

Enhancement Method of Depth Accuracy in DIBR-Based Multiview Image Generation

Minyoung Kim[†] · Yongjoo Cho^{**} · Kyoung Shin Park^{***}

ABSTRACT

DIBR (Depth Image Based Rendering) is a multimedia technology that generates the virtual multi-view images using a color image and a depth image, and it is used for creating glasses-less 3-dimensional display contents. This research describes the effect of depth accuracy about the objective quality of DIBR-based multi-view images. It first evaluated the minimum depth quantization bit that enables the minimum distortion so that people cannot recognize the quality degradation. It then presented the comparative analysis of non-uniform domain-division quantization versus regular linear quantization to find out how effectively express the accuracy of the depth information in same quantization levels according to scene properties.

Keywords : DIBR(Depth Image Based Rendering), Multi-View Image, Depth-Map, Pre-Processing, Non-Uniform Domain-Division Quantization

다시점 영상 생성을 위한 DIBR 기반의 깊이 정확도 향상 방법

김민영[†] · 조용주^{**} · 박경신^{***}

요약

DIBR (Depth Image Based Rendering)은 동일 시점의 색상 영상과 깊이 영상을 참조해서 임의 개수의 중간 시점 영상을 생성하는 기법으로 무안경식 다시점 입체 디스플레이를 위한 콘텐츠 제작에 활용할 수 있다. 본 연구에서는 DIBR 기법을 사용해서 생성되는 다시점 중간 영상의 객관적 품질에 깊이 정확도가 미치는 영향에 대해 설명한다. 본 연구는 먼저 사람이 인지할 수 없는 범위에서 왜곡을 보장하기 위한 최소 깊이 양자화 계수를 도출한다. 그리고 장면 구성의 특성에 따라 같은 양자화 수준에서 깊이 정보의 정확도를 효과적으로 표현하기 위한 비균등 영역분할 양자화 방법을 선형 양자화와 비교 분석한 결과를 제시한다.

키워드 : 깊이 영상 기반 렌더링, 다시점 영상, 깊이지도, 전처리, 비균등 영역분할 양자화

1. 서론

렌티큘러(Lenticular)나 시차 배리어(Parallax Barrier) 방식의 무안경식 3D 디스플레이는 안경착용의 불편함을 없앤 차세대 입체 영상 시스템으로써 꾸준히 연구되고 있다[1]. 이러한 무안경식 3D 디스플레이는 의료, 교육, 엔터테인먼트 등 다양한 분야에서 활용할 수 있기 때문에 더욱 관심을 받고 있다. 그런데 무안경식 3D 디스플레이는 관측 시점의 이동에 따라 연속적인 깊이감을 제공하기 위해 많은 개수의 중간 영상을 요구하며 그에 비례한 가로 해상도 저하가 불

가피하다[2]. 그래서 그동안 무안경식 3D 디스플레이가 전시용이나 일부 테마파크에서는 활용되었으나 일반적인 업무에 활용하긴 어려웠다.

그러나 최근 스텝 배리어 기술을 통해 해상도 문제를 완화할 수 있게 되었고, 4K UHD와 같은 초고해상도 디스플레이가 시판되면서 기존에 비해서 다시점 입체 영상을 고화질로 재생하는 것이 가능해졌다[3]. 또한 디스플레이에 카메라를 장착하여 사용자의 얼굴과 시선을 추적하는 기술이 탑재되면서 사용자의 시점에 따른 영상을 보여주는 관측의 문제도 해소되었다. 이러한 추세로 무안경식 3D 디스플레이 기술이 좀 더 실생활에 활용될 가능성이 높아지게 되었다.

무안경식 3D 디스플레이에 사용되는 다시점 콘텐츠 생성하는 방법은 다음과 같다. 필요한 시점의 개수만큼 촬영용 카메라를 확보하고 정확한 위치에 정렬하여 각 카메라의 내·외부 속성을 동기화시키는 것이다[4, 5]. 하지만 이 방법

[†] 정회원 : ㈜유원인포시스 기술연구소 책임연구원
^{**} 종신회원 : 상명대학교 미디어소프트웨어학과 교수
^{***} 종신회원 : 단국대학교 응용컴퓨터공학과 부교수
Manuscript Received : August 9, 2016
Accepted : August 29, 2016
* Corresponding Author : Kyoung Shin Park(kpark@dankook.ac.kr)

은 촬영 과정뿐만 아니라 녹화된 영상을 저장하고 편집 및 전송하기까지 모두 높은 비용과 복잡한 기술적 난이도를 요구한다[6]. 또 다른 방법으로 DIBR (Depth Image Based Rendering) 기법을 활용하는 것이다[7]. DIBR은 2차원 색상 영상과 깊이지도 영상을 가지고 다시점 영상을 복원해 줄 수 있는 기법이다.

DIBR 처리 과정은 색상 영상과 깊이지도에 대한 전처리, 장면에 대한 2차원에서 3차원 정보로의 환원과 3차원에서 2차원 정보로의 투사 과정을 포함하는 3차원 워핑(3D Warping), 비폐색(Dis-occlusion) 영역에 대한 채움 처리와 같은 단계를 포함한다. DIBR 기법은 깊이지도의 획득에 대한 부담이 있지만, 편집, 저장, 전송 과정에서 최소의 참조 영상만을 고려할 수 있기 때문에 보다 저비용의 효과적인 다시점 입체 영상 공급이 가능하다. 그러나 DIBR로 가상 복원된 다시점 영상들은 참조 영상에 부재했던 정보나 그 자체의 손상으로 인한 왜곡을 포함한다[8-10].

본 연구에서는 무안경식 3D 디스플레이를 위한 DIBR 기반 다시점 영상 생성에 최적화된 깊이 영상의 정확도 표현 방법에 대한 연구를 제안한다. 본문에서는 먼저 DIBR 과정에서 깊이지도에 대한 전처리를 통해서 다시점 중간 영상의 화질을 높이고 시도하였던 기존 연구들에 대해 살펴본다. 그리고 사람이 인지할 수 없는 수준에 적은 왜곡을 보장하기 위해 요구되는 깊이지도의 양자화 계수를 도출한다. 그리고 동일한 양자화 수준에서 깊이 정확도를 효과적으로 표현하기 위한 삼분할 비균등 양자화 방법에 대해 설명하고 이것이 장면 구성의 특성에 따라 미치는 효과를 분석한다.

2. 관련 연구

DIBR로 생성된 다시점 영상은 원본 영상과 다른 시점과 각도에서 추정 복원된 영상이기 때문에 애초에 존재하지 않는 정보의 부재에 기인한 오류 발생이 불가피하다[11]. 따라서 이러한 오류를 최소화하기 위해 다양한 연구들이 진행되었다. 그 중에서도 DIBR에 입력되는 불완전한 깊이지도의 화질 향상을 목적으로 하는 전처리 연구와 출력 영상의 정보 부재 영역 자체에 대한 보간을 시도하는 후처리 분야에 대한 연구가 주류를 이룬다. 또한 가끔 원본으로부터 3차원 공간을 재구성하는 기법 자체를 달리하여 정보 부재 영역을 최소화하거나 인간의 인지적 특성을 반영하여 관심 영역에 집중하여 화질을 향상하려는 시도들도 있다.

