

국부적 특성의 Bi-modality와 Chamfer 거리를 이용한 FLIR 영상의 표적 추출

Target extraction in FLIR image using Bi-modality of local characteristic and Chamfer distance

이희열* · 김세윤* · 김종환* · 곽동민*** · 최병재** · 주영복* · 박길흠*

Hee-Yul Lee*, Se-Yun Kim*, Jong-hwan Kim*, Dong-Min Kwak***, Byung-Jae Choi**,
Young-Bok Joo* and Kil-Houm Park*

* 경북대학교 전자공학과

** 대구대학교 전자공학부

*** 국방과학연구소

요 약

본 논문은 bi-modality와 근접성(adjacency)을 고려하여 멤버십 값(membership value)을 결정하는 퍼지 임계화(fuzzy thresholding)에 기반한 FLIR(forward-looking infrared) 영상에서의 표적 추출 방법을 제안한다. Bi-modality는 국부 영역의 화소값 분포를 이용한 것으로 화소가 표적 부분으로 분류되는 정도를 나타내고, Adjacency는 각 화소가 표적 영역으로부터 얼마나 떨어져 있는지를 나타내는 척도이다. 이 두 가지 척도를 이용하여 멤버십 값을 계산한 후, 퍼지 임계화 방법으로 표적을 추출한다. 제안한 표적 추출 방법의 성능을 평가하기 위해 다양한 실제 전차의 FLIR 영상을 이용하여 기존의 분할 방법과 비교한다. 실험을 통해 제안한 알고리즘이 우수한 분할 성능을 보임을 증명한다.

키워드 : FLIR 영상, 퍼지 임계화, bi-modality, 근접성, 멤버십 값

Abstract

In this paper, target extraction method in FLIR(forward-looking infrared) images based on fuzzy thresholding which used bi-modality and adjacency to determine membership value is proposed. The bi-modality represents how a pixel is classified into a part of target using distribution of pixel values in a local region, and The adjacency is a measure to represent how each pixel is far from the target region. First, membership value is calculated using above two measures, and then fuzzy thresholding is performed to extract the target. To evaluate performance of proposed target extraction method, we compare other segmentation methods using various FLIR tank image. Experimental results show that the proposed algorithm is a good segmentation performance.

Key Words : FLIR image, fuzzy thresholding, bi-modality, adjacency, membership value

1. 서 론

무인감시정찰(Surveillance and Reconnaissance) 분야의 대표적 무인화 기술인 자동 표적 인식(Automatic Target Recognition; ATR) 기술은 전장에서 사람의 시각적 판단을 대신해서 잠재 표적을 추출하고 인지하여 적의 위협을 분류하기 위한 컴퓨터 비전 분야의 핵심 기술이다. 대부분의 군사적 목적의 ATR 시스템은 FLIR(Forward Looking Infra-Red: 전방관측 적외선 장비) 영상에 기반하고 있다.

IR 센서는 수동형 센서로서 적으로부터 자신을 보호할 수 있고 주간 및 야간 환경에서도 감시 정찰을 수행할 수 있다는 장점을 가진다. FLIR 영상을 이용한 ATR 시스템에서 표적의 외곽선(boundary)은 모양(shape)에 기반한 표적 인식을 위한 중요한 특징이 된다 [1][2].

기존의 FLIR 영상에 대한 가장 간단하고 잘 알려진 표적 분할 방법으로서 임계화(thresholding)를 이용한 이진화 방법이 있다. 히스토그램(histogram)의 모양에 기반한 방법, 클러스터링(clustering) 기반의 방법, 엔트로피(entropy)를 이용한 방법 등 많은 임계화 방법들이 연구되었다 [3-5]. 하지만 일반적인 FLIR 영상은 복잡한 배경을 가질 수 있고, 특히 주간에는 배경의 일부가 표적보다 고온일 수 있으므로, 그레이 레벨(gray-level)만 고려한 임계화 방법으로는 견실한 표적을 분리하기 어렵다. 또한 FLIR 영상 내 표적은 외곽선이 모호(fuzzy)하기 때문에 경계를 정확히 구분짓는 것이 중요하다.

퍼지 임계화(fuzzy thresholding) [6]를 이용한 영역분할

접수일자 : 2009년 3월 3일

완료일자 : 2009년 5월 29일

* 본 연구는 국방과학연구소 “표적획득지능화 연구” 과제의 지원(계약번호:UD080034ID)을 통해 수행되었음.

* 본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITA-2008-(109008040002-0001000100100))

