

논문 2011-48SP-2-10

Plane-converging Belief Propagation을 이용한 고속 스테레오매칭

(Fast Stereo matching based on Plane-converging Belief Propagation using GPU)

정용한*, 박은수*, 김학일**, 허욱열***

(Younghan Jung, Eunsoo Park, Hakil Kim, and Ukyoul Huh)

요약

스테레오 매칭은 두 영상의 차이를 이용하여 거리를 추정하는 연구 분야로 성능 개선과 함께 처리속도 향상을 위한 연구가 계속되고 있다. 본 논문에서는 계층적 Belief Propagation(BP) 알고리즘을 개선하여 기존의 BP에서의 수렴구간을 메시지 맵으로 만들고 이를 이용하여 처리속도를 향상시키는 Plane-converging BP 알고리즘을 제안한다. 또한 GPU 아키텍처인 Nvidia의 CUDA를 이용하여 다수의 계산을 병렬화 하고 이를 동시에 처리하여 실시간 어플리케이션에 적합한 스테레오 매칭 기법을 개발하였다. Plane-converging BP 알고리즘은 기존의 계층적 BP 알고리즘과 유사한 에러율을 가지면서 약 2.7배의 속도를 향상을 이루었다.

Abstract

Stereo matching is the research area that regarding the estimation of the distance between objects and camera using different view points and it still needs lot of improvements in aspects of speed and accuracy. This paper presents a fast stereo matching algorithm based on plane-converging belief propagation that uses message passing convergence in hierarchical belief propagation. Also, stereo matching technique is developed using GPU and it is available for real-time applications. The error rate of proposed Plane-converging Belief Propagation algorithm is similar to the conventional Hierarchical Belief Propagation algorithm, while speed-up factor reaches 2.7 times.

Keywords : Stereo matching, Belief propagation, Plane convergence, GPU.

I. 서론

스테레오 매칭은 사람이 물체를 인식하는 방식과 유사하게 두 대의 카메라에서 얻어진 영상의 차이를 이용하여 물체와의 거리 정보를 추정하는 것으로 지능 로봇^[1~2], 감시 카메라^[3], 자동차 주행 보조^[4] 등 여러 분야

에서 사용되고 있다.

이러한 스테레오 매칭 알고리즘은 크게 지역적 방식과 전역적 방식으로 나뉜다. 지역적 방식은 각 픽셀에서 Block 또는 Window 를 통하여 최소의 값을 가지는 Disparity 를 선택하는 것으로 Normalized Cross-correlation^[5], Rank transform^[6] 등이 있으며 수행 속도는 빠른 편이나 희미한 영역과 물체의 외곽 과 같은 영역에서 노이즈를 발생시키는 문제가 있다. 전역적 방식은 주어진 데이터 전역에 걸쳐 데이터를 전달하여 통합하고 분할하는 과정을 반복하여 최적의 Disparity 를 선택하는 것으로 Dynamic Programming^[7], Graph-cut^[8], Belief propagation^[9~11] 등이 있으며 지역적 방식에 비

* 학생회원, ** 평생회원, 인하대학교 정보공학과
(Dept. of Information Eng., Inha University)

*** 평생회원, 인하대학교 전기공학과
(Dept. of Electrical Eng., Inha University)

※ 본 연구는 2009년도 특정기초연구지원사업으로 한국과학재단의 연구비 지원을 받아 수행되었습니다.
접수일자: 2010년8월10일, 수정완료일: 2010년10월19일

해 성능은 우수하나 반복 연산으로 인하여 수행 속도가 느리다.

최근, Felzenszwalb^[10]은 Belief propagation(BP) 에서 계산적 복잡성을 줄이기 위하여 계층적 접근을 하여 계산 속도를 비약적으로 상승 시켰으나 여전히 수초의 수행시간이 소요되어 실시간 어플리케이션에 사용하기에는 부적합하다.

본 논문에서는 고속의 스테레오 어플리케이션을 위한 Plane-converging BP 를 제안한다. 이 알고리즘은 반복적 계산을 줄이기 위해 계층적 BP 알고리즘에서 각 계층의 수렴 여부를 이용하여 픽셀이 가지는 데이터의 확률값인 라벨 값의 업데이트를 진행하기 때문에 BP 알고리즘과 유사한 정확도를 가지면서 빠른 수행속도를 가진다. 또한 본 논문에서는 CUDA를 이용한 병렬처리를 구현함으로써 실시간 처리에 가까운 성능향상을 이루었다.

II. Belief Propagation

BP 알고리즘은 현재 픽셀과 주변 픽셀의 연속성을 업데이트하기 위해 이웃 픽셀의 정보를 통합하고 전역 에너지의 최소화에 도달하기 위해 연속성을 반복적으로 업데이트하여 최적화 하는 알고리즘이다^[9]. 픽셀이 가지는 데이터 값인 라벨 f 에서 에너지를 최소화 시키는 함수 $E(f)$ 는 크게 데이터 부분 $D_p(f_p)$ 와 연속성 부분 $V_p(f_p - f_q)$ 으로 나눌 수 있다.

