# 다중의 거리영상을 이용한 형태 인식 기법

신 기 선, 최 해 철, 김 성 대
한국과학기술원, 전자전산학과
전화 : 042-869-5430 / 핸드폰 : 016-419-2290

# Shape-based object recognition using Multiple distance images

Ki Sun Shin, Hae Chul Choi, Seong Dae Kim
Dept. of Electrical Engineering &Computer Science, KAIST
E-mail : kisunny@sdvision.kaist.ac.kr

## Abstract

This paper describes a shape-based object recognition algorithm using multiple distance images. For the images containing dense edge points and noise, previous Hausdorff distance (HD) measures yield a high rms error for object position and many false matchings for recognition. Extended version of HD measure considering edge position and orientation simultaneously is proposed for accurate matching. Multiple distance images are used to calculate proposed matching measure efficiently. Results are presented for visual images and infrared images.

## I. 서론

물체를 인식하는 것은 패턴 인식과 컴퓨터 비전에서 고전적인 관심 분야이고, 현재에도 많은 연구가 이루어지고 있는 중요한 문제중의 하나이다. 인식 문제와 더불어 영상 내에서 인식할 물체의 위치를 모르는 경우 템플릿을 이용한 정합 기법은 물체의 위치 검출과 인식에 효과적인 접근법이 될 수 있다. 사용하는 특징(feature)의 형태에 따라 다양한 정합 방법이 제안되어 왔다. 그 중에서도 비교적 잡음의 영향을 덜 받고 추출하기 쉬운 에지 특징이 많이 사용된다. 에지는 물체의 형태 정보를 나타내는데 가장 일반적인 특징으로, 여러 센서를 통한 영상 환경의 변화에 견고하기 때문에 에지 기반의 방식은 여러 영상을 모델링 하는데 사용될 수 있다. 에지 정합 방식은 에지가 굉장이 밀집되어 있고 복잡하게 나타나는 영상이나 잡음이 심한 영상의 경우 false alarm rate 이 높게 타나나는 단점이 있는데 기존의 방식들로는 정확한 정합 결과를 기대하기 어렵다. 따라서 에지의 위치를 이용하는 기존의 정합 방식에 대한 성능을 개선하기 위하여 에지의 방향성 정보를 추가로 이용하는 알고리즘이 제안되어 왔다[3][4]. 본 논문에서는 에지의 방향성을 부가적으로 이용하는 것이 아니라 에지의 위치와 방향성을 동시에 고려하는 정합 알고리즘을 제안하고자 한다. 또한 효율적인 정합을 수행하기 위하여 거리변환 (Distance Transform :DT) 을 사용하였고, 에지의 방향성에 따른 다중의 거리 영상을 이용하는 정합을 수행하였다. 제안한 알고리즘은 일반적인 영상뿐만 아니라 잡음이 심한 적외선 영상에서도 좋은 정합 결과를 나타낸다.

## II. 정합 척도

두 장의 에지 영상을 정합 하는데 유사도의 척도로 효과적으로 계산할수 있고 비교적 좋은 성능을 내는 하우스도르프 거리 (Hausdorff distance : HD) 척도에 관한 연구가 있어왔다[1]. 고전적인 max-min 거리를 사용하는 척도는 잡음에 굉장히 민감하기 때문에 여러 가지 변형적인 척도가 제안되어 왔다. 본 장에서는 기존의 여러 정합 척도를 보이고, 제안한 정합 척

도를 설명한다.

