

2023년 전기

철강 불량 검출 및 분류 인공지능 학습 모델 개발



개요

대한민국은 철강 산업과 함께 발전해 왔다고 말해도 과언이 아니다. 그리고 많은 회사가 품질 보증하기 위해 불량률을 줄이고, 불량품 검출에 자본을 투자하고 있다. 인공지능 연구가 활발하게 진행됨에 따라, 기존 검사자의 시각에 의존하던 방식에서 벗어나 결함을 사람의 힘이 아닌 인공지능을 빌려 해결하려는 시도가 늘어났다. 다양한 인공지능 모델을 비교하여 모델별 장단점을 기반으로 연구한다. 더 나아가 연구 결과를 기반으로 철강 결함을 검출하는 프로그램 및 웹 서비스를 개발하는 것이 최종 목표이다.

목차

1. 연구 배경	3
1) 배경	3
2) 목표	4
2. 문제상황	4
1) 이미지 데이터의 한계	4
2) 다양한 결함 종류 및 빈도문제	4
3) CNN의 기울기 소실 문제	4
4) 결함 종류별 상이한 크기 문제	5
5) 데이터의 불균형 문제	5
3. 문제 상황 별 대응책	5
1) 색 대비 활용	5
2) 결함 특성에 맞춘 전처리 도입	5
3) 최적 Layer 탐색 및 손실함수 조작	5
4) 이미지 크기를 결함 분류에 사용	6
5) Few-Shot Learning	6
4. 시스템 구조	6
1) 머신러닝 모델 학습 구조	6
2) 서버 및 application 구조	6
3) 전체 구조도	7
5. 개발 환경 및 사용 기술	8
1) 개발 환경	8
2) 사용 기술	8
6. 일정 및 역할 분담	11
1) 개발 일정	11
2) 역할 분담	11
7. 참고 문헌	12

1. 연구 배경

1) 배경

대한민국은 철강산업과 함께 발전해 왔다고 말해도 과언이 아니다. '산업의 쌀'로 불리며 대한민국의 든든한 경제 버팀목이 되었던 철강은 세계적인 조선산업과 자동차 산업 등을 이룩하기 위한 초석이 되었고, 지금까지도 세계적으로 인정받는 품질로 입지를 공고히 하고 있다. 대한민국의 철강산업은 세계 조강생산량 6위(2022)를 차지하고 있으며, 대한민국 대표 철강회사인 포스코는 13년연속 세계에서 가장 경쟁력있는 철강사 1위에 선정되기도 했다.

이러한 철강산업에서 가장 중요한 것은 무엇일까? 아마 품질이 먼저 떠오를 것이다. 그만큼 품질보증은 곧 철강회사의 자존심이자 신뢰 그 자체라 할 수 있다. 많은 회사가 품질을 보증하기 위해 불량률을 줄이고, 불량품 검출에 자본을 투자하고 있다. 또한 가슴기 살균제 여파로 강화된 제조물책임법 으로 인해, 제조사에 대한 책임이 증대되어 불량품을 검출하고자 하는 관심이 더 높아지고 있다.

2000년대에 들어 인공지능 연구가 활발하게 진행됨에 따라, 기존 검사자의 시각에 의존하던 방식에서 벗어나 결함을 사람의 힘이 아닌 인공지능을 빌려 해결하려는 시도가 늘어났다. 컨베이어 벨트에 실려 빠르게 이동하는 철강 사이에 사람이 눈으로 결함을 찾는 것은 기계가 찾는 방식에 비해 한계가 명확하기 때문이다. 서울산업대와 포스코에서 공동 연구한 [KNN분류기에 의한 강판 표면 결함의 분류]¹에 따르면 스크래치 등의 결함에 따라 코일 등급을 매길 때, 사람의 시각으로 검사할 시 약 30%의 오판단율을 가진다고 한다. 또한 시각에 의존한 검사는 데이터를 남길 수 없어 추후 발전적인 방향으로 feedback 하기 어렵다고 말하며 KNN분류기의 개발 목적을 밝혔다.