2.1 깊이지도 품질 향상 연구

DIBR 기법으로 생성된 다시점 영상 성능 향상을 위해 보다 정밀하고 물체의 경계가 선명하게 표현된 깊이지도가 필요하다[12]. 따라서 많은 연구에서 깊이 정보가 불연속적인 구간에서 깊이 값을 평활화하거나 잡음을 제거하고 물체의 경계를 선명하게 하는데 중점을 두었다. Zhang 등은 가우시안 평활화 필터를 깊이지도에 적용하여 왜곡을 보정하였다[13]. Magnor 등은 평활화 이외에 변이 보상과 기하학 기반 예측

알고리즘을 통해 깊이 밀집도의 향상과 물체 경계의 정확도를 향상시켰다[14].

Lee 등도 영상의 공간 영역에 대한 신뢰도 증식과 잘못 추정된 깊이 정보에 대한 점수 산정을 위한 매칭함수를 통해 깊이지도를 개선하고자 하였다[15]. Kim은 캐니 에지 알고리즘으로 검출된 경계에 대해 중간값 처리와 소벨 마스크 연산을 적용하고 오즈 알고리즘을 통해 화소의 강도를 4단계로 구분하여 서로 다른 가우시안 필터를 적용하였다[16]. Um 등은 사람의 양안이 수평 방향으로 자리하기 때문에 변이도 가로 방향에 집중해 발생한다는 특징에 주목하여 변이 기반 비대칭 필터를 제안했다[17]. Alain 등도 물체의 가장자리와 같은 일부 영역에 대하여 선택적으로 적영 통과 필터를 사용하였다[18].

Oh 등은 변이가 픽셀 공간에서는 선형적으로 분포하지만 깊이 공간에서는 비선형적으로 나타나기 때문에 정보 부재 영역에 대한 예측 효율이 낮은 문제를 해결하기 위하여 비선형 양방향 예측 기법을 제안하였다[19]. Ye 등은 키넥트의 저해상도 깊이지도에서 경계가 나타나지 않는 불연속 영역의 값을 예측하기 위해 경계 유도 삼각 필터를 설계하여 확장된 라그랑지 승수기법을 통해 깊이 정보의 밀도를 향상시켰다[20]. Lee 등은 블록 기반 기울기 탐색 알고리즘을 통해 정보 부재 영역을 발견하고 양방향 필터를 실시간 적용함으로써 합성된 가상 시점 영상의 깜빡임을 최소화하였다[21].

2.2 깊이지도 해상도 향상 연구

일반 카메라의 색상 영상에 비교하여, 깊이 카메라를 통해 획득되는 깊이지도의 해상도는 보통 매우 낮은 수준이다. Nguyen 등은 고해상도의 색상 영상으로부터 저해상도의 깊이 영상의 물체 경계를 실시간으로 예리하게 추정할 수 있는 3차원 전파 알고리즘을 제안하였다[22]. Ni 등은 근사치 연산을 통해 깊이지도를 색상 영상의 해상도와 같은 수준으로 업샘플링하였다[23].

Jang 등은 주변 화소에 대한 유사 정도를 나타내는 데이터 항과 주변 화소의 깊이 차이 정도를 타나는 평활화 항으로 구성된 변위 혼합 에너지 함수를 제시하고 이를 바탕으로 한 결합형 양방향 샘플링으로 고해상도 깊이지도를 구현하였다[24]. Diebel 등은 결합 확률 분포 모델을 사용하여 색상 영상의 불연속성을 사전 확률로 계산하고 우도 확률로부터 저해상도의 깊이지도에 나타난 깊이 값과 고해상도 변환시의 깊이 값 변화를 예측하여 업샘플링을 수행하였다[25].

2.3 깊이지도 인지적 특성 연구

Leon 등은 정사면체나 구처럼 단순한 기하 도형으로 채워진 영상을 대상으로 한 실험을 통해서 인간이 입체감을 느끼게 하는 다시점 중간 영상을 생성하기 위해서는 20단계 정도로 구별되는 깊이 정보가 제공되면 충분하다고 주장하였다[26]. Kim 등은 인간이 배경보다 물체의 움직임에 주목한다는 가정을 바탕으로 깊이지도의 공간적 전경과 배경에서 서로 다른 다운 샘플링 레이트를 적용하였다[27]. Jung 등은 카드보드 효과가 다시점 디스플레이에서 인간이 불완전한

시점을 합성하는 원인이 된다고 주장하고 이것을 최소화하기 위하여 깊이지도의 해상도를 조절하는 주관적 평가 기반의 실험을 하였다[28].

이와 같은 선행 연구들은 DIBR 기반 다시점 중간 영상의 화질을 향상하는 것을 목적으로 불완전한 깊이지도를 보강 (Depth augmentation)하는 알고리즘을 제시하였다. 이와 다르게 본 연구에서는 컴퓨터 그래픽스 기술을 활용하여 완벽한 깊이지도를 생성하고 거꾸로 이에 대한 품질을 훼손함으로써 DIBR 기반 다시점 중간 영상의 품질에 영향을 미치지 않는 최소 양자화 계수를 도출하고자 하였다. 또한 기존 연구들이 양자화된 깊이 정보에 대하여 마스크 기반 필터 연산을 적용하여 정제한 것과 다르게 본 연구에서는 깊이 정보가 표본화(Sampling)될 때 표현되는 값의 범위를 물체의 집중 구역과 분산 구역으로 나누어 상이한 양자화 계수를 적용하는 방법을 시도하였다.

3. 최소 깊이 양자화 계수

DIBR 기반 다시점 중간 영상 생성은 다시점 영상을 전송하기에는 통신 대역폭(Bandwidth)가 충분치 않으므로 컬러 영상과 깊이 영상을 전송하고 수신 장비에서는 이들 정보를 이용해서 다시 3차원 장면을 재구성하고 이를 여러 개의 시점에서 다시 촬영하여 다시점 영상을 생성한다. 따라서 컬러 영상과 깊이 영상의 해상도 및 비트 정밀도(Bit Depth)는 데이터 전송 대역에 중요한 영향을 미칠 수 있으므로 최소한의 필요 깊이 정보를 찾는 것이 중요하다.

깊이 정보 양자화는 단절없는 깊이 값을 불연속적인 유한개의 수준으로 구분하고 특정 값을 부여하여 대치하는 것을 말한다. 깊이 카메라는 일반적으로 8비트로 양자화된 256단계의 깊이지도를 제공한다[29]. Fig. 1은 컴퓨터 그래픽스 기술을 통해 구성된 동일한 장면에 대한 깊이지도를 16비트

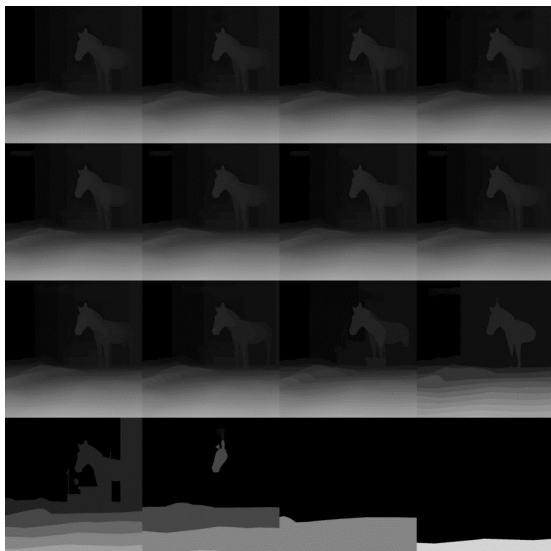


Fig. 1. Depth quantization examples for 16 level

(65536단계)부터 1비트(2단계)까지 변화시키면서 양자화 한 결과를 보인다. 원근 투사 방식에 의해 깊이 정보는 선형적으로 양자화 되고 각 단계마다 깊이 정밀도가 2배씩 감소하는 것을 육안으로 확인할 수 있다.

