

논문 2008-45SP-5-1

신뢰전파 스테레오 기법의 고속 알고리즘

(A Fast Algorithm of the Belief Propagation Stereo Method)

최영석*, 강현수**

(Young Seok Choi and Hyun Soo Kang)

요약

최근 활발히 연구되고 있는 신뢰전파(Belief Propagation) 기법은 변위(disparity) 정보추출에 우수한 성능을 보인다. 신뢰전파 기법은 변위 추출에 필요한 목표함수를 Markov random field(MRF)의 에너지 함수로 모델링 하는 방식으로서 에너지 함수를 최소화하는 변위 값을 찾음으로써 정합문제를 해결한다. MRF 모델은 스테레오와 영상복원과 같은 비전 문제에 강건하고 일괄된 구조를 제공한다. 그러나 MRF 모델링 기반의 신뢰전파 기법은 정확한 결과를 산출하지만 다른 스테레오 기법에 비하여 상대적으로 많은 계산량이 요구되기 때문에 실시간 구현에 어려움이 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하고자 신뢰전파 기법의 고속 구현 알고리즘을 제안한다. 에너지 함수는 data항과 smoothness항의 합으로 나타낸다. 데이터(data)항은 일반적으로 두 영상의 밝기 차이로 계산되고, 연속성(smoothness)항은 인접화소의 차이를 나타낸다. 연속성 정보는 메시지에서 생성되는데, 메시지는 네 방향의 인접화소 위치에 대한 연속성과 일치성을 고려하여 계산된다. 네 방향의 메시지에 대한 처리 시간은 전체 프로그램 수행 시간의 80%이상을 차지한다. 제안된 방법에서는 네 개의 배열에서 생성되는 메시지를 하나의 배열에서 일괄적으로 생성하게 함으로써 메시지 계산에 대한 수행 시간을 단축하는 알고리즘을 제안한다. 최종 변위 추출과정에서 메시지는 통합된 하나의 배열에서만 호출되며, 이는 기존 알고리즘의 메시지 처리의 계산량을 1/4 만큼 줄이는 효과가 있다. 기존의 신뢰전파 기법으로 생성한 깊이맵의 변위 오차율과 제안한 알고리즘으로 생성된 깊이맵의 변위 오차율을 비교함으로써 제안한 알고리즘의 변위추출의 정확도를 평가한다. 실험 결과, 변위 오차는 거의 증가하지 않는 반면, 전체 프로그램 수행 시간이 현저히 감소됨을 확인할 수 있다.

Abstract

The belief propagation method that has been studied recently yields good performance in disparity extraction. The method in which a target function is modeled as an energy function based on Markov random field(MRF), solves the stereo matching problem by finding the disparity to minimize the energy function. MRF models provide robust and unified framework for vision problem such as stereo and image restoration. the belief propagation method produces quite correct results, but it has difficulty in real-time implementation because of higher computational complexity than other stereo methods. To relieve this problem, in this paper, we propose a fast algorithm of the belief propagation method. Energy function consists of a data term and a smoothness term. The data term usually corresponds to the difference in brightness between correspondences, and smoothness term indicates the continuity of adjacent pixels. Smoothness information is created from messages, which are assigned using four different message arrays for the pixel positions adjacent in four directions. The processing time for four message arrays dominates 80 percent of the whole program execution time. In the proposed method, we propose an algorithm that dramatically reduces the processing time required in message calculation, since the messages are not produced in four arrays but in a single array. In the last step of disparity extraction process, the messages are called in the single integrated array and this algorithm requires 1/4 computational complexity of the conventional method. Our method is evaluated by comparing the disparity error rates of our method and the conventional method. Experimental results show that the proposed method remarkably reduces the execution time while it rarely increases disparity error.

Keywords : belief propagation, stereo matching, disparity

* 정회원, ** 평생회원, 충북대학교 전기및전자컴퓨터공학부
(Chungbuk University)

※ 이 논문은 2008년 정부(교육과학기술부)의 지원을 받아 수행된 연구임 (지역거점연구단육성사업/충북BIT연구중심대학육성사업단)

접수일자: 2007년 9월 7일, 수정완료일: 2008년 8월 13일

I. 서 론

스테레오 정합은 컴퓨터 비전에서 중요한 연구 분야 중 하나이며, 최근에도 많은 스테레오 알고리즘이 개발되고 있다. 그 중에서도 신뢰전파 기법^[1~2]과 그래프 분할 기법^[3]은 최근 연구된 스테레오 알고리즘 중 가장 우수한 성능을 보인다.^[4] 두 스테레오 기법은 목표함수를 MRF 기반의 에너지 함수로 모델링하는 방식으로, 에너지 함수를 최소화하는 변위 값을 찾음으로써 정합 문제를 해결한다. 두 기법은 알고리즘적인 차이가 있음에도 불구하고 동일한 MRF 파라미터를 사용할 경우 거의 같은 수준의 정확도를 보인다^[5].

