creative commons

COMMONS DEED

저작자표시-비영리-동일조건변경허락 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

동일조건변경허락. 귀하가 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공했을 경우에는, 이 저작물과 동일한 이용허락조건하에서만 배포할 수 있습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

공학석사 학위논문

UAV와 RGB 카메라를 이용한 무·배추 생육 원격탐사 기술 개발

Development of Remote Sensing Technology for Growth Estimation of White Radish and Napa Cabbage using UAV and RGB Camera

2017년 2월

서울대학교 대학원

바이오시스템·소재학부 바이오시스템공학전공

윤 희 섭

UAV와 RGB 카메라를 이용한 무·배추 생육 원격탐사 기술 개발

윤 희 섭

국 문 초 록

밭작물의 수급예측을 위해 밭작물의 생육을 정확하게 예측하는 기술이 필요하다. 최근 들어 영상 획득 플랫폼을 이용하여 넓은 농경지의 영상을 획득하고 이를 객관적이고 과학적으로 분석하는 원격탐사 기술을 밭작물 수급예측에 적용하려는 시도가 활발히 이루어지고 있다.

본 연구에서는 원격탐사 기술을 밭작물 수급예측에 적용하는 시도의 일환으로 소형 무인기를 이용하여 무, 배추 필지의 영상을 획득하기 위한 최적 비행 조건에 대하여 연구하고 획득한 영상을 분석하여 무, 배추의 생육을 예측하는 모델을 개발하고자 하였다.

무, 배추의 작물 크기와 상용 카메라의 성능을 고려하였을 때 40 m 고도에서 무, 배추의 영상을 획득하는 것이 적합하였으며, 비행 중 움직임에 따른 영상의 흔들림을 고려한 결과 2 ~ 6 m/s 의 비행 속도에서 1/1000 이상의 셔터 속도를 사용할 때 영상분석에 필요한 고화질을 얻을 수 있음을 확인하였다.

획득한 영상의 분석에 앞서 카메라의 스펙트럼 반응성을 고려하여 영상의 방사보정을 수행하였으며, 작물 식생지수 계산 및 작물 구별을 통해 무, 배추 경작지의 피복률을 산출하였다. 또한 영상 정합 과정에서 생성된 무, 배추 경작지의 3차원 모델의 높이 변화를 계산하여 작물의 높이를 측정하였으며, 무와 배추의 경우 결정계수 0.91, 평균 제곱근 오차 값 1.12cm의

예측 성능을 나타내었다.

생육 초기부터 생육 후기까지의 무, 배추 작물 피복률과 작물 높이 예측값을 이용하여 무, 배추의 엽장, 엽폭, 엽수를 예측하는 다중 회귀 모델을 개발한 결과, 무의 경우 결정계수 값이 각각 0.93, 0.85, 0.95 이면서, 평균 제곱근 오차가 2.89 cm, 1.0 cm, 3.74 개 로 나타났으며, 배추의 경우 결정계수 값은 0.93, 0.84, 0.91 이면서, 평균 제곱근 오차는 2.61 cm, 2.98 cm, 9.31 개 로 나타났다. 생체중의 경우 작물 피복률의 포화로 인한 검출 한계로 인하여 파종 및 정식 50일 이내 초기 데이터만을 사용하여 다중 회귀 모델을 개발했다. 개발한 생체중 예측 식은 무의 경우 결정계수 0.95와 평균 제곱근 오차 66 g를 나타냈으며, 배추의 경우 결정계수 0.94와 평균 제곱근 오차 303 g로 상대적으로 낮은 예측성능을 나타내었다. 개발된 모델 식을 적용한 유효성 시험결과 실제 밭작물 작황 예측에서도 파종 및 정식 50일 이내의 초기 생육에 대하여 무인기 영상을 통해 무, 배추의 생체중 예측이 가능함을 나타내었다.

주요어 : 무인기, 원격탐사, 무, 배추, 피복률, 작물 높이, 다중 회귀 모델
학 번 : 2015-21507

목 차

국 문 초 록 ····· i
목 차 ····· iii
List of Tables ····· v
List of Figures ····· vii

1. 서론
1.1. 연구 배경 ····· 1
1.2. 연구 목적 ····· 3
1.3. 연구사 ····· 4

2. 재료 및 방법
2.1. 시험포장 ····· 6
2.2. 밭작물 무인기 원격탐사 최적 영상 획득을 위한 비행 요인 연구 ·· 9
2.2.1. 소형 회전익 무인기 원격탐사 시스템 ····· 9
2.2.2. 최적 비행을 위한 최적 PID 계수 결정 및 비행 성능 평가 ····· 14
2.2.3. 무·배추 영상 획득 최적 비행 고도 결정 ····· 20
2.2.4. 무·배추 최적 영상 획득을 위한 카메라 설정 ····· 22
2.3. 밭작물 무인기 원격탐사 영상 전처리 기법 연구 ····· 29
2.3.1. 영상 정합 및 3D 모델 생성 ····· 29
2.3.2. 카메라 스펙트럼 반응성 측정 ····· 36
2.3.3. 영상 방사 보정 ····· 45
2.3.4. 식생지수 계산 ····· 54
2.4. 밭작물 무인기 원격탐사 영상 분석 기법 연구 ····· 55
2.4.1. 작물 분리 및 피복률 계산 ····· 56
2.4.2. 작물 표면 모델 분석을 통한 작물 높이 예측 ····· 59
2.5. 밭작물 무인기 원격탐사 무, 배추 생육 예측 모델 개발 연구 ····· 62

3. 결과 및 고찰
3.1. 밭작물 무인기 원격탐사 최적 영상 획득을 위한 비행 요인연구 ·· 63
3.1.1. 비행 고도, 비행 속도에 따른 영상 흔들림을 고려한 최적 셔터속도 결정 ····· 63
3.1.2. 비행 고도, 비행 속도에 따른 영상 획득 결과 ····· 67
3.2. 밭작물 무인기 원격탐사 영상 분석 기법 연구 ····· 71
3.2.1. 무, 배추 작물 피복률 계산 결과 ····· 71
3.2.2. 무, 배추 작물 높이 예측 결과 ····· 77
3.3. 밭작물 무인기 원격탐사 무, 배추 생육 예측 모델 개발 ····· 79
3.3.1. 포장재배 시험 결과 분석 ····· 79
3.3.2. 작물 피복률, 작물 높이와 무, 배추 생육 인자 상관관계 분석 · 83
3.3.3. 작물 피복률, 작물 높이 기반 무, 배추 엽장, 엽폭, 엽수 예측 다중 회귀 모델 ····· 90
3.3.4. 작물 피복률, 작물 높이 기반 생체중 예측 다중 회귀 모델 ···· 102

4. 요약 및 결론 ····· 107

5. 참고문헌 ····· 108

Abstract ····· 114

List of Tables

Table. 1. Test field ID and treatment information of white radish field. ····· 7
Table. 2. Test field ID and treatment information of napa cabbage field. ····· 8
Table. 3. Specifications of the UAV platform used in the study. ····· 11
Table. 4. Basic specifications of RGB camera (S110, Canon, Japan). 12
Table. 5. Results of PID tuning using the auto tuning function. ····· 17
Table. 6. Vertical FOV and horizontal FOV of camera. ····· 20
Table. 7. Optimal flight altitude for white radish and napa cabbage. 21
Table. 8. Simulation dataset for optimal shutter speed calculation with various flight altitude and speed. ····· 27
Table. 9. Examples of geotagging result. ····· 29
Table. 10. Specifications of OEM615 dual-frequency GNSS receiver. 35
Table. 11. Specifications of FieldSpec 4 spectrophotometer. ····· 48
Table. 12. Surface reflectance values for Blue, Green, Red bands of calibration targets. ····· 49
Table. 13. Digital numbers for Blue, Green, Red, bands of calibration targets. ····· 50
Table. 14. Image acquisition results of various flight altitude and flight speed. ····· 70
Table. 15. Results from ANOVA for seeding dates, field slope, replications of white radish. ····· 79
Table. 16. Results from ANOVA for planting dates, side dressing treatment of napa cabbage. ····· 81
Table. 17. Basic statistics for white radish dataset. ····· 84
Table. 18. Pearson correlation coefficients for white radish dataset. · 86
Table. 19. Basic statistics for napa cabbage dataset. ····· 87

Table. 20. Pearson correlation coefficients for napa cabbage dataset. 89
Table. 21. Multiple linear regression model for leaf length of white radish. ····· 91
Table. 22. Multiple linear regression model for leaf width of white radish. ····· 92
Table. 23. Multiple linear regression model for leaf counts of white radish. ····· 93
Table. 24. Multiple linear regression model for leaf length of napa cabbage. ····· 97
Table. 25. Multiple linear regression model for leaf width of napa cabbage. ····· 98
Table. 26. Multiple linear regression model for leaf count of napa cabbage. ····· 99
Table. 27. Multiple linear regression model for leaf fresh weight of white radish. ····· 103
Table. 28. Multiple linear regression model for leaf fresh weight of napa cabbage. ····· 104

List of Figures

Fig. 1. Location of white radish and napa cabbage test field. ····· 6
Fig. 2. Test field map of white radish field. ····· 7
Fig. 3. Test field map of napa cabbage field. ····· 8
Fig. 4. View of the UAV platform equipped with a camera. ····· 9
Fig. 5. Flight path generation using the Mission planner program. ··· 10
Fig. 6. Flight status monitoring using the Mission planner program. 10
Fig. 7. RGB camera mounted on UAV. ····· 13
Fig. 8. Script interface powered in S110 camera by CHDK 1.3. ····· 13
Fig. 9. Principle of the multi-rotor UAV flying. ····· 14
Fig. 10. Block diagram of the Roll, Pitch and Yaw Flight Controller (figure from copter.ardupilot.org/, Arducopter 2.9 Stabilize mode block diagram). ····· 16
Fig. 11. Reference path and UAV positions obtained under an autonomous flight mission. ····· 19
Fig. 12. Results of UAV lateral deviations obtained under an autonomous flight mission. ····· 19
Fig. 13. Effects of exposure levels on UAV reflectance. ····· 23
Fig. 14. Sketch of earth fixed frame {i}, UAV frame {b}, line of sight vector and image pixel velocity vector. ····· 25
Fig. 15. Process of optimal shutter speed calculation. ····· 28
Fig. 16. Example of geotagging results on Google Earth. ····· 30
Fig. 17. Process of image mosaicking and 3D reconstruction. ····· 32
Fig. 18. Example of generated 3D model of napa cabbage field. ····· 33
Fig. 19. Example of generated orthomosaicked image and digital elevation model white radish field(22 Sep, 2015). ····· 33
Fig. 20. Experiment setup for measuring the spectrum sensitivity of the camera used in the study. ····· 36

Fig. 21. The spectrum sensitivity of commercial cameras (figure from Jiang et. al.,(2013)). ····· 40
Fig. 22. Basis functions for decomposing the singular values of RGB bands. ····· 42
Fig. 23. Spectral response of the RGB camera (Canon S110). ····· 44
Fig. 24. Configuration of reflectance calibration targets. ····· 46
Fig. 25. Reflectance spectrums of radiometric calibration targets. ····· 47
Fig. 26. Example of an empirical line using two targets of contrasting surface reflectance(figure from Baugh and Groeneveld, 2008). ····· 51
Fig. 27. Radiometric calibration result showing relationship with digital number and surface reflectance values. ····· 53
Fig. 28. Original RGB image (left) and ExG image (left). ····· 54
Fig. 29. Overall procedure of UAV remote sensing image analysis. · 55
Fig. 30. Example of ExG histogram. ····· 57
Fig. 31. Example of crop segmentation and vegetation fraction calculation block of white radish. ····· 58
Fig. 32. Changes in 3D model of napa cabbage field. (a): 22 Sep, 2015, (b): 7 Oct, 2015 over (a). ····· 59
Fig. 33. Crop surface model and crop height change. ····· 60
Fig. 34. Masked crop height map. ····· 60
Fig. 35. Example of real height measurement. ····· 61
Fig. 36. Effect of flight altitude on optimal shutter speed. ····· 64
Fig. 37. Effect of flight speed on optimal shutter speed. ····· 65
Fig. 38. Flight plan of flight experiment. ····· 67
Fig. 39. Flight log of flight experiment on Google Earth. ····· 67
Fig. 40. Flight altitude and flight speed log of flight experiment. ····· 68
Fig. 41. UAV remote sensing images of various flight altitude. ····· 69
Fig. 42. Temporal changes of RGB images and vegetation fraction images of white radish field. ····· 72

Fig. 43. Temporal graph of vegetation fraction value of white radish field. ····· 73
Fig. 44. Temporal changes of RGB images and vegetation fraction images of napa cabbage field. ····· 75
Fig. 45. Temporal graph of vegetation fraction value of napa cabbage field. ····· 76
Fig. 46. Crop height estimation result of white radish and napa cabbage. ····· 77
Fig. 47. Difference of dense point cloud and 3D mesh. ····· 78
Fig. 48. Temporal change of leaf length, leaf width, leaf count and fresh weight of white radish. ····· 80
Fig. 49. Temporal change of leaf length, leaf width, leaf count and fresh weight of napa cabbage. ····· 82
Fig. 50. Scatter plot matrix for white radish dataset. ····· 85
Fig. 51. Scatter plot matrix for napa cabbage dataset. ····· 88
Fig. 52. Fit plot for leaf length validation set of white radish. ····· 94
Fig. 53. Fit plot for leaf width validation set of white radish. ····· 95
Fig. 54. Fit plot for leaf count validation set of white radish. ····· 95
Fig. 55. Fit plot for leaf length validation set of napa cabbage. ····· 100
Fig. 56. Fit plot for leaf width validation set of napa cabbage. ····· 101
Fig. 57. Fit plot for leaf count validation set of napa cabbage. ····· 101
Fig. 58. Vegetation fraction saturation in late season (left) and early season vegetation fraction (DAS <50) (right). ····· 102
Fig. 59. Fit plot for fresh weight validation set of white radish. ····· 105
Fig. 60. Fit plot for fresh weight validation set of napa cabbage. ·· 106

1. 서론

1.1. 연구 배경

농작물의 높은 생산량과 고품질을 확보하기 위해서는 작물의 생육단계와 재배 지역의 조건에 맞는 적정 재배관리 기술의 사용이 중요하다. 지구측위시스템(Global Navigation Satellite System, GNSS), 원격탐사(Remote Sensing, RS)와 같은 공학기술을 이용하여 농업현장에서 위치별, 시기별 작물과 재배환경을 측정하고 필요 자재만 투입하는 정밀농업(Precision Agriculture, PA)은 이러한 재배관리 기술에 적용될 수 있는 공학적 관리도구이다. 이러한 효율적 농작물생산을 위한 정밀농업이 성공적으로 구현되기 위해서는 토양 상태, 작물상태, 잡초 분포 등 다양한 정보수집이 전제되어야 한다. 정밀농업 기술 적용을 위해 자주식 차량을 이용 포장에 진입하여 정밀농업에 필요한 정보를 수집할 수 있으나 국내 밭작물 농업의 경우 소규모 경작지에서 밀식으로 재배되므로 차량 진입이 곤란하여 사용이 제한적이다.

한편 인공위성과 같은 플랫폼을 이용하여 정보를 수집하는 것은 포장에 직접 진입하지 않고 정보를 수집할 수 있다는 장점이 있다. 하지만 국내 농업의 경우 소규모 면적에 여러 작물을 재배하는 혼작형태의 작부체계를 지니고 있어 중・저해상도 위성영상을 적용하는데 적합하지 않으며 항공영상과 같은 고해상도 영상을 적용해야만 한다. 하지만 유인 항공 영상의 경우 영상을 획득하기 위한 비용이 높고 자주 획득할 수 없다는 점에서 이를 정밀농업 원격탐사만을 위해 사용하기에는 어려움이 많다.

최근 컴퓨터처리 능력 향상 등 관련 기술의 발전으로 다양한 센서의 소형화, 처리 속도의 증가, 저장용량의 증가, 영상 분석기술 등이 빠르게 향상되고 있다. 이에 힘입어 이른바 드론(Drone)이라고 명명되는 무인기는 과거 12 kg이상의 중·대형무인기에서 12 kg 이하의 소형 무인기로 발전하였다. 소형 무인기는 대형 프로펠러를 가진 무인헬기 혹은 대형 고정익 기

체에 비해 가격과 비행 안전사고 측면에서 유리하다. 따라서 소형 무인기를 이용한 원격탐사는 원격탐사 비용 절감과 저고도 비행을 통한 초고해상도 영상 획득을 가능하게 하였다.

따라서 소형 드론 기술의 활용과 원격탐사 영상 분석, 생육 및 수량 예측기술의 수요가 높아지고 있다. 이러한 소형 무인기를 이용하면 소규모 지역의 정밀 모니터링이 가능하므로 생육 모니터링, 작황추정, 농업재해, 정밀농업 실현에 그 활용성이 높다. 또한 선진국에 비해 원격탐사기술이 비교적 활발하게 적용되지 못했던 국내 농·식품 분야에서도 무인기 산업의 발전으로 관련 기술 개발과 축적이 요구되고 있으며, 스마트 농업으로 발전할 전초적인 역할을 할 것으로 기대된다.

위성 영상을 이용한 기존의 원격 탐사 방법에서는 수 m ~수십 m 단위의 저해상도 영상을 이용하여 대규모 농업 단지의 생육을 예측하는 방법이 연구되어왔다. 하지만 소형 무인기를 이용한 원격 탐사 방법은 수 cm 단위의 고해상도 영상을 사용하여 소규모 농업 단지의 원격탐사가 가능하므로 기존 원격탐사 방법을 계승하면서 무인기 원격탐사가 갖는 장점을 극대화한 무인기 원격탐사 방법의 개발이 필요하다. 이를 위해 우선적으로 기존의 원격 탐사에서 적용되던 영상 기하보정, 방사보정, 식생지수 계산 등의 방법을 무인기 원격탐사 영상에 적용해 본 다음, 디지털 표면 모델(Digital Surface Model) 분석, 객체 기반 분류(Object based classification), 영상 특징점 추출 및 작물 인식 등의 고해상도 영상 기반 원격탐사 기술을 적용하는 것이 필요하다.

한편 소형 무인기의 경우 대형 기체보다 추력이 낮아 탑재할 수 있는 무게(Payload)가 제한되므로 기존 항공사진에 사용되던 장비들을 그대로 사용하기에는 어려움이 많다. 또한 소형 무인기는 비행 중 자세 변동이 심하므로 이를 고려한 최적 영상 획득 비행기술의 적용이 필요하다.

1.2. 연구 목적

본 연구에서는 소형 무인기와 RGB 영상센서를 이용하여 60 m 이내의 고도에서 비행하면서 밭작물의 영상 정보를 수집하고 분석하는 원격탐사 기술을 이용하여 작물의 생육 상태(높이, 생체중 등)을 정량적으로 예측하는 알고리즘을 개발하고자 하였다. 이를 통하여 수확량 예측 모델 개발 및 밭작물 수급조절에 필요한 기초 예측기술을 개발하는 것을 목적으로 하였다. 구체적인 목표는 다음과 같다.

1) 소형무인기와 영상센서를 이용한 밭작물 무인기 원격탐사를 위한 최적 영상 획득 요인을 구명하고 저고도 비행 밭작물 영상을 위한 영상 전처리 기술을 개발하며,

2) 이를 바탕으로 무인기 원격탐사 영상 기반 밭작물 피복률 및 높이 분석기법을 이용한 무와 배추 생육 상태를 예측하는 알고리즘을 개발한다.

1.3. 연구사

Johnson 등 (2004)는 NASA에서 개발한 Pathfinder Plus 무인기에 장착된 고해상도의 다중 밴드 영상(Multi-Spectral) 센서를 통해 하와이 지역의 KAUAI 커피 농사에 대하여 실시간으로 커피의 작황을 지상으로 전송하였으며, 전송된 다중 밴드 영상을 이용하여 커피 열매의 익은 정도와 잡초가 번성한 지역을 분석함으로써 수확, 관개 및 시비가 필요한 지역을 구분해내는데 성공하였다고 보고하였다.

Berni 등 (2009) 은 무인기를 통해 얻은 7.5 - 13 μm 파장대역의 40 cm급 해상도 열화상 영상과 400 - 800 nm 파장대역의 20 cm급 해상도 다중 밴드 영상에 MODTRAN(MODerate resolution atmospheric TRANsmission) 대기보정을 적용하고 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), SAVI(Soil-Adjusted Vegetation Index), PRI(Photochemical Reflectance Index) 등의 식생 지수를 FLIGHT (Forest LIGHT Interaction Model)에 적용하여 엽면적 지수, 클로로필 함량, 수분 스트레스 등을 성공적으로 감지하였다고 밝혔다.

Hunt 등 (2010) 은 적외선 필터가 제거되고 적색 필터를 장착한 상용 디지털 카메라를 무인기에 장착하여 밀의 NIR, Green, Blue 영상을 얻었으며, GNDVI(Green Normalized Difference Vegetation Index)와 밀의 엽면적 지수는 좋은 상관관계를 가짐을 밝혔다.

Swain 등 (2010) 은 20 m 고도에서 무인기를 통해 얻은 다중 밴드 영상을 사용하여 NDVI와 쌀 수확량과의 관계식을 개발함으로써 쌀 수확량과 쌀의 바이오매스를 결정계수 0.75 수준에서 예측하였음을 밝혔다.

Garcia 등 (2013) 은 무인기를 통해 얻은 530 - 900 nm 파장대역의 5.45cm급 해상도를 갖는 다중 밴드 영상을 사용하여 감귤을 관찰한 결과 710nm의 파장대역 영상과 NIR-R의 식생지수를 통해 67-87%의 분류 정확도로 황용병(黃龍炳, Huanglongbing(HLB))을 가진 감귤 나무를 분류해낼 수 있었으며, 이는 50 cm급 해상도의 항공 영상의 경우 분류 정확도가 61-74%정도로 나타난 것보다 우수한 것으로 나타났으며, 고해상도 무인

기 영상이 감귤의 황용병을 감지하는데 가능성이 있음을 밝혔다.

Peña 등 (2013) 은 무인기를 통해 얻은 500 - 800 nm 파장대역의 2 cm 급 해상도를 갖는 다중 밴드 영상에 객체 기반 영상 분석(Object-Based Image Analysis, OBIA)을 적용하여 작물의 열을 인식하고 작물의 열이 아닌 곳에서 자라난 잡초에 대한 맵을 그리는 시도를 하였으며, 잡초 밀도 예측에 대하여는 0.89의 결정계수를, 분류 정확도에 대하여는 86%의 정확도를 갖는 결과를 얻었다고 보고하였다.

Torres-Sánchez 등 (2014) 은 상용 RGB 카메라를 무인기에 장착하여 30m와 60m의 고도에서 획득한 가시광선 영상에 CIVE, ExG, ExGR, Woebbecke Index, NGRDI, VEG 등의 다양한 식생지수를 적용해 본 결과 식생 피복률 추정에 있어 ExG 식생지수와 VEG 식생지수가 가장 높은 정확도를 나타냄을 밝혔다.

Zarco-Tejada 등 (2013) 은 무인기를 통해 얻은 8 - 12 μm 파장대역의 20 cm급 해상도 열화상 영상과 530 - 800 nm 파장대역의 10 cm급 해상도 다중 분광 영상을 이용하여 포도밭의 광화학 반사 지수 (PRI)를 계산해 본 결과 잎의 기공 유통성 (Stomatal conductance)을 결정계수 0.75 수준에서 예측 가능하였으며, 작물 수분 스트레스 지수 (CWSI)를 이용하여 잎 수분 퍼텐셜을 결정 계수 0.77 수준에서 예측 가능하였다고 보고하였다.

홍 등 (2015) 은 무인기를 통해 얻은 가시광선 영상과 적외선 영상을 이용하여 녹비 작물인 헤어리 베치 (Hairy vetch) 의 질소 함량을 결정계수 0.79 수준에서 예측하였고, 이를 이용한 질소 함량 분포 추정을 통해 필지별 적절 풋거름의 양을 제시할 수 있음을 보고하였다.

2. 재료 및 방법

2.1. 시험포장

무·배추 무인기 원격탐사는 전라남도 무안군에 위치한 농가 포장에서 진행되었으며, 지상 실험 및 생육 조사는 국립원예특작과학원 파속채소연구실에서 수행되었다(Figs. 1~3).

무의 경우 시험 품종으로 동하무가 사용되었으며 파종 시기를 3 수준으로 다르게 파종하고 경지의 경사도를 평지와 경사지로 두는 처리를 수행하였으며 (Table. 1), 9월 상순 파종하여 11월 중하순 수확하였다. 배추의 경우 시험 품종으로 휘파람 배추가 사용 되었으며 정식 시기를 3 수준으로 다르게 하고 추비량을 3 수준으로 다르게 처리하였으며 (Table. 2), 9월 상순 정식하여 11월 중하순 수확하였다.

각 생육 처리 구에 대하여 무인기 촬영 일자에 생육조사를 실시하였으며, 무, 배추를 각각 5개씩 채취하여 엽장, 엽폭, 엽수, 생체중을 측정하여 처리구의 생육 대푯값을 계산하였다.

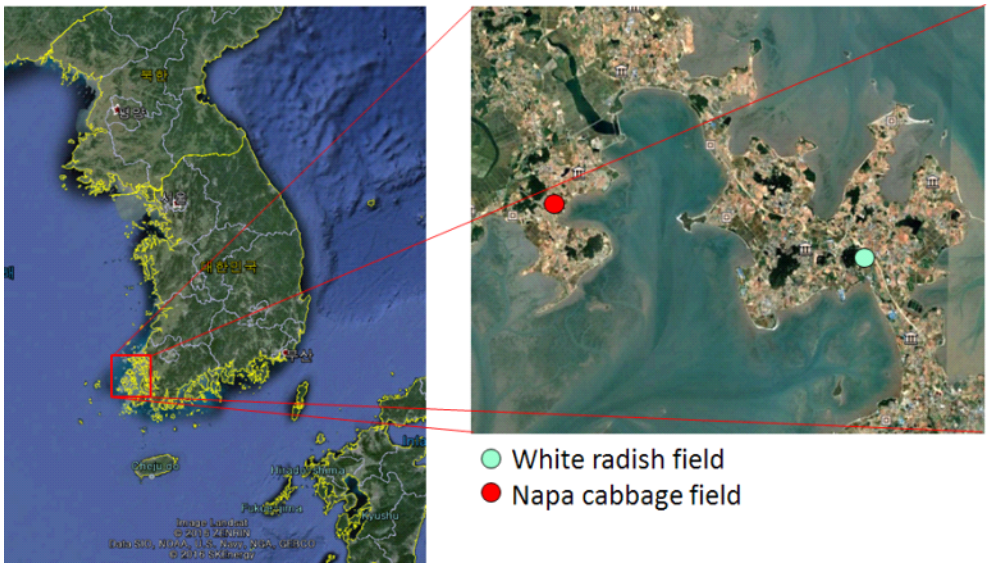

Fig. 1. Location of white radish and napa cabbage test field.

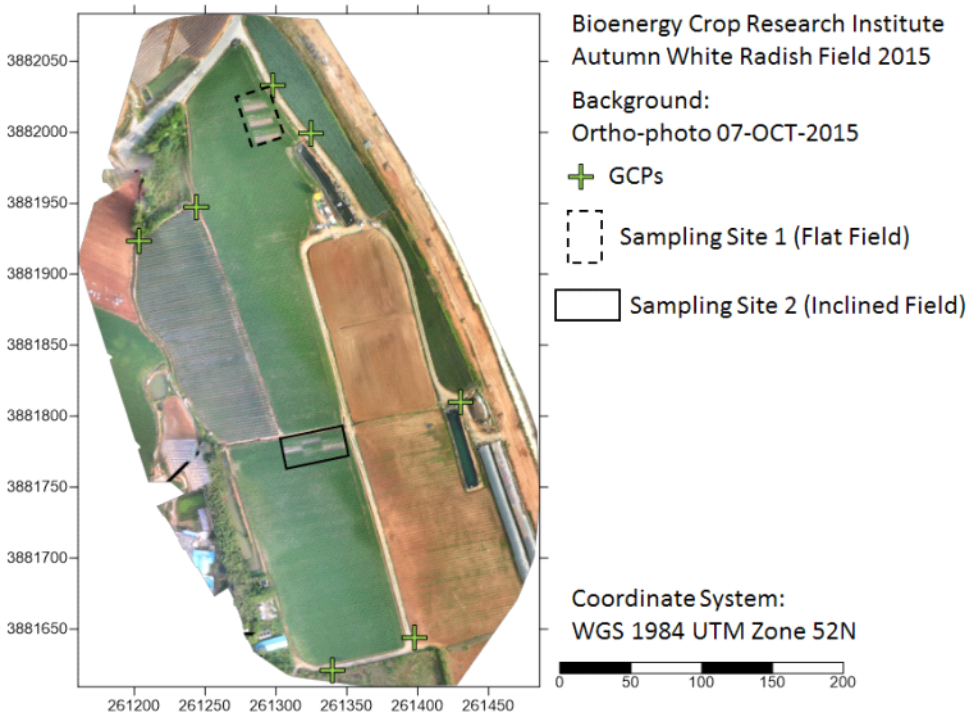

Fig. 2. Test field map of white radish field.

Table. 1. Test field ID and treatment information of white radish field.

