

The Method for Classifying Stainless Steel Grades in Products Using Portable NIR Spectrometer and CNN

Ju-Hoon Jang*, In-Yeop Choi**

*Student, Dept. of Computer Science, Kangnam University, Gyeonggi-do, Korea

**Professor, Dept. of Computer Science, Kangnam University, Gyeonggi-do, Korea

[Abstract]

This paper proposes a method for classifying the grade of stainless steel using a portable NIR(Near Infrared Ray) spectrometer and a CNN(Convolutional Neural Network) deep learning model. Traditionally, methods for classifying stainless steel grades have included chemical analysis, magnetic testing, molybdenum spot tests, and portable XRF devices. In addition, a classification method using a machine learning model with element concentration and heat treatment temperature as parameters was presented in the paper. However, these methods are limited in their application to everyday products, such as kitchenware and cookware, due to the need for reagents, specialized equipment, or reliance on professional services. To address these limitations, this paper proposes a simple method for classifying the grade of stainless steel using a NIR spectrometer and a CNN model. If the method presented in this paper is installed on a portable device as an on-device in the future, it will be possible to determine the grade of stainless steel used in the product, and to determine on-site whether a product made of low-cost material has been disguised as a high-cost product.

▶ **Key words:** Deep Learning, NIR Spectrometer, CNN, Stainless steel, STS Grade

[요약]

본 논문에서는 휴대용 NIR(Near Infrared Ray) 분광계와 CNN(Convolution Neural Network) 딥러닝 모델을 이용하여 스테인리스강(Stainless steel) 등급을 판별하는 방법을 제시한다. 기존에 스테인리스강 등급을 판별하는 방법은 화학분석 방법, 자기 테스트, 몰리브덴 스팟과 휴대용 XRF 장치를 이용한 분류 방법을 사용하였다. 또한 원소의 농도와 열처리 가열온도를 매개변수로 하여 기계학습(Machine Learning) 모델을 이용한 분류 방법이 논문에서 제시되기도 했다. 하지만 이러한 방법들은 주방용품 및 조리도구 같은 실생활에서 사용되는 제품에 사용된 스테인리스강 등급을 판별하는데 사용하기에는 한계가 있다. 왜냐하면 이러한 방법들은 제품에 시약을 바르거나, 특수 장비가 필요하거나, 전문 지식이 필요하여 전문 업체에 의뢰해야 하기 때문이다. 이러한 한계점을 본 논문에서는 근적외선 분광계와 CNN 모델을 이용하여, 간편하게 제품의 스테인리스강 등급을 판별하는 방법을 제시한다. 본 논문에서 제시한 방법을 이용하여 추후 휴대용 기기에 On-Device로 탑재하면, 제품에 사용된 스테인리스강 등급을 판별하여 저가 재질로 만들어진 제품이 고가로 둔갑된 것을 현장에서 판별 할수 있다.

▶ **주제어:** CNN, 딥러닝, 근적외선 분광계, 스테인리스강, STS 등급

- First Author: Ju-Hoon Jang, Corresponding Author: In-Yeop Choi
- Ju-Hoon Jang (wkdwnngns3@naver.com), Dept. of Computer Science, Kangnam University
- In-Yeop Choi (billychoi@kangnam.ac.kr), Dept. of Computer Science, Kangnam University
- Received: 2024. 08. 20, Revised: 2024. 09. 09, Accepted: 2024. 09. 25.

I. Introduction

스테인리스강(Stainless steel)은 매우 다양한 제품과 산업에서 사용된다. 몇 가지 주요 적용 분야들을 살펴보면, 주방 용품 및 조리도구, 건축 및 건설, 의료 및 의료기기, 자동차 및 항공우주 산업, 전자제품, 에너지 및 환경기술의 재료로 널리 사용되고 있다. 이 외에도 다양한 산업 및 분야에서 광범위하게 스테인리스강이 사용되고 있다. 이러한 스테인리스강은 다양한 합금으로 구성되어 있고, 화학적 구성에 차이점이 있다. 스테인리스강의 주요 합금 성분으로는 크롬(Cr), 니켈(Ni), 몰리브덴(Mo), 망간(Mn) 등이 있다. 각 합금의 화학적 구성은 그의 성능과 특성에 중대한 영향을 미친다. 예를 들어 몰리브덴 함량이 높은 스테인리스강은 그렇지 못한 스테인리스강에 비해 해수나 화학 물질에 대한 내식성이 훨씬 좋다.

