

신뢰확산 알고리즘을 이용한 다해상도 영상에서 깊이영상의 생성과 처리에 관한 연구

A Study on the Generation and Processing of Depth Map for Multi-resolution Image Using Belief Propagation Algorithm

지인호*

Innho Jee*

요약 3차원 입체 방송을 가능하게 하기 위해서는 실세계에 존재하는 한 사물에 대한 깊이 정보를 획득하여야 한다. 따라서 본 논문에서는 네트워크 알고리즘인 신뢰확산(belief propagation) 알고리즘을 다해상도 영역에서 적용하여 3차원 정보의 근간이 되는 변이(disparity) 영상이나 깊이(depth)영상을 정확하면서도 빠르게 생성하는 것을 목적으로 한다. 신뢰확산 알고리즘은 기본적으로 여러 번의 반복을 통하여 변이정보를 보다 정확하게 갱신하게 되어 많은 연산량과 넓은 탐색영역으로 인하여 성능의 수렴까지 오랜 시간이 걸린다. 다해상도 변환은 공간영역과 주파수영역 모두에서 우수한 해상도를 갖기 때문에 이를 이용하여 스테레오 정합의 연산 속도를 증가시키고 성능을 향상시키는 것을 보여주었다.

Abstract 3D image must have depth image for depth information in order for 3D realistic media broadcasting. We used generally belief propagation algorithm to solve probability model. Belief propagation algorithm is operated by message passing between nodes corresponding to each pixel. The high resolution image will be able to precisely represent but that required much computational complexity for 3D representation. We proposed fast stereo matching algorithm using belief propagation with multi-resolution based wavelet or lifting. This method can be shown efficiently computational time at much iterations for accurate disparity map.

Key Words : Belief Propagation, Stereo, Disparity Map, Multi-resolution

1. 서론

3차원 입체 영상은 2차원 영상에 비해 뛰어난 선명감과 사실감을 제공함으로써 현실의 사물을 사실 그대로 표현하게 하는 장점을 가지고 있다. 이러한 장점은 로봇공학, 자동화 분야에서 로봇의 움직임이나 사물의 검사를 위해 사용되며, 방송 분야에서도 실감형 미디어의 한 형태로 자리 잡고 있다. 이미 국내에서는 2002년 월드컵

을 통해 3차원 방송을 시험 방송한 예가 있으며, 미국 유럽 일본 등 선진국 등에서는 3차원 영상이 차세대 방송 및 멀티미디어 서비스의 핵심이 될 것으로 예상하고 연구를 진행하고 있다. 현재 3차원 비디오, 3차원 다시점 비디오 및 3차원 Display에 대한 연구^[2]가 국내·외적으로 활발히 진행 중이다. 하지만 3차원 입체 영상은 깊이 정보를 나타내는 깊이영상을 포함하여야 한다. 깊이영상을 생성하기 위한 대표적인 방법으로 스테레오 정합에 대한

*정회원, 홍익대학교 컴퓨터정보통신공학과
접수일자: 2015년 10월 4일, 수정완료: 2015년 11월 4일
게재확정일자: 2015년 12월 11일

Received: 4 October, 2015 / Revised: 4 November, 2015 /
Accepted: 11 December, 2015

*Corresponding Author: ijee@hongik.ac.kr
Dept. of Computer & Information Communications Engineering,
Hongik University, Korea.

연구가 활발히 진행되고 있다.

기존의 스테레오 정합^[1]에 대한 연구에서는 이러한 두 영상의 대응하는 화소값을 찾기 위해 영상을 일정한 블록으로 쪼개고, 쪼개진 영상 블록을 이용하여 탐색영상으로부터 에러가 최소가 되는 점의 위치를 계산하는 알고리즘을 사용하였으나 최근에는 차이값을 추정할 때 Bayes' 확률 모델을 이용하는 방법이 주로 사용되고 있으며 이러한 확률 모델을 풀기위한 알고리즘으로 신뢰확산(belief propagation) 알고리즘이 사용되고 있다. 이러한 신뢰확산 알고리즘은 여러 번의 반복연산을 통하여 보다 정확한 대응점의 좌표를 추정하게 된다. 최근의 단일 시점 비디오 영상과 다시점 비디오의 경우 HD급의 고해상도(1366×768)를 사용하고 있다. 이러한 고해상도의 영상은 영상을 보다 세밀하게 표현하는 장점을 가지고 있지만 3차원 표현을 위한 깊이 정보를 계산하기 위해서는 많은 시간과 연산을 필요로 하게 된다

본 논문의 구성은 2장에서는 스테레오 영상 모델에 배경이론을 설명하였다. 3장에서는 신뢰확산 알고리즘과 스테레오 정합 과정을 제시하였다. 그리고 4장에서는 제안된 알고리즘의 성능 실험결과와 결론을 유도하였다.

