

윤곽선의 신뢰도를 고려한 2차원 적외선 영상 기반의 3차원 목표물 인식 기법

정희원 이훈철*, 이청우*, 배성준*, 이광연*, 김성대*

A 2D FLIR Image-based 3D Target Recognition using Degree of Reliability of Contour

Hun-Cheol Lee*, Cheong-Woo Lee*, Seong-Joon Bae*, Kwang-Yeon Rhee*, Seong-Dae Kim*

Regular Members

요 약

본 논문에서는 2차원 영상을 기반으로 3차원 목표물을 인식하는 기법의 한 예로서 적외선 영상으로부터 추출된 물체의 모양 정보와 모양 정보의 신뢰도를 이용해서 지상에서 지상용 차량을 인식하는 기법(ground-to-ground vehicle recognition)을 제안한다. 우선 목표물 추출 과정에서 얻어진 마스크의 윤곽선 상에 있는 점들 중 에지 경사도의 크기와 밝기값이 일정한 값 이상이 되는 점들을 신뢰도가 높은 점이라고 정의하고 신뢰도가 높은 점들을 연결해서 신뢰도가 높은 부분 윤곽선(sub-contour)을 추출한다. 모델로부터 입력 영상의 신뢰도가 높은 윤곽선에 해당되는 윤곽선을 선택한 후 각각 해당되는 윤곽선들은 이산 정현 변환(Discrete Sine Transform)을 사용해서 특징 값을 계산한 다음 서로 비교한다. 실험 결과 영상 분할이 불완전한 경우 신뢰도를 이용한 방법이 그렇지 않은 방법보다 더 나은 결과를 보였다.

ABSTRACT

In this paper we propose a 2D FLIR image-based 3D target recognition system which performs group-to-ground vehicle recognition using the target contour and its degree of reliability extracted from FLIR image. First we extract target from background in FLIR image. Then we define contour points of the extracted target which have high edge gradient magnitude and brightness value as reliable contour point and make reliable contour by grouping all reliable contour points. After that we extract corresponding reliable contours from model contour image and perform comparison between scene and model features which are calculated by DST(discrete sine transform) of reliable contours. Experiment shows that the proposed algorithm work well and even in case of imperfect target extraction it showed better performance then conventional 2D contour-based matching algorithms.

I. 서론

3차원 목표물을 인식하는 대부분의 시스템들은 입력(scene)과 모델(model)을 비교하며 이를 모델

기반의 인식(model-based recognition)이라고 한다. 이런 시스템들은 사용되는 입력 영상과 모델의 종류에 따라 3D scene-3D model, 3D-scene-2D model, 2D scene-3D model, 2D scene-2D model의 4가지로 구분할 수 있다^[17]. 이들 중에서 많이

* 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(lhc@sdvision.kaist.ac.kr)

논문번호 : 99188-0514, 접수일자 : 1999년 5월 14일

※ 본 연구는 국방과학연구소 전자광학특화센터의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

사용되고 있는 것은 3D scene- 3D model 방식의 인식 방법이다. 이 방법은 range 센서로 획득한 3차원 목표물의 인식을 위해 목표물의 정확한 3차원 CAD 모델을 가지고 있어야 하며 이를 이용해서 가설 설정가설 검증의 단계를 통해 인식을 수행하는 것이다^[2]. 이 때 가설 설정의 과정에서는 CAD 모델을 사용해서 자체가 추정된 목표물의 정확한 view를 만들게 된다. 하지만 ATR(automatic target recognition) 시스템 등이 사용되는 군용 분야에서는 야간의 시야 능력 증대를 위해서 일반적으로 2D FLIR 영상을 입력으로 사용한다. 그리고 목표물의 정확한 3차원 CAD 모델을 사용할 수 없는 경우도 있다. 이런 경우에는 일반적인 3D scene-3D model의 방법론은 사용할 수 없으며 새로운 방법론을 사용해야 하는데 이를 위해서 목표물의 3차원 정보를 2차원 영상의 조합으로써 표현하고 인식하는 방법이 연구되었다^{[3][4][5][10][15]}. 이 방법에서는 3차원 목표물은 그림 1과 같이 그 주위를 돌아가면서 찍은 2차원 영상의 합으로 표현이 된다. 그리고 각 방향에서 찍은 영상을 모델로 사용해서 카메라에서 받아들인 입력 영상과 비교를 한 후 3차원 목표물 인식을 수행한다

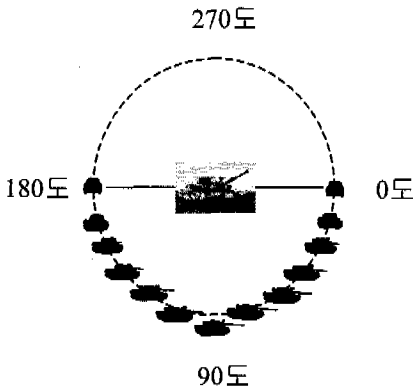


그림 1. 3차원 물체의 표현 방법

이 개념을 사용하면 3차원 목표물 인식 문제는 2차원 입력 영상이 들어온 경우 2차원 모델과 비교하는 것으로 단순화 된다. 이를 위해 일반적으로 많이 사용되는 방법은 목표물의 윤곽선을 이용해 인식을 하는 것이다. 물체의 윤곽선 정보를 이용한 인식을 위해서는 크게 영상 획득, 영역 분할, 특징 추출, 그리고 인식이라는 네 단계를 거친다. 각 단계들은 나름대로의 중요성을 가지고 있지만 이들 중에서 영역 분할은 입력 영상에서 목표물을 배경과

분리하는 과정으로서 인식 기법의 성능을 좌우하는 가장 중요한 요소이다. 왜냐하면 영역 분할이 제대로 이루어지지 않은 상태에서는 좋은 인식 성능을 기대하기란 어렵기 때문이다. 하지만 일반적으로 많이 사용하는 윤곽선 정보를 이용한 인식 기법은 영역 분할 과정이 완벽하게 이루어졌다는 가정에서 출발한다. 이런 방법을 이용한 인식 기법은 크게 전역 특징(global feature)을 이용하는 방법과 국부 특징(local feature)을 이용하는 방법으로 나눌 수 있다. 전역 특징을 이용하는 방법으로는 모든 윤곽선을 사용해서 특징을 기술하는 Fourier descriptor^[11]나 AR 모델^[2] 등이 있고 점침 등으로 인해 전역 특징을 사용할 수 없는 경우에는 윤곽선의 다각형 근사화와 정점(vertex)을 이용하는 국부 특징을 이용하는 방법이 많이 사용되어 왔다^{[5][6]}.