Field ID	Seeding Dates	Field Slope
11	Aug-25	Flat
12	Sep-4	Flat
13	Sep-15	Flat
14	Aug-25	Inclined
15	Sep-4	Inclined
16	Sep-15	Inclined

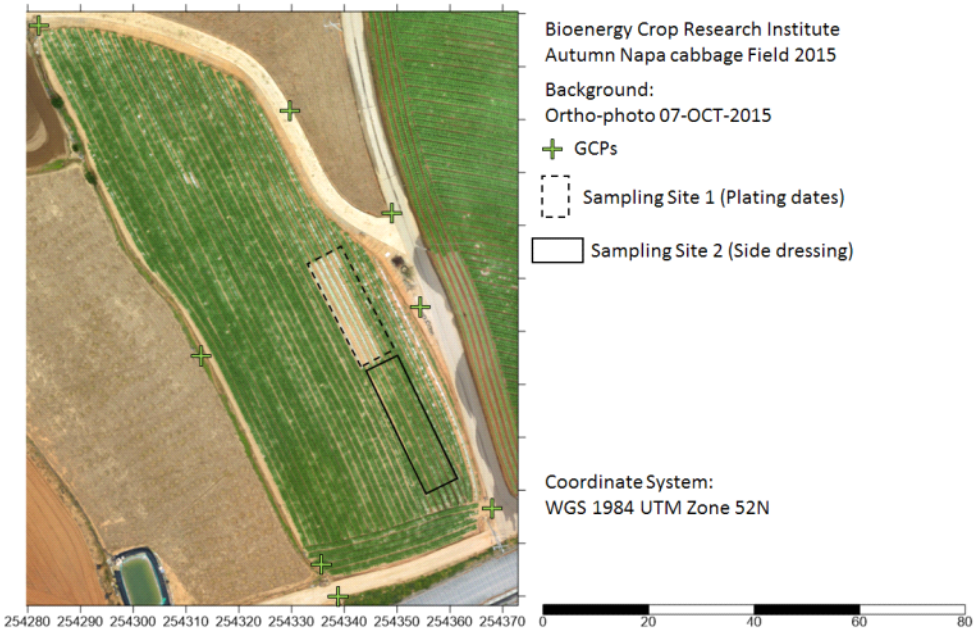

Fig. 3. Test field map of napa cabbage field.

Table. 2. Test field ID and treatment information of napa cabbage field.

Field ID	Transplanting Date	Side Dressing
11	9/7	Normal
12	9/19	Normal
13	9/25	Normal
21	9/7	Normal
22	9/7	Half
23	9/7	No

2.2. 밭작물 무인기 원격탐사 최적 영상 획득을 위한 비행 요인 연구

2.2.1. 소형 회전익 무인기 원격탐사 시스템

본 연구에서 사용하는 소형 무인 비행체는 프로펠러가 6개 달린 헥사로터 (Hexarotor)이다(Fig. 4). 약 500 g의 카메라를 포함하여 최대 이륙 중량은 2.4 kg이며 6000mAh 리튬 폴리머 배터리를 사용하여 약 15 분간 비행이 가능하다(Table 3). 자동 비행 조종 장치 (APM2.6, 3DR, USA)가 장착되었으며 이착륙 및 기체 수동 제어를 위해 2.4 GHz의 무선 조종기를 사용하였다. 또한 433 MHz의 무선 통신을 통하여 PC 지상 통제소 프로그램(Mission planner, ArduPilot Dev Team, USA) 에서 생성된 비행경로를 무인기에 전송하고 (Fig. 5), 무인기의 비행 상태 모니터링이 가능한 구조이다(Fig. 6).

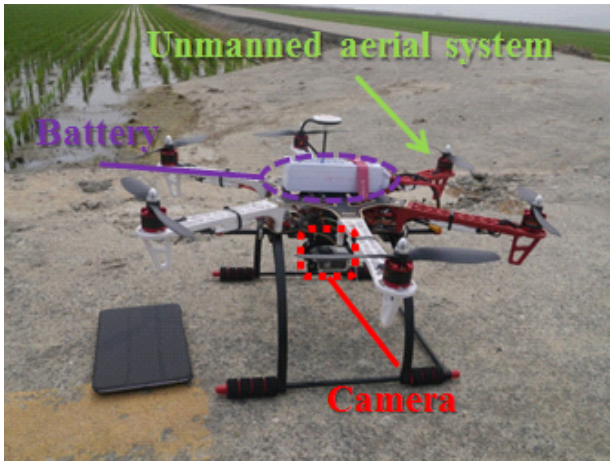

Fig. 4. View of the UAV platform equipped with a camera.

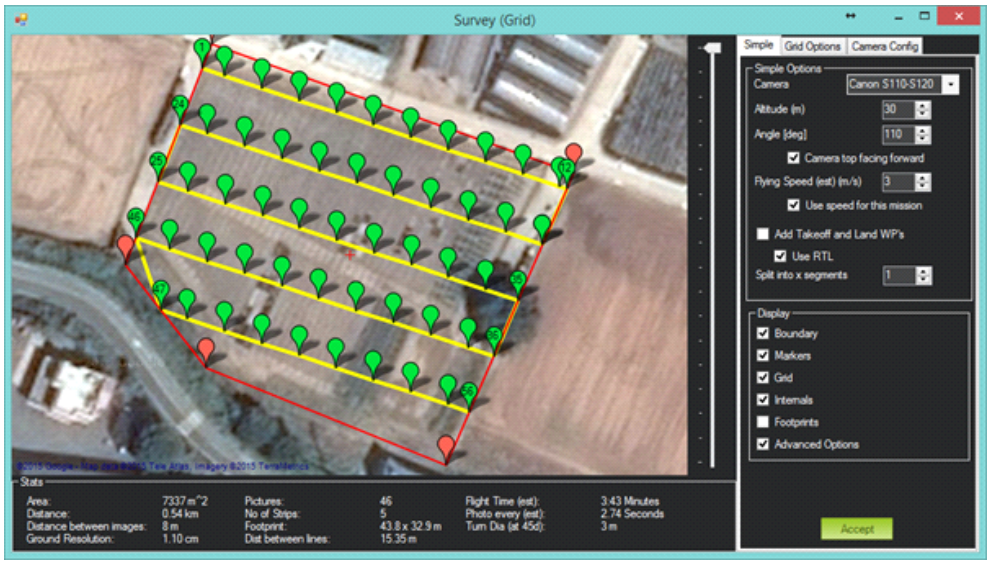

Fig. 5. Flight path generation using the Mission planner program.

Fig. 6. Flight status monitoring using the Mission planner program.

Table. 3. Specifications of the UAV platform used in the study.

Airframe	DJI F550 Hexa-rotor
Flight Controller	APM Copter 2.6
Diagonal Wheelbase	550mm
Propeller	8 × 4.5in (8045)
Battery	4S Li-Po 6000mAh, 30C
Motor	Stator size: 22 x 12mm
	KV: 920 rpm/V
ESC	30A OPTO
	Signal Frequency: 30Hz - 450Hz
Takeoff Weight	2400g
Maximum Flight Time	15min (approx.)

무·배추 영상 획득을 위해 상용 디지털 카메라 (S110, Canon, Japan)를 무인기에 장착하였으며 (Fig. 7), 제원은 표 4와 같다. 상용 디지털 카메라를 무인기 원격탐사에 적용하기 위하여 캐논 해킹 개발 도구 (Canon Hack Development Kit, 이하 CHDK)를 카메라에 설치하여 사용하였다. CHDK를 통하여 캐논 카메라의 보다 세밀한 설정이 가능하였으며, 스크립트 실행을 통한 자동 사진 촬영 기능이 구현 가능하였다(Fig. 8).

Table. 4. Basic specifications of RGB camera (S110, Canon, Japan).

Full model name	Canon PowerShot S110
Resolution	12.10 Megapixels
Sensor size	1/1.7 inch(7.6mm x 5.7mm)
Lens	5.00x zoom (24-120mm eq.)
Viewfinder	No / LCD
Native ISO	80 - 12,800
Extended ISO	80 - 12,800
Shutter	1/2000 - 15 seconds
Max Aperture	2.0
Dimensions	3.9 x 2.3 x 1.1 in. (99 x 59 x 27 mm)
Weight	7.0 oz (198 g) includes batteries
Availability	10/2012
Manufacturer	Canon

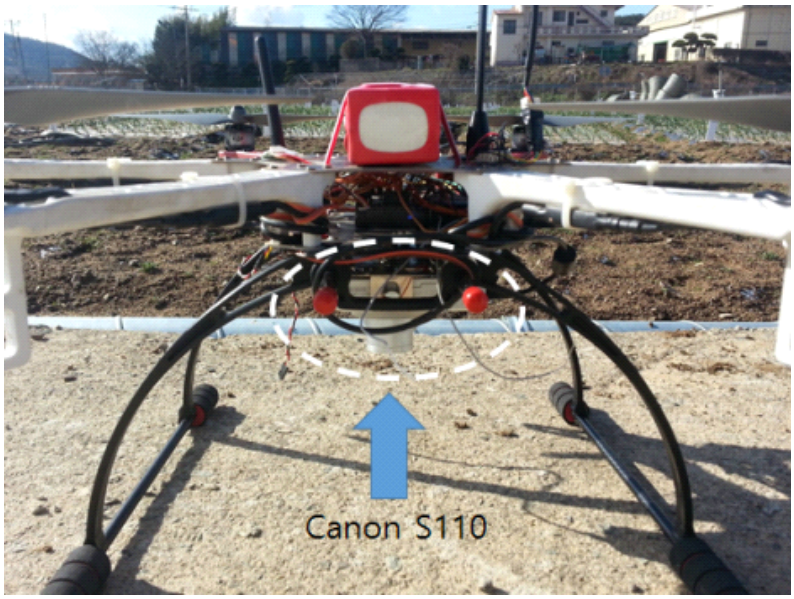

Fig. 7. RGB camera mounted on UAV.

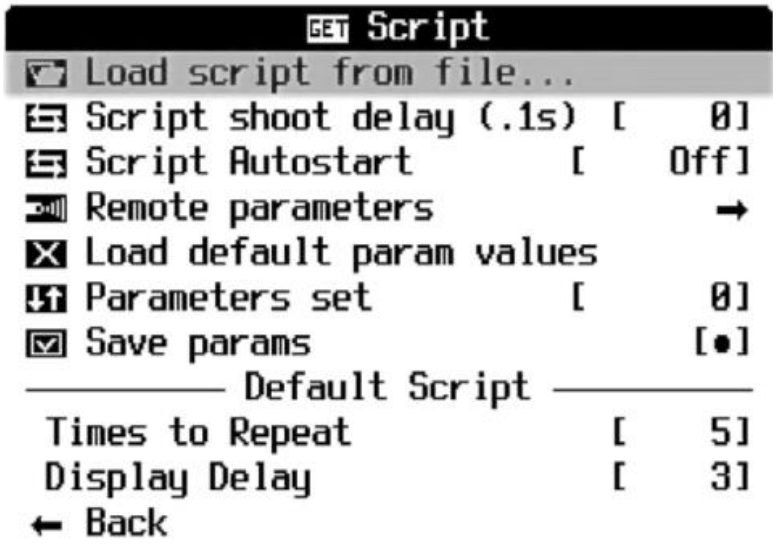

Fig. 8. Script interface powered in S110 camera by CHDK 1.3.

2.2.2. 최적 비행을 위한 최적 PID 계수 결정 및 비행 성능 평가

본 연구에서 사용하는 멀티로터 무인 비행체는 프로펠러의 회전을 통해 추력을 얻으며 각각 프로펠러의 회전수 차이에 따른 양력과 토크의 차이를 이용하여 위치 이동 및 자세 전환을 만들어낸다 (Fig. 9). 프로펠러 및 모터의 회전은 전자식 속도 제어기를 통해 이루어지며, 각 프로펠러 및 모터마다 개별적으로 전자식 속도 제어기가 필요하다. 무인 비행체의 자동 자세 제어장치는 전자식 속도 제어기에 모터의 회전수에 비례하는 펄스폭 신호(Pulse Width Modulation)를 전달하며, 전자식 속도 제어기는 받아들인 펄스폭에 비례하여 메인 배터리로부터 모터에 전압을 인가한다.

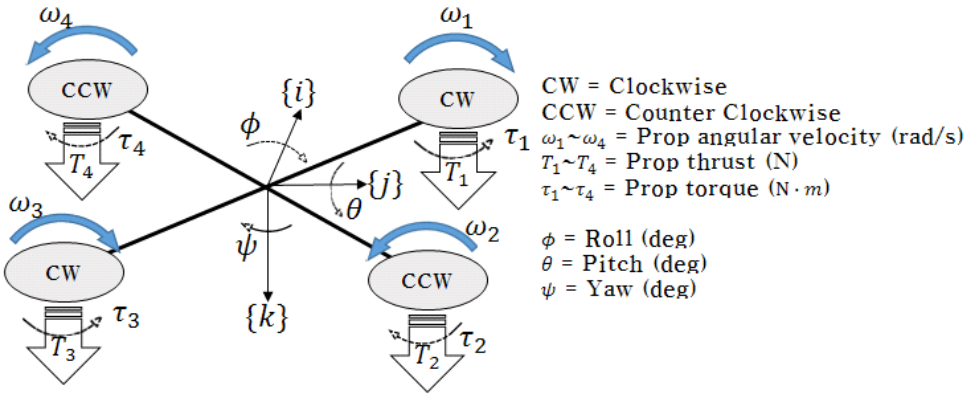

Fig. 9. Principle of the multi-rotor UAV flying.

멀티로터 무인기는 비행 중 롤, 피치, 요 방향의 자세 변화를 겪게 된다. 이때 회전익 무인기에 탑재된 자동 비행 조종 장치는 롤, 피치, 요 움직임에 대하여 개별적으로 자세 제어를 수행한다(Sanca et. al., 2008). 이때 자세 제어는 목표 자세 값과 현재 자세 값의 오차 값, 오차의 미분 값, 오차의 적분 값에 비례하여 제어 입력을 발생시키는 비례-적분-미분 제어기(PID 제어기)가 사용된다(Fig. 10). 현재 자세 값은 자동 비행 조종 장치의 자세 센서 (IMU, Gyro)로부터 얻어지며, 목표 자세 값은 목표 이동 속도에 의해 결정된다.

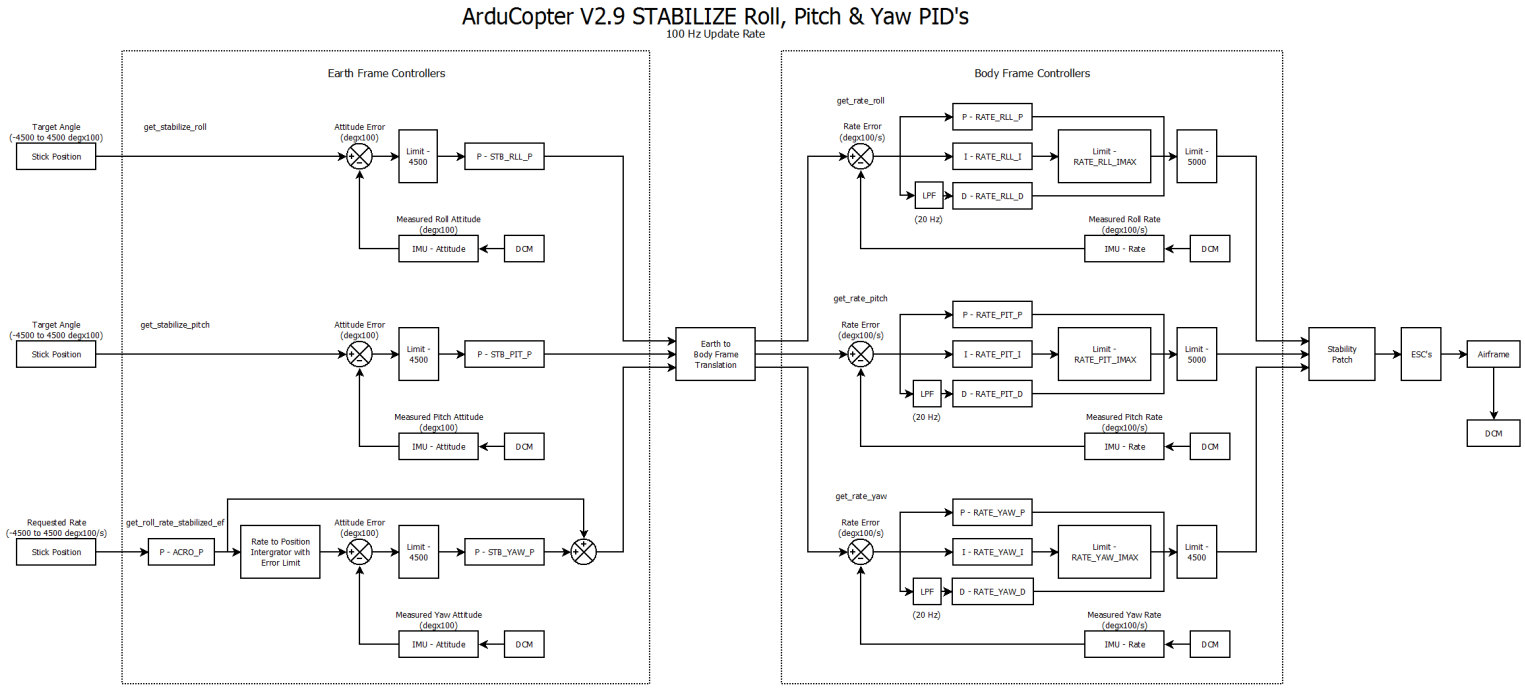

Fig. 10. Block diagram of the Roll, Pitch and Yaw Flight Controller (figure from copter.ardupilot.org/, Arducopter 2.9 Stabilize mode block diagram).

멀티로터 비행체의 조종 반응성 및 자세 안정성은 비행체의 PID 제어기의 제어 이득 값에 따라 결정되며 최적 이득 값은 모터 및 프로펠러의 사양, 프레임의 구조, 이륙 중량 등의 영향을 받는다. PID 제어기의 제어 이득 값을 효율적으로 결정하기 위해서는 비행체의 자세 입력에 대한 자세 출력을 분석하는 것이 필요하다. 본 연구에서는 APM 제어기 자체의 기능에서 회전익 무인기에 롤, 피치, 요 운동에 대하여 계단 입력 및 임펄스 입력을 자동으로 수행한 후 그때의 비행체 반응을 분석하여 내장된 알고리즘을 이용 최적 PID 계수 값을 결정하는 방식을 사용하였다. 실제 비행 시 얻은 비행체 기록을 분석해 본 결과에 따르면 롤, 피치 운동에 대하여 낮은 상승시간과 큰 정상상태 오차 값이 나타나는 것을 확인하였다. 따라서 PID 제어기의 비례 제어 이득과 적분 제어 이득을 증가시켰다. 한편 요 입력에 대해서는 과도한 오버슈트 현상이 발생하였으므로 미분 제어 이득을 증가시켜 비행체의 자세 제어 안정성을 높였다 (Table. 5). 최종적으로는 조정된 PID 계수를 사용하여 밭작물 원격 탐사를 수행하였다.

Table. 5. Results of PID tuning using the auto tuning function.

	Rate roll		Rate pitch		Rate yaw	
	Default	Adjusted	Default	Adjusted	Default	Adjusted
P	0.15	0.14	0.15	0.14	0.2	0.21
I	0.1	0.14	0.1	0.14	0.02	0.02
D	0.004	0.004	0.004	0.004	0	0.002
IMAX	50	200	50	200	80	100

회전익 무인기의 비행 성능을 알아보기 위해 2015년 9월 22일 목표 속도 5 m/s, 목표 고도 60 m로 설정하여 비행경로를 생성하고 자동 경로 비행을 수행하였다. 비행 로그 분석 결과 그림 11에 나타난 바와 같이 회전익 무인기는 생성된 경로에 따라 성공적으로 비행 한 것으로 나타났으며, 목표 경로에 대한 위치 오차는 평균 3.2 m 수준으로 나타났다 (Fig. 12).

하지만 방향 선회 구간에서 생성된 경로를 최대 5m 벗어나 비행하는 것을 확인하였으며, 이는 회전익 무인기의 특성상 방향 선회 구간에서 밀림 현상이 발생하기 때문으로 판단할 수 있다. 또한 직선구간에서도 주기적인 위치 오차가 발생함을 알 수 있었으며, 이러한 주기적인 위치 오차는 시험 포장 인근 무안공항 기상청 자료에 따르면 2015년 9월 22일 무안의 최대 풍속이 약 3m/s 이었던 것을 감안할 때 바람의 영향에 의해 발생한 것으로 판단되었다.

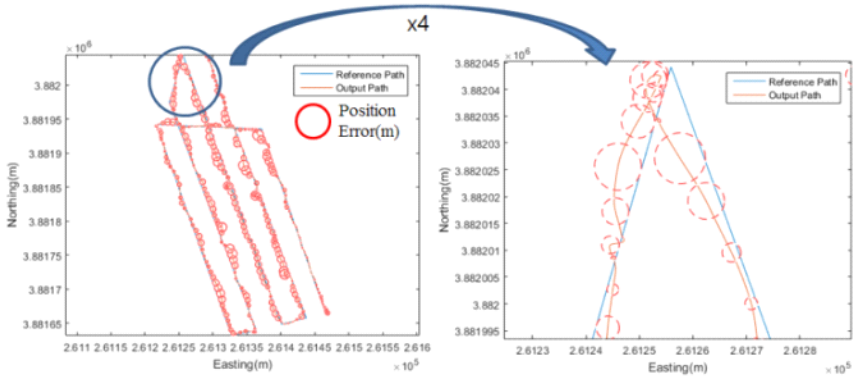

Fig. 11. Reference path and UAV positions obtained under an autonomous flight mission.

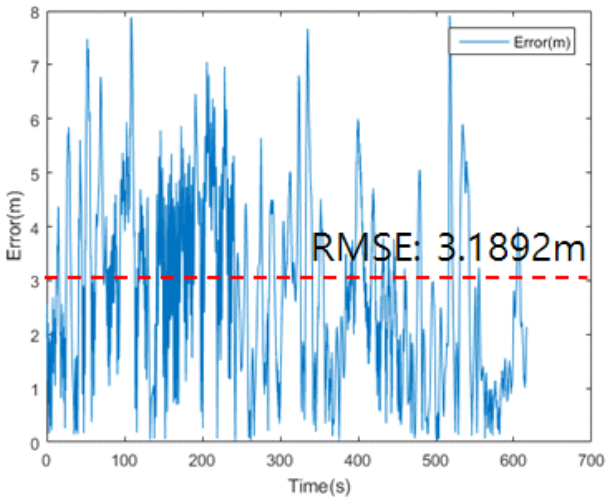

Fig. 12. Results of UAV lateral deviations obtained under an autonomous flight mission.

2.2.3. 무·배추 영상 획득 최적 비행 고도 결정

영상 획득을 위한 최적 비행 고도는 사용 영상 센서의 특성, 작물별 인식이 가능한 최소 픽셀 수를 고려하여 결정하였다. Torralba 등 (2009) 에 따르면 영상이 32×32 픽셀 이상의 픽셀 수를 가질 때 인식 정확도가 높아졌다고 보고되었다. 따라서 무·배추 개별 작물을 배경과 성공적으로 분리하고 분석하기 위해서는 영상에 나타난 무·배추 개별 작물의 크기가 32×32 픽셀 이상의 픽셀 수를 가져야 한다고 가정하였다. 이를 바탕으로 무인 비행체를 이용하여 영상을 획득할 때 카메라의 시야각 (Field Of View, FOV)는 식 (1) 으로 결정하였으며, 계산된 결과는 표 6과 같다.

$$FOV = 2\tan^{-1}\frac{d}{2f} \tag{1}$$

where,

$d = Pixel\ pitch\ of\ image\ sensor\ (mm)$

$f = Focal\ length\ of\ camera\ (mm)$

Table. 6. Vertical FOV and horizontal FOV of camera.

Sensor width (mm)	Sensor height (mm)	Focal length (mm)	Horizontal FOV (deg)	Vertical FOV (deg)
7.6	5.7	5.2	72.3	57.5

무인 비행체를 이용하여 영상을 획득할 때 영상의 픽셀 크기는 식 (2)를 이용하여 결정하였으며 그 결과를 이용 무인 비행체의 고도를 산출하였다.

$$Pixel\ size = \frac{2H\tan\frac{FOV}{2}}{N}$$

$$\therefore H = \frac{(Pixel\ size)N}{2\tan\frac{FOV}{2}} \tag{2}$$

where,

$H = Flight\ altitude\ (m)$

$N = Required\ pixel\ counts$

$FOV = Field\ of\ view\ (deg)$

최종적으로 무와 배추의 크기를 고려하여 최적 비행 고도를 계산하였으며, 표 7의 결과를 이용하여 무와 배추의 경우 40 ~ 60 m 사이의 고도에서 무인기 영상을 획득하였다.

Table. 7. Optimal flight altitude for white radish and napa cabbage.

Canon S110	Vegetable size (cm)	Required pixel size (cm) (Vegetable size / 32)	Optimal altitude (m)
White radish	50	1.5625	42.8
Napa cabbage	50	1.5625	42.8

2.2.4. 무·배추 최적 영상 획득을 위한 카메라 설정

무인기 원격탐사 기술을 이용하여 농작물의 생육을 정확하게 진단하기 위해서는 고품질의 영상을 취득하는 것이 중요하다. 기본적 방법은 적절한 영상의 밝기를 설정하는 영상 노출 값, 그리고 흔들리지 않은 영상을 얻기 위한 적정 셔터 속도 값을 설정하는 것이다.

- 영상 노출 (조리개, ISO)

일반적인 상용 디지털 카메라의 경우 영상에 나타난 평균 밝기 혹은 최대 밝기를 이용하여 노출을 설정하게 된다. 하지만 무·배추의 원격탐사에서 노출 설정을 자동으로 설정하였을 경우 작물이 영상에 나타나는 정도에 따라 영상의 노출 값이 달라지며, 이는 영상 정합 과정에서 균일하지 않은 영상의 밝기를 갖는 영상 정합 결과를 만들어내게 된다. 또한 일반적인 자동 노출 설정에서는 획득한 영상 속의 물체가 0.5 이상의 표면 반사도를 갖는 경우 영상의 디지털 숫자가 최댓값으로 포화되는 현상이 나타나며, 이는 영상이 표현할 수 있는 표면 반사도 범위를 좁게 만들어버리는 단점이 있다(Fig. 13. a). 따라서 이러한 포화 현상을 줄이기 위해서는 상용 디지털 카메라의 자동 노출 값보다 낮은 노출 값을 선택해 촬영해야만 한다.

따라서 본 연구에서는 디지털 카메라의 자동 노출 값에서 노출 값을 2단계 정도 낮추어 고정하고 ISO의 경우 80~400 사이의 자동 값으로 설정하여 촬영하였다(Fig. 13. b). 그 결과 밭작물 영상의 디지털 숫자 값이 포화되지 않으면서 낮은 노이즈의 영상을 획득할 수 있었다.

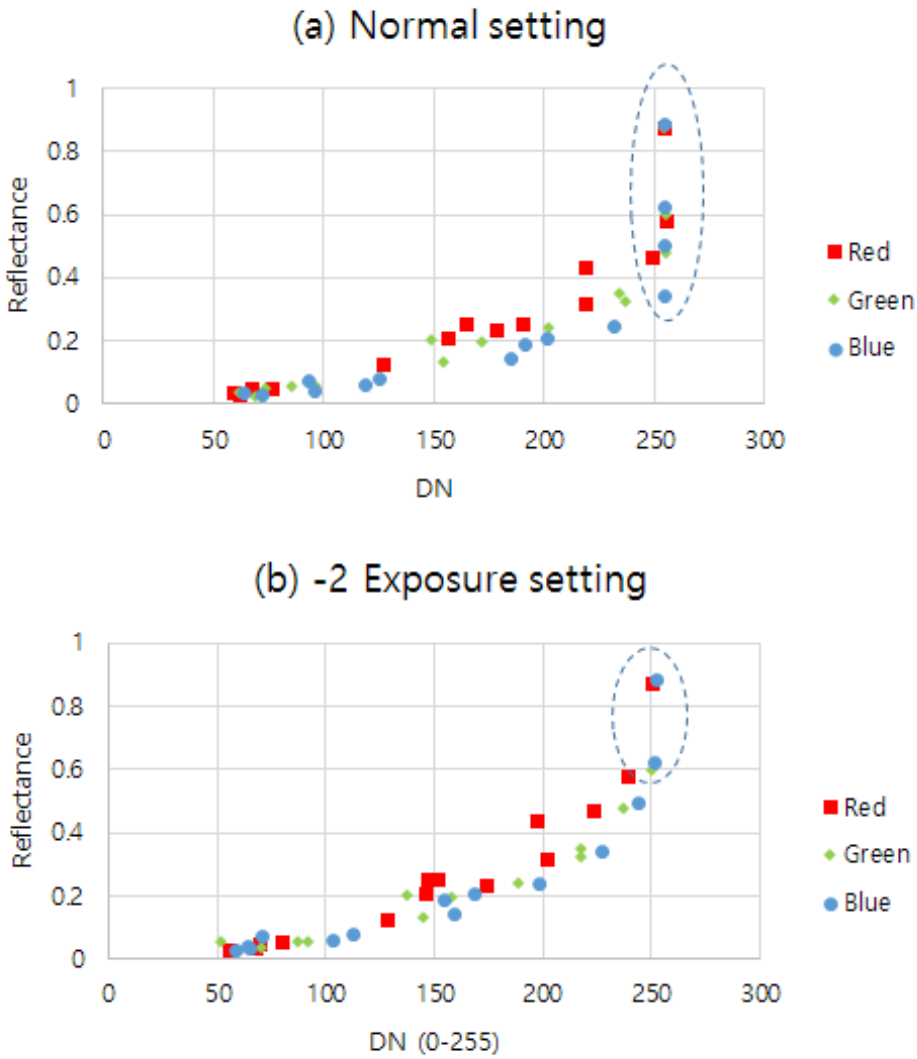

Fig. 13. Effects of exposure levels on UAV reflectance.

