바 있다. 그러나 이들 방식은 구조물의 변형과 응력과의 상관관계를 구하는데 걸리는 최소한의 시간을 요하는 관계로 구조물의 진동측정으로부터 실시간의 운전상태를 파악하는데에는 적합하지 않다. Yamagishi 등⁷⁾은 유체중의 평판진동에 대한 변위를 영상을 이용한 비접촉식으로 측정하여 유체-구조 연동운동 상관관계를 보고한 바 있는데, 이들 방법도 기계시스템의 진동상태로부터 실시간의 작동상태를 진단하기에는 무리가 따른다.

본 연구는 디지털영상을 이용하는 관점에서는 이들 연구와 공통점을 지니지만, 초당 500장의 고해상 영상을 해석하여, 그 결과를 바탕으로 얻어진 미세진동 변위를 원격으로 측정할 수 있다는 점, 그리고 이들 미세변위에 대한 측정결과를 신경망(neural network)에 학습 및 판별함으로써 배관요소와 같은 기계시스템의 작동상태를 실시간으로 판별할 수 있다는 점에 서 차별화된다.

2. 가진 모델 진동 측정 실험

2.1 실험 장치와 방법

Fig. 2는 카메라영상을 이용한 비접촉식 측정장치의 구성을 나타낸다. 본 실험에서는 두 가지의 실험을 수행하였다. 먼저 구축된 측정시스템으로 휴대폰의 미세진동을 원격으로 측정하여 휴대폰의 진동상태를 실시간으로 진단하는 측정실험을 수행하였고, 이어서 Fig. 3과 같은 배관시스템의 배관요소부(원으로 표시한 부위)에서의 진동상태를 실시간으로 진단하는 측정실험을 수행하였다. 휴대폰과 배관시스템의 미세변위를 측정하기 위한 측정부는 고속고해상 카메라(500fps, HAS 500), 텔레스코프, 마이크로시스템, 레이저(532nm), 호스트 컴퓨터로 구성되어 있다. 측정대상인 휴대폰 모델은 각각 KU5400과 M250S이다. 이들 휴대폰의 진동방식은 연속진동으로 설정하였다. Fig. 3에 유압제어 배관시스템에는 5bar의 압력이 걸려있다. 휴대폰의 미세 진동상태와 Fig. 3과 같은 배관시스템의 미세진동 상태를 12m 원거리에 설치되어 있는 카메라로 영상화하였다. 이 영상은 PIV(입자영상유속계, particle image velocimetry) 계산 알고리즘인 계조치상호상관법⁸⁾을 적용하여 관계통의 미세진동 변위를 구하였다.

얻어진 미세변위로부터 계산되는 속도(변위거리에 카메라 촬영시간 간격을 나누어서 구해짐)를 신경망(neural network)에 적용시켜 학습시킨 다음, 이들 휴대폰과 배관시스템이 무작위로 진동하였을 때 얻어진 실시간 영상에 대하여 이들의 작동상태를 진단하였다.

휴대폰 진동과 배관시스템의 미세진동을 원격인 상황에서(본 연구에서는 12m 이상) 감지하기 위하여 텔레스코프(LX200)를 이용하였고, 텔레스코프에 얻어진 원격영상의 미세진동을 판별하기 위하여 마이크로현미경(HD-200)을 이용하였다. 마이크로현미경에 착상된 물체의 미세변위를 영상화하기 위하여 고속카메라를 이용하였다. 카메라영상은 계조치상호상관법 기반의 PIV계산⁸⁾에 의하여 휴대폰과 배관시스

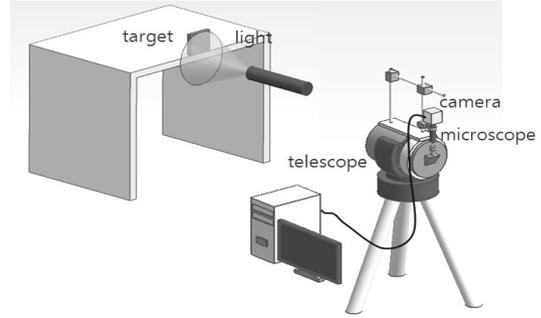


Fig. 2 Non-contact remote micro-detection system for the displacements of vibrating objects

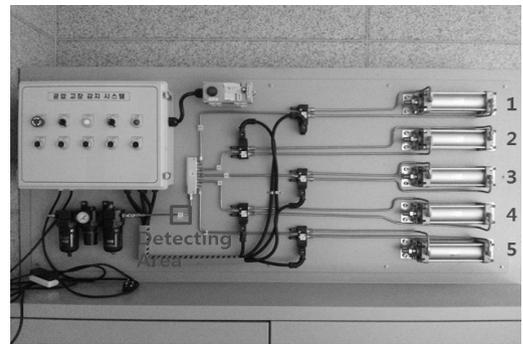


Fig. 3 Air pressurized valve system

Table 1 Operation condition of two mobile phones

Case	Operating Condition	Object	Camera Speed (fps)	Recording period (sec)
A	X	Type "A"	500	8.45
B	O			
C	X	Type "B"		
D	O			
E	△ (X→O)	Type "A"		
F	△ (X→O)	Type "B"		

템의 미세변위를 계산하였고, 계산된 미세변위 정보를 신경망학습에 적용하였다. 휴대폰 진동을 측정하기 위해서는 휴대폰 표면에 10mm x 10mm크기의 종이판을 측정대상으로 하였다. 종이판에는 미세진동을 용이하게 인식하기 위하여 간격 1mm의 격자무늬를 설치하였다. 배관시스템의 미세진동 측정에도 동

Table 2 Operation condition of the air pressurized pipe

Case	Operating Condition	Object	Camera Speed (fps)	Recording period (sec)
G	X	Air Pressure Valve	500	8.45
H	O			
I	△ (X→O)			

격자판을 Fig. 3의 사각모양(detecting area)으로 표시한 부분에 부착하여 측정에 임하였다.