KNN분류기와 같은 모델은 데이터의 불균형이 커질수록 데이터가 많은 샘플의 영향력이 커져서 소수 데이터가 제대로 분류되지 않는 문제가 있다. 이를 통계적 조작에 의존하여 해결한 한계가 있지만, 인공지능 연구를 산업에 도입하여 문제를 해결하려는 시도는 곳곳에서 승전고를 울리고 있으며 현재 인공지능과 산업계 뜨거운 이슈로 자리 하고 있다.

¹ KNN 분류기에 의한 강판 표면 결함의 분류(2005) : 김철호, 최세호, 주원종, 김기범

2) 목표

본 연구에서는 기존 연구들이 가지는 한계를 분석하고, 철강 자재들의 결함들의 특징을 기반으로 이를 검출하는 최적의 머신러닝 모델을 개발하고자 한다. 그리고 불량품 검출에 자주 활용되는 증강 모델부터 데이터 불균형 해소를 위해 도입된 Few-Shot Learning, 그리고 딥러닝의 핵심인 CNN까지, 다양한 인공지능 모델을 비교하여 모델별 장단점을 기반으로 연구한다. 더 나아가 연구 결과를 기반으로 철강 결함을 검출하는 프로그램 및 웹 서비스를 개발하는 것이 최종목표이다.

2. 문제상황

철강 표면 이미지로부터 결함을 검출해내는 문제는 분류, 검출, 이상 탐지, 영상 분할 등으로 나눌 수 있다. 이 과정에서 발생할 수 있는 문제점들을 대비하기 위하여 다른 연구와 논문에서 이미 발생한 문제점이나 한계를 언급하고자 한다. 또한 이러한 문제점을 해결할 방법도 같이 제시하고자 한다.

1) 이미지 데이터의 한계

먼저 결함의 이미지로만 판단해야한다. 이미지가 찍히기 이전의 조건이나 변수는 고려하지 못한다. 오로지 표면의 이미지로만 결함을 검출, 분류하여야 하며 따라서 이미지가 촬영될 때의 조명의 위치와 밝기에 따른 이미지의 차이가 발생할 수 있다는 점을 고려해야한다.

2) 다양한 결함 종류 및 빈도문제

결함의 종류가 다양하고, 각 결함의 빈도와 후속 영향도가 차이가 난다. 결함의 종류에 따라, 제작에 과정에 이용될 경우 심각한 문제를 일으킬 수도, 그렇지 않을 수도 있다. 이는 분류가 잘못될 경우 심각한 문제를 야기할 수도 있다. 또한, 결함의 종류에 따라 발생하는 빈도가 다르다. 이는 훈련된 데이터의 불균형을 의미하며, 모델이 예측시에 확률이 비슷한 경우 훈련 데이터양이 많은 쪽으로 예측을 할 가능성이 존재한다.

3) CNN의 기울기 소실 문제

CNN의 기울기 소실 문제가 있다. depth가 깊어질 수록 분류 성공률은 올라가지만, 도함수의 값끼리 급해지면서 0에 가까워지고 심각한 경우에는 학습이 멈출 수도 있기 때문에 층의 한계가 있다.

4) 결함 종류별 상이한 크기 문제

각 결함의 종류에 따라 결함의 크기가 다르다. 이는 검출된 결함의 이미지의 사이즈를 다르게 만들며, 이는 모델에 입력할 때 전처리 과정을 필요로 하게 된다.

5) 데이터의 불균형 문제

마지막으로, 정상 부분과 불량 부분의 데이터 불균형이 발생한다. 대부분의 제조된 철강은 정상일 것이다. 또한 불량이 발생한다 하여도 정상인 부분에 비해 상대적으로 극히 작은 부분을 차지할 것이다. 이는 이상 탐지와 영상 분할 부분에서 해결해야될 문제점이다.

3. 문제 상황 별 대응책

1) 색 대비 활용

통제된 환경에서 촬영되었다는 점을 확인할 수 없기 때문에 흑백의 정도 차이를 결함을 분류하는 변수로 쓰면 안 될 것이라 생각한다. 또한 결함의 종류에 따라 검게 나타나거나 하얗게 나타나는 것으로 미루어보아 결함의 흑백의 종류가 결함의 분류에 유의미한 특성이 될 것이다.

