

# 양상블 기법을 활용한 로고 인쇄 품질 검사 자동화에 관한 연구

강정태, 김기천\*

건국대학교, \*건국대학교

wjdxo7654@konkuk.ac.kr, \*kckim@konkuk.ac.kr

## A Study on the Automation of Logo Printing Quality Inspection Using Ensemble Techniques

Kang Jeong Tae, Kim Kee Cheon\*

Konkuk Univ., \*Konkuk Univ.

### 요약

본 논문은 로고 인쇄 불량을 자동으로 탐지하기 위한 양상블 기반 딥러닝 모델을 제안한다. 기본 CNN, 심층 CNN, 전이학습 기반 VGG16 모델을 각각 훈련하고 예측 결과를 평균하여 최종 분류 성능을 향상시켰다. 데이터는 실제 인쇄된 정상 및 불량 로고 이미지를 대상으로 증강 및 전처리를 수행하였고, 전체 정확도 98.3%를 기록하였으며, 실시간 영상 스트리밍에서도 적용 가능한 구조를 설계하여 제조 현장에서 즉각적인 품질 판단이 가능함을 보였다.

### I. 서론

제품에 인쇄된 로고는 브랜드 이미지와 품질 인식에 직접적인 영향을 미친다 [1]. 그러나 로고 인쇄 과정에서의 미세한 번짐, 일부 누락, 경계선 불균형 등의 불량은 사람이 육안으로 판단하기 어렵고 검사자의 피로도에 따라 판단이 달라질 수 있다[2][3]. 특히, 고해상도 인쇄 품질의 미세한 결함에 대한 판단을 위해서는 정확도 높은 자동화 기술의 도입이 절실하다. 이에 본 연구는 다양한 딥러닝 모델을 활용한 양상블 구조를 통해 이 문제를 해결하고자 하며, 학습된 모델을 실시간 영상 환경에 적용함으로써 공정 자동화를 가능하게 하는 시스템을 구축하여 실효성 있는 산업 응용 가능성을 확인하고자 한다.

### II. 본론

#### 1. 데이터 구성 및 전처리

본 연구는 [그림 1]과 같이 정상(Normal)과 불량(Defect)으로 분류된 이미지 데이터셋을 이용하였다. 데이터셋은 정상/불량 샘플을 50개씩 수집하고, 이미지 증강을 통해 Image Data Generator를 생성하여 샘플을 총 600개로 증가시켰다. 또한 데이터의 다양성을 확보하기 위해 [수식 1]과 같은 증강 연산을 적용하였다.



[그림 1] : 테스트 데이터셋 불량(좌) 정상(우)

$$I' = \mathcal{T}_{\{\theta, s_x, s_y, z\}}(I)$$

[수식 1] : 데이터 증강 수식

여기서  $\theta$ 는 회전 각도,  $s_x$ 와  $s_y$ 는 수평/수직 이동량,  $z$ 는 스케일 비율을 의미한다. 전체 데이터셋은 [수식 2]로 분할하였다.

$$\text{Train : Valid : Test} = N/3 : N/3 : N-2(N/3)$$

[수식 2] : 데이터 분할 공식

#### 2. 모델 아키텍처

이 논문에서는 세 개의 서로 다른 모델을 설계하여 독립적인 훈련을 진행하였다. 모델 1은 2개의 Conv2D 계층과 MaxPooling 계층을 포함한 기본적인 CNN 구조로, Dropout(0.5)과 Sigmoid 출력층을 통해 이진 분류를 수행하였고, 모델 2는 모델 1에 비해 Dense(128) 계층과 Dropout(0.3)을 추가한 심층 CNN 구조이며, 모델 3은 사전 학습된 VGG16 모델의 하위 계층을 고정하고, 상위에 GAP(Global Average Pooling), Dense(128), Sigmoid 출력을 덧붙인 전이학습 기반 모델이다. 각 모델은 입력 이미지  $x$ 에 대해 [수식 3], [수식 4]와 같은 이진 분류 확률을 출력한다.

$$p_i = f_i(x), i = 1, 2, 3$$

[수식 3] : CNN 모델 출력식

$$f_i(x) = \sigma(W_i \cdot \phi_i(x) + b_i)$$

[수식 4] : 시그모이드 출력식

여기서  $\sigma$ 는 시그모이드 함수이며,  $\phi_i$ 는 CNN을 통한 feature map,  $W_i$ 는 가중치 행렬을 의미한다.

#### 3. 양상블 방식

본 연구에서는 서로 다른 구조의 세 가지 모델(CNN, Deep CNN, VGG16)을 독립적으로 학습시킨 후, 이들의 예측 결과를 평균하여 최종 판단을 내리는 양상블 평균(Ensemble Averaging) 기법을 적용하였다. 개별 모델

을 동일한 테스트 데이터를 기반으로 예측 확률 값을 출력하며, [수식 5], [수식 6]으로 세 모델의 예측값을 평균하여 최종 예측 확률을 계산하였다.

$$\hat{y}_{\text{ensemble}} = (p_1 + p_2 + p_3) / 3$$

[수식 5] : 양상을 평균

$$\hat{y} = \begin{cases} 1, & \text{if } \hat{y}_{\text{ensemble}} \geq 0.5 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

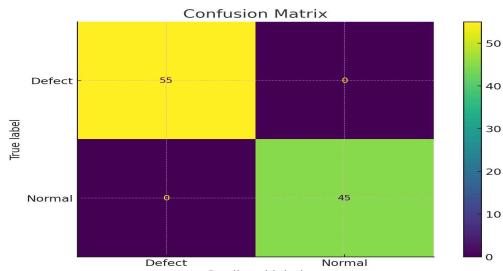
[수식 6] : 최종 분류 함수

각 모델 및 양상들의 성능은 [표 1], [그림 2], [그림 3]와 같다.

