(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2018-0131788
(43) 공개일자 2018년12월11일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 7/557 (2017.01) *G06T 7/90* (2017.01)
(52) CPC특허분류
G06T 7/557 (2017.01)
G06T 7/90 (2017.01)
(21) 출원번호 10-2017-0068325
(22) 출원일자 2017년06월01일
심사청구일자 2017년06월01일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천광역시 남구 인하로 100, 인하대학교 (용현동)
(72) 발명자
박인규
서울특별시 강남구 선릉로 221, 209동 502호(도곡동, 도곡렉슬아파트)
윌리엄
인천광역시 남구 재넘이길 147- 17, 202동 405호 (용현동)
(74) 대리인
양성보

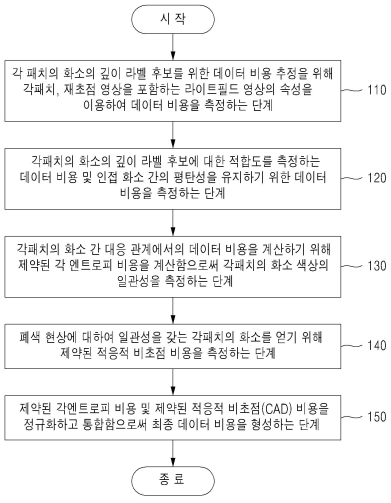
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 **강인한 라이트필드 깊이 영상 추정 방법 및 장치**

(57) 요 약

강인한 라이트필드 깊이 영상 추정 방법 및 장치가 제시된다. 본 발명에서 제안하는 강인한 라이트필드 깊이 영상 추정 방법은 각패치의 화소의 깊이 라벨 후보를 위한 데이터 비용 추정을 위해 각패치, 재초점 영상을 포함하는 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 데이터 비용을 측정하는 단계, 각패치의 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용을 계산하기 위해 제약된 각엔트로피 비용을 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정하는 단계, 폐색 현상에 대하여 일관성을 갖는 각패치의 화소를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점 비용을 측정하는 단계, 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 측정된 데이터 비용, 깊이 라벨 후보에 대한 적합도를 측정하는 데이터 비용, 인접 화소 간의 평탄성을 유지하기 위한 데이터 비용을 이용하여, 제약된 각엔트로피 비용 및 제약된 적응적 비초점(CAD) 비용을 정규화하고 통합함으로써 최종 데이터 비용을 형성하는 단계를 포함한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06T 2207/10024 (2013.01)
G06T 2207/10028 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 2017-0-00142
부처명 미래창조과학부
연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터
연구사업명 SW컴퓨팅산업원천 기술개발
연구과제명 스마트기기를 위한 온디바이스 지능형 정보처리 가속화 SW플랫폼 기술 개발
기 여 율 1/1
주관기관 인하대학교 산학협력단
연구기간 2017.03.01 ~ 2017.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

각패치의 화소의 깊이 라벨 후보를 위한 데이터 비용 추정을 위해 각패치, 재초점 영상을 포함하는 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 데이터 비용을 측정하는 단계;

각패치의 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용을 계산하기 위해 제약된 각엔트로피(CAE) 비용을 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정하는 단계;

폐색 현상에 대하여 일관성을 갖는 각패치의 화소를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점(CAD) 비용을 측정하는 단계; 및

라이트필드 영상의 속성을 이용하여 측정된 제약된 각엔트로피 비용 및 제약된 적응적 비초점비용을 정규화하고 통합함으로써 최종 데이터 비용을 형성하는 단계

를 포함하는 라이트필드 깊이 영상 추정 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

각패치의 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용을 계산하기 위해 제약된 각엔트로피 비용을 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정하는 단계는,

제약된 각엔트로피 비용을 측정하여 각패치의 화소 색상의 일관성 평가에 사용하고, 제약된 각엔트로피 비용은 히스토그램을 구간으로 나누지 않고 RGB 각 채널에서 독립적으로 계산하는

라이트필드 깊이 영상 추정 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

폐색 현상에 대하여 일관성을 갖는 각패치의 화소를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점(CAD) 비용을 측정하는 단계는,

잡음을 제거하기 위해 원본 패치 내의 모든 보조 패치 관하여, 각 보조 패치에서 비초점 비용을 계산하고, 최소 비용을 가진 보조 패치를 찾는

라이트필드 깊이 영상 추정 방법.

청구항 4

각패치의 화소의 깊이 라벨 후보를 위한 데이터 비용 추정을 위해 각패치, 재초점 영상을 포함하는 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 데이터 비용을 측정하고; 각패치의 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용을 계산하기 위해 제약된 각엔트로피(CAE) 비용을 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정하고; 폐색 현상에 대하여 일관성을 갖는 각패치의 화소를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점(CAD) 비용을 측정하는 데이터 비용 계산부; 및

라이트필드 영상의 속성을 이용하여 측정된 제약된 각엔트로피 비용 및 제약된 적응적 비초점 비용을 정규화하고 통합함으로써 최종 데이터 비용을 형성하는 최종 데이터 비용 통합부

를 포함하는 라이트필드 깊이 영상 추정 장치.

청구항 5

제4항에 있어서,

데이터 비용 계산부는,

제약된 각엔트로피 비용을 측정하여 각패치의 화소 색상의 일관성 평가에 사용하고, 제약된 각엔트로피 비용은 히스토그램을 구간으로 나누지 않고 RGB 각 채널에서 독립적으로 계산하는

라이트필드 깊이 영상 추정 장치.

청구항 6

제4항에 있어서,

데이터 비용 계산부는,

잡음을 제거하기 위해 원본 패치 내의 모든 보조 패치 관하여, 각 보조 패치에서 비초점 비용을 계산하고, 최소 비용을 가진 보조 패치를 찾는

라이트필드 깊이 영상 추정 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 강인한 라이트필드 깊이 영상 추정 방법 및 장치에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 폐색에 더 강하고 잡음에 덜 민감한 라이트필드 깊이 추정 방법 및 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 4D 라이트필드 카메라는 공간에 존재하는 빛의 많은 정보를 얻을 수 있기 때문에 영상 획득에 유망한 기술이다. 라이트필드 카메라는 기존의 기술과 다르게 화소에 누적된 광선의 밝기가 아닌 각각의 방향성을 가진 광선의 밝기를 취득한다. 상업적 라이트필드 카메라는 기존 라이트필드 카메라보다 크기가 작고 조작이 편리하여 라이트필드 분야의 연구와 일반 소비자들이 많은 관심을 보인다. 종래기술에서는 EPI(Epipolar Plane Image), 각패치(angular patch), 영상 재초점과 같은 라이트필드의 다양한 특징으로 깊이 추정 알고리즘을 개발해 왔다. 하지만, 기존의 기술은 두 가지의 중요한 가정: 컬러 일관성(대응점 정보), 초점 일치(비초점 정보)를 만족하지 못해 폐색(occlusion)에 관한 문제점이 있다. 따라서 폐색과 잡음이 존재하는 경우에 있어서, 강인한 깊이 추정 기법을 필요로 한다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0003] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 폐색과 잡음에 강인한 두 가지의 새로운 데이터 비용을 위해, 대응관계(correspondence)와 비초점(defocus) 정보, 기존 대응 비용보다 잡음에 덜 민감하고 폐색 지역을 효과적으로 처리하는 제약된 각엔트로피(constrained angular entropy) 비용 및 기존 기술을 개선하여 잡음과 폐색에 강한 제약된 적응적 비초첨 비용(constrained adaptive defocus cost)을 이용하고, 비용 볼륨 필터링(cost volume filtering)과 그래프 컷(graph cut)을 후처리 과정으로서 수행하여 얻어진 데이터 비용을 최적화는 방법 및 장치를 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0004] 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 강인한 라이트필드 깊이 영상 추정 방법은 각패치의 화소의 깊이 라벨 후보를 위한 데이터 비용 추정을 위해 각패치, 재초점 영상을 포함하는 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 데이터 비용을 측정하는 단계, 각패치의 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용을 계산하기 위해 제약된 각엔트로피 비용을 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정하는 단계, 폐색 현상에 대하여 일관성을 갖는 각패치의 화소를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점 비용을 측정하는 단계, 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 측정된 제약된 각엔트로피 비용 및 제약된 적응적 비초점(CAD) 비용을 정규화하고 통합함으로써 최종 데이터 비용을 형성하는 단계를 포함한다.

