



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2025년06월26일

(11) 등록번호 10-2824321

(24) 등록일자 2025년06월19일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06T 11/00 (2006.01) G06N 3/045 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01) G06T 3/40 (2024.01)

G06T 7/00 (2017.01) G06V 10/44 (2022.01)

G06V 10/50 (2022.01) G06V 10/764 (2022.01)

G06V 10/774 (2022.01) G06V 10/82 (2022.01)

G06V 40/16 (2022.01)

(52) CPC특허분류

G06T 11/00 (2013.01)

G06N 3/045 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2023-7002611

(22) 출원일자(국제) 2021년06월29일

심사청구일자 2023년01월20일

(85) 번역문제출일자 2023년01월20일

(65) 공개번호 10-2023-0028481

(43) 공개일자 2023년02월28일

(86) 국제출원번호 PCT/EP2021/067890

(87) 국제공개번호 WO 2022/002964

국제공개일자 2022년01월06일

(30) 우선권주장

63/046,011 2020년06월30일 미국(US)

2009199 2020년09월11일 프랑스(FR)

(56) 선행기술조사문헌

US20140229239 A1*

(뒷면에 계속)

전체 청구항 수 : 총 12 항

심사관 : 이병우

(54) 발명의 명칭 공간 인식 조건부 GAN들을 이용하는 고해상도 제어가능한 얼굴 노화

(57) 요약

연속적인 노화를 시뮬레이션하기 위해 고해상도 이미지를 포함하는 얼굴의 이미지를 제어가능하게 변형하기 위한 컴퓨팅 디바이스들 및 방법들 등이 제공된다. 인증 특정 노화 정보 및 약한 공간 감도는 GAN 기반 생성기를 포함하는 모델 훈련을 통해 정의된 노화 프로세스를 안내하기 위해 사용된다. 노화 맵들은 인증 특정 노화 정보를

(뒷면에 계속)

대표도

피부 징후 점수들 또는 겉보기 연령 값들로서 프레젠테이션한다. 점수들은 피부 징후에 연관된 얼굴의 피부 징후 구역의 개별 위치에 연관하여 맵에 위치된다. 얼굴의 상이한 부분들로부터 유사한 패치들을 구별하기 위해 특히 위치 정보에 연관된 패치 기반 훈련은 리소스 사용을 최소화하면서 고해상도 이미지들을 훈련하기 위해 사용된다.

(52) CPC특허분류

G06N 3/088 (2023.01)
G06T 3/4053 (2024.01)
G06T 7/0012 (2013.01)
G06V 10/454 (2023.08)
G06V 10/50 (2023.08)
G06V 10/765 (2023.08)
G06V 10/774 (2023.08)
G06V 10/82 (2022.01)
G06V 40/171 (2022.01)

(56) 선행기술조사문헌

US20200170564 A1*
 Peipei Li, et al., "Global and Local Consistent Age Generative Adversarial Networks", ICPR 2018, arXiv:1801.08390v1 [cs.CV] 25 Jan 2018*
 KR1020200003402 A
 US20180150684 A1
 *는 심사관에 의하여 인용된 문헌

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨팅 디바이스로서,

소스 이미지에 적어도 하나의 얼굴 효과를 적용하고, 효과 적용된 소스 이미지의 가상 인스턴스를 인터페이스 상에 생성하도록 구성된 프로세싱 회로부를 포함하는 얼굴 효과 유닛

을 포함하고, 상기 얼굴 효과 유닛은 상기 얼굴의 원본 이미지와 변환된 이미지 사이의 복수의 연령 관련 피부 징후에 대한 연속적인 컨트롤로 노화를 시뮬레이션하기 위해 생성기를 이용하고, 상기 생성기는 상기 피부 징후들에 대한 개별 노화 타겟들을 사용하여 상기 원본 이미지를 변환하도록 구성되고,

상기 노화 타겟들은 상기 피부 징후들 중의 개별 피부 징후들에 연관된 상기 얼굴의 구역들을 식별하는 노화 맵으로서 상기 생성기에 제공되고, 상기 노화 맵 내의 각각의 구역은 연관된 피부 징후에 대응하는 개별 노화 타겟으로 채워지고,

상기 생성기는 노화 맵들의 형태로 상기 노화 타겟들을 통합하기 위해 디코더에 잔차 블록들을 포함하는 완전 컨볼루션 인코더-디코더고, 특정 훈련 이미지의 일부 및 연관된 노화 맵의 대응하는 패치를 사용하는 패치 기반 훈련을 사용하여 구성되고,

상기 잔차 블록들은 상기 특정 훈련 이미지의 상기 일부 및 상기 연관된 노화 맵의 상기 대응하는 패치의 개별 위치를 나타내기 위한 위치 정보를 포함하고,

상기 위치 정보는 상기 원본 이미지의 높이 및 폭(H×W) 크기에 관련된 수평 기울기 맵 및 수직 기울기 맵으로부터 정의된 개별 X 및 Y 좌표 맵을 사용하여 제공되는, 컴퓨팅 디바이스.

청구항 2

제1항에 있어서,

제품 및/또는 서비스의 추천을 프레젠테이션하고 상기 제품 및/또는 서비스의 선택을 수신하도록 구성된 프로세싱 회로부를 포함하는 추천 유닛

을 더 포함하고, 상기 제품 및/또는 서비스는 상기 피부 징후들 중 적어도 하나에 대한 노화 타겟 수정기에 연관되며;

상기 얼굴 효과 유닛은 상기 선택에 응답하여 상기 노화 타겟 수정기를 사용하여 상기 피부 징후들에 대한 개별 노화 타겟들을 생성함으로써 상기 소스 이미지 상에 상기 제품 및/또는 서비스의 효과를 시뮬레이션하도록 구성되는, 컴퓨팅 디바이스.

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 추천 유닛은:

상기 소스 이미지를 사용하여 현재 피부 징후 점수들을 결정하기 위해 피부 징후 분석기를 호출하는 것; 및

상기 현재 피부 징후 점수들을 사용하여 상기 제품 및/또는 서비스를 결정하는 것

에 의해 상기 추천을 획득하도록 구성되는, 컴퓨팅 디바이스.

청구항 4

제3항에 있어서, 상기 피부 징후 분석기는 딥 러닝 모델을 사용하여 상기 소스 이미지를 분석하도록 구성되는, 컴퓨팅 디바이스.

청구항 5

제3항에 있어서, 상기 노화 타겟들은 상기 현재 피부 징후 점수들 및 상기 노화 타겟 수정기로부터 정의되는,

컴퓨팅 디바이스.

청구항 6

삭제

청구항 7

제1항에 있어서, 상기 노화 맵은 상기 연관된 피부 징후의 점수 값에 의해 상기 연관된 피부 징후에 대한 특정 노화 타겟을 표현하는, 컴퓨팅 디바이스.

청구항 8

제1항에 있어서, 상기 노화 맵은 상기 연관된 피부 징후에 대한 겉보기 연령 값에 의해 상기 연관된 피부 징후에 대한 특정 노화 타겟을 표현하는, 컴퓨팅 디바이스.

청구항 9

제8항에 있어서, 상기 노화 맵은 상기 연관된 피부 징후의 점수 값이 이용가능한 경우에는 상기 점수 값, 및 상기 점수 값이 이용가능하지 않은 경우에는 겉보기 연령 값에 의해, 상기 연관된 피부 징후에 대한 특정 노화 타겟을 표현하는, 컴퓨팅 디바이스.

청구항 10

제1항에 있어서, 상기 노화 맵은 상기 노화 타겟들을 표현하기 위해 픽셀 강도를 사용하도록 정의되는, 컴퓨팅 디바이스.

청구항 11

삭제

청구항 12

삭제

청구항 13

제2항에 있어서, 상기 제품은 재생 제품, 안티-에이징 제품, 및 코스메틱 메이크업 제품 중 하나를 포함하는, 컴퓨팅 디바이스.

청구항 14

제2항에 있어서, 상기 서비스는 재생 서비스, 안티-에이징 서비스, 및 코스메틱 서비스 중 하나를 포함하는, 컴퓨팅 디바이스.

청구항 15

제1항 또는 제2항에 있어서, 상기 인터페이스는 제품들 및 서비스들 중 임의의 것의 구매들을 가능하게 하는 전자상거래 인터페이스를 포함하는, 컴퓨팅 디바이스.

청구항 16

삭제

청구항 17

삭제

청구항 18

삭제

청구항 19

삭제

청구항 20

삭제

청구항 21

삭제

청구항 22

삭제

청구항 23

삭제

청구항 24

삭제

청구항 25

삭제

청구항 26

삭제

청구항 27

삭제

청구항 28

삭제

청구항 29

삭제

청구항 30

삭제

청구항 31

삭제

청구항 32

삭제

청구항 33

삭제

청구항 34

삭제

청구항 35

삭제

청구항 36

삭제

청구항 37

삭제

청구항 38

삭제

청구항 39

삭제

청구항 40

삭제

청구항 41

삭제

청구항 42

삭제

청구항 43

삭제

청구항 44

삭제

청구항 45

삭제

청구항 46

삭제

청구항 47

삭제

발명의 설명

기술 분야

상호 참조

본 출원은 2020년 6월 30일자로 출원되고 발명의 명칭이 "공간 인식 조건부 GAN을 이용하는 고해상도 제어가능한 얼굴 노화(High-Resolution Controllable Face Aging with Spatially-Aware Conditional GANs)"인 미국 가출원 제63/046,011호, 및 2020년 9월 11일자로 출원되고 발명의 명칭이 "공간 인식 조건부 GAN을 이용하는 고해상도 제어가능한 얼굴 노화(High-Resolution Controllable Face Aging with Spatially-Aware Conditional GANs)"인 선행 프랑스 특허 출원 제2009199호에 대한 우선권 및/또는 이익을 주장하며, 허용가능한 경우, 이들

각각의 전체 내용이 여기에 참조에 의해 포함된다.

[0003] 분야

[0004] 본 개시내용은 이미지 프로세싱, 및 더 구체적으로 공간 인식 조건부 생성적 대립망들(generative adversarial networks)(GANs)을 이용한 고해상도 제어가능한 얼굴 노화에 관한 것이다.

배경 기술

[0005] 얼굴 노화(face aging)는 기준 이미지가 대상의 정체성 및 핵심적인 얼굴 피쳐들을 보존하면서 상이한 연령의 사람의 인상을 주도록 변형되어야 하는 이미지 합성 태스크이다. 올바르게 수행되면, 이 프로세스는 실종자의 장래 모습 예측으로부터 엔터테인먼트 및 교육적 용도에 이르기까지 다양한 영역들에서 사용될 수 있다. 초점은 고해상도 얼굴 노화를 달성하는 데 맞춰질 수 있으며, 이는 노화의 미세한 세부사항들(잔주름, 색소침착 등)을 캡처하는 데 유용한 단계들이기 때문이다. 최근 몇 년 동안, GANs[14]는 이 태스크에 대한 학습 기반 접근방식을 허용했다. 그러나, 결과들은 종종 품질이 부족하고, 제한된 노화 옵션들만을 제공한다. StarGAN[10]과 같은 인기 있는 모델들은 추가 조정 및 수정 없이 설득력 있는 결과들을 생성하지 못한다. 이것은 부분적으로 노화를 실제 또는 겉보기 연령으로 줄이는 선택에서 비롯된다[1]. 또한, 현재 접근방식들은 노화를 단계적 프로세스로 처리하여, 연령을 빈들(bins)(30-40, 40-50, 50+ 등)으로 분할한다[2, 16, 28, 30, 32].

[0006] 실제로, 노화는 얼굴 피쳐들 및 인종과 같은 유전적 요인들은 물론, 라이프스타일 선택(흡연, 수분 공급, 햇볕 손상 등) 또는 행동에 따라 다수의 형태를 취할 수 있는 연속적인 프로세스이다. 특히, 표정 주름은 습관적인 얼굴 표정에 의해 촉진되며, 이마, 윗입술 또는 눈꼬리(눈가 주름(crow's feet))에 두드러질 수 있다. 추가로, 노화는 연령을 평가하는 사람의 문화적 배경에 의존하기 때문에 주관적이다. 이러한 요인들은 얼굴 노화에 대한 보다 세밀한 접근방식을 요구한다.

[0007] 얼굴 노화에 대한 기존 접근방식들과 데이터세트들은 평균에 치우친 결과들을 생성하며, 개인차와 표정 주름은 종종 얼굴 살찌우기(fattening)와 같은 전체적인 패턴을 위해 눈에 보이지 않거나 간과된다. 또한, 그들은 노화 프로세스에 대한 컨트롤을 거의 또는 전혀 제공하지 않으며, 큰 이미지로 확장되기가 어려울 수 있고, 따라서 많은 실제 애플리케이션들에서 사용되지 못한다.

발명의 내용

[0008] 본 명세서의 기술 방법론에 따르면, 연속적인 노화를 시뮬레이션하기 위해 고해상도 이미지를 포함하는 얼굴의 이미지를 제어가능하게 변형하기 위한 컴퓨팅 디바이스들 및 방법들 등에 대한 개별 실시예들이 제공된다. 실시예에서, 인종 특정 노화 정보 및 약한 공간 감독(spatial supervision)은 GAN 기반 생성기를 포함하는 모델 훈련을 통해 정의된 노화 프로세스를 안내하기 위해 사용된다. 실시예에서, 노화 맵들은 인종 특정 노화 정보를 피부 징후 점수들 또는 겉보기 연령 값들로서 프레젠테이션한다. 실시예에서, 점수들은 피부 징후에 연관된 얼굴의 피부 징후 구역의 개별 위치에 연관하여 맵에 위치된다. 실시예에서, 얼굴의 상이한 부분들로부터 유사한 패치들을 구별하기 위해 특히 위치 정보에 연관된 패치 기반 훈련은 계산 리소스 사용을 최소화하면서 고해상도 이미지들을 훈련하기 위해 사용된다.

도면의 간단한 설명

[0009] 도 1은 실시예에 따라 연속적인 방식으로 노화된 2개의 얼굴을 개별 행들에서 보여주는 고해상도 얼굴들의 어레이이다.

도 2a, 도 2b, 도 2c 및 도 2d는 도 2e에 도시된 얼굴의 일부 개별 노화 징후 구역들을 보여주는 이미지들이다. 도 2e는 또한 실시예에 따라 얼굴의 구역들에 대한 연관된 노화 징후 점수들로부터 구성된 얼굴에 대한 노화 맵을 보여준다. 도 2a 내지 도 2d에 보여진 구역들 (a)-(d)는 도 2e에 비해 확대되어 보여진다.

도 3a 및 도 3b는 수평 및 수직 위치 기울기 맵을 도시한다.

도 4 및 도 5는 실시예에 따른 훈련 워크플로우의 도시들이다.

도 6은 종래의 접근방식들과 실시예의 접근방식에 따른 노화의 비교를 보여주는 노화 이미지들의 어레이이다.

도 7은 실시예의 접근방식을 사용한 FFHQ 데이터세트로부터의 상이한 연령들 및 인종들의 6개 얼굴의 동안화, 원본 및 노화를 보여주는 이미지들의 어레이이다.

도 8은 피부 징후 값이 정의되지 않은 그룹(802) 및 실시예에 따라 피부 징후 값들이 정의된 그룹(804)의 모델 결과들을 보여주는 이미지들의 어레이(800)이다.

도 9는 실시예에 따른 연속적인 방식의 노화를 보여주는 이미지들의 어레이이다.

도 10a, 도 10b, 도 10c, 도 10d, 도 10e, 및 도 10f는 원본 이미지, 및 실시예에 따른 개별 노화 맵들을 이용한 노화된 이미지들을 보여주는 동일 얼굴의 이미지들이다.

도 11은 실시예에 따라 1024×1024 이미지에서 3개의 상이한 패치 크기를 사용한, 하나의 얼굴에 대한 동안화 결과들 및 두 번째 얼굴에 대한 노화 결과들을 보여주는 2개의 개별 얼굴에 대한 이미지들의 2개의 어레이를 도시한다.

도 12는 노화 효과들을 도시하는 이미지들의 어레이들을 보여주며, 제1 어레이는 위치 맵들을 사용하지 않고서 훈련된 모델(패치)을 사용한 노화를 보여주고, 제2 어레이는 위치 맵들을 사용하여 훈련된 모델(패치)을 사용한 노화를 보여주며, 각각의 모델은 실시예에 따라 훈련되었다.

도 13은 노화 효과들을 도시하는 이미지들의 어레이들을 보여주며, 제1 어레이는 균일한 피쳐 맵들을 사용하여 훈련된 모델(패치)을 사용한 노화를 보여주고, 제2 어레이는 실시예에 따라 노화 맵들을 사용하여 훈련된 모델(패치)을 사용한 노화를 보여준다.

도 14는 실시예에 따른 복수의 컴퓨팅 디바이스를 포함하는 컴퓨터 시스템의 블록도이다.