II. 연구배경 및 연구 수행방법

1. 배경 연구

스테레오 비전(stereo vision)은 컴퓨터 비전의 한 분야로써 실제 공간상에 위치한 두 대의 카메라로부터 얻어진 동일시점에 대한 좌·우 두 개의 영상을 이용하여 두 영상간의 대응점을 찾아내고 이를 이용하여 3차원의 깊이 정보를 계산하는 일련의 과정을 의미한다. 스테레오 비전 분야에서 가장 어렵고 복잡한 분야는 좌·우 두 개의 영상에서 대응점을 찾는 과정 즉 스테레오 정합(stereo matching)이다. 스테레오 정합의 기본원리는 사람의 시각적 구조를 이용한 것으로써 사람의 눈이 2개이고 두 눈의 간격이 6~7cm 가량 떨어져 있어 두 눈에 서로 다른 영상이 맺히게 되고 이를 대뇌에서 분석하여 물체의 입체감을 느끼고, 원근감을 느끼게 할 수 있다는 원리에서 출발하였다. 스테레오 정합은 영상의 잡음, 물체간의 불연속점 및 폐색영역 등으로 인하여 완벽한 정합 알고리즘이 존재하지 않기 때문에 정합에 대한 다양한 알고리즘이 제시되고 있다. 그림 1에서는 평행 카메라 모델에서

변이와 깊이의 관계를 보여주고 있다^[3].

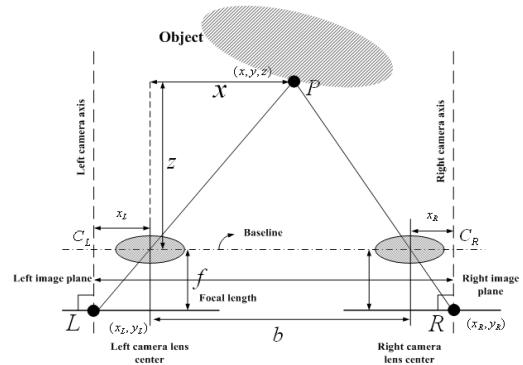


그림 1. 평행카메라 모델에서의 변이와 깊이의 관계
Fig. 1. Disparity and depth in parallel camera model

왼쪽 렌즈의 축과 3차원 공간상의 점 $P(x, y, z)$ 그리고 점 P 가 영상평면에 맺히는 과정에서 나타나는 두 개의 닮은꼴 삼각형으로부터 렌즈로부터 3차원 공간상의 점 P 까지의 거리 즉 깊이 정보 z 와 왼쪽 렌즈의 축과 점 P 의 거리 x 에 대한 관계식은 삼각 측량법에 의하여 다음과 같이 정의 될 수 있다.

$$\frac{x_L}{f} = \frac{x}{z} \tag{1}$$

여기서 f 는 카메라의 초점거리(focal length)가 되고 x_L 은 왼쪽 영상의 중심으로부터 점 P 가 왼쪽영상에 맺히는 거리이다. 동일한 방법으로 오른쪽 렌즈와 점 P 사이의 관계식을 정리하면

$$\frac{x_R}{f} = \frac{b - x}{z} \tag{2}$$

을 얻을 수 있으며, 여기서 b 는 왼쪽 렌즈의 중심으로부터 오른쪽 렌즈의 중심까지의 거리이다. 왼쪽 렌즈를 기준으로 정리한 수식은 다음과 같다.

$$x_L z = x f \tag{3}$$

또한 오른쪽 렌즈를 기준으로 수식을 정리하면 다음과

같이 정리 할 수 있다.

$$\begin{aligned} x_R z &= f(b-x) \\ x f &= f b - x_R z \end{aligned} \quad (4)$$

또한 오른쪽 렌즈를 기준으로 수식을 정리하면 다음과 같이 정리 할 수 있다.

$$\begin{aligned} x_R z &= f(b-x) \\ x f &= f b - x_R z \end{aligned} \quad (5)$$

위의 두식을 조합하게 되면

$$x_L z = f d - x_R z \quad (6)$$

와 같은 식으로 정리되면 여기서 깊이와 변이에 대한 관계식을 구하면 다음과 같다.

$$z = \frac{f b}{x_L + x_R} \quad (7)$$

따라서, 깊이정보 z 는 좌·우 카메라 렌즈 사이의 거리와 초점거리에 비례하고 $x_L + x_R$ 에는 반비례하게 된다.