2) 결함 특성에 맞춘 전처리 도입

결함의 종류가 다양하다는 것은 분류의 기준을 세분화 하는 것의 필요성을 의미한다. 따라서, 이미지의 분류 기준이 되는 여러 기준들을 찾아보며 현재 데이터셋에서 적용할 수 있는 방법을 채택하여 연구할 계획이다. 또한, 결함의 빈도에 따른 데이터 불균형 현상을 해결하기 위해 밝기 조작이나, 반전등을 이용한 데이터 증강, image resize로 데이터 불균형을 해결하는 등 결함 별 특성에 맞추어 전처리를 진행한다.

3) 최적 Layer 탐색 및 손실함수 조작

여러 층을 가진 모델들을 적용해보며 현재의 데이터 불균형에서 가장 효과적으로 작용하는 층의 개수를 가진 모델을 적용하는 방법으로 문제를 해결하고자 한다. 또한 손실함수를 변경하여 특정 결함으로 물리지 않게 조정을 하여 최적의 모델을 개발한다.

4) 이미지 크기를 결함 분류에 사용

결함의 종류에 따른 검출된 이미지의 크기 차이를 이용하여 결함 분류에 도움을 주는 방향으로 생각해 볼 수 있으며, 입력 이미지의 크기를 맞추고 결함간에 상대적인 크기를 유지할 수 있는 이미지 전처리 과정을 도입한다.

5) Few-Shot Learning

마지막으로 정상 부분의 데이터와 불량 부분의 데이터의 불균형은 먼저 육안으로 눈에 띄는 색으로 처리하고자 한다. 불량 부분의 색으로 검출할 수도 있겠지만, 데이터의 화질을 보장 할 수 없으므로 특정부분의 색 대비로 검출하는 것이 보다 정확도가 높다고 판단했다. 또한, Few-Shot Learning 기법으로 모델 학습을 하여 불균형을 해결하거나 색대비에 따른 윤곽선의 벡터 방향이나 특정 패턴을 찾아 데이터 불균형 문제를 해결할 계획이다.

4. 시스템 구조

1) 머신러닝 모델 학습 구조

먼저, raw data를 전처리(data cleaning)하는 과정을 거친다. 이후 머신러닝 알고리즘들을 활용하여 모델을 작성하고 전처리된 데이터셋 중 일부를 활용하여 훈련을 시킨다. 훈련된 모델에 테스트 데이터셋을 넣고 예측 오차에 대해 분석한다. 분석한 결과를 바탕으로 다시 데이터 전처리(feature engineering)와 모델을 고도화함으로써 성능을 높인다. 이후 완성된 모델을 pickle하여 서버에 업로드한다. 업로드된 모델은 API 호출에서 주된 역할을 하게 된다.

