

논문 2010-47SP-6-10

# 신뢰도 공간에 기반한 스테레오 정합 기법

## (A New Stereo Matching Method based on Reliability Space)

이 승 태\*, 한 영 준\*\*, 한 현 수\*\*

(Seung-Tae Lee, Young-Joon Han, and Hern-Soo Hahn)

### 요 약

본 논문에서는 2차원 이미지로부터 3차원 정보를 획득하기 위한 신뢰도 공간(reliability space)에 기반한 스테레오 정합기법을 제안한다. 일반적으로 기존의 기법들은 정확도가 높은 경우 연산량이 많아 속도가 느려지는 문제를 안고 있다. 따라서 논문에서는 정확도는 유지하면서 속도를 높이는 기법을 구현하고자 다음과 같은 방법을 제안하였다. 먼저 스테레오 영상에서 모든 화소를 비교하기 위해 변이 공간 영상(disparity space image)을 생성하고 이 값의 분석을 통해 신뢰도 공간을 생성한다. 이어서 변이에 따른 신뢰도 공간의 비교를 통해서 변이 지도를 작성하였다. 또한 보조적으로 컬러 에지를 참조하여 각 영역의 경계를 확실히 분류함을 통해서 국부적으로 발생하는 영역 경계 오류를 일정 부분 개선하였다. 제안된 스테레오 정합 기법은 다양한 실험을 통하여 기존의 기법과 비교함으로써 그 성능을 입증하였다. 그 결과 제안된 기법의 연산 비용이 약 31.6%가량 개선됨을 확인할 수 있었다. 또한 연산 비용 감소에도 불구하고 영상의 품질에 있어서 기존과 대등한 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있었다.

### Abstract

In this paper, A new stereo matching method based on reliability space is proposed to acquire 3D information from 2D image. In conventional stereo matching methods, speed is sacrificed to achieve high accuracy. To increase the matching speed while maintaining a high accuracy, this paper proposes this stereo matching method. It first makes the disparity space image for comparing all of the pixels on the stereo images. Then it produce reliability space through analyzing this value. and, By comparing the reliability space according to disparity, it makes disparity map. Moreover, the parts that make regional boundary errors are corrected by classifying the boundary of each region with the reference to color edge. The performance of the proposed stereo matching method is verified by various experiments. As a result, calculation cost is reduced by 30.6%, while the image quality of proposed method has similar performance with the existing method.

**Keywords :** stereo matching, disparity space image, reliability space, correspondence problem

## I. 서 론

최근 들어 산업이 고도화됨에 따라 자동차, 로봇, 영

화 등의 분야에서 보다 정밀하고 효율적인 시스템의 구현을 위해 다양한 센서와 첨단 기법들이 활발하게 연구되고 있다. 특히 카메라를 이용하여 3차원의 입체 영상을 복원하는 분야는 가장 각광 받고 있는데 이는 카메라를 이용하는 기법이 다른 센서를 이용하는 방법보다 활용 범위가 넓고 저렴한 기회비용으로 양질의 결과를 얻을 수 있기 때문이다.

3차원 입체 영상 복원 기법을 적용하기 위해서는 특정한 대상 혹은 장면에 대하여 여러 시점에서 바라본 2차원 영상이 필요하다. 일반적으로 다시점 2차원 영상은 인간의 두 눈과 같은 구조를 가지는 스테레오 카메라

\* 학생회원, \*\* 정회원, 송실대학교 전자공학과  
(Department of Electrical Engineering, Soongsil University)

※ “본 논문은 2010년 정부 교육과학기술부(한국학술진흥재단)의 2단계 BK21 사업의 재원으로 지원을 받아 수행된 연구임. 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음”

(NIPA-2010-(C1090-1021-0010)).

접수일자: 2010년6월30일, 수정완료일: 2010년9월29일

라(stereo camera)를 사용하여 획득된 양안 시차(binocular parallax) 영상을 사용한다. 물론 스테레오 영상보다 확장된 3시점 이상의 다시점 영상을 사용하면 정확도가 높아진다. 하지만 정보량의 증가와 시점간의 불연속성 증가로 인한 어려움이 있다.

여러 시점을 통하여 획득된 2차원 영상에서 3차원 정보를 획득하기 위해 가장 중요한 과정은 다시점의 영상에서 동일한 객체 혹은 화소(pixel)에 대하여 정확한 대응점(correspondence)을 선택하는 것이다. 이 과정을 변이 추정(disparity estimation) 기법이라 한다. 변이 추정 기법은 정합 방법에 따라 국부적 방법(local method)과 전역적 방법(global method)으로 나뉜다<sup>[1]</sup>.

국부적 방법은 정합 창을 사용하여 참조 영상에서 제한된 영역에 대해 값을 비교하고, 이를 근거로 변이를 추정하는 방식이다. 이러한 방식은 비교적 실행속도가 빠르고 시스템 자원이 적게 드는 장점이 있다. 반면에 동일한 패턴이 반복되는 영역이나 같은 값으로 채워진 영역에서는 오정합이 발생할 확률이 높다. 더불어 다른 변이 정보를 가지는 객체간의 경계에서 부정확한 변이 정보가 측정되는 단점이 있다. 따라서 정확한 변이 정보를 요구하는 시스템보다는 빠른 속도를 요구하는 실시간 장치 혹은 시스템 자원을 적게 써야해야하는 장치를 대상으로 연구되고 있다. 국부적 방법의 대표적인 기법으로는 블록 정합(block matching)기법과 특징기반 정합(feature based matching)기법이 있다. 블록 정합 기법은 블록에 해당하는 영역에 대하여 유사성 혹은 오류 값을 비교하여 참조 영상에서 최적의 블록 영역을 선택하는 기법이다<sup>[2]</sup>. 또한 특징기반 정합방식은 영상이 가지고 있는 특징인 영역 경계(edge), 모서리(corner), 굴(cave) 등을 이용하여 보다 정확한 변이 정보를 추출하기 위한 방법이다<sup>[3]</sup>.

