

자동 변화 감지를 위한 딥러닝: 벚꽃 상태 분류를 위한 실시간 이미지 분석

박승보*, 김민준*, 김근미*, 김정태*, 김다예*, 함동균^o

*인하대학교 소프트웨어융합공학과,

^o인하대학교 소프트웨어융합공학과

e-mail: molaal@inha.ac.kr*, {5035als, Love03, rlawjd0721, ekdp111, hameast20}@inha.edu*^o

Deep Learning for Automatic Change Detection: Real-Time Image Analysis for Cherry Blossom State Classification

Seung-Bo Park*, Min-Jun Kim*, Guen-Mi Kim*, Jeong-Tae Kim*, Da-Ye Kim*, Dong-Gyun Ham^o

*Dept. of Software Convergence Engineering, Inha University,

^oDept. of Software Convergence Engineering, Inha University

● 요약 ●

본 논문은 벚꽃나무 영상 데이터를 활용하여 벚꽃의 상태(개화, 만개, 낙화)를 실시간으로 분류하는 연구를 소개한다. 이 연구의 목적은, 실시간으로 취득되는 벚꽃나무의 영상 데이터를 사전에 학습된 CNN 기반 이미지 분류 모델을 통해 벚꽃의 상태에 따라 분류하는 것이다. 약 1,000장의 벚꽃나무 이미지를 활용하여 CNN 모델을 학습시키고, 모델이 새로운 이미지에 대해 얼마나 정확하게 벚꽃의 상태를 분류하는지를 평가하였다. 학습데이터는 훈련 데이터와 검증 데이터로 나누었으며, 개화, 만개, 낙화 등의 상태별로 폴더를 구분하여 관리하였다. 또한, ImageNet 데이터셋에서 사전 학습된 ResNet50 가중치를 사용하는 전이학습 방법을 적용하여 학습 과정을 더 효율적으로 수행하고, 모델의 성능을 향상시켰다.

키워드: 이미지 분류(image classification), 전이학습(transfer learning), 합성곱 신경망(CNN)

I. Introduction

사회적 필요성에 따라, 본 논문은 특정 이벤트를 학습시킨 후 영상에서 이벤트 발생 시 변화를 감지하여 특정 순간에 대한 데이터를 기록해 언제든 꺼내볼 수 있는 추억 저장용 목표로 한다. 특히, 벚꽃의 상태 변화를 실시간으로 감지하고 기록하는 것은 사용자의 불필요한 노동을 줄여줄 뿐만 아니라, 소중한 추억을 기록할 수 있다. 이를 실현하기 위해, 본 논문에서는 벚꽃 이미지의 변화 감지를 위해 합성곱 신경망(CNN) 기반 모델인 ResNet50 모델을 활용하는 방법을 제안하였다. 본 연구는 이미지 전처리 및 데이터 증강을 통해 모델을 학습시키고, 테스트 데이터에 대한 정확한 분류를 실현하였다. 이를 통해 꽃의 상태 변화를 자동으로 감지하는 기술적인 접근법을 제시한다.

추출하고, 이를 통해 정확한 분류를 수행한다. CNN은 주로 컨볼루션 레이어, 풀링 레이어, 완전 연결 레이어 등으로 구성된다. 컨볼루션 레이어는 이미지에서 특징을 감지하고 추출하는 역할을 한다. 풀링 레이어는 공간적인 해상도를 줄여 계산 비용을 줄이고 특징을 보존한다. 완전 연결 레이어는 추출된 특징을 기반으로 최종적인 분류를 수행한다.

2) ResNet50^[2]은 CNN의 한 종류로, 50개의 가중치 계층을 가진 심층 신경망이다. 이 모델은 ‘잔차 연결’ 또는 ‘스킵 연결’이라는 특별한 구조를 사용하여 깊은 신경망에서 일반적으로 발생하는 그라디언트 소실 문제를 완화한다. 이런 구조 덕분에 ResNet50은 이미지 분류 작업에서 우수한 성능을 보여준다. 또한, ImageNet 데이터셋에서 사전 학습된 가중치를 전이 학습 방식을 통해 사용함으로써, 기본적인 특징 추출 과정을 생략하고 모델의 학습 시간을 줄이는 동시에 성능을 향상시켰다.

II. Background knowledge

1. CNN (Convolutional Neural Network)

1) CNN^[1]은 이미지 분류 및 패턴 인식 작업에 널리 사용되는 딥러닝 모델이다. 이 모델은 이미지의 공간적 구조를 활용하여 특징을

III. Method of detecting visual changes

1. 연구 환경

본 논문은 데이터 학습의 효율성을 극대화하기 위해 Google Colab이라는 클라우드 기반의 Jupyter 노트북 환경을 활용하였다. 더불어, ResNet50 및 Sequential 모델의 활용을 위하여 TensorFlow^[3] 기반 Keras 딥 러닝 라이브러리를 사용하였다.

