

키넥트를 이용한 배추 생체중 추정

이석인¹ · 김광수^{1,2,3*}

¹서울대학교 식물생산과학부, ²서울대학교 농림기상협동과정, ³서울대학교 농업생명과학연구원
(2018년 5월 2일 접수; 2018년 6월 20일 수정; 2018년 6월 21일 수락)

Estimation of fresh weight for chinese cabbage using the Kinect sensor

Sukin Lee¹ and Kwang Soo Kim^{1,2,3*}

¹Department of Plant Science, Seoul National University, Seoul, Korea

²Interdisciplinary Program in Agricultural and Forest Meteorology, Seoul National University, Seoul, Korea

³Research Institute of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University, Seoul, Korea

(Received May 2, 2018; Revised June 20, 2018; Accepted June 21, 2018)

ABSTRACT

Development and validation of crop models often require measurements of biomass for the crop of interest. Considerable efforts would be needed to obtain a reasonable amount of biomass data because the destructive sampling of a given crop is usually used. The Kinect sensor, which has a combination of image and depth sensors, can be used for estimating crop biomass without using destructive sampling approach. This approach could provide more data sets for model development and validation. The objective of this study was to examine the applicability of the Kinect sensor for estimation of chinese cabbage fresh weight. The fresh weight of five chinese cabbage was measured and compared with estimates using the Kinect sensor. The estimates were obtained by scanning individual chinese cabbage to create point cloud, removing noise, and building a three dimensional model with a set of free software. It was found that the 3D model created using the Kinect sensor explained about 98.7% of variation in fresh weight of chinese cabbage. Furthermore, the correlation coefficient between estimates and measurements were highly significant, which suggested that the Kinect sensor would be applicable to estimation of fresh weight for chinese cabbage. Our results demonstrated that a depth sensor allows for a non-destructive sampling approach, which enables to collect observation data for crop fresh weight over time. This would help development and validation of a crop model using a large number of reliable data sets, which merits further studies on application of various depth sensors to crop dry weight measurements.

Key words: Biomass, Chinese cabbage, Kinect, 3d model, Crop model



* Corresponding Author : Kwang Soo Kim
(luxkwang@snu.ac.kr)

1. 서 론

주어진 환경조건에서 작물의 생육 및 수량을 모의할 수 있는 작물모형들은 재배관리뿐만 아니라 식량수급 정책과 관련한 의사결정 지원을 위해 사용되어왔다 (de Wit and van Diepen, 2007; Steduto *et al.*, 2009; Stockle *et al.*, 1994; Williams *et al.*, 1989; Yang *et al.*, 2004). 신뢰성 높은 작물 생육 예측을 위해 작물모델의 모수 및 알고리즘 개선이 필수적이며, 이를 위해 시계열적으로 측정된 작물 건물중 값이 사용된다. 일반적으로, 건물중과 생체중을 포함하는 생체량은 포장내 일부 구역에서 파괴적 샘플링을 통해 측정된다. 이러한 방식은 비용, 시간 및 노력이 많이 소요되며 동일한 개체에 대해 반복 시행할 수 없다(Fang *et al.*, 2014; Norgren *et al.*, 1995; Tucker, 1980). 또한, 파괴적인 방법을 활용하여 생체량이 측정되기 때문에, 주어진 환경조건에 따른 작물의 시계열적 생장 변화 측정자료를 얻기 어렵다(Busemeyer *et al.*, 2013)

파괴적인 생체량 측정방법들을 대신하여 비파괴적인 방식으로 추정할 수 있는 센서들이 사용되어 왔다 (Araus and Cairns, 2014; Simko *et al.*, 2016). 예를 들어, Teare *et al.*(1966)과 Mitchell(1972)은 생체량을 추정하기 위해 방사성 입자 탐지기를 개발하였다. Mutanga and Skidmore(2004)는 여러 포장대에서 반사도를 측정할 수 있는 스펙트로미터를 이용하여 생체량을 추정하였다. Montes *et al.*(2011)는 식물체에 의한 전자기파의 반사도와 초장에 의한 빛 가림 정도를 측정하는 두 종류의 센서를 조합하여 포장조건에서 옥수수의 생체량을 측정하였다. Bendig *et al.*(2014)는 디지털카메라를 사용하여 촬영된 가시광선 영상으로 보리의 생체량을 추정하였다. 이러한 방식들은 입자나 전자기파들의 흡수 또는 반사도와 식물체의 생체량을 추정하기 위한 경험식을 사용하기 때문에 다른 작물에 적용되기 어렵다.

식물체의 생체량을 추정하기 위해 식물체의 실제 크기를 측정할 수 있는 3D 센서가 사용될 수 있다. Keightley and Bawden(2010)는 레이저가 피사체에 반사되는 시간을 측정하여 특정 물체의 3차원 모델을 생성할 수 있는 LIDAR 센서를 사용하여 작물의 생체량을 추정하였다. Walter *et al.*(2018)은 여러 각도에서 촬영한 2D 영상으로부터 영상내 피사체들의 특징점을 구분하고 이들을 3차원으로 연결하는 알고리즘을 이용하여, 식물체의 생체량을 추정하였다. 그러나,

이들 방식들은 고가의 특수장비나 전문 소프트웨어를 사용해야 하는 단점이 있다.

