



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

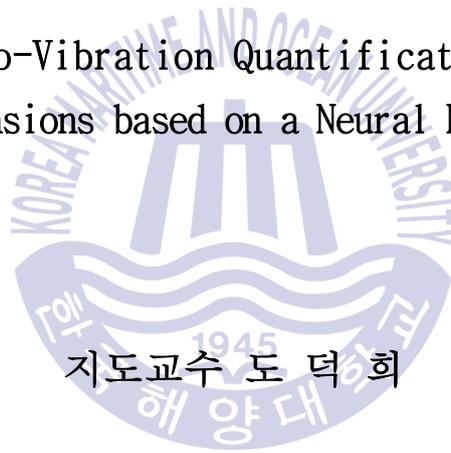
[Disclaimer](#)

공학석사 학위논문

인공신경망 기반의 3차원 미세 진동

정량화 기술 연구

Research of micro-Vibration Quantification Technique for  
3Dimensions based on a Neural Network



지도교수 도 덕 희

2016년 2월

한국해양대학교 대학원

에너지플랜트공학과

하 성 철

本 論 文 을 河 成 暎 의 工 學 碩 士 學 位 論 文 으 로 認 准 함 .

위원장      최 재 혁      (인)

위 원      도 덕 희      (인)

위 원      황 광 일      (인)



2015년 12월 22일

한국해양대학교 대학원

# 목 차

<b>List of Figures</b> .....	i
<b>Abstract</b> .....	iii
<b>1. 서 론</b>	
1.1 연구배경과 필요성 .....	1
1.2 연구의 구성 .....	4
<b>2. 3차원 계측 원리</b>	
2.1 3차원 계측 원리 .....	5
2.2 3차원 매칭 알고리즘 .....	20
<b>3. 인공신경망 이론</b>	
3.1 신경망이론 .....	26
3.2 신경망이론 적용 .....	37
<b>4. 인공신경망과 가상영상을 이용한 3차원 미세진동 평가</b>	
4.1 신경망이론을 이용한 3차원 미세진동 평가 .....	40
4.2 가상영상을 이용한 3차원 미세진동 평가 .....	46
<b>5. 결론</b>	
<b>6. 감사의 글</b>	
<b>7. 참고문헌</b>	

## List of Figures

Fig. 2.1 Rotation by X,Y and Z axis for $\alpha, \beta, \kappa$ .....	15
Fig. 2.2 Relations between absolute and camera's coordinate system .....	16
Fig. 2.3 Definition of 3 dimension for particle position .....	18
Fig. 2.4 Square Image of each camera .....	19
Fig. 2.5 Overall procedure for vector acquisitions .....	21
Fig. 2.6 Definition of particle movement[PM] .....	21
Fig. 2.7 Epipolar line and a search area .....	22
Fig. 2.8 Hybrid fitness function used for sorting the most probable candidate from the candidate group database .....	24
Fig. 2.9 Definition of particle neighborhood[PN] .....	25
Fig. 3.1 The principle of Neural Network .....	27
Fig. 3.2 The structure of Back-Propagating algorithm .....	33
Fig. 3.3 The Sigmoid function .....	36
Fig. 3.4 The application of Neural Network .....	38
Fig. 3.5 X, Y, Z축에 대한 입력 진동 .....	39
Fig. 3.6 X, Y, Z축 진동에 대한 출력값 .....	39
Fig. 4.1 Neural network study error ratio(6.7%~10%) .....	40
Fig. 4.2 Neural network study error ratio(10%~20%) .....	41
Fig. 4.3 Neural network study error ratio(Noise>X>Y>Z Study) .....	42
Fig. 4.4 Neural network study error ratio(Z>Y>X>Noise Study) .....	42
Fig. 4.5 Neural network Random Vibration Input .....	44

## List of Figures

<b>Fig. 4.6 Neural network Random Vibration Output</b> .....	44
<b>Fig. 4.7 Relations between absolute and camera's coordinate system</b> .....	45
<b>Fig. 4.8 Definition of 3 dimension for particle position</b> .....	46
<b>Fig. 4.9 Square Image of each camera</b> .....	47
<b>Fig. 4.10 Overall procedure for vector acquisitions</b> .....	48
<b>Fig. 4.11 Definition of particle movement[PM]</b> .....	48
<b>Fig. 4.12 Epipolar line and a search area</b> .....	49



# Research of micro-Vibration Quantification Technique for 3Dimensions based on a Neural Network

Ha, Sung Chul

Department of Energy Plant Engineering  
Graduate School of Korea Maritime and Ocean University

## Abstract

A non-contact 3-dimensional measurement method which can distinguish vibrations of major axis, such as X, Y, and Z axes is proposed, and its performances are validated. In order to clarify the vibration types for the major axes, an artificial neural network was used. Before measuring the vibrations, sets of artificial images were generated in three dimension. A stereoscopic reconstruction was made for the images by the use of the camera parameters. The camera parameters were obtained in a stereoscopic arrangements, and were used for generating the artificial images. Using these parameters, three-dimensional displacements of the object target which can be

obtained via three-dimensional PTV technique were reconstructed, and measurement performance was evaluated.

KEY WORDS: Vibration 진동; PTV 입자영상유속계; Neural Network 인공신경망; Virtual Image 가상영상; Displacements 이동량



# 제1장 서론

## 1.1 연구 배경 및 필요성

선박 및 발전소 등과 같은 플랜트에서의 가스배관의 길이는 짧게는 수km에서 길게는 수십km에 달한다. 이러한 플랜트 시설이나 높은 곳, 또는 복잡한 배관이 설치되어 있는 곳과 같이 작업자가 접근하기 힘든 곳에서의 가스나 유체배관에 누설이 발생했을 때 감지가 쉽지 않다. 물론, 배관시스템의 요소요소에 설치된 압력센서의 신호로부터 누설되는 곳을 감지할 수는 있지만 압력센서의 역치(threshold)에 도달하지 못하는 미세한 누설이 발생했을 때에는 압력센서의 신호로부터 이를 감지하기란 용이하지 않다. 또한, 배관시스템에 설치된 수많은 밸브와 필터 등과 같은 배관요소의 작동상태에 대해서도 이들에 설치된 센서로부터의 전기적 신호를 이용하여 모니터링 룸(monitoring room)에서 정상작동 여부를 확인할 수 있지만, 전기적 신호가 정상으로 표시될 뿐 밸브의 고착이나 필터의 폐색이 감지되지 않는 경우가 있다. 이러한 경우에는 감지가 힘든 것이 실정이며, 이에 따라오는 사고는 플랜트 시스템 전체에 미치는 크고 작은 사고가 발생하게 된다.

한편, 플랜트에는 다양한 설비들이 종합적으로 연계되어 가동되는데 이 설비들을 제어하기 위해서는 공압 또는 유압에어 배관들이 설치되어 있다. 이들 배관들은 직경이 작아 압력센서의 부착이 용이하지 않을 뿐만 아니라, 다양한 설비들로부터의 크고 작은 복합진동을 받게 되므로 장시간 운전애 따른 배관제어 요소들이 정상적으로 구동되지 않는 경우가 있다.

본 연구에서는 가스배관과 같이 유체배관에서의 밸브나 유량계 등 각 요소에서의 작동상태나 누설상태를 비접촉식 속도측정법인 3차원 PTV(Particle Tracking Velocimetry)법을 이용하여 측정하고(Adrian, 1991.), 신경망(Neural network)이론을 접목시켜 이들의 작동상태를 판별하는 것을 연구의 목적으로 삼고 있다.(Braun, 1975.)

기계설비의 진동을 카메라 영상을 이용하여 비접촉 계측을 한 대표적 사례로서 스펙클패턴(speckle pattern)법이(Machida, 2001) 있는데, 이 방법은 계측시스템의 정교한 설치가 필요할 뿐만 아니라 진동모드 데이터를 얻기 위한 영상처리에 소요되는 시간이 길어 설비나 설비에 연결된 배관의 실시간 진동 측정에 제약이 따른다. 구조물의 변형과 응력과의 상관관계를 측정할 수 있는 디지털영상관법이 있는데, 이 방법 또한 고유진동수와의 상관관계 계산에 소요되는 시간이 길어, 기계설비나 배관의 진동상태를 실시간으로 모니터링하기에는 제약이 따른다. 한편, 진동측정 데이터에 대하여 시간평균 실시간 필터를 사용하는 방법인 시간영역 평균법은 시간 동기화 평균법(time synchronous averaging)이라고도 하는데(Braun, 1975), 진동측정데이터와 진동발생원과의 동기화 시켜야하는 관계로 진동원으로 부터의 노이즈발생 억제가 어렵고 비접촉식 측정에는 적하하지 않다. 진동데이터를 실시간 신호처리를 위하여 칼만 필터 등을 이용하는 방안이 제시되어 있으나(Shin,2011), 접촉식 측정방법에 의존하고 있는 실정이다. 전민규 등(2013)은 진동측정대상을 원격으로 진단하기 위하여 비접촉식 원격 미세변위 측정 및 배관 시스템의 실시간 작동상태를

진단할 수 있는 기술을 개발하여 보고한 바 있다. 이 연구에서는 원격카메라 영상으로부터 얻어진 목표물의 미세진동 변위를 인공신경망에 학습시켜 목표물의 작동 상태를 모니터링 할 수 있는 기술을 보고한바 있다. 그리고 배관진동의 데이터로부터 대표주파수를 구하지 않고 진동데이터 자체를 직접 인공신경망에 실시간으로 학습시켜가면서 배관상태를 실시간으로 판단할 수 있는 모니터링 시스템을 구축하였다. 하지만, 실제 기계 및 배관의 진동은 3차원으로 발생을 하므로, 카메라를 1대만을 사용하여 진동을 계측할 시 2차원측정이라는 한계를 지니게 된다.

따라서 본 연구는 기계진동을 3차원으로 계측하는 것을 목표로 삼고 있다.

이를 달성하기 위하여 3차원진동의 가상영상을 구현하고 이를 계측하고 인공신경망에 학습시켜 임의의 진동을 계측하여 검증하고자 한다. 또한 실제 진동체를 두 대의 카메라를 이용하여 측정하고 이를 가속도 센서와 비교 검증하여 3차원 미세진동 계측이 가능한 기술을 완성하고자 한다.

## 1.2 연구의 구성

본 논문은 3차원 미세진동 계측기술을 구축하고, 가상영상과 인공신경망을 이용한 성능평가 및 연구를 실시하고, 실제 3차원 미세진동 계측을 연구의 목적으로 삼고 있다. 이를 위한 논문의 구성은 다음과 같다.

제1장에서는 연구의 배경과 필요성에 대하여 소개하고, 제2장에서는 3차원 측정 원리에 대하여 설명한다. 제3장에서는 인공신경망 이론에 대하여 다루며, 제4장에서 가상영상과 인공신경망을 이용하여 3차원 미세진동에 대하여 평가를 한다. 제5장에서는 실제 기계진동을 3차원 계측을 실시하고 이를 가속도 센서와 비교하여 검증하며, 제6장에서는 위 연구에 대한 결론 및 고찰을 정리한다.

## 제2장 3차원 계측 원리

### 2.1 3차원 계측 원리(Doh et al,2001)

#### 2.1.1 계측 원리

카메라를 통한 3차원 공간의 정량적인 인식을 위해서는 2대 이상의 카메라와 각각의 카메라에 대한 정보가 필요하다. 이 카메라의 정보를 결정하는 것을 단사진 표정이라 하며, 카메라 정보와 카메라로부터 얻은 영상은 카메라 중심점에 대한 투영의 관계가 성립된다. 본 논문에서는 Doh 등(2001)이 제시한 외부요소( $dis, \alpha, \beta, \kappa, m_x, m_y$ )와 내부요소 ( $c_x, c_y, k_1, k_2$ ) 등 10개의 요소를 가지는 새로운 관측방정식(2.2)을 사용한 유전알고리즘을 이용하였다.