하지만 본 논문에서 다루고자 하는 적외선 영상에서는 그림 2(b)와 같이 배경 영역과 목표물 영역의 밝기값이 비슷한 경우가 많이 발생한다. 그리고 조도 조건(lightening condition)의 변화나 카메라 잡음 등이 항상 존재한다. 따라서 적외선 영상의 경우 영역 분할이 완벽하게 되지는 않는다. 즉 입력 영상으로부터 목표물 영역을 추출했음에도 불구하고 추출된 목표물 영역의 윤곽선이 과연 실제 목표물 영역과 배경 영역의 경계가 아닌 경우가 많이 발생할 수 있다. 따라서 추출된 윤곽선 위의 어떤 점들에 대해서는 확실하게 물체 영역과 배경 영역의 경계선이라고 할 수 있지만 반대로 그렇게 말하기가 힘든 부분도 있을 수 있으므로 확실한 경계선 부분만을 인식에 사용해야 한다. 이 경우에는 앞에서 설명한 전역 특징 혹은 부분 특징을 이용하는 방법을 적용하기가 힘이 든다. 왜냐하면 기존의 방법들은 입력영상으로부터 추출된 윤곽선의 모든 점들을 고려하기 때문이다.

본 논문에서는 불완전한 영역 분할 결과 나오는 목표물 영역의 윤곽선 중에서 확실하게 인식에 사용될 수 있는 부분을 고르기 위해 신뢰도라는 개념을 도입하였다. 그리고 신뢰도가 높은 윤곽선만을 목표물 인식에 이용하는 기법을 제안하고자 한다. 이를 위해서 2절에서는 적외선 영상에 사용될 수 있는 여러 가지 영역 분할 방법들과 각 방법들에 의해 나온 결과에 신뢰도를 부여하는 방법에 대해 설명한다. 3절에서는 추출된 신뢰도가 큰 윤곽선을 인식을 위해 모델링 하는 방법을 설명한다. 4절에서는 2~3절의 방법을 기반으로 실제 인식에 적용하는 방법을 설명하고 5절에서는 실험결과를 보인다. 그

리고 6절에서는 결론과 향후과제를 이야기함으로써 논문의 끝을 맺고자 한다

II. 윤곽선의 신뢰도 정의 및 신뢰성이 있는 윤곽선의 선택

2.1 윤곽선의 신뢰도의 정의

목표물의 모양 정보를 인식에 사용하기 위해서는 입력 영상으로부터 목표물과 배경을 분리하는 영역 분할 과정이 반드시 필요하다. 영상 분할을 위해 많은 알고리즘들이 제안되어 왔지만^{[7][8][18]} 실제 환경에서의 높은 인식률을 위한 완벽한 결과는 제공하지 못하고 있다. 여기에서는 불완전한 영역 분할 정보를 인식에 사용하기 위해서 신뢰도(degree of reliability)라는 개념을 도입한다. 즉 영역 분할 과정에서 얻어진 배경과 분리된 목표물 영역(마스크)의 모든 모양 정보를 사용하는 것이 아니라 어떤 주어진 조건을 만족하는 부분만을 인식에 사용함으로써 인식의 성능을 높이고자 하는 것이다. 일반적으로 모양 정보를 이용한 목표물 인식에서 가장 중요한 정보는 대부분 윤곽선에 포함되어 있으므로 본 논문에서는 영역 분할된 마스크의 윤곽선에 신뢰도를 부여한다. 윤곽선의 각 점들에 대한 신뢰도는 식 1.과 같이 정의한다. 여기에서 a 는 윤곽선 위의 점들의 신뢰도를 나타내는 값으로서 신뢰도가 적을수록 0에 가깝고 신뢰도가 클수록 1에 가까운 값을 가진다.

$$r(\bar{x}) = a, 0 \leq a \leq 1 \quad (\text{식 1})$$

여기에서 \bar{x} 는 영역 분할된 마스크의 윤곽선 상에 있는 점들을 나타낸다. 이제 일반적으로 많이 사용되는 영역 분할 기법들의 경우 영역 분할 결과에 신뢰도를 할당하는 방법을 설명하고 이 개념을 사용해서 실제적인 경우에 신뢰도를 어떻게 할당할 것인가를 설명한다.