Kinect 센서(version 1, Microsoft, WA)를 활용할 경우 저비용으로 공개된 소프트웨어를 사용하여 작물의 생체량을 추정할 수 있다(Azzari *et al.*, 2013; Paulus *et al.*, 2014). Kinect 센서는 인체 동작을 인식하는 가정용 게임기 주변기기로써 개발되었기 때문에 LIDAR 센서와 같은 전문화된 기기보다 상당히 저렴하며 스캔속도가 빠르다. 센서 가격에 비해 상대적으로 높은 해상도를 가지고 있을 뿐만 아니라, Microsoft가 무상으로 제공하고 있는 Software Development Kit(SDK) 내 다양한 프로그램들을 이용하여 Kinect 센서로부터 획득한 데이터를 손쉽게 가공할 수 있다.

Kinect 센서를 사용하여 식물체의 입체모델을 생성하고 구조적 특성을 파악하려는 시도가 이루어져 왔다 (Andújar *et al.*, 2016). Azzari *et al.*(2013)는 국화과 식물의 입체영상을 Mesh 형태로 구축하고 식물체의 부피를 측정하였다. Paulus *et al.*(2014)는 사탕무 뿌리와 밀 이삭의 입체 영상을 생성하여 표면적과 부피를 계산하였다. Marinello *et al.*(2017)는 포도군락을 측면에서 스캔하여 얻은 입체영상을 사용하여 군락의 부피를 추정하였다. Kinect 센서는 키와 부피와 같은 군락 구조 특성을 정확하게 측정할 수 있을 뿐만 아니라 생체량 추정도 가능하다(Andújar *et al.*, 2015; Marinello *et al.*, 2016). 이는 다양한 종류의 작물을 대상으로 Kinect 센서를 활용하여 생체량을 추정할 경우, 최소한의 노력으로 작물 모형의 검증자료를 확보할 수 있다는 것을 의미한다.

본 연구에서는 작물모형 개발이 활발하지 않은 배추를 대상으로, Kinect 센서를 활용하여 비파괴적인 방식으로 생체중 변이를 추정하고자 하였다. 특히, Kinect 센서는 동일 지점에서 생체중을 지속적으로 측정할 수 있게 하기 때문에 작물 모형의 개발 및 개선에 가치가 높을 것으로 보인다. Kinect 센서를 트랙터 등 농작업 기계에 부착하여 포장내 작물의 생체중을 측정할 수 있기 때문에(Andújar *et al.*, 2015; Marinello *et al.*, 2017), 넓은 면적의 포장에서도 비파괴적인 배추 생체중 추정이 가능할 것이다. 또한, 이들 자료를 활용하여 작물 모형의 불확도를 감소시키기 위한 자료동화에도 활용될 수 있을 것이다.

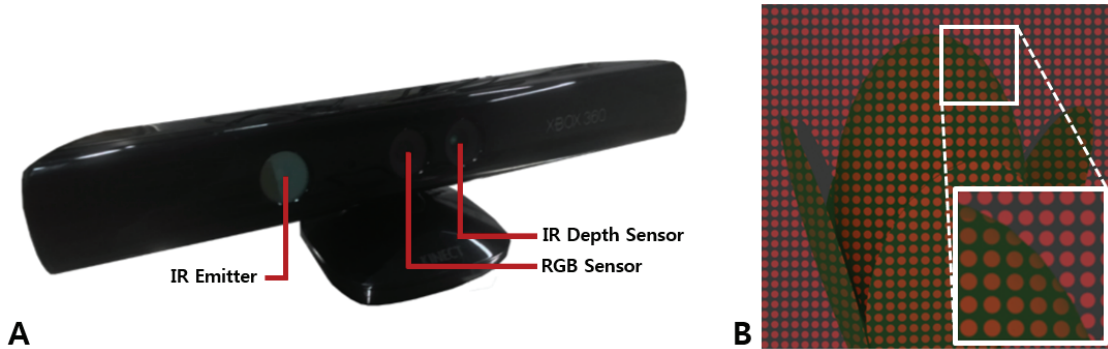


Fig. 1. (A) Kinect Sensor that consists of a set of image sensors and (B) Illustration of image taken using the depth sensor. In the scene with a round-shaped object near wall, the spatial pattern of signal from the IR emitter is used to calculate distance between the sensor and an object. The upper and lower boxes show the distorted region of the IR pattern and its enlarged region, respectively.

II. 재료 및 방법

2.1. Kinect 센서

Kinect 센서는 Fig. 1A와 같이 한 쌍으로 작동하는 적외선 레이저 패턴 영사기와 적외선 카메라 및 RGB 카메라로 구성되어있다(Smisek *et al.*, 2013). 미리 설정된 적외선 패턴이 피사체 표면에서 왜곡되는 정도를 측정하는 Structured Light 방식을 활용하여(Fig. 1B), 각 점들이 센서로부터 떨어진 깊이자료를 얻어내고, 센서와 물체 사이의 거리를 측정한다(Zennaro *et al.*, 2015). Kinect 센서에 저장된 깊이 정보를 기반으로, 각 점들에 피사체의 실제 모양과 크기를 반영하여 3차원 좌표를 부여할 수 있다

2.2. 배추의 생체중 측정 및 입체모델 생성

Kinect 센서를 사용하여 다양한 크기를 가진 배추의 생체중 추정을 시도하였다(Fig. 2). 생육 단계가 진행

함에 따라 상이한 크기의 배추 생체중을 Kinect 센서를 활용하여 정확하게 추정할 수 있는지 검토하고자 하였다. 본 실험에서는 크기가 다양한 총 5 포기의 배추로부터 결구 부위만을 수집하였다. 표본으로 사용하기 위해 배추들의 생체중(W_{plant})을 측정하였다. 또한 Radovich and Kleinhenz(2004)가 제안한 방법으로 각 배추의 부피를 측정하였다.