[0005] 각패치의 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용을 계산하기 위해 제약된 각엔트로피 비용을 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정하는 단계는 제약된 각엔트로피 비용을 측정하여 각패치의 화소 색상의 일관성

평가에 사용하고, 제약된 각엔트로피 비용은 히스토그램을 구간으로 나누지 않고 RGB 각 채널에서 독립적으로 계산한다.

[0006] 폐색 현상에 대하여 일관성을 갖는 각패치의 화소를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점 비용을 측정하는 단계는 적응적 비초점 비용을 위해 폐색에 의한 영향을 받은 전체 영역을 복수 개의 부영역으로 나누어 최소 비용을 계산함으로써, 원본 패치 중 폐색에 영향을 받지 않고 블러 효과가 없는 보조 패치를 찾는 단계를 포함한다.

[0007] 원본 패치 중 폐색에 영향을 받지 않고 블러 효과가 없는 보조 패치를 찾는 단계는 폐색 영역의 전경과 배경을 구분하기 위해 최소 비용을 갖는 보조 패치의 평균 색상과 중심 화소 색상의 차이를 나타내는 추가적 비용을 계산한다.

[0008] 폐색 현상에 대하여 일관성을 갖는 각패치의 화소를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점 비용을 측정하는 단계는 잡음을 제거하기 위해 원본 패치 내의 모든 보조 패치 관하여, 각 보조 패치에서 비초점 비용을 계산하고, 최소 비용을 가진 보조 패치를 찾는다.

[0009] 또 다른 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 라이트필드 깊이 영상 추정 장치는 각패치의 화소의 깊이 라벨 후보를 위한 데이터 비용 추정을 위해 각패치, 재초점 영상을 포함하는 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 데이터 비용을 측정하고; 각패치의 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용을 계산하기 위해 제약된 각엔트로피 비용을 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정하고; 폐색 현상에 대하여 일관성을 갖는 각패치의 화소를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점 비용을 측정하는 데이터 비용 계산부 및 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 측정된 제약된 각엔트로피 비용 및 제약된 적응적 비초점(CAD) 비용을 정규화하고 통합함으로써 최종 데이터 비용을 형성하는 최종 데이터 비용 통합부를 포함한다.

[0010] 데이터 비용 계산부는 제약된 각엔트로피 비용을 측정하여 각패치의 화소 색상의 일관성 평가에 사용하고, 제약된 각엔트로피 비용은 히스토그램을 구간으로 나누지 않고 RGB 각 채널에서 독립적으로 계산한다.

[0011] 데이터 비용 계산부는 적응적 비초점 비용을 위해 폐색에 의한 영향을 받은 전체 영역을 복수 개의 부영역으로 나누어 최소 비용을 계산함으로써, 원본 패치 중 폐색에 영향을 받지 않고 블러 효과가 없는 보조 패치를 찾고, 폐색 영역의 전경과 배경을 구분하기 위해 최소 비용을 갖는 보조 패치의 평균 색상과 중심 화소 색상의 차이를 나타내는 추가적 비용을 계산하거나, 또는 잡음을 제거하기 위해 원본 패치 내의 모든 보조 패치 관하여, 각 보조 패치에서 비초점 비용을 계산하고, 최소 비용을 가진 보조 패치를 찾는다.

발명의 효과

[0012] 본 발명의 실시예들에 따르면 폐색과 잡음에 강인한 두 가지의 새로운 데이터 비용을 위해, 대응관계(correspondence)와 비초점(defocus) 정보, 기존 대응 비용보다 잡음에 덜 민감하고 폐색 지역을 효과적으로 처리하는 제약된 각엔트로피 (constrained angular entropy) 비용 및 기존 기술을 개선하여 잡음과 폐색에 강한 제약된 적응적 비초첨 비용(constrained adaptive defocus cost)을 이용하고, 비용 볼륨 필터링(cost volume filtering)과 그래프 컷(graph cut)을 후처리 과정으로서 수행하여 데이터 비용을 최적화할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0013] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 강인한 라이트필드 깊이 영상 추정 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 각패치 분석을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 제약된 히스토그램 분석을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 비초점 비용 분석을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 적응적 비초점 비용의 차이 지도를 나타내는 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 다양한 수준의 잡음이 추가된 라이트필드 영상에 대한 최소제곱오차 곡선을 나타내는 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 라이트필드 깊이 영상 추정 장치를 나타내는 도면이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 통합 데이터 비용을 사용한 최적화된 깊이 지도의 비교 결과를 나타내는 도면이다.

도 9은 본 발명의 일 실시예에 따른 라이트로 일룸 카메라에 의해 얻어진 실제 라이트필드에 대한 실험 결과를 나타내는 도면이다.

도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 도 9의 결과에 대해 전역적 최적화를 수행하여 생성된 깊이 지도 비교 결과를 나타내는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0014] 깊이 추정은 라이트필드 응용의 대표적인 분야이다. 다양한 라이트필드 속성을 이용한 몇 가지 알고리즘이 개발되었으나 폐색이 나타나고 잡음이 존재하는 데이터를 다루는 데에는 기존의 기법이 잘 동작하지 않는다. 본 발명에서는 폐색에 더 강하고 잡음에 덜 민감한 라이트필드 깊이 추정 방법을 제안한다. 제안하는 기법에서는 두 가지 새로운 데이터 비용을 제안하고, 두 가지 새로운 데이터 비용들은 각각의 각패치(angular patch) 와 영상 재초점 기법을 사용해 측정된다. 제약된 각엔트로피(constrained angular entropy, CAE)는 낮은 비용으로 각패치의 잡음과 폐색의 영향을 줄인다. 제약된 적응적 비초점(constrained adaptive defocus, CAD)은 잡음에 강건함을 유지하면서 폐색 부분에 낮은 비용을 제공한다. 두 가지 데이터 비용의 통합을 통해 본 발명에 따른 라이트필드 깊이 추정은 폐색과 잡음에 강인하도록 동작한다. 후처리 과정으로서 비용 볼륨 필터링(cost volume filtering)과 그래프 컷(graph cut) 최적화는 깊이 지도의 정확성을 개선하는데 적용된다. 제안된 방법은 기존의 라이트필드 깊이 추정방법에 비해 질적, 양적으로 모두 뛰어난 성능을 가진다. 이하, 본 발명의 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0015] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 강인한 라이트필드 깊이 영상 추정 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0016] 폐색과 잡음에 강인한 두 가지의 새로운 데이터 비용을 측정하기 위해 본 발명에서는 대응관계(correspondence)와 비초점(defocus) 정보를 이용한다. 각엔트로피(angular entropy) 비용은 기존 대응 비용보다 잡음에 덜 민감하고 폐색 지역을 효과적으로 처리한다. 적응적인 비초첨 비용(adaptive defocus cost)은 기존 기술을 개선하여 역시 잡음과 폐색에 강하다. 이를 통합하여 획득한 데이터 비용은 비용 볼륨 필터링(cost volume filtering)과 그래프 컷(graph cut)을 후처리 과정으로서 수행하여 최적화한다.

[0017] 제안하는 개선된 데이터 비용은 제약된 각엔트로피(constrained angular entropy, CAE)와 제약된 적응적 비초점(constrained adaptive defocus, CAD)의 두 가지이다. 각 데이터 비용에서 인접한 화소는 중앙 화소 값과 유사한 컬러 값을 가져야 한다. 각패치의 모든 화소를 그대로 사용하기보다 CAE는 각각의 화소에 색상 유사도에 따라 가중치를 부여한다. 따라서 각패치의 폐색을 유도하는 화소는 엔트로피 계산에서 더 적은 영향을 주도록 한다. 폐색은 재초점 영상이 흐려지는 결과를 만들기 때문에 본 발명에서는 원본 재초점 패치를 보조 패치로 나누고 보조 패치에 기존의 비초점 비용을 측정한다. 그리고 색상 유사성 제약조건을 각 보조 패치 비용에 추가한다. CAD는 블러가 발생하지 않는 보조 패치들의 비용 중 최소의 비용으로 계산된다.

