



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년06월13일

(11) 등록번호 10-2541665

(24) 등록일자 2023년06월05일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06T 3/40 (2006.01) G06N 3/04 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01) G06T 5/20 (2006.01)

G06T 7/11 (2017.01)

(52) CPC특허분류

G06T 3/4046 (2013.01)

G06N 3/045 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2021-0161531

(22) 출원일자 2021년11월22일

심사청구일자 2021년11월22일

(65) 공개번호 10-2023-0075187

(43) 공개일자 2023년05월31일

(56) 선행기술조사문헌

Bingnan Luo et al, "Shape Constrained Network for Eye Segmentation in the Wild", Computer Vision and Pattern Recognition (2019.10.11.)*

Siddharth Pandey et al., "An image augmentation approach using two-stage generative adversarial network for nuclei image segmentation", Biomedical Signal Processing and Control 57 (2020)*

배상중, "GAN을 이용한 과수 병충해분류 시스템의 설계 및 구현", 배재대학교 대학원 컴퓨터공학과 컴퓨터공학전공 석사학위논문 (2019.12.)*

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

세종대학교산학협력단

서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)

(72) 발명자

한동일

서울특별시 서초구 잠원로 166-4, 1106호 (잠원동, 미주파스텔)

아마드 모빈

서울특별시 광진구 긴고랑로 171, 201호 (중곡동) (뒷면에 계속)

(74) 대리인

특허법인엠에이피에스

전체 청구항 수 : 총 11 항

심사관 : 이정은

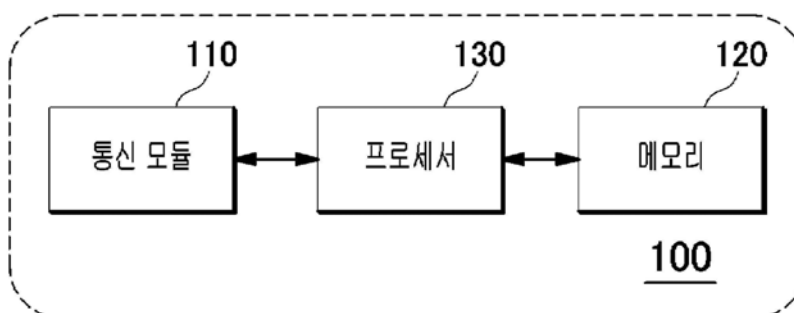
(54) 발명의 명칭 생성적 적대 신경망을 이용한 이미지 생성 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명의 일 실시예는, 이미지 생성 장치를 이용하여 이미지를 생성하는 방법을 제공한다. 본 방법은, 상기 이미지 생성 장치가, 제1 인공지능 모델을 이용하여, 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 출력 이미지를 생성하고, 제2 입력 이미지에 대응되는 제2 출력 이미지를 생성하는 단계, 상기 이미지 생성 장치가, 입력 이미지에 포함된

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



특정 영역에 대응되는 마스크 이미지를 생성하도록 학습된 제2 인공지능 모델을 이용하여 상기 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 마스크 이미지를 생성하고, 상기 제1 출력 이미지에 대응되는 제2 마스크 이미지를 생성하는 단계, 그리고, 상기 이미지 생성 장치가, 상기 제1 입력 이미지와 상기 제2 출력 이미지의 비교 및 상기 제1 출력 이미지와 상기 제2 입력 이미지의 비교를 통해 상기 제1 인공지능 모델의 제1 손실을 산출하고, 상기 제1 마스크 이미지 및 상기 제2 마스크 이미지의 비교를 통해 상기 제2 인공지능 모델의 제2 손실을 산출하고, 상기 제1 손실 및 상기 제2 손실을 더한 전체 손실이 최소화되도록 상기 제1 인공지능 모델을 학습시키는 단계를 포함한다.

(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2023.01)
G06T 3/4053 (2013.01)
G06T 5/20 (2023.01)
G06T 7/11 (2017.01)
G06T 2207/20081 (2013.01)
G06T 2207/20084 (2013.01)

이아현

경기도 성남시 분당구 판교원로82번길 30, 1304동
 301호 (운중동, 산운마을13단지아파트)

(72) 발명자

압둘라 무하마드

서울특별시 성동구 동일로55나길 11-6, B103호 (송정동)

최다빈

서울특별시 성동구 송정12라길 77, 401호 (송정동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1395068574
과제번호	PJ0156862021
부처명	농촌진흥청
과제관리(전문)기관명	농촌진흥청
연구사업명	농업정책지원및기반육성_농업정책지원기술개발사업(R&D)_발농업생산성증대기술개발
연구과제명	두류 및 유지작물 병 표현형 진단 기술 개발
기 여 율	3/4
과제수행기관명	국립식량과학원
연구기간	2021.01.01 ~ 2021.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711135985
과제번호	2021R1F1A106168711
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	메모리 기반의 신경망 구조 자동 탐색 및 영역 분할 기법을 이용한 색각이상자의 적
적 색상보정 연구	
기 여 율	1/4
과제수행기관명	세종대학교 산학협력단
연구기간	2021.06.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

이미지 생성 장치를 이용하여 이미지를 생성하는 방법에 있어서,

- a) 상기 이미지 생성 장치가, 입력 이미지에 대응되는 모조 이미지를 생성하도록 학습된 제1 인공지능 모델을 이용하여, 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 출력 이미지를 생성하고, 제2 입력 이미지에 대응되는 제2 출력 이미지를 생성하는 단계로서, 상기 제1 인공지능 모델은 상기 제1 출력 이미지를 상기 제2 입력 이미지로 하고, 상기 제2 출력 이미지를 상기 제1 입력 이미지로 하여 학습을 수행하는 것인 단계;
- b) 상기 이미지 생성 장치가, 입력 이미지에 포함된 특징 영역에 대응되는 마스크 이미지를 생성하도록 학습된 제2 인공지능 모델을 이용하여 상기 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 마스크 이미지를 생성하고, 상기 제1 출력 이미지에 대응되는 제2 마스크 이미지를 생성하는 단계;
- c) 상기 이미지 생성 장치가, 상기 제1 입력 이미지와 상기 제2 출력 이미지의 비교 및 상기 제1 출력 이미지와 상기 제2 입력 이미지의 비교를 통해 상기 제1 인공지능 모델의 제1 손실을 산출하고, 상기 제1 마스크 이미지 및 상기 제2 마스크 이미지의 비교를 통해 상기 제2 인공지능 모델의 제2 손실을 산출하고, 상기 제1 손실 및 상기 제2 손실을 더한 전체 손실이 최소화되도록 상기 제1 인공지능 모델을 학습시키는 단계를 포함하고,

