

일반논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제22권 제4호, 2017년 7월 (JBE Vol. 22, No. 4, July 2017)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2017.22.4.429>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

3D 동영상 변환을 위한 MHI 기반 모션 깊이맵 생성

김 원 회^{a)}, 길 중 인^{a)}, 최 창 열^{a)}, 김 만 배^{a)†}

Motion Depth Generation Using MHI for 3D Video Conversion

Won Hoi Kim^{a)}, Jong In Gil^{a)}, Changyeol Choi^{a)}, and Manbae Kim^{a)†}

요 약

2D영상의 3D변환 기술은 3D 디스플레이 및 3DTV에 기본적으로 장착된 기술로 꾸준히 연구 및 상업화가 진행된 기술이다. 3D 변환은 정지영상으로부터 다양한 깊이단서를 이용하여 깊이맵을 추출한 후에, DIBR(Depth Image Based Rendering)로 입체영상을 생성한다. 또한 비디오에서 추출할 수 있는 모션정보를 활용하여 모션 깊이맵을 얻기도 한다. 본 논문에서는 기존의 블록기반 모션예측, 광유 등의 모션 추출 방식이 아닌 운동 히스토리 영상(Motion History Image)를 활용하여 모션 깊이맵을 얻는 새로운 방법을 제안하고 실제 활용 가능성을 조사한다. 실험에서는 제안한 방법을 다양한 운동 유형을 가지는 8개의 2D 비디오 콘텐츠에 적용하였고, 생성된 모션 깊이맵의 정성적 평가 및 수행 속도의 비교를 통하여 MHI 기반 깊이맵의 실제 적용이 적합함을 증명하였다.

Abstract

2D-to-3D conversion technology has been studied over past decades and integrated to commercial 3D displays and 3DTVs. Generally, depth cues extracted from a static image is used for generating a depth map followed by DIBR (Depth Image Based Rendering) for producing a stereoscopic image. Further, motion is also an important cue for depth estimation and is estimated by block-based motion estimation, optical flow and so forth. This papers proposes a new method for motion depth generation using Motion History Image (MHI) and evaluates the feasibility of the MHI utilization. In the experiments, the proposed method was performed on eight video clips with a variety of motion classes. From a qualitative test on motion depth maps as well as the comparison of the processing time, we validated the feasibility of the proposed method.

Keyword : motion depth map, motion history image, motion estimation, 3D conversion

a) 강원대학교 컴퓨터정보통신공학과 (Dept. of Computer and Communications Engineering, Kangwon National University)

† Corresponding Author : 김만배 (Manbae Kim)

E-mail: manbae@kangwon.ac.kr

Tel: +82-33-250-6395

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-4702-8276>

※ 이 논문은 2017년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. 2017R1D1A3B03028806)

· Manuscript received January 2, 2017; Revised March 17, 2017; Accepted May 25, 2017.

1. 서 론

2D영상의 깊이맵(depth map)을 생성하여 3D 입체영상을 제작하는 3D변환 기법들의 연구가 많이 있어왔다. 대부분은 컬러의 특성을 이용하여 깊이맵을 구하고 이를 3D 변환에 활용한다^[1-5]. 정지영상에서 정적 깊이 단서들을 찾은 후에 복합 단서들을 통합하여 깊이맵을 구하거나, 비디오

의 모션을 활용하여 얻은 모션 깊이 데이터를 정지영상의 깊이와 통합하여 깊이맵을 얻기도 한다^[6,9]. 최종 깊이맵은, 일반적으로, 식 (1)과 같이 컬러, 모션, 타 데이터 x 로부터 얻은 깊이맵에 함수 f 를 적용해 구한다.

$$f: (\text{color}, \text{motion}, x) \Rightarrow \text{depth} \quad (1)$$

비디오에서 모션을 추출하여 모션 깊이맵을 생성하는 연구는 꾸준히 진행되어 왔다. Konrad 등은 연속 프레임간의 국부 운동을 구한 후에 모션 깊이맵을 생성한다^[6]. Kim 등은 컬러 분할 및 KLT(Kanade-Lucas-Tomasi) 특징점 트랙커를 이용하여 모션 정보를 얻는다^[7]. Xu 등은 모션을 측정하기 위해서 KLT의 광유(optical flow) 계산법을 이용한다^[8]. Po 등은 기본적으로 블록기반으로 모션을 예측하고, 영역 분할을 이용하여 모션 깊이맵을 얻었다^[9].

