

# 농경지 지역 무인항공기 영상 기반 시계열 수치표고모델 표고 보정 Elevation Correction of Multi-Temporal Digital Elevation Model based on Unmanned Aerial Vehicle Images over Agricultural Area

김태현<sup>1)</sup> · 박주언<sup>2)</sup> · 윤예린<sup>3)</sup> · 이원희<sup>4)</sup> · 한유경<sup>5)</sup>

Kim, Taeheon · Park, Jueon · Yun, Yerin · Lee, Won Hee · Han, Youkyung

## Abstract

In this study, we propose an approach for calibrating the elevation of a DEM (Digital Elevation Model), one of the key data in realizing unmanned aerial vehicle image-based precision agriculture. First of all, radiometric correction is performed on the orthophoto, and then ExG (Excess Green) is generated. The non-vegetation area is extracted based on the threshold value estimated by applying the Otsu method to ExG. Subsequently, the elevation of the DEM corresponding to the location of the non-vegetation area is extracted as EIFs (Elevation Invariant Features), which is data for elevation correction. The normalized Z-score is estimated based on the difference between the extracted EIFs to eliminate the outliers. Then, by constructing a linear regression model and correcting the elevation of the DEM, high-quality DEM is produced without GCPs (Ground Control Points). To verify the proposed method using a total of 10 DEMs, the maximum/minimum value, average/standard deviation before and after elevation correction were compared and analyzed. In addition, as a result of estimating the RMSE (Root Mean Square Error) by selecting the checkpoints, an average RMSE was derived as 0.35m. Comprehensively, it was confirmed that a high-quality DEM could be produced without GCPs.

Keywords : Unmanned Aerial Vehicle, Precision Agriculture, Digital Elevation Model, Elevation Correction, Elevation Invariant Features

## 초 록

본 연구에서는 무인항공기 영상 기반의 정밀농업(precision agricultural) 구현에 있어 핵심 데이터 중 하나인 수치표고모델의 표고를 보정하기 위한 수치표고모델 표고 보정 방법론을 제시한다. 먼저 정사영상에 방사보정을 수행한 다음 ExG (Excess Green)를 생성한다. ExG에 Otsu 기법을 적용하여 산출된 임계값을 기준으로 비식생지역을 추출한다. 이어서, 비식생지역의 위치에 대응되는 수치표고모델의 표고를 표고 보정을 위한 데이터인 EIFs (Elevation Invariant Features)로 추출한다. 추출된 EIFs 간 차이값을 기반으로 정규화된 Z-score를 산출하여 포함된 특이치를 제거한다. 그리고 선형회귀식을 구성하여 수치표고모델의 표고를 보정함으로써 지상기준점 데이터 없이 고품질의 수치표고모델을 제작한다. 총 10장의 수치표고모델을 활용하여 제안기법을 검증하기 위해 표고 보정 전과 후의 최대/최소값, 평균/표준편차를 비교분석하였다. 또한, 검사점을 선정하여 RMSE (Root Mean Square Error)를 산출한 결과, 정확도는 평균 RMSE 0.35m로 도출되었다. 이를 통해 지상기준점 데이터 없이 고품질의 수치표고모델을 제작할 수 있음을 확인하였다.

핵심어 : 무인항공기, 정밀농업, 수치표고모델, 표고 보정, EIFs

Received 2020. 05. 14, Revised 2020. 05. 24, Accepted 2020. 06. 01

1) Dept. of Geospatial Information, M.S. student, Kyungpook National University (E-mail: rlxogjs73@knu.ac.kr)

2) School of Convergence & Fusion System Engineering, Undergraduate student, Kyungpook National University (E-mail: wndjs0614@knu.ac.kr)

3) School of Convergence & Fusion System Engineering, Undergraduate student, Kyungpook National University (E-mail: laurayun7@knu.ac.kr)

4) Member, Associate professor, School of Convergence & Fusion System Engineering, Kyungpook National University (E-mail: wlee33@knu.ac.kr)

5) Corresponding Author, Assistant professor, Member, School of Convergence & Fusion System Engineering, Kyungpook National University (E-mail: han602@knu.ac.kr)

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## 1. 서론

무인항공기(UAV: Unmanned Aerial Vehicle)는 광학(optical), 초분광(hyper-spectral), 다중분광(multi-spectral) 그리고 열(thermal) 센서 등 cm급 초고해상도(very-high-resolution) 기반의 다양한 센서를 탑재할 수 있어 고품질의 데이터를 손쉽게 취득할 수 있다. 또한, 무인항공기는 플랫폼 자체에 GNSS (Global Navigation Satellite System) 수신기가 탑재되어 있어 영상 취득 시 3차원 데이터가 함께 취득되므로 다양한 분야의 기초자료로 활용되는 수치표고모델(DEM: Digital Elevation Model)을 제작할 수 있다(Uysal *et al.*, 2015). 이처럼 다양한 데이터를 취득할 수 있는 무인항공기는 영상지도제작, 재난 및 재해 모니터링 그리고 정밀농업(precision agriculture) 등 다양한 분야에서 활용되고 있다. 특히, 정밀농업 분야에서 무인항공기는 신뢰도 높은 다양한 데이터 및 작물의 높이 정보를 취득할 수 있어 차세대 핵심 플랫폼으로 주목받고 있다(Honkavaara *et al.*, 2013; Wei *et al.*, 2017).

정밀농업은 다양한 데이터를 기반으로 작물의 생산량 및 생육상태를 분석하여 농업 효율성을 극대화하는 기술이며(Mulla, 2013), 무인항공기는 정밀농업 구현을 위한 신뢰도 높은 다양한 데이터 취득이 가능하다(Tokekar *et al.*, 2016). 하지만 무인항공기에서 취득된 영상만으로는 의사결정 과정을 수행하기에 한계가 있으므로, 무인항공기에서 취득된 영상을 가공하여 생성된 정사영상 및 수치표고모델을 활용해야 한다(Rokhmana, 2015). 특히 수치표고모델은 작물 및 지표의 높이 정보를 제공하므로 정밀농업 구현을 위한 핵심데이터 중 하나로 각광받고 있다(Kim *et al.*, 2018; Maes and Steppe, 2019). Torres-Sanchez *et al.* (2015)는 무인항공기 영상 기반의 수치표고모델을 활용하여 과수원의 작물을 객체(object) 단위로 분류하고 분석하였으며, Diaz-Varela *et al.* (2014)는 다중분광 무인항공기 영상 기반의 농작물 분류기술 개발에 수치표고모델을 활용하였다. 그리고 Na *et al.* (2018)은 무인항공기 정사영상과 수치표고모델을 활용하여 동계작물 바이오메스(biomass) 모델을 제작하였고, Kim *et al.* (2018)는 무인항공기 영상을 활용하여 배추 및 무의 생육상태 분석에 수치표고모델을 활용하였다. 이처럼 무인항공기 영상 기반의 수치표고모델은 정밀농업 구현을 위한 핵심데이터로서 다양하게 활용되고 있다. 하지만 무인항공기 영상은 동일 지역에 대해 동일한 촬영조건으로 취득되어도 GNSS 신호, 바람, 플랫폼의 자세 등 다양한 외부요소로 인해 영상 간 기하오차(geometric error)가 발생한다(Xiang and Tian, 2011). 또한,

무인항공기에 탑재된 GNSS의 정확도가 상대적으로 낮아 지표 및 객체의 정확한 높이 정보가 취득되지 않기 때문에 고품질의 수치표고모델 제작에 한계가 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 일반적으로 정사영상 및 수치표고모델 제작 시 절대좌표를 제공하는 지상기준점(GCPs: Ground Control Points)데이터를 활용한다.