얼굴 이미지들을 포함하는 도면들은 본 개시내용에서의 프레젠테이션 목적으로 마스킹되며, 사용 시에는 마스킹되지 않는다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0010] 본 명세서의 기술 방법론에 따르면, 개별 실시예들은 국소 노화 징후들을 개별적으로 변형(transforming)할 수 있는 모델을 생성함으로써 고해상도 얼굴 노화 결과들을 획득하는 것에 관련된 시스템들 및 방법들이다. 도 1은 실시예에 따라 연속적인 방식으로 노화된 2개의 얼굴을 개별 행들(102 및 104)에서 보여주는 고해상도 얼굴들의 어레이(100)이다.
- [0011] 실시예에서, 큐레이팅된 고해상도 데이터세트는 상세한 최첨단 노화 결과들을 생성하기 위해 신규 기법들(의 조합)과 연관하여 사용된다. 임상적 노화 징후들 및 약한 공간 감독은 노화 프로세스에 대한 세밀한 컨트롤을 허용한다.
- [0012] 실시예에서, 모델 훈련의 계산 비용을 낮게 유지하면서 고해상도 이미지들에 대한 추론을 가능하게 하기 위해 패치 기반 접근방식이 도입된다. 이는 모델이 이전 방법들보다 4배 더 큰 규모로 최첨단 노화 결과들을 제공할 수 있도록 허용한다.
- [0013] 관련 작업
- [0014] 조건부 생성적 대립망들(조건부 GAN들)[14]은 적대적 손실(adversarial loss)의 원리를 활용하여, 생성적 모델에 의해 생성된 샘플들을 실제 샘플들과 구별할 수 없도록 강제한다. 이러한 접근방식은 특히 이미지 생성의 영역에서 인상적인 결과들을 가져왔다. GAN들은 하나 또는 여러 조건에 기초하여 이미지들을 생성하도록 확장될 수 있다. 결과적인 조건부 GAN들은 사실성과 조건 기준 둘 다를 충족하는 이미지들을 생성하도록 훈련된다.
- [0015] 페어링되지 않은 이미지-대-이미지 변환 조건부 GAN들은 이미지-대-이미지 변환[18] 태스크들을 위한 강력한 도구이고, 여기서 변형된 이미지를 합성하기 위해 입력 이미지가 모델에 제공된다. StarGAN[10]은 원하는 변형이 적용되도록 지정하기 위해 추가 조건을 사용하는 방식을 도입했다. 그들은 입력 이미지에 연쇄된 피쳐 맵들[10]의 형태로 생성기에 입력 조건을 공급할 것을 제안하지만, 새로운 접근방식들은 더 최적의 방식으로 조건을 생성기에 제공하기 위해, AdaIN[20] 또는 그것의 2D 확장 SPADE[22]와 같은 더 복잡한 메커니즘들을 사용한다. 이전 기법들은 상이한 도메인들에서 픽셀 정렬된 훈련 이미지들을 필요로 했지만, CycleGAN[34] 및 StarGAN[10]과 같은 최근 작업들은 이산 도메인들 간의 페어링되지 않은 훈련을 가능하게 하기 위해 사이클-일관성 손실을 도입했다. 이는 [23]에서 연속 도메인들 간의 변환을 허용하기 위해 확장되었다.
- [0016] 얼굴 노화
- [0017] 단일 사진으로부터의 얼굴을 노화시키기 위해, 전통적인 접근방식들은 동일 인물의 하나[2, 16, 30, 32, 33] 또는 복수의 이미지[26, 28]의 훈련 데이터를, 사진이 촬영된 때의 해당 인물의 연령과 함께 사용한다. 동일 인

물의 복수의 사진과 함께 종단 데이터(longitudinal data)를 사용하면 유연성이 떨어지는데, 왜냐하면 그것은 데이터셋 컬렉션에 대해 과중한 시간-종속 제약들을 발생시키기 때문이다.

[0018] 통상적으로, 연령은 이산 연령 그룹들(20-30, 30-40, 40-50, 50+ 등)[2, 16, 30, 32]로 비닝(예를 들어, 그룹화)되고, 이는 문제를 더 간단한 틀로 구성하지만, 노화 프로세스에 대한 컨트롤을 제한하고, 훈련이 그룹들의 정렬된 성질을 활용하는 것을 허용하지 않는다. [33]의 개시내용은 연령을 연속 값으로 간주하여 이 제한을 해결한다. 상이한 피부 타입들은 상이하게 노화되고, 상이한 인구집단들은 상이한 노화 징후들을 보기 때문에, 노화는 객관적이지 않다. 따라서, 겉보기 연령을 노화의 지표로 삼는 것은 주관적인 관점을 동결시킨다. 이러한 접근방식들은 인구집단의 관점에서의 추가 연령 추정 데이터를 요구하지 않고는 인구집단의 관점에 맞춰질 수 없다.

[0019] 생성된 이미지들의 품질과 세부사항 수준을 향상시키기 위해, [32]는 생성기에서 [23]으로부터의 어텐션 메커니즘(attention mechanism)을 사용한다. 그러나, 생성된 샘플들은 실제 애플리케이션들에 사용하기에는 너무 거친 저화질 이미지들이다. 이러한 규모에서의 작업은 피부 질감, 잔주름, 및 세부사항의 전반적인 선명도와 같은 사실적인 이미지들을 생성하는 데에 있어서 약간의 어려움을 감춘다.

[0020] 접근방식

[0021] 문제 공식화

[0022] 실시예에서, 목표는 원본 이미지와 변형된 이미지 사이의 부드러운 변형들을 생성하기 위한 세밀한 노화 징후들에 대한 연속적인 컨트롤과 함께, 사실적인 고화질(예를 들어, 1024×1024)의 노화된 얼굴들을 생성할 수 있는 모델을 훈련시키기 위해 단일의 페어링되지 않은 이미지를 사용하는 것이다. 노화는 연속적인 프로세스이고 연령 그룹 빈들은 논리적 순서를 명시적으로 적용하지 않으므로, 이는 보다 직관적인 접근방식이다.

[0023] 실시예에서, 인종 특정 피부 아틀라스들[4-7,13]의 사용은 임상적 노화 징후들의 인종적 차원들을 통합한다. 이러한 아틀라스들은 눈 밑 주름, 얼굴 하부 처짐, 뺨의 색소침착 밀도 등과 같은 수많은 임상적 징후를 정의한다. 각각의 징후는 얼굴의 특정 구역에 연계되고, 인종에 의존하는 척도에서 점수가 매겨진다. 연령에 추가하여 이러한 레이블들을 사용하면, 노화의 더 완전한 표현이 만들어지며, 이는 임상적 징후들과 점수들의 다양한 조합으로 이미지들을 변형하는 것을 허용한다.

[0024] 실시예에서, 도 2a, 도 2b, 도 2c 및 도 2d는 도 2e에 보여진 얼굴(212)의 개별 노화 징후 구역들 (a)-(d)(202, 204, 206 및 208)을 보여주는 이미지들이다. 다른 징후 구역들이 사용되지만 도시되지는 않는다. 도 2e는 또한 얼굴(212)에 대한 노화 맵(210)을 보여준다. 노화 맵(210)은 실시예에 따라 얼굴(212)의 모든 구역에 대한 연관된 노화 징후 점수들로부터 구성된다. 도 2a 내지 도 2d에 보여진 구역들 (a)-(d)는 도 2e의 얼굴(212)에 대해 확대되어 보여진다는 것을 알 것이다. 실시예에서, 피부 징후들은 "연령", "이마 주름", "팔자 주름(nasolabial fold)", "눈 밑 주름", "미간 주름", "눈가 주름(inter ocular wrinkles)", "입꼬리 주름(corner lips wrinkles)", "윗입술(upper lip)", 및 "얼굴 하부 처짐"을 표현한다. 실시예에서, 충분한 훈련 등의 데이터가 있는 다른 피부 징후들이 사용된다.

[0025] 노화 맵(210)에서, 각각의 픽셀의 밝기는 국소적인 임상적 징후(예를 들어, 입꼬리 주름(a), 눈 밑 주름(b), 팔자 주름(c), 눈가 주름(d) 등)의 정규화된 점수를 표현한다. 이용가능한(정의된) 노화 징후 점수가 없는 경우, 겉보기 연령 값이 사용된다.

[0026] 즉, 실시예에서, 노화 타겟들은 특정 얼굴 이미지(예를 들어, 212)에 대한 노화 맵(예를 들어, 210)의 형태로 네트워크에 전달된다. 이를 위해, 얼굴 랜드마크들이 계산되고, 각각의 노화 징후에 대한 관련 구역(예를 들어, 도 2a 내지 도 2d의 예들을 참조)이 정의된다. 다음으로, 각각의 구역(예를 들어, 이마(도 2a 내지 도 2d에서 구역으로서 도시되지 않음))은 대응하는 징후(예를 들어, 이마 주름)의 점수 값으로 채워진다. 도 2a 내지 도 2d에 대한 본 예에서, 적용가능한 영역들에 대한 피부 노화 징후 값들은 (a) 0.11; (b) 0.36; (c) 0.31; 및 (d) 0.40이다. 실시예에서, 임상적 징후들이 정의되지 않은 공간들을 채우기 위해, (추정기를 통해) 겉보기 연령이 사용되거나, 이용가능한 경우, 실제 연령이 사용된다. 마지막으로, 이미지의 배경에 거친 마스크가 적용된다.

[0027] 실시예에서, 피부 노화 징후 값들(및 사용되는 경우, 겉보기 연령)은 0과 1 사이의 척도에서 정규화된다.

[0028] 전체 이미지를 한 번에 처리하는 것이 이상적이지만, 1024×1024 개의 이미지로 모델을 훈련하는 것은 많은 계산 리소스들을 필요로 한다. 실시예에서, 훈련 동안 이미지의 일부만을 사용하고 노화 맵의 대응하는 패치 부분을

사용하여 모델을 훈련시키기 위해 패치 기반 훈련 접근방식이 사용된다. 패치 기반 훈련은 태스크에 대한 컨텍스트(즉, 전역적 정보)를 줄이지만, [8]에서 권장된 바와 같이 고해상도 이미지들을 큰 배치들(batches)로 프로세싱하는 데 필요한 계산 리소스들도 줄인다. 큰 배치 크기는 128×128 , 256×256 또는 512×512 픽셀들의 작은 패치에서 사용된다. 실시예에서, 훈련은 훈련 프로세스에서 이미지가 보일 때마다(이러한 훈련에서 약 300회) 랜덤 패치를 샘플링한다.

[0029] 패치 기반 훈련의 주요 단점은 작은 패치들이 비슷하게 보일 수 있지만(예를 들어, 이마와 뺨) 상이하게 노화되어야 한다는 것이다(예를 들어, 각각 가로 주름과 세로 주름). 도 3a 및 도 3b를 참조하면, 실시예에서, 이러한 모호한 구역들 상의 산술 평균으로부터 결정되는 주름을 피하기 위해, 생성기는 수평 기울기 위치 맵(300) 및 수직 기울기 위치 맵(302)으로부터 각각 오는 2개의 패치를 제공받는다. 산술 평균 주름은 모습이 자연스럽지 않다. 이는 모델이 잠재적으로 모호한 구역들을 구별하기 위해 패치의 위치를 알 수 있게 한다.

[0030] 네트워크 아키텍처

[0031] 실시예에서, 훈련 프로세스는 StarGAN[10] 프레임워크에 기초한다. 생성기는 노화 및 위치 맵들을 통합하기 위해 디코더에 SPADE[22] 잔차 블록들을 갖는 [11]로부터 도출된 완전 컨벌루션 인코더-디코더이다. 이를 통해 모델은 노화 맵에 존재하는 공간 정보를 활용하고, 그것을 디코더에서 복수의 스케일로 사용할 수 있다. 불필요한 세부사항 학습을 피하기 위해, 생성기가 필요한 경우에만 이미지를 변형하도록 하기 위해 [23]으로부터의 어텐션 메커니즘이 사용된다. 판별기는 [10]의 수정된 버전이며, WGAN[3] 목적(수학식 1에서 이미지 i 및 노화 맵 a 에 대해 주어짐), 패치의 좌표들의 추정, 및 노화 맵의 저해상도 추정에 대한 출력들을 생성한다.

수학식 1

[0032]
$$\mathcal{L}_{WGAN} = \mathbb{E}_i[D(i)] - \mathbb{E}_{i,a}[D(G(i,a))]$$

[0033] 실시예에서, 도 4 및 도 5는 패치 기반 훈련 워크플로우(400 및 500)를 제시하며, 여기서 도 4는 생성기(G)(402)를 훈련하는 것을 보여주고, 도 5는 GAN 기반 모델의 판별기(D)(502)를 훈련하는 것을 보여준다.

[0034] 도 4를 참조하면, 생성기(G)(402)는 인코더 부분(402A) 및 디코더 부분(402B)을 포함하고, 여기서 디코더 부분(402B)은 SPADE 잔차 블록들로 구성되어, 맵들 및 그 위치를 다시 수용한다. 워크플로우 동작들(400)은 이미지 패치 I_p (412), 노화 맵 패치 A_p (414), 및 위치 맵들 X_p 및 Y_p (416, 418)를 정의하기 위해 이미지 I (404), 노화 맵 A (406), 및 위치 맵들 X 및 Y (408, 410) 각각으로부터 패치를 잘라내는 것으로 시작한다. 생성기(402)는 이미지 Δp (422)를 생성하기 위해 SPADE 구성(420)을 통해 맵(414) 및 위치(맵들(416, 418))에 따라 이미지 패치 I_p (412)를 변형한다. 언급된 바와 같이, 패치 크기는 1024×1024 의 훈련 이미지들에 대해 128×128 , 256×256 또는 512×512 픽셀일 수 있다.

[0035] [23]의 어텐션 메커니즘(424)은 생성기(402)로 하여금 필요한 경우에만 이미지(패치(412))를 변형하여 결과 $G(I_p | A_p)$ (426)를 제공하도록 강제하기 위해 사용된다.

[0036] 도 5 및 워크플로우 동작들(500)을 참조하면, 판별기(D)(502)는 진짜/가짜 출력(504), 패치(x, y)의 추정된 위치(506), 및 추정된 노화 맵(508)을 생성한다. 이러한 출력들(504, 506 및 508)은 각각 WGAN 목적, 위치 및 노화 맵 손실 함수들(510, 512 및 516)로 페널티를 받는다. 위치, 그리고 다시 지도 손실 함수들이 더 설명된다.

[0037] 결과(426)는 생성기(402)로부터 결과 $G(G(I_p | A_p))$ (518)를 생성하기 위해 사이클 GAN 기반 모델 훈련에서 사용된다. 사이클 일관성 손실(520)은 변형이 원본 이미지 패치(412)의 주요 피쳐들을 보존하도록 보장한다.

[0038] 노화 맵들

[0039] 실시예에서, 경계 상자들(bounding boxes)을 픽셀-정밀도로 배치하지 못한 것에 대해 모델(예를 들어, 생성기 G)에 페널티를 주는 것을 피하기 위해, 노화 맵들은 블러링되어 가장자리를 매끄럽게 하고, 다운샘플링된 10×10 맵들에서 판별기 회귀 손실을 계산한다. 이러한 공식은 개별적인 균일한 피쳐 맵들[10, 28, 32, 33]보다 더 간결하고 의미있는 방식으로 정보를 패킹하도록 허용한다. 이러한 접근방식은 징후들(예를 들어, 이마 색소침착 및 이마 주름) 사이에 큰 중첩들이 있는 경우에만 복수의 피쳐 맵을 필요로 한다. 실시예에서, 작은 중첩들

에 대한 일반적인 사례는 중첩 구역에서 2개의 징후의 평균인 값들을 갖는 단 하나의 노화 맵을 갖는 것이다. 구역들이 지나치게 많이 중첩되는 경우(예를 들어, 이마 주름 VS 이마 색소침착), 실시예에서, 노화 맵은 노화 맵의 2개의 레이어를 포함한다(즉, 이 경우에는 주름에 대한 하나의 노화 맵 및 색소침착에 대한 하나의 노화 맵).

[0040] 이미지 패치 i 및 노화 맵 패치 a 를 고려하여, 손실은 수학식 2에 주어진다.

수학식 2

$$\mathcal{L}_{Age} = \mathbb{E}_i [\|a - D_{Age}(G(i, a))\|_2]$$

[0042] 위치 맵들

[0043] 실시예에서, 생성기(402)가 주어진 패치(예를 들어, 412)에 관련 노화 변형들을 적용하는 것을 돕기 위해, 2개의 직교 기울기(위치 맵들(416, 418))가 사용된다. 패치(412)의 X , Y 좌표들은 선형 기울기 맵들을 대신하여 두 개의 숫자로서 생성기(402)에 제공될 수 있지만, 그렇게 하면 전체 크기 이미지에서의 모델의 사용을 막을 수 있는데, 왜냐하면 그것이 완전 컨볼루션 성질을 파괴하기 때문이다. 좌표들 (x, y) 에 위치된 이미지 패치 i 및 노화 맵 패치 a 를 고려하면, 손실은 수학식 3에 주어진다.

수학식 3

$$\mathcal{L}_{Loc} = \mathbb{E}_i [\|(x, y) - D(G(i, a))\|_2]$$

[0045] 훈련

[0046] 실시예에서, 모델들은 $\beta_1 = 0$, $\beta_2 = 0.99$ 을 갖고 학습률이 G 에 대해 7×10^{-5} 및 D 에 대해 2×10^{-4} 인 Adam [21] 최적화기로 훈련된다. 두 개의 시간 척도 업데이트 규칙[17]에 따라, 모델들 둘 다는 각각의 단계에서 업데이트된다. 추가로, G 및 D 둘 다에 대한 학습률은 훈련 과정에서 선형적으로 제로로 감소된다. 사이클 일관성을 강화하기 위해, [31]의 지각 손실(perceptual loss)이 $\lambda_{Cyc}=100$ 과 함께 사용된다. 회귀 태스크들에 대해, 패치의 (x, y) 좌표들을 예측하기 위해 $\lambda_{Loc}=50$ 이 사용되고, 다운샘플링된 노화 맵을 추정하기 위해 $\lambda_{Age}=100$ 이 사용된다. 판별기는 $\lambda_{GP}=10$ 을 사용하여 [15]에 제시된 원래의 기울기 페널티로 페널티를 받는다. 완전한 손실 목적 함수는 수학식 4에 주어진다:

수학식 4

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{WGAN} + \lambda_{Cyc}\mathcal{L}_{Cyc} + \lambda_{Age}\mathcal{L}_{Age} + \lambda_{Loc}\mathcal{L}_{Loc} + \lambda_{GP}\mathcal{L}_{GP}$$

[0048] 추론

[0049] 추론을 위해, 실시예에서, 훈련된 바와 같은 (생성기) 모델 G 는 예컨대 추론 모델 G 를 정의하기 위해 G 의 파라미터들에 대해 지수 이동 평균[29]을 결정함으로써 안정성을 위해 최적화될 수 있다. 네트워크의 완전한 컨볼루션 성질 및 연속적인 2D 노화 맵들의 사용으로 인해, 훈련 동안 사용된 패치의 크기에 관계없이, 훈련된 생성기가 1024×1024 이미지에서 직접 사용될 수 있다.

