

정확한 폐색 영역 탐지와 처리를 통한 변위 지도 개선 방법

Disparity Map Refinement Method via Accurate Occlusion Detection and Handling

장우석 · 호요성

Woo-Seok Jang · Yo-Sung Ho

스테레오 정합에서 폐색 영역의 발생은 해결해야 할 어려운 문제이다. 본 논문에서는 폐색 영역을 고려하여 좀 더 정확한 스테레오 정합 결과를 얻기 위한 새로운 변위 지도 개선 방법을 제안한다. 폐색 영역을 탐지하기 위해서 수정된 상수 공간 신뢰 확산 방법(CSBP: Constant-Space Belief Propagation)에 기초한 최적화 알고리즘을 사용하여 초기 변위 지도를 얻는다. 제안하는 방법은 상수 공간 신뢰 확산 방법의 낮은 복잡도로 인한 이점을 갖는다. 초기 변위 지도는 폐색 영역 탐지를 위한 실마리를 제공한다. 이 실마리는 투영 제약사항과 교차 검사 제약사항이다. 이들 제약사항으로부터 폐색 영역 탐지를 위한 에너지 함수를 정의하고 에너지 최소화에 의해 최적화한다. 얻어진 폐색 영역 지도로부터 폐색 영역은 두가지로 분류가 되고 각각에 적절한 폐색 영역 처리 과정이 적용된다. 제안하는 폐색 영역의 처리 방법은 기본적으로 보이는 영역의 화소의 변위값을 폐색 영역의 화소로 확장시킨다. 실험 결과는 제안하는 폐색 영역 탐지 방법에 의한 폐색 영역이 실제 폐색 영역과 거의 같음을 보이고 최종 변위 지도의 성능이 폐색 영역 탐지를 포함한 최신의 다른 스테레오 정합 알고리즘에 비해서 좋음을 보인다.

주제어: 스테레오 정합, 폐색 영역 처리, 투영 제약사항, 교차 검사 제약사항

In stereo matching method for depth map estimation, occurrence of occlusion is one of the most challenging problems to solve. In this paper, we propose a new disparity map refinement method with occlusion handling to obtain a more accurate result of stereo matching. In order to detect the occlusion, we obtain an initial disparity map via optimization based on modified Constant-Space Belief Propagation (CSBP). The proposed method is advantageous due to its low complexity. The initial disparity map provides clues for occlusion detection. Examples of clues are the warping and cross check constraints. With such clues, the energy function for occlusion detection is defined and optimized by the energy minimization framework. Then, we classify occlusion into two types from the obtained occlusion map and apply a new occlusion handling process. The proposed occlusion handling process based on a potential energy function extends disparity values of the visible pixels to the occluded pixels. Experimental results show that the result of our occlusion detection is close to the ground truth and the generated disparity map has improved quality over other state-of-art methods with occlusion handling.

Keywords: Stereo matching, Occlusion handling, Warping constraint, Cross check constraint

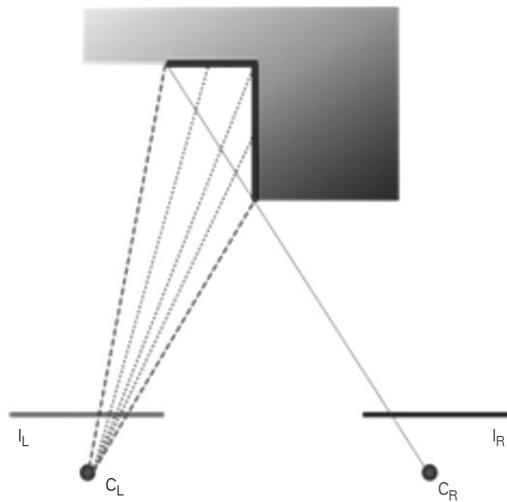


그림 1. 폐색 영역의 발생

I. 서론

컴퓨터 비전 분야에서 활발히 연구되고 있는 스테레오 정합은 두 영상으로부터 3차원 데이터를 얻는 가장 유용한 방법들 중 하나이다. 스테레오 정합은 한 영상의 화소와 일치하는 화소를 다른 영상에서 찾음으로써 3차원 데이터를 얻는다. 스테레오 정합의 최종 결과는 일치하는 화소들이 얼마나 떨어졌는지를 나타내는 변위 지도로 나타낸다. 이를 위해 다른 시점으로부터 얻어진 동일한 장면의 두 영상이 주어지고 스테레오 정합의 단순함과 정확성을 위해 이 두 영상은 정렬화(rectification)가 되었다고 가정한다. 이 가정으로 인해 일치점은 두 영상의 동일한 수평 라인에서 찾을 수 있다. 스테레오 정합에 의해 얻어진 변위 지도는 그레이 스케일 영상으로 표현되고 각 화소의 깊이는 변위 지도로부터 알 수 있다. 변위 지도에서 화소의 밝기 값이 클수록 시점에 가까이 있는 화소이다.

