



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2025년02월06일
(11) 등록번호 10-2764672
(24) 등록일자 2025년02월04일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06Q 50/02 (2024.01) G06N 3/08 (2023.01)
G06Q 50/10 (2012.01) G06T 5/70 (2024.01)
G06T 7/246 (2017.01) G06T 7/33 (2017.01)
G06T 7/70 (2017.01) G06T 7/90 (2017.01)

(52) CPC특허분류

G06Q 50/02 (2024.01)
A01G 22/05 (2018.02)

(21) 출원번호 10-2024-0068387

(22) 출원일자 2024년05월27일

심사청구일자 2024년05월27일

(56) 선행기술조사문헌

KR1020230033768 A*

US10930065 B2*

KR102598012 B1

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

충남대학교 산학협력단

대전광역시 유성구 대학로 99 (궁동, 충남대학교)

(72) 발명자

조영득

대전광역시 유성구 은구비남로 56, 902동 1302호
(노은동, 열매마을 아파트 9단지)

이성재

서울특별시 노원구 중계로 184, 108동 206호 (중계동, 라이프청구신동아아파트)

(74) 대리인

최규환

전체 청구항 수 : 총 1 항

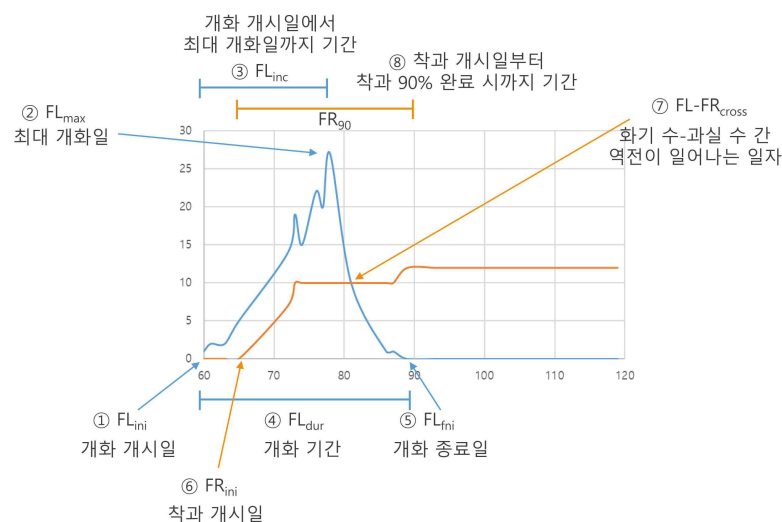
심사관 : 홍경아

(54) 발명의 명칭 이미지 기반 고추속 식물의 개화 및 착과 표현형 분석방법 및 이의 용도

(57) 요약

본 발명은 이미지 기반 고추속 식물의 개화 및 착과 표현형 분석방법 및 이의 용도에 관한 것으로, 보다 상세하게는 고추속(*Capsicum* sp.) 식물의 생육 사진을 주기적으로 수집하여 획득한 시계열 이미지 데이터에 고추속 식물의 화기와 과실을 태깅하여 생성된 학습 데이터로 고추속 식물의 화기 및 과실 탐색 모델을 학습시키는 단계를 포함하는, 고추속 식물의 개화 및 착과 관련 지표의 정보 제공 방법에 관한 것이다.

대표도 - 도8



(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2023.01)
 G06Q 50/10 (2015.01)
 G06T 5/70 (2024.01)
 G06T 7/246 (2017.01)
 G06T 7/33 (2017.01)
 G06T 7/70 (2017.01)
 G06T 7/90 (2017.01)
 G06T 2207/10028 (2013.01)
 G06T 2207/30188 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711180959
과제번호	2021R1C1C1007883
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)
연구과제명	식물 미토콘드리아 유전체 엔지니어링을 통한 유용 유전자원 개발
과제수행기관명	충남대학교
연구기간	2021.03.01 ~ 2025.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711179294
과제번호	00155857
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	인공지능융합혁신인재양성
연구과제명	인공지능융합혁신인재양성(충남대학교)
과제수행기관명	충남대학교산학협력단
연구기간	2022.07.01 ~ 2025.12.31

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

- (a) 고추속(*Capsicum* sp.) 식물의 생육 사진을 주(week) 당 2~4회, 36개 각도에서 RGB 카메라로 촬영하여 시계열 이미지를 획득하는 단계;
- (b) 획득한 시계열 이미지를 SfM (Structure from Motion) 기법을 사용하여 3차원(3D) 이미지로 재구성하여 시계열 이미지 데이터를 생성하는 단계;
- (c) 상기 생성된 시계열 이미지 데이터에 고추속 식물의 화기와 과실을 태깅하여 생성된 학습 데이터로 YOLO (You only Look Once) 모델을 이용하여 고추속 식물의 화기 및 과실 탐색 모델을 학습시키는 단계; 및
- (d) 상기 학습된 고추속 식물의 화기 및 과실 탐색 모델로부터 개화 및 착과 양상 정보를 생산한 후 개화 및 착과 관련 지표를 추출하는 단계;를 포함하는, 고추속 식물의 개화 및 착과 관련 지표의 정보 제공 방법으로서, 상기 (b) 단계의 3D 이미지 재구성은,
- (b1) 고추속 식물의 재배 일자별로 획득한 다각도 이미지에서 특징점(feature)을 추출하고 추출한 특징점을 매칭하는 단계;
- (b2) 상기 매칭 값들을 이용하여 카메라의 포즈를 추정하고, 매칭점들의 오차를 최소화하여 3차원 위치를 계산하여 3차원 Sparse 점군(point cloud)을 생성하는 단계;
- (b3) 생성된 3차원 Sparse 점군에서 깊이 맵, 3차원 Sparse 점군의 법선 정보, Poisson 방법을 이용하여 3차원 Dense 점군을 생성하는 단계; 및
- (b4) 생성된 3차원 Dense 점군에서 식물체 영역 외부에 존재하는 노이즈를 인공지능에 기반하여 제거하는 단계;를 포함하며,
- 상기 고추속 식물의 개화 및 착과 관련 지표는 개화 개시일, 최대 개화일, 개화 개시일에서 최대 개화일까지 기간, 개화 기간, 개화 종료일, 착과 개시일, 화기 수와 과실 수 간 역전이 일어나는 일자, 착과 개시일로부터 착과 90% 완료시까지 기간, 지상부에서 최하단 과실까지의 거리, 특정비율의 과실 또는 화기를 포함하는 가로(x축) 또는 세로(y축) 범위, 및 가장 가까운 과실 간 거리 평균값으로 이루어진 군으로부터 선택되는 하나 이상인 것을 특징으로 하는, 고추속 식물의 개화 및 착과 관련 지표의 정보 제공 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