상기 제2 손실은 상기 제1 마스크 이미지와 상기 제2 마스크 이미지가 중첩되는 영역을 상기 제1 마스크 이미지와 상기 제2 마스크 이미지를 합한 전체 영역으로 나눈 값에 의해 결정되는, 이미지 생성 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 a) 단계는,

상기 이미지 생성 장치가 순환 생성적 적대 신경망(CycleGAN, Cycle Generative Adversarial Network)을 토대로 입력 이미지에 대응되는 모조 이미지를 생성하도록 학습되는 상기 제1 인공지능 모델을 생성하는 단계를 포함하는 것인, 이미지 생성 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 b) 단계는,

상기 이미지 생성 장치가 U-net 기반의 컨볼루션 인공 신경망을 토대로 입력 이미지에 포함된 특징 영역을 추출하도록 학습되는 상기 제2 인공지능 모델을 생성하는 단계를 포함하는 것인, 이미지 생성 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 제1 입력 이미지는 건강 잎 카테고리에 속한 원본 건강 잎 이미지이고,

상기 제1 출력 이미지는 병해 잎 카테고리에 속한 상기 제1 입력 이미지를 토대로 생성되는 모조 병해 잎 이미지이고,

상기 제2 입력 이미지는 병해 잎 카테고리에 속한 원본 병해 잎 이미지이고, 그리고,

상기 제2 출력 이미지는 건강 잎 카테고리에 속한 모조 건강 잎 이미지인 것인, 이미지 생성 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 c) 단계 이후에,

d) 상기 이미지 생성 장치가, 상기 제1 인공지능 모델을 이용하여 입력되는 원본 이미지에 대응되는 출력으로서 모조 이미지를 생성하는 단계를 더 포함하는 것인, 이미지 생성 방법.

청구항 6

학습에 사용되는 이미지 및 이미지 생성 프로그램을 저장하는 메모리; 및

상기 메모리에 저장된 프로그램을 실행하는 프로세서를 포함하며,

상기 프로세서는 상기 이미지 생성 프로그램을 실행하여,

입력 이미지에 대응되는 모조 이미지를 생성하도록 학습된 제1 인공지능 모델을 이용하여, 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 출력 이미지를 생성하고 제2 입력 이미지에 대응되는 제2 출력 이미지를 생성하되, 상기 제1 인공지능 모델은 상기 제1 출력 이미지를 상기 제2 입력 이미지로 하고, 상기 제2 출력 이미지를 상기 제1 입력 이미지로 하여 학습을 수행하는 것이고,

입력 이미지에 포함된 특징 영역에 대응되는 마스크 이미지를 생성하도록 학습된 제2 인공지능 모델을 이용하여 상기 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 마스크 이미지를 생성하고, 상기 제1 출력 이미지에 대응되는 제2 마스크 이미지를 생성하고,

상기 제1 입력 이미지와 상기 제2 출력 이미지의 비교 및 상기 제1 출력 이미지와 상기 제2 입력 이미지의 비교를 통해 상기 제1 인공지능 모델의 제1 손실을 산출하고,

상기 제1 마스크 이미지 및 상기 제2 마스크 이미지의 비교를 통해 상기 제2 인공지능 모델의 제2 손실을 산출하고, 그리고,

상기 제1 손실 및 상기 제2 손실을 더한 전체 손실이 최소화되도록 상기 제1 인공지능 모델을 학습시키는 것을 수행하도록 구성되고,

상기 제2 손실은 상기 제1 마스크 이미지와 상기 제2 마스크 이미지가 중첩되는 영역을 상기 제1 마스크 이미지와 상기 제2 마스크 이미지를 합한 전체 영역으로 나눈 값에 의해 결정되는, 이미지 생성 장치.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 프로세서는 상기 이미지 생성 프로그램을 실행하여,

순환 생성적 적대 신경망(CycleGAN, Cycle Generative Adversarial Network)을 토대로 입력 이미지에 대응되는 모조 이미지를 생성하도록 학습되는 상기 제1 인공지능 모델을 생성하는 것을 더 수행하도록 구성되는 것인, 이미지 생성 장치.

청구항 8

제6항에 있어서,

상기 프로세서는 상기 이미지 생성 프로그램을 실행하여,

U-net 기반의 컨볼루션 인공 신경망을 토대로 입력 이미지에 포함된 특징 영역을 추출하도록 학습되는 상기 제2 인공지능 모델을 생성하는 것을 더 수행하도록 구성되는 것인, 이미지 생성 장치.

청구항 9

제6항에 있어서,

상기 제1 입력 이미지는 건강 잎 카테고리에 속한 원본 건강 잎 이미지이고,

상기 제1 출력 이미지는 병해 잎 카테고리에 속한 상기 제1 입력 이미지를 토대로 생성되는 모조 병해 잎 이미지이고,

상기 제2 입력 이미지는 병해 잎 카테고리에 속한 원본 병해 잎 이미지이고, 그리고,

상기 제2 출력 이미지는 건강 및 카테고리에 속한 모조 건강 및 이미지인 것인, 이미지 생성 장치.

청구항 10

제6항에 있어서,

상기 프로세서는 상기 이미지 생성 프로그램을 실행하여,

상기 제1 인공지능 모델을 이용하여 입력되는 원본 이미지에 대응되는 출력으로서 모조 이미지를 생성하는 것을 더 수행하도록 구성되는 것인, 이미지 생성 장치.

청구항 11

제1항에 따른 이미지 생성 방법을 수행하기 위한 컴퓨터 프로그램이 기록된 비일시적 컴퓨터 판독가능 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 생성적 적대 신경망을 이용한 이미지 생성 장치 및 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는, 생성적 적대 신경망(GAN, Generative Adversarial Network)을 이용하여 원본 이미지를 토대로 고품질의 새로운 모조 이미지를 생성하는 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 딥러닝 네트워크를 학습시켜 성능을 높이기 위해서는 학습에 사용되는 데이터 수집 절차가 중요하다. 데이터 수집 절차에서 충분한 수의 이미지가 필요하지만 상황에 따라 충분한 양의 데이터 세트를 확보하는 것에 어려움이 있다. 또한, 데이터 전처리 과정에서 해당 분야의 전문가 수의 부족 등 다양한 원인으로 인해 수집된 데이터를 처리하는데 비효율적인 시간과 비용이 소모될 수 있다. 이는 곧 데이터 세트 부족 및 클래스 불균형 문제로 이어지며 과적합이 발생하여 딥러닝 네트워크의 성능이 떨어질 수 있다.