전역적 방법은 국부적 방법에서 검색영역을 제한함으로써 인해 발생하는 오정합 오류를 줄이기 위해 검색영역을 제한하지 않고 넓은 영역을 참조하여 변이 정보를 부여하는 기법이다. 이러한 방법은 비교적 정확한 변이를 추정할 수 있는 장점이 있다. 반면에 검색범위가 넓고 반복 수행이 필요하기 때문에 계산 비용이 크다는 단점이 있다. 잘 알려진 전역적 방법으로는 다이나믹 프로그래밍(dynamic programming)<sup>[4]</sup>, 그래프 컷(graph cut)<sup>[5]</sup>, 신뢰확산(belief propagation)<sup>[6]</sup> 등의 알고리즘이 있다. 다이나믹 프로그래밍 기반 알고리즘은 기준 영상과 참조 영상을 비교하여 변이 공간 영상(disparity space image)을 만들고, HMM(hidden markov model)

을 적용하여 최적 변이 경로를 추정하는 방식이다. 이 방식은 이미지로부터 정밀한 변이 정보를 추정 할 수 있고, 다른 전역적 방법보다 빠른 속도를 갖는다. 그래프 컷 기법은 최대 흐름/ 최소 컷(max flow/min cut) 알고리즘을 이용하여 변이를 할당한다. 이 기법은 다른 기법들에 비하여 높은 정확도를 내는 알고리즘 중의 하나이다. 신뢰확산 기법은 메시지 전달에 기반을 둔 반복 알고리즘으로 성능은 우수한 반면 완전히 수렴된 메시지를 얻기 위해서 많은 반복이 필요한 단점이 있다.

본 논문에서는 영상에 대한 3차원 정보를 보다 빠르고 정확하게 추출하기 위해 다이나믹 프로그래밍 기법에서 사용된 변이 공간 영상(disparity space image)을 재해석하여 생성된 신뢰도 공간(reliability space)에 기반을 둔 스테레오 정합기법을 제안한다. 먼저 스테레오 영상에서 모든 화소를 비교하기 위하여 기준 영상과 참조 영상의 차연산을 이용하여 변이 공간 영상을 생성한다. 이어서 변이 공간 영상의 연속된 극소값 구간을 구하고, 이 구간의 길이를 계수하여 신뢰도 공간을 생성한다. 각각의 화소에 대한 변이 정보는 신뢰도 공간의 변이에 따른 비교를 통하여 가장 높은 신뢰도를 가진 변이 정보를 선택한다. 또한 보조적으로 컬러 에지를 참조하여 각 영역의 경계를 확실히 분류함을 통해서 국부적으로 발생하는 영역 경계 오류를 일정 부분 개선하였다.

본 논문의 구성은 II장에서 기본적인 스테레오 모델과 본 논문에서 사용된 모델에 대하여 설명하고, III장에서 본 논문에서 제안하고 있는 신뢰도 공간에 기반을 둔 스테레오 정합기법에 대하여 기술하였다. 또한 IV장에서는 기존의 기법들과 비교실험을 통하여 제안하는 기법의 성능을 검증하였고, V장에서는 앞의 내용들을 통합하여 결론을 맺었다.

## II. Stereo vision system

스테레오 정합 기법은 기준 영상과 참조 영상으로부터 변이 값을 추정하는 과정이다. 변이 값을 추정하기 위해서 가장 중요한 것은 양쪽 영상에서 명확한 정합점(correspondence)을 찾는 것이다. 이를 위해서 먼저 스테레오 영상 보정(calibration)을 실시하여 각 카메라간의 관계 및 오차를 보정해야한다.

### 1. 스테레오 영상 보정 (calibration)

스테레오 영상 보정이란 기준 영상과 참조 영상간의

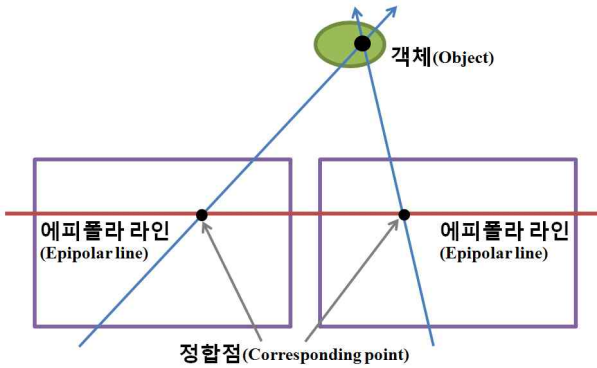


그림 1. 에피폴라 라인  
Fig. 1. Epipolar line.