[0018] 본 발명의 실시예에 따르면, 정확한 성능 측정을 위해 제안된 데이터 비용과 기존 데이터 비용의 광범위한 비교를 수행한다. 정량적인 성능 평가는 일반적으로 통용되는 라이트필드 데이터셋을 이용하여 수행한다. 또한, 다양한 실험을 위한 라이트필드 영상은 리트로 일룸(Lytro Illum) 카메라를 이용하여 직접 취득하였다. 정량적 평가를 위해 영상의 모든 화소와 폐색 지역의 화소를 사용하여 최소 제곱 오차(mean square error, MSE)와 불량 화소 비율(bad pixel percentage, BP)을 측정하였다. 실험결과를 통해 제안된 방법의 데이터 비용이 기존 접근법에 비해 폐색지역과 잡음 영상에서 뛰어난 성능을 가짐을 확인할 수 있다.

[0019] 본 발명은 라이트필드 각패치와 재초점 영상의 정확한 관측이 가능하도록 폐색과 잡음에 강한 라이트필드 깊이 추정을 위한 새로운 데이터 비용인 제약된 각엔트로피(constrained angular entropy, CAE) 비용과 제약된 적응적 비초점(constrained adaptive defocus, CAE) 비용을 제안한다.

[0020] 제안하는 강인한 라이트필드 깊이 영상 추정 방법은 각패치의 화소의 깊이 라벨 후보를 위한 데이터 비용 추정을 위해 각패치, 재초점 영상을 포함하는 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 데이터 비용을 측정하는 단계(110), 각패치의 화소의 깊이 라벨 후보에 대한 적합도를 측정하는 데이터 비용 및 인접 화소 간의 평탄성을 유지하기 위한 데이터 비용을 측정하는 단계(120), 각패치의 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용을 계산하기 위해 제약된 각엔트로피 비용을 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정하는 단계(130), 폐색 현상에 대하여 일관성을 갖는 각패치의 화소를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점 비용을 측정하는 단계(140) 및 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 측정된 데이터 비용, 깊이 라벨 후보에 대한 적합도를 측정하는 데이터 비용, 인

접 화소 간의 평탄성을 유지하기 위한 데이터 비용을 이용하여, 제약된 각엔트로피 비용 및 제약된 적응적 비초점(CAD) 비용을 정규화하고 통합함으로써 최종 데이터 비용을 형성하는 단계(150)를 포함한다.

[0021] 단계(110)에서, 각패치의 화소의 깊이 라벨 후보를 위한 데이터 비용 추정을 위해 각패치, 재초점 영상을 포함하는 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 데이터 비용을 측정한다.

[0022] 라이트필드 영상의 3가지 속성(예를 들어, EPI, 각패치, 재초점 영상)은 깊이 추정에서 데이터 비용을 측정하기 위해 사용된다. 본 발명에서는 각각의 깊이 라벨 후보를 위한 데이터 비용 추정을 위해 각패치와 재초점 영상을 사용하였다. 각패치를 만들기 위해 라이트필드 $L(x,y,u,v)$의 각각의 화소는 깊이 라벨 후보 α를 기반으로 변형된(sheared) 라이트필드 영상 $L_\alpha(x,y,u,v)$에 다시 대응된다. 이 과정은 다음 수식과 같이 표현된다.

[0023] $$L_\alpha(x,y,u,v) = L(x+\nabla_x(u,\alpha), y+\nabla_y(v,\alpha), u, v) \qquad \text{수학식(1)}$$

[0024] $$\nabla_x(u,\alpha) = (u-u_c)(\alpha-\alpha_c)k \qquad \text{수학식(2)}$$

[0025] $$\nabla_y(v,\alpha) = (v-v_c)(\alpha-\alpha_c)k \qquad \text{수학식(3)}$$

[0026] 여기서 (u_c,v_c)는 중심 핀홀 영상의 위치를 의미한다. 또한 ∇_x와 ∇_y는 각각 단위 변위(disparity) 라벨 k에 대한 x와 y축 방향의 이동 값이다. α_c는 변위가 없을 때의 변위 라벨 α값을 나타낸다. 이동 값은 라이트필드 영상의 서브어퍼처(subaperture) 영상과 중심 핀홀 영상의 거리가 증가할수록 증가한다. 일반성을 잃지 않는 한에서 본 발명의 실시예에 따른 깊이 및 변위 값은 실제 깊이 값이 아닌 라이트필드 깊이 라벨 값 α을 의미한다. 각패치는 아래와 같이 변형된 라이트필드로부터 각 영상의 화소를 추출하여 생성될 수 있다.

[0027] $$A_\alpha^{\mathbf{p}}(u,v) = L_\alpha(x,y,u,v) \qquad \text{수학식(4)}$$

[0028] 여기서 $A_\alpha^{\mathbf{p}}$ 는 깊이 라벨 α에서의 화소 $\mathbf{p}=(x,y)$의 각패치를 의미한다. 재초점 영상 R_α는 아래 정의와 같이 모든 화소의 각패치의 평균으로 계산된다.

[0029] $$R_\alpha(\mathbf{p}) = \frac{1}{|A|}\sum_{u,v} A_\alpha^{\mathbf{p}}(u,v) \qquad \text{수학식(5)}$$

[0030] 여기서 $|A|$는 각패치의 화소의 수이다.

[0031] 단계(120)에서, 각패치의 화소의 깊이 라벨 후보에 대한 적합도를 측정하는 데이터 비용 및 인접 화소 간의 평탄성을 유지하기 위한 데이터 비용을 측정한다.

[0032] 본 발명의 실시예에 따른 라이트필드 깊이 추정은 아래와 같이 MAP-MRF 구조에서 모델링된다.

[0033] $$E = \sum_{\mathbf{p}} E_{unary}(\mathbf{p},\alpha(\mathbf{p})) + \lambda \sum_{\mathbf{p}}\sum_{\mathbf{q}\in N(\mathbf{p})} E_{binary}(\mathbf{p},\mathbf{q},\alpha(\mathbf{p}),\alpha(\mathbf{q})) \qquad \text{수학식(6)}$$

[0034] 여기서 $\alpha(\mathbf{p})$ 와 $N(\mathbf{p})$는 화소 $\mathbf{p}$의 깊이 라벨과 인접 화소의 집합이다. $E_{unary}(\mathbf{p},\alpha(\mathbf{p}))$는 주어진 화소$\mathbf{p}$의 깊이 라벨 α가 얼마나 적합한가를 측정하는 데이터 비용이다. E_{binary}는 이웃 화소 간에 평탄성을 유지하기 위한 비용이다. 그리고 λ는 두 비용 간의 위한 가중치이다.

[0035] 단계(130)에서, 각패치의 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용을 계산하기 위해 제약된 각엔트로피 비용을 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정한다. 이때, 제약된 각엔트로피 비용을 측정하여 각패치의 화소 색상의 일관성 평가에 사용하고, 제약된 각엔트로피 비용은 히스토그램을 구간으로 나누지 않고 RGB 각 채널에서 독립적으로 계산한다.

[0036] 단계(140)에서, 폐색 현상에 대하여 일관성을 갖는 각패치의 화소를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점 비용을 측정한다. 이때, 적응적 비초점 비용을 위해 폐색에 의한 영향을 받은 전체 영역을 복수 개의 부영역으로 나누어 최소 비용을 계산함으로써, 원본 패치 중 폐색에 영향을 받지 않고 블러 효과가 없는 보조 패치를 찾는다. 그리고, 폐색 영역의 전경과 배경을 구분하기 위해 최소 비용을 갖는 보조 패치의 평균 색상과 중심 화소 색상의 차

이를 나타내는 추가적 비용을 계산한다.