2. 기본 스테레오 모델

그림 2는 변이(D), 불연속점(L)과 폐색(O)의 기하학적 표현을 나타내고 있다. 그림에서 왼쪽영상(I_L)을 기준으로 하여 대응점을 오른쪽 영상에서 찾을 때 왼쪽 영상의 l 좌표의 화소 값은 오른쪽 영상에서 동일한 좌표에서 대응점이 발견된다. 따라서 변이 값은 0이 된다. 왼쪽 영상의 k 좌표의 화소 값의 경우에는 오른쪽 영상에서 h 에서 대응점이 발견되므로 이 경우 변이 값은 3이 된다. 또한 불연속점은 변이 값의 변동이 있는 점에서 발생하게 된다. 폐색점은 왼쪽 영상의 좌표 g, h, c, b 는 오른쪽 영상에서 대응점을 발견하지 못하게 되는데 이때 폐색이 발생한다.

Bayes' rule을 사용하게 되면 두 장의 이미지 쌍을 $I = \{I_L, I_R\}$, I_L 은 왼쪽 영상, I_R 은 오른쪽 영상이라고 정의하면, 결합 사후 확률은

$$P(D, L, O | I) = \frac{P(I|D, L, O)P(D, L, O)}{P(I)} \quad (8)$$

과 같다.

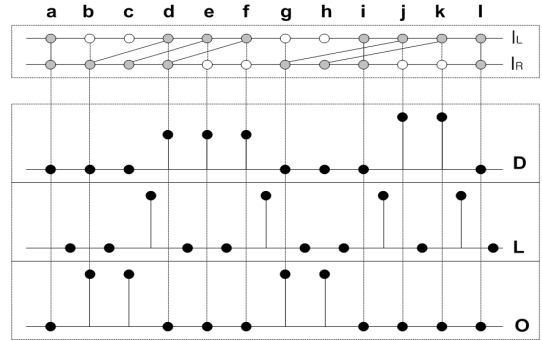


그림 2. 변이(D), 불연속점(L), 폐색(O)의 기하학적 관계
 Fig. 2. Geometric relation with Disparity(D) and Discontinuity(L) and Occlusion(O)

2.1 가망도

I 는 픽셀단위의 디지털 영상이므로, L 에 독립적이라고 가정한다면, $P(I | D, O, L)$ 은

$$P(I | D, O, L) = P(I | D, O) \quad (9)$$

로 정의할 수 있다. I 가 독립적이고 동일분포(independent identical distribution : iid)를 따른다고 가정하면 $P(I | D, C)$ 는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$P(I | D, O) \propto \prod_{s \in O} \exp(-F(s, d_s, I)) \quad (10)$$

여기서, $F(s, d_s, I)$ 는 주어진 I 에서 d_s 만큼의 변이를 갖는 s 좌표의 정합비용 함수이다. 정합비용을 연산하기 위해, Brichfield and Tomasi's pixel dissimilarity 알고리즘^[1]을 사용하게 되면 $F(s, d_s, I)$ 는 다음 식으로 정리될 수 있다.

$$F(s, d_s, I) = \min\{\bar{d}(s, s', I)/\sigma_f, \bar{d}(s', s, I)/\sigma_f\} \quad (11)$$

여기서

$$\bar{d}(s, s', I) = \min(|I_L(s) - I_R(s')|, |I_L(s') - I_R(s)|),$$

$|I_L(s) - I_R^+(s')|$ 가 된다.

s' 은 d_s 만큼의 변이를 갖는 s 좌표의 정합점이다.

I_R^- 과 s' 와 왼쪽에 이웃한 픽셀의 중간 값이며, I_R^+ 은 s' 과 오른쪽에 이웃한 픽셀의 중간 값이 된다. $\bar{d}(s', s, I)$ 는 $\bar{d}(s, s', I)$ 의 대칭이며, ρ_f 는 추정된 영상 잡음 분산이다.