삭제

청구항 5

삭제

청구항 6

삭제

청구항 7

삭제

발명의 설명

기술 분야

- [0001] 본 발명은 이미지 기반 고추속 식물의 개화 및 착과 표현형 분석방법 및 이의 용도에 관한 것으로, 고추의 재배 일자별로 획득한 다각도 RGB 이미지를 이용, 식물체의 3차원 이미지 재구성 및 딥러닝 기반 화기·과실 탐색 모델 적용을 통해 재배 일자별 화기 및 과실의 개수를 추정하는 한편 이들의 3차원 상 위치 정보를 확보하였고, 이러한 정보를 바탕으로 개화 및 착과 특성과 관련한 다양한 표현형 지표를 개발한 방법에 관한 것이다.

배경 기술

- [0002] 작물 육종에 있어 분자표지 이용 및 유전체 분석 분야는 지난 40여 년 간 혁명적으로 발달해 왔으나, 훨씬 오랜 역사를 지녔으며 여전히 매우 중시되고 있는 표현형 분석 분야에서의 최신기술 활용은 초기 단계 수준이다.
- [0003] 최근 센서기술 및 인공지능의 발달로 이미지 기반 표현형 분석 분야가 급속 성장하며 다양한 농업분야에 활용되기 시작하였으며, 네덜란드의 Phenospex사, 국내 (주)한국과기산업 등의 업체에서는 고가의 high-throughput phenotyping platform (HTPP)을 판매하고 있다. 이미지 기반 표현형 분석은 3차원 좌표 기반 수치화 및 시각화가 가능하며, 빅데이터화, 정량분석, 시계열 분석, 표현형 항목의 다양화, 인공지능 기술과의 접목을 통한 확장성 등의 측면에서 높은 잠재력을 지니나 관련 업체에서 판매하는 소프트웨어 사용 시 분석가능 표현형 항목의 범위에는 큰 한계가 있다.
- [0004] 고추 재배 일자에 따른 화기 및 과실 개수와 공간분포 정보는 고추 품종 육종(예컨대, 노동력 절감을 위한 일시 수확형 품종, 기계수확 적합 품종, 짧은 재배기를 갖는 품종 개발 등) 및 재배(품종 고유 재배 및 수확시기 결정, 착화 및 착과에 따른 비료 및 농약 처리 방법 변경 등)에 있어 유용하게 활용될 가능성이 매우 높음에도 불구하고 기존에 이루어져 왔던 육안 분석으로는 획득하기 어려웠다.
- [0005] 기존 육안 분석 시에는 개화 및 착과 관련 특성은 개화 개시일 등 일부 정보를 제외하고는 주관적이며, 추상적으로 설명되는 경우가 많았다. 이로 인해 개화 및 착과 특성과 관련하여 정밀한 육종을 하거나 개발 품종의 최적 재배 방법을 제시하는 데 한계점이 있었다. 또한 계통 및 품종에 대한 정보를 객관적·정량적 데이터화 하지 못한다는 측면에서 이들을 재료로 한 후속 육종 연구에 제약이 있었다.
- [0006] 국제공공연구기관인 세계채소센터(WorldVeg)에서는 Phenospex사의 PlantEye 체계를 도입하여 3D 분석을 포함한 이미지 기반 표현형 분석을 수행하고 논문을 게재한 바 있으나(The Plant Phenome J.2023;6:e20071), 해당 업체에서 제공한 엽면적, 생육지수 등은 정형화된 표현형 항목을 활용하였으며, 개화 및 착과 등 기관별 분류가 필요한 육종형질에 대해서는 수동으로 단순한 항목만을 측정하였다.
- [0007] 이에 본 발명은 이러한 한계점을 극복하고 실용적으로 활용될 수 있는 이미지 기반 표현형 분석 사례를 제시하기 위해 농업적 활용 측면에서 매우 유용하며, 이미지 기반 분석 시 관행 표현형 분석에 비해 압도적인 강점을 지닐 수 있으며, 기존에 제시된 바 없던 대상 형질을 검토하던 중 고추 개화 및 착과 관련 3차원(3D) 및 시계열 표현형 데이터를 생산하기 위한 기술체계를 고안하게 되었다.
- [0008] 한편, 한국공개특허 제2018-0027778호에는 촬영된 식물 이미지로부터 잎의 개수, 잎의 크기, 또는 잎의 색상을 포함하는 생육 상태 정보를 추출하는 생육정보 추출부; 및 상기 생육정보 추출부에서 추출된 생육 상태 정보를 시계열적으로 관리하기 위한 데이터 관리부를 포함하는 것을 특징으로 하는 '식물 생육 모니터링 시스템 및 그 방법'이 개시되어 있고, 한국공개특허 제2021-0114751호에는 작물의 생체중을 포함하는 생육 특성과 상기 작물이 재배되는 공간의 상대 습도를 포함하는 환경 요인을 주기적으로 수집하여 시계열적 데이터를 생성하는 단계를 포함하는 '작물의 생육량 예측 방법 및 장치'가 개시되어 있으나, 본 발명의 '이미지 기반 고추속 식물의 개화 및 착과 표현형 분석방법 및 이의 용도'에 대해서는 기재된 바가 없다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0009] 본 발명은 상기와 같은 요구에 의해 도출된 것으로서, 본 발명에서는 이미지 분석 기술을 이용하여 고추 재배 일자별 화기와 과실의 개수 및 공간분포 정보로부터 개화 및 착과 관련 표현형의 정량적 정보를 생성하는 방법