일반적으로 정사영상 및 수치표고모델 제작 시 활용되는 지상기준점 데이터는 영상 취득 전 촬영지 일대에 대공표지판을 설치한 다음 GNSS 측량을 통해 취득된다. 하지만 앞서 언급된 방법으로 매번 촬영 시 지상기준점 데이터를 영상과 함께 취득하기에는 인력 및 시간비용의 소모가 크다(Han *et al.*, 2019). 이에 지상기준점 데이터 없이 영상 간 기하오차를 제거하는 기술개발의 필요성이 대두됨에 따라 다양한 연구가 진행되었다. Kim *et al.* (2019)은 SURF (Speeded-Up Robust Feature) 기법과 상호정보(mutual information) 기법을 함께 활용하여 농경지 지역의 무인항공기 시계열 정사영상 간 기하오차를 제거하였으며, Tsai and Lin (2017)은 ABRISK (Accelerated Binary Robust Invariant Scalable Keypoints) 기법을 활용하여 기하오차를 제거하는 방법을 제시하였다. 그리고 Choi and Kim (2017)은 정사영상 내의 선형요소를 활용하여 기하오차를 제거하였다. 이처럼 정사영상 간 발생하는 기하오차를 제거하기 위한 기술개발은 지속적으로 진행되고 있지만, 수치표고모델의 표고를 보정하는 연구는 부족한 실정이다. 따라서 지상기준점 데이터 없이 높은 품질의 시계열 수치표고모델 제작을 위한 기술개발은 필수적이다.

농경지를 구성하고 있는 작물은 생육 시기에 따라 형태가 변화하기 때문에 시계열 수치표고모델에서 작물의 표고가 시기별로 다르게 표현된다. 반면 농작물을 제외한 비식생지역인 지면(ground)과 도로 및 건물과 같은 인공구조물은 농작물과는 달리 시간의 흐름에 따라 형태가 변하지 않기 때문에 표고가 불변하는 지역이다. 따라서 지상기준점 데이터가 입력된 수치표고모델과 지상기준점 데이터가 입력되지 않은 수치표고모델 간 표고가 불변하는 지역의 상대적인 표고 차이를 분석하면 수치표고모델 간 표고오차를 파악할 수 있다. 이러한 표고오차를 기반으로 보정식을 구성하여 지상기준점 데이터가 입력되지 않은 수치표고모델의 표고를 실제 표고와 유사하게 변환함으로써 수치표고모델의 표고를 보정할 수 있다. 이를 위해 수치표고모델 간 표고가 불변하는 지역을 표고 보정 데이터인 EIFs (Elevation Invariant Features)로 추출하는 구체적인 방법과 EIFs 간 상대적인 표고 차이를 기반으로 표고를 보정하는 방법론이 제시되어야 한다.

본 연구에서는 시계열 정사영상과 수치표고모델을 함께 활

용하여 무인항공기 영상 기반 시계열 수치표고모델의 표고를 자동으로 보정하는 방법론을 제안하고자 한다. 먼저 방사보정(radiometric correction)을 수행하여 무인항공기 정사영상에 포함된 방사오차(radiometric error)를 제거한다. 방사보정된 영상의 분광 파장대를 조합하여 ExG (Excess Green)를 생성한 후 Otsu 기법을 통해 산출된 임계값을 기반으로 비식생 지역을 추출한다. 그리고 추출된 비식생지역과 대응되는 수치표고모델의 표고를 표고 보정을 위한 EIFs로 추출한다. EIFs 간 차이값을 기반으로 산출된 Z-score를 정규화한 데이터를 기반으로 EIFs에 포함된 특이치(outlier)를 제거한 다음 선형회귀식(linear regression)을 구성하여 수치표고모델의 표고를 보정한다. 또한, 제안 수치표고모델 보정 방법론의 정확도를 분석하여 성능을 검증한다.

## 2. 연구 방법

시계열 수치표고모델의 표고를 보정하기 위해 본 연구에서는 Fig. 1과 같은 수치표고모델 표고 보정 방법론을 제안하고자 한다. 먼저 영상등록(image registration)을 통해 정사영상 및 수치표고모델 간 위치좌표를 통일시켜준다. 이어서, 기준영상과 입력영상의 밝기값(brightness value)에 포함된 방사오차를 제거하기 위해 반사율 패널(reflectance panels)에서 제공되는 반사도(reflectance)와 영상의 밝기값과의 선형회귀식을 구성하여 방사보정을 수행한다. 그리고 방사보정된 기준영상과 입력영상 모두 ExG를 생성한 다음 Otsu 기법을 활용하여 산출된 임계값을 기반으로 비식생지역을 추출한다. 이어서 추출된 비식생지역의 위치와 대응되는 기준수치표고모델의 표고와 입력수치표고모델의 표고를 EIFs로 추출한다. 추출된 EIFs내에 오차를 유발하는 특이치가 포함되어 있으므로 EIFs 간 차이값을 기반으로 산출된 Z-score를 정규화한 데이터를 활용하여 특이치를 제거한다. 특이치가 제거된 EIFs를 기반으로 선형회귀식을 구성하여 입력수치표고모델의 표고를 보정한다.

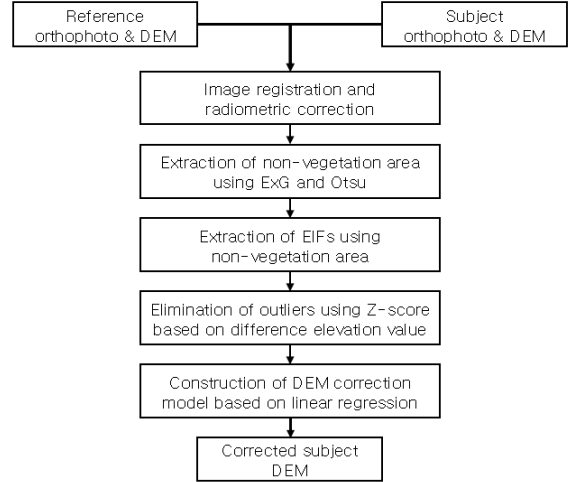


Fig. 1. Methodology of proposed DEM elevation correction

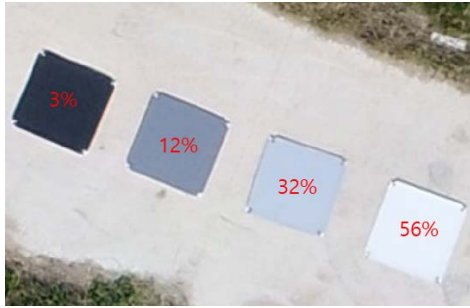
### 2.1. 영상등록 및 방사보정

먼저 시계열 무인항공기 영상을 활용하여 정사영상 및 수치표고모델을 제작하기 위해 Agisoft 사의 Photoscan Pro software를 활용한다. 그리고 시계열 정사영상 및 수치표고모델 간 발생하는 기하오차를 제거하기 위해 Kim *et al.* (2019)이 제안한 SURF 기법과 상호정보 기법을 활용하여 기하오차를 제거하는 Coarse-to-fine image registration 기법을 활용한다.

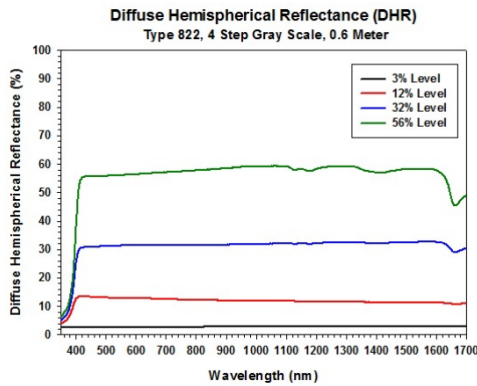
일반적으로 무인항공기 영상 취득 시 날씨 및 태양의 일사량 등 외부 환경요소로 인해 영상의 밝기값에 방사오차가 포함된다. 이러한 방사오차는 농작물 및 산림의 식생상태 분석을 위한 식생지수 산출 시 오차를 유발한다. 또한, 방사오차로 인해 시계열 데이터의 동일피복의 밝기값이 서로 상이하게 표현된다. 따라서 시계열 데이터를 효과적으로 활용하기 위해서는 방사보정을 수행하여 영상의 밝기값에 포함된 방사오차를 제거해야 한다.

