



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](#)

工學碩士學位論文

인공지능을 활용한 IR-UWB
레이더의 물체인식에 관한 연구



2017年 08月

釜慶大學校大學院

制御計測工學科

李東憲

工學碩士學位論文

인공지능을 활용한 IR-UWB
레이더의 물체인식에 관한 연구

指導教授 邊基植

이 論文을 工學碩士 學位論文으로 提出함

2017年 08月

釜慶大學校大學院

制御計測工學科

李東憲

李東憲의 工學碩士 學位論文을 認准함.

2017年 08月



主 審 工學博士 金 萬 高



委 員 工學博士 李 京 昌



委 員 工學博士 邊 基 植



목 차

목 차	i
그림 차례	iii
표 차례	v
Abstract	vi
제 1 장. 서론	1
제 2 장 IR-UWB Radar System	3
2.1 IR-UWB Radar 기술 현황	3
2.2 IR-UWB Radar 탐지 거리 산출	5
2.3 IR-UWB Radar 송수신 전력	6
2.4 펄스 레이더의 특성	7
제 3 장 IR-UWB 레이더 수신 신호의 신호 처리 과정	9
3.1 FIR Bandpass Filter 설계	11
3.2 이산 푸리에 변환	14
제 4장 신경망을 이용한 분류	18
4.1 인공 신경망	18
4.2 인공 신경망의 학습	20
4.2.1 델타 규칙	20
4.2.2 역전파 알고리즘	21
제 5장 IR-UWB Radar 모듈 및 실험 결과	25
5.1 IR-UWB Radar 모듈	25
5.2 실험 환경 구성	27
5.3 IR-UWB Radar를 이용한 학습 데이터 추출	29

5.4 실험 결과 32

제 6 장 결론 36

참고문헌 38



그림 차례

그림 2.1 기존 무선시스템과 UWB시스템의 차이점	3
그림 2.2 UWB의 주파수 대역폭	4
그림 2.3 레이더의 기본 원리	7
그림 3.1 IR-UWB Radar 시스템	9
그림 3.2 Raw Data Signal	10
그림 3.3 FIR Bandpass Filter Specification	12
그림 3.4 FIR Bandpass Filter Response Type & Design Method	12
그림 3.5 FIR Bandpass Filter를 통과한 출력신호	13
그림 3.6 주파수 특성	16
그림 4.1 인공 신경망의 구조	18
그림 4.2 노드의 입출력 과정	19
그림 4.3 역전파 알고리즘의 흐름	22
그림 5.1 NVA-R661 Module	25
그림 5.2 NVA6201 칩 송신 신호	26
그림 5.3 실험 환경 구성	27
그림 5.4 NVA-R661 Module with housing	28
그림 5.5 시스템 구성도	28
그림 5.6 나무 재질 물체의 신호 크기 및 주파수 특성 측정	29
그림 5.7 종이 재질 물체의 신호 크기 및 주파수 특성 측정	30
그림 5.8 폼팩스 재질 물체의 신호 크기 및 주파수 특성 측정	30
그림 5.9 금속 재질 물체의 신호 크기 및 주파수 특성 측정	31
그림 5.10 아크릴 재질 물체의 신호 크기 및 주파수 특성 측정	31
그림 5.11 나무 재질 물체의 대표적인 주파수 특성	32
그림 5.12 종이 재질 물체의 대표적인 주파수 특성	33

그림 5.13 포맥스 재질 물체의 대표적인 주파수 특성 33
그림 5.14 금속 재질 물체의 대표적인 주파수 특성 34
그림 5.15 아크릴 재질 물체의 대표적인 주파수 특성 34



표 차례

표 4.1	인간의 뇌와 인공 신경망의 유사관계	19
표 5.1	NVA6201 칩 특성 및 안테나 특성	26
표 5.2	물체에 따른 분류 성능	35



A Study on Object Recognition of IR-UWB Radar Using Artificial Intelligence

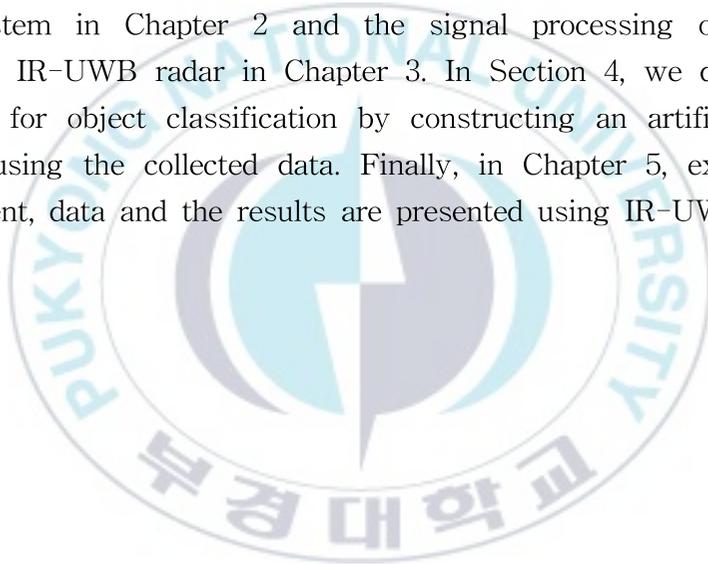
Dong-Heon Lee

*Department of Control & Instrumentation Engineering
Graduate School of
Pukyong National University*

Abstract

In this paper, we use IR-UWB Radar to extract the features of each object to distinguish them. The features mentioned in this paper are the magnitude of the signal and the frequency characteristics of the signal reflected on the IR-UWB Radar depending on the material of the object. That is, it is expected that the discrete Fourier transform of the signal shows that frequency characteristics are different for each object. In order to prove this theory as an experiment, IR-UWB Radar was fixed on the desk as shown in Fig. 5.3 in the experiment of this paper, and the object to be measured was placed on the vertical line position. In addition, MATLAB can be operated in real time to operate and control IR-UWB Radar. In this paper, to extract the characteristics of the object mentioned above, the output of the IR-UWB Radar is designed to minimize the interference of other frequencies and to obtain only the frequency band suited to the characteristics of the IR-UWB Radar used in this experiment. This

bandpass filter passes only about 5 to 8 GHz band. In this paper, after through the FIR bandpass filter to reduce signal distortion and to remove the floating component, the discrete fourier transform was performed of IR-UWB's output signal. Through this signal processing, the frequency characteristics of each object can be confirmed. The database was constructed with the collected frequency characteristics, and the artificial neural network was constructed using the data. In addition, the output signal of the IR-UWB radar passed through the FIR bandpass filter measured a distance with each object by TOA (Time Of Arrival) method. In this paper, we describe the IR-UWB radar system in Chapter 2 and the signal processing of received signals of IR-UWB radar in Chapter 3. In Section 4, we describe an algorithm for object classification by constructing an artificial neural network using the collected data. Finally, in Chapter 5, experimental environment, data and the results are presented using IR-UWB Radar.



제 1 장 서 론

본 논문에서는 IR-UWB Radar를 이용하여 물체마다 특징을 추출하여 구분하고자 한다. 본 논문에서 언급한 특징이란 물체가 구성된 재질에 따라 IR-UWB Radar에 반사되어 돌아오는 신호의 크기 및 그 신호의 주파수 특성 즉, 이산 푸리에 변환을 수행해보면 각각 물체마다 주파수 특성이 다르게 나타난다는 것을 확인할 수 있을 것으로 예상되었다. 이러한 이론을 실험으로 증명하기 위해 본 논문의 실험에서는 그림5.3과 같이 IR-UWB Radar를 책상 위에 고정시키고, 수직 선상 0cm 위치에 측정하고자 하는 대상 물체를 위치시켰다. 또한, IR-UWB Radar를 조작 및 제어하기 위해 MATLAB을 연동하여 실시간으로 측정할 수 있도록 하였다. 본 논문에서는 앞에서 언급한 물체의 특징을 추출하기 위해 IR-UWB Radar의 출력은 다른 주파수의 간섭을 최소화하고 본 실험에 사용된 IR-UWB Radar의 특성에 맞는 주파수 대역만을 얻기 위해 밴드패스 필터를 설계 하였다. 이러한 밴드패스 필터는 약 5~8GHz 대역만을 통과하게 된다.

본 논문에서는 FIR Bandpass Filter를 통과함으로써 신호의 일그러짐과 플로팅 성분이 제거된 IR-UWB Radar의 출력 신호를 이산 푸리에 변환을 진행 하였으며, 이러한 신호처리를 통해 물체마다의 주파수특성을 확인할 수 있었다. 이렇게 수집된 주파수 특성으로 데이터베이스를 구축하고, 이 데이터를 이용하여 인공 신경망을 구성하여 학습을 진행하였다. 또한 FIR Bandpass Filter를 통과한 IR-UWB Radar의 출력 신호를 TOA(Time Of Arrival) 방법을 통해 물체와의 거리를 측정 할 수 있었다.

상위에서 언급한 실험 및 연구를 위해 본 논문에서는 2장에서 IR-UW

B Radar System에 관해 설명을 하며, 3장에서는 IR-UWB 레이더의 수신된 신호의 처리과정을 언급 및 설명한다. 그리고 이러한 신호처리를 통해 수집된 데이터를 이용하여 인공신경망을 구성하여 물체 구분을 위한 알고리즘을 4장에서 설명한다. 마지막으로 5장에서는 IR-UWB Radar을 이용하여 실제 실험데이터 및 실험환경에 대한 언급과 결과를 나타내었다.



제 2 장 IR-UWB Radar System

2.1 IR-UWB Radar 기술 현황

FCC에 따르면 UWB는 대역폭이 500MHz 이상의 주파수 대역을 사용하거나 비대역폭으로 정의되는 수치가 20% 이상인 라디오 기술을 의미한다. 이러한 UWB 기술은 광범위한 주파수 대역 사용, 낮은 전력으로 매우 낮은 밀도의 전력 스펙트럼을 가지므로, 기존의 무선통신 시스템과 간섭 없이 주파수 대역을 공유할 수 있어 무선통신에 있어서 문제점으로 고려되어온 전파간섭 문제를 해결할 수 있는 기술로 주목받고 있다[1].

