

논문 2017-54-2-12

# 가중치를 이용한 센서스 변환과 가이드 필터링 기반깊이지도 생성 방법

## ( Weighted Census Transform and Guide Filtering based Depth Map Generation Method )

문 지 훈\*, 호 요 성\*\*

( Ji-Hun Mun<sup>Ⓒ</sup> and Yo-Sung Ho )

### 요 약

일반적으로 영상은 기하학적 왜곡과 방사성 왜곡을 포함하고 있다. 센서스 변환은 방사 왜곡으로 인해 발생하는 스테레오 부정합 문제를 해결할 수 있다. 일반적인 센서스 변환은 윈도우 중심 화소 값과 이웃한 화소의 값을 비교하기 때문에 화소 값의 차이가 크지 않은 경우 정확한 정합 결과를 얻기 어렵다. 이를 해결하기 위해 윈도우 내 보조 윈도우를 적용하여 화소 값 차이별로 서로 다른 4단계 가중치를 적용하는 센서스 변환 방법을 제안한다. 현재 화소 값이 보조 윈도우의 화소평균 값 보다 큰 경우 높은 가중치를 부여하고, 그렇지 않은 경우 낮은 가중치를 부여함으로써 차등적인 센서스 변환을 수행한다. 가중치를 이용한 센서스 변환 영상과 입력 영상을 이용하여 초기 변위지도를 생성한 뒤, 기울기 정보를 추가적으로 사용하여 최종 변위 지도 생성을 위한 비용 함수를 모델링한다. 최적의 비용 값을 찾기 위해 가이드 필터링을 사용하는데, 이는 입력 영상과 변위 영상을 사용하여 필터링을 수행하기 때문에 객체의 경계영이 보존될 수 있다. 실험 결과로부터 제안한 방법을 이용한 스테레오 정합 결과 성능이 기존의 방법에 비해 개선된 것을 확인하였다.

### Abstract

Generally, image contains geometrical and radiometric errors. Census transform can solve the stereo mismatching problem caused by the radiometric distortion. Since the general census transform compares center of window pixel value with neighbor pixel value, it is hard to obtain an accurate matching result when the difference of pixel value is not large. To solve that problem, we propose a census transform method that applies different 4-step weight for each pixel value difference by applying an assistance window inside the window kernel. If the current pixel value is larger than the average of assistance window pixel value, a high weight value is given. Otherwise, a low weight value is assigned to perform a differential census transform. After generating an initial disparity map using a weighted census transform and input images, the gradient information is additionally used to model a cost function for generating a final disparity map. In order to find an optimal cost value, we use guided filtering. Since the filtering is performed using the input image and the disparity image, the object boundary region can be preserved. From the experimental results, we confirm that the performance of the proposed stereo matching method is improved compare to the conventional method.

**Keywords :** Weighted census transform, Guided image filtering, Disparity estimation

## I. 서 론

3차원 영상은 의료, 오락, 교육 등 다양한 분야에서 유용하게 사용되고 있다. 특히 컴퓨터 그래픽 기술과 접목시킨 3차원 애니메이션들이 극장에서 빈번하게 상영되고 있으며, 기존에 출시된 영화도 3차원으로 재구

\* 학생회원, \*\* 정회원, 광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학부  
(Gwangju Institute of Science and Technology)

Ⓒ Corresponding Author (E-mail : jhm@gist.ac.kr)

Received ; July 26, 2016      Revised ; December 28, 2016

Accepted ; January 19, 2017

성하여 상영되고 있다. 3차원 영상을 생성하기 위해서는 기본적으로 깊이 정보가 필요 하다. 일반적으로 TV 나 모니터를 통해 보게 되는 영상들은 2차원 정보로써 실제 사물과 시점의 거리에 대한 정보를 가지고 있지 않다. 사람의 눈은 아무런 추가 정보 없이 사물의 원근 감이나 입체감을 느낄 수 있지만, 디스플레이 장치에서는 단순 2차원 정보만 사용하여 3차원 영상을 표현할 수 없다.

2차원 영상에 깊이 정보를 추가적으로 사용하여 3차원 영상을 생성하기 위해 다양한 깊이정보 생성 방법이

연구되고 있다. 깊이 정보 획득 방법은 크게 두 가지 종류로 나눌 수 있는데 이는 능동적 탐지 방법<sup>[1]</sup>과 수동적 탐지 방법<sup>[2]</sup>이 있다.

