



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0006070
(43) 공개일자 2023년01월10일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G16B 5/00 (2019.01) G06T 3/40 (2006.01)
G06T 7/13 (2017.01) G06T 7/90 (2017.01)
(52) CPC특허분류
G16B 5/00 (2019.02)
G06T 3/40 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2021-0086792
(22) 출원일자 2021년07월02일
심사청구일자 2021년07월02일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
김중욱
서울특별시 노원구 중계로 233, 108동 1304호(중계동, 청구3차아파트)
이상호
서울특별시 성북구 안암로5길 54-4, 3층 302호(안암동4가, 마이바움안암)
김태현
서울특별시 송파구 올림픽로 435, 112동 2103호(신천동, 파크리오)
(74) 대리인
송인호, 윤형근, 최관락

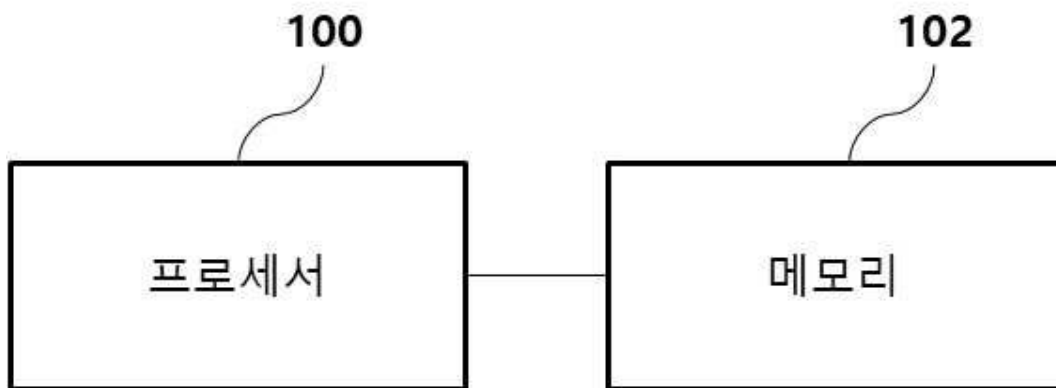
전체 청구항 수 : 총 7 항

(54) 발명의 명칭 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명은 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 방법 및 장치를 개시한다. 본 발명에 따르면, 프로세서; 및 상기 프로세서에 연결되는 메모리를 포함하되, 상기 메모리는, 미리 설정된 시간 간격으로 현재 시점 t 를 포함하는 식물 생장에 따른 n 개의 RGB 이미지를 획득하고, 상기 복수의 RGB 이미지 각각을 n 개의 이진 이미지 또는 그레이 이미지로 변환하고, 공간 변환 네트워크(Spatial Transformation Network, STN)를 이용하여 상기 n 개의 이진 이미지 또는 그레이 이미지로부터 미래 시점의 추정 이미지를 획득하고, 식물 잎의 이질적인 국소 성장의 추정을 위해 상기 추정 이미지를 오토 인코더에 입력하여 $t+1$ 시점의 RGB 이미지를 획득하도록, 상기 프로세서에 의해 실행 가능한 프로그램 명령어들을 저장하는 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 장치가 제공된다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06T 7/13 (2017.01)

G06T 7/90 (2017.01)

G06T 2207/30188 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711119860
과제번호	2020R1A4A4079705
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	집단연구지원(R&D)
연구과제명	고속/고기능 식물생산을 위한 지능적 환경제어
기 여 율	1/2
과제수행기관명	고려대학교 산학협력단
연구기간	2020.07.01 ~ 2023.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711126448
과제번호	2018-0-01421-004
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성(R&D)
연구과제명	인공지능 서비스 실현을 위한 지능형 반도체 설계 핵심기술 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	서강대학교 산학협력단
연구기간	2018.06.01 ~ 2021.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 장치로서,

프로세서; 및

상기 프로세서에 연결되는 메모리를 포함하되,

상기 메모리는,

미리 설정된 시간 간격으로 현재 시점 t 를 포함하는 식물 생장에 따른 n 개의 RGB 이미지를 획득하고,

상기 복수의 RGB 이미지 각각을 n 개의 이진 이미지 또는 그레이 이미지로 변환하고,

공간 변환 네트워크(Spatial Transformation Network, STN)를 이용하여 상기 n 개의 이진 이미지 또는 그레이 이미지로부터 미래 시점의 추정 이미지를 획득하고,