관계를 명확히 측정하여 정합 점을 찾을 때 그 검색범위를 최소화함으로써 검색시간을 줄이고 정확도를 높이기 위한 사전 작업이다. 일반적으로 스테레오 영상 보정을 하기 위해 기준 영상과 참조 영상간의 대응되는 특징 점들을 하나의 선으로 연결하여 검색영역을 제한하는 선 정합(line matching)과정을 사용한다. 이 과정을 통해 양쪽 영상에서 찾아진 선들을 에피폴라 라인(epipolar line)이라한다.

그림 1은 양 영상의 에피폴라 라인과 그 위의 대응점들을 표현하고 있다. 그림 1에서 알 수 있듯이 정확한 에피폴라 라인을 찾게 되면 정합 점을 찾기 위한 검색범위를 최소화 할 수 있다. 하지만 정확한 에피폴라 라인을 찾는 것은 매우 어려운 일이다. 따라서 일반적으로 이 과정을 단순화하기위해 물리적 카메라 보정을 사용한다. 물리적 카메라 보정은 스테레오 카메라 설치 시에 인위적으로 양 영상의 에피폴라 라인을 일치 시켜서 스테레오 영상 보정을 물리적으로 해결하는 방법이다.

2. 삼각화 기법 (Triangulation)

삼각화 기법은 스테레오 정합 기법을 통하여 구해진 각 화소의 변이 정보를 실제 3차원 정보로 변환하기 위한 방법이다. 그림 2는 실제 객체와 영상에 투영된 객체간의 물리적 관계를 시각적으로 보여주고 있다.

그림 2에서  $p_L$  과  $p_R$  은 각각 기준 영상과 참조 영상에서의 정합 점이고,  $s$  는 각 영상 평면의 원점이다.  $dx(p_L, s)$  와  $dx(p_R, s)$  는 3차원 객체가 2차원 평면상에 투영되는 위치에서 평면의 원점까지의 거리이다. 또한  $2b$  (base line)는 좌측, 우측 카메라의 주축(principle axis) 사이의 거리를 의미하고,  $Z_{Depth}$  는 이미지 평면에서 3차원 객체까지의 거리를 의미한다. 또한  $P(x, y, z)$

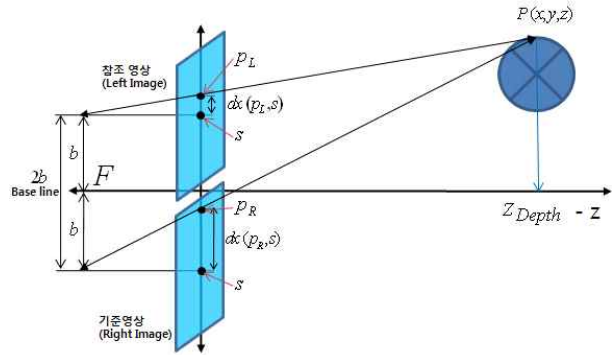


그림 2. 삼각화 기법  
Fig. 2. Triangulation.

은 실세계 좌표계에서의 객체의 위치를 나타낸다.

$$Z_{Depth} = f_{focal\ length} \times \frac{2 \times b}{|dx(p_L, s) - dx(p_R, s)|} \quad (1)$$

위의 식(1)은 그림 2에 나와 있는 영상과 객체간의 물리적 관계를 나타내는 수식이다. 이 수식을 이용하면 스테레오 영상의 변이정보를 3차원 정보로 변환 시킬 수 있다.

III. 변이 공간 영상(Disparity Space Image)

변이 공간 영상이란 기준 영상과 참조 영상의 N번째 검색 행을 비교하고 각각의 정합오류를 연산하여 이미지의 형태로 저장한 것을 의미한다. 변이 공간 영상은 기준 영상과 참조 영상의 각 화소 간 유사도 및 차이 값을 효과적으로 표현 할 수 있기 때문에 많은 전역적 방법에서 사용된다.

그림 3은 특정 N번째 행에 대하여 정합오류를 연산해서 변이 공간 영상으로 나타낸 것이다. 위의 변이 공간 영상에서 어두운 부분은 정합 오류가 적고 밝은 부분은 정합오류가 큰 부분이다. 이는 비교되는 영역의 값이 흡사하면 식(2)에 의해 작은 정합 오류 값을 갖고,

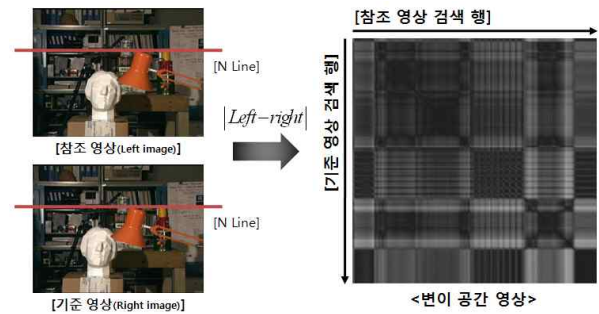


그림 3. 변이 공간 영상  
Fig. 3. Disparity space image.

다르면 큰 정합 오류 값을 가지기 때문이다.

$$DSI_{L_n}(x_L, x_R) = |I_L(x_L, L_n) - I_R(x_R, L_n)| \quad (2)$$

식 (2)는 영상에서 정합오류를 연산하기 위한 수식이다. 식(2)의  $I_L$ 은 참조 영상의 화소 값이고,  $I_R$ 은 기준 영상의 화소 값이다. 또한,  $L_n$ 은 N번째 검색 행을 의미하고,  $x_L$ 과  $x_R$ 은 각 영상의 N번째 검색 행의 인덱스 값을 의미한다. 즉 식(2)는 각 변이별 참조 영상과 기준 영상의 차이를 연산하는 식이다. 이 식을 모든 변이에 대하여 적용하면 그림 3과 같은 기준 영상에 대한 변이 공간 영상을 구할 수 있다.