무인항공기 영상의 방사보정은 센서 종류에 따라 다양한 방법이 있다. 먼저 적외선 센서가 장착된 다중분광 센서는 센서 스펙트럼 특성에 부합되는 반사판을 활용하거나 센서에 장착된 이면조사(illumination) 센서를 활용하여 방사보정을 수행한다. 하지만 무인항공기 센서 중 가장 보편적으로 활용되는 광학센서는 다중분광 센서와 같은 체계적인 방사보정 시스템이 구축되어 있지 않기 때문에 고유 반사도를 가지고 있는 반사율 패널에서 제공되는 반사도를 활용하여 방사보정을 수행한다(Yeom *et al.*, 2019). 반사율 패널에서 제공되는 반사도는 영상에서 표현되는 밝기값과의 선형적 관계를 보이므로, 선형회귀식을 통해 방사보정을 수행할 수 있다(Wang and

Myint, 2015). 이에 본 연구에서는 Fig. 2와 같이 4가지의 고유 반사도를 가지고 있는 반사율 패널의 반사도와 영상의 밝기 값을 기반으로 선형회귀식을 구성하여 방사보정을 수행한다.



(a)



(b)

**Fig. 2. Reflectance panels for radiometric correction:**  
**(a) Reflectance panels, (b) Specification of reflectance panels**

먼저 본 연구에서는 Perkin-Elmer Lambda 1050 분광 방사계를 활용하여 표면반사도가 취득된 반사율 패널을 활용한 다. 이러한 반사율 패널을 활용하여 무인항공기 정사영상의 방사보정을 수행하기 위해 무인항공기 영상 취득 전 관심지역에 반사율 패널을 설치한다. 그리고 무인항공기 영상을 취득한 다음 영상에서 표현된 반사율 패널을 추출한다. 영상에서 추출된 반사율 패널의 밝기값과 반사율 패널에서 제공되는 실제 반사도를 기반으로 Eq. (1)과 같이 선형회귀식을 구성한다. 반사율 패널의 반사도와 대응되는 밝기값으로 구성된 선형회귀식을 활용하여 무인항공기 정사영상의 밝기값을 반사도로 변환함으로써 방사보정을 수행한다.

$$r_i^c = \alpha^c b_i^c + \beta^c$$

$$\alpha^c = \frac{S_{br}^c}{S_{bb}^c}, \beta^c = \bar{\mu}_r^c - \alpha^c \bar{\mu}_b^c$$

(1)

$$S_{br}^c = \sum b_i^c r_i^c - \frac{(\sum b_i^c)(\sum r_i^c)}{n^c}$$

$$S_{bb}^c = \sum (b_i^c)^2 - \frac{(\sum b_i^c)^2}{n^c}$$

where superscript  $c$  represents calibration cases for each acquisition date and spectral band,  $r_i^c$  and  $b_i^c$  are the reflectance value and the brightness value of the  $i^{th}$  pixel,  $\alpha^c$  and  $\beta^c$  are radiometric correction coefficients of gain and offset,  $S_{br}^c$  and  $S_{bb}^c$  are the sum of squares for brightness-reflectance value pairs and brightness values, respectively,  $n$  is the total number of pixels, and  $\bar{r}^c$  and  $\bar{b}^c$  are the average values of reflectance values and brightness values.

## 2.2 ExG와 Otsu 기법을 활용한 EIFs 추출

시계열 수치표고모델 간 표고를 보정하기 위해서는 표고가 불변하는 지역을 EIFs로 추출해야 한다. 일반적으로 농경지를 구성하고 있는 농작물은 생육주기별 형태 변화가 급격하게 진행되기 때문에 표고가 변화한다. 반면 농작물을 제외한 비식생지역인 지면 및 인공구조물은 농작물과는 달리 형태변화가 발생하지 않으므로 표고가 불변하는 지역이다. 따라서 농경지 수치표고모델 간 표고를 보정하기 위해서는 농작물을 제외한 비식생지역인 지면 및 인공구조물 데이터를 추출해야 한다.

영상의 일부 파장대를 조합하여 생성되는 식생지수는 작물의 활력도를 정량화하여 표현함으로써 작물을 추출하고 분석하는데 효과적이다(Na *et al.*, 2018). 대표적인 식생지수로는 Red 밴드의 파장대와 NIR 밴드 파장대를 조합하여 생성되는 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)가 있다. 대다수 식생지수는 NDVI와 같이 식생에 민감하게 반응하는 NIR 파장대의 정보를 활용하여 생성된다. 하지만 NIR 파장대 정보는 NIR 밴드가 탑재된 다중분광 센서를 활용해야지만 취득할 수 있다. 무인항공기 탑재가 가능한 다중분광 센서도 개발되어 활용되고 있지만, 장비 가격이 광학센서에 비해 매우 고가이기 때문에 가용성(accessibility)이 상대적으로 낮다. 이러한 이유로 인해 무인항공기 영상 취득 시 보편적으로 Red, Green, Blue 파장대 정보만 취득하는 광학센서가 활용된다. 따라서 본 연구에서는 광학센서 파장대 정보만을 활용

하여 식생지수를 생성한 다음 작물과 지면 및 인공구조물을 구분한 다음 지면 및 인공구조물 데이터를 추출하고자 한다.

Red, Green, Blue 파장대 정보만을 활용하여 다양한 식생지수를 생성할 수 있으며, Torres-Sanchez *et al.* (2014)과 Yeom *et al.* (2019)의 연구에 따르면 다양한 RGB 기반의 식생지수 중 Woebbecke *et al.* (1995)이 개발한 ExG의 성능이 가장 우수하다고 명시되어 있다. 이에 본 연구에서는 지면 및 인공구조물 데이터를 추출하기 위해 Eq. (2)와 같이 정의된 ExG를 활용한다.

$$ExG = 2G_n - R_n - B_n \quad (2)$$

$$R_n = \frac{R}{R+G+B}, G_n = \frac{G}{R+G+B}, B_n = \frac{B}{R+G+B}$$

where  $R, G, B$  are red, green, blue band, respectively.

작물의 활력도를 수치적으로 표현하는 ExG를 활용하여 농작물 및 식생을 제외한 지면 및 인공구조물을 추출하기 위해서는 추가적인 작업이 수행되어야 한다. 이에 본 연구에서는 ExG에 자동 임계값 산출 기법인 Otsu 기법을 적용하여 산출된 임계값을 기준으로 비식생지역을 추출한다. Otsu 기법은 임계값을 기준으로 영상을 두 개의 클래스로 이진화한 경우 클래스 간 분산을 최소화하거나 클래스 내 분산을 최대화하는 임계값을 산출하는 방법이다(Otsu, 1979). 임계값 산출에 활용되는 클래스 간 분산은 Eq. (3)과 같이 정의되며, 클래스 내 분산은 Eq. (4)와 같이 정의된다.

$$\sigma_b^2(t) = w_v \sigma_v^2 + w_n \sigma_n^2 \quad (3)$$

$$\sigma_i^2(t) = w_v w_n (\mu_v - \mu_n)^2 \quad (4)$$

where  $\sigma_b^2(t)$  is intra-class variance,  $\sigma_i^2(t)$  is inter-class variance,  $w_v$  and  $w_n$  are weight of vegetation class and weight of non-vegetation class, respectively,  $\sigma_v$  and  $\sigma_n$  are standard deviation of vegetation class and standard deviation of non-vegetation class, respectively, and  $\mu_v$  and  $\mu_n$  are mean of vegetation class and mean of non-vegetation class, respectively.

