

초분광 데이터 분석용 인공지능 플랫폼 연구

김거식, 김계은, 김정은, 강현서

한국전자통신연구원 광ICT융합연구실

keosikis@etri.re.kr, kyeeun_kim@etri.re.kr, j.kim@etri.re.kr, hskang87@etri.re.kr

A Study on artificial intelligence platform for analyzing hyperspectral data

Keo Sik Kim, Kyeeun Kim, Jeong Eun Kim, Hyun Seo Kang

Electronics and Telecommunications Research Institute

요약

본 논문은 초분광 데이터 분석을 위한 인공지능 플랫폼에 대한 것으로, 보다 자세하게는 머신러닝/딥러닝 알고리즘을 이용하여 초분광 데이터를 분석하는데 필요한 전처리, 특징 추출, 분류기 학습, 학습데이터 구축 등의 기능이 통합 구현된 소프트웨어 플랫폼에 관한 연구이다. 인공지능 플랫폼은 Python 언어를 기반으로 구현되었으며, 각 기능은 레고블록 방식의 모듈 결합을 통해 동작하게 함으로써 사용자의 기능 확장이 용이하도록 설계하였다.

I. 서론

초분광 이미징은 대상체의 분광 정보와 공간 정보를 동시에 획득하는 기술로, 대상체의 광 특성을 이용하여 상태, 구성, 변이 등에 대한 정보를 이미징한다. 이런 장점을 활용하여 최근에는 식품, 의료/바이오, 환경, 제조 등 다양한 분야에 적용이 시도되고 있다[1]. 초분광 데이터 분석 방법으로는 신경망(neural network), 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM), 군집화(clustering)와 같은 전통적인 머신러닝 기반 알고리즘이 주로 사용되었으나, 최근에는 컴퓨팅 성능 향상과 분석 기술 발전으로 인해 CNN(Convolutional Neural Network), 오토인코더(Auto Encoder, AE), 적대적 생성 네트워크(Generative Adversarial network, GAN)와 같은 딥러닝 기반 학습 알고리즘도 연구되고 있다[2]. 본 논문에서는 현재 개발 중인 인공지능 알고리즘 적용 초분광 데이터 분석 플랫폼의 소스코드 구조 설계와 실제 적용 사례에 대해 서술한다.

II. 초분광 데이터 분석 플랫폼 설계

초분광 데이터 분석 플랫폼은 Python 언어(ver. 3.8)를 기반으로 TensorFlow(ver. 2.4.1), opencv-python(ver. 4.5.1), scikit-learn(ver. 0.24.1), spectral python(ver. 0.22.1) 등의 오픈 소스 라이브러리를 이용하여 구현되었다. 초분광 데이터는 ENVI(ENvironment for Visual Images) 파일 포맷 중 BSQ(Band Sequential) 방식에 따라 저장되며, 데이터 구조는 [columns × rows × channels]이다. 초분광 데이터는 헤더 파일(*.hdr)과 데이터 파일(*.raw)로 각각 저장된다. 데이터 파일에는 3차원 초분광 원본 데이터(cube)가 저장되고, 헤더 파일에는 다음과 같은 메타정보가 저장된다.

- acquisition time: 초분광 데이터 측정 시각
- bands: 분광 밴드수(분광해상도)
- pixels: 라인 당 픽셀수(라인축 공간해상도)
- lines: 초분광 획득 시 라인스캔 횟수(스캔축 공간해상도)
- integration time: 라인스캔 당 노출시간
- DMD_lines/scan: 라인스캔 당 노출된 DMD 라인수
- wavelength: 분광 파장

그림 1은 플랫폼의 프레임워크이다. 플랫폼은 크게 전처리, 분류, 분할/검출 기능이 있으며, 초분광 데이터의 픽셀 단위 분석 알고리즘을 중심으로 구성된다. 전처리 기능은 초분광 데이터 특징 추출 및 차원 감소(decomposition)를 위한 PCA(Principle Component Analysis), LDA(Linear Discriminant Analysis), NCA(Neighborhood Components Analysis)가 구현되어 있으며, 샘플 데이터 정규화를 위한 MSC(Multiplicative Scatter Correction), SNV(Standard Normal Variate)도 구현되어 있으며, 향후 t-SNE(t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding)가 추가될 예정이다. 분류 알고리즘은 지도 학습(supervised learning)인 심층 신경망(Deep Neural Network, DNN)과 SVM 분류기가 구현되어 있으며, 향후 K-means clustering, GAN과 같은 unsupervised learning 알고리즘과 CNN과 같은 딥러닝 알고리즘도 추가 구현할 예정이다. 분할/검출 알고리즘은 향후 Faster R-CNN, YOLO, SSD, RFCN과 같은 다양한 딥러닝 알고리즘을 탑재할 예정이다.