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

여기서 P 는 픽셀들의 집합이고 p 는 P 에 속하는 픽셀, f_p 는 픽셀 p 에 해당하는 라벨, N 은 픽셀 p 의 4방향 이웃픽셀 이다.

BP 알고리즘은 식(1)의 에너지 함수를 최소화 하는 라벨 값을 구하기 위해 주변 픽셀들 간의 연속성을 고려한 메시지를 구성하여 전달하고 업데이트를 반복함으로써 라벨 값들에 대한 신뢰도를 향상시킨다.

메시지는 주어진 라벨의 인접 4방향 픽셀에 대해 구성되며 최대 Disparity k 에 의해 주어지는 차원의 벡터이다. $m_{p \rightarrow q}^t$ 는 픽셀 p 에서 이웃하는 픽셀 q 로 t 번 반복해서 보내는 메시지를 나타낸다. 각 메시지의 초기값 $m_{p \rightarrow q}^0$ 은 0으로 초기화 되며 각 반복에서 계산되는 메시지는 다음 식(2)와 같다.

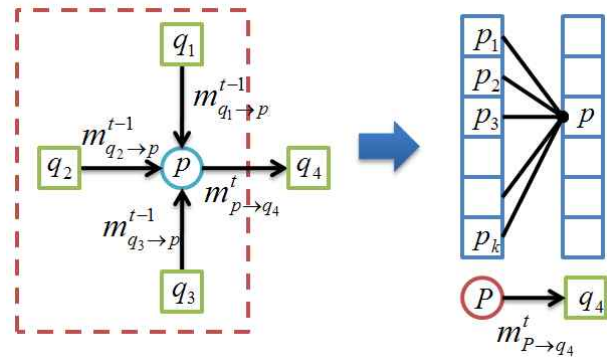


그림 1. 메시지 갱신
Fig. 1. Message update.

$$m_{p \rightarrow q}^t(f_q) = \min_{f_p} \left(V(f_p - f_q) + D_p(f_p) + \sum_{s \in N(p) \setminus q} m_{p \rightarrow s}^{t-1}(f_p) \right) \quad (2)$$

여기서 $N(p) \setminus q$ 는 q 를 제외한 p 의 이웃 픽셀이다. 이러한 메시지의 전달을 통한 업데이트는 아래 [그림 1] 과 같이 수행된다. 반복 t 에 p 에서 q 로 보내지는 메시지는 이전 반복 $t-1$ 에서 q 를 제외한 주변 픽셀로부터 받은 메시지 값을 이용하여 현재 상태를 업데이트 한 뒤 메시지를 q 로 보내게 된다. 이러한 과정을 통해 해당 픽셀 p 에 대한 k 차원 벡터를 구성한 뒤 각 요소의 값을 통합하여 픽셀 p 에서의 최소 에너지를 추정한다.

III. Hierarchical Belief Propagation

BP 알고리즘은 성능이 우수하나 반복적인 메시지 전달과 업데이트로 인하여 수행시간이 많이 소요된다. Felzenszwalb^[10]은 기존의 BP 알고리즘의 속도 개선을 위하여 Multi-grid 방식을 이용한 계층간 영상에서 메시지 업데이트를 수행하여 주목할 만한 속도 향상을 이루었다.

여기서 사용되는 Multi-grid 방법은 컴퓨터 비전에서 일반적으로 사용되는 Multi-scale 방법같이 영상의 해상도를 낮추지 않는다. 단순히 영상의 해상도를 낮추게 되면 구별 가능한 Disparity 또한 줄어들기 때문에 계층적 BP 알고리즘에서는 [그림 2]와 같이 이웃하는 픽셀의 라벨 값을 더하여 구성한다. 이러한 방식을 통하여 계층적 BP 알고리즘은 데이터의 손실 없이 여러 개의 계층을 구현하게 된다.

계층적 BP 알고리즘은 주어진 입력 영상에서 픽셀간

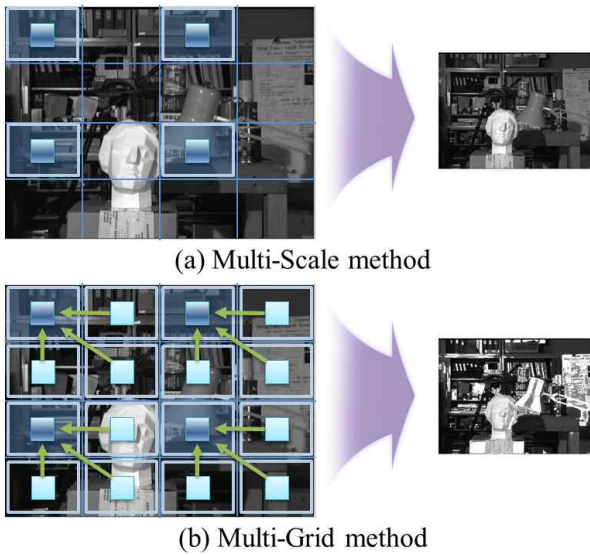


그림 2. 다중 스케일 및 다중 그리드 방법
Fig. 2. Multi-scale & Multi-grid method.