[0037] 또는, 단계(140)에서, 잡음을 제거하기 위해 원본 패치 내의 모든 보조 패치 관하여, 각 보조 패치에서 비초점 비용을 계산하고, 최소 비용을 가진 보조 패치를 찾는다.

[0038] 우선 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용 $C(\mathbf{p}, \alpha(\mathbf{p}))$을 위해서 제약된 각엔트로피를 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정한다. 다음으로 폐색 현상에 대해 강인한 결과를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점(CAD) $D(\mathbf{p}, \alpha(\mathbf{p}))$를 측정한다.

[0039] 단계(150)에서, 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 측정된 제약된 각엔트로피 비용 및 제약된 적응적 비초점(CAD) 비용을 정규화하고 통합함으로써 최종 데이터 비용을 형성한다.

[0040] 각 데이터 비용은 정규화되고 통합되어 최종 데이터 비용을 형성한다. 최종 데이터 비용과 평탄화 비용은 아래와 같이 정의된다.

[0041] $$E_{unary}(\mathbf{p}, \alpha(\mathbf{p})) = \beta C(\mathbf{p}, \alpha(\mathbf{p})) + (1 - \beta) D(\mathbf{p}, \alpha(\mathbf{p}))$$ 수학식(7)

[0042] $$E_{binary}(\mathbf{p}, \mathbf{q}, \alpha(\mathbf{p}), \alpha(\mathbf{q})) = \nabla I(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \min(|\alpha(\mathbf{p}) - \alpha(\mathbf{q})|, \tau)$$ 수학식(8)

[0043] 여기서 $\nabla I(\mathbf{p}, \mathbf{q})$는 화소 $\mathbf{p}$와 $\mathbf{q}$의 밝기 차이고, τ는 평탄화 비용의 임계값, β는 두 데이터 비용 사이의 가중치이다. 데이터 비용 볼륨은 에지 보존 필터(edge-preserving filter)를 사용하여 평탄화된다. 이후 에너지 함수를 최적화하기 위해 그래프 컷(graph cut)을 수행한다.

[0044] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 각패치 분석을 설명하기 위한 도면이다.

[0045] 도 2(a)는 공간 패치의 중앙 핀홀 영상, 도 2(b)는 각패치와 (a=8)에서의 히스토그램, 도 2(c)는 각패치와 (a=28 $\alpha = 28$)에서의 히스토그램, 도 2(d)는 각패치와 (a=48)에서의 히스토그램을 나타낸다. 첫 번째 열은 폐색이 없는 실시예이고, 두 번째 열은 다중 폐색이 존재하는 실시예이며, 참값 a는 8이다.

[0046] 기존의 대응관계 데이터 비용은 폐색을 고려하지 않고 각패치 사이의 화소 간 유사도를 측정한다. 폐색 영역이 넓어져 각패치에 영향을 줄 때, 각패치의 화소의 컬러 일관성은 깨지게 된다. 그러나 다수의 화소는 여전히 컬러 일관성을 유지한다. 따라서, 주가 되는 다수 화소의 밝기의 확률 분포로부터 컬러 일관성을 계산하기 위해 새로운 대응관계 데이터 비용을 제안한다.

[0047] 도 2는 임의의 화소의 각패치의 몇 가지 깊이 라벨 후보에서의 밝기 값의 히스토그램을 보여준다. 폐색이 없는 첫 번째 열에서 보인 바와 같이 정확한 깊이 값($\alpha = 8$)을 갖는 각패치는 단일 색상을 갖는다. 그리고 밝기 히스토그램은 도 2(b)와 같이 높은 정점을 갖는다.

[0048] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 제약된 히스토그램 분석을 설명하기 위한 도면이다.

[0049] 도 3(a)는 공간 패치의 중앙 핀홀 영상, 도 3(b)는 각패치(a = 5), 도 3(c)는 각패치(a = 35), 도 3(d) 및 도 3(e)는 도 3(b) 및 도 3(c)의 원본 히스토그램, 도 3(f) 및 도 3(g)는 도 3(b) 및 도 3(c)의 제약된 히스토그램을 나타내고, a의 참값은 5이다.

[0050] 그러나, 도 3에 보여진 바와 같이, 각엔트로피 비용은 각패치의 폐색 영역이 더 넓어지고 잡음이 더 강해질수록 불안정해진다. 그러므로, 데이터 비용을 개선하여 제약된 각엔트로피(constrained angular entropy, CAE)비용을 제안하여 폐색과 잡음의 영향을 줄인다. 히스토그램의 각각의 밝기에 동일한 가중치를 적용하는 대신 아래와 같이 적응형 히스토그램 g를 만들기 위해 가중치 함수 w를 사용한다.

[0051] $$w(i) = exp\left(-\frac{|i - A_\alpha(u_c, v_c)|^2}{2\sigma^2}\right)$$ 수학식(10)

[0052] $$g(i) = w(i)h(i)$$ 수학식(11)

[0053] 여기서 $|i - A_\alpha(u_c, v_c)|^2$ 는 밝기 i와 각패치 A_α의 중앙 화소의 밝기의 차이이다. 중앙 화소의 밝기와 크게 다른

밝기는 거의 제로의 가중치를 가지므로, 적응형 히스토그램이 제약된 히스토그램이라 가정할 수 있다. 그러므로, 각 색상 채널에서 제약된 각엔트로피 $\hat{H}$는 아래와 같이 제약된 히스토그램을 사용하여 측정할 수 있다.

[0054] $$\hat{H}(\mathbf{p},\alpha) = -\sum_i \frac{g(i)}{|\mathbf{g}|}\log\left(g(i)\right) \qquad \text{수학식(12)}$$

[0055] 여기서 $|\mathbf{g}|$는 제약된 히스토그램 $\mathbf{g}$의 합이다. 제약된 히스토그램 $\mathbf{g}$가 정규화된 값 $\frac{g(i)}{|\mathbf{g}|}$는 제약된 히스토그램의 각각 로그값의 가중치로 쓰인다. 3가지 채널의 비용 통합을 위해 아래 공식과 같은 평균 풀링을 적용한다.

[0056] $$C(\mathbf{p},\alpha) = \frac{\hat{H}_R(\mathbf{p},\alpha) + \hat{H}_G(\mathbf{p},\alpha) + \hat{H}_B(\mathbf{p},\alpha)}{3} \qquad \text{수학식(13)}$$

[0057] 여기서 {R, G, B}는 색상 채널을 의미한다.

[0058] 도 3은 다른 깊이 값을 갖는 각패치의 원본 히스토그램과 제약된 히스토그램을 보여준다. 주요한 폐색을 일으키는 화소는 참값 깊이와 부합하지 않는 히스토그램을 생성하여 비용 계산에 좋지 않은 영향을 준다. 도 3(c)에 보여진 바와 같이, 기존의 각엔트로피 비용은 참값 깊이에서 최소값을 얻는 데 실패한다. 그러나 제안하는 제약된 히스토그램은 폐색 영역 화소의 영향을 줄임으로써, 이를 기반으로 제약된 각엔트로피(constrained angular entropy, CAE)를 제안한다. 도 3은 모든 경우에서 CAE가 참값 깊이에서 최소값을 얻는 것을 보여준다.

[0059] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 비초점 비용 분석을 설명하기 위한 도면이다.

[0060] 도 4(a)는 중앙 핀홀 영상과 공간 패치, 도 4(b)는 데이터 비용 곡선 비교, 도 4(c) 내지 도 4(f)는 재초점 영상의 공간 패치(a = 7, 28, 48, 67), 도 4(g) 내지 도 4(j)는 도 4(a)의 공간 패치와 도 4(c) 내지 도 4(f)의 공간 패치간 차이 지도를 나타내고, 빨간 박스는 최소 보조 패치를 의미하며, 참값 a는 27이다.

