

論文98-35S-3-15

저 해상도 변위 히스토그램을 이용한 고성능 변위정보 추출 알고리즘

(A High Performance Disparity Extraction Algorithm Using Low Resolution Disparity Histogram)

金南圭*, 李光燾*, 金炯坤*, 車均鉉**

(Nam-Kyu Kim, Kwang-Do Yi, Hyoung-Gon Kim, and Kyun-Hyon Tchah)

요 약

본 논문에서는 저 해상도의 변위 히스토그램을 이용하여 조밀하고 정확한 변위정보를 고속으로 얻는 알고리즘을 제안한다. 낮은 해상도에서 구한 변위 히스토그램으로부터 배경과 물체의 영역 및 변위의 분포를 구하고, 이를 이용하여 원 해상도에서의 탐색 영역과 탐색 범위를 제한함으로써 고속으로 정확한 변위정보를 얻을 수 있다. 중복 연산이 제거된 MPC(Matching Pixel Count) 유사도 측정방법을 사용하여 고속연산이 가능하게 하였으며 물체의 경계 부분에서도 좋은 결과를 보인다. 계산된 변위정보 정합 결과는 반복 후처리 과정 등을 통해 성능이 개선된다. 무작위점 스테레오 영상과 실제 실험실에서 획득된 영상에 대해 본 알고리즘을 적용해본 결과 조밀하고 정확한 변위 영상을 고속으로 얻을 수 있었다.

Abstract

This paper presents a high performance disparity extraction algorithm that generate a dense and accurate disparity map using low-resolution disparity histogram. Disparity distribution of background and object areas can be segmented from low-resolution disparity histogram. These information can be used to reduce the search area and search range of the high-resolution image resulting reliable disparity information in high speed. The computationally efficient matching pixel count(MPC) similarity measure technique is used extensively to remove the redundancies inherent in the area-based matching method, and also results robust matching at the boundary region. Resulting matches are further improved using iterative support algorithm and post processing. We have obtained good results on randomdot stereogram and real images obtained in our camera system.

I. 서 론

스테레오 비전은 레이저나 초음파와 같은 능동 감지 센서를 사용하지 않고 서로 다른 위치에서 얻은 2차원 영상만으로 3차원 거리 정보를 얻을 수 있는 효율적인 방법으로서, 서로 다른 위치의 카메라로부터 좌우 영

상의 획득, 대응점 정합을 통한 변위정보의 추출, 삼각 측량법에 의한 거리정보 연산 등의 과정을 통해서 얻을 수 있다. 이러한 스테레오 비전을 사용한 거리정보 획득 과정중 대응점을 알아내어 변위정보를 구하는 대응점 정합 과정이 높은 정밀도의 요구와 많은 연산 시간으로 인하여 고속 연산을 요구하는 실시간 구현에 장애가 되는 단계이다^{[1] [2]}.

일반적으로 대응점을 알아내는 방법은 특징 기반 방법과 영역 기반 방법으로 대별될 수 있다. 특징 기반 방법은 영상에서 특징을 추출하여 추출된 특징들에 대해서만 정합을 수행하는 방법으로 연산 시간이 빠르고 정확하다는 장점이 있으나 조밀한 변위정보를 얻을 수

* 正會員, 韓國科學技術研究院 映像미디어研究센터

(Imaging Media Research Center, KIST)

** 正會員, 高麗大學校 電子工學科

(Dep. of Electronic Eng., Korea Univ.)

接受日字: 1997年8月30日, 수정완료일: 1998年2月20日

가 없기 때문에 보간법을 이용해야 한다는 단점이 있다. 반면에 영역 기반 방법은 모든 화소에 대해 정합을 수행하기 때문에 조밀한 변위정보를 얻을 수 있지만 잡음에 민감하고 연산 시간이 많이 걸린다는 단점이 있다. 일반적으로 단순한 연산 방법과 조밀한 변위정보를 구할 수 있다는 장점 때문에 영역 기반 방법이 많이 사용되며, 최근에는 하드웨어 기술의 발달로 이의 실시간 구현을 목적으로 하는 하드웨어 구조가 연구 중이다^{[3] [10]}. 또한 정합의 정밀도를 향상시키기 위하여 여러 대의 카메라를 사용하여 정확한 변위정보를 얻기 위한 연구도 진행 중에 있다^{[4] [9]}. 일반적인 스테레오 영상에서 변위정보는 전체 탐색 범위에 고르게 분포되어 있지 않고 배경과 물체의 변위에 해당하는 값만을 갖지만 기존의 방법은 전체 탐색 범위에 모두 정합 연산을 수행함으로써 많은 연산 시간과 함께 높은 오정합 확률의 문제가 있었다. 이러한 문제를 해결하기 위해 영상을 피라미드 구조로 만들고 낮은 해상도에서 얻은 결과를 상위 해상도에서 이용하는 계층적인 방법을 사용함으로써 계산 시간도 단축시키면서 정확한 변위정보를 얻는 계층적 알고리즘이 제안되기도 하였다^{[5] [6]}. 그러나 이 방법은 낮은 해상도의 한 화소의 변위가 높은 해상도에서 여러 화소에 영향을 줌으로 인해 경계 부분에서 정확한 변위정보를 구하기 어렵다. 특징 기반 방법과 영역 기반 방법을 동시에 사용함으로써 경계 부분에서도 정확한 변위를 구할 수 있는 알고리즘이 제안되었으나 계산 시간이 너무 많이 걸린다는 단점이 있다^[2].

본 논문에서는 두 대의 카메라로부터 얻은 스테레오 영상으로부터 고속으로 정확한 변위정보를 얻는 방법을 제안한다. 일반적인 스테레오 영상에서 변위정보는 전체 탐색 범위에 고르게 분포되어 있지 않고 배경과 물체의 변위에 해당하는 값만을 갖는다는 점에 착안하여, 낮은 해상도에서 계산된 변위 히스토그램을 이용하여 전체 탐색 범위를 물체 단위로 제한함으로써 경계 부분에서도 좋은 결과를 보이고 계산 시간도 단축시킬 수 있다. 낮은 해상도에서 계산된 변위 영상으로부터 변위의 빈도를 나타내는 변위 히스토그램을 구한 후, 이에 나타난 변위와 해당 변위의 빈도로부터 배경과 물체에 해당하는 대략적인 변위를 알 수 있다. 이를 이용하여 원 해상도의 탐색 범위를 제한할 수 있고, 물체의 위치 구분을 통해 탐색 영역을 제한함으로써 원 해상도의 초기 변위를 고속으로 구할 수 있다.

또한 중복 연산을 제거한 MPC 정합 방법을 사용함으로써 고속 연산이 가능하도록 하였으며 이 방법은 경계 부분에서도 좋은 정합 결과를 나타낸다. 반복 후원, 제약 조건 적용, 소수점 화소(subpixel) 단위 정확도 개선 등의 후처리 과정을 통해 계산된 초기 변위를 개선시킴으로써 정확한 변위를 구할 수 있었다. 무작위점 영상, 일본 쓰쿠바 대학의 다시점 영상 데이터베이스의 영상들과 본 실험실에서 얻은 스테레오 영상에 대해 본 알고리즘을 적용한 결과 고속으로 정확한 변위정보를 얻을 수 있었다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 서론에 이어 II 장에서는 스테레오 영상을 획득하기 위한 카메라 배치와, MPC를 이용한 영역 기반 스테레오 정합 방법 및 그 성능에 대해 설명한다. III 장에서는 변위 히스토그램을 이용한 고성능 MPC 정합 알고리즘과 반복 후원, 제약조건 적용 등 후처리 과정에 대한 설명을 한다. 무작위점 스테레오 영상과 실제 영상에 대해 실험한 결과를 IV 장에서 보이고 결론을 V 장에서 기술한다.

