

스마트팜 피노믹스 시스템에서의 식물 질병 검출 알고리즘

박관익 *심규동 **백정현 ***이상화 ****박종일¹

한양대학교 **㈜케이엠씨로보틱스 ***서울대학교

{qkrrhksdlr, kdsim, jipark}@hanyang.ac.kr **jhbaik@kmcrobot.com ***lsh529@snu.ac.kr

Plant Diseases Detection Algorithm in Smart Farm Phenomics System

Gwanlk Park *Kyudong Sim **Jeonghyun Baek ***Sanghwa Lee ****Jong-Il Park

Hanyang University **KMCROBOTICS INC ***Seoul National University

요 약

스마트팜 피노믹스 시스템은 재배하는 식물의 성장조건에 맞게 생육 환경을 일정하게 유지하고 관리하는 장치이지만, 그럼에도 불구하고 식물의 질병은 여러 가지 이유로 발생할 수 있다. 본 논문에서는 스마트팜 피노믹스 시스템에서 Mean Shift Segmentation 을 통한 식물의 질병을 자동으로 검출하는 식물 질병 검출 알고리즘을 제안한다. 식물의 질병 정도가 임의의 임계값을 넘을 경우, 해당 식물을 질병의 정도가 심한 식물로 판별하고, 적절한 수확시기를 결정하여 더 나은 상품성을 가진 식물을 재배할 수 있는 방법을 제시한다. 또한 식물의 질병이 급격하게 심해지는 기간을 확인하여 인간의 개입 없이 완전히 자동화된 시스템으로 더욱 세심하고 효율적인 식물 재배를 가능하게 함을 제시한다. 본 논문에서는 아이스버그(양상추)에 대한 재배 환경을 구축하여 성장 기간에 아이스버그에 발생하는 질병인 틱번 현상을 검출하는 실험을 진행하였다. 본 논문에서 제안한 방법은 다른 종류의 다양한 식물에서도 질병 검출이 가능하며, 스마트팜 피노믹스 시스템에서 질병 검출의 자동화를 위한 한 가지 방법으로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서론

최근 ICT 기술과 인공지능 기술의 발전으로, 스마트팜 피노믹스 시스템에서 식물을 재배할 때 생육 환경을 정확하게 설정하거나 생육 정보를 실시간 영상으로 모니터링할 수 있다[1]. 하지만 이런 일정한 환경에서도 식물에 질병이 생길 수 있기 때문에, 우수한 상품성을 위해 질병이 발생한 식물을 초기에 잘 찾아내고, 적절한 수확시기를 결정하는 것이 중요하다. 따라서 질병의 발생 유무와 질병의 정도 등을 일일이 확인해야 하는데, 현재의 스마트팜 피노믹스 시스템에서는 직간접적인 모니터링을 통해 식물의 질병을 검출하고 있다. 만일 딥러닝 기반의 기술로 식물의 질병을 검출하려면 많은 데이터셋과 라벨링이 필요하고, 대상 식물종이 변경되면 그 유형이 크게 달라지기 때문에 다시

데이터셋을 확보해야 하는 등의 비용이 많이 들게 된다[2]. 또한, 식물의 표면은 구불구불하고 광택이 많아 정반사(specular reflection)하는 성질이 많고, 식물이 성장하면서 형태가 변하기 때문에 딥러닝 기반으로 식물의 특징을 추출하기란 쉽지 않다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 Mean Shift Segmentation을 사용하여 스마트팜 피노믹스 시스템에서 식물의 질병을 자동으로 검출하는 알고리즘을 제안한다. 위 알고리즘을 통해 검출된 질병의 정도가 일정한 값을 넘는 식물을 검출할 수 있고, 이를 통해 질병에 많이 노출된 식물을 분류하여 보다 높은 상품성을 유지할 수 있다. 또한, 식물의 질병이 급격하게 증가하는 시점을 찾을 수 있기 때문에 사람의 직접적인 개입 없이도 해당 시점에 특별한 관리를 통해 더욱 빠르고 효율성

¹ 교신저자

있게 식물을 재배할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 본 논문에서 실험을 위하여 구축한 스마트팜 시스템과 대상 작물인 아이스버그에 대하여 소개한다. 3절에서는 Mean Shift Clustering 기반의 잎채소의 질병 검출 기법을 자세하게 설명하고, 4절에서는 실험 결과를 제시한다. 끝으로 5절에서는 본 논문에 대한 결론으로 마무리를 한다.

