

2023 바이오헬스 데이터 경진대회



인공지능 경진대회

| 수상팀 모델 설명 |

팀명 : CopyAndToothpaste

과제명 Track1. 사랑니 발치 후 위험도 예측 모델 개발



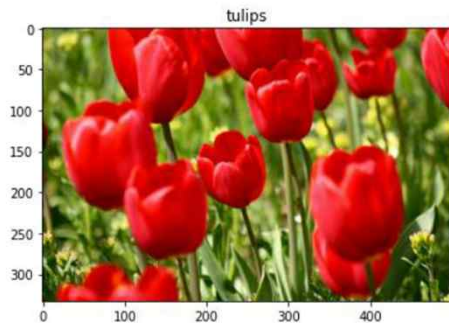
CONTENTS

1. AI 모델 개발 전략
2. AI 모델링 방법

➤ 데이터 처리 및 프로세스

접근

- 데이터 부족, 시각화 불가
- 제한된 시간과 컴퓨터 자원



대칭

회전

크기 조정



Data split - Hold out (80:20)

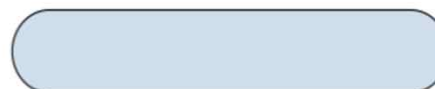
Dataset



Train

Validation

Unseen data

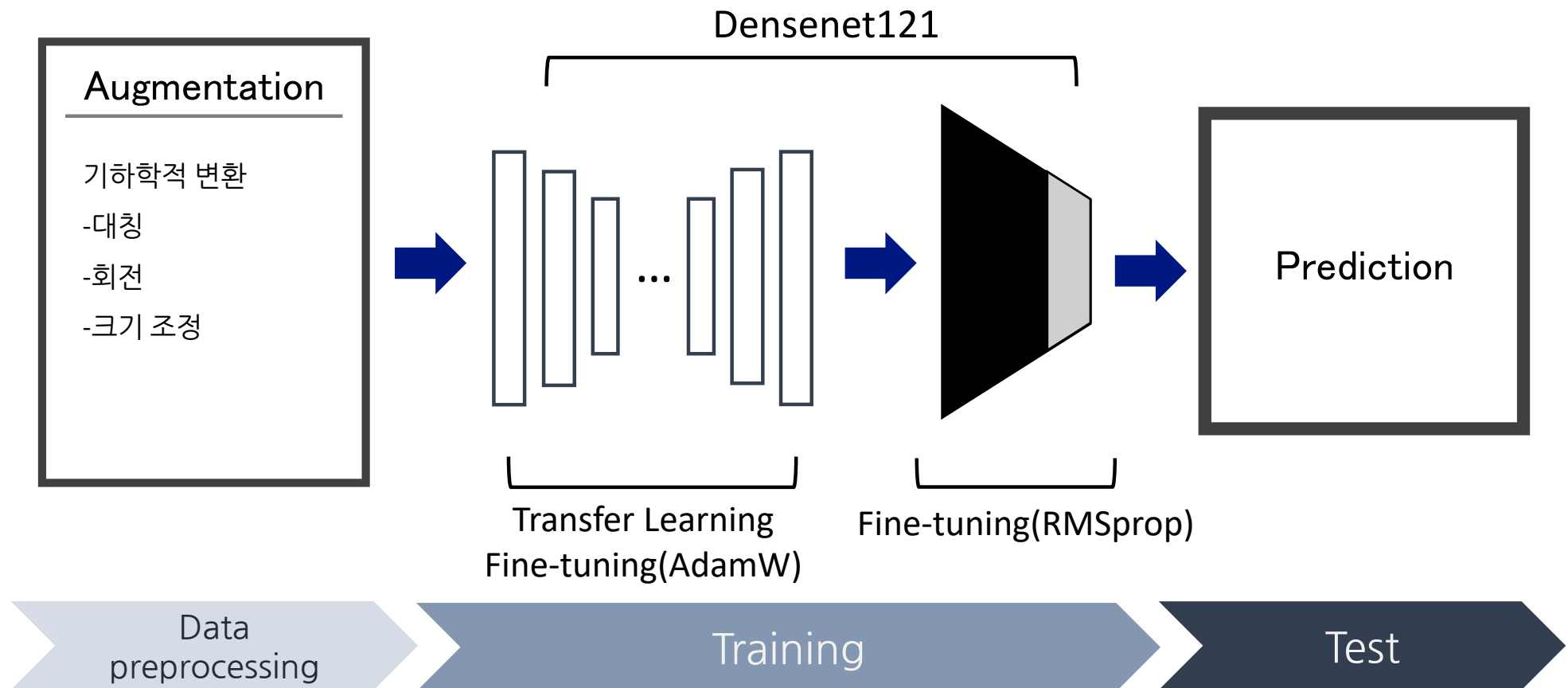


Test

AdamW optimizer

RMSprop optimizer

➤ 모델 개발 순서



사용모델 : DenseNet121

CNN을 이용한 AI 6061 압출재의 표면 결함 분류 연구

김수빈^{1,*}, 이기안^{2,*}

Study on the Surface Defect Classification of Al 6061 Extruded Material By Using CNN-Based Algorithms

S. B. Kim, K. A. Lee

(Received July 18, 2022 / Revised July 26, 2022 / Accepted July 29, 2022)

Abstract

Convolution Neural Network(CNN) is a class of deep learning algorithms and can be used to find the pattern of images. Therefore, CNN is common and classifying images. In this study, the surface defect classification performance of AI 6061 based algorithms were compared and evaluated. First, the data collection criteria were suggested and prepared. And they were randomly classified into 1,417 learning data and 607 