

GrabCut을 이용한 IR 영상 분할

IR Image Segmentation using GrabCut

이희열* · 이은영* · 구은혜* · 최일**** · 최병재** · 류강수*** · 박길흠*

Hee-Yul Lee*, Eun-Young Lee*, Eun-Hye Gu*, Il Choi****, Byung-Jae Choi**,
Gang-Soo Ryu*** and Kil-Houm Park*

* 경북대학교 전자공학과

** 대구대학교 전자공학과

*** 구미1대학교 정보통신과

**** 경북차량용임베디드기술연구원

요 약

본 논문은 GrabCut 알고리즘을 기반으로 적외선(infrared; IR) 영상에서 물체를 배경으로부터 분할하는 방법을 제안한다. GrabCut 알고리즘은 관심 있는 물체를 둘러싸는 윈도우가 필요하며, 이는 사용자가 설정한다. 그렇지만 이 알고리즘을 영상 시퀀스에서 물체인식에 적용하려면 윈도우의 로케이션이 자동으로 결정되어야만 한다. 이를 위해서 본 논문에서는 Otsu 알고리즘으로 한 영상에서 관심은 있으나 알려지지 않는 물체를 적당히 분할하고 블랍 해석을 통해 윈도우를 자동으로 로케이션한다. 그랩 컷 알고리즘은 관심있는 물체와 배경의 확률분포를 추정해야한다. 이 경우에 관심 있는 물체의 확률분포는 자동으로 로케이션된 윈도우 내부의 화소들로부터 추정하고, 배경의 확률 분포는 물체의 윈도우를 둘러싸고 면적은 동일한 영역으로부터 추정한다. 다양한 IR 영상에 대한 분할 실험을 통해 제안한 분할 방법이 IR 영상의 분할에 적합함을 보이고, 기존의 IR 영상 분할 방법과의 비교 및 분석을 통해 제안 알고리즘이 우수한 분할 성능을 보임을 증명한다.

키워드 : 적외선 영상, 물체 분할, 가우시언 혼합 모델(GMM), graph cut, GrabCut

Abstract

This paper proposes a method for segmenting objects from the background in IR(Infrared) images based on GrabCut algorithm. The GrabCut algorithm needs the window encompassing the interesting known object. This procedure is processed by user. However, to apply it for object recognition problems in image sequences, the location of window should be determined automatically. For this, we adopted the Otsu' algorithm for segmenting the interesting but unknown objects in an image coarsely. After applying the Otsu' algorithm, the window is located automatically by blob analysis. The GrabCut algorithm needs the probability distributions of both the candidate object region and the background region surrounding closely the object for estimating the Gaussian mixture models(GMMs) of the object and the background. The probability distribution of the background is computed from the background window, which has the same number of pixels within the candidate object region. Experiments for various IR images show that the proposed method is proper to segment out the interesting object in IR image sequences. To evaluate performance of proposed segmentation method, we compare other segmentation methods.

Key Words : IR image, object segmentation, Gaussian Mixture Model(GMM), graph cut, GrabCut

1. 서 론

적외선(Infrared: IR) 영상은 주변의 열 분포를 나타내는 영상으로 나이트 비전(Night Vision), 스마트 에어백(Smart airbag), 자동 표적 인식(ATR) 시스템 등 다양한 분야에서

접수일자 : 2011년 1월 25일

완료일자 : 2011년 4월 15일

* 본 연구는 지식경제부 “지능형 자동차 상용화 연구기반 구축사업” 과제의 지원을 통해 수행되었음.

(과제번호 : 10036509, 10036579)

* 본 연구는 교육과학기술부와 한국산업기술진흥원의 지역혁신인력양성사업으로 수행된 연구결과임

이용되고 있다. 적외선 영상에서의 물체와 배경은 서로 다른 온도 분포를 나타내고 이러한 특성은 물체를 배경으로부터 분할해 내는 데에 큰 이점으로 작용한다.

적외선 영상에서 물체를 분할하기 위한 많은 연구가 이루어져 왔다. 그 중 임계화(thresholding)를 이용한 영상 이진화 방법 [1-3]과 윤곽선 부분의 모호함(fuzzyness)을 다루는 퍼지 임계화(fuzzy thresholding) 방법 [4-6]은 히스토그램(histogram) 또는 화소별 멤버십 값(membership value)을 이용하여 영상을 이진화 하는 방법이다. 이러한 방법들은 그레이 레벨(gray-level)에 기반한 광역적(global) 또는 국부적(local) 임계값을 이용하는 방법들로서 물체와 배경의 전체적인 영역 정보를 이용하지 않음으로 인해 물체와 배경의 검출 또는 미 검출 등의 문제점을 가진다.

