시간적 상관도를 고려한 정합함수를 사용하는 세그먼트 기반의 다시점 깊이맵 추정 기법

이상범, 호요성
광주과학기술원
{sblee, hoyo}@gist.ac.kr

Segment-based Multi-view Depth Map Estimation Using Temporal-weighted Matching Function

Sang-Beom Lee and Yo-Sung Ho
Gwangju Institute of Science and Technology (GIST)

요 약

본 논문에서는 시간적 상관도를 고려한 새로운 다시점 깊이맵 추정 기법을 제안한다. 제안하는 방법은 공간을 깊이축, 즉, z축과 수직인 여러 개의 겹쳐지지 않는 평면으로 나눌 수 있다고 가정한다. 이 가정에 기인하여 영상 내의 비슷한 색상을 가지는 화소들을 하나의 세그먼트 (segment)로 구분짓는 영역분할 (segmentation) 기법을 우선적으로 수행한다. 또한, 제안하는 방법은 세그먼트 단위로 3차원 워핑 기법을 이용하여 깊이값을 탐색한다. 특히, 깊이값 탐색 과정에서 깊이맵의 시간적인 상관도 및 신뢰성을 높이기 위해 이전 프레임에서 탐색한 깊이값을 고려하여 가중치를 적용하는 정합함수를 사용한다. 마지막으로 세그먼트 단위의 신뢰확산 (belief propagation) 방법을 이용하여 깊이맵을 정제(refinement)한다. 실험결과를 통해 제안하는 방법이 기존의 방법에 비해 시간적인 상관도가 높고, 정합 오차도 현저히 줄어듦을 확인하였다.

I. 서론

최근 디지털 영상처리 및 실감방송 관련 기술이 급속히 발전함에 따라, 우리는 현실 세계를 재창조하고 이를 경험할 수 있게 되었다. 특히, 다시점 영상을 이용한 3차원 텔레비전(Three-dimensional Television, 3DTV)[1]은 현실 세계를 재구성한 컨텐츠로부터 현실감 있는 느낌을 사용자에게 제공할 수 있기 때문에 차세대 방송기술 시스템으로 각광받고 있다. 여기서 다시점 영상이란 동일 시간, 여러 시점에 위치한 다수의 카메라로 3차원 장면을 촬영한 영상을 말하며, 입체 TV, 감시 카메라 영상 등 다양한 분야에 응용될 수 있다.

일반적으로 다시점 카메라 시스템에는 카메라 간 거리의 의존성 문제와 시점이 변할 때 발생하는 시각적 피로의 문제가 발생한다. 만약 카메라 간 간격이 크고 장면이 갑자기 변한다면, 사용자가 3차원 디스플레이 장치를 통해 컨텐츠를 시청하다가 시점을 변환할 때 화면이 깜빡거리는 현상(flickering)을 겪게 된다. 이같은 현상은 시청자의 눈을 불편하게 하여 시각적인 피로도를 주게 되므로, 다시점 영상은 자연스런 시점 변환이 이루어져야 시청자에게 불편함을 주지 않는다.

다시점 영상을 이용한 자연스러운 3차원 컨텐츠 제작을 위해서는 중간영상 생성 방법(intermediate view reconstruction, IVR)이 필수적이다. 중간영상이란 실제 다시점 카메라 사이에 위치하는 가상 카메라에서의 영상을 말한다. 주변영상을 이용하여 중간영상을 생성함으로써 사용자의 시각적인 피로도를 줄일 수 있기 때문에 우리는 자연스러운 시점 변화를 통해 양질의 3차원 컨텐츠를 사용자에게 제공할 수 있다.

