

저해상도 깊이 맵의 해상도 확장을 위한 필터링 및 가속화 기술

호요성

광주과학기술원

요약

본 논문에서는 깊이 영상의 해상도를 확장하기 위한 필터링 기술과 가속화 방법을 소개한다. 일반적으로 깊이 카메라를 통해 획득한 깊이 맵은 색상 카메라에 비해 낮은 해상도를 가진다. 다시점 카메라 시스템에서는 시점의 수가 제한되어 있기 때문에 가상 시점의 영상을 합성하기 위해서는 참조 시점의 색상 영상과 깊이 맵이 필요하다. 본 논문에서는 깊이 맵의 해상도를 색상 영상의 해상도와 동일하게 확장하는 기술과 이를 실시간에 가깝게 효율적으로 수행하는 가속화 기술을 설명한다.

디스플레이 환경에 맞게 3차원 콘텐츠로 변환하여 재생한다.

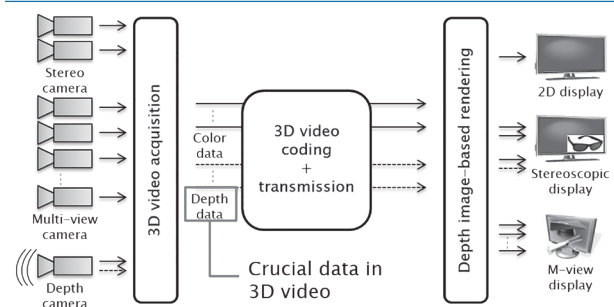


그림 1. 3차원 비디오 시스템

I. 서론

최근 3차원 TV가 널리 보급되어 3차원 영화를 극장 뿐만 아니라 가정에서도 시청할 수 있다[1]. 또한, 양안식(Stereoscopic) 영상이 다양한 미디어에서 널리 사용되면서 넓은 시야각을 제공하는 다시점 영상에 대한 관심이 증가하고 있다. 양안식 영상은 시청자의 좌우 눈에 각각 좌영상과 우영상이 보이게 하여 3차원 입체 효과를 나타내게 한다.

다시점 영상은 3 대 이상의 카메라를 일정한 간격으로 배치시켜 촬영한다. 이는 두 대의 카메라를 이용하는 양안식 영상에 비해 사용자가 원하는 시점을 선택할 수 있다는 장점이 있다[2]. 그러나 다시점 영상을 촬영하기 위해 사용되는 카메라의 숫자는 비용 및 공간 문제 등으로 제한될 수밖에 없다. 따라서 촬영되지 않은 위치에서의 영상은 가상시점 영상합성 기술을 이용하여 생성할 수 있다.

〈그림 1〉은 3차원 비디오 시스템을 나타내며, 획득 과정에서 부호화 및 송신, 복호화 후 디스플레이 하는 과정을 보인다. 다시점 카메라, 양안식 카메라 또는 깊이 카메라를 이용하여 3차원 영상을 획득할 수 있다. 이를 이용하여 깊이 정보를 획득한 뒤, 다시점 비디오 부호화 기술을 사용하여 전송하는 데이터양을 줄인다. 수신단에서는 받은 데이터를 복호화한 뒤, 사용자의

색상 영상과 깊이 영상을 이용하여 단일 시점의 영상을 합성하는 기술을 깊이 영상 기반 렌더링(Depth-Image-Based Endering, DIBR) 기술이라고 한다[3]. 이때 깊이 영상은 3차원 장면에서 카메라와 객체 사이의 거리 정보로 활용한다. 색상 영상의 화소들은 이미 존재하는 카메라 정보와 깊이 영상을 통해 세계 좌표계(World Coordinate)로 역사상(Back Projection)된다. 역사상된 화소들은 가상 시점에서의 평면 영상으로 사상되는데, 이 과정을 3차원 워핑이라 한다.

3차원 정보를 획득하는 방법으로는 크게 능동 센서 방식(Active Depth Sensor)과 수동 센서 방식(Passive Depth Sensor)으로 분류할 수 있다[4-7]. 능동 센서 방식은 레이저나 적외선 센서 등을 이용하여 3차원 공간상의 깊이 정보를 직접 획득한다. 이는 깊이 영상을 실시간으로 획득할 수 있지만, 하드웨어의 한계 때문에 해상도가 낮다. 수동 센서 방식은 2 대 이상의 카메라로부터 획득된 영상으로부터 상관관계를 이용하여 깊이 정보를 계산하는 방법이다. 이는 넓은 시야각을 제공한다는 장점이 있지만, 깊이 정보를 획득하여 처리하는 시간이 길고 정확도가 상대적으로 떨어진다. 이에 관련하여 현재까지도 양질의 깊이 영상을 획득하는 방법과 획득된 데이터를 보정하여 정확도를 증대시키는 기술들이 활발히 연구되고 있다.