[0061] 라이트필드 깊이 추정을 위한 기존의 비초점 비용은 잡음이 있는 장면에 강하지만 폐색이 존재하는 경우에는 잘 동작하지 않는다. 이것은 폐색으로 흐려진 재초점 영상이 기존의 데이터 비용의 모호성을 증가시키기 때문이다. 도 4(a), 도 4(c) 내지 도 4(f)는 각각 중앙 핀홀 영상과 재초점 영상을 보여준다. 명확한 관찰을 위해서 도 4(g) 내지 도 4(j)에 중앙 영상과 재초점 영상 사이의 차이 지도를 보인 바와 같이, 참값이 아닌 깊이(a = 67)에서 참값 깊이(a = 27)보다 더 적은 비용을 보이는 오류가 존재한다.

[0062] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 적응적 비초점 비용의 차이 지도를 나타내는 도면이다.

[0063] 도 5(a)는 적응적 비초점 비용의 차이 지도, 도 5(b)는 제약된 적응적 비초점 비용의 차이 지도를 나타낸다.

[0064] 적응적 비초점 비용은 색상 유사성 제약 때문에 정확하지 않은 깊이 추정을 할 수 있다. 도 5(a)에서 보인 바와 같이 적응적 비초점 비용의 결과에 여전히 잡음이 있음을 알 수 있다. 적응적 재초점 데이터 비용을 개선하기 위해 제약된 적응적 비초점(constrained adaptive defocus, CAD) 비용을 제안한다. 최소 보조 패치 비용을 찾은 후 색상 유사성 제약을 추가하는 대신, 최소 비용을 찾기 전에 비초점 비용에 개선된 제약을 더하여 개선하였다. 개선된 색상 유사도 제약은 아래와 같이 정의된다.

[0065] $$D_c^{coi}(\mathbf{p},\alpha) = \min|R_\alpha(\mathbf{q}) - P(\mathbf{p})| \qquad \text{수학식(17)}$$

[0066] 여기서 $\mathbf{q} \in N_c(\mathbf{p})$ 이다. 이 제약 조건은 보조 패치 $N_c(\mathbf{p})$의 화소들과 패치 $P(\mathbf{p})$의 중앙 화소의 차이의 최소값을 의미한다. 원본 패치를 9개의 보조 패치로 분할하는 대신에, 원본 패치 안의 모든 가능한 보조 패치를 사용한다. 각각의 보조 패치에서 비초점 비용을 계산하여 최소 비용을 가진 보조 패치를 찾는다. 제약된 적응적 비초점 비용을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

[0067] $$D(\mathbf{p},\alpha) = \min\left(D_c^{res}(\mathbf{p},\alpha) + \gamma D_c^{coi}(\mathbf{p},\alpha)\right) \qquad \text{수학식(18)}$$

[0068] 데이터 비용의 성능은 주패치에서 잡음이 없는 보조 패치를 성공적으로 식별하는데 좌우된다. 따라서 주패치가 클수록 잡음이 없는 보조 패치를 찾을 확률이 더 크므로, 데이터 비용의 결과는 주패치와 보조 패치의 크기의

영향을 받는다. 그러나 패치의 크기가 커질수록 계산량이 증가하게 되므로, 성능과 계산량 측면에서 주패치와 보조 패치가 적절한 크기가 되는 최적점을 실험에 의해 경험적으로 선택한다. 도 4(b)에 보인 바와 같이 제약된 적응적 비초점 비용은 참값 깊이에서 명확히 최소 비용을 갖는다. 또한, 제약된 적응적 비초점 비용은 도 4(b)에 보인 바와 같이 적응적 비초점 비용 보다 잡음이 덜 생긴다.

[0069] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 다양한 수준의 잡음이 추가된 라이트필드 영상에 대한 최소제곱오차 곡선을 나타내는 도면이다.

[0070] 도 6(a)는 전역적 최적화를 적용하지 않는 경우의 데이터 비용, 도 6(b)는 전역적 최적화를 적용한 경우의 데이터 비용을 나타낸다.

[0071] 제안된 두 가지 데이터 비용은 각각의 장점을 가지고 통합된다. CAE는 폐색 발생에 대해 강인하고 잡음에 덜 민감한 반면, CAD는 잡음에 강하고 폐색에 덜 민감하다. CAE는 오직 하나의 화소의 각패치에 의존적이다. 그러므로 잡음이 매우 많은 경우 강인하게 동작하지 않는다. 반면에 CAD는 재초점 영상에서 공간 패치 정보를 이용하므로 다양한 잡음에 더 안정적이다. 도 6은 분산 값이 0부터 0.3까지 0.02의 간격으로, 합성된 잡음이 있는 라이트필드 영상에 대해 제안된 두 데이터 비용의 최소제곱오차 곡선을 보여준다. 도 6에 보인 바와 같이 CAE는 잡음이 적을 때 더 작은 오차를 보인다. 반면에 CAD는 잡음이 많을 때 CAE보다 더 좋은 성능을 보인다. 전역적 최적화를 적용하지 않거나(도 6(a)) 적용한 경우(도 6(b)) 같은 결과를 보인다. 이와 같이 따라서 두 가지 데이터 비용 통합은 폐색과 잡음에 강한 개선된 데이터 비용 임을 입증하였다.

[0072] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 라이트필드 깊이 영상 추정 장치를 나타내는 도면이다.

[0073] 제안하는 라이트필드 깊이 영상 추정 장치(700)는 데이터 비용 계산부(710) 및 최종 데이터 비용 통합부(720)를 포함한다.

[0074] 데이터 비용 계산부(710)는 각패치의 화소의 깊이 라벨 후보를 위한 데이터 비용 추정을 위해 각패치, 재초점 영상을 포함하는 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 데이터 비용을 측정한다. 또한, 각패치의 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용을 계산하기 위해 제약된 각엔트로피 비용을 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정하고, 폐색 현상에 대하여 일관성을 갖는 각패치의 화소를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점 비용을 측정한다.

[0075] 최종 데이터 비용 통합부(720)는 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 측정된 제약된 각엔트로피 비용 및 제약된 적응적 비초점(CAD) 비용을 정규화하고 통합함으로써 최종 데이터 비용을 형성한다.

[0076] 데이터 비용 계산부(710)는 각패치의 화소의 깊이 라벨 후보를 위한 데이터 비용 추정을 위해 각패치, 재초점 영상을 포함하는 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 데이터 비용을 측정한다.

[0077] 라이트필드 영상의 3가지 속성(예를 들어, EPI, 각패치, 재초점 영상)은 깊이 추정에서 데이터 비용을 측정하기 위해 사용된다. 본 발명에서는 각각의 깊이 라벨 후보를 위한 데이터 비용 추정을 위해 각패치와 재초점 영상을 사용하였다. 각패치를 만들기 위해 라이트필드 $L(x,y,u,v)$의 각각의 화소는 깊이 라벨 후보 α를 기반으로 변형된(sheared) 라이트필드 영상 $L_\alpha(x,y,u,v)$에 다시 대응된다. 이 과정은 앞서 설명된 것과 같이 수학식(1) 내지 수학식(3)으로 표현된다.

[0078] 이동 값은 라이트필드 영상의 서브어퍼쳐(subaperture) 영상과 중심 핀홀 영상의 거리가 증가할수록 증가한다. 일반성을 잃지 않는 한에서 본 발명의 실시예에 따른 깊이 및 변위 값은 실제 깊이 값이 아닌 라이트필드 깊이 라벨 값 α을 의미한다. 각패치는 수학식(4)와 같이 변형된 라이트필드로부터 각 영상의 화소를 추출하여 생성될 수 있다.

[0079] 재초점 영상 R_α는 수학식(5)와 같이 모든 화소의 각패치의 평균으로 계산된다.

[0080] 이후, 데이터 비용 계산부(710)는 각패치의 화소의 깊이 라벨 후보에 대한 적합도를 측정하는 데이터 비용 및 인접 화소 간의 평탄성을 유지하기 위한 데이터 비용을 측정한다.

[0081] 본 발명의 실시예에 따른 라이트필드 깊이 추정은 수학식(6)과 같이 MAP-MRF 구조에서 모델링된다.