이들 대부분은 BBME(block-based motion estimation), 광유 등을 사용하여 모션 값을 구하는데, 대체로 운동 정보의 부정확성 및 높은 처리 속도 등의 단점이 있다. 또한 이를 보완하기 위해 영역분할 기술이 요구된다. BBME는 NxN 블록기반으로 현재 영상의 블록과 가장 근사한 블록을 이전 영상에서 찾는 방법이다. 광유는 밝기 항상성, 시간 지속성, 공간 일관성을 근거로 픽셀의 운동을 구하는 방법이다.

본 논문에서는 모션 표현 기법인 MHI를 활용하는 새로운 모션 깊이맵 생성 방법을 제안한다. MHI는 사람의 행위를 측정하는 분야에 활발히 활용되어 왔으나 3D변환에 필요한 모션 깊이맵 생성에 적용한 연구는 없다. 이에 모션 기법들을 이용하는 기존의 깊이맵 생성 방법들과 달리 MHI를 모션 깊이맵 생성에 실제로 활용될 수 있는지 그 가능성을 검증하고자 한다. 우수한 깊이맵을 실제로 생성하기 위해서는 컬러 데이터로부터 다양한 깊이 정보를 추출한 다음, 모션 깊이맵과 통합하여 최종 깊이맵을 제작하여야 한다. 순수히 모션 데이터만을 이용하고 식 (1)처럼 기존 RGB를 분석하여 깊이맵을 만드는 것은 본 논문의 범위가 아니다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 MHI의 기본 개념을 살펴보고 III장에서는 제안 방법의 전체 흐름과 단계별 작업내용을 상세하게 제시한다. 실험 결과는 IV장에서 보이고 V장에서는 결론 및 향후 연구를 언급한다.

II. 운동 히스토리 영상 개요

Bovick 등이 제안한 운동정보 표현식인 MHI^[10]는 주로 사람의 행위 및 포즈를 인식하는 행위 검출 분야에서 활발하게 이용되며 MHI의 기본 정의는 다음과 같다. 식 (2)와 같이 시간 t 에서의 현재영상 I_t 과 이전영상 I_{t-1} 으로부터 차영상 Δ_t 를 구한다.

$$\Delta_t^i = |I_t^i - I_{t-1}^i| \quad (2)$$

여기서 i 는 픽셀이다. 차영상 Δ_t 에서 MHI는 식 (3)과 같이 구한다.

$$\text{MHI}_t^i = \begin{cases} \tau & \text{if } \Delta_t^i > T \\ \max(0, \text{MHI}_{t-1}^i - \delta) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

식 (3)에서 τ 는 사람의 행위가 지속되는 프레임의 개수이고, δ 는 감소(decay) 파라메타이다. $\Delta^i > T$ 이면 MHI 값은 τ 가 되고, 아니면 δ 만큼 감소하게 된다. 최근 움직임이 있는 픽셀은 큰 값을 가지는 특성을 가지고 있다. δ 가 크면 픽셀의 MHI는 급격히 감소하게 된다. MHI는 사람의 포즈(pose)를 인식하는데 활용되어 왔는데, 그림 1은 팔을 상하로 움직일 때에 얻어지는 MHI를 보여준다^[10].

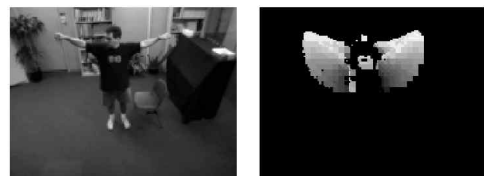


그림 1. Arms wave와 생성된 MHI^[10]

Fig. 1. MHI of arms wave

Xiang 등은 변형된 MHI인 PCH(Pixel Change History)를 제안하였다^[11]. PCH를 나타낸 식 (4)에서 ζ 는 누적(accumulation) 파라메타이고, τ 는 감소(decay) 파라메타이다.

$$\text{PCH}_t^i = \begin{cases} \min(\text{PCH}_{t-1}^i + \frac{255}{\zeta}, 255) & \text{if } \Delta_t^i > T \\ \max(\text{PCH}_{t-1}^i - \frac{255}{\tau}, 0) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

Chen 등은 Edge MHI(EMHI)을 제안하였는데^[12], 기본적으로 식 (3)을 이용하고 에지에서만 MHI를 구한다. MHI의 다양한 형태는 [13]에서 자세히 기술되어 있다.

III. 제안 방법

본 연구에서 제안하는 방법은 그림 2와 같은 작업 흐름을 갖는다. 비디오 프레임이 입력되면 먼저 운동 복잡도(motion complexity)를 계산하고, 차영상 Δ 를 구한다. 픽셀의 Δ 값에 따라 운동 횟수(motion frequency)를 1씩 증가하거나 감소한다. 증가할 때는 누적(accumulation) 파라메타 ζ 값을 구하고 이 값으로 깊이값 D 를 증가시킨다. 반대로 감소되는 경우에는 감소(decay) 파라메타 τ 를 구한 후, 깊이값을 τ 만큼 감소시킨다. 운동 복잡도는 ζ 와 τ 값을 적응적으로 구하는데 사용된다.

