

# 스테레오 정합을 위한 Graph Cuts 개선

최영규, 박인규

인하대학교 정보통신공학부

{ykchoi@cs.ucla.edu, pik@inha.ac.kr}

## 요약

본 논문은 Graph Cuts (GC)을 이용하여 스테레오 정합을 효율적으로 구현하는 방식을 제안하고 있다. 이를 통하여 GC의 약점 중 하나인 긴 수행 시간을 줄일 수 있다. 우선 기존의 그래프 생성방식을 변경하여 빠르게 수립하는 방식을 제안한다. 그리고 제안한 방식의 특징을 바탕으로 더욱 수행 속도를 향상 시키는 방법을 제안한다. 실험결과 1.88 배의 수행시간 감소 효과를 얻을 수 있었다.

### 1. 서론

Graph Cuts (GC)는 컴퓨터 비전 및 패턴 인식 문제를 풀기 위하여 널리 쓰이는 전역적 최적화 알고리즘이다. 확률적 그래프 모델을 이용하여 체계적이고 통합적인 추론을 할 수 있어 정확도가 높은 장점이 있지만 알고리즘의 복잡도가 높기 때문에 수행시간이 길다는 점이 단점이라고 할 수 있다.

본 논문은 스테레오 정합 (stereo matching)을 기반으로 하여 GC의 수행시간을 줄이기 위한 새로운 기법들을 담고 있다. 우선 GC의 수립 시간을 줄일 수 있는 새로운 그래프 생성 방식을 제안한다. 그리고 이것을 바탕으로 초기화 방식 및 효율적인 라벨 순서 변경 방식을 설명할 것이다.

### 2. Graph Cuts

GC 알고리즘을 이용하면 주어진 그래프에서 최대 flow를 찾아 최소의 에너지를 가지는 cut을 구할 수 있게 된다. 그래프는 source, sink, 화소 node, 그리고 node들을 잇는 edge들로 이루어진다. Edge들의 capacity를 배정하는 방식은 Kolmogorov의 방식을 이용한다 [1].

GC은 2개의 라벨이 있는 문제를 풀 수 있으므로, 스테레오 정합과 같이 라벨이 여러 개가 존재하는 문제의 경우 각 라벨을 차례로  $\alpha$ 로 설정하고 expansion을 하는  $\alpha$ -expansion 알고리즘을 이용한다 [2].

것이다. 즉 sink에  $\alpha$  라벨을 배정하고 source에  $\bar{\alpha}$  라벨을 배정한 후 edge들의 capacity를 지정하는 것이다.

실험에 따르면 제안한 방식으로 변경하면 평균적으로 1.18배의 성능 향상이 있음을 알 수 있다. Teddy 이미지에 관한 수행시간이 표기된 표 1에 따르면, 성능향상은 대부분 추후 cycle (2-4)에서 발생하였음을 확인할 수 있다. 그 이유는 제안한 방식에 인하여  $\alpha$ -expansion이 진행됨에 따라 더 적은 capacity를 가지는 edge들이 대부분 source 쪽으로 옮겨가고, 많은 capacity를 가지는 edge들이 대부분 sink 쪽으로 옮겨가기 때문이다. GC 알고리즘이 source에 연결된 edge들을 포화시키면서 시작하는데, 제안한 그래프 생성 방식에서는 source로 연결된 edge들이 대부분 점차 적은 capacity를 가지게 된다. 따라서 대부분의 flow들이 바로 sink로 보내질 수 있게 되어 반복수행을 조금만 수행해도 flow를 가지고 있는 화소 node의 수가 그림 1와 같이 급격하게 감소함을 확인할 수 있다.

표 1. 제안된 방식을 이용한 추후 cycle에 대한 성능 향상 (Teddy 영상)

Cycle	수행 시간 (초)	
	Kolmogorov's	제안한 방식
1	1.38	1.43
2	0.82	0.53
3	0.79	0.47
4	0.78	0.47
합계	3.78	2.91

### 3. 빠른 수립을 위한 그래프 생성 방식

#### 3.1 제안하는 방식

제안하는 방식의 첫 단계는 기존의 그래프 생성 방식[1]에서  $\alpha$  라벨과  $\bar{\alpha}$  라벨의 위치를 뒤바꾸는

#### 3.2 초기화 방식

이전 장에서 source 쪽 edge의 capacity가 sink 쪽 edge의 capacity보다 작으면 좀 더 빠르게 GC가 수립할 수 있음을 확인하였다. 이러한 점을 응용하면 제안하는 그래프 생성 방식에서는  $\bar{\alpha}$  라벨을

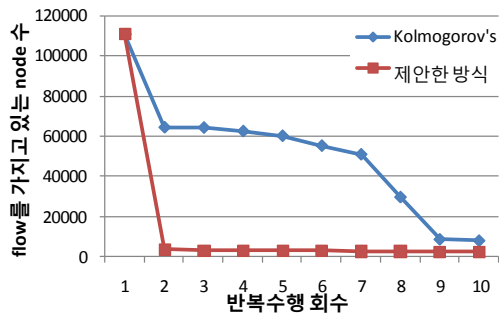


그림 1. 제안한 방식과 기존 방식간의 화소 node 의 감소율 비교

좀 더 정확하게 초기화 시키면 전체 알고리즘이 더 빠르게 수행될 수 있음을 알 수 있다. 실험결과 처음 초기 라벨을 0 으로 한 것에 비하여, 9x9 창으로 합산하여 WTA 방식[3]으로 라벨을 초기화하면 수행시간이 1.44 배 빨라짐을 확인할 수 있다.