ExG에 Otsu 기법을 적용하여 산출된 임계값을 기준으로 식생지역과 비식생지역이 구분된다. 하지만 기준영상과 입력 영상 간 좌향 현황과 농작물의 형태 및 분광 특성이 서로 상이할 경우, 영상별 이진화된 ExG의 식생지역과 비식생지역이 서로 다르게 나타난다. 이처럼 영상 간 공통되지 않는 비식생지

역이 포함될 경우 수치표고모델 보정 시 오차가 발생할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 영상별 이진화된 ExG를 서로 회전(convolution)하여 영상 간 공통된 비식생지역을 추출한다. 그리고 기준영상과 입력영상 간 공통된 비식생지역의 위치에 해당되는 기준수치표고모델의 표고와 입력수치표고모델의 표고를 표고 보정을 위한 EIFs로 추출한다.

### 2.3. Z-score를 활용한 특이치 제거 및 수치표고 모델 보정

추출된 EIFs는 기준수치표고모델과 입력수치표고모델 간 비식생지역인 지면 및 인공구조물의 표고이다. 하지만 ExG에 Otsu 기법을 적용하여 산출된 임계값을 활용하여 완벽하게 식생과 비식생지역을 구분할 수 없으므로 특이치가 일부 분 포함되어 있다. 이러한 특이치는 수치표고모델 보정을 위한 파라미터(parameter) 산출 시 오차를 유발하므로 반드시 제거해주어야 한다. 이에 본 연구에서는 EIFs 간 차이값을 기반으로 산출된 Z-score를 정규화하여 EIFs에 포함된 특이치를 제거하고자 한다.

먼저 Eq. (5)와 같이 기준 EIFs와 입력 EIFs 간 차이값을 계산한다. 이어서, EIFs 차이값을 기반으로 평균과 표준편차를 산출한 다음 Eq. (6)과 같이 EIFs 차이값 기반의 Z-score를 산출하고 정규화한다. 정규화된 Z-score는 EIFs 간 차이값을 기반으로 산출되었기 때문에 0에 근사할수록 EIFs 간 표고 불변 특성이 강하다. 따라서 정규화된 Z-score의 값 중 하위 30%에 해당되는 값을 임계값으로 선정한 다음 임계값 보다 큰 값을 특이치로 간주하고 제거한다.

$$D = EIFs_Y - EIFs_X \quad (5)$$

$$N_Z = \sqrt{\left(\frac{D - \mu_D}{\sigma_D}\right)^2} \quad (6)$$

where  $D$  is difference EIFs,  $EIFs_Y$  is reference EIFs,  $EIFs_X$  is subject EIFs,  $N_Z$  is normalized Z-score,  $\sigma_D$  is standard deviation of difference EIFs, and  $\mu_D$  mean of difference EIFs.

특이치가 제거된 EIFs를 활용하여 입력수치표고모델의 표고를 보정하기 위해 본 연구에서는 선형회귀식을 활용한다. 선형회귀식은 두 개의 변수와의 선형 상관관계를 모델링하는 회귀분석 기법이며, 두 개 데이터 간의 관계를 파악하기에 용이하다. 이러한 선형회귀식을 활용하여 입력수치표고모델의 표고를 보정하기 위한 선형회귀식은 Eq. (7)과 같이 정의되며,

DEM 보정을 위한 DEM 보정계수 offset과 gain은 Eq. (8)과 같이 특이치가 제거된 EIFs를 활용하여 산출한다. 최종적으로 산출된 DEM 보정계수를 기반으로 구성된 선형회귀식을 활용하여 입력수치표고모델의 표고를 보정한다.

$$Y' = aX + b \tag{7}$$

$$a = \frac{\sigma_Y^{EIFs}}{\sigma_X^{EIFs}}, b = \mu_Y^{EIFs} - a\mu_X^{EIFs} \tag{8}$$

where  $Y'$  is corrected subject DEM,  $X$  is subject DEM,  $a$  and  $b$  are DEM correction coefficients of gain and offset,  $\sigma_Y^{EIFs}$  and  $\sigma_X^{EIFs}$  are EIFs standard deviation of reference DEM and subject DEM, and  $\mu_Y^{EIFs}$  and  $\mu_X^{EIFs}$  are EIFs mean of reference DEM and subject DEM.

### 3. 실험 결과 및 분석

#### 3.1 실험 대상지

다양한 작물로 구성된 농경지 지역에 대한 무인항공기 영상 기반 수치표고모델 표고를 보정하기 위해 Fig. 3과 같이 경상북도 상주시 가장동에 위치한 농경지 지역을 실험대상지로 선정하였다. 실험대상지는 고추, 콩, 참깨, 들깨 등 발작물과 논으로 구성된 지역이며, 다양한 작물에 대한 시계열 분석을 효과적으로 수행할 수 있는 지역이다.

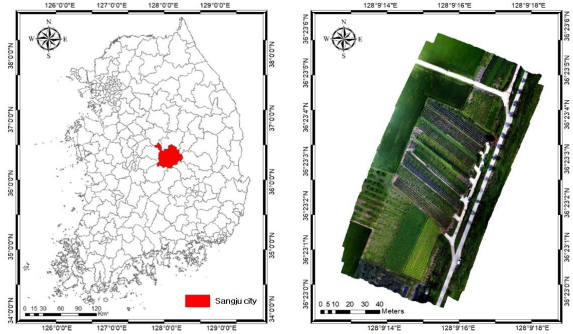


Fig. 3. Experimental site: Gyeongsangbuk-do, Sangju city, South Korea

#### 3.2 실험 자료 및 평가척도

본 연구에서는 회전익 무인항공기인 DJI사의 Inspire-2에 광학센서 ZenmuseX4S를 탑재하여 농경지 지역에 대한 시계열 무인항공기 영상을 취득하였으며, 무인항공기와 광학센서의 상세한 제원은 Table 1과 같다. 2019년 6월 21일부터 2019년 10월 4일까지 약 4달의 기간 동안 총 10번의 비행을 통해 시계열 무인항공기 영상을 취득하였으며, 영상 취득 시 촬영 조건은 모두 촬영 시간 오전 10-11시경, 고도 30m, 중·횡중복도 80%, 그리고 비행속도 5-7m/s로 동일하다. 그리고 취득된 무인항공기 영상을 기반으로 총 10장의 정사영상과 수치표고모델을 제작하였으며, 정사영상 및 수치표고모델에 관한 상세한 정보는 Table 2와 같다. 실험을 위해 2019년 8월 1일 정사영상 및 수치표고모델 제작 시 지상기준점 데이터를 입력한 다음 기준영상 및 수치표고모델로 선정하였다. 그리고 지상기준점 데이터 중 일부분을 검사점으로 선정하여 다음 RMSE를 산출하여 기준영상 및 수치표고모델의 정확도를 평가하였으며, 정확도는 Table 3과 같다.

