



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](#)

공학박사 학위논문

카메라 영상기반 미세진동 3차원 측정에 의한
음원 가시화 연구

A study of pixel variation method for vibration measurement with
high speed camera

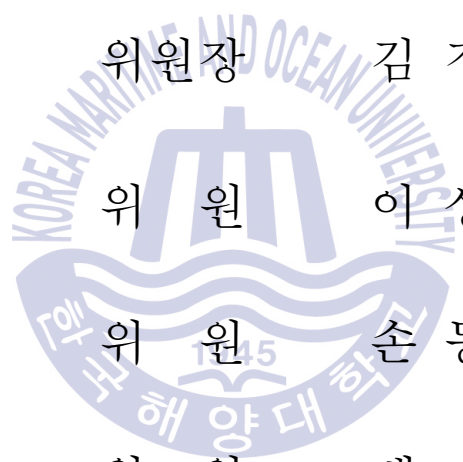


한국해양대학교 대학원

냉동공조공학과

김영호

본 논문을 김영호의 공학박사 학위논문으로 인준함.



위원장	김 정 렬	(인)
위 원	이 상 득	(인)
위 원	손 동 우	(인)
위 원	백 태 실	(인)
위 원	도 덕 희	(인)

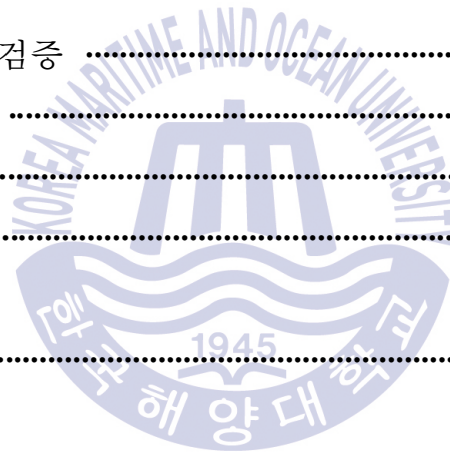
2016년 7월 26일

한국해양대학교 대학원

목 차

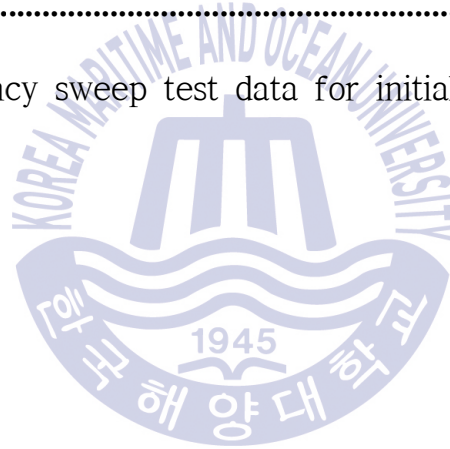
List of Tables	iii
List of Figures	iv
Abstract	viii
제1장 서론	1
1.1 연구 배경	1
1.2 연구 목적	2
1.3 논문의 구성	4
제2장 진동측정	5
2.1 진동이론	5
2.2 진동측정	8
2.2.1 일반적인 진동측정 방법 및 목적	8
2.2.2 진동의 특징	9
2.3 진동측정에 의한 음원 복원 기존 연구	12
제3장 카메라 영상기반 2차원 미세진동 측정	14
3.1 PIV, PTV 원리	14
3.2 PIV, PTV 기반 진동 해석 알고리즘	21
3.3 2차원 미세진동 기반 음원 가시화	23
3.3.1 시각적 음원 복원의 장점	23
3.3.2 음원 복원 방법	24
3.3.2.1 단주파수 복원	25
3.3.2.2 다주파수 복원	29
3.3.3 음성 복원 실험 및 결과	35

제4장 카메라 영상기반 3차원 미세진동 측정	47
4.1 뉴럴 네트워크	47
4.1.1 개요	47
4.1.2 신경망 알고리즘	47
4.2 알고리즘 검증	50
4.2.1 퍼셉트론	50
4.2.2 XOR연산	54
4.2.3 영상기반 뉴럴 네트워크	57
4.3 레이저 반사법에 의한 3차원 미세진동 측정	58
4.3.1 실험장치 및 방법	58
4.3.2 실험결과	64
4.4 알고리즘 추가검증	79
4.4.1 학습방식	79
4.4.2 결과	80
제5장 결론	84
참 고 문 헌	86



List of Tables

Table 4.1. AND Module	54
Table 4.2. OR Module	54
Table 4.3. XOR Module	55
Table 4.4. Number of layers in the algorithm	55
Table 4.5. (a) Frequency and decibel data for initial input	62
Table 4.5. (b) Linear amplification test data of each frequency for initial input	62
Table 4.5. (c) Frequency sweep test data for initial input	62



List of Figures

Fig. 2.1. Experimental Procedure	13
Fig. 3.1. PIV system basic layout	15
Fig. 3.2. Grey Level Cross Correlation Method	17
Fig. 3.3. 4 Frame PTV algorithm schematic	20
Fig. 3.4. Schematic of experimental layout	24
Fig. 3.5. Paper vibration for 50 Hz	25
Fig. 3.6. Paper vibration for 50 Hz FFT	26
Fig. 3.7. 50 Hz microphone FFT	26
Fig. 3.8. Paper vibration for 100 Hz	27
Fig. 3.9. Paper vibration for 100 Hz FFT	28
Fig. 3.10. 100 Hz microphone FFT	28
Fig. 3.11. Paper vibration for 50 and 100 Hz	30
Fig. 3.12. Paper vibration for 50, 75 and 100 Hz	30
Fig. 3.13. Paper vibration for 50, 62.5, 75, 87.5 & 100 Hz	30
Fig. 3.14. Paper vibration for 50 Hz and 100 Hz	31
Fig. 3.15. Paper vibration for 50, 75 and 100 Hz FFT	32
Fig. 3.16. Paper vibration for 50, 62.5, 75, 87.5 & 100 Hz FFT	32
Fig. 3.17. 50 and 100 Hz microphone FFT	33
Fig. 3.18. 50, 75, and 100 Hz microphone FFT	33
Fig. 3.19. 50, 62.5, 75, 87.5 and 100 Hz microphone FFT	34

Fig. 3.20. Plastic bag target experimental layout	35
Fig. 3.21. Paper target experimental layout	35
Fig. 3.22. Plastic bag vibration	37
Fig. 3.23. Plastic bag spectrogram for all range	37
Fig. 3.24. Plastic bag spectrogram for 0~1500 Hz	39
Fig. 3.25. Plastic bag vibration with removed	39
Fig. 3.26. Plastic bag spectrogram for all range with removed	40
Fig. 3.27. Plastic bag spectrogram for 0~1500 Hz with removed	40
Fig. 3.28. Plastic bag vibration with , 0~20 Hz, and 1500 Hz above removed	41
Fig. 3.29. Plastic bag spectrogram with , 0~20 Hz, and 1500 Hz above removed	41
Fig. 3.30. Paper vibration	42
Fig. 3.31. Paper spectrogram for all range	43
Fig. 3.32. Paper spectrogram for 0~1500 Hz	43
Fig. 3.33. Paper vibration with removed	44
Fig. 3.34. Paper spectrogram for all range with removed	45
Fig. 3.35. Paper spectrogram for 0~1500 Hz with removed	45
Fig. 3.36. Paper vibration with , 0~20 Hz, and 1500 Hz above removed	46
Fig. 3.37. Paper spectrogram with , 0~20 Hz, and 1500 Hz above removed	46
Fig. 4.1. Model of perceptron	51
Fig. 4.2. Sigmoid function graph	53

Fig. 4.3. Specific error for each hidden layer cases	56
Fig. 4.4. 50 Average error for specific hidden layer	56
Fig. 4.5. Vibration measurement with 3D laser experiment layout	59
Fig. 4.6. Neural Network Layout	60
Fig. 4.7. 2-Hidden Layer 700 Hz Result	64
Fig. 4.8. 2-Hidden Layer 800 Hz Result	65
Fig. 4.9. 2-Hidden Layer 900 Hz Result	65
Fig. 4.10. 2-Hidden Layer 1000 Hz Result	65
Fig. 4.11. 2-Hidden Layer 1500 Hz Result	66
Fig. 4.12. 2-Hidden Layer 2000 Hz Result	66
Fig. 4.13. 2-Hidden Layer 2500 Hz Result	66
Fig. 4.14. 2-Hidden Layer 2000 Hz Result	67
Fig. 4.15. Convolution filter applied algorithm	68
Fig. 4.16. Test image	69
Fig. 4.17. Error rate	70
Fig. 4.18. No neuron inputted result with 1HL	71
Fig. 4.19. No neuron inputted result with 2HL	71
Fig. 4.20. No neuron inputted result with 3HL	72
Fig. 4.21. No neuron inputted result with 4HL	72
Fig. 4.22. No neuron inputted result with 5HL	73
Fig. 4.23. No neuron inputted result with 6HL	73
Fig. 4.24. No neuron inputted result with 10HL	74
Fig. 4.25. No neuron inputted result with 15HL	74

Fig. 4.26. Neuron inputted result with 1HL	75
Fig. 4.27. Neuron inputted result with 2HL	75
Fig. 4.28. Neuron inputted result with 3HL	76
Fig. 4.29. Neuron inputted result with 4HL	76
Fig. 4.30. Neuron inputted result with 5HL	77
Fig. 4.31. Neuron inputted result with 6HL	77
Fig. 4.32. Neuron inputted result with 10HL	78
Fig. 4.33. Neuron inputted result with 15HL	78
Fig. 4.34. One output neuron result (dB)	80
Fig. 4.35. Two output neurons result (dB)	81
Fig. 4.36. Two output neurons result (Hz)	81
Fig. 4.37. Three output neurons result (dB)	82
Fig. 4.38. Three output neurons result (Hz)	82
Fig. 4.39. Three output neurons result (Phase)	82

A study of pixel variation method for vibration measurement

Yeong-Ho KIM

Department of Refrigeration and Air-Conditioning Engineering
Graduate School of Korea Maritime and Ocean University
(Supervisor : Prof. Deog-Hee, Doh)

Abstract

The main focus of this study is to validate the authenticity of vibration measurement using high speed camera. High speed camera with the capability of immense frame rates opens up the possibility of capturing slight pixel differences in continuous frame. Thus, the vibrations on an object could be captured in units of pixels. Through image tracking processes camera parameters and image pixel coordinates were obtained. Then the frequency analysis from the data was performed based on the Fast Fourier Transform (FFT) method. Using this technique pure sound waves of 50, 100, and 200 Hz were generated and successfully recovered. After recovering pure sound waves, experiment to recognize multi frequency sound with high speed camera and PTV (Particle Tracking Velocimetry) algorithm has been conducted. To simulate natural environment conditions

simultaneous frequency and frequency sweep were generated. Simultaneous frequency was combination of 50, 62.5, 75, 87.5, and 100 Hz frequencies, and frequency sweep was progressing starting from 0 to 2000 Hz. Then the vibration caused by the frequencies were captured by high speed camera, and the measured vibration data were used to reconstruct the original data. To evaluate the authenticity of the experiment human voice were captured instead of using pure sound waves. As a result, high speed camera and PTV algorithm method showed promising results of reconstructing human voice as well. From all the conducted experiments of pure sound frequency, multi-frequency, simultaneous frequency, frequency sweep and human voice tests the integration of high speed camera and PTV algorithm showed promising results of measuring small vibrations caused by sound. Next phase of the experiment is to measure depth information using a single high speed camera and three laser pointers. Depth information is essential when measuring vibrations because it contains 3 dimensional coordinate data. Yet a single high speed camera is not sufficient to retrieve depth information from an image. Thus, lasers are used to support measuring depth of vibration. Three lasers are shot with a triangular formation on to a mirror surface. Then when the mirror is subjected to a external force, such as vibrational force, the triangular laser formation reflected off the mirror will start to deform or drift. The deformation of triangular laser points can be used to derive the depth information of subjected vibration on the mirror. The changing displacement between the three laser points can be calculated using PTV algorithm. Integrating the high speed camera images and laser point deformations can then be used to verify or reveal the vibration on the mirror. Then neural

network is applied to enhance the accuracy and speed of measuring vibration. Furthermore, the application of neural network introduces the feasibility of universal vibration measuring technique.

KEY WORDS: High speed camera, PTV, Pixel variation, Vibration, Neural network, Triangular laser point method



제 1 장 서 론

1.1 연구 배경

최근 두 가지 이상의 다른 분야의 학문의 융합으로 새로운 학문이 창출되는 활동이 늘어나고 있다. 이를 일컬어 통칭 융합연구라고 한다. 예를 들면 마이크와 카메라를 동시에 사용하여 발생하는 소음의 위치와 크기를 실시간 영상으로 보여주는 음향카메라가 그 중 하나이다. 이와 같이 영상촬영기법과 음향기법이라는 두 분야의 학문이 서로 결합해서 기존의 계측 방식을 뛰어넘은 새로운 계측법을 제시하고 있다. 본 연구의 배경 또한 영상촬영기법을 기반으로 다른 학문과 융합하여 제시되고 있는 계측방법에 새로운 접근법을 제시하고자 하는데서 기인한다. 가령, 앞서 기술한 음향카메라는 융합연구라는 배경에 아주 좋은 예시라고 할 수 있으나 확실한 한계가 존재한다. 소음원에서 발생하는 음향을 마이크로 녹음을 해야 하기 때문에 마이크가 소음원에서 멀어질수록 신뢰성과 가용성이 떨어지게 된다. 마이크의 기초적인 원리는 음원으로부터 발생한 진동이 공기를 통해 마이크내부 진동판을 울리게 되고 이 진동을 전기적신호로 바꾸어 주는 것이므로, 소음원에서 거리가 멀어질 경우 마이크의 진동판을 울려줄 힘이 약해지기 때문에 마이크를 이용하는 것이 어려워지게 된다. 이를 개선하기 위해 마이크를 사용하지 않고도 음원을 복원해 내기위해 단일 고속 카메라와 PTV(Particle Tracking Velocimetry)를 이용한 음원복구 연구를 수행하였다.

입자 추적에는 일반적으로 PTV와 PIV(Particle Image Velocimetry) 두 가지 기법이 있다. PTV는 각각 개별 입자를 여러 프레임과 비교하여 추적하는 방식인 반면 PIV는 이미지를 격자로 나눠 그 격자 안에 있는 입자의 움직임을 여러 프레임과 비교하며 추적하는 방법이다. 본 연구에서는 최소한의 점으로 미세진동을 계측하여 관별하고자 하였으므로 한 개의 점을 카메라로 촬영 하였다. 이러한 영상의 경우 격자를 나눠 입자의 움직

임을 찾는 것 보다 각각의 입자를 개별적으로 확인하는 영상분석법이 효율적이므로 PTV를 사용하였다.

소음원에 의해 진동하는 물체를 촬영하는 것은 일반적으로 소리의 진행 방향과 촬영방향을 90도로 하여 진행하나 물체가 앞뒤로 진동하는 3차원 형상을 정면에서 촬영할 수 있다면 영상촬영기법의 한계를 더 뛰어넘을 수 있을 것이다. 이를 위해 3점 레이저 기법을 사용하였다. 이는 3차원형상으로 진동하고 있는 타겟의 진동정보를 2차원화하여 영상을 얻을 수 있다. 이후 캘리브레이션 영상을 PTV와 신경망이론을 이용하여 진동하는 형태의 예시를 학습, 음원복원을 진행하였다. 상기와 같이 진동의 형태를 패턴화 시키는 방법을 통하여 영상촬영, 레이저, 신경망이론을 결합할 경우 물체의 3차원으로 진동계측 및 음원복원이 가능함을 알 수 있다.

1.2 연구 목적

본 연구는 고속 카메라를 이용한 음원 복원의 가능성에 대하여 연구하고 나아가 이를 이용하여 3차원의 미세한 진동계측 및 음원복원을 소개하고자 한다. 일반적인 진동계측의 경우 대체적으로 진동하는 매질에 가속도 센서를 부착하여 가속도 정보를 얻는 것부터 시작한다. 매질의 가속도 정보로부터 속도와 변위의 정보를 계산하여 FFT(Fast Fourier Transform)를 이용해 주파수 분석을 수행하면 진동의 주파수 응답을 찾을 수 있게 된다. 하지만 이런 전통적인 진동 계측 방법은 진동하는 매질에 가속도 센서를 부착하여야 한다는 조건이 만족되어야 한다. 센서를 부착할 수 없는 상황 또는 거리가 멀리 떨어져 있는 상황에서는 전통적인 방법으로 진동을 계측해내는 것이 어렵게 된다. 그러므로 본 연구는 센서를 부착하지 않고 카메라를 사용해 떨어진 거리에서도 진동계측을 할 수 있는 기법에 대한 연구를 소개하고자 한다. 음원으로부터 타겟에 가해지는 미세한 진동의 측정 그리고 음원 복원의 가능성을 확인하기 위해 우선 음원이 타겟에 가하는 미세한 진동을 촬영하고 PTV 기법을 통하여 타겟의

한 점에서 어느 정도의 변위가 일어나는지에 대해 계산한다. 변위의 정보를 FFT를 이용하여 변위에 따른 주파수 응답이 복원이 된다면 이를 이용해 음원복원을 수행한다. 이를 통하여 음원복원의 유효성에 대한 척도를 가늠할 수 있는 기반이 마련된다. 위의 실험이 선행되어야 하는 이유는 최종적으로 미세진동의 계측을 위해서는 우선 고속 카메라가 미세한 진동을 촬영할 수 있다는 전제가 있어야하기 때문이다. 또한 미세한 진동의 경우 3차원으로 진동하는 타겟의 진폭 정보를 얻기에 어려움이 많기 때문에 진동계측의 신뢰성이 떨어지게 된다. 여러 방향에서 계측이 가능하도록 하여 계측의 신뢰성을 높이기 위하여 3점 레이저 기법을 사용하여 진동의 깊이 정보를 얻을 수 있는 방법을 소개한다. 이후 여러 가지 진동정보를 가진 캘리브레이션 영상을 기반으로 신경망이론을 기초로 하여 정보를 학습, 음원을 복원해 내하고자 한다.

그러므로 본 연구는 카메라 기법과 레이저 기법을 접목하여 새로운 진동 계측법을 소개하는데 필요한 영상촬영 이론과 기법, PTV 이론 설명, FFT를 이용한 진동의 분석 및 복원을 위한 신경망이론을 바탕으로 카메라와 레이저를 이용한 3차원 진동 정보 복원을 목적으로 한다.

1.3 논문의 구성

총 5장으로 본 논문은 구성되어 있으며 각 장마다 다음과 같은 내용을 서술 하고 있다.

제1장은 연구의 배경 및 목적을 설명하고 있으며 본 연구의 개론을 서술한다.

제2장은 진동계측에 대한 내용을 담고 있다. 진동계측의 이론을 바탕으로 계측종류와 특징을 상세히 설명하고 본 연구 외에 물체의 진동을 측정하여 음원을 복원한 사례를 소개하고 있다.

제3장은 고속카메라를 이용하여 타겟의 한 점에서의 2차원 미세진동 측정에 대해 설명한다. 먼저 입자추적유속계인 PIV 및 PTV의 원리를 설명하고 촬영된 진동을 해석하는 알고리즘을 설명한다. 또한, 이를 바탕으로 단주파, 다주파 및 음성복원을 2차원 미세진동 기반 실험을 바탕으로 음원가시화 및 복원에 대하여 설명한다.

제4장은 앞서 소개한 2차원 미세진동 기반 연구를 바탕으로 3점 레이저의 반사법을 이용하여 3차원 미세진동의 형태를 2차원 패턴 화하여 촬영한다. 신경망 알고리즘을 기반으로 캘리브레이션 영상을 학습하여 촬영영상으로부터 음원을 복원해 내는 실험결과를 기술한다.

제5장은 모든 내용에 대하여 정리하고 있다.

제 2 장 진동측정

2.1 진동이론

좋은 진동과 나쁜 진동이라는 용어가 비공학적인 의미로 사용되고 있으나, 우리는 이전보다 더 좋은 설계를 위하여 좋은 진동과 나쁜 진동에 대해 엔지니어의 자세로 관심을 가져야 한다. 공학적으로 “좋은” 진동의 예는 전자석으로 칼날을 진동시켜 면도를 할 수 있는 전기면도기를 들 수 있다. 또 다른 예로는 진동형 컨베이어, 진동으로 물체를 크기별로 고르는 체 등이 있다. 이와는 반대로 공학적으로 “나쁜” 진동의 예로는 울퉁불퉁한 도로 위를 달리는 자동차의 승객이 겪는 진동이 대표적이다. 이와 더불어 아마도 나쁜 진동의 최고의 예는 지진에 의한 건물의 진동일 것이며 극단적으로는 이 진동이 건물을 파괴에 이르게 할 수도 있다. 그러므로 공학적인 관점에서, 좋은 진동은 사람들의 삶을 윤택하게 할 수 있는 유용한 진동이며, 반대로 나쁜 진동은 불쾌감이나 해를 일으키는 진동을 통칭하여 언급할 수 있다.

엔지니어들은 진동을 제어하기 위하여 계의 설계를 변경한다. 해로운 진동을 줄이거나 진동으로부터 계를 보호하기 위한 설계법을 연구하며 엔지니어가 모든 진동을 제어할 수 있도록 하는 것이 목적이다. 이 목적을 달성하기 위하여 유한요소해석, 음향학, 모드 해석, 능동진동 제어, 피로파괴 등의 좀 더 전문화된 관련 학문에 대한 연구가 필수적이다.

흔들림은 진동이라는 학문의 연구에서는 필연적이다. 전기회로의 경우도 흔들림은 전압이나 전류에서 나타날 수 있지만 진동계라고 하지 않으며 이들에 대한 연구를 진동이라고 하지 않는다. 또한 공기의 흔들림은 소리라고 하며 소리에 대한 연구는 진동학이 아닌 음향학으로 불린다. 진동이란 용어는 일반적으로 흔들리거나 흔들릴 가능성이 있는 물체 또는 기계의 운동을 표현하는 데 사용된다. 일반적인 예로 진자, 시소,

엔진 등을 대표적인 예로 들 수 있다. 어떤 “진동계”는 흔들리지 않을 수도 있다. 예를 들어, 진자를 끈 속에 넣고 흔들다면 끈이 너무 끈적거리어서 진자는 흔들리지 않을 것이다. 이는 진동학에 있어서 감쇠라는 학문적 의미를 쉽게 설명한 것이나 이것에 대하여서는 본 연구에서는 다루지 않기로 한다.

기계적인 물체의 흔들림은 물체를 평형 위치로 되돌리려는 힘이나 모멘트에 의해 일어난다. 이 힘을 복원력 또는 복원모멘트라고 부른다. 복원력과 복원모멘트는 대개 변위의 함수이다. 어떤 물체의 진동에 있어서 영향을 미치는 인자들은 크기가 일정하면서 운동을 방해하는 마찰력 또는 크기가 속도에 비례하는 감쇠력과 복원력이 있으며 이들 사이의 관계가 공통적으로 고려된다.

기계진동의 연구는 긴 전통을 가지고 있다. 가장 중요한 몇 사람의 연구자들에 대하여 언급하자면 다음과 같다. Pythagoras는 줄의 진동에 의한 음악에 대해 연구를 하였다. Galileo 또한 진자 진동과 함께 현악기에 대한 연구를 하였다. Newton은 진동계를 포함하여 역학에 사용되는 운동방정식을 유도하는 데 기본인 운동법칙을 확립하였다. 또한 많은 수학자 및 물리학자가 진동을 이해하는 데 기여하였는데 Taylor 급수를 개발한 Taylor와 Leonhard Euler, Daniel Bernoulli, D’Alembert, Fourier, Lagrange, Poisson, 그리고 Coulomb 등이 대표적이다. 진동학에 있어서 가장 유명한 사람 중의 한 사람인 Rayleigh는 1877년 ‘소음이론(The Theory of Sound)’을 출판하였다. 20세기 들어서는 Timoshenko, Stodola, DeLaval, Frahm, Minorsky, Duffing, 그리고 van der Pol등이 주요한 학문의 기여자로 이름을 올리고 있다. 진동이론을 실제 문제에 적용하는데 있어서는 Den Hartog가 많은 기여를 했다고 알려져 있다.

현대의 엔지니어들에게 진동에 대한 지식은 여러 가지 측면에서 중요하다. 그 중 한 가지 이유는 상당히 많은 기계들이 엔진이나 전동기에 의해 동력을 공급받고 있다는 것이다. 엔진이나 전동기들은 동력을 공급

하는데 있어서 변동하는 힘을 일으켜 원치 않는 진동과 소음을 야기하고 나아가서는 기계의 파괴 등으로 이어질 수 있다. 물체 자체의 운동이 진동을 야기하기도 한다. 항공기에 작용하는 난기류나 차량 서스펜션에 작용하는 도로의 요철 등이 그 예이다. 구조물에 작용하는 지진이나 풍력과 같이 환경에 의해서도 진동을 일으킬 수도 있다. 열에 의해서도 진동이 일어날 수 있으며 그 예로는 태양 복사열에 의한 인공위성 구조물 내의 온도구배에 의한 기기의 주기적인 변형이 진동의 형태로 나타난다. 인공위성과 같은 경우 구조물의 크기에 비해 무게가 가벼우므로 엔지니어는 이러한 변형을 고려하여 설계를 진행하여야 한다[1].

외부의 힘 또는 내부의 힘에 의하여 생기는 물체의 운동은 진동의 형태로 나타날 수 있으며 그의 기본법칙은 Newton의 운동 법칙이다. 따라서 질점계와 강체의 운동에 대한 일반역학이 그 기본을 이루고 있다. 그의 작용하는 방법도 과도적, 충격적, 또는 주기적으로 분류된다. 기계를 구성하는 부재는 정도의 차이는 있으나 탄성체라고 볼 수 있으므로, 이들이 힘을 받으면 복원력과 함께 진동을 발생한다. 특히 주기적인 힘을 받으면 어떤 조건하에서는 매우 큰 진동이 발생하여 기계와 부품들이 파괴되기도 한다. 이들 진동 문제는 기계역학에서 다루는 중요한 분야이며 일반 진동이론은 이들의 기초가 된다.

상기 기술한 바와 같이 진동은 기계 구성품의 탄성에 의한 복원력으로부터 생기는 것으로서 변위가 작을 때에는 복원력이 변위에 비례한다고 간주하고 선형진동으로 다루며 그 이외의 경우, 즉 복원력을 변위의 어떤 함수의 형식으로 표현하여 문제를 다루는 경우에는 비선형진동으로 간주하게 된다. 이 경우에는 선형진동에 비해 계산이 어렵고 복잡하게 된다[2].

2.2 진동측정

2.2.1 일반적인 진동측정 방법 및 목적

진동을 측정하기 위해서 전통적으로는 여러 가지 종류의 장비가 필요하다. 센서로는 움직임은 전기적신호로 바꾸어 주는 변위센서, 속도센서, 가속도센서가 기본적으로 필요하며 상황에 따라 회전수를 알아야 할 경우 RPM센서도 필요하게 된다. 여기에 계측된 데이터를 실시간으로 FFT 변환을 해주는 각종 프로그램이 과거로부터 많이 사용되고 있고 B&K, OROS등이 대표적이다. 외부충격 또는 주기적인 진동을 계에 가해주기 위하여 임팩트해머나 가진기가 동원되기도 한다. 진동측정에 사용되는 장비들은 미세한 움직임으로부터 각종 정보를 측정하기 위한 장비 이므로 취급에 주의하여야 하며 주기적인 검조정을 통해 신뢰성을 확보하는 것이 중요하다.

진동측정에는 다양한 목적이 존재한다. 첫번째로 어떤 계의 고유진동수를 알아내거나 확인할 때 사용된다. 어떤 계에 센서를 부착하고 임팩트해머로 힘을 주고 주파수 분석을 통해 고유진동수의 확인이 가능하다. 엔진의 경우 축에 센서를 부착하고 1~2 RPM간격으로 주기적으로 올리게 되면 각 절에 고유진동수와 일치하는 회전수를 알 수 있게 된다. 두번째로는 진동모드를 알기 위함이 있다. 어떤 계에 격자모양으로 표시를 하고 센서 또는 임팩트해머를 옮겨 가면서 계측하면 진동의 형태를 알 수 있다.

본 연구에서는 영상장비를 이용하여 진동을 계측하였으며 미세진동의 증폭을 위하여 레이저 반사법을 이용하였다. 또한 정확도를 높이기 위하여 3개의 레이저를 사용하였다.

2.2.2 진동의 특징

진동의 유형에는 왕복운동 및 회전운동에 따라 여러 가지 유형이 동시에 나타나나 계에 따라 주요한 유형이 있다. 상하 운동이 주된 계에서는 가해지는 힘과 처짐, 복원력등이 작용하여 왕복진동이 주로 나타나며 회전운동이 주된 계에서는 비틀림진동이 주로 나타나나 동시에 축이 가늘거나 베어링 사이가 길면 처짐 및 언밸런싱에 의하여 왕복진동의 한 형태인 휘둘림이 나타날 수 있다. 그러므로 주된 진동의 형태는 여러 가지 계의 형상 및 운동형태에 따라 달리 나타남을 알 수 있다.

추가로, 선박 엔진을 예로 들어 생각해보면 기관이 작동하면서 본체의 진동형태가 여러 가지로 나타나며 불평형력이나 불평형모멘트 및 프로펠러 추력 등으로 횡방향 기진력이 발생한다. 이 기진력에 의해 축계의 중심축을 기준으로 좌우로 기관 전체가 흔들리는 진동을 H형 진동, 기관 전후에서 좌우가 반대로 흔들리는 것을 X형 진동이라고 한다. 즉, H형 및 X형 진동은 기관본체의 좌우 흔들림 및 비틀림이 나타난 결과라고 할 수 있다. 상기 두 진동형태의 이름은 기관을 위에서 내려다 볼 때 흔들리는 형태가 각각 영어의 알파벳 H 와 X를 닮았다고 하여 붙여졌다.