- 셔터 속도

무인기 원격 탐사의 경우 비행 중 진행 방향 속도 성분 외에 바람의 영향을 받아 진행 방향에 수직인 속도 성분과 회전 운동 성분인 롤(Roll), 피치(Pitch), 요(Yaw) 움직임이 발생하게 된다. 이러한 무인기의 움직임에 의해 셔터 작동 시간에 따라 카메라 센서에 맺히는 물체의 픽셀이 밀리는 현상(Pixel smear)이 발생하여 흔들린 영상이 얻어지는데 (Fig. 14), 그 픽셀이 밀리는 정도는 카메라의 노출시간과 픽셀이 밀리는 속도의 곱에 의해 계산된다(Eqn. 3). 이때 흔들린 영상이 발생하지 않으려면 픽셀이 밀리는 정도가 픽셀 사이즈보다 적게 나타나는 조건이 되어야 한다고 가정하였다.

$$Pixel\ smear = \frac{v_p \Delta t}{Pixel\ size} < 1$$

$$\therefore v_p \Delta t < Pixel\ size \tag{3}$$

where,

$v_p = Pixel\ velocity\ in\ real\ world\ (m/s)$

$\Delta t = Shutter\,speed\,(s)$

카메라의 노출속도는 영상 센서에 빛이 들어오는 시간을 의미한다. 픽셀 픽셀이 밀리는 속도는 그림 14에 나타나있는 UAV의 중심에서 지상의 물체 P에 수직으로 뻗어 나가는 위치 벡터를 표현한 후 이를 미분하여 카메라에 순간적으로 나타나는 물체 픽셀의 상대적 이동 속도를 계산하였다 (Eqn. 4).

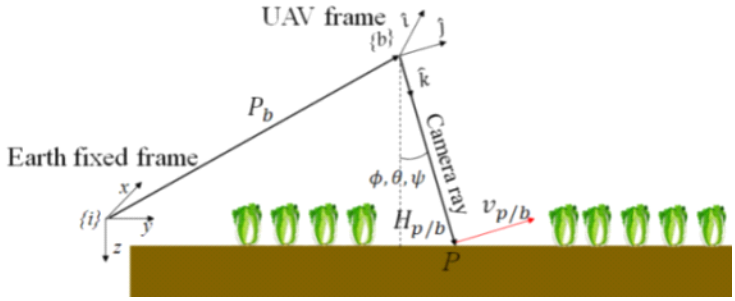

Fig. 14. Sketch of earth fixed frame {i}, UAV frame {b}, line of sight vector ($H_{p/b}$) and image pixel velocity vector($v_{p/b}$).

$$P_{p/b} = P_b + H_{p/b} = P_b + h\hat{k}$$

$$v_{p/b} = \frac{dP_b}{dt} + \frac{dH_{p/b}}{dt} = v_b + \dot{h}\hat{k} + h\overrightarrow{w_b} \times \hat{k}$$

$$v_b = R_{b/i} v_{b/i}$$

$$\overrightarrow{w_b} = [p\,q\,r]^T = p\hat{i} + q\hat{j} + r\hat{k}$$

$$\therefore v_{p/b} = R_{b/i} v_{b/i} + \dot{h}\hat{k} + h(-p\hat{j} + p\hat{i}) \tag{4}$$

where,

$P_{p/b} = Pixel\ position\ vector\ from\ UAV\ represented\ in\ UAV\ frame\,(m)$

$P_b = UAV\ body\ position\ vector\ from\ UAV\ represented\ in\ UAV\ frame\,(m)$

$H_{p/b} = Pixel\ position\ vector\ from\ UAV\ represented\ in\ UAV\ frame\,(m)$

$h = Distance\ from\ UAV\ camera\ to\ ground\ object\,(m)$

$\hat{k} = Downward\ vector\ from\ UAV\ represented\ in\ UAV\ frame$

$v_{p/b} = \ Pixel\ velocity\ vector\ from\ UAV\ represented\ in\ UAV\ frame\,(m/s)$

$\overrightarrow{w_b} = Angular\ velocity\ vector\ of\ UAV\ represented\ in\ UAV\ frame\,(rad/s)$

$[p\ \ q\ \ r] = Angular\ velocity\ of\ UAV\ body\ frame\ represented\ in\ UAV\ frame\,(rad/s)$

식 (4)를 이용하여 계산된 픽셀 속도 벡터의 절댓값을 이용하여 영상이 1픽셀 이상 밀리지 않도록 하는 최소 셔터 속도를 계산하였다 (Eqn. 5).

$$V_p = |v_{p/b}|$$

$$V_p \Delta t < Pixel\ \ size = \frac{hc}{l}$$

$$\Delta t \leq \frac{hc}{V_p l} \Rightarrow \frac{1}{\Delta t} \geq \frac{V_p l}{hc}$$

$$\therefore Minimum\ \ shutter\ \ speed = \frac{1}{\Delta t} = \frac{V_p l}{hc} \tag{5}$$

where,

$V_p = Planar\ \ velocity\ \ of\ \ pixel\ \ (m/s)$

$h = Distance\ \ from\ \ camera\ \ to\ \ object\ \ (m)$

$c = Sensor\ \ pitch\ \ (mm)$

$l = Focal\ \ length\ \ (mm)$

무인기 원격탐사를 위한 경로비행에서 목표 고도, 목표 비행 속력에 따라 비행체의 롤, 피치, 요 및 XYZ축 방향 운동 속도는 변하였기 때문에(Fig. 15-a), 이론적으로는 그때마다 필요한 셔터속도는 달라진다(Fig. 15-b). 이때 비행시간에 따라 변하는 최소 셔터 속도 곡선의 히스토그램을 구한 다음(Fig. 15-c) 대부분의 상황에서 최소 셔터 속도 조건을 만족시키는 최적 셔터 속도를 찾기 위하여 히스토그램의 상위 5% 값을 계산하였다.

외부 환경의 영향을 배제하고 목표 고도, 목표 속도에 따른 최적 셔터속도 값의 변화를 살펴보기 위해 2016년 9월 29일 무안 바이오에너지 작물센터에서 목표 비행 고도를 40 m, 목표 비행 속도를 2 m/s로 설정하여 비행 실험을 수행하였다. 비행 실험을 통해 획득한 표준 비행 로그를 분석하여 비행 고도를 1/2 배 (20 m), 2 배 (40 m)로, 비행 속도를 2 배 (4 m/s), 3 배로 하는 시뮬레이션 데이터를 생성하였다(Table 8). 데이터 처리 및 시뮬레이션은 매트랩(MATLAB 2016.a, Mathworks, USA)을 사용하였다.

Table. 8. Simulation dataset for optimal shutter speed calculation with various flight altitude and speed.

Dataset	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Altitude (m)	20	20	20	40	40	40	60	60	60
Velocity (m/s)	2	4	6	2	4	6	2	4	6

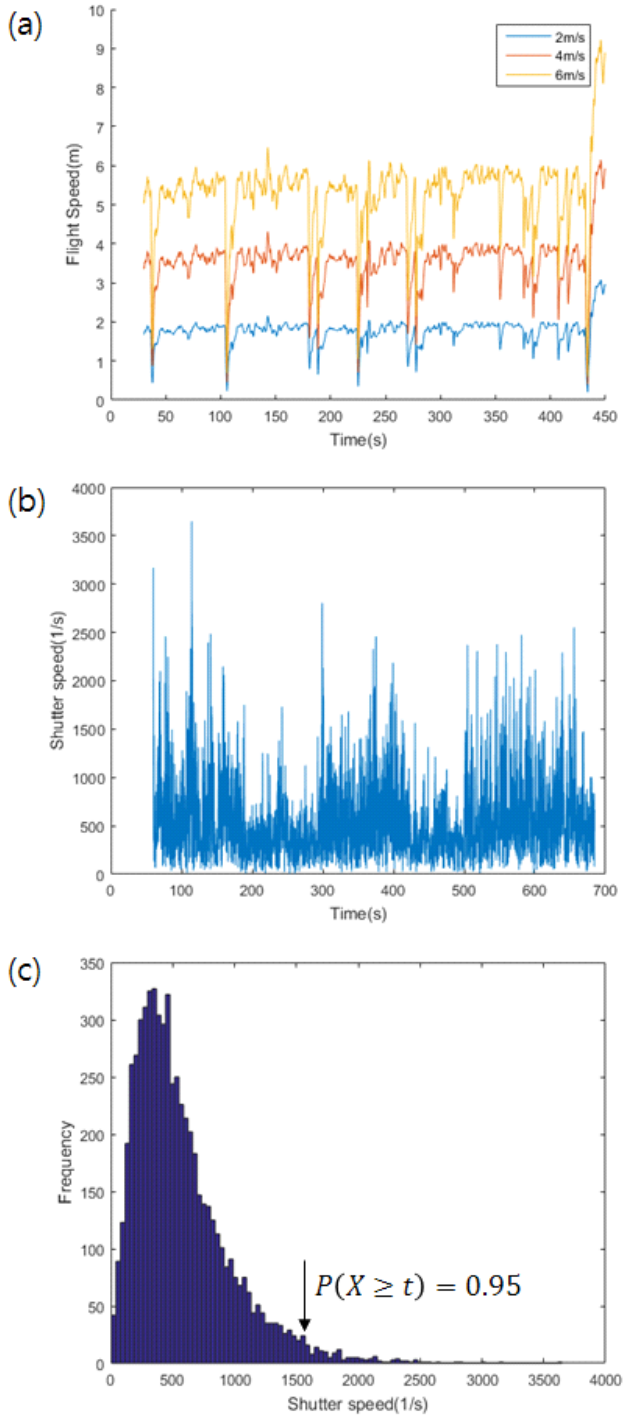

Fig. 15. Process of optimal shutter speed calculation.

2.3. 밭작물 무인기 원격탐사 영상 전처리 기법 연구

2.3.1. 영상 정합 및 3D 모델 생성

무인기 원격탐사 비행이 완료되면 밭작물의 영상과 비행 기록을 획득할 수 있다. 획득한 영상은 시간 데이터 외에 위치 정보를 담고 있지 않으므로, 획득한 영상의 위치를 알기 위해서는 시간 데이터를 이용하여 비행체의 기록에서 영상이 촬영된 시각의 위치 및 자세 정보를 불러 들여 기록하는 지오태깅(Geotagging) 과정이 필요하다. 지오태깅 과정이 완료되면 영상의 파일 이름과 위치, 자세 정보가 맞추어지게 되며, Google Earth 상에서 영상이 촬영된 위치를 파악할 수 있게 된다.

표 9는 2015년 9월 22일 수행된 무의 무인기 원격탐사 지오태깅 결과의 일부를 타나낸 것이며, 그림 16은 지오태깅 결과를 상용 지도 프로그램인 구글 어스 (Google Earth, Google Inc. USA)에 나타난 것이다.

Table. 9. Examples of geotagging result.

#Name.JPG	Latitude/ Y (deg)	Longitude /X (deg)	Height/ Z (m)	Yaw (deg)	Pitch (deg)	Roll (deg)
IMG_2786	35.05279	126.3827	59.69	160.37	-7.44	-1.47
IMG_2787	35.05263	126.3828	60.17	155.92	-9.24	-9.4
IMG_2788	35.05246	126.3829	61.82	156.5	-4.26	-3.75
IMG_2789	35.05232	126.383	60.24	162.74	-7.86	-4.47
IMG_2790	35.05214	126.383	59.22	155.63	-11.11	-9.97
IMG_2791	35.05199	126.3831	57.92	152.49	0.04	-3.28
IMG_2792	35.05183	126.3832	60.93	157.35	-5.06	-1.71
IMG_2793	35.05168	126.3833	60.72	163.95	-8.23	-0.74

Fig. 16. Example of geotagging results on Google Earth.

지오태깅 과정을 통해 자세와 위치가 기록된 영상 파일들은 영상정합 소프트웨어(Pix4Dmapper Pro, Pix4D SA, Switzerland)를 이용하여 처리되었다. 정합의 원리는 첫 번째 단계(Fig. 17a)로 획득된 각 영상들의 특징점을 추출하며, 영상의 위치 및 자세를 바탕으로 인접 영상에서 공통된 특징점을 간략히 찾아 정리한 다음 획득한 영상의 위치 및 자세를 수학적으로 예측하고 이를 실제 값과 비교하여 다시 최적화 한다. 이때 각 영상에서 추출하는 특징점의 개수는 약 40,000개로 제한하며, 인접 영상과의 공통된 특징점을 찾는 것은 1,000개 정도로 제한하여 작업을 수행한다.

두 번째 단계(Fig. 17b) 에서는 첫 번째 단계에서 완성된 영상의 최적화된 위치 및 자세를 바탕으로 각 영상의 모든 픽셀에 대한 평면 맵을 만들고, 이를 SfM (Structure from Motion) 알고리즘을 바탕으로 인접 영상의 평면 맵과 비교하여 서로 다른 시선 방향에 따른 동일 특징점의 관계를 바탕으로 특징점의 3차원적 위치를 알아낸다. 이렇게 계산된 특징점들의 3차원적 위치 계산은 첫 번째 단계에서 찾아낸 공통 특징점보다 더 많은 3차원 특징점들을 계산해낼 수 있다. 계산된 3차원 특징점들은 서로 연결되어 3차원 모델의 기초 형태인 메쉬 (Mesh) 형태로 만들어 진다 (Fig. 17c).

세 번째 단계 (Fig. 17d) 에서는 생성된 3차원 메쉬를 지리 좌표계를 기준으로 정렬하여 3D 높이 모델을 계산해 내며, 이는 추후 작물 높이 계산을 위하여 지리 좌표계 정보가 포함된 영상 파일 형식인 GeoTIFF로 내보내진다. 또한 생성된 메쉬에 영상의 표면을 입혀 3차원 모델에 색을 입히는 과정을 거치면 생상 정보를 포함한 농경지의 3D 모델이 완성된다(Fig. 18). 최종적으로 수직 평형 방향 기준의 영상인 정사 영상은 추후 식생지수 분석 및 작물 피복률 계산을 위하여 GeoTIFF 파일로 내보내지며(Fig. 19a), 3D 높이 정보 맵 또한 작물 높이 분석을 위하여 GeoTIFF 파일로 내보내진다(Fig. 19b).

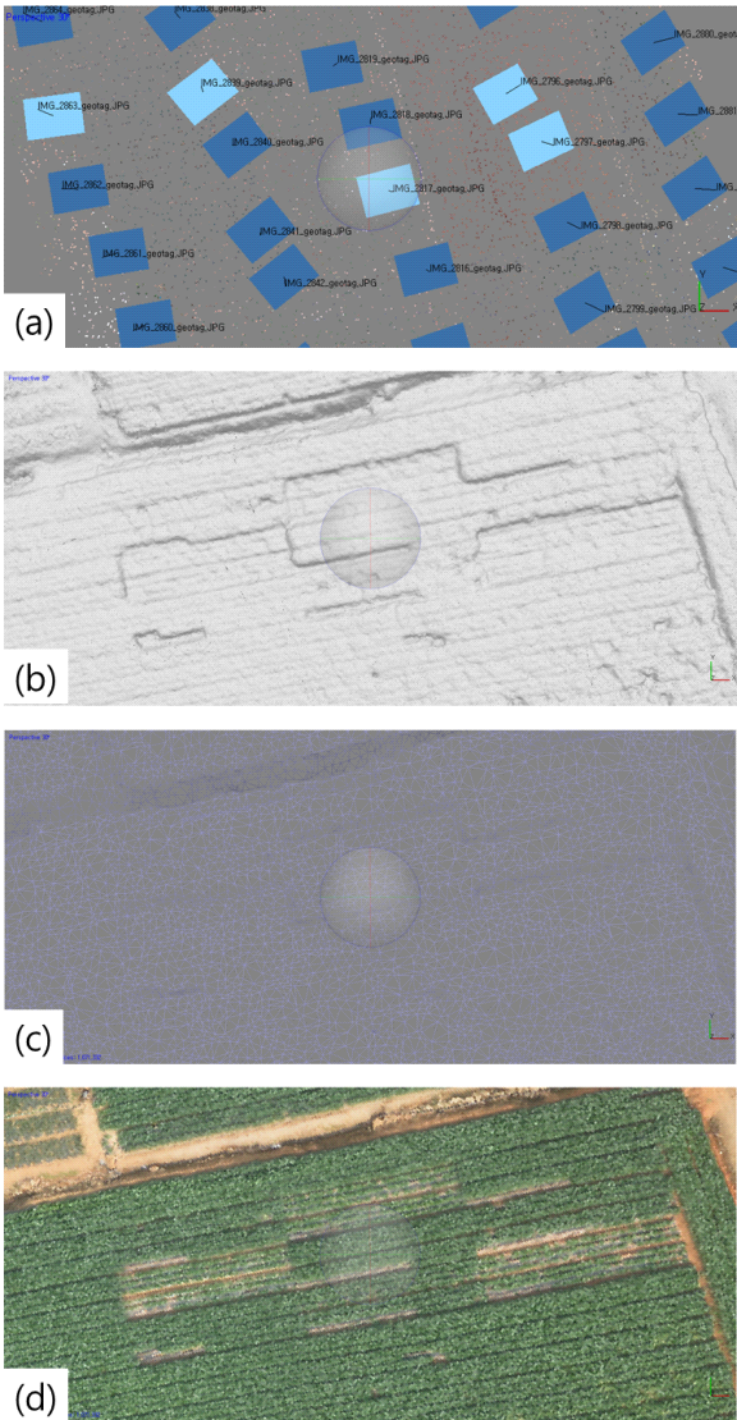

Fig. 17. Process of image mosaicking and 3D reconstruction.

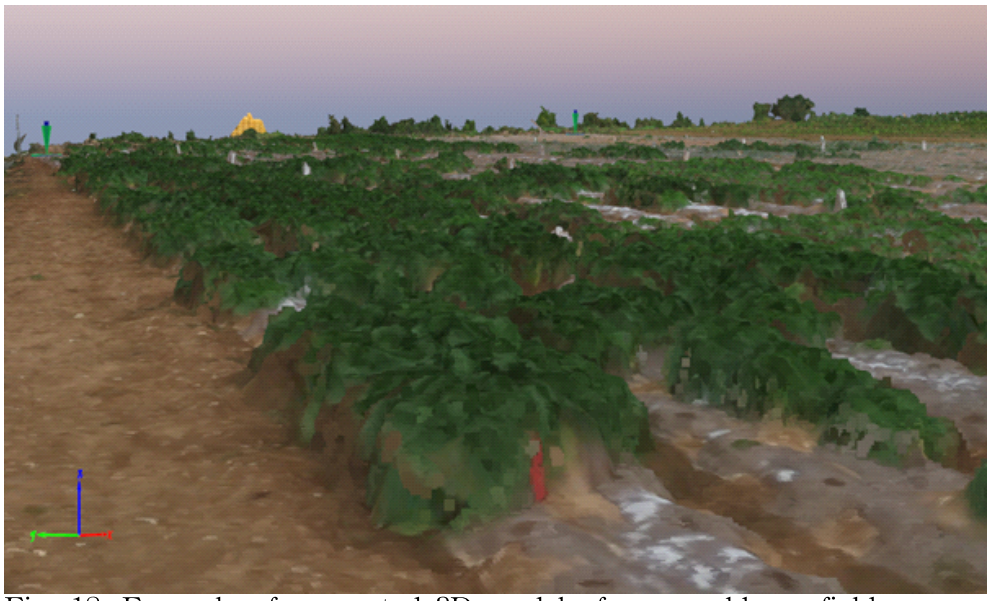

Fig. 18. Example of generated 3D model of napa cabbage field.

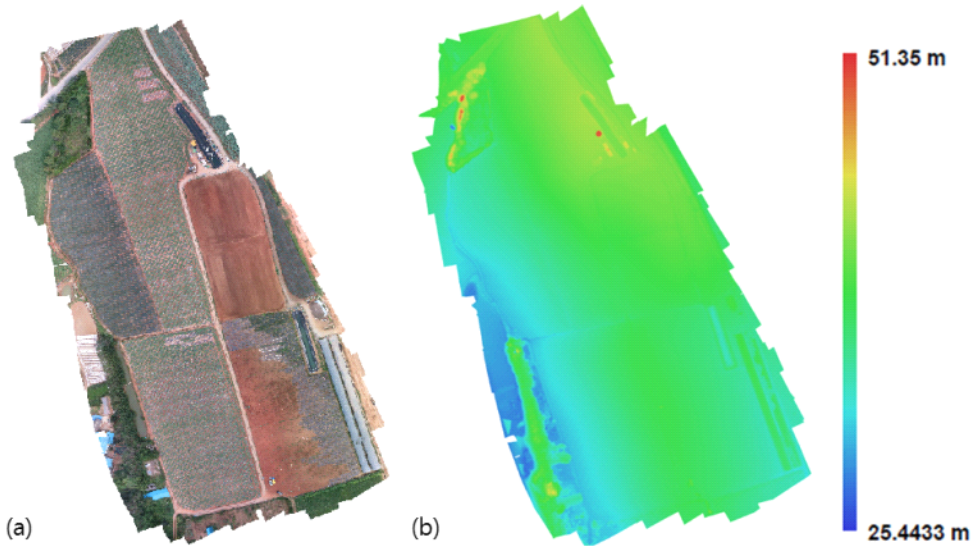

Fig. 19. Example of generated orthomosaicked image and digital elevation model white radish field(22 Sep, 2015).

한편 생성된 3D 모델은 무인기의 비행 중 지면으로부터의 상대적 위치 자세를 바탕으로 생성된 것 이므로 지리정보학에서 일반적으로 사용하는 해수면 기준 높이와 다른 결과가 나타게 된다. 또한 비행체와 지표면의 상대적 위치에 따라 축척(Scale)과 방향이 실제와 다르게 나타나게 된다. 따라서 생성된 3D 모델에 GPS로 측정한 지상 기준점의 실제 위치와 높이 정보를 입력하여 보정해 주는 과정이 필요하다. Draeyer와 Strecha (2014)에 의하면 무인기 영상을 이용한 3차원 측량의 정확도를 확보하기 위해서는 촬영 지역에 고르게 분포한 약 10개 이상의 지상 기준점이 필요하다고 보고하고 있다. 따라서 본 연구에서는 무 테스트 베드의 경우 22 개, 배추 테스트 베드의 경우 10 개의 지상 기준점을 선정하고 수평 정밀도 0.02 m, 수직 정밀도 0.04 m의 VRS-RTK GPS (OEM 615, Novatel, Canada)를 사용하여 지상 기준점의 위치를 UTM 52N 좌표계를 기준으로 측량하였으며, 이를 영상 정합 프로그램에 입력하여 생성된 3D 모델의 위치 정확도를 개선하였다. 지상 기준점 획득에 사용된 GNSS 수신기의 제원은 표 10과 같다.

Table. 10. Specifications of OEM615 dual-frequency GNSS receiver.

Attributes		
System Type	Board	
General Info	Length(mm)	71
	Width/Diameter(mm)	46
	Height(mm)	11
	Weight(g)	24
	Typical Power Consumption(W)	1
Constellation	GPS	
	GLONASS	
	Galileo	
	BeiDou	
Tracking	MaxNumofFrequency	Dual
	SBAS	
	QZSS	
Num. of Com Ports	CANBus	2
	LVTTL	3
	USBDevice	1
Performance	Accuracy	(RMS)
	Single Point L1	1.5m
	Single Point L1/L2	1.2m
	SBAS	0.6m
	DGPS	0.4m
	NovAtel CORRECT™ RT-2®	1 cm + 1 ppm

2.3.2. 카메라 스펙트럼 반응성 측정

무인기 원격탐사 영상 분석에 앞서 영상 센서의 스펙트럼 반응성은 영상 센서 특성 파악 및 획득 영상의 방사보정을 위해 필요하다. 본 연구에서는 상용 디지털 카메라를 영상 센서로 사용하였는데, 상용 디지털 카메라의 스펙트럼 반응성은 일반적으로 제공되지 않으며, 제공 되더라도 정보가 불충분하여 영상의 정밀한 방사보정에 사용할 수 없다. 하지만, 반사 스펙트럼을 알고 있는 여러 물체를 촬영하고 영상에서 물체들의 채널별 디지털 숫자를 분석하면 영상 센서의 스펙트럼 반응성을 역으로 계산이 가능하다.

본 연구에서는 그림 20과 같이 사진 촬영에서 일반적으로 많이 사용되는 24 색의 색상을 가진 색상 판을 영상 센서로 촬영하고 가시광선 스펙트로미터 (USB2000, Ocean Optics, USA) 를 사용하여 반사 스펙트럼을 측정하였다. 이때 촬영된 영상의 디지털 숫자 값과 색상 판의 반사 스펙트럼은 동일한 흰색 색상 판을 기준으로 0에서 1사이의 값으로 정규화 되어 사용되었다. 영상 센서의 스펙트럼 반응성은 R, G, B 채널별로 400 nm에서 780 nm 사이에서 10 nm 간격으로 계산되었으며, 반사 스펙트럼 또한 같은 범위에서 측정되었다.

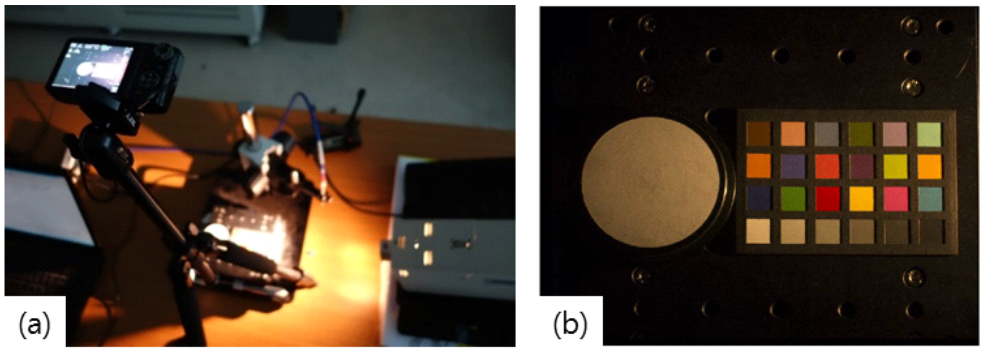

Fig. 20. Experiment setup for measuring the spectrum sensitivity of the camera used in the study.

Zhao 등(2009)에 따르면 영상에 나타난 물체의 디지털 숫자 값은 카메라로 들어오는 스펙트럼과 카메라의 스펙트럼 반응성의 곱의 적분에 비례한다고 보고되었다(Eqn. 6).

$$I_k = \int R(\lambda) C_k(\lambda) d\lambda \tag{6}$$

where,

$R(\lambda) = Incoming\ spectrum$

$C_k(\lambda) = Spectral\ sensitivity\ for\ R,\ G,\ B\ channels$

$I_k = Image\ intensity\ for\ R,\ G,\ B\ channels$

계산의 편의성을 위해 적분형태의 식을 10 nm 간격의 행렬식으로 변환하면 식 7과 같다. 이때 스펙트럼 반응성 획득을 위해 촬영한 컬러판의 디지털 숫자 값과 반사 스펙트럼 값들을 24행으로 추가하였다.

$$I_k = RC_k \tag{7}$$

where,

$I_k = Image\ intensity\ for\ R,\ G\ and\ B\ channels \in [0,1]\ (24 \times 3)$

$R = Surface\ reflectance\ of\ color\ panel \in [0,1]\ (24 \times 39)$

$C = Spectral\ sensitivity\ for\ R,\ G\ and\ B\ channels \in [0,1]\ (39 \times 3)$

영상에 나타난 디지털 숫자 값, 영상에 나타난 컬러판들의 반사도 스펙트럼과 최소자승법을 이용하여 카메라의 스펙트럼 반응성을 추정하였다 (Eqn. 8).

$$
\begin{aligned}
I &= RC \\
e &= I - RC \\
e^2 = e^T e &= (I-RC)^T(I-RC) = I^T I - 2C^T R^T I + C^T R^T RC \\
\nabla_c(e^2) &= -2R^T I + 2R^T RC = 0 \\
\therefore C &= (R^T R)^{-1} R^T I
\end{aligned} \tag{8}
$$

where,

$I = Image\ intensity\ for\ R,\ G\ and\ B\ channels \in [0,1]\ (24 \times 1)$

$R = Surface\ reflectance\ of\ color\ panel \in [0,1]\ (24 \times 39)$

$C = Spectral\ sensitivity\ for\ R,\ G\ and\ B\ channels \in [0,1]\ (39 \times 3)$

한편 영상 센서의 채널당 400 nm부터 780 nm까지 10 nm 간격 당 1개씩 총 39 개의 미지수를 갖게 되지만, 입력되는 컬러판의 스펙트럼의 수는 총 24 개이므로 해를 찾을 수 없는 선형 방정식의 형태를 갖게 된다. Jiang 등 (2013)에 따르면 이를 해결하기 위해 미지수의 개수 이상의 컬러판을 사용할 수 있으나 시중에서 구할 수 있는 컬러판의 색상 수가 제한이 되어 있으며, 컬러판의 개수를 늘리더라도 컬러판끼리의 중복성성 및 영상의 노이즈에 의하여 방정식의 해를 구하기는 사실상 불가능 하다고 보고하였다.