[0003] 데이터 세트 부족 및 클래스 불균형 문제를 해결하기 위한 방법으로 다양한 데이터 확대 방법이 사용되고 있다. 종래의 데이터 확대 방법은 이미지 확대로서 회전, 뒤집기, 색상 변경 등 대부분 기하학적인 변환 기능만 반복하는 방식을 사용하기 때문에 이미지의 수를 늘리는 데 한계가 있다. 또한, 종래의 데이터 확대 방법에서는 새로운 정보가 제공되는 가정이 포함되지 않으므로 데이터 확대에 따라 생성된 이미지가 새로운 이미지로 간주될 수 없는 문제점이 있다.

[0004] 따라서, 학습 데이터인 이미지를 별도로 추가 수집하지 않고서도, 수집된 이미지를 활용하여 새로운 이미지로 간주될 수 있을 정도의 고품질 이미지를 생성할 수 있는 방법이 필요한 실정이다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명은 전술한 문제점을 해결하기 위한 것으로, GAN(Generative Adversarial Network)의 주기 일관성 손실을 줄이고, 사전 훈련된 UNet을 기반으로 마스크 이미지를 생성한 후, IoU 손실을 줄임으로써 고품질 이미지를 생성하는 장치 및 방법을 제공하는 것을 일 기술적 과제로 한다.

[0006] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제들은 상기한 기술적 과제로 제한되지 않으며, 이하의 설명으로부터 본 발명의 또 다른 기술적 과제들이 도출될 수 있다.

과제의 해결 수단

[0007] 상술한 기술적 과제를 해결하기 위한 기술적 수단으로서, 본 발명의 제1 측면에 따른 실시예는, 이미지 생성 장치를 이용하여 이미지를 생성하는 방법을 제공한다. 본 방법은, 상기 이미지 생성 장치가, 입력 이미지에 대응되는 모조 이미지를 생성하도록 학습된 제1 인공지능 모델을 이용하여, 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 출력 이미지를 생성하고, 제2 입력 이미지에 대응되는 제2 출력 이미지를 생성하는 단계로서, 상기 제1 인공지능 모델은 상기 제1 출력 이미지를 상기 제2 입력 이미지로 하고, 상기 제2 출력 이미지를 상기 제1 입력 이미지로

하여 학습을 수행하는 것인 단계, 상기 이미지 생성 장치가, 입력 이미지에 포함된 특징 영역에 대응되는 마스크 이미지를 생성하도록 학습된 제2 인공지능 모델을 이용하여 상기 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 마스크 이미지를 생성하고, 상기 제1 출력 이미지에 대응되는 제2 마스크 이미지를 생성하는 단계, 그리고, 상기 이미지 생성 장치가, 상기 제1 입력 이미지와 상기 제2 출력 이미지의 비교 및 상기 제1 출력 이미지와 상기 제2 입력 이미지의 비교를 통해 상기 제1 인공지능 모델의 제1 손실을 산출하고, 상기 제1 마스크 이미지 및 상기 제2 마스크 이미지의 비교를 통해 상기 제2 인공지능 모델의 제2 손실을 산출하고, 상기 제1 손실 및 상기 제2 손실을 더한 전체 손실이 최소화되도록 상기 제1 인공지능 모델을 학습시키는 단계를 포함한다.

[0008] 본 발명의 제2 측면에 따른 실시예는, 학습에 사용되는 이미지 및 이미지 생성 프로그램을 저장하는 메모리 및 상기 메모리에 저장된 프로그램을 실행하는 프로세서를 포함하는 이미지 생성 장치를 제공한다. 상기 프로세서는 상기 이미지 생성 프로그램을 실행하여, 입력 이미지에 대응되는 모조 이미지를 생성하도록 학습된 제1 인공지능 모델을 이용하여, 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 출력 이미지를 생성하고 제2 입력 이미지에 대응되는 제2 출력 이미지를 생성하되, 상기 제1 인공지능 모델은 상기 제1 출력 이미지를 상기 제2 입력 이미지로 하고, 상기 제2 출력 이미지를 상기 제1 입력 이미지로 하여 학습을 수행하는 것이고, 입력 이미지에 포함된 특징 영역에 대응되는 마스크 이미지를 생성하도록 학습된 제2 인공지능 모델을 이용하여 상기 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 마스크 이미지를 생성하고, 상기 제1 출력 이미지에 대응되는 제2 마스크 이미지를 생성하고, 상기 제1 입력 이미지와 상기 제2 출력 이미지의 비교 및 상기 제1 출력 이미지와 상기 제2 입력 이미지의 비교를 통해 상기 제1 인공지능 모델의 제1 손실을 산출하고, 상기 제1 마스크 이미지 및 상기 제2 마스크 이미지의 비교를 통해 상기 제2 인공지능 모델의 제2 손실을 산출하고, 그리고, 상기 제1 손실 및 상기 제2 손실을 더한 전체 손실이 최소화되도록 상기 제1 인공지능 모델을 학습시키는 것을 수행하도록 구성된다.

발명의 효과

[0009] 본 발명에 따르면, GAN(Generative Adversarial Network)의 주기 일관성 손실을 줄이고, 사전 훈련된 UNet을 기반으로 마스크 이미지를 생성한 후, IoU 손실을 줄임으로써 고품질 이미지를 생성할 수 있다.

[0010] 또한, 본 발명에 따르면, 상대적으로 학습에 사용되는 적은 양의 원본 이미지를 활용하여 사용자가 원하는 만큼의 고품질 이미지를 추가적인 학습 데이터로서 생성할 수 있다.

[0011] 또한, 본 발명에 따르면, 데이터 세트 부족 및 클래스 불균형 시 추가로 생성한 이미지를 토대로 균형 있는 데이터 세트를 만들어 딥러닝 네트워크의 학습 성능을 향상시킬 수 있다.

[0012] 이와 같이, 본 발명에 따르면 고품질의 이미지 데이터를 생성하여 딥러닝 네트워크의 학습 성능을 향상시킬 수 있으며, 전문가가 데이터 세트를 분석하고 직접 분류하는 데이터 수집 단계에서 소모되는 비용과 시간을 절감할 수 있다. 또한, CycleGAN 및 IoU 손실을 활용하여 데이터 분포를 학습하고 자연스러운 이미지를 생성할 수 있으며, 적은 수의 원본 이미지로 고품질의 데이터 세트를 생성하여 데이터 세트 부족 및 클래스 불균형 문제를 해결할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0013] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 생성적 적대 신경망을 이용한 이미지 생성 장치의 구성을 도시한 블록도이다.