식물 잎의 이질적인 국소 성장의 추정을 위해 상기 추정 이미지를 오토 인코더에 입력하여 $t+1$ 시점의 RGB 이미지를 획득하도록,

상기 프로세서에 의해 실행 가능한 프로그램 명령어들을 저장하는 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 프로그램 명령어들은,

상기 복수의 RGB 이미지 각각을 상기 n 개의 이진 이미지로 변환하는 경우,

상기 n 개의 이진 이미지 중 서로 시간적으로 인접한 이진 이미지 사이의 $n-1$ 개의 공간 변환 매개변수를 산출하고,

상기 $n-1$ 의 공간 변환 매개변수를 결합하여 최종 공간 변환 매개변수를 산출하고,

상기 최종 공간 변환 매개변수를 현재 시점 t 의 RGB 이미지에 적용하여 미래 시점 추정 이미지를 획득하는 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 프로그램 명령어들은,

상기 $n-1$ 개의 공간 변환 매개변수 각각에 대해 시점에 대한 중요도에 대응되는 서로 다른 가중치를 곱한 값을 합산하여 상기 최종 공간 변환 매개변수를 산출하는 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 장치.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 프로그램 명령어들은,

상기 복수의 RGB 이미지 각각을 배경이 제거된 n 개의 이진 이미지로 변환하는 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,
 상기 프로그램 명령어들은,
 상기 복수의 RGB 이미지 각각을 상기 n개의 그레이 이미지로 변환하는 경우,
 상기 공간 변환 네트워크를 이용하여 상기 n개의 그레이 이미지 각각으로부터 n개의 미래 시점의 추정 이미지를 생성하고,
 상기 n개의 미래 시점의 추정 이미지를 n개의 인코더에 입력하여 내부 표현에 상응하는 특징들을 획득하고,
 상기 특징들을 제1 LSTM(Long-Short Term Memory) 및 제2 LSTM과 하나의 디코더를 통과시켜 제1 미래 시점 추정 이미지를 생성하고,
 상기 제1 미래 시점 추정 이미지를 오토 인코더에 입력하여 t+1 시점의 RGB 이미지를 획득하는 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 장치.

청구항 6

제5항에 있어서,
 상기 제1 미래 시점 추정 이미지가 입력되는 오토 인코더의 디코더에는 상기 공간 변환 네트워크를 이용하여 현재 시점 t의 RGB 이미지로부터 생성되는 미래 시점 RGB 이미지의 인코더 내부 표현에 상응하는 특징의 합성곱 연산값이 입력되는 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 장치.

청구항 7

프로세서 및 메모리를 포함하는 장치에서 시계열 이미지를 이용하여 식물 생장을 예측하는 방법으로서,
 미리 설정된 시간 간격으로 현재 시점 t를 포함하는 식물 생장에 따른 n개의 RGB 이미지를 획득하는 단계;
 상기 복수의 RGB 이미지 각각을 n개의 이진 이미지 또는 그레이 이미지로 변환하는 단계;
 공간 변환 네트워크(Spatial Transformation Network, STN)를 이용하여 상기 n개의 이진 이미지 또는 그레이 이미지로부터 미래 시점의 추정 이미지를 획득하는 단계; 및
 식물 잎의 이질적인 국소 성장의 추정을 위해 상기 추정 이미지를 오토 인코더에 입력하여 t+1 시점의 RGB 이미지를 획득하는 단계를 포함하는 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 시계열 영상을 이용한 식물 생장 예측 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 최근 식물 수확을 개선하기 위해 빛, 습도, 온도, CO₂ 농도를 제어하는 식물 공장과 같은 폐쇄된 환경에서 식물을 재배하고 있다.

[0003] 이러한 폐쇄된 식물 환경 시스템에서는 효율적인 식물 재배를 위해 환경 조건이 식물 생장에 어떻게 영향을 미치는지 이해하는 것이 중요하다.

[0004] 그동안 농업 연구 분야에서 식물 재배를 효과적으로 관리하기 위해 식물 생장 모델이 연구되었다. 그러나 식물 생장 예측은 환경 요인에 따라 성장률이 크게 달라지기 때문에 상당히 어려운 문제이고, 통제된 환경에서 효율적인 재배를 위한 필수 작업이다.