2.2 Thresholding 기반 영역 분할에서의 신뢰도

윤곽선에 신뢰도를 부여하는 방법은 영역 분할 기법에 따라 달라진다. 우선 일반적으로 많이 사용되고 있는 thresholding 기반 영역 분할 기법(thresholding-based image segmentation)의 경우를 생각해보자. 이 방법의 기본 원리는 전체 영상의 히스토그램이 bimodal한 형태로 주어졌을 때 히스토

그램의 계곡(valley) 부근에서 적당한 문턱값을 정한 후 이 값을 기준으로 전체 영상을 목표물 영역과 배경 영역으로 나누는 기법이다^[8]. 하지만 전체 영상의 히스토그램이 bimodal이 아닌 경우에는 문턱값을 결정하기가 힘이 들고 성능이 좋지 않다는 단점이 있으므로 이를 보완하기 위해서 전체 영상을 여러 개의 사각 부분영상(rectangular subimage)으로 나눈 후 각 부분 영상에서의 히스토그램을 보고 문턱값을 정하는 방법도 제안되었다^[14]. 한편 우리가 중요시 하는 부분은 목표물과 배경 사이의 경계선 부분이다. [14]의 방법을 사용할 경우 경계선 부분에서 영역 분할이 잘 되기 위해서는 이 부분을 포함하는 부분 영상의 히스토그램의 bimodal한 정도가 크면 클수록 좋다. 즉 히스토그램의 계곡이 깊을수록 좋은 영역 분할 결과를 나타내며 계곡이 깊다는 것은 밝기값의 기울기가 크다는 의미를 가지므로 다음과 같이 밝기값의 기울기를 사용해서 신뢰도를 정의할 수 있게 된다. \bar{x} 위치에서의 밝기값을 $I(\bar{x})$ 라 두면

$$r_T(\bar{x}) = f\left(\frac{\nabla I(\bar{x})}{\beta_T}\right) \quad (\text{식 2})$$

$$\nabla I(\bar{x}) = \left(-\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y}\right), f(t) = 1 - e^{-t}, t \in [0, \infty)$$

여기에서 β_T 는 기울기 값이 $f(t)$ 안에서 스케일링되는 정도를 나타내는 상수이다.

2.3 Region Growing을 이용한 영역 분할에서의 신뢰도

region growing 을 사용한 방법은 크게 pixel aggregation과 split-merge 방법으로 나뉘어 진다. 전자는 초기영역(initial region)에서 시작해서 주어진 유사성 기준을 만족하는 영역들을 합치는 방법으로 영역 확장을 수행한다. 후자는 초기 영역에서 시작해서 주어진 기준을 만족시키는 이웃하는 영역들은 합치고 그렇지 않은 영역들은 분리하는 방식으로 영역 확장을 수행한다. 이 방법에 있어서의 중요한 문제는 초기 영역의 선정 방법, 유사성 기준, 영역 확장 정지 규칙 등이 있다^[8]. 일반적으로 많이 사용하는 유사성 기준은 밝기값의 차이 또는 영역의 분산이 된다. 한편 본 논문에서는 물체 영역의 윤곽선을 이용해서 인식을 하고자 하므로 어떤 유사성 기준을 사용하느냐에 따라서 윤곽선의 모양이 다르게 나올 수 있다. 즉 분산이 큰 영역은 split 하

고 분산이 비슷한 이웃하는 영역은 merge하므로 윤곽선 위에 있는 픽셀이 포함된 영역의 분산이 크다면 그 부분은 다시 split되어지므로 보다 더 정확한 모양 정보를 추출할 수 있게 된다. 따라서 다음과 같이 윤곽선에서의 신뢰도를 정의할 수 있다.

$$r_G(\bar{x}) = f \left(\frac{\text{Var}(R(\bar{x}))}{\beta_G} \right) \quad (\text{식 } 3)$$

,where $R(\bar{x}) = \text{window including } \bar{x}$,
 $f(t) = 1 - e^{-t}, t \in [0, \infty)$

2.4 적외선 영상의 밝기값을 고려한 신뢰도

다음으로는 적외선 영상의 특성을 고려해서 신뢰도를 부여하는 방법을 생각하자. 적외선 영상은 그림 2에서 알 수 있듯이 CCD 영상과는 달리 물체 내부의 밝기가 균일하지 않음을 알 수 있다. 즉 엔진과 바퀴 부분은 아주 밝게 나오는 반면 차량의 윗부분은 배경과 구분을 할 수 없을 정도로 밝기가 어둡게 나옴을 알 수 있다. 따라서 적외선 카메라로 획득한 영상인 경우 어두운 부분보다는 밝은 부분이 영역 분할이 결과가 더 좋게 되므로 인식에 필요한 정보는 밝은 부분에 더 많이 포함되게 된다. 즉 다음과 같이 밝기를 고려한 신뢰도를 줄 수 있다.

$$r_I(\bar{x}) = f \left(\frac{I(\bar{x})}{\beta_I} \right) \quad (\text{식 } 4)$$

,where $f(t) = 1 - e^{-t}, t \in [0, \infty)$.

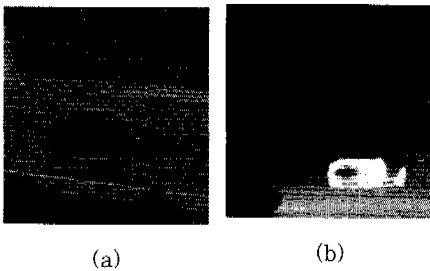


그림 2. (a) CCD 카메라로 찍은 영상
 (b) 적외선카메라로 찍은 영상.

III. 2차원 개곡선(open contour)의 모델링

2절에서 제한된 신뢰도를 이용해서 영역 분할된 마스크로부터 신뢰도가 일정한 값 이상인 윤곽선상의 점들을 연결하여 신뢰도가 높은 윤곽선을 만

들면 개곡선(open contour)의 형태를 띠게 된다. 이런 개곡선을 인식에 사용하기 위해서는 개곡선을 모델링해서 특징값을 추출하는 과정이 필요하다. 일반적으로 2차원 개곡선은 그림 3과 같이 두 개의 서로 연속하는 끝점과 그 끝점들을 연결하는 윤곽선 위의 점들로 구성되어 있다(만약 두 개의 끝점이 같다면 폐곡선을 의미한다). 이를 모델링 하기 위해서는 개곡선으로부터 적당한 측정값 $f[i]$ 를 구한 다음 이를 특징 벡터로 변환하는 과정이 필요하다.