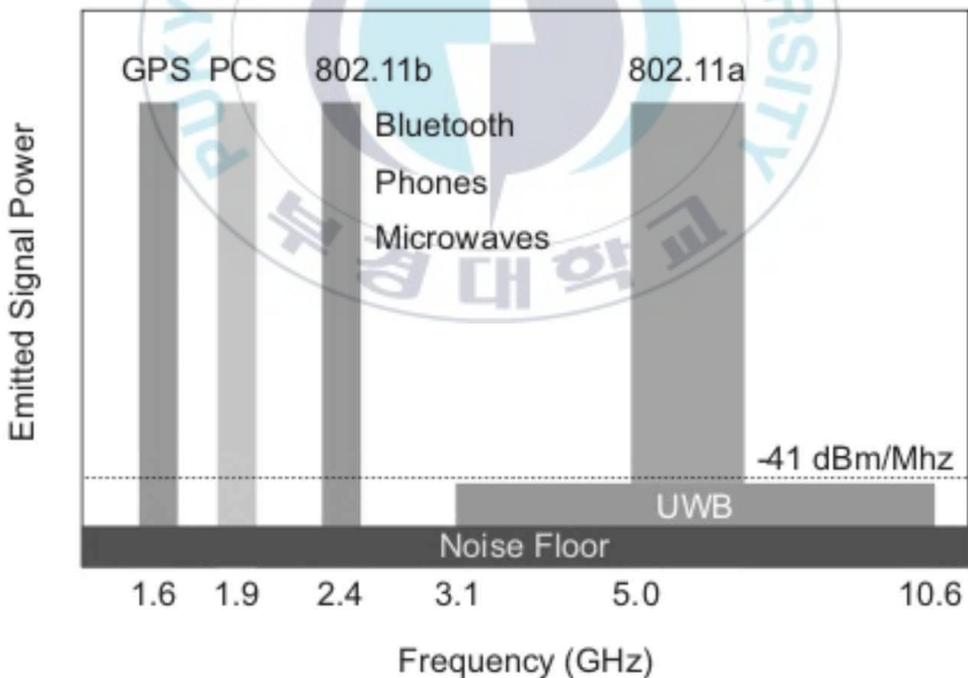


그림 2.1 기존 무선시스템과 UWB 시스템의 차이점

IR-UWB는 아주 짧은 시간 폭을 갖는 펄스를 송신하므로 수 cm의 정밀도로 거리 측정이 가능하며 기존 정현파를 사용하는 무선 통신 기술들과 비교하여 송신 전력이 매우 작으므로, 협대역 신호 간섭에 강하며, 전력 스펙트럼이 잡음으로 보일 수 있기에 보안성이 강하다. 이러한 IR-UWB Radar는 현재 실내 위치 측위, 인원계수, 비접촉식 호흡측정 및 심박 수 측정, 재난 시 인명구조용 등으로 많이 연구되고 있다[2].

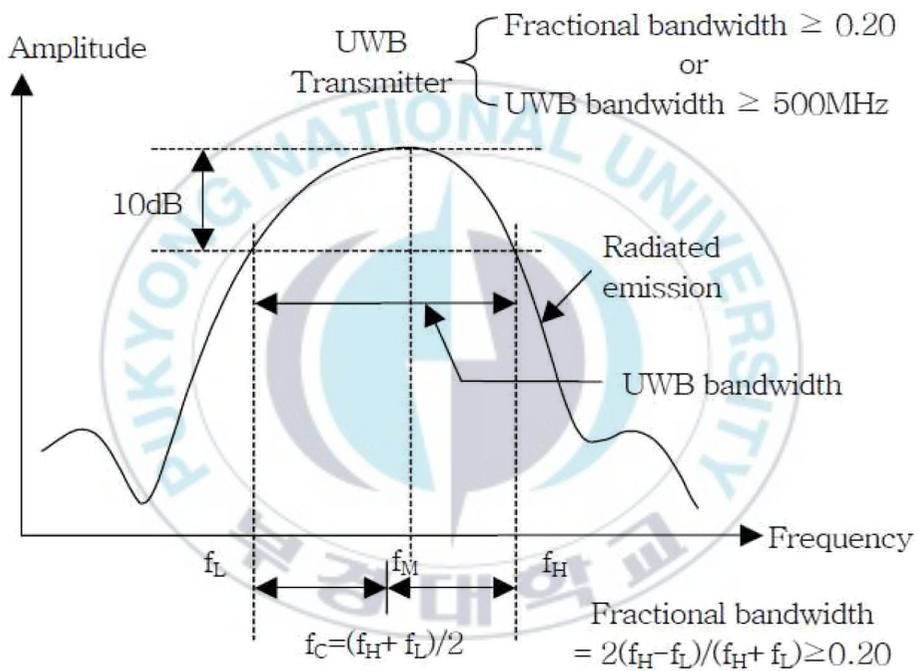


그림 2.2 UWB의 주파수 대역폭

2.2 IR-UWB Radar 탐지 거리 산출

IR-UWB Radar는 송신부로부터 임펄스 신호를 방사하여 탐지 대상에 반사되어 돌아오는 수신 신호와 송신 신호의 시간 차이(TOA:Time of Arrival)를 이용해 물체의 거리를 판단한다. 이를 수식으로 나타내면 식 2.1과 같다[3].

$$\frac{c \times T}{2} \quad (2.1)$$

레이더에서 임펄스 신호를 송신한 후 탐지 대상으로부터 반사되는 신호를 수신한 후 다음 펄스를 송신하기 전 일정 시간을 쉬어야 한다. 만약 이러한 과정이 생략되어 이전 신호를 수신하기 전 새로운 신호를 송신하게 되면 두 신호 간 서로 간섭이 발생하여 올바른 신호를 수신하지 못하고 왜곡된 정보를 얻게 된다. 즉, 송신 주기를 나타내는 PRF(Pulse Repetition Frequency)를 레이더의 최대 측정 거리를 벗어나지 않도록 설정해야 한다. 이를 바탕으로 수식을 표현하면 최대 측정 범위는 식 2.2와 같다[3].

$$R_{\max} = \frac{c \times T_{RF}}{2} \quad (2.2)$$

PRF가 커질수록 더 많은 정보를 수신하여 검출 대상을 정밀하게 측정할 수 있으나, 반대로 측정 범위는 감소하게 되므로 검출 대상의 거리에 따라 적절한 설정이 필요하다.

2.3 IR-UWB Radar 송수신 전력

레이더 방정식은 검출 대상으로부터 반사된 에코(echo) 전력과 거리의 관계를 표시한 식으로 레이더의 송신부, 수신부, 안테나, 표적의 상태 및 주변 환경과 밀접한 관계를 가지고 있다. 레이더의 송신 전력에 대한 수신 전력의 크기를 레이더 방정식을 적용하여 구하면 식 2.3과 같이 나타낼 수 있다[4].

$$P_{rc}(R) = \frac{P_t G_t}{4\pi R^2} \quad (2.3)$$

이때, $P_{rc}(R)$ 은 전력속 밀도, P_t 는 송신 전력, R 은 레이더와 검출 대상 사이의 거리, G_t 는 안테나 이득을 나타낸다. 하지만, 이 전력은 모두 표적에서 레이더의 수신부로 반사되어 돌아오지 않고 레이더의 수신 방향에 대한 검출 대상의 유효반사 단면적(RCS : Radar Cross Section, σ)의 배수로 수신되게 된다. 이 유효반사 단면적은 표적의 성질과 형태, 파장 그리고 전파의 입사각 등에 관계된다. 이를 반영한 레이더의 수신단에 돌아오는 신호는 식 2.4로 나타낼 수 있다[4].

$$S_{echo}(R) = \frac{P_t G_t}{4\pi R^2} \frac{\sigma}{4\pi R^2} \quad (2.4)$$

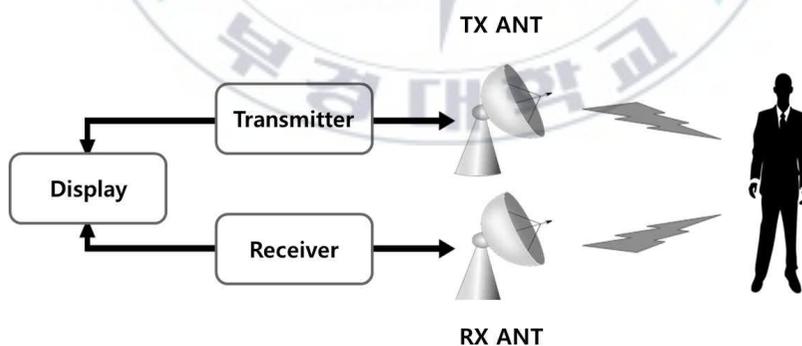
$$P_r(R) = \frac{P_t G_t}{4\pi R^2} \frac{\sigma A_e}{4\pi R^2} \quad (2.5)$$

최종적으로, 수신 안테나의 유효 개구면까지 고려한 수신 신호의 크기는 아래 식 2.5로 나타낼 수 있다[3][4].

2.4 펄스 레이더의 특성

레이더에는 발사하는 전파형식에 따라 크게 지속파 레이더(Continuous wave Radar: CW Radar)와 펄스 레이더(Pulse Radar)로 나뉜다. 지속파 레이더는 변조가 되어 있지 않은 정현파를 송수신하는 레이더로, 도플러 효과를 이용한 도플러 레이더와 반복 주파수를 가하는 FMCW(Frequency Modulation Continuous Wave) 레이더가 있다[4].

FMCW 레이더는 고정된 목표물을 향해 일정한 주파수대에서 주기적으로 반복되는 주파수 변조된 지속파를 발사하면 표적에서 반사되는 에코 신호와의 사이에는 항상 주파수 차가 생기게 된다. 이 주파수는 반사파와 직접파의 주파수 차에 의하여 비트(beat)가 일어나기 때문에, 이 비트 주파수는 표적까지의 거리와 비례하게 된다. 따라서 주파수 측정장치로 주파수를 측정하면 거리를 알 수 있다. 이처럼 FMCW 레이더는 높은 정밀도의 거리를 측정하는 용도로 전파 고도계 등에 많이 사용되고 있다[4].