[0005] 식물이 성장하면서 잎의 면적이 점차 커지고 모양이 기하학적으로 변하게 되고, 이러한 복잡한 움직임을 추정하는 것은 생장 예측에 필수적으로 필요하나 아직 까지 식물 생장 예측과 관련된 연구가 진행된 사례가 없고, 있다고 하더라도 식물 잎의 기하학적인 성장을 제대로 예측하지 못하고 왜곡이 발생하는 문제점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) 대한민국등록특허 10-2145617

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 상기한 종래기술의 문제점을 해결하기 위해, 본 발명은 식물의 잎 넓이 증가와 동시에 식물의 동작을 예측할 수 있는 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 방법 및 장치를 제안하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0008] 상기한 바와 같은 목적을 달성하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에 따르면, 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 장치로서, 프로세서; 및 상기 프로세서에 연결되는 메모리를 포함하되, 상기 메모리는, 미리 설정된 시간 간격으로 현재 시점 t 를 포함하는 식물 생장에 따른 n 개의 RGB 이미지를 획득하고, 상기 복수의 RGB 이미지 각각을 n 개의 이진 이미지 또는 그레이 이미지로 변환하고, 공간 변환 네트워크(Spatial Transformation Network, STN)를 이용하여 상기 n 개의 이진 이미지 또는 그레이 이미지로부터 미래 시점의 추정 이미지를 획득하고, 식물 잎의 이질적인 국소 성장의 추정을 위해 상기 추정 이미지를 오토 인코더에 입력하여 $t+1$ 시점의 RGB 이미지를 획득하도록, 상기 프로세서에 의해 실행 가능한 프로그램 명령어들을 저장하는 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 장치가 제공된다.

[0009] 상기 프로그램 명령어들은, 상기 복수의 RGB 이미지 각각을 상기 n 개의 이진 이미지로 변환하는 경우, 상기 n 개의 이진 이미지 중 서로 시간적으로 인접한 이진 이미지 사이의 $n-1$ 개의 공간 변환 매개변수를 산출하고, 상기 $n-1$ 의 공간 변환 매개변수를 결합하여 최종 공간 변환 매개변수를 산출하고, 상기 최종 공간 변환 매개변수를 현재 시점 t 의 RGB 이미지에 적용하여 미래 시점 추정 이미지를 획득할 수 있다.

[0010] 상기 프로그램 명령어들은, 상기 $n-1$ 개의 공간 변환 매개변수 각각에 대해 시점에 대한 중요도에 대응되는 서로 다른 가중치를 곱한 값을 합산하여 상기 최종 공간 변환 매개변수를 산출할 수 있다.

[0011] 상기 프로그램 명령어들은, 상기 복수의 RGB 이미지 각각을 배경이 제거된 n 개의 이진 이미지로 변환할 수 있다.

[0012] 상기 프로그램 명령어들은, 상기 복수의 RGB 이미지 각각을 상기 n 개의 그레이 이미지로 변환하는 경우, 상기 공간 변환 네트워크를 이용하여 상기 n 개의 그레이 이미지 각각으로부터 n 개의 미래 시점의 추정 이미지를 생성하고, 상기 n 개의 미래 시점의 추정 이미지를 n 개의 인코더에 입력하여 내부 표현에 상응하는 특징들을 획득하고, 상기 특징들을 제1 LSTM(Long-Short Term Memory) 및 제2 LSTM과 하나의 디코더를 통과시켜 제1 미래 시점 추정 이미지를 생성하고, 상기 제1 미래 시점 추정 이미지를 오토 인코더에 입력하여 $t+1$ 시점의 RGB 이미지를 획득할 수 있다.

[0013] 상기 제1 미래 시점 추정 이미지가 입력되는 오토 인코더의 디코더에는 상기 공간 변환 네트워크를 이용하여 현재 시점 t 의 RGB 이미지로부터 생성되는 미래 시점 RGB 이미지의 인코더 내부 표현에 상응하는 특징의 합성곱 연산값이 입력될 수 있다.