본 논문에서는 3차원 영상의 획득 기술을 소개한 뒤 저해상도 깊이 영상의 해상도를 확장하여 개선하는 기술과 이에 관련된 가속화 방법을 소개한다.

II. 3차원 영상의 획득 기술

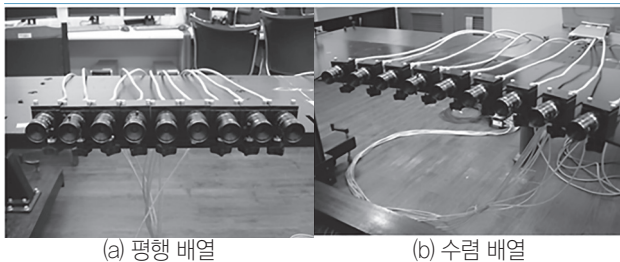
3차원 입체 영상 제작을 위해서는 다시점 카메라(Multi-View Camera)와 깊이 카메라(Depth Camera)가 널리 사용되고 있다. 본 장에서는 이러한 시스템들의 특징을 소개한다.

1. 다시점 카메라 시스템

일반적으로 2 대의 카메라를 양안식 카메라라고 말하며, 3 대 이상의 카메라를 사용할 때는 다시점 카메라라고 말한다. 다시점 카메라 시스템은 카메라 개수가 많아지기 때문에 양안식 카메라 시스템에 비해 시야각이 넓고 따라서 자유시점 측면에서도 더 유리하다. 다시점 카메라는 3차원 입체영상 이외에도 3차원 물체 복원, 홀로그래피 등의 다양한 분야에서도 사용될 수 있다.

카메라는 자체 부피가 있고 설치 공간은 현실적으로 제한되기 때문에 다양하게 배열할 수 있는데, 배열 형태에 따라 다시점 영상의 구성이 달라진다. 그림 2는 다양한 다시점 카메라의 배열을 나타낸다.

〈그림 2(a)〉와 〈그림 2(b)〉는 광주과학기술원 실감방송 연구센터에 설치되어 있는 평행형 및 수렴형 카메라 배열을 나타낸다[8]. 〈그림 2(c)〉는 일본 나고야 대학에서 구성한 카메라 배열로써 다시점 카메라를 2차원 방향으로 쌓아 올렸다[9].



(a) 평행 배열

(b) 수렴 배열

(c) 2차원 배열

그림 2. 다시점 카메라의 배열

2. 깊이 카메라 및 혼합 카메라 시스템

깊이 카메라는 깊이 센서를 이용하여 카메라와 물체 사이의 거리를 바탕으로 깊이 값을 직접 측정하는데 사용한다. 센서를

이용하여 거리 정보를 측정하는 기술을 time-of-flight(ToF)라고도 부른다. 카메라가 광 신호를 발사하면 객체는 이를 반사하고 이때 소요된 시간이 바탕이 된다. 깊이 카메라는 깊이 데이터를 실시간으로 획득할 수 있는 장점이 있지만, 하드웨어의 한계 때문에 해상도가 제한된다는 단점이 있다.



(a) Z-cam

(b) Kinect

그림 3. 깊이 카메라

〈그림 3〉은 깊이 카메라를 보여준다. 〈그림 3(a)〉는 3DV Systems 사의 Z-Cam이며 초기에 사용되었던 깊이 카메라이다[10]. 센서가 카메라 앞쪽에 부착되어 있어서 색상 영상과 깊이 영상을 동일한 시점에서 촬영한다. 〈그림 3(b)〉는 Microsoft 사의 Kinect이다. 이 제품은 Xbox 게임기의 보조 악세서리 목적으로 출시되었으나 성능이 뛰어나고 가격이 상대적으로 저렴하여 깊이 영상 연구로써 굉장히 유용하다.

최근 다시점 카메라와 깊이 카메라를 같이 활용하는 혼합형(hybrid) 카메라 시스템이 주목을 받고 있다[11][12]. 다시점 카메라와 깊이 카메라가 가진 특성을 상호 보완하여 정확도가 높은 깊이 데이터를 생성할 수 있는 장점이 있다. 색상 영상만 있으면 변위를 이용하여 깊이 정보를 예측해야 하는데 깊이 카메라에 기반을 둔 깊이 정보가 있으면 훨씬 유리하다. 깊이 카메라로 획득한 깊이 영상을 색상 영상의 보조 데이터로 활용하려면 해상도를 일치시켜야 하므로 깊이 영상의 해상도를 확장하는 기술이 널리 연구되고 있다.

III. 깊이 정보를 이용한 업샘플링 및 보정 기술

1. 보간법

깊이 영상의 해상도를 확장하는 과정을 업샘플링이라 한다. 깊이 영상의 업샘플링을 위해서 깊이 정보만 사용할 때는 Nearest-Neighbor, Bilinear, Bicubic, 보간법(Interpolation) 등이 사용되었다[13].