이러한 진동의 경우 여러 가지 부작용을 일으키기도 한다. 디젤기관의 경우 효율증대 및 연료소모량 절감의 일환으로 최고압력의 상승과 함께 행정이 점점 길어지고 있으며 이에 따라 횡방향 기진력이 늘어나 부작용을 줄이기 위하여 엔진 본체 진동에 대한 고찰이 지속적으로 이루어지고 있다. 이 횡방향 기진력은 기관이 작동하면서 피스톤 스커트나 크로스헤드가 기관좌우로 힘을 가하여 생기는 H모멘트, X모멘트 등에 의해 발생한다. 또한, 해당 진동형태가 공진회전수 근처에 존재할 경우 엔진본체와 이를 지지하는 선체구조등에 문제가 유발될 가능성이 있다. 방진대책으로는 기관 상부에 탭브레이싱을 설치하는 방법, 동흡진기를 이용하여 진동을 저감하는 방법, 싱크로페이저를 이용하여 기진력을 상쇄

시키는 방법, 실린더 폭발순서 변경 및 크랭크 배치각을 불규칙하게 설계하여 공진가능성이 큰 차수의 기진력을 감소시키는 방법, 역위상 기진력을 발생시킬 수 있는 전기적 평형장치를 이용하는 방법 등이 있다. 이처럼 진동으로 인한 부작용을 줄이기 위한 노력은 계속되고 있으며 설계단계에서 엔지니어가 대부분의 항목을 고려하도록 하고 있다.

엔지니어가 이러한 부작용을 파악하여 설계에 반영하기 위하여서는 기진력을 제어할 수 있어야 하며 이를 위해 진동측정이 필요하다. 일반적인 트러스구조에 대한 진동은 왕복운동이 주를 이루고 있으며 회전운동을 하는 왕복동 기관의 크랭크축, 플라이휠, 프로펠러 또는 발전기 로터 등 큰 관성질량을 가지는 축계는 실린더의 폭발압력과 주기적인 기진토크를 받으면 비틀림 진동이 발생하게 된다. 이 기진토크가 축계의 고유진동수와 일치하게 되면 진동의 진폭이 급격하게 커지게 된다. 즉, 축계 비틀림진동의 기진력은 기관 또는 프로펠러 등에 의해 축계에 가해지는 주기적인 또는 비주기적인 토크를 의미하는 것이라고도 볼 수 있다. 구조물의 고유진동수가 설계에 있어서 중요하게 된 대표적인 예는 타코마 다리를 들 수 있다. 이러한 기진력에 의해 발생하는 진동을 제어하기 위하여 일반 구조물에 있어서는 질량변경, 강성변경, 엔진에 있어서는 축경변경, 재질변경, 댐퍼적용, 플라이휠이나 튜닝휠의 MOI변경 등의 방법이 사용되고 있다. 이러한 고려사항들이 설계에 반영되고 있음을 알 수 있는 예로 축을 제작하기 전에 축계에 대한 비틀림 진동 계산을 수행하고 있으며 각 선급등에서 제시하는 한도 내에서 계산된 비틀림응력을 버틸 수 있도록 축경, 재료, 플라이휠, 튜닝휠등이 선정되도록 하고 있다. 또한 기타 다른 방법으로 비틀림응력을 제어 할 필요가 있는 경우 비틀림댐퍼를 적용하기도 하며 스프링댐퍼 또는 점성댐퍼 등이 있다.

추가적으로 왕복동 기관 축계 종진동 또한 진동측정이 필요하게 된다. 왕복동 기관의 종진동은 축계 종방향으로 진동하는 형태를 말한다. 근래 디젤기관의 열효율 향상과 관련하여 기관의 행정이 길어지고 있고 그에 따른 크랭크 암의 길어지면서 크랭크축의 종방향 강성이 점점 낮아 지

게 되었다. 이와 동시에 높아진 평균유효압력이 기진력으로 작용하면서 종진동이 일어나기 쉬운 방향으로 진행되고 있다. 또한 프로펠러 익수가 실린더 수와 배수관계일 경우 이 기진력에 의하여 크랭크 핀과 암의 접촉부 등에 크랙을 발생시키는 원인이 되고 있다. 종진동 제어방안으로는 프로펠러 익수를 기관 실린더 수의 배수가 되지 않도록 설계, 종진동 댐퍼를 장착하는 등의 방법도 있다. 현재 5실린더 이상의 대형 디젤기관에는 댐퍼장착을 표준화하여 상대적으로 소홀히 되고 있는 형편이고 왕복동 기관의 종진동은 다른 진동에 비해 장애를 일으키는 일이 적었기 때문에 상대적으로 연구역사도 짧다. 그러나 종진동 문제자체가 소멸된 것은 아니다.

이처럼 어떤 계의 안전한 설계를 위하여 여러 가지 형태의 진동을 측정하고 반영하고 있음을 알 수 있다. 특별히 엔진에 있어서 진동을 기술하였으나 이는 수많은 진동중 하나의 형태일 뿐이며 바람, 목소리, 충격 등을 기진력으로 하여 발생 할 수도 있다. 특히 미세한 진동의 경우 가속도 센서로도 측정하기가 어려운 경우가 많은데 David *et al.* [3]과 같이 이를 카메라를 이용하여 측정하고자 하는 시도가 있었다.

2.3 진동측정에 의한 음원 복원 기존 연구

진동의 한 형태인 음원은 파동의 형태를 가지고 있으며 공기의 미세진동의 전달에 의해 만들어 진다. 공기의 진동은 접촉하는 물체에 외력으로 작용하여 미세한 진동을 만들게 된다. 따라서 물체와 공기의 진동은 크기가 다르지만 같은 형태가 됨을 예상 할 수 있다. 이를 바탕으로 카메라를 사용하면 마이크를 사용하지 않고도 진동의 형태나 음원을 측정 및 복구시킬 수 있다. 동일한 원리를 기반으로 David *et al.* [3]이 고속카메라의 롤링셔터센서(rolling shutter sensor)를 이용한 음원을 측정, 복구시키는 알고리즘을 개발한 연구가 현재 진행 중에 있다.

David *et al.* [3]의 롤링셔터 기법은 소리로 인한 진동을 촬영하는 방법을 소개한다. 롤링셔터란 대부분의 카메라에 장착되어있는 CMOS 센서에 사용되는 기법이다. 글로벌 셔터(Global shutter)과 대비되는 기법으로 글로벌 셔터 같은 경우 CMOS센서에 빛이 비칠 경우 센서에 비추어진 모든 빛을 한 번에 저장하여 사진을 촬영하는 방식이다. 롤링셔터는 센서에 비추어진 빛을 한 번에 저장하지 않고 센서의 윗부분부터 아래로 빛을 순차적으로 저장하여 사진을 촬영하는 것을 의미한다. 그렇기 때문에 롤링셔터를 사용하는 카메라를 사용할 경우 진동에 의해 카메라에 비친 영상이 글로벌 셔터의 그것과는 달라진다. 예를 들어 롤링셔터 기법을 이용하여 진동하고 있는 물체를 촬영할 경우 이미지는 윗부분부터 순차적으로 기록되기 때문에 물결치는 듯한 움직임이 영상으로 촬영이 되는 것을 볼 수 있다. 그러나 CMOS센서에 비치는 빛을 센서가 윗부분부터 순차적으로 저장하기 때문에 위에서부터 아래까지의 시간오차가 생기게 된다. 이러한 단점에도 불구하고 롤링셔터를 선택한 이유는 롤링셔터가 글로벌 셔터보다 실험에 적용하기가 비교적 쉽기 때문이다. 영상을 센서의 윗부분부터 한줄씩 저장하기 때문에 각 줄마다 위치가 다른 영상을 촬영할 수 있게 되고 어느 한 곳을 기준으로 좌우로 이동하는 양을 계산하면 진동을 측정해 낼 수 있다. 이러한 방법으로 David *et al.* [3]은 롤링셔터를 사용한 카

메라의 샘플링 레이트를 높여 소리의 주파수를 복원하는 실험을 하였으며 간략히 소개한다. 실험의 절차는 Fig. 2.1과 같다.

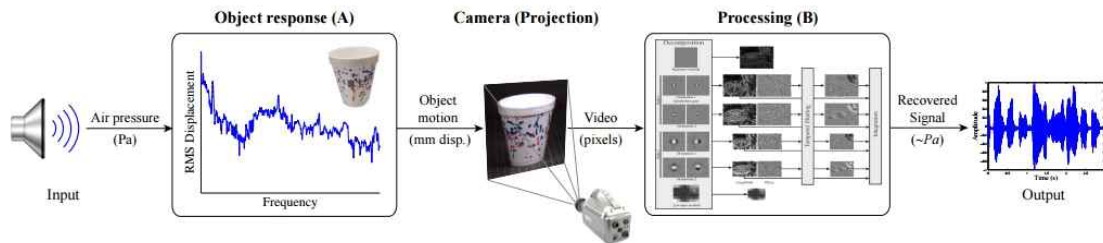


Fig. 2.1. Experimental Procedure

우선 스피커로부터 소리를 발생시켜 어떤 물체를 진동시킨다. 진동이 너무 작아 사람의 눈에는 보이지 않지만 실제로는 미세하게 진동을 하는 중이며 이것은 공기를 통해 압력이 전해지는 물리적 현상이다. 압력은 파스칼로 측정하였으며 물리적 변위량은 밀리미터로 측정하였다. 물체의 반응은 가해지는 소리의 크기, 물체의 재질 또는 형상에 따라 다르게 나타난다. 이후 진동하는 물체를 카메라로 촬영하면 물리적 변위량을 픽셀 변화량으로 바꿀 수 있다. Fig. 2.1의 (B)에 나온 대로 spatiotemporal processing pipeline을 사용하여 픽셀 변화량을 소리로 다시 변환할 수 있다.

보기와 같이 롤링셔터를 사용하여 음원을 복원할 수 있는 기술이 현재 개발되고 있는 상황이며 본 논문은 이러한 카메라 기법만을 사용한 음원 복원에서 더 나아가 고속카메라 영상촬영 기법과 3점 레이저 기법을 바탕으로 신경망이론을 적용하여 미세 진동 계측을 통한 음원복원에 대한 연구를 진행하였다.

제 3 장 카메라 영상기반 2차원 미세진동 측정

3.1 PIV 및 PTV 원리

미세한 진동을 가시화하기 위하여 십자마킹이 있는 타겟 또는 3개의 레이저를 사용하지만 촬영된 영상으로부터 정량적인 값을 추출해 내어야 한다. 고속카메라를 통해 얻어낸 진동 영상을 정량적인 수치로 변환시키는 매커니즘이 PIV 또는 PTV 기법이다. PIV는 Pickering *et al.* [4]의 논문에서 Speckle Photography의 노이즈를 언급하면서 처음 소개되었다. 입자영상유속계라고도 불리는 PIV기법을 설명하자면 다음과 같다. 열 또는 유체 유동장에 유체와동일 비중의 추적 입자(particle)를 투입하여 이들을 가시화용 광원과 카메라로 가시화한 복수영상(multiple image)을 화상처리 해석함으로써 유동장 전체에 걸쳐서 동 시각의 속도분포(velocity)를 정량적으로 알아내는 기술을 말한다. 이러한 복수영상을 사용하여 입자를 추적하는 다프레임법(multi-frame method)은 Adrian [5]에서 소개되었다. Fig. 3.1은 유동장의 속도 분포를 PIV계측 기술로 계측하기 위한 일반적인 구성을 나타낸다. 본 연구에 있어서는 PIV대신에 PTV를 사용하여 촬영영상으로부터 정량적인 값을 도출해 내었으나 기본적인 입자추적에 대한 원리는 같으므로 간략히 설명하고자 한다.

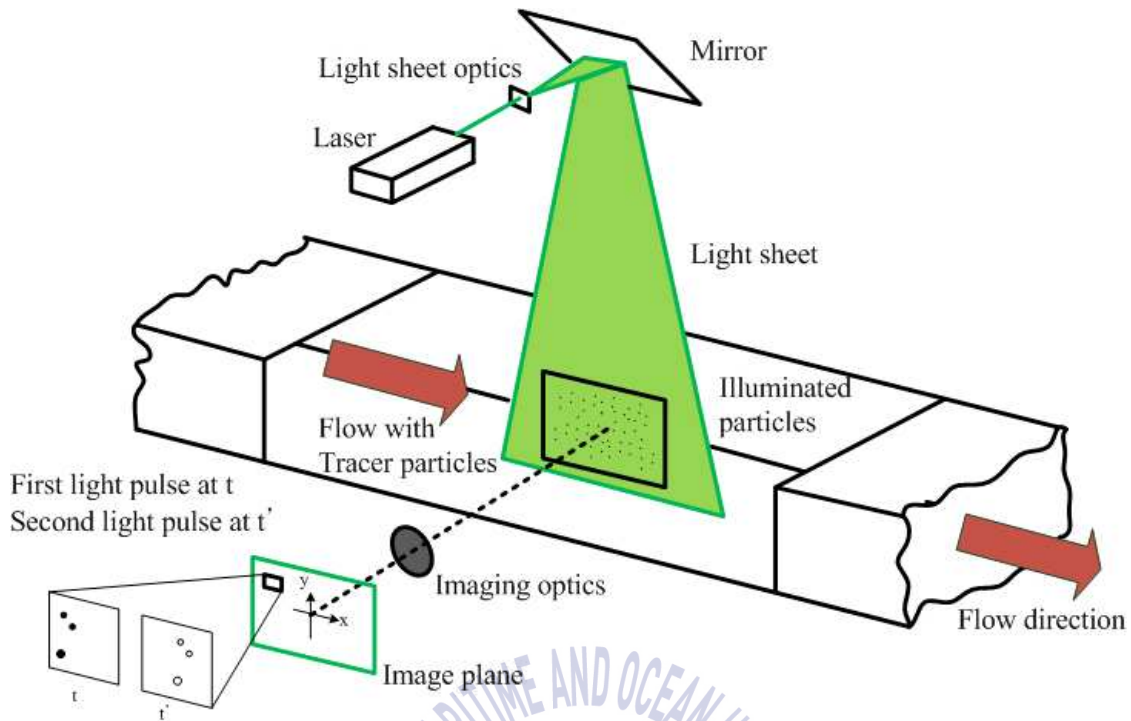


Fig. 3.1. PIV system basic layout

PIV를 이용하는 방법으로는 다음과 같다. 먼저 유동장을 촬영할 수 있어야 하며 유동장의 유체와 동일한 비중의 추적입자를 투입 한 후 가시화용 광원을 유동장의 계측하고자 하는 부분에 조명하면 촬영이 가능하다. Doh [6]의 논문에 따르면 일반적으로 레이저 광원이 빛의 직진성과 차단성이 좋기 때문에 많이 쓰이지만, 수은등이나 백색광원을 쓰는 경우도 있다. 이 때 광원 자체발열에 대한 생각을 고려하여야 한다. 레이저 빔은 선 광원으로 조사되므로 측정대상의 조명에는 부적합하다. 따라서 2차원 광원으로 바꾸어 줄 필요가 있는데 원통형 렌즈는 이를 위하여 사용된다. 일단 추적입자가 들어 있는 유동장에 레이저광원으로 조명하면 그 추적입자들이 반사광을 내게 되어 유동장이 가시화된다. 다음으로 가시화된 유동장은 CCD (Charge Coupled Device) 카메라에 찍혀서 영상화된 후 연속된 화상으로 호스트 컴퓨터에 꽂혀있는 이미지 프로세서로 기록된다. 기록된 영상은 속도 분포계측의 원리에 의거한 유동장의 속도

분포를 구하기 위하여 몇 가지 간단한 화상처리과정을 거치게 된다.

속도를 계측하기 위해서는 시간의 정보를 확보하기 위하여 고체 활성 소자가 들어있는 CCD 카메라류를 써야한다. 이로써 이제 이동거리에 대한 정보만 확보된다면 PIV를 이용한 속도계측이 가능해짐을 알 수 있을 것이다. 그렇다면 어떻게 하여 그 이동거리를 결정할 수 있는지가 문제가 된다. 다시 말해 어떻게 시간차가 있는 두 화상에 나타난 추적 입자들의 중심이나 혹은 추적 입자들의 계조치 패턴을 동일한 것으로 판단하여 대응시킬 수 있는지가 PIV 계측의 주요한 사항이다. 이 동일한 입자중심 혹은 입자들의 계조치 패턴을 짧은 시간차를 가진 두 화상 상에서 찾을 수만 있다면 이동거리는 자동적으로 구할 수 있게 되어 속도분포는 전술의 시간정보를 이용하여 구해지는 것이다. 즉 이동거리에 CCD 카메라의 시간차를 나누면 속도가 되는 것이다.

Fig. 3.2 계조치상호상관법의 원리를 나타낸 것으로 미소 시간 동안 유동장의 화상의 계조치패턴은 크게 변화하지 않는다고 가정하면 제1화상에서의 상관영역내의 계조치분포(그림에서의 $f(M,N)$ 은 8bit의 256계조치 중의 밝기를 표시)와 미소 시간 후의 제2화상에서의 계조치 분포(그림에서의 $g(M,N)$ 은 8bit의 256계조치 중의 밝기를 표시)는 유사한 형태를 보일 것이다.

따라서 제1화상의 임의의 위치를 중심으로 하여 제2화상에서 같은 크기를 갖는 영역(상관영역)에서의 계조치에 대하여 상호상관계수 값을 점선으로 표시된 원의 탐색영역 내부에서 구하여 비교한 뒤 그 중 가장 큰 값을 가질 경우의 제2시각에서의 탐색영역 내의 점을 동일입자군의 이동위치로 간주할 수 있다. 컴퓨터상에서 이와 같은 계산을 빠른 속도로 행할 수 있으면, 가상의 중심 입자 속도 (속도벡터의 시점)에 대하여 이동벡터의 종점을 용이하게 구할 수 있게 된다.

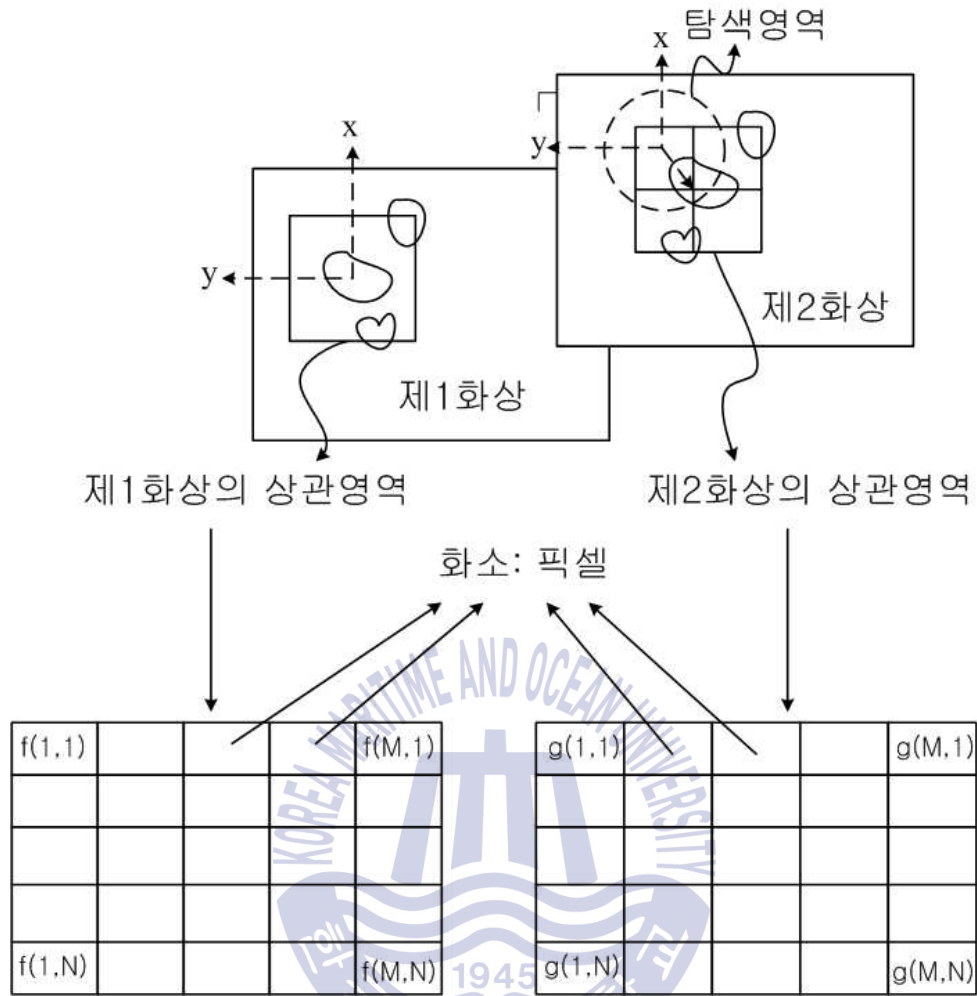


Fig. 3.2. Grey Level Cross Correlation Method

그렇다면 입자중심과 입자들의 계조치 패턴은 이미지보드 내부에 고속 A/D변환기가 내장되어 있어서 화상 데이터를 0에서 255까지(8bit A/D 변환의 경우)의 계조치로 변환이 되므로 이진화 작업 (어느 기준치보다 작으면 0 그면 1로 만드는 작업)으로 생성된 화상에서의 입자들의 형성에 대한 면심이 입자중심이 된다. 일반적으로 2치화 작업은 이미지보드를 제작한 회사가 상용 프로그램으로 제공하는 경우도 많다. 또한 계조치 패턴은 2치화 과정을 거치지 아니하고 원래의 추적 입자들의 분포화상이 그대로 A/D변환된 화상을 말한다.

이상으로 입자중심의 대응 혹은 입자군의 계조치 패턴의 대응에 의해서 이동거리가 구해지고 여기에 각 화상간의 시간차를 나누면 속도분포가 구해지게 된다.

하지만 PIV 또한 명백한 문제점이 있으며 Buchhave [7]에 따르면 데이터의 처리시간이 오래 걸리며 실시간으로 측정이 어려운 점 등이 존재하기 때문에 실험에 PIV를 사용하기에 앞서 이러한 문제점들의 검토가 필요하다.

PIV기법은 크게 고밀도 PIV와 저밀도 PIV(일명 PTV)의 두 가지로 나누어지며 이 구분은 Adrian [8]이 정립하였다. 또한 입자의 수가 많아질 경우 겹쳐지는 입자의 수 또한 많아지기 때문에 그 정도를 나타내는 소스밀도를 Adrain [9]가 도입했다. 즉 입자들의 화상으로부터 낱낱을 구분하기 어려울 정도로 입자수가 많은 경우에 속도를 구하는 경우에는 일반적으로 입자들의 계조치 분포에 대한 상관으로부터 속도를 구한다고 해서 PIV라고 하며, 이와 반면에 입자들의 중심이 구분될 수 경우에 입자(particle)들의 중심을 추적(tracking)하여 속도(velocity)를 구한다고 해서 PTV라고 한다. 3개의 레이저의 움직임을 추적하여야 하므로 본 연구에서 채택한 방법이 PTV기법이다. 다음은 PTV기법에 대해서 일반적인 사항을 기술하고자 한다.

PTV란 영상을 촬영할 때 그 영상의 프레임과 다음 프레임의 비교로 영상 안에 있는 입자의 움직임을 찾을 때 사용한다. 대표적으로 PTV는 4 프레임 입자 추적 알고리즘을 기반으로 하며 Hassan *et al.* [10], Kobayashi *et al.* [11] 및 Malik *et al.* [12]등에서 4 프레임 입자 추적을 자세히 설명하고 있다. 4 프레임 입자 추적 알고리즘은 연속하는 4 개의 프레임 사진마다 입자의 움직임을 추적하는 것을 의미한다. Baek *et al.* [13]에 따르면 이 방법은 각 4개의 연속적인 이미지를 사용하여 입자가 이동가능한 모든 방향과 각도의 최소 변위량을 계산하고 입자의 운동을 예측해 궤적을 추적해내는 기술이다. Fig. 3.3은 4 프레임 PTV의 구성도

이며 첫 번째 프레임(x_i)의 입자를 추적의 시작점으로 적용한다.

두 번째 프레임(S_1)에서 입자 x_1 의 탐색 범위는 최대 유속 U_m 에 의해 대략적인 추산치로 결정이 된다. 프레임 3과 4에서의 탐색 범위는 두 번째 프레임(S_1)의 탐색 범위에 관계하여 결정되고 탐색 범위의 크기는 $S_1 > S_2 > S_3$ 순으로 설정하는 것이 일반적이다. 프레임 3의 탐색 범위의 중앙은 프레임 2로부터 입자가 이동 가능한 방향을 계산해 일직선으로 투사하여 찾아낸다. 프레임 3에 존재하는 각 입자마다 프레임 4에서 탐색할 범위는 프레임3의 탐색 범위를 계산 할 때와 비슷하게 계산 할 수 있다. 따라서 특정 입자 x_i 의 운동 가능한 궤도 후보를 찾을 수 있게 되며 후보 중에서 올바른 궤도를 찾는 것은 통계학 적인 접근을 하여 결정한다. 이 과정을 거치면서 만약 같은 입자에 하나 이상의 궤도가 나타난다면 불확실한 궤도이므로 제거한다. 각 궤도마다 할당된 입자 x_i 는 다음과 같은 변화량 식으로 나타나게 된다. 식 (3.1)은 길이의 변화량을, 식 (3.2)는 각도의 변화량을, 그리고 식 (3.3)은 총 변화량을 나타낸다.

$$\sigma_l = \sqrt{\frac{1}{3} [|d_{ij} - d_m|^2 + |d_{jk} - d_m|^2 + |d_{kl} - d_m|^2]} \quad (3.1)$$

$$\sigma_\theta = \sqrt{\frac{1}{2} [(\theta_{ik} - \theta_m)^2 + (\theta_{jl} - \theta_m)^2]} \quad (3.2)$$

$$\sigma_t = \sqrt{\frac{\sigma_l^2}{|d_m|^2} + \sigma_\theta^2} \quad (3.3)$$

여기서,

$$d_m = \frac{1}{3}(d_{ij} + d_{jk} + d_{kl})$$

$$\theta_m = \frac{1}{2}(\theta_{ik} + \theta_{jl})$$

$$d_{ij} = x_j - x_i \text{ etc.}$$

$$\theta_{ik} = \text{angle between } d_{ij} \text{ and } d_{jk}$$

$$\theta_{jl} = \text{angle between } d_{jk} \text{ and } d_{kl}$$

$$x_i \in F^1, x_j \in F^2, x_k \in F^3, x_l \in F^4$$

그러므로 가장 가능성이 높은 입자 x_i 궤적으로 최소 총 변화량 σ_t 을 가지는 궤적이 선택된다.

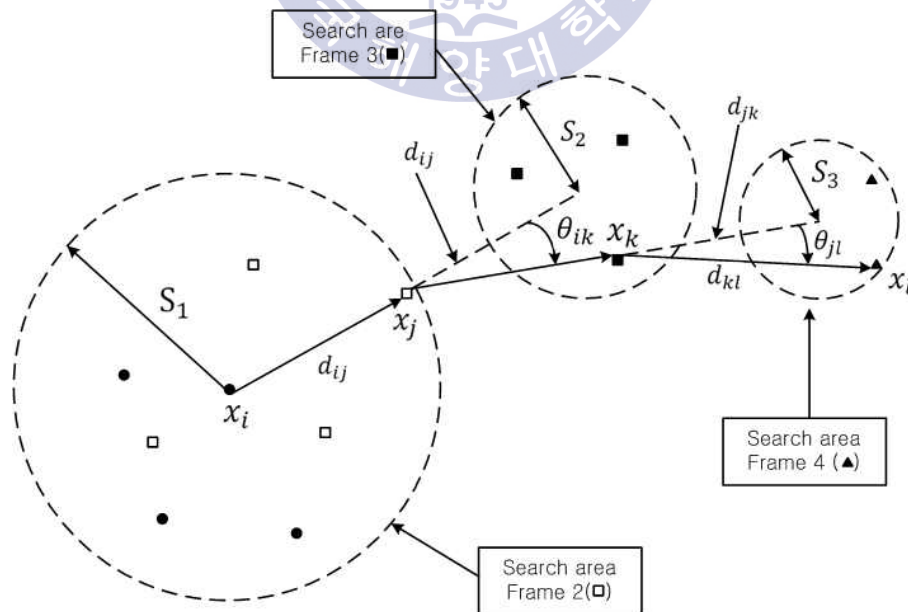


Fig. 3.3. 4 Frame PTV algorithm schematic

3.2 PIV, PTV 기반 진동 해석 알고리즘

PIV와 PTV의 원리에 대해서는 3.1장에서 기술하였다. PIV와 PTV는 입자의 추적 방법 때문에 실험기법에 따라서 적절히 선택되어야 한다. 그러므로 진동해석에 필요한 타겟을 어떤 것을 선택하느냐에 따라 PIV 및 PTV 기법을 이용하여 진폭과 주파수 알 수 있다. PIV 및 PTV의 기법으로 타겟의 운동을 알 수 있기 때문에 이 정보를 활용한다면 진동을 계측하고 해석할 수 있는 방법을 찾을 수 있다.

2.2장의 진동측정에서 푸리에 변환(FFT) 또는 주파수 분석에 대해 언급하였으며 이제부터 진동 해석에 사용될 FFT의 특성을 설명하겠다. 어떤 매질의 진동을 측정 했을 경우 그 진동 값의 주파수는 언뜻 보기에 매우 복잡하고 일정한 규칙이 없어 보인다. 예를 들어 컴퓨터로 노래를 들을 때 노래의 주파수 그래프를 보면 주파수가 계속 복잡하게 변형하는 것을 알 수 있다. 노래에서 주파수는 여러 악기의 합이라고 보면 알기 쉽다. 여러 개의 악기를 동시에 연주하면 소리가 묻혀 악기를 판별하기 어려운 것처럼 주파수 또한 여러 주파수가 합쳐져 있기 때문에 상세한 주파수를 판별하기가 어렵다. 그러나 한 곳에서 함께 연주중인 악기들을 일일이 하나씩 들으면 악기의 소리를 명확하게 알 수 있듯이 복잡하게 합쳐진 주파수를 나눠 주는 기법을 FFT 또는 주파수 분석이라고 한다.