그러나 MRF 기반의 모델링 방식은 에너지 함수가 전체 영상에 걸쳐 계산되므로 MRF 기반의 형식을 취하지 않는 방식과 비교하여 상대적으로 매우 많은 연산량이 요구된다. 이에 그래프 분할 기법은 이전에 비하여 매우 효율적인 알고리즘이 개발되었지만, 현재 사용되는 컴퓨터로는 스테레오 영상에 대해 수십 초 정도의 연산시간이 요구되므로 실시간의 변위 추출은 불가능하다. 신뢰전파 방식에 대해서도 Felzenszwalb와 Huttenlocher에 의하여 최근 계층적 연산 방식의 알고리즘이 제시되었다^[6]. 이는 입력영상을 다해상도 피라미드 구조로 나타낸 매우 효율적인 에너지 계산 방식으로, 기존 신뢰전파 기법의 연산량을 줄임으로써 향상된 수행속도를 보인다.

MRF 구조의 에너지 함수는 변위 값에 대한 데이터항과 연속성항으로 구성되어 있다. 데이터항은 일반적으로 두 영상의 같은 위치에 해당되는 화소의 밝기 차이를 이용하여 계산되며, 연속성항은 한 화소에서 네 방향으로 인접하는 화소들의 연속성을 이용하여 나타낸다. [6]의 신뢰전파 기법에서는 연속성 정보는 할당된 네 개의 메시지배열로부터 신뢰도를 받아서 계산된다. 네 개의 메시지 배열에 대한 처리 시간은 전체 프로그램 수행 시간의 80%이상을 차지한다. 본 논문에서는 [6]의 다해상도 피라미드 구조의 신뢰전파 기법의 메시지 생성 과정을 줄임으로써 수행 시간을 단축할 수 있는 신뢰전파 기법의 고속 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 다음과 같이 구성되어 있다. II장에서는 [6]에서 제안한 신뢰전파 스테레오 알고리즘에 대하여 설명하고, 주어진 스테레오 영상에 대하여 신뢰전파 기법으로 생성한 깊이맵과 실제 깊이맵을 시각적으로 비교함으로써 신뢰전파 기법의 정확도를 살펴본다. III장에서는 제안한 메시지 생성의 계산방법을 제시하며 IV

장에서는 제안된 알고리즘을 이용하여 생성한 깊이맵의 변위 추출 오차율과 수행 시간을 살펴본다. 이는 기존 방식의 변위 오차율, 수행시간과 비교하여 제안된 방법의 성능을 평가한다. V장에서는 본 논문의 결론을 기술한다.

II. 신뢰전파 스테레오 기법

본 논문에서는 [6]에서 제안한 다해상도 기반 신뢰전파 알고리즘을 사용한다. 스테레오 영상에서 대응점들은 비슷한 밝기 값을 가지며, 변위 값은 물체의 경계 부분을 제외하고는 대체로 연속적으로 변하게 된다. 따라서 신뢰전파 기법은 식(1)의 에너지 함수를 이용하여 나타낼 수 있으며, 에너지 함수를 최소화하는 변위 값을 찾음으로 스테레오 정합문제를 해결한다.

$$E(f) = \sum_{p \in P} D_p(f_p) + \sum_{(p,q) \in N} V(f_p, f_q) \quad (1)$$

[6]에서는 $V(f_p, f_q)$ 값의 계산방식을 개선하여 연산 횟수를 줄인 향상된 신뢰전파 방식을 스테레오 기법으로 사용한다. 이는 매우 효율적인 에너지 계산 알고리즘으로 320x240 크기의 16화소의 변위길이 값을 가지는 영상을 초당 10프레임 이상의 속도로 처리할 수 있다. 초당 30프레임 이상의 실시간 처리속도에는 미치지 못하지만 실용적인 목적에 많이 이용될 수 있는 수준이다.

식(1)에서 P 는 영상내의 화소들의 집합이며 라벨링 f 는 P 에 속한 각 화소 p 에 라벨 f_p 로 할당하는 것을 의미한다. 정합문제에서는 구하고자 하는 라벨 f_p 가 변위가 된다. N 은 화소 p 의 4방향 인접화소를 나타내며, $D_p(f_p)$ 는 변위 값 f_p 에 대한 데이터비용을 나타내며, 일반적으로 대응점들 간의 밝기 차이를 이용한다. $V(f_p, f_q)$ 는 변위값의 연속성을 나타내기 위한 항으로, 다음의 truncated linear model을 사용한다.

$$V(f_p, f_q) = \min(s \|f_p - f_q\|, d) \quad (2)$$

s 와 d 는 상수이며, 라벨 f_p 와 f_q 의 차이를 이용하여 변위 값의 불연속성을 고려할 수 있다.