도 2 내지 도 5는 도 1에 도시된 이미지 생성 장치를 이용하여 이미지를 생성하는 과정들을 설명하기 위해 도시한 도면들이다.

도 6은 본 발명의 다른 실시예에 따른 생성적 적대 신경망을 이용한 이미지 생성 방법의 순서를 도시한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0014] 이하에서는 첨부한 도면을 참조하여 본 발명을 상세히 설명하기로 한다. 다만, 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며, 여기에서 설명하는 실시예들로 한정되는 것은 아니다. 또한, 첨부된 도면은 본 명세서에 개시된 실시예를 쉽게 이해할 수 있도록 하기 위한 것일 뿐, 첨부된 도면에 의해 본 명세서에 개시된 기술적 사상이 제한되지 않는다. 여기에 사용되는 기술용어 및 과학용어를 포함하는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 일반적으로 이해하는 의미로 해석되어야 한다. 사전에 정의된 용어들은 관련기술문헌과 현재 개시된 내용에 부합하는 의미를 추가적으로 갖는 것으로 해석되어야 하며, 별도로 정의되

지 않는 한 매우 이상적이거나 제한적인 의미로 해석되지 않는다.

- [0015] 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 도면에 나타난 각 구성요소의 크기, 형태, 형상은 다양하게 변형될 수 있다. 명세서 전체에 대하여 동일/유사한 부분에 대해서는 동일/유사한 도면 부호를 붙였다.
- [0016] 이하의 설명에서 사용되는 구성요소에 대한 접미사 "모듈" 및 "부" 등은 명세서 작성의 용이함만이 고려되어 부여되거나 혼용되는 것으로서, 그 자체로 서로 구별되는 의미 또는 역할을 갖는 것은 아니다. 또한, 본 명세서에 개시된 실시예를 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 명세서에 개시된 실시예의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략하였다.
- [0017] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결(접속, 접촉 또는 결합)"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결(접속, 접촉 또는 결합)"되어 있는 경우뿐만 아니라, 그 중간에 다른 부재를 사이에 두고 "간접적으로 연결(접속, 접촉 또는 결합)"되어 있는 경우도 포함한다. 또한 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함(구비 또는 마련)"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 "포함(구비 또는 마련)"할 수 있다는 것을 의미한다.
- [0018] 본 명세서에서 사용되는 제1, 제2 등과 같이 서수를 나타내는 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용되며, 구성요소들의 순서나 관계를 제한하지 않는다. 예를 들어, 본 발명의 제1구성요소는 제2구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2구성요소도 제1구성요소로 명명될 수 있다. 본 명세서에서 사용되는 단수 표현의 형태들은 명백히 반대의 의미를 나타내지 않는 한 복수 표현의 형태들도 포함하는 것으로 해석되어야 한다.
- [0019] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 생성적 적대 신경망을 이용한 이미지 생성 장치(이하, "이미지 생성 장치(100)"라 함)의 구성을 도시한 블록도이고, 도 2 내지 도 5는 도 1에 도시된 이미지 생성 장치(100)를 이용하여 이미지를 생성하는 과정들을 설명하기 위해 도시한 도면들이다. 이하에서, 도 1 내지 도 5를 참조하여, 이미지 생성 장치(100)와 이를 이용한 이미지 생성 방법에 대해 상세하게 설명하도록 한다.
- [0020] 도 1을 참조하면, 이미지 생성 장치(100)는 메모리(120) 및 프로세서(130)를 포함하며, 통신 모듈(110)을 더 포함할 수 있다. 이미지 생성 장치(100)는 서버 또는 단말과 같은 장치 형태로 형성될 수 있고, SaaS (Software as a Service), PaaS (Platform as a Service) 또는 IaaS (Infrastructure as a Service)와 같은 클라우드 컴퓨팅 서비스 모델에서 동작할 수 있다. 이미지 생성 장치(100)는 사설(private) 클라우드, 공용(public) 클라우드 또는 하이브리드(hybrid) 클라우드 시스템과 같은 서버 형태로 구축될 수 있다. 또한, 이미지 생성 장치(100)는 예를 들어, 웹 브라우저(WEB Browser)가 탑재된 노트북, 데스크톱(desktop), 랩톱(laptop), 휴대성과 이동성이 보장되는 무선 통신 장치 또는 스마트폰, 태블릿 PC 등과 같은 모든 종류의 핸드헬드(Handheld) 기반의 무선 통신 장치로 구현될 수 있다.
- [0021] 통신 모듈(110)은 메모리(120)에 저장되는 데이터와 프로세서(130)가 사용하는 데이터 등을 외부 장치로부터 전송받을 수 있다. 예컨대, 통신 모듈(110)은 이미지 생성 장치(100)의 학습에 사용되는 이미지 데이터, 딥러닝 알고리즘, 딥러닝 알고리즘을 토대로 생성된 학습 모델 등을 외부로부터 수신하거나 외부로 송신할 수 있다. 여기서 외부 장치는 서버, 단말과 같은 장치를 의미할 수 있다. 통신 모듈(110)은 근거리 통신망(Local Area Network; LAN), 광역 통신망(Wide Area Network; WAN) 또는 부가가치 통신망(Value Added Network; VAN) 등과 같은 유선 네트워크나 이동 통신망(mobile radio communication network) 또는 위성 통신망 등과 같은 모든 종류의 무선 네트워크를 통해 외부 장치와 연결될 수 있다. 통신 모듈(110)은 다른 네트워크 장치와 유무선 연결을 통해 제어 신호 또는 데이터 신호와 같은 신호를 송수신하기 위해 필요한 하드웨어 및 소프트웨어를 포함하는 장치를 포함할 수 있다.
- [0022] 메모리(120)는 이미지 생성 프로그램을 저장한다. 프로그램의 명칭은 설명의 편의를 위해 설정된 것으로, 명칭 그 자체로 프로그램의 기능을 제한하는 것은 아니다. 또한, 메모리(120)는 통신 모듈(110)로 입력되는 정보 및 데이터, 프로세서(130)에 의해 수행되는 기능에 필요한 정보 및 데이터, 프로세서(130)의 실행에 따라 생성된 데이터 중 적어도 어느 하나 이상을 저장할 수 있다. 예컨대, 메모리(120)는 이미지 생성 장치(100)의 학습에 사용되는 이미지 및 데이터, 프로세서(130)에 의해 생성된 인공지능 학습 모델들을 저장할 수 있다. 메모리(120)는 전원이 공급되지 않아도 저장된 정보를 계속 유지하는 비휘발성 저장장치 및 저장된 정보를 유지하기 위하여 전력을 필요로 하는 휘발성 저장장치를 통칭하는 것으로 해석되어야 한다. 또한, 메모리(120)는 프로세서(130)가 처리하는 데이터를 일시적 또는 영구적으로 저장하는 기능을 수행할 수 있다. 메모리(120)는 저장된

정보를 유지하기 위하여 전력이 필요한 휘발성 저장장치 외에 자기 저장 매체(magnetic storage media) 또는 플래시 저장 매체(flash storage media)를 포함할 수 있으나, 본 발명의 범위가 이에 한정되는 것은 아니다.

