

그라디언트 강도와 영상 명도를 이용한 노지 농작업 모니터링 방법

박근호*, 정성환*

*전자부품연구원

e-mail: khpark0224, shjeong@keti.re.kr

Monitoring Method of Outdoor Farm Working Using Gradient Magnitude and Image Intensity

Keunho Park*, Sunghwan Jeong*

*Korea Electronics Technology Institute

요약

과거 국내·외 농산물의 먹거리 안전을 확보하기 위해 수확 후 농산물에 대하여 작물별 농약 잔류 기준을 설정해 왔으나 다양한 농약의 개발과 이의 사용이 증가 됨에 따라 잔류 기준이 없는 농약에 대한 안전관리 강화방안 요구가 증대되었다. 2019년부터 시행된 PLS(농약 허용 물질 관리 제도)는 미등록 농약을 사용하여 농산물 재배 시 잔류 농약이 0.01ppm을 넘을 경우 농산물을 사실상 폐기처분 시키는 제도이기 때문에 농민들의 주의가 요구된다. 하지만 농촌사회가 고령화됨에 따라 이와 같은 새로운 제도의 시행 내용을 교육한다고 하더라도 현장에서의 실질적인 이행이 힘들게 현실이다. 본 논문에서는 비전 기술을 기반으로 노지 농작업을 모니터링하는 연구를 수행하였다. 그라디언트 강도와 영상 명도를 이용하여 작물관리와 농약 살포를 구분하였으며 이 기술을 농약 살포 횟수, 출하 전 마지막 살포일 등을 기록하는데 적용할 수 있다. 실험결과 ‘농약 살포’, ‘작물관리’, 그리고 ‘무고’를 범주로 한 124개의 동영상 대상실험에서 평균 F1-score 98.21의 결과를 내었다.

1. 서론

과거 국내·외 농산물의 먹거리 안전을 확보하기 위해 수확 후 농산물에 대하여 작물별 농약 잔류 기준을 설정해 왔으나 다양한 농약의 개발과 이의 사용이 증가 됨에 따라 잔류 기준이 없는 농약에 대한 안전관리 강화방안 요구가 증대되었다. 이에 식약처에서는 2019년 1월 1일부터 잔류허용기준이 없는 경우 작물에 일률기준을 적용하는 ‘농약 허용 물질 관리 제도 (PLS, positive list system)’를 도입·시행하였다[1]. 이 제도는 미등록 농약을 사용하여 농산물 재배 시 잔류 농약이 0.01ppm을 넘을 경우 농민이 힘들게 생산한 농산물이 출하연기, 폐기, 과태료 부가 등의 불이익을 받을 수 있기 때문에 농민들의 주의가 요구된다. 하지만 농촌사회가 고령화됨에 따라 이와 같은 새로운 제도의 시행 내용을 교육한다고 하더라도 실질적인 이행이 힘들게 현실이다[2]. 따라서 PLS를 준수하고 농민들의 피해를 최소화하기 위해서는 농약 살포, 작물관리 등의 농작업을 모니터링하고 이를 바탕으로 농약 살포 횟수, 출하 전 마지막 살포일 등을 기록하여 농민들에게 피드백하는 시스템의 개발이 필요하다.

이에 본 논문에서는 비전 기술인 그라디언트 강도(gradient magnitude)와 영상 명도(image intensity)를 이용하여 작물관

리와 농약 살포를 구분하였으며 이 기술을 농약 살포 횟수, 출하 전 마지막 살포일 등을 기록하는데 적용할 수 있다.

2. 본론

본 논문에서는 비전 기술을 기반으로 노지 농작업을 모니터링하는 연구를 수행하였다. 노지 농작업을 모니터링하기 위해 본 논문에서는 노지 농작업 동영상을 표 1과 같이 세 가지로 분류하였다. ‘농약 살포’는 노지 논밭에 액상형 농약을 농약 살포기를 이용하여 살포하는 작업이다. 작업의 특징은 작업 수행 시 배경과 분류되는 흰색 연무가 영상에 나타난다. ‘작물관리’는 농민이나 농기계가 논밭의 상태를 확인한다거나 논밭에 비료를 주는 상황 등을 말한다. 작업의 특징은 작업 수행 시 배경과 분류되는 객체가 영상에 나타난다. ‘무고’는 논밭에 어떠한 상황도 발생하지 않는 경우이며 농작물이 바람에 흩날리는 등의 미세한 움직임만이 영상에 나타난다. 표 1에서 두 번째 열에 있는 영상들은 각 노지 농작업 모니터링을 위해 촬영된 노지의 상황을 나타낸다. 표 1에서 세 번째 열에 있는 영상들은 표 1의 두 번째 열에 있는 영상들의 노지 농작업 상태를 시각화한 영상들이다.