STS(Stainless Steel)는 스테인리스강의 재질을 구분하는 규격으로 KS 규격에 포함된 스테인리스강의 규격 명칭이다. STS 등급(Grade)[1]은 특정 합금 원소의 비율과 특성을 기준으로 정해지며, 이러한 등급을 통해 재료의 성능과 적합한 응용분야를 알 수 있다.

Table 1. STS Grade Characteristic

STS Grade	Characteristic
316	High molybdenum content provides excellent corrosion resistance and heat treatment resistance. Mainly used in seawater environments and chemical industries, and as a top-quality kitchen material.
304	High in chromium and nickel, good corrosion resistance, excellent machinability. Used in general environments such as kitchenware and chemical containers, and is generally the most widely used.
201	Low nickel content and high manganese content make it prone to rust and corrosion. It has good processability and cost-effectiveness, so it is used in low-cost consumer products or products where processability is important.

이처럼 스테인리스강은 재료의 함량에 따라 사용 용도가 달라지고 가격이 달라진다. STS 300 등급 계열 스테인리스강의 제조 원가는 니켈 가격이 좌우한다. 그러나 니켈 가격이 상승하면서 가격이 저렴한 STS 200 등급 계열의 스테인리스 재질을 제품에 적용한 후에 STS 300 계열의 재질을 적용했다고 둔갑하여 판매하는 경우가 과거에 문제로 대두된 적이 있었다[2]. 니켈은 전기차 배터리, 특히 리튬 이온 배터리의 핵심 구성 요소 중 하나이다. 최근 전기차 산업이 발전하면서 니켈 가격이 상승하고 있다. 이러

한 상황을 반영하듯 최근 316나 304등급의 고품질 스테인리스 강을 사용한다고 광고하는 프라이 팬 제품들이 실제로는 201 등급 스테인리스강을 사용하고 있다는 사례가 뉴스에 보도 되었다[3]. STS 316과 STS 304등급의 스테인리스강은 내식성과 내구성이 뛰어나 주방용품 및 고급 가전제품에 주로 사용되지만 가격이 비싸다. 하지만 STS 201 등급의 스테인리스강은 니켈 함량이 낮아 상대적으로 내식성이 떨어지는 대신 가격이 저렴하다. 니켈 값 상승으로 인한 낮은 이윤율을 생각할 때 스테인리스 업계가 STS 200계 등급을 STS 300계 등급으로 둔갑하여 판매하는 경우는 앞으로 더 많아질 것으로 예상된다.

또한 같은 STS 300 계열인 경우에도 STS 316 등급은 STS 304 등급 보다 니켈 함량이 증가하고 몰리브덴 함량이 첨가되어 STS 304 등급 보다 가격이 비싸다[4]. STS 316 등급과 STS 304 등급의 응용분야를 살펴보자. STS 304 등급은 가격과 성능을 균형 있게 제공하여 비용 절감 효과를 얻을 수 있으므로 다용도 소재로 사용된다. 하지만 높은 내식성과 더 높은 품질의 스테인리스강 제품을 만들 시에는 STS 316 등급을 사용한다. 이러한 이유로 해서 STS 304 등급을 사용한 제품을 마치 STS 316 등급의 제품으로 둔갑하여 고가의 제품으로 둔갑하여 판매되는 것도 또한 배제할 수 없는 현실이다. 특히 주방 용품 및 조리도구는 같은 실생활에서 사용하는 제품이 이러한 문제에 더 취약하다. 왜냐하면 제품의 STS 등급을 확인할 수 있는 실용적인 방법이 존재하지 않기 때문이다.

현재 STS 등급을 검증하는 여러 방법이 있다. 가장 손쉬운 방법은 시중에서 판매하는 시약을 제품에 발라서 판별하는 방법[5]이다. 하지만 제품의 샘플에는 시약을 발라서 테스트 해 볼수 는 있겠지만, 매장에 전시된 제품에 시약을 바른다는 것은 현실적인 방법이 아니다. 이러한 현실적인 제약 사항을 차치하더라도 시약으로 판별하는 방법의 근본적인 문제점은 시약의 반응 선택성과 시약의 비특이성 문제[6]가 있다. 스테인리스강은 다양한 종류가 있고, 종류마다 화학적 성분이 다르다. 이러한 상황에서 시약이 특정 성분에만 반응하는 특징으로 정확한 판별이 어려울 수 있다. 또한 시약의 품질이 낮거나 유효 기간이 지나면 판별 결과의 신뢰성을 떨어뜨릴 수 있다.