3.1 실험 목적 및 방법

본 실험에서는 DIBR에 사용되는 깊이지도의 정밀도를 단계적으로 낮춰가면서 DIBR 기반의 다시점 중간 영상의 급격한 화질 저하를 유발하지 않는 양자화 계수를 도출하고자 하였다. 실사 영상에 대한 깊이 정보는 이미 주변의 밝기나 조명 등에 의해서 왜곡된 정보일 가능성이 높으므로, 이를 활용해서 실험하는 것은 불가능하다. 따라서 본 연구에서는 손상이 없는 고해상도의 깊이지도를 확보할 수 있는 컴퓨터 그래픽스 기술을 활용하였다. 또한 이를 통해 깊이 정보의 정밀도를 정확하게 조작함으로써 깊이 정보의 양자화 수준(독립 변인)과 최종 다시점 중간 영상의 품질(종속 변인) 이외에 카메라의 개수와 파라미터, 틸트 영역 후처리 방식 등에 관계된 모든 외부 조건을 동일하게 통제하였다.

Fig. 2는 실험에 사용된 5가지 장면이다. 모든 장면에 대하여 참조 시점에 대한 색상 영상과 깊이지도를 획득하고 깊이 정보의 양자화 수준을 16비트(65536단계)부터 1비트(2단계)까지 감소시키면서 16번 DIBR 과정을 수행하면서 다시점 중간 영상을 생성하였다. 이렇게 생성된 DIBR 기반 중간 영상들은 원본 다시점 중간 영상과 PSNR(Peak Signal Noise Ratio)을 이용해서 비교하여, 깊이 영상의 양자화 정도가 최종 다시점 중간 영상에 미치는 영향을 살펴보았다.

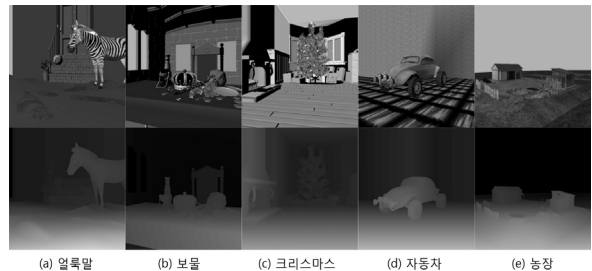


Fig. 2. Experimental 3D scenes for the minimum quantization bit (a) Zebra, (b) Treasure, (c) Christmas, (d) Car, (e) Farm

다시점 중간 영상을 생성하기 위한 그 외에 변수는 다음과 같이 동일하다. 9대의 가상 카메라를 기준 시점을 중심으로 양쪽으로 2.5인치 간격으로 화면 중심을 향해 수렴 배치하였다. 또한 색상 영상과 깊이지도의 해상도는 800x800으로 별도의 업샘플링이나 다운샘플링을 적용하지 않았다. 그리고 3차원 워핑을 수행한 뒤에 각 가상카메라로부터 이동 시점에서의 촬영 장면을 획득하였다. 또한 발생한 정보 부재 영역에 대해서는 가로 방향 넓이가 2 픽셀 이하 일 경우에 인페인팅 알고리즘[30]을 사용하고 그 이상일 경우에 고정 거리 기반 깊이 가중치 할당 알고리즘을 적용했다[31].

또한 본 실험의 결과가 특정한 장면 구성의 특성에 중속

되지 않도록 각 장면을 다양하게 설정하였다. 얼룩말 영상은 중심 피사체가 관측 카메라와 배경 사이의 중간 지점에 위치하고 비교적 적은 개수의 물체가 배치된다. 보물 영상은 근거리에 작은 물체들이 다수 등장하고 서로 겹쳐진 형태로 배치된다. 크리스마스 영상은 비교적 먼 거리에 작은 물체들이 집중적으로 분포되어 있고 바닥에 일정한 무늬가 나타난다. 자동차 영상은 배경 전체에 복잡한 패턴이 반복해서 등장하고 화면의 가운데 하나의 물체가 놓인다. 농장 영상은 물체가 화면을 채우는 비율이 절발 이하로 장면 복잡도가 매우 낮게 설정되었다.

3.2 실험 결과 및 분석

Fig. 3은 5가지 장면에 대하여 16단계로 양자화 계수를 조정하면서 DIBR을 수행한 PSNR 결과를 보인다. 막대그래프의 수치는 복원된 다시점 중간 영상과 원래 해당 시점에서의 컴퓨터 그래픽스 장면 간의 PSNR 값을 9개의 시점별로 평균화 한 값이다. 5번 시점의 경우 참조 시점과 정확하게 일치하여 정보 부재로 인한 왜곡이 전혀 발생하지 않아 PSNR 값이 모든 장면에 대하여 무한대로 추정되었기 때문에 분석 편의를 위하여 그래프로 나타내지 않았다.

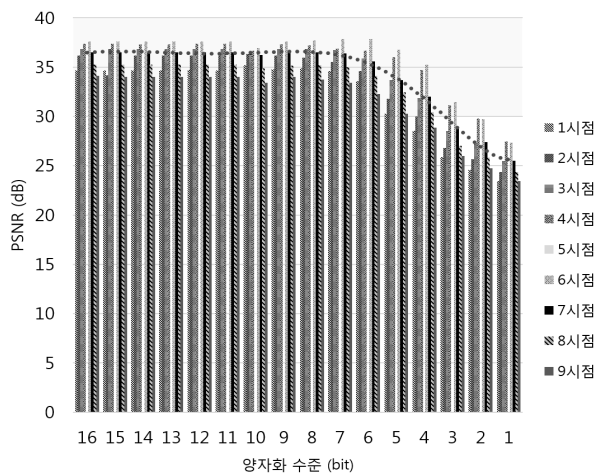


Fig. 3. Bar graph of PSNR values according to the quantization level

그래프 가로축이 왼쪽에서 오른쪽으로 진행할수록 깊이 정밀도가 낮아진다. 세로축은 아래서 위로 진행할수록 높은 PSNR 값이 구해진 것으로 DIBR로 복원된 다시점 중간 영상의 품질이 높은 것으로 추정할 수 있다. 모든 정밀도에 대하여 5번 시점으로부터 좌우로 멀어질수록 PSNR 값이 작아졌다. 또한 깊이 정밀도가 낮아질수록 생성되는 다시점 중간 영상의 화질도 낮아지는 것을 확인할 수 있다. 노란색 바탕으로 표시된 구간은 PSNR 결과가 30dB 이상인 구간으로 인간의 시각으로 차이를 식별하기 어려운 것으로 판단할 수 있다[32].

본 실험에서 깊이지도의 양자화를 위해서 5비트 이상 할당한 경우에 모든 시점에서 평균적으로 30 dB을 상회하는

높은 품질의 DIBR 기반 다시점 중간 영상을 생성할 수 있다. 그러나 이것은 장면에 대한 PSNR 평균치를 기준으로 한 것으로써 장면에 특성에 따라 PSNR의 절대적인 값은 차이를 보였다.

