

달 위상 분류 시스템

손예진, 최승호*

송실대학교, *광운대학교

whitettong99@gmail.com, *jcn99250@naver.com

Moon Phase Classification System

Yea-Jin Shon, Seung-Ho Choi*

Soongsil Univ., *KwangWoon Univ

요약

기존의 달의 위상을 알려주는 서비스는 시간 정보와 사용자의 위치 정보를 기반으로 실제 달의 관측 정보를 제공한다. 위 서비스에서는 위치 정보와 시간 정보가 있어야지만 달의 위상을 알 수 있다는 문제점이 있다. 본 논문에서는 위치 정보와 시간 정보를 사용하지 않고 오직 달의 모습이 담긴 이미지를 통해 달의 위상을 분류하고 사용자에게 제공하는 시스템을 제안한다. 초승달, 그믐달, 상현달, 하현달, 보름달 5 가지 범주의 데이터를 크롤링을 통해 수집하고 평균, 표준편차를 시각화하여 데이터 분포를 파악했다. 그리고 달 위상 분류를 위한 다수의 모델을 결합하여 하나의 모델로 만들어 성능을 측정하는 방법을 제안한다. 이를 검증하기 위해 7 가지 이미지 분류 모델의 조합을 통해 성능 분석을 진행했다. 또한 이미지 분류 모델의 성능 향상을 위해 5 가지 데이터 증강 기법을 대상으로 비교 실험을 진행했다. 실험 결과 제안한 방법이 달 위상 분류에서 성능이 뛰어남을 확인했다. 또한 데이터 증강 기법을 사용하지 않는 경우가 성능이 가장 높음을 확인했다. 이를 통해, 제안한 달 위상 분류 시스템이 달 위상 분류를 할 수 있음을 확인했다

I. 서론

달은 지구를 중심으로 회전하는 유일한 위성으로, 태양 빛에 반사되어 우리의 눈에 보인다. 따라서 지구와 달의 상대적 위치에 따라 지구에서 관찰되는 달의 모양은 한 달을 주기로 규칙적으로 변하게 된다. 만약 달의 정확한 위상을 알 수 있다면 상대적으로 낮은 음력에 대한 시간적 정보를 파악하기 수월할 것이다. 기존의 달 위상을 알려주는 서비스는 사용자의 위치 정보와 이에 따른 시간 정보를 기반으로 달의 위상 정보를 얻어와 제공한다.[1] 이는 위치 정보와 시간 정보가 있어야지만 달의 위상 정보를 알 수 있는 문제점이 있다. 따라서 본 논문에서는 시간 정보와 위치 정보를 필요로 하지 않고, 촬영 당시 관찰되는 달의 모양 정보만을 이용하여 달의 위상을 예측해 달 위상 정보를 알려주고자 한다. 달의 모양 정보만을 사용하여 위상을 예측하게 되면 추가적인 정보를 사용하지 않아 효율적이며, 자원이 적게 소모된다는 장점이 있다.

본 논문의 공헌도는 다음과 같다. 첫 번째, 사용자가 카메라로 달의 사진을 찍으면 달의 위상을 예측하여 알려주는 시스템을 첫 번째로 제안한다. 두 번째, 여러 모델을 결합해 새로운 구조의 모델을 만드는 방법을 제안하여 달 위상 분류성능을 개선한다. 세 번째, 5 가지 데이터 증강기법을 통해 달 위상을 분류 성능의 영향성을 분석한다.

II. 배경 지식

달의 위상은 한 달을 기준으로 주기적으로 변하며, 위상에 따라 그믐달(Dark moon), 초승달(Crescent moon), 상현달(First quarter moon), 보름달(Full moon), 하현달(Last quarter moon)로 구분할 수 있다. 그믐달은 태양, 달 그리고 지구 순서로 일직선상에 위치하여 지구에서는 달의 어두운 쪽만 보이게 되었을 때 관찰된다. 초승달은 월령 7일 무렵 관찰된다. 상현달은 태양과 달이 이루는 각이 90°가 되어 달의 오른쪽 반이 보이며 관찰된다. 보름달은 월령 15일 무렵 태양, 지구, 그리고 달 순서로 일직선상에 위치하여 지구에서 달의 전면을 볼 수 있을 때 관찰된다. 하현달은 월령 21일 무렵 달의 왼쪽부터 차츰 기울어지면서 관찰된다. 이후 다시

