



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](#)

2024년 2월  
석사학위 논문

인공지능 기반 GMA 용접 시 아크  
사운드 분류에 따른 실시간 용접  
품질평가 기술에 관한 연구

조선대학교 대학원

용접·접합과학공학과

김 무 성

# 인공지능 기반 GMA 용접 시 아크 사운드 분류에 따른 실시간 용접 품질 평가 기술에 관한 연구

A Study on the Real-time Welding Quality Evaluation  
Technology according to Arc Sound Classification on  
GMA Welding Based on Artificial Intelligence

2024년 2월 23일

조선대학교 대학원

용접·접합과학공학과

김 무 성

인공지능 기반 GMA 용접 시 아크  
사운드 분류에 따른 실시간 용접  
품질 평가 기술에 관한 연구

지도교수            방   희   선

이 논문을 공학 석사학위신청 논문으로 제출함

2023년 10월

조선대학교 대학원

용접·접합과학공학과

김   무   성

## 김무성의 석사학위논문을 인준함

위원장      박철호 (인)

위    원      방희선 (인)

위    원      손윤철 (인)

2023년 12월

조선대학교 대학원

## 목차

List of Figures .....	III
List of Tables .....	V
Abstract .....	VI
제1장 서론 .....	1
1.1 연구 배경 .....	1
1.2 연구 목적 .....	4
1.3 국내·외 기술 동향 .....	4
1.4 이론적 배경 .....	6
1.4.1. GMAW 용접공정 .....	6
1.4.2. 코틀린 언어 및 안드로이드 스튜디오 .....	8
1.4.3. 딥러닝 .....	10
제2장 연구 방법 .....	11
2.1 어플리케이션 제작 방법 .....	11
2.2 GMAW 실험 방법 .....	19
2.2.1. 사용 소재 및 실험장비 .....	19
2.2.2. 공정조건 .....	20
2.3 데이터 수집 방법 .....	24
2.3.1. 아크 사운드 및 전류-전압 파형 .....	24
2.3.2. 비드 이미지 .....	25

제3장 데이터 분석 .....	28
3.1 데이터 전처리 .....	28
3.1.1. 아크 사운드 .....	28
3.1.2. 비드 이미지 .....	31
3.1.3. 전류-전압 파형 .....	33
3.2 아크 안정성 라벨링 .....	46
3.2.1. 이진 분류 .....	46
3.2.2. 다중 분류 .....	47
제4장 딥러닝 모델 .....	51
4.1 이진분류 모델 .....	51
4.1.1. 모델 생성 .....	51
4.1.2. 모델 구조 설계 및 컴파일 .....	52
4.1.3. 학습 및 평가 .....	52
4.2 다중분류 모델 .....	56
4.2.1. 모델 생성 .....	56
4.2.2. 모델 구조 설계 및 컴파일 .....	56
4.2.3. 학습 및 평가 .....	57
제5장 결론 .....	60
참고문헌 .....	61

## List of Figures

Fig. 1.1 Technological Segmentation and Market Size Outlook of the Global Welding Materials Market .....	2
Fig. 1.2 Prospects of the Domestic Artificial Intelligence (AI) Market .....	3
Fig. 1.3 GMAW Equipment and Configuration .....	7
Fig. 1.4 The Initial Screen of Android Studio and the Screen for Selecting Kotlin Language .....	9
Fig. 2.1 The Process of Application Development .....	12
Fig. 2.2 Types of Files in Application Development .....	13
Fig. 2.3 Main Code in the AndroidManifest File .....	14
Fig. 2.4 Main Code in the MainActivity File .....	16
Fig. 2.5 Sound Signal-Related Functions in the MainActivity File .....	16
Fig. 2.6 Configuration Screen in XML File .....	17
Fig. 2.7 Finalized Screen of an Application for Recording Arc Sounds .....	18
Fig. 2.8 LINCOLN ELECTRIC's GMAW Welding Machine .....	19
Fig. 2.9 Coaxial Plate with Attached GMAW Welding Torch .....	21
Fig. 2.10 Operation Program (Candle) for Coaxial Plate .....	22
Fig. 2.11 Experimental Schematic .....	26
Fig. 2.12 Actual Laboratory Setup Environment .....	27
Fig. 3.1 Data Storage Method for Arc Sound .....	29
Fig. 3.2 Arc Start Point in Time-Series Data of Arc Sound .....	30
Fig. 3.3 Key Parameters in the Current-Voltage Waveform .....	34



Fig. 4.1 Training Loss Function and Validation Loss Function Graphs for Binary Classification Model ..... 54

Fig. 4.2 Training Accuracy and Validation Accuracy Graphs for Binary Classification Model ..... 55

Fig. 4.3 Training Loss Function and Validation Loss Function Graphs for Multiclass Classification Model ..... 58

Fig. 4.4 Training Accuracy and Validation Accuracy Graphs for Multiclass Classification Model ..... 59

## List of Tables

Table. 1.1	The Key Features of Kotlin and Java Languages .....	8
Table. 2.1	Specifications of LINCOLN ELECTRIC's GMAW Welding Equipment ..	20
Table. 2.2	Characteristics of the G-Code Syntax Used in the Experiment ..	22
Table. 2.3	Welding Condition .....	23
Table. 2.4	Specifications of the Ni-9222 Module .....	27
Table. 3.1	Representative Bead Image in the Low Current Range .....	32
Table. 3.2	Representative Bead Image in the Medium Current Range .....	32
Table. 3.3	Representative Bead Image in the High Current Range .....	32
Table. 3.4	Low Current Range: 3 Modes of Current-Voltage Waveforms .....	35
Table. 3.5	Medium Current Range: 3 Modes of Current-Voltage Waveforms ...	36
Table. 3.6	High Current Range: 3 Modes of Current-Voltage Waveforms .....	37
Table. 3.7	Average Difference between Peak Current ( $I_p$ ) and Short-Circuit Starting Current ( $I_s$ ) .....	40
Table. 3.8	Standard Deviation of the Difference between Peak Current ( $I_p$ ) and Short-Circuit Starting Current ( $I_s$ ) .....	41
Table. 3.9	Average Short-Circuit Starting Current ( $I_s$ ) Value .....	42
Table. 3.10	Average Peak Current ( $I_p$ ) Value .....	43
Table. 3.11	Standard Deviation of Short-Circuit Time ( $T_s$ ) .....	44
Table. 3.12	Example Classification of Arc Stability and Current-Voltage Conditions in the Medium Current Range .....	48
Table. 3.13	Binary Classification for Arc Stability .....	49
Table. 3.14	Multiclass Classification for Current-Voltage States .....	50

## Abstract

### A Study on the Real-time Welding Quality Evaluation Technology according to Arc Sound Classification on GMA Welding Based on Artificial Intelligence

Kim MuSung

Advisor : Prof. Bang Hee Sun, Ph.D.

Department of Welding and Joining  
Science Engineering, Graduate School  
of Chosun University

Deep learning is used for problem solving and data analysis in a variety of fields, and when deep learning and programming skills are acquired and understood, new opportunities can be found and innovative solutions can be created. At the same time, GMAW welding is the most basic and essential assembly process in production, high welding speed and productivity, and is widely used in automatic and semi-automatic welding systems. It is done using an arc between the metal electrode and the workpiece, using gas to replace the air next to the arc. Although GMAW welding quality assessment methods rely on welding experts such as ultrasonic signals, image processing, and optical signals, the characteristics of GMAW's arc sound play an important role in assessing welding quality and stability during welding.

Using JVM (Java Virtual Machine)-based programming language (Kotlin) developed by JetBrains, we created the ability to measure and record arc sound during GMAW welding in an Android studio program and developed a mobile phone application that stores arc sound measurements in the form of time-series data

on the cell phone's internal memory.

Using the developed application, we constructed a real GMAW welding environment and recorded 150 arc sounds while performing GMAW welding under 50 current-voltage conditions on a 20 mm thick carbon steel. To determine the arc stability of the time series data of the stored arc sound, the current voltage waveform was stored through the Labview program during GMAW welding.

In the current voltage waveform, the mean and standard deviation of the current value ( $I_s$ ), maximum current value ( $I_p$ ), arc time ( $T_a$ ), and short circuit time ( $T_s$ ) at the start of the short circuit were analyzed and compared with the bead image to label the arc stability in the arc sound. As for the arc stability labeling method, a table was prepared using a binary classification method divided into 0 (Good) and 1 (Bad) and a multiple classification method divided into 2 (Under), 3 (Normal), and 4 (Over).

After that, data was loaded and constructed in the stages of data pre-processing, data segmentation, neural network model generation, and model compilation to create a deep learning model. As a result, the accuracy of the training data of the binary classification model was 97.48%, the performance of the validation data was 86.67%, the accuracy of the training data of the multi-classification model was 95.80%, and the performance of the validation data was 80.00%. Using the developed application, we wanted to lead the field of welding innovation that can easily check the quality of the welding process and respond quickly to problems by analyzing stable arc sound in real time, and provide a tool that can easily evaluate arc stability during welding.

# 제 1 장 서 론

## 1.1 연구 배경

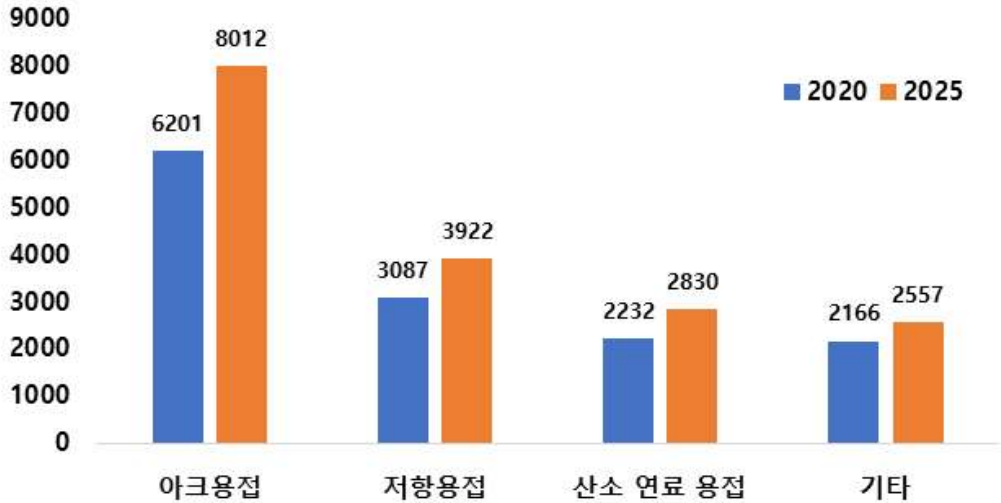
아크 용접은 생산 분야에서 핵심적인 용접 기술이다. 아크 용접은 고온과 고에너지의 아크를 이용하여 금속을 녹여 연결하고, 이로써 강도 높은 결합을 형성하는데 중요한 역할을 하고 있다. Fig.1.1과 같이 아크 용접 시장은 2020년 62억 170만 달러에서 연평균 성장률 5.26%로 증가하여 2025년에는 80억 1,270만 달러까지 지속적인 성장을 보일 것으로 전망된다.[1] GMAW 용접도 마찬가지로 아크 용접 종류 중 하나로 경제적이고 높은 생산성을 제공하여 자동 및 반자동 용접 시스템에서 광범위하게 활용되고 있다. GMAW 용접 공정은 다양한 산업 분야에서 쓰이며, 특히 자동차, 조선, 건설, 플랜트 등과 같이 높은 정밀성과 안정성이 필요한 분야에서 핵심적인 용접 기술로 인정받고 있다. GMAW 용접은 금속 부품을 단단하게 결합시키는 핵심 단계로 제품의 내구성과 품질에 직접적인 영향을 미치기 때문에 특히 중요하다.[2]

기존 GMAW 용접 품질 평가 방법으로 카메라 센서 기반 모니터링 기술, 공정변수 센싱 기반 모니터링 기술, 레이저 비전 센서, 초음파 신호, 화상처리, 광 신호 등 다양한 센서 및 관련 기술이 있다. 이에따라 기존에 측정하거나 분석하기 어려운 용접 현상 및 결과를 모니터링 할 수 있게 되면서 많은 연구와 함께 발전을 하고 있는 실정이다.[3]

하지만 고도로 복잡한 센서 및 이미지 처리 기술에 의존하고 있으며 종종 용접 전문가의 주관적인 판단으로 인해 정량적인 평가 측면에서 한계가 존재하고, 객관적인 품질평가가 어려워지고 있다. 또한 많은 경우에는 용접 과정 중 발생하는 다양한 변수들을 고려하기 어렵다는 문제가 존재하며 특히, 용접 아크 사운드를 활용한 평가 방법은 부족한 것으로 알려져 있다. 기존의 기술은 용접의 복잡한 특성을 충분히 반영하지 못하고, 실시간 모니터링 및 효과적인 대응이 어려운 한계를 가지고 있다.[4]

(단위:백만 달러)

글로벌 용접 시장 규모



출처: MarketsandMarkets, Welding Materials Market. 2021

Fig. 1.1 Technological Segmentation and Market Size Outlook of the Global Welding Materials Market

최근 인공지능(AI) 기술의 시장도 Fig.1.2와 같이 향후 5년간 인공지능 시장이 가속화되고 있다는 것을 확인할 수 있다. 인공지능은 머신러닝, 신경망, 딥러닝을 포함하는 언어로 인공지능의 발전은 급변하는 용접 분야에 민첩하게 대응할 수 있도록 도와주고 있다. 인공지능 기술은 막대한 양의 데이터를 기반으로 뛰어난 패턴 인식 능력을 갖추고 있으며, 복잡한 비선형 관계를 학습하고 정확한 예측을 가능하게 하여 용접 품질 평가에 있어서 높은 정밀성과 안정성을 확보하는데 기여하고있다. [5]

대량의 용접 데이터를 기반으로 각종 복잡한 용접 패턴을 식별하고 분석할 수 있어 기존의 한계를 넘어선 새로운 품질평가 기준을 제시할 수 있게 한다. 특히 용접 과정에서 발생하는 다양한 변수들을 실시간으로 모니터링하고 예측하는 능력은

용접의 안정성과 품질을 보장하는데 새로운 기회를 제공하고 있다.

본 연구에서는 이러한 딥러닝의 정밀하고 효과적인 데이터 분석 능력과 안정성 평가에 용이한 용접 아크 소리의 활용을 통해 용접 과정에서의 품질 및 안정성을 실시간으로 모니터링하고자 하였다.



출처: IDC Semiannual Artificial Intelligence Tracker. 2023

Fig. 1.2 Prospects of the Domestic Artificial Intelligence (AI) Market

## 1.2 연구 목적

본 연구의 주요 산업적 목적은 안정적인 아크 소리를 분석하여 용접공정의 품질을 쉽게 확인하고, 문제가 발생하면 신속하게 대응할 수 있는 기술 혁신을 용접 분야에서 선도하고자 하였다. 또한 기존의 주관적이고 한계가 있는 품질평가 방법을 극복하고, 안정성을 갖춘 아크 소리를 통한 실시간 모니터링을 통해 용접 작업의 안정성과 효율성을 향상 시키는 것이 목적이다.

또한 휴대폰에 내장된 마이크로폰과 인공지능 기술을 결합하여 GMAW 용접의 품질을 더 정확하게 평가하고 실시간으로 모니터링하는 것을 목표로 한다. 이를 통해 용접 작업자뿐만 아니라 비전공자들도 손쉽게 용접 아크의 안정성을 판단하고 평가할 수 있는 휴대폰 어플리케이션을 개발하여 보급함으로써, 용접 기술의 접근성을 확대하고자 한다.

## 1.3 국내 · 외 기술 동향

Cho et al.[6] 등은 아크 용접 공정 중 용접공정 안정화의 척도인 아크 안정성을 위한 지수를 아크 신호로부터 추출함으로써 용접환경에 적용하여 최적의 용접 품질을 얻을 수 있는 시스템의 개발이 가능함을 나타내었다. Kang et al.[7] 등은 GMAW 용접의 단락 이행 모드에 있어서 아크의 불규칙한 거동으로 인하여 발생하는 불균질 용접을 방지하기 위해서 아크의 상태를 정량적으로 평가할 수 있는 Mita 인덱스를 사용하여 와이어 송금 속도와 용접 전압에 따른 인덱스의 거동에 대한 평가를 실시하였고, 이를 바탕으로 하여 아크를 안정화시킬 수 있는 퍼지제어기를 개발하였다. Won et al.[8] 등도 마찬가지로 Mita 인덱스를 근간으로 단락 시간과 아크 시간만으로 구성되는 수정된 아크 안정성 지수를 구하였다. Choi et al.[9] 등은 GMAW의 Wire 송급성이 아크 안정성에 미치는 영향을 규명하고자 하였으나 SCR 이외의 파형 제어식 인버터 용접기에는 Mita에 의해 제시된 아크 안정성 지수가 적용될 수 없음을 밝혔다. Kim et al.[10] 등은 인공신경회로망과 아크 전압 파형과 용접 전류 파형에서 추출한 12개의 인자들을 이용하여 단락 이행 GMAW 용



접의 안정성을 정량적으로 예측하였다.