[0023] 프로세서(130)는 메모리(120)에 저장된 이미지 생성 프로그램을 실행하도록 구성된다. 프로세서(130)는 데이터를 제어 및 처리하는 다양한 종류의 장치들을 포함할 수 있다. 프로세서(130)는 프로그램 내에 포함된 코드 또는 명령으로 표현된 기능을 수행하기 위해 물리적으로 구조화된 회로를 갖는, 하드웨어에 내장된 데이터 처리 장치를 의미할 수 있다. 일 예에서, 프로세서(130)는 마이크로프로세서(microprocessor), 중앙처리장치(central processing unit: CPU), 프로세서 코어(processor core), 멀티프로세서(multiprocessor), ASIC(application-specific integrated circuit), FPGA(field programmable gate array) 등의 형태로 구현될 수 있으나, 본 발명의 범위가 이에 한정되는 것은 아니다.

[0024] 프로세서(130)는 이미지 생성 프로그램을 실행하여 다음과 같은 기능 및 절차들을 수행하도록 구성된다.

[0025] 프로세서(130)는 입력 이미지에 대응되는 모조 이미지를 생성하도록 학습된 제1 인공지능 모델을 이용하여, 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 출력 이미지를 생성하고 제2 입력 이미지에 대응되는 제2 출력 이미지를 생성한다. 제1 인공지능 모델은 제1 출력 이미지를 제2 입력 이미지로 하고, 제2 출력 이미지를 제1 입력 이미지로 하여 학습을 수행하는 모델이다. 제1 인공지능 모델은 순환 생성적 적대 신경망을 토대로 학습되는 모델일 수 있다.

[0026] 프로세서(130)는 입력 이미지에 포함된 특징 영역에 대응되는 마스크 이미지를 생성하도록 학습된 제2 인공지능 모델을 이용하여 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 마스크 이미지를 생성하고, 제1 출력 이미지에 대응되는 제2 마스크 이미지를 생성한다. 예컨대, 눈에 대한 이미지인 경우, 특징 영역은 눈에 해당하는 영역일 수 있고, 비 특징 영역을 눈에 해당하는 영역을 제외한 배경 영역일 수 있다.

[0027] 프로세서(130)는 제1 입력 이미지와 제2 출력 이미지의 비교 및 제1 출력 이미지와 제2 입력 이미지의 비교를 통해 제1 인공지능 모델의 제1 손실을 산출하고, 제1 마스크 이미지 및 제2 마스크 이미지의 비교를 통해 제2 인공지능 모델의 제2 손실을 산출한다. 프로세서(130)는 제1 손실 및 제2 손실을 더한 전체 손실이 최소화되도록 제1 인공지능 모델을 학습시킨다. 제1 인공지능 모델이 CycleGAN 기반의 학습 모델인 경우 제1 손실은 주기 일관성 손실일 수 있다. 제2 손실은 제1 마스크 이미지와 제2 마스크 이미지가 중첩되는 영역을 제1 마스크 이미지와 제2 마스크 이미지를 합한 전체 영역으로 나눈 값에 의해 결정될 수 있다.

[0028] 일 예에서, 상술한 제1 입력 이미지는 건강 일 카테고리에 속한 원본 건강 일 이미지일 수 있다. 제1 출력 이미지는 병해 일 카테고리에 속한 제1 입력 이미지를 토대로 생성되는 모조 병해 일 이미지일 수 있다. 제2 입력 이미지는 병해 일 카테고리에 속한 원본 병해 일 이미지일 수 있다. 제2 출력 이미지는 건강 일 카테고리에 속한 모조 건강 일 이미지일 수 있다.

[0029] 또한, 프로세서(130)는 이미지 생성 프로그램을 실행하여 다음과 같은 기능 및 절차들을 더 수행하도록 구성될 수 있다. 프로세서(130)는 순환 생성적 적대 신경망(CycleGAN, Cycle Generative Adversarial Network)을 토대로 입력 이미지에 대응되는 모조 이미지를 생성하도록 학습되는 제1 인공지능 모델을 생성할 수 있다. 프로세서(130)는 U-net 기반의 컨볼루션 인공 신경망을 토대로 입력 이미지에 포함된 특징 영역을 추출하도록 학습되는 제2 인공지능 모델을 생성할 수 있다. 프로세서(130)는 제1 인공지능 모델을 이용하여 입력되는 원본 이미지에 대응되는 출력으로서 모조 이미지를 생성할 수 있다.

[0030] 이하에서는, 도 2 내지 도 7을 참조하여 상술한 이미지 생성 장치(100)를 이용한 이미지 생성 방법의 예를 설명하도록 한다. 도 2를 참조하면, 이미지 생성 장치(100)는 순환 생성적 적대 신경망 기반의 제1 인공지능 모델을 이용하여 원본 건강 일 이미지(201)를 기초로 모조 병해 일 이미지(202)를 생성할 수 있다.

[0031] (210). 이미지 생성 장치(100)는 U-net 기반의 제2 인공지능 모델(220)을 이용하여 원본 건강 일 이미지(201)에 대한 마스크 이미지(203)와 모조 병해 일 이미지(202)에 대한 마스크 이미지(204)를 생성한다(230). 그리고, 마스크 이미지들 간의 차이를 토대로 IoU 손실을 계산하고, 이를 활용하여 손실 값이 최소가 되도록 다시 제1 인공지능 모델을 학습시킨다(240). 도 3을 참조하면, 이미지 생성 장치(100)는 원본 건강 일 이미지에 대한 마스크 이미지(301)와 모조 병해 일 이미지에 대한 마스크 이미지(302)를 비교하여 IoU 손실을 계산한다. 이와 같이, UNet은 원본 이미지의 마스크 이미지(301)와 CycleGAN 출력 이미지의 마스크 이미지(302) 각각의 마스크 영역이 겹치는 경우 손실값이 최소가 되도록 학습을 수행한다. 도 4를 참조하면, 제1 인공지능 모델은 원본 건강 일 이미지(401)를 이용하여 모조 병해 일 이미지(402)를 생성하고(410), 원본 병해 일 이미지(403)를 이용하여 모조 건강 일 이미지(404)를 생성한다(420). 이와 같이, 본 발명의 실시예에 따른 제1 인공지능 모델은 두 개의 생성적 적대 신경망 학습 모델들을 포함할 수 있고, 학습 모델들은 각각 생성기 및 판별기를 포함할 수 있