따라서 본 연구에서는 영상 센서 스펙트럼 반응성 획득을 위해 계산해야하는 미지수의 개수를 줄이고자 기저 함수를 사용하였다. 이때 영상 센서의 스펙트럼 반응성은 여러 기저 함수들의 선형 조합으로 구성되어 있다고 가정하였다. 기저 함수로 사용될 수 있는 함수들은 단일 직사각형 함수, 방사형 함수 등이 있으며, Zhao 등 (2009)에 따르면 기존에 획득한 다양한 카메라의 영상 센서의 스펙트럼 반응성 데이터베이스를 파장대역에 따라 특이값 분해하여 얻은 기저 함수를 사용하였을 때 가장 높은 정확도로 영상 센서의 스펙트럼 반응성을 얻을 수 있다고 보고하였다. 그러므로 본 연구에서는 획득한 영상에 나타나는 24 개 칼라 판의 채널별 (R, G, B) 디지털 반응과 스펙트로미터를 이용해 얻은 표면 반사도, 그리고 영상 센서 스펙트럼 반응성 데이터베이스를 통해 얻은 기저함수를 이용하여 실험에 사용한 영상 센서의 스펙트럼 반응성을 알아내었다.

영상 센서의 스펙트럼 반응성 추정을 위한 기저함수를 획득하기 위해 그림 21과 같이 이미 측정된 28개의 영상 센서 스펙트럼 데이터베이스를 확보하였다(http://www.gujinwei.org/research/camspec/db.php). 그 다음 확보한 영상 센서의 데이터베이스를 열로 하는 행렬에 대하여 특이값 분해를 수행하였으며(Eqn. 9), 결과로 얻은 행렬 U_k은 스펙트럼 반응성 추정에 사용되는 기저함수를 포함하고 있음을 확인하였다.

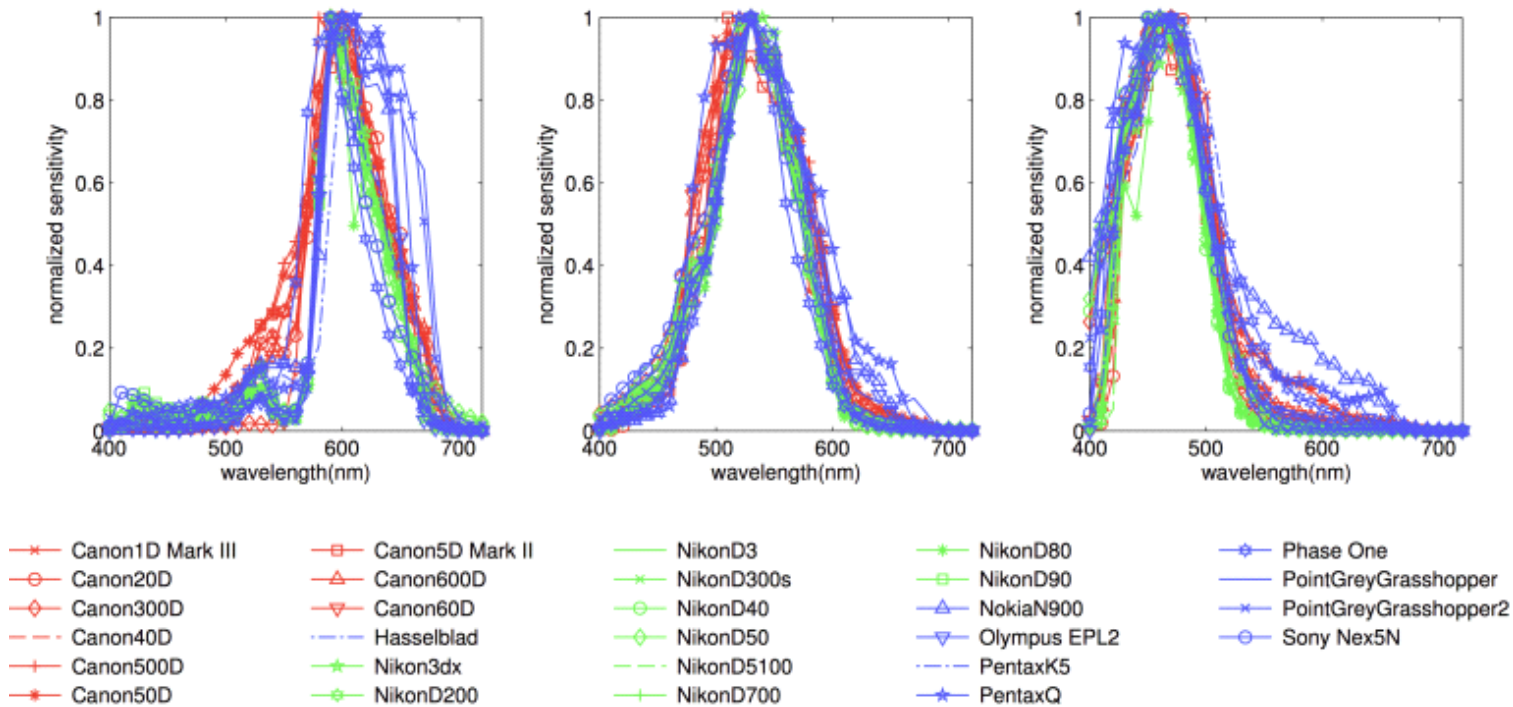

Fig. 21. The spectrum sensitivity of commercial cameras (figure from Jiang et. al.,(2013)).

$$
\begin{aligned}
& SVD(C_k) \\
& = SVD([C_{k,1}\ C_{k,2}\ \cdots\ C_{k,n}]) \\
& = U_k \Sigma_k V_k^*
\end{aligned}
\tag{9}
$$

$$
= [U_{k,1}\, U_{k,2} \cdots U_{k,m}] \begin{bmatrix} s_{k,1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & s_{k,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} [V_{k,1}\, V_{k,2} \cdots V_{k,n}]
$$

$$
s_{k,1} \geq s_{k,2} \geq \cdots \geq s_{k,m}
$$

where,

$C_k = Camera\ \ spectral\ \ response\, database\, for\, a\ \ given\ \ channel\, (39 \times 28)$

$k\ =\ r,g,b\ \ channels$

$m = 39\ \ for\ \ 10nm\ \ steps$

$n\ =\ 28\ \ for\ \ num\ \ of\ \ models\ \ were\ \ used$

$U_k = 39 \times 39, unitary\ \ matrix\ \ containing\ \ basis\ \ functions\ \ U_{k,i}\, (1 \times 39)$

$\Sigma_k = Diagonal\, 39 \times 28\, matrix\ \ with\ \ non-negative\ \ real\ \ numbers\ \ on\ \ the\ \ diagonal$

$V_k^* = 28 \times 28\, conjugate\ \ transpose\ \ of\ \ the\ \ unitary\ \ matrix,\ \ V_k$

Zhao 등 (2009)에 따르면 특이값 분해를 통해 획득한 기저함수를 $U_{k,1}, U_{k,2} \cdots U_{k,39}$ 중 가장 기여도가 높은 2개($U_{k,1}, U_{k,2}$)를 사용하였을 때 높은 정확도로 영상 센서의 스펙트럼 반응성을 획득 가능하였다고 보고하였으며(Fig. 22), 본 연구에서도 가장 높은 기여도를 갖는 2개의 벡터를 기저함수로 정하였다.

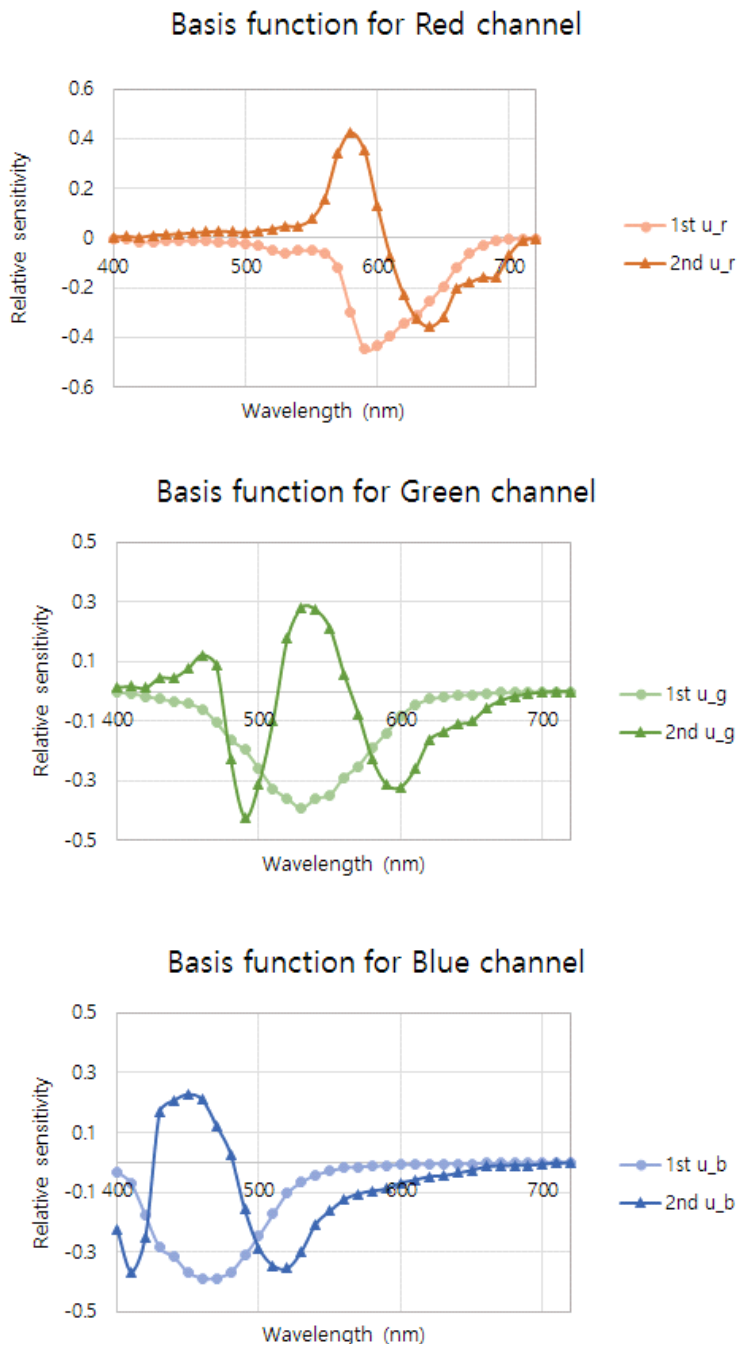

Fig. 22. Basis functions for decomposing the singular values of RGB bands.

기저함수를 이용하여 영상 센서 스펙트럼 반응성을 예측하기 위해 식 10과 같이 영상 센서의 스펙트럼 반응성은 기저함수들의 선형조합으로 이루어진다고 가정하였다. 이때 기저 함수의 계수 $q_{k,i}$를 계산하면 영상 센서의 스펙트럼 반응성을 예측하였다.

$$C_k = \sum_{i=1}^{D} q_{k,i} U_{k,i} \tag{10}$$

where,

$C_k = Camera\ spectral\ response\ database\ for\ a\ given\ channel\ (39 \times 1)$

$U_{k,i} = i-th\ basis\ function\ of\ channel\ k = r,g,b$

$q_{k,i} = Weight\ of\ basis\ function\ U_{k,i}$

식 (10)을 식 (7)에 대입하여 정리하면 스펙트럼 반응성 기저함수의 계수 행렬은 스펙트럼 반응성 기저함수와 컬러판의 반사도 스펙트럼을 곱한 행렬과 영상의 디지털 숫자 행렬의 최소 자승법을 통해 계산된다(Eqn, 11).

$$I_k = RC_k$$

$$\therefore I_k = R \bullet (\sum_{i=1}^{D} q_{k,i} U_{k,i}) = R \bullet (q_{k,1} U_{k,1} + \cdots + q_{k,D} U_{k,D}) = \sum_{i=1}^{D} (R \bullet U_{k,i}) q_{k,i}$$

$$I_k = \sum_{i=1}^{D} (R \bullet U_{k,i}) q_{k,i} = E\, q_k$$

$$\therefore q_k = e^{+} I_k = (e^T e)^{-1} e^T I_k \tag{11}$$

Where,

$I_k = Camera\ digital\ values\ for\ color\ checker\ panel\ (24 \times 1)$

$R = Reflectance\ spectrum\ of\ color\ checker\ panel\ (24 \times 39)$

$D = The\ number\ of\ basis\ functions.\ In\ this\ research,\ use\ D = 2$

최종적으로 식 10을 이용하여 스펙트럼 반응성 기저함수들의 선형조합으로 RGB 영상 센서의 스펙트럼 반응성을 계산한 결과는 그림 23과 같다.

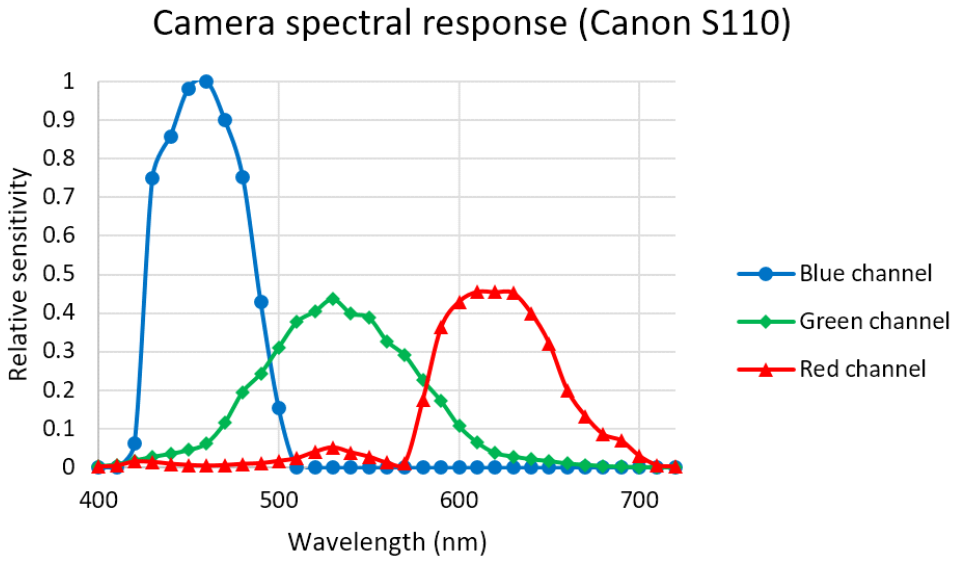

Fig. 23. Spectral response of the RGB camera (Canon S110).

2.3.3. 영상 방사 보정

무인기 원격탐사의 결과물은 시시각각 변화하는 광조건 및 대기 조건의 영향을 받는다. 따라서 서로 다른 시간에 여러 번 촬영한 무인기 원격탐사를 통해 획득한 영상을 서로 비교하기 위해서는 영상의 방사 보정 과정이 필요하다. 항공 영상 보정을 위한 방법으로 다양한 방법들이 적용되어왔다(Wang and Myint, 2015). 항공 영상의 방사 보정은 카메라의 고도, 카메라의 노출 설정, 카메라의 스펙트럼 반응성, 태양의 광도, 태양의 고도 등을 통해 모델링 된다. 하지만 이를 모두 고려하여 방사 보정을 수행하는 것은 부정확한 모델링 데이터에 의한 오차의 누적 현상을 발생시켜 결과적으로는 부정확한 방사 보정 결과가 나타날 수 있다.

Smith 등 (1999)에 의해 사용된 경험식 방법을 사용하면 영상에 나타난 방사 보정 기준 판의 표면 반사도를 측정하고 이를 영상의 디지털 숫자와 비교하여 항공 영상을 방사보정 함으로써 간편하게 영상의 디지털 숫자 값으로부터 물체의 표면 반사도를 바로 획득할 수 있다는 장점이 있다. 본 연구에서는 그림 24와 같이 지상에 방사 보정용 물체를 설치하고 필드 스펙트로미터(FieldSpec, ADS Inc., USA)(Table 11) 로 표면 반사도를 측정하였다(Fig. 25).

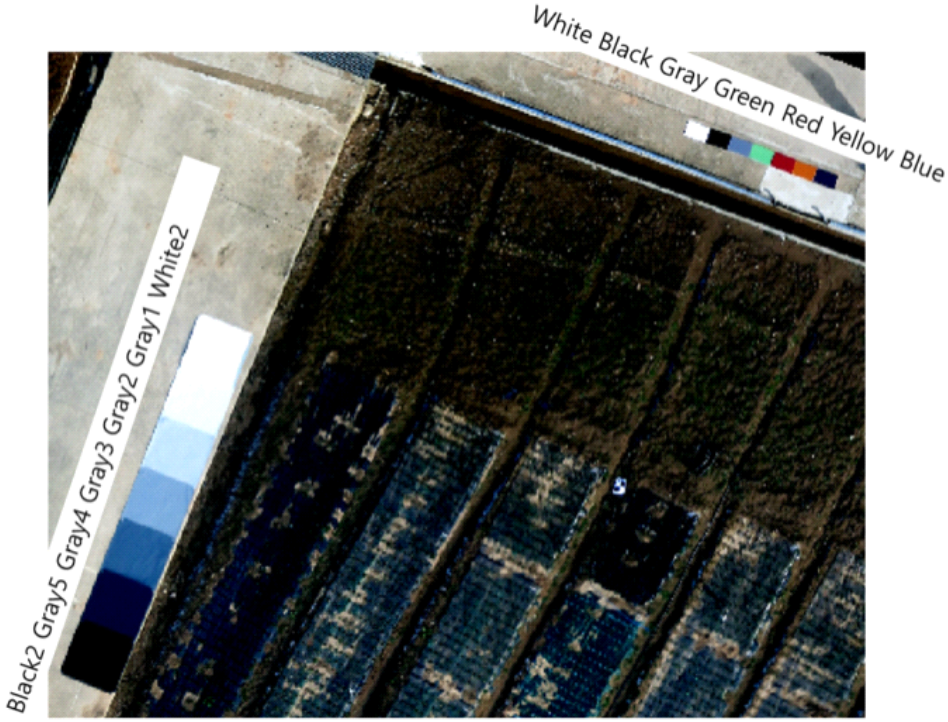

Fig. 24. Configuration of reflectance calibration targets.

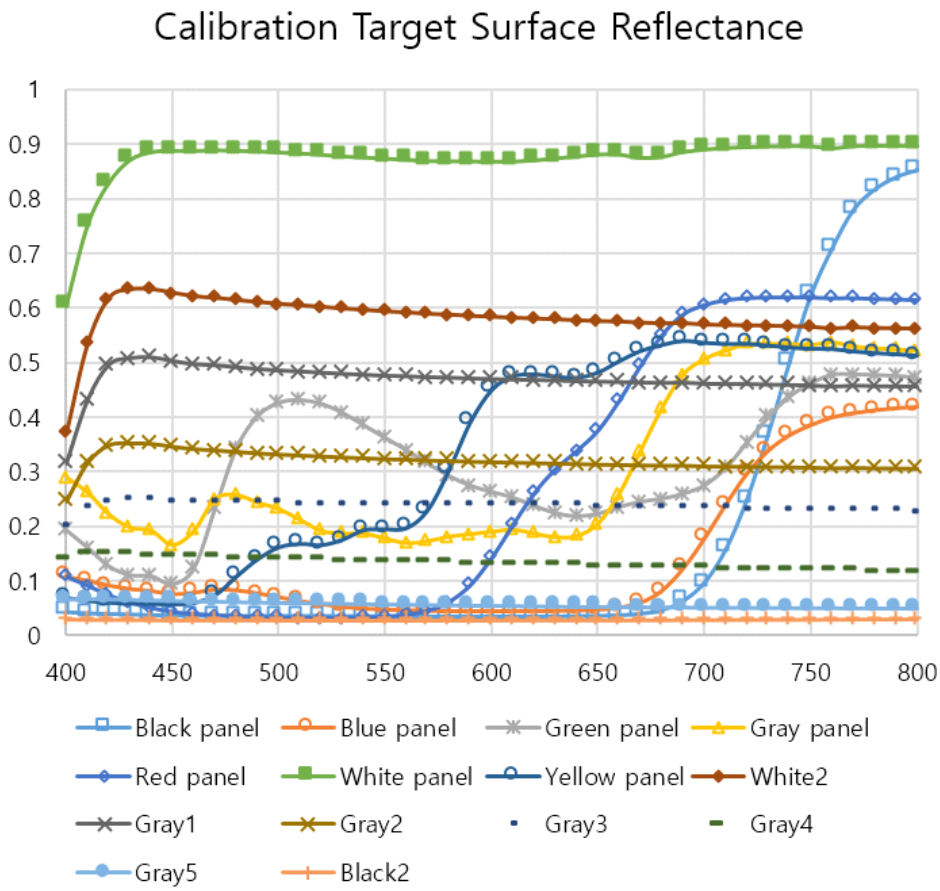

Fig. 25. Reflectance spectrums of radiometric calibration targets.

Table. 11. Specifications of FieldSpec 4 spectrophotometer.

Spectral Range	350-2500 nm
Spectral Resolution	3 nm @ 700 nm 8 nm @ 1400/2100 nm
Spectral sampling (bandwidth)	1.4 nm @ 350-1000 nm 1.1 nm @ 1001-2500 nm
Scanning Time	100 milliseconds
Stray light specification	VNIR 0.02%, SWIR 1 & 2 0.01%
Wavelength reproducibility	0.1 nm
Wavelength accuracy	0.5 nm
Maximum radiance	VNIR 2X Solar, SWIR 10X Solar
Channels	2151
Detectors	VNIR detector (350-1000 nm): 512 element silicon array SWIR 1 detector (1001-1800 nm): Graded Index InGaAs Photodiode, Two Stage TE Cooled SWIR 2 detector (1801-2500 nm): Graded Index InGaAs Photodiode, Two Stage TE Cooled
Input	1.5 m fiber optic (25° field of view). Optional narrower field of view fiber optics available.
	VNIR 1.0X10-9 W/cm2/nm/sr@700nm SWIR1 1.4X10-9 W/cm2/nm/sr@1400nm SWIR2 2.2X10-9 W/cm2/nm/sr@2100nm
Weight	5.44 kg (12 lbs)
Calibrations	Wavelength, absolute reflectance, radiance*, irradiance*. All calibrations are NIST traceable. (*radiometric calibrations are optional)
Computer	Windows® 7 64-bit laptop

방사 보정 기준 판의 표준 반사도 값은 식 12를 이용하여 기준 판의 파장대역별 반사도 값을 영상 센서의 스펙트럼 반응성 대역과 곱하여 적분하면 표 12와 같이 영상 센서의 스펙트럼 반응성에 따른 방사보정 기준 판의 이론적 반사도 값을 구할 수 있다.

$$r_{k,i} = \int R_i C_k d\lambda \tag{12}$$

where,

$r_{k,i} = Calculated\ reflectance\ value\ of\ radiometric\ calibration\ target$

$R_i = Reflectance\ spectrum\ of\ the\ radiometric\ calibration\ target$

$C_k = Spectral\ response\ of\ the\ image\ sensor$

$k = r, g, b\ channels,\ i = Radiometric\ calibration\ targets$

Table. 12. Surface reflectance values for Blue, Green, Red bands of calibration targets.

	Calculated reference surface reflectance values		
Calibration targets	Blue	Green	Red
Black panel	0.04	0.04	0.04
Blue panel	0.08	0.06	0.05
Green panel	0.19	0.35	0.25
Gray panel	0.21	0.20	0.21
Red panel	0.04	0.05	0.25
Yellow panel	0.08	0.20	0.44
White panel	0.89	0.88	0.87
White2	0.62	0.60	0.58
Gray1	0.50	0.48	0.47
Gray2	0.34	0.33	0.32
Gray3	0.24	0.24	0.24
Gray4	0.14	0.14	0.13
Gray5	0.06	0.06	0.05
Black2	0.03	0.03	0.03

UAV 영상에서 방사 보정 타깃 디지털 숫자 값은 Table 13 와 같다. 영상에서 방사 보정 타깃의 디지털 값은 방사 보정 타겟 면적에 대하여 평균값을 획득한 후 소수점 자리에서 반올림하였다.

Table. 13. Digital numbers for Blue, Green, Red, bands of calibration targets.

	Image intensity for R, G, B channels		
Calibration targets	Blue	Green	Red
Black panel	64	62	59
Blue panel	125	85	67
Green panel	191	234	164
Gray panel	201	172	156
Red panel	96	74	190
Yellow panel	93	149	219
White panel	255	254	254
White2	255	255	255
Gray1	255	255	249
Gray2	255	237	218
Gray3	231	202	178
Gray4	185	154	127
Gray5	119	96	76
Black2	72	69	62

이렇게 얻은 방사보정 기준 판의 표준 반사도 값과 원격탐사 영상의 디지털 숫자 값을 이용하여 선형 회귀식(Eqn. 13)을 계산하고 이를 이용하여 영상의 방사보정을 수행하였다(Fig. 26).

$$r_k = A_k \times DN + B_k \tag{13}$$

$$r_k = A_k e^{B_k DN} \tag{14}$$

where,

$r_k = Calculated\ reflectance\ value\ of\ radiometric\ calibration\ target$

$A_k = Slope\ of\ radiometric\ calibration\ equation$

$B_k = Intercept\ of\ radiometric\ calibration\ equation$

$DN = Digital\ number\ of\ radiometric\ calibration\ target\ from\ image\ sensor$

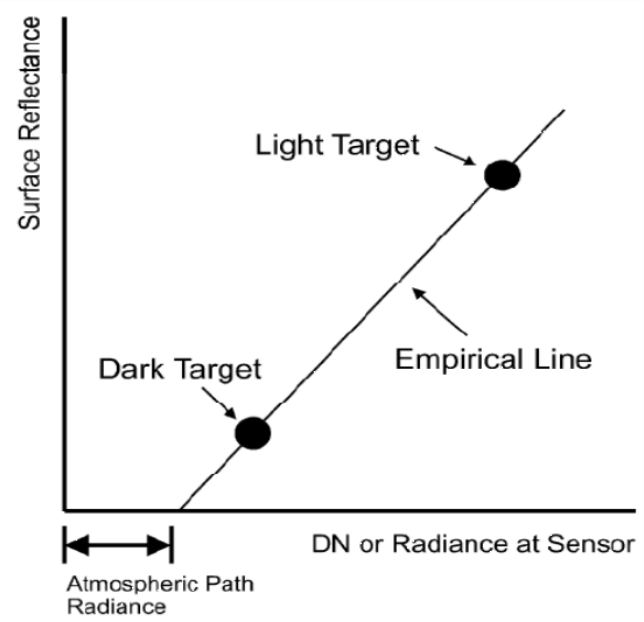

Fig. 26. Example of an empirical line using two targets of contrasting surface reflectance(figure from Baugh and Groeneveld, 2008).

한편 Wang 과 Myint (2015)에 따르면 상용 디지털 카메라의 경우 식 13의 선형 회귀식이 아닌 식 14의 지수함수 형태가 나타나기도 한다고 보고하였다. 따라서 경험식을 이용한 방사 보정 과정에서 지수 함수 형태가 적합할 경우 지수 함수의 경험식을 사용하였다.

$$r_k = A_k e^{B_k DN} \tag{14}$$

Where,

$r_k = Calculated\ reflectance\ value\ of\ radiometric\ calibration\ target$

$A_k = Slope\ of\ radiometric\ calibration\ equation$

$B_k = Intercept\ of\ radiometric\ calibration\ equation$

$DN = Digital\ number\ of\ radiometric\ calibration\ target\ from\ image\ sensor$

2016년 3월 22일 오전 10시경 무안 바이오에너지 작물 센터에서 회전익 무인기와 RGB 카메라를 이용해 획득한 영상에서 획득한 방사 보정 기준 판의 밴드 별 디지털 숫자 값과, 표면 반사도와 카메라 반응성을 이용해 계산한 밴드 별 표면 반사도와의 관계를 구하였다. 그림 27에서 R, G, B 채널 모두 영상 센서에 나타난 디지털 숫자 값과 방사 보정 기준 판의 표면 반사도와의 관계가 결정계수 0.95의 지수함수 형태로 나타났다. 영상 센서의 디지털 숫자 최댓값이 255임을 고려할 때, R 채널의 경우 0 ~0.58, G 채널의 경우 0 ~0.58. B 채널의 경우 0 ~0.62의 표면반사도 예측 성능을 가짐을 확인하였다.