1. 양 끝점을 연결하는 선분의 중심점을 찾는다. 이를 (center_x, center_y)라 둔다.
2. 그림 3에서와 같이 중심점으로부터 동간격으로 방사 형태의 벡터를 만든 후 그 벡터와 만나는 개곡선 상의 점을 찾은 후 그 점과 중심점과의 거리를 계산한다.

```

N = # of equi-angle radial vectors
for(i=0 ; i < N ; i++)
    f[i]=DISTANCE(bdrix[i],bdry[i],
                center_x, center_y);
    
```

이렇게 하면 $f[i]$ 의 처음과 끝의 값이 같아지므로 적당한 오프셋을 수행하면 정현 함수의 가중치합(weighted sum)의 형태를 띠게 된다. 따라서 $G(n, k)$ 는 일반적으로 많이 사용되는 이산 정현 변환(discrete sine transform : DST)에서의 커널을 사용한다. 즉 $f[i]$ 에 DST를 수행한 후 그 계수를 특징값으로 사용한다.

3. $f[i]$ 에 있는 값을 가지고 kernel $G(n, k)$ 를 통해 변환을 수행한다.

$$F(k) = \sqrt{\frac{2}{N+1}} \sum_{n=0}^{N-1} f(n) \sin \frac{\pi(k+1)(n+1)}{N+1}, \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (\text{식 } 5)$$

4. $F(k)$ 의 값이 개곡선 $f[i]$ 의 크기에 상관없이 동일한 값을 가지기 위해서는 다음과 같이 정규화 과정을 거쳐야 한다.

$$F^N(k) = \frac{F(k)}{\sum_{k=0}^{N-1} F(k)}, \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (\text{식 } 6)$$

이제 $\{ F^N(0), F^N(1), \dots, F^N(N-1) \}$ 은 개곡선을 나타내는 특징값으로 사용될 수 있다.

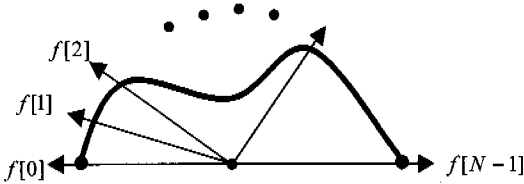


그림 3. 개곡선의 모델링 방법

IV. 인식 기법

4.1 신뢰도 할당 과정

여기에서는 2절과 3절에서 정의한 신뢰도와 개곡선의 특징값을 가지고 입력 영상을 인식하는 과정을 설명하기로 한다. 우선 영역 분할 과정에서 나온 입력 영상의 마스크의 윤곽선 상의 각 점에 신뢰도를 부여한다. 우선 여기에서는 이진 신뢰도 $b(x)$ 의 개념을 도입하였다. 이는 다음과 같이 정의된다.

$$b(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq r(x) \leq r_{TH} \\ 1, & r_{TH} \leq r(x) \leq 1 \end{cases} \quad (식 7)$$

이 개념은 어느 정도 이하의 신뢰도를 가진 픽셀들은 완전히 무시하고 일정값 이상의 신뢰도를 갖는 점들로 이루어진 개곡선만을 이용해서 인식에 사용하고자 하는 것이다. 한편 r_T 와 r_C 는 윤곽선의 점 주변의 밝기값의 차이가 얼마나 크냐를 나타내는 기준으로써 같은 개념이므로 여기에서는 r_T 와 r_C 만을 사용해서 신뢰도가 있는 윤곽선을 찾아내었다.

4.2 유사성 측도 및 정합 과정

서론에서 설명한 바와 같이 2차원 영상을 기반으로 3차원 목표물을 인식하는 경우에는 각각의 모델에 대해서는 2차원 입력 영상과 2차원 모델을 비교하는 문제로 바뀌게 된다. 이 경우에는 일반적인 2차원 물체 인식 문제에서의 similarity transform만 발생한 경우와 같으므로 회전, 병진, 확대/축소에 대해서만 고려하면 된다⁹⁾. 그리고 지상에서 지상용 차량을 인식하고자 하는 것이므로 회전은 고려할 필요가 없으며 병진 및 확대/축소에 불변하도록 유사성 측도를 정의해야 한다. 기존의 인식 기법들은 인식을 위해 입력 영상과 모델의 모든 윤곽선을 사용해서 특징 벡터를 추출하지만 여기에서는 영역 분할 결과의 불확실성 때문에 그렇게 할 수 없다. 대신 모델의 윤곽선에서 입력 영상의 신뢰도가 높

은 부분에 해당되는 윤곽선을 찾아내어야 한다. 그리고 나서 이렇게 찾아진 신뢰도가 높은 윤곽선만을 가지고 유사성을 정의해야 한다.

입력 영상의 윤곽선에서 찾아진 신뢰성이 높은 윤곽선 중 i 번째 것을 s_i 라 두고 이에 해당되는 모델의 윤곽선을 m_i 라 두자. 그리고 s_i 의 길이를 l_i 라 두고 입력 영상에서 M_i 개의 신뢰도가 높은 개곡선이 추출되었다고 하자. 그러면 신뢰도가 높은 윤곽선들 중에서 s_i 가 차지하는 비중 w_i 를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$w_i = \frac{l_i}{\sum_{k=1}^{M_i} l_k} \quad (식 8)$$

s_i 와 m_i 는 각각 개곡선의 형태를 띠므로 3절에서 정의한 방법으로 특징벡터를 만들 수 있다. 이렇게 해서 만들어진 특징벡터를 각각 $S_i(k)$ 와 $M_i(k)$ 라 두자. 이 때 입력 영상과 모델 사이의 유사성(similarity)을 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$D(S, M) = \frac{1}{\sum_{i=1}^M w_i \sum_{k=1}^{N-1} |S_i(k) - M_i(k)|} \quad (식 9)$$

여기에서 s_i 의 길이가 길수록 더 큰 가중치를 주었다. 왜냐하면 이상적으로는 개곡선의 모델링이 s_i 의 길이에 관계없이 일정하겠지만 실제 구현에서는 길이가 작을수록 더 잡음에 민감하게 되어서 $\{S_i(0), S_i(1), \dots, S_i(N-1)\}$ 의 값이 부정확해질 확률이 커진다. 따라서 크기가 작은 s_i 와 m_i 에는 적은 가중치를 줌으로써 이 효과를 줄일 수가 있게 된다.