다. 첫 번째 모델의 생성기 및 판별기는 클래스 A에서 클래스 B로의 전이를 학습하고 두 번째 모델의 생성기 및 판별기는 클래스 B에서 클래스 A로의 전이를 학습할 수 있다. 그리고, 제1 인공지능 모델은 모조 건강 잎 이미지를 새로운 원본 건강 잎 이미지로 하고, 모조 병해 잎 이미지를 원본 병해 잎 이미지로 하여 위와 같은 과정들을 반복하여 학습함으로써, 더욱 고품질의 모조 이미지를 생성할 수 있게 된다. 도 5를 참조하면, 이미지 생성 장치(100)는 제1 인공지능 모델의 주기 일관성 손실(510)과 제2 인공지능 모델의 IoU 손실(520)을 더한 전체 손실(530)이 최소화되도록 제1 인공지능 모델을 추가 학습시킴으로써 제1 인공지능 모델의 성능을 증가시킬 수 있다. 주기 일관성 손실이란, 제1 인공지능 모델에서 원본 건강 잎 이미지와 모조 건강 잎 이미지를 비교하여 산출한 손실과, 원본 병해 잎 이미지와 모조 병해 잎 이미지를 비교하여 산출한 손실을 더한 것을 의미한다.

[0032] 이와 같이, 본 발명의 실시예에 따라 병해 작물 이미지를 생성할 때, CycleGAN 및 IoU 손실 기반 딥러닝 네트워크를 사용할 수 있다. 본 발명의 실시예에서 제안하는 CycleGAN 및 IoU 손실 기반 이미지 생성 방법의 학습 파이프라인은 사전 훈련된 UNet 기반 잎 영역 이미지 분할, 잎 영역 마스크 이미지 간 IoU 손실 계산, CycleGAN 활용하여 병해 증상 전이 및 주기 일관성 손실 계산으로 구성될 수 있으며, 추후 최종적으로 병해 이미지를 생성하게 된다. 먼저, 이미지 생성 장치(100)는 잎 영역 분할을 위해 UNet 모델을 사전 학습시킬 수 있다. 이 모델은 훈련하기가 매우 쉽고 많은 양의 훈련 데이터가 필요하지 않으며 CycleGAN의 Generator(생성기)가 잎 영역을 학습하는 기반을 제공하는 데 중요한 역할을 한다. 사전 훈련된 UNet은 입력 이미지에 대한 마스크를 생성하는데, 원본 이미지와 CycleGAN 출력 이미지에 대한 마스크 이미지를 각각 생성한다. 이미지 생성 장치(100)는 두 마스크 이미지의 특징 영역이 겹칠 때 손실값이 최소가 되는 IoU 기반 손실을 계산한다. 그리고 이미지 생성 장치(100)는 CycleGAN을 사용하여 병해 증상을 전이한다. CycleGAN의 핵심은 생성기가 출력 이미지에서 입력 이미지를 재생성하도록 하는 주기 일관성 손실을 가진다는 것이다. CycleGAN에 두 개의 생성기가 있는데, 하나의 생성기는 클래스 A에서 클래스 B로의 전이를 학습하고 두 번째 생성기는 클래스 B에서 클래스 A로의 전이를 학습한다. 이와 같이, 이미지 생성 장치(100)는 CycleGAN을 이용한 양방향 전이를 진행하며 주기 일관성 손실을 계산하여 더욱 자연스러운 이미지를 생성할 수 있다. 본 발명의 실시예에서 제안하는 모델의 전체 손실(Total Loss)은 CycleGAN의 주기 일관성 손실과 마스크 이미지 간의 IoU 손실을 더한 것으로 CycleGAN을 통해 역전과되며, 본 발명의 실시예에 따라 손실을 줄이는 방향으로 학습이 진행된다.

[0033] 도 6은 본 발명의 다른 실시예에 따른 생성적 적대 신경망을 이용한 이미지 생성 방법(이하, “이미지 생성 방법”이라 함)의 순서를 도시한 흐름도이다. 이하에서 설명될 이미지 생성 방법은 앞서 도 1 내지 도 5를 참조하여 설명한 이미지 생성 장치(도 1의 100)에 의해 수행될 수 있다. 따라서, 앞서 도 1 내지 도 5를 참조하여 설명한 본 발명의 실시예에 대한 내용은 이하에서 설명될 실시예에도 동일하게 적용될 수 있으며, 이하에서 상술한 설명과 중복되는 내용은 생략하도록 한다. 이하에서 설명되는 단계들은 반드시 순서대로 수행되어야 하는 것은 아니고, 단계들의 순서는 다양하게 설정될 수 있으며, 단계들은 거의 동시에 수행될 수도 있다.

[0034] 도 6을 참조하면, 이미지 생성 방법은, 이미지 생성 장치를 이용한 이미지 생성 방법으로서, 제1 인공지능 모델 활용 단계(S110), 제2 인공지능 모델 활용 단계(S120) 및 손실 산출 단계(S130)를 포함하며, 이미지 생성 단계(S140)를 더 포함할 수 있다. 이미지 생성 장치는 상술한 이미지 생성 장치(도 1의 100)일 수 있다.

[0035] 제1 인공지능 모델 활용 단계(S110)는 이미지 생성 장치가, 입력 이미지에 대응되는 모조 이미지를 생성하도록 학습된 제1 인공지능 모델을 이용하여, 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 출력 이미지를 생성하고, 제2 입력 이미지에 대응되는 제2 출력 이미지를 생성하는 단계이다. 여기서, 제1 인공지능 모델은 딥러닝 기술을 이용하여 제1 출력 이미지 및 제2 입력 이미지로 하고, 제2 출력 이미지를 제1 입력 이미지로 하여 학습을 수행하는 모델이다. 제1 인공지능 모델 활용 단계(S110)는 이미지 생성 장치가 순환 생성적 적대 신경망(CycleGAN, Cycle Generative Adversarial Network)을 토대로 입력 이미지에 대응되는 모조 이미지를 생성하도록 학습되는 제1 인공지능 모델을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0036] 제2 인공지능 모델 활용 단계(S120)는 이미지 생성 장치가, 입력 이미지에 포함된 특징 영역에 대응되는 마스크 이미지를 생성하도록 학습된 제2 인공지능 모델을 이용하여 제1 입력 이미지에 대응되는 제1 마스크 이미지를 생성하고, 제1 출력 이미지에 대응되는 제2 마스크 이미지를 생성하는 단계이다. 마스크 이미지에 대한 설명은 앞서 설명하였으므로 생략하도록 한다. 제2 인공지능 모델 활용 단계(S120)는 이미지 생성 장치가 U-net 기반의 컨볼루션 인공 신경망을 토대로 입력 이미지에 포함된 특징 영역을 추출하도록 학습되는 제2 인공지능 모델을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0037] 손실 산출 단계(S130)는 이미지 생성 장치가, 제1 입력 이미지와 제2 출력 이미지의 비교 및 제1 출력 이미지와 제2 입력 이미지의 비교를 통해 제1 인공지능 모델의 제1 손실을 산출하고, 제1 마스크 이미지 및 제2 마스크