다른 검증 방법은 전문 장비를 사용하거나, 전문 업체에 맡기는 것이다. 이 방법은 시약을 사용하는 방법에 비해 신뢰성이 높다. 하지만 검증 비용이 비싸고 시간이 많이 소요된다. 가격이 초고가인 제품이라면 고려해 볼 수 있다. 하지만 주방용품이나 조리 도구인 경우에 소비자가 제품을 전문 검증 업체에 맡긴다는 것은 현실적이지 않다.

이 논문은 이러한 문제점을 해결하기 위하여 도입 가능한 현실적인 방법을 제시한다. 제시한 방법으로 손쉽게 제품에 대한 스테인리스강의 재료가 무엇인지를 판별할 수 있다. 논문에서는 가격도 경제적이면서, 전문적인 지식 없이 간단하게 스테인리스강의 STS 등급을 구분 할 수 있는 방법을 제시한다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 Domestic and international trends

본 논문에서 제시하는 방법과 관련 있는 방법으로는 Heydarov[7]가 제시한 VIS/NIR 범위의 분광 광도계와 기계학습을 이용한 분류 방법이다. 이 방법은 VIS/NIR과 기계학습 방법을 이용하여 9가지 식품 유형의 분말 또는 조각(flake) 구조를 분류하는 방법을 제시하였다. 본 논문과 다른 점은 사용한 CNN 모델이 다르고 분광 광도계 범위와 접근 방법이 다르다. 무엇보다도 분류 목적에서 차이가 있다. 하지만 NIR 분광계와 딥러닝 모델을 사용한 분류라는 점에서 관련성이 있다.

스테인리스강의 재질을 구분하는 방법으로 화학 분석 방법, 자기 테스트 분석 방법, 몰리브덴 스팟 테스트 방법, 휴대용 분광계 방법과 기계학습 모델을 이용한 방법이 있다.

화학 분석(Chemical Analysis) 방법[8][9]은 스테인리스강의 정확한 원소 조성을 결정한다. 이는 광학 방출 분광법(OES)[10] 또는 X선 형광(XRF)[11]과 같은 기술을 사용하여 수행할 수 있다. 이러한 방법은 원소 구성에 대한 정량적 데이터를 제공하므로 STS 304 및 316 스테인리스강과 같은 등급을 구별하는 데 적합하다.

자기 테스트(Magnetic Testing)[8][9]는 다양한 유형의 스테인리스강을 구별하는데 사용되는 더 간단하고 정성적인 방법이다. 예를 들어, 페라이트계(400 시리즈) 및 마르텐사이트계 스테인리스강은 자성을 띠는 반면, 오스테나이트계(300계열) 스테인리스강은 일반적으로 비자성이다. 이 테스트는 스테인리스강이 자성을 띠는지 여부를 확인하는 방식으로 이루어진다. 하지만, 이 테스트는 특정한 등급을 분류하는 것이 아니라, 단순히 자성 여부를 확인하는 데 그치기 때문에 보다 정밀한 분석이 되지 않는다.

몰리브덴 스팟(Molybdenum Spot) 테스트[8][9]는 316 및 317 스테인리스강과 같은 등급에서 중요한 요소인 몰리브덴의 존재를 식별하는 데 도움이 된다. 강철 표면에 특정 화학 시약을 바르면 색상 변화가 몰리브덴의 존재를

나타낸다. 하지만 이 테스트 방법은 정량적 측정이 어렵고, 표면 상태에 영향을 많이 받고, 스테인리스강 표면을 부식시킬 수 있는 한계점이 있다.

휴대용 분광계 테스트는 휴대용 XRF 장치[12][13]와 같은 휴대용 분광계를 사용하여 현장에서 스테인리스강의 재료를 분석하는 것이다. XRF 기술은 X선을 샘플에 조사하여 원자에서 2차 X선을 방출하게 하는 원리를 이용한다. 이러한 장치는 실험실 테스트 없이 재료를 빠르게 식별하고 분류하는데 특히 유용하다. 이는 거의 즉각적인 결과를 제공하며 현장에서 재료 등급을 확인하는데 매우 효과적이다. 하지만, 이 방법은 표면 상태에 민감하고, X선을 사용하기 때문에 방사선 안전 문제가 있고, 휴대용 XRF 장치는 가격이 매우 고가라는 한계가 있다.