그림에 나타난 붉은 점선은 2차 다항식으로 나타낸 그래프의 추세선이다. 16비트부터 7비트까지 양자화 계수가 작아질 동안 복원 다시점 영상의 화질 손상이 거의 발생하지 않거나 미미한 수준인 반면에 6비트 이하로 감소할 경우에는 추세선의 기울기가 급격하게 가파른 모습을 보이는 것을 알 수 있다. 따라서 모든 장면에 적용할 수 있는 추세 분석을 통하여 DIBR에 입력으로 사용되는 깊이지도는 최소한 7비트(128단계) 이상으로 양자화 되어야 한다는 것을 확인할 수 있다.

Fig. 4는 기본 시점(5시점)과 바로 인접한 좌측 4번 시점과 우측 6번 시점에 대한 PSNR 평균값에 대한 막대 그래프와 추세선을 보인다. 9개의 시점을 고려했을 경우와 다르게 더 낮은 5비트(32단계) 수준 미만으로 깊이지도를 양자화 할 때 화질 손상이 나타나는 것을 확인할 수 있다. 이것은 스테레오 영상을 기준으로 할 때 깊이 정보가 20-30 단계 정도로만 표현되면 충분하다는 Ideses의 연구와 유사하다[33].

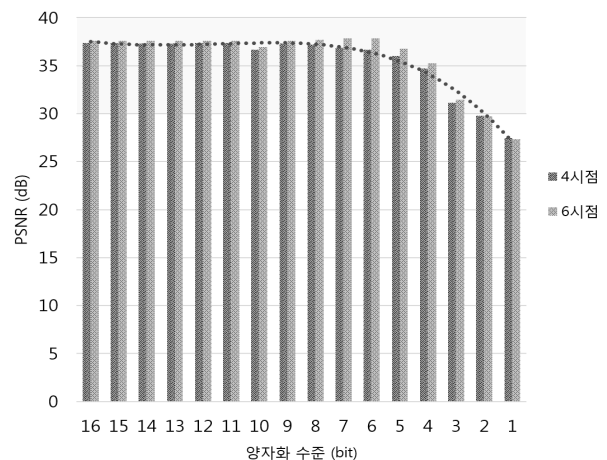


Fig. 4. PSNR changes to the close point

하지만 앞서 설명한 것처럼 단순히 스테레오 영상만을 활용하는 것이 아니라 여러 시점의 영상을 보여주어야 하는 DIBR 기반 다시점 입체 영상 콘텐츠에서는 시점의 수가 증가함에 따라서 더 높은 양자화 계수를 할당해야 하는 것을 확인할 수 있다. 그리고 실험결과에서 보이듯이 9시점 기준으로 보면, DIBR 기반 다시점 중간 영상을 생성하기 위해서는 최소 7비트 이상으로 양자화된 깊이지도가 필요하다는 것을 알 수 있었다.

4. 비균등 영역분할 양자화

3차원 세계에 놓인 가상 카메라의 시야 절두체(View frustum)에서 실제로 중요한 영역은 카메라의 초점거리를

중심으로 한 일부 영역에 불과하다. 이에 따라 근 평면(Near plane)과 원 평면(Far plane) 사이에 구간을 비균등하게 분할하고, 그 영역들 중에서 객체들이 집중된 깊이 구간에 더 많은 정밀도를 할당할 수 있는 비균등 영역분할 양자화 방법을 통하여 DIBR 기반 다시점 영상 생성의 화질 향상을 연구하였다. 사람의 관심이 집중되는 중요 영역에 더 정확한 깊이 정보를 제공하기 위한 방법으로 객체정보량이 많은 구간이 일반적으로 사람의 관심 영역(ROI: Region of Interest) 일 가능성이 높다는 가정을 전제로 한다[34].

Fig. 5는 일반적인 선형 양자화와 비균등 영역분할 양자화를 보여준다. 비균등 양자화는 관심 영역에 더 많은 깊이 정밀도를 배분한다. Fig. 5(a)에 보이듯이 일반적인 선형 양자화는 관측 카메라로부터 가깝거나 멀어져도 모든 깊이 값을 일정한 정밀도로 표현한다. Fig. 5(b)는 영역을 삼분할하여 물체가 집중 분포한 중심 영역에 더 높은 정밀도를 할당한다. 이와 유사하게 비균등 양자화를 시도하는 대표적인 알고리즘으로 로이드맥스(Lloyd-Max Quantization) 양자화가 있다[35].

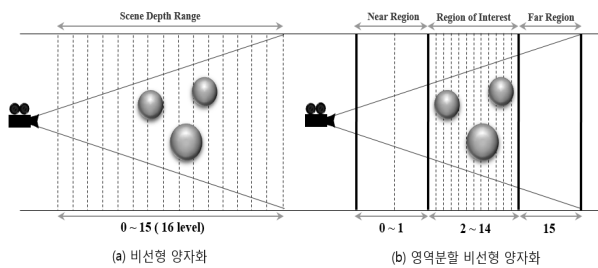


Fig. 5. Linear quantization (a) and non-uniform domain-division quantization (b)

로이드맥스 양자화는 표본화하려는 값들의 평균 제곱 오차(MSE; Mean Square Error)를 최소화하는 최적의 비균일 양자화 구간 탐색 방법으로, 본래 신호의 왜곡을 최소화할 수 있지만 최적의 구간을 계산하기 위해 변수 값의 추정과 반복 및 비교 연산을 필요로 한다. 그러나 로이드맥스 양자화는 비균일한 방법으로 분할된 영역 안에 포함된 깊이 값은 비선형적으로 일정하게 양자화 된다. 이처럼 깊이 정보가 비선형적으로 양자화되면 카메라에 대한 평행 투사(Perspective projection)와 마찬가지로 객체가 표현되기 때문에 입체감을 제공하는 원근 인식을 제대로 구현하기 어렵게 된다.

비균등 영역분할 양자화는 비균일 영역분할을 통해서 깊이 값이 많이 분포하는 관심 영역에 대해 더 높은 정밀도를 할당하여 촘촘하게 양자화를 수행하는 점에서 로이드맥스 양자화와 유사하다. 그러나 분할된 영역 내에서 선형 양자화가 이루어진다는 점에서 차이점이 있다. 선형 양자화는 관측 카메라로부터 가까울수록 높은 정밀도를 가지고 멀어질수록 낮은 정밀도는 갖는 원근 투사(Perspective projection)의 기본적인 깊이 표현 방법이다[36]. 이것은 현실에서 카메라나 인간의 눈이 물체를 포착하는 방법으로 원근감을 제공할 수

있는 원리와 같다.

비균등 영역분할 양자화는 깊이 히스토그램을 통해 3가지 계층으로 전경 구간, 물체 집중 구간, 배경 구간의 영역 분할을 단순화하였다. 그리고 인간의 눈이 물체를 포착하는 방법과 동일하게 원근감을 극대화할 수 있도록 카메라의 근 평면과 원 평면에 영향을 받는 깊이 값을 실제 거리 정보로 치환하여 양자화를 수행하였다. Equation (1)은 비균등 영역 분할 양자화에 대한 수식을 보인다.

$$D_r = Q \left((D_n - P_s) \frac{P_d}{P_e - P_s} + P_{sum} \right) \quad (1)$$

P_s 와 P_e 는 근 평면과 원 평면 사이에 구간의 시작과 끝을 나타는 거리이다. P_d 는 전체 양자화 단계에서 해당 구간에 할당되는 정보의 비율을 나타내고 P_{sum} 은 이전까지 할당된 비율을 나타낸다. D_n 는 변환 행렬을 통해 계산된 정규화 거리이고 Q 는 양자화 비트로 계산된 양자화 범위에 해당한다. 이를 통해 구간 내에 위치 D_r 를 결정할 수 있다.