Fig 2.1은 10개 표정요소를 이용하기 위해 절대 좌표계( $X, Y, Z$ )에 대한 카메라 좌표계( $x, y, z$ )의 관계를 보여 주고 있다. 먼저  $dis$ 는 절대 좌표계 '0'(0, 0, 0)점으로부터 카메라 중심까지의 거리를 의미한다. 카메라 좌표계와 절대 좌표계를 일치시키기 위해 X, Y, Z축에 대한 각각의 회전각을  $\alpha, \beta, \kappa$ 로 정의하면, 축에 대한 회전행렬은  $M_M = M_Z M_Y M_X$ 가 된다. 즉 X, Y( $\alpha, \beta$ )축 회전에 의해 카메라 좌표계의 z축과, 절대 좌표계의 Z축이 평행하게 되며, 다시 Z( $\kappa$ )축 회전에 의해 카메라 좌표계의 x, y축

과 절대좌표계의 X, Y축이 서로 평행하게 된다. 이렇게 회전된 절대 좌표 값을  $(X_m, Y_m, Z_m)$ 으로 표시하고, 카메라의 z축과 절대좌표계의 Z축을 일치시키기 위한 이동량을  $m_x, m_y$ 으로 표시한다. 이렇게 카메라의 z축과 절대좌표계의 Z축을 일치시키면, Fig 2.2 와 같은 카메라의 xy평면과 절대 좌표계 사이의 투영관계가 성립된다. 즉 절대좌표계의 대상점과 사진좌표계의 투영점이 일직선상에 있다는 공선조건으로부터 다음과 같은 관측방정식을 얻을 수 있다.

$$x = c_x \frac{X_m - m_x}{\sqrt{dis^2 - m_x^2 - m_y^2 - Z_m}} + \Delta x \quad (2.1)$$

$$y = c_y \frac{Y_m - m_y}{\sqrt{dis^2 - m_x^2 - m_y^2 - Z_m}} + \Delta y \quad (2.2)$$

여기서  $c_x, c_y$ 는 이미지 그래버(image grabber)에 따른 장방비의 차이를 고려한 것이며,  $\Delta x, \Delta y$ 은 이미지 중심으로부터의 거리에 따른 렌즈에 의한 굴절을 고려하여 다음과 같이 정의한다.

$$\Delta x = \frac{x}{r} (k_1 r^2 + k_2 r^4)$$

$$\Delta y = \frac{y}{r} (k_1 r^2 + k_2 r^4) \quad r = \sqrt{x^2 + y^2}$$

식 (2.2)와 같이 정의된 각 카메라의 표정요소를 구하기 위해 이미 알고 있는 3-D 좌표 ( $X_i, Y_i, Z_i$ )와 사진좌표( $x_i, y_i$ )에 대해 F, G는 식 (2.3)과 (2.4)와 같이 표시된다.

$$F = c_x \frac{X_m - m_x}{\sqrt{\text{dis}^2 - m_x^2 - m_y^2 - Z_m}} - (x - \Delta x) = 0 \quad (2.3)$$

$$G = c_y \frac{Y_m - m_y}{\sqrt{\text{dis}^2 - m_x^2 - m_y^2 - Z_m}} - (y - \Delta y) = 0 \quad (2.4)$$

이러한 F, G방정식은 비선형 연립방정식이므로 이를 풀기 위하여 초기에 표정요소의 미지값을 가정하고 테일러 급수전개에 의한 최소자승법으로 보정량을 구하여 수렴될 때까지 근사치를 보정하는 수정 Gauss - Newton법을 사용하였다.

### 2.1.2 위치결정의 원리

카메라의 표정요소가 구해지면 사진좌표(  $x, y$  )와 절대좌표(  $X, Y, Z$  )간에 식 (2.3)와 (2.4)으로부터 다음과 같은 관계식이 성립된다.

$$F \Rightarrow \frac{c_x(X_m - m_x)}{d - Z_m} - (x - \Delta x) = 0 \quad (2.5)$$

$$\therefore X_m = \frac{(x - \Delta x)}{c_x} (d - Z_m) + m_x$$

$$G \Rightarrow \frac{c_y(Y_m - m_y)}{d - Z_m} - (y - \Delta y) = 0 \quad (2.6)$$

$$\therefore Y_m = \frac{(y - \Delta y)}{c_y} (d - Z_m) + m_y$$

여기서,  $d = \sqrt{\text{dis}^2 - m_x^2 - m_y^2}$  이다.  $d - Z_m = t$  (  $Z_m = d - t$  )

라고 두면

$$X_m = \frac{x - \Delta x}{c_x} t + m_x$$

$$Y_m = \frac{y - \Delta y}{c_y} t + m_y \quad (2.7)$$

$$Z_m = d - t$$

이 된다. 또한, 회전변환행렬을  $M_M$  이라 두고, 역행렬을  $B$  라 두면

$$\begin{bmatrix} X_m \\ Y_m \\ Z_m \end{bmatrix} = M_M \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = M_M^{-1} \begin{bmatrix} X_m \\ Y_m \\ Z_m \end{bmatrix} = B \begin{bmatrix} X_m \\ Y_m \\ Z_m \end{bmatrix}$$

이므로  $X, Y, Z$  에 관해 정리하면,

$$\begin{aligned} X &= B_{11}X_m + B_{12}Y_m + B_{13}Z_m \\ &= \left( B_{11} \frac{s_x}{c_x} + B_{12} \frac{s_y}{c_y} - B_{13} \right) t + (B_{11}m_x + B_{12}m_y + B_{13}d) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Y &= B_{21}X_m + B_{22}Y_m + B_{23}Z_m \\ &= \left( B_{21} \frac{s_x}{c_x} + B_{22} \frac{s_y}{c_y} - B_{23} \right) t + (B_{21}m_x + B_{22}m_y + B_{23}d) \end{aligned}$$

$$Z = B_{31}X_m + B_{32}Y_m + B_{33}Z_m \tag{2.8}$$

$$= \left( B_{31} \frac{s_x}{c_x} + B_{32} \frac{s_y}{c_y} - B_{33} \right) t + (B_{31}m_x + B_{32}m_y + B_{33}d)$$

이 되며, 카메라의 위치(  $X_0, Y_0, Z_0$  )는 다음과 같이 된다.

$$X_0 = B_{11}m_x + B_{12}m_y + B_{13}d$$

$$Y_0 = B_{21}mx + B_{22}my + B_{23}d \quad (2.9)$$

$$Z_0 = B_{31}mx + B_{32}my + B_{33}d$$

여기서,  $d = \sqrt{\text{dis}^2 - m_x^2 - m_y^2}$  이고,  $s_x = x - \Delta x$ ,  $s_y = y - \Delta y$  를 나타낸다.

이로부터 각 카메라에 대한 카메라중심(  $X_0$ ,  $Y_0$ ,  $Z_0$ )과 입자의 중심을 지나는 하나의 직선의 방정식을 구할 수 있으며, 하나의 입자에 대한 두 대 이상의 카메라로부터 구해진 직선방정식을 공선의 조건을 이용하여 구하게 된다.

즉, Fig 2.3 에서 보이는 바와 같이 P점에 대해 각각의 카메라는 다음의 직선방정식을 가진다.

$$P(X, Y, Z) = P(a_1t + X_0, a_2t + Y_0, a_3t + Z_0) \quad (2.10)$$

두 개 직선의 방정식을 다음과 같이 표시하면 다음과 같다.

$$A(X, Y, Z) = A(a_{11}t + b_{11}, a_{12}t + b_{12}, a_{13}t + b_{13}) \quad (2.11)$$

$$B(X, Y, Z) = B(a_{21}s + b_{21}, a_{22}s + b_{22}, a_{23}s + b_{23}) \quad (2.12)$$

이 두 직선에 대한 최단거리를 가지는  $t$ ,  $s$ 는 다음과 같다.

$$t = \frac{\kappa - a\beta}{1 - a^2}, \quad s = \frac{\kappa a - \beta}{1 - a^2} \quad (2.13)$$

여기서,  $a = a_{11}a_{21} + a_{12}a_{22} + a_{13}a_{23}$

$$\beta = a_{11}(b_{11} - b_{21}) + a_{12}(b_{12} - b_{22}) + a_{13}(b_{13} - b_{23})$$

$$\kappa = a_{21}(b_{11} - b_{21}) + a_{22}(b_{12} - b_{22}) + a_{23}(b_{13} - b_{23}) \quad \text{이다.}$$

$t$ ,  $s$ 가 구해지면  $A(X, Y, Z)$ ,  $B(X, Y, Z)$ 가 결정되어 진다.

여기서, 실제  $P(X, Y, Z)$ 값은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} X_P \\ Y_P \\ Z_P \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \left\{ \begin{bmatrix} X_A \\ Y_A \\ Z_A \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_B \\ Y_B \\ Z_B \end{bmatrix} \right\} \quad (2.14)$$

각 입자에 대해 위와 같은 과정을 거치면 대응하는 카메라간의 입자와 하나의 3차원 위치를 결정할 수 있게 된다.

### 2.1.3 영상변환

카메라 사이각으로 Fig 2.4와 같이 정사각형 대상물 영상은 사다리꼴 모양의 영상을 얻게 된다. 두 대의 카메라는 물체의 다른 각도에서 촬영하여 동일점을 나타내지 않는다. 따라서 기하학적인 변환인 왜곡변환(Warping)을 이용하여 영상 변환을 통한 픽셀(Pixel)들의 위치를 바꿔준다. 픽셀들은 입자영상의 공간 좌표값( $x'$ ,  $y'$ )으로부터 출력 영상 안의 새로운 좌표값 ( $x$ ,  $y$ )로 재배치된다. 동차 좌표 개념을 이용하여 식 2.15의 2차원 선형 변환(a)를 (b)와 같이 표시할 수 있다.

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} &= (a) \\ \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} &= (b) \end{aligned} \quad (2.15)$$

기본적인 2차원 영상 변환은 식 2.16의 (a)평행이동, (b)회전, (c)신축이다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T_x \\ 0 & 1 & T_y \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (a)$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (b)$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_x & 0 & 0 \\ 0 & S_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (c) \quad (2.16)$$

여기서  $T_x, T_y$ 는 이동값,  $\theta$ 값은 픽셀 위치  $(0,0)$ 에 대한 시계 방향의 회전각,  $S_x, S_y$ 는 신축량이다.  $(x', y')$ 은 입력 영상 좌표값,  $(x, y)$ 는 출력 영상 좌표값이다. 식 2.16의 이동, 회전, 신축 변환을 결합하면 식 2.17을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} x' &= (x \cos \theta + y \sin \theta) S_x + T_x = (S_x \cos \theta) x + (S_x \sin \theta) y + T_x \\ y' &= (-x \sin \theta + y \cos \theta) S_y + T_y = (-S_y \sin \theta) x + (S_y \cos \theta) y + T_y \end{aligned} \quad (2.17)$$

일반화된 형태는 식 2.18 이다.

$$\begin{aligned} x' &= a_2 x + a_1 y + a_0 \\ y' &= b_2 x + b_1 y + b_0 \end{aligned} \quad (2.18)$$

왜곡 변환의 경우 고차항의 식이나 Stereoscopic PIV 특성상 단면의 유동장을 계측하므로 1차 왜곡만을 고려한 변환을 하였다.  $Z = 0\text{mm}$  지점의

영상을 기준으로 식 2.19을 이용하여 2차원 영상 변환을 행하였다.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

$$x' = \frac{x^*}{z^*} = \frac{a_{11}x + a_{12}y + a_{13}}{a_{31}x + a_{32}y + 1} \quad (2.19)$$

$$y' = \frac{y^*}{z^*} = \frac{a_{21}x + a_{22}y + a_{23}}{a_{31}x + a_{32}y + 1}$$

단,  $x, y$  : 변환전의 영상의 좌표값

$x', y'$  : 변환후의 영상의 좌표값

2차원 변환 행렬식(A)과 실제(Real)와 픽셀(Pixel)좌표의 행렬식을 나타낸다. 변환행렬 A의 8개의 미지수는 최소 자승법으로 구하였다. Fig 2.11은 카메라의 표정요소를 이용하여, 카메라 1과 2로 받아들인 각각의 영상을 이동, 회전, 신축 등의 과정을 거쳐 영상변환 되어지는 전체적인 개략도이다.