Table 1은 휴대폰의 미세진동을 원격으로 측정하기 위한 작동조건을 나타낸다. Case A, B, E는 휴대폰 Type A(KU5400)에 대한 측정을 나타내며, Case C, D, F는 휴대폰 Type B(M250S)에 대한 측정을 나타낸다. 각 case당 4번의 측정실험을 수행하였다. Case A와 C는 무진동 상황을 말하며, Case B와 D는 진동상황을 의미한다. 그리고 Case E와 F는 각각의 휴대폰이 무진동 상황에서 진동상황에 이르기까지의 측정을 의미한다.

Table 2는 Fig. 3과 같은 공압배관에 대한 측정조건을 나타낸다. Case G는 공기가 공급되지 않은 상태로서, 시스템자체의 미세진동만이 있을 때를 나타낸다. Case H는 배관시스템에 공압이 가해졌을 때를 나타낸다. O는 단순히 공압을 주었을 경우이고, △는 공압이 걸린 상태에서 실린더를 추가로 열어 가진량을 변경 시킨 것을 의미한다.

2.2 PIV측정에 의한 미세변위 정량화

$$u = \lim_{t_2 \rightarrow t_1} \frac{x_2 - x_1}{t_2 - t_1} = \frac{\Delta x}{\Delta t}, \quad v = \lim_{t_2 \rightarrow t_1} \frac{y_2 - y_1}{t_2 - t_1} = \frac{\Delta y}{\Delta t} \quad (1)$$

측정대상에 해당되는 휴대폰과 배관시스템의 미세진동 변위량 계측을 위하여 전술의 측정시스템으로 얻어진 영상에 대하여 계조치상호상관법⁸⁾을 적용하였다. 실험영상은 호스트컴퓨터에 전송되어 디지털영상화 된다. 영상 1프레임 당 1/500초의 시간 간격을 지닌다. 이 짧은 시간간격 동안 변위된 물체영상의 동일한 패턴을 찾아내어 그 이동량을 시간간격으로 나누면 변위속도를 계산할 수 있는 것이 계조

치상호상관법이다. 식 (1)은 이 개념을 간략히 나타내고 있는데, 짧은 시간간격 동안에는 두 시각 영상간에는 물체영상이 미소직선 선분으로 나타낼 수 있음을 의미하는데 x방향, y방향의 미소변위량 속도성분은 u, v로 계산된다. 이 방법은 미소시간동안 유동장의 화상의 제조패턴은 크게 변화하지 않는다고 가정하여 제1프레임(1st image frame)에서의 상관영역내의 제조치 분포와 미소시간 후의 제2프레임(2nd image frame)에서의 제조치 분포는 유사한 특성을 나타내므로 두 프레임간의 정해진 범위 내에서 임의의 위치를 중심으로 같은 크기를 갖는 영역과의 제조치에 대하여 상호상관 계수 값을 구한 뒤 그 중 가장 큰 값을 동일입자군의 이동위치로 간주함으로써 속도벡터를 얻어내는 방법이다. 식 (2)는 두 프레임간의 상호상관계수(C_{fg})를 구하는 식을 나타낸다.

$$C_{fg} = \frac{\sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f}_i)(g_i - \bar{g}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f}_i)^2 \sum_{i=1}^n (g_i - \bar{g}_i)^2}} \quad (1)$$

여기서 f_i, g_i 는 상관영역내의 각 픽셀(pixel)의 제조치(밝기정보)를 의미하며 -는 연속영상에 대한 시간평균, n은 상호상관영역의 크기(pixel)를 나타낸다. 일반적으로 영상의 데이터를 취급할 때 벡터의 종점을 결정함에 있어서 픽셀해상도에 의존하는 경우에는 상하좌우방향으로 최대 ±1픽셀의 불확실성분이 발생하게 된다. 따라서 본 연구에서는 측정 픽셀의 좌우상하 픽셀의 밝기정보를 이용하여 2차곡선에 fitting함으로써 1픽셀 이내에까지 종점을 결정할 수 있는 서브픽셀보간법⁸⁾을 도입하였다. 한편, 미세진동의 주파수특성을 파악하기 위해 특징점의 이동거리를 다음 식 (3)으로 나타낸 이산푸리에변환(discrete fourier transform)⁹⁾을 적용하였다.

$$F(u) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(x) e^{\frac{-j2\pi ux}{N}} \quad (3)$$

$$f(x) = \sum_{u=0}^{N-1} F(u) e^{\frac{j2\pi ux}{N}}$$

여기서, N은 변위속도 데이터 샘플개수, $f(x)$ 는 변위함수, x 는 변위량, u 는 변위량으로부터 구해지는 속도를 나타낸다.