신뢰전파 기법에서는 식(1)의 에너지 함수를 최소화하는 변위값을 구하기 위해 인접화소들 간에 연속성을 고려한 메시지를 받는다. 데이터항만을 이용하여 변위

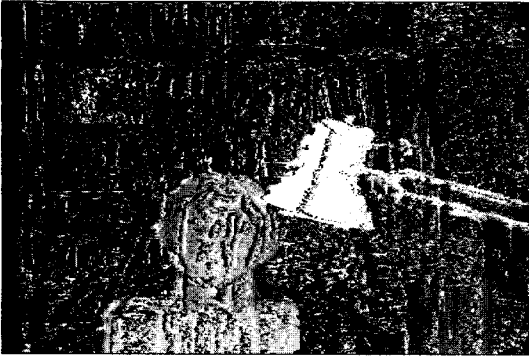


그림 1. 에너지 함수의 데이터값만을 이용하여 생성한 깊이 맵(Tsukuba 영상)
 Fig. 1. Depth map created using only data value of energy function(Tsukuba image).

를 추출하게 되면 변위의 신뢰도가 현저히 떨어지게 된다. 그림 1은 Tsukuba영상을 데이터 값만으로 계산하여 생성한 깊이맵으로서 신뢰하기 힘든 변위 결과를 얻게 된다. 따라서 변위의 인접화소에 대한 메시지를 계산함으로써 더욱 정확한 변위를 추출할 수 있다.

메시지는 네 방향의 모든 노드로부터 생성되며 각 메시지는 변위 탐색범위 k 의 크기에 의해 주어진 차원의 벡터이다. m_{pq}^t 는 반복 갱신 횟수 t 에서 노드 p 가 이웃 노드 q 에게 보내는 메시지를 나타낸다. 각 반복 과정 t 에서 q 화소위치의 변위 값 f_q 에 대한 p 화소위치에서 오는 새로운 메시지는 다음과 같이 계산된다.

$$m_{pq}^t(f_q) = m_{f_p}(V(f_p, f_q) + D_p(f_p) + \sum_{s \in N(p) - \{q\}} m_{sp}^{t-1}(f_p)) \quad (3)$$

m_{pq}^0 는 0으로 초기화 하며, $N(p) - \{q\}$ 는 q 화소 방향

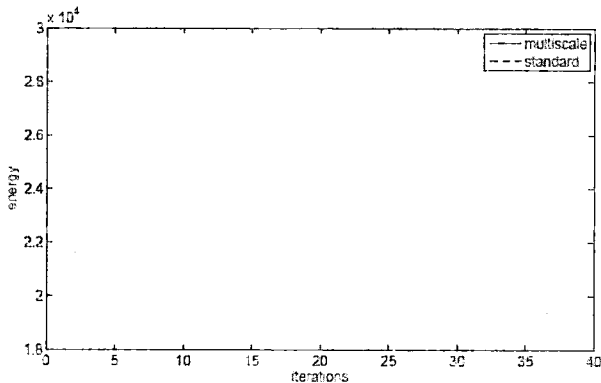


그림 2. 메시지 갱신의 반복 횟수와 에너지
 Fig. 2. The number of iteration of updated message and energy.

이외의 p 의 인접화소 방향을 나타낸다.

그림 2는 메시지 생성의 갱신되는 횟수와 최소 에너지를 나타낸다. 그림 2에서 실선으로 표시된 multi-scale의 그래프를 보면 5회 반복 후 에너지의 감소량이 급격히 줄어드는 것을 볼 수 있다. 이에 메시지의 최종 메시지 갱신 횟수는 가장 효율적인 5회로 정한다. 또한 실선의 피라미드 구조 방식은 적은 반복 횟수로 낮은 에너지를 계산할 수 있는 반면에, 실선의 피라미드 구조가 아닌 기존의 방식은 더 많은 반복을 통하여 비슷한 결과를 얻는다는 것을 확인 할 수 있다. 최종 갱신 횟수 T 만큼 반복한 후 각 노드에서의 신뢰 벡터는 다음과 같다.

$$b_q(f_q) = D_q(f_q) + \sum_{p \in N(q)} m_{pq}^T(f_q) \quad (4)$$

네 방향의 인접화소 위치의 Up, Down, Left, Right 방향에서부터의 메시지 전달 방식은 그림 3과 같다. 메시지 전파를 충분히 반복하여 각 변위값에 대한 신뢰도를 구하고 최종적으로 가장 높은 신뢰도를 가진 변위 값을 선택함으로써 정합을 얻을 수 있다.