Cho et al.[11] 등은 정상적인 시편과 인위적인 결함을 발생시킨 시편에 대해 GMAW 음향, 아크 광, 용접 전류 및 전압의 신호를 획득하여 결함의 위치가 검출 가능하다는 것을 확인하였다. Ren et al.[12] 등은 GTAW 용접의 아크 사운드를 마이크로폰으로 측정하여 주파수 분포와 CNN 기법을 결합하여 각기 다른 용입의 유효 특성을 분류하는 메커니즘을 연구하였다. Bae et al.[13] 등은 전류의 세기에 따라 이행 현상이 변화하는 것이 음향신호에 영향을 미친다는 것을 관찰하고 보호 가스의 공급량에 따라 저역이 심하게 증가하는 경향을 보이는 것을 확인하였다. 결론적으로 용접 변수에 따라 주파수 응답과 진폭 평균이 다르게 반응한다는 것을 파악하였다. 이처럼 기존 연구들은 아크 안정성 평가를 위해 다양한 지표나 인덱스를 활용했지만, 본 연구에서는 코틀린 언어와 안드로이드 앱을 결합하여 용접 관련 소프트웨어의 효율성과 안전성을 높이는 측면에서 새로운 지표와 알고리즘을 활용하였다. 기존의 연구들은 주로 용접 프로세스 자체에 중점을 두어 실험 및 분석을 수행했지만 본 연구에서는 안드로이드 앱을 개발하여 비전공자 남녀노소 누구나 모바일 플랫폼에서 손쉽게 아크 안정성을 실시간으로 평가할 수 있는 도구를 제공하고자 하였다.

## 1.4 이론적 배경

### 1.4.1. GMAW 용접공정

GMAW(Gas Metal Arc Welding)의 장비 구성은 Fig.1.3과 같이 용접전원, 용접 케이블 및 토치, 와이어 송급 장치, 보호가스 용기와 보호가스 호스로 구성된다. GMAW의 기본적인 특징은 금속을 결합하는 용접 기술 중 하나로 전기 아크를 이용하여 금속을 녹여 결합시킨다. 이 과정에서 금속 전극과 작업물 간에 아크를 생성하고, 이 아크를 통해 발생하는 열에 의해 금속이 녹아 용융된 후 고체화되는 원리를 기반으로 한다. 용접 변수에는 용가재 종류와 직경, 보호가스, 전류, 전압, 용접 속도, 이음 형상 등 다양한 변수들이 있다.[14, 15, 16]

용접 전류는 금속 이행 모드, 용입 깊이, 용착 속도를 결정하는 중요한 변수이고, 와이어 송급 속도를 제어하고 용착 속도와 일치하게 된다. 저 전류 영역에서는 용착에 작용하는 전자기력이 상대적으로 작기 때문에 단락 이행으로 이루어지지만, 전류가 증가함에 따라 전자기력이 증가하여 입상이행, 스프레이 이행 현상으로 이루어진다. 또한 용접 전류를 높이면 사용하는 모재에 입열량이 증가하여 용입의 깊이가 깊어지고 지나치게 높아질 시 비드가 불량이 되므로 적절한 전류 값을 찾는 것이 중요하다. 용접 전압은 와이어 끝과 모재 간의 전압으로 아크 길이에 비례하고 금속 이행 형태와 비드 형상에 중요한 변수이다. 만약 용접 전압을 높이면 비드 폭이 넓어져 납작해지고, 용입 깊이는 증가하다 감소하게 된다. 용접 전압이 지나치게 낮을 경우에 순간단락 현상이 많이 발생하고 불안정한 단락 현상도 부분적으로 관찰되어 아크가 매우 불안정해질 수 있다. 따라서 양호한 비드 형상을 얻기 위해 용접 전류와 전압의 적절한 조합이 필요하다.[17]

와이어와 모재와의 거리 CTWD(Contact Tip to Work Distance)는 접촉 팁 선단에서 와이어 선단부까지 길이를 뜻한다. 이 길이가 길어지면 전기적 저항이 증가해 와이어 용융 속도가 증가하고, 불안정해져 기공과 같은 결함이 발생한다. 반대로 이 길이가 지나치게 짧으면 용접부 보호 효과는 좋으나 노즐에 스파터가 부착되기 쉬워 용접부 외관이 나빠짐과 동시에 용접 작업성이 나빠진다.[18]

용접 속도는 아크가 용접 이음부를 따라 진행하는 속도로 용접 전류 및 용접 전압과 함께 용입 깊이, 비드 형상, 아크 안정성 등에 영향을 주는 변수이다.[19] 보호가스는 아크 주위의 공기를 대체하여 산소와의 반응을 방지하고, 안정성 있는 용접을 가능하게 하는데, CO<sub>2</sub> 가스를 사용하는 CO<sub>2</sub> 용접, Ar과 CO<sub>2</sub> 또는 O<sub>2</sub>의 혼합가스를 사용하는 MAG(Metal active gas) 용접, Ar 또는 He 가스를 사용하는 MIG(Metal inert gas) 용접, 4원 혼합가스를 상용하는 프로세스 등이 있다.[20] 이러한 보호가스의 특성으로 GMAW 용접은 높은 생산성과 정교한 제어가 동시에 가능하며, 다양한 금속재료에 대응할 수 있는 특성으로 산업 분야에서 광범위하게 활용되고 있다.

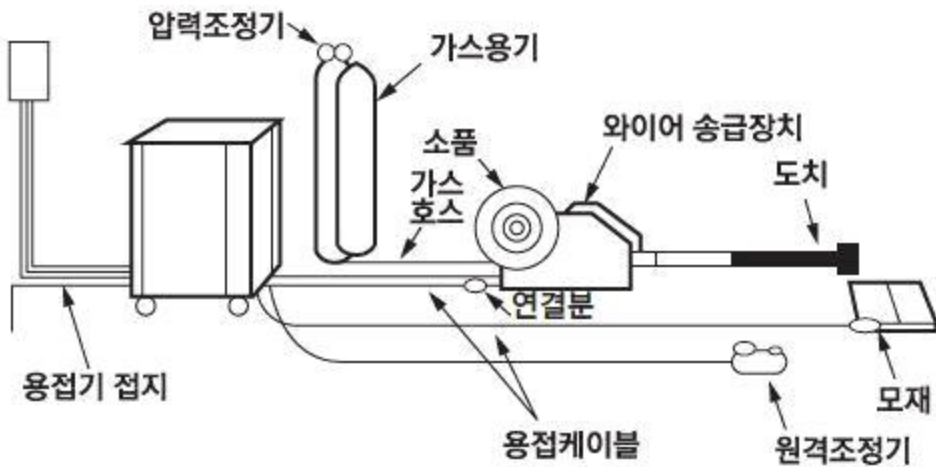


Fig. 1.3 GMAW Equipment and Configuration

GMAW 용접 중에 발생하는 아크 사운드는 용접 현상과 밀접한 관련이 있고 용접 과정을 모니터링하고 제어하는 것에 필요한 유용한 정보를 제공한다. 아크로부터 발생하는 사운드는 용접 상태의 정보를 검출하는 데 있어 외란의 원인이 될 수 있지만, 동시에 용접 현상과 밀접한 상관이 있다. 대부분의 아크 용접 과정에서 소음은 심하게 발생하며, 보통 MIG, 용접에서는 약 70dB의 소음이 발생한다. 아크 사운드의 생성은 아크 주변의 대기압을 변화시키므로, 아크 사운드는 용접 현상에 관해 종합적인 정보를 담고 있다고 말할 수 있다.[21]

### 1.4.2. 코틀린 언어 및 안드로이드 스튜디오

본 연구에서 어플리케이션을 만드는 데 사용한 코틀린 언어는 JetBrains에서 개발한 현대적이고 강력한 프로그래밍 언어로 특히 안드로이드 애플리케이션 개발에 적합한 언어로 평가받고 있다. Table 1.1과 같이 자바와의 상호 운용성, 간결한 문법, 널리 사용되는 안드로이드 스튜디오와의 호환성 등이 코틀린을 본 연구에서 선택한 이유이다.[22] Fig.1.3은 안드로이드 스튜디오 초기화면과 프로그래밍 언어로 코틀린 언어를 선택한 화면이다. 코틀린은 안드로이드 애플리케이션을 보다 효율적으로 개발할 수 있도록 지원하며, 이를 통해 본 연구에서는 안드로이드 스튜디오 활용하여 용접 아크 소리 데이터를 수집하고 분석하는 어플리케이션을 개발하였다. 이를 통해 휴대폰의 내장 기능을 활용하여 편리하고 정확한 용접 품질 평가를 실현하고자 하였다.

Table. 1.1 The Key Features of Kotlin and Java Languages

앱 개발 언어	코틀린(Kotlin)	자바(Java)
특징	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 코드양이 적음</li> <li>· 오류를 더 많이 방지함</li> <li>· 간결하고 직관적임</li> <li>· 자바와 호환성이 좋음</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 컴파일 속도가 빠름</li> <li>· 오픈 소스 많음</li> <li>· 전용 라이브러리 많음</li> <li>· 점유율이 높음</li> </ul>

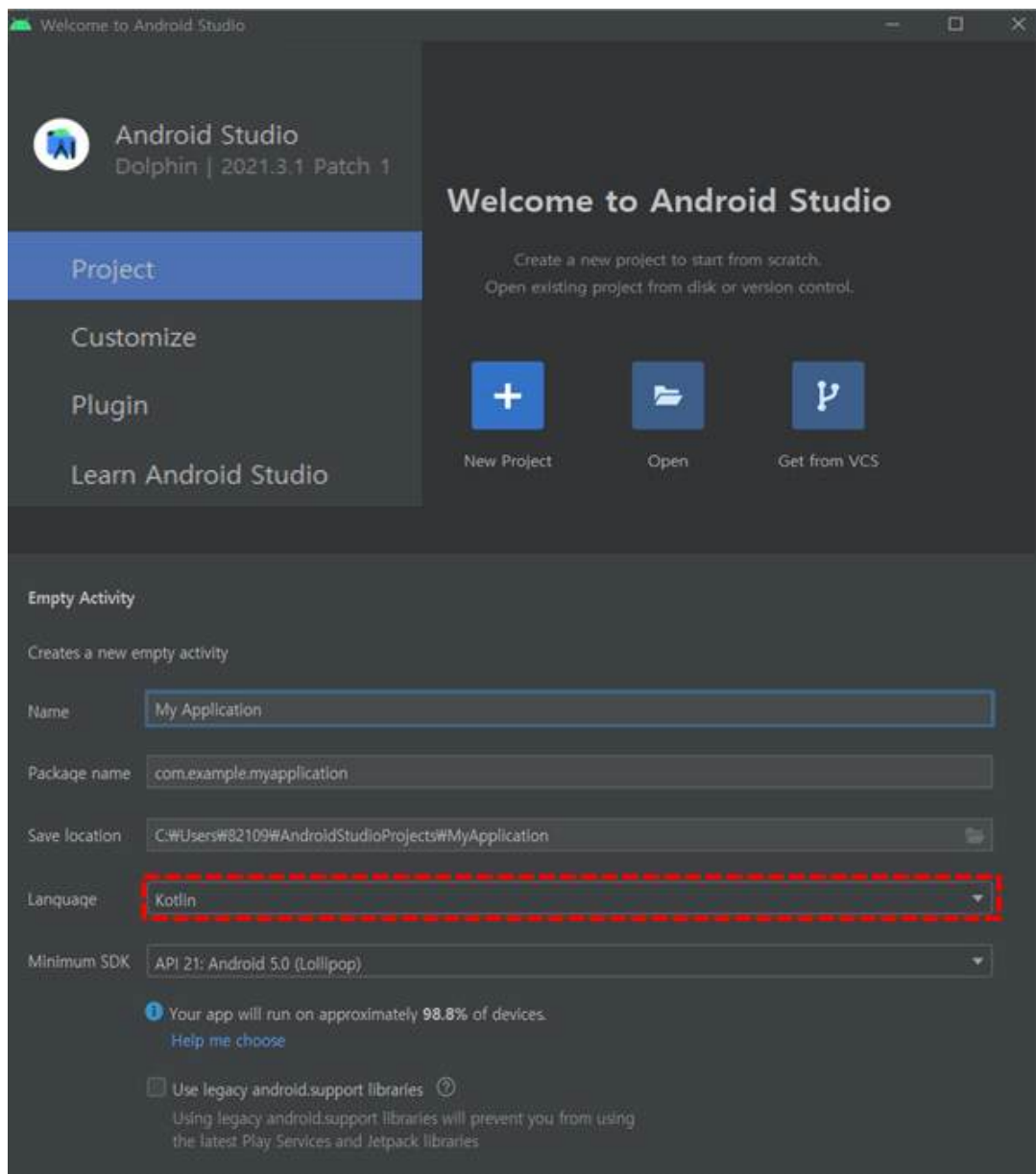


Fig. 1.4 The Initial Screen of Android Studio and the Screen for Selecting Kotlin Language

### 1.4.3. 딥러닝

딥러닝은 기계학습의 한 분야로, Fig.1.4와 같이 인공 신경망을 사용하여 복잡한 패턴을 학습하고 의사 결정을 수행하는 알고리즘이다. 여러 층의 뉴런을 가진 신경망을 구성하여 데이터로부터 학습하고 예측하는 데 사용된다. 주요 특징으로는 자동으로 특징을 추출하고, 복잡한 데이터에서 고수준의 표현을 학습할 수 있는 장점이 존재한다. 음성 인식 기술에 딥러닝을 적용한 예시로는 검색 엔진에서 사용자가 음성으로 명령을 전달할 수 있도록 도와주고 자동차 음성 제어 시스템의 경우 운전자가 안전 운전을 유지하면서 다양한 기능을 음성으로 제어할 수 있게 한다. [23,24]

딥러닝을 이용한 음성 인식 기술이 다양한 분야에서 활용되고 있으며 이를 통해 본 연구에서는 아크 사운드의 정확한 분류를 위해 딥러닝 기술을 적용하였으며, 텐서플로(TensorFlow)와 케라스(Keras) 라이브러리를 이용하여 데이터의 전처리, 시퀀스 분할, 신경망 모델 생성, 그리고 모델 컴파일 과정을 거쳐 용접 아크 소리의 특성을 신뢰성 있게 분석하고자 한다.

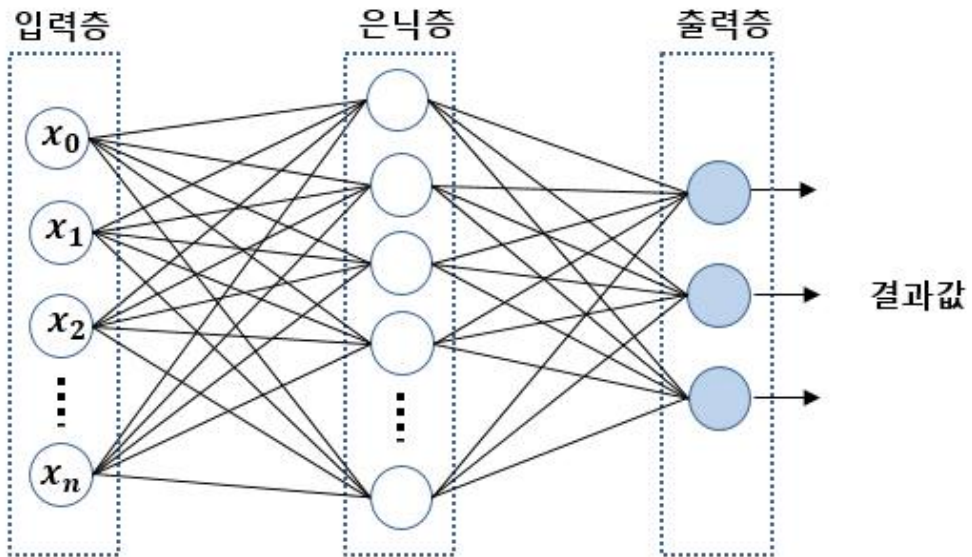


Fig. 1.5 Artificial Neural Networks in Deep Learning

## 제 2 장 연구 방법

서론에서는 본 연구의 배경 및 목적, 국내·외 아크 안정성과 딥러닝을 이용한 기술 동향에 관하여 서술하고 GMAW 공정, 코틀린 언어, 안드로이드 스튜디오, 딥러닝에 대한 간략한 설명을 서술하였다.

본 연구에서는 안드로이드 스튜디오 프로그램에서 프로그래밍 언어와 코틀린 언어를 이용하여 아크 사운드를 측정하고 측정값을 시계열 데이터로 저장하는 휴대폰 어플리케이션을 개발하였다. 그리고 개발된 어플리케이션을 사용하여 20 mm 두께의 탄소강 위에 50개의 전류-전압 조건으로 GMAW 용접을 시행하고 150개의 아크 사운드를 녹음하였다. 녹음된 아크 사운드에 아크 안정성을 라벨링 하여 딥러닝 분류 모델을 제작하고 어플리케이션의 최종성능을 확인하는 방법으로 연구를 실시하였다.

### 2.1 어플리케이션 제작 방법

본 연구에서 GMAW 아크 사운드를 녹음하고 저장하기 위해 안드로이드 스튜디오 프로그램을 이용하여 어플리케이션을 제작하였다. 어플리케이션을 제작하는 과정은 여러 파일과 설정들이 관련되어 있는데, 이 과정을 간략하게 Fig.2.1에 도식하였으며 어플리케이션 제작 파일 화면은 Fig.2.2에 도식하였다.

프로젝트 생성은 안드로이드 스튜디오에서 어플리케이션의 이름을 설정한다. 프로젝트 생성 후 Manifest 파일(AndroidManifest.xml)파일을 작성하는데 어플리케이션의 핵심적인 정보를 정의하는 파일이며, 여기에는 패키지 이름, 화면, 서비스, 권한설정(permission) 등을 설정하는 파일이다. Fig.2.3은 핵심 코드만 불러온 화면이며 <uses-permission>을 작성하여 사용자의 마이크 권한을 허용하기 위해 RECORD\_AUDIO 권한을 사용하였다. 또한 <application>을 작성하여 백업 허용 여부와 어플리케이션 아이콘 및 라벨 지정, 기본 테마, 사용자 접근 가능 여부 등을 작성한다.