표적과 배경의 확률적 분포를 이용한 물체 분할 방법 또한 많은 연구가 이루어졌다. Boykov [7]는 영상 편집 분야에서 8-bit 그레이 영상에 대해 graph cut을 이용한 물체 분할 알고리즘을 제시하였다. 물체와 배경의 일부분을 사용자가 지정하고, 지정된 영역의 분포를 이용해서 각 화소의 에너지 함수(energy function)를 정의한 후, 에너지 함수의 최소화 [8]를 통해 물체를 분할하는 방법이다. 에너지 함수는 영역 특성 항목(regional properties term)과 윤곽선 특성 항목(boundary properties term)으로 구성되어 있다. 특히 윤곽선 특성 항목에 의해 윤곽선 부분의 모호함을 해결할 수 있고, 실행 시간이 빠르다는 장점으로 인해 graph cut은 여러 연구에서 이용되었다. Rother [9]는 graph cut 알고리즘을 이용하여 새로운 분할 방법인 GrabCut 알고리즘을 제시하였다. 이 방법은 사용자가 물체를 포함하는 사각 영역(rectangle region)을 그리면, 사각 영역의 외부를 배경(background)으로 설정하고, 내부 영역과 외부 영역에서 GMM(Gaussian Mixture Model)을 추정한 후 반복적인(iterative) graph cut 알고리즘을 적용한다. 이 방법은 영상 편집 분야에서 사용자의 편의성 측면에서는 효과적이지만, 자동 인식 시스템에서는 사각 영역이 자동으로 정해져야만 한다. 그리고 광범위한 배경의 분포가 강 제약 조건으로 이용되기 때문에 GMM에 사용되는 가우시안 요소(components)의 개수에 따른 분할 결과의 격차가 크게 나타날 수 있다.

본 논문은 광범위한 배경 영역을 최소화하는 ROI를 사용자의 개입 없이 자동으로 설정하고 기존의 GrabCut[9]에서 사용한 반복적인 graph cut 알고리즘을 이용하여 IR 영상의 물체를 분할하는 알고리즘을 제시한다. 물체의 모양에 적응적인 MBR과 ROI(Region of Interest)를 설정하고 그라디언트 영상과 모폴로지 팽창 연산을 이용하여 최적으로 물체와 배경의 초기 영역을 구분시켜서 기존 방법의 문제점을 해결하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 GrabCut을 이용한 영상 분할 방법을 살펴보고 3장에서는 제안 분할 방법을 순차적으로 제시한다. 4장에서는 제안 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 다양한 적외선 영상에 대해 기존의 적외선 영상 분할 방법과 비교하는 실험을 하고, 5장에서 결론을 맺는다.

2. GrabCut을 이용한 영상 분할

이 장에서는 GrabCut [9]에 대한 설명을 한다. GrabCut의 입력으로 사용되는 트라이 맵(trimap)은 그림 1에서 보는 바와 같이 물체(foreground)에 해당하는 T_F , 배경(background)에 해당하는 T_B , 그리고 T_F 를 포함하는 미지(unknown)의 영역에 해당하는 T_U 로 구성된다. 알고리즘의 목적은 배경(T_B) 정보를 이용해서 미지의 영역(T_U)에서 물체(T_F)를 분할하는 것이다. 우선 기본적인 파라미터(parameter)들을 정의하고 분할을 위한 에너지 함수의 최소화 문제를 살펴본 뒤, 그림 1의 트라이맵을 이용한 GrabCut 알고리즘에 대해 살펴본다.

2.1 Parameters

우선 입력 영상(I)는 $z = (z_1, \dots, z_n, \dots, z_N)$ 형태의 배열로 나타낸다. z_n 은 n 번째 화소의 그레이 레벨(gray level)을 의미한다. $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n, \dots, \alpha_N)$ 는 분할을 위한 파라메

터로 일반적으로 α_n 의 크기는 0과 1 사이의 값을 가지지만, 논문에서 다루는 이진 분할을 위해서 화소 z_n 이 물체에 해당하면 $\alpha_n = 1$, 배경에 해당하면 $\alpha_n = 0$ 으로 정의한다.

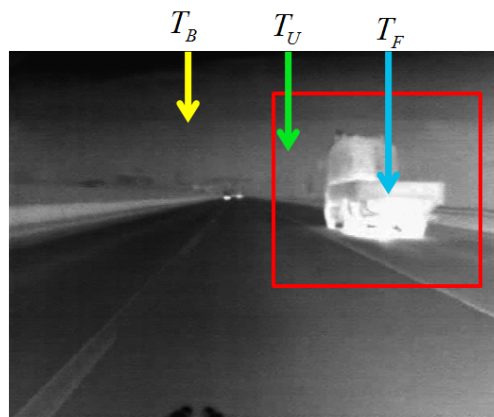


그림 1. 트라이맵의 구성

Fig. 1. composition of trimap.

영상의 물체($\alpha = 1$) 및 배경($\alpha = 0$) 영역의 그레이 레벨의 분포를 나타내기 위해 물체와 배경의 가우시안 혼합 모델(Gaussian Mixture Model: GMM)을 구성한다. 물체와 배경의 GMM이 각각 K_F , K_B 개의 가우시안 요소(Gaussian components)를 가지고 있다고 하면, 각 화소의 가우시안 요소에 대한 소속성을 $k = (k_1, \dots, k_n, \dots, k_N)$ 으로 나타낸다. 즉, k_n 은 n 번째 화소가 속하는 가우시안 요소를 나타낸다. k_n 의 범위는 화소가 물체에 속하면 $1 \leq k_n \leq K_F$, 배경에 속하면 $1 \leq k_n \leq K_B$ 이다. 물체와 배경의 GMM 분포를 나타내는 파라미터 θ 는 다음 식 (1)과 같이 정의한다.

$$\theta = \{h(z; \alpha, k) | \alpha = 0, 1, k = 1, \dots, K_\alpha\} \quad (1)$$

where $K_\alpha = \begin{cases} K_B, & \alpha = 0 \\ K_F, & \alpha = 1 \end{cases}$