방법은 Zadeh의 퍼지 이론 [7]에 기초하여 많은 연구가 진행되어 왔다. 퍼지 이론은 불확실하게 표현된 자료로부터 유용한 정보를 만들어 문제를 해결하는 방법으로서 영상처리, 패턴 인식 뿐만 아니라 다양한 분야에서 응용되고 있다. Pal과 Rosenfeld [8], Pal과 Ghosh [9] 등은 모호성의 인덱스(index of fuzziness), 조밀성의 인덱스(index of compactness), 엔트로피(entropy)와 같은 다양한 모호함의 척도(measure)를 정의 하였고 이들은 척도들은 영상 분할을 위한 임계치를 결정하는데 사용된다. 그러나 이러한 척도들은 표적의 형태가 단순한 경우에만 적용가능하며, 영상 내 화소값만을 고려하는 한계가 있어서 보통의 FLIR 영상 분할 방법으로는 적절하지 않다. Sun [10]은 유사성(similarity)과 근접성(adjacency)을 고려한 정수형 멤버십 값으로 최적의 임계치를 결정하는 퍼지 임계화 방법을 제시 하였다. 그러나 유사성 척도는 영상 내 표적과 배경의 밝기값을 이용한 척도로서, 표적내 불균일한 온도분포로 인해 표적 내 밝기값이 배경 영역과 비슷하거나 배경영역보다 작은 경우에 배경영역이 과 검출되거나 표적 영역의 일부가 미 검출되는 문제점을 발생시킨다. 그리고 근접성 척도는 표적의 일부영역으로 미리 정해놓은 참조 영역(reference region)의 무게 중심으로부터의 거리를 이용한 척도로서, 전차의 포와 같이 전차의 중심에서 거리가 먼 영역의 검출에 한계를 가진다.

본 논문에서 제안하는 bi-modality는 국부 영역의 화소값 분포를 이용한 것으로 화소가 표적 부분으로 분류되는 정도를 나타내는 척도로서, FLIR 영상 내 표적의 모호한 외곽선 부분에서 표적 영역이 미검출 되거나 배경 영역이 과검출되는 문제점을 보완할 수 있다. 표적의 중심에서 거리가 먼 영역의 검출 능력을 높이기 위해서 Chamfer 거리를 이용한 수정된 근접성 척도를 제안한다. 2장에서는 퍼지 임계화 방법에 대해 살펴보고, 3장에서는 bi-modality와 근접성을 이용한 분할 방법을 제안한다. 4장에서는 제안 방법과 기존의 퍼지 임계화 방법에 대한 실험 결과를 비교함으로써 제안 방법의 우수한 성능을 증명하고, 5장을 통해 결론을 맺는다.

2. 퍼지 임계화

Zadeh[7]는 모호함(fuzziness)을 다루는 체계로써 퍼지 이론을 창안 하였다. 크기가 $M \times N$ 이고 L 그레이 레벨을 가지는 영상 집합을 X 라 하면, X 의 퍼지 부분집합 \tilde{X} 는 순서쌍 집합으로 정의 된다.

$$\tilde{X} = \{ \{g, \mu_{\tilde{X}}(g)\} | g \in X \} \quad (1)$$

g 는 (x, y) 에서의 그레이 레벨을 나타내고, $\mu_{\tilde{X}} : X \rightarrow [0, 1]$ 는 \tilde{X} 의 멤버십 함수이다. 여기서 $x = 0, 1, \dots, M-1$, $y = 0, 1, \dots, N-1$ 의 값을 가진다. 이 장에서는 정수형 멤버십 값을 이용하여 최적의 임계치를 결정하는 퍼지 임계화 방법 [10]에 대해 설명한다.

먼저, 신뢰할 수 있는 관심 영역(region of interest; ROI)을 구하기 위해 전역적인 임계치 t_g 를 이용한다.

$$t_g = \operatorname{argmax}_t \sum_{g=0}^t h(g) \leq (M \times N - X_{\min} \times Y_{\min}) \quad (2)$$

X_{\min} 과 Y_{\min} 는 사전 정보로 주어진 가장 작은 표적의 가로, 세로 크기이다. t_g 를 이용한 이진화 영상에서, 라벨링(labeling)을 통해 가장 큰 영역을 구하고, 그것을 참조 영

역(reference region) R_r 로 정한다. 각 화소의 멤버십 값(3.3절 참고)이 정해지면, 멤버십 값을 히스토그램으로 효과적으로 나타내기 위해 식 (3)과 같이 정수화 한다.

$$\mu' \equiv \mu'_{\tilde{X}}[g(x, y)] = \operatorname{int} \left(\frac{\mu_{\tilde{X}}[g(x, y)]}{\max \mu_{\tilde{X}}[g(x, y)]} \times 100 \right) \quad (3)$$

$h_r(\mu')$, $h_b(\mu')$ 을 참조영역과 배경영역에서의 정수화된 멤버십 값의 히스토그램에서 빈도수라 하면, 다음 (4), (5)에 따라 각각의 최대 빈도수를 나타내는 멤버십 값 m_r , m_b 를 도출한다.

$$m_r = \operatorname{argmax}_{\mu'} h_r(\mu') \quad (4)$$

$$m_b = \operatorname{argmax}_{\mu'} h_b(\mu') \quad (5)$$

임계값 t_f 는 다음 식 (6)과 같이 정해지며 식 (7)에 의해 최종적으로 표적 영역을 분할한다. $h(\mu')$ 은 ROI 내 정수화된 멤버십 값의 빈도수를 나타낸다.