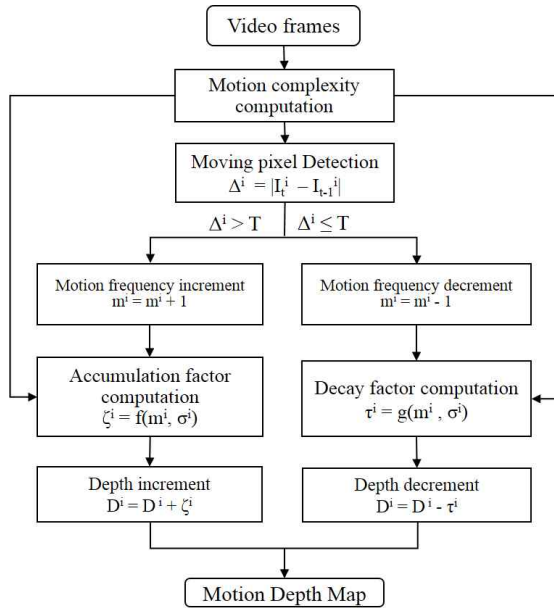


그림 2. 제안 방법의 전체 흐름도
Fig. 2. The overall block diagram of the proposed method

제안 방법은 연산량이 적고, 객체의 운동 방향을 잘 표현할 수 있는 강점이 있다. MHI에서는 이동 객체의 내부 운동값이 점진적으로 감소하기 때문에, 즉 내부가 일정 시간 동안 모션 데이터가 존재하기 때문에 얻어지는 깊이값 또

한 점진적으로 감소하여 3D 입체를 시청할때 상대적으로 피로도가 낮게 된다.

비디오 프레임이 입력되면 먼저 운동 복잡도(motion complexity)를 계산하고, 차영상 Δ 를 구한다. 픽셀의 Δ 값에 따라 운동 횟수(motion frequency)를 1씩 증가 또는 감소를 한다. 증가할때는 누적 파라메타 ζ 값을 구한 후에, 이 값으로 깊이값 D 를 증가시킨다. 반대로 감소할때에는 감소 파라메타 τ 를 구한 후에, 깊이값을 τ 만큼 감소시킨다. 운동 복잡도는 ζ 와 τ 값을 적응적으로 구하는데 사용된다.

1. 기본 깊이맵 생성

본 논문에서 제안하는 방법은 Xiang 방법^[11]을 기반으로 한다. 시간 t 에서의 현재영상 I_t 과 이전영상 I_{t-1} 으로부터 차영상 Δ_t 를 구한다.

$$\Delta_t^i = |I_t^i - I_{t-1}^i| \quad (5)$$

Δ_t 를 구하면 깊이맵 D 는 식 (6)처럼 계산한다. 여기서 ζ 는 누적 파라메타이고, τ 는 감소 파라메타이다. D 의 초기값은 0이다.

$$D_t^i = \begin{cases} \min(D_{t-1}^i + \zeta, 255) & \text{if } \Delta_t^i > T \\ \max(D_{t-1}^i - \tau, 0) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$\Delta_t > T$ 이면 D 는 ζ 만큼 증가하고, 반대이면 τ 만큼 감소하게 된다. 즉 픽셀의 D 값은 ζ 값이 크면 빠른 속도로 증가하고 τ 가 크면 급격히 감소하게 된다. 최근에 모션이 발생한 픽셀은 D 값이 증가한다.

2. 파라메타 계산

깊이값 D 연산에 사용하는 파라메타인 ζ 와 τ 는 깊이맵 성능에 영향을 주는 주요 요소이다. 이 파라메타들은 운동 유형(motion class)을 고려하여 적응적으로 구한다. 운동 유형은 일반적으로 객체만 운동하는 객체운동(object motion)과 카메라운동(camera motion)으로 구분된다. 객체 운동에서 이동 객체의 D 는 크고 배경의 D 는 상대적으로 적거나

0에 가까워서 D 를 직접 깊이맵으로 활용하면 객체의 3D효과가 향상될 수 있다. 카메라 운동에서는 전체영상에 걸쳐 운동이 발생하므로 D 는 모든 픽셀에서 큰 값을 갖고, D 를 모션 깊이맵으로 이용하면 3D 입체감은 줄어들게 된다.

특정 영상을 제외하고는 객체운동과 카메라운동으로 명확하게 구분하는 것이 간단하지는 않다. 비디오 샷(shot)에서는 객체운동, 카메라운동 등이 연속 발생하는 등 다양한 운동유형이 반복되기도 한다. 또한 카메라운동은 많은 영상들이 카메라가 객체를 추적하는 객체 트래킹(object tracking)을 포함하고 있고 추적객체의 운동량은 상대적으로 배경보다 적으므로, 카메라운동도 객체운동과 유사하게 적용할 수 있다.