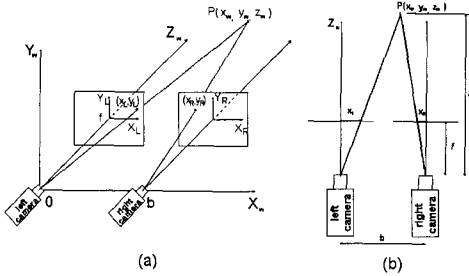
II. MPC를 이용한 영역 기반 스테레오 정합 방법

본 논문에서는 좌, 우 두 카메라를 배치함에 있어서 그림 1과 같이 x 축 상에 광축을 서로 평행하게 하고, x 좌표 값의 차(base line)는 b 가 되도록 배치하였다. 이와 같이 카메라를 배치함으로써 대응점을 찾는 탐색 범위가 동일 선상으로 제한될 수 있게 하는 에피폴라 구속 조건을 만족하게 하였으며, 이로부터 3차원 거리 정보도 쉽게 알 수 있다^[7]. 좌, 우 카메라의 초점 거리를 f , 카메라 사이의 거리를 b , 3차원 공간상의 임의의 한 점 P 의 좌표를 (x_w, y_w, z_w) , P 가 좌, 우 카메라의 영상면에 투영된 점의 좌표를 각각 (x_L, y_L) , (x_R, y_R) 이라 한다면, 에피폴라 구속조건에 따라 $y_L = y_R$ 이며, x 축 좌표는 삼각형의 비례관계에 의하여 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} x_L &= \frac{fx_w}{z_w} \\ x_R &= \frac{f(x_w - b)}{z_w} \end{aligned} \quad (1)$$

식 (1)을 사용하여 z_w 를 구하면 다음과 같다.

$$z_w = \frac{bf}{x_L - x_R} = \frac{bf}{d} \quad (2)$$



의 유사도를 계산하여 가장 유사도가 큰 값을 갖는 화소를 정합된 대응점이라고 한다. 이때, 모든 정합 후보 위치의 범위는 탐색 범위에 의해 결정된다. 유사도를 계산하는 방법은 화소간의 밝기 차를 보는 SSD(Sum of Squared Distance), SAD(Sum of Absolute Distance)방법과 상관 관계를 보는 NCC(Normalized Correlation Coefficient)방법 등이 있다. 우 영상의 (x, y) 위치의 화소와 x 축 상으로 d 만큼의 거리에 있는 좌 영상의 $(x+d, y)$ 위치의 화소간의 유사도는 각각 다음과 같이 정의된다.

$$SSD(x, y, d) = \sum_{\mathcal{W}} [R_{x,y} - L_{x+d,y}]^2 \quad (3)$$

$$SAD(x, y, d) = \sum_{\mathcal{W}} |R_{x,y} - L_{x+d,y}| \quad (4)$$

$$NCC(x, y, d) = \frac{\sum_{\mathcal{W}} [R_{x,y} - \overline{R_{x,y}}] \times [L_{x+d,y} - \overline{L_{x+d,y}}]}{\sqrt{\sum_{\mathcal{W}} [R_{x,y} - \overline{R_{x,y}}]^2} \times \sqrt{\sum_{\mathcal{W}} [L_{x+d,y} - \overline{L_{x+d,y}}]^2}} \quad (5)$$

이때, $R_{x,y}, L_{x,y}$ 는 각각 우 영상 및 좌 영상의 (x, y) 위치에서 화소의 밝기 값을 나타내고, \mathcal{W} 는 우 영상의 위치 (x, y) 와 이에 대응하는 좌 영상의 위치 $(x+d, y)$ 를 중심으로 하는 일정한 크기의 두 영역인 정합 창을 나타내며, $\overline{R_{x,y}}$ 는 우 영상에서 (x, y) 를 중심으로 하는 일정한 크기의 창 내의 화소들의 평균값을 나타낸다. SSD와 SAD는 화소들간의 밝기 차만을 보는 단순한 정합방법으로 유사도가 클수록 작은 결과 값을 갖는다. NCC는 화소들간의 상관 관계를 보는 방법으로 상관 관계가 없을 때 $NCC = 0$ 이며 정방향의 상관 관계가 있을 때 최대값 1, 역 방향의 상관 관계가 있을 때 최소값 -1을 갖는다. 상관 관계를 사용하는 NCC는 조명과 카메라 교유의 특징이 좌, 우 영상에 달리 작용함으로 인한 잡음 등에 SSD나 SAD보다 강인한 특징을 보인다^[10].

SSD, SAD, NCC 등의 유사도 측정 방법은 정합 창 내에서 한 화소가 유사도에 미치는 영향이 화소의 밝기 값에 따라 다르기 때문에 화소간의 밝기 변화가 큰 영역이 작은 영역으로 변위의 경계선이 연장되는 Boundary Overreach^[4] 현상이 생기고 이 때문에 경계 부분에서 잘못된 결과를 나타낸다. 본 논문에서는 유사도를 측정하는 방법으로 화소간의 밝기 값을 직접 이용하지 않고 정합 창 내에서 밝기가 비슷한 화소의 개수를 계산하는 MPC(Matching Pixel Count)

그림 1. 스테레오 영상을 획득하기 위한 카메라 배치도 (a)평행 광축의 기하학적 배치 (b) 위에서 본 배치 (c)실제 카메라 배치 사진

Fig. 1. Camera set-up for the stereo image capture (a)Parallel axis stereo geometry (b)Top view (c)Photo of camera set-up

이 때 $d(=x_L - x_R)$ 를 변위라고 하며 깊이 정보에 반비례함을 알 수 있다. 즉, 좌 우 카메라에 투영된 대응점의 x 좌표의 차로 부터 변위를 구하고 식 (2)에 따라 3차원 거리 정보를 얻을 수 있다. 변위가 클수록 카메라로부터 가깝고 작을수록 카메라로부터 먼 거리에 있다는 것을 알 수 있다.

영역 기반 정합 방법은 기준 화면의 모든 화소에 대해 대응점을 구함으로 연산시간이 많이 걸리고, 한 쪽 영상에서는 보이지만 다른 한쪽 영상에서는 보이지 않는 폐색(Occlusion) 영역이나 화소간의 밝기 변화가 미미한 영역에 대해서는 올바른 결과가 나오지 않지만, 계산이 단순하고 조밀한 변위를 구할 수 있다는 장점 때문에 스테레오 정합 방법으로 많이 쓰이고 있다.^{[2] [3] [9]}. 대응점 정합은 기준 화면의 찾고자 하는 화소를 중심으로 일정한 크기의 창 내의 화소값들과 탐색 화면에서 대응점이라고 간주되어지는 후보 위치의 화소를 중심으로 같은 크기의 창 내의 화소들간

를 사용한다. MPC 정합 방식은 영상의 움직임 정보를 구하기 위해 제안된 정합 방법으로^[11] 거리에 의한 변위정보 추출에 적용하는 경우, 한 화소가 유사도에 미치는 영향이 밝기 값에 관계없이 동일하게 함으로써 경계 부분에서도 좋은 결과를 얻을 수 있다. 우 좌 영상의 두 점 $(x, y: x+d, y)$ 을 중심으로 하는 창 내에서 밝기가 비슷한 화소의 개수인 $MPC(x, y, d)$ 값은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$MPC(x, y, d) = \sum_w T(x, y, d) \tag{6}$$

$$T(x, y, d) = \begin{cases} 1, & \text{if } |R_{x,y} - L_{x+d,y}| \leq Th \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$T(x, y, d)$ 는 $(x, y: x+d, y)$ 에서의 화소 밝기가 비슷하면 1, 비슷하지 않으면 0의 값을 갖는다. Th 는 미리 정의된 문턱값으로, 본 논문에서는 1을 사용하였다. (x, y) 위치에서의 변위 $D(x, y)$ 는 비슷한 화소의 개수가 최대가 될 때의 d 값으로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$D(x, y) = \arg \max_d MPC(x, y, d)$$

III. 고성능 변위정보 추출 알고리즘

본 장에서는 낮은 해상도에서 계산된 변위 히스토그램을 이용하여 원 해상도에서 탐색 범위를 제한함으로써 경계 부분에서도 좋은 결과를 보이면서 연산 시간도 단축시킬 수 있는 2단계 변위정보 추출 알고리즘과 이의 고속 구현이 가능하도록 중복 연산이 제거된 MPC 정합 방법에 대해 설명한다.