$$t_f = \operatorname{argmin}_{m_b \leq \mu' < m_r} h(\mu') \quad (6)$$

$$\text{표적 영역} = \{ (x, y) | t_f < \mu'_{\tilde{X}}[g(x, y)] \} \quad (7)$$

3. 제안 분할 방법

FLIR 영상에서 표적을 분할함에 있어서 표적의 불균일한 온도 분포로 인해 표적 내 어두운 영역이 존재하여 배경영역과 비슷한 그레이 레벨을 가지거나 표적 내 어두운 영역보다 높은 그레이 레벨을 가지는 배경 영역이 존재한다. 특히, 온도가 낮은 표적의 포 영역과 온도가 상대적으로 높은 배경의 지면 영역에서 이런 경우가 많이 발생한다. 그림 1에 나타난 전차의 포 영역(a)의 평균 그레이 레벨은 전차와 경계인 지면영역(b)의 평균 그레이 레벨보다 작게 나타난다. 따라서 그레이 레벨만을 고려한 전역적 처리 기반 유사성의 값은 전차의 포 영역이 전차와 경계인 지면영역보다 작은 경우, 포 영역과 같이 상대적으로 그레이 레벨이 낮은 표적의 일부 영역이 미검출 되거나 지면영역과 같이 상대적으로 그레이 레벨이 높은 배경영역을 과검출 되는 등의 문제점을 유발시킨다.

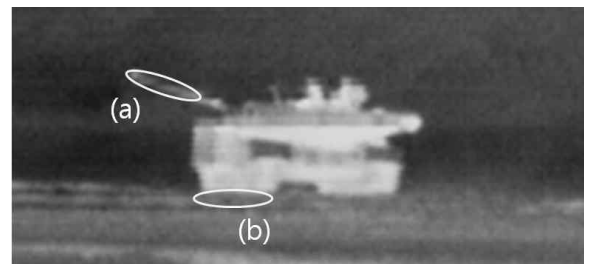


그림 1. FLIR 영상 내 표적과 배경의 평균 그레이 레벨 비교.

(a) 포 영역(평균 그레이 레벨=94)

(b) 지면 영역(평균 그레이 레벨=117)

Fig. 1. Comparison of mean gray-level of target and background in a FLIR image.

(a) region of main gun(mean gray-level=94)

(b) region of ground(mean gray-level=117)

이 장에서는 표적과 배경의 그레이 레벨을 이용한 전역적 처리 기반 유사성 척도의 문제점을 해결하기 위해 영상의 국부적 영역에서는 표적이 배경보다 높은 그레이 레벨을 가진다는 특성을 이용한 bi-modality와 Chamfer 거리를 이용한 근접성에 대해 살펴본다.

3.1 국부적 처리를 이용한 Bi-modality

Haris [11]는 영상 내 두 클래스의 경계부분에서는 국부적으로 분산이 크다는 특성을 이용하여 경계선을 유지하면서 영상을 스무딩(smoothing)하는 방법을 제시하였다. 그림 1에 나타난 일반적인 FLIR 영상에서는 표적과 배경의 경계부분의 국부적 영역에서는 표적의 그레이 레벨이 더 크다는 것을 알 수 있다. 따라서 Haris의 방법을 이용하여 국부적 처리에 의한 bi-modality를 정의함으로써 국부적 영역을 표적영역과 배경영역으로 분리하고 표적 영역에 가중치를 주는 방법으로 전역적 처리의 문제점을 해결하고자 한다.

주어진 입력 영상 X 의 화소 p 에 대해 이웃 화소들의 집합 $N_{n \times n}(p)$ 을 고려해 보자. n 은 홀수이며, $N_{n \times n}(p)$ 는 동질성(homogeneity) 또는 이질성(heterogeneity)의 두 가지 특성의 경우만을 가지고 있음을 가정한다. 여기서 동질적(homogeneous)인 $N_{n \times n}(p)$ 는 그레이 레벨이 평균값 μ 와 분산 σ^2 를 가지는 가우시안 확률 분포를 따르고, 이질적(heterogeneous)인 $N_{n \times n}(p)$ 는 사전 확률 P_1, P_2 를 가지는 두 개의 가우시안 분포가 혼합되어 있다고 가정한다. 두 가우시안 분포의 평균값을 각각 μ_1, μ_2 라 하고 분산은 $\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma$ 으로 가정하면, 혼합된 분포의 확률 밀도 함수는 다음 식(8)과 같이 정의된다.

$$P(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \sum_{i=0}^1 P_i \exp\left\{-\frac{(x-\mu_i)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (8)$$

최대 우도비 검증(maximum likelihood ratio test)에 의해 다음의 결과 (9)를 얻을 수 있다.

$$N_{n \times n}(p) \text{ is homogeneous, if } \hat{S}^2 \leq (1+\alpha)\sigma^2 \quad (9)$$

\hat{S}^2 은 $N_{n \times n}(p)$ 의 분산이며 그 값은 다음 (10)과 같다.

$$\hat{S}^2 = \frac{1}{N} \sum_{q \in N_{n \times n}(p)} \left(X(q) - \frac{1}{N} \sum_{r \in N_{n \times n}(p)} X(r) \right)^2 \quad (10)$$

변수 α 는 $N_{n \times n}(p)$ 가 동질적이라고 잘못 결정될 확률에 의해 결정 된다 [9].