Kinect 센서를 사용하여 각각의 배추를 수동으로 스캔하였다. 실내 LED 조명 아래에서 Kinect 센서를 360° 선회하여 배추를 촬영하였다. 배추가 놓인 면과 Kinect 센서가 이루는 각도를 45°로 유지하면서 스캔을 진행하였다. 또한, 센서와 배추 사이의 거리가 대략 1.2m 정도가 되도록 일정 거리를 유지하였다.

스캔된 배추의 입체모델을 공개 소프트웨어를 사용하여 생성하였다(Fig. 2A). 깊이 센서로 측정된 거리값들로 생성된 3차원 좌표값들은 Kinect 센서 내부 기억 장치에 저장된다. 이들 좌표값들로부터 3차원 공간에

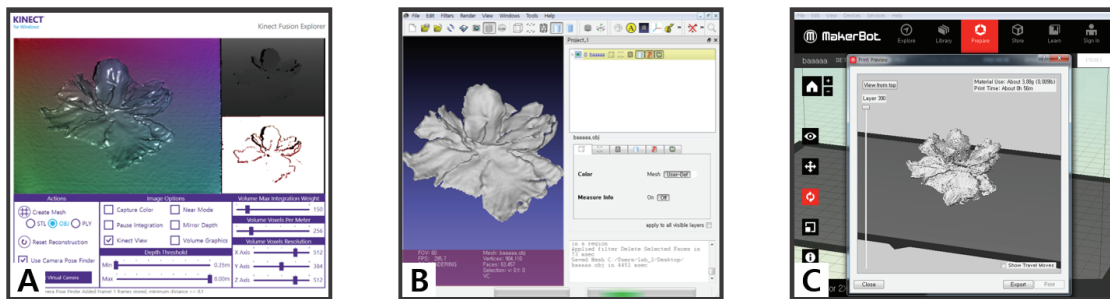


Fig. 2. The process of cabbage biomass estimation using (A) kinect fusion explorer for 3d model generation, (B) meshlab for noise removal, and (C) makerbot desktop for 3d printing, respectively.

서 개별 점들이 밀집하여 배추의 형상을 이루는 Point Cloud가 생성되었다. Point Cloud에 포함되어 있는 서로 인접한 임의의 점 세 개를 모아 하나의 Polygon으로 구성하는 Mesh를 생성하여 피사체의 입체 모델이 만들어진다. 배추의 식물체 구조적 특징을 추정할 수 있는 Mesh를 생성하기 위해 Kinect for Windows Developer Toolkit(v1.8, Microsoft, WA)에서 제공하는 프로그램인 Kinect Fusion Explorer를 사용하였다.

Kinect 센서로 얻어진 입체모델에는 피사체인 배추 뿐만 아니라 배추가 놓여져 있는 배경 역시 포함된다. 이들 노이즈들을 제거하기 위해 소스코드가 공개되어 있는 3D 모델 편집 프로그램인 Meshlab을 활용하였다(Fig. 2B). Kinect Fusion Explorer를 사용하여 배추의 입체모델을 Object 형식의 파일로 변환하고, 이들 파일을 Meshlab의 입력파일로 사용하였다. 3D 모델들 중 배추를 제외한 주변 사물들을 수동으로 제거하였다. 예를 들어, 배추가 놓여져 있던 지면을 수평으로 절개하여 제거하였다.

2.3. 배추 입체모델의 생체중 추정

Kinect 센서를 사용하여 생체중을 추정하기 위해 3D 모델의 부피를 계산하는 알고리즘이 개발되어 왔다(Andújar *et al.*, 2016; Azzari *et al.*, 2013). 특히, Meshlab이나 Blender 등 다양한 3D 모델 편집 프로그램들에 이러한 부피추정 알고리즘들이 구현되어 있다. 그러나, 노이즈가 심하거나 피사체의 일부분이 누락된 불완전한 입체모델이 생성될 경우, 추정된 부피값에 상당한 오차가 발생한다. 특히, Kinect 센서가 지원하는 해상도 이상으로 식물 개체 및 군락이 복잡한 형상을 가졌을 경우 불완전한 입체영상이 생성되기 쉽다(Xia *et al.*, 2015). 이러한 경우, 부피 계산을 위하여 누락 부위를 내삽하거나 본래 이미지 형태를 단순화하는 등의 복잡한 이미지 후처리 작업이 요구된다.

본 연구에서는 불완전한 입체모델을 대상으로 부피를 계산하는 대신, 3D 모델로부터 실제 물체를 생성할 수 있는 3D 프린팅 소프트웨어를 활용하여 생체중을 추정하는 방식을 시도하였다(Fig. 2C). 3D 프린팅 소프트웨어의 주요 기능 중 하나는 3D 프린터 기기가 입체 이미지를 인쇄할 수 있도록 플라스틱 필라멘트 분사구의 이동 경로를 자동으로 구성하는 것이다. 예를 들어, 3D 프린팅 소프트웨어를 사용하여 입체모델을 약 0.1mm 높이의 얇은 횡단면 단위로 인쇄하는 과정을 모의할 수 있다. 또한, 3D 프린팅에 소요되는

플라스틱 필라멘트의 총량을 실제 인쇄 이전에 확인할 수 있다. 따라서, 불완전한 입체모델을 사용하더라도 인위적인 모델의 수정없이 무게 추정이 가능하다. 특히, Kinect 센서로 얻어진 배추의 3차원 모델을 인쇄하기 위해 소요되는 플라스틱 필라멘트 사용량으로부터 배추의 생체중을 추정할 수 있다.