신뢰전파 기법에서 식(3)의 메시지를 생성하는 횟수에 의하여 연산 량이 결정되는데, 영상에서의 화소수가 n , 변위 값의 탐색범위가 k , 최종 반복 횟수를 T 라 하면 메시지의 계산 량은 $O(nk^2T)$ 가 된다. 이는 식(3)에서 $V(f_p, f_q)$ 값이 두 화소 위치에서의 변위 값의 조화에 따라 달라지기 때문이다. [6]에서는 $V(f_p, f_q)$ 의 메시지 계산 방식을 세 가지 기법 min convolution, grid graph, multi-grid의 결합으로 개선하여 연산 횟수를 $O(nkT)$ 로 줄인 방법을 제안하였다. 이는 실제로 메시지 계산에 매우 빠른 수행 시간을 제공 한다. 이와 함께 다해상도 피라미드의 영상 표현 방식을 도입함으

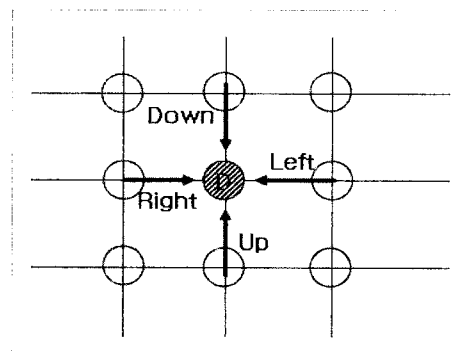


그림 3. 인접화소 위치에서의 메시지 전파
 Fig. 3. Message propagation at adjacent pixel position.

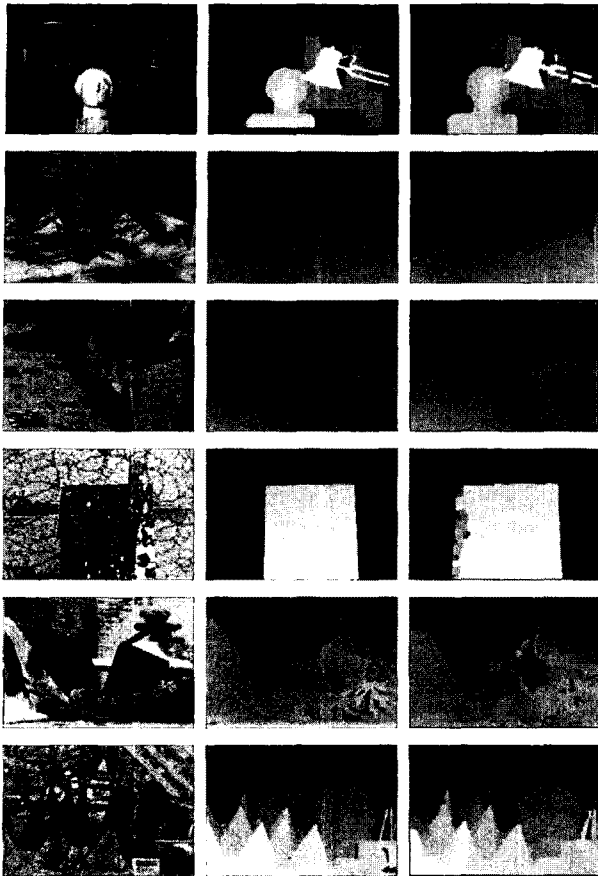


그림 4. 입력영상(좌), 실제 깊이맵(중), 신뢰전파 기법으로 생성한 깊이 맵(우)

Fig. 4. First column : input images. Second column: true depthmaps. Third column: depthmap created by the BP method.

표 1. 입력영상의 크기와 탐색범위
Table 1. Size of input image and search range.

	image size (pixel)	search range (pixel)
Tsukuba	384X288	16
Sawtooth	434X380	20
Venus	434X383	20
Map	284X216	30

로써 계산의 반복 횟수 T 를 줄일 수 있다.

그림 4는 [6]의 신뢰전파기법을 사용하여 생성한 깊이맵(우)을 나타낸다. 스테레오 입력 영상(좌)은 Middlebury College의 Stereo Vision Research Page에서 제공하는 영상으로 실제 깊이맵(중)이 만들어져 있는 영상이다. 실제 깊이맵과 신뢰전파 기법으로 생성한 깊이맵을 비교해 볼 때, 우수한 변위 추출 성능을 확인

할 수 있다. 표 1은 각 입력영상에 대한 크기와 탐색 범위 k 의 크기를 나타낸다.

III. 제안 방법

앞장에서 언급한 바와 같이 신뢰전파 기법은 대응점간의 밝기 차이를 나타내는 데이터항과 인접화소의 메시지로부터 생성된 연속성항의 계산으로 변위를 추출할 수 있다. 신뢰전파 기법의 구현을 위하여 기본적으로 메시지 저장을 위한 4개의 3차원 배열이 필요하다. 이 배열들은 u_p, d_p, l_p, r_p 로 나타낸다. 여기서 p 는 화소를 나타내는 변수이고 변위의 레벨의수 즉, 변위의 탐색 범위를 k 라 하면 메시지 배열의 각 원소는 k 차원의 벡터이다.