제안한 방법은 각 픽셀의 운동량을 조사한다. 객체 픽셀의 운동 횟수(motion frequency)는 객체운동 경우에는 작고 카메라운동에서는 상대적으로 크게 된다. 운동횟수가 큰 픽셀의 ζ 는 상대적으로 작게 해서 D 값을 천천히 증가시키면 픽셀의 깊이값은 점진적으로 증가하게 된다. 상대적으로 운동횟수가 작은 픽셀에 큰 ζ 를 할당하면 깊이값이 빨리 증가하게 된다. 한편 τ 값은 운동횟수가 크면 큰 값을 가지고, 아니면 작은 값을 할당한다.

운동량을 측정하기위해서 매 프레임마다 운동횟수를 저장한다. 첫 번째 영상부터 현재 영상까지의 픽셀의 운동횟수 m 은 식 (7)과 같다. m 의 초기값은 0이고, 픽셀 값의 변화가 발생하면 1씩 증가하고, 정지상태이면 1씩 감소한다.

$$m_t^i = \begin{cases} \min(m_{t-1}^i + 1, 255) & \text{if } \Delta_t^i > T \\ \max(m_{t-1}^i - 1, 0) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

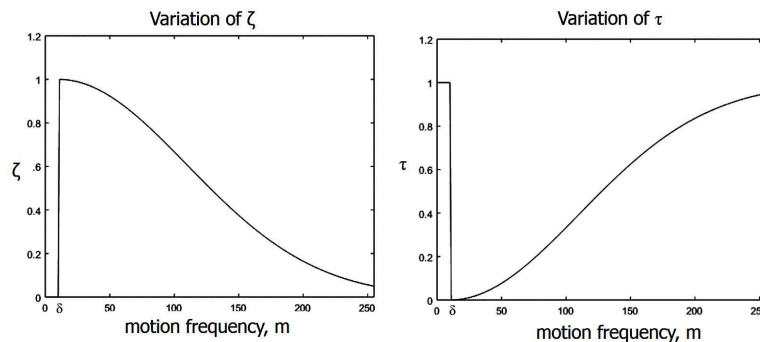


그림 3. 파라메타 ζ 및 τ 의 적응적 계산

Fig. 3. Adaptive computation of two parameters ζ and τ

m 값에 따른 ζ 와 τ 는 지수함수 형태로 증감하게 한다. m 값을 이용하여 ζ 와 τ 를 구하는 함수 $f(m)$ 와 $g(m)$ 는 식 (8), (9)과 같이 지수함수로 구한다.

$$\zeta = f(m, \sigma) = \begin{cases} 0 & \text{if } m < \delta \\ e^{-\frac{(m-\sigma)^2}{2\sigma^2}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$\tau = g(m, \sigma) = \begin{cases} 1 & \text{if } m < \delta \\ 1 - e^{-\frac{(m-\sigma)^2}{2\sigma^2}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

m 값을 이용하여 ζ 와 τ 를 적응적으로 구하는 위 식들의 그래프는 그림 3과 같다. δ 는 노이즈 등을 처리하기 위한 운동횟수의 임계 값이다. 표준 편차 σ 의 연산은 다음 절에서 설명한다.

3. 표준편차 σ 계산

식 (8), (9)에서 사용하는 표준편차 σ 는 고정된 값을 사용하지 않고, 모션 복잡도(motion complexity)에 따른 변수 즉 적응값을 활용하면 안정된 깊이맵을 얻을 수 있다. 모션 복잡도 ρ 는 식 (10)과 같이 구한다.

$$\rho = 100 \cdot \frac{N_p}{N_T} \quad (\%) \quad (10)$$

여기서 N_T 는 영상의 픽셀 개수이고 N_p 는 이전 영상의 픽셀과 현재 영상의 픽셀 값의 차이가 임계치보다 큰 픽셀

의 개수이다. 객체운동의 ρ 값은 작고, 카메라운동의 ρ 는 큰 값을 가진다. 연속 정지영상에서는 $\rho=0$ 이다. ρ 가 작으면 객체운동일 확률이 높으므로 큰 σ 값을 할당하고 반대의 경우에는 작은 σ 값을 할당한다. 이 관계는 식 (11)과 같은 지수함수로 표현할 수 있다.

$$\sigma = (\sigma_{\max} - \sigma_{\min})e^{-a\rho} + \sigma_{\min} \quad (11)$$

시정수(time constant) a 는 감소율을 조절하고, 식 (11)을 식 (8), (9)의 σ 로 사용한다. 그림 4에 $a=0.05$, $\sigma_{\max}=100$, $\sigma_{\min}=10$ 일 때의 ρ 와 σ 와 관계를 보인다.