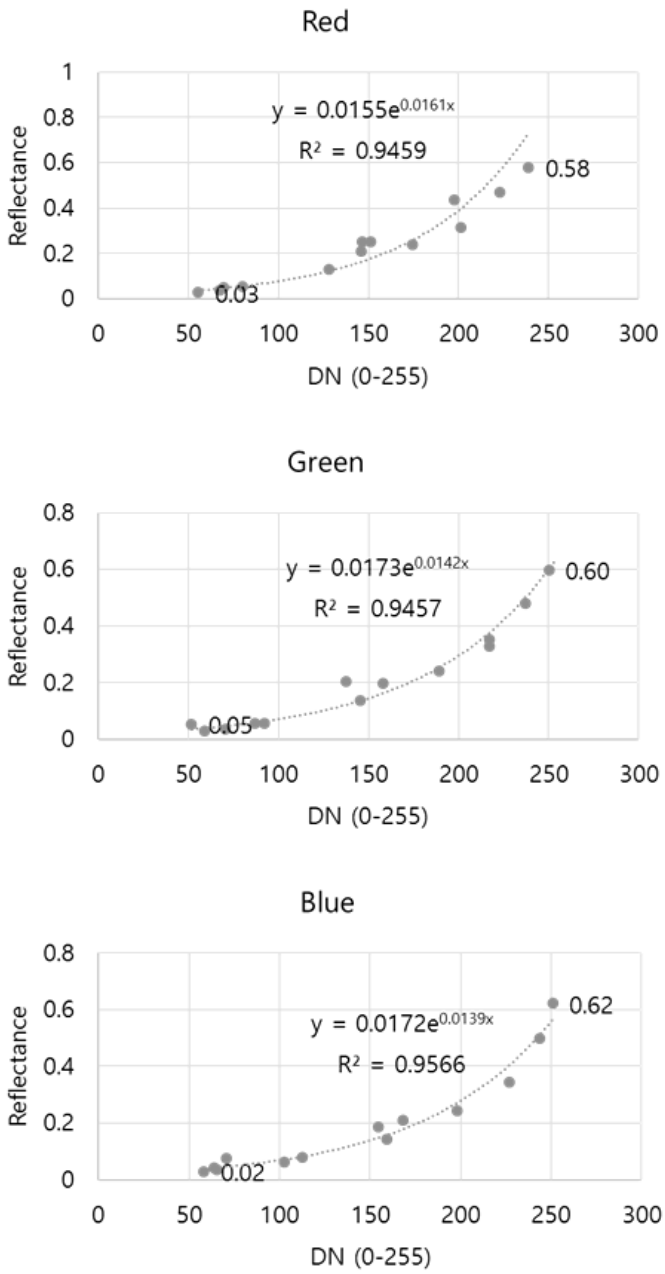

Fig. 27. Radiometric calibration result showing relationship with digital number and surface reflectance values.

2.3.4. 식생지수 계산

무인기 원격탐사를 통해 획득된 영상은 그 자체로써 농경지의 형태, 밭 작물의 분포 형태 등의 정성적인 정보를 담고 있지만, 농작물의 지상 피복률 계산, 면적 파악, 작물 구분 등의 정량적인 평가를 위해서는 식생지수의 계산이 필요하다. Torres-Sánchez 등 (2014)에 따르면 30 ~ 60 m 고도의 원격탐사에서 Woebbecke 등 (1995)이 개발한 ExG (Excess Green) 식생지수를 사용하였을 때 높은 정확도로 작물과 배경을 분리할 수 있었다고 보고하였다. 따라서 그림 28과 같이 식 15의 ExG 식생지수를 획득한 무·배추 무인기 원격탐사 영상에 적용하였다.

$$ExG = 2g - r - b \tag{15}$$

where,

$$r = \frac{R}{R+G+B}, g = \frac{G}{R+G+B}, B = \frac{B}{R+G+B}$$

무, 배추의 경우 ExG값이 주변 흙, 비닐에 비해 높게 나타나므로 쉽게 구분이 가능하였다(Fig. 24).

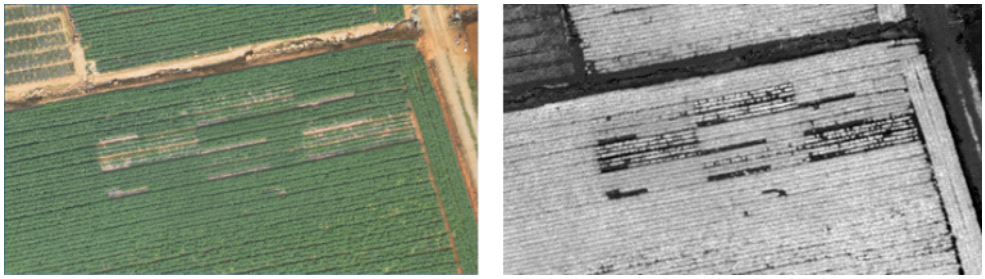

Fig. 28. Original RGB image (left) and ExG image (left).

2.4. 밭작물 무인기 원격탐사 영상 분석 기법 연구

밭작물 무인기 원격탐사 영상을 분석한 과정은 그림 25와 같다. 우선 획득한 영상에 비행체의 비행 기록을 이용하여 GPS 정보를 입력한(Fig. 29-1) 다음 영상 정합 소프트웨어를 사용하여 영상을 정합하고 3D 모델을 생성하는 과정(Fig. 29-2)의 영상 전처리 과정이 수행되었다.

정합된 영상은 지리 좌표계 정보를 포함하고 있는 GeoTIFF 파일로 내보내져 식생지수가 계산이 되며(Fig. 29-3-1), 식생지수를 기준으로 작물 생육과 배경을 분리하고 작물이 지표면을 덮고 있는 비율인 피복률을 계산하였다(Fig. 29-3-2). 한편 영상 정합 과정에서 생성된 3D 모델을 표면의 높이를 기록하고 있는 GeoTIFF 파일로 내보낸 다음(Fig. 29-4-1) 높이 영상을 분석하여 작물의 높이를 계산하였으며 Fig. 29-4-2), 작물만의 높이를 추출하여 무·배추 작물의 생육을 위한 인자로 사용하였다(Fig. 29-5).

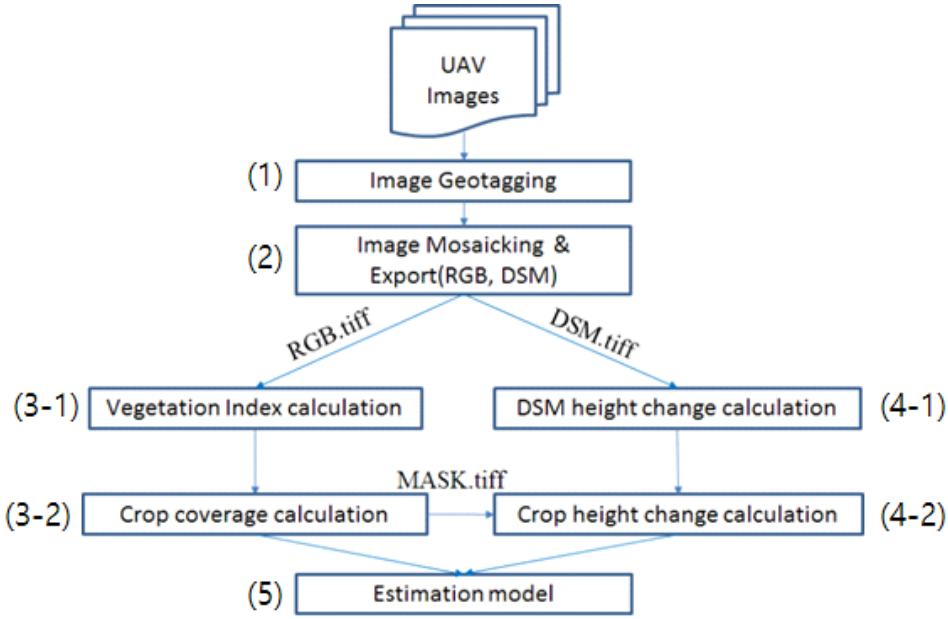

Fig. 29. Overall procedure of UAV remote sensing image analysis.

2.4.1. 작물 분리 및 피복률 계산

영상에 나타난 식생을 토양, 비닐 등 배경으로부터 분리해내는 작업은 영상을 통한 식생 분석에서 배경의 영향으로 인한 노이즈를 줄여주면서, 식생이 지표면을 덮는 비율을 직접적으로 계산하는 데 있어 필수적인 작업이다. 식생을 이를 포함한 배경으로부터 분리해 내기 위하여 식생의 잎 모양을 따라 일일이 모서리를 그려 분리해 내는 수작업이 가능하나 이는 시간 소모적이며 작업자의 주관이 반영된다는 단점이 있다. 따라서 자동적으로 이를 수행하는 방법들이 원격탐사 영상처리 분야에서 연구되어왔다(Kim et. al., 2015). 이 중 가장 간단하면서도 높은 정확도가 보고된 방법으로 영상의 식생지수를 계산하여 식생지수 히스토그램을 획득한 다음, 히스토그램을 두 개의 그룹으로 나누는 문턱 값을 설정하는 방법이 있다.

ExG 값을 기준으로 무, 배추 생육과 흙, 비닐의 배경을 나누는 문턱 값을 결정하기 위하여 Nobuyuki Otsu가 제안한 Otsu's method를 사용하였다. Otsu's method는 영상 속의 픽셀이 두 개의 클래스로 이루어져 있으며, 영상의 픽셀 히스토그램이 물체와 배경으로 이루어진 쌍봉 형태로 이루어져 있다고 가정한다. 이때 Otsu's method는 문턱값 T를 기준으로 영상 픽셀들을 두 클래스로 분류했을 때 두 클래스간의 Intra-class variance (Eqn. 16)를 최소화 하거나 클래스 내부의 Inter-class variance (Eqn. 17)를 최대화 하는 문턱값 T를 계산한다. 영상에서 문턱값 T보다 낮은 값을 갖는 픽셀들의 비율을 α, 픽셀 값의 평균을 μ_1, 분산을 σ_1^2라 하고 문턱값 T보다 높은 값을 갖는 픽셀들의 비율을 β, 픽셀 값의 평균을 μ_2, 분산을 σ_2^2라고 할 때 Intra-calss 분산과 Inter-class 분산은 각각 다음과 같이 계산된다(Otsu, 1975).

$$\text{Intra-class variance} = a\sigma_1^2 + \beta\sigma_2^2 \tag{16}$$

$$\text{Inter-class variance} = \alpha\beta(\mu_1 - \mu_2)^2 \tag{17}$$

Otsu's method는 영상의 히스토그램에서 T값을 변화시켜 가며 Inter-class variance가 최대가 되는 값 T를 찾아서 이를 문턱 값으로 정한다. 그림 30은 획득한 영상의 식생지수를 계산하고 이를 히스토그램으로 표현한 것이다. 그림에 나타난 바와 같이, 획득한 식생지수 히스토그램은 쌍봉 형태로 이루어져 있으므로 작물과 흙을 포함한 영상이라고 가정하였을 때 Otsu's method의 가정을 만족하며, 따라서 Otsu's method를 사용하여 식생과 배경을 구분할 수 있는 식생지수를 계산 하였다.

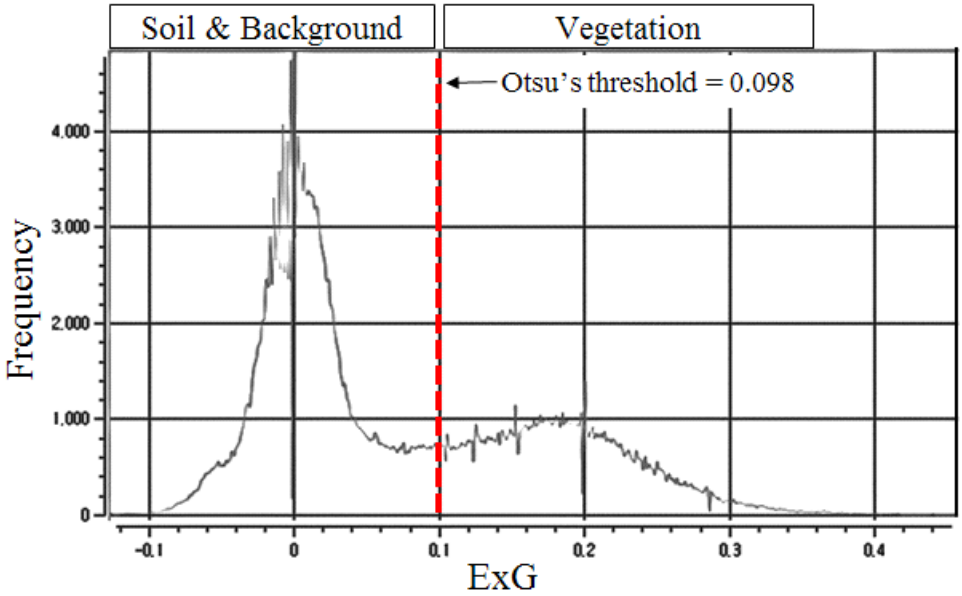

Fig. 30. Example of ExG histogram.

작물의 피복률은 그림 31과 같이 동일 생육 처리한 영역에 대하여 작물로 구분된 픽셀 수를 영역의 전체 픽셀 수로 나누어 계산하였다(Eqn 18). 이때 동일 실험 처리 구역에 대하여 피복률이 균일하다고 가정하여 계산한 피복률을 생육 처리구의 대푯값으로 정하여 생육 추정 모델에 독립변수로 사용하였다.

$$Vegetatoion\ \ fraction\,(VF) = \frac{No.\ of\ \ crop\ \ pixel}{No.\ of\ \ total\ \ pixel} \tag{18}$$

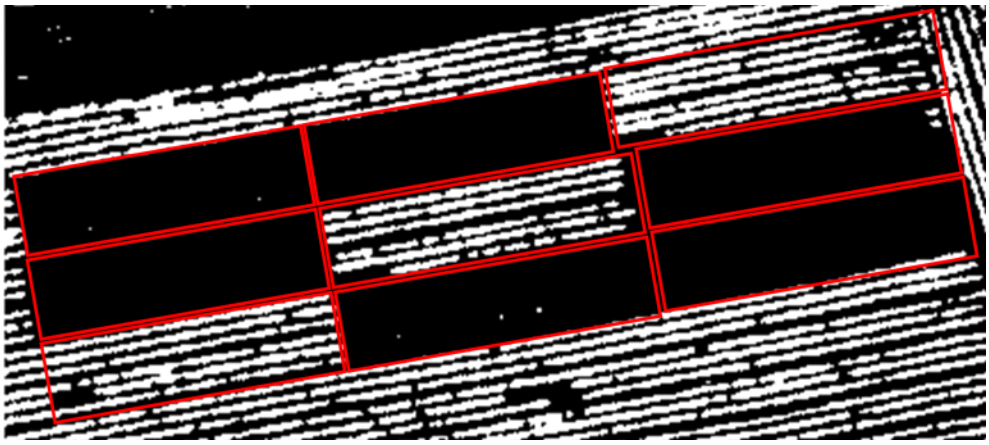

Fig. 31. Example of crop segmentation and vegetation fraction calculation block of white radish.

2.4.2. 작물 표면 모델 분석을 통한 작물 높이 예측

Bendig 등 (2014)에 따르면 영상 정합 과정에서 생성된 3D 모델의 시간에 따른 변화를 분석하면 작물의 높이를 예측할 수 있다. 이는 그림 31과 같이 농경지의 3D 모델 중 작물이 자라는 흙 부분의 높이는 변화하지 않지만 작물의 높이는 작물이 자랄수록 증가하기 때문이다.

따라서 그림 33과 같이 작물이 있는 높이 모델에서 작물이 없이 포장만 존재하는 높이 모델을 제거해주면 작물의 높이를 추출할 수 있다. 이때 3D 모델은 수직 높이 정보를 담고 있는 디지털 표면 모델(DSM) 파일(*.TIFF) 로 변환되어 분석되며, 작물의 높이는 지면과 작물이 함께 포함된 디지털 표면 모델에서 지면만을 포함하는 디지털 표면 모델을 레스터 연산을 이용하여 그 차이값을 통해 얻을 수 있다.

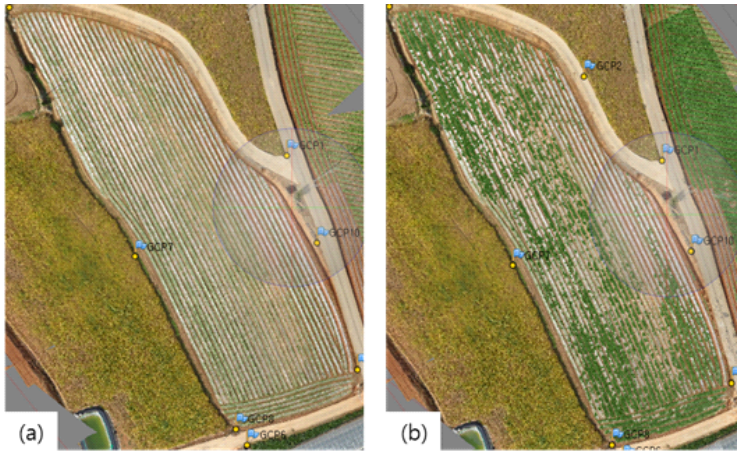

Fig. 32. Changes in 3D model of napa cabbage field. (a): 22 Sep, 2015, (b): 7 Oct, 2015 over (a).

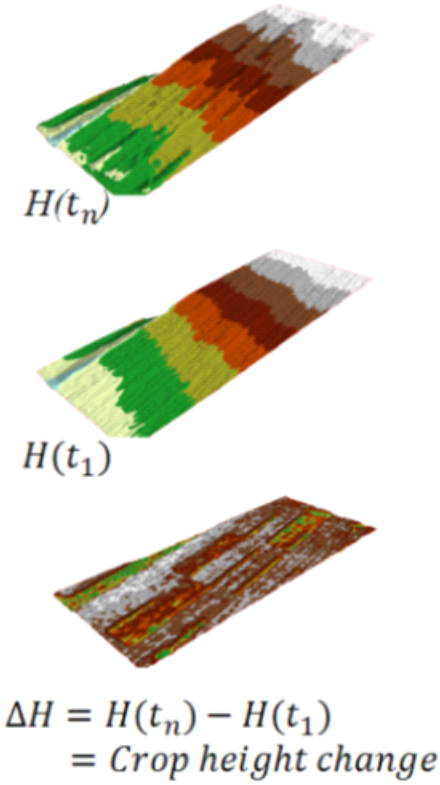

Fig. 33. Crop surface model and crop height change.

획득한 작물 표면 모델은 앞서 RGB 영상과 식생지수 영상으로부터 계산된 식생 마스크 파일이 적용되어 그림 34와 같이 배경이 제거되어 분석된다.

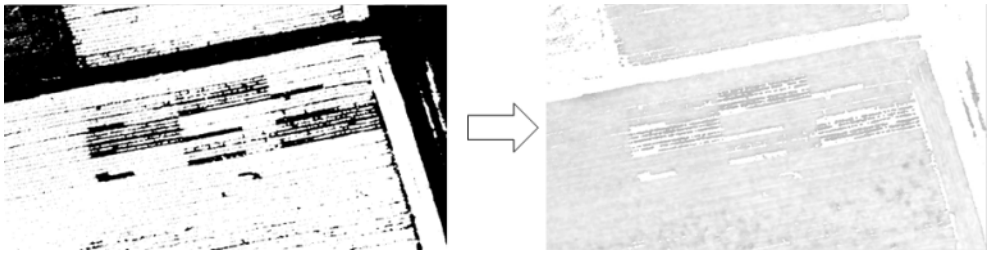

Fig. 34. Masked crop height map.

한편 작물 표면 높이 모델은 초장 정보뿐만 아니라 최저점 및 중간점을 포함하게 되므로, 작물의 높이 인자로써 동일 실험 처리 영역에서의 작물 표면 높이 모델의 최대 높이 값을 추출하였다. 이때 동일 실험 처리 구역에 대하여 작물 높이 정도가 균일하다고 가정하여 계산한 작물의 높이를 생육 처리구의 대푯값으로 정하여 생육 추정 모델에 독립변수로 사용하였다.

한편 작물 높이 예측 성능을 평가하기 위해 그림 35와 같이 실제 무·배추 작물의 지면으로부터의 높이를 측정한 것과 예측된 작물 높이값을 비교하여 표준제곱근 오차값과 결정계수 값을 분석하였다.

Fig. 35. Example of real height measurement.

2.5. 밭작물 무인기 원격탐사 무, 배추 생육 예측 모델 개발 연구

본 연구에서는 무인기 원격탐사 영상 기반 무와 배추 생육을 예측하는 기술을 개발하기 위하여 RGB 카메라를 이용하여 얻은 ExG기반 작물의 피복률과 SfM 기반 작물의 높이 예측값을 독립변수로 하고, 지상에서 측정한 무와 배추의 주요 생육인자인 엽장, 엽폭, 엽수, 생체중을 종속변수로 하여 각 생육인자별 다중 선형 회귀식 모델을 개발하고자 하였으며 통계처리는 SAS 소프트웨어(SAS 9.4, SAS Institute, USA)를 사용하였다.

3. 결과 및 고찰

3.1. 밭작물 무인기 원격탐사 최적 영상 획득을 위한 비행 요인 연구

3.1.1. 비행 고도, 비행 속도에 따른 영상 흔들림을 고려한 최적 셔터속도 결정

비행 고도, 비행 속도에 따른 최적 셔터 속도 변화를 살펴보기 위해 2016년 9월 29일 실제 비행 기록(40 m, 2 m/s)을 기반으로 생성된 시뮬레이션 데이터를 분석하여보았다.

우선 비행 고도에 따른 최적 셔터속도 값 변화를 살펴보기 위하여 비행 속도 2 m/s에서 비행 고도를 20 m, 40 m, 60 m로 변경하였을 때 최적 셔터 속도 값 변화를 살펴보았다. 그림 36에 따르면 비행 고도가 20 m, 40 m, 60 m로 증가할 때 최적 셔터 속도 값은 1/503 s, 1/415 s, 1/391 s 로 길어졌다. 이는 비행 고도가 낮을수록 빠른 셔터 속도가, 비행 고도가 높을수록 느린 셔터 속도가 최적의 셔터 속도임을 의미한다.

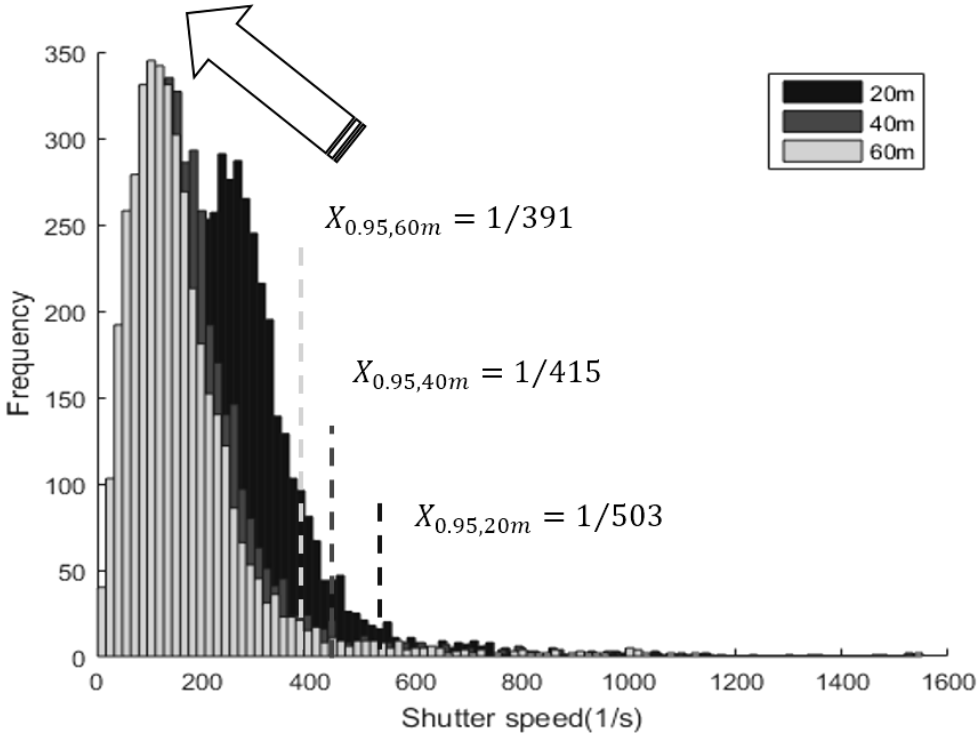

Fig. 36. Effect of flight altitude on optimal shutter speed.

한편 40 m의 비행 고도에서 목표 비행 속도를 2 m/s, 4 m/s, 6 m/s로 증가시켰을 때 최적 셔터 속도 값은 그림 37에서와 같이 1/415 s, 1/503 s, 1/603 s로 짧아졌다. 이는 동일 비행 고도에서 비행 속도가 빠를수록 빠른 셔터 속도가, 비행 속도가 느릴수록 느린 셔터 속도가 최적 셔터 속도임을 의미한다.

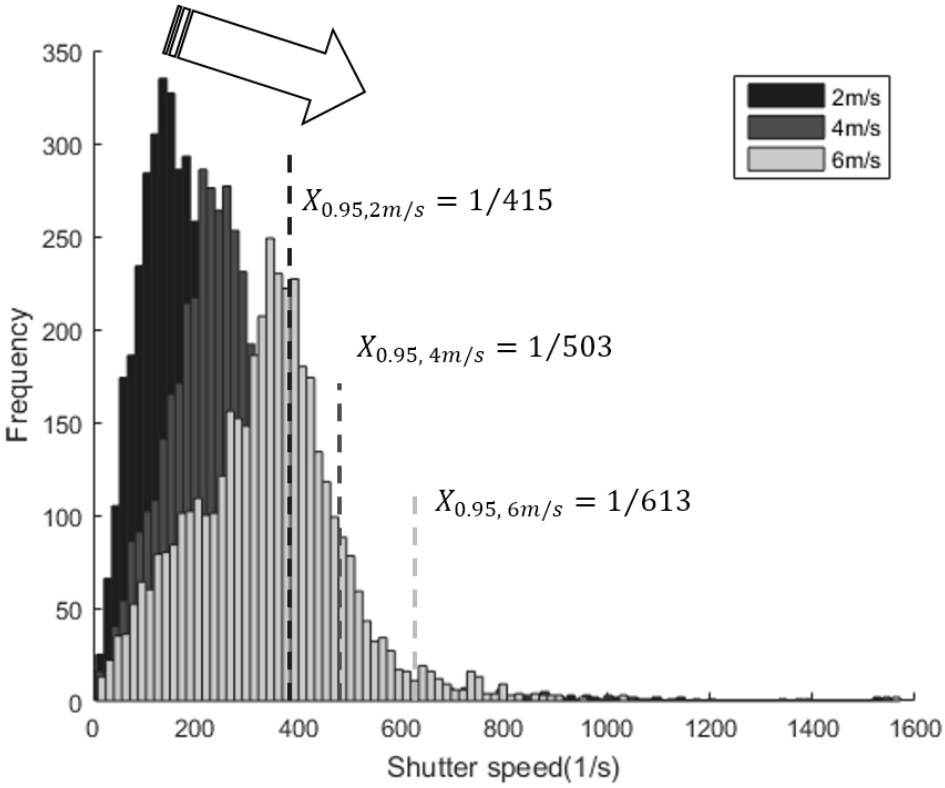

Fig. 37. Effect of flight speed on optimal shutter speed.

소형 회전익 무인기를 이용한 밭작물 원격탐사의 경우 소형 무인기의 특성상 6 m/s 이상의 속도로 비행하기에는 비행 능력이 부족한 것과 무·배추 원격탐사의 최적 고도가 40 m 정도였음을 고려하였을 때 비행 고도 40 m, 비행 속도 6 m/s의 상황에서의 최적 셔터 속도인 1/613 s 이상의 셔터 속도를 사용하는 것이 적절하다고 판단하였다. 여기에 바람 등에 의한 돌발 상황, 셔터 속도 표준에서 1/500 s 다음속도가 1/1000 s임을 고려하였

을 때 1/1000 s의 셔터 속도가 무·배추 영상수집에 최적 조건으로 판단하였다. 이는 셔터 속도를 자동(Auto)로 설정하였을 때 보다 흔들린 사진이 덜 발생할 수 있음을 의미한다.

3.1.2. 비행 고도, 비행 속도에 따른 영상 획득 결과

비행 고도와 비행 속도에 따른 영상 획득 결과를 비교하기 위하여 단일 비행에서 비행 고도와 비행 속도를 달리 하여 직선 왕복 경로 비행을 수행하였다(Fig. 38 ~ 39). 그림 40과 같이 60 m 고도로 이동한 후 비행 속도를 2, 4, 6 m/s로 증가시키면서 영상을 촬영하였으며, 이후 고도를 40, 20 m로 낮추어 영상을 반복 촬영하였다. 왕복 구간 두 지점 사이의 거리는 90 m이며, 영상은 타임-랩스 기능을 사용하여 1.5 초에 1 번씩 촬영하였다

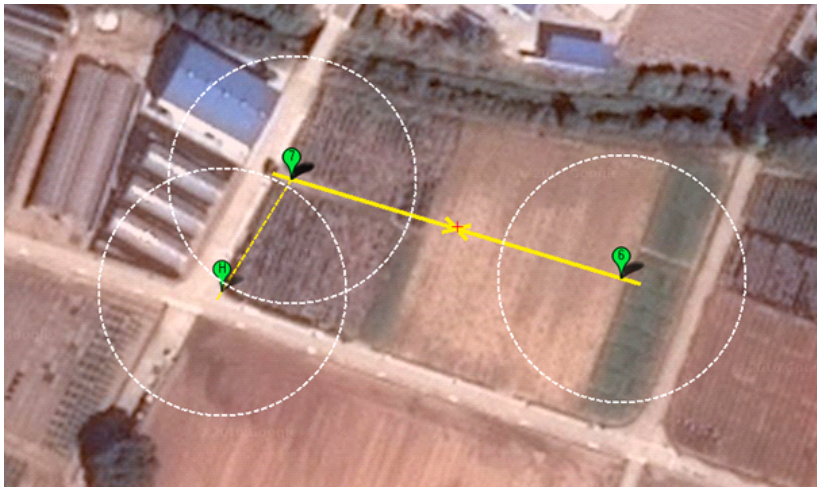

Fig. 38. Flight plan of flight experiment.