$N_{n \times n}(p)$ 가 이질적이면 중심 화소 p 가 속하는 분포를 결정하기 위해 임계치를 계산한다. 먼저 $N_{n \times n}(p)$ 의 1, 2, 3차 모멘트를 이용해서 변수들을 추정한다. 추정 식은 다음 (11)과 같다.

$$\begin{aligned} P_0 + P_1 &= 1 \\ P_0\mu_0 + P_1\mu_1 &= c_1 = \frac{1}{N} \sum_{q \in N_{n \times n}} Y(q) \\ P_0\mu_0^2 + P_1\mu_1^2 &= c_2 = \frac{1}{N} \sum_{q \in N_{n \times n}} Y(q)^2 - \sigma^2 \\ P_0\mu_0^3 + P_1\mu_1^3 &= c_3 = \frac{1}{N} \sum_{q \in N_{n \times n}} Y(q)^3 - 3\sigma^2 c_1 \end{aligned} \quad (11)$$

이 연립 방정식을 풀면 다음 (12), (13)의 추정 결과를 얻을 수 있다.

$$\hat{\mu}_0 = \frac{\beta - \sqrt{\beta^2 - 4\gamma}}{2}, \quad \hat{\mu}_1 = \frac{\beta + \sqrt{\beta^2 - 4\gamma}}{2} \quad (12)$$

$$\hat{P}_0 = \frac{\hat{\mu}_1 - c_1}{\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_0}, \quad \hat{P}_1 = \frac{c_1 - \hat{\mu}_0}{\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_0} \quad (13)$$

여기서 $\beta = \frac{c_3 - c_1 c_2}{c_2 - c_1^2}, \gamma = \frac{c_1 c_3 - c_2^2}{c_2 - c_1^2}$ 이다.

이제 추정된 두 가우시안 확률 밀도 함수의 변수들을 이용해서 임계치를 계산한다. 베이시안(Bayesian) 접근법을 사용한 임계치는 다음 식(14)과 같다.

$$T = \frac{\hat{\mu}_0 + \hat{\mu}_1}{2} + \frac{\sigma^2}{\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_0} \ln \frac{P_0}{P_1} \quad (14)$$

임계치 T 를 이용한 중심화소 p 의 bi-modality $B(p)$ 는 다음 식 (15)와 같이 정의된다.

$$B(p) = \begin{cases} \frac{\mu}{L}, & \text{if } \hat{S}^2 \leq (1+\alpha)\sigma^2 \\ (1+k) \frac{\hat{\mu}_1}{\hat{\mu}_0 + \hat{\mu}_1}, & \text{if } \hat{S}^2 > (1+\alpha)\sigma^2, Y(p) \geq T \\ (1-k) \frac{\hat{\mu}_0}{\hat{\mu}_0 + \hat{\mu}_1}, & \text{if } \hat{S}^2 > (1+\alpha)\sigma^2, Y(p) < T \end{cases} \quad (15)$$

여기서 k 는 $0 \leq B(p) \leq 1$ 임을 고려하여 $k = \frac{\hat{\mu}_0 + \hat{\mu}_1}{2\hat{\mu}_1}$ 로

정한다. 일반적인 영상에 비해 IR 영상의 전역적인 분산이 크게 나타나고 그 결과 표적의 경계 부분에서의 효과적인 bi-modality 척도를 기대하기 어렵다. 표적 경계 부분의 국부영역 분산 \hat{S}^2 의 값을 상대적으로 크게 하기 위해 본 논문에서의 전역 분산 값을 실험적인 값($\sigma = 7$)으로 정하였다.

3.2 Chamfer 거리를 이용한 근접성

기존의 퍼지 임계화 방법 [10]은 FLIR 영상 내의 표적보다 밝은 배경 영역이 존재하므로 유사성 외에 참조 영역의 무게 중심에서부터의 거리를 측정된 근접성을 고려하였다. 그러나 전차의 포와 같이 전차의 중심에서 거리가 먼 표적영역은 참조 영역의 무게 중심으로부터 거리가 멀기 때문에 미 검출 가능성이 높다. 그림 2-(a)는 무게 중심으로부터 포 끝부분까지의 거리를 나타내고, 2-(b)는 참조 영역과 포 끝부분간의 최소 거리를 나타낸다. 그림 2-(b)와 같이 전차의 참조 영역으로부터의 최소거리를 이용함으로써 포 영역의 근접성 값을 크게 만들 수 있고 기존의 문제점을 보완할 수 있다. 참조 영역의 이진 영상에서 Chamfer 거리 [12]는 화소와 참조 영역의 최소 거리를 나타내는 대표적인 거리 척도이다. 따라서 Chamfer 거리를 이용하여 기존의 근접성 척도가 가지는 문제점을 보완하고자 한다.

$v_{i,j}$ 를 위치 (i,j) 의 화소에서 참조 영역(R_r)까지의 거리라고 하면 Chamfer 거리로 알려져 있는 3-4 거리 변환(distance transformation)의 알고리즘 [12]은 다음과 같다.

