정규논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제18권 제4호, 2013년 7월 (JBE Vol. 18, No. 4, July 2013)

<http://dx.doi.org/10.5909/JBE.2013.18.4.609>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

다중스케일 노멀라이즈 컷을 이용한 영상분할

이 재 현^{a)}, 이 지 은^{a)}, 박 래 홍^{a)*}

Image Segmentation using Multi-scale Normalized Cut

Jae-Hyun Lee^{a)}, Ji Eun Lee^{a)}, and Rae-Hong Park^{a)*}

요 약

본 논문은 기존 그래프 컷 기반 영상분할의 성능은 유지하면서 연산속도가 빠른 영상분할 방법을 제안한다. 기존 그래프 컷 기반 영상분할은 높은 성능을 보이지만 고유쌍 연산으로 인해 분할 속도가 느리다는 단점을 지닌다. 이는 고유쌍 연산에서 영상 내 모든 화소 사이의 유사도를 고려하여 정방행렬을 만들기 때문이다. 그러므로 제안하는 방법은 영상을 여러 영역으로 분할하여 작은 크기의 정방행렬을 구성하고 이를 통해 고유쌍 연산 속도를 크게 향상시킨다. 본 논문에서는 대수적 다중 격자를 이용한 다중스케일 영상분할법을 제안하고 실험 결과를 통해 제안하는 방법이 기존 영상분할 방법보다 그 성능이 더 우수함을 보인다.

Abstract

This paper proposes a fast image segmentation method that gives high segmentation performance as graph-cut based methods. Graph-cut based image segmentation methods show high segmentation performance, however, the computational complexity is high to solve a computationally-intensive eigen-system. This is because solving eigen-system depends on the size of square matrix obtained from similarities between all pairs of pixels in the input image. Therefore, the proposed method uses the small-size square matrix, which is obtained from all the similarities among regions obtained by segmenting locally an image into several regions by graph-based method. Experimental results show that the proposed multi-scale image segmentation method using the algebraic multi-grid shows higher performance than existing methods.

Keyword : normalized cut, segmentation, multi-scale segmentation, algebraic multi-grid

1. 서 론

영상분할은 영상해석의 근간을 이루는 기술 중 하나로

단일 영상을 여러 개의 영역으로 구분하는 방법이다. 영상 분할은 패턴 인식, 의료 영상, 자동 교통 제어 시스템 및 객체 기반 영상압축 등 다양한 분야에서 활용되고 있다. 특히 최근 연구를 살펴보면 3차원 인식 개선 [1], 장애물 탐지 [2], 영상기반 검색 [3] 등 그 활용 분야가 다양하다.

영상분할에는 히스토그램 기반, 마코프 랜덤필드 기반, 경계 기반 및 영역 기반 분할 등 다양한 방법이 있다^[4-6]. 최근에는 깊이 정보를 얻는 기술의 발달로 깊이 영상까지

a) 서강대학교 전자공학과(Department of Electronic Engineering Sogang University)

* Corresponding Author : 박래홍(Rae-Hong Park)

E-mail: rhpark@sogang.ac.kr

Tel: +82-2-716-4514

Manuscript received March 13, 2013 Revised July 19, 2013 Accepted July 19, 2013

활용한 방법도 제안되고 있다^[7-9]. 그러나 영상의 종류가 다양한 만큼 모든 영상에 대해 좋은 성능을 나타내는 분할 방법은 찾기 힘들다. 그래프 컷은 기존 방법들 중 가장 주목받는 영상분할방법이다. 이는 영상의 지역적 특징, 즉, 영상의 화소가 가지는 빛의 밝기 등을 이용한 전역분할방법으로서 여러 연구결과를 통해 그 성능을 인정받고 있다^[10-14].

제안하는 방법에서는 그래프 컷에 기초한 영상분할방법 중 하나인 노멀라이즈 컷을 이용한다. 본 논문에서는 연산 속도와 분할 성능을 동시에 높인 다중스케일을 이용한 노멀라이즈 컷 영상분할 방법을 제안하고 기존 방법에 비해 그 성능이 우수함을 실험결과를 보였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 그래프 컷을 비롯한 기존 영상분할방법을 소개한다. III장에서는 다중스케일을 이용한 제안하는 방법이 소개된다. IV장에서는 실험결과 및 토의가 이루어지며 마지막으로 V장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 기존 영상분할 방법