Korotaev[14]는 물리적 기반 칼파드(Calphad) 방법과 데이터 기반의 기계학습을 이용하여 오스테나이트, 마르텐사이트, 펄라이트 등과 같은 다양한 종류의 강(steel)을 분류하는 방법을 제시하였다. 칼파드 방법은 온도와 냉각 속도를 기준으로 분류를 하였다. 기계학습 방법은 탄소(C), 크롬(Cr), 니켈(Ni) 3가지 원소의 농도와 열처리 가열온도를 매개변수로 사용하여 기계학습 모델로 학습한 후에 분류를 하였다. 그러나 이 논문에서 제시한 방법에 쓰이는 냉각 속도, 원소의 농도와 가열온도 데이터로 강을 분류하는 것은 일반인들이 사용하기에는 어려운 방법이다.

이러한 방법들은 고가의 전문 장비와 기술적인 지식이 필요하다. 주방용품과 조리 도구를 사면서, 제품에 포함된 스테인리스강 재질을 알기 위해 비싸고 오래 걸리는 이러한 방법들을 이용하는 것은 현실적이지 않다.

III. The Proposed Scheme

시중에 판매되는 제품의 STS 등급을 확인하기 위한 방법은 존재한다. 시중에 판매되는 시약을 제품에 발라서 확인을 하거나, 검증 업체에 제품을 의뢰하여 STS 등급을 구분하는 것이다. 그러나 제품에 시약을 바르는 것은 현실적이지 않고, 몇 만원짜리 제품을 사기 위해 고가의 장비를 사용하거나 검증 업체에 제품을 의뢰할 사람은 없다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문은 NIR 분광계와 CNN 모델을 이용하여 간단하게 STS 등급을 구분해 내는 방법을 제안한다.

3.1 Spectrometer introduction

분광계의 기본 원리[15]는 물질이 특정 파장의 빛을 흡수하거나 방출하는 성질을 이용하는 것이다. 분광계 스펙트럼 중에 근적외선(NIR)의 파장 대역은 780nm에서 2500 nm 사이의 전자기 스펙트럼 영역을 말한다. 근적외선 파장 대역의 주요 특징 중에 투과성, 분자 진동, 적외선 흡수 피크와 저에너지 특성이 있다. 적외선 흡수 피크 특징은 다양한 물질이 특정 파장에서 빛을 흡수하는데, 이 흡수 피크를 통해 물질의 화학적 구성과 농도를 분석할 수 있다. 또한 근적외선은 에너지가 낮지만 충분히 강력하여 화학적 분석을 수행할 수 있다. 근적외선은 물질의 화학적 성분을 분석하는 데 유용하며, 다양한 산업 분야에서 비파괴 검사와 성분 분석[16]에 활용된다.

이러한 근적외선의 특징과 분류를 잘 수행하는 딥러닝 모델을 이용하여, 스테인리스강 제품의 STS 등급 분류를 하고자 한다. 먼저 근적외선 데이터를 수집하기 위해서 본 논문에서는 LinkSquare NIR[17]라는 휴대용 근적외선 분광계를 사용하였다.



Fig. 1. LinkSquare NIR spectrometer

이 분광계는 3nm~10nm의 광학적 분해능으로 700 nm ~ 1050 nm의 근적외선 영역을 감지할 수 있는 휴대 가능한 단말기이다. LinkSquare NIR을 통해 샘플 데이터를 수집하였다. 수집한 샘플 데이터를 CNN 모델을 이용하여 훈련한 후에 스테인리스강의 STS 등급을 분류하고자 한다.

3.2 Collection of stainless steel NIR data

STS 등급을 분류하는 딥러닝 모델을 만들기 위해 필요한 것은 스테인리스강을 분광계로 스캔한 샘플 데이터이다. NIR 데이터를 수집하기 위해 시중에서 판매하는 201, 304, 316 등급의 스테인리스 제품을 준비하였다. 시중에 스테인리스 제품 중에 많은 제품이 STS 등급이 표기되어 있지 않다. 그래서 STS 등급이 표기된 제품만을 구입하였다. 데이터를 수집하기 위해 각 STS 등급 마다 4종류의 스테인리스 제품을 준비하였다.



Fig. 2. STS 201 grade product used for training



Fig. 3. STS 304 grade product used for training



Fig. 4. STS 316 grade product used for training

STS 등급별로 한 제품마다 400개의 샘플링 데이터를 수집하였다. LinkSquare NIR 분광계를 가지고 한 제품의 여러면을 스캔하여, 샘플링 데이터 400개를 수집 하였다. 그래서 각 STS 등급별로 1,600개의 샘플링 데이터를 수집 하였다. 결국 CNN 모델로 학습을 수행하기 위해 총 4,800 개의 샘플링 데이터를 수집하였다.

STS 등급 별로 1,600개의 샘플링 데이터를 가지고 파장을 그리면, 아래와 같은 파장이 그려진다.

