

# 오답 분석을 통한 이미지 분류 알고리즘의 특징 비교

김솔<sup>1</sup>, 이재환<sup>2</sup>

<sup>1</sup>한림대학교 데이터사이언스학부 학부생

<sup>2</sup>한림대학교 경영학과 교수

gwtqfhfj@gmail.com, jaehwan@hallym.ac.kr

## Comparison of Image Classification Algorithms through Incorrect Answers

Sol Kim<sup>1</sup>, Jaehwan Lee<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Division of Data Science, Hallym University

<sup>2</sup>Dept. of Business Administration, Hallym University

### 요 약

본 연구에서는 MNIST 데이터셋을 활용하여 널리 사용되는 이미지 분류 알고리즘인 ANN(Artificial Neural Network), CNN(Convolutional Neural Network), DNN(Deep Neural Network)의 성능을 분석한다. 주로 모델의 정확도에 초점을 맞추는 기존 연구와 달리, 본 연구에서는 각 모델이 잘못 분류한 오답을 중심으로 모델의 특징을 비교한다. 이를 통해 각 모델의 장단점을 파악하고 성능을 개선할 수 있을 것이라 기대한다.

### 1. 서론

이미지 분류 알고리즘은 자율주행과 같은 현대 기술의 핵심 부분으로 자리 잡았다. 자율주행 자동차는 주변 환경을 인식하고 해석하여 적절한 조치를 취해야 하는데, 이를 위해 정지 표지판이나 신호등과 같은 교통 기호를 식별하고 해석하는 것이 중요하다[1]. 다양한 이미지 분류 알고리즘이 개발되고 있지만, 연구자들은 주로 알고리즘의 성능 향상에만 초점을 맞추어 왔다.

본 연구에서는 이미지 분류 알고리즘이 잘못 분류하였을 때 즉, 오답이 발생했을 때 오답을 통해 알고리즘의 특징을 분석하고 이를 통해 개선 방향을 제시하고자 한다.

### 2. 연구 배경

MNIST<sup>1)</sup>는 손으로 쓴 숫자들의 이미지로 구성된 대표적인 데이터셋이다. MNIST 데이터셋은 숫자 0부터 9까지의 손글씨 이미지를 포함하고 있으며, 각 이미지는 28x28 크기의 픽셀로 구성되어 있다. 다양한 이미지 분류 알고리즘의 성능 테스트로 사용되는 기초적인 데이터셋이며 현재도 많은 연

구자들이 MNIST에서 가장 좋은 성능을 보이는 모델을 개발하기 위해 노력하고 있다<sup>2)</sup>.

본 연구에서는 MNIST 데이터셋을 활용하여 이미지 분류 알고리즘의 성능을 비교하고자 한다. 이를 위해 Artificial Neural Network (ANN)[2], Convolutional Neural Network (CNN)[3], Deep Neural Network (DNN)[4] 세 가지 모델을 구축하였다.

### 3. 이미지 분류 모델

ANN 모델은 2개의 은닉층을 사용하였고, 각 은닉층은 각각 200개와 100개의 퍼셉트론으로 구성하였다. 활성화 함수로는 ReLU(Rectified Linear Unit)를 사용하였으며, 출력층에서는 소프트맥스 함수를 사용하였다. 학습에는 확률적 경사 하강법(SGD; Stochastic Gradient Descent)을 사용하며, 손실 함수는 교차 엔트로피 손실 함수를 사용했다. 학습률은 0.0001로 총 10 에포크 동안 훈련하였고 모델의 최종 성능은 테스트 데이터에 대하여 94.93%의 정확도로 나타났다.

1) <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>

2) <https://paperswithcode.com/sota/image-classification-on-mnist>

CNN 모델은 6개의 합성곱 레이어와 2개의 풀링 레이어로 구성하였고, 활성화 함수로 ReLU를 사용했다. 각 합성곱 레이어는 3x3 사이즈의 64개 필터로, 풀링 레이어는 최대 풀링을 사용하였다. 이후에는 Flatten 레이어를 거쳐 완전 연결층(Dense layer)을 통해 10개의 클래스에 대한 확률 분포를 출력하며, 훈련은 Adam 옵티마이저를 사용하였고 5번의 에포크 후 테스트 데이터에서 약 99.26%의 정확도를 보였다..

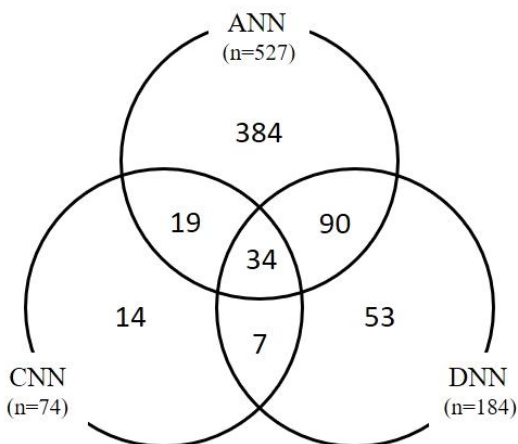
DNN 모델은 4개의 은닉층을 쌓았고, 각 은닉층은 ReLU 활성화 함수를 사용했다. 각 은닉층은 순서대로 512개, 256개, 128개, 64개의 퍼셉트론으로 구성되었다. 총 10번의 에포크로 학습을 진행하였으며, 테스트 데이터에 대한 정확도는 약 97.94%로 측정되었다. 세 모델의 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 성능은 표 1과 같다.

<표 1> 모델의 정확도

모델	ANN	CNN	DNN
Train Accuracy	95.40%	99.19%	99.25%
Test Accuracy	94.67%	99.26%	97.94%

4. 연구 결과

세 분류 알고리즘의 오답 분포를 살펴보면 그림 1과 같다. ANN 모델은 테스트 데이터에 대해 527개의 오분류를, CNN 모델은 74개의 오분류를, DNN 모델은 184개의 오분류를 나타냈다.



(그림 1) 각 모델의 오분류 분포

세 모델에서 모두 오분류가 일어난 데이터는 34개로 이를 나타내면 그림 2와 같다.



(그림 2) 세 모델 모두에서 오분류한 테스트 케이스

5. 결론

세 가지 모델의 성능을 비교하고 오답을 분석함으로써 각 모델의 성능을 개선할 수 있는 방안을 모색할 수 있다. 오답 분석을 통해 모델의 약점을 이해하고 보완할 수 있고, 모델의 성능을 더욱 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

[1] 임헌국. (2021). 자율주행 차량 영상 기반 객체 인식 인공지능 기술 현황. 한국정보통신학회논문지, 25(8), 1117-1123.  
 [2] 기태우, & 김용진. (2022). 반도체 소재-부품 공급사의 인공지능경망 (ANN) 을 이용한 수요예측 연구. 로지스틱스연구, 30(4), 79-90.  
 [3] 이협진, & 김영운. (2023). 고해상도 단순 이미지의 객체 분류 학습모델 구현을 위한 개선된 CNN 알고리즘 연구. 한국정보전자통신기술학회 논문지, 16(1), 41-49.  
 [4] 김도영, & 김명선. (2020). 자율주행 자동차에서 DNN 기반 안전 필수 응용의 성능 저하 방지. 전자공학회논문지, 57(9), 56-63.