Fig. 6은 깊이지도를 선형 양자화와 비균등 영역분할 양자화 한 화면을 보여준다. 선형 양자화는 전체적으로 일정하게 깊이 변화가 진행된 반면 비균등 영역분할 양자화는 얼룩말이 위치한 관심 영역 구간에 집중해서 깊이 값이 더욱 조밀하게 분포된 것을 확인할 수 있다.

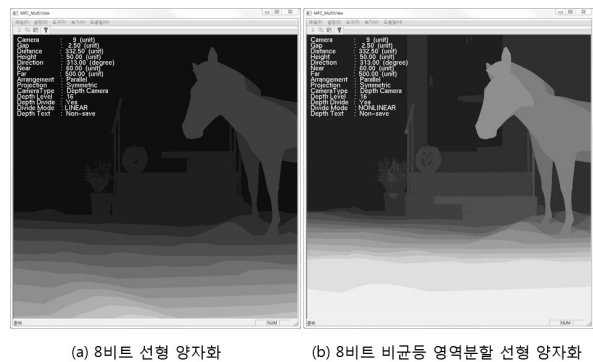


Fig. 6. Comparison of 8-bit linear quantization (a) and non-uniform domain-division quantization (b) of Zebra scene

4.1 실험 목적 및 방법

본 실험에서는 장면 구성의 특성에 따라 일반적인 선형 양자화와 비균등 영역분할 양자화가 DIBR 기반 다시점 중간 영상의 화질 개선에 어떤 효과를 미치는지 살펴본다. Fig. 7에 보이는 2씩 쌍을 이루는 10개의 장면에 대하여, 선형 양자화와 비균등 영역분할 양자화의 두 가지 방법을 사용하여, 양자화 비트를 16비트부터 1비트까지 감소시키면서 DIBR 기반의 다시점 영상을 생성한 결과를 분석한다.

이때 비균등 영역분할 양자화에서 관심 구간은 자동차나 얼룩말 객체가 시작되는 지점에서 끝나는 지점까지의 Z축 거리이다. 전체 양자화 수준에 대해 15%에 해당하는 정밀도

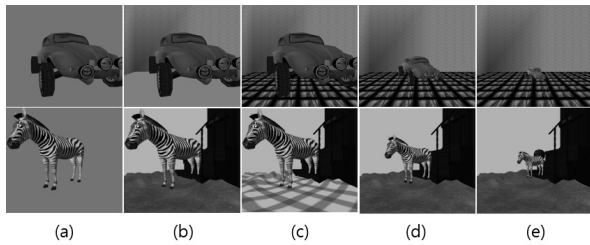


Fig. 7. Experimental 3D scenes according to the scene properties

를 전경과 배경에 각각 할당하고 피사체 구간에 대해 70% 만큼 세분화 된 깊이 정밀도를 제공해서 소실되는 깊이 정보의 양을 최소화하였다.

통제되는 변인은 다음과 같다. 9개의 다시점 영상을 생성하며 입력되는 색상 영상과 깊이 영상의 해상도는 800×800으로 모두 동일하다. 9개의 카메라는 2.5인치 간격으로 원호 형태를 그리며 배치된다. 모든 카메라는 자동차나 얼룩말의 좌표를 향해 고정된다. 사용된 틸트 채움 알고리즘은 고정 거리 기반 깊이 가중치 할당 알고리즘을 사용하였다.

Fig. 7에서 (a) 쌍은 자동차와 얼룩말이 단일 객체를 근접 위치에서 촬영한 장면(Close-up shot)이다. (b) 쌍은 객체에 대한 클로즈업 상태에서 배경이 등장하는 장면(Full shot)이다. (c) 쌍은 배경에 복잡한 패턴을 가진 장면(Full shot with pattern)이다. (d) 쌍은 객체가 화면 중앙 쪽에 배치되는 장면(Medium shot)이다. (e) 쌍은 객체가 화면 뒤쪽에 배치되는 장면(Long shot)이다. 이러한 장면 그룹들은 안정감 있는 화면을 위해서 TV 드라마 등에서 가장 많이 사용되는 카메라 구도이다.

4.2 실험 결과 및 분석

Fig. 8은 10가지 장면에 대하여 선형 양자화(Linear)와 비균등 영역분할 양자화(Domain Division) 방법으로 16단계로 양자화 정밀도를 사용하여 생성한 다시점 영상에 대한 원본 영상과의 PSNR 값을 보인다. 여기서는 5번째 참조 시점을 제외한 8개 시점에 대한 평균 PSNR 값을 기준으로 도식화한 꺾은 선형 그래프를 나타낸다.

평균적으로 깊이 정보를 위한 양자화 비트가 8 비트 이상 사용될 경우에 모든 장면에 대하여 선형 양자화와 비균등 영역분할 양자화 방법 사이에 차이가 없는 것으로 나타났다. 하지만 7 비트 이하의 양자화 수준에서는 모든 장면에 대하여 비균등 영역분할 선형 양자화를 적용한 경우가 선형 양자화에 비하여 더 높은 품질의 DIBR 다시점 영상을 생성하였다. 특히, 비균등 영역분할 양자화의 화질 개선 효과는 양자화 비트의 값이 작아질수록 반비례하여 증가하였다. (c) 경우 7비트 이하에서 영역분할에 따른 선형 양자화를 적용한 경우에 평균 7-10 dB 이상의 높은 화질 향상 결과를 확인할 수 있었다.

비균등 영역분할 양자화 알고리즘은 7비트 이하의 양자화 비트를 사용할 때 효과적이며, 물체와 배경이 함께 등장하는 장면 중에서도 복잡한 무늬가 반복해서 나타날 때 더욱

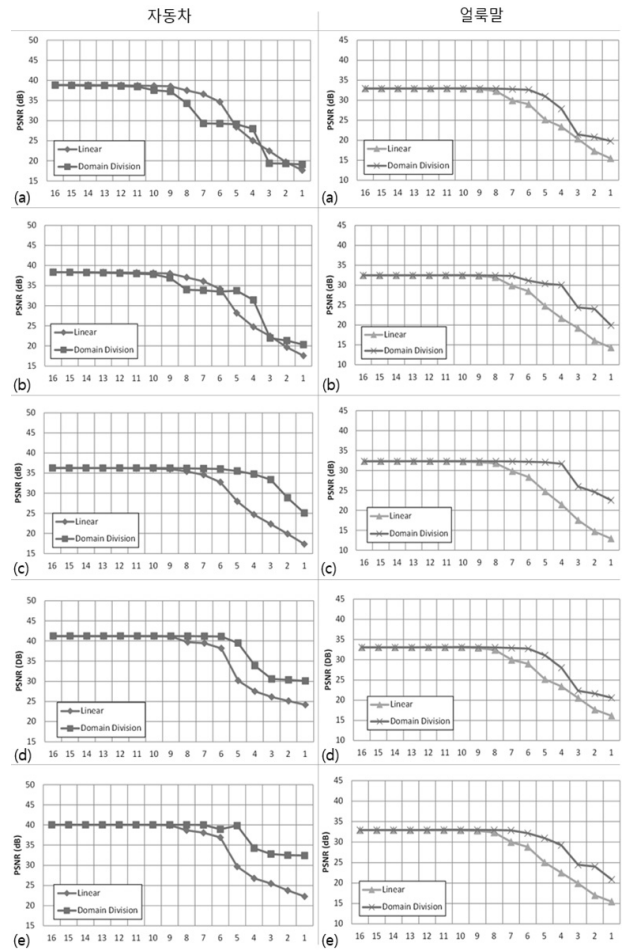


Fig. 8. Average PSNR values for linear quantization versus non-uniform domain-division quantization

