(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년04월20일
(11) 등록번호 10-2523788
(24) 등록일자 2023년04월17일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 5/00 (2019.01) *G06N 3/08* (2023.01)
G06T 7/557 (2017.01)
(52) CPC특허분류
G06T 5/005 (2023.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2021-0137629
(22) 출원일자 2021년10월15일
심사청구일자 2021년10월15일
(56) 선행기술조사문헌
Tao Yan et al., Snow Removal From Light Field Images, IEEE Access, Volume: 7, Nov. 2019(2019.11.06.) 1부.*
Xiaowei Yuan et al., Face De-Occlusion Using 3D Morphable Model and Generative Adversarial Network, 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Oct. 2019(2019.10.27.) 1부.*
KR102311796 B1
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
인하대학교 산학협력단
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대학교)
(72) 발명자
이채은
서울특별시 서초구 남부순환로 2183(방배동, 방배래미안타워) 102동 2102호)
김권중
인천광역시 남동구 호구포로 924(만수동, 햇빛마을벽산 아파트) 11-1601
조성욱
인천광역시 미추홀구 경인북길 37-20 (용현동, 대도빌라)401호
(74) 대리인
특허법인아이더스

전체 청구항 수 : 총 6 항 심사관 : 김광식

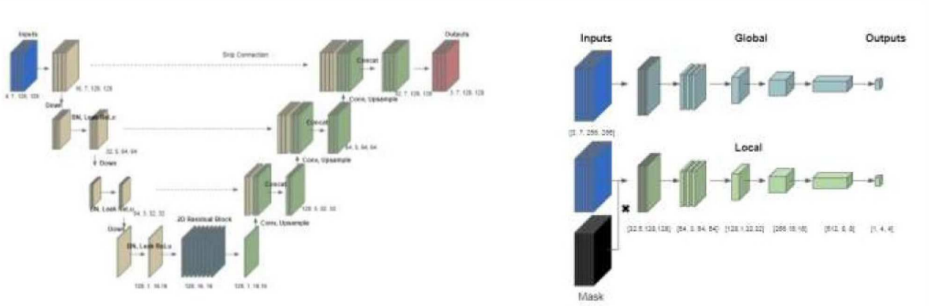
(54) 발명의 명칭 **GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법**

(57) 요 약

본 발명은 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법에 관한 것으로, 라이트 필드 이미지의 기하 정보를 사용하지 않고 GAN을 통해 이미지를 복원하면서도 종래의 LSTM을 사용한 이미지보다 PSNR과 SSIM 수치가 향상됨은 물론 3D 라이트 필드 이미지 데이터에 한정하지 않고 4D 라이트 필드 이미지나 비디오에도 폭넓게 적용할 수 있도록 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법을 제공한다.

대 표 도 - 도3

(a) (b)



(52) CPC특허분류
G06T 5/001 (2013.01)
G06T 7/557 (2017.01)
G06T 2207/20081 (2013.01)
G06T 2207/20084 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 644711
과제번호 2021R1A2C2008946
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 중견연구
연구과제명 실시간 실감 영상 전송을 위한 라이트 필드 데이터의 구조 및 압축 연구
기 여 율 1/1
과제수행기관명 인하대학교 산학협력단
연구기간 2021.03.01 ~ 2022.02.28
공지예외적용 : 있음

명 세 서

청구범위

청구항 1

GAN을 사용하여 라이트 필드 이미지를 인페인팅하는 방법에 있어서,

상기 GAN은 판별기(Discriminator)의 Adversarial Loss(L_{adv})를 계산하는 1단계; 및

상기 Adversarial Loss(L_{adv})를 이용하여 생성기(Generator)의 Loss(L_G)를 계산하는 제2단계;를 포함하고,

상기 제2단계에서 상기 생성기(Generator)의 Loss(L_G)는 상기 Adversarial Loss(L_{adv}), Perceptual Loss(L_{perp}), Style Loss(L_{style}) 및 EPI Loss(L_{epi})를 사용하여 계산하는 것을 특징으로 하는 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 제1단계에서 상기 판별기(Discriminator)의 Adversarial Loss(L_{adv})는 하기의 식(1)로 계산되는 것을 특징으로 하는 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법.