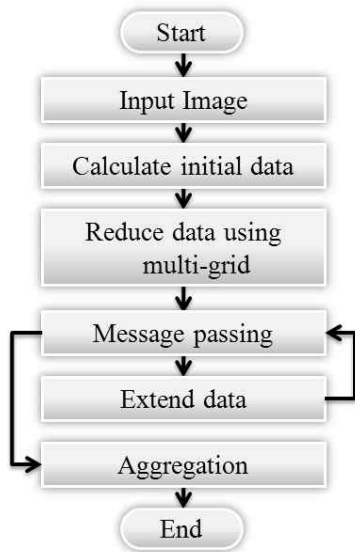


그림 3. 계층적 Belief Propagation 순서도
Fig. 3. Flow-chart for Hierarchical BP.

의 밝기 차를 이용한 데이터 부분을 구하고 이것을 0번째 계층으로 규정한다. 이후 0번째 계층을 Multi-grid 방법을 이용하여 1에서 4까지의 계층으로 구현한 뒤 최상위 계층에서의 메시지 업데이트를 반복 실행하여 연속적 부분의 값을 구한다. 그 다음 하위 계층으로 사이즈를 확장시켜 메시지 업데이트를 반복한다. 0번째 계층에서의 메시지 업데이트가 끝난 후 데이터 부분과 연속성 부분의 값을 통합 하여 Disparity map을 얻는다. 계층적 BP의 순서도는 [그림 3]과 같다.

IV. Plane-converging BP

계층적 BP 알고리즘은 기존의 BP 알고리즘의 계산 시간을 크게 줄였으나 실시간 어플리케이션에 적용하기에는 적합하지 않다.

BP 알고리즘은 메시지를 반복적으로 업데이트 하면서 각 라벨에 할당된 에너지를 최소화 시킨다. 이렇게 최소화된 값은 일정수준의 반복 이후 수렴하여 더 이상 변하지 않게 되는데^[12] 일반적인 BP 알고리즘에서는 전역적으로 메시지를 반복적으로 업데이트 하여 불필요한 계산을 하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 계층적 BP 알고리즘에서 사용된 Multi-grid 방법을 이용하여 각 계층에서의 수렴 구간을 메시지 맵으로 나타내고 이 맵을 이용하여 불필요한 계산을 줄이는 Plane-converging BP 방법을 사용하여 반복적 계산량을 크게 줄였다.

Plane-converging BP 방법은 상위 계층에서 중간 결과를 추출하고 차상위 계층에서의 중간 결과와 비교하여 결과 값이 동일하지 않는 부분(비수렴 구간)을 나타내는 메시지 맵을 만든다. 이후 메시지 맵의 비수렴 구간을 주변 라벨로 확장한 메시지 맵을 생성한 뒤 맵 정보를 하위 계층 수준으로 확장하여 하위 계층에서의 메

표 1. Plane-converging BP 알고리즘
Table 1. Plane-converging BP Algorithm.

Plane-converging BP
1. 픽셀 p 에서의 확률값 f_p 계산
2. Multi-grid를 이용한 Data pyramid 생성
3. p 주변 픽셀인 q 에서의 라벨값 f_q 에 Message passing을 하여 라벨 f_p 업데이트
4. Data pyramid의 최상위 계층 (level 4)의 라벨 데이터와 차상위 계층 (level 3)의 라벨 데이터에서 중간 결과 값을 추출
5. 두 계층의 차이값을 이용하여 비수렴 구간을 나타내는 Message map 생성
6. Message map의 수렴 구간을 주변 f_q 로 확장
7. Message map을 이용하여 비수렴 구간에서 라벨 업데이트를 진행
8. 데이터를 다음 계층 level 3와 level 2 수준으로 확장하고 최하위 계층까지 4~7 과정을 진행하여 최종 Disparity map 생성