수동적 탐지 방법은 스테레오 카메라를 통해 획득한 영상을 이용하여 깊이정보를 획득하는 방법이다. 스테레오 영상으로부터 깊이 정보를 획득하는 스테레오 정합 방법으로는 지역 기반 방법과 전역기반 방법이 있다. 지역기반 정합 방법의 경우에는 미리 지정한 윈도우 커널을 사용하여 변위 값을 획득한다. 전역기반 방법에 비해 상대적으로 적은 영역을 비교하여 대응점을 찾아 내므로 수행시간이 적게 걸린다. 하지만 지역기반 윈도우 크기에 따라 지역기반 정합 방법의 수행시간이 오래 걸리거나 적게 걸릴 수 있다<sup>[3]</sup>.

두 입력 영상을 사용하여 스테레오 정합을 수행할 경우 변위 값의 정확도는 입력 영상 내 영역별 성질에 따라 변하게 된다. 객체와 객체사이의 영역에서는 밝기나 색상의 변화가 크게 나타나기 때문에 스테레오 정합의 정확도가 높다. 반대로 객체의 내부 영역이나 단일 패턴을 갖는 영역의 경우 스테레오 정합 윈도우가 이동하면서 비교를 수행해도 정확한 차이점을 찾기 어렵기 때문에 정합의 정확도가 낮다.

스테레오 정합의 정확도는 영상의 객체의 특성 외, 영상에 포함되어 있는 오류의 정도에 따라 달라진다. 영상에 포함되어 있는 방사 왜곡 문제를 해결하기 위해 센서스 변환이 사용되었지만<sup>[4]</sup>, 이는 윈도우 내 중심화소의 값을 기준으로 밝기 값을 비교하므로 잡음에 매우 민감한 단점이 있다. 또한 깊이지도의 정확도는 객체의 경계영역에서 정해진 변위 값 유무에 따라 크게 변하게 되므로 초기 생성된 변위 지도를 그대로 사용하지 않고 필터링을 수행함으로써 각 화소가 갖는 변위 값의 정확도를 높일 필요가 있다.

본 논문에서는 지역기반 스테레오 정합을 수행할 때 영상에 포함되어있는 방사 왜곡 문제를 해결하기 위해

가중치를 이용한 센서스 변환 방법을 제안한다. 또한 최적의 비용 값 계산을 위해 기울기 영상을 사용한 가이드 필터링기반 비용 값 재 합산구조를 사용함으로써 경계영역의 정보를 보존하며 초기 변위지도로부터 최종 변위지도 생성을 위한 필터링을 수행한다. 본 논문의 2장에서는 기존의 센서스 변환 방법에 대해 설명하고 가중치를 적용한 센서스 변환 방법에 대해 설명한다. 3장에서는 최종 변위지도를 위해 가이드 필터링과 비용 재 합산을 통해 비용 값을 최적화 하는 방법에 대해 설명한다. 4장에서는 방법과 제안한 방법의 실험 결과를 비교, 분석하고 마지막 5장 결론에서 본 논문을 마친다.

## II. 센서스 변환을 이용한 초기 변위지도 생성

### 2.1 기존의 센서스 변환

밝기 값이 스테레오 정합에 미치는 영향력을 줄이기 위해서 윈도우 커널 내에서 중심 화소 값과 이웃한 화소들을 비교하여 중심 화소 값 보다 큰 경우 1을 그렇지 않은 경우 0을 할당하여 영상을 재 정의하는 센서스 변환 방법이 사용되었다. 그림 1은 기존에 제안된 센서스 변환 과정을 나타내고 있다.

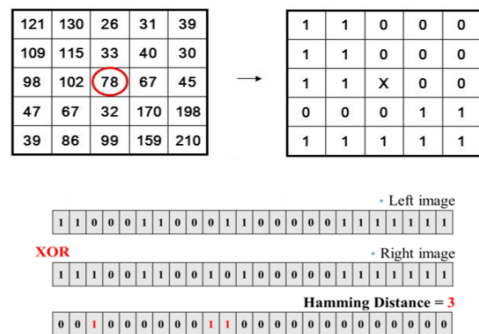


그림 1. 기존 센서스 변환 방법  
Fig. 1. Conventional census transform method.