중간영상을 생성하기 위해서는 카메라와 객체 간의 거리 정보를 가지는 깊이맵(depth map)을 이용해야 한다. 깊이맵을 얻기 위해 많은 다양한 연구가 진행되어오고 있는데, 최근 영역분할 기법을 통해 얻어진 세그먼트를 기반으로 하는 깊이맵 탐색 방법이 좋은 성능을 보이고 있어 주목을 받고 있다 [2]. 이 방법은 3차원 공간을 깊이축, 즉, z축과 수직인 여러 개의 겹쳐지지 않는 평면으로 나눌 수 있고 이 평면들은 해당 시점 영상에 대한 영역분할 기법에 의해 획득된 하나 이상의 세그먼트와 대응된다고 가정한다.

세그먼트 기반의 깊이맵 탐색 방법은 기존의 방법들에 비해 좋은 성능을 보이고 있지만 영상 매 프레임마다 독립적으로 깊이맵을 탐색하기 때문에 결과 깊이맵의 시간적 상관도가 떨어지는 것을 알 수 있다. 다시 말해, 깊이맵 내부의 동일한 영역이 프레임마다 다른 깊이값을 가질 수 있는 문제점을 지닌다.

본 논문에서는 기존의 방법에 시간적 상관도를 높이기 위한 새로운 깊이맵 추정 기법을 제안한다. 제안하는 방법은 기존의 방법과 동일하게 세그먼트 기반의 깊이맵 탐색 방법을 사용한다. 영역분할 기법을 통해 얻어진 각 세그먼트들에 3차원 워핑 기법을 적용하여 초기 깊이맵을 탐색한다. 3차원 워핑 기법을 이용한 탐색 방법은 영상 정렬화 (image rectification) 및 변이값(disparity)을 깊이값으로 변환하는 과정을 생략할 수 있기 때문에 깊이값의 오차를 줄일 수 있다. 초기 깊이맵을 탐색하는 과정에서 깊이맵의 시간적인 상관도 및 깊이값의 신뢰성을 높이기 위해 기존의 정합함수에 이전 프레임에서 탐색한 깊이값을 고려하여 가중치를 적용한다. 끝으로 초기 깊이맵에 존재하는 깊이값의 오차를 줄이기 위해 정제 (refinement) 과정을 사용하는데, 제안하는 방법은 최근 널리 쓰이고 있고, 성능 면에서도 우수한 평가를 받는 세그먼트 기반의 신뢰확산 (belief propagation) 기법을 사용한다.

시간적 상관도를 고려한 정합함수를 사용하는 세그먼트 기반의 다시점 깊이맵 추정 기법

이상범, 호요성
광주과학기술원
{sblee, hoyo}@gist.ac.kr

Segment-based Multi-view Depth Map Estimation Using Temporal-weighted Matching Function

Sang-Beom Lee and Yo-Sung Ho
Gwangju Institute of Science and Technology (GIST)

요 약

본 논문에서는 시간적 상관도를 고려한 새로운 다시점 깊이맵 추정 기법을 제안한다. 제안하는 방법은 공간을 깊이축, 즉, z축과 수직인 여러 개의 겹쳐지지 않는 평면으로 나눌 수 있다고 가정한다. 이 가정에 기인하여 영상 내의 비슷한 색상을 가지는 화소들을 하나의 세그먼트 (segment)로 구분짓는 영역분할 (segmentation) 기법을 우선적으로 수행한다. 또한, 제안하는 방법은 세그먼트 단위로 3차원 워핑 기법을 이용하여 깊이값을 탐색한다. 특히, 깊이값 탐색 과정에서 깊이맵의 시간적인 상관도 및 신뢰성을 높이기 위해 이전 프레임에서 탐색한 깊이값을 고려하여 가중치를 적용하는 정합함수를 사용한다. 마지막으로 세그먼트 단위의 신뢰확산 (belief propagation) 방법을 이용하여 깊이맵을 정제(refinement)한다. 실험결과를 통해 제안하는 방법이 기존의 방법에 비해 시간적인 상관도가 높고, 정합 오차도 현저히 줄어듦을 확인하였다.