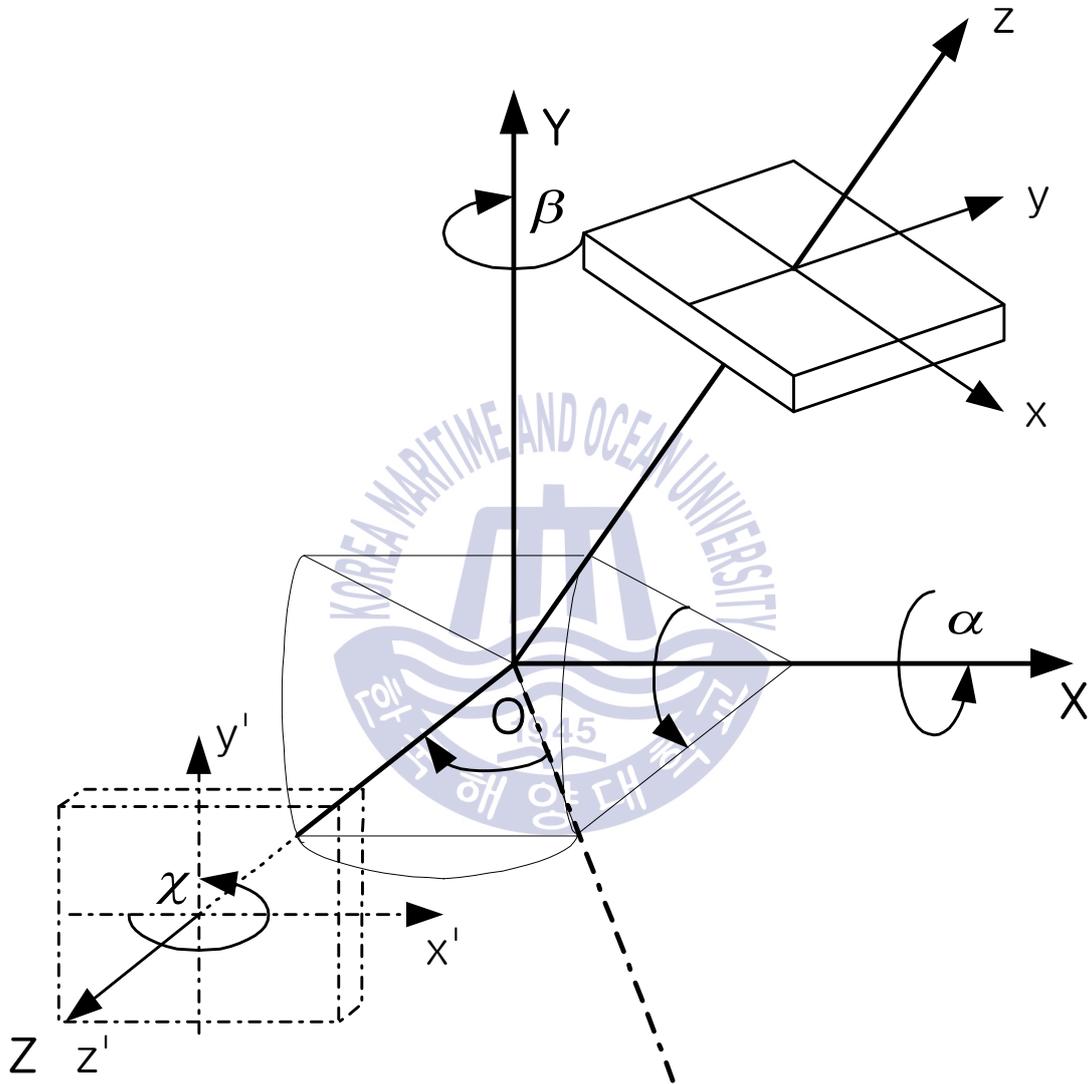


Figure 2.1 Rotation by X,Y and Z axis for  $\alpha, \beta, \gamma$

[source : Doh, et al. 2001]

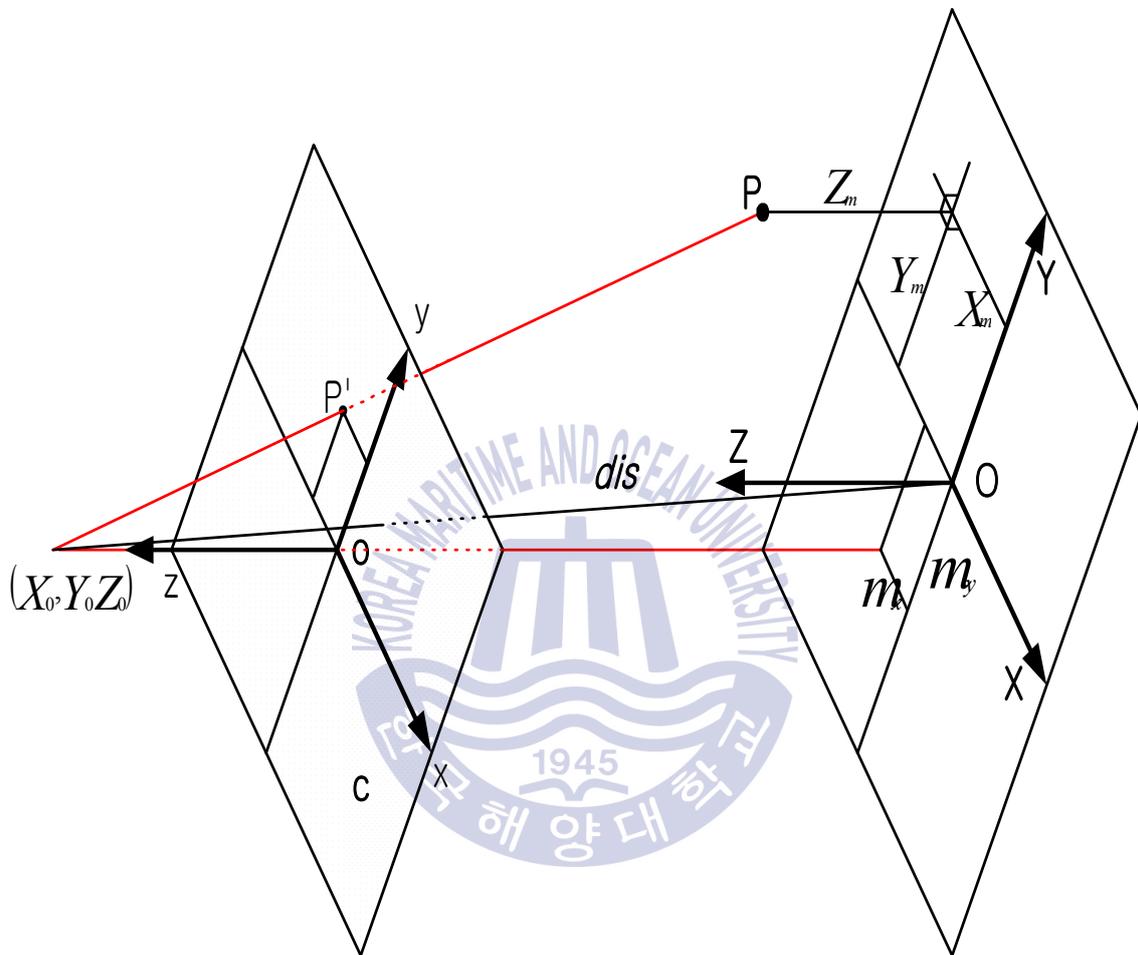


Figure 2.2 Relations between absolute and camera's coordinate system

[source : Doh, et al. 2001]

$X, Y, Z$  : 절대 좌표계  
 $x, y, z$  : 사진 좌표계  
 $m_x, m_y$  : 중심축의 이동량  
 $X_m, Y_m, Z_m$  :  $X, Y, Z$ 축에 의한 회전된 입자좌표  
 $X_0, Y_0, Z_0$  : 카메라 중심의 위치(절대 좌표계)  
 $c$  : 투영면(초점거리)  
 $P$  : 공간상의 입자  
 $P'$  : 카메라상의 입자



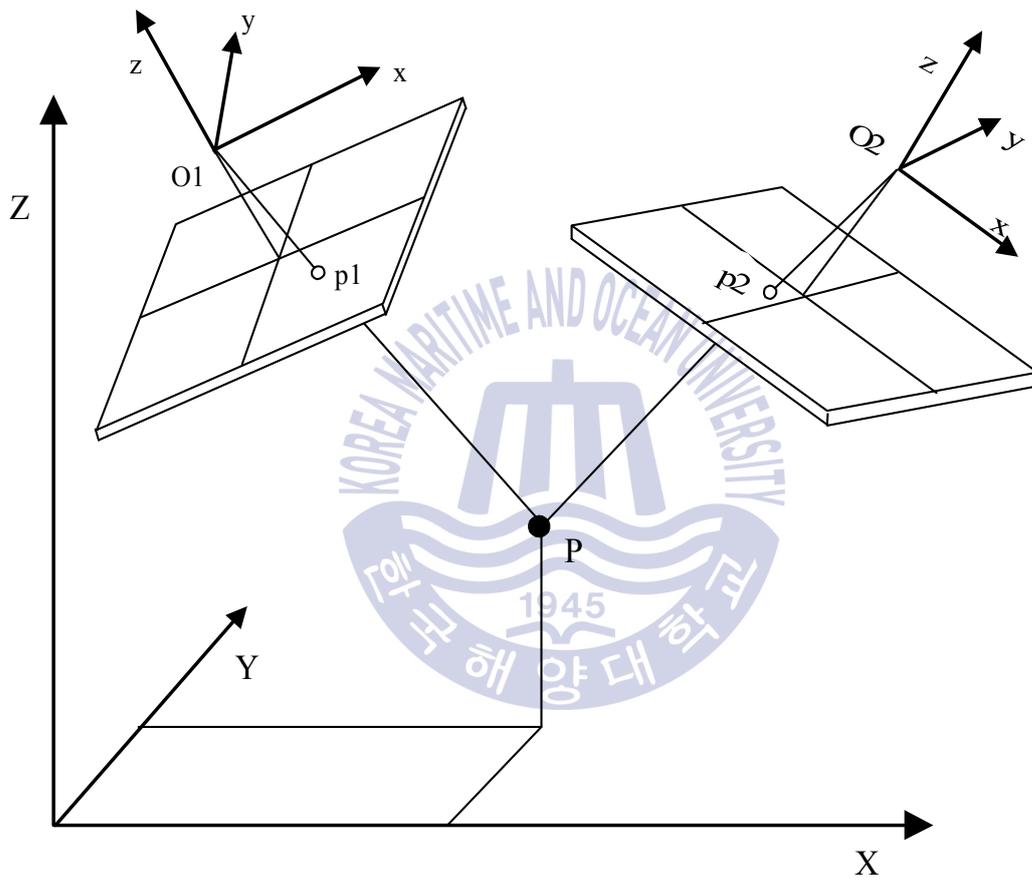


Figure 2.3 Definition of 3 dimension for particle position

[source : Doh, et al. 2001]

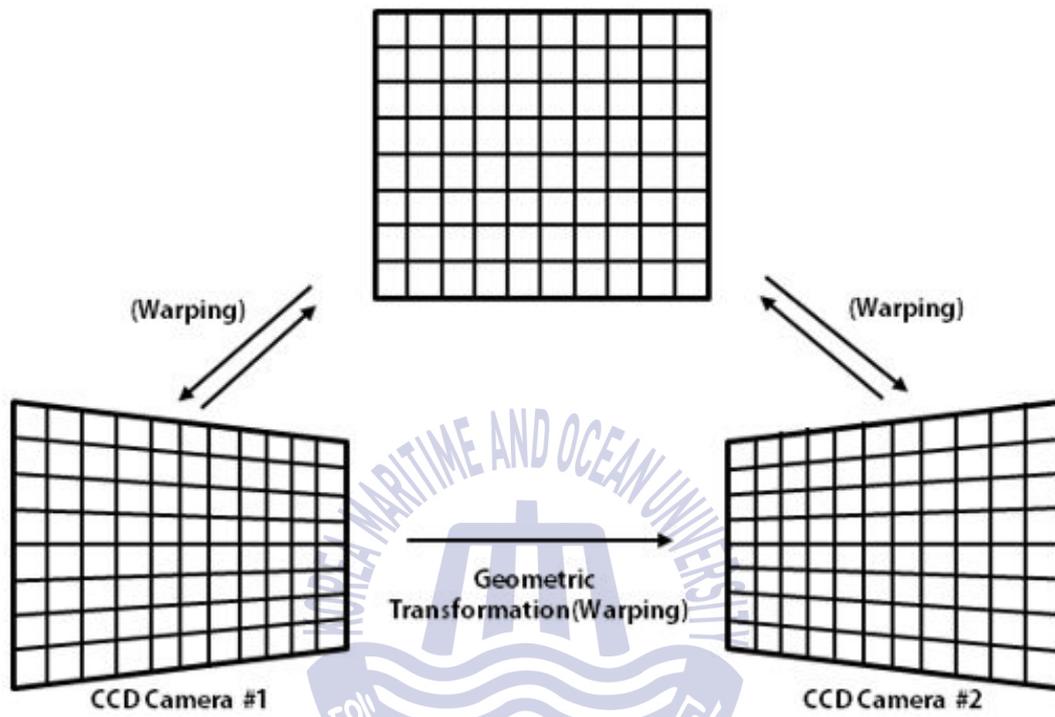


Figure 2.4 Square Image of each camera

[source : Doh, et al. 2001]

## 2.2 3차원 매칭 알고리즘(Doh et al,2001)

2대의 카메라에서 획득된 2차원 영상을 이용하여 3차원 공간상의 좌표계를 획득하기 위해서는 먼저 정확한 입자쌍을 매칭해야 하며, 매칭된 입자는 상기의 과정을 거쳐 3차원 공간상에 정확한 입자위치계산과 이동량을 구할 수 있게 된다. 3차원 공간상의 입자를 먼저 추적한 다음, 3차원 매칭을 실시하고 최종적으로 자신의 쌍으로 결정한 다음 3차원 속도벡터를 구한다.