2. 스마트팜 시스템

2.1 재배 식물

본 논문 실험에 사용된 식물은 아이스버그로, 양상추의 한 종류이며 결구형 상추이다. 아이스버그는 정식 후 양액의 pH 값이 산성화됨에 따라 뿌리가 상하기 시작하고 양액과 섞이게 되어, pH 값이 더 떨어지는 약순환을 통해 양액의 흡수를 방해하여 잎의 증산작용을 일으킨다. 이 때문에, 칼슘 부족으로 인한 잎 끝부분이 타들어 가고 갈색으로 변질하는 틱번 현상이 발생한다[3]. 이처럼 밀폐된 스마트팜 환경에서 수경재배를 통한 결구상추의 재배는 노지와 같은 크기의 결구 상태를 가질 때까지 기다리면 뿌리의 수명이 빨리 끝나 틱번 현상이 발생해 상품성이 떨어지므로, 틱번이 시작하려는 시점의 pH 이상상태를 감지하고 수확시기를 결정하여 스마트팜 환경에서 상품성을 확보하는 것이 중요하다.

2.2 스마트팜 피노믹스 시스템 환경

스마트팜은 주야에 상관없이 온도와 습도를 각각 육모시 22°C와 80%, 정식 후 3주간은 20°C와 80%, 3주 이후부터 결구시기까지는 18°C와 80%로 유지한다. 스마트팜 내부의 9평 3층의 공간에 총 72개의 60x60cm 아이스버그 재배 베드가 배치되어있다. 본 논문의 식물 질병 검출에 사용된 아이스버그 재배 베드는 총 2개이며, 정식 날인 2022년 2월 18일부터 2주 후인 3월 6일부터 4월 4일까지 총 4주간의 아이스버그 상부 이미지를 로봇으로 매일 1회씩 자동 촬영하여 데이터셋을 확보했다.



그림 1. 스마트팜 피노믹스 시스템의 내부 전경

3. 질병 검출 방법

그림2는 본 논문에서 제안하는 식물 질병 검출 알고리즘의 전반적인 파이프라인을 보여준다. 각기 다른 날짜의 식물 이미지를 입력 이미지로 사용하여 식물 질병 검출 알고리즘을 거치면, 해당 식물에서 검출된 질병 영역에 대한 이진 마스크(binary mask)가 결과 이미지로 생성된다. 각각의 시퀀스를 거치고 나온 결과값으로 질병 정도를 파악할 수 있으며, 최종적으로 질병의 정도가 심해지는 시기를 유추할 수 있다.

3.1 식물 이미지 밝기 보정

스마트팜 피노믹스 시스템에서 시간이 지남에 따라 식물의 높이가 점차 변하기 때문에 날짜마다 획득한 식물 이미지들은 각기 다른 밝기 값을 가지게 된다. 이런 환경에서 질병을 검출하는 것은 어렵기 때문에, 더욱 정확한 질병 검출을 위해 식물의 RGB 값을 이용한 밝기 보정으로 전처리 작업을 진행한다[4]. 먼저, 재배 베드 바닥을 제외한 식물 영역만을 획득해야 하는데, 식물의 표면 특성상 빛을 직광으로 받게 되면 정반사된 부분이 생겨서 질병 검출에 어려움을 줄 수 있으므로, RGB 임계값 처리를 통해 정반사된 부분을 제외하고 분할된 식물 이미지를 획득한다. 이후, 질병이 가장 많이 발생한 마지막 재배 날짜를 기준으로 이미지의 RGB 평균값을 취득하고 이를 통해 나머지 날짜에 해당하는 이미지들의 RGB 평균값을 보정한다.