1. 그래프 컷 영상분할

그래프 컷을 이용한 영상분할 과정은 그래프 구성과 고유쌍 연산으로 이루어진다. 그래프 구성은 영상 내의 모든 화소들을 각각의 노드로 정의하고, 각 노드 사이에 가중된 무방향 에지를 연결하여, $G=(V,E,W)$ 와 같은 그래프를 생성하는 과정이다. 여기서 V , E , W 는 각각 노드, 에지, 가중치의 집합을 나타낸다. 노드는 화소, 에지는 화소 간 연결을 나타내며, 가중치 w_{ij} 는 화소 i 와 j 사이의 유사도로서, 화소간의 밝기 차, 위치 등에 의해 결정된다. 이를 이용하여 전체 영상 V 내의 배타적인 영역 A 와 B 에 대한 그래프 컷은

$$Cut(A,B) = \sum_{u \in A, v \in B} w_{uv} \quad (1)$$

과 같이 정의한다. 전체영상 V 를 분할하기 위해서 두 영역

A , B 를 결정할 때 식 (1)의 $Cut(A,B)$ 를 최소화하여 분할하는 방법을 minimum cut (min-cut)이라 칭한다^[4]. 그러나 이 min-cut은 같은 영역을 과분할할 수 있다는 단점이 있다^[5]. 이는 한 영역의 크기가 작을 때 두 영역 사이의 에지의 수가 적어지므로 두 영역 간 weight의 합 역시 작아지기 때문이다. 따라서 min-cut의 단점을 보완하기위해 영역의 크기에 대한 고려가 필요하므로

$$Assoc(A,V) = \sum_{u \in A, t \in V} w_{ut} \quad (2)$$

와 같은 association이 정의된다. $Assoc(A,V)$ 은 영역 A 와 영상 V 간의 모든 그래프 에지 가중치의 합을 나타내고, 그 크기는 A 의 크기에 비례한다. 이를 이용해 식 (1), (2)로부터

$$\begin{aligned} Ncut(A,B) \\ = Cut(A,B) \cdot (1/Assoc(A,V) + 1/Assoc(B,V)) \end{aligned} \quad (3)$$

와 같은 노멀라이즈 컷 (Ncut)을 정의할 수 있다. 영역분할을 위해 식 (3)을 최소화하는 A , B 를 얻기에 앞서 고유 벡터 y 에 대한 식을

$$(D-W)y = \lambda Dy \quad (4)$$

와 같이 유도한다. 결과 영상 IR 은 고유벡터 y 를 영상의 좌표와 대응시킨 것과 같으므로

$$I_R(i,j) = y(i \times L_W + j) \quad (5)$$

와 같다. 여기서 L_W 는 IR 의 가로 크기를 나타낸다. 양분된 영역 A , B 는,

$$(i,j) \in \begin{cases} A, & \text{if } I_R(i,j) \geq 0 \\ B, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

와 같다. A 혹은 B 를 대상으로 동일한 방법을 적용하면 보다 세분된 결과를 얻을 수 있다. 설정된 λ s 보다 작은 고유

치가 나타날 때까지 이상의 과정을 반복하면 최종 분할 결과를 얻을 수 있다.

2. AMG를 이용한 다중스케일 영상분할

다중스케일 영상분할은 대수적 다중격자 (AMG)를 이용하여 비정규 다중스케일 구조를 생성하고 이를 통해 영상을 분할하는 방법이다^[15]. 이때 다중스케일은 AMG를 유사 노드끼리 묶어 새로운 그래프를 생성하는 그래프 coarsening 방법이다. AMG를 이용한 그래프 coarsening을 반복할 경우, 다중스케일 구조를 얻을 수 있다. 다중스케일 구조의 최하위 그래프는 그래프 컷처럼 영상을 기반으로 얻는다.

다중스케일 영상분할은 에너지 함수 E를 통해 분할결과를 도출한다. 이때 에너지 함수는

$$E(\mathbf{u}) = \sum_{\langle i,j \rangle} w_{ij}(u_i - u_j)^2 \quad (7)$$

와 같이 정의한다. 여기서 w_{ij} 는 식 (2)에서 정의한, 그래프 에지 가중치이고 $\mathbf{u}$ 는 상태벡터이다. 식 (7)을 최소화하는 $\mathbf{u}$ 의 원소들은 각 분할영역을 의미한다. 그러나 식 (7)은 영역의 체적을 고려하지 않으므로 앞서 언급한 min-cut의 단점이 나타날 가능성이 있다. 따라서 영역의 체적 $V(\mathbf{u})$ 를 고려하여

$$\Gamma(\mathbf{u}) = E(\mathbf{u}) / V(\mathbf{u})^\alpha \quad (8)$$

와 같이 변형한다. 여기서 α 는 체적의 중요도를 결정하는 파라미터이다.