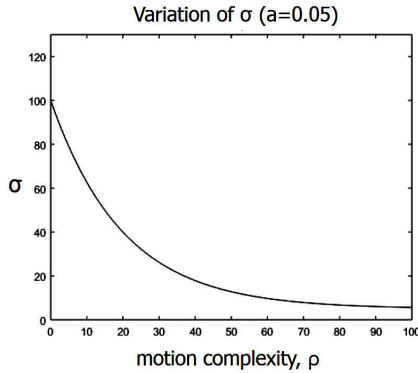


그림 4. 모션 복잡도 ρ 와 표준편차 σ 의 그래프. $a=0.05$, $\sigma_{\max}=100$, $\sigma_{\min}=10$

Fig. 4. Graph of σ with respect to ρ . $a=0.05$, $\sigma_{\max}=100$, $\sigma_{\min}=10$

ζ 와 τ 는 $[0,1]$ 의 값을 가지므로, 다음과 같이 ζ_{\max} 와 τ_{\max} 값을 곱해준 ζ^* 와 τ^* 를 사용한다.

$$\zeta^* = \zeta_{\max} \cdot \zeta \quad (12)$$

$$\tau^* = \tau_{\max} \cdot \tau \quad (13)$$

실험에서는 $\zeta_{\max} = 10$, $\tau_{\max} = 20$ 을 사용한다.

IV. 실험 결과

제안한 방법을 표 1과 같은 운동유형을 갖는 8개의 실험

데이터 세트에 적용하여 얻은 모션 깊이맵은 그림 5와 같다. *birdfall2*는 [14]의 동영상이고, *horse*, *ski*는 [15], 그리고, *street*, *campus2*는 [16]의 데이터이다. 실험 영상들의 운동유형으로는 *birdfall2*, *street*, *campus2*, *boat2*는 객체운동이고, *airplane*은 객체 트랙킹이다. 그외 영상들은 카메라 및 객체 운동이 혼합되어 있다.

표 1. 실험 영상 세트의 운동 유형
Table 1. Motion class of test videos

Shot	Motion Class
<i>airplane</i>	object tracking
<i>birdfall2</i>	object motion
<i>street</i>	object motion
<i>campus2</i>	object motion
<i>football</i>	camera/object motion
<i>horse</i>	camera/object motion
<i>ski</i>	camera/object motion
<i>boat2</i>	object motion

그림 5의 모션 깊이맵을 분석해보면, 객체운동 영상에서는 만족스러운 깊이맵이 생성된다. *boat2*는 파도 때문에 모션이 전체적으로 발생한다. 카메라 운동인 *football*, *ski*에서는 시간이 지나면서 초기와는 달리 모션이 전체적으로 발생하는 것으로 관측되어, 카메라운동 영상에는 좀 더 향상된 기법이 필요한 것으로 분석된다. 객체 트랙킹인 *airplane*은 배경에서 모션이 발생하지 않아 좋은 깊이맵을 얻고 있다.

그림 6은 BBME와 광유를 이용하여 생성한 모션 깊이맵과 제안 방법인 MHI를 이용하여 생성한 깊이맵이다. 모션의 크기를 깊이값으로 사용하였고, 비디오에서 임의로 1장을 선택하였다. *airplane*, *football*, *birdfall2*, *campus2*, *horse*, *ski*에서 BBME, 광유기법보다 더 우수한 깊이맵을 보여준다. *boat2*, *birdfall2*, *street*에서는 광유도 만족스러운 깊이맵을 보여준다. BBME는 *birdfall2*이외에는 좋은 깊이맵을 얻지 못한다. 상기 관점에서 보면 전체적으로 MHI 기반 깊이맵이 타 방법보다 정성적 성능면에서 우수함을 알 수 있다.