전체적인 알고리즘의 흐름도는 그림 2의 (a)와 같고 Santa영상에 대한 실제 예를 그림 2의 (b)에 나타내었다. 스테레오 영상 입력 장치를 통하여 얻은 원 해상도의 영상과 이의 다운 샘플링을 통하여 저 해상도의 스테레오 영상을 만든다. 이때 aliasing을 억제하기 위해 다운 샘플링을 하기 전에 평균 필터링을 원 영상에 대해 수행하였다. 이 두 영상에 대해 전처리 과정으로 LOG(Laplacian of Gaussian) 연산을 수행함으로써 영상의 특징들을 강조하고 서로 다른 조명과 카메라 이득으로 인한 영향을 제거해 준다. 저 해상도의 스테레오 영상에 중복 계산이 없는 고속 MPC 정합 방법을 사용하여 저 해상도 변위를 얻는다. 낮은 해상도에서 계산된 변위 영상으로부터 변위의 빈도를 나타내는 변위 히스토그램을 구하면 변위와 해당 변위의

빈도로부터 배경과 물체에 해당하는 변위를 알 수 있다. 이를 이용하여 원 해상도의 탐색 범위와 탐색 영역이 제한된 상태에서 고속 MPC 정합 방법을 원 해상도의 영상에 적용함으로써 초기 변위를 고속으로 구할 수 있다. 구해진 초기 변위에 반복 후원, 좌 우 정합 결과 일치 제한 조건(Two-Views Constraint), 폐색 영역 탐색, 시그마 필터링(Sigma Filtering), 소수점 화소 단위 정확도 등의 후처리 과정을 통해 최종 변위 영상을 얻을 수 있다.

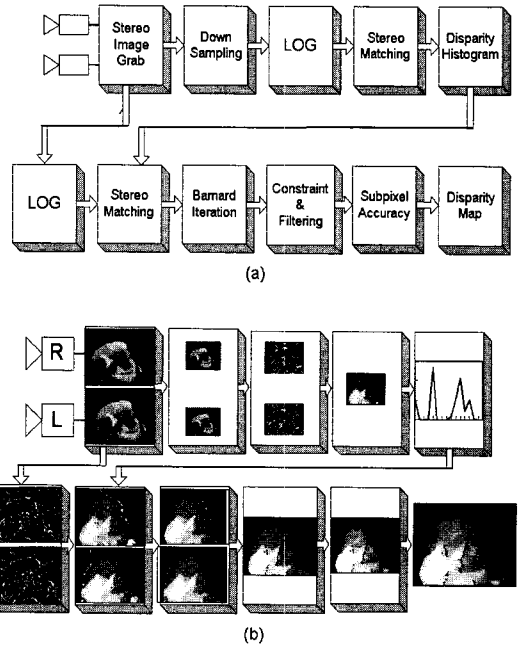


그림 2. 제안하는 알고리즘의 흐름도
(a)흐름도 (b)Santa 영상에 대한 실제 예
Fig. 2. Flowchart of the proposed algorithm
(a)flowchart (b)example on Santa stereo image

1. 변위 히스토그램을 이용한 2단계 변위 추출 알고리즘

변위 영상에서 특정 변위값을 가지는 화소의 개수를 변위 히스토그램이라 하며, 일반적인 스테레오 영상에서 변위정보는 전체 탐색 범위에 고르게 분포되어 있지 않고 배경과 물체의 변위에 해당하는 값만을 갖는다. 이러한 관점에 착안하여 낮은 해상도에서 연산된 변위 히스토그램을 이용하여 원 해상도에서 물체 단위로 전체 탐색 범위를 제한함으로써 경계 부분에서도 좋은 결과를 보이고 계산 시간도 단축시킬 수 있다.

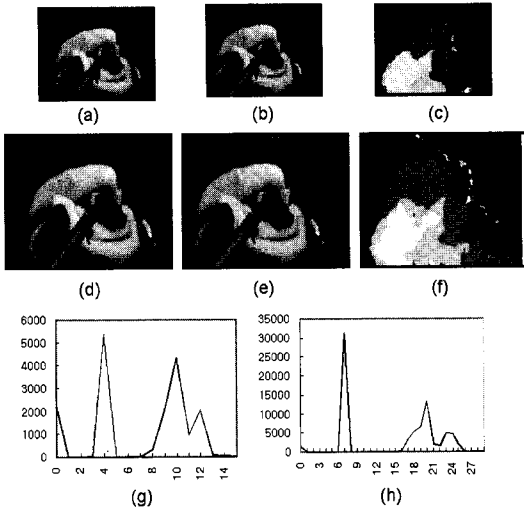


그림 3. Santa 스테레오 영상에 대한 변위 히스토그램. 저 해상도(160*120)의 좌(a) 우(b) 스테레오 영상과 변위 영상(c), 원 해상도(320*240)의 좌(d) 우(e) 스테레오 영상과 변위 영상(f), 저 해상도의 변위 히스토그램(g)과 고해상도의 변위 히스토그램(h)

Fig. 3. Disparity histogram of santa stereo image. left(a) and right(b) stereo image and disparity map(c) of low resolution (160*120), left(d) and right(e) stereo image and disparity map(f) of original resolution (320*240), disparity histogram of low resolution (g) and disparity histogram of original resolution(h)

변위 히스토그램을 이용한 2단계 변위 추출 알고리즘의 개념을 그림 3의 Santa 스테레오 영상으로 설명하면 다음과 같다. 그림 3의 (a)와 (b)는 4:1의 다운 샘플링을 통해 얻은 160*120 크기의 저 해상도 좌우 스테레오 영상이며, (c)는 이들로부터 구한 변위 영상을 나타낸다. 그림 3의 (d)와 (e)는 320*240 크기의 원 해상도 좌우 스테레오 영상이며, (f)는 이들로부터 구한 변위 영상이다. 그림 3의 (g)와 (h)는 각각 저 해상도 및 원 해상도 변위 영상으로부터 구한 변위 히스토그램을 나타낸다. 변위 히스토그램의 x 좌표는 변위를 나타내고, y 좌표는 해당 변위의 빈도 수를 나타낸다. 작은 변위에서 나타나는 하나의 극점은 배경에 해당하는 변위값들이고 비교적 많은 개수이면서 서로 모여있는 변위값들은 물체에 해당하는 변위임을 알 수 있다. 즉, 그림 3의 (g)에서 배경에 해당하는 변위는 4, 물체에 해당하는 변위는 8~12임을 알 수 있고,

이는 그림 3의 (h)에 나타나는 원 해상도에 있어서 배경의 변위값인 7과, 물체의 변위값 범위인 17~25를 잘 반영한다. 이와 같이 원 해상도의 변위 영상을 구할 때 낮은 해상도의 변위 히스토그램을 이용하여 배경과 물체를 분리해 낼 수 있고 배경과 물체의 변위값 범위도 알 수 있다. 변위 히스토그램으로부터 배경과 물체를 분리해 낼 때 전체 화소수의 7%를 초과하면서 맨 처음 나타나는 변위를 배경으로 하였으며 전체 화소수의 0.5%를 초과하면서 서로 모여있는 변위는 물체로 함으로써 배경과 물체에 해당하는 변위를 알 수 있었다. 이를 적용하여 원 해상도에서는 관심 있는 물체에 해당하는 영역에 대해서만 정합을 수행함으로써 탐색 영역을 제한 할 수 있고, 탐색 범위가 전체 탐색을 하지 않고 배경과 물체에 해당하는 변위로만 제한 할 수 있다. 이 경우, 탐색 범위가 제한됨으로써 전체 탐색보다 오정합에 빠질 확률도 줄어들고, 전체 계산량도 다음 절에 설명할 중복 계산을 제거하는 방법을 이용하여 $(0, \times 0) \times (S_r)$ 로 줄어든다. 여기서 $(0, \times 0)$ 는 제한된 탐색 영역을 나타내며, S_r 는 제한된 탐색 범위를 나타낸다. 예를 들어 Santa 스테레오 영상의 경우 1/4 해상도의 영상으로부터 구한 변위 히스토그램으로 얻어진 배경과 물체의 변위값이 각각 4 및 8~12 인 경우, 물체에 해당하는 탐색 범위를 $15(2*8-1)$ 에서 $25(2*12+1)$ 로 제한 할 수 있다. 실시간 구현을 목적으로 하는 경우 1단계 처리 영상의 해상도를 1/16 혹은 1/64로 사용하여 처리 속도와 정확성을 상호 보완하여 사용할 수 있으며 1단계에서 구한 결과를 2단계의 원 해상도에 이용함으로써 빠른 시간에 초기 변위를 얻을 수 있다. 그러나, 변위값이 전체 탐색 범위에 모두 나타나는 경우에는 처리 속도의 향상이 없고 1단계 처리 영상의 해상도를 너무 낮게 할 경우 빈도가 낮은 변위는 사라질 수 있다는 단점이 있다.