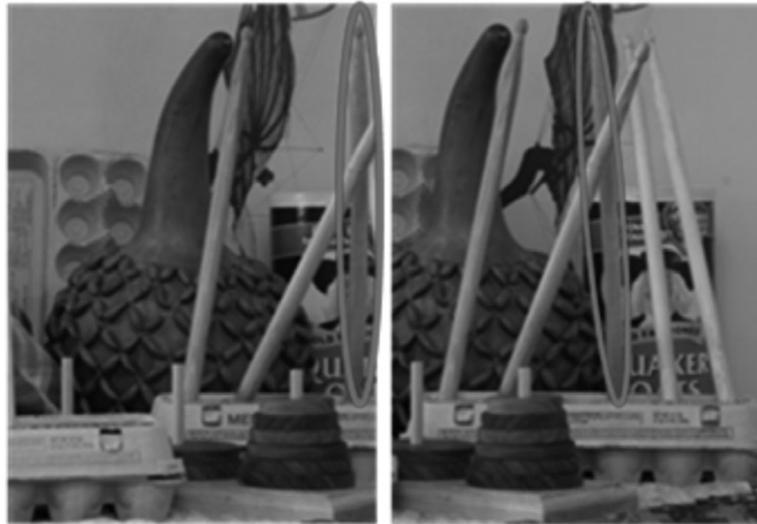
일반적으로 스테레오 정합 알고리즘은 두 방법: 국부적 방법(local method)과 전반적 방법(global method)이 있다. 국부적 방법은 실시간 처리에 용이하지만 [1] 연관창(correlation window) 안의 모든 화소가 같은 변위라고 가정하기 때문에 깊이 불연속 지점에서 정확한 값을 얻을 수 없고 연관창의 크기에 따라 물체의 경계가 흐려지거나 세밀한 부분이 제거될 수 있다. 이를 극복하기 위해서 전반적 방법이 제안되었고 [2] 이는 에너지 함수를 정의하고 이를 최소화하는 방법을 사용한다. 신뢰 확산 방법(belief propagation) [3]이나 그래프 분할 방법(graph cut) [4]과 같은 최적화 방법이 스테레오 정합의 에너지 최소화를 위해 사용된다. 본 논문에서는 신뢰 확산 방법에 기초한 최적화 방법을 사용하였다. 하지만 일반적인 신뢰 확산 방법은 저해상도

영상과 적은 수의 변위 레벨에도 상당한 복잡도를 갖는다. 아무리 성능이 좋더라도 너무 복잡도가 높다면 다양한 응용에 사용하기 어렵다. 이에 따라 신뢰 확산 방법의 복잡도를 줄이는 방법들이 제안되었다 [5]~[7]. 본 논문에서는 제안하는 알고리즘의 최적화를 위해서 최근에 발표되고 가장 복잡도가 낮은 상수 공간 신뢰 확산 방법(CSBP: Constant-Space Belief Propagation)을 사용하였다 [7].

스테레오 정합에서는 두 영상이 서로 다른 위치에서 획득되기 때문에 한 영역에서는 보이지만 다른 영역에서는 가려져서 보이지 않는 폐색 영역이 존재한다. 폐색 영역은 한 영상에서만 보이기 때문에 정확한 변위의 예측이 어렵다. 하지만 폐색 영역을 찾아서 합리적인 변위를 할당하는 작업은 사용 가능한 변위 지도를 만들기 위해서 도전적이지만 중요한 과제이다.

본 논문에서는 폐색 영역을 정확히 처리하기 위한 새로운 스테레오 정합 방법을 제안한다. 정확한 폐색 영역 탐지를 위해서 투영 제약사항과 교차 검사 제약사항을 사용하고 얻어진 폐색 영역을 처리하기 위해서 확률 모델을 사용하였다. 제안한 알고리즘의 응용을 고려하여 변위 지도의 질 뿐만 아니라 복잡도까지 고려하였다. 실제로 제안한 알고리즘은 다른 최신 알고리즘에 비해 낮은 복잡도에도 불구하고 정확도가 높은 결과를 제공한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 스테레오 정합에서의 폐색 영역의 발생 문제와 기존의 폐색 영역 처리 방법에 대해 설명하고 III장에서 제안하는 폐색 영역 탐지와 처리 방법을 소개한다. IV장에서는 제안하는 방법의 실험 결과를 분석하고 V장에서 본 논문의 결론을 맺는다.



(a) 좌영상

(b) 우영상

그림 2. 순서 제약사항의 위반

II. 스테레오 정합에서 폐색 영역 발생 문제

서론에서 언급한 바와 같이 폐색 영역의 처리는 스테레오 정합에서 중요한 부분이다. 폐색 영역을 적절히 처리하지 않는다면 그 결과는 많은 응용 분야에서 사용할 수 없게 된다. 그림 1은 폐색 영역이 발생하는 경우를 보여준다. 그림에서 굵은 빨간선 부분은 좌영상에만 보이는 부분이다. 이 부분은 좌영상의 폐색 영역이 된다. 폐색 영역을 찾고 폐색 영역의 변위를 예측하는 가장 단순한 방법은 교차 검사[8]와 외삽법(extrapolation)을 사용하는 방법이다. 교차 검사는 좌우 변위 지도로부터 각 화소에서 변위값이 일치하는지를 확인하는 작업이다. 교차 검사를 만족하지 않는 경우에는 폐색 영역이라고 간주하고 보이는 영역에서의 변위를 외삽법에 의해 폐색 영역으로 확장한다.

많은 알고리즘들은 예측된 변위 지도를 이용하여 폐색 영역을 예측하는 작업과 예측된 폐색 영역 지도를 가지고 변위를 예측하는 작업을 번갈아 가면서 반복적으로 수행한다[9]. 그러나 이러한 경우에는 반복 횟수만큼 복잡도가 비례하여 증가한다. 제안하는 방법은 복잡도를 줄이기 위해서 반복적인 최적화 방법을 적용하지 않았다.

스테레오 정합에서 폐색 영역 처리를 위해서 일반적으로 두가지 제약사항을 사용한다. 이들은 순서 제약사항(ordering constraint)과 유일성 제약사항(uniqueness constraint)이다. 순서 제약사항은 두 입력 영상에서의 스캔 라인을 따라서 매칭의 순서를 보존한다[10]. 순서 제약사항은 얇은 물체나 좁은 홀에서

는 적용하지 못한다는 한계를 가지고 있다. 그림 2는 순서 제약사항이 위반되는 예를 보여준다. 왼쪽 영상에서 빨간원으로 표시된 막대는 글자 'u'의 오른쪽에 있지만 오른쪽 영상에서는 같은 막대가 글자 'u'의 왼쪽에 있음을 알 수 있다. 유일성 제약사항은 두 영상 사이에 일치점은 일대일 매핑이라는 사실을 사용한다. 유일성 제약사항은 전반적인 최적화 방법에 의해 반복적으로 적용하여 폐색 영역을 처리할 수 있다[9].