식 1에 나타나 있듯이 센서스 변환은 지정된 윈도우 크기 내의 화소들과 중심 화소들 간의 밝기 값 차이 관계에 따라 비트열이 생성된다. 식 1에서  $\xi$ 는 이웃한 두 화소의 밝기 차이를 계산한다.  $p$ 는 윈도우 내 중심 화소를  $p'$ 는 윈도우  $M$  내에서 중심화소의 이웃한 화소들을 나타낸다.

$$C_M(p) = \otimes_{p' \in M(p)} \xi(p, p') \quad (1)$$

$$\xi(p, p') = \begin{cases} 1, & \text{if } I(p') > I(p) \\ 0, & \text{o/w} \end{cases} \quad (2)$$

식 2로부터 윈도우 중심에 이웃한 화소  $p'$ 의 밝기 값  $I(p')$ 가 윈도우 중심에 위치한 화소  $p$ 의 밝기 값  $I(p)$ 보다 큰 경우에는 1, 작은 경우 0을 갖는 것을 알 수 있다. 이렇게 생성된 윈도우 내 밝기 관계는 그림 1의 아래와 같이 하나의 비트열을 갖게 된다. 그림 1의 비트열은 좌영상과 우영상의 동일한 좌표에 윈도우를 적용하여 찾아진 센서스 변환 비트열을 나타낸다. 두 영상으로부터 찾아진 비트열 비교는 XOR연산을 수행한다. 식 3을 통해 두 비트열을 비교하여 서로 다른 비트 값을 갖는 경우, 그 크기에 해당하는 해밍 거리(hamming distance)를 획득한다.

$$C(p, p') = \text{Hamming}(C_M(p), \bar{C}_M(p')) \quad (3)$$

식 3은 변위 탐색 값이  $d$ 인 경우, 기준이 되는 영상 내의 화소  $C_M(p)$ 의 비트열과 목표 영상 내에 해당하는 화소  $\bar{C}_M(p')$ 의 비트열 간의 해밍거리를 통한 화소 단위의 비용 값을 계산한다.

## 2.2 제안한 센서스 변환 방법

기준에 제안된 센서스 변환 방법들<sup>[5]</sup>은 영상의 방사성 잡음이나 중심 화소에 포함된 잡음이 있을 경우 오류를 제어함으로써 정확한 센서스 변환 결과를 얻을 수 있었다. 하지만 윈도우 내 이웃한 화소 값이 큰 차이를 갖지 않게 되는 경우 여전히 정확한 센서스 변환 결과를 얻지 못하는 문제가 발생한다.

이러한 문제를 해결하기 위해, 본 논문에서는 화소의 밝기 차이별로 서로 다른 가중치 값을 부여하는 센서스 변환 방법을 제안한다. 중심 화소의 밝기 값만을 기준으로 하는 기존 센서스 변환 방법과 다르게, 기존 윈도우를 여러개의 보조 윈도우로 나눈 뒤 각각의 보조윈도우가 갖는 평균값을 이용하여 비교함으로써 차이가 발생하는 화소에 서로 다른 가중치를 부여한다.

일반적으로 윈도우에서 평균값에 유사한 밝기 값을 갖는 화소들은 그렇지 않은 경우에 비해 센서스 변환 과정에서 잘못된 비트열을 갖게 될 확률이 높다. 따라서 보조 윈도우 내 주변 화소의 밝기 값의 차이를 계산하고 큰 차이를 가질수록 센서스 변환된 값에 대해 높은 가중치를 부여하며, 그렇지 않은 경우 낮은 가중치를 부여한다. 가중치는 0부터 3까지 총 4단계의 값을 갖는다. 가중치 부여는 스테레오 정합에서 객체가 서로 다른 질감 영역이 많을 경우 정확한 변위지도를 획득<sup>[3]</sup>할 수 있다는 성질을 토대로 한다.

일반적인 센서스 변환은 윈도우 내에서 화소 값 비교

결과를 0과 1의 비트열로 생성하는데, 0과 1로 변환하는 기준은 중심 화소를 기준으로 이웃한 화소의 밝기 값의 크고 작음만 고려한다. 기존 센서스 변환 정보로부터는 중심화소를 기준으로 이웃한 화소가 얼마나 크거나 작은 밝기 값을 갖는지는 알 수 없다. 이러한 결과는 동일한 객체 영역 내, 즉 윈도우 평균과 이웃한 화소의 밝기 차이가 크지 않은 영역에서 스테레오 정합을 수행할 경우 부정확한 변위 값을 생성하게 하는 문제를 발생시킨다. 윈도우 내 이웃한 화소들이 갖는 밝기 값의 차이를 단계적으로 나타내기 위해 화소 밝기 값에 따라 서로 다른 가중치를 부여하여 센서스 변환을 수행한다. 식 4는 제안한 방법에 사용되는 가중치 단계를 나타낸다.

