

변이 적응 확산을 이용한 물체 분할 알고리즘

김은지*, 남기곤*, 이상찬**

* 부산대학교 전자공학과, ** 동의공업대학 영상정보과

Object Segmentation Algorithm Using Disparity-Adaptive Diffusion

Eun-Ji Kim*, Ki-Gon Nam*, Sang-Chan Lee**

*Dept. of Electronics Engineering, Pusan National Univ.

**Dept. of Image Processing, Dongeui Institute of Technology

e-mail : ejkim@vision.ee.pusan.ac.kr

요약

본 논문에서는 실제 물체 윤곽을 검출하기 위해 물체 분할 과정에서 변이(disparity) 정보를 이용한다. 스테레오 정합(stereo matching)으로 획득한 변이도에서 불연속한 부분은 물체의 경계나 변이가 할당되지 않는 폐색 영역 일부분에서 나타날 수 있으므로, 변이 변화가 작은 영상의 각 영역은 같은 물체의 일부분이라는 것은 직관적으로 명백하다. 분할 과정은 이러한 변이 정보를 적절하게 이용하고 확산망(diffusion network)을 이용하여 선택적인 확산을 수행한다. 추정된 변이도는 변이 변화가 작은 영역을 인식하기 위해 사용되고 그러한 영역은 단일 물체의 일부분이거나 배경(background)이라고 간주하고 텍스처(texture)에 의한 에지(edge)를 등방성 확산으로 제거하는 과정을 거친다. 나머지 영상 영역에서, 비등방성 확산으로 변이의 변화와 밝기차의 변화를 고려하여 수행된다.

I. 서론

최근 컴퓨터 공학의 발달과 더불어 인간의 능력을 컴퓨터에 접목시키고자 하는 연구와 노력이 각 분야에서 활발하게 진행되고 있다. 컴퓨터 비전(computer vision)은 인간의 시각 시스템을 컴퓨터로 구현하려는 분야이다. 즉, 컴퓨터 및 기계가 인간과 같은 시각지능을 갖도록 만드는 컴퓨팅 기술(computing technology)이라고 할 수 있다. 이러한 컴퓨터 비전에 있어서 필수적이고 매우 중요한 단계가 영상 분할(image segmentation)이라 할 수 있겠다. 영상 분할은 주어진 영상에서 의미있는 영역을 분리해 내는 과정으로 영상 시각화, 영상 코딩, 영상 합성, 패턴 인식, 렌더링, 위치 추정 등의 광범위한 범위에 이용된다. 영상 분할을 위한 대부분의 방

법은 유사한 밝기를 가지는 픽셀을 포함하는 영역별로 분리하는 방법이다^[1]. 단지 밝기 유사도에 근거한 분할의 결과는 잘못된 분할이 많게 되므로, 물체 분할(object segmentation)이라고 하는 것은 텍스처에 기인한 에지를 제거하면서 물리적으로 완전한 모양을 추출하는 것으로 구성된다. 물체 분할은 영상에서 장면(scene)에 대한 의미있는 지식이 없거나 단일 영상의 분석만으로 수행되는 경우에는 거의 불가능하다. 다중 영상 분석의 경우에는 물체의 모션(motion)과 같은 동적인 정보^{[2],[3]}나 깊이 정보(depth)^{[4],[5],[6]}와 같은 물리적 특성을 얻을 수가 있는데, 실제로 이러한 정보를 분할 과정에서 이용할 수 있다.

변이는 스테레오 비전(stereo vision)에서 공간상의 한 점이 두 영상에 투사되는 점의 위치 차이를 말하는데, 우 스테레오 영상에서 정합과정을 거쳐서 획득할 수 있다. 본 논문에서는 위에서 언급한 분할 알고리즘의 문제점을 해결하기 위해 변이 적응 확산을 이용한 물체 분할 알고리즘을 제안한다.

제안한 물체 분할 알고리즘은 변이 정보를 적절하게 이용하고 확산망을 이용하여 선택적인 확산을 수행한다. 등방성 확산망(isotropic diffusion)은 확산의 진행이 특정 방향에 치우치지 않고 모든 방향으로 일어나며, 비등방성 확산(anisotropic diffusion)은 에지와 같은 초기 영상의 특징을 고려한 방향성을 가진다. 밝기 변화가 매우 작은 영역은 단순히 밝기차에 근거한 연산을 수행하여 추출하고 그러한 영역은 영상에서 단일 물체의 일부로 간주한다. 초기에 추정된 변이도는 변이가 작게 변화하는 영역을 인식하기 위해 사용되고 그러한 영역은 단일 물체의 일부분이거나 배경으로 간주하고 텍스처에 의한 에지를 등방성 확산으로 제거하는 과정을 거친다. 나머지 영상 영역에서, 비등방성 확산으로 변이의 변화와 밝기차의 변화를 고려하여 수행하므로 실제 물체 경계를 나타내는 에지는 보존된다.