PTV를 이용한 입자 추적 또한 주파수 분석에 적용할 수 있다. 본 연구는 어떤 평면에 진동을 가했을 경우 타겟점의 움직임을 PTV기법을 사용하여 추적하고 FFT를 이용하여 주파수를 분석하여 음원과 비교하고 본 연구방법으로 새로운 진동계측 방법을 소개하고자 한다.

바닥이 고정된 타겟에 표기된 십자모양의 점은 음원의 음파에 의해 움직이기 때문에 x, y 축 두 가지 방향으로 밖에 움직이지 못한다. 그렇다면 중점의 x 축 운동과 y 축 운동을 따로따로 볼 경우 중점이 x 축 좌,우로 움직이는 것과 y 축 위, 아래로 움직이는 것을 볼 수 있다. 이러한 정

보를 주파수 분석할 경우 x 축의 주파수 응답과 y 축의 주파수 응답을 찾아낼 수 있다. 이러한 방법으로 타겟의 진동을 계측 할 수 있으며 해석이 가능해진다.

나아가 3점 레이저기법을 이용하여 평판에 유도된 미세한 진동을 고속카메라로 촬영하고 신경망이론을 이용하여 촬영된 영상으로부터 음원을 복구하였으며 이는 4장에 다루기로 한다.



3.3 2차원 미세진동 기반 음원 가시화

3.3.1 시각적 음원 복원의 장점

앞서 전술한 바와 같이 일반적으로 음원 녹음 및 복원을 위해서는 마이크가 필수장비이기 때문에 마이크가 없다면 음원 복원에 큰 차질이 생긴다. 또한 음원으로부터 멀어질수록 마이크의 효율성이 떨어지는 단점이 존재한다. 때문에 마이크로 음원을 녹음하기 힘든 상황 또는 거리가 떨어진 곳에서 소음을 계측하기 위해 마이크를 대체할 수 있는 기술의 필요성을 확인하였다. 소리란 본래 공기와 같은 매질을 통하여 전달되는 음파로부터 생성되며, 한국선급의 선박 진동소음 제어지침[14]에 따르면 음파란 소리가 진행할 때 생성되는 미세한 압력이 매질을 통해 음향 에너지로 형태로 한 곳에서 다른 곳으로 전파하는 파동 현상을 말한다. 결국 소리를 내기 위해서는 어떤 매질의 진동을 통해야만 한다는 것이다. 그렇기 때문에 특정 매질의 진동을 알아낼 수만 있다면 그 진동 데이터를 기반으로 소리를 재현해낼 수 있다.

본 실험은 매질의 진동을 고속 카메라 기법을 사용하여 촬영하고 PTV 기법을 통하여 시각적으로 음원을 복원 하고 복원된 음원의 신뢰성에 관한 연구이다. 실험의 단계는 다음과 같다. 음원복원의 가능성을 확인하기 위하여 십자모양이 인쇄된 타겟을 바닥에 고정시킨 후 음원을 재생하고 고속카메라로 촬영하였다. 단일 주파수와 다중 주파수를 발생하여 기본적인 주파수 복원 가능성 확인 후, 최종적으로 사람의 음성 복원 실험을 수행하였다.

3.3.2 음원 복원 방법

Fig. 3.4은 카메라영상을 이용한 음원복구 장치의 구성을 나타낸다. 먼저 함수발생기를 이용하여 단일 주파수 음원을 스피커로 발생시켜 측정하는 실험을 수행하였고, 이어서 복합 주파수 음원을 발생시켜 측정하는 실험 또한 수행하였다. 타겟의 미세변위를 측정하기 위한 측정부는 고속고해상 카메라(2000 fps, Phantom LAB 340), 프로그램 실행용 컴퓨터, 타겟의 미세진동을 발생시키기 위한 진동부는 스피커, 진동 다중 분석기(OR38), 원음 레고딩용 마이크(MK250), 타겟(Paper), 아크릴박스, 흡음제로 구성되어 있다. 타겟의 미세진동을 촬영하기 위하여 105mm렌즈를 이용해 촬영을 하였으며 1.5초간 영상을 녹화 하였다. 촬영된 영상의 타겟 변위 정보는 PTV기법을 통하여 정보를 얻었다. 변위정보를 FFT (Fast Fourier Transform)에 적용 하여 음원의 주파수를 찾아냄과 동시에 마이크로 입력되는 음원을 진동 다중 분석기를 이용하여 같은 시간대의 음원을 실시간으로 FFT 변환을 하였다. 마이크로 음원을 녹음하여 FFT변환 하는 이유는 PTV기법을 통하여 얻은 변위정보의 FFT 변환된 주파수와 함께 비교하기 위함이다. 모든 주파수 발생의 조건은 -20dB , level : 1의 조건으로 모두 같다.

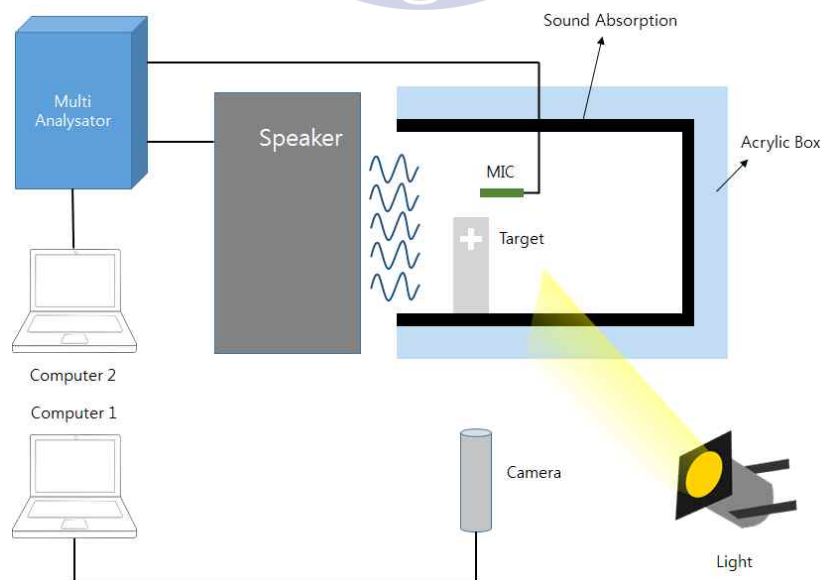


Fig. 3.4. Schematic of experimental layout

3.3.2.1 단주파수 복원

소리는 다중 주파수의 복합이기 때문에 우선 단일 주파수 음원 복원의 가능성에 대하여 먼저 입증 되어야한다. 단일 주파수의 복원이 불가능할 경우 다중 주파수 밑 음성 복원 등 모든 실험의 결과가 불투명해지기 때문이다. 그러므로 단일 주파수 복원은 음원 복원에 있어 기본적으로면서 본 실험의 중추 역할을 한다.

단일 주파수의 실험은 50 Hz, 100 Hz 2가지 주파수를 측정하였다. 발생시킨 주파수는 스피커로부터 일정 거리에 있는 십자모양이 인쇄된 타겟을 진동시켜 그 진동을 고속 카메라로 촬영하여 진동 데이터를 저장한다. 저장된 진동 데이터는 FFT 변환을 사용하여 본래의 주파수를 찾아낸다. Fig. 3.5는 스피커로부터 발생시킨 50 Hz의 주파수가 진동시키는 타겟의 변위를 시간의 단위로 나타낸 것이다. Fig. 3.5 진동 데이터의 FFT 분석결과는 Fig. 3.6에 보인다. 또한 Fig. 3.7은 마이크로 계측된 음원을 FFT변환하여 나타낸 것이다.

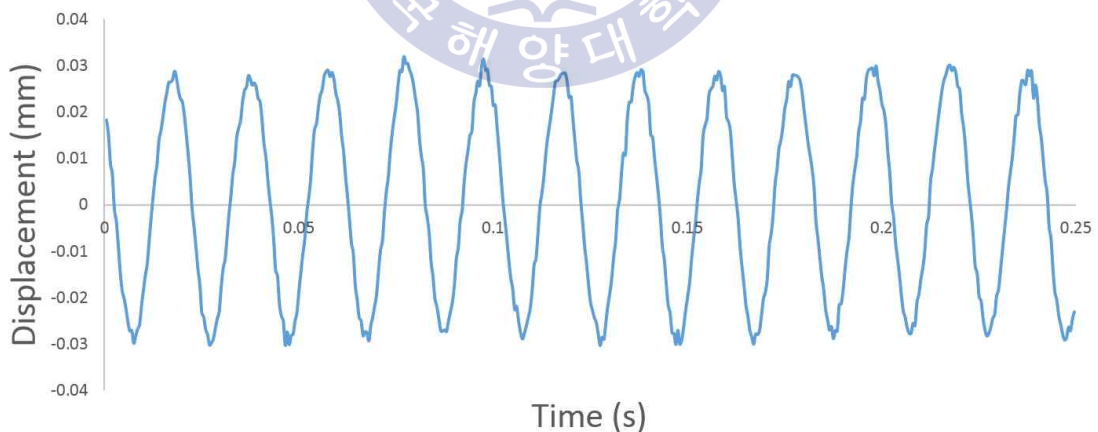


Fig. 3.5. Paper vibration for 50 Hz

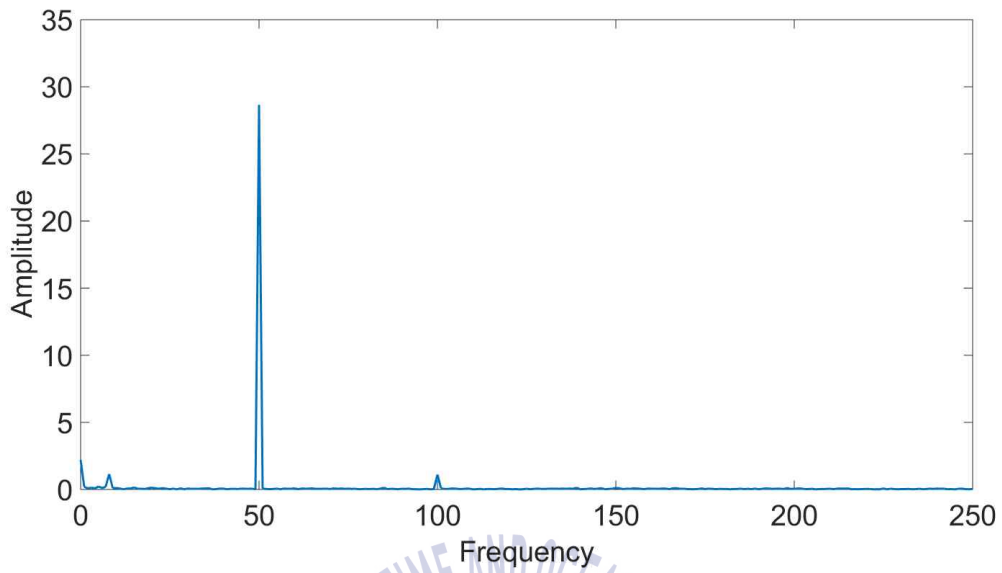


Fig. 3.6. Paper vibration for 50 Hz FFT

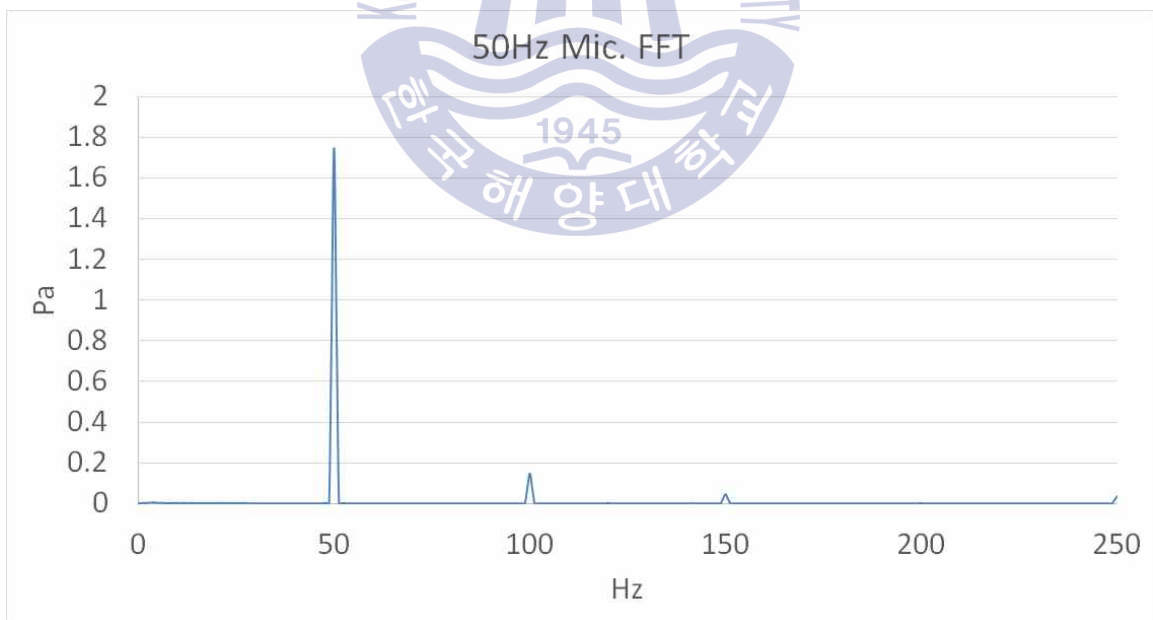


Fig. 3.7. 50 Hz microphone FFT

변위 량으로부터 얻은 결과를 볼 경우 50 Hz의 값이 가장 크게 나타나며 마이크로 얻은 결과도 동일하게 50 Hz를 표시하는 것을 알 수 있다. 두 그래프 Fig. 3.5와 Fig. 3.6 모두 50 Hz의 값이 나타나기 때문에 50 Hz 주파수 분석 실험은 성공적이며 단주파수를 진동의 변위량으로 찾을 수 있다는 것을 알 수 있다. 추가로 100 Hz도 동일하게 측정이 가능한지에 관해 실험을 수행하였다. Fig. 3.8은 타겟의 100 Hz에 의한 시간 단위 진동 변위를 나타내며 Fig. 3.9는 해당진동변위의 FFT변환결과를 보여주고 있다. Fig. 3.10은 동일실험에서 마이크로에서 측정된 결과를 FFT변환하여 얻은 그래프이다. Fig. 3.9의 그래프와 비교해 50 Hz와 같이 100 Hz의 주파수를 양호하게 측정하고 있음을 볼 수 있다. 그러므로 PTV 기법과 고속 카메라를 사용하여 단주파수 음원을 복원하는 것에는 크게 문제가 없는 것으로 보인다.

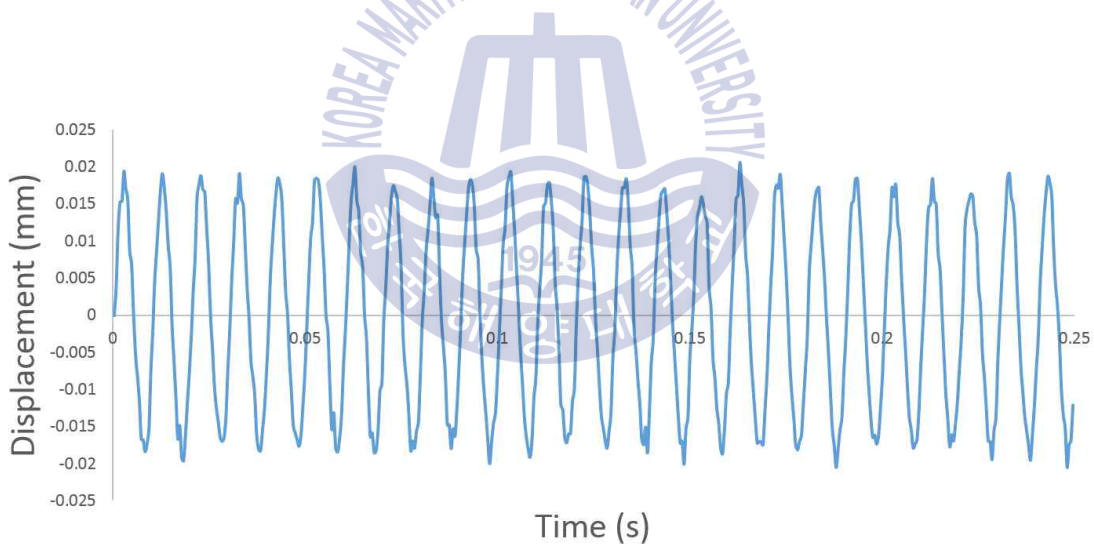


Fig. 3.8. Paper vibration for 100 Hz

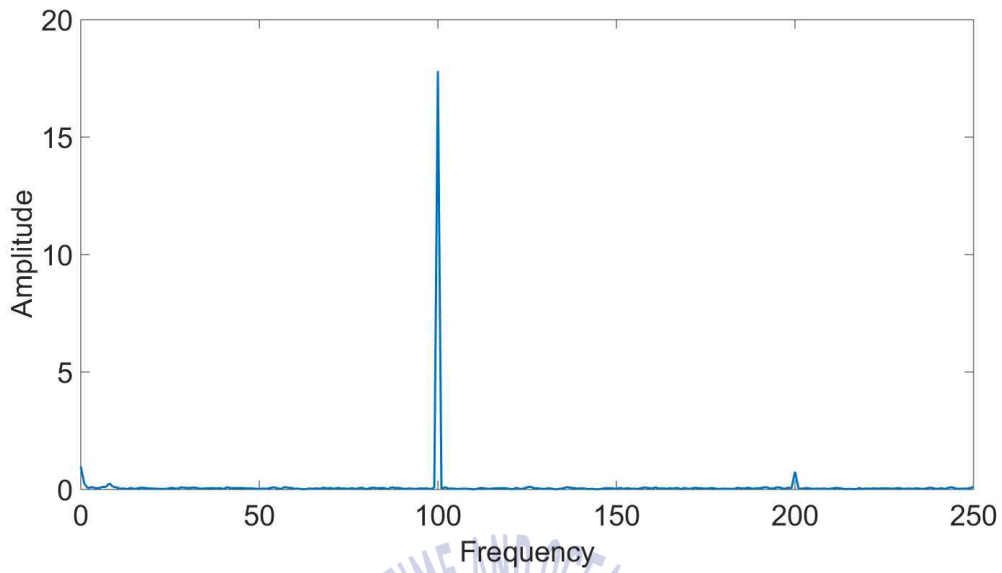


Fig. 3.9. Paper vibration for 100 Hz FFT

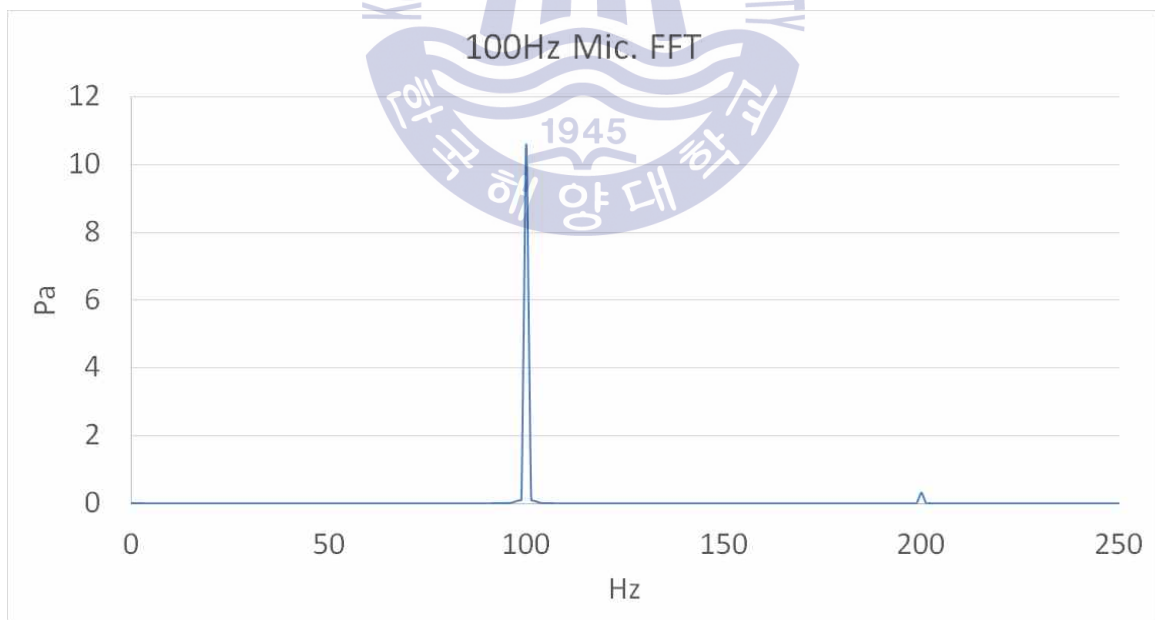


Fig. 3.10. 100 Hz microphone FFT

3.3.2.2 다주파수 복원

본 연구의 3.3.2.1에서 나타난 것과 같이 PTV기법과 고속 카메라를 이용한 단주파수 복원은 성공적 이었다. 그러나 실제 소리는 단주파수가 아닌 여러 단주파수가 복합적으로 나타나게 되므로 실제 음원을 복원하기 위해서는 단주파수 뿐만 아니라 여러 주파수가 함께 복합되어 있는 다주파수도 측정해 낼 수 있어야한다. 다주파수의 실험 또한 단주파수와 같은 방법으로 실험을 수행하였다. 첫 번째 실험은 2개의 단주파수 50 Hz와 100 Hz의 복합 주파수, 두 번째 실험은 3개의 단주파수 50 Hz, 75 Hz와 100 Hz의 복합 주파수 그리고 세 번째 실험은 5개의 단주파수 50 Hz, 62.5 Hz, 75 Hz, 87.5 Hz 와 100 Hz의 복합 주파수를 측정한다. 다음 Fig. 3.11는 첫 번째 실험의 다주파수의 변위량을 나타낸 그래프이며 각각 Fig. 3.12과 Fig. 3.13 또한 두 번째 실험과 세 번째 실험의 다주파수로 인한 변위량을 나타낸 그래프이다.



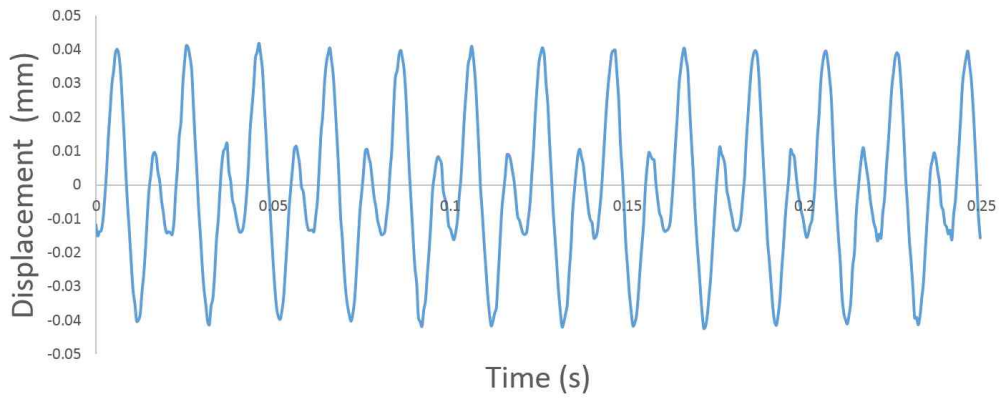


Fig. 3.11. Paper vibration for 50 and 100 Hz

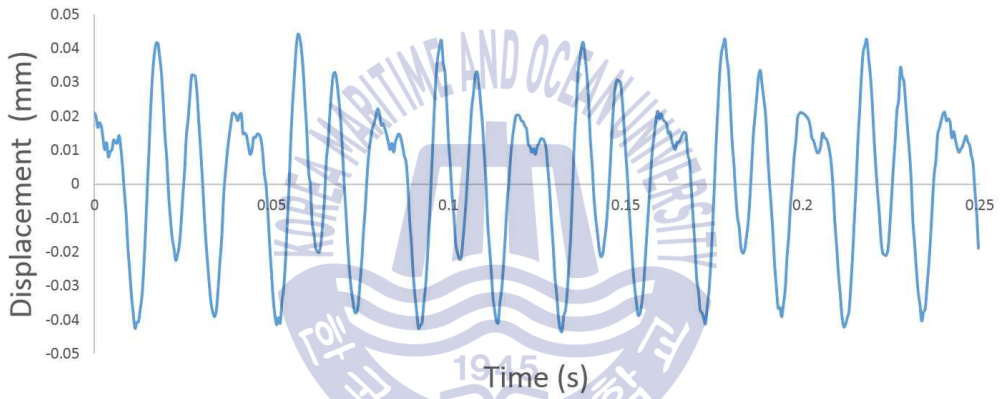


Fig. 3.12. Paper vibration for 50, 75 and 100 Hz

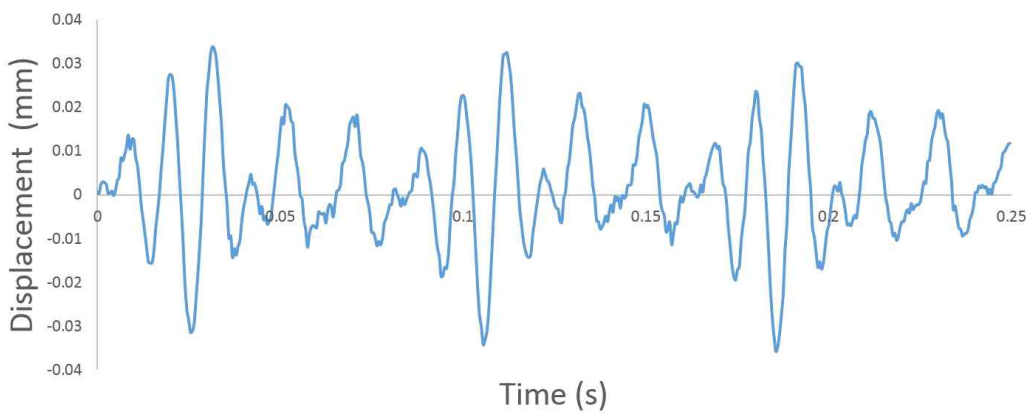


Fig. 3.13. Paper vibration for 50, 62.5, 75, 87.5 & 100 Hz

Fig. 3.11, Fig. 3.12 그리고 Fig. 3.13의 변위량 그래프를 FFT변환하여 나타낸 것이 Fig. 3.14, Fig. 3.15 그리고 Fig. 3.16이다. FFT변환 결과 Fig. 3.14는 50 Hz와 100 Hz 주파수를 나타내고 있으며 Fig. 3.15는 50 Hz, 75 Hz 그리고 100 Hz를 잘 나타내고 있다. 또한 Fig. 3.16은 50 Hz, 62.5 Hz, 75 Hz, 87.5 Hz 그리고 100 Hz의 주파수를 나타내고 있다. 이로써 PTV와 카메라 기법을 사용하여 다주파수도 분류해 낼 수 있음을 확인하였다.