2.2 에너지함수 최소화

앞에서 정의한 파라미터 z , α , θ , k 를 이용해서 최솟값을 가질 때 최적의 분할 결과($\hat{\alpha}$)가 도출되게 하는 에너지 함수를 E 를 다음 식 (2)과 같이 정의한다.

$$E(\alpha, k, \theta, z) = U(\alpha, k, \theta, z) + V(\alpha, z) \quad (2)$$

식 (2)에서 사용되는 U, V 함수들은 각각 영역 특성과 윤곽선 특성의 페널티(penalty)를 나타낸다. 영역 특성의 페널티 U 는 다음 식 (3)과 같이 정의된다.

$$U(\alpha, k, \theta, z) = \sum_{n=1}^N -\log h(z_n; \alpha_n, k_n) \quad (3)$$

$U(\alpha, k, \theta, z)$ 의 값은 각 화소가 속한 그룹에 대한 사후 확률이 클수록 작아지게 되므로 에너지 함수의 최소화에 기여하게 된다. 윤곽선 특성의 페널티에 해당하는 V 는 다음 식 (4)과 같이 정의된다.

$$V(\underline{\alpha}, z) = \gamma \cdot \sum_{(m,n) \in C} B(m,n), \text{ where}$$

$$B(m,n) = \begin{cases} 0 & , \alpha_m = \alpha_n \\ \exp\left(\frac{-(z_m - z_n)^2}{2\sigma^2}\right) & , \alpha_m \neq \alpha_n \end{cases} \quad (4)$$

식 (4)에서 γ 는 영역 및 윤곽선 정보의 이용 가중치이고, C 는 영상 내 모든 이웃 화소 쌍(neighboring pixel pairs)들의 집합이다. $B(m,n)$ 에 사용된 σ 는 다음 식 (5)과 같이 영상 샘플들의 기대 값으로 계산한다.

$$\sigma^2 = E[(z_m - z_n)^2] \quad (5)$$

$V(\underline{\alpha}, z)$ 의 값은 이웃 화소의 분할(α_i)이 다른 경우(윤곽선 부분)에, 그레이 레벨의 차이가 크게 나타나면 작은 값을 가지게 되어 에너지 함수의 최소화에 기여하게 되고 그레이 레벨의 차이가 작게 나타나면 페널티를 증가시키게 된다.

이와 같은 방법으로 결정된 에너지 함수를 최소화 하는 $\hat{\alpha}$ 는 영상의 분할을 의미하게 된다.

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\underline{\alpha}} E(\underline{\alpha}, k, \theta, z) \quad (6)$$

에너지 함수를 최소화 하는 방법으로 min-cut(or max-flow) 알고리즘 [8]을 사용한다.

2.3 GrabCut을 이용한 영상 분할

GrabCut은 배경의 분포를 이용해서 물체를 분할하는 알고리즘이다. 따라서 그림 1에 나타난 T_U 와 T_B 를 각각 물체와 배경으로 간주하고 GMM을 추정한다. GMM이 추정 되면 분할(α)의 결과가 수렴할 때 까지 반복 알고리즘이 수행된다. 반복 알고리즘은 다음과 같다.

1. T_U 의 각 화소에 대해 ($K_F + K_B$)개의 가우시언 요소 중 소속 확률이 가장 높은 곳에 화소를 할당한다.
2. 할당된 화소들을 이용해서 GMM 파라미터들을 갱신한다. (화소들의 평균과 분산을 계산한다.)
3. 에너지 함수를 최소화하는 분할($\hat{\alpha}$)을 추정한다.

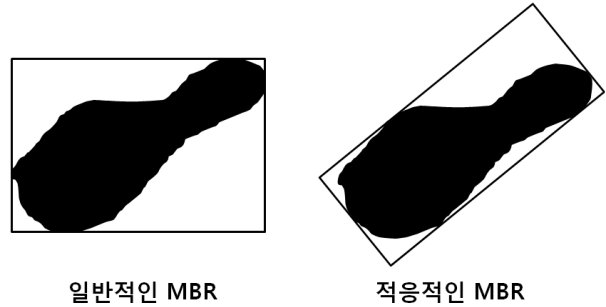
3. 제안 분할 방법

IR 영상에서 분할하고자 하는 물체는 일반적으로 온도가 높은 특징을 가지므로, 실행 시간 단축 및 분할의 정확도를 향상시키기 위해 우선 전역적인 임계화 방법을 통해 관심 영역을 설정한다. 관심 영역은 MBR(Minimum Boundary Rectangle)을 결정하는 방식으로 설정된다. 관심 영역에서 불필요한 배경 영역을 최소화하기 위해 적응적인 MBR을 이용한다. GrabCut 알고리즘에서의 T_U 와 T_B 는 적응적인 MBR과 ROI를 이용해서 수정되고, 이를 이용해서 최종적으로 물체를 반복한다.