2.2 우선확률

우선 확률은 정합과정에서의 제약 조건을 모델링 하게 되는데, O 와 $\{D, L\}$ 사이의 통계적 의존성을 무시한다고 가정하면

$$P(D, O, L) = P(D, L)P(O) \quad (12)$$

로 정의 될 수 있다. O 와 $\{D, L\}$ 가 Markov 특징을 따른다고 가정하면 위의 식은 다음과 같이 확장 될 수 있다^[7].

$$P(D, L, O) \propto \prod_s \prod_{t \in N(s)} \exp(-\varphi_C(d_s, d_t, l_{s,t})) \prod_s \exp(-\eta_C(o_s)) \quad (13)$$

$\phi_C(d_s, d_t, l_{s,t})$ 는 d_s 와 d_t 의 이웃인 d_t 의 결합 잠재함수이다. $l_{s,t}$ 는 d_s 와 d_t 사이의 라인 변수이다. $-\eta_C(O_s)$ 는 스테레오 정합을 위한 제약사항을 가지고 있는 사용자 주문 함수이다. $\phi_C(d_s, d_t, l_{s,t})$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$\varphi_C(d_s, d_t, l_{s,t}) = \varphi(d_s, d_t)(1 - l_{s,t}) + \gamma(l_{s,t}) \quad (14)$$

$\phi(d_s, d_t)$ 는 d_s 와 d_t 사이에서 불연속점이 없을 때 이고 $\gamma(l_{s,t})$ 는 s 와 t 사이에서 불연속점이 발생하였을 경우이다. 앞의 식을 정리하면 결합 사후 확률은 다음의 수식과 같다.

$$(P(D, O, L|I) \propto \prod_{s \notin O} \exp(-F(s, d_s, I)) \prod_s \exp(-\eta_C(o_s)) \prod_s \prod_{t \in N(s)} \exp(-(\varphi(d_s, d_t)(1 - l_{s,t}) + \gamma(l_{s,t}))) \quad (15)$$

III. 실험 및 결과

1. 신뢰확산(Belief Propagation) 알고리즘

스테레오 정합은 알려진 카메라 정보를 바탕으로 하여 두 장의 영상에서 변이 또는 깊이정보를 계산하는 것이다. 스테레오 정합은 잡음, 표면 구성이 없는 영역(textureless), 깊이의 불연속 그리고 폐색 영역의 문제로 인하여 완전한 정합을 이루는 알고리즘이 존재하지 않는다. 따라서 다양한 방법의 스테레오 정합 알고리즘이 제시되고 있다. 최근의 스테레오 정합 알고리즘은 변이영상을 마코브 랜덤 필드(markov random field : MRF)로 모델링 한 후 최대 사후 추정치(maximum a posteriori :MAP) 값을 찾는 확률 모델을 이용한 방법^[4]이 주로 사용되고 있으며, 이 확률 모델을 풀기 위한 알고리즘으로 Graph Cut 알고리즘과 신뢰 확산 알고리즘이 사용되고 있다. 신뢰확산 알고리즘은 성능이 우수한 반면 수렴 값을 얻기 위해서는 많은 반복 연산이 필요한 단점이 있다. 신뢰확산 알고리즘은 스테레오 정합 뿐만 아니라 통신 분야에서도 주로 사용되는 이론이다. 본 논문에서는 신뢰확산 알고리즘은 최적화 문제를 해결하기 위하여 sum-product 알고리즘 또는 max-product 알고리즘을 사용하며, factor graph 내에서 임의의 관계로 연결된 노드 사이에서 확률 값을 갱신하면서 최적화된 값을 계산하였다.

확률적 그래프 모델의 반복에서 Markov 네트워크 모델은 무지향성 그래프 모델로써 그림 3과 같이 표현할 수 있다.

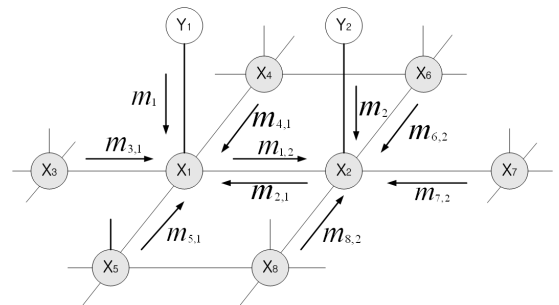


그림 3. Markov 네트워크에서 국부적 메시지 이동
Fig. 3. Local message moving in Markov network

이때 각 노드의 집합 x_s 는 은닉 노드이고, y_s 는 관찰 노드이다. $X = x_s$ 이고 $Y = y_s$ 라고 하면 사후확률

$P\{X|Y\}$ 는 다음과 같다.

