(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0011288
(43) 공개일자 2023년01월20일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 5/00 (2019.01) *G06N 3/0464* (2023.01)
G06N 3/08 (2023.01) *G06T 1/20* (2018.01)
H04N 25/60 (2023.01) *H04N 9/64* (2023.01)
H04N 9/68 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06T 5/003 (2023.01)
G06N 3/0464 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2022-7039018
(22) 출원일자(국제) 2021년05월13일
심사청구일자 없음
(85) 번역문제출일자 2022년11월07일
(86) 국제출원번호 PCT/US2021/032316
(87) 국제공개번호 WO 2021/231776
국제공개일자 2021년11월18일
(30) 우선권주장
63/024,417 2020년05월13일 미국(US)
17/316,567 2021년05월10일 미국(US)

(71) 출원인
퀄컴 인코포레이티드
미국 92121-1714 캘리포니아주 샌 디에고 모어하우스 드라이브 5775
(72) 발명자
당기 슈실
미국 92121 캘리포니아주 샌디에고 모어하우스 드라이브 5775
황 하우
미국 92121 캘리포니아주 샌디에고 모어하우스 드라이브 5775
다야나 벤카타 라비 키란
미국 92121 캘리포니아주 샌디에고 모어하우스 드라이브 5775
(74) 대리인
특허법인코리아나

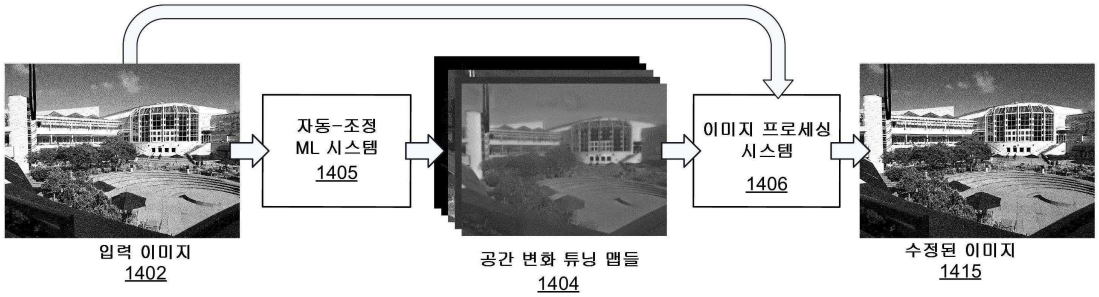
전체 청구항 수 : 총 30 항

(54) 발명의 명칭 **머신 러닝 기반 이미지 조정**

(57) 요 약

이미징 시스템은 예를 들어 이미지 센서에서 이미지 데이터를 얻을 수 있다. 이미징 시스템은 이미지 데이터를 기반으로 하나 이상의 맵을 생성할 수 있은 머신 러닝 시스템에 입력 데이터로 이미지 데이터를 제공할 수 있습니다. 하나 이상의 맵의 각맵은 특정 이미지 프로세싱 기능이 이미지 데이터의 각픽셀에 적용되어야 하는 강도를 식별할 수 있다. 잡음 감소, 선명화 또는 색상 채도와 같은 다양한 이미지 프로세싱 기능에 대해 다른 맵을 생성할 수 있습니다. 이미징 시스템은 예를 들어 하나 이상의 맵각각에 따라 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능 각각을 적용함으로써 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 수정된 이미지를 생성할 수 있다. 일부 예에서, 이미징 시스템은 수정된 이미지를 생성하기 위해 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵을 제2 머신 러닝 시스템에 공급할 수 있다.

대 표 도



(52) CPC특허분류
G06N 3/084 (2023.01)
G06T 1/20 (2013.01)
G06T 5/007 (2023.01)
H04N 25/60 (2023.01)
H04N 9/643 (2013.01)
H04N 9/646 (2013.01)
H04N 9/68 (2023.01)
G06T 2207/10004 (2013.01)
G06T 2207/20081 (2013.01)

명 세 서

청구범위

청구항 1

이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치로서,

메모리; 및

상기 메모리에 커플링된 하나 이상의 프로세서들을 포함하고,

상기 하나 이상의 프로세서들은,

이미지 데이터를 획득하고;

상기 이미지 데이터를 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 사용하여, 하나 이상의 맵들을 생성하는 것으로서, 상기 하나 이상의 맵들의 각 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관되는, 상기 하나 이상의 맵들을 생성하며; 및

상기 이미지 데이터 및 상기 하나 이상의 맵들에 기초하여 이미지를 생성하는 것으로서, 상기 이미지는 상기 하나 이상의 맵들의 각 맵과 연관된 상기 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함하는, 상기 이미지를 생성하도록

구성된, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 하나 이상의 맵들의 맵은 복수의 값들을 포함하고 이미지 프로세싱 기능과 연관되고, 상기 맵의 상기 복수의 값들의 각각의 값은 상기 이미지 데이터의 대응하는 영역에 상기 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타내는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 이미지 데이터의 상기 대응하는 영역은 상기 이미지의 픽셀에 대응하는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 하나 이상의 맵들은 복수의 맵들을 포함하고,

상기 복수의 맵들의 제 1 맵은 제 1 이미지 프로세싱 기능과 연관되고,

상기 복수의 맵들의 제 2 맵은 제 2 이미지 프로세싱 기능과 연관되는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 복수의 맵들 중 적어도 하나와 연관된 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능들은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 디테일 조정 기능, 톤 조정 기능, 채도 조정 기능, 및 휴 조정 기능 중 적어도 하나를 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 6

제 4 항에 있어서,

상기 제 1 맵은 제 1 복수의 값들을 포함하고, 상기 제 1 맵의 상기 제 1 복수의 값들의 각각의 값은 상기 이미지 데이터의 대응하는 영역에 상기 제 1 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타내며,

상기 제 2 맵은 제 2 복수의 값들을 포함하고, 상기 제 2 맵의 상기 제 2 복수의 값들의 각각의 값은 상기 이미지 데이터의 대응하는 영역에 상기 제 2 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타내는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하고,

상기 이미지 데이터를 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 사용하는 것은 상기 이미지에 대응하는 상기 루미넌스 채널 데이터를 상기 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 사용하는 것을 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 8

제 7 항에 있어서,

상기 이미지 데이터에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 상기 이미지에 대응하는 상기 루미넌스 채널 데이터 뿐 아니라 크로마 데이터에 기초하여 상기 이미지를 생성하는 것을 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 9

제 1 항에 있어서,

상기 하나 이상의 트레이닝된 신경망들은 상기 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 상기 이미지 데이터의 사용에 기초하여 하나 이상의 애파인 계수들을 출력하고,

상기 하나 이상의 맵들을 생성하는 것은 상기 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환함으로써 적어도 제 1 맵을 생성하는 것을 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 10

제 9 항에 있어서,

상기 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하고,

상기 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 상기 루미넌스 채널 데이터를 변환하는 것을 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 11

제 9 항에 있어서,

상기 하나 이상의 애파인 계수들은 승수를 포함하고, 상기 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 승수에 의해 상기 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 승산하는 것을 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 12

제 9 항에 있어서,

상기 하나 이상의 애파인 계수들은 오프셋을 포함하고, 상기 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 오프셋에 의해 상기 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 오프셋하는 것을 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 13

제 9 항에 있어서,

상기 하나 이상의 트레이닝된 신경망들은 상기 제 1 맵의 하나 이상의 구배들을 상기 이미지 데이터의 하나 이상의 구배들과 정렬하는 로컬 선형성 제약에 또한 기초하여 상기 하나 이상의 애파인 계수들을 출력하는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 14

제 1 항에 있어서,

상기 이미지 데이터 및 상기 하나 이상의 맵들에 기초하여 상기 이미지를 생성하기 위해, 상기 하나 이상의 프로세서들은 상기 하나 이상의 트레이닝된 신경망들과 구별되는 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제 2 세트에 대한 입력들로서 상기 이미지 데이터 및 상기 하나 이상의 맵들을 사용하도록 구성되는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 15

제 14 항에 있어서,

상기 이미지 데이터 및 상기 하나 이상의 맵들에 기초하여 상기 이미지를 생성하기 위해, 상기 하나 이상의 프로세서들은 하나 이상의 트레이닝된 신경망들의 상기 제 2 세트를 사용하여 상기 이미지 데이터를 디모자이킹하도록 구성되는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 16

제 1 항에 있어서,

상기 하나 이상의 맵들의 각각의 맵은 상기 이미지 데이터에 묘사된 상이한 유형의 객체들에 기초하여 공간적으로 변화되는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 17

제 1 항에 있어서,

상기 이미지 데이터는 상기 이미지 데이터의 복수의 픽셀들의 각 픽셀에 대한 복수의 컬러 성분들을 갖는 입력 이미지를 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 18

제 1 항에 있어서,

상기 이미지 데이터는 하나 이상의 이미지 센서들로부터의 원시 이미지 데이터를 포함하고, 상기 원시 이미지 데이터는 상기 이미지 데이터의 복수의 픽셀들의 각 픽셀에 대한 적어도 하나의 색상 성분을 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 19

제 1 항에 있어서,

상기 이미지 데이터를 캡처하는 이미지 센서를 더 포함하고, 상기 이미지 데이터를 획득하는 것은 상기 이미지 센서로부터 상기 이미지 데이터를 획득하는 것을 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 20

제 1 항에 있어서,

디스플레이 스크린을 더 포함하고, 상기 하나 이상의 프로세서들은 상기 디스플레이 스크린 상에 상기 이미지를 디스플레이하도록 구성되는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 21

제 1 항에 있어서,

통신 송수신기를 더 포함하고, 상기 하나 이상의 프로세서들은 상기 통신 송수신기를 사용하여 수신 디바이스로 상기 이미지를 송신하도록 구성되는, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치.

청구항 22

이미지 데이터를 프로세싱하는 방법으로서,

이미지 데이터를 획득하는 단계;

하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 상기 이미지 데이터를 사용하여, 하나 이상의 맵들을 생성하는 단계로서, 상기 하나 이상의 맵들의 각각의 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관되는, 상기 하나 이상의 맵들을 생성하는 단계; 및

상기 이미지 데이터 및 상기 하나 이상의 맵들에 기초하여 이미지를 생성하는 단계로서, 상기 이미지는 상기 하나 이상의 맵들의 각각의 맵과 연관된 상기 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함하는, 상기 이미지를 생성하는 단계를 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하는 방법.

청구항 23

제 22 항에 있어서,

상기 하나 이상의 맵들의 맵은 복수의 값들을 포함하고 이미지 프로세싱 기능과 연관되며, 상기 맵의 상기 복수의 값들의 각 값은 상기 이미지 데이터의 대응하는 영역에 상기 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타내는, 이미지 데이터를 프로세싱하는 방법.

청구항 24

제 22 항에 있어서,

상기 하나 이상의 맵들은 복수의 맵들을 포함하고, 상기 복수의 맵들의 제 1 맵은 제 1 이미지 프로세싱 기능과 연관되고, 상기 복수의 맵들의 제 2 맵은 제 2 이미지 프로세싱 기능과 연관되는, 이미지 데이터를 프로세싱하는 방법.

청구항 25

제 22 항에 있어서,

상기 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하고, 상기 이미지 데이터를 상기 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로 사용하는 단계는 상기 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 상기 이미지에 대응하는 상기 루미넌스 채널 데이터를 사용하는 단계를 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하는 방법.

청구항 26

제 22 항에 있어서,

상기 하나 이상의 트레이닝된 신경망들은 상기 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 상기 이미지 데이터의 사용에 기초하여 하나 이상의 애파인 계수들을 출력하고, 상기 하나 이상의 맵들을 생성하는 단계는 상기 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환함으로써 적어도 제 1 맵을 생성하는 단계를 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하는 방법.

청구항 27

제 26 항에 있어서,

상기 하나 이상의 애파인 계수들은 승수를 포함하고, 상기 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 승수에 의해 상기 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 승산하는 것을 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하는 방법.

청구항 28

제 26 항에 있어서,

상기 하나 이상의 애파인 계수들은 오프셋을 포함하고, 상기 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 오프셋에 의해 상기 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 오프셋하는 것을 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하는 방법.

청구항 29

제 22 항에 있어서,

상기 이미지 데이터 및 상기 하나 이상의 맵들에 기초하여 상기 이미지를 생성하는 단계는 상기 하나 이상의 트레이닝된 신경망들과 구별되는 하나 이상의 트레이닝된 신경망들의 제 2 세트에 대한 입력으로서 상기 이미지 데이터 및 상기 하나 이상의 맵들을 사용하는 단계를 포함하는, 이미지 데이터를 프로세싱하는 방법.

청구항 30

제 22 항에 있어서,

상기 하나 이상의 맵들의 각각의 맵은 상기 이미지 데이터에 묘사된 상이한 유형의 객체들에 기초하여 공간적으로 변화되는, 이미지 데이터를 프로세싱하는 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 개시는 일반적으로 이미지 프로세싱에 관한 것으로서, 특히 머신 러닝 기반 이미지 조정을 수행하는 시스템들 및 기법들에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 카메라는 이미지 센서를 이용하여 빛을 수신하고 정지 이미지나 비디오 프레임과 같은 이미지 프레임을 캡처하는 디바이스이다. 카메라는 하나 이상의 이미지 프레임을 수신하고 하나 이상의 이미지 프레임을 처리할 수 있은 이미지 신호 프로세서(ISP)와 같은 프로세서를 포함할 수 있다. 예를 들어, 카메라 센서로 캡처한 원시 이미지 프레임은 ISP에서 처리하여 최종 이미지를 생성할 수 있다. 다양한 이미지 캡처 및 이미지 프로세싱 설정으로 카메라를 구성하여 이미지의 외관을 변경할 수 있다. ISO, 노출 시간, 조리개 크기, f/스톱, 셔터 속도, 초점 및 이득과 같은 일부 카메라 설정은 사진을 캡처하기 전이나 캡처하는 동안 결정되고 적용된다. 다른 카메라 설정은 대비, 밝기, 채도, 선명도, 레벨, 곡선 또는 색상에 대한 변경과 같은 사진의 후처리를 구성할 수 있다.

[0003] 전형적인 이미지 신호 프로세서 (ISP) 들은 이미지-기반 문제 공간의 다양한 파티션들을 어드레싱하는 별도의 이산 블록들을 갖는다. 예를 들어, 통상의 ISP 는최종 출력 이미지를 생성하기 위한 원시 카메라 센서 데이터에 특정 동작을 각각 적용하는 이산 기능 블록들을 갖는다. 이러한 기능 블록들은 많은 다른 이미지 프로세싱 기능들 중에서, 디모자이킹, 잡음 감소 (디노이징), 컬러 프로세싱, 톤매핑을 위한 블록들을 포함할 수 있다. 이러한 기능 블록들의 각각은 많은 핸드 튜닝 (hand-tuned) 파라미터들을 포함하여, 각 고객의 튜닝 선호도에 따라 재튜닝되어야 하는 다수의 핸드 튜닝 파라미터들 (예를 들어, 10,000 이상) 을갖는 ISP 를초래한다. 이러한 파라미터의 수동 조정은 시간이 많이 걸리고 비용이 많이 들기 때문에 일반적으로 한번 수행된다. 일단 조정되면 기존 ISP는 일반적으로 모든 이미지에 대해 동일한 파라미터를 사용한다.

발명의 내용

해결하려는 과제

과제의 해결 수단

[0004] 일부 예들에서, 하나 이상의 머신 러닝 시스템들을 사용하여 머신 러닝 기반 이미지 조정을 수행하는 시스템들

및 기법들이 기술되다. 이미징 시스템은 예를 들어 이미지 센서로부터 이미지 데이터를 획득할 수 있다. 이미징 시스템은 이미지 데이터에 기초하여 하나 이상의 맵들을 생성할 수 있는 머신 러닝 시스템에 입력 데이터로서 이미지 데이터를 공급할 수 있다. 각 맵은 특정 이미지 프로세싱 기능이 이미지 데이터의 각 픽셀에 적용되어야 하는 강도들을 식별할 수 있다. 상이한 맵들이 잡음 감소, 선명도, 또는 색상 채도와 같은 상이한 이미지 프로세싱 기능들에 대해 생성될 수 있다. 이미징 시스템은 예를 들어 하나 이상의 맵들 각각에 따라 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능들 각각을 적용함으로써 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵들에 기초하여 수정된 이미지를 생성할 수 있다. 이미징 시스템은 수정된 이미지를 생성하기 위해 제 2 머신 러닝 시스템에 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵들을 공급할 수 있다.

[0005] 일 예에서, 이미지 프로세싱을 위한 장치가 제공된다. 그 장치는 메모리 및 메모리에 커플링된 (예를 들어, 회로로 구현된) 하나 이상의 프로세서들을 포함한다. 하나 이상의 프로세서들은 이미지 데이터를 획득하고; 이미지 데이터를 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 사용하여, 하나 이상의 맵들을 생성하는 것으로서, 하나 이상의 맵들의 각 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관되는, 상기 하나 이상의 맵들을 생성하며; 및 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵들에 기초하여 이미지를 생성하는 것으로서, 이미지는 하나 이상의 맵들의 각 맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함하는, 상기 이미지를 생성하도록 구성되고 생성할 수 있다.

[0006] 다른 예에서, 이미지 프로세싱의 방법이 제공된다. 그 방법은 이미지 데이터를 획득하는 단계; 이미지 데이터를 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 사용하여, 하나 이상의 맵들을 생성하는 단계로서, 하나 이상의 맵들의 각 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관되는, 상기 하나 이상의 맵들을 생성하는 단계; 및 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵들에 기초하여 이미지를 생성하는 단계로서, 이미지는 하나 이상의 맵들의 각 맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함하는, 상기 이미지를 생성하는 단계를 포함한다.

[0007] 다른 예에서, 명령들을 저장한 비일시적 컴퓨터 판독가능 매체가 제공되며, 그 명령들은 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행될 때 하나 이상의 프로세서들로 하여금, 이미지 데이터를 획득하게 하고; 이미지 데이터를 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 사용하여, 하나 이상의 맵들을 생성하게 하는 것으로서, 하나 이상의 맵들의 각 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관되는, 상기 하나 이상의 맵들을 생성하게 하며; 및 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵들에 기초하여 이미지를 생성하게 하는 것으로서, 이미지는 하나 이상의 맵들의 각 맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함하는, 상기 이미지를 생성하게 한다.

[0008] 다른 예에서, 이미지 프로세싱을 위한 장치가 제공된다. 그 장치는 이미지 데이터를 획득하는 수단; 이미지 데이터를 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 사용하여, 하나 이상의 맵들을 생성하는 수단로서, 하나 이상의 맵들의 각 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관되는, 상기 하나 이상의 맵들을 생성하는 수단; 및 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵들에 기초하여 이미지를 생성하는 수단으로서, 이미지는 하나 이상의 맵들의 각 맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함하는, 상기 이미지를 생성하는 수단을 포함한다.

[0009] 일부 예들에서, 하나 이상의 맵들의 맵은 복수의 값들을 포함하고 이미지 프로세싱 기능과 연관되며, 맵의 복수의 값들 중 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타낸다. 일부 양태들에서, 이미지 데이터의 대응하는 영역은 이미지의 픽셀에 대응한다.

[0010] 일부 양태들에서, 하나 이상의 맵들은 복수의 맵들을 포함하며, 복수의 맵들의 제 1 맵은 제 1 이미지 프로세싱 기능과 연관되고, 복수의 맵들의 제 2 맵은 제 2 이미지 프로세싱 기능과 연관된다. 일부 양태들에서, 복수의 맵들 중 적어도 하나와 연관된 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능들은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 디테일 조정 기능, 톤 조정 기능, 채도 조정 기능, 및 휴 조정 기능 중 적어도 하나를 포함한다. 일부 양태들에서, 제 1 맵은 제 1 복수의 값들을 포함하며, 제 1 맵의 제 1 복수의 값들의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 제 1 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타내고, 제 2 맵은 제 2 복수의 값들을 포함하며, 제 2 맵의 제 2 복수의 값들의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 제 2 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타낸다.

[0011] 일부 양태들에서, 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하며, 여기서 이미지 데이터를 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 사용하는 것은 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 사용하는 것을 포함한다. 일부 양태들에서, 이미지 데이터에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터 뿐아니라 크로마 데이

터에 기초하여 이미지를 생성하는 것을 포함한다.

[0012] 일부 양태들에서, 하나 이상의 트레이닝된 신경망들은 하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서의 이미지 데이터의 사용에 기초하여 하나 이상의 애파인 계수들을 출력하며, 여기서 하나 이상의 맵들을 생성하는 것은 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 이미지 데이터를 변환함으로써 적어도 제 1 맵을 생성하는 것을 포함한다. 일부 양태들에서, 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하며, 여기서 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 이미지 데이터를 변환하는 것은 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 루미넌스 채널 데이터를 변환하는 것을 포함한다. 일부 양태들에서, 하나 이상의 애파인 계수들은 승수를 포함하며, 여기서 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 이미지 데이터를 변환하는 것은 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 승수에 의해 곱하는 것을 포함한다. 일부 양태들에서, 하나 이상의 애파인 계수들은 오프셋을 포함하며, 여기서 하나 이상의 애파인 계수들을 사용하여 이미지 데이터를 변환하는 것은 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 오프셋만큼 오프셋하는 것을 포함한다. 일부 양태들에서, 하나 이상의 트레이닝된 신경망들은 제 1 맵에서의 하나 이상의 구배들을 이미지 데이터에서의 하나 이상의 구배들과 정렬하는 로컬 선형 제약에 또한 기초하여 하나 이상의 애파인 계수들을 출력한다.

[0013] 일부 양태들에서, 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵들에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 하나 이상의 트레이닝된 신경망들과는 별개의 하나 이상의 트레이닝된 신경망들의 제 2 세트에 대한 입력들로서 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵들을 사용하는 것을 포함한다. 일부 양태들에서, 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵들에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 하나 이상의 트레이닝된 신경망들의 제 2 세트를 사용하여 이미지 데이터를 디모자이킹하는 것을 포함한다.

[0014] 일부 양태들에서, 하나 이상의 맵들의 각각의 맵은 이미지 데이터에서 묘사된 객체들의 상이한 유형들에 기초하여 공간적으로 변화된다. 일부 양태들에서, 이미지 데이터는 이미지 데이터의 복수의 픽셀들의 각 픽셀에 대한 복수의 색상 성분들을 갖는 입력 이미지를 포함한다. 일부 양태들에서, 이미지 데이터는 하나 이상의 이미지 센서들로부터의 원시 이미지 데이터를 포함하며, 원시 이미지 데이터는 이미지 데이터의 복수의 픽셀들의 각 픽셀에 대한 적어도 하나의 색상 성분을 포함한다.

[0015] 일부 양태들에서, 상술된 방법들, 장치들, 및 컴퓨터 판독가능 매체는 이미지 데이터를 캡처하는 이미지 센서를 더 포함하며, 여기서 이미지 데이터를 획득하는 것은 이미지 센서로부터 이미지 데이터를 획득하는 것을 포함한다. 일부 양태들에서, 상술된 방법들, 장치들, 및 컴퓨터 판독가능 매체는 디스플레이 스크린을 더 포함하며, 여기서 하나 이상의 프로세서들은 디스플레이 스크린 상에 이미지를 디스플레이하도록 구성된다. 일부 양태들에서, 상술된 방법들, 장치들, 및 컴퓨터 판독가능 매체는 통신 송수신기를 더 포함하며, 여기서 하나 이상의 프로세서들은 통신 송수신기를 사용하여 수신 디바이스에 이미지를 송신하도록 구성된다.

[0016] 일부 양태들에서, 장치는 카메라, 모바일 디바이스 (예: 모바일 폰 또는 소위 "스마트 폰" 또는 다른 모바일 디바이스), 웨어러블 디바이스, 확장 현실 디바이스 (예: 가상 현실 (VR) 디바이스, 증강 현실 (AR) 디바이스, 또는 혼합 현실 (MR) 디바이스), 개인용 컴퓨터, 랩톱 컴퓨터, 서버 컴퓨터, 또는 다른 디바이스를 포함한다. 일부 양태들에서, 장치는 하나 이상의 이미지들을 캡처하기 위한 카메라 또는 다수의 카메라들을 포함한다. 일부 양태들에서, 장치는 하나 이상의 이미지들, 통지들, 및/또는 다른 디스플레이가능한 데이터를 디스플레이하기 위한 디스플레이를 더 포함한다.

[0017] 본 개요는 청구된 주제의 중요하거나 본질적인 특징들을 식별하는 것을 의도하지 않고, 청구된 주제의 범위를 결정하기 위해 단독으로 사용되는 것을 의도하지도 않는다. 주제는 본 특허의 전체 명세서, 임의의 또는 모든 도면들, 및 각 청구항의 적절한 부분들을 참조하여 이해되어야 한다.

[0018] 다른 특징들 및 실시형태들과 함께, 상술한 것은 다음의 상세한 설명, 청구범위, 및 첨부하는 도면들을 참조할 때 더욱 분명해 질 것이다.

도면의 간단한 설명

[0019] 본 출원의 예시적인 실시형태들은 다음의 도면을 참조하여 이하에 상세히 기술된다.

도 1 은 일부 예들에 따른, 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템의 예시적인 아키텍처를 도시하는 블록도이다.

도 2 는 일부 예들에 따른, 이미지 프로세싱 머신 러닝 (ML) 시스템을 포함하는 시스템의 일 예를 도시하는 블록도이다.

도 3a 는 일부 예들에 따른, P0 내지 P63 으로 라벨링된 복수의 픽셀들을 포함하는 입력 이미지의 예를 도시하는 개념도이다.

도 3b 는 일부 예들에 따른, 공간 튜닝 맵의 예를 도시하는 개념도이다.

도 4 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 입력 이미지에서의 잡음 감소 강도를 조정하기 위해 적용되는 입력 잡음 맵의 예를 도시하는 개념도이다.

도 5 는 일부 예들에 따른, 예시의 이미지에 대한 선명도 조정 이미지 프로세싱 기능의 적용의 상이한 강도들의 효과들의 예들을 도시하는 개념도이다.

도 6 은 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 입력 이미지에서의 선명화 강도를 조정하기 위해 적용되는 입력 선명도 맵의 예를 도시하는 개념도이다.

도 7 은 일부 예들에 따른, 예시의 이미지에 적용되는 톤 조정의 상이한 강도들로 변환하는 톤 맵에서의 상이한 값들의 효과들의 여러 예들 및 감마 곡선의 예를 도시하는 개념도이다.

도 8 은 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 입력 이미지에서의 톤 조정 강도에 적용되는 입력 톤 맵의 예를 도시하는 개념도이다.

도 9 는 일부 예들에 따른, 루미넌스-크로미넌스 (YUV) 색상 공간에서의 채도 레벨들을 도시하는 개념도이다.

도 10 은 일부 예들에 따른, 색상 채도를 조정하기 위해 상이한 알파 (α) 값들을 사용하여 각각 프로세싱되는 예시의 이미지의 프로세싱된 변형들을 도시하는 개념도이다.

도 11 은 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 입력 이미지에서의 채도 조정 강도 및 방향에 적용되는 입력 채도 맵의 예를 도시하는 개념도이다.

도 12a 는 일부 예들에 따른, 휴, 채도, 값 (HSV) 색상 공간을 도시하는 개념도이다.

도 12b 는 일부 예들에 따른, 루미넌스-크로미넌스 (YUV) 색상 공간에서의 휴 벡터의 수정을 도시하는 개념도이다.

도 13 은 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 입력 이미지에서의 휴 조정 강도에 적용되는 입력 휴 맵의 예를 도시하는 개념도이다.

도 14a 는 일부 예들에 따른, 입력 이미지 및 다수의 공간 변화 튜닝 맵들을 수신하는 이미지 프로세싱 시스템을 포함하는 시스템의 예를 도시하는 개념도이다.

도 14b 는 일부 예들에 따른, 입력 이미지 및 다수의 공간 변화 튜닝 맵들을 수신하는 이미지 프로세싱 시스템뿐아니라, 입력 이미지를 수신하고 다수의 공간 변화 튜닝 맵들을 생성하는 자동-조정 머신 러닝 (ML) 시스템을 포함하는 시스템의 예를 도시하는 개념도이다.

도 14c 는 일부 예들에 따른, 입력 이미지를 수신하고 다수의 공간 변화 튜닝 맵들을 생성하는 자동-조정 머신 러닝 (ML) 시스템의 예를 도시하는 개념도이다.

도 14d 는 일부 예들에 따른, 입력 이미지 및 다수의 공간 변화 튜닝 맵들을 수신하는 이미지 프로세싱 시스템뿐아니라, 입력 이미지의 다운스케일링된 변형을 수신하고 다수의 공간 변화 튜닝 맵들로 업스케일링되는 소형 공간 변화 튜닝 맵들을 생성하는 자동-조정 머신 러닝 (ML) 시스템을 포함하는 시스템의 예를 도시하는 개념도이다.

도 15 는 일부 예들에 따른, 이미지 프로세싱 시스템 및/또는 자동-조정 머신 러닝 (ML) 시스템에 의해 사용될 수 있는 신경망의 예를 도시하는 블록도이다.

도 16a 는 일부 예들에 따른, 이미지 프로세싱 시스템 (예: 이미지 프로세싱 ML 시스템) 의 트레이닝의 예를 도시하는 블록도이다.

도 16b 는 일부 예들에 따른, 자동-조정 머신 러닝 (ML) 시스템의 트레이닝의 예를 도시하는 블록도이다.

도 17 은 일부 예들에 따른, 로컬 선형성 제약에 따라 루미넌스 채널 데이터를 수정하는 애파인 계수들을 생성함으로써 루미넌스 채널 데이터로부터 공간 변화 튜닝 맵들을 생성하는 자동-조정 머신 러닝 (ML) 시스템을 포함하는 시스템의 예를 도시하는 블록도이다.

도 18 은 일부 예들에 따른, 자동-조정 ML 시스템의 상세의 예를 도시하는 블록도이다.

도 19 는 일부 예들에 따른, 자동-조정 ML 시스템의 로컬 신경망의 신경망 아키텍처의 예를 도시하는 블록도이다.

도 20 은 일부 예들에 따른, 자동-조정 ML 시스템의 글로벌 신경망의 신경망 아키텍처의 예를 도시하는 블록도이다.

도 21a 는 일부 예들에 따른, 자동-조정 ML 시스템의 신경망 아키텍처의 예를 도시하는 블록도이다.

도 21b 는 일부 예들에 따른, 자동-조정 ML 시스템의 신경망 아키텍처의 다른 예를 도시하는 블록도이다.

도 21c 는 일부 예들에 따른, 공간 주의 엔진의 신경망 아키텍처의 예를 도시하는 블록도이다.

도 21d 는 일부 예들에 따른, 채널 주의 엔진의 신경망 아키텍처의 예를 도시하는 블록도이다.

도 22 는 일부 예들에 따른, 사전 튜닝된 이미지 신호 프로세서 (ISP) 의 예를 도시하는 블록도이다.

도 23 은 일부 예들에 따른, 머신 러닝 (ML) 이미지 신호 프로세서 (ISP) 의 예를 도시하는 블록도이다.

도 24 는 일부 예들에 따른, 머신 러닝 (ML) 이미지 신호 프로세서 (ISP) 의 신경망 아키텍처의 예를 도시하는 블록도이다.

도 25a 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 예시의 입력 이미지에 적용되는 제 1 톤 조정 강도의 예를 도시하는 개념도이다.

도 25b 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 도 25a 의 예시의 입력 이미지에 적용되는 제 2 톤 조정 강도의 예를 도시하는 개념도이다.

도 26a 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 도 25a 의 예시의 입력 이미지에 적용되는 제 1 디테일 조정 강도의 예를 도시하는 개념도이다.

도 26b 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 도 25a 의 예시의 입력 이미지에 적용되는 제 2 디테일 조정 강도의 예를 도시하는 개념도이다.

도 27a 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 도 25a 의 예시의 입력 이미지에 적용되는 제 1 색상 채도 조정 강도의 예를 도시하는 개념도이다.

도 27b 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 도 25a 의 예시의 입력 이미지에 적용되는 제 2 색상 채도 조정 강도의 예를 도시하는 개념도이다.

도 27c 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 도 25a 의 예시의 입력 이미지에 적용되는 제 3 색상 채도 조정 강도의 예를 도시하는 개념도이다.

도 28 은 일부 예들에 따른, ML ISP 를 튜닝하기 위해 사용되는 여러 튜닝 파라미터들을 입력으로서 수신하는 머신 러닝 (ML) 이미지 신호 프로세서 (ISP) 의 예를 도시하는 블록도이다.

도 29 는 일부 예들에 따른, 머신 러닝 (ML) 이미지 신호 프로세서 (ISP) 에 제공될 수 있는 특정의 튜닝 파라미터 값들의 예를 도시하는 블록도이다.

도 30 은 일부 예들에 따른, 머신 러닝 (ML) 이미지 신호 프로세서 (ISP) 에 제공될 수 있는 특정의 튜닝 파라미터 값들의 추가적인 예를 도시하는 블록도이다.

도 31 은 일부 예들에 따른, 머신 러닝 (ML) 이미지 신호 프로세서 (ISP) 의 트레이닝 동안 사용될 수 있는 목적 함수 및 상이한 손실들의 예를 도시하는 블록도이다.

도 32 는 일부 예들에 따른, 제 1 이미지 위치에서 비중첩 출력 패치들을 야기하는 패치별 모델 추론의 예를 도시하는 개념도이다.

도 33 은 일부 예들에 따른, 제 2 이미지 위치에서 도 32 의 패치별 모델 추론의 예를 도시하는 개념도이다.

도 34 는 일부 예들에 따른, 제 3 이미지 위치에서 도 32 의 패치별 모델 추론의 예를 도시하는 개념도이다.

도 35 는 일부 예들에 따른, 제 4 이미지 위치에서 도 32 의 패치별 모델 추론의 예를 도시하는 개념도이다.

도 36 은 일부 예들에 따른, 이미지 레벨에서 적용되는 공간 고정 톤 맵의 예를 도시하는 개념도이다.

도 37 은 일부 예들에 따른, 공간 변화 채도 조정 강도를 갖는 출력 이미지를 생성하기 위해 입력 이미지 데이터를 프로세싱하기 위해 공간 변화 맵의 예시의 적용을 도시하는 개념도이다.

도 38 은 일부 예들에 따른, 공간 변화 톤 조정 강도 및 공간 변화 디테일 조정 강도를 갖는 출력 이미지를 생성하기 위해 입력 이미지 데이터를 프로세싱하기 위해 공간 변화 맵의 예시의 적용을 도시하는 개념도이다.

도 39 는 일부 예들에 따른, 입력 이미지를 조정하기 위해 하나 이상이 튜닝 맵들을 사용하여 이미지 프로세싱 시스템에 의해 생성된 자동 조정 이미지를 도시하는 개념도이다.

도 40a 는 일부 예들에 따른, 자동-조정 머신 러닝 (ML) 시스템을 사용하여 생성되는 하나 이상의 공간 변화 튜닝 맵들을 사용하여 이미지 프로세싱 시스템에 의해 생성된 출력 이미지를 도시하는 개념도이다.

도 40b 는 일부 예들에 따른, 도 40a 에 도시된 입력 이미지로부터 도 40a 에 도시된 출력 이미지를 생성하기 위해 사용될 수 있는 공간 변화 튜닝 맵들의 예를 도시하는 개념도이다.

도 41a 는 일부 예들에 따른, 자동-조정 머신 러닝 (ML) 시스템을 사용하여 생성되는 하나 이상의 공간 변화 튜닝 맵들을 사용하여 이미지 프로세싱 시스템에 의해 생성된 출력 이미지를 도시하는 개념도이다.

도 41b 는 일부 예들에 따른, 도 41a 에 도시된 입력 이미지로부터 도 41a 에 도시된 출력 이미지를 생성하기 위해 사용될 수 있는 공간 변화 튜닝 맵들의 예를 도시하는 개념도이다.

도 42a 는 일부 예들에 따른, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 프로세스의 예를 도시하는 흐름도이다.

도 42b 는 일부 예들에 따른, 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 프로세스의 예를 도시하는 흐름도이다.

도 43 은 여기에 기술된 특정의 양태들을 구현하기 위한 컴퓨팅 시스템의 예를 도시하는 다이어그램이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0020] 본 개시의 특정 양태들 및 실시형태들이 이하에 제공된다. 이들 양태들 및 실시형태들 중일부는 독립적으로 적용될 수 있고 그들 중일부는 당업자에게 자명한 바와 같이 조합하여 적용될 수도 있다. 다음의 설명에 있어서, 설명의 목적들로, 특정 상세들이 본출원의 실시형태들의 철저한 이해를 제공하기 위해 기술된다. 하지만, 여러 실시형태들은 이들 특정 상세들 없이 실시될 수도 있음이 명백할 것이다. 도면 및 설명은 제한하려는 것이 아니다.

[0021] 다음의 설명은 단지 예시적인 실시 형태들을 제공하며, 본개시의 범위, 적용가능성 또는 구성을 제한하려도록 의도되지 않는다. 오히려, 예시적인 실시형태들의 다음의 설명은 예시적인 실시형태를 구현하기 위한 가능한 설명을 당업자에게 제공할 것이다. 첨부된 청구항들에 기재된 바와 같은 본출원의 사상 및 범위로부터 일탈함 없이 엘리먼트들의 기능 및 배열에서 다양한 변경들이 행해질 수도 있음이 이해되어야 한다.

[0022] 카메라는 이미지 센서를 이용하여 빛을 수신하고 정지 이미지나 비디오 프레임과 같은 이미지 프레임을 캡처하는 디바이스이다. 용어 "이미지", "이미지 프레임", 및 프레임" 은본원에서 상호교환가능하게 사용된다. 다양한 이미지 캡처 및 이미지 프로세싱 설정으로 카메라를 구성할 수 있다. 설정이 다르면 외관이 다른 이미지가 생성된다. ISO, 노출 시간, 조리개 크기, f/스톱, 셔터 속도, 초점 및 이득과 같은 일부 카메라 설정은 하나 이상의 이미지 프레임들을 캡처하기 전이나 캡처하는 동안 결정되고 적용된다. 예를 들어, 하나 이상의 이미지 프레임을 캡처하기 위해 설정 또는 파라미터를 이미지 센서에 적용할 수 있다. 다른 카메라 설정은 대비, 밝기, 채도, 선명도, 레벨, 곡선 또는 색상에 대한 변경과 같은 하나 이상의 이미지 프레임들의 후처리를 구성할 수 있다. 예를 들어, 설정 또는 파라미터는 이미지 센서에 의해 캡처된 하나 이상의 이미지 프레임을 처리하기 위한 프로세서(예: 이미지 신호 프로세서 또는 ISP)에 적용될 수 있다.

[0023] 카메라는 이미지 센서로부터 하나 이상의 이미지 프레임을 수신하고 하나 이상의 이미지 프레임을 처리할 수 있은 ISP 와같은 프로세서를 포함할 수 있다. 예를 들어, 카메라 센서로 캡처한 원시 이미지 프레임은 ISP에서 처리하여 최종 이미지를 생성할 수 있다. 일부 예들에서, ISP는 무엇 보다도 디모자이킹, 이득 조정, 화이트 밸런스 조정, 컬러 밸런싱 또는 보정, 감마 압축, 톤매핑 또는 조정, 잡음 제거 또는 잡음 필터링, 에지 향상, 대비 조정, 세기 조정(예: 어둡게 또는 밝게)과 같은 캡처되 이미지 프레임에 적용되는 복수의 필터들 또는 프로세싱 블록들을 사용하여 이미지 프레임을 처리할 수 있다. 일부 예에서, ISP는 이미지 프레임을 처리하고 처리된 이미지 프레임을 출력할 수 있은 머신 러닝 시스템(예를 들어, 하나 이상의 트레이닝된 신경망,

하나 이상의 트레이닝된 머신 러닝 모델, 하나 이상의 인공 지능 알고리즘, 및/또는 하나 이상의 다른 머신 러닝 컴포넌트)을 포함할 수 있다.

[0024] 하나 이상의 머신 러닝 시스템을 사용하여 머신 러닝 기반 자동 이미지 조정을 수행하기 위한 시스템, 장치, 프로세스 (방법이라고도 함) 및 컴퓨터 판독 가능 매체(여기에서 "시스템 및 기법"으로 총칭함)가 설명된다. 이미징 시스템은 예를 들어 이미지 센서에서 이미지 데이터를 얻을 수 있다. 이미징 시스템은 이미지 데이터를 머신 러닝 시스템에 입력 데이터로 제공할 수 있다. 머신 러닝 시스템은 이미지 데이터를 기반으로 하나 이상의 맵를 생성할 수 있다. 하나 이상의 맵의 각맵은 특정 이미지 프로세싱 기능이 이미지 데이터의 각 픽셀에 적용되어야 하는 강도를 식별할 수 있다. 잡음 감소, 잡음 추가, 선명화, 디샤프닝, 디테일 향상, 디테일 감소, 톤조정, 색상 불포화, 색상 채도 향상, 휴 조정 또는 이들의 조합과 같은 상이한 이미지 프로세싱 기능에 대해 상이한 맵이 생성될 수 있다. 하나 이상의 맵은 공간적으로 변할 수 있으므로, 이미지의 상이한 픽셀들은 각 맵에서 이미지 프로세싱 기능을 적용하기 위한 상이한 강도에 대응한다. 이미징 시스템은 예를 들어 하나 이상의 맵각각에 따라 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능 각각을 적용함으로써 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 수정된 이미지를 생성할 수 있다. 일부 예에서, 이미징 시스템은 수정된 이미지를 생성하기 위해 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵을 제2 머신 러닝 시스템에 공급할 수 있다. 두번째 머신 러닝 시스템은 머신 러닝 시스템과 구별될 수 있다.

[0025] 일부 카메라 시스템에서는 호스트 프로세서(HP)(경우에 따라 애플리케이션 프로세서(AP)라고도 함)를 사용하여 새로운 파라미터 설정으로 이미지 센서를 동적으로 구성한다. HP는 이미지 데이터가 올바르게 처리되도록 입력 이미지 센서 프레임의 정확한 설정과 일치하도록 ISP 파이프라인의 파라미터 설정을 동적으로 구성하는 데 사용할 수 있다. 일부 예에서 HP를 사용하여 하나 이상의 맵을 기반으로 파라미터 설정을 동적으로 구성할 수 있다. 예를 들어, 파라미터 설정은 맵의 값을 기반으로 결정될 수 있다.

[0026] 맵을 생성하고 이미지 프로세싱을 위해 맵을 사용하면 이미지 프로세싱 시스템에 다양한 기술적 이점을 제공할 수 있다. 공간적으로 변화하는 이미지 프로세싱 맵은 이미징 시스템이 이미지의 상이한 영역들에서 상이한 강도들로 이미지 프로세싱 기능을 적용하는 것을 허용할 수 있다. 예를 들어, 하늘을 묘사하는 이미지의 영역은 풀을 묘사하는 동일한 이미지의 다른 영역과 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능과 관련하여 다르게 처리될 수 있다. 맵을 병렬로 생성할 수 있어 이미지 프로세싱 효율성이 높아진다.

[0027] 일부 예에서, 머신 러닝 시스템은 승수 및 오프셋과 같은 하나 이상의 애파인 계수를 생성할 수 있으며, 이것을 이미징 시스템이 이미지 데이터의 컴포넌트(예: 이미지 데이터의 루미넌스 채널)를 수정하는 데사용할 수 있다. 로컬 선형성 제약은 맵의 하나 이상의 구배가 이미지 데이터의 하나 이상의 구배와 정렬되는 것을 보장할 수 있으며, 이것은 이미지 프로세싱 기능을 적용할 때후광 효과를 줄일 수 있다. 맵 생성을 위한 애파인 계수 및/또는 로컬 선형성 제약의 사용은 예를 들어 이미지 데이터와 맵간의 더나은 정렬 및 묘사된 객체의 경계에서의 감소된 후광 효과로 인해 맵생성을 위한 애파인 계수 및/또는 로컬 선형성 제약을 사용하지 않는 시스템보다 공간적으로 다양한 이미지 수정을 더높은 품질로 생성할 수 있다.

[0028] 도 1 은 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템 (100) 의 아키텍처를 도시한 블록도이다. 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)은 장면의 이미지(예를 들어, 장면(110)의 이미지)를 캡처하고 처리하는 데사용되는 다양한 컴포넌트를 포함한다. 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)은 독립형 이미지(또는 사진)를 캡처할 수 있고/있거나 특정 시퀀스의 다중 이미지(또는 비디오 프레임)를 포함하는 비디오를 캡처할 수 있다. 시스템(100)의 렌즈(115)는 장면(110)을 향하고 장면(110)으로부터 빛을 수신한다. 렌즈(115)는 이미지 센서(130) 쪽으로 빛을 구부린다. 렌즈(115)에 의해 수신된 광은 하나 이상의 제어 메커니즘(120)에 의해 제어되는 조리개를 통과하고 이미지 센서(130)에 의해 수신된다.

[0029] 하나 이상의 제어 메커니즘(120)은 이미지 센서(130)로부터의 정보에 기초하여 및/또는 이미지 프로세서(150)로부터의 정보에 기초하여 노출, 초점, 및/또는 줌을 제어할 수 있다. 하나 이상의 제어 메커니즘(120)은 다중 메커니즘 및 컴포넌트를 포함할 수 있으며; 예를 들어, 제어 메커니즘(120)은 하나 이상의 노출 제어 메커니즘(125A), 하나 이상의 초점 제어 메커니즘(125B), 및/또는 하나 이상의 줌제어 메커니즘(125C)을 포함할 수 있다. 하나 이상의 제어 메커니즘(120)은 또한 아날로그 이득, 플래시, HDR, 피사계 심도, 및/또는 다른 이미지 캡처 속성을 제어하는 제어 메커니즘과 같이 예시된 것외에 추가적인 제어 메커니즘을 포함할 수 있다.

[0030] 제어 메커니즘(120)의 초점 제어 메커니즘(125B)는 초점 설정을 얻을 수 있다. 일부 예들에서, 초점 제어 메커니즘(125B)은 메모리 레지스터에 초점 설정을 저장한다. 초점 설정에 기초하여, 초점 제어 메커니즘(125B)은 이미지 센서(130)의 위치에 대해 렌즈(115)의 위치를 조정할 수 있다. 예를 들어, 초점 제어 메커

니즘(125B)은 초점 설정에 기초하여 모터 또는 서보를 작동시켜 초점을 조절함으로써 렌즈(115)를 이미지 센서(130)에 더 가깝게 또는 이미지 센서(130)로부터 더멀리 이동시킬 수 있다. 일부 경우에, 이미지 센서(130)의 각각의 포토다이오드 위의 하나 이상의 마이크로렌즈와 같은 추가 렌즈가 시스템(100)에 포함될 수 있으며, 이들 각각은 빛이 포토다이오드에 도달하기 전에 대응하는 포토다이오드를 향해 렌즈(115)로부터 수신된 광을 구부린다. 초점 설정은 대비 검출 자동초점 (contrast detection autofocus: CDAF), 위상 검출 자동초점 (PDAF) 또는 이들의 일부 조합을 통해 결정될 수 있다. 초점 설정은 제어 메커니즘(120), 이미지 센서(130), 및/또는 이미지 프로세서(150)를 이용하여 결정될 수 있다. 초점 설정은 이미지 캡처 설정 및/또는 이미지 프로세싱 설정이라고 할수 있다.

[0031] 제어 메커니즘(120)의 노출 제어 메커니즘(125A)는 초점 설정을 획득할 수 있다. 일부 경우들에서, 노출 제어 메커니즘(125A)은 메모리 레지스터에 노출 설정을 저장한다. 이 노출 설정에 기초하여, 노출 제어 메커니즘(125A)은 조리개의 크기(예를 들어, 조리개 크기 또는 f/스톱), 조리개가 열려 있는 기간(예를 들어, 노출 시간 또는 셔터 속도), 이미지 센서(130)의 감도(예를 들어, ISO 감도 또는 필름 속도), 이미지 센서(130)에 의해 적용된 아날로그 이득, 또는 이들의 임의의 조합을 제어할 수 있다. 노출 설정은 이미지 캡처 설정 및/또는 이미지 프로세싱 설정이라고 할수 있다.

[0032] 제어 메커니즘(120)의 줌제어 메커니즘(125C)는 줌 설정을 획득할 수 있다. 일부 예들에서, 줌 제어 메커니즘(125C)은 메모리 레지스터에 줌 설정을 저장한다. 줌 설정에 기초하여, 줌제어 메커니즘(125C)은 렌즈(115) 및 하나 이상의 추가 렌즈를 포함하는 렌즈 엘리먼트들의 어셈블리(렌즈 어셈블리)의 초점 길이를 제어할 수 있다. 예를 들어, 줌 제어 메커니즘(125C)은 서로에 대해 하나 이상의 렌즈를 이동시키기 위해 하나 이상의 모터 또는 서보를 작동시킴으로써 렌즈 어셈블리의 초점 길이를 제어할 수 있다. 줌 설정은 이미지 캡처 설정 및/또는 이미지 프로세싱 설정이라고 할수 있다. 일부 예에서, 렌즈 어셈블리는 동초점 줌 렌즈 또는 가변 초점 줌 렌즈를 포함할 수 있다. 일부 예에서, 렌즈 어셈블리는 장면(110)으로부터 먼저 빛을 수신한 다음, 그 빛이 이미지 센서(130)에 도달하기 전에 포커싱 렌즈 (예: 렌즈 (115)) 와 이미지 센서(130) 사이의 어포컬 줌 시스템 (afocal zoom system) 을 통과하는 포커싱 렌즈 (일부 경우들에서 렌즈 (115) 일수 있음) 를 포함할 수도 있다. 어포컬 줌시스템은 일부 경우에 (예를 들어, 임계값 차이 내에서) 초점 길이가 같거나 유사한 2개의 포지티브(예를 들어, 수렴, 볼록) 렌즈를 포함할 수 있으며, 그들 사이에는 네거티브(예를 들어, 발산, 오목) 렌즈가 있다. 일부 경우에, 줌 제어 메커니즘(125C)은 네거티브 렌즈 및 포지티브 렌즈들 중하나 또는 둘 모두와 같은 어포컬 줌 시스템의 렌즈들 중하나 이상을 이동시킨다.

[0033] 이미지 센서(130)는 포토다이오드 또는 다른 감광 엘리먼트의 하나 이상의 어레이를 포함한다. 각각의 포토다이오드는 이미지 센서(130)에 의해 생성된 이미지의 특정 픽셀에 최종적으로 대응하는 광량을 측정한다. 경우에 따라 서로 다른 포토다이오드는 서로 다른 컬러 필터로 덮일 수 있고, 따라서 포토다이오드를 덮고 있는 필터의 색상과 일치하는 빛을 측정할 수 있다. 예를 들어, 베이어 컬러 필터는 적색 컬러 필터, 청색 컬러 필터 및 녹색 컬러 필터를 포함하며, 이미지의 각픽셀은 적색 컬러 필터로 덮인 적어도 하나의 포토다이오드로부터의 적색광 데이터, 청색 컬러 필터로 덮인 하나의 포토다이오드로부터의 청색광 데이터, 및 녹색 컬러 필터로 덮인 적어도 하나의 포토다이오드로부터의 녹색 광데이터에 기초하여 생성된다. 다른 유형의 컬러 필터는 빨강, 파랑 및/또는 녹색 컬러 필터 대신 또는 추가로 노랑, 마젠타 및/또는 청록색("에메랄드"라고도 함) 컬러 필터를 사용할 수 있다. 일부 이미지 센서는 컬러 필터가 모두 부족할 수 있으며 대신 (일부 경우에 수직으로 적층된) 픽셀 어레이 전체에 걸쳐 상이한 포토다이오드들을 사용할 수도 있다. 픽셀 어레이 전체에 걸친 서로 다른 포토다이오드는 서로 다른 스펙트럼 감도 곡선을 가질 수 있으므로 서로 다른 파장의 빛에 반응한다. 모노크롬 이미지 센서는 컬러 필터가 부족하여 컬러 깊이가 부족할 수도 있다.

[0034] 일부 경우에, 이미지 센서(130)는 위상 검출 자동초점(PDAF)에 사용될 수 있은 특정 시간에서 및/또는 특정 각도로부터 특정 포토다이오드 또는 특정 포토다이오드의 일부에 빛이 도달하는 것을 차단하는 불투명 및/또는 반사 마스크를 대안적으로 또는 추가로 포함할 수 있다. 이미지 센서(130)는 또한 광다이오드에 의해 출력된 아날로그 신호를 증폭하기 위한 아날로그 이득 증폭기 및/또는 광다이오드의 (및/또는 아날로그 이득 증폭기에 의해 증폭된) 아날로그 신호 출력을 디지털 신호로 변환하기 위한 아날로그-디지털 변환기(ADC)를 포함할 수 있다. 일부 경우에, 제어 메커니즘(120) 중하나 이상과 관련하여 논의된 특정 컴포넌트 또는 기능이 이미지 센서(130) 에대신 또는 추가로 포함될 수 있다. 이미지 센서(130)는 CCD(Charge-Coupled Device) 센서, EMCCD(Electronic-Multiplying CCD) 센서, APS(Active Pixel Sensor), CMOS(Complementary Metal-Oxide Semiconductor), N형 금속-산화물 반도체(NMOS), 하이브리드 CCD/CMOS 센서(예: sCMOS), 또는 이들의 일부 다른 조합일 수도 있다.

[0035] 이미지 프로세서(150)는 하나 이상의 이미지 신호 프로세서(ISP)(ISP(154) 포함), 하나 이상의 호스트 프로세서(호스트 프로세서(152) 포함), 및/또는 컴퓨팅 장치(5000)와 관련하여 논의된 하나 이상의 임의의 다른 유형의 프로세서(5010)와 같은 하나 이상의 프로세서를 포함할 수 있습니다. 호스트 프로세서(152)는 디지털 신호 프로세서(DSP) 및/또는 다른 유형의 프로세서일 수 있다. 일부 구현들에서, 이미지 프로세서(150)는 호스트 프로세서(152) 및 를 포함하는 단일 집적 회로 또는 칩(예를 들어, 시스템-온칩 또는 SoC로 지칭됨)이다. 일부 경우에, 칩은 또한 하나 이상의 입/출력 포트(예를 들어, 입/출력(I/O) 포트(156)), 중앙 처리 장치(CPU), 그래픽 처리 장치(GPU), 광대역 모뎀(예를 들어, 3G, 4G 또는 LTE, 5G 등), 메모리, 연결 컴포넌트(예: BluetoothTM, GPS(Global Positioning System) 등), 이들의 조합 및/또는 기타 컴포넌트를 포함할 수 있다. I/O 포트(156)는 I2C(Inter-Integrated Circuit 2) 인터페이스, I3C(Inter-Integrated Circuit 3) 인터페이스, 직렬 주변 장치 인터페이스(SPI) 인터페이스, 직렬 범용 입/출력(GPIO) 인터페이스, 모바일 산업 프로세서 인터페이스(MIPI)(예: MIPI CSI-2 물리(PHY) 층 포트 또는 인터페이스, 고급 고성능 버스(AHB) 버스, 이들의 임의의 조합, 및/또는 기타 입력/출력 포트와 같은, 하나 이상의 프로토콜 또는 사양에 따른 임의의 적절한 입력/출력 포트 또는 인터페이스를 포함할 수 있다. 하나의 예시적인 예에서, 호스트 프로세서(152)는 I2C 포트를 사용하여 이미지 센서(130)와 통신할 수 있고, ISP(154)는 MIPI 포트를 사용하여 이미지 센서(130)와 통신할 수 있다.

[0036] 이미지 프로세서(150)는 디모자이킹 (de-mosaicing), 색공간 변환, 이미지 프레임 다운샘플링, 픽셀 보간, 자동 노출(AE) 제어, 자동 이득 제어(AGC), CDAF, PDAF, 자동 화이트 밸런스, HDR 이미지를 형성하기 위한 이미지 프레임의 병합, 이미지 인식, 객체 인식, 특징 인식, 입력 수신, 출력 관리, 메모리 관리, 또는 이들의 일부 조합과 같은 다수의 태스크들을 수행할 수도 있다. 이미지 프로세서(150)는 랜덤 액세스 메모리(RAM)(140/5020), 읽기 전용 메모리(ROM)(145/5025), 캐시, 메모리 유닛, 다른 저장 장치, 또는 이들의 일부 조합에 이미지 프레임 및/또는 처리된 이미지를 저장할 수 있다.

[0037] 이미지 프로세서(150)에는 다양한 입력/출력 (I/O) 디바이스(160)가 연결될 수 있다. I/O 장치(160)는 디스플레이 스크린, 키보드, 키패드, 터치스크린, 트랙패드, 터치 감지 표면, 프린터, 임의의 다른 출력 디바이스(5035), 임의의 다른 입력 디바이스(5045), 또는 이들의 일부 조합을 포함할 수 있다. 일부 경우에, 캡션은 I/O 장치(160)의 물리적 키보드 또는 키패드를 통해, 또는 I/O 장치(160)의 터치스크린의 가상 키보드 또는 키패드를 통해 이미지 프로세싱 디바이스(105B)에 입력될 수 있다. I/O(160)는 시스템(100)과 하나 이상의 주변 장치 사이의 유선 연결을 가능하게 하는 하나 이상의 포트, 잭, 또는 다른 커넥터를 포함할 수 있으며, 이를 통해 시스템(100)은 하나 이상의 주변 장치로부터 데이터를 수신하고 및/또는 하나 이상의 주변 장치에 데이터를 전송할 수 있다. I/O(160)는 시스템(100)과 하나 이상의 주변 장치 사이의 무선 연결을 가능하게 하는 하나 이상의 무선 트랜시버를 포함할 수 있으며, 이를 통해 시스템(100)은 하나 이상의 주변 장치로부터 데이터를 수신하고 및/또는 하나 이상의 주변 장치로 데이터를 전송할 수 있다. 주변 장치는 이전에 논의된 유형의 I/O 장치(160) 중임의의 것을 포함할 수 있으며 포트, 잭, 무선 송수신기, 또는 기타 유선 및/또는 무선 커넥터에 연결되면 그자신이 I/O 장치(160)로 간주될 수 있다.

[0038] 일부 경우에, 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)은 단일 디바이스일 수 있다. 일부 경우에, 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)은 이미지 캡처 장치(105A)(예를 들어, 카메라) 및 이미지 프로세싱 장치(105B)(예를 들어, 카메라에 연결된 컴퓨팅 디바이스)를 포함하는 둘이상의 개별 디바이스들일 수도 있다. 일부 구현들에서, 이미지 캡처 디바이스(105A) 및 이미지 프로세싱 디바이스(105B)는, 예를 들어, 하나 이상의 와이어, 케이블, 또는 다른 전기 커넥터를 통해, 및/또는 하나 이상의 무선 트랜시버를 통해 무선으로 함께 커플링될 수 있다. 일부 구현에서, 이미지 캡처 장치(105A) 및 이미지 프로세싱 장치(105B)는 서로로부터 연결 해제될 수 있다.