2.3 레이더의 기본 원리

펄스 레이더는 최근 가장 많이 사용되는 레이더로 그 기본 원리는 그림 2.3과 같다. 송신기에서 짧은 펄스의 전파를 만들어 송신부를 통해 전파를 방사하고, 표적으로부터 반사되어 돌아오는 반사파를 수신부를 통해 수신한다. 이

때 송수신부가 서로 간섭을 하지 않고 펄스를 주고받을 수 있도록 동기를 조정하는 동기 펄스와 반사파를 표시하는 지시기가 필요하다. 펄스 변조된 송신 신호는 표적에 닿게 되면 여러 방향으로 반사되며 그중에서 수신 안테나 방향으로 돌아오는 신호가 수신되어 표적이 탐지되고, 또 표적까지의 거리뿐만 아니라 레이더와 표적간의 반경 방향의 상대속도를 알 수 있다[4].



제 3 장 IR-UWB 레이더 수신 신호의 신호 처리 과정

IR-UWB Radar는 임펄스 신호를 방사하여 검출 대상으로부터 반사되어 되돌아오는 송수신 신호의 시간차를 이용하여 물체의 존재 유무 및 거리를 측정한다. 이때 수신된 신호는 검출 대상뿐만 아니라 주변 환경에 의해 잡음 신호가 함께 수신된다[5].

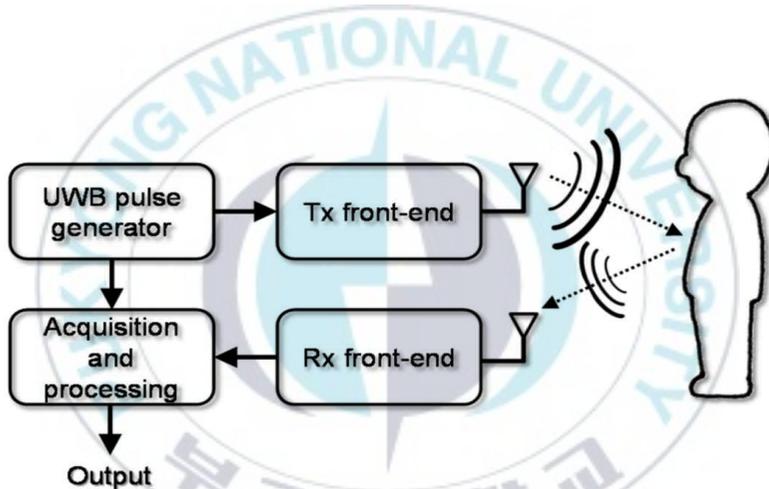


그림 3.1 IR-UWB Radar 시스템

IR-UWB Radar에 수신된 신호는 다수의 스케일링 및 시간 지연된 송신 임펄스 신호로 구성되는데, 이에 대한 수학적 모델은 식 3.1과 같이 표현된다[6].

$$s(t) = \sum_{k=1}^K a_k s(t - \tau_k) + n(t) \quad (3.1)$$

식 3.1에서 (t) 는 송신 임펄스 신호를 나타내고, a 및 τ_k 는 k 번째 경로로부터 수신된 신호의 크기와 시간 지연을 나타내며, $n(t)$ 는 주변으로부터 들어오는 노이즈를 의미한다[6]. 위와 같이 식 3.1로 얻어지는 신호의 Raw Data는 그림3.2와 같이 나타낼 수 있다.

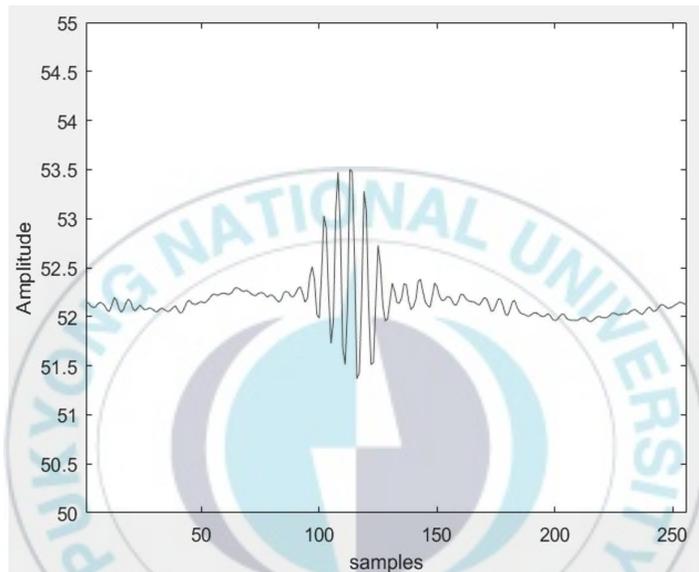


그림 3.2 Raw Data Signal

그림3.2에서 나타나는 신호를 분석해보면 노이즈로 인한 일그러짐과 플로팅 현상이 생기는 것을 확인할 수 있다. 노이즈는 예상치 못한 오동작의 원인이 되고, 플로팅 현상은 레이더 입력 신호의 레벨을 요동치게 하여 신호의 기저를 설정하는데 어려움을 겪게 한다[7].

본 논문에서는 FIR Bandpass Filter를 설계하여, 이러한 일그러짐 및 플로팅 성분을 효과적으로 제거하고자 한다.

3.1 FIR Bandpass Filter 설계

이산 선형 시불변 FIR 시스템은 일반적으로 식 3.2와 같은 차분 방정식의 형태로 나타낼 수 있다[8].

$$y(n) = - \sum_{k=1}^M a_k y(n-k) + \sum_{k=0}^M b_k x(n-k) \quad (3.2)$$

여기서, 우변의 첫 항은 시스템의 입력으로 들어가는 출력 신호 성분을 나타내며, 둘째 항은 가해진 입력 신호를 나타낸다. 여기서 시간 영역에서 나타낸 식 3.2의 차분 방정식을 z -평면에서 나타내면 식 3.3과 같이 표현할 수 있다[8].

$$H(z) = \frac{\sum_{k=0}^M b_k z^{-k}}{1 + \sum_{k=1}^M a_k z^{-k}} \quad (3.3)$$

이때, 시스템의 전달함수는 $H(z)$ 이며, 이 전달함수를 이용해 FIR 필터를 구현하기 위한 형태는 Direct, Cascade, Lattice 구조 등이 있다[8].

본 연구에서는 Direct-Form FIR Bandpass Filter를 MATLAB FDA Tool을 이용하여 설계하였다. 그림 3.3, 3.4는 밴드패스 필터의 사양을 나타낸 것이다.

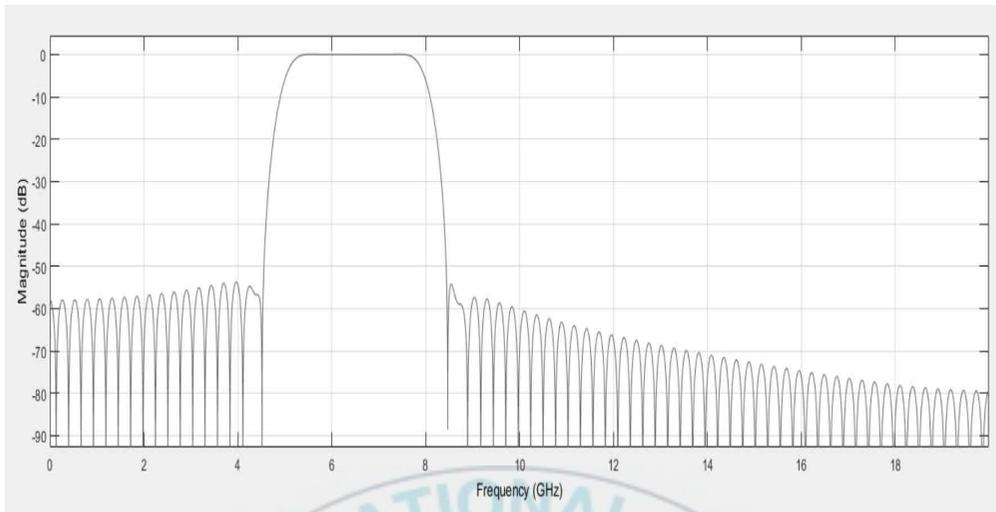


그림 3.3 FIR Bandpass Filter Specification

Response Type

Lowpass

Highpass

Bandpass

Bandstop

Differentiator

Design Method

IIR

FIR

Butterworth

Window

그림 3.4 FIR Bandpass Filter Response Type & Design Method

위 그림 3.3과 3.4와 같이 설계한 필터에 그림3.2와 같은 Raw Data Signal을 통과시키면 아래 그림 3.5와 같은 파형을 얻을 수 있다.

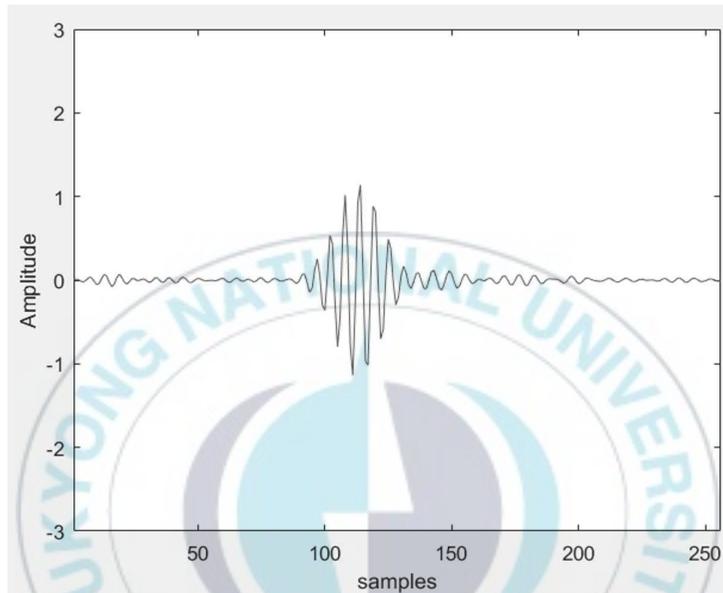


그림 3.5 FIR Bandpass Filter를 통과한 출력신호

그림 3.5를 보면 FIR Bandpass Filter를 통해 노이즈로 인한 일그러짐을 줄이고, 플로팅으로 인해 발생했던 DC 성분을 효과적으로 제거할 수 있음을 보였다.