Nearest-Neighbor 보간법은 새로운 화소값을 지정할 때 원본 이미지에서 가장 근접한 화소값을 사용하는 방법이다. 이는

매우 간단하나 블록효과(Blockiness)가 두드러지는 단점이 있다. Bilinear와 Bicubic 보간법은 각각 2×2 (네 개 화소), 4×4 (16개 화소) 크기로 진행된다.

이 세 가지 방법 중 Bicubic 보간법이 가장 선명한 결과를 보이고 Interpolation Artifact가 가장 작지만 상대적으로 연산량은 가장 많다. 따라서 처리 속도와 정확도의 상충관계(Trade-off)에 따라 효과적인 필터를 선택하면 된다. <그림 4>는 이 기술들을 사용한 업샘플링 결과를 나타낸다.

이 방법은 깊이 영상에서 객체의 경계 부분이 흐려지고 부정확해지는 단점이 있다. 이를 보완하기 위해서 깊이 영상의 특성을 활용하여 화질을 개선하는 기술이 많이 연구되고 있다.

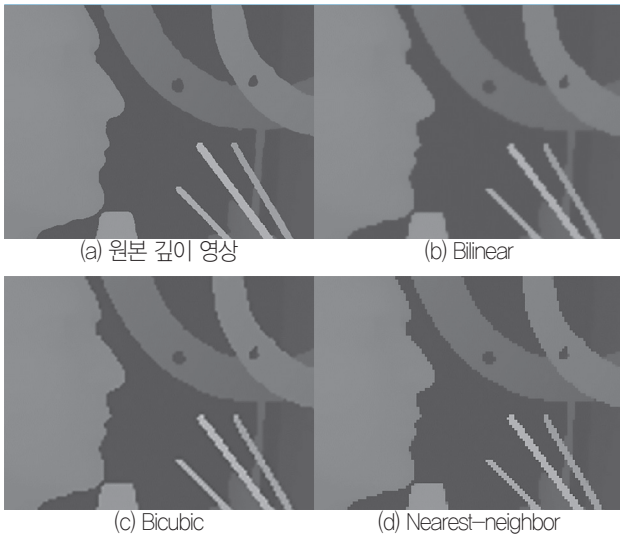


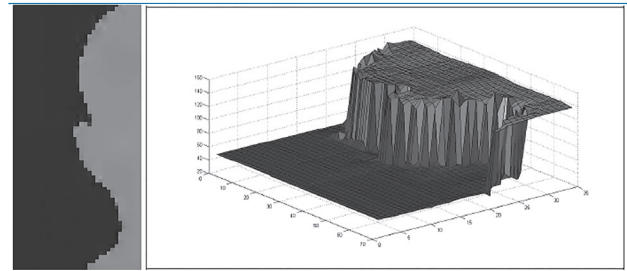
그림 4. 깊이 영상 업샘플링 결과

2. 경계 복원 필터

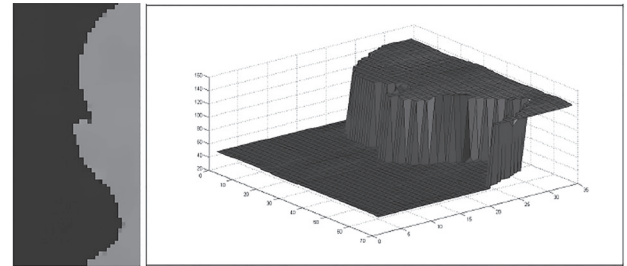
Oh et al.은 깊이 영상에서 객체 경계 부분의 잡음을 제거하기 위해 경계 복원 필터를 제안했다[14]. 이 필터에서 윈도우 기반으로 깊이 값의 발생 빈도, 깊이 값의 유사도, 화소간 거리를 고려하여 최종 가중치를 결정한다. 이러한 경계 복원 필터를 적용하면 깊이 영상에서 경계 부분이 선명하게 나타나고, 이로 인해 합성 영상의 화질도 개선된다. <그림 5>는 경계 복원 필터 적용 전후 결과를 나타낸다.

3. 평면 맞춤

Soh et al.은 평면 맞춤(plane fitting) 기술을 이용하여 경계를 선명하게 보존하는 기술을 제안했다[15]. Bicubic 보간법을 사용하여 초기 고해상도 깊이 영상을 생성한 뒤 색 분할을 사용하여 유사한 값을 갖는 초화소(super pixel)로 깊이 영상을 구



(a) 경계 복원 필터 적용 전



(b) 경계 복원 필터 적용 후

그림 5. 경계 복원 필터 적용 전후 결과

성한다. 이어 각 초화소 별로 오차가 최소가 되는 평면함수를 계산한다.

이 방법에서 평면들 사이에 불연속 구간이 발생할 수 있다. 따라서 Markov Random Field(MRF) 모델을 이용하여 계산된 평면 방정식과 인접한 깊이값과의 오차를 고려하여 최종 깊이 값을 계산하는 과정을 적용한다. <그림 6>은 평면 맞춤 기술을 이용한 업샘플링 결과를 나타낸다.