[0039] 도 1 에 도시된 바와 같이, 수직 파선은 도의 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)을 각각 이미지 캡처 장치(105A) 및 이미지 프로세싱 장치(105B)를 나타내는 두부분으로 나눈다. 이미지 캡처 장치(105A)는 렌즈(115), 제어 메커니즘(120) 및 이미지 센서(130)를 포함한다. 이미지 프로세싱 장치(105B)는 이미지 프로세서(150)(ISP(154) 및 호스트 프로세서(152)를 포함), RAM(140), ROM(145) 및 를 포함한다. 일부 경우에, ISP(154) 및/또는 호스트 프로세서(152)와 같은 이미지 캡처 장치(105A)에 예시된 특정 컴포넌트가 이미지 캡처 장치(105A)에 포함될 수 있습니다.

[0040] 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)은 모바일 또는 고정 전화 핸드셋 (예를 들어, 스마트 폰, 셀룰러 폰등), 데스크탑 컴퓨터, 랩탑 또는 노트북 컴퓨터, 태블릿 컴퓨터, 셋톱 박스, 텔레비전, 카메라, 디스플레이 장치, 디지털 미디어 플층, 비디오 게임 콘솔, 비디오 스트리밍 장치, 인터넷 프로토콜 (IP) 카메라, 또는 임의의 다

른 적절한 전자 장치와 같은 전자 장치를 포함할 수도 있다. 일부 예에서, 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)은 셀룰러 네트워크 통신, 802.11 Wi-Fi 통신, 무선 근거리 통신망(WLAN) 통신, 또는 이들의 일부 조합과 같은 무선 통신을 위한 하나 이상의 무선 송수신기를 포함할 수 있다. 일부 구현에서, 이미지 캡처 장치(105A) 및 이미지 프로세싱 장치(105B)는 상이한 디바이스들일 수 있다. 예를 들어, 이미지 캡처 디바이스(105A)는 카메라 디바이스를 포함할 수 있고 이미지 프로세싱 디바이스(105B)는 모바일 핸드셋, 데스크탑 컴퓨터, 또는 다른 컴퓨팅 디바이스와 같은 컴퓨팅 디바이스를 포함할 수 있다.

[0041] 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)이 특정 컴포넌트들을 포함하는 것으로 도시되지만, 당업자는 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)이 도에 도시된 컴포넌트들보다 더많은 컴포넌트들을 포함할 수 있다는 것을 이해할 것이다. 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)의 컴포넌트는 소프트웨어, 하드웨어, 또는 소프트웨어와 하드웨어의 하나 이상의 조합을 포함할 수 있다. 예를 들어, 일부 구현들에서, 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)의 컴포넌트들은 하나 이상의 프로그래밍가능 전자 회로들 (예컨대, 마이크로프로세서들, GPU들, DSP들, CPU들, 및/또는 다른 적합한 전자 회로들) 을 포함할 수 있은 전자 회로들 또는 다른 전자적 하드웨어를 포함할 수 있고 및/또는 이들을 이용하여 구현될 수 있고, 및/또는 본원에 기술된 다양한 동작들을 수행하기 위해 컴퓨터 소프트웨어, 펌웨어, 또는 이들의 임의의 조합을 포함할 수 있고 및/또는 이들을 이용하여 구현될 수 있다.

소프트웨어 및/또는 펌웨어는 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체에 저장되고 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)을 구현하는 전자 장치의 하나 이상의 프로세서에 의해 실행 가능한 하나 이상의 명령을 포함할 수 있다.

[0042] 기존의 카메라 시스템(예: 이미지 센서 및 은 파라미터로 튜닝되고 튜닝된 파라미터에 따라 이미지를 처리한다. ISP는 일반적으로 고정 튜닝 방법을 사용하여 프로덕션 중에 튜닝된다. 카메라 시스템 (예를 들어, 이미지 센서 및 은 또한 일반적으로 무엇보다도 조명 수준, 색온도, 노출 시간과 같은 미리 정의된 조건을 기반으로 전체 이미지 조정을 수행한다. 일반적인 카메라 시스템은 또한 조잡한 정밀도(예: 창기반 로컬 톤매핑)로 발견 기반 튜닝을 사용하여 튜닝된다. 결과적으로 기존의 카메라 시스템은 이미지에 포함된 콘텐츠를 기반으로 이미지를 향상시킬 수없다.

[0043] 머신 러닝 기반 이미지 조정을 수행하기 위한 시스템, 장치, 프로세스 및 컴퓨터 판독 가능 매체가 여기에 설명되어 있다. 머신 러닝 기반 이미지 조정 기법은 처리된 이미지(예: ISP 및/또는 이미지 후프로세싱 시스템에 의한 출력)에 적용될 수 있고/있거나 이미지 센서로부터의 원시 이미지 데이터에 적용될 수 있다. 머신 러닝 기반 이미지 조정 기법은 이미지에 포함된 장면 콘텐츠를 기반으로 각이미지에 대해 (기존 카메라 시스템의 고정 튜닝이 아닌) 동적 튜닝을 제공할 수 있다. 머신 러닝 기반 이미지 조정 기법은 또한 발견-기반 튜닝만을 제공하는 것과는 대조적으로 추가적인 시맨틱 컨텍스트 기반 튜닝(예: 세그멘테이션 정보)을 통합하는 능력을 제공할 수 있다.

[0044] 일부 예에서, 하나 이상의 튜닝 맵은 또한 머신 러닝 기반 이미지 조정 기법을 수행하는 데사용될 수 있다. 일부 예에서, 튜닝 맵은 입력 이미지와 동일한 해상도를 가질 수 있으며, 튜닝 맵내의 각값은 입력 이미지의 픽셀에 대응한다. 일부 예들에서, 튜닝 맵은 입력 이미지의 다운샘플링된 변형에 기초할 수 있고 따라서 입력 이미지보다 낮은 해상도를 가질 수 있으며, 튜닝 맵내의 각값은 입력 이미지에서의 2 이상의 픽셀 (예를 들어, 입력 이미지의 다운샘플링된 변형이 입력 이미지의 절반 길이와 절반 너비를 갖는 경우 정사각형 또는 직사각형 형태의 4개 이상의 인접 픽셀) 에대응한다. 튜닝 맵은 또한 튜닝 맵의 각위치에 대해 공간적으로 변하는 튜닝 맵의 값의 능력을 나타내는 공간적 튜닝 맵또는 공간적으로 변화하는 튜닝 맵으로 지칭될 수 있다. 일부 예들에서, 튜닝 맵내의 각각의 값은 입력 이미지의 미리 결정된 서브세트에 대응할 수 있다. 일부 예들에서, 튜닝 맵내의 각각의 값은 전체 입력 이미지에 대응할 수 있고, 이경우 튜닝 맵은 공간적으로 고정된 튜닝 맵으로 지칭될 수 있다.

[0045] 튜닝 맵은 이미지 프로세싱 머신 러닝 시스템이 각이미지의 픽셀 수준 조정을 제공하는 능력을 제공하여, 전체 이미지 조정만이 아니라 이미지의 고정밀 조정을 허용한다. 일부 예에서, 튜닝 맵은 이미지 프로세서(150), 호스트 프로세서(152), ISP(154), 또는 이들의 조합에 의해 자동으로 생성될 수 있다. 일부 예에서, 튜닝 맵은 머신 러닝 시스템을 사용하여 자동으로 생성될 수 있다. 일부 예에서, 튜닝 맵은 머신 러닝 시스템을 사용하여 픽셀당 정밀도를 가질 수 있다. 예를 들어, 제1 머신 러닝 시스템은 픽셀 수준 튜닝 맵을 생성하는 데사용될 수 있고, 제2 머신 러닝 시스템은 입력 이미지 및 하나 이상의 튜닝 맵을 프로세싱하여 수정된 이미지(조정된 이미지 또는 프로세싱된 이미지라고도 함)를 생성할 수 있다. 일부 예에서, 제1 머신 러닝 시스템은 이미지 프로세서(150), 호스트 프로세서(152), ISP(154), 또는 이들의 조합에 의해 적어도 부분적으로 실행될 수 있고, 및/또는 그들과 인터페이싱할 수 있다. 일부 예에서, 제2 머신 러닝 시스템은 이미지 프로세서(150), 호스트 프로세서(152), ISP(154), 또는 이들의 조합에 의해 적어도 부분적으로 실행될 수 있고, 및/

또는 그들과 인터페이싱할 수 있다.

[0046] 도 2 는 이미지 프로세싱 머신 러닝 (ML) 시스템 (210) 을 포함하는 시스템의 일예를 도시하는 블록도이다. 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 입력으로서 하나 이상의 입력 이미지 및 하나 이상의 공간 튜닝 맵(201)을 획득한다. 예시적인 입력 이미지 (202) 가 도 2 에 나타나 있다. 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 임의의 유형의 이미지 데이터를 프로세싱할 수 있다. 예를 들어, 일부 예들에서, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 제공된 입력 이미지는 도 1 의 이미지 캡처 디바이스(105A)의 이미지 센서(130)에 의해 캡처되고 및/또는 ISP (예를 들어, 도 1 의 ISP(154)) 및/또는 카메라 시스템의 임의의 후처리 컴포넌트에 의해 프로세싱된 이미지를 포함할 수 있다. 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 하나 이상의 합성곱 신경망(CNN), 하나 이상의 CNN, 하나 이상의 트레이닝된 신경망(NN), 하나 이상의 NN, 하나 이상의 트레이닝된 지원 벡터 머신(SVM), 하나 이상의 SVM, 하나 이상의 트레이닝된 랜덤 포레스트, 하나 이상의 랜덤 포레스트, 하나 이상의 트레이닝된 결정 트리, 하나 이상의 결정 트리, 하나 이상의 트레이닝된 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 트레이닝된 회귀 알고리즘, 하나 이상의 회귀 알고리즘, 또는 이들의 조합을 사용하여 구현될 수 있다. 이미지 프로세싱 ML 시스템(210), 및/또는 위에 나열된 임의의 머신 러닝 엘리먼트는 (이미지 프로세싱 ML 시스템(210)의 부분들일 수도 있는) 지도 학습, 비지도 학습(unsupervised learning), 강화 학습(reinforcement learning), 딥러닝(deep learning) 또는 이들의 조합을 사용하여 트레이닝될 수 있다.

[0047] 일부 예들에서, 입력 이미지(202)는 이미지 데이터의 각 픽셀에 대한 복수의 크롬 성분 및/또는 색상 성분(예를 들어, 적색(R) 색상 성분 또는 샘플, 녹색(G) 색상 성분 또는 샘플, 및 청색(B) 색상 성분 또는 샘플)을 포함할 수 있다. 일부 경우에, 디바이스는 다수의 카메라를 포함할 수 있고, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 다수의 카메라 중하나 이상에 의해 획득된 이미지를 처리할 수 있다. 하나의 예시적인 예에서, 듀얼 카메라 모바일 폰, 태블릿, 또는 다른 디바이스는 더넓은 각도로 (예를 들어, 더넓은 시야 (field-of-view; FOV) 로) 더큰 이미지들을 캡처하고, 더 많은 양의 광다른 이점들 중에서도 더욱 선명하고 명확한 것을 야기함) 을캡처하는데 사용되어, 360도 (예를 들어, 가상 현실) 비디오를 생성하고, 및/또는 단일 카메라 디바이스에 의해 달성된 것보다 다른 강화된 기능성을 수행할 수 있다.

[0048] 일부 예에서, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 하나 이상의 이미지 센서에 의해 제공되는 원시 이미지 데이터를 처리할 수 있다. 예를 들어, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 제공되는 입력 이미지는 이미지 센서(예: 도의 이미지 센서(130))에 의해 생성된 원시 이미지 데이터를 포함할 수 있다. 일부 경우들에서, 이미지 센서는 원시 이미지 데이터의 프레임을 캡처할 수 있은 포토다이오드의 어레이를 포함할 수 있다. 각각의 포토다이오드는 픽셀 위치를 나타낼 수 있고 그픽셀 위치에 대해 픽셀 값을 생성할 수 있다. 포토다이오드들로부터의 원시 이미지 데이터는 프레임에서의 각각의 픽셀 위치에 대한 단일 컬러 또는 그레이스케일 값을 포함할 수도 있다. 예를 들어, 컬러 필터 어레이는 이미지 센서와 통합되거나 또는 이미지 센서(예를 들어, 포토다이오드들 상부에 놓임) 와함께 사용되어 단색 정보를 컬러 값들로 변환할 수 있다. 컬러 필터 어레이의 하나의 예시적인 예는 베이어 패턴 컬러 필터 어레이 (또는 베이어 컬러 필터 어레이) 를 포함하여, 이미지 센서가 각각의 픽셀 위치에서 적색, 녹색 또는 청색 필터 중하나를 갖는 베이어 패턴을 갖는 픽셀들의 프레임을 캡처하도록 할수 있다. 일부 경우들에서, 디바이스는 다수의 이미지 센서들을 포함할 수 있으며, 이경우 이미지 프로세싱 ML 시스템 (210) 은다수의 이미지 센서들에 의해 획득된 원시 이미지 데이터를 프로세싱할 수 있다. 예를 들어, 다수의 카메라들을 갖는 디바이스는 다수의 카메라들을 사용하여 이미지 데이터를 캡처할 수 있고, 이미지 프로세싱 ML 시스템 (210) 은다수의 카메라들로부터의 원시 이미지 데이터를 프로세싱할 수 있다.

[0049] 다양한 유형의 공간 튜닝 맵이 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 대한 입력으로서 제공될 수 있다. 공간 튜닝 맵의 각유형은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관될 수 있다. 공간 튜닝 맵은 예를 들어 잡음 튜닝 맵, 선명도 튜닝 맵, 톤튜닝 맵, 채도 튜닝 맵, 휴 튜닝 맵, 이들의 임의의 조합, 및/또는 다른 이미지 프로세싱 기능을 위한 기타 튜닝 맵을 포함할 수 있다. 예를 들어, 잡음 튜닝 맵은 잡음 증강(예를 들어, 잡음 감소, 잡음 추가)이 입력 이미지의 상이한 부분들의 위치들 (예를 들어, 좌표들) 에맵핑되는 입력 이미지의 상이한 부분들 (예: 상이한 픽셀들) 에적용되어야 하는 강도에 대응하는 값을 포함할 수 있다. 선명도 튜닝 맵은 선명도 증강(예를 들어, 선명화)이 입력 이미지의 상이한 부분들의 위치들 (예를 들어, 좌표들) 에매핑된 입력 이미지의 상이한 부분들 (예를 들어, 상이한 픽셀들)에 적용되어야 하는 강도에 대응하는 값을 포함할 수 있다. 톤튜닝 맵은 톤증강(예를 들어, 톤매핑)이 입력 이미지의 상이한 부분의 위치(예를 들어, 좌표)에 매핑되는 입력 이미지의 상이한 부분들 (예를 들어, 상이한 픽셀들)에 적용되어야 하는 강도에 대응하는 값을 포함할 수 있다. 채도 튜닝 맵은 채도 증강(예를 들어, 증가하는 채도 또는 감소하는 채도)이 입력 이미지의 상

이한 부분들의 위치들 (예를 들어, 좌표들) 에맵핑되는 입력 이미지의 상이한 부분들 (예: 상이한 픽셀들) 에적용되어야 하는 강도에 대응하는 값을 포함할 수 있다. 휴튜닝 맵은 휴증강(예를 들어, 휴시프팅)이 입력 이미지의 상이한 부분들의 위치들 (예를 들어, 좌표들) 에매핑된 입력 이미지의 상이한 부분들 (예를 들어, 상이한 픽셀들)에 적용되어야 하는 강도에 대응하는 값을 포함할 수 있다.

[0050] 일부 예에서, 튜닝 맵의 값은 0의 값에서 1의 값범위일 수 있다. 그범위는 포괄적일 수 있으므로 가능한 값으로 0 및/또는 1을 포함한다. 그범위는 배타적일 수 있으므로 가능한 값으로 0 및/또는 1을 포함하지 않는다. 예를 들어, 튜닝 맵의 각위치는 0과 1 사이의 임의의 값을 포함할 수 있다. 일부 예에서, 하나 이상의 튜닝 맵은 0과 1 사이의 값이외의 값을 포함할 수 있다. 다양한 튜닝 맵들이 하기에 보다 상세히 설명된다. 입력 채도 맵이 공간 튜닝 맵의 예로서 도에 나타나 있다.

[0051] 여기서 모든 도면은 흑백으로 예시되어 있지만 입력 이미지(202)는 배경의 일부로 녹색 잎이 있고 배경의 다른 부분으로 흰색 벽이 있는 전경에서 분홍색과 적색 꽃을 묘사하는 다채로운 이미지를 나타냅니다. 입력 채도 맵(203)은 전경에서 분홍색 및 빨간색 꽃을 묘사하는 입력 이미지(202)의 픽셀 영역에 대응하는 0.5의 값을 포함한다. 값이 0.5인 이영역은 입력 채도 맵(203)에서 회색으로 표시된다. 입력 채도 맵(203)의 0.5 의 값은 그영역의 채도가 증가 또는 감소 없이 동일하게 유지되어야 한다는 것을 나타낸다. 입력 채도 맵(203)은 배경 (녹색 잎및 흰색 벽양자 모두) 을묘사하는 입력 이미지(202)의 픽셀 영역에 대응하는 0.0 의값을 포함한다. 값이 0.0인 이영역은 입력 채도 맵(203)에서 흑색으로 표시된다. 입력 채도 맵(203)의 0.0 의 값은 그영역의 채도가 완전 채도 감소되어야 한다는 것을 나타낸다. 수정된 이미지(216)는 전경의 꽃은 입력 이미지(202)와 동일한 정도로 포화되지만 (여전히 분홍색과 빨간색이지만), 배경(녹색 잎과 흰색 벽모두)은 완전히 채도 감소되고 따라서 그레이스케일로 묘사되는 이미지를 나타낸다.

[0052] 각각의 튜닝 맵(예: 입력 채도 맵(203))은 (수정된 이미지(216)와 같은) 수정된 이미지를 생성하기 위해 처리될 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 입력으로서 제공되는 하나 이상의 입력 이미지(예: 입력 이미지(202))의 크기 및/또는 해상도와 동일한 크기 및/또는 동일한 해상도를 가질 수 있다. 각각의 튜닝 맵(예: 입력 채도 맵(203))은 튜닝 맵에 기초하여 생성된 수정된 이미지(예: 수정된 이미지(216))의 크기 및/또는 해상도와 동일한 크기 및/또는 동일한 해상도를 가질 수 있다. 일부 예에서, 튜닝 맵(예: 입력 채도 맵(203))은 입력 이미지(예: 입력 이미지(202))보다 작거나 클수 있으며, 이경우 튜닝 맵또는 입력 이미지(또는 둘다)는 수정된 이미지(216)가 생성되기 전에 다운스케일링 또는 업스케일링 및/또는 업샘플링될 수 있다.

[0053] 일부 예들에서, 튜닝 맵(303)은 그레이스케일 이미지와 같은 이미지로서 저장될 수 있다. 튜닝 맵(303)에서, 튜닝 맵(303)의 픽셀에서의 회색 음영은 그픽셀에 대한 값을 나타낼 수 있다. 예시적인 예에서, 흑색은 0.0의 값을 인코딩할 수 있고, 중간 회색 또는 중앙 회색은 0.5의 값을 인코딩할 수 있고, 백색은 1.0의 값을 인코딩할 수 있다. 다른 회색 음영은 위에서 설명한 값사이의 값을 인코딩할 수 있다. 예를 들어, 밝은 회색은 0.5와 1.0 사이의 값(예를 들어, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9)을 인코딩할 수 있다. 짙은 회색은 0.5와 0.0 사이의 값(예: 0.1, 0.2, 0.3, 0.4)을 인코딩할 수 있다. 일부 예들에서는, 반대의 방식이 사용될 수 있으며, 백색은 0.0의 값을 인코딩하고, 흑색은 1.0의 값을 인코딩한다.

[0054] 도 3a 는 일부 예들에 따른, P0 내지 P63으로 라벨링된 복수의 픽셀들을 포함하는 입력 이미지(302)의 예를 예시하는 개념도이다. 입력 이미지는 너비 7픽셀, 높이 7픽셀이다. 픽셀은 맨위 행에서 시작하여 맨아래 행으로 카운트 업하여, 각행 내에서 왼쪽에서 오른쪽으로 P0에서 P63까지 순차적으로 번호가 매겨진다.

[0055] 도3b 는 일부 예들에 따른, 공간 튜닝 맵의 예를 예시하는 개념도이다. 튜닝 맵(303)은 V0 내지 V63 으로 라벨링된 복수의 값들을 포함한다. 튜닝 맵은 너비 7픽셀 및 높이 7픽셀이다. 픽셀은 맨위 행에서 시작하여 맨아래 행으로 카운트 업하여, 각행 내에서 왼쪽에서 오른쪽으로 V0에서 V63까지 순차적으로 번호가 매겨진다.

[0056] 튜닝 맵(303) 내의 각값은 입력 이미지(302)의 픽셀에 대응한다. 예를 들어, 튜닝 맵(303)의 값은 입력 이미지(302)의 픽셀 P0에 대응한다. 튜닝 맵(303)의 값은 입력 이미지(302)에서 해당 픽셀을 조정하거나 수정하는 데 사용된다. 일부 예들에서, 튜닝 맵(303)의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 픽셀에 이미지 프로세싱 기능을 적용하는 강도 및/또는 방향을 나타낸다. 일부 예들에서, 튜닝 맵(303)의 각각의 값은 대응하는 픽셀에 적용할 이미지 프로세싱 기능의 양을 나타낸다. 예를 들어, 튜닝 맵(303)에서 V0에 대한 제1 값(예를 들어, 0의 값, 1의 값, 또는 다른 값)은 튜닝 맵의 이미지 프로세싱 기능이 입력 이미지(302)의 해당 픽셀 P0 에의 강도로 적용되어야 한다는 (전혀 적용되지 않을 것이라는) 것을 나타낼 수 있다. 다른 예에서, 튜닝 맵(303)에서 V15에 대한 제2 값(예를 들어, 0의 값, 1의 값, 또는 다른 값)은 이미지 프로세싱 기

능이 입력 이미지(302)의 대응하는 픽셀(P15)에 최대 강도(최대량의 이미지 프로세싱 기능)로 적용되어야 한다는 것을 나타낸다. 상이한 유형의 튜닝 맵의 값은 각각의 이미지 프로세싱 기능의 상이한 수준의 적용 가능성을 나타낼 수 있다. 하나의 예시적인 예에서, 튜닝 맵(303)은 채도 맵일 수 있고, 채도 맵에서 0의 값은 픽셀이 그레이스케일되거나 단색이 되도록 하는 대응하는 픽셀에 대한 완전한 채도 감소를 나타낼 수 있고(채도 감소 또는 음의 채도 방향의 최대 강도), 채도 맵에서의 0.5 의값은 해당 픽셀에 채도 또는 채도 감소 효과가 적용되지 않을 것임을 나타낼 수 있고(채도 강도 0), 채도 맵에서의 1 의값은 최대 채도를 나타낼 수 있다 (채도 증가 또는 양의 채도 방향의 최대 강도). 채도 맵에서 0과 1 사이의 값은 위에서 설명한 수준 사이의 다양한 채도 수준을 나타낸다. 예를 들어, 0.2의 값은 약간의 채도 감소 (채도 감소 또는 음의 채도 방향의 낮은 강도)를 나타내는 반면, 0.8의 값은 약간의 채도 증가(채도 증가 또는 양의 포화 방향의 낮은 강도)를 나타낸다.

[0057] 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 수정된 이미지 (215) 를생성하기 위해 하나 이상의 입력 이미지 및 하나 이상의 공간 튜닝 맵(201)을 프로세싱한다. 예시적인 수정된 이미지 (216) 가도 2 에나타나 있다. 수정된 이미지(216)는 입력 이미지(202)의 수정된 버전이다. 위에서 논의된 바와 같이, 채도 맵(203)은 입력 이미지(202)의 전경에 표시된 분홍색 및 적색 꽃을 묘사하는 픽셀에 대응하는 채도 맵(203)의 영역에 대해 0.5의 값을 포함한다. 채도 맵(203)은 이미지(202)의 전경에서 꽃을 묘사하지 않는(대신 배경을 묘사하는) 이미지(202)의 픽셀에 대응하는 위치에 대해 0의 값을 포함한다. 채도 맵(203)에서 0의 값은 해당 값에 대응하는 픽셀이 완전히 채도가 감소될 것임을 나타낸다(채도 감소 또는 음의 채도 방향에서 최대 강도). 그결과, 수정된 이미지(215)에서 꽃을 나타내는 픽셀을 제외한 모든 픽셀은 그레이스케일(흑백)로 묘사된다. 채도 맵(203)에서 0.5의 값은 이러한 값에 대응하는 픽셀이 채도에 변화가 없을 것임을 나타낸다(0의 채도 강도).

[0058] 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 수정된 이미지 (215) 를생성하기 위해 하나 이상의 입력 이미지 및 하나 이상의 공간 튜닝 맵(201)을 프로세싱하도록 트레이닝되는 하나 이상의 신경망들을 포함할 수 있다. 하나의 예시적인 예에서, 지도 학습 기법은 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)을 트레이닝하는 데 사용될 수 있다. 예를 들어, 역전파 트레이닝 프로세스는 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)의 신경망의 노드의 가중치(및 일부 경우에는 바이어스와 같은 다른 파라미터)를 조정하는데 사용될 수 있다 역전파는 순방향 패스, 손실 함수, 역방향 패스, 및 가중치 업데이트를 포함한다. 순방향 패스, 손실 함수, 역방향 패스, 및 파라미터 업데이트는 하나의 트레이닝 반복을 위해 수행된다. 그프로세스는 신경망의 파라미터들의 가중치들이 정확하게 튜닝될 때까지 트레이닝 데이터의 각각의 세트에 대해 특정 횟수의 반복들 동안 반복된다. 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 관한 추가 세부사항이 여기에서 제공된다.

[0059] 상술된 바와 같이, 다양한 유형의 공간 튜닝 맵이 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 의한 사용을 위해 제공될 수 있다. 공간 튜닝 맵의 한예는 입력 이미지의 픽셀에 적용할 잡음 제거(잡음 감소)의 양을 나타내는 잡음 맵이다.

[0060] 도 4 는 수정된 이미지(415)를 생성하기 위해 입력 이미지(402)에서 잡음 감소 강도를 조정하기 위해 적용되는 입력 잡음 맵(404)의 예를 예시하는 개념도이다. 입력 이미지(402)의 왼쪽 하단 모서리에 있는 부분은 브래킷으로 "평활"로서 라벨링되고 가시적인 잡음이 거의 또는 전혀 없다. 입력 이미지(402)의 나머지 부분은 브래킷으로 "잡음"로 라벨링되고 (거친 외관을 갖는) 가시적인 잡음을 포함한다.

[0061] 잡음 맵 키 (405) 가 도 4 에 도시되어 있다. 잡음 맵키(405)는 잡음 맵(404)의 값은 잡음 제거가 적용되지 않을 것임을 나타내고, 값은 최대 잡음 제거가 적용될 것임을 나타내는 것을 나타낸다. 도시된 바와 같이, 입력 잡음 맵(404)은 잡음이 거의 또는 전혀 없는 입력 이미지(402)의 왼쪽 하단 영역에 있는 픽셀 (이미지(402)의 왼쪽 아래 영역에 있는 픽셀) 의 평활" 영역에 해당하는 잡음 맵(404)의 검은색 영역에 대해 0의 값을 포함한다. 입력 잡음 맵(404)은 잡음을 갖는 입력 이미지(402)의 픽셀의 "잡음" 영역에 대응하는 잡음 맵(404)의 나머지 밝은 회색 음영 영역에 대해 0.8의 값을 포함한다. 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 수정된 이미지(415)를 생성하기 위해 입력 이미지(402) 및 입력 잡음 맵(404)을 처리할 수 있다. 도시된 바와 같이, 수정된 이미지(415)는 0.8의 값을 갖는 잡음 맵(404)의 위치에 대응하는 입력 이미지(402)의 픽셀에 대해 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 의해 수행된 잡음 제거에 기초하여 잡음을 포함하지 않는다.

[0062] 공간 튜닝 맵의 다른 예는 입력 이미지의 픽셀에 적용될 선명화의 양을 나타내는 선명도 맵이다. 예를 들어, 이미지의 픽셀을 선명화함으로써 흐릿한 이미지에 초점을 맞출 수 있다.

[0063] 도 5 는 일부 예들에 따른, 예시적인 이미지에 대한 선명도 조정 이미지 프로세싱 기능의 상이한 적용 강도들의 효과들의 예들을 예시하는 개념도이다. 일부 예에서 선명도 맵의 0 의 값은 해당 출력 이미지를 생성하

기 위해 입력 이미지의 해당 픽셀에 선명화가 적용되지 않음을 나타내고, 선명도 맵의 1 의 값은 대응하는 출력 이미지를 생성하기 위해 입력 이미지의 대응하는 픽셀에 최대 선명화가 적용됨을 나타낸다. 이미지(510)는 선명도 조정 맵의 값이 0으로 설정될 때이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 의해 생성되며, 여기서 선명화가 이미지(510)에 적용되지 않는다 (또는 강도 0 의 선명화). 이미지(511)는 선명도 맵의 값이 0.4로 설정될 때 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 의해 생성되며, 이경우 이미지(511)의 픽셀에 적당한 양의 선명화(중간 강도로 선명화)이 적용된다. 이미지(512)는 선명도 맵의 값이 1.0으로 설정될 때생성되며, 최대량의 선명화 (최대 강도의 선명화)가 이미지(512)의 픽셀에 적용된다.

[0064] 향상된 이미지(또는 선명화된 이미지)는 입력 이미지 및 선명도 맵에 기초하여 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 의해 생성될 수 있다. 예를 들어, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 입력 이미지를 선명화하고 선명화된 이미지(향상된 이미지로도 지칭됨)를 생성하기 위해 선명도 맵을 사용할 수 있다. 선명화된 (또는 향상된) 이미지는 이미지 디테일 뿐아니라 알파(α) 파라미터에 의존한다. 예를 들어, 다음 방정식을 사용하여 선명화된 (또는 향상된) 이미지를 생성할 수 있다: 향상된 이미지 = 원래의 입력 이미지 + α*디테일. 선명도 맵의 값은 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)이 선명화된 이미지를 획득하기 위해 알파(α) 및 이미지 디테일 파라미터 양자 모두를 수정하게 할수 있다. 선명화된(또는 향상된) 이미지를 생성하는 예시적인 예로서, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 에지 보존 비선형 필터를 적용하는 것과 같이 에지 보존 필터링을 입력 이미지에 적용할 수 있다. 에지 보존 비선형 필터의 예는 양방향 필터를 포함한다. 경우에 따라 양방향 필터는 공간 시그마와 범위 시그마를 포함하여 두개의 하이퍼 파라미터를 갖는다. 공간 시그마는 필터 창크기를 제어한다(여기서 창크기가 클수록 더평활화됨). 범위 시그마는 세기 차원을 따라 필터 크기를 제어한다(여기서 값이 클수록 서로 다른 강도를 함께 흐리게 함). 일부 예에서, 이미지 디테일은 입력 이미지에서 필터링된 이미지(에지 보존 필터링으로 인한 평활화된 이미지)를 감산함으로써 획득될 수 있다. 그런 다음 원래의 입력 이미지에 이미지 디테일의 특정 부분(알파(α) 파라미터로 표시)을 추가하여 선명화된 (또는 향상된) 이미지가 획득될 수 있다. 이미지 디테일과 알파(α)를 사용하여 선명화된 (향상된) 이미지가 다음과 같이 획득될 수 있다: .

[0065] 도 6 은 일부 예들에 따른, 수정된 이미지(615)를 생성하기 위해 입력 이미지(602)에서 선명화 강도를 조정하기 위해 적용되는 입력 선명화 맵(604)의 예를 예시하는 개념도이다. 알수 있는 바와 같이, 입력 이미지(602)는 흐릿한 외관을 갖는다. 선명도 맵키(605)는 잡음 맵(604)의 0 의 값은 입력 이미지(602)의 해당 픽셀에 선명화가 적용되지 않음(강도 0에서 선명화가 적용됨)을 나타내고, 1 의값은 최대 선명화가 해당 픽셀에 적용됨(선명화가 최대 강도로 적용됨)을 나타냄을 지정한다. 도시된 바와 같이, 입력 선명도 맵(604)은 선명도 맵(604)의 좌측 하단 부분에서 흑색 음영 영역에 대해 0의 값을 포함한다. 입력 선명도 맵(604)은 선명도 맵(604)의 나머지 영역(밝은 회색 음영)에 대해 0.9의 값을 포함한다. 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 수정된 이미지(615)를 생성하기 위해 입력 이미지(602) 및 입력 선명도 맵(604)을 처리할 수 있다. 도시된 바와 같이, 값이 0인 선명도 맵(604)의 위치에 대응하는 수정된 이미지(615)의 픽셀은 흐릿한 (선명화가 강도 0에서 적용되었기 때문) 반면, 0.9 의 값을 갖는 선명도 맵(604)의 위치에 대응하는 수정된 이미지(615)의 픽셀은 그영역에서 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 의해 높은 강도로 수행된 선명화로 인해 선명하다 (흐릿하지 않다).

[0066] 톤 맵은 공간 튜닝 맵의 또다른 예이다. 톤맵은 입력 이미지의 픽셀에 적용되는 루미넌스 조정의 양을 나타내어, 더어둡거나 더밝은 톤을 갖는 이미지를 야기한다. 감마 값은 감마 보정이라고 하는 픽셀의 루미넌스의 양을 제어한다. 예를 들어, 감마 보정은 $I_{out} = I_{in}^{\gamma}$ 로서 표시되는 변환으로서 정의될 수 있으며, 여기서 I_{in} 은 입력 값(예: 픽셀 또는 전체 이미지)이고, γ 는 감마 값이고, I_{out} 은 출력 값(예: 픽셀 또는 전체 출력 이미지)이다. 감마 변환 기능은 상이한 유형들의 이미지들에 대해 상이하게 적용될 수 있다. 예를 들어, 적색-녹색-청색 (RGB) 색상 공간의 경우, 이미지의 R, G 및 채널에 동일한 감마 변환을 적용할 수 있다.
다른 예에서, YUV 색상 공간 (루미넌스 성분 (Y) 및 두 개의 크로미넌스 성분 U (파란색 투영) 및 (빨간색 투영) 포함) 의경우, 감마 변환 기능은 이미지의 루미넌스(Y) 채널에만 (예를 들어, 이미지의 픽셀의 Y 성분 또는 샘플에만) 적용될 수 있다.

[0067] 도 7 은 일부 예들에 따른 감마 곡선(715)의 예및 예시의 이미지에 적용된 톤조정의 상이한 강도로 변환되는 톤맵의 상이한 값들의 효과들의 여러 예들을 예시하는 개념도이다. 일부 예에서, 감마 (γ) 범위는 $10^{-0.4}$ 내지 $10^{0.4}$ 이며, 이는 0.4 내지 2.5 의값들에 대응한다. 감마 지수들 (-0.4 내지 0.4) 는톤 튜닝 맵을 계산

하기 위해 0 내지 1 의범위로 매핑될 수 있다. 예를 들어 톤맵에서의 0 의 값은 ($10^{-0.4}$ 에 대응하는) 0.4 의 감마 (γ) 값이 입력 이미지의 해당 픽셀에 적용될 것임을 나타내고, 톤맵의 0.5 의값은 ($10^{0.0}$ 에 대응하는) 1.0 의 감마 (γ) 값이 입력 이미지의 해당 픽셀에 적용될 것임을 나타내며, 톤맵의 1 의값은 (100.4 에대응하는) 2.5 의감마 (γ) 값이 입력 이미지의 해당 픽셀에 적용될 것임을 나타낸다. 출력 이미지(710), 출력 이미지(711) 및 출력 이미지(712)는 모두 동일한 입력 이미지에 톤조정의 상이한 강도들을 적용하여 생성된다. 이미지(710)는 0.4의 감마 값이 적용될 때이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 의해 생성되며, 결과적으로 루미넌스가 증가하여 입력 이미지보다 밝은 이미지가 된다. 이미지(711)는 1.0의 감마 값이 적용될 때생성되어 루미넌스 변화가 없다. 따라서, 출력 이미지(711)는 입력 이미지와 톤이 동일하다. 이미지(712)는 2.5 의 감마 값이 적용될 때생성되며, 결과적으로 루미넌스가 감소하여 입력 이미지보다 어두운 이미지가 된다.

[0068] 도 8 은 일부 예들에 따른, 수정된 이미지(815)를 생성하기 위해 입력 이미지(802)에서 톤 조정 강도에 적용되는 입력 톤맵(804)의 예를 예시하는 개념도이다. 톤맵 키(805)는 톤맵(804)의 0 의값은 0.4 의 감마(γ) 값이 입력 이미지(802)의 해당 픽셀에 적용될 것임(강도 0.4 의톤 조정)을 나타내고, 톤맵(804)에서 0.5 의값은 1.0 의 감마(γ) 값이 입력 이미지(802)의 해당 픽셀에 적용될 것임(톤의 변화가 없음을 나타내는 강도 1.0 의 톤 조정)을 나타내고, 톤 맵(804)의 1 의값은 2.5 의 감마(γ) 값이 입력 이미지(802)의 해당 픽셀에 적용될 것임(최대 강도 2,5 의톤 조정)을 나타냄을 지정한다. 입력 톤맵(804)은 톤맵(804)의 좌측 절반의 위치들의 그룹 (어두운 회색 음영 영역) 에대해 0.12 의값을 포함한다. 0.12의 값은 0.497 의대략적인 감마(γ) 값에 대응한다. 예를 들어, 지수는 지수 = ((0.12-0.5)*0.4)/0.5 = -0.304 로서 결정될 수 있고, 감마 (γ) 값은 감마 = $10^{\text{지수}}$ = $10^{(-0.304)}$ = 0.497 로서 결정될 수 있다. 톤 맵(804)은 톤 맵(804)의 우측 절반의 위치들의 나머지 그룹 (중간 회색 음영 영역) 에대해 0.5 의 값을 포함한다. 0.5의 값은 1.0 의 감마(γ) 값에 대응한다.

[0069] 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 수정된 이미지(815)를 생성하기 위해 입력 이미지(802) 및 입력 톤맵(804)을 처리할 수 있다. 도시된 바와 같이, 수정된 이미지(815)의 좌측 절반에 있는 픽셀은 0.497 의 감마(γ) 값이 0.12 의 톤 맵값을 기반으로 하는 감마 변환에 사용되기 때문에 (입력 이미지(802)의 좌측 절반에 있는 대응하는 픽셀에 비해 및/또는 수정된 이미지 (815) 의우측 절반에 있는 픽셀에 비해) 더밝은 톤을 갖는다. 수정된 이미지(815)의 오른쪽 절반에 있는 픽셀은 1.0 의 감마 (γ) 값이 0.5 의톤 맵값을 기반으로 하는 감마 변환에 사용되기 때문에 입력 이미지(802)의 오른쪽 절반에 있는 대응하는 픽셀과 동일한 톤(및/또는 수정된 이미지(815)의 왼쪽 절반에 있는 픽셀에 비해 더어두운 톤)을 갖는다.

[0070] 채도 맵은 공간 튜닝 맵의 또다른 예이다. 채도 맵은 입력 이미지의 픽셀에 적용될 채도의 양을 나타내어, 수정된 색상 값들을 갖는 이미지를 야기한다. 채도 맵의 경우, 채도는 (예: 아래 식 1 내지 식 3 에 나타낸 바와 같은) 대응하는 그레이스케일 이미지로부터의 RGB 픽셀들 (또는 YUV와 같은 다른 색공간을 사용하여 정의된 픽셀들) 간의 차이를 나타낸다. 이채도는 경우에 따라 "채도 차이"라고 할수 있다. 예를 들어, 이미지의 채도를 높이면 이미지의 색상이 더강렬해질 수 있은 반면 채도를 낮추면 색상이 톤다운될 수 있다. 채도가 충분히 감소하면, 이미지는 채도가 감소될 수 있고 그레이스케일 이미지를 야기할 수 있다. 아래에 설명된 것처럼 알파 블렌딩 기술이 일부 경우들에서 수행될 수 있으며, 여기서 알파(α) 값은 색상의 채도를 결정한다.

[0071] 채도 조정은 상이한 기법들을 사용하여 적용될 수 있다. YUV 색상 공간에서 이미지의 픽셀의 U 크로미넌스 성분(파란색 투영) 및 크로미넌스 성분(빨간색 투영) 의값을 조정하여 이미지에 대해 상이한 채도 수준을 설정할 수 있다.

[0072] 도 9 는 x-축이 U 크로미넌스 성분(청색 투영)을 나타내고 y-축이 V 크로미넌스 성분(빨간색 투영)을 나타내는 YUV 색공간의 채도 레벨을 예시하는 개념도(915)이다. 루미넌스(Y)는 도 9의 다이어그램에서 128의 값에서 일정하다. 채도 감소는 U=128, V=128의 값을 갖는, 다이어그램 중앙에 표시되며, 여기서 이미지는 그레이스케일 (채도 감소된) 이미지이다. 거리가 멀어질수록(U 및/또는 V 값이 높거나 낮음) 채도가 높아진다. 예를 들어 중심에서 거리가 멀어질수록 채도가 높아진다.

[0073] 다른 예에서, 알파 블렌딩 기법을 사용하여 채도를 조정할 수 있다. 루미넌스(Y)와 R, G, B 채널들 간의 매핑은 다음 방정식을 사용하여 나타낼 수 있다:

$$R' = \alpha * R + (1-\alpha) * Y \qquad \text{식 (1)}$$

$$G' = \alpha * G + (1-\alpha) * Y \qquad \text{식 (2)}$$

$$B' = \alpha * B + (1-\alpha) * Y \qquad \text{식 (3)}$$

[0074]

[0075] 도 10 은 일부 예들에 따른, 색상 채도를 조정하기 위해 상이한 알파(α) 값을 사용하여 각각 프로세싱되는 예시적인 이미지의 프로세싱된 변형들을 예시하는 개념도이다. 이미지는 1보다 작은 α 값(α < 1)에 대해 덜 포화된 상태가 될 것이다. 예를 들어, α = 0 일 때 R', G', 및 B' 값은 모두 루미넌스(Y) 값과 동일하여 (α =0: R' = G' = B' = Y), 그레이스케일 (채도 감소) 을 야기한다. 출력 이미지(1020), 출력 이미지(1021) 및 출력 이미지(1022)는 모두 동일한 입력 이미지에 채도 조정의 상이한 강도들을 적용하여 생성된다. 입력 이미지는 서로 인접한 세여성의 얼굴을 보여준다. 도 10 은 컬러가 아닌 그레이 스케일로 도시되어 있기 때문에, 출력 이미지 (1020), 출력 이미지 (1021), 및 출력 이미지 (1022) 의 적색 채널들이 적색 채도의 변화를 설명하기 위해 도 10 에 도시되어 있다. 빨간색 채도가 증가하면 더밝은 영역으로 나타나고 빨간색 채도가 감소하면 더어두운 영역으로 나타난다. α = 1 일 때 채도에 대한 영향은 없다. 예를 들어, α = 1 일 때, 식 1-3 은 R' = R, G' = G, 및 B' = B 를 야기한다. 도 10 의 출력 이미지 (1021) 는 알파(α) 값이 1.0으로 설정되는 것에 기초하여 채도 효과가 없는 이미지의 예이다. 따라서, 출력 이미지(1021)은 색상 채도 측면에서 입력 이미지과 동일하다. 도의 출력 이미지 (1020) 는의 알파(α) 값으로 인한 그레이스케일 (채도 감소된) 이미지의 예이다. 도 10은 출력 이미지(1020)의 적색 채널을 도시하기 때문에, (출력 이미지(1021) 및 따라서 입력 이미지와 비교하여) 출력 이미지(1020)의 더어두운 얼굴들은 그 얼굴들의 적색이 덜 포화되었음을 나타낸다. 이미지는 1보다 큰 α 값(α > 1)에 대해 더 포화된 상태가 될것이다. R, G, 및 B 값들은 최고 세기에서 클립핑될 수 있다. 도 10 의 출력 이미지 (1022) 는 2.0 의 알파(α) 값으로 인한 높게 포화된 이미지의 예이다. 도 10 은 출력 이미지(1020)의 적색 채널을 도시하기 때문에, (출력 이미지(1021) 및 따라서 입력 이미지와 비교하여) 출력 이미지(1022)의 더밝은 얼굴들은 그얼굴들의 적색이 더포화되었음을 나타낸다.

[0076] 도 11 은 입력 이미지 (1102) 및 입력 채도 맵의 예를 도시하는 개념도이다. 채도 맵 키(1105)는 채도 맵(1104)에서 0의 값이 채도 감소를 나타내고, 0.5의 값이 채도 효과가 없음을 나타내고, 1의 값이 채도를 나타내는 것을 지정한다. 입력 채도 맵(1104)은 채도 맵(1104)의 왼쪽 하단 부분에 있는 위치 그룹에 대해 0.5의 값을 포함하며, 이는 입력 이미지(1102)의 대응하는 픽셀에 채도 효과가 적용되지 않을 것임을 표시한다. 채도 맵(1104)은 채도 맵(1104)의 좌측 하단 부분 외부의 위치들의 그룹에 대해 0.1 의 값을 포함한다. 0.1 의값은 감소된 채도를 갖는 (거의 채도 감소된) 픽셀들을 야기할 것이다.

[0077] 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 수정된 이미지(1115)를 생성하기 위해 입력 이미지(1102) 및 입력 채도 맵(1104)을 처리할 수 있다. 도시된 바와 같이, 수정된 이미지(1115)의 좌측 하단 부분의 픽셀은 0.5의 채도 맵값에 기초하여 해당 픽셀에 적용되는 채도 효과가 없기 때문에 입력 이미지(1102)의 대응하는 픽셀과 동일하다. 수정된 이미지(1115)의 나머지 부분의 픽셀은 0.1의 채도 맵 값을 기반으로 해당 픽셀에 적용되는 채도 감소로 인해 더어두운 녹색 외관 (거의 그레이스케일) 을갖는다.

[0078] 공간 튜닝 맵의 또다른 예는 휴 맵이다. 휴는 이미지의 색상이고, (HSV 색상 공간에서의) 채도는 해당 색상의 세기 (또는 풍부함) 이다. 휴 맵은 입력 이미지의 픽셀에 적용될 색상 변화의 양을 나타낸다. 휴조정은 상이한 기법들을 사용하여 적용될 수 있다. 예를 들어, 휴, 채도, 값색상 공간은 RGB 색상 공간의 표현이다. HSV 표현은 채도 차원과 휴 차원을 사용하여 서로 다른 색상이 함께 혼합되는 방식을 모델링한다.

[0079] 도 12a 는 y축에 채도가 표시되고 x축에 휴가 표시되고 값이 255인 값을 갖는 HSV 색공간을 예시하는 개념도(1215)이다. 휴(색상)는 x축에 표시된 대로 수정될 수 있다. 도시된 바와 같이, 휴는 랩핑 (wrapping) 되고 이 경우 휴 0 과 180 은 동일한 빨간색을 나타냅니다(휴: 0 = 휴: 180, OpenCV 규칙에 따름). 도면이 흑백으로 도시되기 때문에 색상들은 HSV 색상 공간에 나타날 위치에 텍스트로 기입된다.

[0080] HSV 공간의 채도는 위에서 논의한 채도 맵에 의해 정의된 채도와 동일하지 않다. 예를 들어, HSV 색상 공간의 채도를 참조할 때채도는 표준 HSV 색상 공간 정의를 나타내며, 여기서 채도는 특정 색상의 풍부이다. 그러나 HSV 값에 따라, 0 의 채도 값은 픽셀이 검은색(값=0), 회색(값=128) 또는 흰색(값=255)으로 보이게 할수

있다. 이채도는 경우에 따라 "HSV 채도"라고 할수 있다. 색상 채도와 색상 값은 HSV 공간에서 결합되므로 채도(HSV 채도)의 정의는 여기에서 사용되지 않는다. 대신, 본명세서에서 사용되는 바와 같이, 채도는 픽셀이 얼마나 컬러풀하거나 칙칙한가를 나타내며, 이는 위에서 설명된 알파(깡) 값에 의해 캡처될 수 있다.

[0081] 도 12b 는 YUV 색공간을 예시하는 개념도(1216)이다. 원래의 UV 벡터(1217)는 중심점(1219)(U=128, V=128)에 대해 도시되어 있다. 원래의 UV 벡터 (1217) 는각도(꺠)를 조정함으로써 수정될 수 있으며, 휴 수정된 벡터(1218)로 표시된 수정된 휴(색상)를 야기한다. 휴 수정된 벡터(1218)는 중심점(1219)에 대해 도시된다. YUV 색공간에서 UV 벡터 방향은 중심점(1219)(도 9에 도시된 바와 같이 U=128, V=128)에 대해 수정될 수 있다. UV 벡터 수정은 휴조정이 기능할 수 있은 방법의 예를 도시하며, 휴조정의 강도는 각도(꺠) 에대응하고, 휴조정의 방향은 각도(꺠) 가음수인지 또는 양수인지 여부에 대응한다.

[0082] 도 13 은 일부 예들에 따른, 수정된 이미지(1315)를 생성하기 위해 입력 이미지(1302)에서 휴조정 강도에 적용되는 입력 휴맵(1304)의 예를 예시하는 개념도이다. 휴 맵 키(1305)는 휴 맵(1304)의 0.5 의값이 효과 없음(휴 또는 색상의 변화 없음)(0의 강도로 휴 조정)을 나타내는 것을 지정한다. 0.5 이외의 임의의 값은 현재 색상에 상대적인 휴의 변화를 나타낸다(0이 아닌 강도로 휴 조정). 예를 들어, 예시적인 예로서 도를 참조하면, 현재 색상이 녹색(즉, 휴 = 60)인 경우, 60 의 휴 값이 색상을 파란색으로 변환하기 위해 가산될 수 있다(즉, 휴 = 60+60 = 120). 다른 예에서, 60의 휴 값이 60의 기존 휴 값에서 감산되어 녹색을 빨간색으로 변환할 수 있다(즉, 휴 = 60-60 = 0). 입력 휴맵(1304)은 휴맵(1304)의 왼쪽 상단 부분에 있는 위치들의 그룹(중간 그레이 음영 영역) 에대해 0.5의 값을 포함하며, 이는 입력 이미지(1302)의 대응하는 픽셀에 휴변경이 적용되지 않을 것임 (제로 강도의 휴조정) 을나타낸다. 휴맵(1304)은 휴맵(1304)의 좌측 상단 부분 외부의 위치들의 그룹 (어두운 회색 음영 영역) 에대해 0.4 의 값을 포함한다. 0.4의 값은 입력 이미지(1302)의 픽셀이 기존 휴에서 수정된 휴로 변경되게 한다. 0.4의 값은 0.0보다 0.5에 가까우므로 입력 이미지(1302)에 비해 휴변화가 미미하다. 입력 휴맵(1304)이 나타내는 휴의 변화는 입력 이미지(1302)의 각픽셀의 휴에 상대적인 변화이다. 각 픽셀의 매핑은 도 12a 에 도시된 색공간을 이용하여 결정될 수 있다. 여기에 설명된 다른 튜닝 맵과 같이, 휴 맵값은 0-1의 범위일 수 있으며, 이는 휴 맵의 적용 동안 실제 0-180 값범위로 재매핑된다.

[0083] 입력 이미지(1302)는 "Griffith-" 로 읽히는 자주색 텍스트가 있는 노란색 벽의 일부를 도시한다. 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 수정된 이미지(1315)를 생성하기 위해 입력 이미지(1302) 및 입력 휴맵(1304)을 처리할 수 있다. 도시된 바와 같이, 수정된 이미지(1315)의 좌측 상단 부분의 픽셀은 해당 영역에서 0.5의 휴맵 값에 기초하여 해당 픽셀에 적용되는 휴변경이 없기 때문 (제로 강도의 휴조정) 에입력 이미지(1302)의 대응하는 픽셀과 동일하다. 따라서 수정된 이미지(1315)의 왼쪽 상단 부분에 있는 픽셀은 입력 이미지(1302)에 있는 노란색 벽의 노란색 휴를 옮긴다. 수정된 이미지(1315)의 나머지 부분의 픽셀은 0.4의 휴맵 값을 기반으로 해당 픽셀에 적용되는 휴변경으로 인해 입력 이미지 (1302) 의픽셀에 비해 변경된 휴를 갖는다. 특히, 수정된 이미지(1315)의 나머지 부분에서, 입력 이미지(1302)에서 노란색으로 보이는 벽의 영역은 수정된 이미지(1315)에서 주황색으로 보인다. 수정된 이미지(1315)의 나머지 부분에서, 입력 이미지(1302)에서 자주색으로 나타나는 "Griffith-" 로판독되는 텍스트는 수정된 이미지(1315)에서 자주색의 상이한 음영으로 나타난다.

[0084] 일부 예에서, 다수의 튜닝 맵이 입력 이미지(1402)와 함께 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 입력될 수 있다. 일부 예에서, 다수의 튜닝 맵은 잡음 제거, 잡음 추가, 선명화, 선명화 감소 (예를 들어, 블러링), 톤조정, 채도 조정, 디테일 조정, 휴 조정, 또는 이들의 조합과 같은 상이한 이미지 프로세싱 기능들에 대응하는 상이한 튜닝 맵들을 포함할 수 있다. 일부 예에서, 다수의 튜닝 맵은 동일한 이미지 프로세싱 기능에 대응하는 상이한 튜닝 맵을 포함할 수 있지만, 예를 들어 입력 이미지(1402) 내의 상이한 영역/위치를 상이한 방식으로 수정할 수 있다.

[0085] 도 14a 는 입력 이미지(1402) 및 다수의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)을 수신하는 이미지 프로세싱 시스템(1406)을 포함하는 시스템의 예를 예시하는 개념도이다. 일부 예들에서, 이미지 프로세싱 시스템(1406)은 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)일 수 있고/있거나 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)의 것과 같은 머신 러닝(ML) 시스템을 포함할 수 있다. ML 시스템은 ML을 이용한 이미지 프로세싱 기능을 적용할 수 있다. 일부 예들에서, 이미지 프로세싱 시스템(1406)은 ML 시스템 없이 이미지 프로세싱 기능들을 적용할 수 있다. 이미지 프로세싱 시스템(1406)은 하나 이상의 트레이닝된 지원 벡터 머신, 하나 이상의 트레이닝된 신경망, 또는 이들의 조합을 사용하여 구현될 수 있다.

[0086] 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)은 잡음 맵, 선명도 맵, 톤맵, 채도 맵, 휴 맵, 및/또는 이미지 프로세싱 기

능과 연관된 다른 맵중 하나 이상을 포함할 수 있다. 입력 이미지(1402) 및 다수의 튜닝 맵(1404)을 입력으로 사용하여, 이미지 프로세싱 시스템(1406)은 수정된 이미지(1415)를 생성한다. 이미지 프로세싱 시스템(1406)은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)에 포함된 값에 기초하여 입력 이미지(1402)의 픽셀을 수정하여 수정된 이미지(1415)를 생성할 수 있다. 예를 들어, 이미지 프로세싱 시스템(1406)은 이미지 프로세싱 기능을, 입력 이미지(1402)의 각픽셀에, 해당 이미지 프로세싱 기능에 대응하는 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404) 중하나에 포함된 값에 의해 표시된 강도로, 적용함으로써 입력 이미지(1402)의 픽셀을 수정할 수 있고, 각각의 이미지 프로세싱 기능 및 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404) 중대응하는 것에 대해 그렇게 할수 있으며, 결과적으로 수정된 이미지(1415)가 된다. 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)은 적어도 도 14b, 도 14c, 도 14d, 도 16b, 도 17, 도 18, 도 19, 도 20, 도 21a, 도 21b, 도 21c 및 도 21d 와 관련하여 추가로 논의되는 바와 같은 ML 시스템을 사용하여 생성될 수 있다.

[0087] 도 14b 는 일부 예들에 따라, 입력 이미지(1402) 및 다수의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)을 수신하는 이미지 프로세싱 시스템(1406) 뿐아니라 입력 이미지(1402)를 수신하고 다수의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵들(1404) 을생성하는 자동 조정 머신 러닝 (ML) 시스템(1405) 을 포함하는 시스템의 예를 예시하는 개념도이다. 자동 조정 ML 시스템(1405)은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)을 생성하기 위해 입력 이미지(1402)를 처리할 수 있다. 튜닝 맵(1404) 및 입력 이미지(1402)는 이미지 프로세싱 시스템(1406)에 대한 입력으로서 제공될 수 있다. 이미지 프로세싱 시스템(1406)은 도와 관련하여 위에서 설명된 것과 유사하게, 수정된 이미지(1415)를 생성하기 위해 튜닝 맵(1404)에 기초하여 입력 이미지(1402)를 처리할 수 있다. 자동 조정 ML 시스템(1405)은 하나 이상의 합성곱 신경망(CNN), 하나 이상의 CNN, 하나 이상의 트레이닝된 신경망(NN), 하나 이상의 NN, 하나 이상의 트레이닝된 지원 벡터 머신(SVM), 하나 이상의 SVM, 하나 이상의 트레이닝된 랜덤 포레스트, 하나 이상의 랜덤 포레스트, 하나 이상의 트레이닝된 결정 트리, 하나 이상의 결정 트리, 하나 이상의 트레이닝된 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 트레이닝된 회귀 알고리즘, 하나 이상의 회귀 알고리즘, 또는 이들의 조합을 사용하여 구현될 수 있다. 자동 조정 ML 시스템(1405), 및/또는 (자동 조정 ML 시스템 1405 의일부일 수도 있는) 위에 나열된 임의의 머신 러닝 엘리먼트들은 지도 학습, 비지도 학습, 강화 학습, 심층 학습 또는 이들의 조합을 사용하여 트레이닝될 수 있다.

[0088] 도 14c 는 일부 예들에 따라, 입력 이미지(1402)를 수신하고 다수의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵들 (1404) 을생성하는 자동 조정 머신 러닝 (ML) 시스템(1405) 을 포함하는 시스템의 예를 예시하는 개념도이다. 도 14c 에 도시된 예에서, 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)은 잡음 맵, 톤맵, 채도 맵, 휴 맵및 선명도 맵을 포함한다. 도 14c 에 도시되지 않았지만, 이미지 프로세싱 시스템(1406)은 따라서 잡음 맵에 표시된 강도에서 잡음 감소를 적용할 수 있고, 톤맵에 표시된 강도 및/또는 방향에서 톤조정을 적용할 수 있고, 채도 맵에 표시된 강도 및/또는 방향에서 채도 조정을 적용할 수 있고, 휴 맵에 표시된 강도 및/또는 방향에서 휴 조정을 적용할 수 있고, 및/또는 선명도 맵에 표시된 강도로 선명화를 적용할 수 있다.