현재까지 효과적으로 폐색 영역을 처리하기 위한 스테레오 정합 방법이 제안되어 왔다. 여러 방법 중 폐색 영역을 고려하여 그래프 분할 방법을 사용한 방법이 있다[9]. 이 방법에서는 에너지 함수를 정의함에 있어서 데이터 항(data term)과 평활화 항(smoothness term) 외에 폐색 영역 항을 추가하여 그래프 분할 방법으로 최적화를 한다. 이 방법의 문제점은 폐색 영역 항에서의 패널티를 유일성 제약사항에만 의존한다는 점이다. 다른 방법으로 좁은 폐색 영역과 큰 폐색 영역을 각각 따로 처리한 방법이 있다[11]. 이 방법에서는 전반적 방법이 아닌 국부적 방법에 의해서 결과를 산출하므로 주변 화소의 변위값과의 유사성을 이용하기가 쉽지 않다. 또 다른 방법은 불연속점 보존과 폐색 영역 처리를 둘다 고려한 새로운 에너지 함수를 사용하였다[12]. 이 방법은 반복적인 최적화 작업으로 인해 복잡도가 너무 높다는 단점을 가지고 있다. 다음 장에서는 위의 방법들과 같은 문제점이 생기지 않으면서 정확한 변위 지도를 생성할 수 있는 방법에 대해서 제시한다.

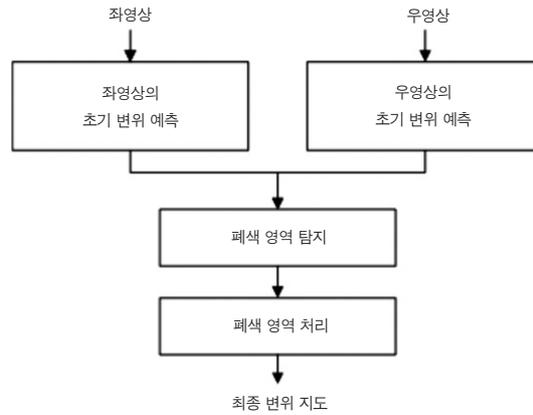


그림 3. 제안한 알고리즘의 전체 흐름도

III. 제안하는 스테레오 정합 방법

그림 3은 제안하는 방법의 전체 과정을 보여준다. 우선 좌영상과 우영상에서 각각 초기 변위 지도를 구한다. 이때 낮은 복잡도를 갖는 수정된 상수 공간 신뢰 확산 방법이 초기 변위 지도를 계산하는 최적화를 위해 사용된다. 폐색 영역은 두 변위 지도를 사용하여 탐지되고 폐색 영역의 화소에 변위값이 예측된다. 마지막으로 폐색 영역을 처리한 최종 변위 지도가 발생한다.

1. 수정된 상수 공간 신뢰 확산 방법에 기반한 초기 변위 예측

많은 스테레오 정합 알고리즘은 에너지 함수를 정의하고 그래프 분할 방법이나 신뢰 확산 방법을 사용하여 이를 해결한다. 마르코프 랜덤 필드(MRF: Markov Random Field)에 의한 에너지 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$E(f) = \sum_s D_s(f_s) + \sum_{s,t \in N(s)} S_{s,t}(f_s, f_t) \quad (1)$$

여기서 $D_s(\cdot)$ 는 노드 s 의 데이터 항이고, $S_{s,t}(\cdot)$ 는 노드 s 와 노드 t 사이의 평활화 항이다. f_s 는 각 노드 s 의 상태를 나타내고, $N(s)$ 는 노드 s 의 이웃이다. 스테레오 정합에서 노드는 영상에서의 화소를 나타내고 데이터 항은 일반적으로 가정한 변위를 통한 화소 일치점의 색상이나 휘도의 차이로 결정된다. 우리는 매칭 비용으로 두 화소 사이의 휘도 차이를 사용한다. 마르코프 랜덤 필드의 데이터 항의 매칭비용은 다음과 같이 정의된다.

$$D_s(d_s) = \min(|I_L(x_s, y_s) - I_R(x_s + d_s, y_s)| T_d) \quad (2)$$

I_L 과 I_R 은 각각 좌우 영상을 나타내고 x_s 와 y_s 는 영상에서 화소 s 의 수평과 수직 좌표이다. d_s 는 화소 s 의 변위이다. T_d 는 데이터 항의 한계 허용값이다. 스테레오 정합에서 평활화 항은 이웃 화소와의 변위 차이에 기반하여 정의된다. 제안하는 방법에서 평활화 항은 다음과 같이 정의된다.

$$S_{s,t}(d_s, d_t) = \min(\lambda |d_s - d_t|, T_s) \quad (3)$$

T_s 는 평활화 항이 너무 커지지 않도록 하기 위한 상수이고 λ 는 평활화 강도로 일반적으로 스칼라 상수로 표현된다. 그러나 이 평활화 강도는 단순히 스칼라 상수로 표현하기에는 매우 민감한 요소이다. 따라서 제안하는 방법을 더욱 실제적으로 만들기 위해서 우리는 평활화 강도를 적응적으로 적용한 수정된 방법을 통해서 초기 변위 지도의 결과를 개선하였다. 평활화 강도의 수정 방법은 다음과 같다. 우선 화소 s 와 그것의 화소들 사이에서 색상 차이를 계산한다. 큰 색상 차이는 색상 영상의 색상 가장자리(color edge)를 의미한다. 우리는 색상 가장자리가 깊이 가장자리와 거의 일치한다고 가정하고 평활화 강도를 깊이 가장자리(depth edge)에 작게 적용한다. 반면에 깊이 가장자리가 아닌 곳에는 평활화 강도를 크게 적용한다. 색상 차이는 다음과 같이 정의된다.