[0050] 실시예에서, 타겟 노화 맵은 수작업으로 생성된다. 실시예에서, 얼굴 랜드마크들 및 타겟 점수들은 타겟 노화 맵을 구축하기 위해 사용된다.

[0051] 실시예에서, 사용자는 애플리케이션 인터페이스에 타겟 노화를 입력하는 것이 용이하게 되고, 애플리케이션은 노화 맵 값들로서 타겟 노화를 갖는 노화 맵(및 필요한 경우 위치 맵)을 정의하도록 구성된다.

[0052] 실시예에서, 절대 연령을 대신하여, 사용자는 연령 차이(예를 들어, 3년을 빼거나 10년을 더하기 위한 델타

값)를 입력하는 것이 용이하게 된다. 실시예에서, 다음으로, 애플리케이션은 수신된 이미지를 분석하여 겔보기 연령 또는 피부 징후 값들을 결정한 다음, 사용자 요청에 적합하도록 겔보기 연령/피부 징후 값들을 수정하는 해당 분석에 대한 노화 맵을 정의한다. 애플리케이션은 해당 맵을 사용하여 노화된 이미지를 보여주는 수정된 이미지를 정의하도록 구성된다.

- [0053] 실시예에서, 방법(예를 들어, 컴퓨팅 디바이스 방법)은 다음을 포함한다:
- [0054] 사용자가 제공한 "셀카" 이미지를 수신하는 단계;
- [0055] "현재" 피부 징후 값들을 생성하기 위해 이미지를 분석하는 단계; 자동 피부 징후 분석은 발명의 명칭이 "딥 러닝을 사용하는 자동 이미지 기반 진단(Automatic image-based diagnostics using deep learning)"인 2020년 6월 4일자 미국 특허 공개 제2020/0170564A1호에 보여지고 설명되며, 그것의 전체 내용이 여기에 참조에 의해 포함된다;
- [0056] 사용자의 분석된 피부 징후들을 개별 징후들에 관련된 얼굴의 구역들에 오버레이하여 보여주는 주석이 달린 셀카를 (디스플레이 디바이스를 통해) 사용자에게 프레젠테이션하는 단계;
- [0057] 하나 이상의 징후 점수를 조절하는 사용자 입력을 (그래픽 또는 다른 사용자 인터페이스를 통해) 수신하는 단계. 예를 들어, 입력은 피부 징후 조절 값(예를 들어, 타겟 또는 델타)이다. 예를 들어, 입력은 구역(또는 둘 이상의 구역)에 관련된 제품 및/또는 서비스 선택이다. 제품 및/또는 서비스는 피부 징후 점수 조절 값(예를 들어, 델타)에 연관된다;
- [0058] 현재 피부 징후 점수와 피부 징후 점수 조절 값을 사용하여 노화 맵을 정의하는 단계;
- [0059] 생성기 G와 함께 맵을 사용하여 수정된 이미지를 정의하는 단계; 및
- [0060] 예를 들어, 제품 및/또는 서비스를 사용한 후 사용자가 어떻게 보일지를 보여주는 수정된 이미지를 (예를 들어, 디스플레이 디바이스를 통해) 사용자에게 프레젠테이션하는 단계.
- [0061] 실험
- [0062] 실험 세팅
- [0063] 대부분의 얼굴 노화 데이터세트들[9, 24, 25]은 인종적 측면에서의 다양성 부족으로 어려움을 겪고[19], 저해상도 이미지들(최대 250×250 픽셀)에 중점을 둔다. 이것은 피부 노화에 관련된 미세한 세부사항들을 캡처하기에는 충분하지 않다. 또한, 그것들은 종종 얼굴의 포즈와 표정(미소, 찡푸림, 눈썹 치켜 올리기)을 정규화하지 못하고, 이는 노화에 무관한 주름들(주로 팔자 주름, 눈가 주름, 이마 주름, 및 눈 밑 주름)이 두드러지게 한다. 마지막으로, 노화 징후들에 대한 세밀한 정보의 부족은 다른 접근방식들이 IMDB-Wiki[25]와 같은 데이터 세트들에서 관찰되는 바와 같이 얼굴 살찌우기와 같은 원하지 않는 상관 피쳐들을 캡처하게 한다. 이러한 효과는 도 6에서 관찰될 수 있다.
- [0064] 도 6은 종래의 노화 접근방식들과 본 명세서의 현재 교시의 접근방식의 비교를 도시하기 위해 제1 열(602)에 원본 이미지를 포함하고 나머지 열들에 노화된 이미지들을 포함하는 이미지들의 어레이(600)를 도시한다. 종래의 노화 접근방식들에 따른 이미지들은 각각 [28], [16], [26] 및 [2]를 따라 행들(604, 606, 608 및 610)에 제시된다. 본 명세서의 현재 교시의 접근방식에 따른 이미지들은 행(612)에 제시된다.
- [0065] 종래의 접근방식들은 저해상도 이미지들에서 동작하며, 특히 표정 주름들(행(604))에 대해 주름 동적 범위의 부족으로 어려움을 겪는다. 그것들은 또한 색상 시프트들 및 아티팩트들(606, 608 및 610)은 물론, 얼굴 살찌우기(610)와 같은 원하지 않는 상관 피쳐들에 취약하다.
- [0066] 이러한 문제들을 다루기 위해, 본 교시에 따른 모델들은 동안화(rejuvenation)/노화를 강조하기 위해 수동으로 생성된 노화 맵들 또는 균일한 노화 맵들을 사용하여 2개의 큐레이션된 고해상도 데이터세트에서 테스트되었다.
- [0067] FFHQ
- [0068] 테스트는 FFHQ 데이터세트[20]를 사용하여 수행되었다. 실시예에서, 조명, 포즈 및 얼굴 표정에서의 문제들을 최소화하기 위해, 더 나은 품질의 데이터세트의 서브셋을 선택하기 위해 간단한 휴리스틱이 적용되었다. 이를 위해, 얼굴 랜드마크들이 모든 얼굴로부터 추출되었고, 머리가 왼쪽, 오른쪽, 위 또는 아래로 심하게 기울어진 모든 이미지를 제거하기 위해 사용되었다. 추가로, 인공적인 팔자 주름과 눈 밑 주름을 제한하기 위해 입을 벌린 모든 이미지가 제거되었다. 마지막으로, 머리카락이 얼굴을 덮고 있는 이미지들을 제거하기 위해 HOG

[12] 피쳐 설명자가 사용되었다. 이러한 선택으로, 데이터세트는 70k+로부터 10k+ 이미지로 감소되었다. FFHQ 데이터세트의 극단적인 다양성으로 인해, 나머지 이미지들은 특히 조명 색상, 방향 및 노출 측면에서 여전히 완벽한 것과는 거리가 멀다.

[0069] 이러한 이미지들에서 개별 노화 징후들의 점수들을 얻기 위해, 실시예에서, 본 명세서에서 아래에 설명되는 고품질의 표준화된 데이터세트(즉, 6000개의 고해상도 3000×3000 이미지)에 대해 훈련된, ResNet [27] 아키텍처에 기초하는 노화 징후 추정 모델들이 사용되었다. 마지막으로, 랜드마크들을 대략적인 경계 상자의 기반으로 사용하여 그라운드 트루스 노화 맵들이 생성되었다. 모델은 1024×1024 얼굴에서 무작위로 선택된 256×256 패치에서 훈련되었다.

[0070] 고품질의 표준화된 데이터세트

[0071] 더 나은 성능을 얻기 위해, 실시예에서, 대부분의 연령, 성별 및 인종(아프리카인, 백인, 중국인, 일본인 및 인도인)에 걸쳐, 중앙에 위치되고 정렬된 6000개의 고해상도(3000×3000) 얼굴 이미지의 데이터세트가 수집되었다. 이미지들은 인종 특정 임상적 노화 징후 아틀라스들[4-7, 13]을 사용하여 레이블 지정되었고, 얼굴 대부분을 덮는 징후들(겉보기 연령, 이마 주름, 팔자 주름, 눈 밑 주름, 윗입술 주름, 입꼬리 주름, 및 얼굴 하부 처짐)에 점수가 매겨졌다.

[0072] 결과

[0073] FFHQ 데이터세트

[0074] 데이터세트의 복잡성에도 불구하고, 그리고 그라운드 트루스 연령 값 없이도, 패치 기반 모델은 얼굴의 개별 주름들을 연속적인 방식으로 변형할 수 있다.

[0075] 도 7은 본 명세서의 현재 교시의 실시예를 사용하여 FFHQ 데이터세트로부터의 상이한 연령들 및 인종들의 6개 얼굴의 원본(열(702)), 동안화(열(704)) 및 노화(열(706)) 이미지들을 보여주는 이미지들의 어레이(700)이다. 도 7은 패치 기반 훈련의 복잡성, 데이터세트 내에서의 조명의 큰 변화, 및 저연령 대상들의 대다수가 주름을 거의 갖지 않는 임상적 징후/연령 등급들 간의 불균형에도 불구하고, 모델이 어떻게 상이한 주름들을 변형할 수 있었는지를 보여준다. 도 8은 피부 징후 값이 정의되지 않은 그룹(802), 및 실시예에 따라 피부 징후 값들이 정의된 그룹(804)의 모델 결과들을 보여주는 이미지들의 어레이(800)이다. 징후가 정의되지 않은 경우, 맵은 연령 값으로 채워진다. 이는 모델이 머리카락이 세는 것과 같은 전역적 피쳐들을 학습하는 데 도움이 된다(그룹(802)). 노화 맵 내의 개별 임상적 징후들을 사용하면, 모든 징후들을 노화시키되, 머리카락의 모양은 그대로 유지하고(그룹(804)) 모델이 개별 징후들에 대해 갖는 컨트롤을 강조하는 것이 허용되며, 이는 연령의 유일한 레이블로는 불가능할 제어가능한 방식으로 얼굴을 노화시키는 것을 허용한다.

[0076] 고품질의 표준화된 데이터세트

[0077] 더 표준화된 이미지들에서, 인종 및 노화 징후들에 걸친 더 나은 커버리지를 통해, 모델은 높은 수준의 세부사항 및 사실감을 갖고, 눈에 보이는 아티팩트가 없는 최첨단 성능을 입증한다(도 1, 도 9). 예로서, 도 9는 실시예에 따라 행들(902, 904, 906 및 908)에서 연속적인 방식으로 4개의 얼굴의 노화를 보여주는 이미지들의 어레이(900)이다. 이마 또는 얼굴 하부의 처짐까지, 변경되지 않은 구역은 남아있지 않다. 갭을 채우기 위해 사용되는 보완적인 연령 정보는 눈썹이 얇아지거나 세는 것에서 보여질 수 있다.

[0078] 본 명세서의 교시를 사용하는 노화 프로세스는 노화 맵들의 연속적인 스펙트럼을 따라 성공적이며, 이는 다양한 징후 심각도 값 세트에 대해 사실적인 이미지들이 생성되는 것을 허용한다. 실시예에서, 각각 정의된 노화 맵들을 사용하는 이러한 사실적이고 연속적인 노화는 도 10a 내지 도 10f의 예들에 도시된 바와 같이 동일한 얼굴 상에 나타난다. 도 10a는 노화가 적용되기 전의 얼굴의 이미지(1002)를 보여준다. 도 10b는 얼굴의 오른쪽 부분의 팔자 주름, 입꼬리 주름, 및 눈 밑 주름을 제외한 모든 징후들을 동안화하는, 노화 맵을 통해 노화된 얼굴의 이미지(1004)를 보여준다. 도 10c는 맵이 얼굴의 하단만을 노화시킨 이미지(1006)를 보여주고, 도 10d는 맵이 상단만을 노화시킨 이미지(1008)를 보여준다. 도 10e는 맵이 눈 밑 주름만을 노화시키도록 정의된 이미지(1010)를 보여준다. 도 10f는 맵이 비대칭 방식으로, 즉 오른쪽의 눈 밑 주름 및 왼쪽의 팔자 주름으로 얼굴을 노화시키도록 정의된 이미지(1012)를 보여준다.

[0079] 평가 메트릭

[0080] 얼굴 노화 태스크가 성공적인 것으로 고려되기 위해서는 세 가지 기준이 충족될 필요가 있다: 이미지가 사실적이어야 하고, 대상의 정체성이 보존되어야 하고, 얼굴이 노화되어야 한다. 이들은 WGAN 목적 함수, 사이클 일

관성 손실, 및 노화 맵 추정 손실 덕분에 훈련 동안 각각 적용된다. 기본적으로, 하나의 단일 메트릭이 모든 기준의 충족을 보장하지 않는다. 예를 들어, 모델은 입력 이미지를 변경하지 않고 그대로 둘 수 있으며, 사실성과 정체성에 여전히 성공한다. 반대로, 모델은 노화에는 성공하지만 사실성 및/또는 정체성에는 실패할 수 있다. 하나의 모델이 모든 메트릭에서 다른 모델보다 우수하지 않은 경우, 절충안이 선택될 수 있다.

[0081] FFHQ와 고품질의 표준화된 데이터세트에 대한 실험들은 대상 정체성의 보존에 어떤 문제도 나타내지 않았다. 실시예에서, 정량적 평가를 위한 사실성 및 노화 기준에 초점을 맞추도록 선택되었다. 여기서의 접근방식은 연령에만 의존하는 대신에 노화 징후들의 조합으로서 노화에 초점을 맞추기 때문에, 타겟 연령의 정확도는 메트릭으로서 사용되지 않는다. 대신, 이미지들의 사실성을 평가하기 위해 프레셰 인셉션 거리(Fréchet Inception Distance)(FID)[17]가 사용되고, 타겟 노화 징후들의 정확도에 대해 평균 오차(Mean Average Error)(MAE)가 사용된다.

[0082] 이를 위해, 데이터세트의 절반은 실제 이미지들에 대한 참조로서 사용되고, 나머지는 모델에 의해 변형될 이미지들로서 사용된다. 이러한 이미지들을 변형하기 위해 사용되는 노화 맵들은 원본 데이터세트를 따르는 생성된 이미지들의 분포를 보장하기 위해 그라운드 트루스 레이블들로부터 무작위로 선택된다. 개별 점수들의 값은 ResNet[27] 아키텍처에 기초하는 전용 노화 징후 추정 모델들을 사용하여, 생성된 모든 이미지들에서 추정되었다. FID 점수들에 대한 참조로서, 실제 이미지 데이터세트의 양쪽 절반들 사이에서 FID가 계산된다. 데이터세트의 크기는 추천된 50k+[17,20]에서 FID를 계산하지 못하게 하고, 이는 값의 과대평가로 이어진다는 점에 유의해야 한다. 이것은 실제 이미지들 사이에서만 FID를 계산할 때 볼 수 있으며, 49.0의 기준 FID를 제공한다. 결과들은 표 1에 제시된다.

표 1

방법	패치 크기	FID↓	MAE↓
AMGAN (우리)	512 × 512	110.1	0.14
AMGAN (우리)	256 × 256	110.7	0.14
w/o Aging Maps	256 × 256	141.6	0.17
AMGAN (우리)	128 × 128	112.9	0.17
위치 맵 없음	128 × 128	140.0	0.20
실제 이미지	-	49.0	-

[0083]

[0084] 연령과 임상적 징후들의 비교

[0085] 실시예에서, 임상적 징후 없이, 균일한 노화 맵을 생성하기 위해 연령만을 사용하여 훈련될 때, 모델은 추정된 연령의 기준에서 낮은 FID 및 MAE로 여전히 설득력 있는 결과들을 제공한다. 따라서, 표 2는 임상적 징후들을 갖는 모델에 대해, 및 연령만을 갖는 모델에 대해 프레셰 인셉션 거리 및 평균 오차를 보여준다.

표 2

방법	패치 크기	컨트롤	FID	MAE
AMGAN (우리)	256 × 256	✓	110.7	0.143
임상적 징후 없음	256 × 256	✗	101.3	0.116

[0086]

[0087] 그러나, 노화된 얼굴들을 연령 단독 접근방식과 비교하면, 일부 주름들은 연령 단독 모델에 대해 그들의 전체 동적 범위를 나타내지 않는 것으로 보인다. 이는 모든 노화 징후가 데이터세트의 한계 연령에 도달하도록 최대화될 필요가 있는 것은 아니라는 사실에 기인한다. 사실, 표준화된 데이터세트의 가장 나이 많은 150명의 개인

(65 내지 80세)은 정규화된 노화 징후들의 중간 표준 편차 0.18을 나타내고, 이는 고령자의 노화 징후들의 가능한 많은 조합을 강조한다. 이것은 연령 단독 모델에 대해서는 문제가 되는데, 왜냐하면 그것은 얼굴을 노화시키는 한 가지 방식만 제공하기 때문이다. 예를 들어, 이마 주름과 같은 징후들은 대상의 얼굴 표정에 크게 의존하며, 노화 프로세스의 필수적인 부분이다. 데이터세트 내의 대상들의 연령만을 보는 것에 의해서는 이러한 임상적 노화 징후들의 분포가 컨트롤될 수 없다.