신뢰전파 기법의 처리과정은 식(1)의 D_p 를 계산한다. D_p 값인 대응점간의 차이 영상을 DSI (Disparity Space Image)라 부르며, 이 영상도 마찬가지로 k 차원의 벡터이다. 각 화소에서의 k 개의 변위 값에 대해 4개의 이웃으로부터 메시지를 계산하여 각 방향에 대한 메시지 배열 u_p, d_p, l_p, r_p 에 저장한다. 피라미드 구조를 위하여 DSI는 원래크기의 영상으로부터 D_p^0 를 계산하고 영상을 1/4 크기로 차츰 줄여 5번을 반복하여 $D_p^1, D_p^2, D_p^3, D_p^4$ 를 생성한다.

메시지 배열도 DSI와 마찬가지로 같은 크기의 같은 차원으로 생성된다. 초기에 생성된 메시지는 0으로 초기화 되며, 다음 단계의 메시지는 식(3)에 의하여 생성된다. S 번의 최종 피라미드 구조 까지 메시지가 생성되

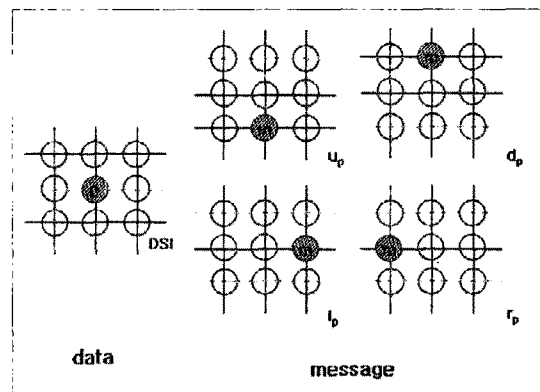


그림 5. 최종 변위 추출과정에서 호출되는 데이터와 메시지의 위치
Fig. 5. Position of data and messages that is called in last disparity extraction process.

1. Compute difference D_p^s
 $(0 \leq p \leq k, 0 \leq s \leq S-1)$
 for s from 0 down to $S-1$
 down-sampling D_p^s
2. if $(s = S-1)$
 Initialize message m_p^s to 0
3. for s from $S-1$ up to 0
 - a. Repeat the following for T times
 compute messages
 $u_p^{s+1}, d_p^{s+1}, l_p^{s+1}, r_p^{s+1}$
 - b. interpolate $u_p^s, d_p^s, l_p^s, r_p^s$ from
 $u_p^{s+1}, d_p^{s+1}, l_p^{s+1}, r_p^{s+1}$ ($0 \leq p \leq k$)
4. Compute final output by summing
 messages and data.
 Find disparity with the minimum
 value of sum.

$$disparity = p \text{ when } \min(D_p^0 + \sum_N m_p^0)$$

그림 6. 기존 방식의 전체적인 메시지와 data의 처리
 Fig. 6. Total processing stages of messages and data in conventional method.

면, 최종적으로 식(4)의 신뢰 벡터는 그림 5에 표시된 화소들 즉, 데이터값 D 와 메시지 배열 u_p, d_p, l_p, r_p 에서 D 에 대한 인접방향에 위치한 메시지 m 을 더하여 라벨 f_p 를 계산한다. k 차원의 벡터 중 그 합이 최소가 되는 라벨을 최종 변위로 추출한다. 신뢰 전파 알고리즘의 데이터항과 메시지항의 전체적인 처리 과정을 그림 6에 나타낸다. s 는 피라미드 구조로 변형된 같은 차원의 영상 크기를 나타내는 반복 횟수를 의미하며, 최종 반복 횟수 S 는 5회까지로 구현한다. T 는 메시지 갱신의 반복 횟수로 그림 2의 그래프를 참고하여 5회의 반복 갱신을 실행한다.

본 논문에서는 [6]에서 제안하는 네 개의 메시지 배열 u_p, d_p, l_p, r_p 를 하나의 메시지 배열 M 으로 통합함으로써 메시지 생성 시간을 단축하는 알고리즘을 제안한다. 기존의 메시지 배열은 식(3)을 이용하여 각각 네 개의 배열들을 각각 따로 생성한다. 하나의 새로운 메시지 배열 m_{pq}^t 을 생성하기 위해, 전 단계 $t-1$ 에서 q 화소 방향 이의의 p 의 인접화소 방향에 해당되는 세 개의 메시지를 입력 받는다. 이 과정을 각 메시지 배열 u_p, d_p, l_p, r_p 에 대하여 4번을 수행한다.