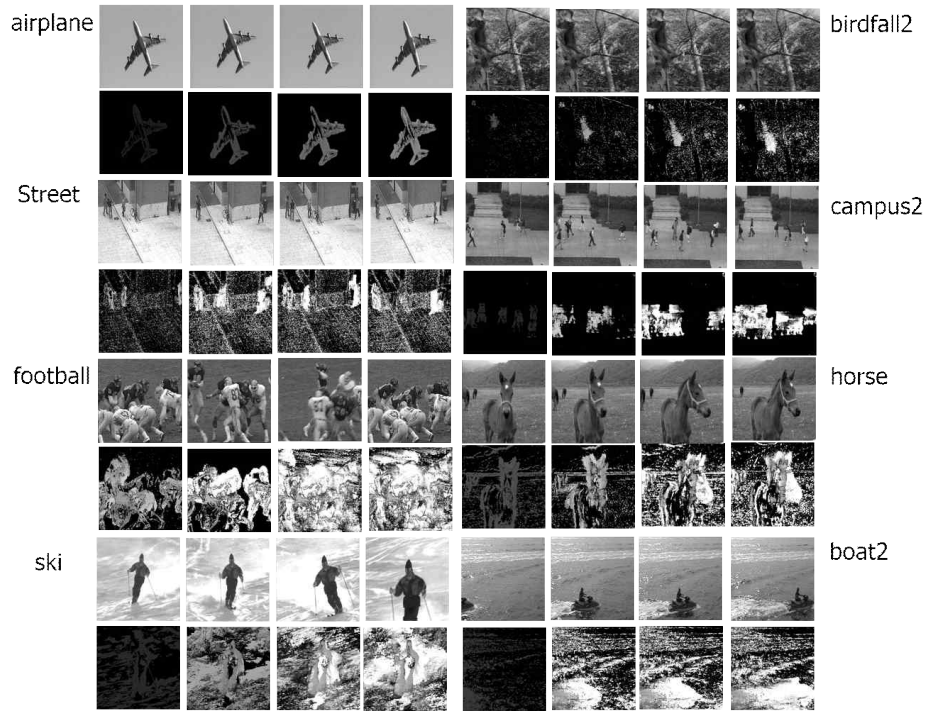


그림 5. 실험 영상과 모션 깊이맵
Fig. 5. Test videos and motion depth maps

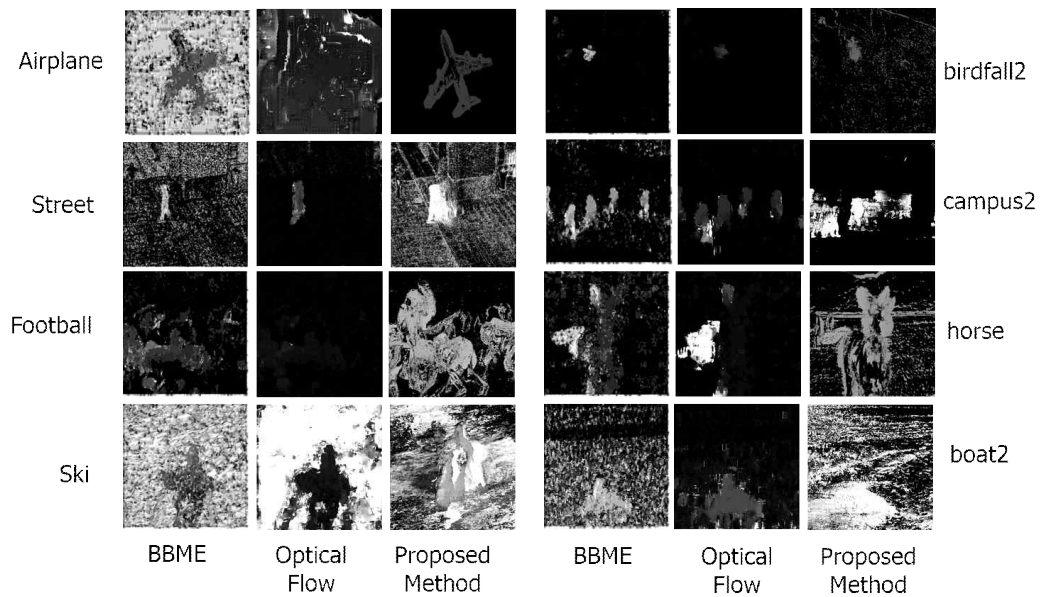


그림 6. 타 방법과의 깊이맵 비교. BBME, Optical Flow, 및 제안방법으로 생성된 깊이맵
Fig. 6. The comparison of depth maps with other two methods. Depth maps are generated from BBME, Optical Flow and the proposed method

표 2는 해상도가 다른 실험 비디오에 3가지 방법의 수행 시간을 보여준다. BBME는 블록 크기는 5x5이고, 탐색 윈도우는 10x10으로 하였다. 광유는 탐색 윈도우를 10x10으로 하였다. 표에서 보는 것처럼 평균적으로 MHI는 0.023초인 반면, BBME는 2.41초, 광유는 0.15초가 소요되었다. MHI가 그림 6의 정성적 깊이맵 성능뿐만 아니라, 속도면에서 상당한 우위성을 가진다.