을 제시하고자 하였다.

과제의 해결 수단

[0010] 상기 과제를 해결하기 위해, 본 발명은 고추속(*Capsicum* sp.) 식물의 생육 사진을 주기적으로 수집하여 획득한 시계열 이미지 데이터에 고추속 식물의 화기와 과실을 태깅하여 생성된 학습 데이터로 고추속 식물의 화기 및 과실 탐색 모델을 학습시키는 단계를 포함하는, 고추속 식물의 개화 및 착과 관련 지표의 정보 제공 방법을 제공한다.

발명의 효과

[0011] 본 발명은 육안 분석 시 많은 노동력 및 시간 소요로 인해 획득하기 어려웠던 고추 재배 일자별 화기·과실 개수 정보와 공간분포 정보를 자동획득된 다각도 이미지로부터 모델 적용만으로 획득할 수 있게 하였으며, 상기 정보로부터 파생되는 2차적인 표현형 지표에 대한 수치를 자동 확보할 수 있게 하였다. 따라서, 본 발명을 이용하여 기존에 거의 활용되지 않고 있던 고추 개화·착과 양상 관련 정량적 수치 및 공간분포 관련 수치를 품종 육종, 재배, 유전분석 등에 활용할 수 있을 것으로 사료되며, 고추 품종 개발 또는 고추 품종별 최적 재배법 개발에 있어서 효율성과 정밀도를 높여줄 수 있을 것으로 기대된다.

[0012] 또한, 본 발명에서 3D 이미지 구현은 고비용의 센서(LiDAR 등) 활용 분석 결과가 아닌 일반 카메라로도 촬영 가능한 RGB 이미지들로부터 이루어진 점에서 대량 표현형 분석체계에 비해 훨씬 저렴하고 단순한 다각도 이미지 촬영 플랫폼에서도 본 발명의 방법이 구현될 수 있을 것으로 판단되므로, 다양한 분야에서 쉽게 활용 가능할 것으로 기대된다.

도면의 간단한 설명

[0013] 도 1은 SfM(Structure from Motion) 기법을 이용한 3차원(3D) 이미지 재구성 과정을 나타낸다.
 도 2는 재배 일자별 3D 이미지 재구성 결과의 예시로, Cloud Compare v2.12.4 프로그램을 통해 확인하였다.
 도 3은 고추 계통별·재배 시기별 화기 및 과실 탐색 모델 적용 결과이다. 화기는 빨간색 네모, 과실은 초록색 네모 안에 위치되어 있다.
 도 4는 최종 촬영일(정식 후 4개월) 기준 실측 과실 수와 이미지 분석을 통해 예측된 과실 수 간 상관관계를 보여준다.
 도 5는 이미지 분석 결과를 활용하여 얻은 재배 일자별 화기 및 과실 수 그래프로, 파란색 선은 화기, 주황색 선은 과실에 해당된다.
 도 6은 화기 및 과실의 공간분포를 3차원으로 표현한 예시로, 빨간색 점은 화기, 파란색 점은 과실에 해당된다.
 도 7은 과실 공간분포를 2차원으로 표현한 예시로, 빨간색 점이 과실 위치를 나타낸다. 도 7은 x, z 좌표를 활용하여 표현한 것으로, 같은 방식으로 y, z 좌표를 활용한 표현도 가능하다.
 도 8은 재배 일자별 화기 및 과실 수 그래프로부터 획득 가능한 표현형 지표들을 보여준다.
 도 9는 화기 및 과실 공간분포 정보로부터 획득 가능한 표현형 지표들을 보여준다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0014] 본 발명의 목적을 달성하기 위하여, 본 발명은 고추속(*Capsicum* sp.) 식물의 생육 사진을 주기적으로 수집하여 획득한 시계열 이미지 데이터에 고추속 식물의 화기와 과실을 태깅하여 생성된 학습 데이터로 고추속 식물의 화기 및 과실 탐색 모델을 학습시키는 단계를 포함하는, 고추속 식물의 개화 및 착과 관련 지표의 정보 제공 방법을 제공한다.

[0015] 본 발명에 따른 방법에 있어서, 상기 고추속 식물의 생육 사진은 RGB 이미지 형식일 수 있고, 상기 시계열 이미지 데이터는 다각도에서 촬영된 2차원(2D) 이미지들로부터 SfM (Structure from Motion) 기법을 사용하여 3차원(3D) 이미지로 재구성된 것일 수 있다.