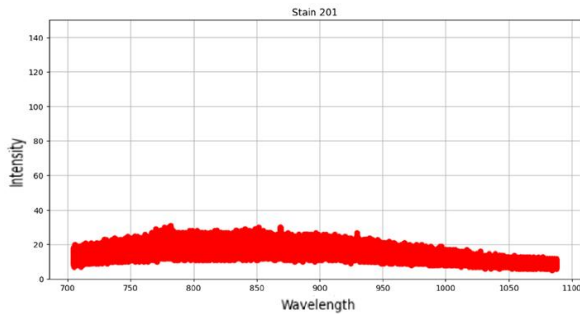


Fig. 5. Wavelength of 1600 samples of STS 201 grade

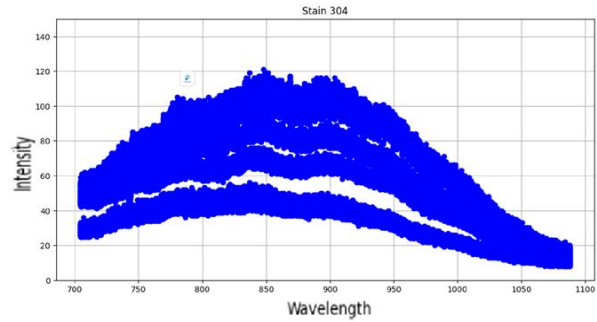


Fig. 6. Wavelength of 1600 samples of STS 304 grade

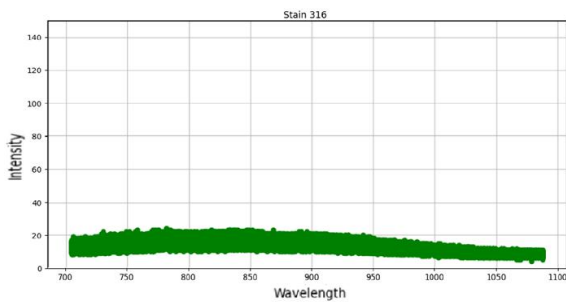


Fig. 7. Wavelength of 1600 samples of STS 316 grade

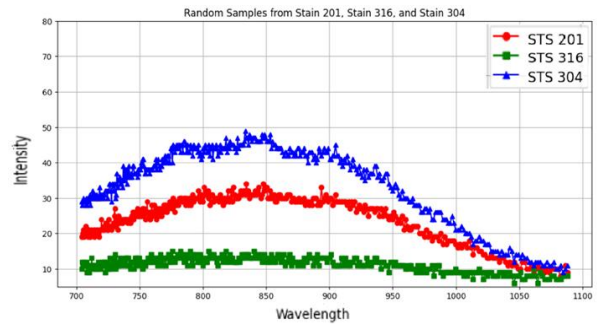


Fig. 8. Wavelength of one sample per STS 201,304,316 grade

3.3 CNN model for STS grade classification

LinkSquare NIR 분광계는 스캔한 샘플링 데이터를 CSV 파일로 저장한다. 데이터의 각 행에는 한 샘플링 데이터 안에 NIR 데이터 값이 400개가 포함된다. CSV 파일에서 등급별로 라벨링을 진행한다. 201 등급은 0, 304 등급은 1, 316 등급은 2로 라벨링을 진행한다. 각 등급별로 수집한 샘플링 데이터를 Keras[18]를 사용하여 STS 등급을 분류하는 CNN 모델을 작성하였다.

다양한 기계학습 및 딥러닝 모델중에 CNN 모델을 선택한 이유는 한 샘플링 데이터 안에 400개의 NIR 데이터의 특징 때문이다. 데이터들은 시간에 따라 변화되고 순차적이며, 국부적인 패턴이 보인다. 이에 시간에 따른 변화와 순차적인 데이터를 잘 처리하면서 지역적 특징 추출에 매우 효과적인 CNN을 사용하였다.

수집한 샘플링 데이터를 STS 등급 분류 CNN 모델을 통해 '201', '304', '316', 로 판별하게 된다. STS 등급 분류 CNN 모델은 샘플링 데이터 한 개 안에 NIR 데이터 400개가 존재 함으로 입력이 20 x 20 이 된다. 모델은 3개의 2D 컨볼루션(Convolution) 계층(Layer)과 2개의 FC(Fully Connected) 계층으로 구성된다. 첫 번째 2D 컨볼루션 계층에는 3 x 3 필터 크기로 16개의 채널이 있으며, 두 번째 2D 컨볼루션 계층에는 2 x 2 필터 크기로 32개의 채널이 있다. 세 번째 2D 컨볼루션 계층에도 2 x 2 필터 크기로 32개의 채널이 있다. 첫 번째 2D 컨볼루션 계층 이후에 2 x 2 최대 풀링(Pooling)을 사용한다. 첫 번째 FC 계층에는 64개의 뉴런이 있으며, 두 번째 FC 계층에는 32개의 뉴런이 있다. 출력 계층에서 '201', '304'와 '316'를 예측한다.