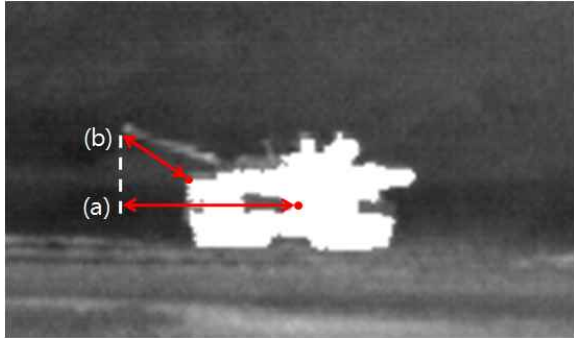


그림 2. FLIR 영상에서의 거리 척도 비교
 (a) 참조영역의 무게중심으로부터 포 영역까지의 거리
 (b) 참조영역으로부터 포 영역까지의 최소거리

Fig. 2. Comparison of distance measure in FLIR image.
 (a) distance between a pixel and center of mass
 (b) Chamfer distance between a pixel and reference region

1. 모든 위치 (i, j) 의 값을 $v_{i,j} = \infty$ 으로 초기화 한다.
2. 참조 영역의 값을 $v_{i,j} = 0$ 으로 초기화 한다.
3. Forward :
 for $i = 1, \dots, M-1$,
 for $j = 1, \dots, N-1$,

$$v_{i,j} = \min(v_{i-1,j-1} + 4, v_{i-1,j} + 3, v_{i-1,j+1} + 4, v_{i,j-1} + 3, v_{i,j})$$

- Backward :
- for $i = M-2, \dots, 0$,
 - for $j = N-2, \dots, 0$,
 - $$v_{i,j} = \min(v_{i,j} + 3, v_{i+1,j-1} + 4, v_{i+1,j} + 3, v_{i+1,j+1} + 4)$$

위 알고리즘에 의해 참조 영역으로 부터의 Chamfer 거리를 계산한 후, 참조 영역에 대한 화소 (x, y) 의 Adjacency $A[(x, y), R_r]$ 을 다음 식 (16)과 같이 정의한다.

$$A[(x, y), R_r] = \frac{1}{1 + v_{i,j}} \quad (16)$$

3.3 멤버십 함수

멤버십 함수는 국부적 영역 내 표적과 배경의 경계부분의 그레이 레벨 차이를 고려한 bi-modality 척도와 참조 영역으로부터의 Chamfer distance를 이용한 근접성 척도로 계산된다. 제안하는 멤버십 함수는 식 (17)과 같은 2장에서 의 퍼지 임계화 방법으로 부터 유도된 식 (7)에 의해 표적 영역을 추출한다.

$$\mu[g(x, y)] = \beta \times B(p) + (1 - \beta) \times A[(x, y), R_r] \quad (17)$$

$B(p)$, $A[(x, y), R_r]$ 는 각각 bi-modality와 근접성을 나타낸다. 전체적인 제안 알고리즘의 흐름도를 그림 3에 나타내었다.

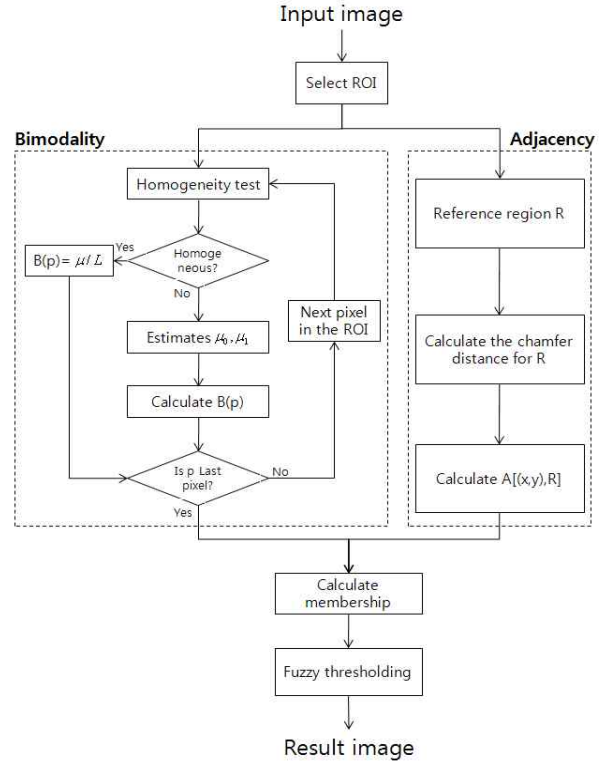


그림 3. 제안 알고리즘의 흐름도.
 Fig. 3. Flowchart of proposed algorithm.

4. 실험 결과

이 장에서는 제안한 분할 알고리즘의 성능을 실험하기 위해 실제 전차를 촬영한 50 장의 FLIR 영상에 기존의 방법들과 제안된 분할 알고리즘을 적용하여 비교하였다. 실험에 사용된 영상은 국방과학연구소에서 적외선 센서를 사용하여 촬영한 영상에서 획득한 256 그레이 레벨을 가지는 170X100 크기의 영상이다. 영상 선정에 있어서 표적이 주변 환경에 비해 고온인 가려짐이 없는 영상을 선택하였고, 주로 야간에 촬영한 영상이 많이 선택 되었다. 알고리즘의 결과를 수치적으로 평가하기 위해 성능 지수(figure of merit) SP [10]를 이용하였다.

$$SP = \frac{card(S_A \cup S_M) - card(S_A \cap S_M)}{card(S_A \cup S_M)} \quad (18)$$