이제 s_i 로부터 그에 해당되는 모델의 m_i 를 찾는 과정을 설명한다. s_i 로부터 m_i 를 찾기 위해서는 무게 중심이 정확하게 찾아져야 한다. 여기에서는 입력 영상의 무게 중심이 정확하게 찾아졌다고 가정을 한 후 설명한다. 무게 중심이 정확하지 않은 경우에 대한 보정은 다음 절에서 설명한다. 그림 4(a)의 굵은 선으로 표시된 부분은 입력 영상으로부터 찾아진 신뢰도가 높은 윤곽선을 나타낸다. 그리고 이에 해당되는 모델의 윤곽선을 찾아야 한다. 우선 입력 영상의 마스크로부터 중심점을 구한다. 그리고 나서 중심점과 s_i 가 만드는 각도 θ_i 를 계산한다.

모델의 윤곽선에서 m_i 를 추출하기 위해서는 모델의 무게 중심으로부터 θ_i 만큼의 각도로 이루어진

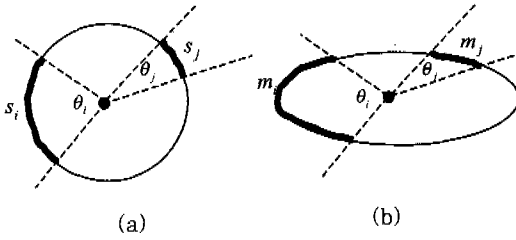


그림 4. (a) 입력 영상 (b) 비교되고 있는 모델

모델의 윤곽선 부분을 선택하면 된다. 한편 지금은 회전 변환은 고려하지 않고 있으므로 모델의 θ_s 는 입력 영상의 θ_s 와 방향이 서로 같게 된다. 이런 방법으로 정의를 하면 병진 및 확대/축소에 불변하게 모델로부터 해당되는 윤곽선을 추출할 수 있게 된다.

4.3 무게 중심의 보정

앞에서 무게 중심은 영역 분할 과정에 의해 변하지 않는다고 가정을 하고 식 9를 유도하였다. 하지만 실제의 경우에는 영역 분할의 오차 때문에 추정된 무게 중심이 실제 무게 중심과 다르게 나온다. 그리고 무게 중심의 변화는 그림 4에서 알 수 있듯이 주어진 θ 값으로부터 찾아지는 개곡선의 형태에 영향을 끼친다. 여기에서는 무게 중심이 영역 분할의 오차에 의해서 어떻게 변하는지를 정성적으로 알아보고 무게 중심을 보정하는 방법에 대해서 알아본다.

우선 무게 중심의 변화는 그림 5(a),(b)에서와 같이 무게 중심과 개곡선의 양 끝점이 만드는 각도의 변화와도 같다. 그림 5(a)의 o 는 입력 영상의 무게 중심이 올바른 경우(이상적인 경우)라고 가정을 하고 그림 5(b)는 무게 중심이 영역 분할이 오차 등으로 인해서 o 에서 o' 로 변한 경우라고 생각을 하자. 우리가 여기에서 하고자 하는 것은 무게 중심이 어느 정도 변해도 무게 중심이 o 인 경우에 얻을 수 있는 이상적인 개곡선 s 와 가장 잘 정합이 되는 개곡선 s' 를 찾아내는 것이다. 그림 5(b)에서와 같이 무게 중심이 o' 인 경우에는 s' 는 s 보다 더 큰 범위에 걸쳐져 있다. 이때 만약 o' 는 그대로 있고 θ_s' 의 값이 감소하면 s' 는 s 에 가까워짐을 알 수 있다. 반대로 o' 가 o 의 왼쪽에 있다면, 만약 θ_s' 의 값이 증가하면 s' 는 s 에 가까워짐을 알 수 있다. 이런 현상을 이용해서 다음과 같이 s' 를 s 에 보다 가깝도록 만드는 최적의 θ_s' 를 근사적으로 구하는

방법을 제안한다.

이를 위해서 그림 5(c)와 같이 입력 영상의 신뢰도가 높은 윤곽선과 가장 잘 정합 되는 모델의 신뢰도가 높은 윤곽선이 모델의 무게 중심과 만드는 각도를 $\hat{\theta}_m$ 라고 하자. 그리고 실제로 무게 중심과 모델의 신뢰도가 높은 윤곽선이 이루는 각도는 입력 영상에서 구한 값과 같은 θ_s 가 나온다. 이상적으로는 $\hat{\theta}_m = \theta_s$ 되면 가장 좋겠지만 실제로는 그렇지 못하고 앞에서 설명한 이유 때문에 약간의 차이가 있다. 하지만 우리는 $\hat{\theta}_m$ 는 θ_s 의 부근에 있는 값이 됨을 알 수 있다. 즉 $\hat{\theta}_m$ 는 $[\theta_s - 2\Delta\theta_1, \theta_s + 2\Delta\theta_2]$ 사이에 있는 값을 가진다고 생각할 수 있다. 이를 위해서는 θ_s 가 $[\theta_s - 2\Delta\theta_1, \theta_s + 2\Delta\theta_2]$ 구간에 있는 각도를 가지도록 모델의 윤곽선을 뽑아 내고 이들 중에서 앞에서 정의한 모델과 입력 영상의 유사도가 최대값을 가지도록 $\hat{\theta}_m$ 의 값을 선택한다.