3.2 이산푸리에 변환

주기 N 을 가진 수열 $x(n)$ 에 대해 $x(n) = x(n+N)$ 이라 하면, 신호 $x(n)$ 에 대한 푸리에 급수는 N 개의 고조파를 갖는 지수함수로 식 3.4와 같이 표현할 수 있다[9].

$$e^{j2\pi kn/N}, \quad k=0,1,2,\dots,N-1 \quad (3.4)$$

이산시간 복소함수는 상대주파수가 유리수라면 주기함수가 되므로 주파수 $f_0 = 1/N$ 으로 선택하면 복소지수함수들은 식 3.5로 나타낼 수 있다.

$$s_k(n) = e^{j2\pi kfn}, \quad k=0,\pm 1,\pm 2,\dots,N-1 \quad (3.5)$$

연속시간 복소지수함수들과 다르게 이산신호는 2π 의 배수마다 동일한 값을 갖게 되므로 식 3.6이 성립한다.

$$s_{k+N}(n) = e^{j2\pi n} s_k(n) = s_k(n) \quad (3.6)$$

식 3.6은 이산신호 집합 내에 N 개의 다른 복소지수함수가 있고 이는 이산신호에서 모든 요소는 N 샘플의 공통주기를 갖고 있음을 나타낸다. 기본 주파수 $f_0 = 1/N$ 을 갖는 복소 지수함수 집합은 식 3.7과 같이 나타낸다[9].

$$s_k(n) = e^{j2\pi kn/N}, \quad k=0,1,2,\dots,N-1 \quad (3.7)$$

연속신호와 똑같이 신호를 선형결합으로 나타내면, 이산 푸리에 급수는 식 3.8로 표현할 수 있다.

$$x(n) = \sum_{k=0}^{N-1} c_k s_k(n) = \sum_{k=0}^{N-1} c_k e^{j2\pi kn/N} \quad (3.8)$$

여기서 c_k 는 식 3.9와 같다.

$$c_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j\frac{2\pi kn}{N}} \quad (3.9)$$

일반적으로 등간격 주파수 샘플 $X(2\pi k/N)$ 은 원래 신호 $x(n)$ 이 무한히 길면, 유일하게 표현할 수 없게 된다. 이는, 주기 N 에 대응하는 주기 신호 $x_p(n)$ 은 $x(n)$ 을 주기적으로 반복한다. 한 주기에 대한 $x_p(n)$ 은 식 3.10과 같이 표현할 수 있다[9].

$$x_p(n) = \begin{cases} x(n), & 0 \leq n \leq L-1 \\ 0, & L \leq n \leq N-1 \end{cases} \quad (3.10)$$

따라서, 주파수 샘플 $X(2\pi k/N)$ 은 유한 구간 신호 $x(n)$ 을 유일하게 나타낼 수 있다. 한 주기에 대해 $x(n) = x_p(n)$ 이므로, 유한 구간 신호 $x(n)$ 은 주파수 샘플 집합 $\{X(2\pi k/N)\}$ 으로부터 구할 수 있다. 따라서 길이 L 인 유한 구간 신호 $x(n)$ 의 푸리에 변환은 식 3.11과 같다[9].

$$\omega = \sum_{n=0}^{-1} x(n)e^{-j\omega n}, \quad 0 \leq \omega \leq 2\pi \quad (3.11)$$

만약 $N \geq L$ 인 경우, 등간격 주파수 $\omega_k = 2\pi k/N$ 로 $X(\omega)$ 를 샘플링하면 최종적인 샘플은 식 3.12와 같다.

$$X(k) = X\left(\frac{2\pi k}{N}\right) = \sum_{n=0}^{L-1} x(n)e^{-j\frac{2\pi kn}{N}} \quad (3.12)$$

$$= \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j\frac{2\pi kn}{N}}, \quad k=0, 1, 2, \dots, N-1$$

식 3.12는 길이 $N \geq L$ 인 신호 $x(n)$ 을 길이 N 인 주파수 샘플 $X(k)$ 로 변환하는 식이다. 즉 푸리에 변환 $X(\omega)$ 를 등간격인 N 개의 이산주파수에서 계산하면 주파수 샘플들을 얻을 수 있다[9].

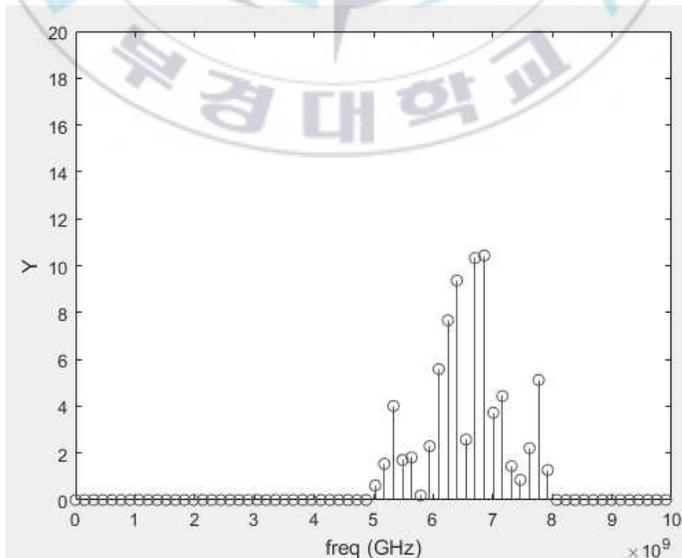


그림 3.6 주파수 특성

그림 3.6은 그림 3.5의 출력 파형에 이산 푸리에 변환을 수행한 결과이다. 그림 3.6의 결과, 레이더로부터 수신된 신호의 5~8 GHz 대역 주파수 특성을 확인할 수 있다.



제 4 장 신경망을 이용한 분류

4.1 인공 신경망

신경망(Neural Network)은 인간의 뇌를 기반으로 만든 추론 모델로 정의될 수 있다. 인간의 뇌는 조밀하게 연결된 신경 세포의 집합으로 구성되는데, 이 신경 세포는 뉴런(Neuron)으로 불리는 기본 정보 처리 단위이다. 인간의 뇌는 약 100억 개의 뉴런과 뉴런들을 연결하는 6조 개의 연결부의 결합체이다. 이런 뉴런을 동시에 여러 개를 사용함으로써 인간의 뇌는 지능을 가지고 기능을 수행할 수 있다. 인공 신경망은 수많은 뉴런이 서로 연결되어 뇌를 구성한 것과 유사하게 뇌의 신경세포에 해당하는 노드라고 하는 단순하지만 내부적으로 복잡하게 연결된 프로세서로 이루어져 있다[11]. 뇌의 작동 원리 중 가장 중요한 뉴런의 연결 관계는 연결 가중치로 나타낸다. 그림 4.1은 대표적인 인공신경망의 연결 구조를 나타내고, 표 4.1은 인간의 뇌와 인공 신경망의 유사관계를 비교한 것이다.

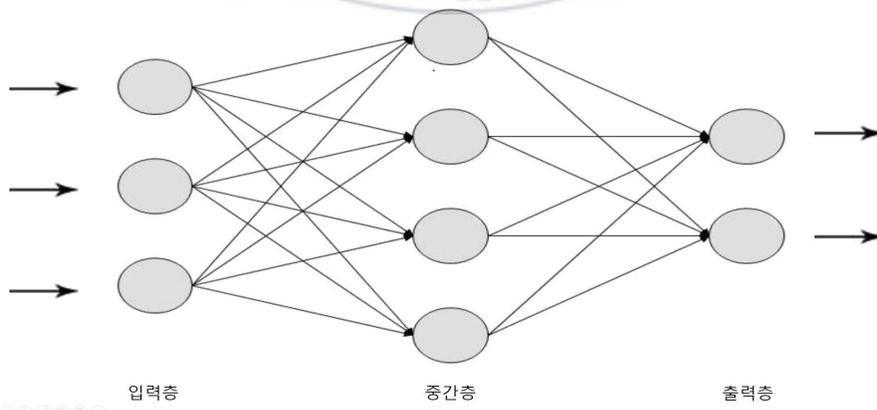


그림 4.1 인공 신경망의 구조

표 4.1 인간의 뇌와 인공 신경망의 유사관계

인간의 뇌	인공 신경망
신경세포	노드
신경세포들의 연결	연결 가중치
수상돌기	입력
축색돌기	출력

그림 4.1은 인공 신경망은 계층 구조를 이루고 있고, 신경망에 있는 노드는 이 층을 따라 정렬되어 있다. 외부와 상호 작용을 하는 노드는 입력층과 출력층을 형성한다. 신경망의 입출력 동작은 외부 환경에 부합하도록 가중치를 수정한다. 각 노드는 기본적인 정보 처리의 단위로, 입력과 수치적인 가중치가 주어지면 자신의 활성화 수준을 계산할 수 있다. 그림 4.2는 하나의 노드에 대해 입력, 가중치, 노드, 활성화함수, 출력의 관계를 나타낸다.

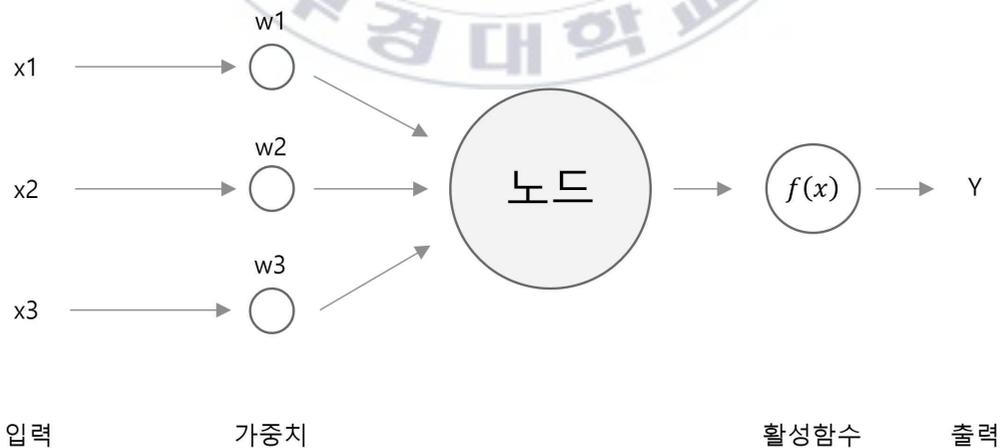


그림 4.2 노드의 입출력 과정

외부에서 입력층으로 들어오는 신호는 해당 가중치에 곱해져 노드에 전달된다. 노드에서는 이 값들을 모두 더하는데 이를 가중합(Weighted sum)이라 한다. 이때 각각의 가중치에 따라 해당 신호가 크게 반영될지, 작게 반영될지가 결정된다. 최종적으로 노드에서 구해진 가중합을 활성화 함수에 입력해 구해진 결과 값을 외부로 출력하게 된다[12].