2.3 신경망에 의한 미세진동 학습과 판별

앞의 PIV계산으로부터 얻어지는 물체의 미세변위량 데이터를 이용하여 신경망(neural network)에 학습시키면, 신경망은 물체의 미세변위패턴을 인식하게 된다. 즉, 물체의 동작상태에 따른 미세변위(미세진동에 해당) 정보가 확보된다는 것을 의미한다. 이후, 측정대상의 물체에를 원격으로 감시하고 있는 카메라영상으로부터 PIV계산에 의한 물체변위 정보를 신경망에 투입하게 되면, 신경망은 이미 학습되어 있는 관계로 즉시 물체의 작동상태를 출력하게 된다. 즉, 본 연구에서의 휴대폰의 경우는 진동모드 발생 여부를 실시간으로 계산하여 출력하게 되며, 배관시스템의 경우는 배관의 요소(밸브)의 정상작동 여부를 출력하게 된다.

이하는 신경망이론⁴⁾과 신경망을 이용한 계산방법에 대하여 구체적으로 기술하고 있다. 뉴런(neuron)의 인공적 모델은 인간두뇌의 생리학적 특성에 기본을 두어 Fig. 4와 같이 다입력 1출력 소자로 구성되는데 신호는 한 방향으로만 전달되고 임의의 결합하중으로 결합된 인공세포로 입력된다. 이 결합하중에 의해서 뉴런의 결합강도를 나타낼 수 있다. 이를 수학적으로 표현하면 다음 식 (4)로 나타낼 수 있다.

$$out = f(\sum v_i x_i + bias) = f(net) \tag{4}$$

뉴런의 출력값은 net값에 식 (5)와 같은 시그모이드함수(sigmoid function)를 취하여 구하였다(a, b는 임의의 상수).

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-(ax-b)}} \tag{5}$$

신경망에서 학습을 시킨다는 의미는 학습오차가

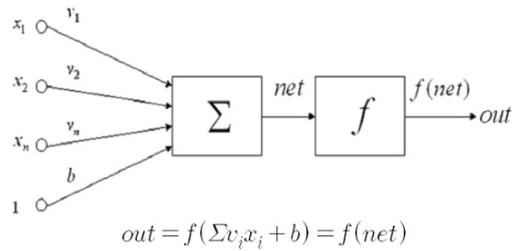


Fig. 4 Neuron model

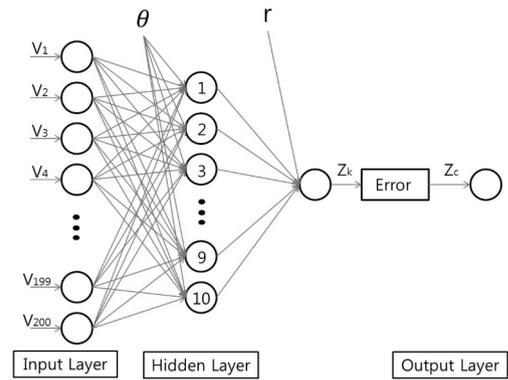


Fig. 5 Used model of neural network

원하는 수준으로 감소할 때까지 결합하중(connection weights)과 바이어스(bias)를 조정하는 것이다. 신경망은 병렬 처리 방식으로 초기 데이터 즉, Calibration 데이터에 존재할 수 있는 오차에 대한 영향을 덜 받으며, 학습 데이터 중에 입력에 대한 출력이 없었다고 하더라도 학습된 것을 기본으로 하여 가장 근접한 결과를 출력할 수 있는 일반화 능력까지도 고려한 알고리즘이다. 본 연구에서는 신경망의 특성인 병렬처리 방식으로 인한 초기데이터의 오차를 최소화 할 수 있다는 점, 학습 완료 데이터에 대해서는 100% 추론이 가능하다는 점, 그리고 이러한 학습을 기본으로 하여 가장 근접한 결과를 출력한다는 점을 살려 FT변환(fourier transform) 대신 신경망을 이용한 물체 진동에 대한 진단을 실시하였다.

Fig. 5는 본 연구에서 적용한 신경망 모델을 나타낸다. 입력층(input layer)은 총 200개, 중간층(hidden layer)은 총 10개, 그리고 출력층(output layer)은 1개로 구성되어 있다. 입력층에 데이터로서는 전술한 방

법인 PIV계산방식에 의하여 얻어진 물체의 시간연속적 변위량 데이터 200개씩을 추출한 것을 사용하였다. 다시 말하면 201번째~400번째의 데이터 200개의 데이터, 401번째~600번째 데이터 그룹이 반복적으로 입력층의 데이터로서 사용되었다는 의미이다. 이 그림에서 V_i 는 변위량 데이터를 나타낸다.