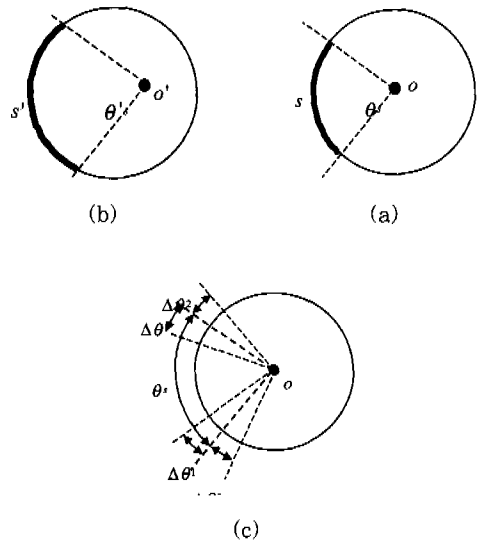


그림 5. (a) 이상적인 경우 (b) 무게 중심이 변한 경우 (c) 모델

V. 인식 기법

5.1 실험 영상

여기에서는 앞에서 제안한 인식 기법의 실험 결과를 보인다. 우선 그림 1에서 설명한 바와 같이 논문에서 사용된 인식 방법의 기본 틀은 2차원 영상에 근거한 3차원 물체 인식이다. 따라서 4종류의

차량(코란도, 트럭, 세피아, 프라이드)을 그림 1.과 같이 각 방향에서 15도 간격으로 찍어서 만든 2차원 영상을 모델로 사용하였다^[16]. 따라서 모두 96개의 모델 영상이 저장되어 있다. 그리고 인식 기법의 목표는 임의의 방향에서 목표물을 찍은 영상이 입력으로 들어왔을 때 어느 방향에서 바라본 어떤 종류의 차량인지를 알아내는 것이다. 그리고 실험을 위해서 인위적으로 만든 영상과 실제 적외선 영상을 입력으로 사용하였다.

우선 인위적으로 만든 실험영상은 그림 6에 나와 있다. (a), (b), (c)로 표시된 그림들은 각각 코란도를 135도에서 찍은 영상(이하 코란도135도 영상), 코란도 135도 영상을 축소한 영상, 프라이드를 60도에서 찍은 입력 영상 및 결과를 나타낸다. 첫 번째 행에 있는 그림들은 각 차량의 윤곽선을 완벽하게 뽑아낸 것이다. 두 번째 행의 그림들은 차량의 윤곽선에 임의로 블러링을 가해서 윤곽선 상의 특정한 점에서의 에지의 경사도의 값이 작도록 만든 것으로서 입력 영상으로 사용된다. 영상을 이렇게 인위적으로 만든 이유는 다음과 같다. 일반적으로 적외선 영상의 경우 엔진 부분은 밝고 그 이외의 부분은 어두운 밝기값을 가진다. 특히 차량의 윗부분은 온도가 낮아서 배경과의 밝기차이가 거의 없기 때문에 배경과 구분이 잘 안 된다. 즉 이 부분에서는 목표물을 정확하게 추출할 수 없으며 설명 제대로 추출된다고 하더라도 에지의 경사도 값이 작다. 즉 신뢰도가 낮게 나온다. 그리고 앞과 옆 부분은 엔진 등으로 인해 밝기가 밝고 배경과의 구분이 뚜렷하므로 이 부분들에서는 목표물 추출도 잘 되고 찾아진 목표물의 윤곽선의 신뢰도도 높아짐을 예상할 수 있다. 따라서 실제로 차량에서 인식을 위해 사용될 수 있는 부분은 엔진이 포함된 앞 부분이므로 이 부분들의 신뢰도가 높아지도록 입력영상을 만들었다.

한편 실제 적외선 입력 영상은 그림 7(a)와 그림 8(a)에 나와 있으며 이 영상들은 FSI사의 Prism SP 적외선 카메라를 사용해서 획득하였다.

5.2 실험 결과

인위적으로 만든 영상에 대한 실험은 제안된 신뢰도를 이용한 방법과 신뢰도를 이용하지 않는 방법 두 가지에 대해 수행을 하였다. 우선 인위적으로 만든 영상에 대한 실험 방법 및 결과를 설명한다. 신뢰도를 고려하지 않은 경우에는 입력 영상(그림 6 (a-2),(b-2),(c-2))에 이진 thresholding 방법^[8]을 적용

하여 목표물 추출을 한다. 그러면 그림 6의 (a-3), (b-3),(c-3)의 결과를 얻게 된다. 이상적으로는 영역 분할의 결과는 그림 6의 (a-1), (b-1), (c-1)과 같이 되어야겠지만 지금은 윤곽선의 특정 부분에 블러링을 가했기 때문에 그 부분에서는 목표물 추출 결과가 제대로 나오지 않고 있다. 이것을 일반적으로 윤곽선 정보를 이용한 인식에서 많이 사용하는 moment Fourier descriptor^[11]를 사용해서 실험을 수행하였다. 반면 신뢰도를 이용하는 실험의 경우 신뢰도가 높은 윤곽선을 뽑아내면 그림 6의 (a-4), (b-4),(c-4)와 같은 결과가 나온다. 이를 이용해서 제안된 유사성 측도 및 정합 방법에 의해 실험을 수행하였다.

실험 결과는 표 1과 같다. 신뢰도를 이용한 경우에는 입력 영상과 같은 결과가 나오지만 신뢰도를 이용하지 않은 경우에는 전혀 다른 결과가 나오음을 알 수 있다. 이는 신뢰도를 이용하지 않은 경우 잘못된 목표물 추출 결과를 가지고 인식을 하기 때문인 반면 신뢰도를 이용하면 설명 목표물 추출이 완벽하게 잘 되지는 못했더라도 정해진 기준을 만족하는 부분 즉 확실하게 영역 분할이 잘 되었다고 생각할 수 있는 부분만을 가지고 인식을 하기 때문에 원하는 결과가 나오게 된다.