A와 B를 평면상의 점들의 두 집합이라고 할 때, 두 집합 A와 B 사이의 HD 거리는 다음과 같이 정의된다.

$$H(A,B)=\max(h(A,B),h(B,A))$$

여기서 $h(A,B)$는

$$h(A,B)=\max_{a\in A}\min_{b\in B}\|a-b\|$$

이고, $\|\cdot\|$는 평면에서 벡터의 크기를 의미하며 여기서는 $L_2$ - Norm 이 될 수 있다. $h(A,B)$는 A에서 B로의 거리를 나타내며, $h(B,A)$는 B에서 A로의 거리를 나타낸다. 만약 A를 모델 템플릿 영상의 에지 화소의 집합이라고 하고 B를 영상의 에지 화소의 집합이라고 하면, $h(A,B)$는 모델 영상에서 영상으로의 가장 가까운 거리 중에서 가장 큰 거리값을 결정하며, 따라서 최악의 정합에 대한 척도를 나타낸다. 위의 척도는 물체의 겹침 현상이나 잡음에 영향을 심하게 받기 때문에 Partial HD 가 제안되었다.

$$h_K(A,B)=K^{th}_{a\in A}\min_{b\in B}\|a-b\|$$

a에서 b로의 거리값을 순차적으로 정렬하였을 때 K번째로 큰 거리값을 의미하며, K가 A의 화소의 개수와 같으면 위의 척도와 같아진다. 물체의 훼손 정도에 따라 K를 정할 수 있다. 이 척도는 거리값을 정렬하는데 계산 시간이 더 걸리며, K를 정하는 파라메터가 필요하다.

거리값들에 대해 평균을 취하는 modified HD[5]는 다음과 같다.

$$h_M(A,B)=\frac{1}{N_a}\sum_{a\in A}\left(\min_{b\in B}\|a-b\|\right)$$

여기서 $N_a$는 A안의 점들의 개수를 나타낸다. 이 척도는 파라메터가 필요없으면서 비교적 outlier 에 강인한 특성을 보인다.

에지의 위치 뿐 아니라 방향성을 이용하는 Oriented HD가 Olson에 의해 제안되었다.[4] 한 점의 위치와 방향성에 대한 3차원 벡터를 정의하고, 이전의 HD로 일반화하였다.

$$a=\begin{bmatrix}a_x\\a_y\\a_o\end{bmatrix},\ b=\begin{bmatrix}b_x\\b_y\\b_o\end{bmatrix}$$

여기서, 점 a의 위치는 $(a_x,a_y)$이고, $a_o$는 방향성을 나타낸다.

$$h_\alpha(A,B)=\max_{a\in A}\min_{b\in B}\max\left\{\begin{bmatrix}a_x-b_x\\a_y-b_y\end{bmatrix},\frac{a_o-b_o}{\alpha}\right\}$$

$\alpha$ 는 거리값과 방향성에 대한 단위를 맞춰주는 파라메터이다. 모델 템플릿의 화소가 갖는 방향성이 영상내의 화소가 갖는 방향성과 같으면, 거리값을 줄임으로써 방향성이 같은 에지에 정합의 신뢰도를 주는 방식이다. 여기에 partial HD와 modified HD를 적용함으로써 방향성을 고려하지 않았을 경우보다 정확한 정합 결과를 얻을 수 있다.

본 논문에서 제안하는 척도는 에지의 위치와 방향성 정보를 동시에 이용하기 위하여 위에서와 마찬가지로 3차원 벡터를 정의한다. 점 a의 2차원 평면에서의 위치를 $(a_x,a_y)$ 와 같이 나타내고, 그 위치에서의 방향성을 $a_\theta$ 라고 하면,

$$a=\begin{bmatrix}a_x\\a_y\\a_\theta\end{bmatrix}\in A,\ b=\begin{bmatrix}b_x\\b_y\\b_\theta\end{bmatrix}\in B$$

이고, A에서 B로의 거리 $h_{on}(A,B)$ 를 다음과 같이 새로이 제안한다.

$$h_{on}(A,B)=\max_{a\in A}\min_{\substack{b\in B\\|a_\theta-b_\theta|<\theta}}\begin{pmatrix}a_x-b_x\\a_y-b_y\end{pmatrix}$$

위의 식은 A의 한 점 a 에서 집합 B 내의 모든 점에 대한 거리가 아니라, 점 a 와 비슷한 방향성을 가지는 점에 대한 거리를 의미한다. max-min HD를 적용하면 위의 식과 같지만 마찬가지로 partial HD나 modified HD와 조합할 수 있고 modified HD를 사용한 경우 다음과 같이 변형 할 수 있다.