Table 1. Specification of the UAV and sensor

Inspire-2		Zenmuse X4S	
			
Flight altitude	≤2500m	Sensor	Optical
Flight time	27min	Resolution	5472×3648
Speed	≤94km/h	Focal Length	8.8mm
Weight	3,440g	Weight	253g
Hovering Accuracy	Vertical: 0.5m	FOV	84
	Horizontal: 1.5m	F-stop	F/6.3

Table 2. Specification of multi-temporal orthophoto and DEM

Acquisition date	Scene size (unit: pixel)	Spatial resolution
2019-6-21	9142×12037	Approximately 1 cm
2019-7-18	10467×13656	
2019-7-22	9409×12177	
<b>2019-8-1(Ref.)</b>	<b>9721×12426</b>	
2019-8-7	8968×11851	
2019-8-29	10574×14355	
2019-9-10	10262×13595	
2019-9-20	11317×13834	
2019-9-23	9968×13469	
2019-10-4	10301×13697	

**Table 3. Accuracy of reference image and DEM (unit: cm)**

Acquisition date	X error	Y error	Z error	Total error
2019-8-1	1.08	0.93	5.39	5.57

제안기법 정확도 및 성능을 분석하기 위해 방사보정 결과, ExG 와 Otsu 기법을 활용하여 추출된 EIFs 결과, 특이치 제거 결과, 그리고 표고가 보정된 수치표고모델의 정확도를 단계적으로 분석하였다. 먼저 방사보정 결과 분석에는 시각적 분석과 영상의 밝기값 및 반사도를 활용하여 생성된 그래프를 활용하였다. 이어서, ExG와 Otsu 기법을 활용하여 추출된 EIFs 결과 및 특이치 제거 결과 분석에는 시각적 방법으로 수행하였다.

제안기법을 활용하여 표고가 보정된 수치표고모델의 정확도를 다양한 평가척도를 활용하여 분석하였다. 먼저 기준수치표고모델 최대/최소값과 표고 보정 전과 후의 수치표고모델 최대/최소값간의 비교분석을 수행하여 수치표고모델 간 전체적인 경향을 파악하였다. 그리고 표고 보정 전과 후의 수치표고모델 평균 및 표준편차를 산출하여 기준수치표고모델 평균 및 표준편차와의 비교분석을 수행함으로써 통계적으로 수치표고모델 간 세부적인 특성을 분석하였다. 최종적으로 Fig. 4와 같이 총 5개의 검사점을 선정하여 수치표고모델 간 RMSE를 산출하여 제안기법의 정확도를 분석하였다. 수치표고모델 정확도 분석을 위한 RMSE는 Eq. (9)와 같이 정의된다.

$$RMSE(DEM_{C_1}, DEM_{C_2}) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (DEM_{C_1} - DEM_{C_2})^2}{n}} \quad (9)$$

where  $DEM_{C_1}$  and  $DEM_{C_2}$  represent elevation of checkpoints for the two DEMs, and  $n$  is the total number of checkpoints.



**Fig. 4. Location of checkpoints**

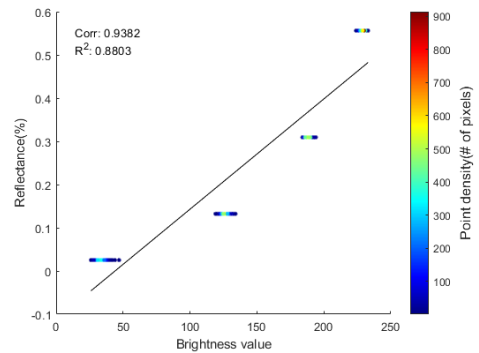
### 3.3 실험 결과 및 분석

시계열 정사영상 및 수치표고모델 간 기하오차를 제거하기 위해 Coarse-to-fine image registration을 수행하였다. 영상등록 정확도를 평가하기 위해 수치표고모델 표고 정확도 분석을 위해 선정된 5개의 검사점을 활용하여 RMSE를 산출하였으며, 그 결과 평균 3 pixel 이내의 정확도가 도출되었다.

지상기준점 데이터가 입력되지 않은 입력수치표고모델 표고 보정을 위한 EIFs를 추출하기 위해 본 연구에서는 반사율 패널을 활용하여 방사보정을 수행하였다. 방사보정은 실험에 활용된 모든 시계열 정사영상에 대해 수행하였다. 방사보정 수행을 위해 각 밴드별 영상에서 표현되는 반사율 패널의 밝기값과 Table 4와 같이 각 파장대에서 반사율 패널이 가지고 있는 고유 반사도를 기반으로 Fig. 5와 같은 선형회귀식을 구성하였다. 이때 광학센서의 각 파장대 정보는 일반적으로 활용되는 광학센서 파장대 정보를 활용하였다. Fig. 5의 선형회귀식은 기준영상의 Blue band 변환모델이며, 선형회귀식 기반의 기준영상 및 입력영상의 다른 파장대 변환모델도 Fig. 5와 유사한 형태로 생성되었다.

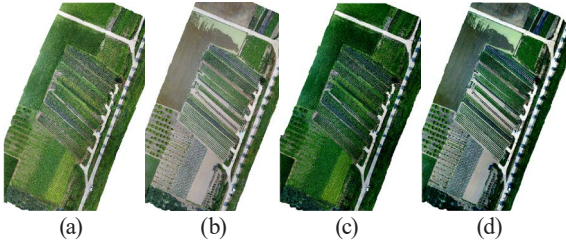
**Table 4. Reflectance values of reflectance panels**

Reflectance (%)		Band (Wavelength: nm)		
		Blue (460nm)	Green (525nm)	Red (625nm)
Reflectance panels	3% level	2.524	2.549	2.621
	12% level	13.229	12.960	12.802
	32% level	30.930	31.174	31.551
	56% level	55.619	55.948	56.563



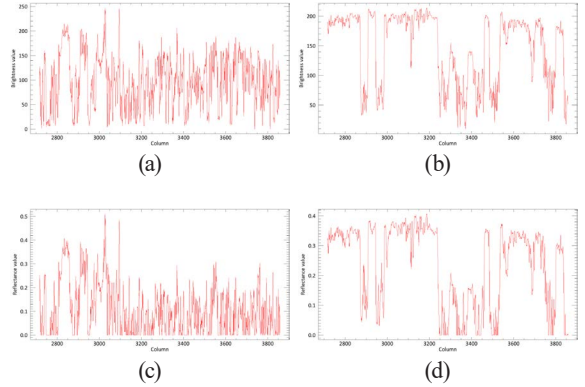
**Fig. 5. Linear regression model for performing radiometric correction of the RGB orthophotos in blue band acquired reference orthophoto**

이처럼 영상에서 표현되는 반사율 패넬의 밝기값과 반사율 패넬의 고유 반사도를 기반으로 구성된 선형회귀식을 활용하여 방사보정을 수행하였다. 방사보정 결과는 Fig. 6과 같으며, 기준영상은 2019년 8월 1일 정사영상, 입력영상은 2019년 6월 21일 정사영상이다. 원영상(Fig. 6(a), Fig. 6(b))에 비해 방사보정된 영상(Fig. 6(c), Fig. 6(d))의 대비가 전체적으로 어두워졌다. 이러한 방사보정 수행 결과는 다른 시계열 정사영상에서도 유사하게 나타났다.



