AI기반 강판 품질관리를 위한 결함 객체 검출과 관리 시스템 구현에 관한 연구

이영훈, 김규태, 김민철, 이채수 포인드(주)

e-mail: yhoon@4ind.co.kr, rbxo8282@4ind.co.kr, kmc3860@4ind.co.kr, ceo@4ind.co.kr

A study on the implementation of defective object detection and management system for AI-based steel plate quality control

Yeong-Hoon Lee, Gyu-Tae Kim, Min-Cheol Kim, Chae-Soo Lee 4IND Co.

Abstract

As steel plates are produced quickly, many micro defects occur, which makes inspection difficult, requiring a large number of manpower, and inspection deviations by manpower occur. Additionally, there are not many data samples related to defects, making it difficult to perform automated, real-time vision inspection.

Therefore, in this paper, we propose a Few-Shot technology that can learn using insufficient learning data for AI-based steel plate quality control and an object recognition technology using a lightweight network that can recognize fast-moving micro-defects. In addition, we propose a system implemented based on a system for integrated quality management.

I. 서론

여러 가지 철강 제품 중 판의 형태를 가진 강판은 제조공정 중 다양한 결함이 발생할 수 있는데 압연 공정에서 발생하는 표면 결함은 검사원의 육안으로도 검사가 가능한 결함으로 표면상에 발생하는 롤 마크 (roller marks), 긁힌 흠(scratches), 개재물(inclusions), 딱지 흠(scabs) 등이 대표적이다[1].

최근 철강분야는 가전제품용 강판, 자동차용 강판

등 다양한 소비재의 외관 소재로 수요가 증가하고 있 어 육안으로 판별하기 어려운 강판 표면의 미세결함도 인식하여 불량품이 제품으로 생산되지 않도록 품질검 사에 더 많은 노력을 하고 있다.

하지만 강판은 빠르게 생산되면서 미세결함이 많이 발생하여 검사의 어려움으로 많은 인력이 필요하며, 인력별 검사 편차도 많이 발생한다. 또한 결함과 관련 된 데이터 샘플도 많이 확보되지 않아서, 자동화된 실 시간 비전 검사를 수행하기가 어렵다.

따라서 본 논문에서는 AI기반 강판 품질관리를 위해 부족한 학습데이터를 이용하여 데이터를 생성하면서 학습할 수 있는 Few-Shot 기술과 빠르게 이동하는 미 세 결함을 인식할 수 있는 경량 네트워크을 활용한 객 체 인식 기술을 제안한다. 또한 통합적 품질관리를 위 한 시스템 체계 기반으로 구현한 시스템에 대해서 제 안한다.

II. 관련 연구

2019년 개최된 Severstal 강판 결함 검출 대회에서 공개된 Severstal 데이터셋은 의미론적 분할 문제를 위한 데이터셋으로, 대회 이후에도 이 데이터셋을 활용한 후속 연구가 꾸준하게 진행되고 있다. Qian(2019)은 Severstal 데이터셋을 활용하여 의미론적 분할 모델의 성능을 향상하기 위해 6개의 의미론적 분할 모델을 앙상블로 결합한 구조를 적용하였다. 이 연구에서 사용한 모델 구조는 FPN(feature pyramid network)과 U-Net 구조이며, 인코더 신경망(encoder neural

network)으로는 EfficientNet, ResNet, SE-ResNeXt가 사용되었다[2]. 데이터 증강 기법으로는 회전, 이동, 밝 기 조정, 뒤집기가 이미지 수준에서 적용되었다. 이 연 구에서는 BiFPN, FPN, U-Net의 모델 구조와 ResNet, EfficientNet의 인코더 신경망을 조합하여 비교 실험을 진행하였고. EfficientNet 인코더 신경망이 ResNet보다 모든 모델 구조에서 성능이 우수함을 실험적으로 입증 하였다. 하지만 본 연구에서 사용하는 강판 표면 결함 데이터셋은 Zhang et al.(2021)[3]의 연구에서 실험한 데이터셋들과는 다른 특징을 가지고 있어서 강판 표면 결함에 맞게 수정된 객체 수준 데이터 증강법을 구현 할 필요가 있다. 본 연구에서는 수정된 데이터 증강법 을 강판 표면 결함 데이터에 적용하여 실제 환경에서 발생할 수 있는 것과 유사한 다양한 결함 데이터를 생 성하는 모델로 성능을 향상시키고자 한다. 빠르게 이 동하는 미세 결함을 추적하며 인식할 수 있는 경량 네 트워크로 YOLOX와 EfficientDet-Lite3 모델을 활용한 객체 인식 기술을 제안한다. 또한 통합적 품질관리를 위한 시스템 체계 기반으로 구현한 시스템에 대해서 제안한다.