[0089] 도 14d 는 일부 예들에 따라, 입력 이미지(1402) 및 다수의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)을 수신하는 이미지 프로세싱 시스템(1406) 뿐아니라 입력 이미지(1422) 의 다운스케일링된 변형을 수신하고 다수의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵들 (1404) 로 업스케일링되는 작은 공간 변화 튜닝 맵들 (1424) 을 생성하는 자동 조정 머신 러닝 (ML) 시스템(1405) 을 포함하는 시스템의 예를 예시하는 개념도이다. 도 14d 의 시스템은 도 14b 의 시스템과 유사하지만, 다운샘플러(1418) 및 업샘플러(1426)를 포함한다. 다운샘플러(1418)는 다운샘플링된 입력 이미지(1422)를 생성하기 위해 입력 이미지(1402)를 다운샘플링, 다운스케일링 또는 축소한다. 도 14b 에서와 같이 입력으로서 입력 이미지(1402)를 입력으로 수신하는 것보다는, 자동 조정 머신 러닝(ML) 시스템(1405)은 도 14d 에서 입력으로서 다운샘플링된 입력 이미지(1422)를 수신한다. 자동 조정 머신 러닝(ML) 시스템(1405)은 다운샘플링된 입력 이미지(1422)와 동일한 크기 및/또는 치수를 각각 공유할 수도 있는 작은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1424)을 생성한다. 업샘플러(1426)는 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)을 생성하기 위해 작은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1424)을 업샘플링, 업스케일링 및/또는 확대할 수 있다. 일부 예들에서, 업샘플러 (1426) 는 쌍선형 업샘플링을 수행할 수 있다. 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)은 차례로 입력 이미지(1402)와 함께 입력으로서 이미지 프로세싱 시스템(1406)에 의해 수신될 수 있다.

[0090] 다운샘플링된 입력 이미지(1422)는 입력 이미지(1402)에 비해 더작은 크기 및/또는 해상도를 갖기 때문에, 도 14d 에서와 같이 다운샘플러(1418)에 의해 수행된 다운샘플링 및/또는 업샘플러(1426)에 의해 수행된 업샘플링과 함께, 자동 조정 머신 러닝 (ML) 시스템(1405) 이다운샘플링된 입력 이미지(1422)로부터 작은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1424)을 생성하는 것은, 자동 조정 머신 러닝(ML) 시스템(1405)이 도 14b 에서와 같이 입력 이미지(1402)로부터 직접 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)을 생성하는 것보다 (계산 리소스, 대역폭 및/또는

배터리 전력 측면에서) 더 빠르고, 더 효율적일 수 있다.

[0091] 위에서 설명한 바와 같이, 이미지 프로세싱 시스템(1406), 이미지 프로세싱 ML 시스템(210), 및/또는 자동 조정 머신 러닝(ML) 시스템(1405)은 지도 학습 기술을 사용하여 트레이닝될 수 있는 하나 이상의 신경망을 포함할 수 있다.

[0092] 도 15 는 일부 예들에 따른 이미지 프로세싱 시스템(1406) 및/또는 자동 조정 머신 러닝(ML) 시스템(1405)에 의해 사용될 수 있은 신경망(1500)의 예를 예시하는 블록도(1600A)이다. 신경망(1500)은 CNN(convolutional neural network), 오토인코더(autoencoder), DBN(deep belief nets), RNN(Recurrent Neural Networks), GAN(Generative Adversarial Networks) 및/또는 다른 유형의 신경망과 같은 임의의 유형의 심층 네트워크를 포함할 수 있다.

[0093] 신경망(1500)의 입력 층(1510)는 입력 데이터를 포함한다. 입력 층 (1510) 의입력 데이터는 입력 이미지 프레임의 픽셀들을 나타내는 데이터를 포함할 수 있다. 예시적인 예에서, 입력 층(1510)의 입력 데이터는 (예를 들어, 자동 조정 ML 시스템(1405) 및/또는 이미지 프로세싱 시스템(1406)의 NN (1500) 에대해) 도 14a 내지 도 14d 의 다운샘플링된 입력 이미지(1422) 및/또는 입력 이미지(1402)의 픽셀을 나타내는 데이터를 포함할 수 있다. 예시적인 예에서, 입력 층(1510)의 입력 데이터는 (예를 들어, 자동 조정 ML 시스템(1405)의 NN (1500) 에대해) 도 14a 내지 도 14d 의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)의 픽셀을 나타내는 데이터를 포함할 수 있다. 이미지는 원시 픽셀 데이터(예를 들어, 베이어 필터에 기반한 픽셀당 단일 색상 포함) 또는 프로세싱된 픽셀 값(예를 들어, RGB 이미지의 RGB 픽셀)을 포함하는 이미지 센서로부터의 이미지 데이터를 포함할 수 있다. 신경망 (1500) 는 다중 은닉 층들 (1512a, 1512b, 내지 1512n) 을 포함한다. 은닉 층들 (1512a, 1512b, 내지 1512n) 은" 개수의 은닉 층들을 포함하며, 여기서 "n" 은 이상의 정수이다. 은닉 층들의 수는 주어진 애플리케이션을 위해 필요한 만큼 많은 층들을 포함하도록 이루어질 수 있다. 신경망 (1500) 는은닉 층들 (1512a, 1512b, 내지 1512n) 에 의해 수행된 프로세싱으로부터 야기되는 출력을 제공하는 출력 층 (1514) 을더 포함한다. 예시적인 예에서, 출력 층(1514)는 (예를 들어, 이미지 프로세싱 시스템 (1406) 및/또는 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)의 NN(1500)에 대해) 도의 수정된 이미지(215) 또는 도 14a 내지 도 14d 의 수정된 이미지 (1415) 와같은 수정된 이미지를 제공할 수 있다. 예시적인 예에서, 출력 층 (1514)는 (예를 들어, 자동 조정 ML 시스템(1405)의 NN(1500)에 대해) 도 14a 내지 도 14d 의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404) 및/또는 도 14d 의 작은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1424)을 제공할 수 있다.

[0094] 신경망 (1500) 는 상호접속된 필터들의 멀티-층 신경망이다. 각각의 필터는 입력 데이터를 나타내는 피처를 러닝하기 위해 트레이닝될 수 있다. 필터들과 연관된 정보는 상이한 층들 사이에서 공유되고 각각의 층은 정보가 프로세싱될 때정보를 보유한다. 일부 경우들에서, 신경망 (1500) 는피드-포워드 네트워크를 포함할 수 있으며, 이경우 네트워크의 출력들이 그자체로 피드백되는 피드백 연결들이 없다. 일부 경우들에서, 네트워크 (1500) 는재귀 신경망을 포함할 수 있으며, 이는 입력을 판독하면서 노드들에 걸쳐 정보가 반송될 수 있도록 하는 루프들을 가질 수 있다.

[0095] 일부 경우들에서, 정보는 다양한 층들 사이에서 노드 대 노드 상호접속들을 통해 층들 사이에서 교환될 수 있다. 일부 경우들에서, 네트워크는 컨볼루셔널 신경망을 포함할 수 있으며, 이는 하나의 층에서의 모든 노드를 다음 층에서의 모든 다른 노느에 링크할 수없을 수도 있다. 층들 사이에서 정보가 교환되는 네트워크들에서, 입력 층 (1510) 의노드들은 제은닉 층 (1512a) 에서의 노드들의 세트를 활성화할 수 있다. 예를 들어, 나타낸 바와 같이, 입력 층 (1510) 의입력 노드들 각각은 제은닉 층 (1512a) 의노느들 각각에 접속될 수 있다. 은닉 층의 노드들은 각각의 입력 노드의 정보를, 이들 정보에 활성화 기능들 (예를 들어, 필터들) 을적용함으로써 변환할 수 있다. 그후, 변환으로부터 도출된 정보는 그들 자신의 지정된 기능들을 수행할 수 있은 다음 은닉 층 (1512b) 의노드들로 전달될 수 있고 이노드들을 활성화할 수 있다. 예시의 기능들은 컨볼루셔널 기능들, 다운스케일링, 업스케일링, 데이터 변환, 및/또는 다른 적절한 기능들을 포함한다. 은닉 층 (1512b) 의출력은 다음 은닉 층의 노드들 등을 활성화할 수 있다. 최종 은닉 층 (1512n) 의출력은 프로세싱된 출력 이미지를 제공하는 출력 층 (1514) 의하나 이상의 노드들을 활성화할 수 있다. 일부 경우들에서, 신경망 (1500) 에서의 노드들 (예를 들어, 노드 (1516)) 이다중 출력 라인들을 갖는 것으로 나타나 있지만, 노드가 단일 출력을 갖고 노드로부터 출력되고 있는 것으로 나타낸 모든 라인들은 동일한 출력 값을 나타낸다.

[0096] 일부 경우들에서, 각각의 노드 또는 노드들 사이의 상호접속은 신경망 (1500) 의 트레이닝으로부터 도출된 파라미터들의 세트인 가중치를 가질 수 있다. 예를 들어, 노드들 사이의 상호접속은 상호접속된 노드들에 관하여 러닝된 한가지 정보를 나타낼 수 있다. 상호접속은 (예를 들어, 트레이닝 데이터세트에 기초하여) 튜닝

될 수 있는 튜닝가능한 수치 가중치를 가질 수 있어서, 신경망 (1500) 가입력들에 적응적이고 점점 더많은 데이터가 프로세싱됨에 따라 러닝하는 것을 가능하게 할수 있도록 한다.

[0097] 신경망 (1500) 는출력 층 (1514) 을통해 출력을 제공하기 위해서 상이한 은닉 층들 (1512a, 1512b, 내지 1512n) 을사용하여 입력 층 (1510) 에서의 데이터로부터 피처들을 프로세싱하도록 미리트레이닝된다.

[0098] 도 16a 는 일부 예들에 따른 이미지 프로세싱 시스템(1406)(예를 들어, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210))의 트레이닝의 예를 예시하는 블록도(1600B)이다. 도 16a 를 참조하면, 이미지 프로세싱 시스템(1406)(예를 들어, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210))에 의해 구현된 신경망(예를 들어, 신경망(1500))은 입력 이미지 및 튜닝 맵을 처리하도록 사전 트레이닝될 수 있다. 도 16a 에 도시된 바와 같이, 트레이닝 데이터는 입력 이미지(1606) 및 입력 튜닝 맵(1607)을 포함한다. 입력 이미지(1402)는 입력 이미지(1606)의 일예일 수도 있다.

공간적으로 변화하는 튜닝 맵은 입력 튜닝 맵(1607)의 예일 수 있다. 입력 이미지(1606) 및 입력 튜닝 맵(1607)은 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)의 신경망(예를 들어, 신경망(1500))에 입력될 수 있고, 신경망은 출력 이미지(1608)를 생성할 수 있다. 수정된 이미지(1415)는 입력 이미지(1608)의 일예일 수도 있다. 예를 들어, 단일 입력 이미지 및 다수의 튜닝 맵(예: 잡음 맵, 선명도 맵, 톤맵, 채도 맵및/또는 위에서 논의된 휴 맵중 하나 이상 및/또는 이미지 프로세싱 기능과 연관된 또다른 맵)은 신경망에 입력될 수 있고, 신경망은 출력 이미지를 출력할 수 있다. 다른 예에서, 입력 이미지의 배치 및 다수의 대응하는 튜닝 맵들은 신경망에 입력될 수 있으며, 신경망은 그후 다수의 출력 이미지를 생성할 수 있다.

[0099] 참조 출력 이미지(1609)의 세트는 또한 손실 (후술됨) 을 결정하기 위해 이미지 프로세싱 시스템(1406)(예를 들어, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210))의 출력 이미지(1608)와 비교하기 위해 제공될 수 있다. 입력 이미지(1606)의 각입력 이미지에 대해 참조 출력 이미지가 제공될 수 있다. 예를 들어, 참조 출력 이미지(1609)로부터의 출력 이미지는 카메라 시스템에 의해 이전에 생성되었고 입력 튜닝 맵으로부터의 다수의 튜닝 맵에 기초하여 대응하는 입력 이미지에 대해 원하는 특성을 갖는 최종 출력 이미지를 포함할 수 있다.

[0100] 신경망의 파라미터는 역전파 엔진(1612)에 의한 출력 이미지(1608)와 참조 출력 이미지(1609)의 비교에 기초하여 튜닝될 수 있다. 파라미터는 가중치, 바이어스 및/또는 신경망의 다른 파라미터를 포함할 수 있다. 일부 경우들에서, 신경망 (예: 신경망 (1500)) 는 역전파 (backpropagation) 로 불리는 트레이닝 프로세스를 사용하여 노드들의 가중치들을 조정할 수 있다. 역전파는 순방향 패스, 손실 함수, 역방향 패스, 및 가중치 업데이트를 포함할 수 있다. 순방향 패스, 손실 함수, 역방향 패스, 및 파라미터 업데이트는 하나의 트레이닝 반복을 위해 수행된다. 프로세스는 층들의 가중치가 정확하게 튜닝되도록 신경망이 충분히 잘 트레이닝될 때까지 각각의 트레이닝 이미지들의 세트에 대해 소정 수의 반복들을 위해 반복될 수 있다. 일단 신경망이 적절히 트레이닝되면, 이미지 프로세싱 시스템(1406)(예를 들어, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210))은 튜닝 맵에 기초하여 입력 이미지의 수정된 버전을 생성하기 위해 임의의 입력 이미지 및 다수의 튜닝 맵을 처리할 수 있다.

[0101] 순방향 패스는 신경망을 통해 입력 이미지(또는 입력 이미지의 배치) 및 다수의 튜닝 맵(예: 위에서 논의된 잡음 맵, 선명도 맵, 톤맵, 채도 맵, 및/또는 휴 맵중 하나 이상)을 전달하는 것을 포함할 수 있다. 은닉 층들의 다양한 필터들의 가중치는 신경망이 트레이닝되기 전에 초기에 랜덤화될 수 있다. 입력 이미지는 이미지의 이미지 픽셀들을 나타내는 수들의 다차원 어레이를 포함할 수 있다. 일예에서, 어레이는 128 개의 행들 및 개의 열들의 픽셀 위치들 및 픽셀 위치 당개의 입력 값들을 갖는 수들의 128 x 128 x 11 어레이를 포함할 수 있다.

[0102] 신경망에 대한 제트레이닝 반복에 대해, 출력은 가중치들이 초기화에서 랜덤으로 선택되는 것으로 인한 임의의 특정 피처 또는 노드에 대한 선호도를 부여하지 않는 값들을 포함할 수도 있다. 예를 들어, 출력이 픽셀 위치 당많은 컬러 성분들을 갖는 어레이인 경우, 출력 이미지는 입력의 부정확한 컬러 표현을 묘사할 수도 있다.

초기 가중치들로, 신경망은 로우 레벨 피처들을 결정할 수없고, 따라서 컬러 값들이 어떤 것일 수 있은지의 정확한 결정을 행할 수없다. 손실 함수는 출력에서의 에러를 분석하는데 사용될 수 있다. 임의의 적절한 손실 함수 정의가 사용될 수 있다. 손실 함수의 하나의 예는 평균 제곱 에러 (MSE) 를포한다. MSE 는 $E_{total} = \sum \frac{1}{n}(target - output)^2$ 로서 정의되며, 이는 제곱 차이의 중간 또는 평균을 계산한다 (제곱된, 실제 답변 마이너스 예측된 (출력) 답변). 용어 n 은 총합에서의 값들의 수이다. 손실은 Etotal 의 값과 동일하도록 설정될 수 있다.

[0103] 손실 (또는 에러) 는 실제 값들이 예측된 출력과 크게 상이할 것이기 때문에 제트레이닝 데이터 (이미지 데이터

및 대응하는 튜닝 맵들) 에대해 높을 것이다. 트레이닝의 목표는 예측된 출력이 트레이닝 라벨과 동일하도록 손실량을 최소화하는 것이다. 신경망은 네트워크의 손실에 가장 기여한 입력들 (가중치들) 을결정함으로써 역방향 패스를 수행할 수 있으며, 가중치들을 조정하여 손실이 감소하고 결국 최소화될 수 있다. 일부 경우들에서, 가중치와 관련하여 손실의 도함수 (derivative) (dL/dW 로 표기됨, 식중 W 는 특정 층에서의 가중치들이다)(또는 다른 적절한 함수) 는 네트워크의 손실에 가장 기여한 가중치들을 결정하기 위해 계산될 수 있다. 도함수가 계산된 후가중치 업데이트 가필터들의 모든 가중치들을 업데이트함으로써 수행될 수 있다.

예를 들어, 가중치들은 구배의 반대 방향으로 변화하도록 업데이트될 수 있다. 가중치 업데이트는 $w_i - \eta \frac{dL}{dw}$ 로서 표기될 수 있으며, 식중 w 는 가중치를 표기하고, w_i 는 초기 가중치를 표기하며, η 는 러닝 레이트를 표기한다. 러닝 레이트는 임의의 적절한 값으로 설정될 수 있으며, 높은 러닝 레이트는 더큰 가중치 업데이트들을 포함하고, 낮은 값은 더작은 가중치 업데이트들을 표시한다.

[0104] 도 16b 는 일부 예들에 따른, 자동 조정 머신 러닝 (ML) 시스템 (1405) 의트레이닝의 예를 도시하는 블록도이다. 도 16b 를 참조하면, 자동 조정 머신 러닝(ML) 시스템(1405)에 의해 구현된 신경망(예를 들어, 신경망(1500))은 입력 이미지(1606) 및/또는 다운샘플링된 입력 이미지(1616)를 처리하도록 사전 트레이닝될 수 있다.

도 16b 에 도시된 바와 같이, 트레이닝 데이터는 입력 이미지(1606) 및/또는 다운샘플링된 입력 이미지(1616)를 포함한다. 입력 이미지(1402)는 입력 이미지(1606)의 일 예일 수도 있다. 다운샘플링된 입력 이미지(1422)는 다운샘플링된 입력 이미지(1616)의 일예일 수도 있다. 입력 이미지(1606) 및/또는 다운샘플링된 입력 이미지(1616)는 자동 조정 머신 러닝 (ML) 시스템(1405)의 신경망(예를 들어, 신경망(1500))에 입력될 수 있고, 신경망은 출력된 튜닝 맵(1618)을 생성할 수 있다. 공간적으로 변화하는 튜닝 맵은 출력 튜닝 맵(1618)의 예일 수 있다. 작은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵은 출력 튜닝 맵(1618)의 예일 수 있다. 예를 들어, 입력 이미지(1606)는 신경망에 입력될 수 있고, 신경망은 하나 이상의 출력 튜닝 맵(1618)(예를 들어, 위에서 논의된 잡음 맵, 선명도 맵, 톤맵, 채도 맵, 및/또는 휴맵 중하나 이상, 및/또는 이미지 프로세싱 기능과 관련된 또다른 맵)을 출력할 수 있다. 예를 들어, 다운샘플링된 입력 이미지(1616)는 신경망에 입력될 수 있고, 신경망은 하나 이상의 (작은) 출력 튜닝 맵(1618)(예를 들어, 위에서 논의된 잡음 맵, 선명도 맵, 톤맵, 채도 맵, 및/또는 휴 맵중 하나 이상의 작은 변형, 및/또는 이미지 프로세싱 기능과 연관된 또다른 맵)을 출력할 수 있다. 다른 예에서, 입력 이미지들 (1606) 의배치 (batch) 및 다운샘플링된 입력 이미지 (1616) 는신경망에 입력될 수 있으며, 신경망은 그후 다수의 출력 튜닝 맵을 생성할 수 있다.

[0105] 도 16b 를 참조하면, 자동 조정 머신 러닝(ML) 시스템(1405)에 의해 구현된 신경망(예를 들어, 신경망(1500))은 도 16a 의 역전파 엔진 (1612) 과 유사한 역전파 엔진 (1622) 을 포함할 수 있다. 도 16b 의 역전파 엔진 (1622) 은 도 16a 의 역전파 엔진(1612)이 참조 출력 이미지 (1609) 를 수신 및 사용하는 방법과 유사한 방식으로 참조 출력 튜닝 맵(1619)을 수신하고 사용할 수 있다.

[0106] 위에서 언급한 바와 같이, 일부 구현에서 튜닝 맵은 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)과 별개인 머신 러닝 시스템을 사용하여 자동으로 생성될 수 있다.

[0107] 도 17 은 일부 예들에 따라, 국부적 선형성 제약(1720)에 따라 루미넌스 채널 데이터 (I_y) 를수정하는 애파인 계수들 (a, b) 을생성함으로써 루미넌스 채널 데이터 (I_y) 로부터 공간적으로 변화하는 튜닝 맵 오메가(Ω)를 생성하는 자동 조정 머신 러닝(ML) 시스템(1705) 및 이미지 프로세싱 ML 시스템을 포함하는 시스템의 예를 나타내는 블록도이다. 자동 조정 머신 러닝 (ML) 시스템(1705)은 하나 이상의 트레이닝된 지원 벡터 머신, 하나 이상의 트레이닝된 신경망, 또는 이들의 조합을 사용하여 구현될 수 있다. 자동 조정 머신 러닝(ML) 시스템(1705)은 도 17 에서 I_{RGB} 로서 표시된 입력 이미지 데이터(예: 입력 이미지(1402))를 수신할 수 있다. 입력 이미지 데이터 (IRGB) 로부터의 루미넌스 채널 데이터는 Iy 로 언급된다. 일부 예들에서, 루미넌스 채널 데이터 (Iy) 는효과적으로 입력 이미지 데이터 (IRGB) 의그레이스케일 버전이다. 자동 조정 ML 시스템(1705)은 입력 이미지 데이터 (IRGB) 입력으로서 수신하고, 여기에서 a 및 b 로서 표시되는 하나 이상의 애파인 계수를 출력한다. 하나 이상의 애파인 계수는 승수 (a) 를 포함한다. 하나 이상의 애파인 계수는 오프셋 (b) 을 포함한다. 자동 조정 ML 시스템(1705) 또는 다른 이미징 시스템은 방정식 $\Omega = a * I_y + b$ 에 따라 루미넌스 채널 데이터 (Iy) 에 애파인 계수를 적용하여 튜닝 맵 (Ω) 을 생성할 수 있다. 자동 조정 ML 시스템(1705) 또는 다른 이미징 시스템은 방정식 $\nabla\Omega = a * \nabla I_y$ 에 따라 로컬 선형성 제약(1720)을 시행할 수 있다. 로컬 선형성 제약 (1720) 의사용은 맵의 하나 이상의 구배가 이미지 데이터의 하나 이상의 구배와 정렬되는 것을 보장할 수 있으며, 이것은 이미지 프로세싱 기능을 적용할 때후광 효과를 줄일 수 있다. 맵 생

성을 위한 애파인 계수 및/또는 로컬 선형성 제약 (1720) 의사용은 예를 들어 이미지 데이터와 맵간의 더나은 정렬 및 묘사된 객체의 경계에서의 감소된 후광 효과로 인해 맵생성을 위한 애파인 계수 및/또는 로컬 선형성 제약을 사용하지 않는 시스템보다 공간적으로 다양한 이미지 수정을 더높은 품질로 생성할 수 있다. 생성된 각튜닝 맵은 하나 이상의 애파인 계수(예: a, b)의 자신의 세트를 포함할 수 있다. 예를 들어, 도 14c 의 예에서, 자동 조정 ML 시스템(1405)은 하나의 입력 이미지(1402)로부터 5개의 상이한 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404)을 생성한다. 따라서, 도 14c 의 자동 조정 ML 시스템(1405)은 5개의 상이한 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404) 각각 당하나의 세트씩, 하나 이상의 애파인 계수(예: a, b)의 5 개의 세트들을 생성할 수 있다. 하나 이상의 애파인 계수(예: a, b) 는 또한 공간적으로 변할 수 있다.

[0108] 자동 조정 ML 시스템(1705)은 하나 이상의 합성곱 신경망(CNN), 하나 이상의 CNN, 하나 이상의 트레이닝된 신경망(NN), 하나 이상의 NN, 하나 이상의 트레이닝된 지원 벡터 머신(SVM), 하나 이상의 SVM, 하나 이상의 트레이닝된 랜덤 포레스트, 하나 이상의 랜덤 포레스트, 하나 이상의 트레이닝된 결정 트리, 하나 이상의 결정 트리, 하나 이상의 트레이닝된 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 트레이닝된 회귀 알고리즘, 하나 이상의 회귀 알고리즘, 또는 이들의 조합을 사용하여 구현될 수 있다. 자동 조정 ML 시스템(1705), 및/또는 (자동 조정 ML 시스템 1705 의일부일 수도 있는) 위에 나열된 임의의 머신 러닝 엘리먼트들은 지도 학습, 비지도 학습, 강화 학습, 심층 학습 또는 이들의 조합을 사용하여 트레이닝될 수 있다.

[0109] 도 18 은 자동 조정 ML 시스템 (1705) 의상세들을 예시하는 블록 다이어그램이다. 도시된 바와 같이, 자동 조정 ML 시스템(1705)은 패치 단위 (patch-wise) 처리(예: 이미지의 이미지 패치의 처리)에 사용되는 로컬 신경망(1806) 및 전체 이미지를 처리하는 데사용되는 글로벌 신경망(1807)을 포함한다. 로컬 신경망(1806)은 (전체 이미지 입력(1826)의 일부인) 이미지 패치(1825)를 입력으로 수신하고 처리할 수 있다. 글로벌 신경망(1807)은 전체 이미지 입력(1826)을 입력으로 수신하고 처리할 수 있다. 글로벌 신경망(1807)의 출력은 로컬 신경망(1806)에 제공될 수 있다. 일부 예에서, 자동 조정 ML 시스템(1705)은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1804)을 출력할 수 있다. 일부 예들에서, 자동 조정 ML 시스템(1705)은 애파인 계수들(1822)(예를 들어, 도 17 에서와 같은 a, b)을 출력할 수 있으며, 자동 조정 ML 시스템(1705)은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1804)을 생성하기 위해 루미넌스 (Y) 채널(1820)에 이를 적용할 수 있다.

[0110] 일부 예에서, 계산 효율성을 위해, 글로벌 신경망(1807)은 (전체 해상도 이미지에서 다운스케일링, 다운샘플링 및/또는 다운사이징된) 하나 이상의 다운사이징된 저해상도 이미지가 제공될 수 있고, 로컬 신경망(1806)은 하나 이상의 전체 해상도 또는 고해상도 이미지 패치를 제공받아 대응하는 전체 해상도 공간적으로 변화하는 튜닝 맵을 획득할 수 있다. 고해상도 이미지 패치(예를 들어, 이미지 패치(1825)) 및 저해상도 전체 이미지 입력(예를 들어, 이미지 입력(1826))은 (도 18 에 도시된 바와 같이) 동일한 이미지에 기초할 수 있지만, 고해상도 이미지 패치(1825)는 저해상도 전체 이미지 입력(1826)의 고해상도 버전을 기반으로 한다. 예를 들어, 저해상도 전체 이미지 입력(1826)은 고해상도 이미지 패치(1825)가 추출되는 고해상도 이미지의 다운스케일링된 버전일 수 있다. 로컬 NN(1806)은 고해상도 NN(1806)이라고 할수 있다. 글로벌 NN(1807)은 저해상도 NN(1807)이라고 할수 있다.

[0111] 루미넌스(Y) 채널(1820)은 이미지 패치(1825)에서 오는 것으로 예시되어 있지만 전체 이미지 입력(1826)에서 올 수 있다. 루미넌스(Y) 채널(1820)은 고해상도 또는 저해상도일 수 있다. 루미넌스(Y) 채널(1820)은 전체 이미지 입력(1826)에 대한 루미넌스 데이터를, 원래의 고해상도 또는 다운스케일링된 저해상도로 포함할 수 있다. 루미넌스(Y) 채널(1820)은 이미지 패치(1825)에 대한 루미넌스 데이터를, 원래의 고해상도 또는 다운스케일링된 저해상도로 포함할 수 있다.

[0112] 도 19 는 자동 조정 ML 시스템(1705)의 로컬 신경망(1806)의 신경망 아키텍처(1900)의 예를 나타내는 블록도이다. 로컬 신경망(1806)는 고해상도 로컬 신경망(1806) 또는 고해상도 신경망(1806)로 지칭될 수 있다. 신경망 아키텍처(1900)는 그입력으로서 고해상도일 수 있은 이미지 패치(1825)를 수신한다. 신경망 아키텍처(1900)는 고해상도일 수 있은 애파인 계수(1822)(예를 들어, 도 17 에서와 같이 a 및/또는 b)를 출력한다. 애파인 계수(1822)는 도 17, 도 18, 도 20, 도 21a, 및/또는 도 21b 에 나타낸 바와 같은 튜닝 맵(1804)을 생성하기 위해 사용될 수 있다. 키(1920)는 도 19 에서 상이한 NN 동작이 어떻게 예시되는지를 식별한다. 예를 들어, 3x3 필터와 1 의스트라이드를 갖는 컨볼루션은 검은색 윤곽선을 갖고 오른쪽을 가리키는 두꺼운 흰색 화살표로 표시된다. 2x2 필터와 2 의스트라이드를 갖는 컨볼루션은 아래쪽을 가리키는 두꺼운 검은색 화살표로 표시된다. 업샘플링(예: 쌍선형 업샘플링)은 위쪽을 가리키는 두꺼운 검은색 화살표로 표시된다.

[0113] 도 20 는 자동 조정 ML 시스템(1705)의 글로벌 신경망(1807)의 신경망 아키텍처(2000)의 예를 나타내는 블록도이다. 글로벌 신경망(1807)는 저해상도 글로벌 신경망(1807) 또는 저해상도 신경망(1807)로 지칭될 수 있다. 신경망 아키텍처(2000)는 그입력으로서 다운샘플링될 수 있고 및/또는 저해상도일 수 있은 전체 이미지 입력(1826)을 수신한다. 신경망 아키텍처(2000)는 저해상도일 수 있은 글로벌 특징(2010)을 출력한다.

키(2020)는 도 20 에서 상이한 NN 동작이 어떻게 예시되는지를 식별한다. 예를 들어, 3x3 필터와 1 의스트라이드를 갖는 컨볼루션은 검은색 윤곽선을 갖고 오른쪽을 가리키는 두꺼운 흰색 화살표로 표시된다. 2x2 필터와 2 의스트라이드를 갖는 컨볼루션은 아래쪽을 가리키는 두꺼운 검은색 화살표로 표시된다. 평균 풀링은 대각선 검은색 줄무늬로 음영 처리되고 검은색 윤곽선을 갖고 아래쪽을 가리키는 두꺼운 흰색 화살표로 표시된다. 완전히 연결된 층들은 오른쪽을 가리키는 얇은 검은색 화살표로 표시된다.

[0114] 도 21a 는 일부 예들에 따른, 자동 조정 ML 시스템 (1705) 의 신경망 아키텍처 (2100A) 를 도시하는 블록도이다. 저해상도 전체 이미지(1826)는 자동 조정 ML 시스템(1705)의 글로벌 NN(1807)이 이미지의 글로벌 정보를 생성하는 것을 허용한다. 저해상도 글로벌 신경망(1807)은 전체 이미지를 처리하고 입력에서 출력으로 이동할 때통합하는 데중요한 글로벌 특징을 결정할 것이다. 축소된 해상도 이미지를 글로벌 신경망(1807) 입력으로 사용함으로써 전체 해상도 이미지가 사용된 경우에 비해 글로벌 정보에 대한 계산이 상당히 가벼워질 것이다. 고해상도 패치(1825)는 자동 조정 네트워크가 국부적으로 일관성을 갖도록 하여 이미지의 로컬 특징에 불연속성이 없도록 한다. 글로벌 특징은 하나 이상의 컨볼루션 연산 후에 (예: 부가적 바이어스를 갖는 채널 주의를 통해) 층에 통합될 수 있으므로 로컬 NN은 이미지 패치(1825)에 또한 기초하여 애파인 계수(1822)를 생성하는 동안, 및/또는 이미지 패치(1825)에 또한 기초하여 튜닝 맵(1804)을 생성하는 동안 글로벌 특징을 팩터화할 수 있다. 도 21a 에 도시된 바와 같이, 애파인 계수(1822)는 튜닝 맵(1804)을 생성하기 위해 Y-채널(1820)과 결합될 수 있다.

[0115] 키(2120A)는 도 21a 에서 상이한 NN 동작이 어떻게 예시되는지를 식별한다. 예를 들어, 3x3 필터와 1 의 스트라이드를 갖는 컨볼루션은 검은색 윤곽선을 갖고 오른쪽을 가리키는 두꺼운 흰색 화살표로 표시된다. 2x2 필터와 2 의 스트라이드를 갖는 컨볼루션은 아래쪽을 가리키는 두꺼운 검은색 화살표로 표시된다. 업샘플링(예: 쌍선형 업샘플링)은 위쪽을 가리키는 두꺼운 검은색 화살표로 표시된다. 부가적 바이어스를 갖는 채널 주의는 위쪽 및/또는 왼쪽을 가리키는 가는 검은색 화살표로 표시된다(예: 글로벌 NN(1807)에 의해 결정된 글로벌 특징으로부터 위쪽).

[0116] 도 21b 는 일부 예들에 따른, 자동 조정 ML 시스템 (1705) 의 신경망 아키텍처 (2100B) 의 다른 예를 도시하는 블록도이다. 신경망 아키텍처(2100B)에 대한 입력은 입력 이미지(2130)일 수 있다. 입력 이미지(2130)은 고해상도의 전체 이미지일 수 있다. 입력 이미지(2130)는 원래의 고해상도 또는 다운스케일링된 저해상도의 전체 이미지 입력(1826)일 수 있다. 입력 이미지(2130)는 고해상도 또는 다운스케일링된 저해상도의 이미지 패치(1825)일 수 있다. 신경망 아키텍처(2100B)는 입력 이미지(2130)에 기초하여 애파인 계수(1822)를 생성하기 위해 입력 이미지(2130)를 처리할 수 있다. 신경망 아키텍처(2100B)는 입력 이미지(2130)에 기초하여 튜닝 맵(1804)을 생성하기 위해 입력 이미지(2130)를 처리할 수 있다. 애파인 계수(1822)는 튜닝 맵(1804)을 생성하기 위해 Y-채널(1820)과 결합될 수 있다. 공간 주의 엔진(2110) 및 채널 주의 엔진(2115)은 신경망 아키텍처(2100B)의 일부이다. 공간 주의 엔진(2110)은 도에 더상세히 도시되어 있다. 채널 주의 엔진(2115)은 도 21d 에 더 상세히 예시된다.

[0117] 키(2120B)는 도 21a, 도 21b, 및 도 21c 에서 상이한 NN 동작이 어떻게 예시되는지를 식별한다. 예를 들어, 3x3 필터와 1 의 스트라이드를 갖는 컨볼루션은 검은색 윤곽선을 갖고 오른쪽을 가리키는 두꺼운 흰색 화살표로 표시된다. 1x1 필터와 1 의 스트라이드를 갖는 컨볼루션은 아래쪽을 가리키는 얇은 검은색 화살표로 표시된다. 2x2 필터와 2 의스트라이드를 갖는 컨볼루션은 아래쪽을 가리키는 두꺼운 검은색 화살표로 표시된다.

업샘플링(예: 쌍선형 업샘플링)은 위쪽을 가리키는 두꺼운 검은색 화살표로 표시된다. 주의, 업샘플링 및 곱셈을 포함한 동작들은 위쪽 및/또는 측면을 가리키는 가는 검은색 화살표로 표시된다. 원으로 둘러싸인 "X" 기호는 Y-채널(1820)에 대한 애파인 계수(1822)의 적용을 나타낸다. 이중 원으로 둘러싸인 "X" 기호는 확장 후엘리먼트별 곱셈을 나타낸다. (도 21d 에서) 좌우로 연장된 얇은 점선 검은색 화살표는 공유 파라미터를 나타낸다.

[0118] 일부 예에서, 로컬 NN(1808)은 먼저 애파인 계수(1822)를 생성하지 않고 직접 튜닝 맵(1804)을 생성할 수 있다.

[0119] 도 21c 는 일부 예들에 따른, 공간 주의 엔진 (2110) 의신경망 아키텍처 (2100C) 의 예를 도시하는 블록도이다. 공간 주의 엔진(2110)은 최대 풀링, 평균 풀링 및 연쇄를 포함한다.

[0120] 도 21d 는 일부 예들에 따른, 채널 주의 엔진 (2115) 의 신경망 아키텍처 (2100D) 의 예를 도시하는 블록도이다. 공간 주의 엔진(2110)은 최대 풀링, 평균 풀링, 공유된 파라미터, 및 합산을 포함한다.

[0121] 머신 러닝을 사용하여 애파인 계수(1822) 및/또는 튜닝 맵(1804)을 생성함으로써, 이미징 시스템은 개선된 맞춤화 및 컨텍스트 감도를 제공한다. 이미징 시스템은 후광과 같은 시각적 아티팩트를 생성하지 않고 입력 이미지의 내용에 잘작동하는 튜닝 맵을 제공할 수 있다. 애파인 계수(1822) 및/또는 튜닝 맵(1804)의 머신 러닝 기반 생성은 또한 이미지 프로세싱 파라미터의 전통적인 수동 튜닝보다 더효율적일 수 있다. 이미징 혁신은 또한 애파인 계수(1822) 및/또는 튜닝 맵(1804)의 머신 러닝 기반 생성을 기반으로 가속화될 수 있다. 예를 들어, 머신 러닝을 사용하는 애파인 계수(1822) 및/또는 튜닝 맵(1804)의 생성은 추가 센서, 상이한 유형의 렌즈, 상이한 유형의 카메라 어레이, 및 기타 변경으로부터의 데이터와 협력하여 작업하는 것에 더빠르고 쉽게 적응하도록 허용할 수 있다.

[0122] 자동 조정 ML 시스템(1705)의 신경망은 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)과 관련하여 위에서 설명된 것과 유사한 지도 학습 기술을 사용하여 트레이닝될 수 있다. 예를 들어, 역전파는 자동 조정 ML 시스템(1705)의 신경망 파라미터를 튜닝하는 데사용될 수 있다. 트레이닝 데이터는 입력 이미지와 상이한 튜닝 맵들을 적용하여 원하는 특성을 가진 알려진 출력 이미지를 포함할 수 있다. 예를 들어, 입력 이미지와 출력 이미지를 기반으로 신경망은 입력 이미지에 적용될 때해당 출력을 제공하는 마스크 세트를 생성하도록 트레이닝될 것이다. 채도와 톤을 예시로 사용하여 신경망은 출력 이미지의 픽셀 특성을 달성하기 위해 입력 이미지의 상이한 픽셀들에 얼마나 많은 채도와 톤을 적용해야 하는지 결정하려고 할것이다. 이러한 예에서 신경망은 트레이닝을 기반으로 채도 맵및 톤맵을 생성할 수 있다.

[0123] 자동 조정 ML 시스템(1705)의 추론 절차 (일단 신경망이 트레이닝되었다면) 는튜닝 맵(1804)을 생성하기 위해 입력 이미지를 처리함으로써 수행될 수 있다. 예를 들어, 글로벌 신경망(1807)에 의해 입력 이미지의 저해상도 버전에서 글로벌 특징을 추출할 수 있다. 저해상도 전체 이미지 입력에 대해 단일 추론을 수행할 수 있다. 패치 기반 추론은 로컬 신경망(1806)을 사용하여 수행될 수 있으며, 여기서 글로벌 신경망(1807)의 글로벌 특징은 추론 동안 로컬 네트워크(1806)에 공급된다. 그다음, 튜닝 맵(1804)을 생성하기 위해 입력 이미지의 패치에 대해 고해상도 패치 기반 추론이 수행된다.

[0124] 일부 예에서, 위에서 설명된 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)(및 일부 경우에는 자동 조정 ML 시스템(1705))은 이미지를 캡처할 때또는 이전에 캡처된 이미지를 처리할 때사용될 수 있다. 예를 들어, 이미지를 캡처할 때 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 튜닝 맵의 사용에 기초하여 (예를 들어, 잡음, 선명도, 톤, 채도, 휴 등과 관련하여) 최적의 특성을 갖는 출력 이미지를 생성하기 위해 이미지를 처리할 수 있다. 다른 예에서, 이전에 생성된 저장된 이미지는 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 의해 취출 및 처리되어 튜닝 맵의 사용에 기초하여 최적의 특성을 갖는 향상된 출력 이미지를 생성할 수 있다.

[0125] 일부 예에서, 위에서 설명된 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)(및 일부 경우에는 자동 조정 ML 시스템(1705))은 ISP 를튜닝할 때사용될 수 있다. 예를 들어, ISP 의파라미터는 일반적으로 바람직한 출력 이미지를 위해 입력 이미지를 처리하는 방법에 경험이 있는 전문가에 의해 수동으로 튜닝된다. ISP 모듈(예: 필터)과 튜닝가능한 파라미터의 순전히 수간의 상관 관계의 결과로 전문가는 특정 카메라 센서와 ISP의 조합을 기반으로 파라미터에 대한 디바이스 설정을 결정, 테스트 및/또는 조정하는 데몇 주(예: 3-8주)가 필요할 수도 있다. 카메라 센서 또는 다른 카메라 특징(예: 렌즈 특성 또는 결함, 조리개 크기, 셔터 속도 및 움직임, 플래시 밝기 및 색상, 및/또는 기타 특징)이 캡처된 이미지 및 따라서 ISP 에대한 튜닝가능한 파라미터의 적어도 일부에 영향을 미칠 수 있으므로, 카메라 센서와 ISP의 각조합은 전문가가 튜닝될 수도 있다.

[0126] 도 22 는 사전 튜닝된 이미지 신호 프로세서 (ISP) (2208) 의 예를 도시하는 블록 다이어그램이다. 나타낸 바와 같이, 이미지 센서 (2202) 는 원시 이미지 데이터를 캡처한다. 이미지 센서 (2202) 의 포토다이오드들은 회색 (또는 단색) 의 다양한 음영들을 캡처한다. 컬러 필터는 이미지 센서에 적용되어 컬러 필터링된 원시 입력 데이터 (2204) (예를 들어, 베이어 패턴을 가짐) 를 제공할 수 있다. ISP (2208) 는 최종 출력 이미지를 생성하기 위한 원시 카메라 센서 데이터에 특정 동작을 각각 적용하는 이산 기능 블록들을 갖는다. 예를 들어 기능 블록은 디모자이킹, 이득, 화이트 밸런스, 색상 보정, 감마 압축(또는 감마 보정), 톤매핑, 잡음 감소(잡음 제거) 등에 전용된 블록을 포함할 수 있다. 예를 들어, ISP (2208) 의 디모자이킹 기능 블록은 인접 픽셀들을 사용하여 픽셀들의 컬러 및 밝기를 보간함으로써 컬러 필터링된 원시 입력 데이터 (2204) 를 사용하여 출력 컬러 이미지 (2209) 를생성하는 것을 보조할 수 있다. 이러한 디모자이킹 프로세스는 ISP (2208) 에의해 사용되어 주어진 픽셀의 컬러 및 밝기 데이터를 평가하고, 그러한 값들을 이웃하는 픽셀들로부터

의 데이터와 비교할 수 있다. 그후 ISP (2208) 는 디모자이킹 알고리즘을 사용하여 픽셀에 적절한 컬러 및 밝기 값을 생성할 수 있다. ISP (2208) 는 이미지 (2209) 를 제공하기 전에, 많은 다른 가능한 이미지 프로세싱 기능들 중에서도, 잡음 감소, 선명화, 톤매핑 및/또는 컬러 공간들 사이의 변환, 자동포커스, 감마, 노출, 화이트 밸런스와 같은 다양한 다른 이미지 프로세싱 기능들을 수행할 수 있다.

[0127] ISP (2208) 의기능 블록들은 소정의 사양들을 충족시키기 위해 핸드 튜닝되는 많은 튜닝 파라미터들 (2206) 을 필요로 한다. 일부 경우들에서, 소정의 ISP 에대해 10,000 개가 넘는 파라미터들이 튜닝되고 제어되어야 한다. 예를 들어, 소정의 사양들에 따라 출력 컬러 이미지 (2209) 를최적화하기 위해, 각각의 기능 블록에 대한 알고리즘은 알고리즘의 튜닝 파라미터들 (2206) 을 튜닝함으로써 최적화되어야 한다. 또한 새로운 기능 블록들이 공간에서 발생하는 상이한 경우들을 다루기 위해 연속적으로 부가되어야 한다. 많은 핸드 튜닝된 파라미터들은 ISP 에대한 매우 시간 소모적이고 비용이 높은 지원 요건들을 유도한다.

[0128] 경우에 따라, 머신 러닝 시스템(머신 러닝 ISP라고 함)을 사용하여 ISP를 구현하여 여러 ISP 기능을 공동으로 수행할 수 있다.

[0129] 도 23 는 머신 러닝 (ML) 이미지 신호 프로세서 (ISP) (2300) 의예를 도시하는 블록 다이어그램이다. 머신 러닝 ISP (2300) 는이미지 센서 (2302) 로부터 원시 이미지 데이터를 수신할 수 있은 입력 인터페이스 (2301) 를 포함할 수 있다. 일부 경우들에서, 이미지 센서 (2302) 는원시 이미지 데이터의 프레임 (2304) 을캡처하는 포토다이오드의 어레이를 포함한다. 각각의 포토다이오드는 픽셀 위치를 나타낼 수 있고 그픽셀 위치에 대해 픽셀 값을 생성할 수 있다. 포토다이오드들로부터의 원시 이미지 데이터는 프레임 (2304) 에서의 각각의 픽셀 위치에 대한 단일 컬러 또는 그레이스케일 값을 포함할 수도 있다. 예를 들어, 컬러 필터 어레이는 이미지 센서 (2302) 와 통합되거나 또는 이미지 센서 (2302)(예를 들어, 포토다이오드들 상부에 놓임) 와 함께 사용되어 단색 정보를 컬러 값들로 변환할 수 있다.

[0130] 컬러 필터 어레이의 하나의 예시적인 예는 베이어 패턴 컬러 필터 어레이 (또는 베이어 컬러 필터 어레이) 를 포함하여, 이미지 센서 (2302) 가각각의 픽셀 위치에서 적색, 녹색 또는 청색 필터 중 하나를 갖는 베이어 패턴을 갖는 픽셀들의 프레임을 캡처하도록 할수 있다. 예를 들어, 원시 이미지 데이터의 프레임 (2304) 으로부터의 원시 이미지 패치 (2306) 는 이미지 센서 (2302) 와 함께 사용되는 베이어 컬러 필터 어레이에 기초한 베이어 패턴을 갖는다. 베이어 패턴은 도 23 에 나타낸 원시 이미지 패치 (2306) 의 패턴에 나타낸 바와 같이, 적색 필터, 청색 필터, 및 녹색 필터를 포함한다. 베이어 컬러 필터는 들어오는 광을 필터링해내는 것에 의해 동작한다. 예를 들어, 패턴의 녹색 부분을 갖는 포토다이오드들은 녹색 컬러 정보 (픽셀들의 절반) 를통과하고, 패턴의 적색 부분을 갖는 포토다이오드들은 적색 컬러 정보 (픽셀들의 1/4) 를통과하며, 패턴의 청색 부분을 갖는 포토다이오드들은 청색 컬러 정보 (픽셀의 1/4) 를통과한다.

[0131] 일부 경우들에서, 디바이스는 (이미지 센서 (2302) 와유사할 수 있은) 다중 이미지 센서들을 포함할 수 있으며, 이경우 본명세서에 설명된 머신 러닝 ISP 동작들은 다중 이미지 센서들에 의해 획득된 원시 이미지 데이터에 적용될 수 있다. 예를 들어, 다중 카메라들을 갖는 디바이스는 다중 카메라들을 사용하여 이미지 데이터를 캡처할 수 있고, 머신 러닝 ISP (2300) 는 다중 카메라들로부터의 원시 이미지 데이터에 ISP 동작을 적용할 수 있다. 하나의 예시적인 예에서, 듀얼 카메라 모바일 폰, 태블릿, 또는 다른 디바이스는 더넓은 각도로 (예를 들어, 더넓은 시야 (field-of-view; FOV) 로) 더 큰 이미지들을 캡처하고, 더 많은 양의 광다른 이점들 중에서도 더욱 선명하고 명확한 것을 야기함) 을 캡처하는데 사용되어, 360도 (예를 들어, 가상 현실) 비디오를 생성하고, 및/또는 단일 카메라 디바이스에 의해 달성된 것보다 다른 강화된 기능성을 수행할 수 있다.

[0132] 원시 이미지 패치 (2306) 는 머신 러닝 ISP (2300) 에 의한 프로세싱을 위해 입력 인터페이스 (2301) 에 제공되고 수신된다. 머신 러닝 ISP (2300) 는 태스크를 위해 신경망 시스템 (2303) 을 사용할 수 있다. 예를 들어, 신경망 시스템 (2303) 의 신경망은 이미지 센서들에 의해 캡처된 원시 이미지 트레이닝으로부터 최종 출력 이미지들로의 매핑을 직접 도출하기 위해 트레이닝될 수 있다. 예를 들어, 신경망은 (예를 들어, 컬러 필터링된 패턴들로) 많은 원시 데이터 입력들의 예들을 사용하여 그리고 또한 요망되는 대응 출력 이미지들의 예들을 사용하여 트레이닝될 수 있다. 트레이닝 데이터를 사용하여, 신경망 시스템 (2303) 은출력 이미지들을 달성하는데 필요한 원시 입력으로부터의 매핑을 러닝할 수 있고, 그후 ISP (2300) 는전형적인 ISP 에의해 생성된 것들과 유사한 출력 이미지들을 생성할 수 있다.

[0133] ISP (2300) 의 신경망은 입력 층, 다중 은닉 층들, 및 출력 층을 포함할 수 있다. 입력 층은 이미지 센서 (2302) 에의해 획득된 원시 이미지 데이터 (예를 들어, 원시 이미지 패치 (2306) 또는 원시 이미지 데이터의 전체 프레임) 를 포함한다. 은닉 층들은 원시 이미지 데이터 및/또는 이전 은닉 층들로부터의 출력들에 적용

될 수 있은 필터들을 포함할 수 있다. 은닉 층들의 필터들 각각은 필터들의 노드들의 중요성을 표시하는데 사용된 가중치들을 포함할 수 있다. 하나의 예시적인 예에서, 필터는 입력 어레이 주위에서 컨볼브(convolve) 되는 3 x 3 컨볼루셔널 필터를 포함할 수 있으며, 3 x 3 필터에서의 각엔트리는 고유 가중치 값을 갖는다. 입력 어레이에 적용된 3 x 3 필터의 각각의 컨볼루셔널 반복 (또는 스트라이드) 에서, 단일 가중 출력 피처 값이 생성될 수 있다. 신경망은 일련의 많은 은닉 층들을 가질 수 있고, 조기의 층들은 입력의 로우 레벨 특징들을 결정하며, 나중의 층들은 더 복잡한 특징들의 계위를 구축한다. ISP (2300) 의신경망의 은닉 층들은 데이터의 고차원 표현과 연결된다. 예를 들어, 층들은 다수의 채널들 (디멘션들) 을 갖는 수개의 반복적인 컨볼루션들의 블록들을 포함할 수 있다. 일부 경우들에서, 채널들의 수는 RGB 또는 YCbCr 이미지의 채널들의 수보다 큰자릿수일 수 있다. 하기에 제공된 예시적인 예들은 각각 64 개의 채널들을 갖는 반복적인 컨볼루션들을 포함하여, 품질 이미지 상세들을 생성하는 비선형 및 계위적 네트워크 구조를 제공한다.

예를 들어, 본명세서에서 더욱 상세히 설명된 바와 같이, *n*-채널 수예를 들어, 64 채널) 는각각의 픽셀 위치에서 데이터의 *n*-차원 (예를 들어, 64-차원) 표현을 갖는 것을 지칭한다. 개념적으로 *n*-채널 수는 픽셀 위치에서 "*n*-피처들"(예를 들어, 64 피처들) 을나타낸다.

[0134] 신경망 시스템 (2303) 은 공동 방식으로 다양한 다중 ISP 기능들을 달성한다. 뉴럴 시스템 (2303) 에의해 적용된 신경망의 특정 파라미터는 전형적인 ISP 에서 명시적인 아날로그를 갖지 않으며, 역으로, 전형적인 ISP 시스템의 특정 기능 블록은 머신 러닝 ISP 에서 명시적인 대응을 갖지 않는다. 예를 들어, 머신 러닝 ISP 는통상의 ISP 가다양한 기능들을 수행하기 위해 포함할 수도 있는 개별 기능 블록들을 갖는 것보다는 오히려 단일 유닛으로서 신호 프로세싱 기능들을 수행한다. 신경망 시스템 (2303) 에의해 적용된 신경망의 추가 상세들이 하기에 설명된다.

[0135] 일부 예들에서, 머신 러닝 ISP (2300) 는또한 입력 데이터를 증강하기 위해 추가적인 이미지 튜닝 파라미터들을 프로세싱할 수 있은 선택적인 사전 프로세싱 엔진 (2307) 을 포함할 수 있다. 이러한 추가적인 이미지 튜닝 파라니터들 (또는 증강 데이터) 는 예를 들어, 톤데이터, 방사상 거리 데이터, 자동 화이트 밸런스 (AWB) 이득 데이터, 이들의 임의의 조합, 및/또는 입력 데이터의 픽셀들을 증강할 수 있은 임의의 다른 부가 데이터를 포함할 수 있다. 원시 입력 픽셀들을 보충함으로써, 입력은 원시 이미지 데이터의 각각의 픽셀 위치에 대한 다차원 값들의 세트가 된다.

[0136] 결정된 하이 레벨 피처들에 기초하여, 신경망 시스템 (2303) 은원시 이미지 패치 (2306) 에기초하여 RGB 출력 (2308) 을 생성할 수 있다. RGB 출력 (2308) 은 픽셀 당 적색 컬러 성분, 녹색 컬러 성분 및 청색 컬러 성분을 포함한다. RGB 컬러 공간은 이러한 애플리케이션에서 예로서 사용된다. 당업자는 루마 및 크로마 (YCbCr 또는 YUV) 컬러 성분들 또는 다른 적절한 컬러 성분들과 같은, 다른 컬러 공간들이 사용될 수 있음을 알 것이다. RGB 출력 (2308) 은 머신 러닝 ISP (2300) 의 출력 인터페이스 (2305) 로부터 출력되고 (출력 층을 구성하는) 최종 출력 이미지 (2309) 에서 이미지 패치를 생성하는데 사용될 수 있다. 일부 경우들에서, RGB 출력 (2308) 에서의 픽셀들의 어레이는 입력 원시 이미지 패치 (2306) 의픽셀보다 더작은 디멘션을 포함할 수 있다. 하나의 예시적인 예에서, 원시 이미지 패치 (2306) 는예를 들어, 베이어 패턴으로) 128x128 어레이의 원시 이미지 픽셀들을 포함할 수 있은 한편, 신경망 시스템 (2303) 의반복적인 컨볼루셔널 필터들의 적용은 RGB 출력 (2308) 이어레이의 픽셀들을 포함하게 한다. 원시 이미지 패치 (2306) 보다 작은 RGB 출력 (2308) 의출력 사이즈는 컨볼루셔널 필터들의 적용 및 각각의 컨볼루셔널 필터들을 통해 프로세싱된 데이터를 패딩하지 않도록 신경망 시스템 (2303) 을설계하는 것의 부산물이다. 다중 컨볼루셔널 층들을 갖는 것에 의해, 출력 사이즈가 점점 더감소된다. 그경우, 입력 원시 이미지 데이터의 프레임 (2304) 으로부터의 패치들은 최종 출력 이미지 (2309) 가완전한 픽처를 포함하도록 오버랩할 수 있다. 결과의 최종 출력 이미지 (2309) 는신경망 시스템 (2303) 에의해 원시 입력 데이터로부터 도출된 프로세싱된 이미지 데이터를 포함한다.

최종 출력 이미지 (2309) 는디스플레이를 위해 렌더링되거나, 압축 (또는 코딩) 을위해 사용되거나, 저장되거나, 또는 임의의 다른 이미지 기반 목적들을 위해 사용될 수 있다.

[0137] 도 24 는 머신 러닝 (ML) 이미지 신호 프로세서 (ISP) (2300) 의 신경망 아키텍처 (2400) 의 예를 도시하는 블록 다이어그램이다. 픽셀 셔플 업샘플링은 채널 차원이 공간 차원을 따라 재성형되는 업샘플링 방법이다.

설명을 위해 2배(2x) 업샘플링을 사용하는 한 예에서 4개의 채널을 따르는 xxxx (4개의 채널 x 1개의 공간 위치를 참조) 는공간 차원의 두배인 단일 채널: xx (1개의 채널 x 4개의 공간 위치를 참조) 을생성하는 데사용될 것이다. 픽셀 셔플 업샘플링의 예는 Andrew Aitken al.의 "Checkerboard artifact free sub-pixel convolution"에 설명되어 있으며, 이는 모든 목적을 위해 전체적으로 참조로 여기에 통합된다.

[0138] 머신 러닝을 사용하여 ISP 기능들을 수행함으로써, ISP 는 커스텀화가 가능하게 된다. 예를 들어, 표적 데

이터 예들을 제시하고 트레이닝을 통해 네트워크 가중치들을 변경함으로써 상이한 기능성들이 개발되고 적용될 수 있다. 머신 러닝 기반 ISP 는하드와이어링된 또는 휴리스틱 (heuristic)-기반 ISP들과 비교하여 업데이트들에 대해 빠른 턴어라운드를 달성할 수 있다. 또한, 머신 러닝 기반 ISP 는사전 튜닝된 ISP들에 대해 요구되는 튜닝 파라미터들을 튜닝하는 시간 소모적인 태스크를 제거한다. 예를 들어, ISP 인프라구조들을 관리하는데 사용된 상당한 양의 노력 및 직원채용 (staffing) 이있다. 전체론적 (holistic) 개발이 엔드-투엔드 시스템이 직접 최적화되고 생성되는 머신 러닝 ISP 에대해 사용될 수 있다. 이전체론적 개발은 사전 튜닝된 ISP들의 기능 블록들의 부분별 개발과는 대조적이다. 이미징 혁신이 또한 머신 러닝 ISP 에기초하여 가속화될 수 있다. 예를 들어, 커스텀화가능한 머신 러닝 ISP 는많은 혁신 가능성들을 열어 주어, 개발자들과 엔지니어들이 다른 어드밴스들 중에서, 신규한 센서들, 렌즈들, 카메라 어레이들과 작동하기 위한 솔루션들을 보다 신속하게 구동, 개발 및 적응하도록 할수 있다.