비정규 다중스케일 구조의 생성은 식 (2)의 그래프 에지 가중치를 구하여 이루어진다. 우선 상위 레벨에서의 대표 노드들은

$$\max_{j \in C^{(i-1)}} w_{ij} \geq \beta \sum_i w_{ij} \quad (9)$$

를 이용하여 선별하고 이를 인접 상위 계층의 노드로 둔다. 인접 노드 간 가중치인 보간 가중치와 상위 계층의 그래프

에지 가중치를 정하고 식 (2)를 이용해 재귀적으로 상위 계층을 구한다. 상위 계층에서의 대표노드 각각이 독립된 분할영역인지의 여부를 판단하기 위한 식은 에너지 보상을 위해 식 (8)에 2^σ 을 곱하여 구한다. k, l 이 각각 인접한 상, 하위 계층의 노드일 때 분할에 필요한 에너지 및 분할영역의 체적을 의미하는 $E(U)$ 및 $V(U)$ 는

$$E(U) = \sum_{k,l} W_{kl}(U_k - U_l)^2 \quad (10)$$

$$V(U) = V_\Phi(U) = \sum_{k=1}^K \Phi_k U_k \quad (11)$$

와 같이 나타내며 W_{kl} 은 계층 노드 간 그래프 에지 가중치, Φ_k 는 상태벡터 가중치를 의미한다. 최종독립영역인지의 여부를 판단하는 식인 최상위 계층 k 번째 노드에서의 에너지는

$$\Gamma(U) = \sum W_{kl} / \Phi_k^\alpha 2^\sigma \quad (12)$$

이다. 이때 σ 는 상위 계층의 상태벡터 U 가 속한 계층이다. Propagation을 이용하여 최상위 계층의 독립영역으로부터 최하위 계층의 상태벡터를 얻을 수 있다. 이 상태벡터들을 비교해 영역분할을 시행한 후 식 (12)를 이용해 최종 독립 영역의 판별이 이루어진다.

III. 제안한 다중스케일을 이용한 Ncut 영상분할 방법

제안한 방법은 다중스케일 방법과 Ncut을 이용한 영상분할을 지역분할과 전역분할로 나누어 실행함으로써, 기존 방법들에 비해 연산시간을 줄이고 분할성능을 높인다.

식 (4)의 고유쌍을 구하는데 필요한 연산량이 크므로 Ncut을 이용한 영상분할은 타 방법들에 비해 연산속도가 매우 느리다. Lanczos 알고리즘을 이용하여 Ncut의 연산속도를 최소화하여도 총 화소수가 10000인 작은 크기의 영상

을 분할하는데 약 4초 내외가 소요되므로 연산속도의 개선이 필요하다. Lanczos 알고리즘을 사용한 영상분할에 필요한 연산량은 $O(N^{3/2})$ 과 같다. 여기서 N은 고유벡터의 크기로 영상의 총 화소수이다. 영상의 크기가 작을수록 Ncut에 필요한 연산량이 감소하므로 Ncut의 연산속도를 높이려면 모든 화소 간 에지 가중치로 구성된 W의 크기를 줄여야 한다.

그림 1에 보인 다중스케일 영상분할의 계층별 (0-8 계층) 분할결과와 같이 영상을 화소의 수보다 적은 수의 영역들로 미리 구분한다면 각 영역을 노드로 갖는 작은 크기의 새로운 그래프를 생성할 수 있다. 이 그래프를 Ncut에 적용하면 분할의 연산속도를 크게 향상시킬 수 있다. AMG를 이용한 다중스케일 영상분할 방법은 그림 1에 보인 것처럼 근접한 유사 영역들을 하나로 통합해 최종 결과를 얻는다. 표 1에서는 그림 1에 보인 각 단계의 결과영상 내 영역들의 총 수를 보인다. 이를 통해 단계가 올라갈수록 영역의 수가 감소하는 것을 확인할 수 있다. 그림 1의 각 단계를 살펴보면, 7 단계 이하의 경우 분할결과가 옳은 경계를 그대로 유지함을 알 수 있다. 그러므로 7단계 이하의 결과 영상으로부터 각 영역을 노드로 갖는 그래프를 생성하여 Ncut에 적용할 경우 올바른 분할 결과를 얻을 수 있다.