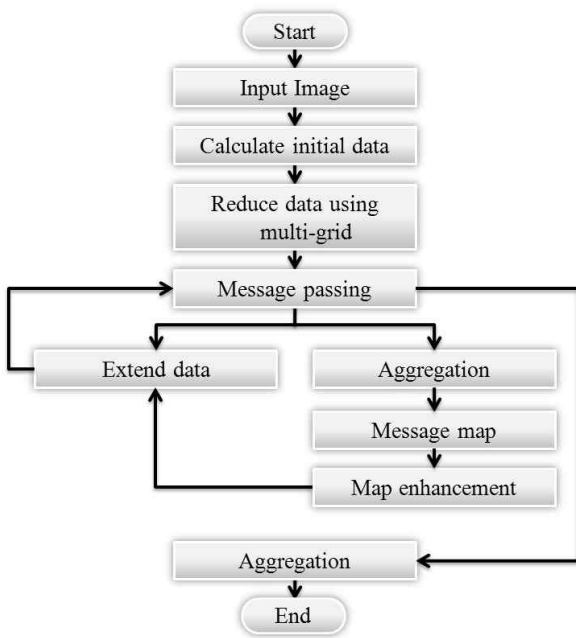


그림 4. Plane-converging BP 순서도
 Fig. 4. Flow chart of Plane-converging BP.

시지 업데이트 과정에 적용함으로 계산 량을 줄인다. 이에 대한 알고리즘은 다음 [표 1]과 같고 순서도는 다음 [그림 4]와 같다.

1. Message map

라벨에 할당된 에너지 값이 수렴하게 되면 이후의 반복적 메시지 업데이트 과정을 수행하여도 그 값이 변하지 않기 때문에 각 라벨에서의 수렴 여부를 판단하는 메시지 맵은 각 계층에서의 중간 결과 값들의 차이를 이용하여 구성된다.

다음 [그림 5]는 계층 3과 계층 2에서의 중간결과 값의 차를 이용한 메시지 맵 이다.

[그림 5]의 메시지 맵을 보면 알 수 있듯이 밝은색으로 표현된 라벨의 비수렴 구간은 입력 영상에서 물체의 외곽선 부분에 집중되어 있음을 알 수 있다. 이렇게 구성된 메시지 맵 을 하위 계층 크기로 확장하여 다음 하

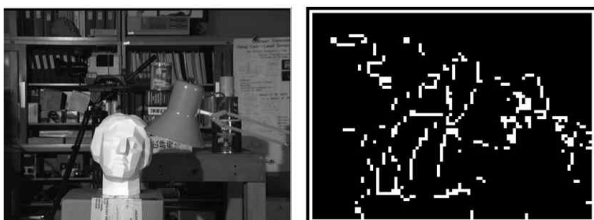


그림 5. 입력영상과 메시지 맵
 Fig. 5. Input image and Message map.

위 계층에서의 메시지 업데이트를 비수렴 구간에서만 진행한다.

그러나 이러한 방법은 상위 계층에서 만들어진 메시지 맵 을 바탕으로 하위 계층의 메시지 업데이트를 진행하기 때문에 놓치는 부분이 생겨 원래의 BP 알고리즘에 비해 에러가 증가하게 된다.

2. Robust message map

전역적으로 메시지 업데이트를 진행한 계층적 BP의 메시지 맵과 비수렴 구간에서만 업데이트를 진행하는 Plane-converging BP 의 메시지 맵은 다음 [그림 6]처럼 약간의 차이가 존재한다.

이는 Plane-converging BP에서 메시지 맵을 이용할 때 계층간의 픽셀 크기가 달라 하위 계층에서 물체의 외곽선이 새롭게 나타나거나([그림 6]에서 점선 부분) 상위 계층에는 존재 하지 않던 희미한 영역이 하위 계층에서 나타나기([그림 6] 에서 실선 부분) 때문이다.

상위 계층 메시지 맵에서 계층간의 차이로 인하여 생긴 비수렴 구간을 놓치게 되면 하위 계층의 메시지 맵에서는 그 차이가 커지며 많은 에러를 동반하게 된다. 이러한 에러를 줄이기 위해 메시지 맵을 구성한 이후 해당 라벨 f_p 뿐만 아니라 주변 라벨 f_q 까지도 비수렴 구간으로 확장 적용하여 강화 시킨다. 이렇게 강화된 메시지 맵은 다음 하위 계층으로 크기를 확장 하여도 놓치는 부분이 줄어들게 된다. 따라서 Plane-converging BP는 기존의 BP와 유사한 결과를 가지면서 절반 정도의 수행시간을 가지게 된다. 다음 [그림 7]은 이러한 Plane-converging BP 의 진행 과정을 나타낸다.

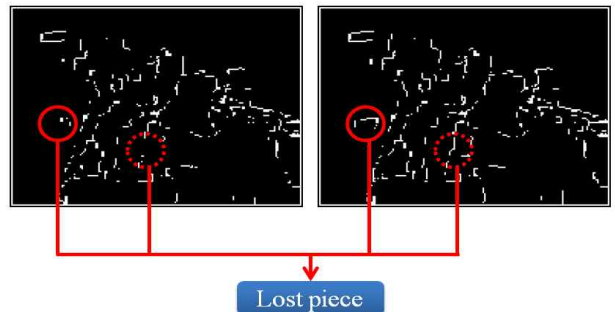


그림 6. Plane-converging BP 에서의 계층간 차이(좌)와 Hierarchical BP에서의 계층간 차이(우) 비교
 Fig. 6. Comparison of the differences between layers in Plane-converging BP(left) and Hierarchical BP(right).