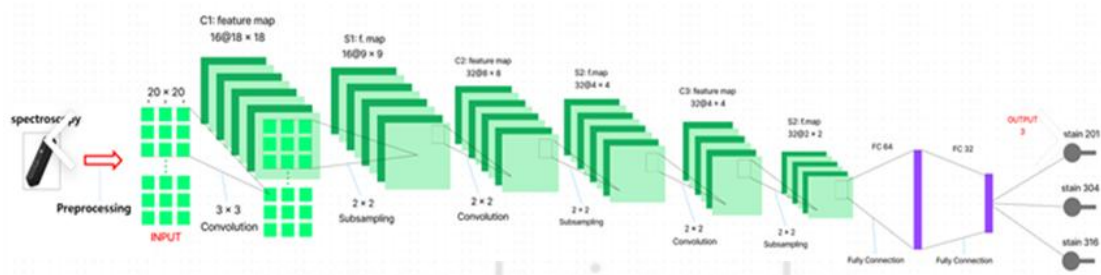


Fig. 9. CNN Model to classify STS grades

전체 4,800 개의 샘플링 데이터를 훈련, 검증, 테스트 각각 6:2:2 로 분할하여, 훈련과 검증을 진행하였다. 최적화를 위해 Adam Optimizer 를 사용하였고, 손실 함수는 sparse_categorical_crossentropy를 사용했다.

훈련은 에폭 100번 수행 시에 정확도는 96.17% 이고, 손실이 0.1079% 이다.

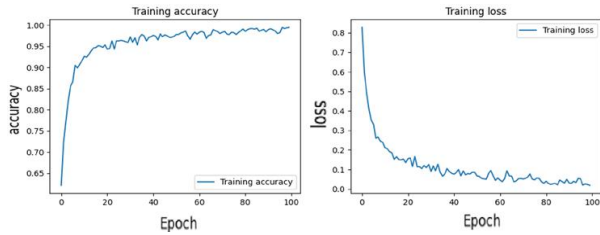


Fig. 10. Accuracy and loss during training

훈련시의 테스트 정확도는 평균 98.12%이다.

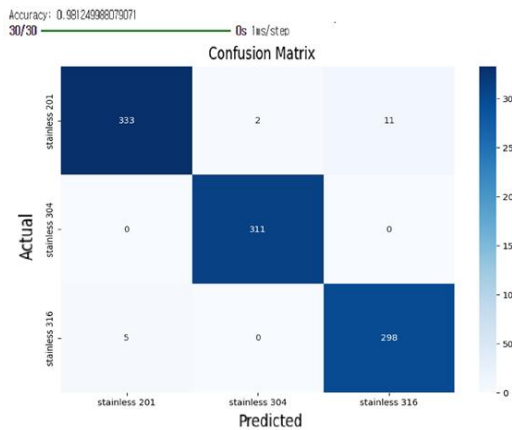


Fig. 11. Evaluating STS classification model performance using Confusion Matrix

IV. Experimental Results

4.1 STS classification model test

훈련된 STS 분류 모델을 가지고, 상점에서 판매중인 STS 201, 304, 316 등급의 스테인리스 제품 2 개씩을 선택하여 테스트를 진행하였다.



Fig. 12. STS 201 grade product used for testing



Fig. 13. STS 304 grade product used for testing



Fig. 14. STS 316 grade product used for testing

STS 등급 별로 각각 2개의 제품을 100개씩, 총 200개의 샘플링 데이터를 수집 하였다. 샘플링한 데이터를 가지고, STS 분류 모델로 PC 상에서 분류를 진행하였다. 테스트 결과는 Table 2와 같다.

Table 2. Test Result of STS Grade

STS Grade	Test Result	Percentage
201	(200/200)	100 %
304	(197/200)	98.5 %
316	(187/200)	93.5 %

평균 97.3% 라는 결과가 나왔다.

4.2 Test to identify products with disguised STS grades using the STS classification model

STS 316 등급 제품이라고 표기 되었지만, 다른 STS 316 등급의 제품과 비교해 가격이 많이 싼 제품 2개를 구입하여 테스트를 진행해 보았다.