표 2. 3가지 방법의 수행 시간 비교 (단위: 초)

Table 2. Comparison of the processing time of the three methods (unit: sec)

Video	Proposed Method	BBME	Optical Flow
<i>airplane</i>	0.017067	1.540733	0.091533
<i>birdfall2</i>	0.016067	1.631633	0.087367
<i>street</i>	0.067832	8.259761	0.503868
<i>campus2</i>	0.014085	1.413550	0.091660
<i>football</i>	0.017159	1.560000	0.121652
<i>horse</i>	0.021085	1.865380	0.118310
<i>ski</i>	0.018682	1.621288	0.148515
<i>boat2</i>	0.013145	1.426304	0.089275
average	0.023140	2.414831	0.156522

본 실험에서는 MHI를 이용하여 생성된 모션 깊이맵의 3D변환에의 활용 가능성을 조사하였으며, 기존 BBME, 광유를 이용한 방법들과는 다른 특성을 확인하였다.

- 1) BBME, 광유 등의 기존 방법에서는 모션의 크기와 방향을 알 수는 있지만 이 정보와 깊이맵과의 상관성은 낮다. 따라서 모션이 발생하면 해당 영역을 분할하여 일정한 깊이를 할당하여야 한다. 반면에 MHI에서는 새로 모션이 발생하는 픽셀의 MHI 값이 크므로 사람은 모션의 3D 입체 효과를 시각적으로 크게 느끼게 된다.
- 2) 객체 내부는 균일한 컬러를 가지는 경우가 많다. 기존 방법들은 이 경우를 모션이 없는 것으로 판단하여 경계영역 이외의 깊이값은 0에 가까워진다. 이를 근거로 생성된 모션 깊이맵으로 제작된 입체영상을 3D 시청하는 경우에 시각적 불편함(visual discomfort)이 초래된다. 반면에 MHI에서는 깊이값이 서서히 감소하기 때문에 상대적으로 시각적 불편함이 줄어든다.
- 3) MHI의 연산량은 BBME, 광유에 비해 상대적으로 매우 작다. 두 방법은 실시간 처리에 적합하지 않지만, MHI는 빠른 처리 속도로 실시간 처리에 적합하다.

- 4) 제안 방식으로 깊이값을 예측할 경우, 보다 뒤쪽의 객체가 움직임이 큰 운동을 진행하여 앞쪽에 있는 객체보다 앞에 있는 경우로 잘못 예측하게 되는 경우 등의 문제가 발생한다. 이것은 모든 모션기반 깊이맵 생성 방법이 가지는 문제이고, 상대적 거리를 측정할 수 있는 기술을 필요로 한다. 또한, 객체가 빠르게 움직이는 경우, 객체의 움직임에 따른 잔상문제가 발생할 수 있다.

V. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 운동 히스토리 영상 MHI를 이용하여 모션 깊이맵을 생성하는 방법을 제안하였다. 기존 BBME, 광유 등을 이용한 모션 깊이맵 생성 기법들과 달리 새로운 모션 정보인 MHI 기반 모션 깊이맵을 3D변환 등에 활용 가능성을 확인하였다. MHI 역시 다른 모션 획득 방법들이 가지고 있는 모션 속도와 실제 거리와의 비일치 등의 문제점을 가지고 있지만, 연산량이 적고, 객체의 운동 방향을 잘 표현할 수 있는 강점이 있다. MHI에서는 이동 객체의 내부 운동값이 점진적으로 감소하기 때문에, 즉 내부가 일정 시간동안 모션 정보가 존재하기 때문에 얻어지는 깊이값 또한 점진적으로 감소하여 3D 입체를 시청할때 상대적으로 피로도가 낮게 된다.

제안 방법은 3DTV, 3D 디스플레이에서 3D변환 기술의 깊이맵으로 활용이 가능하고, 가상현실, 증강현실에서는 HMD(head mounted display) 기기 등을 이동할 때 움직이는 물체의 3D 효과를 증가할 수 있다. 나아가 비디오 감시 시스템에서 사람 등 객체의 움직임을 용이하게 검출할 수 있고, 사람 트래킹에서도 의미 있는 정보를 제공할 수 있다. 향후연구는 모션의 잔상 해결 연구를 포함한다.

참 고 문 헌 (References)

- [1] S. Kim and J. Yoo, "3D conversion of 2D video using depth layer partition," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol. 15, No. 2, Jan. 2011.
- [2] J. Jung, J. Lee, I. Shin, J. Moon and Y. Ho, "Improved depth perception of single view images", *ECTI Trans. on Electrical Engineering, Electronics and Communications*, Vol. 8, No. 2, Aug. 2010.
- [3] S. Battiato, A. Carpa, S. Curti and M. la Cascia, "3D stereoscopic image pairs by depth-map generation," *Proceedings of 3DPVT*, 2004.