신경망은 전술한 바와 같이 반복학습에 의해서 원하는 지식을 습득하는 것인데, 본 연구에서는 학습 오차가 원하는 수준으로 감소할 때까지 결합하중(connection weight)과 바이어스(bias)를 조정하는 방식인 오류 역전파 알고리즘(back-propagation algorithm: 이하 BP법)³⁾을 사용하였다. 식 (6)은 입력층에서의 입력데이터($x_i, i=1\sim 8$)와 결합하중(v) 및 바이어스(θ)의 합을 나타낸 것이며, 이를 시그모이드 함수로 전이하여 식 (7)과 같이 중간층에서의 출력데이터가 구해진다. 다음으로 중간층의 출력(y)과 결합하중(w) 및 바이어스(γ)의 합으로 되는 식 (8)이 재차 시그모이드 함수로 전이되어 식 (9)로 표현된 출력층에서의 출력데이터(z)가 구해지게 된다. 마지막으로 식 (10)과 같이 표현될 수 있는 출력데이터와 원하는 출력데이터(t : teaching)와의 오차가 감소되도록 입력층과 중간층, 중간층과 출력층사이의 결합하중(w_{kj}, v_{ji}) 및 바이어스계수(θ_j, γ_k)를 식 (11)과 같이 갱신하여 반복계산을 수행하면서 오차가 가장 작은 최적화된 결합하중과 바이어스가 구해지면 학습을 종료시키게 된다.

$$H_j = \sum_{i=1}^8 x_i v_{ij} + \theta_j \quad (j = 1 \sim 20) \quad (6)$$

$$y_j = f(H_j) = \frac{1}{1 + \exp(-H_j)} \quad (7)$$

$$I_k = \sum_{j=1}^{20} y_j w_{jk} + \gamma_k \cdot 1 \quad (8)$$

$$z_k = f(I_k) = \frac{1}{1 + \exp(-I_k)} \quad (9)$$

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_k \delta_k^2, \quad \delta_k = (t_k - z_k) \quad (10)$$

$$w_{kj} = w_{kj} + \Delta w_{kj}, \quad v_{ji} = v_{ji} + \Delta v_{ji} \\ \gamma_k = \gamma_k + \Delta \gamma_k, \quad \theta_j = \theta_j + \Delta \theta_j$$

학습이 종료되면 Fig. 6과 같이 입력신호가 아무리 복잡 불규칙한 비선형성을 지녔다고 할지라도 신경망 내부적으로는 이들 데이터에 대한 규칙적으로 정리하여 단일의 출력을 내는 특성을 지니게 된다.

3. 실험결과 및 고찰

3.1 휴대폰진동 측정과 작동상태 진단

전술한 바와 같이 Table 1은 2종류의 휴대폰이 진동이 있을 때와 없을 때의 측정조건을 나타낸다. Fig. 6은 Case A에 해당되는 것으로서 휴대폰에 진동을 주지 않았을 때의 측정된 결과를 나타낸다. 인위적인 진동을 주지 않은 무진동 상황이라 할지라도 휴대폰이 놓여 있는 테이블의 진동에 의해 속도패턴이 있음을 알 수 있다.

Fig. 7은 Fig. 6의 시간 연속적 속도데이터(변위량에 카메라영상 시간간격을 나누는 것)를 이산푸리에변환(FT, fourier transform)에 얻어진 결과를

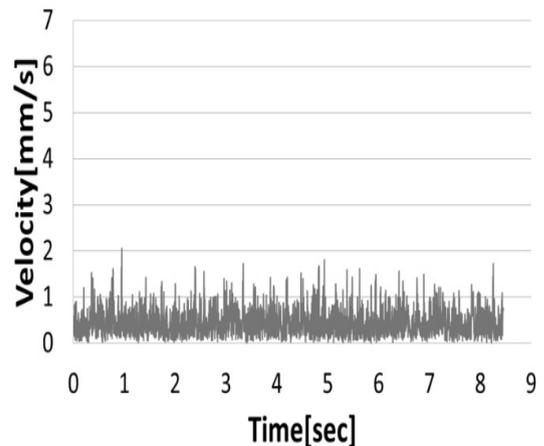


Fig. 6 Measured displacements between image frames (measured velocity) with time changes (case A)

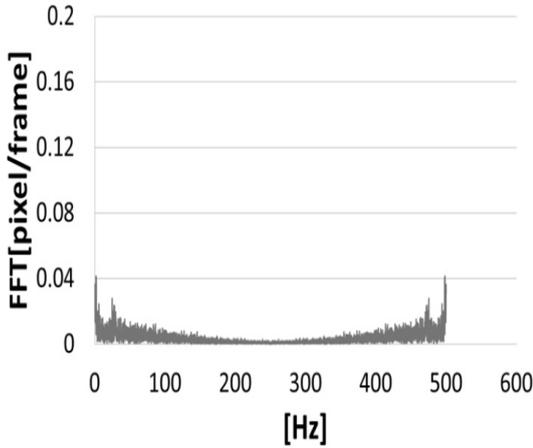


Fig. 7 Calculated DFT (discrete fourier transform) results for the measured displacements (case A)