#### IV. 제안된 기법

스테레오 영상에서 전역적 방법을 이용하여 정합 점을 조사하면 많은 시간이 소요된다. 이는 기준 영상에서 각 화소의 변이를 측정하기 위해 참조 영상의 모든 동일 행의 후보 화소들을 검색해야 하기 때문이다. 특히 기존의 기법들은 HMM(hidden markov model)<sup>[7]</sup>을 적용하여 확률적 최적경로를 선택하는 방법을 쓰기 때문에 비교적 많은 시간이 소요된다. 따라서 본 논문에서는 변이 공간 영상을 이용하여 생성된 신뢰도 공간을 통해 수행 시간을 최적화 하여 보다 효율적인 스테레오 시스템을 구현하고자 한다.

그림 4는 본 논문에서 적용된 기법의 과정을 순서도를

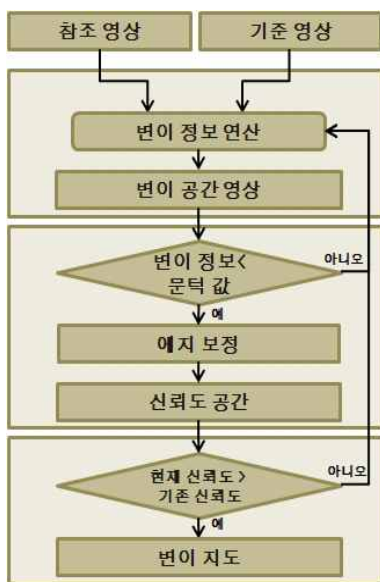


그림 4. 알고리즘 구성 순서도  
Fig. 4. Flow chart of algorithm construction.

이용하여 보여 주고 있다. 그림 4의 변이 공간 영상은 참조 영상과 기준 영상을 비교한 모든 정보를 가지고 있다. 따라서 정확한 변이 지도를 얻기 위해서는 이 값들을 분석하여 정확도가 높은 값을 선택하여야 한다. 이를 위해 크게 두 가지 과정을 거치게 된다. 먼저 신뢰도 공간을 구하기 전 문턱 값을 이용해 유효한 값을 선택한다. 이때 사용되는 문턱 값은 변이 공간 영상에서 0에 가까운 값을 가지는 연속된 극소 값 구간을 검색하기 위한 수치이다. 이 값은 IV장 1에 가려진 영역 오류(occlusion error)에서 자세히 설명되어 있다. 다음으로 각 화소에 위에서 선택된 구간의 길이를 계수하여 신뢰도를 부여하고 변이에 따른 비교를 통해 가장 높은 신뢰도를 선택하여 신뢰도 공간을 형성하고 그때의 변이를 저장한다. 이 신뢰도 공간에서 선택된 신뢰도와 함께 저장된 변이를 조합하면 최종 변이 지도를 구할 수 있다.

##### 1. 시차에 의한 오류(Parallax Error)

스테레오 영상의 기준 영상과 참조 영상은 매우 흡사하지만 카메라의 각도 차이에 의한 오류가 존재한다. 객체를 바라보는 각도가 달라지면 각도에 따라 대응되는 화소 값이 차이를 가지게 된다. 그 원인은 각 영상을 바라보는 각도 차이에 의하여 가려진 영역, 그림자, 잡음 등에 의한 불일치가 나타나기 때문이다. 또한 해상도에 의한 표현 제한, 카메라의 물리적 차이에 의한 오류 등 구조적인 오류도 발생한다.

그림 5는 시차에 의한 오류 중 하나인 가려진 영역 오류(occlusion error)<sup>[8]</sup>를 시각적으로 보여 주고 있다. 보이는 바와 같이 참조 영상과 기준 영상에서 객체가 투영되는 각도에 따라 불일치하는 영역이 나타나게 되는 것을 가려진 영역 오류라고 한다.

영상의 오류는 가까운 객체일수록 크게 나타난다. 이

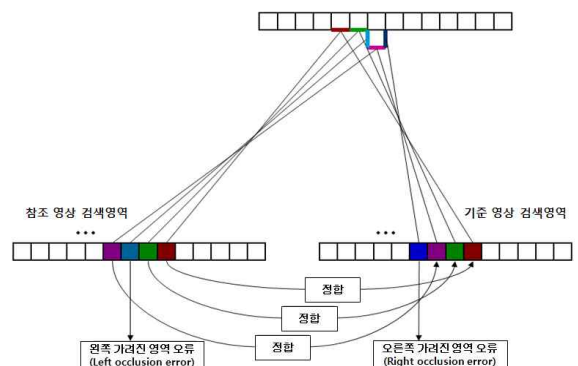


그림 5. 가려진 영역 오류  
Fig. 5. Occlusion Error.

는 가까운 객체는 바라보는 각도 차이가 크게 나타나기 때문이다. 따라서 본 논문에서는 이러한 오류들을 개선하고자 그림 4에서 변이정보의 유효성 판단을 위해 사용한 문턱 값을 변이에 따라 갱신하여 오차 값을 줄이는 방법을 사용하였다. 변이가 적을 때는 각 화소간의 불일치가 적기 때문에 문턱 값을 낮추고 변이가 클 때는 각 화소간의 불일치가 크기 때문에 문턱 값을 높였다.