[0088] 반대로, 실시예에서, 노화 맵으로 노화된 얼굴들은 노화 프로세스에 대해 훨씬 더 많은 컨트롤을 제공한다. 노화의 각각의 개인적 징후를 제어함으로써, 이러한 표정 주름을 적용할지 여부를 선택할 수 있다. 이러한 이익의 자연스러운 확장은 일부 아시아 국가들에서 노화의 징후로 간주되는 피부 색소침착이다. 연령 기반 모델은 지역 관점에서 연령을 재추정하지 않고는 이러한 국가들에 대한 노화를 생성할 수 없다. 일단 모든 관련 노화 징후로 훈련되고 나면 상이한 국가들의 관점에 맞추화된 얼굴 노화 경험을 제공할 수 있는 본 명세서의 개시된 접근방식과 달리, 이는 모두를 추가 레이블 없이 단일 모델로 조정하지 못한다.

[0089] 절제 연구(Ablation Study)

[0090] 패치 크기의 효과: 모델을 훈련할 때, 실시예에서, 주어진 타겟 이미지 해상도(실험들에서 1024×1024 픽셀)에 대해, 훈련에 사용되는 패치의 크기를 선택할 수 있다. 패치가 클수록, 모델은 노화 태스크를 수행하기 위한 더 많은 컨텍스트를 가질 것이다. 그러나, 동일한 계산 능력에 대해, 더 큰 패치들은 배치 크기를 더 작게 하고, 이는 훈련을 방해한다[8]. 실험은 128×128, 256×256 및 512×512 픽셀의 패치들을 사용하여 수행되었다. 도 11은 본 명세서의 교시에 따라 얼굴들의 1024×1024 이미지들에 대한 동안화 및 노화 결과들을 보여주는 이미지들의 어레이(1100)를 도시한다. 어레이들(1100)은 2개의 개별 얼굴에 대한 제1 이미지 어레이(1102) 및 제2 이미지 어레이(1104)를 포함한다. 어레이(1102)는 하나의 얼굴에 대한 동안화 결과들을 보여주고, 어레이(1104)는 두 번째 얼굴에 대한 노화 결과들을 보여준다. 행들(1106, 1108 및 1110)은 각각의 상이한 패치 크기를 사용한 결과들을 보여준다. 행(1106)은 128×128 패치 크기를 보여주고, 행(1108)은 256×256 패치 크기를 보여주고, 행(1110)은 512×512 패치 크기를 보여준다.

[0091] 도 11은 일 실시예에서 모든 패치 크기가 고해상도 얼굴의 노화를 해내지만, 사실성의 정도가 다양함을 보여준다. 가장 작은 패치 크기는 컨텍스트 부족으로 인해 가장 큰 어려움을 겪고, 눈에 보이는 텍스처 아티팩트들과 함께, 다른 두 개보다 열등한 결과들을 생성한다. 256×256 패치는 512×512 패치와 비교할 때 사소한 결함만이 보이는 설득력 있는 결과들을 제공한다. 이러한 결과들은 2048×2048 이미지들 상의 512×512의 패치들과 같이, 더 큰 해상도들로 기법을 적용하는 것을 시사한다.

[0092] 위치 맵들:

[0093] 위치 맵들의 기여를 보기 위해, 실시예에서, 모델은 위치 맵들을 사용하여, 그리고 위치 맵들을 사용하지 않고서 훈련되었다. 예상대로, 위치 맵들의 효과는 모호성이 높은 작은 패치 크기들에서 더 두드러진다. 도 12는 패치 크기가 작고 위치 정보가 없을 때 모델이 얼굴의 상이한 부분들에서 유사한 패치들을 구별하지 못하는 방식을 보여준다. 도 12는 본 명세서의 교시를 따르는 2개의 (패치 훈련된) 모델에 따라 2개의 어레이(1202 및 1204)에서의 노화 효과들을 도시하는 이미지들의 어레이들(1200)을 보여준다. 따라서, 도 12는 어레이(1202)에서 위치 맵을 사용하지 않고서 가장 작은 패치 크기로 노화된 얼굴을 보여주고, 어레이(1204)에서 위치 맵들을 사용하여 가장 작은 패치 크기로 노화된 얼굴을 보여준다. 각각의 개별 어레이에서, 노화된 얼굴은 원본 이미지와의 차이점과 함께 보여진다. 위치 맵을 사용하지 않고서 (패치) 훈련되면, 모델은 위치에 일관된 주름을 추가할 수 없으며, 일반적인 대각선 잔물결(generic diagonal ripples)을 생성한다. 더 큰 패치 크기들에서는 이러한 효과가 덜 나타나는데, 왜냐하면 패치의 위치가 덜 모호하기 때문이다. 위치 맵들은 특히 수평 주름들이 나타나도록 허용하는 이마에서 대각선 텍스처 아티팩트들의 존재를 제거한다.

[0094] 정보의 공간화:

[0095] 본 명세서의 교시에 따른 제안된 노화 맵들의 사용은 조건들을 포맷팅하는, 즉 모든 징후 점수를 개별 균일 피쳐 맵들로서 제공하는 기준 방법과 대조되었다. 모든 징후가 특정 패치에 존재하는 것은 아니므로, 특히 패치 크기가 작을 때, 프로세싱된 정보의 대부분은 모델에 유용하지 않다. 노화 맵들은 패치 내에 존재하는 레이블들만을, 그들의 공간 범위 및 위치에 더하여 모델에 제공하는 간단한 방법을 나타낸다. 도 13은 노화 맵의 효과를 강조한다. 도 13은 노화 효과들을 도시하는 이미지들의 어레이들(1300)을 보여주며, 제1 어레이(1302)는 균일한 피쳐 맵들을 사용하여 훈련된 모델(패치)을 사용한 노화를 보여주고, 제2 어레이(1304)는 본 명세서의 교시에 따라 노화 맵들을 사용하여 훈련된 모델(패치)을 사용한 노화를 보여준다.

- [0096] 작은 또는 중간 패치들(예를 들어, 128×128 또는 256×256 픽셀)에서, 모델은 사실적인 결과들을 생성하는 데 어려움을 겪는다. 노화 맵은 문제의 복잡성을 줄이는 데 도움이 된다. 따라서, 도 13은 3개의 이미지의 어레이(1302) 및 3개의 이미지의 어레이(1304)에서, 개별 균일 조건 피쳐 맵들(어레이(1302)) 및 제안된 노화 맵들(어레이(1304))을 사용하여 큰 패치 크기(예를 들어, 512×512)로 노화된 얼굴을, 각각의 개별 어레이 내에서의 원본 이미지와의 차이와 함께 도시한다. 패치 크기는 원본 이미지 크기의 2배가 될 필요가 없다(예를 들어, 1024×1024 이미지의 전체 크기일 필요 없이 800×800 은 큰 것일 수 있음). 노화 맵들은 더 조밀한 공간 정보 덕분에 훈련이 더 효율적으로 되도록 돕고, 더 사실적인 노화를 생성한다. 차이는 기준 기법에 대한 작은 비현실적인 주름들을 강조한다.
- [0097] 대안적으로, 실시예에서, StarGAN에 보여진 바와 같이 상이한 접근방식이 사용되며, 이에 의해, 모델에는 각각의 패치에 대한 모든 징후 값들, 심지어 패치에 존재하지 않는 징후들의 값까지 제공된다.
- [0098] 응용(들)
- [0099] 실시예에서, 개시된 기술들 및 방법론들은 연령 시뮬레이션을 제공하는 이미지-대-이미지 변환을 위한 생성기를 갖는 모델을 (예를 들어, 컨디셔닝을 통해) 정의하기 위한 개발자 관련 방법들 및 시스템들을 포함한다. 생성기는 (예를 들어, 얼굴의) 원본 이미지와 변형된 이미지 간에 부드러운 변형들을 생성하기 위해 (복수의 연령 관련 피부 징후에 대해) 연속적인 컨트롤을 나타낸다. 생성기는 페어링되지 않은 개별 훈련 이미지들을 사용하여 훈련되며, 훈련 이미지들 각각은 노화 프로세스를 안내하도록 약한 공간 감독을 제공하기 위해 개별 연령 관련 피부 징후들에 연관된 얼굴 랜드마크들을 식별하는 노화 맵을 갖는다. 실시예에서, 연령 관련 피부 징후들은 노화의 인증-특정 차원들을 표현한다.
- [0100] 실시예에서, 연령 시뮬레이션을 위한 이미지-대-이미지 변환을 위한 생성기들을 갖는 GAN 기반 모델들은 가상 현실, 증강 현실 및/또는 수정된 현실 경험을 제공하기 위해 컴퓨터 구현 방법(예를 들어, 애플리케이션) 또는 컴퓨팅 디바이스 또는 시스템에 통합된다. 애플리케이션은 사용자가 카메라가 장착된 스마트폰 또는 태블릿 등을 사용하여 셀카 이미지(또는 비디오)를 촬영하는 것을 용이하게 하도록 구성되고, 생성기 G는 예컨대 스마트폰 또는 태블릿에 의한 재생 또는 다른 프레젠테이션을 위해 원하는 효과를 적용한다.
- [0101] 실시예에서, 본 명세서에 개시된 바와 같은 생성기 G는 일반적으로 이용가능한 소비자 스마트폰들 또는 태블릿들(예를 들어, 타겟 디바이스들)에서 로딩 및 실행되도록 구성된다. 예시적인 구성은 다음과 같은 하드웨어 사양: Intel® Xeon® CPU E5-2686 v4 @ 2.30GHz을 갖고 1 코어 및 1 스레드로만 프로파일링된 디바이스들을 포함한다. 실시예에서, 생성기 G는 예컨대 복수의 코어를 갖고 복수의 스레드로 실행되는 서버, 데스크탑, 게임 컴퓨터, 또는 다른 디바이스를 포함하는 더 많은 리소스들을 갖는 컴퓨팅 디바이스에서 로딩 및 실행되도록 구성된다. 실시예에서, 생성기 G는 (클라우드 기반) 서비스로서 제공된다.
- [0102] 실시예에서, 개발자(예를 들어, 훈련 시간에 사용됨) 및 타겟(추론 시간에 사용됨) 컴퓨팅 디바이스 양태들에 추가하여, 본 기술분야의 통상의 기술자는 명령어들이 여기에 개시된 방법 양태들 중 임의의 것을 수행하도록 컴퓨팅 디바이스를 구성하기 위해 비-일시적 저장 디바이스(예를 들어, 메모리, CD-ROM, DVD-ROM, 디스크 등)에 저장되는 컴퓨터 프로그램 제품 양태들이 개시된다는 것을 이해할 것이다.
- [0103] 도 14는 실시예에 따른 컴퓨터 시스템(1400)의 블록도이다. 컴퓨터 시스템(1400)은 서버, 개발자 컴퓨터(PC, 랩톱 등), 및 전형적인 사용자 컴퓨터(예를 들어, PC, 랩톱, 및 스마트폰들 및 태블릿들 등과 같은 더 작은 폼 팩터의 (개인용) 모바일 디바이스)를 포함하는 복수의 컴퓨팅 디바이스(1402, 1406, 1408, 1410, 및 1450)를 포함한다. 실시예에서, 컴퓨팅 디바이스(1402)는 연속적인 노화를 제공하는 이미지-대-이미지 변환을 위한 모델을 정의하기 위해 본 명세서의 교시에 따른 하드웨어 및 소프트웨어를 포함하는 네트워크 모델 훈련 환경(1412)을 제공한다. 네트워크 모델 훈련 환경(1412)의 컴포넌트들은 예를 들어 컨디셔닝을 통해 생성기 G(1416) 및 판별기 D(1418)를 포함하는 모델을 정의하고 구성하기 위한 모델 훈련기 컴포넌트(1414)를 포함한다. 생성기 G는 이미지-대-이미지 변환을 수행하기 위해 추론에서 사용하기 위한 모델을 정의하는 데 유용한 반면, 판별기 D(1418)는 널리 공지된 바와 같이 훈련을 위한 구성이다.
- [0104] 실시예에서, 컨디셔닝은 예컨대 도 4 및 도 5의 훈련 워크플로우들에 따라 수행된다. 워크플로우는 고해상도 이미지들(예를 들어, 1024×1024 이상의 픽셀 해상도)의 패치 훈련을 사용한다. 훈련은 이러한 피부 징후들이 위치되는 얼굴의 개별 구역들에 대해 동일한 피부 징후 값들 또는 겉보기 연령들을 사용한다. 이러한 피쳐들에 대한 조밀하고 공간화된 정보는 예를 들어 노화 맵들을 사용하여 제공된다. 실시예에서, 패치의 위치는 예를 들어 위치 정보를 사용하여 모호성을 피하고 유사한 패치들을 얼굴의 상이한 부분들로부터 구별하기 위해 제공

된다. 실시예에서, 완전한 컨벌루션 프로세싱을 달성하기 위해, 훈련 이미지 내의 (x, y) 좌표들에 대한 기울기 위치 맵들을 사용하여 위치 정보가 제공된다. 실시예에서, 모델 및 판별기는 형태를 갖고, 출력들을 제공하고, 본 명세서에서 위에 설명된 목적 함수들(예를 들어, 손실 함수들)을 사용하여 컨디셔닝된다.

[0105] 실시예에서, 훈련이 패치들, 노화 맵들, 및 위치 맵들을 사용함에 따라, 환경(1412)의 추가 컴포넌트들은 이미지 패치(Ip) 메이커 컴포넌트(1420), 노화 맵(Ap) 메이커 컴포넌트(1422), 및 위치 맵(Xp, Yp) 메이커 컴포넌트(1424)를 포함한다. 다른 컴포넌트들은 보여지지 않는다. 실시예에서, 데이터 서버(예를 들어, 1404) 또는 다른 형태의 컴퓨팅 디바이스는 훈련 및 다른 목적들 등을 위해 (고해상도) 이미지들의 이미지 데이터세트(1426)를 저장하고, 대표적으로 네트워크(1428)로서 보여진 하나 이상의 네트워크를 통해 결합되며, 이러한 네트워크(1428)는 컴퓨팅 디바이스들(1402, 1404, 1406, 1408 및 1410) 중 임의의 것을 결합한다. 네트워크(1428)는 예를 들어 무선 또는 기타, 공용 또는 기타 등이다. 시스템(1400)이 단순화된다는 것이 또한 이해될 것이다. 서비스들 중 적어도 임의의 것은 하나보다 많은 컴퓨팅 디바이스에 의해 구현될 수 있다.

[0106] 일단 훈련되면, 생성기(1416)는 원하는 대로 추가로 정의되고 추론 시간 모델(생성기 G_{IT} (1430)로서 제공될 수 있다. 본 명세서의 기법들 및 방법론들에 따르면, 실시예들에서, 간접 시간 모델(생성기 G_{IT} (1430))은 상이한 방식들로 사용되도록 이용가능해진다. 도 14에 보여진 것과 같은 실시예의 하나의 방식에서, 생성기 G_{IT} (1430)는 클라우드 서비스(1432), 또는 클라우드 서버(1408)를 통해 제공되는 다른 SaaS(software as a service)로서 제공된다. 증강 현실(AR) 애플리케이션(1434)과 같은 사용자 애플리케이션은 클라우드 서비스(1432)와 함께 사용하기 위해 정의되어 생성기 G_{IT} (1430)에 대한 인터페이스를 제공한다. 실시예에서, AR 애플리케이션(1434)은 서버(1406)에 의해 제공되는 애플리케이션 배포 서비스(1436)로부터의 (예를 들어, 다운로드를 통한) 배포를 위해 제공된다.

[0107] 도시되지는 않았지만, 실시예에서, AR 애플리케이션(1434)은 특정 하드웨어 및 소프트웨어, 특히 운영 체제 구성 등을 갖는 특정 타겟 디바이스들을 위한 애플리케이션 개발자 컴퓨팅 디바이스를 사용하여 개발된다. 실시예에서, AR 애플리케이션(1434)은 특정 운영 체제(및/또는 하드웨어)에 대해 정의된 것과 같은 특정 네이티브 환경에서의 실행을 위해 구성된 네이티브 애플리케이션이다. 네이티브 애플리케이션들은 종종 제3자 서비스에 의해 운영되는 전자상거래 "스토어"로서 구성된 애플리케이션 배포 서비스(1436)를 통해 배포되지만, 이것이 반드시 필요한 것은 아니다. 실시예에서, AR 애플리케이션(1420)은 예를 들어 타겟 사용자 디바이스의 브라우저 환경에서 실행되도록 구성된 브라우저 기반 애플리케이션이다.

[0108] AR 애플리케이션(1434)은 모바일 디바이스들(1410)과 같은 사용자 디바이스들에 의한 배포(예를 들어, 다운로드)를 위해 제공된다. 실시예에서, AR 애플리케이션(1434)은 (예를 들어, 인터페이스를 통해) 증강 현실 경험을 사용자에게 제공하도록 구성된다. 예를 들어, 추론 시간 생성기(1430)에 의한 프로세싱을 통해 이미지에 효과가 제공된다. 모바일 디바이스는 실시예에서 셀카 이미지를 포함하는 스틸 이미지인 이미지(예를 들어, 캡처된 이미지(1438))를 캡처하기 위한 카메라(도시되지 않음)를 갖는다. 이미지-대-이미지 변환을 제공하는 이미지 프로세싱 기법들을 사용하여, 캡처된 이미지(1438)에 효과가 적용된다. 캡처된 이미지(1438)에 대한 효과를 시뮬레이션하기 위해, 노화된 이미지(1440)가 정의되고 모바일 디바이스(1410)의 디스플레이 디바이스(도시되지 않음) 상에 디스플레이된다. 카메라의 위치는 변경될 수 있고, 증강 현실을 시뮬레이션하기 위해 추가 캡처된 이미지(들)에 응답하여 효과가 적용된다. 캡처된 이미지는 소스 또는 원본 이미지를 정의하고, 노화된 이미지는 변환 또는 변형된 이미지 또는 효과 적용된 이미지를 정의한다는 것이 이해될 것이다.