$$L_{adv} = \frac{1}{2}\mathbb{E}_{LF_{gt}}\left[\left(\frac{1}{2}\left(D_{global}(LF_{gt}) + D_{Local}(LF_{gt})\right) - 1\right)^2\right] + \frac{1}{2}\mathbb{E}_{LF_{pred}}\left[\left(\frac{1}{2}\left(D_{global}(LF_{pred}) + D_{Local}(LF_{pred})\right)\right)^2\right] \quad (1)$$

청구항 3

삭제

청구항 4

제 1항에 있어서,

상기 생성기(Generator)의 Loss(L_G)는, 하기의 식(2)로 계산되는 것을 특징으로 하는 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법.

$$L_G = \lambda_{adv}L_{adv} + \lambda_{epi}L_{epi} + \lambda_{perc}L_{perc} + \lambda_{style}L_{style} \quad (2)$$

청구항 5

제 1항에 있어서,

상기 EPI Loss(L_{epi})는 이미지 생성 과정에서 서브 이미지 사이의 일관성을 유지하며 학습하기 위해 하기의 식(3)으로 계산되는 것을 특징으로 하는 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법.

$$L_{epi} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} ||T(LF_{gt}) - T(LF_{pred})||_2^2 \quad (3)$$

청구항 6

제 1항에 있어서,

상기 생성기(Generator)는 U-Net 구조로 구현되며 상기 라이트 필드 이미지와 복원할 영역을 나타내는 마스크 이미지(Mask image)가 입력되면 복원된 라이트 필드 이미지를 출력하는 것을 특징으로 하는 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법.

청구항 7

제 1항에 있어서,

상기 판별기(Discriminator)는 서브 이미지 레벨의 전역적 판별기(Global Discriminator)와 마스크 레벨의 지역적 판별기(Local Discriminator)를 포함하는 것을 특징으로 하는 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 GAN(Generative Adversarial Network)을 통한 라이트 필드 이미지의 오브젝트를 제거하는 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 최근 AR(Augmented Reality), VR(Virtual Reality)과 같은 실감 미디어의 인기가 증가하며, 충분한 양의 이미지 정보가 있다면 비교적 간단한 연산으로 3D 공간을 재현할 수 있는 라이트 필드 접근 방법에 대한 관심이 높아졌다.

[0004] 이때, 촬영된 이미지 기반의 라이트 필드 공간을 자유롭게 편집할 수 있는 기술은 사용자와 컨텐츠 사이의 동적인 인터렉션을 위한 중요 기술 중 하나이다.

[0005] 이와 관련하여 Generative Adversarial Networks(GANs), Partial Convolution과 같은 2D 이미지 편집 기술은 이미 많은 연구가 진행되었으며 우수한 성능을 보여준다.

[0006] 그러나, 라이트 필드 이미지(Light Field Image)에서 3D 공간의 암묵적인 기하 정보를 유지하기 위해서는 여러 서브 이미지들 사이의 일관성이 중요하다.

[0007] 따라서, 이미지 단위로 적용되는 2D 이미지 편집 기술을 라이트 필드 이미지에 그대로 사용할 수 없다.

선행기술문헌

비특허문헌

[0009] (비특허문헌 0001) 참고문헌 1 : Yan, Tao, et al "Snow removal from light field images" IEEE Access7 (2019): 164203-164215.