3.1 관심 영역 설정

참조 영역(reference region)을 설정하기 위해 우선적으로 전역적인 임계화 방법을 이용한다. 참조 영역은 물체의 일부 영역을 뜻한다. Otsu [3]는 영상의 히스토그램 분포를 이용한 효과적인 임계값 설정 알고리즘을 제시하였다. 하지만 IR 영상에서 배경이 복잡할 경우에는 배경 영역의 과 검

출 또는 물체 영역의 미 검출 등의 문제가 있기 때문에 물체가 있을 수 있는 대략적인 위치를 이용하였다. 영상 임계화에 의해 이진화된 영상에서 라벨링(labeling)을 한 후 개략적인 위치 정보를 이용해서 참조 영역을 추출하였다. 그런 다음 추출된 참조 영역에 대한 적응적인 MBR을 설정한다. 그림 2는 이진화된 영역에 대한 일반적인 MBR과 적응적인 MBR을 나타낸다. 본 논문에서 사용되는 GrabCut 알고리즘은 정확한 배경의 모델을 이용해서 물체를 분할하기 때문에 배경의 영역의 오류를 최소화할 수 있는 적응적인 MBR이 제안 알고리즘에 적합하다.



일반적인 MBR 적응적인 MBR
그림 2. 일반적인 MBR과 적응적인 MBR
Fig. 2. The general MBR and adaptive MBR.

임계화 방법은 알고리즘이 간단하다는 장점이 있지만 물체의 과 검출 또는 미 검출의 우려가 있다. 관심 영역을 설정함에 있어서 물체의 과 검출은 MBR을 이용한 ROI(Region of Interest) 설정에서 크게 문제되지 않지만 물체의 미 검출은 큰 문제점이 될 수 있다. 왜냐하면 MBR 영역의 외부를 강 제약 조건으로 정하기 때문이다. 그림 3에서 보는 바와 같이 물체는 MBR 영역에 모두 포함되지 않을 수 있기 때문에 MBR보다 큰 ROI 영역을 정해야 한다. 따라서 물체의 일부 영역이 검출되지 않는 경우를 위해 그림 3과 같이 MBR 영역을 확장하여 관심 영역을 설정한다. MBR을 확장한 ROI 영역은 MBR의 크기에 따라 결정되어야 한다. 이는 영상에 나타나는 물체의 크기가 다르고 그에 따른 너무 크거나 작은 ROI 설정에 의한 오류를 줄이기 위함이다.



그림 3. 물체의 MBR과 그에 적합한 ROI
Fig. 3. MBR of object and its proper ROI.

논문에서 제안하는 알고리즘은 물체 부분과 배경 부분의 확률 모델을 이용하기 때문에 초기 확률 모델간의 치우침(bias)을 최소화시킬 수 있는 ROI를 설정한다. 그림 4에서 ROI의 늘어나는 너비 d 는 내부와 외부 두 영역의 너비가

같도록 결정한다. 즉, 단축의 길이를 a , 장축의 길이를 b 라고 할 때, d 는 다음 식 (7)을 만족한다.

$$(2d+a)(2d+b) = 2ab \quad (7)$$

식 (7)은 근에 공식에 의해 다음 식 (8)의 해를 가진다.

$$d = \frac{-(a+b) + \sqrt{(a+b)^2 + 4ab}}{4} \quad (8)$$

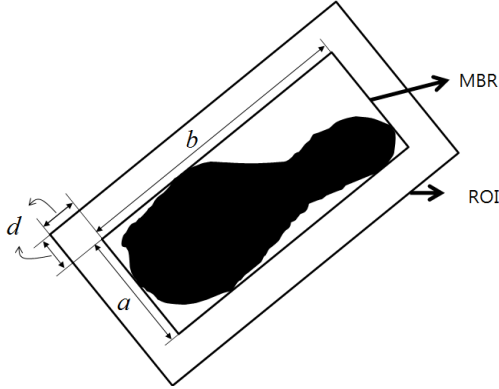


그림 4. MBR을 이용한 ROI 결정 방법
Fig. 4. The ROI determination using MBR.

3.2 배경 모델링(modelling)

그림 3에 나타난 관심 영역은 트라이 맵을 결정하는 데 사용된다. 에너지 함수를 최소화 하는 문제에서 강 제약조건인 배경 화소의 집합 T_B 를 다음 식 (9)과 같이 정의한다.

$$T_B = ROI \cap [(MBR \cup \Gamma(z)) \oplus S] \quad (9)$$

where $\Gamma(z) = \{z_n \mid \sum_{p \in N(z_i)} \nabla g(p) > t\}$

$\Gamma(z)$ 는 국부 영역의 그래디언트 값이 t 보다 큰 영역으로 실제 물체보다 작게 설정된 MBR로 인해 물체의 일부가 T_B 에 속하게 되는 문제점을 보완하는 집합이다. \oplus 는 팽창(Dilation) 연산이고 S 는 팽창 연산을 위한 구조 요소(structuring element)이다. MBR에 $\Gamma(z)$ 영역을 추가한 후 팽창 연산을 하는 것은 에지 영역이 MBR에서 검출되지 않은 물체 영역을 모두 포함하지 않는 오류를 최소화하기

위함이다. 본 논문에서는 그래디언트 $\nabla g(p)$ 의 값을 구할 때 소벨 연산자(Sobel operator)를 사용하였고, t 는 ROI 내의 국부 영역의 그래디언트 합이 평균값으로 정하였다. 그리고 미지의(unknown) 영역에 해당하는 T_U 는 다음 식 (10)과 같이 정의한다.

$$T_U = ROI - T_B \quad (10)$$

식 (9)과 식 (10)에서 ROI 영역은 T_B 와 T_U 의 두 가지 영역으로 분할(partition)됨을 쉽게 확인할 수 있다. 즉, $T_B \cup T_U = I$ 과 $T_B \cap T_U = \phi$ 을 만족한다.

