

거리변환과 1차원 배열을 이용한 적응적 스테레오 정합

장 용 준*, 호 요 성°

Stereo Matching Using Distance Transform and 1D Array Kernel

Yong-Jun Chang*, Yo-Sung Ho°

요 약

스테레오 정합 방법은 2차원 영상으로부터 깊이정보를 얻는 여러 가지 방법들 중 하나다. 이 방법은 서로 다른 두 시점을 갖는 스테레오 영상을 이용해 영상 속 객체 및 배경의 깊이를 예측한다. 이때 물체의 깊이 값은 한 시점의 영상 속 화소들과 다른 시점 영상에 있는 대응점들 사이의 거리 차이인 변위값에 의해 결정된다. 본 논문은 평탄한 영역 속 각 화소의 대응점을 잘 찾기 위해 거리변환을 이용한 새로운 정합비용 함수를 제안한다. 거리변환은 영상 속 각 화소가 경계 영역으로부터 얼마나 떨어져있는지 계산해준다. 따라서 평탄한 영역에 있는 화소에 거리변환을 적용하면 특정값을 갖는 화소로 변환할 수 있기 때문에 이 영역에서의 대응점 탐색 정확도를 높일 수 있다. 또한, 정합비용을 계산하는 과정에서 1차원 배열을 이용해 영상의 영역별 특성에 따라 정합 방법이 적응적으로 적용되도록 한다. 최적의 대응점을 찾기 위한 정합비용들의 종합 과정에는 교차 계층 구조를 이용한 종합 방법이 사용된다. 그 결과, 평탄한 영역을 포함한 모든 영역에서 기존의 방법보다 더 정확한 변위값을 얻었다.

Key Words : Stereo matching, distance transform, 1-D array matching, cost aggregation, pixel based matching

ABSTRACT

A stereo matching method is one of the ways to obtain a depth value from two dimensional images. This method estimates the depth value of target images using stereo images which have two different viewpoints. In the result of stereo matching, the depth value is represented by a disparity value. The disparity means a distance difference between a current pixel in one side of stereo images and its corresponding point in the other side of stereo images. The stereo matching in a homogeneous region is always difficult to find corresponding points because there are no textures in that region. In this paper, we propose a novel matching equation using the distance transform to estimate accurate disparity values in the homogeneous region. The distance transform calculates pixel distances from the edge region. For this reason, pixels in the homogeneous region have specific values when we apply this transform to pixels in that region. Therefore, the stereo matching method using the distance transform improves the matching accuracy in the homogeneous regions. In addition, we also propose an adaptive matching cost computation using a kernel of one dimensional array depending on the characteristic of regions in the image. In order to aggregate the matching cost, we apply a cross-scale cost aggregation method to our proposed method. As a result, the proposed method has a lower average error rate than that of the conventional method in all regions.

* First Author : Gwangju Institute of Science and Technology (GIST), yjchang@gist.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author : Gwangju Institute of Science and Technology (GIST), hoyo@gist.ac.kr, 종신회원

논문번호 : KICS2016-03-041, Received March 4, 2016; Revised April 18, 2016; Accepted April 19, 2016

I. 서 론

최근 방송 서비스는 3차원 텔레비전 (Three-dimensional Television, 3D TV)과 초고선명 텔레비전 (Ultra High Definition Television, UHD TV)을 넘어 사람의 오감을 자극하는 실감 방송의 시대로 나아가고 있다. 사람의 오감 중에서 특히 시각을 만족시키기 위해서는 시청자들로 하여금 영상이 마치 그들 눈앞에 실제로 펼쳐지고 있다는 느낌을 받도록 해야 한다. 사실감 있는 영상을 표현하기 위한 방법 중 하나로 3차원 영상을 대표적인 예로 들 수 있다. 3차원 영상은 2차원 영상과 달리 시청자가 영상 속 객체 및 배경의 깊이감을 느낄 수 있기 때문에 시청자 입장에서 실감나는 영상을 경험할 수 있도록 해준다. 영화관에서 상영되는 3차원 영화와 일반 가정에서 접할 수 있는 3차원 방송들은 대부분 스테레오 영상을 이용해 3차원 효과를 낸다.

사람의 눈은 양안시차 특성을 이용해 사물의 깊이감을 측정하는데, 스테레오 영상 또한 이와 같은 특성을 이용해 사람들에게 3차원 효과를 느낄 수 있도록 해준다. 더욱 사실감 있고 입체적인 영상 표현을 위해 최근에는 다시점 영상을 이용한 3차원 콘텐츠 제작도 많이 연구되고 있으며 스테레오 영상에 다른 객체를 합성하는 연구도 이루어지고 있다^[1].