[0082] $$E = \sum_{\mathbf{p}} E_{unary}(\mathbf{p}, \alpha(\mathbf{p})) + \lambda \sum_{\mathbf{p}} \sum_{\mathbf{q} \in N(\mathbf{p})} E_{binary}(\mathbf{p}, \mathbf{q}, \alpha(\mathbf{p}), \alpha(\mathbf{q}))$$ 수학식(6)

[0083] 여기서 $\alpha(\mathbf{p})$ 와 $N(\mathbf{p})$ 는 화소 $\mathbf{p}$ 의 깊이 라벨과 인접 화소의 집합이다. $E_{unary}(\mathbf{p}, \alpha(\mathbf{p}))$ 는 주어진 화소 $\mathbf{p}$ 의 깊이 라벨 α 가 얼마나 적합한가를 측정하는 데이터 비용이다. E_{binary} 는 이웃 화소 간에 평탄성을 유지하기 위한 비용이다. 그리고 λ 는 두 비용 간의 위한 가중치이다.

[0084] 데이터 비용 계산부(710)는 각패치의 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용을 계산하기 위해 제약된 각엔트로피 비용을 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정한다. 이때, 제약된 각엔트로피 비용을 측정하여 각패치의 화소 색상의 일관성 평가에 사용하고, 제약된 각엔트로피 비용은 히스토그램을 구간으로 나누지 않고 RGB 각 채널에서 독립적으로 계산한다.

[0085] 그리고, 폐색 현상에 대하여 일관성을 갖는 각패치의 화소를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점 비용을 측정한다. 이때, 적응적 비초점 비용을 위해 폐색에 의한 영향을 받은 전체 영역을 복수 개의 부영역으로 나누어 최소 비용을 계산함으로써, 원본 패치 중 폐색에 영향을 받지 않고 블러 효과가 없는 보조 패치를 찾는다. 그리고, 폐색 영역의 전경과 배경을 구분하기 위해 최소 비용을 갖는 보조 패치의 평균 색상과 중심 화소 색상의 차이를 나타내는 추가적 비용을 계산한다.

[0086] 또는, 데이터 비용 계산부(710)는 잡음을 제거하기 위해 원본 패치 내의 모든 보조 패치 관하여, 각 보조 패치에서 비초점 비용을 계산하고, 최소 비용을 가진 보조 패치를 찾을 수도 있다.

[0087] 우선 화소 간 대응 관계에서의 데이터 비용 $C(\mathbf{p}, \alpha(\mathbf{p}))$ 을 위해서 제약된 각엔트로피를 계산함으로써 각패치의 화소 색상의 일관성을 측정한다. 다음으로 폐색 현상에 대해 강인한 결과를 얻기 위해 제약된 적응적 비초점(CAD) $D(\mathbf{p}, \alpha(\mathbf{p}))$ 를 측정한다.

[0088] 최종 데이터 비용 통합부(720)는 라이트필드 영상의 속성을 이용하여 측정된제약된 각엔트로피 비용 및 제약된 적응적 비초점(CAD) 비용을 정규화하고 통합함으로써 최종 데이터 비용을 형성한다.

[0089] 각 데이터 비용은 정규화되고 통합되어 최종 데이터 비용을 형성한다. 최종 데이터 비용과 평탄화 비용은 수학식(7) 및 수학식(8)과 같이 정의된다.

[0090] 데이터 비용 볼륨은 에지 보존 필터(edge-preserving filter)를 사용하여 평탄화된다. 이후 에너지 함수를 최적화하기 위해 그래프 컷(graph cut)을 수행한다.

[0091] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 통합 데이터 비용을 사용한 최적화된 깊이 지도의 비교 결과를 나타내는 도면이다.

[0092] 도 8(a)는 제안된 CAE-CAD, 도 8(b)는 V-LO, 도 8(c)는 SSD B-PRD, 도 8(d)는 SSD P-GRAD, 도 8(e)는 OV-OPRD을 나타내고, 각 도면의 왼쪽 프레임은 잡음이 없는 라이트필드, 오른쪽 프레임은 분산 0.10의 잡음이 있는 라이트필드를 나타낸다.

[0093] 제안된 알고리즘은 Intel i7 4770 @ 3.4 GHz with 16 GB RAM에서 구현되어 수행되었다. 제안된 데이터 비용의 결과는 최근의 기존 라이트필드 깊이 추정 데이터 비용과 비교하여 성능을 비교하였다. 본 발명에서는 16개(10개는 대응 비용 6개는 비초점 비용)의 개별적인 데이터 비용과 6개의 통합된 데이터 비용을 비교했다.

[0094] 기존의 깊이 추정 방법은 다양한 최적화 방법을 적용하기 때문에 공정한 비교를 하는데 어려움이 있다. 본 발명에서는 우선 각각의 데이터 비용의 특성을 확인하기 위해 전역적 최적화 없이 깊이 추정 결과를 비교했다. 그리고 전역적으로 최적화된 깊이는 다양한 테스트 데이터를 사용하여 비교된다. 이때, 세 가지 전역적 최적화 방법인 그래프 컷(GC), 에지 보존 필터(EPF), 에지 보존 필터와 그래프 컷(EPF-GC)의 조합을 이용한다. 정량적 평가는 아래와 같이 정의되는 최소제곱오차(MSE)와 오류 화소비율(BP)를 이용한다.

[0095] $$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{\mathbf{p}} |GT(\mathbf{p}) - \alpha^*(\mathbf{p})|^2$$ 수학식(19)

$$BP = \frac{1}{N}\sum_{\mathbf{p}} |GT(\mathbf{p}) - \alpha^*(\mathbf{p})| > \delta \qquad \text{수학식(20)}$$

[0096]

[0097] 여기서 $GT(\mathbf{p})$와 $\alpha^*(\mathbf{p})$는 화소 $\mathbf{p}$에서의 참값 깊이와 계산된 깊이이다. δ는 깊이 오류를 판단하기 위한 임계값이다. 폐색지역에서의 강인함을 평가하기 위해, 폐색 지도에 MSE와 BP를 측정한다 (각각 MSE_{occ}와 BP_{occ}). 폐색 지도 O는 참값 깊이 지도에서 급격한 변화를 edge 주변 영역을 추출하여 만든다.

[0098] 기존의 4D 라이트필드 데이터셋을 이용하여 합성 데이터셋을 생성하였다. 그리고 실제 라이트필드 영상은 리트로 일룸 카메라를 이용해 취득하였다. 실험에 사용된 파리미터는 $\lambda = 0.4$, $\beta = 0.5$, $\gamma = 0.07$, $\sigma = 10$, $\tau = 10$로 설정하였으며, 비용단면(cost slice) 필터링을 위해 $r = 15$ 과 $\epsilon = 0.0001$ 로 설정했다. 모든 데이터 셋에서의 깊이 조사 범위는 1, 2, 3, . . . , 74, 75이다.

[0099] 질적 평가를 위해, 잡음이 없거나 잡음이 있는 모나(Mona) 데이터 셋에 대해 최적화된 통합 데이터 비용에 의한 깊이 지도를 도 8에 보인다. 제안된 데이터 비용은 모든 데이터 셋과 잡음 수준에 대해 가장 우수한 수행결과를 보인다.

[0100] 도 9은 본 발명의 일 실시예에 따른 라이트로 일룸 카메라에 의해 얻어진 실제 라이트필드에 대한 실험 결과를 나타내는 도면이다.

[0101] 도 9(a)는 리트로 일룸에 의해 얻어진 라이트 필드의 중앙 핀홀 영상을 보여준다. 각각의 제안된 데이터 비용의 수행결과를 비교하기 위한 깊이 지도는 도 9(b)와 도 9(c)에 보여진다. 제안된 두 가지의 데이터 비용에서, 두 번째 열의 나뭇잎, 세 번째 열의 라켓, 다섯 번째 열의 바퀴 살과 같은 매우 세밀한 물체의 가장자리가 잘 보존된다. 이런 결과는 제약된 각엔트로피와 제약된 적응적 비초점 비용이 잡음이 있는 장면에서 폐색에도 강인함을 증명한다.