유리하였다. 그리고 가까운 거리보다 먼 거리에서 촬영하는 장면에 대하여 더 높은 품질 향상 효과를 보였다하지만 8비트 이상으로 양자화 된 깊이지도를 사용할 경우에는 큰 차이를 보이지 않았다. 오히려 7-8비트 구간에서 자동차에 대한 단순한 클로즈업 장면일 경우에는 일반 선형 양자화와 비교하여 다소 낮은 성능을 보이기도 하였다.

Table 1은 7비트 깊이 양자화 이원 분산분석(Two-way ANOVA) 결과를 보인다. 양자화 방법에 따른 집단 간 PSNR 평균 차이에 대한 F 통계값은 16.418이고 유의확률은 .000으로 양자화에 의한 다시점 영상의 품질에는 통계적으로 유의미한 차이가 있는 것으로 분석되었다. 그리고 시점 간 집단에 대한 복원 영상의 품질 차이는 존재하지만 양자화 방법에 따른 시점 간 상호작용은 나타나지 않았다. 이것은 집단 간 평균의 유의미한 차이가 있는지 확인하기 위한 사후검정(Scheffe) 결과에서도 동일하게 나타났다.

그리고 이와 같은 결과가 6비트부터 1비트까지 구간에서도 동일하게 관찰되었다. 따라서 7비트 이하 깊이 정보 양자화에서 비균등 영역분할 양자화 알고리즘이 일반 선형 양자화에 비교하여 더 나은 성능을 보이는 선형 그래프 결과는 신뢰할 수 있는 것으로 검증되었다.

Table 1. Two-way ANOVA Analysis for 7-bit Depth Quantization PSNR

Source	The III Type sum of squares	DOF	Mean Square	F	Significance probability
Correction Model	497.4	15	33.1	13.6	.000
Fragments	323788.2	1	323788.2	133033.5	.000
Quantization method	39.9	1	39.9	16.4	.000
View	434.1	7	62.0	25.4	.000
Quantization method * View	23.3	7	3.3	1.3	.218
Error	739.901	304	2.4		
Sum	325025.5	320			
Modified sum	1237.3	319			

영상 품질 비교분석을 위하여 PSNR와 SSIM(Structural SIMilarity)을 사용하였다. PSNR은 두 개의 영상 신호를 구성하는 개별적인 요소들 하나하나가 완벽하게 대응되어 일치하는지 측정할 수 있는 엄격한 화질 평가 방법이다. 인간의 시각 체계가 영상의 자잘한 오류에 집중하기보다 전체적인 구조에 민감하게 반응할 것이라는 가정 하에서 SSIM 분석을 추가로 사용하였다. SSIM은 휘도(Luminance), 대비(Contrast), 구조(Structural)에 대한 유사도를 포함하여 Equation (2)와 (3)과 같이 계산된다.

$$L(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y}{\mu_x^2 + \mu_y^2}$$

$$C(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}$$

$$S(x, y) = \frac{2\sigma_{xy}}{\sigma_x\sigma_y} \quad (2)$$

$$SSIM(x, y) = L(x, y) \cdot C(x, y) \cdot S(x, y)$$

$$= \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}$$

$$c_1 = (k_1B)^2, \quad c_2 = (k_2B)^2 \quad (3)$$

Table 2는 본 연구에서 시점 별로 영상을 구성하는 RGB 신호 각각에 대하여 별도의 SSIM 인덱스를 계산한 결과를 보인다. 여기서는 통계적 유효성이 증명된 7비트 양자화에 대하여 선형 양자화와 비균등 영역분할 양자화의 DIBR 다시점 영상의 결과를 비교하였으며 SSIM 값이 100에 가까울수록 원본 영상과 높은 구조적 유사도를 보이는 결과를 의미한다.

Table 2. SSIM comparative analysis of the 7bit quantization

	Signal	Linear	Domain Division	Diff.
view1	R	98.8206	98.8258	-0.0052
	G	98.6389	98.6468	-0.0079
	B	98.611	98.6185	-0.0075
view2	R	99.1811	99.1733	0.0078
	G	99.0151	99.0115	0.0036
	B	98.9926	98.9885	0.0041
view3	R	99.2037	99.2073	-0.0036
	G	99.0586	99.0656	-0.007
	B	99.0368	99.0439	-0.0071
view4	R	99.3336	99.3298	0.0038
	G	99.2502	99.2458	0.0044
	B	99.2333	99.229	0.0043
view5	R	100.0	100.0	0.0
	G	100.0	100.0	0.0
	B	100.0	100.0	0.0
view6	R	99.3102	99.3118	-0.0016
	G	99.2075	99.2113	-0.0038
	B	99.192	99.196	-0.004
view7	R	99.1685	99.1762	-0.0077
	G	99.0123	99.0071	0.0052
	B	98.9951	98.9894	0.0057
view8	R	99.0837	99.0835	0.0002
	G	98.8292	98.8376	-0.0084
	B	98.8079	98.8183	-0.0104
view9	R	98.7631	98.7776	-0.0145
	G	98.4153	98.4249	-0.0096
	B	98.3822	98.3889	-0.0067
avg.	R	99.10806	99.1106625	-0.0026
	G	98.92839	98.931325	-0.00294
	B	98.90636	98.9090625	-0.0027

전반적으로 신호 불일치에 대한 잡음 비율을 비교하는 PSNR 방식보다 구조적 유사도를 분석하는 SSIM의 평가 결과가 우수하게 측정되었다. 선형 양자화와 비균등 영역분할 선형 양자화의 효과를 비교하기 위한 SSIM 값의 차분 연산 결과를 분석해보면 음수가 나타난 대부분 시점의 색상 신호에서 비균등 영역분할 양자화가 원본 영상에 근접한 신호를 복원한 것을 볼 수 있다. 또한 평균적으로 비균등 영역분할 양자화를 사용한 경우 약 0.00275에 해당하는 구조적 유사도가 향상되어 화질 향상에 긍정적인 기여를 한 것으로 확인된다.

5. 결론 및 향후 연구

무안경식 다시점 3D 디스플레이는 안경을 착용할 필요 없이 여러 사람이 동시에 3차원 입체 영상을 보는 것이 가능하다. 그러나 이 기술은 다시점 영상을 동시에 재생하기 위하여 해상도 감소가 발생하는 문제로 인해 널리 상용화되

지 못하였다. 최근에 4K UHD 같은 초고해상도 패널 시장이 열리면서 무안경식 다시점 입체 영상 디스플레이를 통해서도 HD급의 충분한 고화질 입체 영상을 제공하는 것이 가능해졌다. 따라서 본 연구에서는 앞으로의 3D TV 시장을 선도할 수 있는 무안경식 다시점 3D 디스플레이를 위한 DIBR 기반의 다시점 영상 생성 기술을 위한 최적화된 깊이지도 양자화에 대한 기법에 대해 논의하였다.