다시점 영상은 스테레오 영상과 달리 두 개 이상의 시점을 갖고 있기 때문에 시청하는 사람의 위치에 따라서 다양한 모습의 영상을 보여 준다는 장점이 있다. 다시점 영상을 얻기 위해 많은 수의 카메라로 영상을 촬영하기도 하지만, 스테레오 영상을 이용해 가상시점 영상을 만들어 다시점 영상을 얻을 수도 있다^[2]. 이 과정에서 자연스러운 영상들을 얻기 위해 다시점 영상의 정렬화^[3], 색상 보정^[4] 작업이 수행된다.

스테레오 영상으로 가상시점의 영상을 만들기 위해서는 각 시점의 깊이정보를 알아야 한다. 깊이정보를 얻는 방법으로 깊이 카메라를 이용해 직접 객체의 깊이를 구하는 방법이 있다. 하지만 깊이 카메라로 얻은 깊이 영상은 일반적으로 색상 카메라로 얻은 색상 영상 보다 낮은 해상도를 갖기 때문에 색상 영상과 깊이 영상이 같은 해상도를 갖도록 해주는 작업이 필요하다^[5]. 스테레오 정합은 이미 촬영된 색상 영상들로부터 깊이정보를 구하는 대표적인 방법이다. 스테레오 영상에는 서로 다른 시점에서 촬영된 동일한 물체가 존재한다. 이 물체는 양안시차의 특성에 따라서 카메라로부터 가까이 위치할 경우 두 영상 사이에서 큰 변위차이를 보인다. 반대로 카메라로부터 멀리 위치할

경우 이 물체는 작은 변위차이를 갖는다. 스테레오 영상 속 화소들의 변위값을 구하기 위해서는 두 영상 사이에 서로 대응하는 화소들을 찾아야 한다. 스테레오 정합이란 이처럼 영상 속에 있는 각 화소의 대응점을 찾아 변위값을 예측하는 과정을 뜻한다. 현재 화소의 대응점은 유사도 측정 방법을 이용해 찾는다. 이 방법으로 현재 화소와 비교 화소 사이의 정합비용을 계산한 후, 최적의 정합비용을 갖는 화소를 현재 화소의 대응점으로 한다.

정합비용을 계산하는 방법은 화소 단위의 정합비용을 계산하는 것과 블록 단위의 정합비용을 계산하는 것으로 나뉜다. 화소 단위의 정합비용 계산은 현재 화소의 대응점을 찾기 위해 화소 하나하나씩 유사도를 측정하는 것을 말한다. 화소 단위의 정합비용 계산은 현재 화소 이외의 주변 화소들을 고려하지 않고 대응점을 찾기 때문에 빠르게 정합비용을 계산할 수 있다는 장점이 있다. 하지만 정합비용 계산에 사용되는 화소 정보가 적어 정확도가 떨어진다는 단점도 있다. 반면에 블록 단위의 정합비용 계산은 현재 화소와 주변 화소들을 모두 포함한 블록을 이용해 유사도 측정을 한다. 따라서 블록 단위의 정합비용 계산은 화소 단위의 정합비용보다 일반적으로 더 정확한 대응점을 찾는다. 하지만 블록 크기가 커짐에 따라 연산의 복잡도가 올라가고 변위지도의 경계 영역이 무너지는 단점이 있다.

대응점 탐색의 정확도는 스테레오 영상의 영역별 특성에 따라 달라진다. 영상 속에서 물체의 경계 부분처럼 색상 변화가 심한 영역은 대응점 탐색의 정확도가 대체로 높다. 반면에 색상의 변화가 거의 없는 평탄한 영역의 경우 화소의 대응점을 찾는 것이 쉽지 않다. 기존의 정합비용 계산 방법인 화소 단위의 정합과 블록 단위의 정합은 일반적으로 화소의 색상 정보를 기반으로 계산된다. 따라서 거의 균일한 화소값을 갖는 평탄한 영역에서는 기존의 정합비용 계산 방법으로는 정확한 대응점을 찾는데 한계가 있다. 이러한 이유로 스테레오 정합의 결과 영상인 변위지도에 많은 변위값 오류들이 나타난다.

본 논문은 평탄한 영역에서의 대응점 탐색 정확도를 높이기 위한 방법을 제안한다. 이 논문의 2장에서는 평탄한 영역에서의 변위값 정확도를 높이기 위해 사용된 기존 방법에 대해 소개하고 문제점을 제시한다. 3장에서는 기존 방법의 문제점을 개선하기 위해 사용한 방법들에 대해 소개하고 이를 이용해 새롭게 제안한 방법에 대해 설명한다. 4장에서는 기존의 방법과 제안한 방법의 실험결과를 비교하고 분석하고 5장에서 결론으로 논문을 마무리 짓는다.