I. 서론

최근 디지털 영상처리 및 실감방송 관련 기술이 급속히 발전함에 따라, 우리는 현실 세계를 재창조하고 이를 경험할 수 있게 되었다. 특히, 다시점 영상을 이용한 3차원 텔레비전(Three-dimensional Television, 3DTV)[1]은 현실 세계를 재구성한 컨텐츠로부터 현실감 있는 느낌을 사용자에게 제공할 수 있기 때문에 차세대 방송기술 시스템으로 각광받고 있다. 여기서 다시점 영상이란 동일 시간, 여러 시점에 위치한 다수의 카메라로 3차원 장면을 촬영한 영상을 말하며, 입체 TV, 감시 카메라 영상 등 다양한 분야에 응용될 수 있다.

일반적으로 다시점 카메라 시스템에는 카메라 간 거리의 의존성 문제와 시점이 변할 때 발생하는 시각적 피로의 문제가 발생한다. 만약 카메라 간 간격이 크고 장면이 갑자기 변한다면, 사용자가 3차원 디스플레이 장치를 통해 컨텐츠를 시청하다가 시점을 변환할 때 화면이 깜빡거리는 현상(flickering)을 겪게 된다. 이같은 현상은 시청자의 눈을 불편하게 하여 시각적인 피로도를 주게 되므로, 다시점 영상은 자연스런 시점 변환이 이루어져야 시청자에게 불편함을 주지 않는다.

다시점 영상을 이용한 자연스러운 3차원 컨텐츠 제작을 위해서는 중간영상 생성 방법(intermediate view reconstruction, IVR)이 필수적이다. 중간영상이란 실제 다시점 카메라 사이에 위치하는 가상 카메라에서의 영상을 말한다. 주변영상을 이용하여 중간영상을 생성함으로써 사용자의 시각적인 피로도를 줄일 수 있기 때문에 우리는 자연스러운 시점 변화를 통해 양질의 3차원 컨텐츠를 사용자에게 제공할 수 있다.

중간영상을 생성하기 위해서는 카메라와 객체 간의 거리 정보를 가지는 깊이맵(depth map)을 이용해야 한다. 깊이맵을 얻기 위해 많은 다양한 연구가 진행되어오고 있는데, 최근 영역분할 기법을 통해 얻어진 세그먼트를 기반으로 하는 깊이맵 탐색 방법이 좋은 성능을 보이고 있어 주목을 받고 있다 [2]. 이 방법은 3차원 공간을 깊이축, 즉, z축과 수직인 여러 개의 겹쳐지지 않는 평면으로 나눌 수 있고 이 평면들은 해당 시점 영상에 대한 영역분할 기법에 의해 획득된 하나 이상의 세그먼트와 대응된다고 가정한다.

세그먼트 기반의 깊이맵 탐색 방법은 기존의 방법들에 비해 좋은 성능을 보이고 있지만 영상 매 프레임마다 독립적으로 깊이맵을 탐색하기 때문에 결과 깊이맵의 시간적 상관도가 떨어지는 것을 알 수 있다. 다시 말해, 깊이맵 내부의 동일한 영역이 프레임마다 다른 깊이값을 가질 수 있는 문제점을 지닌다.

본 논문에서는 기존의 방법에 시간적 상관도를 높이기 위한 새로운 깊이맵 추정 기법을 제안한다. 제안하는 방법은 기존의 방법과 동일하게 세그먼트 기반의 깊이맵 탐색 방법을 사용한다. 영역분할 기법을 통해 얻어진 각 세그먼트들에 3차원 워핑 기법을 적용하여 초기 깊이맵을 탐색한다. 3차원 워핑 기법을 이용한 탐색 방법은 영상 정렬화 (image rectification) 및 변이값(disparity)을 깊이값으로 변환하는 과정을 생략할 수 있기 때문에 깊이값의 오차를 줄일 수 있다. 초기 깊이맵을 탐색하는 과정에서 깊이맵의 시간적인 상관도 및 깊이값의 신뢰성을 높이기 위해 기존의 정합함수에 이전 프레임에서 탐색한 깊이값을 고려하여 가중치를 적용한다. 끝으로 초기 깊이맵에 존재하는 깊이값의 오차를 줄이기 위해 정제 (refinement) 과정을 사용하는데, 제안하는 방법은 최근 널리 쓰이고 있고, 성능 면에서도 우수한 평가를 받는 세그먼트 기반의 신뢰확산 (belief propagation) 기법을 사용한다.