$$diff_{s,t} = \sum_{c \in R,G,B} |I_c(s) - I_c(t)| \quad (4)$$

색상 차이를 위해 R, G, B의 모든 요소가 사용되고, 측정 척도는 절대차의 합(Sum Absolute Difference, SAD)이 사용된다. 색상 차이를 얻은 후 색상 차이의 평

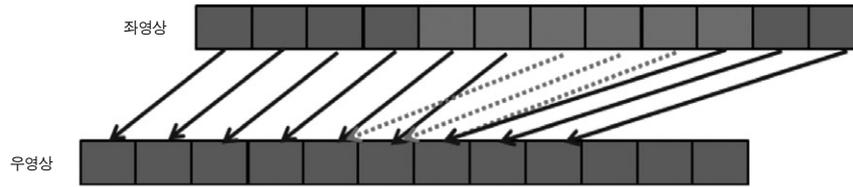


그림 4. 투영 제약사항

균이 '1'이 되도록 조절을 한다. 조절식은 다음과 같다.

$$diff_{control} = 1 - (diff_{s,i} - diff_{mean}) / diff_{max} \quad (5)$$

$diff_{mean}$ 은 색상 차이의 평균이고 $diff_{max}$ 는 전체 영상에서 색상 차이의 최대값이다. 식 (3)에서 λ 값을 λ' 로 대체하여 최종 평활화 항이 결정된다.

$$\lambda' = \lambda \cdot diff_{control} \quad (6)$$

식 (6)과 같이 결정된 적응적 평활화 강도는 초기 변위 지도의 정확도 향상에 기여한다.

에너지 함수가 완성이 되면 각 화소에서 에너지가 최소가 되도록 하는 변위값을 찾기 위해서 전반적 최적화 방법을 사용한다. 신뢰 확산 방법을 사용하면 좋은 결과를 얻을 수 있다. 하지만 일반적인 신뢰 확산 방법은 상당한 반복 후에 에너지 비용이 수렴하기 때문에 적절한 결과를 얻기 위해서는 상당한 복잡도를 필요로 한다. 실제로 영상의 크기가 N 이고 변위 레벨의 개수가 L , 반복횟수가 T 라면 표준 신뢰 확산 방법에서의 계산 복잡도는 $O(4TNL^2) = O(TNL^2)$ 이다[3]. 이로부터 실제 응용 분야에서 표준 신뢰 확산 방법을 사용하는 것은 좋은 적용이 아니다. 비록 성능이 약간 떨어지더라도 낮은 복잡도를 갖는 알고리즘이 필요하다. 빠른 신뢰 확산 알고리즘 중 계층적 구조를 사용하여 복잡도를 $O(TNL)$ 까지 줄인 알고리즘도 있다[6]. 이 방법은 GPU를 이용하여 구현하면 실시간 구현이 가능하다. 하지만 우리는 좀 더 낮은 복잡도를 원했다. 그리하여 빠른 신뢰 확산 알고리즘 중에서도 가장 빠르고 적은 메모리를 사용하는 상수 공간 신뢰 확산 방법을 사용하였다. 상수 공간 신뢰 확산 방법은 원래의 해상도에만 초점을 맞춘 다른 방법들과 달리 계층적으로 변위의 탐색 범위를 줄인다. 이때 각 계층마다 변위 레벨의 개수를 고정함으로써 영상에 포함된 화소 개수만큼 복잡도가 선형적으로 증가하는 메시지 업데이트 문제를 해결한다. 고정된 변위 레벨에 맞게 선택된 변위값들은 마르코프 랜덤 필드의 데이터 항에 의해 결정된다. 이와 같은 방법으로 최적

화가 되는 상수 공간 신뢰 확산 방법은 복잡도가 상수 공간에 의존하므로 $O(1)$ 이 된다. 하지만 이를 이용하면 충분히 좋은 결과를 얻을 수 없다. 따라서 우리는 상수 공간 신뢰 확산의 결과를 충분히 개선하여 이를 기반으로 제안하는 방법을 개발하였다.

2. 폐색 영역 탐지

우리는 폐색 영역 탐지를 위해서 두가지 제약사항을 사용한다. 이들은 투영 제약사항과 교차 검사 제약 사항이다. 투영 제약사항에서는 좌영상의 변위 지도를 사용하여 좌영상의 모든 화소가 우영상으로 투영된다. 좌영상의 여러 화소가 우영상의 동일한 화소에 투영이 되면 하나의 화소를 제외하고는 모두 폐색 영역의 화소이다. 이 경우 변위 지도가 믿을만하다면 여러 매칭된 화소들 중에서 가장 큰 변위값을 갖는 화소가 보이는 화소이고 나머지는 모두 가려진 화소가 된다. 그러나 수렴된 상수 공간 신뢰 확산에 기반한 초기 변위 지도는 완벽하지 않다. 따라서 우리는 모든 매칭 화소가 가려진 폐색 영역의 화소로 가능하다고 간주한다. 그림 4는 투영 제약사항에 대해서 설명한다. 빨간 화소는 가려진 화소의 후보로 간주된다.

부정확한 변위 지도를 가지고 정확한 폐색 영역 지도를 얻기 위해서 투영 제약사항을 위한 에너지 함수를 정의한다. 에너지 함수는 확률에 기반한다.

$$E_G(D_L) = \sum_s w_b |o_s - G_L(s; D_L)| \quad (7)$$

$G_L(s; D_L)$ 은 투영 제약사항에 의한 이진 지도이다. 좌영상의 다중 매칭 화소를 '1'로 세팅한다. o_s 는 추정에 의한 폐색 영역 값이다. 화소 s 가 폐색 영역이라고 가정되면, 폐색 영역값 o_s 는 '1'로 세팅된다. w_b 는 가장 변위값이 큰 화소와 나머지 화소간에 달리 적용한 가중치를 나타낸다. 우리는 가장 큰 변위값을 갖는 화소에 대해서는 w_b 를 '1'로 세팅하였고 나머지에 대해서는 에너지 함수에서 패널티를 주도록 '4'로 세팅하였다.