[0016] 상기 SfM은 동일한 객체를 다른 시점에서 중첩되도록 찍은 multi-view 이미지들로부터 3D 구조와 카메라 포즈를 복원하는 프로세스를 의미하는 것으로, 요약하면, 입력된 이미지에서 고유한 특징점(feature)을 뽑고, 이미지

간의 유사한 특징점 위치를 매칭시키고, 에피폴라 기하(Epipolar geometry) 관점에서 이미지 간의 특징점의 대응 관계를 살펴본 후, Incremental Reconstruction 단계에서 삼각 측량법을 통해 3D 좌표를 추정하고 (Triangulation), Bundle Adjustment와 Outlier Filtering으로 에러를 최소화하는 것으로, 이러한 과정을 새로운 이미지가 들어올 때마다 반복 수행해서 카메라 포즈와 3D 좌표를 최종적으로 추정하게 된다.

- [0017] 본 발명의 일 구현 예에 있어서, 상기 SfM는 COLMAP 오픈소스를 통해 수행된 것일 수 있으나, 이에 제한되지 않는다. COLMAP은 Github에서 소스코드를 다운로드 할 수 있는 오픈소스 소프트웨어로, 그래픽 명령 행 인터페이스가 있는 범용 SfM 및 MVS (Multi View Stereo)의 파이프라인이다. 영상 내 특징점 추출 알고리즘(예컨대, Sift 기법)을 통해 특징점을 추출하고 추출된 특징점의 이미지 매칭을 통해 3D 모델 재현을 위한 점군(point cloud)을 구성한다. 이후 고밀도화 작업(CMVS/PMVS)을 통해 3D 모델을 재구성하여 고밀도(Dense) 점군을 생성한다.
- [0018] 본 발명에 따른 고추속 식물의 개화 및 착과 관련 지표의 정보 제공 방법은 보다 구체적으로,
- [0019] (a) 고추속 식물의 생육 사진을 주(week) 당 2~4회, 36개 각도에서 RGB 카메라로 촬영하여 시계열 이미지를 획득하는 단계;
- [0020] (b) 획득한 시계열 이미지를 SfM (Structure from Motion) 기법을 사용하여 3차원(3D) 이미지로 재구성하여 시계열 이미지 데이터를 생성하는 단계;
- [0021] (c) 상기 생성된 시계열 이미지 데이터에 고추속 식물의 화기와 과실을 태깅하여 생성된 학습 데이터로 고추속 식물의 화기 및 과실 탐색 모델을 학습시키는 단계; 및
- [0022] (d) 상기 학습된 고추속 식물의 화기 및 과실 탐색 모델로부터 개화 및 착과 양상 정보를 생산한 후 개화 및 착과 관련 지표를 추출하는 단계;를 포함할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.
- [0023] 본 발명의 일 구현 예에 있어서, 상기 (a) 단계의 시계열 이미지는 적절히 겹치게 촬영된 것일 수 있다.
- [0024] 또한, 본 발명의 일 구현 예에 있어서, 상기 (b) 단계의 SfM 기법을 사용한 3D 이미지 재구성은,
- [0025] (b1) 고추속 식물의 재배 일자별로 획득한 다각도 이미지에서 특징점(feature)을 추출하고 추출한 특징점을 매칭(정제)하는 단계;
- [0026] (b2) 상기 매칭 값들을 이용하여 카메라의 포즈를 추정하고, 매칭점들의 오차를 최소화하여 3차원 위치를 계산하여 3차원 Sparse 점군(point cloud)을 생성하는 단계;
- [0027] (b3) 생성된 3차원 Sparse 점군에서 깊이 맵, 3차원 Sparse 점군의 법선 정보, Poisson 방법을 이용하여 3차원 Dense 점군을 생성하는 단계; 및
- [0028] (b4) 생성된 3차원 Dense 점군에서 식물체 영역 외부에 존재하는 노이즈를 인공지능에 기반하여 제거하는 단계;를 포함할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.
- [0029] 본 발명에 있어서, 상기 특징점은 이미지의 특성을 구분하기 위한 지점이며(예컨대, 모서리, 꼭지점 등), 이미지의 RGB 값이 크게 변하는 지점일 수 있다. 특징점 추출 알고리즘으로 SIFT, ORB, FAST 등의 알고리즘이 많이 사용되고 있으며, 잘못 추출된 특징점들이 있을 경우 정제 알고리즘(예컨대, RANSAC 등)을 사용하여 잘못 추출된 특징점들을 제거해야 한다.
- [0030] 또한, 본 발명의 일 구현 예에 있어서, 상기 (c) 단계는 YOLO (You only Look Once) 모델을 이용하여 학습용 데이터를 학습하는 것일 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.
- [0031] 인공지능 기반 비전 기술의 핵심인 CNN (Convolutional Neural Network)과 같은 구조에서 객체 검출 및 분류 추출방법으로 R-CNN (Regions with Convolutional Neural Network), Fast R-CNN, Faster R-CNN, SSD (Single Shot Multibox Detector), YOLO, FPN (Feature Pyramid Network) 및 RetinaNet 중 어느 하나의 모델이 사용될 수 있다.
- [0032] YOLO는 객체들의 위치가 어디에 있는지를 검출하는 객체의 지역화(localization)와 이미지 내에 존재하는 객체들이 어떤 카테고리인지에 대한 분류(classification)를 모델 내에서 동시에 수행하는 1단계 방식의 객체검출모델이다.
- [0033] 또한, 본 발명의 일 구현 예에 있어서, 상기 (d) 단계의 고추속 식물의 개화 및 착과 관련 지표는 개화 개시일, 최대 개화일, 개화 개시일에서 최대 개화일까지 기간, 개화 기간, 개화 종료일, 착과 개시일, 화기 수와 과실

수 간 역전이 일어나는 일자, 착과 개시일로부터 착과 90% 완료시까지 기간, 지상부에서 최하단 과실까지의 거리, 특정비율의 과실 또는 화기를 포함하는 가로(x축) 또는 세로(y축) 범위, 및 가장 가까운 과실 간 거리 평균 값으로 이루어진 군으로부터 선택되는 하나 이상일 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.