4.2 인공 신경망의 학습

인공 신경망은 정보를 가중치의 형태로 바꿔 보관한다. 이로 인해, 인공 신경망에서 새로운 데이터를 학습시키려면 가중치를 적절히 갱신해 줘야 한다. 주어진 정보에 맞게 가중치를 알맞게 변경하는 방법을 신경망에서는 ‘학습 규칙’이라 한다. 이 학습은 인공 신경망에 원하는 정보를 저장할 수 있는 유일한 방법이므로 학습 규칙은 인공 신경망 연구에 있어서 매우 중요한 역할을 한다.

4.2.1 델타 규칙

델타 규칙은 가장 일반화된 인공신경망의 학습 규칙으로 연결가중치를 조정함으로써 인공신경망을 학습시킨다는 기본 개념을 가진다. 입력 패턴에 대한 목적패턴과 인공신경망의 출력패턴의 차이 즉 델타를 이용해 학습을 수행하는 것이다. 즉, 연결가중치의 조절식에 있어 앞 층 노드의 활성화값에 오차를 곱하여 구한다. 델타 규칙을 수식으로 표현하면 식 4.1로 나타낼 수 있다[12].

$$w_{ij} = w_{ij} + \alpha e_i x_j \quad (4.1)$$

여기서 x_j 는 입력 노드 j 의 출력, e_i 는 출력 노드 i 의 오차(정답과 출력의 차이), w_{ij} 는 출력 노드 i 와 입력 노드 j 의 연결 가중치, α 는 학습률을 의미한다. 학습률 α 는 가중치를 얼마나 변경할지를 조절하는 역할을 수행하는데, 이 값이 너무 크다면 정답으로 수렴하는 속도는 빠르나 정확한 정답은 찾아내지 못할 수 있고, 너무 작다면 정답으로 수렴하는 속도가 매우 느려질 수 있다. 위 식 4.1을 보다 일반화한 형태를 표현하면 식 4.2와 식 4.3으로 나타낼 수 있다[12].

$$w_{ij} = w_{ij} + \alpha \delta_i x_j \quad (4.2)$$

$$\delta_i = \varphi'(v_i) e_i \quad (4.3)$$

여기서 v_i 는 출력 노드 i 의 가중합, φ' 는 출력 노드 i 의 활성화함수인 φ 의 도함수를 의미한다.

4.2.2 역전파 알고리즘

델타 규칙으로 신경망을 학습시키기 위해서는 오차에 대한 정보가 필수적인 요소이다. 단층 신경망의 경우 학습데이터의 정답과 인공신경망의 출력 차이로 오차를 바로 구할 수 있지만, 다층 신경망의 경우 은닉층의 출력에 대해 학습데이터로부터 주어지는 정답이 없고, 따라서 오차를 구할 수 없었다. 역전파 알고리즘은 이를 해결하기 위해 고안되었는데, 은닉층 노드들의 오차를 결정한 다음, 델타 규칙에 따라 이 오차들로 가중치

를 조절한다는 것이 역전파 알고리즘의 핵심이다. 그림 4.3은 역전파 알고리즘의 흐름을 나타낸다[12].

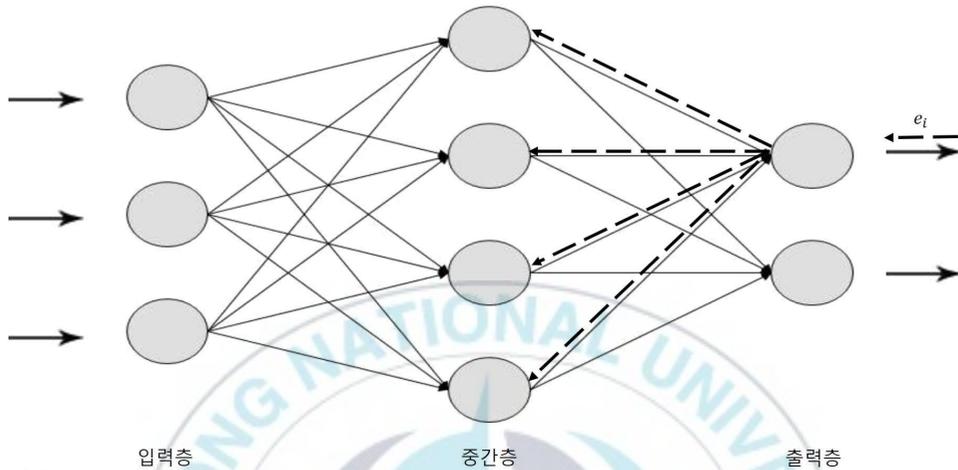


그림 4.3 역전파 알고리즘의 흐름

인공 신경망에서 입력층을 통해 들어오는 정보는 입력층, 은닉층을 거쳐 출력층을 통해 출력이 나오게 된다. 하지만 역전파 알고리즘에서는 위 그림 4.3과 같이 신경망의 출력 오차를 출력층으로부터 입력층 바로 앞 은닉층까지 역순으로 이동시킨다. 역전파 과정도 신호들이 노드 간의 연결선을 따라서 흐르게 되고, 그에 해당하는 가중치를 곱해준다는 점은 같지만 각 노드에서 신호의 입출력 방향이 반대라는 점만 다르다[12]. 역전파 알고리즘을 통한 학습의 과정은 첫째, 모든 노드에 대해 연결가중치와 임계값을 임의의 수로 초기화한다. 둘째, 모든 훈련 데이터를 반복해서 입력한다. 연속적인 입력 벡터 x_1, \dots, x_{n-1} 과 차례대로 대응되는 원하는 출력값 d_0, d_1, \dots, d_{m-1} 을 입력한다. 만약 패턴분류를 위해 사용할 경우 입력과 관련된 해당 클래스의 원하는 출력값만 1로 설정하고 이외 모든 출력층의 원하는 출력값은 모두 0으로 한다. 이때, 가중치가 변하지 않을 때

까지 계속적으로 반복 수행한다. 셋째, 시그모이드 활성화 함수를 이용하여 실제 출력값 y_1, \dots, y_{m-1} 을 차례대로 구한다. 이를 수식으로 나타내면 식 4.4로 나타낼 수 있다[13].

$$f(\alpha) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha - \theta)}} \quad (4.4)$$

넷째, 출력층 노드의 값을 시작으로 거꾸로 은닉층으로 전달하는 반복 알고리즘을 이용해 가중치를 변경한다. 이는 식 4.5로 표현된다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_j x_i' \quad (4.5)$$

식 4.5에서 $w_{ij}(t)$ 는 은닉층 노드 i 나 입력 노드 i 로부터 시간 t 에서의 노드 j 로의 가중치를 의미하며 x_i' 는 노드 i 의 출력값 또는 입력값을 나타내고 η 는 이득률(gain term), δ_j 는 노드 j 에 대한 오류(error term)를 나타낸다. 만약 노드 j 가 출력 노드이며 d_j 가 노드 j 의 원하는 출력값이고 y_j 가 실제 출력값이라면 δ_j 는 식 4.6으로 나타낼 수 있다[13].

$$\delta_j = y_j(1 - y_j)(d_j - y_j) \quad (4.6)$$

만약 노드 j 가 은닉층이며 k 가 노드 j 위에 있는 층의 모든 노드를 나타낸다면 δ_j 는 식 4.7과 같다.

$$\delta_j = x_j'(1 - x_j') \sum_k \delta_k w_{jk} \quad (4.7)$$

이때 모멘텀 변수(momentum term) 가 추가되면 모델의 수렴속도는 더 빨라지며 가중치 변하는 더 완만하게 된다. 따라서 최종적으로 가중치를 갱신하는 수식은 식 4.8로 나타낼 수 있다.

$$w_j(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_j x_i' + \alpha(w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)), \quad (0 < \alpha < 1) \quad (4.8)$$

위 과정을 가중치의 변화가 거의 없을 때까지 계속 수행한다. 즉, δ_j 가 0에 거의 근접할 때까지 반복한다[13].



제 5 장 IR-UWB Radar 모듈 및 실험 결과

5.1 IR-UWB Radar 모듈

본 논문에 사용된 IR-UWB Radar 모듈은 Novelda 사의 NVA6201 칩을 이용한 NVA-R661 모듈을 사용하였다. NVA-R661 모듈은 MATLAB을 통해 여러 파라미터들을 설정하고, 이에 해당하는 파형을 송수신 및 동작을 수행한다. NVA6201 칩에서는 거리의 데이터를 수신하게 되는데, 이러한 데이터를 Sample이라고 하며, 레이더 칩에서 판독한 Sample의 모음을 Frame이라 한다. 1개의 Frame 당 대략 1m의 거리를 나타내며, 1개의 Frame은 256개의 sample로 구성된다. 즉, 1개의 Sample 당 약 4mm의 분해능(Resolution)을 갖는다고 볼 수 있다.