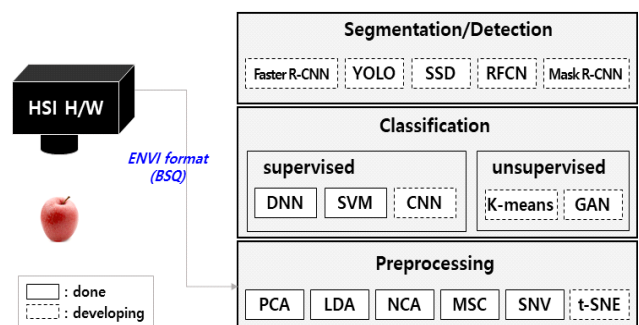


그림 1. 초분광 데이터 분석 플랫폼의 프레임워크

그림 2는 초분광 데이터 분석 플랫폼의 Pseudo code이다. 플랫폼의 주요 기능은 초분광 학습데이터를 이용한 인공지능 모델 학습('train')/재학습('retrain') 및 추론 결과의 시각화('inference')이다. 각 기능은 세부 동작들이 구현된 하부 모듈들을 레고블록 방식의 조합에 의해 최종 구현된다. 학습 과정에서는 학습데이터셋 생성(make_dataset), 모델 학습(train_model), 시각화(show_result) 블록의 조합으로 구현된다. 재학습 과정에서는 기 학습모델 및 데이터셋 갱신(prepare_for_retrain)

블록이 추가된다. 추론 결과 시각화 과정에서는 학습데이터셋 생성 (make_dataset)과 시각화(show_result) 블록의 조합으로 구현된다.

```

Input: cube, data_info, mode, cla_mode, prepg_mode

CASE mode OF
    'train' : sequence_1
    'retrain' : sequence_2
    'inference' : sequence_3
ENDCASE

def sequence_1:
    make_dataset
    train_model
    show_result

def sequence_2:
    make_dataset
    prepare_for_retrain
    train_model
    show_result

def sequence_3:
    make_dataset
    show_result

def make_dataset:
    load cube
    get data from selected area using data_info
    split them to train/valid/test dataset
    return dataset

def train_model:
    preprocess dataset by prepg_mode
    train a model by cla_mode
    return model, prepg_model

def prepare_for_retrain:
    load pre-stored dataset, model, prepg_model
    update dataset (create/append/replace)
    return dataset, model, prepg_model

def show_result:
    show result of inference
    save model, prepg_model
    update dataset

```

그림 2. 초분광 데이터 분석 플랫폼의 Pseudo code

III. 적용 및 향후 연구 계획

그림 3은 상용 초분광 이미징 장치인 B150U (IMEC Int., Belgium)를 이용하여 사과 샘플로부터 수집한 초분광 이미지 데이터를 개발된 플랫폼을 이용하여 분석한 결과이다. 그림 2(a)는 샘플의 RGB 이미지이며, 중앙 부위에 멍(bruise)이 있으나 실화상에서는 잘 드러나지 않았다. 그림 2(b)는 사과의 정상 부위와 손상 부위의 초분광 데이터를 학습데이터셋(train/validation/test dataset)으로 구성한 후, SVM 모델 학습 및 추론을 통해 정상(gray color)/손상(black)/배경(white)으로 각각 분류한 결과이다. 그림 2(c)와 (d)는 각각 PCA와 LDA로 초분광 데이터 전처리 후 SVM으로 추론한 결과이다. 실험 결과 RGB 이미지에서는 잘 드러나지 않는 멍 부위가 초분광 데이터 전처리 및 신경망 추론을 통해 시각적으로 잘 구분될 수 있음을 확인하였다. 각 조건에서 Test dataset의 정확도는 SVM(99.66%), SVM w. PCA(99.79%), SVM w. LDA(98.59%)이었다.

현재 개발된 플랫폼은 픽셀 단위 머신러닝 알고리즘을 중심으로 기능 구현되어 있으나, 분석 성능 향상을 위해 향후 2D-CNN과 같은 패치 단위 알고리즘으로 기능을 확장할 예정이다. 그리고 학습데이터셋이 충분히 확보된다면 이상부위 진단을 위한 End-to-End 방식의 3D-CNN이나 Mask R-CNN(Region-based CNN)과 같은 딥러닝 알고리즘으로 기능을 지속 확장할 계획이다.

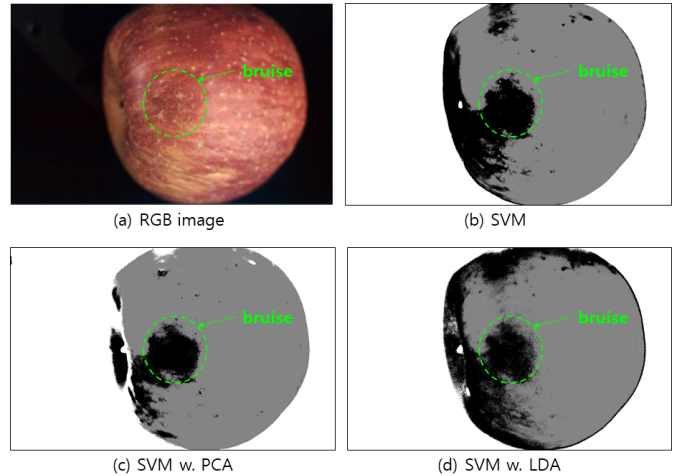


그림 2. 초분광 분석 플랫폼 적용 사례

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 한국전자통신연구원 연구운영지원사업의 일환으로 수행되었음. [21ZK1100, 호남권 지역산업 기반 ICT 융합기술 고도화 지원사업]

참 고 문 헌

- [1] Khan M. J. et al., "Modern Trends in Hyperspectral Image Analysis: A Review," IEEE Access, 6, pp. 14118-14129, 2018.
- [2] Khan U. et. al, "Trends in deep learning for medical hyperspectral image analysis," IEEE Access, 9, pp. 79534-79548, 2021.