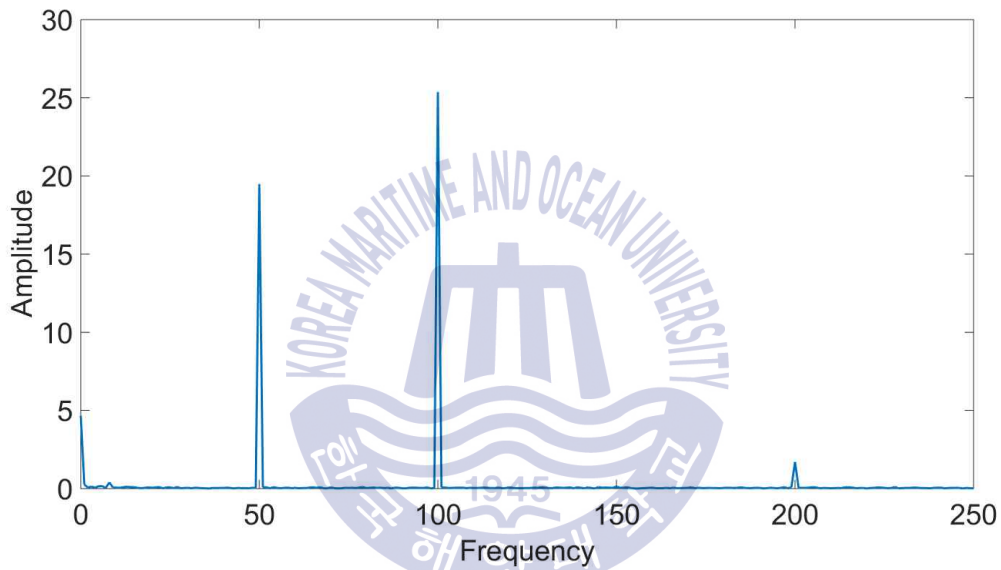


Fig. 3.14. Paper vibration for 50 Hz and 100 Hz

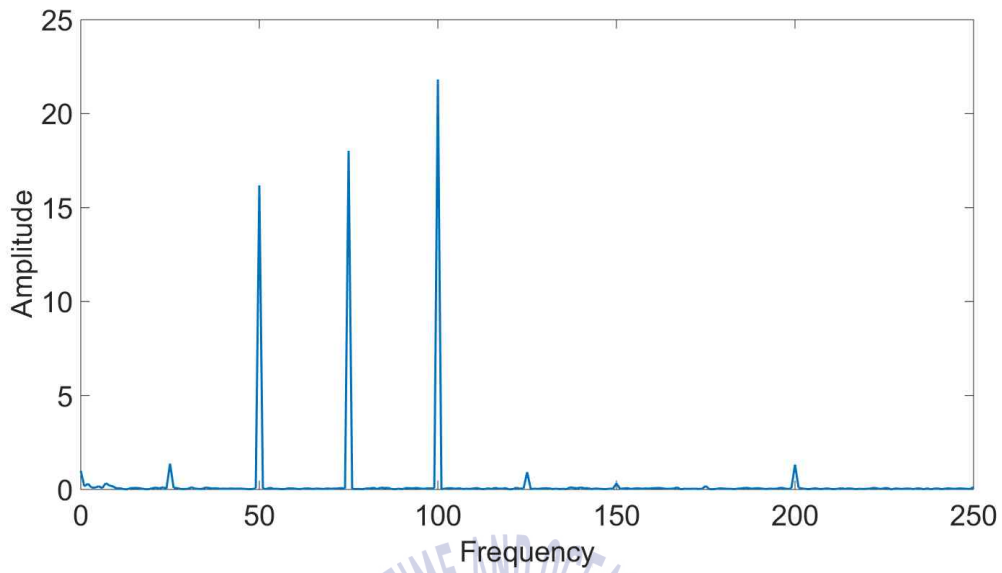


Fig. 3.15. Paper vibration for 50, 75 and 100 Hz FFT

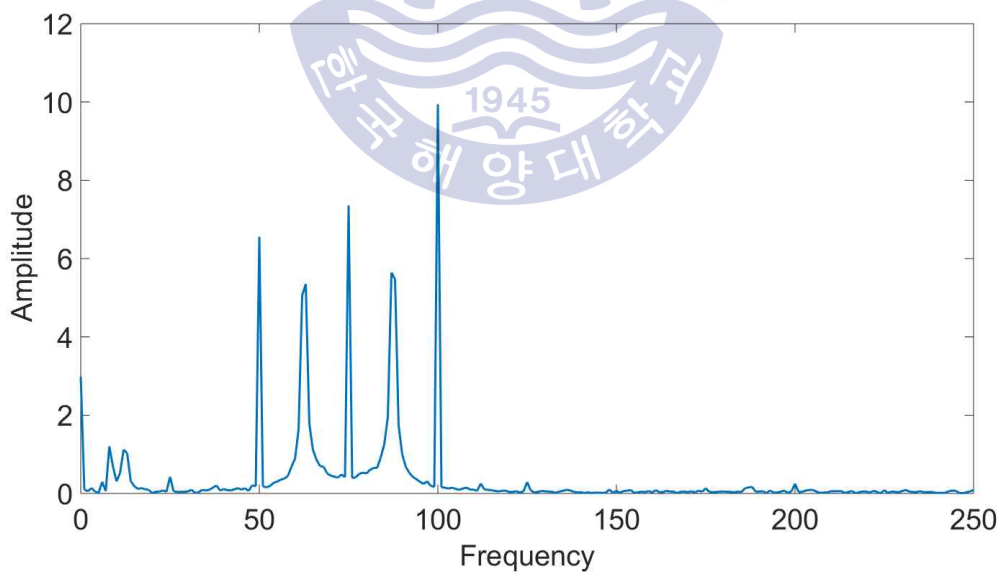


Fig. 3.16. Paper vibration for 50, 62.5, 75, 87.5 & 100 Hz FFT

Fig. 3.17과 Fig. 3.18 그리고 Fig. 3.19는 마이크를 사용하여 측정한 세 가지 실험의 다주파수를 FFT변환하여 얻은 그래프이다.

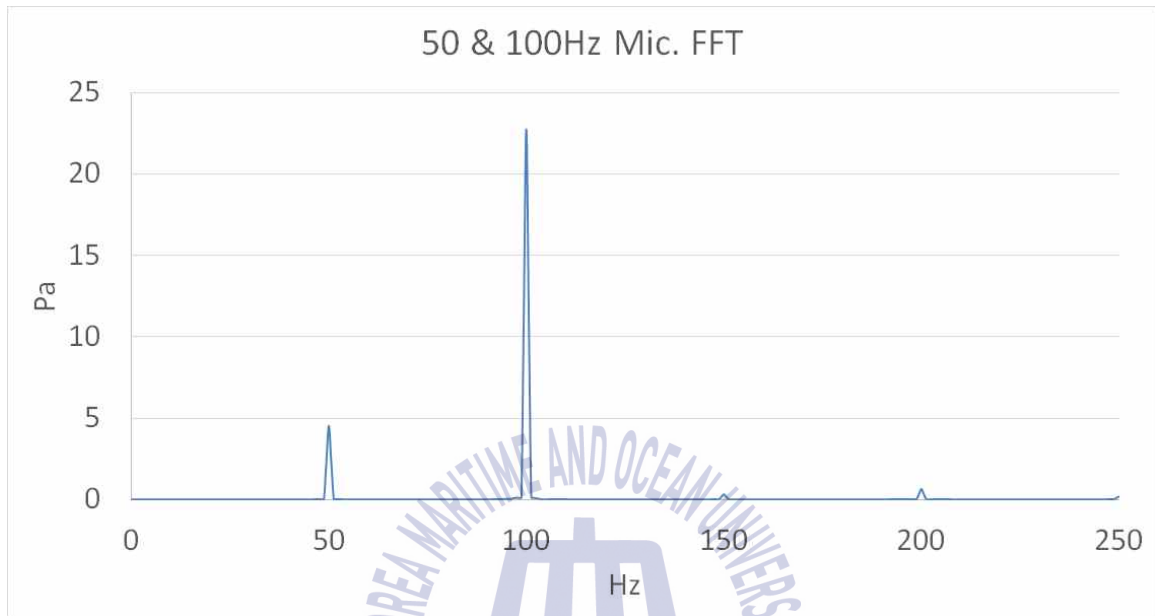


Fig. 3.17. 50 and 100 Hz microphone FFT

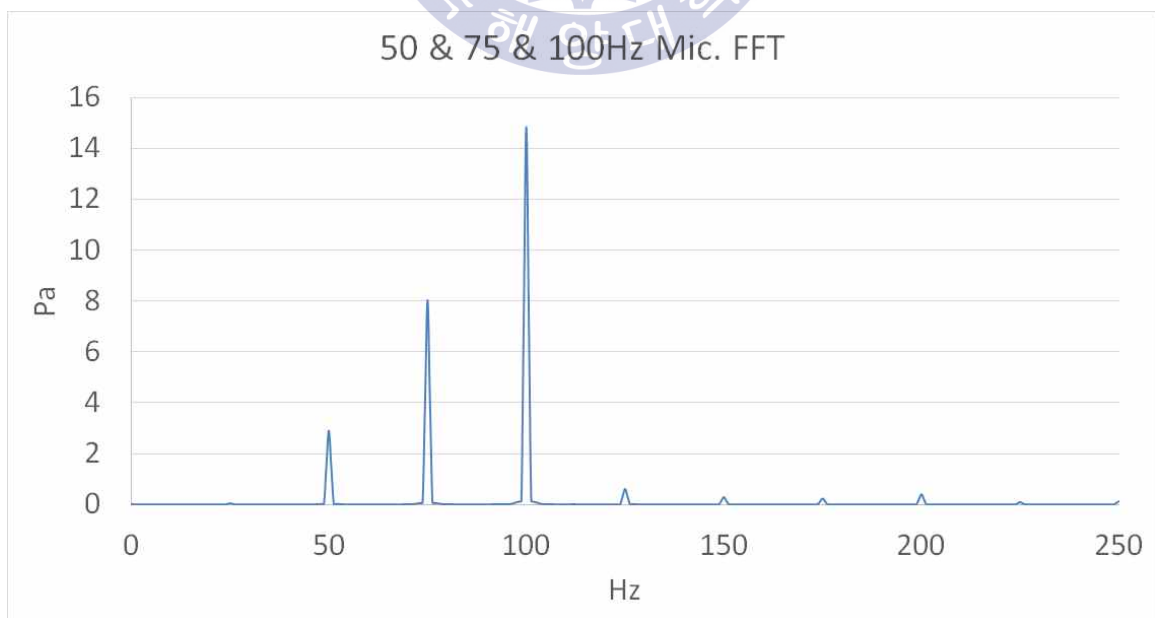


Fig. 3.18. 50, 75, and 100 Hz microphone FFT

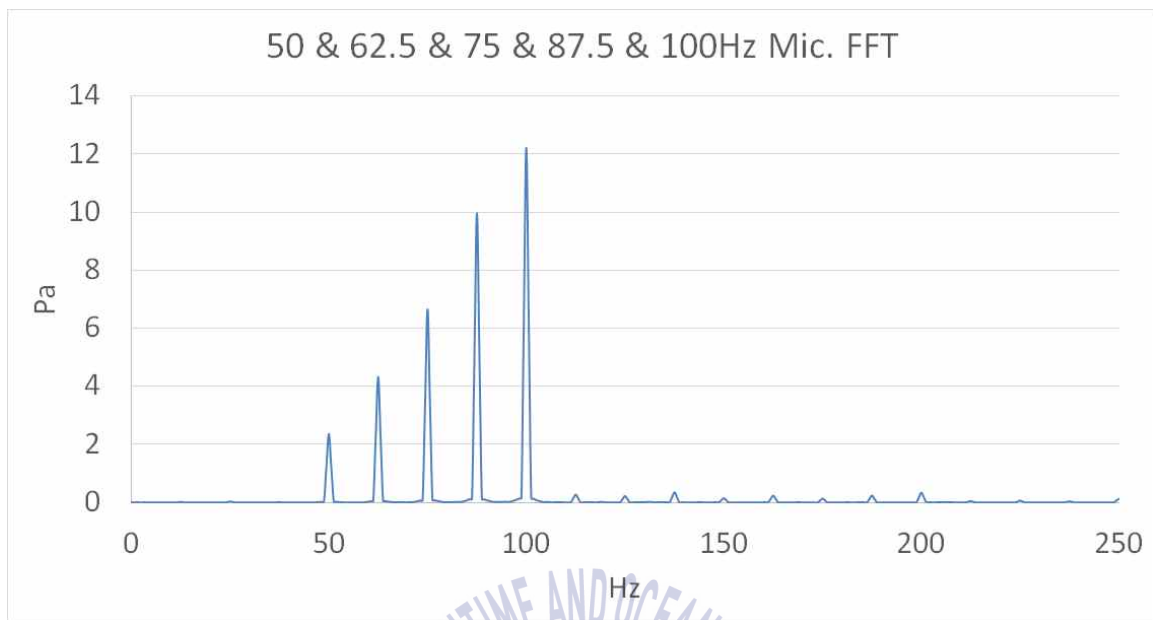
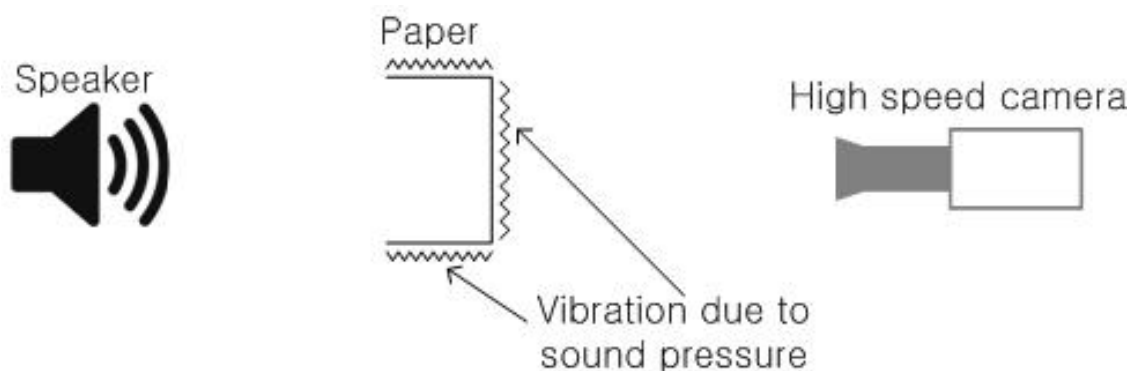


Fig. 3.19. 50, 62.5, 75, 87.5 and 100 Hz microphone FFT



3.3.3 음성 복원 실험 및 결과

앞서 단주파수와 다주파수를 복원 할 수 있음을 확인하였으며 이를 토대로 음성복원 실험에 대해서 설명하겠다. 주파수 분석의 경우 진동을 계측하는 타겟으로 종이를 이용 했지만 음성 복원의 경우 비닐과 종이 두 가지 타겟을 이용하여 실험하였다. 비닐을 사용하여 실험을 수행한 이유는 비닐의 경우가 종이보다 강성이 약하기 때문에 약한 진동에도 더 잘 반응 할 것으로 추정했기 때문이다. 타겟을 진동하게 하는 방법으로는 스피커를 이용하였다. Fig. 3.20과 Fig. 3.21은 실험 배치도를 나타낸다.



비닐을 타겟으로 하는 경우, 카메라, 비닐타겟 그리고 스피커를 일직선상에 두고 실험을 진행하였다. 스피커에서 발생한 음원이 비닐타겟의 내부로 들어가도록 배치하였으며 촬영을 위한 작은 십자마크를 부착하였다.

종이를 타겟으로 하는 경우, 비닐실험과 동일하게 카메라와 종이타겟 그리고 스피커를 일직선상에 두고 실험을 진행하였다. 소리는 음원으로 부터 구형으로 퍼지는 특성을 가지고 있으므로 종이타겟이 이러한 음파와 만날 경우 앞뒤로도 진동하지만 좌우로도 미세한 진동을 하게 될 것이다. Fig. 3.21은 본 실험의 배치도를 위에서 본 그림이다. 종이타겟의 형상을 한글의 ‘ㄷ’ 자 모양으로 제작하였으며 소리의 특성인 회절이 종이타겟의 진동에 영향을 미치도록 하도록 하였다. 이는 음원의 음파가 종이 안쪽으로 들어가면서 양옆의 종이타겟을 진동시키면서 좌우진동에 영향을 미쳐 촬영에 도움이 될 것으로 예상하였기 때문이다.

실험의 개요는 다음과 같다. 우선 마이크를 통해 음성을 스피커로 발생시킨다. 스피커로부터의 음파가 비닐이나 종이타겟을 진동시키게 되고 그 진동은 매질 뒤에 있는 카메라로 촬영하게 된다. 타겟이 진동하면 표기된 십자마크가 움직이게 되고 이 십자마크의 이동을 PTV 기법을 사용하여 추적한다. 추적결과로서 시간에 따른 위치의 변동을 알 수 있으며 그 데이터를 FFT분석하여 진동 주파수를 분석해 낼 수 있다. 이후 분석한 주파수를 토대로 음원을 재생시키면 음원의 복원이 완료 된다.

음성복원의 첫 번째 실험인 비닐타겟을 통한 음성 복원을 수행하여 PTV를 사용한 결과 Fig. 3.22와 같이 나온 것을 볼 수 있다. Fig. 3.22의 가로축은 촬영한 프레임이며 세로축은 비닐타겟에 부착한 십자마크 중심이 촬영영상에서 위치하는 곳의 픽셀값을 나타낸다.

Fig. 3.22를 FFT분석하면 Fig. 3.23과 같이 나타난다.

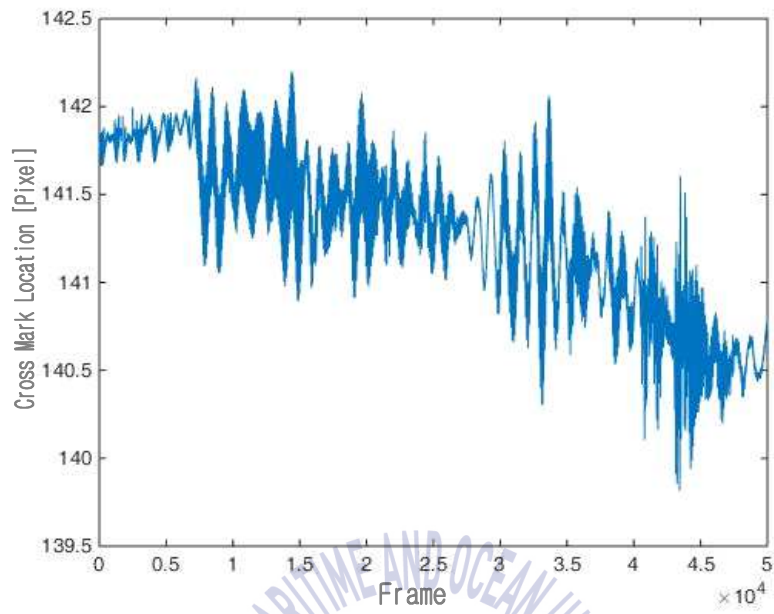


Fig. 3.22. Plastic bag vibration

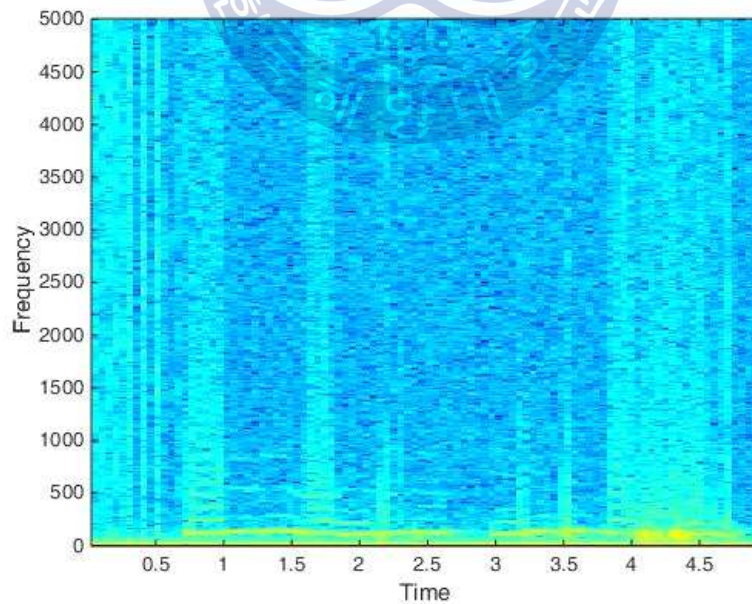


Fig. 3.23. Plastic bag spectrogram for all range

Fig. 3.23은 0 Hz부터 5000 Hz까지 복원된 결과이다. 낮은 주파수의 음이 대부분이나 고주파수의 노이즈가 상당부분 차지하고 있는 것으로 나타났다. 1500 Hz이상의 주파수를 노이즈로 판단하고 모두 제거한 것을 Fig. 3.24에 보여주고 있다.

마지막으로 픽셀위치를 진폭으로 변환하기 위하여 푸리에 계수 a_0 를 제거하였고 그래프로 Fig. 3.25와 같이 나타내었다. Fig. 3.25를 이용하여 FFT분석을 수행 한 다음 노이즈를 제거하면 Fig. 3.26 그리고 Fig. 3.27과 같이 나타낼 수 있다.

Fig. 3.27을 통해 저주파수 영역이 잘 보이도록 하였으며 0~20 Hz 영역에도 노이즈가 있음을 발견할 수 있었다. 최종적으로 0~20 Hz와 1500 Hz이상의 주파수 제거 그리고 푸리에 계수 a_0 를 제거한 그림을 Fig. 3.28과 Fig. 3.29에 나타내었다. 이로써 노이즈가 제거된 가청가능한 사람 음성의 복원에 성공하였다. 비닐과 같이 낮은 강성을 가지는 물체가 음원에 잘 반응하여 비교적 정확한 음원복원이 가능할 것으로 예상하였으나, 불필요한 진동을 적절하게 제어하지 못함으로써 음원복원의 해상도가 낮음을 알 수 있다.

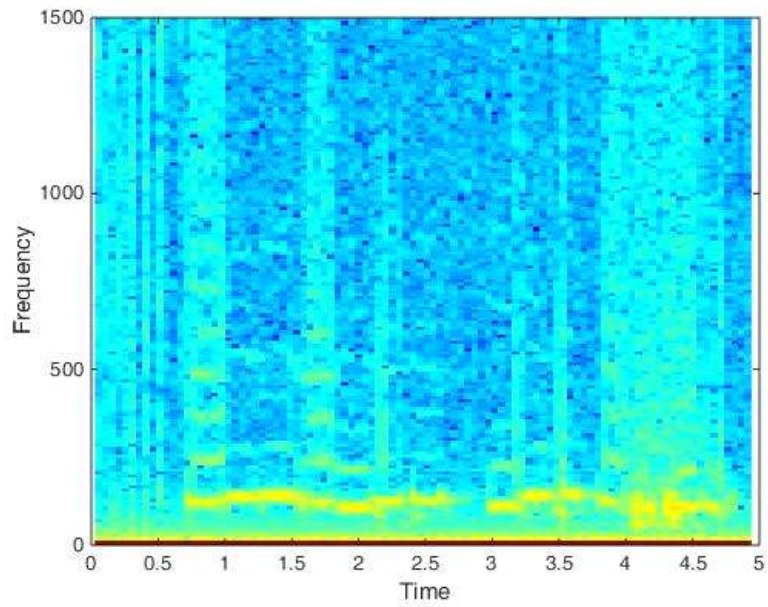


Fig. 3.24. Plastic bag spectrogram for 0~1500 Hz

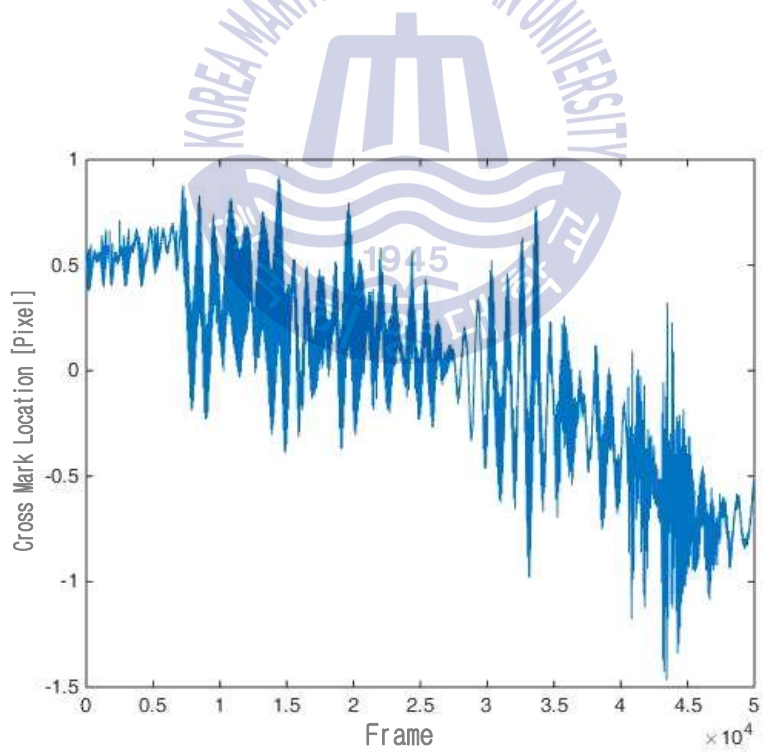


Fig. 3.25. Plastic bag vibration with a_0 removed

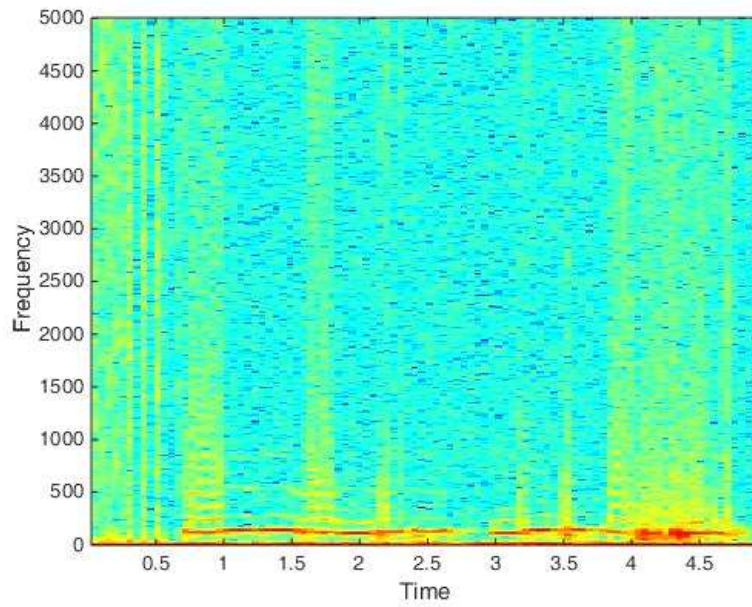


Fig. 3.26. Plastic bag spectrogram for all range with a_0 removed

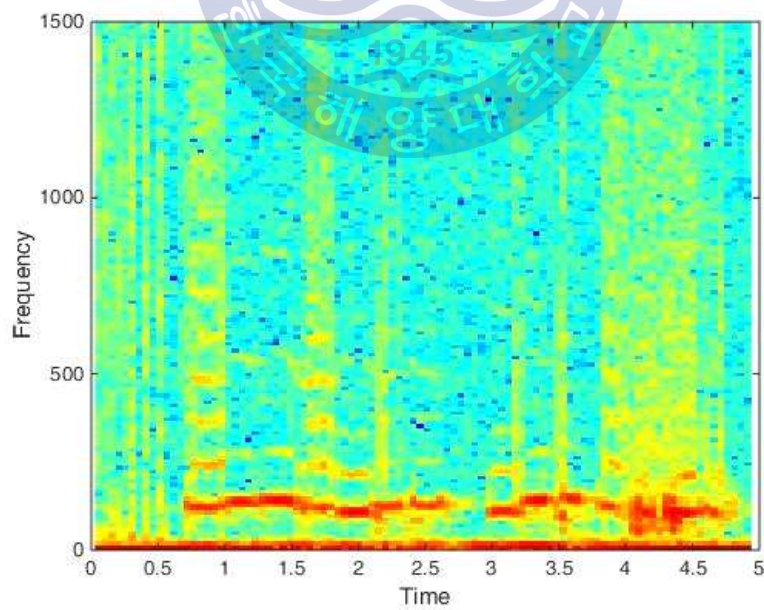


Fig. 3.27. Plastic bag spectrogram for 0~1500 Hz with a_0 removed

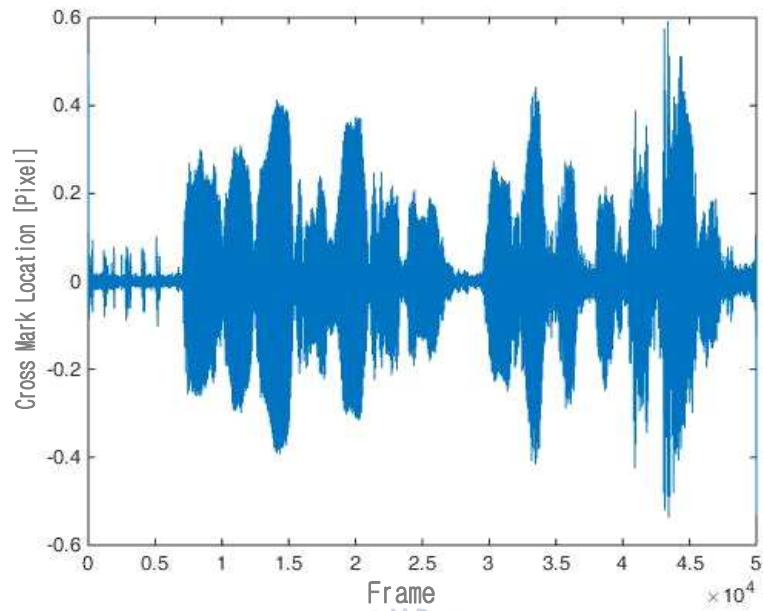


Fig. 3.28. Plastic bag vibration with a_0 , 0~20 Hz, and 1500 Hz above removed

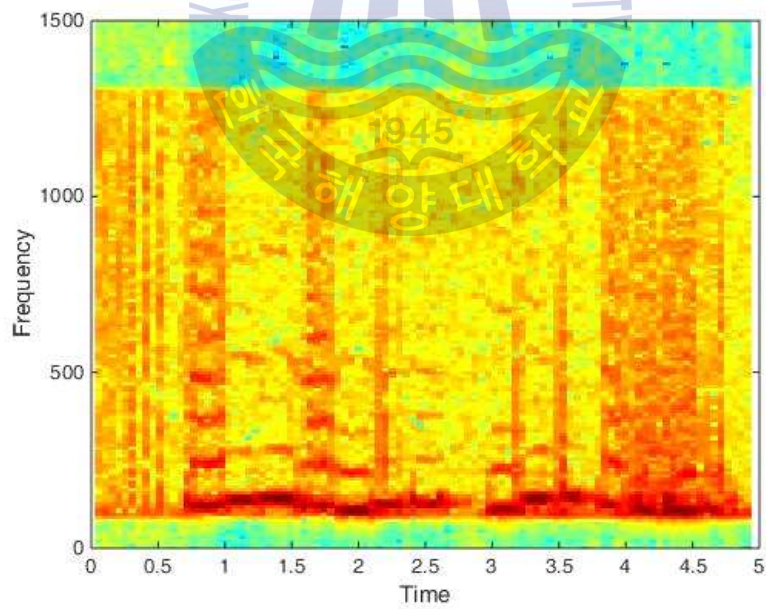


Fig. 3.29. Plastic bag spectrogram with a_0 , 0~20 Hz, and 1500 Hz above removed

다음으로는 사람 음성복원의 두 번째 실험인 종이타겟을 통한 실험을 수행하였다. 비닐 실험과 동일한 상태로 타겟만 종이로 바꿔 실험을 수행하였다. 촬영된 영상으로부터 십자마크의 중심이동을 PTV를 사용해 추적하면 Fig. 3.30과 같다. Fig. 3.30의 가로축은 촬영한 프레임이며 세로축은 비닐타겟에 부착한 십자마크 중심이 촬영영상에서 위치하는 곳의 픽셀값을 나타낸다. Fig. 3.30을 FFT분석하면 Fig. 3.31과 같이 나타난다.