Fig 2.6 은 매칭알고리즘의 흐름을 나타낸다. 먼저 입자번호  $k_1$ 과  $k_2$ 로 의 3차원벡터 후보군을 찾기 위하여 카메라1의 입자영상으로부터 2차원 속도벡터 정보를 구한다. 여기서 PM(Particle movement)은 유동장의 속도에 따라서 임의의 값으로 설정하였다(Fig 2.7). 이 과정을 시간진행(time marching)이라고 한다. 이어서 카메라2의 입자영상에서 카메라1의 입자영상의 대응(matching)되는 입자후보를 찾는다. 이 때 입자후보군이 매우 많은 관계로 계산시간이 늘어나게 되는데 계산시간을 줄이기 위하여 Fig 2.8과 같이 에피폴라선(epipolar line)을 이용하였고 임의의 영역(빗금친 부분)내에 있는 입자들을 후보로 삼았다. 이어서 입자  $n_1$ 과  $n_2$ 에 대해서도 동일한 방법으로 3차원 공간상에서의 입자후보들을 구한다.

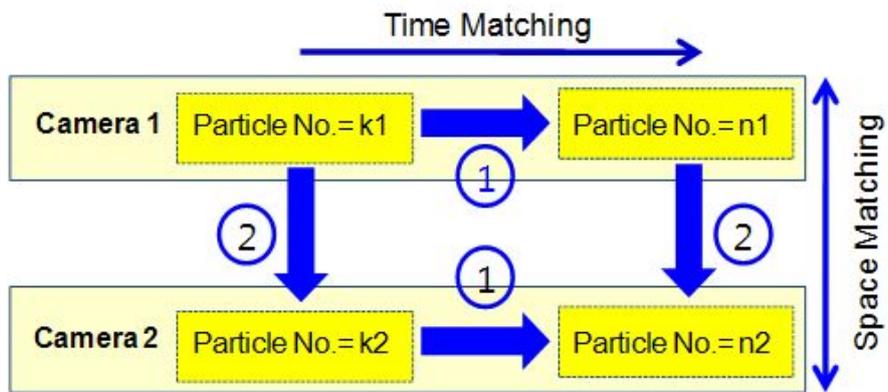


Figure 2.5 Overall procedure for vector acquisitions

[source : Doh, et al. 2001]

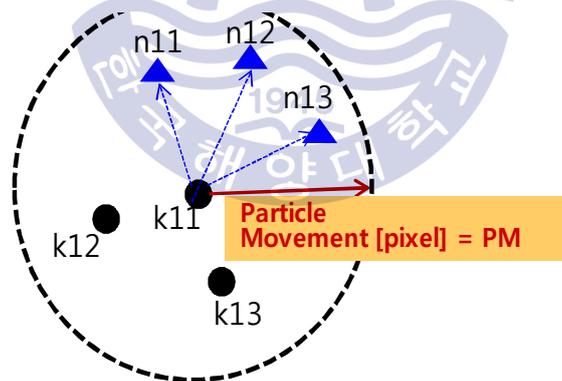


Figure 2.6 Definition of particle movement[PM]

[source : Doh, et al. 2001]

일단 입자  $k_1$ 에 대하여 카메라2의 영상에서의 입자  $k_2$ 가 발견되면 카메라2의 입자영상에서의 2차원 속도벡터는 자동으로 구해지게 된다. 즉, 2시각분의 속도벡터는 먼저 구해두었기 때문이다.

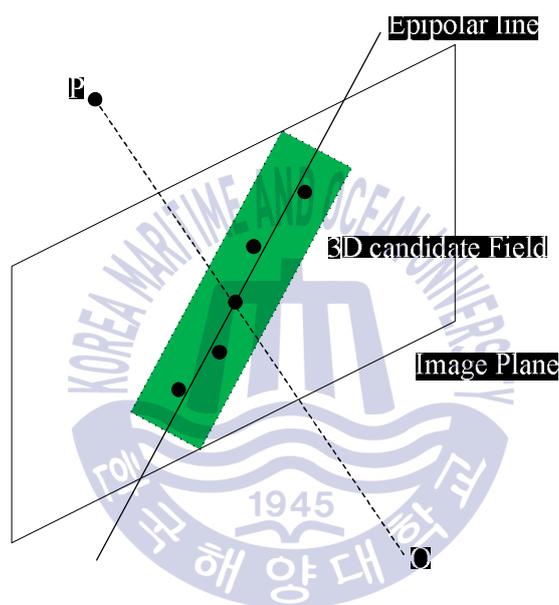


Figure 2.7 Epipolar line and a search area

[source : Doh, et al. 2001]

만약에 입자 카메라1의 2번째 시각의 입자인  $n_1$ 에 대한 후보가 에피폴라선을 중심으로 임의의 범위내에서 발견되면  $(k_1, n_1, k_2, n_2)$ 는 3차원 속도벡터의 최종후보군으로 분류시킨다. 이와 같은 방법으로 카메라1과 카메라2의 모든 입자군들의 후보 데이터베이스(DB)를 구축한다. 후보 DB에 대하여 입자들의 이웃 근방으로 판정될 수 있는 PN(Particle

neighborhood)[mm]값을 설정하고, 이 값 이내에 있는 후보군들에 식 2.20과 같이 표시될 수 있는 벡터적합도(VF, Vector fitness)를 계산하게 된다.

$$VF[ve.ctor\ fitness] = \frac{\sum |u_i - u_o|}{\sum u_i} \quad (2.20)$$

$u_i$ 는 자신의 입자를 제외한 PN범위 내에 있는 모든 입자들의 속도벡터를 나타내고  $u_o$ 는 자신을 제외한 PN범위 내의 모든 입자들의 속도벡터평균을 나타낸다.

끝으로, 식 2.21로 표시될 수 있는 하이브리드 시그모이드 함수(Fig 2.9)를 적용하여 이 입자후보군들이 구성하는 2대의 카메라에 의한 2개의 3차원 공간직선간의 최단거리를 계산하여 이 값과 VF값을 적합(fitting)함으로써 입자후보군들 간의 애매성을 저감시켰다.

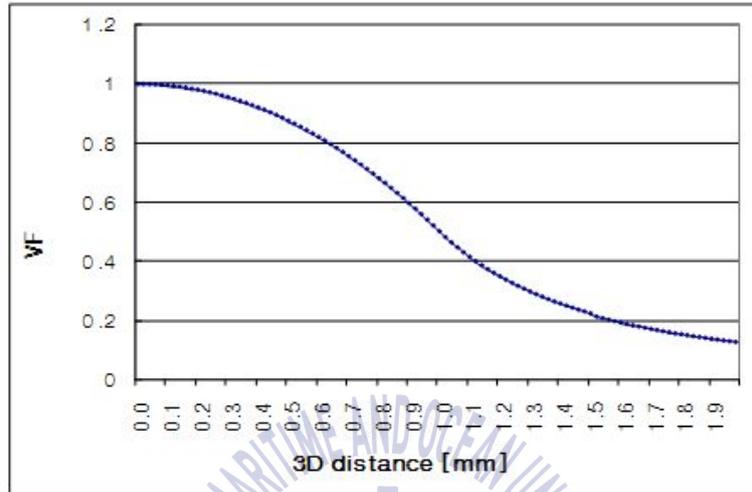


Figure 2.8 Hybrid fitness function used for sorting the most probable candidate from the candidate group database

[source : Doh, et al. 2001]

$$f(x) = \begin{cases} -0.5x^2 + 1, & \text{at } (0 \leq x \leq 1) \\ 0.5x^{-2}, & \text{at } (x \geq 1) \end{cases} \quad (2.21)$$

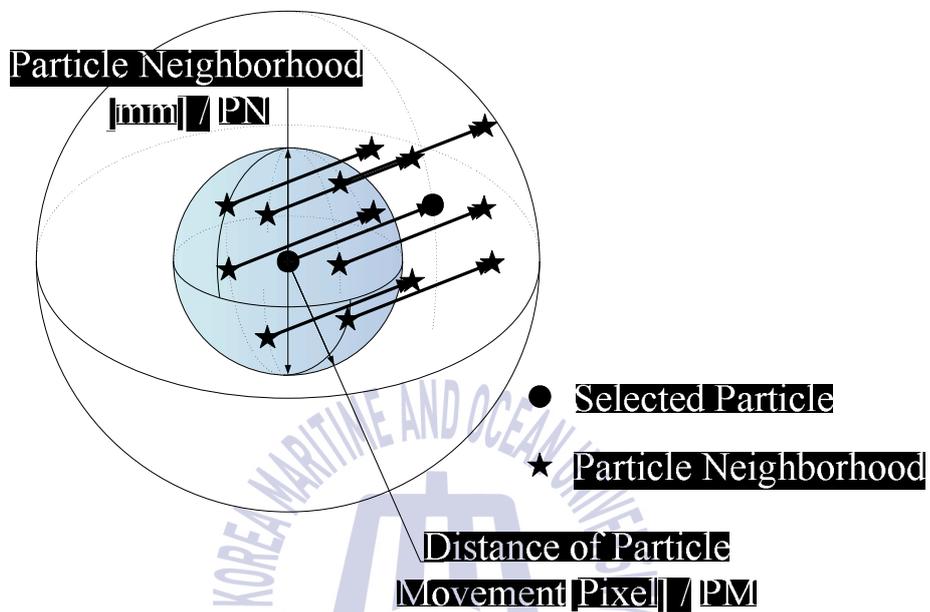


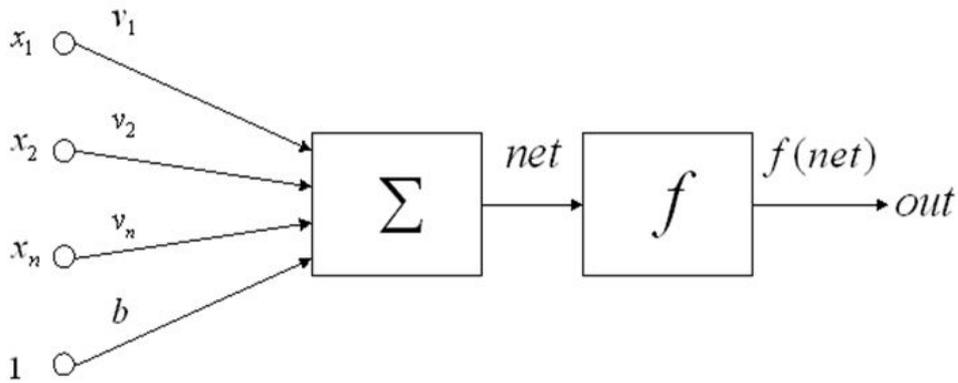
Figure 2.9 Definition of particle neighborhood[PN]

[source : Doh, et al. 2001]

## 제3장 인공신경망(Neural Network) 이론

### 3.1 인공신경망(Neural Network)(Yeom,2013)

Neural Network(신경망 이론)은 인간의 두뇌를 수학적으로 모델링하여 만든 인공적인 두뇌를 기타 여러 분야에 적용시킨 것이다. 이는 생명체의 신경조직에서 착안하여 모델화한 정보처리 시스템으로서 단순한 소자들의 병렬, 분산 연결 구조를 가지고 있으며, 외부로부터 받아들이는 입력에 대하여 동적반응을 일으킴으로써 필요한 출력을 생성시킨다. 즉, 생명체의 특수한 정보처리 기능을 부분적이거나 모방하고자 하는 의도에서 신경망이 개발되었다. 그 구성은 생물학적 신경 조직의 기본 요소인 뉴런은 본체인 세포체, 복잡하게 갈라진 수상돌기, 본체에서 한 줄만 뻗어 나오다가 말단에서 다수로 갈라진 축삭으로 나누어져 있다. Robert J(1997)의 저서에 따르면 수상돌기의 여러 곳에 전기 펄스가 오면 전압이 약간씩 변동하며 이 변동 값이 본체까지 도달하여 여기서 더해진다. 이때, 합계가 어떤 임계치를 넘을 때 뉴런은 발화하며, 임계치를 넘지 못하면 아무 반응도 일어나지 않는다. 즉, 뉴런은 다른 뉴런으로부터 신호를 받아들이고 그것에 결합 하중을 곱한 값을 더하고, 그 결과로 발화의 유무를 결정한다. 이것을 기본으로 뉴런의 인공모델을 만들 수 있다.



$$out = f(\sum v_i x_i + b) = f(net)$$

Figure. 3.1 The principle of Neural Network

[source : Mitchell,1997]

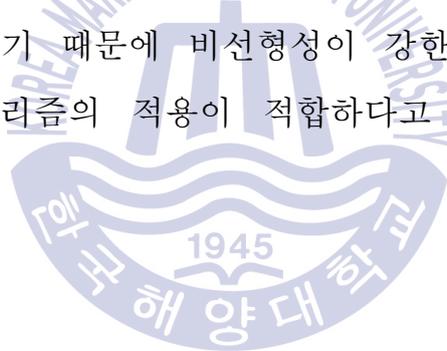
뉴런의 인공적인 모델은 인간 두뇌의 생리학적 특성에 기본을 두어 Fig. 3.1과 같이 다 입력 1출력 소자로 구성된다.