II. 교차 계층 구조를 이용한 정합비용 종합

영상의 평탄한 영역에서 정확한 변위값을 찾기 위해 그동안 많은 방법들이 제안되어 왔다. 그 중, 교차 계층 구조를 이용한 정합비용 종합 방법은 변위지도 속 평탄한 영역에서 상당히 정확한 변위값을 갖는다^[6]. 이 방법은 그림 1과 같이 계층적 구조를 갖는 스테레오 영상을 이용한다. 평탄한 영역은 그 크기가 클수록 각 화소의 대응점을 찾기가 더 힘들어진다. 반대로 평탄한 영역의 크기가 작을수록 현재 화소와 비슷한 화소의 개수가 줄어들어 잘못된 대응점을 찾을 확률이 낮아진다. [6]의 방법은 평탄한 영역의 이러한 특성을 이용해 대응점 탐색의 정확도를 높였다.

그림 2는 이 방법의 전체적인 흐름도를 보여준다. 먼저 각 계층별로 초기 정합비용을 계산한다. 각 계층의 초기 정합비용은 계층내 정합비용 종합 방법과 계층간 정합비용 종합 방법을 이용해 최적의 변위값을 찾도록 정리된다. 각 계층의 초기 정합비용은 그림 3과 같이 비용 잡음을 지닌다.

그림 3은 변위값에 따른 각 화소의 초기 정합 결과를 나타낸다. 그림 3에서 검정색 부분은 해당 변위값에 대해 높은 유사도를 갖는 화소들을 나타내며 흰색에 가까운 화소일수록 낮은 유사도를 갖는다. 같은 영역에 있는 화소들은 대체로 거의 동일한 변위값을 갖는다. 하지만 그림 3을 보면 같은 영역에 있는 화소일지라도 동일한 변위값에 대해서 확연히 다른 정합비용을 갖는 화소들이 존재하는 것을 확인할 수 있다.

[6]의 방법에서 계층내 정합비용 종합 방법과 계층

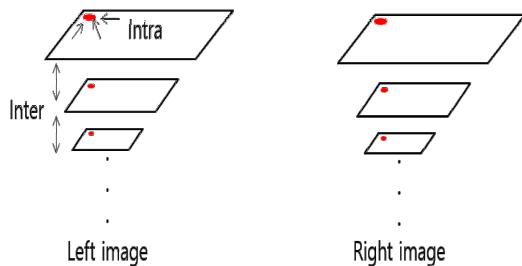


그림 1. 스테레오 영상의 계층적 구조
Fig. 1. Hierarchical structure of stereo images

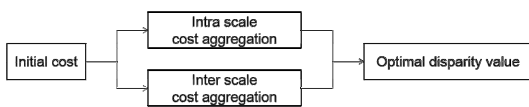


그림 2. 교차 계층 구조를 이용한 정합비용 종합 흐름도
Fig. 2. Flowchart of cross-scale cost aggregation method

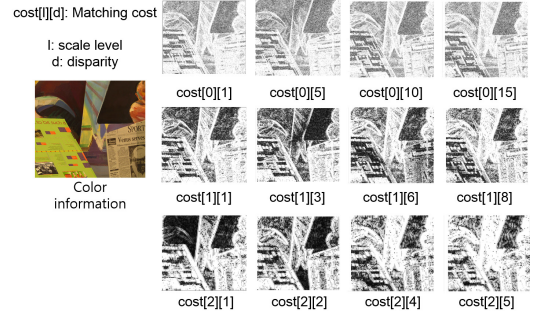


그림 3. 초기 정합비용 잡음 영상
Fig. 3. Cost noise in initial matching results

간 정합비용 종합 방법은 이러한 비용 잡음을 없애주는 역할을 한다. 계층내 정합비용 종합 방법은 같은 계층 안에 있는 화소들의 정합비용 연속성을 확인해 같은 영역에 있는 화소들끼리 비슷한 정합비용을 갖도록 해준다. 계층간 정합비용 종합 방법은 서로 다른 계층에 있는 동일한 영역의 화소들이 서로 비슷한 정합비용을 갖도록 만드는 역할을 한다. 그림 4는 그림 3의 계층내 정합비용 종합 결과 영상이다. 그림 4를 보면 비용 잡음이 번짐 효과에 의해 제거되는 것을 확인할 수 있다.