2. 컬러 에지를 통한 보정

변이 공간 영상을 사용하여 정합 기법을 적용한 경우 간혹 가로축 경계 영역 침범 오류가 발생한다. 이는 특정 변이에서 객체의 내부와 경계, 그리고 배경 부분이 정확히 일치하여 영역을 구분할 수 없게 되어 발생하는 오류이다. 논문에서 제안하고 있는 방법 역시 변이 공간 영상을 사용하기 때문에 가로축 경계 영역 침범 오류가 발생한다. 따라서 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 컬러 에지 정보를 추가하여 영역의 경계를 보다 정확히 나누는 기법을 사용하였다.

그림 6.(c)는 참조 영상을 왼쪽 방향으로 9화소만큼 이동시킨 영상이고, 그림 6.(d)는 그림 6.(b) 기준 영상과 그림 6.(c) 참조 영상의 차영상이다. 그림 6.(e)는 기준 영상을 컬러 에지 영상으로 전환한 영상이다.

우수한 스테레오 영상을 생성하기 위해서는 영역을 정확히 구분하는 것이 매우 중요하다. 그런데 그림



그림 6. 컬러 에지 영상  
Fig. 6. Color edge image.

6.(d)에서 빨간 원으로 표시된 부분에서는 객체의 경계를 정확히 구분할 수 없다. 따라서 기준 영상에 대한 에지 영상을 이용하여 경계를 구분하고 이를 참조 하여 신뢰도 공간을 생성한다. 그림 6.(g)와 그림 6.(h)를 비교해보면 논문에서 말하고 있는 영역 침범 오류가 감소하는 것을 볼 수 있다.

본 논문에서 기존의 일반적인 방법인 그레이 에지(gray edge) 영상을 사용하지 않은 이유는 컬러 에지(color edge)가 그레이 에지보다 많은 영역 경계를 표현할 수 있기 때문이다.

3. 신뢰도 공간(Reliability Space)

신뢰도 공간이란 변이 공간 영상을 분석하여 각 화소에 변이에 따라 측정된 신뢰도를 할당한 공간을 의미한다. 여기서 신뢰도라는 것은 연속된 극소 값 구간의 길이를 의미한다. 그림 7은 이를 시각적으로 보여주고 있다.

그림 7에서는 단순한 영상을 이용하여 신뢰도 공간의 구성과정을 시각적으로 보여주고 있다. 그림 7.(a)는 특정 변이(k=0)에서의 차영상을 나타낸 영상이다. 그림 7.(b)는 앞서 생성된 그림 7.(a) 영상을 행 단위로 검색하여 문턱 값 이하의 0에 가까운 값들을 검색하고, 이 구간의 길이를 계수한 후에 그 값들을 신뢰도로 환산하여 시각화한 영상이다. 본 논문에서는 이를 신뢰도 공간으로 정의하였다. 그림 8은 위의 신뢰도 공간을 형성하는 과정을 보다 자세하게 설명하고 있다.

그림 8은 변이가 0일 때의 차영상을 구하고 이를 신뢰도로 환산하는 과정을 보여주고 있다. 그림 8에서 a, c, e 구간은 0에 가까운 극소값을 가지는 구간이다. 그리고 b, d 구간은 충분히 큰 값을 가지는 구간이다. 이때 a, c, e 구간의 길이가 신뢰도 값이 되고, 이 값은 그림 7.(b)의 신뢰도 공간에 저장된다. 여기서 구간 b, d

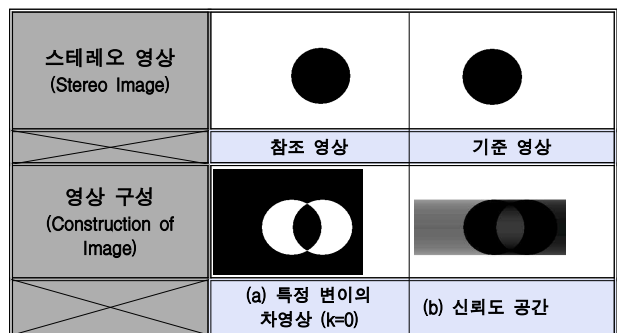


그림 7. 신뢰도 공간 구성  
Fig. 7. Construction of reliability space.

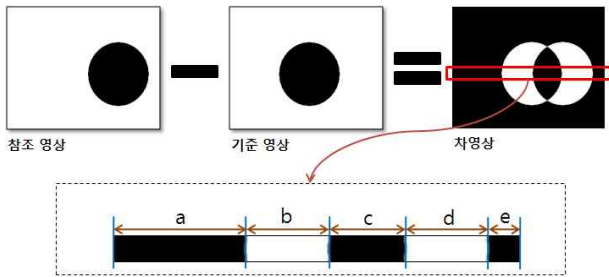


그림 8. 신뢰도 공간 구성  
Fig. 8. Consist of reliability space.

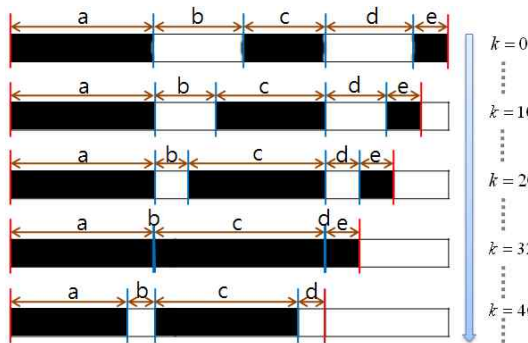


그림 9. 신뢰도 공간 구성  
Fig. 9. Consist of reliability space.