$$h_{on}(A,B)=\frac{1}{N_a}\sum_{a\in A}\left(\min_{\substack{b\in B\\|a_\theta-b_\theta|<\theta}}\begin{pmatrix}a_x-b_x\\a_y-b_y\end{pmatrix}\right)$$

제안한 척도는 비슷한 방향성을 가지는 점끼리의 거리를 계산하기 때문에 주위에 불규칙한 방향성을 갖는 잡음이 존재하여도 그 영향을 최소화하며, 에지의 밀도가 높은 곳에서도 모델 템플릿 에지의 정보에 가장 충실한 정합을 수행할 수 있다.

## III. 거리 변환 영상을 이용한 정합

효율적인 정합을 수행하기 위하여 거리 변환 알고리즘을 사용하였다. 거리 변환은 에지 화소와 에지가 아닌 화소로 이루어진 이진 영상으로부터 각 화소의 값이 각 화소의 값이 가장 가까운 에지 화소와의 거리를 나타는 거리 영상으로 변환하는 작업을 말한다. 실제 유클리드 거리(Euclidean distance) 를 구하는 것은 시간과 메모리를 많이 요구하기 때문에, 거리 변환을 통하여 각 화소위치에서 근처 화소간의 거리를 구하고 국부적인 거리값을 영상 전체로 전파함으로써 전체적인 거리값을 근사화한다.

입력 영상의 에지점의 집합을 A라 하고 템플릿 영상의 에지점의 집합을 B라고 하면, 입력 영상의 이진

에지 영상으로부터 얻어진 거리 영상과 모델 템플릿의 에지 영상의 정합에 의하여 $h(A,B)$ 가 얻어진다. 마찬가지로 모델 템플릿의 에지 영상으로부터 얻은 거리 영상과 입력 영상의 에지 영상과의 정합에 의하여 $h(B,A)$를 계산 할 수 있다.

제안한 정합 척도의 $h_{on}(A,B), h_{on}(B,A)$ 를 효율적으로 계산하기 위해서 방향성에 따른 거리 영상을 이용하고자 한다. 먼저, 점 a 와 점 b의 방향성 차이를 허용하는 임계값에 따라 방향성이 갖는 값의 범위를 나누어 그룹화 한다. 예를 들어 방향성 차이의 임계값을 90도 라고 하면 4가지의 방향성 그룹으로 40도 라고 하면 8가지의 방향성 그룹으로 분리할 수 있고, 각 방향성 그룹에 해당하는 에지를 모아서 그에 해당하는 에지 영상들을 재구성할 수 있다. 이렇게 만들어진 각각의 에지 영상에 대하여 거리 변환을 수행한다. 정합은 점이 속해있는 방향성 그룹에 해당하는 거리 영상과 이루어진다.

## Ⅳ. 모의 실험

본 장에서는 여러 가지 센서를 통해 얻어진 영상에 대하여 기존의 HD 정합 척도와 제안한 정합 척도의 성능을 비교하는 컴퓨터 모의 실험에 대하여 설명한다.

### 4.1 템플릿 정합

디지털 카메라를 통해 얻어진 흑백 영상에 대하여 영상으로부터 얻은 템플릿을 이용하여 정합을 수행하였다. 그림2 의 (a)는 실내에서 얻은 320×240 영상에 가우시안 잡음을 첨가한 영상이다. 에지는 sobel 연산자에 의해 추출하였고, 밝기에 대한 히스토그램을 이용하여 상위 p% 에 대한 임계값을 적용하였다. 템플릿 영상은 그림1 의 (a)와 같고, 같은 에지 연산자를 이용하여 에지 템플릿을 얻었다. 에지의 위치와와 각도를 평면에 나타내면 그림 1의 (b),(c) 와 같다.