AMG를 이용한 다중스케일 영상분할에 필요한 연산량

은 $O(N)$ 이므로 선분할 과정의 추가는 전체 연산속도에 큰 영향을 미치지 않는다. 또한 제안한 방법은 높은 상위 단계를 요구하지 않기 때문에, 높은 상위 단계에서 각 노드가 대표하는 영역의 크기를 구하기 위한 연산 및 각 노드를 내림차순으로 정렬하는 연산을 필요로 하지 않으므로 결국 다중스케일과 유사한 연산속도를 갖게 된다.

새로운 그래프의 노드 간 가중치를 정의하는 방법에는 두 가지가 있다. 다중스케일 방법을 통해 얻은 특정 상위 계층의 노드들 간 에지 가중치를 그대로 이용하는 방법과 상위 다중스케일 영상분할의 결과 영역들로부터 각 영역의 빛의 밝기와 영역 내 좌표의 평균을 이용하여 에지 가중치를 재정의하는 방법이다. 두 번째 방법의 경우 각 노드, 즉 각 영역 내 화소들의 빛의 밝기의 평균값과 좌표의 평균값, 그리고 새로운 에지 가중치의 정의가 필요하다.

$$M^m = \sum_{i \in S^m} F_i / N^m \quad (13)$$

$$\mathbf{x}^m = \sum_{i \in S^m} \mathbf{x}_i / N^m \quad (14)$$

$$w_{ki} = \exp(-\|M_k^m - M_i^m\|_2^2 / \sigma_M^2 - \|X_k^m - X_i^m\|_2^2 / \sigma_X^2) \quad (15)$$

식 (15)는 모든 노드 간 에지 가중치를 고려함으로써 분할

그림 1. 다중스케일 분할의 단계별 분할 결과 (a) 원영상, (b)~(j) 0 계층~8 계층

Fig. 1. Multi-scale segmentation step-by-step results (a) original image, (b)~(j) hierarchy 0~8

표 1. 그림 1에 대한 계층별 노드 수

Table 1. Number of nodes for each hierarchy level from Fig. 1

계층	0	1	2	3	4	5	6	7	8
노드수	9600	4716	1656	630	254	109	44	21	3

효과를 높인다. 식 (13)과 (14)에서, N_m 은 m 번째 분할영역 내의 화소 수이며, 식 (15)의 αM , αX 는 각각 화소들의 빛의 밝기의 평균 및 좌표 평균의 정규화 분포 표준편차이다. 또한 제안하는 방법에서는 텍스처 영역을 포함하는 실험 영상에 대해 다른 가중치를 적용하게 된다. 이 때 가중치는 노드 간 밝기나 거리 차뿐만 아니라 텍스처와 같이 한 영역에서 빛의 밝기가 다를 확률을 고려하여 영상 내의 다양한 경계정보를 에지 가중치에 반영한다^[16-17].

영상의 텍스처 정보를 반영하기 위해 제안하는 방법에서는 Malik 등이 제안한 oriented energy maxima 개념과 texton 개념을 이용한다^[17]. Oriented energy maxima는 odd 및 even symmetric 필터로 영상을 필터링함으로써 얻을 수 있다. 필터의 커널은 가우시안의 차로 정의하며, 해당 필터와의 컨볼루션을 통해 영상의 경계정보를 구한다. 취득한 영상의 경계정보를 이용해 oriented energy maxima를 구한 뒤 intervening contour 가중치를 구한다. 또한 texton의 개념을 그래프 에지 가중치에 적용시켜 텍스처를 포함한 영상에 대한 분할효율을 높인다. 그리고 이를 intervening contour 가중치와 결합시켜 gated 가중치 w^G 를 구한다. w^G 를 다중스케일 영상분할의 최하위 계층에 적용한다면 에지 가중치를 교체하는 것만으로 다중스케일 영상분할의 효과를 개선할 수 있다. 또한 w^G 는 빛의 밝기 차뿐만 아니라 전역적인 정보를 담고 있기 때문에 다중스케일구조의 상위 계층에서도 활용이 가능하다. 제안하는 방법에서는 이러한 전역정보를 활용하기 위해 그래프 에지 가중치를

$$w^l = w^{(l-1)} \times w^G, \quad \text{if } l = l_d \quad (16)$$

과 같이 변형한다. 여기서 l_d 는 미리 정해진 계층이다. l_d 계층에서의 그래프 에지 가중치 업데이트는 AMG를 통해 상위 계층으로 전달되므로 l_d 는 충분히 작은 값으로 설정되어야 한다. 본 논문에서는 l_d 의 적합한 값을 실험적으로 확인하여 3으로 설정하였다. 또한 상위 계층으로 갈수록 노드 간 거리가 증가하여 두 노드 사이에 경계가 존재할 확률이 크다. 따라서 상위 계층에서 intervening contour 가중치를 이용하여 AMG를 통해 얻은 그래프 에지 가중치를 바꾸면