[0109] 도 14의 본 실시예의 본 클라우드 서비스 패러다임에서, 캡처된 이미지(1438)는 클라우드 서비스(1432)에 제공되고, 거기서 그것은 노화된 이미지(1440)를 정의하도록 연속적인 노화로 이미지-대-이미지 변환을 수행하기 위해 생성기 G_{IT} (1430)에 의해 프로세싱된다. 노화된 이미지(1440)는 디스플레이, 저장, 공유 등을 위해 모바일 디바이스(1440)에 전달된다.

[0110] 실시예에서, AR 애플리케이션(1434)은 AR 애플리케이션(1434)을 동작시키기 위한 인터페이스(도시되지 않음), 예를 들어 음성 지원될 수 있는 그래픽 사용자 인터페이스(GUI)를 제공한다. 인터페이스는 이미지 캡처, 클라우드 서비스와의 통신, 및 변환된 이미지(예를 들어, 노화된 이미지(1440))의 디스플레이, 저장 및/또는 공유를 가능하게 하도록 구성된다. 실시예에서, 인터페이스는 사용자가 예를 들어 노화 맵을 정의하기 위해 클라우드 서비스에 대한 입력들을 제공하는 것을 가능하게 하도록 구성된다. 앞에서 언급된 바와 같이, 실시예에서, 입력은 타겟 연령을 포함한다. 앞에서 언급된 바와 같이, 실시예에서, 입력은 연령 델타를 포함한다. 앞에서 언급된 바와 같이, 실시예에서, 입력은 제품/서비스 선택을 포함한다.

- [0111] 도 14의 실시예에서, AR 애플리케이션(1434) 또는 다른 것(도시되지 않음)은 전자상거래 서비스(1452)를 제공하는 컴퓨팅 디바이스(1450)에 대한 (예를 들어, 통신을 통한) 액세스를 제공한다. 전자상거래 서비스(1452)는 제품, 서비스 또는 둘 다에 대한 (개인화된) 추천을 제공하기 위한 추천 컴포넌트(1454)를 포함한다. 실시예에서, 이러한 제품 및/또는 서비스는 안티-에이징 또는 재생(rejuvenation) 제품 및/또는 서비스 등이다. 실시예에서, 이러한 제품 및/또는 서비스는 예를 들어 특정 피부 징후들에 연관된다. 디바이스(1410)로부터의 캡처된 이미지는 전자상거래 서비스(1452)에 제공된다. 실시예에 따라, 피부 징후 분석은 예컨대 딥 러닝을 사용하는 피부 징후 분석기 모델(1456)에 의해 수행된다. 훈련된 모델을 사용하는 이미지 프로세싱은 피부(예를 들어, 특정 피부 징후들에 연관된 얼굴의 구역들)를 분석하여 피부 징후들 중 적어도 일부에 대한 점수들을 포함하는 피부 분석을 생성한다. 개별 점수들의 값은 예를 들어 훈련 세트 데이터를 분석하기 위해 이전에 설명한 것과 같은 ResNet [27] 아키텍처에 기초하는 (전용) 노화 징후 추정 모델들(예를 들어, 분류기의 타입)을 사용하여 이미지에서 생성될 수 있다.
- [0112] 실시예에서, 피부 징후들(예를 들어, 그것의 점수들)은 개인화된 추천들을 생성하기 위해 사용된다. 예를 들어, 개별 제품(또는 서비스)은 하나 이상의 피부 징후, 및 이러한 징후들에 대한 특정 점수들(또는 점수 범위들)에 연관된다. 실시예에서, 정보는 예를 들어 사용자의 데이터를 제품 및/또는 서비스 데이터에 매칭시키는 적절한 룩업을 통해 전자상거래 서비스(1452)에 의해 사용되도록 데이터베이스(예를 들어, 1460)에 저장된다. 실시예에서, 규칙 기반 매칭은 이러한 징후들에 대해 제품 또는 제품들을 선택하고/하거나 특정 점수들(또는 점수 범위들)에 연관된 제품들/서비스들의 순위를 매기기 위해 이용될 수 있다. 실시예에서, 추천 컴포넌트(1454)에 의해 사용되기 위한 추가 사용자 데이터는 성별, 인종 및 위치 데이터 등 중 임의의 것을 포함한다. 예를 들어, 위치 데이터는 사용자의 위치에 대해 이용가능하거나 이에 달리 연관된 제품/브랜드, 제형(formulation), 규제 요건, 포맷(예를 들어, 크기 등), 라벨링, SKU(재고 보관 유닛(stock keeping unit)) 중 임의의 것을 선택하는 것에 관련될 수 있다. 실시예에서, 이러한 성별, 인종 및/또는 위치 데이터 중 임의의 것은 또한 선택된 제품들/서비스들을 선택 및/또는 순위화하거나 제품들/서비스들을 필터링(예를 들어, 위치에서 또는 위치에 대해 판매되지 않는 제품/서비스를 제거)하는 것을 도울 수 있다. 실시예에서, 위치 데이터는 사용자가 제품/서비스를 지역에서 구매할 수 있도록, 이용가능한 소매점/서비스 제공자(예를 들어, 물리적 사업 위치(예를 들어, 상점, 살롱, 사무실 등)를 갖거나 갖지 않음)를 결정하기 위해 사용된다.
- [0113] 실시예에서, 사용자의 캡처된 이미지의 피부 징후 점수들은 예컨대 AR 애플리케이션 인터페이스에서 AR 애플리케이션(1434)을 통해 디스플레이하기 위해 전자상거래 서비스로부터 제공된다. 실시예에서, 피부 징후 점수들은 변환된 이미지를 정의하기 위해 생성기 G_{IT} (1430)에 의해 사용되도록 클라우드 서비스(1432)에 제공하기 위한 노화 맵을 정의하기 위해 사용된다. 예를 들어, 실시예에서, 모델(1456)에 의해 생성된 피부 징후 점수들은 일부 피부 징후들에 대한 노화 맵 값들을 정의하기 위해 이미지로부터 원래 생성된 것으로서 사용된다. 원래 생성된 다른 피부 징후 점수들은 일부 피부 징후들에 대한 노화 맵 값들을 정의하도록 수정된다. 실시예에서, 예를 들어, 사용자는 인터페이스를 통해 생성된 일부 점수들(예를 들어, 눈 주위의 피부 징후들만)을 수정할 수 있다. 예를 들어, 실시예에서, 예컨대 규칙 또는 다른 코드의 적용에 의해 점수들을 수정하기 위해 다른 수단이 사용된다. 실시예에서, 선택된 피부 징후들의 동안화, 또는 노화 또는 임의의 조합을 나타내기 위해 수정이 수행된다. 앞에서 설명된 바와 같이, 일부 피부 징후들에 대해, 피부 징후 점수들을 대신하여 겉보기 연령 값들이 사용될 수 있다.
- [0114] 제한이 아닌 실시예에서, 사용자는 전자상거래 서비스(1452)에 의해 추천된 것과 같은 개인화된 제품 추천을 수신한다. 사용자는 특정 제품 또는 서비스를 선택한다. 그것의 선택은 제품 또는 서비스에 연계된 연관된 피부 징후에 대해 사용자에게 대한 피부 징후 점수의 수정을 호출한다. 수정은 점수를 조절하여 제품 또는 서비스의 사용을 시뮬레이션한다. 원래 생성되거나 수정된 피부 징후 점수들은 노화 맵에서 사용되고 클라우드 서비스(1432)에 제공되어 노화 이미지를 수신한다. 본 명세서에서 앞에서 설명된 바와 같이, 상이한 징후들에 대한 피부 징후 점수들은 맵에서 조합될 수 있으며, 생성기 G_{IT} 는 상이한 징후들을 상이하게 노화시킬 수 있다. 따라서, 실시예에서, 일부 피부 징후 점수들은 일부 징후들에 대해 원래 생성된 그대로인 한편, 다른 징후들은 수정된 점수들을 갖는 노화 맵이 정의된다.
- [0115] 도 14의 실시예에서, 전자상거래 서비스(1452)는 예컨대 제품 또는 서비스의 구매를 용이하게 하기 위한 구매 컴포넌트(1458)로 구성된다. 제품들 또는 서비스들은 코스메틱 제품들 또는 서비스들 또는 기타를 포함한다. 도시되지는 않았지만, 전자상거래 서비스(1452) 및/또는 AR 애플리케이션(1434)은 캡처된 이미지에 메이크업을 적용하여 효과 적용된 이미지를 생성하는 것과 같이 코스메틱 제품 또는 서비스를 시뮬레이션하기 위해 캡처된

이미지의 이미지 프로세싱을 제공한다.

- [0116] 위에서 설명된 실시예들에서는 캡처된 이미지들이 프로세싱을 위한 소스 이미지로서 사용되지만, 실시예에서, (예를 들어, 디바이스(1410)의 카메라 이외의 다른 소스들로부터의) 다른 소스 이미지들이 사용된다. 실시예는 캡처된 이미지 또는 다른 소스 이미지를 사용할 수 있다. 캡처된 이미지든 다른 이미지이든, 실시예에서, 생성기 G_{IT} (1430)의 모델로서 사용자 경험을 개선하기 위한 그러한 이미지 고해상도 이미지들은 동일하게 훈련된다. 도시되지는 않았지만, 실시예에서, 피부 징후 분석기 모델에 의해 사용되는 이미지들은 분석될 때 축소되었다(downscaled). 이러한 분석을 위해 다른 이미지 사전-프로세싱이 수행된다.
- [0117] 실시예에서, AR 애플리케이션(1434)은 성능을 개선하기 위해 품질 피쳐들(즉, 조명, 중심 맞추기, 배경, 머리카락에 의한 가려짐 등)과 관련하여 사용자에게 지시할 수 있다. 실시예에서, AR 애플리케이션(1434)은 특정 최소 조건들을 충족하지 않고 부적합한 경우 이미지를 거부한다.
- [0118] 도 14에 모바일 디바이스로서 보여지지만, 실시예에서, 컴퓨팅 디바이스(1410)는 언급된 바와 같이 상이한 폼팩터를 가질 수 있다. 생성기 G_{IT} (1430)를 클라우드 서비스로서 제공하는 대신(또는 이에 추가하여), 충분한 저장 및 프로세싱 리소스를 갖는 특정 컴퓨팅 디바이스에 로컬로 호스팅 및 실행될 수 있다.
- [0119] 따라서, 실시예에서, 컴퓨팅 디바이스(예를 들어, 디바이스(1402, 1408 또는 1410))가 제공되고, 이는 얼굴의 원본 이미지를 수신하고, 프레젠테이션을 위한 변환된 이미지를 생성하기 위해 연령 시뮬레이션 생성기를 사용하여 구성된 프로세싱 유닛을 포함하고, 생성기는 얼굴의 원본 이미지와 변환된 이미지 사이의 복수의 연령 관련 피부 징후에 대한 연속적인 컨트롤로 노화를 시뮬레이션하고, 생성기는 피부 징후들에 대한 개별 노화 타겟들을 사용하여 원본 이미지를 변환하도록 구성된다. 이러한 컴퓨팅 디바이스(예를 들어, 디바이스(1402, 1408 또는 1410))는 예를 들어 도 15를 참조하여 설명된 바와 같이 실시예에 따라 관련 방법 양태를 수행하도록 구성된다는 것이 이해될 것이다. 이러한 컴퓨팅 디바이스 양태들의 실시예들은 대응하는 방법 양태 실시예를 갖는다는 것이 이해될 것이다. 마찬가지로, 컴퓨팅 디바이스 및 방법 양태들은 대응하는 컴퓨터 프로그램 제품 양태들을 갖는다. 컴퓨터 프로그램 양태는 명령어들을 저장하는 (예를 들어, 비-일시적) 저장 디바이스를 포함하고, 이러한 명령어들은 컴퓨팅 디바이스의 프로세서에 의해 실행될 때, 예컨대 본 명세서의 임의의 각각의 실시예에 따른 방법을 수행하도록 컴퓨팅 디바이스를 구성한다.
- [0120] 실시예에서, 생성기는 조건부 GAN 기반이다. 실시예에서, 타겟들은 피부 징후들 중의 개별 피부 징후들에 연관된 얼굴의 구역들을 식별하는 노화 맵으로서 생성기에 제공되고, 노화 맵 내의 각각의 구역은 연관된 피부 징후에 대응하는 개별 노화 타겟으로 채워진다. 실시예에서, 노화 맵은 연관된 피부 징후의 점수 값에 의해 연관된 피부 징후에 대한 특정 노화 타겟을 표현한다. 실시예에서, 노화 맵은 연관된 피부 징후에 대한 겉보기 연령 값에 의해 연관된 피부 징후에 대한 특정 노화 타겟을 표현한다. 실시예에서, 노화 맵은 연관된 피부 징후의 점수 값이 이용가능한 경우에는 점수 값, 및 점수 값이 이용가능하지 않은 경우에는 겉보기 연령 값에 의해, 연관된 피부 징후에 대한 특정 노화 타겟을 표현한다. 실시예에서, 노화 맵은 노화 타겟들을 표현하기 위해 픽셀 강도를 사용하도록 정의된다.
- [0121] 실시예에서, 노화 맵은 원본 이미지의 배경을 마스킹한다.
- [0122] 실시예에서, 생성기는 개별 훈련 이미지들 및 연관된 노화 맵들을 사용하는 훈련을 통해 구성되고, 연관된 노화 맵들은 개별 피부 징후들의 노화 변형들을 안내하기 위해 약한 공간 감도를 제공한다. 실시예에서, 피부 징후들은 인종-특정 노화 차원들을 표현한다. 실시예에서, 피부 징후들은 "연령", "이마 주름", "팔자 주름", "눈 밑 주름", "미간 주름", "눈가 주름", "입꼬리 주름", "윗입술", 및 "얼굴 하부 처짐" 중 하나 이상을 표현한다.
- [0123] 실시예에서, 생성기는 노화 맵들의 형태로 노화 타겟들을 통합하기 위해 디코더에 잔차 블록들을 포함하는 완전 컨볼루션 인코더-디코더이다. 실시예에서, 생성기는 특정 훈련 이미지의 일부 및 연관된 노화 맵의 대응하는 패치를 사용하는 패치 기반 훈련을 사용하여 구성된다. 실시예에서, 잔차 블록들은 특정 훈련 이미지의 일부 및 연관된 노화 맵의 대응하는 패치의 개별 위치를 나타내기 위해 위치 정보를 더 포함한다. 실시예에서, 위치 정보는 원본 이미지의 높이 및 폭($H \times W$) 크기에 관련된 수평 기울기 맵 및 수직 기울기 맵으로부터 정의된 개별 X 및 Y 좌표 맵을 사용하여 제공된다. 실시예에서, 특정 훈련 이미지는 고해상도 이미지이고, 패치 크기는 그것의 일부이다. 실시예에서, 패치 크기는 고해상도 이미지의 $1/2$ 이하이다.
- [0124] 실시예에서, 생성기는 적용될 추가적인 변형들을 최소화하면서 연령 관련 피부 징후들을 변형하는 것으로 생성

기를 제한하도록 어텐션 메커니즘을 통해 구성된다.