기존의 계층적 스테레오 정합 방법이 낮은 해상도의 정합 결과를 원 해상도에 이용할 때 화소 단위로 이용하여 원 해상도에서 각 화소의 탐색 범위는 낮은 해상도의 해당 위치에서의 변위 값을 참조하여 정하였으나 [6], 본 알고리즘은 낮은 해상도의 정합 결과로 얻은 변위 히스토그램을 이용하여 원 해상도의 제한된 탐색 영역의 모든 화소가 동일한 탐색 범위를 갖되 탐색 범위를 제한시킴으로써 다음 절에서 설명할 중복 계산을 제거하는 MPC 정합 방법을 사용할 수 있고, 또한 화

소 단위로 이용함으로써 생기는 경계부근에서의 오정합을 피할 수 있다.

2. 중복 계산이 제거된 MPC 정합 방법

본 절에서는 2단계 변위정보 추출 알고리즘의 고속 구현이 가능하게 하는 중복 연산이 제거된 MPC 정합 방법에 대해 설명한다. 일반적으로 영상의 해상도를 $(I_r \times I_c)$, 정합 창의 크기를 $(W_r \times W_c)$, 탐색 범위를 S_r 이라면, 영역 기반 정합 방법의 전체 계산량은 $(I_r \times I_c) \times (W_r \times W_c) \times S_r$ 에 비례한다. 이는 영역 기반 방법에 내재하고 있는 정합 창의 이동에 따른 중복 연산에 의한 것으로 이를 효율적으로 제거함으로써 전체 계산량을 창의 크기에 영향을 받지 않는 $(I_r \times I_c) \times S_r$ 로 줄일 수 있다^[10]. 변위 히스토그램을 이용한 2단계 변위 추출 알고리즘을 효율적으로 구현하기 위한 중복 계산이 제거된 MPC 정합 방법은 다음과 같다. 먼저, V 가 정합 창의 높이에 해당하는 W_r 크기의 수직선간의 정합을, MPC는 창간의 정합을 나타내고 w_r, w_c 가 창의 중심으로부터 창의 수직 수평 거리를 나타낸다면, 중복 연산을 제거한 MPC 연산 방법은 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$w_r = \frac{W_r - 1}{2}, \quad w_c = \frac{W_c - 1}{2}$$

$$V(x, 0, d) = \sum_{j=-w_r}^{w_r} T(x, j, d) \tag{7}$$

$$V(x, y+1, d) = V(x, y, d) + T(x, y+1+w_r, d) - T(x, y-w_r, d) \tag{8}$$

$$MPC(0, y, d) = \sum_{i=-w_c}^{w_c} V(i, y, d) \tag{9}$$

$$MPC(x+1, y, d) = MPC(x, y, d) + V(x+1+w_c, y, d) - V(x-w_c, y, d) \tag{10}$$

여기서 $V(x, 0, d)$ 는 기준 화면의 첫 행에 있는 화소 좌표 $(x, 0)$ 와 탐색 화면의 화소 좌표 $(x+d, 0)$ 를 중심으로 하는 수직선간의 정합을 나타내며 모든 x, d 값에 대해 먼저 구한다. 즉, 각각의 x 값에 대해서 탐색 범위만큼의 V 값인 $V(x, 0, 0), V(x, 0, 1), V(x, 0, 2), \dots, V(x, 0, S_r)$ 를 구하게 된다. 이때, $T(x, j, d)$ 는 식 (6)에서와 같이 두 화면의 좌표 (x, j) 및 $(x+d, j)$ 에서의 화소 밝기가 비슷하면 1, 그렇지 않으면 0의 값을 갖는다. 다음 행의 화소를 중심으로 하는 수직선간의 정합인 $V(x, y+1, d)$ 는 그림 4의 (a)와

같이 이전 행의 수직선간의 정합 $V(x, y, d)$ 에서 새로 첨가될 화소간의 정합 $T(x, y+1+w_r, d)$ 를 더하고 제외되는 화소간의 정합 $T(x, y-w_r, d)$ 를 빼 줌으로써 중복 연산 없이 계산될 수 있다. $MPC(0, y, d)$ 는 식 (9)과 같이 기준 화면의 첫 줄의 화소인 $(0, y)$ 와 탐색 화면의 화소 좌표 $(0+d, y)$ 를 중심으로 하는 창간의 정합으로 수직선간의 정합 $V(i, y, d)$ 를 더함으로써 계산된다. 다음 줄의 화소를 중심으로 하는 창간의 정합인 $MPC(x+1, y, d)$ 는 그림 4의 (b)와 같이 이전 줄의 창간의 정합 $MPC(x, y, d)$ 에서 새로운 수직선간의 정합 $V(x+1+w_c, y, d)$ 를 더하고 창에서 제외되는 수직선간의 정합 $V(x-w_c, y, d)$ 를 빼 줌으로써 계산될 수 있다. 이러한 방법을 이용하면 첫 행의 화소를 중심으로 하는 수직선간의 정합과 첫 줄의 화소를 중심으로 하는 창간의 정합만 계산이 되면 창간의 정합은 창의 크기에 관계없이 식 (10)에 의해 한 번에 구할 수 있다.

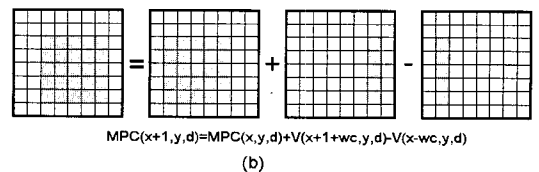
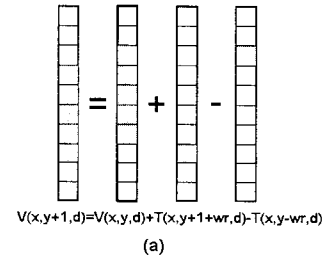


그림 4. 중복 계산을 제거하는 고속 MPC 연산 방법 (a)수직선간 정합 (b)창간 정합
Fig. 4. Fast computation of MPC removing redundancies (a)matching between vertical lines (b)matching between windows

식 (7), (8), (9), (10)에서 보듯이 모든 화소의 탐색 범위가 동일해야만 중복 계산이 제거된 MPC 정합 방법을 사용할 수 있다. 본 알고리즘은 낮은 해상도에서 변위 히스토그램을 사용하여 원 해상도의 탐색 범위를 제한하되 모든 화소의 탐색 범위를 동일하게 하여 중복 계산이 제거된 MPC 정합 방법을 1단계뿐만 아니라 2단계에서도 이용함으로써 고속 연산이 가

능하도록 하였다.