[0139] 위에서 언급된 바와 같이, 이미지 프로세싱 시스템(1406)(예를 들어, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)) 및/또는 위에서 설명된 자동 조정 ML 시스템(1405)은 ML ISP 및/또는 기존 ISP를 튜닝할 때사용될 수 있다. 위에서 기술된 여러 튜닝 맵들 (예: 상술된 잡음 맵, 선명도 맵, 톤맵, 채도 맵, 및/또는 휴 맵, 및/또는 이미지 프로세싱 기능과 연관된 또다른 맵중 하나 이상) 이를 튜닝하는데 사용될 수 있다. 맵은 ISP를 튜닝하는 데사용할 때튜닝 가능한 노브 (knob) 라고 할수 있다. ISP를 튜닝하는 데사용될 수 있은 튜닝 맵(또는 튜닝 가능한 노브)의 예는 로컬 톤조작(예: 톤맵 사용), 디테일 향상, 색상 채도 등을 포함한다. 일부 경우에, 로컬 톤조작은 대비 제한 적응 히스토그램 균등화(CLAHE)(예: OpenCV 사용)를 포함할 수 있다. 어떤 경우에는, (예: OpenCV 를사용하는) 에지 인식 필터링을 위한 도메인 변환을 사용하여 디테일 향상을 수행할 수 있다. 일부 예에서 색상 채도는 필로우 라이브러리를 사용하여 수행할 수 있다. 일부 구현에서, 자동 조정 ML 시스템(1705)은 ISP를 튜닝하는 데사용되는 튜닝 맵또는 노브를 생성하는 데사용될 수 있다.

[0140] 키(2420)는 도 21a 에서 상이한 NN 동작이 어떻게 예시되는지를 식별한다. 예를 들어, 3x3 필터와 1 의스트라이드를 갖는 컨볼루션은 검은색 윤곽선을 갖고 오른쪽을 가리키는 두꺼운 흰색 화살표로 표시된다. 2x2 필터와 2 의스트라이드를 갖는 컨볼루션은 아래쪽을 가리키는 두꺼운 검은색 화살표로 표시된다. 업샘플링 (예: 쌍선형 업샘플링)은 위쪽을 가리키는 두꺼운 검은색 화살표로 표시된다.

[0141] 도 25a 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 예시의 입력 이미지에 적용된 제1 톤조정 강도의 예를 예시하는 개념도이다. 도 25a 의 수정된 이미지에 대한 톤조정 강도는 0.0 이다.

[0142] 도 25b 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 도 25a 의 예시의 입력 이미지에 적용된 제2 톤조정 강도의 예를 예시하는 개념도이다. 도25a 의 수정된 이미지에 대한 톤 조정 강도는 0.5 이다.

[0143] 도 25a 및 도 25b 는 OpenCV 구현을 이용하여 CLAHE를 수행함으로써 상이한 톤레벨의 적용의 예를 예시하는 이미지이다. 예를 들어, 그이미지는 고정 그리드로 분할될 수 있고, 누적 분포 함수(CDF)를 계산하기 전에 미리 정의된 값에서 히스토그램을 클립핑할 수 있다. 클립 제한은 로컬 톤조작의 강도를 결정할 수 있다. 도 25a 및 도 25b 의 예에서, 애플리케이션은 0.5의 최대 클립 제한을 포함한다. 그리드 변환을 보간하여 최종 결과를 얻을 수 있다. 도시된 바와 같이, 톤의 변화는 ISP에 의해 처리되는 이미지의 픽셀에 적용될 상이한 양의 루미넌스 조정을 야기하며, 이것은 더어둡거나 더밝은 톤을 갖는 이미지를 야기할 수 있다.

[0144] 도 26a 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 도의 예시의 입력 이미지에 적용된 제1 디테일 조정 강도의 예를 예시하는 개념도이다. 도26a 의 수정된 이미지에 대한 디테일 조정 (디테일 향상) 강도는 0.0 이다.

[0145] 도 26b 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 도의 예시의 입력 이미지에 적용된 제2 디테일 조정 강도의 예를 예시하는 개념도이다. 도26b 의 수정된 이미지에 대한 디테일 조정 (디테일 향상) 강도는 0.5 이다.

[0146] 도 26a 및 도 26b 는 OpenCV 구현을 이용하는 상이한 디테일 향상들의 적용의 예를 예시하는 이미지이다. 예를 들어, 디테일 향상은 원본 이미지의 가장자리를 보존 평활화를 위해 사용될 수 있다. 디테일은 채도 맵에 대해 위에서 설명한 바와 같이 표현될 수 있다. 예를 들어, 이미지 디테일은 입력 이미지에서 필터링된 이미지(에지 보존 필터링으로 인한 평활화된 이미지)를 감산함으로써 획득될 수 있다. 디케일들은 다수의 스케일들로 향상될 수 있다. 범위 시그마는 0.05와 같을 수 있다(범위 시그마 = 0.05). 위에서 언급했듯이 공간 시그마는 양방향 필터의 하이퍼 파라미터가다. 공간 시그마는 디테일 향상의 강도를 제어하는 데사용될 수 있다. 일부 예에서, 최대 공간 시그마는 5.0으로 설정될 수 있다(최대 공간 시그마 = 5.0).

도 26a 는 0 과동일한 공간 시그마를 갖는 예를 제공하는 반면, 도 26b 는 5.0 의최대 값과 동일한 공간 시그마를 갖는 예를 도시한다. 도시된 바와 같이, 도 26b 의 이미지는 도 26a 의 이미지와 비교하여 더 선명한 디테일과 더 많은 잡음을 갖는다.

[0147] 도 27a 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 도 25a 의 예시의 입력 이미지에 적용된 제1 색상 채도 조정 강도의 예를 예시하는 개념도이다. 도 27a 의 수정된 이미지에 대한 제1 색상 채도 값은 0.0 으로 최대 색상 채도 감소 강도를 나타낸다. 도 27a 의 수정된 이미지는 도 25a 의 예시적인 입력 이미지의 그레이스케일 버전을 나타낸다.

[0148] 도 27b 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 도 25a 의 예시의 입력 이미지에 적용된 제2 색상 채도 조정 강도의 예를 예시하는 개념도이다. 도 27a 의 수정된 이미지에 대한 제2 색상 채도 조정 강도는 1.0으로, 채도의 변화가 없음을 나타낸다(제로 강도의 채도 조정). 도 27b 의 수정된 이미지는 도의 예시적인 입력 이미지와 색상 채도에서 일치한다.

[0149] 도 27c 는 일부 예들에 따른, 수정된 이미지를 생성하기 위해 도 25a 의 예시의 입력 이미지에 적용된 제3 색상 채도 조정 강도의 예를 예시하는 개념도이다. 도 27c 의 수정된 이미지에 대한 제3 색상 채도 값은 2.0 으로 최대 색상 채도 증가 강도를 나타낸다. 도 27c 의 수정된 이미지는 도 25a 의 예시적인 입력 이미지의 과포화 버전을 나타낸다. 도 27c 에서의 수정된 이미지의 과포화 특성을 나타내기 위해, 도 27a 내지 도 27b 또는 도 25a에 비해 도에서 특정 엘리먼트들이 더밝게 표현된다.

[0150] 도 27a, 도 27b, 및 도 27c 는 상이한 색상 채도 조정의 적용의 예를 나타내는 이미지이다. 도 27a 의 이미지는 0 의 채도가 적용될 때의 이미지를 예시하고, 결과적으로 도 9 내지 도 11 과 관련하여 위에서 설명된 것과 유사한 그레이스케일 (채도 감소된) 이미지를 생성한다. 도 27b 의 이미지는 1.0 의채도가 적용될 때의 이미지를 예시하고, 결과적으로 채도의 변화가 없다. 도 27c 의 이미지는 2.0 의채도가 적용될 때의 이미지를 예시하고, 결과적으로 고도로 포화된 이미지를 야기한다.

[0151] 도 28 은 ML ISP(2300)를 튜닝하는데 사용되는 (위의 튜닝 맵과 유사한) 다양한 튜닝 파라미터를 입력으로서 수신하는 머신 러닝 (ML) 이미지 신호 프로세서(ISP)의 예를 예시하는 블록도이다. ML ISP(2300)는 도와 관련하여 위에서 논의된 ML ISP(2300)와 유사하고 유사한 동작을 수행할 수 있다. ML ISP(2300)는 트레이닝된 머신 러닝 (ML) 모델(2802)을 포함한다. 파라미터의 처리에 기초하여, ML ISP(2300)의 트레이닝된 ML 모델(2802)은 튜닝 파라미터에 기초하여 강화된 이미지를 출력한다. 시뮬레이션된 ISO 잡음이 있는 원시 이미지와 원시 이미지 중심으로부터의 방사형 거리를 포함하는 이미지 데이터(2804)가 입력으로 제공된다. 원시 이미지를 캡처하는 데사용되는 튜닝 파라미터(2806)는 적색 채널 이득, 청색 채널 이득, ISO 감도 및 노출 시간을 포함한다. 튜닝 파라미터(2806)는 톤향상 강도, 디테일 향상 강도, 및 색상 채도 강도를 포함한다. 추가적인 튜닝 파라미터(2806)는 위에서 논의된 튜닝 맵과 유사하고, 이미지 레벨(전체 이미지에 적용된 단일 값) 또는 픽셀 레벨(이미지의 각픽셀에 대한 상이한 값)에서 적용될 수 있다.

[0152] 도 29 는 머신 러닝 (ML) 이미지 신호 프로세서(ISP) ML ISP (2300) 에제공될 수 있은 특정 튜닝 파라미터 값의 예를 나타내는 블록도이다. 예시적인 원시 입력 이미지는 원시 이미지의 중심에서 방사상 거리를 나타내는 이미지와 함께 표시된다. 도시된 원시 이미지 데이터는 예를 들어 단하나의 컬러 채널(예: 녹색)에 대한 이미지 데이터를 나타낼 수 있다. 원시 입력 이미지를 캡처하는 데사용되는 튜닝 파라미터 (2816) 의경우, 빨간색 이득 값은 1.957935 이고, 파란색 이득 값은 1.703827 이고, ISO 감도는 500 이고, 노출 시간은 $3.63e^{-04}$ 이다. 튜닝 파라미터에는 톤강도 0.0, 디테일 강도 0.0, 채도 강도 1.0 을 포함한다.

[0153] 도 30 는 머신 러닝 (ML) 이미지 신호 프로세서(ISP) ML ISP (2300) 에제공될 수 있은 특정 튜닝 파라미터 값의 추가적인 예를 나타내는 블록도이다. 도 29 에 도시된 것과 동일한 원시 입력 이미지, 방사상 거리 정보 및 이미지 캡처 파라미터(적색 이득, 청색 이득, ISO 감도 및 노출 시간) 가 도 30 에 도시되어 있다. 도 29 의 튜닝 파라미터(2816)와 비교하여 상이한 튜닝 파라미터(2826)가 제공된다. 튜닝 파라미터 (2826) 는 톤 강도 0.2, 디테일 강도 1.9, 채도 강도 1.9 을 포함한다. 도 30 의 출력 향상된 이미지 (2828) 는 튜닝 파라미터에서의 차이를 기반으로 도 29 의 출력 향상된 이미지 (2808)와 비교하여 상이한 외관을 갖는다. 예를 들어, 도 30 의 출력 향상된 이미지 (2828) 는 포화도가 높고 디테일이 더 세밀한 반면, 도 29 의 향상된 이미지는 채도 효과나 디테일 향상이 없다. 도 28 내지 도 30 은 컬러가 아닌 그레이스케일로 도시되어 있기 때문에, 출력 향상된 이미지 (2828) 및 출력 향상된 이미지 (2808) 의 적색 채널들이 적색 채도의 변화를 설명하기 위해 도 28 내지 도 30 에 도시되어 있다. 빨간색 채도가 증가하면 더밝은 영역으로 나타나고 빨간색 채도가 감소하면 더어두운 영역으로 나타난다. 도 30 은 출력 향상된 이미지(2828)의 적색 채널을 도시

하기 때문에, (출력 향상된 이미지(2808) 및 원시 입력 데이터와 비교하여) 출력 향상된 이미지(2828)의 더밝은 꽃들은 출력 향상된 이미지(2828)의 그 꽃들의 적색이 더 포화되었음을 나타낸다.

[0154] ML ISP(2300)의 트레이닝된 ML 모델(2802)은 튜닝 파라미터(예를 들어, 튜닝 맵또는 노브)를 처리하고 향상되거나 수정된 출력 이미지를 생성하도록 트레이닝된다. 트레이닝 설정은 PyTorch 구현을 포함할 수 있다. 네트워크 수신 필드는 160x160으로 설정될 수 있다. 트레이닝 이미지는 하나 이상의 디바이스에 의해 캡처된 수천 개의 이미지를 포함할 수 있다. 패치 기반 트레이닝이 수행될 수 있으며, 여기서 (전체 이미지와 대조되는) 입력 이미지의 패치는 트레이닝 중에 ML ISP(2300)에 제공될 수 있다. 일부 예에서, 입력 패치의 크기는 320x320이고 ML ISP(2300)에 의해 생성된 출력 패치의 크기는 160x160 이다. 크기의 감소는 ML ISP(2300)의 신경망의 콘볼루션 특성에 기초할 수 있다(예를 들어, 신경망이 CNN 또는 콘볼루션 필터를 사용하는 다른 네트워크로 구현되는 경우). 경우에 따라 각 트레이닝 반복에서 이미지 패치의 배치가 ML ISP(2300) 에제공될 수 있다. 하나의 예시적인 예에서, 배치 크기는 128개의 이미지를 포함할 수 있다. 검증 손실이 안정화될 때까지 신경망을 트레이닝할 수 있다. 확률적 구배 하강법(예: Adam 옵티마이저)은 경우에 따라 네트워크를 트레이닝하는 데사용할 수 있다. 경우에 따라 0.0015의 학습률을 사용할 수 있다. 일부 예들에서, 트레이닝된 ML 모델 (2802)은 하나 이상의 트레이닝된 지원 벡터 머신, 하나 이상의 트레이닝된 신경망, 또는 이들의 조합을 사용하여 구현될 수 있다.

[0155] 도 31 는 머신 러닝 (ML) 이미지 신호 프로세서(ISP) ML ISP (2300) 의트레이닝 동안 사용될 수 있은 목적 함수 및 상이한 손실의 예를 나타내는 블록도이다. 픽셀 단위 손실은 L1 손실과 L2 손실을 포함한다. 픽셀 단위 손실은 ML ISP (2300) 에의해서 생성된 출력 이미지에 대해 더나은 색상 재현을 제공할 수 있다. 구조적 손실은 ML ISP (2300)을 트레이닝하는 데에도 사용할 수 있다. 구조적 손실은 구조적 유사성 지수(SSIM)를 포함한다. SSIM의 경우, 7x7의 창크기와 1.5의 가우시안 시그마를 사용할 수 있다. 사용할 수 있은 또다른 구조적 손실은 다중 스케일 SSIM (MS-SSIM) 이다. MS-SSIM 의경우, 7x7의 창 크기, 1.5의 가우시안 시그마 및 [0.9, 0.1]의 스케일 가중치를 사용할 수 있다. 구조적 손실은 고주파 정보를 더잘 보존하는 데사용할 수 있다. 도 31 에 도시된 바와 같은 L1 손실 및 MS-SSIM 과 같은 픽셀 단위 손실과 구조적 손실은 함께 사용될 수 있다.

[0156] 일부 예들에서, ML ISP(2300)는 ML ISP(2300)의 신경망이 트레이닝된 후에 패치 단위 모델 추론을 수행할 수 있다. 예를 들어, 신경망으로의 입력은 원시 이미지 데이터의 프레임으로터의 (예를 들어, 베이어 패턴을 가지는) 하나 이상의 원시 이미지 패치를 포함할 수 있으며, 출력은 출력 RGB 패치(또는 YUV 와 같은 다른 컬러 성분 표현들을 갖는 패치) 를 포함할 수 있다. 하나의 예시적인 예에서, 신경망은 128x128 픽셀 원시 이미지 패치들을 입력으로 취하고 8x8x3 RGB 패치들을 최종 출력으로서 생성한다. 신경망에 의해 적용된 다양한 컨볼루셔널 필터들의 컨볼루셔널 성질에 기초하여, 원시 이미지 패치로부터 8x8 어레이 외부의 많은 픽셀 위치들이 최종 8x8 출력 패치를 생성하기 위해 신경망에 의해 소비된다. 입력으로부터 출력으로의 이러한 데이터에서의 감소는 픽셀을 프로세싱하기 위해 이웃 정보를 이해하는데 필요한 컨텍스트의 양에 기인한다. 모든 이웃 정보 및 컨텍스트로 더큰 입력 원시 이미지 패치를 갖는 것은 더작은 출력 RGB 패치의 프로세싱 및 생성에 도움이 된다.

[0157] 일부 예들에서, 입력에서 출력으로의 픽셀 위치들의 감소에 기초하여, 128x128 원시 이미지 패치들은 원시 입력 이미지에서 오버랩하도록 설계된다. 이러한 예들에서, 8x8 출력들은 오버랩하지 않는다. 예를 들어, 원시 이미지 프레임의 상부 좌측 모서리에서 제의 128x128 원시 이미지 패치에 대해, 제의 8x8 RGB 출력 패치가 생성된다. 원시 이미지 프레임에서의 다음 128x128 패치는 마지막 128x128 패치의 우측으로 8 픽셀들이 될 것이고, 따라서 마지막 128x128 픽셀 패치와 오버랩할 것이다. 다음 128x128 패치는 신경망에 의해 프로세싱되어 제의 8x8 RGB 출력 패치를 생성할 것이다. 제의 8x8 RGB 패치는 풀최종 출력 이미지에서 (이전 128x128 원시 이미지 패치를 사용하여 생성된) 제의 8x8 RGB 출력 패치 다음에 배치될 것이다. 이러한 프로세스는 풀출력 이미지를 구성하는 8x8 패치들이 생성될 때까지 수행될 수 있다.

[0158] 도 32 는 일부 예들에 따른, 제1 이미지 위치에서 비중첩 출력 패치들을 초래하는 패치 단위 모델 추론의 예를 예시하는 개념도이다.

[0159] 도 33 은 일부 예들에 따른, 제2 이미지 위치에서의 도 32 의 패치 단위 모델 추론의 예를 예시하는 개념도이다.

[0160] 도 34 는 일부 예들에 따른, 제3 이미지 위치에서의 도 32 의 패치 단위 모델 추론의 예를 예시하는 개념도이다.

[0161] 도 35 는 일부 예들에 따른, 제4 이미지 위치에서의 도 32 의 패치 단위 모델 추론의 예를 예시하는 개념도이다.

[0162] 도 32, 도 33, 도 34, 및 도 35 는 비중첩 출력 패치를 야기하는, 패치 단위 모델 추론의 예를 예시하는 도면이다. 도 32 내지 도 35 에 도시된 바와 같이, 입력 패치는 ko+160의 크기를 가질 수 있으며, 여기서 ko는 출력 패치 크기이다(출력 패치 크기는 ko 와동일함). 대각선 줄무늬로 음영 처리된 픽셀은 패딩 픽셀(예: 반사)을 나타낸다. 도 32 내지 도 35 에서 점선 윤곽선이 있는 박스에 의해 도시된 바와 같이, 입력 패치들은 중첩된다. 흰색 박스로 표시된 것처럼 출력 패치들은 중첩되지 않는다.

[0163] 상술된 바와 같이, 추가적인 튜닝 파라미터(또는 튜닝 맵또는 튜닝 노브)는 이미지 레벨(전체 이미지에 적용된 단일 값) 또는 픽셀 레벨(이미지의 각픽셀에 대한 상이한 값)에서 적용될 수 있다.

[0164] 도 36 은 이미지 레벨에서 적용되는 공간적으로 고정된 톤맵(또는 마스크)의 예를 나타내는 개념도이며, 여기서 t 의 단일값이 이미지의 모든 픽셀에 적용된다. 위에서 설명된 바와 같이, (예를 들어, 도에 도시된 바와 같이) 이미지의 다양한 픽셀에 대해 상이한 값을 포함하고 따라서 공간적으로 변화될 수 있은 톤맵이 제공될 수 있다.

[0165] 도 37 은 일부 예들에 따른, 공간적으로 변화하는 채도 조정 강도를 갖는 출력 이미지(3715)를 생성하기 위해 입력 이미지 데이터(3702)를 처리하기 위한 공간적으로 변화하는 맵(3703)(또는 마스크)의 적용의 예를 예시하는 개념도이다. 공간적으로 변화하는 맵(3703)은 채도 맵을 포함한다. 공간적으로 변화하는 맵(3703)은 (베이어 이미지로도 지칭되는) 이미지 센서에 의해 생성된 원시 이미지(3702)의 픽셀에 대응하는 각위치에 대한 값을 포함한다. 공간적으로 고정된 맵과는 대조적으로, 공간적으로 변화하는 맵(3703)에서의 상이한 위치의 값은 다를 수 있다. 공간적으로 변화하는 맵(3703)은 전경에서 꽃을 묘사하는 원시 이미지(3702)의 픽셀 영역에 대응하는 0.5의 값을 포함한다. 값이 0.5인 이영역은 공간적으로 변화하는 맵(3703)에서 회색으로 표시된다. 공간적으로 변화하는 맵(3703)의 0.5 의값은 그영역의 채도가 증가 또는 감소 없이 동일하게 유지되어야 한다는 것을 나타낸다. 공간적으로 변화하는 맵(3703)은 꽃뒤의 배경을 묘사하는 원시 이미지(3702)의 픽셀 영역에 대응하는 0.0의 값을 포함한다. 값이 0.0인 이영역은 공간적으로 변화하는 맵(3703)에서 흑색으로 표시된다. 입력 채도 맵(203)의 0.0 의값은 그영역의 채도가 완전 채도 감소되어야 한다는 것을 나타낸다. 수정된 이미지(3715)는 공간적으로 변화하는 맵(3703)에 기초한 방향 및 강도에서 채도를 적용함으로써 (예를 들어, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 의해) 생성된 이미지의 예를 예시한다. 수정된 이미지(3705)는 전경의 꽃은 여전히 참조 이미지(3716)와 동일한 정도로 (변경되지 않은 포화도 강도로) 포화되지만, 배경은 완전히 채도 감소되고 따라서 그레이스케일로 묘사되는 이미지를 나타낸다. 참조 이미지(3716)는 시스템이 원시 이미지(3702) 전체에 중립 채도(0.5)를 적용하여 생성할 것으로 예상되는 기준 이미지로 사용된다. 도 37 은 컬러가 아닌 그레이스케일로 도시되어 있기 때문에, 수정된 이미지 (3705) 및 참조 이미지 (3716) 의적색 채널들은 녹색 채도의 변화를 설명하기 위해 도 37 에 도시되어 있다. 녹색 채도가 증가하면 더밝은 영역으로 나타나고 녹색 채도가 감소하면 더어두운 영역으로 나타난다. 도 37 은 수정된 이미지(3705)의 녹색 채널을 보여주고, 꽃뒤의 배경은 주로 녹색이기 때문에, 배경은 (참조 이미지(3716)와 비교하여) 수정된 이미지(3705)에서 매우 어둡게 보이며, 이는 수정된 이미지(3705)의 배경의 녹색이 (참조 이미지(3716)와 비교하여) 채도가 감소됨을 나타낸다.

[0166] 도 38 은 일부 예들에 따른, 공간적으로 변화하는 톤조정 강도 및 공간적으로 변화하는 디테일 조정 강도를 갖는 출력 이미지(3815)를 생성하기 위해 입력 이미지 데이터(3802)를 처리하기 위한 공간적으로 변화하는 맵(3803)의 적용의 예를 예시하는 개념도이다. 공간적으로 변화하는 맵(3703)은 톤맵을 포함한다. 공간적으로 변화하는 맵(3803)은 (베이어 이미지로도 지칭되는) 이미지 센서에 의해 생성된 원시 이미지(3802)의 픽셀에 대응하는 각위치에 대한 값을 포함한다. 공간적으로 변화하는 맵(3803)에서의 상이한 위치의 값은 다를 수 있다. 공간적으로 변화하는 맵(3803)은 전경에서 꽃을 묘사하는 원시 이미지(3802)의 픽셀 영역에 대응하는 0.5 의톤 값및 5.0 의디테일 값을 포함한다. 0.5 의 톤 값 및 5.0 의 디테일 값을 갖는 이 영역은 공간적으로 변화하는 맵(3803)에서 백색으로 표시된다. 공간적으로 변화하는 맵(3803)에서 0.5의 톤값은 ($10^{0.0}$ 에 대응하는) 1.0 의 감마 (γ) 값을 나타내며, 이는 해당 영역의 톤이 변경 없이 동일하게 유지된다는 것을 의미한다. 공간적으로 변화하는 맵(3803)의 5.0 의디테일 값은 그영역의 디테일이 증가해야 한다는 것을 나타낸다. 공간적으로 변화하는 맵(3803)은 꽃 뒤에 배경을 묘사하는 원시 이미지(3802)의 픽셀 영역에 대응하는 0.0 의 톤 값 및 0.0 의 디테일 값을 포함한다. 0.0 의 톤 값 및 0.0 의 디테일 값을 갖는 이 영역은 공간적으로 변화하는 맵(3803)에서 흑색으로 표시된다. 입력 톤 맵(203)에서 0.0의 톤값은 (100.4 에

대응하는) 2.5 의 감마 (γ) 값을 나타내며, 이는 해당 영역의 톤이 어두어져야 한다는 것을 의미한다. 도 38 의 톤 값에서 감마 값으로의 매핑 방향은 도 7 의 톤 값에서 감마 값으로의 매핑 방향의 반대이며, 여기서 0 은 밝아지고 1 은 어두워진다. 공간적으로 변화하는 맵(3803)의 5.0 의디테일 값은 그영역의 디테일이 감소해야 한다는 것을 나타낸다. 수정된 이미지(3815)는 공간적으로 변화하는 맵(3803)에 기초한 방향 및 강도에서 톤및 디테일을 수정함으로써 (예를 들어, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 의해) 생성된 이미지의 예를 예시한다. 수정된 이미지(3805)는 전경의 꽃이 (참조 이미지(3816)과 비교하여) 동일한 톤을 갖지만 (참조 이미지(3816)와 비교하여) 증가된 디테일을 갖고, 배경이 (참조 이미지 (3816) 와 비교하여) 어두워진 톤 및 (참조 이미지 (3816) 와비교하여) 감소된 디테일을 갖는 이미지를 나타낸다. 참조 이미지(3816)는 시스템이 원시 이미지(3802) 전체에 중립 톤및 중립 디테일을 적용하여 생성할 것으로 예상되는 기준 이미지로 사용된다.

[0167] 도 39 는 입력 이미지를 조정하기 위해 하나 이상의 튜닝 맵을 사용하여 이미지 프로세싱 시스템에 의해 생성된 자동으로 조정된 이미지를 나타내는 개념도이다.

[0168] 도 40a 는 일부 예들에 따른, 자동 조정 머신 러닝(ML) 시스템을 사용하여 생성된 하나 이상의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵들을 사용하여 이미지 프로세싱 시스템에 의해 생성된 출력 이미지를 예시하는 개념도이다. 입력 이미지과 출력 이미지가 도 40a 에 도시되어 있다. 출력 이미지는 하나 이상의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵을 기반으로 수정된 입력 이미지의 수정된 변형이다.

[0169] 도 40b 는 일부 예들에 따른, 도에 도시된 입력 이미지로부터 도 40a 에 도시된 출력 이미지를 생성하기 위해 사용될 수 있은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵의 예를 예시하는 개념도이다. 도 40a 의 입력 이미지 및 출력 이미지를 다시 도시할 뿐아니라, 도 40b 는 디테일 맵, 잡음 맵, 톤맵, 채도 맵및 휴 맵을 도시한다.

[0170] 도41a 는 일부 예들에 따른, 자동 조정 머신 러닝(ML) 시스템을 사용하여 생성된 하나 이상의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵들을 사용하여 이미지 프로세싱 시스템에 의해 생성된 출력 이미지를 예시하는 개념도이다. 입력 이미지과 출력 이미지가 도 41a 에 도시되어 있다. 출력 이미지는 하나 이상의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵을 기반으로 수정된 입력 이미지의 수정된 변형이다.

[0171] 도 41b 는 일부 예들에 따른, 도 41a 에 도시된 입력 이미지로부터 도 41a 에 도시된 출력 이미지를 생성하기 위해 사용될 수 있은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵의 예를 예시하는 개념도이다. 도 41a 의 입력 이미지를 다시 도시할 뿐아니라, 도 41b 는 선명도 맵, 잡음 맵, 톤맵, 채도 맵및 휴 맵을 도시한다.

[0172] 도 42a 는 본명세서에 설명된 기법들을 사용하여 하나 이상의 신경망들을 사용하여 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 프로세스 (4200) 의 예를 도시하는 플로우챠트이다. 프로세스 (4200) 는이미징 시스템에 의해 수행될 수도 있다. 이미징 시스템은 예를 들어 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100), 이미지 캡처 디바이스(105A), 이미지 프로세싱 디바이스(105B), 이미지 프로세서(150), ISP(154), 호스트 프로세서(152), 이미지 프로세싱 ML 시스템(210), 도 14a 의 시스템, 도 14b 의 시스템, 도 14c 의 시스템, 도 14d 의 시스템, 이미지 프로세싱 시스템(1406), 자동 조정 ML 시스템(1405), 다운샘플러(1418), 업샘플러(1426), 신경망(1500), 신경망 아키텍처(1900), 신경망 아키텍처(2000), 신경망 아키텍처(2100A), 신경망 아키텍처(2100B), 공간 주의 엔진(2110), 채널 주의 엔진(2115), 이미지 센서(2202), 사전 튜닝된 ISP(2208), 머신 러닝(ML) ISP(2300), 신경망 시스템(2303), 전처리 엔진(2307), 입력 인터페이스(2301), 출력 인터페이스(2305), 신경망 아키텍처(2400), 트레이닝된 머신 러닝 모델(2802), 프로세스(4200)를 수행하는 이미징 시스템, 컴퓨팅 시스템(4300), 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다.

[0173] 블록 (4202) 에서, 프로세스 (4200) 는 이미징 시스템이 이미지 데이터를 획득하는 것을 포함한다. 일부 구현에서, 이미지 데이터는 이미지 데이터의 각픽셀에 대한 복수의 컬러 성분을 갖는 처리된 이미지를 포함한다. 예를 들어, 이미지 데이터는 하나 이상의 RGB 이미지, 하나 이상의 YUV 이미지, 또는 도에 도시된 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100) 에의해 생성된 장면 (110)의 이미지와 같은, 카메라 시스템에 의해 이전에 캡처되고 처리된 다른 컬러 이미지(들)를 포함할 수 있다. 일부 구현에서, 이미지 데이터는 하나 이상의 이미지 센서(예를 들어, 이미지 센서(130))로부터의 원시 이미지 데이터를 포함한다. 원시 이미지 데이터는 이미지 데이터의 각각의 픽셀에 대한 단일 컬러 성분을 포함한다. 일부 경우에, 원시 이미지 데이터는 베이어 컬러 필터 어레이와 같은 컬러 필터 어레이에 의해 필터링된 하나 이상의 이미지 센서로부터 획득된다. 일부 구현들에서, 이미지 데이터는 이미지 데이터의 하나 이상의 패치들을 포함한다. 이미지 데이터의 패치는 이미지 데이터의 프레임의 서브세트를 포함한다. 일부 경우에, 수정된 이미지를 생성하는 것은 출력 이미지 데이터의 복수의 패치를 생성하는 것을 포함한다. 출력 이미지 데이터의 각패치는 출력 이미지의 픽셀들의 서브세트를 포함할 수 있다.

[0174] 원시 이미지 데이터의 예는 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)을 사용하여 캡처된 이미지 데이터, 이미지 캡처 장치(105A) 및/또는 이미지 프로세싱 디바이스(105B)를 사용하여 캡처한 이미지 데이터, 입력 이미지(202), 입력 이미지(302), 입력 이미지(402), 입력 이미지(602), 입력 이미지(802), 입력 이미지(1102), 입력 이미지(1302), 입력 이미지(1402), 다운샘플링된 입력 이미지(1422), 입력 층(1510), 입력 이미지(1606), 입력 이미지(1606), 다운샘플링된 입력 이미지(1616), 도 17 의 I_{RGB}, 도 17 의 루미넌스 채널 Iy, 루미넌스 채널(1820), 이미지 패치(1825), 전체 이미지 입력(1826), 입력 이미지(2130), 컬러 필터링된 원시 입력 데이터(2204), 출력 컬러 이미지(2209), 원시 이미지 데이터의 프레임(2304), 원시 이미지 패치(2306) , RGB 출력(2308), 최종 출력 이미지(2309), 도 24 의 원시 입력 이미지, 도 24 의 출력 RGB 이미지, 도 25a 내지 도25b 의 입력 이미지, 도 26a 내지 도 26b 의 입력 이미지, 도 27a 내지 도 27c 의 입력 이미지, 이미지 데이터(2804), 이미지 데이터(2814), 도 32 내지 도 35 의 입력 패치, 원시 이미지(3702), 참조 이미지(3716), 원시 이미지(3802), 참조 이미지(3816), 도 39 의 입력 이미지, 도 40a 내지 도 40b 의 입력 이미지, 도 41a 내지 도 41b 의 입력 이미지, 블록 (4252) 의이미지 데이터, 여기에 설명된 다른 이미지 데이터, 여기에 설명된 다른 이미지, 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다. 일부 예들에서, 프로세스 (4200) 의블록 (4202) 은프로세스 (4250) 의 블록 (4252) 에 대응할 수 있다.

[0175] 블록 (4204) 에서, 프로세스 (4200) 는 이미징 시스템이 하나 이상의 맵들을 획득하는 것을 포함한다. 하나 이상의 맵은 또한 본명세서에서 하나 이상의 튜닝 맵으로 지칭된다. 하나 이상의 맵의 각맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관된다. 각맵은 또한 이미지 데이터의 해당 픽셀에 적용할 이미지 프로세싱 기능의 양을 나타내는 값을 포함한다. 예를 들어, 하나 이상의 맵의 맵은 복수의 값을 포함하고 이미지 프로세싱 기능과 연관되며, 맵의 복수의 값의 각값은 이미지 데이터의 대응하는 픽셀에 적용할 이미지 프로세싱 기능의 양을 나타낸다. 위에서 논의된 도 3a 및 도 3b 는 예시적인 튜닝 맵(도 3b 의 튜닝 맵(303))의 값및 예시적인 입력 이미지(도 3a 의 입력 이미지(302))의 대응하는 픽셀을 도시한다.

[0176] 일부 경우에, 하나 이상의 맵과 연관된 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 톤조정 기능, 채도 조정 기능, 휴 조정 기능, 또는 이들의 임의의 조합을 포함한다. 일부 예들에서, 이미지 프로세싱 기능과 각각 연관된 다수의 튜닝 맵들이 획득될 수 있다. 예를 들어, 하나 이상의 맵은 복수의 맵을 포함하고, 여기서 복수의 맵의 제1 맵은 제1 이미지 프로세싱 기능과 연관되고, 복수의 맵의 제2 맵은 제2 이미지 프로세싱 기능과 연관된다. 일부 경우에, 제1 맵은 제1 복수의 값을 포함할 수 있고, 제1 맵의 제1 복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 픽셀에 적용할 제1 이미지 프로세싱 기능의 양을 표시한다. 제2 맵은 제2 복수의 값을 포함할 수 있고, 제2 맵의 제2 복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 픽셀에 적용할 제2 이미지 프로세싱 기능의 양을 표시한다. 일부 경우에, 복수의 맵중 제1 맵과 연관된 제1 이미지 프로세싱 기능은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 톤조정 기능, 채도 조정 기능 및 휴 조정 기능 중하나를 포함하고, 복수의 맵중 제2 맵과 연관된 제2 이미지 프로세싱 기능은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 톤조정 기능, 채도 조정 기능 및 휴 조정 기능 중상이한 것을 포함한다. 하나의 예시적인 예에서, 잡음 감소 기능과 연관된 잡음 맵이 획득될 수 있고, 선명도 조정 기능과 연관된 선명도 맵이 획득될 수 있고, 톤조정 기능과 연관된 톤맵이 획득될 수 있고, 채도 조정 기능과 관련된 채도 맵을 얻을 수 있고, 휴조정 기능과 관련된 휴맵이 획득될 수 있다.

[0177] 일부 예에서, 이미징 시스템은 블록 (4254) 에서와 같이 머신 러닝 시스템을 사용하여 하나 이상의 맵을 생성할 수 있다. 머신 러닝 시스템은 하나 이상의 트레이닝된 합성곱 신경망(CNN), 하나 이상의 CNN, 하나 이상의 트레이닝된 신경망(NN), 하나 이상의 NN, 하나 이상의 트레이닝된 지원 벡터 머신(SVM), 하나 이상의 SVM, 하나 이상의 트레이닝된 랜덤 포레스트, 하나 이상의 랜덤 포레스트, 하나 이상의 트레이닝된 결정 트리, 하나 이상의 결정 트리, 하나 이상의 트레이닝된 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 트레이닝된 회귀 알고리즘, 하나 이상의 회귀 알고리즘, 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다. 머신 러닝 시스템, 및/또는 (머신 러닝 시스템의 일부일 수도 있는) 위에 나열된 임의의 머신 러닝 엘리먼트들은 지도 학습, 비지도 학습, 강화 학습, 심층 학습 또는 이들의 조합을 사용하여 트레이닝될 수 있다. 블록 (4204) 에서 하나 이상의 맵을 생성하는 머신 러닝 시스템은 블록 (4206) 에서 수정된 이미지를 생성하는 머신 러닝 시스템과 동일한 머신 러닝 시스템일 수 있다. 블록 4204에서 하나 이상의 맵을 생성하는 머신 러닝 시스템은 블록 4206에서 수정된 이미지를 생성하는 머신 러닝 시스템과 상이한 머신 러닝 시스템일 수 있다.

[0178] 하나 이상의 맵의 예는 입력 채도 맵(203), 공간 튜닝 맵(303), 입력 잡음 맵(404), 입력 선명화 맵(604), 입력 톤맵(804), 입력 채도 맵(1104), 입력 휴 맵(1304), 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404), 작은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1424), 출력 층(1514), 입력 튜닝 맵(1607), 출력 튜닝 맵(1618), 참조 출력 튜닝 맵(1619), 도

17 의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵 오메가(Ω), 튜닝 맵(1804), 튜닝 파라미터(2206), 튜닝 파라미터(2806), 튜닝 파라미터(2616), 튜닝 파라미터(2826), 도 36 의 톤맵, 공간 변화 맵(3703), 공간 변화 맵(3803), 도 40b 의 디테일 맵, 도 40b 의 잡음 맵, 도 40b 의 톤맵, 도 40b 의 채도 맵, 도 40b 의 휴맵, 도 41b 의 선명도 맵, 도 41b 의 잡음 맵, 도 41b 의 톤맵, 도 41b 의 채도 맵, 도 41b 의 휴맵, 블록(4254)의 하나 이상의 맵, 여기에 설명된 다른 공간적으로 변화하는 맵, 여기에 설명된 다른 공간적으로 고정된 맵, 여기에 설명된 다른 맵, 여기에 설명된 다른 마스크, 또는 이들의 임의의 조합을 포함한다. 이미지 프로세싱 기능의 예는 잡음 감소, 잡음 추가, 선명도 조정, 디테일 조정, 톤조정, 색상 채도 조정, 휴 조정, 여기에 설명된 임의의 다른 이미지 프로세싱 기능, 여기에 설명된 임의의 다른 이미지 프로세싱 파라미터, 또는 이들의 임의의 조합을 포함한다. 일부 예들에서, 프로세스 (4200) 의블록 (4204) 은프로세스 (4250) 의블록 (4254) 에대응할 수 있다.

[0179] 블록 4206에서, 프로세스(4200)는 머신 러닝 시스템에 대한 입력으로서 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵을 사용하여 수정된 이미지를 생성하는 이미징 시스템을 포함한다. 수정된 이미지는 출력 이미지로서 지칭될 수도 있다. 수정된 이미지는 하나 이상의 맵의 각맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함한다. 어떤 경우에는 머신 러닝 시스템에 하나 이상의 신경망이 포함된다. 일부 예에서, 프로세스(4200)는 수정된 이미지를 생성하기 위해 사용된 머신 러닝 시스템과 상이한 추가 머신 러닝 시스템을 사용하여 하나 이상의 맵을 생성하는 것을 포함한다. 예를 들어, 도 17 의 자동 조정 ML 시스템(1705)은 하나 이상의 맵을 생성하는 데 사용될 수 있고, 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)은 입력 이미지 및 하나 이상의 맵에 기초하여 수정된 이미지를 생성하는 데사용될 수 있다.

[0180] 수정된 이미지의 예는 수정된 이미지(들) (215), 수정된 이미지 (415), 이미지 (510), 이미지 (511), 이미지 (512), 수정된 이미지 (615), 출력 이미지(710), 출력 이미지(711), 출력 이미지(712), 수정 이미지(815), 출력 이미지(1020), 출력 이미지(1021), 출력 이미지(1022), 수정 이미지(1115), 수정 이미지(1315), 수정 이미지(1415), 출력 층(1514), 출력 이미지(1608), 참조 출력 이미지(1609), 출력 컬러 이미지(2209), RGB 출력(2308), 최종 출력 이미지(2309), 도 24 의 출력 RGB 이미지, 도 25a 내지 도 25b 의 수정된 이미지, 도 26a 내지 도 26b 의 수정된 이미지, 도 27a 내지 도 27c 의 수정된 이미지, 출력 향상된 이미지(2808), 출력 강화 이미지(2828), 도 32 내지 도 35 의 출력 패치(들), 출력 이미지(3715), 참조 이미지(3716), 출력 이미지(3815), 참조 이미지(3816), 도 39 의 자동 조정 이미지, 도 40a 내지 도 40b 의 출력 이미지, 도 41a 의 출력 이미지, 블록 (4206) 의수정된 이미지, 여기에 설명된 다른 이미지 데이터, 여기에 설명된 다른 이미지, 또는 이들의 조합을 포함한다. 일부 예들에서, 프로세스 (4200) 의블록 (4206) 은프로세스 (4250) 의블록 (4256) 에대응할 수 있다.

[0181] 블록 (4206) 의머신 러닝 시스템은 하나 이상의 트레이닝된 합성곱 신경망(CNN), 하나 이상의 CNN, 하나 이상의 트레이닝된 신경망(NN), 하나 이상의 NN, 하나 이상의 트레이닝된 지원 벡터 머신(SVM), 하나 이상의 SVM, 하나 이상의 트레이닝된 랜덤 포레스트, 하나 이상의 랜덤 포레스트, 하나 이상의 트레이닝된 결정 트리, 하나 이상의 결정 트리, 하나 이상의 트레이닝된 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 트레이닝된 회귀 알고리즘, 하나 이상의 회귀 알고리즘, 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다. 블록 (4206) 의머신 러닝 시스템, 및/또는 (머신 러닝 시스템의 일부일 수도 있는) 위에 나열된 임의의 머신 러닝 엘리먼트들은 지도 학습, 비지도 학습, 강화 학습, 심층 학습 또는 이들의 조합을 사용하여 트레이닝될 수 있다.

[0182] 도 42b 는 본명세서에 설명된 기법들을 사용하여 하나 이상의 신경망들을 사용하여 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 프로세스 (4250) 의예를 도시하는 플로우챠트이다. 프로세스 (4250) 는이미징 시스템에 의해 수행될 수도 있다. 이미징 시스템은 예를 들어 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100), 이미지 캡처 디바이스(105A), 이미지 프로세싱 디바이스(105B), 이미지 프로세서(150), ISP(154), 호스트 프로세서(152), 이미지 프로세싱 ML 시스템(210), 도 14a 의 시스템, 도 14b 의 시스템, 도 14c 의 시스템, 도 14d 의 시스템, 이미지 프로세싱 시스템(1406), 자동 조정 ML 시스템(1405), 다운샘플러(1418), 업샘플러(1426), 신경망(1500), 신경망 아키텍처(1900), 신경망 아키텍처(2000), 신경망 아키텍처(2100A), 신경망 아키텍처(2100B), 신경망 아키텍처(2100C), 신경망 아키텍처(2100D), 공간 주의 엔진(2110), 채널 주의 엔진(2115), 이미지 센서(2202), 사전 튜닝된 ISP(2208), 머신 러닝(ML) ISP(2300), 신경망 시스템(2303), 전처리 엔진(2307), 입력 인터페이스(2301), 출력 인터페이스(2305), 신경망 아키텍처(2400), 트레이닝된 머신 러닝 모델(2802), 프로세스(4200)를 수행하는 이미징 시스템, 컴퓨팅 시스템(4300), 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다.

[0183] 블록 (4252) 에서, 프로세스 (4250) 는이미징 시스템이 이미지 데이터를 획득하는 것을 포함한다. 일부 구현에서, 이미지 데이터는 이미지 데이터의 각픽셀에 대한 복수의 컬러 성분을 갖는 처리된 이미지를 포함한다. 예를 들어, 이미지 데이터는 하나 이상의 RGB 이미지, 하나 이상의 YUV 이미지, 또는 도에 도시된 이미지 캡

처 및 프로세싱 시스템(100) 에의해 생성된 장면 (110)의 이미지와 같은, 카메라 시스템에 의해 이전에 캡처되고 처리된 다른 컬러 이미지(들)를 포함할 수 있다. 이미지 데이터의 예는 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)을 사용하여 캡처된 이미지 데이터, 이미지 캡처 장치(105A) 및/또는 이미지 프로세싱 디바이스(105B)를 사용하여 캡처한 이미지 데이터, 입력 이미지(202), 입력 이미지(302), 입력 이미지(402), 입력 이미지(602), 입력 이미지(802), 입력 이미지(1102), 입력 이미지(1302), 입력 이미지(1402), 다운샘플링된 입력 이미지(1422), 입력 층(1510), 입력 이미지(1606), 입력 이미지(1606), 다운샘플링된 입력 이미지(1616), 도 17 의 I_{RGB}, 도 17 의 루미넌스 채널 Iy, 루미넌스 채널(1820), 이미지 패치(1825), 전체 이미지 입력(1826), 입력 이미지(2130), 컬러 필터링된 원시 입력 데이터(2204), 출력 컬러 이미지(2209), 원시 이미지 데이터의 프레임(2304), 원시 이미지 패치(2306) , RGB 출력(2308), 최종 출력 이미지(2309), 도 24 의 원시 입력 이미지, 도 24 의 출력 RGB 이미지, 도 25a 내지 도25b 의 입력 이미지, 도 26a 내지 도 26b 의 입력 이미지, 도 27a 내지 도 27c 의 입력 이미지, 이미지 데이터(2804), 이미지 데이터(2814), 도 32 내지 도 35 의 입력 패치, 원시 이미지(3702), 참조 이미지(3716), 원시 이미지(3802), 참조 이미지(3816), 도 39 의 입력 이미지, 도 40a 내지 도 40b 의 입력 이미지, 도 41a 내지 도 41b 의 입력 이미지, 블록 (4202) 의 원시 이미지 데이터, 여기에 설명된 다른 이미지 데이터, 여기에 설명된 다른 이미지, 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다. 이미징 시스템은 이미지 데이터를 캡처하는 이미지 센서를 포함할 수 있다. 이미징 시스템은 이미지 센서에 결합된 이미지 센서 커넥터를 포함할 수 있다. 블록(4252)에서 이미지 데이터를 획득하는 것은 이미지 센서로부터 및/또는 이미지 센서 커넥터를 통해 이미지 데이터를 획득하는 것을 포함할 수 있다.

[0184] 일부 예들에서, 이미지 데이터는 이미지 데이터의 복수의 픽셀들의 각픽셀에 대한 복수의 컬러 성분을 갖는 입력 이미지를 포함한다. 입력 이미지는 예를 들어 ISP(154)에서 디모자이킹을 통해 이미 적어도 부분적으로 처리될 수 있다. 입력 이미지는 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100), 이미지 캡처 디바이스(105A), 이미지 프로세싱 디바이스(105B), 이미지 프로세서(150), 이미지 센서 (130), ISP(154), 호스트 프로세서(152), 이미지 센서 (2202), 또는 이들의 조합을 사용하여 캡처 및/또는 프로세싱될 수 있다. 일부 예에서, 이미지 데이터는 하나 이상의 이미지 센서로부터의 원시 이미지 데이터를 포함하고, 원시 이미지 데이터는 이미지 데이터의 복수의 픽셀의 각픽셀에 대한 적어도 하나의 색상 성분을 포함한다. 하나 이상의 이미지 센서의 예는 이미지 센서(130) 및 이미지 센서(2202)를 포함할 수 있다. 원시 이미지 데이터의 예는 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100)을 사용하여 캡처된 이미지 데이터, 이미지 캡처 장치(105A) 를사용하여 캡처한 이미지 데이터, 입력 이미지(202), 입력 이미지(302), 입력 이미지(402), 입력 이미지(602), 입력 이미지(802), 입력 이미지(1102), 입력 이미지(1302), 입력 이미지(1402), 다운샘플링된 입력 이미지(1422), 입력 층(1510), 입력 이미지(1606), 입력 이미지(1606), 다운샘플링된 입력 이미지(1616), 도 17 의 IRGB, 도 17 의 루미넌스 채널 Iy, 루미넌스 채널(1820), 이미지 패치(1825), 전체 이미지 입력(1826), 입력 이미지(2130), 컬러 필터링된 원시 입력 데이터(2204), 출력 컬러 이미지(2209), 원시 이미지 데이터의 프레임(2304), 원시 이미지 패치(2306) , RGB 출력(2308), 최종 출력 이미지(2309), 도 24 의 원시 입력 이미지, 도 25a 내지 도 25b 의 입력 이미지, 도 26a 내지 도 26b 의 입력 이미지, 도 27a 내지 도 27c 의 입력 이미지, 이미지 데이터(2804), 이미지 데이터(2814), 도 32 내지 도 35 의 입력 패치, 원시 이미지(3702), 참조 이미지(3716), 원시 이미지(3802), 참조 이미지(3816), 도 39 의 입력 이미지, 도 40a 내지 도 40b 의 입력 이미지, 도 41a 내지 도 41b 의 입력 이미지, 블록 (4202) 의원시 이미지 데이터, 여기에 설명된 다른 원시 이미지 데이터, 여기에 설명된 다른 이미지 데이터, 여기에 설명된 다른 이미지, 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다. 이미지 데이터는 이미지 데이터의 각 픽셀에 대한 단일 색상 성분(예를 들어, 적색, 녹색 또는 청색)을 포함할 수 있다. 이미지 데이터는 이미지 데이터의 각 픽셀에 대한 다중 색상 성분(예를 들어, 적색, 녹색 및/또는 청색)을 포함할 수 있다. 일부 경우에, 이미지 데이터는 베이어 컬러 필터 어레이와 같은 컬러 필터 어레이에 의해 필터링된 하나 이상의 이미지 센서로부터 획득된다. 일부 예들에서, 이미지 데이터는 이미지 데이터의 하나 이상의 패치들을 포함한다.

이미지 데이터의 패치는 예를 들어 하나 이상의 인접 에어리어 또는 영역에 대응하는 이미지 데이터 프레임의 서브세트를 포함한다. 일부 경우에, 수정된 이미지를 생성하는 것은 출력 이미지 데이터의 복수의 패치를 생성하는 것을 포함한다. 출력 이미지 데이터의 각패치는 출력 이미지의 픽셀들의 서브세트를 포함할 수 있다. 일부 예들에서, 프로세스 (4250) 의블록 (4252) 은프로세스 (4200) 의블록 (4202) 에대응할 수 있다.

[0185] 블록 (4254) 에서, 프로세스(4250)는 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로서 이미지 데이터를 사용하여 하나 이상의 맵을 생성하는 이미징 시스템을 포함한다. 하나 이상의 맵의 각맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관된다. 일부 예들에서, 프로세스 (4250) 의블록 (4254) 은프로세스 (4200) 의블록 (4204) 에대응할 수 있다. 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 예는 이미지 프로세싱 ML 시스템(210), 자동 조정 ML 시스템(1405), 신경망(1500), 자동 조정 ML 시스템(1705), 로컬 신경망(1806), 글로벌 신경망(1807), 신경망

아키텍처(1900), 신경망 아키텍처(2000), 신경망 아키텍처(2100A), 신경망 아키텍처(2100B), 신경망 아키텍처(2100C), 신경망 아키텍처(2100D), 신경망 시스템(2303), 신경망 아키텍처(2400), 머신 러닝 ISP(2300), 트레이닝된 머신 러닝 모델(2802), 하나 이상의 트레이닝된 컨볼루션 신경망(CNN), 하나 이상의 CNN, 하나 이상의 트레이닝된 신경망(NN), 하나 이상의 NN, 하나 이상의 트레이닝된 지원 벡터 머신(SVM)), 하나 이상의 SVM, 하나 이상의 트레이닝된 랜덤 포레스트, 하나 이상의 랜덤 포레스트, 하나 이상의 트레이닝된 결정 트리, 하나 이상의 결정 트리, 하나 이상의 트레이닝된 그래디언트 부스팅 알고리즘 , 하나 이상의 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 트레이닝된 회귀 알고리즘, 하나 이상의 회귀 알고리즘, 여기에 설명된 임의의 다른 트레이닝된 신경망, 여기에 설명된 임의의 다른 신경망, 여기에 설명된 임의의 다른 트레이닝된 머신 러닝 모델, 임의의 다른 머신 러닝 모델 여기에 설명된, 여기에 설명된 임의의 다른 트레이닝된 머신 러닝 시스템, 여기에 설명된 임의의 다른 머신 러닝 시스템, 또는 이들의 조합을 포함한다. 블록 (4254) 의하나 이상의 트레이닝된 신경망, 및/또는 (블록 (4254) 의하나 이상의 트레이닝된 신경망의 일부일 수도 있는) 위에 나열된 임의의 머신 러닝 엘리먼트들은 지도 학습, 비지도 학습, 강화 학습, 심층 학습 또는 이들의 조합을 사용하여 트레이닝될 수 있다.

[0186] 하나 이상의 맵의 예는 입력 채도 맵(203), 공간 튜닝 맵(303), 입력 잡음 맵(404), 입력 선명화 맵(604), 입력 톤맵(804), 입력 채도 맵(1104), 입력 휴 맵(1304), 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404), 작은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1424), 출력 층(1514), 입력 튜닝 맵(1607), 출력 튜닝 맵(1618), 참조 출력 튜닝 맵(1619), 도 17 의 공간적으로 변화하는 튜닝 맵 오메가(Ω), 튜닝 맵(1804), 튜닝 파라미터(2206), 튜닝 파라미터(2806), 튜닝 파라미터(2616), 튜닝 파라미터(2826), 도 36 의 톤맵, 공간 변화 맵(3703), 공간 변화 맵(3803), 도 40b 의 디테일 맵, 도 40b 의 잡음 맵, 도 40b 의 톤맵, 도 40b 의 채도 맵, 도 40b 의 휴맵, 도 41b 의 선명도 맵, 도 41b 의 잡음 맵, 도 41b 의 톤맵, 도 41b 의 채도 맵, 도 441b 의 휴맵, 블록(4204)의 하나 이상의 맵, 여기에 설명된 다른 공간적으로 변화하는 맵, 여기에 설명된 다른 공간적으로 고정된 맵, 여기에 설명된 다른 맵, 여기에 설명된 다른 마스크, 또는 이들의 임의의 조합을 포함한다. 이미지 프로세싱 기능의 예는 잡음 감소, 잡음 추가, 선명도 조정, 디테일 조정, 톤조정, 색상 채도 조정, 휴 조정, 여기에 설명된 임의의 다른 이미지 프로세싱 기능, 여기에 설명된 임의의 다른 이미지 프로세싱 파라미터, 또는 이들의 임의의 조합을 포함한다.

[0187] 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 복수의 값을 포함할 수 있고 이미지 프로세싱 기능과 연관될 수 있다. 복수의 값의 예는 공간 튜닝 맵(303)의 값을 포함할 수 있다. 복수의 값의 예는 입력 채도 맵(203), 입력 잡음 맵(404), 입력 선명화 맵(604), 입력 톤맵(804), 입력 채도 맵(1104), 입력 휴 맵공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1404), 작은 공간적으로 변화하는 튜닝 맵(1424), 공간적으로 변화하는 맵(3703), 공간적으로 변화하는 맵(3803), 도 40b 의 디테일 맵, 도 40b 의 잡음 맵, 도 40b 의 톤맵, 도 40b 의 채도 맵, 도 40b 의 휴맵, 도 41b의 선명도 맵, 도41b 의 잡음 맵, 도 41b 의 톤맵, 도 41b 의 채도 맵, 도 41b 의 휴 맵, 및 블록 (4204) 의하나 이상의 맵의 상이한 영역에 대응하는 상이한 값을 포함할 수 있다. 맵의 복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 해당 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타낼 수 있다. 일부 예들에서, 더높은 수치 값(예를 들어, 1)은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용할 더강한 강도를 나타낼 수 있은 반면, 더낮은 수치 값(예를 들어, 0)은 이미지 데이터의 해당 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용할 더약한 강도를 나타낼 수 있다. 일부 예들에서, 더낮은 수치 값(예를 들어, 0)은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용하기 위한 더강한 강도를 나타낼 수 있은 반면, 더높은 수치 값(예를 들어, 1)은 이미지 데이터의 해당 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용할 더약한 강도를 나타낼 수 있다.

일부 예들에서, 값(예를 들어, 0.5)은 0의 강도에서 이미지 데이터의 대응하는 영역에 대한 이미지 프로세싱 기능의 적용을 나타낼 수 있고, 이는 이미지 프로세싱 기능의 비적용을 초래할 수 있고 따라서 이미지 프로세싱 기능을 사용하는 이미지 데이터에 대한 변화가 없을 수 있다 이미지 데이터의 대응하는 영역은 블록(4202)의 이미지 데이터 및/또는 블록(4256)의 이미지의 픽셀에 대응할 수 있다. 이미지 데이터의 대응하는 영역은 블록(4202)의 이미지 데이터 및/또는 블록(4256)의 이미지의 다수의 픽셀에 대응할 수 있으며, 예를 들어 다수의 픽셀이 비닝되어, 예를 들어 슈퍼픽셀을 형성하고, 리샘플링하고, 리사이징하고, 및/또는 리스케일링한다.

이미지 데이터의 해당 영역은 인접 영역일 수 있다. 다수의 픽셀이 인접 영역에 있을 수 있다. 다수의 픽셀은 서로 인접할 수 있다.

[0188] 맵의 복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 해당 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용할 방향을 나타낼 수 있다. 일부 예들에서, 임계값 위예를 들어, 0.5 위) 의수치 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용하기 위한 양의 방향을 나타낼 수 있은 반면, 임계값 아래 (예를 들어, 0.5 아래) 의수치 값은 이미지 데이터의 해당 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용할 음의 방향을 나타낼 수 있다. 일부 예들에서, 임계값 위예를 들어, 0.5 위) 의수치 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적

용하기 위한 음의 방향을 나타낼 수 있은 반면, 임계값 아래 (예를 들어, 0.5 아래) 의수치 값은 이미지 데이터의 해당 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용할 양의 방향을 나타낼 수 있다. 이미지 데이터의 대응하는 영역은 블록(4202)의 이미지 데이터 및/또는 블록(4256)의 이미지의 픽셀에 대응할 수 있다. 이미지 데이터의 대응하는 영역은 블록(4202)의 이미지 데이터 및/또는 블록(4256)의 이미지의 다수의 픽셀에 대응할 수 있으며, 예를 들어 다수의 픽셀이 비닝되어, 예를 들어 슈퍼픽셀을 형성하고, 리샘플링하고, 리사이징하고, 및/또는 리스케일링한다. 이미지 데이터의 해당 영역은 인접 영역일 수 있다. 다수의 픽셀이 인접 영역에 있을 수 있다. 다수의 픽셀은 서로 인접할 수 있다.