교차 계층 구조를 이용한 정합비용 종합 방법에서 초기 정합비용을 구하기 위한 방법 중 하나로 화소 단위의 정합비용 계산이 소개되었다. 2.1절에서는 화소 단위로 초기 정합비용을 계산하는 방법에 대해 소개하고 2.2절에서 이 초기 정합비용 계산의 문제점에 대해서 설명한다.

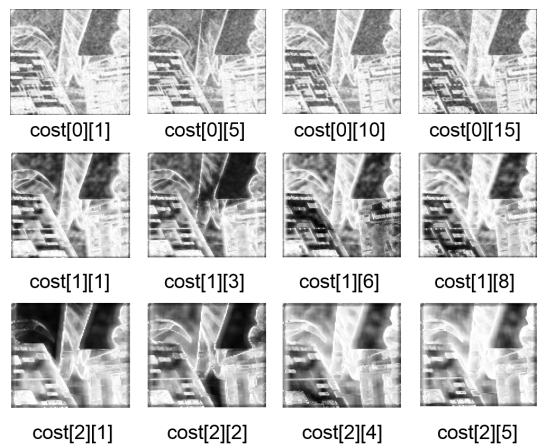


그림 4. 계층내 정합비용 종합 결과
Fig. 4. Results of intra-scale cost aggregation

2.1 화소 단위의 초기 정합비용 계산

초기 정합비용을 계산하기 위한 방법 중 하나로 [6]의 논문에서는 영상의 색상 정보와 기울기 정보를 이용한 화소 단위의 비용 계산 방법을 사용했다^[7]. 초기 정합비용 수식 C 는 식 (1)과 같이 정의된다. 식 (1)에서 i 는 현재 화소를 뜻하며 I 와 $\nabla_x I$ 는 각각 화소의 색상 값과 x 방향으로의 기울기 값을 나타낸다. 또한, 정합비용 C 가 너무 큰 값을 갖지 않도록 τ_1 과 τ_2 를 이용해 최대값을 조절한다. α 는 색상 정보와 기울기 정보의 비율을 조절하는 가중치 값을 나타낸다.

$$C(i, d) = (1 - \alpha) \cdot \min(\|I_L(x_i, y_i) - I_R(x_i - d, y_i)\|, \tau_1) + \alpha \cdot \min(\|\nabla_x I_L(x_i, y_i) - \nabla_x I_R(x_i - d, y_i)\|, \tau_2) \quad (1)$$

색상 정보와 기울기 정보를 이용한 스테레오 정합은 각 계층의 초기 정합비용을 빠르게 계산할 수 있다는 장점이 있다. 그 뿐만 아니라 스테레오 영상의 기울기 정보를 색상 정보와 함께 이용해 두 영상의 조명 변화에도 강인하다.

2.2 초기 정합비용 계산의 문제점

색상 정보와 기울기 정보를 이용한 초기 정합비용 계산 방법이 서로 다른 두 종류의 영상을 사용할지라도 평탄한 영역에서의 대응점 탐색 정확도를 높이는 힘들다. 색상 영상뿐만 아니라 기울기 영상도 평탄한 영역에서는 균일한 화소값을 갖기 때문에 이 영역에서 잘못된 탐색 결과를 불러일으킨다. 그림 5는 기울기 영상에서 잘못된 대응점을 탐색한 결과를 보여준다.

그림 5에서 좌영상의 평탄한 영역에 있는 현재 화소의 기울기 값은 0.5018이다. 유사도 측정방법을 이용해 우영상에 있는 대응점을 찾으면 0.5019라는 기울기 값을 지닌 화소가 대응점으로 선택된다. 하지만 현재 화소의 실제 대응점은 0.5013의 기울기 값을 지

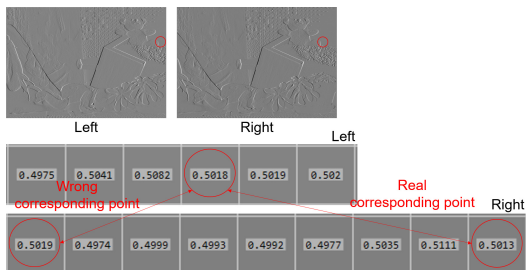


그림 5. 기울기 영상의 잘못된 대응점 탐색
Fig. 5. Matching ambiguity problem in gradient images



(a) Original image (b) Disparity map

그림 6. 평탄한 영역에서의 변위값 오류
Fig. 6. Disparity errors in homogeneous region

닌 화소가 되어야 한다. 이러한 문제는 스테레오 정합 결과에 변위값 오류로 나타난다. 그림 6은 식 (1)을 사용했을 때 평탄한 영역에서 나타나는 변위값 오류를 보여준다. 정합비용의 종합 방법으로는 교차 계층 구조를 이용한 방법이 사용됐다^[6].