Fig. 15. Products that are labeled as STS 316 grade, but are suspected to be STS 304 grade spoon(up) and fork(down)

STS 316 등급의 포크와 STS 316 등급의 숟가락을 STS 분류 모델을 이용하여 테스트한 결과는 아래의 Table 3과 같다.

Table 3. Test Result of spoon and fork

STS Grade	Product	Test Result	Percentage
316	fork	(0/100)	0%
316	spoon	(0/100)	0%

NIR 분광계로 STS 316 등급 숟가락과 STS 316 등급포크를 100개 샘플링한 데이터를 STS 분류 모델을 이용하여 테스트시에 정확도가 0% 이다. 결과가 모두 STS 316 등급으로 분류되지 않았다. STS 316 등급 포크와 STS 316 등급 숟가락 데이터를 각각 100개씩 샘플링 하여 파장을 그려 보았다. 그래프는 아래 Fig. 16과 같이 STS 304 등급의 파장 범위에 겹쳐지는 것을 볼수 있다. STS 316 등급의 파장 범위와는 전혀 겹쳐 있지 않다. 이 파장 그래프는 테스트 정확도가 왜 0% 인지를 설명해 준다.

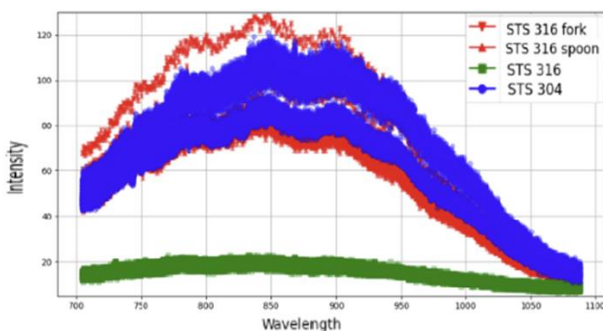


Fig. 16. Wavelength drawn with 100 sample data of STS 316 fork and spoon

STS 316 등급 포크와 STS 316 등급 숟가락 데이터를 각각 1개씩 샘플링하여 파장을 그려 보았다. Fig. 17과 같이 STS 304 등급과 가까운 것을 볼수 있다.

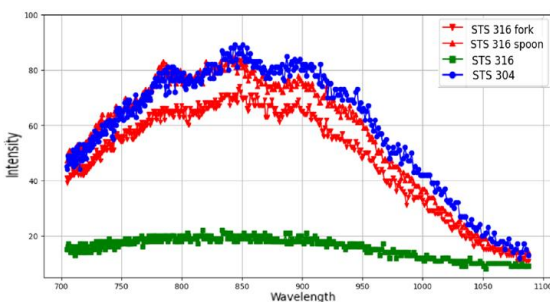


Fig. 17. Wavelength drawn with 1 sample data of STS 316 fork and spoon

STS 분류 모델로 테스트한 결과의 정확도가 0% 인 이유를 Fig. 16 과 Fig. 17 의 파장으로 알수 있었다. 이를 통해 NIR 분광계와 CNN 모델을 가지고, STS 등급을 판별하는 방법을 보였다.

V. Conclusions

시중에 판매되는 주방용품 및 조리도구 같은 스테인리스 제품 대부분에는 STS 등급이 표기 되어 있지 않다. 이로 인하여 가격이 싼 STS 200 등급 계열 재료를 가지고 STS 300 등급 계열로 둔갑하여 소비자에게 판매되는 경우가 있었다. 같은 STS 300 계열의 STS 316과 STS 304도 가격 차이로 인해 소비자에게 둔갑하여 판매 될수 있다. 그러나 이를 간단하게 판별할 실용적인 방법이 없다. 이 논문에서 제시한 휴대용 NIR 분광계와 CNN 모델을 이용한 분류 방법은 기존 방법에 비해 간단하면서 정확하게 STS 등급을 분류 하였다. 본 논문은 일상에서 소비자들에게 구매할 주방 용품과 조리 도구가 STS 등급에 맞는 스테인리스강이 포함된 제품인지를 확인 할 수 있는 손쉬운 방법을 제시하였다. 저 사양의 제품을 비싸게 주고 사지 않게 된다. 추후 NIR 센서가 있는 단말기에 STS 분류 모델을 On-Device 하여 제품을 출시한다면, 현장에서 스캔하여 즉시 제품의 STS 등급을 분류할 수 있다.