[표 1] 농작업 분류예시

| 분류 | 원본 영상 | 농작업 인식 영상 |
|-------|-------|-----------|
| 농약 살포 | | |
| 작물 관리 | | |
| 무고 | | |

본 논문에서 노지 농작업 모니터링을 평가하기 위해서 전북 남원시 이백면의 양파농장에서 동영상을 취득하였다. 농장에서 2020년 3월 초에 한 대의 CCTV에서 이틀간 다양한 아침, 낮, 저녁 시간대 등에서 촬영을 실시하였으며, 재생시간 4시간 54분 17초 동안 동영상을 취득하였다. 취득한 동영상을 편집하여 세 가지 분류별로 ‘농약 살포’ 54개, ‘작물관리’ 50개, 그리고 ‘무고’ 20개의 샘플 데이터를 만들어 노지 농작업 모니터링을 평가하는데 사용하였다. 표 2는 노지 농작업 모니터링 실험에 사용된 동영상 샘플 데이터의 정보를 나타낸다. 분류별 재생시간의 합은 ‘농약 살포’의 경우 12분 36초, ‘작물관리’의 경우 11분 40초, ‘무고’의 경우 4분 40초로 샘플 데이터 전체의 재생시간은 28분 56초이다.

[표 2] 실험에 사용된 동영상 샘플 데이터의 정보

| 분류 | 파일 이름 | 재생 시간 | 프레임 수(개) |
|-------|---------------------------------------|---------|----------|
| 농약 살포 | farm_working_20200306_pesticide01.mp4 | 14초 | 826 |
| | farm_working_20200306_pesticide02.mp4 | 14초 | 826 |
| | farm_working_20200306_pesticide03.mp4 | 14초 | 826 |
| | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| | farm_working_20200306_pesticide54.mp4 | 14초 | 826 |
| | 합계 | 12분 36초 | 44,604 |
| 작물 관리 | farm_working_20200306_manage01.mp4 | 14초 | 826 |
| | farm_working_20200306_manage02.mp4 | 14초 | 826 |
| | farm_working_20200306_manage03.mp4 | 14초 | 826 |
| | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| | farm_working_20200306_manage50.mp4 | 14초 | 826 |
| | 합계 | 11분 40초 | 41,300 |
| 무고 | farm_working_20200306_none01.mp4 | 14초 | 826 |
| | farm_working_20200306_none02.mp4 | 14초 | 826 |
| | farm_working_20200306_none03.mp4 | 14초 | 826 |
| | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| | farm_working_20200306_none20.mp4 | 14초 | 826 |
| | 합계 | 4분 40초 | 16,520 |
| | 총합 | 28분 56초 | 102,424 |

본 논문에서는 그라디언트 강도(gradient magnitude)와 영상 명도(image intensity)를 이용하여 ‘농약 살포(pesticide)’, ‘작물관리(management)’, 그리고 ‘무고(none)’ 세 가지 종류의 노지 농작업(outdoor farm working)을 분류하였다.

$$OFW = \begin{cases} \text{none,} & \text{if } S \geq th_S \\ \text{pesticide,} & \text{if } GM < th_{GM} \text{ and } I \geq th_I \\ \text{management,} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

식 (1)에서 OFW는 노지 농작업, S는 객체 크기, th_S 는 객체 크기의 임계값, GM은 그라디언트 강도, th_{GM} 은 그라디언트 강도의 임계값, I는 영상 명도, 그리고 th_I 는 영상 명도의 임계값을 나타낸다.

그라디언트 강도[3]는 영상의 에지(edge)의 크기를 수치화한 값으로 수평 에지와 수직 에지의 크기의 유클리디언 거리(Euclidean distance)를 나타내며 수식은 다음과 같다.

$$G_x = \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * A \quad (2)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * A \quad (3)$$

$$GM = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4)$$

식 (2)와 (3)에서 A는 그라디언트 강도를 구하고자 하는 화소 위치를 중심으로 하는 3×3 크기의 영상 값이다. 식 (2)에서 G_x 는 수평 에지의 크기, G_y 는 수직 에지의 크기를 나타낸다.

영상 명도[4]는 영상의 빨간(R), 녹색(G), 파란(B) 채널의 값의 평균값으로 수식은 아래와 같다.

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (5)$$

본 논문에서 노지 농작업을 분류하기 위해 먼저 배경영상을 구성하여 현재 프레임에서 객체의 위치를 검출한다. 검출된 객체는 작물관리를 위해 논밭을 순행하는 농민 또는 농기계, 살포된 농약 연무, 그리고 기타로 분류할 수 있다. 우선 검출된 객체의 크기가 객체 크기 임계값 보다 작으면 ‘무고’로 분류된다. 농약 연무의 경우 객체의 명도가 높으며, 평평한 질감을 가지고 있다. 따라서 그라디언트 강도가 정해진 그라디언트 강도 임계값 미만이고, 영상 명도가 영상 명도 임계값 이상일 때 객체를 농약 연무로 분류할 수 있다. 따라서 이러한 상황은 ‘농약 살포’로 분류된다. 그리고 나머지 조건의 객체는 농민 또는 농기구임을 가정할 수 있기 때문에 ‘작물관리’로 분류된다.