III. 거리변환 및 1차원 배열을 이용한 적응적 초기 정합비용 계산

3.1 거리변환을 이용한 초기 정합비용 수식

색상 정보와 기울기 정보를 이용해 초기 정합비용을 계산하는 기존의 방법을 보완하기 위해 본 논문은 거리변환을 이용한 새로운 초기 정합비용 수식을 제안한다^[8]. 거리변환이란 색상 영상의 경계 영상을 구한 후, 경계 영상 속에 있는 각 화소가 경계로부터 얼마나 떨어져 있는지 계산하여 그 값을 새로운 화소값으로 변환하는 과정을 뜻한다^[9]. 식 (2)는 거리변환을 위한 수식을 나타낸다.

$$r_{i,j}^k = \min \begin{bmatrix} r_{i-1,j-1}^{k-1} + b & r_{i,j-1}^{k-1} + a & r_{i+1,j-1}^{k-1} + b \\ r_{i-1,j}^{k-1} + a & r_{i,j}^{k-1} & r_{i+1,j}^{k-1} + a \\ r_{i-1,j+1}^{k-1} + b & r_{i,j+1}^{k-1} + a & r_{i+1,j+1}^{k-1} + b \end{bmatrix} \quad (2)$$

식 (2)에서 r 은 거리변환 값을 나타내며 k 는 거리변환의 반복 횟수를 뜻한다. a 와 b 는 거리변환의 강도를 조절해주는 역할을 한다.

경계 영상의 거리변환을 통해 얻은 결과를 우리는 거리변환 지도라고 부른다. 거리변환 지도는 스테레오 정합에서 변위지도의 경계 영역을 보존하는데 사용되기도 한다^[10]. [10]의 방법에서는 거리변환 지도에 있는 화소값들을 유사도 측정 수식의 가중치 함수를 계산하는데 사용되었다. 거리변환 지도의 화소들은 특정한 거리 값을 갖고 있다. 심지어 평탄한 영역의 화소도 주변 경계 화소로부터의 거리 값을 지닌다. 본 논

문에서 우리는 이러한 거리변환 지도의 특성을 이용해 거리변환 지도의 화소값들을 색상 정보, 기울기 정보와 같이 정합비용 수식의 새로운 항으로 정의한다^[8]. 또한, 새롭게 정의한 초기 정합비용 수식이 스테레오 정합 과정에서 특정 영역에 따라 적응적으로 적용되도록 1차원 배열의 정합 방법을 제안한다.

기존의 거리변환 수식인 식 (2)는 현재 화소를 중심으로 8가지 방향에 있는 경계 영역을 고려하여 현재 화소의 거리변환 값을 계산한다. 정렬화 된 영상을 사용한 스테레오 정합의 경우 동일한 x 방향의 탐색선 상에서 대응점을 찾는다^[3]. 따라서 정렬화 된 영상을 이용한 스테레오 정합에서 거리변환 정보를 이용할 경우 식 (2)와 같이 8가지 방향의 거리정보 모두 사용하지 않아도 된다. [8]의 논문에서는 영상 정렬화 된 스테레오 영상을 사용한다는 가정하에 x 방향에 대해서만 거리변환을 하도록 수정했다. 수정한 거리변환 수식은 식 (3)과 같이 정의한다. 식 (3)에서 c 는 식 (2)의 a , b 처럼 거리변환의 강도를 조절하는 역할을 한다.

$$r_{i,j}^k = \min[r_{i-1,j}^{k-1} + c, r_{i,j}^{k-1}, r_{i+1,j}^{k-1} + c] \quad (3)$$

식 (3)으로부터 얻은 거리 정보를 식 (1)에 추가하여 새로운 초기 정합비용 C' 를 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다. 식 (4)에서 dt 는 거리변환 지도에 있는 화소값을 나타낸다. 또한 α' , β' , 그리고 γ' 는 각각 가중치 값을 뜻한다.

$$C'(i, d) = \alpha' \cdot \min(\|I_L(x_i, y_i) - I_R(x_i - d, y_i)\|, \tau_1) + \beta' \cdot \min(\|\nabla_x I_L(x_i, y_i) - \nabla_x I_R(x_i - d, y_i)\|, \tau_2) + \gamma' \cdot \|dt_L(x_i, y_i) - dt_R(x_i - d, y_i)\| \quad (4)$$

3.2 1차원 배열을 이용한 적응적 정합 방법

기존의 교차 계층 구조를 이용한 정합비용 종합 방법에서는 모든 초기 정합비용을 화소 단위로 계산하였다. 또한 새로운 초기 정합비용 수식을 사용한 [8]의 방법도 모든 화소에 대해 화소 단위의 정합비용을 구했다. 우리는 정합의 효율성을 높이기 위해 그림 7과 같이 1×3의 1차원 배열을 이용해 적응적으로 스테레오 정합을 하도록 제안한다.