실제 경계를 사이에 둔 두 노드가 이후 계층에서 하나의 영역으로 합쳐지는 현상을 방지할 수 있다. 이때 상위 계층에서 여러 종류의 에지가 존재하므로 orientation odd 및 even symmetric 선형 공간 필터는 스케일을 고려하여 다양하게 확장되어야 한다. 다양한 필터와 스케일을 고려한 intervening contour 가중치를 w^{IC} 라고 하면 그래프 에지 가중치의 업데이트는

$$w^l = w^{(l-1)} \times w^{IC}, \quad \text{if } n_{IC_s} > n^l \quad (17)$$

을 통해 구현된다. 여기서 n_{IC_s} 는 미리 정한 인자이다. 대표 노드의 수가 n^l 보다 작아지기 시작하는 계층과 그 상위의 계층들의 그래프 에지 가중치에 대해서 식 (17)을 적용하는데 본 논문 실험결과에서는 입력영상에 대해 실험적으로 확인 후 n_{IC_s} 를 30으로 설정하였다.

노드가 클수록 독립적인 영역일 확률이 높으므로 상위 계층의 대표 노드 선택에 앞서 하위 계층의 노드들을 체적의 크기에 따라 내림차순으로 정렬해야 한다. 그러나 영역의 독립성이 반드시 영역의 체적에 의존하는 것은 아니다. 작은 크기의 독립된 영역이 존재할 수 있기 때문이다. 제안한 방법에서는 최소 gated intervening contour 가중치를

$$w_{k,\min}^{GIC} = \min_k w_{kl}^{GIC} \quad (18)$$

와 같이 정의하고 이를 이용해 내림차순으로 노드를 정렬하여 이 문제를 해결한다. 여기서 $w_{k,\min}^{GIC}$ 은 노드 k 와 다른 노드 사이에 연결된 w^{GIC} 중 가장 작은 값을 의미한다.

제안한 방법의 연산속도는 Ncut의 그것보다는 조금 더 빠르고 다중스케일 방법의 그것과 거의 유사하나 기존 방법대비 더 높은 분할 성능을 갖는다. 다중스케일 방법의 분할성능은 대표 노드의 선정에 의해 좌우되는데 타당한 분할영역을 대표하는 노드는 최상위 단계까지 남아있어야 한다. 그러나 식 (9)의 대표 노드 식은 타당한 독립영역을 대표하는 노드가 나중에 적용될 경우 해당 노드가 상위 단계의 대표노드로 선정될 가능성이 낮아진다. 이런 단점을 보완하기 위해 다중스케일 방법에서는 각 노드가 대표하는

영역의 크기를 정의하고, 그것을 기준으로 대표 노드를 내림차순으로 정리한 뒤 식 (9)에 적용함으로써, 잘못된 결과가 나타날 가능성을 줄인다.

IV. 실험 결과 및 토의

본 장에서는 제안하는 방법과 기존 방법의 결과 비교를 통하여 제안하는 방법의 성능을 확인한다. 실험에 사용된 영상들은 그림 2와 같다. 그림 3-6은 Ncut과 다중스케일 방법 각각에 대해 특정 계층에서 영상분할을 시도한 비교한 결과이다. 그림 3의 나뭇가지 위에 앉아있는 새 영상은 많은 에지를 포함한다. 이 영상에서 얇은 가지를 하늘로부터 분리하는 것이 어려울 것임을 짐작할 수 있다. 결과영상에서 제안하는 방법이 에지 근처의 분할 등에서 다중스케일에 비해 좀 더 나은 결과를 보이는 것을 확인할 수 있다. 결과 영상에서 제안한 방법은 기존방법이 추출하지 못한 중앙 하단의 나뭇가지를 하늘과 분리하고 기존방법에서 과

