

# CNN을 활용한 독사와 비독성 뱀의 분류 모델 개발

Da-Eun Kim

김 다 은

## Abstract

본 연구에서는 CNN을 활용해 독사와 비독성 뱀을 분류할 수 있는 이미지 분류 모델을 개발한다. 실험에는 ResNet50과 이를 기반으로 한 사용자 정의 모델인 OurModel의 성능 비교가 있다. OurModel의 구조와 레이어 구성을 다양하게 조정하고 데이터셋에 대한 성능을 최적화한 후, 두 모델의 정확도와 손실값을 측정해 본 실험에 어떤 모델이 더 적합할지 비교하고자 한다. 이를 통해 독사와 비독성 뱀의 효과적인 분류를 위한 최적의 모델을 찾는 데 기여할 것으로 기대한다.

## 1. 서론

국내 여름철에 뱀에 물리는 사건 사고가 자주 발생한다. 표 1과 같이 소방청에 따르면 2021년의 뱀 포획 건수는 약 10,000건으로 4년간의 데이터를 봤을 때 매년 점점 증가하는 추세이다[1]. 또한 세계 보건 기구의 보고에 의하면 연간 독사에 교상되는 환자 수는 약 30만 명에 달하며, 이 중 사망자 수는 약 3 - 4만 명이라고 한다[2]. 이렇게 뱀을 마주치는 일이 일상에서 빈번하게 발생하지만, 일반인은 뱀의 형태를 보고 맨눈으로 독의 유무를 구별하기 쉽지 않다. 또한 독성이 있는 뱀인지 아닌지에 따라 물렸을 때 대처하는 방법이 달라 빠른 대응이 어렵다. 그래서 본 보고서는 뱀 영상을 주었을 때 독성을 가진 뱀인지 아닌지 알기 위해 학습을 수행한다. 독사와 비독성 뱀의 여러 종류와 특징을 학습시켜 일상 생활에 적용이 가능한 신경 모델을 구축하고자 한다.

표 1 최근 4년간 뱀 포획 구조 건수

\* 제공: 소방청(단위: 건)

| 연도 | 2018년 | 2019년 | 2020년 | 2021년  |
|----|-------|-------|-------|--------|
| 전국 | 5,781 | 7,279 | 9,400 | 10,759 |
| 서울 | 230   | 269   | 357   | 345    |
| 경기 | 1,473 | 1,829 | 2,424 | 2,711  |

## 2. 본론

### 2.1 데이터 세트

데이터 세트는 독사(Venomous) 1055개와 비독성 뱀(Non Venomous) 712개로 구성된다. 데이터는 kaggle의 오픈 데이터셋을 사용했다. 두 모델은 뱀의 머리 모양을 기반으로 분류할 수 있으며 독사는 삼각형, 비독성 뱀은 원형 모양이다.

데이터는 "snake.zip" 압축 파일 안에 저장되어 있으며 train과 test 폴더가 있다. 각 폴더 안에는 두 개의 서브 디렉토리(Venomous, Non Venomous)가 존재하며 해당 클래스에

속하는 JPG 이미지 파일들이 포함된다.

### 2.2 수행 환경

수행 환경은 Google Colab을 활용하여 파이토치(PyTorch)를 이용해 CNN 모델을 구현하였다. 64비트 운영 체제를 탑재한 기기에서 GPU를 활용해 연산 성능을 향상했으며, Keras와 TensorFlow 라이브러리를 이용해 모델의 학습을 수행한다.

### 2.3 알고리즘

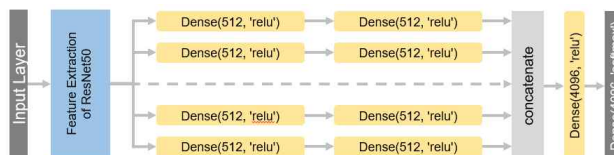
이 연구에서는 TensorFlow 프레임워크와, Keras 라이브러리를 활용하여 독사와 비독성 뱀의 분류 문제를 해결하기 위한 CNN 모델을 개발하였다. 본 연구의 핵심 알고리즘은 ResNet50과 사용자 정의 모델인 OurModel이다. OurModel은 ResNet50의 기능을 기반으로 한 사용자 정의 모델로, 다음과 같은 두 가지의 특징을 가지고 있다.

1) 다층 연결 레이어의 추가: 여러 개의 Dense Layer를 추가하고, 이를 병렬로 연결해 더 복잡한 특징을 학습한다. 이는 그림 1에서 확인할 수 있으며 입력 이미지의 특성 추출과 이미지 분류 작업을 위해 Dense Layer와 ReLU 활성화 함수를 결합해 사용하였다.

2) Adam 최적화 알고리즘의 활용: OurModel에서는 Adam 최적화 알고리즘을 이용하여 모델의 학습 속도와 정확도를 향상했다.

또한 Matplotlib을 활용해 두 모델의 성능을 비교한 결과를 그래프로 시각화하였다. 이를 통해 두 모델의 정확도 및 손실값을 비교해 어떤 모델이 더 효과적인지 확인하였다.