이제 실제 적외선 영상을 입력으로 한 경우에 대해 설명한다. 이 경우에도 신뢰도를 이용한 경우와 이용하지 않는 경우로 나누어서 실험을 하였다. 그림 7(a)와 그림 8(a)는 실험에 사용된 입력 영상이다. 그림 7(a)는 세피아를 45도 방향에서 촬영한 영상이고 그림 8(a)는 세피아를 225도 방향에서 바라본 것을 촬영한 영상이다. 그리고 그림 7(b)와 그림 8(b)는 각각 그림 7(a)와 그림 8(a)를 영역 확장 기법을 이용해서 영역 분할한 결과이다^[13]. 그리고 그림 7(d)와 그림 8(d)는 영역 분할 결과 나오는 이진 마스크의 윤곽선 중에서 신뢰도가 높다고 판단된 윤곽선을 나타낸 것이다. 인위적으로 만든 실험에서와 마찬가지로 신뢰도를 이용하지 않은 방법에서는 그림 7(b)와 그림 8(b)의 목표물 추출 결과를 moment Fourier descriptor를 이용하여 인식을 수행하였고 신뢰도를 이용한 방법에서는 그림 7(d)와 그림 8(d)의 결과를 제안된 방법을 이용하여 실험을 수행하였다.

한편 실제 적외선 영상을 입력으로 받아들이는 경우에는 100% 정확하게 목표물의 종류와 방향을 알아내는 것은 불가능하다. 왜냐하면 밝기값의 불균일성과 배경과 밝기값의 유사성 등의 특성으로 인

해 가장 인식 성능이 좋다고 알려진 사람의 눈으로 인식을 해도 그런 결과를 얻지는 못하기 때문이다. 따라서 실제 적외선 영상을 입력으로 한 경우의 인식 방법의 성능 평가를 위해서는 새로운 측도를 만들어야 한다. 이를 위해서 인위적으로 만든 영상으로 실험한 경우와는 달리 인식 결과를 입력 영상과 가장 잘 정합하는 모델 하나만으로 나타내지 않고 96개의 모델 중 가장 잘 정합하는 상위 5개의 모델들을 사용해서 나타내었다. 그러면 이 5개의 모델들이 균일한 차량의 종류 또는 비슷한 방향에서 비라본 방향의 값이 나오면 인식 결과는 잘 나온다고 생각할 수 있다.

표 2.는 신뢰도를 이용하지 않은 경우의 실험 결과를 나타낸다. 실험 결과 두 가지 경우에 대해서 모두 결과가 제대로 나오지 않음을 알 수 있다. 차량의 종류 뿐 아니라 각도도 균일하지 않고 여러 가지가 섞여서 나온다. 이 결과는 당연히 예측된다. 왜냐하면 그림(7-b)와 (8-b)는 물체의 완전한 형태가 아닌 극히 일부분만을 가지고 있기 때문이다.

표 3.은 신뢰도를 이용한 경우의 실험 결과를 나타낸다. 이 때에는 입력이 '세피아 45도' 영상의 경우 차종은 세피아로 거의 균일하고 각도도 300도 부근의 값으로 거의 균일하게 나옴을 알 수 있다. 그리고 입력이 '세피아 225도'의 경우에는 차종은 프라이드로 동일하게 나오고 각도도 225도 부근에서 거의 균일하게 나옴을 알 수 있다. 여기에서 차량의 종류가 입력 영상과는 달리 프라이드로 나오는 것은 '세피아45도'의 경우에 비해서 차량의 크기가 작기 때문이며 이로 인해 영역 분할 결과 나오는 신뢰성이 있는 윤곽선들이 프라이드와 세피아를 구별할 만큼 자세하지 못하기 때문이다. 다만 윤곽선의 대충의 모양에 의해 자동차의 각도는 거의 정확하게 찾아낼 수 있게 된다.

VI. 결론 및 향후 과제

본 연구에서는 윤곽선의 신뢰도를 이용해서 적외선 영상으로 받아들인 목표물을 인식하는 방법을 제안하였다. 이를 위해서 윤곽선의 신뢰도라는 개념을 새롭게 정의하였고 신뢰도가 높은 윤곽선을 찾고 이로부터 특징을 추출하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법의 타당성을 보이기 위해서 인위적으로 만든 실험영상과 실제 적외선 영상에 대해서 실험을 수행하였다. 앞으로는 신뢰도가 0 또는 1의 이산적인 값이 아닌 연속적인 값을 갖는 경우에 대해서

도 구체적으로 구현하는 방법에 대한 연구가 진행되어야 할 것이다. 그리고 지금까지는 물체의 윤곽

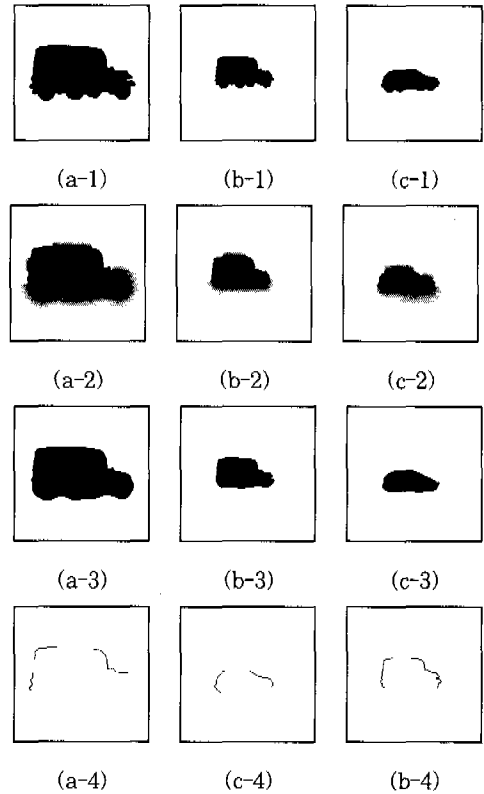


그림 6. 인위적으로 만든 실험 영상 및 결과
1. 실험 영상의 원래 이미지 2. 인위적인 블러링을 가한 경우 3. 영역 분할에 의해 얻어진 이진 마스크 4. 신뢰도가 높은 윤곽선