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 8명이 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. 그림 4에 3가지 분할 방법을 비교 하였고 각각의 알고리즘의 SP 를 나타내었다. 외곽선의 정확한 모양을 추출하는지를 확인하기 위해 제안한 방법의 SP 를 구할 때에는 ground truth와 겹치는 연결 영역(connected region)만을 고려하였다. 그림 4-(a)에 나타난 전차 입력 영상은 포

영역의 그레이 레벨과 전차와 경계부분인 지면 영역의 그레이 레벨이 비슷한 영상으로 제안한 알고리즘의 성능을 효과적으로 검증할 수 있다. 그림 4-(b)는 Otsu 알고리즘 [5]을 이용한 분할 결과로서 표적뿐만 아니라 지면영역이 표적과 연결되어 과검출 됨을 알 수 있다. 또한 기존의 퍼지 임계화 방법의 결과인 그림 4-(c)에서는 표적과 지면의 경계 부분에서의 표적영역은 Otsu 알고리즘에 비해 비교적 잘 검출되었지만 포 영역은 검출되지 않았다. 그림 4-(d)는 제안한 알고리즘에 의한 분할 결과로서 표적과 지면의 경계 부분을 잘 검출함과 동시에 포 영역까지 검출하고 있음을 알 수 있다. 그림 4에 나타난 성능 지수 SP 의 값은 제안 알고리즘이 표적을 건실하게 추출하였음을 보여준다.

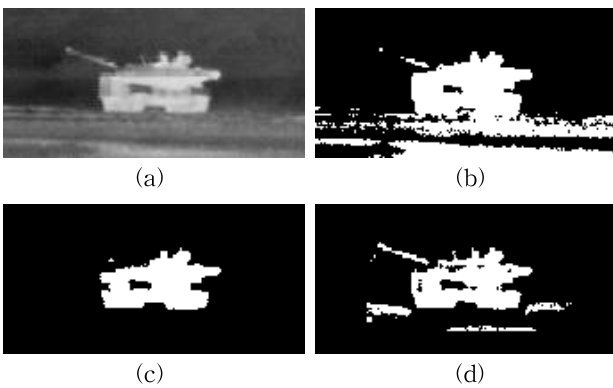


그림 4. 3가지 분할 방법에 대한 분할 결과 :
 (a) 원 영상, (b) Otsu 알고리즘의 분할 결과 ($SP=0.32$),
 (c) 퍼지 임계화 방법 [10]의 분할 결과 ($SP=0.24$),
 (d) 제안한 퍼지 임계화 방법의 분할 결과 ($SP=0.13$),
 Fig. 4. Segmentation results for three segmentation methods :
 (a) original image, (b) segmentation result of Otsu's method ($SP=0.32$), (c) segmentation result of Sun's method ($SP=0.24$), (d) segmentation result of the proposed method ($SP=0.13$)

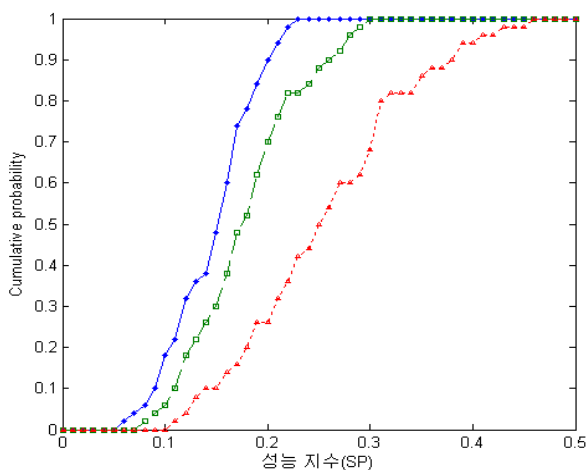


그림 5. 50개의 FLIR 영상에 대한 분할 성능 분포.
 Fig. 5. Segmentation performance distribution for 50 FLIR images.

제안 알고리즘의 분할 성능을 실험하기 위해 그림 5에 50개의 FLIR 영상에 대한 SP 의 누적 확률 분포를 나타내었고, 표 1은 실험에 사용된 50개의 영상의 평균 SP 를 정리한 것이다.

표 1. 50개의 FLIR 영상에 대한 SP 값들의 평균 비교.
 Table 1. Comparison of average of SP values for 50 FLIR images.

비교 알고리즘	SP 의 평균
Otsu의 방법	0.2242
Sun의 방법	0.1824
제안한 방법	0.1398

그림 6에 몇 가지 FLIR 영상의 분할 결과를 나타내었다. 그림 6의 결과들은 외곽선의 효과적인 추출을 관찰하기 위해 최종 분할 결과에 라벨링(labeling)을 수행하고 표적만을 추출한 결과이다.