식 4에서  $\xi$ 는 식 1에 나타난 기존 센서스 변환에 사용된 값을 대신하여 제안한 센서스 변환 영상에 사용된 가중치 값을 의미한다. 윈도우 내의 현재 화소 값  $I_q$ 와 보조 윈도우의 평균 값  $\bar{I}_p$ 를 비교한다. 밝기 값의 차이가 가장 큰 경우에는 최대값 가중치 3을 할당하며, 밝기 값의 차이가 가장 작은 경우에는 최소값 가중치 0을 할당한다.

$$\xi(\bar{I}_p, I_q) = \begin{cases} 3, & \text{when } I_q = \text{Max} \\ 2, & \text{when } I_q \geq \bar{I}_p + \alpha \\ 1, & \text{when } I_q \geq \bar{I}_p - \alpha \\ 0, & \text{when } I_q = \text{Min} \end{cases} \quad (4)$$

$$\alpha = \frac{1}{n} \sum_{p \in q} |\bar{I}_p - I_q| \quad (5)$$

식 5를 이용하여 보조윈도우 내에서 현재 화소와 보조윈도우 평균의 편차를 이용하여  $\alpha$  값을 구한다. 식 5의  $\alpha$  값은 보조 윈도우와 현재 화소와가 갖는 화소 값을 사용하여 값을 정한 뒤, 보조 윈도우의 평균값을 기준으로 크거나 작은 차이가 있는 화소 영역에서 서로 다른 가중치 값을 할당해주는 역할을 한다. 즉, 현재 화소와 비교한 값이 보조 윈도우 평균과  $\alpha$  값의 합보다 큰 경우 가중치 값으로 2를, 보조 윈도우 평균과  $\alpha$  값의 합보다 작은 경우 가중치 값으로 1을 적용한다.

그림 3은 2.1절에서 설명한 기존 센서스 변환을 방법을 사용하여 입력 영상으로부터 획득한 센서스 변환 결과를 나타낸다. 결과에서 알 수 있듯이 각 객체의 경계 영역에서 이웃한 화소와의 거리 차이에 비례하여 정량

적으로 나타내지 않았기 때문에 각 객체간의 경계가 불분명하게 되는 문제가 발생하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 식 5에서 정의한 화소 거리별 가중치를 고려한 센서스 변환 방법을 적용한다.

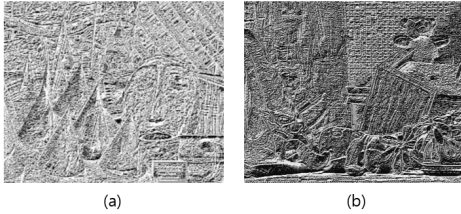


그림 3. 기존의 센서스 변환 결과  
Fig. 3. Conventional census transform result.

그림 4는 제안한 센서스 변환 방법을 적용하여 획득한 센서스 변환 결과 영상을 나타낸다. 그림 4에 표시된 영역은 색상 영상에서 유사한 화소 값을 갖는 영역을 나타낸다. 센서스 변환을 통해 동일 객체나 질감이 유사한 영역에 서로 다른 화소 값을 할당함으로써 스테레오 정합 수행 시 부정확한 영역에서 정합이 되는 오류를 피할 수 있다.

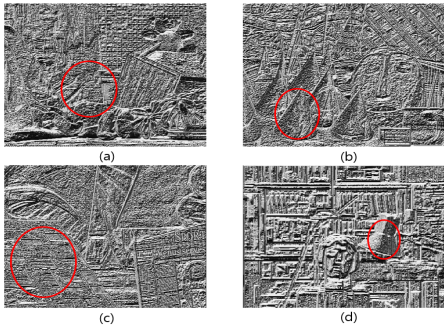


그림 4. 제안한 센서스 변환 결과  
Fig. 4. Result of proposed census transform.