(비특허문헌 0002) 참고문헌 2 : Min, Xiongkuo, et al "A metric for light field reconstruction, compression, and display quality evaluation" IEEE Transactions on Image Processing 29(2020): 3790-3804.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 따라서, 본 발명은 이러한 문제점들을 해결하기 위한 것으로서 본 발명은 라이트 필드 이미지(Light Field Image)의 기하 정보를 사용하지 않고 GAN(Generative Adversarial Network)을 통한 라이트 필드 이미지의 오브젝트를 제거하는 인페이팅 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0012] 이와 같은 기술적 과제를 해결하기 위해 본 발명은;

[0013] GAN을 사용하여 라이트 필드 이미지를 인페인팅하는 방법에 있어서, 상기 GAN은 판별기(Discriminator)의 Adversarial Loss(L_{adv})를 계산하는 1단계; 및 상기 Adversarial Loss(L_{adv})를 이용하여 생성기(Generator)의 Loss(L_G)를 계산하는 제2단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법을 제공한다.

[0014] 이때, 상기 제1단계에서 상기 판별기(Discriminator)의 Adversarial Loss(L_{adv})는 하기의 식(1)로 계산되는 것을 특징으로 한다.

[0015]
$$L_{adv} = \frac{1}{2}\mathbb{E}_{LF_{gt}}\left[\left(\frac{1}{2}\left(D_{global}(LF_{gt}) + D_{Local}(LF_{gt})\right) - 1\right)^2\right] + \frac{1}{2}\mathbb{E}_{LF_{pred}}\left[\left(\frac{1}{2}\left(D_{global}(LF_{pred}) + D_{Local}(LF_{pred})\right)\right)^2\right] \quad (1)$$

[0016] 그리고, 상기 제2단계에서 상기 생성기(Generator)의 Loss(L_G)는 상기 Adversarial Loss(L_{adv}), Perceptual Loss(L_{perp}), Style Loss(L_{style}) 및 EPI Loss(L_{epi})를 사용하여 계산하는 것을 특징으로 한다.

[0017] 이때, 상기 생성기(Generator)의 Loss(L_G)는, 하기의 식(2)로 계산되는 것을 특징으로 한다.

[0018]
$$L_G = \lambda_{adv}L_{adv} + \lambda_{epi}L_{epi} + \lambda_{perc}L_{perc} + \lambda_{style}L_{style} \quad (2)$$

[0019] 그리고, 상기 EPI Loss(L_{epi})는 이미지 생성 과정에서 서브 이미지 사이의 일관성을 유지하며 학습하기 위해 하기의 식(3)으로 계산되는 것을 특징으로 한다.

[0020]
$$L_{epi} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} ||T(LF_{gt}) - T(LF_{pred})||_2^2 \quad (3)$$

[0021] 아울러, 상기 생성기(Generator)는 U-Net 구조로 구현되며 상기 라이트 필드 이미지와 복원할 영역을 나타내는 마스크 이미지(Mask image)가 입력되면 복원된 라이트 필드 이미지를 출력하는 것을 특징으로 한다.

[0022] 그리고, 상기 판별기(Discriminator)는 서브 이미지 레벨의 전역적 판별기(Global Discriminator)와 마스크 레벨의 지역적 판별기(Local Discriminator)를 포함하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0024] 본 발명에 따르면, 라이트 필드 이미지의 기하 정보를 사용하지 않고 GAN을 통해 이미지를 복원할 수 있다.

[0025] 아울러, 본 발명에 따라 GAN을 사용한 이미지는 종래의 LSTM을 사용한 이미지보다 PSNR과 SSIM 수치가 향상됨은 물론 3D 라이트 필드 이미지 데이터에 한정하지 않고 4D 라이트 필드 이미지나 비디오에도 폭넓게 적용할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0027] 도 1은 본 발명에 따른 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅을 위한 이미지 처리장치의 구성도이다.

도 2는 본 발명의 라이트 필드 이미지에서 물체 제거 편집 전후 상태의 일 예를 설명하기 위해 도시한 도면이다.

도 3은 본 발명에 따른 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅을 위한 Network 구조를 도시한 도면이다.

도 4는 본 발명에 따른 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 결과의 일 예를 설명하기 위해 도시한 도면

이다.

도 5는 본 발명에 따른 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅의 정량적 평가표이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0028] 이하, 본 발명에 따른 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법을 첨부한 도면을 참고로 하여 상세히 기술되는 실시 예에 의하여 그 특징들을 이해할 수 있을 것이다.