본 연구에서는 배추의 3D 모델을 인쇄하기 위해 사용되는 필라멘트 사용량 추정을 위해 무료 소프트웨어인 MakerBot Desktop(version 3, MakerBot Industries, NY)을 사용하였다. 우선, Meshlab을 사용하여 얻어진 배추의 3D 모델을 Makerbot Desktop에 입력하였다. 3D 프린터 프로그램의 연산 처리 시간이 3D 모델의 크기에 비례하므로, 실제 부피를 1:z 의 비로 축소하여 3차원 모델을 생성하였다. 축소된 모델의 필라멘트 사용량($w_{plastic}$)을 추정함으로써, 3D 프린팅 모의를 위한 계산시간을 최소화하였다. 밀도는 불변하며 무게의 변화율이 부피의 변화율과 동일하기 때문에, 실제 배추를 출력하기 위한 플라스틱 필라멘트 소모량($W_{plastic}$)은 다음과 같이 계산되었다.

$$W_{plastic} = z \cdot w_{plastic} \quad (1)$$

생체중 추정의 정확도를 판단하기 위하여, $W_{plastic}$ 과 W_{plant} 두 인자의 상관관계를 분석하였다. 두 인자가 모두 정규분포를 이루었거나 그렇지 않은 두 경우를 상정하고, 각 경우에 대하여 Pearson's r correlation(Zou *et al.*, 2003) 또는 Spearman's rho(Caruso and Cliff, 1997)를 계산하였다. 본 연구에 사용된 소프트웨어들은 Windows 10 x64 운영체제가 설치된 노트북 컴퓨터(ASUS A556U series)에서 사용되었다. 노트북 컴퓨터에는 Intel Core i7-7500U CPU(2.70 GHz), 8 GB RAM 및 NVIDIA GeForce 930MX 그래픽카드가 장착되어 있었다.

III. 결 과

Kinect 센서를 이용하여 실시간으로 배추의 입체모델이 생성되었다(Fig. 3). 이들 입체모델들은 배추 결구부위의 형상 및 배치를 비교적 상세하게 보여주는 구조를 가졌다. 특히, Kinect 센서가 가동된 직후 시야각과 적정 촬영 거리 내에서 영역의 입체 영상을 신속하게 획득하였음에도 불구하고 피사체의 실제 크기 정보를 반영한 입체모델이 생성되었다. 예를 들어, 결구

를 구성하는 외부 잎들이 지면으로 늘어져 있는 형상을 정확하게 포착하여 입체영상이 생성되었다.

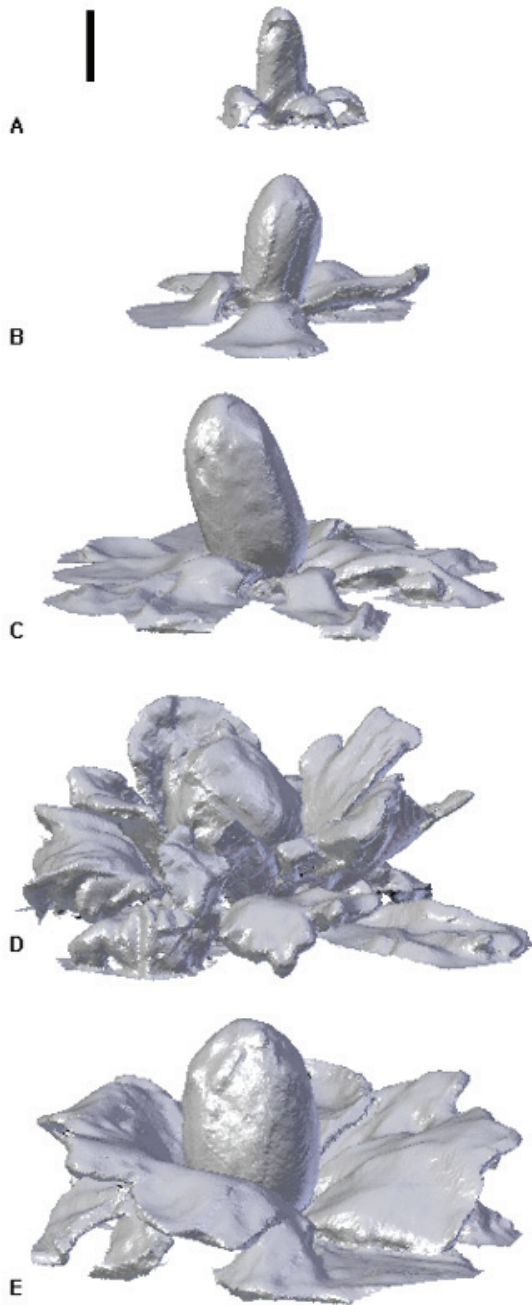


Fig. 3. 3D images of cabbage generated using Kinect sensor for five chinese cabbage (A-E). The size of chinese cabbage increased with alphabetic order. The size of scale bar is 10 cm.