### III. 초기 변위지도 생성 및 가이드 필터링

#### 3.1 센서스 영상을 이용한 초기 변위지도 생성

제안한 센서스 영상은 입력 영상에 존재하는 방사 왜곡을 제어해주는 역할을 수행하며 윈도우를 모든 영상에 대해 적용하여 이웃한 화소들과의 차이 값을 서로 다른 가중치를 할당하여 얻은 결과를 갖는다. 초기 변위지도 생성을 위해 식 6과 같이 비용 함수를 정의한다.

$$Cost_{i,d}(CT; I_{Input}) = (1 - \alpha) \cdot \min [|I'_{i+d} - I_i|, \tau_1] + \alpha \cdot |CT'_{i+d} - CT_i| \quad (6)$$

CT는 제안한 센서스 변환 결과 영상을 의미하며, I는 입력 스테레오 영상을 나타낸다.  $\alpha$ 는 스테레오 영상과 센서스 변환 영상간의 상대적인 비율을 조절하는 가중치 변수로 사용된다.  $\tau_1$ 은 입력영상간의 차이가 너무 큰 값을 갖지 못하도록 하는 절단 변수로 사용된다. 제안한 센서스 변환 영상과 입력 영상을 사용하여 생성한 초기 변위 지도는 그림 5에 나타나 있다. 그림 4에 표시된 부분은 폐색영역으로 인해 변위 값이 부정확하게 추정된 결과를 나타낸다.

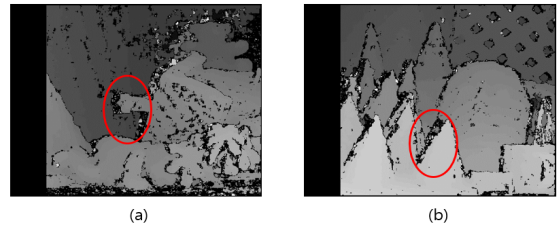


그림 5. 초기 변위지도에서 발생하는 폐색영역 문제  
Fig. 5. Occlusion problem in initial disparity map.

초기 변위지도에는 객체의 경계영역 뿐만 아니라 스테레오 정합에서 항상 발생하는 폐색영역 문제로 인해 부정확한 변위 값이 있음을 알 수 있다.

#### 3.2 가이드 필터링

가이드 영상 필터링<sup>[6]</sup>은 양방향 필터와 같이 객체의 경계영역을 보존하며 필터링을 수행하는 특징을 가지고 있다. 양방향 필터는 색상영상의 각 화소간의 거리차이와 화소 값의 차이를 이용하여 경계영역을 보존한다. 하지만 가이드 필터링은 입력 영상과 가이드 영상을 사용한 선형 모델링을 수행함으로써 경계영역을 보존하며 필터링을 수행한다.

가이드 필터링을 수행하기 위해서는 입력 영상과 가이드 영상을 사용하여 선형 모델링을 한다. 매개변수 값  $a_k$ 와  $b_k$ 를 통해 식 7을 최적화 함으로써 가이드 필터링을 위한 비용 값을 계산할 수 있다.

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in w_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2) \quad (7)$$

$\epsilon$ 은  $a_k$ 의 값이 커지는 것을 방지하기 위한 계수를 의미하며, 선형 회귀 방법<sup>[7]</sup>을 이용하여 식 7을 최적화할 수 있다. 최적의 매개변수들을 기반으로 선형 모델링된 식 7에 대해 편미분을 수행하면<sup>[6]</sup> 식 8과 같은 가이드 필터 가중치를 얻는다.

$$W_{i,j} = \frac{1}{|\omega^2|} \sum_{k:(i,j) \in \omega_k} \left(1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \epsilon}\right) \quad (8)$$

$\epsilon$ 은 영상의 평활화를 수행하기 위한 평활화 수치 조정 변수를 나타내며,  $\omega$ 는 사용된 윈도우 크기를 의미한다. 식 8의  $I_i$ 와  $I_j$ 가 서로 다른 객체에 있을 경우 분자항의 영향으로 객체의 경계 정보가 보존된다.

### 3.3 가이드 필터링 기반 비용 재 합산

기존에 변위지도 생성을 위해 식 6과 같이 색상차이 정보와 기울기 정보만을 이용하여 비용 값을 계산했다. 하지만 두 가지 정보만을 이용하여 입력 영상에 존재하는 방사 왜곡 문제를 다룰 수 없는 문제가 발생한다. 입력 영상에 있는 방사 왜곡을 고려하며 기울기 정보를 이용하여 객체의 정보를 보존하기 위해 식 9와 같이 기울기 정보와 입력 스테레오 영상을 이용하여 최종 변위지도 생성을 위한 가이드 필터 기반 비용 합산을 수행한다.

$$C_{i,d}(Grad, CT, I_{Input}) = \beta \cdot \min[|I'_{i+d} - I_{i+d}|, \tau_1] + \gamma \cdot \min[|Grad'_{i+d} - Grad_{i+d}|, \tau_2] + \delta \cdot |CT'_{i+d} - CT_i| \quad (9)$$

$\tau_1$ 과  $\tau_2$ 는 절단변수로 사용되었으며 본 논문에서는 각각 0.3과 0.05로 지정하여 실험을 수행하였다.  $\beta$ ,  $\gamma$ , 그리고  $\delta$ 는 각각의 항이 갖는 가중치 값을 의미한다. 가이드 필터링을 수행하기 위해 비용 볼륨 필터링 기법을 사용하여 변위 값에 따른 다중 볼륨을 생성한다.