[0189] 일부 예에서, 채도 조정에 대한 양의 방향은 과포화를 초래할 수 있은 반면, 채도 조정에 대한 음의 방향은 과소포화 또는 채도 감소를 초래할 수 있다. 일부 예에서, 톤조정에 대한 양의 방향은 밝기 및/또는 광도를 증가시킬 수 있은 반면, 톤조정에 대한 음의 방향은 밝기 및/또는 광도를 감소시킬 수 있습니다(또는 그반대의 경우도 마찬가지). 일부 예에서, 선명도 조정에 대한 양의 방향은 선명도를 증가(예를 들어, 흐림 감소)시킬 수 있은 반면, 선명도 조정에 대한 음의 방향은 선명도를 감소(예를 들어, 흐림 증가)시킬 수 있다 (또는 그반대의 경우도 마찬가지). 일부 예에서, 잡음 조정에 대한 양의 방향은 잡음 감소를 초래할 수 있은 반면, 잡음 조정에 대한 음의 방향은 잡음 생성 및/또는 추가를 초래할 수 있다 (또는 그반대의 경우도 마찬가지).
일부 예들에서, 휴 조정을 위한 양의 방향 및 음의 방향은 도의 개념도(1216)에서와 같이 휴 수정된 벡터(1218)의 상이한 각도 세타(꺠)에 대응할 수 있다. 예를 들어, 휴 조정을 위한 양의 및 음의 방향은 도의 개념도(1216)에서와 같이 휴 수정된 벡터(1218)의 양및 음의 각도 세타(꺠)에 대응할 수 있다. 일부 예들에서, 이미지 프로세싱 기능들 중하나 이상은 본명세서에서 논의된 바와 같이 양의 방향에서의 프로세싱으로 제한될 수 있거나, 본명세서에서 논의된 바와 같이 음의 방향에서의 프로세싱으로 제한될 수 있다.

[0190] 하나 이상의 맵은 복수의 맵을 포함할 수 있다. 복수의 맵의 제1 맵은 제1 이미지 프로세싱 기능과 연관될 수 있은 반면, 복수의 맵의 제2 맵은 제2 이미지 프로세싱 기능과 연관될 수 있다. 제2 이미지 프로세싱 기능은 제1 이미지 프로세싱 기능과 다를 수 있다. 일부 예들에, 복수의 맵의 적어도 하나와 연관된 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 디테일 조정 기능, 톤조정 기능, 채도 조정 기능, 휴 조정 기능, 또는 이들의 조합 적어도 하나를 포함한다. 하나의 예시적인 예에서, 잡음 감소 기능과 연관된 잡음 맵이 획득될 수 있고, 선명도 조정 기능과 연관된 선명도 맵이 획득될 수 있고, 톤조정 기능과 연관된 톤맵이 획득될 수 있고, 채도 조정 기능과 관련된 채도 맵을 얻을 수 있고, 휴조정 기능과 관련된 휴맵이 획득될 수 있다.

[0191] 제1 맵은 제1 복수의 값을 포함할 수 있고, 제1 맵의 제1 복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 제1 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도 및/또는 방향을 표시한다. 제2 맵은 제2 복수의 값을 포함할 수 있고, 제2 맵의 제2 복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 제2 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도 및/또는 방향을 표시한다. 이미지 데이터의 대응하는 영역은 블록(4202)의 이미지 데이터 및/또는 블록(4256)의 이미지의 픽셀에 대응할 수 있다. 이미지 데이터의 대응하는 영역은 블록(4202)의 이미지 데이터 및/또는 블록(4256)의 이미지의 다수의 픽셀에 대응할 수 있으며, 예를 들어 다수의 픽셀이 비닝되어, 예를 들어 슈퍼픽셀을 형성하고, 리샘플링하고, 리사이징하고, 및/또는 리스케일링한다. 이미지 데이터의 해당 영역은 인접 영역일 수 있다. 다수의 픽셀이 인접 영역에 있을 수 있다. 다수의 픽셀은 서로 인접할 수 있다.

[0192] 일부 예에서, 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함한다. 루미넌스 채널 데이터의 예는 도의 루미넌스 채널 Iy 및/또는 루미넌스 채널(1820) 을 포함할 수 있다. 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로서 이미지 데이터를 사용하는 것은 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로서 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 사용하는 것을 포함할 수 있다. 일부 예들에서, 이미지 데이터에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 이미지에 대응하는 크로마 데이터 뿐만 아니라 루미넌스 채널 데이터에 기초하여 이미지를 생성하는 것을 포함한다.

[0193] 일부 예들에서, 하나 이상의 트레이닝된 신경망은 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로서 이미지 데이터의 사용에 기초하여 하나 이상의 애파인 계수를 출력한다. 애파인 계수의 예는 도의 애파인 계수 (a 및 를 포함한다. 하나 이상의 애파인 계수를 출력하는 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 예는 자동 조정 ML 시스템(1705), 신경망 아키텍처(1900), 신경망 아키텍처(2000), 신경망 아키텍처(2100A), 신경망 아키텍처(2100B), 신경망 아키텍처(2100C), 신경망 아키텍처(2100D), 또는 이들의 조합을 포함한다. 일부 예들에서, 자동 조정 ML 시스템(1405)은 애파인 계수(예를 들어, *a* 및/또는 *b*) 를생성할 수 있고 그애파인 계수에 기초하여 공간적으로 변화된 튜닝 맵(1404) 및/또는 작은 공간적으로 변화된 튜닝 맵(1424)을 생성할 수 있다. 하

나 이상의 맵을 생성하는 것은 적어도 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 이미지 데이터를 변환함으로써 적어도 제1 맵을 생성하는 것을 포함할 수 있다. 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함할 수 있어서, 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 이미지 데이터를 변환하는 것은 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 루미넌스 채널 데이터를 변환하는 것을 포함한다. 예를 들어, 도 17 은 방정식 $\Omega = a * I_y + b$ 에 따라 튜닝 맵 Ω 를 생성하기 위해 도 17 의 애파인 계수들 (a 및 b 을 사용하여 루미넌스 채널 Iy 로부터 루미넌스 채널 데이터의 변환을 예시한다. 하나 이상의 애파인 계수는 도 17 의 승수 (a) 와 같은 승수를 포함할 수 있다. 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 이미지 데이터를 변환하는 것은 승수에 의해 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 승산하는 것을 포함할 수 있다. 하나 이상의 애파인 계수는 도 17 의 오프셋 (a) 과 같은 오프셋을 포함할 수 있다. 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 이미지 데이터를 변환하는 것은 오프셋에 의해 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 오프셋하는 것을 포함할 수 있다. 일부 예들에서, 하나 이상의 트레이닝된 신경망은 제1 맵의 하나 이상의 구배를 이미지 데이터의 하나 이상의 구배와 정렬하는 로컬 선형성 제약에 또한 기초하여 하나 이상의 애파인 계수를 출력한다. 로컬 선형성 제약의 예는 방정식 $\nabla\Omega = a * \nabla I_y$ 에 기초하는 로컬 선형성 제약(1720)을 포함할 수 있다. 일부 예들에서, 이미지 데이터의 적어도 서브세트(예를 들어, 루미넌스 데이터)를 변환하기 위해 이미지 데이터의 적어도 서브세트(예를 들어, 루미넌스 데이터)에 대한 하나 이상의 애파인 계수들의 적용은 로컬 선형성 제약에 의해 제어될 수 있다.

[0194] 일부 예들에서, 하나 이상의 트레이닝된 신경망은 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로서 이미지 데이터를 수신하는 것에 응답하여 하나 이상의 맵을 직접 생성 및/또는 출력한다. 예를 들어, 하나 이상의 트레이닝된 신경망은 애파인 계수를 생성 및/또는 출력하지 않고 이미지에 직접 기초하여 하나 이상의 맵을 생성 및/또는 출력할 수 있다. 자동 조정 ML 시스템(1405)은 예를 들어 공간적으로 변화된 튜닝 맵(1404) 및/또는 작은 공간적으로 변화된 튜닝 맵(1424)을 직접 생성 및/또는 출력할 수 있다. 일부 예에서, 애파인 계수를 생성하고 사용하는 것으로 여기에서 예시 및/또는 설명된 다양한 신경망 및/또는 머신 러닝 시스템은 대신에 먼저 애파인 계수를 생성하지 않고 하나 이상의 맵을 직접 출력하도록 수정될 수 있다. 예를 들어, 도 17 및/또는 도 18 의 자동 조정 ML 시스템(1705) 은애파인 계수(1822)를 생성 및/또는 출력하는 대신에 또는 그에 더하여, 튜닝 맵(1804)을 출력 층로서 직접 생성 및/또는 출력하도록 수정될 수 있다. 신경망 아키텍처(1900)는 애파인 계수(1822)를 생성 및/또는 출력하는 대신에 또는 그에 더하여, 그 출력 층으로서 튜닝 맵(1804)을 직접 생성 및/또는 출력하도록 수정될 수 있다. 신경망 아키텍처(2100A)는 애파인 계수(1822)를 생성 및/또는 출력하는 대신에 또는 그에 더하여 출력 층로서 튜닝 맵(1804)을 직접 생성 및/또는 출력하도록 수정될 수 있다. 신경망 아키텍처(2100B)는 애파인 계수(1822)를 생성 및/또는 출력하는 대신에 또는 그에 더하여, 튜닝 맵(1804)을 출력 층로서 직접 생성 및/또는 출력하도록 수정될 수 있다.

[0195] 하나 이상의 맵의 각맵은 공간적으로 변화될 수 있다. 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 이미지 데이터의 상이한 영역에 묘사된 객체의 상이한 유형 또는 카테고리에 기초하여 공간적으로 변할 수 있다. 이러한 맵의 예는 입력 채도 맵(203), 공간적으로 변화하는 맵(3703) 및 공간적으로 변화하는 맵(3803)을 포함하며, 여기서 전경 꽃을 묘사하는 이미지 데이터의 영역과 배경을 묘사하는 이미지 데이터의 영역은 하나 이상의 대응하는 이미지 프로세싱 기능을 적용할 상이한 강도 및/또는 방향으로 맵핑된다. 다른 예에서, 맵는 사람, 얼굴, 의복, 식물, 하늘, 물, 구름, 건물, 디스플레이 스크린, 금속, 플라스틱, 콘크리트, 벽돌, 머리카락, 나무, 질감이 있는 표면, 여기에 논의된 임의의 다른 유형 또는 범주의 객체, 또는 이들의 조합과 같은 상이한 유형 또는 범주의 객체를 묘사하는 영역에서 이미지 프로세싱 기능이 상이한 강도 및/또는 방향으로 적용될 수 있음을 나타낼 수 있다. 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 이미지 데이터의 상이한 영역에서의 상이한 색상들에 기초하여 공간적으로 변할 수 있다. 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 이미지 데이터의 상이한 영역에서의 상이한 이미지 속성들에 기초하여 공간적으로 변할 수 있다. 예를 들어, 입력 잡음 맵(404)은 이미 평활한 입력 이미지(402) 영역에서는 잡음 제거가 수행되지 않음을 나타내지만, 잡음이 있는 입력 이미지(402) 영역에서는 상대적으로 강한 잡음 제거가 수행되어야 함을 나타낸다.

[0196] 블록 (4256) 에서, 프로세스(4250)는 이미징 시스템이 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하는 것을 포함한다. 이미지는 하나 이상의 맵의 각맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함한다. 이미지는 출력 이미지, 수정된 이미지, 또는 이들의 조합으로서 지칭될 수도 있다. 이미지의 예는 수정된 이미지(들) (215), 수정된 이미지 (415), 이미지 (510), 이미지 (511), 이미지 (512), 수정된 이미지 (615), 출력 이미지(710), 출력 이미지(711), 출력 이미지(712), 수정 이미지(815), 출력 이미지(1020), 출력 이미지(1021), 출력 이미지(1022), 수정 이미지(1115), 수정 이미지(1315), 수정 이미지(1415),

출력 층(1514), 출력 이미지(1608), 참조 출력 이미지(1609), 출력 컬러 이미지(2209), RGB 출력(2308), 최종 출력 이미지(2309), 도 25 의 출력 RGB 이미지, 도 25a 내지 도 25b 의 수정된 이미지, 도 26a 내지 도 26b 의 수정된 이미지, 도 27a 내지 도 27c 의 수정된 이미지, 출력 향상된 이미지(2808), 출력 강화 이미지(2828), 도 32 내지 도 35 의출력 패치(들), 출력 이미지(3715), 참조 이미지(3716), 출력 이미지(3815), 참조 이미지(3816), 도 39 의 자동 조정 이미지, 도 40a 내지 도 40b 의 출력 이미지, 도 41a 의 출력 이미지, 블록(4206) 의수정된 이미지, 여기에 설명된 다른 이미지 데이터, 여기에 설명된 다른 이미지, 또는 이들의 조합을 포함한다. 일부 예들에서, 프로세스 (4250) 의블록 (4256) 은프로세스 (4200) 의블록 (4206) 에대응할 수 있다. 이미지는 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100), 이미지 프로세싱 디바이스(105B), 이미지 프로세서(150), ISP(154), 호스트 프로세서(152), 이미지 프로세싱 ML 시스템(210), 이미지 프로세싱 시스템(1406), 신경망(1500), 머신 러닝(ML) ISP(2300), 신경망 시스템(2303), 전처리 엔진(2307), 입력 인터페이스(2301), 출력 인터페이스(2305), 신경망 아키텍처(2400), 트레이닝된 머신 러닝 모델 (2802), 블록 (4206) 의머신 러닝 시스템, 또는 이들의 조합과 같은 이미지 프로세서를 사용하여 생성될 수 있다.

[0197] 일부 예에서, 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 하나 이상의 트레이닝된 신경망과 구별되는 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제2 세트에 대한 입력으로서 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵을 사용하는 것을 포함한다. 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제2 세트의 예는 이미지 프로세싱 ML 시스템(210), 이미지 프로세싱 시스템(1406), 신경망(1500), 머신 러닝(ML) ISP(2300), 신경망 시스템(2303), 신경망 아키텍처(2400), 트레이닝된 머신 러닝 모델(2802), 블록(4206)의 머신 러닝 시스템, 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다. 일부 예에서, 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제2 세트를 사용하여 이미지 데이터를 디모자이킹하는 것을 포함한다.

[0198] 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제2 세트는 하나 이상의 트레이닝된 합성곱 신경망(CNN), 하나 이상의 CNN, 하나 이상의 트레이닝된 신경망(NN), 하나 이상의 NN, 하나 이상의 트레이닝된 지원 벡터 머신(SVM), 하나 이상의 SVM, 하나 이상의 트레이닝된 랜덤 포레스트, 하나 이상의 랜덤 포레스트, 하나 이상의 트레이닝된 결정 트리, 하나 이상의 결정 트리, 하나 이상의 트레이닝된 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 구배 부스팅 알고리즘, 하나 이상의 트레이닝된 회귀 알고리즘, 하나 이상의 회귀 알고리즘, 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다. 하나 이상의 트레이닝된 신경망들의 제2 세트, 및/또는 (하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제2 세트의 일부일 수도 있는) 위에 나열된 임의의 머신 러닝 엘리먼트들은 지도 학습, 비지도 학습, 강화 학습, 심층 학습 또는 이들의 조합을 사용하여 트레이닝될 수 있다. 일부 예에서, 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제2 세트는 블록(4254)의 하나 이상의 트레이닝된 신경망일 수 있다. 일부 예들에서, 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제2 세트는 블록 4254의 하나 이상의 트레이닝된 신경망과 공통으로 적어도 하나의 트레이닝된 신경망을 공유할 수 있다. 일부 예에서, 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제2 세트는 블록(4254)의 하나 이상의 트레이닝된 신경망과 구별될 수 있다.

[0199] 이미징 시스템은 디스플레이 스크린을 포함할 수 있다. 이미징 시스템은 디스플레이 스크린에 결합된 디스플레이 스크린 커넥터를 포함할 수 있다. 이미징 시스템은 예를 들어 디스플레이 스크린 커넥터를 사용하여 디스플레이 스크린(및/또는 디스플레이 컨트롤러)에 이미지를 전송함으로써 디스플레이 스크린에 이미지를 표시할 수 있다. 이미징 시스템은 유선 및/또는 무선일 수 있은 통신 트랜시버를 포함할 수 있다. 이미징 시스템은 통신 트랜시버를 사용하여 수신 디바이스에 이미지를 전송할 수 있다. 수신 디바이스는 임의의 유형의 컴퓨팅 시스템(4300) 또는 그의 임의의 컴포넌트일 수 있다. 수신 디바이스는 이미지를 표시할 수 있은 디스플레이 스크린 및/또는 프로젝터를 갖는 디바이스와 같은 출력 디바이스일 수 있다.

[0200] 일부 양태들에서, 이미징 시스템은 이미지 데이터를 획득하는 수단; 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로서 이미지 데이터를 사용하여 하나 이상의 맵을 생성하기 위한 수단 - 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관됨; 및 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하기 위한 수단 - 이미지는 하나 이상의 맵의 각각의 맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함함 - 을 포함할 수 있다. 일부 예에서, 이미지 데이터를 획득하기 위한 수단은 이미지 센서(130), 이미지 캡처 장치(105A), 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100), 이미지 센서(2202), 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다.

일부 예에서, 하나 이상의 맵을 생성하기 위한 수단은 이미지 프로세싱 장치(105B), 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100), 이미지 프로세서(150), ISP(154), 호스트 프로세서(152), 이미지 프로세싱 ML 시스템(210), 자동 조정 ML 시스템(1405), 신경망(1500), 자동 조정 ML 시스템(1705), 로컬 신경망(1806), 글로벌 신경망(1807), 신경망 아키텍처(1900), 신경망 아키텍처(2000), 신경망 아키텍처(2100A) , 신경망 아키텍처(2100B), 신경망 아키텍처(2100C), 신경망 아키텍처(2100D), 신경망 시스템(2303), 신경망 아키텍처(2400), 머신 러닝

ISP(2300), 트레이닝된 머신 러닝 모델(2802), 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다. 일부 예들에서, 수정된 이미지를 생성하는 수단은 이미지 프로세싱 디바이스 (105B), 이미지 캡처 및 프로세싱 시스템(100), 이미지 프로세서(150), ISP(154), 호스트 프로세서(152), 이미지 프로세싱 ML 시스템(210), 이미지 프로세싱 시스템(1406), 신경망(1500), 머신 러닝(ML) ISP(2300), 신경망 시스템(2303), 전처리 엔진(2307), 입력 인터페이스(2301), 출력 인터페이스(2305), 신경망 아키텍처(2400), 트레이닝된 머신 러닝 모델 (2802), 블록 (4206) 의 머신 러닝 시스템, 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다.

[0201] 일부 예들에서, 여기에 설명된 프로세스들(예를 들어, 프로세스 4200, 프로세스 4250, 및/또는 여기에 설명된 다른 프로세스)은 컴퓨팅 디바이스 또는 장치에 의해 수행될 수 있다. 일예에서, 프로세스(4200) 및/또는 프로세스(4250)는 도2 의 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)에 의해 수행될 수 있다. 일부 예들에서, 프로세스 (4200) 및/또는 프로세스 (4250) 은 도 43 에 도시된 컴퓨팅 시스템 (4300) 을갖는 컴퓨팅 디바이스에 의해 수행될 수 있다. 예를 들어, 도 43 에 도시된 컴퓨팅 시스템(4300)을 갖는 컴퓨팅 디바이스는 이미지 프로세싱 ML 시스템(210)의 컴포넌트들을 포함할 수 있고, 도 43 의 동작들을 구현할 수 있다.

[0202] 컴퓨팅 디바이스는 모바일 디바이스(예를 들어, 모바일 폰), 데스크탑 컴퓨팅 디바이스, 태블릿 컴퓨팅 디바이스, 웨어러블 디바이스(예를 들어, VR 헤드셋, AR 헤드셋, AR 안경, 네트워크 연결 시계 또는 스마트워치, 또는 기타 웨어러블 장치), 서버 컴퓨터, 자율 차량 또는 자율 차량의 컴퓨팅 장치, 로봇 장치, 텔레비전 및/또는 프로세스(4200) 및/또는 프로세스(4250)를 포함하여 여기에 설명되어 있는 프로세스를 수행하기 위한 리소스 능력들을 갖는 임의의 다른 컴퓨팅 디바이스와 같은 임의의 적합한 디바이스를 포함할 수 있다. 일부 경우들에서, 컴퓨팅 디바이스 또는 장치는 본원에 설명된 프로세스들의 단계들을 수행하도록 구성되는 하나 이상의 입력 디바이스들, 하나 이상의 출력 디바이스들, 하나 이상의 프로세서들, 하나 이상의 마이크로프로세서들, 하나 이상의 마이크로컴퓨터들, 하나 이상의 카메라들, 하나 이상의 센서들, 및/또는 다른 컴포넌트(들)과 같은 다양한 컴포넌트들을 포함할 수도 있다. 일부 예들에서, 컴퓨팅 디바이스는 디스플레이, 데이터를 통신 및/또는 수신하도록 구성된 네트워크 인터페이스, 이들의 임의의 조합, 및/또는 다른 컴포넌트(들)를 포함할 수 있다. 네트워크 인터페이스는 인터넷 프로토콜 (IP) 기반 데이터 또는 다른 유형의 데이터를 통신 및/또는 수신하도록 구성될 수도 있다.

[0203] 컴퓨팅 디바이스의 컴포넌트들은 회로부에서 구현될 수 있다. 예를 들어, 컴포넌트들은, 하나 이상의 프로그래밍가능 전자 회로들 (예컨대, 마이크로프로세서들, 그래픽 프로세싱 유닛들 (GPU들), 디지털 신호 프로세서들 (DSP들), 중앙 프로세싱 유닛들 (CPU들), 및/또는 다른 적합한 전자 회로들) 을 포함할 수 있은 전자 회로들 또는 다른 전자 하드웨어를 포함하고/하거나 이들을 사용하여 구현될 수 있고, 및/또는 본명세서에서 설명된 다양한 동작들을 수행하기 위해 컴퓨터 소프트웨어, 펌웨어, 또는 이들의 임의의 조합을 포함하고/하거나 이들을 사용하여 구현될 수 있다.

[0204] 프로세스 (4200) 및 프로세스 (4250) 은논리 흐름도들로서 예시되고, 그동작은 하드웨어, 컴퓨터 명령들, 또는 이들의 조합으로 구현될 수 있은 동작들의 시퀀스를 표현한다. 컴퓨터 명령들의 맥락에서, 그동작들은 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행될 때열거된 동작들을 수행하는, 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 실행 가능 명령들을 나타낸다. 일반적으로, 컴퓨터 실행 가능 명령들은 특정 기능들을 수행하거나 또는 특정 데이터 유형을 구현하는 루틴, 프로그램, 오브젝트, 컴포넌트, 데이터 구조 등을 포함한다. 동작들이 기재되는 순서는 제한으로서 해석되게 의도되지 않으며, 기재된 동작들의 임의의 수는 임의의 순서 및/또는 병렬로 조합되어 프로세스를 구현할 수 있다.

[0205] 추가적으로, 본원에 설명된 프로세스 (4200), 프로세스 (4250) 및/또는 다른 프로세스는 실행가능 명령들로 구성된 하나 이상의 컴퓨터 시스템들의 제어 하에서 수행될 수도 있고, 집합적으로 하나 이상의 프로세서 상에서 실행하는 코드 (예를 들어, 실행가능 명령들, 하나 이상의 컴퓨터 프로그램들, 또는 하나 이상의 애플리케이션들) 로서, 하드웨어에 의해, 또는 이들의 조합으로 구현될 수도 있다. 상기 언급된 바와 같이, 코드는 컴퓨터 판독가능 또는 머신 판독가능 저장 매체 상에, 예를 들어, 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행가능한 복수의 명령들을 포함하는 컴퓨터 프로그램의 형태로 저장될 수도 있다. 컴퓨터 판독가능 또는 머신 판독가능 저장 매체는 비일시적일 수도 있다.

[0206] 도 43 는 본기술의 특정 양태들을 구현하기 위한 시스템의 예를 예시하는 블록 다이어그램이다. 특히, 도 43 은 예를 들어 내부 컴퓨팅 시스템을 구성하는 임의의 컴퓨팅 장치, 원격 컴퓨팅 시스템, 카메라, 또는 시스템의 컴포넌트가 연결 (4305) 을사용하여 서로 통신하는 이들의 임의의 컴포넌트일 수 있은 컴퓨팅 시스템(4300)의 예를 도시한다. 연결(4305)은 버스를 사용한 물리적 연결이거나 칩셋 아키텍처에서와 같이 프로세

서(4310)로의 직접 연결일 수 있다. 연결 (4305)는 가상 연결, 네트워크 연결 또는 논리적 연결일 수도 있다.

[0207] 일부 실시예에서, 컴퓨팅 시스템(4300)은 본개시물에서 설명된 기능이 데이터 센터, 다중 데이터 센터, 피어 네트워크 등내에서 분산될 수 있은 분산 시스템이다. 일부 실시예에서, 설명된 시스템 컴포넌트 중하나 이상은 컴포넌트가 설명된 기능의 일부 또는 전체를 각각 수행하는 다수의 그러한 컴포넌트들을 나타낸다. 일부 실시예에서, 컴포넌트는 물리적 또는 가상 장치일 수 있다.

[0208] 예시적인 시스템(4300)은 판독 전용 메모리(ROM)(4320) 및 랜덤 액세스 메모리(RAM)(4325)와 같은 시스템 메모리(4315)를 포함하는 다양한 시스템 컴포넌트를 프로세서(4310)에 연결하는 연결(4310) 및 적어도 하나의 처리 유닛(CPU 또는 프로세서)(4310)을 포함한다. 컴퓨팅 시스템 (4300) 는프로세서 (4310) 와직접 연결되거나, 매우 근접하거나, 또는 프로세서 (910) 의일부로서 통합된 고속 메모리의 캐시 (4312) 를 포함할 수 있다.

[0209] 프로세서 (4310) 는, 임의의 범용 프로세서 및 프로세서 (4310) 를제어하도록 구성된, 저장 디바이스(4330) 에 저장된, 서비스 (4332, 4334, 및 과 같은, 하드웨어 서비스 또는 소프트웨어 서비스뿐만 아니라, 소프트웨어 명령들이 실제의 프로세서 설계에 통합되는 특수 목적 프로세서를 포함할 수 있다. 프로세서 (4310) 는본질적으로 다중 코어 또는 프로세서, 버스, 메모리 컨트롤러, 캐시 등을 포함하는 완전히 독립형 컴퓨팅 시스템일 수도 있다. 다중 코어 프로세서는 대칭 또는 비대칭일 수도 있다.

[0210] 사용자 상호작용을 가능하게 하기 위해, 컴퓨팅 시스템(4300)은 음성용 마이크, 제스처 또는 그래픽 입력용 터치 감지 스크린, 키보드, 마우스, 모션 입력, 음성 등과 같은 임의의 다수의 입력 메커니즘을 나타낼 수 있은 입력 디바이스 (4345) 를 포함한다. 컴퓨팅 시스템(4300)은 또한 다수의 출력 메커니즘 중하나 이상일 수 있은 출력 장치(4335)를 포함할 수 있다. 일부 예에서, 다중 모드 시스템은 사용자가 컴퓨팅 시스템(4300)과 통신하기 위해 여러 유형의 입력/출력을 제공할 수 있게 한다. 컴퓨팅 시스템 (4300) 은일반적으로 사용자 입력 및 시스템 출력을 제어하고 관리할 수 있은 통신 인터페이스 (4340) 를 포함할 수 있다. 통신 인터페이스는 오디오 잭/플러그, 마이크 잭/플러그, USB(범용 직렬 버스) 포트/ 플러그, Apple® Lightning® 포트/플러그, 이더넷 포트/플러그, 광섬유 포트/플러그, 독점 유선 포트/플러그, BLUETOOTH® 무선 신호 전송, BLUETOOTH® 저에너지(BLE) 무선 신호 전송, IBEACON® 무선 신호 전송, RFID(무선 주파수 식별) 무선 신호 전송, NFC(근거리 통신) 무선 신호 전송, DSRC(단거리 전용 통신) 무선 신호 전송, 802.11 Wi-Fi 무선 신호 전송, 무선 WLAN(근거리 통신망) 신호 전송, VLC(가시광 통신), WiMAX(전세계 상호 운용성), IR(적외선) 통신 무선 신호 전송, PSTN(공중 전화 교환망) 신호 전송, 통합 서비스 디지털 네트워크(ISDN) 신호 전송, 3G/4G/5G/LTE 셀룰러 데이터 네트워크 무선 신호 전송, Ad-hoc 네트워크 신호 전송, 전파 신호 전송, 마이크로파 신호 전송, 적외선 신호 전송, 가시광선 신호 전송 , 자외선 신호 전달, 전자기 스펙트럼을 따른 무선 신호 전달, 또는 이들의 일부 조합을 이용하는 것들을 포함하는 유선 및/또는 무선 송수신기를 사용하여 유선 또는 무선 통신의 수신 및/또는 송신을 수행 또는 촉진할 수도 있다. 통신 인터페이스(4340)는 또한 하나 이상의 GNSS 시스템과 연관된 하나 이상의 위성으로부터 하나 이상의 신호의 수신에 기초하여 컴퓨팅 시스템(4300)의 위치를 결정하는 데사용되는 하나 이상의 GNSS(Global Navigation Satellite System) 수신기 또는 송수신기를 포함할 수 있다. GNSS 시스템은 미국 기반의 GPS(Global Positioning System), 러시아 기반의 GLONASS(Global Navigation Satellite System), 중국 기반의 BeiDou Navigation Satellite System(BDS) 및 유럽 기반의 갈릴레오 GNSS 를 포함하지만 이에 국한되지는 않는다. 임의의 특정 하드웨어 배열에 대해 동작하는 것에 대한 제한은 없으며, 따라서 여기서 기본 특징들은 이들이 개발됨에 따라 개선된 하드웨어 또는 펌웨어 배열들을 쉽게 대체할 수도 있다.

[0211] 저장 디바이스(4330)는 비휘발성 및/또는 비일시적 및/또는 컴퓨터 판독 가능 메모리 장치일 수 있고 하드 디스크 또는 자기 카세트, 플래시 메모리 카드, 솔리드 스테이트 메모리 장치, 디지털 다목적 디스크, 카트리지, 플로피 디스크, 플렉시블 디스크, 하드 디스크, 자기 테이프, 자기 스트립/스트라이프, 기타 자기 저장 매체, 플래시 메모리, 멤리스터 메모리, 기타 솔리드 스테이트 메모리, 컴팩트 디스크 읽기 전용 메모리(CD-ROM) 광디스크, 재기록 가능한 컴팩트 디스크(CD) 광디스크, 디지털 비디오 디스크(DVD) 광디스크, 블루레이 디스크(BDD) 광디스크 , 홀로그램 광디스크, 다른 광매체, SD(Secure Digital) 카드, microSD(Micro Secure Digital) 카드, Memory Stick® 카드, 스마트카드 칩, EMV 칩, SIM(Subscriber Identity Module) 카드, 미니/마이크로/나노/피코 SIM 카드, 다른 집적 회로(IC) 칩/카드, 랜덤 액세스 메모리 (RAM), 정적 RAM(SRAM), 동적 RAM(DRAM), 읽기 전용 메모리(ROM), 프로그래밍 가능한 읽기 전용 메모리(PROM), 삭제 가능한 프로그래밍 가능한 읽기 전용 메모리(EPROM), 전기적으로 삭제 가능한 프로그래밍 가능한 읽기 전용 메모리(EEPROM), 플래시 EPROM(FLASHEPROM),

캐시 메모리(L1/L2/L3/L4/L5/L#), 저항성 랜덤 액세스 메모리(RRAM/ReRAM), 상변화 메모리(PCM), 스핀 전달 토크 RAM (STT-RAM), 다른 메모리 칩또는 카트리지, 및/또는 이들의 조합과 같은 컴퓨터에 의해 액세스 가능한 데이터를 저장할 수 있은 다른 유형의 컴퓨터 판독 가능 매체일 수 있다.

[0212] 저장 디바이스(4330)는 소프트웨어 서비스, 서버, 서비스 등을 포함할 수 있으며, 그러한 소프트웨어를 정의하는 코드가 프로세서(4310)에 의해 실행될 때그것은 시스템이 기능을 수행하게 한다. 일부 실시형태들에서, 특정 기능을 수행하는 하드웨어 서비스는, 그기능을 수행하기 위해, 프로세서 (4310), 커넥션 (4305), 출력 디바이스 (4335) 등과 같은 필요한 하드웨어 컴포넌트들과 관련하여 컴퓨터 판독가능 매체에 저장된 소프트웨어 컴포넌트를 포함할 수 있다.

[0213] 용어 "컴퓨터 판독가능 매체" 는, 휴대 또는 비휴대 저장 디바이스, 광학 저장 디바이스, 및 명령(들) 및/또는 데이터를 저장, 포함 또는 운반할 수 있은 다양한 다른 매체를 포함하지만, 이에 한정되지는 않는다. 컴퓨터 판독가능 매체는 데이터가 저장될 수 있고 반송파 및/또는 무선 또는 유선 연결을 통해 전파되는 일시적인 전자 신호를 포함하지 않는 비일시적인 매체를 포함할 수도 있다. 비일시적인 매체의 예들은 자기 디스크 또는 테이프, 콤팩트 디스크 (CD) 또는 디지털 다용도 디스크 (DVD) 와같은 광학 저장 매체, 플래시 메모리, 메모리 또는 메모리 장치를 포함하나, 이에 한정되는 것은 아니다. 컴퓨터 판독가능 매체는 절차, 함수, 서브프로그램, 프로그램, 루틴, 서브루틴, 모듈, 소프트웨어 패키지, 클래스, 또는 명령들, 데이터 구조들, 또는 프로그램 스테이트먼트들의 임의의 조합을 나타낼 수도 있는 코드 및/또는 머신 실행가능 명령들을 저장할 수도 있다. 코드 세그먼트는, 정보, 데이터, 인수들 (arguments), 파라미터들, 또는 메모리 콘텐츠를 전달 및/또는 수신함으로써 다른 코드 세그먼트 또는 하드웨어 회로에 커플링될 수도 있다. 정보, 인수들, 파라미터들, 데이터 등은 메모리 공유, 메시지 전달, 토큰 전달, 네트워크 전송 등을 포함한 임의의 적합한 수단을 통해 전달, 포워딩, 또는 전송될 수도 있다.

[0214] 일부 실시형태들에서, 컴퓨터 판독가능 저장 디바이스들, 매체들, 및 메모리들은 비트 스트림 등을 포함하는 무선 신호 또는 케이블을 포함할 수 있다. 하지만, 언급될 때, 비일시적인 컴퓨터 판독가능 저장 매체들은 에너지, 캐리어 신호들, 전자기 파들, 및 신호들 그자체와 같은 매체들을 명시적으로 배제한다.

[0215] 구체적 상세들은 본원에 제공된 실형태들 및 예들의 철저한 이해를 제공하기 위하여 상기 설명에서 제공되었다. 하지만, 실시형태들은 이들 특정 상세들 없이 실시될 수도 있음이 당업자에 의해 이해될 것이다. 설명의 명료성을 위해, 일부 사례들에서, 본기술은 디바이스들, 디바이스 컴포넌트들, 소프트웨어에서 구현된 방법의 단계들 또는 루틴들, 또는 하드웨어와 소프트웨어의 조합들을 포함하는 기능적 블록들을 포함하는 개별의 기능적 블록들을 포함하는 것으로서 제시될 수도 있다. 도면들에서 도시되고/되거나 본명세서에서 설명된 것들 이외의 추가적인 컴포넌트들이 사용될 수도 있다. 예를 들어, 회로들, 시스템들, 네트워크들, 프로세스들 및 다른 컴포넌트들은, 실시형태들을 불필요한 상세로 불명료하게 하지 않기 위하여 블록 다이어그램 형태의 컴포넌트들로서 도시될 수도 있다. 다른 예들에서, 공지된 회로들, 프로세스들, 알고리즘들, 구조들, 및 기술들은, 실시형태들을 불명료하게 하는 것을 회피하기 위해 불필요한 상세없이 도시될 수도 있다.

[0216] 개별 실시형태들은, 플로우차트, 흐름도, 데이터 흐름도, 구조도, 또는 블록도로서 도시되는 프로세스 또는 방법으로서 위에서 설명될 수도 있다. 비록 플로우차트가 동작들을 순차적인 프로세스로서 기술할 수도 있지만, 동작들 중다수는 병렬로 또는 동시에 수행될 수 있다. 부가적으로, 동작들의 순서가 재배열될 수도 있다. 프로세스는 그의 동작들이 완료되면 종료되지만 도면에 포함되지 않은 추가 단계들을 가질 수 있다. 프로세스는 방법, 함수, 절차, 서브루틴, 서브프로그램 등에 대응할 수도 있다. 프로세스가 함수에 대응할 경우, 그종료는 그함수의 호출 함수 또는 메인 함수로의 복귀에 대응할 수 있다.

[0217] 상술된 예들에 따른 프로세스들 및 방법들은 컴퓨터 판독가능 매체들에 저장되거나 그외에 컴퓨터 판독가능 매체들로부터 이용가능한 컴퓨터 실행가능 명령들을 이용하여 구현될 수 있다. 이러한 명령들은, 예를 들어, 범용 컴퓨터, 특수 목적 컴퓨터, 또는 프로세싱 디바이스가 특정 기능 또는 기능들의 그룹을 수행하게 하거나 그외에 수행하도록 구성하는 명령들 및 데이터를 포함할 수 있다. 사용되는 컴퓨터 리소스들의 부분들은 네트워크를 통해 액세스가능할 수 있다. 컴퓨터 실행가능 명령들은, 예를 들어, 어셈블리 언어, 펌웨어, 소스 코드 등과 같은 바이너리들, 중간 포맷 명령들일 수도 있다. 명령들, 사용된 정보, 및/또는, 설명된 예들에 따른 방법들 동안 생성된 정보를 저장하기 위해 사용될 수도 있는 컴퓨터 판독가능 매체들의 예들은 자기 또는 광학 디스크들, 플래시 메모리, 비휘발성 메모리가 제공된 USB 디바이스들, 네트워킹된 저장 디바이스들 등을 포함한다.

[0218] 이들 개시물들에 ?따른 프로세스들 및 방법들을 구현하는 디바이스들은 하드웨어, 소프트웨어, 펌웨어, 미들웨

어, 마이크로코드, 하드웨어 디스크립션 언어, 또는 임의의 조합을 포함할 수 있고, 다양한 폼팩터들 중 임의이 것을 취할 수 있다. 소프트웨어, 펌웨어, 미들웨어, 또는 마이크로코드로 구현될 경우, 필요한 태스크들을 수행하기 위한 프로그램 코드 또는 코드 세그먼트들 (예를 들어, 컴퓨터 프로그램 제품) 은컴퓨터 판독가능 또는 머신 판독가능 매체에 저장될 수도 있다. 프로세서(들)는 필요한 태스크들을 수행할 수도 있다.

폼팩터들의 통상적인 예들은 랩탑들, 스마트 폰들, 모바일 폰들, 태블릿 디바이스들 또는 다른 소형 폼팩터 개인용 컴퓨터들, 개인용 디지털 보조기들, 랙마운트 디바이스들, 자립형 디바이스들 등을 포함한다. 본명세서에서 설명된 기능은 또한, 주변기기들 또는 애드-인 (add-in) 카드들에서 구현될 수 있다. 그러한 기능은 또한, 추가의 예에 의해, 단일 디바이스에서 실행되는 상이한 칩들 또는 상이한 프로세스들 중에서 회로 보드 상에서 구현될 수 있다.

[0219] 명령들, 이러한 명령들을 운반하기 위한 매체들, 그것들을 시행하기 위한 컴퓨팅 리소스들, 및 이러한 컴퓨팅 리소스들을 지원하기 위한 다른 구조들은 본개시물에서 설명될 기능들을 제공하기 위한 예시적인 수단들이다.

[0220] 전술한 설명에서, 본출원의 양태들은 그것들의 특정 실시형태들을 참조하여 설명되었지만, 당업자는 본원이 이에 제한되지 않는다는 것을 인식할 것이다. 따라서, 본출원의 예시적인 실시형태들이 본원에 상세히 설명되었지만, 본발명의 개념은 달리 다양하게 구체화되고 채택될 수 있으며, 첨부된 청구 범위는 선행 기술에 의해 제한되는 것을 제외하고는 그러한 변형을 포함하는 것으로 해석되도록 의도된다. 전술한 애플리케이션의 다양한 특징들 및 양태들은 개별적으로 또는 공동으로 사용될 수도 있다. 또한, 실시형태들은 본명세서의 더 넓은 사상 및 범위를 벗어나지 않으면서 본 명세서에 기재된 것이외의 임의의 수의 환경들 및 애플리케이션들에서 이용될 수 있다. 명세서 및 도면들은 따라서 제한이라기 보다는 예시적인 것으로 간주되는 것들이다.

예시의 목적 상, 방법은 특정 순서로 기술되었다. 대안적인 실시예에서, 상기 방법은 설명된 것과 다른 순서로 수행될 수 있다는 것을 이해해야한다.

[0221] 당업자는 본명세서에서 사용된 미만 ("<") 및 초과 (">") 기호들 또는 용어가 본개시의 범위로부터 일탈함 없이, 각각 이하 ("≤및 이상 ("≥기호들로 대체될 수 있다는 것을 알것이다.

[0222] 컴포넌트들이 특정 동작을 수행"하도록 구성된" 것으로 기술되는 경우, 그러한 구성은 예를 들어, 전자 회로 또는 다른 하드웨어를 동작을 수행하도록 설계함으로써, 프로그래밍 가능한 전자 회로 (예를 들어, 마이크로 프로세서 또는 다른 적절한 전자 회로) 를동작을 수행하도록 프로그래밍함으로써, 또는 이들의 임의의 조합으로써 달성될 수 있다.

[0223] 문구 "~ 에커플링된 (coupled to)" 은다른 컴포넌트에 직접적으로 또는 간접적으로 물리적으로 접속된 임의의 컴포넌트, 및/또는, 다른 컴포넌트와 직접적으로 또는 간접적으로 통신하는 (예컨대, 유선 또는 무선 접속, 및/또는 다른 적합한 통신 인터페이스를 통해 다른 컴포넌트에 접속된) 임의의 컴포넌트를 지칭한다.

[0224] 세트 "중 적어도 하나" 또는 세트 "중 하나 이상" 을인용하는 청구항 언어 또는 다른 언어는 그세트의 하나의 멤버 또는 그세트의 다중의 멤버들 (임의의 조합) 이청구항을 충족하는 것을 나타낸다. 예를 들어, "A 및 중 적어도 하나" 를인용하는 청구항 언어는 A, B, 또는 A 및 를 의미한다. 다른 예에서, "A, B, 및 중 적어도 하나" 를인용하는 청구항 언어는 A, B, C, 또는 A 및 또는 A 및 또는 B 및 또는 A 및 및 C 를의미한다. 언어 세트 "중 적어도 하나" 및/또는 세트 중"하나 이상" 은세트를 그세트에 열거된 항목들로 제한하지 않는다.

예를 들어, "A 및 중 적어도 하나" 를인용하는 청구항 언어는 A, B, 또는 A 및 를 의미할 수 있고, A 및 의 세트에 열거되지 않은 항목들을 추가적으로 포함할 수 있다.

[0225] 본 명세서에 개시된 실시형태들과 관련하여 설명된 다양한 예시적인 논리 블록들, 모듈들, 회로들, 및 알고리즘 단계들은 전자 하드웨어, 컴퓨터 소프트웨어, 펌웨어, 또는 이들의 조합들로서 구현될 수도 있다. 하드웨어와 소프트웨어의 이러한 상호대체 가능성을 분명히 예시하기 위해, 다양한 예시적인 컴포넌트들, 블록들, 모듈들, 회로들 및 단계들이 일반적으로 그들의 기능의 관점에서 상기 설명되었다. 그러한 기능이 하드웨어로서 구현될지 또는 소프트웨어로서 구현될지는 전체 시스템에 부과된 설계 제약들 및 특정 어플리케이션에 의존한다. 당업자는 설명된 기능을 각각의 특정 어플리케이션에 대하여 다양한 방식들로 구현할 수도 있지만, 그러한 구현의 결정들이 본출원의 범위로부터의 일탈을 야기하는 것으로서 해석되지는 않아야 한다.

[0226] 본원에 기술된 기법들은 또한 전자 하드웨어, 컴퓨터 소프트웨어, 펌웨어 또는 이들의 임의의 조합으로 구현될 수도 있다. 그러한 기술들은 범용 컴퓨터들, 무선 통신 디바이스 핸드셋들, 또는 무선 통신 디바이스 핸드셋들 및 다른 디바이스들에서의 애플리케이션을 포함하여 다중의 이용들을 갖는 집적 회로 디바이스들과 같은 임의의 다양한 디바이스들에서 구현될 수도 있다. 모듈들 또는 컴포넌트들로서 설명된 임의의 특징들은 집

적된 로직 디바이스에서 함께 또는 별개지만 상호운용가능한 로직 디바이스들로서 별도로 구현될 수도 있다.

소프트웨어에서 구현되면, 그기법들은, 실행될 경우 상기 설명된 방법들 중하나 이상을 수행하는 명령들을 포함하는 프로그램 코드를 포함하는 컴퓨터 판독가능 데이터 저장 매체에 의해 적어도 부분적으로 실현될 수도 있다. 컴퓨터 판독가능 데이터 저장 매체는 컴퓨터 프로그램 제품의 부분을 형성할 수도 있으며, 이는 패키징 재료들을 포함할 수도 있다. 컴퓨터 판독가능 매체는 동기식 동적 랜덤 액세스 메모리 (SDRAM) 와같은 랜덤 액세스 메모리 (RAM), 판독 전용 메모리 (ROM), 비휘발성 랜덤 액세스 메모리 (NVRAM), 전기적으로 소거가능한 프로그래밍가능 판독 전용 메모리 (EEPROM), 플래시 메모리, 자기 또는 광학 데이터 저장 매체들 등과 같은 메모리 또는 데이터 저장 매체들을 포함할 수도 있다. 그기법들은, 부가적으로 또는 대안적으로, 전파된 신호들 또는 파동들과 같이, 명령들 또는 데이터 구조들의 형태로 프로그램 코드를 수록하거나 통신하고 그리고 컴퓨터에 의해 액세스, 판독 및/또는 실행될 수 있은 컴퓨터 판독가능 통신 매체에 의해 적어도 부분적으로 실현될 수도 있다.

[0227] 프로그램 코드는, 하나 이상의 디지털 신호 프로세서들 (DSP들), 범용 마이크로프로세서들, 주문형 집적 회로들 (ASIC들), 필드 프로그래밍가능 로직 어레이들 (FPGA들), 또는 다른 등가의 집적된 또는 별개의 로직 회로부와 같은 하나 이상의 프로세서들을 포함할 수도 있는 프로세서에 의해 실행될 수도 있다. 그러한 프로세서는 본개시에서 설명된 기법들 중임의의 기법을 수행하도록 구성될 수도 있다. 범용 프로세서는 마이크로프로세서일 수도 있지만, 대안적으로, 그프로세서는 임의의 종래의 프로세서, 제어기, 마이크로 제어기, 또는 상태 머신일 수도 있다. 프로세서는 또한, 컴퓨팅 디바이스들의 조합 ,예를 들어, DSP 와마이크로프로세서의 조합, 복수의 마이크로프로세서들, DSP 코어와 결합된 하나 이상의 마이크로프로세서들, 또는 임의의 그러한 다른 구성물 으로서 구현될 수도 있다. 이에 따라, 본명세서에서 사용된 바와 같은 용어 "프로세서" 는전술한 구조, 전술한 구조의 임의의 조합, 또는 본명세서에서 설명된 기법들의 구현에 적합한 임의의 다른 구조 또는 장치 중임의의 것을 지칭할 수도 있다. 부가적으로, 일부 양태들에 있어서, 본명세서에서 설명된 기능은, 인코딩 및 디코딩을 위해 구성된 전용 소프트웨어 모듈들 또는 하드웨어 모듈들 내에서 제공되거나, 또는 결합된 비디오 인코더-디코더 (CODEC) 에통합될 수도 있다.

[0228] 본 개시의 예시적 양태들들은 다음을 포함한다:

[0229] 양태 1. 이미지 데이터를 프로세싱하는 방법으로서, 그방법은 이미지 데이터를 획득하는 단계; 하나 이상의 맵을 획득하는 단계 - 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관됨; 및 머신 러닝 시스템에 대한 입력으로서 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵을 사용하여, 수정된 이미지를 생성하는 단계를 포함하고, 수정된 이미지는 하나 이상의 맵의 각각의 맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함한다.

[0230] 양태 2. 양태 1 에있어서, 하나 이상의 맵의 맵은 복수의 값을 포함하고 이미지 프로세싱 기능과 연관되며, 맵의 복수의 값의 각값은 이미지 데이터의 대응하는 픽셀에 적용할 이미지 프로세싱 기능의 양을 나타낸다.

[0231] 양태 3. 양태 1 내지 양태 2 중 어느 하나에 있어서, 하나 이상의 맵과 연관된 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 톤조정 기능, 채도 조정 기능, 및 휴 조정 기능 중적어도 하나를 포함한다.

[0232] 양태 4. 양태 1 내지 양태 3 중 어느 하나에 있어서, 하나 이상의 맵은 복수의 맵을 포함하고, 여기서 복수의 맵의 제1 맵은 제1 이미지 프로세싱 기능과 연관되고, 복수의 맵의 제2 맵은 제2 이미지 프로세싱 기능과 연관된다.

[0233] 양태 5. 양태 4에 있어서, 제1 맵은 제1 복수의 값을 포함하고, 제1 맵의 제1 복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 픽셀에 적용할 제1 이미지 프로세싱 함수의 양을 나타내고, 제맵은 제복수의 값을 포함하고, 제맵의 제복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 픽셀에 적용할 제이미지 프로세싱 기능의 양을 나타내는, 방법.

[0234] 양태 6. 양태 4 내지 양태 5 중 어느 하나에 있어서, 복수의 맵중 제1 맵과 연관된 제1 이미지 프로세싱 기능은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 톤조정 기능, 채도 조정 기능 및 휴 조정 기능 중하나를 포함하고, 복수의 맵중 제2 맵과 연관된 제2 이미지 프로세싱 기능은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 톤조정 기능, 채도 조정 기능 및 휴 조정 기능 중상이한 것을 포함한다.

[0235] 양태 7. 양태 1 내지 양태 6 중 어느 하나에 있어서, 수정된 이미지를 생성하기 위해 사용된 머신 러닝 시스템과 상이한 추가 머신 러닝 시스템을 사용하여 하나 이상의 맵을 생성하는 것을 더 포함한다.

[0236] 양태 8. 양태 1 내지 양태 7 중 어느 하나에 있어서, 이미지 데이터는 이미지 데이터의 각픽셀에 대한 복수의 컬러 성분을 갖는 처리된 이미지를 포함한다.

[0237] 양태 9. 양태 1 내지 양태 7 중 어느 한양태에 있어서, 상기 이미지 데이터는 하나 이상의 이미지 센서로부터의 원시 이미지 데이터를 포함하고, 상기 원시 이미지 데이터는 상기 이미지 데이터의 각픽셀에 대한 단일 색상 성분을 포함하는 방법.

[0238] 양태 10. 양태 9 에있어서,

[0239] 원시 이미지 데이터는 컬러 필터 어레이에 의해 필터링된 하나 이상의 이미지 센서들로부터 획득된다.

[0240] 양태 11. 양태 10 에있어서,

[0241] 상기 컬러 필터 어레이는 베이어 컬러 필터 어레이를 포함한다.

[0242] 양태 12. 양태 1 내지 양태 11 중 어느 하나에 있어서, 이미지 데이터는 이미지 데이터의 패치를 포함하고, 이미지 데이터의 패치는 이미지 데이터의 프레임의 서브세트를 포함한다.

[0243] 양태 13. 양태 12에 있어서, 수정된 이미지를 생성하는 단계는 출력 이미지 데이터의 복수의 패치를 생성하는 단계를 포함하고, 출력 이미지 데이터의 각패치는 출력 이미지의 픽셀의 서브세트를 포함한다.

[0244] 양태 14. 양태 1 내지 양태 13 중 어느 하나에 있어서, 머신 러닝 시스템은 적어도 하나의 신경망을 포함한다.

[0245] 양태 15. 이미지 데이터를 저장하도록 구성된 메모리 및 회로로 구현되고 양태들 1 내지 14 중 어느 하나에 따른 동작들을 수행하도록 구성된 프로세서를 포함하는 장치.

[0246] 양태 16. 양태 15 에있어서,

[0247] 상기 장치는 카메라이다.

[0248] 양태 17. 양태 15 에있어서,

[0249] 상기 장치는 카메라를 포함하는 모바일 디바이스이다.

[0250] 양태 18. 양태 15 내지 양태 17 중 어느 하나에 있어서, 하나 이상의 이미지들을 디스플레이하도록 구성된 디스플레이를 더 포함한다.

[0251] 양태 19. 양태 15 내지 양태 18 중 어느 하나에 있어서, 하나 이상의 이미지들을 캡처하도록 구성된 카메라를 더 포함한다.

[0252] 양태 20. 컴퓨터 판독가능 저장 매체는, 실행될 경우, 디바이스의 하나 이상의 프로세서들로 하여금 양태 1 내지 양태 14 중 어느 하나의 방법을 수행하게 하는 명령들을 저장한다.

[0253] 양태 21. 양태 1 내지 양태 14 중 어느 하나에 따른 동작들을 수행하기 위한 하나 이상의 수단을 포함하는 장치.

[0254] 양태 22. 이미지 데이터를 처리하기 위한 장치로서, 상기 장치는 양태 1 내지 14 중 어느 하나에 따른 동작을 수행하기 위한 수단을 포함한다.

[0255] 양태 23. 컴퓨터 판독가능 저장 매체는, 실행될 경우, 하나 이상의 프로세서들로 하여금 양태 1 내지 양태 14 중 어느 하나에 따른 동작들을 수행하게 하는 명령들을 저장한다.

[0256] 양태 24. 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치로서, 그장치는 메모리; 그메모리에 커플링된 하나 이상의 프로세서들을 포함하고, 하나 이상의 프로세서들은 이미지 데이터를 획득하고; 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로서 이미지 데이터를 사용하여 하나 이상의 맵을 생성하며 - 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관됨; 및 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하도록 구성되며, 이미지는 하나 이상의 맵의 각각의 맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함한다.

[0257] 양태 25. 양태 24 에있어서, 하나 이상의 맵의 맵은 복수의 값을 포함하고 이미지 프로세싱 기능과 연관되며, 맵의 복수의 값의 각값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타낸다.

[0258] 양태 26. 양태 25에 있어서, 이미지 데이터의 대응하는 영역은 이미지의 픽셀에 대응한다.

[0259] 양태 27. 양태 24 내지 양태 26 중 어느 하나에 있어서, 하나 이상의 맵은 복수의 맵을 포함하고, 여기서 복수의 맵의 제1 맵은 제1 이미지 프로세싱 기능과 연관되고, 복수의 맵의 제2 맵은 제2 이미지 프로세싱 기능과 연관된다.

[0260] 양태 28. 양태 27 에있어서, 복수의 맵의 적어도 하나와 연관된 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 디테일 조정 기능, 톤조정 기능, 채도 조정 기능, 및 휴 조정 기능 중적어도 하나를 포함한다.

[0261] 양태 29. 양태 27 내지 28 중 어느 하나에 있어서, 제1 맵은 제1 복수의 값을 포함하고, 제1 맵의 제1 복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 제1 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타내고, 제맵은 제복수의 값을 포함하고, 제맵의 제복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 제이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타낸다.

[0262] 양태 30. 양태 24 내지 양태 29 중 어느 한양태에 있어서, 상기 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하고, 상기 이미지 데이터를 상기 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로 사용하는 것은 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로서 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 사용하는 것을 포함한다.

[0263] 양태 31. 양태 30 에있어서, 이미지 데이터에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 이미지에 대응하는 크로마 데이터 뿐만 아니라 루미넌스 채널 데이터에 기초하여 이미지를 생성하는 것을 포함한다.

[0264] 양태 32. 양태 30 내지 양태 31 중 어느 한양태에 있어서, 하나 이상의 트레이닝된 신경망은 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로서 이미지 데이터의 사용에 기초하여 하나 이상의 애파인 계수를 출력하고, 하나 이상의 맵을 생성하는 것은 적어도 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 이미지 데이터를 변환함으로써 제1 맵을 생성하는 것을 포함한다.

[0265] 양태 33. 양태 30 내지 양태 32 중 어느 하나에 있어서, 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하며, 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 이미지 데이터를 변환하는 것은 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 루미넌스 채널 데이터를 변환하는 것을 포함한다.

[0266] 양태 34. 양태 30 내지 양태 33 중 어느 한양태에 있어서, 상기 하나 이상의 애파인 계수는 승수를 포함하고, 상기 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 승수에 의해 상기 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 승산하는 것을 포함한다.

[0267] 양태 35. 양태 30 내지 양태 34 중 어느 한양태에 있어서, 상기 하나 이상의 애파인 계수는 오프셋을 포함하고, 상기 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 오프셋에 의해 상기 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 오프셋하는 것을 포함하는, 장치 .

[0268] 양태 36. 양태 30 내지 양태 35 중 어느 하나에 있어서, 하나 이상의 트레이닝된 신경망은 제1 맵의 하나 이상의 구배를 이미지 데이터의 하나 이상의 구배와 정렬하는 로컬 선형성 제약에 또한 기초하여 하나 이상의 애파인 계수를 출력한다.

[0269] 양태 37. 양태 24 내지 양태 36 중 어느 하나에 있어서, 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하기 위해, 하나 이상의 프로세서는 하나 이상의 트레이닝된 신경망과 구별되는 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제2 세트에 대한 입력으로서 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵을 사용하도록 구성된다.

[0270] 양태 38. 양태 37 에있어서, 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하기 위해, 하나 이상의 프로세서는 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제2 세트를 사용하여 이미지 데이터를 디모자이킹하도록 구성된다.

[0271] 양태 39. 양태 24 내지 양태 38 중 어느 한양태에 있어서, 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 이미지 데이터에 묘사된 상이한 유형의 객체에 기초하여 공간적으로 변하는 장치.