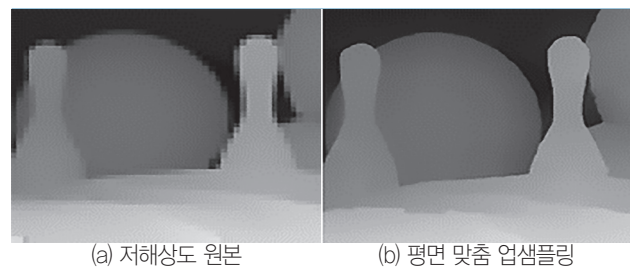


그림 6. 평면 맞춤 기술 결과

IV. 색상 정보를 활용한 업샘플링 및 보정 기술

II장에서 소개한 깊이 영상만을 이용한 기술도 좋은 성능을 낼 수 있지만 보다 완성도 높은 결과를 위해서는 색상 영상의 정보를 이용하는 방법이 널리 연구되고 있다. 깊이 영상과 색상 영상은 매우 높은 상관도를 가지기 때문에 불연속한 깊이 값은 색상 영상에서 불연속한 색상 값과 같은 영역에서 발생한다고

할 수 있다. 이러한 특성을 활용하면 더욱 효율적으로 객체 경계를 보정할 수 있다.

1. 결합형 양방향 필터

Kopf et al.은 결합형 양방향 필터(Joint Bilateral Filter, JBF)를 제안했다[16]. 기존의 양방향 필터는 화소값의 차와 인접 화소의 거리 차를 고려하여 두 개의 Gaussian 함수를 사용한다. 반면에 JBF는 색상 영상으로부터 계산된 Gaussian 함수를 그대로 사용해서 깊이값을 필터링한다. <그림 7>는 JBF를 이용한 결과를 나타낸다.

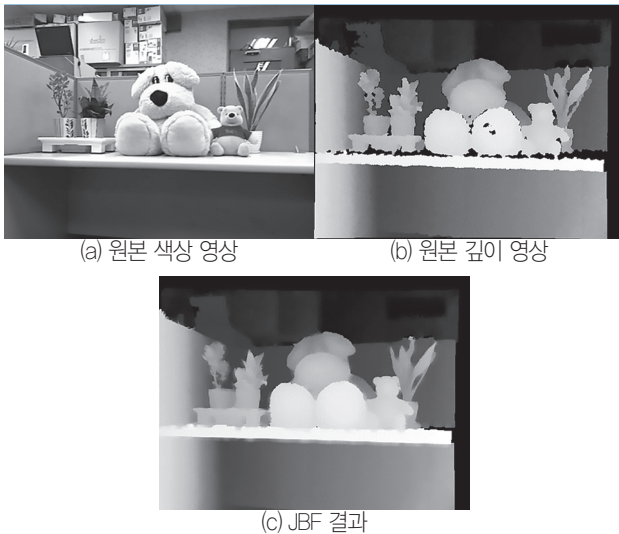


그림 7. JBF를 이용한 화질 개선 결과

2. 잡음 인지 필터

JBF 방법은 경계 부분에서 좋은 효과를 보이지만 깊이 정보가 평탄한 영역에서 색상 정보가 다른 경우에는 색상의 경계가 반영되어 텍스처가 복사되기도 한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 Chan et al.은 잡음 인지 필터(Noise-Aware Filter, NAF)를 제안했다[17]. NAF 기술은 깊이 영상의 경계 영역에서는 JBF를 적용하고 그 이외 영역에서는 기존의 양방향 필터를 적용하도록 설계되었다. 또한 색상과 깊이값의 불연속적인 부분이 일치하는지를 확인한 뒤 일치하면 두 영상의 경계를 일치시킨다. <그림 8>은 NAF를 적용한 결과를 나타낸다.

3. MRF 모델 기술

Diebel et al.은 MRF 모델에 색상 영상의 불연속 정보를 포함시켜 깊이 영상을 업샘플링하는 기술을 제안했다[18]. MRF 모델은 likelihood 모델과 Prior 모델로 분류된다. 전자는 저해