### 3.3 $\alpha$ -expansion 순서 변경 기법

스테레오 정합과 같이 라벨이 여러 개가 있는 문제의 경우  $\alpha$ -expansion 의 순서를 바꾸면 수행속도를 더욱 빠르게 할 수 있다. 낮은 에너지를 가지는 라벨에 더 빠르게 수렴하도록 하면 수행시간 역시 줄어들게 된다.

본 논문에서는 영상에서 가장 많이 있는 라벨에 대하여 먼저 GC 를 수행하는 heuristic 을 제안한다. 그 이유는 더 많은 화소들이 초기에 최적의 값에 가까운 라벨로 변경될 수 있기 때문이다. 실험 결과 첫 번째 cycle 의 수행 속도의 경우 1.36 배, 전체는 1.11 배의 성능 향상이 있음을 확인할 수 있다.

## 4. 실험 결과 및 분석

실험 수행시간은 NVIDIA GTX 580 그래픽 카드를 이용하여 측정하였다. 실험 영상은 Middlebury [3]의 스테레오 표준 영상 4 개 (Tsukuba, Venus, Teddy, Cones) 를 이용하였다.

실험 결과는 표 2 에서 확인할 수 있다. 제안한 최적화 기법들을 이용하여 수행시간이 평균적으로 1.88 배 빨라졌음을 확인할 수 있다.

Graph Cuts 를 적용후 얻게 되는 disparity map 은 그림 2 에 제시하였다. 제안한 기법 적용 이전과

표 2. 제안된 방식과 기존 방식간의 성능 비교

영상	기존 방식의 수행시간(초)	제안한 방식 수행시간(초)	가속 비율
Tsukuba	0.55	0.38	1.45x
Venus	1.67	1.00	1.67x
Teddy	3.70	1.91	1.94x
Cones	3.70	1.63	2.27x
평균			1.88x

이후를 비교해보면 거리 측정 정확도는 거의 차이가 없음을 확인할 수 있다. 정량적으로는 참값과의 차이가 1 이상 나는 화소를 찾아보면 평균적으로 0.12% 정도의 성능 저하가 일어남을 확인하였다. 1.88 배의 많은 수행시간 향상에 비하면 정확도 성능 저하는 미미하다고 볼 수 있다.

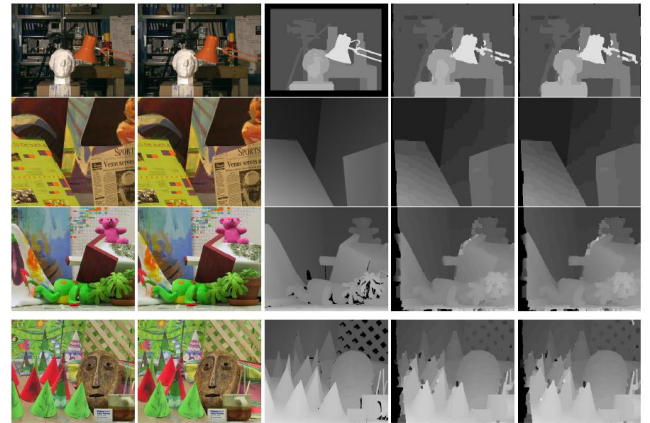


그림 2. Tsukuba, Venus, Teddy, Cones 영상에 대한 좌영상 / 우영상 / 참값 disparity / Baseline disparity / 제안한 알고리즘으로 구한 disparity

## 5. 결론

본 논문에서는 스테레오 정합을 기반으로 하여 새로운 GC 최적화 기법들을 제안하였다. 새로운 그래프 생성 방식을 바탕으로 반복 수행 회수를 줄여 실행 속도를 향상시킬 수 있었다. 실험에 따르면 제안한 방법을 이용하면 Middlebury 스테레오 영상에 대하여 평균 1.88 배의 성능 향상을 가져오는 것을 확인할 수 있었다.

## 감사의 글

이 논문은 2012 년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (2012R1A1A2009495).

## 참고문헌

- [1] V. Kolmogorov, "What energy functions can be minimized via graph cuts?" IEEE TPAMI, vol. 26, no. 2, pp. 147-159, February 2004.
- [2] Y. Boykov, O. Veksler, and R. Zabih, "Fast approximate energy minimization via graph cuts," IEEE TPAMI, vol. 23, no. 11, pp. 1222-1239, November 2001.
- [3] D. Scharstein and R. Szeliski, "A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms," IJCV, vol. 47, no. 1-3, pp. 7-42, April-June 2004.