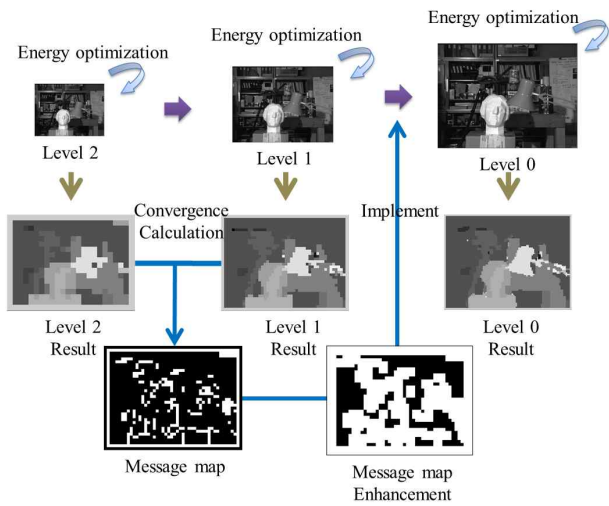


그림 7. Plane-converging BP 의 진행과정
Fig. 7. Process of Plane-converging BP.

V. GPU를 이용한 고속화

본 절에서는 앞서 소개한 Plane-converging BP 알고리즘을 CUDA로 구현하고 성능을 비교하여 본다. CUDA 는 Nvidia에서 개발한 범용 병렬 컴퓨팅 아키텍

처로 많은 계산 량을 GPU를 이용하여 고속 처리 가능하게 한다^[13].

Nvidia의 GPU 에서는 효율적인 데이터 접근을 위해

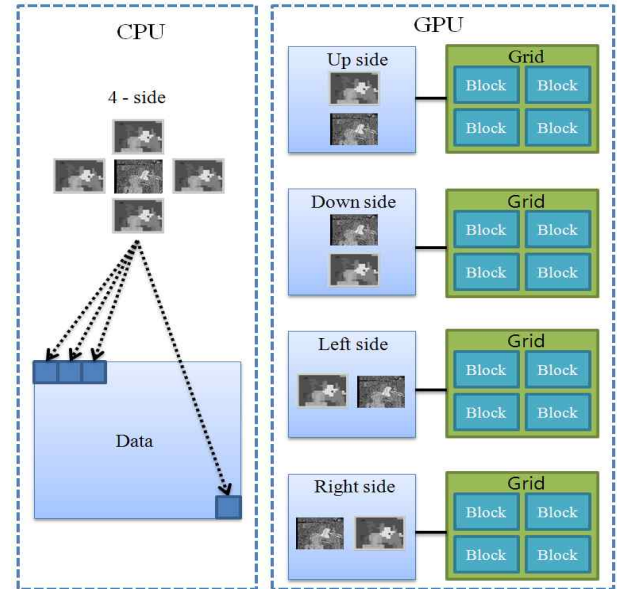


그림 8. CPU와 GPU의 Message passing 비교
Fig. 8. Comparison of Message passing in CPU and GPU.