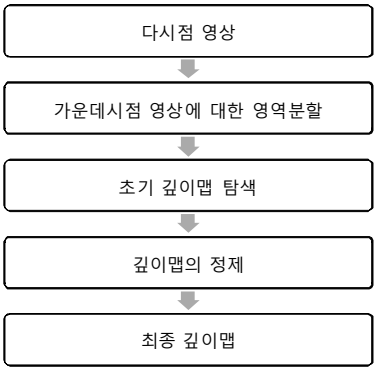


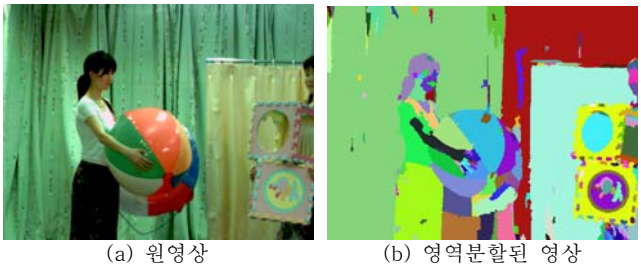
그림 1. 깊이맵 추정 기법의 블록 다이어그램

II. 다시점 영상의 깊이맵 추정 기법

그림 1은 다시점 영상을 이용한 깊이맵 추정 기법의 블록 다이어그램을 나타낸다. 이 방법은 가운데시점 영상에 대해 영역분할 기법을 적용한 후, 세그먼트들을 좌영상 혹은 우영상과 비교하여 초기 깊이맵을 탐색한다. 초기 깊이맵을 탐색하는 과정에서 잘못된 깊이값을 찾는 경우가 발생하기 때문에 정제 과정을 통해 오차를 줄여 최종 깊이맵을 얻는다.

2.1 영역분할 기법

깊이맵 탐색 방법은 하나의 세그먼트 내에 존재하는 모든 화소는 동일한 깊이값을 가진다고 가정한다. 또한, 깊이맵의 불연속점이 대부분 영상 내 객체의 경계에서 발생하므로, 각 세그먼트들은 객체 경계를 포함하지 않는다고 가정한다. 이러한 가정으로부터 우리는 영역분할 기법의 성능이 좋을수록 더 정확한 깊이맵을 탐색할 수 있다는 사실을 추론할 수 있다. 그림 2는 ‘mean shift’ 기반의 영역분할 기법[3]을 적용한 결과를 나타내고 있다.



(a) 원영상 (b) 영역분할된 영상

그림 2. “Akko&Kayo” 27번 시점에 대한 영역분할

2.2 초기 깊이맵 추정 기법

가운데시점 영상에 대해 영역분할 기법을 적용한 후, 각각의 세그먼트에 대한 깊이값을 탐색한다. 깊이값 탐색 과정에서 3차원 워핑 기법을 사용할 수 있다 [4]. 3차원 워핑 기법을 사용하게 되면 영상 정렬화 (image rectification) 및 변이값(disparity)을 깊이값으로 변환하는 과정을 생략할 수 있기 때문에 깊이값의 오차를 줄일 수 있다. 깊이값을 변화시키며 정합 함수를 적용하여 정합 오차가 최소가 될 때의 깊이값을 초기 깊이값으로 간주한다. 또한, 한쪽 영상만을 사용했을 때 발생하는 폐색 영역 문제를 해결하기 위해, 초기 깊이맵 탐색 과정에서 좌영상과 우영상을 동시에 고려한다.