와 앞의 IV.2에서 설명한 컬러 에지 정보는 각 신뢰도 구간을 구분해 주는 역할을 한다. 이후 변이를 증가 시키면서 같은 과정을 반복한다. 다시 말하면 참조 영상을 왼쪽 방향으로 한 화소씩 이동시키며 위의 과정을 반복한다.

그림 9는 그림 8의 차영상이 변이에 따라 어떻게 변하는지를 보여주고 있다. 그림에서 왼쪽의 빨간 선은 기준 영상의 왼쪽 끝을 의미하고 오른쪽의 빨간 선은 참조 영상의 오른쪽 끝을 의미한다.

그림 9를 변이에 따라 관찰해 보면 구간 c는 k가 32일 때 길이가 가장 길어지는 것을 확인할 수 있다. 이는 변이가 32일 때 c구간에 어떤 객체가 존재함을 의미한다. 또한 a구간의 경우 k가 0일 때 길이가 가장 길다. 즉 변이가 0일 때 a구간에 어떤 객체 혹은 배경이 있음을 의미한다. 여기서 변이가 0일 때 d구간은 가려진 영역 오류(occlusion error)가 발생하기 때문에 정확한 변이 정보를 구하기가 어렵다. 본 논문에서는 이러한 오류가 발생할 때 그 영역의 오른쪽 영역의 값을 이용하여 값을 보정하였다.

이와 같은 방식으로 모든 변이에 대한 신뢰도의 비교 연산이 끝나면 각 영역에 적절한 변이 값이 부여된 완성된 변이 지도를 얻을 수 있다.

## V. 실험 및 고찰

본 논문에서는 신뢰도 공간에 기반을 둔 스테레오 정합 기법을 제안하고 있다. 신뢰도 공간에 기반을 둔 스테레오 정합 기법은 기존의 다이나믹 기반 스테레오 정합 기법의 HMM를 이용한 최적 경로 탐색 방법을 변형하여 신뢰도 맵을 적용한 기법이다. 이 기법을 통하여 기존의 다이나믹 기반의 기법 보다 빠르고 효과적으로 2차원 영상에서 3차원 정보를 추출 하고자 하였다.

논문에서 제안하는 알고리즘을 검증하기 위하여 Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU @3.0GHz, 1.93GB RAM의 환경에서 실험을 수행하였고, 알고리즘의 수행 코드(code)는 Visual C++ 통합 환경으로 프로그래밍 되었다. 또한 사용된 실험 영상은 스테레오 정합 기법을 연구할 때 그 성능을 검증하기 위해 일반적으로 많이 사용되는 영상들을 사용하였다.

그림 10.은 다양한 스테레오 정합 기법의 결과영상을 비교하여 보여주고 있다. 그림 10.의 (a)는 블록 정합 기법 중 하나인 Realtime SAD<sup>[9]</sup>이고, 그림 10.의 (b)는 다이나믹 프로그래밍 기반의 정합 기법이다. 또한 그림 10.의 (c)는 본 논문에서 제안하고 있는 신뢰도 공간에 기반을 둔 스테레오 정합 기법을 적용한 영상이다.

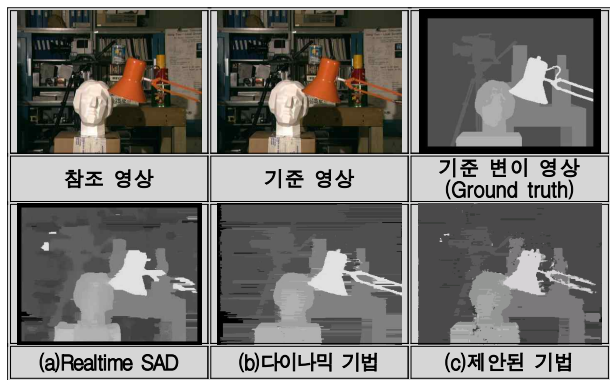


그림 10. 스테레오 정합 결과 영상  
Fig. 10. Stereo matching result image

### 1. 스테레오 정합 기법의 실행속도 비교

논문에서 제안하고 있는 기법은 신뢰도 공간을 이용하여 변이 지도의 최적 경로를 찾는 과정을 보다 빠르고 정확하게 하기위한 방법이다. 제안하는 기법의 성능을 검증하기 위해 표 1.에서는 제안된 기법을 블록 정합 기법 그리고, 다이나믹 프로그래밍 기반의 정합 기법과 비교하여 보여 주고 있다. 블록 정합 기법은 정확도가 낮은 반면에 수행 속도에서 장점이 있고, 다이나

표 1. 수행 시간 [단위: sec]  
Table 1. Processing time.[sec]

		정물 (Tsukuda) (384×284)	원뿔 (Cones) (450×375)	책자 (Venus) (434×38)	창고 (Storage) (399×240)
블록 정합 기법	8×8	0.134	0.270	0.224	0.135
	16×16	0.431	0.866	0.720	0.433
다이나믹 프로그래밍 기법		0.252	0.553	0.472	0.253
제안된 기법		0.187	0.375	0.312	0.185

믹 프로그래밍 기반 기법은 정확도가 높으면서 다른 전역적 방식들에 비해 수행 속도가 빠른 장점이 있다.