교차 검사 제약사항은 두 변위 지도로부터 상호 일치성을 평가한다. 좌영상의 특정 화소가 폐색 영역이

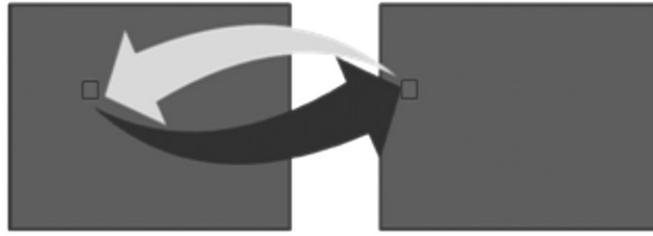
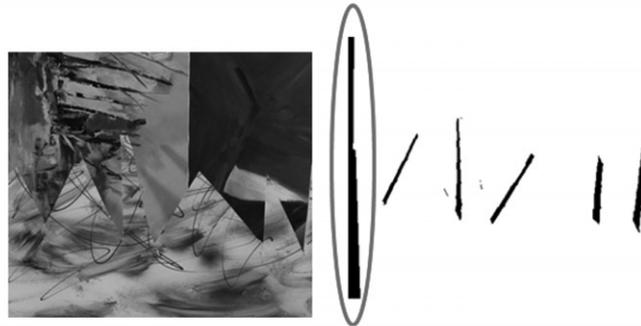


그림 5. 교차 검사 제약사항



(a) 색상 영상

(b) 폐색 영역 지도

그림 6. 두 종류의 폐색 영역

아니면 이 화소에서는 좌영상과 우영상 변위 지도로부터의 변위값이 일치해야 한다. 그림 5는 교차 검사 제약 사항에 대한 설명이다. 두 영상에서 일치하는 화소는 동일한 변위값을 갖는다.

교차 검사 제약사항을 위한 에너지 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$E_c(D_L, D_R) = \sum_s |o_s - C_L(s; D_L, D_R)| \quad (8)$$

$$\begin{cases} C_L = 0, & \text{if } D_L(x_s) = D_R(x_s - D_L(x_s)) \\ C_L = 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

여기서 D_L 과 D_R 은 각각 좌영상과 우영상의 변위 지도를 나타낸다. x_s 는 좌영상의 화소이다. C_L 이 '0' 인 것은 현재 화소의 변위값이 믿을만 하다는 의미이다.

폐색 영역 탐지를 위한 최종 에너지 함수는 다음과 같다.

$$E_O = \sum_s (1 - o_s) D_s(d_s) + \lambda_o o_s + \lambda_c E_c(D_L)$$

$$+ \lambda_c E_c(D_L, D_R) + \sum_{s,t \in N(s)} \lambda_s |o_s - o_t| \quad (10)$$

최종 함수는 투영 제약사항과 교차 검사 제약사항 외에도 변위 지도로부터 얻어진 두 영상의 일치하는 화소의 휘도 성분 차이도 데이터 항에 추가한다. 이는 두 제약사항에 의해 보이는 부분이라고 인식된 화소라도 영상간 휘도 차이가 크다면 잘못된 정합일 수 있다는 가정에 의한 것이다. 마지막 항은 폐색 영역 탐지 함수의 평활화 항을 나타낸 것이고 화소 s 의 주위 화소들과의 관계를 이용한다. 최종 정의된 함수는 신뢰 확산 알고리즘을 이용하여 최적화된다.

3. 폐색 영역 처리

폐색 영역을 탐지한 후 합리적인 변위값이 폐색 영역의 화소에 부여되어야 한다. 폐색 영역은 한 영상에서만 보이므로 정확한 변위값을 결정하는 것은 불가능하다. 만약 주위의 화소들 중 보이는 영역에 있는 화소들을 사용한다면 폐색 영역에서 변위 예측이 가능하다. 일반적으로 폐색 영역의 화소에서 변위값은 주위 배경에 보이는 화소의 변위값과 유사하다. 제안하는 방법에

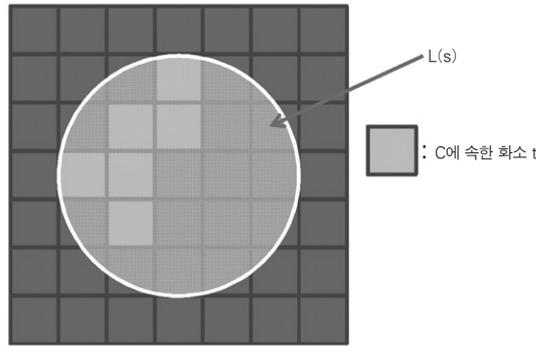


그림 7. 폐색 영역 처리를 위한 주변 화소

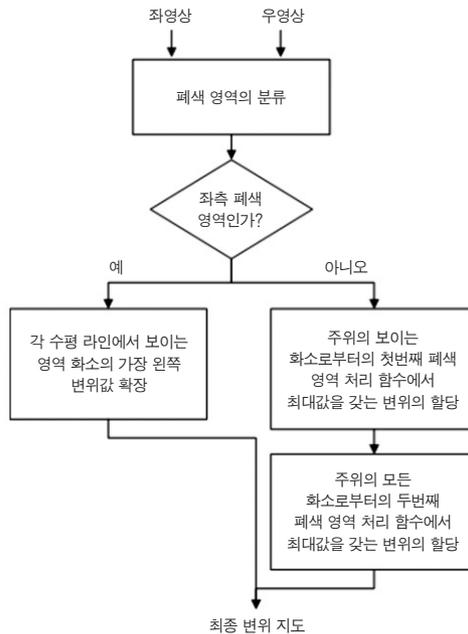


그림 8. 폐색 영역 처리 과정

서 우리는 보이는 영역의 화소를 폐색 영역의 화소로 전파시켰다.