[0102] 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 도 9의 결과에 대해 전역적 최적화를 수행하여 생성된 깊이 지도 비교 결과를 나타내는 도면이다.,

[0103] 도 10(a)는 제안된 CAE-CAD, 도 10(b)는 V-LO, 도 10(c)는 SSD B-PRD, 도 10(d)는 SSD P-GRAD, 도 10(e)는 OV-OPRD를 나타낸다. 도 10은 각각의 통합된 데이터 비용에 대해 전역적으로 최적화한 깊이 지도를 보여준다. 제안된 방법이 다른 방법들에 비해 얇은 물체의 가장자리를 더 잘 보존하는 것을 확인할 수 있다.

[0104] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPA(field programmable array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0105] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크

로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

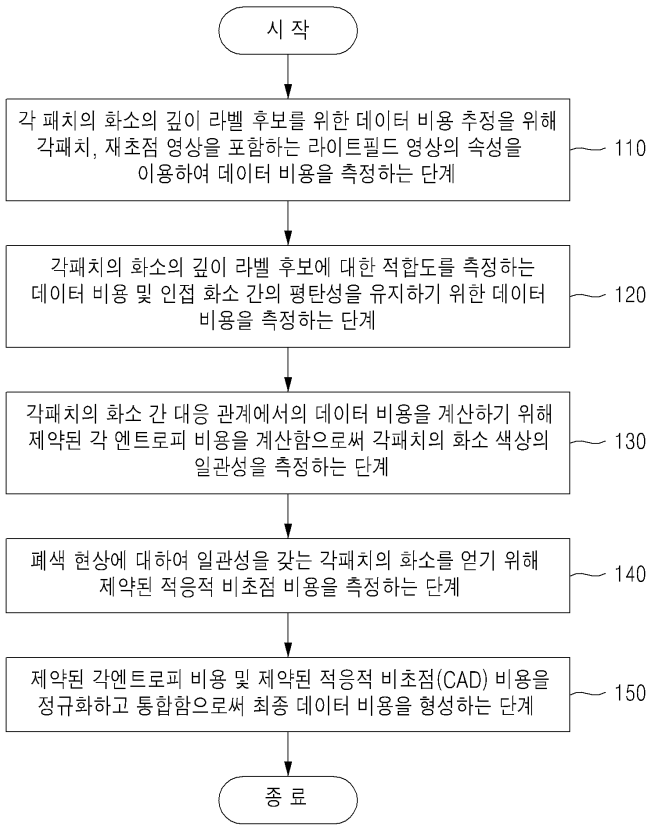
[0106] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

[0107] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

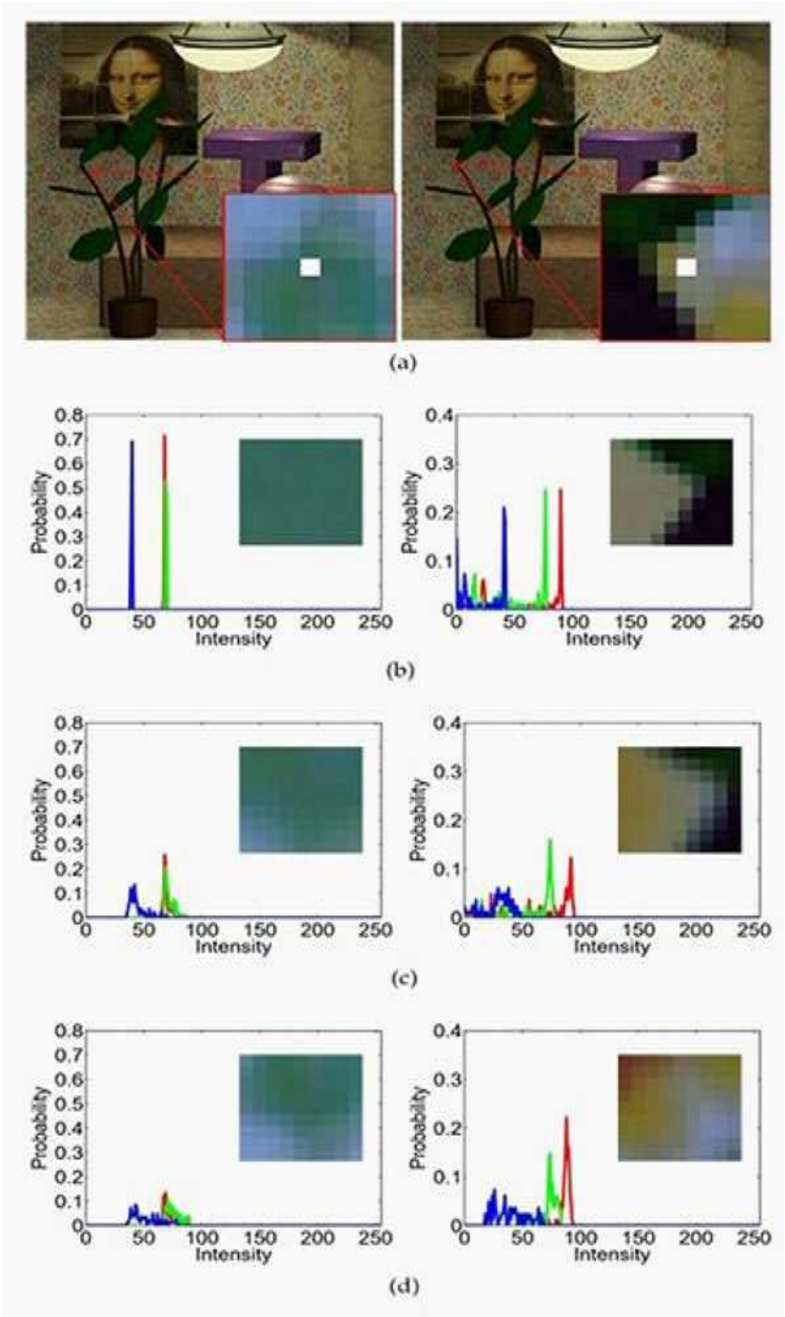
[0108] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