[0035] 이하, 본 발명을 실시예에 의해 상세히 설명한다. 단, 하기 실시예는 본 발명의 기술적 사상을 예시하기 위한 것일 뿐, 본 발명의 내용이 하기 실시예에 한정되는 것은 아니며, 기술적 사상의 범주를 이탈함 없이 본 발명에 대해 다수의 변경 및 수정이 가능함을 당업자들은 잘 이해할 수 있을 것이다. 따라서 그러한 모든 적절한 변경 및 수정과 균등물들도 본 발명의 범위에 속하는 것으로 간주되어야 할 것이다.

[0037] **실시예 1. 고추 생육 시계열 이미지 획득**

[0038] 한국원자력연구원 컨베이어벨트형 대량표현형분석체계 (high-throughput phenotyping platform; HTPP)를 이용하여 고추 80개체(14계통)에 대한 이미지를 고추 전 생육기간(정식 후 4개월) 동안 획득하였다. 사용된 고추 유전자원은 Bolivian rainbow (mitotype 1) 4개체, 유월초 (mitotype 3) 4개체, Canada cheese (mitotype 2) 4개체, Kapia (mitotype 2) 4개체, Taltos (mitotype 3) 4개체, Ikdosan (mitotype 3) 4개체, P97633 (mitotype 3) 4개체, Guakillo ancho (mitotype 4) 4개체, Yellow mushroom (mitotype 5) 4개체, Numex Bailey (mitotype 5) 4개체, Conell14 (mitotype 2) 10개체, Starburst (mitotype 1) 10개체, Conell14 X Starburst (F₁) 10개체 및 Starburst X Conell14 (F₁) 10개체이다.

[0039] 이미지는 1주일에 2회로 촬영하였으며, 촬영 시에는 RGB 카메라가 식물 주위를 돌며 식물별로 36개 각도(10도 간격)에서 총 36개의 이미지를 획득하였다.

[0040] 마지막 촬영일(과종 후 4개월)에 초장, 폭, 지상부 무게, 지상부 부치, 과실 수, 과실 평균 크기, 과실 무게 및 과실 부피를 실측하였다.

[0042] **실시예 2. 3D 이미지 구현**

[0043] 다각도에서 촬영한 2D 이미지들로부터 SfM (Structure from Motion) 기술을 활용하여 3D 이미지를 재구성하였다. COLMAP 오픈소스를 이용하였으며(<https://github.com/colmap/colmap>), parameter는 기본 세팅값을 이용하였다(<https://github.com/mwtarnowski/colmap-parameters>).

[0044] 보다 구체적으로, 3D 이미지 구축을 위해 36장의 2D 각 이미지에서 특징점(feature)을 추출하여 동일한 점들 간의 매칭을 수행하였으며, 매칭 값들을 이용하여 카메라의 포즈를 추정하였고, 알고리즘을 이용하여 매칭점들의 오차를 최소화하여 3차원 위치를 계산하였다. 이를 통해 Sparse 3차원 점군(point cloud)을 생성하였다. 그 후 Sparse 3차원 점군, 깊이 맵, Sparse 3차원 점군의 normal(법선) 정보, Poisson 방법 등을 이용하여 Dense 3차원 점군을 생성하였다(도 1).

[0045] 그 후, 3D 이미지의 완성도 향상을 위해 식물체 영역 외부에 존재하는 노이즈(식물 바깥쪽 벽, 바닥 등 배경 이미지)를 인공지능에 기반하여 제거하였다. 보다 상세하게, 배경을 제거한 이미지를 이용한 학습을 통하여 식물체 영역만을 추출하기 위한 segmentation 모델을 구축하고, 36개 각도에서 촬영한 2D 이미지를 상기 학습된 segmentation 모델에 입력하여 2D 이미지에서 식물체 이미지만을 추출하고, 이 식물체 이미지(2D)에만 해당되는 부분을 다시 3D 점군에 맵핑하는 과정을 수행하였다. 상기 segmentation 모델은 2,000장의 이미지 데이터를 임의로 8:1:1(학습:검증:테스트) 비율로 나눈 후, ResNet(resnext50_32x4d)을 이용하여 백본(backbone)을 생성한 후, FPN (Feature Pyramid Networks)을 사용하여 딥러닝을 통해 구축되었으며, 하기와 같은 변수 설정값이 이용되었다.

[0046] FPN은 이미지 내의 객체를 검출하는 모델로서, 임의의 크기의 단일 크기 이미지를 convolutional network에 입력하여 다양한 크기의 feature map을 출력하는 네트워크로, feature map을 추출하여 피라미드를 건축하는 과정은 bottom-up pathway, top-down pathway, lateral connections에 따라 진행될 수 있다. 기존의 방법들은 단일 크기의 수용 영역(receptive field)을 얻는 것과 달리 FPN은 다중 크기(multi scale)의 다양한 수용 영역을 얻을 수 있고, 다양한 수용 영역을 통해 다양한 크기의 객체를 인식할 수 있는 알고리즘이다.