T_B 와 T_U 가 정해지면 각 영역의 특성을 나타내기 위해 각 영역에 대한 가우시언 혼합 모델(Gaussian Mixture Model: GMM)을 추정한다. T_B 와 T_U 영역의 k 번째 가우시언 요소(components)는 각각 평균 μ_B^k, μ_U^k 와 분산 σ_B^k, σ_U^k 로 나타낸다. 실험에서는 각각의 가우시언 요소의 개수를 다섯 개($k=1, \dots, 5$)로 고정해서 사용하였다. 물체와 배경 영역의 GMM을 추정하기 위한 방법으로 Orchard-Bouman 알고리즘 [10]을 사용하였다.

3.3 반복 알고리즘

물체와 배경의 혼합 모델을 이용하는 기준 알고리즘은 물체와 배경의 일부분의 정보를 강 제약 조건(hard constraint)으로 이용한다. 하지만 일부분의 정보만으로 추정된 GMM이 물체와 배경의 분포를 정확하게 표현한다고 보기는 어렵다. Rother[9] 등은 이러한 문제점을 해결하기 위한 방안으로 반복 알고리즘을 제시하였다. 반복 알고리즘은 초기의 GMM으로 물체를 분할하고, 분할된 물체 및 배경 화소들을 이용해서 GMM의 평균과 공분산을 갱신(update)하는 방법이다. 반복 알고리즘의 첫 번째 단계는 T_U 의 각 화소에 가장 가까운 가우시언 요소를 할당하는 것이다. 가우시언 요소를 할당하는 방법은 식 (11)과 같다.

$$k = \operatorname{argmin}_k [-h(z_n; \alpha_n)] \quad (11)$$

각 화소에 가우시언 요소가 할당되면 각 가우시언 요소는 할당된 화소들에 의해 평균과 분산을 갱신한다. 마지막으로 갱신된 가우시언 요소와 화소들을 이용해서 에너지 최소화를 하고 분할 결과가 수렴할 때 까지 반복한다. 그림 5에 논문에서 제시한 전체 알고리즘의 흐름도를 나타내었다.

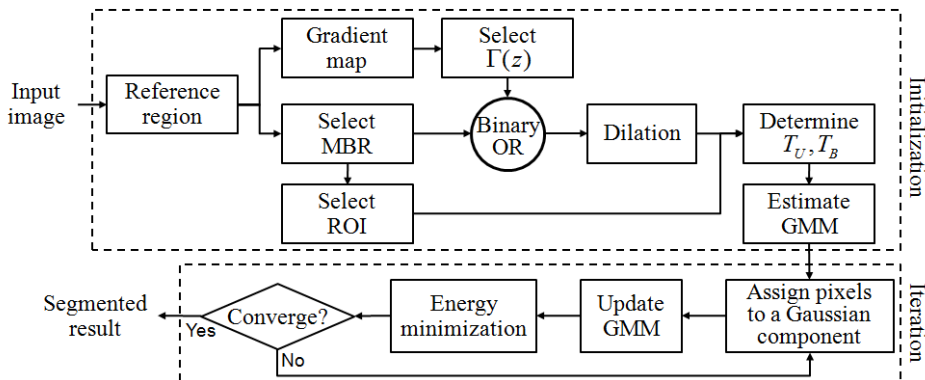


그림 5. 제안 알고리즘의 흐름도
Fig. 5. Flowchart of proposed algorithm.

4. 실험 결과

이 장에서는 제안 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 다양한 적외선 영상에 대해 실험하였다. 기존의 적외선 영상의 분할 방법과의 비교 실험을 하고 적응적 MBR에 따른 분할 성능을 검토하기 위해 일반적인 ROI와 배경 영역을 이용한 기존의 GrabCut 방법과 비교하였다.

그림 6은 제안 알고리즘의 흐름에 따른 적외선 영상에 대한 분할 과정을 보여준다. 그림 6(b)은 제안한 방법에 의한 적응적인 MBR과 ROI를 나타낸다. 그림 6(c)은 첫 번째 반복 알고리즘의 결과이고 그림 6(d)은 반복 알고리즘이 수렴한 결과이다. 수렴까지 반복한 횟수는 4이다. 그림 6(c)과 그림 6(d)에서 보이는 바와 같이 알고리즘이 반복되는 동안 분할에 변화가 생기는 것을 알 수 있다.