2. 데이터 전처리

학습 데이터셋과 검증 데이터셋을 8:2로 구분하였다. 그리고 분류하고자 하는 벚꽃의 세 가지 상태인 개화, 만개, 낙화를 반영하여 이미지 데이터를 적절히 분류하였다. 학습 데이터의 다양성을 확보하기 위해, Keras의 ImageDataGenerator를 활용하여 이미지를 기울이거나 확대하거나 수평으로 뒤집는 등의 방식으로 데이터 증강작업을 진행하였다.

3. 학습 모델 설계

순차적인 구조로 되어 있는 Sequential 을 활용하여 이미지를 분류하는 모델을 설계하였다. 가장 먼저, 이미 학습된 ResNet50 모델을 기본 모델로서 가져왔다. 이후 인공지능망 은닉층에 비선형 활성화 함수인 ReLU를 적용하여 모델이 복잡한 패턴을 더욱 효과적으로 학습할 수 있게 하였다. 마지막으로, 우리가 준비한 데이터셋에 적합하게 3개의 유닛을 가진 연결 계층을 추가하고, Softmax 활성화 함수를 적용하여 이미지 다중 분류에 적합한 출력을 얻었다. 이러한 설계 과정에서 손실함수는 다중 클래스 분류 문제에 자주 사용되는 Categorical Crosse entropy를 사용하였으며, 옵티마이저로는 경사 하강법의 변형인 RMSprop를 선택하였다. 마지막으로, 모델의 평가는 입력 데이터의 예측값과 실제 값의 일치 정도를 확인하는 정확도 기반으로 컴파일하였다.

4. 구현 결과와 검증

준비한 훈련 데이터를 통해 모델을 200회 반복 학습한 결과, 훈련 데이터에 대한 정확도는 0.9897로 높게 측정되었으며, 손실 값은 0.0283으로 낮게 나타났다. 이는 모델이 훈련 데이터를 잘 이해하고 학습한 것을 보여준다. 그러나 검증 데이터에 대한 정확도는 약 0.78에 그쳤다. 이는 여전히 고도화된 모델 성능을 의미하나, 훈련 데이터에 대한 정확도와 비교하였을 때 약간의 간격이 있다.

```
Epoch 199/200
22/22 [=====] - 12s 514ms/step - loss: 0.1372 - accuracy: 0.9897
Epoch 200/200
22/22 [=====] - 12s 518ms/step - loss: 0.0283 - accuracy: 0.9897
```

Fig. 1. Training Data Accuracy

```
Image: /content/drive/MyDrive/VIP/cherry_blossom_images/test/02/fullbloom_003.jpg - Predicted class: 02
Image: /content/drive/MyDrive/VIP/cherry_blossom_images/test/02/fullbloom_004.jpg - Predicted class: 02
Image: /content/drive/MyDrive/VIP/cherry_blossom_images/test/02/fullbloom_005.jpg - Predicted class: 02
Image: /content/drive/MyDrive/VIP/cherry_blossom_images/test/02/fullbloom_006.jpg - Predicted class: 02
Image: /content/drive/MyDrive/VIP/cherry_blossom_images/test/02/fullbloom_007.jpg - Predicted class: 02
최종 예측 정확도: 0.7777777777777778
```

Fig. 2. Validation Data Accuracy

이러한 결과는 특히 밝은 배경을 가진 이미지들에 대한 분류 성능에서 주로 나타났다. 신경망이 사람의 눈과는 달리 전체 이미지 패턴을 학습하기 때문에 배경과의 대조가 낮은 이미지에 대해 예측 성능이 상대적으로 떨어질 수 있다. 이것이 곧 이 모델이 배경의 밝기와 상관없이 꽃의 상태를 더욱 정확하게 분류할 수 있도록 학습 과정 개선이 필요하다.

IV. Conclusions

본 논문에서는 ResNet50 기반의 Sequential CNN 모델을 사용하여 벚꽃 이미지의 변화를 감지하였다. 테스트 데이터셋을 통한 실험 결과, 모델은 약 78%의 정확도를 보여주었다. 이 결과는 모델이 꽃의 변화를 효과적으로 감지할 수 있음을 보여준다. 이러한 연구는 자동화된 변화 감지 모니터링에 대한 초석연구로서 향후, 실시간 영상에서 이벤트가 감지 시, 자동으로 촬영되고, 분류된 이미지를 데이터베이스에 연동하여 저장 및 관리하는 시스템에 관한 연구를 계획하였다.

ACKNOWLEDGEMENT

본 논문은 과학기술정보통신부 정보통신창의인재양성사업의 지원을 통해 수행한 ICT멘토링 프로젝트 결과물입니다.

REFERENCES

- [1] Jung-Jin Kim, Sung-Wook Jo, Young-Min Ji, 2017. "Image Classification Using CNN", Proceedings of KIIT Conference, 452-453.
- [2] Changjoon Park, Changki Kim, Seongkyu Son, Kyoungjin Lee, Heekyung Yoo and Jeonghwan Gwak, 2022, "Implementation of hand motion recognition-based rock-paper-scissors game using ResNet50 transfer learning", Proceedings of the Korean Society of Computer Information Conference, 30(1), 77-82.
- [3] "TensorFlow Core", (2023, May 30), <https://www.tensorflow.org/tutorials>