신호는 한 방향으로만 전달되고 어떤 결합 하중이 걸려서 결합된 인공 세포에 입력된다. 이 결합 하중에 의해서 뉴런의 결합 강도가 나타내어진다. Fig. 3.1에서 뉴런의 실제 출력 값 net은 모든 입력의 합(Σ)의 동작이다. 본 실험에서 뉴런의 출력 값은 net값에 sigmoid 함수를 취하여 구한다.

또한 신경망은 반복 학습에 의해서 원하는 지식을 습득한다. 신경망에서 학습을 시킨다는 의미는 학습 오차가 원하는 수준으로 감소할 때까지 결

합 하중과 바이어스를 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.

이러한 신경망 이론의 특성에 따라, 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 출력할 수 있기 때문에 비선형성이 강한 기계진동계측 실험에 Neural Network 알고리즘의 적용이 적합하다고 할 수 있다.(염주호, 2013)



### 3.1.1 Back-propagating Algorithm(Rumelhart,1986)

전술한 바와 같이 비선형성을 지닌 진폭-주파수 관계에 대하여 정량적 평가를 위하여 비선형성 맵핑(mapping)에 많이 이용되는 Neural Network를 이용하였다. (Rumelhart et al.,1986)

Neural Network중 오류 역전파 알고리즘(back-propagating)은 LMS(least mean square : 최소 평균 제곱)법칙을 일반화시킨 것으로 신경망의 실제 출력과 이상적인 출력 즉, 목적 함수 사이의 평균 차이를 최소화하는 경사 탐색 기법을 사용한다. 오류 역전파 알고리즘의 순서는 다음 Fig 2.2와 같으며 아래와 같은 계산과정을 거치게 된다.(염주호,2013)

① 결합하중의 초기화

② 입력층 유니트에 입력 패턴 제시

$$H_j = \sum_{i=1}^{50} X_i V_{ij} + \theta_j \quad (3.1)$$

$$y_j = f(H_j) = \frac{1}{1 + \exp(-H_j)} \quad (3.2)$$

$$I_k = \sum_{j=1}^{50} y_j w_{kj} + y_k \cdot 1 \quad (3.3)$$

$$z_k = f(I_k) = \frac{1}{1 + \exp(-I_k)} \quad (3.4)$$

출력 유니트에 있어서 목적 함수와의 오차 계산 시 즉,  $\delta_k = t_k - z_k$ 를 최  
급 강 하법을 사용하여 식 3.5과 같이 오차를 최소화시켰다.

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_k (t_k - z_k)^2 \quad (3.5)$$

$$\frac{\delta E_k}{\delta z_k} = \frac{1}{2} \cdot (-2) \cdot (t_k - z_k) = -(t_k - z_k) = -\delta_k \quad (3.6)$$

따라서 식 2.6은 다음과 같다.

$$\frac{\delta E_k}{\delta z_k} = -\delta_k \quad (3.7)$$

③ 출력층 유니트에서 결합하중 변화치

$$\Delta w_{kj} = -\zeta \left( \frac{\delta E_k}{\delta w_{kj}} \right) = -\zeta \left( \frac{\delta E_k}{\delta I_k} \right) \left( \frac{\delta z_k}{\delta w_{kj}} \right) \quad (3.8)$$

여기서,  $\frac{\delta E_k}{\delta I_k} = \frac{\delta E_k}{\delta I_k} \frac{\delta z_k}{\delta w_{kj}} = -\delta_{kj} f(I_k)(1-f(I_k)) = -\delta_{kj} z_k(1-z_k) = -\eta$  라고

두면

식 3.8은 다음과 같이 표현가능하다.

$$\Delta w_{kj} = -\zeta(-\eta) \left( \frac{\delta z_k}{\delta w_{kj}} \right) = \zeta \eta y_j \quad (3.9)$$

④ 은닉층 유니트에서의 결합하중 변화치

$$\Delta v_{ji} = -\zeta \left( \frac{\delta E_k}{\delta v_{ji}} \right) = -\zeta \frac{\delta E_k}{\delta I_k} \frac{\delta I_k}{\delta H_j} \frac{\delta H_j}{\delta v_{ji}} \quad (3.10)$$

여기서,  $\frac{\delta E_k}{\delta I_k} = -\eta$  이며, 식 3.11와 같다.

$$\frac{\delta I_k}{\delta H_j} = \frac{\delta I_k}{\delta y_j} \frac{\delta y_j}{\delta H_j} = w_{kj} f'(H_j) = w_{kj} f'(1-y_j) = \sigma_j \quad (3.11)$$

따라서, 아래와 같이 정리할 수 있다.

$$\Delta v_{ji} = -\zeta(-\eta)\sigma_j X_i = \zeta\eta\sigma_j X_i \quad (3.12)$$

⑤ 출력층과 은닉층간의 결합하중 및 바이어스 갱신

- 결합하중 갱신 :  $w_{kj} = w_{kj} + \Delta w_{kj}$
- 바이어스 갱신 :  $\Delta v_k = -\zeta \frac{\delta E_k}{\delta v_k} = -\zeta \frac{\delta E_k}{\delta I_k} \frac{\delta I_k}{\delta v_k} = -\zeta(-\eta) = \zeta\eta$

⑥ 은닉층과 입력층간의 결합하중 및 바이어스 갱신

- 결합하중 갱신 :  $v_{ji} = v_{ji} + \Delta v_{ji}$
- 바이어스 갱신 : 
$$\Delta \theta_j = -\zeta \frac{\delta E_k}{\delta \theta_j} = -\zeta \frac{\delta E_k}{\delta I_k} \frac{\delta I_k}{\delta H_j} \frac{\delta H_j}{\delta \theta_j} = -\zeta(-\eta)\sigma_j \cdot 1 = \zeta\eta\sigma_j$$

⑦ 수렴할 때까지 ②~⑥ 과정 반복

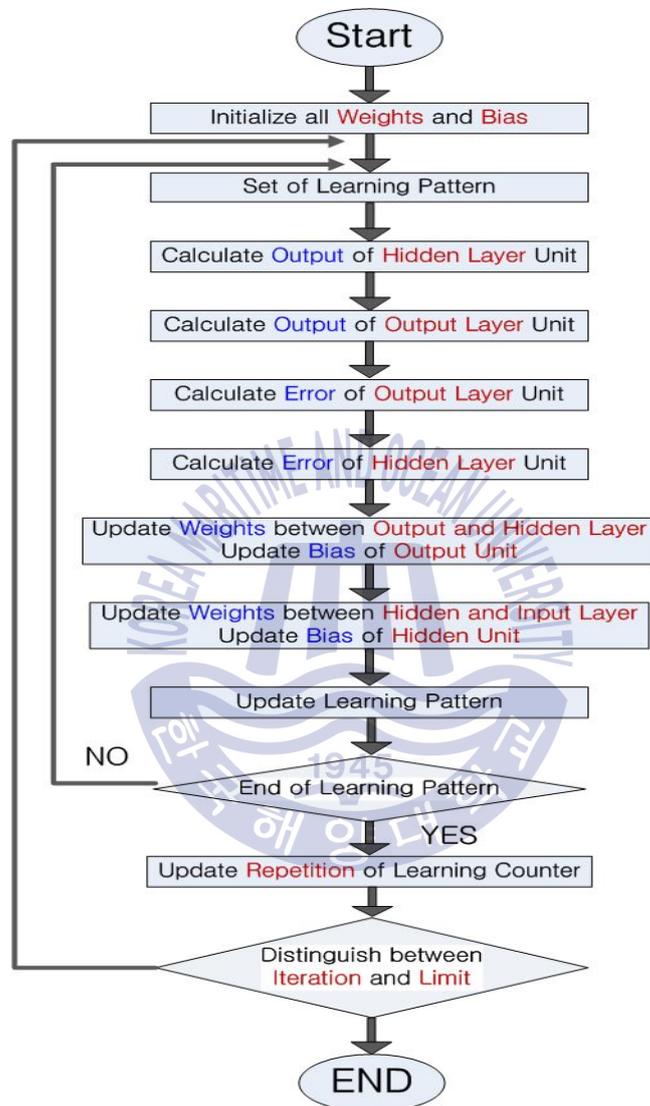


Figure. 3.2 The structure of Back-Propagating algorithm

[Source : 염주호, 2013]

### 3.1.2 Sigmoid function

본 연구에서 Neural Network를 이용해야하는 이유에 관해서는 앞서 전술한바와 같으며 Sigmoid function(시그모이드 함수)는 신경망의 임계 함수적인 동작을 잘 표현할 뿐만 아니라 미분 가능하고 수학적으로 편리한 특성을 가지기 때문에 신경망 알고리즘에서 사용하게 되었으며 그 특징은 다음과 같다. (Mitchell et al.,1997)

첫째, 역치 함수와 선형 함수의 특성을 모두 가지고 있다. Sigmoid 함수의  $a$ 와  $b$ 를 적절히 조절함으로써 역치 함수와 선형 함수의 특성을 얻어낼 수 있다. 실제로 Sigmoid 함수의 기울기를 결정하는  $a$ 는 크게 쓰이지 않지만, 역치 함수의 역치 효과를 갖는 Sigmoid 함수의 좌우 이동을 결정하는  $b$ 는 bias항으로 사용된다.

둘째, 비선형 함수라는 점이다. 선형 함수를 사용하는 신경망의 경우 다층의 효과를 얻을 수 없다. 선형 함수로 구현된 다층의 신경망은 연결 가중치의 조작을 통해 동일한 효과를 갖는 단층 신경망으로 바꿀 수 있기 때문이다. 그러므로 다층 신경망이 진정한 의미의 다층 신경망으로서의 가치를 가지기 위해서는 신경 세포들의 활성화 함수가 비선형일 필요가 있다. 이런 의미에서 볼 때 시Sigmoid 함수는 비선형 함수로서 다층 신경망

을 구성하는 신경 세포의 활성화 함수로 적합하다.

셋째, 미분 가능한 함수라는 점이다. 결합 하중을 구하기 위해 필요한  $\delta$ 는 활성화 함수의 미분 과정을 필요로 한다.

넷째, Sigmoid 함수가 S 형태를 갖는다는 점이다. Sigmoid 함수는 그 함수 값의 범위가 0 ~ 1 사이이다. 즉, 아무리 큰 입력이 주어지더라도 결코 1 이상의 출력을 내지 않으며, 아무리 작은 입력이 주어지더라도 결코 0 이하의 출력을 내지 않는다. 이것은 신경망 내의 어느 한 신경 세포가 신경망 전체의 동작을 지배하게 되는 문제를 해결해 준다. 더욱이 그것의 S 형태로 인해 작은 입력에 대해서는 큰 기울기가 적용되고 큰 입력에 대해서는 작은 기울기가 적용됨으로써 신경 세포가 큰 입력과 작은 입력에 대해 모두 적당하게 반응할 수 있도록 해준다.

또한 목적 함수와 출력 층을 통해 얻어진  $z_k$ 와의 오차를 계산하기 위해서 목적 함수를 Sigmoid 함수 곡선에 맞도록 변형시켰다. 일반적으로 Sigmoid 함수 사용 시, 정도를 높이기 위해서 0.1과 0.9 사이의 값을 사용하지만, 본 논문에서는 Fig. 2.3에서 나타낸 바와 같이 0.166666과 1-0.166666 사이의 값을 사용하였다. 즉 실제 목적 함수를 경계치 구간 내에 축소 배치시켰다.