제안한 메시지 배열의 생성은 전 단계의 메시지 배열

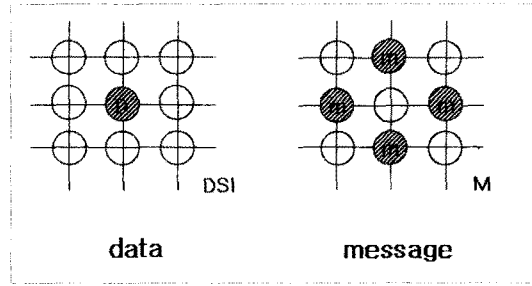


그림 7. 제안된 방법의 최종 변위 추출과정에서 호출되는 데이터와 메시지의 위치
 Fig. 7. Position of data and messages that is called in last disparity extraction process in proposed method.

1. Compute difference D_p^s
 $(0 \leq p \leq k, 0 \leq s \leq S-1)$
 for s from 0 down to $S-1$
 down-sampling D_p^s
2. if $(s = S-1)$
 Initialize message M_p^s to 0
3. for s from $S-1$ up to 0
 - a. Repeat the following for T times
 compute messages M_p^{s+1}
 - b. interpolate M_p^s from M_p^{s+1}
 $(0 \leq p \leq k)$
4. Compute final output by summing
 messages and data.
 Find disparity with the minimum
 value of sum.

$$disparity = p \text{ when } \min(D_p^0 + \sum_N M_p^0)$$

그림 8. 제안한 방식의 전체적인 메시지와 데이터 처리
 Fig. 8. Total processing stages of messages and data in proposed method.

에서 인접화소 방향의 네 개의 메시지를 한 번에 입력되어 다음 단계의 하나의 메시지 배열을 계산한다. 기존의 방식은 네 번의 메시지 생성 과정을 거치는 반면, 제안된 메시지 생성방식은 통합된 하나의 메시지 배열만 생성함으로써 세 번의 연산과정을 감소시킨다. 제안한 메시지 생성방법은 다음과 같다.

$$M_{pq}^t(f_q) = m_{fp}(V(f_p, f_q) + D_p(f_p)) + \sum_{s \in N(p) - \{q\}} M_{sp}^{t-1}(f_p) \quad (5)$$

식(3)의 메시지 호출 방향이 $s \in N(p) - \{q\}$ 의 세 방

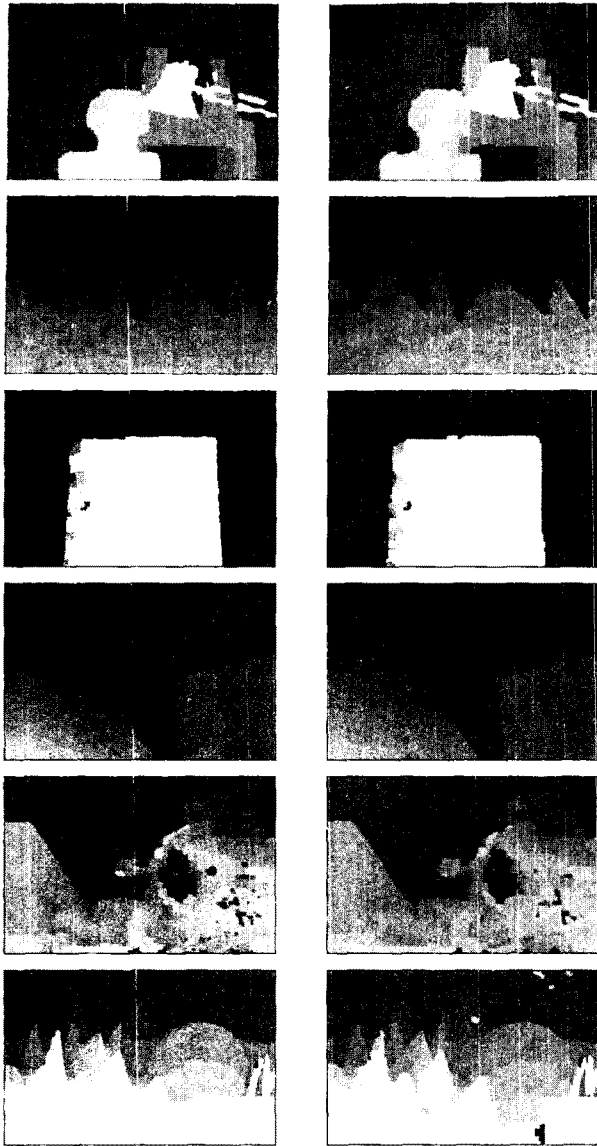


그림 9. [6]의 신뢰전파 기법으로 생성한 깊이맵(좌), 제안한 방법을 이용하여 생성한 깊이맵(우)
 Fig. 9. Left column : depth map created by the BP method[6]. Right column: depth map created by the proposed method.