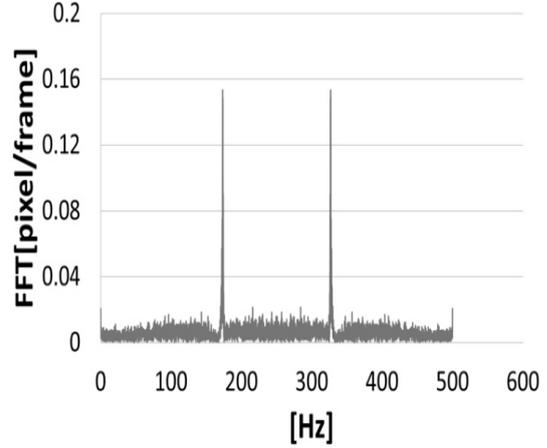


Fig. 9 Calculated DFT (discrete fourier transform) results for the measured displacements (case B)

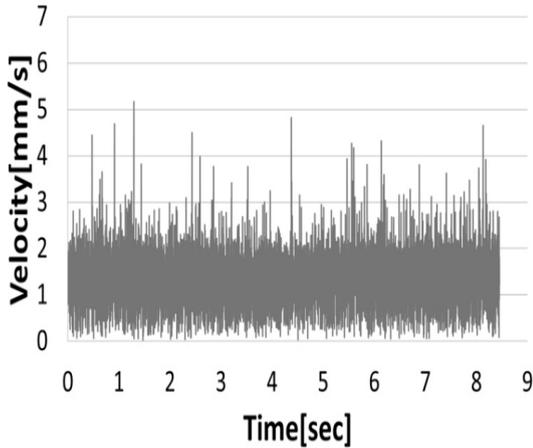


Fig. 8 Measured displacements between image frames (measured velocity) with time changes (case B)

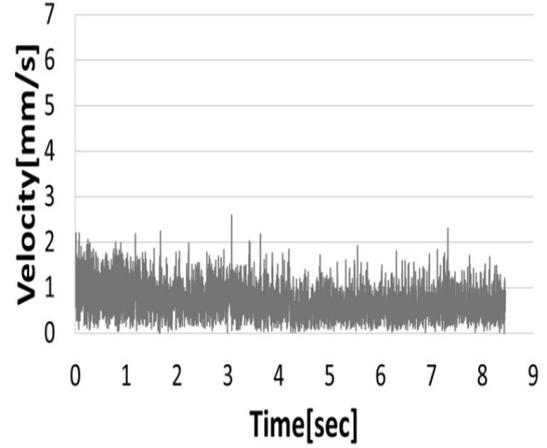


Fig. 10 Measured displacements between image frames (measured velocity) with time changes (case D)

나타낸다. 탁월주파수(conspicuous frequency)가 나타나지 않은 것으로 보아 휴대폰에는 주변의 잡음 진동이 지배적임을 알 수 있다.

Fig. 8은 휴대폰 Type A에 진동을 주었을 경우의 시간 연속적 속도데이터이다. Fig. 6와 확연히 다른 진폭을 가짐을 확인 할 수 있다. Fig. 9는 Fig. 8의 시간 연속적 속도데이터를 이산푸리에변환에 의해 얻어진 결과를 나타낸다.

Fig. 9의 경우 Fig. 7과 달리 탁월주파수(dominant frequency)가 주변의 잡음진동에 비해 명확히 나타나

며, 그 값은 175Hz임을 알 수 있다. 이 결과는 휴대폰 Type A의 고유진동수에 해당되는 것으로서, 합당한 결과임이 확인되었다. Fig. 10은 Table 1에서 전술한 바와 같이 휴대폰 Type B에 진동을 주었을 경우의 시간 연속적 속도 데이터이다. Fig. 6, Fig. 8과 다른 진폭과 패턴임을 알 수 있다. Fig. 11은 Fig. 10의 시간 연속적 속도데이터를 이산푸리에변환(FT, fourier transform)에 의해 얻어진 결과를 나타낸다. Fig. 11의 경우 Fig. 7, Fig. 9와 다른 탁월주파수가 나타남을 확인 할 수 있으며, 그 값은 150Hz임이 확인되었

다. 이는 휴대폰 Type B의 진동수에 해당되는 것으로서 본 연구에서 구축한 측정시스템이 합당한 측정 결과를 보이고 있음을 의미한다.

이어서 Fig. 6, Fig. 8, Fig. 10의 시간 연속적 속도 데이터를 이용하여 Fig. 5의 신경망(neural network)에 학습을 실시하였다. 전술한 바와 같이 입력층에는 시간연속적 속도데이터를 200개씩 반복하여 학습시켰다. Fig. 6의 속도데이터(Type A가 무진동일 때)를 입력층에 학습시킬 때에는 출력층에는 “0Hz”를 학습시켰고, Fig. 8의 속도데이터(Type A가 진동일 때)를

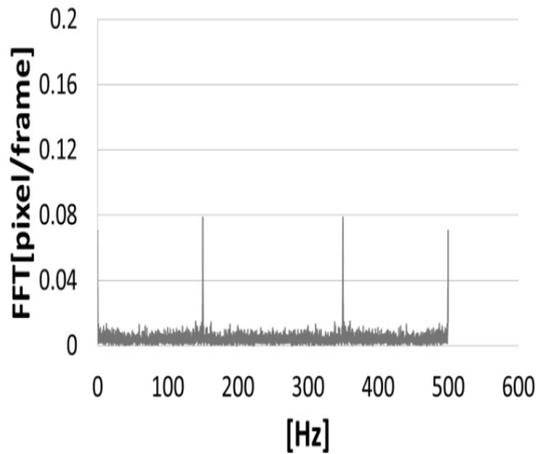


Fig. 11 Calculated DFT (discrete fourier transform) results for the measured displacements (case D)