아울러, 초기에 랜덤하게 발생되어진 초기 결합 하중과 바이어스가 학습

패턴 생성에 기준이 되며, 이후 정해진 50000번의 연산을 통하여 최종 결합 하중과 바이어스를 구하였다.

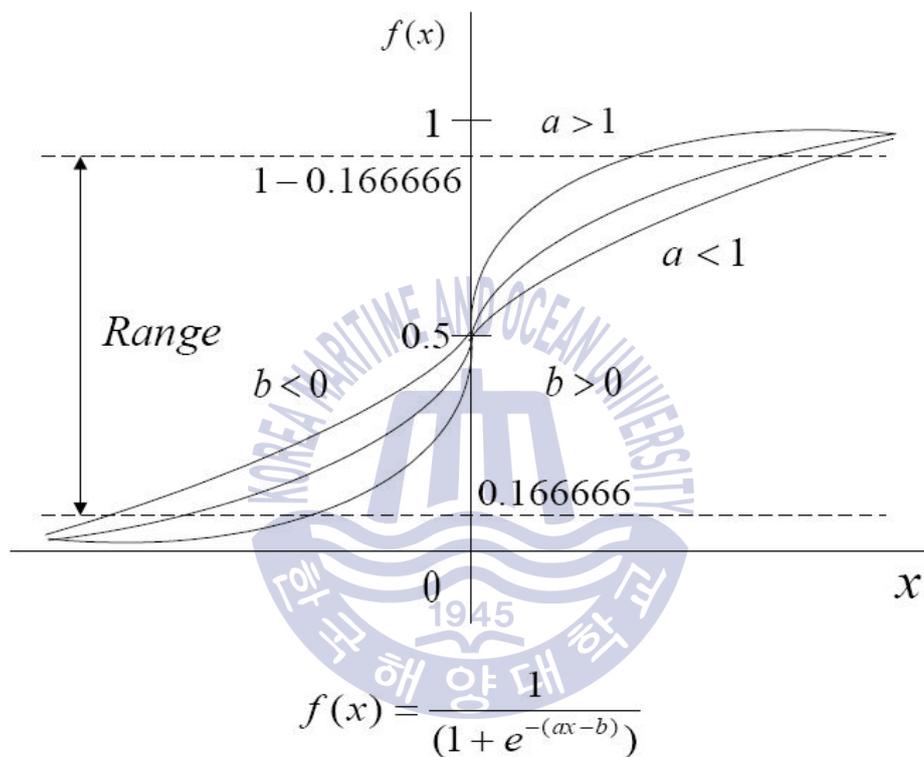


Figure. 3.3 The Sigmoid function

[Source : Mitchell et al.,1997]

## 3.2 Neural Network의 적용

기계의 진동이 일정할지라도 기계 작동 시 측정부위의 ( $X, Y, Z$ )축의 진폭의 크기와 방향이가 다를 수 있는 관계로 진폭과 진동방향에 대하여 비선형성을 가지게 된다. 비선형성을 지닌 진동에 대하여 정량적 평가를 위하여 비선형성 맵핑(mapping)에 많이 이용되는 Neural Network를 이용하였다.

Fig. 2.4는 본 연구에 적용한 신경망을 나타낸다. 신경망은 입력층, 중간층, 출력층으로 구성되어 있으며 입력층에는 총 3개의 정보( $X, Y, Z$ )가 입력되고 중간층은 10개, 출력층은 1개로 구성하였다. 즉, 입력층은 3개의 뉴런(neuron), 중간층은 10개의 뉴런, 출력층은 1개의 뉴런으로 구성하였다. reference 실험을 통하여 얻은 image를 통해 각 축에 대한 진동 구성인자들의 값을 획득하였고 각 축의 진동에  $X, Y, Z$  값을 Neural Network에 적용시켰다.

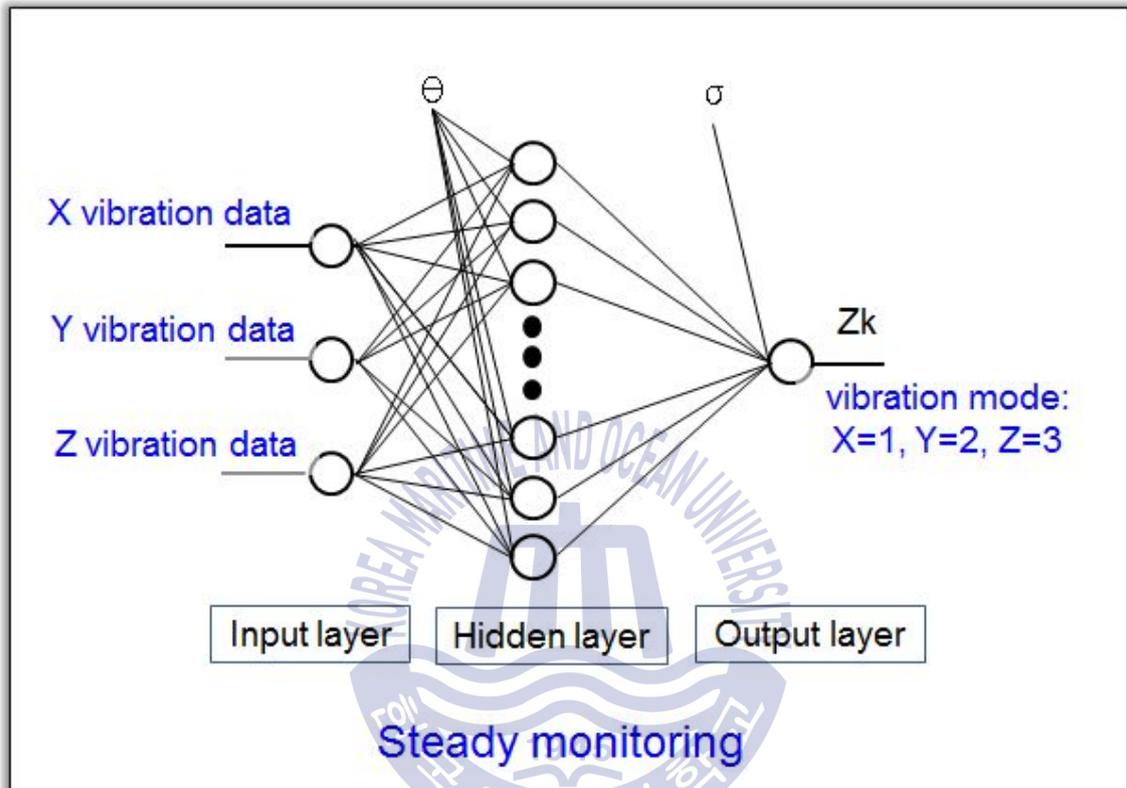


Figure. 3.4 The application of Neural Network

[Source : 김광남 et al.(2015)]

reference 학습을 통한 데이터에서 각 축의 진동별로 분리한 X, Y, Z 각 축의 진동값은 1, 2, 3의 값을 가지게 된다. 이들 값을 이용하여 X축, Y축, Z축 진동을 구분하였으며 계산결과는 아래와 같으며. 학습을 확인한 결과 입력한 진동에 대하여 출력값을 제대로 출력하였다.

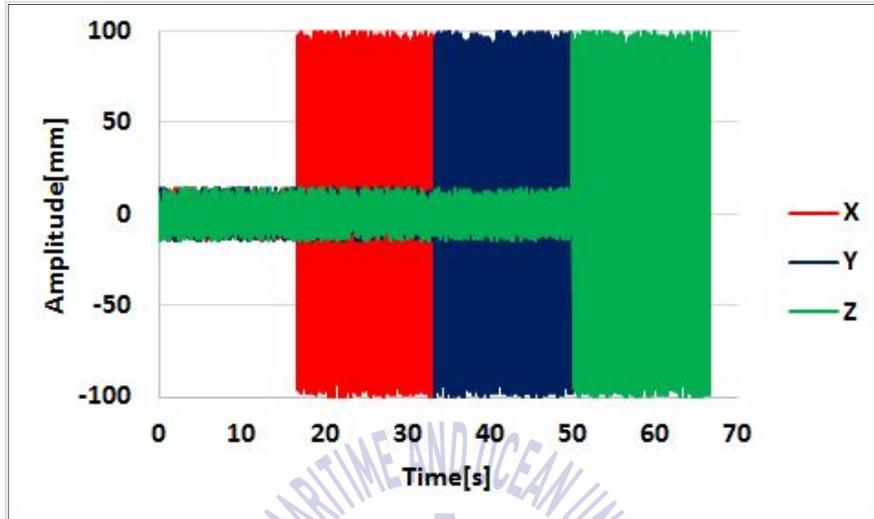


Figure. 3.5 X, Y, Z축에 대한 입력 진동

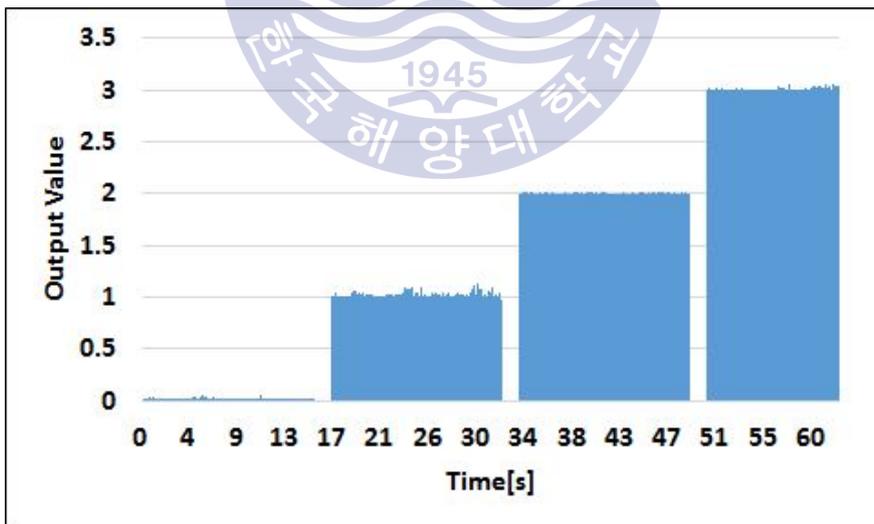


Figure. 3.6 X, Y, Z축 진동에 대한 출력값

## 제4장 가상영상과 인공지능망을 이용한 3차원 미세 진동 평가

### 4.1 인공지능망을 이용한 3차원 진동 측정

본 연구에서는 앞에서 서술한바와 같이 진폭이 100, 노이즈 10%, 주파수가 60Hz인 임의의 진동을 인공지능망을 통하여 학습시켜, 다른 크기(진폭대비 노이즈값 : 6.7% 8%, 10%, 13%, 20%)의 진폭에 대하여 구분이 가능한지를 평가해 보았다. 평가결과는 다음과 같은 경향을 보였다.