분할된 새의 날개 등도 올바르게 분할하는 것을 확인할 수 있다. 그러나 제안하는 방법은 기존방법에서 추출하는 우측 상단의 얇은 가지를 분리하지 못한다. 그림 4은 호랑이가 물가에 있는 영상에 대해 6, 7, 8 계층의 영역분할 결과를 보인다. 호랑이 영상의 경우 물, 호랑이, 풀 등 다양한 텍스처 영역들을 포함한다. 그림 4의 제안하는 방법의 결과 영상에서 우측 하단에 위치한 풀이 잘 검출되므로 제안한 방법이 기존 방법에 비해 텍스처 영역을 잘 분리하는 것을 확인할 수 있다. 또한, 7계층의 결과 영상에서 물도 풀과 마찬가지로 비슷한 모양의 물결을 갖는 영역들로 분리되는 것을 보아 호랑이를 기준으로 상부의 세 영역과 하부의 한 영역 등 네 부분이 각각 독립된 텍스처 영역으로 인식됨을 알 수 있다. 그러나 제안한 방법 역시 호랑이의 몸을 하나의 영역으로 구분하지 못하는 것을 볼 수 있다. 그림 5의 펭귄 영상은 랜덤 텍스처 영역을 포함한 영상이다. 영상 하부에 위치한 자갈밭은 하나의 텍스처로 취급해야 한다. 8계층에서의 분할 결과 영상을 살펴보면 제안한 방법이 자갈밭과

그림 2. 원영상 (80×120) (a) 새, (b) 호랑이, (c) 펭귄, (d) 다람쥐
Fig. 2. Original images (80×120) (a) Bird, (b) Tiger, (c) Penguin, (d) Squirrel

그림 3. 실험 결과 1 (a) 다중스케일, (b) 제안하는 방법 (왼쪽부터 6, 7, 8 계층)
Fig. 3. Experimental result 1 (a) multi-scale, (b) proposed method (left: layer 6, middle: layer 7, right: layer 8)

그림 4. 실험 결과 2 (a) 다중스케일, (b) 제안하는 방법 (왼쪽부터 6, 7, 8 계층)
Fig. 4. Experimental result 2 (a) multi-scale, (b) proposed method, (left: layer 6, middle: layer 7, right: layer 8)

그림 5. 실험 결과 4 (a) 다중스케일, (b) 제안하는 방법 (왼쪽부터 8, 9, 10 계층)
Fig. 5. Experimental result 4 (a) multi-scale, (b) proposed method (left: layer 8, middle: layer 9, right: layer 10)

그림 6. 실험 결과 3 (a) 다중스케일, (b) 제안하는 방법 (왼쪽부터 6, 7, 8 계층)
Fig. 6. Experimental result 3 (a) multi-scale, (b) proposed method (left: layer 6, middle: layer 7, right: layer 8)

기타 영역들이 잘 분리하는 것을 확인할 수 있다. 이에 반해 기존 방법을 통해 얻은 분할 결과에서는 자갈밭의 일부분이 하늘 및 펭귄과 합쳐지는 것을 볼 수 있다. 또한 제안된 방법에 의한 영상분할 결과는 펭귄의 날개와 몸을 정확히

구분하지만 기존방법은 그렇지 못하다. 그림 6의 다람쥐 영상은 바위와 다람쥐로 구성된 실험 영상이다. 바위와 다람쥐 간의 경계가 모호하고 두 물체간의 빛의 밝기 차이가 크지 않아 복잡하다. 8계층의 분할 결과 영상을 살펴보면 제안한

그림 7. 실험 결과 6 (a) 원영상, (b) 제안하는 방법, (c) Ncut, (d) 다중스케일

Fig. 7. Experimental result 6 (a) original image, (b) proposed method, (c) Ncut, (d) multi-scale

그림 8. 실험 결과 7 (a) 원영상, (b) 제안하는 방법, (c) Ncut, (d) 다중스케일

Fig. 8. Experimental result 7 (a) original image, (b) proposed method, (c) Ncut, (d) multi-scale

그림 9. 실험 결과 8 (a) 원영상, (b) 제안하는 방법, (c) Ncut, (d) 다중스케일

Fig. 9. Experimental result 7 (a) original image, (b) proposed method, (c) Ncut, (d) multi-scale

방법에서는 다람쥐의 형태가 유지되지만 기존 방법에서는 다람쥐의 형태가 사라진 것을 확인할 수 있다. 그 외에는 기존 방법과 비교해 특별히 부각될만한 차별성이 보이지 않는다. 이는 제안한 방법이 텍스처 및 경계 정보의 정확성에 크게 의지함을 보여주며, 이는 추후 보완해야 할 사항이다. 그림 6의 영상을 제외한 그림 3-5의 영상에 대해서 제안하는 방법은 다소 복잡한 텍스처에도 불구하고 올바르게 물체를 구분하는 데 있어 기존 두 방법보다 그 성능이 우수하다.