그림 5.1 NVA-R661 Module

표 5.1 NVA6201 칩 특성 및 안테나 특성

NVA6201	
Parameter	Unit
Output Pulse Center Frequency	6.8 GHz
Bandwidth, -10dB	2.3 GHz
Mean Output Power	- 12.6 dBm
Pulse Repetition Frequency	100 MHz
Sampling rate	>39 Gs
Sample	256

Antenna	
Type	Sinuous
Frequency Range	6.0 - 8.5 GHz
Antenna Gain with Lens	6.7 dBi
Opening Angle with Lens	40° (V) × 35° (H)

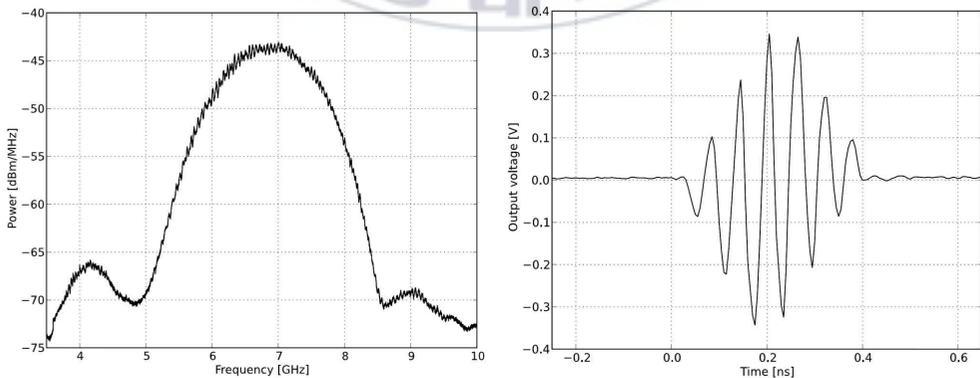


그림 5.2 NVA6201 칩 송신 신호

5.2 실험 환경 구성

본 연구에서는 그림 5.3과 같이 책상 위에 NVA-R661 Module을 설치하고, 수직으로 0cm의 위치에 측정하고자 하는 물체를 놓을 수 있도록 환경을 구성하였으며, 그림 5.4와 같이 IR-UWB Module을 3D 프린터로 제작한 하우징에 안착시켜 안테나의 흔들림을 최소화하고, 정전기로부터 칩을 보호할 수 있도록 하였다. 그림 5.5와 같이 IR-UWB Radar에서 수신된 파형을 MATLAB에서 신호처리를 거친 후, 인공신경망을 구성하여 학습시켰다.

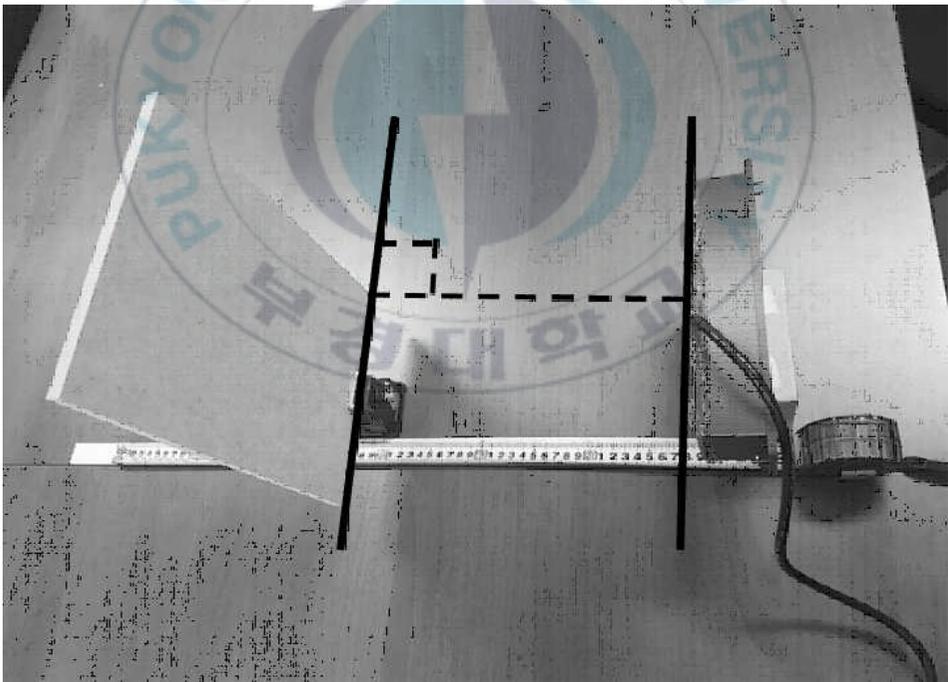


그림 5.3 실험 환경 구성

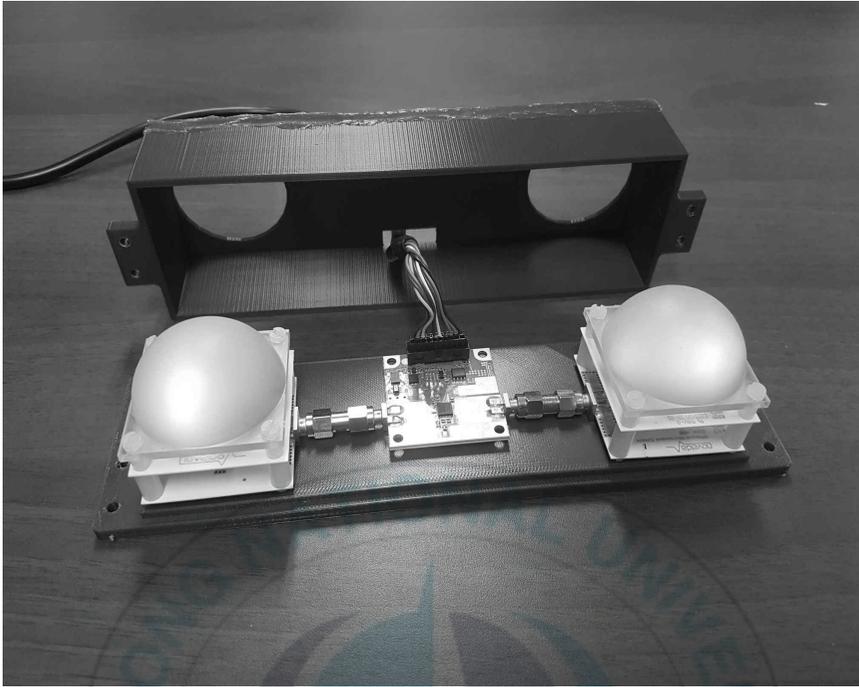


그림 5.4 NVA-R661 Module with housing

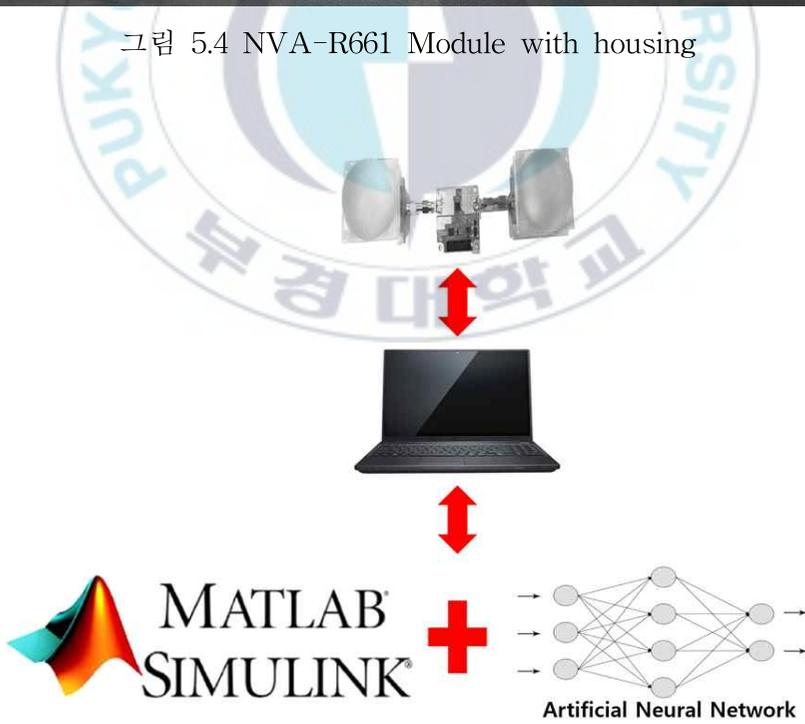


그림 5.5 시스템 구성도

5.3 IR-UWB Radar를 이용한 학습 데이터 추출

본 실험에서는 IR-UWB Radar를 이용해 재질이 다른 물체마다 특징을 추출하고자 한다. 그 특징이란 물체마다의 구성 성분이 다르므로써 물체별 반사시키는 레이더 신호의 특성이 각각 다를 것을 의미한다. 실험은 나무 재질, 종이 재질, 폼팩스 재질, 금속 재질, 아크릴 재질 5가지 물체의 데이터를 추출하여 이를 기반으로 인공지능망을 이용해 학습시켜 물체를 구별할 수 있도록 하였다. 그림 5.6, 5.7, 5.8, 5.9, 5.10은 각각의 물체에 따른 수신 신호의 크기와 주파수 특성을 나타내었다.