3. 후처리 과정

고속 MPC 정합방법을 적용하여 구해진 초기 변위 정보는 반복 후원, 좌 우 정합 결과가 일치해야 한다는 Two-Views 제약 조건, 폐색 영역 탐색, 시그마 필터링 (Sigma Filtering), 소수점 화소 단위 정확도 등의 후처리 과정을 통해 정밀한 최종 변위 영상을 얻을 수 있다. 인접한 화소의 변위값은 서로 비슷하다는 smoothness 제한 조건을 이용하여 비슷한 값을 가지는 인접한 변위들은 안정한 상태에 도달할 때까지 또는 미리 설정된 횟수만큼 서로 반복 후원시킨다. 반복 후원으로 초기 변위가 어느 정도 개선되었지만 한쪽 영상에는 보이지만 다른 한쪽 영상에서는 보이지 않는 폐색 영역이나 밝기 변화가 빈약한 영역이 큰 곳에서는 여전히 잘못된 결과를 보인다. 이러한 정합 오류들은 제약 조건 적용 및 필터링단계를 통해 개선시킬 수 있고 소수점 화소 단위 정확도 단계에서는 화소 단위의 정확도를 갖는 변위값을 소수점 단위의 정확도를 갖도록 개선시킨다. 이들 각 과정의 설명은 다음과 같다.

1) 반복 후원: 초기 변위 결과를 개선시키기 위해 Barnard가 제안한 반복 후원을 사용하였다. 반복 후원을 하기 위해서는 유사도 측정값을 유사도가 클수록 큰 값을 갖고 최대값 1, 최소값 0을 갖는 확률적인 형태로 변환을 시켜줘야 한다. Barnard가 사용한 유사도 측정 방법인 SSD는 유사도가 클수록 SSD값은 작기 때문에 확률 값으로 변환시키기 위한 반비례관계의 식이 별도로 필요하다^[12]. 본 논문에서 사용하는 MPC 유사도 측정값을 확률 값으로 변환시켜주기 위해서는 MPC 값을 정합 창의 화소의 개수로 나누어주기만 하면 된다. (x, y) 위치에서의 화소가 변위 d 를 가질 가능성 $M_{x,y}(d)$ 는 다음과 같다.

$$M_{x,y}(d) = \frac{MPC(x,y,d)}{W_r \times W_c} \quad (11)$$

(x, y) 위치의 화소가 대응점을 찾지 못할 초기 확률 $P_{x,y}^0(d^*)$ 는 다음과 같다.

$$P_{x,y}^0(d^*) = 1 - \max_{d \neq d^*} M_{x,y}(d) \quad (12)$$

변위가 d 가 될 초기 확률 $P_{x,y}^0(d)$ 는 Bayes 정리를

이용하면 다음과 같다.

$$P_{x,y}^0(d) = P_{x,y}(dx, y) \times (1 - P_{x,y}^0(d^*)), \quad d \neq d^* \quad (13)$$

여기서 $(1 - P_{x,y}^0(d^*))$ 는 (x, y) 위치의 화소가 정합 가능할 확률이고, $P_{x,y}(dx, y)$ 는 (x, y) 위치의 화소가 정합 가능할 때 변위 d 를 가질 조건부 확률로서 다음과 같이 나타낸다.

$$P_{x,y}(dx, y) = \frac{M_{x,y}(d)}{\sum_{d \neq d^*} M_{x,y}(d')} \quad (14)$$

식 (12),(13),(14)은 모든 화소가 모든 가능한 변위를 가질 초기 확률 값들을 계산하는데 쓰인다. 초기 확률 값들은 비슷한 변위들간의 후원을 통해 개선된다. 본 논문에서는 동일한 변위들끼리만 서로 후원하도록 하였다. $P_{x,y}^k(d)$ 를 후원을 통해 개선시킨 $P_{x,y}^{k+1}(d)$ 는 (x, y) 주변에 변위 d 를 가질 확률이 높은 화소가 많으면 증가한다. 후원이 되는 정도 $Q_{x,y}^k(d)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Q_{x,y}^k(d) = \sum_{(x',y') \in N} P_{x',y'}^k(d), \quad d \neq d^* \quad (15)$$

여기서 N 은 (x, y) 주변의 화소들을 나타낸다. 개선된 확률 $\widehat{P}_{x,y}^{k+1}(d)$, $\widehat{P}_{x,y}^{k+1}(d^*)$ 는 다음과 같다.

$$\widehat{P}_{x,y}^{k+1}(d) = P_{x,y}^k(d) \times (A + B \times Q_{x,y}^k(d)), \quad d \neq d^* \quad (16)$$

$$\widehat{P}_{x,y}^{k+1}(d^*) = P_{x,y}^k(d^*) \quad (17)$$

A 와 B 는 안정한 상태로 수렴해 나가는데 영향을 미치는 양의 상수이며 본 논문에서는 $A=0.3$, $B=3$ 을 사용하였다. 정규화 과정을 통한 새로운 확률 $P_{x,y}^{k+1}(d)$ 는 다음과 같다.

$$P_{x,y}^{k+1}(d) = \frac{\widehat{P}_{x,y}^{k+1}(d)}{\sum_{d'} \widehat{P}_{x,y}^{k+1}(d')} \quad (18)$$

식 (11),(12),(13),(14)을 사용하여 모든 화소들이 가능한 변위를 가질 초기 확률 값들이 계산되고, 식 (15),(16),(17),(18)를 사용하는 반복적인 후원을 통해 초기 확률 값들은 점차 개선된다.

2) 제약 조건 적용 및 필터링 : 폐색 영역과 밝기변

화가 빈약한 영역이 큰 곳에서는 여전히 잘못된 결과 일 확률이 높음으로 Two-Views 제약 조건, 폐색 영역 탐색, 시그마 필터링등의 단계를 통하여 정합 오류 들은 개선될 수 있다. Two-Views 제약 조건^[2]은 우측 영상을 기준으로 계산된 변위와 좌측 영상을 기준으로 계산된 대응점의 변위는 서로 일치해야 한다는 조건으로서 이를 만족하지 못하는 변위를 갖는 화소는 정합에서 제외 시켰다. 폐색 영역 탐색 단계에서는 우측 영상을 기준으로 계산된 변위 영상에서 Two-Views 제약 조건으로 제외된 화소들 중에서 제외된 화소를 중심으로 왼쪽에 있는 제외되지 않은 화소의 변위값이 오른쪽에 있는 제외되지 않은 화소의 변위값과 비교하여 미리 정의된 값-본 논문에서는 2를 사용-보다 클 때 폐색 영역이라고 지정하였다. 시그마 필터링^[13]은 Two-Views 제약 조건으로 제외됐지만 폐색 영역이라고 지정되지 않은 영역을 보간 하는 방법으로, 보간 하고자 하는 화소를 중심으로 일정한 크기의 창 내의 화소들의 변위값의 평균과 표준편차를 구하고 평균을 중심으로 표준편차 범위내의 변위값들에 대해서만 다시 평균을 구함으로써 경계가 보존되면서 보간 하는 방법이다.

3) 소수점 화소 단위 정확도 개선: 화소 단위의 정확도를 갖는 변위를 최대 확률 값을 갖는 변위를 중심으로 2차함수 근사화를 시키고 극점의 좌표를 계산함으로써 소수점 단위 정확도의 변위 영상을 얻을 수 있다^[3]. 2차 함수의 식은 다음과 같다.

$$y = ax^2 + bx + c \quad (19)$$

(x, y)위치의 화소가 변위 d_{max} 에서 최대의 확률 값 $P_{x,y}(d_{max})$ 를 가진다고 하면, d_{max} 주변의 값들로 식 (19)을 만들고 행렬로 표현하면 다음과 같다.

$$Ax = b \quad (20)$$

여기서,

$$A = \begin{bmatrix} (d_{max} - 1)^2 & (d_{max} - 1) & 1 \\ d_{max}^2 & d_{max} & 1 \\ (d_{max} + 1)^2 & (d_{max} + 1) & 1 \end{bmatrix}, x = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} P_{x,y}(d_{max} - 1) \\ P_{x,y}(d_{max}) \\ P_{x,y}(d_{max} + 1) \end{bmatrix}$$

x는 Pseudo-Inverse 방법으로 다음과 같이 구할 수 있다^[14].

$$x = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (21)$$

2차 함수의 정확한 극점인 $-\frac{b}{2a}$ 가 소수점 정확도의 변위값이 된다.