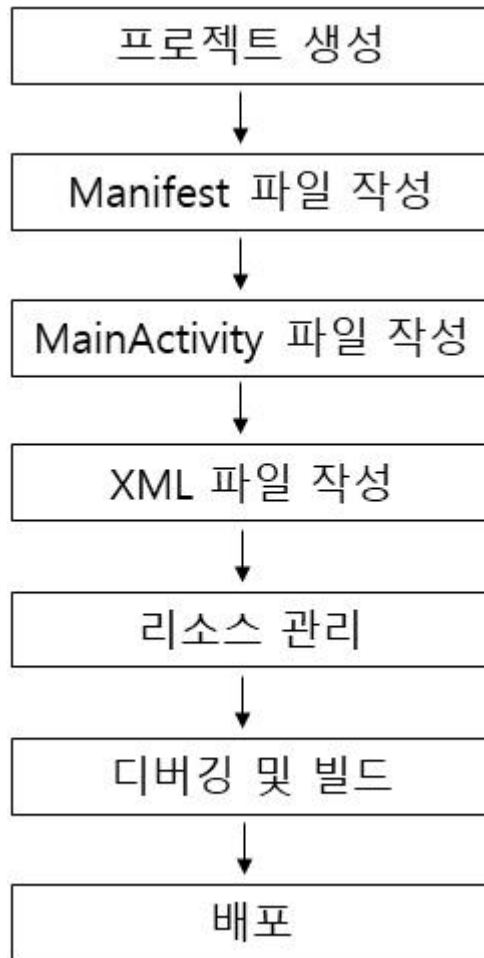


Fig. 2.1 The Process of Application Development



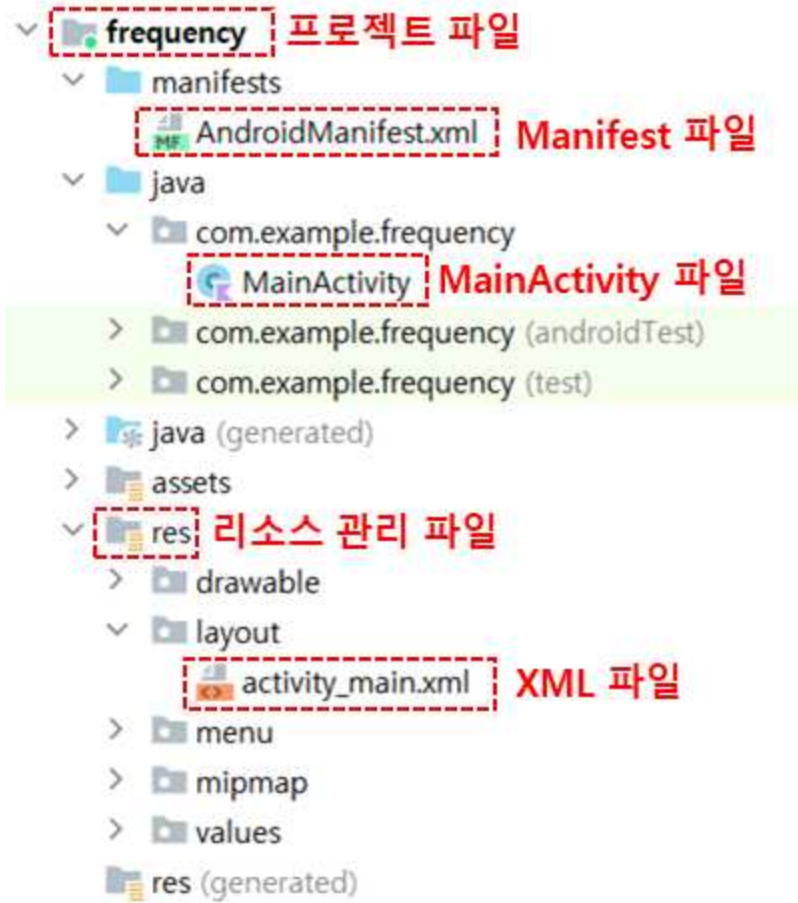


Fig. 2.2 Types of Files in Application Development

```

1  <?xml version="1.0" encoding="utf-8"?>
2  <manifest xmlns:android="http://schemas.android.com/apk/res/android"
3      package="com.example.frequency">
4
5      <uses-permission android:name="android.permission.RECORD_AUDIO" />
6
7      <application
8          android:allowBackup="true"
9          android:icon="@mipmap/ic_launcher"
10         android:label="frequency"
11         android:roundIcon="@mipmap/ic_launcher_round"
12         android:supportsRtl="true"
13         android:theme="@style/Theme.MyApplication">

```

Fig. 2.3 Main Code in the AndroidManifest File

그 후, MainActivity(MainActivity.java)에서 어플리케이션의 핵심 로직을 구현하며, 사용자 인터페이스의 이벤트 처리 및 필요한 작업을 수행한다. 즉 사용자와 상호작용하는 부분이 포함된 파일이다. Fig.2.3과 같이 ‘startRecording’ 코드를 사용하여 녹음을 시작하고 ‘stopRecording’ 코드를 사용하여 녹음을 종료해 Audio Record를 해제하는 기능을 제작하였다. 또한 휴대폰 ‘saveRecordedDataToCSV’ 코드를 사용하여 휴대폰 내부 저장소 문서 파일에 “recorded\_data”로 시작하는 CSV 파일을 자동으로 저장하도록 하였다.

본 연구에서 노이즈 제거와 효과적인 아크 사운드를 수집하기 위해 사용할 핸드폰 (Galaxy A7)의 기술적인 사양에 따라 어플리케이션에서 사용되는 변수 및 상수를 정의하고 초기화하는 함수를 사용하였다. Fig.2.4의 음향신호 설정값에 샘플 속도 (sampleRate)는 오디오 녹음 시 사용되는 샘플 속도로 초당 샘플 수를 나타낸다. 오디오 포맷(AudioFormat)은 오디오 샘플의 채널과 형식과 의미하며 버퍼크기(bufferSize)는 데이터의 일시적인 저장과 처리를 효율적으로 관리하기 위해 사용된다.

일반적으로 버퍼의 크기는 데이터 처리 속도와 관련이 있으며 녹음 어플리케이션에서는 샘플링 속도에 따라 적절한 크기의 버퍼를 사용한다. 버퍼의 크기가 작을수록 데이터를 빠르게 처리할 수 있지만 작은 양의 데이터를 처리하면서 발생하는 추가적인 연산 및 비용이 오버헤드로 작용할 수 있고 반대로 버퍼 크기가 크면 더 많은 데이터를 한꺼번에 처리할 수 있지만 큰 버퍼를 처리하는 데 필요한 메모리가 증가할 수 있다.

GMAW 아크 사운드의 특성상 큰 버퍼 크기를 사용하면 고주파 성분이 더 잘 포착되고, 주파수 분석의 정확도가 향상될 수 있다. 일반적으로 주파수 분석에 사용되는 FFT(Fast Fourier Transform) 알고리즘은 입력 데이터의 길이가 2의 거듭제곱이어야 가장 효율적으로 동작하기 때문에 갤럭시 A7의 최대 사양에 맞춰 'bufferSize' 8192, 'sampleRate' 48000 Hz, 'audioFormat' 16 Bit PCM 인코딩으로 설정하였다. 'calculateFrequency' 함수는 버퍼의 배열을 FFT 크기의 작은 부분으로 나누어 각 부분에 대한 FFT를 수행한다. 'perform FFT' 함수는 FFT를 통해 주파수 도메인으로 변환한 데이터를 얻고 변환된 데이터의 각 요소의 절대값을 취한 후, 이를 모두 더한 뒤 배열 크기로 나누어 평균을 계산하여 주파수 도메인에서의 평균 진폭이 반환된다. 이를 통해 GMAW 아크 사운드의 특성을 추정하고 분석하여 어플리케이션 화면에 나타나도록 하였다.

또한 MainActivity 파일에 아크 사운드를 녹음하고 경과된 시간을 측정하기 위해 어플리케이션 화면에 녹음 시간을 표시하는 함수를 포함하였다. 아크 사운드 녹음이 시작된 시간을 기준으로 경과된 시간을 계산하고 시, 분, 초로 변환하여 사용자가 쉽게 아크 사운드의 변화를 시간에 따라 분석할 수 있도록 제작하였다.

```

MainActivity.kt
94     startButton.setOnClickListener { it: View!
95         startRecording() 녹음 시작 함수
96     }
97
98     stopButton.setOnClickListener { it: View!
99         stopRecording() 녹음 종료 함수
100    }
148    private fun saveRecordedDataToCSV() { 파일 저장 함수
149        val folder = getExternalFilesDir(Environment.DIRECTORY_DOCUMENTS)

```

Fig. 2.4 Main Code in the MainActivity File

```

MainActivity.kt
37     private val sampleRate = 48000
38     private val channelConfig = AudioFormat.CHANNEL_IN_MONO
39     private val audioFormat = AudioFormat.ENCODING_PCM_16BIT 음향 신호 설정 값
40     private val bufferSize = 8194
41     private val fftSize = bufferSize / 2
259    private fun calculateFrequency(buffer: ShortArray) { 음향 계산 함수
260        val chunkSize = bufferSize / fftSize
261        for (i in 0 until chunkSize) {
262            val chunk = buffer.copyOfRange(i * fftSize, (i + 1) * fftSize)
263            val frequency = performFFT(chunk)
264            synchronized(timeSeriesData) {
265                timeSeriesData.add(frequency.toFloat())
321    private fun performFFT(buffer: ShortArray): Double { 음향 반환 값
322        val absoluteValuesSum = buffer.map { abs(it.toDouble()) }.sum()
323        return absoluteValuesSum / bufferSize
324    }

```

Fig. 2.5 Sound Signal-Related Functions in the MainActivity File

그 후, XML 파일을 사용하여 어플리케이션의 화면 구성 및 위젯의 배치, 스타일 등을 설정하여 시각적인 부분을 설정하였다. Fig.2.5와 같이 배경 이미지를 표시하기 위한 이미지 뷰, 녹음을 시작하기 위한 버튼, 녹음 경과 시간을 표시하는 텍스트 뷰, 아크 사운드를 휴대폰 메모리에 저장하는 오버플로 메뉴를 제작하였다.

추가로 리소스 관리를 통해 필요한 이미지, 문자열, 색상 등을 관리하여 어플리케이션의 확장성과 유지보수성을 높일 수 있다. 마지막으로 디버깅하고 빌드하여 테스트하는데, 여러 장치에서 어플리케이션이 올바르게 동작하는지 확인하고, 필요에 따라 오류 코드를 수정하여 최종 빌드를 생성하고 배포하는 것이 어플리케이션 제작 순서이다. 최종 어플리케이션 완성 화면은 Fig.2.6에 나타내었다.

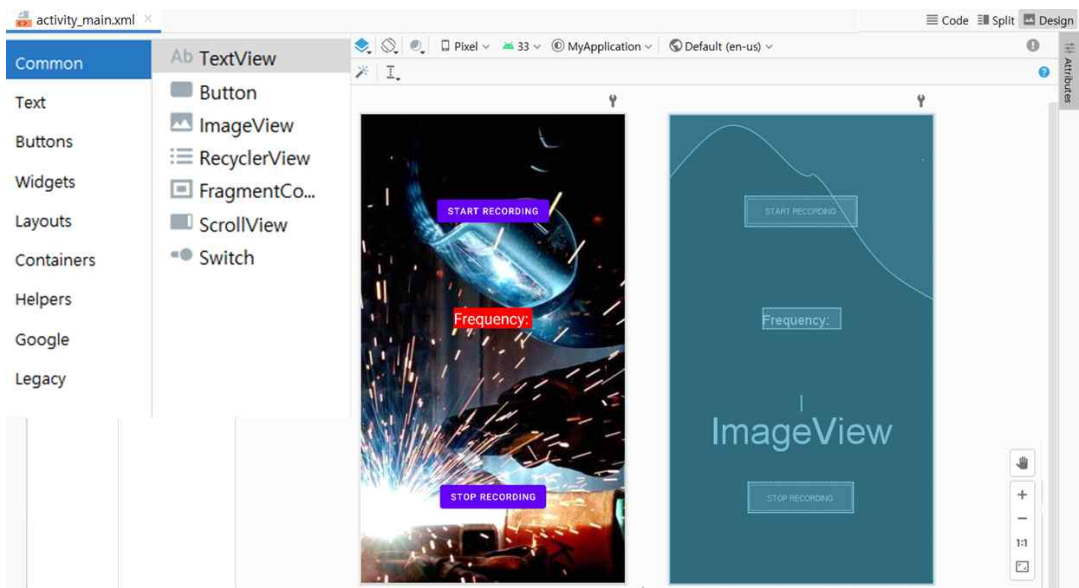


Fig. 2.6 Configuration Screen in XML File



Fig. 2.7 Finalized Screen of an Application for Recording Arc Sounds

## 2.2 GMAW 실험 방법

### 2.2.1 사용 소재 및 실험장비

어플리케이션이 제작된 후, 실제 아크 사운드 샘플을 수집하기 위해 GMAW 실험을 진행하였다. 본 연구에서 사용된 모재는 일반 구조용 압연강재(SS400) 강판으로 두께는 20 mm이고 폭과 길이는 각각 5x10 cm, 10x15 cm, 15x20 cm, 20x30 cm로 3 가지 제원의 시편을 제작하였다. 용접 장비는 Fig.2.6에 링컨(LINCOLN ELECTRIC)사의 MIG 256 제품을 사용하였고, 구체적인 용접기 사양은 Table 2.1과 같다.



Fig. 2.8 LINCOLN ELECTRIC's GMAW Welding Machine

Table. 2.1 Specifications of LINCOLN ELECTRIC's GMAW Welding Equipment

Basic Specification	
Input Voltage	208 V
Input Current	52 A
Input Hertz	60 Hz
Input Phase	1(단상)
Output Range	30-300 A
Polarity	DC(직류)
Rated Output	250 A/26 V/40%

### 2.2.2 공정조건

보호가스는 Ar(75%)+ CO<sub>2</sub>(25%) 혼합가스를 사용하였으며, 용접 와이어는 Cu 도금된 0.9 mm 두께의 ER 70S-6 제품을 사용하였다. Fig.2.7은 스테핑 모터로 구동되는 2축 동축 시스템을 나타내었으며, Fig.2.8과 같이 동축 플레이트를 구동시키는 프로그램(Candle)과 컴퓨터 숫자제어(CNC)에 사용되는 G-Code 언어를 사용하여 용접 변수를 조정하였다. 팁과 모재와의 거리(CTWD)는 15 mm로 고정하였으며 용접속도 5 mm/s, 용접 길이 80 mm로 후진법을 사용하여 용접을 16초 진행하였다. 본 실험에서 사용한 G-code 주요 문법은 Table 2.2 에 나타내었다.

공정변수는 전류 10개 조건, 전압 5개 조건으로 50개 전류-전압 조건을 BOP(Bead On Plate) 용접 3번 진행하여 총 150개의 아크 사운드 샘플을 녹음하였다. 전체적인 GMAW 실험 조건은 Table 2.3에 나타내었다.