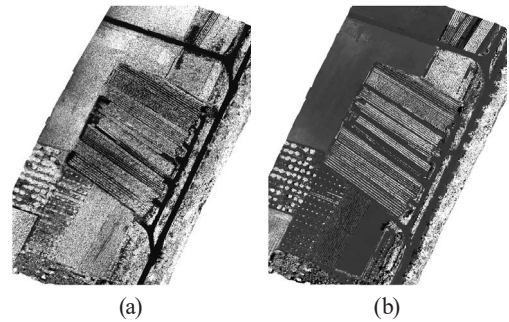
**Fig. 6. Results of radiometric correction: (a) Raw reference orthophoto, (b) Raw subject orthophoto, (c) Radiometric corrected reference orthophoto, (d) Radiometric corrected subject orthophoto**

먼저 방사보정 수행에 활용되는 선형회귀식은 Fig. 5와 같이 0-255로 표현되는 방사해상도 8bit 정사영상의 밝기값을 0부터 1사이의 반사도로 변환한다. 하지만 시각적 분석을 통해 밝기값이 반사도로 변환된 결과를 분석하기에는 한계가 있으므로 정량적 분석을 수행해야 한다. 이에 본 연구에서는 Fig. 7과 같이 방사보정 수행 전과 후의 Red 밴드 영상에 하나의 line을 생성한 다음 라인에 대응되는 밝기값과 반사도를 기반으로 생성된 그래프를 활용하여 정량적 분석을 수행하였다. 그 결과, 방사보정 수행 전 기준영상과 입력영상의 밝기값으로 구성된 그래프 패턴과 유사하게 방사보정된 기준영상과 입력영상의 반사도 기반의 그래프가 생성되었다. 그리고 방사보정 수행 전 기준영상과 입력영상의 밝기값 중 0에 근사하는 밝기값이 모두 반사도 0으로 변환되었다. 이는 선형회귀식에서 그림자의 밝기값이 모두 0의 반사도로 변환되었기 때문이다. 그 결과, 방사보정된 영상의 대비가 어두워졌다.



**Fig. 7. Spectral pattern for the RGB orthophotos in the red band: (a) Raw reference orthophoto, (b) Raw subject orthophoto, (c) Radiometric corrected reference orthophoto, (d) Radiometric corrected subject orthophoto**

방사보정된 영상을 기반으로 비식생지역에 해당하는 EIFs를 추출하기 위해 각 영상의 파장대 정보를 조합하여 ExG를 생성하였다. 생성된 각 영상의 ExG는 Fig. 8과 같다. Fig. 8의 기준영상 ExG는 2019년 8월 1일 정사영상을 기반으로 생성된 ExG이며, 입력영상 ExG는 2019년 6월 21일 정사영상을 기반으로 생성된 ExG이다.



**Fig. 8. The ExG generated based on the radiometric corrected orthophoto: (a) Reference orthophoto, (b) Subject orthophoto**

생성된 ExG는 식생활력도를 수치적으로 표현하며, 식생지역은 높은값을 가지므로 밝게 표현되는 반면 비식생지역은 낮은값을 가지므로 어둡게 표현된다. 이와 동일하게 기준영상 ExG와 입력영상 ExG 모두 식생지역은 밝게 표현되었으며, 비식생지역은 어둡게 표현되었다. 이처럼 각 영상에서 생성된 ExG는 식생지역과 비식생지역을 명확히 구분하기에 용이하다. 따라서 ExG를 기반으로 표고가 불변하는 비식생지역을 추출하기 위해 Otsu 기법을 활용하여 산출된 임계값을 기준



으로 ExG를 이진화하였으며, 그 결과는 Fig. 9와 같다. 기준 영상 ExG와 입력영상 ExG 모두 Otsu 기법을 통해 산출된 임계값을 기준으로 식생지역과 비식생지역이 효과적으로 구분되었다. 비식생지역 추출 결과는 다른 시계열 정사영상에서도 유사하게 나타났다.

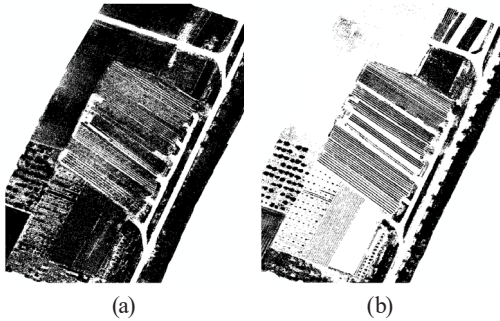


Fig. 9. Results of ExG binarization: (a) Reference orthophoto, (b) Subject orthophoto

각 영상에서 추출된 비식생지역 중 공통된 비식생지역만을 활용하여 EIFs를 추출하기 위해 본 연구에서는 이진화된 ExG 간 회선처리를 수행하여 영상 간 공통된 비식생지역을 추출하였다. 그리고 영상 간 공통된 비식생지역을 기준수치표고모델과 입력수치표고모델에 적용하여 공통된 비식생지역에 해당되는 표고를 EIFs로 추출하였다. 추출된 EIFs는 Fig. 10과 같으며, 기준영상 및 수치표고모델은 2019년 8월 1일 데이터이며, 입력영상 및 수치표고모델은 2019년 6월 21일 데이터이다.

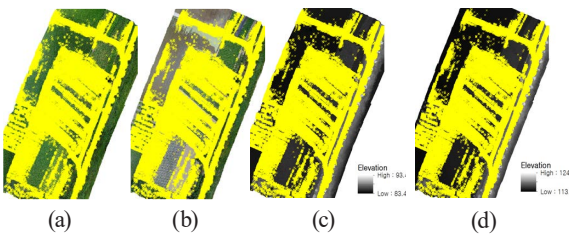


Fig. 10. Results of EIFs extraction: (a) Reference orthophoto, (b) Subject orthophoto, (c) Reference DEM, (d) Subject DEM

전반적으로 추출된 EIFs는 표고가 불변하는 비식생지역에서 추출되었지만, 식생지역에서 추출된 특이치가 포함되어 있다. 이에 본 연구에서는 수치표고모델 표고 보정 시 오차를 유발하는 특이치를 제거하기 위해 Fig. 11과 같이 EIFs 간 차이 값을 기반으로 산출된 Z-score를 정규화한 값 중 특정 임계값

보다 낮은 데이터를 특이치로 간주하고 제거하였다. 이때 특정 임계치는 정규화된 Z-score 하위 30%에 해당되는 값을 활용하였다.

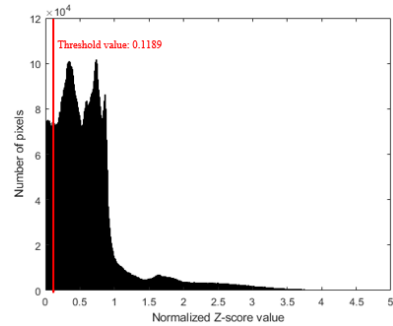


Fig. 11. Normalized Z-score and threshold value for eliminating outliers

최종적으로 특이치가 제거된 EIFs는 Fig. 12와 같으며, 기준 영상은 2019년 8월 1일 정사영상이고 입력영상은 2019년 6월 21일 정사영상이다. 특이치가 제거된 EIFs를 활용하여 입력 수치표고모델의 표고를 보정하기 위해 선형회귀식을 구성하였으며, 그 결과는 Fig. 13과 같다. 특이치가 제거된 EIFs 기반의 선형회귀식의 상관도(correlation coefficient)는 0.98로 매우 높게 산출되었으며, 다른 시계열 정사영상 및 수치표고모델에서도 Table 5와 같이 유사한 결과가 도출되었다.