[0029] 이에 앞서, 본 명세서 및 청구범위에 사용된 용어나 단어는 통상적이거나 사전적인 의미로 한정해서 해석되어서는 아니 되며, 발명자는 그 자신의 발명을 가장 최선의 방법으로 설명하기 위해 용어의 개념을 적절하게 정의할 수 있다는 원칙에 입각하여 본 발명의 기술적 사상에 부합하는 의미와 개념으로 해석되어야만 한다.

[0030] 따라서, 본 명세서에 기재된 실시 예와 도면에 도시된 구성은 본 발명의 가장 바람직한 일 실시 예에 불과할 뿐이고, 본 발명의 기술적 사상을 모두 대변하는 것은 아니므로, 본 출원시점에 있어서 이들은 대체할 수 있는 다양한 균등물과 변형 예들이 있을 수 있음을 이해하여야 한다.

[0032] 도 1을 참고하면, 본 발명에 따른 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법은 라이트 필드 이미지(Light Field Image)의 기하 정보를 사용하지 않고 GAN(Generative Adversarial Network)을 통한 라이트 필드 이미지의 오브젝트를 제거할 수 있는 이미지 인페인팅(가려진 이미지의 복원) 방법이다.

[0033] 이때, 상기 라이트 필드 이미지는 카메라를 통해 촬영되며, 라이트 필드 이미지를 획득하기 위해서는 고밀도의 공간 및 방향 성분을 가지는 광선의 획득이 필요하다.

[0034] 이러한 라이트 필드 이미지의 획득 방법에는 카메라를 수평 및 수직으로 배열하여 구성된 다중 카메라를 통해 획득하는 방법과 마이크로 렌즈 배열(Microlens Arrays) 기반의 카메라로 획득하는 방법 등이 있다.

[0035] 일 예로 상기 카메라는 라이트 필드 카메라(Light field Camera)로 구성될 수 있는 것으로, 상기 라이트 필드 카메라는 2D 영상 센서 평면에 도달하는 빛의 양을 영상화하는 일반적인 카메라와 달리, 공간상에서의 여러 방향에서 도달하는 빛의 양, 즉 라이트 필드(light field)를 분리하여 기록하고 이를 통하여 3차원 깊이의 추정, 임의의 초점에서 초점을 맞춘 영상을 연산하여 생성하는 재초점 (refocusing) 기능 등을 구현하는 카메라로서, 메인 렌즈에 의해서 모아진 빛의 양을 마이크로 렌즈 배열을 사용하여 도달하는 방향에 따라서 분리하여 기록한다

[0036] 이와 같이 카메라를 통해 촬영된 라이트 필드 이미지는 PC, 노트북 등의 다양한 이미지 처리장치(1)에서 구동되는 GAN(100)을 통해 라이트 필드 이미지의 오브젝트를 제거한다. 이를 위해 이미지 처리장치(1)의 메모리(10)에는 상기 GAN(100)이 포함될 수 있고, 프로세서(20)는 후술할 다양한 방법 내지는 동작을 수행한다.

[0037] 한편, 본 발명은 라이트 필드 이미지의 오브젝트를 제거하기 위해 GAN(100)을 사용한다. GAN(100)은 입력 영상에 기반하여 새로운 이미지를 생성하는 생성기(Generator)(110)와, 그 영상이 참된 영상인지 거짓 영상인지를 구분하는 판별기(Discriminator)(120)로 구성되며, 이러한 생성기(Generator)(110)와 판별기(Discriminator)(120) 둘을 서로 경쟁적으로 대립시켜(Adversarial) 학습을 시키는 신경망이다. 이러한 GAN 프레임워크의 컨셉은 '경쟁'으로, 판별기(Discriminator)(120)는 예를 들어 샘플 데이터(sample data)가 생성기(Generator)(110)로 생성한 샘플 데이터(sample data)인지, 실제 트레이닝 데이터(training data distribution)인지 판별하는 것을 학습한다.