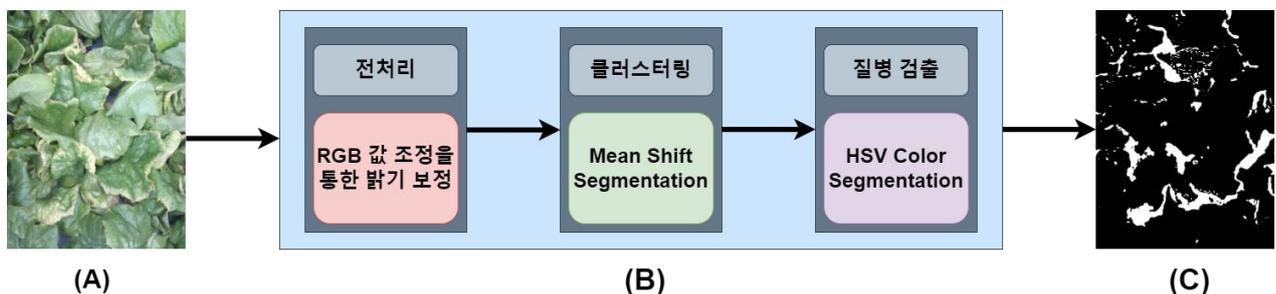


그림 2. 식물 질병 검출 알고리즘 파이프라인

(A) 식물 원본 이미지 (B) 식물 질병 검출 알고리즘 (C) 식물 질병 영역 이진 마스크



그림 3. 각각 다른 날짜의 식물 밝기 값 보정 결과
(A) 원본 식물 이미지
(B) 밝기 보정 결과 이미지

3.2 Mean Shift Segmentation

대부분의 식물은 초록색 계열의 색을 지니지만, 식물마다 발생하는 질병은 노란색, 흰색, 갈색 등 다양한 색상을 띄게 된다. 또한 식물은 각기 다양한 질감을 가지는데, 이러한 이유 때문에 곧바로 분할하여 질병을 검출하기란 쉽지 않다. 따라서 본 논문에서는 Mean Shift Segmentation 방법을 사용하여 식물에서 같은 색을 띠는 질병 부분을 하나의 색으로 클러스터링하여 최종적으로 질병을 검출하는 방법을 제시한다[5]. Mean Shift Segmentation은 총 두 개의 프로세스로 구성되는데, 먼저 이미지의 모든 점에 대해 중심점(mode point)을 찾는 Mean Shift Filtering과 해당 중심점을 클러스터링하여 유사한 영역을 병합하는 영역 확장(region growing)으로 진행된다. Filtering을 위해 이미지의 모든 점은 5차원의 점인 $[R, G, B, x, y]$ 로 간주하며, 이미지 속 한 점을 기준으로 공간적 특징 공간에 있는 공간 대역폭(space bandwidth) 내에서 중심점까지의 모든 점의 색상 거리(color distance)를 계산한다. 색상 거리가 RGB 색 공간에 있는 색상 대역폭(color bandwidth) 내의 모든 점에 대해 중심점에 대한 이동 벡터(shift vector)를 계산하고 이를 중심점에 더하여 중심점을 이동시킨다. 중심점이 더 이상 이동하지 않을 때까지 위의 단계를 반복하고 원래의 점에 색상을 할당하여 해당 클러스터에 속하게 된다. 최종적으로 Flood Fill 알고리즘을 사용하여 유사한 영역을 병합하는 영역 확장을 수행한다.

3.3 HSV Color Segmentation

식물 질병을 검출하기 위해 앞서 Mean Shift Segmentation된 결과 이미지를 HSV 색 공간으로 변환한 후, 질병 부분에 해당하는 색상(hue) 값과 채도(saturation) 값의 임의의 범위를

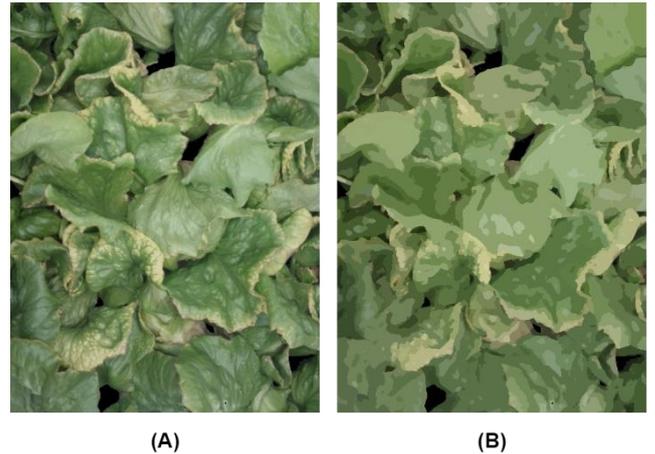


그림 4. Mean Shift Segmentation 수행 결과
(A) 밝기 보정 결과 이미지
(B) Mean Shift Segmentation 결과 이미지

정해 HSV Color Segmentation을 수행하여 최종적으로 식물 질병이 검출된 이진 마스크를 생성한다[6]. 이진 마스크의 경우, 보다 빠르고 정확한 질병 검출을 위해 모폴로지(morphology) 영상 처리 기법의 열림 연산(opening)을 통해 매우 작은 크기로 검출된 노이즈 형태의 질병 부분은 제거하여 사용한다[7].