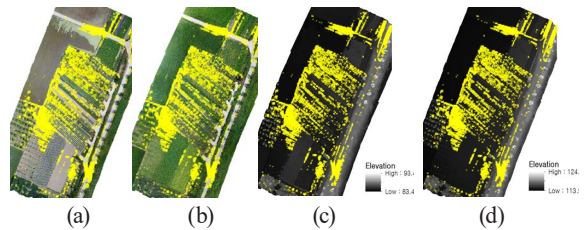


Fig. 12. Results of outliers elimination: (a) Reference orthophoto, (b) Subject orthophoto, (c) Reference DEM, (d) Subject DEM

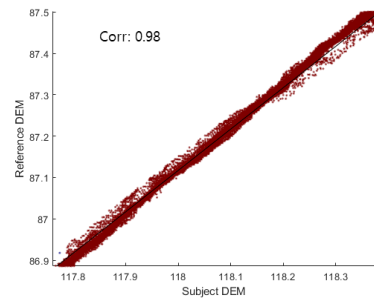
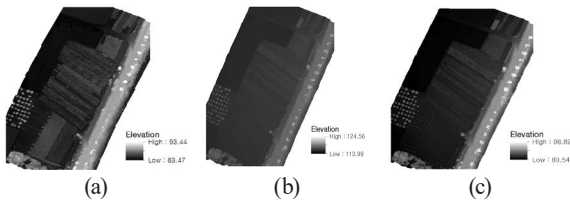


Fig. 13. Linear regression model for performing DEM correction (Reference DEM: 2019-8-1, Subject DEM: 2019-6-21)

**Table 5. Correlation coefficient of linear regression model**

Acquisition date	Correlation coefficient
2019-6-21	0.98
2019-7-18	0.97
2019-7-22	0.98
2019-8-7	0.99
2019-8-29	0.98
2019-9-10	0.98
2019-9-20	0.97
2019-9-23	0.98
2019-10-4	0.97

제안기법의 수치표고모델 보정 정확도를 분석하기 위해 추출된 EIFs를 기반으로 선형회귀식을 구성한 다음 입력수치표고모델의 표고를 보정하였으며, 그 결과는 Fig. 14와 같다. 표고 보정 전과 후의 입력수치표고모델 표고가 서로 다르게 표현되었다. 하지만 보정 전과 후의 수치표고모델 간 미세한 변화를 시각적 분석을 통해 분석하기에는 한계가 있다. 이에 본 연구에서는 보정 전과 후의 시계열 입력수치표고모델의 최대 및 최소값과 평균 및 표준편차를 Table 6과 같이 산출하였다.



**Fig. 14. Results of outliers elimination:**  
**(a) Reference DEM, (b) Subject DEM,**  
**(c) Corrected subject DEM**

기준수치표고모델인 2019년 8월 1일 수치표고모델의 최대/최소값은 93.44/83.47로 나타났다. 표고 보정 전 시계열 입력수치표고모델의 최소값은 36.39부터 113.99사이의 값으로, 최대값은 47.13부터 124.56사이의 값으로 나타났다. 표고 보정 후 시계열 입력수치표고모델의 최소값은 80.01부터 82.55사이의 값으로, 최대값은 94.33부터 99.73사이의 값으로 나타났다. 표고 보정 전 시계열 입력수치표고모델의 최대/최소값은 기준수치표고모델에 비해 높거나 낮게 나타났지만, 표고 보정 후 시계열 입력수치표고모델의 최대/최소값은 기준수치표고모델과 유사하게 나타났다. 하지만 표고 보정 후 시계열 입력수치표고모델의 최대값은 기준수치표고모델에 비해 0.89-6.39 높으며, 최소값은 0.92-3.46 낮게 나타났다. 이처럼 최대/최소값을 활용하여 시계열 입력수치표고모델의 표고가 보정된 것을 전반적으로 확인할 수 있었다. 하지만, 최대/최소값만으로는 표고 보정 후 대다수 픽셀의 표고가 기준수치표고모델의 표고와 유사한 정도를 파악하기에는 한계가 있다. 이에 본 연구에서는 평균과 표준편차를 산출하였다.

기준수치표고모델인 2019년 8월 1일 수치표고모델의 평균/표준편차는 85.18/1.25로 산출되었다. 표고 보정 전 시계열 입력수치표고모델의 평균은 36.39부터 113.99사이의 값으로, 표준편차는 1.24부터 16.47사이의 값으로 산출되었다. 그리고 표고 보정 후 시계열 입력수치표고모델의 평균은 84.90부터 85.21 사이의 값으로 산출되었다. 표고 보정 전 시계열 입력수치표고모델의 평균은 기준수치표고모델의 평균에 비해 높거나 낮게 산출되었으며, 표준편차는 2019년 8월 29일 수치표고모델을 제외하고 모두 기준수치표고모델 보다 높게 산출되었다. 반면에, 표고 보정 후 시계열 입력수치표고모델의 평균 및 표준편차는 기준수치표고모델의 평균 및 표준편차와 매

**Table 6. Min/max, mean, and standard deviation values of DEM correction results**

Acquisition date	Raw DEM				Proposed method			
	Min	Max	Mean	Std	Min	Max	Mean	Std
2019-6-21	113.99	124.56	116.19	7.67	80.54	98.82	84.90	1.38
2019-7-18	69.14	80.74	73.72	16.47	80.01	99.83	85.13	1.34
2019-7-22	99.39	109.73	102.24	11.23	80.01	94.33	85.11	1.39
<b>2019-8-1(Ref.)</b>	<b>83.47</b>	<b>93.44</b>	<b>85.18</b>	<b>1.25</b>	<b>83.47</b>	<b>93.44</b>	<b>85.18</b>	<b>1.25</b>
2019-8-7	107.79	118.28	109.88	6.29	81.88	95.42	85.17	1.37
2019-8-29	96.53	106.92	98.63	1.24	80.17	99.73	85.20	1.35
2019-9-10	37.08	47.17	39.48	12.50	80.67	99.83	85.18	1.27
2019-9-20	36.65	46.51	38.59	12.66	80.02	98.61	84.92	1.25
2019-9-23	36.77	46.84	39.17	14.87	82.55	98.61	85.21	1.19
2019-10-4	36.39	47.13	38.26	7.26	80.67	99.48	85.14	1.27

우 유사하게 산출되었다. 이를 통해 제안기법을 활용하여 표고 보정이 가능한 것을 확인하였다. 이어서, 제안기법의 정확도를 분석하기 위해 선정된 5개의 검사점을 활용하여 기준수치표고모델과 표고 보정 전과 후의 시계열 입력수치표고모델 간 RMSE를 Table 7과 같이 산출하였다.

Table 7. The RMSE of DEM correction results (unit: m)

Acquisition date	RMSE	
	Raw DEM	Proposed method
2019-6-21	30.91	0.14
2019-7-18	12.56	0.53
2019-7-22	16.37	0.26
2019-8-7	24.51	0.11
2019-8-29	13.34	0.37
2019-9-10	46.06	0.55
2019-9-20	42.47	0.32
2019-9-23	46.06	0.55
2019-10-4	46.47	0.36
Average	29.86	0.35

표고 보정 수행 전과 후의 시계열 입력수치표고모델의 평균 RMSE는 29.86과 0.35로 산출되었다. 전반적으로 표고 보정 전 시계열 입력수치표고모델의 표고는 지상기준점 데이터가 입력되어 있지 않아 RMSE가 높게 산출되었다. 반면 표고 보정 후 시계열 입력수치표고모델의 표고는 지상기준점 데이터가 입력된 기준수치표고모델의 표고 정보를 참조하여 보정되었기 때문에 RMSE가 낮게 산출되었다. 그리고 표고가 보정된 각 수치표고모델의 세부적인 정확도 분석을 위해 수치표고모델별 RMSE를 분석하였다. 표고 보정 전 각 입력수치표고모델의 RMSE는 12.56부터 46.47사이의 값으로, 표고 보정 후 각 입력수치표고모델의 RMSE는 0.11부터 0.55사이의 값으로 산출되었다(Table 7). 앞선 분석 결과와 유사하게 제안기법을 활용한 경우 모든 수치표고모델의 표고가 보정되어 RMSE가 낮게 산출되었다. 이를 통해 제안기법의 표고 보정 정확도가 우수한 것을 확인하였다. 종합적으로 제안기법을 활용하여 지상기준점 데이터가 입력되지 않은 시계열 수치표고모델의 표고가 효과적으로 보정되었으며, 표고 보정 정확도 또한 평균 RMSE 0.35m로 우수한 결과가 도출되었다.