$$P(X|Y) = \infty \prod_s \psi_s(x_s, y_s) \prod_s \prod_{t \in \mathcal{N}(s)} \psi_{st}(x_s, x_t) \quad (16)$$

여기서, $\Psi_s(\cdot)$ 는 국부-명백 함수라 하고, $\Psi_{st}(\cdot)$ 는 노드 x_s 와 x_t 사이의 호환 행렬이다. 실제로 $\Psi_s(\cdot)$ 는 관찰 확률 $p(y_s|x_s)$ 이다. $\Psi_s(\cdot)$ 을 가망도 함수로 정의하고 $\Psi_{st}(\cdot)$ 을 우선확률로 정의 한다면 기본 스테레오 모델에서 MAP를 찾는 것은 Markov 네트워크에서 MAP를 찾는 과정이 된다. Markov 네트워크에서 사후 확률의 최대값을 찾기 위해 신뢰확산 알고리즘이 사용된다. 그림 4는 간단한 신뢰 확산 알고리즘의 다이어그램에서 관측점인 $x(i, j)$ 에서 다음 노드로의 메시지 갱신에 대한 예를 보여준다.

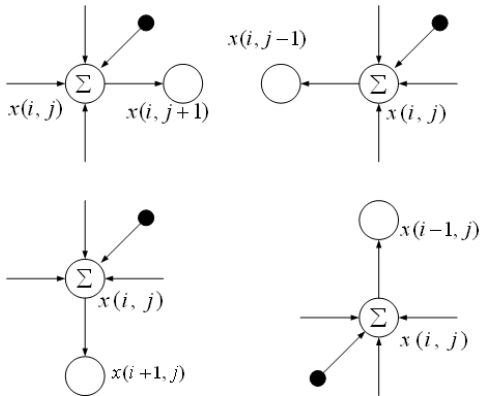


그림 4. 간단한 신뢰확산 알고리즘
 Fig. 4. Simple Belief Propagation algorithm

신뢰 확산 알고리즘은 메시지의 갱신 방법에 따라 sum-product 방법과 max-product 방법^[5]으로 나뉜다. 표준 max-product 방법은 메시지 초기화, 메시지 갱신, 신뢰 값 계산의 3가지 단계를 거쳐 메시지를 갱신하게 된다.

1) 초기화

모든 메시지들은 동일한 분포의 값으로 초기화 된다.

$$m_s(x_s) = \Psi_s(x_s, y_s) \quad (17)$$

2) 메시지 갱신

메시지는 여러 번의 반복동안 계속해서 갱신된다.

$$m_{st}^{i+1}(x_t) \leftarrow k \max_{x_s} \Psi_{st}(x_s, x_t) m_s^i(x_s) \prod_{x_k \in \mathcal{N}(x_s) \setminus x_k} m_{ks}^i(x_s) \quad (18)$$

메시지의 갱신은 그림 4에서의 경우와 마찬가지로 왼쪽에서 오른쪽으로 메시지를 갱신하고, 이 과정이 끝나면 오른쪽에서 왼쪽으로 메시지를 갱신한다. 또한 위쪽에서 아래쪽으로 아래쪽에서 위쪽방향으로 메시지를 갱신하게 된다.

3) 신뢰 값 계산

정해진 반복 연산의 과정이 끝나게 되면 신뢰 값을 계산한다.

$$b_s(x_s) \leftarrow \kappa m_s(x_s) \prod_{x_k \in \mathcal{N}(x_s)} m_{ks}(x_s) \quad (19)$$

$$x_s^{MAP} = \arg_{x_k} \max b_s(x_k) \quad (20)$$

2. 신뢰확산 알고리즘을 이용한 스테레오 정합 결과



그림 5. vision.middlebury.edu/stereo
 Fig. 5. vision.middlebury.edu/stereo

신뢰확산 알고리즘을 이용한 스테레오 정합에 대한 실험결과의 평가는 <http://middlebury.edu/stereo>^[1]에서 제공한 평가 방법을 사용하여 정합결과에 대한 성능 평가를 실행하였다. 그림 5는 신뢰확산 알고리즘을 이용한 스테레오 정합 과정의 예를 보여준다.