그림 7에서 거리변환 지도의 현재 화소값이 0이 아닌 경우 그 화소는 평탄한 영역에 있는 화소로 간주할 수 있다. 따라서 현재 화소의 위치가 평탄한 영역에 있다고 판단될 경우에는 1×3의 1차원 배열을 이용해 정합비용 계산에 사용되는 화소의 개수를 늘려 대응

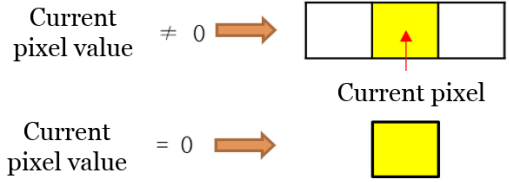


그림 7. 1차원 배열을 이용한 적응적 정합 방법
Fig. 7. Adaptive matching using 1D array

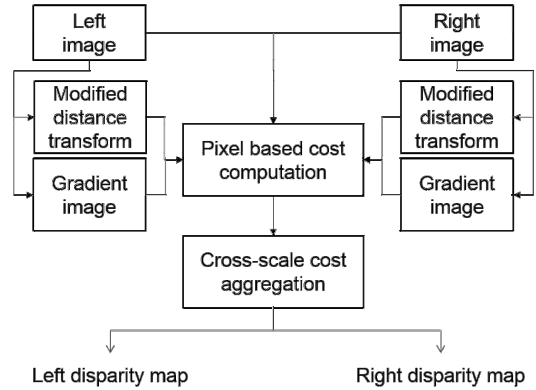


그림 8. 제안한 방법의 흐름도
Fig. 8. Flowchart of proposed method

점 탐색의 정확도를 더욱 높였다. 현재 화소의 위치가 경계 영역인 경우에는 기존의 화소 단위의 정합 방법을 그대로 적용했다. 식 (4)의 수식과 그림 7의 방법으로 계산한 모든 초기 정합비용들은 교차 계층 구조를 이용한 정합비용 종합 방법을 통해 최적의 변위값을 찾는데 사용된다^[6]. 그림 8은 제안한 방법의 흐름도를 보여준다.

IV. 실험 결과

기존 방법과 제안한 방법의 성능을 실험하기 위해 *Teddy*, *Cones*, *Tsukuba*, *Venus*, 총 4개의 실험 영상을 사용했다^[11,12]. 또한, 제안한 방법의 거리변환 지도를 구하기 위해 Canny 경계 검출 방법으로 경계 영상을 얻었다^[13]. 그림 9는 식(2)를 이용해 얻은 거리변환 지도와 식 (3)을 이용해 얻은 결과다. 이때 거리변환의 강도를 조절하기 위해 c 를 1로 정하였다.

그림 9(b)와 그림 9(c)는 각각 기존 방법과 x 방향의 거리변환 방법^[8]을 적용해 얻은 거리변환 지도이다. 두 지도에서 화소값이 0에 가까울수록 경계 영역 근처에 있는 화소를 뜻하며 밝은 화소값을 나타낼수록 경계로부터 멀리 떨어진 화소를 뜻한다.

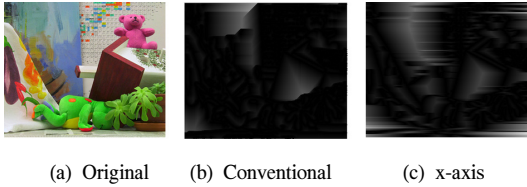


그림 9. 기존 거리변환 방법과 x 방향 거리변환 방법 비교
Fig. 9. Result image comparison between conventional method and x-axis transform method

그림 9의 거리변환 지도로부터 제안한 방법의 초기 정합비용을 구하기 위해 식 (4)를 사용한다. 이때 가중치 값 α' , β' , 그리고 γ' 는 각각 0.1, 0.89, 0.01로 설정했다. 기존 방법의 초기 정합비용을 계산하는데 사용된 식 (1)의 가중치 값 α 는 0.11이 사용되었다. 이때 γ' 값에 낮은 가중치를 준 이유는 좌영상과 우영상의 경계정보가 정확히 일치하지 않기 때문에 발생할 수 있는 오류를 최소화하기 위함이다.