이미지의 비교를 통해 제2 인공지능 모델의 제2 손실을 산출하고, 제1 손실 및 제2 손실을 더한 전체 손실이 최소화되도록 제1 인공지능 모델을 학습시키는 단계이다.

[0038] 이미지 생성 단계(S140)는 이미지 생성 장치가, 제1 인공지능 모델을 이용하여 입력되는 원본 이미지에 대응되는 출력으로서 모조 이미지를 생성하는 단계이다. 이와 같이, 본 발명의 실시예에 따라, 상술한 단계들을 반복하여 적은 양의 원본 이미지로부터 고품질의 모조 이미지들을 생성할 수 있다.

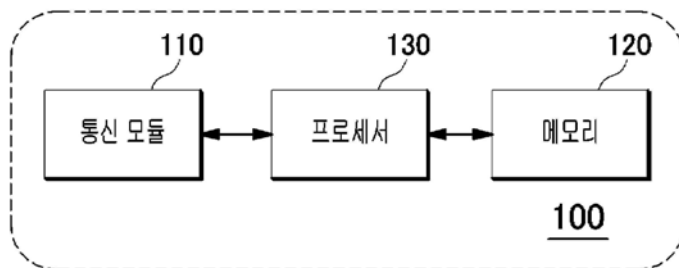
[0039] 일 예에서, 상술한, 제1 입력 이미지는 건강 및 카테고리에 속한 원본 건강 및 이미지일 수 있다. 제1 출력 이미지는 병해 및 카테고리에 속한 제1 입력 이미지를 토대로 생성되는 모조 병해 및 이미지일 수 있다. 제2 입력 이미지는 병해 및 카테고리에 속한 원본 병해 및 이미지일 수 있다. 제2 출력 이미지는 건강 및 카테고리에 속한 모조 건강 및 이미지일 수 있다.

[0040] 이상 지금까지 설명한 본 발명의 실시예에 따른 이미지 생성 방법은 컴퓨터에 의해 실행되는 프로그램 모듈과 같은 컴퓨터에 의해 실행가능한 명령어를 포함하는 기록 매체의 형태로도 구현될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 휘발성 및 비휘발성 매체, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 또한, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터 저장 매체를 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다.

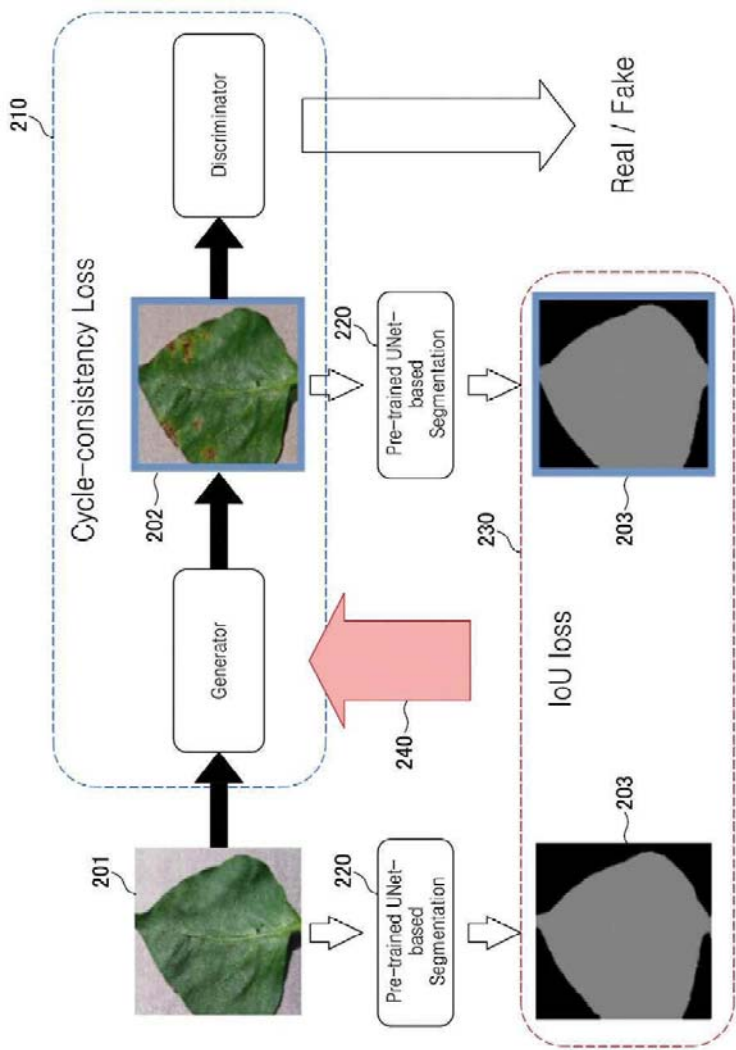
[0041] 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 상술한 설명을 기초로 본 발명의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해되어야만 한다. 본 발명의 범위는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다. 본원의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본원의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