[0039] 도 2는 라이트 필드 이미지(I)의 복원 즉 인페인팅(inpainting) 일 예를 설명하기 위해 도시한 도면으로, 라이트 필드 이미지(I)에서 물체를 제거하기 전과 후가 도시된다. 도 2의 (a)는 라이트 필드 이미지(I)의 편집 전 상태의 이미지이고, 도 2의 (b)는 라이트 필드 이미지(I)의 편집 후 상태의 이미지이다.

[0040] 이에 의하면 도 2의 (a)를 참고하면 x축 및 y축은 픽셀 도메인의 좌표를 나타내고, u축은 각도 도메인의 수평축을 나타낸다. 도 1의 (b)를 참고하면 라이트 필드 이미지(I)의 편집 후에 다양한 각도의 이미지들에서 일관성 있게 차가 제거되어야 한다.

[0041] 이때, 라이트 필드의 시차(Disparity) 정보가 있으면 매핑(Mapping) 알고리즘으로 서브이미지의 전파(Propagation)가 가능하다. 하지만 전파(Propagation)하기 위한 특정 서브 이미지가 추가되거나 2D 이미지 사이의 일관성을 유지하기 위해 LSTM(Long Short-Term Memory)을 사용해 인페인팅할 수 있다. 종래 참고문헌들에서 제안하는 방법들은 눈과 같은 작은 오브젝트를 제거하는 과정에 효과적이지만, 큰 오브젝트를 제거하는 데에는

어려움이 있다.

[0043] 이에 본 발명에서 제안하는 학습 방법은 추가적인 서브 이미지가 없이 인페인팅이 진행되며 서브 이미지 간의 일관성을 유지하기 위해 3D컨볼루션(Convolution)을 사용하고, GT(Ground Truth) 라이트 필드 이미지의 EPI(Epipolar Plain Image)와 네트워크의 출력인 PRED(Prediction) 라이트 필드 이미지의 EPI를 비교하는 손실(loss)를 사용한다.

[0044] 상기 생성기(Generator)(110)는 도 3의 (a)에서와 같이 U-Net 구조로 구현한 것으로, 라이트 필드 이미지와 복원할 영역을 나타내는 마스크 이미지(Mask image)가 입력되면, 복원된 라이트 필드 이미지를 출력하게 된다.

[0045] 그리고, 상기 판별기(Discriminator)(120)는 도 2의 (b)처럼 서브 이미지 레벨의 전역적 판별기(Global Discriminator)와, 마스크 레벨의 지역적 판별기(Local Discriminator)로 구별된다.

[0046] 이에 상기 로컬 판별기(Local Discriminator)는 누락된 영역의 합성 이미지 패치가 실제인지 여부를 판별하는데 사용되며, 상기 전역적 판별기(Global Discriminator)는 전체 이미지의 정확성을 결정한다. 좀 더 구체적으로 설명하면 상기 지역적 판별기(Local Discriminator)에서는 생성된 이미지 패치가 얼마나 자연스러운 패치로 생성 되었는지를 판별하고, 전역적 판별기(Global Discriminator)는 생성된 이미지 패치와 주변 이미지와 함께, 전체 이미지로 보았을 때 얼마나 자연스럽게 연결되는지를 판별한다.

[0048] 우선 판별기(Discriminator)(120)의 Adversarial Loss(L_{adv})는 하기의 식(1)로 계산된다.

$$L_{adv} = \frac{1}{2}\mathbb{E}_{LF_{gt}}\left[\left(\frac{1}{2}\left(D_{global}\left(LF_{gt}\right) + D_{Local}\left(LF_{gt}\right)\right) - 1\right)^2\right] + \frac{1}{2}\mathbb{E}_{LF_{pred}}\left[\left(\frac{1}{2}\left(D_{global}\left(LF_{pred}\right) + D_{Local}\left(LF_{pred}\right)\right)\right)^2\right] \quad (1)$$

[0049]

[0051] 다음으로 생성기(Generator)(110)의 Loss(L_G)는 Adversarial Loss(L_{adv}), Perceptual Loss(L_{perp}), Style Loss(L_{style}), EPI Loss(L_{epi})를 사용하며 하기의 식(2)로 계산된다.