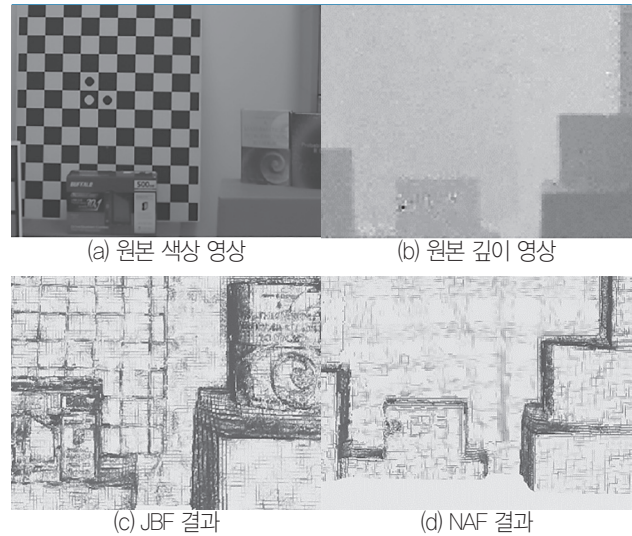


그림 8. NAF를 이용한 화질 개선

상도 영상의 깊이 값과 현재 후보 깊이 값의 차이를 나타낸다. 후자는 거리가 인접할 수록 깊이 값이 유사하다는 사전 정보이다. <그림 9>는 이 기술을 통하여 업샘플링된 결과를 나타낸다.

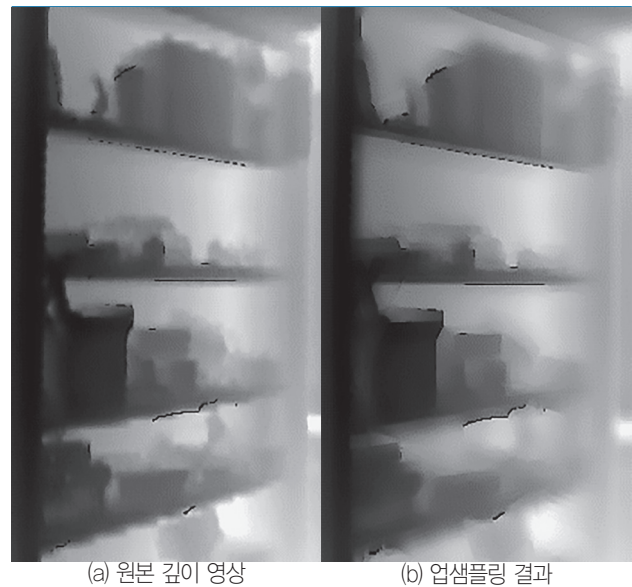


그림 9. MRF 모델을 이용한 업샘플링 결과

4. 변형된 양방향 필터

Yang et al.은 각 후보 깊이값마다 비용 볼륨(cost volume)을 생성하고 각 볼륨에 알맞는 변형된 양방향 필터를 적용하는 기술을 제안했다[19]. 색상 영상의 불연속 정보를 이용하여 각 비용들이 중앙 화소와 인접화소의 화소값과 거리 차이에 따라 서로 다른 가중치를 갖게 설계되었다. 이를 비용 볼륨에 반복 적용하여 비용이 최소가 되는 화소 예측을 통해 최종 깊이 영상이

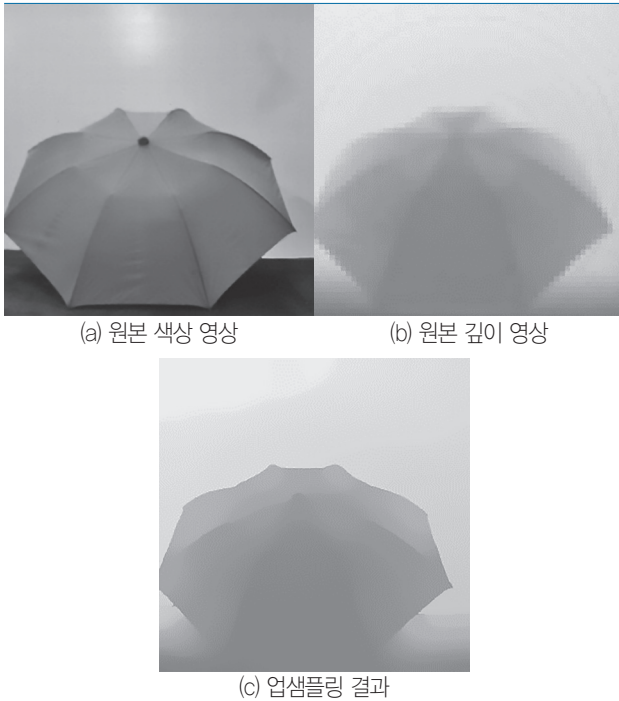


그림 10. 변형된 양방향 필터를 통한 업샘플링 결과

생성된다. <그림 10>은 이 기술을 적용한 결과를 나타낸다.

5. 랜덤 워크

Lee et al.은 경로 정보 확률 모델과 랜덤 워크(Random Walk)를 이용하여 깊이영상의 경계를 개선하는 기술을 제안했다[20]. 랜덤 워크는 시작점에서 임의의 방향으로 많은 객체가 움직였을 때 일정 시간이 흐른 뒤 각 구간에 객체가 존재하는 확률을 뜻한다. 이를 이용하여 구간마다 확률 가중치를 부여한 뒤 경로의 비용을 계산하여 최종 위치에 객체가 존재할 확률을 구한다. <그림 11>은 이 기술을 이용한 경계 개선 효과를 나타낸다.