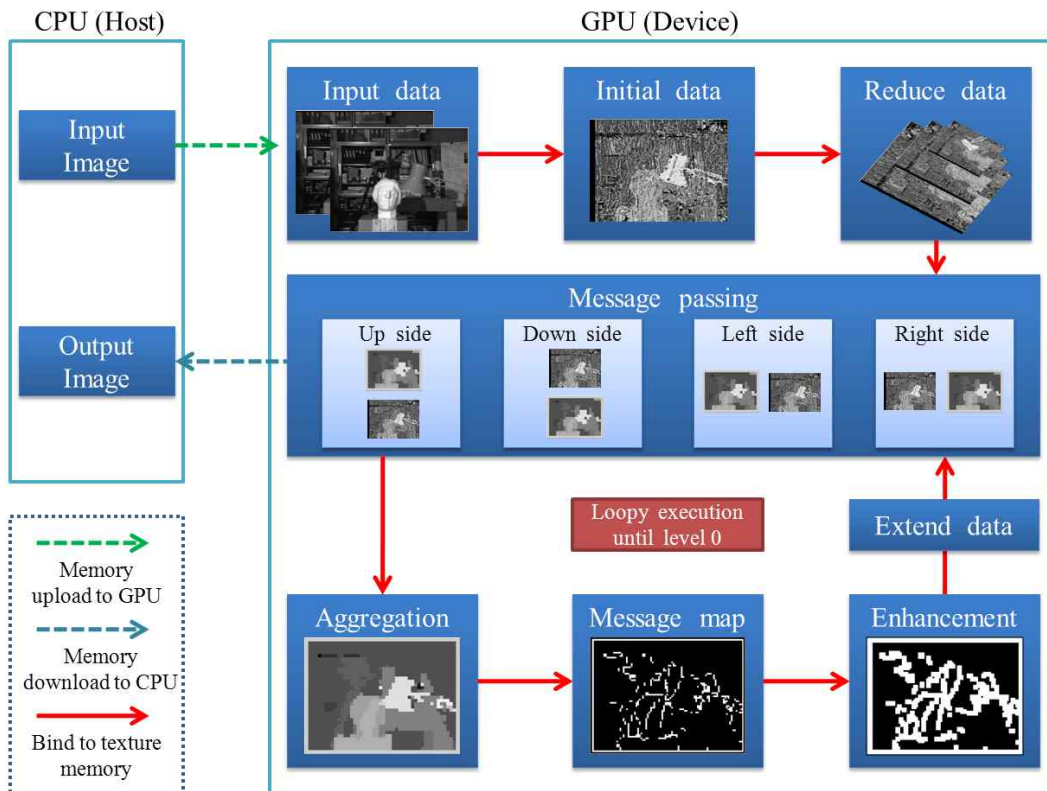


그림 9. GPU에서의 Plane-converging BP 시스템
Fig. 9. Plane-converging BP system on GPU.

프로그램 명령이 실행되는 동안 여러 종류의 메모리에 접근한다. 여기서는 이러한 메모리 중 모든 스레드에서 접근 가능하면서 영상 처리와 같은 데이터 처리에 특화된 Texture 메모리를 주로 사용하고 부가적으로 Shared 메모리를 사용하였다.

영상 데이터를 CPU 메모리로부터 업로드 받아 GPU의 Global 메모리에 저장된다. 이후 Texture 메모리에 데이터를 옮겨 초기 데이터 값을 구하고 그 결과를 5개의 계층으로 줄인다. 이후 최상위 계층에서부터 반복적으로 메시지 전달 과정을 수행한다.

메시지 전달 과정의 경우 CPU에서는 각 계층의 라벨 값 하나하나 마다 이웃 값에 대해 업데이트를 실행하였으나, GPU에서는 분기(branch)를 줄이고 프로그램의 병렬성을 최대화하기 위해 각 방향마다의 업데이트를 따로 구성하여 다수의 블록으로 나누고 Texture 메모리에 업로드 하여 여러 개의 블록을 동시에 처리하여 진행하였다. CPU와 GPU의 메시지 전달 방식의 차이에 대한 구성도는 [그림 8]과 같다.

메시지 전달 과정 이후 결과는 Texture 메모리에 업로드 되어 통합되고 해당 계층의 중간 결과 값을 출력하게 된다. 이렇게 출력된 계층간의 결과 값들을 이용하여 메시지 맵을 만들고 강화한다. 그리고 하위 계층 크기로 확장한 뒤 Texture 메모리로 구성하여 해당 계층의 메시지 전달 과정에 사용한다. 이에 따른 GPU 시스템의 구성도는 [그림 9]와 같다.

[그림 9]에 보이는 것처럼 GPU에서 모든 프로세스는 기본적으로 Texture 메모리를 사용하여 성능을 최적화시켰다.

VI. 실험 결과 및 분석

본 절에서는 앞서 언급한 계층적 BP와 Plane-converging BP의 결과 값을 비교해보고 실시간 계산을 위한 GPU 시스템에 적용한 결과를 보인다. 실험에 사

표 2. 실험 환경
Table 2. Experimental Environment.

CPU	Intel® Core™2 Quad CPU 6600@2.40GHz
Memory	4GB
GPU	NVIDIA Geforce 9800
OS	Window XP
Tools	Visual Studio 2008

표 3. 실험 결과 비교

Table 3. Comparison of experimental results.

	Tsukuba		Venus	
	time	ER	time	ER
HBP	1.648	5.75	3.371	3.64
PBP (M)	0.405	6.47	0.788	4.31
PBP (RM)	0.615	5.72	1.218	3.98
PBP (GPU)	0.130	5.72	0.213	3.99
	Teddy		Cones	
	time	ER	Time	ER
HBP	9.706	26.27	9.724	19.05
PBP (M)	2.879	27.25	3.091	19.77
PBP (RM)	4.966	26.38	5.455	19.22
PBP (GPU)	0.667	26.31	0.744	19.53

용된 환경은 [표 2]와 같다.

실험에 사용된 입력영상은 스테레오 매칭 연구에 많이 사용되는 Middlebury College의 Stereo Research Page^[14]에서 제공하는 영상을 사용하였다.