REFERENCES

- [1] Stainless Steel Grades , <https://continentalsteel.com/stainless-steel/grades/>
- [2] STEALDAILY 20, <https://www.stealdaily.co.kr/news/articleView.htm?idxno=12727>
- [3] Prime Economy, <https://www.newsprime.co.kr/news/article/?no=575991>
- [4] 304 and 316 Stainless Steel? Know the difference between Stainless Steel Grades and use them, https://nosearch.com/contents/encyclopedia/child_care/milk_powder_port/460
- [5] S. J. Park, C. G. Jung, "Reagent and Method for Identifying 200 Series Stainless Steel," <https://patents.google.com/patent/KR100822752B1/ko>, Korean Intellectual Property Office , KR100822752B1, Apr 2008.
- [6] A. S. Fedorov, A. I. Zhitenev, D. A. Strekalovskaya, A. A. Kur and A. A. Alkhimenko, "Quantitative Description of Duplex Stainless Steels Microstructure Using Selective Etching," *Metals*, Vol. 11, No. 1750, Oct 2021, <https://doi.org/10.3390/met11111750>

- [7] S. Heydarov, M. Aydin, C. Faydaci, S. Tuna and S. Ozturk, "Low-cost VIS/NIR range hand-held and portable photospectrometer and evaluation of machine learning algorithms for classification performance," *Engineering Science and Technology an International Journal*, Vol. 37, Jan 2023. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2022.101302>
- [8] TESTING FOR GRADE CONFIRMATION, Australian Stainless Steel Development Assoc (ASSDA), <https://www.researchgate.net/file.PostFileLoader.html?id=55570a776143254c3a8b4581&assetKey=AS%3A273777844260884%401442285132883>.
- [9] Testing for grade confirmation, <https://www.assda.asn.au/blog/99-testing-for-grade-confirmation>
- [10] S. R. An, "In-situ Dry-cleaning Process Diagnosis for Plasma Enhanced Chemical Vapor Deposition Chamber," Myongji University Graduate School, Aug 2023.
- [11] A. G. Revenko and G. V. Pashkova, "X-Ray Fluorescence Spectrometry: Current Status and Prospects of Development," *Journal of Analytical Chemistry*, Vol. 78, pp. 1452-1468, Nov 2023.
- [12] H. J. Kim, Y. M. Baek, G. H. Jeong, S. Y. Hong, H. J. Heo, J. W. Seong and J. C. Park, "Measurement of Heavy Metals Using Portable XRF in Children's Playing Goods," *Korean Society of Environmental Sciences*, Vol. 22, No. 4, pp. 471-479, Apr 2013.
- [13] S. J. Ryu and K. R. Jung, "A Study on the Application of Metal-Based Forensic Evidence Using the Portable X-ray Fluorescence Spectrometer(PXRF)," *Police Studies*, Vol. 18, No. 32, pp. 190-206, Sept 2018.
- [14] P. Korotaev and A. Yanilkin, "Steels classification by machine learning and Calphad methods," *Engineering Science and Technology an International Journal*, Vol. 82, Sept 2023. <https://doi.org/10.1016/j.calphad.2023.102587>
- [15] H. G. Ahn and Y. H. Kim, "Discrimination of Korean Domestic and Foreign Soybeans using Near Infrared Reflectance Spectroscopy," *Korean Journal Crop Sciences*, Vol. 57, No. 3, pp. 296-300, Sept 2012.
- [16] H. I. Jeong and H. J. Kim, "[Commentary] Principles of Near-Infrared Spectroscopy," *Korean Society for Analytical Sciences*, Vol. 13, No. 1, pp. 138-151, Feb 2000.
- [17] LinkSquare NIR, <https://linksquare.io/>
- [18] Keras, <https://keras.io/>

Authors



Ju-Hoon Jang is currently pursuing a degree in Software at Kangnam University, Korea, with an expected graduation date of February 2026. Ju-Hoon Jang is currently a student at Kangnam University, Korea, majoring in

Software. His research interests focus on developing AI products that add convenience to everyday life, with a particular emphasis on classifying products using portable Near-Infrared (NIR) spectroscopy. He is also interested in the development and fine-tuning of large language models (LLMs).



In-Yeop Choi received the B.S. degrees in Computer Science from Hanyang University in 2001 and the Integrated Master's-PhD degree in Computer Science from Korea University, Korea, in 2023.

Dr. Choi joined the faculty of the Department of Computer Science at Kangnam University, Gyeonggi-do, Korea, in 2023. He developed embedded systems at the company for 15 years. He is currently a Professor in the Department of Computer Science, Kangnam University. He is interested in On-Device AI, Embedded AI and Multimodal small LLM, and TinyML