가이드 필터링을 사용한 다중 볼륨 비용 합산 결과에 WTA(winner-takes-all)알고리즘을 적용하면 최소의 비용 값을 갖는 변위지도가 그림 6과 같이 생성된다.

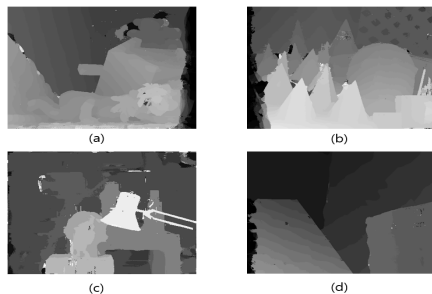


그림 6. 최소 비용 값을 갖는 변위지도  
Fig. 6. Disparity map of minimum cost value2.

식 9를 통해 원본 색상 영상과 기울기 영상 그리고 제안한 센서스 변환 영상을 사용하여 변위 값 추정 비용 함수를 새롭게 제안하였다. 그림 5의 결과는 기울기

정보를 사용하지 않고 경계 영역 보존을 위한 가이드 필터링과 같은 최적 비용 값 추산 과정을 거치지 않았기 때문에 변위 값의 정확성이 매우 부정확하게 나타난다. 하지만 제안한 비용 함수를 통해 획득한 변위 지도 볼륨에 가이드 필터링을 적용함으로써 기존의 방법보다 정확한 변위지도 생성하게 된다.

마지막으로, 폐색영역을 제거하기 위해 교차검사를 통해 폐색영역을 찾고 이웃한 변위 값을 사용하여 폐색영역을 제거한다. 하지만 이웃한 변위 값을 사용하여 폐색영역을 제거할 경우 화소 값들이 옆으로 번지는 오류가 발생하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해

$$\omega = \frac{1}{K_i} \exp\left(-\frac{|i-j|^2}{\sigma_s^2}\right) \exp\left(-\frac{|I_i - I_j|^2}{\sigma_c^2}\right) \quad (10)$$

식 10에 정의된 중간 값 필터 가중치 함수를 적용한다.  $\sigma_s$ 와  $\sigma_c$ 는 각각 공간적 유사도와 색상 유사도를 나타내는데 본 논문에서는 각각 9와 0.1의 값을 사용하였다.

## IV. 실험 결과

본 논문에서 제안하는 방법의 성능을 증명하기 위해 Middlebury에서 제공하는 테스트 영상을 사용했다. 실험에 사용된 4가지 영상은 Teddy, Cones, Tsukuba 그리고 Venus이며, 각각의 해상도는  $900 \times 750$ 로 동일하다. 식 6에서 초기 변위지도 생성을 위해 입력 스테레오 영상과 가중치를 이용한 센서스 영상간의 상대적 가중치  $\alpha$ 값으로 0.4가 사용되었다. 또한 식 9에서 가이드 필터링을 통한 비용 값 합산을 위해 사용된 가중치  $\beta$ ,  $\gamma$ , 그리고  $\delta$ 는 각각 0.1, 0.8, 0.1로 설정했다. 식 9를 사용하여 획득한 변위 지도에 교차검사와 이웃한 변위 값을 활용하여 폐색영역을 제거한 결과를 그림 7에서 나타내고 있다.

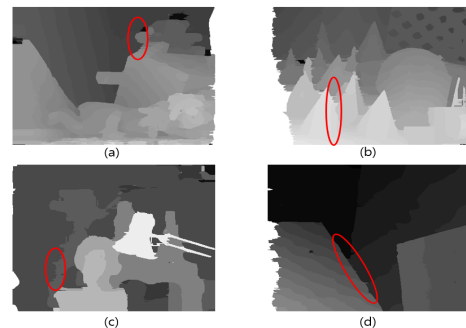


그림 7. 폐색영역이 제거된 제안한 방법의 변위지도  
Fig. 7. Proposed disparity map without occlusion area.