DIBR은 참조 시점의 2D 색상 영상과 깊이지도도를 가지고 다수의 시점에 영상을 생성할 수 있는 기술이다. 그러므로 여러 대의 카메라를 구입하고 보정하여 직접 다시점 영상을 획득하거나 많은 데이터를 전송하기 위해 높은 비용을 지출할 필요가 없다. 따라서 본 연구에서는 DIBR 기반의 다시점 영상 생성을 위한 최적화 연구를 수행하여 다시점 3D 콘텐츠의 확보에 기여하고자 하였다.

DIBR 관련 연구들은 DIBR에 사용되는 깊이 영상을 생성 방법들과 DIBR 수행 결과로 얻어진 다시점 영상의 화질을 향상하기 위한 알고리즘들이 주류를 이루었다. 깊이지도 전처리 연구들은 모두 깊이 정보 보강(Depth augmentation)을 시도하였다. 본 연구에서는 컴퓨터 그래픽 기술을 활용한 깊이지도도를 사용하여 DIBR 기반의 다시점 영상의 품질에 영향을 미치지 않는 최소 양자화 비트를 도출하고였다. 또한 기존 연구들처럼 깊이 정보를 필터 연산을 통해 정제하는 방법으로 성능을 개선하기 보다는, 본 연구에서는 깊이 값이 양자화 될 때 표현되는 값의 범위를 물체가 집중된 구역과 그렇지 않은 구역으로 나뉘어서 적은 양의 깊이 값을 사용하면서도 동일한 품질 향상을 유지하고자 했다.

본 연구에서는 최소 양자화 비트 결정에 관한 실험을 통해서 깊이 정보에 대한 양자화 비트가 6비트 이하로 낮아질 경우에 DIBR로 생성되는 가상 복원 시점들의 품질이 급격히 저하되는 것을 확인하였다. 따라서 DIBR을 목적으로 하는 깊이 영상은 반드시 최소 7비트 이상으로 양자화되어야 함을 보여준다. 또한 화면에서 객체가 많이 분포하는 영역에 더 많은 깊이 정밀도를 선형적으로 할당하는 비균등 영역분할 양자화 방법을 일반적인 선형적 양자화와 비교하였다.

비균등 영역분할 양자화 방법을 사용한 경우 물체와 배경이 함께 나타나고 배경에 복잡한 패턴이 포함된 장면(Full shot with pattern)과 되도록 피사체가 관측 시점으로부터 멀리 배치되는 장면(Long distance shot)에서 일반적인 원근 투사의 깊이 양자화보다 높은 품질의 DIBR 다시점 영상을 생성하였다. 반면 단순한 물체에 대한 근접 촬영 장면(Simple close-up shot)에는 별 다른 성능 차이를 보이지 않았다. 그리고 이러한 해석은 이원 분산분석을 통해서 통계적으로도 유의한 결과임을 확인하였으며, SSIM 결과를 통하여 가상 복원 영상에 대해 구조적으로도 더 나은 유사도를 보장하는 것을 증명하였다.

이러한 최적화 연구 결과들은 DIBR 기법을 이용한 다시점 입체 콘텐츠 생성 기술의 활성화 및 안정화 과정에 대한 가이드라인으로 적용함으로써 무안경식 3D 기반의 실감 방

송 서비스 실현에 기여하는 것이 가능하다. 그리고 무안경식 다시점 입체 영상 디스플레이나 깊이 카메라, 다시점 영상의 저장과 전송 규격을 설정하는데도 반영될 수 있다. 이처럼 효과적인 다시점 3D 콘텐츠의 확보를 위한 최적화 연구를 통하여 상용화 단계에서 주춤한 3D 방송뿐만 아니라 모바일, 게임, DMB, 교육 등과 관련된 다양한 산업 분야에서 무안경식 3D 입체 영상 기술이 널리 활용될 수 있기를 기대한다.

추후 연구에서는 인간의 인지적 특성이 고려된 주관적 화질 평가 방법을 도입할 것이다. 그리고 DIBR를 통해 생성된 영상에 대한 인간 공학적 품질 측정을 바탕으로 무안경식 다시점 입체 콘텐츠 생성을 위한 최적화 연구를 진행할 계획이다. 또한 DIBR 과정으로 최종 생성된 다시점 영상의 화질에 많은 영향을 끼치는 3차원 워핑과 틸트 채움 단계에 대한 최적화 기법들에 관한 연구도 함께 병행할 예정이다.

References

- [1] D. Lanman, M. Hirsch, Y. Kim, and R. Raskar, "Content-Adaptive Parallax Barriers: Optimizing Dual-Layer 3D Displays using Low-Rank Light Field Factorization," in *Proceedings of ACM SIGGRAPH Asia 2010 papers (SIGGRAPH ASIA '10)*, ACM, Vol.29, Issue 6, Article No.163, December, 2010.
- [2] A. J. Woods and J. Helliwell, "Investigating the cross compatibility of IR controlled active shutter glasses," in *Proc. of SPIE Stereoscopic Displays and Applications XXIII*, 8288(1C), pp.1-10, 2012.
- [3] KOCCA, "New breakthrough of the 3D TV market: 'Glasses-free 3D' technology," 3D/CG Issue Report, 2012.
- [4] "Digital Multimedia Broadcasting (DMB) Video-Associated Stereoscopic Data Service," Standard No. TTAK.KO-07.0064, 2008.
- [5] J. I. Jung and Y. S. Ho, "Color Correction Algorithm Based on Camera Characteristics for Multi-view Video Coding," *Signal, Image, and Video Processing*, 2012, 11760-012-0341.
- [6] K. Choi and Y. Seo, "Efficient Multi-Camera Calibration System," *Korean Institute Of Information Technology*, Vol.9, No.7, pp.215-223, 2011.
- [7] C. Fehn, "Depth-Image-Based Rendering (DIBR), Compression and Transmission for a New Approach on 3D-TV," *Proc. SPIE Stereoscopic Display and Virtual Reality Systems XI*, Vol.5291, pp.93-104, 2004.
- [8] C. Fehn, "A 3D-TV Approach Using Depth-Image-Based Rendering (DIBR)," in *Proc. of Visualization, Imaging, and Image Processing*, pp.482-487, 2003.
- [9] N. Hur, H. L. Lee, G. S. Lee, S. J. Lee, A. Gotchev, and S. I. Park, "3DTV Broadcasting and Distribution Systems," *IEEE Transactions on Broadcasting*, Vol.57, No.2, pp.395-407 2011.