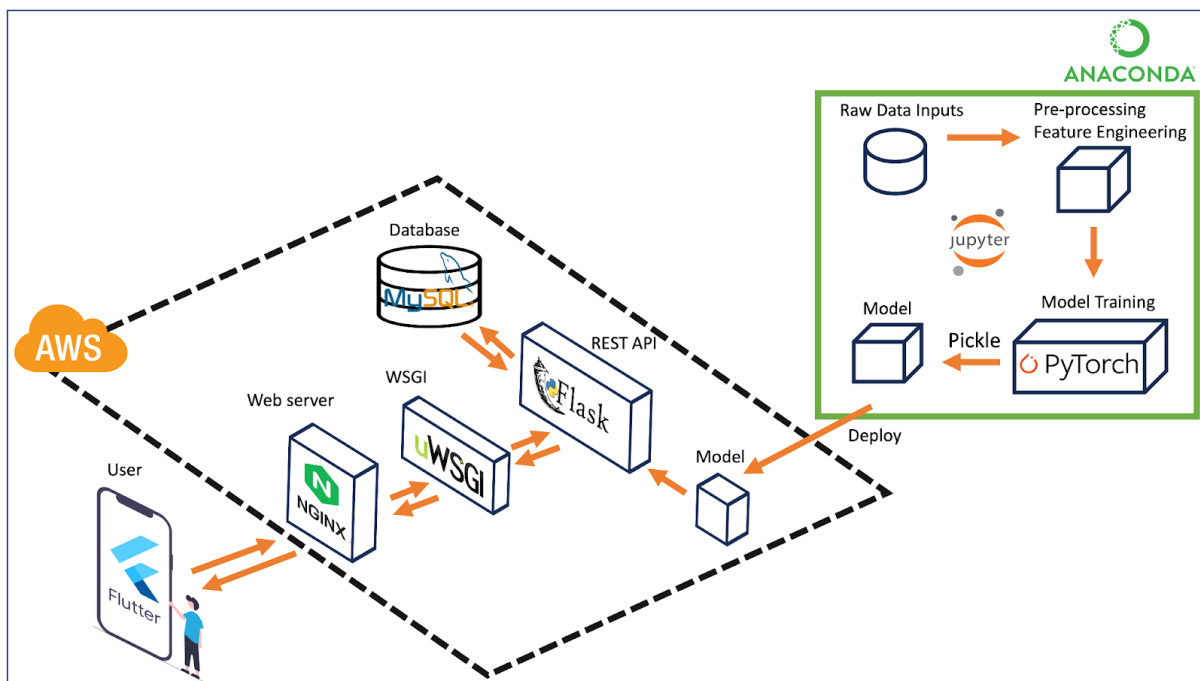
2) 서버 및 application 구조

서버 및 application구조는 크게 두가지(예측 값을 반환하는 방식, 이미지를 조회하는 방식)로 나뉜다.

첫번째 방식은 다음과 같다. 사용자가 이미지 데이터를 첨부한다. 이미지를 HTTP에 담아 예측 결과값을 반환하는 API를 호출하면, 서버에 업로드된 모델의 입력값으로 사용자의 이미지 데이터가 들어가고, 출력값을 반환하여 사용자에게 보여준다.

두번째 방식은 다음과 같다. 사용자가 철강 이미지 데이터를 조회한다. 이미지 조회를 하는 API가 호출되고, API와 연동된 Database에서 필요한 데이터를 가져와 출력값을 반환하여 사용자에게 보여준다.

3) 전체 구조도



5. 개발 환경 및 사용 기술

1) 개발 환경

a. 개발 언어

- Python(ML, Server)
- Dart(Client)

b. 개발 도구

- Pytorch(ML), Tensorflow(ML)
- Flask(ML, Rest API)
- Ngnix(Web Server)
- uWSGI(Web Server Gateway Interface)
- MySQL(Database)
- Flutter(Client)

c. 실행 환경

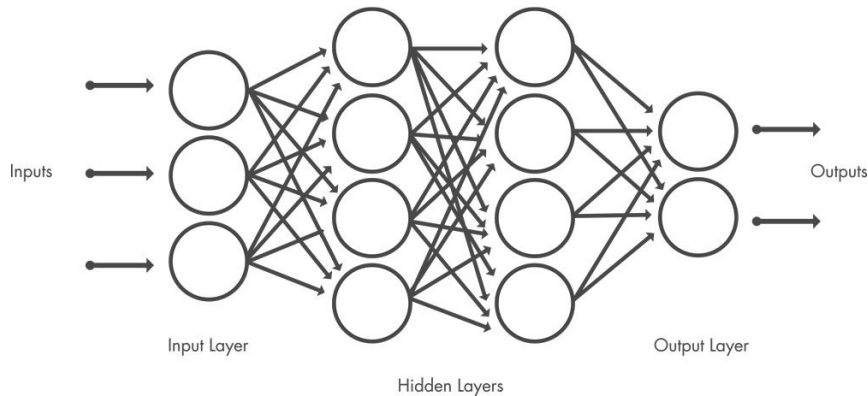
- Conda: Jupyter Notebook (ML)
- AWS EC2(Server)

2) 사용 기술

a. CNN

Convolutional neural network(CNN 또는 ConvNet)란 데이터로부터 직접 학습하는 딥러닝의 신경망 아키텍처이다. CNN은 이미지에서 객체, 클래스, 범주 인식을 위한 패턴을 찾을 때 유용하기에 해당 아키텍처로 모델을 구성해보려한다.