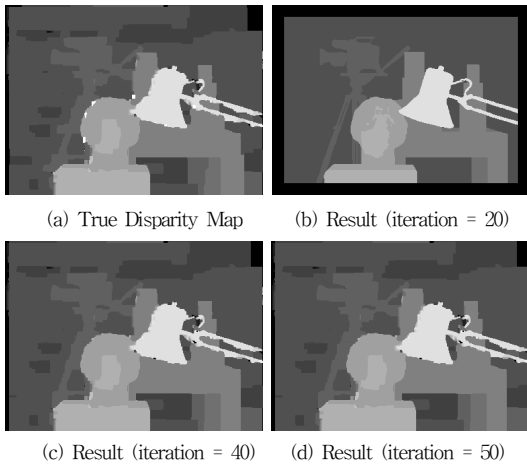


그림 6. 신뢰확산 알고리즘을 이용한 스테레오 정합 결과
 Fig. 6. Result of stereo matching using Belief Propagation algorithm

그림 6은 신뢰확산 알고리즘을 이용한 스테레오 정합의 결과를 반복의 횟수에 따른 변이 영상으로 보여 주고 있다. 반복연산의 횟수가 증가 할수록 좀더 정확한 변이 영상을 얻을 수 있다. 표 1은 변이 영상을 <http://middlebury.edu/stereo>에서 제공하는 평가 방법으로 측정한 데이터이다.

표 1. 실험결과

Table 1. Experimental results

	non-occlusion	all	discontinuities
iteration = 10	0.92	3.96	8.18
iteration = 20	1.68	3.69	8.04
iteration = 30	1.40	3.41	6.92
iteration = 40	1.33	3.34	6.80
iteration = 50	1.32	3.34	6.67

3. 다해상도 영역에서의 스테레오 정합

다해상도 신호처리에 의해 실행되는 웨이브렛 변환은 저주파 필터와 고주파 필터의 연속된 실행으로 얻어진다. 웨이브렛 변환은 공간 영역과 주파수 영역에서 모두 좋은 해상도를 갖기 때문에 영상처리 및 컴퓨터 비전등의 다양한 분야에서 응용되고 있다. 웨이브렛 변환은 컨벌루션의 연속된 실행으로 변환되는데 웨이브렛은 여러 가지 장점에 비해 연산량이 많은 단점을 가지고 있어 빠르

게 연산을 하여야 하는 분야에서는 적용하기 곤란한 단점을 가지고 있다. 웨이브렛의 이러한 단점을 극복하기 위한 방법으로 제 2세대 웨이브렛이라고 불리는 리프팅 변환이 제안되었다. 리프팅 변환은 웨이브렛의 모든 장점을 그대로 가지면서 고속연산과 정수형 연산 in-place 연산이 가능한 장점을 가진다.

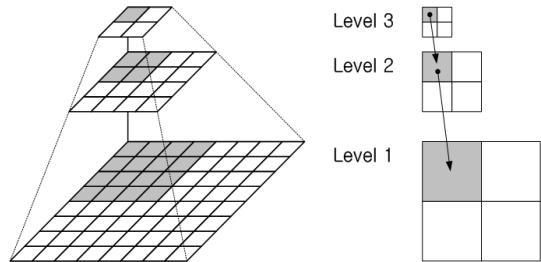


그림 7. 계층적 피라미드 구조

Fig. 7. Hierarchical pyramid structure

신뢰확산 알고리즘을 기반으로 하는 스테레오 정합 알고리즘은 반복적인 메시지 갱신을 통하여 보다 정확한 변이영상을 생성한다. 이러한 반복은 영상의 해상도가 HD급 수준으로 커지거나 좌·우 두 장의 영상에서 대응점을 찾는 탐색구간이 커지게 되면 많은 연산량을 요구하게 된다^[5]. 따라서 이러한 많은 연산량의 원인이 되는 탐색구간을 줄이고, 높은 해상도의 영상에서도 빠른 시간내에 변이 영상을 구하기 위해 신뢰확산 알고리즘을 이용한 다해상도 영역에서의 스테레오 정합에 대한 알고리즘을 제안하였다^[3]. 그림 8은 신뢰확산 알고리즘을 이용한 다해상도 영역에서의 스테레오 정합 알고리즘을 보여주고 있다.

제안된 알고리즘은 다음과 같다.