그림 7-9는 제안한 방법과 Ncut 및 다중스케일 방법을 통해 얻은 결과영상의 비교를 보여준다. 제안한 방법은 세 영상 모두에서 타당한 독립 영역들을 잘 구분하고 있지만 Ncut은 그림 8과 9에서, 다중스케일 방법은 그림 7-9에서 잘못된 분할 결과를 보인다. 그림 7은 비교적 간단한 실험 영상으로 제안한 방법과 Ncut 모두 비행기와 하늘을 올바르게 구분하지만 다중스케일 방법의 경우 올바르게 구분하

지 못하는 것을 확인할 수 있다. 그림 7의 영상은 달과 나무를 포함한 영상으로 나무의 잔가지에 의해 에지가 다소 복잡하게 나타난다. Ncut의 경우 복잡한 에지를 하늘과 올바르게 구분하지 못하며 달을 하늘에 포함시키는 것을 볼 수 있다. 다중스케일의 경우 Ncut에 비해 나무와 하늘을 올바르게 구분하지만 달을 완전히 하늘에 포함시킨 결과를 보여주고 있다. 반면 제안하는 방법에서는 하늘과 나무, 달을 모두 올바르게 구분하는 것을 알 수 있다. 그림 9의 새 영상은 그림 7과 같이 단순한 실험 영상으로, 하늘과 새들 사이의 빛의 밝기차가 뚜렷하다. Ncut의 경우 새의 꼬리 부분과 하늘을 분리하지 못하고 다중스케일의 경우 하늘 부분을 과도하게 분할하는 것을 확인할 수 있다. 제안하는 방법 결과에서는 하늘과 새를 올바르게 구분하는 것을 확인할 수 있다. 이것은 제안하는 방법이 상위 계층에서도 에지 정보를 지속적으로 활용하기 때문이다. 제안하는 방법은 기존 방법에서 올바르게 구분하지 못한 영역을 잘 구분하는 것

을 그림 7-9의 결과로부터 확인할 수 있었다.

V. 결 론

본 논문에서는 다중스케일 영상분할을 개선하여 분할이 용이하지 않은 영상들, 즉 다양한 경계와 텍스처를 포함한 영상들을 효과적으로 분할하는 방법을 제안하였다. 기존의 다중스케일 영상분할은 영상 내의 지역적 정보, 즉 이웃화 소와의 밝기 차이만을 고려하는 그래프 컷 기반 영상분할을 AMG를 이용하여 다중스케일 구조로 확장시킨 형태이므로, 복잡한 실제 영상에 대해서는 좋은 효과를 기대할 수 없다. 이와 같은 단점을 극복하기 위해 본 논문에서는, 지역 정보 외에도 영상으로부터 미리 추출한 전역 정보들 즉, 경계와 텍스처 정보들을 다중스케일 구조에 함께 이용함으로써 복잡한 영상에 대한 분할 효과를 높였다. 또한 제안하는 방법은 지역분할과 전역분할을 나누어 실행함으로써 분할 성능을 높이고 연산시간을 줄이는 효과도 얻을 수 있었다.