Kinect 센서의 촬영 각도보다 아래에 위치한 영역은 거리 정보 획득에 실패하여 입체모델에 반영되지 못하였다. 이로 인해 모든 배추의 기저면에서 일부 부위가 누락되었으며, 그 주변 부위의 입체모델 생성에 악영향을 미치는 경우가 발생하였다. 예를 들어, 잎의 아랫면에 대한 정보 획득에 실패하였을 때, 아래 표면에 구멍이 뚫리고 내부와 외부의 구분이 모호한 입체모델이 생성되었다. 그 결과, Meshlab이나 Blender와 같은 기존 3D 모델 편집 소프트웨어에서 제공하는 부피 계산 기능이 제대로 작동하지 않아 의미 없는 부피값이 얻어졌다(Data not shown). 예를 들어, Blender에서 계산된 각 배추의 부피는 실제로 측정된 배추의 부피보다 17.6-2160.6% 수준의 과대추정을 하였다.

Makerbot Desktop으로 얻어진 필라멘트의 소모량과 배추의 생체중과 정의 상관관계가 존재하였다(Fig. 4). 특히, 필라멘트 소모량은 배추 생체중 변이의 98.7%를 설명할 수 있었다. 비록 표본수가 작았으나, 필라멘트 소모량과 배추 생체중 사이에는 통계적으로 고도로 유의한 상관관계가 얻어졌다($p < 0.01$). 예를 들어, W_{plant} 와 $W_{plastic}$ 사이의 Pearson 상관계수는 약 0.99 이었다. W_{plant} 와 $W_{plastic}$ 값들이 정규분포를 이루지 않은 경우를 가정하여 Spearman 상관계수를 사용한다 하더라도, 이들 사이에는 유의한 상관관계가 존재하였다($p = 0.01667$). 이는 불완전한 3D 모델이 생성되더라도 3D 프린팅 소프트웨어를 활용할 경우, 생체중 추정이 가능하다는 것을 암시하였다.

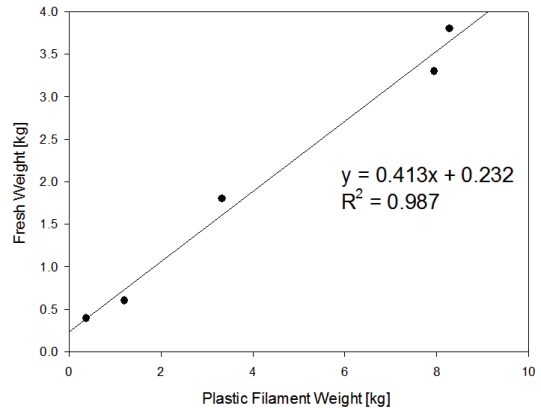


Fig. 4. Correlationship between plastic weight of three dimensional model and fresh weight for chinese cabbage.

Ⅳ. 고 찰

본 연구의 실험 결과는 Kinect 센서와 3D 프린터 소프트웨어를 활용하여 저비용으로 배추의 생체중을 높은 정밀도로 추정할 수 있다는 것을 보여주었다. 배추의 생육 모형들을 검증하기 위해 주로 비파괴적인 샘플링이 사용된다. 예를 들어, Lee *et al.*(2017)는 경험식에 기반한 배추 생육 추정 모형을 개발하기 위해 생육시기별 생체중과 건물중을 사용하였다. 이러한 실험에서는 파괴적인 샘플링을 통해 모형 개발 및 검증을 위한 자료가 수집되었기 때문에, 비교적 적은 수의 샘플들이 사용된다. 예를 들어, Karlberg *et al.*(2007)는 전체 실험대상 개체 중 약 12%를 파괴적 샘플링 대상으로 선정하였다. 반면, Kinect 센서를 활용할 경우, 동일한 샘플링 추출 개체를 대상으로 지속적인 생체중 모니터링이 가능하기 때문에, 보다 많은 검증 자료를 생산할 수 있다.

Azzari *et al.*(2013)과 Williams *et al.*(1996)는 파괴적 방식으로 생체량 조사를 수행할 경우, 샘플 데이터들이 일부 구역에 한정되어 시공간적으로 확장하는 것이 어려워지고 전체 집단을 제한적으로 대표하는 것으로 보고하였다. 반면, Kinect 센서는 비파괴적 생체량 자료수집을 가능하게 하기 때문에, 생체량 조사에 소모되는 시간과 비용을 단축시킬 수 있다. 특히, Kinect를 사용할 경우 모든 개체에 대한 데이터를 신속하게 확보할 수 있어, 제한적인 실험포장 조건에서도 비교적 많은 데이터를 축적할 수 있는 장점이 있다. 또한, 이러한 생체량 조사에 비용과 시간을 상당히 축소시킬 수 있어 작물모델 개발과 검증을 위한 자료확보에 유리할 것이다.

Kinect 센서를 배추의 생육 진단계에 걸쳐 시계열 자료를 축적할 수 있을 것으로 판단된다. 본 실험은 Kinect 센서로 생성된 입체모델의 추정 무게는 생체중과 비례하며, 이러한 관계는 통계적으로 고도로 유의하였다. 비록, 1:1 관계를 나타내는 지표인 회귀식의 기울기가 1보다 작았으나, 배추의 샘플수를 늘려 Kinect 센서로 얻어진 값으로부터 실제 생체중 값을 추정하기 위한 경험식을 만들 경우, 불편 추정이 가능할 것으로 사료되었다. 또한, 이러한 경험적인 생체중 추정 모델을 사용하여 배추 생육 모델의 실시간 자료 동화를 위해 사용할 수 있으며, 결국에는 배추 생육 모델의 정밀도를 개선할 수 있을 것이다.