- [10] A. Redert, M. O. de Beeck, and C. Fehn, "ATTEST: Advanced Three-dimensional Television System Technologies," *3D Data Processing Visualization and Transmission*, pp.313-319, 2002.
- [11] M. Kim and Y. Cho, "Design and Implementation of DIBR-based Multi-view Image Generation Simulation System," *Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol.10, No.8, pp.189-198, 2012.
- [12] L. Do, S. Zinger, Y. Morvan, and P. H. N. de With, "Quality Improving Techniques for Free-Viewpoint DIBR," in *Proc. of IEEE 3D-TV CON'09*, pp.1-4, 2009.
- [13] L. Zhang and W. J. Tam, "Stereoscopic Image Generation Based on Depth Images for 3D TV," *Proc. IEEE Trans. on In Broadcasting*, Vol.51, No.2, pp.191-199, 2005.
- [14] M. Magnor, P. Eisert, and B. Girod, "Multi-View Image Coding with Depth Maps and 3-D Geometry for Prediction," in *Proc. of SPIE: Visual Communications and Image Processing*, pp.263-271, 2001.
- [15] S. B. Lee, K. J. Oh, and Y. S. Ho, "Segment-based Multiview Depth Map Estimation Using Belief Propagation From Dense Multi-view Video," in *Proc. of IEEE, 3DTV Conference: The True Vision-Capture, Transmission and Display of 3D Video*, pp.193-196, 2008.
- [16] J. Lee and C. Kim, "Stereoscopic Image Generation with Optimal Disparity using Depth Map Preprocessing and Depth Information Analysis," *Proc. The Korean Society of Broadcast Engineers Journal of Broadcast Engineering*, Vol.14, No.2, pp.164-177, 2009.
- [17] G. M. Um, F. Speranza, L. Zhang, W. J. Tam, R. Renaud, L. B. Stelmach, and C. H. Ahn, "Investigation on the Effect of Disparity-Based Asymmetrical Filtering of Stereoscopic Video," in *Proc. SPIE 5150, Visual Communications and Image Processing 2003*, pp.110-118, 2003.
- [18] W. J. Tam, G. Alain, L. Zhang, T. Martin, and R. Renaud, "Smoothing depth maps for improved stereoscopic image quality," in *Proceedings of SPIE Conf. Three-Dimensional TV, Video, and Display III*, Philadelphia, PA, 5599, pp.162-172, 2004.
- [19] K. J. Oh and Y. S. Ho, "Non-linear Bi-directional Prediction for Depth Coding," *Advances in Multimedia Information Processing - PCM 2009*, Vol.5879, pp.522-531, 2009.
- [20] X. Ye, J. Yang, H. Huang, and C. Hou, "Computational Multi-View Imaging with Kinect," *IEEE Transactions on Broadcasting*, Vol.60, No.3, pp.540-554, 2014.
- [21] G. Lee and J. Yoo, "Real-time Virtual-viewpoint Image Synthesis Algorithm Using Kinect Camera," *Journal of Electrical Engineering & Technology*, Vol.9, No.3, pp.742-748, 2014.
- [22] Q. H. Nguyen, M. N. Do, and S. J. Patel, "Depth Image-Based Rendering with Low Resolution Depth," *Proc. IEEE, the 2nd ICIP*, pp.553-556, 2009.
- [23] Q. Yang, R. Yang, J. Davis, and D. Nistér, "Spatial-Depth Super Resolution for Range Images," *Proc. IEEE CVPR'07*, pp.1-8, 2007.
- [24] W. Jang and Y. Ho, "Hybrid disparity map generation method based on reliability," *Proceedings of the Korean Society of Broadcast Engineers Conference*, Vol.2015, No.7, pp.73-74, 2015.
- [25] J. Diebel and S. Thrun, "An application of markov random fields to range sensing," *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol.18, pp.291-298, 2006.
- [26] G. Leon, H. Kalva, and B. Furht, "3D Video Quality Evaluation with Depth Quality Variations," in *Proc. of IEEE 3DTV Conference*, pp.301-304, 2009.
- [27] T. Kim, J. H. Kim, M. W. Park, and J. Shin, "Hybrid Down-Sampling Method of Depth Map Based on Moving Objects," *The Journal of the KICS*, Vol.37A, No.11, pp.918-926, 2012.
- [28] J. H. Jung, J. Yeom, J. Hong, K. Hong, S. W. Min, and B. Lee, "Effect of fundamental depth resolution and cardboard effect to perceived depth resolution on multi-view display," *OSA, Optics Express*, Vol.19, No.21, pp.20468-20482, 2011.
- [29] S. Zinger, L. Do, and P. H. N. de With, "Free-viewpoint depth image based rendering," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol.21, No.5-6, pp.533-541, 2010.
- [30] K. J. Oh, S. Yea, and Y. S. Ho, "Hole-Filling Method Using Depth Based In-Painting for View Synthesis in Free Viewpoint Television (FTV) and 3D Video," in *Proc. of 27th Conference on Picture Coding Symposium*, pp.233-236, 2009.
- [31] M. Kim, Y. Cho, H. G. Choo, J. Kim, and K. S. Park, "Effects of Depth Map Quantization for Computer-Generated Multiview Images using Depth Image-Based Rendering," *KSEE Transactions of Internet and Information Systems*, Vol.5, No.11, pp.2175-2190, 2011.
- [32] H. Kim, J. Jung, J. Lee, H. Kang, K. Dong, and W. Chung, "Picture Quality According to the Type of Detector in Full-field Digital Mammography," *Journal of the Korean Physical Society*, Vol.58, No.2, pp.364-371, 2011.
- [33] I. Ideses, L. Yaroslavsky, I. Amit, and B. Fishbain, "Depth Map Quantization - How much is sufficient?" in *Proc. of IEEE 3DTV Conference*, pp.1-4, 2007.
- [34] C. Yun, S. Ko, and G. Lee, "The Study about the Differential compression based on the ROI(Region Of Interest)," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, Vol.18, No.3, pp.679-686, 2014.
- [35] S. P. Lloyd, "Least Squared Quantization in PCM," *IEEE Trans. Information Theory*, Vol.28, No.2, pp.129-137, 1982.
- [36] OpenGL FAQ, The Depth Buffer: 12.07012.070 Why is there more precision at the front of the depth buffer? [Internet], <https://www.opengl.org/archives/resources/faq/technical/depthbuffer.htm#0070>.



김민영

e-mail : yenill@uwin.co.kr
2009년 상명대학교 디지털미디어학과(학사)
2011년 상명대학교 컴퓨터학과(공학석사)
2016년 상명대학교 컴퓨터학과(공학박사)
2015년~현 재 (주)유원인포시스
기술연구소 책임연구원

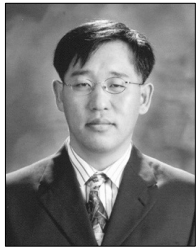
관심분야: 디지털미디어, 컴퓨터 그래픽스, 영상처리, 가상현실,
HCI, 협업환경



박경신

e-mail : kpark@dankook.ac.kr
1991년 덕성여자대학교 수학과(학사)
1997년 일리노이대학교 전기전자컴퓨터학과
(공학석사)
2003년 일리노이대학교 컴퓨터학과
(공학박사)

2004년~2007년 한국정보통신대학교(현 한국과학기술원) 연구교수
2007년~2016년 단국대학교 멀티미디어공학 부교수
2016년~현 재 단국대학교 응용컴퓨터공학과 부교수
관심분야: 컴퓨터 그래픽스, 가상현실, HCI, 멀티미디어응용,
감성공학, 협업환경



조용주

e-mail : ycho@smu.ac.kr
1993년 미국 일리노이대학교 컴퓨터학과
(학사)
1997년 미국 일리노이대학교
전기전자컴퓨터학과(공학석사)
2016년 미국 일리노이대학교
컴퓨터학과(공학박사)

2004년~현 재 상명대학교 미디어소프트웨어학과 교수
관심분야: 인터랙티브 학습 환경, 가상현실, HCI, 협업환경