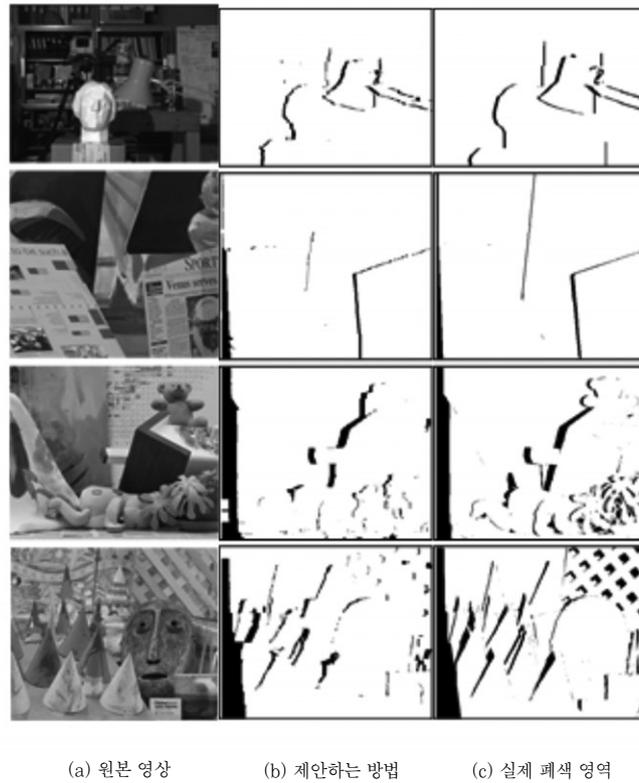
우선 폐색 영역을 좌측 폐색 영역과 일반적인 영역으로 분류한다. 그림 6은 좌영상과 일치하는 폐색 영역 지도를 보여준다. 그림 6 (b)에서 빨간원으로 표시된 부분은 좌측 폐색 영역이고 나머지는 일반적인 영역이다. 좌측 부분은 우영상에서 영상의 왼쪽으로 사라지는 부분이다. 이 때문에 이 부분에 폐색 영역이 발생하게 된다. 제안하는 알고리즘은 반복적으로 최적화 작업을 수행하지 않기 때문에 주위의 화소 변위값을 사용하여 좌측 폐색 영역의 변위값을 예측하는 것은 의미가 없다. 따라서 우리는 각 수평 라인에서 가장 왼쪽에 보이는 영역의

화소 변위값을 좌측 폐색 영역으로 확장하였다.

일반적인 부분에서는 폐색 영역 처리 함수를 정의한다. $L(s)$ 를 폐색 영역에 있는 화소 s 로부터 미리 정해진 거리 이내에 있는 모든 이웃 화소라고 정의하고 $C = \{s, t | s > t, t \in L(s)\}$ 는 화소 s 에 영향을 미치는 모든 인근의 집합이라고 정의한다.

폐색 영역 처리 함수는 다음과 같이 정의한다.

$$E_{OH}(s, d_s) = \sum_{t \in C \setminus B} (1 - o_t) \frac{1}{dist(s, t)} \exp\left(-\frac{diff_{s,t}}{\sigma^2}\right) \quad (11)$$



(a) 원본 영상 (b) 제안하는 방법 (c) 실제 폐색 영역

그림 9. 폐색 영역 탐지 결과

$B = \{s, t | d_s \neq d_t, t \in C\}$ 이고 o_t 는 얻어진 폐색 영역 지도로부터의 폐색 영역 값이다. $dist(s, t)$ 는 폐색 영역 화소 s 와 보이는 화소 t 사이의 거리이다. $diff_{s,t}$ 는 식 (4)에서 정의된 것과 같은 색상 차이이다. 식 (11)에서 최대값을 갖는 변위값이 폐색된 화소 s 를 위한 변위값으로 결정된다. 이 과정은 보이는 화소의 근처에 있는 폐색된 화소에서만 동작한다. 따라서 이는 폐색 영역의 얇고 작은 부분에서만 완전히 처리가 된다. 폐색 영역이 크고 넓은 부분은 보이는 영역의 근처 부분만 처리가 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 식 (11)과 약간 다른 폐색 영역 처리 함수를 한번 더 적용한다. 이때는 폐색된 화소에 변위값을 할당하기 위해서 보이는 화소만을 고려하지 않고 모든 화소를 고려한다(그림 7 참조). 그 이유는 이전 과정에서 보이는 영역이 충분히 폐색 영역으로 전파되었기 때문이다. 두번째 폐색 영역 처리 함수는 다음과 같이 정의한다.

$$E_{OH}(s, d_s) = \sum_{t \in C \setminus B} \frac{1}{dist(s, t)} \exp\left(-\frac{diff_{s,t}}{\sigma^2}\right) \quad (12)$$

식 (12)는 식 (11)과 매우 유사하지만 식 (12)는 폐

색 영역 처리를 위한 소스가 보이는 화소인지 아닌지를 고려하지 않는다. 그림 8은 최종 폐색 영역 처리 과정의 전체 흐름도를 보여준다.

IV. 실험 결과 및 분석

표 1은 제안하는 알고리즘에서 사용한 매개변수들의 값들을 열거한 것이다. 각 매개변수들은 이들이 영향을 주는 각각의 항과 다른 항들간의 균형을 맞추기 위해서 실험적으로 구해졌다. 초기 변위 지도를 구할 시에 사용되는 값은 앞에서 언급했듯이 주변의 화소들과의 관계를 따져서 적응적으로 구한다.