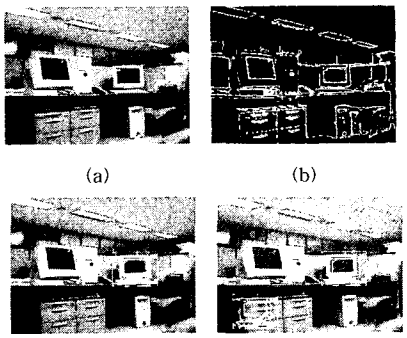
입력 영상에 대하여 잡음을 증가시키며 기존의 정합 척도와 제안한 정합 척도를 적용하였다. 물체의 실제 위치와 정합한 결과로 얻어진 위치의 오차를 다음과 같이 정의한다.

$$\varepsilon = \frac{1}{n}\sum_{i=0}^{n-1}\sqrt{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2}$$

여기서 $(x,y)$ 는 물체가 있는 실제의 위치를 나타내며 $(x_i,y_i)$ 는 정합을 통해 얻은 중첩된 결과에 대한 각각의 위치고, $n$ 은 동일한 최소 HD 값을 갖는 중첩된 정합 결과의 개수이다. 따라서 오차값은 실제의 위치에서 떨어져 있는 정도를 나타내며, 그림 2 의 (c) 와 같이 정확히 정합이 된 경우 0 에 가깝고 그림 4의 (d) 와 같이 잘못된 정합 결과가 나오는 경우의 오차는 매우 큰 값을 가지게 된다. 평균이 5인 가우시안 잡음의 표준편차를 10에서 35까지 변화시켰을 때, 오차의 변화를 그림 3 에 도시하였다. 기존의 max-min HD는 잡음에 심한 영향을 받기 때문에 좋은 정합결과를 얻을 수 없고, Partial HD는 거리값을 정렬하는 과정이 필요하기 때문에 계산 효율이 떨어지고, 파라메터에 따라 성능의 변화의 진폭이 크기 때문에 정량적인 비교에 어려움이 있다. 따라서 파라메터가 필요없고 계산량이 적은 modified HD를 기준으로 모의 실험 결과를 얻었다. 방향성을 이용하지 않은 HD와 2, 4, 8, 16 방향성을 이용한 Olson의 HD, 그리고 제안한 방법에 대하여 방향성이 각각 2, 4, 8, 16 인 경우까지 총 9가지 척도에 대한 정합을 수행하였다. 잡음이 심하지 않을 경우(표준 편차가 10~15일 때) 에는 기존의 척도와 제안한 척도가 비슷한 성능이 보이지만, 잡음이 심해질수록 기존의 척도로는 잘못된 정합에 의한 오류가 커지는 반면 제안한 방법은 여전히 정확한 정합 결과를 얻음을 알 수 있다.

(a) (b) (c)

그림 1 (a) 템플릿 영상 (b) 에지 템플릿(magnitude) (c) 에지 템플릿(orientation)



(a) (b)

(c) (d)

그림 2 (a) 잡음이 첨가된 gray-level 실내영상 (b) 에지 영상 (c) 정합 결과 (d) 잘못된 정합의 예

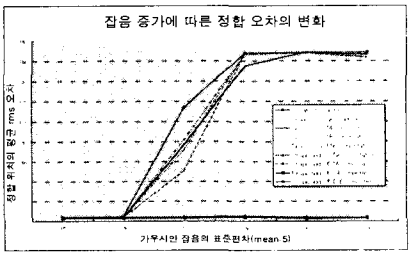



그림 3 잡음 증가에 따른 평균 rms 오차의 변화

4.2 물체 인식

템플릿 정합 기반의 물체 인식 문제에서는 입력 영상에 대하여, 한 장의 템플릿 영상이 아니라 인식하고자 하는 관심 물체에 대한 여러 장의 모델 영상을 정합하는 과정이 포함된다. 본 장에서는 적외선 영상에서 차량에 대한 모델영상을 이용한 인식 실험에 대한 결과를 설명하고자 한다.