[0053] $$L_G = \lambda_{adv}L_{adv} + \lambda_{epi}L_{epi} + \lambda_{perc}L_{perc} + \lambda_{style}L_{style} \quad (2)$$

[0055] 이때, 상기 EPI Loss(L_{epi})의 경우 이미지 생성 과정에서 서브 이미지 사이의 일관성을 유지하며 학습하기 위해 적용하며 하기의 식(3)으로 계산된다.

[0057] $$L_{epi} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} ||T\left(LF_{gt}\right) - T\left(LF_{pred}\right)||_2^2 \quad (3)$$

[0059] 여기서, N은 서브 이미지 개수이며, T는 EPI Volume으로 Transpose하는 것을 나타낸다. 마지막으로 Perceptual Loss(L_{perp})와 Style Loss(L_{style})를 적용해 더 나은 품질의 이미지를 생성하게 된다.

[0060] 위 식(1)에서 Adversarial Loss(L_{adv}), Perceptual Loss(L_{perp}), Style Loss(L_{style}) 및 EPI Loss(L_{epi})의 가중치(λ)는 실험을 통해 확인하여 λ_{adv} = 0.1, λ_{epi} = 10, λ_{perc} = 0.1, λ_{style} = 100으로 각기 설정한다.

[0062] 이하, 도 4 및 도 5를 참고로 본 발명에 따른 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 실험 예를 설명한다.

[0063] GAN 네트워크를 실험하기 위해 유니티[www.unity.com]를 통해 7개의 서브 이미지를 가진 라이트 필드 데이터를 취득했다.

[0064] 도 4는 라이트 필드 이미지 인페인팅 결과를 설명하기 위한 것으로, 도 4의 (a)는 물체(object)를 제거하기 전의 이미지의 일 예이고, 도 4의 (b)는 LSTM(Long Short-Term Memory)을 사용해 인페인팅한 결과의 일 예이며, 도 4의 (c)는 본 발명을 사용해 인페인팅한 결과(Ours)의 일 예이다. 이에 의하면 본 발명에 따라 GAN을 사용한 이미지(Ours)는 LSTM을 사용한 이미지보다 선명하게 인페인팅된 것을 확인할 수 있다.

[0065] 이울러, 도 5의 표에서와 같이 본 발명에 따라 GAN을 사용한 이미지(Ours)는 LSTM을 사용한 이미지보다 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)과 SSIM(Structual Similarity) 수치 역시 향상되었다. 라이트 필드 이미지의 품질과 일관성을 정량적 평가를 위해 LF Quality 측정 방법[참고문헌 2 참고]을 사용했으며, LF Quality 수치가 LSTM을 사용한 이미지보다 약 1.5 향상된 것을 확인하였다.

[0067] 이상에서와 같이 라이트 필드 이미지는 서브 이미지 사이의 일관성을 유지하는 과정이 상당히 중요하다. 본 발명에서는 3D Convolution과 EPI Loss를 통해 일관성을 유지하며 편집을 진행했다.

[0068] 본 발명에서 라이트 필드는 3D 데이터에 제한적으로 적용한 것만을 도시 및 설명하였으나 이에 한정하지 않고 4D 라이트 필드 이미지나 비디오에도 적용 가능하다.

[0070] 위에서 설명한 GAN을 사용한 라이트 필드 이미지 인페이팅 방법을 정리하면, GAN을 사용하여 라이트 필드 이미지를 인페인팅하는 방법에 있어서, 상기 GAN은 판별기(Discriminator)의 Adversarial Loss(L_{adv})를 계산하는 1단계 및 상기 Adversarial Loss(L_{adv})를 이용하여 생성기(Generator)의 Loss(L_G)를 계산하는 제2단계를 포함하여 구성된다.