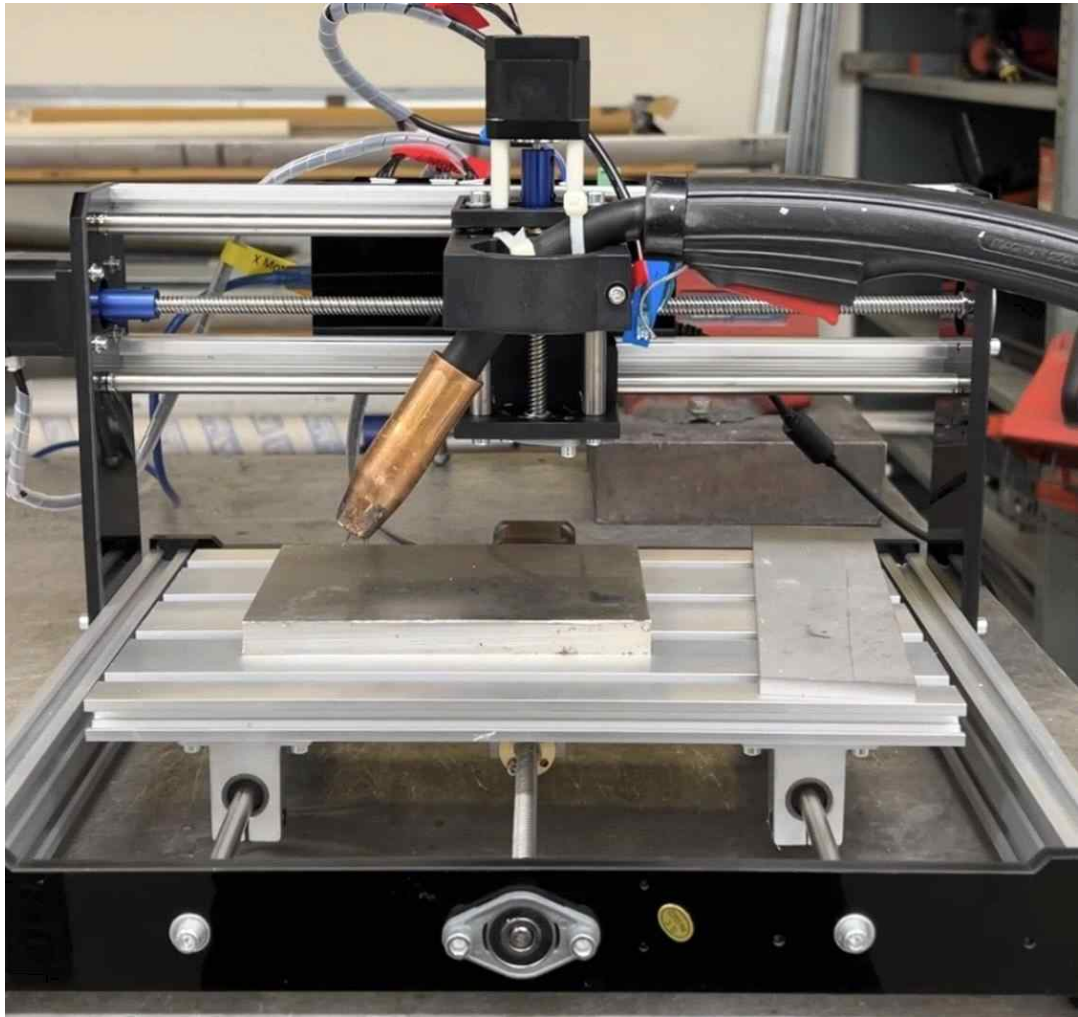


Fig. 2.9 Coaxial Plate with Attached GMAW Welding Torch

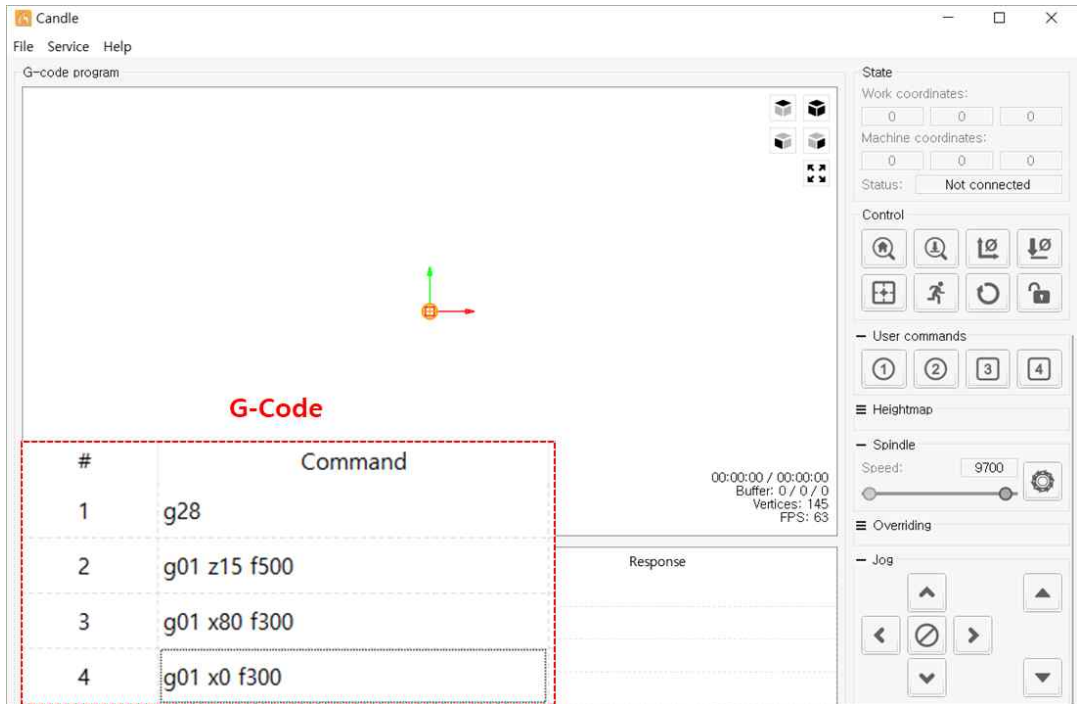


Fig. 2.10 Operation Program (Candle) for Coaxial Plate

Table. 2.2 Characteristics of the G-Code Syntax Used in the Experiment

G-Code	기능	용도
g28	초깃값으로 원점 복귀	용접 시작 지점 초기화
g01	직선 보간	토치 직선 이동
z	z축 이동 (mm)	팁과 모재와의 거리 지정
x	x축 이동 (mm)	용접 길이 지정
f	모터 속도 (mm/min)	용접 속도 지정

Table. 2.3 Welding Condition

Welding Parameter	Values
Shielding Gas	Ar (75%) + CO <sub>2</sub> (25%) Mixed Gas
Wire Diameter(mm)	0.9
CTWD (mm)	15
Welding Speed (mm/s)	5
Welding Length (mm)	80
전류 (A)	90, 100, 110, 120, 130, 140, 150, 160, 170, 180 (10 Level)
전압 (V)	14, 16, 18, 20, 22 (5 Level)

## 2.3 데이터 수집 방법

### 2.3.1 아크 사운드 및 전류-전압 파형

본 실험 장치의 구성도는 Fig.2.9에 도식하였으며, 실제 실험환경은 Fig.2.10에 나타내었다. 모재로부터 450 mm 지점에 휴대폰 거치대를 사용하여 아크 사운드를 수집하였으며, 추후에 아크 안정성을 판별하기 위해 Ni cDAQ-9174, Ni 9222, 변압기, 전류 홀 센서를 용접기와 컴퓨터에 연결하였다.

Ni cDAQ-9174는 데이터 획득과 제어를 위한 데이터 수집 장치로 사용되며, 실시간으로 발생하는 용접 전류 및 전압을 수집하고 모듈 확정성이 뛰어나 실시간 데이터 흐름을 안정적으로 처리할 수 있다.

Ni 9222는 데이터 수집 모듈이며 파형 측정을 위한 입력 채널을 제공하여 정밀한 데이터를 획득하게 해준다. 용접 프로세스에서 고성능의 전류 측정이 가능하며 안정적이고 정확한 데이터를 제공한다.

전류 홀 센서는 전류가 흐르는 동안의 자기장을 감지하여 전류의 세기를 측정하는 역할을 하며, 전원선이나 케이블을 직접 접촉하지 않고도 전류 측정이 가능하다.

마지막으로 변압기를 사용하여 용접 전압을 Table.2.4과 같이 Ni 9222 모듈에 입력되는 전압 허용 범위 내로 차이를 조절하기 위해 사용하였다.

Lab-View 프로그램을 이용하여 전류-전압 파형을 얻었으며 Lab-View는 강력한 데이터 수집 및 분석 도구를 제공하여 용접 분야에서 널리 사용되고 있다. 본 연구에서 총 데이터 샘플 수는 1,000,000개이며 초당 주파수는 50,000개에 달한다. 이는 고주파 동작 및 정확한 분석을 위해 막대한 양의 데이터를 의미하며, 각 샘플은 시간을 제공하여 용접 프로세스의 동적인 특성을 정량적으로 분석할 수 있었다.

용접은 16초 동안 진행되지만 데이터 획득은 용접 시간을 뛰어넘는 20초 동안 진행되었다. 이는 용접 이전과 이후의 초기화 및 안정화 구간을 포함한 전체 데이터 세트를 얻기 위해 20초 동안 데이터를 기록하였다. 따라서 얻어진 데이터는 향후 정확한 분석을 위해 데이터 전처리를 실시하였다.

### 2.3.2 비드 이미지

용접이 완료된 모재 위에, 어플리케이션을 제작한 스마트 폰(Galaxy A7)을 카메라 삼각대에 고정하여 용접 조건별로 동일한 환경에서 150개의 비드 이미지를 촬영하였다. 이러한 추가적인 데이터 수집은 추후 전류-전압 파형분석과 함께 조합하여 아크 안정성의 시각적 평가를 위한 지표로 사용되었다.

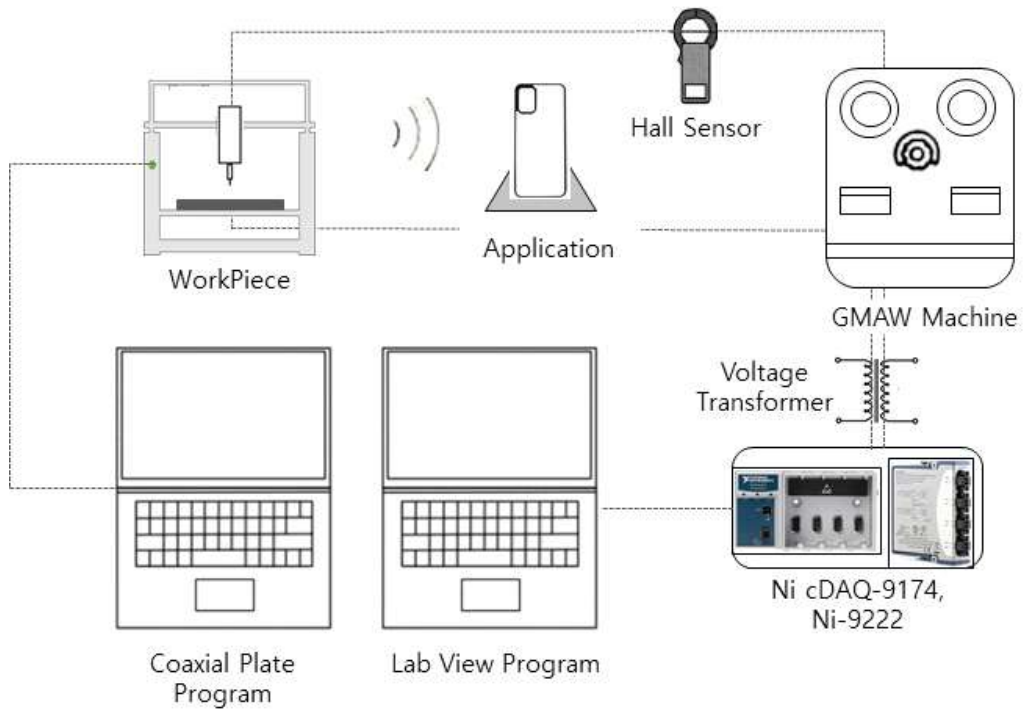


Fig. 2.11 Experimental Schematic

**(Lab View Program)**  
전류-전압 파형  
계측 주파수:50000개/s  
총 샘플수:1000000개

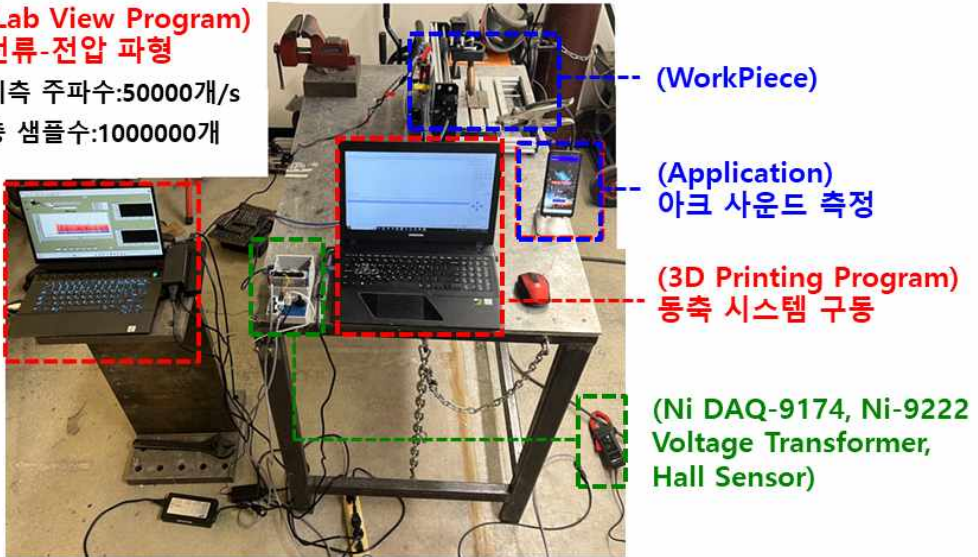


Fig. 2.12 Actual Laboratory Setup Environment

Table. 2.4 Specifications of the Ni-9222 Module

Basic Specification	
Number of Channel	4 analog input channel
ADC resolution	16 bits
Minimum Values	$\pm 10.5$ V
Typical values	$\pm 10.6$ V
Maximum values	$\pm 10.7$ V
Overvoltage Protection	$\pm 30$ V
Sampling Rate	500 ks/s

## 제 3 장 데이터 분석

### 3.1 데이터 전처리

#### 3.3.1 아크 사운드

GMAW 실험이 끝난 후, 실험 중 수집한 아크 사운드의 아크 안정성을 판별하고 딥러닝 모델을 생성하기 위해, 아크 사운드, 비드 이미지, 전류-전압 파형에 대해 전처리를 진행하였다. 먼저 아크 사운드의 경우 Fig.3.1과 같이 실험 중 어플리케이션으로 녹음 데이터 CSV 파일을 휴대폰 메모리에서 불러왔다.

첫 번째 붉은 박스는 아크 사운드 데이터가 성공적으로 저장되었다는 메시지이며, 저장된 파일의 경로를 나타낸다. 두 번째 붉은 박스는 실제 저장된 파일의 이름으로 용접 변수 전류 90 A 전압 14 V부터 전류 180 A 22 V까지부터 순차적으로 용접을 진행하여 총 150개의 아크 사운드 데이터도 순차적으로 저장되도록 하였다.

아크 사운드 데이터의 경우 녹음 시작 버튼을 누르고 동시에 GMAW 용접 토치를 작동시키기 때문에 용접 시작 지점이 조건마다 다를 수 있다. Fig.3.2는 어플리케이션으로 저장된 시계열 데이터 예시 화면으로, 90 A 14 V 조건의 경우 타임 스텝 22번에서 아크 사운드가 4465 Hz로 급격하게 증가하는 현상이 관찰되었다. 130 A 14 V 조건의 경우 타임 스텝 80번에서 아크 사운드 값이 4887 Hz로 급격히 증가하는 현상이 관찰되었다.

이처럼 시계열 데이터에서 값이 급격히 증가한 시점은 용접 과정에서 아크가 생성된 시점으로 해석할 수 있으며, 실험이 진행되기 전 아크가 생성되지 않고 작은 소음이 있을 때 0~500 Hz까지 증가한 것을 토대로 시계열 데이터 2000 Hz 값 이상은 아크가 시작된 지점으로 판별할 수 있었다.



각 조건마다 용접 시간 16초 동안의 시계열 데이터 개수는 대략 1,500~1,600개의 시계열 데이터가 CSV 파일이 저장되었다. 각 조건마다 시계열 데이터에서 값이 급격히 증가한 시점부터 용접이 안정화되는 시점까지 최대한 많은 데이터 수를 추출하기 위해 타임 스텝 1,300개의 시계열 데이터를 추출하는 전처리를 진행하였다.

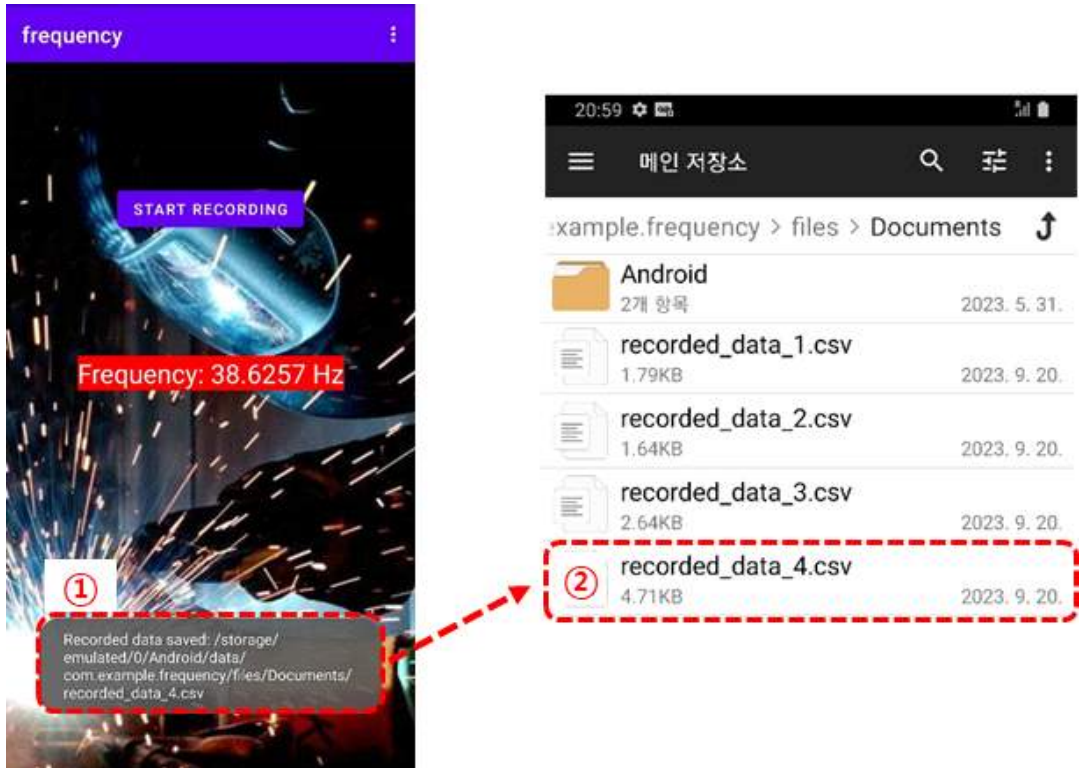


Fig. 3.1 Data Storage Method for Arc Sound

90 A_14 V		130 A_14 V	
	A		A
1	0	61	0.027344
2	0.001953	62	0.039063
3	0.029297	63	0.0625
4	0.066406	64	0.078125
5	0.035156	65	0.099609
6	0.048828	66	0.123047
7	0.105469	67	0.148438
8	0.123047	68	0.146484
9	0.179688	69	0.154297
10	0.150391	70	0.181641
11	0.189453	71	0.228516
12	0.263672	72	0.160156
13	0.193359	73	0.320313
14	0.220703	74	0.21875
15	0.175781	75	0.242188
16	0.380859	76	0.263672
17	0.193359	77	0.361328
18	0.380859	78	0.175781
19	0.367188	79	1.789063
20	0.214844	80	4887.359
21	8.791016	81	5217.684
22	4465.531	82	4365.453
23	5133.953	83	2869.729
24	5018.021	84	2199.246
25	5698.893	85	1572.922
26	5281.613		

Fig. 3.2 Arc Start Point in Time-Series Data of Arc Sound

### 3.3.2 비드 이미지

아크 안정성의 정량적 평가를 위해 전류-전압 파형분석을 수행하는 동시에, 주관적이고 정성적인 평가로 용접 조건에 따라 촬영한 150개의 비드 이미지를 수집하였다. 이는 전체적인 용접 프로세스의 시각적 특성을 포착하고 평가하는 데 사용되었다. 비드 이미지의 경우 기공, 언더컷, 용입 부족 등 육안 검사를 진행하였으며 저 전류, 중 전류, 고 전류에 따른 각 전압에 대표적인 비드 이미지는 Table 3.1, Table 3.2, Table 3.3에 순서대로 나타내었다.