Fig. 3.31은 0 Hz부터 5000 Hz까지의 복원 결과물이다. 비닐타겟과 유사하게 낮은 주파수의 음이 대부분이나 고주파수의 노이즈가 상당부분 차지하고 있는 것으로 나타났다. 1500 Hz이상의 주파수를 노이즈로 판단하고 모두 제거한 것을 Fig. 3.32에서 볼 수 있다.

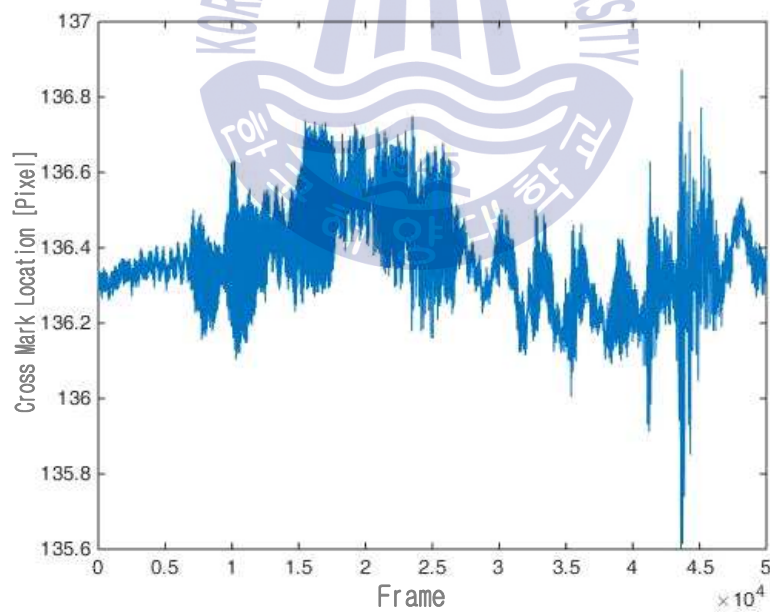


Fig. 3.30. Paper vibration

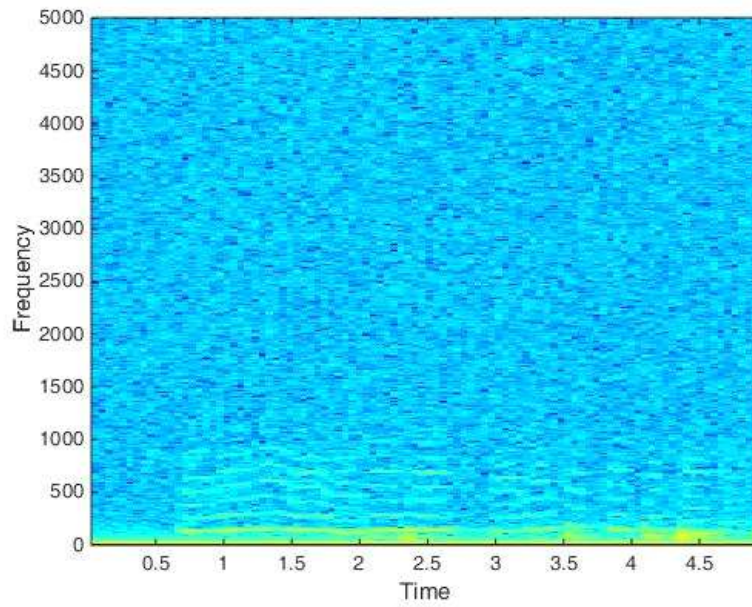


Fig. 3.31. Paper spectrogram for all range

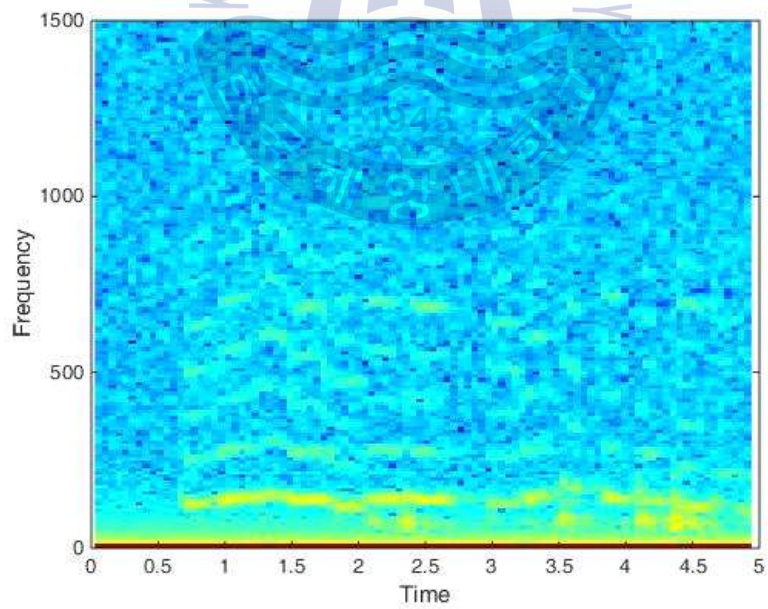


Fig. 3.32. Paper spectrogram for 0~1500 Hz

픽셀위치를 진폭으로 변환하기 위하여 푸리에 계수 a_0 를 제거하였고 이는 Fig. 3.33과 같다. Fig. 3.33을 이용하여 FFT분석을 수행 한 다음 노이즈를 제거하면 Fig. 3.34와 Fig. 3.35와 같이 나타낼 수 있다.

Fig. 3.35를 통해 저주파수 영역이 잘 보이도록 하였으며 0~20 Hz 대역에 노이즈가 있음을 발견할 수 있었다. 최종적으로 0~20 Hz와 1500 Hz이상의 주파수 제거 그리고 푸리에 계수 a_0 를 제거한 그림을 Fig. 3.36과 Fig. 3.37에 나타낼 수 있었다. 음성복원 그래프의 색이 좀더 진하게 표현되는 것으로 보아 비닐타겟보다 종이타겟의 경우 음원이 더 명확하게 복원되는 것을 알 수 있다. 이는 종이타겟보다 낮은 비닐타겟의 강성이 명확한 진동감지를 방해하여 해상도를 떨어뜨리는 것으로 작용함을 알 수 있었다.

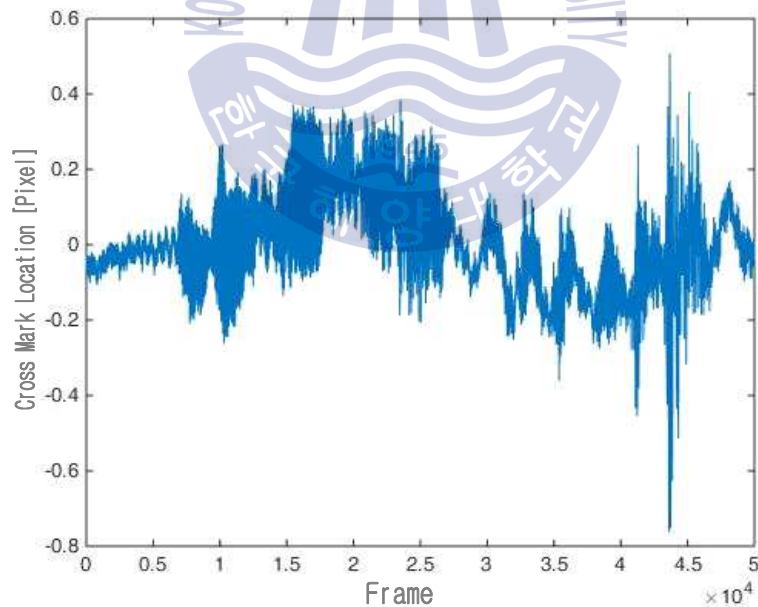


Fig. 3.33. Paper vibration with a_0 removed

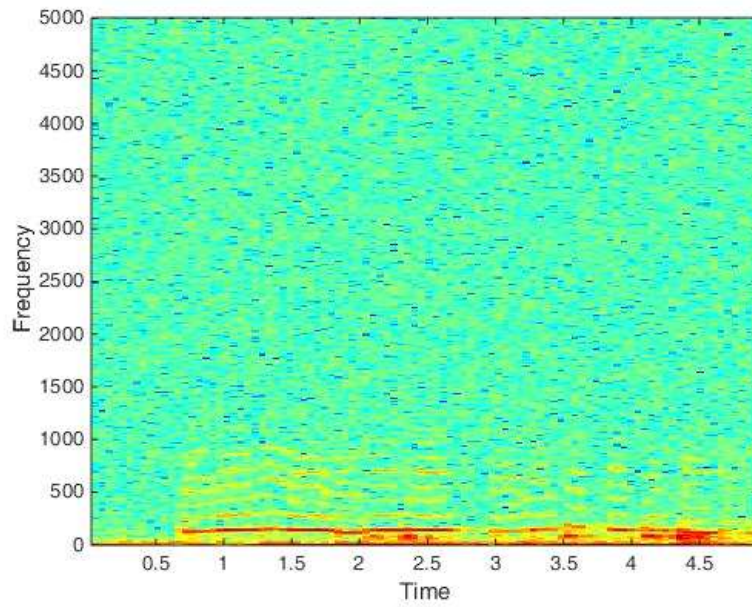


Fig. 3.34. Paper spectrogram for all range with a_0 removed

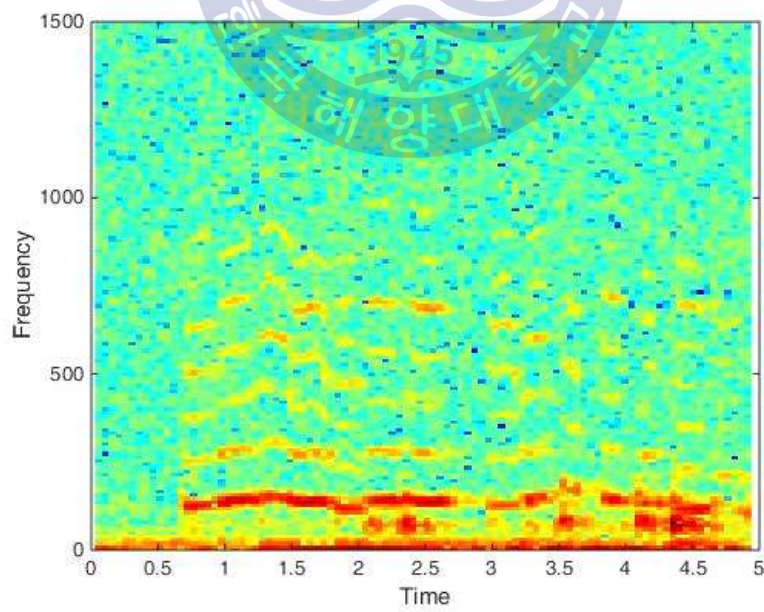


Fig. 3.35. Paper spectrogram for 0~1500 Hz with a_0 removed

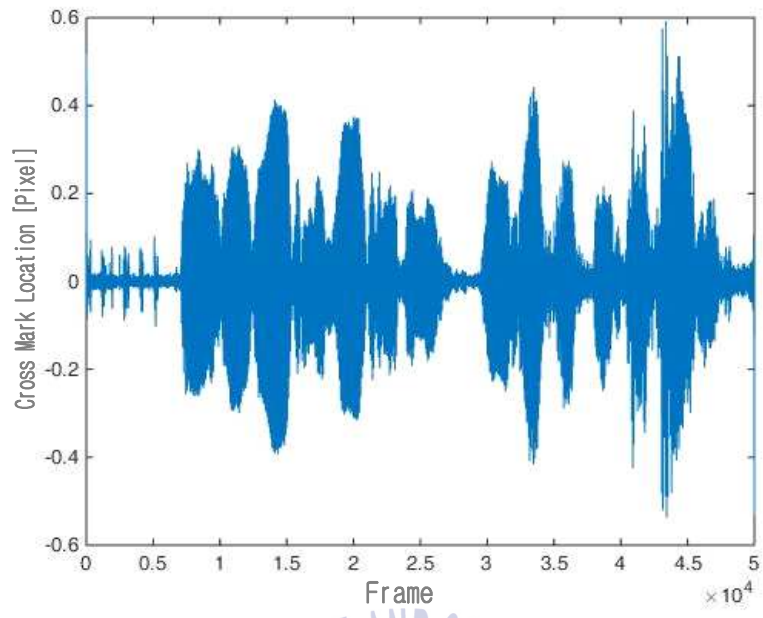


Fig. 3.36. Paper vibration with a_0 , 0~20 Hz, and 1500 Hz above removed

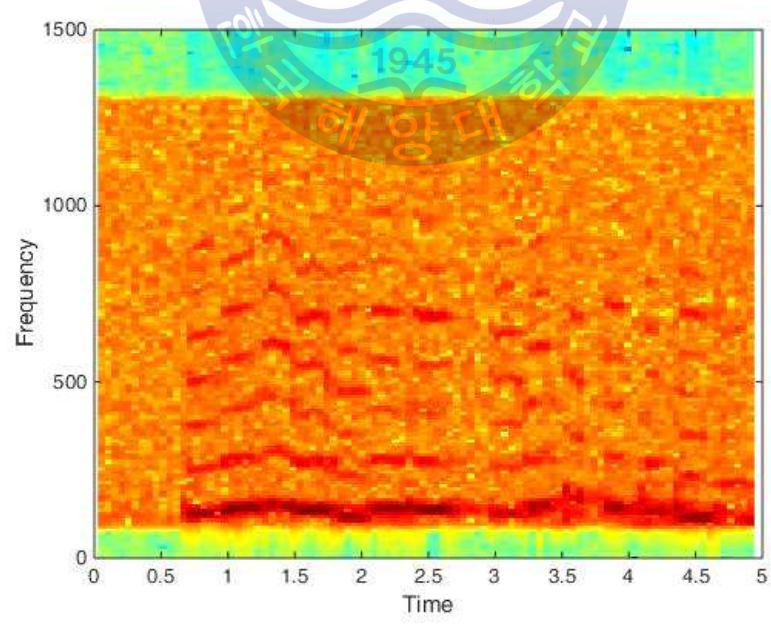


Fig. 3.37. Paper spectrogram with a_0 , 0~20 Hz, and 1500 Hz above removed

제 4 장 카메라 영상기반 3차원 미세진동 측정

4.1 뉴럴 네트워크

4.1.1 개요

앞서 기술한 것처럼 PTV를 이용하여 촬영된 타겟의 특징점을 추적하고 이를 FFT분석을 통해 음원을 복원해 낼 수 있음을 알 수 있었다. 그러나 음원의 방향과 영상촬영의 방향이 직각을 이루어야 하는 등 촬영 방법에 대해 한계가 있음을 알 수 있었으며 극복하기 위한 방안으로 3차원 진동형상을 패턴화 시켜 신경망 알고리즘으로 학습하는 방법을 고안 하였다. 음원에 의하여 진동하고 있는 타겟의 3차원 미세진동을 측정하고 데이터를 2차원 패턴 화시켜 신경망 알고리즘으로 학습시키면 이 또한 음원 복원이 가능해 질 수 있음을 가정하였다. 본 장에서는 신경망 알고리즘에 대하여 설명하고 3차원 정보를 패턴화 시키기위한 3점 레이저 반사법을 설명한 후 수집된 패턴을 앞서 설명한 신경망 알고리즘으로 학습시켜 음원을 복원하는 연구를 기술하고자 한다.

4.1.2 신경망 알고리즘

신경망 알고리즘은 인공지능 또는 신경망 이론이라고 불리기도 하며 다음과 같은 목적이 있다. 첫째로 깊은 자연지능의 이해, 둘째로 실제로 인공지능을 구현해 내기위함에 있다. 전자의 경우 주변 동물들로부터 자연지능을 깊이 연구하고 그렇게 만든 인공지능 시스템이 자연지능과 흡사하게 동작하는 것을 의미하며 후자의 경우, 현실적인 상황에서 원하는 수준의 인공지능을 만들어 내는 것을 의미한다. 그러므로 신경망 알고리즘은 어느 방식이든지 동물 또는 사람의 뇌에서 일어나는 신경망 동작을 흉내 내기 위함임을 알 수 있다.

이러한 흉내 냄에 있어서 차이가 있으며 뇌의 그것과 신경망 알고리즘을 보면 다음과 같은 차이가 있다. 첫 번째는 신호처리 방식에 있어서 차이이며 아날로그와 디지털로 구분이 가능하다. 뇌는 아날로그 정보를 처리하지만 신경망은 디지털 정보를 처리한다. 그러다보니 신경망이 뇌가 판단하는 복잡다단한 결정보다는 단순히 논리적인 결정을 할 수 밖에 없는 이유가 여기에 있다. 그렇다면 이러한 결정에 아날로그 방식의 사고를 할 수 있는 논리회로를 추가해 준다면 좀 더 뇌와 가까운 결정을 할 수 있을 것이다. 두 번째로 병렬처리와 순차처리이다. 어떤 연산을 할 때 뇌는 연산속도에 있어서는 신경망에 비해 느리지만 엄청난 수의 병렬처리를 수행하기 때문에 여러 가지 판단을 동시다발적으로 내릴 수 있다. 이러한 뇌의 병렬처리를 흉내 낼 수 있도록 신경망의 경우도 여러 CPU를 병렬로 연결하여 연산을 하고 있으며 점점 뇌와 같은 대규모 병렬처리를 할 수 있도록 알고리즘을 보완하고 있다. 세 번째로 정보 저장에 있어서 분산과 집중이다. 뇌의 경우는 정보를 쪼개어 여러 곳에 저장하고 있으나 신경망의 경우 하나의 기억장소에 하나의 정보만을 기억하고 있다. 그러므로 몇몇의 정보누락으로 엄청난 오류를 범할 수 있다. 전광판을 예로 들면, 뇌는 불빛 한두 개가 빠져도 알맞은 글자로 읽을 수 있으나 신경망의 경우 글자를 알아 볼 수 없는 오류에 빠지게 된다. 마지막으로 학습에 대한 차이가 있다. 뇌는 스스로 학습이 가능하나 신경망은 프로그램이나 자료의 형태로 주어진다. 이는 신경망이 뇌의 구조를 단순화 시켜 수학적 모델링 한 것에 불과하기 때문이다. 근래에는 뇌가 스스로 학습하듯이 신경망도 비지도학습방법 알고리즘을 추가하여 스스로 학습하여 결과를 도출 해 낼 수 있도록 Hinton *et al.* [15]을 비롯하여 많은 연구자들이 알고리즘을 제안하고 있다.

뇌와 신경망은 학습, 일반화, 추상화, 연관화 및 정보분류 등에 있어 유사성을 가지고 있으며 신경망에 이러한 성질들을 증폭시켜 뇌와 비슷한 패턴으로 사고를 하는 것을 많은 연구자들이 목적으로 하고 있다. 뇌와 신경망의 구조를 보면 정보가 입력되는 입력 레이어, 입력된 정보를

분류, 연관 등의 기법을 사용하는 Hidden레이어, 그리고 Output레이어로 구성이 된다. 입력레이어로부터 Hidden레이어를 통과하여 Output레이어까지 가는 길을 인공신경망 이라고 부른다. 이 신경망은 방향이 있는 것도 있고 확률과 비슷한 의미의 연결강도를 가지며 입력과 출력 간을 연결해 주는 역할을 한다. Hidden레이어는 단층 또는 다층으로 되어 있는 것들이 있으며 이를 단층신경망, 다층신경망이라고 부른다. Input레이어에서 Output레이어까지 모든 항목이 전부 연결된 것을 완전연결 신경망, 그렇지 않은 것을 부분연결 신경망이라고 한다. 방향성을 가지게 되면 비회귀 신경망, 그 외에는 회귀 신경망이라고 하며 신경망 이론은 IT분야의 사진 분류 부터부터 무인주행 자동차의 운행 프로그램 등에 응용되고 있다[16].



4.2 알고리즘 검증

4.2.1 퍼셉트론

신경망 알고리즘은 전통적인 문제 해결법으로 풀 수 없는 문제들을 풀기 위해 주로 사용되며 그 중심에는 뇌의 뉴런과 같이 인간의 세포를 흉내낸 퍼셉트론이라고 불리는 알고리즘이 있다. 1957년 코넬 항공연구소의 Rosenblatt[17]는 퍼셉트론을 고안 하였으며 이는 인간의 신경세포 하나를 흉내낸 것으로 가장 간단한 형태의 네트워크 선형분류기로 볼 수 있다. 세포는 어떤 자극이 오면 반응하는데 일정한 크기 이상의 자극이 가해져야 하며 이 경계를 역치라고 한다. 즉, 어떤 자극이 어느 역치 이상이어야 세포가 반응한다는 의미이다. 예를 들면 단 것을 좋아하는 사람은 평소에 자기가 섭취하는 만큼의 당분이 없으면 달지 않다고 느끼며 이를 역치이하의 자극이라고 하며 이러한 자극은 대개 무시되어 반응이 일어나지 않는다. 또한 음식을 싱겁게 섭취하던 사람이 점점 짜게 섭취하기 시작하여 오랜 시간이 흐르면 예전에 즐겨먹던 싱거운 음식에 만족하지 못하게 되며 이를 역치의 상승이라고 표현한다. 다시 말하자면 인간의 뇌는 많은 신경세포로 이루어져 있으며 이 신경세포의 반응에 대해 정확하게 알 수 없지만 앞서 설명한 것과 같이 자극, 반응, 역치와 같은 현상을 모델화하여 흉내 낸 것이 퍼셉트론이며 Fig. 4.1에 도식화 하였다. 이는 신경세포를 모델화 한 것이라고도 할 수 있다. 이렇게 모델화한 퍼셉트론을 학습시키는 방법으로는 보통 목표치를 정해 주고 현재 계산한 결과 값이 목표치와 다르면 그만큼의 오차를 퍼셉트론에 반영하여 계산하는 방식으로 오차를 줄여나가는 방법을 사용한다. 이런 퍼셉트론을 여러 개 병렬로 배열하여 레이어로 만들고 이 레이어를 여러 개 만들게 되면 다층 퍼셉트론, 신경망 알고리즘이 만들어진다.

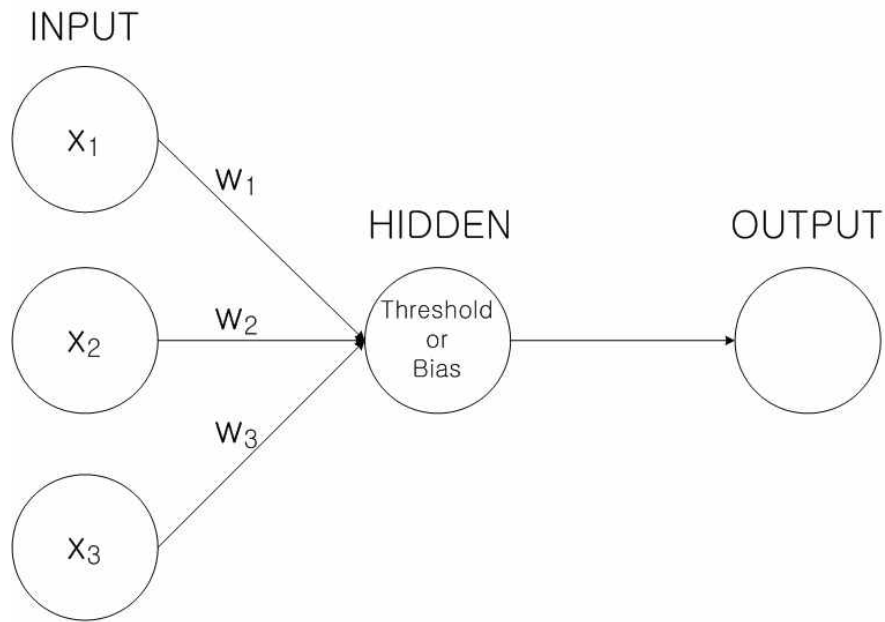


Fig. 4.1. Model of perceptron

Fig. 4.1은 x_1, x_2, x_3 를 Input으로 하고 Hidden레이어에 w_1, w_2, w_3 의 가중치를 가지는 선으로 연결되어 Output에 결과를 내어준다. 이 기본적인 퍼셉트론은 Hidden레이어로 입력되는 값의 총합은 식 (4.1)에 의해 계산되며 Threshold에 의하여 0 또는 1의 판정결과를 내어주며 식 (4.2)에 일반식을 보여준다.

$$\sum_i w_i x_i \quad (4.1)$$

$$output = \begin{cases} 0 & \text{if } \sum_i w_i x_i \leq Threshold \\ 1 & \text{if } \sum_i w_i x_i > Threshold \end{cases} \quad (4.2)$$

즉, 퍼셉트론의 기본은 참, 거짓을 판별하기 위한 방법이다. 단, Input 및 Output이 0 또는 1이므로 참, 거짓의 정도를 평가하는 것이 단점이

다. 이러한 단점을 보완하기 위한 방법으로 Neal[18]은 Sigmoid 함수를 이용하는 방법을 제안하고 있다. 식 (4.2)를 간단히 기술하면 식 (4.3)과 같이 표현 가능하다.

$$output = \begin{cases} 0 & \text{if } w \cdot x + b \leq 0 \\ 1 & \text{if } w \cdot x + b > 0 \end{cases} \quad (4.3)$$

여기서

$$\sum_i w_i x_i = w \cdot x$$

$$Threshold = -b$$

$$b = bias$$

Sigmoid 함수란 식 (4.4)와 같이 표현되는 함수로 퍼셉트론에서 0 또는 1의 Output를 결정하는 계단형 함수를 미분이 가능하도록 곡선화 해주는 함수로 이를 통해 Input과 Output은 0에서 1사이의 값을 가질 수 있으며 참과 거짓의 정도를 표현하는 것이 가능해지는 것이다. Fig. 4.2는 Sigmoid 함수를 보인다.

$$Output = \frac{1}{1 + e^{-(z)}} \quad (4.4)$$

여기서

$$z = w \cdot x + b$$

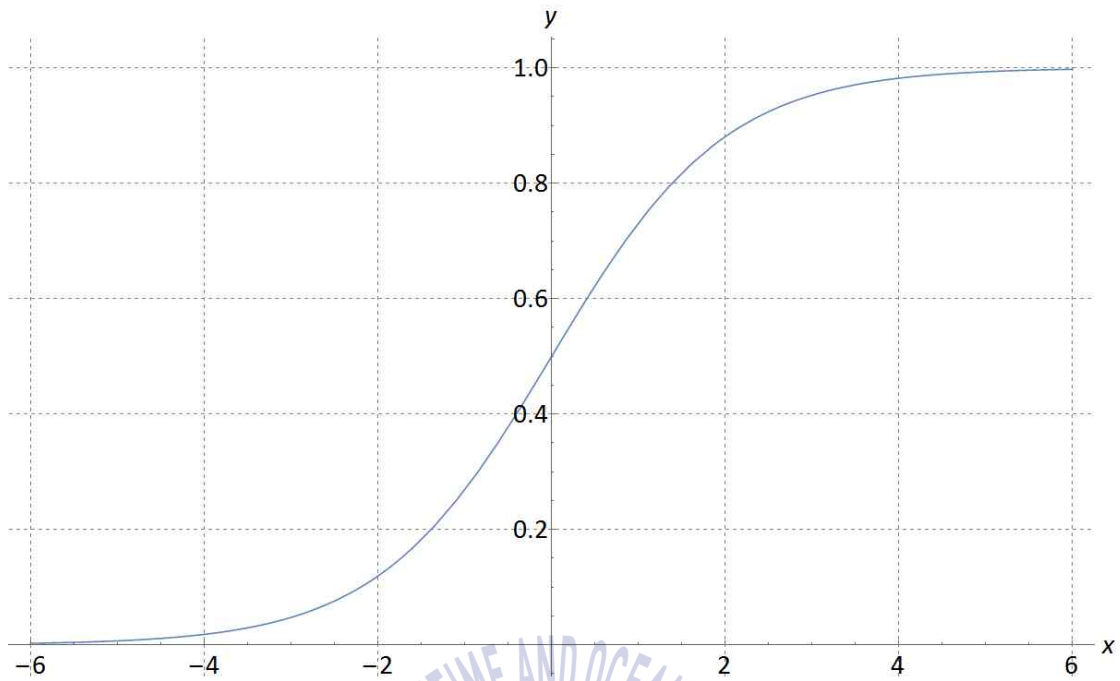


Fig. 4.2. Sigmoid function graph

Sigmoid 함수를 사용하면 학습에 있어서 변동한 가중치와 bias를 적용하여 Output의 변동치를 편미분을 이용하여 계산 할 수 있다. 식 (4.5)에 그 관계를 나타내고 있으며 반복계산을 통해 최적의 가중치 및 bias로 원하는 Output을 계산해 낼 수 있다.

$$\Delta Output \approx \sum_i \frac{\partial output}{\partial w_i} \Delta w_i + \frac{\partial output}{\partial b} \Delta b \quad (4.5)$$

여기서

$\Delta Output$ = 변동출력값

Δw_i = 변동가중치

Δb_i = 변동bias

4.2.2 XOR연산

신경망 알고리즘의 특징은 학습이라고 할 수 있으며 학습을 통해 퍼셉트론을 이어주는 선의 가중치를 결정하며 이로써 신경망을 제어한다. 신경망을 제어하는 방식으로 AND연산, OR연산, XOR연산이 있다. 각 연산에 대한 진리표는 Table 4.1, Table 4.2, 그리고 Table 4.3에 기술하였다. 즉, AND와 OR연산은 선형연산을 XOR연산은 비선형 연산을 다룬다고 할 수 있다. Minsky et al. [19]은 단층 퍼셉트론은 XOR 연산이 불가능하지만, 다층 퍼셉트론으로는 XOR연산이 가능함을 주장하였다. 그러므로 단순한 연산에 있어서는 단층 퍼셉트론으로 가능하나 비선형 문제의 해결을 위해서는 다층 퍼셉트론을 이용하여야 함을 알 수 있다.