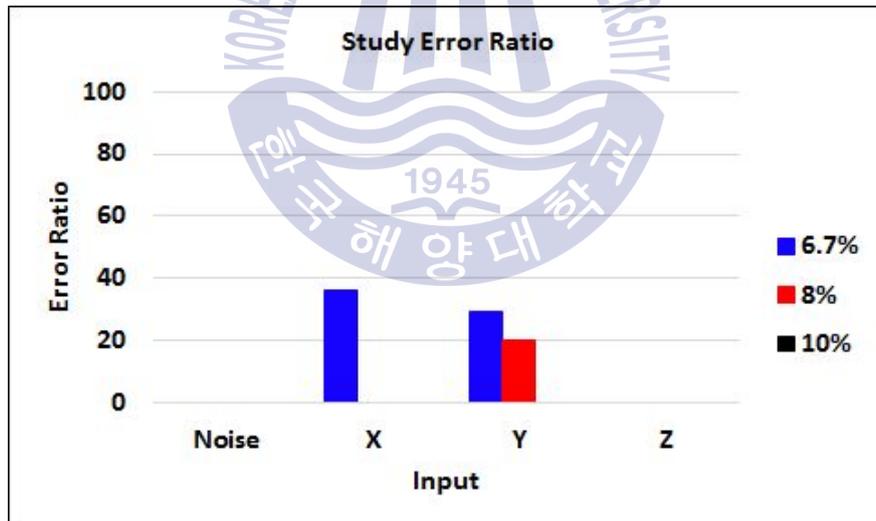


Figure. 4.1 Neural network study error ratio(6.7%~10%)

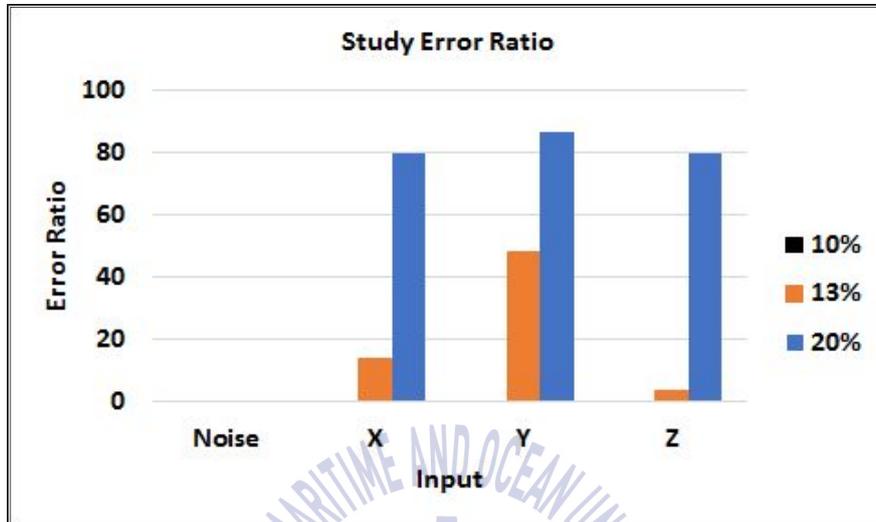


Figure. 4.2 Neural network study error ratio(10%~20%)

Fig. 4.1과 Fig. 4.2와 같이 진폭에 대한 노이즈의 비가 작을수록 진동 계측 오차율이 작으나 진폭의 크기를 100으로 학습하여 진폭이 커질수록 오차율이 다시 증가함을 보인다. 그리고 학습순서에 따라 영향도를 확인해 보았다.

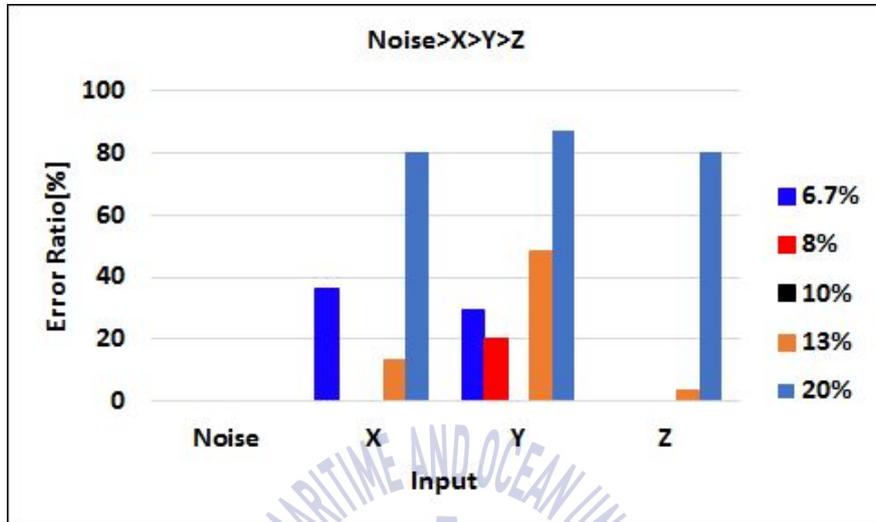


Figure. 4.3 Neural network study error ratio(Noise>X>Y>Z Study)

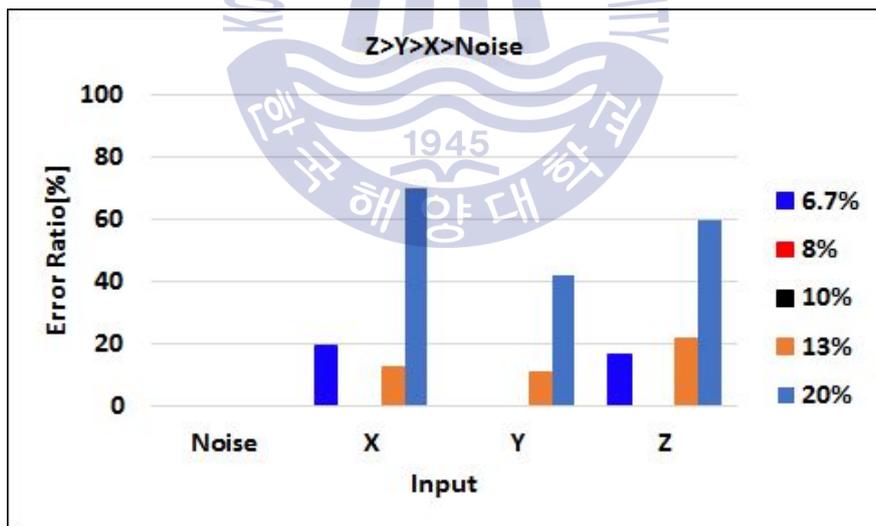
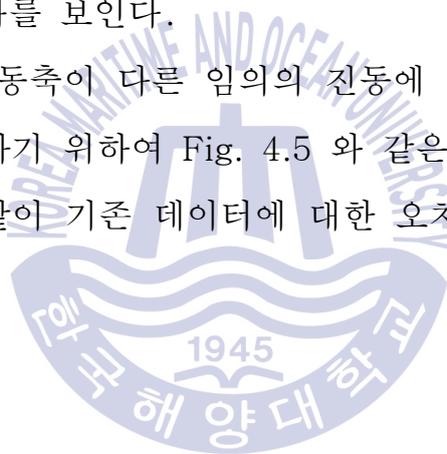


Figure. 4.4 Neural network study error ratio(Z>Y>X>Noise Study)

Fig. 4.3 과 Fig. 4.4에서 보여지는바와 같이 같은 데이터에 대하여 학습순서에 따라서 오차율이 다르게 나타남을 보였다. 이는 신경망이론이

가장 최근에 학습한 내용에 가장 많은 영향을 받기 때문에 Noise>X>Y>Z 순으로 학습을 진행한 경우 Z값이 가장 마지막으로 학습되어 가장 낮은 오차율을 보였고, Z>Y>X>Noise 순으로 학습을 한 결과 X,Y값의 오차율이 줄어드는 반면 Z값의 오차율이 증가함을 보였다. 이는 마지막으로 학습한 값이 Noise로서 이전 학습 값들에 대한 영향력이 줄어들어 전체적으로 오차율이 감소시키는 결과를 가져온 것으로 보아 Z>Y>X>Noise 순으로 학습하는 것이 좋은 결과를 보인다.

다음으로 진폭과 진동축이 다른 임의의 진동에 대하여 진동에 대한 구분 가능 여부를 확인하기 위하여 Fig. 4.5 와 같은 진동에 대하여 계산해 본 결과 Fig. 4.6과 같이 기존 데이터에 대한 오차율보다 적은 오차율을 보인다.



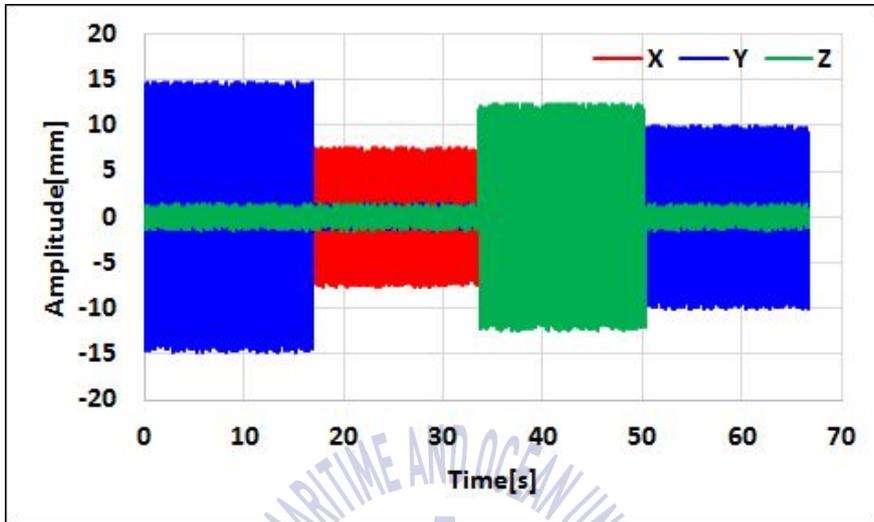


Figure. 4.5 Neural network Random Vibration Input

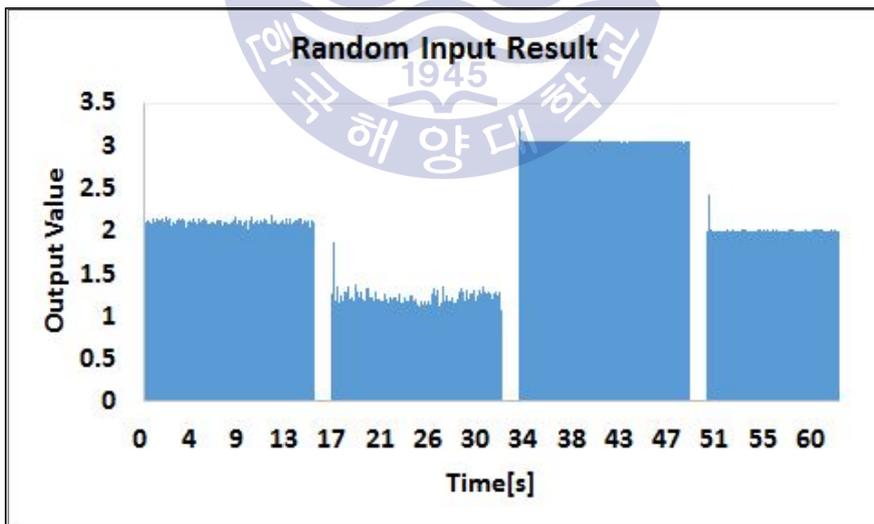


Figure. 4.6 Neural network Random Vibration Output

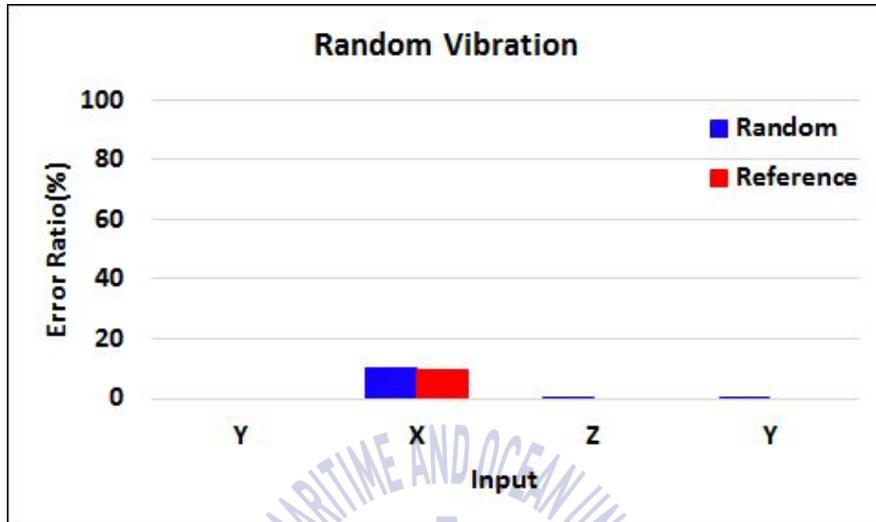


Figure. 4.7 Neural network Random Vibration Error Ratio

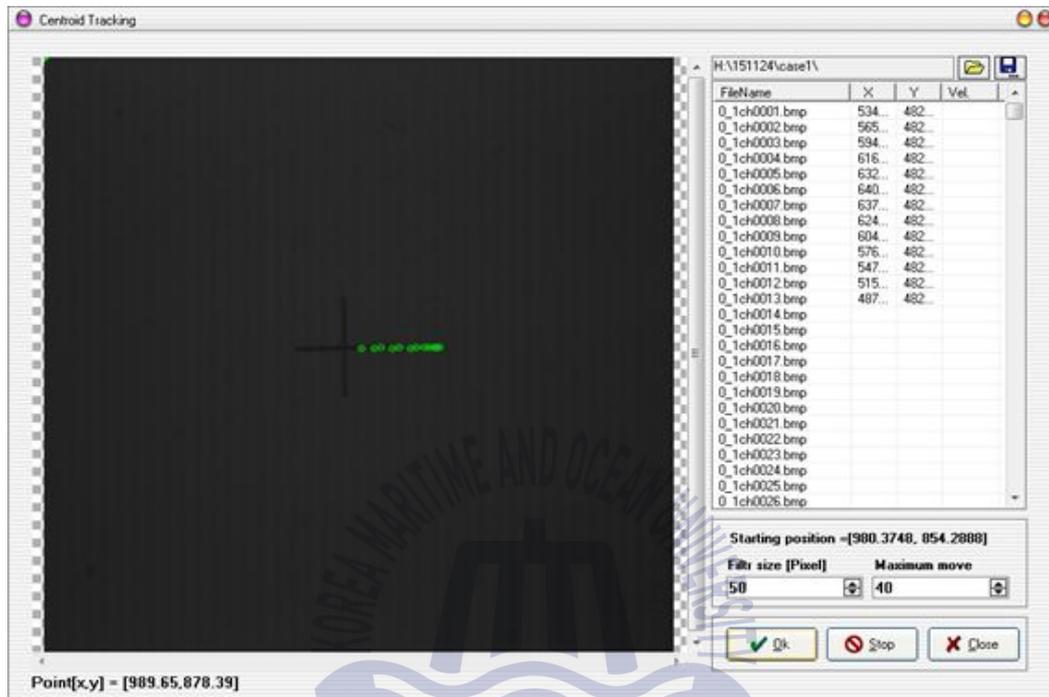
위 연구결과들과 같이 신경망을 통하여 학습되어진 진동에 대해서 구분이 가능함을 보였고 학습에 따라 다양한 진동을 구분, 예측할 수 있을 것으로 보여진다.