그림 3은 3차원 워핑 기법을 이용한 초기 깊이맵 탐색 과정의 한 예를 보여준다. 초기 깊이값을 탐색하기

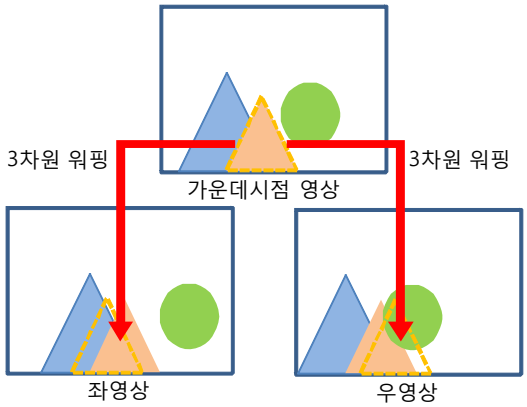


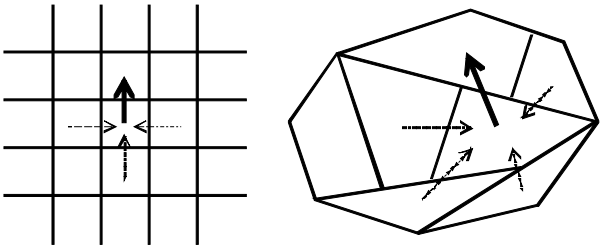
그림 3. 3차원 워핑 기법을 이용한 초기 깊이맵 탐색

위해 가운데시점 영상의 작은 삼각형이 3차원 워핑 기법을 통해 좌영상 및 우영상으로 보내어진다. 그림 3에서 알 수 있듯이, 우영상에서는 작은 삼각형이 원에 의해 가려지지만, 좌영상에서는 그렇지 않음을 알 수 있다. 이 경우에는 가운데시점 영상과 좌영상의 세그먼트를 비교한다. 그러므로 우리는 다시점 영상을 이용하여 폐색 영역 문제를 쉽게 해결할 수 있게 된다.

깊이맵 탐색을 위한 정합함수는 SD(squared intensity differences)와 AD(absolute intensity differences)가 가장 널리 사용되지만, 이 함수들은 카메라간 조명 불일치에 민감하므로 이에 강인한 자체적응 (self-adaptation) 함수가 제안되었다 [5]. 자체적응 함수는 기존의 AD 함수와 경사도 맵(gradient map)에 대한 AD 함수로 구성된다. 경사도 맵은 영상 내의 밝기값의 절대치가 아닌 밝기값의 변화량을 나타내기 때문에 시점간 조명 불일치에 강인하다. 이와 같은 정합 함수를 이용하여, 각 세그먼트에 대해 정합 오차를 계산하여 초기 깊이값을 구한다.

2.3 세그먼트 기반의 신뢰확산 방법

초기 깊이맵은 객체의 경계를 보존하고 있지만 배경에서 잘못된 깊이값을 찾는 경우가 발생한다. 영상 내부의 배경에 대한 깊이값을 탐색하는 경우, 배경 내에 존재하는 화소들의 색상 차이가 그리 크지 않기 때문에 잘못된 깊이값에서도 최소의 오차가 발생하여 이를 정확한 깊이값으로 인식할 수 있기 때문이다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 현재까지 그래프 컷 (graph cut), 동적 프로그래밍 (dynamic programming), 신뢰확산 (belief propagation) 등의 많은 정제 (refinement) 방법들이 제안되었는데 최근 신뢰확산을 이용한 정제 방법이 널리 쓰이고 있다 [6]. 신뢰확산 방법은 주변 화소 혹은 세그먼트의 정합 오차를 고려하여 깊이맵을 정제하는 방법을 말한다. 그림 4는 화소 및 세그먼트 기반의 신뢰확산을 이용한 정제 방법을 나타낸다.