그림 9의 거리변환 지도를 이용해 제안한 방법을 적용한 결과 영상은 그림 10에서 볼 수 있다.

그림 10에서 실험 영상은 상단에서부터 순서대로 *Teddy*, *Cones*, *Tsukuba*, *Venus*를 나타낸다. 가장 좌측에 있는 그림 10(a)는 원본 색상영상이며 그림 10(b), 그림 10(c), 그림 10(d)는 각각 기존 방법^[6]으로 구한 변위지도, 제안한 방법으로 구한 변위지도, 그리고 실제 변위지도를 나타낸다. 그림 10(c)의 *Teddy* 영상을 기존 방법^[6]의 결과와 비교했을 때, 일부 영역에서 변위값 오류가 더 발생했지만 그림 11과 같이 평탄한 영역에서는 더 정확한 변위값을 갖는 것을 확인할 수 있다.

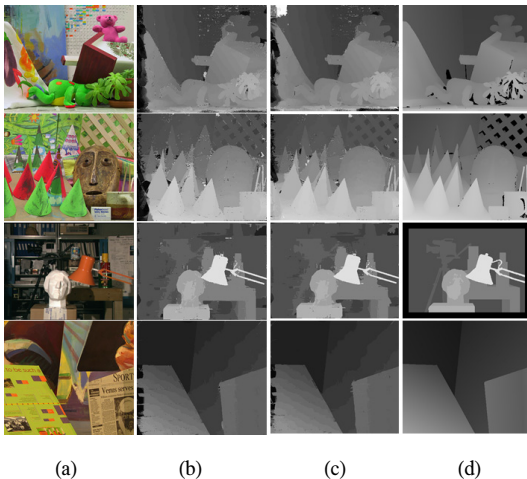
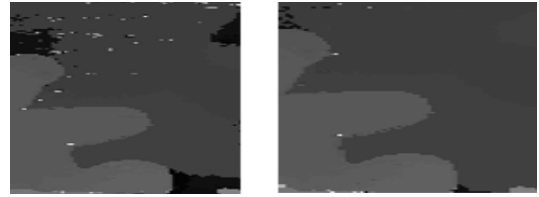


그림 10. 실험 결과 영상 비교
Fig. 10. Disparity map comparison



(a) Conventional (b) Proposed
그림 11. 평탄한 영역에서의 변위값 비교
Fig. 11. Enlarged result images in homogeneous region

실험 결과의 객관적인 분석을 위해 실험 영상의 실제 변위지도와 실험 결과로 얻은 변위지도 사이의 오차를 계산해 표 1과 같이 정리 하였다^[11,12]. 변위값 오차는 변위지도에 있는 전체 화소 대비 오류 화소의 비율을 뜻한다. 오류 화소는 스테레오 정합을 통해 얻은 화소의 변위값과 실제 변위값 차이의 절대값이 1보다 큰 화소를 뜻한다.

표 1을 보면 각 실험 영상마다 전체 영역 (all)의 오차를 포함하여 비배열 영역 (nonocc.)의 오차율, 불연속 영역 (disc.)의 오차를 까지 총 세 개 영역의 오차를 측정했다. 그 결과, 거리변환 및 적응적 1차원 배열 정합을 사용한 제안한 방법이 색상 정보와 기울기 정보만을 이용해 초기 정합비용을 구한 방법^[6,7]보다 평균적으로 0.5% 낮은 오차율을 갖는 것을 확인할 수 있었다.

표 2는 기존 방법^[6]과 제안한 방법의 복잡도 비교를 위해 각 실험 영상의 수행시간을 정리한 것이다. 기존 방법^[6]의 평균 수행시간은 약 460초인 반면에 제안한 방법의 평균 수행시간은 약 709초로 약 250초 정도의 수행시간 증가를 보였다.