[0071] 여기서, 상기 제1단계에서 상기 판별기(Discriminator)의 Adversarial Loss(L_{adv})는 하기의 식(1)로 계산되게 된다.

$$L_{adv} = \frac{1}{2}\mathbb{E}_{LF_{gt}}\left[\left(\frac{1}{2}\left(D_{global}(LF_{gt}) + D_{Local}(LF_{gt})\right) - 1\right)^2\right] + \frac{1}{2}\mathbb{E}_{LF_{pred}}\left[\left(\frac{1}{2}\left(D_{global}(LF_{pred}) + D_{Local}(LF_{pred})\right)\right)^2\right] \quad (1)$$

[0072]

[0073] 그리고, 상기 제2단계에서 상기 생성기(Generator)의 Loss(L_G)는 상기 Adversarial Loss(L_{adv}), Perceptual Loss(L_{perp}), Style Loss(L_{style}) 및 EPI Loss(L_{epi})를 사용하여 계산한다.

[0074] 이때, 상기 생성기(Generator)의 Loss(L_G)는, 하기의 식(2)로 계산되게 된다.

$$L_G = \lambda_{adv}L_{adv} + \lambda_{epi}L_{epi} + \lambda_{perc}L_{perc} + \lambda_{style}L_{style} \quad (2)$$

[0075]

[0076] 그리고, 상기 EPI Loss(L_{epi})는 이미지 생성 과정에서 서브 이미지 사이의 일관성을 유지하며 학습하기 위해 하기의 식(3)으로 계산되게 된다.

$$L_{epi} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} ||T(LF_{gt}) - T(LF_{pred})||_2^2 \quad (3)$$

[0077]

[0078] 또한, 상기 생성기(Generator)는 U-Net 구조로 구현되며 상기 라이트 필드 이미지와 복원할 영역을 나타내는 마스크 이미지(Mask image)가 입력되면 복원된 라이트 필드 이미지를 출력하게 된다.

[0079] 그리고, 상기 판별기(Discriminator)는 서브 이미지 레벨의 전역적 판별기(Global Discriminator)와 마스크 레벨의 지역적 판별기(Local Discriminator)를 포함하게 된다.

[0081] 이상의 설명은 본 발명의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형 가능한 것으로, 본 발명의 보호범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

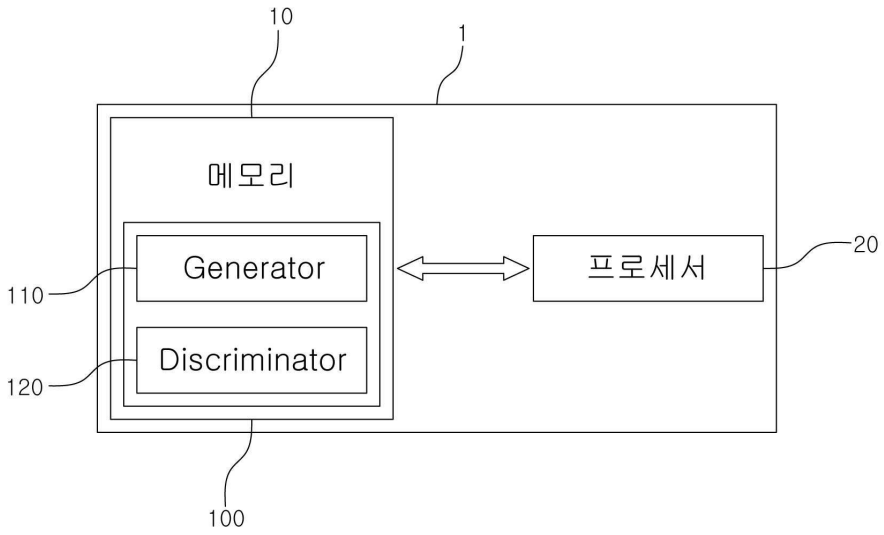
부호의 설명

[0083]