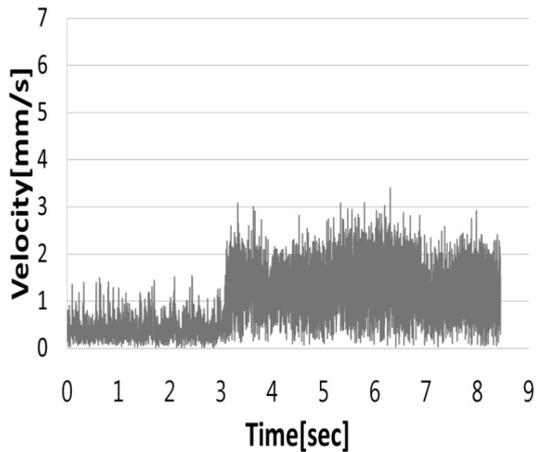


Fig. 12 Measured displacements between image frames (measured velocity) with time changes(case E, Type A)

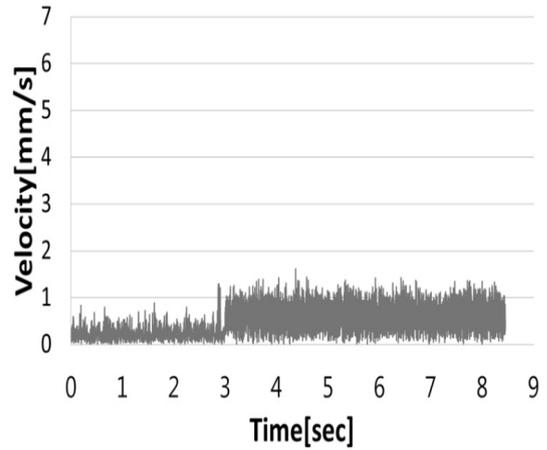


Fig. 13 Measured displacements between image frames (measured velocity) with time changes(case F, Type B)

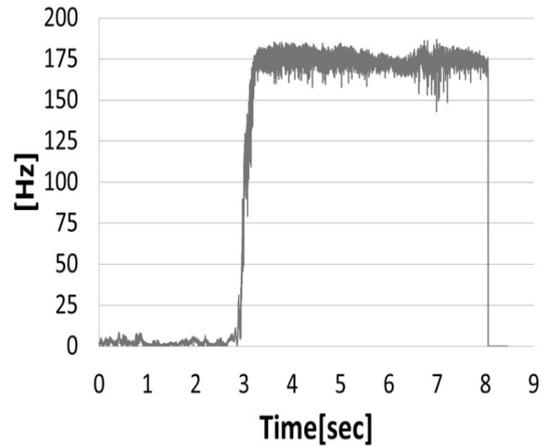


Fig. 14 Output of the neural network (Case E)

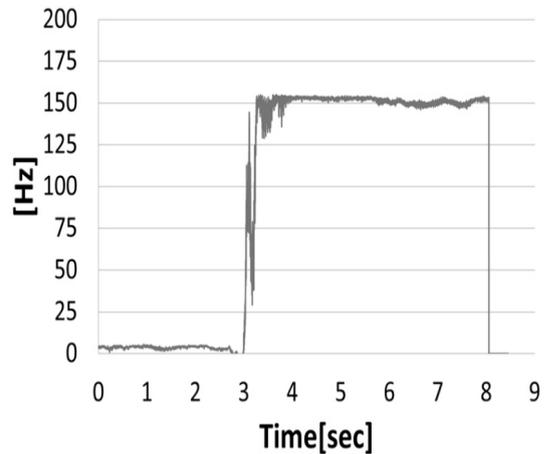


Fig. 15 Output of the neural network (Case F)

입력층에 학습시킬 때에는 탁월주파수였던 “175Hz”를 학습시켰다. Fig. 10의 속도데이터를 입력층에 학습시킬 때에는 출력층에는 휴대폰 Type B의 탁월주파수였던 “150Hz”를 학습시켰다. 출력층의 오차가 3%이하로 낮춰질 때 까지 반복학습을 실시하여 신경망학습을 종료시켰다.

Fig. 12와 Fig. 13은 휴대폰 Type A와 Type B를 무진동상태에서 진동상태로 전환하였을 때의 시간연속적 속도데이터를 나타내는데, Fig. 14와 Fig. 15는 각각 이들 속도데이터를 입력신호로서 신경망에 투입하였을 때, 실시간으로 신경망의 출력에 나타나는 신호를 의미한다. 3초의 시각에서 정확하게 175Hz와 150Hz를 재현하고 있음을 알 수 있다. 이는 신경망이 실시간으로 작동상태를 진단하고 있음을 의미한다.