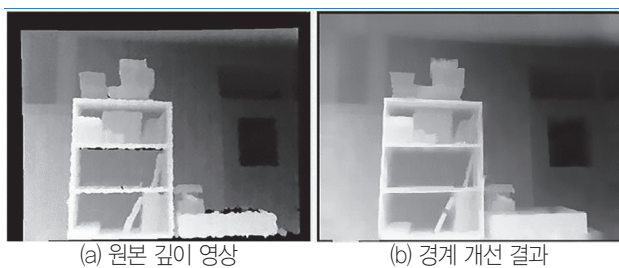


그림 11. 랜덤 워크 확률 이용한 경계 개선 결과

6. 계층적 JBF

JBF를 한 번 수행한 결과 깊이 영상에서는 빈 영역이 존재한

다. 또한 깊이 값이 달라야 하는 부분에서 같은 값으로 채워지기도 하고 경계가 불완전하게 될 수도 있다[21]. 이러한 문제들을 보완하기 위해서 JBF를 계층적으로 적용하여 폐색 영역을 채우고 경계를 보정하는 방법 또한 사용되고 있다. <그림 12>는 계층적 JBF의 순서도를 나타낸다.

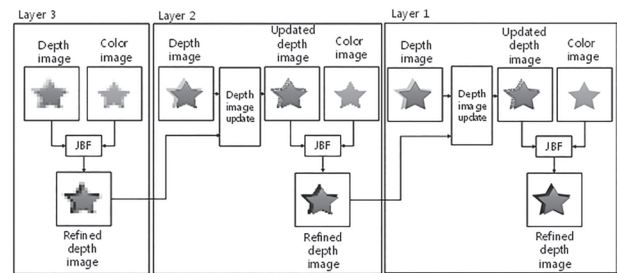


그림 12. 계층적 JBF 순서도

계층 1은 원본 크기의 해상도이다. 계층의 숫자가 올라갈수록 영상의 크기가 수평, 수직 방향으로 각각 1/2로 줄어든다. 만약 원본의 크기가 640×480 이면 계층 2는 320×240 , 계층 3은 640×120 이 된다. JBF의 커널의 크기는 모든 계층에서 동일하다. 완전하게 될 수도 있다.

각 계층에서 영상을 생성한 뒤 가장 하위 계층에서 JBF를 수행하여 얻은 결과로 그 상위 계층 깊이 영상에서 깊이 값이 없는 영역에 깊이 값을 복사한다. 계층의 해상도 차이로 위 계층의 깊이 영상 두 개의 화소 당 한 개의 화소씩 아래 계층의 깊이 값으로 채워진다. 이러한 작업을 반복적으로 적용하여 가장 상위 계층에 도달하면 대부분의 폐색 영역이 채워진 깊이 영상을 얻을 수 있다.

IV. 알고리즘 고속화

기존에는 중앙 처리 장치(Central Processing unit, CPU)를 이용한 구현이 많았으나 최근에는 그래픽 처리 장치(Graphics Processing unit, GPU)를 통한 병렬화(parallelization)가 관심받고 있다. Nvidia사에서 CUDA(Compute Unified Device Architecture)는 C 언어 기반의 병렬화 라이브러리로서 빠른 연산 처리에 효과적이다[22][23].

JBF를 CUDA를 이용해 수행했을 때 CPU의 순차적인 프로 그래밍을 이용했을 때에 비해 연산 속도를 빠르게 할 수 있다. CUDA를 이용할 때 순서도는 <그림 13>과 같다. 먼저 Kinect로부터 획득된 동일한 깊이 영상과 색상 영상을 텍스처 메모리에 적재한다. 텍스처 메모리는 오프칩인 DRAM에 대한 메모리 요청을 감소시켜 효과적인 대역폭을 제공한다. 텍스처 캐시는

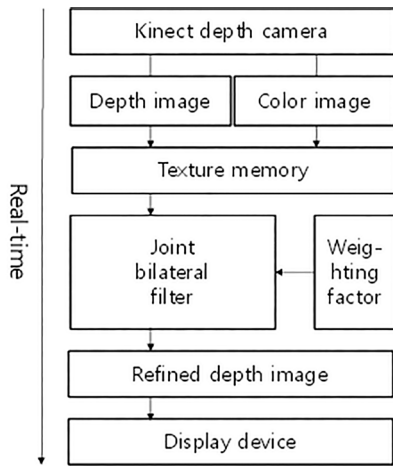


그림 13. CUDA를 이용한 JBF 순서도

공간 구역성이 자주 드러나는 메모레 접근 패턴 어플리케이션에 유용하다. 2차원 영상 처리에서 공간 구역성이 잘 드러나는 경우가 많기 때문에 CUDA의 텍스처 메모리는 효과적이다.