90 A, 130 A, 180 A의 낮은 전압(14 V)에서는 용입 부족 및 비드가 중간에 끊기는 현상이 발생하였으며, 스파터로 인한 부착 등으로 인해 비드 이미지가 상대적으로 불안정한 양상을 보였다. 다른 전류 조건에서도 똑같은 경향을 보였으며, 특히 낮은 전압에서는 모재를 녹이지 못해 용착 불량도 공통으로 발생하였다.

반면에 중간 전압(18 V)에서는 육안검사 결과로 모두 안정적인 용접이 이루어진 것을 확인하였으며, 비드가 끊기지 않고 일정한 형태로 유지하며 비드 높이와 비드 폭이 적절한 수준을 유지하였다.

마지막 높은 전압(22 V)에서는 비드 폭이 넓어지며 용적 모드가 스프레이 모드로 바뀌면서 비드 모양이 물고기 비늘과 유사한 형태로 형성되었다. 모든 전류 조건의 18 V와 22 V 조건에서는 기공과 언더컷과 같은 결함이 발생하지 않았다.

Table. 3.1 Representative Bead Image in the Low Current Range




Cur Vol	90 A
14 V	
18 V	
22 V	

Table. 3.2 Representative Bead Image in the Medium Current Range


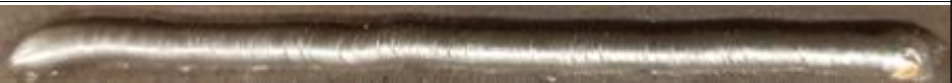




Cur Vol	130 A
14 V	
18 V	
22 V	

Table. 3.3 Representative Bead Image in the High Current Range

Cur Vol	180 A
14 V	
18 V	
22 V	

### 3.3.3 전류-전압 파형 이미지

다음은 전류-전압 파형분석으로, 용접 프로세스에서 전류-전압 파형은 용접 아크의 안정성 및 품질을 평가하는 데 중요한 지표 중 하나이다. 본 연구에서는 아크 상태가 직접적으로 반영되는 용접 전류 및 전압의 파형분석을 통한 정량적인 평가를 시도하였다. 여러 연구자에 의해 이루어진 다양한 아크 안정성 평가 방법을 살펴해보았는데,

Kang et al.[25] 등은 단락회로 시간과 아크 시간의 표준편차는 아크 안정성과 상관관계가 있다는 것을 확인하였고 선형회귀 모델과 비선형회귀 모델을 통해 아크 안정성을 확인하였다.

GMAW 용접 단락 이행에서 아크 전압의 파형을 단락 구간과 아크 구간으로 나눈 후, 아크 구간에 대해 파형분석을 진행하였다. 아크 시간의 표준편차를 아크의 안정성과 상관관계를 비교하였는데, 아크 안정성은 표준편차 값이 증가할수록 아크 안정성은 감소함을 보여 아크 안정성과 표준편차는 반비례 관계가 있음을 보인다.[26,27]

Kim et al.[26] 등은 용접 전류와 전압 파형에서 아크가 재생되는 순간에 최대 전류에 도달하고, 아크가 재생된 이후에는 지속적으로 감소한다는 경향성을 이용하여 전압 파형에서 단락이 시작되는 시점과 아크가 재생되는 시점에 변화를 관찰하였다. 단락 이행모드에서 단락이 순간적으로 개방되어 아크가 재생되는 순간에 스파터의 발생 빈도수가 가장 높다고 보고하였다.

이러한 연구를 참조하여 Fig.3.3에 아크 안정성 판별을 위한 용접 전류와 전압 파형의 특징으로부터 4개의 파라미터를 정의하여 단락 시작 시 전류와 최대 전류의 평균값, 최대 전류와 단락 시작 시 전류의 차이 값의 평균 및 표준편차를 구하고 단락 시간과 아크 시간과의 비율(Time Ratio)을 계산하였다. 이러한 파라미터값은 용접 과정의 핵심적인 특성을 반영하며, 이들 값의 변화를 통해 아크 안정성을 정량적으로 평가하였다.

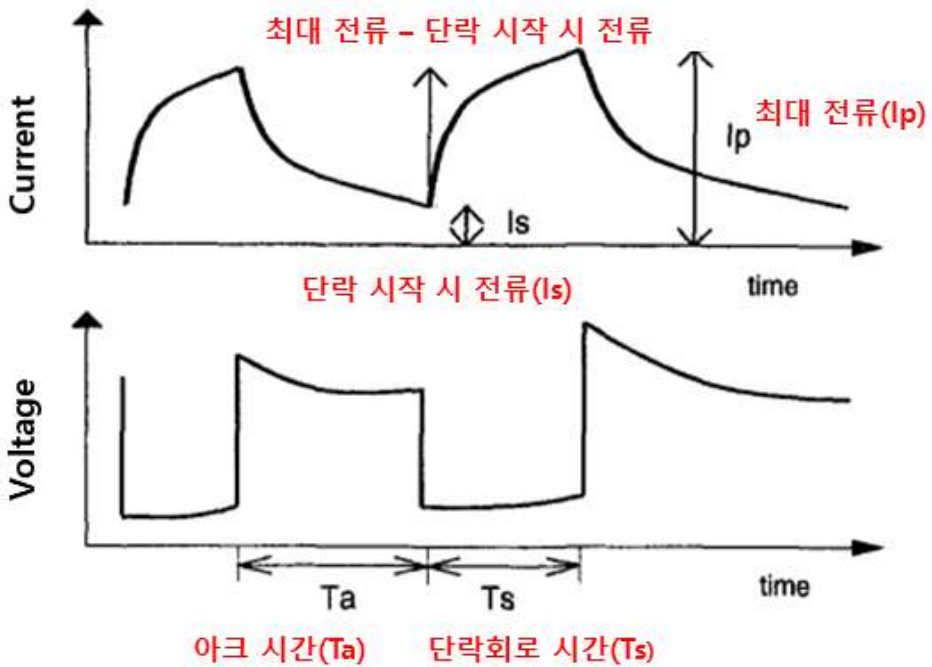


Fig. 3.3 Key Parameters in the Current-Voltage Waveform

전류-전압 파형 데이터는 총 20초 동안의 연속된 데이터 결과를 포함하기 때문에 실제 용접 시간인 16초 동안의 데이터를 추출하기 위해 전처리를 진행하였다. 초기 용접 시간 2초와 용접이 끝난 후의 2초는 실질적인 용접 과정에 대한 정보가 포함되어 있지 않으므로 이 구간의 데이터는 제외했다. 결과적으로, 측정된 전류-전압 파형 데이터의 유효한 범위는 약 20만부터 90만까지로 제한되었다.

20만부터 90만까지는 막대한 양의 데이터양을 포함하고 있어 연구의 효율성을 고려하고 계산 및 분석의 복잡성을 줄이고자 최소한의 용접 과정에 관련된 데이터 범위만 선별하였다. 따라서 중간 용접 시간에 해당하는 40만에서 60만까지의 전류-전압 파형 그래프만 추출하여 저 전류, 중 전류, 고 전류 조건에서 대표적인 그래프 파형 예시만 Table 3.4, Table 3.5, Table 3.6 에 순서대로 나타내었다.

Table. 3.4 Low Current Range: 3 Modes of Current-Voltage Waveforms

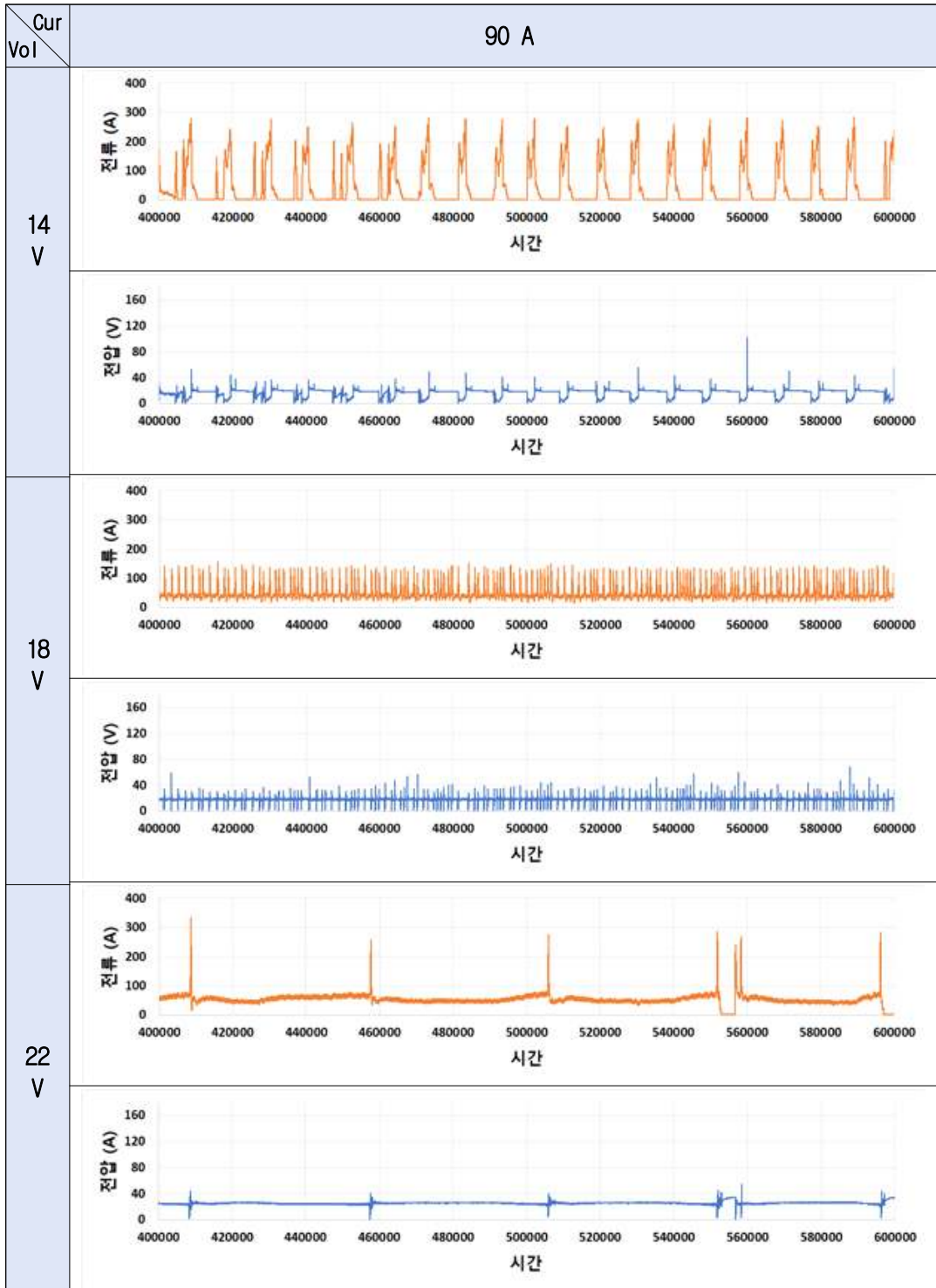


Table. 3.5 Medium Current Range: 3 Modes of Current-Voltage Waveforms

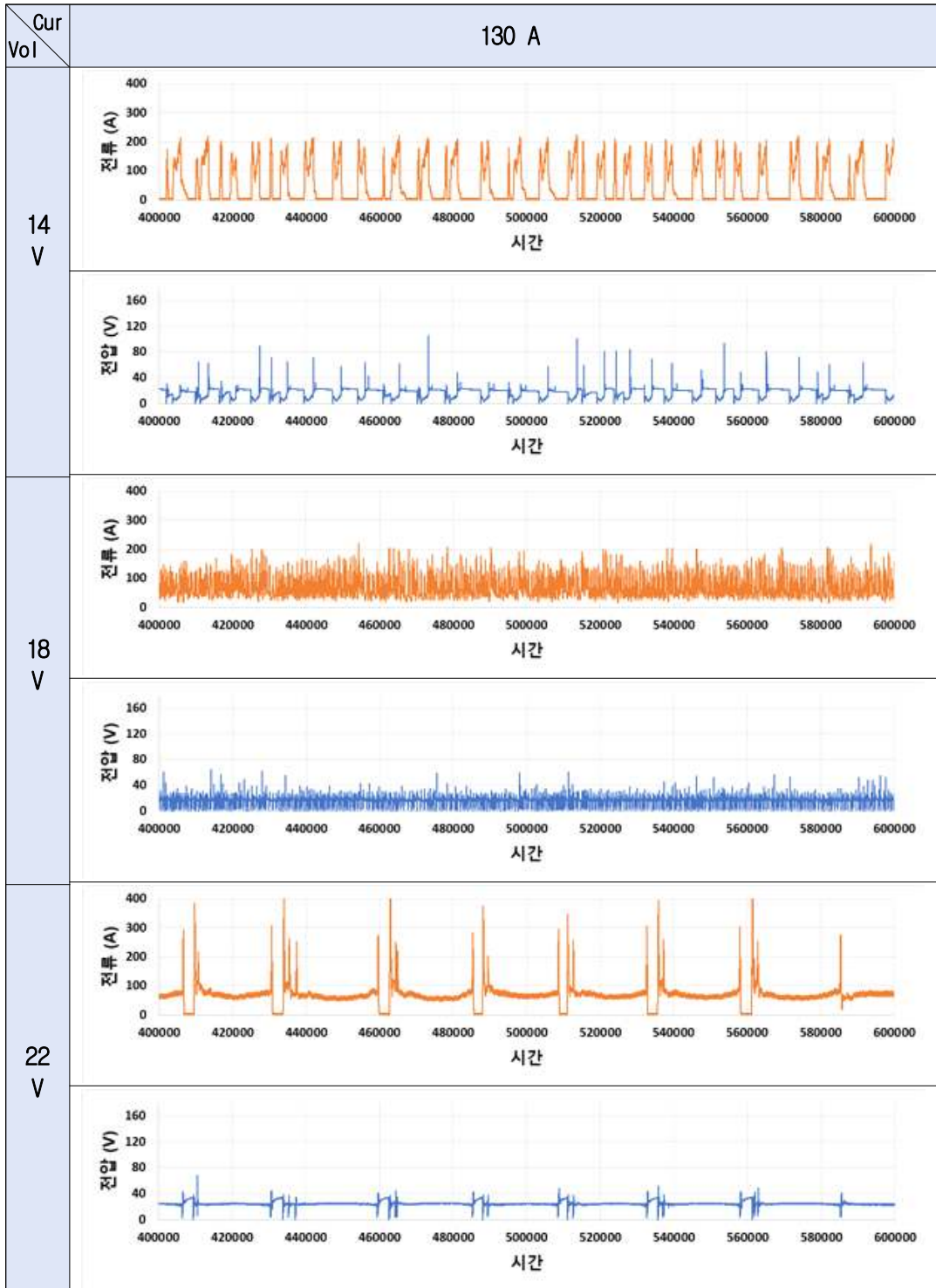
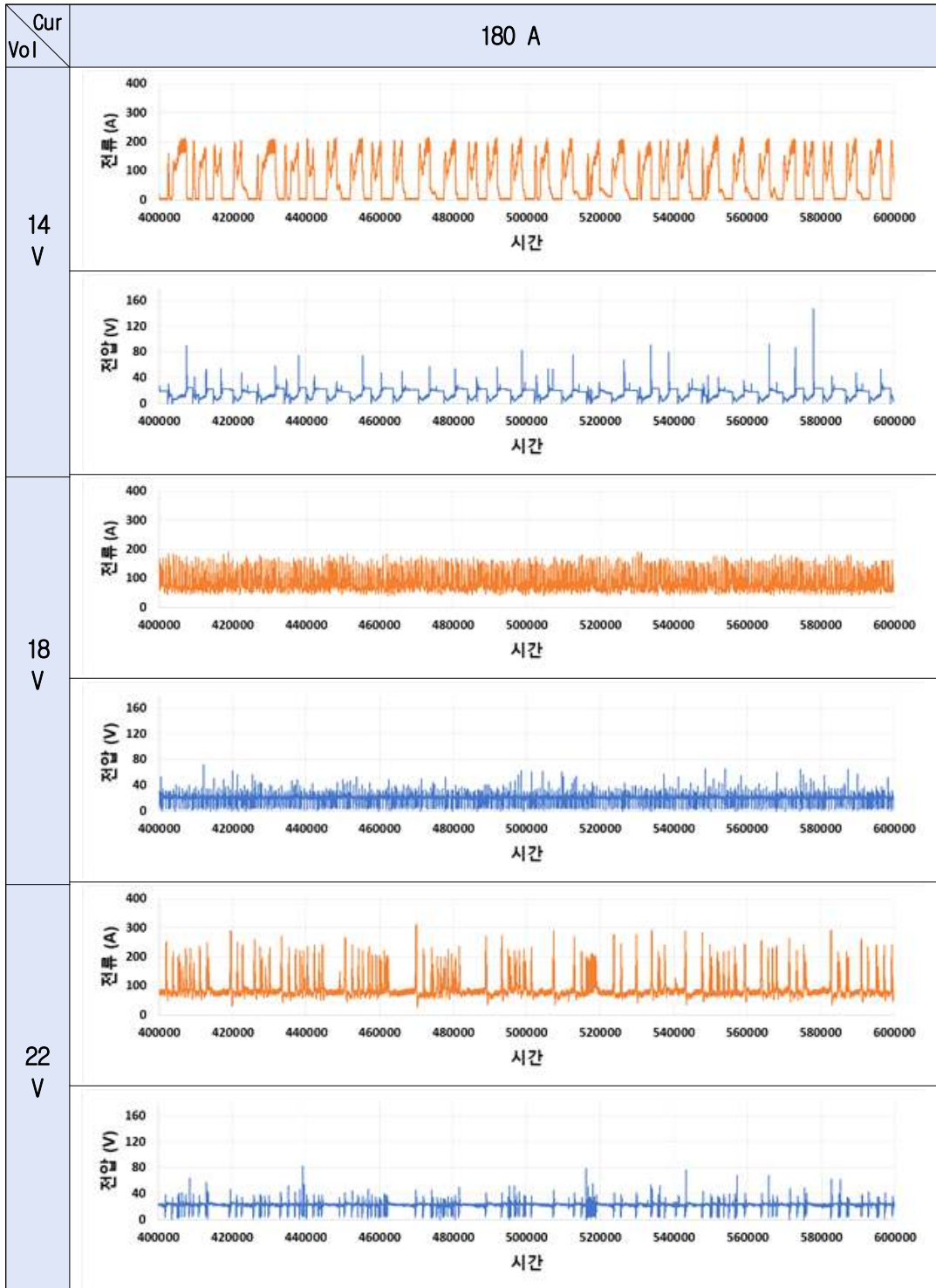