3.2 배관진동 측정과 작동상태 진단

구축된 측정시스템이 실제 현장에서 원격으로 작동할 수 있는지 확인하기 위하여 Fig. 3의 배관시스템에 접목하였다. 배관시스템의 작동조건은 Table 2와 같다. 배관시스템에 공기가 공급되었을 때와 그렇지 않았을 때의 미세진동을 12m이상의 원격에서 측정하였을 때를 의미한다. Fig. 16과 Fig. 17은 각각 배관시스템에 5bar의 공압을 공급하지 않았을 때와

공급하였을 때의 배관에서의 미세한 진동에 의하여 발생한 변위량 데이터(카메라시간 간격으로 나누면 속도데이터에 해당)를 나타낸다. 두 속도데이터는 명확히 구분되고 있음을 알 수 있다. Fig. 17의 속도데이터를 푸리에변환에 의하여 탁월주파수를 얻어낸 결과 Fig. 18에서 알 수 있듯이 117Hz였다.

따라서 배관시스템에 대한 작동상태 진단을 위하여 신경망 출력층 학습에 있어서는, 공압을 공급하지 않았을 때는 “0Hz”, 공압을 공급하였을 때를 “117Hz”로 실시하였다. 이 때, 입력층 학습에는 Fig. 3의 배

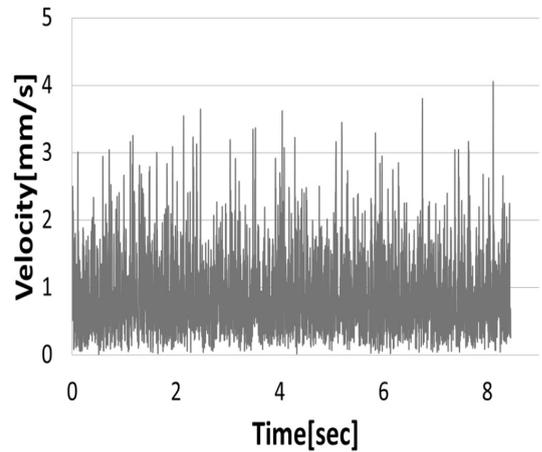


Fig. 17 Measured displacements between image frames (measured velocity) with time changes (case H)

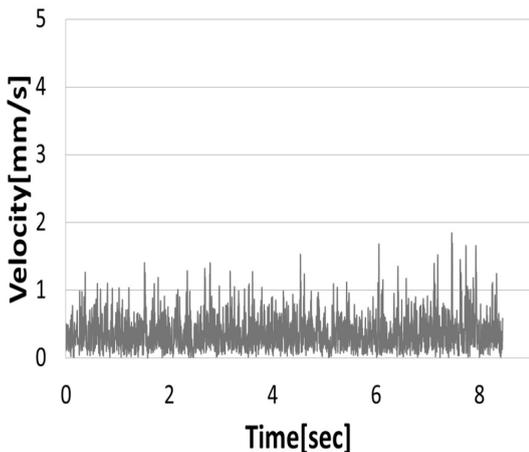


Fig. 16 Measured displacements between image frames (measured velocity) with time changes (case G)

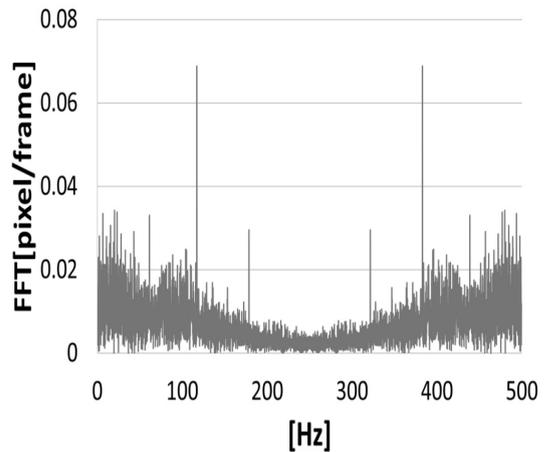


Fig. 18 Calculated DFT (discrete fourier transform) results for the measured displacements (case H)

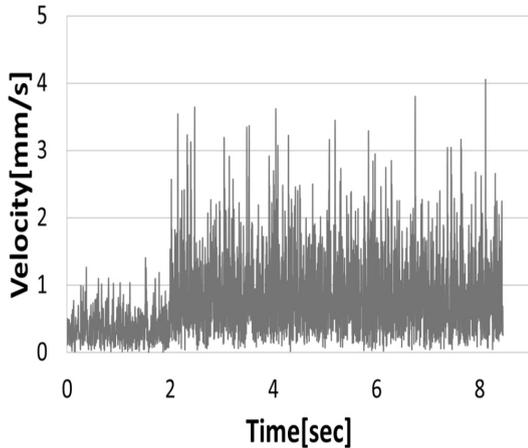


Fig. 19 Measured displacements of the piping system with time changes (case 1)

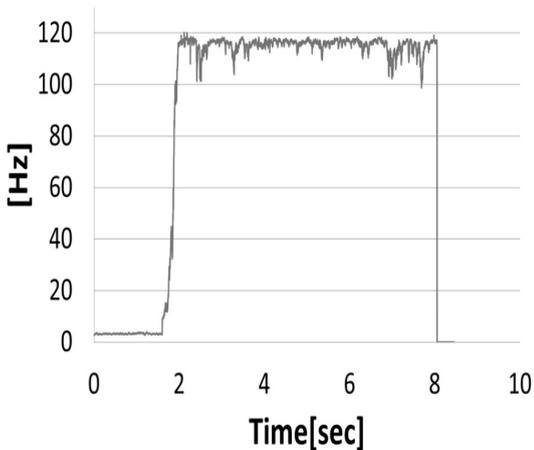


Fig. 20 Measured displacements of the piping system with time changes (case 1)