CNN은 수십 또는 수백 개의 계층을 가질 수 있으며, 각 계층은 이미지의 서로 다른 특징을 검출한다. 각 훈련 이미지에 서로 다른 해상도의 필터가 적용되고, 컨벌루션된 각 이미지는 다음 계층의 입력으로 사용된다. 필터는 밝기, 경계와 같이 매우 간단한 특징으로 시작하여 객체를 고유하게 정의하는 특징으로 복잡도를 올려갈 수 있다.



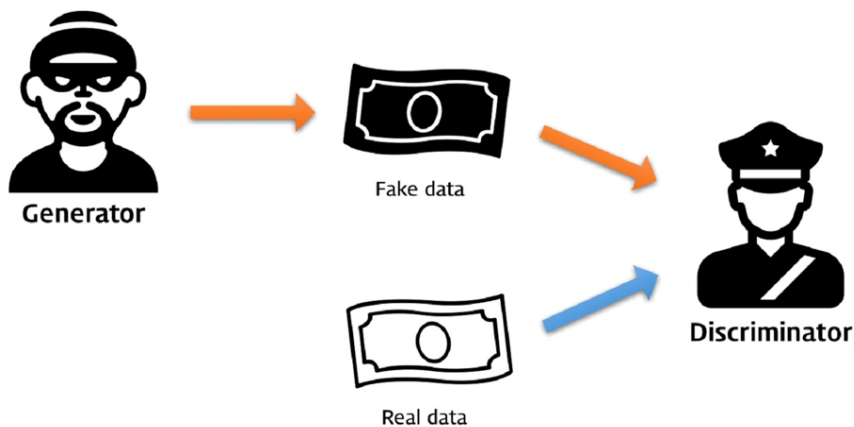
위의 그림에서 보시다시피, CNN은 입력 계층, 출력 계층, 그리고 그 사이의 여러 은닉 계층으로 구성된다. 이러한 계층은 해당 데이터의 고유한 특징을 학습한다는 의도로 데이터를 변경시키는 연산을 수행한다. 가장 일반적인 3가지 계층으로 컨벌루션 계층, 활성화 또는 ReLU 계층, 풀링 계층을 들 수 있다.

- 컨벌루션 계층은 입력 영상을 일련의 컨벌루션 필터에 통과시킵니다. 각 필터는 영상에서 특정 특징을 활성화한다.
- ReLU(Rectified Linear Unit) 계층은 음수 값은 0에 매핑하고 양수 값은 그대로 두어서 더 빠르고 효과적인 훈련이 이루어지도록 한다. 이때 활성화된 특징만 다음 계층으로 전달되므로 이를 활성화라고도 한다.
- 풀링 계층은 비선형 다운샘플링을 수행하여 신경망이 학습해야 하는 파라미터의 개수를 줄임으로써 출력을 단순화한다.

이러한 연산이 수십 또는 수백 개의 계층에 대해 반복되며, 각 계층은 서로 다른 특징을 식별하도록 학습한다.

b. GAN

GAN(Generative Adversarial Networks, 생성적 적대 신경망)이란 비지도학습에 사용되는 머신러닝 프레임워크의 한 종류이다. GAN은 다른 알고리즘과는 달리 이전에는 없던 새로운 데이터를 생성할 수 있다. 이 알고리즘은 흔히 경찰과 위조지폐범 사이의 게임에 비유된다. 위조지폐범은 진짜 같은 화폐를 만들어 경찰을 속이기 위해 노력하고, 경찰은 위조지폐를 잘 감별하기 위해 노력한다. GAN에서도 생성모델(generator)은 최대한 진짜 같은 데이터를 만들기 위한 학습을 진행하고, 분류모델(discriminator)은 진짜와 가짜를 판별하기 위한 학습을 진행한다.



GAN의 학습 과정에서는 분류모델을 먼저 학습시키고, 생성모델을 학습시킨다. 분류모델은 먼저 진짜 데이터를 진짜로 분류하도록 학습시킨다. 다음으로 생성모델이 생성한 데이터를 가짜로 분류하도록 학습시킨다. 마지막으로 학습된 분류모델을 속이는 방향으로 생성모델을 학습시킨다.