[0272] 양태 40. 양태 24 내지 양태 39 중 어느 하나에 있어서, 이미지 데이터는 이미지 데이터의 복수의 픽셀의 각픽셀에 대한 복수의 컬러 성분을 갖는 입력 이미지를 포함한다.

[0273] 양태 41. 양태 24 내지 양태 40 중 어느 한양태에 있어서, 상기 이미지 데이터는 하나 이상의 이미지 센서

로부터의 원시 이미지 데이터를 포함하고, 상기 원시 이미지 데이터는 상기 이미지 데이터의 복수의 픽셀의 각 픽셀에 대한 적어도 하나의 색상 성분을 포함한다.

[0274] 양태 42. 양태 24 내지 양태 41 중 어느 한양태에 있어서, 이미지 데이터를 캡처하는 이미지 센서를 더 포함하고, 상기 이미지 데이터를 획득하는 것은 상기 이미지 센서로부터 이미지 데이터를 획득하는 것을 포함하는 장치.

[0275] 양태 43. 양태 24 내지 양태 42 중 어느 한양태에 있어서, 디스플레이 스크린을 더 포함하고, 상기 하나 이상의 프로세서는 디스플레이 스크린 상에 이미지를 디스플레이하도록 구성되는, 장치.

[0276] 양태 44. 양태 24 내지 양태 43 중 어느 한양태에 있어서, 통신 송수신기를 더 포함하고, 하나 이상의 프로세서들은 통신 송수신기를 사용하여 수신 디바이스로 이미지를 송신하도록 구성된다.

[0277] 양태 45. 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 방법으로서, 그방법은 이미지 데이터를 획득하는 단계; 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로서 이미지 데이터를 사용하여, 하나 이상의 맵을 생성하는 단계 - 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관됨; 및 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하는 단계를 포함하며, 이미지는 하나 이상의 맵의 각각의 맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함한다.

[0278] 양태 46. 양태 45 에있어서, 하나 이상의 맵의 맵은 복수의 값을 포함하고 이미지 프로세싱 기능과 연관되며, 맵의 복수의 값의 각값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타낸다.

[0279] 양태 47. 양태 46에 있어서, 이미지 데이터의 대응하는 영역은 이미지의 픽셀에 대응한다.

[0280] 양태 48. 양태 45 내지 양태 47 중 어느 하나에 있어서, 하나 이상의 맵은 복수의 맵을 포함하고, 여기서 복수의 맵의 제1 맵은 제1 이미지 프로세싱 기능과 연관되고, 복수의 맵의 제2 맵은 제2 이미지 프로세싱 기능과 연관된다.

[0281] 양태 49. 양태 48 에있어서, 복수의 맵의 적어도 하나와 연관된 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 디테일 조정 기능, 톤조정 기능, 채도 조정 기능, 및 휴 조정 기능 중적어도 하나를 포함한다.

[0282] 양태 50. 양태 48 내지 49 중 어느 하나에 있어서, 제1 맵은 제1 복수의 값을 포함하고, 제1 맵의 제1 복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 제1 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타내고, 제맵은 제복수의 값을 포함하고, 제맵의 제복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 제이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타낸다.

[0283] 양태 51. 양태 45 내지 양태 50 중 어느 한양태에 있어서, 상기 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하고, 상기 이미지 데이터를 상기 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로 사용하는 것은 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로서 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 사용하는 것을 포함한다.

[0284] 양태 52. 양태 51 에있어서, 이미지 데이터에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 이미지에 대응하는 크로마 데이터 뿐만 아니라 루미넌스 채널 데이터에 기초하여 이미지를 생성하는 것을 포함한다.

[0285] 양태 53. 양태 45 내지 양태 52 중 어느 한양태에 있어서, 하나 이상의 트레이닝된 신경망은 하나 이상의 트레이닝된 신경망에 대한 입력으로서 이미지 데이터의 사용에 기초하여 하나 이상의 애파인 계수를 출력하고, 하나 이상의 맵을 생성하는 것은 적어도 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 이미지 데이터를 변환함으로써 제1 맵을 생성하는 것을 포함한다.

[0286] 양태 54. 양태 53 에있어서, 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하며, 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 이미지 데이터를 변환하는 것은 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 루미넌스 채널 데이터를 변환하는 것을 포함한다.

[0287] 양태 55. 양태 53 내지 양태 54 중 어느 한양태에 있어서, 상기 하나 이상의 애파인 계수는 승수를 포함하고, 상기 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 승수에 의해 상기 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 승산하는 것을 포함한다.

[0288] 양태 56. 양태 53 내지 양태 55 중 어느 한양태에 있어서, 상기 하나 이상의 애파인 계수는 오프셋을 포함하고, 상기 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 오프셋에 의해 상기 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 오프셋하는 것을 포함하는, 방법.

[0289] 양태 57. 양태 53 내지 양태 56 중 어느 하나에 있어서, 하나 이상의 트레이닝된 신경망은 제1 맵의 하나 이상의 구배를 이미지 데이터의 하나 이상의 구배와 정렬하는 로컬 선형성 제약에 또한 기초하여 하나 이상의 애파인 계수를 출력한다.

[0290] 양태 58. 양태 45 내지 양태 57 중 어느 하나에 있어서, 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하는 단계는 하나 이상의 트레이닝된 신경망과 구별되는 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제2 세트에 대한 입력으로서 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵을 사용하는 단계를 포함한다.

[0291] 양태 59. 양태 58 에있어서, 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 하나 이상의 트레이닝된 신경망의 제2 세트를 사용하여 이미지 데이터를 디모자이킹하는 것을 포함한다.

[0292] 양태 60. 양태 45 내지 양태 59 중 어느 한양태에 있어서, 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 이미지 데이터에 묘사된 상이한 유형의 객체에 기초하여 공간적으로 변하는, 방법.

[0293] 양태 61. 양태 45 내지 양태 60 중 어느 하나에 있어서, 이미지 데이터는 이미지 데이터의 복수의 픽셀의 각픽셀에 대한 복수의 컬러 성분을 갖는 입력 이미지를 포함한다.

[0294] 양태 62. 양태 45 내지 양태 61 중 어느 한양태에 있어서, 상기 이미지 데이터는 하나 이상의 이미지 센서로부터의 원시 이미지 데이터를 포함하고, 상기 원시 이미지 데이터는 상기 이미지 데이터의 복수의 픽셀의 각 픽셀에 대한 적어도 하나의 색상 성분을 포함한다.

[0295] 양태 63. 양태 45 내지 양태 62 중 어느 한양태에 있어서, 이미지 데이터를 획득하는 단계는 이미지 센서로부터 이미지 데이터를 획득하는 것을 포함한다.

[0296] 양태 64. 양태들 45 내지 63 의어느 것의 방법에 있어서, 디스플레이 스크린 상에 이미지를 디스플레이하는 단계를 더 포함한다.

[0297] 양태 65. 양태 45 내지 양태 64 중 어느 한양태에 있어서, 통신 트랜시버를 사용하여 이미지를 수신 디바이스에 전송하는 단계를 더 포함하는 방법.

[0298] 양태 66. 컴퓨터 판독가능 저장 매체는, 실행될 경우, 디바이스의 하나 이상의 프로세서들로 하여금 양태 45 내지 양태 64 중 어느 하나의 방법을 수행하게 하는 명령들을 저장한다.

[0299] 양태 67. 양태 45 내지 양태 64 중 어느 하나에 따른 동작들을 수행하기 위한 하나 이상의 수단을 포함하는 장치.

[0300] 양태 68. 이미지 데이터를 처리하기 위한 장치로서, 상기 장치는 양태 45 내지 64 중 어느 하나에 따른 동작을 수행하기 위한 수단을 포함한다.

[0301] 양태 69. 컴퓨터 판독가능 저장 매체는, 실행될 경우, 하나 이상의 프로세서들로 하여금 양태 45 내지 양태 64 중 어느 하나에 따른 동작들을 수행하게 하는 명령들을 저장한다.

[0302] 양태 70. 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 장치로서, 그장치는 메모리; 그메모리에 커플링된 하나 이상의 프로세서들을 포함하고, 하나 이상의 프로세서들은 이미지 데이터를 획득하고; 머신 러닝 시스템에 대한 입력으로서 이미지 데이터를 사용하여 하나 이상의 맵을 생성하며 - 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관됨; 및 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하도록 구성되며, 이미지는 하나 이상의 맵의 각각의 맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함한다.

[0303] 양태 71. 양태 70 에있어서, 하나 이상의 맵의 맵은 복수의 값을 포함하고 이미지 프로세싱 기능과 연관되며, 맵의 복수의 값의 각값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타낸다.

[0304] 양태 72. 양태 71에 있어서, 이미지 데이터의 대응하는 영역은 이미지의 픽셀에 대응한다.

[0305] 양태 73. 양태 70 내지 양태 72 중 어느 하나에 있어서, 하나 이상의 맵은 복수의 맵을 포함하고, 여기서 복수의 맵의 제1 맵은 제1 이미지 프로세싱 기능과 연관되고, 복수의 맵의 제2 맵은 제2 이미지 프로세싱 기능

과 연관된다.

[0306] 양태 74. 양태 73 에있어서, 복수의 맵의 적어도 하나와 연관된 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 디테일 조정 기능, 톤조정 기능, 채도 조정 기능, 및 휴 조정 기능 중적어도 하나를 포함한다.

[0307] 양태 75. 양태 73 내지 74 중 어느 하나에 있어서, 제1 맵은 제1 복수의 값을 포함하고, 제1 맵의 제1 복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 제1 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타내고, 제맵은 제복수의 값을 포함하고, 제맵의 제복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 제이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타낸다.

[0308] 양태 76. 양태 70 내지 양태 29 중 어느 한양태에 있어서, 상기 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하고, 상기 이미지 데이터를 머신 러닝 시스템에 대한 입력으로 사용하는 것은 머신 러닝 시스템에 대한 입력으로서 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 사용하는 것을 포함한다.

[0309] 양태 77. 양태 76 에있어서, 이미지 데이터에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 이미지에 대응하는 크로마 데이터 뿐만 아니라 루미넌스 채널 데이터에 기초하여 이미지를 생성하는 것을 포함한다.

[0310] 양태 78. 양태 76 내지 양태 77 중 어느 한양태에 있어서, 머신 러닝 시스템은 머신 러닝 시스템에 대한 입력으로서 이미지 데이터의 사용에 기초하여 하나 이상의 애파인 계수를 출력하고, 하나 이상의 맵을 생성하는 것은 적어도 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 이미지 데이터를 변환함으로써 제1 맵을 생성하는 것을 포함한다.

[0311] 양태 79. 양태 76 내지 양태 78 중 어느 하나에 있어서, 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하며, 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 이미지 데이터를 변환하는 것은 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 루미넌스 채널 데이터를 변환하는 것을 포함한다.

[0312] 양태 80. 양태 76 내지 양태 79 중 어느 한양태에 있어서, 상기 하나 이상의 애파인 계수는 승수를 포함하고, 상기 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 승수에 의해 상기 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 승산하는 것을 포함한다.

[0313] 양태 81. 양태 76 내지 양태 80 중 어느 한양태에 있어서, 상기 하나 이상의 애파인 계수는 오프셋을 포함하고, 상기 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 오프셋에 의해 상기 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 오프셋하는 것을 포함하는, 장치 .

[0314] 양태 82. 양태 76 내지 양태 81 중 어느 하나에 있어서, 머신 러닝 시스템은 제1 맵의 하나 이상의 구배를 이미지 데이터의 하나 이상의 구배와 정렬하는 로컬 선형성 제약에 또한 기초하여 하나 이상의 애파인 계수를 출력한다.

[0315] 양태 83. 양태 70 내지 양태 82 중 어느 하나에 있어서, 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하기 위해, 하나 이상의 프로세서는 머신 러닝 시스템과 구별되는 머신 러닝 시스템의 제2 세트에 대한 입력으로서 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵을 사용하도록 구성된다.

[0316] 양태 84. 양태 83 에있어서, 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하기 위해, 하나 이상의 프로세서는 머신 러닝 시스템의 제2 세트를 사용하여 이미지 데이터를 디모자이킹하도록 구성된다.

[0317] 양태 85. 양태 70 내지 양태 84 중 어느 한양태에 있어서, 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 이미지 데이터에 묘사된 상이한 유형의 객체에 기초하여 공간적으로 변하는 장치.

[0318] 양태 86. 양태 70 내지 양태 85 중 어느 하나에 있어서, 이미지 데이터는 이미지 데이터의 복수의 픽셀의 각픽셀에 대한 복수의 컬러 성분을 갖는 입력 이미지를 포함한다.

[0319] 양태 87. 양태 70 내지 양태 86 중 어느 한양태에 있어서, 상기 이미지 데이터는 하나 이상의 이미지 센서로부터의 원시 이미지 데이터를 포함하고, 상기 원시 이미지 데이터는 상기 이미지 데이터의 복수의 픽셀의 각픽셀에 대한 적어도 하나의 색상 성분을 포함한다.

[0320] 양태 88. 양태 70 내지 양태 87 중 어느 한양태에 있어서, 이미지 데이터를 캡처하는 이미지 센서를 더 포함하고, 상기 이미지 데이터를 획득하는 것은 상기 이미지 센서로부터 이미지 데이터를 획득하는 것을 포함하는 장치.

[0321] 양태 89. 양태 70 내지 양태 88 중 어느 한양태에 있어서, 디스플레이 스크린을 더 포함하고, 상기 하나 이상의 프로세서는 디스플레이 스크린 상에 이미지를 디스플레이하도록 구성되는, 장치.

[0322] 양태 90. 양태 70 내지 양태 89 중 어느 한양태에 있어서, 통신 송수신기를 더 포함하고, 하나 이상의 프로세서들은 통신 송수신기를 사용하여 수신 디바이스로 이미지를 송신하도록 구성된다.

[0323] 양태 91. 이미지 데이터를 프로세싱하기 위한 방법으로서, 그방법은 이미지 데이터를 획득하는 단계; 머신 러닝 시스템에 대한 입력으로서 이미지 데이터를 사용하여, 하나 이상의 맵을 생성하는 단계 - 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관됨; 및 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하는 단계를 포함하며, 이미지는 하나 이상의 맵의 각각의 맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함한다.

[0324] 양태 92. 양태 91 에있어서, 하나 이상의 맵의 맵은 복수의 값을 포함하고 이미지 프로세싱 기능과 연관되며, 맵의 복수의 값의 각값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타낸다.

[0325] 양태 93. 양태 92에 있어서, 이미지 데이터의 대응하는 영역은 이미지의 픽셀에 대응한다.

[0326] 양태 94. 양태 91 내지 양태 93 중 어느 하나에 있어서, 하나 이상의 맵은 복수의 맵을 포함하고, 여기서 복수의 맵의 제1 맵은 제1 이미지 프로세싱 기능과 연관되고, 복수의 맵의 제2 맵은 제2 이미지 프로세싱 기능과 연관된다.

[0327] 양태 95. 양태 94 에있어서, 복수의 맵의 적어도 하나와 연관된 하나 이상의 이미지 프로세싱 기능은 잡음 감소 기능, 선명도 조정 기능, 디테일 조정 기능, 톤조정 기능, 채도 조정 기능, 및 휴 조정 기능 중적어도 하나를 포함한다.

[0328] 양태 96. 양태 94 내지 95 중 어느 하나에 있어서, 제1 맵은 제1 복수의 값을 포함하고, 제1 맵의 제1 복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 제1 이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타내고, 제맵은 제복수의 값을 포함하고, 제맵의 제복수의 값의 각각의 값은 이미지 데이터의 대응하는 영역에 제이미지 프로세싱 기능을 적용할 강도를 나타낸다.

[0329] 양태 97. 양태 91 내지 양태 96 중 어느 한양태에 있어서, 상기 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하고, 상기 이미지 데이터를 머신 러닝 시스템에 대한 입력으로 사용하는 것은 머신 러닝 시스템에 대한 입력으로서 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 사용하는 것을 포함한다.

[0330] 양태 98. 양태 97 에있어서, 이미지 데이터에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 이미지에 대응하는 크로마 데이터 뿐만 아니라 루미넌스 채널 데이터에 기초하여 이미지를 생성하는 것을 포함한다.

[0331] 양태 99. 양태 91 내지 양태 98 중 어느 한양태에 있어서, 머신 러닝 시스템은 머신 러닝 시스템에 대한 입력으로서 이미지 데이터의 사용에 기초하여 하나 이상의 애파인 계수를 출력하고, 하나 이상의 맵을 생성하는 것은 적어도 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 이미지 데이터를 변환함으로써 제1 맵을 생성하는 것을 포함한다.

[0332] 양태 100. 양태 99 에있어서, 이미지 데이터는 이미지에 대응하는 루미넌스 채널 데이터를 포함하며, 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 이미지 데이터를 변환하는 것은 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 루미넌스 채널 데이터를 변환하는 것을 포함한다.

[0333] 양태 101. 양태 99 내지 양태 100 중 어느 한양태에 있어서, 상기 하나 이상의 애파인 계수는 승수를 포함하고, 상기 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 승수에 의해 상기 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 승산하는 것을 포함한다.

[0334] 양태 102. 양태 99 내지 양태 101 중 어느 한양태에 있어서, 상기 하나 이상의 애파인 계수는 오프셋을 포함하고, 상기 하나 이상의 애파인 계수를 사용하여 상기 이미지 데이터를 변환하는 것은 상기 오프셋에 의해 상기 이미지 데이터의 적어도 서브세트의 루미넌스 값을 오프셋하는 것을 포함하는, 방법.

[0335] 양태 103. 양태 99 내지 양태 102 중 어느 하나에 있어서, 머신 러닝 시스템은 제1 맵의 하나 이상의 구배를 이미지 데이터의 하나 이상의 구배와 정렬하는 로컬 선형성 제약에 또한 기초하여 하나 이상의 애파인 계수를 출력한다.

[0336] 양태 104. 양태 91 내지 양태 103 중 어느 하나에 있어서, 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하는 단계는 머신 러닝 시스템과 구별되는 머신 러닝 시스템의 제2 세트에 대한 입력으로서 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵을 사용하는 단계를 포함한다.

[0337] 양태 105. 양태 104 에있어서, 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵에 기초하여 이미지를 생성하는 것은 머신 러닝 시스템의 제2 세트를 사용하여 이미지 데이터를 디모자이킹하는 것을 포함한다.

[0338] 양태 106. 양태 91 내지 양태 105 중 어느 한양태에 있어서, 하나 이상의 맵의 각각의 맵은 이미지 데이터에 묘사된 상이한 유형의 객체에 기초하여 공간적으로 변하는, 방법.

[0339] 양태 107. 양태 91 내지 양태 106 중 어느 하나에 있어서, 이미지 데이터는 이미지 데이터의 복수의 픽셀의 각픽셀에 대한 복수의 컬러 성분을 갖는 입력 이미지를 포함한다.

[0340] 양태 108. 양태 91 내지 양태 107 중 어느 한양태에 있어서, 상기 이미지 데이터는 하나 이상의 이미지 센서로부터의 원시 이미지 데이터를 포함하고, 상기 원시 이미지 데이터는 상기 이미지 데이터의 복수의 픽셀의 각픽셀에 대한 적어도 하나의 색상 성분을 포함한다.

[0341] 양태 109. 양태 91 내지 양태 108 중 어느 한양태에 있어서, 이미지 데이터를 획득하는 단계는 이미지 센서로부터 이미지 데이터를 획득하는 것을 포함한다.

[0342] 양태 110. 양태들 91 내지 109 의어느 것의 방법에 있어서, 디스플레이 스크린 상에 이미지를 디스플레이하는 단계를 더 포함한다.

[0343] 양태 111. 양태 91 내지 양태 110 중 어느 한양태에 있어서, 통신 트랜시버를 사용하여 이미지를 수신 디바이스에 전송하는 단계를 더 포함하는 방법.

[0344] 양태 112. 컴퓨터 판독가능 저장 매체는, 실행될 경우, 디바이스의 하나 이상의 프로세서들로 하여금 양태 91 내지 양태 111 중 어느 하나의 방법을 수행하게 하는 명령들을 저장한다.

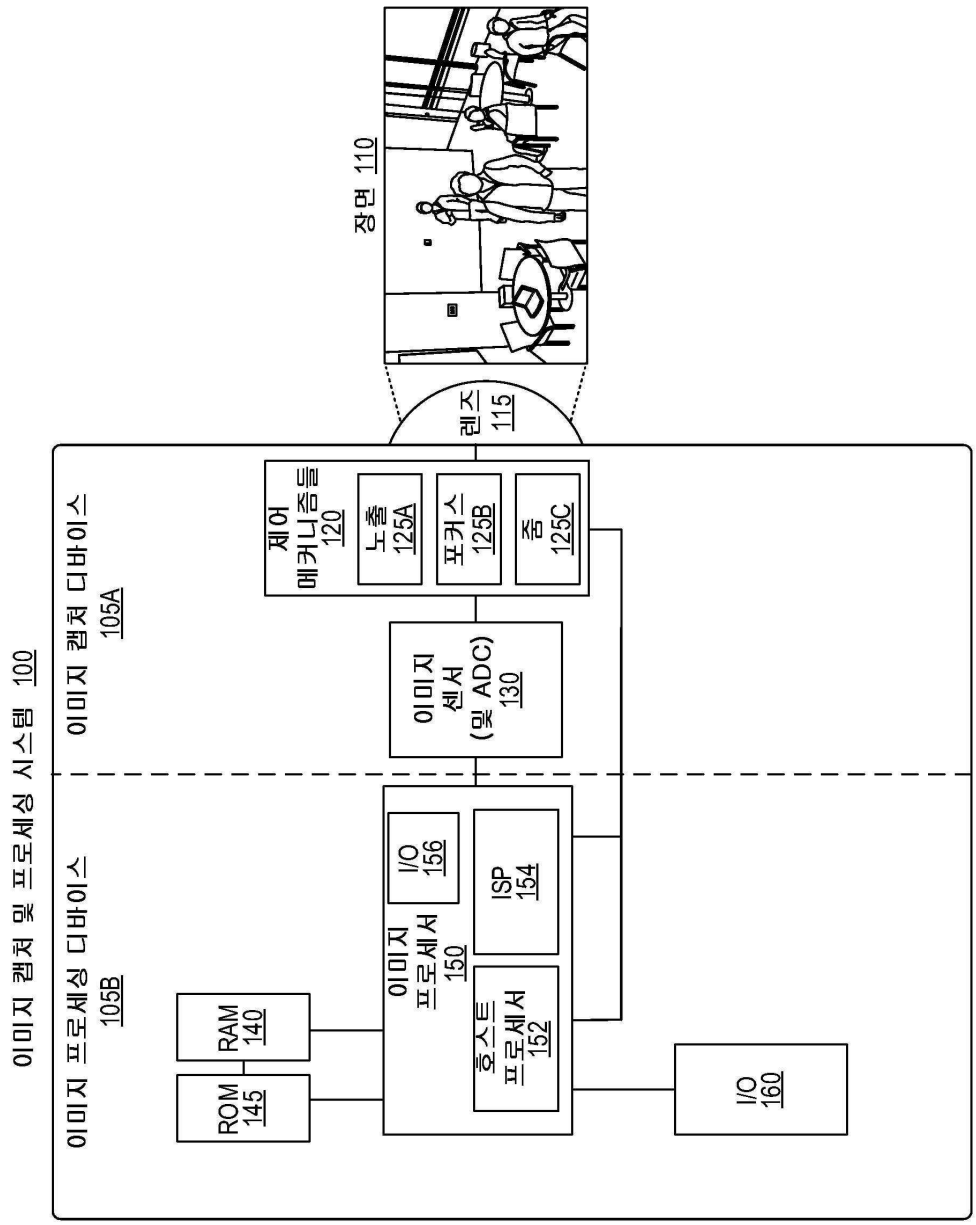
[0345] 양태 113. 양태 91 내지 양태 111 중 어느 하나에 따른 동작들을 수행하기 위한 하나 이상의 수단을 포함하는 장치.

[0346] 양태 114. 이미지 데이터를 처리하기 위한 장치로서, 상기 장치는 양태 91 내지 111 중 어느 하나에 따른 동작을 수행하기 위한 수단을 포함한다.

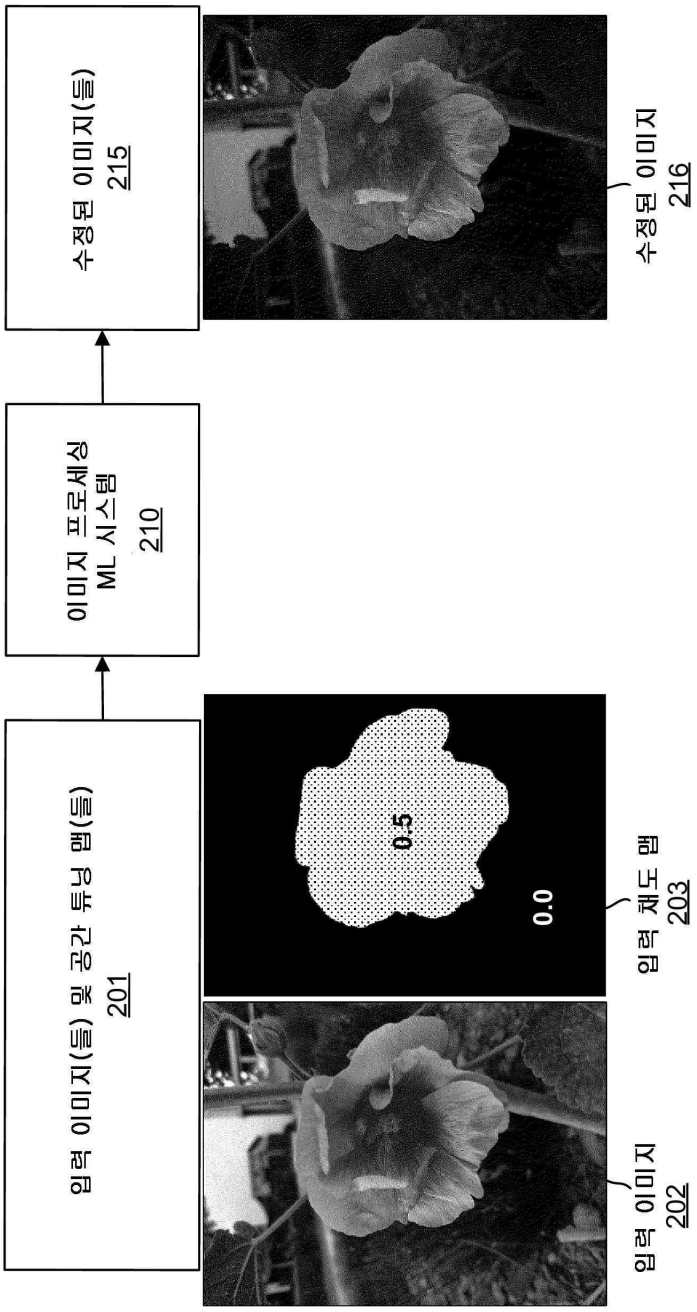
[0347] 양태 115. 컴퓨터 판독가능 저장 매체는, 실행될 경우, 하나 이상의 프로세서들로 하여금 양태 91 내지 양태 111 중 어느 하나에 따른 동작들을 수행하게 하는 명령들을 저장한다.

도면

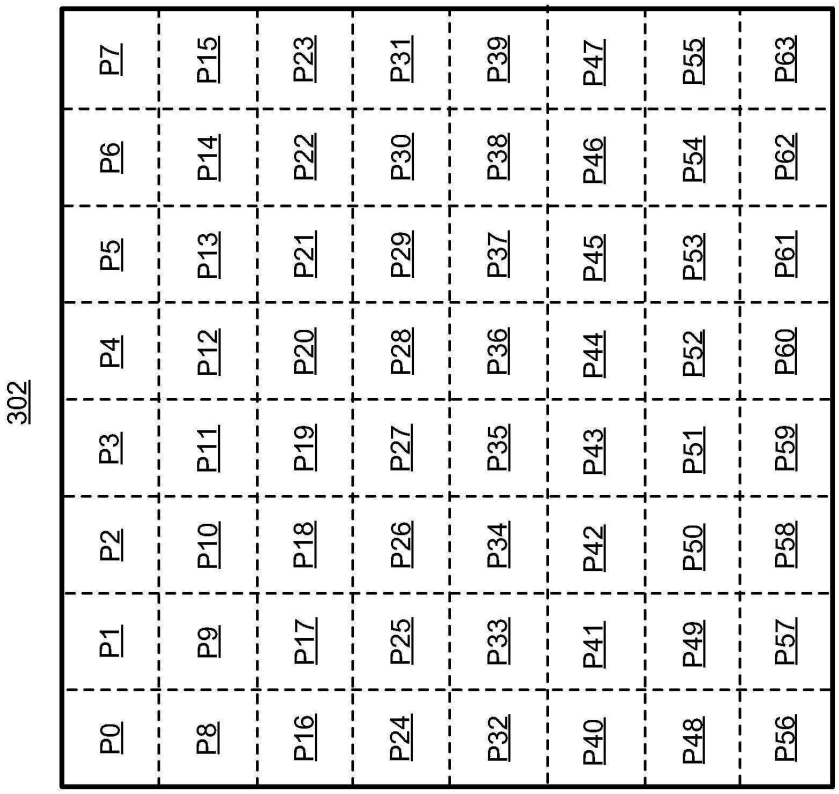
도면1


장면 110
렌즈 115
이미지 캡처 및 프로세싱 시스템 100
이미지 캡처 디바이스 105A
제어 메커니즘들 120
노출 125A
포커스 125B
줌 125C
이미지 센서 (및 ADC) 130
이미지 프로세싱 디바이스 105B
이미지 프로세서 150
I/O 156
ISP 154
호스트 프로세서 152
RAM 140
ROM 145
I/O 160

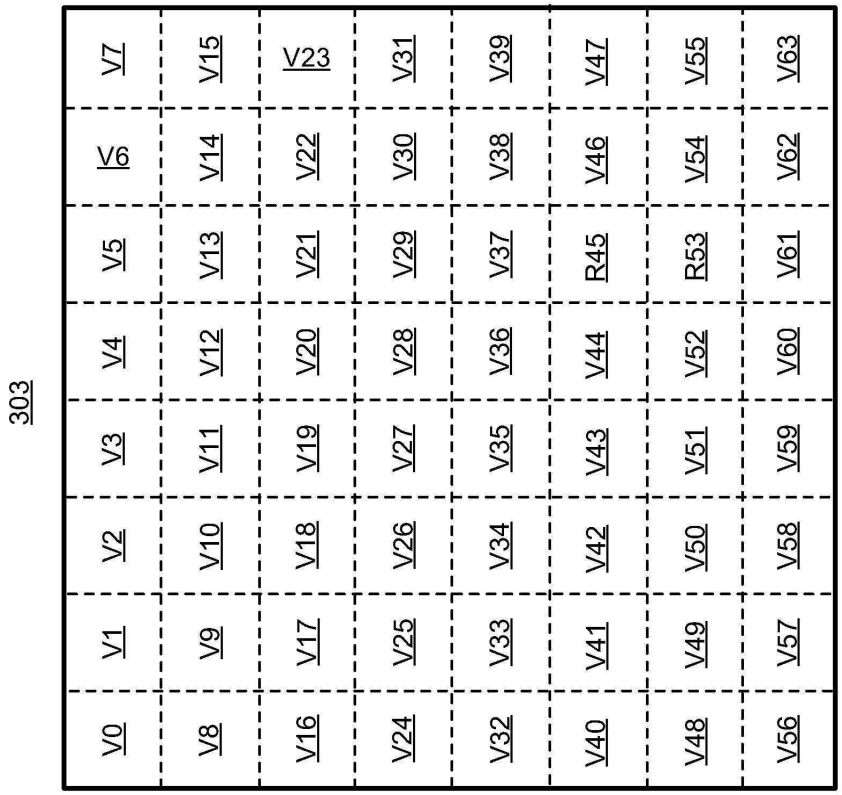
도면2


입력 이미지(들) 및 공간 튜닝 맵(들)
201
이미지 프로세싱
ML 시스템
210
수정된 이미지(들)
215
0.5
0.0
입력 이미지
202
입력 채도 맵
203
수정된 이미지
216

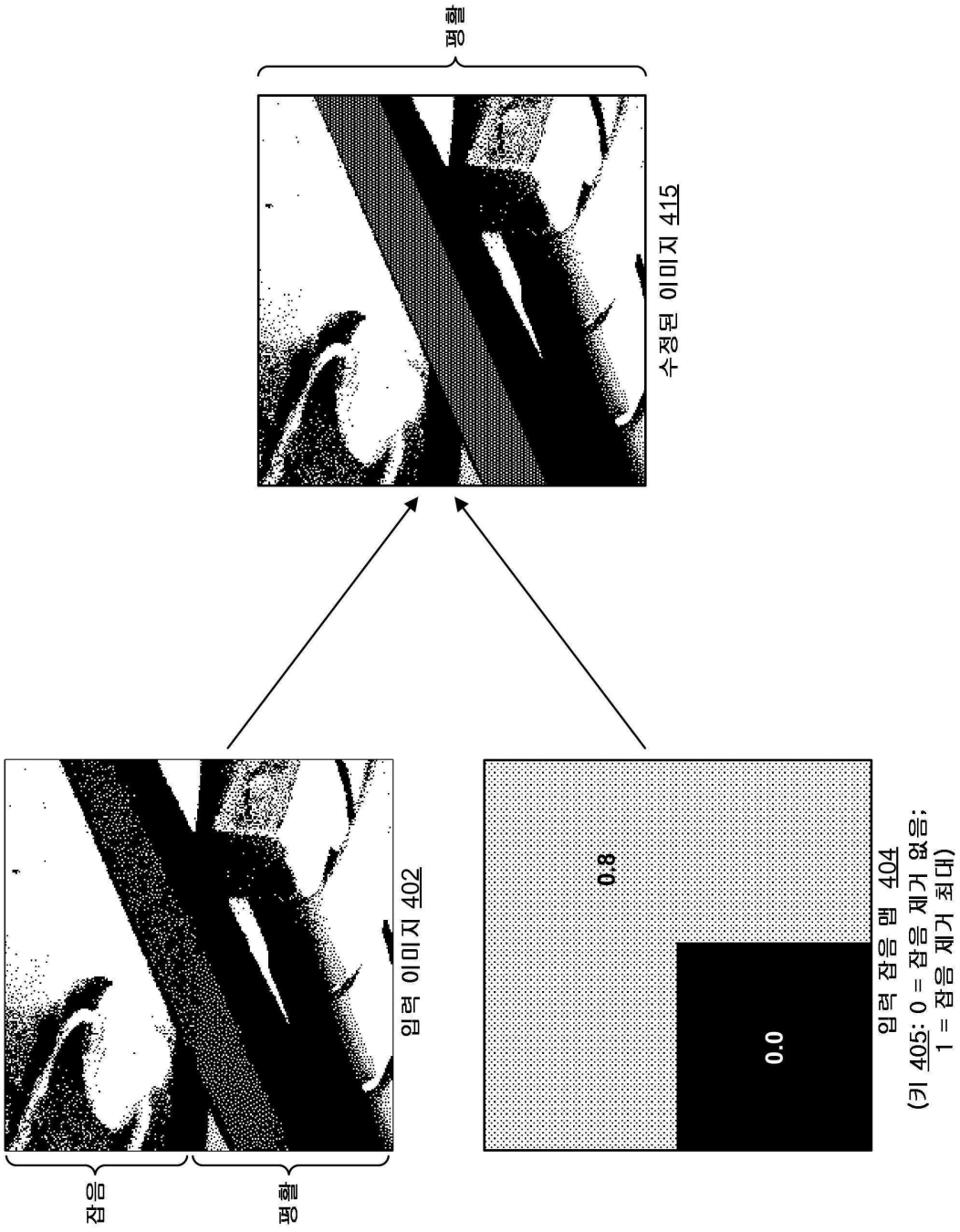
도면3a


302
P0 P1 P2 P3 P4 P5 P6 P7
P8 P9 P10 P11 P12 P13 P14 P15
P16 P17 P18 P19 P20 P21 P22 P23
P24 P25 P26 P27 P28 P29 P30 P31
P32 P33 P34 P35 P36 P37 P38 P39
P40 P41 P42 P43 P44 P45 P46 P47
P48 P49 P50 P51 P52 P53 P54 P55
P56 P57 P58 P59 P60 P61 P62 P63

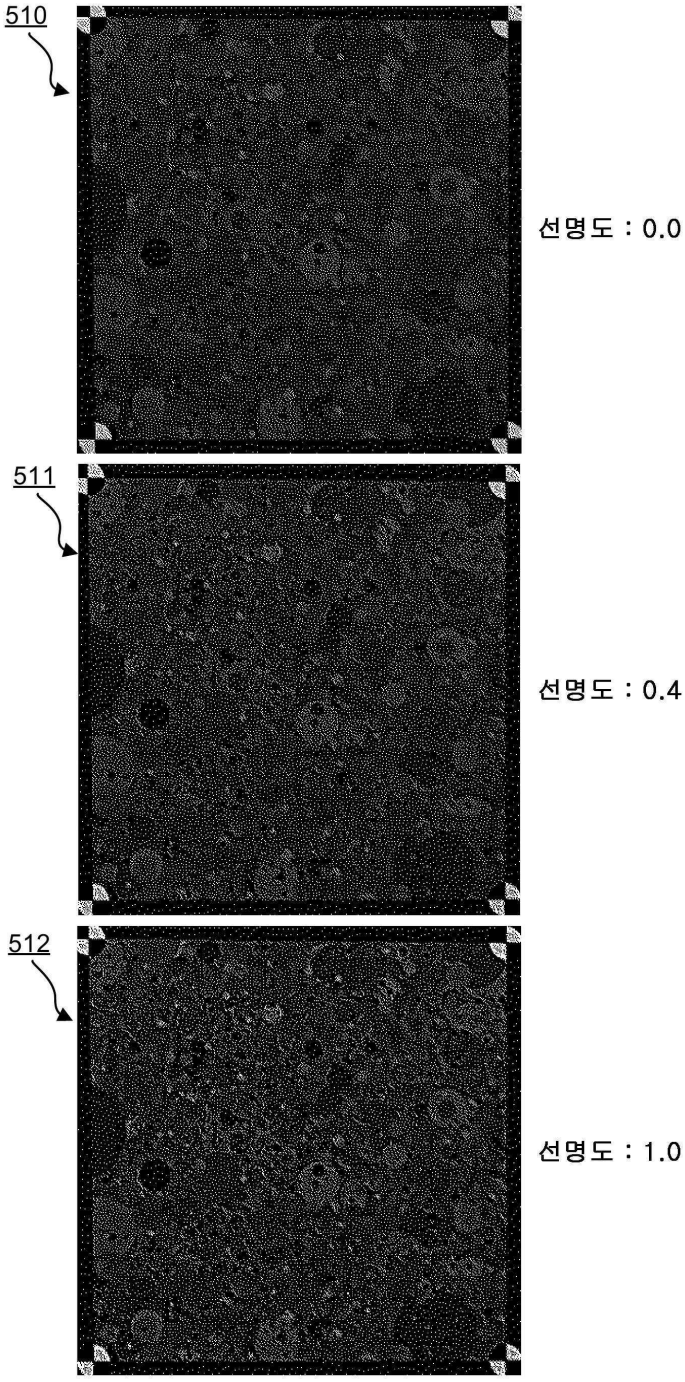
도면3b


303
V0 V1 V2 V3 V4 V5 V6 V7
V8 V9 V10 V11 V12 V13 V14 V15
V16 V17 V18 V19 V20 V21 V22 V23
V24 V25 V26 V27 V28 V29 V30 V31
V32 V33 V34 V35 V36 V37 V38 V39
V40 V41 V42 V43 V44 R45 V46 V47
V48 V49 V50 V51 V52 R53 V54 V55
V56 V57 V58 V59 V60 V61 V62 V63

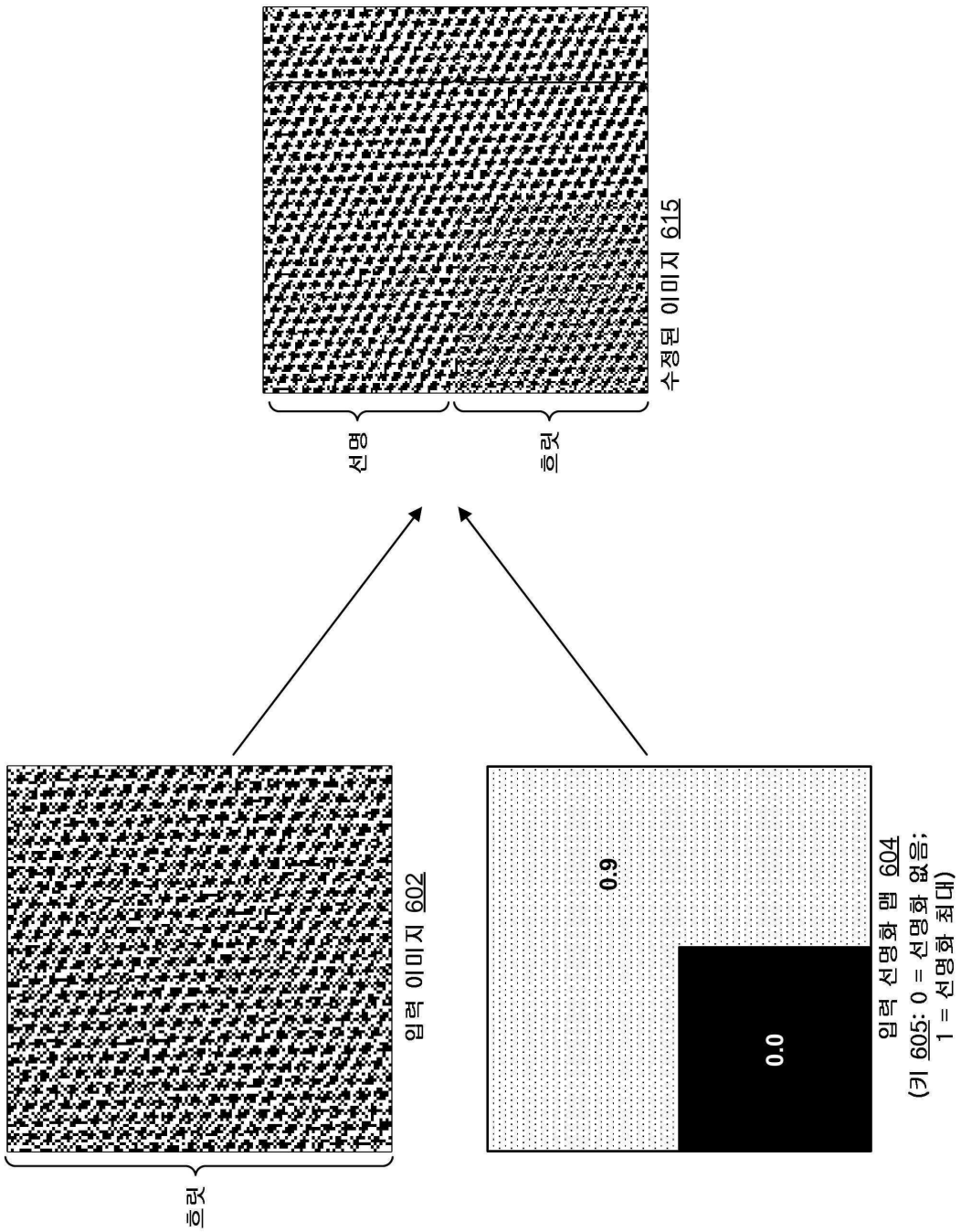
도면4


평활
수정된 이미지 415
잡음
평활
입력 이미지 402
0.8
0.0
입력 잡음 맵 404
(키 405: 0 = 잡음 제거 없음;
1 = 잡음 제거 최대)

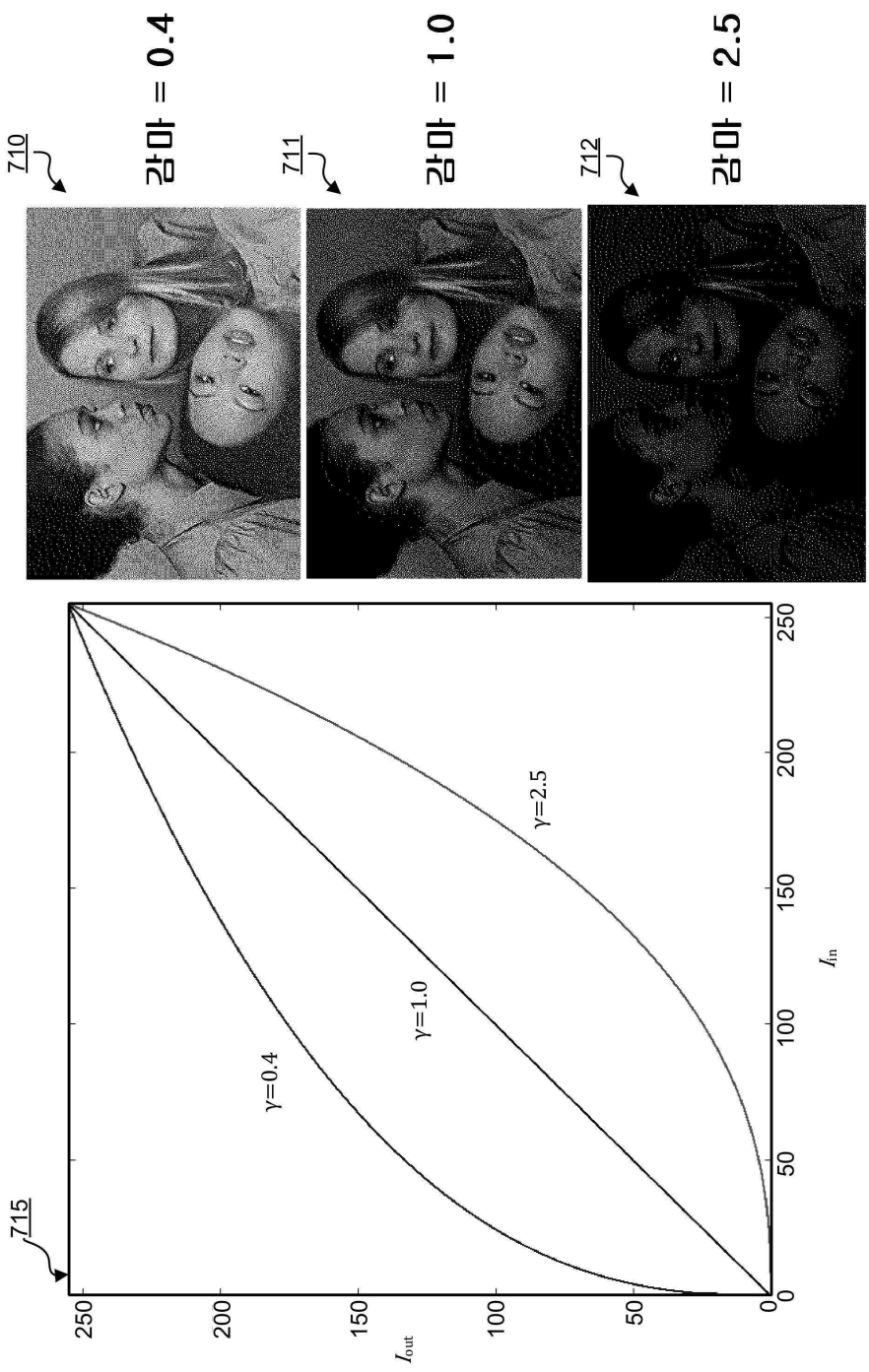
도면5



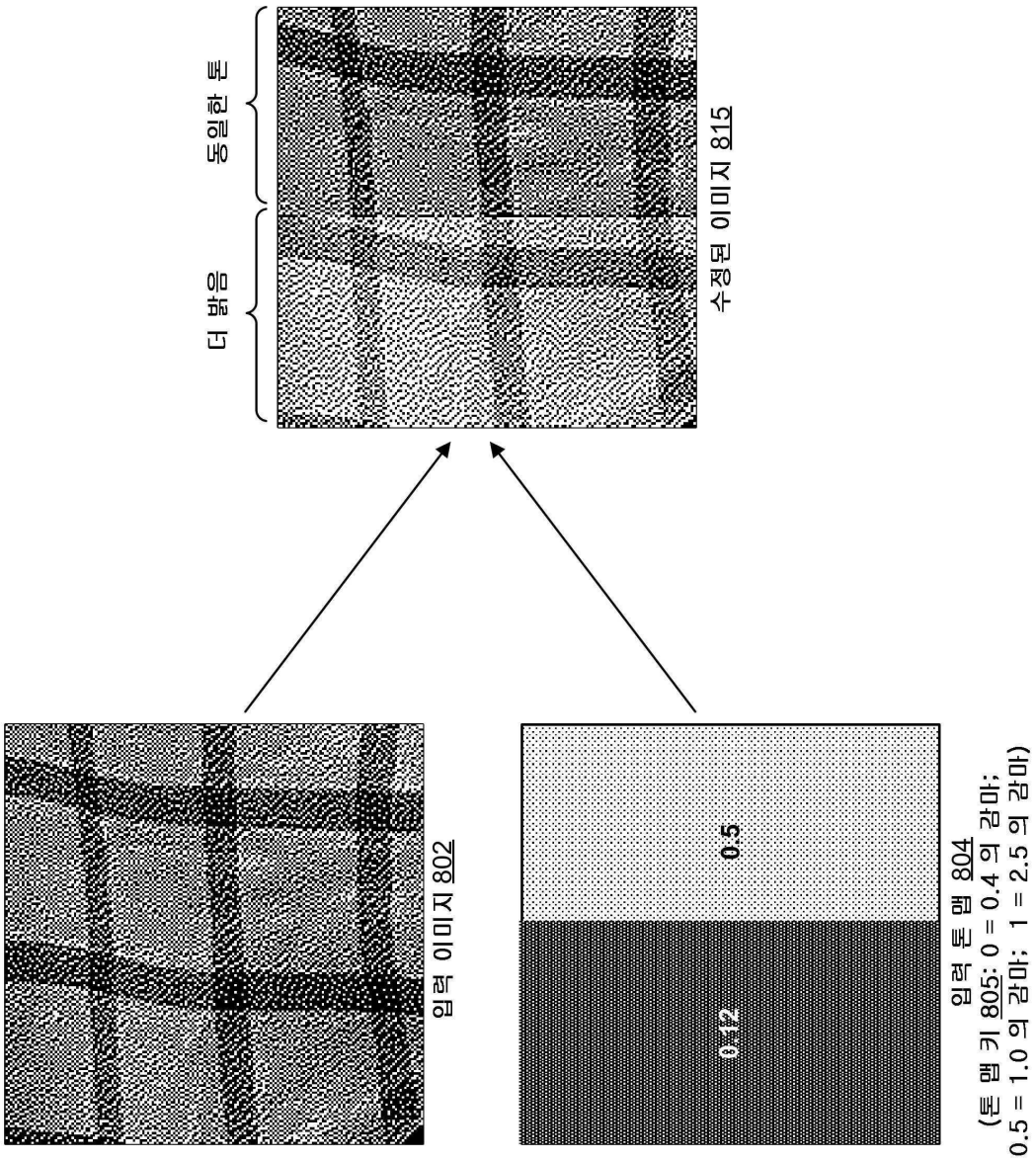
도면6


흐릿
입력 이미지 602
0.9
0.0
입력 선명화 맵 604
(키 605: 0 = 선명화 없음;
1 = 선명화 최대)
선명
흐릿
수정된 이미지 615

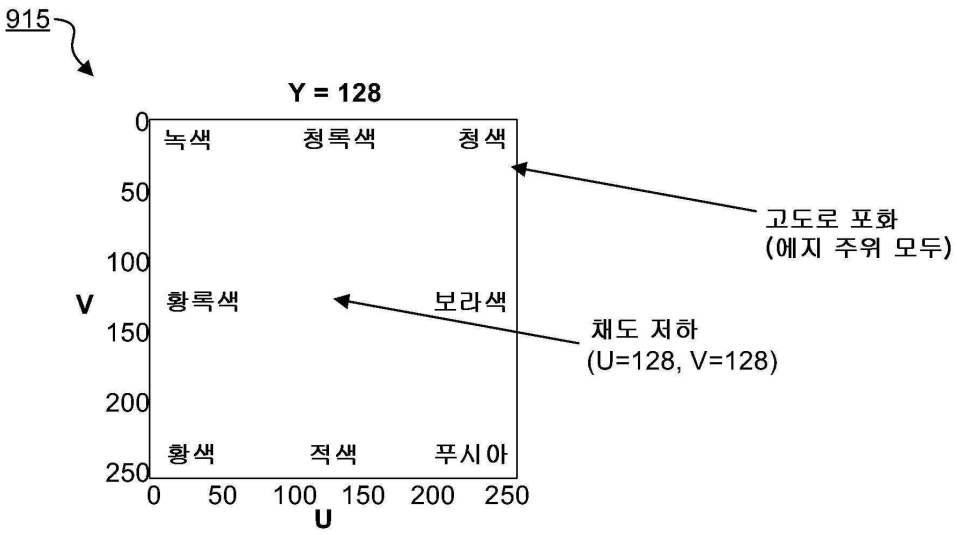
도면7


Z10
감마 = 0.4
Z11
감마 = 1.0
Z12
감마 = 2.5
Z15
γ=0.4
γ=1.0
γ=2.5
I_{out}
I_{in}
0
50
100
150
200
250

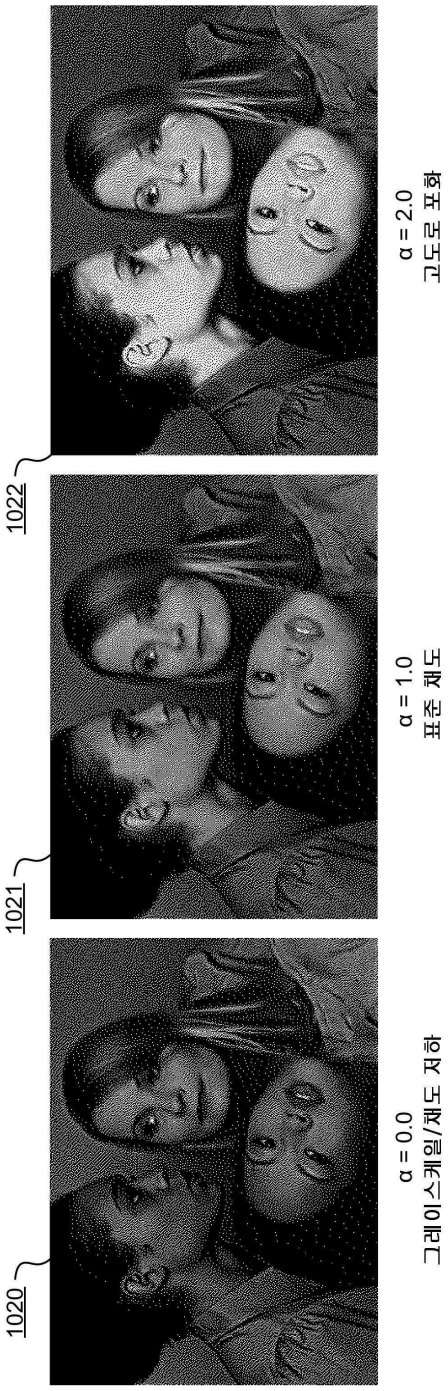
도면8


더 밝음
동일한 톤
수정된 이미지 815
입력 이미지 802
0.5
0.42
입력 톤 맵 804
(톤 맵 키 805: 0 = 0.4 의 감마;
0.5 = 1.0 의 감마; 1 = 2.5 의 감마)

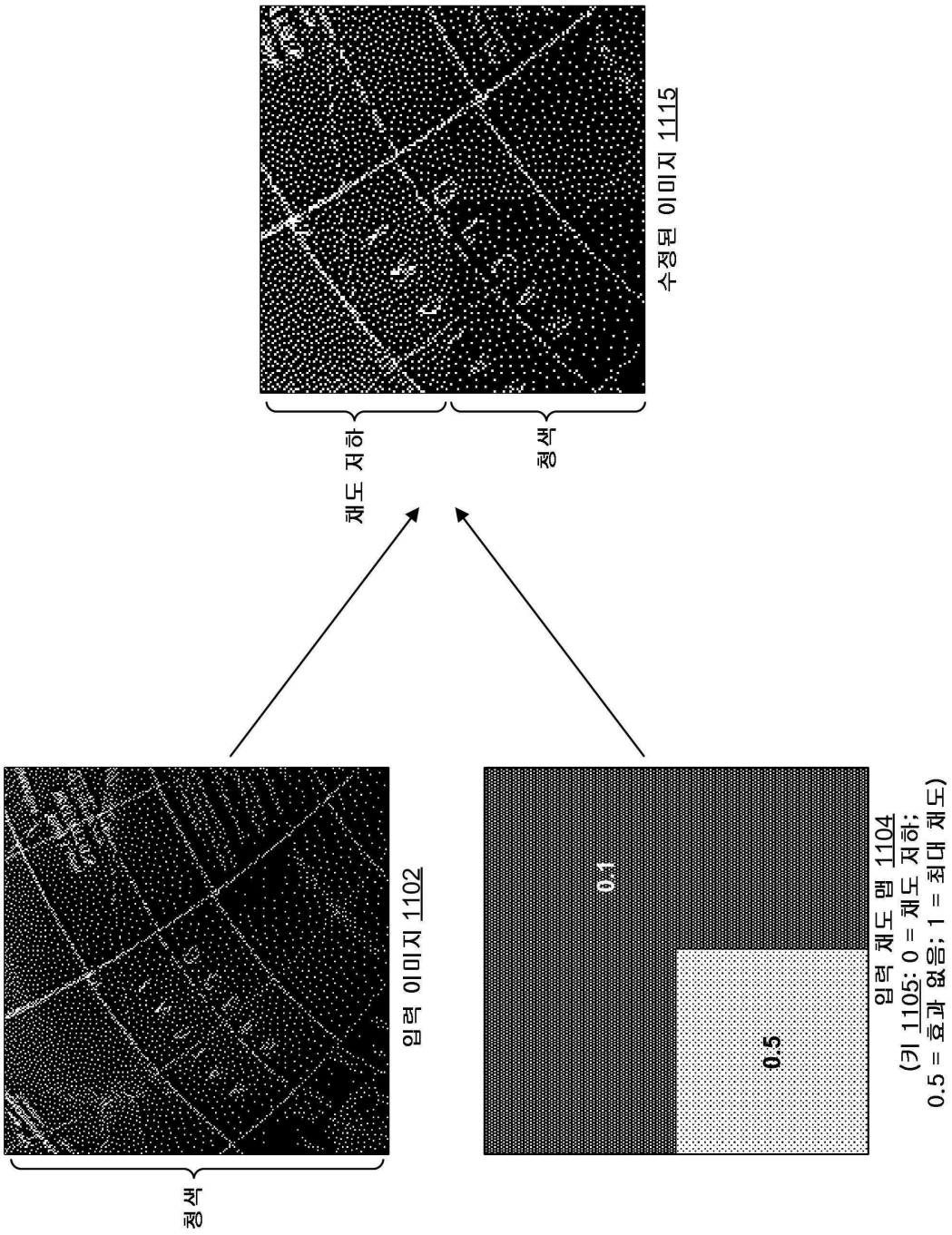
도면9


915
Y = 128
0
50
100
150
200
250
V
녹색
청록색
청색
황록색
보라색
황색
적색
푸시아
0
50
100
150
200
250
U
고도로 포화
(에지 주위 모두)
채도 저하
(U=128, V=128)