실험에 사용된 모델영상은 그림 4 와 같이 에지 연산자로 추출된 차의 형태 영상으로 정면에서 보는 각도를 0도라 하면 360도 까지 15도 간격으로 회전된 모양으로 이루어져 있다. 적외선 입력 영상이 그림 5 의 (a)와 같을 때 에지 영상은 (b)와 같고 적외선 영상의 특징상 에지가 고르지 않고 잡음이 많음을 알 수 있다. 제안한 척도에 의한 정합결과는 (c)와 같고, 잘못된 정합의 예를 (d)에 나타내었다. 목표 물체가 세피아일 때 기존의 척도와 제안한 척도에 대한 정합 결과의 일부를 표 1 에서 보였다. 기존의 방법으로는 정확한 인식 결과를 얻기 어려웠고 제안한 방법으로는 90도 방향의 세피아 영상을 정확히 인식할 수 있음을 알 수 있다.

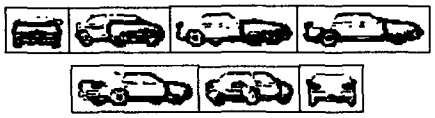


그림 4. 모델 영상(세피아 모델 중 일부분,30도 간격)

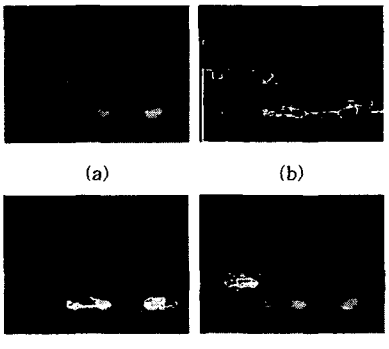



그림 5 (a) 적외선 영상 (b) 에지 영상 (c) 제안한 척도에 의한 정합 결과 (d) 잘못된 정합 결과

## V. 결론

본 논문에서는 방향성에 따른 거리영상을 이용하여 물체의 형태를 인식하는 방법을 설명하였다. 기존의 하우스도르프 거리 척도를 기반으로 에지의 위치와 방향성을 동시에 고려하는 척도를 제안하였으며, 컴퓨터 모의 실험을 통하여 잡음이 심한 영상 일반 영상과 적외선 영상에 대하여도 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

추후 과제로는 우수한 성능을 유지하면서 빠르게 정합할 수 있는 알고리즘에 대한 연구가 필요하다. 또한 여러 장의 모델 템플릿을 효율적으로 정합하기 위한 모델 템플릿의 계층적인 구조의 구성과 빠른 탐색에 대한 연구가 계속 되어야 할 것이다.

| 비교척도 / 모델 | 기존HD | Olson's | 제안HD |
|---|---|---|---|
| 0도 | 5 | 7 | 11 |
| 30도 | 5 | 7 | 10 |
| 60도 | 5 | 7 | 9 |
| 90도 | 5 | 7 | 7 |
| 120도 | 5 | 7 | 8 |
| 150도 | 5 | 6 | 9 |
| 180도 | 5 | 7 | 11 |
| 210도 | 5 | 6 | 9 |
| 240도 | 6 | 7 | 9 |
| 270도 | 6 | 7 | 9 |
| 300도 | 6 | 8 | 9 |
| 330도 | 5 | 6 | 9 |

표1. 90도 방향의 세피아에 대한 모델별 정합 결과

## 참고문헌

[1] D. Huttenlocher, G.K landerman, and W.J. Rucklidge. "Comparing images using the hausdorff distance." IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.15, No. 9, September, 1993

[2] Gunilla Borgefors "Hierarchical Chamfer Matching : A Parametric Edge Matching Algorithm", IEEE trans. on PAMI. Vol. 10, No. 6, November, 1988

[3] D. Gavrila. "Multi-feature template matching using distance transforms.", In International Conference on Pattern Recognition, pp439-444, Brisbane, 1998

[4] C.F. Olson, and D. Huttenlocher. "Automatic target recognition by matching oreinted edge pixels.", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 6, No. 1, p.103-113, January 1997

[5] M.-P. Dubisson and A.K. Jain, "A modified Hausdorff Distance for object matching", *in Proc. 12th Int. Conf. Pattern Recongition,* pp. 566-568, Jerusalem, Israel, Oct, 1994