A	B	Output
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

Table 4.1. AND Module

A	B	Output
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

Table 4.2. OR Module

A	B	Output
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

Table 4.3. XOR Module

본 연구에서도 입력된 정보로부터 특정 주파수를 찾아야하기에 성형 문제로 보기가 어렵다. 그러므로 XOR연산의 에러율을 비교함으로써 본 알고리즘의 최적레이어의 수를 알아보려고 하였다. XOR연산을 이용함에 있어서 각 라인별 초기값을 랜덤으로 부여하였으며 부여된 가중치가 수렴하는 방향으로 적용될 시 현격히 작은 에러율을 보여줄 것이나 반대의 경우 에러율이 급격히 증가할 것으로 예상되어 50번의 반복계산을 통하여 평균에러율을 비교해 보았다. 검증에 사용된 형식은 Table 4.4와 같다.

Input수	Hidden레이어수	Output수
13	1~5 (A&B)	3

Table 4.4. Number of layers in the algorithm

Input레이어에 13개의 정보를 입력하고 Hidden레이어의 층수를 달리하여 결과를 출력하였다. A와 B는 Hidden레이어에서 XOR연산을 수행여부에 따라 분류를 하였다. Fig. 4.3는 50번의 반복계산 후 총 Hidden레이어 층별 에러를 그래프로 보여주고 있으며 Fig. 4.4은 총 Hidden레이어 층수별 평균에러를 그래프로 보여주고 있다.

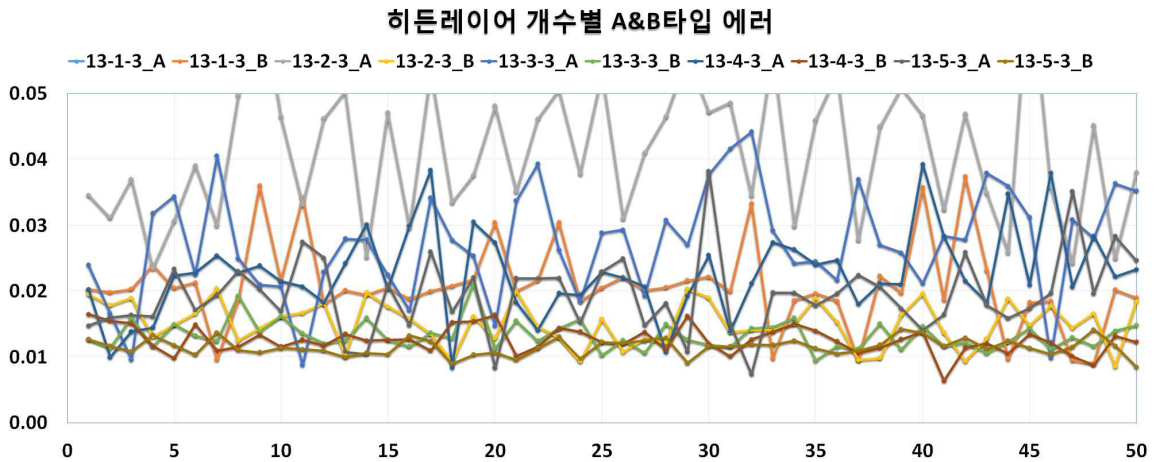


Fig. 4.3. Specific error for each hidden layer cases

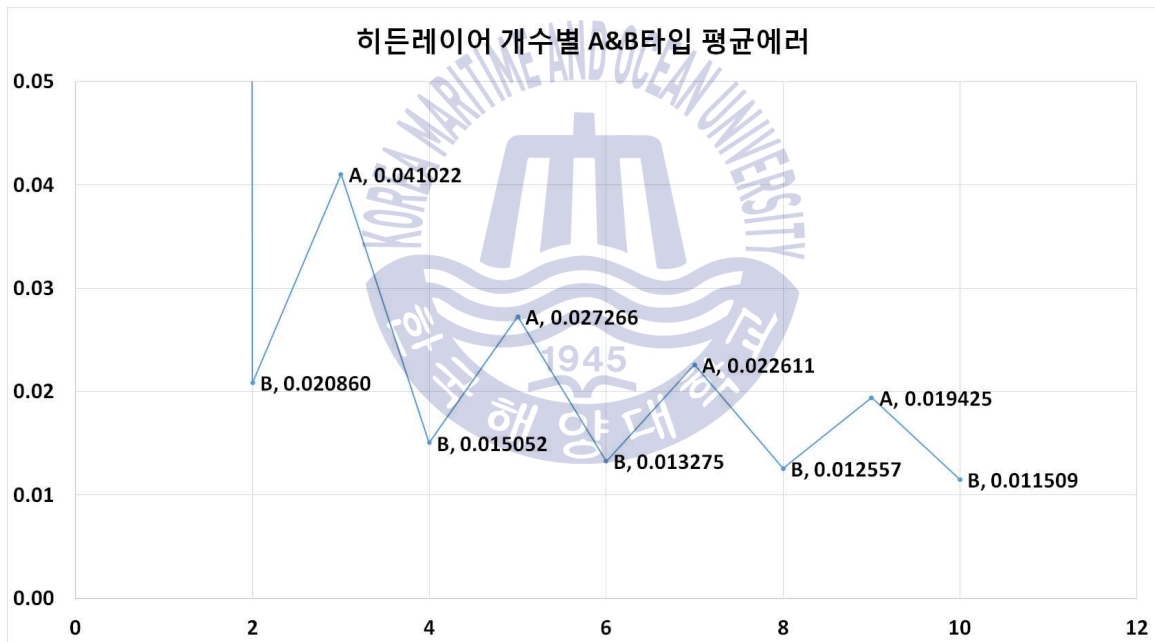


Fig. 4.4. 50 Average error for specific hidden layer

그래프에서 보여주듯 Hidden레이어가 많고 XOR연산이 가능한 알고리즘이 에러가 작음을 알 수 있다. 그러나 Hidden레이어의 층수가 2층 또는 3층 이상의 경우부터는 A또는 B의 안에서 에러의 감소 비율이 작아짐을 알 수 있다.

4.2.3 영상기반 뉴럴 네트워크

앞서 설명한 신경망을 기반으로 하는 알고리즘을 제작하였으며 촬영한 음원영상이 가지는 3차원정보를 세점을 가지는 2차원 형상으로 패턴화하여 각 점의 위치를 PTV기법을 이용하여 추출해 내었다. 추출된 패턴을 Input레이어로 입력하고 각 주파수별 촬영영상을 캘리브레이션 영상으로 하여 여러개의 Hidden레이어로 두어 연결선의 가중치를 시그모이드함수를 이용하여 결정하게 되고 입력된 영상이 어떤 주파수를 가지는 것인지 Output레이어를 통해 알 수 있게 된다. Hidden레이어가 캘리브레이션 영상을 기반으로 반복적으로 학습될수록 입력된 영상의 패턴으로부터 주파수를 알아내는 것이 정확해진다.



4.3 레이저 반사법에 의한 3차원 미세진동 측정

4.3.1 실험장치 및 방법

본 연구는 단일 고속 카메라와 3점 레이저 기법을 통하여 미세진동을 측정하고자 하는 것이며 미세진동은 음원을 재생하여 발생시켰다. 본 실험의 최대 의의는 진동을 측정하는 것에 있어 단일 카메라를 사용한다는 것에 있다. 특정 매질이 진동을 할 경우 그 운동은 3차원적인 형상을 가지게 된다. 일반적으로 카메라는 2차원적인 평면 정보를 만들어 내기 때문에 3차원적인 운동을 카메라로 촬영하기 위해서는 깊이 정보를 저장할 수 있도록 2대 이상의 카메라가 필요하게 된다. 본 실험의 경우 또한 일반적인 상황이라면 진동 매질에 가해지는 진동의 떨림을 알기위해서 2대 이상의 카메라를 사용해야 할 것이다. 하지만 고속 카메라를 2대 사용하게 될 경우 실험의 고속 카메라로 인한 단가가 올라가게 되며, 진동의 크기가 아주 미약하기 때문에 고속 카메라만으로 진동을 촬영하는 것은 상당히 힘이 드는 과정이다. 또한 2대 이상의 고속 카메라를 사용할 경우 고속 카메라의 위치 선정 또한 복잡해진다. 이러한 배경 때문에 단일 카메라와 3점 레이저 반사법을 사용하여 3차원 진동의 정보를 가지는 점을 추적하는 방법을 제시하고자 한다.

우선 음원으로부터 생성되는 진동이 너무 미세하기 때문에 이 미세진동을 촬영하기 위해서는 가시화 할 방법이 필요하며 그 운동을 3차원적인 정보로 저장 할 수 있어야 한다. 레이저는 빛의 특성을 가지기 때문에 매질이 진동을 할 경우 반사각의 변형으로 인해 반사되는 위치가 달라진다. 진동으로 인해 반사가 된 레이저이기 때문에 반사된 빛의 위치 변위는 진동의 3차원적인 운동 정보를 내포하고 있을 것이다. 또한 반사된 레이저의 위치변위는 가로축과 세로축 두 방향으로만 움직이기 때문에 고속카메라로 촬영하기 용이해진다. 이러한 정보를 바탕으로 실험을 구상하였으며 실험의 장치 배치도는 Fig. 4.5와 같다.

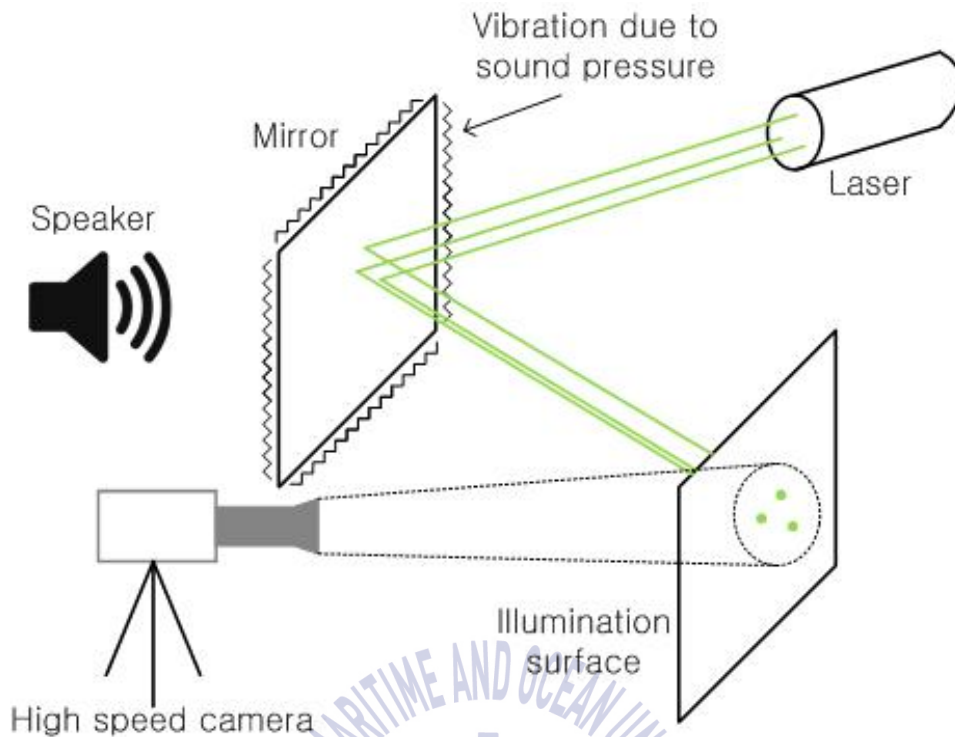


Fig. 4.5. Vibration measurement with 3D laser experiment layout

본 실험의 전반적인 진동해석은 3장에서 소개한 방법과 같다. 촬영한 데이터로부터 PTV기법을 사용하여 레이저의 위치를 추적하고 각 주파수별로 캘리브레이션을 위한 영상을 촬영하여 위치를 추적해 둔다. 캘리브레이션은 신경망 알고리즘이 실험영상으로부터 추출된 점의 패턴으로부터 찾아야 할 각 주파수별 진동의 특성을 학습하기 위함이다. 알고리즘이 반복학습을 많이 수행될수록 각층을 연결하는 선의 가중치가 정확하게 계산되며 이후 범위 안의 진동특성을 정확하게 알아낼 수 있게 된다.

뉴럴 네트워크란 학습을 통해 결과를 알아내는 프로그래밍 기법이며 알고리즘에 대한 기본적인 설명은 앞서 기술 하였다. 일반적으로 뉴럴 네트워크를 학습시키기 위해서는 프로그램에 초기 데이터를 입력해주는 것으로 시작한다. 본 연구에 있어서 뉴럴 네트워크의 상세도는 Fig. 4.6

에 도식하였다. Input레이어에 추출된 3점의 x 및 y 좌표점이 입력되고 출력는 값이 입력시 규정된 값과의 차이를 에러로 규정하고 그 에러의 Sigmoid함수의 미분값을 Backpropagation기법을 이용하여 가중치를 재계산한다. 가중치가 재계산된 알고리즘은 반복계산을 통해 지속적으로 가중치를 변경해 나가게 되고 결과적으로 Input과 Output사이의 에러를 줄여나가게 된다. Backpropagation기법은 에러의 역전파기법이라고 불리기도 하며 Input레이어에서 Output레이어로의 단방향 계산으로는 정확한 결과를 얻을 수 없기에 예상하는 결과값과 계산된 결과값의 차이를 역으로 진행하면서 가중치에 반영하는 기법을 말한다.

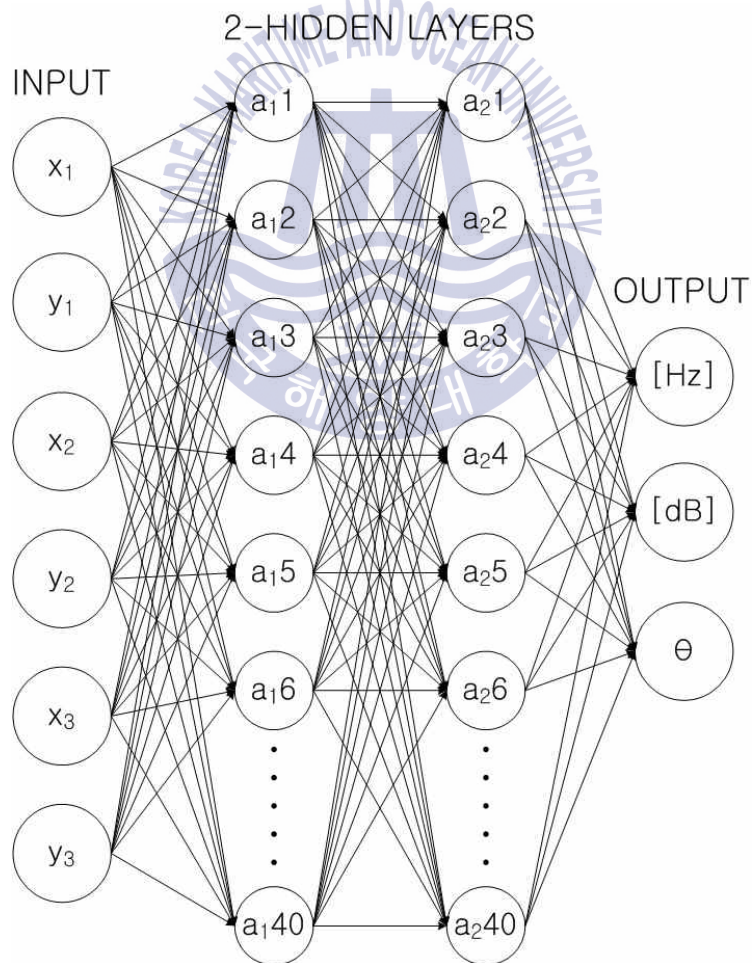


Fig. 4.6. Neural Network Layout

Sigmoid함수는 식 (4.4)과 같이 표현되며 그래프로 나타내면 Fig. 4.2과 같다. Sigmoid함수는 x 가 어떤 값을 갖더라도 0 또는 1의 값을 얻어낼 수 있으며 본 연구에서 계산되는 에러의 Sigmoid함수상 미분값을 알고리즘내의 가중치에 반영하여 새로운 가중치를 도출해 내었다.

캘리브레이션의 목적은 Hidden레이어에 진동특성을 학습시키기 위한 것이다. 거울형 진동판의 낮은 강성으로 반사된 레이저의 위치변위가 무작위로 변하기 때문에 진동특성을 학습한 뉴럴 네트워크를 사용하면 진동판에 가해진 진동을 알아낼 수 있다고 가정하였다. 즉, 알고리즘에는 특정 주파수마다 다른 크기의 진폭으로 거울형 진동판을 진동시켜 생기는 각각의 레이저 운동 형태를 학습시키는 것이다. 학습된 데이터를 통하면 이후 복잡한 진동으로 인한 레이저의 운동 형태가 나타나도 학습된 움직임과 비슷한 형상을 보인다면 학습된 정보로부터 특정 진동의 주파수와 진폭을 알아 낼 수 있게 된다. 그렇기 때문에 캘리브레이션 데이터 값의 정확도가 중요하다. 캘리브레이션 입력 값의 오차가 클수록 분석하는 진동의 특성 또한 오차가 커지기 때문에 캘리브레이션 범위가 조밀할수록 신뢰성이 올라가게 된다. 프로그램을 학습시키기 위하여 알고리즘에 학습시킨 캘리브레이션 범위는 Table 4.5와 같으며 캘리브레이션 영상을 통하여 해당주파수에서의 레이저 점의 위치를 추출하고 학습 데이터로 활용하였다.

Frequency (Hz)	Decibel (dB)
200	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
250	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
300	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
350	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
400	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
450	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
500	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
600	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
700	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
800	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
900	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
1000	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
1500	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
2000	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
2500	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18
3000	0, -3, -6, -9, -12, -15, -18

Table 4.5. (a) Frequency and decibel data for initial input

Frequency (Hz)								
200	250	300	350	400	450	500	600	
700	800	900	1000	1500	2000	2500	3000	

Table 4.5. (b) Linear amplification test data of each frequency for initial input

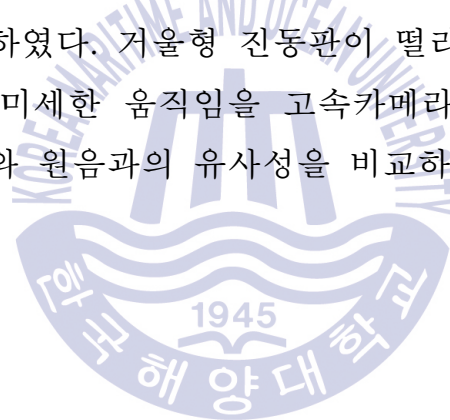
Frequency (Hz)
200 ~ 1000

Table 4.5. (c) Frequency sweep test data for initial input

Table 4.5 (a)는 특정 주파수와 특정 진폭에서의 레이저의 움직임을 보기 위해 선정한 값들이며, 각각의 주파수와 데시벨로 인해 생긴 레이저의 움직임 데이터는 알고리즘의 학습용 데이터로 사용된다. Table 4.5 (b)는 각 주파수당 선형으로 커지는 진동 데이터를 알고리즘에 학습시키기 위

한 것이다. Table 4.5 (c)는 스위칭 진동을 알고리즘에 학습시키기 위한 주파수 데이터이다. Table 4.1의 (a)(b)(c)와 같은 값들을 사용하여 뉴럴 네트워크 프로그램을 학습시키는 이유는 여러 주파수를 넘나들며 음원의 강약이 변하는 것을 학습시키기 위한 것이다. 캘리브레이션을 위한 실험완료 후 특정 음원에 대한 영상촬영을 실시하였으며 학습된 알고리즘을 이용하여 촬영된 영상으로부터 주파수를 복원 하였다.

본 실험에 사용된 장치의 상세사항은 다음과 같다. 고속카메라, 3점 레이저, 거울형 진동판, 스피커, 싱크로나이저를 사용하였으며 실험의 방법은 다음과 같다. 거울형 진동판에 3점 레이저를 쏘아 촬영표면으로 레이저를 반사시킨다. 그 후 스피커를 사용해 음원을 재생시켜 거울형 진동판에 진동을 발생시킨다. 이때 음원과 카메라의 시작점을 맞추기 위해 싱크로나이저를 이용하였다. 거울형 진동판이 떨리게 되면서 촬영표면으로 반사된 레이저의 미세한 움직임을 고속카메라로 촬영하고 알고리즘을 통해 출력된 결과와 원음과의 유사성을 비교하였다.



4.3.2 실험결과

알고리즘검증단계에서 Hidden레이어의 층이 2개 이상시 에러의 차이가 많지 않으므로 Hidden레이어 2개의 경우 결과를 보여준다. 각 층에서 뉴런의 개수는 40개씩이며 대부분의 경우 가해진 주파수와 유사한 패턴을 보여주고 있으나 고주파영역으로 올라갈수록 노이즈가 증가하는 것을 볼 수 있다. 이는 고주파영역에서 타겟이 다른 요인에 노출이 쉽게 된다는 것을 알 수 있었으며 영상촬영 기법을 사용하기 위하여서는 고주파 영역에서의 적절한 노이즈제어가 필요함을 알 수 있는 결과이다. 또한 800 Hz대에서 지속적으로 노이즈가 발생하고 있으며 원인으로서는 신경망 알고리즘에서 전형적으로 지적되는 느린 학습속도에 의한 학습량의 부족이 주된 원인 예상된다. 과도한 에러가 발생된 데이터부에 있어서는 학습된 데이터의 평균점이 출력이 된다. 또한 음원이 시작되고 2000번째 영상까지는 과도진동부로서 음원 출력시작시의 충격과 진동관의 관성으로 진동이 불안정한 구간이 발생하는 것을 볼 수 있다.

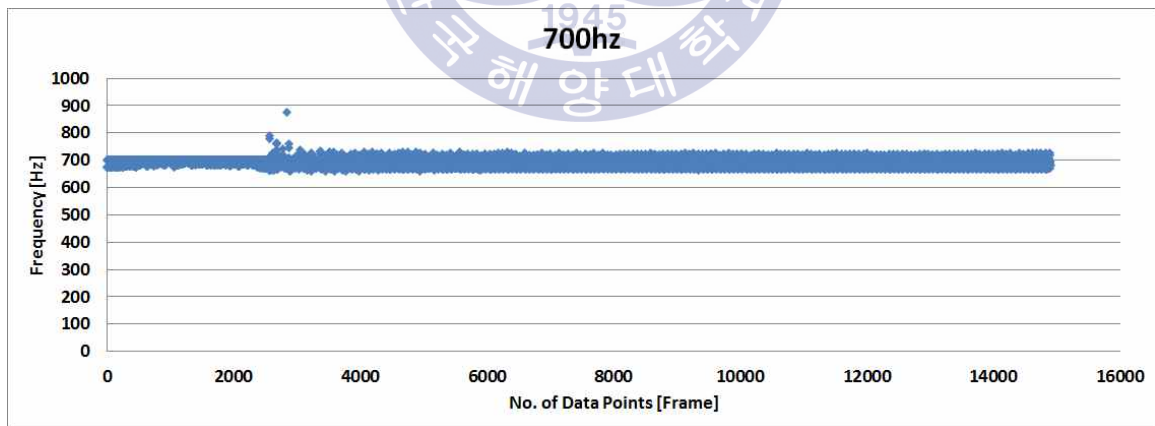


Fig. 4.7. 2-Hidden Layer 700 Hz Result

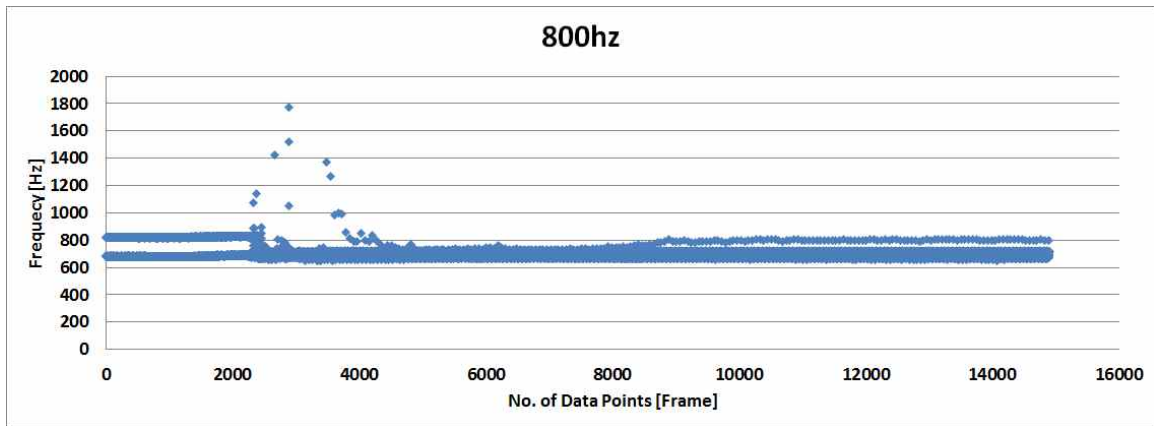


Fig. 4.8. 2-Hidden Layer 800 Hz Result

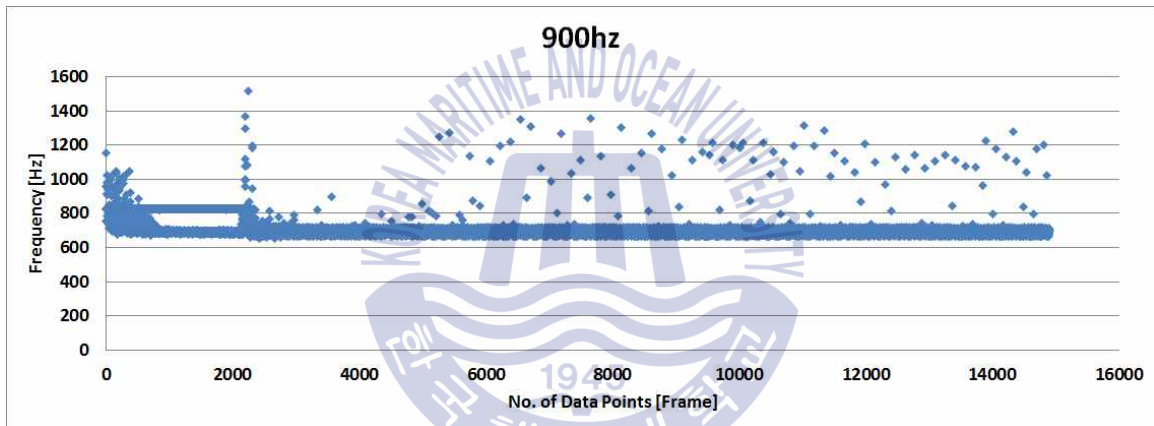


Fig. 4.9. 2-Hidden Layer 900 Hz Result

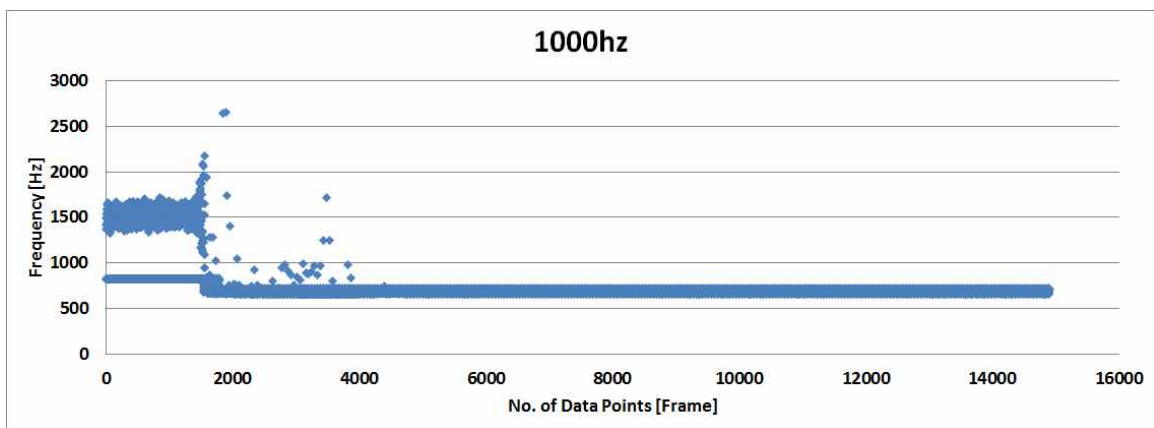


Fig. 4.10. 2-Hidden Layer 1000 Hz Result

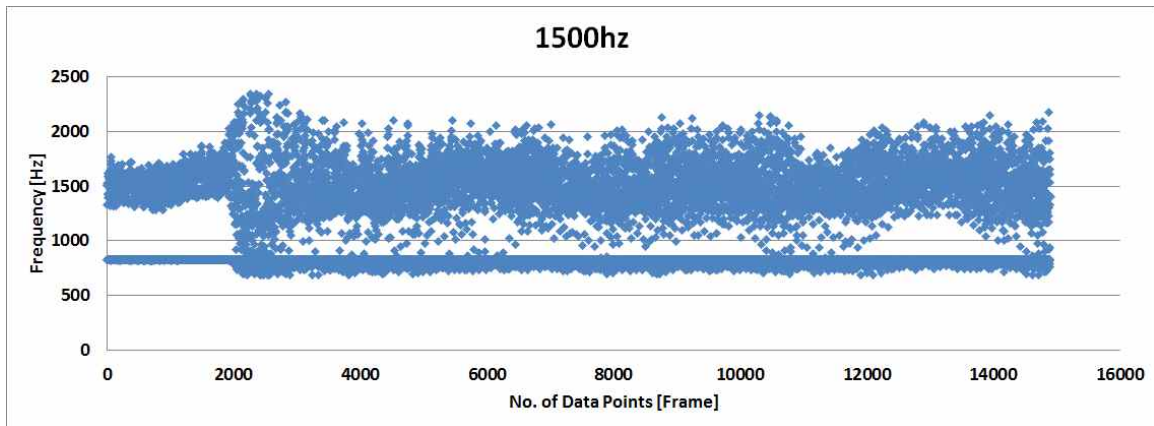


Fig. 4.11. 2-Hidden Layer 1500 Hz Result

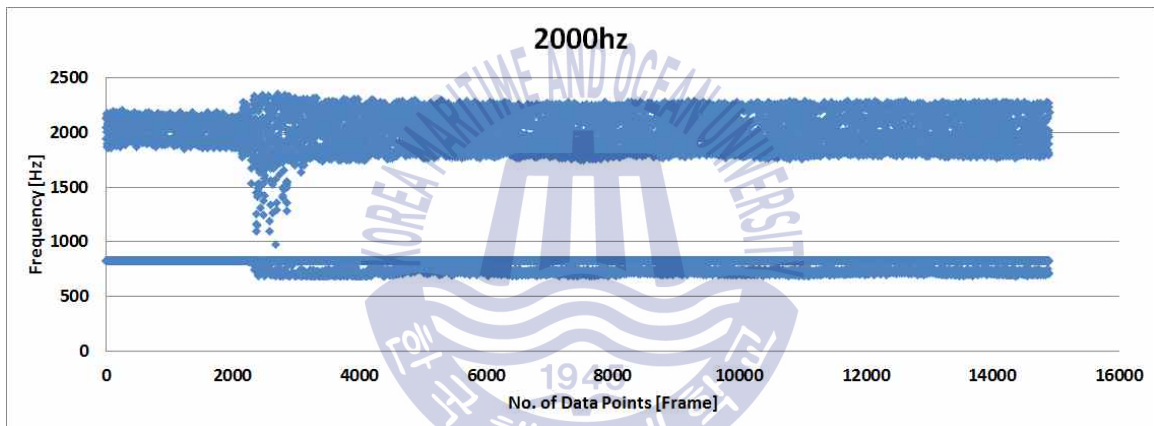


Fig. 4.12. 2-Hidden Layer 2000 Hz Result

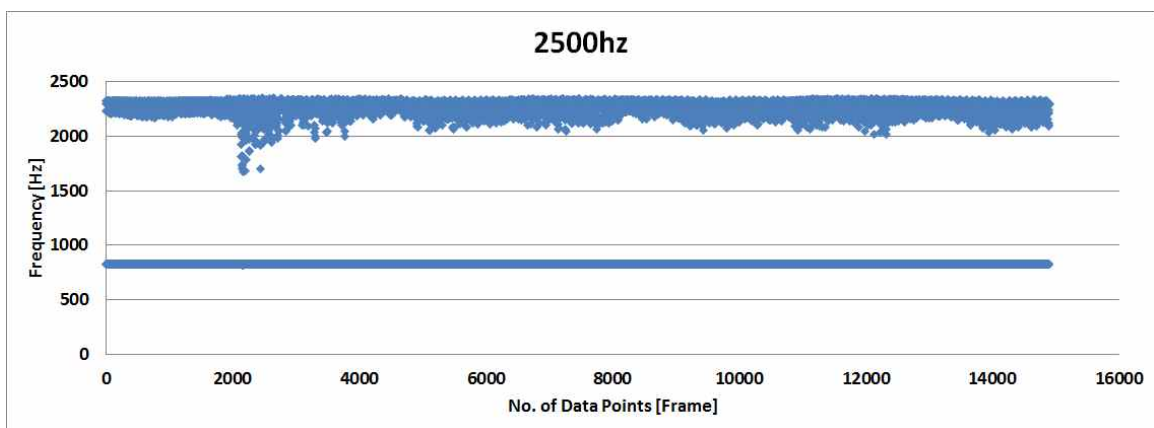


Fig. 4.13. 2-Hidden Layer 2500 Hz Result

지금까지의 결과는 Hidden레이어의 각층이 40개의 뉴런을 가지는 경우이며 각 Hidden레이어가 더욱 많은 뉴런을 가지게 되면 양호한 결과를 도출해 낼 수 있을 것으로 가정하여 2000 Hz를 샘플로 하여 추가실험을 진행하였다. Fig. 4.14는 그 결과를 보여주고 있다.