(a) 화소 기반 방법 (b) 세그먼트 기반 방법

그림 4. 신뢰확산을 이용한 정제 방법

III. 시간적 상관도를 고려한 깊이맵 추정 기법

3.1 기존의 방법의 문제점

앞서 언급했듯이, 기존의 깊이맵 추정 기법들은 영상 매 프레임에 대해 독립적으로 깊이맵을 탐색하기 때문에 결과 깊이맵의 시간적 일관성이 떨어진다. 또한, 정제 과정을 거친다 하더라도 여전히 깊이값 오차가 존재한다. 그림 5는 기존의 방법을 사용하여 얻은 “ Akko&Kayo” 27번 시점의 2, 3번 프레임에 대한 깊이맵을 보여주고 있다. 그림 5에서 알 수 있듯이, 배경 부분은 움직이지 않는 같은 영역임에도 불구하고 다른 깊이값을 가지는 부분이 존재하고 여전히 많은 깊이값 오차가 존재함을 알 수 있다. 즉, 두 깊이맵 간의 시간적인 상관도가 떨어진다는 사실을 알 수 있다.

(a) t=2 (b) t=3

그림 5. 매 프레임에 대해 독립적으로 얻은 깊이맵

3.2 가중치 함수가 적용된 새로운 정합 함수

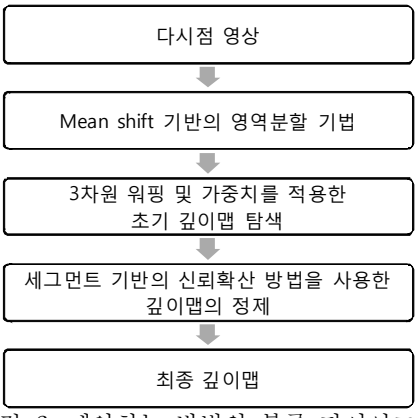


그림 6. 제안하는 방법의 블록 다이어그램

본 논문에서는 현재 프레임의 깊이값을 탐색할 때 이전 프레임의 깊이값을 참조하여 시간적인 상관도를 높이는 새로운 깊이맵 추정 기법을 제안한다. 그림 6은 제안하는 방법의 블록 다이어그램을 보여준다. 제안하는 방법은 기존의 방법과 동일하게 세그먼트 기반의 깊이맵 탐색 방법을 사용한다. 영역분할 기법을 우선적으로 수행하여 얻어진 각 세그먼트를 기반으로 3차원 워핑 기법을 적용하여 초기 깊이맵을 탐색한다. 정제 과정에서는 세그먼트 기반의 신뢰확산 (belief propagation) 기법을 사용한다.

특히, 제안하는 방법은 초기 깊이맵을 탐색하는 과정에서 깊이맵의 시간적인 상관도 및 깊이값의 신뢰도를 향상시키기 위해 기존의 자체적응 함수에 이전 프레임에서 탐색한 깊이값을 고려하는 가중치 함수를 더한다. 가중치를 적용한 새로운 정합 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$C(x,y,d) = C_{self-adaptation}(x,y,d) + C_{temp}(x,y,d) \quad (1)$$

여기서 $C_{temp}(x,y,d)$는 다음과 같이 정의된다.

$$C_{temp}(x,y,d) = \lambda \,|\, d - D_{prev}(x,y) \,| \quad (2)$$

여기서 λ는 가중치 함수의 기울기를 나타내고, $D_{prev}(x,y)$는 이전 프레임의 깊이값을 나타낸다.