Andújar *et al.*(2016)는 Kinect 센서가 생육 초기 추정된 생체량을 활용하여 작물의 효율적인 재배관리를 지원할 수 있을 것으로 제안하였다. 예를 들어, 생육 초기와 중기 기간동안 Kinect 센서로 측정된 생체중 자료를 비교하여 주어진 기상, 수분 및 영양 공급 조건에 따라 생육 저해 요인을 파악하고 이들을 개선하기 위한 재배관리를 시행할 수 있다. 또한, 시계열적 생체량 측정자료를 활용하여 예상되는 수량이나 수확 시기를 추정할 수 있을 것이다.

비록 Kinect 센서가 배추의 생체량 추정을 위한 최소한의 해상도를 제공하나, LIDAR와 같은 고가의 장비에 비해서는 해상도가 낮은 단점이 있다. 이로 인해, 작물과 포장이나 작물 사이에서 물체 구분을 하지 못하는 경우가 발생할 수 있다. 예를 들어, 본 연구에서는 Kinect 센서에 의해 지면과 잎이 동일한 물체로 인식된 3D 모델이 생성되었다. Xia *et al.*(2015)는 실제 포장에서 작물의 재식밀도가 높을 경우 개별 식물체를 구분하는 알고리즘을 개발하였다. 작물마다 개체의 형태적 특성이 상이하기 때문에, 배추 개체들을 구분할 수 있는 알고리즘의 개발이 추가로 개발되어야 할 것으로 판단된다.

본 연구에서는 하나의 Kinect 센서를 사용하여 배추 생체중을 측정하는 것을 시험하였으나, 컴퓨터 처리 용량에 따라 여러 대의 센서들을 동시에 활용하는 것이 가능하다(Asteriadis *et al.*, 2013; Berger *et al.*, 2011). 또한, Kinect for Windows Developer Toolkit은 2대 이상의 Kinect 센서로부터 자료를 수집할 수 있는 소프트웨어 개발 도구를 제공한다. 따라서, 위치나 방향을 달리하여 여러 대의 Kinect 센서를 설치할 경우, Kinect 센서가 가지는 저해상도 문제를 극복할 수 있을 것으로 보인다. 특히, 이러한 조건에서는 보다 넓은 영역에서 단기간 안에 생체량 추정이 가능하며 센서 사각지대의 발생 빈도를 낮출 수 있다.

Kinect 센서를 낮 동안 야외에서 사용하는 것에는 제약이 따른다(Andújar *et al.*, 2015; Azzari *et al.*, 2013). 특히, 태양광에 포함된 적외선은 Kinect 센서가 탐지하는 적외선 파장대를 교란시키므로 센서의 성능이 저하된다. 예를 들어, El-laithy *et al.*(2012)는 햇살이 강한 오후 3시 경에는 Kinect를 이용한 깊이 정보 획득이 불가능하다고 보고하였다. 단, 광이 충분히 감소하는 야간의 경우, 야외 조건에서도 Kinect 센서의 활용도가 높아진다(Flores *et al.*, 2014). 따라서, 이른 오전이나 늦은 오후 시간에 Kinect 센서를 이용한다

면, 포장에서 재배되는 식물체의 입체 이미지를 생성할 수 있을 것으로 보인다.

본 실험에서 활용된 기법은 Kinect 센서뿐만 아니라 다른 3D 센서를 통해서도 적용할 수 있다. Kinect 센서의 후속으로 보다 저렴한 가격으로 월등한 성능을 가진 센서가 개발되고 있다. 일반적으로, 신뢰도 높은 생체량 측정 자료의 수가 많을 수록, 생육 모형의 신뢰성을 높일 수 있는 모수 추정 가능성이 높다. Kinect 센서와 같은 depth 센서들이 생체량 측정 자료수를 상당히 증가시킬 수 있기 때문에 모형의 불확도를 낮추는 역할을 할 수 있을 것이다. 따라서, Kinect 와 같은 3D 센서들을 이용한 생체량 추정의 정밀도 검증뿐만 아니라, 이를 활용한 작물 모델 개선 관한 연구가 수행되어야 할 것이다.