항에서 $s \in N(p)$ 로 인접방향인 네 방향 모두 호출하는 방식을 취한다.

식 (3)에서 기존의 메시지 배열 $u_p^t, d_p^t, l_p^t, r_p^t$ 의 생성 단계에서 u_p^t 는 이전 단계 $t-1$ 에서의 세 개의 인접메시지 $u_p^{t-1}, l_p^{t-1}, r_p^{t-1}$ 를 사용한다. 또한 $2z$ 는 $d_p^{t-1}, l_p^{t-1}, r_p^{t-1}$ 를 사용한다. 마찬가지로 메시지 배열 r_p^t 와 l_p^t 도 세 개의 전단계 인접 메시지 배열을 생성한다. 모든 메시지를 더하는 변위 추출과정에서 보면, 각 방향의 최종 메시지 배열을 모두 참조하게 된다. 제안

한 방법은 이러한 성질을 이용하여 최종 메시지 배열을 한 번의 일괄된 연산으로 생성한 방식이다.

기존의 최종 변위 추출 과정인 그림 5의 4단계에서 네 개의 메시지 배열에서 네 개의 인접 방향의 메시지 m_p 를 호출하여 계산한다. 반면에 제안한 메시지 생성 방식은 그림 7에 나타 낸 메시지와 데이터를 호출한다. 네 개의 메시지는 하나의 통합된 메시지 배열 M 에서 모두 호출된다. 제안된 전체적인 데이터와 메시지의 처리 과정을 그림 8에 나타낸다.

그림 8의 전체적인 메시지 처리과정에서 보면, 그림 6의 3단계의 메시지 생성과정에서 $u_p^s, d_p^s, l_p^s, r_p^s$ 의 메시지 배열을 통합된 메시지 배열 M_p^s 을 사용하였다. 식 (5)를 이용하여 생성된 하나의 통합된 메시지 배열은 3단계의 a, b단계를 거쳐 최종적으로 M_p^0 의 메시지 배열을 만든다. 최종 변위 추출 과정에서 생성된 하나의 메시지 배열 M_p^0 의 네 개의 메시지들을 사용하여 변위의 신뢰도를 전파하게 된다. 이는 하나의 배열만을 생성함으로써 기존의 메시지 처리의 연산량을 1/4만큼 감소시킬 수 있다.

VI. 실험 결과

실험에 사용된 입력 영상은 그림 4의 좌측영상이다. 이 영상들은 Middlebury College의 Stereo Vision Research Page에서 제공하는 영상으로 각 영상에 대한 실제 깊이맵과 폐색 영역 등을 제공한다. 각 영상들의 크기와 변위의 탐색범위는 표 1에 나타냈다. 각 영상을 입력받아 [6]의 신뢰전파 기법을 이용하여 깊이맵을 생성한 다음, 제안한 방법으로 생성한 깊이맵과 비교한다. 그림 9는 두 깊이맵을 비교한 영상으로 시각적으로는 뚜렷한 차이를 느끼지 못한다.

또한 기존 방법과 제안한 방법의 프로그램 수행 시간과 각 깊이맵에 대한 변위 추출 에러의 비교를 표 2에 나타낸다. 프로그램은 3.0 GHz의 Pentium 4 CPU에서 C++을 이용하여 수행하였고, 수행 시간은 각 프로그램을 10번 수행시켜 평균을 구한 것이다. 변위 추출의 오류율은 그림 10의 폐색영역을 제외한 영역에서만 계산하였으며, 오류율을 계산하는 식은 다음과 같다^[4].

$$B = \frac{1}{N} \sum_{(x,y)} (|d_c(x,y) - d_T(x,y)| > \delta_d) \quad (6)$$

표 2. 제안한 방법의 수행시간과 변위 오차율 비교
Table 2. Comparison of process time and disparity error in proposed method.

	process time (sec)		disparity error (%)	
	[6]의 방법	제안한 방법	[6]의 방법	제안한 방법
Tsukuba	2.750	1.094	1.83475	2.27718
Sawtooth	4.891	1.953	1.18156	1.75859
Venus	4.953	1.938	1.03206	2.06944
Map	2.344	0.937	0.52757	0.86580

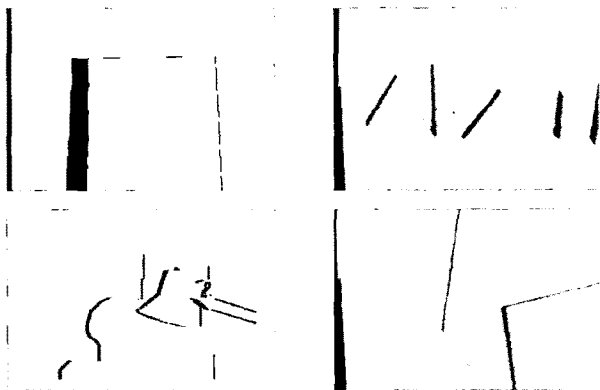


그림 10. Map, sawtooth, Tsukuba, venus 영상에 대한 폐색영역(검은색)

Fig. 10. Occlusion region(black) of Map, sawtooth, Tsukuba, venus.