Table. 3.6 High Current Range: 3 Modes of Current-Voltage Waveforms



측정된 전류-전압 파형 데이터를 통해 나타난 대표적인 양상은 전류와 전압의 조합에 따라 명확한 특징을 보였다. 전체적인 추이를 관찰한 결과는 다음과 같다.

낮은 전압 범주(예: 90 A 14 V, 130 A 14 V, 180 A 16 V)에서는 전류에 따른 전압이 낮은 수준으로 설정되면서 단락회로 시간이 상대적으로 길고 아크 시간이 불규칙한 패턴을 보였으며 전류 변압의 폭도 상대적으로 높았던 경향을 보였다.

중간 전압 범주(예: 90A 16 V, 130 A 16V, 180 A 20 V)에서는 전류에 따른 전압이 중간 수준으로 설정되면서 단락회로 시간이 상대적으로 일정하게 고반복 되었다. 이때 전류도 안정적인 양상을 보여주었으며, 아크 안정성을 유지하는 데에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 판단된다.

높은 전압 범주(예: 90A 22V, 130A 20V, 180A 22V)에서는 전류에 따른 전압이 높은 수준으로 설정되면서 최대 전류와 단락회로 구간이 주기적으로 나타난 것처럼 보이지만 이 주기성은 중간 전압 범주보다 상대적으로 편차가 크며, 아크 길이가 길어서 전류가 급격하게 증가하는 지점이 다수 존재하고 변동 폭도 크다는 것을 확인하였다.

이러한 관찰은 전류와 전압 설정이 전류-전압 파형 패턴 형성에 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다. 연구에서 확인된 결과에 따르면 그래프 모양은 크게 3가지로 나뉘고 전압이 증가함에 따라 순서대로 나타나는데 낮은 전류 범주(예 90A)에서 높은 전류 범주(예: 180A)로 전류가 증가함에 따라 3단계 파형 패턴이 나오는 전압 양상도 점차 상승함을 관찰할 수 있었다.

그래프 양상을 확인한 후, 중간 용접 시간에 해당하는 40만에서 60만까지의 파라미터값을 전류 파형에서 추출하여 최대 전류( $I_p$ )와 단락 시작 시 전류( $I_s$ ) 차이의 평균을 구해 Table 3.7에 나타내었고 표준편차는 Table 3.8에 나타내었다.

또한 단락 시작 시 전류( $I_s$ )의 평균값만 도출하여 Table 3.9, 최대 전류( $I_p$ )의 평균값만 도출하여 Table 3.10에 나타내었다.

전압 파형에서 40만에서 60만까지 아크 시간( $T_a$ )과 단락회로 시간( $T_s$ )으로 변환하기 위해 시간 단위를 밀리초(ms)로 환산하였다. 예를 들어 20초를 밀리초(ms)로 변환하면 20,000 ms가 되며, 이를 1,000,000개로 나누어 시계열 데이터 간격이 0.02 ms임을 확인하였다. 아크 시간과 단락회로 시간 모두 엑셀 함수를 활용하여 시계열 데이터 간의 차를 계산하고 해당 값을 0.02 배로 하여 산출한다. 하지만 두 파라미터 시간을 분석하는 과정에서 유사한 경향이 있어 연구의 효율성을 고려하여 단락회로 시간의 표준편차만을 중점적으로 다루어 Table 3.11에 나타내었다.

Table. 3.7 Average Difference between Peak Current ( $I_p$ ) and Short-Circuit Starting Current ( $I_s$ )

Arc Stability Classification: 1(Bad) - Bold										
Cur Vol	90 A	100 A	110 A	120 A	130 A	140 A	150 A	160 A	170 A	180 A
14 V	236	183	195	191	183	182	191	185	171	172
	191	174	177	180	173	196	201	189	173	171
	184	165	176	184	177	208	193	188	170	167
16 V	125	161	109	124	124	128	162	165	170	165
	128	179	106	120	133	126	168	167	162	166
	141	168	126	117	116	120	160	164	177	169
18 V	102	111	124	118	121	106	112	106	104	104
	135	108	124	126	113	108	110	111	111	101
	142	99	119	127	121	119	112	107	106	110
20 V	151	122	158	184	149	126	113	95	131	101
	147	155	167	163	152	131	112	93	133	107
	196	133	152	161	143	142	114	97	133	109
22 V	180	189	193	184	195	149	133	153	128	160
	173	173	189	188	189	157	133	155	125	162
	203	188	194	175	193	164	129	157	128	159

Table. 3.8 Standard Deviation of the Difference between Peak Current (Ip) and Short-Circuit Starting Current (Is)

Arc Stability Classification: 1(Bad) - Bold										
Cur Vol	90 A	100 A	110 A	120 A	130 A	140 A	150 A	160 A	170 A	180 A
14 V	43	36	31	34	34	39	43	35	44	48
	44	42	29	31	32	37	37	34	51	46
	35	38	28	33	31	52	36	31	56	45
16 V	19	<b>56</b>	16	18	21	19	<b>47</b>	<b>38</b>	31	<b>48</b>
	16	<b>44</b>	14	16	18	17	<b>40</b>	<b>35</b>	<b>50</b>	<b>47</b>
	17	<b>40</b>	16	14	16	21	<b>37</b>	<b>32</b>	<b>53</b>	<b>46</b>
18 V	9	14	10	9	10	12	17	19	16	20
	6	16	10	12	7	10	15	20	21	15
	9	9	10	12	10	10	15	15	20	20
20 V	21	19	21	20	15	23	16	14	16	13
	19	23	18	17	17	20	20.	22	18	11
	22	23	22	22	15	19	18	23	15	8
22 V	16	16	22	19	22	19	21	17	20	20
	15	19	24	24	20	22	20	18	18	16
	18	20	24	20	22	23	24	20	18	17

Table. 3.9 Average Short-Circuit Starting Current (Is) Value

Arc Stability Classification: 1(Bad) - Bold										
Cur Vol	90 A	100 A	110 A	120 A	130 A	140 A	150 A	160 A	170 A	180 A
14 V	1	19	8	24	18	25	16	16	26	13
	5	17	23	28	23	27	17	14	24	15
	10	18	22	23	28	23	19	12	25	15
16 V	20	15	28	30	30	37	22	25	26	20
	20	16	27	31	33	40	25	23	25	19
	25	<b>14</b>	24	31	31	40	<b>25</b>	<b>25</b>	<b>23</b>	<b>21</b>
18 V	31	31	46	38	36	44	46	44	44	43
	27	29	44	46	37	43	43	44	44	47
	30	30	45	45	34	42	42	45	43	44
20 V	35	48	51	60	53	56	43	51	40	53
	50	60	52	56	54	57	44	52	39	53
	57	46	53	54	54	63	45	50	40	51
22 V	61	63	67	70	76	76	30	68	47	75
	55	64	63	62	74	72	30	68	49	73
	47	68	69	67	75	74	35	69	49	74

**Table. 3.10 Average Peak Current (I<sub>p</sub>) Value**

Arc Stability Classification: 1(Bad) - Bold										
Cur Vol	90 A	100 A	110 A	120 A	130 A	140 A	150 A	160 A	170 A	180 A
14 V	234	199	200	211	199	203	203	198	200	189
	193	188	197	205	193	219	214	199	197	190
	192	181	195	203	201	227	209	197	199	186
16 V	144	<b>164</b>	135	152	152	161	<b>181</b>	<b>186</b>	202	<b>188</b>
	145	<b>173</b>	131	148	163	162	<b>180</b>	<b>187</b>	200	<b>188</b>
	158	<b>160</b>	147	146	145	156	<b>182</b>	<b>185</b>	203	<b>184</b>
18 V	131	139	166	153	154	146	155	147	149	144
	118	135	165	168	147	148	150	155	156	145
	130	127	161	179	151	158	152	149	151	150
20 V	121	166	185	170	158	169	157	148	167	150
	173	160	184	164	162	170	157	147	172	157
	169	165	180	181	173	183	159	148	176	156
22 V	195	204	225	218	225	219	190	216	198	210
	222	221	228	213	217	214	199	217	201	229
	213	215	227	215	202	213	203	220	214	228

**Table. 3.11 Standard Deviation of Short-Circuit Time (Ts)**

Arc Stability Classification: 1(Bad) - Bold										
Cur Vol	90 A	100 A	110 A	120 A	130 A	140 A	150 A	160 A	170 A	180 A
14 V	67.7	15.6	15.0	14.4	19.4	25.3	34.7	11.9	15.7	10.0
	28.2	17.1	18.7	11.6	15.0	21.2	22.7	18.9	31.5	16.2
	71.7	16.2	14.7	16.9	14.6	20.3	30.0	18.8	14.2	18.3
16 V	7.2	11.0	2.8	1.7	2.5	1.2	10.8	18.0	27.9	19.9
	1.2	<b>29.0</b>	1.9	4.2	2.3	1.0	<b>31.7</b>	<b>23.6</b>	<b>24.8</b>	<b>22.8</b>
	1.0	<b>18.1</b>	2.6	1.6	0.9	1.0	<b>27.2</b>	<b>17.9</b>	<b>21.5</b>	<b>20.8</b>
18 V	0.2	0.4	0.5	3.4	1.1	0.4	0.3	1.9	1.4	1.3
	0.7	0.6	0.2	3.8	1.7	0.3	0.4	0.6	1.6	0.6
	1.9	0.3	0.3	1.0	2.6	0.3	0.4	1.0	1.4	0.7
20 V	1.2	1.6	4.1	3.2	3.6	0.6	0.2	0.4	2.2	0.7
	1.1	2.6	7.0	2.7	3.7	0.7	0.1	0.2	1.1	0.8
	1.4	0.7	3.4	0.6	3.3	0.6	0.2	0.2	0.9	1.3
22 V	0.5	0.4	2.5	3.8	4.3	0.5	1.2	1.9	1.8	4.9
	0.5	1.0	4.4	3.2	4.9	1.3	1.5	1.8	1.0	3.6
	0.7	0.7	2.9	3.3	3.4	1.0	1.4	1.3	1.1	3.0



기존 연구 결과에 따르면 단락 시작 시 전류( $I_s$ )는 스파터 발생과 가장 큰 상관 계수를 가진다. 또한 최대 전류( $I_p$ )도 증가할수록 스파터가 발생 빈도가 증가하는데, 스파터는 금속 증기의 폭발로 생기기 때문에 아크가 불안정하다는 것을 의미한다. 단락회로 시간( $T_a$ )은 단락 반경 크기를 크게 만드는 주요한 파라미터로서 단락회로 시간( $T_a$ )가 증가할수록 대립 스파터가 증가한다고 보고하였으며. 아크 시간( $T_s$ )은 전체 스파터 발생량과 대립 스파터 발생량과 상대적으로 상관관계가 크지 않다고 보고하였다. [29,30]

최대 전류에서 아크가 재생되면서 발생하는 스파터 현상은 전기 퓨즈가 과전류에 의해 터지면서 발생하는 스파터 현상과 동일하다. 따라서 최대 전류치가 낮다면 스파터 발생 빈도수가 상대적으로 낮다는 것을 의미하고 단락 기간이 짧아지면 최대 전류 치 값도 작아지게 된다. 하지만 사용되는 용접 기계의 특성, 용접에 사용되는 재료의 종류와 두께, 그리고 적용되는 보호가스 등 다양한 환경 요소에 기인하기 때문에 아크 안정성 평가에 관련된 명확한 파라미터값의 정량적인 기준은 부재하다. [31,32]

이와 같은 연구 결과는 GMAW 용접 과정에서의 전류-전압 파형의 파라미터가 공정 안정성 및 품질을 제공함과 동시에 용접 프로세스에서 아크의 안정성과 불안정성을 정량적으로 판단할 수 있는 방향성을 제시한다.

## 3.2 아크 안정성 라벨링

이전 장에서는 휴대폰 어플리케이션을 통해 기록한 GMAW의 아크 사운드, 용접 중의 수집한 전류-전압 파형, 용접 후의 촬영한 비드 이미지 각각 150개씩 전처리 하고 분석하였다. 딥러닝 모델을 제작하여 아크 사운드의 정확성을 확인하고자 추출된 데이터들을 활용하여 휴대폰 어플리케이션으로 녹음한 GMAW 아크 사운드에 아크 안정성을 라벨링 하였다. 아크 안정성을 0과 1로 라벨링 하여 ‘Good’ 또는 ‘Bad’ 두 가지 범주로 판별하는 이진 분류 모델과 전류-전압 수준을 2, 3, 4로 라벨링 하여 ‘Under’, ‘Normal’, ‘Over’ 의 세 가지 범주로 판별하는 다중 분류 모델을 제작하였다.

### 3.2.1 이진 분류

이진 분류 모델은 Table 3.12와 같이 연구 결과를 종합하여 살펴보면 아크 안정성은 여러 파라미터 간의 관계에 근거하여 판별될 수 있다.

중 전류, 저 전압 조건인 130 A 14 V의 아크 사운드 데이터의 경우 음향신호가 초기에 낮아졌다가 급격하게 상승하며 불규칙한 패턴을 시각적으로 확인할 수 있었다. 급격한 상승과 불규칙한 패턴은 용접 프로세스에서도 변동성을 나타내었는데, 비드 이미지의 경우 비드가 모재에 용착되지 않고 용입 부족과 오버랩과 같은 결함이 발견되었다. 최대 전류( $I_p$ )와 단락 시작 시 전류( $I_s$ ) 차이의 표준편차 값은 평균값이 전압이 낮음에도 불구하고 183으로 상대적으로 다른 전압 조건들에 비해 높게 나타났다. 또한 단락 시작 시 전류( $I_s$ )의 평균값이 적으면서 최대 전류( $I_p$ ) 평균값이 매우 높았다. 이는 전류의 불안정한 특성을 시사하며 낮은 단락 시작 시 전류( $I_p$ )의 평균값은 용접 아크의 초기 안정성 부족을 나타낸다. 단락회로 시간( $T_s$ )의 표준편차는 10 이상이면 Bad, 10 이하이면 Good로 판단하였다. 따라서 해당 조건의 아크 안정성은 Bad로 판별하였다.

130 A 16 V의 아크 사운드 데이터의 경우 음향신호가 0으로 감소하지 않고 일정한 수준을 유지하는 경향을 보였다. 끊임 없는 일정한 사운드를 통해 용접 프로세스 중 안정성이 높은 상태를 시각적으로 확인할 수 있다. 비드 이미지도 결함이 없고 일정한 폭과 높이를 가졌으며, 최대 전류( $I_p$ )는 낮게 유지되어 단락 기간에 전류가 크지 않았다는 것을 의미하며 단락 시작 시 전류( $I_s$ )도 변동과 차이가 작았다. 단락회로 시간( $T_s$ )의 표준편차도 10 이하인 2.5로 매우 작아 아크 안정성은 Good로 판별하였다.