Fig. 39. Flight log of flight experiment on Google Earth.

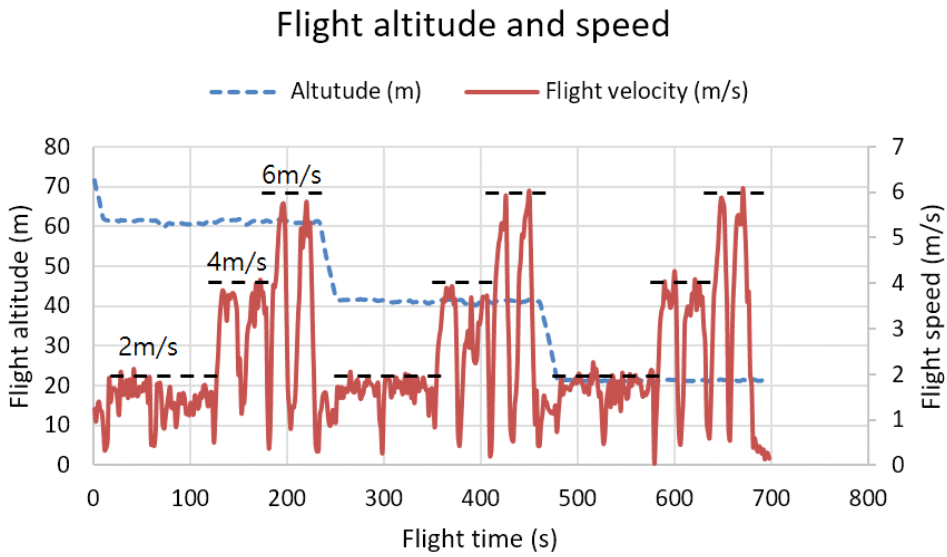

Fig. 40. Flight altitude and flight speed log of flight experiment.

촬영된 영상의 수는 90 m 왕복 구간을 1.5 초에 한번 씩 촬영할 경우 비행 속도에 따라 다음 식18 과 같이 계산하였다.

$$\begin{aligned} 2m/s &=> 180m \div 2m/s \div 1.5s = 60 \\ 4m/s &=> 180m \div 4m/s \div 1.5s = 30 \\ 6m/s &=> 180m \div 6m/s \div 1.5s = 20 \end{aligned} \tag{19}$$

그림 41은 비행 고도에 따른 동일 지점의 영상 획득 결과를 나타내며, 고도가 높아질수록 이에 비례하여 넓은 면적의 영상이 획득됨을 확인하였다.

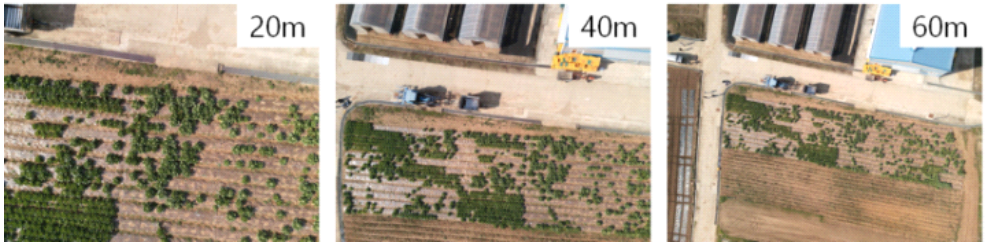

Fig. 41. UAV remote sensing images of various flight altitude.

표 14는 실제 영상 획득 결과를 정리한 것이다. 획득 영상의 수를 확인해 본 결과 2 m/s에서는 고도와 상관없이 예상했던 60 개의 영상보다 6개에서 11개 정도 많은 영상이 획득되었다. 4 m/s의 경우 2 개에서 7 개의 영상이 더 획득 된 것으로 나타났다. 이러한 차이는 실제 비행에서는 방향 전환 구간에서 시간 지연이 발생하며, 바람의 영향에 의하여 비행체의 속도가 줄어들어 비행 속도에 따른 왕복 시간이 증가하여 계산했던 것 보다 더 많은 영상을 얻게 된 것으로 판단하였다.

반면에 6 m/s에서는 예상했던 20 개의 영상 획득보다 10 개에서 15 개 많게 영상이 수집되었는데, 2 m/s와 4 m/s에서의 보다 높은 비율로 영상이 추가 획득된 것을 의미한다. 이러한 현상은 그림 40에 나타난 바와 같이 2 m/s와 4 m/s의 경우 정해진 비행 속도 수준에서 비행하였지만, 비행 속도를 6 m/s로 설정하였을 경우 목표 비행 속도에 도달하는 시간이 오래 걸려 비행시간이 예상 시간보다 더 길어졌기 때문인 것으로 판단하였다.

Table. 14. Image acquisition results of various flight altitude and flight speed.

	2m/s	4m/s	6m/s	Sum
20m	66	32	29	128
40m	67	36	31	134
60m	71	37	25	143
Sum	204	105	96	405

3.2. 밭작물 무인기 원격탐사 영상 분석 기법 연구

3.2.1. 무, 배추 작물 피복률 계산 결과

그림 42에 나타나 있는 것과 같이 무의 생장이 진행됨에 따라 무 잎 부분이 토양을 덮어가는 것을 알 수 있었으며, 작물이 분리된 영상은 작물과 배경을 잘 분리해 냄을 알 수 있었다. 작물 피복률 값 계산 결과 생육 후기로 갈수록 높아짐을 알 수 있었으며, 이는 작물의 생장에 따라 영상 속의 작물이 흙을 덮어 가는 사실과 일치함을 확인하였다.

무의 경우 생육 후기의 영상에서 무의 생육이 지표면을 대부분 덮고 있는 영상이 수집되었으며, 이에 따라 대부분의 처리 구에서 피복률이 1.0에 가깝게 계산되었다. 그림 43에서 8월 26일에 파종 하였을 때 약 50 일 후인 10월 15일경 피복률이 포화되는 현상이 나타남을 확인할 수 있다. 9월 4일에 파종한 시험구의 경우 파종 후 약 60 일 후인 11월 4일경에 피복률이 포화되는 현상이 나타났다. 9월 15일에 파종한 시험구의 경우 마지막 영상 촬영 일자인 11월 4일에도 아직 피복률 포화 현상이 나타나지 않았다. 일반적인 가을무의 파종 시기는 9월 1일이며 파종 후 60 일이 되지 않았음을 감안할 때 피복률의 포화현상이 일어나지 않은 것은 파종 시기 지연에 따른 생육 저하에 의한 것으로 판단되었다.

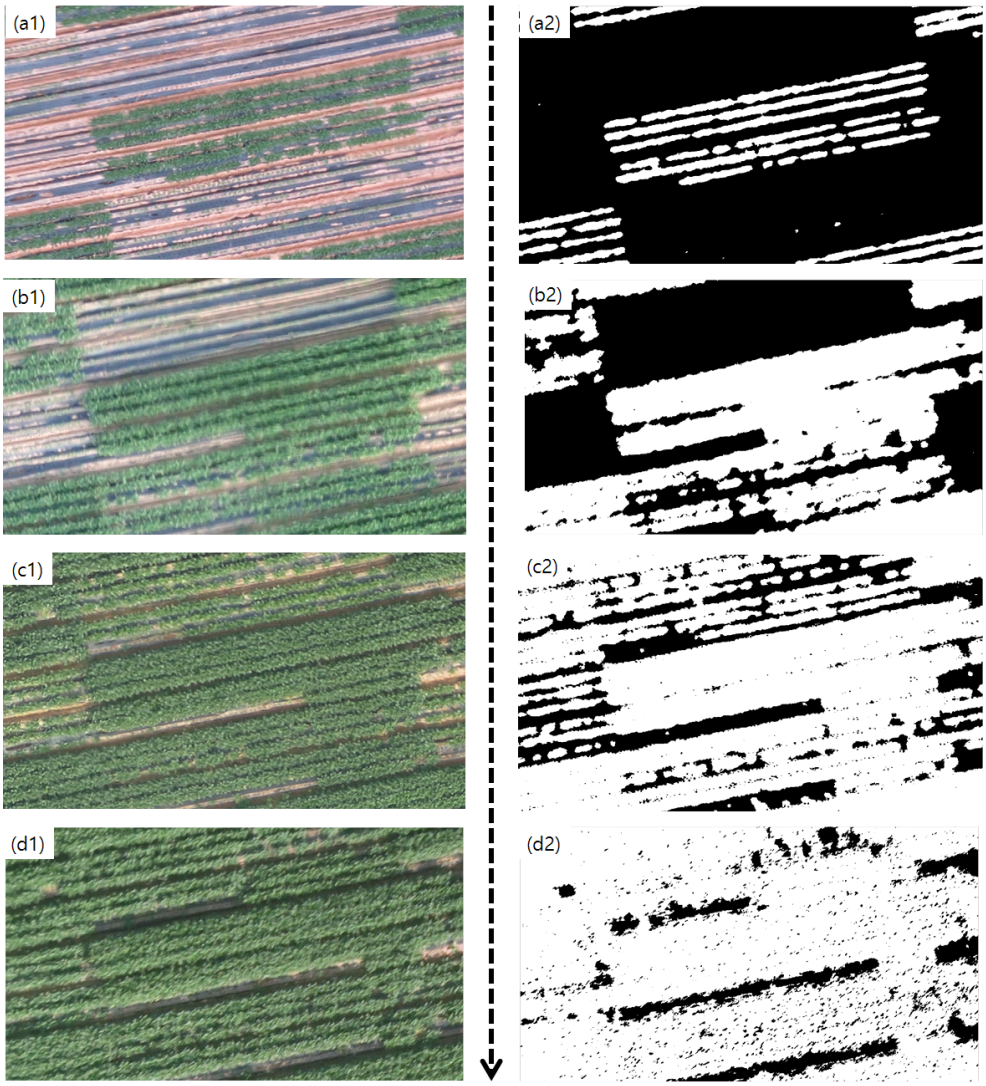

Fig. 42. Temporal changes of RGB images and vegetation fraction images of white radish field.

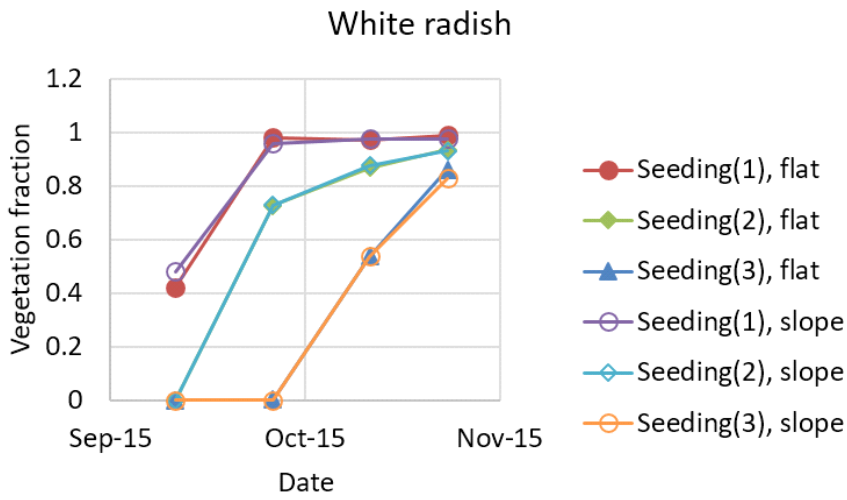

Fig. 43. Temporal graph of vegetation fraction value of white radish field.

배추의 경우 그림 44에 나타나 있는 것과 같이 배추의 생장이 진행됨에 따라 배추 잎 부분이 토양을 덮어가는 것을 알 수 있었으며, 작물이 분리된 영상은 작물과 배경을 잘 분리해 냄을 알 수 있었다. 작물 피복률 값 계산 결과 생육 후기로 갈수록 높아짐을 알 수 있었으며, 이는 작물의 생장에 따라 영상 속의 작물이 흙을 덮어 가는 사실과 일치함을 확인하였다.

배추의 경우 9월 7일 정식한 시험구에서는 정식 후 약 45일 후인 10월 21일 영상에서 피복률의 포화 현상이 나타났으며, 9월 19일 정식한 시험구의 경우 정식 후 약 45일 후인 11월 4일에 피복률의 포화 현상이 나타났다(Fig. 45). 배추의 피복률은 무의 피복률과 달리 생육이 지표면을 덮고 있는 영상이 획득되어도 영상 처리를 통한 피복률은 1.0이 되지 않고 0.8~0.9 사이의 값에서 포화되는 것을 확인하였다.

이는 배추의 경우 잎의 형태가 지면에 수직인 방향으로 자라게 되며, 그림 44-d2에서와 같이 따라서 비스듬히 들어오는 빛에 의해 배추 작물과 작물 사이, 배추 잎과 잎 사이의 그림자가 많이 발생하게 되어 작물이 지표면을 완전히 덮고 있음에도 불구하고 피복률이 1.0이 되지 않기 때문임을 알 수 있다.

한편 김 등 (2015)에 의하면 Otsu의 문턱값 계산 방법과 삼각 문턱값 계산법(Triangle method)을 복합적으로 사용하면 작물과 배경의 분리 정확도를 개선할 수 있다고 보고되었으며, 따라서 추후 연구에서는 이를 통해 무, 배추 피복률 계산의 정확도를 개선할 수 있을 것으로 판단된다.

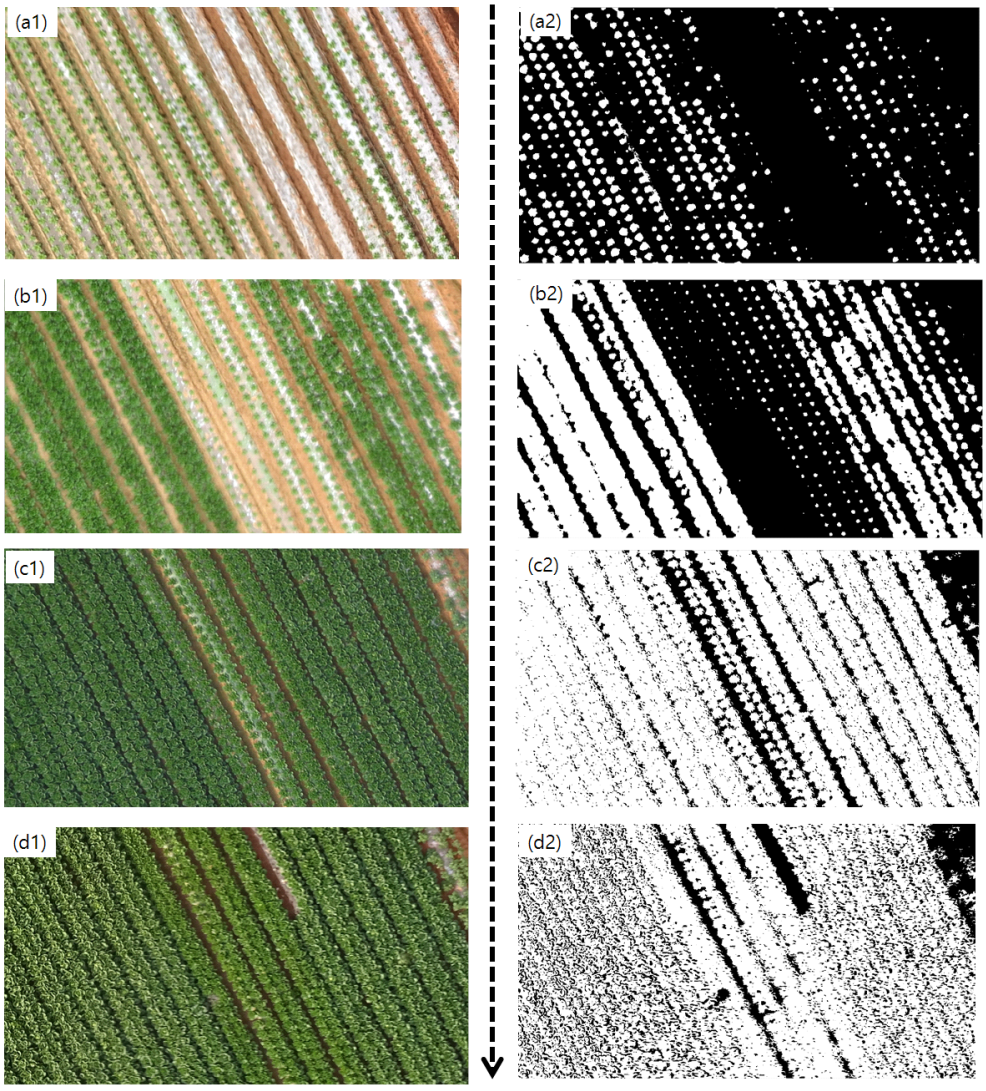

Fig. 44. Temporal changes of RGB images and vegetation fraction images of napa cabbage field.

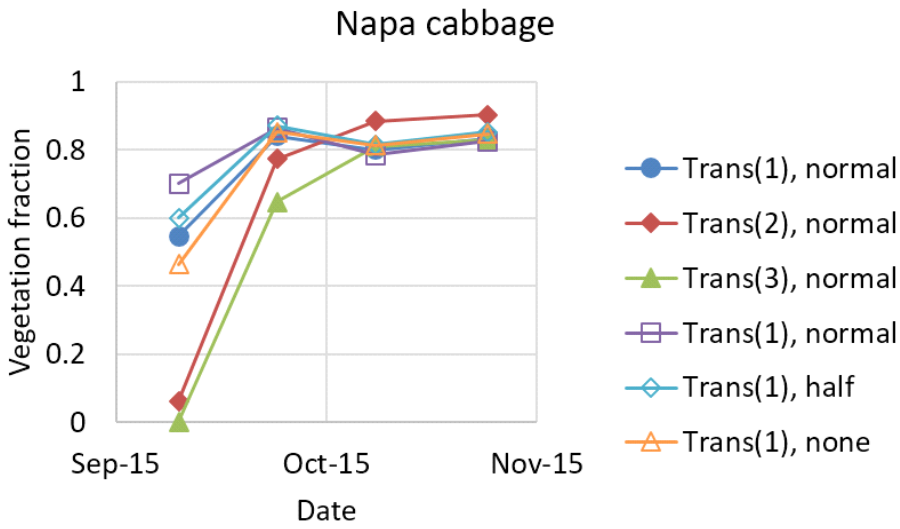

Fig. 45. Temporal graph of vegetation fraction value of napa cabbage field.

3.2.2. 무, 배추 작물 높이 예측 결과

작물의 높이는 작물 표면 모델에서 각 관심 영역별 최댓값으로 예측되었으며, 실제 작물의 높이 또한 지표면에서 가장 높은 지점을 측정하였다. 그림 46에서와 같이 무의 높이 예측 결과 결정 계수는 0.89, 기울기는 1.0에 가까운 값으로 나타났으며, 배추의 경우 결정계수는 0.92, 기울기는 1.1로 나타나, SfM 기술을 이용하여 작물의 높이를 측정하는 것은 가능함을 알 수 있었다.

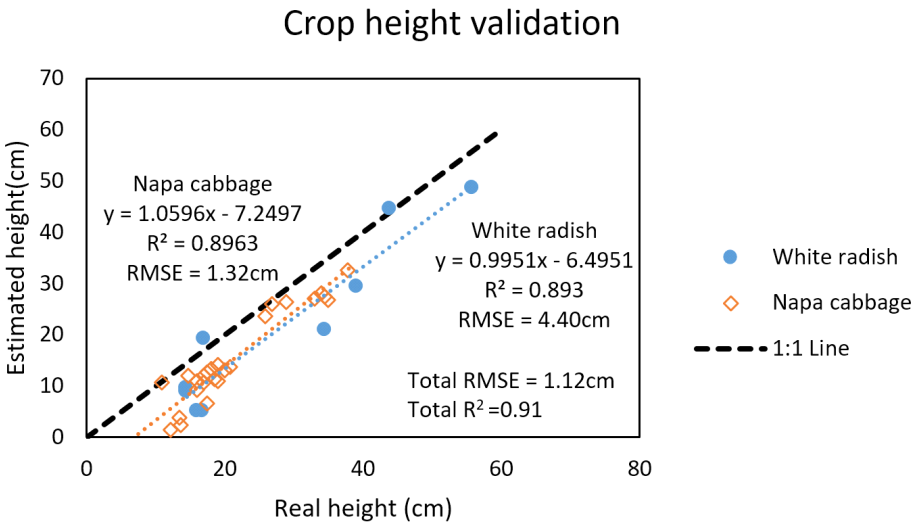

Fig. 46. Crop height estimation result of white radish and napa cabbage.

하지만 작물 높이 모델로 예측한 높이는 실제 측정한 높이와 비교하였을 때 1:1 선보다 아래 위치하여 실제 측정한 높이보다 작게 측정됨을 알 수 있었다. 작물 높이 모델로 예측한 작물의 높이와 실제 측정 높이 간에 존재하는 오프셋(offset)은 실제 측정 과정에서 작물의 최대 높이 지점을 육안으로 찾아내고 줄자를 이용 측정함에서 발생한 오차 때문인 것으로 판단하였다. 예를 들면, 그림 46에 나타난 회귀식 결과에서와 같이 무의 경우 실제 값보다 약 6.5 cm 작게 예측되었으며, 배추의 경우 그림 46에서 실제 높이 측정값보다 약 7.2 cm 정도 작게 예측되었다. 실제 높이 측정의 어려움 외에도 생성된 작물의 3D 모델은 사용 프로그램에 내장된 영상 처리 알고리즘이 점 데이터를 이용 체적을 형성하는 과정에서 필터링 과정을 거치면서 원래의 데이터가 수정되기 때문에 발생한 것으로 판단하였다. 즉, 그림 47에서 나타난 것과 같이 작물의 영상은 3D 모델이 만들어지기 전 3D 특징점들이 먼저 계산이 되는데, 이러한 특징점들이 3D 모델이 되는 과정에서 작물의 세세한 특징을 담고 있는 점들이 필터링 되어 사라지게 되고, 결국 작물의 실제 높이보다 낮은 높이를 갖는 3D 모델이 생성되는 과정으로 설명될 수 있다.

따라서 무인기 원격탐사를 통해 작물의 높이를 보다 정확하게 예측하기 위해서는 3D 특징점에서 3D 모델을 만드는 과정에서 필터링 정도를 기존의 건물, 지형 측량 사례에서 사용하는 정도보다 약하게 사용하거나, 3D 특징점에서 직접 작물의 높이를 추출하는 방법을 사용한다면 보다 실제 높이에 가까운 작물의 높이를 획득할 수 있을 것으로 판단하였다.

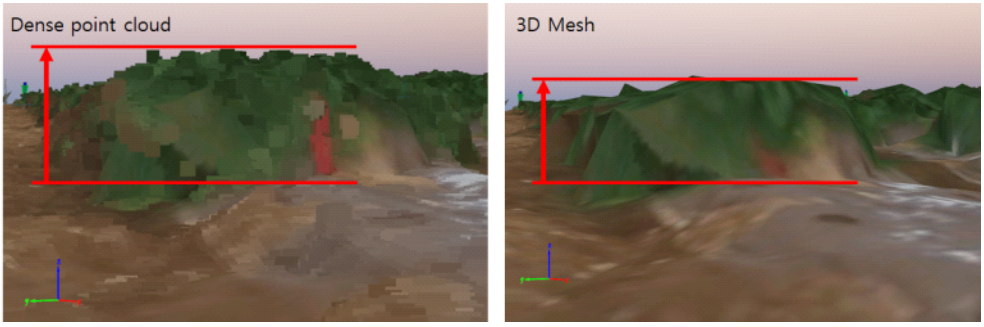

Fig. 47. Difference of dense point cloud and 3D mesh.

3.3. 밭작물 무인기 원격탐사 무, 배추 생육 예측 모델 개발

3.3.1. 포장재배 시험 결과 분석

농촌진흥청 국립원예특작과학원에 의해 측정된 무·배추의 생육 인자인 엽장, 엽폭, 엽수, 생체중의 변화에 대한 생육 데이터 통계 분석결과, 파종 시기는 무의 생육인자에 대하여 유의미한 영향을 주는 것으로 나타났다 (Fig. 48, Table 15). 하지만 농경지의 경사도는 무의 생육 인자에 유의미한 영향을 주지 않은 것으로 나타났다.

Table. 15. Results from ANOVA for seeding dates, field slope, replications of white radish.

	Seeding dates	Field slope
	p-value	
Leaf length	<.0001***	0.9453
Leaf width	0.0065**	0.5829
Leaf count	0.0002**	0.8911
Fresh weight	0.0003**	0.3893

*** for p <.0001

** for p <.001

* for p <.05

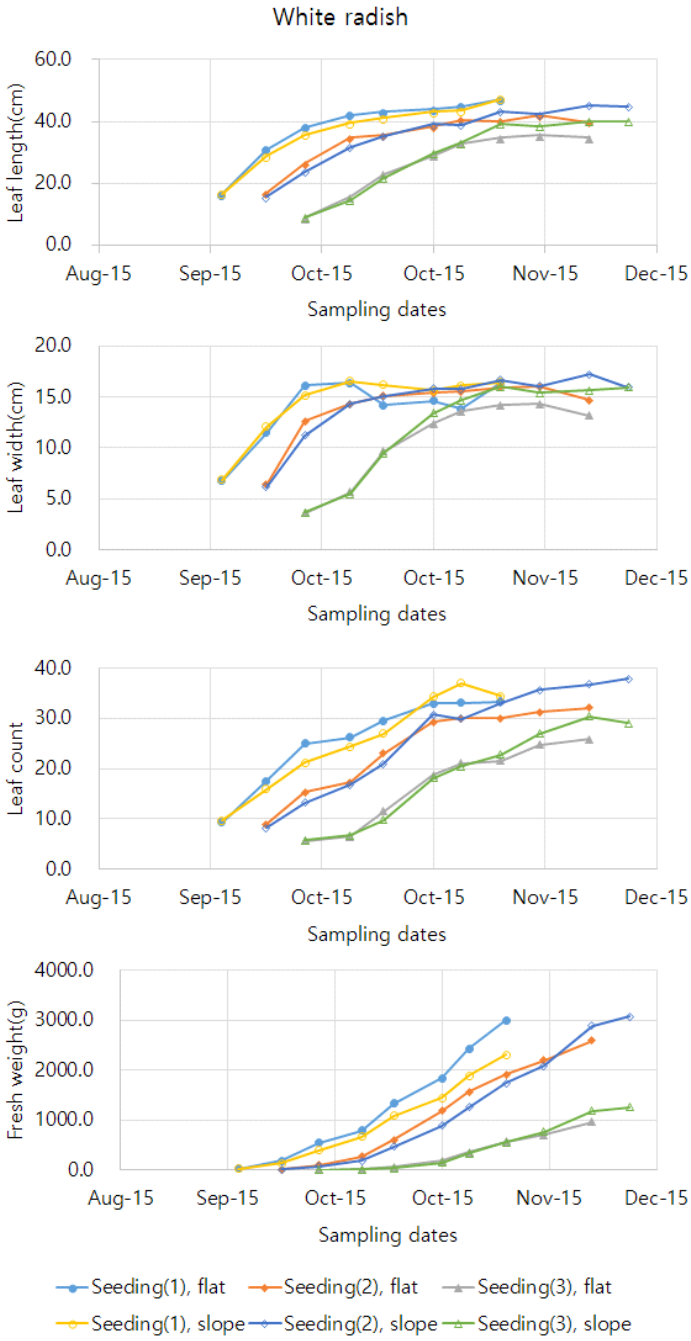

Fig. 48. Temporal change of leaf length, leaf width, leaf count and fresh weight of white radish.

배추의 생육특성은 무의 특성과 같이 정식 시기가 엽장, 엽폭, 생체중에 대하여 유의한 영향을 주는 것으로 나타났다(Fig. 49, Table 16). 하지만 엽수의 경우는 정식 시기에 따른 유의성이 없는 것으로 나타났다. 추비 처리의 경우 배추의 엽장, 엽폭, 엽수, 생체중에 유의미한 영향을 주지 않은 것으로 나타났다.

Table. 16. Results from ANOVA for planting dates, side dressing treatment of napa cabbage.