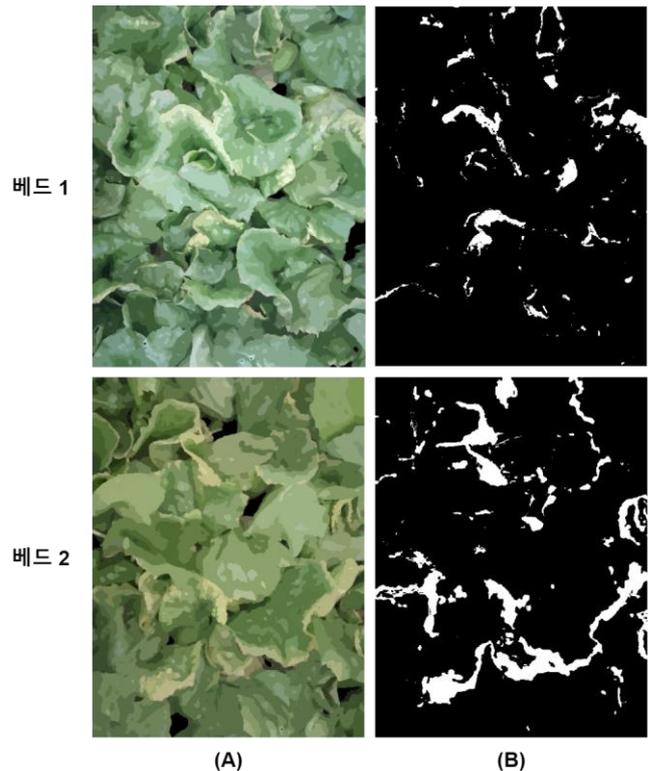


그림 5. 각각 다른 베드의 질병 영역 검출 결과
(A) Mean Shift Segmentation 결과 이미지
(B) HSV Color Segmentation 결과 이미지

4. 검출 결과 및 분석

본 논문의 실험에서는 재배 베드에서 바닥을 제외하여 분할된 식물만이 존재하는 영역과 질병이 검출된 영역의 픽셀 비율로서 식물 질병의 정도를 정의한다. 각 재배 베드에서 질병 수치가 이전 날짜보다 2배 이상 증가하는 처음 날짜를 자동으로 임계값으로 설정하고, 해당 임계값을 임의의 날만큼 연속해서 넘길 경우 식물의 질병 정도가 심해서 적절한 조치가 필요한 상황임을 알려준다. 베드1과 베드2에서 탐번 현상이 급격하게 증가하는 시점은 각각 3월 22일과 3월 21일로, 전날 대비 탐번 현상 검출 정도가 각각 약 2.13배, 2.54배 증가했다. 이를 통해 본 논문의 실험 정식날인 2월 18일부터 총 6주간의 생육 과정 중 4주 차부터 아이스버그의 탐번 현상이 급증하는 것과 일치하는 것을 알 수 있다. 이처럼 식물 질병 검출 알고리즘을 통해 질병이 급격하게 증가하는 시점을 감지할 수 있고, 이를 통해 스마트팜 피노믹스 시스템에서 식물 재배 시 높은 상품성을 확보할 수 있음을 보여준다.