농촌진흥청에서 제공하는 작물특성표에 의하면 실험대상지에서 재배되고 있는 작물의 평균 성장높이는 고추(1.51m), 콩(0.75m), 참깨(1.3m), 들깨(1.4m) 그리고 벼(0.9m)로 성장높

이가 크지 않다(Nongsaro, 2020). 따라서 평균 RMSE 0.35m의 오차를 가지는 제안기법은 실험대상지의 표고 허용오차(0.75m-1.51m) 범위를 충족시키는 것으로 볼 수 있다. 즉, 제안기법을 활용하여 표고가 보정된 수치표고모델은 정밀농업 구현을 위한 핵심데이터로 활용할 수 있을 것으로 판단된다.

## 4. 결론

본 연구에서는 지상기준점 데이터 없이 수치표고모델의 표고를 보정하기 위한 수치표고모델 표고 보정 방법론을 제안하였다. 제안된 수치표고모델 표고 보정 방법론의 성능 및 정확도를 평가하기 위해 총 10장의 시계열 정사영상과 수치표고모델을 활용하여 다양한 실험을 수행하였다. 수치표고모델 표고 보정을 위한 EIFs 추출 시 발생하는 오차를 최소화하기 위해 반사율 패널을 활용하여 방사보정을 수행하였다. 방사보정을 통해 방사오차가 제거된 정사영상을 기반으로 ExG를 생성한 다음 Otsu 기법을 활용하여 산출된 임계값을 기준으로 비식생지역을 추출하였다. 추출된 비식생지역에 해당되는 수치표고모델의 표고를 EIFs로 추출한 다음 정규화된 Z-score를 활용하여 EIFs에 포함된 특이치를 제거하였다. 특이치가 제거된 EIFs를 기반으로 선형회귀식을 구성하여 수치표고모델의 표고를 보정하였다. 표고 보정 전과 후의 최대/최소, 평균/표준편차. 그리고 RMSE를 산출하여 수치표고모델 표고 보정 방법론의 성능 및 정확도를 평가하였다. 그 결과, 지상기준점 데이터가 입력되지 않은 수치표고모델의 표고가 효과적으로 보정되었으며, 정확도는 평균 RMSE 0.35m로 도출되었다. 이러한 결과는 실험대상지에서 재배되고 고추(1.51m), 콩(0.75m), 참깨(1.3m), 들깨(1.4m) 그리고 벼(0.9m)의 평균 성장높이를 고려한 허용오차(0.75m-1.51m) 범위를 충족시킨다. 따라서 본 연구 결과를 통해 시계열 무인항공기 영상 기반 정밀농업지도 제작 시 기간이 되는 핵심기술로써 활용 가능할 것으로 판단된다.

## 감사의 글

이 논문은 한국항공우주연구원의 위성정보활용사업의 지원 및 2017년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(2017RIC1B2005744)을 받아 수행된 연구입니다.

## Reference

Choi, H.S. and Kim, E.M. (2017), Image registration of drone

- images through association analysis of linear features, *Journal of Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 35, No. 6, pp. 441-452. (in Korean with English abstract)
- Diaz-Varela, R.A., Zarco-Tejada, P.J., Angileri, V., and Loudjani, P. (2014), Automatic identification of agricultural terraces through object-oriented analysis of very high resolution DSMs and multispectral imagery obtained from an unmanned aerial vehicle, *Journal of Environmental Management*, Vol. 134, pp. 117-126.
- Han, Y., Choi, J., Jung, J., Chang, A., Oh, S., and Yeom, J. (2019), Automated coregistration of multisensor orthophotos generated from unmanned aerial vehicle platforms, *Journal of Sensors*, Vol. 1, No. 91, pp. 431-435.
- Honkavaara, E., Saari, H., Kaivosoja, J., Pölonen, I., Hakala, T., Litkey, P., and Pesonen, L. (2013), Processing and assessment of spectrometric, stereoscopic imagery collected using a lightweight UAV spectral camera for precision agriculture, *Remote Sensing*, Vol. 5, No. 10, pp. 5006-5039.
- Kim, D.W., Yun, H.S., Jeong, S.J., Kwon, Y.S., Kim, S.G., Lee, W.S., and Kim, H.J. (2018), Modeling and testing of growth status for Chinese cabbage and white radish with UAV-based RGB imagery, *Remote Sensing*, Vol. 10, No. 4, pp. 563.
- Kim, T.H., Lee, K.L., Lee, W.H., Yeom, J.H., Jung, S.J., and Han, Y.K. (2019), Coarse to fine image registration of unmanned aerial vehicle images over agricultural area using SURF and mutual information methods, *Korean Journal of Remote Sensing*, Vol. 35, No. 6-1, pp. 945-957. (in Korean with English abstract)
- Maes, W.H. and Steppe, K. (2019), Perspectives for remote sensing with unmanned aerial vehicles in precision agriculture, *Trends in Plant Science*, Vol. 24, No. 2, pp. 152-164.
- Mulla, D.J. (2013), Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps, *Biosystems Engineering*, Vol. 114, No. 4, pp. 358-371.
- Na, S.I., Park, C.W., So, K.H., Ahn, H.Y., and Lee, K.D. (2018), Development of biomass evaluation model of winter crop using RGB imagery based on unmanned aerial vehicle, *Korean Journal of Remote Sensing*, Vol. 34, No. 5, pp. 709-720. (in Korean with English abstract)
- Nongsaro. (2020), Information of crops varieties, *Rural Development Administration*, Republic of Korea, <http://www.nongsaro.go.kr> (last date accessed: 27 May 2020)
- Otsu, N. (1979), A threshold selection method from gray-level histograms, *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, Vol. 9, No. 1, pp. 62-66.
- Rokhmana, C.A. (2015), The potential of UAV-based remote sensing for supporting precision agriculture in Indonesia, *Procedia Environmental Sciences*, Vol. 24, pp. 245-253.
- Tokekar, P., Vander Hook, J., Mulla, D., and Isler, V. (2016), Sensor planning for a symbiotic UAV and UGV system for precision agriculture, *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 32, No. 6, pp. 1498-1511.
- Torres-Sanchez, J., Lopez-Granados, F., Serrano, N., Arquero, O., and Pena, J.M. (2015), High-throughput 3-D monitoring of agricultural-tree plantations with unmanned aerial vehicle (UAV) technology, *PloS one*, Vol. 10 No. 6.
- Torres-Sanchez, J., Pena, J. M., de Castro, A. I., and López-Granados, F. (2014), Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV, *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 103, pp. 104-113.
- Tsai, C.H. and Lin, Y.C. (2017), An accelerated image matching technique for UAV orthoimage registration, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 128, pp. 130-145.
- Uysal, M., Toprak, A.S., and Polat, N. (2015), DEM generation with UAV Photogrammetry and accuracy analysis in Sahitler hill, *Measurement*, Vol. 73, pp. 539-543.
- Wang, C. and Myint, S.W. (2015), A simplified empirical line method of radiometric calibration for small unmanned aircraft systems-based remote sensing, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 8, No. 5, pp. 1876-1885.
- Wei, Z., Han, Y., Li, M., Yang, K., Yang, Y., Luo, Y., and Ong, S.H. (2017), A small UAV based multi-temporal image registration for dynamic agricultural terrace monitoring, *Remote Sensing*, Vol. 9, No. 9, pp. 904.
- 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*, Vol. 38, No. 1, pp. 259-269.

Xiang, H. and Tian, L. (2011), Method for automatic georeferencing aerial remote sensing (RS) images from an unmanned aerial vehicle (UAV) platform, *Biosystems Engineering*, Vol. 108, No. 2, pp. 104-113.

Yeom, J., Jung, J., Chang, A., Ashapure, A., Maeda, M., Maeda, A., and Landivar, J. (2019), Comparison of vegetation indices derived from UAV data for differentiation of tillage effects in agriculture, *Remote Sensing*, Vol. 11, No. 13, pp. 1548.