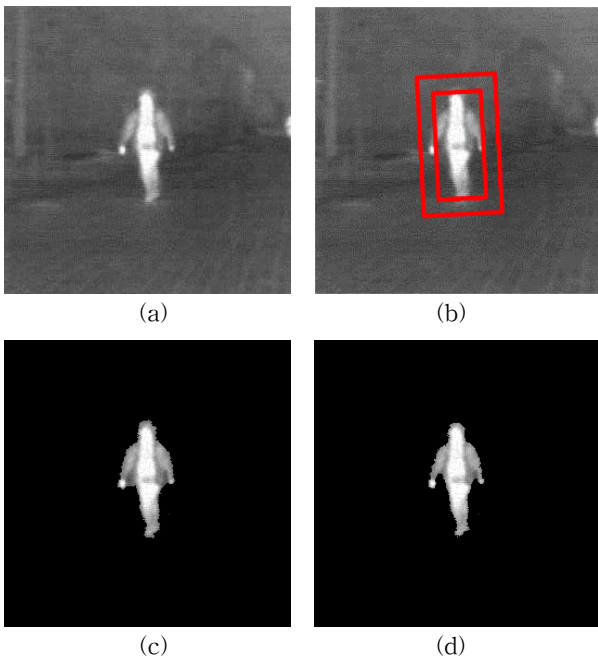


그림 6. 제안 알고리즘을 이용한 분할 과정 :
 (a) IR 영상, (b) 적응적인 MBR과 ROI,
 (c) 첫 번째 반복 알고리즘의 분할 결과,
 (d) 수렴 분할 결과

Fig. 6. The process of segmentation using the proposed algorithm :
 (a) IR image, (b) adaptive MBR and ROI,
 (c) Segmentation result after just one iteration,
 (d) Segmentation result after convergence.

제안 알고리즘에서 사용한 적응적 MBR과 ROI이 분할 성능을 향상시킬 수 있음을 확인하기 위해 그림 7(a)과 같이 물체 주변의 배경 정보가 복잡한 영상에 대한 실험을 하였다. 그림 7(b)은 Fuzzy Thresholding [6]을 이용한 분할 결과로 비교적 잘 분할된 결과지만 약간의 배경 부분이 과 검출 되고 있다. 그림 7(c)은 GrabCut [9]에서 사용된 강제 조건을 이용한 반복 알고리즘의 적용 결과로서 물체가 아닌 부분이 과 검출되고 있음을 확인할 수 있다. 반면, 그림 7(d)은 제안 방법에서 정의한 T_B 와 T_U 를 이용한 방법으로 기존 방법에 비해 더 나은 분할 결과를 보여줌을 확인할 수 있다. 이는 물체 주변의 배경 정보가 물체에서 멀리

떨어져 있는 배경 영역과 비슷한 정도가 다르고, 또한 물체와의 그레이레벨 정보가 크게 다르지 않기 때문이다. 하지만, 물체 주변의 적응적 ROI를 이용하면 물체에서 가까운 배경 정보가 배경 분포와 비슷한 특성을 지니기 때문에 분할 성능이 향상될 수 있다.

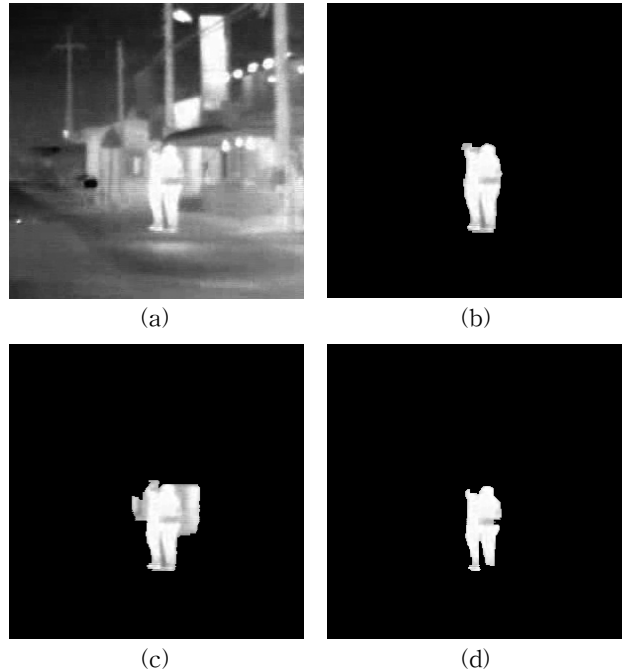


그림 7. 배경 정보가 복잡한 IR 영상에 대한 분할 결과 :
 (a) IR 영상, (b) Fuzzy Thresholding을 이용한 분할 결과, (c) GrabCut을 이용한 분할 결과, (d) 제안 알고리즘을 이용한 분할 결과

Fig. 7. Segmentation results for IR image with complex background : (a) IR image, (b) Segmentation result using fuzzy thresholding, (c) Segmentation result using GrabCut, (d) Segmentation result using the proposed algorithm.

제안 알고리즘의 성능을 실험하기 위해 ATR(Automatic Target Recognition) 시스템에 사용되는 전차, Night Vision 분야에서 사용되는 사람 및 차량, 스마트 에어백(Smart Airbag) 분야에 사용되는 얼굴 등을 포함하는 53개의 다양한 IR 영상을 이용하였다. 선정된 영상들은 물체가 주변 환경에 비해 고온인 가려짐이 없는 야간에 촬영된 영상을 선택 하였다. 알고리즘의 성능을 수치적으로 평가하기 위해 성능 지수(figure of merit) SP [6]을 계산하였다.

$$SP = \frac{card(S_A \cup S_M) - card(S_A \cap S_M)}{card(S_A \cup S_M)} \quad (12)$$

S_A 는 분할된 영역의 픽셀 집합이고 S_M 은 사람의 손으로 분할한 영역의 픽셀 집합으로, 이 실험의 ground truth에 해당한다. SP 의 값이 0이면 완전한 분할을 의미하고, SP 의 값이 1이면 완전히 잘못된 분할을 의미한다. 객관성을 확보하기 위해 각각의 FLIR 영상에 5명이 손으로 영상을 분할하여 개별 성능 지수(individual figure of merit) $SP_i (i = 1, \dots, 8)$ 를 구한 뒤 이들의 평균으로 성능 지수 SP

를 구하였다. 표 1에 기존의 방법과 제안 알고리즘을 이용한 분할 방법에 대한 평균 SP값을 비교하여 나타내었다.