본 논문의 효과를 다양한 영상에 대한 실험을 통하여 검증하였다. 실험 결과는 단순한 영상뿐만 아니라 기존의 방법으로는 좋은 분할 결과를 기대할 수 없었던 복잡한 경계와 텍스처를 포함한 영상이 제안한 방법을 통해 잘 분할되는 것을 보여준다. 또한 기존방법인 다중스케일과 Ncut을 사용하였을 때 동일한 입력영상에 대해 제안하는 방법의 성능이 더 우수한 것을 확인할 수 있다. 본 논문은 흑백 정지 영상만을 대상으로 한 것이므로, 추후 과제로는 color 영상과 동영상으로의 확장을 들 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] H. Han, J. Jeong, E. Arai, Y. Choi, and J. Jo, "3D perception enhancement using depth map based color processing", Proc. IEEE Int. Conf. Consumer Electronics, pp. 177 - 178, Jan. 2011.
- [2] X. Wei, S. L. Phung, and A. bouzerdoun, "Scene segmentation and pedestrian classification from 3-D range and intensity images", Proc. IEEE Int. Conf. Multimedia and Expo, pp. 103 - 108, Jul. 2012.
- [3] M. Fric, P. Kamencay, and P. Lukac, "Automatic segmentation and impact for retrieval images", Proc. Conf. Signal Processing Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications, pp. 1 - 5, Sept. 2011.
- [4] T. Junwei and H. Yongxuan, "Histogram constraint based fast FCM cluster image segmentation", Proc. IEEE Int. Symposium on Industrial Electronics, pp. 1623 - 1627, Jun. 2007.
- [5] K. Hu, G. Y. Tang, D. P. Xiong, and Q. Qiu, "A novel image segmentation algorithm based on hidden Markov random field model and finite mixture model parameter estimation", Proc. Int. Conf. Wavelet Analysis and Pattern Recognition, pp. 1 - 6, Jul. 2012.
- [6] C. Cigla and A. A. Alatan, "Depth assisted object segmentation in multi-view video", Proc. Conf. 3DTV: The True Vision - Capture, Transmission and Display of 3D Video, pp. 185 - 188, May 2008.
- [7] C. D. Muto, P. Zanuttigh, and G. M. Cortelazzo, "Fusion of geometry and color information for scene segmentation", IEEE Journ. Selected Topics in Signal Processing, vol. 6, no. 5, pp. 505 - 521, Sept. 2012.
- [8] M. Dahan, N. Chen, A. Shamir, and D. C. Or, "Combining color and depth for enhanced image segmentation and retargeting", The Visual Computer, vol. 28, no. 12, pp. 1181 - 1193, Dec. 2011.
- [9] D. Rao, Q. V. Le, T. Phoka, M. Quigley, A. Sudsang, and A. Y. Ng, "Grasping novel objects with depth segmentation", Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp. 2578 - 2584, Taipei, Taiwan, Oct. 2010.
- [10] Z. Wu and R. Leahy, "An optimal graph theoretic approach to data clustering", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, no. 11, pp. 1101 - 1113, Nov. 1993.
- [11] J. Shi and J. Malik, "Normalized cuts and image segmentation", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, no. 8, pp. 888-905, Aug. 2000.
- [12] H. Wang, N. Ray, and H. Zhang, "Graph-cut optimization of the ratio of functions and its application to image segmentation", Proc. Int. Conf. Image Processing, pp. 749-752, Oct. 2008.
- [13] T. H. Le, S.-W. Jung, K.-S. Choi, and S.-J. Ko, "Image segmentation based on modified graph-cut algorithm, Electronic Letters, vol. 46, no. 16, pp. 1121-1123, Aug. 2010.
- [14] Y. Li, Y. Du, B. Liou, H. Li, Q. Zhang, and L. Yaqian, "Image segmentation method based on improved graph cut algorithm", Proc. IEEE Int. Conf. Computer Science and Automation Engineering, vol. 2, pp. 335-340, May 2012.
- [15] E. Sharon, A. Brandt, and R. Basri, "Fast multiscale image segmentation", Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 1, no. 2, pp. 70-77, Jun. 2000.
- [16] S. X. Yu, "Segmentation using multiscale cues", Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 1, no. 27, pp. 247-254, Jul. 2004.
- [17] J. Malik, S. Belongie, T. Leung, and J. Shi, "Contour and texture analysis for image segmentation, Int. J. Computer Vision", vol. 43, no. 1, pp. 29-44, Jun. 2001.

저 자 소 개

이 재 현

- 2003년 : 서강대학교 전자공학과 (공학사)
- 2007년 : 서강대학교 전자공학과 (공학석사)
- 주관심분야 : 영상분할, 컴퓨터 비전

이 지 은

- 2012년 : 서강대학교 전자공학과 (공학사)
- 2012년 ~ 현재 : 서강대학교 전자공학과 석사과정
- 주관심분야 : 영상분할, 화질개선

박 래 홍

- 1976년 : 서울대학교 전자공학과 (공학사)
- 1979년 : 서울대학교 전자공학과 (공학석사)
- 1981년 : Stanford University (Stanford, CA) 전기공학과 (공학석사)
- 1984년 : Stanford University (Stanford, CA) 전기공학과 (공학박사)
- 1984년 ~ 현재 : 서강대학교 전자공학과 교수
- 1990년 : University of Maryland (College Park, MD) 방문교수
- 주관심분야 : 영상통신, 컴퓨터 비전 및 패턴인식