- 1). 왼쪽 영상과 오른쪽 영상을 정수형 리프팅 변환한다. 웨이브렛 변환을 사용하는 경우 변환 계수가 실수형의 계수로 나타난다.
- 2). 정수형 리프팅 변환된 두 장의 영상에서 저주파 성분만을 추출한다. 추출된 저주파 성분은 원 영상에 비해 화소값의 변화는 발생하지만 원 영상의 특징을 대부분 가질 수 있다. 또한 저주파 성분의 해상도는 원영상의 해상도에 비해 $1/2^{Level}$ 만큼 줄어들게 된다. 여기서 Level은 리프팅 변환 레벨이다.
- 3). 추출된 저주파 성분을 이용하여 신뢰확산 알고리즘을 적용한다.

IV. 결론

성능의 평가는 Non-occlusion, All, Discontinuities의 3가지에 의해서 평가되었다.

$$B_{Occ} = \frac{1}{N} \sum_{s \in Occ} (|d(s) - d_T(s)| > \delta_d) \quad (21)$$

$$B_{All} = \frac{1}{N} \sum_{s \in All} (|d(s) - d_T(s)| > \delta_d) \quad (22)$$

$$B_{Disc} = \frac{1}{N} \sum_{s \in Disc} (|d(s) - d_T(s)| > \delta_d) \quad (23)$$

B_{Occ} 는 폐색이 일어나지 않는 영역에서의 불일치에 대한 백분율이고, B_{All} 은 폐색과 비폐색 영상 전체에서의 불일치에 대한 백분율이다. 또한 B_{Disc} 는 깊이 불연속 영역에서의 불일치에 대한 백분율이다. 성능의 측정에서 불일치는 흰색(white) 영역에서만 측정된다. 표 2, 표 3은 다해상도 영역에서 신뢰확산 알고리즘을 이용한 각 영상의 성능을 보여주고 있다. 여기서 n은 메시지 갱신의 반복 횟수이다. □ 숫자는 성능평가 순위이다.

본 논문에서는 이미 제안되었던 표준 신뢰확산 알고리즘^[3]에 비해 우수한 성능을 보였으며 또한 표준 신뢰확산 알고리즘에 비해 적은 반복수에서 수렴해 가는 것을 확인 할 수 있다.

표 2. 다해상도 영역에서 신뢰확산 알고리즘을 적용한 Tsukuba, Venus 영상의 성능

Table 2. Performance of Tsukuba and Venus image using Belief Propagation algorithm in multi-resolution domain

n	Tsukuba			Venus		
	B_{Occ}	B_{All}	B_{Disc}	B_{Occ}	B_{All}	B_{Disc}
10	1.5[21]	3.5[27]	6.8[17]	0.8[19]	2.2[29]	4.9[20]
20	1.3[16]	3.3[25]	6.5[13]	0.4[17]	2.0[27]	4.3[17]
30	1.2[10]	3.2[24]	6.3[11]	0.4[16]	2.0[27]	4.3[17]
40	1.2[10]	3.2[24]	6.3[11]	0.4[16]	2.0[27]	4.3[17]
50	1.2[10]	3.2[24]	6.3[11]	0.4[16]	2.0[27]	4.3[17]

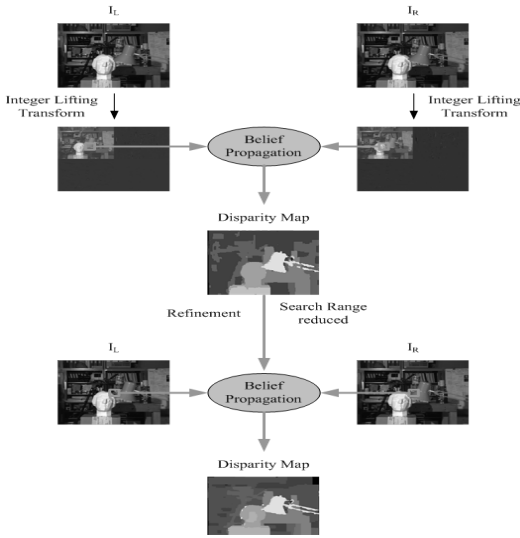


그림 8. 제안된 스테레오 정합 알고리즘
 Fig. 8. Suggested stereo matching algorithm

- 저주파 영역에서 획득된 변이영상을 이용하여 원본의 스테레오 쌍 영상에서 신뢰확산 알고리즘을 재 적용한다. 이 과정은 저주파 영역에서 획득된 변이영상을 두 배 한다. 여기서 얻어진 변이 영상을 보간을 이용하여 변이영상으로 사용하게 되면 오차 성분을 다수 포함하게 되어 성능 저하의 원인이 된다. 본 논문에서는 저주파 영역에서 획득된 변이영상을 참고로 하기 때문에 탐색구간을 효과적으로 줄일 수 있으며 적은 반복 연산에서도 높은 성능을 낼 수 있고 성능의 수렴을 위한 반복 연산의 수도 줄일 수 있다.