그림 7은 기존의 자체적응 함수와 제안하는 방법의 정합함수를 나타낸다. 그림 7에서 점선은 자체적응 함수를 나타내고 1점 쇄선은 이전 프레임의 깊이값을 고려한 가중치 함수를 나타낸다. 또한, 실선은 기존의 방법에 가중치 함수를 적용한 새로운 함수를 나타낸다. 그림 7에서 알 수 있듯이, 이전 프레임의 깊이값이 100인 경우, 현재 프레임의 깊이값 또한 100이 될 확률이 높다. 그러므로 이전 프레임의 깊이값 주변의 정합 오차는 그대로 두는 한편, 이전 프레임의 깊이값과의 차이가 커질수록 정합오차를 선형적으로 증가시키는 가중치 함수를 적용한다. 이렇게 함으로써, 현재 프레임의 깊이값을 탐색하는 과정에서 이전 프레임과 상관도가 높은 깊이값이 탐색되기 때문에 깊이맵의 시간적인 상관도가 높아질 뿐만 아니라, 매 프레임마다 독립적으로 깊이맵을 탐색할 때 발생하는 정합오차 또한 줄일 수 있게 된다.

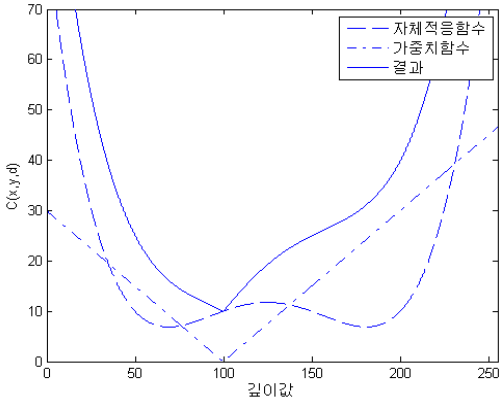


그림 7. 제안하는 방법의 정합함수

IV. 실험 결과 및 분석

4.1 깊이맵 추정 결과

제안하는 방법의 성능을 평가하기 위해, 다시점 비디오 부호화의 테스트 영상인 “ Akko&Kayo” 영상[7]의 26번, 27번, 28번 시점을 사용하였다. 그림 8은 “ Akko&Kayo” 27번 시점에 대한 깊이맵 추정 결과를 나타낸다. 그림 8에서 알 수 있듯이, 제안하는 방법을 사용하여 얻은 깊이맵이 기존의 방법으로 얻은 깊이맵에 비해 정합오차, 특히 배경 부분에서 발생한 오차들이 많이 줄어듦을 알 수 있었다.

(a) t=2 (b) t=3

그림 8. “ Akko&Kayo” 27번 시점에 대한 깊이맵

4.2 시점 합성 결과

깊이맵의 정확도 비교를 위해 시점 합성 방법을 수행하였다. 그림 9는 제안하는 방법을 통해 얻어진 깊이맵과 홀채움 (hole-filling) 방법[8]을 이용하여 27번 시점에서 26번 시점으로 워핑된 결과를 나타낸다. 그림 9에서 알 수 있듯이, 결과 깊이맵이 시점 합성을 하기에 정확한 깊이값을 포함하고 있음을 알 수 있었다.

(a) 원영상 (b) 합성된 영상

그림 9. 시점 합성 영상 (27→26 시점)

4.3 깊이맵의 시간적 상관도 비교

본 논문에서는 제안하는 방법과 기존의 방법을 통해 얻은 깊이맵의 시간적인 상관도를 비교하기 위해, 두 깊이맵의 비디오 부호화 결과를 비교하였다. 제안하는 방법과 기존의 방법의 부호화 비교를 위해 두 깊이맵 비디오 10프레임을 부호화하여 PSNR과 비트율을 비교하였다. 표 1은 부호화 성능 비교를 위해 실험한 결과를 보여준다.

표 1. 부호화 결과

	PSNR (dB)		비트율 (kbit/s)	
	가중치 없음	제안한 방법	가중치 없음	제안한 방법
28	46.43	47.38	830.64	653.23
32	43.01	43.88	594.31	455.47
36	39.97	40.85	397.20	307.08
40	37.11	38.04	261.89	204.86

실험 결과로부터 제안하는 방법이 기존의 방법과 비교하여 깊이맵 비디오를 효율적으로 부호화함을 알 수 있다. 각 표를 통해 제안한 방법이 기존의 방법에 비해 부호화 효율이 더 높음을 알 수 있다. 제안한 방법은 기존의 방법에 비해 평균적으로 약 30.6%의 비트율을 감소시켰고 약 3.02 dB의 PSNR을 향상시켰다. 그림 10은 두 깊이맵에 대한 비트율-왜곡 곡선을 나타낸다. 그림 10에서 알 수 있듯이, 제안하는 방법이 기존의 방법보다 시간적인 상관도가 증가하여 부호화 효율이 좋게 나타남을 알 수 있다.