130 A 22 V의 아크 사운드 데이터의 경우 130 A 14 V와 마찬가지로 음향신호가 0으로 감소하고 급격하게 증가하지만, 시간의 변동 폭이 일정하고 패턴을 가지는 것을 확인하였다. 비드 이미지도 기존 130A 16 V에 비해 비드 폭이 넓어진 것을 제외하면 특별한 결함은 검출되지 않았다. 최대 전류( $I_p$ )와 단락 시작 시 전류( $I_s$ ) 차이의 표준편차 값은 130 A 14 V에 비해 조금 더 높았지만, 평균값은 Good 용접의 조건과 차이가 미비했다. 단락 시작 시 전류( $I_s$ )의 평균값은 높은 편에 속했지만, 최대 전류( $I_p$ ) 평균값도 높았기 때문에 130 A 14 V에 비해 상대적으로 전류가 안정적이라고 판단하였다. 가장 중요한 대립 스파터에 큰 영향을 미치는 주요 파라미터인 단락회로 시간( $T_a$ )의 표준편차는 4.3으로 다른 Bad 조건들과 비교하여 상대적으로 매우 낮아 아크 안정성을 Good로 판별하였다. 이와 같은 방법으로 150개의 아크 사운드 데이터의 조건을 0(Good), 1(Bad)로 이진 분류하여 Table 3.13에 나타내었다.

### 3.2.2 다중 분류

다중 분류 모델도 Table 3.12와 같이 연구 결과를 종합하여 살펴보면 전류-전압 파형의 그래프 유형에 따라 3가지로 분류하여 해당 아크 사운드 조건에 전류-전압 수준을 라벨링 하였다. 3.3.3 절에서 언급한 낮은 전압 범주에서 나오는 파형은 2(Under), 중간 전압 범주에서 나오는 파형은 3(Normal), 높은 전압 범주에서 나오는 파형은 4(Over)로 라벨링 하여 150개의 아크 사운드 데이터를 Table.3.14에 나타내었다.

Table. 3.12 Example Classification of Arc Stability and Current-Voltage Conditions in the Medium Current Range

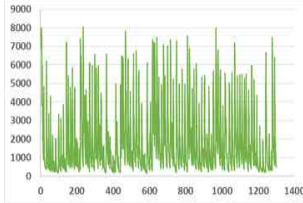
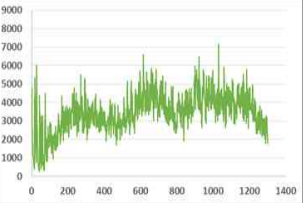
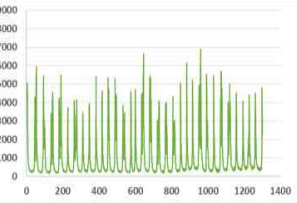



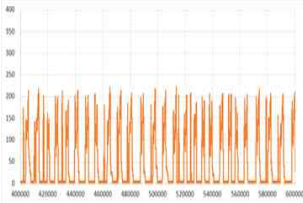
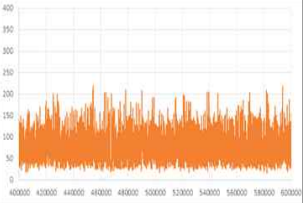
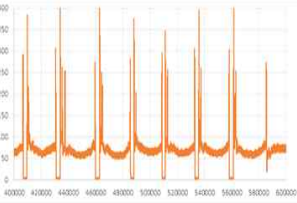
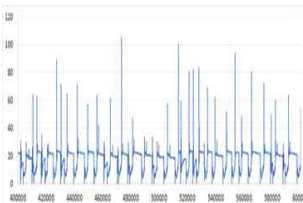
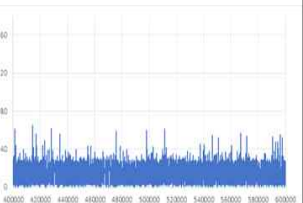
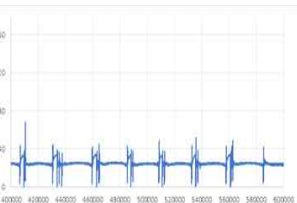
Cur, Vol Data	130 A, 14 V	130 A, 16 V	130 A, 22 V
Arc Sound			
Bead Image			
Current Wave form			
Voltage wave form			
$I_p - I_s$ Average	183	124	188
$I_p - I_s$ STDEV	34	21	22
$I_s$ Average	18	30	76
$I_p$ Average	199	152	225
$T_s$ STDEV	19.4	2.5	4.3
Binary class	1 (Bad)	0 (Good)	0 (Good)
Multi class	2 (Under)	3 (Normal)	4 (Over)

Table. 3.13 Binary Classification for Arc Stability

Arc Stability - 0(Good), 1(Bad)										
Cur Vol	90 A	100 A	110 A	120 A	130 A	140 A	150 A	160 A	170 A	180 A
14 V	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
16 V	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1
	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1
	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1
18 V	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20 V	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
22 V	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

**Table. 3.14 Multiclass Classification for Current-Voltage States**

Current-Voltage States - 2 (Under), 3(Normal), 4(Over)										
Cur Vol	90 A	100 A	110 A	120 A	130 A	140 A	150 A	160 A	170 A	180 A
14 V	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
16 V	3	3	3	3	3	3	2	2	2	2
	3	3	3	3	3	3	2	2	2	2
	3	3	3	3	3	3	2	2	2	2
18 V	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
20 V	4	4	4	4	4	4	3	3	3	3
	4	4	4	4	4	4	3	3	3	3
	4	4	4	4	4	4	3	3	3	3
22 V	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4

## 제 4 장 딥러닝 모델

딥러닝 모델 분류 모델은 구글 코랩(Google Colab) 환경에서 파이썬(Python)언어를 기반으로 구현되었으며, 주요 목적은 어플리케이션으로 녹음한 아크 사운드가 라벨링 한 아크 안정성(이진분류) 및 용접 전류-전압 조건(다중분류)를 얼마나 정확하게 예측하는지 확인하고자 하였다.

### 4.1 이진 분류 모델

#### 4.1.1 모델 생성

이진 분류 모델을 만들기 위해 데이터 처리 및 분석을 위한 라이브러리(pandas), 수치 계산을 위한 라이브러리(numpy), 신경망을 쉽게 구축할 수 있는 라이브러리(tensorflow) 등 주요 라이브러리를 불러오고 데이터 로딩 단계를 진행하는데, 데이터 로딩은 입력 변수로 아크 사운드 시계열 데이터 파일, 출력 변수로 0(Good)과 1(Bad)로 나눈 아크 안정성 시계열 데이터 파일을 불러온다. 그리고 데이터 전처리를 진행하는데, 데이터 세트의 각 특성에 대해 평균을 0으로, 표준편차를 1로 만들어주는 변환을 수행하여 표준화된 형태로 변환한다.

딥러닝 모델의 성능을 확인하기 위해 표준화된 데이터를 8:2 비율로 나눴다. 즉 훈련 데이터 120개 검증 데이터 30개로 나눴다. 그 이유는 훈련 데이터로 모델을 학습시키고, 검증 데이터로 모델의 성능을 평가함으로써 모델의 일반화 성능을 신뢰성 있게 하기 위함이다. 데이터를 8:2로 나눔으로써 모델이 다양한 데이터에서 얼마나 잘 작동하는지를 평가할 수 있다.

#### 4.1.2 모델 구조 설계 및 컴파일

신경망 모델 구조는 256개 뉴런을 가진 레이어 층을 사용하였다. 레이어의 숫자는 뉴런의 수를 나타내며 256차원의 특징을 학습할 수 있으며 입력 뉴런과 출력 뉴런이 연결된 형태로 구성된다. 각 층마다 드랍아웃(Dropout)층을 추가하여 30%의 뉴런을 무작위로 비활성화하여 데이터의 과적합을 방지하였다.

은닉층에는 활성화 함수(Activation Functions)는 ReLu(Rectified Linear Unit)함수를 사용하였다. ReLu 함수는 음수 입력을 0으로 처리하고 양수 값을 그대로 반환하는 함수이며 모델이 복잡한 패턴을 학습할 때 효과적이며, 계산이 간단하여 학습 속도를 높일 수 있다. 마지막 출력층으로 시그모이드(Sigmoid) 함수를 사용하였는데, 0과 1값을 출력하는 이진 분류에서 주로 사용된다.

모델 컴파일 단계에서 손실 함수로 바이너리 크로스엔트로피(Binary Crossentropy)를 사용하여 모델이 실제 클래스와 예측 클래스 간의 차이를 측정되도록 하였다. 옵티마이저(Optimizer)로 최적화 알고리즘 중 하나인 확률적 경사하강법(SGD)을 가중치를 조절하며 학습되며 모델의 훈련은 50번 동안 진행되도록 하였다. 마지막 평가지표는 정확도(Accuracy)를 사용하여 분류 모델에서 올바르게 예측한 샘플의 비율을 정확도로 확인하였다.

#### 4.1.3 학습 및 평가

Fig.4.1에 손실 함수 그래프를 통해 훈련 손실(Training Loss)과 검증 손실(Validation Loss)를 확인하여 두 손실이 수렴하는 지점에서 모델이 얼마나 잘 수렴하는지 확인할 수 있다. 손실이 수렴하지 않거나 검증 손실이 증가하기 시작하면 과적합의 가능성이 있지만, 훈련 데이터와 검증 데이터의 손실 값이 처음 몇 번의 훈련 횟수 동안 동시에 감소하다 점차 수렴하는 경향을 보인다. 이는 모델이 초기에 데이터에 빠르게 적응하며 학습 데이터에 대한 예측 정확성을 향상하는 것을 나타낸다. 이는 모델이 데이터를 더 이상 개선하기 어려운 수준으로 수렴하고 있음을 시사한다.



Fig.4.2에 정확도 그래프를 통해 훈련 정확도(Training Accuracy)와 검증 정확도(Validation Accuracy)의 훈련 과정을 확인할 수 있다. 훈련 데이터와 검증 데이터의 정확도는 처음에는 함께 상승하다가 점차 수렴한다. 검증 정확도가 일정 시점 이후로 증가하지 않거나 감소하기 시작하면 과적합의 징후일 수 있지만, 그래프를 통해 모델이 더 나은 성능을 달성하기 위해 훈련되고 있음을 알 수 있다. 이처럼 모델이 어느 정도 훈련되고 검증 데이터에서의 성능이 안정화되는 시점을 확인할 수 있다. 이진 분류 모델의 정확도는 훈련 데이터(Training Accuracy)의 경우 97.48%, 검증 데이터(Validation Accuracy)의 경우 86.67% 정확도를 보였다.

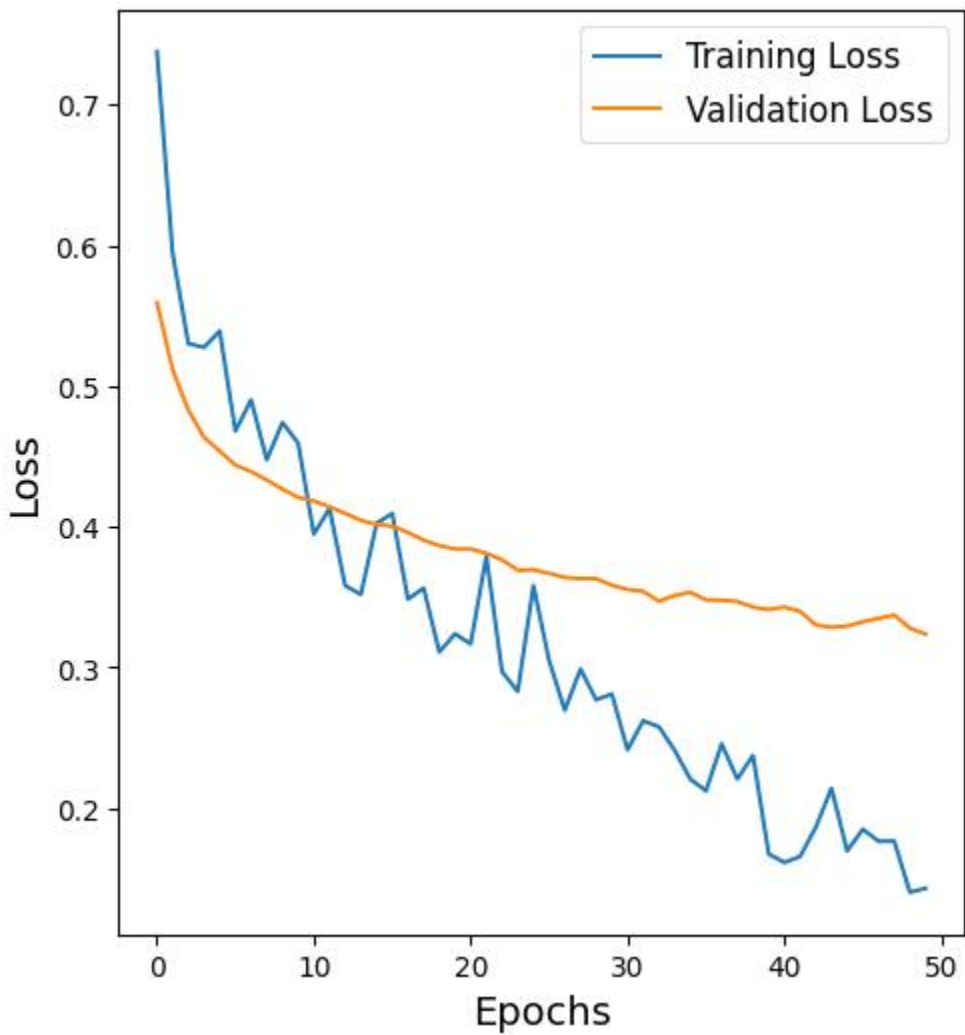


Fig. 4.1 Training Loss Function and Validation Loss Function Graphs for Binary Classification Model

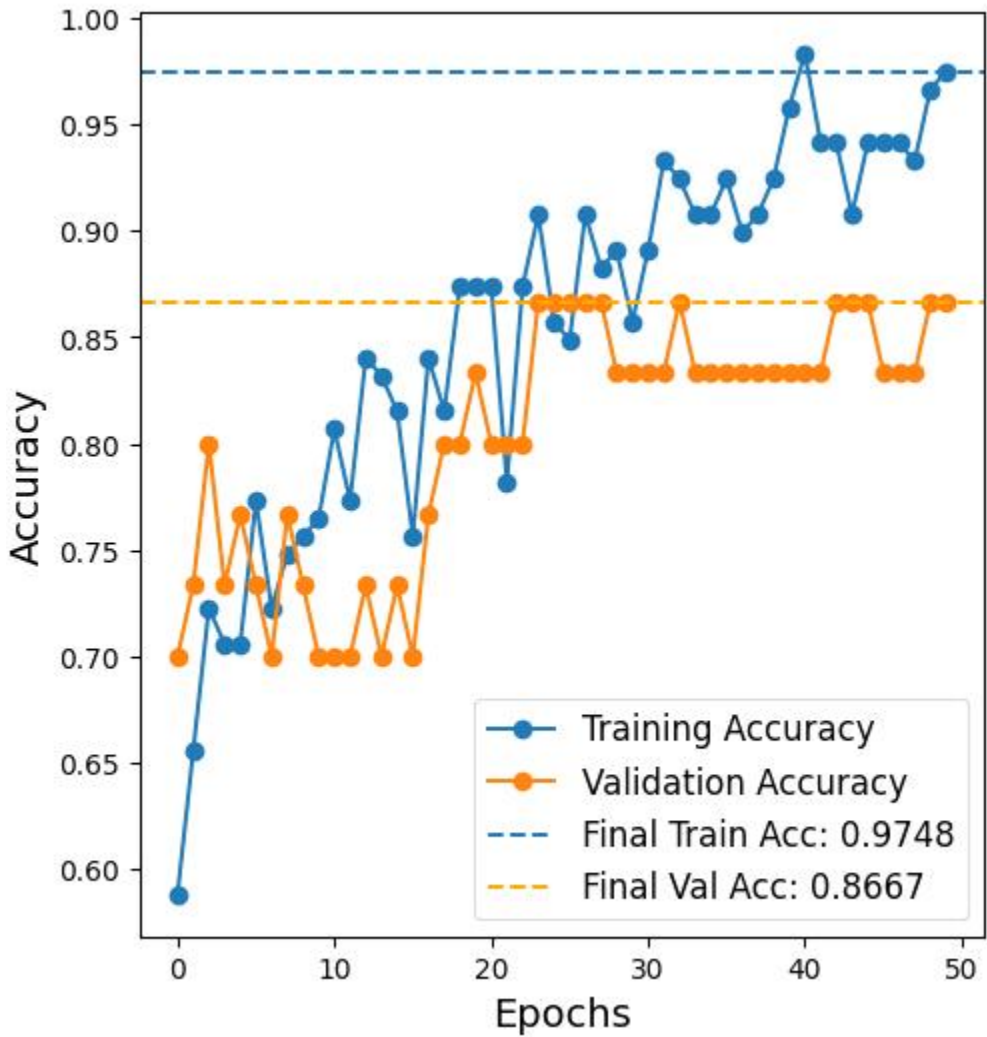


Fig. 4.2 Training Accuracy and Validation Accuracy Graphs for Binary Classification Model

## 4.2 다중 분류 모델

### 4.2.1 모델 생성

다중 분류 모델도 이진분류 모델과 모델 생성 과정은 거의 동일하다. 다른 점이 있다면 필요한 라이브러리를 불러올 때, 라벨 인코딩(Label Encoding)을 사용하여 클래스 레이블을 정수로 변환하는 과정을 추가하였다.

이진 분류에서는 두 개의 클래스를 0 또는 1을 예측하는 것이 목표이기 때문에 별도의 정수로 변환할 필요가 없어 Label Encoding을 사용하지 않아도 된다. 하지만 다중 분류의 경우 모델의 출력층에서는 각 클래스(2, 3, 4)에 대한 확률을 나타내는 벡터로 출력해야 한다. 또한 데이터 로딩 단계에서 입력 변수로 아크 사운드 시계열 데이터 파일, 출력 변수로 2(Under), 3(Normal), 4(Over)로 나눈 전류-전압 시계열 데이터 파일을 불러온다. 데이터 전처리와 데이터 분할은 이진분류 모델과 동일하게 진행하였다.