제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 잘못된 매칭 화소의 백분율을 측정하는 방법을 사용하였다 [13]. 우선, 폐색 영역 지도를 평가한다. 표 2는 제안한 알고리즘으로 얻어진 폐색 영역 지도와 실제 폐색 영역 지도 사이의 잘못 매칭된 백분율을 보여준다. 표 2는 제안하는 방법이 많은 폐색 영역 처리 방법들이 [14] 채택하는 유일성 제약사항에 의한 폐색 영역 탐지보다 성능이 좋음을 보여준다. 그림 9는 제안한 방법으로 구한 폐색 영역 지도와 실제 폐색 영역 지도를 보여준다. 이 결과들은 제안한 폐색 영역 탐지 방법이 실제 폐색

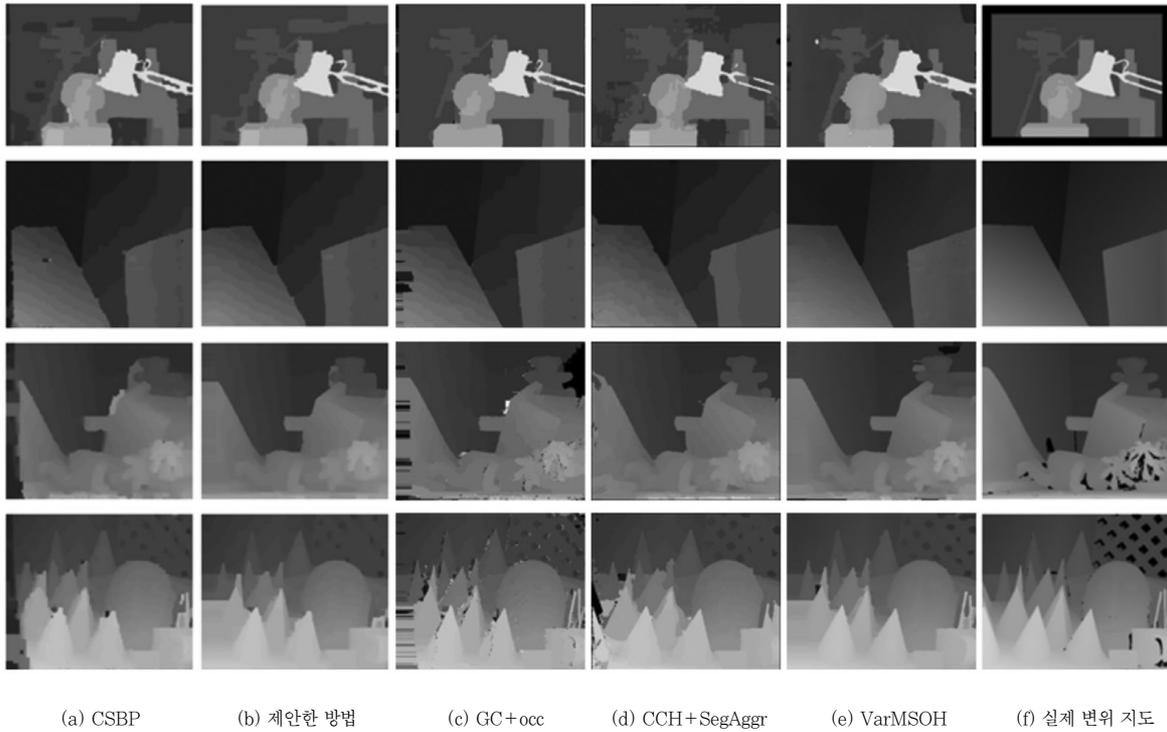


그림 10. 실험 결과

표 1. 실험에 사용된 매개변수

	T_d	T_s	λ_o	λ_G	λ_C	λ_s
값	30	105	7.5	3	12	4.2

표 2. 폐색 영역 지도의 평가 (오류율, %)

Image	제안하는 방법	유일성 제약사항
Tsukuba	1.74	5.80
Venus	1.16	4.14
Teddy	4.75	11.32
Cone	6.78	14.09

영역과 거의 같음을 보여준다.

최종 변위 지도를 평가하기 위해서 제안하는 방법을 폐색 영역 처리를 포함한 최신의 다른 방법들과 비교하였다. 그림 10은 제안하는 방법이 CSBP 방법에 비해서 얼마나 성능이 좋아졌는지를 시각적으로 보여주고 폐색 영역을 고려한 다른 방법들의 결과를 보여준다. 객관적 평가는 일반적으로 사용하는 방법론에 [13] 의 해 평가하여 결과를 표 3에 제시하였다.

영상을 세부적으로 나누어 평가하였는데 세부분은 “nonocc”라고 나타낸 폐색되지 않은 영역, “all”라고 나타낸 전체 영역, “disc”라고 나타낸 불연속 영역이다.

변위 오차 절대값이 ‘1’ 보다 클 때 잘못 매칭된 화소로 간주된다. 표 3에서 오차율의 아래 첨자는 제시된 방법들의 순위를 나타낸다. 이 결과는 제안하는 방법이 최신의 성능 좋은 다른 방법들에 비해서 좋은 결과를 산출함을 보여준다.