표 1. 결과 영상의 오차율 분석
Table 1. Error rate comparison

		Conventional method ^[6]	Proposed method
		Error rate (%)	
Teddy	nonocc.	8.71	8.64
	all	17.32	16.30
	disc.	21.53	20.52
Cones	nonocc.	6.37	5.57
	all	15.98	14.58
	disc.	15.73	14.41
Tsukuba	nonocc.	2.33	2.31
	all	2.67	2.63
	disc.	9.71	10.83
Venus	nonocc.	1.30	0.91
	all	3.19	2.64
	disc.	4.11	3.67
Average		9.08	8.58

표 2. 수행시간 비교

Table 2. Implementation time comparison

	Conventional method ^[6]	Proposed method
	Time (sec.)	
Teddy	752	1136
Cones	754	1145
Tsukuba	115	186
Venus	218	368
Average	460	709

V. 결 론

본 논문은 스테레오 정합의 초기 정합비용 수식을 개선하여 평탄한 영역의 변위값을 잘 찾도록 했다. 기존의 방법이 색상 정보와 기울기 정보를 사용해 초기 정합비용을 구하도록 하였다면 제안한 방법은 이 두 가지 정보뿐만 아니라 거리변환을 이용한 거리 정보를 추가해 정합비용을 계산하도록 했다. 또한 모든 영역에서 화소 단위로 정합비용을 계산했던 기존의 방식을 수정하여 평탄한 영역에서는 1차원 배열의 정합창을 사용해 영역에 따라 적응적으로 정합비용을 구하도록 했다. 그 결과, 제안하는 방법이 기존 방법보다 평균 수행시간이 늘어나는 복잡도 증가를 보였으나 대부분의 실험 영상에서 더 낮은 오차율을 보이는 것을 확인했다.

References

- [1] E. T. Baek and Y. S. Ho, "Stereo image composition using poisson object editing," *J. KICS*, vol. 39A, no. 8, pp. 453-458, Aug. 2014.
- [2] D. Scharstein, *View synthesis using stereo vision*, Springer-Verlag, 1999.
- [3] Y. S. Kang and Y. S. Ho, "An efficient image rectification method for parallel multi-camera arrangement," *IEEE Trans. Consumer Electron.*, vol. 57, no. 3, pp. 1041-1048, Aug. 2011.
- [4] J. I. Jung and Y. S. Ho, "Improved polynomial model for multi-view image color correction," *J. KICS*, vol. 38C, no. 10, pp. 881-886, Nov. 2013.
- [5] Y. S. Kang and Y. S. Ho, "Low-resolution depth map upsampling method using depth-

discontinuity information," *J. KICS*, vol. 38C, no. 10, pp. 875-880, Nov. 2013.

- [6] K. Zheng, Y. Fang, D. Min, L. Sun, S. Yang, S. Yan, and Q. Tian, "Cross-scale cost aggregation for stereo matching," *IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1590-1597, Columbus, USA, Jun. 2014.
- [7] C. Rhemann, A. Hosni, M. Bleyer, C. Rother, and M. Gelautz, "Fast cost-volume filtering for visual correspondence and beyond," *IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 3017-3028, Colorado, USA, Jun. 2011.
- [8] Y. J. Chang and Y. S. Ho, "Pixel based cost computation using weighted distance information for cross-scale stereo matching," *Electronic Imaging*, pp. 1-6, San Francisco, USA, Feb. 2016.
- [9] G. Borgefors, "Distance transformations in digital images," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 34, no. 3, pp. 344-371, Jun. 1986.
- [10] W. S. Jang and Y. S. Ho, "Discontinuity preserving disparity estimation with occlusion handling," *J. Visual Commun. and Image Representation*, vol. 25, no. 7, pp. 1595-1603, Oct. 2014.
- [11] D. Scharstein, R. Szeliski, and R. Zabih, "A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms," *Int. J. Computer Vision*, vol. 47, no. 1, pp. 7-42, Apr. 2002.
- [12] D. Scharstein and R. Szeliski, "High-accuracy stereo depth maps using structured light," *IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 195-202, Madison, USA, Jun. 2003.
- [13] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell.*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679-698, Nov. 1986.

장 용 준 (Yong-Jun Chang)



2014년 : 한국항공대학교 전자
및 항공전자공학 학사
2016년 : 광주과학기술원 정보
통신공학 석사
2016년~현재 : 광주과학기술원
전기전자컴퓨터공학부 박사
과정

<관심분야> 3차원 영상처리, 디지털 영상처리, 영상
부호화, 실감 방송

호 요 성 (Yo-Sung Ho)



1981년 : 서울대학교 전자공학
과 학사
1983년 : 서울대학교 전자공학
과 석사
1989년 : Univ. of California,
Santa Barbara, Department
of Electrical and Computer
Engineering, 박사

1983년~1995년 : 한국전자통신연구소 선임 연구원

1990년~1993년 : 미국 Philips 연구소, Senior
Research Member

1995년~현재 : 광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학부
교수

<관심분야> 디지털 신호처리, 영상신호 처리 및 압
축, 멀티미디어 시스템, 디지털 TV와 고선명 TV,
MPEG 표준, 3차원 TV, 실감 방송