알고리즘의 성능은 추출된 Disparity Map 과 실제 Disparity Map 의 차이를 이용하여 계산한 전체 영역의 에러율과 각 알고리즘의 평균 수행시간을 이용하였다. 에러율의 계산은 다음 식(3)을 이용한다.^[15]

$$B = \frac{1}{N} \sum_{(x,y)} (|d_C(x,y) - d_T(x,y)| > \delta_d) \quad (3)$$

여기서 N 은 전체 픽셀의 개수, (x, y) 는 좌표, d_C 는 추출된 Disparity Map, d_T 는 실제 Disparity Map 이고 δ_d 는 허용오차로 여기서는 1.0으로 둔다. 이러한 방법을 이용하여 측정된 알고리즘의 성능은 [표 3]과 같다.

[표 3]에서 HBP 는 계층적 BP 알고리즘 결과를 PBP 는 Plane-converging BP 이며, M 은 일반적인 메시지 맵을 사용한 결과, RM 은 강인한 메시지 맵을 사용한 결과, GPU 는 강인한 메시지 맵을 이용한 PBP 를 GPU를 이용하여 구현한 것을 말한다. 또한 시간은 sec 단위이며, ER 은 식(3)를 이용하여 구한 에러율을 나타낸다.

[표 3]에서 확인 할 수 있듯이, 본 논문에서 제안한 Plane-converging BP 알고리즘은 계층적 BP 알고리즘과 유사한 에러율을 가지나 수행시간은 최대 2.7배의 차이를 보인다. 여기에 Texture 메모리를 이용한 GPU를 사용하게 되면 CPU환경에서의 PBP보다 최대 7.4배 빠르게 수행된다.

수행 속도는 계층적 BP 알고리즘 보다 우수하지만 성능에 있어서는 약간의 차이가 존재한다. 이는 Plane-converging BP 알고리즘에서 계층의 비수렴 구간을 나타내는 메시지 map 이 이전 계층에서의 결과를 바탕으로 하기 때문이다. 또한 GPU 환경에서의 결과와 CPU 환경에서의 차이는 알고리즘의 병렬화에 따른 것이다.

각 영상에 Plane-converging BP 알고리즘을 적용시킨 결과는 [그림 10]과 같다.

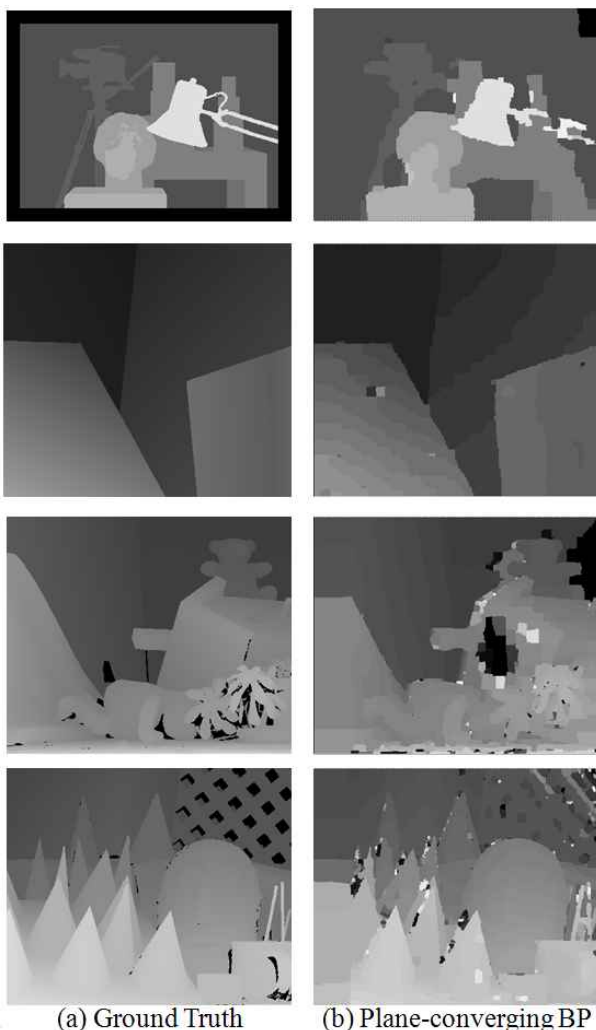


그림 10. 결과 영상 비교

Table 10. Comparison of result images.

