

LBP 기법을 이용한 감귤식물류의 흑점병 인식에 관한 연구

이범수, 유동영

홍익대학교 스마트시티도시재생융합과
seop5252@g.hongik.ac.kr, ydy@hongik.ac.kr

A Study on the Detection of Blackspot in Citrus Plants Using LBP

“Bueom-Su LEE”, “Dong-Young Yoo”

Smart City & Urban Regeneration Convergence, Hong-ik University

요 약

최근 한국 여름 기후의 열대화 현상이 급속화 됨에 따라 잦은 장마와 태풍으로 인해 방제 약품이 씻겨나가 방제가 제대로 안되는 경우가 많아졌다. 이는 식물과 작물들이 병해에 약해지는 계기를 만들었다. 따라서 본 논문에서는 그 중 실내 농사가 어려운 감귤에 중점을 잡고 감귤에서 주로 나타나는 흑점 영상 인식에 대한 모델을 제안하였다. HSV 공간으로의 변환과 LBP 기법을 통해 간단하지만 인식률을 높일 수 있는 방안을 마련하고자 했다. 자원과 계산을 효율적으로 사용하기 위해 모델을 간략화 하였으며 추후 스마트팜의 연구에 도움이 될 수 있을 것이라 기대한다.

1. 서론

통계청이 발표한 ‘2020 농림어업 총 조사’에 따르면 농가는 103만 6,000가구로 2015년 대비 4.8%(5만 3,000가구) 감소한 것으로 나타났다. 농가 인구는 231만 7,000명으로 통계집계 이후 처음으로 전체인구에서 4.5%대로 5%대가 붕괴되었다. 고령인구 비중이 42.5%로 2015년에 비해 4.1%가 늘어나 앞으로의 농업 인구 감소는 불가피하다. 일본의 경우 농촌 고령화, 노동력 부족 등의 문제로 농가 소득이 꾸준히 감소하는 추세를 보이고 있는데, 한국도 일본을 따라가는 모습을 보일 가능성이 커 정부는 최근 낙농업의 자동화를 위해 스마트팜에 큰 관심을 보이고 정부의 주도 하에 육성 정책을 펼치고 있다. 이는 스마트팜의 면적을 보면 알 수 있다. 농림축산식품부에 따르면 최근 4년간 정보통신기술(ICT)를 접목한 스마트팜 면적이 두 배 이상 늘고 스마트 축사는 7배 늘어난 것으로 집계되었다. 2020년 스마트팜 보급 면적은 5948ha로 2016년 1912ha 대비 211.1% 증가 하였으며 ICT를 적용한 축사도 430호에서 3463호로 705.6% 늘었다. 이처럼 정부의 주도하에 스마트팜이 늘어나고 있지만 한국의 스마트팜 기자재

업 기술 수준은 선진국에 비해 낮게 평가되고 있다. 농림식품기술기획평가원의 ‘2018 농림식품 기술수준 평가’에 따르면 농림식품 기계·시스템 분야의 기술 수준은 최고 기술 보유국인 미국을 100.0으로 보았을 때 76.6, 융복합기술 분야 농생명 정보·전자부분은 71.5로 후발주자에 속한다. 스마트팜에서 중요한 부분인 센서 기반 기자재 분야는 외국산의 시장 점유율이 대부분이며 센서에 적용되는 알고리즘들 또한 한국에서는 관심이 적은 것이 현실이다.

농림축산식품부의 ‘스마트팜 현황조사 및 성과분석’에 따르면 현재 스마트팜에 적용할 수 있는 작물은 아직 많지 않다. 스마트팜 관련 사업 수혜 농가 606개 중 감귤을 재배하는 곳은 단 1개의 농가뿐이다. 앞으로 많은 스마트팜이 생기기전 제대로 된 Data Set이 필요하며 Data Set을 가지고 어떻게 활용하고 어떤 작물에 무슨 기법을 적용하는 것이 가장 효율적인지 판단해야한다. 이에 본 논문은 감귤 식물의 Data Set을 이용하여 LBP 기법을 적용하기 전 RGB to Grayscale 과 RGB to HSV 변환 뒤 HSV to Grayscale의 경우를 비교하고 LBP 기법을 적용하는 연구를 진행했다.