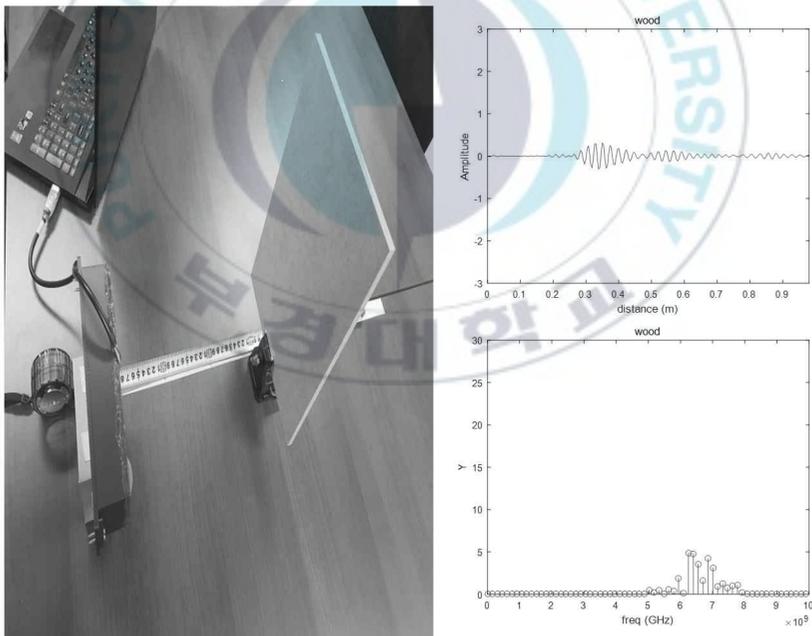


그림 5.6 나무 재질 물체의 신호 크기 및 주파수 특성 측정

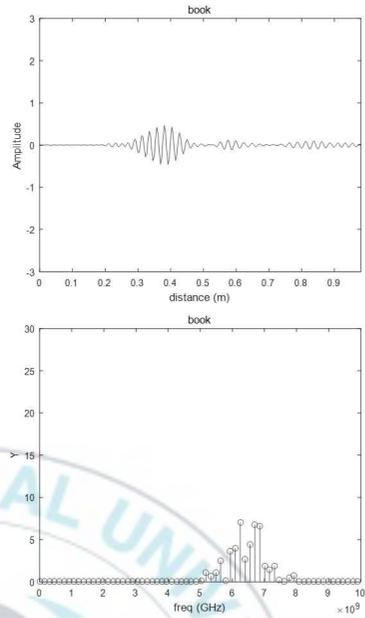


그림 5.7 종이 재질 물체의 신호 크기 및 주파수 특성 측정

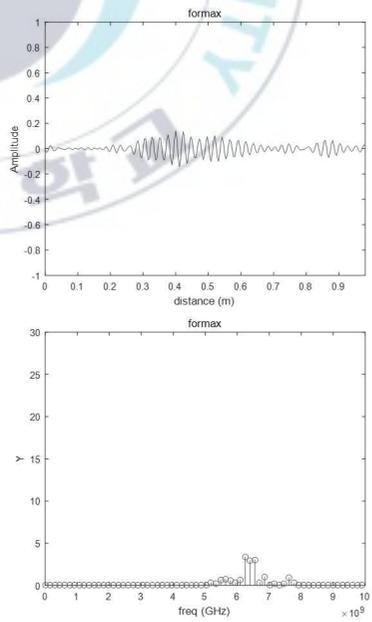


그림 5.8 폼재질 물체의 신호 크기 및 주파수 특성 측정

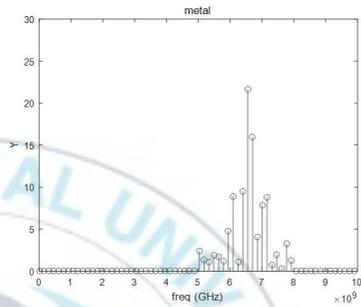
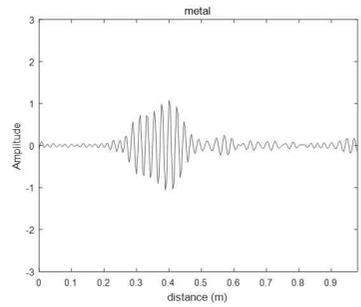


그림 5.9 금속 재질 물체의 신호 크기 및 주파수 특성 측정

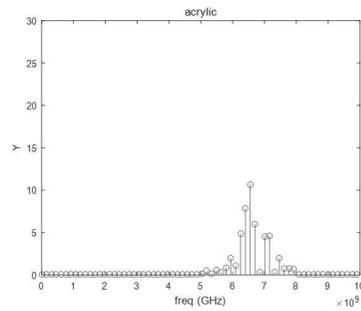
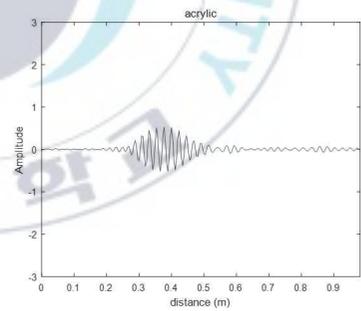


그림 5.10 아크릴 재질 물체의 신호 크기 및 주파수 특성 측정

5.4 실험 결과

그림 5.6, 5.7, 5.8, 5.9, 5.10과 같이 각 물체 나무, 종이, 포맥스, 금속, 아크릴 재질 물체에 대한 데이터, 즉 그 물체로부터 반사되어 나오는 주파수 특성에 대해 데이터를 측정하였다. 본 논문에서는 5가지 재질의 물체로부터 측정된 주파수 특성을 이용하여 인공 신경망을 구성하여 학습시켜 모델을 만들고, 물체들의 분류에 대한 성능을 측정하였다. 그림 5.11, 5.12, 5.13, 5.14, 5.15는 5가지 재질의 물체들에 대한 대표적인 주파수 특성이다. 이렇게 각 물체마다 측정한 주파수 특성을 DB로 만들어 학습을 진행하였으며, 학습의 성능을 평가하기 위해 학습에 사용된 주파수 특성이 아닌 새로운 데이터를 입력하여 성능을 확인한 결과를 표 5.2에 나타내었다.