## 4.2 가상영상을 이용한 3차원 진동 측정

데이터 입력을 통해 3차원 진동에 대하여 구분이 가능함을 위에서 보였고 이를 통해 3차원 가상영상을 제작하여 실제 PIV 시스템을 적용하여 계산을 진행 하였다. PIV입자 추적을 할 가상영상은 Fig. 4.8과 같이 카메라 2대에서 보이는 각각의 이미지를 보여주고 있다. Fig. 4.9는 PIV 기법을 통해 가상영상의 진동을 추적하는 과정을 보여주고 있으며, 입자의 좌표값을 출력하여 진동을 보여주고 있다.



Figure. 4.8 Virtual vibration image(camera1, camera2)



Figure, 4.9 PIV 가상영상 입자 추적 프로그램

Fig. 4.10, Fig. 4.11과 Fig. 4.12는 가상영상에 대한 제작값과 제작된 영상을 PIV를 통하여 계산한 결과를 나타내고 있으며 결과를 보아 Stereo-PIV를 통하여 진동계측을 함에 있어 타당한 결과값을 측정할 것으로 판단되어 진다.

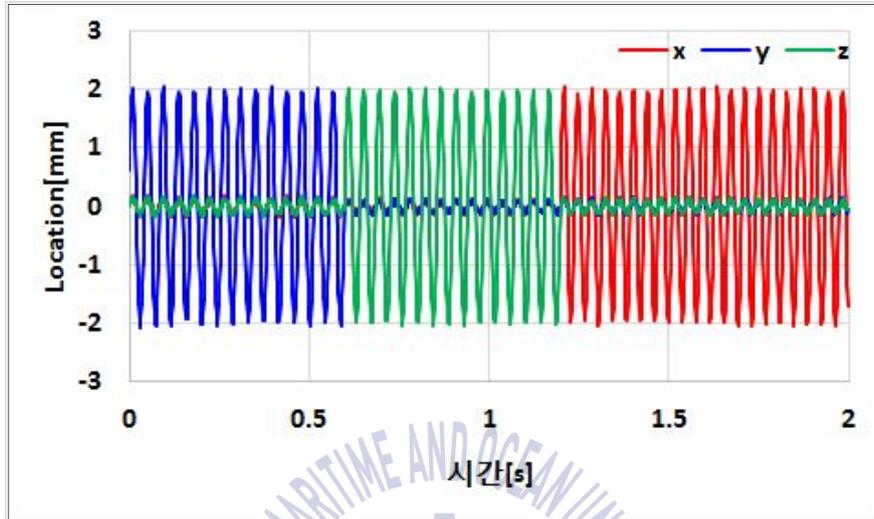


Figure. 4.10 가상영상 제작 조건

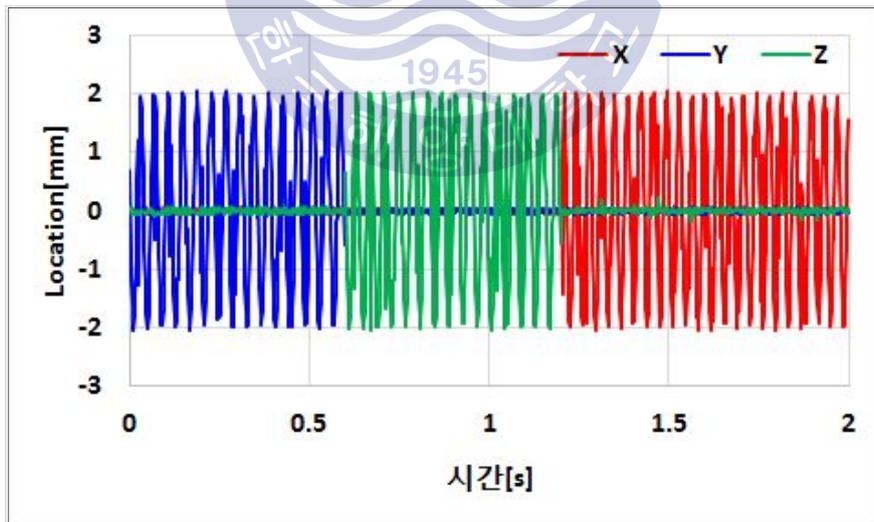


Figure. 4.11 PIV를 통한 가상영상 측정결과(Axis)

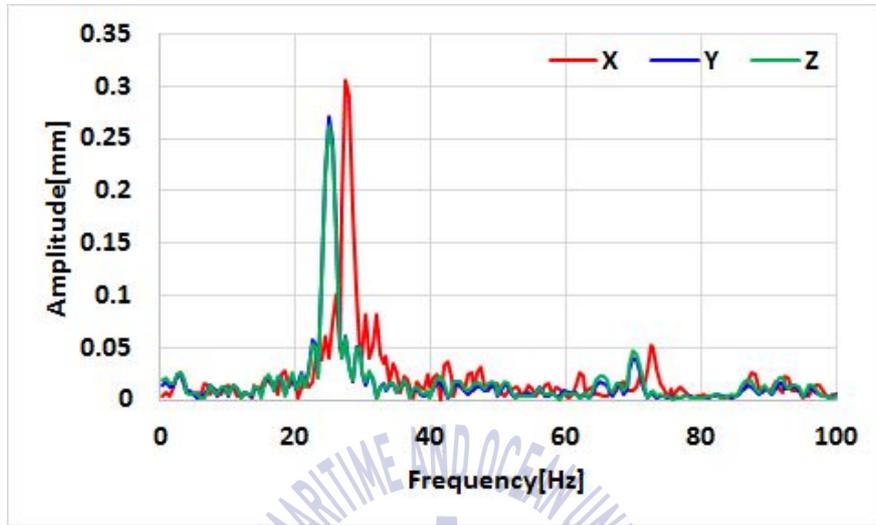


Figure. 4.12 PIV를 통한 가상영상 측정결과(Frequency, Amplitude)



## 제5장 결 론 및 고찰

인공신경망을 이용하여 3차원 진동을 측정된 결과 ( $X, Y, Z$ )축에 대한 진동 정보를 이용한 신경망 기반의 3차원 진동측정법을 구축함으로써 동일한 주파수를 지녔음에도 축방향에 따른 진동 측정기법을 구축하였다. 또한 실제 두 대의 카메라를 이용한 정량적 3차원 진동 측정이 가능하게 되었다.

이를 바탕으로 진동원(만능커터)의 고유진동수와 진폭(Amplitude)을 계측할 수 있었고, 진동변화에 대한 감지 또한 가능하게 되었다. 하지만 학습되지 않은 주파수의 진동에 대해서는 감지가 불가능하였고, 진폭이 커질수록 오차 또한 크게 발생하였다. 이는 인공신경망을 실제 현장에 적용하기 위해서는 순차적 학습에 따른 특성분석이 필요할 것으로 사료되었다.

## 감사의 글

먼저, 대학원이라는 큰일을 할 수 있도록 믿고 기다려주신 저희 부모님께 감사의 마음을 표합니다. 항상 제가 하는 일을 묵묵히 지켜봐주신 저희 아버지와 늘 응원해주시는 어머니에게 감사의 마음을 이 글을 빌어 표현하고자 합니다. 매번 표현이 부족한 아들인지라 평소 전화 한 통도 잘 하지 않아 죄송하고, 늘 먼저 전화주시어 큰 일이 없는지 물어봐주셔서 감사합니다.

그리고 연구에 몰심양면 힘써주신 저희 도덕희 지도교수님께도 감사의 마음을 표현하고자 합니다. 대학교 2학년 2학기 김의간 교수님 연구실에서 회의중이실 때 무턱대고 찾아가 실험실에 들어가고 싶다고 말씀올린 그 순간이 시작이었고, 어느덧 4년이 흐르는 동안 열심히 지도해주시고 지원해주신 교수님께 감사함을 표하고 싶습니다.

마지막으로 실험실에 들어올 때부터 항상 그 자리에 계신 조경래박사님, 실험실에 간간히 얼굴을 비추시는 파트타임 박사 영호형, 진형이형, 실험실 들어올 때 최고참이었다가 일본 박사과정으로 계시고 지금도 실험실의 기둥이 되어주신 형준이형, 지금은 취직하여 열심히 자신의 일을 하고 계신 주호형, 일본에 박사과정을 간 민규형, 최근 취직한 현진이형, 매번 필요할 때 뜬금뜬금 연락하는 동갑내기 누나 선영이누나, 실험실에 저

보다 먼저 들어왔지만 저보다 먼저 나간 동기 상진이, 제형이, 실험실에  
같이 들어온 광남이, 그리고 이제 뒤를 물려줄 후배들인 동익, 대경, 은지  
가 있어 늦게나마 이 논문을 작성하기에 무리 없이 진행해올 수 있었음에  
감사를 표합니다.

2016.01.12.

하성철 배상



## 참고문헌

- [1] Adrian, R. J., 1991, "*Particle-Imaging Techniques for Experimental Fluid Mechanics*", Ann. Rev. J. Fluid Mech., Vol.23, pp.261~304.
- [2] Braun, S., 1975, "*The Extraction of Periodic Waveforms by Time Domain Averaging*", Acustica, Vol. 32, No. 2, pp.69~77.
- [3] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams. 1986 "*Learning Representations by Back-Propagating Errors*". Nature, pp.323-333.
- [4] Doh, D.H. Cho, K.R. Cho, Y.B., 2001. "*Development of a new 3D-PTV using genetic algorithm*", In : *Proc, of 3<sup>rd</sup> Pacific Symp. on Flow Visualization and Image Processing, PSFVIP-3*, maui, Hawaii, Mar. 18-21, pp241-242.
- [5] I. Kimura, T. Takamori, and T. Inoue, .1986 "*Image Processing Instrumentation of Flow by using Correlation Technique*", Journal of Flow Visualization and Image Processing, 6, No.22, pp.105-108

[6] Jeon, M.G. Doh, D.H. Oh, J.S., 2013. "*Non-Contact System for the Failures of Hydraulic and Pneumatic Systems using Neural Network*", The Korean Society Of Marine Environment & Safety, pp.128-130.

[7] Jeon, M. G., Cho, G. R., Oh, J. S., Lee, C. J. and Doh, D. H., 2013, "*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*," Trans. of the Korean Hydrogen and New Energy Society, Vol. 24, No. 3, pp. 264~274.

[8] Machida, K., Okamura, H., Hirano, T. and Usui, K., 2001, "*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, pp.86~91.

[9] Mitchell, Tom M. 1997. *Machine Learning*. "Chapter 4: Artificial Neural Networks", WCB-McGraw-Hill. pp. 96-97

[10] Shin, K. H., "*Realization of the Real-Time Domain Averaging Method using the Kalman Filter*", International Journal of Precision Eng. and Manufacturing, Vol. 12, No. 3, pp.413~418

[11] Yeom, J.H., 2013. "*A study on the Characteristics of Two Fuels Mixing*". Master degree. Busan: Korea Maritime and Ocean Univ.