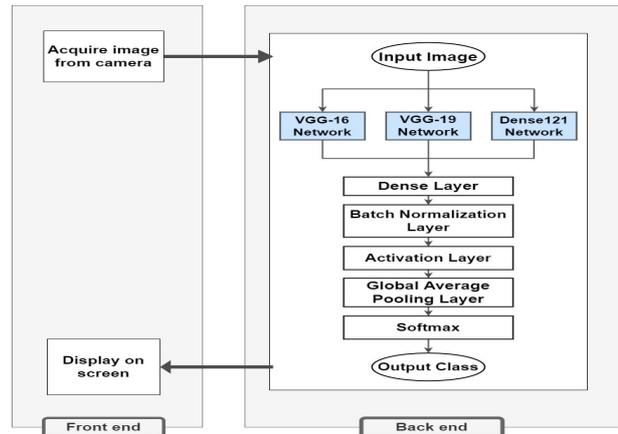


그림 1. 시스템 구성도와 제안 모델

그믐달이 나타나 주기가 반복된다. 이처럼 달은 여러 위상으로 변하는데, 위상에 따라 출몰시각과 하늘 상의 위치도 달라진다.

달의 위상을 분류하기 위해 Visual Geometry Group network-16 (VGG-16), Visual Geometry Group network-19 (VGG-19), 그리고 Densely connected convolutional Network-121 (DenseNet-121)를 사용한다. VGG-16과 VGG-19는 각각 16 개, 19 개의 Layer로 구성되었으며, 네트워크의 깊이가 성능에 미치는 영향을 확인하고자 모든 Convolutional filter의 크기를 3×3으로 고정하여 사용한다.[2],[3] VGG-16과 VGG-19는 다수개의 Convolutional layer를 쌓아 Max pooling을 적용하는 구조를 5 회 반복하고, 3 개의 Fully connected layer를 거쳐 최종적으로 Softmax 함수를 통해 결과를 분류하는 구조를 갖는다. DenseNet-121은 모든 Layer의 Feature map을 이후의 모든 Layer의 Feature map에 연결하며, Dense block과 Transition layer가 반복되는 구조이다. Dense block 내에는 다수의 Convolutional layer가 조밀하게 연결되어 있으며 Transition layer는 Batch normalization, 1×1 convolutional layer, 그리고 2×2

convolutional layer로 구성된다.

III. 제안 방법

그림 1의 Back end 부분에는 제안한 분류 모델의 구조가 나타난다. ImageNet에 대하여 사전 학습된 VGG-16, VGG-19, 그리고 DenseNet121을 다운받아 분류기 부분을 제거하고, 각 모델의 마지막 Layer를 Concatenate 시킨 후 Dense layer, Batch Normalization layer, Rectified Linear Unit (ReLU) layer, 그리고 Global average pooling layer를 추가하여 수집한 달 이미지 데이터에 대하여 전이학습을 진행했다. 실험에 사용한 소스 코드는 다음에서 확인할 수 있다. (https://github.com/shonyejain/Moon_phase_classification_system)

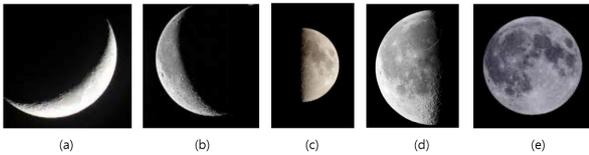


그림 2. 크롤링을 통해 획득된 달 영상. (a) 초승달, (b) 그믐달, (c) 상현달, (d) 하현달, (e) 보름달

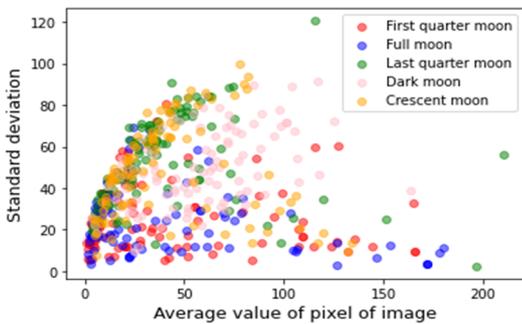


그림 3. 데이터의 평균 및 표준편차를 이용한 데이터 시각화 분석

표 1. 딥러닝 모델을 이용한 달 분류 정량적 분석

Model	Accuracy
VGG-16 [2]	0.91
VGG-19 [2]	0.88
ResNet50 [4]	0.79
Inception V3 [5]	0.75
DenseNet121 [3]	0.83
NasNetLarge [6]	0.65
MobileNetV3Large [7]	0.74
(Our Proposal) VGG16+VGG19 (concatenate weight 0.6 and 0.4)	0.92
(Our Proposal) VGG16+VGG19+DenseNet121	0.98