[0014] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 프로세서 및 메모리를 포함하는 장치에서 시계열 이미지를 이용하여 식물 생장을 예측하는 방법으로서, 미리 설정된 시간 간격으로 현재 시점 t 를 포함하는 식물 생장에 따른 n 개의 RGB 이미지를 획득하는 단계; 상기 복수의 RGB 이미지 각각을 n 개의 이진 이미지 또는 그레이 이미지로 변환하는 단계; 공간 변환 네트워크(Spatial Transformation Network, STN)를 이용하여 상기 n 개의 이진 이미지 또는 그레이 이미지로부터 미래 시점의 추정 이미지를 획득하는 단계; 및 식물 잎의 이질적인 국소 성장의 추정을 위해 상기 추정 이미지를 오토 인코더에 입력하여 $t+1$ 시점의 RGB 이미지를 획득하는 단계를 포함하는 시계열 이미지를 이용한 식물 생장 예측 방법이 제공된다.

발명의 효과

[0015] 본 발명에 따르면, 시간 흐름에 따른 RGB 이미지를 이진 영상 또는 그레이 영상으로 변환하고, 변환된 이미지와 공간 변환 네트워크를 통해 미래 시점의 식물 성장과 관련된 RGB 이미지를 추정하기 때문에 정확도를 높일 수 있고 식물의 잎의 넓이 증가 추정과 동작 예측이 가능한 장점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0016] 도 1은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 시계열 이미지를 이용한 식물 성장 예측 장치의 구성을 도시한 도면이다.

도 2는 본 실시예에 따른 공간 변환 매개변수 추정을 이용한 미래 식물 성장 예측 과정을 나타낸 도면이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 이진 이미지를 이용한 식물 성장 예측 과정을 나타낸 도면이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 그레이 이미지를 이용한 식물 성장 예측 과정을 나타낸 도면이다.

도 5는 RGB 식물 영상에서 정량적 및 정성적으로 평가한 결과를 나타낸 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0017] 본 발명은 다양한 변형을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다.

[0018] 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0020] 본 실시예는 시계열 식물 이미지로부터 식물의 미래 동적 성장을 예측하는 딥러닝 네트워크를 제안한다.

[0021] 식물의 잎은 뚜렷한 모양, 크기 및 방향을 나타내며 시간이 지남에 따라 동적으로 변화하게 된다. 또한, 식물 이미지들을 고정된 시간 간격으로 캡처하더라도 식물의 성장 속도가 일정하지 않을 수 있으며 식물 샘플마다 생장 행동 (예 : 모양 및 방향)이 다양하다.

[0022] 이러한 점을 고려하여, 본 실시예에서는 회전, 크기 조정 및 변환으로 구성된 아핀(공간) 변환을 사용하여 잎의 생장 동작을 모델링하며, 합성곱 신경망에서 공간 변환 매개변수를 생성하는 공간 변환 네트워크(Spatial Transformer Network, STN)를 사용한다.

[0023] 도 1은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 시계열 이미지를 이용한 식물 성장 예측 장치의 구성을 도시한 도면이다.

[0024] 도 1에 도시된 바와 같이, 본 실시예에 따른 장치는 프로세서(100) 및 메모리(102)를 포함할 수 있다.

[0025] 여기서, 프로세서(100)는 컴퓨터 프로그램을 실행할 수 있는 CPU(central processing unit)나 그밖에 가상 머신 등을 포함할 수 있다.

[0026] 메모리(102)는 고정식 하드 드라이브나 착탈식 저장 장치와 같은 불휘발성 저장 장치를 포함할 수 있다. 착탈식 저장 장치는 콤팩트 플래시 유닛, USB 메모리 스틱 등을 포함할 수 있다. 메모리(102)는 각종 랜덤 액세스 메모리와 같은 휘발성 메모리도 포함할 수 있다.

[0027] 이와 같은 메모리(102)에는 프로세서(100)에 의해 실행 가능한 프로그램 명령어들이 저장된다.

[0028] 본 실시예에 따른 프로그램 명령어들은, 미리 설정된 시간 간격으로 현재 시점 t 를 포함하는 식물 성장에 따른 n 개의 RGB 이미지를 획득하고, 상기 복수의 RGB 이미지 각각을 n 개의 이진 이미지 또는 그레이 이미지로 변환하고, 공간 변환 네트워크(Spatial Transformation Network, STN)를 이용하여 상기 n 개의 이진 이미지 또는 그레이 이미지를 이진 이미지로부터 미래 시점의 추정 이미지를 획득하고, 식물 잎의 이질적인 국소 성장의 추정을 위해 상기 추정 이미지를 오토 인코더에 입력하여 $t+1$ 시점의 RGB 이미지를 획득한다.