본 논문의 구성은 다음 같다. II장에서는 변이 적응 확산을 이용한 물체 분할 알고리즘에 관하여 논하며, III장에서는 II장에서 구성한 알고리즘에 다양하게 획득된 영상을 적용 결과를 보이고, IV장에서는 III장에서의 실험을 통해 결론을 맺는다.

II. 변이 적응 확산을 이용한 물체 분할

1. 변이 적응 확산

등방성 확산은 물체 경계의 정확한 위치를 인식할 수 없다는 사실과 물체 경계가 물체 내부와 함께 확산된다는 사실은 일반적으로 널리 알려져 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 Perona 와 Malik^[7]는 비등방성 확산의 개념을 소개했고 후에 많은 연구자들에 의해 확장되어 왔다^[8]. 이러한 비등방성 확산의 기본 개념은 확산 과정이 영상의 에지와 그것의 방향에 따라서 수행된다는 것이다. 실제 확산 과정은 각 영역에 적응적으로 가중치(weight)를 가지는 가우시안 필터링(Gaussian filtering)에 의해 수행된다. 확장된 비등방성 확산 중에서 확산을 하면서 자동적으로 영상의 경계를 샤프(sharp)하게 하는 Black와 Sapiro^[8]의 Tukey's biweight robust estimator에 기반한 "edge-stopping" 함수를 이용한다. 본 논문에서의 확산함수는 다음과 같다.

$$f(x, \sigma) = \begin{cases} \frac{1}{2} [1 - (x/\sigma)^2]^2 & \text{if } |x| \leq \sigma \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

스테레오 정합 알고리즘^{[9][10]}에 의해 획득한 변이 정보를 이용하여 영역의 특성에 따라 선택적으로 확산 과정을 거친다. 변이의 불연속은 단지 물체의 경계와 변이의 신뢰도가 떨어지는 영역에서 나타날 수 있다. 그러므로, 변이값의 변화가 작은 영역은 같은 물체의 한 부분이 된다는 것이 명백하다. 영상의 영역은 원영상의 밝기차와 변이값의 변화에 따라서 영역을 나눌 수 있다. 먼저 밝기 변화와 변이 변화가 모두 큰 영역은 물체의 경계영역이고, 밝기 변화는 크지만 변이는 점차적으로 변화하는 영역은 한 물체의 일부라고 가정하자. 그리고 밝기차가 크지 않지만 변이가 큰 영역은 보통 변이정보를 신뢰할 수 없는 영역으로 물체의 일부분이나 배경영역이라고 할 수 있겠다. 또한 밝기차와 변이 변화가 아주 작은 영역도 같은 물체의 일부로 가정할 수 있다.

변이정보를 이용하여 영역이 정해지면 각 영역별로 선택적 확산 과정이 수행된다. 물체의 경계부분에선 비등방성 확산을 수행하여 밝기차를 고려한 에지에 따른 처

리를 하고, 배경 영역이나 물체 내부는 밝기변화를 고려하지 않는 등방성 확산을 이용한다.

확산 과정에서 확산 마스크의 각 방향으로 얼마나 확산하는가를 나타내는 가중치를 정하기 위해 원영상의 밝기차와 변이 정보를 가지고 가중치 함수를 정의해야 한다. 그러기 위해서 먼저 영상에서의 영역 분류를 위해서 2가지 마크 함수 (mark function)을 정의한다. 하나는 밝기차의 변화에 따라 영역을 표시하는 IS(x,y)(IS-intensity smoothness field)이며 다음과 같다.

$$IS(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{at smoothness area} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

또 하나는 변이의 변화에 따라 영역을 표시하는 DS(x,y)(DS-disparity smoothness field)이며 다음과 같이 정의한다.

$$DS(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{at smoothness area} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

변이 적응 확산 과정의 위치 $z=(x,y)$ 에서 weighted convolution kernel $\omega_{i,j} \in [0,1], i, j=1, \dots, N$ ($N \times N$ mask)은 다음과 같이 표현된다.

$$\omega_{i,j} = f(\|\nabla I^{-1}(x, y)\|) \cdot [1 - DS(z)] [1 - IS(z)] + DS(z) + IS(z) \quad (4)$$

여기서 확산함수 $f(\cdot)$ 는 Black와 Sapiro^[8]의 확산 함수이다.

2. 물체 분할 과정

균일한 영역 추출과 변이 추정을 거친 후에 원영상과 변이 정보를 가지고 영역별 선택적 확산 과정을 반복적으로 수행한다. 전체적인 시스템 모델의 블록도는 그림 1과 같다.