표 1. 53개의 IR 영상에 대한 SP 값들의 평균 비교
Table 1. Comparison of average SP for 53 IR images

| 비교 알고리즘 | SP의 평균 |
|--------------------|--------|
| Fuzzy Thresholding | 0.3135 |
| GrabCut | 0.1672 |
| 제안 방법 | 0.1224 |

그림 8은 실험에 사용된 53개의 IR 영상에 대해 수렴을 위한 알고리즘의 반복 횟수 분포를 나타내고 있다. 반복 횟수는 2회부터 7회까지 다양한 분포를 띠고 있고, 대부분의 영상에 대한 반복 횟수는 3-5회 정도로 나타나고 있다.

물체 분할의 목적은 대부분이 물체를 인식하기 위한 것이고, 실시간으로 표적을 인식하기 위해서는 알고리즘의 실행 시간은 인식 시스템에서 중요한 요소이다. 그림 9는 반복 알고리즘의 횟수에 따른 평균 실행 시간(execution time)을 나타낸다. 실행 시간은 Intel(R) Core(TM) i7 CPU, 2.99 RAM의 환경에서 53개의 256x256의 해상도를 기준으로 IR 영상에 대해 계산하였다. 반복 알고리즘의 횟수가 많아짐에 따라 실행 시간의 증가량이 작아지는 것은 변화되는 화소의 개수가 작아지기 때문이다.

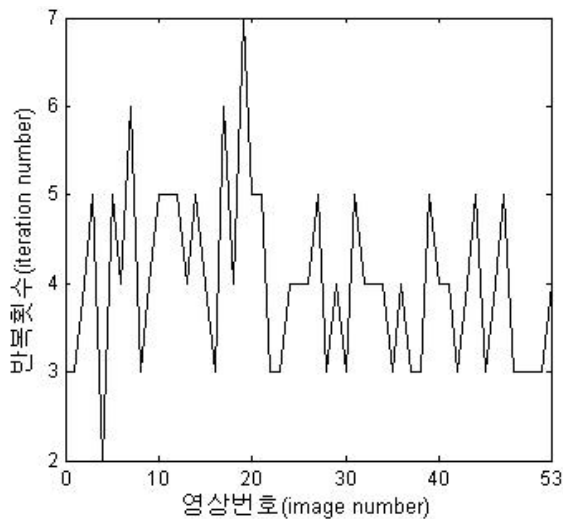


그림 8. 53개의 적외선 영상에 대한 알고리즘 반복 횟수
Fig. 8. Iteration number of algorithm for 53 IR images.

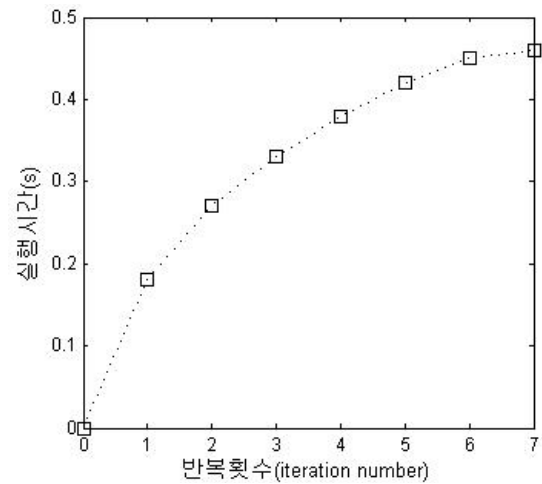


그림 9. 반복 횟수에 따른 알고리즘 실행 시간
Fig. 9. Execution time for iteration number of the algorithm.

그림 10에 여러 IR 영상들에 대한 분할 결과와 분할에 사용된 MBR 및 ROI 영역을 나타내었다. 과 검출 또는 미 검출 되는 부분이 조금씩 있지만, 윤곽선 부분이 효과적으로 잘 검출되고 있음을 확인할 수 있다.