표 1의 값들을 비교해 보면 제안된 기법의 수행 시간이 기존의 블록 정합 기법에는 미치지 못하지만 다이나믹 프로그래밍 기반의 정합 기법 보다는 상당히 빠르다는 것을 확인 할 수 있다. 즉 수행 시간에 있어서 제안된 기법의 성능이 기존의 다이나믹 기법에 비해 약 31.6% 향상된 것을 관찰 할 수 있다.

2. 스테레오 정합 기법의 정확도 비교

논문에서 제안하고 있는 기법은 스테레오 정합 기법의 분류 중 전역적 방법으로 분류된다. 일반적으로 전역적 방법은 국소적 방법에 비해 변이 지도의 영상 품질이 우수하다. 제안된 기법 역시 국소적 방법에 비해 높은 정확도를 나타낸다. 표 2에서 이를 확인 할 수 있다.

표 2의 값들을 비교해 보면 제안된 기법이 전역적 방법인 블록 정합 기법에 비하여 약 2dB 정도 성능이 우수한 것을 관찰 할 수 있다. 또한 제안된 기법은 기존의 다이나믹 프로그래밍 기반의 정합 기법보다 빠른 실행 속도를 가지고 있음에도 불구하고 정확도 면에서 흡사한 성능을 내는 것을 확인 할 수 있다.

표 2. 신호 대 잡음비 [단위: dB]  
Table 2. PSNR (peak signal to noise rate).[dB]

		정물 (Tsukuda) (384×284)	원뿔 (Cones) (450×375)	책자 (Venus) (434×383)	창고 (Storage) (399×240)
블록 정합 기법	8×8	26.9	27.1	28.4	23.0
	16×16	26.9	27.3	27.8	23.1
다이나믹 프로그래밍 기법		29.3	28.0	30.1	25.2
제안된 기법		29.4	27.9	30.5	25.4

3. 제안된 기법의 변이 지도 결과 영상

그림 11은 표 1과 표 2에서 제안된 기법의 성능을 검

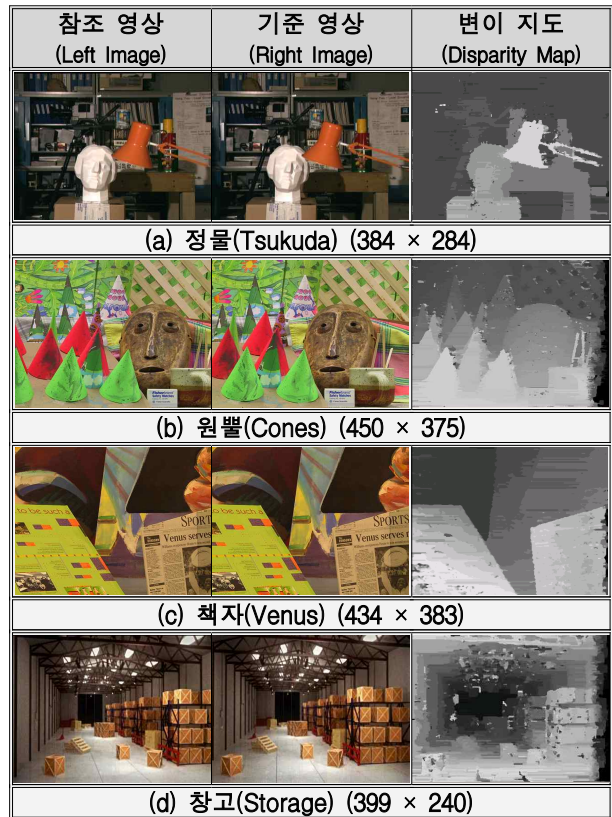


그림 11. 결과 영상 1  
Fig. 11. The result image 1.

증하기 위하여 사용된 영상들을 해당 기법에 적용하여 변이 지도를 생성한 결과이다. 그림 11의 변이 지도 영상에서 밝은 값을 가지는 영역은 해당 영역이 카메라에서 가까운 거리에 위치해 있음을 의미하고 어두운 영역은 해당 영역이 카메라에서 먼 거리에 위치해 있음을 의미한다.

4. 다양한 대상에 대한 변이 지도 결과 영상

그림 12는 논문에서 제안된 기법을 보다 이해하기 쉽게 설명하기 위하여 해당 기법을 다양한 대상에 적용하여 변이 지도를 구한 영상이다. 그림 12를 관찰해 보면 객체가 위치한 거리에 따라 밝은 값 혹은 어두운 값이 부여됨을 볼 수 있다.

표 3은 그림 12에 대한 수행 결과이다. 그림 12의 경우 기준 변이 영상이 제공되지 않기 때문에 정확도를 비교하기 힘들다, 따라서 수행시간을 통해 다른 기법과 비교하였다. 표 3의 값들을 비교해 보면 제안된 기법의 수행 시간이 기존의 다이나믹 프로그래밍 기반 정합 기법에 비해 빠르다는 것을 확인 할 수 있다.