도면

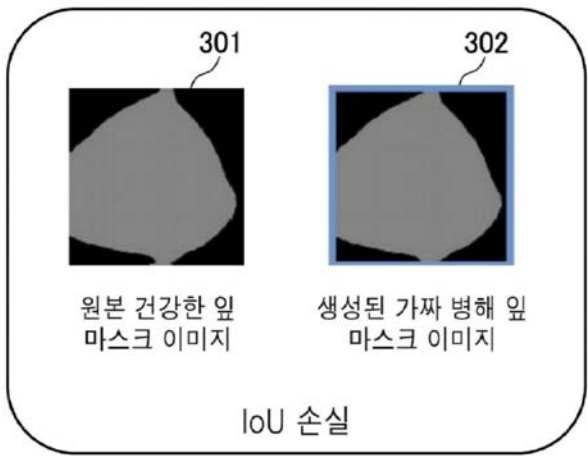
도면1



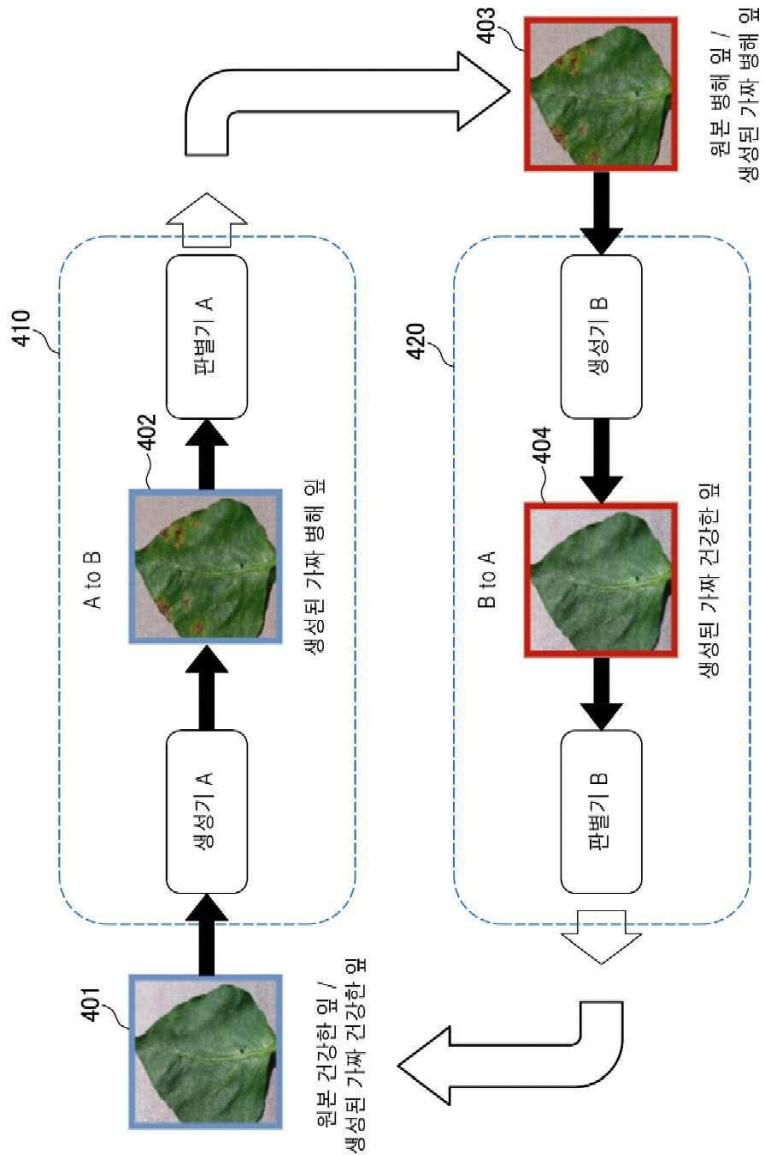
도면2



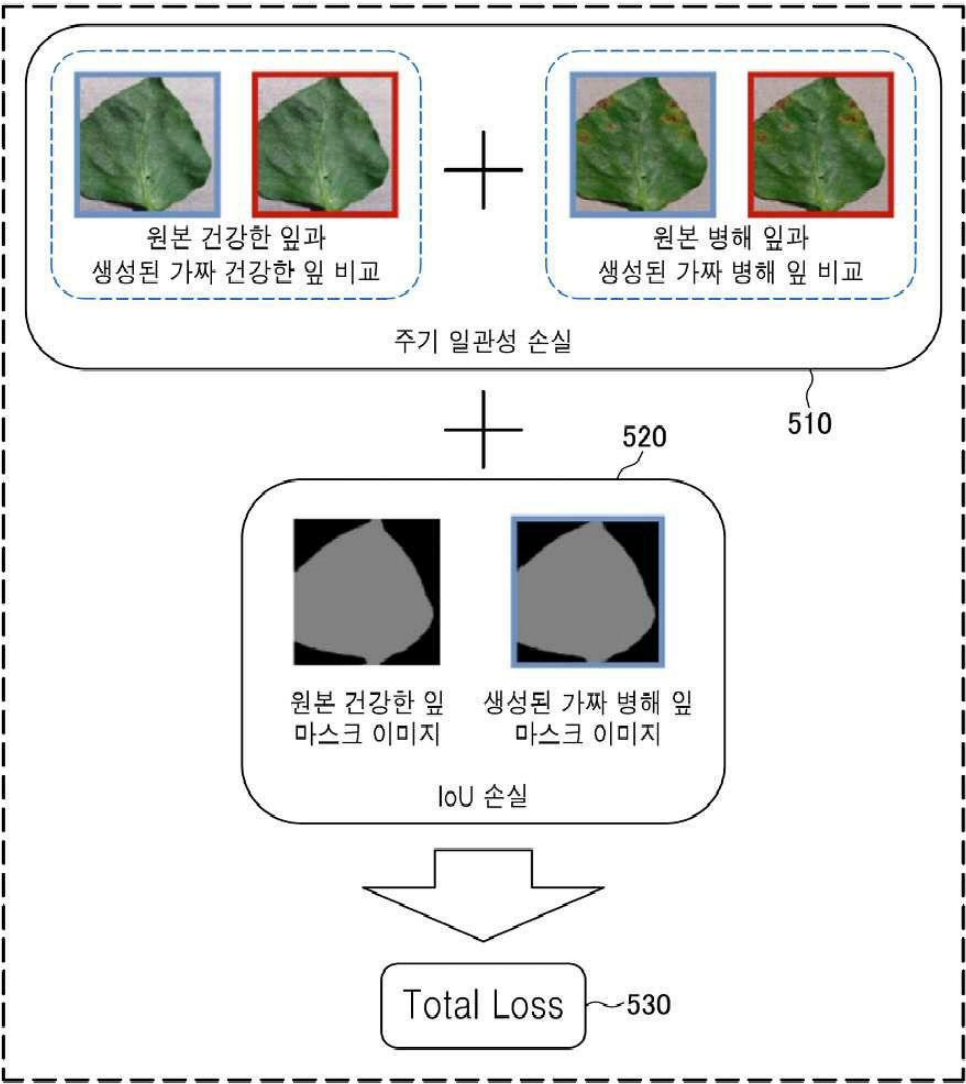
도면3



도면4



도면5



도면6