$d_c(x, y)$ 는 스테레오 기법으로 생성한 깊이맵의 x, y 위치에서의 변위 값이며, $d_T(x, y)$ 는 주어진 실제 깊이맵의 변위 값이다. 임계 값 δ_d 는 1로 둔다. 두 깊이맵의 x, y 위치에서 두 변위 값에 대한 차이의 절대치 값이 임계치 δ_d 보다 크면 bad pixel로 놓고, 그 개수를 전체 화소 수 N 으로 나눈 값의 백분율을 오차율로 계산한다.

표 2에서 확인 할 수 있듯이, [6]의 신뢰전파 기법의 수행 시간보다 제안한 방법의 수행시간이 60%이상 줄어들었다. Tsukuba나 Map영상은 크기가 작기 때문에 단축된 시간이 약 1초 이내지만, Sawtooth와 Venus와 같이 크기가 큰 영상의 대한 수행 시간의 단축은 더 많이 나타난다. bad pixel의 생성 확률을 이용한 변위 추출의 오차율은 약 1% 이내로 증가 하였다. Map영상과 같이 비교적 단순한 영상은 약 0.3%의 오류율을 보인다.

V. 결 론

본 논문에서는 [6]에서 제안된 신뢰전파 기법의 네 개의 메시지 배열을 하나의 통합 메시지 배열로 대체함으로써 메시지 생성에 필요한 연산 량을 감소시키는 알고리즘을 제안하였다. 메시지 생성에 필요한 수행시간은 전체 프로그램 수행시간에 80%이상을 차지하기 때문에 메시지 생성과정을 개선함으로써 수행시간을 크게 단축시킬 수 있었다. 실험 결과, 수행시간은 50%이상 감소하였으며 생성된 깊이맵의 변위 오차율은 1%가량 증가 하였다. 1%가량의 변위오차가 증가한 깊이맵은 기존 방법으로 생성된 깊이맵과 비교해 볼 때, 거의 흡사한 영상으로 생성되는 것을 실험을 통하여 확인하였다. 한편, 본 연구는 메시지 생성 방식만을 변형함으로써 수행 시간을 단축 하였지만, 전체 연산 과정을 한 번에 처리하는 병렬식 연산을 사용한다면 더욱 빠른 처리 속도를 얻을 수 있을 것이다. 또한 전 영상에 걸쳐 수행되는 MRF 기반의 연산을 특정영역에 대한 국부적인 처리로 수행하면 월등히 빠른 처리속도의 스테레오 알고리즘이 될 것이라고 예상된다.

참 고 문 헌

- [1] J. Sun N. Zheng, and H. Shum, "Stereo matching using belief propagation," *IEEE Trans. PAMI*, vol.25, pp.787-800, 2003.
- [2] Y. Weiss, W. T. Freeman, "On the optimality of solutions of the max-product belief propagation algorithm in arbitrary graphs," *IEEE Trans. Information Theory*, vol.47, pp.723-735, 2001.
- [3] Y. Boykov, O. Veksler, and R. Zabih, "Fast approximate energy minimization via graph cut," *IEEE Trans. PAMI*, vol.23, pp.1222-1239, 2001.
- [4] D. Schastein and R. Szeliski, "Ataxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithm," *Int. J. Computer vision*, vol.47, No.1 pp.7-42, 2002.
- [5] M. F. Tappen and W. T. Freeman, "Comparison of graph cuts with belief propagation for stereo using identical MRF parameter," *Proc. ICCV*, 2003.
- [6] P. F. Felzenszwalb and D. P. Huttenlocher, "Efficient belief propagation for early vision," *Proc. CVPR*, 2004.

저 자 소 개



최 영 석(학생회원)
 2006년 충북대학교 전기전자
 컴퓨터공학부 학사졸업.
 2008년 충북대학교 정보통신
 공학과 석사졸업
 2008년~현재 롯데정보통신

<주관심분야 : 영상처리, 영상 부호화>



강 현 수(평생회원)-교신저자
 1991년 경북대학교 전자공학과
 학사졸업
 1994년 KAIST 전기및전자공학과
 석사졸업
 1991년 KAIST 전기및전자공학과
 박사졸업

2005년 3월~현재 충북대학교 전기전자컴퓨터
 공학부 부교수

<주관심분야 : 영상처리, 부호화, 컨텐츠보호>