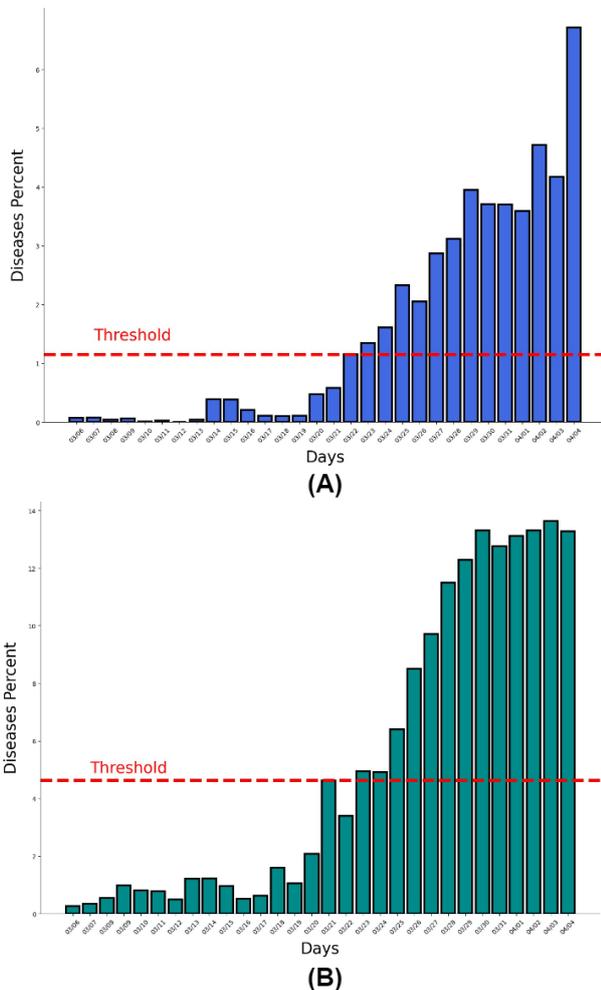


그림 6. 시간의 변화에 따른 탐번 현상 검출 정도
 x 축 : 날짜 y 축 : 질병 검출 정도
 (A) 재배 베드 1 (B) 재배 베드 2

5. 결론

본 논문에서는 스마트팜 피노믹스 시스템에서 식물의 질병을 검출하는 식물 질병 검출 알고리즘을 제안하였다. 본 실험의 데이터셋인 아이스버그에 대해 높은 정확도로 탐번 현상을 검출했으며, 해당 방법론을 통해 효율적인 식물의 질병 검출이 가능함을 보여주었다. 게다가 식물의 질병이 급증하는 시점을 정확하게 예측할 수 있기 때문에, 이를 통해 질병 발생 초기에 적절한 조치를 함으로써 높은 상품성을 보존할 수 있음을 보여준다. 또한, 차후에 유사한 잎식물을 재배할 때 별다른 학습 없이 제안한 기법을 그대로 적용할 수 있기 때문에, 별도의 추가 학습 데이터 없이도 다양한 식물 대상에 대하여 활용할 수 있다. 본 논문에서 제안하는 식물 질병 검출 알고리즘을 통해 데이터셋이 적은 환경에서도 효과적으로 질병을 검출할 수 있으므로, 본 논문에서의 실험보다 훨씬 많은 표본의 재배 베드를 데이터셋으로 사용하여 질병을 검출한다면 더욱 정확하게 시점을 예측할 수 있을 것으로 파악된다. 또한 제안된 식물 질병 검출 알고리즘은 아이스버그와 같은 결구상추뿐만 아니라 다른 종류의 다양한 식물에도 적용할 수 있으므로, 다른 클래스의 식물에서도 질병 검출 알고리즘을 활용한 더 활발한 연구가 필요하다.

감사의 글

이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 ICT R&D 지원을 받아 수행된 연구임. (No.2021-0-00917, 식물 성장 영상 정보를 이용한 식물공장 피노믹스 시스템)

참고문헌

[1] Krintz, C., Wolski, R., Golubovic, N., Lampel, B., Kulkarni, V., Sethuramasamyraja, B., ... & Liu, B. (2016, August). SmartFarm: Improving agriculture sustainability using modern information technology. In KDD Workshop on Data Science for Food, Energy, and Water.

[2] Balducci, F., Impedovo, D., & Pirlo, G. (2018). Machine learning applications on agricultural datasets for smart farm enhancement. *Machines*, 6(3), 38.

[3] Cantwell, M., & Suslow, T. (2001). Lettuce: crisphead or Iceberg. Recommendations for Maintaining Postharvest Quality (<http://postharvest.ucdavis.edu/Produce/ProduceFacts/Veg/lettuce.html>).

[4] Lam, H. K., Au, O. C., & Wong, C. W. (2004, May). Automatic white balancing using luminance component and standard deviation of RGB components [image preprocessing]. In 2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (Vol. 3, pp. iii-493). IEEE.

[5] Comaniciu, D., & Meer, P. (2002). Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(5), 603-619.

[6] Sural, S., Qian, G., & Pramanik, S. (2002, September). Segmentation and histogram generation using the HSV color space for image retrieval. In Proceedings. International Conference on Image Processing (Vol. 2, pp. II-II). IEEE.

[7] Haralick, R. M., Sternberg, S. R., & Zhuang, X. (1987). Image analysis using mathematical morphology. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (4), 532-550.