영상에 대한 JBF를 병렬로 수행할 때 JBF 계산을 GPU의 thread 함수 하나에 할당하고 화소 개수만큼 thread를 동시에 수행하게 된다. 또한 JBF에서 가중치 인자를 thread 함수 수행 이전에 미리 계산하고 값이 필요할 때 호출하는 방법을 사용할 수 있다. 가중치 인자는 GPU 내부의 다른 메모리보다 상대적으로 접근 속도가 빠른 상수 메모리에 저장하여 연산 속도를 줄일 수 있다. 가중치 인자를 계산할 때 커널의 크기에 따라 연산량이 급격히 증가할 수 있는데 2차원 Gaussian 함수는 1차원

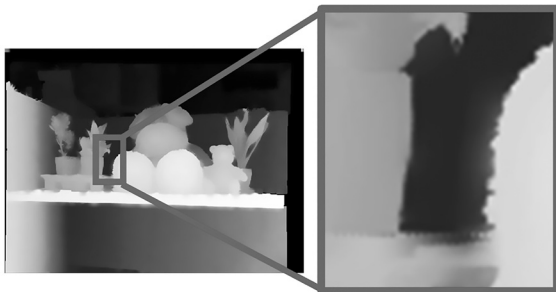
함수의 곱으로 분할하여 효율성을 증대할 수 있다.

〈그림 14〉는 JBF를 각각 CPU와 GPU를 이용하여 구현했을 때의 결과 깊이 영상의 화질을 비교하여 나타낸다. 약간의 차이는 있지만 이를 확대해도 그 차이는 굉장히 미미한 것을 확인할 수 있다.

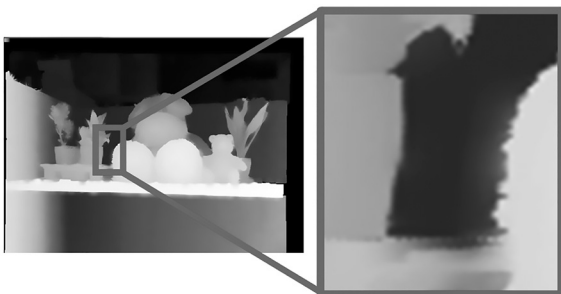
〈표 1〉은 해상도가 640×480인 여러 샘플 영상에 대해서 각각 CPU와 GPU를 이용했을 때 소요된 수행 시간을 나타낸다. Intel Xeon (2.53 GHz) CPU와 GeForce GTX 680 GPU가 사용되었다. CPU를 사용했을 때에 비해 GPU를 사용했을 때 평균 834배 빠른 연산이 이루어졌다. 따라서 알고리즘의 실시간화를 위해서는 병렬화 과정이 중요하다.

표 1. 알고리즘 수행시간 비교

Sample (640x480)	CPU (ms)	GPU (ms)	GPU를 이용한 속도 향상 (x 배속)
Bowling	3070	3.73	823
	3009	3.72	808
	3058	3.71	824
	3197	3.73	857
	3020	3.72	812
Cloth	3166	3.73	849
	3108	3.74	831
	3111	3.74	832
	3133	3.73	840
	3105	3.74	830
Cones	3058	3.73	820
	3151	3.73	845
	3249	3.74	869
	3050	3.73	818
	3163	3.74	846
Lampshade	3091	3.72	831
	3073	3.73	824
	3091	3.73	829
	3184	3.73	854
	3078	3.72	827
Teddy	3201	3.74	856
	3073	3.74	822
	3090	3.74	826
	3072	3.74	821
	3223	3.74	862



(a) CPU를 이용하여 계산된 영상



(b) GPU를 이용하여 계산된 영상

그림 14. CPU와 GPU를 이용했을 때의 결과 비교

V. 결론

최근 들어 많은 시점을 제공하여 사용자가 편안하게 3차원 영

상을 시청할 수 있게 하는 다양한 기술들이 연구되고 있다. 고품질의 다시점 영상을 활용할 때 영상 합성 기술이 필수적이며 이 때 저해상도의 깊이 맵을 확장하여야 한다. 본 논문에서는 3차원 입체 영상을 획득하는 카메라 시스템 종류를 간단히 소개하고 깊이 영상의 해상도 확장 및 개선 기술들을 알아보았다. 깊이 정보만을 사용하거나 색상 정보 또한 같이 활용하는 기술들이 존재한다. 또한, 깊이 영상의 보정 작업을 고속화하는 방법을 알아보았다. 이러한 다양한 기술들은 3차원 영상 산업의 활성화에 상당 부분 기여하고 있다.