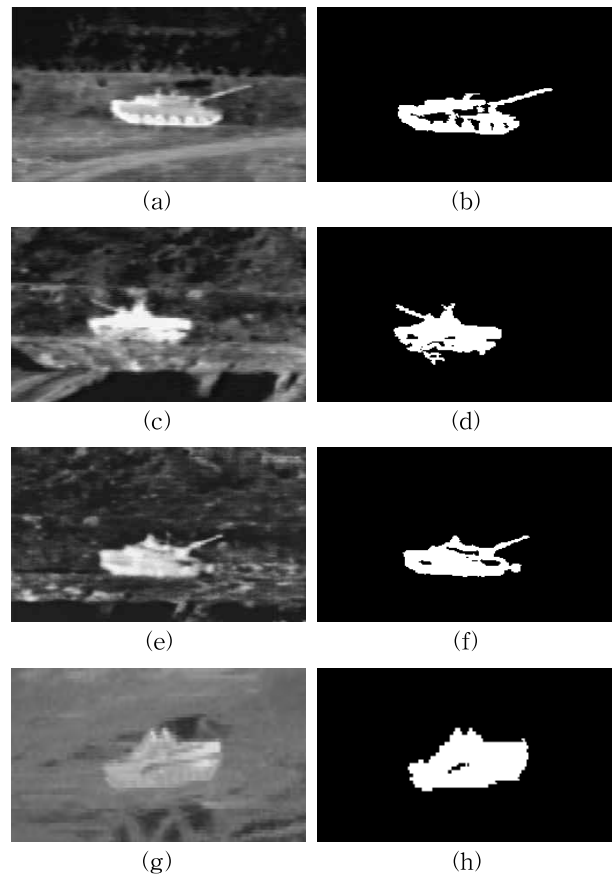


그림 6. 제안한 분할 알고리즘의 결과 :
 (a), (c), (e), (g) FLIR 영상
 (b), (d), (f), (h) 분할 결과

Fig. 6. Results of proposed segmentation algorithm :
 (a), (c), (e), (g) FLIR images
 (b), (d), (f), (h) Segmentation results

표 2. 윈도우 크기에 따른 평균 실행 시간

Table 2. Execution time for various window size

윈도우 크기	평균 실행 시간(초)
5X5	0.11
7X7	0.17
9X9	0.23
11X11	0.32
13X13	0.43
15X15	0.56

무인 감시를 위한 인식 시스템은 실시간으로 표적을 인식해야 하므로 실행 시간은 중요한 요소이다. 표 2에 국부적 처리에 사용된 윈도우의 크기에 따른 알고리즘의 평균 실행 시간(execution time)을 나타내었다. 윈도우의 크기가 커짐에 따라 실행 시간의 증가량이 커짐을 볼 수 있다.

제안 알고리즘의 국부적 처리에 사용된 윈도우의 크기($n \times n$)와 식 (16)의 β 의 변화에 따른 민감도(sensitivity)를 분석 하기 위해, 임의로 뽑은 10개의 영상에 대한 윈도우 크기와 β 에 따른 SP의 평균값을 그림 7에 나타 내었다. 윈도우 크기가 5X5, 11X11일 때 SP의 값이 비교적 덜 민감하고, β 의 값이 0.4와 0.6 사이에서 SP의 값이 낮게 나타남을 볼 수 있다. 윈도우의 크기가 커지면 계산량이 많아지므로 실험에서는 윈도우 크기를 9X9로 결정하였고, $\beta = 0.5$ 로 실험 하였다.

5. 결 론

FLIR영상은 주간 뿐 만 아니라 야간에도 표적 영상을 획득할 수 있다는 장점 때문에 자동 표적 인식 시스템에서 중요하게 사용되어 왔다. 하지만 배경 영역에 존재하는 클러스터와 표적 내 온도 분포의 불균일 등은 표적 분할을 저해하는 주요 요소가 되어 시스템의 성능 저하의 주요인이 되어 왔다. 특히, 표적 내 불균일한 온도 분포로 인해 표적과 배경의 경계 부분이 모호하여 견실한 표적의 분할이 어렵고 유사성과 근접성을 고려하는 등 멤버십 값을 이용한 퍼지 임계화 방법이 대두되어 왔다.

그러나 영상 내 표적 내 불균일한 온도분포로 인해 표적 내 그레이 레벨이 작은 영역이 존재하여 상대적으로 배경 영역과 비슷한 그레이 레벨을 가지거나 표적보다 높은 그레이 레벨을 가지는 배경 영역이 존재하여, 전역적 처리를 이용한 유사성으로는 견실한 표적분할 성능을 보장하지 못한다. 또한, 참조 영역의 무게 중심에서부터의 거리를 이용한 근접성은 전차의 포와 같이 전차의 중심에서 거리가 큰 영역을 고려하지 못하기 때문에 포 영역이 미검출되는 문제점을 가진다. 이를 위해 본 논문에서는 국부적 영역내 표적과 배경영역의 경계부분의 그레이 레벨 차이를 고려한 bi-modality와 참조 영역으로부터의 Chamfer 거리를 이용한 근접성 척도를 이용하여 표적을 분할하는 기법을 제안하였다. 실험을 통하여 본 논문에서 제안한 표적 분할 기법이 우수한 성능을 나타냄을 확인하였으며, 기존의 분할 방법과의 비교를 통해 이를 증명하였다.