IV. 실험 결과

그림 2는 5개의 종류의 이미지를 크롤링을 통해 획득한 데이터 샘플이다. 획득한 데이터 수량은 각 클래스별로 100개씩 동일하게 설정하여 실험한다. 획득한 데이터의 분포를 확인하고자 그림 3에서 크롤링을 통해 획득한 데이터를 표준편차와 평균을 이용하여 데이터의 분포를 확인했다. 각 달 모양의 특성보다 유사한 픽셀 값에 따라서 각 달 위상의 데이터가 군집화되어 표현되는 것을 확인했다. 이를 기반으로 달 이미지만으로 달을 판별하고자 표1에서 이미지 분류 딥러닝 알고리즘을 이용하여 분석했다. 본 논문에서 제안한 여러 개의 모델을 불러와서 하나의 모델로 결합하는 방법이 기존 단일 이미지 분류 모델로 성능 내는 것보다 향상되는 것을 확인했

다. 이는 분류하는데 있어 모델의 파라미터 양이 증가됨에 따라서 정확한 달 위상 분류가 가능해 짐으로 추측한다. 본 제안 방법에서의 추가 성능 향상 분석을 위해서 표 2에서 데이터 증강 기법별로 비교하여 달 이미지 분류 성능 분석했다. 다만 데이터 증강 기법이 적용됨에 따라서 테스트 정확도 성능이 떨어지는 것을 보아 데이터 증강 기법이 모델이 학습하는데 혼란만 발생시켜 성능이 다소 감소되는 것을 확인했다.

표 2. 데이터 증강기법에 따른 이미지 분류 성능 정량적 분석

Augmentation method	Accuracy
No apply augmentation method	0.98
Horizontally flip	0.95
Vertically flip	0.94
Convert image to grayscale	0.97
Affine transformation	0.96
Colorjitter transform	0.94

V. 결론

달 이미지를 통해 달의 위상을 분류하는 시스템을 제안했다. 수집한 데이터 셋에 대하여 평균과 표준편차를 시각화하여 데이터 분포를 파악했다. 또한 다수의 모델을 결합해 하나의 모델로 만드는 방법이 성능이 향상됨을 확인했다. 이는 모델의 파라미터 증가에 따른 분류 성능 향상으로 추측한다. 그리고 제안한 구조를 사용하여 5 가지 데이터 증강기법이 성능에 미치는 영향을 실험했다. 분석 결과, 데이터 증강 기법을 적용하지 않는 경우가 성능이 가장 높음을 확인했다. 이는 생성된 데이터가 분류하는데 유의미한 특징을 생성하지 못하면 분류 성능이 다소 떨어짐으로 추측한다. 추후에는 의미론적으로 데이터를 생성하는 새로운 방법을 고안함으로써 분류기의 성능을 향상하고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] M2Catalyst, LLC., "Phases of the moon," 2012. (<https://play.google.com/store/apps/details?id=com.universetoday.moon.free&hl=ko&gl=US>).
- [2] Simonyan, K., and Zisserman, A. "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," in *ICLR*, 2014.
- [3] Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., and Weinberger, K. Q. "Densely connected convolutional networks," in *CVPR*, 2017.
- [4] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. "Deep residual learning for image recognition," in *CVPR*, 2016.
- [5] Szegedy, C. *et al.* "Going deeper with convolution," in *CVPR*, 2015.
- [6] Zoph, B., Vasudevan, V., Shlens, J., and Le, Q. V. "Learning transferable architectures for scalable image recognition," in *CVPR*, 2018.
- [7] Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., Andreetto, M., and Adam, H. "Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications," *arXiv:1704.04861*, 2017.