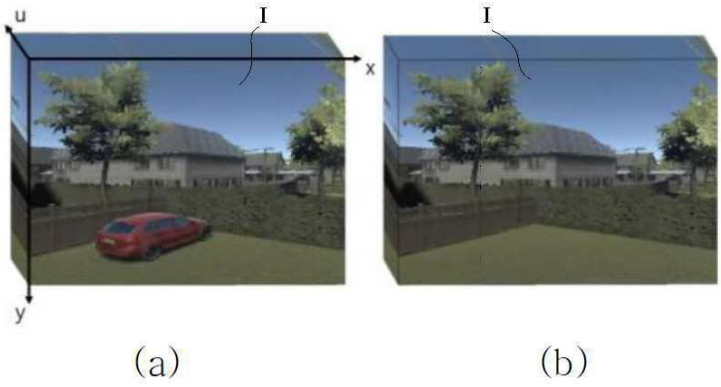
1: 이미지 처리장치	10: 메모리
20: 프로세서	100: GAN
110: 생성기(Generator)	120: 판별기(Discriminator)

도면

도면1

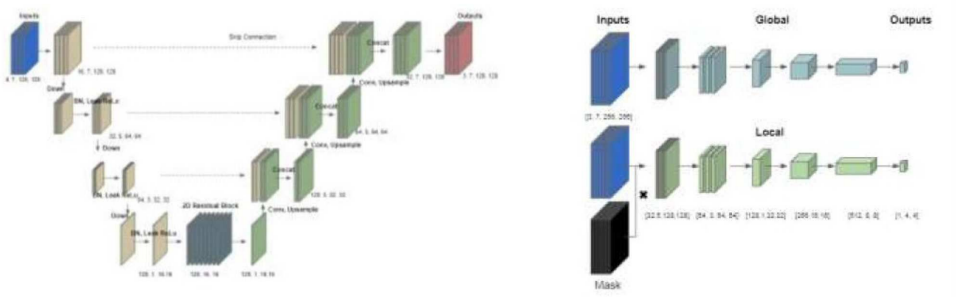


도면2

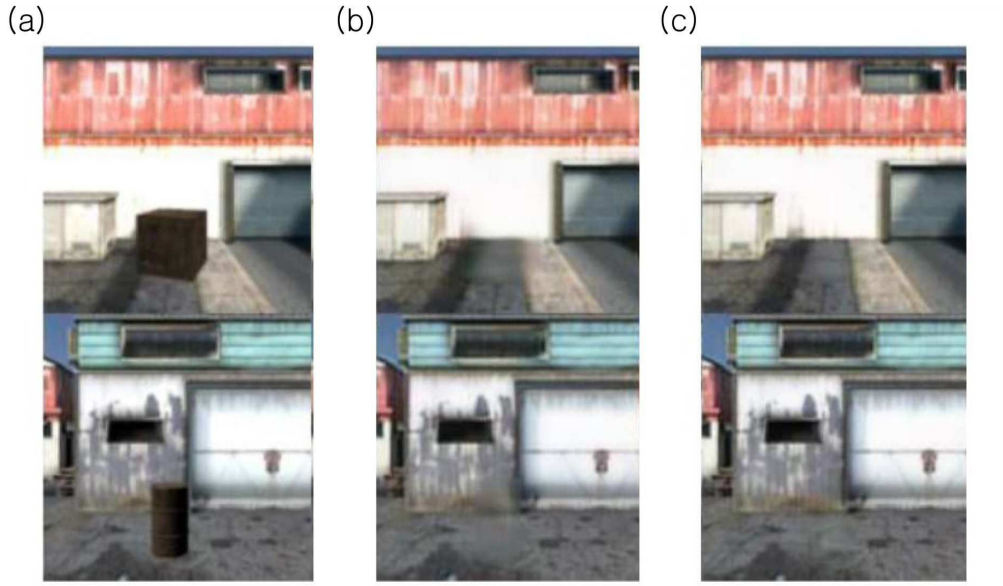


도면3

(a) (b)



도면4



도면5

인페인팅 성능의 정량적 평가

	PSNR(dB)	SSIM	LF Quality [3]
LSTM	27.61	0.9416	0.5155
Ours	30.79	0.9518	2.0646