표 1

[0047] 인공지능 기반 노이즈 제거에 활용된 segmentation 모델 구축 시 사용된 변수

항목	사용된 값
활성화 함수(Activation function)	Sigmoid

손실 함수(Loss function)	Dice loss
Metric	IoU (Intersection over Union) score
Epoch	30
Learning rate	0.001

[0049] 실시예 3. 화기 및 과실 탐색 모델 구축

[0050] 약 4,000장의 이미지에 대해 화기 및 과실 위치를 annotation하고 데이터를 임의로 8:1:1(학습:검증:테스트) 비율로 나누어 YOLO (You only Look Once) 알고리즘 이용하여 딥러닝을 수행하여, 이미지로부터 화기 및 과실을 탐색할 수 있는 모델을 각각 구축하였다(표 2).

표 2

[0051] 화기 및 과실 탐색 모델 구축 관련 알고리즘 및 변수 정보

[모델 관련]	
Architectures	YOLO v5
Backbone	Large model (YOLOv5l) - New CSP-Darknet53
Neck	SPPF and New CSP-PAN
Head	YOLOv3 Head
[하이퍼파라미터]	
이미지 입력	640x640
Epoch	1000
Batch size	8
Learning rate	0.01
Loss function	Classes Loss (BCE Loss), Objectness Loss (BCE Loss), Location Loss (CIoU Loss) 조합
Metric	mean Average Precision using IoU

[0052] 본 발명자는 개체별 촬영 마지막 일자에 수확한 과실 수(실측값)를 바탕으로 과실 수 탐색 모델의 정확도를 비교해 본 결과, $R^2=0.97$ 수준의 높은 상관관계를 확인할 수 있었다(도 4).

[0054] 실시예 4. 3D 이미지 및 화기·과실 탐색 모델을 활용한 개화·착과 관련 기본 정보 생산

[0055] 상기에서 설명한 두 가지 기초 분석 방법을 활용하여 2종류의 개화·착과 양상 관련 정보를 생산하였다. 첫 번째로 재배 일자에 따른 화기 및 과실 수 변화를 나타내는 그래프를 확보하였으며(도 5), 두 번째로 화기 및 과실의 위치에 대한 3차원 좌표를 확보하고 이를 3차원 또는 2차원 공간에 표현하였다(도 6 및 도 7).

[0057] 실시예 5. 기본 정보로부터 유용 표현형 지표 추출

[0058] 상기에서 확보한 2종류의 개화·착과 양상 관련 그래프 정보로부터 수치화할 수 있는 유용 표현형 지표를 추출할 수 있었다. 즉, 재배일자에 따른 화기 및 과실 수 변화 그래프로부터는 1) 개화개시일, 2) 최대개화일, 3) 개화개시일에서 최대개화일까지의 기간, 4) 총 개화 기간, 5) 개화 종료일, 6) 착과개시일, 7) 화기 수-과실 수 간 역전이 일어나는 일자, 8) 착과개시일로부터 특정비율의 착과(예컨대, 90%의 착과)가 완료되기까지의 기간 등의 표현형 지표에 대한 수치를 자동으로 확보할 수 있었다(도 8).

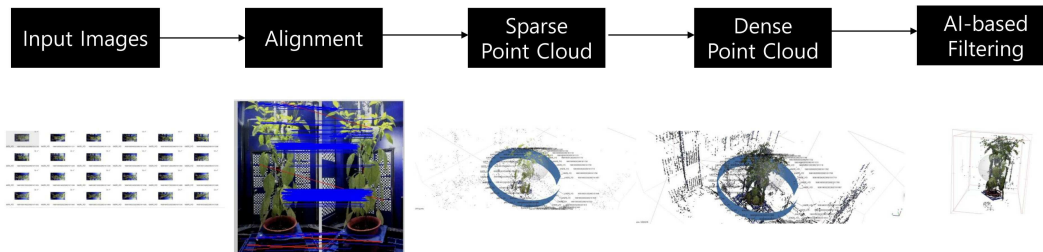
[0059] 화기 및 과실의 위치에 대한 3차원 좌표 정보의 경우 1) 지상부에서 최하단 과실까지의 거리, 2) 특정비율의 과실 또는 화기(예컨대, 90%의 과실 또는 화기)를 포함하는 높이(z축) 범위, 3) 특정비율의 과실 또는 화기(예컨대, 90%의 과실 또는 화기)를 포함하는 가로(x축) 또는 세로(y축) 범위, 4) 가장 가까운 과실 간 거리 평균값 등의 표현형 지표에 대한 수치를 자동으로 확보할 수 있었다(도 9).

[0060] 이러한 표현형 지표별 수치는 품종육종에 있어서 개화 및 착과의 집중도, 착과 및 개화 전체 기간, 화기 및 과실의 주요 분포 위치 및 밀집도 관련 객관화된 정보를 제시해 줌으로써 일시수확형 품종, 기계수확적합 품종, 불량 환경 기간을 피해 단기간에 재배할 수 있는 품종 등의 개발에 있어서 효율성과 정밀도를 높여줄 수 있을 것으로 기대되며, 고추 품종 별 최적 재배법 개발에 있어서도 재배기간, 시기 별 과실 수, 시기 별 개화 및 착과 상태에 대한 정량적 데이터를 제공하여 재배시기 및 수확시기 결정, 집중 개화 또는 착과 시기 별 비료 및 농약 처리 계획 등에 도움을 줄 수 있을 것으로 기대된다. 또한, 유전분석에 있어서는 개화 및 착과 관련 신규

표현형 지표를 제시함으로써 이와 관련된 유전자의 동정, QTL(quantitative trait loci) 분석 및 GWAS(genome-wide association study) 분석에 있어 표현형 세분화를 통해 미동유전자 추출에 도움을 줄 수 있을 것으로 사료된다.