좌, 우 스테레오 영상으로 먼저 스테레오 정합을 수행하여 변이도를 획득하고 메디안 필터링(median filtering)을 거쳐 노이즈를 제거한다. 그림 1의 블록도의 상단 확산 과정은 원영상인 우측 영상을 확산하는 과정으로 앞에서 설명한 가중치 함수에 의해 수행된다. 하단의 확산 과정인 변이도의 확산으로 DS의 위치가 갱신되고, 상단의 확산 과정의 결과 영상으로 하단의 확산 과정에서 사용되는 IS의 위치가 갱신된다. 확산 반복 수행 후 2차 미분 연산자인 LoG(Laplacian of Gaussian)로 에지 검출 과정을 거치면 최종 결과가 획득된다. 물체의 경계가 아닌 불필요한 에지는 확산이

반복됨에 따라 효과적으로 스무딩(smoothing)됨을 볼 수 있다.

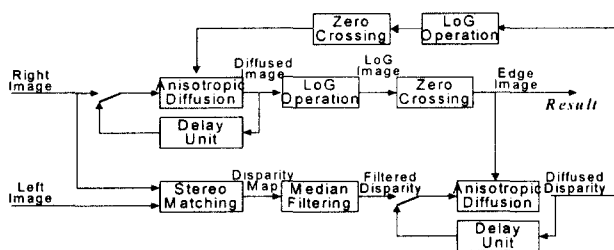


Fig. 1. Object segmentation system using disparity-adaptive diffusion

III. 실험결과 및 검토

본 논문에서 제안한 변이 적응 확산을 이용한 물체 정합 알고리즘을 스테레오 영상에 적용하여 보았다. 확산 회수가 증가할수록 텍스처에 의한 에지는 제거되며 물리적인 물체의 경계만이 남게됨을 볼 수 있다. 그림 2는 실험에 사용된 실험 영상 1인 좌, 우 스테레오 영상과 변이도이고, 그림 3과 그림 4는 확산 회수의 증가에 따른 원영상의 확산 영상과 확산된 영상에 LoG를 적용한 에지 영상이다. 마찬가지로 그림 5는 실험에 사용된 실험 영상 2인 좌, 우 스테레오 영상과 변이도이며 그림 6과 그림 7은 확산 회수의 증가에 따른 원영상의 확산 영상과 확산된 영상에 LoG를 적용한 에지 영상이다. 비등방성 확산의 특징상 확산 회수를 많이 하더라도 물체의 경계는 무너지지 않음을 알 수 있다.

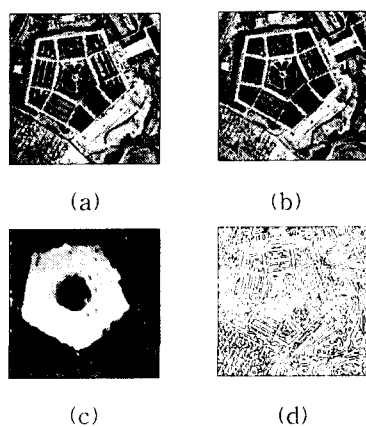


Fig. 2. Test image 1 (Pent)
 (a) Left image (b) Right image
 (c) Disparity of stereo matching by SSD
 (d) LoG image of right image ($\sigma = 2.0$)

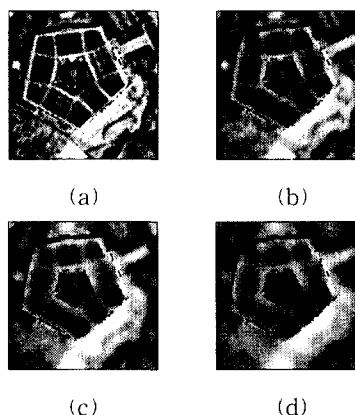


Fig. 3. Diffused image of test image 1 after diffusion iteration (i)
 (a) $i=10$ (b) $i=50$ (c) $i=100$ (d) $i=200$

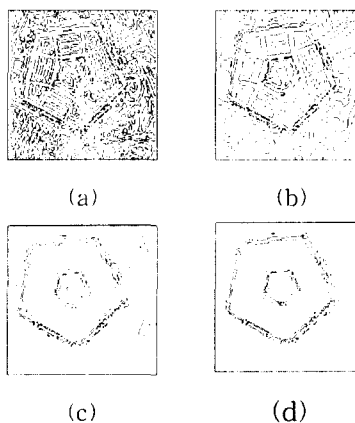


Fig. 4. LoG Results of test image 1 after diffusion iteration (i)
 (a) $i=10$ (b) $i=50$ (c) $i=100$ (d) $i=200$