	Planting dates	Side dressing
	p-value	
Leaf length	0.0248**	0.2738
Leaf width	0.0103**	0.2043
Leaf count	0.3646	0.9351
Fresh weight	0.0798	0.5457

*** for p <.0001

** for p <.001

* for p <.05

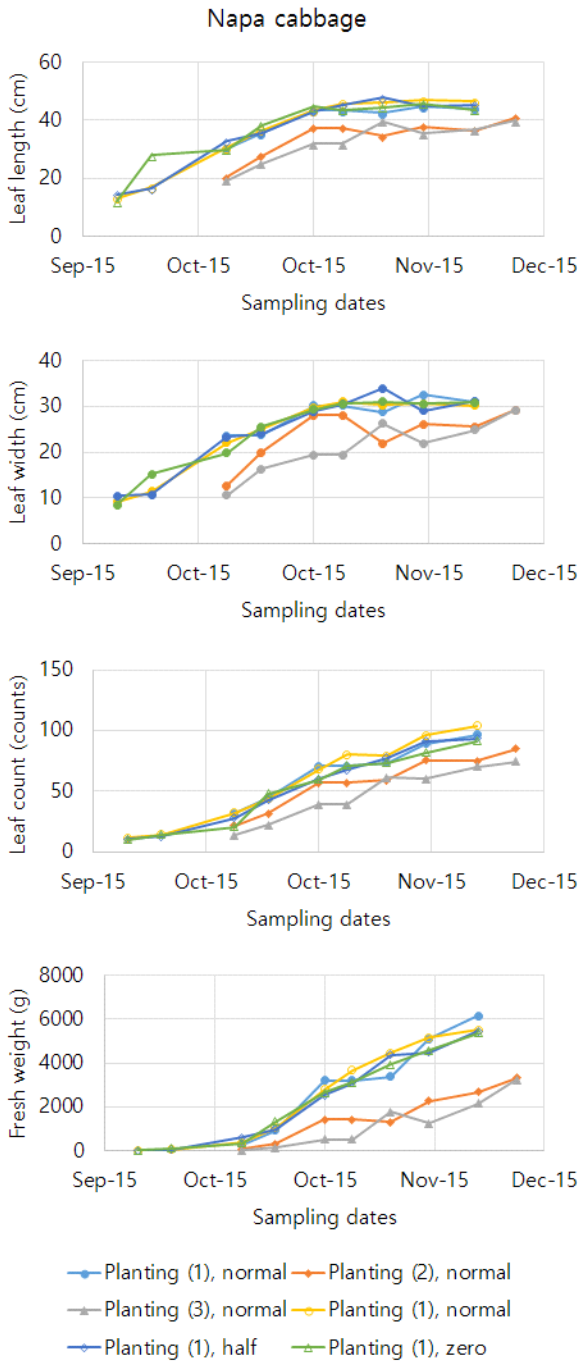

Fig. 49. Temporal change of leaf length, leaf width, leaf count and fresh weight of napa cabbage.

3.3.2. 작물 피복률, 작물 높이와 무, 배추 생육 인자 상관관계 분석

회귀분석을 이용한 모델 개발에 앞서 영상을 통해 계산한 작물 피복률, 무, 배추의 엽장, 엽폭, 엽수, 생체중사이의 상관관계 분석을 수행하였다. 우선 기본적으로 각 변수들의 평균, 표준편차, 합, 최솟값, 최댓값을 계산하였고, 각 변수끼리의 산포도(Scatter plot)를 그려보았다. 그 다음 두 변수간의 관련성을 구하기 위해 보편적으로 이용되는 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient)를 계산하여 정리하였다. 일반적으로 그 값이 +0.3과 +0.7 사이이면 뚜렷한 양적 선형관계를, +0.7과 +1.0사이이면 강한 양적 선형관계를 나타낸다.

- 무 엽장, 엽폭, 엽수, 생체중, 작물 피복률, 작물 높이 상관관계 분석

표 17에 나타난 바와 같이 무의 경우 66 샘플이 획득되었으며 엽장의 경우 최소 14.3 cm, 최대 52.8 cm으로, 엽폭의 경우 최소 5.08 cm, 최대 17.2 cm으로, 엽수의 경우 최소 6 개에서 35.6 개로, 생체중의 경우 최소 8.72 g에서 최대 3,386 g로, 작물 피복률은 최소 0에서 최대 1.0으로, 작물 높이의 경우 최소 0 m에서 최대 0.91 m로 나타났다.

Table. 17. Basic statistics for white radish dataset.

	Simple Statistics					
Variable	N	Mean	Std.Dev.	Sum	Min.	Max.
Leaf length(cm)	66	33.87	10.36	2235	14.30	52.80
Leaf width(cm)	66	13.25	3.83	874.62	5.08	17.20
Leaf count(cm)	66	22.19	9.33	1465	6.00	35.60
Fresh weight(g)	66	818.28	861.66	54006	8.72	3386
Vegetation fraction	66	0.66	0.36	43.86	0.00	1.00
Crop height(m)	66	0.45	0.30	29.60	0.00	0.91

그림 50은 무의 각 변수간의 산포도를 나타낸 것이다.

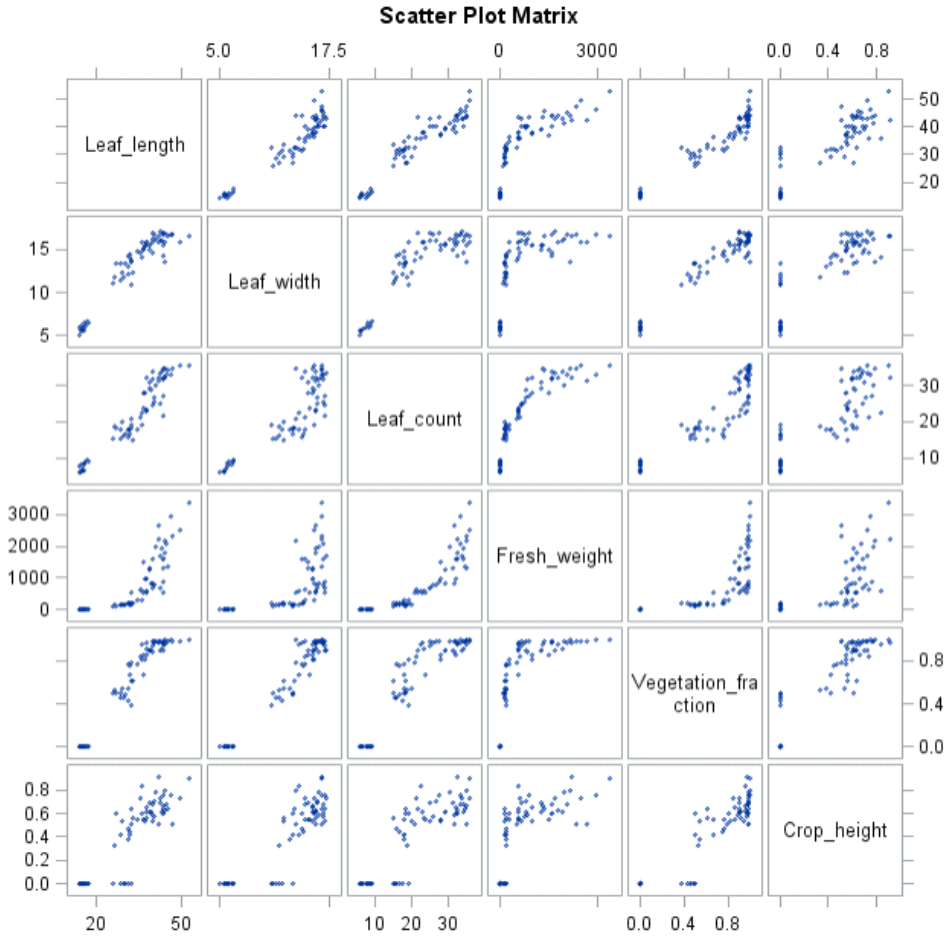

Fig. 50. Scatter plot matrix for white radish dataset.

표 18은 무의 각 변수간 상관계수 계산 결과를 나타낸 것이다. 무의 엽장, 엽폭, 엽수, 생체중은 각각 자체적으로 강한 양적 상관관계 및 뚜렷한 양적 상관관계를 보여주었다. 작물 피복률과 작물 높이의 경우 엽장, 엽폭, 엽수와는 강한 상관관계를, 생체중과는 뚜렷한 양적 상관관계를 보여주었다.

Table. 18. Pearson correlation coefficients for white radish dataset.

Pearson Correlation Coefficients, N = 66 Prob > |r| under H0: Rho=0						
	Leaf length	Leaf width	Leaf count	Fresh weight	Vegetation fraction	Crop height
Leaf length	1.00	0.95 ***	0.94 ***	0.79 ***	0.96 ***	0.86 ***
Leaf width	0.95 ***	1.00	0.87 ***	0.63 ***	0.97 ***	0.86 ***
Leaf count	0.94 ***	0.87 ***	1.00	0.86 ***	0.91 ***	0.83 ***
Fresh weight	0.79 ***	0.63 ***	***	1.00	0.70 ***	0.68 ***
Vegetation fraction	0.96 ***	0.97 ***	0.91 ***	0.70 ***	1.00	0.90 ***
Crop height	0.86 ***	0.86 ***	0.83 ***	0.68 ***	0.90 ***	1.00

*** for p <.0001

- 배추 엽장, 엽폭, 엽수, 생체중, 작물 피복률, 작물 높이 상관관계 분석

표 19에 나타난 바와 같이 배추의 경우 24 샘플이 획득되었으며 엽장의 경우 최소 19.30 cm, 최대 47.70 cm으로, 엽폭의 경우 최소 10.60 cm, 최대 34 cm으로, 엽수의 경우 최소 13.4개에서 104개로, 생체중의 경우 최소 32.94 g에서 최대 6,160 g로, 작물 피복률은 최소 0에서 최대 1.0으로, 작물 높이의 경우 최소 -0.11m에서 최대 0.49m로 나타났다.

작물 높이가 특이적으로 음의 값(-0.11m)으로 계산된 것은 영상 촬영 당시 작물이 없었거나 거의 자라지 않음으로 발생한 오차이다.

Table. 19. Basic statistics for napa cabbage dataset.

Simple Statistics						
Variable	N	Mean	Std.Dev.	Sum	Min.	Max.
Leaf length(cm)	24	37.61	7.97	902.71	19.30	47.70
Leaf width(cm)	24	25.60	5.90	614.52	10.60	34
Leaf count(cm)	24	59.21	25.94	1421	13.40	104
Fresh weight(g)	24	2475	1952	59394	32.94	6160
Vegetation fraction	24	0.72	0.24	17.22	0.00	0.90
Crop height(m)	24	0.28	0.19	6.64	-0.11	0.49

그림 51은 배추의 각 변수간의 산포도를 나타낸 것이다.

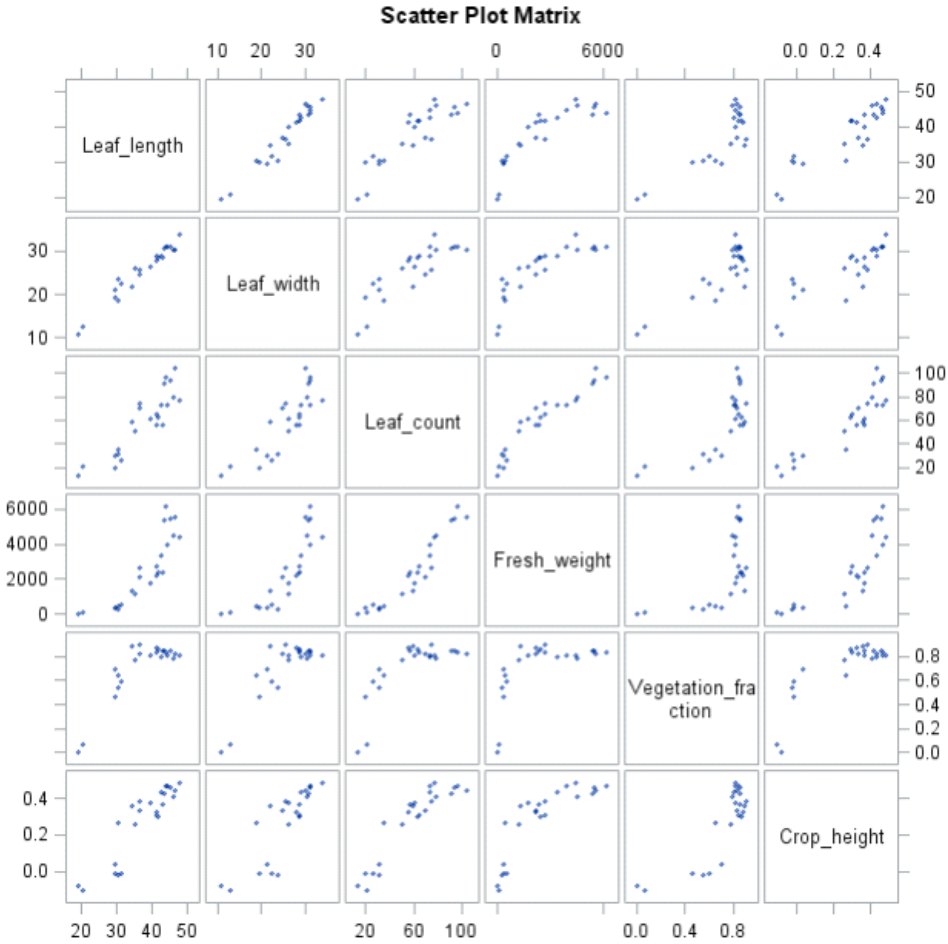

Fig. 51. Scatter plot matrix for napa cabbage dataset.

표 20은 배추의 각 변수간 상관계수 계산 결과를 나타낸 것이다. 배추의 엽장, 엽폭, 엽수, 생체중은 각각 자체적으로 뚜렷한 양적 상관관계를 보여주었다. 작물 피복률의 경우 엽장, 엽폭, 엽수와는 강한 상관관계를, 생체중과는 뚜렷한 양적 상관관계를 보여주었다. 작물 높이의 경우 엽장, 엽폭, 엽수, 생체중과 모두 뚜렷한 양적 상관관계를 보여주었다.

Table. 20. Pearson correlation coefficients for napa cabbage dataset.

Pearson Correlation Coefficients, N = 24
Prob > |r| under H0: Rho=0

	Leaf length	Leaf width	Leaf count	Fresh weight	VF	Crop height
Leaf length	1.00	0.98 ***	0.89 ***	0.86 ***	0.84 ***	0.91 ***
Leaf width	0.98 ***	1.00	0.85 ***	0.83 ***	0.85 ***	0.85 ***
Leaf count	0.89 ***	0.85 ***	1.00	0.95 ***	0.74 ***	0.91 ***
Fresh weight	0.86 ***	0.83 ***	0.95 ***	1.00	0.59 0.0024	0.83 ***
Vegetation	0.84 ***	0.85 ***	0.74 ***	0.59 0.0024	1.00	0.83 ***
Crop height	0.91 ***	0.85 ***	0.91 ***	0.83 ***	0.83 ***	1.00

*** for p <.0001

작물 피복률과 엽장, 엽폭, 엽수, 생체중과의 상관계수는 무 보다 낮게 나타났으며, 작물 높이와 엽장, 엽폭, 엽수, 생체중과의 상관계수는 무 보다 배추에서 높게 나타났다.

3.3.3. 작물 피복률, 작물 높이 기반 무, 배추 엽장, 엽폭, 엽수 예측 다중 회귀 모델

- 무 엽장, 엽폭, 엽수 예측 다중 회귀 모델

작물 피복률, 작물 높이를 이용하여 무의 엽장, 엽폭, 엽수를 예측하는 다중 회귀모델을 개발한 결과는 다음과 같다. 이때 작물 피복률과 작물 높이의 상호작용 항을 고려하여 모델을 개발하였다. 모델 개발을 위해 홀수 번째 데이터 (n = 33)을 사용하였으며(Table 21-23), 짝수 번째 데이터(n = 33)를 이용하여 개발된 모델을 검증하였다(Fig 52-54).

식 20은 무의 엽장을 예측하는 다중 회귀 모델 개발 결과이다. 모델의 결정계수는 0.93, 평균 제곱근 오차는 2.89 cm으로 나타났다.

$$Leaf\ length\ (cm) = 16.1 + 24.4\,VF - 12.7\triangle H + 17.5\,VF\triangle H \qquad (20)$$

$$R^2 = 0.93,\ RMSE = 2.89\ (cm)$$

Table. 21. Multiple linear regression model for leaf length of white radish.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > |t|
Intercept	1	16.08347	1.25259	12.84	<.0001
Vegetation fraction	1	24.41837	3.40370	7.17	<.0001
Crop height	1	-12.65523	7.56974	-1.67	0.1053
Interaction	1	17.46740	8.13649	2.15	0.0403

엽장에 대하여 독립변수 중 작물 피복률이 가장 높은 유의성을 나타냈다. 작물 높이의 경우 음의 기울기 값을 나타내었으나 상호작용 항을 고려하였을 때 작물 높이는 $\triangle H(-12.7 + 17.5\,VF) > 0$가 되는 생육 후기에서 양의 효과를 주었음을 판단할 수 있다.

식 21는 무의 엽폭을 예측하는 다중 회귀 모델 개발 결과이다. 모델의 결정계수는 0.93, 평균 제곱근 오차는 1.00 cm으로 나타났다.

$$Leaf\ \ width\ \ (cm) = 5.88 + 12.34\,VF + 3.78\triangle H - 6.75\,VF\triangle H \qquad (21)$$

$$R^2 = 0.93,\ RMSE = 1.00\ (cm)$$

Table. 22. Multiple linear regression model for leaf width of white radish.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > |t|
Intercept	1	5.88134	0.43552	13.50	<.0001
Vegetation fraction	1	12.34324	1.18346	10.43	<.0001
Crop height	1	3.77980	2.63199	1.44	0.1617
Interaction	1	-6.75332	2.82905	-2.39	0.0237

생육 초기 작물 피복률이 0에 가까울 경우 ($VF \simeq 0$) 작물 크기가 증가할수록 엽장이 증가함을 알 수 있으며, 작물 높이가 0에 가까울 경우 ($\triangle H \simeq 0$) 작물 피복률이 증가할수록 엽장이 증가함을 알 수 있다. 작물 피복률과 작물 높이의 곱인 상호작용 항의 경우 음의 기울기 값을 보여주었는데 이는 작물 피복률이 1.0에 가까울 경우 ($VF \simeq 1.0$) 작물 높이가 증가할수록 엽폭이 감소하며, 작물 높이가 최댓값인 1.0에 가까울 경우 작물 피복률이 증가할수록 엽폭이 증가하였지만 작물 높이가 증가할수록 증가량이 작아짐을 의미한다.

식 22는 무의 엽수를 예측하는 다중 회귀 모델 개발 결과이다. 모델의 결정계수는 0.85, 평균 제곱근 오차는 3.74개로 나타났다.

$$Leaf\ \ count = 7.47 + 17.63\,VF - 13.55\triangle H + 21.98\,VF\triangle H \qquad (22)$$

$$R^2 = 0.85,\ RMSE = 3.74\ (counts)$$

Table. 23. Multiple linear regression model for leaf counts of white radish.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > |t|
Intercept	1	7.47049	1.62207	4.61	<.0001
Vegetation fraction	1	17.63974	4.40771	4.00	0.0004
Crop height	1	-13.54515	9.80263	-1.38	0.1776
Interaction	1	21.98603	10.5366	2.09	0.0458

개발된 모델 식에서 작물 피복률항의 기울기는 양의 값으로, 상호작용항의 기울기는 양의 값으로 나타났으며. 작물 높이의 경우 음의 기울기 값으로 나타났다. 일반적으로 작물 높이와 엽수는 양의 상관관계를 나타내나 상호작용 항을 고려하였을 때 작물 피복률이 0.61 이상의 값을 가질 때 ($\triangle H(-13.55 + 21.98\,VF) > 0$, $VF > 0.61$) 작물 높이가 증가하면 엽수가 증가하는 것을 반영하기 위함임을 판단할 수 있다.

검증 데이터를 이용하여 개발된 무의 엽장, 엽폭, 엽수를 예측하는 모델을 검증해 본 결과는 그림 52-54와 같다. 검증 결과 결정계수와 평균 제곱근 오차가 엽장의 경우 0.93, 2.7cm이, 엽폭의 경우 0.98, 0.57cm, 엽수의 경우 0.85, 3.39개로 나타났다.

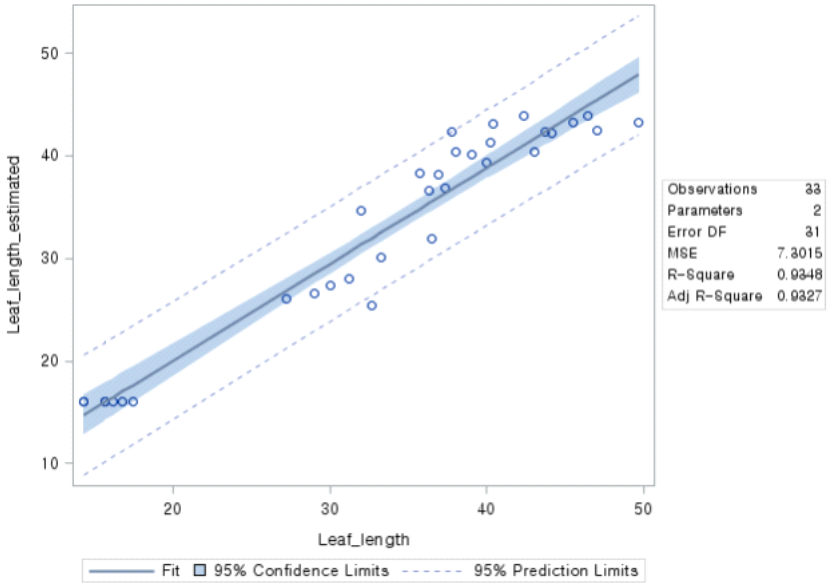

Fig. 52. Fit plot for leaf length validation set of white radish.

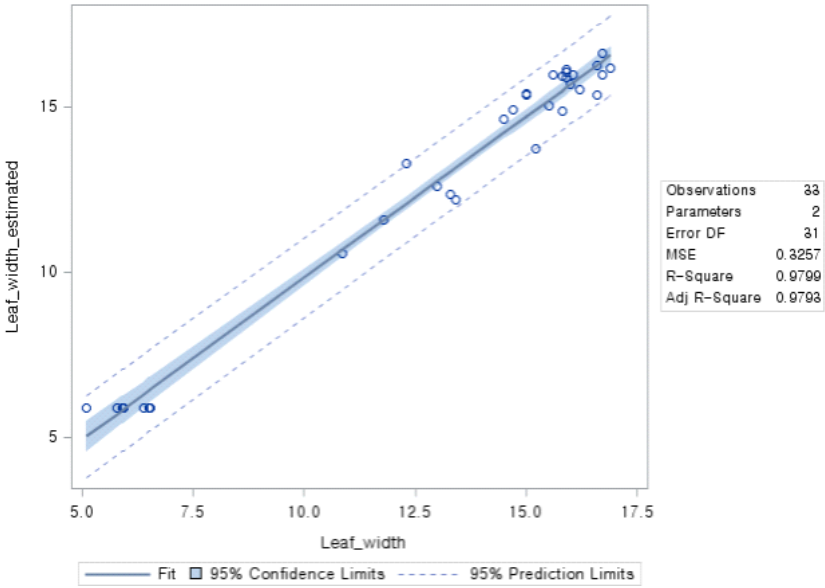

Fig. 53. Fit plot for leaf width validation set of white radish.

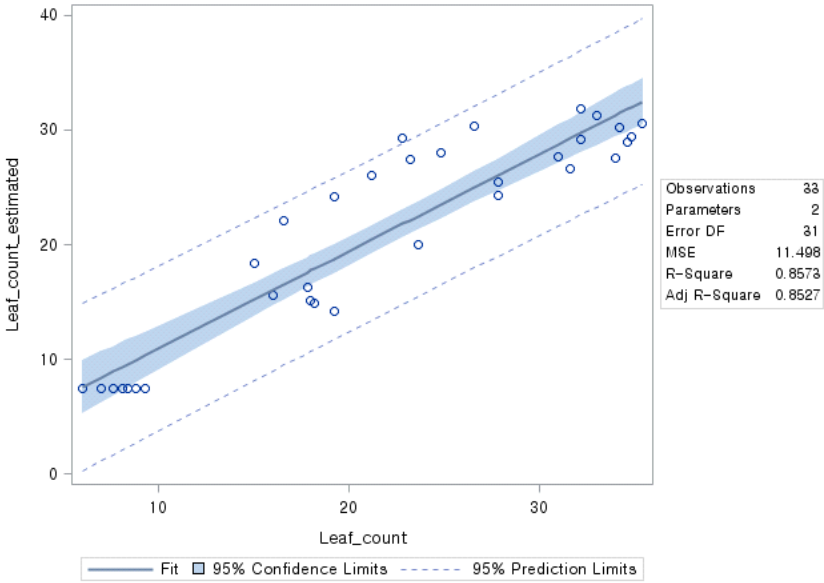

Fig. 54. Fit plot for leaf count validation set of white radish.

- 배추 엽장, 엽폭, 엽수 예측 다중 회귀 모델

작물 피복률, 작물 높이를 이용하여 배추의 엽장, 엽폭, 엽수를 예측하는 다중 회귀모델을 개발한 결과는 다음과 같다. 이때 작물 피복률과 작물 높이의 상호작용 항을 고려하여 모델을 개발하였다. 모델 개발을 위해 홀수 번째 데이터 (n = 12)을 사용하였으며(Fig. 58-60, Table 24-26), 짝수 번째 데이터(n = 12)를 이용하여 개발된 모델을 검증하였다(Fig. 61-63).

식 24는 배추의 엽장을 예측하는 다중 회귀 모델 개발 결과이다. 모델의 결정계수는 0.93, 평균 제곱근 오차는 2.61 cm으로 나타났다.

$$Leaf\ length\ (cm) = 16.7 + 21.57\,VF - 42.96\triangle H + 75.33\,VF\triangle H \qquad (24)$$

$$R^2 = 0.93,\ RMSE = 2.61\ (cm)$$

Table. 24. Multiple linear regression model for leaf length of napa cabbage.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > |t|
Intercept	1	16.76868	3.30985	5.07	0.001
Vegetation fraction	1	21.57716	6.16215	3.5	0.0081
Crop height	1	-42.9583	33.58	-1.28	0.2367
Interaction	1	75.32968	39.09098	1.93	0.0901

작물 피복률의 경우 양의 기울기 값, 작물 높이의 경우 음의 기울기 값을 나타내었으나 양의 기울기 값의 상호작용 항을 고려하였을 때 작물 높이는 피복률이 $\triangle H(-42.96 + 75.33\,VF) > 0$, $VF > 0.57$가 되는 생육 후기에서 양의 효과를 주었음을 판단할 수 있다.

식 24는 배추의 엽폭을 예측하는 다중 회귀 모델 개발 결과이다. 모델의 결정계수는 0.84, 평균 제곱근 오차는 2.98 cm으로 나타났다.

$$Leaf\ \ width\ \ (cm) = 8.18 + 21.50\,VF - 45.72\triangle H + 64.63\,VF\triangle H \qquad (25)$$

$$R^2 = 0.840,\ RMSE = 2.98\ (cm)$$

Table. 25. Multiple linear regression model for leaf width of napa cabbage.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > |t|
Intercept	1	8.18207	3.77652	2.17	0.0622
Vegetation fraction	1	21.5043	7.03099	3.06	0.0156
Crop height	1	-45.7164	38.31467	-1.19	0.267
Interaction	1	64.63717	44.60267	1.45	0.1853

작물 피복률의 경우 양의 기울기 값, 작물 높이의 경우 음의 기울기 값을 나타내었으나 양의 기울기 값의 상호작용 항을 고려하였을 때 작물 높이는 피복률이 $\triangle H(-45.72 + 64.63\,VF) > 0$, $VF > 0.70$가 되는 생육 후기에서 양의 효과를 주었음을 판단할 수 있다.

식 26은 배추의 엽수를 예측하는 다중 회귀 모델 개발 결과이다. 모델의 결정계수는 0.91, 평균 제곱근 오차는 9.31 개 로 나타났다.

$$Leaf\ count = 3.89 + 34.67\,VF - 161.8\triangle H + 321.44\,VF\triangle H \qquad (26)$$

$$R^2 = 0.91,\ RMSE = 9.31\ (count)$$

Table. 26. Multiple linear regression model for leaf count of napa cabbage.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > |t|
Intercept	1	3.89385	11.79307	0.33	0.7497
Vegetation fraction	1	34.67882	21.95588	1.58	0.1529
Crop height	1	-161.8	119.6464	-1.35	0.2133
Interaction	1	321.4395	139.2822	2.31	0.0499

작물 피복률의 경우 양의 기울기 값, 작물 높이의 경우 음의 기울기 값을 나타내었으나 양의 기울기 값의 상호작용 항을 고려하였을 때 작물 높이는 피복률이 $\triangle H(-161.8 + 321.44\,VF) > 0,\ VF > 0.50$가 되는 생육 후기에서 양의 효과를 주었음을 판단할 수 있다.

검증 데이터를 이용하여 개발된 배추의 엽장, 엽폭, 엽수를 예측하는 모델을 검증해 본 결과는 그림 55-57과 같다. 검증 결과 결정계수와 평균 제곱근 오차가 엽장의 경우 0.68, 4.51cm이, 엽폭의 경우 0.76, 2.86cm, 엽수의 경우 0.79, 10.78개로 나타났다.

배추의 엽장, 엽폭, 엽수를 예측하는 모델의 정확도는 무의 엽장, 엽폭, 엽수를 예측하는 모델의 정확도보다 낮게 나타났다. 이는 무의 경우 모델 개발 및 검증에 각각 33개의 데이터가 사용되었으나 배추의 경우 모델 개발 및 검증에 각각 12개의 데이터가 사용되어 모델 개발 및 검증에서 오차가 보다 크게 나타난 것으로 판단된다.