VII. 결 론

본 논문에서는 최근 Stereo vision 알고리즘으로 많이 사용되는 계층적 BP 알고리즘의 계층적 수렴여부를 이용한 Plane-converging BP 알고리즘을 제안하였다. 각 계층에서 수렴된 값들에 대한 메시지 업데이트 계산을 제외시켜 결과적으로 계층적 BP 알고리즘과 유사한 결과를 가지면서 2배 이상의 수행속도 향상을 이루었다. 또한 제안한 알고리즘을 GPU 환경에서 구현하여 Disparity 검색범위가 16~20 인 경우에 5~7fps 의 실행속도를 보였다. 향후 Plane-converging BP 알고리즘이 가지는 에러율을 줄여 빠르고 정확한 스테레오 매칭 알고리즘을 제시 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] K. Konolige, M. Agrawal, R. C. Bolles, "Outdoor Mapping and Navigation using Stereo Vision," Springer, vol.39, pp. 179-190, 2008.
- [2] K. Sabe, M. Fukuchi, J. S. Gutmann, T. Ohashi, K. Kawamoto, T. Yoshiqahara, "Obstacle avoidance and path planning for humanoid robots using stereo vision," Robotics and Automation, vol. 1, pp. 592-597, 2004.
- [3] S. Bahadori, L. Iocchi, G. R. Leone, "Real time people localization and tracking through fixed stereo vision," Applied Intelligence, vol. 26, pp. 83-97, 2007.
- [4] J. Collado, C. Hilario, M. Armingol, "Self-calibration of an on-board stereo-vision system for driver assistance systems," IEEE Intel.Veh.Symp., pp.156-162, 2006.
- [5] J. P. Lewis, "Fast normalized cross-correlation," Vision Interface, pp.120-123, 1995.
- [6] J. Banks, M. Bennamoun, "Reliability analysis of the rank transform for stereo matching," Systems, Man and Cybernetics, vol.31, pp. 870-880, 2001.
- [7] O. Veksler, "Stereo correspondence by dynamic programming on a tree," IEEE CVPR, vol.2, pp. 384-390, 2005.
- [8] V. Kolmogorov and R. Zabih, "Computing Visual Correspondence with Occlusions using Graph Cuts," ICCV, vol.1, pp. 508-515, 2001.
- [9] J. Sun, N. N. Zheng, H. Y. Shum, "Stereo Matching using Belief Propagation," PAMI, vol.25, no.7, 2003.
- [10] P. F. Felzenszwalb and D. P. Huttenlocher,

“Efficient Belief Propagation for Early Vision,”
CVPR, vol.1, pp. 261-268, 2004.

[11] A. Brunton, C. Shu, G. Roth, “Belief Propagation on the GPU for stereo vision,” Computer and Robot Vision, p76, 2006.

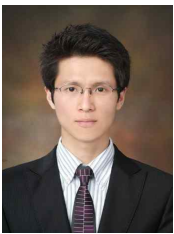
[12] Q. Yang, L. Wang, R. Yang, S. Wang, M. Liao, and D. Nister, “Real-time global stereo matching using hierarchical belief propagation,” British Machine Vision Conf, pp. 989-998, 2006.

[13] NVIDIA CUDA, programming Guide, v2.3, 2009, http://www.nvidia.com/object/cuda_home.html

[14] Middlebury Stereo Vision Research Page, <http://vision.middlebury.edu/stereo>

[15] D. Scharstein and R. Szeliski, “A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms,” IJCV, vol. 47, pp. 7-42, 2002.

저 자 소 개



정 용 한(학생회원)
2008년 인하대학교
정보통신공학부 공학사.
2008년~현재 인하대학교
정보공학과 석사과정.

<주관심분야 : 병렬영상처리, 스테레오 비전, 물체인식, 로봇 비전>



김 학 일(정회원)
1983년 서울대학교
제어계측공학과 공학사.
1985년 Purdue Univ. 전기/컴퓨터
공학과 공학석사.
1990년~2001년 인하대학교
자동화 공학과 조교수.

2001년~현재 인하대학교 정보통신 공학과 교수.
2002년~현재 한국정보보호학회 생체인증연구회
위원장.

2003년~현재 ISO/IEC JTC1/SC37 WG5
Rapporteur.

2005년~현재 ITU-T SG17 Q.8 (Telebiometrics)
Rapporteur.

<주관심분야 : 통신, 컴퓨터, 신호처리, 반도체>



박 은 수(학생회원)
2007년 인하대학교
정보통신 공학부 공학사
2010년 인하대학교
정보공학과 공학석사.
2010년~현재 인하대학교
정보공학과 박사과정

<주관심분야 : 병렬영상처리, 패턴인식, 로봇 비전>



허 옥 열(평생회원)
1974년 서울대학교
전기공학과 공학사.
1978년 서울대학교
전기공학과 공학석사.
1982년 서울대학교
전기공학과 공학박사.

1980년~현재 인하대학교 전기공학과 교수.
2004년~2006년 한국 과학재단 전기정보전문
위원.

1997년~현재 대한전기학회 부회장.

2001년~현재 제어로봇시스템학회 부회장.

<주관심분야 : 지능 제어 시스템, 인공지능, 모션 제어, 자율주행 로봇>