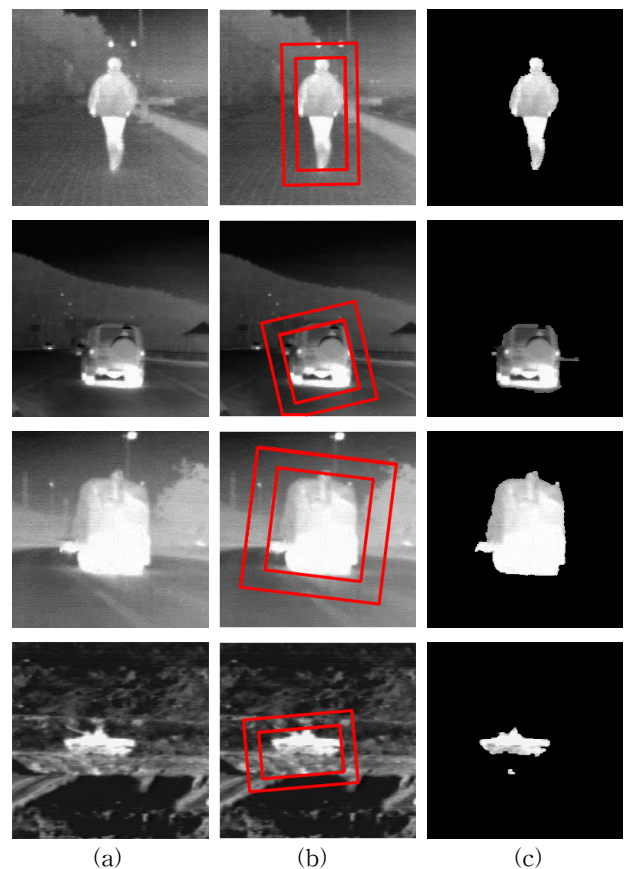


그림 10. 제안한 분할 알고리즘의 결과 :
(a) IR 영상, (b) MBR과 ROI, (c) 분할 결과
Fig. 10. Results of proposed segmentation algorithm :
(a) IR images, (b) MBR and ROI, (c) Segmentation results.

5. 결 론

IR 영상은 야간에 사람의 시각을 대신하여 영상을 획득할 수 있다는 장점 때문에 Night Vision 분야에 많이 이용되고 있다. 하지만 배경 영역에 존재하는 클러터와 표적 내 온도 분포의 불균일 등은 물체 인지를 저해하는 주요 요소가 되므로 정확한 표적 분할은 중요한 요소가 된다. 특히, 물체의 윤곽선 부분에서의 정확한 분할 성능은 물체 인식 시스템의 성능에 큰 영향을 미친다.

반복적인 graph cut 알고리즘을 사용하는 GrabCut 알고리즘은 강 제약 조건인 배경이 너무 광범위하기 때문에 가우시언 요소의 개수에 따른 분할 결과의 격차가 너무 크게 나타나게 된다. 이러한 문제점을 보완하기 위해 본 논문에서는 물체의 모양에 따라 최적의 배경 화소들만 이용하여 오류를 최소화 하였다. 배경 화소들을 추출하기 위해 초기 이진 영상에서의 MBR, ROI, 그래디언트 영상, 모폴로지 연산 등을 이용하였고, 실험을 통해 분할의 오류가 줄어드는 것을 확인하였다. 그리고 다양한 적외선 영상에 대한 실험에서 본 논문에서 제안한 표적 분할 기법이 우수한 성능을 나타냄을 확인하였으며, 기존의 분할 방법과의 비교를 통해 이를 증명하였다.

참 고 문 헌

- [1] M. Sezgin and B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 13, no. 1, pp. 146-168, 2004.
- [2] A. Rosenfeld and P. De la Torre, "Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern*, vol. 13, pp. 231-235, 1983.
- [3] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histograms," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern*, vol. 9, pp. 62-66, 1979.
- [4] C. V. Jawahar, P. K. Biswas, and A. K. Ray, "Analysis of fuzzy thresholding schemes," *Pattern Recognition*, vol. 33, pp. 1339-1349, 2000.
- [5] S. K. Pal and A. Rosenfeld, "Image enhancement and thresholding by optimization of fuzzy compactness," *Pattern Recognition Lett.*, vol. 7, pp. 77-86, 1988.
- [6] S. G. Sun and H. W. Park, "Segmentation of forward-looking infrared image using fuzzy thresholding and edge detection," *Optical Engineering*, vol. 40, no. 11, pp. 2638-2645, 2001.
- [7] Y. Y. Boykov and M. P. Jolly, "Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary & Region Segmentation of Objects in N-D Images," *ICCV*, vol. 1, pp. 105-112, July, 2001.
- [8] Y. Y. Boykov and V. Kolmogorov "An Experimental Comparison of Min-Cut/Max-Flow Algorithms for Energy Minimization in Vision," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 9, 2004.
- [9] C. Rother, V. Kolmogorov, and A. Blake,

"GrabCut - Interactive Foreground Extraction using Iterated Graph Cuts," *ACM Transactions on Graphics*, 2004.

- [10] M. T. Orchard and C. A. Bouman, "Color Quantization of Images," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 39, no. 12, pp. 2677-2690, 1991.

저 자 소 개



이희열(Hee-Yul Lee)

2005년 : 경북대학교 수학과 졸업
2007년 : 경북대학교 수학과 석사 졸업
2008년~현재 : 경북대학교 전자공학과 박사 과정

관심분야 : ATR 시스템, Night Vision, 신경 회로망
Phone : 010-2511-5608
E-mail : hy_lee@ee.knu.ac.kr



이은영(Eun-Young Lee)

2008년 : 동아대학교 전기전자컴퓨터 공학부 졸업
2009년~현재 : 경북대학교 전자전기컴퓨터 학부 석사과정

관심분야 : ATR 시스템, 패턴인식
Phone : 010-5143-6077
E-mail : leyoung2@ee.knu.ac.kr



구은혜(Eun-Hye Gu)

2009년 : 안동대학교 컴퓨터공학 졸업
2009년~현재 : 경북대학교 전자전기컴퓨터 학부 석사과정

관심분야 : ATR 시스템, 패턴인식
Phone : 010-2868-2390
E-mail : ehgu@ee.knu.ac.kr