evaluation data. The quality of the training data set were improved using data augmentation techniques to increase the quality of the training data set. The CNN-based algorithms used in this study were VGGNet-16, VGGNet-19, ResNet-50. The defect classification performance was made by comparing the accuracy, loss, and learning time. The DenseNet-121 algorithm showed better performance than other algorithms with an accuracy of 0.9937. This was due to the structural characteristics of the DenseNet model, and the information from all previous layers for image identification in this algorithm. Based on the machine vision application of CNN-based model for the surface defect classification of Al 6061.

Keywords: Convolution Neural Network, Surface Defect, Aluminum alloy, Extrusion, Deep Learning

1. 서론

알루미늄 합금은 경량화의 핵심 소재로 산업적 활용 분야가 매우 다양하다. 알루미늄계 소재와 관련하여 합금 공정은 주요 제조 공정들 중 하나이며, 합금 공정 제어는 통해 구조적 형상 제어 및 심미적 기능 부가도 가능하다 [1]. 최근 경량화를 통한 탄소 배출량 감소 이슈가 부각됨에 따라, 알루미늄계 합금재를 항공기, 자동차, 선박, 고속철도 부품[2] 등에 적용하려는 시도가 더욱 확대되고 있다.

1. 인하대학교 신소재공학과, 대학원 박사과정

2. 인하대학교 신소재공학과, 교수

* Corresponding Author : Department of Materials Science & Engineering, Inha University, E-mail: keeahn@inha.ac.kr