2. 선행 연구

과일의 색상이 배경과 분명히 다른 일부 과일의 경우 대부분은 색상 특징 기반 분할 알고리즘을 사용하여 과일 대상을 인식했다.[1][2][3][4] 또는 원본 이미지를 HIS, Lab 또는 YCrCb와 같은 다양한 색상 공간에 매핑하여 보다 다양한 색상 특징을 추출했다.[5][6] 하지만 위의 방법들은 과일의 색상이 배경과 비슷하거나 빛의 변화가 복잡한 곳에서는 정확도가 많이 떨어지는 결과가 있었다[7]. 이 점을 보완하기 위해서 질감과 모양의 특징을 기반으로 한 인식 방법이 제안되었다.[8][9][10][12]

Liu et al., 2018은 감귤류 검출을 위한 과일의 모양과 윤곽 정보를 얻기 위해 Cr-Cb 좌표를 사용하여 다중 타원 경계 모델을 구성했다.[9] 이 연구는 색상 특성과 질감, 모양특성을 결합하며 과일 오판에 대한 정확도를 개선했다. 또한 머신러닝이 발달함에 따라 이미지 특징 추출을 위해 심층 신경망(YOLO v3, Faster R-CNN)을 사용하여 높은 인식 성능을 보였다.[13][14][15][16] 하지만 심층 신경망 방식은 비 딥 러닝 방식보다 더 높은 계산 복잡성과 더 큰 스토리지를 요구한다.

Yu et al., 2021의 연구에서는 영상처리로 감지가 어려운 덩굴과일(포도, 리치등) 중 하나인 리치 열매에 대해서 알맞은 모델을 제안하고 있다.[17] 제안된 모델에서 사용된 알고리즘은 HOG, Improved LBP, SVM이다. HOG(Histogram of Oriented Gradients)는 픽셀단위로 SVM에 가중치를 부여하여 물체의 외곽 정보를 잘 묘사하는 기법이다.[18]

Improved LBP는 MB-LBP와 CS-LBP를 결합한 LBP를 뜻한다.[19] Improved LBP는 MB-LBP의 Local성이 약하고 견고성이 높은 이점과 CS-LBP의 회전 불변성이 더 강하다는 강점을 모두 지니고 있다. 자연의 리치 열매를 인식하기 위해서 Yu et al.,2021은 과일과 줄기, 잎 사이의 표면 질감에 대한 연구를 진행하였는데, 녹색 리치 열매 data set에 HOG, Haar-like, Improved LBP를 적용하여 질감의 Recall rate<표 1>를 계산하였다.[17]

용하였을 때 가장 높은 Recall Rate를 보여주었다. 그 중 HOG + Improved LBP가 <표 1>처럼 Recall Rate 0.92로 가장 높은 수치를 나타냈다. 질감 특성과 색상 특성을 결합하여 모델을 구축하면 녹색 열매의 인식 정확도를 크게 향상시킬 수 있다. 하지만 이 논문에서 제안한 모델에서는 근적외선을 이용한다. 근적외선은 빛이 있어야만 존재할 수 있다. 이 연구에서는 근적외선의 구조광 패턴에 의존하여 강한 햇빛 아래에서 depth image와 color image를 kinect v2를 통해 수집하여 RGB-D 이미지를 얻는다. 이러한 구조는 depth image와 color image를 동시에 얻을 수 있기 때문에 효율적인 장점을 가지지만 빛에 의한 변수가 많다는 단점이 존재한다. Yu et al.,2021 연구 결과를 보면 자연 상태의 일부 리치 열매들이 어두운 빛 과 인식하지 못한 색상들 때문에 배경으로 잘못 인식 되는 점을 확인할 수 있다. [17] 본 연구는 Rauf et al.,2019 연구에서 제안된 data set을 이용하여 색상이 확연한 감귤 식물류를 대상으로 RGB to Grayscale 과 RGB to HSV에서 HSV to Grayscale을 적용하였을 때의 2가지 경우를 가지고 LBP 기법을 적용한 뒤 인식에 대한 결과를 알기 위한 연구다.[11]

3. 제안 방법

감귤의 흑점병은 열매가 썩어서 나무에서 떨어지게 만들어 상품으로서의 가치를 소멸시켜 버린다. 최근 한국의 날씨가 여름에는 열대화가 되어가면서 잦은 장맛비와 태풍이 방제 약품을 씻어내며 감귤에 큰 피해를 입히는 병해충 하나다. 흑점병 증상에는 크게 3가지가 있는데 검은 점이 박혀있는 흑점형, 눈물이 흐른 자국같이 형성된 누반형, 검은 딱지가 붙어 있는 니괴형이 있다. 하지만 대부분은 흑점형이 주요 증상이기 때문에 본 논문에서는 흑점형에 대한 인식만 중점으로 진행한다.