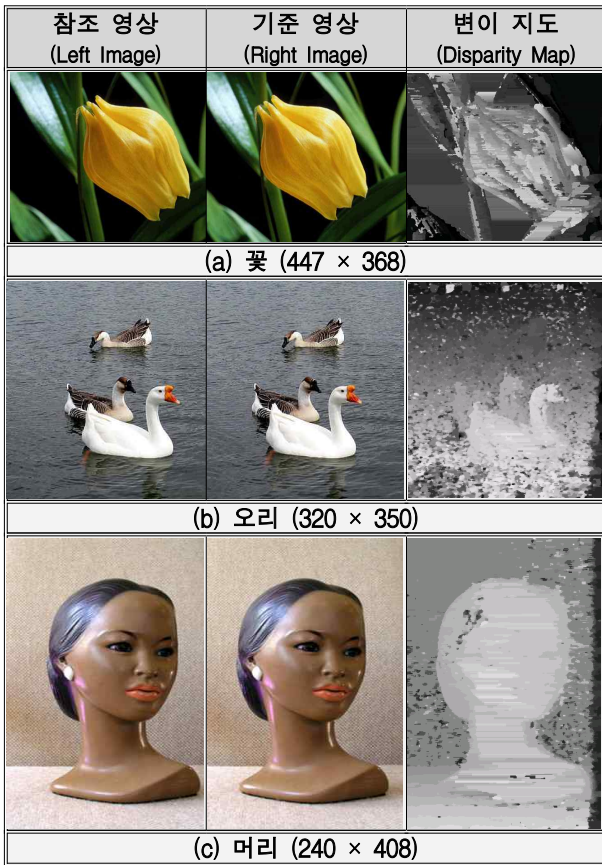


그림 12. 결과 영상 2

Fig. 12. The result image 2.

표 3. 수행 시간 [단위: sec]

Table 3. Processing time. [sec]

		꽃 (447*368)	오리 (320*350)	머리 (240*408)
블록 정합 기법	8*8	0.240	0.150	0.079
	16*16	0.645	0.481	0.384
다이내믹 프로그래밍 기법		0.527	0.271	0.190
제한된 기법		0.344	0.215	0.137

## VI. 결 론

본 논문에서는 신뢰도 공간에 기반한 스테레오 정합 기법을 제안하고 있다. 이는 변이 공간 영상을 분석하여 생성된 신뢰도 공간의 비교연산을 통하여 스테레오 영상의 변이 지도를 생성하는 기법이다.

제안된 기법은 신뢰도 공간을 이용해서 연산의 복잡도를 줄임으로써 속도를 향상시켰다. 수행 시간 있어서 기존의 다이내믹 기법에 비해 0.065sec~0.178sec 정도 빨라졌고, 정확도는 -0.1dB~0.4dB의 차이를 보였다. 이

는 본 논문에서 제안하는 기법이 기존의 다이내믹 기법에서의 정확도는 유지하면서 보다 빠른 속도로 스테레오 정합을 실시 할 수 있다는 것을 의미한다.

향후 연구에서는 지금의 정합 기법을 개선하여 연산량뿐만 아니라 변이 지도의 정확도면에서도 성능 향상을 보이는 기법의 개발이 필요하다.

## 참 고 문 헌

- [1] D. Scharstein, R. Szeliski, "A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligences, Vol.25, No.8, PP.993-1008, Aug. 2003.
- [2] C. Young-Sheng, H. Yi-ping, F. Chiou-Shann, "Fast Block Matching Algorithm Based on the Winner-Update Strategy," IEEE Trans. Image Process, Vol.10, No.8, Aug. 2001.
- [3] K. Czarnecki, S. Helsen, "Feature-based survey of model transformation approaches," IBM Systems Journal, Vol.45, No.3, 2006.
- [4] P. H. S. Torr, A. Criminisi, "Dense Stereo Using Pivoted Dynamic Programming," Microsoft Research, MSR-TR-2002-51, 2002.
- [5] Y. Boykov, O. Veksler, R. Zabih, "Fast Approximate energy minimization via graph cuts," IEEE TPAMI, Vol.23, No.11, PP. 1222-1239, Nov. 2001.
- [6] J Sun, NN Zheng, HY Shum, "Stereo matching using belief propagation," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.25, No.7, Jul. 2003.
- [7] C. Keskin, A. Erkan, L. Akarun, "Real time hand tracking and 3D gesture recognition for interactive interfaces using HMM," ICANN/ICONIPP, 2003.
- [8] S. S. Intille, A.F. Bobick, "Large Occlusion stereo," International Journal of Computer Vision, Vol.33, No.3, PP.181-200, 1999.
- [9] H. Hirschmuller, "Improvements in real-time correlation based stereo vision," In IEEE Workshop on Stereo and Multi baseline Vision, 2001.



## — 저 자 소 개 —



이 승 태(학생회원)  
 2009년 숭실대학교 정보통신전자공학부 학사 졸업.  
 2010년 숭실대학교 대학원 전자공학과 석사과정.  
 <주관심분야 : 영상처리, 임베디드 시스템>



한 영 준(정회원)  
 1996년 숭실대학교 전자공학과 학사 졸업.  
 1998년 숭실대학교 전자공학과 석사 졸업.  
 2003년 숭실대학교 전자공학과 박사 졸업.

2010년 숭실대학교 정보통신전자공학부 부교수.  
 <주관심분야 : 로봇 비전, 영상처리, 비주얼서보잉>



한 현 수(정회원)  
 1991년 University of Southern California (공학박사).  
 1992년 숭실대학교 정보통신전자공학부 교수.  
 1994년 일본 기계기술 연구소 객원 연구원.

1998년 숭실대학교 어학원장.  
 1999년 숭실대학교 정보통신전자공학부 학부장.  
 <주관심분야 : 자동화 시스템, 자료융합, 물체인식>