ORCID: 0000-0003-2149-3871

합금재 부품에서는

Line, Crack, Back-defect

수 있다 [3]. 본 연구

Crack, Back-defect 의

초점을 맞추어 진행하

또는 회반성 순환제로

것은 합금 시 율했다

공정 중에 일정량의

고, 합금 시 Die 를 통해

나가면서 팽창하여 물결

상으로 나타난다. Crack 은

합금 중 온도 상승과 밀접

한 관련이 있는 것으로, Die

부근에서 발생하는 다환

열이 고상점 이상의 국부적

온도 상승을 가져오고 용

융을 발생시켜 생성될 수

있다 [4]. Back-defect 는

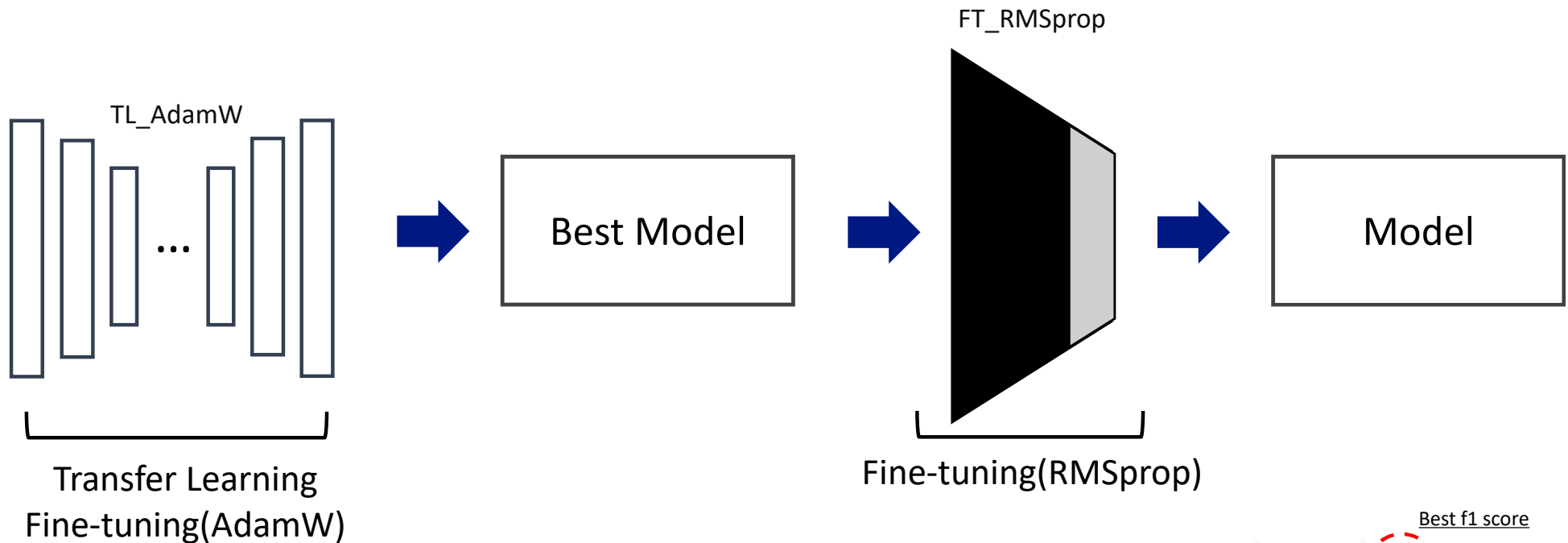
4.3 DenseNet

DenseNet-121 알고리즘을 이용한 학습 진행 결과, 99.13%의 정확도를 보였으며 학습에 소요된 총 시간은 30.61 min 으로 1epoch 당 평균 0.306 min 으로 나타났다. Fig 11 에서 DenseNet-121 의 평가 지표의 변화 수치를 확인할 수 있다. DenseNet 의 경우 앞서 제시된 VGGNet, ResNet 알고리즘들과 비교할 때, 가장 빠른 학습 속도 성능을 나타냈으며, 손실 또한 가장 낮게 측정되었다. 또한 DenseNet 알고리즘을 사용할 때 가장 높은 정확도를 나타내어, 결함 이미지를 분류하는데 있어 최적의 Architecture 라 판단되었다. DenseNet 에서 얻어진 이러한 향상된 결과는 Dense Block 을 통해 앞선 특징 값을 누적으로 받아 들여와 특징 값의 손실을 보상하였기 때문으로 설명될 수 있다.

✓ DenseNet121 장점

- 높은 정확도
- 빠른 속도

➤ Training



증강한 데이터라 함에도 이 데이터만 이용해 모델 전체를 학습하기엔 부족하기 때문에, 이미지넷 데이터로 사전 학습된 densnet121 모델을 사용해 transfer learning을 진행하는 전략을 택했습니다. 이를 위해 classification layer에 이진분류 결과를 도출하도록 layer를 추가하고, AdamW optimizer를 이용해 첫 번째 transfer learning 및 Fine tuning을 진행했습니다. 첫번째 경우에서, 전체적으로 모델의 성능 자체를 높이는 것이 목적이었기 때문에 150 에폭 중 f1 스코어가 가장 높을 때의 모델을 best model로 저장했습니다. 이 best model에 대해 과적합 방지와 더 좋은 성능을 뽑아내기 위해 RMSprop optimizer를 Fine-tuning을 진행했습니다. 이때의 파라미터는 공식문서를 참고하여 실험적으로 파라미터를 조정함으로써 결정했습니다. 두 번째 fine-tuning 과정에서는 전체 layer 중에 classification layer만 동결 해제한 후 좀 더 미세하게 스케줄러를 적용하여 최종적 학습된 모델을 생성했습니다



➤ 결론

• Final f1 score

5 CopyAndToothpaste
제출 수 12 회
최종제출 2일 전 0.7738

• Public

7 CopyAndToothpaste
제출 수 12 회
최종제출 2일 전 0.8095

• Private

3 CopyAndToothpaste
제출 수 12 회
최종제출 2일 전 0.7585

AI CONNECT

✓ 성능 개선 방안

Better Model

Stacking Ensemble

Data Augmentation
and preprocessingMore epochs and
fine-tuning layers

2023 바이오헬스 데이터 경진대회

AI

인공지능 경진대회

THANK YOU