도면

도면1

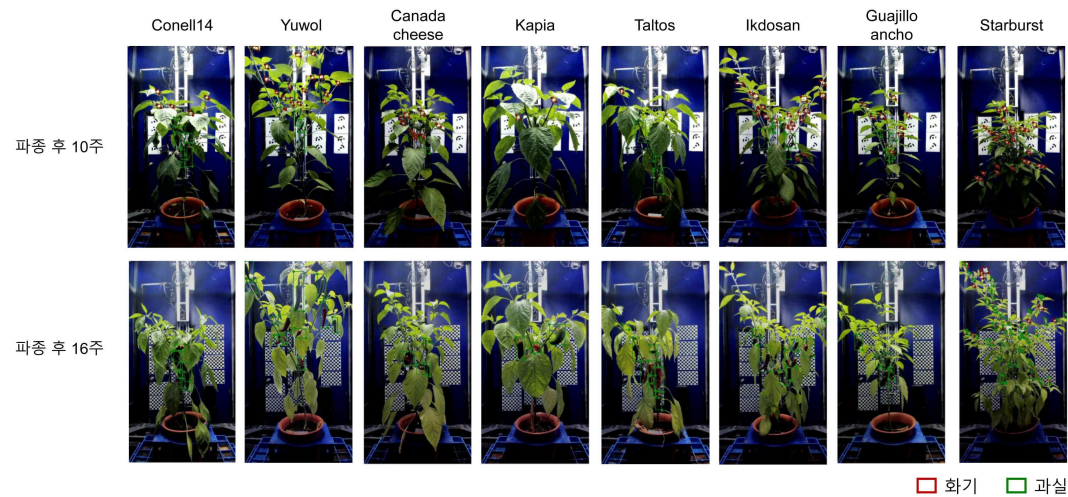


도면2

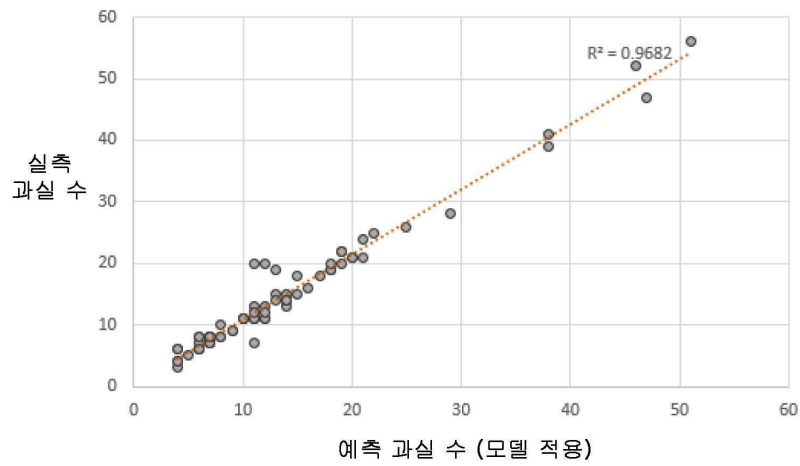
Ikdosan



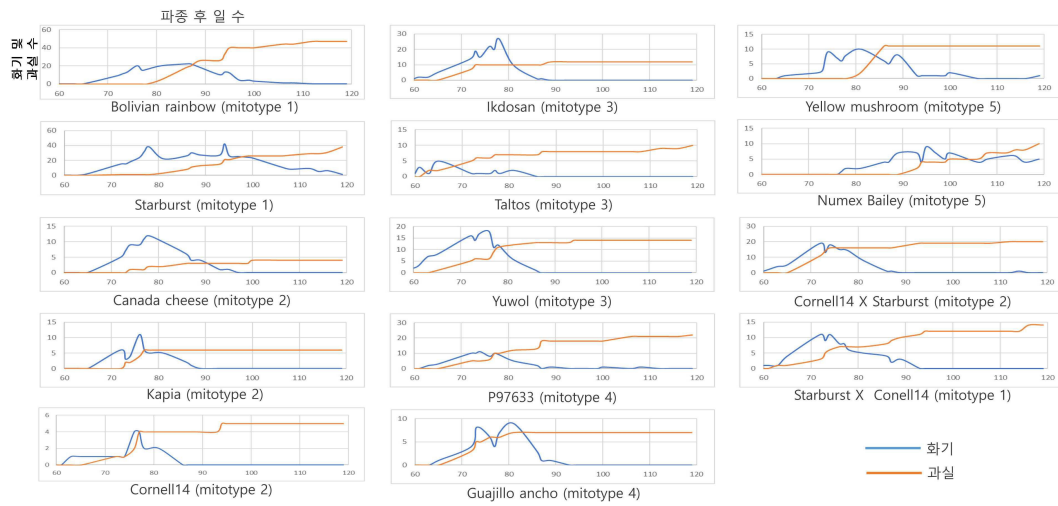
도면3