- [0125] 실시예에서, (예를 들어, 디바이스(1410)의) 프로세싱 유닛은 사용을 위해 생성기를 제공하는 제2 컴퓨팅 디바이스(예를 들어 1408)와 통신하도록 구성되고, 프로세싱 유닛은 원본 이미지를 통신하고 변환된 이미지를 수신한다.
- [0126] 실시예에서, 원본 이미지는 1024×1024 픽셀 이상의 고해상도 이미지이다.
- [0127] 실시예에서, (예를 들어, 컴퓨팅 디바이스(1410)의) 프로세싱 유닛은 변환된 이미지를 사용하여 노화를 시뮬레이션하기 위해 증강 현실 애플리케이션을 제공하도록 추가로 구성된다. 실시예에서, 컴퓨팅 디바이스는 카메라를 포함하고, 프로세싱 유닛은 카메라로부터 원본 이미지를 수신한다.
- [0128] 실시예에서, 프로세싱 유닛은 제품 및 서비스 중 적어도 하나를 추천하는 추천 기능, 및 제품 및 서비스 중 적어도 하나를 구매하기 위한 전자상거래 기능 중 적어도 하나를 제공하도록 구성된다. 실시예에서, 이러한 맥락에서 "제공하는" 동작은 추천 및/또는 구매를 용이하게 하기 위해 다른 컴퓨팅 디바이스(예를 들어, 1450)에 의해 제공되는 웹 기반 또는 다른 네트워크 기반 서비스와 통신하는 것을 포함한다.
- [0129] 실시예에서, 제품은 재생 제품, 안티-에이징 제품, 및 코스메틱 메이크업 제품 중 하나를 포함한다.
- [0130] 실시예에서, 서비스는 재생 서비스, 안티-에이징 서비스, 및 코스메틱 서비스 중 하나를 포함한다.
- [0131] 도 15는 예를 들어 컴퓨팅 디바이스(1402 또는 1408)에 의해 수행되는 실시예에 따른 방법 양태의 동작들(1500)의 흐름도이다. 단계(1502)에서, 동작들은 얼굴의 원본 이미지를 수신하고, 단계(1504)에서 프레젠테이션을 위한 변환된 이미지를 생성하기 위해 연령 시뮬레이션 생성기를 사용하며; 제시를 위해 번역된 이미지를 생성하는 연령 시뮬레이션 생성기; 생성기는 얼굴의 원본 이미지와 변환된 이미지 사이의 복수의 연령 관련 피부 징후에 대한 연속적인 컨트롤로 노화를 시뮬레이션하고, 생성기는 피부 징후들에 대한 개별 노화 타겟들을 사용하여 원본 이미지를 변환하도록 구성된다. 관련된 컴퓨팅 디바이스 양태의 언급된 실시예들은 대응하는 방법 실시예들을 갖는다.
- [0132] 실시예에서, 네트워크 모델 훈련 환경은 (GAN 기반의) 연령 시뮬레이션 생성기를 컨디셔닝함으로써 구성하는 방법과 같은 방법을 수행하도록 구성된 컴퓨팅 디바이스를 제공한다. 실시예에서, 방법은 얼굴의 원본 이미지와 변형된 이미지 사이의 복수의 연령 관련 피부 징후에 대한 연속적인 컨트롤을 갖는 연령 시뮬레이션 생성기를 정의하는 단계 - 정의하는 단계는 페어링되지 않은 개별 훈련 이미지들을 사용하여 생성기를 훈련하는 단계를 포함하고, 훈련 이미지들 각각은 피부 징후들 중 적어도 일부에 대한 노화 타겟에 연관됨 -; 및 이미지들을 변환하기 위해 생성기를 제공하는 단계를 포함한다.
- [0133] 실시예에서, 생성기는 조건부 GAN 기반이다.
- [0134] 실시예에서, 방법은 피부 징후들 중의 개별 피부 징후들에 연관된 얼굴의 구역들을 식별하는 노화 맵으로서 노화 타겟을 정의하는 단계를 포함하고, 노화 맵 내의 각각의 구역은 연관된 피부 징후에 대응하는 개별 노화 타겟으로 채워진다.
- [0135] 실시예에서, 컴퓨팅 디바이스가 제공되고, 이는 소스 이미지에 적어도 하나의 얼굴 효과를 적용하고, 효과 적용된 소스 이미지의 가상 인스턴스를 인터페이스 상에 생성하도록 구성된 프로세싱 회로부를 포함하는 얼굴 효과 유닛을 포함하고, 얼굴 효과 유닛은 얼굴의 원본 이미지와 변환된 이미지 사이의 복수의 연령 관련 피부 징후에 대한 연속적인 컨트롤로 노화를 시뮬레이션하기 위해 생성기를 이용하고, 생성기는 피부 징후들에 대한 개별 노화 타겟들을 사용하여 원본 이미지를 변환하도록 구성된다. 실시예에서, 인터페이스는 예를 들어 구매 또는 제품/서비스를 가능하게 하는 전자상거래 인터페이스이다.
- [0136] 실시예에서, 컴퓨팅 디바이스는 제품 및/또는 서비스의 추천을 프레젠테이션하고 제품 및/또는 서비스의 선택을 수신하도록 구성된 프로세싱 회로부를 포함하는 추천 유닛을 포함하고, 제품 및/또는 서비스는 피부 징후들 중 적어도 하나에 대한 노화 타겟 수정기에 연관된다. 실시예에서, 인터페이스는 예를 들어 추천 제품/서비스의 구매를 가능하게 하는 전자상거래 인터페이스이다. 얼굴 효과 유닛은 선택에 응답하여 노화 타겟 수정기를 사용하여 피부 징후들에 대한 개별 노화 타겟들을 생성함으로써 소스 이미지 상에 제품 및/또는 서비스의 효과를 시뮬레이션하도록 구성된다. 실시예에서, 추천 유닛은 소스 이미지를 사용하여 현재 피부 징후 점수들을 결정하기 위해 피부 징후 분석기를 호출하는 단계; 및 현재 피부 징후 점수들을 사용하여 제품 및/또는 서비스를 결정하는 단계에 의해 추천을 획득하도록 구성된다. 실시예에서, 피부 징후 분석기는 딥 러닝 모델을 사용하여 소스 이미지를 분석하도록 구성된다. 실시예에서, 노화 타겟들은 현재 피부 징후 점수들 및 노화 타겟 수정기

로부터 정의된다.

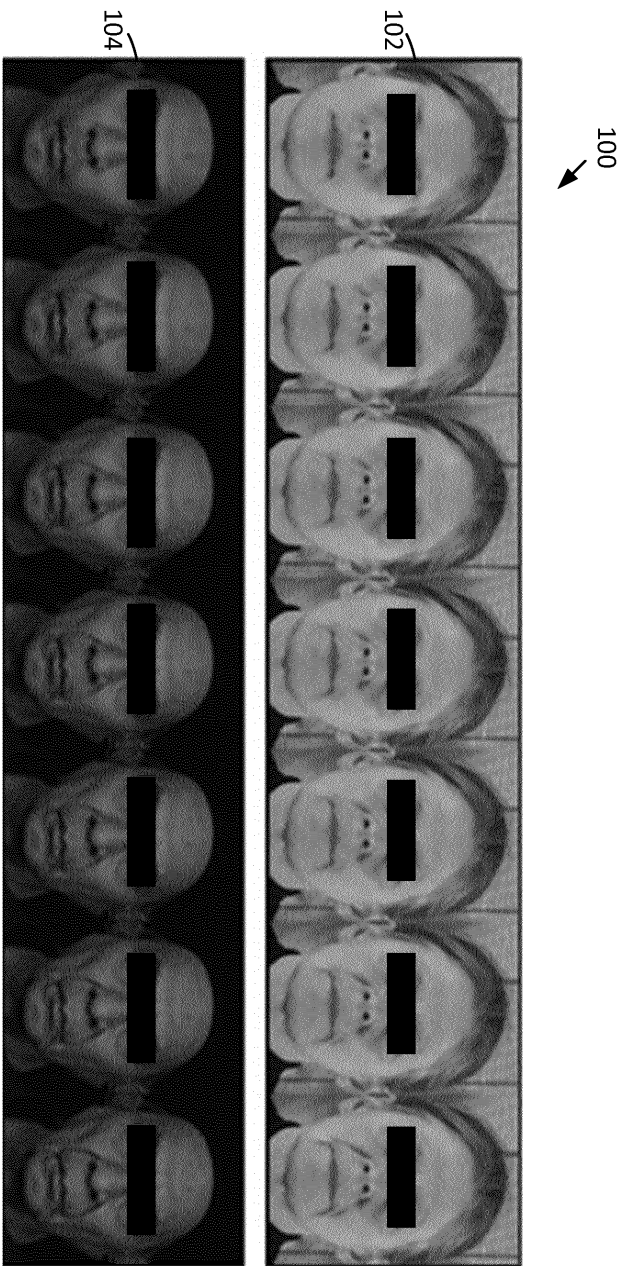
- [0137] 결론
- [0138] 본 명세서에서, 얼굴 노화를 위한 노화 맵들을 생성하기 위한 임상적 징후들의 사용이 제시된다. 노화 프로세스에 대한 완벽한 컨트롤을 갖는 고해상도 이미지들에 대한 최첨단 결과들이 입증되었다. 실시예에서, 패치 기반 접근방식은 조건부 GAN이 큰 배치 크기를 유지하면서 큰 이미지들에서 훈련되는 것을 허용한다.
- [0139] 실제 구현은 여기에 설명된 피쳐들 중 임의의 것 또는 전부를 포함할 수 있다. 이들 및 다른 양태들, 피쳐들, 및 다양한 조합들은 본 명세서에 설명된 피쳐들을 결합하는 방법들, 장치들, 시스템들, 기능을 수행하기 위한 수단들, 프로그램 제품들로서, 및 다른 방식으로 표현될 수 있다. 다수의 실시예가 설명되었다. 그럼에도 불구하고, 본 명세서에 설명된 프로세스들 및 기법들의 사상 및 범위를 벗어나지 않고서 다양한 수정이 이루어질 수 있음을 이해할 것이다. 추가로, 설명된 프로세스로부터 다른 단계들이 제공될 수 있거나 단계들이 제거될 수 있고, 다른 컴포넌트들이 설명된 시스템들에 추가되거나 그로부터 제거될 수 있다. 따라서, 다른 실시예들은 이하의 청구항들의 범위 내에 있다.
- [0140] 본 명세서의 설명 및 청구항들의 전반에 걸쳐, "포함한다(comprise)" 및 "포함한다(contains)"라는 단어 및 이들의 변형은 "포함하지만 이에 제한되지 않음"을 의미하며, 이들은 다른 컴포넌트들, 정수들 또는 단계들을 배제하도록 의도되지 않는다(그리고 배제하지 않는다). 본 명세서 전체에서, 단수형은 문맥상 달리 요구하지 않는 한 복수형을 포괄한다. 특히, 부정 관사가 사용되는 경우, 본 명세서는 문맥상 달리 요구하지 않는 한 단수형 뿐만 아니라 복수형을 고려하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0141] 본 발명의 특정 양태, 실시예 또는 예와 관련하여 설명된 피쳐들, 정수들, 특성들 또는 그룹들은 양립불가능하지 않은 한, 임의의 다른 양태, 실시예 또는 예에 적용가능한 것으로 이해되어야 한다. 여기에 개시된 모든 피쳐(임의의 첨부된 청구항들, 요약 및 도면들을 포함함) 및/또는 그렇게 개시된 임의의 방법 또는 프로세스의 모든 단계는, 그러한 피쳐들 및/또는 단계들의 적어도 일부가 상호배타적인 조합들을 제외하고 임의의 조합으로 조합될 수 있다. 본 발명은 임의의 전술한 예들 또는 실시예들의 세부사항들로 제한되지 않는다. 본 발명은 본 명세서(임의의 첨부된 청구항들, 요약 및 도면들을 포함함)에 개시된 피쳐들 중 임의의 신규한 것 또는 그들의 임의의 신규한 조합, 또는 개시된 임의의 방법 또는 프로세스의 단계들 중 임의의 신규한 것 또는 그들의 임의의 신규한 조합으로 확장된다.
- [0142] 1. Agustsson, E., Timofte, R., Escalera, S., Baro, X., Guyon, I., Rothe, R.: Apparent and real age estimation in still images with deep residual regressors on appareal database. In: 2017 12th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2017). pp. 87-94. IEEE (2017)
- [0143] 2. Antipov, G., Baccouche, M., Dugelay, J.L.: Face aging with conditional generative adversarial networks. In: 2017 IEEE international conference on image processing (ICIP). pp. 2089-2093. IEEE (2017)
- [0144] 3. Arjovsky, M., Chintala, S., Bottou, L. Wasserstein gan. arXiv preprint arXiv:1701.07875 (2017)
- [0145] 4. Bazin, R., Doublet, E.: Skin aging atlas. volume 1. caucasian type. MED'COM publishing (2007)
- [0146] 5. Bazin, R., Flament, F.: Skin aging atlas. volume 2, asian type (2010)
- [0147] 6. Bazin, R., Flament, F., Giron, F.: Skin aging atlas. volume 3. afro-american type. Paris: Med'com (2012)
- [0148] 7. Bazin, R., Flament, F., Rubert, V.: Skin aging atlas. volume 4, indian type (2015)
- [0149] 8. Brock, A., Donahue, J., Simonyan, K.: Large scale gan training for high fidelity natural image synthesis. arXiv preprint arXiv:1809.11096 (2018)
- [0150] 9. Chen, B.C., Chen, C.S., Hsu, W.H.: Cross-age reference coding for age-invariant face recognition and retrieval. In: European conference on computer vision. pp. 768-783. Springer (2014)
- [0151] 10. Choi, Y., Choi, M., Kim, M., Ha, J.W., Kim, S., Choo, J.: Stargan: Unified generative adversarial networks for multi-domain image-to-image translation. In: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. pp. 8789-8797 (2018)

- [0152] 11. Choi, Y., Uh, Y., Yoo, J., Ha, J.W.: Stargan v2: Diverse image synthesis for multiple domains. arXiv preprint arXiv:1912.01865 (2019)
- [0153] 12. Dalal, N., Triggs, B.: Histograms of oriented gradients for human detection. In: 2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05). vol. 1, pp. 886-893. IEEE (2005)
- [0154] 13. Flament, F., Bazin, R., Qiu, H.: Skin aging atlas. volume 5, photo-aging face & body (2017)
- [0155] 14. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., Bengio, Y.: Generative adversarial nets. In: Advances in neural information processing systems. pp. 2672-2680 (2014)
- [0156] 15. Gulrajani, I., Ahmed, F., Arjovsky, M., Dumoulin, V., Courville, A.C.: Improved training of wasserstein gans. In: Advances in neural information processing systems. pp. 5767-5777 (2017)
- [0157] 16. Heljakka, A., Solin, A., Kannala, J.: Recursive chaining of reversible image-to-image translators for face aging. In: International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems. pp. 309-320. Springer (2018)
- [0158] 17. Heusel, M., Ramsauer, H., Unterthiner, T., Nessler, B., Hochreiter, S.: Gans trained by a two time-scale update rule converge to a local nash equilibrium. In: Advances in neural information processing systems. pp. 6626-6637 (2017)
- [0159] 18. Isola, P., Zhu, J.Y., Zhou, T., Efros, A.A.: Image-to-image translation with conditional adversarial networks. In: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. pp. 1125-1134 (2017)
- [0160] 19. Kärkkäinen, K., Joo, J.: Fairface: Face attribute dataset for balanced race, gender, and age. arXiv preprint arXiv:1908.04913 (2019)
- [0161] 20. Karras, T., Laine, S., Aila, T.: A style-based generator architecture for generative adversarial networks. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. pp. 4401-4410 (2019)
- [0162] 21. Kingma, D.P., Ba, J.: Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980 (2014)
- [0163] 22. Park, T., Liu, M.Y., Wang, T.C., Zhu, J.Y.: Semantic image synthesis with spatially-adaptive normalization. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. pp. 2337-2346 (2019)
- [0164] 23. Pumarola, A., Agudo, A., Martinez, A.M., Sanfeliu, A., Moreno-Noguer, F.: Ganimation: Anatomically-aware facial animation from a single image. In: Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). pp. 818-833 (2018)
- [0165] 24. Ricanek, K., Tesafaye, T.: Morph: A longitudinal image database of normal adult age-progression. In: 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FGR06). pp. 341-345. IEEE (2006)
- [0166] 25. Rothe, R., Timofte, R., Van Gool, L.: Dex: Deep expectation of apparent age from a single image. In: Proceedings of the IEEE international conference on computer vision workshops. pp. 10-15 (2015)
- [0167] 26. Song, J., Zhang, J., Gao, L., Liu, X., Shen, H.T.: Dual conditional gans for face aging and rejuvenation. In: IJCAI. pp. 899-905 (2018)
- [0168] 27. Szegedy, C., Ioffe, S., Vanhoucke, V., Alemi, A.A.: Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning. In: Thirty-first AAAI conference on artificial intelligence (2017)

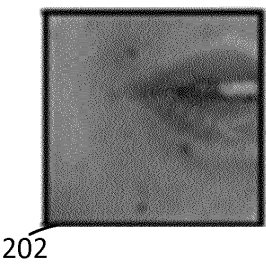
- [0169] 28. Wang, Z., Tang, X., Luo, W., Gao, S.: Face aging with identity-preserved conditional generative adversarial networks. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. pp. 7939-7947 (2018)
- [0170] 29. Yazici, Y., Foo, C.S., Winkler, S., Yap, K.H., Piliouras, G., Chandrasekhar, V.: The unusual effectiveness of averaging in gan training. arXiv preprint arXiv:1806.04498 (2018)
- [0171] 30. Zeng, H., Lai, H., Yin, J.: Controllable face aging. arXiv preprint arXiv:1912.09694 (2019)
- [0172] 31. Zhang, R., Isola, P., Efros, A.A., Shechtman, E., Wang, O.: The unreasonable effectiveness of deep features as a perceptual metric. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. pp. 586-595 (2018)
- [0173] 32. Zhu, H., Huang, Z., Shan, H., Zhang, J.: Look globally, age locally: Face aging with an attention mechanism. arXiv preprint arXiv:1910.12771 (2019)
- [0174] 33. Zhu, H., Zhou, Q., Zhang, J., Wang, J.Z.: Facial aging and rejuvenation by conditional multi-adversarial autoencoder with ordinal regression. arXiv preprint arXiv:1804.02740 (2018)
- [0175] 34. Zhu, J.Y., Park, T., Isola, P., Efros, A.A.: Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. In: Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. pp. 2223-2232 (2017)