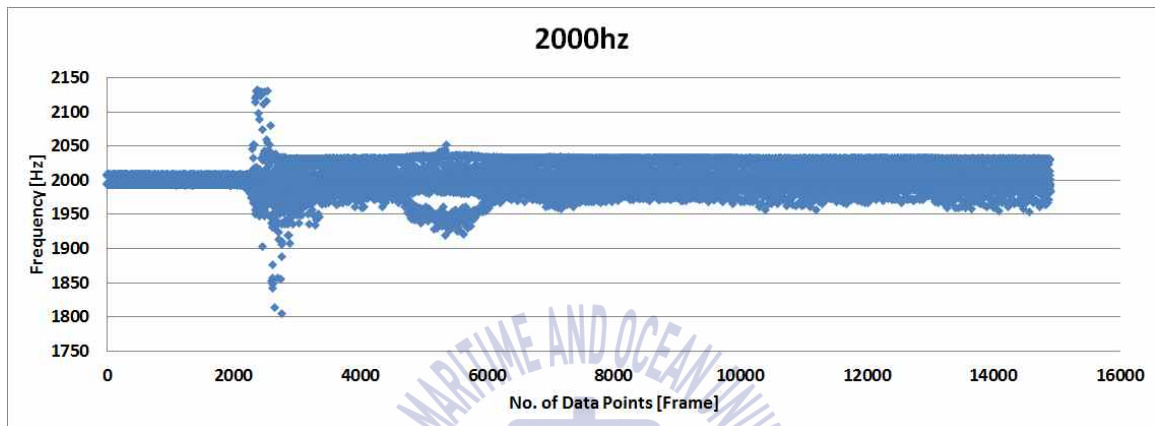


Fig. 4.14. 2-Hidden Layer 2000 Hz Result

두 층에 70개의 뉴런을 가지는 Hidden레이어가 두 층에 40개의 뉴런을 가지는 Hidden레이어보다 더욱 양호한 결과가 도출됨을 알 수 있다. 2000 Hz를 기준으로 대부분의 데이터가 근처에 머무르고 있는 것을 확인할 수 있다. 그러나 아직 정확한 값을 찾아가는데 오차가 존재한다. 이러한 결과의 원인으로 다층의 Hidden레이어를 사용할수록 알고리즘이 수렴하는 것에 대한 총 에러는 줄어드나 감소하는 양이 작아 오랜 학습 시간이 필요하다는 것이 직접적인 원인으로 예상된다. 그러므로 레이어 점이 움직이는 모양과 비슷한 대표성이 좋은 뉴런을 알고리즘의 Input레이어에 적용하여 이전보다 큰 에러의 감소를 유도하여 부족한 학습시간을 보강 할 수 있도록 해 보았다. Fig. 4.15는 알고리즘의 Input레이어에 대표성이 좋은 뉴런이 적용된 것을 보여준다. 여기서 대표성이 좋은 뉴런이란 원운동, 선운동 및 진자운동등과 같이 물체가 움직이는데 있어서 대표적인 운동을 보여주는 뉴런을 의미한다. 신경망 이론에 있어서 절대

적인 변수중 하나는 계산을 위한 강력한 하드웨어이다. 그러나 본 연구에서는 상용컴퓨터의 한계에서 최대한의 정확도를 가질 수 있도록 하는데 의의를 두고 있으며 학습의 속도를 높이기 위하여 소프트웨어적 최적화에 집중하였다.

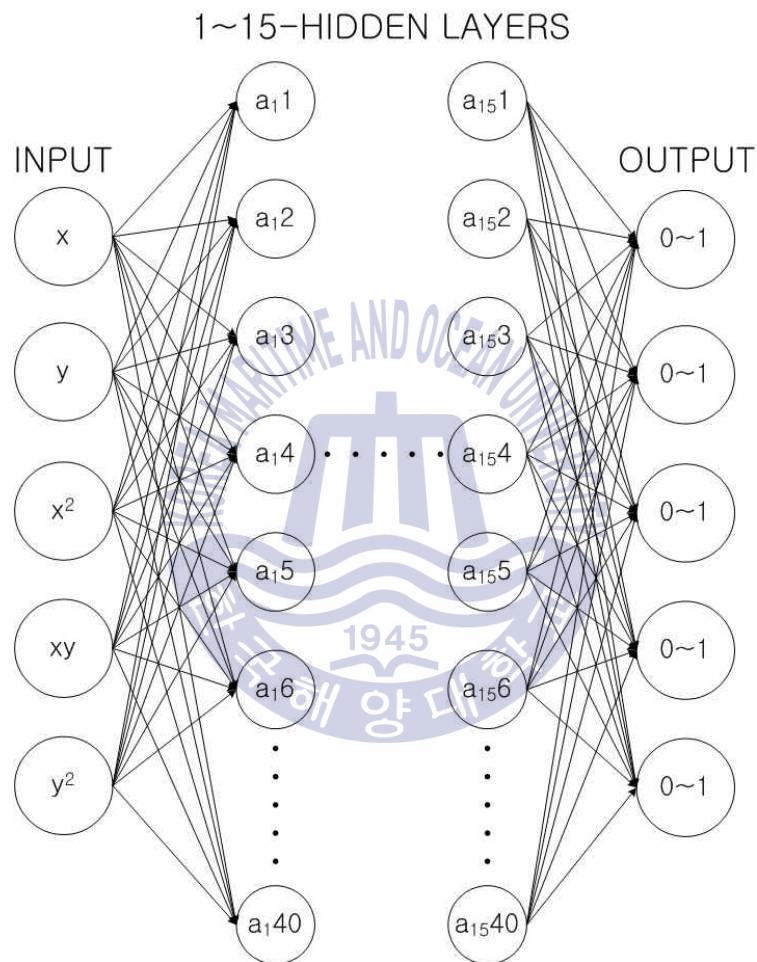


Fig. 4.15. Convolution filter applied algorithm

Fig. 4.16은 Input레이어에 삽입된 뉴런이 식 (4.6), (4.7), (4.8), (4.9), (4.10)과 같이 해를 가지는 경우를 가정한 그림으로 테스트 이미지라고 명명하였다. 알고리즘이 해당 해를 구분해 낼 수 있다면 영상으로부터 추출한 점의 좌표가 움직이는 패턴을 학습하는데 속도가 증가할 것이라

예상하였다. 또한, 알고리즘의 결과가 상기 수식의 해와 근접하는지 여부를 확인함으로써 그 효과를 확인하고자 하였다.

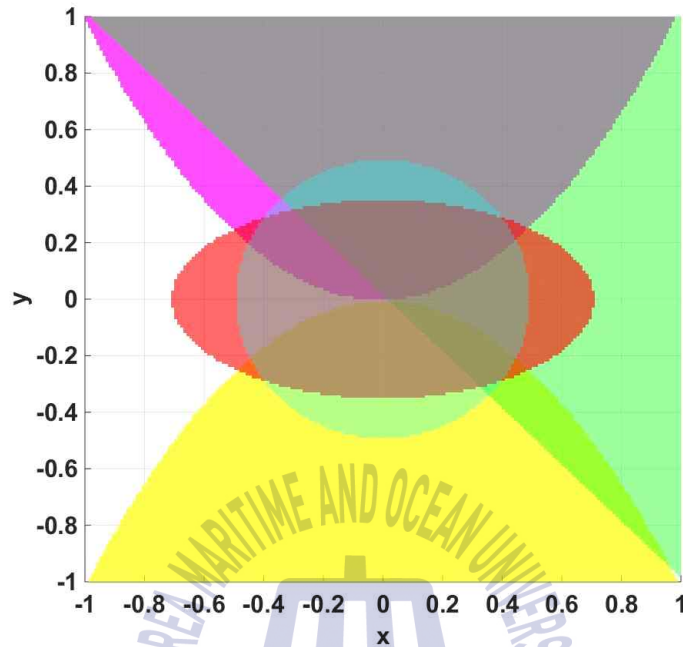


Fig. 4.16. Test image

$$x^2 + y^2 \leq 0.5^2 \quad (4.6)$$

$$0.5x^2 + 2y^2 \leq 0.5^2 \quad (4.7)$$

$$y \geq -x \quad (4.8)$$

$$y \geq x^2 \quad (4.9)$$

$$y \leq -x^2 \quad (4.10)$$

Input레이어에는 테스트이미지 내의 x , y 점을 주요 뉴런으로 하고 움직임의 대표성을 가지는 대표뉴런인 x^2 , xy , y^2 를 추가하였다. Fig. 4.17은 대표뉴런의 적용 유무에 따라 100,000회 반복계산시 Hidden레이어 층수

별 에러를 보이고 있다. 대표뉴런을 적용한 알고리즘이 그렇지 않은 것에 비해 동일 Hidden레이어에서 상대적으로 작은 에러를 보이고 있다. 이로부터 동일한 횟수로 반복계산을 수행시 대표뉴런을 적용한 알고리즘이 에러의 감소가 많으므로 학습속도가 증대되었음을 알 수 있다. 또한 대표뉴런을 사용한 알고리즘이 학습에 있어서 유리함을 확인할 수 있었다. Fig. 4.18 ~ Fig. 4.33은 대표뉴런 적용 유무에 따른 Hidden레이어 층수별로 테스트이미지의 해를 알고리즘이 계산한 결과이다.

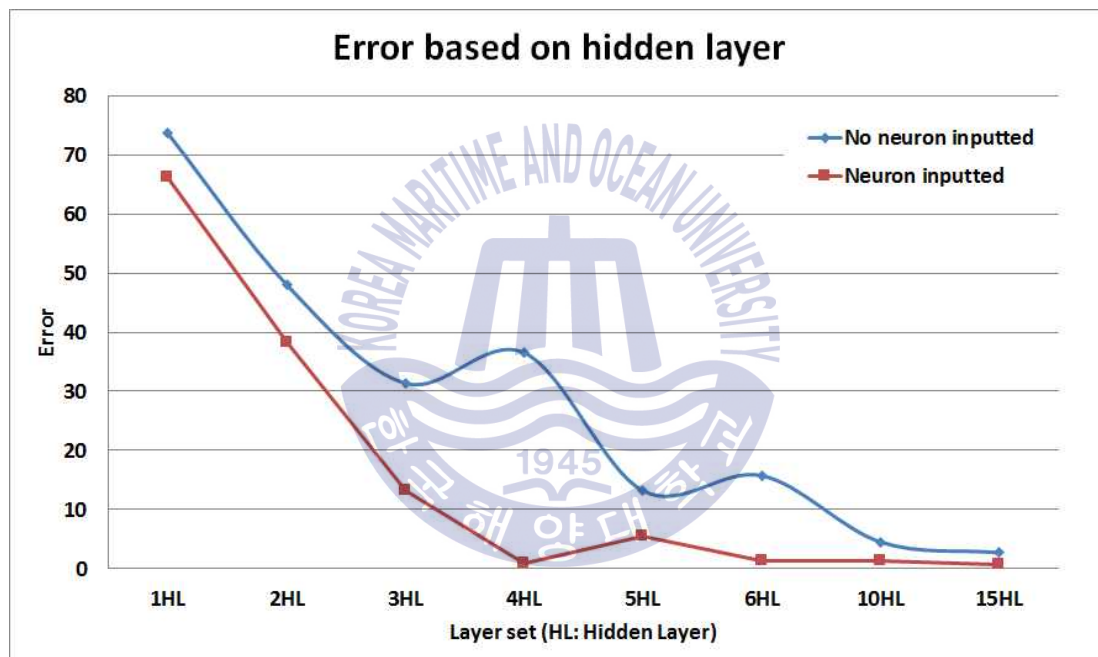


Fig. 4.17. Error rate

결론적으로 대표뉴런을 적용하면 동일 레이어 층수를 가지는 알고리즘에서 에러가 작아짐을 알 수 있으며 더 많은 층을 가지는 알고리즘에 있어서 대표뉴런을 적용한 것이 상대적으로 낮은 에러를 보이므로 빠른 학습이 되고 있음을 알 수 있다. 또한 Hidden레이어가 증가할수록 에러가 지속적으로 줄어들고 있으며 대표뉴런을 미적용한 경우 10층 Hidden레이어, 적용한 경우 4층 Hidden레이어 이상을 가지는 알고리즘에 있어서는 에러의 차이가 미미함을 알 수 있다.