그림 1 레이어 구조



### 3. 결 과

그림 2는 ResNet50과 OurModel의 학습 결과를 나타낸 그래프이다. 두 모델은 epoch을 100으로 학습시켰을 때 가장 높은 정확도를 보였으며, 표 2에서 확인할 수 있듯이 OurModel의 정확도는 약 0.8847로 ResNet50의 정확도인 약 0.8438보다 높다. 또한 OurModel의 손실값은 약 0.3128로 ResNet50의 손실값인 약 0.3221보다 낮다. 그림 2를 통해 OurModel의 정확도와 손실값의 그래프가 ResNet50에 비해서 안정적으로 나타나는 것을 확인할 수 있다. 이러한 결과들은 OurModel이 독사와 비독성 뱀을 분류하는 데에 높은 효과를 갖추고 있음을 보여준다.

그림 2 ResNet50과 OurModel의 정확도와 손실값

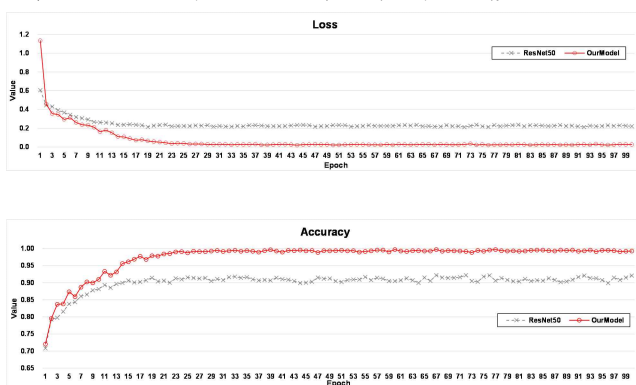


표 2 모델 별 정확도와 손실값

|          | Val_loss          | Val_accuracy (%)  |
|----------|-------------------|-------------------|
| ResNet50 | 0.322174728       | 0.843866169452667 |
| OurModel | 0.312884956598281 | 0.884758353233337 |

### 4. 고 찰

이 연구의 초기에는 데이터셋의 규모가 약 2,000개로 비교적 소규모였기 때문에 일반적으로 소규모 데이터셋을 처리할 때 효과적인 ResNet18으로 모델을 선정하였다. 그러나 독성 뱀 이미지와 비독성 뱀 이미지 간에 명확한 특징이 나타나지 않아 학습이 어려워졌으며, 결과적으로 손실값이 높고 정확도가 낮게 나와 두 데이터셋에 대해 적절하게 분류가 되지 않았다. 이러한 상황에서 더 복잡한 데이터셋을 다룰 수 있는 모델의 필요성을 인식하게 되었고, 하이퍼파라미터를 다양하게 변경하며 여러 시도를 해본 결과 복잡한 특성을 구분할 수 있는 ResNet50으로 선정하게 되었다.

ResNet50을 기반으로 한 새로운 분류 모델인 OurModel을 만들었으며, snake.ipynb의 데이터셋을 정확하게 분류할 수 있도록 epoch의 수를 100으로 늘리고 추가적인 Dense Layer를 도입하여 더 깊은 학습이 가능하도록 조정하였다. 특히 모델의 학습 속도와 정확도를 개선하기 위해 경사하강법의 필요성을 느껴 Adam 최적화 알고리즘을 도입하였으며, 노이즈의 감소를 위해 Average Pooling Layer를 사용하는 등 이론적인 지식을 실제 모델에 적용하며 최적화시키는 경험을 했다.

### 5. 결 론

본 연구에서는 CNN을 활용해 ResNet50과 OurModel이라는 두 가지 이미지 분류 모델을 개발했다. 독사와 비독성 뱀 이미지를 분류할 때의 두 모델의 성능을 비교하고자 본 실험을 수행했다.

ResNet50을 기반으로 만든 OurModel에서는 Dense Layer와 Average Pooling 레이어를 추가하고 epoch 수를 100으로 늘렸더니 정확도가 약 0.8847으로 ResNet50의 정확도인 약 0.8438보다 높게 나타났다. 이러한 결과로 보아 OurModel은 이 데이터셋에 대해 ResNet50보다 우수한 성능을 보이며, 특히 독사와 비독성 뱀과 같이 데이터의 특징이 뚜렷하지 않아 분류가 어려운 이미지 데이터셋의 분류에 대해 사용하면 좋은 성능이 나올 것으로 기대된다.

### 참고문헌

- [1] 한국어 APA 웹사이트 / 내주-참고문헌  
앗, 뱀? 도심 아파트에 ‘독사’ 출몰...혹시 물렸다면 .  
(2023).  
[https://www.hani.co.kr/arti/animalpeople/human\\_animal/1092335.html](https://www.hani.co.kr/arti/animalpeople/human_animal/1092335.html).
- [2]  
<https://ir.ymlib.yonsei.ac.kr/bitstream/22282913/134796/1/T013040.pdf>