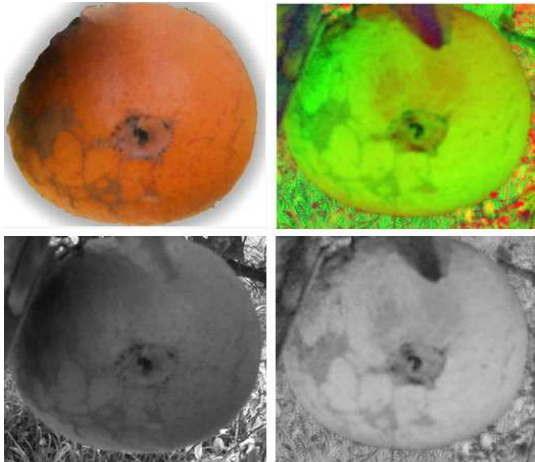
<표 1> 녹색 리치 열매 질감분석 Recall rate

Texture Feature	Improved LBP	HOG	Haar-like	Haar-like + HOG	Haar-like + Improved LBP	HOG + Improved LBP
Recall Rate	0.72	0.8	0.6	0.68	0.64	0.92

data set에 1개의 기법보다 2개의 기법을 같이 사

대부분의 컬러 영상을 처리하기 위해선 RGB 모델을 HSV 모델로 변환하는 과정을 거친다. RGB 이미지는 R, G, B의 값들을 모두 참고해야 하지만 HSV로 변환하게 되면 H(Hue)가 일정한 범위를 가지는 정보를 나타내기 때문에 RGB보다 쉽게 색을 분류할 수 있다.

3.1 연구 과정



<그림 1> RGB와 HSV의 Gray scale 변환

본 논문에서 사용된 감귤 Data set은 건강한 상태, 궤양병, 흑점병 총120개의 이미지로 이뤄져 있으며 우선 감귤 Data set의 RGB 공간을 HSV 공간으로 변환하는 작업을 진행하였다.

변환한 이미지는 Grey scale로 다시 변환 후 LBP 기법을 적용한다. LBP는 임의의 크기 영역을 3X3 블록으로 분할한 뒤 블록평균에 대해 Index를 계산하는 방법이다. 픽셀 단위가 아닌 블록 단위의 LBP를 사용하면 큰 스케일의 텍스처 정보를 추출할 수 있으며 서로 다른 여러 스케일 및 영상 위치에 대해 LBP를 적용하면 하나의 대상에 대해 다양한 특징을 추출할 수 있다.

3.2 연구 결과

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

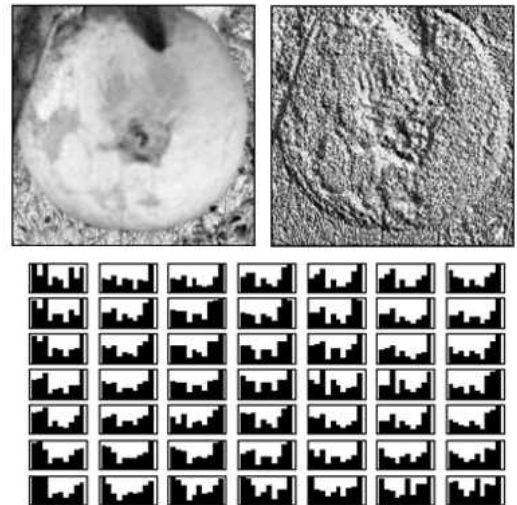
<수식 1> 모델 성능 평가 수식

제안하는 모델에 대한 성능은 재현율(Recall), 정밀도(Precision), 정확도(Accuracy)로 평가한다.

흑점을 예로 들자면 TP(True Positive)는 흑점으로 구별해 놓은 사진 중 흑점으로 잘 인식한 픽셀의 수, TN(True Negative)는 흑점외의 것으로 구별해 놓은 사진 중 흑점외의 것으로 잘 구별된 사진의 픽셀 수, FP(False Positive)는 흑점으로 구별해 놓은 사진 중 흑점 외의 것으로 인식한 픽셀의 수, FN(False Negative)는 흑점외의 것으로 구별해 놓은 사진 중 흑점으로 구별한 픽셀 수를 의미한다.

RGB to Gray로 변환한 뒤 LBP를 적용할 경우 Accuracy의 수치는 0.54로 계산되었으며, RGB to HSV로 변환한 뒤 Gray scale을 적용하고 LBP를 적용하면 Accuracy는 0.68의 수치가 도출되었다.

흑점병에 해당하는 픽셀의 Gray 값은 26~68의 범위 값을 보였다. RGB에서 바로 Gray scale을 적용하게 되면 명암 값에 따른 오차가 크게 나타났으며 HSV에서 Gray scale로 적용하게 되면 명암에 따른 오차 값이 줄어들어 RGB to Gray보다 비교적 높은 Accuracy값을 보여줬다.