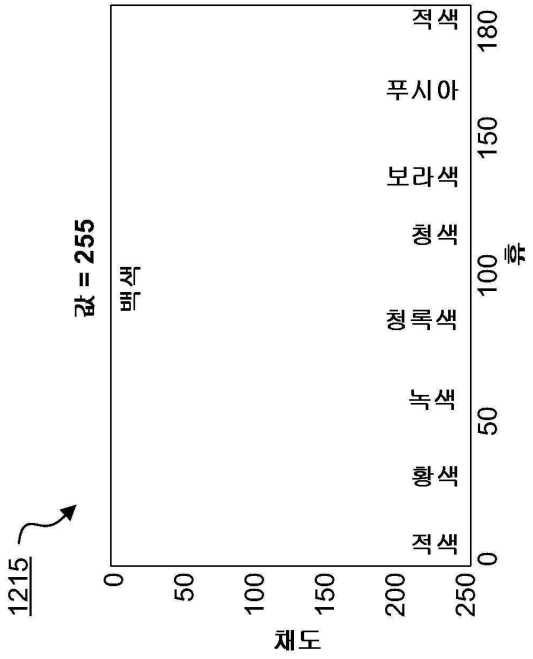
도면10



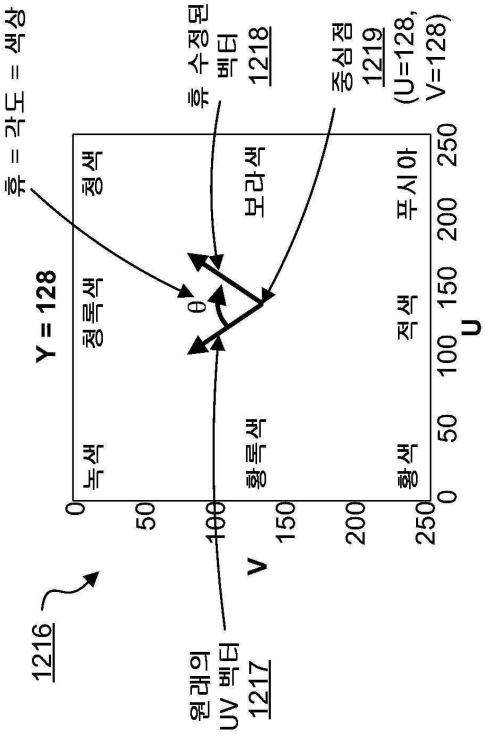
도면11


수정된 이미지 1115
채도 저하
청색
입력 이미지 1102
청색
0.1
0.5
입력 채도 맵 1104
(키 1105: 0 = 채도 저하;
0.5 = 효과 없음; 1 = 최대 채도)

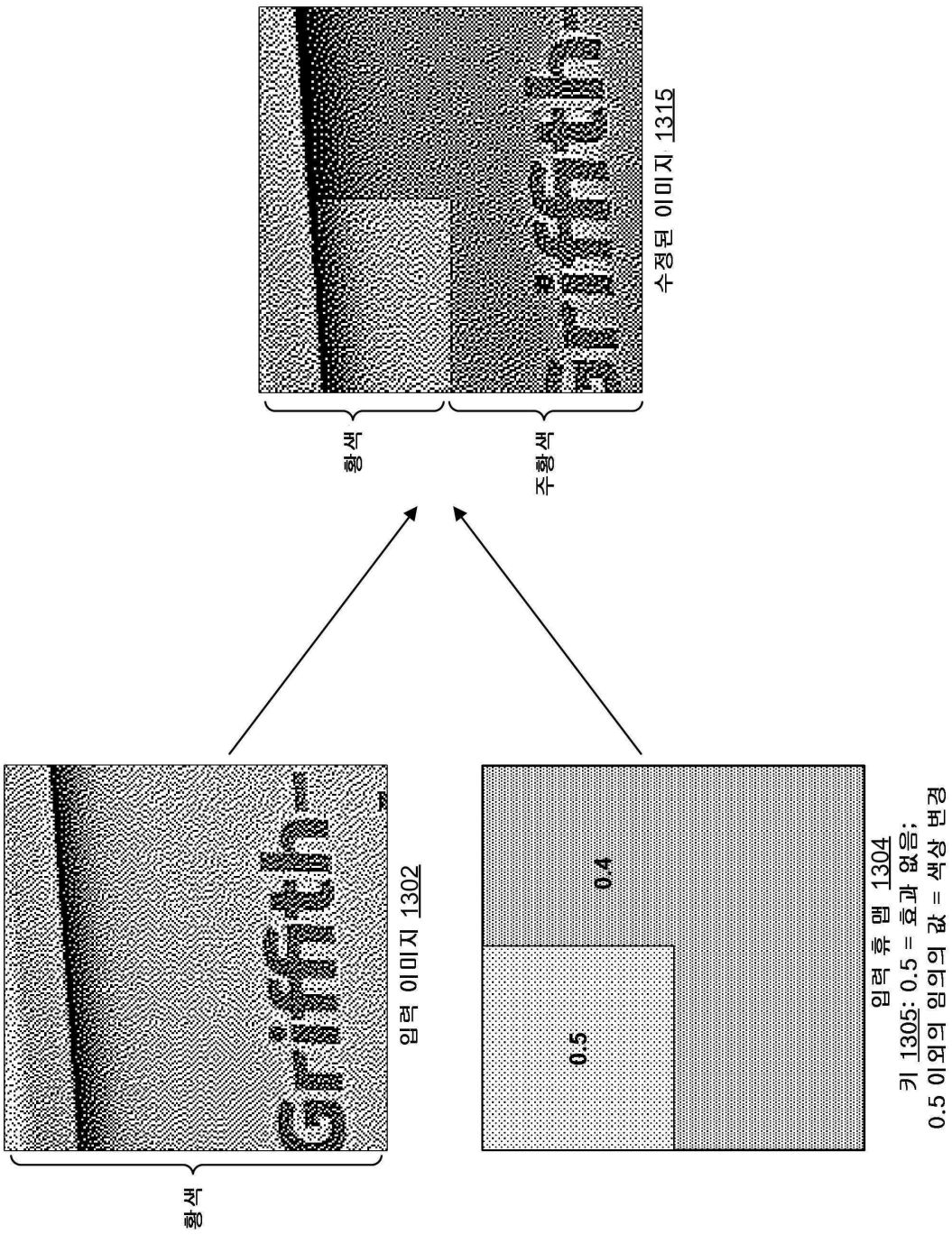
도면12a


1215
값 = 255
백색
적색
황색
녹색
청록색
청색
보라색
푸시아
적색
0
50
100
150
200
250
채도
0
50
100
150
180
휴

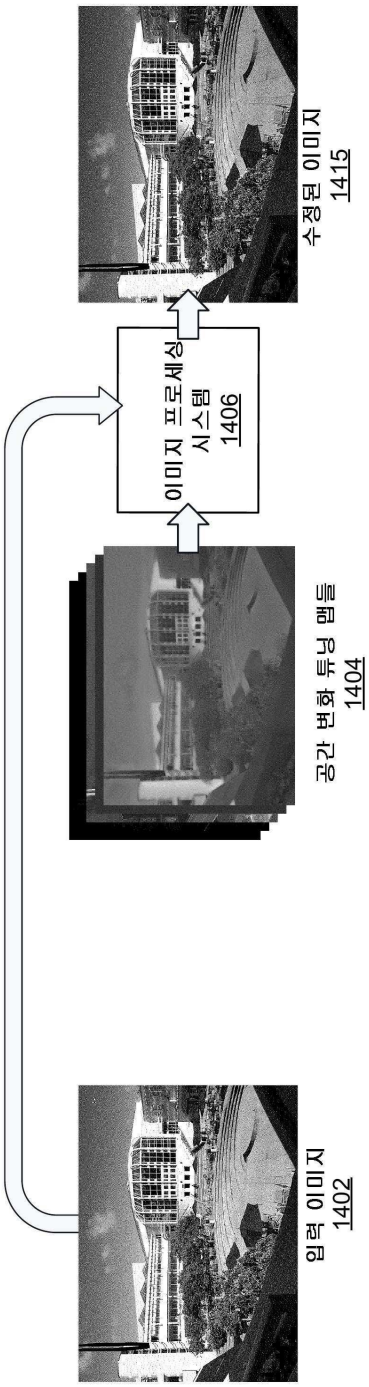
도면12b


휴 = 각도 = 색상
Y = 128
녹색
청록색
청색
보라색
푸시아
적색
황록색
황색
θ
휴 수정된 벡터 1218
중심점 1219 (U=128, V=128)
원래의 UV 벡터 1217
1216
V
U
0
50
100
150
200
250

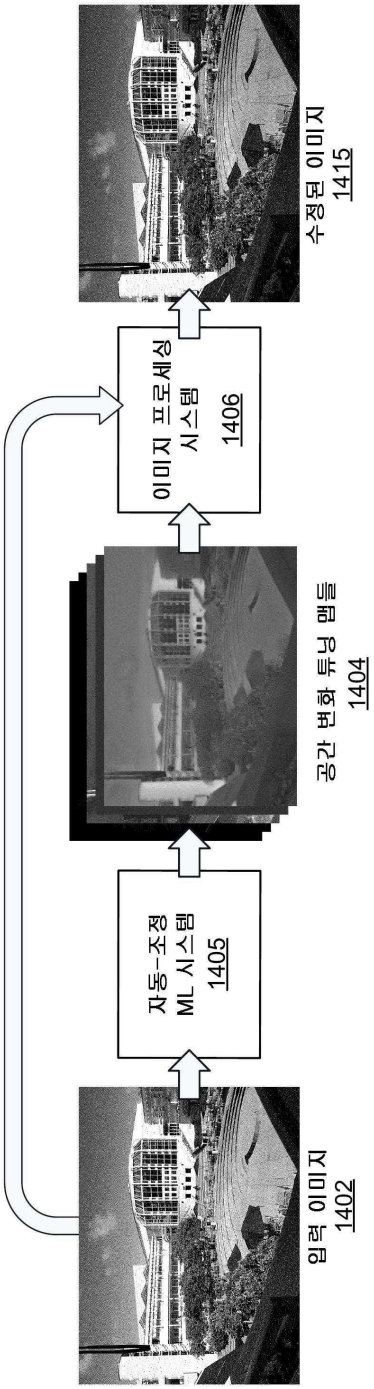
도면13


황색
입력 이미지 1302
0.5
0.4
입력 휴 맵 1304
키 1305: 0.5 = 효과 없음;
0.5 이외의 임의의 값 = 색상 변경
황색
주황색
수정된 이미지 1315

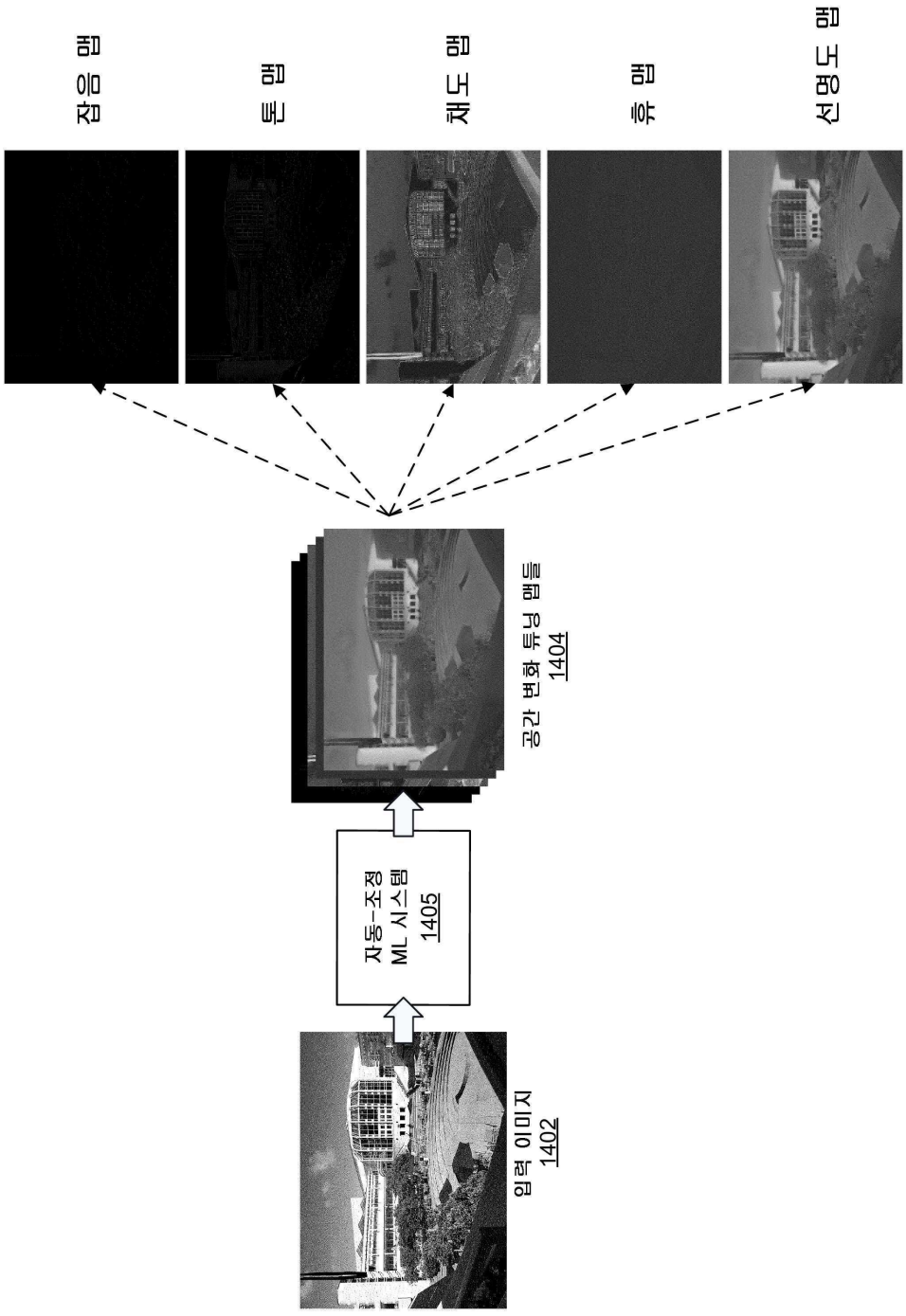
도면14a



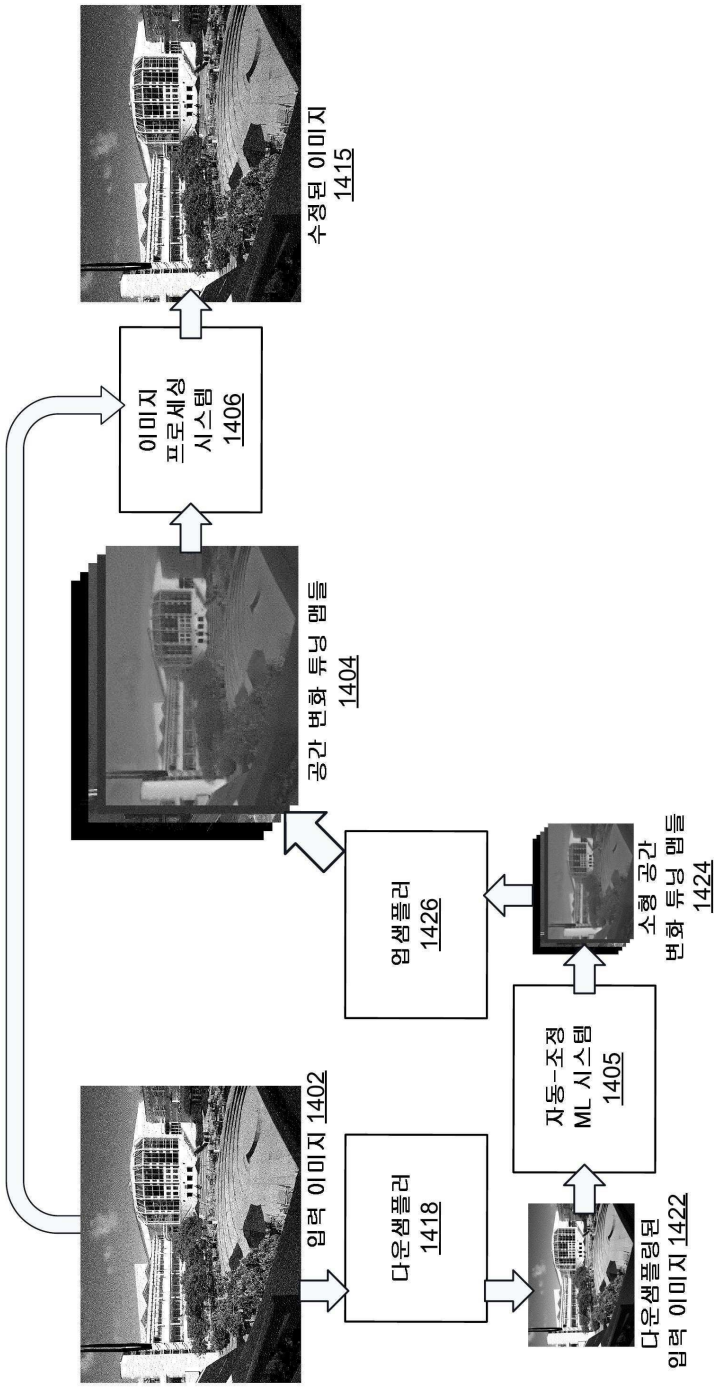
도면14b


입력 이미지
1402
자동-조정
ML 시스템
1405
공간 변화 튜닝 맵들
1404
이미지 프로세싱
시스템
1406
수정된 이미지
1415

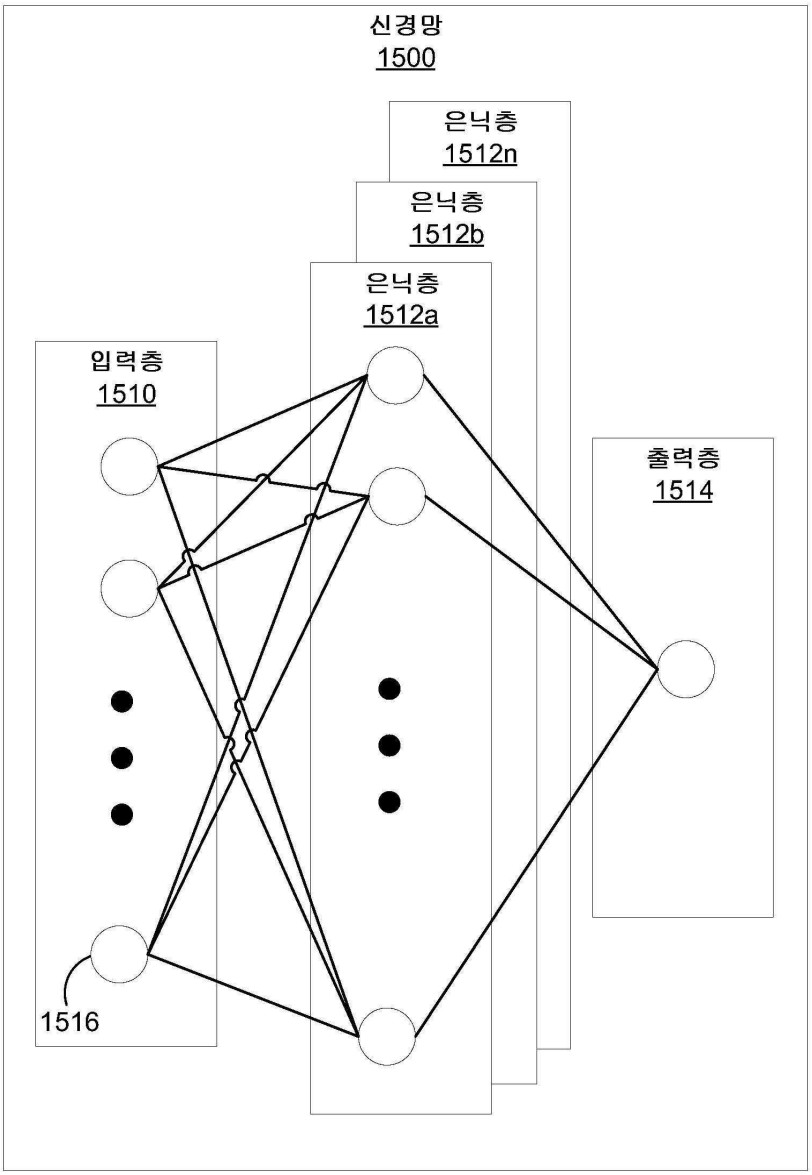
도면14c



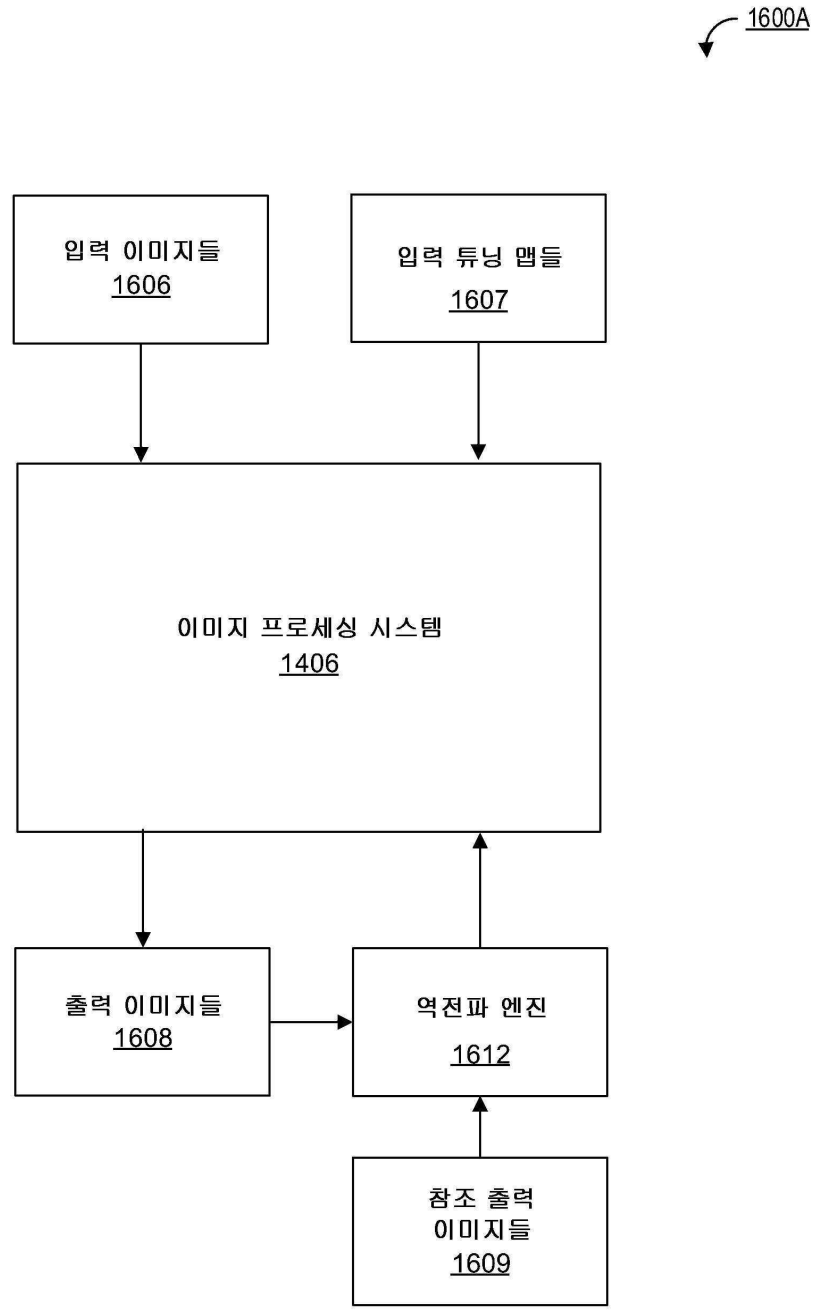
도면14d


입력 이미지 1402
다운샘플러 1418
다운샘플링된 입력 이미지 1422
자동-조정 ML 시스템 1405
소형 공간 변화 튜닝 맵들 1424
업샘플러 1426
공간 변화 튜닝 맵들 1404
이미지 프로세싱 시스템 1406
수정된 이미지 1415

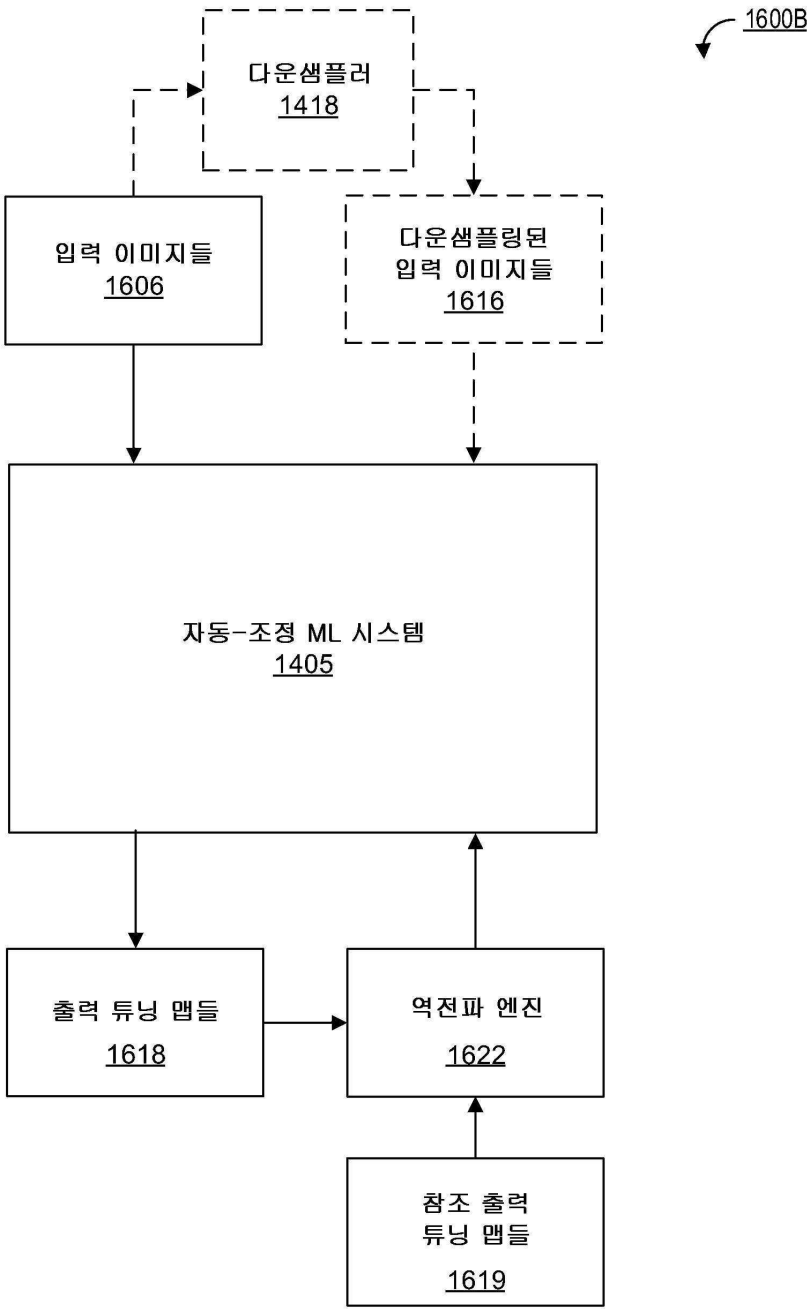
도면15



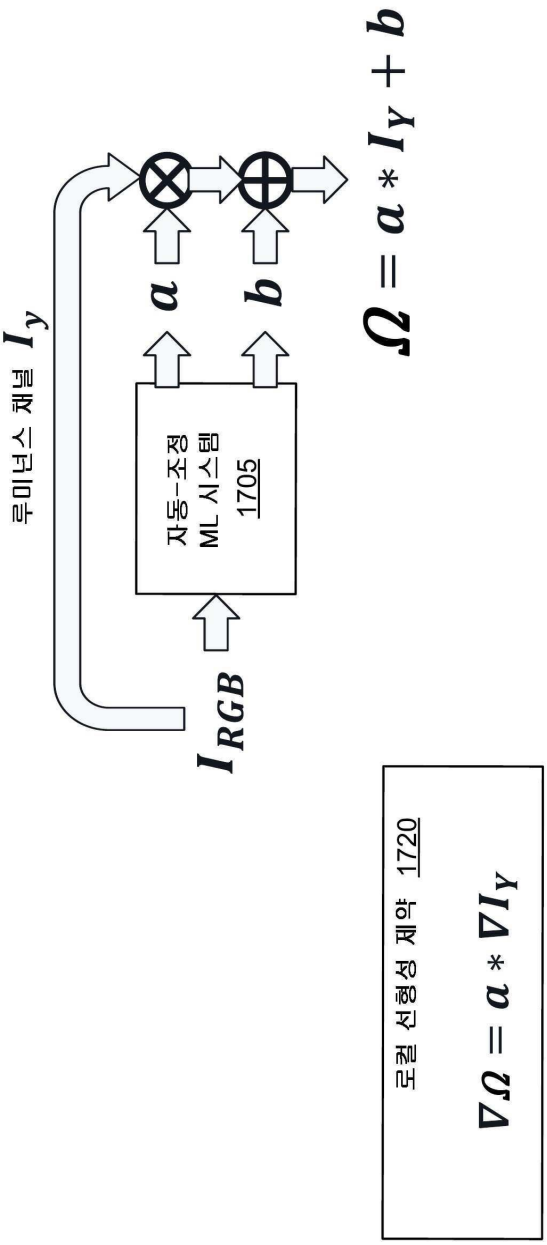
도면16a


1600A
입력 이미지들
1606
입력 튜닝 맵들
1607
이미지 프로세싱 시스템
1406
출력 이미지들
1608
역전파 엔진
1612
참조 출력
이미지들
1609

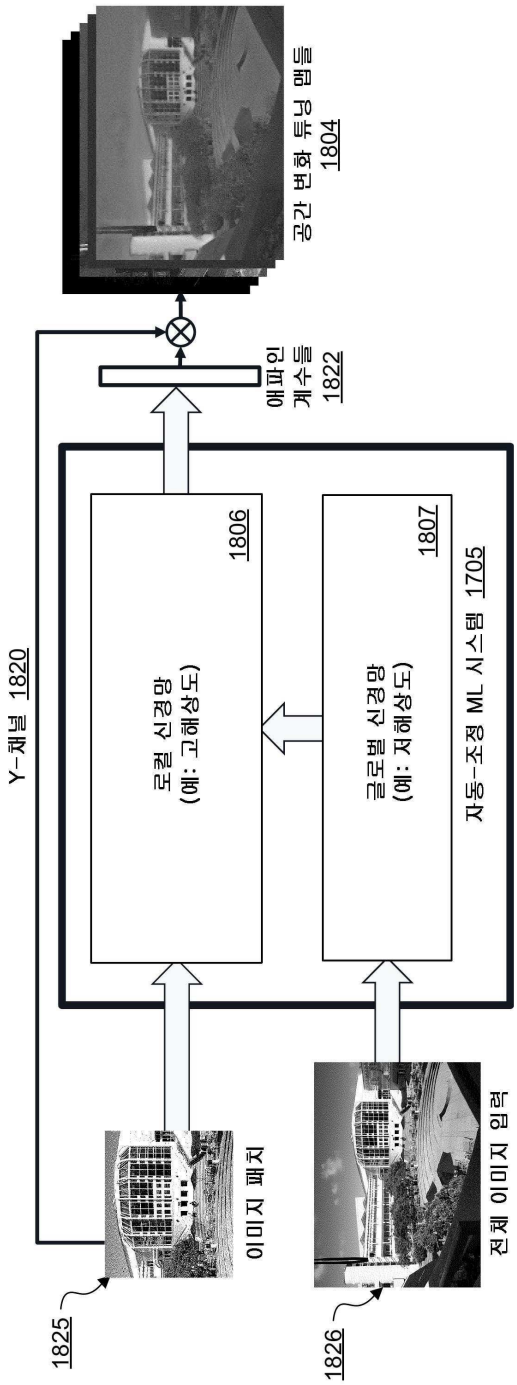
도면16b


1600B
다운샘플러
1418
입력 이미지들
1606
다운샘플링된
입력 이미지들
1616
자동-조정 ML 시스템
1405
출력 튜닝 맵들
1618
역전파 엔진
1622
참조 출력
튜닝 맵들
1619

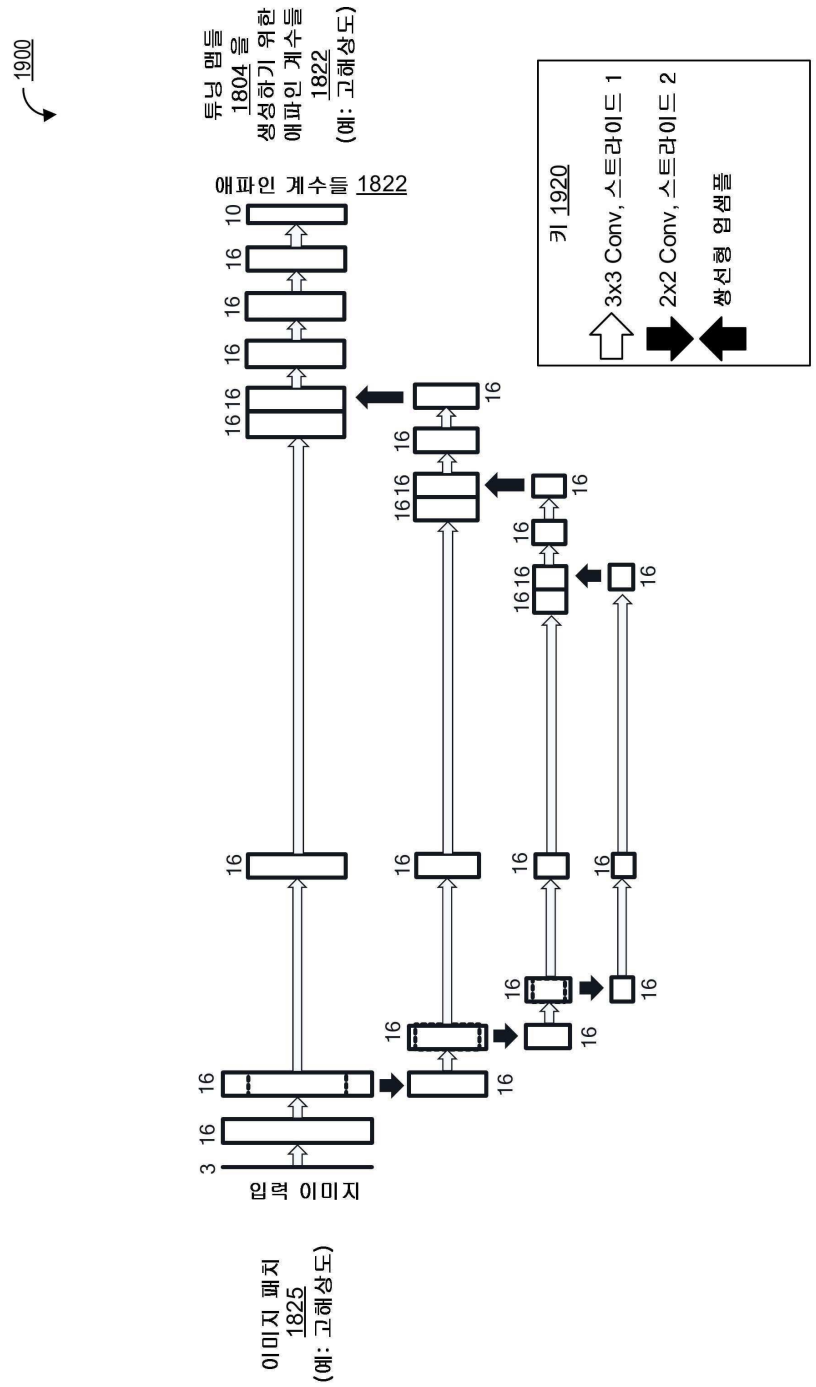
도면17


$\Omega = a * I_Y + b$
a
b
자동-조정
ML 시스템
1705
루미넌스 채널 I_y
I_{RGB}
로컬 선형성 제약 1720
$\nabla\Omega = a * \nabla I_Y$

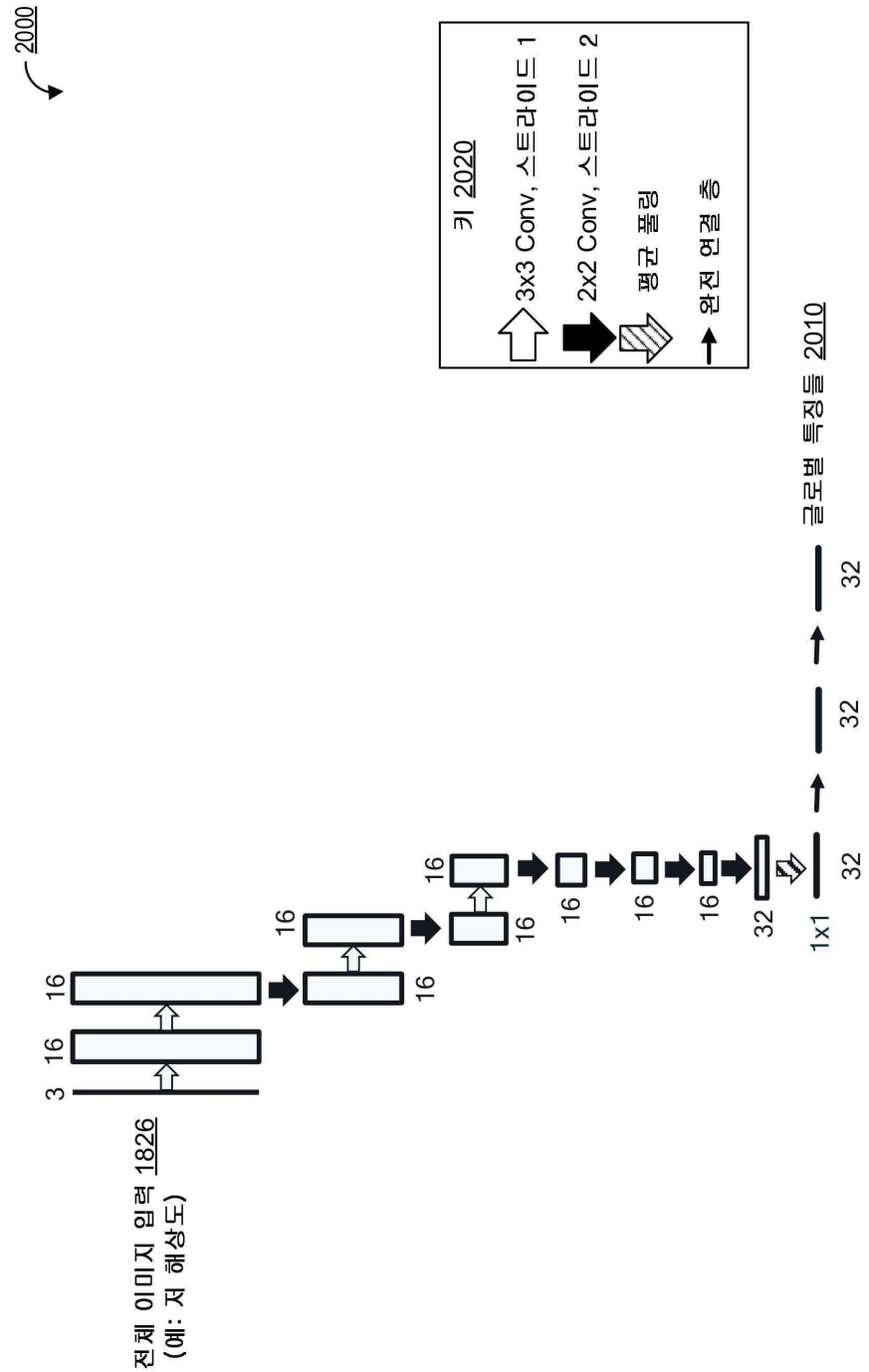
도면18


공간 변화 튜닝 맵들
1804
에파인
계수들
1822
Y-채널 1820
로컬 신경망
(예: 고해상도)
1806
글로벌 신경망
(예: 저해상도)
1807
자동-조정 ML 시스템 1705
이미지 패치
전체 이미지 입력
1825
1826

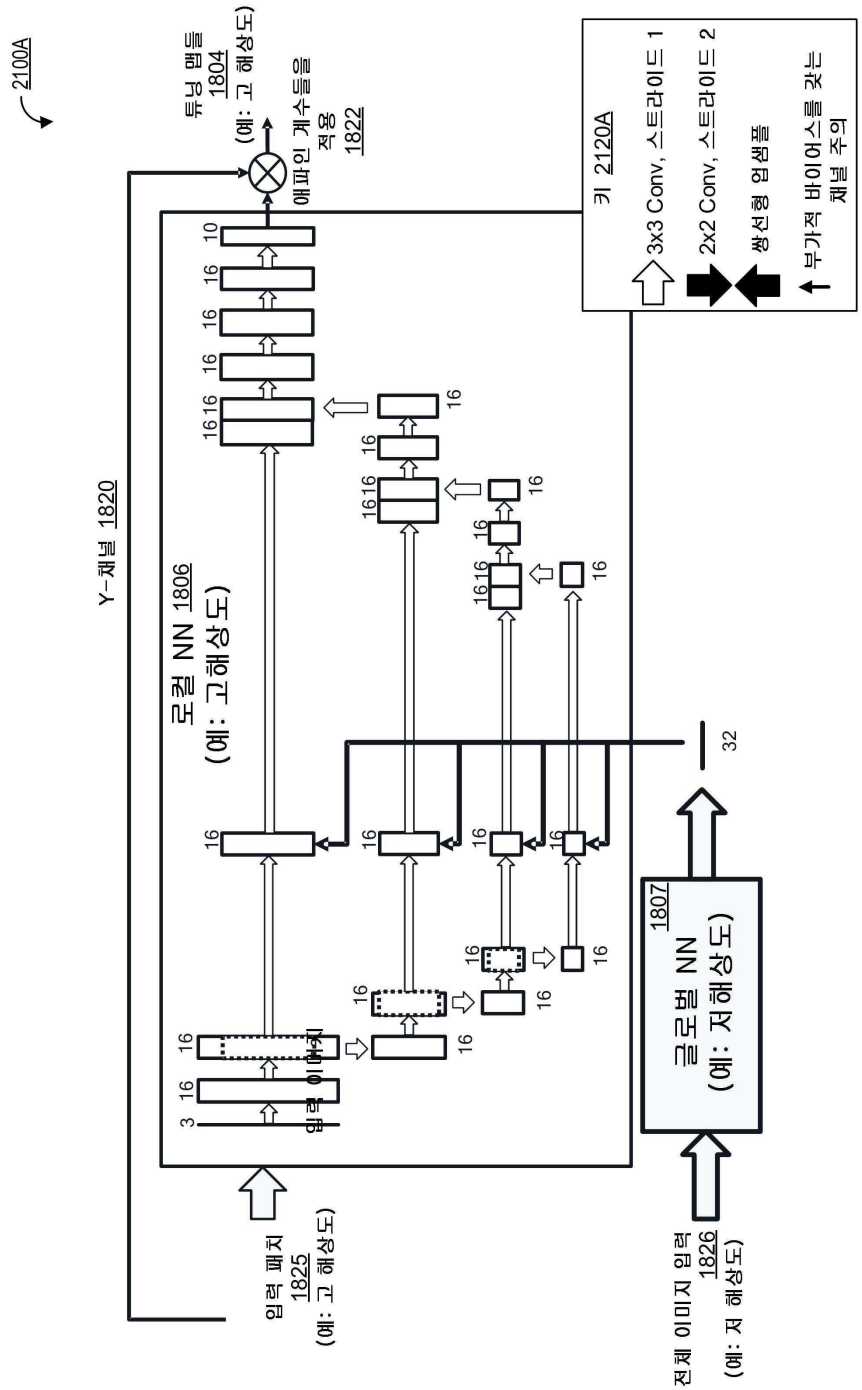
도면19


1900
튜닝 맵들 1804 을 생성하기 위한 애파인 계수들 1822 (예: 고해상도)
애파인 계수들 1822
키 1920
3x3 Conv, 스트라이드 1
2x2 Conv, 스트라이드 2
쌍선형 업샘플
입력 이미지
이미지 패치 1825 (예: 고해상도)

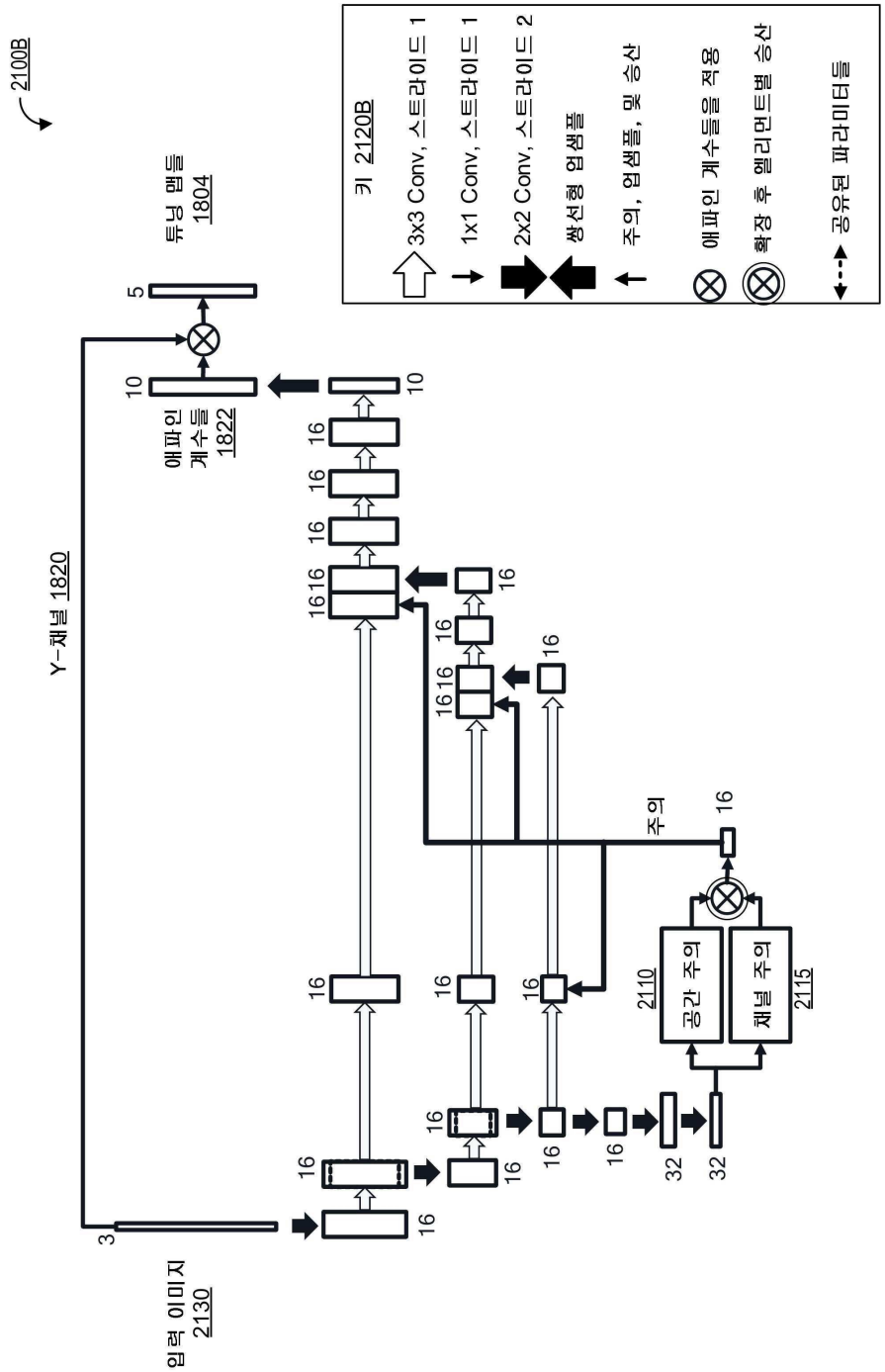
도면20


2000
키 2020
3x3 Conv, 스트라이드 1
2x2 Conv, 스트라이드 2
평균 풀링
완전 연결 층
전체 이미지 입력 1826
(예: 저 해상도)
3
16
16
16
16
16
16
16
16
16
32
1x1
32
글로벌 특징들 2010
32
32

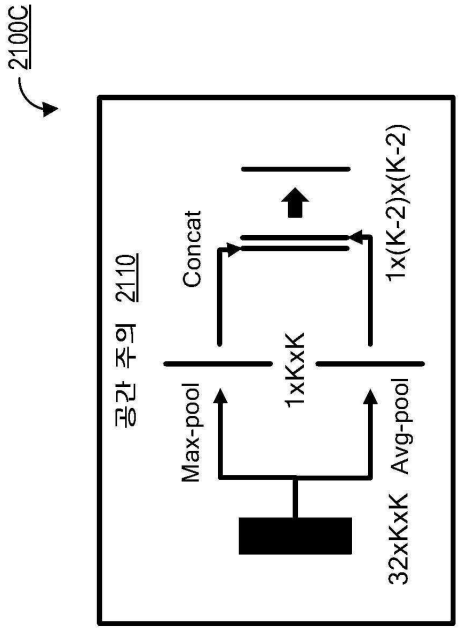
도면21a


2100A
튜닝 맵들
1804
(예: 고 해상도)
애파인 계수들을
적용
1822
키 2120A
3x3 Conv, 스트라이드 1
2x2 Conv, 스트라이드 2
쌍선형 업샘플
부가적 바이어스를 갖는
채널 주의
Y-채널 1820
로컬 NN 1806
(예: 고해상도)
16
32
3
입력 이미지
글로벌 NN
1807
(예: 저해상도)
입력 패치
1825
(예: 고 해상도)
전체 이미지 입력
1826
(예: 저 해상도)

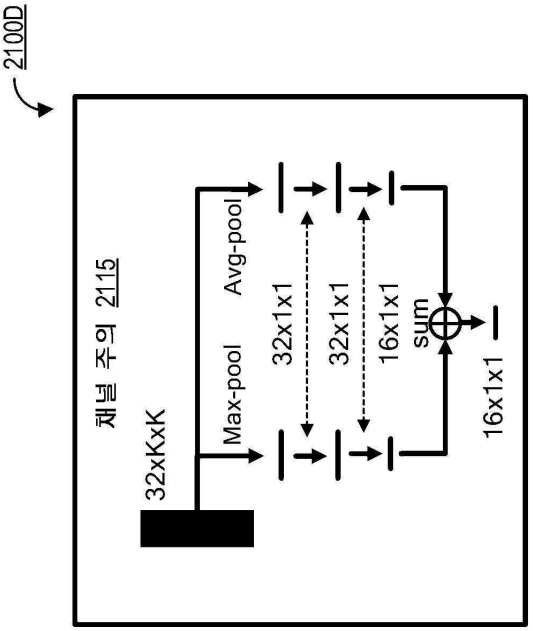
도면21b


2100B
튜닝 맵들
1804
5
애파인
계수들
1822
10
Y-채널 1820
입력 이미지
2130
3
키 2120B
3x3 Conv, 스트라이드 1
1x1 Conv, 스트라이드 1
2x2 Conv, 스트라이드 2
쌍선형 업샘플
주의, 업샘플, 및 승산
애파인 계수들을 적용
확장 후 엘리먼트별 승산
공유된 파라미터들
주의
2110
공간 주의
채널 주의
2115
16
32

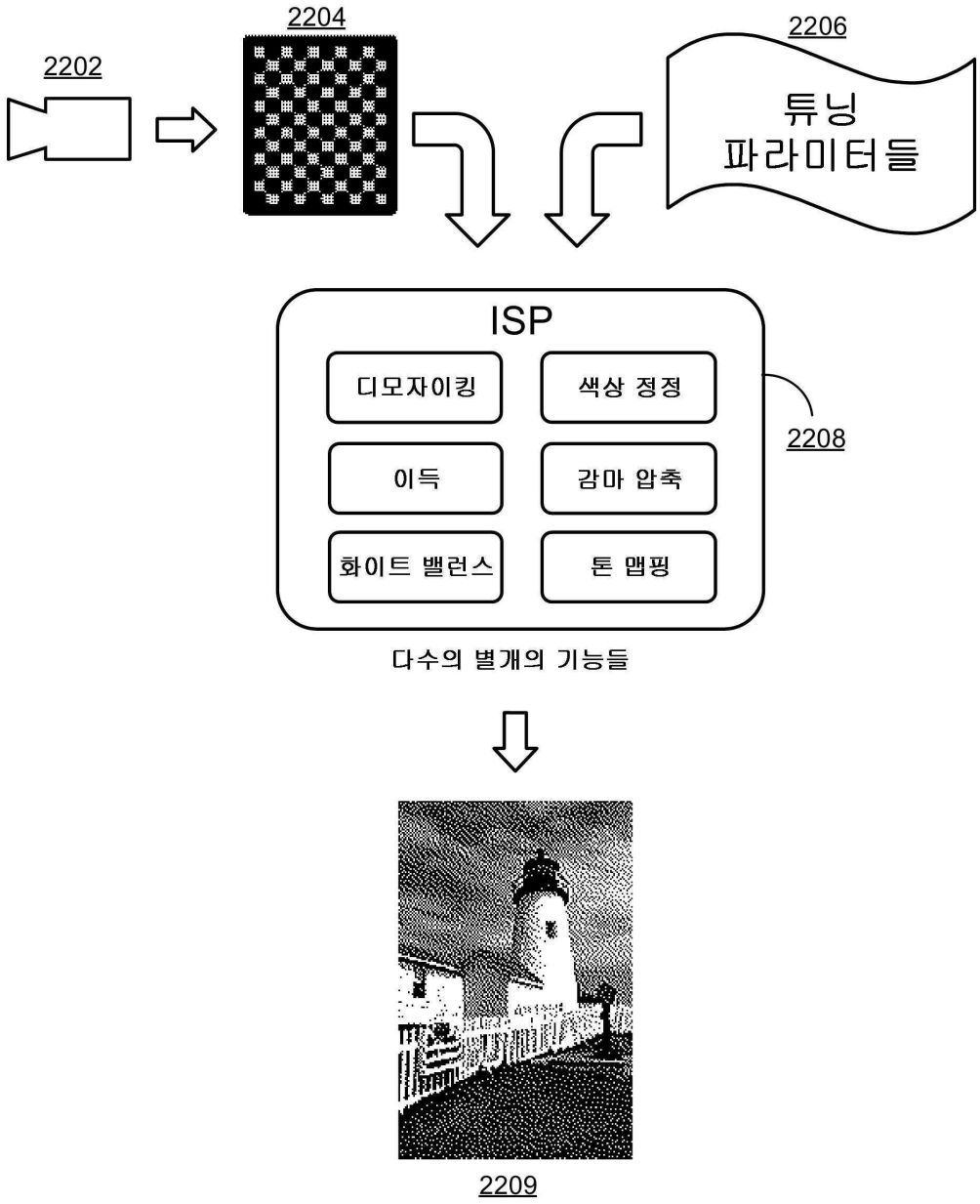
도면21c


2100C
공간 주의 2110
Max-pool
1xKxK
Avg-pool
Concat
1x(K-2)x(K-2)
32xKxK

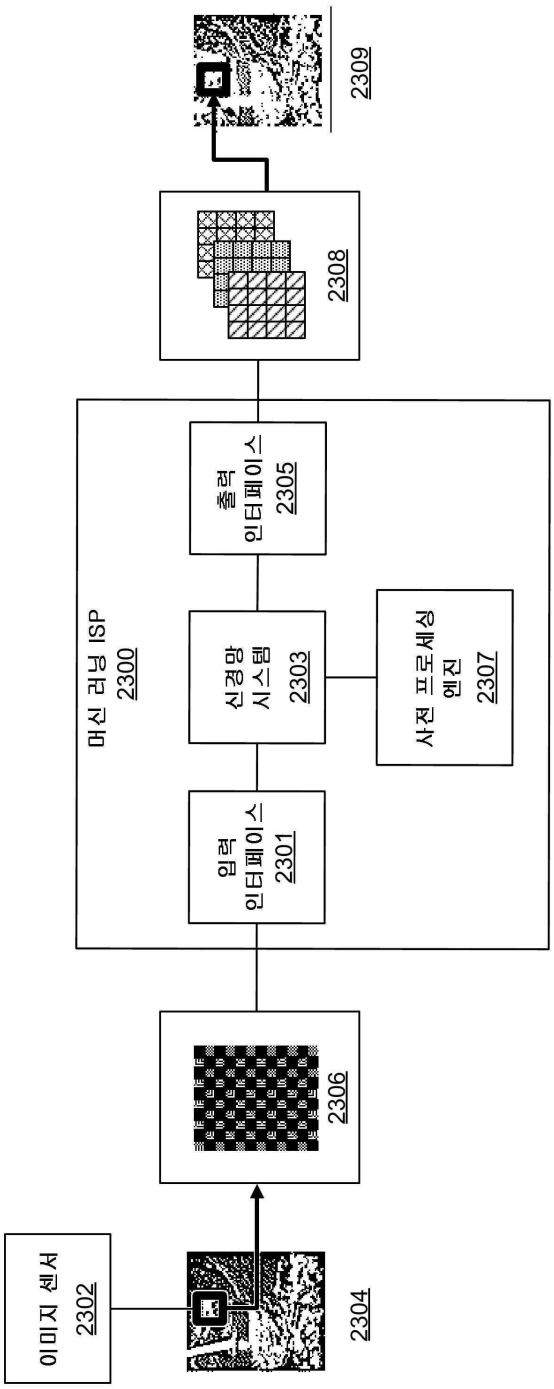
도면21d


2100D
채널 주의 2115
32xKxK
Max-pool
Avg-pool
32x1x1
32x1x1
16x1x1
sum
16x1x1

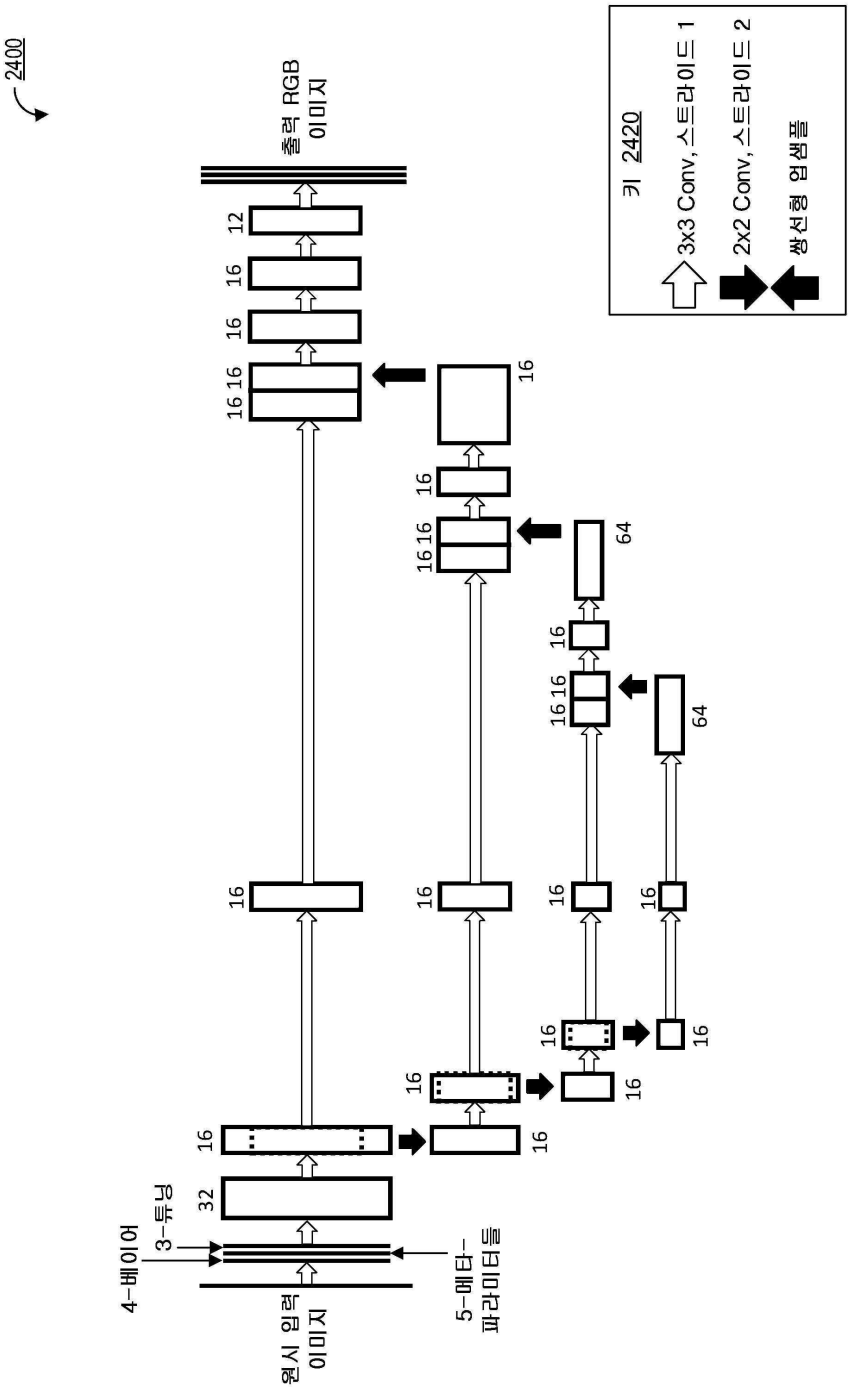
도면22


2202
2204
2206
튜닝
파라미터들
ISP
디모자이킹
색상 정정
이득
감마 압축
화이트 밸런스
톤 맵핑
2208
다수의 별개의 기능들
2209