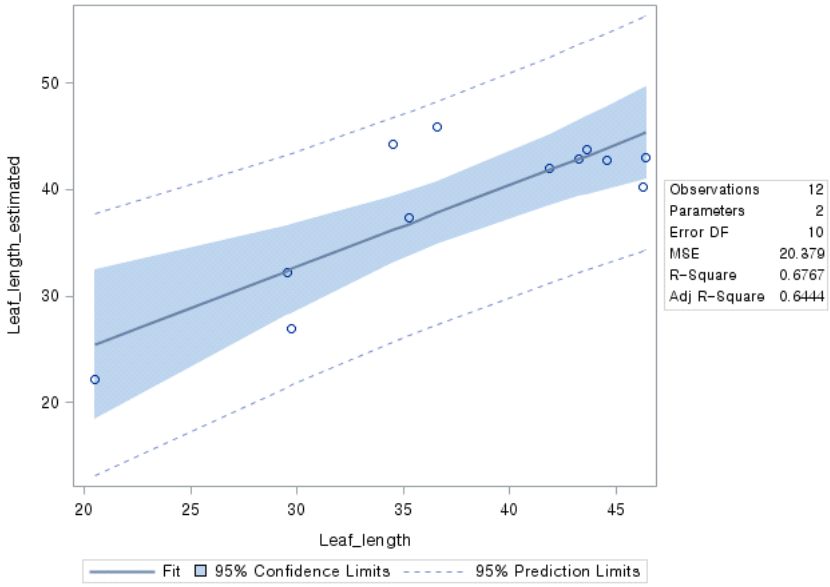

Fig. 55. Fit plot for leaf length validation set of napa cabbage.

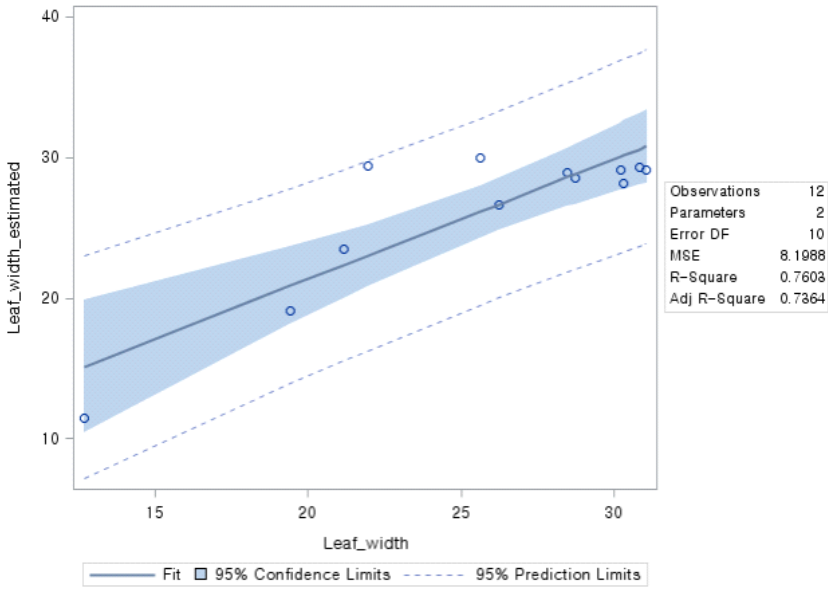

Fig. 56. Fit plot for leaf width validation set of napa cabbage.

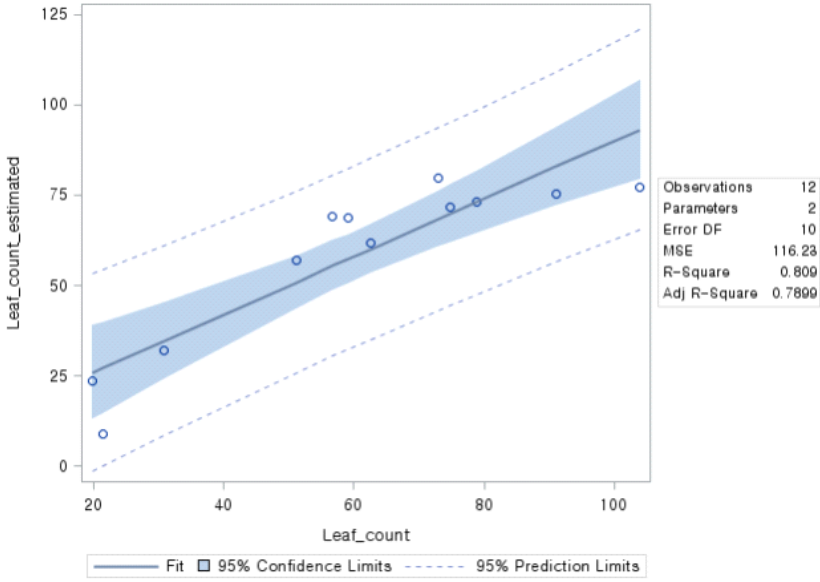

Fig. 57. Fit plot for leaf count validation set of napa cabbage.

3.3.4. 작물 피복률, 작물 높이 기반 생체중 예측 다중 회귀 모델

생체중은 무·배추의 수확량과 가장 밀접하게 관련 있는 생육 인자이다. 생체중 예측의 경우 생육 초기부터 후기까지 모든 데이터를 사용하였을 때와 생육 초기의 데이터만 사용하여 다중 회귀 모델을 개발하였을 때 모델의 정확도가 크게 달라졌다. 이러한 현상은 그림 64에 나타난 바와 같이 무, 배추의 파종 후 50일 이후의 후기 생육에서 생체중이 증가할 때 피복률이 한계 값인 1.0 부근에서 더 이상 증가하지 않으면서 모델의 설명력이 약해지기 때문이다. 따라서 무, 배추의 초기~중기의 작물 피복률, 작물 높이 예측값 및 생체중 데이터를 사용하여 파종 및 정식 50일 이내의 무, 배추에 대한 생체중 예측 다중 회귀 모델을 개발하였다.

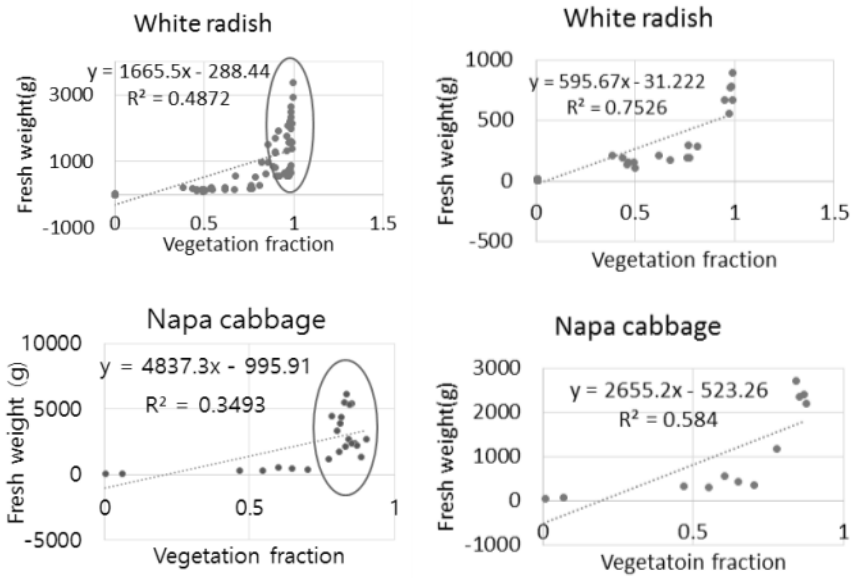

Fig. 58. Vegetation fraction saturation in late season (left) and early season vegetation fraction (DAS <50) (right).

무·배추 파종 및 정식 50일 이내의 영상 데이터 및 생체중 데이터를 이용하여 무의 생체중을 예측하는 다중 회귀 모델을 개발하였다. 모델 개발을 위해 초기 생육 데이터 중 홀수 번째 데이터를 사용하였으며(Fig. 65-66, Table 27-28), 짝수 번째 데이터를 이용하여 개발된 모델을 검증하였다(Fig. 59-60).

식 27은 무의 생체중을 예측하는 다중 회귀 모델 개발 결과이다. 모델의 결정계수는 0.95, 평균 제곱근 오차는 66 g 로 나타났다.

$$Fresh\ weight\ (g) = 16 + 278\,VF - 1688\,\triangle H + 2395\,VF\triangle H \qquad (27)$$

R^2=0.95, RMSE = 66 (g)

Table. 27. Multiple linear regression model for leaf fresh weight of white radish.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > |t|
Intercept	1	16	19.	0.85	0.4040
Vegetation fraction	1	278	69	3.99	0.0005
Crop height	1	-1687	241	-6.99	<.0001
Interaction	1	2395	264	9.05	<.0001

작물 피복률의 경우 양의 기울기 값, 작물 높이의 경우 음의 기울기 값을 나타내었으나 양의 기울기 값의 상호작용 항을 고려하였을 때 작물 높이는 피복률이 $\triangle H(-1687 + 2395\,VF) > 0$, $VF > 0.70$ 가 되는 생육 후기에서 양의 효과를 주었음을 판단할 수 있다.

식 28은 배추의 생체중을 예측하는 다중 회귀 모델 개발 결과이다. 모델의 결정계수는 0.94, 평균 제곱근 오차는 304 g 로 나타났다.

$$Fresh\ weight\ (g) = -1064 + 2407\,VF - 12512\triangle H + 19428\,VF\triangle H \quad (26)$$

R^2=0.94, RMSE = 304 (g)

Table. 28. Multiple linear regression model for leaf fresh weight of napa cabbage.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > |t|
Intercept	1	-1064	368	-2.90	0.0200
Vegetation fraction	1	2407	692	3.48	0.0083
Crop height	1	-12512	3554	-3.52	0.0078
Interaction	1	19428	3959	4.91	0.0012

작물 피복률의 경우 양의 기울기 값, 작물 높이의 경우 음의 기울기 값을 나타내었으나 양의 기울기 값의 상호작용 항을 고려하였을 때 작물 높이는 피복률이 $\triangle H(-12512 + 19428\,VF) > 0$, $VF > 0.64$가 되는 생육 후기에서 양의 효과를 주었음을 판단할 수 있다.

검증 데이터를 이용하여 개발된 무의 생체중을 예측하는 모델을 적용해 본 결과는 그림 59와 같다. 검증 결과 결정계수가 0.93, 평균 제곱근 오차가 72.1 g 로 나타났다.

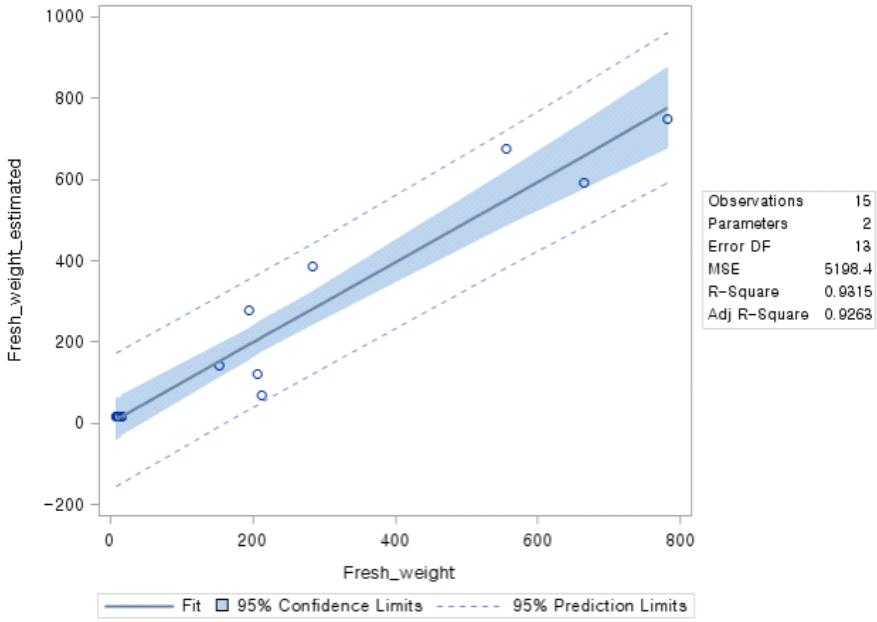

Fig. 59. Fit plot for fresh weight validation set of white radish.

검증 데이터를 이용하여 개발된 배추의 생체중을 예측하는 모델을 적용해 본 결과는 그림 60과 같다. 검증 결과 결정계수가 0.95, 평균 제곱근 오차가 235.5 g 로 나타났다.

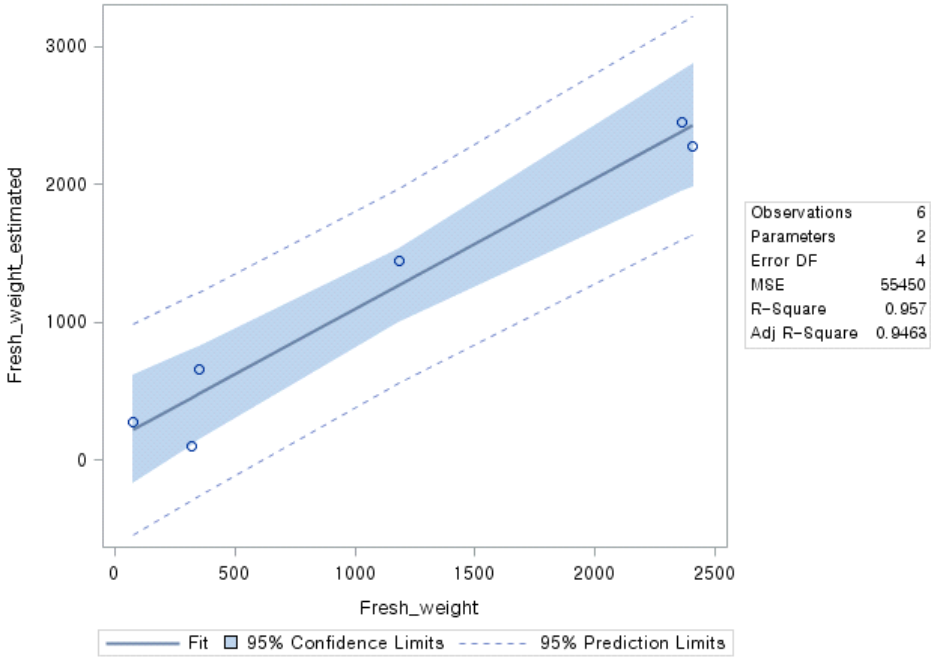

Fig. 60. Fit plot for fresh weight validation set of napa cabbage.

4. 요약 및 결론

본 연구에서는 무인기 원격탐사 이용 밭작물 생육 예측을 위해 최적 영상 획득 비행 요인, 영상 전처리 방법, 영상 분석 방법을 연구하였으며, 무·배추의 생육 인자 예측 다중 회귀 모델을 개발하고 검증하였다.

최적 영상 획득을 위한 비행 요인 연구에서는 밭작물 무인기 원격탐사를 위한 회전익 무인기 시스템을 구축하고 최적 비행을 위한 PID 계수 값을 조정하였다. 또한 최적 영상 획득을 위해 비행 고도, 비행 속도에 따른 영상의 흔들림 예측값을 계산하여 비행 고도, 비행 속도를 고려한 최적 셔터 속도 설정의 수치적 근거를 제시하였다. 영상 전처리 방법 연구에서는 획득한 영상을 정합하고 영상 센서의 스펙트럼 반응성을 예측했으며, 이를 토대로 영상의 방사보정을 수행하였다. 영상 분석 방법 연구에서는 무인기 원격탐사 영상에 대하여 식생지수를 계산하고, 작물과 배경을 분리하는 식생지수 문턱값을 결정하여 작물과 배경을 분리하였으며, 이를 이용하여 다중 시기별 작물의 피복률을 계산하였다. 작물의 높이는 무인기 영상을 통해 생성된 농경지 3D 모델의 지표면으로부터 높이 변화를 계산하여 예측하였으며, 작물의 높이 예측값을 실측 높이 값과 비교 결과 결정계수 0.91, 평균 제곱 오차 1.12cm으로 무, 배추의 높이가 무인기 원격탐사 영상을 이용해 예측 가능함을 보였다.

무, 배추 생육 예측 모델 개발 과정에서는 앞서 계산한 작물의 피복률과 작물의 높이 예측값을 사용하여 다중 회귀 모델을 개발하였다. 무·배추 엽장, 엽폭, 엽수의 경우 생육 초기부터 생육 후기까지 모든 데이터를 사용하였으며, 0.8 이상의 결정계수를 갖는 모델을 개발하였다. 반면 생체중의 경우 생육 후기에서 피복률이 변하지 않으면서 생체중이 증가하는 포화 현상 때문에 생육 후기를 제외한 파종 및 정식 50일 이내에서 예측 모델을 개발하여 0.9 이상의 결정계수를 갖는 생체중 예측 모델을 개발하였다.

본 연구의 결과는 향후 밭작물 무인기 원격탐사에 있어 비행 조건 수립, 영상 전처리, 영상 분석 방법에 도움을 줄 수 있을 것이며, 개발된 생육인자 예측 모델은 밭작물 수확량 예측을 통한 수급 조절 모델의 개발에 기여할 수 있을 것으로 판단된다.

5. 참고문헌

1. Berni, J. A., Zarco-Tejada, P. J., Suárez, L., & Fereres, E. 2009. Thermal and narrowband multispectral remote sensing for vegetation monitoring from an unmanned aerial vehicle. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 47(3): 722-738.
2. Bendig, J., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., Eichfuss, S., and Bareth, G. 2014. Estimating biomass of barley using crop surface models (CSMs) derived from UAV-based RGB imaging. Remote Sensing. 6(11): 10395-10412.
3. Baugh, W. M., & Groeneveld, D. P. (2008). Empirical proof of the empirical line. International Journal of Remote Sensing, 29(3), 665-672.
4. Bäumker, M., & Heimes, F. J. (2001, September). New calibration and computing method for direct georeferencing of image and scanner data using the position and angular data of an hybrid inertial navigation system. In OEEPE Workshop, Integrated Sensor Orientation.
5. Corre-Hellou, G., A. Dibet, H. Hauggaard-Nielsen, Y. Crozat, M. Gooding, P. Ambus, and E.S. Jensen, 2011. The competitive ability of pea - barley intercrops against weeds and the interactions with crop productivity and soil N availability. Field crops research 122(3): 264-272.
6. Das, J., Cross, G., Qu, C., Makineni, A., Tokekar, P., Mulgaonkar, Y., & Kumar, V. (2015, August). Devices, Systems, and Methods for Automated Monitoring enabling Precision Agriculture. In IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE), vol., no pp. 462-469).
7. Draeyer, B., & Strecha, C. White paper: how accurate are UAV

surveying methods? Pix4D, 2014.
8. Garcia-Ruiz, F., S. Sankaran, J.M. Maja, W.S. Lee, J. Rasmussen, and R. Ehsani. 2013. Comparison of two aerial imaging platforms for identification of Huanglongbing-infected citrus trees. Computers and Electronics in Agriculture 91: 106-115.
9. Geipel, J., Link, J., & Claupein, W. (2014). Combined spectral and spatial modeling of corn yield based on aerial images and crop surface models acquired with an unmanned aircraft system. Remote Sensing, 6(11), 10335-10355.
10. Hunt, E. R., W. D. Hively, S.J. Fujikawa, D.S. Linden, C.S. Daughtry, and G.W. McCarty. 2010. Acquisition of NIR-green-blue digital photographs from unmanned aircraft for crop monitoring. Remote Sensing 2(1): 290-305.
11. Herwitz, S. R., Johnson, L. F., Dunagan, S. E., Higgins, R. G., Sullivan, D. V., Zheng, J., ... & Slye, R. E. (2004). Imaging from an unmanned aerial vehicle: agricultural surveillance and decision support. Computers and electronics in agriculture, 44(1), 49-61.
12. Jiang, J., Liu, D., Gu, J., and Susstrunk, S. 2013. What is the space of spectral sensitivity functions for digital color cameras?. In Applications of Computer Vision (WACV), 2013 IEEE Workshop pp. 168-179
13. Jimenez, P. L., and Agudelo, D. 2015. Validation and calibration of a high resolution sensor in unmanned aerial vehicles for producing images in the IR range utilizable in precision agriculture. In: Proceedings of the AIAA SciTech. 2015-0988
14. Johnson, L. F., Herwitz, S. R., Lobitz, B. M., & Dunagan, S. E. (2004). Feasibility of monitoring coffee field ripeness with airborne multispectral imagery. Applied Engineering in Agriculture, 20(6), 845.

15. Kaufman, Y. J., and Remer, L. A. 1994. Detection of forests using mid-IR reflectance: an application for aerosol studies. 672-683.
16. Kobayashi, H., Miura, S., and Oyanagi, A. 2004. Effects of winter barley as a cover crop on the weed vegetation in a no tillage soybean. Weed biology and management, 4(4): 195-205.
17. Kim, S. H., Ryu, C. S., Kang, Y. S., & Min, Y. B. (2015). Improved Plant Image Segmentation Method using Vegetation Indices and Automatic Thresholds. 농업생명과학연구, 49(5), 333-341.
18. Lu, Y. C., K. B. Watkins, J.R. Teasdale, and A.A. Abdul-Bakil. 2000. Cover crops in sustainable food production. Food Reviews International 16(2): 121-157.
19. Lee, K. D., Na, S. I., Baek, S. C., Park, K. D., Choi, J. S., Kim, S. J., ... & Hong, S. Y. (2015). Estimating the Amount of Nitrogen in Hairy Vetch on Paddy Fields using Unmaned Aerial Vehicle Imagery. 한국토양비료학회지, 48(5), 384-390.
20. Lelong, C. C., Burger, P., Jubelin, G., Roux, B., Labbé, S., & Baret, F. (2008). Assessment of unmanned aerial vehicles imagery for quantitative monitoring of wheat crop in small plots. Sensors, 8(5), 3557-3585.
21. Ong, E., Lin, W., Lu, Z., Yang, X., Yao, S., Pan, F., Jiang, L., (2003). A no-reference quality metric for measuring image blur. Signal Processing and Its Applications, 2003. Proceedings. Seventh International Symposium, 1, pp. 469-472.
22. Otsu, N. (1975). A threshold selection method from gray-level histograms. Automatica, 11(285-296), 23-27.
23. Poggio, S. L. 2005. Structure of weed communities occurring in monoculture and intercropping of field pea and barley. Agriculture, ecosystems and environment 109(1): 48-58.

24. Peña, J. M., Torres-Sánchez, J., de Castro, A. I., Kelly, M., and López-Granados, F. 2013. Weed mapping in early-season maize fields using object-based analysis of unmanned aerial vehicle (UAV) images. PLoS One, 8(10): e77151.
25. Pereira, J. M., Sá, A. C., Sousa, A. M., Silva, J. M., Santos, T. N., and Carreiras, J. M. 1999. Spectral characterisation and discrimination of burnt areas. In: Remote sensing of large wildfires, pp. 123-138. Springer Berlin Heidelberg.
26. Ribeiro-Gomes, K., Hernandez-Lopez, D., Ballesteros, R., & Moreno, M. A. (2016). Approximate georeferencing and automatic blurred image detection to reduce the costs of UAV use in environmental and agricultural applications. Biosystems Engineering, 151, 308-327.
27. Rouse Jr, J., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. NASA special publication, 351, 309.
28. Smith, G. M., and Milton, E. J. 1999. The use of the empirical line method to calibrate remotely sensed data to reflectance. International Journal of remote sensing, 20(13): 2653-2662.
29. Sieberth, T., Wackrow, R., & Chandler, J. H. (2013). Automatic isolation of blurred images from UAV image sequences. ISPRS.
30. Sieberth, T., Wackrow, R., & Chandler, J. H. (2016). Automatic detection of blurred images in UAV image sets. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 122, 1-16.
31. Salami, E., Barrado, C., and Pastor, E. 2014. UAV flight experiments applied to the remote sensing of vegetated areas. Remote Sensing. 6(11): 11051-11081.
32. Shah, C. A., Schickler, W., (2012). Automated Blur Detection And Removal In Airborne Imaging Systems Using IMU Data. In:

International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Melbourne, Australia, Vol. XXXIX, pp. 321-323.

33. Sanca, A. S., Alsina, P. J., & Jés de Jesus, F. C. (2008, October). Dynamic modelling of a quadrotor aerial vehicle with nonlinear inputs. In Robotic Symposium, 2008. LARS'08. IEEE Latin American (pp. 143-148). IEEE.
34. Schmale Iii, D. G., Dingus, B. R., & Reinholtz, C. (2008). Development and application of an autonomous unmanned aerial vehicle for precise aerobiological sampling above agricultural fields. Journal of Field Robotics, 25(3), 133-147.
35. Todd A. P., Orvin C. B., and James H. O., 1999. Increasing crop competitiveness to weeds through crop breeding, Journal of Crop Production 2(1): 59-76.
36. Torralba, A. (2009). How many pixels make an image?. Visual neuroscience, 26(01), 123-131.
37. Torres-Sánchez, J., J.M. Peña, A.I. de Castro, and F. López-Granados. 2014. Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. Computers and Electronics in Agriculture 103: 104-113.
38. Wang, C., and Myint, S. W. 2015. A Simplified Empirical Line Method of Radiometric Calibration for Small Unmanned Aircraft Systems-Based Remote Sensing. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of, 8(5): 1876-1885.
39. Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargen, K., and Mortensen, D. A. 1995. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. Transactions of the ASAE, 38(1): 259-269.

40. Woldt, W. E., Frew, E. W., Meyer, G. E., Freiberger, R. P., & Stachura, M. (2015). Flight characteristics of a fixed wing unmanned aircraft systems for aerial surveillance of agricultural systems. In 2015 ASABE Annual International Meeting (p. 1). American Society of Agricultural and Biological Engineers.
41. Yun, H. S., Park, S. H., Kim, H. J., Lee, W. D., Do Lee, K., Hong, S. Y., & Jung, G. H. (2016). Use of Unmanned Aerial Vehicle for Multi-temporal Monitoring of Soybean Vegetation Fraction. Journal of Biosystems Engineering, 41(2), 126-137.
42. Zarco-Tejada, P. J., González-Dugo, V., Williams, L. E., Suárez, L., Berni, J. A., Goldhamer, D., & Fereres, E. (2013). A PRI-based water stress index combining structural and chlorophyll effects: Assessment using diurnal narrow-band airborne imagery and the CWSI thermal index. Remote sensing of environment, 138, 38-50.
43. Zhang, C., and Kovacs, J. M. 2012. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review. Precision agriculture. 13(6): 693-712.
44. Zhao, H., Kawakami, R., Tan, R. T., & Ikeuchi, K. (2009). Estimating basis functions for spectral sensitivity of digital cameras. In Meeting on Image Recognition and Understanding (Vol. 2009, No. 1).

Abstract

Development of Remote Sensing Technology for Growth Estimation of White Radish and Napa Cabbage using UAV and RGB Camera

Heesup Yun
Department of Biosystems Engineering
The Graduate School
Seoul National University

On-site monitoring of vegetable growth parameters in an agricultural field can provide useful information for farmers to establish farm management strategies suitable for optimum production of vegetables. Studies have been conducted to apply remote sensing (RS) technology for the estimation of crop growth, which remotely can obtain the images of agricultural fields using an image acquisition platform. Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) are currently gaining a growing interest for agriculture applications due to its potential in precision agriculture such as the identification of weeds and crop production issues, diagnosing nutrient deficiencies, and the prediction of biomass and yield. This study reports on the development of UAV-based RS techniques for measuring the growth parameters of white radish and napa cabbage. Specific objectives were to 1) investigate the optimum flight conditions of a multi-rotor

UAV for acquiring images of Korean vegetables grown in sloping grounds and 2) develop statistical models for estimating the growth parameters of radish and cabbage using a vegetation index based vegetation fraction and a DSM-based height value. The white radish and napa cabbage field using small UAVs were studied, and image analysis technologies were studied to develop growth estimation model from acquired images. Considering the crop size of the object vegetables and the performance of the commercial camera, it was suitable to acquire images at 40m altitude from ground. It was found that an image blur can be reduced when a shutter speed of 1/1000 or more is used at flight speed under 6m/s. Prior to the analysis of the acquired image, radiometric calibration of the image was performed considering the spectral sensitivity of the camera, and the vegetation fraction white radish and napa cabbage field was calculated through calculation of vegetation index and crop segmentation. In addition, the height of crops was estimated by calculating the height change of the 3-D model of white radish and napa cabbage field, and the RMSE was 1.12cm for white radish and napa cabbage. The results of the multiple regression models that predicted the leaf length, leaf width, and leaf count of white radish and napa cabbage, from early season to late season were estimated. For leaf length, leaf width and leaf count of the white radish, the coefficients of determination were 0.93, 0.93, 0.85, and RMSEs were 2.89 cm, 1.0 cm, 3.74, respectively. For leaf length, leaf width and leaf count of the napa cabbage, the coefficients of determination were 0.93, 0.84, 0.91, and RMSEs were 2.61 cm, 2.98 cm, 9.31 , respectively. Because of the detection limit due to the saturation of vegetation fraction, while incrementing of fresh weight, multiple regression models for fresh weight estimation was developed using only initial data within 50 days of sowing and

planting. In the case of the white radish fresh weight estimation model, the coefficient of determination was 0.95 and the standard error of measurement was 66 g. And for the napa cabbage fresh weight estimation model, the coefficient of determination was 0.94 and the standard error of the measurement was 303 g. Therefore, in the prediction of the actual crop growth, it will be possible to estimate the fresh weight of radish and napa cabbage through the UAV image for the growth within 50 days of planting.

Keywords : UAV, Remote sensing, White radish, Napa cabbage, Vegetation fraction, Crop height, Multi linear regression
Student number : 2015-21507