IV. 실험 결과

무작위점 스테레오 영상과 일본 쓰쿠바 대학의 다시 점 영상 데이터 베이스중 널리 사용되는 Santa 영상과 City 영상 및 본 실험실에서 얻은 스테레오 영상에 대해 실험을 수행하였다. 모든 실험에 대해 정합창의 크기는 9×9 로 하였으며 Solaris 2.5 운영 체제하의 Sun Ultra Sparc 1에서 실험하였다. 본 실험실에서는 2대의 흑백 카메라(CS8320)를 그림 1-(c)와 같이 동일 직선 상에 평행한 광축을 갖도록 배치하여 스테레오 영상을 획득하였다. 이때 두 대의 카메라를 동일 직선 상에 평행한 광축을 갖도록 배치시키기 위해 5개의 점을 포함하는 평면을 카메라 앞에 위치 시켜서 좌, 우 영상을 얻은 후 대응점의 y 좌표인 y_L, y_R 이 동일하게 되도록 카메라의 위치를 조절하였다. 5개 점의 y 좌표가 모두 동일한 값을 가질 때까지 위 실험을 반복하였으며 최종적으로 Tsai의 캘리브레이션^[8]으로 두 카메라의 외부 파라미터를 비교해 봄으로써 동일 직선 상에 평행한 광축을 갖도록 카메라가 배치되었음을 확인하였고 표 1에 캘리브레이션 결과를 요약하였다. 표 1의 Tx, Ty, Tz는 각각 x, y, z 축 방향의 카메라 이동을 나타내고 Rx, Ry, Rz는 각각의 축에 대한 회전을 나타낸다. Tx를 제외한 외부 파라미터들이 거의 같다는 것을 알 수 있다. TI사의 C40 DSP칩을 사용하는 칼라 영상 획득 보드를 사용하여 3개의 흑백 카메라를 동시에 입력할 수 있으며, 본 실험에서는 좌 카메라를 Green신호 단자에 연결시키고 우 카메라를 Red신호 단자에 연결시킴으로써 동시에 흑백 스테레오 영상을 얻을 수 있었다.

표 1. 카메라 캘리브레이션 결과

Table 1. Result of camera calibration

	Tx [mm]	Ty [mm]	Tz [mm]	Rx [deg]	Ry [deg]	Rz [deg]
Left Camera	-124.3	-281.8	1227.6	-129.6	1.5	92.4
Right Camera	-228.2	-284.3	1214.5	-130.7	1.4	91.5

1. 무작위점 스테레오 영상

256×256 크기의 결과 변위 영상이 2단 웨딩 케이크 모양이 되는 무작위점(Randomdot) 스테레오 영상

을 배경의 변위는 0, 1단의 변위는 10, 2단의 변위는 12가 되도록 그림 5의 (a) (b)와 같이 만들었고 실제 변위 영상을 (c)에서 보이고 있다. (c)에서 흰색 사각형 테두리는 성능 분석의 대상이 되는 영역을 표시한 것이고 오른쪽 경계 부근의 검은 영역은 폐색 영역을 나타낸다. MPC 유사도 측정 방법의 성능을 비교 하기 위해 무작위점 스테레오 영상에 대해 SAD, NCC, MPC 정합 알고리즘을 적용하여 얻은 우 영상을 기준으로 하는 변위 영상들을 (d) (e) (f)에 각각 나타내었고 20%의 salt and pepper 잡음을 첨가한 스테레오 영상에 대한 결과를 (g) (h) (i)에 각각 나타내었다.

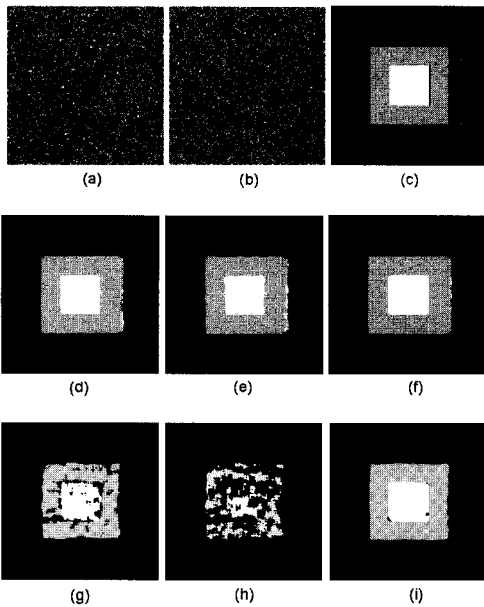


그림 5. 무작위점 스테레오 영상에 대한 유사도 측정 방법의 성능 비교 (a)좌 영상 (b)우 영상 (c) 실제 변위 영상 (d)SAD 결과(0% 잡음) (e)NCC 결과(0% 잡음) (f)MPC 결과 (0% 잡음) (g)SAD 결과(20% 잡음) (h)NCC 결과 (20% 잡음) (i)MPC 결과 (20% 잡음)

Fig. 5. Performance comparison of similarity measures with randomdot stereo image. (a)left image (b)right image (c)real disparity map (d)SAD result(0% noise) (e)NCC result(0% noise) (f)MPC result(0% noise) (g)SAD result(20% noise) (h)NCC result(20% noise) (i)MPC result(20% noise)

표 2는 각각에 대해 그림 5의 (c)에 보이는 사각형 테두리 내의 화소들에 대한 오정합된 화소 수와 정정

합된 화소의 비율을 나타내고 있다. SAD 및 NCC 알고리즘의 경우 폐색 영역으로 인하여 결과 변위 영상의 오른쪽 경계 부근에 오정합된 화소들이 관찰되고 경계선 연장 현상으로 인한 경계 부근에서의 오정합이 관찰되지만 MPC 알고리즘의 경우 폐색 영역에서의 오정합은 관찰되지만 경계 부근에서는 좋은 정합결과를 보임을 알 수 있다. 잡음을 20% 첨가한 경우 SAD와 NCC의 경우 오정합이 많이 관찰되는 것을 볼 수 있지만 MPC 방법의 경우 상당히 강인한 특징을 보이는 것을 알 수 있다. 이는 MPC 방법에서는 정합창내의 한 화소가 유사도에 미치는 영향이 화소의 밝기값에 관계없이 동일하기 때문이다.

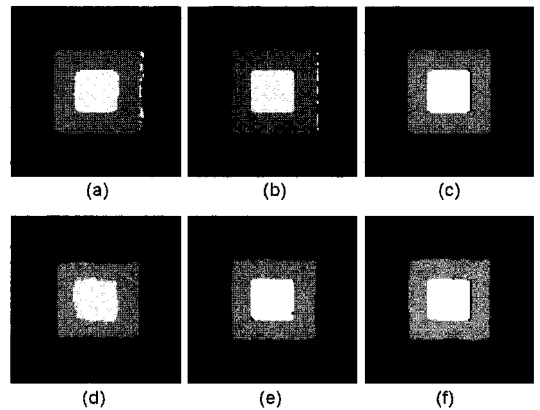


그림 6. 무작위점 스테레오 영상에 대한 알고리즘 성능 비교

(a)계층적 방법(0% 잡음) (b)제안하는 방법 (0% 잡음, 후처리 제외) (c)제안하는 방법 (0% 잡음, 후처리 포함) (d)계층적 방법(20% 잡음) (e)제안하는 방법(20% 잡음, 후처리 제외) (f)제안하는 방법(20% 잡음, 후처리 포함)

Fig. 6 Performance comparison of algorithm with randomdot stereo image.

(a)hierarchical method(0% noise) (b)proposed method(0% noise, excluding post-processing) (c)proposed method(0% noise, including post-processing) (d)hierarchical method(20% noise) (e)proposed method (20% noise, excluding post-processing) (f)proposed method(20% noise, including post-processing)

표 2에서 잡음을 첨가하지 않은 경우와 첨가한 경우 모두 MPC 정합 방법에서 정정합의 화소 비율이 가장 높음을 알 수 있다. 제안하는 알고리즘의 성능 비교를 위해 낮은 해상도의 정합 결과를 원 해상도에

서 화소 단위로 이용하는 2단계 계층적인 정합 방법과 제안하는 변위 히스토그램을 이용하는 방법에 대해 후처리 과정을 포함하는 경우와 포함하지 않는 경우에 대해 각각 실험한 결과를 그림 6과 표 3에 보이고 있다. 계층적 방법과 제안하는 방법 모두 유사도 측정 방법으로 MPC를 사용하였다. 계층적인 방법은 낮은 해상도의 한 화소가 원 해상도에서 여러 화소에 영향을 줌으로 인해 세밀한 정보를 요구하는 경계 부근에서 더 나쁜 결과를 얻을 수 있다.