Ⅲ. 구현

(1) 데이터 관리 및 증강

본 논문에서는 일관된 라벨링을 위해 라벨의 의미와 기준 정보를 포함한 라벨링 가이드라인을 작성하여 압 입, 부식성 결핍, 오염, 스크레치 등 결함 종류에 따른 라벨링 및 메타데이터로 작성하였다.

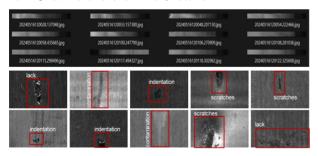


그림 1 수집된 원 데이터와 라벨링된 결함 데이터

학습데이터 수집에 대한 시간을 대폭 낮추면서도 학습용 데이터에 대해 과하게 학습되어 테스트 세트에서의 정확도가 떨어지는 학습모델의 과적합 현상(Over-fitting)을 최소화하기 위한 세가지 방법의 데이터 증강을 실시하여 학습데이터를 확보하였다. 첫 번째 증강은 영상처리 기반의 이미지 랜덤자르기, 회전,확대, 축소, 밝기 조정 등을 통해 수행하였다.

원본	회전	위치이동	회전확대	밝기조정
× C. F.	2. C. in	2 C. W.	x 0 . 1.	7.0.4

그림 2 증강된 데이터

두 번째 증강 방식은 기하학적 방식으로 결함을 생성하는 프로그램 기반 데이터 증가 기술 적용하였다. 결함 중 중요한 유형 데이터를 기하학적 방식으로 가상 생성하는 프로그램 적용하여 비정형 모양의 얼룩은 가우시안 분포를 여러 개 혼합하는 GMM(Gaussian Mixture Model)을 기반으로 생성하였다.



그림 3 비정형 오염의 실례와 생성된 비정형 오염

데이터 증강은 GAN 생성모델 학습 기반 데이터 증가 기술도 사용하였다. 본 과제에서는 GAN 기반 결함 객체 생성 방식과 함께 의미 분할 모델 기반 결함과 배경의 분리, 분류 모델 기반 결함별 배경 농도 결정 방법을 함께 사용하였다.

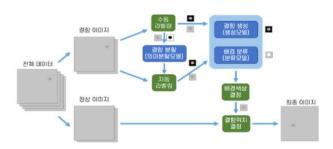


그림 4 의미분할 및 GAN 기반 학습데이터 증가 기법의 전체 과정

(2) 학습

적은 데이터로 학습 효과를 높이기 위해 데이터 증가 기술을 효과적으로 활용하는 사전학습 기술 적용하였다. 사전 학습을 위해 개발된 기하학적 방식으로 결함을 생성하는 프로그램과 GAN 생성 모델 기반 결함 생성 기법을 모두 사용하여, 결함 유형에 대해 각각 10K의 결함 이미지 데이터를 생성하여 사전학습을 진행하였다. 사전학습 모델은 YOLOv5의 최신 모델인 YOLOv516 모델을 대상으로 진행하였으며 YOLOv516모델은 기존 YOLOv5 모델에 추가로 P6 해더를 가진모델로 큰 크기의 이미지에 대한 검출 성능을 높이기위해 설계되어 있다.

데이터 수집 및 가공 보완을 위한 라벨과 비라벨 데이터를 동시에 활용하는 준지도학습 기술을 사용하였다. 현장 검사 시스템 환경에서 촬영된 이미지 중 결함 및 이상 이미지를 수집하여 부족한 결함 및 이상 환경에 대해서는 수동으로 데이터를 제작 후 f-DAGAN (feature-based DAGAN) 생성 모델 기반으로 데이터를 증강하였다.

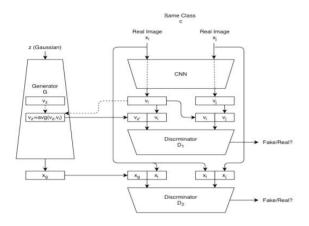


그림 5 데이터 증가 모델(f-DAGAN)

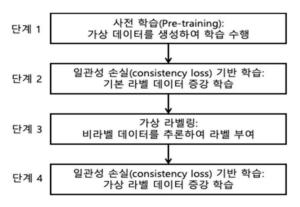


그림 6 준지도학습 4단계 절차 개요

(3) AI 솔루션 구현

본 논문에 적용된 시스템의 구성은 다음과 같다.