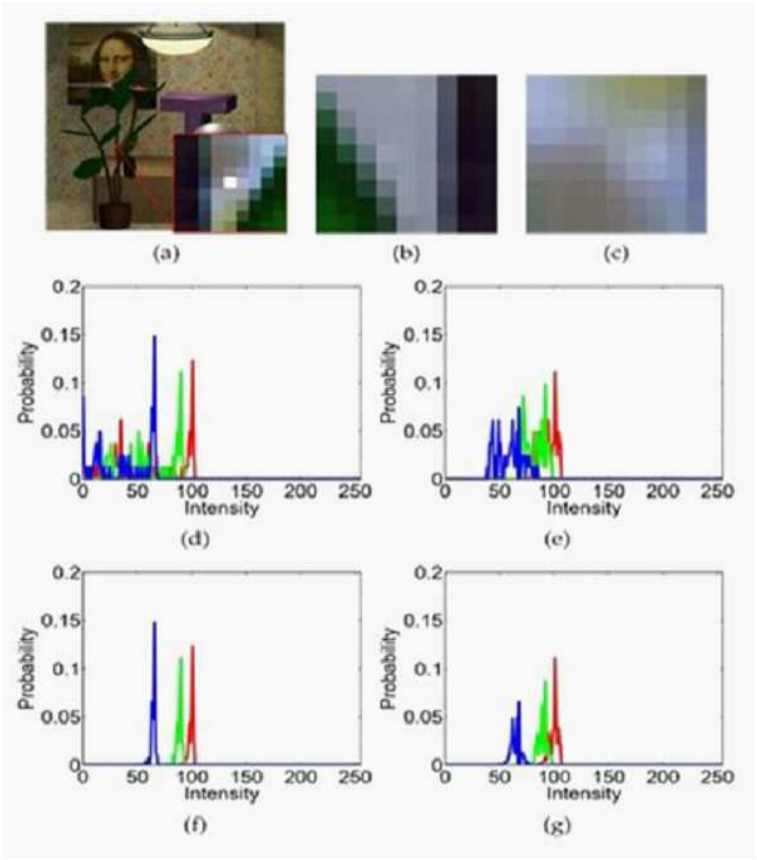
도면1



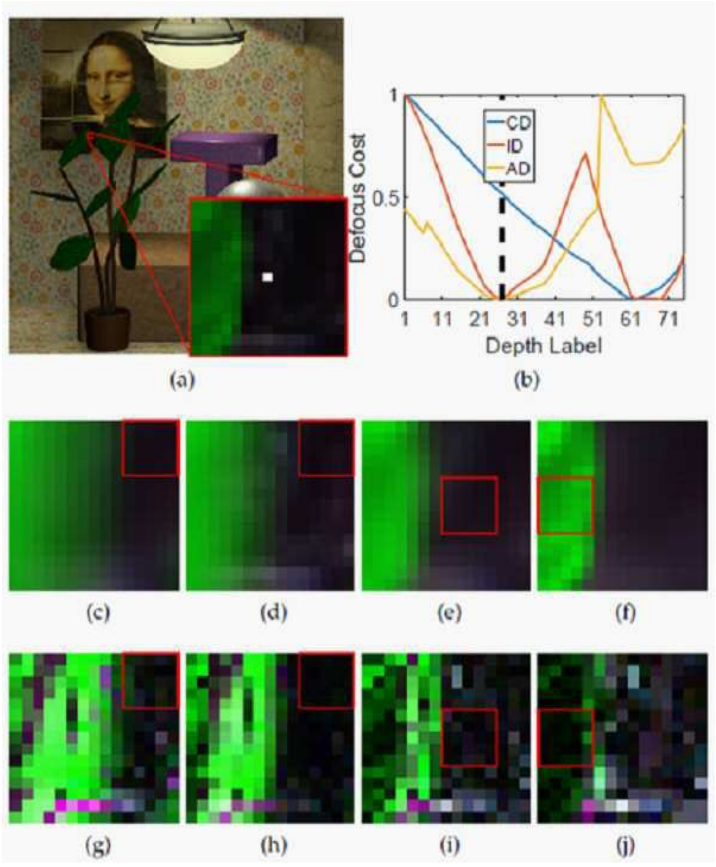
도면2



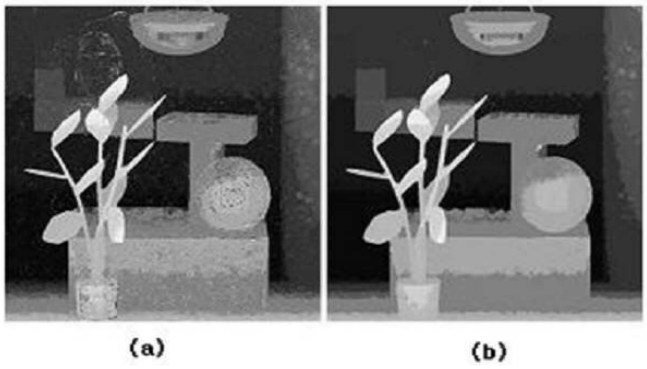
도면3


(a)
(b)
(c)
Probability
Intensity
(d)
(e)
(f)
(g)

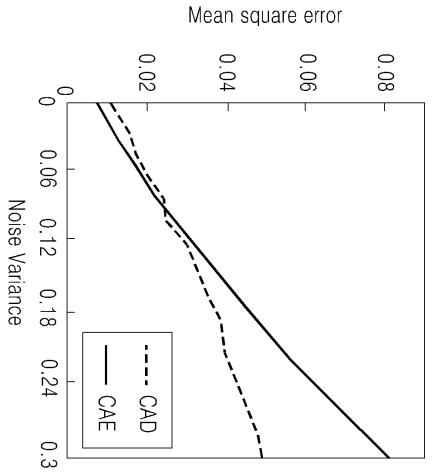
도면4

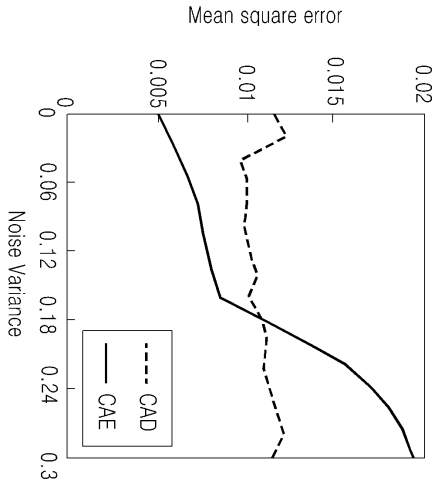

(a)
Defocus Cost
CD
ID
AD
Depth Label
(b)
(c)
(d)
(e)
(f)
(g)
(h)
(i)
(j)

도면5

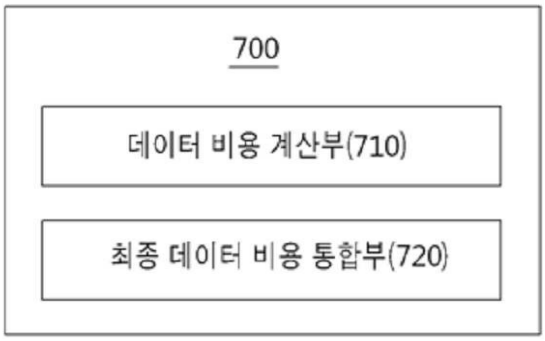

(a)
(b)

도면6

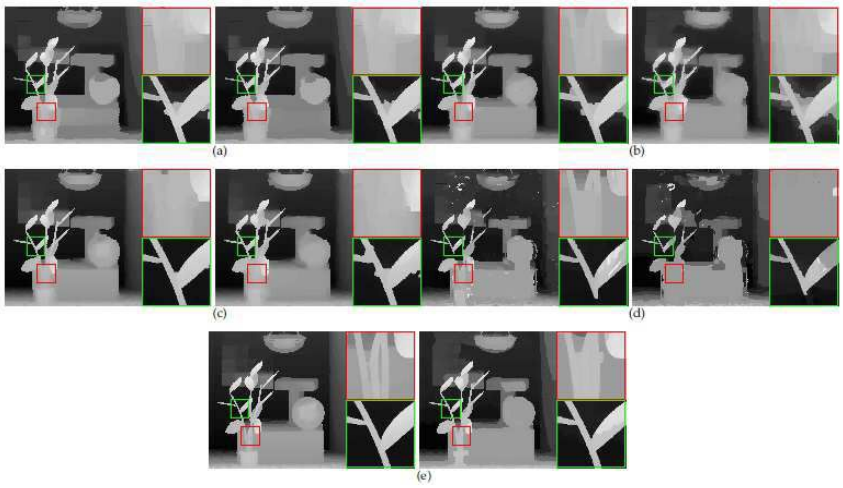

Mean square error
0
0.02
0.04
0.06
0.08
Noise Variance
0
0.06
0.12
0.18
0.24
0.3
CAD
CAE


Mean square error
0
0.005
0.01
0.015
0.02
Noise Variance
0
0.06
0.12
0.18
0.24
0.3
CAD
CAE

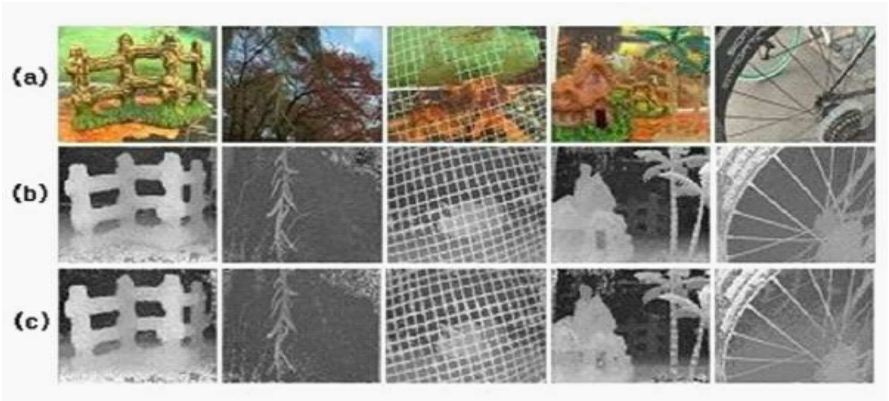
도면7



도면8



도면9



도면10