표 2. 유사도 성능 비교

Tabel 2. Performance comparison of similarity measures

salt and pepper noise		SAD	NCC	MPC
		오정합 화소 수	1537	1662
0%	정정합 화소 비	94.55%	94.11%	94.86%
	오정합 화소 수	4535	11110	2208
20%	정정합 화소 비	83.93%	60.64%	92.18%

표 3. 알고리즘 성능 비교

Tabel 3. Performance comparison of algorithms

salt and pepper noise		계층적 방법	제안하는 방법	
			후처리 제외	후처리 포함
0%	오정합 화소 수	1648	1450	126
	정정합 화소 비	94.16%	98.86%	99.55%
20%	오정합 화소 수	4168	2208	1397
	정정합 화소 비	85.23%	92.18%	95.05%
연산 시간		5 secs	1 secs	3 secs

계층적 방법과 비교하여 후처리 과정을 제외한 제안하는 방법은 변위 히스토그램을 사용하여 낮은 해상도의 정합 결과를 물체 단위로 이용함으로써 탐색 범위를 줄이되 모든 화소가 동일한 탐색 범위를 갖게되어 경계 부근에서도 좋은 결과를 얻을 수 있고 중복 연산을 제거하는 방법을 사용할 수 있어 연산 시간도 빠름을 알 수 있다. 여러 후처리 과정을 통해 결과가 개선됨을 그림 6과 표 3에서 볼 수 있다. 제안하는 방법은 Two-Views 제약 조건을 적용하기 위해 좌우 영상 모두를 기준으로 변위 영상을 구하고 좌우 각기 2번의 반복 후원을 함에도 탐색 범위를 효과적으로 줄이고 중복 계산을 제거함으로써 고속 연산이 가능함을 볼 수 있다. 또한 정합창의 크기를 크게 하면 계층적인 방법의 경우 연산 시간의 증가를 가져오지만 제안하는

방법은 정합창의 크기에 영향을 받지 않기 때문에 연산 시간의 변화가 없다.

2. 실제 영상

실험에 사용된 스테레오 영상 중 Santa 영상에 대한 각 단계별 결과 변위 영상을 그림 7에 나타내었다.

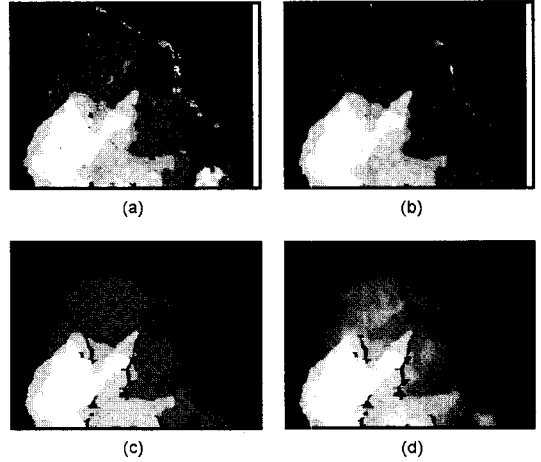


그림 7. Santa 영상의 단계별 변위 영상

(a)초기변위 (b)반복 후원후 (c)제약 조건 적용 및 필터링후 (d)소수점 정확도 처리후

Fig. 7. Disparity map of Santa at each stage (a)initial disparity (b)after iterative support (c)after constraint and filtering stage (d)after subpixel accuracy

그림 7의 (a)는 변위 히스토그램을 이용하여 중복 계산이 없는 MPC 정합 방법으로 얻은 초기 변위 영상을 나타내며 기존의 영역기반 정합 방법보다는 정확한 변위 정보를 나타내나 밝기 변화가 빈약한 우하 부분의 Santa 발 영역과 Santa와 배경과의 오른쪽 경계 부분에 나타나는 폐색 영역에서는 여전히 오정합을 나타내고 있다. 그림 7의 (b)는 반복 후원을 통해 개선된 변위 영상을 나타낸다. 밝기 변화가 빈약함으로 인한 오정합은 많이 제거되었지만 폐색 영역에서는 여전히 잘못된 결과를 나타낸다. 그림 7의 (c)는 제약 조건 적용 및 필터링을 적용한 후의 변위 영상으로 경계 부근의 검은 영역은 폐색 영역을 나타낸다. (d)는 변위값의 정확도를 소수점 단위까지 계산된 변위 영상을 보인다.

나머지 스테레오 영상과 이들의 실험 결과들을 그림 8에서 보이고 있다. 그림 8의 첫 번째 줄은 위에서 순

서대로 City 영상, 사람 영상, 인형 영상 및 우산의 스테레오 영상중 우 영상을 보이고 있다. City 영상은 앞서 설명한바와 같이 일본 쓰쿠바 대학의 다시점 영상 데이터 베이스에서 제공된 영상이며 나머지 영상은 본 실험실에서 획득한 스테레오 영상이다. 그림 8의 두 번째 줄은 각 영상에 대해 제약 조건 적용 및 필터링 단계 후의 변위 영상을 나타내며, 세 번째 줄은 소수점 단위 정확도 연산을 수행한 후의 변위 영상을 나타낸다. 사용된 스테레오 영상의 특징들과 각 단계 별로 소요된 계산 시간을 표 4에 나타내었다.

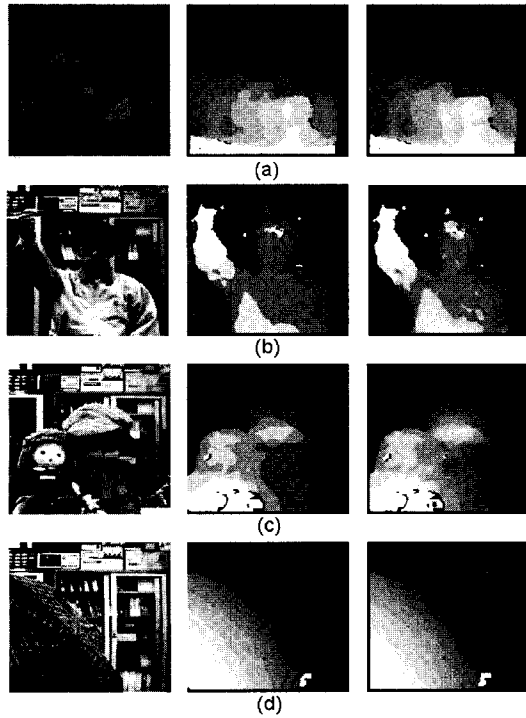


그림 8. 여러 스테레오 영상들의 실험 결과. 첫 번째 줄:우 영상, 두 번째 줄:제약 조건 적용 및 필터링후의 변위 영상, 세 번째 줄: 소수점 정확도의 변위 영상 (a)City (b)사람 (c)인형 (d)우산

Fig. 8. Experimental results of stereo images. 1st column: right stereo image, 2nd column: results after constraint and filtering stage, 3rd column: subpixel accuracy (a)City image (b)man image (c)doll image (d)umbrella image