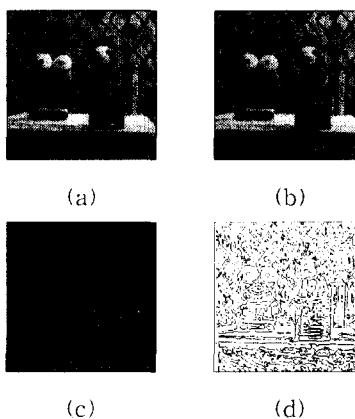


Fig. 5. Test image 2 (Toy)
 (a) Left image (b) Right image (c) Disparity of stereo matching by anisotropic diffusion
 (d) LoG image of right image ($\sigma = 2.0$)

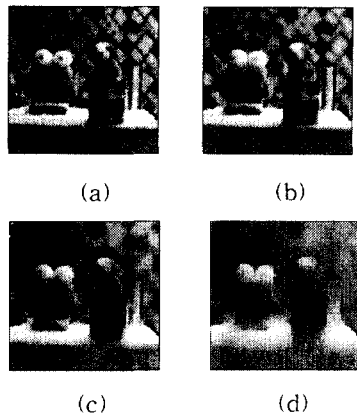


Fig. 6. Diffused image of test image 2 after diffusion iteration (i)
(a) i=10 (b) i=50 (c) i=100 (d) i=500

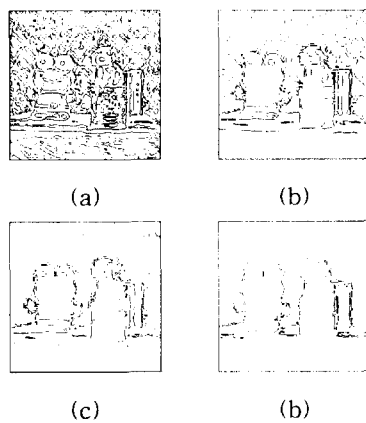


Fig. 7. LoG Results of test image 2 after diffusion iteration (i)
(a) i=10 (b) i=50 (c) i=100 (d) i=500

IV. 결론

본 논문에서는 좌, 우 스테레오 영상에서 기존의 스테레오 정합 알고리즘으로 변이 영상을 획득하고, 변이 적응 확산을 이용한 물체 분할 알고리즘을 제안하였다. 확산 과정을 반복해가면서 텍스처에 의한 에지는 점점 더 스무딩되어가고 실제 물체의 경계는 보존하여 물체 분할을 수행하였다. 다양한 실험 영상에서 제안된 알고리즘을 적용하여 텍스처에 의한 에지가 효과적으로 제거됨을 확인할 수 있다. 알고리즘 수행결과로 기존의 명암도에 기반한 분할 알고리즘에 비해 성능이 향상됨을 보였다. 또한 분할 결과에 기반하여 모션이나 변이 추정을 상세히 할 수 있을 것으로 기대된다. 향후과제는 자동적으로 확산 과정 수행을 거친 후 완전한 물체 분할로 여러 비전 분야에 활용할 수 있는 물체 인식 시스템의 연구가 필요하다.

참고 문헌

- [1] Rafael C. Gonzales, Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, 1993.
- [2] G. Borshukov, G. Bozdagi, Y. Altunvasak, M. Tekalp, "Motion Sementation by Multistage Affine Classification," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 6, no. 11, pp. 1591-1594, 1997.
- [3] M. Chang, M. Tekalp, I. Sezan, "Simultaneous Motion Estimation and Segmentation," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol.6, no. 9, pp. 1326-1333, 1997.
- [4] E. Francois, B. Chupeau, "Depth-based segmentation," *IEEE Trans. on Circuits and Syatems for Video Technology* 7, no. 12, pp. 237-239, 1997.
- [5] Ebroul Izquierdo M, Niganneb Ggabbaru, "Texture Smoothing and Object Segmentation Using Feature-Adaptive Weighted Gaussian Filtering," *SBT/IEEE International*, vol. 2, pp. 650-655, 1998.
- [6] Hao Huang, Jung-Hua Wang, "Anisotropic diffusion for object segmentation," *2000 IEEE Internationa Conference*, vol. 3, pp. 1563-1567, 2000.
- [7] P. Perona and J. Malik, "Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 7, pp. 629-639, Jul. 1990.
- [8] Michael J. Black, "Robust Anisotropic Diffusion," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 7, no. 3, pp. 421-432, Mar. 1998.
- [9] U. R. Dond, J. K. Aggarwal, "Sturcture from Stereo - a review," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cibernetics*, vol. 19, no. 6, pp. 1189-1510, Nov./Dec. 1989.
- [10] 이상찬, 김은지, 설성욱, 남기곤, 김재창, "확산을 이용한 스테레오 정합에서 경쟁적 변이 검출," (Competition-Based Disparity Detection on the Diffusion-Based Stereo Matching) 대한전자공학회논문지, vol. 37-CI, no. 7, pp. 16-25, 2000. 7.