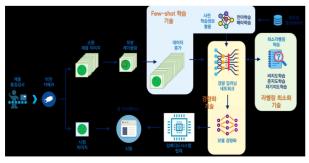


그림 7 개발 시스템의 구조도

시스템은 크게 학습 부분과 시험 부분으로 구분된

다. 학습 부분은 다음과 같이 세부 기술 모듈로 나누어진다. 적은 양의 데이터를 이용해 학습을 수행할 수있게 하는 Few-Shot 학습 모듈, 불량 검출에 특화된 경량화된 네트워크를 구축하는 경량 네트워크 모듈, 적은 양의 라벨 데이터를 이용해 학습을 수행할 수 있게 하는 최소 라벨링 학습 모듈이다. 시험 부분은 다음과 같은 세부 기술 모듈로 나누어진다. 소형 시스템에 적용 혹은 실시간 검사를 위한 모델 경량화 모듈, 학습 및 시험 데이터를 관리하는 웹 인터페이스 모듈학습 및 시험 과정을 관리하는 웹 인터페이스 모듈이다.

소량의 불량 데이터를 이용하여 제품의 결함 존재 유무를 파악하기 위하여 정상 데이터를 이용한 이상치 탐지 모델인 Anomaly Detection과 결합하며 Classification까지 가능하도록 알고리즘을 적용하였다.

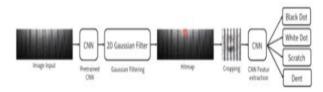


그림 8 Anomaly Detect Model과 CNN을 조합한 아키텍쳐

개발된 모델을 기반으로 품질검사를 수행하는 현장에서 쉽게 활용할 수 있도록 웹기반의 검사용 GUI를 구현하였다. 카메라 VIEW 화면은 카메라 연결 이상시카메라 카메라가 연결되어 있지 않다는 사실이 직관적으로 보이도록 UI를 구성하였으며, 검사정보 표출을 위해서는 각 모듈별 결함 유무를 알 수 있도록 오른쪽화면에 UI를 구현하였다. 강판 전체에서 어떠한 결함이 발견되었는지 목록화시켜 오른쪽 부분에 결함의 종류와 정확도가 표시되도록 구현하였으며, 모듈마다 직관적인 시인성 향상을 위하여 PASS의 경우 초록색, Fail의 경우 빨간색 BOX를 모듈에 그리도록 UI를 구현하였다.

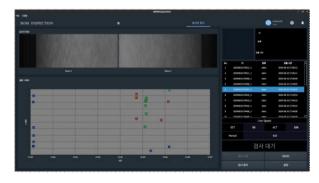


그림 9 검사 결과에 따른 Pass, Fail, 결함 유무 등 표시

Ⅳ. 결론 및 향후 연구 방향

본 연구에서는 기존 CNN을 변화시켜 빠르게 생산되는 제품에서 미세하게 발생하는 결함을 검출하는 분야에 간단하면서 처리과정의 속도가 빠른 YOLO(You Only Look Once) Detection System을 기반으로 모델을 구현하였다. 기존 제조 현장에서 생산과정에 발생하는 결함데이터가 부족한 경우를 고려하여 적은 양의데이터를 기반으로 데이터를 증강하여 결함 검출율을 높이는 방법과, 빠르게 생산되는 과정에서도 미세 결함을 검출하는 데 필요한 경량화 기술을 적용하여 현장에서 사람을 대체할 수 있을 검사 솔루션을 구현하였다.

향후 다양한 데이터 증강기법들이 실제 강판 관련 결함과의 유사성을 분석하여 효율적이면서 빠르게 증 강하는 연구를 지속할 필요가 있으며, 각 결함이 어떠 한 이유에서 발생하는 지를 분석하여 향후 시스템의 예지보전에 적용하는 추가 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] Luo, Q., Fang, X., Liu, L., Yang, C., and Sun, Y. (2020), Automated Visual Defect Detection for Flat Steel Surface: A Survey, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 69(3), 6 2 6 6 4 4 . [https://doi.org/10.1109/TIM.2019.2963555]
- [2] Qian, K. (2019), Automated Detection of Steel Defects via Machine Learning Based on Real-Time Semantic Segmentation, Proceedings of the 3rd International Conference on Video and Image Processing, 42-46. [https://doi.org/10.1145/3376067.3376113]
- [3] Zhang, J., Zhang, Y., and Xu, X. (2021), ObjectAug: Object-level Data Augmentation for Semantic Image Segmentation, arXiv preprint a r X i v : 2 1 0 2 . 0 0 2 2 1 . [https://doi.org/10.1109/IJCNN52387.2021.9534020]