표 4에서와 같이 Santa 영상의 경우 원 영상의 해상도는 320×240이며, 저 해상도 변위 히스토그램을 구

하는데 사용된 영상의 해상도는 160×120이고, City 영상과 실험실에서 얻은 영상의 경우 원 영상의 해상도는 256×240이며, 저 해상도 변위 히스토그램을 구하는데 사용된 영상의 해상도는 128×120이다. 탐색 범위는 각각의 스테레오 영상의 전체 탐색 범위인 S_r 을 나타내고 물체 변위는 변위 히스토그램을 사용하여 계산된 물체의 변위 분포로서 제한된 탐색 범위 S_r' 을 나타낸다. Santa 영상의 경우 물체의 변위는 15에서 25 사이에 분포함을 알 수 있다. 표 4에서 초기 변위 처리 시간은 전 처리 과정인 LOG, 낮은 해상도에서의 정합, 변위 히스토그램 계산과 이를 이용한 원 해상도에서의 정합으로 좌우 영상에 대한 초기 변위 영상이 계산되는데 걸리는 모든 시간을 나타내며, 반복 후원 처리 시간은 원 해상도의 좌우 초기 변위 영상에 대해 각각 Barnard의 반복 후원을 2번 수행한 시간이다. Two-Views 제약, 폐색 영역 탐색, 시그마 필터링, 소수점 화소 단위의 정확도까지 계산하는데 걸린 시간은 후처리 시간에 나타내었다. 초기 변위와 반복 후원시 좌우 영상에 대해 모두 해주는 이유는 Two- Views 제약 조건을 적용하기 위해서는 우 영상을 기준으로한 변위 영상과 좌 영상을 기준으로한 변위 영상이 모두 필요하기 때문이다. 본 알고리즘의 전체 계산 시간은 저 해상도에서 구해진 변위 히스토그램의 결과에 따라 가변적이며 256×240크기의 영상에 대해 본 알고리즘을 적용하는 경우 약 5초 내지 7초 정도 걸림을 알 수 있다.

표 4. 여러 스테레오 영상의 특징들과 단계 별 계산 시간

Tabel 4. Features of stereo images and computation time at each stages

	해 상 도	탐색 범위 (물체 변위)	초기 변위	반복 후원	후처리	전체 시간
Santa	320*240(160*120)	30 pixels(15-25)	2 secs	6 secs	2 secs	10 secs
City	256*240(128*120)	22 pixels(5-21)	1 secs	5 secs	1 secs	7 secs
사람	256*240(128*120)	34 pixels(25-31)	1 secs	3 secs	1 secs	5 secs
인형	256*240(128*120)	66 pixels(53-63)	1 secs	4 secs	1 secs	6 secs
우산	256*240(128*120)	60 pixels(41-53)	1 secs	4 secs	1 secs	6 secs

V. 결 론

본 논문에서는 저 해상도의 변위 히스토그램을 이용하여 조밀하고 정확한 변위정보를 고속으로 얻는 알고

리듬을 제안하였다. 저 해상도의 스테레오 영상에서 구한 변위 히스토그램으로부터 배경과 물체의 변위에 대한 대략적인 정보를 알 수 있다. 이 정보를 이용하여 원 해상도의 탐색 영역과 탐색 범위를 제한함으로써 고속으로 초기 변위를 얻을 수 있다. 중복 연산이 제거된 MPC(Matching Pixel Count) 유사도 측정방법을 사용하여 고속연산이 가능하게 하였으며 물체의 경계 부분에서도 좋은 결과를 보인다. 이상의 방법으로 구해진 초기 변위의 결과는 반복 후원 과정과 후처리 과정 등을 통해 개선시킬 수 있었다. 무작위점 스테레오 영상과 다양한 스테레오 영상 및 실제 실험실에서 획득된 영상에 대해 본 알고리즘을 적용해본 결과 조밀하고 정확한 변위 영상을 고속으로 얻을 수 있었다. 무작위점 스테레오 영상에 대해 실험한 결과 99.55%의 정확도를 보임을 알 수 있었고, 본 연구실에서 획득된 스테레오 영상에 대해서도 잘 동작함을 보였다. 스테레오 영상을 얻기 위해 평행 광축 조건을 만족시키도록 카메라를 배치하였으며, 캘리브레이션 기법과 카메라의 외부 파라미터 측정 방법에 대해서도 많은 연구가 진행되었다. 향후 소프트웨어적 영상 보정 기법을 통해 임의의 카메라 배치에 대해서도 에피폴라 구속조건을 가능하게 하는 연구가 진행되고 있으며 정합의 정밀도를 향상시키기 위해 3대의 카메라를 사용하는 알고리즘도 연구 중이다. 제안된 알고리즘은 범용 컴퓨터에서도 기존의 알고리즘에 비해 매우 빠른 결과를 얻을 수 있었으나 아직 실시간 구현에는 한계가 있다. 향후 제안된 알고리즘 전용 처리기의 설계로 실시간 구현을 가능케 하는 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] 최영우, 박래홍, "Stereo vision 및 응용", 전자공학회지, 제 21 권 제 10 호, pp.36-46, 1994년 10월

[2] Steven D. Cochran and Gerard Medioni, "3-D Surface Description from Binocular Stereo", *IEEE Trans. PAMI*, vol. 14, no. 10, pp. 981-994, Oct. 1992.

[3] T. Kanade et al., "A Stereo Machine for Video-Rate Dense Depth Mapping and Its New Applications", *Proceedings of Com-*

puter Vision and Pattern Recognition Conference, San Francisco, June 1996.

- [4] 박종일, 이노우에 세이키, "여러 대의 카메라를 이용한 계층적 깊이정보 추출 알고리즘", 방송공학회지, 제 2 권 제 1 호, pp.45-56, 1997년 3월
- [5] P. Anandan, "A Computational Framework and an Algorithm for the Measurement of Visual Motion", *International Journal of Computer Vision*, vol. 2, pp.283-310, 1989.
- [6] Christian Menard and Norbert Brandle, "Hierarchical Area-Based Stereo Algorithm for 3D Acquisition", *International Workshop on Stereoscopic and Three Dimensional Imaging*, pp.195-201, Sep. 1995.
- [7] U. R. Dhond and J. K. Aggarwal, "Structure from Stereo-A Review", *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 19, no. 6, pp.1489-1510, Nov./Dec. 1989.
- [8] R. Y. Tsai, "A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses", *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol. RA-3, no. 4, pp.323-344, Aug. 1987.
- [9] M. Okotumi and T. Kanade, "A Multiple Baseline Stereo", *IEEE Trans. PAMI*, vol. 15, no. 4, pp.353-363, 1993.
- [10] Olivier Faugeras et al., "Real time correlation-based stereo : algorithm, implementations and applications", Technical Report, INRIA, 1993.
- [11] H. Gharavi and M. Mills, "Blockmatching Motion Estimation Algorithms-New Results", *IEEE Trans. Circuits Syst.*, vol. 37, no. 5, pp.649-651, May 1990.
- [12] S. T. Barnard and W. B. Thompson, "Disparity Analysis of Images", *IEEE Trans. PAMI*, vol. 2, no. 4, pp.333-340, July 1980.
- [13] Jong-Sen Lee, "Digital Image Smoothing and the Sigma Filter", *Comput. Graphics Image Processing*, vol. 24, pp.255-269, 1983.
- [14] D. H. Ballard and C. M. Brown, *Computer Vision*, Prentice-Hall, 1982.

 저 자 소 개

金 南 圭(正會員)

1996년 2월 고려대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1996년 3월 ~ 1998년 2월 고려대학교 전자공학과 대학원 졸업(공학석사). 1996년 3월~1998년 2월 KIST 영상미디어 연구 센터 학생 연구원. 현재 현대전자 멀티미디어 연구소 연구원. 관심연구 분야는 스테레오 비전, 영상신호처리 MPEG 4 등임

金 炯 坤(正會員)

1922년 4월 5일생. 1974년 2월 한국항공대학 졸업. 1982년 5월 Univ. of Kent(U.K) M.S.H. 1985년 5월 Univ. of Kent(U.K) Ph.D. 주관심분야는 영상처리용 VLSI 구조, 영상처리 알고리즘 대화형 Interface 등, 현재 한국과학기술연구원 영상처리 연구 센터 장

李 光 燾(正會員)

1997년 2월 고려대학교 전자공학과 졸업(학사). 1997년 3월~ 현재 고려대학교 전자공학과 지능 신호 처리 연구실 재학중. 1997년 3월~현재 KIST 영상미디어 연구센터 학생 연구원. 관심연구분야는 3D 모델 생성, 영상 합성

車 均 鉉(正會員) 현재 고려대학교 전자공학과 교수