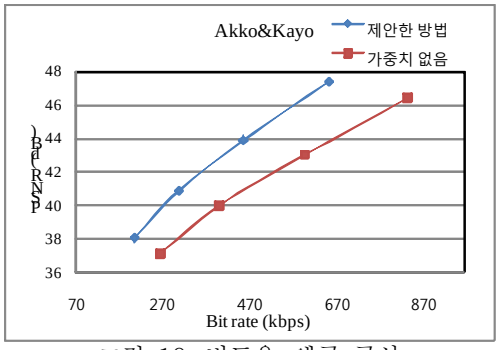


그림 10. 비트율-왜곡 곡선

V. 결론

본 논문에서는 시간적 상관도를 고려한 새로운 다시점 깊이맵 추정 기법을 제안하였다. 제안한 방법은 영역분할 기반의 깊이맵 추정 기법을 사용하였고, 영역분할을 통해 얻어진 세그먼트 기반으로 3차원 워핑 기법을 적용하여 깊이값을 탐색하는 방법을 사용하였다. 또한, 깊이값을 탐색하는 과정에서는 이전 프레임의 깊이값을 고려한 가중치가 적용된 정합 함수를 사용하여 깊이맵의 시간적인 상관도를 향상시켰다. 마지막 단계인 깊이맵 정제 과정에서는 신뢰확산 방법을 이용하여 초기 깊이맵에서 발생한 오차들을 줄일 수 있었다. 결과적으로 제안하는 방법이 기존의 방법에 비해 깊이값의 오차를 줄여 객체의 경계와 정확한 깊이값을 보존하는 한편, 시간적인 상관도를 향상시킴을 알 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학IT 연구센터(ITRC)의 지원에 의한 것입니다.

참고문헌

[1] A. Smolic, K. Müller, P. Merkle, C. Fehn, P. Kauff, P. Eisert, 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.

[2] C.L. Zitnick, S.B. Kang, M. Uyttendaele, S. Winder, R. Szeliski, “ High-quality Video View Interpolation Using a Layered Representation,” Proc. of SIGGRAPH, pp. 600-608, Aug. 2004.

[3] D. Comaniciu and P. Meer, “ Mean shift: A Robust Approach toward Feature Space Analysis,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, pp. 603-619, May 2002.

[4] S. Lee, K. Oh, and Y. Ho, “ Segment-based Multi-view Depth Map Estimation Using Belief Propagation from Dense Multi-view Video,” Proc. of 3DTV Conference, May 2008. (to be published)

[5] A. Klaus, M. Sormann, K. Karner, “ Segment-Based Stereo Matching Using Belief Propagation and a Self-Adapting Dissimilarity Measure,” Proc. of International Conference on Pattern Recognition, vol. 3, pp. 15-18, 2006.

[6] P. F. Felzenszwalb and D. P. Hutenlocher, “ Efficient Belief Propagation for Early Vision,” Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 1, pp. I-261-I-268, July 2004.

[7] M. Tanimoto, T. Fujii, T. Senoh, T. Aoki and Y.Sugihara, “ Test Sequences with Different Camera Arrangements for Call for Proposals on Multiview Video Coding,” ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, M12338, July 2005.

[8] S. Na, K. Oh, C. Lee, and Y. Ho, “ Multi-view Depth Video Coding Method Using Depth View Synthesis,” Proc. of ISCAS, May 2008. (to be published)