V. 결론

본 논문에서는 폐색 영역을 고려한 새로운 스테레오 정합 방법을 제시하였다. 기본적으로 초기 변위 지도를

표 3. 다른 알고리즘과의 성능 비교

Algorithm	Average Rank	Tsukuba			Venus			Teddy			Cone			Average Bad Pixels
		nonocc	all	disc	nonocc	all	disc	nonocc	all	disc	nonocc	all	disc	
CSBP [7]	4.42	2.00 ₄	4.17 ₄	10.50 ₄	1.48 ₄	3.11 ₅	17.70 ₅	11.10 ₄	20.20 ₅	27.50 ₅	5.98 ₄	16.50 ₅	16.00 ₄	11.34 ₅
Proposed method	2.33	1.42 ₂	2.30 ₃	7.94 ₂	0.91 ₃	1.54 ₃	12.71 ₄	6.34 ₁	13.62 ₁	17.59 ₁	4.96 ₂	12.70 ₃	14.44 ₃	8.04 ₁
GC+occ[9]	2.75	1.19 ₁	2.01 ₁	6.24 ₁	1.64 ₅	2.19 ₄	6.75 ₃	11.20 ₅	17.40 ₄	19.80 ₂	5.36 ₃	12.40 ₂	13.00 ₂	8.27 ₄
CCH+SegAggr[11]	2.92	1.74 ₃	2.11 ₂	9.23 ₃	0.41 ₂	0.94 ₂	3.97 ₂	8.08 ₂	14.30 ₂	19.80 ₃	7.07 ₅	12.90 ₄	16.30 ₅	8.07 ₂
VarMSOH[12]	2.58	3.97 ₅	5.23 ₅	14.90 ₅	0.28 ₁	0.76 ₁	3.78 ₁	9.34 ₃	14.30 ₃	20.00 ₄	4.14 ₁	9.91 ₁	11.40 ₁	8.17 ₃

구하기 위해서 상수 공간 신뢰 확산 방법을 사용하여 에너지 최적화를 수행하였다. 좀 더 좋은 결과를 위해서 상수 공간 신뢰 확산 방법을 수정하였다. 폐색 영역 탐지는 투영 제약사항과 교차 검사 제약사항에 의해서 수행되고 제안하는 폐색 영역 처리 방법은 폐색 영역 화소들에 합리적인 변위값을 할당하였다. 제안하는 방법은 색상 분할이나 반복적인 전반적 최적화 방법을 사용하지 않기 때문에 복잡도를 줄일 수 있다. 그럼에도 불구하고 제안하는 방법이 다른 최신 알고리즘보다 좋은 성능을 얻을 수 있음을 보여줬다.

[참고문헌]

- [1] H. Hirschmuller, P. R. Innocent, and J. M. Garibaldi, "Real-time correlation-based stereo vision with reduced border errors," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 47, No.1/2/3, Apr. 2002, pp. 229-246.
- [2] O. Veksler, "Fast variable window for stereo correspondence using integral images," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol 1, Jun. 2003, pp. 556-561.
- [3] J. Sun, N. N. Zheng, and H. Y. Shum, "Stereo matching using belief propagation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 7, Jul. 2003, pp. 787-800.
- [4] Y. Boykov, O. Veksler, and R. Zabih, "Fast approximate energy minimization via graph cuts," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 11, Nov. 2001, pp. 1222-1239.
- [5] P. Felzenszwalb and D. Huttenlocher, "Efficient belief propagation for early vision," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004, pp. 261-268.
- [6] Q. Yang, L. Wang, R. Yang, S. Wang, M. Liao, and D. Nister, "Real-time global stereo matching using hierarchical belief propagation," *British Machine Vision Conference*, 2006, pp. 989-998.
- [7] Q. Yang, L. Wang, and N. Ahuja, "A constant-space belief propagation algorithm for stereo matching," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2010, pp. 1458-1465.
- [8] G. Egnal and R. Wildes, "Detecting binocular halfocclusions: empirical comparisons of five approaches," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 8, Aug. 2002, pp. 1127-1133.
- [9] V. kolmogorov and R. Zabih, "Computing visual correspondence with occlusions using graph cuts," *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2001, pp. 508-515.
- [10] A. Bobick and S. Intille, "Large occlusion stereo," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 33, No. 3, Sep. 1999, pp. 181-200.
- [11] T. Liu, P. Zhang, and L. Luo, "Dense stereo correspondence with contrast context histogram, segmentation-based two-pass aggregation and occlusion handling," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 5414, Jan. 2009, pp. 449-461.
- [12] R. Ben-Ari and N. Sochen, "Stereo Matching with Mumford-Shah Regularization and Occlusion Handling," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 32, No. 11, Nov. 2010, pp. 2071-2084.
- [13] D. Scharstein and R. Szeliski, "A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 47, No. 1, Apr. 2002, pp. 7-42.
- [14] D. Min, S. Yea, and A. Vetro, "Occlusion handling based on support and decision," *International Conference on Image Processing*, Sep. 2010, pp. 1777-1780.



장우석
(Woo-Seok Jang)

2007. 2: 전남대학교 전자공학과 학사
 2009. 8: 광주과학기술원 정보통신공학과 석사
 2009. 9~현재: 광주과학기술원 정보통신공학부 박사과정
 관심분야: 깊이 영상 추출, 3차원 TV, 실감 방송
 E-mail: jws@gist.ac.kr
 Tel: +82-62-715-2268
 Fax: +82-62-715-3164



호요성
(Yo-Sung Ho)

1981. 2: 서울대학교 전자공학과 학사
 1983. 2: 서울대학교 전자공학과 석사
 1989. 12: Univ. of California, Santa Barbara,
 Department of Electrical and
 Computer Engineering, 박사
 1983. 3~1995. 9: 한국전자통신연구소 선임연구원
 1990. 1~1993. 5: 미국 Philips 연구소,
 Senior Research Member
 1995. 9~현재: 광주과학기술원 정보통신공학부 교수
 관심분야: 디지털 신호처리, 영상신호 처리 및 압축,
 멀티미디어 시스템, 디지털 TV와 고선명 TV,
 MPEG 표준, 3차원 TV, 실감 방송
 E-mail: hoyo@gist.ac.kr
 Tel: +82-62-715-2211
 Fax: +82-62-715-3164