관시스템에 사각형으로 표시된 측정부에서 얻어낸 시간연속적 속도데이터를 이용하였다. Fig. 19에 공압을 공급하였을 때와 그렇지 않을 때의 속도데이터를 나타낸다. Fig. 20은 Fig. 19의 신호를 학습이 종료된 신경망에 가하였을 때의 출력을 나타낸다. 그림에서 알 수 있듯이 배관시스템에 공기가 공급되지 않았을 때와 공급되었을 때를 신경망을 명확하게 구분하고 있음을 알 수 있다. 이는 공기를 공급하기 위한 밸브에 고장이 유발되었을 때, 명확한 구분을 해 낼 수 있음을 의미한다.

4. 결 론

에너지 수송을 위한 배관시스템에 설치된 밸브 또는 유량계의 오작동을 원격으로 진단할 수 있는 측정시스템을 구축하여, 배관시스템의 작동상태를 진단, 판별하는 과정에서 다음과 같이 정리할 수 있었다.

본 연구에서 구축한 원격 물체의 미세변위 측정시스템은 유체공학에서 자주 사용되고 있는 입자영상 유속계(PIV) 기법과 신경망(neural network)이론을 접목함으로써 12m이상의 거리에서도 1mm이내의 미세진동을 측정할 수 있음을 확인되었다.

구축된 신경망 기반의 측정시스템은 2종류의 휴대폰의 작동상태를 12m이상에서 실시간으로 명확히 구분할 수 있었는데, 이는 본 측정시스템이 원격물체의 미세진동으로부터 물체에 연결된 요소의 작동상태를 진단할 수 있음을 시사한다. 푸리에변환을 통한 주파수분석이 없이 물체의 진동으로부터 작동상태를 명확히 구분할 수 있음을 시사한다. 다시 말하면, 탁월주파수와 무관하게 진동이 있을 때를 “1”, 없을 때를 “0”으로 신경망의 출력층을 학습시키면 배관시스템의 진동유무를 통한 배관요소를 작동유무를 구분할 수 있음을 의미한다.

실험에 사용된 고속카메라의 속도를 향상시킨다면 보다 정밀한 고체진동에 대한 측정으로부터 보다 세밀한 미세 진동성분에 대해서도 분석이 가능할 것으로 사료된다.

본 연구에서 구축된 측정시스템은 배관시스템의 배관요소에 대한 작동유무를 원격으로 측정할 수 있는 것으로서 향후 에너지플랜트에서의 배관요소에 대한 고장여부를 진단하는데 활용 할 수 있을 것으로 사료된다.

후 기

본 연구는 중소기업청에서 지원하는 2011년도 산학협력기업부설연구소 지원사업(No. 00046109)과 한국연구재단 도약과제(2008-0060153)의 일환으로 수행되었습니다.

References

1. D. H. Doh, M. G. Jeon, J. H. Eum and K. S. Kim, "Non-Contact Remote Detection System for the Failures of Hydraulic and Pneumatic Systems", Proc. of Korean Society of Marine Engineering, Annual Meeting, Kyeongju, June 21, 2012, pp. 111.
2. R. J. Adrian, "Particle-Imaging Techniques for Experimental Fluid Mechanics", Ann. Rev. J. Fluid Mech., Vol. 23, 1991, pp. 261-304.
3. H. W. Cho, J. S. Yoon, J. T. Lee and H. S. Lim, Flow Visualization used PIV of Hydrogen Fueled Free Piston Engine with Uni-flow Scavenging, Trans. of the Korean Hydrogen and New Energy Society, Vol. 19, No. 3, 2008, pp. 182-188.
4. D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams, "Learning representations by back-propagating errors, Nature, 1986, pp. 323-333.
5. K. Machida, H. Okamura, T. Hirano and K. Usui, Stress Analysis of Mixed-Mode Crack of Homogeneous and Dissimilar Materials by Speckle Photography, Transactions of the Japan Society of Material Engineers, Vol. 67, No. 655, 2001, pp. 86-91.
6. M. Shibahara, K. Yamaguchi, K. Masaoka and T. Tsubogod, Development of Non-contact Measurement for Deformation and Stress by Image Processing, Proc. of Welding Structures Symposium, November, 2006.
7. M. Yamagishi and H. Morimura, Displacement Acquisition with Fluorescent Paint of an Articulated Flat Plate, Research Journal of Nagaoka Kousen, Vol. 44, No. 2, 2008, pp. 23-30.
8. T. Utami, and R. A., Blackwelder, "A Cross Correlation Technique for Velocity Field Extraction from Particulate Visualization", Exp. in Fluids, Vol. 10, 1991, pp. 213-223.
9. I. Kimura, T. Takamori, and T. Inoue, "Image Processing Instrumentation of Flow by using Correlation Technique", Journal of Flow Visualization and Image Processing, Vol. 6, No. 22, 1986, pp. 105-108.