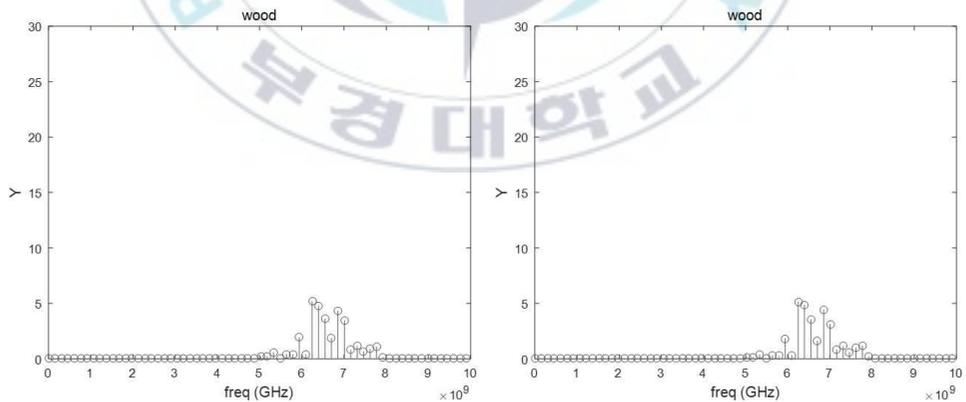


그림 5.11 나무 재질 물체의 대표적인 주파수 특성

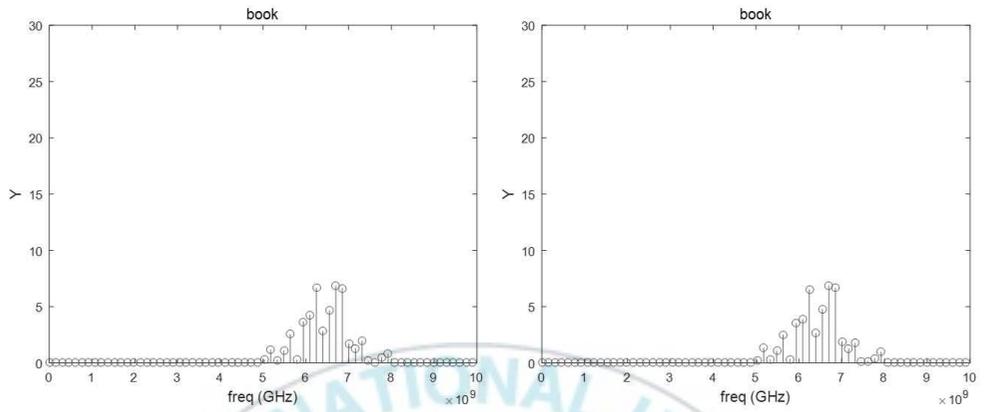


그림 5.12 종이 재질 물체의 대표적인 주파수 특성

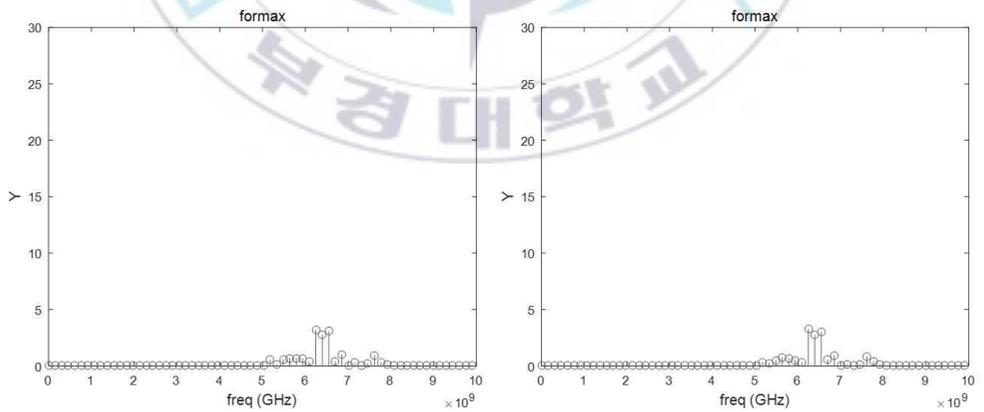


그림 5.13 폼 재질 물체의 대표적인 주파수 특성

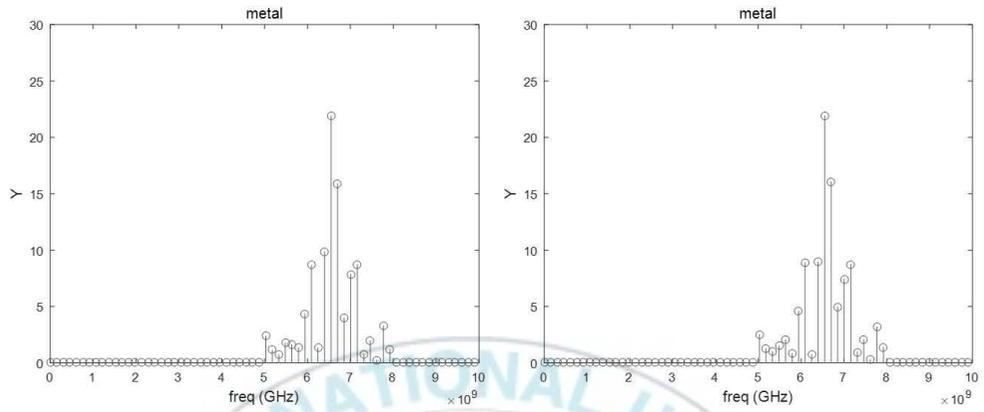


그림 5.14 금속 재질 물체의 대표적인 주파수 특성

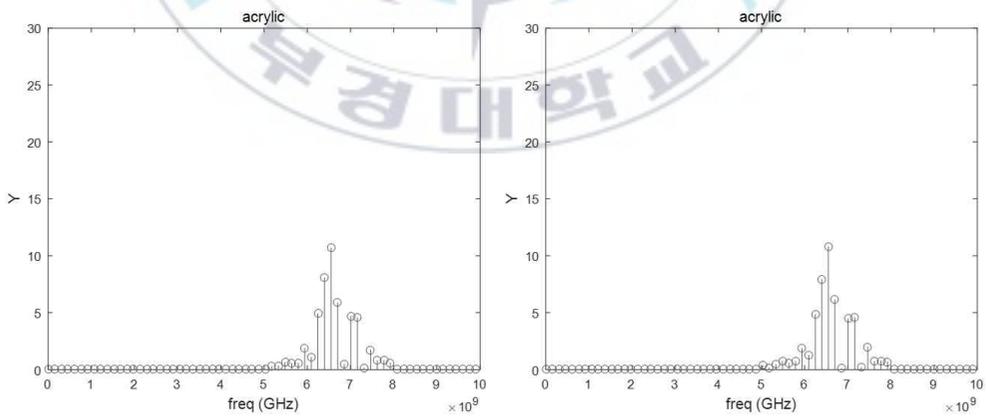
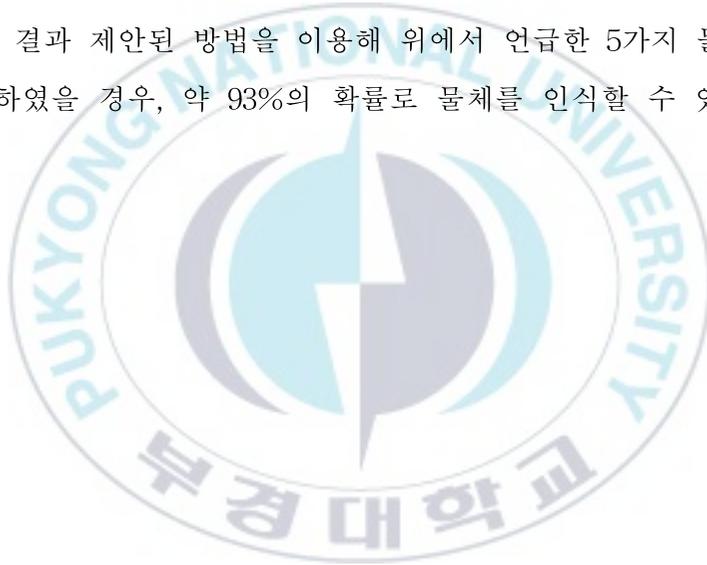


그림 5.15 아크릴 재질 물체의 대표적인 주파수 특성

표 5.2 물체에 따른 분류 성능

재질	정확도 (%)
나무	89
종이	96
포맥스	92
금속	93
아크릴	95

표 5.2의 결과 제안된 방법을 이용해 위에서 언급한 5가지 물체의 분류를 수행하였을 경우, 약 93%의 확률로 물체를 인식할 수 있음을 보였다.



제 7 장 결 론

본 논문에서는 IR-UWB Radar를 이용하여 물체마다 반사되어 돌아오는 신호의 크기나 형태, 주파수 특성을 이용하여 물체를 구분하는 실험을 진행하였다. 먼저 레이더에 수신되는 로우 데이터의 플로팅 성분과 노이즈를 제거하기 위해 FIR 밴드패스 필터를 설계하여 통과하게 함으로써, 원하는 주파수 대역인 5~8 GHz 대역의 신호만을 추출하였다. 또한, 이산 푸리에 변환을 수행하여 시간영역에서 수신된 신호를 주파수 영역으로 변환하여 신호의 주파수 특성을 확인하였다. 이를 통해 나무 재질, 종이 재질, 포맥스 재질, 금속 재질, 아크릴 재질 5가지 물체의 재질의 차이에 따른 수신 신호의 주파수 특성이 다름을 확인할 수 있었다. 이러한 주파수 특성으로 데이터베이스를 구축하고, 이 데이터를 이용하여 인공 신경망을 구성하여 학습을 진행하였다. 인공 신경망의 학습을 통해 나무 재질, 종이 재질, 포맥스 재질, 금속 재질, 아크릴 재질 5가지 재질의 물체를 구분할 수 있는 모델을 만들고, 학습 데이터에 포함된 물체에 대한 데이터를 이용하여 인공 신경망의 성능을 표 5.2와 같은 결과를 도출할 수 있었다. 먼저, 나무 재질의 경우 정확성이 89%로 결과가 도출되며, 종이, 포맥스, 금속, 아크릴 재질의 경우 90% 이상의 정확성을 보였다.

본 논문에서는 고정된 물체에 대해 주파수 특성을 분석하여 학습을 진행한 후 물체를 인식하는 연구를 진행하였다. 향후, 거리의 변화 및 각도의 변화를 모두 측정하여 DB로 만들어 물체를 인식하는 연구가 필요할 것이다. 또한, 더 많은 물체들의 주파수 특성을 이용하여 정밀하게 물체를 구분 할 수 있는 연구가 필요 할 것으로 사료 되며, 인공지능 또한 많은 연구가 필요할 것으로 예상된다. 마지막으로, IR-UWB Radar의 수신 신호의 분해능과 같이 하드웨어적인 성능이 향상 된다면, 고정된 물체 뿐만

아니라 움직이는 물체 인식, 사람 인식, 사람과 동물의 구분 등 보다 폭넓게 응용이 가능할 수 있을 것이라 생각된다.



참 고 문 헌

- [1] 김동호, 조평동, 박기식, “외국의 UWB 기술기준 제정 동향”, 전자통신동향분석 제 18권 제6호 2003년 12월
- [2] Jeong Woo Choi, Sung Ho Cho, “Real Time Collision Detection System for a Smart Car Using an IR-UWB Radar System”, THE INSTITUTE OF ELECTRONICS ENGINEERS OF KOREA, 2014.6, 1776 - 1779.
- [3] Nuno Paulino, Joao Goes, Adolfo Steiger Garcao, “Low Power UWB CMOS Radar Sensors”, Springer, 2008
- [4] 이양설, 강정수, “레이더 工學”, 보성문화사, 1995. 08
- [5] 박재성, 백인석, 조성호, “IR-UWB RADAR 시스템에서의 목표물 거리 값 산출 알고리즘 성능 비교”, 한국통신학회 종합 학술 발표회 논문집 (하계), 2012.6, 437-438
- [6] Jeong Woo Choi; Sung Ho Cho, “A new multi-human detection algorithm using an IR-UWB radar system”, Innovative Computing Technology (INTECH), 2013 Third International Conference on, pp.467,472, 29-31, Aug.2013.
- [7] Ha-Jun Kim, Jun-Buem Park, Jae-Young Pyun, “Human Detection and Ranging System Using IR-UWB Radar”, Journal of Korean Institute of Information Technology 13(5), 2015.05, 1-10
- [8] 박호중, 심동규, 유지상, “디지털 신호 처리” 생능출판사, 2009.08
- [9] 김헌태, “이산푸리에 변환을 이용한 저주파 진동신호의 파라미터 추정과 시각화”, 전남대학교 전기공학과 2011. 2
- [10] Michael Negnevitsky, “인공지능 개론“, 한빛미디어, 2009.11

[11] 김성필, “딥러닝 첫걸음”, 한빛미디어, 2016.12

[12] 조영임, “인공지능시스템”, 홍릉과학출판사, 2009.03



감사의 글

대학원에 진학하여 2년간의 여정을 무사히 마치게 도와주신 모든 분들께 이 글을 올립니다. 대학원을 졸업 할 때 까지 지도 교수님으로써 부족한 경험을 채워주시고 폭넓은 지식으로 많은 것을 가르쳐 주신 변기식 교수님께 감사인사 드립니다. 아울러 학부때부터 많은 도움과 지도를 해 주신 김만고 교수님께 감사드립니다. 석사과정동안 부족한 저를 가르쳐 주시고 격려해주신 최연욱 교수님, 김남호 교수님, 황용연 교수님, 이경창 교수님, 안영주 교수, 그리고 이형기 교수님께 감사드립니다. 연구실 생활을 하면서 학업과 연구진행, 그 외 많은 다양한 부분에서 폭넓은 지식과 경험으로 일선에서 많은 가르침을 주신 김민 박사님, 과제를 수행할 때마다 많은 도움과 조언을 해주신 원영수 박사님에게 감사드립니다. 묵묵히 후배들을 이끌어주시고 옆에서 부족한 부분을 조언해주신 민우형, 항상 유쾌하고 재밌게 분위기를 리드하고 어려운 일들을 옆에서 함께 도와준 재준이, 연구실에서 많은 프로그램과 실험을 같이 도와준 명훈이, 랩실 가족들을 위해 항상 선봉에 나서고 친동생처럼 많이 도와주고 따라준 재훈이, 박사과정 빨리 마치기를 바란다. 그리고 많은 과제와 시간을 함께 보내며 힘든 내색없이 도와준 박원현, 그리고 감지현, 미흐렛, 김대원 이상 우리 모든 연구실 가족들에게 고마운 마음을 전합니다. 그리고, 나의 친구 동현이, 웅석이, 해상이, 정주, 동원이 등 모두를 나열하진 못하지만 항상 힘이 되어주고 챙겨줘서 고맙다. 오늘의 제가 있기까지 아낌없는 사랑으로 키워주신 어머니, 아버지, 형, 형수, 시우 등 우리가족 모두에게 감사의 말씀드립니다. 끝으로 모든 분들께 항상 행복하고, 건강하시고, 하시는 일 잘 되기를 기원합니다.

2017년 8월

이동헌 올림