도면

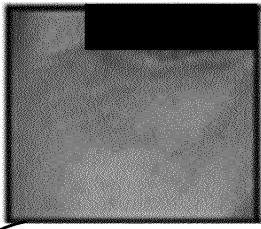
도면1



도면2a

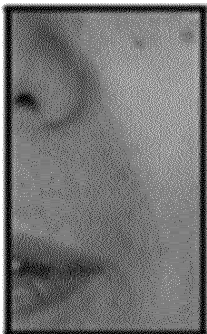


도면2b



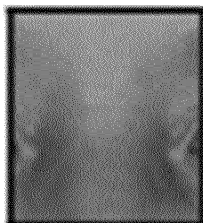
204

도면2c



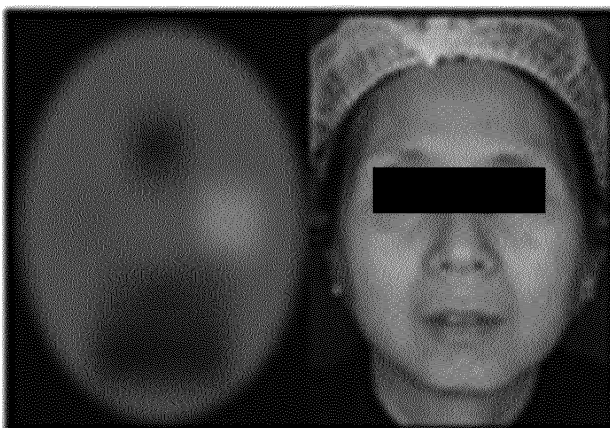
206

도면2d



208

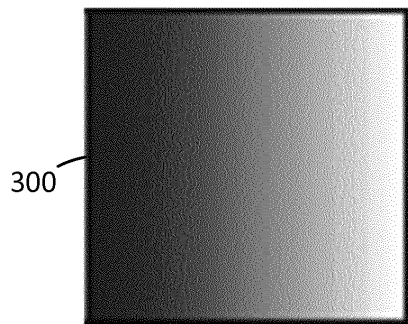
도면2e



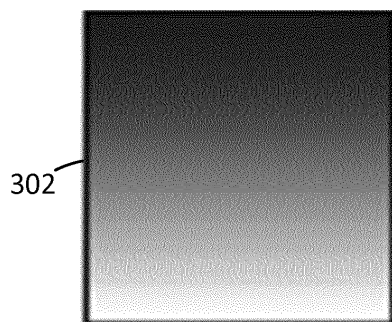
210

212

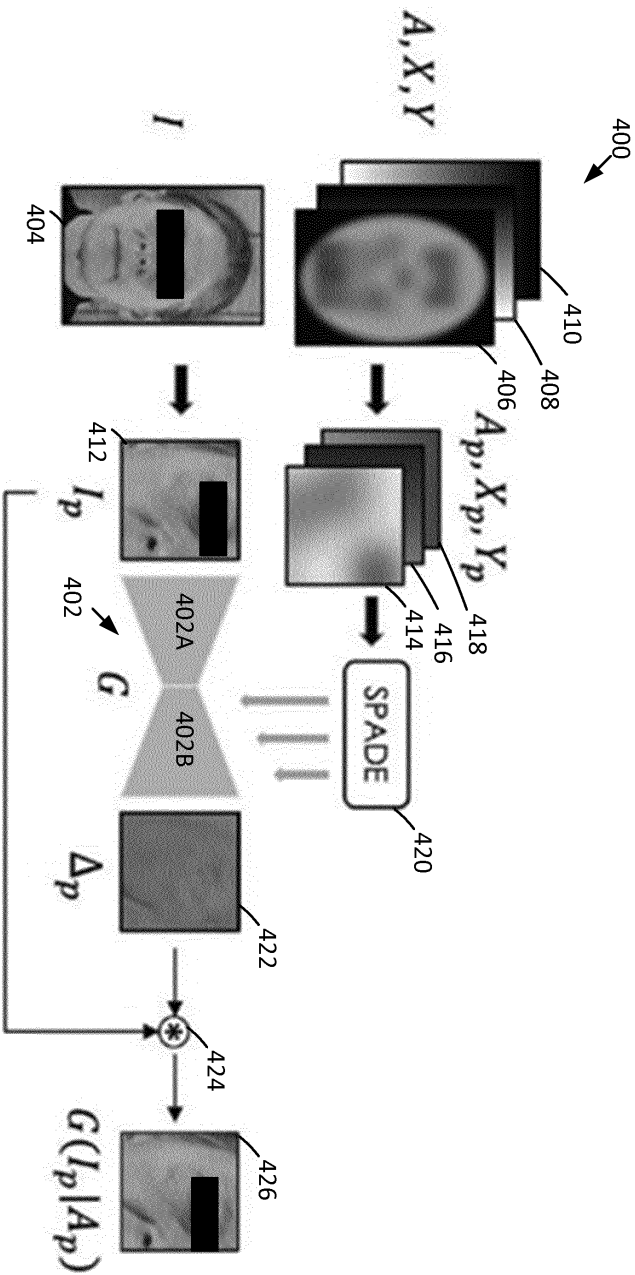
도면3a



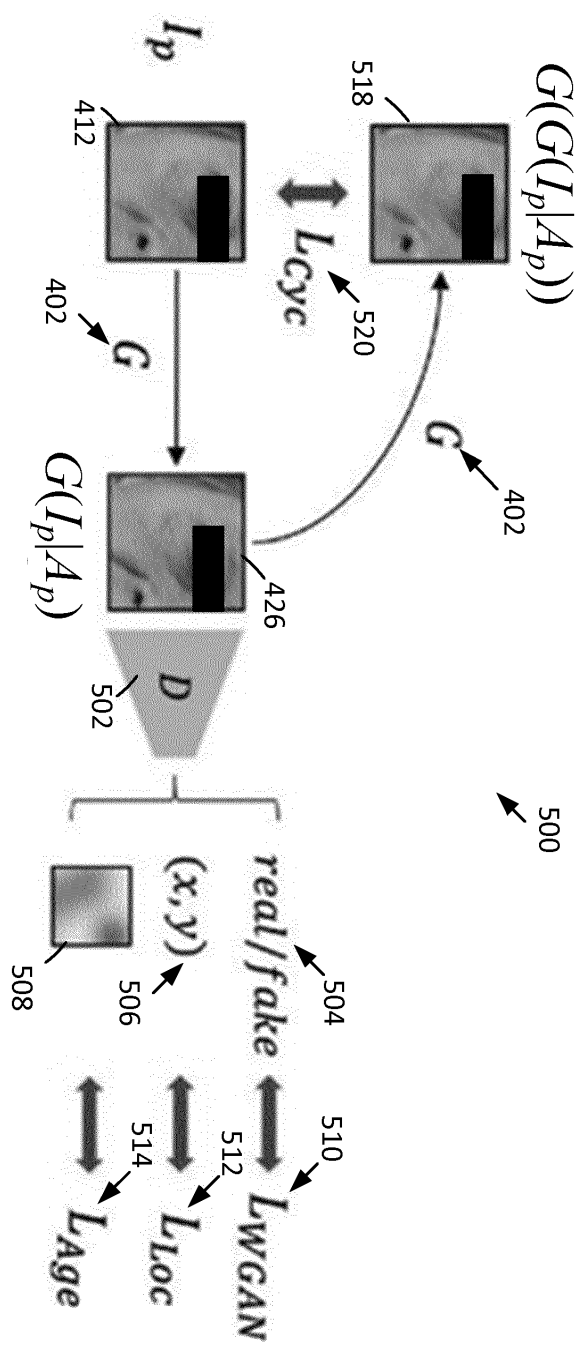
도면3b