[0029] 도 2는 본 실시예에 따른 공간 변환 매개변수 추정을 이용한 미래 식물 성장 예측 과정을 나타낸 도면이다.

[0030] 도 2는 RGB 이미지를 이진 이미지로 변환하여 식물 성장을 예측하는 경우에 적용되는 과정을 설명한 것이다.

[0031] 도 2를 참조하면, 시간적으로 인접한 이진 이미지의 각 쌍에 대해 식물 성장의 정량화를 나타내는 공간 변환 매

매개변수(θ)를 찾는다. 그런 다음 미래 시점의 추정 이미지를 생성하기 위해 과거의 매개변수($\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_t$)들을 조합하여 최종 공간 변환 매개변수(θ_{t+1})를 추정한다.

- [0032] 공간 변환 네트워크는 신경망 구조에 공간 변환 기능을 제공하기 위해 도입되었고, localization network, grid generator, sampler로 구성되어 있다.
- [0033] localization network의 매개변수에 따라 grid generator는 입력된 feature map에서 샘플링 할 포인트를 결정하는 샘플링 그리드를 계산한다.
- [0034] 마지막으로 sampler는 입력 t 번째 프레임에 이중 선형 샘플링을 적용하여 샘플링 그리드를 사용하여 (t+1) 번째 프레임을 만든다.
- [0035] 시간상으로 인접한 식물 이미지들 사이의 형상 차이는 성장량에 대응하며, 공간 변환 네트워크의 공간 변환 매개변수(회전, 스케일링 및 변환)에 의해 성장량이 모델링 될 수 있다.
- [0036] 식물 잎 사이의 겹침으로 인해 잎사귀 경계를 분할하는 것이 어려우므로 공간 변환 네트워크는 식물의 잎사귀 전체에 단일 변환으로 적용된다. 식물은 성장하면서 잎의 넓이가 단순히 커질 뿐만 아니라 여러 방향으로 흔들리며 역동적으로 성장한다. 본 실시예에서 공간 변환 네트워크는 식물의 잎 넓이 증가 추정과 동시에 식물의 동작 예측에 기여한다.
- [0037] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 이진 이미지를 이용한 식물 성장 예측 과정을 나타낸 도면이다.
- [0038] 도 3을 참조하면, 복수의 RGB 이미지 각각을 상기 n개의 이진 이미지로 변환하는 경우, 서로 다른 시점의 RGB 이미지에서 배경을 제거한 n개의 이미지(S_{t-3} 내지 S_t)를 생성하고, n개의 이진 이미지 중 서로 시간적으로 인접한 이진 이미지 사이의 n-1개의 공간 변환 매개변수를 산출한다.
- [0039] 도 3은 과거 시점 t-3에서 현재 시점 t까지의 4개의 이진 이미지에서 서로 인접한 이미지 사이에 3개의 공간 변환 매개변수($\theta_1, \theta_2, \theta_3$)를 산출하는 것을 예시적으로 도시한다.
- [0040] 상기한 바와 같이 산출된 3개의 공간 변환 매개변수 각각은 풀리 커넥티드 레이어(Fully Connected Layer, FC)를 거쳐 곱셈기(300)로 입력된다.
- [0041] n-1개의 곱셈기(300)는 FC를 통과하여 얻어진 중요도 맵(가중치)과 각 공간 변환 매개변수를 곱하여 가산기(302)로 출력한다.
- [0042] 여기서, 가중치는 현재 시점(t)로 갈수록 높은 값을 가질 수 있다.
- [0043] 가산기(302)는 이들을 결합하여 최종 공간 변환 매개변수(θ_4)를 출력한다.
- [0044] 본 실시예에 따른 프로그램 명령어들은, 최종 공간 변환 매개변수를 현재 시점 t의 RGB 이미지(I_t)에 적용하여 미래 시점 추정 이미지를 생성한다.
- [0045] 식물 잎의 이질적인 국소 성장의 추정을 위해 미래 시점 추정 이미지는 오토 인코더(304)로 입력되며, 최종적으로 미래 시점의 RGB 이미지(I_{t+1})가 생성된다.
- [0046] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 그레이 이미지를 이용한 식물 성장 예측 과정을 나타낸 도면이다.
- [0047] 도 4를 참조하면, 본 실시예에 따른 장치는 서로 다른 시점의 RGB 이미지 각각을 n개의 그레이 이미지(S_{t-3} 내지 S_t)로 변환한다.
- [0048] 다음으로, 공간 변환 네트워크(STN)를 이용하여 n개의 그레이 이미지 각각으로부터 n개의 미래 시점의 추정 이미지를 생성한다.
- [0049] 도 4에서 4개의 S_{t+1} (400-1 내지 400-4)은 서로 다른 시점의 그레이 이미지로부터 추정된 미래 시점 이미지를 나타낸 것이다.
- [0050] 본 실시예에 따르면, 4개의 미래 시점의 추정 이미지를 4개의 인코더(402)에 입력하여 내부 표현에 상응하는 특징들을 획득하고, 획득된 특징들을 제1 LSTM(Long-Short Term Memory, 404) 및 제2 LSTM(406)과 하나의 디코더