생성모델은 노이즈를 입력으로 받아 다수의 층을 통과하면서 특징 맵을 확장시켜나가는 구조로 이루어져있다. 마지막 층을 통과해서 나오는 특징 맵은 이미지 크기와 같다. 반대로 분류모델은 특징맵의 크기를 줄여나가는 구조로, 전통적인 인공신경망의 구조를 따르고 있다.

c. Few-shot learning

Few-Shot Learning은 적은 양의 데이터로 모델을 학습하여 테스트 데이터에서 유의미한 성능을 얻고자 하는 학습이다. 이때 이미지와 레이블로 구성된 적은 양의 학습 데이터셋을 Support Set이라 부른다. 그리고 이 Support Set으로만 모델을 학습한 후, 모델의 성능을 평가할 데이터셋을 Query Set이라고 부른다.

Few-Shot Learning의 대표적인 두 접근 방법은 다음과 같다.

- Data-Driven Approach: Support Set으로 주어진 데이터에 Transformation을 적용하거나 Generative Adversarial Network (GAN)을 이용해 모델을 학습시킬 충분한 양의 데이터를 생성하는 방법이다.
- Model-based Approach: 모델이 같은 클래스의 이미지와 서로 다른 클래스의 이미지를 구분할 수 있게 하도록 Feature vector간의 Similarity를 학습하게 하거나, 적은 양의 데이터에 모델이 Overfitting되지 않도록 Regularization 등을 도입하는 방법이다.

6. 일정 및 역할 분담

1) 개발 일정

개발 구분	세부 항목	5					6				7				8					9			
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	5	1	2	3	4
기획	주제 선정																						
	사전 자료 조사																						
인공지능 모델 개발	콘다 가상 환경 세팅																						
	초기 모델 개발																						
	Raw 데이터 전처리																						
	후보 모델별 테스트																						
	모델 오차 분석																						
	모델 고도화 및 평가																						
	모델 추출 후 배포																						
DB 설계	DB 설계 및 구축																						
REST API 개발	DB와 모델 연동, 기능 개발																						
	REST API 배포																						
Application 개발 및 배포	REST API 연동, 기능 개발																						
	Application 배포																						

2) 역할 분담

이름	역할 분담
강준우	- Conda 가상 환경 구축 - CNN 모델 연구 및 구현 - Application 구현
김태경	- few shot learning 연구 및 구현 - DB 설계 및 관리 - Application 구현
여지수	- GAN 모델 연구 및 구현 - 모델 추출 후 배포 - REST API 설계 및 구현
공통	- 관련 논문 분석 - 개발 환경 및 도구 숙달 - Data preprocessing (Data Cleaning, Feature Engineering) - 지속적인 모델 테스트 및 오차 분석 - 모델 고도화 및 평가

7. 참고 문헌

- POSCO NEWSROOM. "당신이 쓰는 철강소재는 안녕하십니까?"
- 만기누설 51회. "바늘부터 선박까지 철강 산업의 미래는?"
- 경향신문. "포스코, 세계에서 가장 영향력 있는 철강사 13년 연속 1위"
- 포스코 경영연구원 원장 고준형. "팬데믹이후 메가트렌드와 미래 철강산업"
- 김철호, 최세호, 주원종, 김기범. "KNN 분류기에 의한 강판 표면 결함의 분류(2005)"
- 안인범, 김성범. "객체 수준 데이터 증강을 활용한 딥러닝 기반의 강판 표면 결함 검출"
- 조은덕, 김경범. "다중 판별함수를 이용한 철강 표면결함 검출 조명계의 최적화에 관한 연구"
- 김기남, 김성훈, 주인, 류관희. "다양한 CNN모델을 사용한 콘택트렌즈 불량 검출"
- 최원준, 김윤수, 조정원, 이동형, 김승규, 박성수, 강재민, 감진규. "ResNet50을 이용한 냉열강판에서의 표면결함 자동분류"
- 김성현, 유희수, 이상아. "합성곱신경망(CNN)을 이용한 SA용접부 결함 검출"
- MathWorks. "Convolutional neural network란?"
- AI & health care Journey. "GAN이란? - GAN의 개념과 이해"
- SIA. "Tutorial on Few-Shot Object Detection"