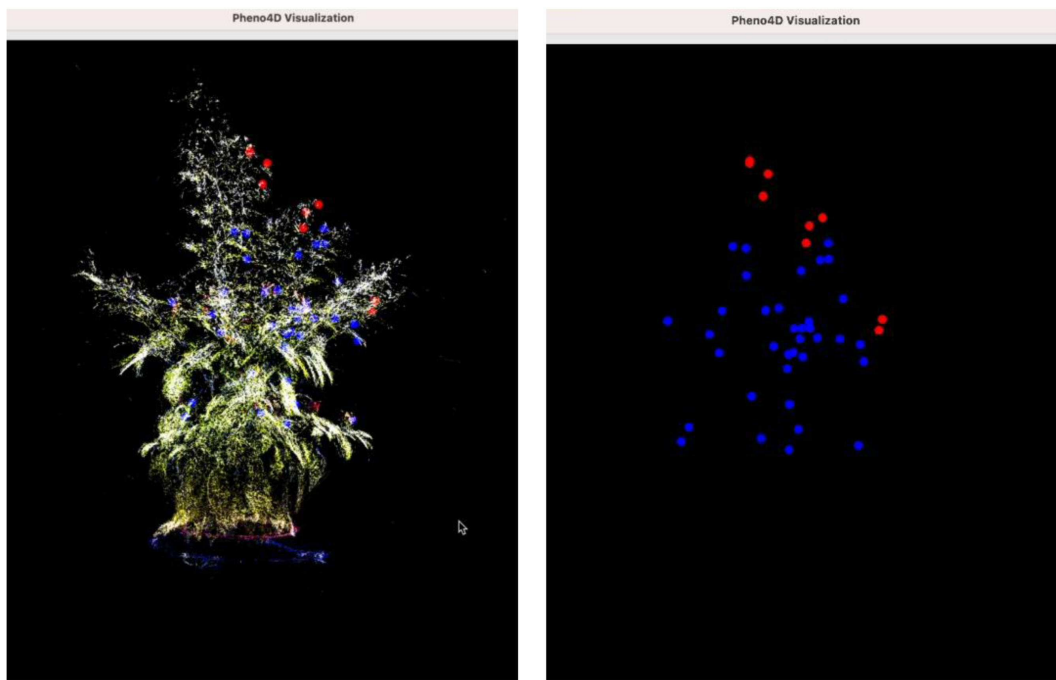
도면4



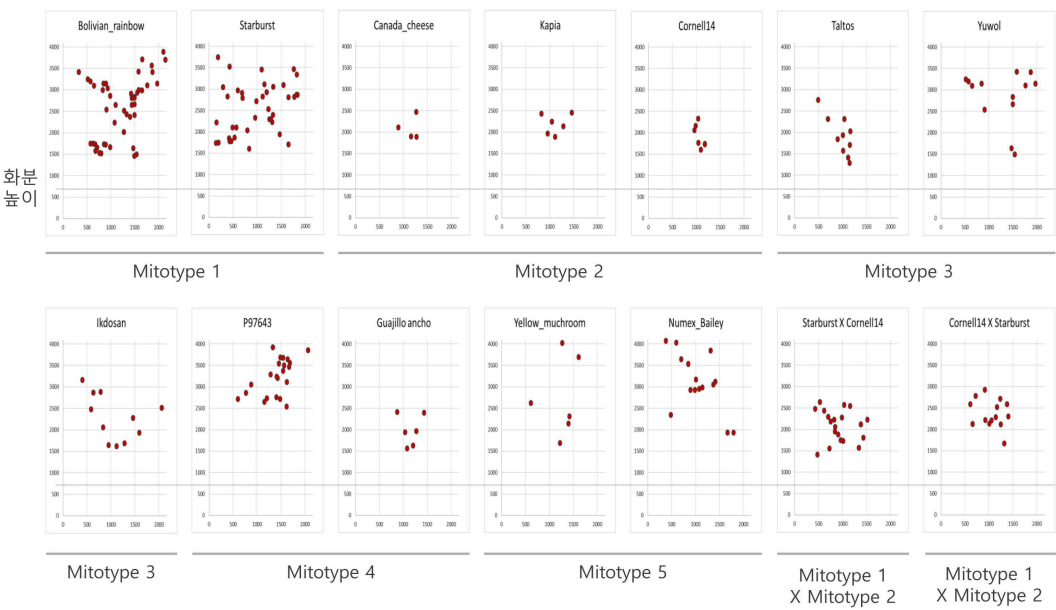
도면5



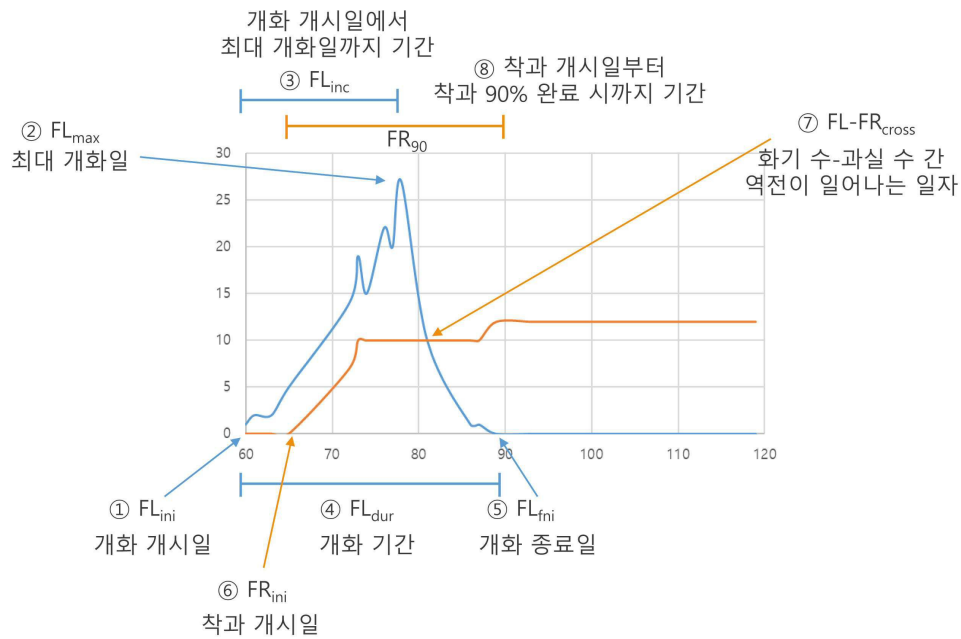
도면6



도면7



도면8



도면9