(408)를 통과시켜 제1 미래 시점 추정 이미지(410)를 생성한다.

[0051] 제1 미래 시점 추정 이미지(410)를 오토 인코더(412)에 입력하여 t+1 시점의 RGB 이미지(I_{t+1})를 생성한다.

[0052] 바람직하게, 본 실시예에 따른 오토 인코더(412)의 디코더에는 공간 변환 네트워크를 이용하여 현재 시점 t의 RGB 이미지로부터 생성되는 미래 시점 RGB 이미지(400-5)의 인코더 내부 표현에 상응하는 특징의 합성곱 연산값(CONV)이 입력된다.

[0053] 상기한 바와 같이, 그레이 이미지를 이용하는 경우, 이진 이미지를 이용하는 것에 비해 식물의 형상 추정의 정확도는 다소 낮아지지만 특징 추정의 정확도는 한층 높아진다.

[0054] 본 실시예에 따른 식물 생장 예측의 훈련을 위해 L1 norm을 손실 함수로 사용한다.

[0055] L1 norm을 사용하면 MSE(Mean Square Error) 및 SSIM 보다 블러링이 적은 RGB 이미지를 얻을 수 있다.

[0056] L1 norm을 구하는 식은 다음과 같다.

수학식 1

$$L1(A,B)=\sum_{i=1}^k|B_i-A_i|$$

[0057]

[0058] 여기서, A_i , B_i 는 각각 이미지 A, B의 i번째 픽셀값이고, k는 총 픽셀수이다.

[0059] 전체 손실은 3개의 하위 손실의 합으로 구성되어 있으며 다음과 같다.

수학식 2

$$L1=L1_{STN}+L1_{Shape}+L1_{RGB}$$

[0060]

[0061] 수학식 2에서 $L1_{STN}$ 은 형상 예측 서브넷의 STN 모듈에서 측정된 손실이며, 상기한 바와 같이, 시간적으로 인접한 이진 이미지에 대해 공간 변환 네트워크를 적용하여 시간 간격 동안의 생장을 정량화한다.

[0062] $L1_{Shape}$ 은 각각 형상 예측 서브넷의 출력 이미지에 대한 손실이고, $L1_{RGB}$ 는 네트워크의 최종 출력 이미지의 손실이다.

[0063] 도 5는 RGB 식물 영상에서 정량적 및 정성적으로 평가한 결과를 나타낸 것이다.

[0064] 도 5a는 실제 식물 이미지, 도 5b 및 5c는 기존 방법, 도 5d는 본 실시예에 따른 식물 이미지 예측 결과를 나타낸 것이다.

[0065] 도 5의 왼쪽 열은 서로 다른 날짜의 RGB 영상을 나타낸 것이고, 오른쪽 열은 실제 모양에 대비한 RGB 영상 결과 나타낸 것이다.

[0066] 도 5의 왼쪽 열에서 도 5b는 식물의 잎이 사라지거나 잘못된 방향으로 식물 생장 예측이 진행되는 모습을 보인다. 도 5c는 예측된 식물의 잎에 왜곡이 발생하여 일그러지는 현상이 발생한다.