Model	Accuracy (%)
CNN (Model 1)	96.4
Deep CNN (Model 2)	95.7
VGG16 (Model 3)	97.1
Ensemble	98.3

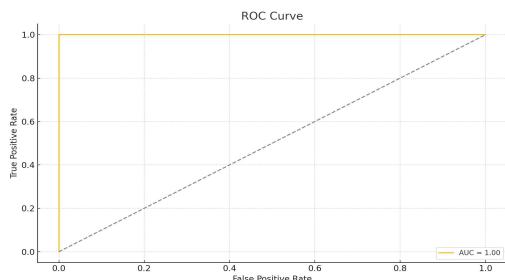
[표 1] : 모델별 정확도 비교표

[표 1]은 각 모델별로 정확도를 비교한 표이며, 모델 1은 96.4%, 모델 2는 95.7%, 모델 3은 97.1%, 양상은 모델은 98.3%의 정확도를 보여준다. 또한 예측 확률이 0.4에서 0.6 사이의 경우를 “불확실 영역”으로 간주하였으며, 잘못된 예측 중 이 구간에 속하는 비율이 높았다.



[그림 2] : 클래스 간의 혼동행렬

[그림 2]는 테스트 데이터에 대해 생성된 혼동행렬이다. 이 혼동행렬은 True Positive와 True Negative가 모두 극대화되며, False Positive와 False Negative가 존재하지 않아 모델의 핵심 지표인 정밀도(Precision)와 재현율(Recall) 모두 100%를 기록하였다.



[그림 3] : 모델의 ROC Curve

[그림 3]은 이 논문에서 제시한 모델의 성능을 ROC Curve를 통해 표현한 것이다. 위의 ROC Curve에서 AUC 값은 1.00에 근사한다. 이를 통해 제시한 모델은 매우 강한 판별 능력을 가진 것으로 해석할 수 있다.

#### 4. 실시간 시스템 적용

웹캠 입력 프레임에서 관심영역(ROI)를 추출하고, 양상을 모델을 통해 실시간으로 [수식 7]과 같이 예측하였다.

$$\hat{y}_t = \text{Ensemble}(R_t)$$

[수식 7] : 실시간 양상을 예측식

이를 적용한 실제 환경에서 전체 프레임 처리 속도는 평균적으로 GPU 환경에서 28 ~ 35fps로, 실시간 영상 처리에 무리가 없는 수준임을 확인하였다[4]. 예측 결과는 “Normal” 또는 “Defective”로 출력되고, 화면에 실시간으로 [그림 4]와 같이 표시된다.



[그림 4] : 실시간 예측 시연  
인식 전(좌) 인식 후(우)

### III. 결론

본 연구는 다양한 CNN 구조의 양상을 방식을 통해 높은 정확도의 로고 불량 탐지 모델을 구현하고, 이를 실시간 스트리밍 데이터에 적용함으로써 제조 자동화 공정에 적용 가능한 AI 기반 검사 시스템을 제안하였다. 제안한 시스템을 통해 육안으로 판단하기 어려운 부분도 효과적으로 판단이 가능하다고 여겨진다. 그러나 24시간 가동되는 자동화 공정에서 제안 시스템의 에너지 소비량에 대한 부분과 방대한 유형의 로고들을 효과적으로 분류할 수 있을지는 추가적인 검증이 필요하다고 여겨진다. 따라서 향후 연구에서는 다양한 불량 유형의 다중 분류, MobileNet 기반 경량화, 엣지 디바이스 적용 등을 통해 실제 환경에서의 활용 가능성을 더욱 높일 예정이다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2024-00410875, 2024년 산업혁신인재성장지원사업)

### 참 고 문 헌

- Henderson, Pamela W., & Cote, Joseph A. (1998) Guidelines for selecting or modifying logos Journal of Marketing, Vol. 62, No. 2, pp. 14 - 30.
- Steger, Carsten (1998) An unbiased detector of curvilinear structures IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 20, No. 2, pp. 113 - 125.
- Tsai, Du-Ming & Hsiao, Bor-Yuan (2001) Automatic surface inspection using wavelet reconstruction Pattern Recognition, Vol. 34, Issue 6, pp. 1285 - 1305.
- Liu, Y., Zhai, G., Zhao, D., & Liu, X. (2015). Frame rate and perceptual quality for HD video. In Advances in Multimedia Information Processing--PCM 2015: 16th Pacific-Rim Conference on Multimedia, Gwangju, South Korea, September 16–18, 2015, Proceedings, Part II 16 (pp. 497–505). Springer International Publishing.