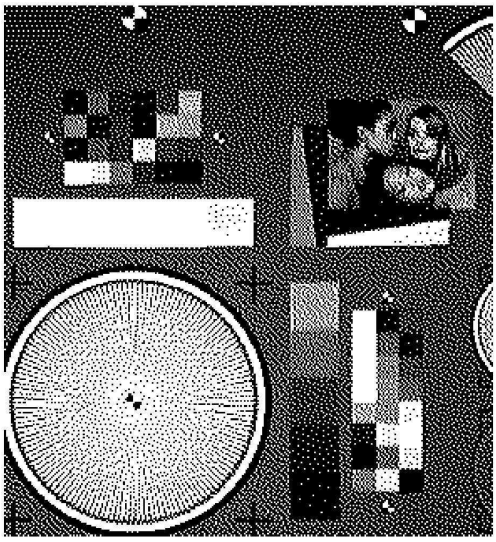
도면23


이미지 센서
2302
2304
2306
머신 러닝 ISP
2300
입력
인터페이스
2301
신경망
시스템
2303
사전 프로세싱
엔진
2307
출력
인터페이스
2305
2308
2309

도면24

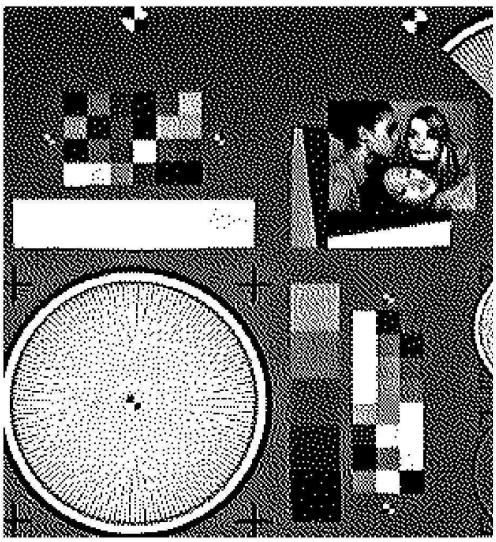

2400
출력 RGB 이미지
키 2420
3x3 Conv, 스트라이드 1
2x2 Conv, 스트라이드 2
쌍선형 업샘플
원시 입력 이미지
3-튜닝
4-베이어
5-메타-파라미터들

도면25a



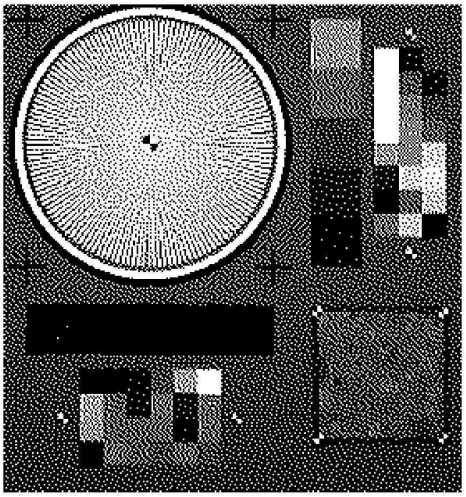
톤: 0.0

도면25b



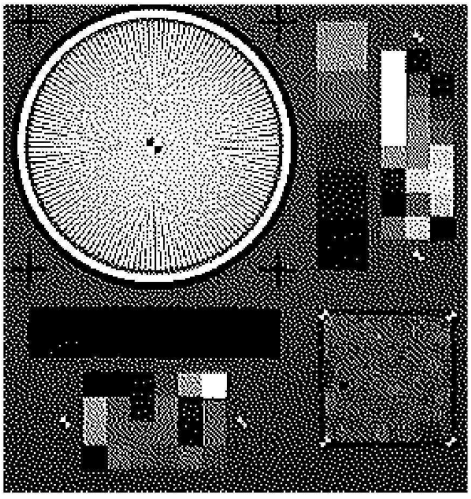
톤: 0.5

도면26a



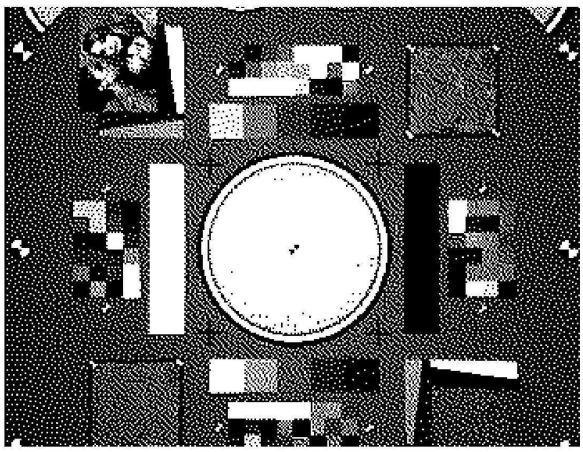
디테일: 0.0

도면26b



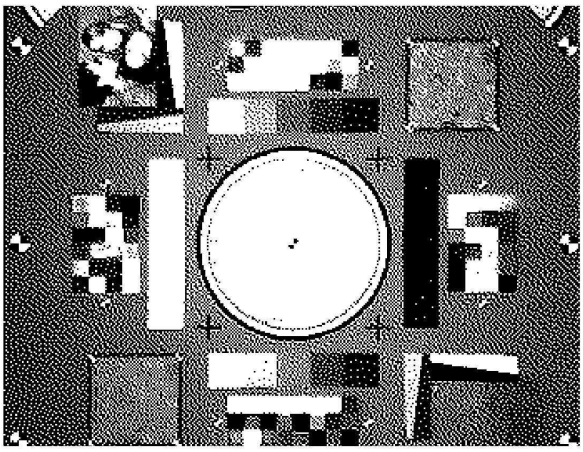
디테일: 0.5

도면27a



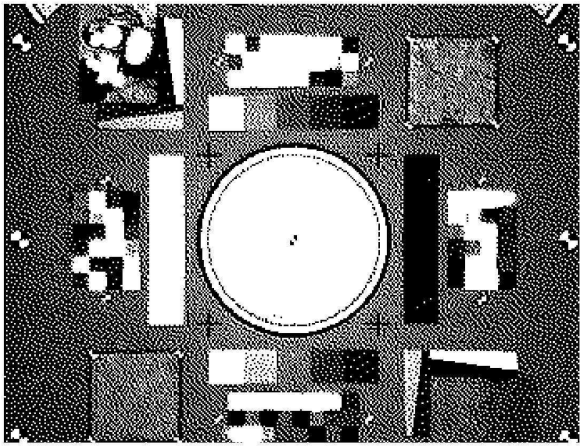
재도: 0.0

도면27b



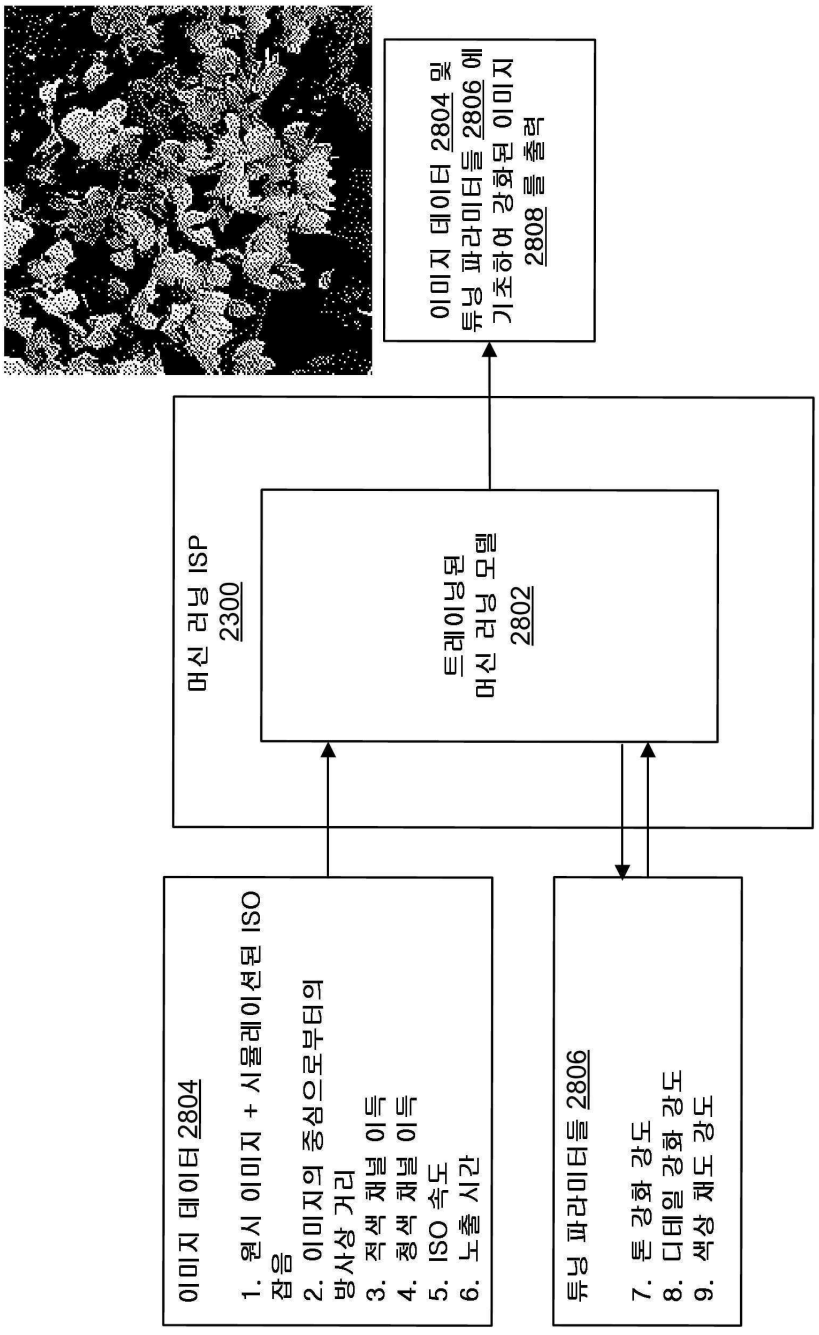
채도: 1.0

도면27c

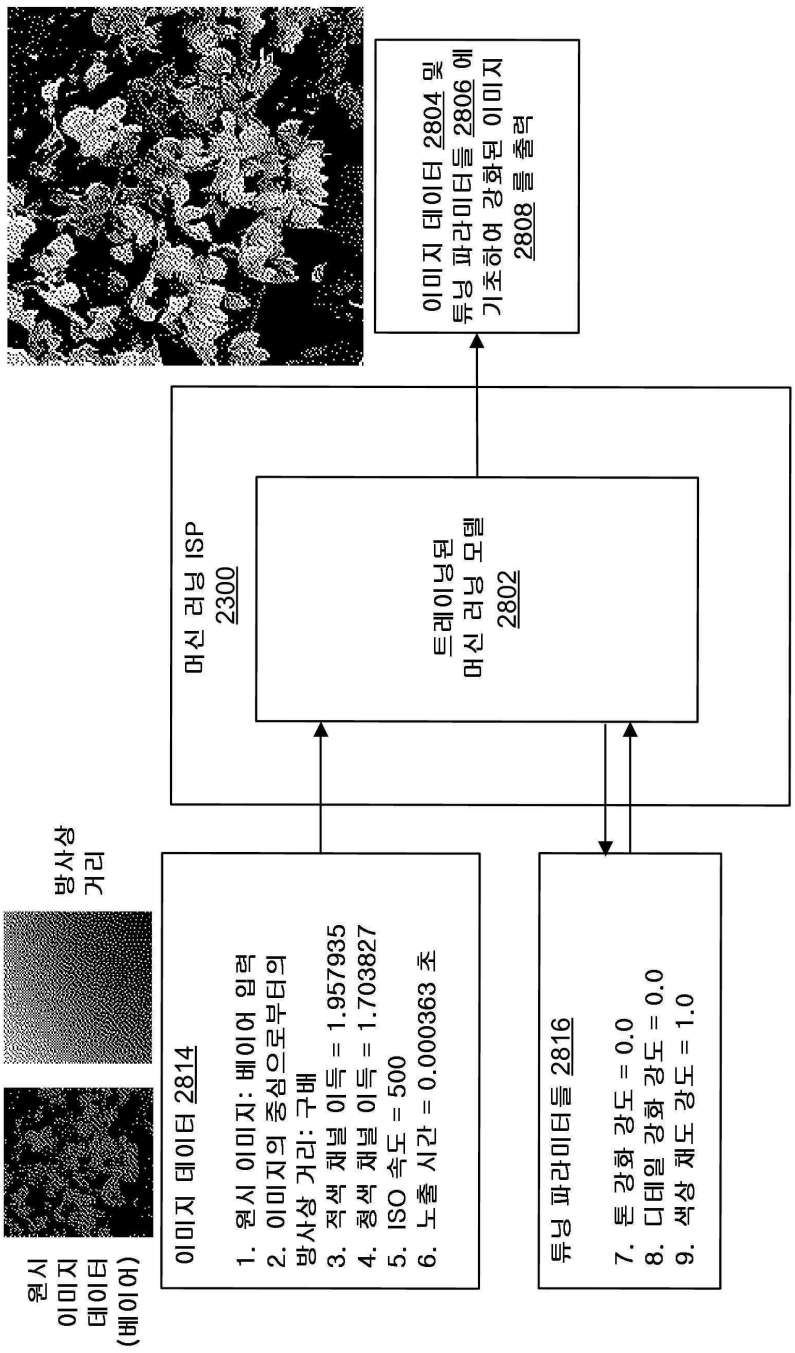


채도: 2.0

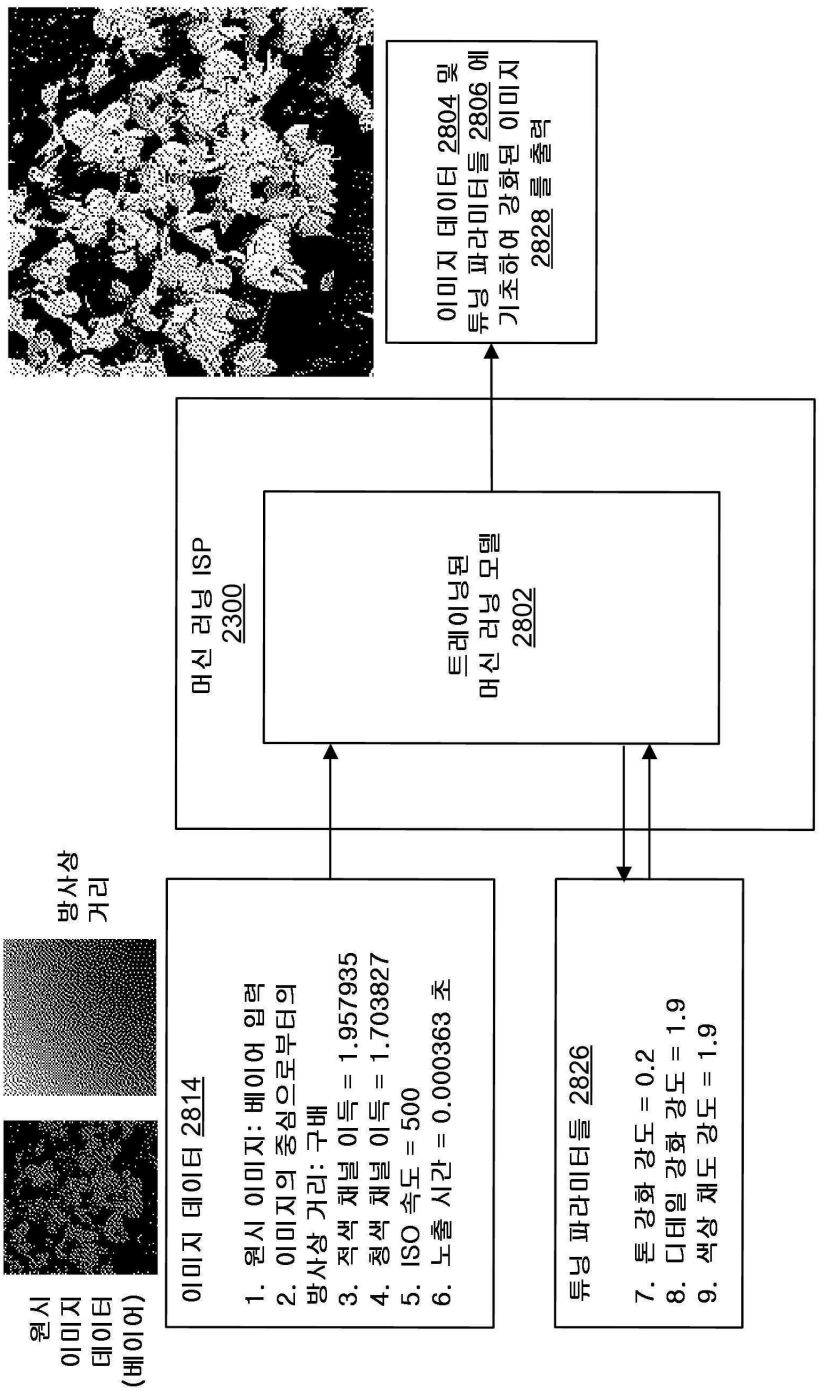
도면28


이미지 데이터 2804
1. 원시 이미지 + 시뮬레이션된 ISO 잡음
2. 이미지의 중심으로부터의 방사상 거리
3. 적색 채널 이득
4. 청색 채널 이득
5. ISO 속도
6. 노출 시간
튜닝 파라미터들 2806
7. 톤 강화 강도
8. 디테일 강화 강도
9. 색상 채도 강도
머신 러닝 ISP 2300
트레이닝된 머신 러닝 모델 2802
이미지 데이터 2804 및 튜닝 파라미터들 2806 에 기초하여 강화된 이미지 2808 를 출력

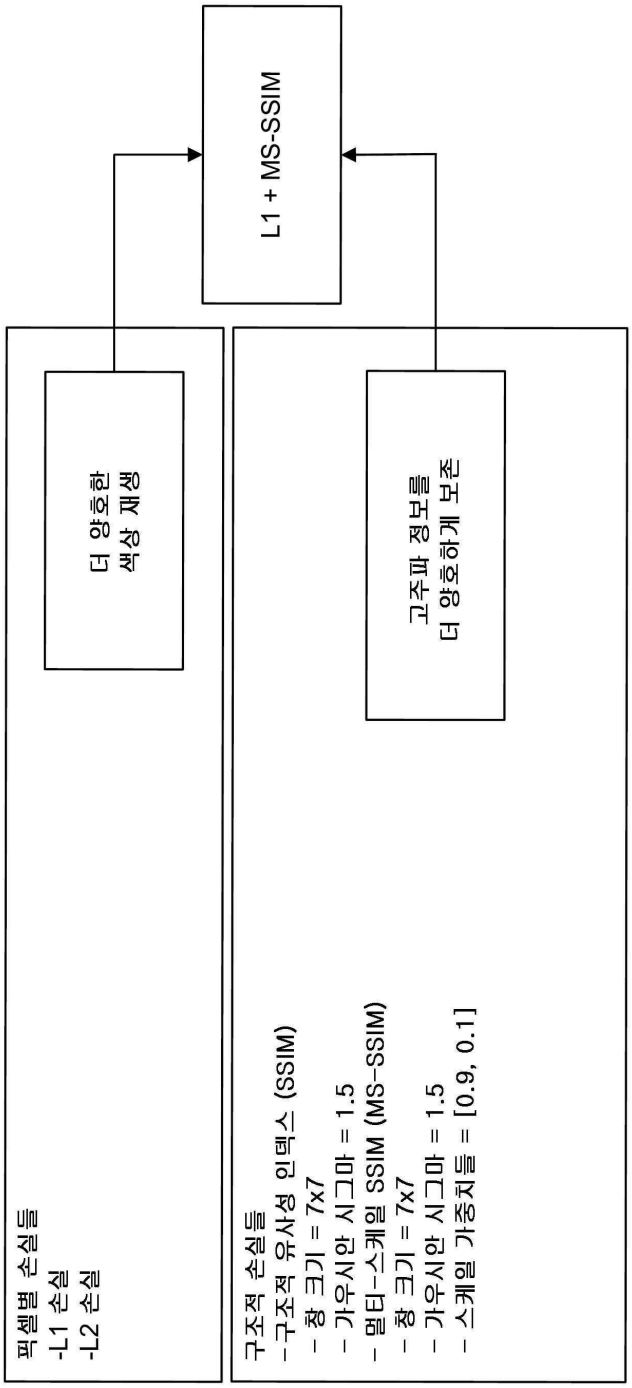
도면29


원시 이미지 데이터 (베이어)
방사상 거리
이미지 데이터 2814
1. 원시 이미지: 베이어 입력
2. 이미지의 중심으로부터의 방사상 거리: 구배
3. 적색 채널 이득 = 1.957935
4. 청색 채널 이득 = 1.703827
5. ISO 속도 = 500
6. 노출 시간 = 0.000363 초
튜닝 파라미터들 2816
7. 톤 강화 강도 = 0.0
8. 디테일 강화 강도 = 0.0
9. 색상 제도 강도 = 1.0
머신 러닝 ISP 2300
트레이닝된 머신 러닝 모델 2802
이미지 데이터 2804 및 튜닝 파라미터들 2806 에 기초하여 강화된 이미지 2808 를 출력

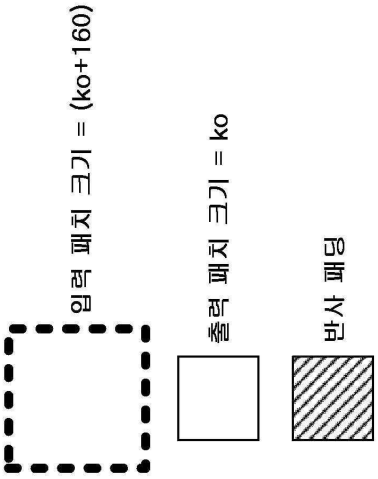
도면30

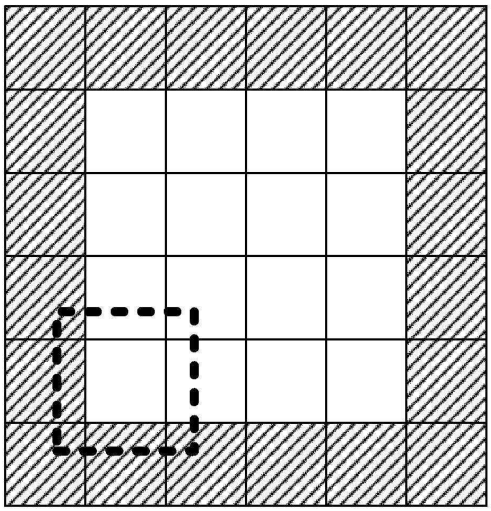

원시 이미지 데이터 (베이어)
방사상 거리
이미지 데이터 2814
1. 원시 이미지: 베이어 입력
2. 이미지의 중심으로부터의 방사상 거리: 구배
3. 적색 채널 이득 = 1.957935
4. 청색 채널 이득 = 1.703827
5. ISO 속도 = 500
6. 노출 시간 = 0.000363 초
튜닝 파라미터들 2826
7. 톤 강화 강도 = 0.2
8. 디테일 강화 강도 = 1.9
9. 색상 채도 강도 = 1.9
머신 러닝 ISP 2300
트레이닝된 머신 러닝 모델 2802
이미지 데이터 2804 및 튜닝 파라미터들 2806 에 기초하여 강화된 이미지 2828 를 출력

도면31

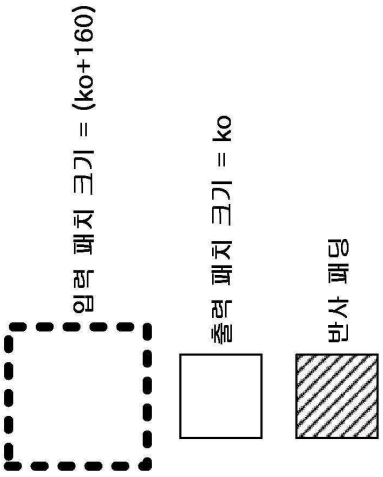

L1 + MS-SSIM
더 양호한
색상 재생
고주파 정보를
더 양호하게 보존
픽셀별 손실들
-L1 손실
-L2 손실
구조적 손실들
-구조적 유사성 인덱스 (SSIM)
- 창 크기 = 7x7
- 가우시안 시그마 = 1.5
- 멀티-스케일 SSIM (MS-SSIM)
- 창 크기 = 7x7
- 가우시안 시그마 = 1.5
- 스케일 가중치들 = [0.9, 0.1]

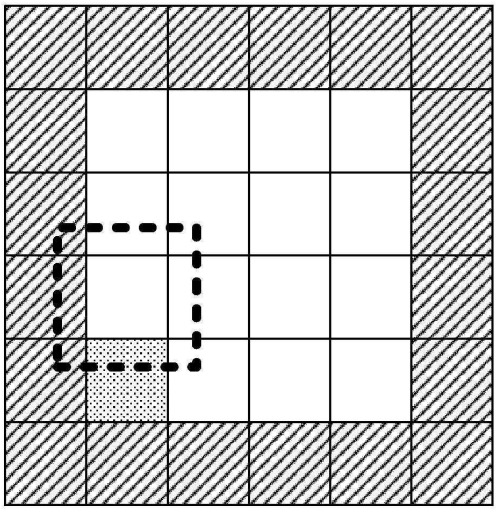
도면32



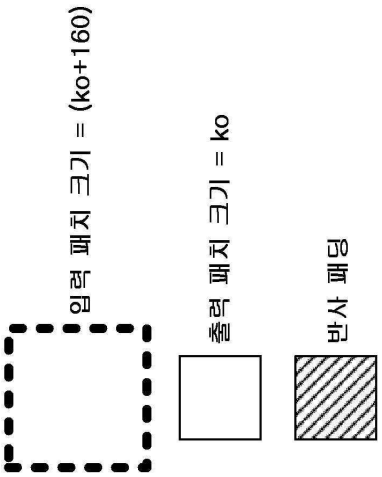


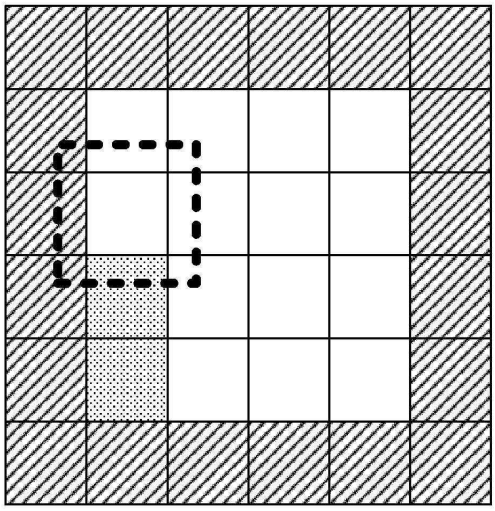
도면33



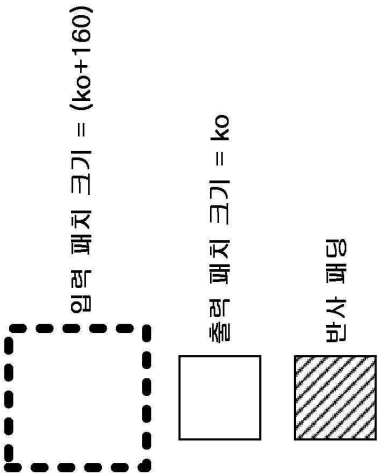


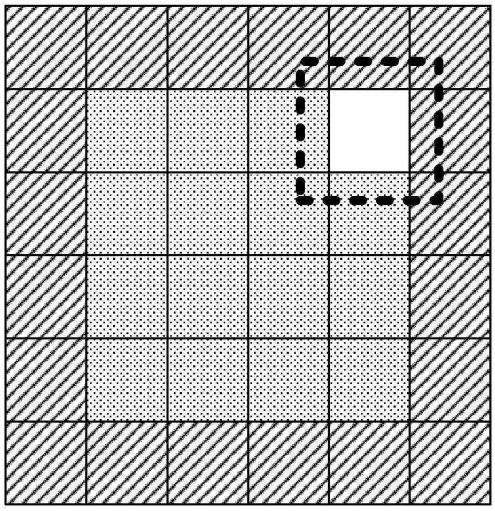
도면34



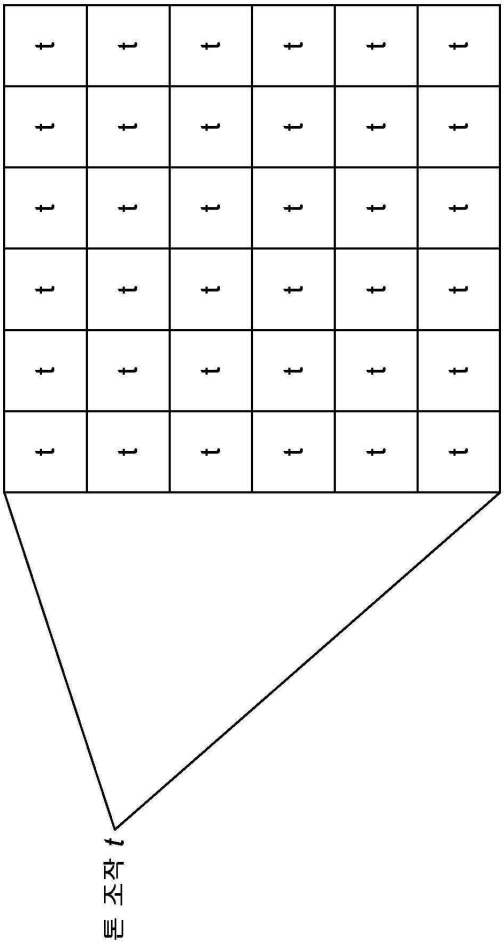


도면35

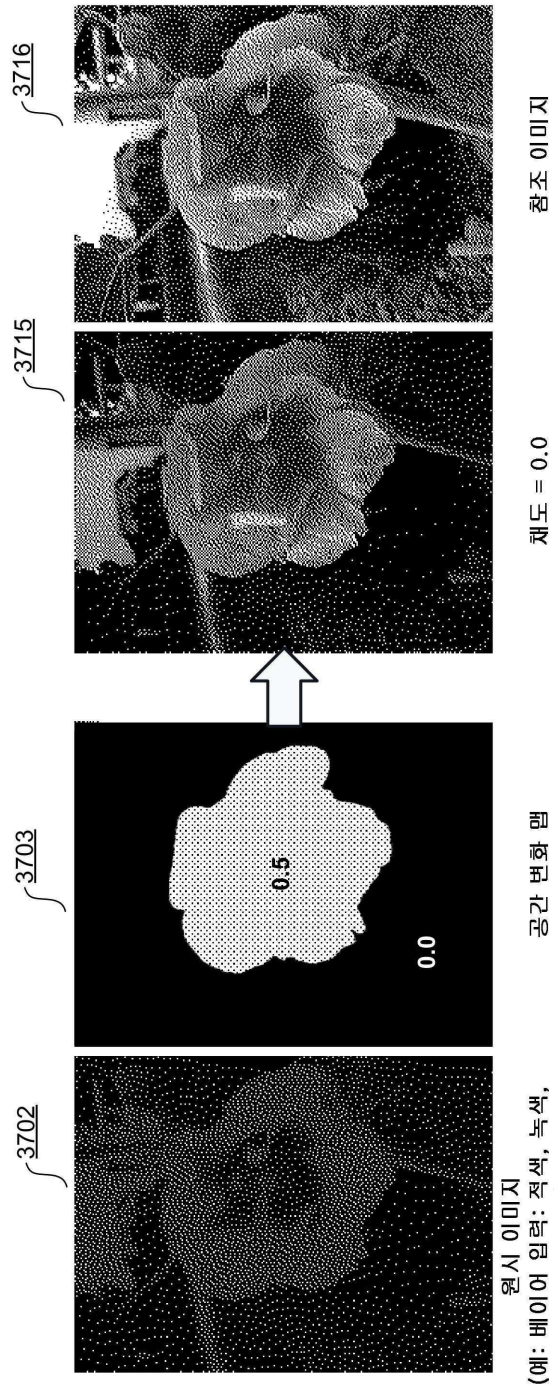




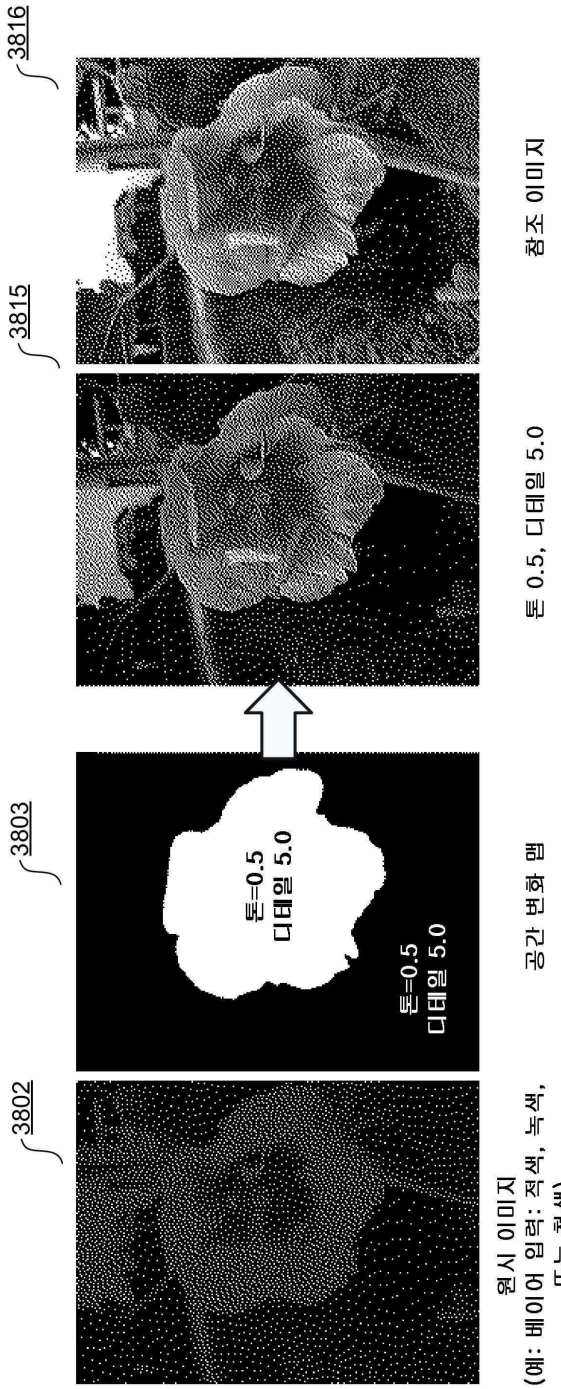
도면36



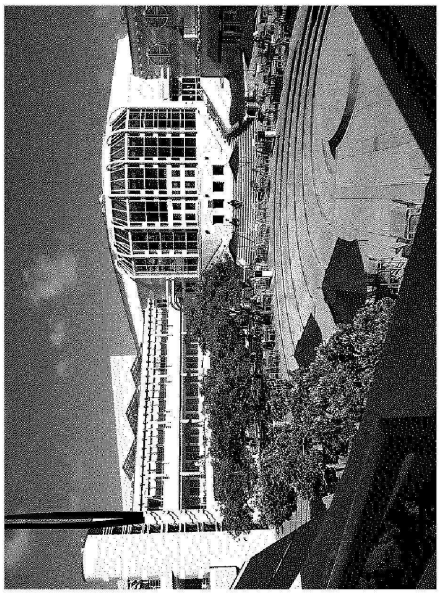
도면37


3716
3715
3703
3702
0.5
0.0
원시 이미지
(예: 베이어 입력: 적색, 녹색,
또는 청색)
공간 변화 맵
채도 = 0.0
참조 이미지

도면38

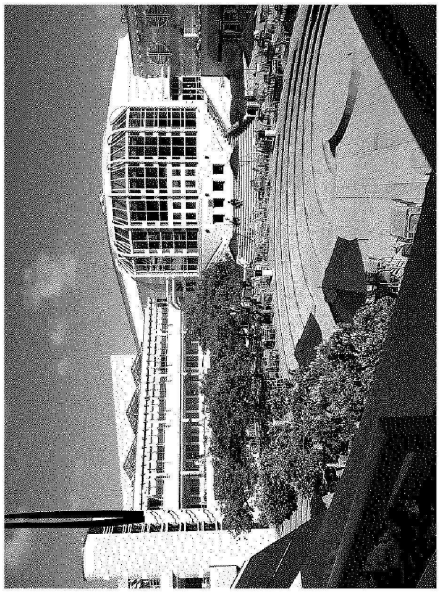

3802
3803
3815
3816
톤=0.5
디테일 5.0
톤=0.5
디테일 5.0
원시 이미지
(예: 베이어 입력: 적색, 녹색,
또는 청색)
공간 변화 맵
톤 0.5, 디테일 5.0
참조 이미지

도면39



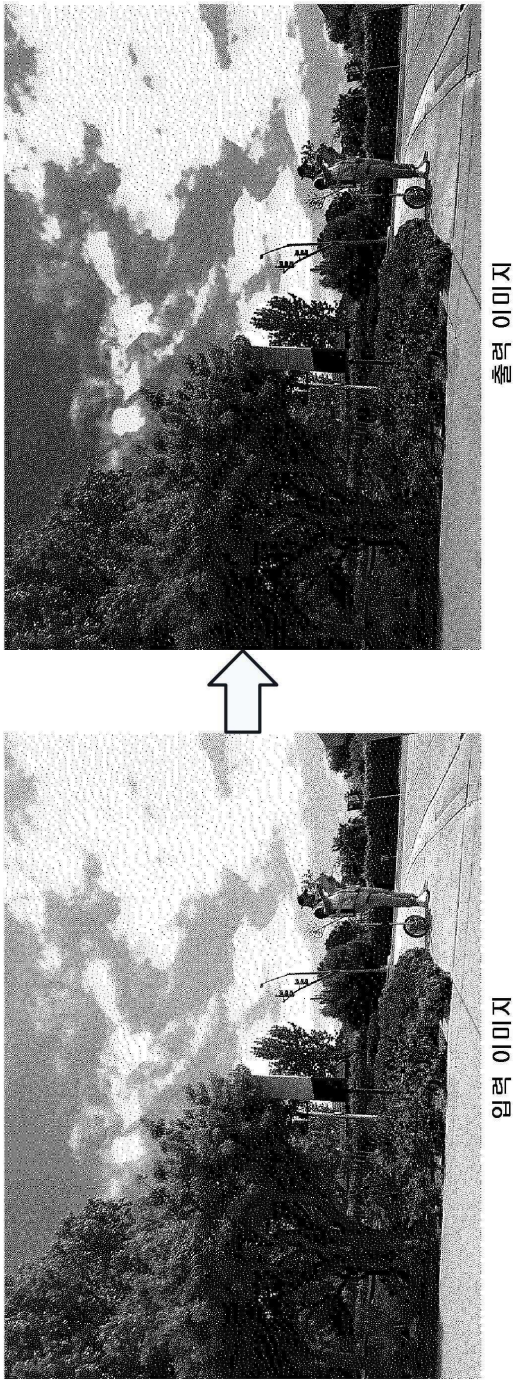
자동 조정 이미지



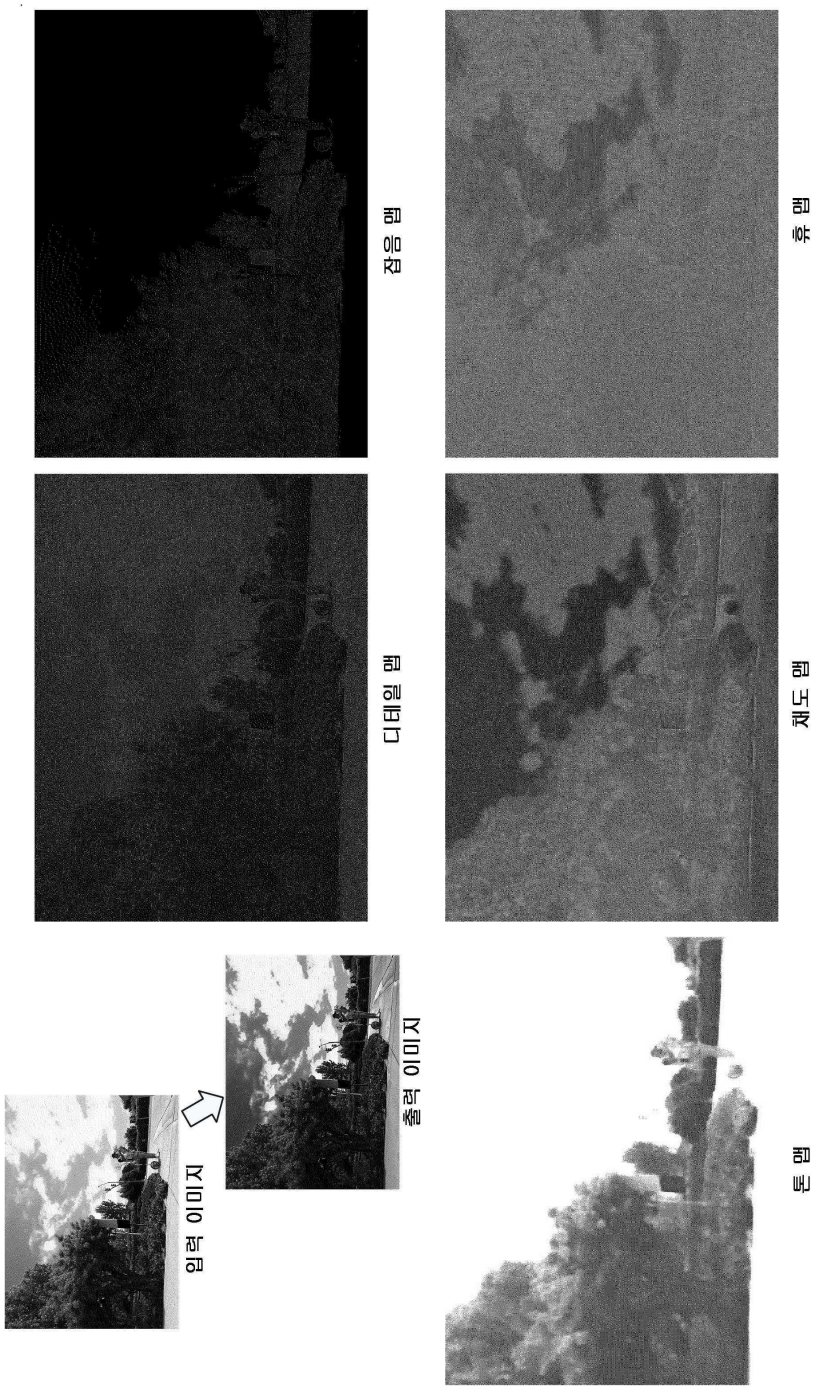


입력 이미지

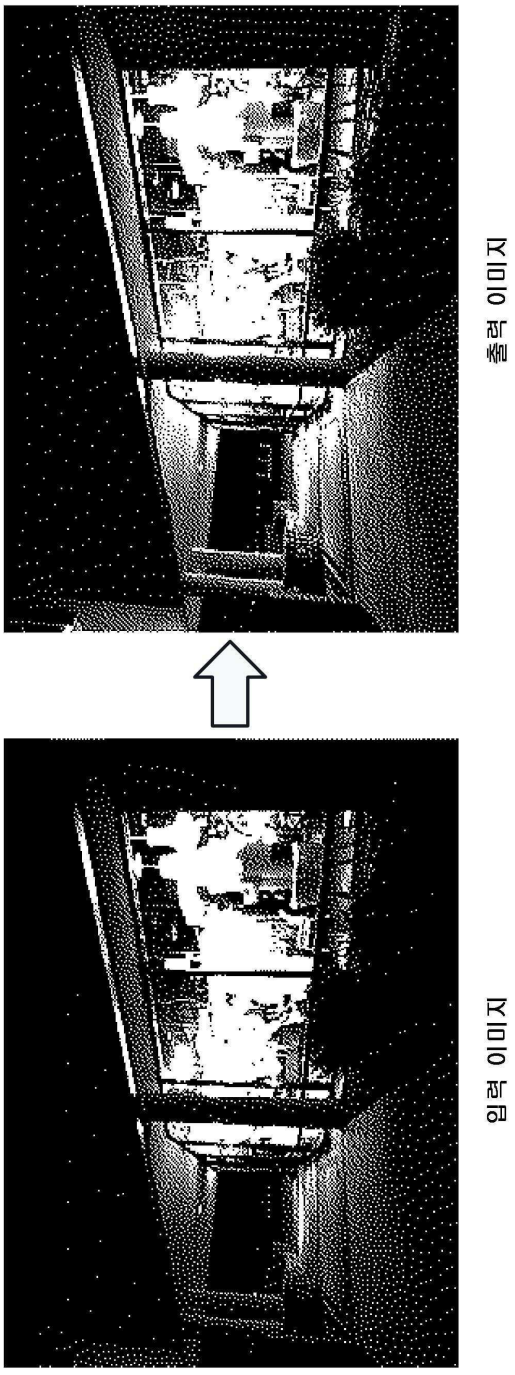
도면40a



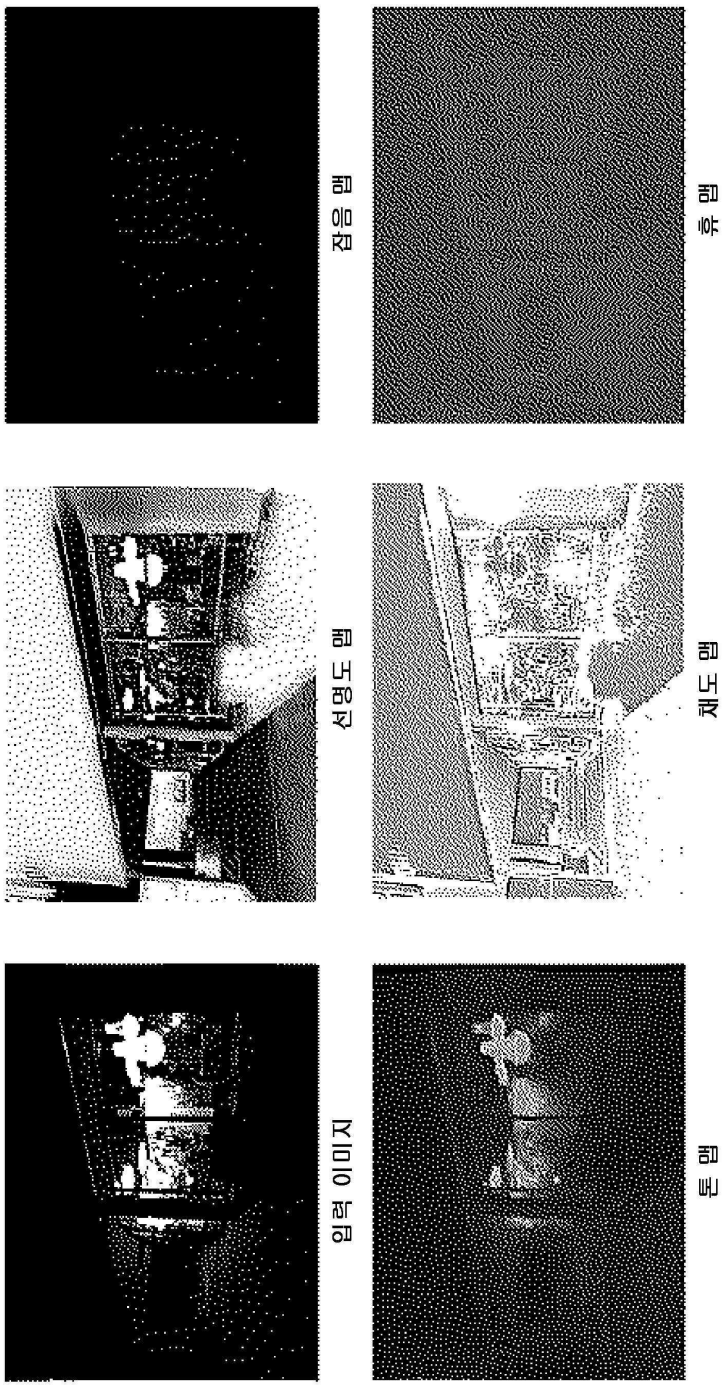
도면40b



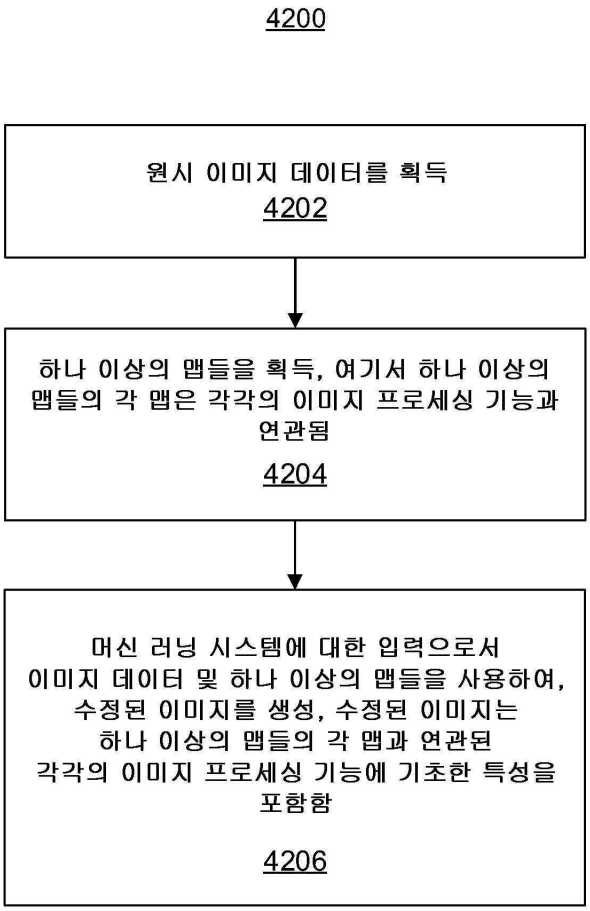
도면41a



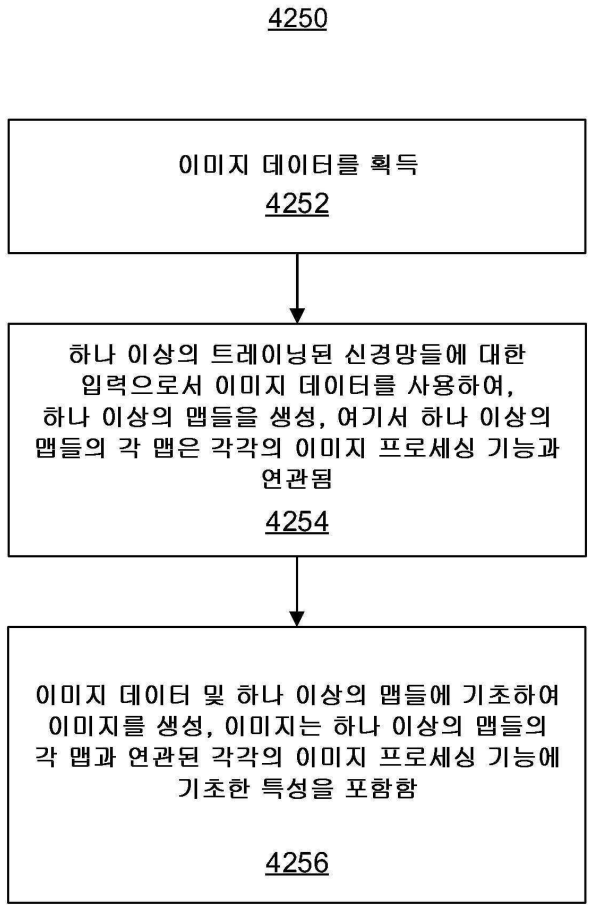
도면41b



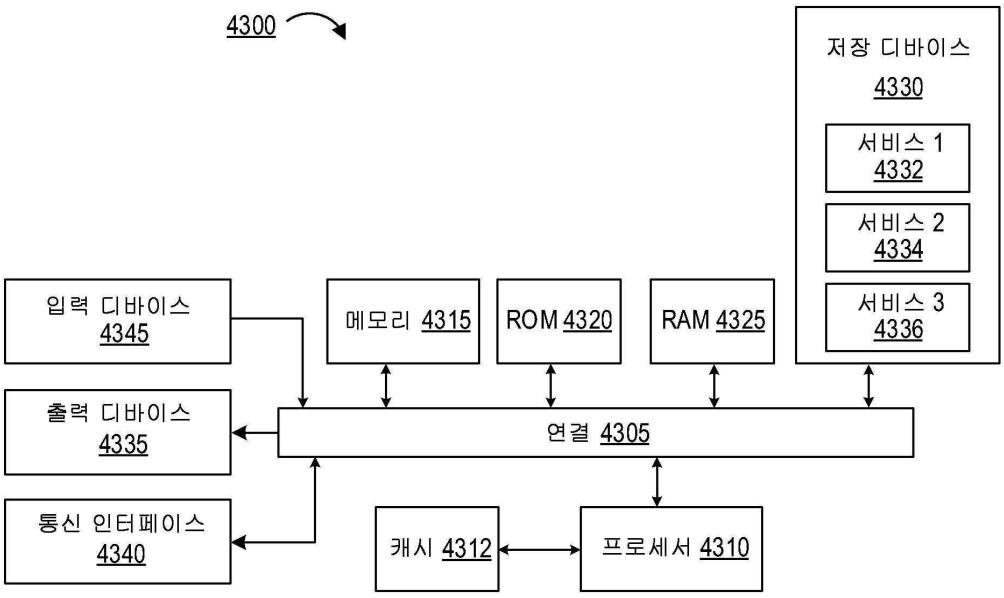
도면42a


4200
원시 이미지 데이터를 획득
4202
하나 이상의 맵들을 획득, 여기서 하나 이상의 맵들의 각 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관됨
4204
머신 러닝 시스템에 대한 입력으로서 이미지 데이터 및 하나 이상의 맵들을 사용하여, 수정된 이미지를 생성, 수정된 이미지는 하나 이상의 맵들의 각 맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함함
4206

도면42b


4250
이미지 데이터를 획득
4252
하나 이상의 트레이닝된 신경망들에 대한 입력으로서 이미지 데이터를 사용하여, 하나 이상의 맵들을 생성, 여기서 하나 이상의 맵들의 각 맵은 각각의 이미지 프로세싱 기능과 연관됨
4254
이미지 데이터 및 하나 이상의 맵들에 기초하여 이미지를 생성, 이미지는 하나 이상의 맵들의 각 맵과 연관된 각각의 이미지 프로세싱 기능에 기초한 특성을 포함함
4256

도면43


4300
저장 디바이스
4330
서비스 1
4332
서비스 2
4334
서비스 3
4336
입력 디바이스
4345
메모리 4315
ROM 4320
RAM 4325
출력 디바이스
4335
연결 4305
통신 인터페이스
4340
캐시 4312
프로세서 4310