그림 7에서 스테레오 정합 과정에서 폐색영역 또는 객체의 경계영역으로 분류되어 기존의 방법으로 정확한 변위 값을 측정하는데 문제가 발생했던 영역에 적절한 변위 값이 할당 된 것을 확인할 수 있다.

하지만, 폐색영역 제거를 위해 이웃한 변위 값을 이용했기 때문에 그림 7에 표시한 영역과 같이 객체 경계영역에서 화소 값이 번지는 오류가 발생하게 된다. 가중치를 이용한 중간 값 필터링을 이용할 경우 경계영역의 오류가 개선된 최종 변위 지도를 획득할 수 있다. 그림 8 (a)와 (b)는 각각 기존 폐색영역 제거 방법을 이용해 획득한 변위지도와 가중치를 이용한 중간 값 필터링을 적용해 얻은 변위지도를 나타낸다.

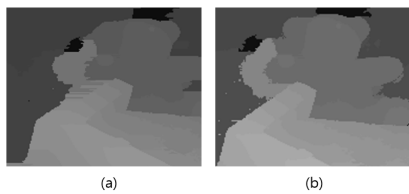


그림 8. 폐색영역 제거 결과와 가중치를 이용한 중간 값 필터링 결과  
Fig. 8. Results of occlusion area removal result and weighted median filtering result.

그림 9는 서로 다른 필터를 통해 비용 값을 합산하여 변위 지도를 생성하는 기존 방법들과 제안한 방법의 실험 결과를 나타내고 있다.

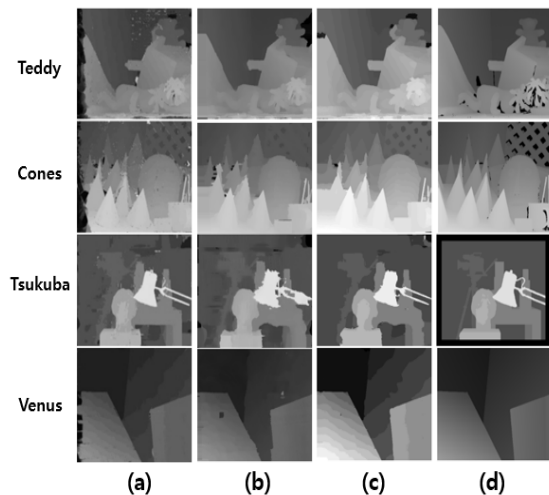


그림 9. 기존의 방법과 제안한 방법의 결과 비교  
Fig. 9. Comparison of conventional method and proposed method result.

그림 9 (a)는 센서스 변환 영상과 분할 영상을 사용하여 변위 지도를 얻은 결과<sup>[9]</sup>를, 9 (b)는 sparse 센서스

영상을 사용<sup>[10]</sup>하며 얻은 변위지도 영상을 나타내며 9 (c)는 제안한 방법의 결과를 나타낸다. 그림 9 (d)는 실제 변위지도(ground truth)영상을 나타낸다. 그림 9의 Tsukuba영상에서 기존 방법의 결과 그림 9 (b)와 제안한 방법의 결과 그림 9 (c)를 비교했을 때, 객체의 경계영역의 정확도가 제안한 방법의 결과가 더 좋은 것을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 최종 변위 지도 생성을 위한 비용 값 합산 과정에서 기울기 정보의 가중치를 높게 할당했기 때문에 얻을 수 있게 된다.

실험 결과를 수치적으로 분석하기 위해 실험 영상의 실제 변위지도와 제안한 방법을 통해 얻은 변위지도 사이의 오차율을 계산하였다. 오차율은 실제 변위 영상과 제안한 방법의 영상을 비교하여 동일한 좌표에 위치한 화소 값의 차이가 1 이상인 경우 오류로 판단하여 전체 영상에 대한 오류 비율을 계산한다. 표 1은 기존 방법들과 제안한 방법을 이용하여 실제 변위 영상과의 차이를 계산한 오차율을 나타낸다.

표 1. 기존의 방법과 제안한 방법의 BPR 비교 결과  
Table 1. BPR comparison results with conventional method and proposed method.