- [4] L. Zhang and W. Tam, "Stereoscopic image generation based on depth images for 3DTV," IEEE Trans. On Broadcasting, Vol. 51, Issue 2, June 2005
- [5] I. Ideses, L. Yaroslavsky, B. Fishbain, "Real-time 2D to 3D video conversion," Journal of Real-Time Image Processing, vol. 2(1), pp. 2-9, 2007
- [6] J. Konrad, F. M. Wang, P. Ishwar, C. Wu, and D. Mukherjee, "Learning-based, automatic 2d-to-3d image and video conversion", IEEE Trans. Image Processing, Vol. 22, No. 9, Sep. 2013.
- [7] D. Kim, D. Min and K. Sohn, "A stereoscopic video generation method using stereoscopic display characterization and motion analysis", IEEE Trans. Broadcasting, Vol. 54, No. 2, June 2008.
- [8] F. Xu, G. Fr, X. Xie, and Q. Dai, "2D-to-3D conversion based on motion and color merge," 3DTV Conference: The True Vision-Capture, Transmission and Display of 3D Video, pp. 205-208, May 2008.
- [9] L. Po, X. Xu, Y. Zhu, S. Zhang, K. Cheung and C. Ting, "Automatic 2D-to-3D video conversion technique based on depth-from motion and color segmentation", IEEE ICSP, 2010.
- [10] A. Bobick and J. Davis, "The recognition of human movement using temporal templates," IEEE Trans. Pattern Recognition and Pattern Analysis, Vol 23, No. 3 Mar. 2001.
- [11] T. Xiang, S. Gong, "Beyond tracking: modelling activity and understanding behaviour", Int. J. Computer Vision, 67:1, 2006, pp. 21-51.
- [12] Chen, D., Yang, J., "Exploiting high dimensional video features using layered Gaussian mixture models", Proc. IEEE ICPR, 2006.
- [13] A. R. Ahad, J. Tan, H. Kim and S. Ishikawa, "Motion history image: its variants and applications," Machine Vision and Applications, Oct. 2010.
- [14] D. Tsai, M. Flagg, and J. M. Rehg, "Motion coherent tracking with multi-label MRF optimization," Proc. Brit. Mach. Vis. Conf., 2010.
- [15] K. Fukuchi, K. Miyazato, A. Kimura, S. Takagi, and J. Yamato, "Saliency-based video segmentation with graph cuts and sequentially updated priors," Proc. IEEE Int. Conf. Multimedia Expo, pp. 638 - 641, June - July, 2009.
- [16] D. Baltieri, R. Vezzani and R. Cucchiara, "3DPes: 3D People Dataset for Surveillance and Forensics," Proc. of the 1st International ACM Workshop on Multimedia access to 3D Human Objects, Scottsdale, Arizona, USA, pp. 59-64, Nov-Dec, 2011. (<http://imagelab.ing.unimore.it/visor/3dpes.asp>)

저 자 소 개



김 원 회

- 2017년 2월 : 강원대학교 컴퓨터정보통신공학과 학사
- 2017년 3월 - 현재 : 강원대학교 IT대학 컴퓨터정보통신공학과 석사
- 주관심분야 : 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽스, 기계학습응용



길 종 인

- 2010년 8월 : 강원대학교 컴퓨터정보통신공학과 학사
- 2012년 8월 : 강원대학교 컴퓨터정보통신공학과 석사
- 2012년 9월 ~ 현재 : 강원대학교 IT대학 컴퓨터정보통신공학과 박사과정
- 주관심분야 : 객체 트래킹, 얼굴인식, 점유센서, 머신러닝



최 창 열

- 1979년 : 경북대학교 전자공학과 학사
- 1981년 : 경북대학교 전자공학과 석사
- 1995년 : 서울대학교 컴퓨터공학과 공학박사
- 1984년 ~ 1996년 : ETRI 컴퓨터연구단 책임연구원 / 연구실장
- 2009년 ~ 2011년 : 강원대학교 IT대학 학장
- 1996년 ~ 현재 : 강원대학교 컴퓨터정보통신공학과 교수
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0002-8340-4195>
- 주관심분야 : 모바일전송, 3D데이터처리, 미디어서비스

저 자 소 개



김 만 배

- 1983년 : 한양대학교 전자공학과 학사
- 1986년 : University of Washington, Seattle 전기공학과 공학석사
- 1992년 : University of Washington, Seattle 전기공학과 공학박사
- 1992년 ~ 1998년 : 삼성종합기술원 수석연구원
- 1998년 ~ 현재 : 강원대학교 컴퓨터정보통신공학과 교수
- 2016년 ~ 현재 : 강원대학교 정보통신연구소 소장
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0002-4702-8276>
- 주관심분야 : 3D영상처리, 비전점유센서, 객체인식