### 4.2.2 모델 구조 설계 및 컴파일

신경망 모델 구조도 이진분류와 동일하게 256개 뉴런, 은닉층에 ReLu 함수 사용, 각 층마다 드랍아웃(Dropout)층을 배치하였다. 차이점이 있다면 이진 분류 모델에서는 출력 레이어의 뉴런 개수를 1로 설정하고 활성화 함수를 sigmoid로 사용하는 것이 일반적이지만 다중 분류 모델에서는 클래스 수에 맞게 출력 레이어의 뉴런 개수를 설정하고 소프트맥스(softmax)로 사용하는 것이 일반적이다.

소프트맥스 함수는 여러 클래스 중 하나에 속할 확률을 정규화하여 나타내며 모든 클래스에 대한 확률의 합이 1이 되도록 만들어주기 때문에 다중 분류 모델에 적합하다. 또한 이진 분류에서는 두 개의 클래스 중 하나에 속할 확률을 다루기 위해 손실 함수를 주로 바이너리 크로스엔트로피(binary crossentropy)를 사용하는데 다중 분류 모델에서는 카테고리 크로스엔트로피(categorical crossentropy)를 사

용하여 각 아크 사운드 데이터가 정수 형식의 클래스 레이블인 2, 3, 4중 하나에 속할 확률을 예측하도록 하였다. 옵티마이저(Optimizer)는 이진분류 모델과 동일하게 확률적 경사하강법(SGD)으로 학습하며 50회 훈련하여 정확도(Accuracy)로 모델을 평가하였다.

### 4.2.3 학습 및 평가

Fig.4.3에 손실 함수 그래프를 통해 훈련 손실(Training Loss)과 검증 손실(Validation Loss)이 학습이 진행되는 동안 점차 수렴하며 검증 손실도 증가하지 않아 과적합이 일어났을 확률이 낮다는 것을 확인하였다.

Fig.4.4에 정확도 그래프를 통해 훈련 정확도(Training Accuracy)와 검증 정확도(Validation Accuracy)도 이진분류 모델과 동일하게 처음에는 함께 상승하다가 점차 수렴하는 형태를 보이고 검증 정확도가 감소하지 않은 것을 확인하였다. 다중 분류 모델의 정확도는 훈련 데이터(Training Accuracy)의 경우 95.80%, 검증 데이터(Validation Accuracy)의 경우 80.00% 정확도를 보였다. 다중분류 모델에서 정확도가 낮아진 이유는 이진분류 모델 보다 예측해야 할 클래스가 많으며, 모델이 일반적인 패턴을 학습하기 어려울 수 있다. 또한 특정 클래스에 대한 샘플이 부족하거나 많은 경우, 모델이 상대적으로 많은 클래스에 더 적합하게 학습될 수 있어 정확도가 낮아진 것으로 판단된다. 다중 분류 모델 그래프를 통해 모델의 훈련 상태를 시각적으로 파악할 수 있으며, 과적합을 감지하거나 다중분류 모델의 하이퍼 파라미터 (Hyper Parameter)를 조정하는 데 도움이 된다.

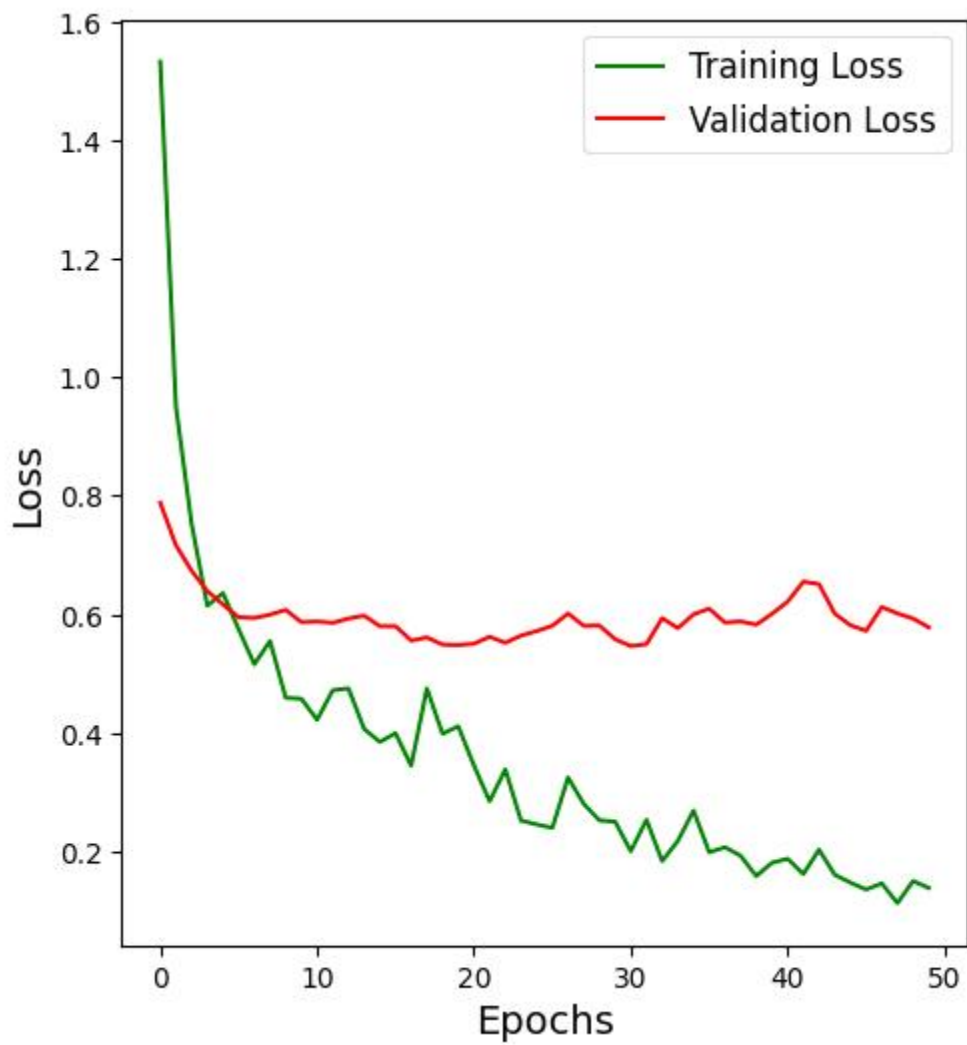


Fig. 4.3 Training Loss Function and Validation Loss Function Graphs for Multiclass Classification Model

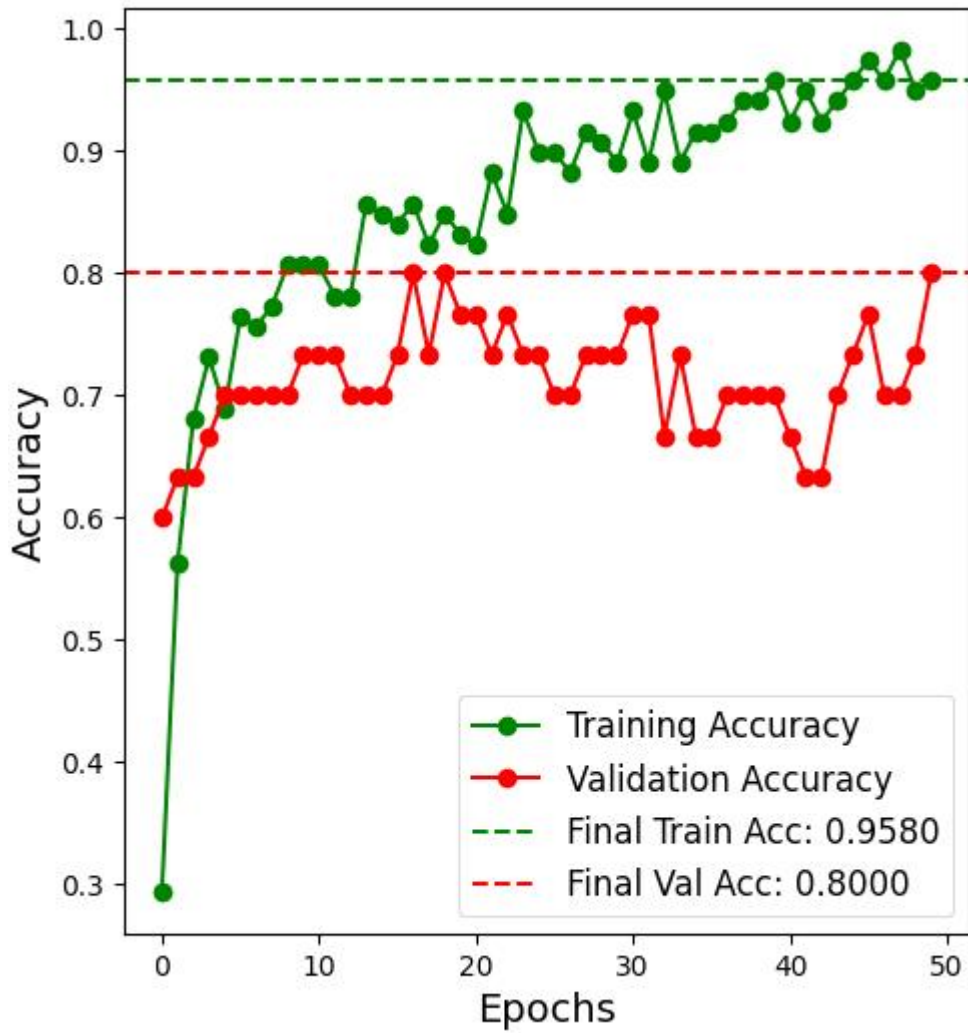


Fig. 4.4 Training Accuracy and Validation Accuracy Graphs for Multiclass Classification Model

## 제 5 장 결론

본 연구에서는 GMA 용접 시 아크 사운드 분류 및 전류-전압 파형에 따른 실시간 용접 품질평가 기술을 개발하고자 하였다. 이를 위해 실제 GMAW 용접환경에서 150개의 아크 사운드를 녹음하고 전류-전압 파형과 비드 이미지 분석을 통해 아크 안정성을 이진분류와 다중분류로 라벨링 하였다. 아울러 딥러닝(Deep Learning)을 활용하여 성능을 확인하였으며, 다음과 같은 결론을 도출하였다.

1) 이진 분류 모델은 전체적인 아크의 안정성을 확인하기 위해 아크의 안정성을 'Good' 또는 'Bad'로 판별하도록 하였으며, 훈련 데이터 정확도는 97.48%, 검증 데이터 정확도는 86.67%를 나타내었다. 이는 실제 용접 작업 중 초기에 빠르게 문제를 감지하고 해결할 수 있는 장점이 있다.

2) 다중 분류 모델은 세부적으로 전류-전압 조건을 라벨링 하여 'Under', 'Good', 'Over' 세 가지 범주로 판별하도록 하였으며, 훈련 데이터 정확도는 95.80%, 검증 데이터 정확도는 80.00%를 나타내었다. 이는 세밀한 용접 파라미터 조정이 필요한 경우에 유용하게 활용될 것으로 판단된다.

3) 훈련 데이터 정확도와 비교하여 검증 데이터의 정확도가 상대적으로 낮는데, 이는 제한된 아크 사운드 샘플 수가 150개로 제한되어 있기 때문이다. 향후 더 많은 샘플 데이터를 확보하고 아크 안정성 판별 범위를 더 세분화 시 검증 데이터의 정확도 향상이 가능하다.

4) 개발된 어플리케이션을 통해 아크 사운드 분석 방법이 GMAW 용접공정에서의 아크 안정성 평가에 효과적으로 활용될 수 있고, 용접 프로세스의 품질을 실시간으로 확인하여 불량 제품을 최소화 할 수 있다.



## 참고문헌

- [1] 연구개발특구진흥재단(INNOPOLIS) 시장동향 보고서 (2021)
- [2] 김태훈, 이윤상, 정우현. "GMAW 및 FCAW 용접재료 개발동향." 대한용접·접합학회지 26.2 (2008): 1-4.
- [3] 김영민, 천현필. "아크용접 품질 모니터링 기술의 최신 국내 연구 동향." 대한용접·접합학회지 41.2 (2023): 90-98.
- [4] 조택동, 김옥현, 양상민. "GMAW 에서 시각센서를 이용한 용접선 정보의 추출과 와이어 송급속도의 제어에 관한 연구." 대한용접·접합학회지 19.6 (2001): 32-39.
- [5] IDC(International Data Corporation) IT 시장분석 보고서 (2023)
- [6] 조시훈, 김재웅. "아크용접에서 전기적신호를 이용한 용접공정의 감시 및 제어." 대한용접·접합학회지 16.6 (1998): 7-16.
- [7] 강문진, 이세헌. "GMA 용접에 있어서 아크 안정화를 위한 퍼지제어기 개발에 관한 연구." Journal of the Korean Society for Precision Engineering 16.12 (1999): 152-160.
- [8] 원윤재, 부광석, 조형석. "GMAW 공정에서 아크 안정성의 실시간 측정." 대한용접·접합학회지 8.1 (1990): 31-42.
- [9] 신현욱, 최용범. "GMAW 에서 와이어 송급속도의 변동이 아크안정성에 미치는 영향에 관한 연구." 대한용접·접합학회지 13.4 (1995): 85-102.
- [10] 김용재, 이세헌, 강문진. "GMA 용접의 단락이행 아크 현상의 평가를 위한 모델 개발." 한국정밀공학회 학술발표대회 논문집 (2001): 454-457.
- [11] 조택동, 양상민, 양성빈. "음향 신호 분석에 의한 GMAW 의 특성분석." 대한용접학회 특별강연 및 학술발표대회 개요집 (2002): 65-67.
- [12] Ren, Wenjing, et al. "A novel convolutional neural network based on time-frequency spectrogram of arc sound and its application on GTAW penetration classification." IEEE Transactions on Industrial Informatics 17.2 (2020): 809-819.
- [13] 배창민, 조영태, 정윤교. "용접 변수에 따른 아크 음향신호 변화 분석에 대한 연구." 한국정밀공학회 학술발표대회 논문집 (2015): 59-59.

- [14] 용접·접합 편람 3 역학, 공정 및 열가공 (2009)
- [15] 방재호. 이종재 SCM440/SS275의 CO<sub>2</sub> 레이저- GMA 하이브리드 용접시 와이어 종류에 따른 용접 특성, 조선대학교 용접접합과학공학과, 공학석사학위논문(2018)
- [16] 윤혜슬. 수치해석에 의한 이종재 알루미늄 합금과 용융아연도금강의 AC 펄스 MIG 용접부의 금속간화합물 예측, 조선대학교 용접접합과학공학과, 공학석사학위논문(2021)
- [17] 안영호, 이종봉, 엄동석. "GMA 용접의 용적이행현상에 미치는 제인자의 영향." 대한용접·접합학회지 16.1 (1998): 17-24.
- [18] 경규담, 이정현, 천홍정. "GMA 용접의 용착속도에 미치는 Contact-tube 와 모재 간 거리의 영향." 대한용접·접합학회지 14.5 (1996): 87-94.
- [19] 공학나라(기계 공학 기술 정보) GMAW 용접 (2014)
- [20] 강봉용, 김희진. "CO<sub>2</sub> 용접의 스파터 발생에 미치는 용적이행 모드의 영향 ." 대한용접·접합학회지 15.2 (1997): 72-80.
- [21] 신성우. 아크 사운드 분석을 이용한 용접 품질 모니터링에 관한 연구, 한양대학교 정밀기계공학과, 공학석사학위논문 (1997)
- [22] 강샘의 안드로이드 앱 프로그래밍 with 코틀린 교과 (2022)
- [23] 구글 브레인 팀에게 배우는 딥러닝 with TensorFlow.js 교과 (2022)
- [24] Warden, Pete. "Speech commands: A dataset for limited-vocabulary speech recognition." arXiv preprint arXiv:1804.03209 (2018).
- [25] Kang, M. J., and S. Rhee. "A study on the development of the arc stability index using multiple regression analysis in the short-circuit transfer region of gas metal arc welding." Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture 215.2 (2001): 195-205.
- [26] Arai, Toshio, et al. "The investigation of arc phenomena by means of a computer." Transactions of the Japan Welding Society 15.1 (1984): 72.
- [27] Mita, T., A. Sakabe, and T. Yokoo. "Quantitative estimates of arc stability for CO<sub>2</sub> gas shielded arc welding." Welding International 2.2 (1988): 152-159.
- [28] 김희진, 김용석. "CO<sub>2</sub> 용접의 용접 스파터 저감을 위한 용접전류 파형제어 개념." 대한용접·접합학회지 16.3 (1998): 18-28.

- [29] 강성구, 나석주. "GMAW 의 단락 이행 모드의 스패터 및 대립 스패터 모니터링에 관한 연구." 대한용접학회 특별강연 및 학술발표대회 개요집 (1999): 74-77.
- [30] 조상명, 오동수. "아크 모니터링에 의한 GMAW 에서의 아크 안정성 평가." 대한용접학회 특별강연 및 학술발표대회 개요집 (1997): 242-245.
- [31] 김희진, 이창한. "GMA 용접 전원의 최신 파형 제어기법 분석." 대한용접·접합학회지 16.6 (1998): 26-31.
- [32] Ersoy, Ugur, S. J. Hu, and E. Kannatey-Asibu. "Observation of arc start instability and spatter generation in GMAW." WELDING JOURNAL-NEW YORK-87.2 (2008): 51.