		[9]	[10]	Proposed
		BPR(%)		
Teddy	all	14.12	13.25	13.84
	disc.	15.33	16.21	16.17
Cones	all	15.21	15.71	13.41
	disc.	15.76	15.87	14.19
Tsukuba	all	5.81	4.31	4.23
	disc.	9.67	12.54	10.84
Venus	all	2.11	2.18	2.02
	disc.	2.73	2.94	2.34
Avg.		9.28	8.82	8.21

특히 제안한 방법은 센서스 변환을 통해 질감 정보가 많은 영역에서 정합 정확도를 향상하도록 하였고, 기울기 정보와 가이드 필터링을 사용하여 객체 경계 정보의 정확성을 높이는 것을 목표로 했기 때문에 영상의 전체 영역(all)과 불연속 영역(disc.)의 오차율을 각각의 결과마다 계산하였다. 제안한 방법을 통해 생성한 변위지도의 정확도가 기존에 제안된 센서스 영상 기반 변위지도 생성 방법에 비해 약 0.64%의 정확도가 향상된 것을 확인할 수 있다.



### V. 결 론

본 논문은 스테레오 정합 과정에서 영상에 존재하는 방사 왜곡을 제거하기 위해 사용되었던 센서스 변환 알고리즘을 개선하여 초기 변위 지도를 생성하는데 사용한다. 센서스 변환에 사용되는 윈도우에 보조 윈도우를 적용하여 현재 화소와 보조 윈도우의 평균 화소 값을 비교한다. 각각의 화소 값 차이에 따라 서로 다른 가중치를 할당하여 센서스 변환을 수행한다. 또한 객체의 경계영역보존을 위해 기울기 영상과 초기 변위지도로 기반으로 가이드 필터링을 수행함으로써 최적의 비용 값 합산을 수행한다. 마지막 단계로 스테레오 정합 과정에서 발생하는 폐색영역의 효율적인 제거를 위해 가중치를 이용한 중간 값 필터링을 적용함으로써 최종 변위 지도를 생성한다.

### REFERENCES

[1] "3dv systems, z-cam," <http://www.3dvsystems.com/home/index.html>  
 [2] D. Possuart and D. Laurendeau, "3D sensing for industrial computer vision, in advances in machine vision," chapter 3, pp. 122-159, 1989.

[3] H. Hirschmuller and D. Scharstein, "Evaluation of Stereo Matching Costs on Image with Radiometric Differences," IEEE Transactions on PAMI, vol. 31, no. 9, pp. 1582-1599, Sept. 2009.  
 [4] R. Zabih and J. Woodfill, "Non-parametric Local Transform for Computing Visual Correspondence," ECCV, pp. 151-158, 1994.  
 [5] W. Fife and J. Archibald, "Improved Census Transforms for Resource-Optimized Stereo Vision," IEEE Transaction CSVT, pp. 60-73, June, 2012.  
 [6] K. He, J. Sun, and X. Tang, "Guided Image Filtering," IEEE Transaction on PAMI, vol. 35, no. 6, pp. 1397-1409, Oct. 2012.  
 [7] N. Draper and H. Smith, "Applied regression analysis. 2nd," John Wiley, pp. 341-391, 1981.  
 [8] C. Rhemann, A. Hosni, M. Bleyer, C. Rother and M. Gelautz, "Fast Cost-Volume Filtering for Visual Correspondence and Beyond," In Proceedings of Conference on CVPR, 2011.  
 [9] V. Borisagar, M. Zaveri, "Census and segmentation-based disparity estimation algorithm using region merging," JSIP, vol. 6, pp. 191-202, Aug. 2015.  
 [10] M. Weber, M. Humenberger, W. Kubinger, "A very fast census-based stereo matching implementation on a graphic processing unit," ICCV, pp. 786-793, Oct. 2009.

### 저 자 소 개



문 지 훈(학생회원)  
 2013년 전북대학교 전자공학과 학사 졸업.  
 2015년 광주과학기술원 정보통신공학부 석사 졸업.  
 2015년~현재 광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학부 박사과정.

<주관심분야: 스테레오매칭, 3차원 영상 복원, 영상 신호처리 및 압축, HEVC>



호 요 성(정회원)  
 1981년 서울대학교 전자공학과 학사 졸업  
 1983년 서울대학교 대학원 전자공학과 석사 졸업  
 1989년 Univ. of California, Santa Barbara, Dept. of Electrical

and Computer Engineering 박사 졸업.  
 1983년~1995년 한국전자통신연구소 선임연구원  
 1990년~1993년 미국 Philips 연구소, Senior Research member  
 1995년~현재 광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학부 교수

<주관심분야: 디지털 신호처리, 영상 처리 및 압축, MPEG 표준, 3차원 TV. 실감방송>