<그림 2> LBP 적용 후 Histogram

4. 결론

본 연구에서는 정부가 주도하여 스마트팜을 확산시키려는 상황에 맞춰 스마트팜에서 주로 재배될 작물중 하나인 감귤식물류의 흑점병 영상 인식에 대하여 연구를 진행하였다. 영상 인식을 위한 기초 작업 및 LBP의 성능 평가를 실행하였을 때 RGB to HSV에서 Gray scale로 변환하였을 때 비교적 더 높은 Accuracy 수치를 보여줬지만 Recall과 Precision의 경우 Trade-off 관계에 있어 적절한 임

계값을 찾지 못했다. 앞으로 여러 가지 기법들을 적용하여 성능을 더 끌어올릴 방안에 대하여 연구가 진행 될 것이다.

이 논문은 2021년도 홍익대학교의 ‘지역특화형 스마트시티 전문대학원 구축 사업’의 지원을 받아 수행된 결과입니다.

참고문헌

- [1] Fu, Longsheng, et al. "Color based classification for berries of Japanese Blue Honeysuckle." *International Journal of Food Engineering* 7.4 (2011).
- [2] Fu, Longsheng, et al. "A novel image processing algorithm to separate linearly clustered kiwifruits." *Biosystems Engineering* 183 (2019): 184-195.
- [3] Liu, Xiaoyang, et al. "A method of segmenting apples at night based on color and position information." *Computers and Electronics in Agriculture* 122 (2016): 118-123.
- [4] Zhao, Yuanshen, et al. "Detecting tomatoes in greenhouse scenes by combining AdaBoost classifier and colour analysis." *Biosystems Engineering* 148 (2016): 127-137.
- [5] Mafakheri, A., et al. "Effect of drought stress and subsequent recovery on protein, carbohydrate contents, catalase and peroxidase activities in three chickpea ('Cicer arietinum') cultivars." *Australian Journal of Crop Science* 5.10 (2011): 1255-1260.
- [6] Yin, Hongpeng, et al. "Ripe tomato recognition and localization for a tomato harvesting robotic system." *2009 International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition*. IEEE, 2009.
- [7] Wang, Chenglin, et al. "Localisation of litchi in an unstructured environment using binocular stereo vision." *Biosystems Engineering* 145 (2016): 39-51.
- [8] Barnea, Ehud, Rotem Mairon, and Ohad Ben-Shahar. "Colour-agnostic shape-based 3D fruit detection for crop harvesting robots." *Biosystems Engineering* 146 (2016): 57-70.
- [9] Liu, Tian-Hu, et al. "Detection of citrus fruit and tree trunks in natural environments using a multi-elliptical boundary model." *Computers in Industry* 99 (2018): 9-16.
- [10] Qureshi, W. S., et al. "Machine vision for counting fruit on mango tree canopies." *Precision Agriculture* 18.2 (2017): 224-244.
- [11] Rauf, Hafiz Tayyab, et al. "A citrus fruits and leaves dataset for detection and classification of citrus diseases through machine learning." *Data in brief* 26 (2019): 104340.
- [12] Lu, Jun, and Nong Sang. "Detecting citrus fruits and occlusion recovery under natural illumination conditions." *Computers and Electronics in Agriculture* 110 (2015): 121-130.
- [13] Bargoti, Suchet, and James P. Underwood. "Image segmentation for fruit detection and yield estimation in apple orchards." *Journal of Field Robotics* 34.6 (2017): 1039-1060.
- [14] Sa, Inkyu, et al. "Deepfruits: A fruit detection system using deep neural networks." *sensors* 16.8 (2016): 1222.
- [15] Liang, Cuixiao, et al. "A visual detection method for nighttime litchi fruits and fruiting stems." *Computers and Electronics in Agriculture* 169 (2020): 105192.
- [16] Apolo-Apolo, O. E., et al. "Deep learning techniques for estimation of the yield and size of citrus fruits using a UAV." *European Journal of Agronomy* 115 (2020): 126030.
- [17] Yu, Lianyi, et al. "A litchi fruit recognition method in a natural environment using RGB-D images." *Biosystems Engineering* 204 (2021): 50-63.
- [18] Dalal, Navneet, and Bill Triggs. "Histograms of oriented gradients for human detection." *2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05)*. Vol. 1. Ieee, 2005.
- [19] Ojala, Timo, et al. "Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns." *Lecture Notes in Computer Science*, sv (1842): 404-420.