적 요

작물 모형의 개발과 검증에 사용되는 생체중 자료는 파괴적 샘플링을 통해 얻어져 왔다. 파괴적 샘플링이 가지는 단점을 보완하기 위해 저가형 3D 센서인 Kinect 센서와 무료 공개 소프트웨어들을 사용하여 생체중을 추정하는 기법을 개발하였다. 특히, 많은 작물모형들이 개발되어 있지 않은 배추를 대상으로 입체이미지를 생성하여, 그로부터 얻어진 부피와 생체중 추정치의 신뢰도를 분석하고자 하였다. 크기가 다른 배추 결구 부위를 스캔하기 위해 Kinect 센서와, Microsoft가 무상으로 제공하는 Software Development Kit 내 Kinect Fusion Explorer 프로그램을 사용하였다. 개별 배추의 입체이미지를 생성하기 위해 3D 그래픽 편집 소프트웨어인 Meshlab을 활용하여 배경과 불필요한 물체를 수동으로 제거하였다. 또한, 불완전한 입체모델로부터 생체중 추정을 위해 3D 프린터 소프트웨어인 Makerbot Desktop 을 사용하여 배추를 생성하기 위해 필요한 플라스틱 필라멘트 소모량을 추정하였다. 입체모델 편집 프로그램인 Blender를 사용하여 부피를 추정하였을 때, 실제 부피에 비해 17.6%에서 2160.6% 범위의 상당한 오차가 있었다. 반면, 필라멘트 소모량은 실제 배추 생체중 변이의 98.7%를 설명할 수 있었다. 또한, 이들의 상관관계는 5% 수준에서 유의하였다. 이러한 결과들은 직접적인 부피 계산 절차를 제외하더라도 간편하게 생체중을 추정할 수 있음을 확인하였다. Kinect 센서를 사용하여 배추의 생체중 추정이 가능하다는 것이 확인 되었으

나, 기존의 고가형 3D 센서에 비해 낮은 해상도와 주간에 활용이 어려운 점이 있다. 그럼에도 불구하고, 배추 생육 모형의 시계열적 검증 자료를 Kinect 센서를 이용하여 간편하고 신속하게 획득할 수 있어 모형의 불확도를 감소하는 데에 기여할 수 있을 것으로 판단된다. 따라서, 후속 연구에서 보다 저렴한 가격대의 3D 센서들을 대상으로 야외 및 주간조건에서 작물의 생체중 측정 가능성에 대해 검토하고 작물 모형 개발 및 개선을 위한 기술개발이 이루어져야 할 것으로 사료된다.

감사의 글

본 연구는 농촌진흥청 공동연구사업(과제번호: PJ013837032018)의 지원에 의해 수행되었습니다. 또한 실험 수행과 자료 정리 및 토의 과정에 도움을 준 유병현, 현신우 박사과정과 강대균 석사과정에 감사료를 포함합니다.

REFERENCES

- Andújar, D., C. Fernández-Quintanilla, and J. Dorado, 2015: Matching the best viewing angle in depth cameras for biomass estimation based on poplar seedling geometry. *Sensors* **15**(6), 12999-13011.
- Andújar, D., A. Ribeiro, C. Fernández-Quintanilla, and J. Dorado, 2016: Using depth cameras to extract structural parameters to assess the growth state and yield of cauliflower crops. *Computers and Electronics in Agriculture* **122**, 67-73.
- Araus, J. L., and J. E. Cairns, 2014: Field high-throughput phenotyping: the new crop breeding frontier. *Trends in plant science* **19**(1), 52-61.
- Asteriadis, S., A. Chatzitofis, D. Zarpalas, D. S. Alexiadis, and P. Daras, 2013: Estimating human motion from multiple Kinect sensors. *Proceedings of the 6th international conference on computer vision/computer graphics collaboration techniques and applications*, Association for Computing Machinery, Berlin, 2013, 1-6.
- Azzari, G., M. L. Goulden, and R. B. Rusu, 2013: Rapid characterization of vegetation structure with a Microsoft Kinect sensor. *Sensors* **13**(2), 2384-2398.
- Bendig, J., A. Bolten, S. Bennertz, J. Broscheit, S.