Acknowledgement

본 연구는 미래창조과학부 및 '범부처 Giga KOREA사업'의 일환으로 수행하였음.[GK13C0100, 기가급 대용량 양방향 실감 콘텐츠 기술 개발]

참 고 문 헌

- [1] 호요성, 김성열, "3차원 입체 영상 정보처리," 두양사, 2010.
- [2] 호요성, "다시점 3차원 영상의 획득 및 처리 기술," 전자공학회지, 제40권, 제3호, pp. 18-27, 2013.
- [2] A. Smolic, K. Mueller, P. Merkle, C. Fehn, P. Kauff, P. Eisert, and T. Wiegand, "3D video and free viewpoint video - Technologies, applications and MPEG standards," IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pp. 2161-2164, July 2006.
- [3] C. Fehn, "Depth-image-based rendering (DIBR), compression and transmission for a new approach on 3-D TV," SPIE Conference Stereoscopic Displays and Virtual Reality Systems, vol. 5291, pp. 93-104, Jan. 2004.
- [4] C. Fehn, K. Hopf, and Q. Quante, "Key technologies for an advanced 3D-TV system," SPIE Three-Dimensional TV, Video and Display, pp. 66-80, Oct. 2004.
- [5] W.R. Mark, L. McMillan, and G. Bishop, "Post-rendering 3D warping," Symposium on interactive 3D graphics, pp. 7-16, April 1997.
- [6] 호요성, 이은경, 강운석, "다시점 깊이 카메라를 이용한 3차원 입체영상의 정보 획득 방법," 방송공학회지, 제15권, 제2호, pp. 88-100, 2010.
- [7] 이상범, 이천, 호요성, "3차원 영상 생성을 위한 깊이맵 추정 및 중간시점 영상합성 방법," 한국통신학회 논문지, 제34권, 제10호, pp. 1070-1075, 2009.
- [8] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, "Test sequences with different camera arrangements for call for proposals on multi-view video coding," MPEG document M15419, July 2005.
- [9] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, "Moving multiview camera test sequences for MPEG-FTV," MPEG document M16922, Oct. 2009.
- [10] ZCam Product data sheet, StudioGE, 2009.
- [11] S.A. Gudmundsson, H. Aanaes, and R. Larsen, "Fusion of stereo vision and time-of-flight imaging for improved 3D estimation," International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications, vol. 5, no. 3, pp. 425-433, Nov. 2008.
- [12] E.K. Lee and Y.S. Ho, "Generation of high-quality depth maps using hybrid camera system for 3-D video," Journal of Visual Communications and Image Representation, vol. 21, no. 8, pp. 501-512, Dec. 2010.
- [13] 호요성, "깊이 영상 화질 개선 및 업샘플링 기술," 방송과 기술, 제215권, pp. 158-163, 2013.
- [14] K. Oh, A. Vetro, and Y.S. Ho, "Depth coding using a boundary reconstruction filter for 3D video systems," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 21, no. 3, pp. 350-359, March 2011.
- [15] 소용석, 이대현, 심재영, 이상욱, "평면 맞춤을 이용한 깊이 초 해상도," 영상처리 및 이해에 관한 워크샵, P-084, 2012년 2월. Three-Dimensional TV, Video and Display, pp. 66-80, Oct. 2004.
- [16] J. Kopf, M.F. Cohen, D. Lischinski, and M. Uyttendaele, "Joint bilateral upsampling," ACM Transactions on Graphics, vol. 26, no. 3, pp. 1-5, July 2007.
- [17] D. Chan, H. Buisman, C. Theobalt, and S. Thrun, "A noise-aware filter for real-time depth upsampling," ECCV Workshop on Multi-camera and Multi-modal Sensor Fusion Algorithms and Applications, pp. 1-12, Oct. 2008.

- [18] J. Diebel and S. Thrun, "An application of Markov random field to range sensing," Advances in Neural Information Processing Systems, vol. 18, pp. 291–298, Dec. 2006.
- [18] Y. Qingxiong, Y. Ruigang, J. Davis, and D. Nister, "Spatial-depth super resolution for range images," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1–8, June 2007.
- [20] G. Lee and Y.S. Ho, "Depth map boundary enhancement using random walk," International Workshop on Advanced Image Technology, pp. 118–121, Jan. 2012.
- [21] 신동원, 이상범, 호요성, "결합형 양방향 필터를 이용한 실시간 깊이 영상 보정 방법," 한국방송공학회 추계학술대회, A3-2, pp. 3–6, 2013년 11월.[22] NVIDIA, "CUDA C Programming Guide," document PG-02829-001_v5.0, Oct. 2012.
- [23] J. Sanders and E. Kandrot, "CUDA by example," 2010.

약 력



호 요 성

1981년 서울대학교 전자공학과 학사
 1983년 서울대학교 전자공학과 석사
 1990년 미국 University of California (SB)
 전기전산공학과 박사
 1983년~1995년 한국전자통신연구원 선임연구원
 1995년~현재 광주과학기술원 정보통신공학부
 교수
 2003년~현재 광주과학기술원 실감방송연구센터
 센터장
 관심분야: 3DTV, 실감방송,
 MPEG/AVC/HEVC 영상 부호화 기술