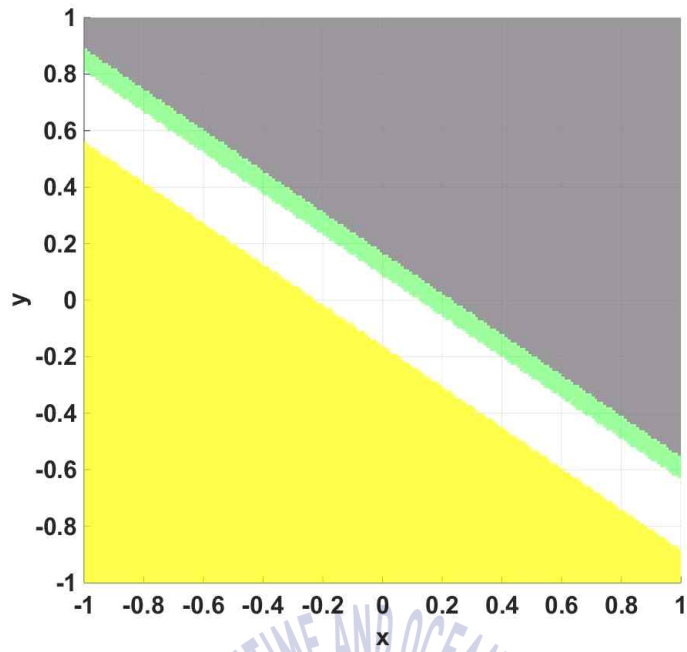


Fig. 4.18. No neuron inputted result with 1HL

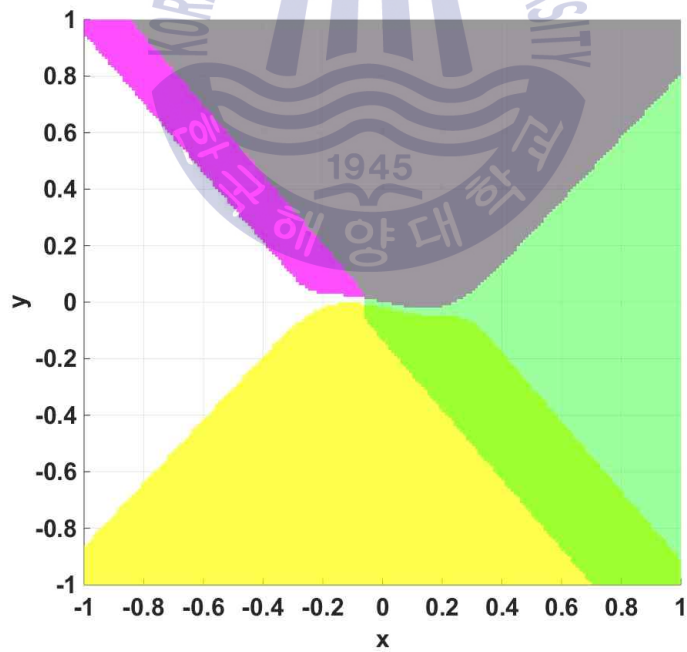


Fig. 4.19. No neuron inputted result with 2HL

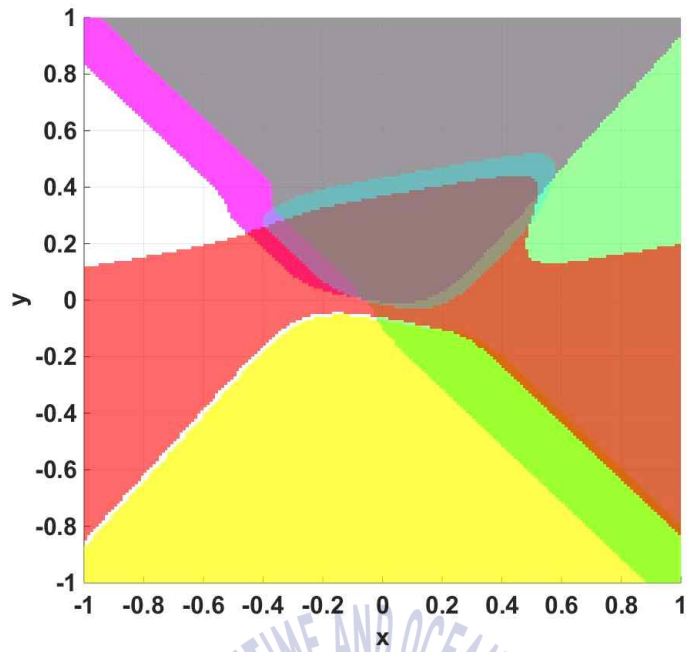


Fig. 4.20. No neuron inputted result with 3HL

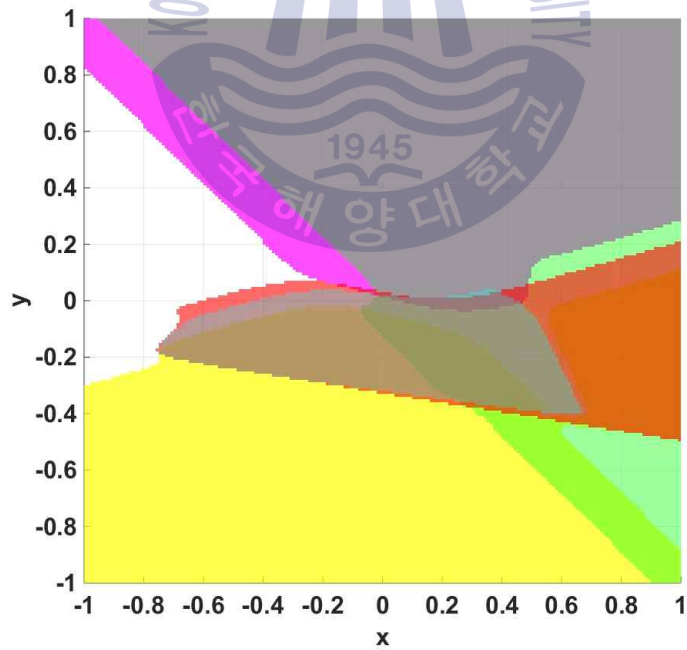


Fig. 4.21. No neuron inputted result with 4HL

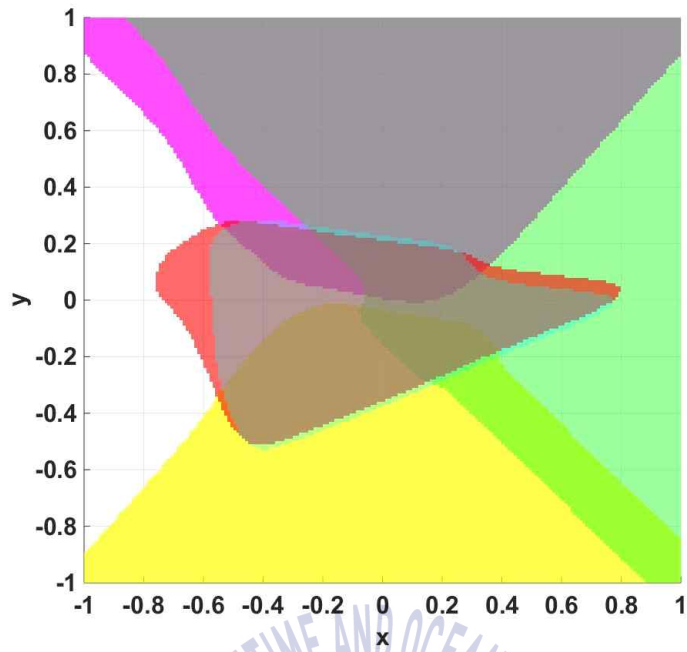


Fig. 4.22. No neuron inputted result with 5HL

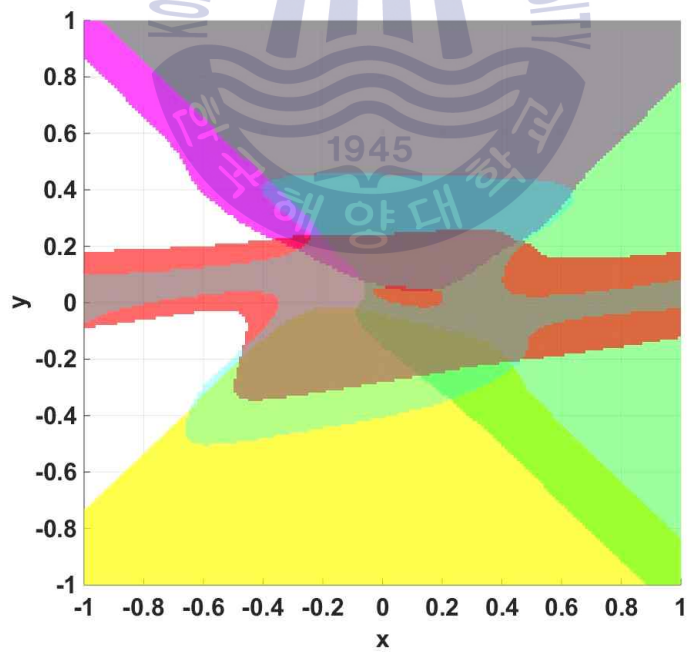


Fig. 4.23. No neuron inputted result with 6HL

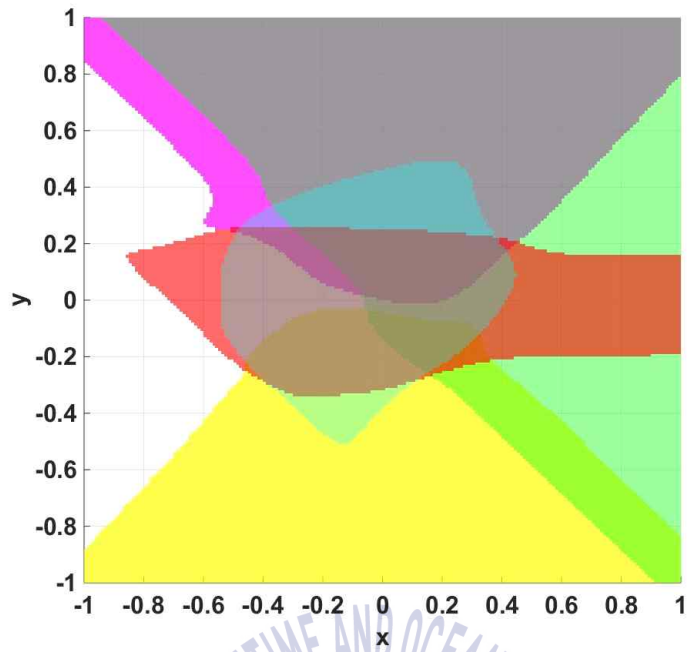


Fig. 4.24. No neuron inputted result with 10HL

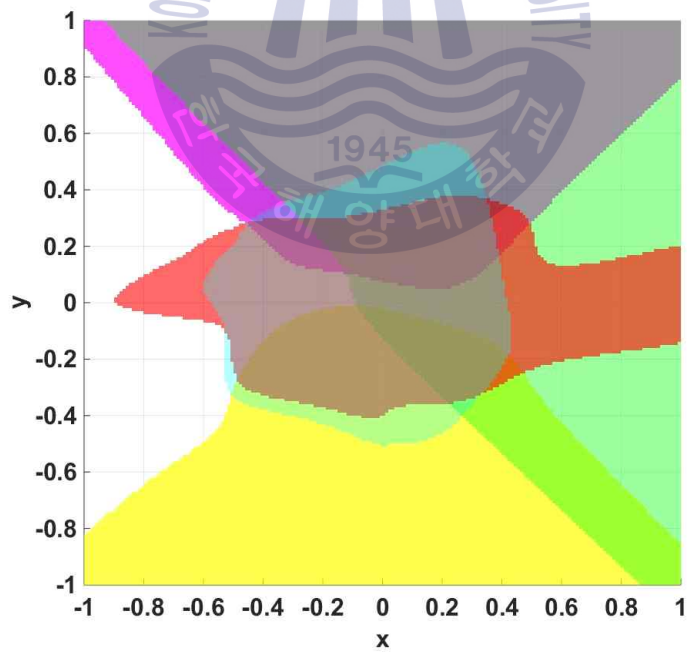


Fig. 4.25. No neuron inputted result with 15HL

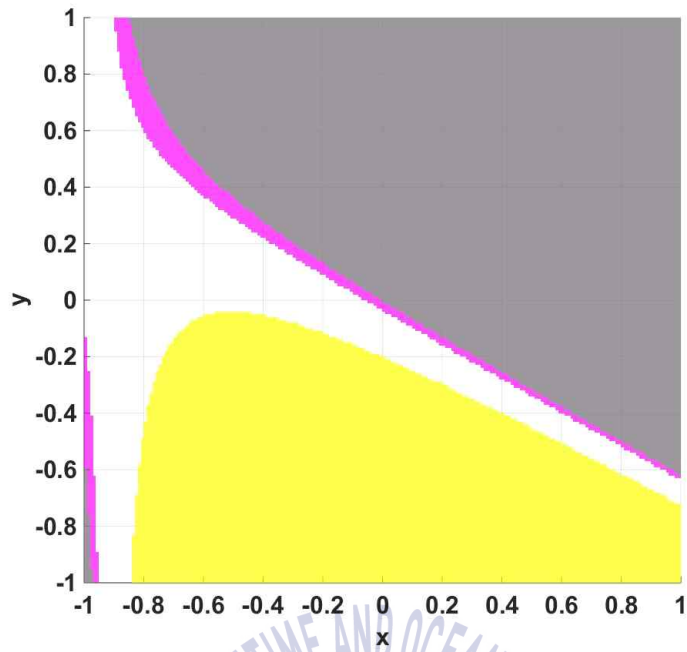


Fig. 4.26. Neuron inputted result with 1HL

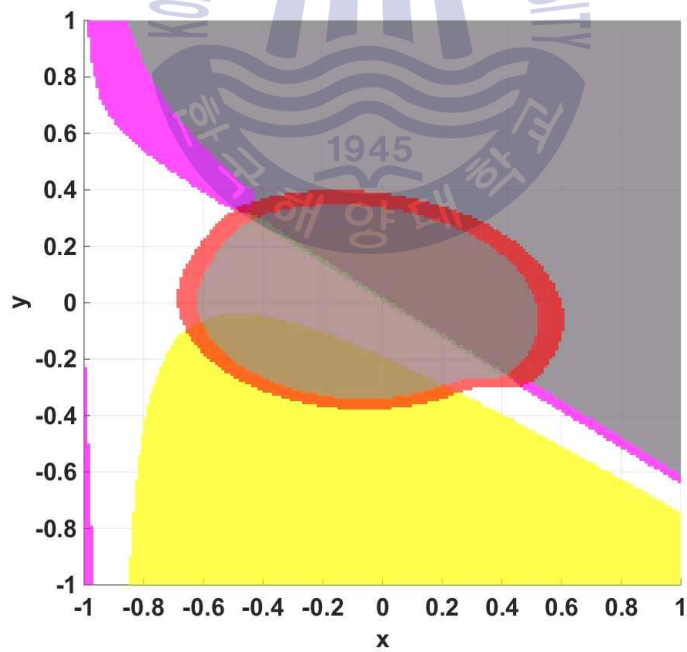


Fig. 4.27. Neuron inputted result with 2HL

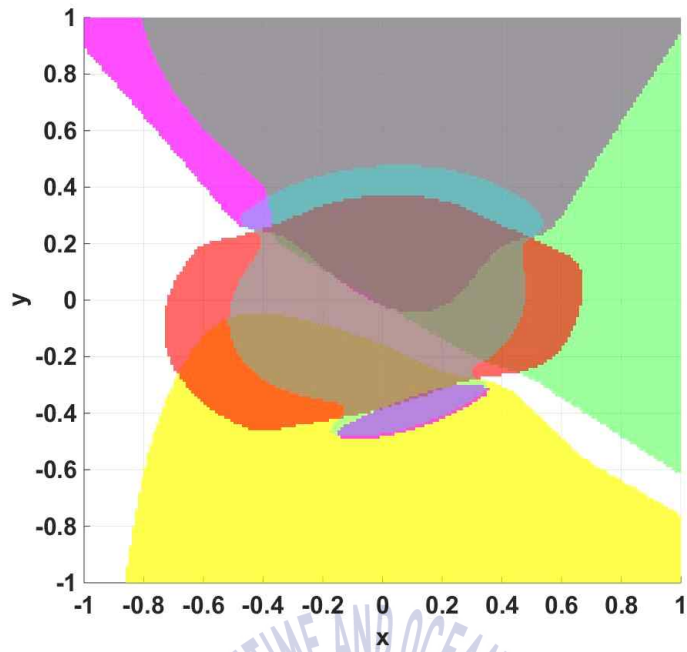


Fig. 4.28. Neuron inputted result with 3HL

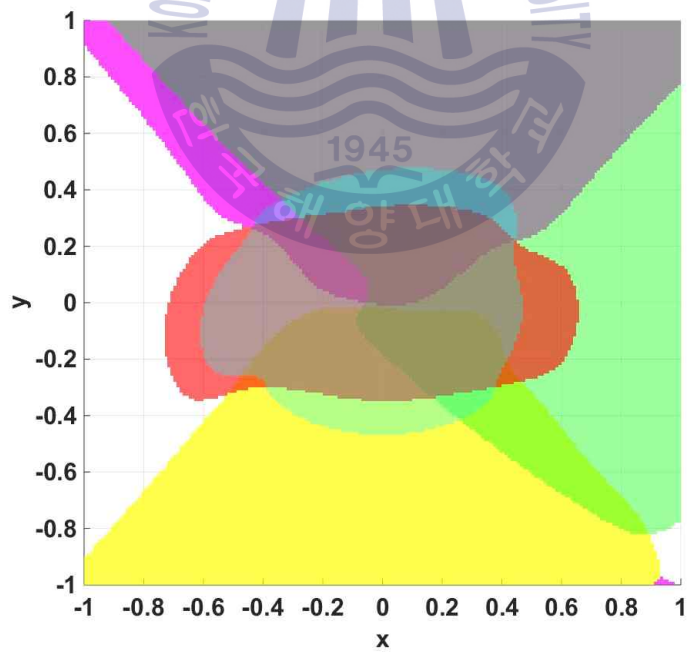


Fig. 4.29. Neuron inputted result with 4HL

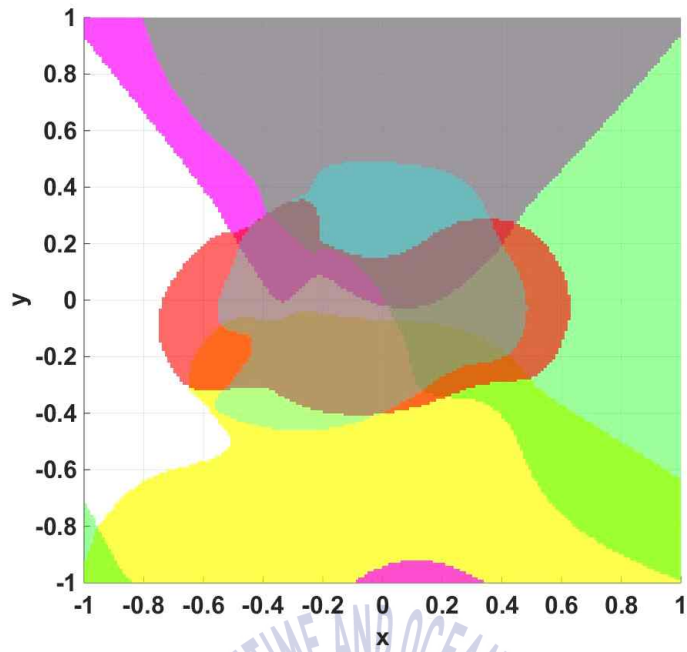


Fig. 4.30. Neuron inputted result with 5HL

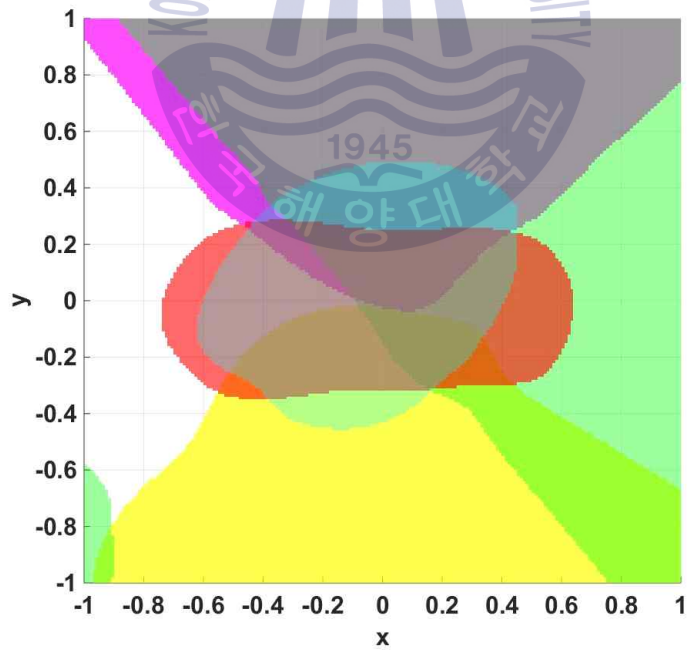


Fig. 4.31. Neuron inputted result with 6HL

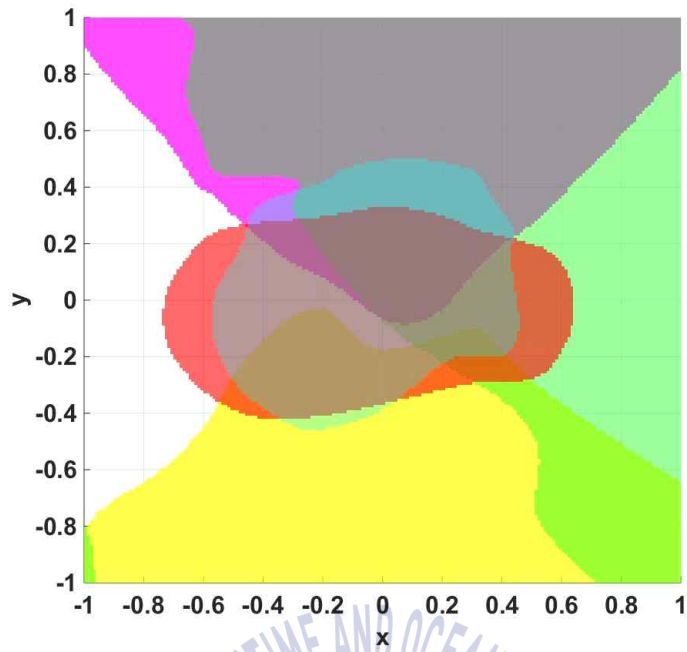


Fig. 4.32. Neuron inputted result with 10HL

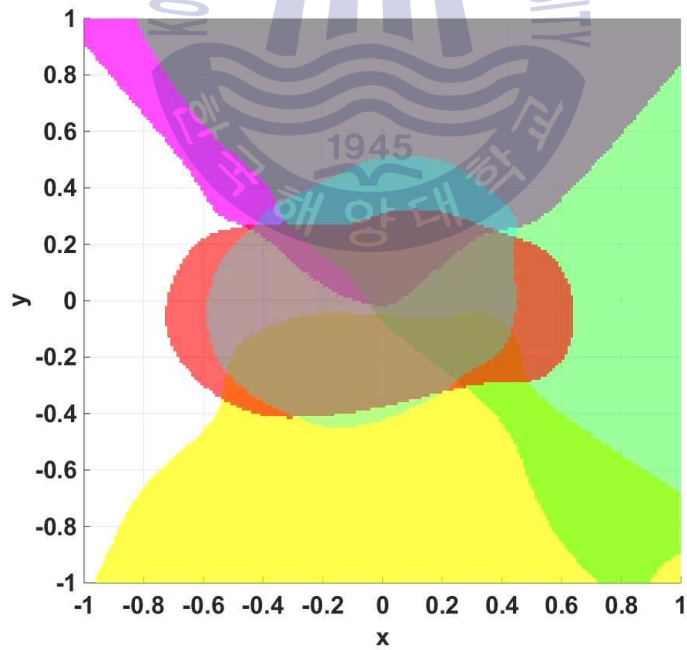


Fig. 4.33. Neuron inputted result with 15HL

4.4 알고리즘 추가검증

4.4.1 학습방식

본 연구의 4.3에서와 같이 대표뉴런을 적용한 알고리즘은 Hidden레이어가 4층이상일 경우 의미 있는 결과를 보여주고 있다. 그러나 Hidden레이어 층이 깊어질수록 알고리즘 수렴 및 학습에 있어서 절대적인 시간이 길어지게 되고 이를 계산하고 학습하기 위한 강력한 하드웨어가 필요하게 된다. 얇은 Hidden레이어 층을 가지고 원활한 알고리즘의 동작을 위해 모든 Hidden레이어의 뉴런을 이용하지 않고 각 반복학습시마다 랜덤으로 절반의 뉴런만 선택하여 학습하도록 하였다. 이로써 학습시간의 단축과 동시에 본 연구의 4.3.2의 결과와 같이 오류가 하나의 값으로 쏠리는 현상 등을 방지할 수 있을 것으로 기대하였다.

수정한 알고리즘은 1개의 Hidden레이어 층에 데시벨(dB), 주파수(Hz), 위상(Theta)정보를 Output레이어로 출력하도록 하였다. Output레이어에서 출력하는 뉴런의 개수를 1~3개로 변경하여 출력하도록 하였으며 이때 각 Hidden레이어 층은 20, 30, 40개의 뉴런을 가지도록 하였다. 이는 Output레이어에 출력하는 뉴런의 수가 증가함에 따른 정확도를 높이기 위한 조치이다. 총 학습시간은 48시간을 수행하였다.

4.4.2 결과

Fig. 4.34는 Output레이어에서 데시벨만을 출력하는 경우의 결과를 보여주고 있다. 각 주파수별 3 dB씩 감소하는 음원을 학습한 후 계측영상으로부터 도출해낸 결과로써 전반적으로 3 dB과 유사하게 감소하는 추이를 보이고 있다. 일부 높은 주파수와 낮은 dB을 갖는 음원의 경우 만족할 만한 결과를 보여주고 있지 않으며 이는 작은 진폭에 대한 학습의 부족으로 인한 것으로 보인다.

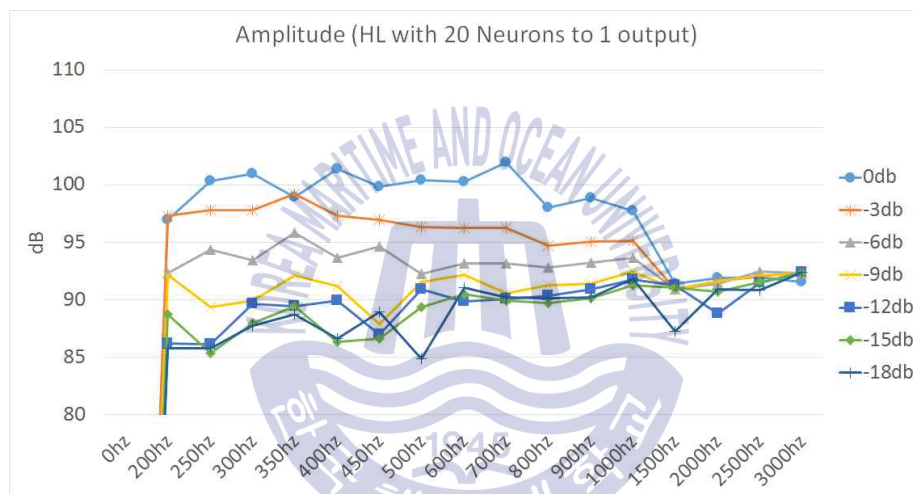


Fig. 4.34. One output neuron result (dB)

Fig. 4.35 및 Fig. 4.36은 Output레이어에서 데시벨 및 주파수를 출력하는 경우의 결과를 보여주고 있다. Output레이어에 두 개의 뉴런을 가지는 경우는 한 개를 가지는 경우보다 뉴런간 연결이 많으므로 1회 학습에 추가시간을 요하며 약 2천회정도의 반복계산 차이를 보였다. 또한 학습의 부족함으로 데시벨의 경우, 3 dB씩 감소하는 음원 도출에 있어서는 추이만 반영하고 있음을 알 수 있다. 한편 주파수의 경우, 전반적으로 해당 주파수를 출력하고 있음을 알 수 있다. 이는 알고리즘이 영상으로부터 얻는 정보로는 주파수를 더 쉽게 파악하고 있음을 알 수 있다.

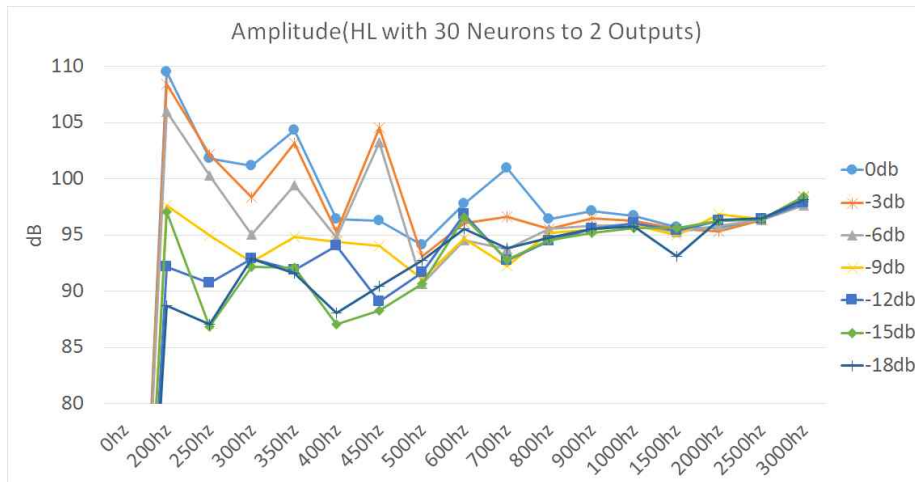


Fig. 4.35. Two output neurons result (dB)

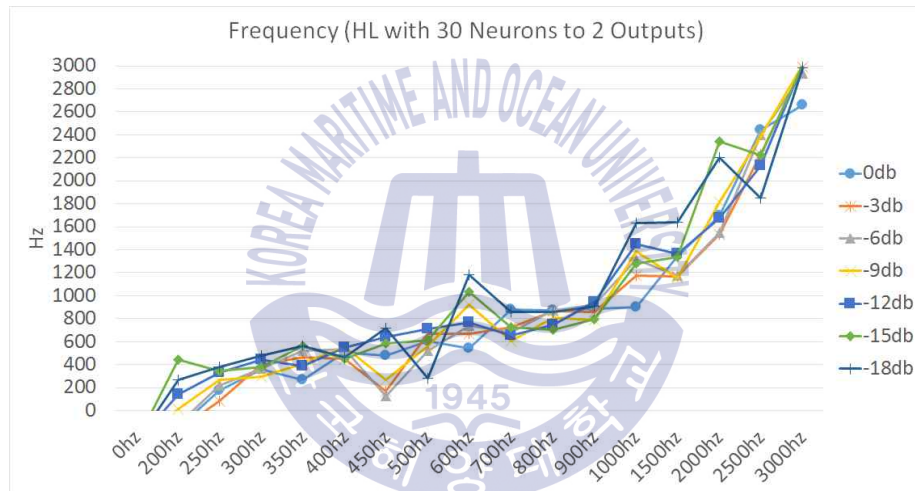


Fig. 4.36. Two output neurons result (Hz)

Fig. 4.37, Fig. 4.38 및 fig. 4.39는 Output레이어에서 데시벨, 주파수 및 위상정보를 출력하는 경우의 결과를 보여주고 있다. Output레이어에 세 개의 뉴런을 가지는 경우가 1회 학습에 가장 많은 시간이 필요하였으며 한 개를 가지는 경우보다 약 4천회정도의 반복계산 차이를 보였다. 또한 학습의 부족함으로 데시벨의 경우, 3 dB씩 감소하는 음원 도출에 있어서는 추이만 반영하고 있으며 위상의 경우는 적정수준의 학습이 부족함을 보여주고 있다. 한편 주파수의 경우 전반적으로 해당 주파수를 출력하고 있음을 알 수 있다.

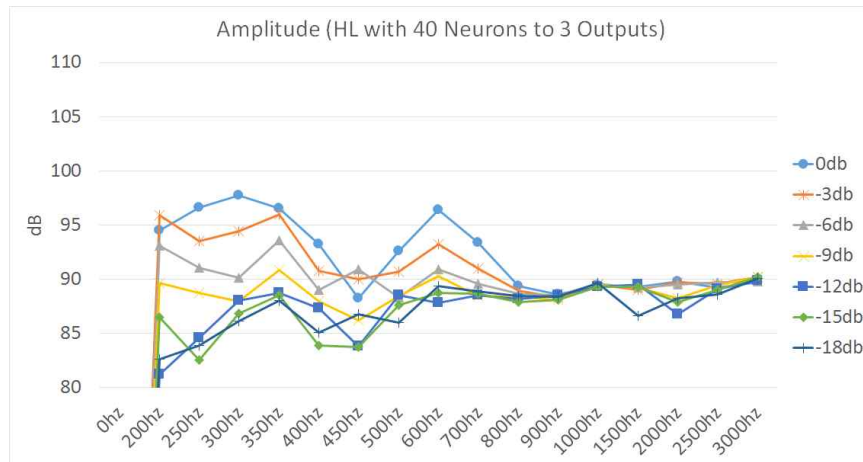


Fig. 4.37. Three output neurons result (dB)

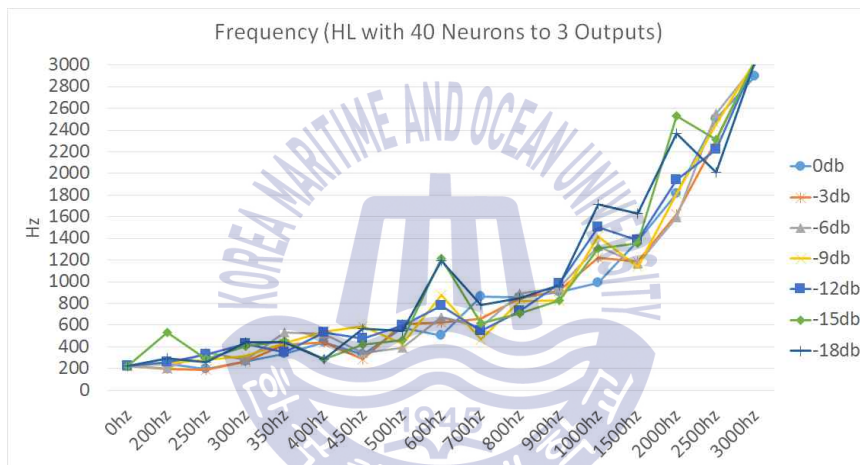


Fig. 4.38. Three output neurons result (Hz)

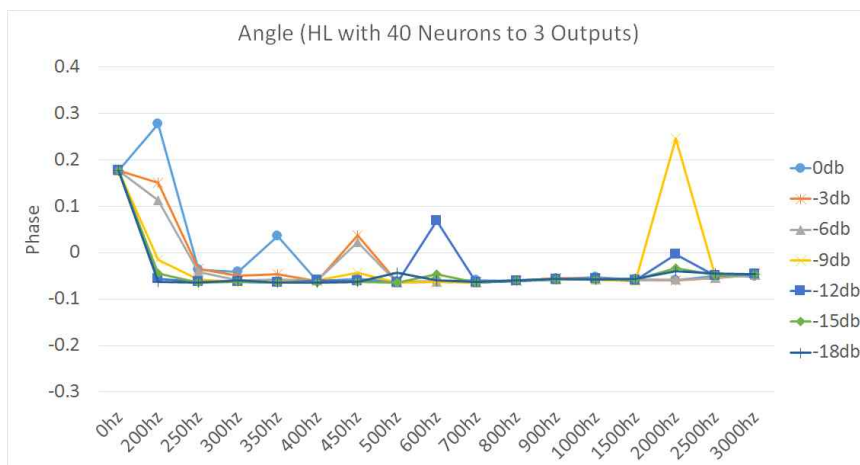


Fig. 4.39. Three output neurons result (Phase)

영상으로부터 음원을 파악하는데 있어서는 촬영영상의 움직임임을 본 연구의 결과로부터 추론이 가능하다. 데시벨, 주파수, 위상중 영상의 움직임과 가장 밀접하게 작용하는 것은 주파수로 볼 수 있다.

결과적으로 뉴럴 네트워크 학습에 있어서 일정 층수의 Hidden레이어를 가지면 강력한 하드웨어를 통한 반복학습으로 정확도를 증가시키는 것이 중요하다. 일반적으로 동일한 시간에 얼마나 많은 횟수로 반복학습을 수행하였는지가 알고리즘의 정확성의 척도가 된다. 대표뉴런의 적용과 1회 학습시 Hidden레이어의 뉴런중 절반만 사용하는 방식의 학습방법으로 데시벨 및 주파수를 파악하는데 성과를 보이고 있다. 추가로 학습의 속도가 이전에 비해 신속해졌음에도 불구하고 하드웨어 성능을 향상시켜 반복학습을 증가시키는 것이 중요하다고 추론된다.



제 5 장 결 론

본 연구는 고속 카메라를 이용한 음원 복원을 수행하였으며 영상정보와 신경망이론을 이용하여 음원복원이 가능함을 알 수 있었다. 총 3단계로 진행된 본 연구는 선행연구, 확장연구, 심화연구로 구성되어 다음과 같은 결론을 낼 수 있었다.

(1) 선행연구로는 영상정보를 이용한 음원복원 가능성에 대하여 연구를 진행하였다. 음원 복원을 위해 타겟이 되는 물체의 미세한 진동을 측정해 낼 수 있어야 했으며 진동의 종류 및 측정에 대하여 개략적인 정리를 하였다. 특정 주파수를 스피커로 발생시켜 타겟의 진동을 고속카메라로 촬영하고 동시에 마이크에서 측정된 주파수와 비교하여 검증하였으며 영상기반 음원복원이 가능함을 보였다.

(2) 2단계인 확장연구로는 영상기반 진동계측과 신경망 이론의 접목을 위한 준비로 3차원 진동을 패턴화 하였다. 3차원의 미세진동을 촬영하기 위하여 3점 레이저 기법을 사용하였으며 얻어진 영상으로부터 PTV기법을 이용하여 특정 점의 움직임을 추적해내었다. 이 3점 레이저 기법은 미세한 진동의 진폭을 증폭하기 위한 방법으로 고안되어 본 연구에 사용되었다.

(3) 3단계인 심화연구에서는 확장연구에서 진행된 3차원 정보를 가지고 있는 3점의 패턴으로부터 음원을 추정해 내기 위하여 신경망이론을 개발하여 적용 하였다. 뉴럴네트워크 또는 신경망이론은 사람의 뇌에서 일어나는 논리회로를 본따서 만든 알고리즘이다. 이 알고리즘에는 Input, Hidden, Output레이어가 존재하며 선형 및 비선형적인 특성을 모두 고려하여야 한다. 특정한 입력에 대하여 적절한 출력을 내어주기 위하여 학습이라는 방법을 사용하며 이 학습은 각 레이어 및 뉴런간의 가중치를 결정하는 것을 의미한다. 가중치의 결정은 오차를 이용한 반복계산이며 매 계산결과 오차를 줄이기 위하여 시그모이드함수를 이용하여 보정해 주었다. 신경망이론에서는 학습할 정보가 중요하며 학습정보가 불명

확할 시 원하는 출력을 내어줄 수가 없으므로 다양한 학습정보를 주어 지는 것이 중요하다. 또한 제작된 알고리즘이 얼마나 깊은 레이어를 가져야 하는지 알아내기 위하여 Hidden레이어를 1층에서 5층간 에러를 확인하였으며 2층 이상에서 에러의 변동이 적어짐을 확인하였다. 이후 각 주파수, 데시벨별로 정보를 학습시켜서 입력음의 주파수, 크기 등에 대응할 수 있도록 하였으며 이를 바탕으로 스피커로 출력되는 소리의 주파수를 알아 낼 수 있었다. 신속한 학습을 위해 대표뉴런을 삼입하였으며 1회 학습시 Hidden레이어의 절반의 뉴런을 사용하는 기법을 추가로 사용하여 영상으로부터 데시벨, 주파수 및 위상을 파악하였다.

이로써 고속카메라를 이용하며 촬영된 미세진동을 3점 레이저 기법, 신경망이론등을 이용하여 음원정보를 알아 낼 수 있었다.



참고문헌

- [1] W. J. Palm III, 진동공학, 도서출판 인터비전, pp.2~4, 2007.
- [2] 전효중, 김의간, 기계역학. 효성출판사, pp.1~7, 1999.
- [3] A. Davis, M. Rubinstein, N. Wadhwa, G. J. Mysore, F. Durand, and W. T. Freeman, “The visual microphone: passive recovery of sound from video,” MIT CSAIL, 2014.
- [4] C. J. D. Pickering, and N. A. Halliwell, “Laser speckle photograph and particle image velocimetry : photographic film noise,” Applied Optics, Vol. 23, pp.2961~2969, 1984.
- [5] R. J. Adrian, “Multi-point optical measurements of simultaneous vectors in unsteady flow—a review,” International Journal of Heat and Flow, Vol. 7, Issue 2, pp.127~145, 1986.
- [6] 도덕희, “PIV(입자영상속도계) 계측기술,” 기계저널 38(10), pp.36~41, 1998.
- [7] P. Buchave, “Particle image velocimetry – status and trends,” Experimental methods in Thermal and Fluid Science, Vol 5, pp.586~604, 1992.
- [8] R. J. Adrian, “Particle-imaging techniques for experimental fluid mechanics,” Annu Rev. Fluid Mech., Vol. 23, pp.261~304, 1991.
- [9] R. J. Adrian, “Scattering particle characteristics and their effect on pulsed laser measurements of fluid flow : speckle velocimetry vs particle image velocimetry,” Applied Optics, Vol. 23, pp.1690~1691, 1984.

- [10] Y. A. Hassan, and R. E. Canaan, "Full-field bubbly flow velocity measurements using a multiframe particle tracking technique," Experiments in Fluids 12, pp.49~60, 1991.
- [11] T. Kobayashi, T. Saga, T. Haeno, and N. Tsuda, "Development of a real-time velocity measurement system for high Reynolds fluid flow using a digital image processing technique," Experimental and Numerical Flow Visualization. ASME FED 128, pp.9~14, 1991.
- [12] N. A. Malik, T. Dracos, and D. A. Papantoniou, "Particle tracking velocity in three-dimensional flow," Experiments in Fluids 15, pp.279~294, 1993.
- [13] S. J. Baek and S. J. Lee, "A new two-frame particle tracking algorithm using match probability," Experiments in Fluids 22, pp.23~32, 1996.
- [14] 한국선급, 선박 진동 소음 제어지침 (제3판). 텍스트북스, pp.631, 2014.
- [15] G. E. Hinton, and S. Osindero, "A fast learning algorithm for deep belief nets. Neural computation," Vol.18, No.7, pp.1527~1554, 2006.
- [16] 이상원, 학습하는 기계 신경망. 한솔기획, pp.43~82, 1995.
- [17] F. Rosenblatt, "The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain, Cornell Aeronautical Laboratory," Psychological Review, v65, No. 6, pp. 386~408. doi 10.1037/h0042519, 1958.
- [18] R. M. Neal, "Connectionist learning of belief networks," Artificial Intelligence 56, pp. 71~113, 1992
- [19] M. L. Minsky, and S. A. Papert, Perceptrons. Cambridge, MA: MIT Press, 1969.