- Eichfuss, and G. Bareth, 2014: Estimating biomass of barley using crop surface models (CSMs) derived from UAV-based RGB imaging. *Remote Sensing* **6**(11), 10395-10412.
- Berger, K., K. Ruhl, M. Albers, Y. Schröder, A. Scholz, J. Kokemüller, S. Guthe, and M. Magnor, 2011: The capturing of turbulent gas flows using multiple kinects. *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, IEEE, Barcelona, 2011, 1108-1113.
- Busemeyer, L., A. Ruckelshausen, K. Möller, A. E. Melchinger, K. V. Alheit, H. P. Maurer, V. Hahn, E. A. Weissmann, J. C. Reif, and T. Würschum, 2013: Precision phenotyping of biomass accumulation in triticale reveals temporal genetic patterns of regulation. *Scientific reports* **3**, 2442.
- Caruso, J. C., and N. Cliff, 1997: Empirical size, coverage, and power of confidence intervals for Spearman's rho. *Educational and Psychological Measurement* **57**(4), 637-654.
- de Wit, A. J. W., and C. A. van Diepen, 2007: Crop model data assimilation with the Ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts. *Agricultural and Forest Meteorology* **146**(1-2), 38-56.
- El-laithy, R. A., J. Huang, and M. Yeh, 2012: Study on the use of Microsoft Kinect for robotics applications. *Proceedings of Position Location and Navigation Symposium*, IEEE/ION, South Carolina, 2012, 1280-1288.
- Fang, H., W. Li, S. Wei, and C. Jiang, 2014: Seasonal variation of leaf area index (LAI) over paddy rice fields in NE China: Intercomparison of destructive sampling, LAI-2200, digital hemispherical photography (DHP), and AccuPAR methods. *Agricultural and Forest Meteorology* **198**, 126-141.
- Flores, G., S. Zhou, R. Lozano, and P. Castillo, 2014: A vision and GPS-based real-time trajectory planning for a MAV in unknown and low-sunlight environments. *Journal of Intelligent & Robotic Systems* **74**(1-2), 59-67.
- Karlberg, L., J. Rockström, J. G. Annandale, and J. M. Steyn, 2007: Low-cost drip irrigation—A suitable technology for southern Africa?: An example with tomatoes using saline irrigation water. *Agricultural Water Management* **89**(1-2), 59-70.
- Keightley, K. E., and G. W. Bawden, 2010: 3D volumetric modeling of grapevine biomass using Tripod LiDAR. *Computers and Electronics in Agriculture* **74**(2), 305-312.
- Lee, J. H., H. J. Lee, S. K. Kim, S. G. Lee, H. S. Lee, and C. S. Choi, 2017: Development of growth models as affected by cultivation season and transplanting date and estimation of prediction yield in Kimchi Cabbage. *Protected Horticulture and Plant Factory* **26**(4), 235-241. (in Korean with English abstract)
- Marinello, F., A. Pezzuolo, D. Cillis, and L. Sartori, 2016: Kinect 3d reconstruction for quantification of grape bunches volume and mass. *Engineering for Rural Development* **15**, 876-881.
- Marinello, F., A. Pezzuolo, F. Meggio, J. A. Martínez-Casasnovas, T. Yezekyan, and L. Sartori, 2017: Application of the Kinect sensor for three dimensional characterization of vine canopy. *Advances in Animal Biosciences* **8**(2), 525-529.
- Mitchell, J. E., 1972: An analysis of the beta-attenuation technique for estimating standing crop of prairie range. *Journal of Range Management*, 300-304.
- Montes, J. M., F. Technow, B. S. Dhillon, F. Mauch, and A. E. Melchinger, 2011: High-throughput non-destructive biomass determination during early plant development in maize under field conditions. *Field Crops Research* **121**(2), 268-273.
- Mutanga, O., and A. K. Skidmore, 2004: Narrow band vegetation indices overcome the saturation problem in biomass estimation. *International Journal of Remote Sensing* **25**(19), 3999-4014.
- Norgren, O., B. Elfving, and O. Olsson, 1995: Non-destructive biomass estimation of tree seedlings using image analysis. *Scandinavian Journal of Forest Research* **10**(1-4), 347-352.
- Paulus, S., J. Behmann, A. K. Mahlein, L. Plümer, and H. Kuhlmann, 2014: Low-cost 3D systems: suitable tools for plant phenotyping. *Sensors* **14**(2), 3001-3018.
- Radovich, T. J. K., and M. D. Kleinhenz, 2004: Rapid estimation of cabbage head volume across a population varying in head shape: A test of two geometric formulae. *HortTechnology* **14**(3), 388-391.
- Simko, I., R. J. Hayes, and R. T. Furbank, 2016: Non-destructive Phenotyping of Lettuce Plants in Early Stages of Development with Optical Sensors. *Frontiers in plant science* **7**, 1985.
- Smisek, J., M. Jancosek, and T. Pajdla, 2013: 3D with Kinect. In *Consumer depth cameras for computer vision*, Springer, London, 3-25.
- Steduto, P., T. C. Hsiao, D. Raes, and E. Fereres, 2009: AquaCrop—The FAO crop model to

- simulate yield response to water: I. Concepts and underlying principles. *Agronomy Journal* **101**(3), 426-437.
- Stockle, C. O., S. A. Martin, and G. S. Campbell, 1994: CropSyst, a cropping systems simulation model: water/nitrogen budgets and crop yield. *Agricultural Systems* **46**(3), 335-359.
- Teare, I. D., G. O. Mott, and J. R. Eaton, 1966: Beta attenuation—a technique for estimating forage yield in situ. *Radiation Botany* **6**(1), 7-11.
- Tucker, C. J., 1980: A critical review of remote sensing and other methods for non-destructive estimation of standing crop biomass. *Grass and Forage Science* **35**(3), 177-182.
- Walter, J., J. Edwards, G. McDonald, and H. Kuchel, 2018: Photogrammetry for the estimation of wheat biomass and harvest index. *Field Crops Research* **216**, 165-174.
- Williams, J. R., C. A. Jones, J. R. Kiniry, and D. A. Spanel, 1989: The EPIC crop growth model. *Transactions of the ASAE* **32**(2), 497-511.
- Williams, J. H., R. C. N. Rao, F. Dougbedji, and H. S. Talwar, 1996: Radiation interception and modelling as an alternative to destructive samples in crop growth measurements. *Annals of applied biology* **129**(1), 151-160.
- Xia, C., L. Wang, B. K. Chung, and J. M. Lee, 2015: In situ 3D segmentation of individual plant leaves using a RGB-D camera for agricultural automation. *Sensors* **15**(8), 20463-20479.
- Yang, H. S., A. Dobermann, J. L. Lindquist, D. T. Walters, T. J. Arkebauer, and K. G. Cassman, 2004: Hybrid-maize—a maize simulation model that combines two crop modeling approaches. *Field Crops Research* **87**(2-3), 131-154.
- Zennaro, S., M. Munaro, S. Milani, P. Zanuttigh, A. Bernardi, S. Ghidoni, and E. Menegatti, 2015: Performance evaluation of the 1st and 2nd generation Kinect for multimedia applications. *Proceedings of IEEE Conference on Multimedia and Expo*, IEEE, Turin, 2015, 1-6.
- Zou, K. H., K. Tuncali, and S. G. Silverman, 2003: Correlation and simple linear regression. *Radiology* **227**(3), 617-628.