제안된 알고리즘을 사용하는 경우 리프팅 변환을 실행하는 시간을 감안한다고 하더라도 standard 방식에 비해 매우 빠른 속도로 동일한 변이영상을 계산할 수 있다.

신뢰확산 알고리즘은 근본적으로 반복 연산을 통해 메시지를 갱신하면서 보다 정확한 변이 영상을 획득하게 되는데, 저주파 영역에서 획득된 변이 영상을 참고로 하여 탐색영역을 줄이는 경우, 줄어든 탐색영역 이외의 영역에서 반복 연산의 결과로 갱신된 데이터가 정확한 대응점이 되는 경우가 발생 할 수 있고, 이는 스테레오 정합 결과의 성능 저하 요인이 된다. 이 문제는 저주파 영역에서 보다 정확한 변이영상을 얻는 것으로 줄어든 탐색 영역 이외의 영역에서 반복 연산의 결과로 대응점을 발견하게 되는 문제를 해결할 수 있다.

표 3. 다해상도 영역에서 신뢰확산 알고리즘을 적용한 Teddy, Cones 영상의 성능

Table 3. Performance of Teddy and Cones image using Belief Propagation algorithm in multi-resolution domain

n	Teddy			Cones		
	B_{Occ}	B_{All}	B_{Disc}	B_{Occ}	B_{All}	B_{Disc}
10	7.7[19]	17.2[31]	15.9[9]	6.4[32]	16.7[33]	16.9[34]
20	7.6[19]	17.1[31]	15.7[8]	6.3[31]	16.6[33]	16.0[34]
30	7.7[19]	17.2[31]	15.9[9]	6.2[30]	16.5[33]	16.6[34]
40	7.8[20]	17.3[31]	15.8[8]	6.2[30]	16.5[33]	16.6[34]
50	7.8[20]	17.3[31]	15.8[8]	6.2[30]	16.5[33]	16.6[34]

References

[1] J. Sun, H-Y Shum, and N. Zheng, "Stereo matching using Belief Propagation," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 25, No. 7, pp. 1261-1268, July 2003.

[2] Won-ill Kim, "A study on the smoothing method for efficient video stream transmission on IPTV network," International Journal of the Institute of Internet, Broadcasting and Communication(IIBC) vol.3, No. 2, pp.16-25, 2011.

[3] S. Jang and Innho Jee, "A study on fast stereo matching algorithm using Belief Propagation in multi-resolution domain," Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication (IIBC) No, 4, pp. 67-73, Aug. 2008.

[4] Y. Boyko, O. Veksler and R. Zabih, "Fast approximate energy minimization via graph cuts," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 23, No. 11, pp. 1222-1239, 2001.

[5] C. Sun, "Multi-resolution stereo matching using maximum-surface techniques," in Digital Image Computing: Techniques and Applications. pp. 195-200, Dec. 1999.

[6] I. J. Cox, S. L. Hingorani, S. B. Rao, and B. M. Maggs, "A maximum likelihood stereo algorithm," Computer Vision and Pattern Recognition, 1997.

[7] R. Szeliski, R. Zabih, D. Scharstein, O. Veksler, V. Kolmogorov, A. Agarwala, M. Tappen, and C. Rother, "A comparative study of energy minimization methods for markov random fields with smoothness-base priors," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 30, No. 6, pp. 1068-1080, June 2008.

저자 소개

지인호(정회원)



- 1980년 2월 : 서울대학교 전 자공학과 공학사
- 1983년 8월 : 서울대학교 전 자공학과 공학석사
- 1995년 6월 : Polytechnic School of Engineering at New York University, USA, 전기 및 컴퓨터공학과, 공학박사
- 1982년 ~ 1988년 : 국방과학연구소 선임연구원
- 2004년 ~ 2005년 : University of Maryland at College Park, USA, 연구교수
- 2012년 ~ 2013년 : Temple University at Philadelphia, USA, 연구교수
- 1995년 ~ 현재 : 홍익대학교 컴퓨터정보통신공학과 교수
<주관심분야 : DSP and 3D Image Processing, Multimedia Security, Multimedia Signal Processing>

※ 본 논문은 2013년도 홍익대학교 학술연구진흥비에 의하여 지원되었음.