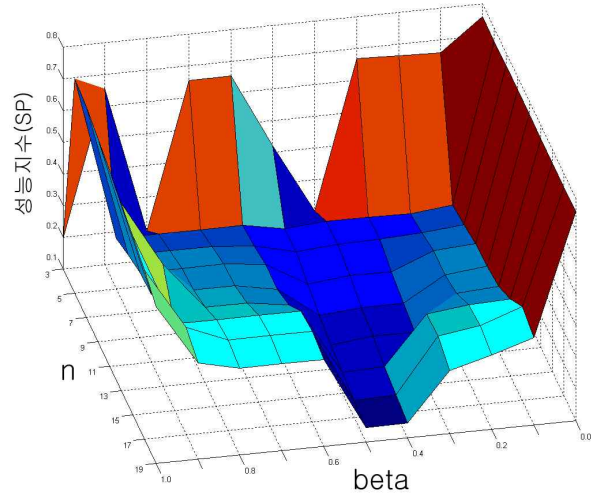


그림 7. β 와 윈도우 크기($n \times n$)에 따른 SP의 변화.
Fig. 7. Variation of SP with respect to β and window size($n \times n$).

참 고 문 헌

- [1] B. Bhanu, "Automatic target recognition: state of the art survey," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Vol. 22, no. 4, pp. 364-379, 1981.
- [2] S. G. Sun and H. W. Park, "Automatic target recognition using boundary partitioning and invariant features in forward-looking infrared images," *Opt. Eng.* Vol. 42, no. 2, pp. 524-533, 2003.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histograms," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, Vol. 9, pp. 62-66, 1979.
- [6] C. V. Jawahar, P. K. Biswas, and A. K. Ray, "Analysis of fuzzy thresholding schemes," *Pattern Recognition*, Vol. 33, pp. 1339-1349, 2000.
- [7] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," *Inf Control*, Vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [8] S. K. Pal and A. Rosenfeld, "Image enhancement and thresholding by optimization of fuzzy compactness," *Pattern Recognition Lett.*, Vol. 7, pp. 77-86, 1988.
- [9] S. K. Pal and A. Ghosh, "Fuzzy geometry in image analysis," *Fuzzy Sets Syst.*, Vol. 48, pp. 23-40, 1992.
- [10] S. G. Sun and H. W. Park, "Segmentation of for-

ward-looking infrared image using fuzzy thresholding and edge detection," *Opt. Eng.*, Vol. 40, no. 11, pp. 2638-2645, 2001.

- [11] K. Haris, G. Tziritas and S. Orphanoudakis, "Smoothing 2-D or 3-D Images Using Local Classification," *In Proceedings of EUSIPCO 94*, Ediburg, September, 1994.
- [12] G. Borgefors, "Hierarchical Chamfer Matching: A Parametric Edge Matching Algorithm," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 10, no. 6, 1988.

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, 신경 회로망
 Phone : 010-2511-5608
 E-mail : hy_lee@ee.knu.ac.kr



김세윤(Se-Yun Kim)
 2005년 : 경북대학교 전자전기컴퓨터 공학부 졸업
 2007년 : 경북대학교 전자공학과 석사 졸업
 2007년 ~ 현재 : 경북대학교 전자공학과 박사 과정

관심분야 : Machine vision, 패턴 인식
 Phone : 010-8573-5577
 E-mail : sykim@ee.knu.ac.kr



김중환(Jong-Hwan Kim)
 2007년 : 경북대학교 전자전기컴퓨터 공학부 졸업
 2007년 ~ 현재 : 경북대학교 전자공학과 석사과정

관심분야 : ATR 시스템, 신경회로망
 Phone : 010-9389-8567
 E-mail : kimjonghwan@ee.knu.ac.kr



곽동민(Dong-Min Kwak)
 1997년 : 경북대학교 전자공학과 공학사
 2003년 : 경북대학교 전자공학과 공학박사
 2004년 ~ 현재 : 국방과학연구소 선임연구원

관심분야 : 열상신호처리, 지능형 표적획득 시스템
 Phone : 011-389-4793
 Fax : 042-821-2221
 E-mail : imis@add.re.kr



최병재(Byung-Jae Choi)
 1987년 : 경북대학교 전자공학과 공학사.
 1989년 : 한국과학기술원 원자력공학과 공학석사
 1998년 : 한국과학기술원 전기전자공학과 공학박사
 1999년 ~ 현재 : 대구대학교 전자공학부 교수

관심분야 : 지능시스템, 인공지능 이론 및 응용, 마이크로프로세서 응용
 Phone : 053-850-6633
 Fax : 053-850-6619
 E-mail : bjchoi@daegu.ac.kr



주영복(Young-Bok Joo)
 1989년 : 연세대학교 전산학과 학사
 1991년 : 연세대학교 전산학과 석사
 1997년 : UNSW 컴퓨터공학과 석사
 2001년 : UNSW 컴퓨터공학과 박사
 현재 : 경북대학교 전자전기컴퓨터공학부 BK 교수

관심분야 : 영상신호분석 및 처리, 자동결함검사시스템
 Phone : 010-4820-7038
 E-mail : ybjoo@knu.ac.kr



박길흠(Kil-Houm Park)
 1982년 : 경북대학교 전자공학과 공학사
 1984년 : 한국과학기술원 전기전자공학과 공학석사
 1990년 : 한국과학기술원 전기전자공학과 공학박사
 1999년 ~ 현재 : 경북대학교 전자전기컴퓨터공학부 교수

관심분야 : 영상신호처리, 패턴인식, 영상압축
 Phone : 053-950-5549
 Fax : 053-950-5505
 E-mail : khpark@ee.knu.ac.kr