[0067] 도 5의 오른쪽 열은 실제 형상에 대비하여 RGB 영상을 보여서 보다 뚜렷하게 예측 오류를 보인다. 오른쪽 열에 있는 도 5b, 5c 및 5d는 예측된 식물 이미지를 그 실제 형상으로 마스킹하여 구한다. 마스킹된 이미지의 녹색 영역은 올바른 예측을 나타내며, 회색 영역은 예측 오류를 나타낸다.

[0068] 도 5b 및 5c에서 볼 수 있듯이, 비교 모델은 종종 잎의 형상을 정확하게 예측하지 못하며, 일부 형상 왜곡이 종종 발생한다. 특히 빨간색 상자 안에 있는 잎의 영역이 도 5d에 비해 도 5b와 5c의 경우 회색 영역이 많이 보여 예측 오류가 큰 것을 볼 수 있다.

[0069] 한편, 본 실시예에 따른 방법은 도 5d에 나타난 바와 같이, 실제 식물 이미지와 비교하여 보면 형상을 성공적으

로 추정한다. 또한, 생장 예측 능력을 비교한다면 비교 모델로는 잎 이동을 추적하지 못하며 잎은 여전히 현시점에 머물러 있다. 잎의 움직임을 추적하지 못하면 잎의 생장 예측에 오류가 발생한다.

[0070] 그러나 본 실시예에 따른 방법은 잎의 움직임을 지속적으로 추적하여 예측을 정확히 한다.

[0071] 표 1은 26개의 RGB 식물 영상에 대한 PSNR 및 SSIM을 사용한 정량적 결과를 제시한다. 실제 식물 이미지와 생장 예측된 식물 이미지를 비교하여 PSNR과 SSIM 이미지 품질 평가를 진행한다. 정량적 평가에서도 제안된 네트워크의 성능이 비교 모델에 비해 더 좋은 성능을 나타내는 것을 알 수 있다.

표 1

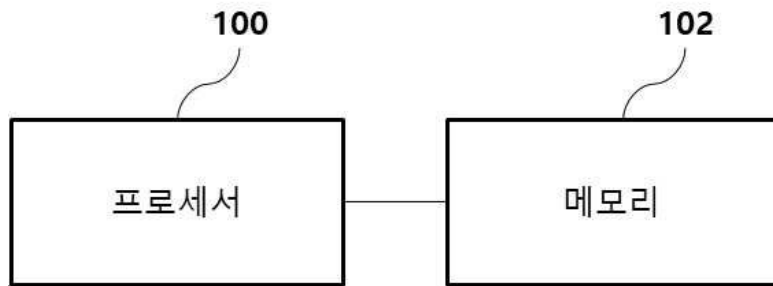
[0072]

	LSTM	Concat	제안기법
PSNR(dB)	25.59	26.32	26.65
SSIM	0.8997	0.9097	0.9118

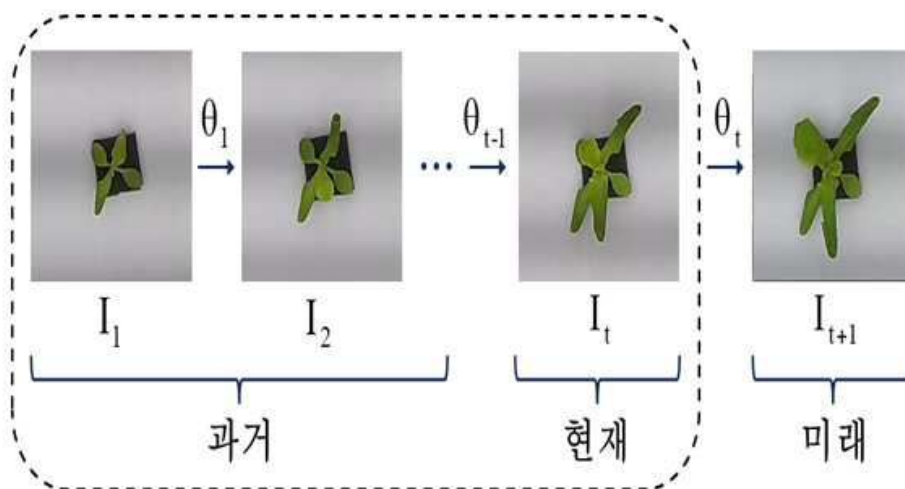
[0073] 상기한 본 발명의 실시예는 예시의 목적을 위해 개시된 것이고, 본 발명에 대한 통상의 지식을 가지는 당업자라면 본 발명의 사상과 범위 안에서 다양한 수정, 변경, 부가가 가능할 것이며, 이러한 수정, 변경 및 부가는 하기의 특허청구범위에 속하는 것으로 보아야 할 것이다.