표 3은 실험결과의 혼돈 행렬(confusion matrix)[5]을 나타낸다. 실험결과 ‘농약 살포’ 샘플의 경우 54개의 샘플 중 53개 샘플은 ‘농약 살포’로 정 분류하였으나 1개의 샘플을 ‘작물관리’라고 오 분류하였다. ‘작물관리’ 샘플의 경우 50개의 샘플 중 49개의 샘플은 ‘작물관리’로 정 분류하였으나 1개의 샘플을 ‘무고’로 오 분류하였다. ‘무고’ 샘플의 경우 20개의 샘플 중 20개 샘플 모두 ‘무고’라고 정 분류하였다.

[표 3] 농작업 분류 실험결과와 혼돈행렬

| 분류결과 \ 실제 값 | 농약 살포 | 작물관리 | 무고 |
|-------------|-------|------|----|
| 농약 살포 | 53 | 1 | 0 |
| 작물관리 | 0 | 49 | 1 |
| 무고 | 0 | 0 | 20 |

실험결과를 바탕으로 분류성능평가지표를 계산한 결과는 표 4와 같다. 분류성능평가지표는 정밀도(precision), 재현율(recall), 그리고 F1-score 세 가지를 사용하였고 각 평가지표의 수식은 다음과 같다[6].

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$F1 - \text{score} = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (8)$$

식 (6)와 식 (7)에서 TP는 참양성, FP는 거짓양성, 그리고 FN은 거짓음성을 나타낸다.

‘농약 살포’ 샘플은 정밀도 100, 재현율 98.15으로 F1-score 99.07의 결과를 내었고, ‘작물관리’ 샘플은 정밀도 98, 재현율 98으로 F1-score 98의 결과를 내었고, ‘무고’ 샘플은 정밀도 95.24, 재현율 100으로 F1-score 97.56의 결과를 내었다. 샘플 전체 평균을 가지고 평가해 보았을 때 정밀도 97.75, 재현율 98.72, 그리고 F1-score는 98.21을 내었다.

[표 4] 실험결과의 분류성능평가지표

| 평가지표 | 농약 살포 | 작물관리 | 무고 | 평균 |
|----------|--------|-------|--------|-------|
| 정밀도 | 100.00 | 98.00 | 95.24 | 97.75 |
| 재현율 | 98.15 | 98.00 | 100.00 | 98.72 |
| F1-score | 99.07 | 98.00 | 97.56 | 98.21 |

3. 결론

과거 국내·외 농산물의 먹거리 안전을 확보하기 위해 수확 후 농산물에 대하여 작물별 농약 잔류 기준을 설정해 왔으나

다양한 농약의 개발과 이의 사용이 증가 됨에 따라 잔류 기준이 없는 농약에 대한 안전관리 강화방안 요구가 증대되었고 이에 따라 2019년부터 PLS가 시행되어왔다. 하지만 농촌사회가 고령화됨에 따라 이와 같은 새로운 제도의 시행 내용을 교육한다고 하더라도 실질적인 이행이 힘든게 현실이다. 본 논문에서는 비전 기술을 기반으로 노지 농작물을 모니터링하는 연구를 수행하였다. 실험결과 ‘농약 살포’, ‘작물관리’, 그리고 ‘무고’를 범주로 한 124개의 동영상 대상실험에서 평균 F1-score 98.21의 결과를 내었다.

이 논문은 2020년 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 국가과학기술연구회 창의형 융합연구사업 (No. REDE-2018-JB-001)의 지원을 받아 수행된 연구임. (REDE-2018-JB-001)

참고문헌

- [1] 이선영 등, “PLS 정착을 위한 농업인의 농약사용 실태조사”, The Korean Journal of Pesticide Science, 제24권 1호, pp. 358-370, 12월, 2019년.
- [2] 박길환, “한계고령화율(고령화의 한계기술대체율) 개념을 이용한 농촌지역 경제-복지의 보완관계 모색 연구”, 농촌경제, 제38권 3호, pp. 1-35, 2015년.
- [3] R. Gonzalez, R. Woods, “Digital Image Processing”, Addison Wesley, pp. 414-428, 1992년.
- [4] Chien Chun-Liang, Tseng, D.-C, “Color image enhancement with exact HSI color model”, International journal of innovative computing, information & control, 제7권 12호, pp. 6691-6710, 12월, 2011년.
- [5] S. Visa 등, “Confusion Matrix-based Feature Selection”, IMAICS: Cincinnati, pp. 120-127, 2011년.
- [6] K. Park 등, “Classification of apple leaf conditions in hyper-spectral images for diagnosis of Marssonina blotch using mRMR and deep neural network”, Computers and Electronics in Agriculture, 제148권, pp. 179-187, 5월, 2018년.