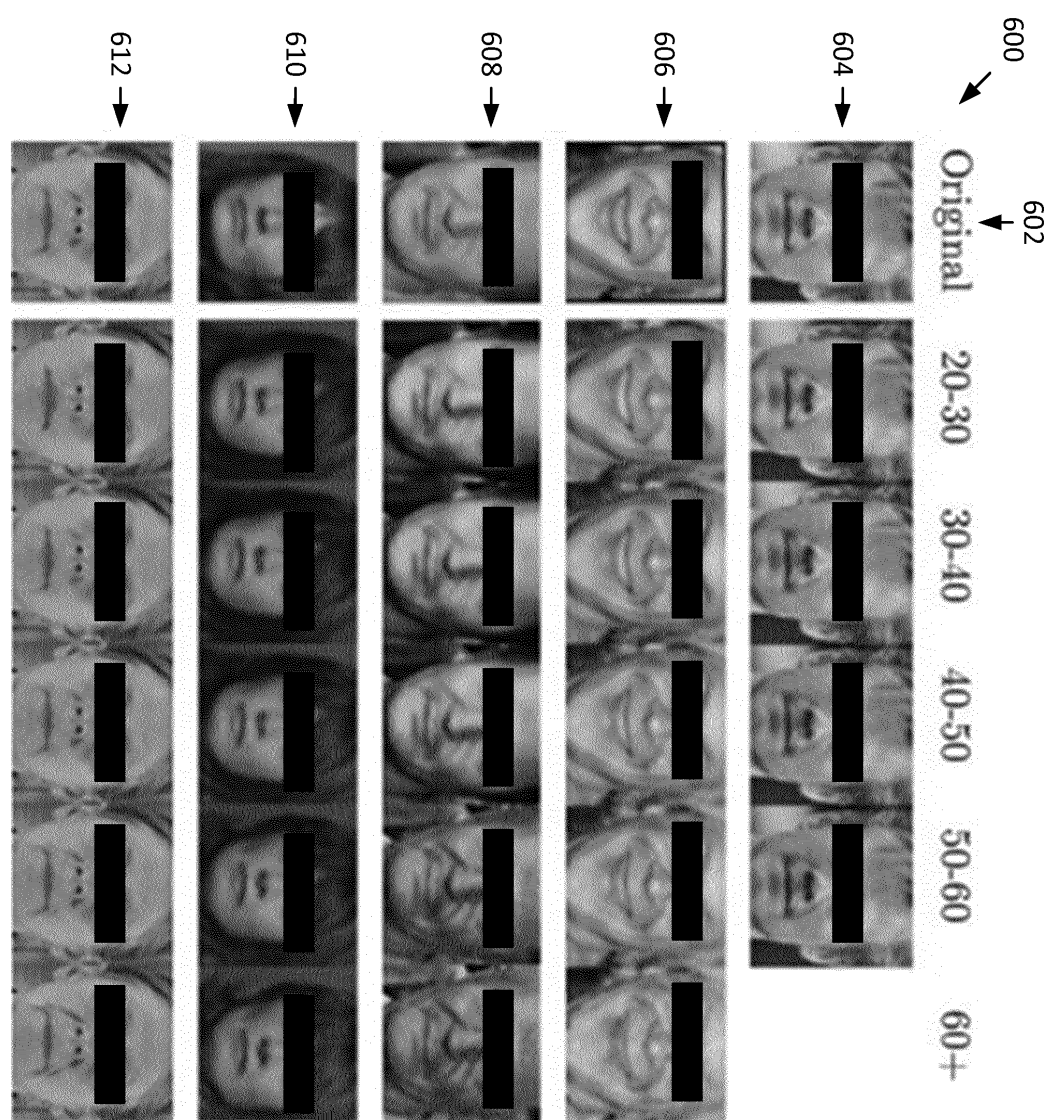
도면4



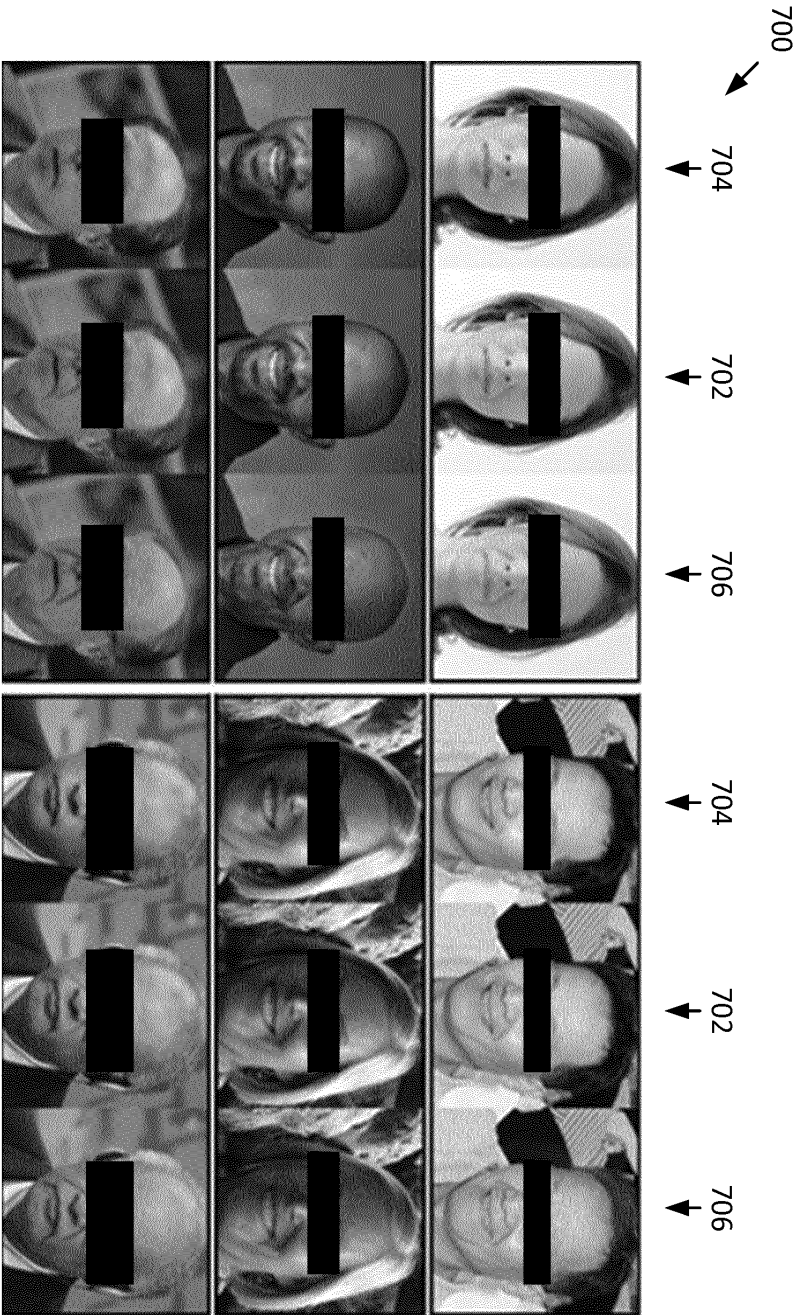
도면5



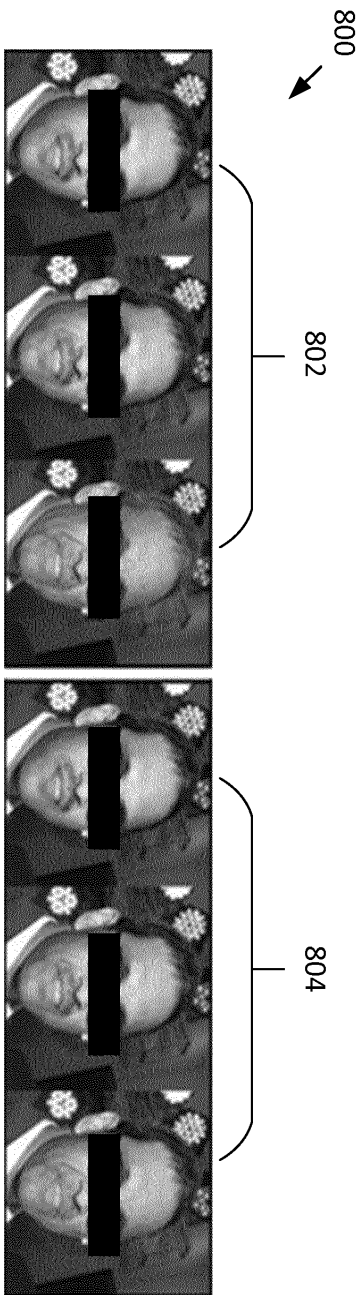
도면6



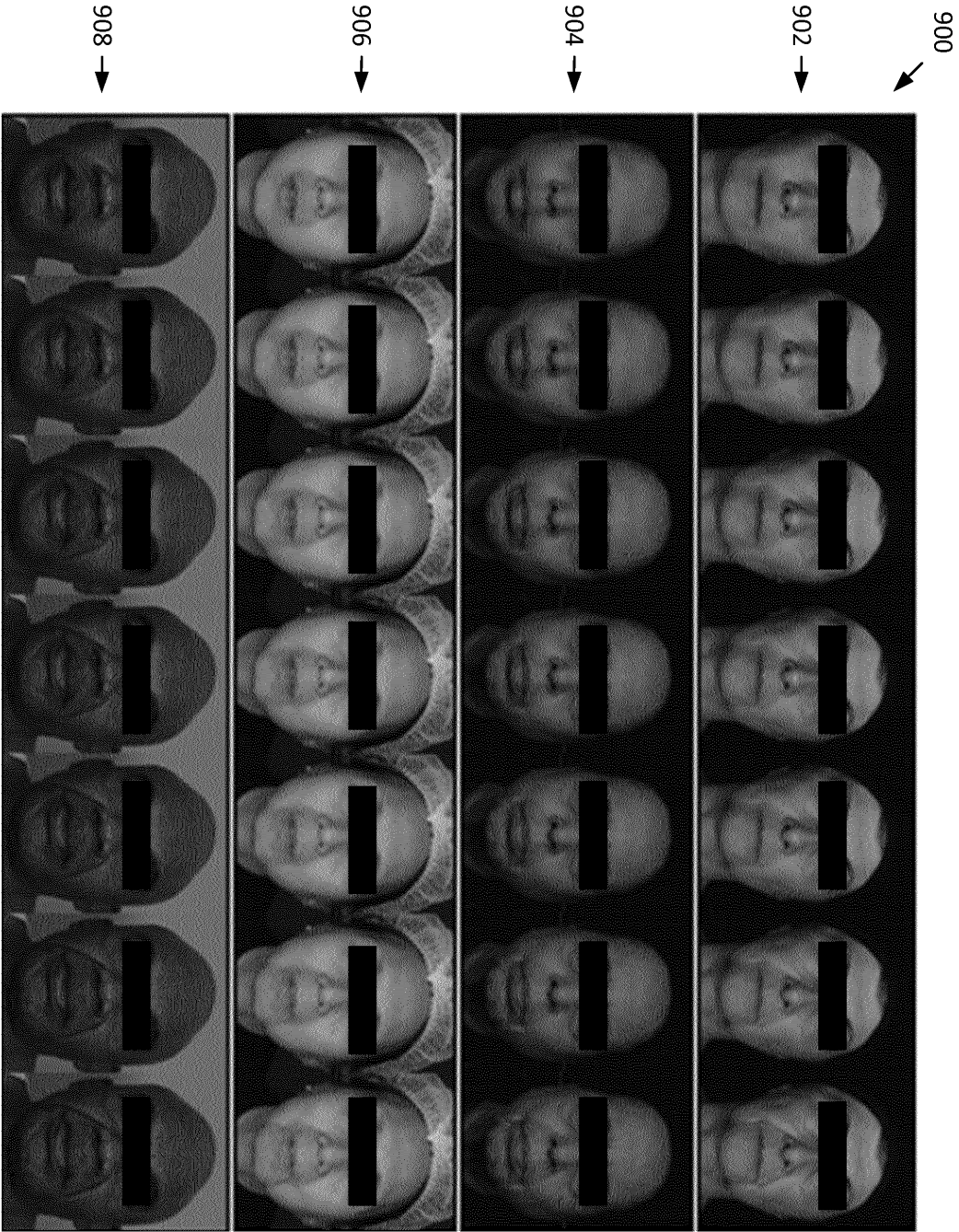
도면7



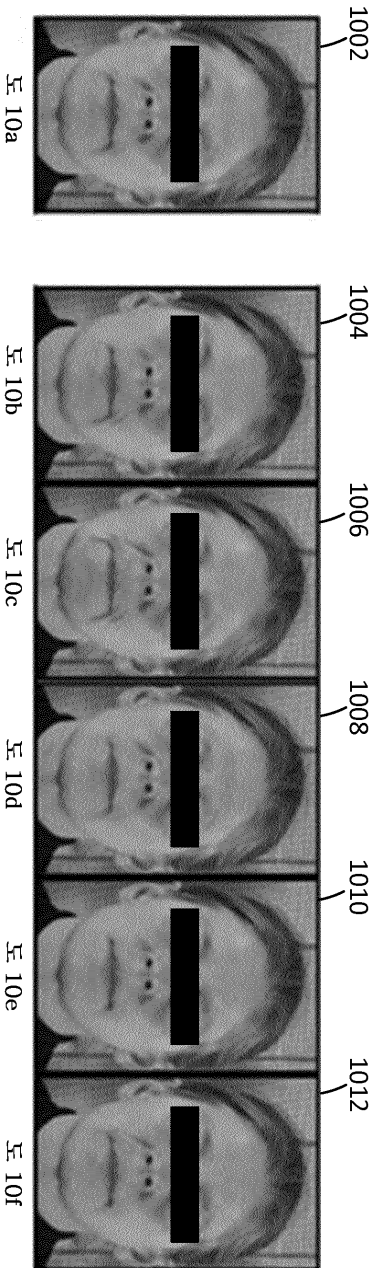
도면8



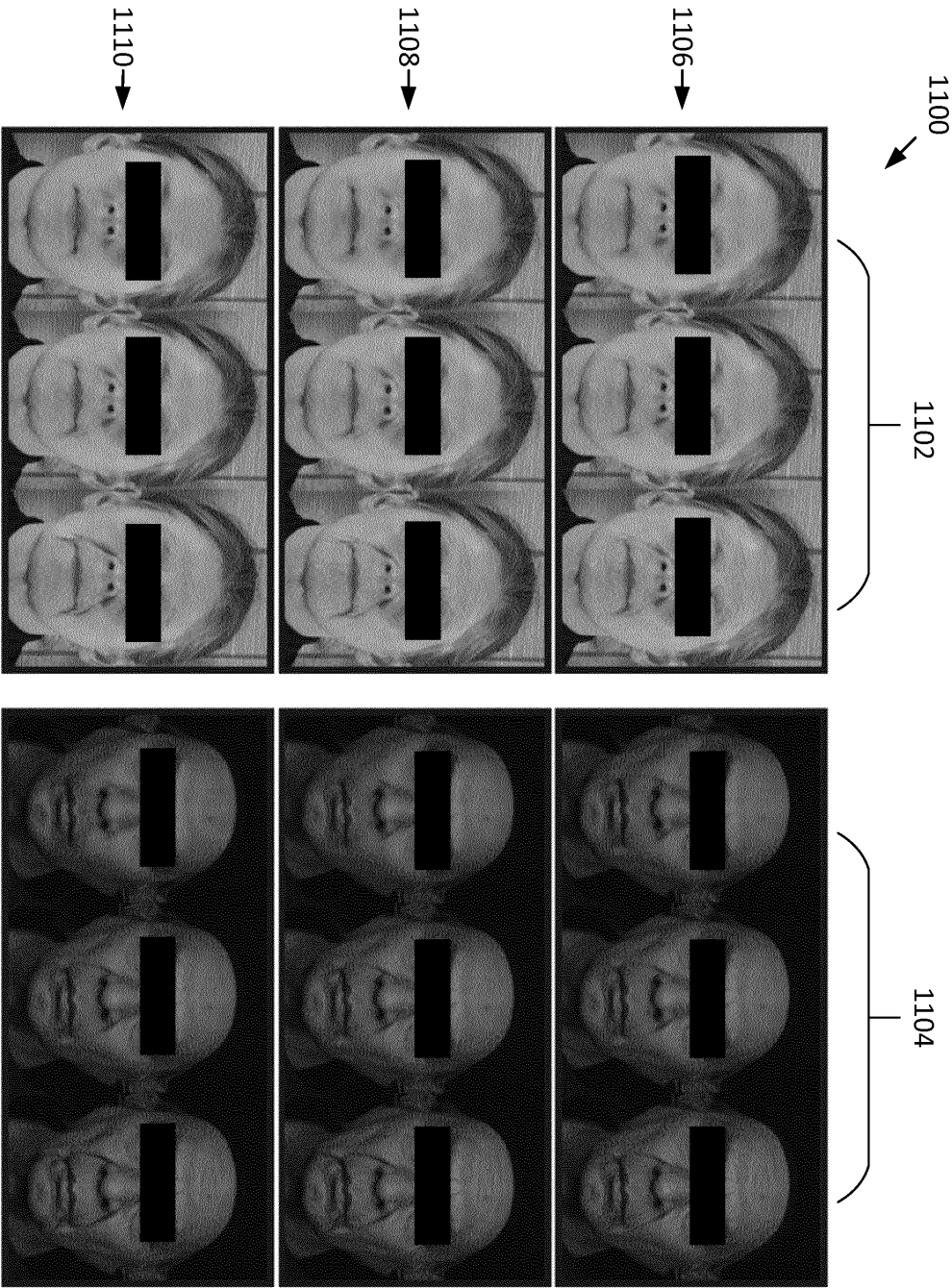
도면9



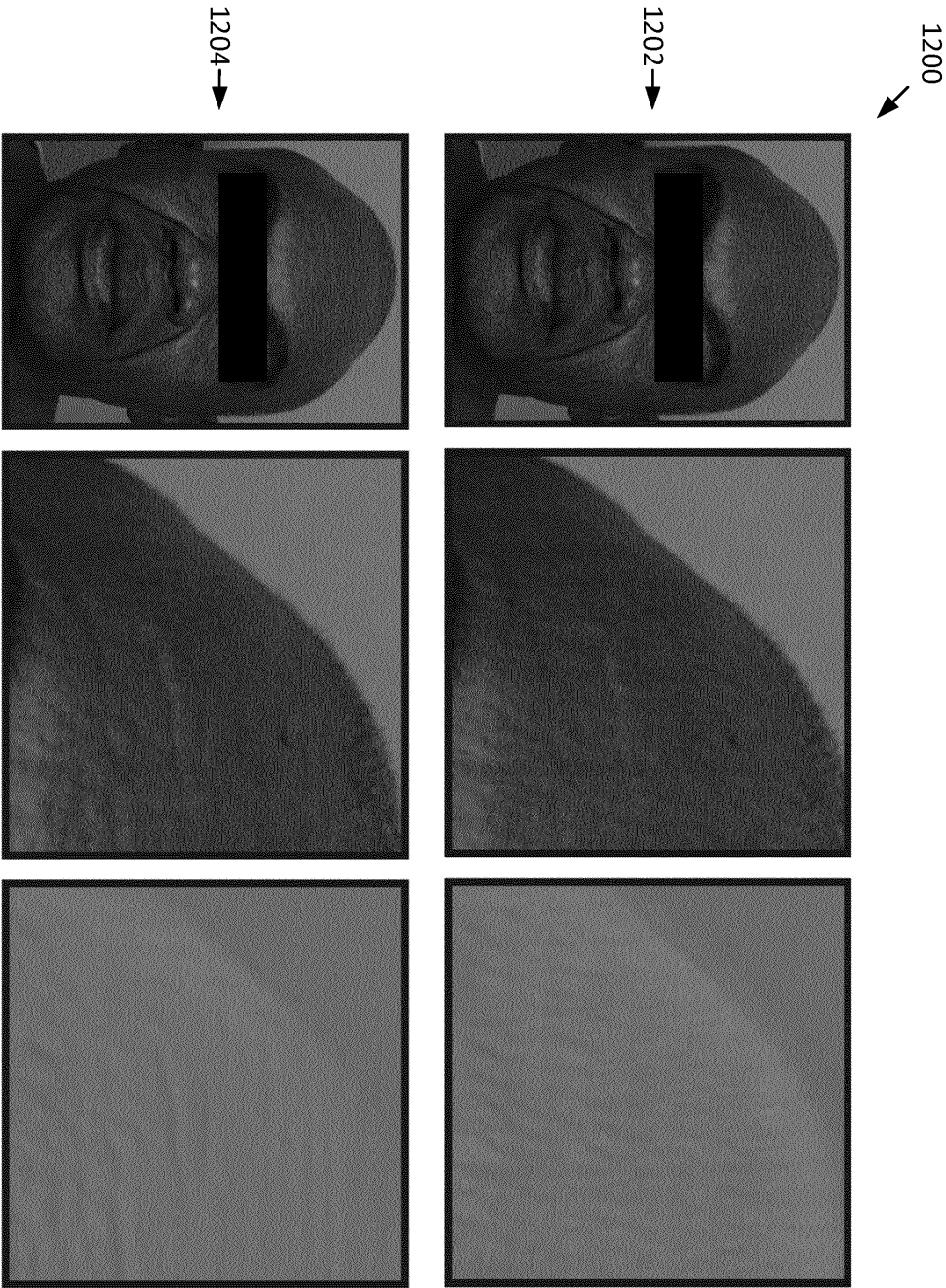
도면10



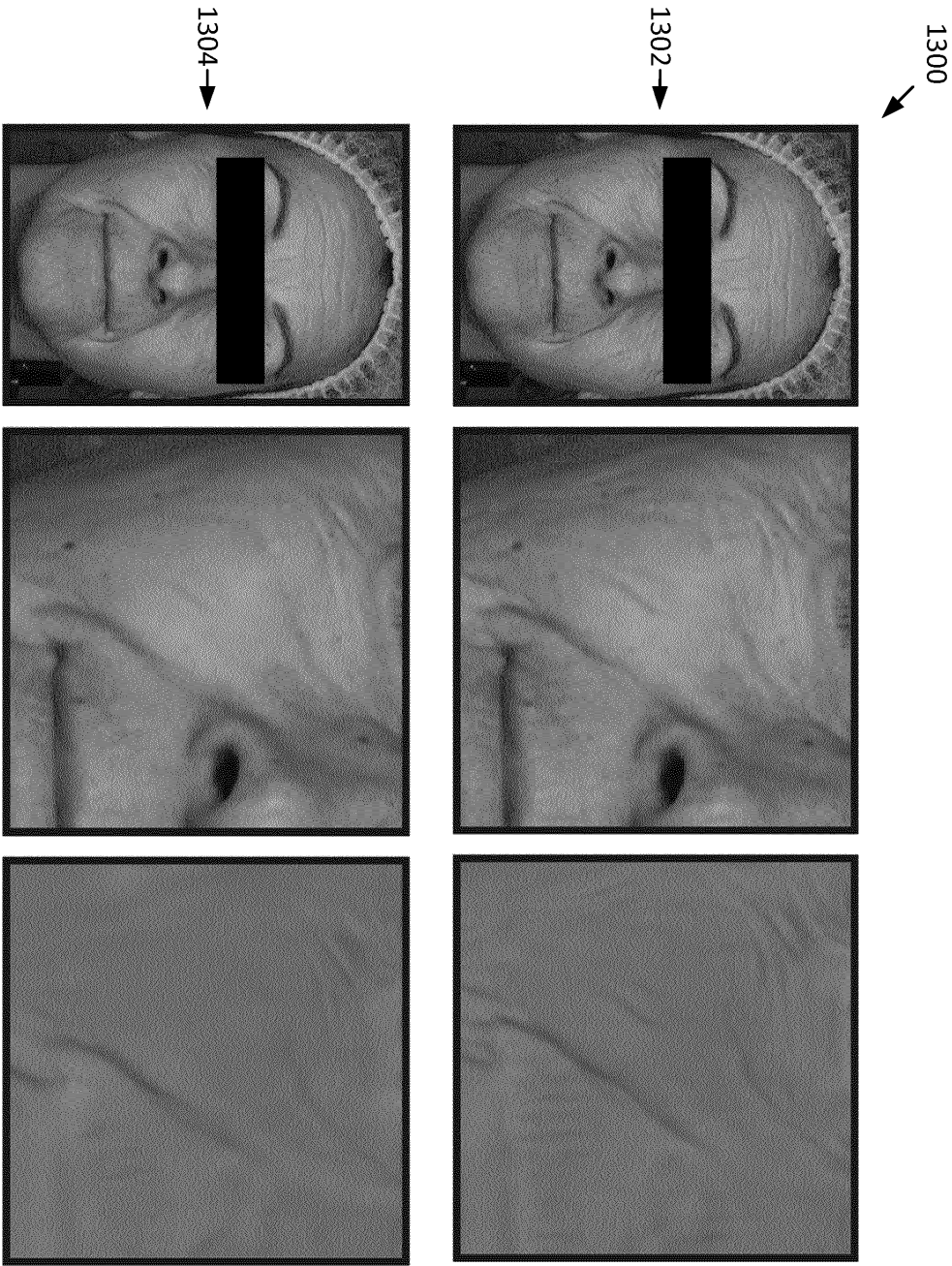
도면11



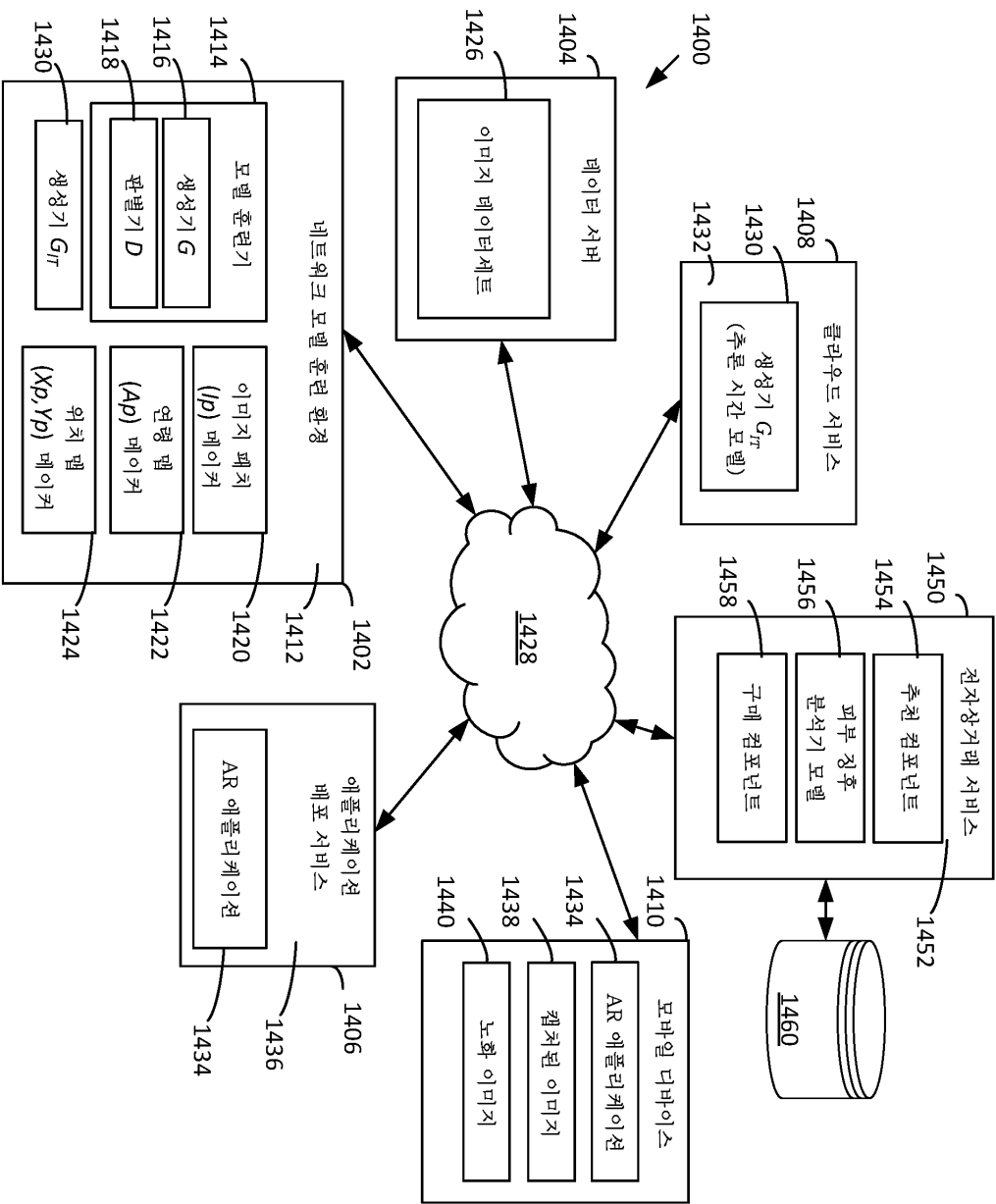
도면12



도면13



도면14



도면15