도면

도면1

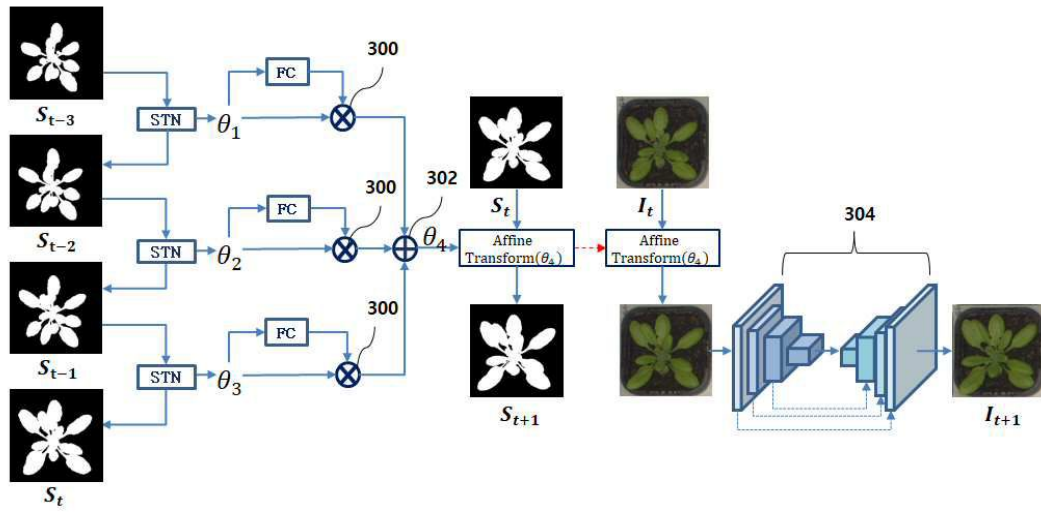


도면2

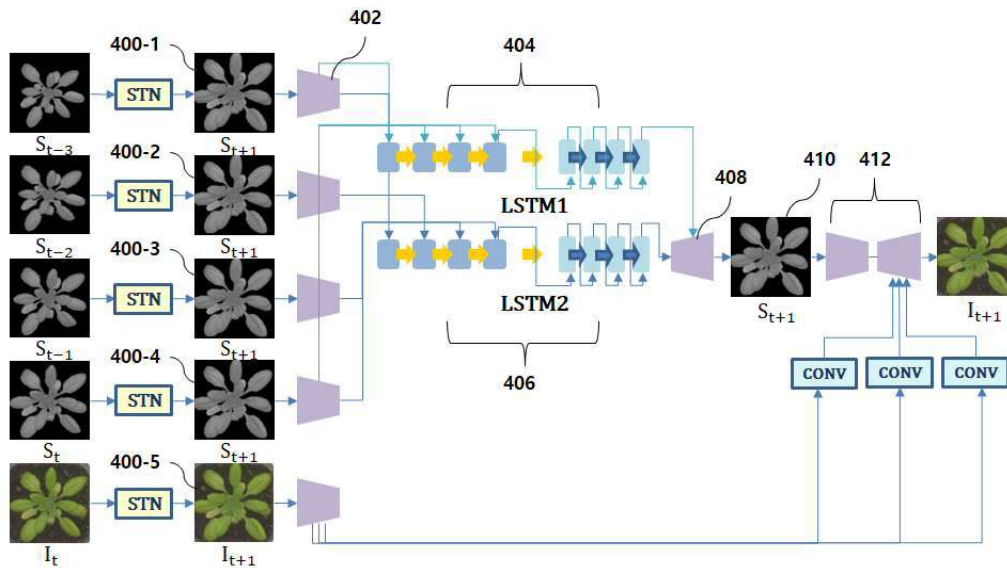


$$\theta_t = f(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{t-1}) \quad \theta = \text{공간 변환 매개변수}$$

도면3



도면4



도면5