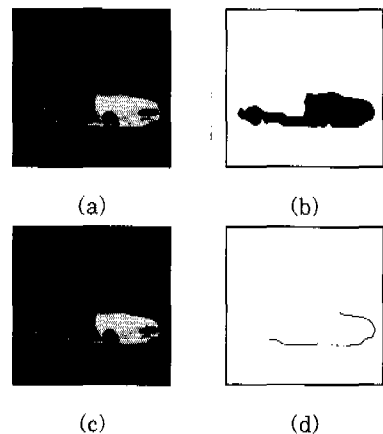


그림 7. 적외선 영상으로 실험한 경우(1)
(a)입력 영상 (b),(c)영역 분할 결과 (d) 신뢰도가 높은 윤곽선

선의 신뢰도만을 생각해지만 물체 내부의 밝기값의 신뢰도까지 함께 고려하는 기법에 대한 연구도 진행되어야 한다.

참 고 문 헌

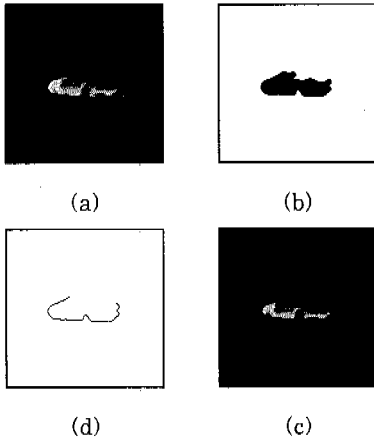


그림 8. 적외선 영상으로 실험한 경우(2)
(a)입력 영상 (b).(c)영역 분할 결과 (d) 신뢰도가 높은 윤곽선

표 1. 인위적으로 만든 영상으로 실험한 경우

입력영상	코란도 135도 (그림 6-a-2)	코란도 135도 (그림 6-b-2)	프라이드 60도 (그림 6-c-2)
실험결과	코란도 135도	코란도 135도	프라이드 60도
신뢰도를 이용한 경우	코란도 135도	코란도 135도	프라이드 60도
신뢰도를 이용하지 않은 경우	트릭 45도	프라이드 180도	코란도 60도

표 2. 적외선 영상으로 실험한 경우(신뢰도를 이용하지 않은 경우)

입력 영상	세피아45도 (그림 7-a)	세피아225도 (그림 8-a)
실험결과 (정합 순서)	세피아45도	세피아225도
1	프라이드 315도	프라이드315도
2	트릭345도	트릭345도
3	세피아270도	세피아30도
4	세피아255도	세피아255도
5	세피아30도	코라도285도

표 3. 적외선 영상으로 실험한 경우(신뢰도를 이용한 경우)

입력 영상	세피아45도 (그림 7-a)	세피아225도 (그림 8-a)
실험결과 (정합 순서)	세피아45도	세피아225도
1	세피아 300도	프라이드 225도
2	세피아 315도	프라이드 240도
3	세피아 45도	프라이드 210도
4	세피아 285도	프라이드 330도
5	세피아 240도	프라이드 45도

- [1] C.T.Zahn and R.S.Roskies, "Fourier Descriptors for Plane Closed Curves,," IEEE Trans. Computers C-21(March 1972), pp. 269-281.
- [2] R.L.Kashyap and R.Chellappa, "chastic Models for Closed Boundary Analysis,," IEEE Trans. Inform. Theory IT-27 (September 1981), pp 627-637.
- [3] Min-sup Kim, Soon-Jae Cho and Seong-Dae Kim, "3D Object Recognition from 2D Image using Simple Pose Estimation,," Proceedings of ACCV-95, pp 544-547, Dec. 1995.
- [4] Soon-Jae Cho, Min-sup Kim and Seong-Dae Kim, "Automatic Target Recognition System,," Proceedings of ACCV-95, pp 160-163, Dec. 1995.
- [5] 이훈철,김민섭,이청우,김성대, "특징요소 정합을 이용한 부분 형상 인식 기법", 제 9회 신호처리 합동학술대회 논문집, pp 339-342, Oct. 1996.
- [6] Soon-Jae Cho, Min-sup Kim and Seong-Dae Kim, "Target Recognition based on Multi-Stage Structure,," Proceedings of 2nd Jap.-Kor. Joint Workshop on Computer Vision, pp.28-32, Feb. 1996.
- [7] P.K.Sahoo, S.Sotani and A.K.C. Wong, "A Survey of Thresholding Techinque,," Computer Vision, Graphics and Image Processing, Vol-42, pp.233-260, 1988.
- [8] Rafael C. Gonzales and Richard E. Woods, "Digital Image Processing,," Addison-Wesley Publishing Company.
- [9] Oliver Faugeras, "Three-Dimensional Computer Vision : A Geometric Viewpoint", The MIT Press.
- [10] 이훈철, "특징 요소 정합을 이용한 부분 형상 인식 기법", KAIST 전기 및 전자공학과 석사학위 논문, 1997.
- [11] Shuenn Shyang, Po Cheng and Wen-Gou Lin, "Invariant Pattern Recognition by Moment Fourier Descriptor,," Pattern Recognition, Vol.27, No.12, 1994.
- [12] Paul Suetens, Pascal Fua and Andrew J. Hanson, "Computational Strategies for Object

